

一种基于协方差矩阵的点云特征曲线提取算法

贺 彤,熊风光,韩 燮,张 元

(中北大学 计算机与控制工程学院,太原 030051)

摘 要:针对现有特征曲线提取算法对模型细微特征不敏感、时间代价高及抗噪性差的缺点,提出一种基于协方差矩阵与投影映射的提取算法。根据协方差矩阵的特征值进行区域增长聚类分割形成多个带状聚类,在各个聚类内部根据主方向提取关键特征点,并将其投影到经移动最小二乘法拟合的以该关键点为中心的局部曲面上,构成特征曲线。实验结果表明,该方法可有效提高运行效率,并且具有强抗噪性,能够得到光滑的特征曲线。

关键词:三维点云;特征曲线;聚类;协方差矩阵;移动最小二乘法

中文引用格式:贺 彤,熊风光,韩 燮,等.一种基于协方差矩阵的点云特征曲线提取算法[J].计算机工程,2018,44(3):275-280,286.

英文引用格式:HE Tong, XIONG Fengguang, HAN Xie, et al. A Feature Curve Extraction Algorithm for Point Cloud Based on Covariance Matrix[J]. Computer Engineering, 2018, 44(3): 275-280, 286.

A Feature Curve Extraction Algorithm for Point Cloud Based on Covariance Matrix

HE Tong, XIONG Fengguang, HAN Xie, ZHANG Yuan

(School of Computer and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

[Abstract] To solve the problems existing in previous feature curve algorithms, such as insensitivity to detailed features of the model, high time cost and poor anti-noise performance, an algorithm for extracting feature curve from point cloud based on covariance matrix and projection mapping is proposed in this paper. Firstly, the eigenvalues of the covariance matrix are used for regional growth clustering segmentation to cluster the point cloud into multiple band clusters. Then, key feature points are extracted in accordance with the principle direction within each cluster. The key feature points are projected onto the local surface, which is around the key feature point and fitted by the Moving Least Squares (MLS) method. Finally, the feature curves are achieved. Experimental results show that the proposed algorithm has higher efficiency and stronger anti-noise performance, meanwhile getting smooth feature curves.

[Key words] 3D point cloud; feature curve; clustering; covariance matrix; Moving Least Squares (MLS) method

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2018.03.046

0 概述

随着三维扫描获取技术的快速发展,点云数据处理已成为数字几何处理研究发展过程中的热点问题。特征曲线的提取是处理几何模型的一种基本操作,可以为三维模型的理解提供重要的信息。因此,其被广泛地应用于几何模型的可视化、优化和简化、曲面重建、模式识别和逆向工程等领域。

对于三维点云模型,其特征曲线提取过程就是对模型上的数据点进行分析并计算,找出其中的特征点并连接构成光滑特征曲线。由于扫描获取到的

点云数据量大,本身没有自然拓扑连接关系,并且还存在噪声、数据缺失等问题,因此如何快速且优质地提取点云的特征曲线,是进行后续工作的关键。针对该问题,本文基于协方差矩阵提出一种新的特征曲线提取算法。

1 相关工作

目前,特征线提取的方法可以分为基于几何特征、基于协方差分析和基于投影映射3类。

基于几何特征的方法是基于点云的法向量、曲率、Voronoi图等几何信息来提取特征线。文献[1]

基金项目:国家自然科学基金(61672473);山西省回国留学人员科研项目(2015-079)。

作者简介:贺 彤(1993—),女,硕士研究生,主研方向为可视化仿真;熊风光(通信作者),讲师、硕士;韩 燮,教授、博士;张 元,副教授、硕士。

收稿日期:2017-05-15

修回日期:2017-06-22

E-mail: xfgncit98@sina.com

利用法向估计的信息对点云数据进行分割,对于每个分割后的区域内的点集,利用最小生成树的方法进行特征线提取。文献[2]首先根据曲率选择视觉突出点进行聚类,并为每个点赋予权重,然后提取出描述点云形状特征的波峰线。文献[3]采用快速傅里叶计算点云曲率信息,虽然可以进行并行加速,但其需要事先通过 PCA 分析为点云的每个点建立局部坐标系并进行投影计算,这些步骤的时间复杂度仍然较高。文献[4]提出一种基于高斯映射和曲率值分析的三维点云模型尖锐特征线提取算法,但只适用于封闭模型的尖锐特征边提取,无法提取模型细节特征。文献[5-6]采用移动最小二乘法(Moving Least Squares, MLS)估计点云的曲率信息。文献[7]通过计算本地 Voronoi 图获得邻域信息后计算曲率,但是 Voronoi 图容易受到噪声点的影响。

基于协方差分析的方法是利用协方差矩阵特征值的分析结果表示模型局部曲面的弯曲度。文献[8]计算局部邻域协方差矩阵的特征值,根据其比例关系,将特征点分为边界点、棱点、角点,构建最小生成树,提取特征线。文献[9]在 Gumhold 的基础上,通过改变邻域半径的大小,多尺度分析模型,增加了抗噪性。但上述方法都需要高质量的点云,而且对细微特征不敏感。文献[10-11]首先利用 PCA 计算曲面变化度,并根据符号曲面变化度绝对值识别潜在特征点,对其进行分割,然后采用基于曲面变化度和距离加权的双边滤波算法迭代细化边界点,最后通过建立特征点的最小生成树实现特征线连接。但该方法随着噪声程度增加,特征线易出现断裂和缺损。

基于投影映射的方法是将提取到的特征点投影到拟合模型的局部曲面上。文献[12]利用鲁棒移动最小二乘法拟合每个点邻域的曲面,再将特征点投影到不同曲面的交线上,以提取特征线。由于算法是基于移动最小二乘法的,因此时间代价较高。文献[13]通过拟合局部二次曲面计算曲率,然后通过将特征点投影到最近的潜在特征线上来获取增强的特征点。虽然这种方法可以提取平滑和细微的特征,但是有特征线间存在裂缝的问题。

本文在分析上述算法的基础上,提出一种新的特征曲线提取算法。首先利用协方差矩阵的特征值进行区域增长聚类分割得到带状聚类,然后通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)求得聚类趋势,并利用移动最小二乘法进行拟合,最后提取出特征线。

2 特征线提取过程

特征线提取过程分为 2 个部分:基于特征点的聚类和特征点的连接。对特征点进行聚类划分,是

将特征点按照不同的区域,分成多个相互独立的带状点集,使每个带状点集中的点都具有相同的特征属性,避免不属于一类的特征点混在一起影响之后特征线提取的正确性。提取到的特征点虽然也可以用来描述模型的特征,但是用其来反映模型的特性较为繁琐,所以,将其连接成特征线可以更高层次地反映特征点的分布情况,从而更简洁、直观地描述模型的特征。

2.1 基于特征点的聚类

2.1.1 特征点的检测

检测点云 PC 中的任意点 p 是否为特征点过程如下:

1) 以 p 为中心,搜索半径 r 范围内的邻域点,记为 $N(p)$, $N(p) = \{p_j | p_j \in PC, \|p_j - p\| \leq r\}$ 。

2) 利用式(1)和式(2)计算出邻域的中心点的位置和协方差矩阵,分别记为 m 和 C 。

3) 利用特征值分解求出矩阵 C 的特征值,分别记为 $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$, 且 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$, 对应的特征向量分别记为 e_0, e_1, e_2 。

4) 如果最大特征值 λ_2 大于阈值 t ,则认为点 p 为特征点。

$$m = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^k p_j \quad (1)$$

$$C = \frac{1}{k} \sum_{p_j \in N} (p_j - m)(p_j - m)^T \quad (2)$$

2.1.2 点云聚类

对特征点进行区域增长与聚类划分,具体步骤如下:

1) 设置一个空的种子点队列、空的聚类和聚类列表,分别记为 L 、 $cluster$ 和 $cluster_list$ 。

2) 从点云中选取第一个未被检测过且符合上述条件的特征点 p ,作为区域增长的初始种子点,将其加入种子点队列 L 和当前聚类 $cluster$ 中,并将其标记为已检测。

3) 弹出队列中第 1 个元素作为当前种子点,记为 p_{seed} 。以其为中心搜索半径为 r 范围内的邻域点,记为 $N(p_{seed})$, $N(p_{seed}) = \{p_j | p_j \in PC, \|p_j - p_{seed}\| \leq r\}$ 。对每一个邻域点 p_j ,判断是否符合上述特征点的条件,并标记为已检测。若符合,则加入当前聚类 $cluster$ 和种子点队列 L 中;若不符合,继续检测下一个邻域点。

4) 循环执行步骤 3),直到种子点序列为空,结束当前区域增长,得到聚类 $cluster$,并将其置入到 $cluster_list$ 之中后清空 $cluster$ 。

5) 循环执行步骤 2)~步骤 4),直到点云中所有的点都已检测过,则聚类结束。最终得到一个将点云分割成若干个特征点聚类的聚类集合。

在本文算法的实现过程中,采用两尺度特征融合的方式进行聚类划分。如果判定特征点的阈值只

有一个,当阈值较大时,特征点判定条件较严格,得到的带状聚类形状较规则,但聚类个数较少,非尖锐特征提取不足;当阈值较小时,聚类个数较多,可以很好地提取出非尖锐特征,但对尖锐特征添加了较多的冗余点,不利于后续操作。所以,采用两尺度特征融合的方式,有利于弥补单尺度聚类特征提取不完整的缺点,可以更好地描述模型特征。

设2个阈值为 t_1 、 t_2 且 $t_1 < t_2$,根据上述聚类步骤进行聚类划分,得到2个特征点聚类列表 $cluster_list1$ 和 $cluster_list2$,2个列表里的聚类个数分别是 m 、 n 。两尺度下的聚类重合程度可分为3种情况,如图1所示。

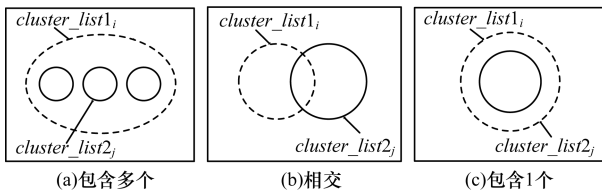


图1 3种不同的聚类重合情况

根据上述3种情况设计如下融合步骤:

1) 为 $cluster_list2$ 中的每一个聚类 $cluster_list2_j$ 设置一个计数器,其集合记为 $\{count_0, count_1, \dots, count_n\}$ 。

2) 从 $cluster_list1$ 中选取一个聚类,记为 $cluster_list1_i$,其中 $i < m$ 。

3) 对 $cluster_list1_i$ 中的每一个点 p_i ,在 $cluster_list2$ 中的每一个聚类 $cluster_list2_j$ ($j < n$)中,找是否存在对应点 q 使得点 p_i 与其对应点 q 的距离在1倍分辨率以内,若存在,则 $count_j$ 加1。

4) 计数器总和记为 $count$, $count = count_0 + count_1 + \dots + count_n$ 。若 $count$ 为0,即 $cluster_list1_i$ 不存在于 $cluster_list2$ 中,将 $cluster_list1_i$ 添加到 $cluster_list2$ 中,执行步骤7);若 $count$ 不为0,则认为 $cluster_list1_i$ 与 $cluster_list2$ 有一定程度的重合,执行步骤5)。

5) 计算 $count$ 与 $cluster_list1_i$ 中点数的比值,记为 $rate1$,若 $rate1 > 30\%$,则认为 $cluster_list2$ 中存在聚类 $cluster_list1_i$,执行步骤7);否则,执行步骤6)。

6) 计数器集合中的最大值记为 $count_{max}$ 。计算 $count$ 与 $count_{max}$ 的比值,记为 $rate2$;若 $rate2 > 90\%$,则认为 $cluster_list1_i$ 比 $cluster_list2_{max}$ 特征更全面,用 $cluster_list1_i$ 替换 $cluster_list2_{max}$;若 $rate2 < 10\%$,则认为重合度不高,将 $cluster_list1_i$ 添加到 $cluster_list2$ 中。

7) 返回步骤2),直到遍历 $cluster_list1$ 中全部聚类。最终得到的新的聚类集合 $cluster_list2$ 就是融合后的特征点的聚类集合。

2.2 特征点的连接

经过上述步骤形成的特征点集,点与点之间是散乱无序,没有任何拓扑连接关系,还需要从中生成合适的特征点并找出相应的连接关系,形成光滑的特征线。

由2.1节得到融合后的特征点的聚类列表,记为 $cluster_list = \{cluster_i\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。

1) 设有一个空的种子点队列、线段连接点的列表和特征线列表,分别记为 $seed_list$ 、 $point_list$ 和 $line_list$ 。

2) 在特征点聚类的集合 $cluster_list$ 中选取一个聚类 $cluster_i$,将该聚类中的第一个点 p 作为种子点加入种子点队列 $seed_list$ 中,记为 $seed_0$,同时设置为当前种子点,记为 p_{seed_curr} ,即 $p_{seed_curr} = seed_0$ 。

3) 在当前聚类 $cluster_i$ 中以当前种子点 p_{seed_curr} 为中心,搜索半径为 r 范围内的邻域点,记为 $N(p_{seed_curr})$, $N(p_{seed_curr}) = \{p_j | p_j \in cluster_i, \|p_j - p_{seed_curr}\| \leq r\}$ 。利用式(1)和式(2)计算协方差矩阵,取最大特征值对应的特征向量作为当前种子点 p_{seed_curr} 的主方向,记为向量 d_s ,取最小特征值对应得特征向量作为当前种子点 p_{seed_curr} 的法向量,记为向量 n_s 。

4) 修正法向量和主方向的方向。判断 $n_{nearest} \cdot n_s < 0$,若是,则法向量 $n_s = -n_{nearest}$,其中向量 $n_{nearest}$ 是点云中距离当前种子点 p_{seed_curr} 最近的点的法向量。若 $seed_list < 2$,即种子点队列中只有一个点,不需要修正主方向;否则,判断 $seed_k \cdot seed_{k-1} \cdot d_s < 0$ 是否成立,若是,则主方向 $d_s = -d_s$ 。

5) 根据当前种子点 p_{seed_curr} 及其邻域点 $N(p_{seed_curr})$ 建立局部坐标系。以当前种子点 p_{seed_curr} 的法向量 n_s 为 w 轴,主方向 d_s 为 u 轴, $n_s \times d_s$ 即为 v 轴的正方向,形成点 p_{seed_curr} 的局部坐标系,记为 (p_{seed_curr}, u, v, w) 。平面 $up_{seed_curr}v$ 即为当前种子点 p_{seed_curr} 的切平面。

6) 选取预测点。利用式(3)将点 p_{seed_curr} 的邻域点 $\{p_0, p_1, \dots, p_j, \dots, p_n\}$ ($p_j \in N(seed)$)投影到平面 $up_{seed_curr}v$ 上,对应的投影后的点记为 $\{q_0, q_1, \dots, q_j, \dots, q_n\}$ 。按照式(4)计算 q_j 和点 p_{seed_curr} 的连线与坐标轴 u 轴的夹角 α_j ,将 $\alpha_j \leq 45^\circ$ 的点加入待选预测点集合,记为 pre_points ,并将 $45^\circ \leq \alpha_j \leq 90^\circ$ 的点标记为已检测,如图2所示。

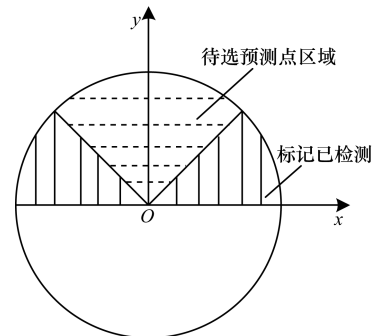


图2 预测点选取区域

将 pre_points 中的点按照与点 p_{seed_curr} 的距离排序,选择距离最近的点作为预测点,记为 p_{pre} ,并标记已检测。判断 $p_{pre} \cdot p_{seed_curr} \cdot d_{pre} < 0$ 是否成立,若是,则主方向 $d_s = -d_s$,其中向量 d_{pre} 是预测点 p_{pre} 的主方向。在下文公式中, $\cdot$ 是向量的点乘运算, $*$ 是数乘即普通乘法, $\times$ 表示向量叉乘。

$$q_j = p_j - (w \cdot p_{seed_curr} p_j) * w \quad (3)$$

$$\alpha_j = \arccos \frac{(p_{seed_curr} q_j \cdot u)}{\|p_{seed_curr} q_j\|} \quad (4)$$

7) 计算关键特征点。根据式(5)计算关键特征点,记为 p_{key} 。其中 d 是自定义的步长, w 是由当前种子点 p_{seed_curr} 的主方向和预测点 p_{pre} 的主方向按照式(6)计算的方向权重, d_s 是当前种子点 p_{seed_curr} 的主方向, d_{pre} 是预测点 p_{pre} 的主方向。

$$p_{key} = p_{seed_curr} + w * d \quad (5)$$

$$w = 0.9 * d_s + 0.1 * d_{pre} \quad (6)$$

8) 计算线段的连接点 $l_k, k=0, 1, \dots$ 。在点云中以关键特征点 p_{key} 为中心,搜索半径为 r 范围的邻域点,从中选取距离点 p_{key} 最近的点,用移动最小二乘法拟合该点处的局部曲面,并将关键特征点 p_{key} 投影到局部曲面上,得到线段的连接点 l_k ,加入连接点的列表 $point_list$ 中,并将第一个连接点 l_0 的主方向保存,记为 $line_dir$ 。

9) 将得到的连接点 l_k 加入种子点队列 $seed_list$ 中,并设置为当前种子点,循环执行步骤 3) ~ 步骤 9),继续生成新的连接点,直到步骤 5) 中找不到预测点,则当前方向 $line_dir$ 上特征线的连接点提取结束,得到 $point_list$,生成线段,记为 L_1 。清空 $point_list$ 。依上述步骤,计算相反方向 $-line_dir$,生成线段,记为 L_2 。连接线段 L_1 与 L_2 ,生成当前聚类中的一条完整的特征线,将其加入 $line_list$ 。

10) 计算该聚类 $cluster_i$ 中未被检测的点数所占聚类中全部点数的比值。若小于一定阈值,则认为该聚类中的全部特征线提取完成。循环执行步骤 2) ~ 步骤 10),直到点云中所有的聚类中的特征线都已提取完成;否则,在未被检测到的点中选取新的起始点作为新的种子点,循环执行步骤 3) ~ 步骤 10),继续生成特征线。

本文算法在提取特征线时,利用新生成的点作为特征线的起始连接点,而不是直接选取聚类中的

点作为起始连接点,是因为如果直接选取的聚类中的点处于聚类边缘时,会对特征线的提取带来偏差。而在第一个点的基础上根据预测点对起始连接点进行修正,使其有更好的初始位置,更有利于特征线的提取。在本文算法过程中,采用了文献[14]提出的移动最小二乘法,在点的邻域内进行了局部曲面拟合,并将点投影到局部曲面上,这可以使生成的特征线的连接点处于模型表面,更符合模型变化趋势。

3 实验结果与分析

3.1 加入投影映射后的特征曲线

本文算法在提取特征线过程中,将点投影到用移动最小二乘法拟合的局部曲面上。为验证这一步骤的必要性,笔者进行了实验,结果如图 3 所示。图 3 是 Armadillo 模型中的耳朵部分,从中可以看出,在没有投影过程的提取结果中,特征线有些部分是浮于模型表面的,而经过投影到用移动最小二乘法拟合的局部曲面上,特征线处于模型表面上,并贴合模型的变化趋势。

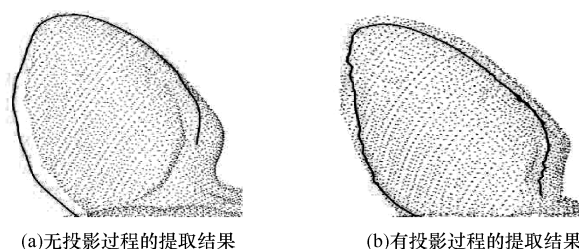


图 3 加入投影前后特征线提取结果比较 (Armadillo 模型)

3.2 运行时间分析

本文算法对不同模型的运行时间如表 1 所示,将整个运行时间分为 2 个部分:提取特征点所耗时间和提取特征线所耗时间。可以看出,特征线提取所耗时间占总时间的很大比例,该部分包括主方向和法向量的计算、方向的修正、局部曲面拟合等。经多次试验分析,利用移动最小二乘法拟合局部曲面时,拟合半径的大小对算法的运行时间与运行效果都有一定影响。半径越大,邻域内拟合的点的数量越多,相应的算法的运行时间也就越长;半径越小,拟合曲面点数越少,不能很好地反映模型的局部性质。

表 1 本文算法对不同模型的运行时间

模型	规模	阈值		MLS 半径	运行时间/ms		总时间/ms
		t_1	t_2		特征点提取	特征线提取	
Bunny	35 947	0.095	0.200	4	215	5 432	5 647
Armadillo	172 974	0.095	0.200	4	1 432	36 215	37 647
Venus	134 359	0.090	0.028	4	1 078	27 164	28 242
Fandisk	6 475	0.095	0.200	2	9	713	722

3.3 抗噪性分析

为验证本文算法的抗噪性,分别对 Bunny、Armadillo 和 Venus 模型加入不同程度的高斯噪声。

表 2 记录了不同模型在不同噪声程度下的运行时间,数据显示随着噪声的增加,运行时间略有增加,这是由于具有较高噪声的模型,将提取到更多的特征点,因此计算成本略有增加。

图 4~图 6 分别是本文算法对点云模型 Bunny、Armadillo、Venus 加入不同程度的噪声后的提取结果。可以看出,随着噪声的增加,提取出的特征线与原始点云中提取的特征线相比,有了细小的毛刺,特征线也出现断裂,但仍能提取出大部分特征线,而且相对光滑。因此,实验结果表明,本文算法具有一定的抗噪性,其针对含有不同程度噪声的模型都可以得到良好的运行效果。

表 2 本文算法对不同模型在不同程度高斯噪声下的运行时间

模型	规模	噪声方差/mr	t_1	t_1	阈值	运行时间/ms		总时间/ms
						特征点提取	特征线提取	
Bunny	35 947	0.1	0.095	0.200	5	203	5 758	5 961
		0.2	0.095	0.200	5	203	5 766	5 969
		0.3	0.095	0.200	5	243	5 824	6 067
Armadillo	172 974	0.1	0.095	0.200	5	1 359	38 382	39 741
		0.2	0.095	0.200	5	1 426	38 441	39 867
		0.3	0.095	0.200	5	1 622	38 826	40 448
Venus	134 359	0.1	0.090	0.028	5	1 023	28 797	29 820
		0.2	0.090	0.028	5	1 075	28 843	29 918
		0.3	0.090	0.028	5	1 217	29 131	30 348
Fandisk	6 475	0.1	0.095	0.200	3	4	728	732
		0.2	0.095	0.200	3	11	765	776
		0.3	0.095	0.200	3	19	813	832

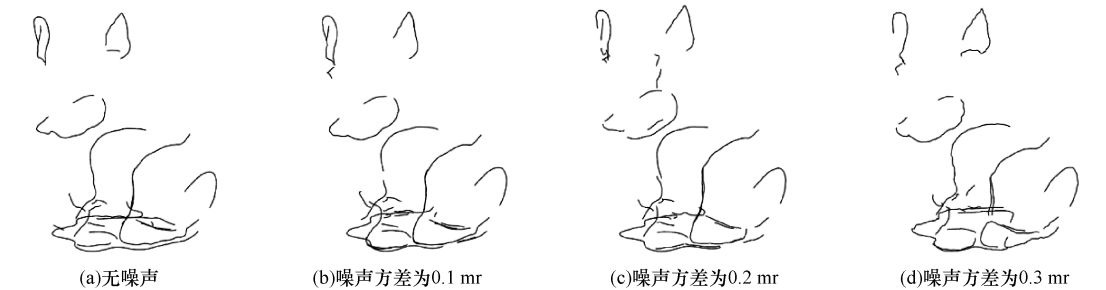


图 4 本文算法在不同程度高斯噪声下的提取效果 (Bunny 模型)

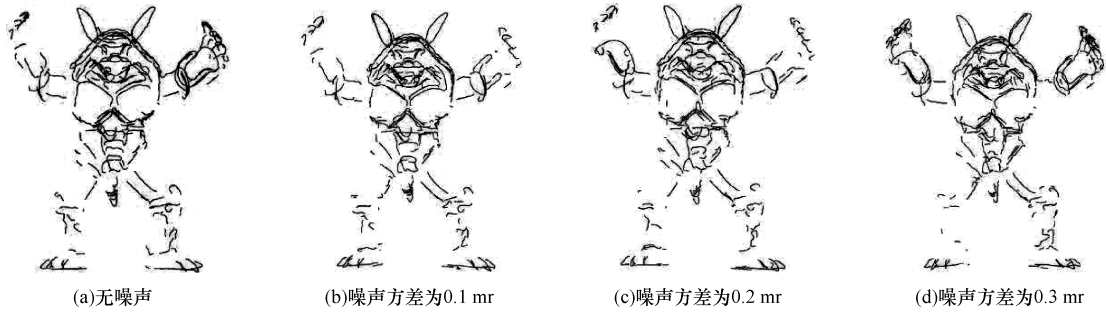


图 5 本文算法在不同程度高斯噪声下的提取效果 (Armadillo 模型)

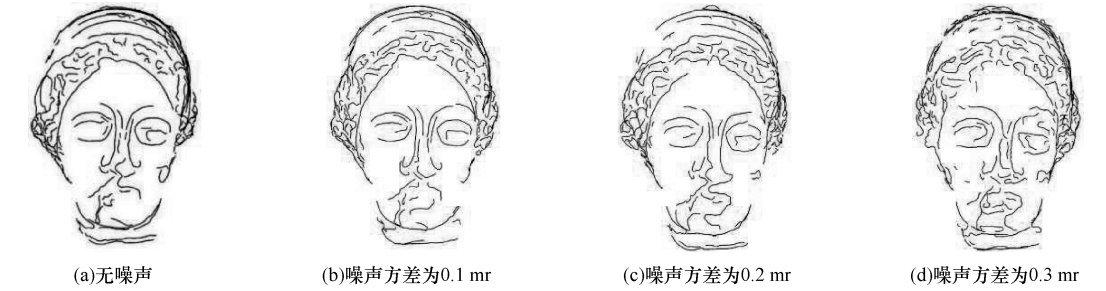


图 6 本文算法在不同程度高斯噪声下的提取效果 (Venus 模型)

3.4 应用于 CAD 模型的可行性分析

文献[15-17]将特征线的提取算法应用于 CAD 模型中,本文算法也是特征线提取算法,因此,笔者对其是否可以应用于 CAD 模型进行了实验。图 7 是本文算法对 CAD 模型 Fandisk 加入不同程度的噪声后的提取结果。可以看出,随着噪声的增加,本文算法对 CAD 模型的特征线仍具有良好的效果。但是,由于本文算法并非针对 CAD 模型提出,没有做直角处理,因此使得 CAD 模型中常见的尖锐折角处的直线过于圆滑。

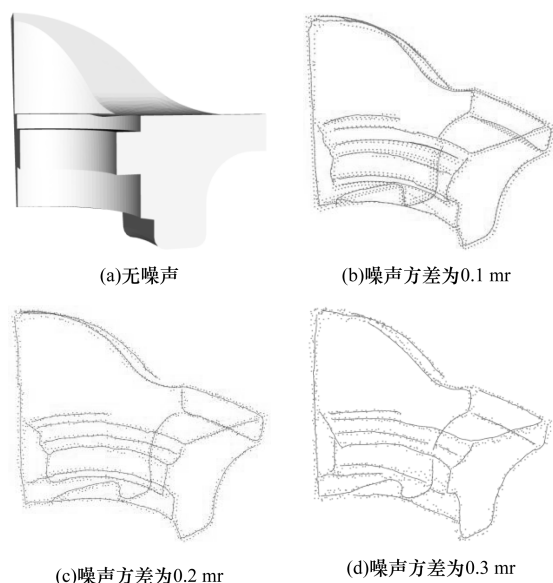


图 7 本文算法在不同程度高斯噪声下的提取效果 (Fandisk 模型)

3.5 与其他算法的对比分析

将本文算法与文献[9]、文献[11]和文献[13]的算法进行比较。表 3 为对 Venus 模型的运行时间的对比(文献[11]中未给出运算时间,因此不作比较)。实验结果如图 8 所示。文献[9]的算法通过改变邻域半径的大小,从而建立起多尺度分析模型进行计算。从实验结果可以看出,该方法只提取出了模型的主要特征线,忽略了一些细节特征,而本文算法在可以提取出主要特征线以外,也能相对完整的提取出模型的细节特征,如 Venus 的头发和眼眶处。文献[13]算法通过将特征点投影到离其最近的潜在特征线上得到增强的特征点,再经过平滑等后得到模型的谷脊线,和本文算法相比较,其耗时长。此外,文献[11]和文献[13]算法提取出的部分特征线较短,如 Venus 头部发带处的特征线。

表 3 不同算法的运行时间比较 (Venus 模型) ms

算法	运行时间
文献[9]算法	26 827
文献[13]算法	39 641
本文算法	28 242

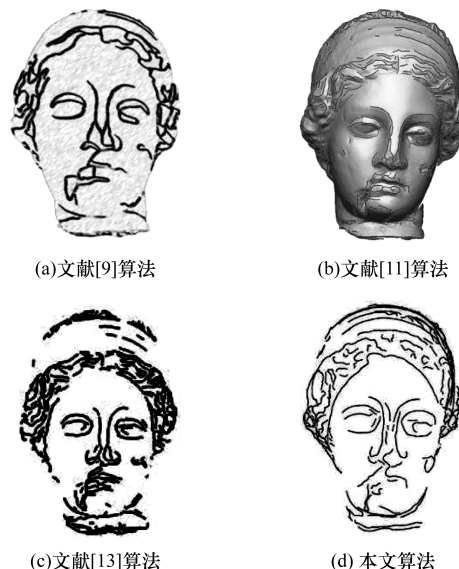


图 8 不同算法的提取效果比较 (Venus 模型)

4 结束语

本文提出一种基于协方差矩阵和投影映射的特征曲线提取算法。在特征点的提取过程中,利用协方差矩阵求得主方向来描述聚类的趋势,一定程度上弥补了传统方法在特征点提取方面的不足,如特征点的带状聚类过宽、过窄等。在选择特征线的起始连接点时,本文利用生成的连接点而不是聚类内的随机点,避免了因随机选取聚类内的点作为特征线起始点带来的误差。而且特征线的连接点是采用移动最小二乘法拟合的曲面上的点,符合模型曲面变化趋势,同时特征线也更光滑。实验结果表明,本文算法运行时间短,有良好的鲁棒性,在含有噪声的情况下也能得到良好的提取效果。下一步将针对带状特征不规则、主方向趋势不明显、提取效果差等问题对该算法进行改进。

参考文献

- [1] DEMARSIN K, VANDERSTRAETEN D, VOLODINE T, et al. Detection of Closed Sharp Edges in Point Clouds Using Normal Estimation and Graph Theory [J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(4): 276-283.
- [2] YANG B, ZANG Y. Automated Registration of Dense Terrestrial Laser-scanning Point Clouds Using Curves [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 95(3): 109-121.
- [3] ALTANTSETSEG E, MURAKI Y, MATSUYAMA K, et al. Feature Line Extraction from Unorganized Noisy Point Clouds Using Truncated Fourier Series [J]. The Visual Computer, 2013, 29(6): 617-626.
- [4] 刘倩,耿国华,周明全,等. 基于三维点云模型的特征线提取算法 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 933-937.

(下转第 286 页)

- [3] 张 大 鹏, 郑 德 华, 夏 佳 毅. 基 于 特 征 线 的 点 云 数 据 分 割 算 法 [J]. 地 理 空 间 信 息, 2015(3):120-121.
- [4] 杨 飞, 周 凡, 王 若 梅, 等. 一 种 快 速 有 效 的 基 于 区 域 增 长 的 网 格 分 割 算 法 [C]// 全 国 几 何 设 计 与 计 算 学 术 会 议. 大 连: 中 国 工 业 与 应 用 数 学 学 会 几 何 设 计 与 计 算 专 业 委 员 会, 2013:207-211.
- [5] KIM S J, LEE I P. Simulation Based Performance Assessment of a LIDAR Data Segmentation Algorithm [J]. Journal of Korean Society for Geospatial Information System, 2010, 18(2):119-129.
- [6] CZERNIAWSKI T, NAHANGI M, HAAS C, et al. Pipe Spool Recognition in Cluttered Point Clouds Using a Curvature-based Shape Descriptor [J]. Automation in Construction, 2016, 71(8):346-358.
- [7] 葛 源 坤, 黎 荣, 李 海 伦. 空 间 分 割 与 曲 率 相 融 合 的 点 云 精 简 算 法 研 究 [J]. 计 算 机 应 用 研 究, 2012, 29(5):1997-2000.
- [8] 莫 堃, 尹 周 平. 基 于 3D 活 动 轮 廓 模 型 的 缺 陷 点 云 分 割 方 法 [J]. 华 中 科 技 大 学 学 报 (自 然 科 学 版), 2011, 39(1):82-85.
- [9] 袁 小 翠, 吴 禄 慎, 陈 华 伟. 尖 锐 特 征 曲 面 散 乱 点 云 法 向 估 计 [J]. 光 学 精 密 工 程, 2016, 34(10):2581-2588.
- [10] 张 雨 禾, 耿 国 华, 魏 潇 然, 等. 保 留 几 何 特 征 的 散 乱 点 云 简 化 算 法 [J]. 计 算 机 辅 助 设 计 与 图 形 学 学 报, 2016, 28(9):1420-1427.
- [11] HE Y, MEI Y. An Efficient Registration Algorithm Based on Spin Image for LiDAR 3D Point Cloud Models [J]. Neurocomputing, 2015, 151(1):354-363.
- [12] 马 腾, 龙 翔, 冯 路, 等. 点 云 模 型 的 谱 聚 类 分 割 [J]. 计 算 机 辅 助 设 计 与 图 形 学 学 报, 2012, 24(12):1549-1558.
- [13] 樊 丽, 刘 晋 浩, 黄 青 青. 基 于 特 征 融 合 的 林 下 环 境 点 云 分 割 [J]. 北 京 林 业 大 学 学 报, 2016, 38(5):133-138.
- [14] 毕 凯, 王 晓 丹, 邢 雅 琼. 基 于 模 糊 测 度 和 证 据 理 论 的 模 糊 聚 类 集 成 方 法 [J]. 控 制 与 决 策, 2015, 30(5):823-830.
- [15] TENG G, HE C, XIAO J, et al. Cluster Ensemble Framework Based on the Group Method of Data Handling [J]. Applied Soft Computing, 2016, 43(C):35-46.
- [16] 马 忠 玲, 周 明 全, 耿 国 华, 等. 一 种 基 于 曲 率 的 点 云 自 动 配 准 算 法 [J]. 计 算 机 应 用 研 究, 2015, 32(6):1878-1880.
- [17] AMIRI N, YAO W, HEURICH M, et al. Estimation of Regeneration Coverage in a Temperate Forest by 3D Segmentation Using Airborne Laser Scanning Data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 52(6):252-262.
- [18] 王 连 喜, 蒋 盛 益. 一 种 基 于 特 征 聚 类 的 特 征 选 择 方 法 [J]. 计 算 机 应 用 研 究, 2015, 32(5):1305-1308.
- [19] FREY B J, DUECK D. Clustering by Passing Messages Between Data Points [J]. Science, 2007, 315(5814):972-976.
- [20] SHI J, MALIK J. Normalized Cuts and Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8):888-905.
- [21] SILBERMAN N, HOIEM D, KOHLI P, et al. Indoor Segmentation and Support Inference from RGBD Images [C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2012:746-760.

编辑 吴云芳

(上接第 280 页)

- [5] CIMARUSTI D L, SAITO K, VAUGHN J E, et al. Extraction of Ridge and Valley Lines from Unorganized Points [J]. Multimedia Tools and Applications, 2013, 63(1):265-279.
- [6] WEBER C, HAHMANN S, HAGEN H, et al. Sharp Feature Preserving MLS Surface Reconstruction Based on Local Feature Line Approximations [J]. Graphical Models, 2012, 74(6):335-345.
- [7] MERIGOT Q, OVSJANIKOV M, GUIBAS L J. Voronoi-based Curvature and Feature Estimation from Point Clouds [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2011, 17(6):743-756.
- [8] GUMHOLD S. Feature Extraction from Point Clouds [C]// Proceedings of IMR'01. Newport Beach, USA: [s. n.], 2001:293-305.
- [9] PAULY M, KEISER R, GROSS M. Multi-scale Feature Extraction on Point-sampled Surfaces [J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3):281-289.
- [10] NIE J. Extracting Feature Lines from Point Clouds Based on Smooth Shrink and Iterative Thinning [J]. Graphical Models, 2016, 84(C):38-49.
- [11] 聂 建 辉, 刘 烨, 高 浩, 等. 基 于 符 号 曲 面 变 化 度 与 特 征 分 区 的 点 云 特 征 线 提 取 算 法 [J]. 计 算 机 辅 助 设 计 与 图 形 学 学 报, 2015, 27(12):2332-2339.
- [12] DANIELS J I, HA L K, OCHOTTA T, et al. Robust Smooth Feature Extraction from Point Clouds [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007:123-136.
- [13] 庞 旭 芳, 庞 明 勇, 肖 春 霞. 点 云 模 型 谷 脊 特 征 的 提 取 与 增 强 算 法 [J]. 自 动 化 学 报, 2010, 36(8):1073-1083.
- [14] ALEXA M, BEHR J, COHEN-OR D, et al. Computing and Rendering Point Set Surfaces [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9(1):3-15.
- [15] ZHANG Y, GENG G, WEI X, et al. A Statistical Approach for Extraction of Feature Lines from Point Clouds [J]. Computers and Graphics, 2016, 56(C):31-45.
- [16] DEY T K, GE X, QUE Q, et al. Feature-preserving Reconstruction of Singular Surfaces [J]. Computer Graphics Forum, 2012, 31(5):1787-1796.
- [17] MIN K P, LEE S J, LEE K H. Multi-scale Tensor Voting for Feature Extraction from Unstructured Point Clouds [J]. Graphical Models, 2012, 74(4):197-208.

编辑 金胡考