

# 利用一个简单的残差 MLP 框架对 3D 牙齿点云数据分割

周煥樟

2024 年 1 月 5 日

## 摘要

由于 3D 点云数据的不规则性和无序性，点云分析具有挑战性。为了捕获三维几何图形，先前的工作主要依赖于使用卷积、图或注意机制探索复杂的局部几何提取器。然而，由于牙齿点云数据太过于复杂，这些方法在推理过程中会产生不利的延迟，并且性能在过去几年中趋于饱和。我们提出了一个新的视角来看待这个任务。我们注意到详细的局部几何信息可能不是点云分析的关键-我们引入了一个纯残差 MLP 网络，称为 PointMLP，利用该模型对复杂 3D 牙齿点云数据进行分割，它没有集成“复杂”的局部几何提取器，但仍然执行得非常有竞争力。总之，PointMLP 在没有任何复杂操作的情况下实现了这种强大的性能，因此导致了卓越的推理速度。

**关键词：**3D 点云数据；PointMLP；图像分割；深度学习

## 1 引言

在牙科诊断和治疗中，牙齿的精确 3D 模型是非常重要的。它们可以帮助牙医进行疾病诊断、治疗规划以及监测牙齿状况的变化。随着 3D 成像技术的进步，获取牙齿的 3D 点云数据变得越来越简单。然而，点云数据的处理和分析却是一个挑战，因为它涉及到大量数据的处理以及准确地从复杂的 3D 结构中识别出不同的牙齿组成部分。最近的研究表明，通过使用卷积 [1]、图 [2] 或注意机制 [3] 探索局部几何信息，点云分析取得了有希望的结果。PointMLP 的提出为点云数据的处理提供了一种新的有效方法。它是一个基于多层感知器的网络，专为处理点云数据设计，并通过几何仿射模块 [4] 和残差连接来提高性能和效率。它已经在多个点云分析基准测试中证明了其优越性，包括分类和分割任务，PointMLP 代表了最新的点云处理技术，尽管有许多方法用于点云的处理，但特别针对牙齿数据的研究还不多见，特别是使用最新的 MLP 架构，牙齿 3D 数据的准确分割对于牙科实践至关重要，有着广泛的临床应用需求。可能比传统方法更高效和准确。利用 PointMLP 分割 3D 点云牙齿数据的选题具有重要的理论和实践意义，例如，在牙齿数据上应用 PointMLP 可能会揭示新的模型优化方向，促进算法的改进、提供更准确的牙齿分割结果，可以帮助牙医进行更精确的诊断和治疗规划、等等。

## 2 相关工作

### 2.1 传统三维点云数据分割

传统的三维点云分割方法通常包括基于规则的方法、聚类方法、图切割方法和基于模型的方法。这些方法在深度学习出现之前被广泛研究和使用，它们在处理点云数据时往往依赖于手工特征提取和先验知识，在效率方面，传统方法往往较为复杂，计算成本可能比深度学习方法高。特别是对于大规模的点云数据，传统方法可能需要显著的预处理和后处理时间。对于准确性来说，传统的方法在处理简单或者规则的数据时可能非常有效，但在面对复杂、噪声和不完整的数据时，其性能可能会下降。总体而言，尽管传统的三维点云分割方法为早期的点云处理奠定了基础，为许多应用提供了解决方案，但随着深度学习技术的发展，它们在处理复杂数据、高效性和适应新的挑战方面逐渐显现出局限性。

### 2.2 基于深度学习的方法

而深度学习方法，如 PointNet [1]，通过学习一个从数据中直接提取特征的模型，能够更好地处理这种复杂性。虽然 PointNet 在处理点云数据方面具有革命性的意义，但它也有一些局限性。例如，它不太擅长捕捉点云中的局部结构和复杂的几何形状。这是因为 PointNet 对每个点独立地应用 MLP，并且只在最后一个步骤中聚合全局上下文，可能会丢失局部邻域间的细节。

## 3 本文方法

### 3.1 本文方法概述

我们建议通过一个简单的前馈残差 MLP 网络 (PointMLP) 来学习点云表示，该网络分层地聚合 MLP 提取的局部特征，而放弃使用精细的局部几何提取器 [5] [6]。为了进一步提高鲁棒性和性能，我们还引入了一个轻量级的几何仿射模块，将局部点转换为正态分布。我们方法的详细框架如图 2 所示：

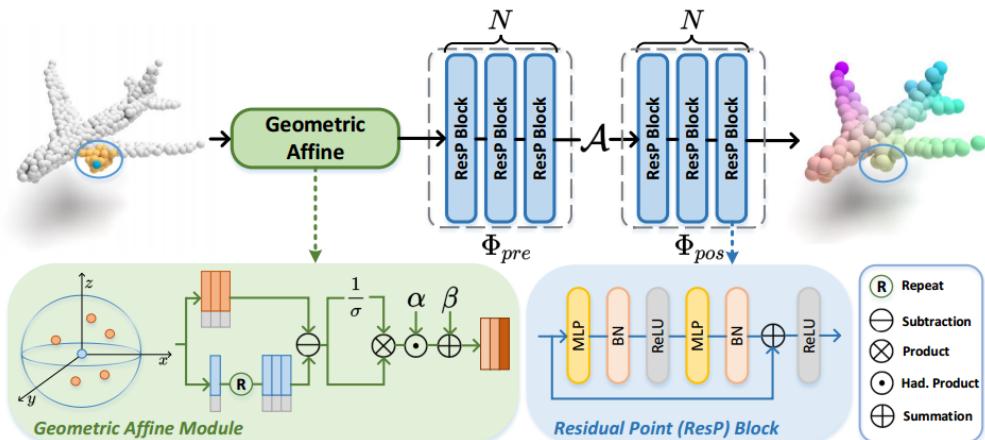


图 1. 方法示意图

### 3.2 特征提取模块

本文中没有引入复杂或繁重的操作。我们的 PointMLP 的关键操作可以表述为:

$$g_i = \Phi_{pos}(A(\Phi_{pre}(f_{i,j}), |j = 1, \dots, K)) \quad (1)$$

其中  $\Phi_{pre}(\cdot)$  和  $\Phi_{pos}(\cdot)$  为残差点 MLP 块: 共享的  $\Phi_{pre}(\cdot)$  用于从局部区域学习共享权重, 而  $\Phi_{pos}(\cdot)$  用于提取深度聚合特征。具体来说, 映射函数可以写成一系列齐次残差 MLP 块,  $MLP(x) + x$ , 其中 MLP 由 FC 层、归一化层和激活层组合 (重复两次)。我们将聚合函数  $A(\cdot)$  视为最大池化操作。式 1 描述了 PointMLP 的一个阶段。对于一个分层的深度网络, 我们递归地按 5 个阶段重复操作。尽管 PointMLP 的框架很简洁, 但它展示了一些突出的优点。1) 由于 PointMLP 只利用 mlp, 所以它对排列自然是不变性的, 这非常符合点云的特点。2) 通过合并残差连接, PointMLP 可以很容易地扩展到几十层, 从而得到深度特征表示。3) 此外, 由于没有包含复杂的提取器, 主要操作只是高度优化的前馈 mlp, 即使我们引入更多的层, 我们的 PointMLP 仍然有效地执行。

### 3.3 几何仿射模块

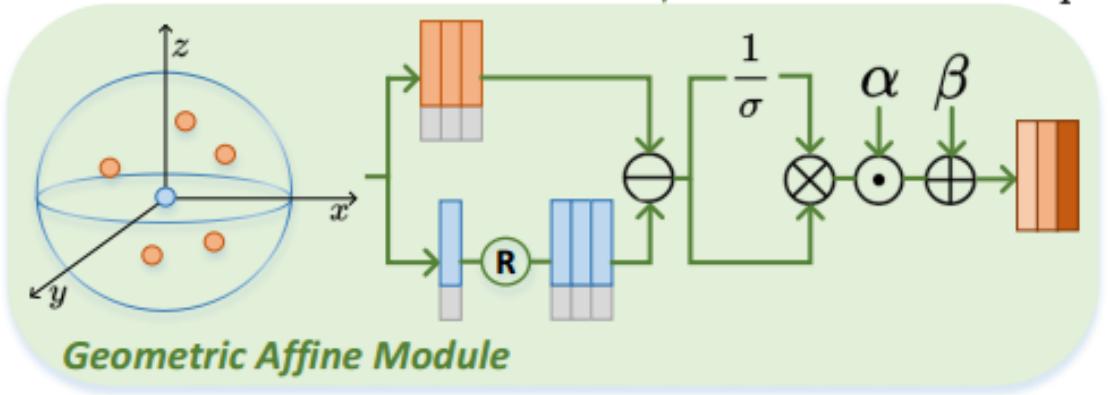


图 2. 方法示意图

虽然通过考虑更多的阶段或在  $\Phi_{pre}(\cdot)$  和  $\Phi_{pos}(\cdot)$  中堆叠更多的块来简单地增加深度可能很容易, 但我们注意到, 简单的深度 MLP 结构会降低精度和稳定性, 使模型的鲁棒性降低。这可能是由于局部区域的几何结构稀疏、不规则所致。不同局部区域的不同几何结构可能需要不同的提取器, 但共享剩余 mlp 难以实现这一目标。我们充实了这个直觉, 并开发了一个轻量级的几何仿射模块来解决这个问题。设  $\{f_{i,j}\}_{j=1,\dots,k} \in R^{k*d}$  为包含  $k$  个点的  $f_i \in R^d$  的分组局部邻居, 每个邻居点  $f_{i,j}$  是一个  $d$  维向量。我们用下面的公式变换局部相邻点:

$$f_{i,j} = \alpha \odot \frac{f_{i,j} - f_i}{\sigma + \epsilon} + \beta, \sigma = \sqrt{\frac{1}{k * n * d} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k (f_{i,j} - f_i)^2} \quad (2)$$

其中  $\alpha \in R^d$  和  $\beta \in R^d$  为可学习参数,  $\odot$  表示 Hadamard 积,  $\epsilon = 1e-5$  为数值稳定性的小数 [7] [8], 通过这样做, 我们通过归一化操作变换点, 同时保持原始几何属性。

## 4 复现细节

### 4.1 与已有开源代码对比

我所复现的论文为开源的工作，原文给出了源代码，地址为：<https://github.com/mazu/pointMLP-pytorch>. 本人只使用了源码中模型部分的代码，其余代码均有自己编写，我的工作是对原始 3D 点云数据（图 3）分割然后对每颗牙齿分类处理成图 4 的形式。



图 3. 原始三维口扫图像



图 4. 处理后的口扫图像

### 4.2 实验环境搭建

本次实验使用神经网络训练使用 python3.7.4, pytorch1.10.2。

### 4.3 创新点

原始三维点云口扫数据一般有超过十万个面片，如果直接使用文章的方法会依赖大量的显存资源，因此在该文章的基础上增加数据预处理，利用最近点采样的方法对口扫点云数据进行下采样，以此保持整体牙齿外部完整结构，模型对数据进行处理后，我们需要对原始数据上所有的点进行分类，所以要对数据上采样，由于模型只对下采样保存的点进行处理，我们使用 knn 算法 [9] 对临近的点打上标签，这种方法难免会导致牙齿之间的点会有类别分类错误，所以最后增添了牙齿边界优化模块对每颗牙齿之间以及牙齿和牙龈之间边界进行优化 [10]。

## 5 实验结果分析

复现的具体结果：

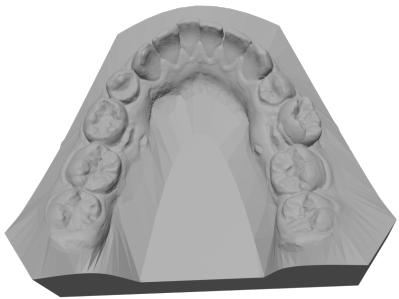


图 5. 原始牙齿数据



图 6. 处理后的牙齿数据

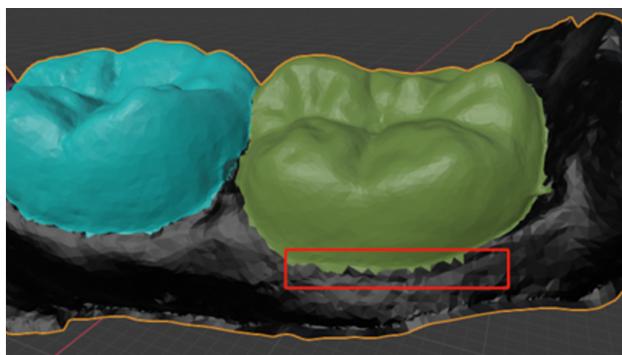


图 7. 未优化边界的的数据

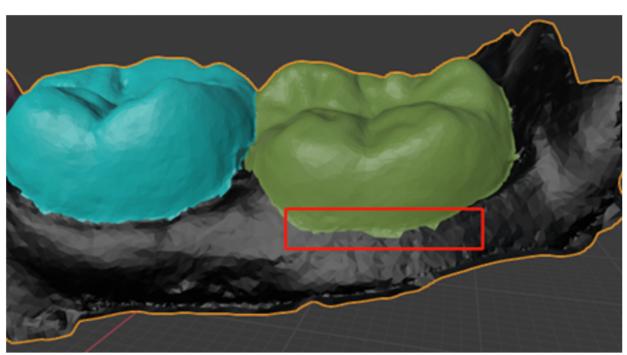


图 8. 优化边界后的数据



图 9. 优化后的牙齿



图 10. 真实数据

## 6 总结与展望

我们提出了一个简单而强大的点云分析体系结构 PointMLP。PointMLP 背后的关键见解是，复杂的局部几何提取器可能对性能不是至关重要的。我们首先用简单残差 mlp 表示局部点，因为它们是排列不变的，而且很简单。然后，引入了一个轻量级的几何仿射模块来提高性能，实验结果表明该模型能够较好地解决这一问题，并优于目前最先进的模型。但是在复现过程中也遇到了许多困难，例如对数据的预处理阶段，比如并行计算、算法优化，以提高在有限硬件资源下的数据处理性能，还有最后的对边界优化，中间尝试了许多方法，最终得到一个还不错的效果，但是也存在一些问题，从得到的结果和真实值之间还是存在些许差距，是否可以将当前的边界优化技术与其他先进的技术（如深度学习、图卷积网络等）结合，以进一步提高性能。探索是否有可能开发更为自动化的边界优化流程，减少人工干预并提高效率。这是我觉得将来值得深入探讨的问题。

## 参考文献

- [1] Charles R Qi, Hao Su, Kaichun Mo, and Leonidas J Guibas. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. *arXiv preprint arXiv:1612.00593*, 2016.
- [2] Guohao Li, Matthias Müller, Guocheng Qian, Itzel C. Delgadillo, Abdulellah Abualshour, Ali Thabet, and Bernard Ghanem. Deepgcns: Making gcns go as deep as cnns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(6):6923–6939, 2023.
- [3] Meng-Hao Guo, Jun-Xiong Cai, Zheng-Ning Liu, Tai-Jiang Mu, Ralph R. Martin, and Shi-Min Hu. Pct: Point cloud transformer. *Computational Visual Media*, 7(2):187–199, 2021.
- [4] Mingzhi Wu, Tiexin Guo, and Long Long. The fundamental theorem of affine geometry in regular  $l^0$ -modules. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 507(2):125827, 2022.
- [5] Mutian Xu, Runyu Ding, Hengshuang Zhao, and Xiaojuan Qi. Paconv: Position adaptive convolution with dynamic kernel assembling on point clouds. In *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 3172–3181, 2021.
- [6] Yongcheng Liu, Bin Fan, Shiming Xiang, and Chunhong Pan. Relation-shape convolutional neural network for point cloud analysis. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 8895–8904, 2019.
- [7] Sergey Ioffe and Christian Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In Francis Bach and David Blei, editors, *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, volume 37 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 448–456, Lille, France, 07–09 Jul 2015. PMLR.

- [8] Yuxin Wu and Kaiming He. Group normalization. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, September 2018.
- [9] Shichao Zhang, Debo Cheng, Zhenyun Deng, Ming Zong, and Xuelian Deng. A novel knn algorithm with data-driven k parameter computation. *Pattern Recognition Letters*, 109:44–54, 2018. Special Issue on Pattern Discovery from Multi-Source Data (PDMSD).
- [10] Thomas Kronfeld, David Brunner, and Guido Brunnett. Snake-based segmentation of teeth from virtual dental casts. *Computer-aided design & applications*, 7(2), 2010.