

基于局部结构约束的点云法向估计算法

邢显哲, 刘晓渝

辽宁师范大学数学学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2024年12月24日; 录用日期: 2025年1月16日; 发布日期: 2025年1月29日

摘 要

法向量作为点云不可或缺的属性之一, 在诸多算法中具有重要作用, 因此法向估计一直是处理点云的一个重要任务。然而, 对于尖锐特征点, 其邻域是两个表面或者多个表面的交汇处, 这会增加法向估计的难度。在处理尖锐特征点时, 现有的一些算法仅仅考虑了点和平面之间的距离属性, 在法向估计时仍存在一些缺陷。为了更好地改善上述问题, Wang等人通过加权平面拟合的方法, 不仅考虑点和平面之间的距离属性, 而且加入了法向属性, 该方法提高了法向估计的准确性。然而该方法并未考虑点和平面之间的法向属性。因此, 本文在该方法的框架之上, 考虑了点和拟合平面的法向差。实验结果表明, 本文算法在法向估计的准确性上相比现有的算法有所提高。

关键词

点云, 法向估计, 权重引导, 深度学习

Point Cloud Normal Estimation Algorithm Based on Local Structure Constraints

Xianzhe Xing, Xiaoyu Liu

School of Mathematics, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning

Received: Dec. 24th, 2024; accepted: Jan. 16th, 2025; published: Jan. 29th, 2025

Abstract

As one of the indispensable attributes of point cloud, normal vector plays an important role in many algorithms, so normal estimation has always been an important task in processing point cloud. However, for sharp feature points, their neighborhood is the intersection of two or more surfaces, which increases the difficulty of normal estimation. When processing sharp feature points, some existing algorithms only consider the distance attribute between the point and the plane, and there are still some defects in normal estimation. In order to better improve the above problems, Wang

et al. not only consider the distance attribute between the point and the plane, but also add the normal attribute by the weighted plane fitting method, which improves the accuracy of normal estimation. However, this method does not consider the normal attribute between the point and the plane. Therefore, this paper considers the normal difference between the point and the fitting plane on the framework of this method. Experimental results show that the accuracy of normal estimation of the proposed algorithm is improved compared with the existing algorithms.

Keywords

Point Cloud, Normal Estimation, Weight Guidance, Deep Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

点云是三维空间中由大量的点组成的集合, 在三维坐标系中每个点都具有多种属性, 包括位置、颜色、法向等。随着三维扫描仪的发展, 使得点云成为许多实际应用的焦点。法向作为点云的一个重要属性, 是点云数据处理分析的基础, 诸多点云处理算法都依赖于高质量的法向, 例如点云去噪、曲面重建等。然而, 在三维空间中, 受到噪声、非均匀采样、尖锐特征等因素的影响, 现有的算法在进行法向估计时仍存在一些缺陷。

在处理具有尖锐特征的点云时, 准确地进行法向估计一直是一项具有挑战性的工作。针对这一项任务, 现有的学者通过大量的实验和理论分析, 总结出以下方法: 基于 Voronoi/Delaunay 算法[1]-[4]、基于法向修正的算法[5]-[11]和基于局部邻域拟合法[12]-[15]。

基于 Voronoi/Delaunay 算法最初是由 Amenta [1]等人提出来的, 该方法主要是利用三角剖分建立数据间的拓扑关系重建法向。然而, 该方法对噪声比较敏感, 仅适用于无噪声点云。基于法向修正的算法主要是一种基于平滑化的滤波方法。该方法的优点是在处理具有尖锐特征的点云时, 能够得到较为理想的结果。但是该方法对于输入的初始法向要求较高, 当尖锐特征的初始法向存在严重的光滑和污染时, 该方法就无法准确恢复原始的尖锐特征, 同时该方法需要使用者手动调节参数, 实际中会更加困难耗时。

基于局部邻域拟合法在处理尖锐特征点云使用得比较广泛, 效果比较理想。基于局部邻域拟合法最初由 Hoppe 等人[12]提出, 该方法主要思想是利用采样点的 k -邻域计算其最小二乘意义上的局部拟合平面, 将拟合平面的法向作为点云的法向; 为了进一步提高法向估计的准确度和精度, Pauly 等人[13]利用高斯权对邻域点进行加权, 对距离当前点更近的邻域点赋予较大的权值, 使其在拟合平面时发挥更大的作用; Mederos 等人[14]同样利用高斯权对邻域点进行加权, 在距离权值的基础之上加入拟合残差, 对与拟合平面距离差距较近的邻域点赋予较大权值, 使其在拟合平面时发挥较大的作用; Wang 等人[15]在以前算法的基础之上, 对点的法向进行加权, 选择与当前点法向相差较小的邻域点赋予较大权值, 选择出与当前点属性最接近的邻域点, 使在拟合平面时发挥较大作用。

2. 算法

2.1. 以前算法

理想情况下, 对于尖锐特征附近的点, 在拟合平面时, 应只选择与当前点位于同一表面的邻域点,

与当前点位于不同表面的邻域点都应该被忽略。

Hoppe 等人[12]最初提出基于平面拟合的方法, 该方法主要是利用采样点的 k -邻域计算其最小二乘意义上的局部拟合平面, 将拟合平面的法向作为点云的法向。然而, 对于尖锐特征点在拟合平面时容易受到来自不同曲面邻域点的影响, 导致估计的法向过于光滑, 与真实法向偏差较大。

Pauly 等人[13]利用高斯权重对点的距离进行加权, 使得与当前点距离较近的邻域点在拟合平面时赋予较大的权重。该方法最优化下面的目标函数为:

$$\theta_i^* = \arg \min \sum_{p_i^j \in N_i} r_i^j(\theta) \omega_d(p_i^j),$$

其中, $r_i^j(\theta)$ 表示邻域点到拟合平面的距离, σ_d 表示的距离残差带宽, $\omega_d(p_i^j) = \exp(-\|p_i^j - p_i\|/\sigma_d^2)$ 表示的是一高斯权函数, 该函数对点的位置进行加权, 即距离当前点 p_i 更近的邻域点在拟合平面时会被赋予更大的权重, 距离当前点 p_i 更远的邻域点在拟合平面时被赋予更小的权重, 使得距离当前点更近的邻域点在拟合平面时发挥更大的作用。然而, 在靠近尖锐特征点时, 该方法并不能有效地忽略来自其他平面邻域点的影响, 从而通过拟合计算的法向与真实值依然存在一定的偏差。

Mederos 等人[14]在考虑了当前点和邻域点的距离基础之上, 提出了残差权值来考虑点与拟合平面之间的位置关系, 使得与当前点具有相似属性的邻域点在拟合平面时被赋予更大的权重。该方法最小化后的目标函数为:

$$\theta_i^* = \arg \min \sum_{p_i^j \in N_i} r_i^j(\theta) \omega_d(p_i^j) w_r(r_i^j(\theta)),$$

其中, $r_i^j(\theta)$ 表示邻域点到拟合平面的距离, $\omega_d(p_i^j) = \exp(-\|p_i^j - p_i\|/\sigma_d^2)$ 表示的是一高斯权函数, 对点的位置进行加权, 即距离当前点 p_i 更近的邻域点将被赋予更大的权重, $w_r(r_i^j(\theta)) = \exp(-(r_i/\sigma_r)^2)$ 是一 Welsch 函数, σ_d 和 σ_r 分别表示距离带宽和拟合残差带宽。距离权值有效地定义了局部邻域, 而残差权值根据各点的拟合残差来控制各点对拟合平面的贡献。

以上算法在进行法向估计时取得了明显的效果。然而以上的算法在处理尖锐特征点的能力有限, 在不过度惩罚邻域的情况下, 并不能有效地减少来自其他曲面邻域点的影响。

要精确拟合尖锐特征周围的局部平面, 最好的策略是只选择与当前点位于同一平面的邻域点作为感兴趣点, 忽略其他平面的邻域点。Wang 等人[15]发现某一点的法向一般与位于同一表面的邻域点法向较为接近, 而在尖锐特征处与其他表面的邻域点法向有较大的差距。因此 Wang 等人[15]不仅考虑了点与点之间的距离属性和点与平面之间的距离属性, 而且考虑了点与平面之间的法向属性: 在考虑了点与点之间的距离和点与平面之间的距离基础之上, 对点的法向进行加权, 使得与当前点法向相似的邻域点在拟合平面时被赋予更大的权重。该方法最小化下面的目标函数为:

$$\theta_i^* = \arg \min_{\theta} \sum_{p_i^j \in N_i} r_i^j(\theta) \omega_d(p_i^j) \omega_r(r_i^j(\theta)) \omega_n(n_{i,j})$$

其中, σ_n 表示的是法向残差带宽, n_i 和 $n_{i,j}$ 表示的是点 p_i 和 p_i^j 的法向, $\omega_n(n_{i,j}) = \exp(-\|n_{i,j} - n_i\|/\sigma_n^2)$, 表示的是一高斯权重函数, 它与点 p_i 和 p_i^j 的法向 n_i 和 $n_{i,j}$ 之间的相似程度呈正相关。该方法可以有效地惩罚与当前点法向差距较大的邻域点, 选择与当前点距离属性和法向属性最相似的邻域点, 赋予其较大的权重, 使其在拟合平面时发挥出更大的作用, 有效地减少了离群点在拟合平面时对法向估计的影响。

然而, 该方法仍然存在缺陷, 该方法在考虑点和平面之间的属性时, 并未考虑点与平面法向之间的关系(图 1)。

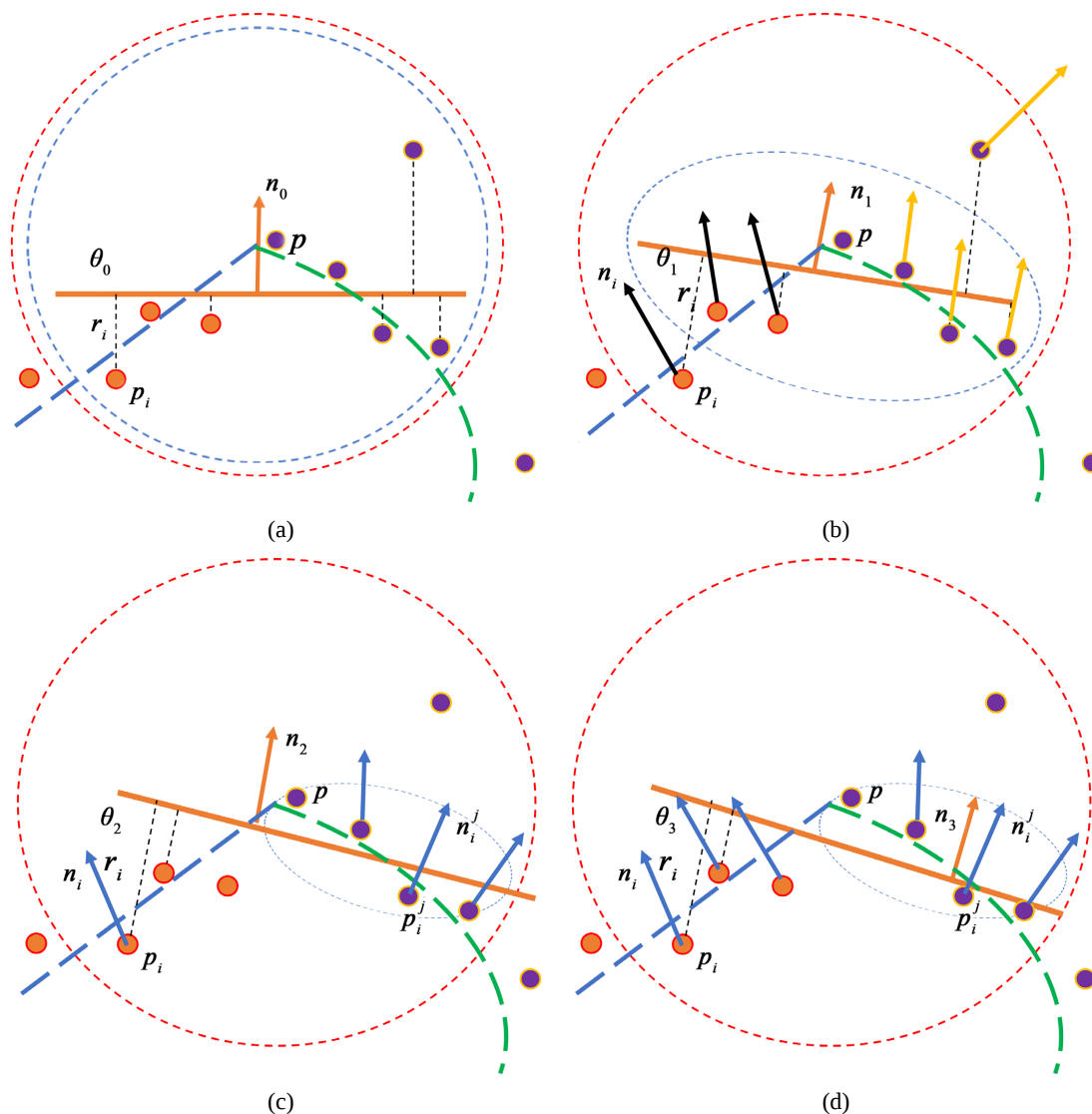


Figure 1. Weighted plane fitting of points around sharp features by combining distance, residual, normal difference, and normal residual

图 1. 结合距离、残差、法向差、法向残差对尖锐特征周围点进行加权平面拟合

2.2. 本文算法

尖锐特征附近的点, 通常与其处于同一平面的点法向较为接近, 与其处于不同平面的点法向相差较大。当然, 与当前点处于同一平面的邻域点与拟合平面的法向同样较为接近, 与当前点处于不同平面的邻域点与拟合平面的法向同样相差较大。因此, 以上算法在进行法向估计时仍存在一些缺陷: 以上方法考虑了点与点之间的距离属性、法向属性, 以及点与点之间的法向属性, 但是并未考虑到点与平面之间的法向属性关系。为了更有效地提高法向估计的精度, 本文在以上算法的基础之上, 提出了拟合法向残差权值, 更好地考虑到点与拟合平面之间的关系: 通过对邻域点与拟合平面之间的法向进行加权, 选择出与当前点属性(距离, 法向)最接近的邻域点在拟合平面时赋予较大的权重。该方法最小化下面的目标函数为:

$$\theta_i^* = \arg \min_{\theta} \sum_{p_i^j \in N_i} r_i^j(\theta) \omega_d(p_i^j) \omega_r(r_i^j(\theta)) \omega_n(n_{i,j}) \varpi_n(n_{i,j}).$$

其中, $\varpi_n(n_{i,j}) = \exp(-\|n_{i,j} - n\|/\sigma_n^2)$, 表示的是高斯权重函数, $n_{i,j}$ 表示的是点 p_i^j 的法向, n 表示的是平面的法向, 该函数与 $n_{i,j}$ 和 n 之间的相似程度呈正相关, σ_n 表示的是拟合法向残差带宽。该方法综合考虑了点与点之间的距离、法向属性, 以及点与平面之间的距离法向属性, 尽较大可能地选择出与当前点属性(位置, 法向)程度最接近的邻域点, 赋予其较大的权值, 使其在拟合平面时发挥出较大的作用。

3. 实验

首先在 3.1 和 3.2 节描述用于参数选择和评价指标, 基于此在 3.3 和 3.4 节中展示了本文法向估计的效果, 然后与 CAD 论文的方法进行实验数据的比较, 给出定性和定量的结果。在 3.5 节中对加入拟合平面和邻域点之间的法向的有效性和准确性进行了探讨。

为了评估算法性能, 将本文的点云法向估计算法与一些具有代表性的法向估计算法进行了比较, 其中包括 PCA、RNE、CAD。其中, PCV 使用作者已经训练好的模型, 该模型同时选择了 100 和 256 的邻域尺度。根据以往实验来看, 在无噪声和小噪声的模型上, CAD 算法在运算性能和计算效率上表现更优, 本文选择与 CAD 算法进行比较。

本文测试了包含多种光滑光面和尖锐特征的合成模型, 并对这些模型添加了均值为 0 的高斯噪声, 其标准差为点间平均距离的百分比, 分别为 0.12%, 0.6% 和 1.2%。

3.1. 参数选择

本文主要是有四个参数, 分别为:

- 1) sigm_d : 作为当前点和邻域点的距离参数;
- 2) sigm_r : 作为当前点和拟合平面的距离参数;
- 3) sigm_n : 作为当前点和拟合平面法向差参数;
- 4) sigm_k : 作为邻域点和拟合平面法向差参数。

其中噪声的大小对于我们参数的选择有着不同的影响, 对于本文, 主要研究在中小噪声和无噪声情况下提高尖锐特征处邻域点的法向估计的准确性。在实验中, 当前点和邻域点的距离参数选择了和当前点和拟合平面相同的距离参数, 当前点和拟合平面的法向差参数也选择了与邻域点和拟合平面相同的法向差参数。通过实验效果表明, 法向差参数 sigm_n 和 $\text{sigm_k} = 0.01$ 时效果最好, 而距离参数 $\text{sigm_d} = \text{sigm_r} = 0.005$ 时效果最好。对于邻域尺度, 在实验中 $k = 256$, 邻域点的个数选择输入 256, 所有算法的其余相关参数都采用默认值。

3.2. 评级函数

本文使用具有阈值的均方根误差(RMSE)对计算结果进行定量的评价, 作为评价指标。

$$\text{其中, } \text{RMSE}_\gamma = \sqrt{\frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} \left(\frac{1}{|N_p|} \sum_{n_p \in N_p} \min_{n \in N} (n_p, n)^2 \right)}.$$

对于均方根误差 RMSE, 其数值越小, 反映通过该算法进行法向估计得到的法向越接近于真实法向, 通过该算法计算得到的法向越准确。

3.3. 结果分析

如图 2~6, 实验部分列出了本文的方法、CAD 论文算法、PCA 算法、RNE 算法在不同噪声下的 RMS 数据以及本文和 CAD 论文法向差异的可视化对比。通过对比, 我们可以发现, 在不同噪声尺度下, 在不同模型中, 本文算法的 RMS 值都是比较低的, 整体来看, 本文的 RMS 值依然是最低的。相比于 CAD 论

文的算法, 本文在几种模型几种噪声情况下对应的 RMS 值都更低一些; 而本文算法与 CAD 算法法向差异的可视化对比图中, 也可以看出, 无噪声和小噪声形况下, 本文算法在尖锐特征处和平滑区域法向差异要比 CAD 算法更小, 而在大噪声情况下, 本文算法在尖锐特征处和平滑区域法向差异和 CAD 近乎持平。通过观察表格, 我们发现我们论文增加的每一个步骤都是非常必要的, 在增加了拟合平面和邻域点之间的法向差之后, 可以更好地减少了空间离群值和正常离群值的影响。确切地说, 在 CAD 原有的论文架构上加入了对邻域点之间的特征要求, 与原有的论文架构进行比较, 对法向估计的准确度和精确度都有了积极的影响。

然而, 通过实验数据不难发现, 相比于 PCV 算法的准确性方面, 本文略显不足, 还有需要提高改进的方面。

	无噪声			小噪声			大噪声			
RMS	fandisk	bunny	boxuni	fandisk	bunny	boxuni	fandisk	bunny	boxuni	average
PCA	0.2534	0.2555	0.3244	0.2575	0.2611	0.3271	0.3703	0.3543	0.3913	0.3105
RNE	0.1298	0.2172	0.19	0.2872	0.2815	0.3159	0.6455	0.6383	0.6091	0.3683
CAD	0.3617	0.2977	0.4959	0.3664	0.2829	0.4498	0.4348	0.4013	0.4001	0.3878
OUR	0.1647	0.1726	0.2282	0.1792	0.1838	0.2356	0.4334	0.3996	0.3956	0.2659

Figure 2. RMS values of various methods under different models and different noises
图 2. 各个方法在不同模型不同噪声下的 RMS 值

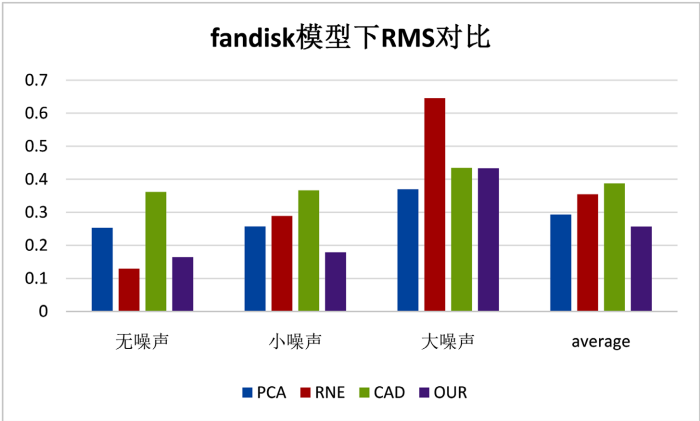


Figure 3. Comparison of several methods under different noise conditions under the fandisk model
图 3. Fandisk 模型下不同噪声下几种方法的对比

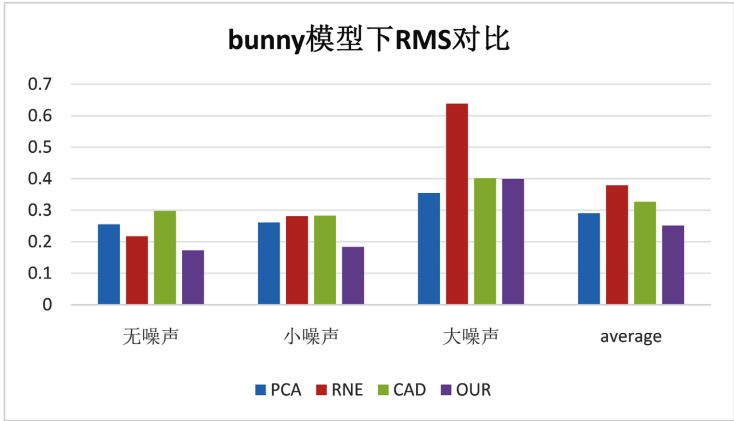


Figure 4. Comparison of several methods under different noises under the bunny model
图 4. Bunny 模型下不同噪声下几种方法的对比

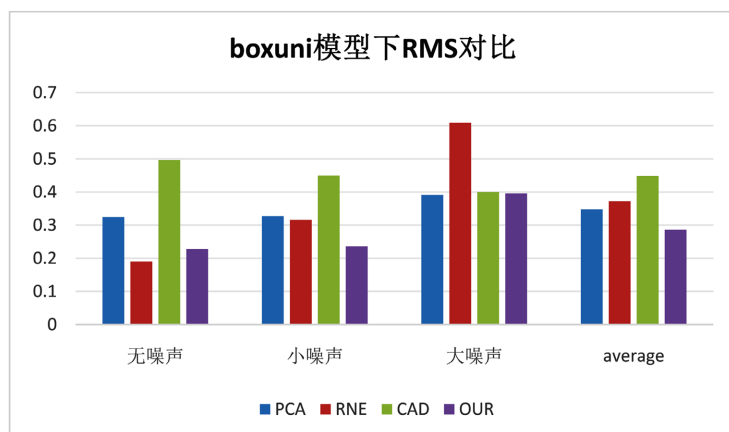


Figure 5. Comparison of several methods under different noises under the boxuni model

图 5. Boxuni 模型下不同噪声下几种方法的对比

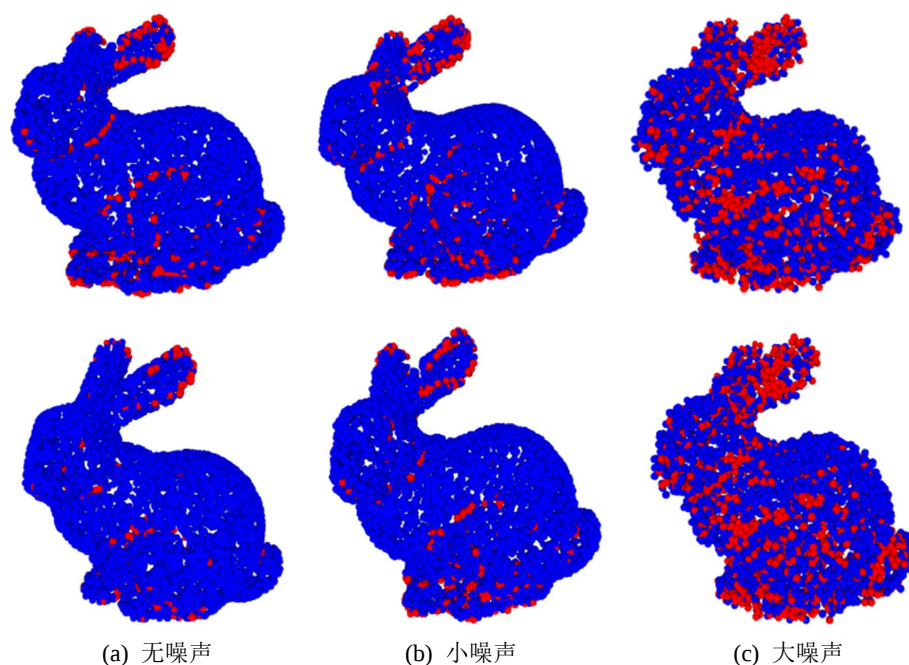


Figure 6. Visual comparison of the normal difference between the proposed algorithm and the CAD algorithm under the bunny model

图 6. Bunny 模型下本文算法与 CAD 算法法向差异的可视化对比

4. 结语

本文提出了一种基于权重引导的法向估计的深度学习方法。该方法通过加入了距离权重和法向权重来约束网络的权重学习, 大大提升了网络对图形的感知能力。在本文所提出的方法中, 最重要的部分在于通过加入了距离权重和法向权重, 可以非常准确地体现出点云的整体特征和局部特征, 其中拟合平面和邻域点法向差权重的加入, 更大大地显示出了局部特征的重要性, 在对法向估计准确性方面有了显著的提升。

在点云的工作中, 精准计算当前点的法向一直是人民关心和在意的最重要的问题之一。因此在未来的工作中, 权重引导将一直是我们的研究的重点, 如何可以更好地考虑点云的整体特征和局部特征, 如何

更加精准地计算点云法向, 更加高效地减少法向误差将一直是我们的研究问题的重中之重。本文通过多方面权重引导的使用, 已经不难看出其对于法向估计的积极影响和积极意义, 这也将为以后点云数据更加精准的计算具有积极意义。

基金项目

国家自然科学基金(62076115、61702245); 辽宁省教育厅基金面上项目(LJKMZ20221434)。

参考文献

- [1] Amenta, N. and Bern, M. (1999) Surface Reconstruction by Voronoi Filtering. *Discrete & Computational Geometry*, **22**, 481-504. <https://doi.org/10.1007/pl00009475>
- [2] Dey, T.K. and Goswami, S. (2006) Provable surface reconstruction from noisy samples. *Computational Geometry*, **35**, 124-141. <https://doi.org/10.1016/j.comgeo.2005.10.006>
- [3] OuYang, D. and Feng, H. (2005) On the Normal Vector Estimation for Point Cloud Data from Smooth Surfaces. *Computer-Aided Design*, **37**, 1071-1079. <https://doi.org/10.1016/j.cad.2004.11.005>
- [4] Alliez, P., Cohen-Steiner, D., Tong, Y., et al. (200) Voronoi-Based Variational Reconstruction of Unoriented Point Sets. *Proceedings of the Fifth Eurographics Symposium on Geometry Processing*, Barcelona, 4-6 July 2007.
- [5] Alexa, M., Behr, J., Cohenor, D., et al. (2001) Point Set Surfaces. *Proceedings Visualization*, 2001. VIS'01., San Diego, 21-26 October 2001, 21-29.
- [6] Öztireli, A.C., Guennebaud, G. and Gross, M. (2009) Feature Preserving Point Set Surfaces Based on Non-linear Kernel Regression. *Computer Graphics Forum*, **28**, 493-501. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2009.01388.x>
- [7] Flix, C., Ruiz, U. and Rivera, M. (2017) Surface-Normal Estimation with Neighborhood Reorganization for 3D Reconstruction. In: Rueda, L., Mery, D. and Kittler, J., Eds., *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications. CIARP 2007*, Springer, 321-330.
- [8] Jones, T.R., Durand, F. and Zwicker, M. (2004) Normal Improvement for Point Rendering. *IEEE Computer Graphics and Applications*, **24**, 53-56. <https://doi.org/10.1109/mcg.2004.14>
- [9] Valdivia, P., Cedrim, D., Petronetto, F., Paiva, A. and Nonato, L.G. (2013) Normal Correction Towards Smoothing Point-Based Surfaces. *2013 XXVI Conference on Graphics, Patterns and Images, Arequipa*, 5-8 August 2013, 187-194. <https://doi.org/10.1109/sibgrapi.2013.34>
- [10] Wang, J., Xu, K., Liu, L., Cao, J., Liu, S., Yu, Z., et al. (2013) Consolidation of Low-Quality Point Clouds from Outdoor Scenes. *Computer Graphics Forum*, **32**, 207-216. <https://doi.org/10.1111/cgf.12187>
- [11] Han, X., Jin, J.S., Wang, M. and Jiang, W. (2017) Iterative Guidance Normal Filter for Point Cloud. *Multimedia Tools and Applications*, **77**, 16887-16902. <https://doi.org/10.1007/s11042-017-5258-9>
- [12] Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J. and Stuetzle, W. (1992) Surface Reconstruction from Unorganized Points. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, **26**, 71-78. <https://doi.org/10.1145/142920.134011>
- [13] Pauly, M., Keiser, R., Kobbelt, L.P. and Gross, M. (2003) Shape Modeling with Point-Sampled Geometry. *ACM Transactions on Graphics*, **22**, 641-650. <https://doi.org/10.1145/882262.882319>
- [14] Mederos, B., Velho, L. and De Figueiredo, L.H. (2003) Robust Smoothing of Noisy Point Clouds. *Siam Conference on Geometric Design and Computing*.
- [15] Wang, Y., Feng, H., Delorme, F. and Engin, S. (2013) An Adaptive Normal Estimation Method for Scanned Point Clouds with Sharp Features. *Computer-Aided Design*, **45**, 1333-1348. <https://doi.org/10.1016/j.cad.2013.06.003>