

---

# Project Milestone: 3D Pottery Generation via Generative Adversarial Networks

---

**Jincheng Han**

School of EECS, Peking University  
2400012825@stu.pku.edu.cn

**Haiming Sun**

School of EECS, Peking University  
2400012896@stu.pku.edu.cn

## 1 Introduction

本项目旨在利用 3D Autoencoder GAN (AE-GAN) 实现破碎陶艺文物的自动修复与重建。我们已完成项目的前五个核心任务 (Task 1-5)，构建了从碎片数据处理到高分辨率模型训练的完整流水线，初步实现了从残缺陶艺碎片到  $64^3$  分辨率完整体素模型的补全与重构。

## 2 Problem Statement

**目标:** 构建 3D 补全模型，从残缺的陶艺碎片体素输入  $z$  重建出完整的  $64 \times 64 \times 64$  陶艺体素网格。

**要求:** 生成的模型需准确还原陶艺的几何特征，并保证碎片与生成部分的结构连贯性。

## 3 Technical Approach

### 3.1 Task 1: Visualization (utils/visualize.py)

实现了 `.vox` 文件的读取与解析 (`__read_vox__`)，支持特定碎片读取 (`__read_vox_frag__`)。重构了 `plot` 系列函数，利用 Matplotlib 实现体素的 3D 可视化及碎片与完整模型的拼接对比 (`plot_join`)，为分析重建效果提供工具支持。

### 3.2 Task 2: Dataset Implementation (utils/FragmentDataset.py)

首先对于数据集中的 `.vox` 文件，我们编写了预处理的 `preprocess.py` 脚本，用于将原始数据转换为 `.npy` 格式，提升后续数据加载效率。

随后，我们构建了 PyTorch 数据集类。实现了 `__init__` 进行文件索引，`__getitem__` 进行数据加载。特别实现了 `__select_fragment__` 接口，支持随机或指定提取陶艺的特定部位作为输入，模拟文物残缺场景。

### 3.3 Task 3: 3D AE-GAN Architecture (utils/model.py)

搭建了基于 3D 卷积的 AE-GAN。遵循“Conv-BN-ReLU”范式，兼容 32/64 分辨率。

- **Generator (Autoencoder)**: 包含 Encoder 和 Decoder 两部分。Encoder 将输入的 3D 碎片下采样映射为潜在向量  $w$ ；Decoder 将  $w$  上采样还原为完整的 3D 体素模型。
- **Discriminator**: 利用 3D 卷积对生成的完整模型与真实模型进行判别，输出真伪概率，驱动生成器生成更逼真的几何结构。

### 3.4 Task 4: Training Pipeline (training.py)

实现了完整的训练循环。交替更新  $G$  和  $D$ ，计算 BCELoss。集成了测试函数，在训练中定期生成样本以监控模型质量，并保存 Checkpoint。

### 3.5 Task 5: High-Resolution Training ( $64^3$ )

在验证  $32^3$  模型有效性后，调整网络参数适配  $64^3$  输入，并在高分辨率数据集上完成重训，显著提升了生成细节。

## 4 Intermediate Results



图 1: Task 1 & 2: 数据集可视化与片段提取展示。

## 5 Conclusion

我们已完成 3D GAN 的基线构建与高分辨率训练，目前根据各种 loss 曲线和生成结果来看，模型的 generator 部分相较于 discriminator 部分较弱，下一步的首要目的是提升生成器的能力以达到更好的补全效果，因此有以下几个改进方向：

- 调整网络结构，增加生成器的深度和宽度，提升其表达能力。
- 引入更多正则化手段，防止过拟合，提升生成质量。
- 尝试不同的损失函数组合，如引入感知损失，提升生成细节。

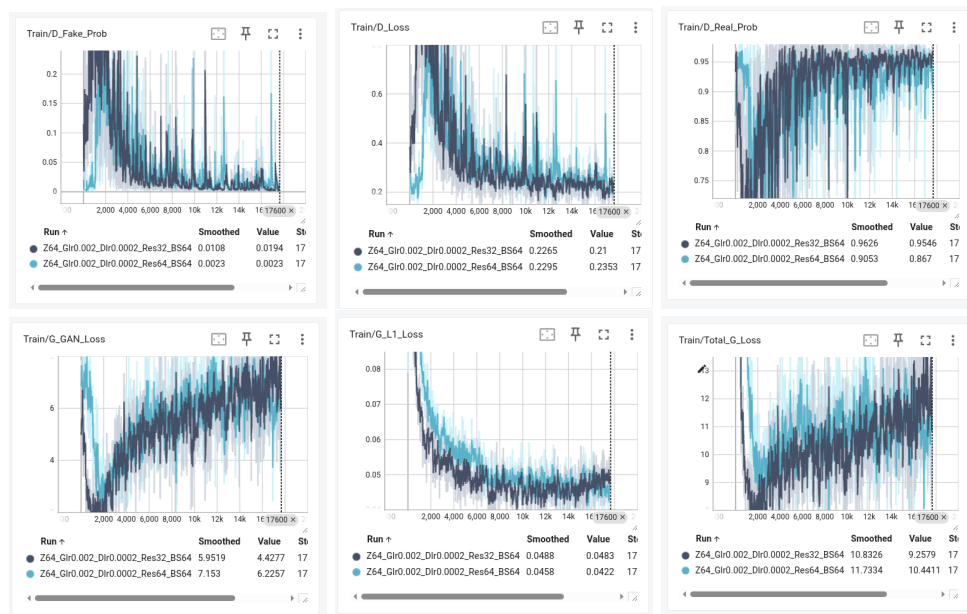


图 2: Task 4: 训练 Loss 曲线 (Generator vs Discriminator)。从左到右, 从上到下依次为: (1) Discriminator fake prob; (2) Discriminator loss; (3) Discriminator real prob; (4) Generator GAN loss; (5) Generator L1 loss; (6) Generator total loss。

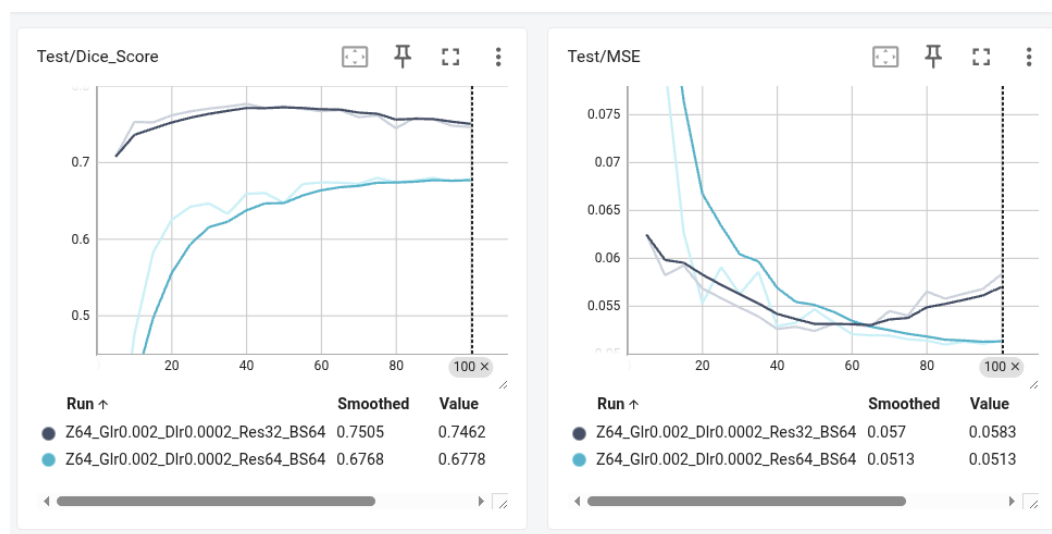
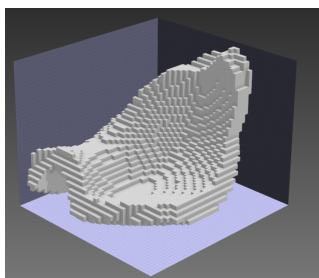
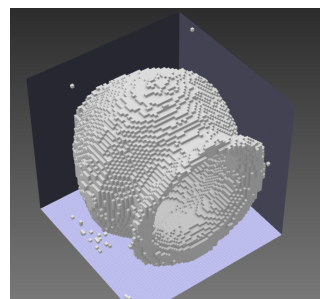


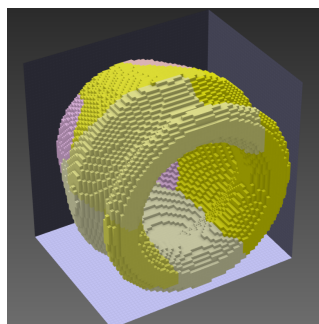
图 3: Task 4: Test 过程中的 Dice\_Score 和 MSE 曲线。



(a) 输入残片



(b) 生成结果



(c) ground truth

图 4: Task 5:  $64^3$  分辨率下的初步生成结果。(a) 输入的残缺体素片段；(b) 模型补全的完整体素；(c) GT 图片。