

BrepGen: 具有结构化潜在几何结构的AB-rep生成扩散模型

加拿大西门弗拉森大学和加拿大汽车研究大学约瑟夫G.兰伯恩, 自动桌面研究公司, 英国

加拿大欧特克研究公司, 加拿大王正清, 加拿大西蒙弗雷泽大学

KARLD.D. 威利斯, 美国桌面研究公司
加拿大西蒙弗雷泽大学

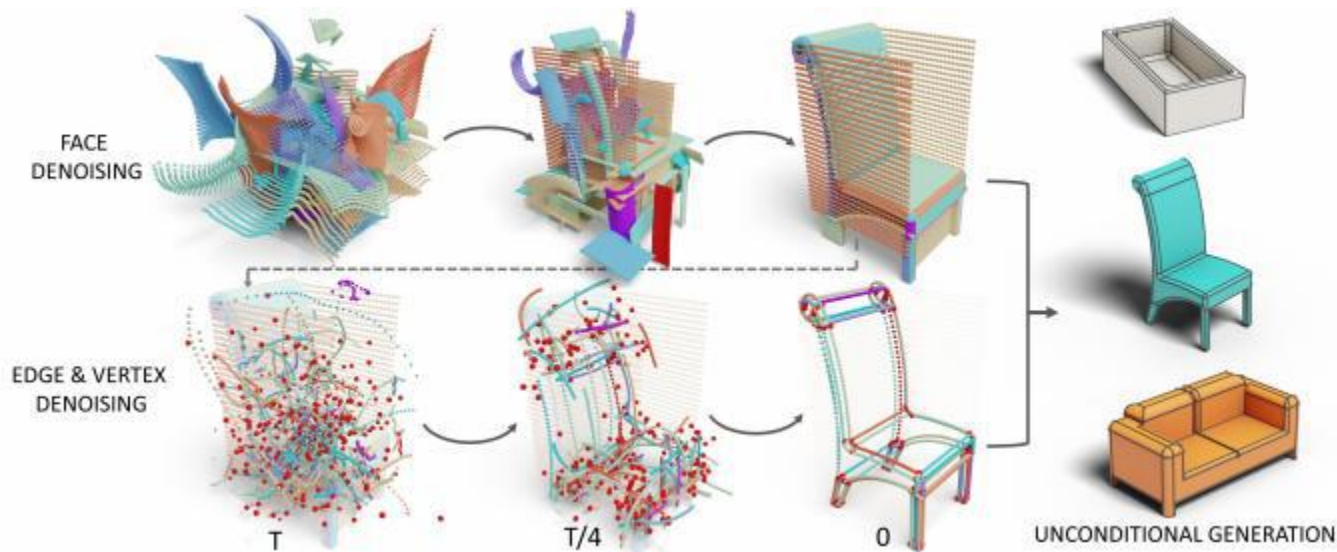


图1. 基于BrepGenisa扩散的方法, 以B-rep格式生成三维CAD模型。几何和拓扑关系逐步去除噪声的面、边和顶点, 以形成防水固体。广泛的评价表明, BrepGen广泛的复合b代表。

本文提出了一种基于BrepGen, 即直接输出边界表示(B-rep)计算机辅助设计(CAD)模型的d推广方法。BrepGen将B-rep模型表示为层次树中的新结构的潜在几何。由于根节点表示一个全CAD实体, 一个B-rep模型的每个元素(即, 一个面、前边、或r顶点)都从上到下逐步变成一个子节点。b-重新几何信息作为每个初始信息的全局边界框以及描述局部几何形状的潜在代码进入节点。b代表拓扑信息用节点重复隐式表示。

作者地址: 祥旭, 加拿大西蒙弗雷泽大学, 自动桌面搜索, Canada, xuxiangx@sfu.ca; 约瑟夫·G.兰伯恩, 自动桌面研究公司, UK, joseph.lambourne@autodesk.com; 加拿大欧特克研究公司, 印度教授。库马尔。@自动特克.com; 王正清, 西蒙·弗雷泽大学, 加拿大, zwa170@sfu.ca; Karl D.D. Willis, 欧特克研究公司, 美国, karl.willis@autodesk.com; 古川康田卡, 西蒙弗雷泽大学, 加拿大, furukawa@sfu.ca。

为版权或商业利益制作数字或硬副本, 但副本并非为了利润或商业利益, 且副本载有本通知和完整引用。除作者以外的其他作品的版权必须得到尊重。抽象与信用证是允许的。要复制、重新发布、在服务器上发布或重新分发到列表, 需要事先获得特定许可和/或费用。从permissions@acm.org请求权限。

©2024版权由所有者/作者所有。授权给ACM的出版权利。0730-0301/2024/7-ART119 \$15.00
<https://doi.org/10.1145/3658129>

当两个面共享前边时, 边曲线将在树中出现两次, 一个具有三个入射边的t型结顶点将在具有相同节点特征的树中出现6次。从根和进展到层次, brepGen采用基于变压器的扩散模型依次去噪节点特征, 同时对重复的节点进行检测和合并, 恢复B-Rep拓扑信息。广泛的外部研究表明, BrepGen推进了CADb代表生成的任务, 在各种基准上超越了现有的方法。在我们新收集的家具数据集上的结果进一步展示了它在推广复杂几何学方面的特殊能力。虽然以前的方法仅限于概括简单的棱柱形形状, 但BrepGen首次结合了自由形式和双曲线曲面。BrepGen的其他应用包括CAD自动完成和设计插值。代码、预训练的模型和数据集可在<https://github.com/samxuxiang/BrepGen>。

中国化学会概念: 计算方法, →计算机视觉;
应用计算→计算机辅助设计。

附加关键词和短语: B-rep, 扩散, AIGC ACM参考格式:

许翔, 约瑟夫。王正庆, 威利斯和YasutakaFurukawa.2024.BrepGen: 具有结构潜在几何的ab生成扩散模型。ACM跨。图第43、4、第119条(2024年7月), 14页。<https://doi.org/10.1145/3658129>

ACM跨。图。第43卷, 第No. 4卷, 第119条。出版日期: 2024年7月。

1介绍

几乎每一个人造物体都是以计算机辅助开始的

设计 (CAD) 模型。在CAD领域中, 边界代表 (B-rep) 是描述形状的主要格式, 广泛应用于自由曲面建模以表达复杂几何。b代表表示韦勒推广了半边网格[穆勒和准备, 允许参数曲线和曲面取代网格建模中使用的平面峰和线性边。B代表由互连接的面、边和顶点组成。面是参数曲面的可见区域, 由相邻边形成的闭环包围, 而边是参数曲线的可见区域, 定义它的起点和端点。记录相邻边缘和顶点的广告一致性, 允许结构提供最终固体形状的完整描述。一个能够直接生成b代表的系统将彻底改变CAD设计工作流程, 减少熟练设计师所需的大量手工劳动和对专业CAD软件的依赖。

然而, 直接生成b-代表的位置是很重要的

长。与三角形网格相比, B-reps包含各种参数曲面和曲线类型, 如圆弧、环面和非均匀有理b样条 (NURBS)。每个几何体都有一个不同的定义和它自己的参数集, 这使得它很难生成。此外, 所有几何图形之间的拓扑关系必须正确, 才能形成水密固体。最近的CAD通用模型避免了直接的b代表生成, 而是专注于素描和挤压建模操作[Li等人。2023;Ren等人。2022;吴以及其他2021;徐等人。2023,2022;周等人。这只代表了有限范围的3D形状。直接B-rep生成方法, 如SolidGen Jayaraman等人。仅限于高度简化的棱柱状形状和非自由形式的表面。

为此, 我们引入了BrepGen, 这是一种生成方法, 它使用去噪Dif-融合概率模型 (DDPM) 直接输出不同的B-rep CAD模型[Ho等人。2020]。我们的方法的关键是使用一个结构化的潜在几何表示, 将任何b代表转换为树状数据结构。具体地说, BrepGen将几何图形编码为树中的节点特征, 其中theroot节点识别CAD实体, 而子节点在以下三个级别上定义每个面、边和顶点的全局位置和潜在的局部几何图形。对于局部几何图形, 我们遵循UV-NetJayaraman等人。并使用沿紫外域均匀采样的点网格作为其参数函数。交配和关联拓扑通过树节点的复制以两种方式进行编码。首先, 每个共享的边。在B-rep模型中, 顶点)变成具有相同节点特征的多个节点, 在附加几何图形与其对应的配对副本之间建立连接。其次, 由于构成实体的面的数量和包围面的边的数量不同, 因此在每个父节点的子节点上填充到预定义的长度, 从而导致统一的宽度树。

这种节点重复是我们结构化潜在地理测量表示的关键, 它将b代表几何和拓扑几何信息编码为统一的树格式, 其中连续几何测量回归隐式恢复离散拓扑。具体来说,

基于变换的扩散模型从上到下生成节点特征 (即从边到顶点), 同时检测具有相似特征的节点, 并在不同父节点之间重新覆盖配对和邻接关系, 2)在每个父节点内恢复与之相关的唯一几何元素。通过合并重复的节点, 重建每个面的拓扑结构, 首先将边缘连接成封闭的循环, 然后使用它们来修剪面。生成的修剪面连接在一起, 以B-rep格式直接输出CAD模型。综上所述, 我们做出了以下贡献:

一种结构化的潜在几何表示法, 其层次树具有节点重复, 以统一的格式对b代表几何和拓扑信息进行编码。

一种潜在的扩散模块, 能够产生自由形状的表面和修剪曲线。

一个新收集的家具b代表数据集与高质量的b代表上的门对象横跨10个不同的类别。

直接b代表的生成与最先进的性能。

2相关工作

本节回顾迭代中使用的三种CAD模型表示: 构造实体几何图形、草图和挤压, 以及B-rep, 然后是b-代表数据集的总结和CAD模型生成的使用。

2.1构造实心几何体 (CSG)

CSG是一种常用的方法来创建3个形状, 方法是将优点 (如长方体、球体) 与Boole运算 (如并集、减法) 相结合, 形成CSG树。CSG已被广泛应用于“形状程序”中[里奇等人。两者都有神经指导[EI-lis等人。2019;沙玛等人。2018;田等人。没有杜以及其他2018;南迪等人。2017, 多亏了它的简单性。目前基于csg的方法专注于恢复三维形状作为原始组件, 而无需从地面truthCSG树中进行监督 [Kania et al.2020; 任等。2021; 余等。2023,2022]。即使mostCSG原语可以被表示为sb代表, 将非平凡的CSG形状转换为b代表也会导致不重要的复杂性。例如, 当CSG原语几乎对齐但不一致时, 它们就会被重新创建。我们工作的一个主要进展是, 我们从工业质量设计中发现的B-rep拓扑中学习, 导致了结构良好的B-rep输出, 可以使用标准的直接建模CAD工具进行编辑。

2.2草图和提取物

草图和挤出是一种流行的格式, 它将CAD模型表示为存储在参数内CAD文件中的建模操作序列。重构[Li等人。2023;徐等人。2021]和一代[任以及其他2022;吴等人。2021;徐等人。2023,2022;周等人。近年来, 人们对这种格式进行了研究。虽然在提高保真度和控制能力方面取得了重大进展, 但顺序CAD生成模型目前仅限于生成由线、弧和圆原语组成的草图, 以及仅进行挤压建模操作。我们的方法侧重于B-rep数据的直接合成, 重点是支持以前的方法无法实现的复杂曲线和表面。

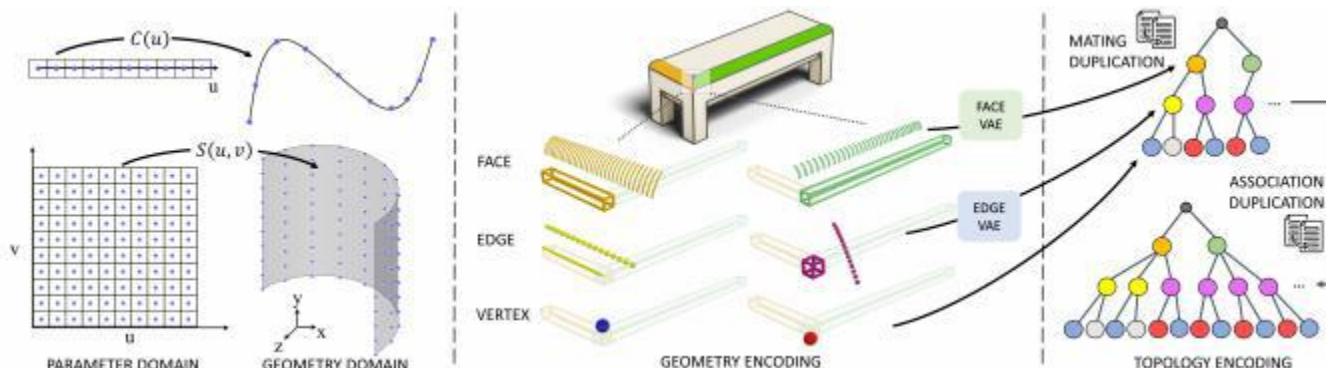


图2. 我们的ab-代表CADmodel的结构潜在几何树表示。使用参数域（左）中的网格从参数曲面或曲线中采样形状特征。提取面、边和顶点的位置和局部几何图形，然后编码为树（中）中的节点特征。拓扑学是通过交配和关联重复来编码的。节点特征由颜色值表示，其中重复的节点具有相同的颜色（右图）。

2.3边界代表

B-rep 3D模型用图形表示[安萨迪等等。]，包括几何原语，即参数曲线和剖面，拓扑原语，即顶点，边和面，用于修剪和缝合表面补丁到实体模型。**b-**重新分类和分割任务已经用图形神经网络来处理[Cao等人。2020a;Jayaraman等人。2021;威利斯等人。]，自定义卷积[林伯恩等等。和层次结构图结构[Bian等。2023;Jetal。2021,2023]。对于生成，以前的方法处理了预定义的模板形状[斯米尔诺夫等人。比如参数曲线[王等。和表面[Li等人。2019;沙玛等人。2020]。一种挑战者，即水密固体是由修剪和连接表面形成的。

多边形发电机[纳什等等。2020]使用变压器[Vaswani et al.和指针网络Vinyals等。这是具有平面面积和线性边的B-rep模型的一种特殊情况。其他网格生成方法还包括BSP-Net[陈等人。和MeshGPT[Siddiqui等人。2023]。wang等人通过识别平面和圆柱面，从二维线框图重建B代表模型[Wang等。2022]。郭等人。利用神经网络从点云重建B-rep

预测粗糙的b代表几何和拓扑，这些被改进使用一个组合优化[郭等人。2022]。

最接近我们的工作的是SolidGenJayaraman等人。]，可以生成整个b代表，首先合成顶点，然后使用指针网络条件构造边拓扑，最后通过另一个指针网络，将边连接到面。虽然这种方法可以产生可允许的b代表，但它仅限于棱柱原语，它限制了结果的复杂性，以及它可以训练的数据量。我们的方法更一般，可以产生棱柱状的外观，以及自由形式的双曲线几何。

2.4CAD生成的扩散模型

本文给出了扩散模型已经成功地生成了几何图形。房屋扩散[Shabani等人，2023]生成2D

遵循给定的房间连接性的平面图。笮[刘等人。2023]生成基于地面-真实部分连接的三维关节对象。最近的方法，如PolyDiff阿利格罗等人。2023]不需要拓扑作为输入条件，但也仅限于生成多边形中间体的三角形汤，没有任何拓扑。使用扩散模型无条件地生成结构良好的几何和正确的拓扑关系仍然是一个挑战，这是我们的方法要解决的问题。

2.5B代表数据集

B-rep 3D数据集的数量在过去的几年里不断增长。这些数据包括带有类标签的合成创建的数据集，如FabWave[Angrish等人。2019]，实心字母Jayaraman等人。2021]，andMFCAD[Cao等人，2020b]，以及人类设计的没有规范类标签的三维模型的数据集，如ABC[科赫等等。]，Fusion 360画廊[兰伯恩等人。2021;威利斯等人。2022,2021b]，自动化[Jones等人，2021年]和DeepCAD[Wu等人，2021年]。据我们所知，我们的FurnitureB-rep数据集是第一个包含人类设计的跨标准分支集合（如表，椅子集）的数据集。

3结构潜在几何

AB-rep模型由几何元素（面、边、顶点）和成对的拓扑关系（面边、边顶点关联矩阵）组成。挑战在于在一般的图拓扑中生成这两种分解的ct数据表示。为了解决这个问题，我们的方法将B-rep模型的几何和拓扑统一为具有固定图拓扑的层次树，其中节点fe重新编码几何信息和重复节点（即在生成过程中具有接近相同特征的节点）隐式编码拓扑信息。由于根节点表示整个CAD实体，树有三个层次：面、边和顶点。统一的树表示有效地桥梁了这两种格式，成为训练差异模型的基础。本节首先解释编码几何图形的节点特征，然后是编码拓扑的节点复制方案。

3.1基于节点特征的几何图形编码

正面、前边、顶点节点将其地理信息编码为一个节点特征, 其中1) 一个全局位置作为边界框参数或一个点, 2)局部形状细节作为潜在编码。

3.1.1面(F)。每个面的下面是一个参数曲面(平面、圆柱、圆锥、球面、环面、贝塞尔、或NURBS), 函数 $S(u, v): R^2 \rightarrow R^3$, 将一个UV坐标映射到面所在的无边界曲面上的三维点(图2所左)。The e形状特征Fs是在参数曲面上采样的三维点的二维阵列, 位置特征FP是轴对齐的边界框, 包含点: 编码左下角的FP=[x1、y1、z1、x2、y2、z2]。紫外网络后Jayaraman让[u最小, u max]×[v最小, v max]∈R²是一个沿UV轴的二维轴对准边界框。点从N×等间隔网格中采样, 步长为δu=, δv=。所有网格位置的三维坐标连续形成Fs∈RN×N×3作为形状细节。利用潜在扩散模型的处理过程进行图像生成 $U_{\min}^{u_{\max}} - U_{\min}^{v_{\max}} - U_{\min}^{z_{\max}} - U_{\min}^{z_{\min}}$ [R ombach以及其他2022], 一个变分自动编码器(VAE), 通过将边界框映射到标准立方体的仿射变换规范化3D坐标后, 将F压缩成一个潜在代码Fz(即, [-1,1]³)。一个面节点的特征被定义为F=[FP, Fz]。请注意, 此特性不包括由相关边给出的外部修剪边界或内孔。“脸”这一排船图2(中间)显示了两个具有不同边界盒位置和标准化的面采样点, 揭示了局部形状的细节。

3.1.2边缘(E)。在每条边的下面是一条参数曲线(线、圆、椭圆、贝塞尔或b样条), 其函数为C(u): R→R³, 将au坐标映射到该边所在的无边界曲线上的一个三维点(图2所左)。形状特征Es是沿参数曲线采样的3个点点的1个阵列。位置特征EP再次被定义为包围这些点的边界框参数。设[umin, umax]∈R是一条边的最小值和最大的u协调值。点沿u轴从anN等距网格中采样, step sizeδu=。所有网格位置的d坐标连接到形式∈RN×3作为形状细节。类似于面特征构造, VAE压缩EEz, 其中E=[EP, Ez]成为前边节点的特征。“边缘”行 $U_{\min}^{u_{\max}} - U_{\min}^{v_{\max}} - U_{\min}^{z_{\max}} - U_{\min}^{z_{\min}}$ 图2(中间)显示了位置和形状细节。

3.1.3顶点(V)。一个顶点是一个没有额外的形状细节的三维点。顶点节点的特征是点编码nateV=(x, y, z)。中的“顶点”行图2(中间)显示了两个顶点的位置。

3.2节点复制的拓扑

BrepGen中的节点重复有两个目的: 1)编码面、边和顶点之间的拓扑关系, 2)将aB-rep中的面的数量和面周围的边填充到一个固定的最大长度。两种节点复制方案实现了以下目标: 配对和关联。

3.2.1匹配复制。交配复制在几何学上编码面边面和边顶点边邻接关系。共享边被复制, 因此每个父面作为子节点获得边几何体的副本。相似共享的顶点作为其父边的子节点被复制。这个过程将一个B-rep图结构转换为一个树。在中的右上角的树图2显示了由颜色值表示的节点特征、共享的蓝色顶点和紫色重复边表示的节点特征。然后通过合并不同父节点之间具有相似几何形状的边或顶点节点来恢复匹配关系。

3.2.2协会复制。边界边的边数和形成实体的边数的数量变化, 但是构建实体所需的边数和边在推理时将不知道。我们的想法是为每个树的级别选择一个预先确定的最大分支因子, 并随机重复节点, 直到达到孩子的最大数量。我们发现, 这种“重复填充”策略比零填充策略在推理时缺失的面和边更少。在每次训练迭代中随机选择重复的节点也有助于预测过拟合。在右下角的树图2说明了这个过程, 树随机填充到两个面和三个镶边面。黄色边缘重复一次, 紫色边缘重复两次。关联关系可以通过删除每个父节点下具有相同几何形状的子节点来恢复。请注意, 每条边总是连接到其开始和结束的两个顶点, 这使得顶点无需进行关联重复。

4方法

BrepGen由两个将面和边形状特征压缩为几何潜在向量和一个潜在扩散模组成, 它依次将树中的节点潜在特征从根降到叶, 实现有效的训练和推理。

4.1 ShapeGeometry VAE

稳定扩散后[罗姆巴赫等人。], 我们使用两个vae将形状特征Fs, Es压缩为低维潜在Fz, Ez。形状特征首先被规范化为[-1,1]。一个具有二维卷积UNet主干的VAE压缩了归一化的面特征。一个类似的具有一维卷积的VAE压缩了边缘特征。两个VAEs都用MSE重建损失和KL正则化项进行训练。具体地说, 脸VAE编码器-

\hat{F}

res ses D s z i

$s F_{\text{toct}} = (F)_{\text{o}}$

$= (F =), n_{\text{uci}} \hat{F}$

实践中, 使用N=32对UV参数主进行自采样, 并在保留特征深度的同时将输入降采样8倍, 得到Fz∈R4×4×3和Ez∈R4×3。为了进一步简化计算, 将两个端点顶点与一条边连接到潜在的Ezu∈R4×3+6上。

4.2潜在扩散模块

我们的潜在扩散模块用压缩的晚期nt几何形状和全局位置作为树中的节点特征进行训练。我们的推广e潜在扩散模的总体结构见图3.我们遵循DDPM的原则[Ho等人2020]培训

对潜在形状特征的解码点的平均点智慧差小于0.2。删除重复的面以恢复属于实体的唯一面。在下一阶段中, 我们避免为重复的面再生边缘。

类似的过程恢复与每个面相关的唯一边, 解码形状特征点的相同的0.08边边界框阈值and0.2threshold用于合并同一父边下的边。顶点/边的关联始终是这样的, 并且不需要重复数据删除。最后, 我们再次从树到根, 找到在同一级别上与不同父节点关联的重复子节点, 它们是由于决定最终交配关系的共享点和顶点。

在恢复了主题关系和关联关系之后, 我们基于生成拓扑结构对几何结构进行了额外的逐步调整。顶点的位置在其关联的重复项中取平均值。边缘形状几何点被缩放和平移, 以与关联的起始和结束顶点对齐。一条边被翻转, ifit根据它的顶点被反转。面形状的几何点也被缩放和平移, 以便它们紧密地适合所有相关的边与最小的倒角距离。

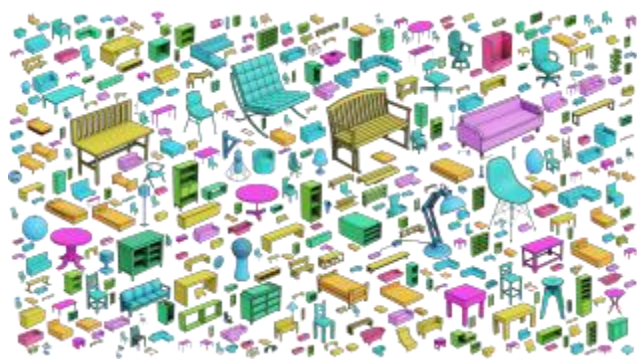


图4。按类别分类的重新绘制数据集概述。

5提供rep数据集

为了促进未来的b代表技术研究, 我们引入了包含6,171个b代表CAD模型的家具b代表数据集

10常见的家具类别。据我们所知, 这是第一个B- rep格式的数据集, 其中包含除了规范类别标签之外的没有自由形式曲面的3D模型。OnShape, 一个基于web的CAD工具和存储库 [On形状, 并获得协议, 将其公开可用的设计资产导出到ourb重新数据集。我们使用关键字来识别每个类别中的3个dmodels, 并在部分工作室和汇编文档中进行搜索。我们对原始数据执行了许多手动过滤步骤, 以删除重复的数据, 验证正确的类别, 删除低质量的数据, 并将每个类别中的3D模型旋转为规范方向。中提供了家具B代表数据集中的CADB代表模型的可视化概述图4。

关于家具b代表数据集的其他统计数据见图5。图5显示了数据集中的类别名称以及每个类别的b代表模型的数量。图5b提供了

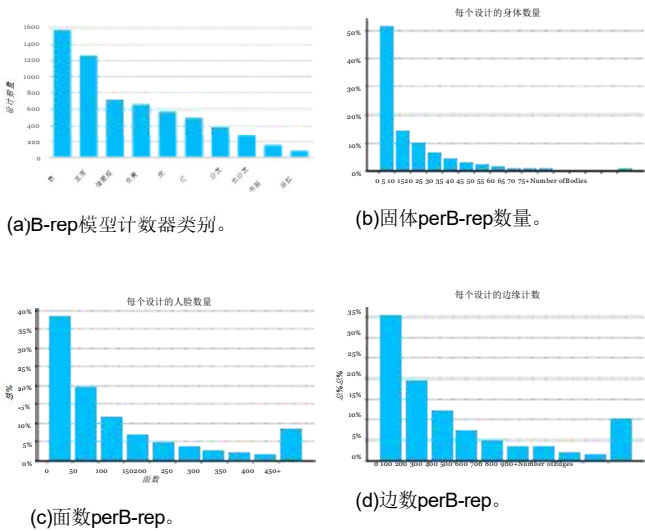


图5。文献b参考数据集的统计数据。

数据集中实体数量的分布。同样, 图5c和图5绘制了每个b型重新模型中的面和边缘计数的分布。

6个实验

本节介绍无条件和有条件的重新生成。广泛的分析表明, BrepGen持续产生具有复杂拓扑和几何结构的高质量b代表, 同时提供了对生成过程的增强控制。

6.1实验设置

6.1.1个数据集。我们评估生成性能1)DeepCAD数据集[吴等人。2)家具B-rep数据集, 3)ABC数据集科赫以及其他包含了工业拆除的各种各样的部件。我们使用从DeepCAD中分离出来的原始训练/val/测试, 并在下面的训练集中删除重复的模型威利斯等人。2021a].封闭面(气缸等)在SolidGen之后的接缝上是分裂的吗 Jayaraman等人。2022].有超过30张脸或

每张面有20条边, 由多个身体制成。经过滤波后, 共有87,815个b代表用于训练VAEs和潜在扩散模块。我们还将ABCand家具B-rep数据集随机分割为90%-5%-5%, 用于训练/val/测试。共有259,597名ABCb代表和1,198家家具b代表, 最多为

每张脸有50张脸和30条边用于训练。潜在差异模型是针对所有10个类别的训练。

6.1.2培训。我们在PyTorch中实现了BrepGen, 并对4 NVIDIA RTX A5000gpu进行了训练。半精度是用来加速训练。我们使用AdamW[洛什奇洛夫和哈特与5e-4学习率。梯度倾斜输入5用于VAE优化。KL正则化的权重设置为1e-6。潜在的扩散模量使用1000个扩散步长和一个线性的时间表

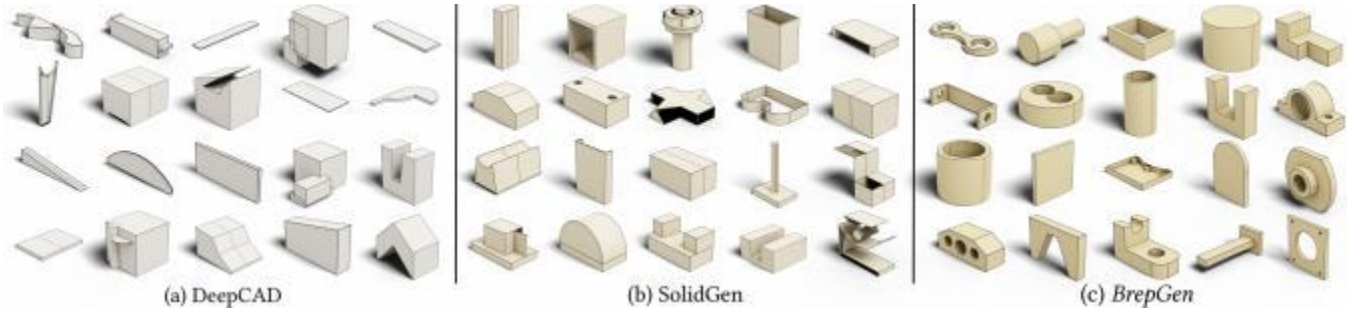


图6. 由(a)DeepCAD, (b) SolidGen和(c)方法提供的DeepCAD机械零件的无条件生成结果。我们的方法生成了更真实的cad模型与少量破损的几何形状。拓扑连接即使在复杂的实验对象上也是正确的。

from1e-4 to0.02.面和边缘血管血管在DeepCAD上训练400个时代（或在ABC上训练200个时代），批量大小为

512.对FurnitureB-rep数据集的200个时期的权重进行了进一步的微调。潜在扩散模型中的两个人脸去噪器用512批训练3000个时代，双边去噪器用64批训练1000个时代。对于abc数据集，我们将边缘化器的训练周期减少到300，表面潜在几何去噪器减少到1000。

为了缓解训练和测试时间的差异，我们进行交叉模型增强，其中条件去噪器的输入是随机增强的方案中使用的[Ho等人。2022].关联重复在B-rep中随机选择并填充边缘和面（有重复），直到达到预定义的最大长度，即DeepCAD的面/边缘去噪器为30/600，家具B-rep和ABC数据集的面/边缘去噪器为50/1500。所有的边界框都被标准化到-3]范围。

6.1.3推理。在推理时，我们使用PNM[刘等。200个正向通过快速采样，除了面和边缘位置去噪器，其中我们切换到一个较慢的DDPM无分层采样从 $T=250$ 到0。根据经验，这种从粗到细的去噪产生了一个更精确的边界盒位置。当从随机高斯噪声中采样时，增加令牌的数量超过训练中使用的最大阈值是有帮助的。这避免了噪声节点在去噪过程的早期被错误地合并，导致缺乏可用的原语来填充缺失的区域。对于DeepCAD数据集，我们去噪b-代表，每个面最多有50张面和30条边。对于家具b型重新数据集和ABC，每个面有80个面和40条边被去噪。在去噪和后处理后，我们使用开放级联functionsGeomAPI_PointsToBSplineSurface andGeomAPI_PointsToBSpline用b样条曲面和曲线来近似面和边点。连接的环结合表面，修剪的面缝合在一起形成最终的修复。在RTXA5000 GPU上，四个去噪器总共需要大约5秒来生成一个经过DeepCAD数据训练的B-rep更复杂的家具和ABC数据为10秒。

6.1.4网络架构。人脸VAE网络有4个降采样和4个上采样神经元块。每个块包含两个

具有跳过连接的2D-ResNet块的层。下采样块和上采样块的特征特征分别为512-512-256-128和128-256-512-512。edgeVAE有类似的ResNet块，但使用一维卷积代替。扩散模型是一个具有层前归一化功能的标准变压器模块，

12个自我注意层，12个头部，隐藏维度1024，特征维度768，退出率为0.1。

6.1.5评估指标。我们使用两组指标来量化测量再生质量：分布指标和CADMet-rics。对于分布指标，我们从生成的数据中随机抽取3000次b代表，从参考测试集中随机抽取1000次b代表。对于每个B-rep，我们从固体表面上取样2000个点，并计算以下指标：

覆盖率（COV）是基于倒角距离（CD）将每个生成的数据分配给其关闭的参考集后，具有基本匹配的参考数据的百分比。

最小匹配距离（MMD）是生成数据中参考集数据及其最近邻之间的平均值。

Jensen-Shannon散度（JSD）测量了将点云转换为283个离散体素后，参考数据和生成数据之间的分布差异。

ForCAD指标使用相同的3,000个b代表，用于计算以下指标，如所使用的Jayaraman等人。2022]:

没有出现在训练集中的新数据百分比。
在生成中只出现一次的数据的唯一百分比。
为水密固体的b代表数据的有效百分比。

6.2无条件的b-代表生成

我们与DeepCAD进行比较[吴等人。和SolidGen[Jayara-人等。用于无条件生成机械零件。DeepCAD的评估是基于其生成的草图和挤压序列重建的b代表的。我们还对大规模的ABC数据进行了评估[Koch等。2019].

6.2.1定量评价。在中的前三行表1报告了来自10个不同数据的DeepCAD数据的平均分数。Brep-Gen在更好的COV、MMDscores和明显较低的JSDed;证明了一代质量的提高，并更接近于地面真相的描述。从BrepGen生成的数据也是新颖的和不同的



图7. 在ABC数据集上产生的无条件生成结果。BrepGen生成具有复杂几何结构和拓扑结构的真实CADB代表。

表1. 基于覆盖率（COV）百分比、M最小匹配距离（MMD）、Jensen-香农发散（JSD）和唯一的、新颖的验证比率的Deepcadun条件生成的定量评估。底部一行报告了ABC数据集上的BrepGen结果。

方法	cov %↑	mmd ↓	jsd↓	新的 %↑	唯一的 %↑	有效 %↑
深CAD	65.46	1.29	1.67	87.4	89.3	46.1
固态发电机	71.03	1.08	1.31	99.1	96.2	60.3
BrepGen	71.26	1.04	0.09	99.8	99.7	62.9
BrepGen (ABC)	57.92	1.35	3.69	99.7	99.4	48.2

从训练集，表明了高的新颖和独特的分数。在这里，我们考虑两个b代表相同的，如果拓扑连接是相同的，并且从面的形状几何点是相等的。BrepGen的有效比率也优于SolidGen指导b-rep世代基线。我们的有效性标准强制水密CAD模型没有破坏拓扑。新颖和独特的分数是计算有效的b代表。最后一行在表1还报告了ABC无条件生成的原始定量结果。

6.2.2定性评估。图6说明了无条件的DeepCAD生成的定性结果。我们看到，BrepGen一代具有迷人的b代表，由广泛的拓扑连接面组成，显示出比基线更好的生成多样性。结构复杂性也较高。其他结果见图16。图7还显示了BrepGen的无条件ABC生成结果。我们观察到，我们的方法有效地训练了大规模的ABC数据集，并生成了真实的、多样的复杂拓扑和几何的CADB-代表。图8进一步计算了使用BrepGen生成的数量偏边、边和顶点的b的分布，以及训练集和其他基线。图中显示，我们的方法与地面真实的DeepCAD训练数据具有最佳的匹配曲线。

6.2.3形状新颖性分析。为了进一步评估BrepGen产生新形状的能力，我们采用了神经小波中的这些方法[惠等人。并使用倒角距离（CD）和

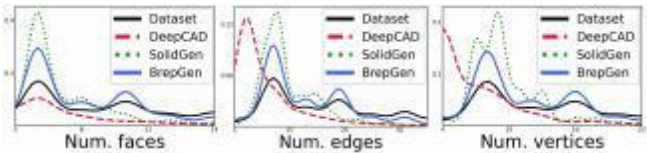


图8. 生成dep数据分布，与其他基线相比的deepcad训练集和顶点的频率数。

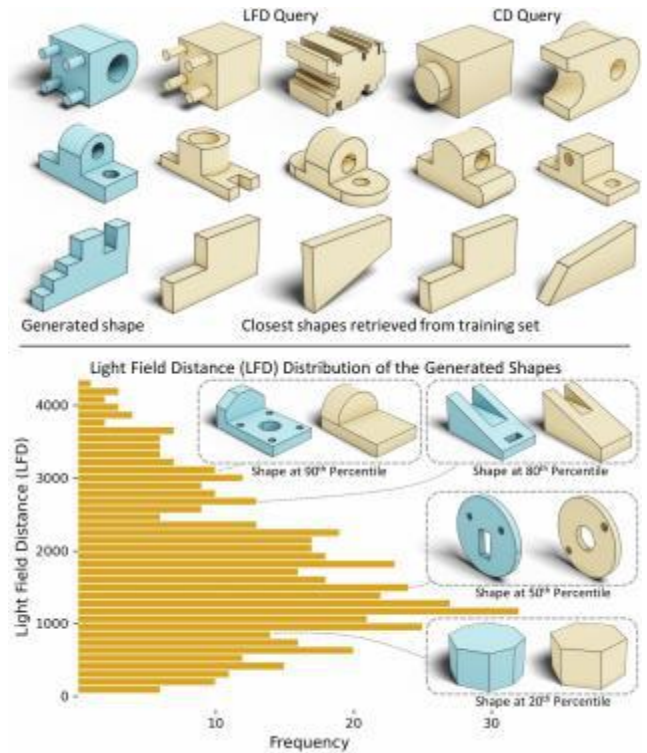


图9. 对生成的DeepCAD形状的新颖性分析。顶部：吉文根绘制的形状（蓝色），我们可视化了使用Ifd或CD从训练集中检索到的顶部相似的形状（黄色）。底部：在500个随机生成的数据和它们最相似的训练形状之间的LFD分布。在不同百分位数的视觉结果显示，再生形状可以是现实和新颖的。

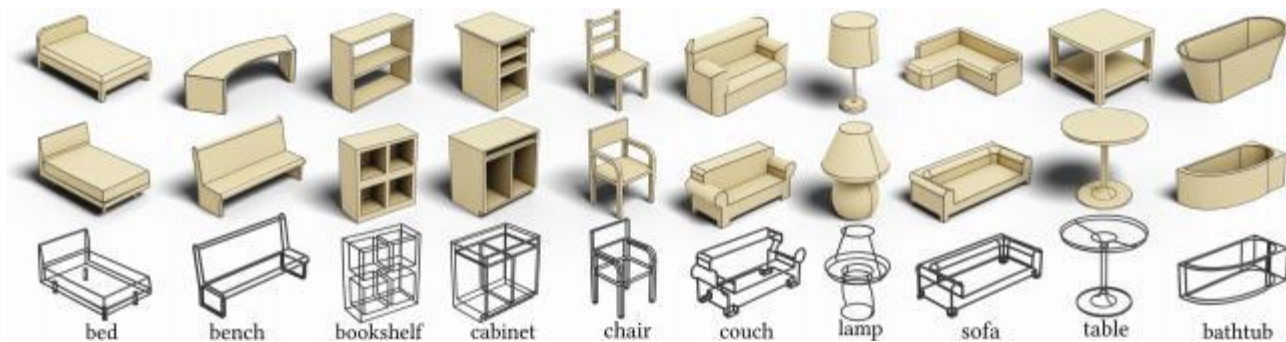


图10. BrepGen世代的结果以类标签为条件。最后一行显示了由生成的边框和顶点所连接的线框。结果表明，BrepGen能够生成具有自由形式的表面和曲率的结构良好的CAD模型。

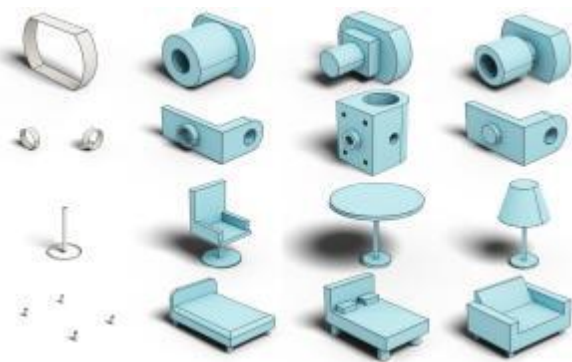


图11. 给予局部面（灰色），BrepGen自动完成全体的重新几何和拓扑，生成一组不同的CAD模型（蓝色）。

光场距离（LFD）[陈等人。2003].图9（顶部）显示了生成的形状（蓝色），以及使用LFD或CD检索到的前两个最相似的训练形状（黄色）。此外图9（底部）绘制了500个随机生成的样本和它们从训练集检索到的最近的结果之间的LFD分布。结果表明，BrepGen生成了真实的和可视化的、准确的CAD模型，同时具有不同于训练数据的新的拓扑结构和几何形状。

6.3控制标签b-代表的生成

我们演示了breren结果，并展示了CAD设计的两个应用。在训练时使用伪编码和随机变换，BrepGen对输入标记的排列是不变的，消除了现有和待生成组件之间的特定序列顺序的需要。

6.3.1个类条件的生成。使用无分类器指导的家具b代表数据集上的类条件约束[何和萨利曼2022].类嵌入被添加到每个输入标记中，一个额外的标签表示不同的情况，这在训练时以10%的概率发生。图10显示了所有10个类别的生成结果。BrepGen跨不同的组件和输出生成校正光学连接

使用SolidGen不可能使用自由型表面。生成的边缘形连接带环路的线框，精确地将面修剪成防水固体。其他结果见图17。

6.3.2 CAD自动完成。我们使用预先训练过的BrepGen toau-从用户提供的部分人脸中完成完整的b代表。受RePaint激励[Lugmayr等人。2022]，在面去噪过程中被扩散到该时间步长的面几何所取代。在最后50个步骤中停止更换，以便对所提供的面进行轻微调整。后续的边和顶点也将重新生成。

图11显示了由不同的高斯噪声产生的不同的自动完成结果。分离的部分被连接并转化为防水固体，其表面在输入物之间、下方或上方无缝地生成。内部绘制过程可以对用户输入进行轻微的调整，以便与几何图形的其余部分连接。例如，在最后一行的床的腿的半径略有增加。

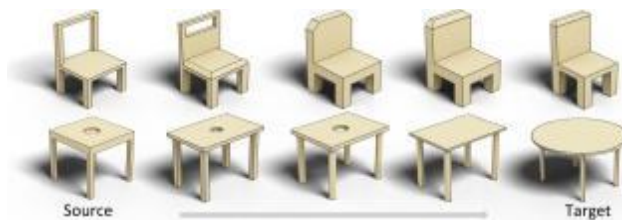


图12. 从源到目标的交互化设计。发电机的几何结构和拓扑结构发生了渐进式的变化。

6.3.3 DesignInterpolation.给定一对CAD模型，将两个形状的面折痕连接起来，扩散150步，重复填充并传递到面去噪器。边缘和变格也会重新生成。这与混合延迟值不同，因为混合两个几何标记不会导致有效的形状。图12显示了内插值的数据。从左面开始，目标的标记越来越多地添加到源中生成面孔，之后源标记被移除，直到只剩下目标标记。拓扑结构和几何形状的变化是平滑的，与插值设计直接生成的B-rep格式。



图13. DeepCAD生成结果基于地面拓扑。

表2. 对DeepCAD生成的定量评估与地面真实拓扑显示为BrepGen^{*}。第二行报告了使用多项式扩散的无条件拓扑生成。

方法	副手	MMD	法学博士	新颖的	唯一的	有效的
	%↑	↓	↓	%↑	%↑	%↑
BrepGen [*]	78.16	1.02	0.09	99.9	97.6	79.8
拓扑结构	-	-	-	95.1	64.5	6.2

6.4消融研究

6.4.1两级发电。为了证明我们的统一生成方法的有效性，我们进行了一个消融研究，其中拓扑学和几何学是在两个阶段分别生成的。在第二阶段，我们修改了BrepGen，以在给定的地面真实拓扑上生成几何环化。节点重复过程被删除，取而代之的是在家庭扩散中使用的图注意[Shabani等。来编码拓扑关系。第一行表2显示了在DeepCAD数据上训练的条件生成结果，可视化结果如所示Figure 13。值得注意的是，覆盖范围和有效比率增加，生成的b代表表现出更复杂的结构。我们将这种改进主要归因于了解地面真相拓扑结构。

对于初始拓扑阶段，我们设计了一个多项式扩散基线[2021]无条件生成面边、边顶点关联矩阵为128×128二值图像。我们观察到，无条件地推广正确的关联矩阵是具有挑战性的。最后一行在表2报告了一个非常低的验证比。只有当每条边都连接到两个面和双覆盖格，并且每个面上的边形成封闭的环时，拓扑才被认为是有效的。破碎的拓扑结构使得很难集成这两个模块并输出有效的b代表。这进一步显示了结构的潜在几何的优势，它统一了拓扑和几何和共同产生，而不是在两个独立的阶段。

6.4.2后处理阈值。为了研究不同阈值对B-rep后处理的影响，我们对边界框进行了网格搜索，并解码出了来自的形状特征阈值第4.3条规定的子节。具体地说，我们在DeepCAD验证集上训练了一个潜在扩散模型，并报告了来自100个随机生成样本的有效b代表的比例。图14显示了在不同阈值组合下获得的有效比率

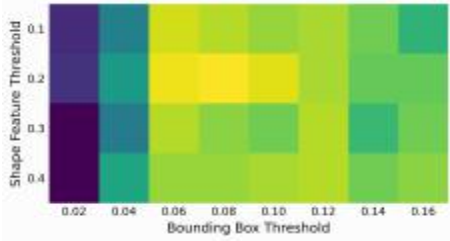


图14. 不同阈值下的有效比率。颜色越亮，指示的比值越高。结果是从在deepcad验证集上训练的模型中平均生成100个随机生成的样本。

边界框阈值在0.06到0.1的范围内，而核心特征阈值在0.2左右。一个很大的边界框往往会错误地合并唯一的边或面，而一个非常小的阈值则不能有效地识别重复的几何图形。

6.5故障情况

图15显示了由BrepGen从三个常见故障案例类别中生成的b-代表。1) 缺少面，导致非水紧固固体（顶部一行）。由于BrepGen不能保证水密输出，预计这种故障。一个潜在的解决方案包括检测和去噪在开放区域内的额外的面孔。2) 修剪后导致几何图形断裂的边或面的自相交（中间行）。自交损耗减少事件的未来集成。3) 破碎的地质尝试（下面一行）。这主要是由解码点中的噪声，或曲面与其连接边之间不一致的几何形状引起的。



图15. BrepGen的三种常见的故障案例类别。Toprow: 非防水固体。中间: 自相交的边缘或面。底部: 摇晃和溴测量。

7限制和未来的工作

BrepGen能够在边界代表文件中生成3D模型，但在未来存在一些限制。BrepGen只支持单体实体；更复杂的CAD模型留给未来的工作。身份或面孔彼此太接近，它们将在重复数据删除后被合并为一个。在实践中，这意味着一个迷你的门槛，决定如何关闭两个相似的表面或边缘

可能在将CAD几何形状归一化到[-3,3]范围后，我们对具有最小阈值为0.05的数据进行训练。这种限制类似于其他的缩略和挤压生成方法，例如。[徐等人。]，将几何图形量化为一个设定的位范围，重新合并顶点。选择的阈值0.05大致相当于7位量化后的1个bin差。BrepGen并不保证水密固体。由于去噪过程的低收敛，可能存在小的间隙。偶尔，整个脸也会消失。实验发现，包含水密性的BrepGen的疏值比高于其他体系结构。最后，虽然用于生成b-rep的启发式后处理简单、快速，并且可以处理复杂的数据，以实现基于学习的后处理模块的未来工作可以提供更稳健的处理或有效的形状。

8结论

我们介绍了brepGen，一种用于定向b再生的生成扩散模型。大量的实验表明，BrepGen超越了现有的方法，并建立了最先进的b级再生结果。我们概述了我们新收集的家具B-rep数据集和结果，证明了BrepGen首次生成了具有自由形式和双曲面的复杂B-rep3D模型。我们相信BrepGen使我们更接近一个自动系统，能够直接生成b代表，以减少使用当今专业CAD软件的熟练设计师所需的大量体力劳动。

确认

本研究部分由NSERC发现资助与加速器补充剂和DND/NSERC发现补助金补充剂，NSERC联盟赠款，和约翰·R.埃文斯领导基金（JELF）。我们也感谢Onshape的支持和访问公开提供的CAD模型。

参考文献

安东尼奥·阿利格罗，雅瓦尔·西迪基，塔蒂亚娜·托马西和马提亚斯·Nießner。2023.多差法：用扩散模型生成三维多边形网格。请的打印arXiv:2312.11417 (2023).

阿丁很痛苦，本杰明·克拉弗和比内尔·斯塔利。2019.“FabSearch”：一个三维CAD模型-基于搜索引擎的采购制造服务。《计算杂志》ing andInformation Sciencein Engineeri ng19, 4 (2019).https://doi.org/10.1115/1.4043211 arXiv:https://asmedigitalcollection.asme.org/computingengineering/article-pdf/19/4/041006/5999469/jcise_19_4_041006.pdf041006.

西尔维亚·安萨罗迪，莱拉·德·弗洛里亚尼，和比安卡·Falcidieno。1985.Geometric建模实体对象通过使用面邻接图表示。年度会议计算机图形和交互技术（图形）19, 3（1985），131-139.

边世杰、格兰德丹尼尔、刘天阳、国王、卡尔·威利斯、艾略特·萨德勒、博金、陆托马斯、奥蒂斯、何浩和李冰冰。2023.用于材料预测和推荐的层次图学习计算机辅助设计中的概念。计算和信息科学杂志Engineering24,1 (102023), 011007.

曹，曹，杨华，杨华，安德烈·科利根和万宾潘。2020a.三维CAD模型的图形表示基于深度学习的特征识别。在ASME 2020国际会议程序-专业设计工程师，技术会议和计算机和信息工程设计会议（IDETC-CIE）。美国机械工程师协会

曹，曹，杨华，杨华，安德烈·科利根和万宾潘。2020b.三维CAD模型的图形表示基于深度学习的特征识别。在ASME 2020国际设计引擎的会议记录中，负责技术会议和计算机和信息在工程会议（IDETC-CIE）。美国机械工程师协会

陈鼎云、田小培、裕德、MingOuhyoung。2003.On视觉基于相似度的三维模型检索。在计算机图形学论坛上，第22卷。韦利在线图书馆，223-232。

陈志勤、安志、张浩。2020.生成紧凑型网络通过二进制空间划分。IEEE计算机会议论文集视觉和模式识别（CVPR）（2020年）。

杜涛、伊娜拉、叶文浦、安德鲁·斯皮尔伯格、阿德里亚娜·舒尔茨、丹妮拉·罗斯，阿曼多太阳能莱扎马，和沃伊奇赫马图西克。2018.平均：自动将三维模型转换为csg树。计算机图形学和计算机图形学和技术年会交互式技术（sig图）37, 6（2018），1-16.

凯文埃利斯，麦克斯韦尔奈，叶文普，菲利克斯索萨，乔希特南鲍姆，和阿曼多太阳能-莱萨马2019.编写、执行、评估：使用arepl进行程序合成。在进展中神经信息处理系统（NeurIPS）。9169–9178.

郭浩翔、刘石林、郝潘、刘杨、新通、炳Guo。2022.ComplexGen：通过B-Rep链复杂生成的CAD重建。ACM跨。图（附图）第41、4条，第129条（2022年7月），18页。https://doi.org/10.1145/3528223.3530078

何拿生，耆那教，和彼得艾比尔。2020.去噪扩散概率模型神经元信息处理系统的进展33（2020），6840-6851.

乔纳森何，奇万撒哈拉，威廉陈，大卫J舰队，穆罕默德诺鲁齐，和蒂姆先生。2022.高保真图像生成的级联扩散模型。《机器学习研究杂志》23,1（2022），2249-2281。

何乔纳森和蒂姆·萨利曼斯。2022.无分类器的扩散指导。arXiv预印本arXiv:2207.12598 (2022).

迪德里克·尼尔斯，普里扬克贾尼，帕特里克福雷和马克斯韦林。2021.Argmax流和多项式扩散：学习分类分布。神经信息处理系统的进展34（2021），12454-12465.

许家喜、李瑞辉、胡静宇、傅智荣。2022.神经小波域三形状生成的扩散。在亚洲2022会议文件。1–9.

普拉迪普库马尔贾亚拉曼，约瑟夫G.兰姆伯恩，尼什克里特德赛，卡尔D.D.威利斯，桑吉和尼日尔J. w·莫里斯石油工业股份有限公司。2022.一个自回归模型用于直接的B-rep合成。“arXiv预印本”（2022年）。https://doi.org/10.48550/ARXIV.2203.13944

贾亚拉曼，贾桑吉，约瑟夫。兰伯恩，卡尔德。威利斯托马斯戴维斯，胡曼沙亚尼，和奈杰尔莫里斯。2021.紫外线网：学习边界表示。在IEEE会议上的计算机视觉和模式识别（CVPR）。11703-11712.

本杰明·琼斯，达尔顿希尔德雷斯，杜文陈，伊利巴兰，弗拉基米尔·金，和阿德里亚娜·舒尔茨。2021.自动化：一种自动的数据集和学习方法cad组件的配合。ACM图形事务处理（TOG）40, 6（2021年），1-18.

本杰明·琼斯、米凯尔胡、弗拉基米尔·金和阿德里亚娜·舒尔茨2023.CAD的自我监督表现法学习。在诉讼程序中IEEE/CVF会议上的计算机视觉和模式识别。21327–21336.

卡尼娅，马切耶和齐巴，托马斯和卡达诺维奇。2020.UCSCG-Net-未使用发现构造实心几何树。在神经信息方面的研究进展中处理系统（NeurIPS）。

塞巴斯蒂安·科赫，马特维耶夫，江中石律师，弗朗西斯·威廉姆斯，阿列克谢·阿特莫夫，叶夫根尼·布尔纳耶夫，马克·亚历克萨，丹尼佐林和丹尼勒·帕诺佐。2019.美国广播公司：A用于几何深度学习的大型CAD模型数据集。在IEEE会议上计算机视觉和模式识别（CVPR）。

约瑟夫格。兰伯恩，卡尔德。威利斯，贾亚拉曼，桑吉，彼得·梅尔策和胡曼·沙亚尼。2021.一个拓扑消息传递实体模型系统。在IEEE/CVF计算机会议的论文集上视觉和模式识别（CVPR）。12773-12782.

李凌晓、宋明赫、杜布罗维娜、李毅、吉巴斯。2019.几何原语对三维点云的监督拟合。在诉讼程序中IEEE/CVF会议上的计算机视觉和模式识别。2652–2660.

P.李，J.郭，张晓，燕。2023.SECAD-Net：自我监督的cad侦察-素描教学-出口操作。2023年IEEE/CVF会议计算机视觉和模式识别（CVPR）。IEEE计算机协会，洛杉矶美国加利福尼亚州阿拉米托斯，16816-16826。https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.01613刘佳怡，侯在伊凡谭，阿里马赫达维-阿米里，和马诺利斯萨瓦。2023.机笼中：可控制的关节连接的列举。arXivpreprint arXiv:2312.09570 (2023).

刘鲁平、易仁、志杰林、周赵。2022.中的伪数值方法流形上的扩散模型。arXivpreprint arXiv:2202.09778 (2022).

伊利亚·洛什奇洛夫和弗兰克·哈特。2018.解耦的重量衰减正则化。在学习代表问题国际会议。

安德烈亚斯·卢格迈尔、马丁·丹内尔詹、安德烈斯·罗梅罗、余费舍尔、拉杜·蒂莫夫特和卢克范古尔。2022.修复：使用去噪扩散概率模型在IEEE/CVF会议的计算机视觉和模式识别。11461–11471.

D.E.Muller和F.P. Preparata。1978.Finding是两个凸多面体的交点。TheoreticalComputer Science7,2(1978),217–236.https://doi.org/10.1016/0304-3975(78)90051-8

南迪，南迪，卡斯皮，丹格罗斯曼，和扎卡里塔特洛克。2017.程序设置-3D打印的明语言工具和技术。在第二届进步峰会上

在编程语言中 (SNAPL 2017)。莱布尼茨-信息中心。
钱德拉卡纳·南迪、詹姆斯·威尔科克斯、帕维尔·潘切卡、泰勒·布劳、丹·格罗斯曼和扎卡里·塔特洛克。2018.用于编译和反编译的计算机辅助设计的函数式编程。关于编程语言的ACM论文集2, ICFP (2018),1-31。
三维网格的PeterBattaglia.2020.Polygen: An自回归生成模型。在关于机器学习的国际会议 (ICML) 上。PMLR, 7220–7229。
形状。2012.<http://www.onshape.com>。
大玄仁、郑建敏、蔡建菲、李嘉永、江海勇、蔡中昂、张俊哲、张梁亮、张明远、赵海宇、al.2021.Csg-stump: 学习友好的csg样表示, 进行可解释的形状解析。在IEEE/CVF国际计算机视觉会议的进展中。12478–12487。
大玄仁、郑建民、蔡剑飞、李建、张俊哲。2022.ExtrudeNet: 用于形状解析的无监督逆绘制和提取。在ECCV。
丹尼尔·里奇, 保罗·格雷罗, R肯尼琼斯, 尼洛伊·J·米特拉, 阿德里安娜·舒尔茨, 卡尔·DD威利斯和吴家俊。2023.计算机图形学的神经符号模型。在计算机图形学论坛, 第42卷。威利在线图书馆, 545-568。
罗宾·罗姆巴赫、安德烈亚斯·布拉特曼、多米尼克·洛伦茨、帕特里克·埃塞尔和比约恩·奥默。2022.利用潜在扩散模型进行的高分辨率图像合成。在IEEE/CVF会议的计算机视觉和模式识别的论文集中。10684–10695。
穆罕默德, 院长, 院长, 古川康夫。2023。
室内扩散: 通过离散和连续去噪。在IEEE/CVF计算机视觉会议的论文集上
和模式识别。5466–5475。
戈帕尔·沙尔马、戈亚尔、刘迪凡、卡洛格拉基斯、苏布兰苏和马吉。
2018.用于共构固体几何结构的神经形状解析器。在IEEE会议上的计算机视觉和模式识别 (CVPR)。
戈帕尔·沙玛、刘迪凡、卡洛格拉基斯、马吉、卓杜里和梅赫。2020.ParSeNet: 一个针对三维点云的参数化表面拟合网络。arXiv:2003.12181[cs.CV]
雅瓦尔·西迪基、安东尼奥·阿利格罗、阿列克谢·阿特莫夫、塔蒂亚娜·托马西、丹尼尔·西拉加蒂、弗拉迪斯拉夫·罗索夫、安吉拉·戴和马提亚斯Nießner.2023.Meshgpt: 通用三角网格与解码器变形金刚。arXiv预印本arXiv: 2311.15475 (2023)。
德米特里·斯米尔诺夫, 米哈伊尔·贝斯梅尔采夫和贾斯汀·所罗门。2021.学习的歧管基于补丁的人造形状表示。在国际会议上
学习表征 (ICLR)。
田永隆、罗安德、孙兴源、艾利斯、弗里曼、约书亚B。
特南鲍姆和吴家军。2019.学习推断和执行3D形状程序。
在学习表征国际会议 (ICLR) 上。
瓦什瓦尼, 诺姆谢泽, 尼基帕马, 雅各布, 狮子座琼斯, 艾丹N。
戈麦斯, Łukasz凯泽和伊利亚·波罗斯欣。2017.注意力是你所需要的。在第31届国际会议神经信息处理系统 (加利福尼亚长滩, 美国) (NIPS'17)。柯伦联合公司, 红钩, 纽约, 美国, 6000-6010。
意大利人, 福图纳托人和航海精灵。2015.指针式的网络。预付款
在神经信息处理系统 (NeurIPS) 中 (2015)。
王可汗、嘉正、杭州。2022.神经人脸的二维识别
流形对象的线框投影。2022年IEEE/CVF会议
计算机的视觉和模式的重新认知 (CVPR) .1612-1621. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00167>
王小刚、徐月朗、徐凯、塔志、周斌、阿里
阿米里和张浩。2020.点云边缘的参数化推断。
在神经信息处理系统的进展中, 第33卷。柯协会,
公司, 20167-20178。
K.J.韦勒1986.用于几何建模的拓扑结构。大学缩微胶片。
威利斯, 杭楚, 田云生, 李逸飞, 丹尼尔
格兰迪, 阿迪提亚桑吉, 林特兰, 约瑟夫·格拉姆伯恩, 阿曼多·太阳能-莱萨马, 和
马图西克。2022.学习自下而上的参数化组装
CAD接头。在IEEE/C VF计算机视觉会议的记录上
模式识别 (CVPR)。
卡尔·德威利斯, 普拉德·贾亚拉曼, 约瑟夫·格拉姆伯恩, 哈ngChu, 和
叶文普。2021a.基于计算机辅助设计的工程草图生成。在IEEE
关于计算机视觉和模式识别研讨会的会议 (CVPR研讨会) 的会议。
2105–2114。
威力士、叶浦、罗杰良、杭楚、杜涛、兰本、
阿曼多·太阳能-莱扎马和沃瓦奇赫马图西克。2021b.Fusion 360画廊: 一个数据集
和从人类设计的编程CAD构建的环境-
quences.ACM关于图形信息的交易 (TOG) 40、4 (2021年)。
吴隆、张晓、变革。2021.DeepCAD: 一个深度生成器
基于计算机辅助设计模型的网络。在IEEE/CVFInter-
全国计算机视觉会议 (ICCV)。
徐翔, 贾雅拉明, 约瑟夫。兰伯恩, 卡尔德。威利斯, 和
古川康田股份有限公司。2023.可控CAD模型的层次神经编码

一代。在第40届机器学习国际会议 (夏威夷檀香山, 美国) (ICML'23)。JMLR.org, 第1601条, 第19页。

徐向浩、彭文哲、郑建毅、威利斯、立奇。2021。
使用区域图推断CAD建模序列。在IEEE会议上
计算机视觉和模式R认知 (CVPR) 。6062–6070。

徐翔, 伟力, 兰本, 陈毅, 陈,
还有古川康田卡。2022.SkexGen: CAD的自回归生成
具有解开码本的构造序列。在国际会议
在机器学习。PMLR, 24698–24724。

余凤根、陈启民、谭维尔、阿米里、张浩。2023。
DualCSG: 学习双CSG树为一般和紧凑的CAD建模。arXiv
预印本arXiv: 2301.11497 (2023年)。
余凤根、陈志琴、曼尼利、阿迪提亚桑吉、胡曼沙亚尼、阿里马赫达维-阿米里、
HaoZhang.2022.CAPRI-Net: 用自适应原始装配学习紧凑的CAD形状。在
IEEE/CVF会议的计算机视觉和模式识别会议论文集上。11768–11778。

周盛帝、唐天一、周。2023.CADParser: B-RepCAD序列建模的一种学习方法。《第
三十二届国际人工智能联席会议会议记录》, IJCAI2023.2023年8月19日至25日,
中国澳门特别行政区。ijcai.org,1804–1812.<https://doi.org/10.24963/IJCAI.2023/200>

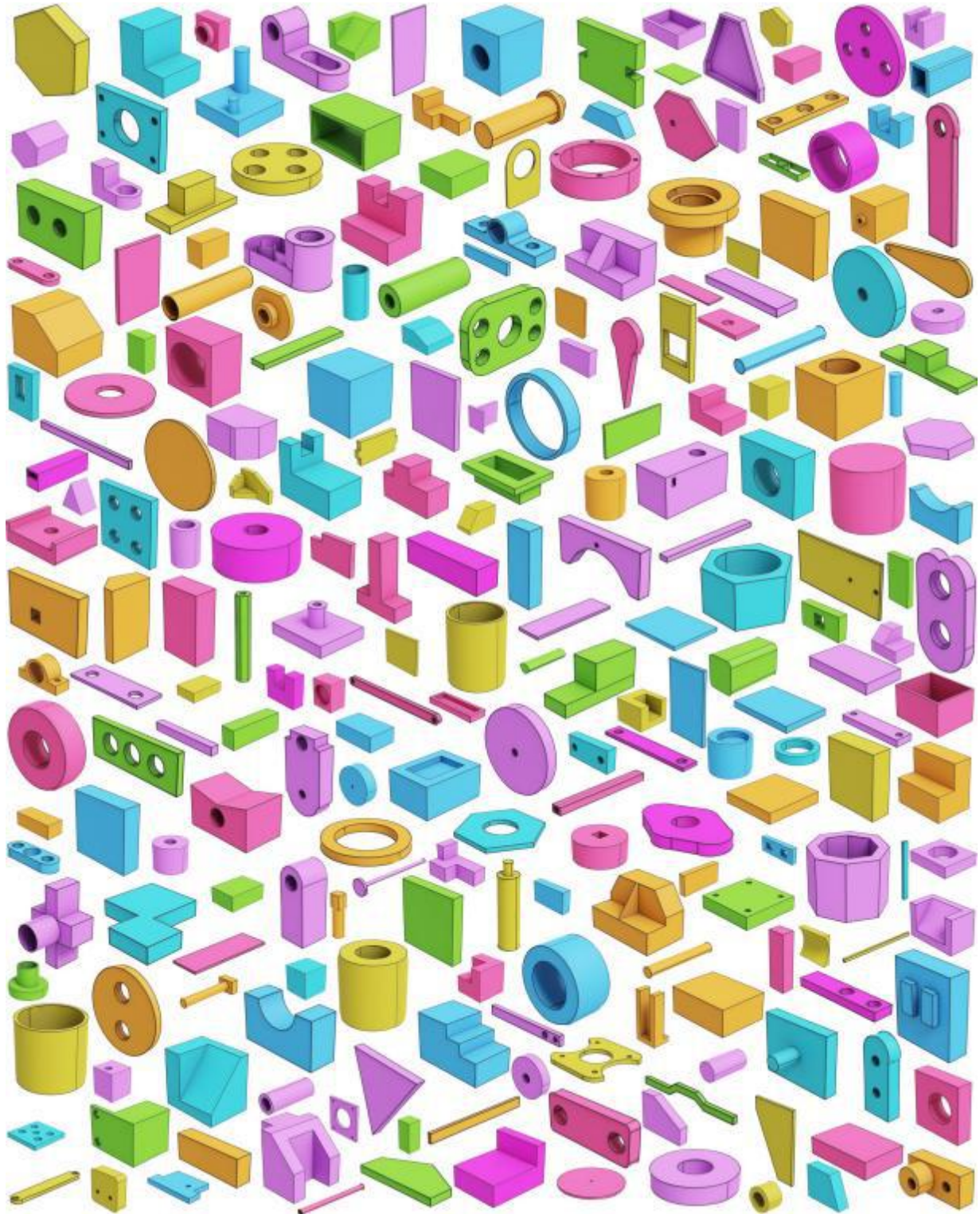


图16。从brepGen无条件生成的机械部分b代表。

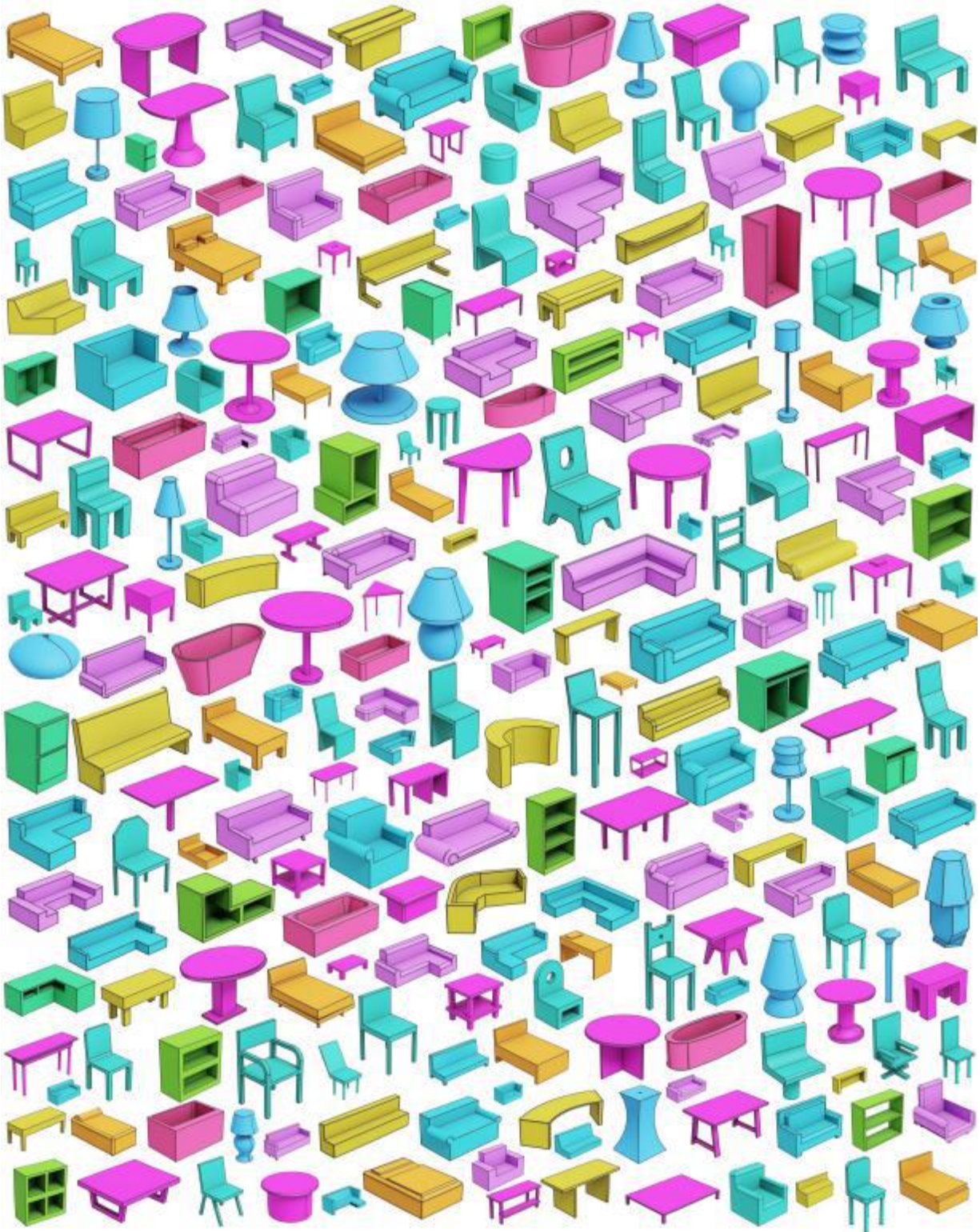


图17。来自brereppen, 分类类别。