

智能时代的三维内容生成

徐 凯

国防科技大学

关键词：三维内容生成 计算机图形学 数据驱动的几何建模

引言

三维数字内容是虚拟仿真、混合现实环境的基本构成要素。三维内容生成的核心技术是三维几何建模¹，它是计算机图形学最重要且基本的问题之一。人工三维建模的操作困难且繁琐，非常依赖于专业人员的技能和经验，未经训练的普通用户往往难以胜任。因此，如何让普通大众方便、快捷地创作和编辑三维模型，突破“三维内容生成瓶颈”，实现“大众建模”，从而推动高质量三维内容的规模化增长，一直是计算机图形学领域的一个核心目标和关键挑战。

三维内容生成瓶颈的一个典型体现是虚拟现实技术的进展“遇冷”。人们将2016年称为“虚拟现实元年”。虚拟现实技术自计算机图形学之父伊凡·苏泽兰(Ivan Sutherland)教授于上世纪60年代首次提出以来，历经半个世纪的发展演变，似乎在那一年才真正迎来了大规模商业化的良机。众多IT巨头纷纷斥巨资投入虚拟现实产业，急于抢占风口的初创公司更如雨后春笋般层出不穷。然而令人扼腕的是，虚拟现实的商业化在经历短暂“虚火”之后很快遇冷。究其原因，除了显示硬件尚未达到足够的成熟度之外，高质量三维内容匮乏，内容生态系统薄弱，也是阻碍虚拟现实落地和拓展的重要因素。事实上，三维内容不仅仅是虚拟现实、数字娱

乐等的重要元素，真实世界的数字化三维表达也是数字孪生、仿真推演等应用的前提和基础，在国防军事、智慧城市、工业制造、生物医药等领域中也有重要需求。

三维几何模型是真实世界在计算机中的可视数字表达。三维对象的基本表示包括网格、点云和体素等。传统三维几何建模方法大体分为两类：一是获取式建模，即通过三维采集设备获取三维数据，再通过三维重建完成矢量化建模；二是交互式建模，即由建模人员运用三维建模软件（如3Ds Max、Maya、ZBrush、Blender等）进行创作和编辑²。尽管交互式建模对于初学者和普通大众来说很难掌握，但它仍是目前创建三维内容最主要的方法，也是互联网上高质量三维模型最主要的来源。

近年来，在3D产业飞速发展的趋势之下，3D信息获取技术和建模技术取得了长足进步，在WebGL、移动互联网、云计算等技术的支撑下，基于三维内容的“生产-消费”生态和产业正在逐步形成。这使得互联网上的三维几何数据呈现爆炸式增长，三维大数据(Big 3D Data)时代的到来指日可待。同时，三维大数据的形成反过来也对三维内容的生成与创作产生了变革式的影响：以数据支撑内容生成，用数据辅助内容创作，即所谓“数据驱动的三维几何建模”^[1]已成为几何建模的最新趋势，

¹ 三维内容构建涉及多个方面，几何建模是最主要的方面，此外还包括材质、纹理、动画等的创建，本文只关注前者。

² 除上述两种方法以外，还有过程式建模，主要用于大规模场景的快速构建；构造式建模，如构造式实体几何(CSG)，主要用于工业零件的建模，等等。

也是计算机图形学领域的研究前沿和热点。

数据驱动三维建模的概念与内涵

简而言之,数据驱动的三维建模就是基于样例或训练数据的三维建模,它利用现有三维数据来支持新三维内容的智能、高效创作与合成。对于三维几何建模,“数据驱动”的内涵主要包含以下四个层次。

内容复用 即从现有数据中撷取感兴趣的部分,直接复用在新模型的构建中,以降低建模难度,提高建模质量。数据驱动的三维建模最早可追溯到2003年由 Funkhouser 等人的开创性工作“Modeling by Example”(实例建模)^[2]。该工作通过分割和提取多个三维模型的语义部件并加以重组,以实现新三维模型的合成。这是一种典型的内容复用层面的数据驱动建模。尽管该方法仅支持交互而非自动建模,但是它启发了“从数据生成数据”的建模思想。内容复用是数据驱动三维建模最基础的形式。在现代方法中,内容复用思想往往体现在其他层面的数据驱动建模中。

几何推断 即从大量三维模型中学习形状先验(shape prior),用于建模中对几何形状的推理、预测或约束。形状先验是对某类三维对象的全局或局部几何变化的描述。例如,三维人脸的几何变化可以用一个低维流形表示。基于形状先验的几何建模最早被应用于三维人脸或人体的建模。基于大量训练样本学习几何形变的参数化概率模型,用于建模的先验约束,也被称为统计建模方法。这类方法依赖于样本模型的三维稠密对应。基于形状先验几何推断的典型应用是智能辅助下的交互式建模:根据用户已经构建的部分三维模型,可运用形状先验推测用户的建模意图,从而预测其下一步可能添加的内容或实施的编辑,为用户提供建模建议(modeling suggestion)^[4],实现智能化的交互建模辅助。最近,基于深度学习可习得更加强大的形状先验,可用于从单幅图像、手绘草图或不完整扫描点云自动推断出对应的三维形状,实现更为智能化的三维建模。

结构推理 许多三维对象的外形变化无法用自由形变来描述。例如,人造物体(如车辆、家具等)的外形变化是几何和拓扑的耦合式变化,这种复杂变化一般并不符合流形约束,而是满足于更高层次的合理性约束。另外,实现某项功能是人造物体产生和存在的意义。“结构决定功能”^[3],判断三维模型合理性的重要依据是对于其功能而言的“结构合理性”。因而,结构先验可作为人造物体三维建模的重要约束。结构约束是指三维对象在维持功能不变的前提下,其几何和拓扑变化所遵从的约束。保持结构合理性,从而维持功能不变性,也是三维建模的基本要求。

具体而言,三维模型的结构是指其组成部件及各部件之间的关系(如连接和对称关系)^[3]。结构先验是对某同类对象三维模型的“部件-关系”的“几何-拓扑”约束。基于结构推理的建模即指从大量三维模型样本中学习结构先验,用于对部件和关系的推理、预测或约束,即结构感知(structure-aware)的三维建模^[8, 15]。学习结构先验的前提是在样本模型之间建立部件级对应关系。随着机器学习技术被大量应用于三维模型结构分析(如三维模型的分割和对应),结构感知的三维建模逐渐成为数据驱动建模的核心。

语义理解 当前,机器学习技术被越来越多地用于三维对象和场景的语义理解和功能分析,直接面向语义和功能的智能化三维建模备受瞩目。三维对象的语义信息一般指其全局或局部的类别或功能标签,例如三维对象的整体类别标签和部件功能标签,以及部件间关系的功能性标签等。语义信息可以作为几何或结构先验的增强,以支持更精确、更合理的建模推理。例如,结合部件语义可实现更加准确高效的建模建议^[6];功能分析可用于高质量三维场景的自动合成^[9]。

上述四个层次逐层递进又相互耦合。它们的各种组合基本涵盖了数据驱动建模的主流方法。除了内容复用,其他三个层次都涉及到学习和推理。以大规模的三维几何数据为基础,实现面向几何、结构和语义等先验知识的建模、学习、推理和迁移,

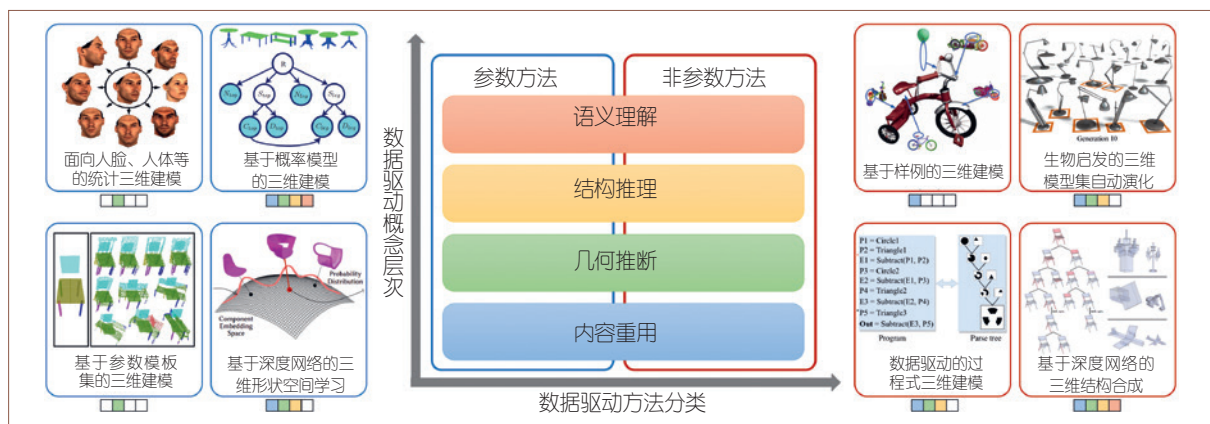


图1 数据驱动三维建模的概念层次(纵轴)与方法分类(横轴)。左右两侧分别罗列了参数和非参数的代表方法,对于每一类方法,框图下方的图例颜色给出了该方法对应的四个概念层次(蓝色为内容重用,绿色为几何推断,黄色为结构推理,红色为语义理解)

以支持智能化的交互式三维建模或三维模型的自动合成,既是数据驱动三维几何建模的核心,也是智能时代三维内容生成的重要特征。得益于人工智能技术的迅猛发展,数据驱动方法已是业界公认的三维内容生成的趋势和未来。

数据驱动三维建模的方法分类

从方法学角度来看,数据驱动的三维建模大致可分为两类:参数方法(parametric methods)和非参数方法(non-parametric methods)。

参数方法建立三维模型几何或结构变化的概率模型,并通过统计学习得到概率模型的参数,用于描述或约束三维建模过程。上文提到的用于描述几何变化的统计建模就是典型的参数方法。为实现形变建模,参数模型需要在大量同类对象的三维模型之间建立稠密的点对应。参数化方法也可用于描述三维模型的结构变化,代表方法有基于概率图模型的方法和基于参数模板的方法。这些方法都需要对训练模型进行预分割或部件语义标注,即部件级语义对应。

Chaudhuri等人提出了基于概率图模型的三维建模方法^[5]。该方法基于预分割、有标注的三维模型集,建模和学习各部件之间的概率因果关系,实现三维模型的结构推理。例如,在交互式建模中为用

户提供部件推荐。随后,该方法被Kalogerakis等人拓展运用于三维模型的自动生成^[6]。Kim等人提出从同类物体的大量三维模型中学习一个基于部件包围盒的可形变模板^[7],以建模此类物体的结构先验。该参数化模板可用于三维模型的保结构编辑、基于三维点云的结构恢复等应用。但是这种模板结构简单且固定,不能描述模型之间的拓扑结构变化。

非参数方法主要通过对三维模型集进行联合分析,构建模型之间的结构和语义关联,支持三维模型的几何形变和结构重组,实现智能化的模型构建与编辑。因此,部件的分解、对应和重组是非参数方法的主要途径:基于内容复用思想,对输入样例模型进行部件分析,通过上下文相关的部件自动重组实现三维模型的自动合成。实例建模^[2]就是一种典型的非参数方法。笔者所在研究组提出的三维模型集自动演化^[8]也是一种非参数方法,该方法将生物演化的思想引入三维建模:将三维模型看作生物个体,将模型集合看作生物种群;为三维模型定义了部件级交叉和变异两种基本遗传操作,通过种群遗传演化的方式快速生成大量新颖且结构合理的三维模型。一些数据驱动的过程式建模也属于非参数方法,这类方法从样例中学习模型生成规则以实现自动合成^[10]。

图1从概念层次和方法分类两个维度展示了数据驱动三维建模的代表方法。近年来,随着深度学

习技术不断深入发展,基于深度神经网络的三维表示学习和三维几何生成模型得到了图形、视觉、人工智能等多个领域学者的广泛关注。深度学习在参数和非参数方法中都得到了大量应用,为三维内容生成带来了新的机遇和挑战。

深度学习时代的数据驱动建模

深度学习技术为数据驱动三维建模带来了深刻变革和全新挑战。深度神经网络习得的三维几何和拓扑表征,可支持从几何推断、结构推理到语义理解多个层次的数据驱动三维建模,实现更加智能、灵活、通用的三维内容生成。同时,端到端训练的深度学习网络可将局部的几何合成和全局的“结构-语义”约束统一在同一个生成模型中,实现从低层表征到高层推理的“全栈式”数据驱动建模,改变了以往方法对人为定义的三维表示及相应约束规则的依赖。但是,不同于二维图像天然具有矩阵参数化表示的特性,三维曲面是非欧氏的流形表示,并不直接适合于深度学习。因而,适用于深度学习的几何数据表示是三维深度学习面临的最重要挑战,也是其发展明显滞后于二维深度学习的主要原因。

深度三维表征学习

三维深度学习大约从2015年开始受到大量研究和关注。为了将卷积神经网络应用于不同的三维表示,人们尝试在多种几何表示上设计卷积操作。最直接的做法是在三维体素表示上的三维卷积操作^[17]。但是体卷积的计算和存储开销很大。因此,人们提出了基于空间自适应划分的体卷积技术^[12]。另一种做法是将三维几何体表示为多视点投影的二维图像,通过提取和融合多幅二维图像的卷积特征来实现三维表征学习^[21]。在几何处理领域中,曲面网格是最通用的三维几何表示。基于局部或全局网格参数化,可以定义三维曲面的卷积操作^[18]。本质上说,曲面参数化将三维曲面卷积转化为二维参数域卷积。但曲面参数化是非常难以实现的,且难免引入参数化误差。三维数据获取的最原始形态是点云,

直接对三维点云进行卷积操作,似乎是最通用、灵活的三维表征学习方式^[22]。

深度三维生成模型

深度表征学习为基于深度学习的三维几何生成奠定了基础。基于体卷积构建深度置信网络,普林斯顿大学的Wu等人提出了第一个三维几何深度生成模型^[17]。随后,麻省理工学院的Wu等人提出基于体表示的三维对抗生成网络(3D-GAN)^[16]。该模型通过对抗训练的方式习得三维形状空间,实现了三维模型的随机生成。Wang等人研究了基于八叉树卷积神经网络的三维模型生成^[13],以较低的时间和存储开销实现了高质量三维表面模型的合成。Kar等人提出了可微分的多视点立体视觉,用于学习从多视点图像生成三维几何^[19]。近年来,直接合成三维隐式场的深度网络模型也得到了较多关注^[20]。Fan等人提出了首个三维点云生成模型,实现了基于单幅图像的点云重建^[14]。

结构化表征学习与生成模型

现有的深度三维生成模型大多基于结构无关的几何表示,只关注生成结果的几何外形,难以保证拓扑结构的正确合理性。根据三维模型结构的定义^[3],结构相关的三维表示应能表达三维模型的部件构成及部件间的关系,基于该三维表示的深度学习可实

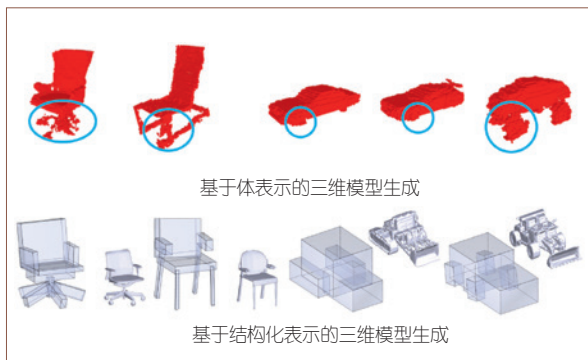


图2 基于体表示的三维模型生成(3D-GAN^[16])和基于结构化表示的三维模型生成(GRASS^[11])效果对比。可以看出,体表示生成结构中,细节缺失和结构模糊情况严重。基于结构化三维表示的生成模型可以生成清晰、合理的部件结构

现部件结构推理,从而达到结构相关的三维模型自动生成。笔者所在研究组于2017年提出了第一个结构相关的三维生成模型^[11]。该模型采用递归神经网络编码部件的层次结构,使网络习得部件本身的几何和部件间的关系(包括连接和对称)特征。基于这种层次编解码网络设计的生成模型,可实现结构相关的三维模型生成。该工作开启了结构化三维表征学习和内容生成的新方向^[24]。图2给出了基于结构无关表示^[16]和上述结构相关表示^[11]实现的生成结果对比,可以看出,后者通过直接表征三维模型的部件结构,可以高质量地生成部件细节,并保持部件间关系的合理性。

基于深度学习的三维重建

三维深度学习强大的表征学习能力和几何推理能力,为基于单视点图像或不完整点云数据的三维重建带来了实质性发展^[23, 24]。目前,基于深度学习的三维重建主流方法大致有两种:一是基于几何推理的判别模型;二是面向形状空间学习的生成模型。前者训练端到端神经网络,将输入图像或几何数据直接映射到目标三维几何。后者训练深度生成模型,学习三维对象的形状空间,然后基于度量学习将输入图像或几何数据嵌入到该形状空间中,最后从该嵌入向量解码出目标三维模型。

开放问题与发展趋势

在人工智能技术的推动下,数据驱动三维建模已经取得了令人鼓舞的进展。但笔者认为,该方向仍处于发展初期。现有方法的各种假设和限制,不同程度地制约了它们的实际应用。当前,自动生成方法得到的模型质量与手工建模结果相去甚远。一些智能辅助的三维建模方法也面临着灵活性和通用性的挑战,尚未很好地嵌入到现有的三维建模流水线中,对用户创作和编辑无法形成有效辅助。可以说,数据驱动的三维建模离实现“大众建模”并突破“内容生成瓶颈”的宏伟目标尚有距离。在面临的诸多技术挑战中,笔者梳理了五个比较重要的方面,并

借此尝试探讨数据驱动三维建模的未来发展趋势。

首先,自动建模无法在短期内取代人工建模。为交互式建模提供智能辅助应是当前数据驱动方法的主要努力方向。面向专业三维建模需求,应研究如何基于用户建模操作实现两方面的智能辅助:一是基于用户建模的中间结果,通过几何、结构推理,实现模型补全或部件推荐;二是基于用户的操作序列推断用户的建模意图,为用户提供智能化的操作建议。为此,研究人员应与建模人员深入合作,打造真正可用、好用的三维内容创作工具。面向普通用户需求,应关注如何用数据驱动方法来简化建模操作、提升建模质量,例如基于手绘草图、VR交互输入的数据驱动三维建模方法。

其次,三维获取与重建一直是高质量三维内容的重要来源,也是真实世界三维数字化的主要途径,因此,发挥数据驱动方法的优势,研究智能化的三维获取与重建是数据驱动建模的另一个重要方向。以下三个方向需重点关注。一是数据驱动的主动式三维获取:基于数据驱动几何推理,形成对三维扫描的智能引导,实现机器人自主式三维扫描。二是针对形状复杂、成像困难物体(如透明、反光物体)的三维重建:基于数据驱动方法学习物体形状先验,作为重建规则化约束。三是数据驱动的语义理解,实现语义化的三维重建。

第三,构建大规模三维数据集是数据驱动三维建模发展的关键。对于数据驱动方法来说,数据是原料,也是能源。目前,国际上已有不少公开的三维数据集,对单个物体和室内外场景都有覆盖(如图3所示)。这些数据集大多都是由国外团队创建的,而国内团队在数据集方面的贡献还有待加强。未来,三维数据集应更多地朝向内容真实化、属性丰富化、领域专门化和社区共享化四个方面发展。首先,当前大多数数据集收集的是合成(手工建模)三维模型,收集真实世界的三维获取数据需耗费更大成本,但也会更直接、有力地驱动真实应用。其次,为三维数据赋予更多属性信息,如结构、语义、功能、材质及其他物理属性,对于拓展数据集的应用范围具有重要意义。再次,构建面向某个专门领域的三

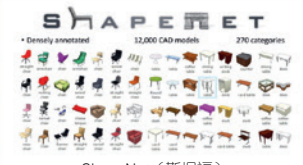


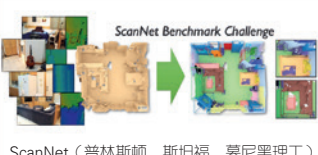



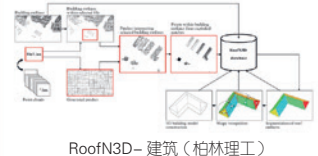
	合成数据（手工建模）	真实数据（扫描建模）
单个物体	 <p>ShapeNet (斯坦福)</p>	 <p>Redwood (谷歌、英特尔实验室等)</p>
室内场景	 <p>SUNCG (普林斯顿, 斯坦福, 慕尼黑理工)</p>	 <p>ScanNet (普林斯顿, 斯坦福, 慕尼黑理工)</p>
室外场景	 <p>3D CityDB (慕尼黑理工)</p>	 <p>Semantic3D (苏黎世联邦理工学院)</p>
专业领域	 <p>ABC-机械 (柏林理工, 纽约大学)</p>	 <p>RoofN3D-建筑 (柏林理工)</p>

图3 按照数据类型（合成或真实）、数据领域（物体、场景等）对现有三维数据集的分类总结。对于每个分类，我们仅列出了免费公开且使用量较大的代表数据集及其构建单位

维数据集（例如面向工业制造的机械零部件三维模型集^[25]），有助于促进具有领域深度的应用。最后，以数据集为中心，创办挑战赛和建立开源社区将有利于领域内的协作共享。

第四，结构化三维表征学习是当前三维深度学习的热点和趋势。现有方法一般需要较强的监督信息，例如对训练数据进行的预分割和部件标注。如何设计无监督或自监督的深度网络，以无结构三维表示为输入生成结构化的三维表示，是值得关注的研究课题之一。

最后，应关注三维场景合成，特别是面向真实应用（如室内设计、虚拟现实等）的场景合成。本文总结的数据驱动分类方式同样适用于三维场景。但三维场景的合成有其特有的难点，例如场景中物体的摆放，既有关联性又有一定程度的随意性，后者往往直接关系到合成场景的真实感。如

何合成既合理又真实的三维场景，是一个值得研究的开放性问题。

结语

智能时代为三维内容生成带来了重要的发展机遇。先进的机器学习技术，特别是深度学习技术在三维几何领域中日益广泛和深入的应用，有力推动了三维建模的新思想、新框架和新技术不断涌现。同时，三维深度学习的兴起和发展也让三维建模开始“走出”图形圈，吸引了来自图形领域以外的更多研究人员的关注与投入。深度学习技术对数据的极大需求也反向推动了大规模三维数据集的建立和发展。数据驱动的三维建模产生的大量新三维数据，可对已有数据集形成增强。

特别是当输入（训练）数据中富含语义、属性和功能等信息时，生成数据很可能也会随之附带这些信息。综上所述，数据驱动的三维内容生成，以及伴随其中的知识迁移，将在数据和知识之间形成闭环，不断推动“三维大数据”的形成和发展。 ■



徐 凯

CCF 杰出会员。国防科技大学教授。主要研究方向为计算机图形学与三维视觉。
kevin.kai.xu@gmail.com

参考文献

- [1] Xu K, Kim V G, Huang Q, et al. Data-driven shape analysis and processing[C]// *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 2016, 36(1): 101-132.
- [2] Funkhouser T, Kazhdan M, Shilane P, et al. Modeling

- by example[C]// International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2004, 23(3): 652-663.
- [3] Mitra N J, Wand M, Zhang H, et al. Structure-aware shape processing[C]// International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2013.
- [4] Chaudhuri S, Koltun V. Data-driven suggestions for creativity support in 3D modeling[J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2010, 29(6):1-10.
- [5] Chaudhuri S, Kalogerakis E, Guibas L, et al. Probabilistic reasoning for assembly-based 3D modeling[C]// *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. ACM, 2011, 30(4): 35.
- [6] Kalogerakis E, Chaudhuri S, Koller D, et al. A probabilistic model for component-based shape synthesis[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(4):1-11.
- [7] Kim V G, Li W, Mitra N J, et al. Learning part-based templates from large collections of 3D shapes[C]// International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2013, 32(4).
- [8] Xu K, Zhang H, Cohen-Or D, et al. Fit and diverse: set evolution for inspiring 3D shape galleries[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(4).
- [9] Zhao X, Hu R, Guerrero P, et al. Relationship templates for creating scene variations[C]// International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2016, 35(6).
- [10] Sharma G, Goyal R, Liu D, et al. CSGNet: Neural Shape Parser for Constructive Solid Geometry[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 5515-5523.
- [11] Jun Li, Kai Xu, Siddhartha Chaudhuri, Ersin Yumer, Hao Zhang and Leonidas Guibas. GRASS: Generative Recursive Autoencoders for Shape Structures[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(4).
- [12] P.-S. Wang, Y. Liu, Y.-X. Guo, C.-Y. Sun, and X. Tong. O-CNN: Octree-based Convolutional Neural Networks for 3D Shape Analysis. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)*, 36(4), 2017.
- [13] Peng-Shuai Wang, Chun-Yu Sun, Yang Liu, Xin Tong: Adaptive O-CNN: A Patch-based Deep Representation of 3D Shapes[J], *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Asia)*, 37(6), 2018.
- [14] Haoqiang Fan, Hao Su, Leonidas Guibas. A Point Set Generation Network for 3D Object Reconstruction from a Single Image[C]. *CVPR* 2017
- [15] Sung, M., Su, H., Kim, V. G., Chaudhuri, S., & Guibas, L. (2017). ComplementMe: Weakly-supervised component suggestions for 3d modeling. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 36(6), 226.
- [16] J. Wu, C. Zhang, T. Xue, B. Freeman, and J. Tenenbaum. Learning a probabilistic latent space of object shapes via 3d generative-adversarial modeling. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 82–90, 2016.
- [17] Wu, Zhirong, Shuran Song, Aditya Khosla, Fisher Yu, Linguang Zhang, Xiaoou Tang, and Jianxiong Xiao. "3d shapenets: A deep representation for volumetric shapes." In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 1912-1920. 2015.
- [18] T. Groueix, M. Fisher, V. G. Kim, B. C. Russell, and M. Aubry. A papier-mache approach to learning 3d surface generation. In *CVPR*, pages 216–224, 2018.
- [19] Kar, Abhishek, Christian Häne, and Jitendra Malik. Learning a multi-view stereo machine[C]. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 365-376. 2017.
- [20] Z. Chen and H. Zhang. Learning implicit fields for generative shape modeling. In *CVPR*, 2019.
- [21] Su, H., Maji, S., Kalogerakis, E., & Learned-Miller, E. (2015). Multi-view convolutional neural networks for 3d shape recognition. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 945-953).
- [22] Qi, C. R., Su, H., Mo, K., & Guibas, L. J. (2017). Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 652-660).
- [23] Changjian Li, Hao Pan, Yang Liu, Xin Tong, Alla Sheffer, Wenping Wang: Robust Flow-Guided Neural Prediction for Sketch-Based Freeform Surface Modeling, *ACM Transactions on Graphics(SIGGRAPH Asia)* , 37(6), 2018.
- [24] Angela Dai, Charles Ruizhongtai Qi, and Matthias Nießner. "Shape completion using 3d-encoder-predictor cnns and shape synthesis." In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 5868-5877. 2017.
- [25] Siddhartha Chaudhuri, Daniel Ritchie, Jiajun Wu, Kai Xu, Hao Zhang. Learning Generative Models of 3D Structures. *Eurographics 2020 STAR Report*.
- [26] Koch, Sebastian, 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 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 9601-9611. 2019.