

树状分层黎曼图约束的点云法向传播方法

梁增凯¹, 孙殿柱^{1*}, 李延瑞², 沈江华¹, 张硕¹

¹ 山东理工大学机械工程学院, 山东 淄博 255000;

² 西安交通大学机械工程学院, 陕西 西安 710049

摘要 针对现有曲面采样点云法向传播方法难以快速处理大规模数据的问题, 提出了一种在多层黎曼图中统一一点云法向的方法。该方法对点云进行子集递归划分得到核心点集, 以核心点集的曲面变分程度控制递归次数, 为点云构造树状多分辨率模型。自上而下遍历点云多分辨率模型的结点, 为非叶结点包含的子集构建黎曼图, 从而构成点云的多层黎曼图。以先序遍历的方法将顶层黎曼图中样点法向一致性向下逐层传递, 在各黎曼图单元内, 以最小生成树算法实现样点法向的一致性传播。实验结果表明, 对于大规模点云, 该方法能有效提高计算效率与内存利用率, 且能保证样点法向在复杂特征区域传播的准确性。

关键词 成像系统; 法向传播; 多层黎曼图; 法向估计; 多分辨率模型; 海量点云

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.1211001

Normal Propagation of Point Clouds Constrained by Hierarchical Riemannian Graphs with Tree Structures

Liang Zengkai¹, Sun Dianzhu^{1*}, Li Yanrui², Shen Jianghua¹, Zhang Shuo¹

¹ School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255000, China;

² School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China

Abstract A method of unifying the normal orientation of point clouds in multi-layer Riemannian graphs is presented to address the challenges for existing normal propagation methods of point clouds sampled from curved surfaces in quick processing of massive data. In this method, the point clouds are recursively divided into subsets to obtain the core point sets. The surface variability of the core point sets controls the recurrence number, and a multi-resolution model of tree structure is constructed for the point clouds. The nodes of the point-cloud multi-resolution model are traversed from top to bottom, and the multi-layer Riemannian graph of the point clouds is thus constructed from the subset of non-leaf nodes. Using the sequential traversal method, the normal unification of the sample points in the top-layer Riemannian graph is transmitted downwards. For each Riemannian graph unit, the minimum spanning tree algorithm is used to obtain the normal unification of the sample points. The experimental results demonstrate that this method can effectively improve the computational efficiency and memory utilization in processing massive point clouds and ensure the accuracy of the normal propagation of sample points in complex feature areas.

Key words imaging systems; normal propagation; multi-layer Riemannian graph; normal estimation; multi-resolution model; massive point clouds

OCIS codes 110.6880; 150.6910; 110.3010

1 引 言

法向是曲面样点的重要属性之一, 点云的法向估计是点云数据处理的基础, 不仅高质量的点云绘制依赖准确的样点法向, 点云精简^[1]、去噪^[2]、配准^[3]、特征提取^[4]和曲面重建^[5]等也需要准确的法

向作为输入数据。对于曲面上任一样点的法向, 可通过基于该样点及其邻近样点的位置信息反映的曲面局部形状的逼近进行估计^[6-7]。经法向估计所得样点的法向不具备一致性, 即任一样点的法向与其邻近样点的法向可能相反。该问题是曲面重建研究的核心问题, 长期以来备受关注。

收稿日期: 2019-05-13; 修回日期: 2019-07-24; 录用日期: 2019-08-08

基金项目: 国家自然科学基金(51575326)

* E-mail: dianzhus@sdut.edu.com

目前应用最广泛的点云法向一致化方法为基于传播的方法^[7-14]。该方法试图通过度量样点间法向一致性根据已定向的样点法向推断其邻域样点的一致化法向方向,通常基于图结构寻找最优传播路径来实现点云法向的一致化。Hoppe 等^[7]最早提出将点云法向一致化问题转化为图优化问题,通过构建点云黎曼图,为图中各边赋予权值,将黎曼图的最小生成树作为样点法向的传播路径,实现了法向的一致化处理。König 等^[8]提出了一种基于 Hermite 曲线的法向一致性度量,并将其度量值作为黎曼图的边权值用于法向重定向。Huang 等^[9]将欧几里得距离和角距离与传播方向相结合,提出了一种待传播点优先级度量方法。Seversky 等^[10]通过全局谐波函数为黎曼图各边分配了一个一致性度量权重,通过最小生成树实现了法向的一致化。Liu 等^[11]为曲面样点提取多个可靠传播源,利用最小生成树实现多源传播,实现了曲面样点法向的一致化。王醒策等^[12]利用样点邻域关系构造简化的黎曼图结构,通过增加切向约束的基于黎曼图的最小生成树进行法向传播,一定程度提高了复杂细节处样点法向一致化的准确度。Schertler 等^[13]通过将一致定向问题重构为基于图的能量最小化问题,推广了基于传播的方法。何华等^[14]引入曲面变分判断样点特性,对不同特性的样点制定了不同的传播策略。

基于传播的方法经不断改进,其法向一致化的准确度得到了提高,即使在尖锐特征处也能够得到正确的一致性法向,但该类方法通常利用基于点云黎曼图的最小生成树进行法向传播,而构造黎曼图及其最小生成树的时间复杂度较高,导致该方法在处理大规模点云的法向一致化问题时受到限制。文献[7]中直接利用邻域关系构造黎曼图,虽然简化了传统方法中黎曼图的构造过程,但依然需要计算整个黎曼图的最小生成树,不适于处理大规模样本数据。文献[14]中仅依靠样点邻域点集而不依赖最小生成树结构进行法向传播,虽然效率较高,但稳健性较差。

针对现有方法难以兼顾大规模实物表面点云传播效率和准确性的问题,本文利用样点的邻域关系,将点云划分为相互独立的多个子集,分别从每个子集中选取距离本子集均值点最近的样点作为核心点,并以核心点为父结点,其对应子集中其余样点为子结点,构成点云的多分辨率模型;采用自上而下的策略,依次遍历多分辨率模型的结点,为非叶结点包含的子集构建黎曼子图,构成点云的多层黎曼图;在

基于多层黎曼图的法向传播过程中,以先序遍历方法实现样点法向在各结点间的传播,各黎曼子图以关联顶点为起始点,基于最小生成树传播方法实现样点法向的统一。实验结果表明,本文方法能有效提高计算效率与内存利用率,且能保证样点法向在复杂特征区域的传播准确性。

2 多层黎曼图

点云 P 为实物表面散乱采样点集,其黎曼图 $G_R(P)$ 是以 P 的完全图的欧几里得最小生成树为基础,并使树中各结点与其最近的 k 个结点相连接而形成的无向图结构^[7],其空间复杂度为 $O(kn)$, n 为 P 包含的样点数量。 P 的规模过于庞大时, $G_R(P)$ 会因占用内存过多而使样点法向传播过程无法进行。对黎曼图进行阶层化分割处理可解决该问题。

设 $\{G_R(P_1), G_R(P_2), \dots, G_R(P_m)\}$ 为 m 个互相独立的黎曼图,且 $P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_m = P$, q_i 为 P_i 的核心点, $i=1, 2, \dots, m$, 则核心点集 $O = \{q_i\}$ 的黎曼图 $G_R(O)$ 可看作 $G_R(P_i)$ 的高阶逼近。为便于描述,称形如 $\{G_R(O), \{G_R(P_i)\}\}$ 这种混合的无向图集合为多层黎曼图, P_i 的核心点 q_i 为 $G_R(P_i)$ 的关联顶点, $T(P)$ 为 P 的多分辨率模型。显然,这是一种自下而上的递归结构。例如,若将 O 划分为 m 个子集 $\{O_i\}$, 则可继续为由 O_i 的核心点构成的集合 O' 构建黎曼图 $G_R(O')$, 从而形成 $\{G_R(O'), \{G_R(O), \{G_R(P_i)\}\}\}$ 。依次类推,可得到更多阶层的黎曼图。

对 P 构造多层黎曼图的关键问题在于 P 的多分辨率模型 $T(P)$ 的构建。本研究通过查询 $p \in P$ 的 k 近邻集合对 P 进行子集划分,分别从各子集中选择距离均值点最近的样点作为核心点,并以核心点为父结点,将对应子集中其他样点作为子结点,实现多分辨率模型的构建。设叶结点为多分辨率模型的第 1 层结点,且每个结点存储点云 P 中的一个样点,则第 i ($i > 1$) 层非根结点的构造流程如下:

- 1) 将第 $i-1$ 层结点划分为交集为空的集合 $\{O_j^{i-1}\}$, $j=1, 2, \dots, n_{i-1}$, 集合个数 $n_{i-1} > 1$;
- 2) 在 $T(P)$ 的第 i 层构造结点 T_j^i ;
- 3) 提取 O_j^{i-1} 中的各结点包含的样点,构成点集 P_j^{i-1} ;
- 4) 计算 P_j^{i-1} 均值点,并选择距离均值点最近的样点 x ;
- 5) 将 x 存储于 T_j^i , 并将 O_j^{i-1} 中的结点作为 T_j^i 的子结点添加到 $T(P)$ 中。

其中将第 $i-1$ 层结点划分为交集为空的集合的步骤如下:

- 1) 初始化 O 为空集, 为 $T(P)$ 的第 i 层结点所包含的样点构建 $KD(K$ 维) 树 ψ ;
- 2) 对于 $T(P)$ 中的第 $i-1$ 层结点中的任一结点, 基于 ψ 查询 k 近邻集合 λ_j^{i-1} , 设 λ_j^{i-1} 中各样点对应 $T(P)$ 的第 $i-1$ 层结点, 构成集合 O_j^{i-1} ;
- 3) 若 O_j^{i-1} 中存在结点在 O 中并未出现, 则将 O_j^{i-1} 作为元素并入 O ;
- 4) 计算 O 中各元素包含样点集合的均值点, 并根据欧氏距离将未分配至 O 中的样点分配至距其最近的均值点对应的结点集合中;
- 5) 获得第 $i-1$ 层结点划分为交集为空的集合 $\{O_j^{i-1}\}, j=1, 2, \dots, n_{i-1}, n_{i-1} > 1$ 。

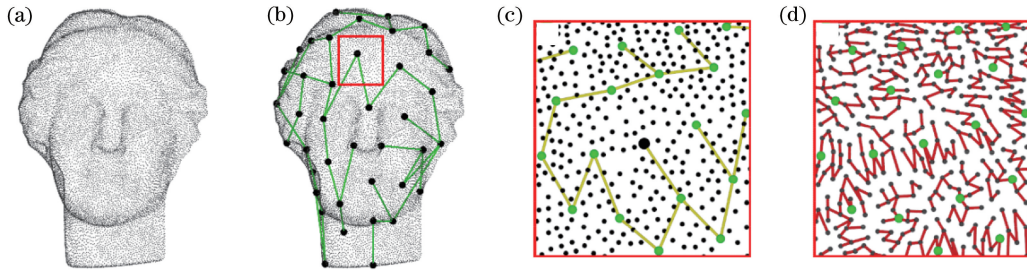


图 1 多层黎曼图。(a)点云;(b)第 1 层黎曼图;(c)第 2 层黎曼图;(d)第 3 层黎曼图

Fig. 1 Multi-layer Riemannian graph. (a) Point cloud; (b) the first layer of Riemannian graph; (c) the second layer of Riemannian graph; (d) the third layer of Riemannian graph

3 样点法向传播

基于多层黎曼图的数据结构可实现样点法向的传播。在点云中, 相邻样点法向近乎相等或有微小夹角, 可根据已确定样点法向推断相邻样点法向朝向, 进而实现点云法向一致定向。但在尖锐特征区域, 其结构复杂易导致传播出错。高阶黎曼图作为点云的粗略表达, 可起到平滑特征的效果。因此, 多层黎曼图通过由粗略到细致的层次传播, 能够消除尖锐特征区域对法向传播的不良影响。

基于单个黎曼图的法向传播易实现, 但多分辨率模型中同层结点对应的黎曼图彼此孤立, 为使法向在黎曼图间正确传播, 必须借助上层结点的黎曼图结构。为保证法向方向与上层结点中样点的法向方向一致, 可采用自上而下的方法实现黎曼图间的法向传播, 即从根结点出发, 通过依次遍历多层黎曼图结点实现点云的法向传播。先序遍历方法能够较好地解决结点遍历问题。首先输入多层黎曼图, 并将根结点作为当前结点, 在遍历过程中对当前结点进行访问操作, 然后依次访问当前结点的子结点。

基于 P 的多分辨率模型可构造多层黎曼图, 即自上而下遍历多分辨率模型的各层结点, 为各结点及其子结点构成的集合构造黎曼图, 并选择该结点为该黎曼图的关联顶点。

随着多层黎曼图中剖分层次的递进, 对于原始数据集的表达愈加详细。顶层黎曼图覆盖点云, 其下层黎曼图是对顶层黎曼图结点包含的黎曼图的详细表述, 且层数越大, 其黎曼图反映的局部表面细节越精确。图 1 展示了 Venus 模型点云数据的多层黎曼图, 为便于展示高层次的黎曼图, 第 2、3 层黎曼图仅展示了图 1(b) 所示的第 1 层黎曼图中的矩形区域, 可以看出, 层数越多, 黎曼图反映的局部表面细节越精确。

迭代执行该过程, 直到完成所有结点的访问。

对于多层黎曼图每个结点中包含的黎曼图, 样点法向传播的具体步骤如下:

- 1) 将黎曼图的边的权重赋值为 $w = 1 - |\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j|$, 其中 $\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j$ 分别为黎曼图中边的端点 (p_i, p_j) 对应的法向;
- 2) 计算黎曼图的最小生成树;
- 3) 将该黎曼图的关联顶点作为起始点, 并以该点法向方向为参考法向, 遍历黎曼图最小生成树并进行法向传播。若 $\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j = -1$, 则进行法向翻转。

由于每个黎曼图在法向传播过程中均选择关联顶点作为法向传播的起始点, 而关联顶点的法向方向与上层结点中法向的方向一致, 因此, 多层黎曼图的法向方向与根结点中法向的方向一致。图 2 为样点的法向传播过程。如图 2(a) 所示, 未经法向一致化处理的点云法向朝向不一, 图 2(b) 展示了基于顶层黎曼图的法向传播结果。可以看出, 基于顶层黎曼图的样点法向传播跨越了曲面特征细节, 获得了正确的一致化结果。为便于观察, 基于第 2、3 层黎曼图的法向传播结果, 在图 2(c)、(d) 中仅显示了图

2(b)矩形区域部分,实现了由粗略到精细的正确传播,最后的法向传播结果如图 2(e)所示。

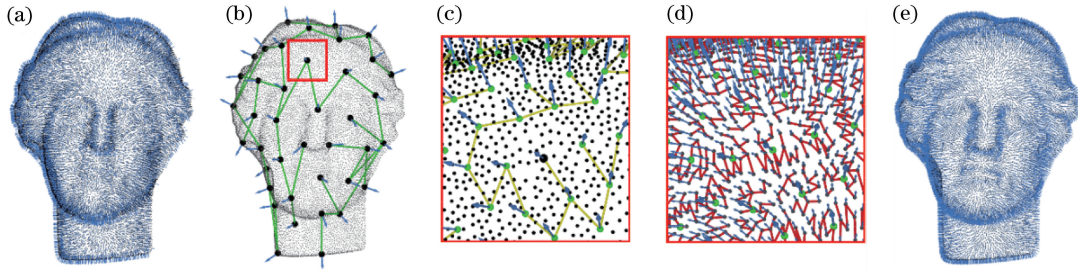


图 2 样点法向传播。(a)未统一的样点法向;(b)第 1 层法向传播结果;(c)第 2 层法向传播结果;(d)第 3 层法向传播结果;(e)传播后的样点法向

Fig. 2 Normal propagation of sample points. (a) Ununified sample normal; (b) normal propagation result of the first layer; (c) normal propagation result of the second layer; (d) normal propagation result of the third layer; (e) sample normal after propagation

4 法向一致化正确性控制

法向一致化是否正确关键在于基于顶层黎曼图的法向传播是否正确,而决定基于顶层黎曼图实现样点法向是否正确传播的因素在于点云多分辨率模型中的顶层核心点集是否能够准确表征点云。因为样点的法向经多层结点自上而下传播,若顶层核心点集不能准确反映点云的几何特征,则传播过程中

易出现传播错误,从而导致整个点云的法向不能实现一致定向。图 3 所示的模型造型复杂,细节特征较多,若对其构造多分辨率模型时顶层核心点集数量较少,则不足以正确反映曲面的几何特征,进而利用基于顶层核心点集构造的黎曼图进行样点法向传播时会出现传播错误。如图 3 所示,由于核心点集较少,法向在曲面上的两个具有不同局部形状的区域传播时,无法保证样点法向传播的正确性。

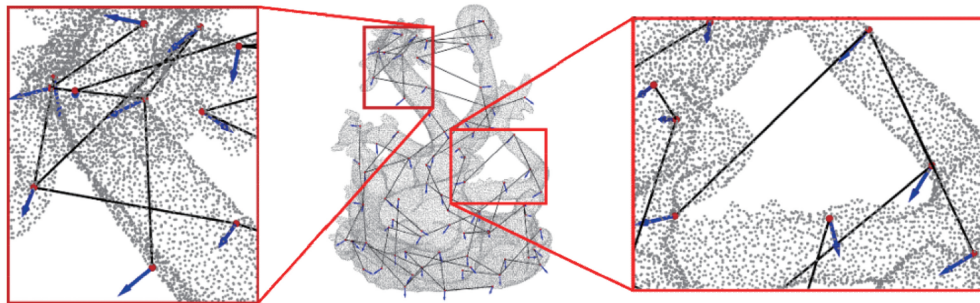


图 3 顶层黎曼图法向传播错误

Fig. 3 Normal propagation error of top-layer Riemannian graph

为解决顶层核心点集不能准确反映曲面几何形状而导致的法向传播错误的问题,应在构建点云多分辨率模型各层父结点时考虑各层父结点能否正确反映曲面局部形状。若父结点所在区域曲率变化较大,则其可能难以准确反映曲面局部特征。鉴于曲面变分^[14]可视为曲面曲率在点云中的近似表达,可将其作为控制点云多分辨率模型上层结点构建的指标,通过设定曲面变分阈值 σ_t 来控制点云多分辨率模型的构建。

点云多分辨率模型的第 $i(i > 1)$ 层非根结点的构造流程如下:

1) 将第 $i-1$ 层结点划分为交集为空的集合 $\{O_j^{i-1}\}, j=1, 2, \dots, n_{i-1}, n_{i-1} > 1$;

2) 提取 O_j^{i-1} 中的各结点包含的样点,构成点集 P_j^{i-1} ;

3) 计算 P_j^{i-1} 的曲面变分 $\sigma(P_j^{i-1})$,若存在子集 $P_a^{i-1}, \sigma(P_a^{i-1}) > \sigma_t$,则不构造第 i 层结点;

4) 在 $T(P)$ 的第 i 层构造结点 T_j^i ;

5) 获取距离 P_j^{i-1} 均值点最近的样点 x ;

6) 将 x 存储于 T_j^i ,并将 O_j^{i-1} 中的结点作为 T_j^i 的子结点添加到 $T(P)$ 中。

计算 P_j^{i-1} 曲面变分 $\sigma(P_j^{i-1})$ 的步骤如下:

1) 计算 P_j^{i-1} 的均值点 \bar{P}_j^{i-1} ;

2) 计算 P_j^{i-1} 的协方差矩阵 $C = \frac{1}{m} \sum_t (p_t - \bar{P}_j^{i-1}) \cdot (p_t - \bar{P}_j^{i-1})^T$,点 $p_t \in P_j^{i-1}, t$ 为点的编号, m 为

P_j^{i-1} 样点数量, \mathbf{p}_i 和 $\bar{\mathbf{P}}_j^{i-1}$ 表示对应点的坐标向量;

3) 对方差矩阵 \mathbf{C} 进行奇异值分解, 得到 3 个特征根 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$, $\sigma(P_j^{i-1}) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}$ 。

5 实验与分析

为验证本文方法的法向统一效果, 在硬件配置为 HPxw8600 Workstation (2.5 GHz, 4.0 GB 内存)、操作系统为 GNU/Linux 的测试环境中, 分别利用文献[12]、[14]方法与本文方法对图 4 所示的点云进行测试。其中, 点云法向通过文献[15]方法计算获得。

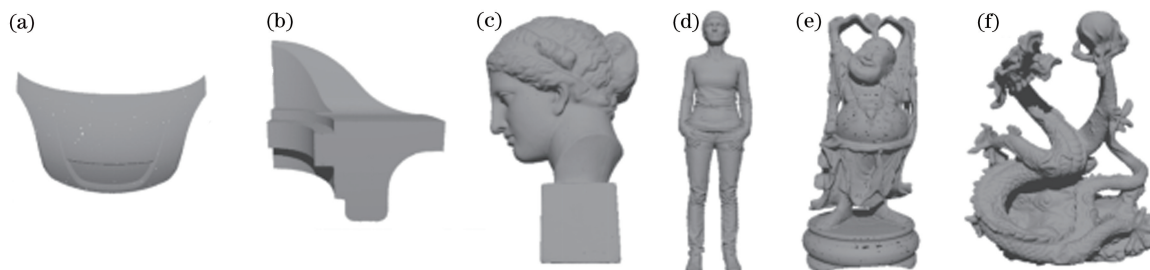


图 4 测试点云模型。(a)引擎罩;(b)叶盘;(c)维纳斯;(d)安雅;(e)弥勒佛;(f)龙

Fig. 4 Point-cloud models for testing. (a) Hood; (b) fan disk; (c) Venus; (d) Anya; (e) Maitreya; (f) dragon

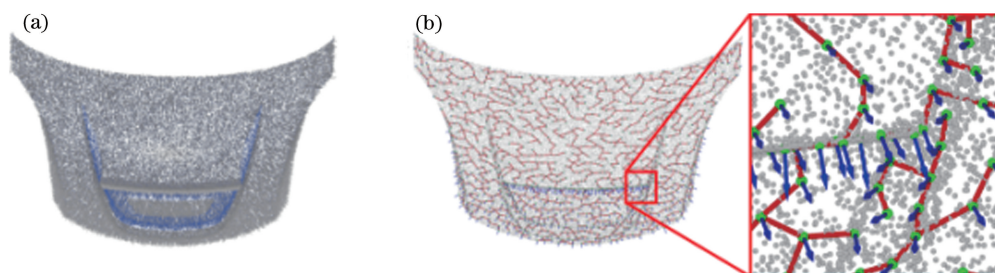


图 5 基于单层与多层黎曼图的法向一致化对比。(a)单层黎曼图方法;(b)多层黎曼图方法

Fig. 5 Comparison of normal unification results based on single-layer and multi-layer Riemannian graph methods.

(a) Single-layer Riemannian graph method; (b) multi-layer Riemannian graph method

图 4(b)所示的叶盘模型存在直角等几何特征区域, 可作为验证本文方法在几何特征区域传播准确性的典型模型。图 6(a)所示为文献[14]方法的计算结果, 法向传播过程在尖锐处出现错误, 从而出现部分法向指向模型外侧的情况。而文献[12]方法与本文方法均能消除几何特征区域对法向传播的不良影响, 实现了样点法向的正确传播, 但文献[12]方法在叶盘模型底部出现了传播错误, 如图 5(b)所示, 原因在于该处位于样点分布不均匀的圆角过渡处, 在传播过程中容易出现传播错误, 而本文方法未出现该问题。

图 4(f)所示的龙模型, 造型复杂, 包含尖角、过渡表面等复杂特征区域, 可作为自由曲面模型的典

型代表。图 7 展示了不同方法对该模型的法向统一结果。为便于显示, 统一将法向朝向模型内部进行显示, 从整体效果来看, 3 种方法均能实现点云整体法向的一致定向, 但细节处均有少量样点法向定向错误, 对比可以看出, 本文方法在龙模型脊背细节处样点法向出现错误定向的数量最少, 文献[12]次之。3 种方法均在此处出现错误的原因在于该处为尖角过渡区域, 其样点分布不均匀, 在传播过程中容易产生错误定向。

图 4(e)所示的弥勒佛模型细节特征较多, 且样点分布不均匀, 为验证 3 种方法的法向一致化结果, 以各方法一致化处理所得点云法向作为输入信息进行泊松曲面重建^[16], 通过分析重建曲面的质量,

验证 3 种方法的法向一致化效果。如图 7 所示,基于 3 种方法所得结果均能有效重建模型曲面,但在图 8(a)所示的矩形区域紧邻面处,文献[14]方法所

得样点法向存在朝向不一致的情况,导致该部分区域重建所得曲面产生“凸包”,而文献[12]方法和本文方法所得法向朝向一致,未出现这种问题。

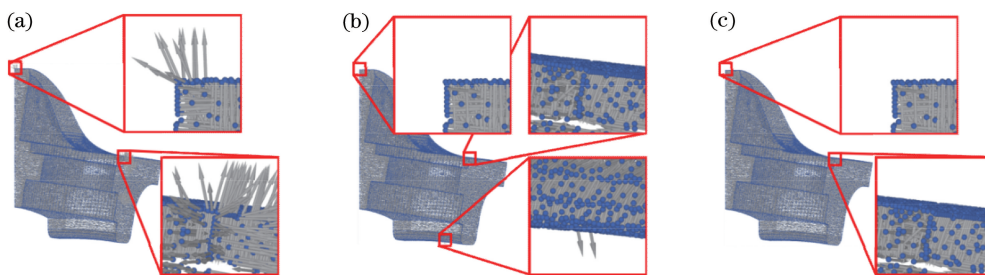


图 6 不同方法叶盘模型法向一致化结果对比。(a)文献[14]方法;(b)文献[12]方法;(c)本文方法
Fig. 6 Comparison of normal unification results of fandisk model with different methods. (a) Method in Ref. [14]; (b) method in Ref. [12]; (c) proposed method

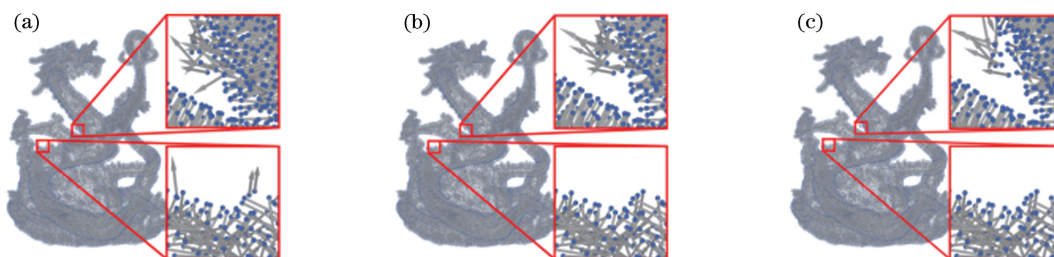


图 7 不同方法龙模型法向一致化结果对比。(a)文献[14]方法;(b)文献[12]方法;(c)本文方法
Fig. 7 Comparison of normal unification results of dragon model with different methods. (a) Method in Ref. [14]; (b) method in Ref. [12]; (c) proposed method

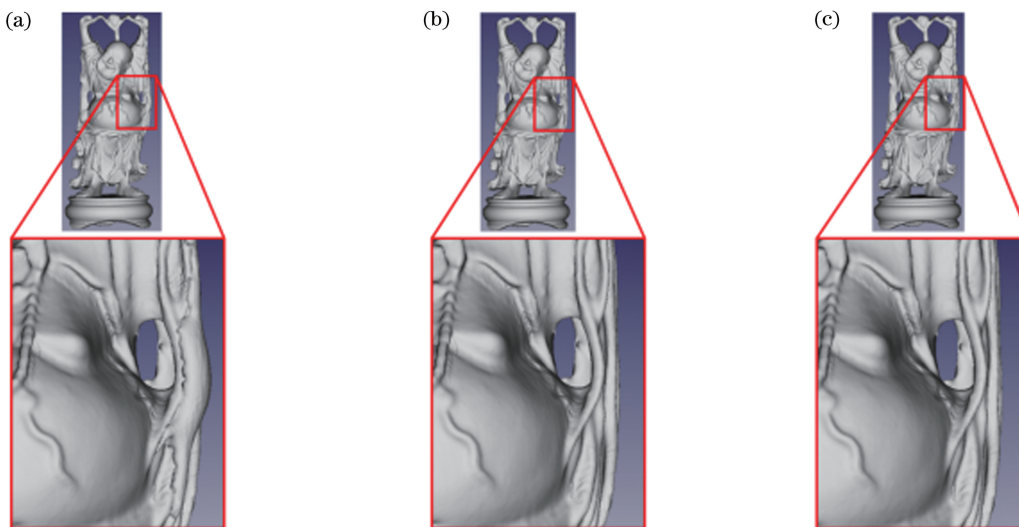


图 8 弥勒佛模型泊松曲面重建结果对比。(a)文献[14]方法;(b)文献[12]方法;(c)本文方法
Fig. 8 Comparison of Poisson surface reconstruction of Maitreya model. (a) Method in Ref. [14]; (b) method in Ref. [12]; (c) proposed method

表 1 统计了 3 种方法在法向一致化过程中所用时间与使用内存情况。从表 1 可以看出,随着点云样点规模的逐渐增大,文献[11]方法所用时间与内存消耗均增长迅速,点云样点规模在两百万左右时,法向一致化过程耗时约 1 min,内存使用率高达

57%,而文献[14]方法由于无需构建黎曼图和最小生成树,所用时间与内存均最少,本文方法虽然基于黎曼图和最小生成树进行法向传播,但由于多层黎曼图的构造显著降低了基于此构建最小生成树的所用时间与内存消耗,基于多层黎曼图自上而下逐层

表 1 各方法向一致化过程的性能统计

Table 1 Performance statistics of normal unification processes of methods

Model	Number of sample points / 10^6	Methods in [12]		Methods in [14]		Method in this paper	
		Time /s	Memory usage /%	Time /s	Memory usage /%	Time /s	Memory usage /%
Hood	0.12	2.81	2.01	1.56	0.69	2.07	0.81
Fandisk	0.44	11.37	11.93	6.01	6.09	6.73	5.89
Venus	0.79	24.77	21.44	10.88	10.21	12.51	10.92
Anya	1.01	29.46	27.43	15.09	12.17	16.26	13.01
Maitreya	1.31	39.60	35.39	20.17	14.98	23.17	16.82
Dragon	2.10	63.84	57.23	31.39	23.01	35.39	25.21

分治传播,传播效率也得到了显著提高,虽然略低于文献[14]方法,但相比同样基于黎曼图和最小生成树进行法向传播的文献[12]方法,效率提高了近50%,内存使用率也降低了50%左右。

本文主要参数为 k 与 σ_t ,其中 k 为构建点云多分辨率模型时表征每层结点内点集划分多个子集的参数,其值越大,则点云多分辨率模型自下而上逐层简化的幅度越大,过大时则容易导致点云多分辨率模型层数较少,相邻层间能够相互正确反映的概率降低,不利于法向的正确传播,建议取值10~20。 σ_t 为点云多分辨率构建的控制参数,其取值影响构建的黎曼图能否正确进行法向传播,值较大时容易导致多分辨率模型顶层样点数量较少,基于顶层点集构建的顶层黎曼图难以实现样点法向正确传播,值较小则容易导致点云多分辨率模型层数较少,不能充分发挥基于多层黎曼图进行法向传播的优势,经多次实验,建议取值0.15~0.25。

6 结 论

本文为复杂自由曲面模型表面大规模点云构造了树状多层黎曼图结构,利用根结点层相应的黎曼子图自上而下逐层传播样点法向,实现了样点法向快速、准确的一致化处理。将单层黎曼图划分为一组黎曼子图,并以树状结构建立各子图间的联系,可在维持样点邻域拓扑关系的前提下,有效缩减黎曼图的边数,从而在点云黎曼图的构建过程中提高效率、降低内存消耗。基于多层黎曼图将顶层点云数据黎曼图中样点法向一致性向下逐层传递,实现了复杂自由曲面点云法向一致定向,相比基于单层黎曼图的法向传播方法,可有效降低法向传播过程中的内存使用率,提高传播效率,适用于大规模点云数据的样点法向传播。通过曲面变分控制点云多分辨

率模型的构建,使所得多分辨率模型可作为模型表面逐层粗略的有效表达,基于顶层点云数据黎曼图的法向传播可避开尖锐特征区域的干扰,从而使样点法向的一致化结果更为准确。

参 考 文 献

- [1] Fu S Y, Wu L S, Chen H W. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1115007.
傅思勇, 吴禄慎, 陈华伟. 空间栅格动态划分的点云精简方法[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1115007.
- [2] Dai S J, Ren Y C, Zhang H B. Study on smooth denoising of 3D scattered point clouds with anisotropic diffusion filtering [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(10): 1843-1849.
戴士杰, 任永潮, 张慧博. 各向异性扩散滤波的三维散乱点云平滑去噪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(10): 1843-1849.
- [3] Jiang Y, Huang H G, Shu Q, *et al.* Scale point cloud registration algorithm in high-dimensional orthogonal subspace mapping [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 0315007.
蒋悦, 黄宏光, 舒勤, 等. 高维正交子空间映射的尺度点云配准算法[J]. 光学学报, 2019, 39(3): 0315007.
- [4] Wang X H, Wu L S, Chen H W, *et al.* Feature line extraction from a point cloud based on region clustering segmentation [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110001.
王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 基于区域聚类分割的点云特征线提取[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110001.
- [5] Morel J, Bac A, Véga C. Surface reconstruction of incomplete datasets: a novel Poisson surface approach

- based on CSRBF[J]. *Computers & Graphics*, 2018, 74: 44-55.
- [6] Mura C, Wyss G, Pajarola R. Robust normal estimation in unstructured 3D point clouds by selective normal space exploration [J]. *The Visual Computer*, 2018, 34(6/7/8): 961-971.
- [7] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, *et al.* Surface reconstruction from unorganized points [C]// *Proceedings of the 19th annual conference on Computer graphics and interactive techniques-SIGGRAPH'92*, July 27-31, 1992, Chicago, IL, USA. New York: ACM, 1992: 71-78.
- [8] König S, Gumhold S. Consistent propagation of normal orientations in point clouds [C]// *Proceedings of the Vision, Modeling, and Visualization Workshop 2009*, November 16-18, 2009, Braunschweig, Germany. [S.l.: s.n.], 2009: 83-92.
- [9] Huang H, Li D, Zhang H, *et al.* Consolidation of unorganized point clouds for surface reconstruction [C]// *ACM SIGGRAPH Asia 2009 paperson-SIGGRAPH Asia'09*, December 16-19, 2009, Yokohama, Japan. New York: ACM, 2009: 176.
- [10] Seversky L M, Berger M S, Yin L J. Harmonic point cloud orientation [J]. *Computers & Graphics*, 2011, 35(3): 492-499.
- [11] Liu J, Cao J J, Liu X P, *et al.* Mendable consistent orientation of point clouds [J]. *Computer-Aided Design*, 2014, 55: 26-36.
- [12] Wang X C, Cai J P, Wu Z K, *et al.* Normal estimation and normal orientation for point cloud model based on improved local surface fitting [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(4): 614-620.
王醒策, 蔡建平, 武仲科, 等. 局部表面拟合的点云模型法向估计及重定向算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(4): 614-620.
- [13] Schertler N, Savchynskyy B, Gumhold S. Towards globally optimal normal orientations for large point clouds [J]. *Computer Graphics Forum*, 2017, 36(1): 197-208.
- [14] He H, Li Z C, Yan R X, *et al.* On the consistent normal vector adjustment of point cloud using surface variation [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(2): 275-280.
何华, 李宗春, 闫荣鑫, 等. 引入曲面变分实现点云法矢一致性调整 [J]. *测绘学报*, 2018, 47(2): 275-280.
- [15] Liang Z K, Sun D Z, Bo Z C, *et al.* An estimation method for curvature of unorganized points cloud based on local isomorphic surface [J]. *Journal of Xian Jiaotong University*, 2018, 52(12): 50-56.
梁增凯, 孙殿柱, 薄志成, 等. 样点邻域同构曲面约束的散乱点云曲率估计 [J]. *西安交通大学学报*, 2018, 52(12): 50-56.
- [16] Kazhdan M, Hoppe H. Screened Poisson surface reconstruction [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(3): 29.