

读书报告

余一诺

anarlyon@outlook.com

2022 年 12 月 31 日

Neural Subdivision SIGGRAPH North America 2020

Liu, H.T.D., Kim, V.G., Chaudhuri, S., Aigerman, N. and Jacobson, A.

一 摘要

本文介绍了神经细分，这是一个数据驱动的从粗略到精细的新几何建模框架。在推理过程中，该方法以粗略的三角形网格为输入，通过应用循环细分的固定拓扑更新，递归地将其细分为更精细的几何形状，但使用以补丁的局部几何形状为条件的神经网络预测顶点位置。这种方法能够学习复杂的非线性细分方案，优于经典技术中使用的简单线性平均。本文的主要贡献之一是一个新颖的自我监督的训练设置，只需要一组高分辨率的网格来学习网络权重。对于任何训练形状，随机地产生不同的粗略度对应的低分辨率离散，同时在细分过程中保持一个规定每一个新顶点的确切目标位置的双射影。由此实现了一个非常有效和准确的条件网格生成的损失函数，并能够训练一个跨离散的方法，并倾向于保留输出的流形结构。在训练过程中，对所有局部网格块的同一组网络权重进行了优化，从而提供了一个不受特定输入网格、固定属相或类别限制的架构。该网络以旋转和平移不变的方式对局部框架中的局部几何形状进行编码。这些设计选择使该方法可以很好地泛化。即使在单一的高分辨率网格上训练，该方法也能为新的形状生成合理的细分。

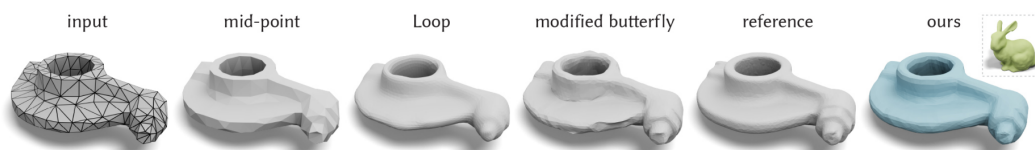
1.1 相关方向

计算机图形学，几何处理、建模与优化，神经网络与深度学习，计算机辅助几何设计。

二 论文介绍

网格细分是计算机图形学、计算机辅助几何设计、几何处理等领域中重要的问题。该论文介绍了一种基于神经网络的数据驱动的细分算法。

从下图可以看到，比较经典的中点细分（不够光滑）和 Loop 细分（部分过于光滑，未能很好地保留原始性质）都存在一定缺陷。本文提出的神经细分（Neural Subdivision）算法，通过学习输入模型的相关性质，来生成希望的细分结果。



2.1 算法的主要思想

输入三角网格，拓扑更新规则采用 Loop 细分，但顶点位置更新规则采用神经网络学习。

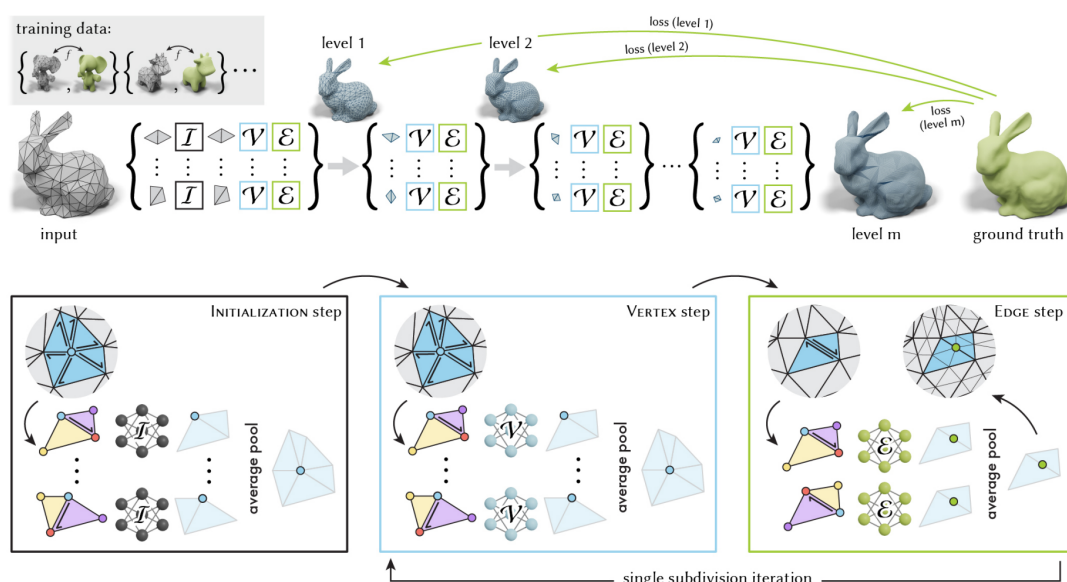
2.2 算法流程

将一个给定模型和其简化的粗糙模型作为训练数据，简化的粗糙模型作为输入，然后由 I-V-E, V-E, V-E..... 操作进行逐步的细分。

I 模块：初始化操作，简化为只包含两个面片以及共享的有向半边的一个 half-flap 结构。该模块不属于神经网络，只执行一次，作为后续的输入。V 模块：以 half-flap 结构作为输入，改变网格上顶点位置的神经网络。E 模块：以 half-flap 结构作为输入，改变有向半边中点的神经网络。

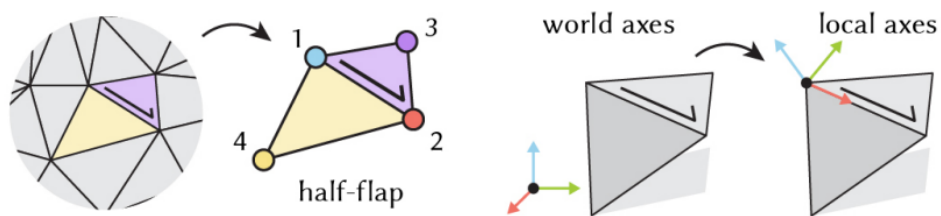
记执行细分共 m 次，注意，每次细分后的结果与 ground truth 之间都需保证是一个双射，单次细分前后的结果之间也都构成双射，由此构成的双射复合，并定义简单的基于距离的 L^2 损失函数。生成双射的方法后面会提到。

也就是说，对于初始输入，先经过第一次 I-V-E 细分，然后根据 L^2 损失函数，训练 V 模块与 E 模块，然后再进行下一次细分。



2.3 局部 half-flap 结构

关于 half-flap 结构：定义有向半边就可以定义四个顶点的顺序。



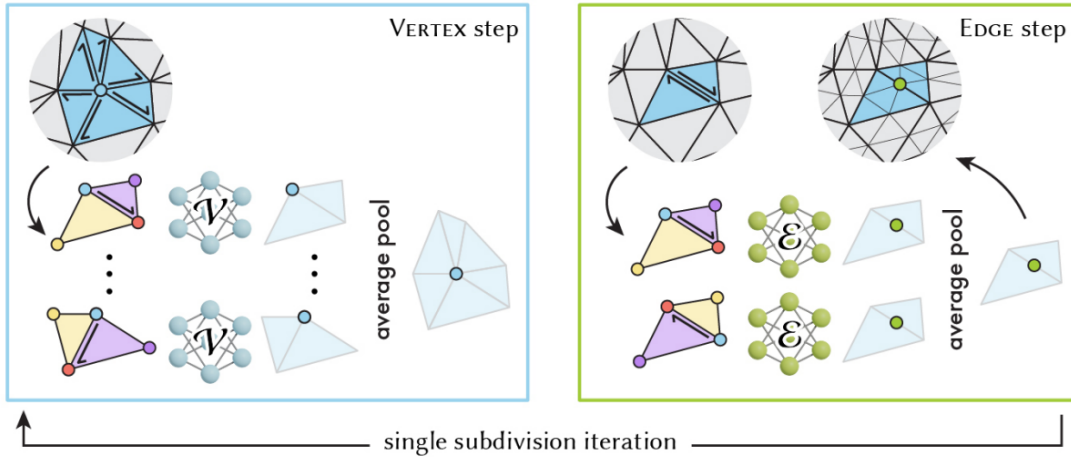
下表表示一些相关的参数。

	$network \mathcal{I}$	$network \mathcal{V}$	$network \mathcal{E}$
f_{in}	$3 \cdot 3 + 4 \cdot 3$	$3 \cdot 3 + 4 \cdot 32$	$3 \cdot 3 + 4 \cdot 32$
fc_1	32	32	32
fc_2	32	32	32
f_{out}	$3 + 29$	$3 + 29$	$3 + 29$

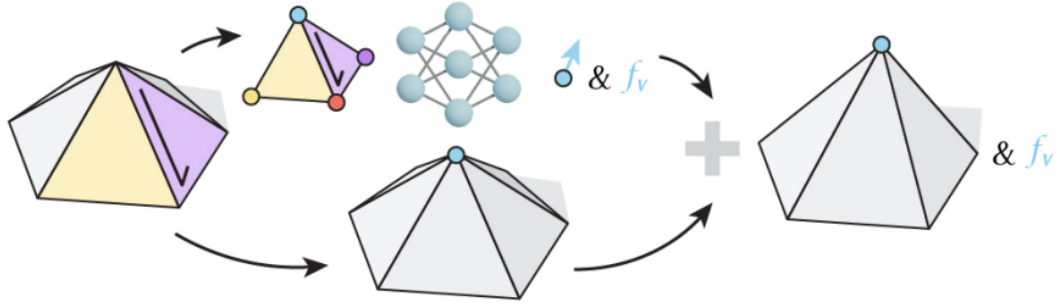
2.4 V 模块与 E 模块的进一步解释

在某个顶点所在的 1-邻域中提取出若干个 half-flap 结构，V 模块计算出这些 half-flap 结构相对于该顶点的位移，然后对这些位移做加权平均（average pool）；E 模块则对某个 half-flap 结构的两条半边各做一次学习，然后做算术平均（average pool）。

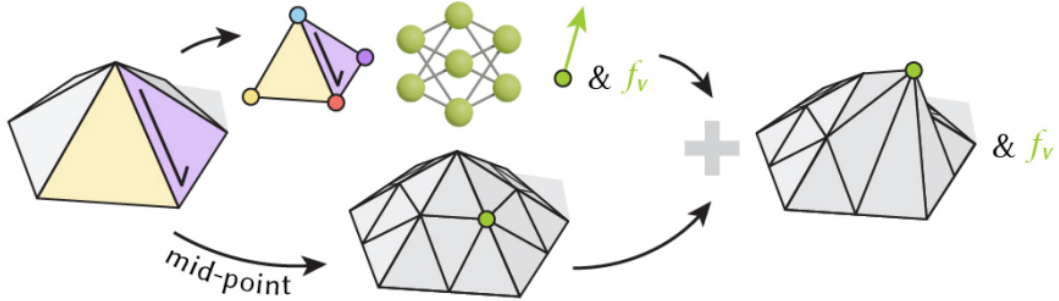
拓扑更新规则采用 Loop 细分。



output features of network $\mathcal{I} \& \mathcal{V}$

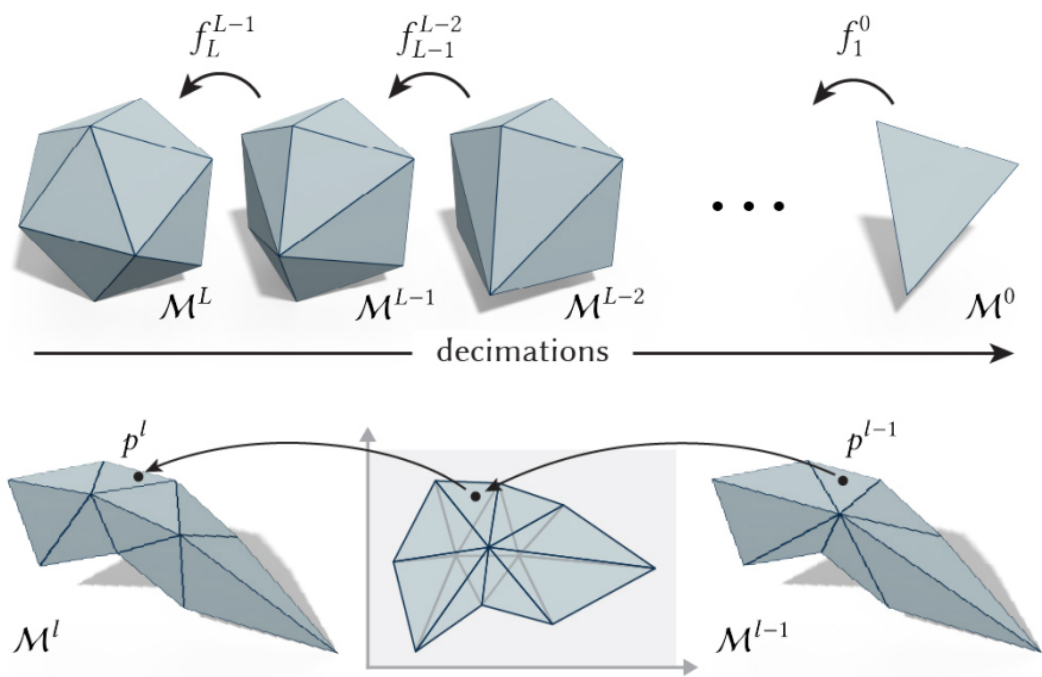


output features of network \mathcal{E}



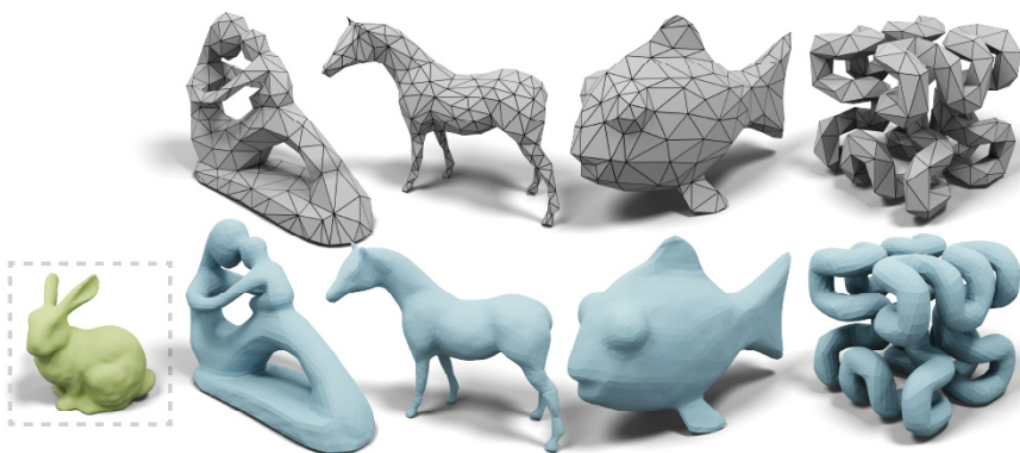
2.5 逐步双射的构造方法

每次 collapse 掉一条边后，我们就构造 collapse 前后的一个双射。由于 collapse 前该边的 1-邻域与 collapse 后点的 1-邻域具有共同的边界（变化仅在于 collapse 的那条边变成一个点），因此它们有相吻合的 UV 映射（参数化），那么对于任意一个点，将它表示为共同边界点的广义重心坐标（generalized barycentric coordinary）形式，就可以获得 collapse 前后点之间的对应关系。

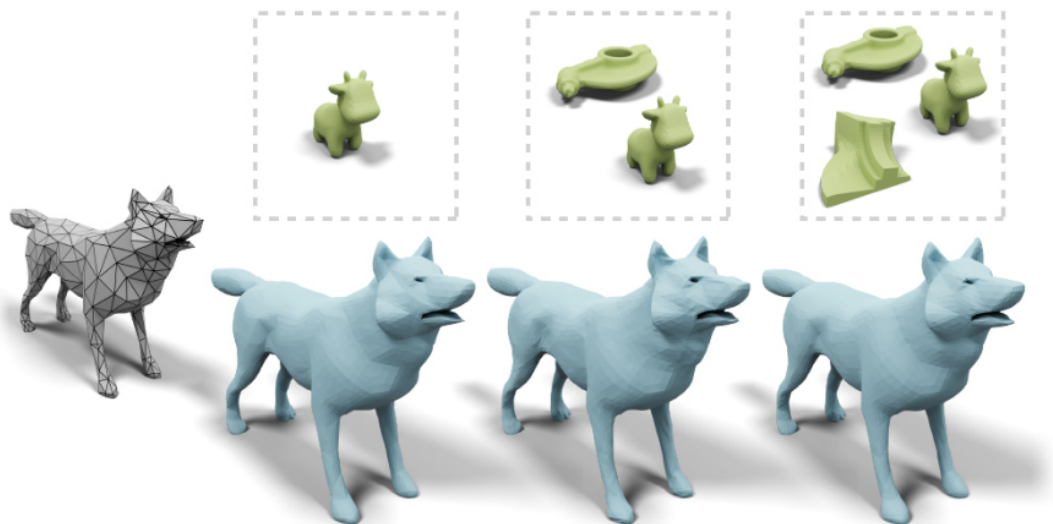


三 结果演示

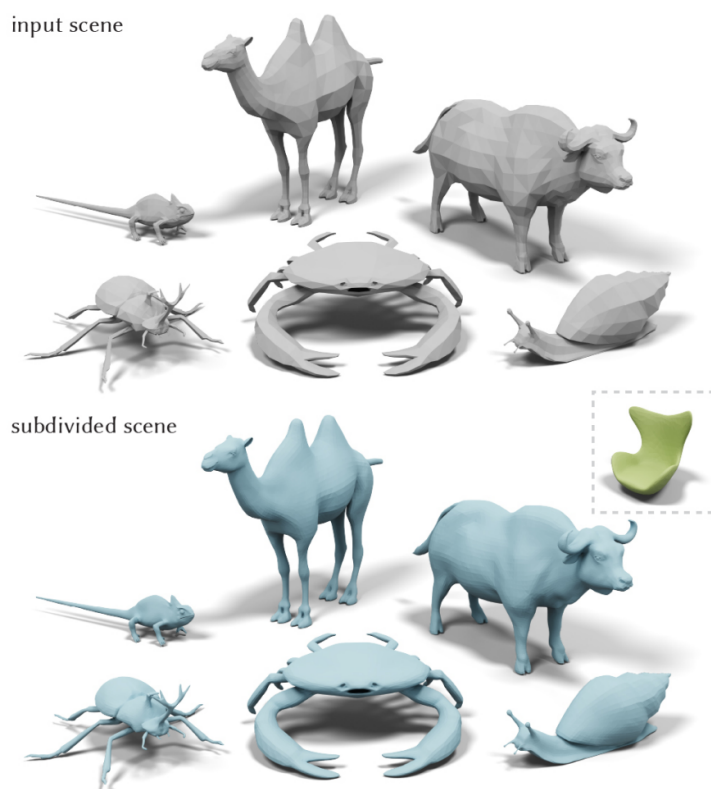
结果展示 1: 以同一个模型（以及该模型的简化模型）作为训练数据，获得其他的各种模型的神经细分结果。



结果展示 2：以不同模型作为训练数据，获得同一模型的神经细分结果。训练数据网格的不同性态（例如整体较为光滑，或含有一些特征线，或整体带有噪声），一定程度上会对细分结果产生影响。

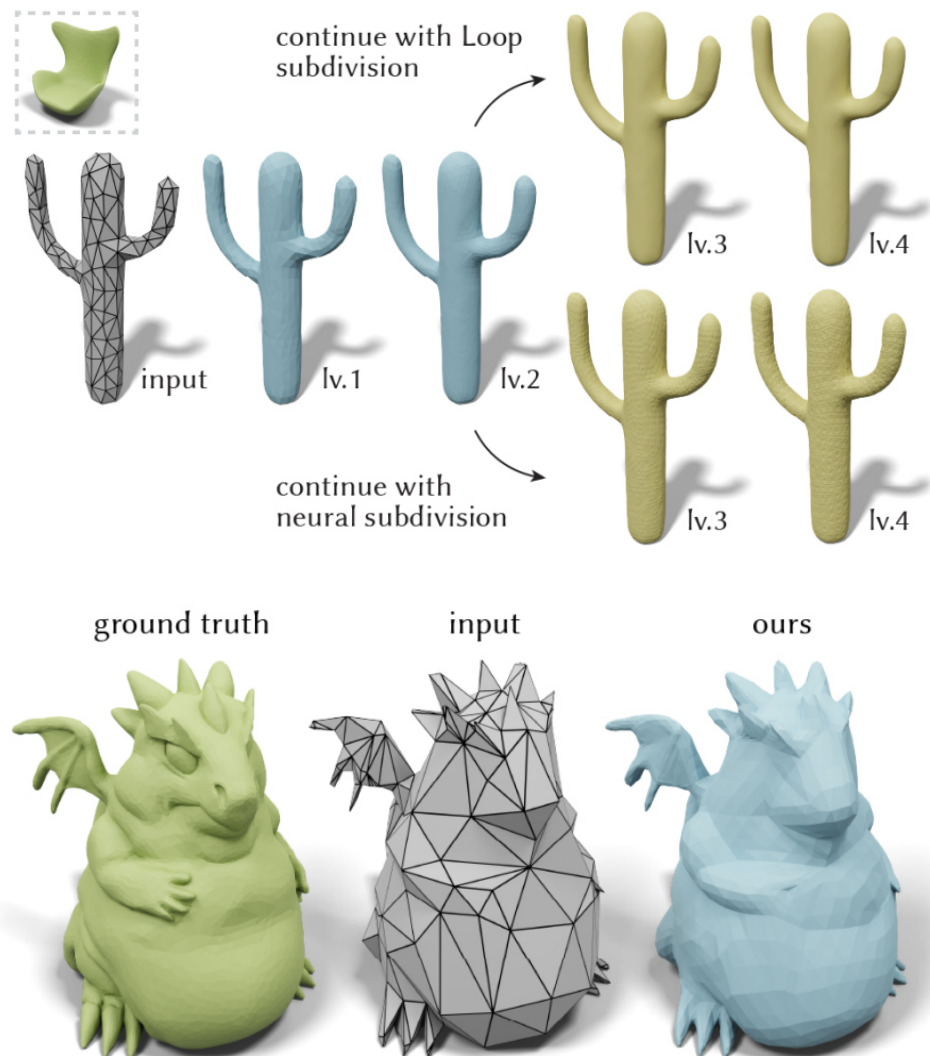


结果展示 3：与其他细分算法相比，用 ground truth 以及其简化版作为训练数据得到的神经细分结果，与原网格的结果最相近。



四 局限性

收敛性并无理论上的保障。一个解决办法是先进进行若干部的神经细分，最后几步再用 Loop 细分。由于 half-flap 是从网格中提取出来的局部特征，它对于整体的某些语义特征不能做到较好的保持。当然，多数细分算法也不能保持整体语义特征。



五 相关论文

1. Liu HT, Zhang JE, Ben-Chen M, Jacobson A. Surface multigrid via intrinsic prolongation. arXiv preprint arXiv:2104.13755. 2021 Apr 28.

该论文提出了一种基于内蕴插值算子的曲面几何多重网格法，将多重网格法从规整网格推广到非规整的三角网格上。主要思路是通过逐步的自参数化，联合优化简化 collapse 前后的能量函数，并对边界情形做出了较好的处理。

2. Hu SM, Liu ZN, Guo MH, Cai JX, Huang J, Mu TJ, Martin RR. Subdivision-based mesh convolution networks. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2022 Mar 8;41(3):1-6.

该论文提出一个新的深度学习框架，SubdivNet，用于网格上的三维几何学习。SubdivNet 的核心是一个通用和灵活的网格卷积，使用网格金字塔结构进行有效的特征聚合。首先利用自参数化对输入网格进行重新网格化，使其具有 Loop 细分序列的连接性。以此可以在输入形状上构建一个定义良好的、统一的网格层次结构。然后，使用网格卷积算子，支持用户指定的核大小、跨度和扩张。池化和上采样也自然得到细分连接的支持。使得著名的二维图像 CNN 可以直接应用于网格学习。在网格分类、分割、correspondence 以及从现实世界检索的实验证明了 SubdivNet 的有效性和效率。

3. Smirnov D, Solomon J. HodgeNet: Learning spectral geometry on triangle meshes. ACM Transactions on Graphics (TOG). 2021 Jul 19;40(4):1-1.

该论文提出了一种自适应地学习三角网格上的谱几何的方法，以任务为驱动，可以后续应用到曲面分割等场景。整体思路是输入一个三角网格，对拉普拉斯矩阵做分解，学习分解后的两个量。优势在于由较强的几何解释，整体比较轻量，算法简单。