



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报 中国图形学报

2022
04
VOL.27

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



口罩人脸姿态分类 P1125



第27卷第4期（总第312期）
2022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
中文核心期刊

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 中国科学院空天信息创新研究院
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 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@aircas.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218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 Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
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 60.00元



残差密集结构的东巴画渐进式重建(第1084页)



结合双模板融合与李生网络的鲁棒视觉目标跟踪(第1191页)



注意力机制的曲面沉浸式投影系统补偿(第1238页)

综述

中国图像工程: 2021

章毓晋 1009

人脸伪造及检测技术综述

曹申豪, 刘晓辉, 毛秀青, 邹勤 1023

数据集论文

MTMS300: 面向显著物体检测的多目标多尺度基准数据集

李楚为, 张志龙, 李树新 1039

图像处理和编码

利用条件生成对抗网络的光场图像重聚焦

谢柠宇, 丁宇阳, 李明悦, 刘渊, 律睿悠, 晏涛 1056

二阶变分图像恢复模型的重启动快速ADMM方法

宋田田, 潘振宽, 魏伟波, 李青 1066

残差密集结构的东巴画渐进式重建

蒋梦洁, 钱文华, 徐丹, 吴昊, 柳春宇 1084

图像分析和识别

融合自注意力机制的生成对抗网络跨视角步态识别

张红颖, 包雯静 1097

着装场景下双分支网络的人体姿态估计

吕中正, 刘骊, 付晓东, 刘利军, 黄青松 1110

嵌入双尺度分离式卷积块注意力模块的口罩人脸姿态分类

陈森徽, 刘文波, 张弓 1125

联合损失优化下的高相似度奶山羊身份识别

尚诚, 王美丽, 宁纪锋, 李群辉, 姜雨, 王小龙 1137

对抗一致性约束的无监督域自适应绝缘子检测

李梅玉, 李仕林, 赵明, 方正云, 张亚飞, 余正涛 1148

注意力机制改进轻量SSD模型的海面小目标检测

贾可心, 马正华, 朱蓉, 李永刚 1161

注意力引导网络的显著性目标检测

何伟, 潘晨 1176

结合双模板融合与李生网络的鲁棒视觉目标跟踪

陈志良, 石繁槐 1191

流形正则化约束的图像语义分割

肖振久, 宗佳旭, 兰海, 魏宪, 唐晓亮 1204

空洞可分离卷积和注意力机制的实时语义分割

王因, 侯志强, 蒲磊, 马素刚, 程环环 1216

自适应多任务学习的自动艺术分析

杨冰, 向学勤, 孔万增, 施妍, 姚金良 1226

虚拟现实与增强现实

注意力机制的曲面沉浸式投影系统补偿

雷清桦, 杨婷, 程鹏 1238

遥感图像处理

遥感影像空间分治快速匹配

卫春阳, 乔彦友 1251

Chinagraph 2020

结合门循环单元和生成对抗网络的图像文字去除

王超群, 全卫泽, 侯诗玉, 张晓鹏, 严冬明 1264

面向人体骨骼运动数据优化的双自编码器网络

李书杰, 朱海生, 王磊, 刘晓平 1277

采用蒸馏训练的时空图卷积动作识别融合模型

杨清山, 穆太江 1290

面向时变体数据的特征可视化方法

刘力 1302

ChinaVR 2020

带法向约束的隐式T样条曲线重构

任浩杰, 寿华好, 莫佳慧, 张航 1314

观看经度联合加权全景图显著性检测算法

孙耀, 陈纯毅, 胡小娟, 李凌, 邢琦玮 1322

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Gradual model reconstruction of Dongba painting based on residual dense structure(P1084)



Double template fusion based siamese network for robust visual object tracking(P1191)



An attention mechanism based inter-reflection compensation network for immersive projection system(P1238)

Review

- Image engineering in China: 2021
Zhang Yujin 1009
- A review of human face forgery and forgery-detection technologies
Cao Shenhao, Liu Xiaohui, Mao Xiuqing, Zou Qin 1023

Dataset

- MTMS300: a multiple-targets and multiple-scales benchmark dataset for salient object detection
Li Chuwei, Zhang Zhilong, Li Shuxin 1039

Image Processing and Coding

- Light field image re-focusing based on conditional generative adversarial networks leverage
Xie Ningyu, Ding Yuyang, Li Mingyue, Liu Yuan, Lyu Ruimin, Yan Tao 1056
- Restart fast ADMM methods for second-order variational models of image restoration
Song Tiantian, Pan Zhenkuan, Wei Weibo, Li Qing 1066
- Gradual model reconstruction of Dongba painting based on residual dense structure
Jiang Mengjie, Qian Wenhua, Xu Dan, Wu Hao, Liu Chunyu 1084

Image Analysis and Recognition

- The cross-view gait recognition analysis based on generative adversarial networks derived of self-attention mechanism
Zhang Hongying, Bao Wenjing 1097
- Dual branch network for human pose estimation in dressing scene
Lyu Zhongzheng, Liu Li, Fu Xiaodong, Liu Lijun, Huang Qingsong 1110
- A embedded dual-scale separable CBAM model for masked human face poses classification
Chen Senqiu, Liu Wenbo, Zhang Gong 1125
- Joint loss optimization based high similarity identification for milch goats
Shang Cheng, Wang Meili, Ning Jifeng, Li Qunhui, Jiang Yu, Wang Xiaolong 1137
- Unsupervised domain adaptation insulator detection based on adversarial consistency constraints
Li Meiyu, Li Shilin, Zhao Ming, Fang Zhengyun, Zhang Yafei, Yu Zhengtao 1148
- Attention-mechanism-based light single shot multiBox detector modelling improvement for small object detection on the sea surface
Jia Kexin, Ma Zhenghua, Zhu Rong, Li Yonggang 1161
- The salient object detection based on attention-guided network
He Wei, Pan Chen 1176
- Double template fusion based siamese network for robust visual object tracking
Chen Zhiliang, Shi Fanhuai 1191
- Image semantic segmentation based on manifold regularization constraint
Xiao Zhenjiu, Zong Jiaxu, Lan Hai, Wei Xian, Tang Xiaoliang 1204
- Real-time semantic segmentation analysis based on cavity separable convolution and attention mechanism
Wang Nan, Hou Zhiqiang, Pu Lei, Ma Sugang, Cheng Huanhuan 1216
- Automatic art analysis based on adaptive multi-task learning
Yang Bing, Xiang Xueqin, Kong Wanzeng, Shi Yan, Yao Jinliang 1226

Virtual Reality and Augmented Reality

- An attention mechanism based inter-reflection compensation network for immersive projection system
Lei Qinghua, Yang Ting, Cheng Peng 1238

Remote Sensing Image Processing

- Spatial divide and conquer based remote sensing image quick matching
Wei Chunyang, Qiao Yanyou 1251

Chinagraph 2020

- Gate recurrent unit and generative adversarial networks for scene text removal
Wang Chaoqun, Quan Weize, Hou Shiyu, Zhang Xiaopeng, Yan Dongming 1264
- Dual auto-encoder network for human skeleton motion data optimization
Li Shujie, Zhu Haisheng, Wang Lei, Liu Xiaoping 1277
- Action recognition using ensembling of different distillation-trained spatial-temporal graph convolution models
Yang Qingshan, Mu Taijiang 1290
- A feature visualization method for time-varying volume data
Liu Li 1302

ChinaVR 2020

- Implicit T-spline curve reconstruction with normal constraint
Ren Haojie, Shou Huahao, Mo Jiahui, Zhang Hang 1314
- Saliency detection algorithm of panoramic images using joint weighting with observer's attention longitude
Sun Yao, Chen Chunyi, Hu Xiaojuan, Li Ling, Xing Qiwei 1322

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2022)04-1314-08

论文引用格式: Ren H J, Shou H H, Mo J H and Zhang H. 2022. Implicit T-spline curve reconstruction with normal constraint. Journal of Image and Graphics, 27(04): 1314-1321 (任浩杰, 寿华好, 莫佳慧, 张航. 2022. 带法向约束的隐式 T 样条曲线重构. 中国图象图形学报, 27(04): 1314-1321)
[DOI: 10.11834/jig.200596]

带法向约束的隐式 T 样条曲线重构

任浩杰, 寿华好*, 莫佳慧, 张航

浙江工业大学理学院, 杭州 310023

摘要: **目的** 隐式曲线能够描述复杂的几何形状和拓扑结构, 而传统的隐式 B 样条曲线的控制网格需要大量多余的控制点满足拓扑约束。有些情况下, 获取的数据点不仅包含坐标信息, 还包含相应的法向约束条件。针对这个问题, 提出了一种带法向约束的隐式 T 样条曲线重建算法。**方法** 结合曲率自适应地调整采样点的疏密, 利用二叉树及其细分过程从散乱数据点集构造 2 维 T 网格; 基于隐式 T 样条函数提出了一种有效的曲线拟合模型。通过加入偏移数据点和光滑项消除额外零水平集, 同时加入法向项减小曲线的法向误差, 并依据最优化原理将问题转化为线性方程组求解得到控制系数, 从而实现隐式曲线的重构。在误差较大的区域进行 T 网格局部细分, 提高重建隐式曲线的精度。**结果** 实验在 3 个数据集上与两种方法进行比较, 实验结果表明, 本文算法的法向误差显著减小, 法向平均误差由 10^{-3} 数量级缩小为 10^{-4} 数量级, 法向最大误差由 10^{-2} 数量级缩小为 10^{-3} 数量级。在重构曲线质量上, 消除了额外零水平集。与隐式 B 样条控制网格相比, 3 个数据集的 T 网格的控制点数量只有 B 样条网格的 55.88%、39.80% 和 47.06%。**结论** 本文算法能在保证数据点精度的前提下, 有效降低法向误差, 消除了额外的零水平集。与隐式 B 样条曲线相比, 本文方法减少了控制系数的数量, 提高了运算速度。

关键词: 离散数据; 隐式曲线; T 样条; 曲线重建; 法向约束

Implicit T-spline curve reconstruction with normal constraint

Ren Haojie, Shou Huahao*, Mo Jiahui, Zhang Hang

College of Science, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract: **Objective** In computer-aided geometric design and computer graphics, fitting point clouds with the smooth curve is a widely studied problem. Measurement data can be taken from real objects using techniques such as laser scanning, structure light source converter, and X-ray tomography. We use these scanned discrete data points for data fitting to perform a general model reconstruction and functional recovery for the original model or product, which is widely used in the field of geometric analysis and image analysis. The data points used in this paper are unstructured scattered data points. Compared with the parametric curves, implicit curves do not need to parameterize scattered data points. Therefore, they are widely studied because of their ability to describe objects with complicated geometry and topology. Because the control points of the conventional implicit B-spline curve need to be arranged regularly in the entire area, a large number of redundant control points are required to satisfy the topological constraints and has some limitations in the local subdivision, which will lead to the phenomenon of control point redundancy. The T-spline effectively solves this problem. Based on the advantages of

收稿日期: 2020-10-13; 修回日期: 2020-11-17; 预印本日期: 2020-11-24

* 通信作者: 寿华好 shh@zjut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61572430)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61572430)

B-spline curves and surfaces, it admits the structure of T-nodes, and thus, it has many advantages, such as fewer control points and convenient local subdivision. This is the reason why we chose T-spline to perform the implicit curve reconstruction. In some cases, the data points we obtain may not only be scattered coordinate information but also contain some shape constraint conditions, such as the processing of data points with the normal constraints in the field of optical engineering. Therefore, we not only need to constrain the errors of the data points but also have certain requirements for the normal errors. Hence, an implicit T-spline curve reconstruction algorithm with normal constraints is proposed in this paper. **Method** We first preprocess the data, which adjusts the density of sampling points adaptively by combining with the curvature to remove the redundant data points and add auxiliary points. The step of adding auxiliary points not only avoids the singular solutions but also helps to eliminate the zero level set. Two-dimensional T-meshes are constructed from the scattered point set by using binary tree and subdivision process. Here, we define a maximum number of subdivisions and then count the number of data points in each sub-rectangular block. If the number of data points is greater than the given number of subdivisions, it is subdivided until the number of data points is less than the maximum number of subdivisions and we obtain the initial T-mesh. Then, an effective curve fitting model is proposed based on the implicit T-spline function. Because the number of equations is far more than the number of unknowns, we transform the problem of the implicit T-spline curve reconstruction into a quadratic optimization problem to obtain the objective function. The objective function of our model is divided into three parts: the fitting error term, normal term, and smoothing term. The fitting error term includes the error of data points and auxiliary points. We eliminate the extra zero-level sets by adding offset points and smoothing the term. We also add the normal term to reduce the normal error of the constructed curve. According to the optimization principle, we take the partial derivative of the objective function concerning each of the control coefficients and set it equal to zero. In this case, the original problem is transformed into linear equations. The unknown control coefficients can be obtained by solving the system of linear equations to solve the problem of implicit curve reconstruction. Finally, we insert the control coefficient into the area of the large error to carry out the local subdivision of T-mesh until the precision requirement is reached to improve the accuracy of the reconstruction of the implicit curve. **Result** The experiment is compared with two existing methods on three data-sets, including two concave and convex curves and a complicated hand curve. From the figures in paper, we can see that although the proposed method and the existing method 1 which constructs implicit equations with normal vector constraints, reconstruct the shape of the implicit T-spline curve, some extra zero level sets appear around the curve of method 1, which destroy the quality of the reconstructed curves. The reconstructed results of the proposed method do not have the extra zero level set. The experimental data show that in terms of the error of the data points, the algorithm presented in this paper differs little from the two methods in terms of the average error and the maximum error of data points, which are in the same order of magnitude. However, in the normal error, the proposed algorithm has a significant reduction. In the curves of examples 1 and 2, the proposed algorithm reduces the average error of the normal direction from the order of 10^{-3} to the order of 10^{-4} and the maximum error of the normal direction from the order of 10^{-2} to the order of 10^{-3} . Meanwhile, in the curve of example 3, the proposed algorithm can still significantly reduce the normal error while method 2 which uses least square fitting method by adding auxiliary points, has the worst normal constraint. In terms of the quality of the reconstructed curve, the extra zero level set is eliminated by the proposed method while the obvious zero level set exists in method 1 and the reconstruction effect is poor. Meanwhile, compared with the implicit B-spline control grid, the number of control points in the T-mesh of the three data sets was only 55.88%, 39.80%, and 47.06% of that in the B-spline grid. **Conclusion** Experimental results indicate that the proposed algorithm effectively reduces the normal errors under the premise of ensuring the accuracy of data points. The proposed algorithm also successfully eliminates extra zero-level sets and improves the quality of the reconstructed curve. Compared with the implicit B-spline curves, the proposed method reduces the number of control coefficients and improves the operation speed. Hence, the proposed method successfully solves the problem of implicit T-spline curve reconstruction with normal constraints.

Key words: discrete data; implicit curve; T-spline; curve reconstruction; normal constraints

0 引言

在计算机辅助几何设计和计算机图形学中,采用光滑曲线拟合点云是一个广泛研究的问题(Várady等,1997)。通过激光扫描、X射线断层成像等先进采样设备获取测量数据,并对其进行数据拟合,可以实现对原模型进行大致的重建及功能恢复。但有些情况下,获取的数据点不仅是散乱的坐标信息,还包含一些约束形状的条件,如光学工程领域对带有法向约束的数据点的处理(胡巧莉和寿华好,2014;胡良臣和寿华好,2016)。

与参数曲线相比,隐式曲线不需要对散乱数据点进行参数化就可以描述具有复杂集合形状的对象。传统的基于B样条的隐式曲线重构已有了一系列高效、快速和稳定的算法(Yang等,2005;Liu等,2017;Hamza等,2020)。Yang等人(2005)提出了一种基于B样条的隐式曲线重构模型,能够处理具有复杂拓扑结构的点云。Hamza等人(2020)将渐进迭代逼近法应用于隐式B样条曲线和曲面重建,提高了重建结果的质量,但是由于隐式B样条曲线的控制网格的控制顶点需要整行整列地规则排列,使得在局部细分方面存在一定的局限性,会造成控制点冗余现象。Sederberg等人(2003,2004)提出了T样条方法,允许出现T节点,在继承B样条曲面优点的基础上,又增加了控制点较少、局部细分等优势,是一项很有前途的技术,在逆向工程等领域得到了广泛研究。在T样条拟合方面,Zheng等人(2005)首先提出了在z-map条件下的T样条曲面重构。Wang和Zheng(2007,2013)将三角网格转化为T样条曲面,并提出了曲率引导下的T样条拟合方法。童伟华等人(2006)提出了隐式T样条曲面,将T网格从2维推广至3维,实现了曲面重构。唐月红等人(2011)提出一种新的隐式T样条曲面重建算法。近年来,一些快速拟合T样条的方法相继提出。Lin(2012)、Lin和Zhang(2013)将渐进T样条数据拟合算法用于拟合大数据集,迭代速度稳定,且不受未知T网格顶点数量增加的影响。Lu等人(2020)提出了基于区域分割的T样条拟合方法。

基于上述有关T样条的研究,本文将T样条函数应用于曲线重构问题,提出了一种带法向约束的隐式T样条曲线重构算法。通过结合曲率自适应地调整

了采样点的疏密程度,利用加入曲线偏移点和光滑项消除额外零水平集,同时加入法向项约束曲线的法向方向,初步得到一条隐式T样条曲线。同时,优化了局部细分的算法,对曲线进行局部修正,在降低曲线误差的前提下,减少了插入控制系数的数量,最终得到一条满足数据点和法向约束的隐式T样条曲线。

1 隐式T样条曲线重建算法描述

1.1 隐式T样条曲线方程

若隐式曲线通过隐函数 $f: \Omega \subset \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$,则称 $S = f^{-1}(0) = \{p \in \Omega; f(p) = 0\}$ 为隐式曲线。若函数 f 为T样条函数,则隐式曲线 S 称为隐式T样条曲线。

定义在2维T网格上的隐式T样条曲线方程为

$$f(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^m c_i B_i(x, y)}{\sum_{i=1}^m B_i(x, y)} = 0, (x, y) \in \Omega \quad (1)$$

式中, c_i 是控制系数。控制系数 c_i 对应的T样条基函数 $B_i(x, y)$ 为

$$B_i(x, y) = N[s_i](x)N[t_i](y) \quad (2)$$

式中, $N[s_i](x)$ 和 $N[t_i](y)$ 是三次B样条基函数,相应的节点向量为 $s_i = [s_{i0}, s_{i1}, \dots, s_{i4}]$ 和 $t_i = [t_{i0}, t_{i1}, \dots, t_{i4}]$ 。此时, $N[s_i](x)$ 可表示为

$$N[s_i](x) =$$

$$\begin{cases} \frac{1}{a_0} A_0(x) & x \in [s_{i0}, s_{i1}) \\ \frac{1}{b_0} B_0(x) + \frac{1}{b_1} B_1(x) + \frac{1}{b_2} B_2(x) & x \in [s_{i1}, s_{i2}) \\ \frac{1}{c_0} C_0(x) + \frac{1}{c_1} C_1(x) + \frac{1}{c_2} C_2(x) & x \in [s_{i2}, s_{i3}) \\ \frac{1}{d_0} D_0(x) & x \in [s_{i3}, s_{i4}) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中,

$$\begin{cases} a_0 = (s_{i1} - s_{i0})(s_{i2} - s_{i0})(s_{i3} - s_{i0}) \\ b_0 = -(s_{i2} - s_{i1})(s_{i3} - s_{i0})(s_{i2} - s_{i0}) \\ b_1 = -(s_{i2} - s_{i1})(s_{i3} - s_{i1})(s_{i3} - s_{i0}) \\ b_2 = -(s_{i2} - s_{i1})(s_{i4} - s_{i1})(s_{i3} - s_{i1}) \\ c_0 = (s_{i3} - s_{i2})(s_{i3} - s_{i1})(s_{i3} - s_{i0}) \\ c_1 = (s_{i3} - s_{i2})(s_{i4} - s_{i1})(s_{i3} - s_{i1}) \\ c_2 = (s_{i3} - s_{i2})(s_{i4} - s_{i2})(s_{i4} - s_{i1}) \\ d_0 = -(s_{i4} - s_{i3})(s_{i4} - s_{i2})(s_{i4} - s_{i1}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} A_0(x) = (x - s_{i0})^3 \\ B_0(x) = (x - s_{i0})^2(x - s_{i2}) \\ B_1(x) = (x - s_{i0})(x - s_{i1})(x - s_{i3}) \\ B_2(x) = (x - s_{i1})^2(x - s_{i4}) \\ C_0(x) = (x - s_{i0})(x - s_{i3})^2 \\ C_1(x) = (x - s_{i1})(x - s_{i3})(x - s_{i4}) \\ C_2(x) = (x - s_{i2})(x - s_{i4})^2 \\ D_0(x) = (x - s_{i4})^3 \end{cases}$$

由式(1)确定的二元函数 $f(x, y)$ 称为隐式 T 样条函数, 由 $f^{-1}(0)$ 定义的曲线称为隐式 T 样条曲线。

1.2 曲线重建算法

给定 n 个 2 维空间中的散乱数据点集 $P = \{p_i = (x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, 且每个数据点带有一个有向的单位法向量 $N = \{n_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 现在需要找到一条隐式 T 样条曲线 $f(x, y) = 0$ 逼近给定的数据点且对于数据点在曲线上的对应位置满足法向约束条件, 即 $f(x_i, y_i) = 0$ 且 $\nabla f(x_i, y_i) = n_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。为了避免平凡解 $f = 0$, 在数据点集中加入一些额外的偏移点作为辅助点 $\{p_l = (x_l, y_l), l = n + 1, n + 2, \dots, N\}$ 。假定 d_l 为偏移点 p_l 到曲线上最近点 p_k 的有向距离, 即 $p_l = p_k + d_l n_k$, 此时隐函数在偏移点处的方程为

$$f(x_l, y_l) = d_l, l = n + 1, n + 2, \dots, N \quad (3)$$

令 v_i 表示曲线在 p_i 处的单位切向量, 显然

$$v_i \cdot n_i = 0, i = 1, 2, \dots, n$$

由此可以得到 n 个单位切向量 v_i 的值。于是问题转化为要求函数 f 满足

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) = 0 & i = 1, 2, \dots, n \\ f(x_i, y_i) = d_i \neq 0 & i = n + 1, n + 2, \dots, N \\ \nabla f(x_i, y_i) v_i = 0 & i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

隐式 T 样条曲线重构算法步骤如下:

输入: 散乱数据点集 p_i 和对应的单位法向量 $n_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。

输出: T 网格和网格点对应的控制系数。

1) 对输入的数据进行预处理, 通过曲率自适应调整采样点的疏密程度, 利用单位法向量加入偏移点作为辅助点, 同时求出每个数据点的单位切向量。

2) 利用二叉树对数据点进行细分, 自动生成合

理的 2 维 T 网格。给 T 网格的每条边赋予一个节点区间值, 同时给 T 网格的边界加入相应的虚边, 并给虚边赋予一个非负值。

3) 利用 T 网格获取网格上每个点的局部坐标系, 从而得到每个控制系数对应的节点向量, 进而得到 T 样条基函数。

4) 建立合适的优化模型, 并用最小二乘法求得 T 样条的控制系数, 获得隐式 T 样条曲线。

5) 对得到的隐式 T 样条曲线与给定的数据点集和单位法向量进行分析, 判断是否达到精度要求。在误差较大的区域插入新的控制系数进行修正, 然后更新节点向量, 转步骤 4), 直到满足精度要求。

2 构造 2 维 T 网格

将隐式 T 样条应用到曲线重建的关键问题是构造合理的 2 维 T 网格, 使其控制系数满足一定的拓扑关系。

T 样条是允许出现 T 节点的矩形网格, 控制网格的顶点不要求整行整列的排列, 因此构造 T 网格可以在数据点密集的地方多插入控制系数, 在数据点稀疏的地方少插入控制系数, 使 T 网格的网格点的数量相比 B 样条的控制网格大幅减少, 在保证类似精度的前提下提高了重建曲线的效率。在 2 维平面上利用二叉树方法进行细分的步骤如下:

1) 定义一个细分的最大次数和一个阈值, 其中, 阈值表示每个矩形块中允许包含的最大点数。

2) 计算每个矩形块中包含的数据点数量, 若某个矩形块包含的数据点个数大于给定的阈值, 则对其进行细分。具体来说, 假定该矩形块的左下角坐标为 $(s_{\min}, t_{\min})$, 右上角坐标为 $(s_{\max}, t_{\max})$, T 网格 s 方向的长度为 s_m , t 方向的长度为 t_m 。如果 $(s_{\max} - s_{\min})/s_m \geq (t_{\max} - t_{\min})/t_m$, 那么在矩形块 $s = [(s_{\max} + s_{\min})/2]$ 处将矩形块分成两块; 否则, 在 $t = [(t_{\max} + t_{\min})/2]$ 处细分矩形块。

3) 重复步骤 2), 直到每个矩形块包含的点数小于阈值或者达到最大的细分次数。

4) 输出细分后得到的 T 网格。

通过细分得到的 T 网格, 不仅要保存 T 网格每个顶点的坐标, 还需要通过节点区间值得到每个顶点对应的局部坐标系。

图 1 是由一条封闭曲线构造的 T 网格。其中

图 1(a) 是曲线的初始采样点, 包含 466 个数据点, 图 1(b) 是通过平面二叉树细分生成的 2 维 T 网格, 包含 131 个网格点。

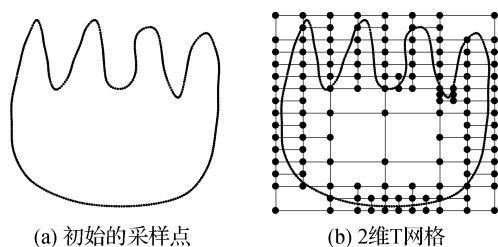


图 1 2 维 T 网格构造

Fig. 1 The construction of two dimensional T-meshes

((a) the initial sampling points; (b) two dimensional T-meshes)

构造 2 维 T 网格后, 因为每个控制系数 c_i 都对应 T 网格上的各个网格顶点, 因此可以得到控制系数 c_i 的数量。然后通过 T 网格获得每个控制系数对应的节点向量 s_i 和 t_i , 从而确定控制系数的基函数。本文在构造 T 网格后, 保存了网格顶点、边、节点区间值以及每个小矩形块的信息, 以便对 T 网格进行局部修正。

3 模型拟合

通过 T 网格构造, 得到每个控制系数对应的基函数后, 尚需找到合适的隐式 T 样条函数 f 满足式(4)中的条件。显然, 待求的未知数即控制系数的数量远少于条件中给出的方程的个数, 因此需要建立合适的优化模型, 从而找到在某种意义下的最优解。此时, 隐式曲线重构问题转化为最小值优化问题, 得到的目标方程为

$$E_{\text{fit}}(\mathbf{c}) = E_p(\mathbf{c}) + \omega_1 E_N(\mathbf{c}) + \omega_2 E_G(\mathbf{c}) \quad (5)$$

式中, $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_m]^T$ 为 T 网格中待求的控制系数, $E_p(\mathbf{c})$ 表示拟合误差平方和; $E_N(\mathbf{c})$ 表示法向项, ω_1 为法向项权值; $E_G(\mathbf{c})$ 表示光滑项, ω_2 为光滑项系数。这里, $E_p(\mathbf{c})$ 可以表示为

$$E_p(\mathbf{c}) = \sum_{j=1}^n [f(\mathbf{p}_j)]^2 + \sum_{j=n+1}^N [f(\mathbf{p}_j) - d_j]^2 = \mathbf{c}^T \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{c} - 2\mathbf{c}^T \mathbf{H} + \sum_{j=n+1}^N d_j^2$$

式中, 矩阵 $\mathbf{L} = (l_{st})_{n \times m}$, l_{st} 表示为 $B_t(x_s, y_s)$ 。 $\mathbf{H}$ 是一个 $m \times 1$ 的向量, 它的每一项 $h_i = \sum_{j=n+1}^N d_j B_i(x_j, y_j)$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。

$E_N(\mathbf{c})$ 可以表示为

$$E_N(\mathbf{c}) = \sum_{j=1}^n [\nabla f(\mathbf{p}_j) \cdot \mathbf{v}_j]^2 = \sum_{j=1}^n [f_x(\mathbf{p}_j) \cdot v_{jx} + f_y(\mathbf{p}_j) \cdot v_{jy}]^2 = \mathbf{c}^T \mathbf{A}_x^T \mathbf{A}_x \mathbf{c} + 2\mathbf{c}^T \mathbf{A}_x^T \mathbf{A}_y \mathbf{c} + \mathbf{c}^T \mathbf{A}_y^T \mathbf{A}_y \mathbf{c}$$

式中, ∇f 表示函数 f 的梯度, f_x 和 f_y 分别表示函数 f 对 x 和 y 求偏导数, $\mathbf{v}_j = (v_{jx}, v_{jy})^T$ 为数据点 $\mathbf{p}_j$ 对应的单位切向量。而矩阵 $\mathbf{A}_x = (a_x)_{n \times m}$, $\mathbf{A}_y = (a_y)_{n \times m}$, 其中, 矩阵 $\mathbf{A}_x$ 的元素为 $(a_x)_{st} = \frac{\partial B_t(x_s, y_s)}{\partial x} v_{tx}$, $\mathbf{A}_y$ 的元素为 $(a_y)_{st} = \frac{\partial B_t(x_s, y_s)}{\partial y} v_{ty}$, $s = 1, 2, \dots, n$, $t = 1, 2, \dots, m$ 。

$E_G(\mathbf{c})$ 可以表示为

$$E_G(\mathbf{c}) = \sum_{j=1}^n [f_{xx}^2(x_j, y_j) + 2f_{xy}^2(x_j, y_j) + f_{yy}^2(x_j, y_j)] = \mathbf{c}^T \mathbf{O}^T \mathbf{O} \mathbf{c} + 2\mathbf{c}^T \mathbf{P}^T \mathbf{P} \mathbf{c} + \mathbf{c}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \mathbf{c}$$

式中, f_{xx} 和 f_{yy} 分别表示函数 f 对 x 和 y 求二次偏导数, f_{xy} 表示函数 f 的二阶混合偏导数。矩阵 $\mathbf{O} = (o_{st})_{n \times m}$, $\mathbf{P} = (p_{st})_{n \times m}$, $\mathbf{Q} = (q_{st})_{n \times m}$, 3 个矩阵中的元素分别为 $o_{st} = \frac{\partial^2 B_t(x_s, y_s)}{\partial x^2}$, $p_{st} = \frac{\partial^2 B_t(x_s, y_s)}{\partial x \partial y}$,

$$q_{st} = \frac{\partial^2 B_t(x_s, y_s)}{\partial y^2}, s = 1, 2, \dots, n, t = 1, 2, \dots, m。$$

为了求解优化问题, 将式(5)的目标函数对控制系数 $\mathbf{c}$ 的每个分量求偏导, 并使其等于零, 即

$$\frac{\partial E_{\text{fit}}(\mathbf{c})}{\partial c_k} = 0, k = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

此时, 问题转化为求解

$$[\mathbf{L}^T \mathbf{L} + \omega_1 (\mathbf{A}_x^T \mathbf{A}_x + \mathbf{A}_x^T \mathbf{A}_y + \mathbf{A}_y^T \mathbf{A}_x + \mathbf{A}_y^T \mathbf{A}_y) + \omega_2 (\mathbf{O}^T \mathbf{O} + \mathbf{P}^T \mathbf{P} + \mathbf{Q}^T \mathbf{Q})] \mathbf{c} = \mathbf{H} \quad (7)$$

解该线性方程组即可得到 T 网格中控制系数的值, 从而得到隐式 T 样条曲线。

4 T 网格局部细分

通过拟合模型得到一条隐式 T 样条曲线后, 对拟合结果进行检测。采用 $\Delta_{p_i} = \frac{|f(\mathbf{p}_i)|}{\|\nabla f(\mathbf{p}_i)\|}$ 计算每个采样点 $\mathbf{p}_i$ 的拟合误差, 用 $\Delta_{n_i} = \arccos\left(\frac{\nabla f(\mathbf{p}_i) \cdot \mathbf{n}_i}{\|\nabla f(\mathbf{p}_i)\|}\right)$ 计算隐式 T 样条曲线在采样点

p_i 处的法向与给定的法向约束的误差, 此时 $\Delta_i = \Delta_{p_i} + \lambda \cdot \Delta_{n_i}$ 表示曲线在 p_i 处的总误差, 其中 λ 表示数据点误差和法向误差之间的权重关系。局部细分算法的具体步骤如下:

1) 给定一个容许误差 $\sigma > 0$, 细分比率 α 和一个阈值 z , 这里的阈值小于上面构造 T 网格时给定的阈值。

2) 计算每个采样点 p_i 对应的误差 Δ_i , 若所有采样点的误差均小于容许误差 σ , 则此时的隐式 T 样条曲线即为最终的曲线, 循环终止; 否则, 找到误差不能满足的采样点处于哪些矩阵块后, 执行步骤 3)。

3) 计算需要细分的矩形块中包含的数据点的数量, 若某矩形块的数据点数量小于给定阈值 z , 则将该矩形块排除需要细分的序列。

4) 统计需要细分的矩形块的总数量, 与细分比率 α 相乘, 得到的值 μ 即为实际细分的数量。根据矩形块包含数据点的最大误差对矩形块从大到小进行排序, 此时, 对前 μ 个矩形块细分。

5) 更新 T 样条基函数, 重新反求控制系数, 得到新的隐式 T 样条曲线。

6) 重复步骤 2) — 5), 直到循环结束, 输出 T 网格和相应的控制系数。

5 实验与比较

选取 3 个封闭曲线实例对隐式 T 样条曲线重建算法的性能进行验证。首先结合曲率自适应地调整采样点的疏密程度, 然后进行曲线重构。现有的 T 样条重构的方法大多集中在曲面上, 实验时, 选取童伟华等人(2006)和唐月红等人(2011)的隐式 T 样条曲面重构方法用于隐式 T 样条曲线重建, 分别作为方案 1 和方案 2, 其中, 方案 1 通过添加隐函数对 x, y 求偏导分别等于法向分量的方程避免奇异解, 重构隐式 T 样条函数; 方案 2 通过添加偏移点构造隐式函数。然后将两种方案与本文算法进行比较, 以验证本文方法的性能。图 2 展示了方案 1 和本文方法对 3 条曲线的重建, 其中, 图 2(a) 是初始采样点显示的曲线, 图 2(b) 是构造的 2 维 T 网格, 图 2(c) 和图 2(d) 分别为方案 1 和本文方法重构的曲线。可以看出, 虽然本文方法和方案 1 都重构出了隐式

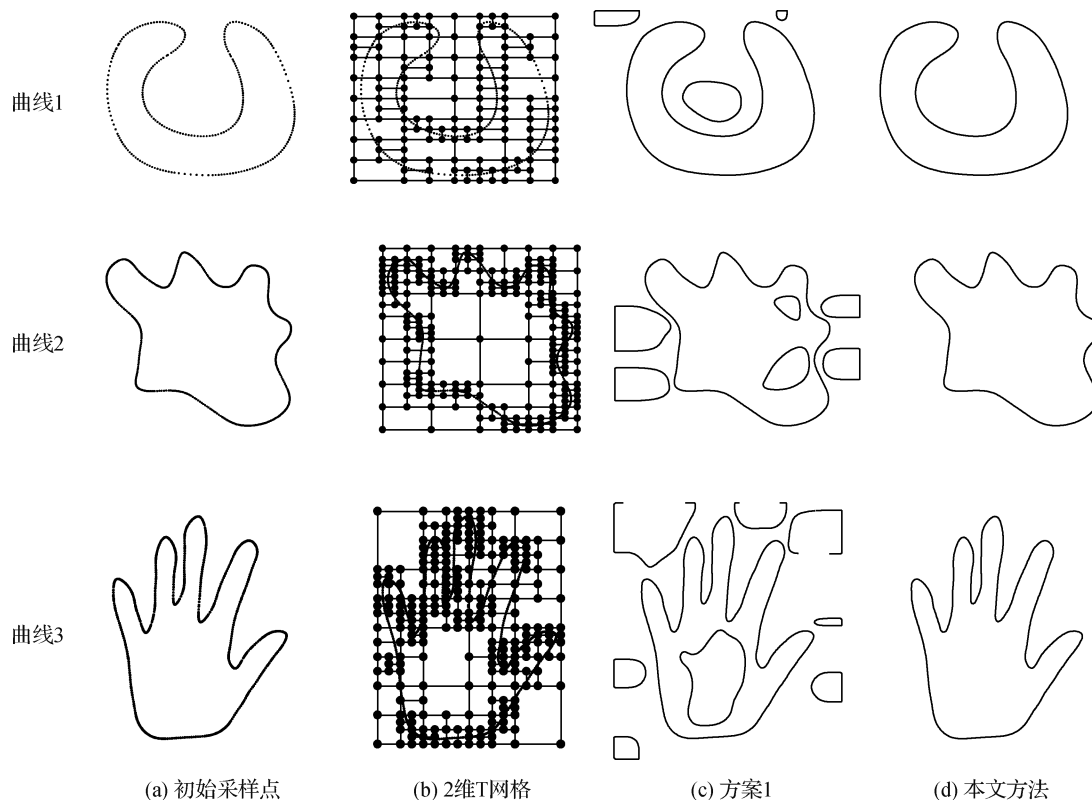


图2 方案1和本文方法对3条曲线的重建

Fig. 2 The reconstruction of three curves using the method 1 and the proposed method
((a) the initial sampling points; (b) two dimensional T-meshes; (c) method 1; (d) ours)

T样条曲线,但是方案1的方法会产生一些额外的零水平集,破坏了重构效果。

本文方法与方案1和方案2的定量比较结果如表1所示。可以看出,3种方法在数据点处的误差相差不大,但是本文方法在法向误差处无论是平均误差还是最大误差都是最小的。方案1虽然也能约束法向,但是误差没有本文方法小,同时会产生零水

平集。方案2重构曲率变化较小的曲线时,法向误差与方案1差不多,但在实现曲率变化较大的曲线,如曲线3的手型曲线时不能有效地约束法向,法向误差较大。本文对输入的数据点要求采样密集,当数据点比较稀疏时,对曲线1这种比较简单的曲线影响不大,但对比较复杂的曲线在曲率变化较大的位置无法较好地约束法向误差。

表1 不同方法重构曲线误差比较
Table 1 The comparison of the curve errors between different methods

方法	曲线1				曲线2				曲线3			
	数据点误差		法向误差		数据点误差		法向误差		数据点误差		法向误差	
	平均误差	最大误差	平均误差	最大误差	平均误差	最大误差	平均误差	最大误差	平均误差	最大误差	平均误差	最大误差
方案1	1.44×10^{-4}	1.09×10^{-3}	4.28×10^{-3}	2.55×10^{-2}	8.15×10^{-5}	1.15×10^{-3}	3.42×10^{-3}	2.96×10^{-2}	7.1×10^{-4}	7.37×10^{-3}	1.80×10^{-3}	3.23×10^{-2}
方案2	4.90×10^{-5}	1.32×10^{-3}	2.5×10^{-3}	3.94×10^{-2}	1.28×10^{-4}	1.22×10^{-3}	3.49×10^{-3}	3.92×10^{-2}	4.42×10^{-4}	8.07×10^{-3}	1.86×10^{-2}	2.12×10^{-1}
本文	4.24×10^{-5}	2.85×10^{-4}	1.57×10^{-4}	4.13×10^{-3}	7.26×10^{-5}	7.70×10^{-4}	5.69×10^{-4}	5.33×10^{-3}	6.48×10^{-4}	7.91×10^{-3}	4.72×10^{-4}	4.76×10^{-3}

注:加粗字体表示法向误差最优结果。

在网格顶点数量方面,隐式B样条需要大量多余的控制点来满足拓扑约束,而隐式T样条曲线可以大幅减少多余的网格点的数量。表2给出了3条曲线关于B样条网格与T网格顶点数的比较,其中

包括每个曲线采样的数据点数、网格在两个方向上的节点数以及控制顶点数。可以看出,3条曲线的T网格顶点数均小于B样条控制点数,从而大幅减少了运算量。

表2 B样条控制顶点数与T网格顶点数的比较
Table 2 The comparison of the quantities of control points between B-spline and T-spline

曲线	数据点数	s方向节点数	t方向节点数	控制点数	
				B样条网格	T网格
1	281	14	17	238	133
2	593	17	30	510	203
3	726	17	31	527	248

注:加粗字体表示本文算法的网格顶点数。

6 结论

本文针对带有法向约束的离散数据点集提出了一种有效的隐式T样条曲线重建算法,较好地实现了3个封闭曲线实例的重建。实验结果表明,通过加入曲线偏移点作为辅助点和在拟合模型中加入光滑项,本文方法成功消除了额外零水平集,提高了重构曲线的质量。此外,通过在模型中加入法向项约束,重构的曲线会在逼近数据点的同时满足数据点处的法向约束。本文还优化了局部细分的算法,引入了细分比率这一概念,减少了插入控制系数的数量,提高了运算速度。本文将两种隐式T样条曲面

重构的方法应用到曲线重构上,然后与本文的隐式T样条曲线重构方法进行比较。可以发现,在数据点误差精度相差不大的情况下,本文方法在法向误差精度上有了显著提高,而法向误差在光学反射曲线曲面设计等领域有着重要作用。本文将隐式T样条曲线的网格与隐式B样条的网格顶点数量进行比较,在两种控制网格的相同位置插入控制点时,由于隐式B样条曲线的网格需要大量多余的控制点来满足拓扑约束,实验结果显示,隐式T样条的网格顶点数只有B样条网格的一半左右。

总之,实验数据和重建的效果图显示,本文方法较好地解决了带法向约束的隐式T样条曲线重建问题。但本文方法仍有不足之处:1)本文方法在重

建不光滑的曲线如心形线时,在尖锐点的附近无法对法向进行有效约束,有较大的误差;2)本文方法对数据点要求密集,若数据点比较稀疏,则在曲线曲率变化较大的位置将无法较好地约束法向误差。有待进一步研究。

参考文献 (References)

- Hamza Y F, Lin H W and Li Z H. 2020. Implicit progressive-iterative approximation for curve and surface reconstruction. *Computer Aided Geometric Design*, 77: #101817 [DOI: 10.1016/j.cagd.2020.101817]
- Hu L C and Shou H H. 2016. Particle swarm optimization algorithm for B-spline curve approximation with normal constraint. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 28(9): 1443-1450 (胡良臣, 寿华好. 2016. PSO 求解带法向约束的 B 样条曲线逼近问题. *计算机辅助设计与图形学学报*, 28(9): 1443-1450) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-9775.2016.09.006]
- Hu Q L and Shou H H. 2014. Cubic uniform B-spline curves interpolation with normal constraints. *Journal of Zhejiang University (Science Edition)*, 41(6): 619-623 (胡巧莉, 寿华好. 2014. 带法向约束的 3 次均匀 B 样条曲线插值. *浙江大学学报(理学版)*, 41(6): 619-623) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-9497.2014.06.002]
- Lin H W. 2012. Adaptive data fitting by the progressive-iterative approximation. *Computer Aided Geometric Design*, 29(7): 463-473 [DOI: 10.1016/j.cagd.2012.03.005]
- Lin H W and Zhang Z Y. 2013. An efficient method for fitting large data sets using T-splines. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 35(6): A3052-A3068 [DOI: 10.1137/120888569]
- Liu Y, Song Y Z, Yang Z W and Deng J S. 2017. Implicit surface reconstruction with total variation regularization. *Computer Aided Geometric Design*, 52-53: 135-153 [DOI: 10.1016/j.cagd.2017.02.005]
- Lu Z H, Jiang X, Huo G Y, Ye D L, Wang B L and Zheng Z M. 2020. A fast T-spline fitting method based on efficient region segmentation. *Computational and Applied Mathematics*, 39(2): #55 [DOI: 10.1007/s40314-020-1071-6]
- Sederberg T W, Cardon D L, Finnigan G T, North N S, Zheng J M and Lyche T. 2004. T-spline simplification and local refinement. *ACM Transactions on Graphics*, 23(3): 276-283 [DOI: 10.1145/1015706.1015715]
- Sederberg T W, Zheng J M, Bakenov A and Nasri A. 2003. T-splines and T-NURCCs. *ACM Transactions on Graphics*, 22(3): 477-484 [DOI: 10.1145/882262.882295]
- Tang Y H, Li X J, Cheng Z M and Qian M F. 2011. Closed surface reconstruction based on implicit T-splines. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 23(2): 270-275 (唐月红, 李秀娟, 程泽铭, 钱明凤. 2011. 隐式 T 样条实现封闭曲面重建. *计算机辅助设计与图形学学报*, 23(2): 270-275)
- Tong W H, Feng Y Y and Chen F L. 2006. A surface reconstruction algorithm based on implicit T-spline surfaces. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 18(3): 358-365 (童伟华, 冯玉瑜, 陈发来. 2006. 基于隐式 T 样条的曲面重构算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 18(3): 358-365) [DOI: 10.3321/j.issn:1003-9775.2006.03.006]
- Várady T, Martin R R and Cox J. 1997. Reverse engineering of geometric models—an introduction. *Computer-Aided Design*, 29(4): 255-268 [DOI: 10.1016/S0010-4485(96)00054-1]
- Wang Y M and Zheng J M. 2007. Adaptive T-spline surface approximation of triangular meshes//*Proceedings of the 6th International Conference on Information, Communications and Signal Processing*. Singapore, Singapore: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICICS.2007.4449775]
- Wang Y M and Zheng J M. 2013. Curvature-guided adaptive T-spline surface fitting. *Computer-Aided Design*, 45(8/9): 1095-1107 [DOI: 10.1016/j.cad.2013.04.006]
- Yang Z W, Deng J S and Chen F L. 2005. Fitting unorganized point clouds with active implicit B-spline curves. *The Visual Computer*, 21(8/10): 831-839 [DOI: 10.1007/s00371-005-0340-0]
- Zheng J M, Wang Y M and Seah H S. 2005. Adaptive T-spline surface fitting to z-map models//*Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques in Australasia and South East Asia*. Dunedin, New Zealand: ACM: 405-411 [DOI: 10.1145/1101389.1101468]

作者简介



任浩杰, 1996 年生, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机辅助几何设计与图形学。
E-mail: 2945302341@qq.com



寿华好, 通信作者, 男, 教授, 主要研究方向为计算机辅助设计与图形学。
E-mail: shh@zjut.edu.cn

莫佳慧, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机辅助几何设计与图形学。E-mail: 389480063@qq.com

张航, 男, 副教授, 主要研究方向为非成像光学和 LED 照明。
E-mail: physzhang@zjut.edu.cn