arXiv:2601.17733v1 [cs.CV] 25 Jan 2026

展平复形：通过组合式 k 维胞腔粒子联合生成边界表示

JUNRAN LU，南京大学，中国 YUANQI LI，南京大学，中国 HENGJI LI，南京大学，中国 JIE GUO，南京大学，中国
YANWEN GUO，南京大学，中国

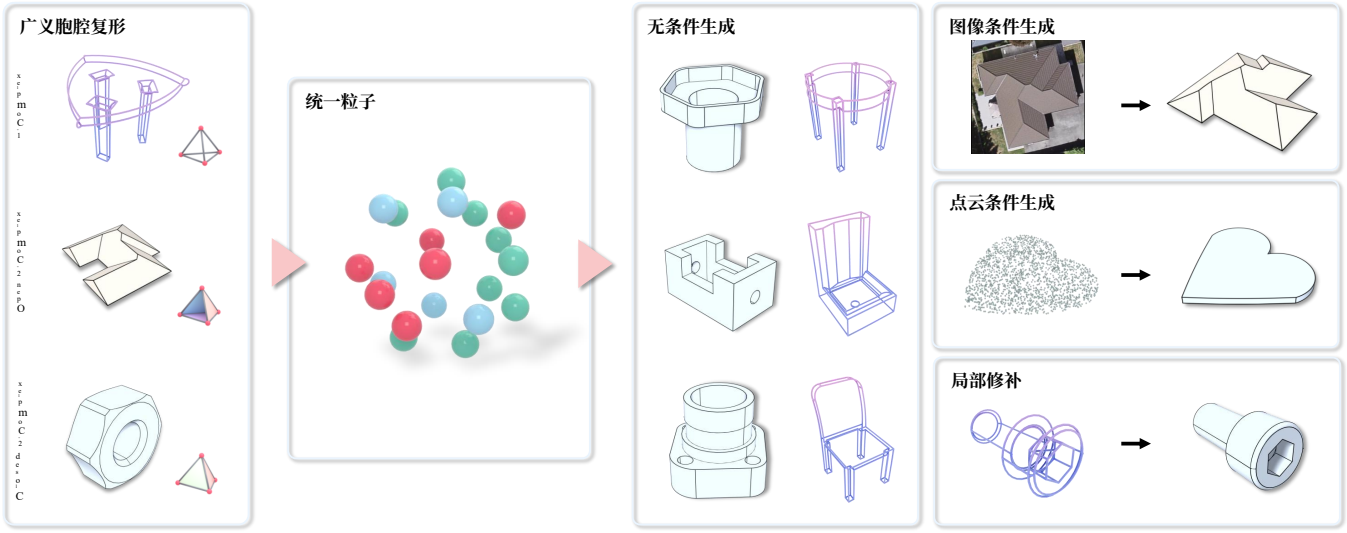

图 1. 我们的方法引入了一种基于粒子的表示，可统一各类拓扑实体。这使得几何与拓扑能够在全局感知下联合生成，支持从无条件形状合成到条件重建和局部编辑等任务。

边界表示（B-Rep）是计算机辅助设计（CAD）和制造领域广泛采用的标准。然而，由于边界表示作为几何胞复形具有内在的异质性，不同阶数的胞腔中拓扑与几何相互交织，因此边界表示的生成建模仍面临巨大挑战（即，k 维胞腔，如顶点、边和面）。以往方法通常依赖级联序列来处理这一层级结构，无法充分利用胞腔之间的几何关系，例如邻接和共享，从而限制了上下文感知能力和错误恢复能力。为弥补这一不足，我们提出一种新范式，将边界表示重新表述为组合式 k 维胞腔粒子集合。我们的方法将每个拓扑实体编码为粒子的组合，其中相邻胞腔在其界面处共享相同的潜变量，从而促进共享边界上的几何耦合。通过解耦僵化的层级结构，我们的表示统一了顶点、边和面，使拓扑与几何能够在全局上下文感知下联合生成。我们使用多模态流匹配框架合成这些粒子集合，以处理无条件生成以及精确的条件任务，例如从单视图图像或点云进行三维重建。此外，我们表示的显式且局部化特性自然适用于局部修补等下游任务，并支持直接合成非流形结构（例如线框）。大量实验表明，与最先进的方法相比，我们的方法能够生成保真度更高、有效性和可编辑性更优的 CAD 模型。

CCS 概念：• **计算方法** → **参数曲线与曲面模型**。

附加关键词和短语：边界表示、生成建模、流匹配

1 引言

边界表示（边界表示）模型构成了现代工程的基础语言。与网格或隐式场不同，边界表示以几何单元复形的形式严格编码三维形状，将连续参数曲面与离散拓扑关系不可分割地交织在一起。尽管这种结构能够实现计算机辅助设计与制造所需的无限精度，却也给生成建模带来了严峻挑战。现代生成模型擅长处理同质的网格状或集合状数据，例如网格 [Alliegro 等，2023年；Nash 等，2020],隐式场 [Lan 等，2024年；Zhang 等，2023],点云 [Zeng 等，2022],体素 [Xiang 等，2025]。相比之下，边界表示具有异质且严格受限的特性，造成了结构性不匹配，因此难以通过这些主流三维生成范式直接合成。

受这种复杂性的驱动，先前的工作主要依赖渐进式合成。一种主流范式以 SolidGen [Jayaraman 等人 2023] 和 BrepGen [Xu 等人 2024], 为代表，将生成建模为顺序式或级联式过程。具体而言，SolidGen 将边界表示线性化以进行自回归建模，而 BrepGen 则采用分层级联，以由粗到精的方式合成实体，

然而，这种逐步依赖会阻碍全局上下文推理，并不可避免地导致误差累积：早期的几何不准确会级联引发后续的拓扑失效。相反，整体方法尝试同时生成实体，以捕捉全局一致性。值得注意的是，ComplexGen [Guo 等人 2022] 通过联合重建完整复形，推动了这一方向的发展；然而，它主要将拓扑实体视为附带潜在表示属性的抽象图节点。至关重要的是，这种抽象忽略了边界表示的空间嵌入本质：由于缺乏显式的空间定位，此类方法依赖软注意力机制来建模边界约束，缺少实现精确几何对齐所必需的结构性保证。

在本文中，我们通过从根本上重新构建边界表示，力求超越这些局限。我们观察到，边界表示并非仅仅是抽象的拓扑图，而是严格嵌入空间之中的结构。拓扑连通性与欧氏邻近性高度相关，这表明可以将离散关系有效压缩为连续的、空间局部化的属性。基于这一洞见，我们引入了组合式 *k*-胞元粒子（KCP），这是一种新型表示，将层次化胞复形展平为统一的、无序的空间锚定特征向量集合。为解决几何脱离问题，我们引入了一种组合式共享机制：高阶实体不再独立定义其边界，而是从结构上复用其低阶邻居的粒子特征。通过在空间锚定的界面处进行结构化特征共享，我们的方法为几何连续性引入了强归纳偏置。这一设计不再将边界表示视为抽象图，而是将其视为连贯的粒子场，并通过利用空间局部性，自然地促进无缝对齐。

通过将边界表示固有的复杂性从架构转移到这种组合式表示中，我们构建了一条精简的端到端生成流水线。这种方法将异构图的合成转化为可扩展的集合生成任务，并带来以下贡献：

- **组合式 *k*-胞腔粒子（KCP）**。我们提出了一种新颖的边界表示，将异构 *k*胞腔统一为一组具有空间锚定的粒子。通过采用共享边界特征的组合式解码机制，我们为几何连续性注入了强归纳偏置。
- **通过流匹配实现整体并行生成**。我们提出了一种可扩展的基于集合的生成框架，将边界表示合成视为集合预测问题，从而实现整体全局推理。我们的方法支持使用图像或点云输入进行多模态条件生成，在生成有效、复杂的边界表示方面优于最先进的方法。
- **空间可编辑性与泛化能力**。我们表示的空间锚定特性使其能够无缝适配各种下游任务，例如部分边界表示补全和非流形合成，而无需修改架构。

2 相关工作

2.1 边界表示上的表征学习

将边界表示建模为异构图，是一种理论基础扎实的方法，它将离散拓扑与连续几何相结合 [Ansaldi 等人 1985]。

边界表示分析领域的开创性研究验证了这一方向。UVNet [Jayaraman 等人 2021] 从 B-Rep 面邻接图中提取特征以进行分类。BRepNet [Lambourne 等人 2021]以及后续的 AutoMate [Jones 等人 2021]等研究，在拓扑层次结构上明确定义卷积操作，并将实体组装视为严格的消息传递过程。

然而，这些架构主要作为拓扑分析方法；由于其网络设计具有复杂的层级结构，将其用于生成任务并非易事。

2.2 间接边界表示生成建模

为规避直接合成异构图的复杂性，许多方法转而采用间接表示。

基于序列的方法将形状创建视为一连串线性命令 [Chen 等人 2025年；Wu 等人 2021]，或视为由大语言模型生成的可执行代码 [Alrashedy 等人 2025年；Ganin 等人 2021年；Rukhovich 等人 2024年；Wu 等人 2024]。类似地，一些研究着重于推断构造历史 [Li 等人 2022年；Xu 等人 2021]，或构造实体几何（CSG）树 [Kania 等人 2020年；Ren 等人 2021b；Ritchie 等人 2023年；Sharma 等人 2017年；Yu 等人 2023]，以捕捉设计意图。

或者，基于代理的方法会生成中间表示，例如体素网格 [Lambourne 等人 2022], 高斯泼溅 [Li 等人 2025b], 或二维图纸 [Khan 等人 2024]，以供后续重建。然而，这些方法存在局限：序列式和基于代码的模型缺乏拓扑灵活性，而基于代理的方法往往会产生转换伪影。

2.3 直接边界表示生成建模

近年来，研究方向逐渐转向直接合成边界表示数据结构，大致可分为层次化框架和整体式框架。

层次化框架。 为确保结构有效性，这些方法会将边界表示分解为严格的层级结构或序列。BrepGen [Xu 等人 2024] 和 DTGBrepGen [Li 等，2025a] 通过结构化的自顶向下级联（例如二叉树）来预测拓扑和几何，而 SolidGen [Jayaraman 等人 2023], AutoBrep [Xu 等人 2025], 和 Stitch-A-Shape [Li 等人 2025c] 则利用指针网络逐个生成实体。

然而，这些方法的一个关键局限在于错误累积：由于生成过程是序列式的，早期的几何偏差会向后传播，往往导致环断裂或面无效。此外，缺乏整体视角限制了全局上下文感知，使得局部编辑任务变得并不简单，因为必须重新生成整个序列。

整体方法。 为减轻序列误差，近期研究开始探索并行式或单阶段框架。此类策略的应用范围各不相同。

一些方法通过优先处理单一 *k*胞类型来简化这一挑战：例如，以面为中心的方法 [Guo 等人 2025；Lee 等人 2025；Liu 等人2025], 以边为中心的方法 [Ma 等人 2025] 或以点为中心的方法 [Li 等人 2025c]。

此类方法通常依赖临时启发式方法或推理后网络来补全形状，缺乏统一的表述。

相反，ComplexGen [Guo 等人 2022] 通过联合重建完整复形推动了该领域的发展。尽管它能够捕捉完整的图结构，但它将拓扑实体表示为缺乏显式空间结构的抽象潜在向量。它忽略了边界表示固有的空间嵌入，因此将几何视为孤立的属性。相比之下，我们的方法利用空间局部性：通过确保拓扑邻居共享相近的特征，我们无需依赖脆弱的软注意力，便能自然地促进几何对齐。

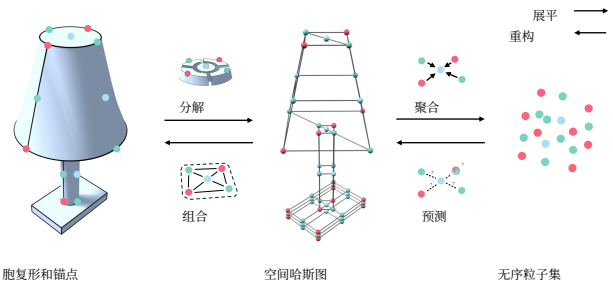

图 3. 示意图展示了如何将层次化边界表示模型重新表述为由组合式 k-单元粒子构成的无序集合，以及随后对原始层次结构的重建。

3 方法

我们的目标是在不遵循严格流形假设的前提下，生成拓扑有效且几何精确的边界表示模型。我们将层级胞复形映射为组合式 k-胞粒子（KCP）表示，从而将边界表示合成重新表述为集合生成问题。

我们的框架包含两个阶段：(1) **组合胞VAE（CC-VAE）**（第 3.2 节），用于在该复形的空间哈斯图上学习连续潜空间；以及 (2) **Rectified Flow Transformer**（第 3.3 节），用于建模这些粒子的分布，从而实现无条件生成和多模态条件生成。

3.1 组合式 k-胞粒子表示

边界表示模型 M 在形式上定义为嵌入于 $\mathbb{R}^3$ 中的几何胞复形 $\mathrm{C} = \mathrm{V} \cup \mathrm{E} \cup \mathrm{F}$。为统一处理这种异构结构，我们将 C 抽象为空间哈斯图 $\mathrm{G} = (\mathrm{N}, \mathrm{I})$，其中节点 N 表示胞腔（顶点、边、面），有向边 I 表示拓扑关联关系（子集包含）。我们将该图中节点的集合定义为“展平”表示，由此得到无序的 N 异构粒子集合 $\mathrm{P} = \{p_i\}_{i=1}^{N}$，如图 3 所示。每个粒子对应一个节点 $n \in \mathrm{N}$。

粒子定义。 每个粒子 $p_i = (x_i,\ c_i,\ \mathbf{h}_i)$ 封装了一个独特的拓扑实体：

- **空间锚点** $x_i \in \mathbb{R}^3$**：** 几何质心。对于顶点，它充当显式坐标；对于边和面，它提供空间参照，作为几何基元的代理。
- **胞类型** $c_i \in \{0, 1, 2\}$**：** 拓扑维度（0 表示顶点，1 表示边，2 表示面）。
- **潜特征** $\mathbf{h}_i \in \mathbb{R}^D$**：** 一种学习得到的描述符，用于编码局部几何，更重要的是，还编码从其在哈斯图中的邻居推导出的拓扑上下文。

不同于将图结构与特征信号分离的基于图的方法，我们的粒子将显式连通性整合到高维特征相关性中。因此，边界表示拓扑被表示为定义在粒子集上的潜在图，其中关联关系在解码过程中被显式重构。

组合式解码。 我们采用一种与哈斯图结构相一致的组合式解码方案。 k-胞腔（$k > 0$）的几何Φ_k 并非仅由其自身的潜在表示解码得到，而是作为其边界（$k-1$）-胞腔 ∂k 的依赖函数进行解码：

$$\Phi_i = \mathcal{D}_\theta\big(\mathbf{z}_i, \{\Phi_j \mid j \prec_I i\}\big), \tag{1}$$

其中， $j \prec_I i$ 表示在恢复的关联图 I 中，粒子 j 是粒子 i 的边界。

3.2 组合胞VAE（CC-VAE）

CC-VAE（详见图 2）将边界表示压缩到潜在粒子空间中，同时保留空间哈斯图在粒子特征空间中的拓扑层次结构。

3.2.1 拓扑感知编码器。 该编码器（图 2，左）通过以下三个不同层级，从稠密表面点和拓扑结构中聚合信息：

1. 局部几何注入。 不同于以往以基元为中心的编码器，我们从采样自 M 的全局表面点云 P 中提取特征。这确保粒子能够聚合超出其特定边界的空间局部上下文。我们采用交叉注意力机制，其中空间锚点 x_i 作为查询（Q），稠密点云 P 提供键（K）和值（V）。应用傅里叶位置编码（FPE）以保留高频空间细节。

2. 拓扑上下文聚合。 为了编码结构依赖关系，我们明确利用输入的空间哈斯图。一个 2 层图卷积网络（GCN）沿关联边 I 聚合特征。GCN 的输入结合了局部几何 $f_{(i)}$ local 、空间锚点 x_i、学习得到的胞腔类型嵌入、拉普拉斯位置编码（LPE），以及展平后的真实旋转矩阵 $\mathrm{flat}(R_i)$，以帮助解码阶段进行姿态估计。LPE 对于区分空间上相邻但拓扑结构不同的节点至关重要，它将全局谱结构感知显式嵌入潜在空间。

3. 潜在变分编码。 最后，将得到的融合几何与拓扑信息的特征输入 Transformer 编码器，以捕获全局依赖关系。该编码器将这一集合映射为后验分布 $q_\phi(\mathbf{z}_i|\mathrm{M})$ 的变分参数（$\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\sigma}_i$），并在训练期间通过与标准高斯先验的 Kullback-Leibler（KL）散度进行正则化。

3.2.2 组合式几何解码器。给定潜变量集 Z，解码器首先通过自注意力层对粒子进行变换

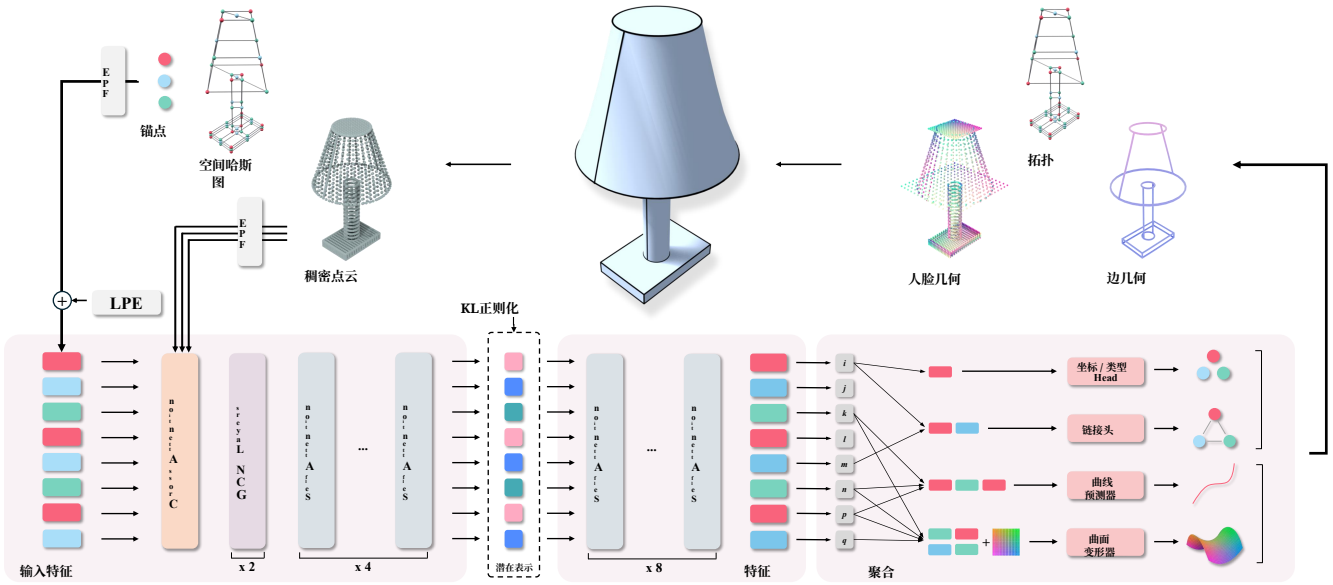

图 2. CC-VAE 的架构。该框架将边界表示编码为一组潜在粒子，并通过组合式解码器对其进行重构。**左侧：** 编码器将从稠密点云中提取的局部曲面细节，与通过 GCN层沿输入空间哈斯图传播的拓扑上下文融合在一起。Transformer 编码器将这些特征聚合为潜在粒子集合，并对其施加 KL 正则化。**右侧：** 重建分为两个阶段。阶段 *I* 通过预测粒子属性和关联边来恢复空间哈斯图。阶段 *II* 执行组合式几何合成，其中，特定的几何头根据通过阶段 I 恢复的连通性所汇集的特征，生成详细几何。

，得到解码特征 $\tilde{\mathbf{Z}} = \{\tilde{\mathbf{z}}_i\}_{i=1}^{N}$。随后，重建分为两个阶段：结构恢复和组合几何实现，如图 2 所示。

阶段 *I*：空间哈斯图恢复。 在此阶段，我们恢复显式图结构，并同时解码以下两个方面：

- **实体属性**。一个投影头预测粒子类型 $\hat{c}_i$ 和空间锚点坐标 $\hat{x}_i$，并分别通过 BCE 损失和 L2 损失进行优化。
- **关联边**。 链接预测头通过多层感知机输入拼接后的特征 $[\tilde{\mathbf{z}}_i, \tilde{\mathbf{z}}_j]$，估计任意一对胞腔之间的连通概率 A_{ij}。该方法有效地重构了哈斯图的边集 I，并通过二元掩码焦点损失进行训练。此步骤构建了一个计算图，其中每个胞腔都明确标识其邻居，以供下一阶段使用。

阶段 *II*：组合几何实现。 以恢复后的空间哈斯图作为计算图，我们执行并行确定性解码。高阶几何利用重构的关联边来获取所需的边界条件：

- **顶点（0-胞腔）**。 由预测的锚点 $\hat{x}_i$直接定义。
- **边（1-胞腔）通过相对有理贝塞尔曲线生成**。 边建模为有理三次贝塞尔曲线。为保证连通性，曲线由两个端点顶点（$\hat{x}_u$, $\hat{x}_v$）和两个内部控制点定义。多层感知机接收元组 $[\tilde{\mathbf{z}}_u, \tilde{\mathbf{z}}_e, \tilde{\mathbf{z}}_v]$，并预测相对于 $\hat{x}_u$ 和 $\hat{x}_v$ 的内部控制点偏移量和权重。我们最小化预测曲线上采样点与真实值之间的 L_1 损失。
- **面（2-胞腔）通过规范形变生成**。 我们在预测的局部规范坐标系 $T_f = \text{MLPpose}(\tilde{\mathbf{z}}_f)$中形变二维模板，从而生成曲面片。我们聚合关联粒子 $\{(x_j, \tilde{\mathbf{z}}_j) \mid j \prec_I f\}$，将其空间锚点$x_j$变换到局部坐标系 T_f，并使用轻量级 PointNet [Qi 等人 2016]对集合进行编码，得到空间上下文向量 $\mathbf{h}_{\text{spatial}} = \text{PointNet}(\{[T_f(x_j) \ \tilde{\mathbf{z}}_j] \mid j \prec_I f\})$。最终曲面由一个同时以面潜变量和边界上下文为条件的基于坐标的多层感知机生成：

$$S(u,v) = T_f \cdot \text{MLP}_{\text{surf}}([u, v, \tilde{\mathbf{z}}_f, \mathbf{h}_{\text{spatial}}]). \tag{2}$$

该模块通过加权求和进行优化，其中包括曲面采样点的 $L1$ 距离以及预测姿态的均方误差损失。

3.3 通过整流流进行生成建模

将复杂流形映射到一个简洁的集合 Z 后，我们使用整流流 [Liu et al. 2023]对生成分布进行建模。我们学习一个常微分方程（ODE），通过直线路径 $z_t = tz_1 + (1-t)z_0$将高斯先验 $\pi_0 = \text{N}(0, I)$传输至数据分布 $\pi_1 = p(\text{Z})$。

推理与组装。 我们使用固定的粒子预算$N = 256$进行训练，对于元素较少的输入样本，通过随机复制填充至该容量。在推理过程中，根据潜在空间中的欧几里得距离，将冗余粒子聚类，从而恢复精确的粒子数量。

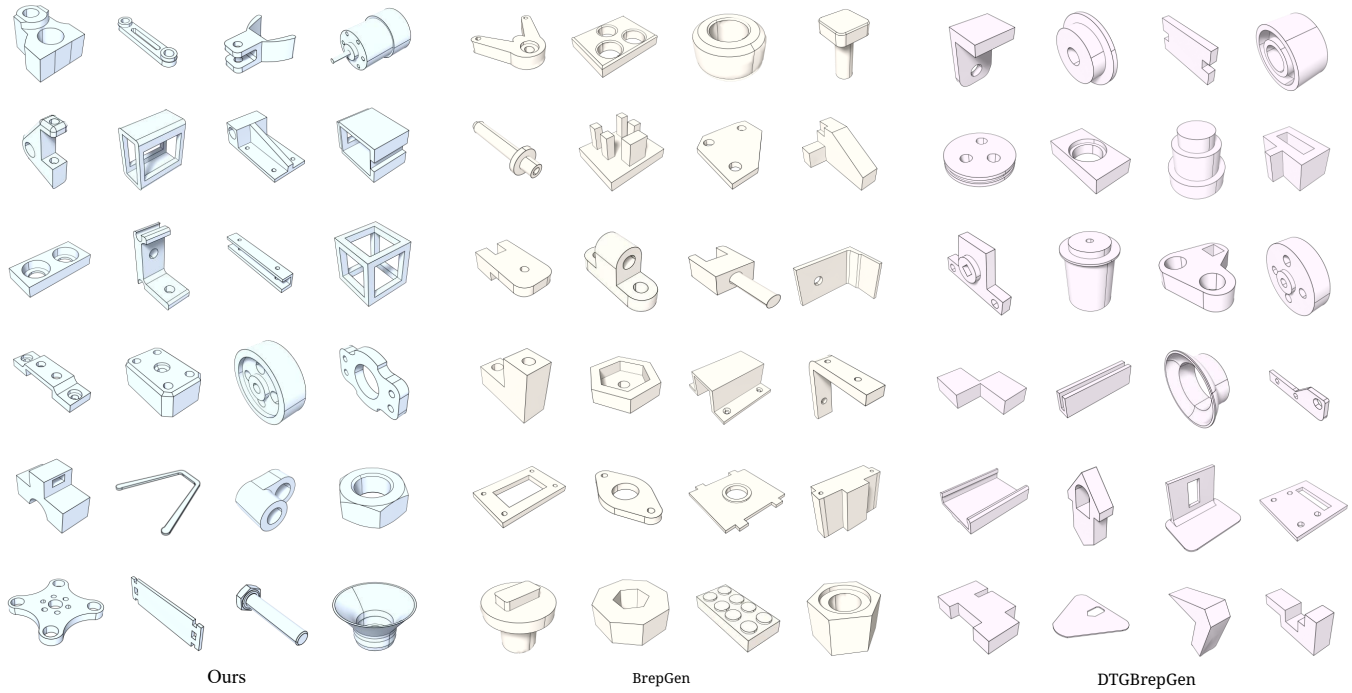

图 4. ABC 数据集上剔除简单模型后进行无条件生成的定性结果。结果表明，我们的方法能够生成复杂且逼真的计算机辅助设计模型，尤其是包含倒角和孔等精细细节的模型。

表 1. DeepCAD 和 ABC 数据集上的定量比较。**粗体** 表示最佳结果。(↑ 表示越高越好，↓ 表示越低越好)。

方法	1-最近邻精度↓	最大均值差异↓	倍森-香农散度↓	覆盖率↑	新颖性↑	独特性↑	有效性↑	环路复杂度↓
DeepCAD 数据集								
BrepGen [Xu 等人 2024]	64.37	1.40	1.47	68.94	**99.03**	99.93	59.84	8.90
DTG-BRepGen [Li 等，2025a]	**57.46**	**1.38**	**0.76**	**70.41**	85.82	98.86	**87.23**	9.04
Ours	60.58	1.38	1.49	68.41	94.71	**99.64**	86.68	**11.21**
ABC 数据集								
BrepGen [Xu 等人 2024]	67.61	1.84	2.44	63.02	98.75	99.68	40.32	10.51
DTG-BRepGen [Li 等，2025a]	63.40	1.81	1.13	63.98	89.86	98.00	62.14	9.78
Ours	**63.02**	**1.74**	**0.66**	**64.32**	**97.60**	**99.93**	**66.50**	**12.92**

4 实现细节

4.1 架构与训练

CC-VAE。 编码器和解码器分别由 4 层和 8 层自注意力层组成，模型维度为 512。潜在嵌入被压缩至 16 维，以便进行高效的扩散建模。KL 散度损失设为 2×10^{-6}。变分自编码器以 1×10^{-4} 的学习率进行训练，直至重建损失收敛。

流匹配骨干网络。 我们采用一个 12 层的 Transformer 骨干网络，隐藏维度为 768。我们引入 RMSNorm 和 SwiGLU 激活函数以稳定训练 [Esser 等人，2024年；Shazeer 2020]。我们使用 AdamW 优化流匹配目标（$\beta_1 = 0.9$，$\beta_2 = 0.95$） [Ahmadian 等人， 2023] 批量大小为 1,080，并分布在 6 个 NVIDIA RTX 4090 GPU 上。关键训练策略包括：(i) 衰减率为 0.9999 的指数移动平均（EMA）；(ii) logit-normal t-采样（$m = 0$， $s = 1$）[Esser 等人， 2024]；以及 (iii) 速度方向损失 [Yao 等人， 2024]。无条件模型训练 300k 次迭代。

对于条件生成任务，我们采用受 MM-DiT [Esser 等人 2024]启发的双流架构。条件令牌和噪声潜在令牌在并行流中进行处理。联合注意力机制促进流之间的双向信息流动，同时避免将它们的特征空间合并为单一序列，从而确保有效的多模态对齐。我们使用在 ABC 数据集上预训练的权重初始化骨干网络，并在 DeepCAD 和 Roof 数据集上对模型进行微调，额外训练 100k 次迭代。

对于图像修补任务，我们通过随机选择 20

4.2 后处理

将几何基元拟合到解码几何体上，优先采用解析形状而非自由曲面，并按照解码拓扑进行组装。通过最大面积启发式确定环方向后，使用 OCCT [Open Cascade SAS 2021]将最终模型重构为边界表示。

5 实验结果

我们从三个关键维度验证该方法：标准基准上的生成质量、复杂几何结构的拓扑鲁棒性，以及在下游编辑任务中的多功能性。

5.1 实验设置

数据集。 我们使用 ABC [Koch 等人 2018], DeepCAD [Wu 等人 2021], 和 Furniture [Xu 等人 2024] 数据集评估该方法。此外，为了验证该方法在真实场景中的泛化能力，我们使用 Roof 数据集 [Ren 等人, 2021a], , 该数据集由平面三维多边形屋顶网格及其对应的航空影像组成。

与以往的协议一致 [Jayaraman 等，2023；Li 等，2025a], , 我们会筛除过于复杂或重复的样本。具体而言，我们排除面数超过 50、每个面上的边超过 30，或总单元数量（$V+E+F$）超过 192 的模型。经过筛选，ABC、DeepCAD、Furniture 和 Roof 数据集分别包含 188,747、92,013、1,624 和 3,584 个样本。所有数据集均按照 90

评估协议与指标。 遵循以往工作 [Jayaraman 等，2023；Xu 等人 2024], , 我们从高斯噪声中生成 3,000 个样本，并从测试集中随机选取 1,000 个参考样本用于每次指标评估，然后对 10 次独立运行的指标取平均值。

我们采用一套全面的标准指标 [Jayaraman 等，2023年；Xu 等人， 2024] 从三个方面评估模型性能：(1) 分布质量 通过**最小匹配距离（MMD）**评估几何保真度，通过**詹森-香农散度（JSD）**评估点分布差异，并通过**1-最近邻精度** 评估不可区分性。(2) 多样性 通过**覆盖率（COV）**、**新颖性**和**唯一性** 进行衡量，以确保生成多样化的样本。(3) *CAD*质量 关注结构有效性和复杂度，报告用于评估水密性的标准**有效率** 、用于评估不同几何密度下鲁棒性的**最小k 有效性** ，以及用于评估拓扑复杂度的**环路复杂度（CC）** [Contero 等人， 2023] 。

5.2 实体的无条件生成

我们首先评估模型从高斯噪声合成高质量边界表示的能力，并与当前最先进的直接边界表示生成方法进行基准比较: BrepGen [Xu 等人，2024], 和 DTG-BRepGen [Li 等，2025a]。如图 4 所示，我们的方法生成了视觉上合理的样本，展现出较高的几何保真度和结构连贯性。

标准基准测试上的定量结果。 在 ABC 数据集上，我们的方法展现出显著优势，实现了
在质量与复杂度之间实现了显著的平衡。具体而言，我们的有效性得分达到 66.50

抵御几何复杂性的鲁棒性。 全局聚合指标往往会掩盖性能细节，尤其是生成非平凡形状的能力。为严格考察模型处理复杂设计的能力，我们评估最小k 有效率，该指标衡量生成样本中至少包含 k 个面的样本的有效性。如图 5 所示，我们的方法展现出更强的鲁棒性。随着 k 增加，大多数基线方法的表现都会下降，并在 $k=7$ 处出现有效性骤降。由于标准长方体由 6 个面组成（$k=6$），这种急剧下降表明，先前方法的平均有效率有一部分是由简单的盒状形状抬高的。然而，我们的方法始终优于所有基线方法

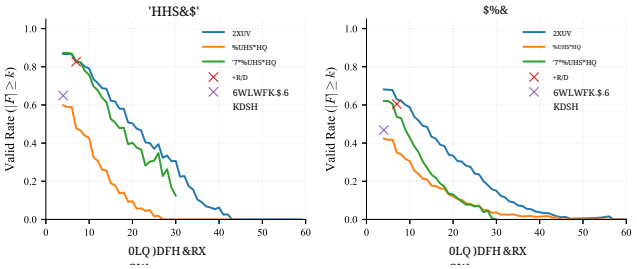

图 5. 我们绘制了生成模型的有效性率随最小面数（min-k）变化的曲线。标记“x”表示 HoLa [Liu 等人 2025] 和 Stitch-A-Shape [Li 等人 2025c]报告的性能点。

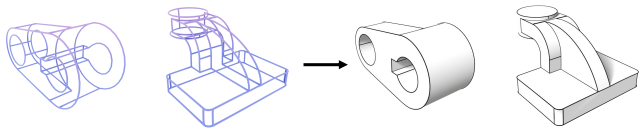

图 6. 仅给定边和顶点约束时，模型成功预测缺失的面，从而生成完整的实体边界表示。

随着 k 增加，这证实了我们的统一生成范式能够有效解耦拓扑依赖关系，从而成功合成级联模型通常难以处理的复杂工程零件。

5.3 条件生成与编辑

我们的统一粒子表示无需更改架构，便能自然支持多模态条件控制和局部编辑任务。

单视图与点云重建。 我们在 DeepCAD 数据集 [Wu 等人 2021] 上评估条件合成。

(1) **图像条件控制：** 利用预训练的 DINOv2 [Oquab 等人 2024] 嵌入，我们直接根据单视图渲染图或航拍图像重构 3D 边界表示。

(2) **点云条件控制：** 使用预训练的 Sonata [Wu 等人 2025] 编码稀疏 3D 数据，我们根据采样得到的 2048 个点的点云生成完整的边界表示。

图 10 中的定性结果表明，我们生成的模型能够高度保真地反映输入几何。针对单个输入生成多个样本时，我们观察到结果之间的差异极小；随机变化严格局限于本质上存在歧义的区域，例如单视图图像中被遮挡的曲面或精细细节。这种稳定性表明，我们的模型捕捉到了输入精确、明确的拓扑，而非仅仅重建粗略的全局近似。

局部修补。 粒子集具有明确且局部化的特性，因此支持带掩码生成。我们通过线框到形状任务展示了这一点。固定对应于边/顶点的词元并屏蔽面词元后，我们实质上是在修补曲面。见 6，仅凭骨架线框，我们的模型便能成功恢复形状正确的水密曲面，证明了其局部上下文补全和交互式计算机辅助设计编辑能力。

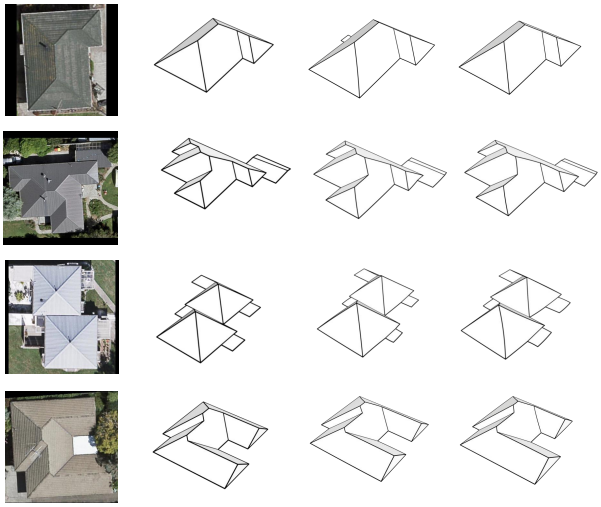

图 7. **真实世界卫星影像重建**。以航空照片为输入，我们的模型可生成规整的多边形屋顶网格。

5.4 对非实体拓扑的泛化

卫星屋顶重建。 我们使用 Roof 数据集 [Ren 等人, 2021a], 评估模型在开放曲面上的鲁棒性。该数据集由卫星影像衍生的平面网格构成。如图 7 所示，我们的方法能够轻松泛化到这一领域，并准确重建屋脊线和平面。这证实了我们的生成先验不仅适用于封闭实体，也适用于适合地理信息系统应用的通用 k-胞复形。

无条件线框合成。为进一步评估拓扑灵活性，我们仅使用家具数据集 [Xu 等人 2024]的线框进行训练。图 9 显示，我们的模型无需更改架构即可合成复杂的家具结构。它能有效捕捉结构直线，以及家具设计中典型的有机自由形态样条。这表明，我们基于粒子的表述是一种通用几何框架，能够对任意连通性进行建模，不受机械零件代数约束的限制。

表 2. 增加推理时使用的初始词元数量，可直接提升拓扑有效性和模型复杂度覆盖范围，展现出强大的外推能力。

粒子数量	DeepCAD 有效性↑	ABC 有效性↑
256	68.64	51.32
512	78.65	62.98
1024	**86.68**	**66.50**

5.5 推理时扩展。

我们的无序粒子式表示有一项独特特性：能够进行外推。尽管训练时节点数的上限固定为 256，但作为集合变换器，我们的架构在推理时可以接受数量不等的潜在粒子。表 2 展示了一个引人注目的趋势：只需增加噪声

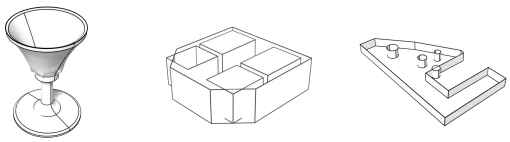

图 8. **失败案例** 左：封闭曲面上的几何伪影；中、右：由于拓扑不相连的部分发生几何互穿而导致的无效几何。

粒子数量 $t = 1$，就能显著提升生成的边界表示的有效性和保真度。这种“扩展定律”表明，我们的模型学习的是连续几何场，而非固定的离散模板，因此用户无需重新训练，就能通过增加计算量来换取更高的保真度；固定序列自回归基线模型大多不具备这一能力。

6 局限性与结论

尽管我们的方法表现出色，但仍有三项局限性。首先，即使在拓扑有效的样本中，仍可能出现褶皱面或边界违规等几何异常（图 8）。其次，显式编码所有 k-胞腔会比基于基元的方法产生更大的潜在空间，从而增加计算开销，并可能限制其在稠密形状上的可扩展性。第三，虽然严格的几何约束在理论上与我们的框架兼容，但本工作的重点是验证组合式 k-胞腔粒子表示的拓扑表达能力和生成能力。集成可微解析求解器会带来独特的优化挑战，我们将其视为一个独立的研究方向。

总之，我们提出了一种新颖的框架，将边界表示重新表述为组合式 k-胞腔粒子的集合。通过利用流匹配统一几何与拓扑，我们的方法在有效性和复杂度覆盖率方面达到了最先进水平。大量实验验证了该方法在多模态条件控制、线框合成和开放曲面重建方面的通用性，为构建更灵活、更稳健的生成式计算机辅助设计系统铺平了道路。

参考文献

Arash Ahmadian、Saurabh Dash、Hongyu Chen、Bharat Venkitesh、Stephen Zhen Gou、Phil Blunsom、Ahmet Üstün 和 Sara Hooker。2023。《大规模量化的有趣特性》。载于神经信息处理系统进展*36*：*2023*年神经信息处理系统年会，*NeurIPS 2023*，Alice Oh、Tristan Naumann、Amir Globerson、Kate Saenko、Moritz Hardt 和 Sergey Levine（编）。Antonio Alliegro、Yawar Siddiqui、Tatiana Tommasi 和 Matthias Nießner。2023。《Poly-Diff：利用扩散模型生成三维多边形网格》。《style id='3'>CoRR abs/2312.11417（2023）。arXiv:2312.11417 doi:10.48550/ARXIV.2312.11417 Kamel Alrashedy、Pradyumna Tambwekar、Zulfiqar Haider Zaidi、Megan Langwasser、Wei Xu 和 Matthew C. Gombolay。2025。《利用视觉-语言模型生成三维设计的CAD代码》。载于第十三届国际学习表征会议，*ICLR 2025*。OpenReview.net。Silvia Maria Ansaldi、Leila De Floriani 和 Bianca Falcidieno。1985。《利用面邻接图表示对实体对象进行几何建模》。载于第*12*届计算机图形学与交互技术年度会议论文集，*SIGGRAPH 1985*，Pat Cole、Robert Heilman 和 Brian A. Barsky（编）。ACM，第131–139页。Cheng Chen、Jiacheng Wei、Tianrun Chen、Chi Zhang、Xiaofeng Yang、Shangzhan Zhang、Bingchen Yang、Chuan-Sheng Foo、Guosheng Lin、Qi-Xing Huang 和 Fayao Liu。2025。《CADCrafter：从无约束图像生成计算机辅助设计模型》。《style id='9'>2025 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）（2025），11073–11082。

Manuel Contero、David Pérez-López、Pedro Company 和 Jorge D. Camba。2023。《参数化CAD模型复杂度及其与感知建模复杂度关系的定量分析》。《style id='1'>先进工程信息学 56（2023），101970。Patrick Esser、Sumith Kulal、Andreas Blattmann、Rahim Entezari、Jonas Müller、Harry Saini、Yam Levi、Dominik Lorenz、Axel Sauer、Frederic Boesel、Dustin Podell、Tim Dockhorn、Zion English 和 Robin Rombach。2024。《扩展整流流Transformer以实现高分辨率图像合成》。载于第四十一届国际机器学习大会，*ICML 2024*。OpenReview.net。Yaroslav Ganin、Sergey Bartunov、Yujia Li、Ethan Keller 和 Stefano Saliceti。2021。《将计算机辅助设计视为语言》。载于神经信息处理系统进展*34*：*2021*年神经信息处理系统年会，*NeurIPS 2021*。5885–5897。Hao Guo、Xiaoshui Huang、Jiacheng Hao、Yunpeng Bai、Hongping Gan 和 Yilei Shi。2025。《BrepGiff：利用三维图注意力网络扩散轻量生成复杂边界表示》。*2025 IEEE/CVF*计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）（2025），26587–26596。Hao-Xiang Guo、Shilin Liu、Hao Pan、Yang Liu、Xin Tong 和 Baining Guo。2022。《ComplexGen》。《style id='9'>ACM图形学汇刊（TOG）41（2022），1–18。Pradeep Kumar Jayaraman、Joseph George Lambourne、Nishkrit Desai、Karl D. D. Willis、Aditya Sanghi 和 Nigel J. W. Morris。2023。《SolidGen：用于直接边界表示合成的自回归模型》。《style id='11'>机器学习研究汇刊 2023（2023）。Pradeep Kumar Jayaraman、Aditya Sanghi、J. Lambourne、T. Davies 和 Hooman Shayani。2021。《UV-Net：从边界表示中学习》。《style id='13'>2021 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）（2021），11698–11707。Benjamin Jones、Dalton Hildreth、Duowen Chen、Ilya Baran、Vladimir G. Kim 和 Adriana Schulz。2021。《AutoMate：用于CAD装配体自动配合的数据集与学习方法》。《style id='15'>ACM图形学汇刊 40，6（2021）。doi:10.1145/3478513. 3480562 Kacper Kania、Maciej Zieba 和 Tomasz Kajdanowicz。2020。《UCSG-NET——无监督发现构造实体几何树》。《style id='17'>神经信息处理系统进展 33（2020），8776–8786。Mohammad Sadil Khan、Sankalp Sinha、Talha Uddin Sheikh、Didier Stricker、Sk Aziz Ali 和 Muhammad Zeshan Afzal。2024。《Text2CAD：根据从入门到专家级别的文本提示生成序列式CAD设计》。载于第*38*届神经信息处理系统国际会议论文集（*NIPS '24*）。28页。Sebastian Koch、Albert Matveev、Zhongshi Jiang、Francis Williams、Alexey Artemov、Evgeny Burnaev、Marc Alexa、Denis Zorin 和 Daniele Panozzo。2018。《ABC：用于几何深度学习的大型CAD模型数据集》。《style id='21'>2019 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）（2018），9593–9603。J. Lambourne、Karl D. D. Willis、Pradeep Kumar Jayaraman、Aditya Sanghi、Peter Meltzer 和 Hooman Shayani。2021。《BRepNet：用于实体模型的拓扑消息传递系统》。《style id='23'>2021 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）（2021），12768–12777。J. Lambourne、Karl D. D. Willis、Pradeep Kumar Jayaraman、Longfei Zhang、Aditya Sanghi 和 Kamal Rahimi Malekshan。2022。《从圆角体素模型重构可编辑棱柱体CAD》。《style id='25'>SIGGRAPH Asia 2022会议论文集（2022）。Yushi Lan、Fangzhou Hong、Shuai Yang、Shangchen Zhou、Xuyi Meng、Bo Dai、Xingang Pan 和 Chen Change Loy。2024。《LN3Diff：用于快速三维生成的可扩展潜在神经场扩散》。载于计算机视觉—*ECCV 2024*—第*18*届欧洲计算机视觉会议（《计算机科学讲义》，第*15062*卷）。112–130。Mingi Lee、Dongsu Zhang、Clément Jambon 和 Young Min Kim。2025。《BrepDiff：单阶段边界表示扩散模型》。《style id='29'>计算机图形学与交互技术特别兴趣小组会议论文集（2025）。Changjian Li、Hao Pan、Adrien Bousseau 和 Niloy J. Mitra。2022。《Free2CAD：将徒手绘图解析为CAD命令》。《style id='31'>ACM图形学汇刊 41，4（2022），93:1–93:16。Jing Li、Yihang Fu 和 Falai Chen。2025a。《DTGBrepGen：通过解耦拓扑与几何实现的新型边界表示生成模型》。《style id='33'>2025 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）（2025），21438–21447。Pu Li、Wenhao Zhang、Jinglu Chen 和 Dong ming Yan。2025c。《Stitch-A-Shape：用于边界表示生成的自底向上学习》。《style id='35'>计算机图形学与交互技术特别兴趣小组会议论文集（2025）。Yuan Li、Cheng Lin、Yuan Liu、Xiaoxiao Long、Chenxu Zhang、Ningna Wang、Xin Li、Wenping Wang 和 Xiaohu Guo。2025b。《CADDreamer：从单视图图像生成CAD对象》。《style id='37'>2025 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）（2025），21448–21457。Xingchao Liu、Chengyue Gong 和 Qiang Liu。2023。《Flow Straight and Fast：学习利用整流流生成和迁移数据》。载于第十一届国际学习表征会议，*ICLR 2023*。OpenReview.net。Yilin Liu、Duoteng Xu、Xingyao Yu、Xiang Xu、Daniel Cohen-Or、Hao Zhang 和 Hui Huang。2025。《HoLa：利用整体潜在表示生成边界表示》。《style id='41'>ACM图形学汇刊（TOG）44（2025），1–25。Xueqi Ma、Yilin Liu、Tianlong Gao、Qiruin Huang 和 Hui Huang。2025。《CLR-Wire：迈向三维曲线线框生成的连续潜在表示》。《style id='43'>计算机图形学与交互技术特别兴趣小组会议论文集（2025）。

Charlie Nash、Yaroslav Ganin、S. M. Ali Eslami 和 Peter W. Battaglia。2020年。PolyGen：三维网格的自回归生成模型。载于第*37*届国际机器学习会议论文集，*ICML 2020*（《机器学习研究汇刊》，第*119*卷）。7220–7229。Open Cascade SAS。2021年。Open CASCADE Technology 文档。访问日期：2026-01-21。Maxime Oquab、Timothée Darcet、Théo Moutakanni、Huy V. Vo、Marc Szafraniec、Vasil Khalidov、Pierre Fernandez、Daniel Haziza、Francisco Massa、Alaaeldin El-Nouby、Mido Assran、Nicolas Ballas、Wojciech Galuba、Russell Howes、Po-Yao Huang、Shang- Wen Li、Ishan Misra、Michael Rabbat、Vasu Sharma、Gabriel Synnaeve、Hu Xu、Hervé Jégou、Julien Mairal、Patrick Labatut、Armand Joulin 和 Piotr Bojanowski。2024年。DINOv2：无需监督地学习鲁棒视觉特征。《机器学习研究汇刊》（2024年）。C. Qi、Hao Su、Kaichun Mo 和 Leonidas J. Guibas。2016年。PointNet：用于三维分类与分割的点集深度学习。*2017 IEEE* 计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）（2016年），77–85。Daxuan Ren、Jianmin Zheng、Jianfei Cai、Jiatong Li、Haiyong Jiang、Zhongang Cai、Junzhe Zhang、Liang Pan、Mingyuan Zhang、Haiyu Zhao 和 Shuai Yi。2021b。CSG-Stump：一种适用于学习的类 CSG 表示，用于可解释形状解析。*2021 IEEE/CVF* 国际计算机视觉会议（*ICCV*）（2021年），12458–12467。Jing Ren、Biao Zhang、Bojian Wu、Jianqiang Huang、Lubin Fan、Maks Ovsjanikov 和 Peter Wonka。2021a。用于重建与合成的直观高效屋顶建模。*ACM*图形学汇刊（*TOG*）40（2021年），1–17。Daniel Ritchie、Paul Guerrero、R. Kenny Jones、Niloy J. Mitra、Adriana Schulz、Karl D. D. Willis 和 Jiajun Wu。2023年。用于计算机图形学的神经符号模型。计算机图形学论坛 42，2（2023年），545–568。Danila Rukhovich、Elona Dupont、Dimitrios Mallis、Kseniya Cherenkova、Anis Kacem 和 Djamila Aouada。2024年。CAD-Recode：从点云逆向工程 CAD 代码。*ArXiv* abs/2412.14042（2024年）。Gopal Sharma、Rishabh Goyal、Difan Liu、Evangelos Kalogerakis 和 Subhransu Maji。2017年。CSGNet：用于构造实体几何的神经形状解析器。*2018 IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议（2017年），5515–5523。Noam Shazeer。2020年。GLU 变体改进 Transformer。*ArXiv* abs/2002.05202（2020年）。Rundi Wu、Chang Xiao 和 Changxi Zheng。2021年。DeepCAD：用于计算机辅助设计模型的深度生成网络。*2021 IEEE/CVF* 国际计算机视觉会议（*ICCV*）（2021年），6752–6762。Sifan Wu、Amir Hosein Khasahmadi、Mor Katz、Pradeep Kumar Jayaraman、Yewen Pu、Karl D. D. Willis 和 Bang Liu。2024年。CadVLM：在参数化 CAD 草图生成中连接语言与视觉。载于计算机视觉—*ECCV 2024*—第*18*届欧洲会议，第15128卷。Springer，368–384。Xiaoyang Wu、Daniel DeTone、Duncan Frost、Tianwei Shen、Chris Xie、Nan Yang、Jakob Julian Engel、Richard A. Newcombe、Hengshuang Zhao 和 Julian Straub。2025年。Sonata：可靠点表示的自监督学习。*2025 IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）（2025年），22193–22204。Jianfeng Xiang、Zelong Lv、Sicheng Xu、Yu Deng、Ruicheng Wang、Bowen Zhang、Dong Chen、Xin Tong 和 Jiaolong Yang。2025年。用于可扩展且多用途三维生成的结构化三维潜变量。载于*IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议，*CVPR 2025*。Computer Vision Foundation / IEEE，21469–21480。Xiang Xu、Pradeep Kumar Jayaraman、J. Lambourne、Yilin Liu、Durvesh Malpure 和 Pete Meltzer。2025年。AutoBrep：具有统一拓扑与几何的自回归 B-Rep 生成。*SIGGRAPH Asia 2025* 会议论文集（2025年）。Xiang Xu、J. Lambourne、Pradeep Kumar Jayaraman、Zhengqing Wang、Karl D. D. Willis 和 Yasutaka Furukawa。2024年。BrepGen：具有结构化潜在几何的 B-rep 生成扩散模型。*ACM*图形学汇刊（*TOG*）43（2024年），1–14。Xianghao Xu、Wenzhe Peng、Chin-Yi Cheng、Karl D. D. Willis 和 Daniel Ritchie。2021年。使用区域图推断 CAD 建模序列。*2021 IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）（2021年），6058–6066。Jingfeng Yao、Cheng Wang、Wenyu Liu 和 Xinggang Wang。2024年。FasterDiT：无需修改架构的更快扩散 Transformer 训练。载于神经信息处理系统进展*38*：*2024*年神经信息处理系统年度会议，*NeurIPS 2024*，Amir Globersons、Lester Mackey、Danielle Belgrave、Angela Fan、Ulrich Paquet、Jakub M. Tomczak 和 Cheng Zhang（编）。Fenggen Yu、Qimin Chen、Maham Tanveer、Ali Mahdavi Amiri 和 Hao Zhang。2023年。D2CSG：利用双重补集与丢弃法无监督学习紧凑 CSG 树。载于神经信息处理系统。Xiaohui Zeng、Arash Vahdat、Francis Williams、Zan Gojcic、Or Litany、Sanja Fidler 和 Karsten Kreis。2022年。LION：用于三维形状生成的潜在点扩散模型。载于神经信息处理系统进展*35*：*2022*年神经信息处理系统年度会议，*NeurIPS 2022*。Biao Zhang、Jiapeng Tang、Matthias Nießner 和 Peter Wonka。2023年。3DShape2VecSet：用于神经场与生成式扩散模型的三维形状表示。《*ACM*图形学汇刊》42，4（2023年），92:1–92:16。

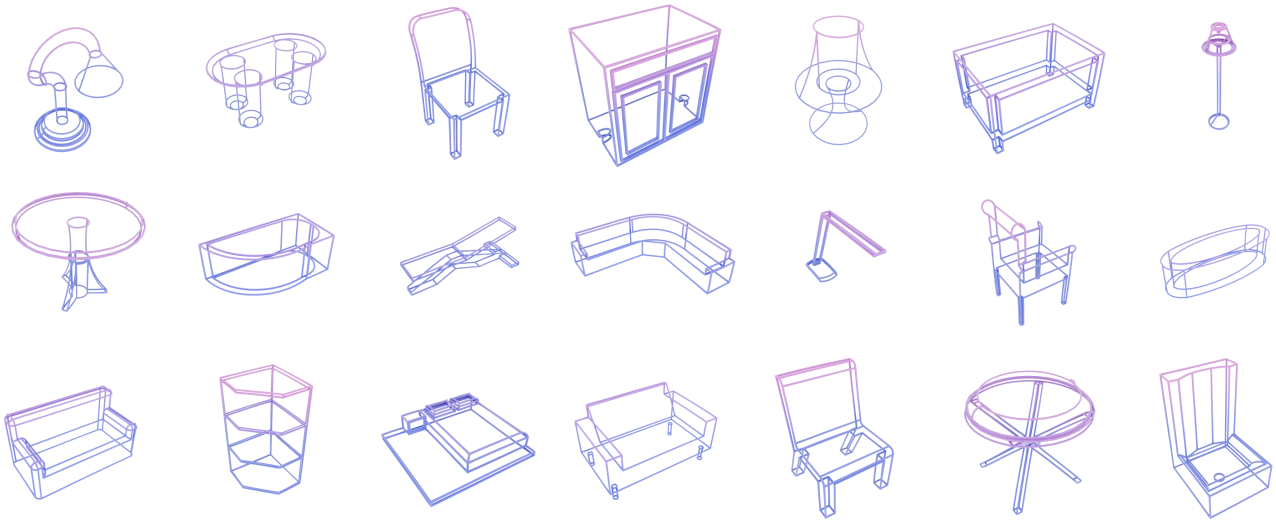

图 9. **家具线框的无条件生成**。我们的模型能够合成形状的 1-骨架，高保真地处理直线结构线和复杂的有机曲线（例如椅背和椅腿），展现了粒子表示在水密实体之外的灵活性。

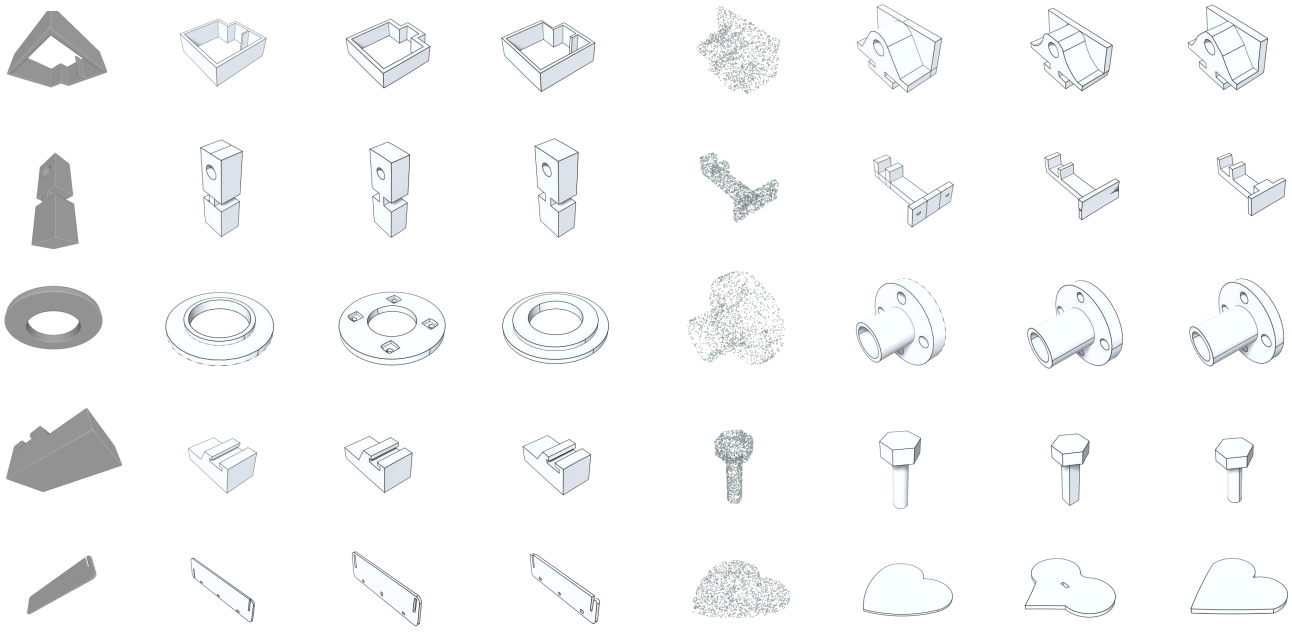

图 10. **多模态条件生成**。我们展示了模型在不同输入模态下的形状重建效果。**左：**根据单视图图像进行重建。**右：**根据稀疏点云进行重建。这些结果证实，我们统一的粒子形式化方法能够自然地促进跨模态对齐，生成高保真的边界表示，并准确贴合多样的输入信号。

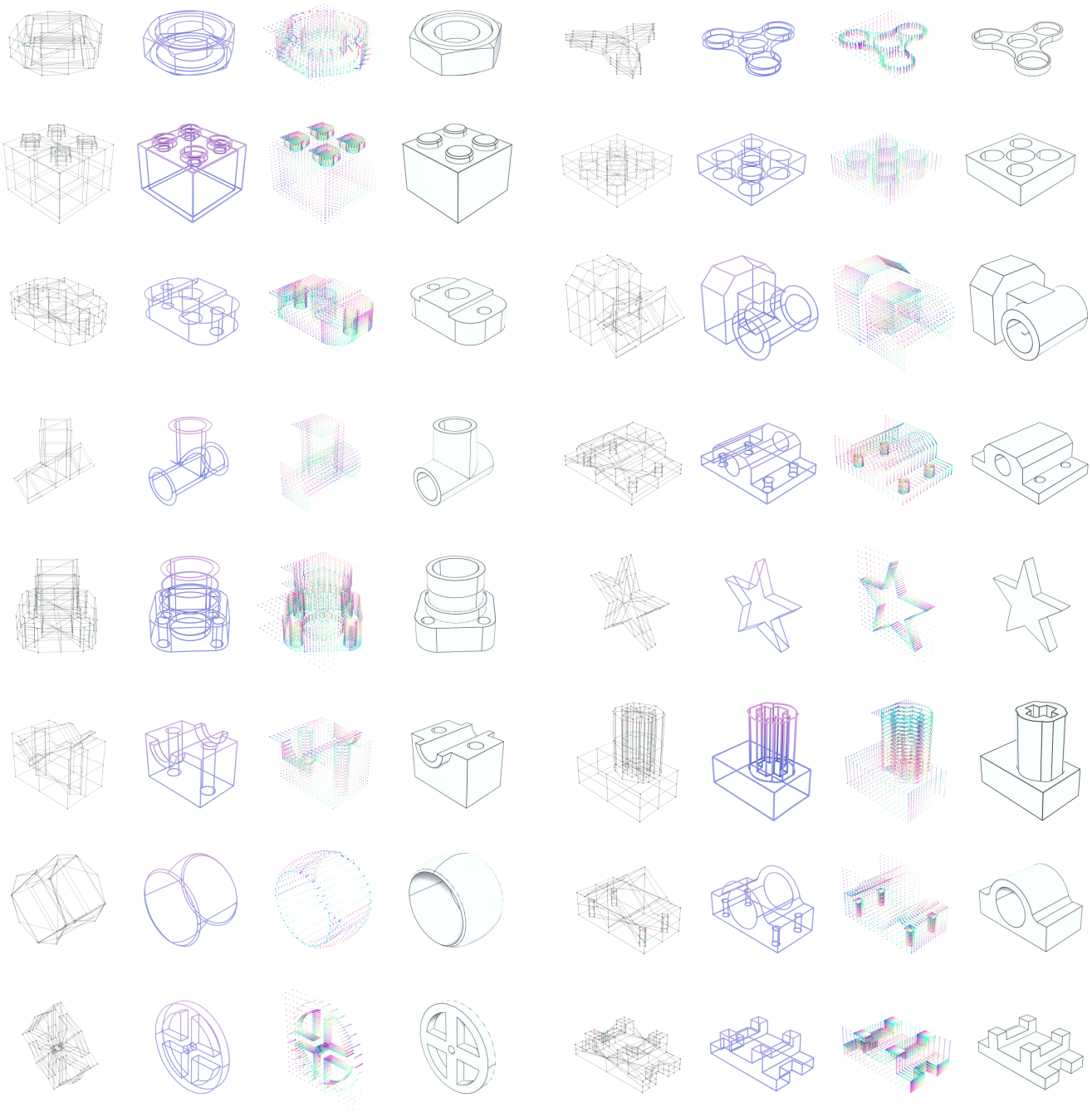

图 11. **扩展生成展示集**。ABC 数据集（左）和 DeepCAD 数据集（右）上的更多无条件生成结果。每个条目从左至右依次展示：空间哈斯图、边几何、人脸几何以及最终的边界表示模型。