

Journal of Image  
and Graphics

# 中国图象图形学报



ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB

2012 7  
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7月 第17卷 第7期(总第195期)

## 目次

### 综述

中国多媒体技术研究: 2011 ..... 史元春, 徐光祐, 高原(741)

### 图像处理和编码

图像引导滤波的局部多尺度 Retinex 算法 ..... 方帅, 杨静荣, 曹洋, 武鹏飞, 饶瑞中(748)

基于第一主成分方向稳定性的图像零水印 ..... 付剑晶, 王珂(756)

小波变换估计非线性扩散最优停止时间 ..... 蒋平, 张建州(770)

### 图像分析和识别

改进的 Beamlet 与 Canny 相结合提取复杂图像线特征 ..... 曾接贤, 周沥沥, 符祥(775)

动静态信息融合及动态贝叶斯网络的步态识别 ..... 杨旗, 薛定宇(783)

融合音频单词与视觉特征的成人视频检测 ..... 刘毅志, 唐胜, 王向东, 林守勋, 张勇东(791)

基于平面区域跟踪的目标位姿参数自动测量 ..... 回丙伟, 文贡坚, 赵竹新, 钟金荣(798)

3 维图像中边界曲面的分类追踪及抽取 ..... 丁德福, 程柳航, 王利生(806)

局部时空域模型的核密度估计目标检测方法 ..... 王兴宝, 刘纯平, 费兰英, 王朝晖, 季怡(813)

基于相位谱和调谐幅度谱的显著性检测方法 ..... 李崇飞, 高颖慧, 卢凯, 曲智国(821)

### 图像理解和计算机视觉

“目标-场景”语境关联的生成图模型分析 ..... 谢昭, 李姍琦, 高隼(828)

融合上下文信息的场景结构恢复 ..... 武晖, 于昕, 隋尧, 张利(839)

带有局部控制因子的图割光流估计 ..... 路子赟, 唐土生, 高隼, 沈琳, 刘伟(846)

改进的 Harris 亚像素角点快速定位 ..... 何海清, 黄声享(853)

**计算机图形学**

应用最小生成树实现点云分割 ..... 孙金虎, 周来水, 安鲁陵(858)

**医学图像处理**

病毒进化的离散差分进化超声图像特征选择 ..... 张巧荣, 朱长明, 倪军, 刘海波(866)

分水岭优化的 Snake 模型肝脏图像分割 ..... 兰红, 张璐(873)

**遥感图像处理**

Normalized Cut 与分水岭变换在高光谱影像混合像元端元提取中的应用 ..... 许菡, 李小娟(880)

改进非局部均值滤波的 SAR 图像降噪方法 ..... 郑永恒, 程建, 曹宗杰(886)

~~~~~  
第四届国际遥感考古会议 ..... (892)

**中国图象图形学报**

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 7 期

2012 年 7 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. cjjg. 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. 7 July 2012

## Contents

### Review

Researches on multimedia technology in China, 2011 ..... Shi Yuanchun, Xu Guangyou, Gao Yuan (741)

### Image Processing and Coding

Local multi-scale Retinex algorithm based on guided image filtering  
..... Fang Shuai, Yang Jingrong, Cao Yang, Wu Pengfei, Rao Ruizhong (748)

Image zero-watermark based on direction stability of first principal component vector ..... Fu Jianjing, Wang Ke (756)

Stopping-time estimation for anisotropic diffusion using discrete wavelet transform ..... Jiang Ping, Zhang Jianzhou (770)

### Image Analysis and Recognition

Complex image line feature extraction based on improved Beamlet transform and the Canny operator  
..... Zeng Jiexian, Zhou Lili, Fu Xiang (775)

Gait recognition based on dynamic & static information fusion and dynamic bayesian network ..... Yang Qi, Xue Dingyu (783)

Fusing audio-words with visual features for adult video detection  
..... Liu Yizhi, Tang Sheng, Wang Xiangdong, Lin Shouxun, Zhang Yongdong (791)

Automatic measurement for an object's position and attitude via tracking planar regions  
..... Hui Bingwei, Wen Gongjian, Zhao Zhuxin, Zhong Jinrong (798)

Detection and extraction of boundary surface patches within 3D images ..... Ding Defu, Cheng Liuhang, Wang Lisheng (806)

Foreground object detection method using kernel density estimation of a local spatio-temporal model  
..... Wang Xingbao, Liu Chunping, Fei Lanying, Wang Zhaohui, Ji Yi (813)

Saliency detection method based on phase spectrum and amplitude spectrum tuning  
..... Li Chongfei, Gao Yinghui, Lu Kai, Qu Zhiguo (821)

### Image Understanding and Computer Vision

"Object-Scene" contextual associated generative graph model analysis ..... Xie Zhao, Li Shanqi, Gao Jun (828)

Structure recovery algorithm using contextual information ..... Wu Hui, Yu Xin, Sui Yao, Zhang Li (839)

Graph cut optical flow estimation with a local control factor ..... Lu Ziyun, Tang Tusheng, Gao Jun, Shen Lin, Liu Wei (846)

Improved algorithm for Harris rapid sub-pixel corners detection ..... He Haiqing, Huang Shengxiang (853)

### Computer Graphics

Research on point cloud segmentation using a minimum spanning tree ..... Sun Jinhu, Zhou Laishui, An Luling (858)

### Medical Image Processing

Virus-evolutionary discrete differential evolution algorithm for feature selection of cervical lymph nodes in ultrasound images  
..... Zhang Qiaorong, Zhu Changming, Ni Jun, Liu Haibo (866)

Liver image segmentation algorithm based on the Snake model And optimized by watershed transformation  
..... Lan Hong, Zhang Lu (873)

### Remote Sensing Image Processing

Endmember extraction for hyperspectral image based on normalized cut and watershed transformation  
..... Xu Han, Li Xiaojuan (880)

SAR image denoising via improved non-local means filter ..... Zheng Yongheng, Cheng Jian, Cao Zongjie (886)

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)07-0858-08

论文引用格式: 孙金虎, 周来水, 安鲁陵. 应用最小生成树实现点云分割[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(7): 858-865.

## 应用最小生成树实现点云分割

孙金虎, 周来水, 安鲁陵

南京航空航天大学机电学院, 南京 210016

**摘要:** 点云分割是点云参数化、形状识别、编辑造型等领域的关键基础算法。提出一种基于最小生成树的点云模型分割算法, 包括生成带状分割边界、区域增长、拆分带状分割边界以及生成最终区域 4 个步骤。算法采用 Snake 模型提取分割曲线并向两侧扩展形成带状分割边, 利用最小生成树实现区域增长来提取区域内部点, 最后拆分带状分割边界并与已有区域合并形成最终区域。实验结果表明, 该算法能够有效避免过分割和欠分割, 能够生成光顺分割边界, 与 Level Set 分割算法相比具有较高的效率。

**关键词:** 点云; 模型分割; Snake 模型; 最小生成树; K 邻域; 区域增长

### Research on point cloud segmentation using a minimum spanning tree

Sun Jinhu, Zhou Laishui, An Luling

College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University  
of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

**Abstract:** Point cloud segmentation is widely used in point cloud parameterization, shape recognition, and model editing. A point cloud segmentation algorithm based on a minimum spanning tree is proposed, which includes four steps: generating banded segmentation boundaries, region growing, splitting banded boundaries, and generating the final regions. The Snake model is used to extract the dividing lines, and the lines are expanded towards both sides to generate banded segmentation boundaries. Then the Minimum Spanning Tree is used to extract all interior points in each region using region growing. At the last step, the banded segmentation boundaries are split to several parts, and each part combined with its region to generate the final regions. Experiments show that the algorithm can avoid over segmentation or under segmentation and generate smooth segmentation boundaries. Compared with the Level Set segmentation algorithm, the algorithm can segment point cloud more efficiently.

**Key words:** point cloud; Snake model; model segmentation; minimum spanning tree; K-nearest neighbors; region growing

## 0 引言

模型分割是将几何模型分割为若干个互不相交的子集。模型分割在曲面重建、参数化、形状识别、

编辑造型等数字处理中起着重要作用。模型分割按几何模型的类型不同可分为图像分割、三角网格分割、点云模型分割等分割类型。不同类型的模型均可采用常用的分割算法来进行分割<sup>[1-3]</sup>, 算法主要包括基于边缘的分割算法、基于区域的分割算法、基于聚类的分割算法以及混合分割算法等。本文主要研

收稿日期: 2011-09-13; 修回日期: 2012-02-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(50875126)

第一作者简介: 孙金虎(1983—), 男, 南京航空航天大学航空宇航制造工程专业在读博士研究生, 主要研究方向为 CAD/CAM、逆向工程。E-mail: jinhu\_sun@163.com

究点云模型的分割算法。

基于边缘的分割算法<sup>[4-7]</sup>是从纯数学的角度出发,认为测量点的法矢或曲率的突变是一个区域与另一个区域的边界,并将封闭边界包围的区域作为最终的分割结果。基于区域的分割算法通常是指区域增长算法<sup>[8-9]</sup>,首先选定一个种子点,由种子点向外延伸,判断其周围邻域的点是否属于同一个曲面,一直延伸到邻域不存在连续的点集为止,最后组合这些邻域构成区域。基于聚类的分割算法<sup>[10-14]</sup>是将点云模型的区域分割看成具有一定几何特征参数的数据点的分类过程,文献[10-14]分别采用曲面元类别、MeanShift 聚类、自组织特征映射网络、F 聚类以及 K-means 聚类实现了对点云模型的分割,基于聚类的分割方法缺点是不同的聚类准则能得到不同的聚类结果,从而使得某个聚类分割方法只能对某些特定的模型适用。由于基于边缘的分割算法和基于区域的分割算法分别存在各自的不足,两者结合使用能一定程度上克服这些不足,混合分割算法<sup>[15-16]</sup>因此被提出。基于边缘的分割算法的缺点是易受噪声点影响而导致边缘定位精度较差;基于区域的分割算法的问题是种子点的选择与分布会影响区域计算的结果与效率且采用何种区域增长依据对分割结果的影响较大,并且算法易受噪声影响,可能会产生欠分割或过分割的情况。混合分割算法通常会包括两个或多个步骤,在一些步骤中使用基于边缘的分割算法,另一些步骤则使用基于区域的分割算法,为了两种分割算法能有效结合,需要对两者作一些改进。

在混合分割算法中,文献[16]首先利用 Level Set 方法计算点云模型上两点间的测地线,然后将多条测地线首尾相连形成封闭轮廓,以该封闭轮廓作为分割边界来辅助分割,最后采用区域增长的方式来获得分割区域内的点,具体地说是采用 Level Set 演化曲面的方法来实现区域增长。与其他分割方法相比,该算法的优点是通过交互指定切割路径来辅助点云分割避免其他分割方法中常出现的过分割或欠分割情况,获得用户满意的分割结果,用户对分割过程也可以有更灵活地控制。但算法也存在不足,生成分割边界生成时,算法采用 Level Set 生成测地线的方法,测地线是点云上两点间的精确的最短路径,计算比较耗时;得到的分割边界虽然在测地线的内部点处能保持光滑,在端点处却无法保证其光滑性。另一不足在于算法采用 Level Set 方法演化曲面来提取分割区域内的点,通常 Level Set 方法运算

效率较低,可以选用其他效率较高的方法。

本文针对点云模型,提出一种基于最小生成树(MST)的区域增长算法。该算法是对文献[16]算法的改进,在分割边界生成方面,算法首先采用追踪投影法快速生成初始分割路径,然后利用 Snake 方法对初始路径进行移动,最终得到一条收敛于点云中特征明显区域的光滑分割边界,而这正是分割区域的边界所需要达到的效果;在分割区域内点的提取方面,算法采用改进的最小生成树算法替代 Level Set 方法来提高区域增长的效率。

## 1 最小生成树及其改进算法

### 1.1 最小生成树

设  $V = \{v_i, i = 1, \dots, n\}$  是一散乱点集,  $E = \{(v_i, v_j), i, j = 1, \dots, n, i \neq j\}$  表示连接两点的边,则必存在一个包含  $V$  内的所有点且边长总和最小的一棵树,该树称为最小生成树。通常采用 Prim 算法来求最小生成树<sup>[17]</sup>,其思路为:首先将点集  $V$  分为两部分:已处理点的集合  $U$  和未处理点的集合  $W = V - U$ ,然后在  $U$  和  $W$  之间计算权值  $c$  最小的边,依次更新  $U$  和  $W$  即可得到最小生成树。具体过程如下:

- 1) 将点云  $V$  中的任一点  $v_i$  加入到已处理点集  $U$  中,令  $U = \{v_i\}$ ,取未处理点集  $W = V - U$ ,令边的集合  $E = \Phi$ ;
- 2) 在所有的已处理点  $u \in U$  和所有未处理点  $w \in W$  中找一条权值  $c$  最小的边  $(u_j, w_j)$ ,更新  $U = U + \{w_j\}$ ,  $W = W - \{w_j\}$ ,  $E = E + \{(u_j, w_j)\}$ ;
- 3) 执行步骤2),直到未处理点集  $W = \Phi$  为止。此时得到的集合  $T = (V, E)$  即为点云  $V$  的最小生成树。

由以上最小生成树的生成过程可知,点集  $U$  内的点数随着最小生成树上边的增加而增加,最小生成树上每增加一个边节点  $(u_j, w_j)$ ,点集  $U$  内就会相应地增加一个点  $w_j$ 。最终点集  $U$  就由初始的一个点扩散到了整块点云  $V$ 。此过程与模型分割的“区域增长”方法类似,都是由“种子点”出发向外扩散,所以可以利用最小生成树来实现区域分割。

与点云模型的法矢调整算法<sup>[18-19]</sup>相似,权值  $c$  取为  $c = 1 - n_u \cdot n_w = 1 - \cos \alpha$ 。其中  $n_u, n_w$  分别为点  $u, w$  的法向,  $\alpha$  为两点法向之间的夹角,表明点集  $U$  会沿着法矢变化最小的方向向外扩散。

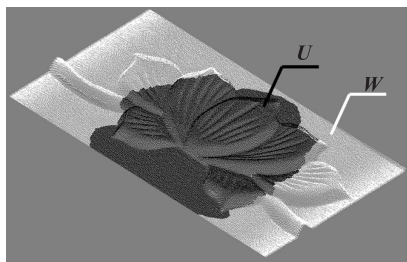
### 1.2 改进最小生成树

直接利用上节的 Prim 算法来生成最小生成树,

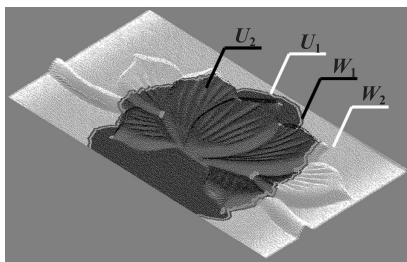
运算效率为  $O(n^2)$ ,  $n$  为原始点集  $V$  的点数, 当  $n$  较大时, 算法无太大的实用价值。分析其中影响效率的因素, 一方面, 每查找一次权值  $c$  最小边, 就要对已处理点集  $U$  和未处理点集  $W$  (见图 1(a)) 分别遍历一次。当原始点集  $V$  的点数较多时, 因为  $U + W = V$ , 故需要遍历的点也会较多, 从而影响了算法的效率。另一方面, 每查找一次权值  $c$  最小的边, Prim 算法中  $U$  仅能向外扩散一个点, 这也影响了算法的效率。基于此, 可从以下两个方面对上节的最小生成树的生成过程进行改进:

1) 遍历方式, 减少要遍历的点集内的点数

实际上, 权值  $c$  最小的边  $(u_j, w_j)$  只会出现在  $U$  和  $W$  的交界部分, 可将  $U$  和  $W$  都分解为内部点云和边界点云 (即  $U =$  边界点云  $U_1 +$  内部点云  $U_2$ ;  $W =$  边界点云  $W_1 +$  内部点云  $W_2$ ), 查找边  $(u_j, w_j)$  时仅需遍历边界部分  $U_1$  和  $W_1$ , 这样就能减少每次查找所要遍历的点数。 $U_1$  和  $W_1$  可分别计算如下:  $U_1$  可由  $U - U_2$  得到, 而  $U_2$  上的点满足: 属于已处理点集  $U$  并且该点的  $K$  邻近也全部为已处理点;  $W_1$  是  $U_1$  的  $K$  邻近点集与  $W$  的交集。 $U_1, U_2, W_1, W_2$  分别如图 1(b) 所示。



(a) 遍历  $U$  和  $W$



(b) 遍历  $U_1$  和  $W_1$

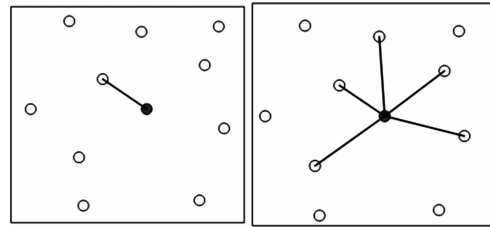
图 1 遍历方式

Fig. 1 Traversal patterns

2) 扩散方式, 增加一次查找能扩散到的点数

Prim 算法中每查找一次权值  $c$  最小边, 点集  $U$  仅能向外扩散一个点, 如图 2(a) 所示。为提高效率, 可一次扩散多个未处理点。预先给定一个关于

权值  $c$  的阈值  $e$ , 然后在已处理点的邻域内查找未处理点, 对那些  $c \leq e$  的未处理点进行直接扩散, 并标记为已处理点, 如图 2(b) 所示。对所有的已处理点的邻域都进行同样处理。但邻域内所有点均满足  $c > e$  时, 算法将无法进行扩散 (如图 3 所示), 此时可采用图 2(a) 的方式来进行过渡。



(a) 一次扩散一个点 (b) 一次扩散多个点

图 2 扩散方式

Fig. 2 Spread patterns

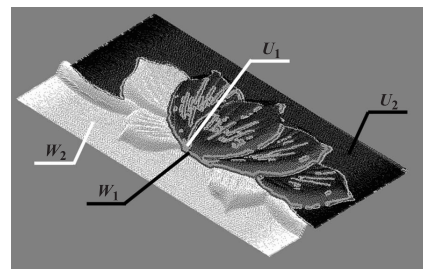


图 3 扩散过程非正常终止

Fig. 3 Abnormal spread termination

权值  $c = 1 - \cos \alpha$ , 所以  $c$  的阈值可由  $\alpha$  的阈值进行表示。扩散过程中, 若  $\alpha$  的阈值取  $\alpha_0 = 5^\circ$ , 则表明两点间的法向夹角在  $[0^\circ, 5^\circ]$  之间时可采用图 2(b) 的方法来一次扩散多个点。针对图 1 的点云, 扩散初始点取点云最高点, 阈值取  $\alpha_0 = 5^\circ$ , 遍历方式取图 1(b)。当扩散方式取图 2(b) 时, 点云扩散到 69 621 个点时就无法再扩散下去, 因为此时  $U_1$  和  $W_1$  间的夹角均超过了阈值, 从而无法按图 2(b) 进行扩散。此时可按图 2(a) 的方法找一个权值  $c$  最小的边来扩散一个点, 然后继续按图 2(b) 扩散, 再出现类似图 3 的情况时就采用图 2(a) 方法进行过渡。最终扩散完所有点 (共 121 848 个点), 共花费时间 17.890 s。

2 基于最小生成树的点云分割算法

本文算法预先给定分割边界, 并用该分割边界来辅助点云模型分割, 分割得到的区域会以先前给

定的分割边界作为最终的边界。相对于其他未预先给定分割边界的算法(如基于区域的分割算法和基于聚类的分割算法),该算法可以预先估计目标边界,能够避免模型出现过分割或欠分割,从而获得满意的分割结果。

算法中预先给定的分割边界必须能够将点云模型划分为多个区域,然后就可对每个区域通过区域增长算法来提取内部所有点,本文算法中的区域增长采用改进后的最小生成树来实现。实际上,在算法实现过程中,分割边界会作为区域增长算法的终止条件,为保证区域增长算法能够顺利终止,通常分割边界需要有一定的“宽度”,即分割边界应为带状分割边界。相应地,在区域增长结束以后,还需将带状分割边界内的边分别划分到各个区域中。因此,算法包括生成带状分割边界、区域增长、拆分分割边界以及生成最终区域4个步骤,如图4所示。图4(a)中包含两个带状分割边界,分别记为“带状分割

边界1”和“带状分割边界2”。图4(b)采用区域增长的方式提取了点云中除带状分割边界以外的点,图中带状分割边界将点云分割为3个区域,在每个区域中任意选取一个“种子点”,从“种子点”出发,采用最小生成树进行区域增长,就能提取到该区域内的所有点,由于区域增长也是一种曲面演化过程,所以可将提取到的3个区域分别记为“演化区域1”、“演化区域2”和“演化区域3”。图4(c)对带状分割边界进行了拆分并将各部分归类于不同的区域中,将“带状分割边界1”拆分为“拆分边界1”和“拆分边界2”,“带状分割边界2”拆分为“拆分边界3”和“拆分边界4”,最终“拆分边界1”应归属于“演化区域1”,“拆分边界2”和“拆分边界3”应归属于“演化区域2”,而“拆分边界4”应归属于“演化区域3”。将图4(b)中提取的演化区域与图4(c)中得到的与该区域相关的拆分边界合并,就能生成最终的分割区域,如图4(d)所示。

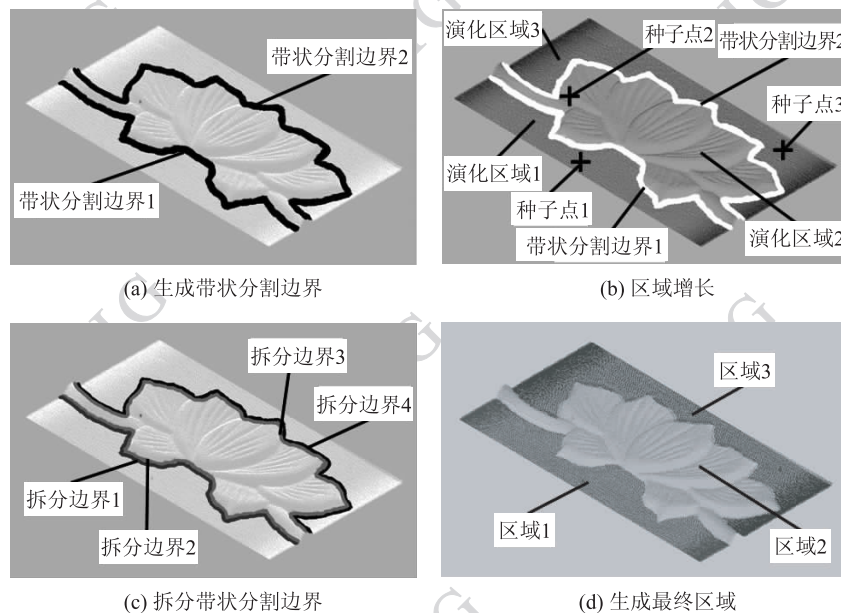


图4 点云模型分割算法的过程

Fig. 4 The procedure of point cloud segmentation algorithm

## 2.1 生成带状分割边界

对点云模型进行分割,为使分割效果较好,分割后的区域边界应位于特征明显处且同时应比较光滑。Snake恰能同时满足这两个要求。Snake是一种能量极小化的目标轮廓提取模型,模型的内部能保证轮廓在任意点处都光滑,而外部则确保了最终的轮廓曲线会收敛于高特征区域。本文采用文

献[7]的Snake求解算法来计算点云模型中的Snake:首先用户交互选取若干个初始点,采用追踪投影法来计算相邻两个初始点之间的最短路径,形成初始轮廓曲线;然后Snake模型会自动将初始轮廓曲线移动到目标轮廓曲线处。目标轮廓曲线即可作为分割曲线,两条分割曲线的提取结果分别如图5所示。

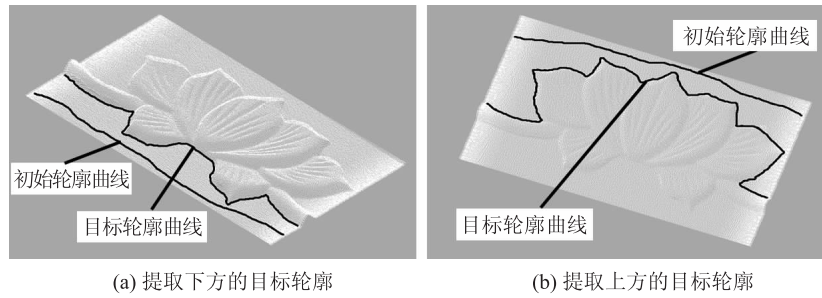


图 5 Snake 模型的目标轮廓提取

Fig. 5 The target contour extraction of Snake model

得到分割曲线后,还不能直接作为分割边界,需要将其扩展成为带状分割边界,这是由于采用分割曲线无法使得后续的区域增长过程终止,带状分割边界却可以。如图 6(a)所示,所有的实心点为已扩散点,空心点为未扩散点。点对 $(u_j, w_j)$ 构成最小生成树的当前边。按最小生成树的思路,区域增长过程会扩散到 $w_j$ 点,但分割曲线的性质决定了 $w_j$ 不应被扩散到。此时可将初始分割曲线“加宽”,形成带状分割边界并包含 $w_j$ 点(如图 6(b)两虚线之间的部分)。当最小生成树要扩散到的点位于带状分割边界内部时,强制该点不予扩散。带状分割边界要足够“宽”以确保最小生成树上的边不会横跨带状分割边界的两侧。由于最小生成树是在已处理点集的 K 邻域(即点集 $W_1$ )中查找要扩散的点,因此通常只需扩展分割曲线到二次 K 邻域就可满足要求,即:带状分割边界包含初始分割曲线上的边界点、这些边界点的 K 邻域点以及二次 K 邻域点。

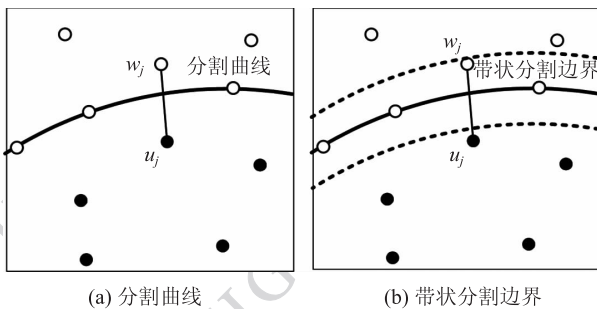


图 6 引入带状分割边界的原因

Fig. 6 The reason of importing banded segmentation boundary

### 2.2 区域增长

区域增长过程采用改进的最小生成树算法来实现。通常最小生成树会一直增长到包含整块点云才会结束,为实现区域分割,需要将分割边界引入到最小生成树中:当最小生成树到达分割边界处时,就会

向区域内部的其他采样点扩散,而不会穿过分割边界扩散到区域外部。具体的区域增长算法如下:

1) 计算分割曲线上的所有分割边界点的二次 K 邻域,将分割边界点及其一次 K 邻域点和二次 K 邻域点标记为 true,这些点构成带状分割边界。其他点标记为 false。在带状分割边界所包含的区域内任选一个种子点。

2) 以此种子点为起始点开始采用改进的最小生成树的方法进行区域增长。设点集 $U_1$ 和点集 $W_1$ 之间的权值 $c$ 最小边为 $(u_j, w_j)$ 。当 $w_j$ 的标记值为 false 时,将 $w_j$ 加入到已处理点集 $U$ 中,区域增长到点 $w_j$ ;当 $w_j$ 的标记值为 true,表明 $w_j$ 为带状分割边界中的点,该点不应被扩散到,直接跳过 $w_j$ 进行下一步增长。

3) 一直增长,直到所有权值 $c$ 最小边中 $w_j$ 的标记值均为 true。此时已处理点集 $U$ 中所有点就构成了整个区域。

其中点集 $U_1$ 、 $W_1$ 和 $U$ 的含义见图 1(b)。上述算法适用于提取单个区域,要提取多个区域,只需对每个区域执行一次该算法。区域增长过程如图 7 所示。

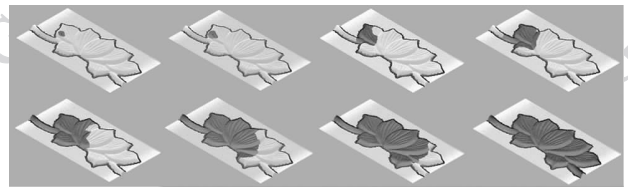


图 7 区域增长过程

Fig. 7 The process of region growing

### 2.3 拆分带状分割边界和生成最终区域

利用上节的最小生成树区域增长方法得到的演化区域会包含两个部分:边界点云 $U_1$ 和内部点云 $U_2$ (见图 1(b)),其中边界点云 $U_1$ 与带状分割边界

直接相邻,拆分带状分割边界可通过边界点云  $U_i$  来实现。分割曲线是带状分割边界的中心,它与演化区域的边界的位置关系如图 8 所示,对分割曲线计算二次 K 邻域能到达边界点云  $U_i$  附近,反过来,对边界点云  $U_i$  计算二次 K 邻域也到达分割曲线附近。本文的分割边界拆分正是基于这一思路,首先对各个演化区域的边界计算二次 K 邻域,将带状分割边界划分为 3 类点:1)该点不属于所有二次 K 邻域中;2)该点属于一个二次 K 邻域中;3)该点同时属于多个二次 K 邻域中。对于第 2 类点,该点只与一个演化区域的边界相关,可直接判定属于该演化区域;对于第 1 类和第 3 类点,通常点数不会太多,可根据距离判断该点位于哪个区域:计算该点到各个  $U_i$  的最短距离,比较各段距离,距离最小的  $U_i$  所对应的区域就是该点所在的区域。得到的拆分结果如图 4(c) 所示。合并演化区域和相应的拆分边界就可得到最终区域,如图 4(d) 所示。

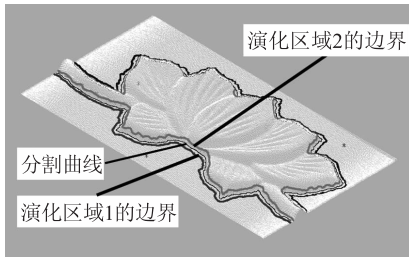


图 8 演化区域的边界与分割曲线

Fig.8 The boundaries of evolutionary region and the dividing lines

### 3 实验结果

为了验证本文算法的效果与效率,在 CPU 为 AMD Athlon64 X2 5000+,内存为 2 G,编程环境为 VC6.0 的电脑上对两个点云模型(浮雕模型和怪兽模型)分别采用 3 种分割算法(本文的最小生成树分割算法(MST 算法)、文献[14]的 K-means 聚类分割算法和文献[16]的 Level Set 分割算法)实现了点云分割。浮雕模型含点 121 848 个,怪兽模型含点 169 099 个。3 种分割算法的相关参数分别为:1) MST 算法:K 邻近数目  $K = 20$ ,角度阈值  $\alpha_0 = 5^\circ$ ,带状分割边界的宽度为分割曲线的二次 K 邻域;2) K-means 算法:迭代次数为 50 次;3) Level Set 算法:窄带  $\Omega_r$  的半径  $r = \sqrt{3}\Delta x$ ,其中  $\Delta x$  为笛卡儿网格的大小,带状分割边界的宽度取为分割曲线的两侧各 4 层网格,以确保在边界处能够阻拦 Level Set 的演化。3 种分割算法的分割结果分别如图 9 和图 10 所示。本文算法与其他算法的比较如下:

1) 和 K-means 算法<sup>[14]</sup> 相比。两种算法具有相同“种子点”,K-means 算法未使用分割边界,分割结果中出现了过分割和欠分割,如图 9(c) 和图 10(c) 所示;本文 MST 算法利用了分割边界来辅助分割,分割结果中未出现过分割和欠分割,如图 9(b) 和图 10(b) 所示。由两种算法对比可知在分割算法中使用分割边界能够获得更好的分割结果,避免出现过分割或欠分割。

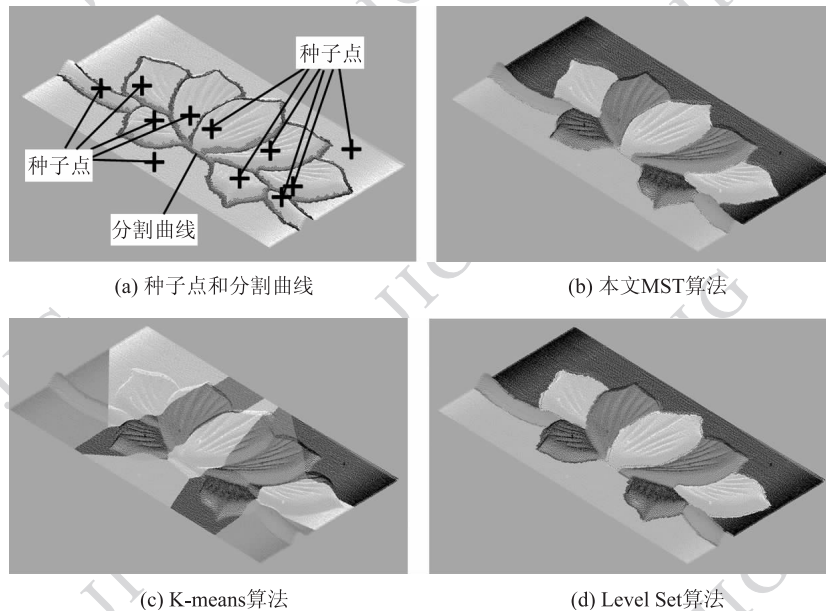


图 9 对浮雕模型的分割结果对比

Fig.9 The comparison for relief model segmentation

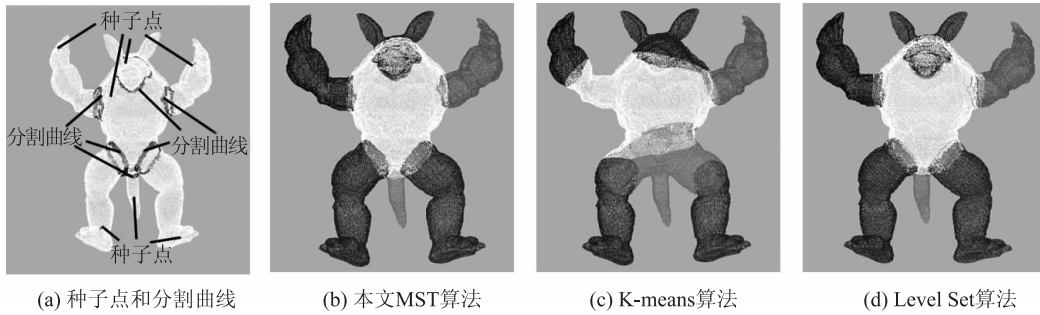


图 10 对怪兽模型的分割结果对比

Fig. 10 The comparison for monster model segmentation

2) 和 Level Set 算法<sup>[16]</sup> 相比。两种方法均采用相同的“种子点”和分割曲线(见图 9(a)和图 10(a)),但带状分割边界的生成方式不同,MST 算法采用二次 K 邻域,而 Level Set 算法由于需要用到网格,所以采用分割曲线向两侧各扩展 4 层网格。可从 3 个方面对两种算法进行比较:

(1) 比较分割结果。对比图 9(b)(d)、图 10(b)(d)的分割结果,可知相较于 Level Set 算法,MST 算法的实际分割边界更接近于预先给定的分割边界,且边界也更光滑。

(2) 比较两种算法的运算效率。Level Set 算法采取的是对窄带  $\Omega_r$  中按网格点逐个进行扩散,一次只能扩散一个网格内的点;本文 MST 算法是在窄带  $W_1$  中查找所有与  $U_1$  中点的角度小于等于  $\alpha_0$  的所有点,对这些点直接进行扩散,因此一次扩散到的

点较多,通常会大于单个网格内点的数目,因此本文 MST 算法效率通常会高于 Level Set 算法。表 1 给出了两种算法的运算时间的对比,也从实例角度表明了本文算法具有较高的效率。

(3) 比较两种算法的分割曲线的生成效果。图 11(a)为本文 MST 算法的分割曲线生成结果,用户首先交互选取了 6 个点,然后通过追踪投影法自动生成“初始轮廓曲线”,对该曲线利用 Snake 算法进行移动,在迭代 50 次后得到“目标轮廓曲线”,“目标轮廓曲线”就是所需的分割曲线。图 11(b)为 Level Set 算法的分割曲线生成结果,该方法中用户交互选取了 9 个点,且每个点都选在目标分割曲线上,然后计算测地线生成所需的分割曲线。对比两条分割曲线可知本文 MST 算法中用户只需选取较少的点数,且点的位置不需严格限定,却能得到具有较好效果的分割曲线。

表 1 MST 算法和 Level Set 算法运算效率对比

Table 1 The comparison for running time between MST and Level Set

| 点云                     | 算法                  | 生成带状分割边界 | 区域增长   | 边界拆分  | 总计     |
|------------------------|---------------------|----------|--------|-------|--------|
| 浮雕模型<br>(含 121 848 个点) | 本文 MST 算法           | 0.187    | 14.032 | 0.897 | 15.110 |
|                        | 文献[16] Level Set 算法 | 0.890    | 34.456 | 1.312 | 36.658 |
| 怪兽模型<br>(含 169 099 个点) | 本文 MST 算法           | 0.235    | 24.297 | 0.656 | 25.188 |
|                        | 文献[16] Level Set 算法 | 0.796    | 36.282 | 0.344 | 37.422 |

/s

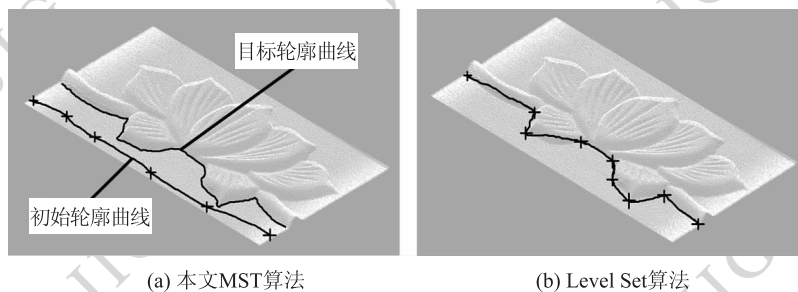


图 11 两种算法分割曲线的生成效果对比

Fig. 11 The comparison for two algorithms in dividing line generation

## 4 结 论

提出利用最小生成树进行点云模型分割的算法,并通过实例验证了算法的有效性。算法预先给定分割边界,能够有效避免过分割或欠分割,获得更好的分割结果;利用 Snake 模型提取分割曲线,确保了分割曲线光滑且收敛于特征明显处;采用最小生成树实现区域增长,保证了区域内部点云的提取效率。算法的不足在于生成分割曲线需要较多的交互操作,降低了分割算法的自动化程度。

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] He J, Ge H, Wang Y F. Survey on the methods of image segmentation research [ J ]. Computer Engineering & Science, 2009, 31(12):58-61. [ 何俊, 葛红, 王玉峰. 图像分割算法研究综述 [ J ]. 计算机工程与科学, 2009, 31(12):58-61. ]
- [ 2 ] Dong H W. A review of mesh segmentation [ J ]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(2):181-193. [ 董洪伟. 三角网格分割综述 [ J ]. 中国图象图形学报, 2010, 15(2):181-193. ]
- [ 3 ] Ou X L, Kuang X L, Ni W Y. Summarization on 3D scattered point cloud segmentation [ J ]. Journal of Hunan University of Technology, 2010, 24(5):45-49. [ 欧新良, 匡小兰, 倪问尹. 三维散乱点云分割技术综述 [ J ]. 湖南工业大学学报, 2010, 24(5):45-49. ]
- [ 4 ] Woo H, Kang E, Wang S Y, et al. A new segmentation method for point cloud data [ J ]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(2):167-178.
- [ 5 ] Dong M X, Zheng K P, Yao B. Research on point cloud data segmentation in surface reconstruction [ J ]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5):575-578. [ 董明晓, 郑康平, 姚斌. 曲面重构中点云数据的区域分割研究 [ J ]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5):575-578. ]
- [ 6 ] Ke Y L, Shan D R. Edge-based segmentation of point cloud data [ J ]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2005, 39(3):377-396. [ 柯映林, 单东日. 基于边特征的点云数据区域分割 [ J ]. 浙江大学学报:工学版, 2005, 39(3):377-396. ]
- [ 7 ] Liu S L, Martin R R, Langbein F C, et al. Segmenting reliefs on triangle meshes [ C ] // Proceedings of SPM 2006 - ACM Symposium on Solid and Physical Modeling. Cardiff, Wales, United Kingdom: Association for Computing Machinery, 2006:7-16.
- [ 8 ] Rabbani T, Van den Heuvel F A, Vosselman M G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint international archives of photogrammetry [ J ]. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36(5):248-253.
- [ 9 ] Hu H Y, Cui H G, Dai X. Segmentation of scattered point data based on region growing method [ J ]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(10):2716-2718. [ 胡怀宇, 崔汉国, 代星. 基于区域生长法的散乱点云分区方法 [ J ]. 计算机应用, 2009, 29(10):2716-2718. ]
- [ 10 ] Besl P, Jain R. Segmentation and classification of range images [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5):608-620.
- [ 11 ] Yamauchi H, Lee S, Lee Y, et al. Feature sensitive mesh segmentation with mean shift [ C ] // Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2005:238-245.
- [ 12 ] Shi G R, Xing Y, Zhang Y Q. Self-organizing feature map networks for segmentation of point cloud [ J ]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2001, 35(7):1093-1096. [ 史桂蓉, 邢渊, 张永清. 用神经网络进行散乱点的区域分割 [ J ]. 上海交通大学学报, 2001, 35(7):1093-1096. ]
- [ 13 ] Chen K, Xie K F, Gong Z B. Fuzzy cluster analysis for segmentation of point clouds data on reverse engineering [ J ]. Light Industry Machinery, 2007, 25(6):92-95. [ 陈科, 解科峰, 龚子彬. 利用 F 聚类分析实现逆向工程中点云数据的分割 [ J ]. 轻工机械, 2007, 25(6):92-95. ]
- [ 14 ] Sun H Y, Sun X P, Li H. 3D point cloud model segmentation based on K-means cluster analysis [ J ]. Computer Engineering and Applications, 2006, (10):42-45. [ 孙红岩, 孙晓鹏, 李华. 基于 K-means 聚类方法的三维点云模型分割 [ J ]. 计算机工程与应用, 2006, (10):42-45. ]
- [ 15 ] Y okoya N, Levine M D. Range image segmentation based on differential geometry: a hybrid approach [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 11(6):643-649.
- [ 16 ] Xiao C X, Feng J Q, Miao Y W, et al. Geodesic path computation and region decomposition of point-based surface based on Level Set method [ J ]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(2):250-258. [ 肖春霞, 冯结青, 缪永伟, 等. 基于 Level Set 方法的点采样曲面测地线计算及区域分割 [ J ]. 计算机学报, 2005, 28(2):250-258. ]
- [ 17 ] Preiss B R. Data Structures and Algorithms with Object-Oriented Design Patterns in C + + [ M ]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003:470-474. [ Preiss B R. 数据结构与算法——面向对象的 C + + 设计模式 [ M ]. 胡广斌, 译. 北京:电子工业出版社, 2003:470-474. ]
- [ 18 ] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [ J ]. Computer Graphics, 1992, 26(2):71-78.
- [ 19 ] Su X. Study on the method of surface reconstruction from scattered points in reverse engineering [ D ]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2000. [ 苏旭. 逆向工程中基于散乱数据点的曲面重构方法研究 [ D ]. 南京:南京航空航天大学, 2000. ]