

NeurCADRecon: Neural Representation for Reconstructing CAD Surfaces by Enforcing Zero Gaussian Curvature

QIUJIE DONG, Shandong University, China

RUI XU, Shandong University, China

PENGFEI WANG, The University of Hong Kong, China

SHUANGMIN CHEN, Qingdao University of Science and Technology, China

SHIQING XIN*, Shandong University, China

XIAOHONG JIA, AMSS, Chinese Academy Of Sciences, China

WENPING WANG, Texas A&M University, USA

CHANGHE TU, Shandong University, China

2024-07-19

摘要

尽管最近在使用 neural SDF 重建有机模型方面取得了进展，但直接从低质量无方向点云高保真重建 CAD 模型仍然是一个重大挑战。在本文中，作者基于先前的观察来解决这一挑战，即 CAD 模型的表面通常由分段表面块组成，每个表面块甚至可以在特征线周围近似展开。作者的方法名为 NeurCADRecon，是自监督的，其损失包括一个可展性项，以鼓励高斯曲率趋向 0，同时确保输入点的保真度。注意到高斯曲率在尖端点处不为零，作者引入双槽曲线来容忍这些尖端点的存在。此外，作者开发了一种动态采样策略来处理给定点不完整或过于稀疏的情况。由于作者得到的 neural SDF 可以清楚地表现出尖锐的特征点/线，因此可以轻松地从 SDF 中提取特征对齐的三角形网格，然后将其分解为平滑的表面块，从而大大降低了恢复参数化 CAD 设计的难度。与现有最先进方法的全面比较表明，作者的方法在重建忠实的 CAD 形状方面具有显著优势。

关键词：计算方法 → 网格模型；基于点的模型；网格几何模型

1 引言

随着计算机辅助设计（CAD）技术的广泛应用，逆向工程在学术研究和工业实践中发挥着重要作用。CAD 模型的逆向重建，尤其是从低质量、无方向的点云中进行高保真重建，是一项基础而又充满挑战的任务。尽管针对有机模型重建的研究已取得显著进展，CAD 模型因其

独特的几何特性仍然面临诸多技术难题。CAD 模型的表面通常包含尖锐的特征点和特征线，这使得传统基于 neural SDF 的形状编码方法难以有效捕捉这些关键特征。此外，CAD 模型的表面通常是分片光滑并具有接近可展性的特性，这一特性可以通过零高斯曲率来刻画。

基于这一观察，本研究提出了一种自监督的神经网络方法，通过学习 SDF 来实现 CAD 模型表面的高保真重建。研究过程中，结合 Dirichlet 条件和 Eikonal 条件以保证重建的精确性，同时引入开发性损失项以最小化整体高斯曲率，从而能够捕捉模型的尖锐特征点。为了解决约束条件可能引发的数值不稳定性，以及 CAD 表面特性多样性带来的挑战，研究提出了以下创新：一是采用双槽曲线以适应尖端点的存在；二是通过退火因子逐步减少开发性约束对非可展表面的影响；三是采用动态采样策略，以应对输入点云的不完整性与稀疏性，从而实现约束条件在整个表面的自适应测量。

本研究的意义体现在以下几个方面：首先，通过自监督学习，突破了传统方法在数据标注和特征提取上的限制，为低质量点云的 CAD 模型重建提供了新思路；其次，提出的开发性损失项和动态采样方法有效提升了尖锐特征点和复杂表面结构的重建精度；最后，通过在多个公开数据集上的实验验证了方法的优势，为 CAD 逆向工程提供了可行的理论支撑与实践路径。这项研究不仅为 CAD 模型重建领域带来了技术革新，也为智能制造、产品设计和三维建模等应用场景提供了广阔的前景。

2 相关工作

2.1 传统重建方法

传统的隐式表面重建方法在计算机图形学领域中得到广泛研究，并为点云重建任务奠定了基础。例如，Carr 等人 [3] 首次提出使用径向基函数 (RBF) 拟合符号距离函数 (SDF) 的零等值面，实现光滑表面的重建。此方法后续被 Huang 等人 [5] 和 Li 等人 [8] 进行了改进。Kazhdan 等人 [7] 提出的泊松表面重建 (PSR) 方法，通过将计算潜在占据场的问题转化为泊松方程，在处理定向点云时表现出较好的性能。PSR 方法存在依赖法线的缺陷，Hou 等人 [4] 提出了改进的 PSR(iPSR) 方法，通过迭代获取当前表面重建的法线，完全消除了对点法线的依赖。此外，Parametric Gauss Reconstruction(PGR) 方法 [9] 则侧重于法线一致性，通过高斯公式推导出潜在占据场。

然而，传统方法大多无法针对 CAD 类型的点云进行优化和改进，缺乏高保真度的几何重建能力。

2.2 基于学习的重建方法

随着深度学习的迅速发展，基于学习的隐式表面重建方法逐渐成为研究的热点，主要分为监督学习方法和自监督学习方法。

2.2.1 监督学习方法

监督学习方法通过利用真实形状的先验信息，学习点云的隐式表示。Peng 等人 [10] 提出了一种可微的点网格层，结合泊松表面重建 (PSR) 方法，实现了 GPU 加速的快速计算。ConvONet [11] 通过卷积架构将三维点映射到特征网格，成功预测占据场。Boulch 和 Marlet [2]

进一步改进了 ConvONet 的性能，采用了变换器架构替代卷积，进一步提高了模型的质量和效果。

2.2.2 自监督学习方法

自监督学习方法通过直接拟合原始点云的隐式表示，无需依赖任何真实形状数据，因此具有更好的泛化能力。典型方法包括 SAL [2]，该方法通过符号无关学习来生成符号隐式表示；IGR [1] 则通过引入 Eikonal 项进行几何正则化，实现了有效的表面重建；SIREN [14] 通过周期性激活函数成功地实现了高频信息的保留。自监督学习方法在不依赖额外标注数据的情况下，可以有效提升点云重建的质量。

2.3 CAD 模型表面重建

在 CAD 模型的重建领域，近年来也有了很大进展。Sharma 等人 [12] 提出了基于原始形状拟合的重建方法，Kania 等人 [6] 采用监督学习检测原始形状并进行拟合。Sharma 等人 [13] 将 B 样条块与可微分度量学习相结合，提升了重建精度。Yu 等人 [15] 提出了一种无监督方法，采用原始形状预测和布尔组合操作进行点云分割，但该方法侧重于体素化输入，而非直接处理点云。尽管这些方法在某些方面取得了进展，但将原始形状用于拟合复杂的 CAD 模型仍然存在一定困难。为此，本文提出了一种新的思路，通过拟合高保真度的 neural SDF，以清晰地展现 CAD 模型的特征点和特征线，进而实现高质量的 CAD 模型重建。

3 本文方法

3.1 本文方法概述

通过 Dirichlet 条件和 Eikonal 条件约束 $f(x; \Theta)$ 的零水平集，使其精确拟合点云所描述的表面。通过 Hessian 矩阵计算曲率并施加约束，确保重建表面的局部几何形态符合真实 CAD 模型。提出双槽函数，允许在尖锐区域灵活调整高斯曲率，平滑过渡的同时保留尖锐特性。在训练过程中，通过动态生成附加采样点，不断更新和优化重建表面，使模型在稀疏点云输入下仍能高质量重建几何细节。最后引入退火机制动态调整曲率损失的权重，实现全局和局部几何特性的协调优化。结果如图 1 所示：

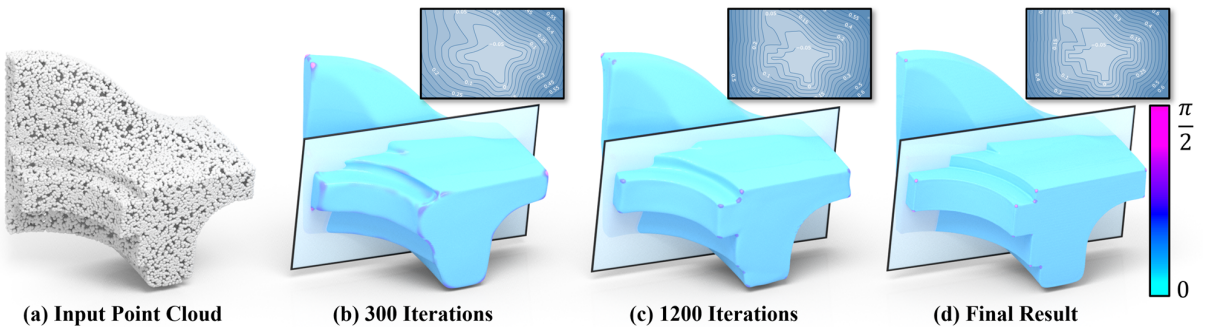


图 1. 包含 10K 点的点云和带有绝对高斯曲率颜色编码可视化的中间重建结果

3.2 隐式几何表示

方法以点云数据 P 为输入, 通过神经网络学习一个隐式 SDF $f(x; \Theta)$, 用于表示三维几何表面的距离场。

Eikonal 条件: 在 Signed Distance Function (SDF) 的定义中, 每个点 $p \in P$ 的梯度 $\|\nabla f(x)\|$ 必须为单位值 1。这一要求保证了 SDF 在几何上具有一致性和正确性。基于此, Eikonal 条件被定义为一个损失项, 用于约束 SDF 梯度的大小, 使其满足:

$$\mathcal{L}_E = \frac{1}{|P| + |Q|} \int_{P \cup Q} |1 - \|\nabla f(x)\|| dx.$$

Dirichlet 条件: Dirichlet 条件旨在确保输入点云 P 精确对齐重建表面, 从而使 $f(p; \Theta) = 0$ 尽可能成立。这种约束保证了输入点云能够被准确地表达在隐式表面上。此外, 对于点集 Q 中的点 (即不在表面上的外部点), 我们要求 $f(q; \Theta) > 0$, 以此对表面形状进行正则化并将其与周围空间分离。这两部分条件的损失项分别定义为:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{DM} &= \frac{1}{|P|} \int_P |f(p; \Theta)| dp. \\ \mathcal{L}_{DNM} &= \frac{1}{|Q|} \int_Q \exp(-\alpha |f(q; \Theta)|) dq. \end{aligned}$$

3.3 高斯曲率约束

高斯曲率被用作关键的几何特性约束, 以在表面重建中有效保留 CAD 模型的尖锐特征。设计了结合高斯曲率的损失函数, 通过 Hessian 矩阵计算曲率并施加约束, 确保重建表面的局部几何形态符合真实 CAD 模型。

3.4 尖锐特征处理

尖端点处的高斯曲率不为零, 这是许多 CAD 模型中经常观察到的特征。此外, 尖端点处的高斯曲率显着偏离 0, 通常接近 $\pi/2$ 左右的值。因此, 作者容忍尖端点处存在非零高斯曲率, 同时倾向于鼓励高斯曲率接近 0, 引入了双槽函数 (double-trough function), 如图 2 所示:

上图中, $DT(0) = 0$, $DT(\pi/4) = \pi/4$, $DT'(\pi/4) = 0$ 形成峰, $DT(\pi/2) = a$, $DT'(\pi/2) = 0$ 形成谷, 高度为 a , 表明虽然允许非零高斯曲率的存在, 但更倾向于零高斯曲率。这样就找到一个四次函数同时满足四个方程:

$$DT(t) = \frac{64\pi - 80}{\pi^4} t^4 - \frac{64\pi - 88}{\pi^3} t^3 + \frac{16\pi - 29}{\pi^2} t^2 + \frac{3}{\pi} t.$$

于是可以将高斯曲率项表述如下:

$$\mathcal{L}_{\text{Gauss}} = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} DT(|k_{\text{Gauss}}(x)|) dx.$$

综上所述, 总损失如下:

$$\mathcal{L} = \lambda_E \mathcal{L}_E + \lambda_{DM} \mathcal{L}_{DM} + \lambda_{DNM} \mathcal{L}_{DNM} + \tau \lambda_{\text{Gauss}} \mathcal{L}_{\text{Gauss}}$$

其中 τ 是退火因子用于逐渐减小高斯曲率的影响。如图 3 所示:

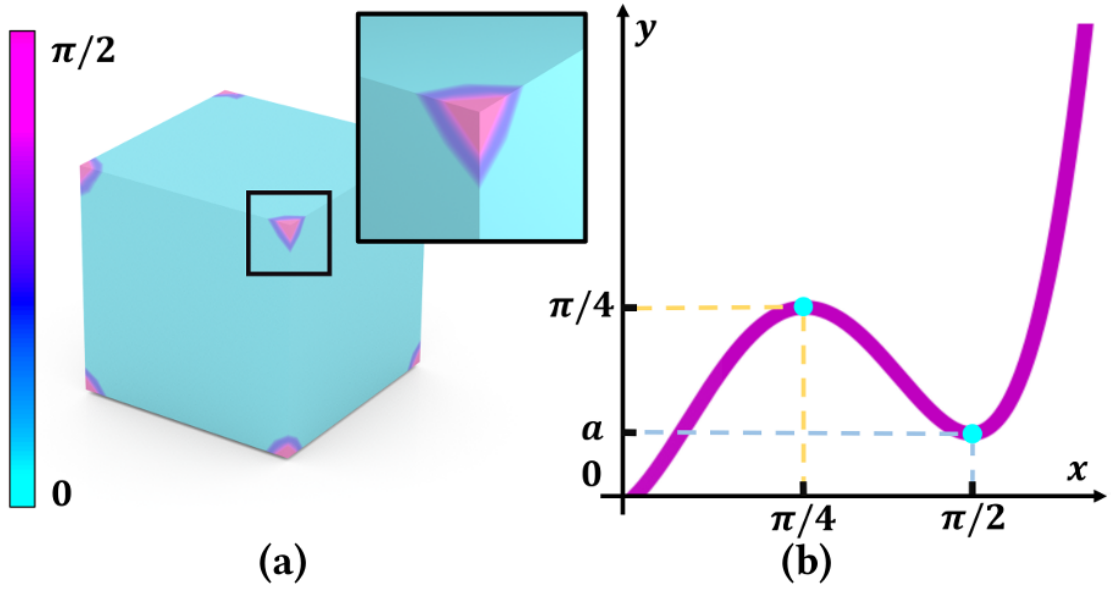


图 2. 双槽函数

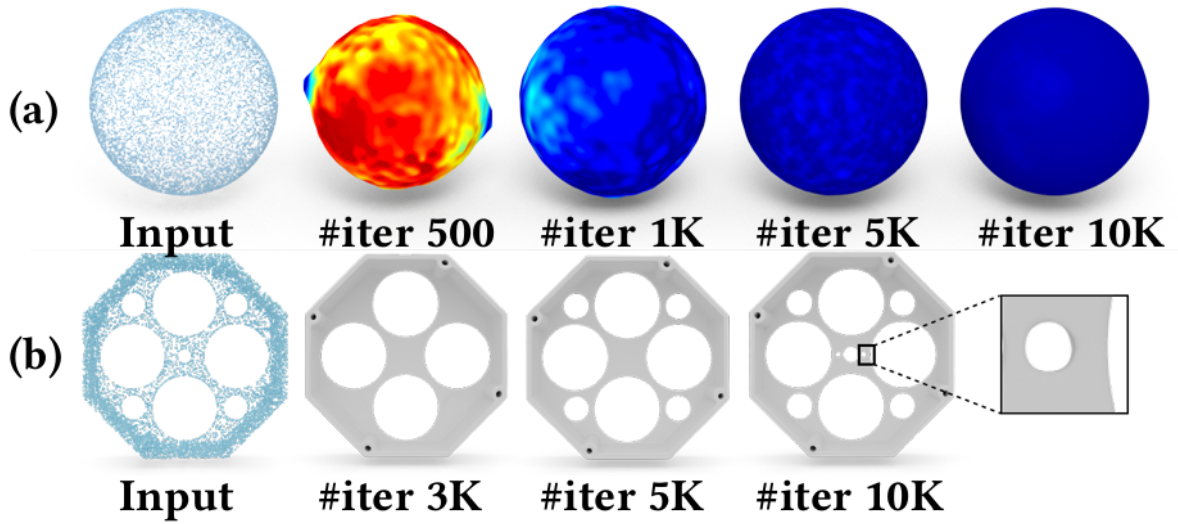


图 3. 使用退火因子来逐渐减少高斯曲率的影响

3.5 动态采样

由于 CAD 模型的点云数据可能存在局部密度不均、缺失部分或分布不完整的情况，固定采样策略可能导致模型在某些区域重建精度不足。因此，动态采样策略通过在训练过程中对采样点进行自适应调整，增强模型对数据不完美性的鲁棒性。在输入点云的局部区域，动态采样策略优先关注靠近目标曲面 SDF 的区域。这一策略确保了模型能够更准确地拟合表面。在训练过程中，从点云表面附近的正样本（表面点）和远离表面的负样本（空间点）中进行动态采样，确保模型能够区分表面和空间的距离分布。

4 复现细节

4.1 与已有开源代码对比

作者已将该论文的代码开源,链接如下:<https://github.com/QiujieDong/NeurCADRecon>。本次复现是在我仔细阅读论文和理解程序代码之后,发现该代码中缺失了提出的双槽函数部分,我根据论文的方法和思想,将双槽函数加入到 loss 中并训练,得到重建结果,并尝试对结果进行优化。

4.2 实验环境搭建

该论文的项目基于 Linux 系统环境,因此本次复现工作选择在 Ubuntu22.04 LTS 的环境进行部署,部署步骤参考项目主页指导。

(1) 配置环境:将项目代码克隆到工作目录中,安装 python 3.7, CUDA 12.2, pytorch 1.13.0, 并配置所需的依赖包。

(2) 进入 `pre_processing` 文件夹下,执行 `python pre_data.py`,采样和归一化到 `[-0.5,0.5]`;进入 `surface_reconstruction` 文件夹下,执行 `python train_surface_reconstruction.py`,训练模型,重建结果。

4.3 重建测试

NeurCADRecon 是一种过拟合方法,它不需要重新训练数据集,只需要拟合单个模型。原项目只给出了一个 `fandisk` 模型的真实网格和需要被重建的点云。在训练过程中,设置随机种子,以确保结果的可复现性;迭代 10000 次,每 500 次保存一个结果,只有当 chamfer distance `l1` 比前面的结果更小,才会保存下来本次迭代重建的 `ply` 文件。重建结果如图 4 所示:

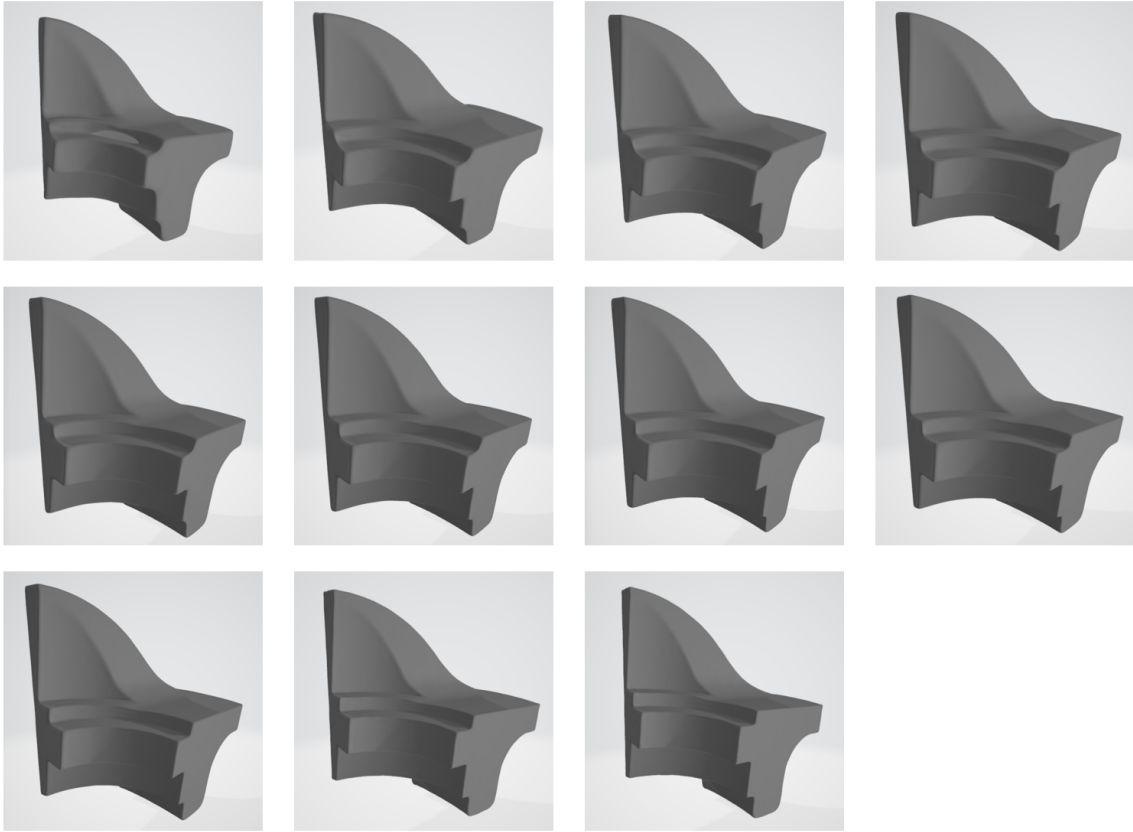


图 4. 重建结果 (原代码)

上面的重建结果 (从左上至右下) 分别为迭代 500、1500、2000、2500、3000、3500、4000、4500、5000、6000、7000 次。

4.4 创新点

原论文中，作者提出使用双槽函数来加强尖锐特征，但在我仔细阅读代码后发现确实了这一部分，我根据原论文的思想，用 python 实现了满足条件的一元四次函数，并加入高斯曲率损失项中，重新测试重建结果。

5 实验结果分析

5.1 定性评估

在各种具有挑战性的 CAD 模型上进行了与最先进的表面重建方法的比较，包括具有细管、微小链接、尖角和窄缝的模型，如图 5 所示。第一个模型展示了不同密度输入点（同时 10K 和 5K）的重建结果，而其余两个模型则基于 10K 输入点。标有 “*” 的方法需要法线，标有 “+” 的方法是基于监督的。总体而言，NeurCADRecon 在复杂 CAD 模型的重建保真度方面优于其他方法。

5.2 定量评估

在 CAPRI-Net 数据集上的定量比较。每个原始点云有 10K 个点，如表 1 所示：

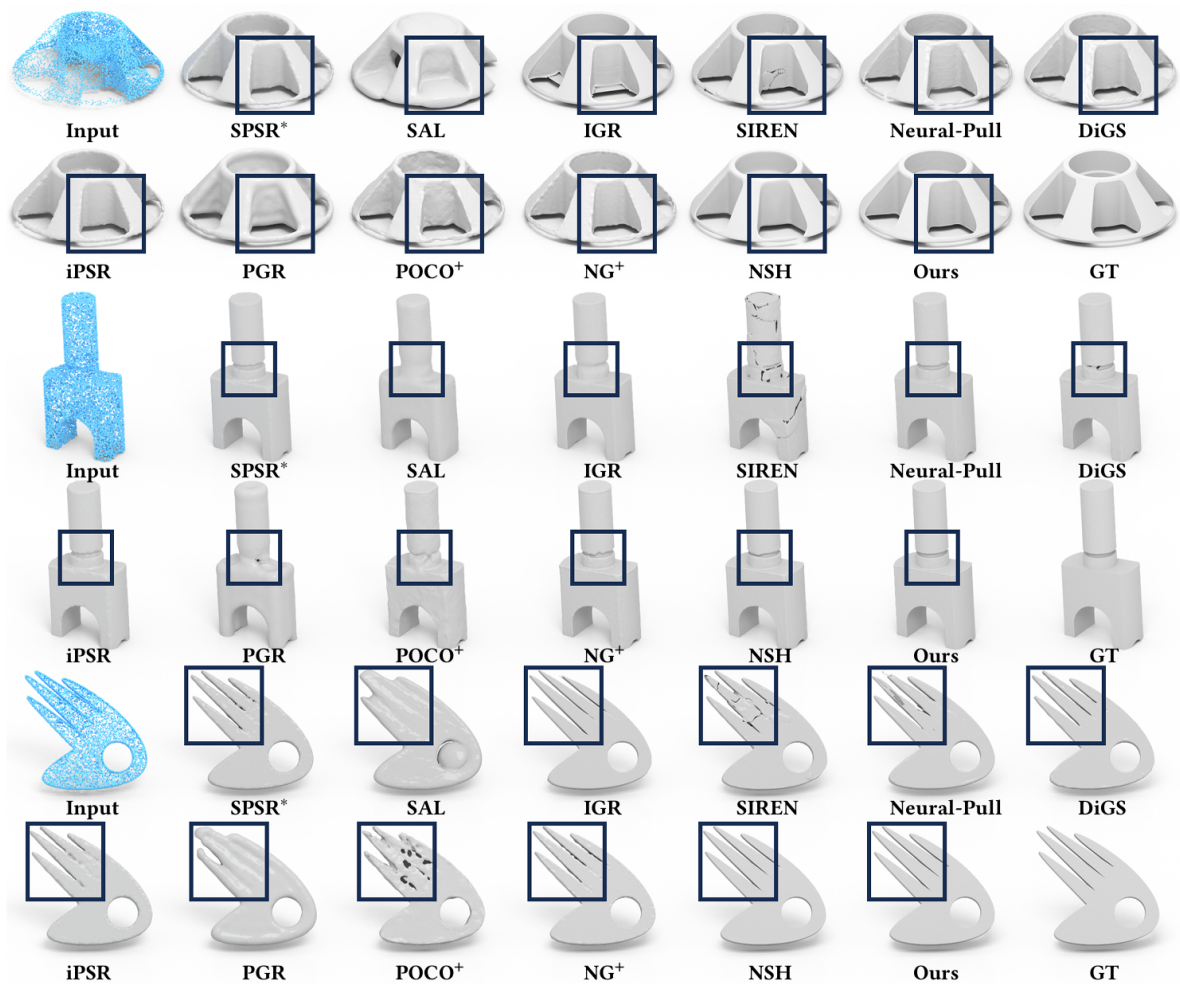


图 5. 不同方法比较

表 1. CAPRI-Net 上的定量比较

Method	NC \uparrow		CD \downarrow		F1 \uparrow	
	mean	std.	mean	std.	mean	std.
SPSR* [Kazhdan and Hoppe 2013]	97.56	1.41	3.11	1.39	86.59	17.09
SAL [Atzmon and Lipman 2020]	92.71	5.38	10.88	8.52	44.29	22.43
IGR [Gropp et al. 2020]	91.36	12.22	10.55	14.12	67.07	30.93
SIREN [Sitzmann et al. 2020]	95.07	5.59	8.28	18.28	76.27	24.58
Neural-Pull [Ma et al. 2021]	97.02	5.89	6.23	18.02	86.44	21.83
DiGS [Ben-Shabat et al. 2022]	96.43	4.24	7.44	8.93	70.29	35.43
iPSR [Hou et al. 2022]	96.97	2.36	3.34	1.69	83.86	18.37
PGR [Lin et al. 2022]	94.26	3.77	5.18	2.07	60.37	22.76
POCO+ [Boulch and Marlet 2022]	93.76	3.36	7.07	5.72	61.18	26.22
NG+ [Huang et al. 2022]	98.15	1.34	2.93	1.06	89.01	15.01
NSH [Wang et al. 2023]	97.48	1.47	4.21	3.88	85.81	15.53
Ours	98.42	1.10	2.84	1.36	92.79	9.64

5.3 复现实验结果

将双槽函数加入高斯曲率损失项中，重建结果如图 6 所示：

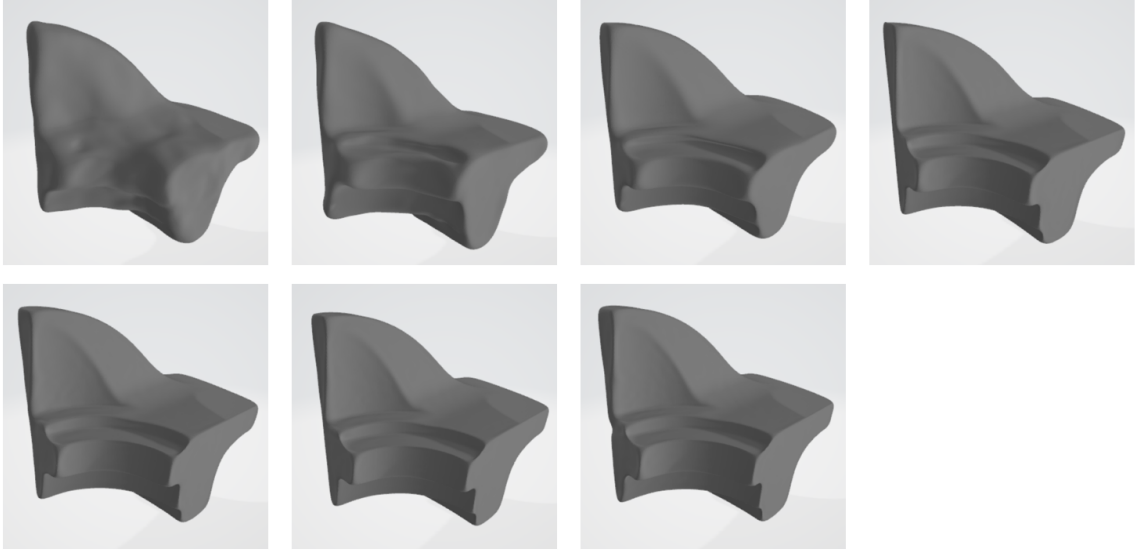


图 6. 重建结果 (修改后)

上面的重建结果 (从左上至右下) 分别为迭代 500、1500、2000、6000、7500、8000、8500 次。观察重建结果，结果数量比原代码少，这是由 `cd_11` 控制的；其次重建结果在尖锐特征处没有比原文好太多，这可能是由于函数在 0 和 $\pi/2$ 处的设置的值有关。

6 总结与展望

在本报告中，我探讨并实现了一种名为 NeurCADRecon 的神经隐函数估计方法，用于对 CAD 模型的高保真重建。该方法通过自监督的方式处理无方向的点云输入，充分利用了 CAD 模型表面通常由分段平滑的、近似可展的曲面片段组成的先验知识。为此，作者优化了整体高斯曲率的绝对值，并引入了双槽函数，以在处理尖锐点时更好地适应非零高斯曲率的情况。同时，针对数据缺陷问题，我们提出了一种动态采样策略，从而在处理大面积缺失点云时表现出一定的鲁棒性。在多种公共数据集上的实验结果表明，NeurCADRecon 在重建高保真 CAD 形状方面优于当前最新的方法。然而，这篇论文提出的方法也存在一些局限性：当输入点云的缺失区域过大时，现有方法无法有效保证形状的准确恢复；对于所有实验中，高斯曲率影响的参数均使用固定值进行加权，但在某些特殊情况下可能需要进行参数微调，以适应几何复杂性较高的模型。未来的研究可以围绕以下几个方向进一步提升 NeurCADRecon：结合图像、设计蓝图等其他数据形式，进一步优化点云的初始输入质量，提升最终重建的精度；通过融合深度学习的缺失点补全模型，提高在大面积点云缺失场景中的重建能力。总的来说，NeurCADRecon 为 CAD 模型的重建任务提供了一种创新且有效的解决方案，未来在进一步改进方法鲁棒性和适用性的基础上，具有广阔的应用前景。该论文对我未来的研究有很大帮助，我对 CAD 表面重建有了更深的理解，也提高了动手实验能力，受益匪浅。

参考文献

- [1] M. Atzmon and Y. Lipman. Sal: Sign agnostic learning of shapes from raw data. In *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 2562–2571, Los Alamitos, CA, USA, 2020. IEEE Computer Society.
- [2] Alexandre Boulch and Renaud Marlet. Poco: Point convolution for surface reconstruction. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2022.
- [3] Jonathan C. Carr, Richard K. Beatson, Jon B. Cherrie, Tim J. Mitchell, W. Richard Fright, Bruce C. McCallum, and Tim R. Evans. Reconstruction and representation of 3d objects with radial basis functions. In *Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 67–76. ACM, 2001.
- [4] Fei Hou, Chiyu Wang, Wencheng Wang, Hong Qin, Chen Qian, and Ying He. Iterative poisson surface reconstruction (ipsr) for unoriented points. *ACM Trans. Graph.*, 41(4):13, 2022.
- [5] Zhiyang Huang, Nathan Carr, and Tao Ju. Variational implicit point set surfaces. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38(4):1–13, 2019.
- [6] Kacper Kania, Maciej Zieba, and Tomasz Kajdanowicz. Ucs-g-net-unsupervised discovering of constructive solid geometry tree. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33:8776–8786, 2020.

- [7] Misha Kazhdan, Ming Chuang, Szymon M. Rusinkiewicz, and Hugues Hoppe. Poisson surface reconstruction with envelope constraints. *Computer Graphics Forum*, 30(7):1993–2002, 2020.
- [8] Manyi Li, Falai Chen, Wenping Wang, and Changhe Tu. Sparse rbf surface representations. *Computer Aided Geometric Design*, 48:49–59, 2016.
- [9] Siyou Lin, Dong Xiao, Zuoqiang Shi, and Bin Wang. Surface reconstruction from point clouds without normals by parametrizing the gauss formula. *ACM Trans. Graph.*, 42(2):19, 2022.
- [10] Songyou Peng, Chiyu ”Max” Jiang, and Yiyi Liao. Shape as points: A differentiable poisson solver. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2021.
- [11] Songyou Peng, Michael Niemeyer, Lars Mescheder, Marc Pollefeys, and Andreas Geiger. Convolutional occupancy networks. In *Computer Vision –ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part III*, pages 523–540, Berlin, Heidelberg, 2020. Springer-Verlag.
- [12] Gopal Sharma, Rishabh Goyal, Difan Liu, Evangelos Kalogerakis, and Subhransu Maji. Csgnet: Neural shape parser for constructive solid geometry. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018.
- [13] Gopal Sharma, Difan Liu, Subhransu Maji, Evangelos Kalogerakis, Siddhartha Chaudhuri, and Radomír Měch. Parsenet: A parametric surface fitting network for 3d point clouds. In *Computer Vision–ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part VII*, pages 261–276. Springer, 2020.
- [14] Yifan Wang, Shihao Wu, Cengiz Oztireli, and Olga Sorkine-Hornung. Iso-points: Optimizing neural implicit surfaces with hybrid representations. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 374–383, 2021.
- [15] Fenggen Yu, Zhiqin Chen, Manyi Li, Aditya Sanghi, Hooman Shayani, Ali MahdaviAmiri, and Hao Zhang. Capri-net: learning compact cad shapes with adaptive primitive assembly. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 11768–11778, 2022.