摘要

具身智能体在未知室内环境中执行感知任务时，需要在有限的观测预算下自主决定下一步的观测位置，以最大化对场景几何的理解，这一问题通常被形式化为主动三维重建。近年来，前馈式三维重建模型在固定多视角输入下取得了显著进展，但这些模型并未涉及视角应当如何被选取的问题。另一方面，已有基于强化学习（Reinforcement Learning, RL）的最优下一视角（Next-Best-View, NBV）方法通常依赖于人工设计的状态表示，这些表示与现代神经重建流程的特征空间存在结构性错位，难以充分发挥学习式重建模型所蕴含的几何先验。

针对上述问题，本文面向室内场景下的主动三维重建任务，提出一种表征对齐（Representation-aware）的框架，直接以前馈式三维重建模型作为强化学习视角选择策略的内部状态编码器。与在策略之外单独构造占据栅格、前沿图或不确定性启发式信号不同，本文策略的决策完全建立在重建网络所学习到的三维潜变量之上，使视角选择所依赖的状态与当前重建所形成的几何表征统一到同一学习空间中，从而实现与重建目标一致的信息性主动探索。

在实现上，本文采用增量式前馈重建模型 CUT3R 作为策略的状态编码骨干，冻结其主干网络并以其内部三维潜变量作为策略状态，通过轻量化的编码头与近端策略优化（Proximal Policy Optimization, PPO）算法训练策略；奖励函数由覆盖率增量、重建重叠正则与碰撞惩罚组成，使训练信号与下游重建质量目标直接耦合。此外，本文整合现有合成与真实扫描室内场景资产，构建了一个面向纯 RGB 输入的主动重建综合基准，并对若干代表性前馈重建骨干在显存、推理效率与几何精度三方面进行了系统对比。

实验结果表明，在 ReplicaCAD 单场景对比中，本文方法以纯 RGB 输入取得 0.80 的覆盖率、0.10 m 的 Chamfer 距离与 0.08 m 的深度 L2 误差，在覆盖率与几何精度两个维度上同时处于第一梯队，跨越了启发式与传统强化学习基线中存在的覆盖率-精度权衡；消融实验表明，前馈重建潜变量相对传统信念图或通用循环编码带来约 20 个百分点的覆盖率提升与超过 50% 的 Chamfer 距离下降。在 Medium 划分即 100 训练场景上进行的跨场景联合训练中，本文方法在 Matterport3D、HM3D 与 SceneSmith 三个训练期间未见过的数据源上取得 0.65~0.77 的零样本覆盖率，验证了表征对齐设计在分布外场景下的泛化稳健性。本研究为具身智能体在室内场景下将主动感知与现代神经重建模型统一到同一决策框架下提供了一条原则性的技术路径。

关键词：主动三维重建；强化学习；前馈重建模型；具身智能；视角选择