arXiv:2611.31128v1 [cs.CV] 23 Nov 2026

CrownFusion：利用几何图像与潜在扩散进行三维牙冠生成

Johan Ziruo Ye[1、2⋆]、Xingguang Yan[3⋆] (✉)、Søren Hauberg[1]，Angel X. Chang[3,4]，Hao Zhang[3]，和 Peter Lempel Søndergaard[2]

[1] 丹麦技术大学，孔恩斯灵比，丹麦[2] 3Shape，哥本哈根，丹麦
[3] 西蒙弗雷泽大学，温哥华，加拿大[4] 加拿大 CIFAR AI Chair at Amii，埃德蒙顿，加拿大 qheldiv@gmail.com

摘要。 我们提出了$CrownFusion$[†]，一种潜在扩散模型，可根据几何图像生成三维牙冠设计；几何图像是一种对表面坐标进行二维网格编码的表示。不同于使用点云的传统方法，我们提出的“$CrownImage$”表示不仅充分发挥了基于图像的生成架构的优势，还通过采用远高于点云的空间分辨率保留精细的几何细节，从而减轻三维生成中的平滑伪影。以周围牙列的联合学习嵌入为条件，我们的概率扩散模型能够生成符合解剖结构的牙冠，并根据不同患者的病例呈现相应的形态变化。为适应多种有效设计，我们提出了一种基于与对颌牙接近程度的咬合适配度量。我们通过定量实验和包含专家评述的定性研究评估了该方法。我们还发布了*FDI 16* 牙冠数据集，其中包含 11,513 例带注释的口内扫描，以支持牙科计算机辅助设计领域的未来研究。

关键词： 牙冠 · 形状生成 · 3D 潜在扩散

1 引言

计算机辅助牙科设计软件简化了人工牙替代体的制作流程，使技师能够根据每位患者的情况调整模板。然而，牙冠设计仍然耗时费力，需要针对每位患者独特的牙齿形态进行精确调整。临床可接受的牙冠必须与对颌牙列实现良好的咬合适配，在避免咬合过高的同时保持功能性接触 [3]，并呈现自然的牙齿形态，包括清晰的咬合沟，以便在咀嚼过程中引导食物流动。然而在实践中，针对某个病例并不存在唯一正确的牙冠。多种设计都可能达到临床可接受的标准，而具体设计会受到技师的培训、经验和审美判断的影响 [13, 19]。因此，我们采用生成式方法来

⋆ 贡献相同。
† 代码和数据可在以下地址获取 https://github.com/JohanYe/CrownFusion。

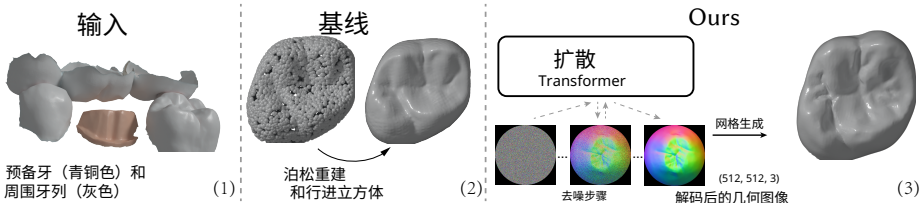

图 1. 概览。从左到右：(1) 输入：来自口内扫描的预备牙（青铜色）和周围牙列（灰色）。(2) 基线：基于点云的方法结合泊松重建会产生过度平滑的几何形状，侵蚀咬合细节。(3) 我们的方法：扩散变换器生成牙冠表面的几何图像编码，随后将其网格化以恢复三维牙冠，同时保留精细的咬合特征。

捕捉临床可接受方案的空间，而非预测单一结果，同时开发合适的度量进行评估。

在形状表示方面，以往的自动牙冠设计方法面临根本性局限。基于点云的方法 [7, 20, 23]将牙冠设计视为形状补全任务，需要单独的网格提取步骤，而这通常会引入表面伪影。这些方法往往生成过度平滑的输出，并侵蚀尖锐裂沟等具有临床重要性的细节，其原因在于难以在高曲率特征处布置点，以及使用对局部几何细节不敏感的倒角距离 [1] (CD)进行优化。基于深度图像的方法 [8, 19, 27] 受限于从单一视点进行投影，因而固有地丢失三维信息。例如，对颌牙的舌侧表面在咬合过程中会与生成的牙冠直接接触，但该表面可能被完全遮挡，因而不会出现在深度渲染中。

在本研究中，我们通过几何图像 [6], 生成三维牙冠，以解决这些局限性。几何图像将牙齿的表面几何结构编码到二维网格（即$CrownImage$）中，其中每个条目以颜色形式存储表面上的一个 $[x, y, z]$ 坐标（图 2）。得益于牙齿网格可靠的流形拓扑，这种三维到二维的映射得以实现，从而确保能够无缝地参数化到二维网格上。与单视图深度渲染不同，几何图像保留了完整的三维几何信息，同时支持远高于点云的空间分辨率，从而更好地保留牙齿中细粒度且高曲率的特征。

CrownImages 是一种基于图像的牙齿表示方法，使我们能够开发 $CrownFusion$，这是一种用于三维牙冠生成的条件潜在扩散模型。据我们所知，这是几何图像首次应用于这一任务，也是潜在扩散模型首次用于这一任务。我们将可扩展插值变换器（SiT） [11] 与 FLUX VAE [2], 相结合，并通过交叉注意力，以周围牙列的形状嵌入作为条件（图 1）。针对同一位患者生成多个形态各异的牙冠候选方案，为临床医生提供了一系列可供探索的可行设计。为补充标准倒角距离评估，我们提出了一种基于与对颌牙距离的咬合适配度量，以更好地反映功能表现。实验表明，CrownFusion 的咬合对齐效果可与现有的基于补全的方法相媲美，同时产生的交叉干涉显著更少

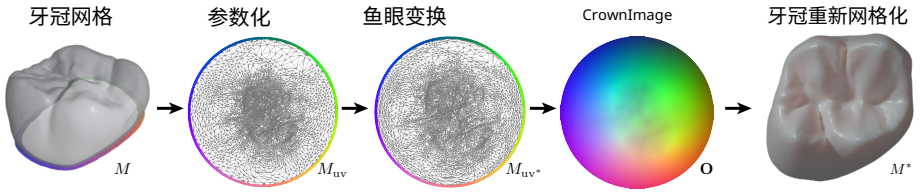

图 2. CrownImage 构建流程。 M：牙冠网格。 M_{uv}：通过边界固定调和映射参数化到单位圆盘上的网格。 $M_{\mathrm{uv}*}$：鱼眼变换的 UV 网格（内圆盘扩展，外环带压缩）。**O**：对几何图像进行栅格化编码（x， y， z）和 α。 M^*：通过对 **O** 进行三角剖分恢复的重新网格化牙冠。

专家评价证实，我们的方法能够持续生成轮廓更清晰、外观更自然的咬合解剖结构，且与基线方法相比，不易产生钝化或解剖结构不协调的曲面。最后，我们发布了*FDI 16* 牙冠数据集，其中包含 11,513 例带标注的口内扫描。

2 相关工作

基于三维补全的牙冠设计。近期方法将牙冠生成建模为三维形状补全任务。*DCrownFormer* [23]和 *DCrownFormer+*[24] 通过 Transformer 模块和形态感知交叉注意力解码器对对颌牙和预备牙点云进行编码。类似地，*DMC* [7] 设计了一种基于 Transformer 的编码器-解码器，并通过 FoldingNet [25]输出点云。近期，*VBCD* [20] 将口内扫描体素化，并通过三维 UNet 和后续的点云细化生成粗略牙冠。这些方法依靠 Shape-as-Points[14]进行最终网格提取，都是确定性补全方法，每个输入仅产生一个结果。相比之下，CrownFusion 是完全生成式的，可根据周围牙齿生成多种设计方案。

通过深度图像合成进行牙冠设计。将牙科网格转换为深度图像，是利用二维深度学习方法的另一种途径。Hwang等人 [8] 使用生成对抗网络 [5] 合成牙冠深度图像，但生成结果在解剖学正确性方面参差不齐。Yuan等人 [27]进一步采用条件生成对抗网络，将邻近牙齿纳入其中，并引入咬合沟滤波器损失以改善裂沟对齐。Tian等人 [19]提出了一种双生成对抗网络框架，利用全局和局部判别器来确保上下文一致性和形态细节。与 CrownFusion 一样，这些方法均采用生成式方法，但缺乏扩散模型所具备的可控生成能力。此外，生成以深度图像表示的完整牙冠颇具挑战，因为这可能需要生成多个彼此一致的视图。

几何图像。几何图像主要用于拓扑结构简单的三维物体。Sinha等人 [18] 首次将二维深度学习应用于几何图像进行形状分类，使用球面参数化

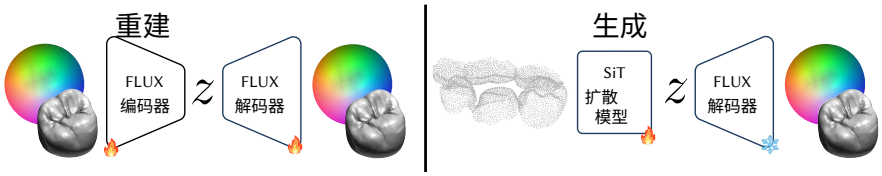

图 3。 CrownFusion 概览。左：由几何图像进行的变分自编码器重建。右：通过学习到的潜在空间中的 SiT 扩散进行条件生成。

来展开闭合网格。Maron 等人 [12]通过增加一个维度并进行拼接，将这一方法扩展到环面对象，以处理拓扑不匹配问题。最近，Yan 等人 [22] 提出了一种潜在扩散流程，将物体分割成简单的面片，分别将其映射为几何图像，并在重建过程中进行拼接。相比之下，口内扫描属于开放曲面，天然适用于几何图像，无需复杂的参数化或拼接。

3 方法

我们的核心贡献是引入 CrownImages——牙冠的几何图像 [6]，将其作为一种数据表示形式，从而能够使用成熟的二维生成架构。我们训练了 CrownFusion，这是一种以周围牙列为条件生成 CrownImages 的潜在扩散模型，并提供了 FDI16牙冠数据集用于训练和评估。接下来，我们将介绍参数化方法、扩散流程以及数据集。

CrownImage 构建。我们将牙冠网格 M 表示为一个 3 通道几何图像 $\mathbf{O} \in \mathbb{R}^{H\times W\times 3}$，其中 3 个通道编码空间坐标（$x$，$y$，$z$）。图 2 展示了针对给定网格 M获取 CrownImage $\mathbf{O}$ 的过程。由于牙齿是拓扑零亏格曲面，我们使用全局参数化，通过单一图表 [17]对牙齿进行编码。为了针对给定网格 M构建 $\mathbf{O}$，我们首先通过边界固定调和参数化 [4]将 M 展平为圆盘 M_{uv}。随后，我们应用鱼眼式径向变换来获得 $M_{\text{uv}*}$，从而为更靠近中心的区域（对应咬合面）分配更多空间，并为外缘（包含轴面）分配更少空间。为了获得 $\mathbf{O}$，我们将逆位置映射 $\pi^{-1}\colon\ \mathcal{S} \to \mathbb{R}^3$ 栅格化到规则的 $H \times W \times 3$ 网格上。通过对相邻像素 [22]进行三角剖分，可以恢复网格 M^*。

潜在扩散流程。我们采用潜在扩散框架 [15] 对 CrownImages 进行操作（图 3）。变分自编码器（VAE）将图像编码为潜在编码，扩散模型则以周围牙列为条件生成牙冠。

对于变分自编码器，我们对 FLUX [2] 进行微调。与自然图像不同，CrownImages 编码的是连续的空间坐标，而非颜色值，因此其分布与 FLUX 预训练所用的数据存在显著差异。此外，潜在空间中的微小误差会直接导致

重建表面上的几何失真，因此重建保真度至关重要。因此，微调变分自编码器对于忠实捕捉几何变化是必要的。

对于扩散模型，我们从头开始训练可扩展插值变换器（SiT）[11] 。模型以两种互补输入作为条件：预备牙的邻牙、对颌牙及其邻牙，以及预备牙的边缘线。边缘线界定了预备边界，为牙冠的就位位置提供锚定，并从下方约束生成的几何形状。为保留三维空间信息，我们将周围牙列表示为从预备牙的邻牙及其对颌牙采样得到的点云。我们使用一个与扩散模型联合训练的形状编码器 [29],对这些信息进行编码。生成的嵌入通过交叉注意力融入每个去噪步骤，为周围牙齿提供空间和形态线索。这使模型能够根据对颌牙推断咬合面特征，并根据邻近牙齿确定牙尖和裂沟的位置。解码后的 CrownImage 通过对相邻的占用像素（即具有有效几何坐标的像素）进行三角剖分来生成网格 [22]。

FDI 16 牙冠数据集。为推动牙冠生成研究，我们发布了*FDI 16* 牙冠数据集。该数据集包含通过 3Shape Dental System 收集的 11,513 份匿名口内扫描,其中分别留出 1,000 份用于验证和测试。每份扫描都与最终牙冠修复体配对。我们聚焦于 FDI 16 牙（右上第一磨牙），因为它是常见的修复牙位，且具有所有牙齿类型中最复杂的咬合形态，包括四至五个牙尖、一条斜嵴和精细的裂沟形态，因此是一个具有挑战性的基准。FDI 16 牙数据集 [26] 也包含这颗牙，但其中只有孤立的天然牙。我们的数据集提供了与周围牙列配对的牙冠修复体,支持条件生成。所有扫描均以 FDI 16 牙冠为中心，并使用 3Shape Ortho System 2025 通过分割去除牙龈。在可用情况下，扫描还包括预备侧的邻牙（FDI15、17）以及对颌侧的对颌牙（FDI 45、46、47）。我们剔除了整体曲率较低或与对颌牙存在明显交叠的牙冠，仅保留几何形态复杂且贴合良好的样本。牙冠修复体由牙科技师在常规临床工作流程中设计，体现了真实世界中牙冠质量的差异。

4 实验

我们通过标准度量和提出的咬合适配度量（用于补充标准度量），评估 CrownFusion 在 FDI 16 牙数据集上的重建保真度，以及完整流程在我们的 FDI 16 牙冠数据集上的生成质量和多样性。 [26],

使用几何图像进行自编码与比较。由于 CrownFusion 的牙冠生成质量受其自编码器（AE）的重建保真度所限，我们首先评估变分自编码器（VAE），以确定生成性能的上限。鉴于目前没有针对我们任务的基于图像的自编码器

表1。 我们报告了 CrownFusion 中基于 FLUX 的变分自编码器与此前几种基于点云的基线方法在倒角距离和地球移动距离方面的重建误差。

	DPM [10]	变分自编码器 [9]	LION [28]	FN [25]	VF-Net [26]	CrownFusion†
倒角距离 ($\times 10^2$)	10.04	21.50	5.35	5.26	1.21	**0.02**
地球移动距离 ($\times 10^2$)	43.98	59.24	22.85	33.67	6.30	**0.45**

基线方法，我们将其与此前在 FDI 16 牙数据集 [26]，上进行基准测试并报告倒角距离（CD） [1] 和地球移动距离（EMD） [16]的基于点云的自编码器进行比较。值得注意的是，这些基于点云的自编码器基线方法的输入和输出均为 2,048 个点，而我们的 VAE 输入和输出的是几何图像。我们将输出的 CrownImage 转换为网格，把每个真实值（GT）点投影到网格表面，并计算真实值点云与投影点云之间的倒角距离和地球移动距离（记为 CrownFusion†）。与点到点比较相比，这种点到表面的评估方式更有利，因为连续的网格表面会自然地缩短其与任意查询点之间的距离。

表1显示，我们的变分自编码器取得了最低误差，这可归因于 CrownImages 显著更高的空间分辨率以及 FLUX架构。图4中的视觉对比表明，我们的重建结果保留了基于点的方法所能捕捉到的几何细节之外的更多细节。

静态咬合适配。接下来，我们在 FDI 16 上训练并评估条件生成流程。我们将其与 DMC [7]和 VBCD [20]，进行比较，这两种是目前最新且有可用实现的牙冠补全方法（表2）。按照先前的工作 [7, 20, 23]，我们报告与由牙科技师选定的牙冠之间的倒角距离。尽管我们的方法采用生成式方法，重建误差高于确定性的 VBCD，但即便建模的是完整分布而非单一输出，其表现仍优于 DMC。

将技师设计的单个牙冠作为真实值并不理想，因为不同技师的牙冠设计差异很大，而且许多设计只对默认牙齿库中的牙齿形态进行了少量调整。因此，与某个此类参考牙冠的相似度并不能充分反映生成牙冠的临床质量 [13, 21]。我们提出通过测量生成牙冠的咬合面与对颌牙列之间的距离来评估咬合适配。由于牙齿很少会一一对应，我们将生成牙冠与对颌牙及其两个最近邻进行比较，以评估咬合适配。我们从这些对颌牙中采样 30,000 个点

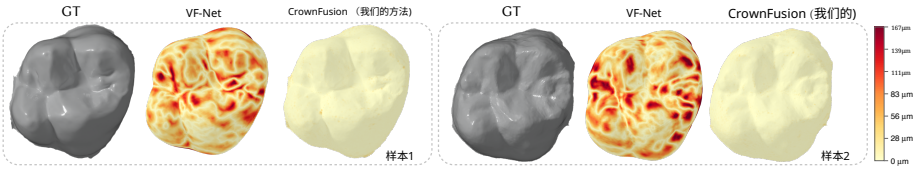

图4. 与真实值的表面距离热图显示，VF-Net 的误差集中在牙尖和裂沟处，而我们的几何图像变分自编码器在整个牙冠表面上都与真实值接近。

表2. CrownFusion 与以往牙冠设计方法的比较。牙冠相似度通过与牙科技师选定的牙冠之间的倒角距离（CD-L2，mm）进行衡量。咬合适配通过与最近的三颗对颌牙进行评估（取最近点距离第10百分位数的平均值），并统计表面交叉情况（从1,000个采样点中计算交叉点数量，以及面积，单位为 mm^2）。CrownFusion 以更少的交叉实现了最佳咬合适配，同时与对颌牙的距离也具有竞争力。

	牙冠相似度 ↓	咬合接近度 ↓	交叉数 ↓	
模型	CD-L2（mm）	最近的 10% 数量		面积（mm^2）
DMC [7]	0.433	0.734	256	1.110
VBCD [20]	**0.353**	0.747	143	2.363
CrownFusion（我们的方法）	0.412	**0.733**	**127**	**0.612**
GT		0.716	12	0.0437

以便进行密集评估，并报告对颌点中距离生成牙冠表面最近的第 10 百分位点的平均距离。该百分位数反映了与咬合适配最相关的近接触区域。我们还统计生成牙冠与对颌表面之间交叉的数量和面积。咬合交叉需要大量手工雕刻才能修正，而邻接交叉则发生在更平滑、更易于操作的表面上。因此，尽量减少这些交叉对于减少临床工作流程中的人工干预至关重要。

CrownFusion 与对颌牙的咬合对齐最为接近（表2），相交数量少于两种基线方法，相交率约为 DMC 的一半。即使发生相交，其面积也显著小于以往方法。图5展示了一个具有代表性的示例。真实牙冠的相交极少（12/1000，0.0437mm^2），这表明未来仍有改进空间。

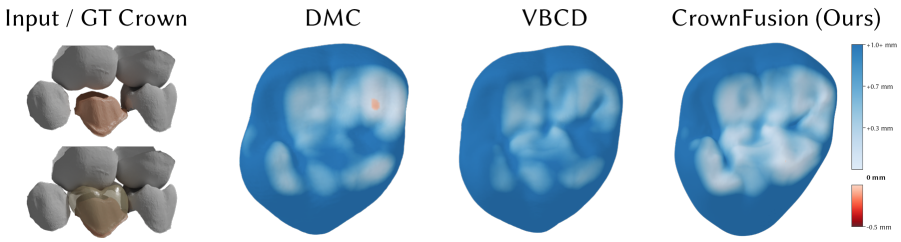

图 5. 生成效果比较。**左侧：** 带有预备基牙的牙弓（上）以及处于上下文中的参考牙冠（下）。**右侧：** DMC、VBCD 和 CrownFusion 生成的牙冠咬合面视图，按与对颌牙的有符号距离着色（蓝色：间隙；红色：相交）。VBCD 显示出较大的均匀间隙，表明咬合接触不佳。DMC 出现局部相交（红色）。CrownFusion 与对颌牙的距离最近且无相交，并保留了清晰的咬合解剖结构。



图 6。 针对相同输入生成的牙冠样本。CrownFusion 捕捉到了预期的变化轴：裂沟深度、次级窝细节和远中舌侧牙尖形态会发生变化，而边缘嵴高度和整体牙冠轮廓基本保持稳定。

专家评估。为补充定量度量，我们请两位牙科专业人员评估了所有方法生成的牙冠。他们指出，CrownFusion 生成的咬合解剖结构清晰明确，很少产生缺乏特征的曲面；这类曲面常见于 DMC 过于光滑的牙冠，其裂沟较浅、牙尖较钝圆。在 DMC、VBCD 乃至参考牙冠中，裂沟有时会表现为孤立切口，却没有相应的牙尖发育，导致曲面在解剖结构上不协调；CrownFusion 较少出现这种情况。不过，它偶尔会生成扁平的邻面，过度贴合邻牙，而非形成凸形接触面，这可能反映了训练数据中技师依赖自动拟合工具的情况。此外，其咬合解剖结构并不总是符合临床环境，这表明条件控制和数据整理仍有改进空间。

样本间的形态变化。最后，我们考察针对同一患者生成的样本之间的变化，是否符合临床实践中可实现的设计自由度。虽然边缘嵴高度和整体牙尖位置受到周围牙列的限制，但咬合面是设计自由度的主要体现区域， [21], 其中牙尖高度、裂沟深度和次级嵴解剖结构在不同技师之间存在显著差异。

图 6 展示了模型如何在不同样本中改变裂沟形态细节、次级窝、远中舌侧牙尖和斜嵴形态，这与这些特征具有更高设计自由度的观点一致。边缘嵴高度和整体牙冠轮廓基本保持稳定，但在个别情况下，变化幅度会大于临床理想范围。值得注意的是，发生变化的特征正是最难以手工雕刻的部分，因为现有 CAD 工具主要支持局部调整，而非整体形态变化。通过显式条件控制扩展模型，使其能够提供可控的整体形状多样性，是下一步自然的发展方向。

局限性。我们的评估聚焦于 FDI 16；其在所有牙齿类型上的泛化能力仍有待验证，不过潜在扩散在图像合成中的强大泛化能力令人鼓舞。几何图像的圆盘拓扑目前将该框架限制在单牙修复范围内，且尚未解决对缺失邻牙进行条件控制的问题。生成时间（在 RTX 4090 上每生成 8 个样本需 $\sim$5 分钟）是一个实际限制，不过有关扩散采样加速的大量研究成果可直接应用于我们的设置。

5 结论

我们提出了 *CrownFusion*，这是首个使用基于图像的牙齿表示 *CrownImage* 进行三维牙冠生成的潜在扩散模型。CrownFusion 能生成多样且形态良好的牙冠，在处理高曲率牙齿特征方面表现更佳，咬合适配具有竞争力，且与对颌牙的交叉情况更少。我们发布了一个配套数据集，其中包含 11,513 份带标注的口内扫描，并提出了一种基于与对颌牙接近程度的咬合适配度量。

致谢。 本研究部分由丹麦创新基金（1044-00172B）资助。SH 获得了诺和诺德基金会生命科学基础机器学习研究中心（NNF20OC0062606）、VILLUM FONDEN（42062）以及欧盟“地平线”计划下欧洲研究理事会（ERC）项目（资助协议编号 101125993）的支持。AXC 获得了 CI-FAR AI 讲席和 NSERC 发现基金的支持。HZ 获得了 NSERC 发现基金的支持。

利益披露。J. Z. Ye 和 P. L. Søndergaard 是 3Shape A/S 的员工，本研究所使用的数据集通过 3Shape 软件采集。其余作者声明不存在与本文内容相关的利益冲突。

参考文献

[1] Barrow, H.G., Tenenbaum, J.M., Bolles, R.C., Wolf, H.C.：参数化对应与倒角匹配：两种新的图像匹配技术。载于：IJCAI，第 659–663 页（1977）[2]Black-Forest-Labs：FLUX（2024），https://github.com/black-forest-labs/flux[3]Bronson, M.R., Lindquist, T.J., Dawson, D.V.：博士前学生和口腔修复医师对牙冠边缘临床可接受性的评估：与边缘间隙的比较。《口腔修复学杂志》**14**（4），226–232（2005）[4] Eck, M., DeRose, T., Duchamp, T., Hoppe, H., Lounsbery, M., Stuetzle, W.：任意网格的多分辨率分析。载于：SIGGRAPH '95，第 173–182 页（1995）[5] Goodfellow, I.J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y.：生成对抗网络。载于：NeurIPS（2014）[6] Gu, X., Gortler, S.J., Hoppe, H.：几何图像。《ACM Trans. Graph.》**21**（3），355–361（2002）[7] Hosseinimanesh, G., Ghadiri, F., Guibault, F., Cheriet, F., Keren, J.：从网格补全到 AI 设计牙冠（2025），arXiv:2501.04914[8] Hwang, J.J., Azernikov, S., Efros, A.A., Yu, S.X.：利用生成模型超越人类专业水平进行牙科修复体设计（2018），arXiv:1804.00064[9] Kim, J., Yoo, J., Lee, J., Hong, S.：SetVAE：学习集合结构数据生成建模的层次化组合。载于：CVPR（2021）[10] Luo, S., Hu, W.：用于 3D 点云生成的扩散概率模型。载于：CVPR（2021）[11] Ma, N., Goldstein, M., Albergo, M.S., Boffi, N.M., Vanden-Eijnden, E., Xie, S.：SiT：利用可扩展插值变换器探索基于流和扩散的生成模型。载于：ECCV（2024）[12] Maron, H., Galun, M., Aigerman, N., Trope, M., Dym, N., Yumer, E., Kim, V.G., Lipman, Y.：通过无缝环面覆盖在曲面上应用卷积神经网络。《ACM Trans. Graph.》**36**（4），71:1–71:10（2017）[13] McCracken, M.S., Litaker, M.S., Thomson, A.E.S., Slootsky, A., Gilbert, G.H.：实验室技师对单单位牙冠预备体和印模质量的评估，以及其对牙冠临床可接受性的预测作用。《口腔修复学杂志》**29**（2），114–123（2020）[14] Peng, S., Jiang, C.M., Liao, Y., Niemeyer, M., Pollefeys, M., Geiger, A.：以形状为点：可微泊松求解器。载于：NeurIPS（2021）[15]Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., Ommer, B.：利用潜在扩散模型进行高分辨率图像合成。载于：CVPR（2022）[16] Rubner, Y., Tomasi, C., Guibas, L.J.：作为图像检索度量的推土机距离。《Int. J. Comput. Vis.》**40**（2），99–121（2000）

[17] Sander, P.V., Wood, Z.J., Gortler, S., Snyder, J., Hoppe, H.：多图表几何图像（2003）[18] Sinha, A., Bai, J., Ramani, K.：使用几何图像进行深度学习三维形状表面重建。载于：ECCV，第223–240页（2016）[19] Tian, S., Huang, R., Li, Z., Fiorenza, L., Dai, N., Sun, Y., Ma, H.：用于牙齿咬合面重建的双判别器对抗学习方法。J. Healthc. Eng. **2022**，1933617（2022）[20] Wei, L., Liu, C., Zhang, W., Zhang, Z., Zhang, S., Li, H.：VBCD：用于个性化牙冠设计的基于体素的框架（2025），arXiv:2507.17205[21] Xie, B.y., He, X., Hu, L., Guo, S.l., Chen, J.l., Zhang, J., Shen, X.q., Geng, Y.m., Li, W.：人工智能驱动与手工CAD设计在单牙修复中的形态学比较。BMC Oral Health**25**（1），1633（2025）[22] Yan, X., Lee, H.H., Wan, Z., Chang, A.X.：一个物体价值64×64像素：通过图像扩散生成三维物体（2024），arXiv:2408.03178[23] Yang, S., Han, J., Lim, S.H., Yoo, J.Y., Kim, S., Song, D., Kim, S., Kim, J.M., Yi, W.J.：DCrownFormer：基于形态学感知的点云到网格生成变换器，利用对颌牙和预备牙的三维扫描数据生成牙冠修复体。载于：Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2024，第109–119页（2024）[24] Yang, S., Han, J.Y., Lim, S.H., Kim, S., Lee, J., Kim, K.S., Kim, J.M., Yi, W.J.：DCrownFormer+：用于牙冠修复体的形态学感知网格生成与细化变换器。Med. Image Anal. **105**，103717（2025）[25] Yang, Y., Feng, C., Shen, Y., Tian,D.：FoldingNet：通过深度网格变形实现的点云自动编码器。载于：CVPR，第206–215页（2018）[26] Ye, J.Z., Ørkild, T., Søndergaard, P.L., Hauberg, S.：牙齿点云的变分自动编码（2023），arXiv:2307.10895[27] Yuan, F., Dai, N., Tian, S., Zhang, B., Sun, Y., Yu, Q., Liu, H.：基于条件生成式对抗网络的牙齿咬合面个性化设计技术。Int. J. Numer. Methods Biomed. Eng. **36**（5），e3321（2020）[28] Zeng, X., Vahdat, A., Williams, F., Gojcic, Z., Litany, O., Fidler, S., Kreis, K.：LION：用于三维形状生成的潜在点扩散模型。载于：NeurIPS（2022）[29] Zhang, B., Tang, J., Niessner, M., Wonka, P.：3DShape2VecSet：用于神经场和生成式扩散模型的三维形状表示。ACM Trans. Graph.**42**（4）（2023）