

ComplexGen复现报告

陈佳乐

摘要

本文复现了一篇在Siggraph 2022上发表的优秀文章，标题为《ComplexGen: CAD Reconstruction by B-Rep Chain Complex Generation》[4]，该文章介绍了由点云输入重建CAD模型的方法。文章通过将CAD模型的重建任务视为对边界表示（B-Rep）中的不同几何图元（顶点、边和曲面片）进行检测，同时建模这些图元之间的对应关系。这些图元整体构建为链复合体，通过对这种综合结构的建模，实现了更完整和规则的重建。为了解决复杂的生成问题，研究采取了两步策略。首先，提出了一种新颖的神经框架，由稀疏CNN编码器用于处理输入点云，以及三路径Transformer解码器用于生成几何基元及其与估计概率的相互关系。其次，基于神经网络预测的概率结构，通过全局优化求解在结构有效性约束下最大化似然，并应用几何细化来恢复确定的B-Rep链复合体。本文的主要目标是通过复现Trim操作，最终成功获取了完整的CAD模型。最后，对Trim操作前后的结果进行了可视化和评估，并发现了一些存在改进空间的方面。这些发现为未来更多与CAD相关的研究提供了有价值的参考。

关键词：CAD重建，点云，B-Rep链复合体，Transformer网络，全局优化

1 相关工作

1.1 CAD重建

基于原始的CAD重建具有重要的工业应用，因此计算机图形学方面有大量文献[1]和逆向工程[24]。虽然该问题本质上涉及几何基元的组合搜索和数据拟合的连续优化，现有方法粗略地分为更注重数值优化的传统方法和使用神经网络学习数据驱动先验来克服复杂性的方法，如下所述。

为了将候选原始表面块适合离散化为点云或多边形网格的输入形状，早期的工作应用概率搜索，如RANSAC[16, 17]或求解变分优化[3, 19, 25]在原始拟合和分割之间迭代。后续工作对结构约束应用全局优化，以增强局部基元拟合以及整体模型结构规律性[9, 12]。然而，CAD重建问题的巨大组合复杂性使得此类方法容易出现局部最优解。

随着多功能深度学习方法的出现，人们重新努力通过数据驱动的方法解决CAD重建问题。特别是，Li等人[8]，Sharma等人[18]，Yan等人[26]和Huang等人[6]通过在大规模带注释的CAD数据集上学习，训练基于点的神经网络为每个输入点分配面片基元类型和参数，从而有效地一次性解决了分割和拟合问题。相反，Liu等人[10]和Wang等人[23]通过首先检测来自输入点的候选角和线，然后通过详尽的枚举和检查将它们连接成连贯的线框，来重建

描绘不同基元面片的线框。Nash等人 [13] 专注于多边形模型重建，并使用自回归网络迭代预测顶点和平面。

1.2 基于Transformer的检测

目标检测和分割流程最近经历了一次重大变革，从先前基于CNN的方法，这些方法相对于输入中的锚点提出了对象建议 [5, 14, 15]，转变为最新的方法，通过在输入的条件下直接输出检测到的对象的绝对位置 [2]，这在3D目标检测中也被证明是有效的 [11]。上述提到的基于学习的CAD重建方法反映了基于CNN检测的传统方案，首先将输入点分类为段的潜在锚点，然后通过聚类 and 搜索将它们合并成群。相比之下，PolyGen [13] 使用Transformer骨干结构 [22]，自回归地输出绝对顶点位置及其分组成面的信息，这在输入点的准确性方面受到的限制较小。

2 本文方法

2.1 本文方法概述

论文将使用B-Rep表示的CAD模型重建视为不同阶几何基元（即角点、曲线和曲面片）的检测以及基元之间的拓扑关系，这些基元被整体建模为B-Rep链复合体，并表明通过对这种综合结构进行建模，可以实现更完整和规则化的CAD重建。

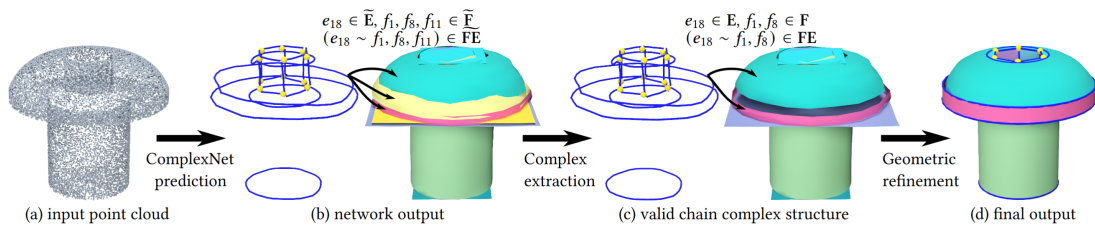


图 1. Pipeline of ComplexGen。点云 (a) 首先通过具有稀疏 CNN 编码器和 Transformer 解码器的 ComplexNet，生成不同阶的原始基元，即角、曲线和面以及它们的相互拓扑。(b) 这里显示的是有效性概率高于 0.5 的元素；角/曲线和面片被移开以获得更好的可见性。曲线 e_{18} 及其相邻面片被突出显示作为预测拓扑的示例。(c) 概率 B-Rep 链复合体随后进行全局优化，求解元素的最佳连接和存在性，其中通过删除冗余 f_{11} 来解决与 e_{18} 相邻的面片。(d) 通过将每个元素形状拟合到输入点、相互约束和给定类型，对结构进行几何细化；这些细化的元素共同构成了结构上有效的 B-Rep 模型。

如图 1 所示，论文中分两步解决链复合体生成的问题。首先，提出了一种新颖的网络框架，该框架由用于输入点云处理的稀疏 CNN 编码器和用于生成几何基元及其与估计概率的拓扑关系的三路径Transformer解码器组成。其次，给定神经网络预测的概率结构，通过求解在结构有效性约束下最大化似然的全局优化并应用几何细化来恢复确定的B-Rep链复合体。

2.2 B-Rep链复合体

B-Rep可以用角点(corners)、曲线(curves)、面片(patchs)以及不同元素之间的连接关系来表示一个CAD模型。其中面片类型主要有：平面、圆柱、圆环、B样条、圆锥和球面，曲线类型主要有：直线、圆、B样条和椭圆。

对于一个表示闭合流行CAD模型的有效B-Rep链复合体应满足下面三个等式：

- 1) 一条边只能与两个面相邻
- 2) 一条开放/闭合的曲线有2/0个端点

3) 一个面有闭合的边界

2.3 学习生成B-Rep链复合体

如图2所示, 神经网络的输入是无结构化信息的点云, 经过ComplexNet网络重建出整个complex复合体, ComplexNet用稀疏卷积神经网络解析点云并通过三路径Transformer解码器来生成元素和它们之间的拓扑关系。

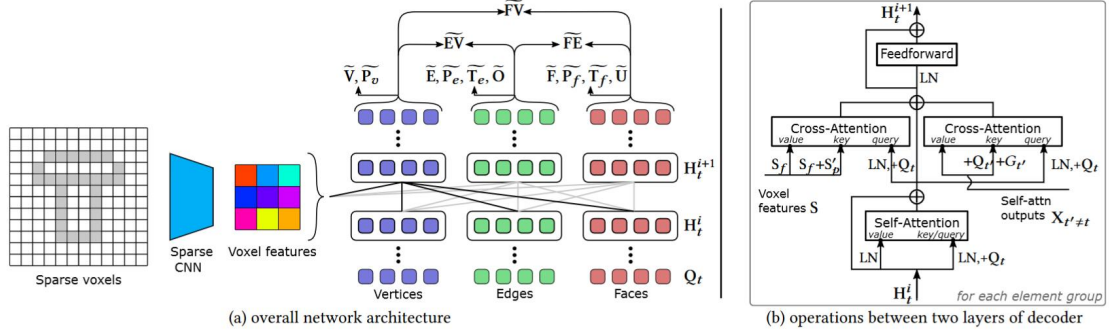


图 2. ComplexNet网络结构。ComplexNet包含一个稀疏CNN编码器, 用于从离散化为稀疏体素的输入3D点中提取特征, 以及三个分别生成角点、曲线和面片的Transformer解码器。三路径解码器在整个层的不同元素组之间交换数据, 以实现一致的B-Rep链复合体结构的生成。ComplexNet使用应用于 $\tilde{\mathbf{V}}, \tilde{\mathbf{E}}, \tilde{\mathbf{F}}$ 等的一元损失项和应用 $\mathbf{F}\tilde{\mathbf{V}}, \mathbf{E}\tilde{\mathbf{V}}, \mathbf{F}\tilde{\mathbf{E}}$ 等的二元损失项进行训练, 分别测量与GT基元及其相互拓扑的差异。右图展示了三路径解码器两层之间包含注意力模块的特定架构。

2.4 神经引导B-Rep重建

对于ComplexNet预测得到的几何元素以及相互之间的拓扑关系, 论文中应用全局优化来恢复构成有效B-Rep链复合体的原始几何基元及其拓扑。该过程主要分为两步: 链复合体提取和几何细化。链复合体提取通过解组合优化问题来恢复结构上有效的流形CAD模型, 并尽可能遵循网络对后验拓扑和几何的预测。几何细化通过将相应类型的几何表示拟合到输入点来细化元素的几何形状, 并约束它们的形状, 以便严格满足拓扑结构, 算法流程如算法1所示。

Algorithm 1 Procedure of geometric refinement

Input: complex with solved topology and predicted geometric primitives, input points,

$$K_1 = 3, K_2 = 5$$

Output: geometric primitives conforming to prescribed topology and input points

- 1: **for** $i \in [K_1]$ **do** ▷ First stage: fitting with spline patches
 - 2: fit each patch as spline (except plane, sphere) to input points, curves, and corners;
 - 3: fit each curve to patches and corners;
 - 4: fit each corner to curves and patches;
 - 5: **end for**
 - 6: convert spline patches to typed primitives;
 - 7: **for** $i \in [K_2]$ **do** ▷ Second stage: fitting with typed primitive patches
 - 8: fit each typed patch to input points, curves, and corners;
 - 9: fit each curve to patches and corners;
 - 10: fit each corner to curves and patches;
 - 11: **end for**
-

2.5 裁剪重建结果

经过几何细化后得到的输出为一个JSON文件，其中由无穷长的参数表示各个平面，原文中直接在参数面片上随机采样点进行可视化，结果并不是真实的物体表面。如图3所示，通过实现Trim 操作，将无穷长的参数曲面修剪为封闭的三维网格，从而获得更精细准确的视觉结果。

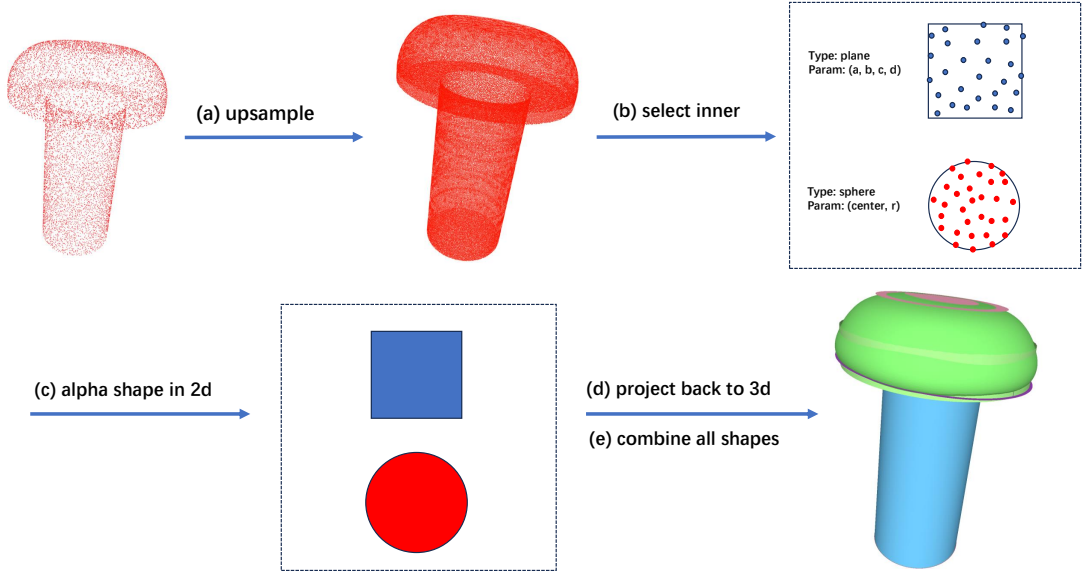


图 3. Pipeline of Trim。 (a) 在网络原始输入点云上进行上采样， (b) 通过解析几何细化得到的 JSON 文件，对每个面进行操作以从点云中选择在其范围内的点 (inner points)； (c) 在参数空间中对所有的 inner points 进行 Alpha Shape 操作， (d) 将得到的 Alpha Shape 反投影回三维空间， (e) 将所有的形状组合在一起，形成最终的 Trim 结果。

3 复现细节

3.1 与已有开源代码对比

对于网络和几何细化相关部分的代码作者已开源，但是对于几何细化后进行Trim操作的代码作者并未开源，本工作主要对Trim操作进行复现，因此本工作的代码与官方实现代码有较大的差异。

3.2 实验环境搭建

在数据集选择上，本文与原文保持一致，选择了ABC数据集[7]进行实验。然而，为了使采用的数据与原文网络输入数据一致，本文在ABC原始数据集上进行了采样缩放，以满足原文中的输入数据要求。

关于网络训练，本文没有进行额外的训练步骤，而是直接使用了原文提供的权重进行训练和推理。

在代码开发方面，本文采用了OpenCascade [20]进行CAD模型处理，利用CGAL [21]进行几何精确计算，并使用Open3d [27]进行点云处理。

3.3 创新点

首先，基于ComplexGen几何细化的B-Rep链复合体，本文成功实施了对其进行Trim操作，最终获得了完整的CAD模型。这一过程实现了从点云到CAD模型的重建。

其次，借鉴ComplexGen的研究，本文对其预测结果进行了详细分析。通过在与论文不同的数据集上进行测试，发现ComplexGen仍存在一些不足之处，尤其是在泛化能力方面表现不佳。这些发现为未来更多与CAD相关的研究提供了有益的参考和启示。

最后，通过复现该工作，我不仅加深了对CAD模型重建的理解，还对工程实现有了更深入的认识。这对于我未来的研究和工作具有重要的意义。

4 实验结果分析

4.1 Trim结果

通过对Trim操作的复现，我们可以清晰地观察到其效果，如图4所示。在一些较为容易预测的模型中，ComplexGen的预测结果表现良好，同时通过Trim得到的最终模型也呈现出较高的质量。

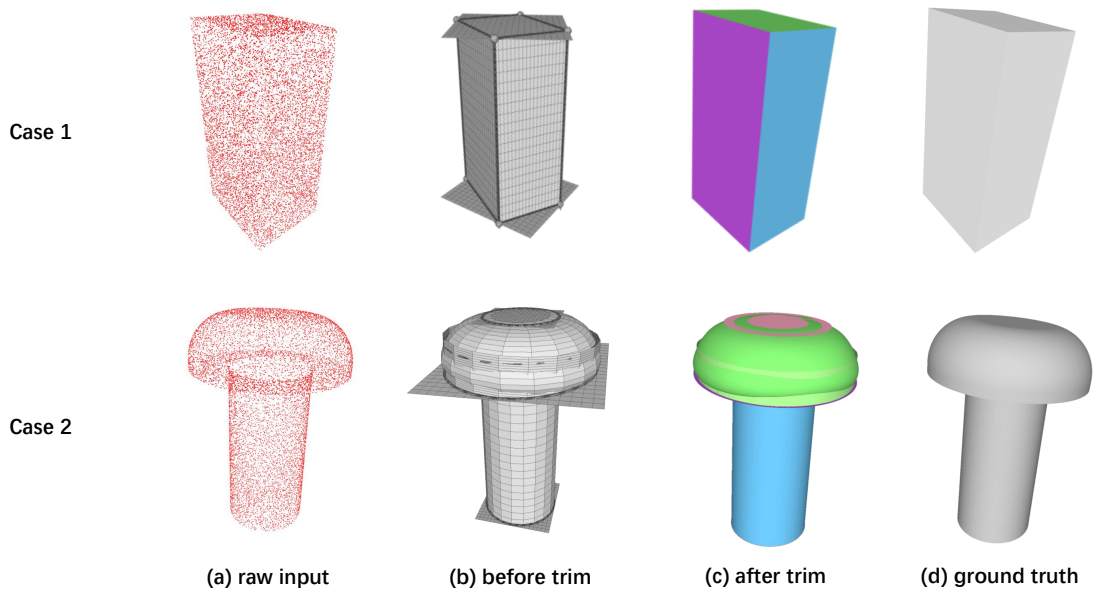


图 4. Trim操作结果

4.2 评估结果

本文使用Chamfer Distance作为几何误差的度量标准，以评估Trim前后的CAD模型质量，具体结果如表1所示。通过对Trim前后的模型进行Chamfer Distance的计算，能够更准确地评估Trim操作的效果。

4.3 缺陷与不足

在实验过程中，当遇到一些较为复杂且与训练集相似度较低的模型时，ComplexGen的预测结果显得相对不准确，因而影响了Trim操作的效果，最终导致得到的CAD模型质量较差。

Method	Chamfer Distance ↓
Without Trim	0.01445
Trim	0.00412

表 1. Trim效果评估

如图5所示，本文通过计算测试集与训练集之间的相似程度，其中相似程度以模型与训练集中最不相似的模型的 Chamfer Distance 衡量。当相似程度较大，即 Chamfer Distance 较小时，Trim操作的效果越佳，最终得到的CAD模型的 Chamfer Distance 也较小。



图 5. Similarity vs Error

5 总结与展望

本文对基于点云输入的 CAD 模型重建进行了深入研究，并成功实现了 Trim 操作用于重建真实的 CAD 模型。

在实验过程中，我们对 ComplexGen 的预测结果进行了详细分析，发现其仍存在一些不足之处，尤其是在泛化能力方面表现不佳。

此外，我们对 Trim 前后的 CAD 模型进行了评估，结果显示 Trim 操作能够有效提升 CAD 模型的质量。

未来，可以通过研究不同的网络架构用于 CAD 模型的重建，专注于提升网络的泛化能力以及提高 CAD 模型的重建质量等问题。这个领域仍有许多值得深入探讨的问题等待我们去解决。

参考文献

- [1] Matthew Berger, Andrea Tagliasacchi, Lee M Seversky, Pierre Alliez, Gael Guennebaud, Joshua A Levine, Andrei Sharf, and Claudio T Silva. A survey of surface reconstruction from point clouds. In *Computer graphics forum*, volume 36, pages 301–329. Wiley Online Library, 2017.
- [2] Nicolas Carion, Francisco Massa, Gabriel Synnaeve, Nicolas Usunier, Alexander Kirillov, and Sergey Zagoruyko. End-to-end object detection with transformers. In *European conference on computer vision*, pages 213–229. Springer, 2020.
- [3] David Cohen-Steiner, Pierre Alliez, and Mathieu Desbrun. Variational shape approximation. In *ACM SIGGRAPH 2004 Papers*, pages 905–914. 2004.
- [4] Haoxiang Guo, Shilin Liu, Hao Pan, Yang Liu, Xin Tong, and Baining Guo. Complexgen: Cad reconstruction by b-rep chain complex generation. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 41(4):1–18, 2022.
- [5] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, and Ross Girshick. Mask r-cnn. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 2961–2969, 2017.
- [6] Jingwei Huang, Yanfeng Zhang, and Mingwei Sun. Primitivenet: Primitive instance segmentation with local primitive embedding under adversarial metric. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pages 15343–15353, 2021.
- [7] Sebastian Koch, Albert Matveev, Zhongshi Jiang, Francis Williams, Alexey Artemov, Evgeny Burnaev, Marc Alexa, Denis Zorin, and Daniele Panozzo. Abc: A big cad model dataset for geometric deep learning. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 9601–9611, 2019.
- [8] Lingxiao Li, Minhyuk Sung, Anastasia Dubrovina, Li Yi, and Leonidas J Guibas. Supervised fitting of geometric primitives to 3d point clouds. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2652–2660, 2019.
- [9] Yangyan Li, Xiaokun Wu, Yiorgos Chrysathou, Andrei Sharf, Daniel Cohen-Or, and Niloy J Mitra. Globfit: Consistently fitting primitives by discovering global relations. In *ACM SIGGRAPH 2011 papers*, pages 1–12. 2011.
- [10] Yujia Liu, Stefano D’Aronco, Konrad Schindler, and Jan Dirk Wegner. Pc2wf: 3d wireframe reconstruction from raw point clouds. *arXiv preprint arXiv:2103.02766*, 2021.
- [11] Ishan Misra, Rohit Girdhar, and Armand Joulin. An end-to-end transformer model for 3d object detection. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pages 2906–2917, 2021.

- [12] Liangliang Nan and Peter Wonka. Polyfit: Polygonal surface reconstruction from point clouds. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 2353–2361, 2017.
- [13] Charlie Nash, Yaroslav Ganin, SM Ali Eslami, and Peter Battaglia. Polygen: An autoregressive generative model of 3d meshes. In *International conference on machine learning*, pages 7220–7229. PMLR, 2020.
- [14] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 779–788, 2016.
- [15] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28, 2015.
- [16] Ruwen Schnabel, Patrick Degener, and Reinhard Klein. Completion and reconstruction with primitive shapes. In *Computer Graphics Forum*, volume 28, pages 503–512. Wiley Online Library, 2009.
- [17] Ruwen Schnabel, Roland Wahl, and Reinhard Klein. Efficient ransac for point-cloud shape detection. In *Computer graphics forum*, volume 26, pages 214–226. Wiley Online Library, 2007.
- [18] 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 16*, pages 261–276. Springer, 2020.
- [19] Martin Skrodzki, Eric Zimmermann, and Konrad Polthier. Variational shape approximation of point set surfaces. *Computer Aided Geometric Design*, 80:101875, 2020.
- [20] Open CASCADE Technology. Open CASCADE Technology, 2021.
- [21] The CGAL Project. *CGAL User and Reference Manual*. CGAL Editorial Board, 5.6 edition, 2023.
- [22] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- [23] Xiaogang Wang, Yuelang Xu, Kai Xu, Andrea Tagliasacchi, Bin Zhou, Ali Mahdavi-Amiri, and Hao Zhang. Pie-net: Parametric inference of point cloud edges. *Advances in neural information processing systems*, 33:20167–20178, 2020.

- [24] Naoufel Werghi, Robert Fisher, Anthony Ashbrook, and Craig Robertson. Shape reconstruction incorporating multiple nonlinear geometric constraints. *Constraints*, 7:117–149, 2002.
- [25] Dong-Ming Yan, Wenping Wang, Yang Liu, and Zhouwang Yang. Variational mesh segmentation via quadric surface fitting. *Computer-Aided Design*, 44(11):1072–1082, 2012.
- [26] Siming Yan, Zhenpei Yang, Chongyang Ma, Haibin Huang, Etienne Vouga, and Qixing Huang. Hpnet: Deep primitive segmentation using hybrid representations. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pages 2753–2762, 2021.
- [27] Qian-Yi Zhou, Jaesik Park, and Vladlen Koltun. Open3D: A modern library for 3D data processing. *arXiv:1801.09847*, 2018.