

具身智能-05

刘华平

2025年3月19日

- 形态进化
- 视觉语言导航
- 主动感知
- 具身学习
- 多体具身智能

作业任务1

课程6

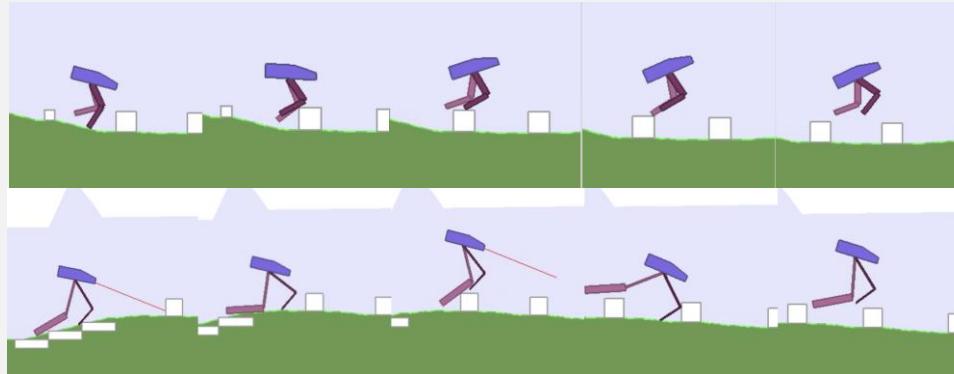
3

➤ 形态进化

任务描述

- 协同进化智能体的形态与控制方法。通过学习得到能够适应地形环境的智能体形态，与其相对应的控制方法。

进化前
进化后



作业要求

- 任务：将形体及环境参数化后作为变量输入到策略模块中，使智能体训练出适合于地形环境的形态与控制策略，完成训练demo。
- 基础目标：完成平地地形下智能体的形态进化与控制学习。通过对形态的优化，将平均奖励提升10%以上。
- 进阶目标：完成崎岖地形下智能体的形态进化与控制学习。通过对形态的优化，将平均奖励提升20%以上。
- 鼓励使用大模型。

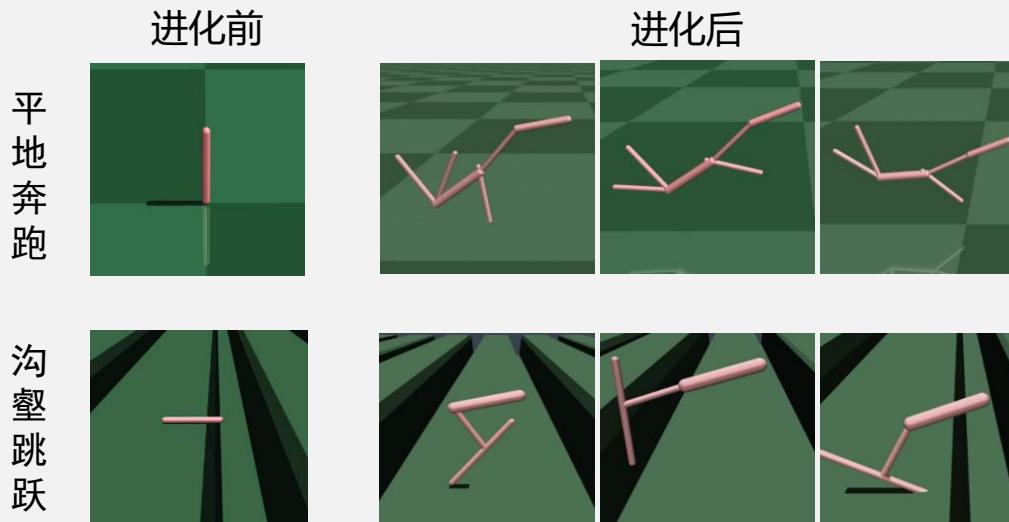
评测方法：Box2D

作业任务2

➤ 形态进化

任务描述

- 协同进化智能体的形态与控制方法。通过学习得到能够适应**任务**的智能体形态，与其相对应的控制方法。



作业要求

- 任务：将形态结构使用图进行表示，对形态结构和形态参数的优化的同时，训练该形态下的控制策略，完成两种任务下的训练demo。
- 目标：针对不同的任务，进化出形态结构合理且控制效果优秀的智能体，以最大化平均奖励。
- 鼓励使用大模型。

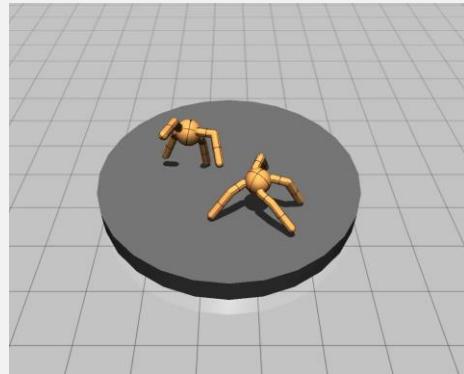
作业任务3

➤ 形态进化

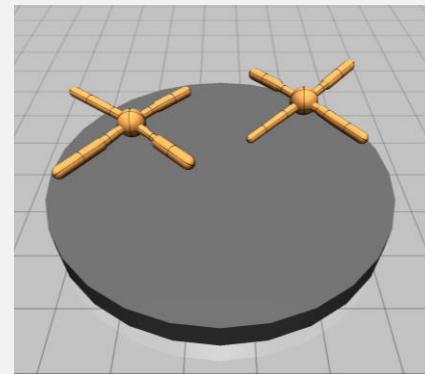
任务描述

- 在双人博弈的竞争环境中协同进化智能体的形态与控制方法。通过学习得到能够适应**对抗竞争**的智能体形态，与其相对应的战术策略。

进化前



进化后



作业要求

- 任务：将智能体的形态参数化后，使用自博弈或双人博弈的方法训练出一组形态可进化的智能体，同时训练出智能体的战斗策略。
- 基础目标：使用自博弈或双人博弈的方法训练出形态固定的智能体。
- 进阶目标：使用自博弈或双人博弈的方法，且考虑适应博弈对抗的形态参数优化，训练出可形态进化的战斗形态智能体。
- 加分项：在双人博弈中，训练出的战斗形态智能体胜率超过固定形态的智能体。
- 鼓励使用大模型。

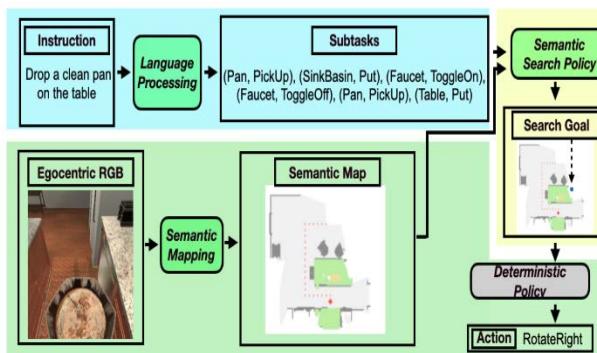
评测方法：**MuJoCo**

作业任务4

➤ 视觉语言导航 (VLN)

任务描述

任务目标：给定高层次的语言指令和低层次的子任务指令，智能体执行导航与操作动作来与环境进行交互，按顺序完成子任务，并最终完成高层次指令。



作业要求

- 基本任务：** 使用模块化和端到端方法在给定环境和 alfred 数据集上完成基于子任务指令的 VLN 任务，比较各方法在成功率、SPL 等指标上的表现并生成可视化结果。
- 附加任务：** 扩展模型，使之支持只将高层次指令作为输入。
- 训练场景：** 在 AI2-THOR 的 108 个训练场景上进行模型训练。
- 测试场景：** 在 AI2-THOR 的 92 个测试场景上进行测试，其中 88 个为训练中见过的场景(Validation Seen)，4 个为未见过的场景(Validation Unseen)。
- 评分：** 模块化和端到端方法 (2×40)，高层次指令作为输入 (20)。
- 鼓励使用大模型。**

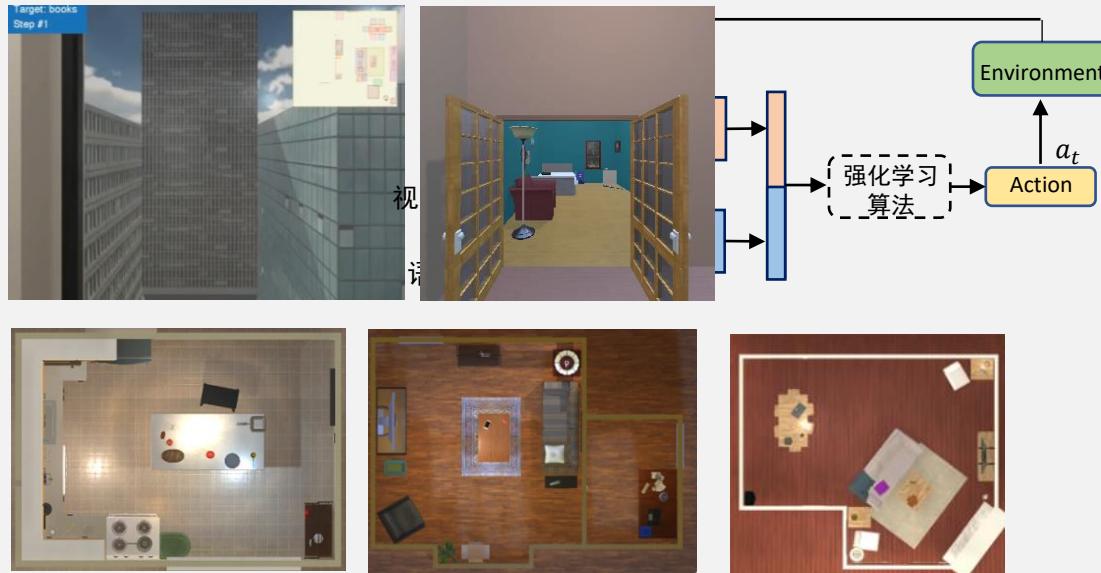
评测方法： 实验平台 **AI2-THOR (Python)**，数据集 **ALFRED** (<https://github.com/alfworld/alfworld>)
在测试任务上评估导航任务的成功率指标

作业任务5

➤ 视觉语义导航 (VSN)

任务描述

任务目标：给定目标的语义类别标签，使智能体在环境中找到并导航至特定目标位置处。在导航过程中，智能体仅能获取第一视角图像 (RGB/RGB-D) 信息，根据当前所处状态决定在环境中采取的动作并完成导航任务。



作业要求

- 基本任务：**使用至少两种强化学习算法在给定环境和数据集上完成VSN任务，比较各方法在成功率、SPL等指标上的表现并生成可视化结果。进一步改进模型结构提升效果。
- 附加任务：**扩展模型，使之支持多个目标的视觉语义导航。
- 训练场景：**在AI2-THOR的80个训练场景上进行模型训练。
- 测试场景：**在AI2-THOR的20个测试场景上进行测试，测试时模型仅允许获取第一视角视觉观测图像。
- 评分：**2个基本强化学习模型 (2×40)，模型改进 (10)，多目标导航 (10)。
- 鼓励使用大模型。**

评测方法：实验平台AI2-THOR (Python)，自采数据集 (<https://cloud.tsinghua.edu.cn/d/289b84866f594034b928/>)，在测试任务上评估导航任务的成功率和SPL指标

作业任务6

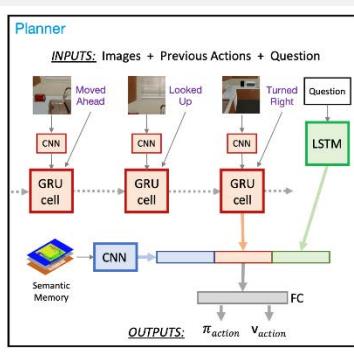
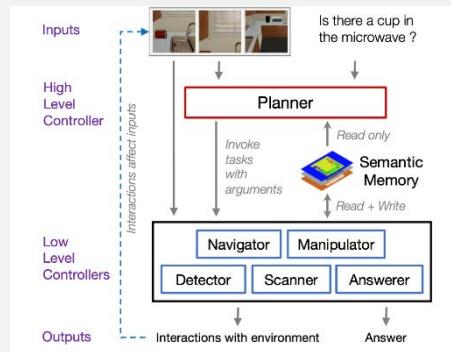
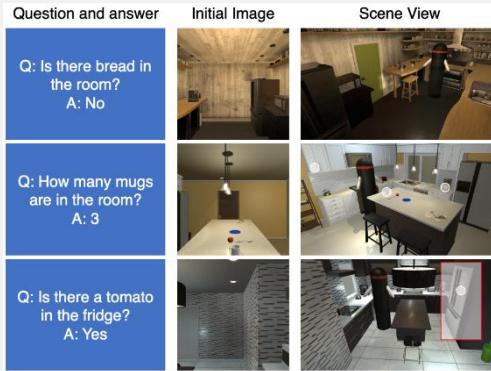
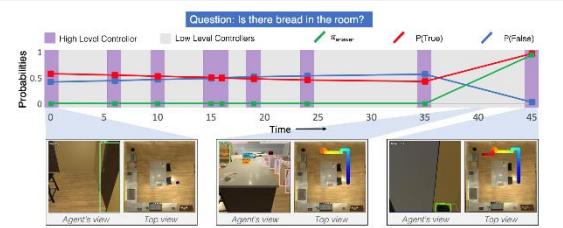
课程8

8

➤ 交互具身问答 (Interactive QA)

任务描述

任务目标：给出一自然语言问题。要求智能体通过对房间进行探索和操作回答问题。



作业要求

- 基本任务：**分别通过模块化、端到端的方法实现 IQA 框架，并在测试集上评测回答的正确率。
- 附加任务：**引入LLM / VLM，设计prompt来为机器人提供先验信息，帮助其在unseen scene + unseen task上保持一定的成功率。
- 训练场景：**在AI2-THOR的前25个厨房训练场景上进行模型训练。
- 测试场景：**在AI2-THOR的前25个厨房场景上进行seen测试，后5个厨房场景上进行unseen测试。
- 评分：**模块化和端到端方法（ 2×40 ），引入大模型对方法进行提升（20）。
- 鼓励使用大模型。**

评测方法：实验平台AI2-THOR (Python)，数据集IQAUD

(<https://github.com/danielgordon10/thor-iqa-cvpr-2018>)，在测试任务上评估QA Accuracy

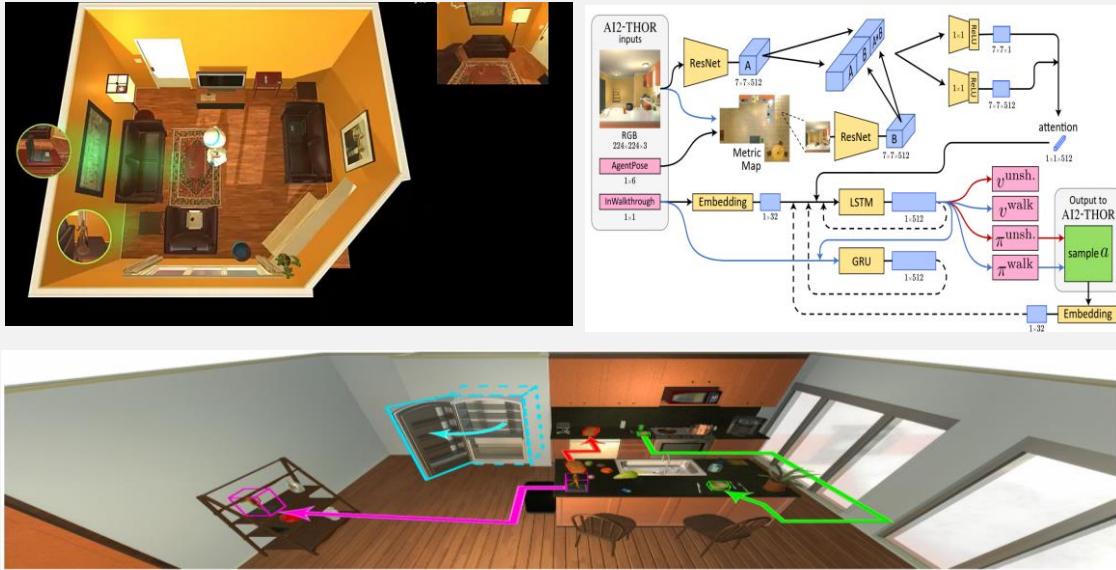
作业任务7

课程8 9

➤ 视觉房间重整任务 (Visual Room Rearrangement)

任务描述

任务目标：智能体首先探索当前房间场景，之后改变房间内某些物体的位置或者改变其是否被打开的状态，智能体再次进入房间时，要求其将当前房间状态恢复为初始探索时的状态，即将被改变状态的物体恢复原状。



评测方法：实验平台AI2-THOR，数据集RoomR (<https://github.com/allenai/ai2thor-rearrangement>)，在测试任务上评估视觉房间重整任务指标

作业要求

- **基本任务：**使用至少两种强化学习算法完成1-phase和2-phase两种实验设置下的视觉房间重整任务，评估模型成功率等指标并生成可视化结果。
- **附加任务：**在基本模型上进行任意方法改进。
- **训练场景：**在RoomR训练集上进行模型训练。
- **测试场景：**在RoomR测试集上测试。
- **评分：**2种强化学习算法（ $2 \times 2 \times 20$ ，两种算法下的1-phase和2-phase各占20），模型改进（20）。
- 鼓励使用大模型。

➤ 具身学习 (Embodied Learning)

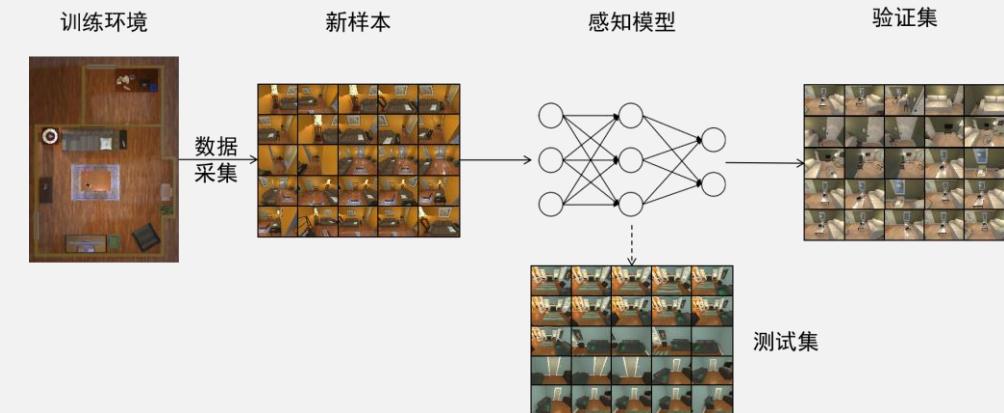
任务描述

具身学习任务中，机器人利用自身知识主动探索环境、与环境交互来寻找有助于自身能力提升的新数据或新知识，并通过学习这些新数据或新知识来进一步提高机器人对环境的理解能力。



作业要求

- 训练：采用任意一类强化学习算法，在仿真环境中训练探索策略采集数据
- 测试：利用所采集数据训练（微调）感知模型，并在验证集上验证模型性能
- 评估：测试感知模型在测试集上的性能。
- 鼓励使用大模型。



作业任务9

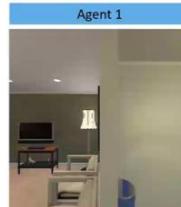
多智能体视觉语义导航 (MA-VSN)

任务描述

任务目标：场景中存在N个智能体，M个目标物体。给定目标物体的类别标签列表，要求多个智能体协作找到所有M个目标物体。在导航过程中，智能体仅能获取第一视角图像信息 (RGB/RGB-D)。



- 1 Agent in AI2-THOR



Target Object: FloorLamp, Laptop, Pillow, Box, Plate

FloorPlan223

作业要求

- **基本任务：** $M=N=3$ 时，为每个智能体指定一个目标物体，设计中心化或者非中心化算法使智能体协作够完成每个智能体自身的导航任务。得到在成功率、SPL、EI等指标上的表现并生成可视化结果。进一步给出 $M=N=1,2,3,4,5$ 的导航模型，给出对比结果。
- **附加任务：** $M \neq N$ ，不为每个智能体指定目标物体，设计中心化或非中心化算法使N个智能体协作完成导航任务。
- **训练场景：** 在AI2-THOR的80个训练场景上进行模型训练。
- **测试场景：** 在AI2-THOR的20个测试场景上进行测试，测试时模型仅允许获取第一视角视觉观测图像。
- **评分：** $M=N=3$ 的导航模型 (60)， $M=N$ 其他取值模型对比 (30)，多目标导航 (10)。
- 鼓励使用大模型。

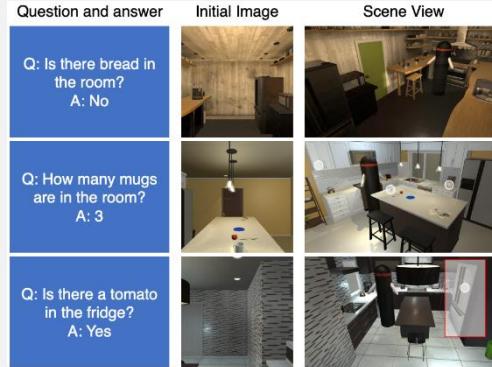
评测方法： 实验平台AI2-THOR (Python)，自建数据集(<https://cloud.tsinghua.edu.cn/d/ff36e1a53def497284c2/>)，在测试任务上评估导航任务的成功率、SPL以及EI指标

作业任务10

多智能体交互具身问答 (MA-Interactive QA)

任务描述

任务目标：场景中存在N个智能体。要求多个智能体协作，通过对房间进行探索和操作回答问题。



作业要求

- 基本任务：**设计中心化或者非中心化算法使智能体协作完成对房间的探索和操作。比较各方法在成功率等指标上的表现并生成可视化结果。进一步给出 $N=1,2,3$ 的模型，给出对比结果。
- 附加任务：**将LLM引入到多智能体的交互中，增加协作的成功率和可解释性。
- 训练场景：**在IQUAD训练集上进行模型训练。
- 测试场景：**在IQUAD测试集上测试。固定random seed为123后采样各机器人的初始位置。
- 评分：** $N=1, 2, 3$ 时的实验结果（ $3*25$ ），基于LLM的可解释性分析（15），基于LLM的通讯方法（10）。

评测方法：实验平台AI2-THOR (Python)，数据集IQAUD

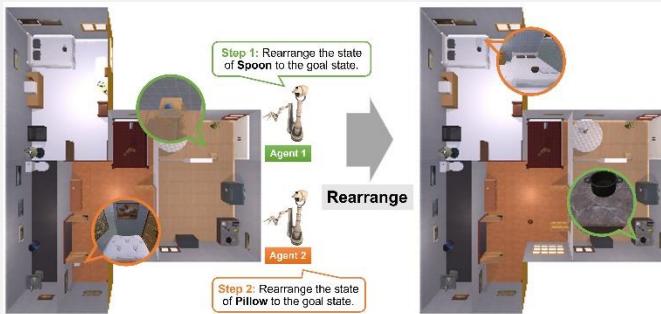
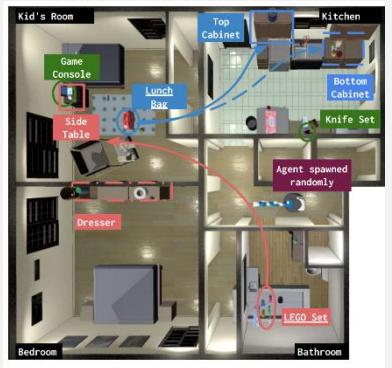
(<https://github.com/danielgordon10/thor-iqa-cvpr-2018>)，在测试任务上评估QA Accuracy

作业任务11

多智能体视觉房间重整 (MA-Visual Room Rearrangement)

任务描述

任务目标：场景中存在N个智能体。要求多个智能体协作将当前房间状态恢复为目标状态，即将场景中对应物体的位置和打开程度的状态恢复为目标状态。



作业要求

基本任务： $N=3$ 时，多智能体探索当前场景状态并将其作为目标状态，改变场景中某些物体的位置或打开程度状态，要求多个智能体协作将场景状态还原为目标状态。设计中心化或者非中心化算法使智能体协作完成1-phase以及2-phase任务。比较各方法在成功率等指标上的表现并生成可视化结果。进一步给出 $N=1,2,3,4,5$ 的模型，给出对比结果。

附加任务：将任务设置扩展为，根据常识推理当前场景中被摆放在不合理位置的物体，并将其放回合理位置。

训练场景：在RoomR训练集上进行模型训练。

测试场景：在RoomR测试集上测试，固定random seed为123后采样各机器人的初始位置。

评分： $M=N=3$ 的1/2-phase房间重整模型（ 2×30 ）， $M=N$ 其他取值对比（ 2×15 ），基于推理的房间重整（10）。

评测方法：实验平台AI2-THOR (Python)，在测试任务上评估视觉房间重整任务指标

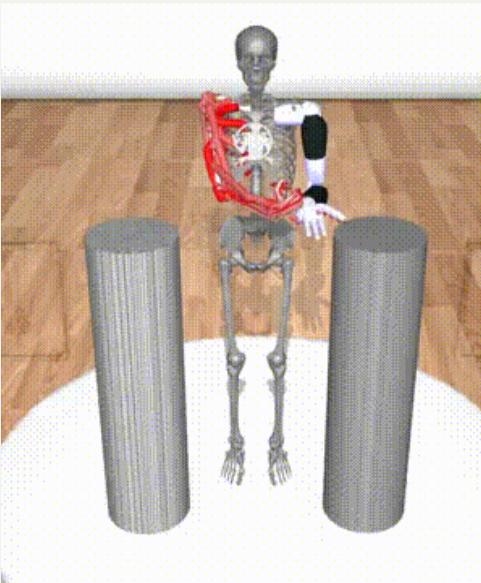
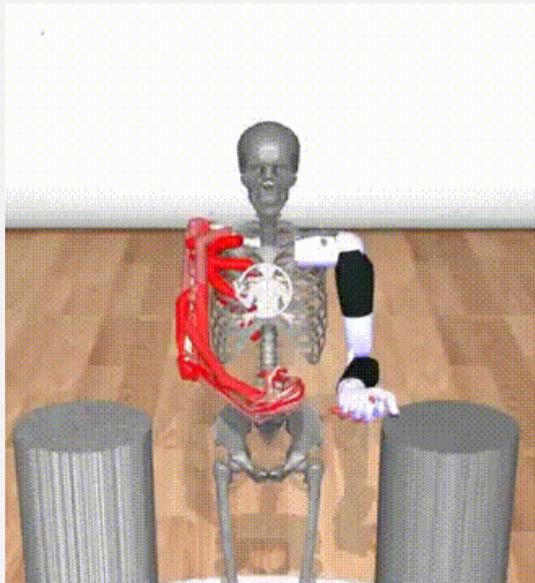
作业任务12-自选作业任务1

课程6 14

➤ 仿生机械臂的控制与操作

任务描述

任务目标：给定一个物体和一个目标位置，用两个不同结构的仿生机械臂实现物体的交接和放置。必须以两个机械臂交接的方式传递物体，且放置到目标点位，才算任务执行成功。涉及仿生灵巧手和cross embodiment控制。



作业要求

- **基本任务：**使用强化学习等方式实现给定物体的交接和放置，比较放置的成功率、执行时间、肌肉的激活程度、并进行优化。
- **附加任务：**对环境进行随机化，更改物体的形状、物理参数、位置等，实现鲁棒的策略泛化。
- **训练场景：**在MyoSuite的仿真环境中（如左图）进行强化学习训练
- **测试场景：**在MyoSuite相同的仿真环境中进行测试，但物体的形状、物理参数、位置等会发生变化。
- **评分：**物体的交接与放置、策略的执行效率，肌电信号的优化、策略的泛化。

评测方法：实验平台**MyoSuite (Python)**，实验场景**myoChallengeBimanual-v0**，在测试时比较成功率、执行时间、肌肉的总激活值。

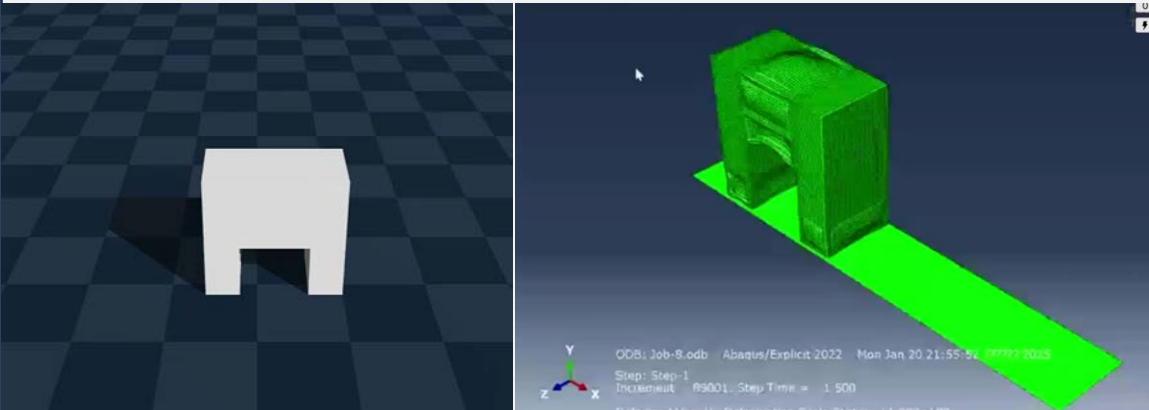
作业任务13-自选作业任务2

课程6
15

➤ 体素软体机器人进化 (Voxel Soft Robot)

任务描述

任务目标：基于强化学习算法，在仿真环境Genesis中优化体素机器人的形态与控制策略，使其能够高效完成特定任务（如行走、抓取、越障等），并探索形态参数、材料特性与控制策略对任务能力的影响。



作业要求

- 基本任务：**仿真环境搭建与模型构建：在Genesis仿真环境中构建体素机器人模型，定义其形态参数和材料特性。强化学习算法设计与实现，设计奖励函数和状态空间，训练体素机器人完成特定任务。
- 附加任务：**探索多任务能力：扩展模型，使其能够同时优化多种任务的形态与控制策略，并分析多任务优化对性能的影响。自动化形态设计：引入自动化设计方法，自动生成高效的体素机器人形态，并与手工设计的形态进行对比。
- 训练场景：**在Genesis仿真环境中进行训练和微调，使用10个预设任务场景（如平坦地形、复杂地形、障碍物环境等）进行模型训练。测试场景在Genesis仿真环境中进行测试。

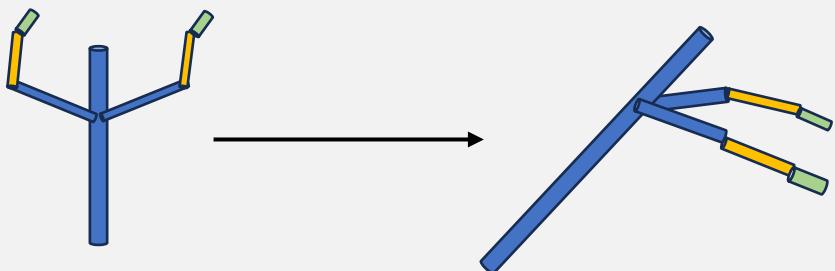
评测方法：实验平台**Genesis(Python)**，在自建数据集测试不同形态的体素机器人的不同动作策略进行行走、抓取、越障等任务

作业任务14-自选作业任务3

➤ 人型机器人摔落保护

任务描述

任务目标：在人形机器人摔倒不可避免场景下，基于强化学习，训练控制策略，尽可能减少冲击，并从模拟仿真逐步实现sim-to-real。



作业要求

- **基本任务：**仿真环境(如Isaac sim/mujoco)下，对宇树G-1的简化模型（例如固定除手臂以外的关节）进行训练，做出保护动作，降低冲击加速度。
- **附加任务：**
 - 1.不固定关节，在宇树G-1 上进行训练，实现手，身，腿协调运动，进一步降低冲击。
 - 2.sim-ro-real
- **评分：**有效的强化学习模型（80），全身协调运动（10），sim-to-real（10）。

评测方法：比较相比阻尼或断电模式，运行模型对冲击时加速度的降低幅度和对关键部位的保护效果

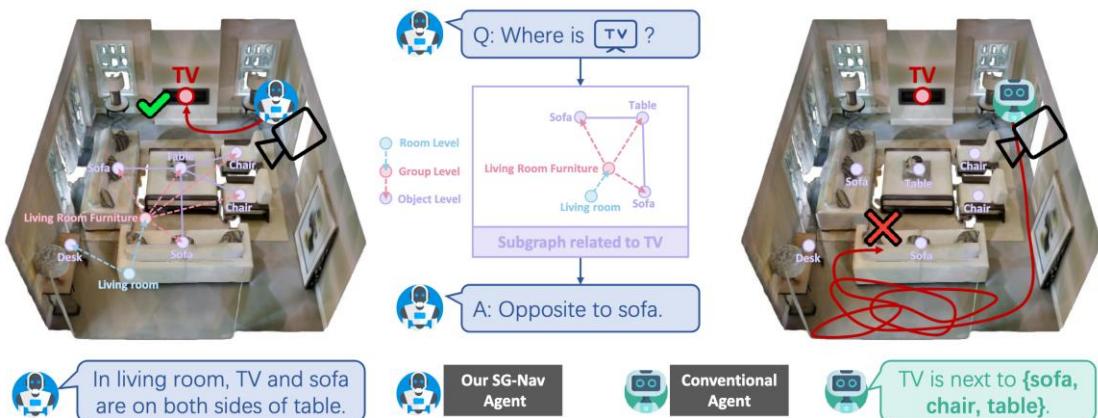
作业任务15-自选作业任务-4

课程8 17

➤ 零样本目标导航 (Zero-shot Object Navigation)

任务描述

任务目标：对于一个预训练好的模型，能够泛化到更多样的场景。在零样本情况下(不需要微调)，给定文本指令/问题，在视频场景中找出目标物体的位置。

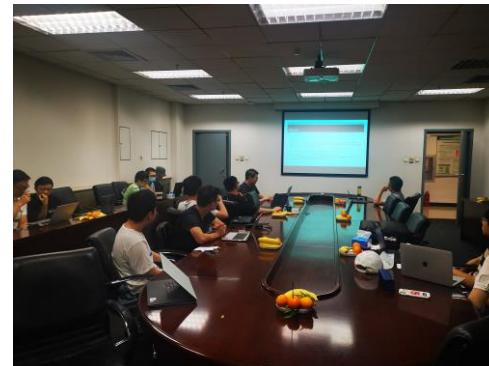
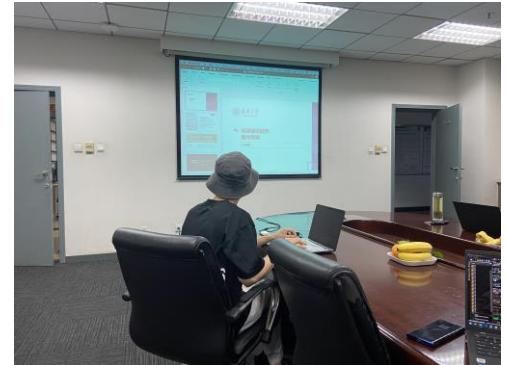


作业要求

- 基本任务：**使用LLM-based和端到端方法在RoboTHOR和HM3D数据集上完成零样本目标导航，比较各方法在成功率、SPL等指标上的表现并生成可视化结果。
- 附加任务：**扩展模型，提高LLM推理效率。
- 测试场景：**在RoboTHOR和HM3D数据集上进行zero-shot 测试。
- 评分：**LLM-based和端到端方法（ 2×40 ），提高推理效率（20）。

评测方法：数据集HM3D (Habitat-matterport 3d dataset (hm3d): 1000 large-scale 3d environments for embodied ai) 和 RoboTHOR(Robothor: An open simulation-to-real embodied ai platform)在测试任务上评估导航任务的成功率指标

- 课后依次报名，完成组队（1-3人）
- 每个题目报名团队不超过3个。先到先得
- 第7周，集中完成选题报告。10分钟交流（ppt）
- 第8-14周，将有针对性地围绕有代表性的选题展开专题研讨（助教参与）
- 第15-16周，集中展示成果（书面报告、10分钟交流，展示Demo）
- 分数：根据最终展示成果综合打分
- 对有兴趣开展后续工作的同学，协助指导修改报告，提供实验等条件。鼓励投稿
- 课件中关于各个作业任务的说明可能存在不严谨的地方，确定选题和后续开展工作过程中如有疑问可联系助教，保留修改权利



1人组队

- 完成基础任务要求，提交代码，并正常运行
- Demo可展示
- Demo展示覆盖不少于1种情形

$\leq A-$

$> A-$

2人组队

- 完成基础任务要求，提交代码，并正常运行
- 提交完整的设计文档（论文草稿）
- Demo展示度高
- Demo展示不少于2种情形
- 有明确的后续改进思路
- 明确人员分工

$\leq A-$

$> A-$

3人组队

- 超出基础任务要求，提交代码，并正常运行
- 算法有特色
- 提交完整的设计文档（论文草稿）
- Demo展示度高
- Demo展示不少于2种情形
- 有明确细化的后续改进方案
- 明确人员分工

$\leq A-$

- Demo可交互
- 展示效果靓
- 算法有创新

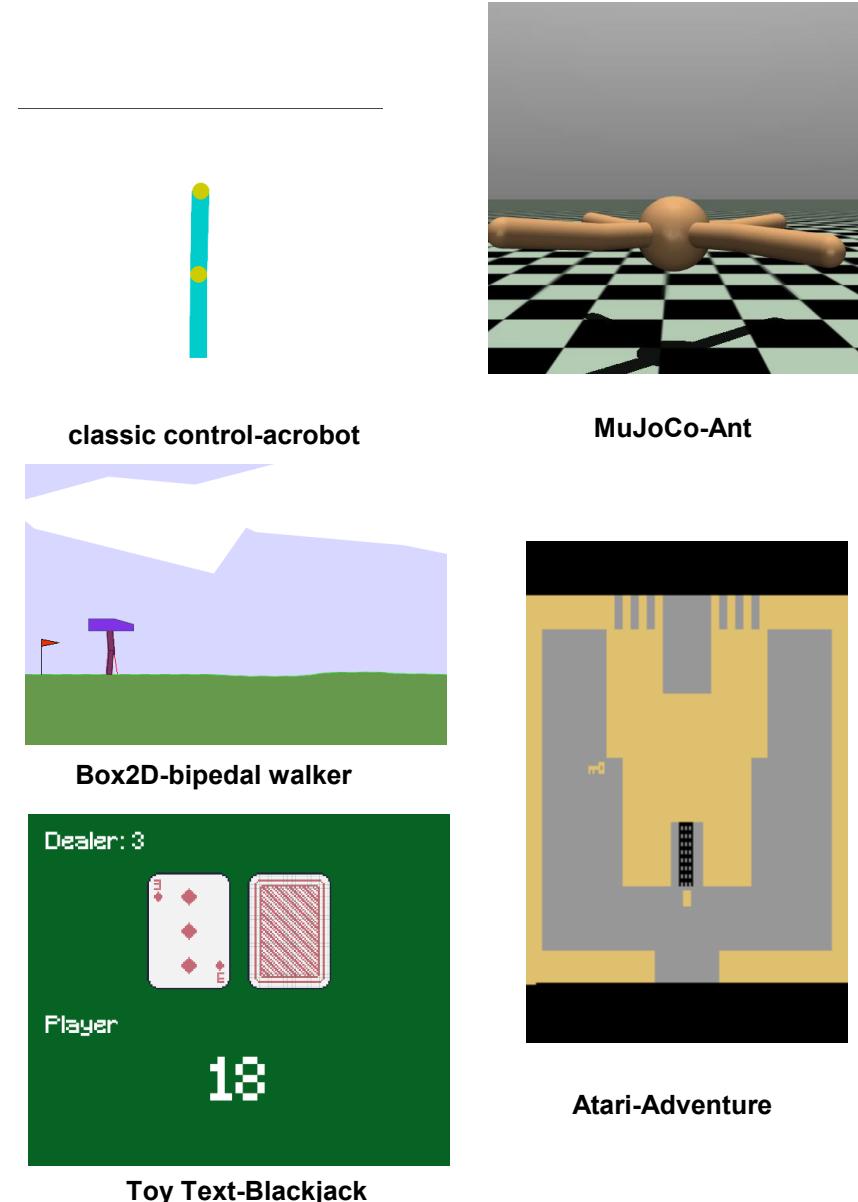
$> A-$

一些仿真环境

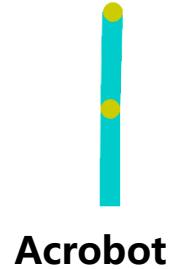
1 Gym

22

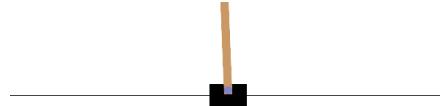
- Gym\Gymnasium，通常又称为OpenAI Gym，是一个开源工具包，用于开发和比较强化学习算法。Gym由OpenAI开发，自2016年发布以来，已成为强化学习领域内广泛使用的一个工具，促进了该领域的研究和进步。Gym中提供了多种环境，用于测试强化学习代理，范围从简单的玩具问题到复杂的高维视频游戏和机器人模拟。Gym背后的核心思想是提供一套标准化的环境和一个共通的接口，允许有效地开发、评估和比较强化学习算法。Gym目前由非营利组织Farama Foundation维护。
- OpenAI Gym 集成了多种仿真器，以支持不同类型的环境和挑战，从简单的算法学习任务到复杂的三维模拟环境。Gym支持多种仿真环境，例如经典控制问题、Atari游戏、Box2D游戏仿真环境、MuJoCo仿真环境。此外，Gym还可以作为一个强化学习实现的框架，可以在任何第三方环境上使用，这些环境覆盖了从金融市场模拟到复杂的多智能体交互场景等多个领域。



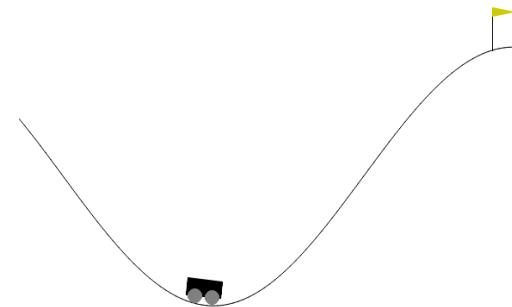
➤ Gym-Classic Control



Acrobot



Cart Pole



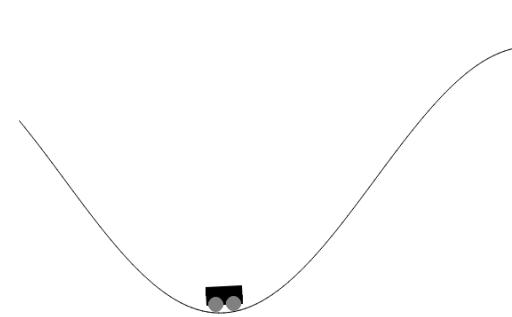
Mountain Car Continuous



Pendulum

两个蓝色的连杆由两个绿色的连接点连接。两个连杆之间的接头被执行器驱动。目标是通过对执行器施加扭矩，摆动连杆的外链自由端以达到目标高度(系统上方的黑色水平线)。

钟摆竖直放置在车上，目的是通过在车的左右方向施加力来平衡杆子。



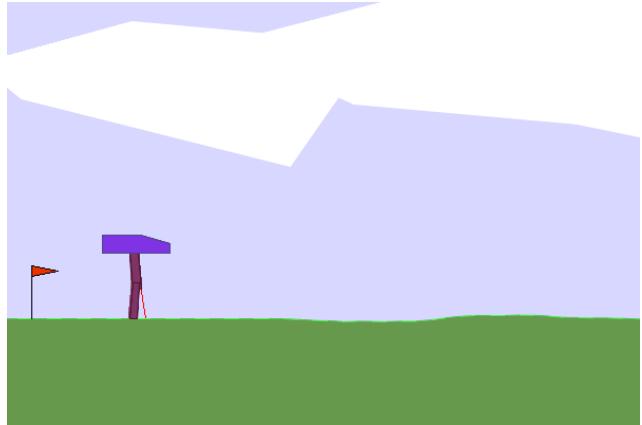
Mountain Car Discontinuous

加速汽车，以达到在山顶上的目标位置。

钟摆从一个随机的位置开始，目标是在自由端施加扭矩，使其摆到一个垂直的位置，其重心正好在固定点的上方。

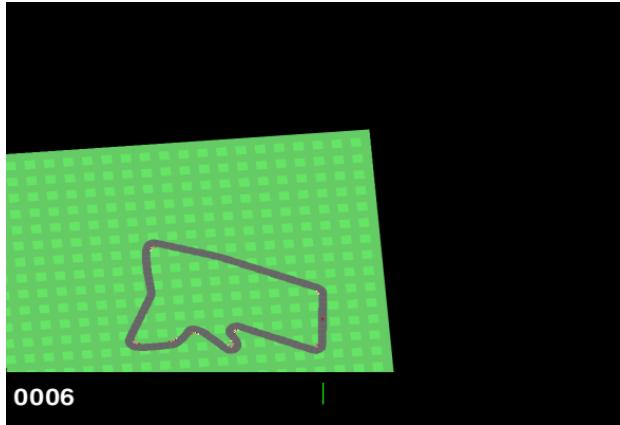
1 Gym

➤ Gym-Box2D



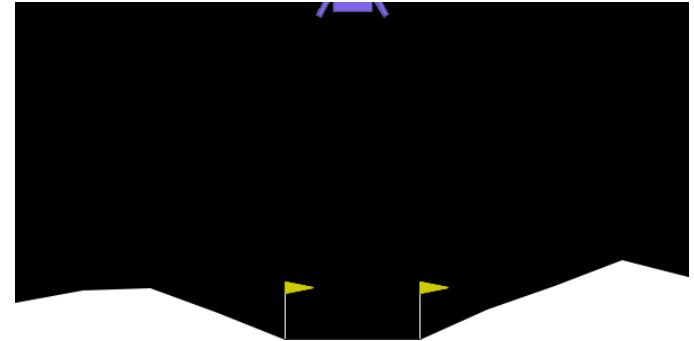
**Bipedal
Walker**

一个简单的四关节行走机器人环境。



Car Racing

从像素点中学习-一个自上而下的赛车环境。每一回合生成的轨道都是随机的。

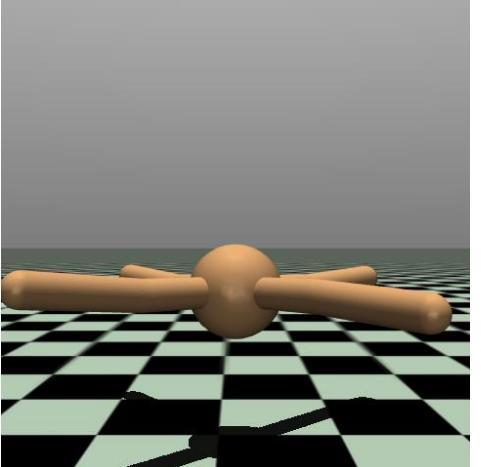


Lunar Lander

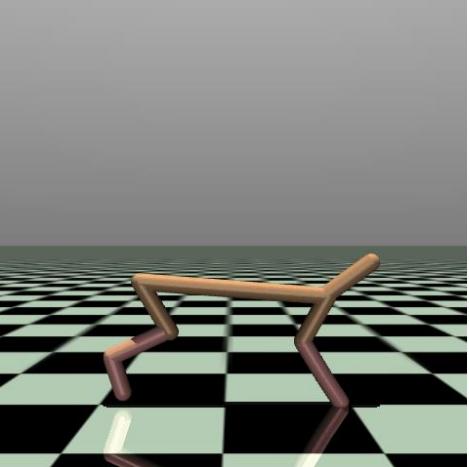
一个经典的火箭弹道优化问题。
全速启动发动机或将其关闭。使飞船降落在两个旗子中间。

1 Gym

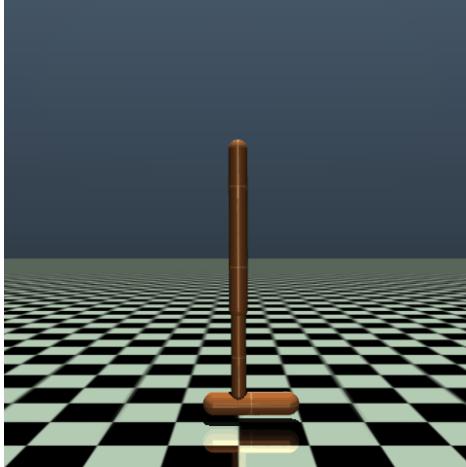
➤ Gym-Mujoco



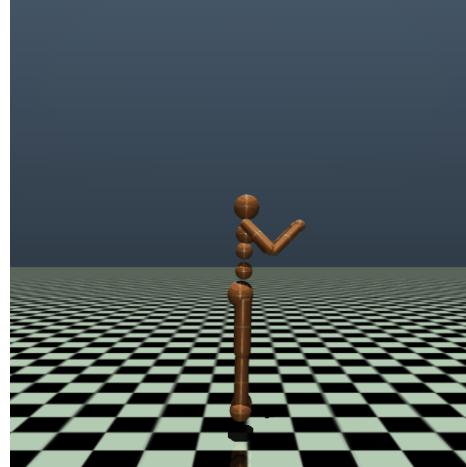
An



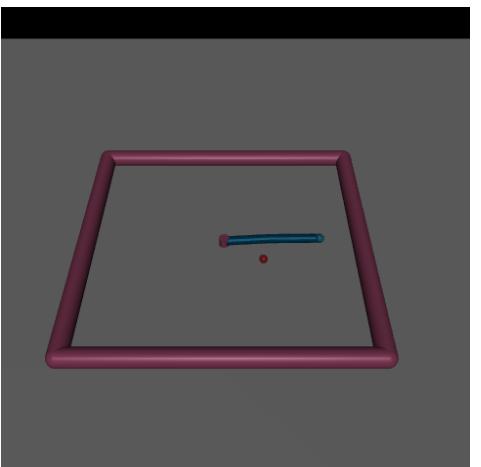
Half



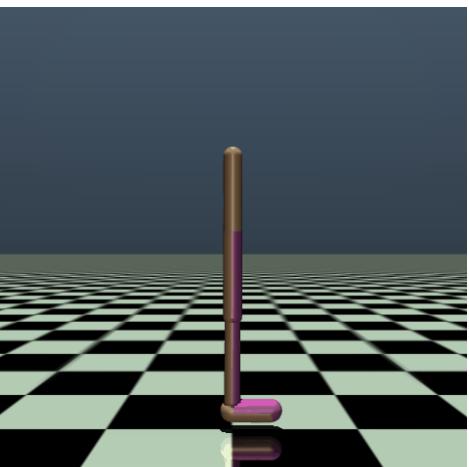
Hopper



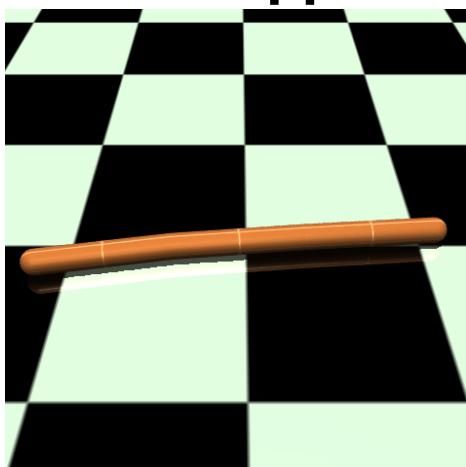
Humanoid



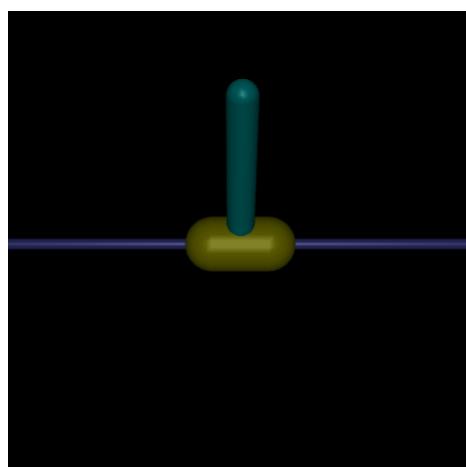
Reacher



Walker2d



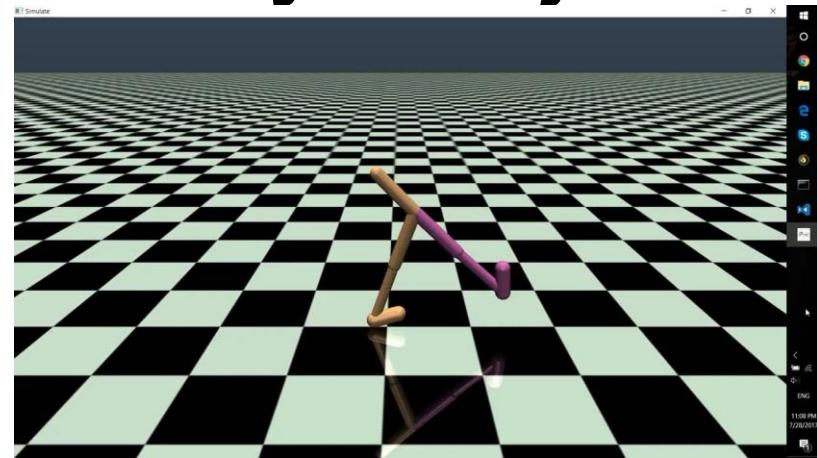
Swimmer



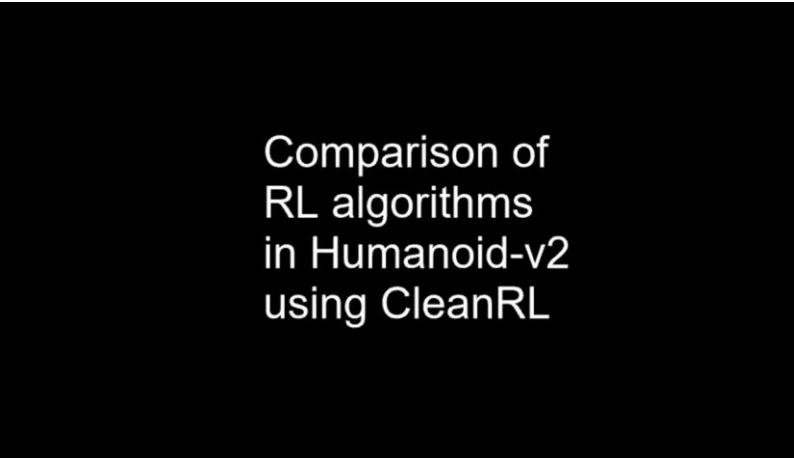
Pendulum

1 Gym

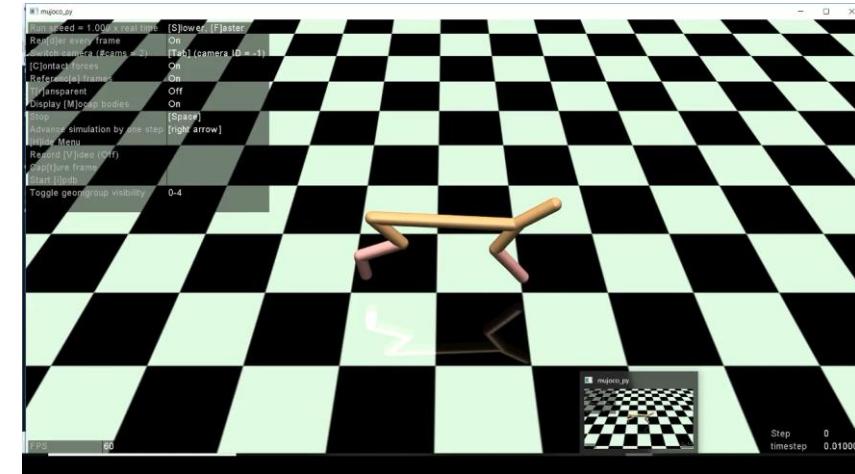
➤ Gym-Mujoco



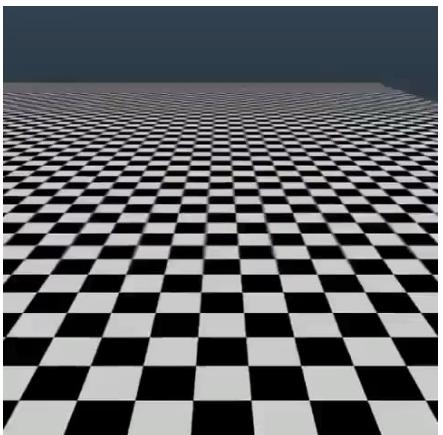
MuJoCo walker2d训练效果



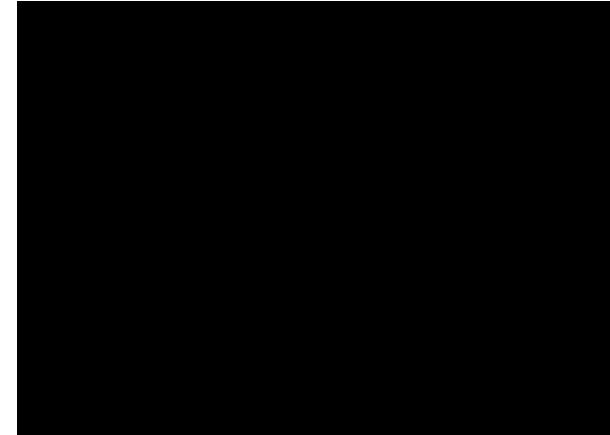
MuJoCo humanoid训练效果



MuJoCo halfcheetah训练效果



MuJoCo hopper训练效果



在MuJoCo中训练的层次化强化学习

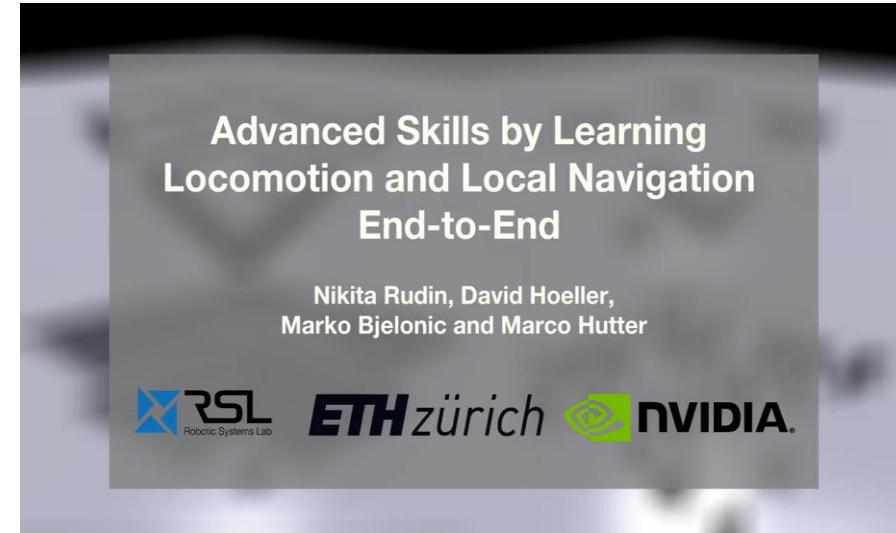
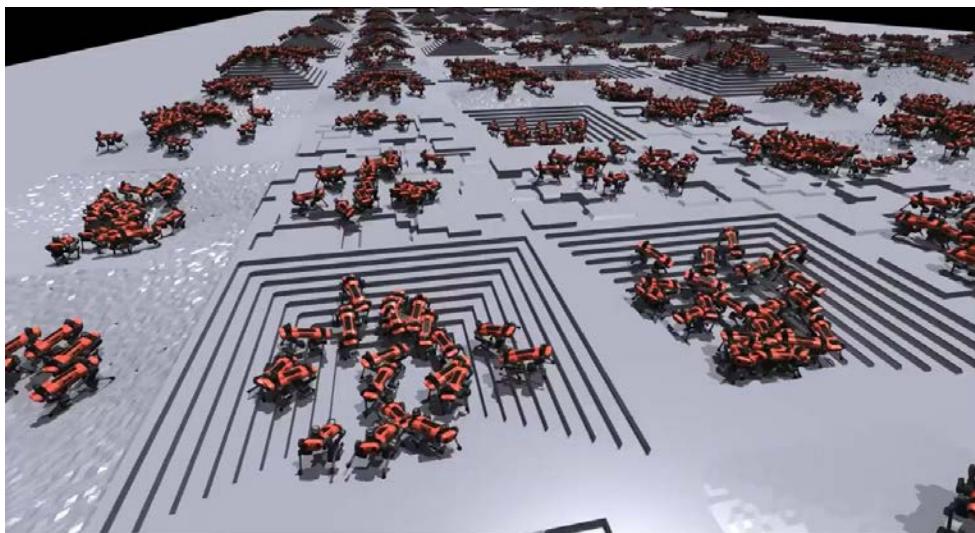
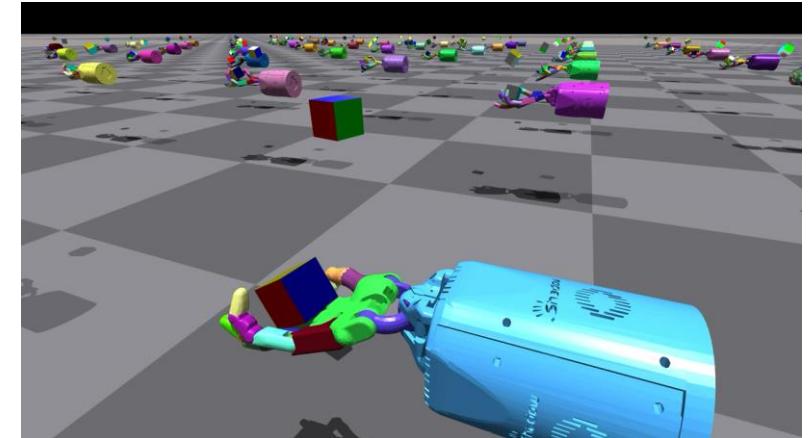
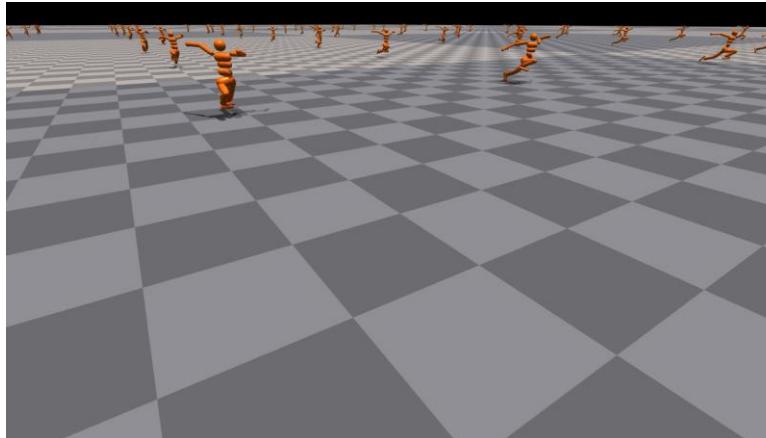
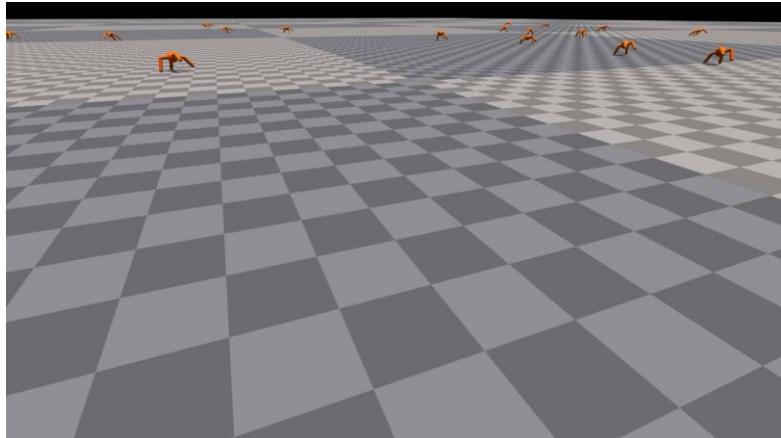
2 IsaacGym/IsaacSim

Isaac Gym 和 Isaac Sim 是两个由NVIDIA开发的高级仿真平台，专门为机器人学和人工智能研究而设计。尽管它们的目的相近，但各自侧重点有所不同。

- IsaacGym 是一个专为强化学习和机器人研究设计的仿真平台。它旨在提供一个高效、可扩展的环境，支持**大规模并行训练**，这对于开发复杂机器人控制策略至关重要。IsaacGym 充分利用了GPU加速，能够同时模拟成千上万的机器人环境，显著提高训练速度和效率。它主要用于强化学习和机器人控制算法的开发，可以处理复杂的物理交互和传感器反馈，是研究者进行高效机器人学习实验的强大工具。
- IsaacSim 则是一个更全面的机器人仿真和可视化平台，提供了一个用于机器人学应用的详细和逼真的3D环境。它提供**高质量的图像和物理仿真**，适用于机器人视觉系统、导航、操作以及与复杂环境中的物体进行交互的研究。IsaacSim 支持与现实世界传感器、机器人模型和ROS（机器人操作系统）的集成，使得从仿真到实际部署的过渡更加流畅。它的目标是为机器人开发者提供一个准确、高效和灵活的工具，以加速机器人应用的研发和测试。

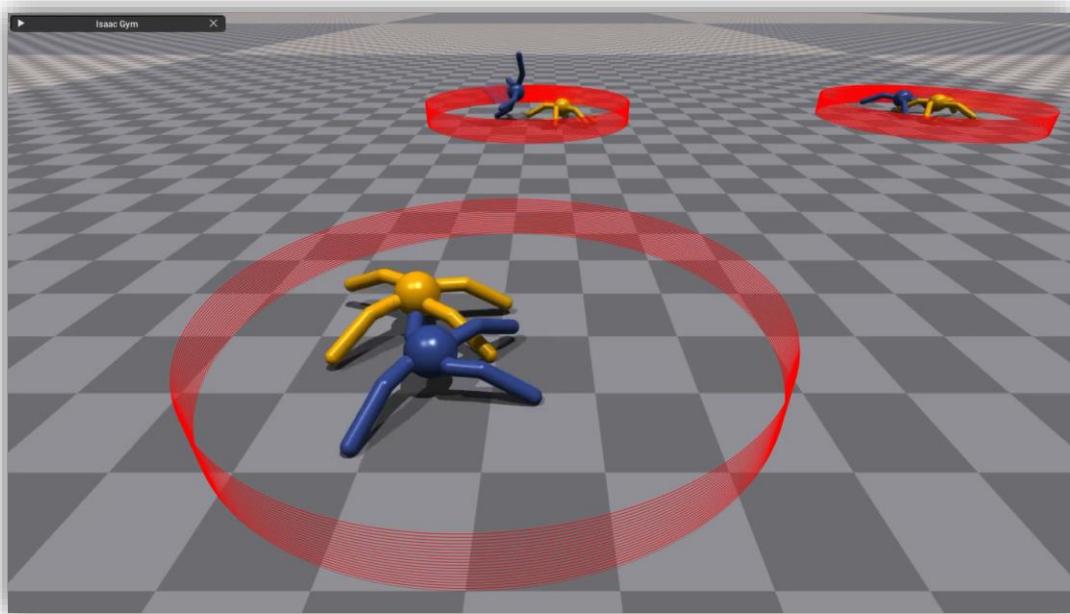
2 IsaacGym/IsaacSim

➤ IsaacGym

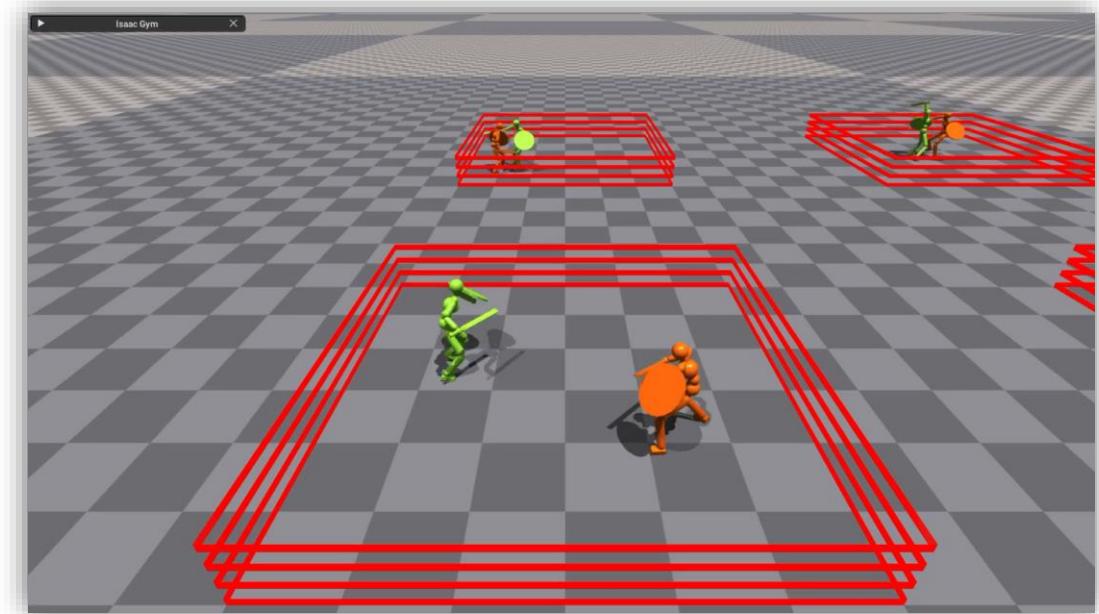


2 IsaacGym/IsaacSim

➤ IsaacGym博弈场景



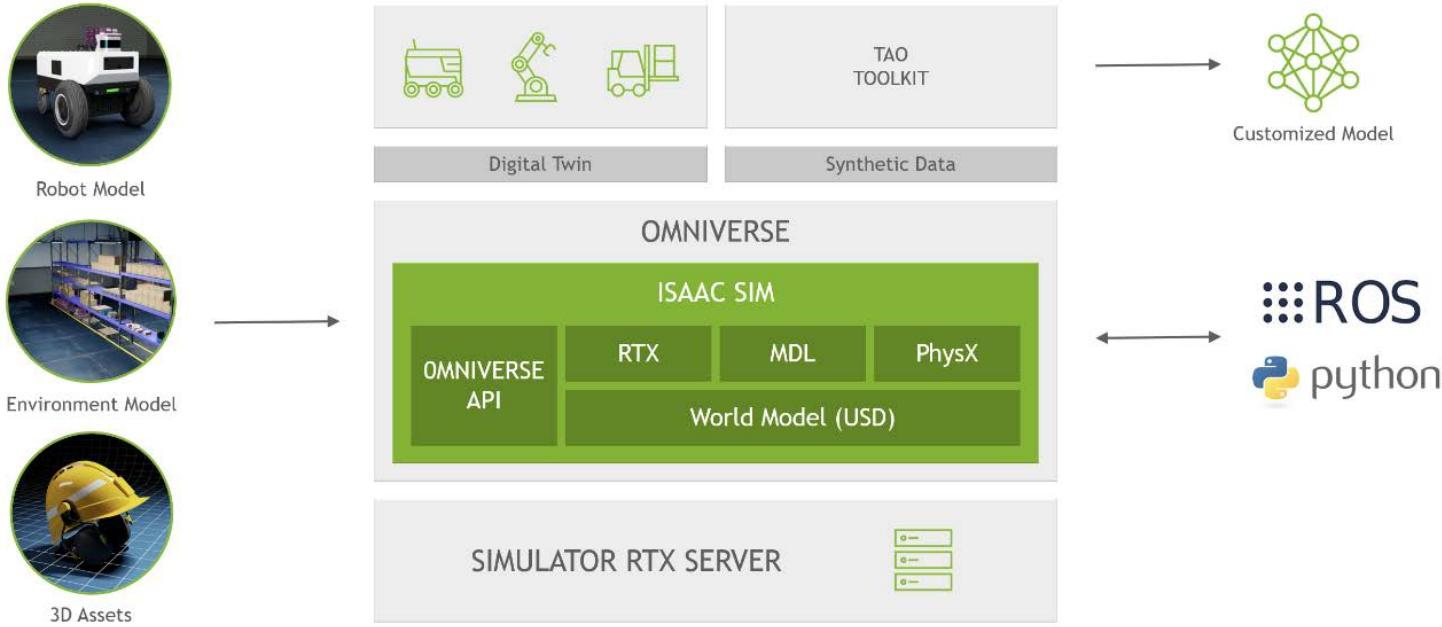
双人博弈场景ant



双人博弈场景humanoid

2 IsaacGym/IsaacSim

➤ IsaacSim



Isaac Sim模拟很多特定场景及应用环境，可以利用其精确的基于物理的渲染再现多种形状和大小的障碍物，形成完成的具备功能的场景，可以根据特定场景中的复杂性、不确定性来验证激光雷达的性能状态和技术能力。凭借数字孪生，以及NVIDIA Isaac Sim中的各种环境和不同使用条件，机器人领域开发人员可以根据复杂边缘情况的解决方案，确定哪些性能模式更适合所选应用。

2 IsaacGym/IsaacSim

➤ IsaacSim

- **高保真:**

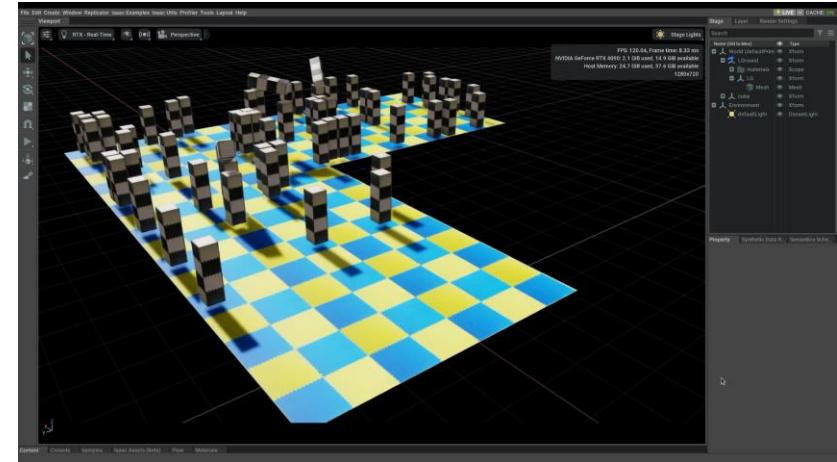
Isaac Sim 利用 Omniverse 平台的强大模拟技术，包括使用 PhysX 5 实现支持 GPU 的高级物理模拟、借助实时光线和路径追踪打造逼真效果，以及通过 MDL 材质定义支持实现基于物理属性的渲染。

- **模组化:**

Isaac Sim 旨在解决多数常见的机器人用例，包括操作、导航、生成用于训练数据的合成数据。此外，由于其模组化设计，此工具可以进行自定义并扩展到许多新用例中。

- **无缝连接和互操作:**

借助 NVIDIA Omniverse，Isaac Sim 可得益于 Omniverse Nucleus 和 Omniverse Connector，进而在 USD 中协作构建、共享和导入环境和机器人模型。通过 Isaac SDK 和 ROS/ROS2 接口、全功能 Python 脚本编写以及用于导入机器人和环境模型的插件，轻松将机器人大脑连接到虚拟世界。

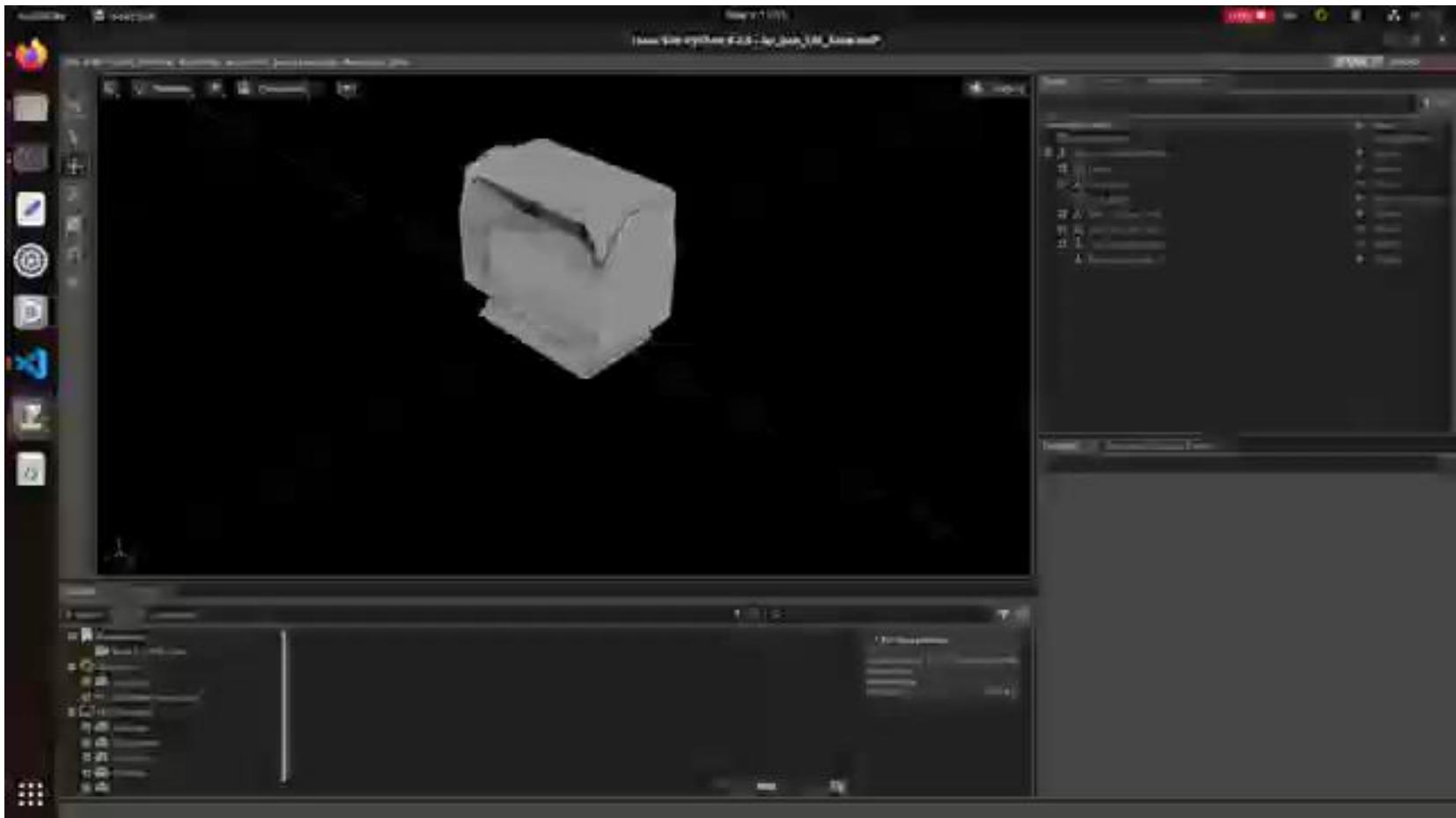


在IsaacSim仿真器中搭建的实验场地



2 IsaacGym/IsaacSim

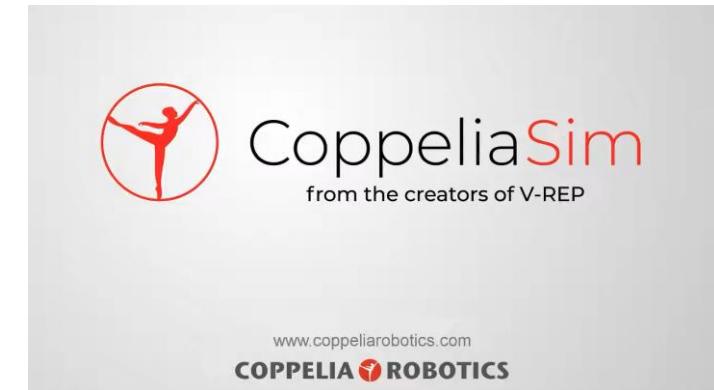
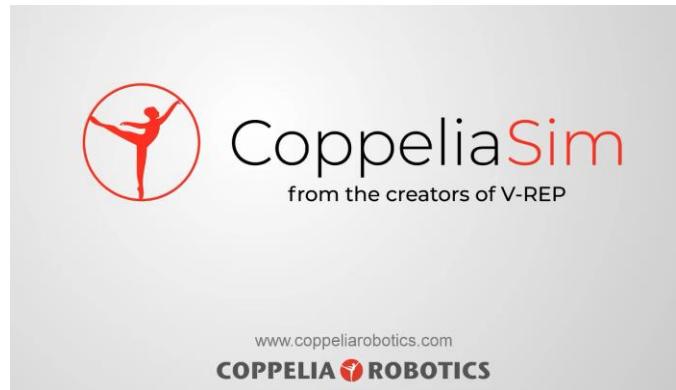
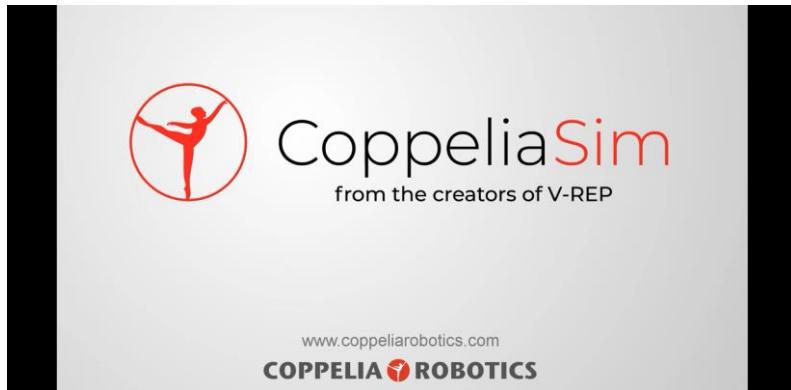
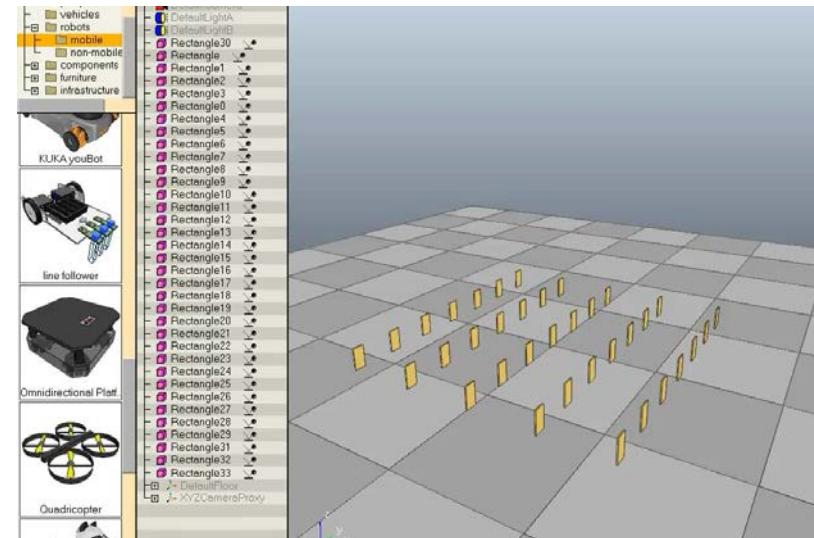
➤ IsaacSim



3 CoppeliaSim (VREP)

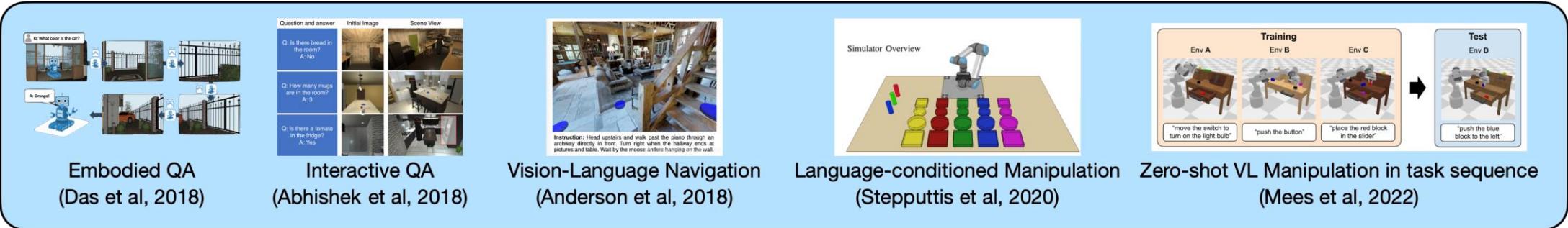
- VREP (现称为CoppeliaSim)，是一个机器人仿真软件平台，由Coppelia Robotics开发。它被设计为一个通用的机器人仿真环境，支持多种传感器、机器人模型和物理引擎。VREP的特点是其灵活性和可扩展性，使其能够适用于教育、研究以及工业界的多种用途。

COPPELIA ROBOTICS

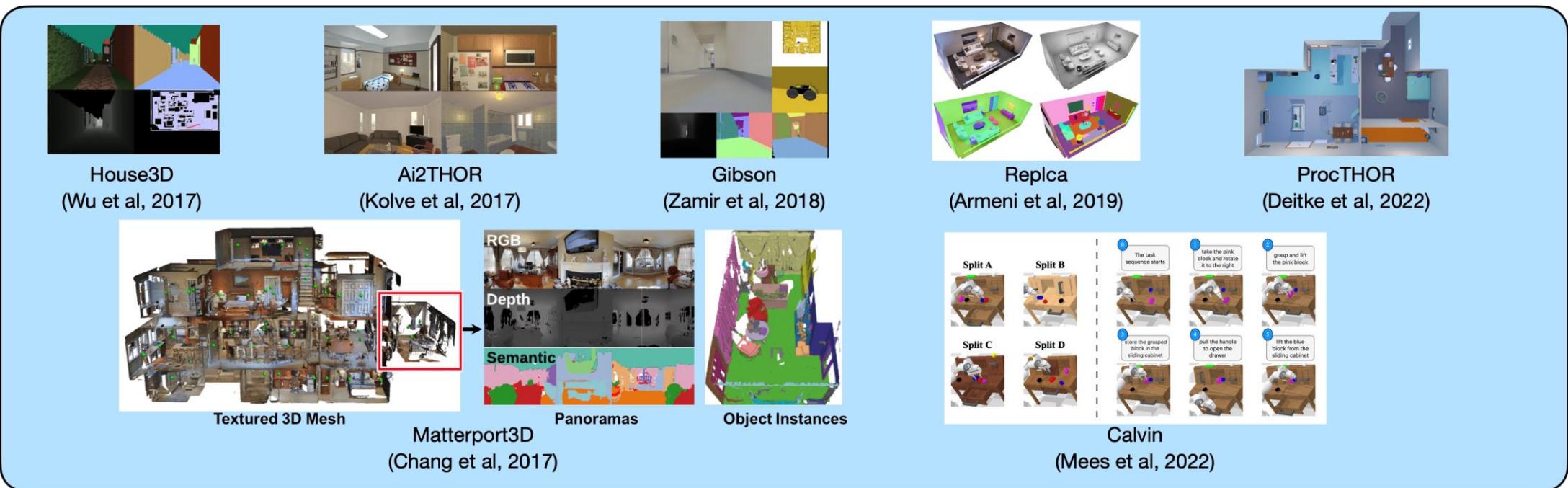


室内仿真环境及数据集

Tasks

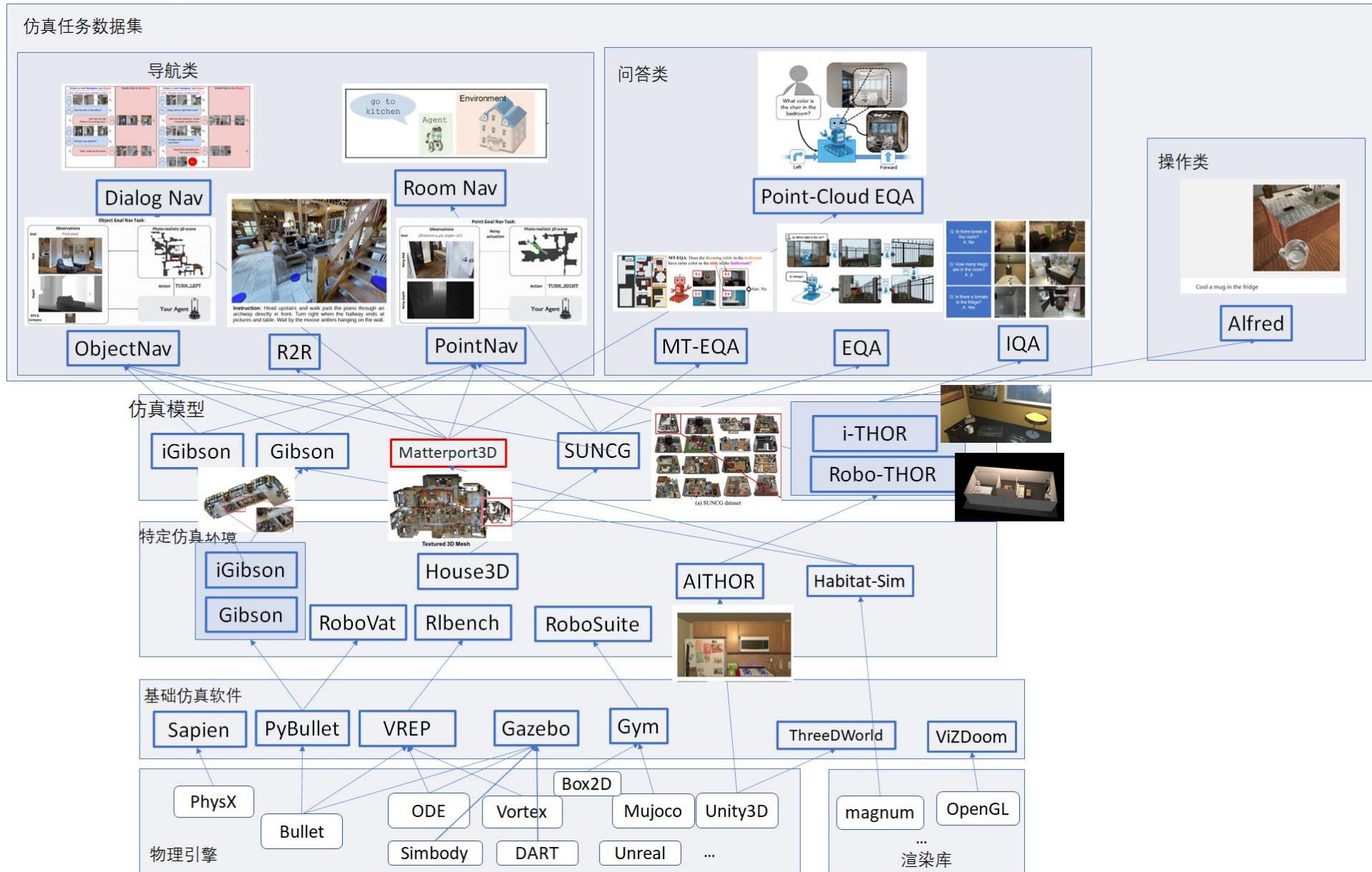


Dataset & Simulator



室内仿真环境及数据集

35

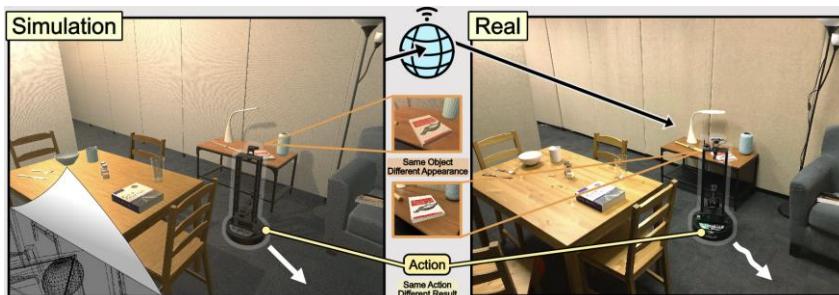


➤ Thor Family



厨房 客厅 卧室 浴室

iTHOR



RoboTHOR



ProcTHOR



拿起物体



放下物体

ManipulaTHOR



ArchitecTHOR

➤ Thor Family



瞬移

拾取

导航

导航

导航

导航←



导航

导航

导航

导航

导航

放置←

➤ Thor Family



➤ iTHOR

- **120 scenes, 30 kitchens, 30 living rooms, 30 bedrooms, 30 bathrooms**

Physics

iTHOR is built upon the Unity physics engine and it models physical properties for objects and scenes: mass, friction, bouncing, etc.

Object Manipulation

iTHOR provides object manipulation actions: pick up objects, drop objects, push objects, etc.



➤ iTHOR

- **120 scenes, 30 kitchens, 30 living rooms, 30 bedrooms, 30 bathrooms**

State Changes

iTHOR enables changing the state of objects, for example, open/close microwave, cook food, switch on/off lights.



Multi Agent

iTHOR enables performing tasks with multiple agents of different types.



➤ iTHOR

- Randomize Materials
- It enables a massive amount of realistic looking domain randomization within each scene. Try it out on the demo



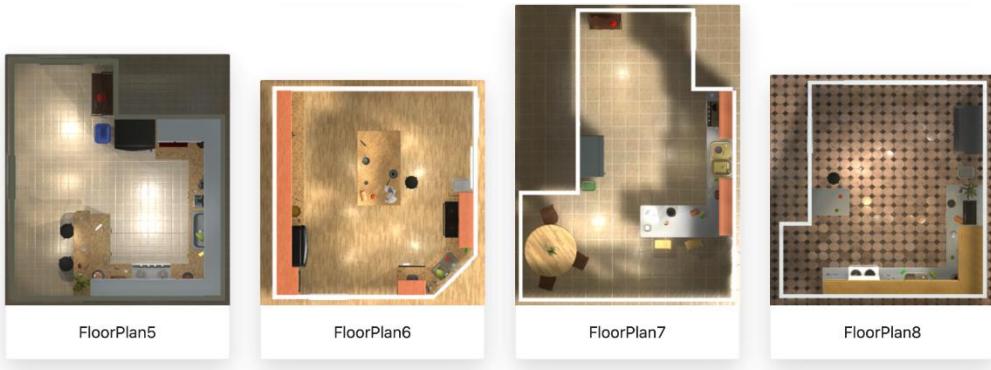
- **Randomize Lighting**

It includes many tunable parameters to allow for vast control over its effects.

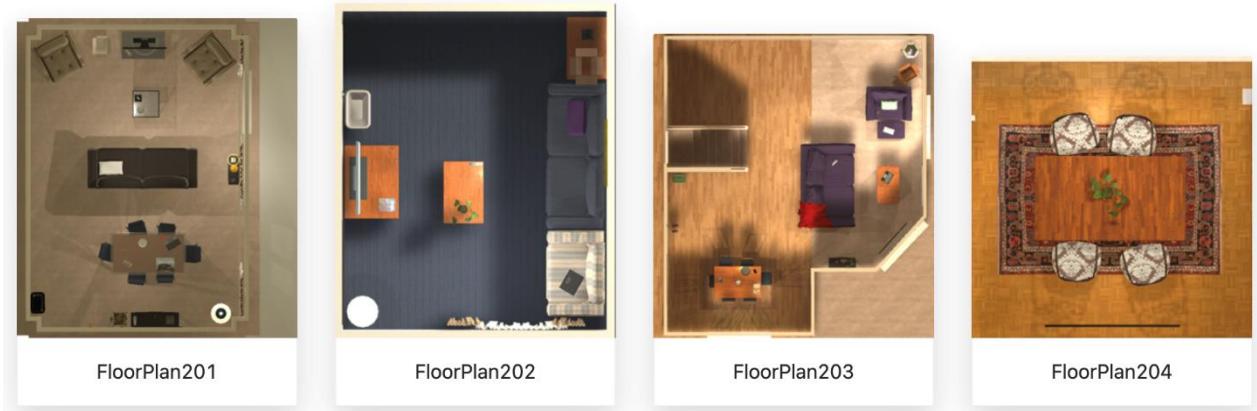


➤ iTHOR

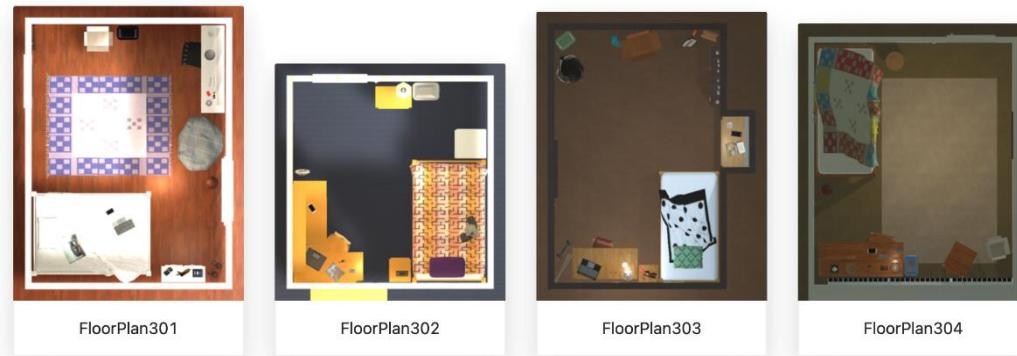
- Layout Examples: Kitchen



- Layout Examples: LivingRoom



- Layout Examples: BedRoom

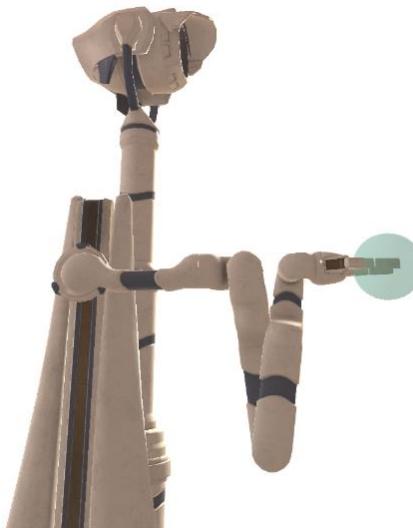


- Layout Examples: BathRoom



➤ ManiTHOR

- Similar with AI2THOR
- Equip with a 6 DoF robot arm
- ManiTHOR enables navigation and object manipulation simultaneously.
- Real Arm Design (Kinova Gen3 Modular Robotic Arm)



➤ ManiTHOR

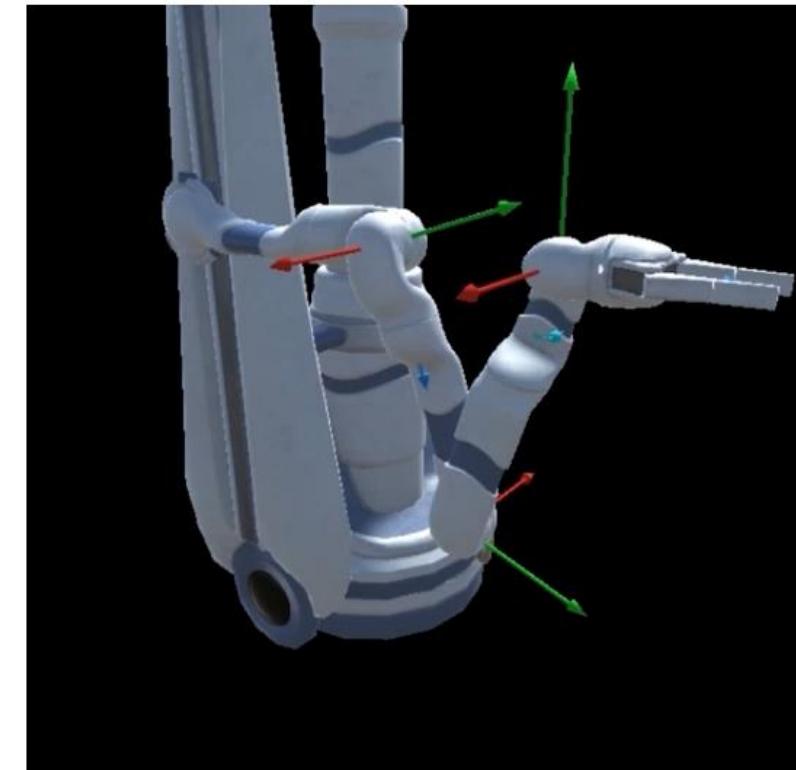
Sensor Suite

ManipulaTHOR provides a suite of visual and non-visual sensors, such as egocentric RGB-D images and touch sensors.



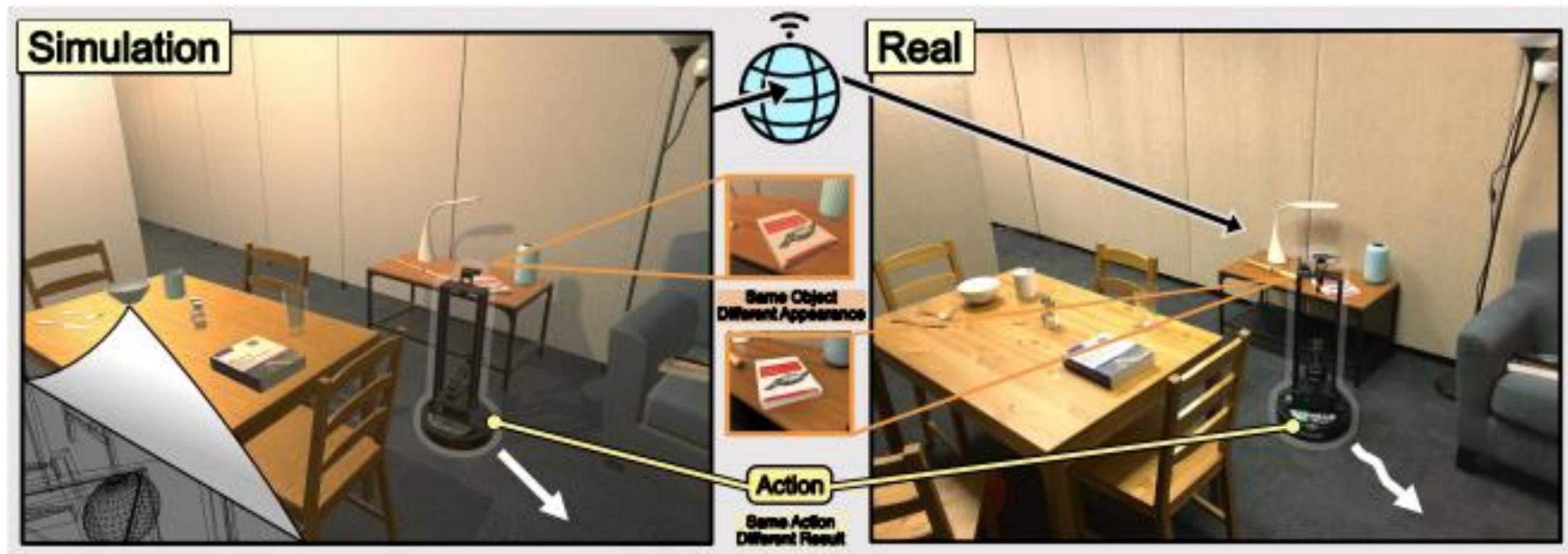
6-DOF Manipulation

The framework enables 6-DOF manipulation of objects, enabling fine-grained translation and rotation of the objects.



➤ ManiTHOR

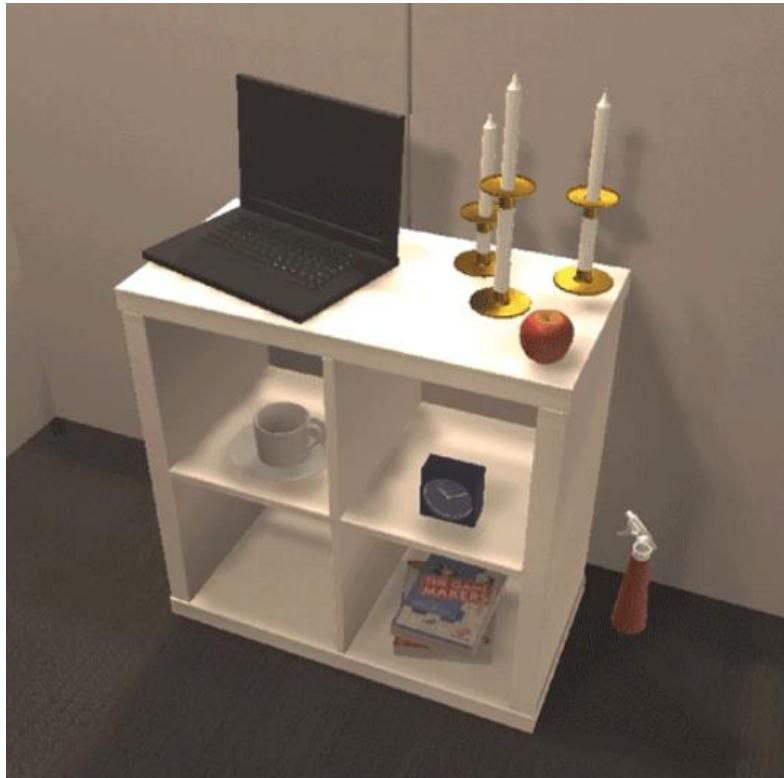
- More **photo realistic**
- The physical environments are built using **modular and movable components**, allowing us to host scenes with vastly **different layouts** within a single physical space.



➤ RoboTHOR

Sim & Real Pairings

For each physical room, there is a corresponding synthetic equivalent which enables us to study the discrepancies in appearance and control.



Modular

The apartments are built in a modular fashion, drawing from an asset library.



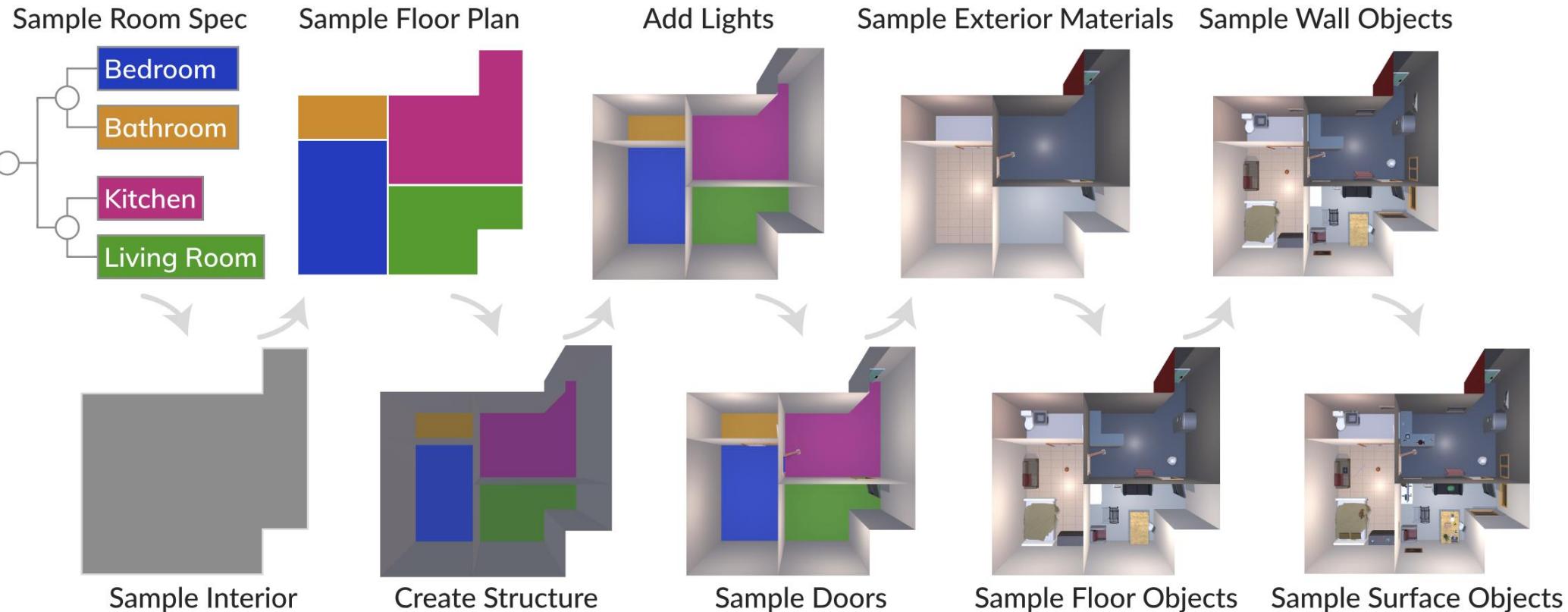
➤ ProcTHOR

- 10k multi-room layouts
- Studio, Apartment, House, Multi-Family



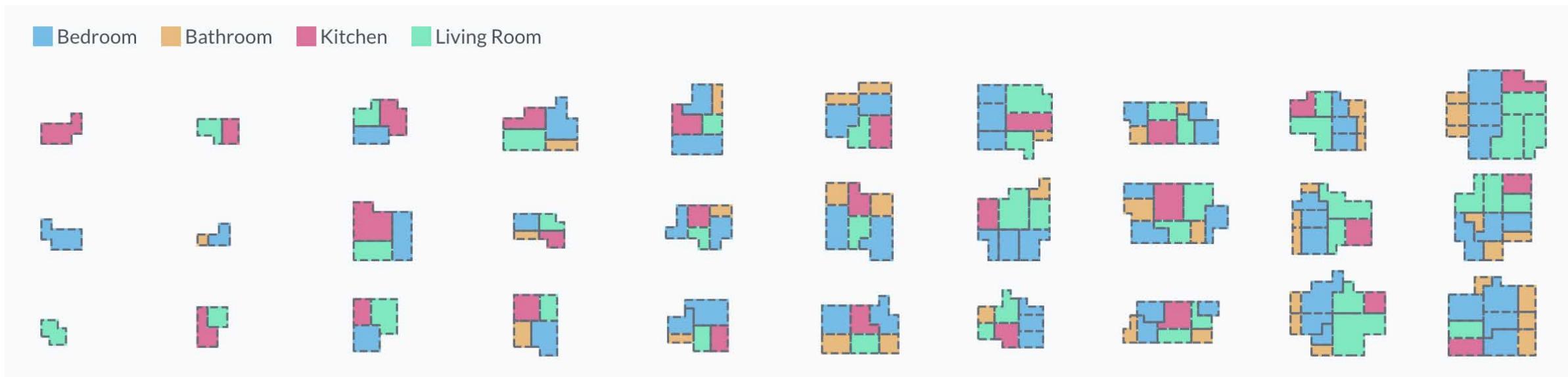
➤ ProcTHOR

- Room Layout Generating Process



➤ ProcTHOR

- **Floorplan Diversity.**
- **ProcTHOR houses sample extremely diverse floorplans. Here are examples of sampled floorplans with between 1 and 10 rooms.**



➤ ProcTHOR

- **Object Diversity.**
- **ProcTHOR includes 1,633 interactive household objects across 108 categories. A small subset of these objects is shown below.**



➤ ProcTHOR

- Material Augmentation.
- ProcTHOR includes 3,278 materials that can be used to visually augment objects, walls, floors, and ceilings.



4 AI2THOR

➤ ProcTHOR

- Object Placement.
- ProcTHOR houses sample realistic and diverse placement of objects.



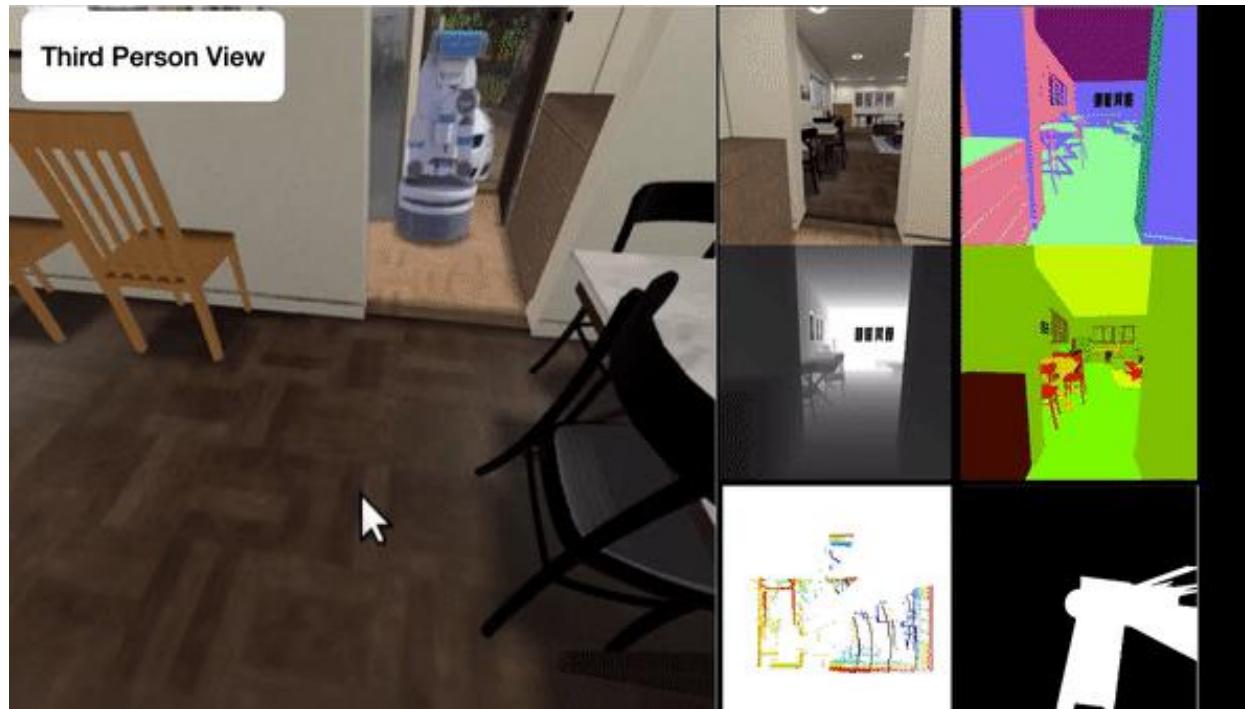
- Photo Realistic
- 15 high quality fully interactive scenes
- hundreds of large 3D scenes reconstructed from real homes and offices
- 12000+ interactive scenes from CubiCasa5K and 3D-Front



5 iGibson

54

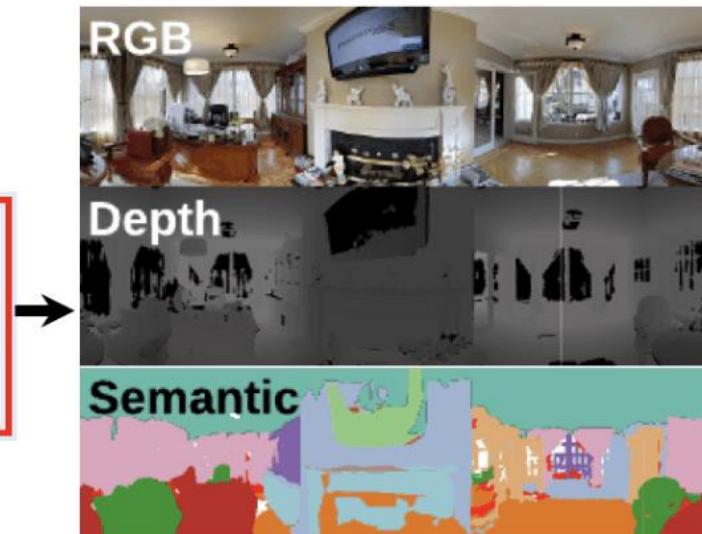
- Multi-Sensor
- RGB、Depth、Segmentation、Navigable Map、...



- Discretize the building into several points
- Panorama RGB-D at each graph point
- Imperfect segmentation & object detection annotation



Textured 3D Mesh

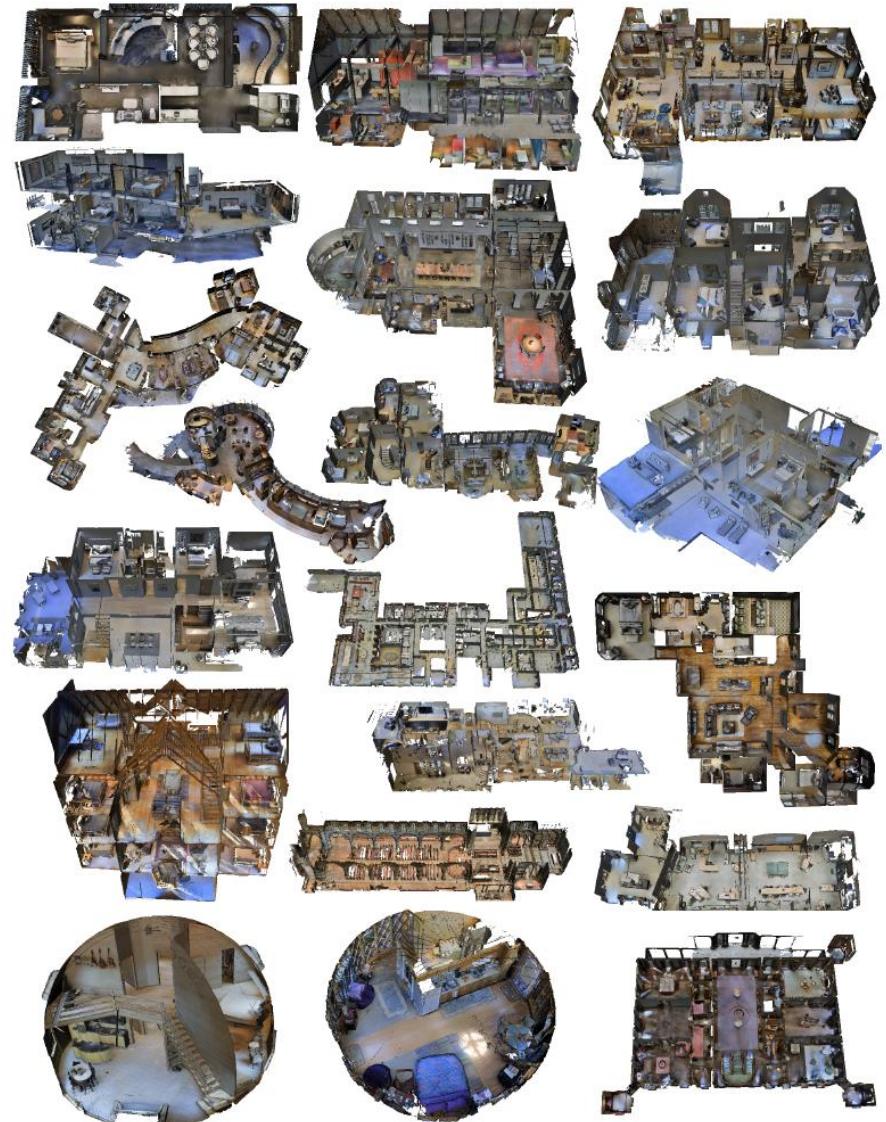
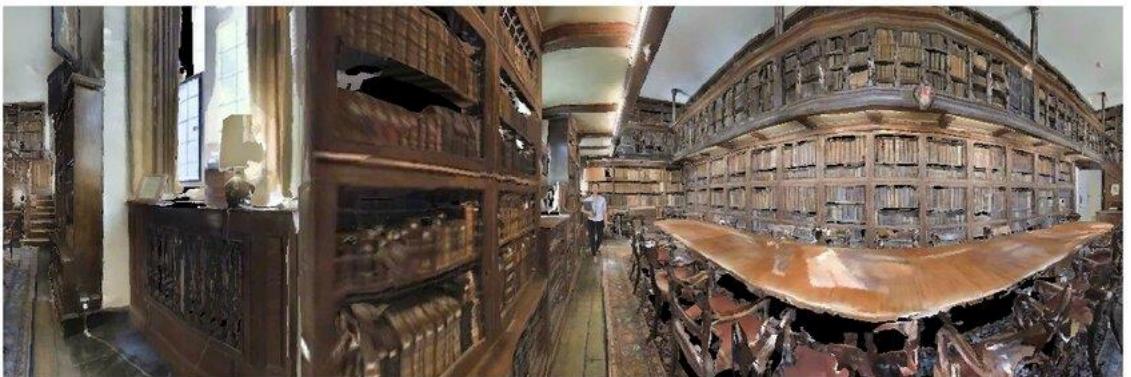


Panoramas



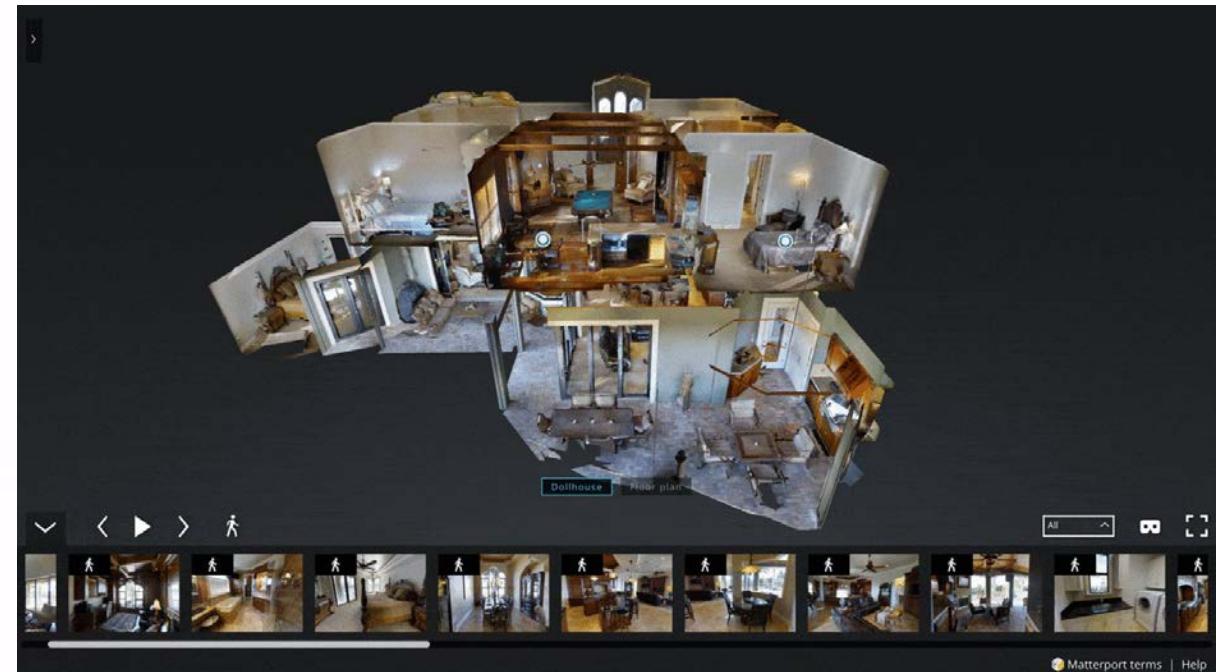
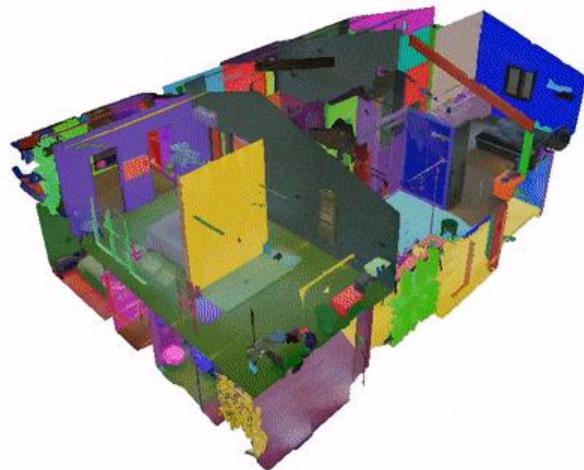
Object Instances

- Large indoor scenes with multi-layer & multi-room
- 90 building-scale scenes
- 10,800 panoramic views from 194,400 RGB-D images



7 Habitat

- Large indoor scenes with multi-layer & multi-room
- 90 building-scale scenes
- 10,800 panoramic views from 194,400 RGB-D images





软件链接：（仿真器sim和编程接口api是两个软件包）

<https://aihabitat.org/>

<https://github.com/facebookresearch/habitat-api>

<https://github.com/facebookresearch/habitat-sim>

- 相关任务：
 - Habitat是一个可扩展的模拟器
 - 支持多个任务和多个仿真环境，但通常使用Matterport3D数据集
 - 目前支持的任务如下，包括导航和QA任务
 - 列表来自：
 - <https://github.com/facebookresearch/habitat-api>

Task datasets

| Task | Scenes | Link | Extract path | Config to use | Archive size |
|-----------------------------|--------------|--|-------------------------------------|--|--------------|
| Point goal navigation | Gibson | pointnav_gibson_v1.zip | data/datasets /pointnav /gibson/v1/ | datasets/pointnav /gibson.yaml | 385 MB |
| Point goal navigation | MatterPort3D | pointnav_mp3d_v1.zip | data/datasets /pointnav /mp3d/v1/ | datasets/pointnav /mp3d.yaml | 400 MB |
| Object goal navigation | MatterPort3D | objectnav_mp3d_v0.zip | data/datasets /objectnav /mp3d/v0/ | datasets/objectnav /mp3d.yaml | 4 GB |
| Embodied Question Answering | MatterPort3D | eqa_mp3d_v1.zip | data/datasets /eqa/mp3d/v1/ | datasets/eqa /mp3d.yaml | 44 MB |
| Visual Language Navigation | MatterPort3D | vln_r2r_mp3d_v1.zip | data/datasets /vln/mp3d /r2r/v1 | datasets/vln /mp3d_r2r.yaml | 2.7 MB |



7 Habitat

- Differences w/ MP3D
- Unknown room vs Navigation graph
- Continuous navigating action vs Discrete graph node
- Imperfect navigation vs Teleport between nodes



Leave the bedroom, and enter the kitchen. Walk forward, and take a left at the couch. Stop in front of the window.

— smooth VLN-CE path
- - - - - VLN nav-graph hops

7 Habitat 2.0

- 100x speedup compared with 1.0
- Setup Home Assistant Benchmark for mobile manipulation
- More photo realistic



Figure 1: A mobile manipulator (Fetch robot) simulated in Habitat 2.0 performing rearrangement tasks in a ReplicaCAD apartment – (left) opening a drawer before picking up an item from it, and (right) placing an object into the bowl after navigating to the table. Best viewed in motion at <https://sites.google.com/view/habitat2>.

7 Habitat 2.0

62

- Multi-view camera observation
- Different object placement

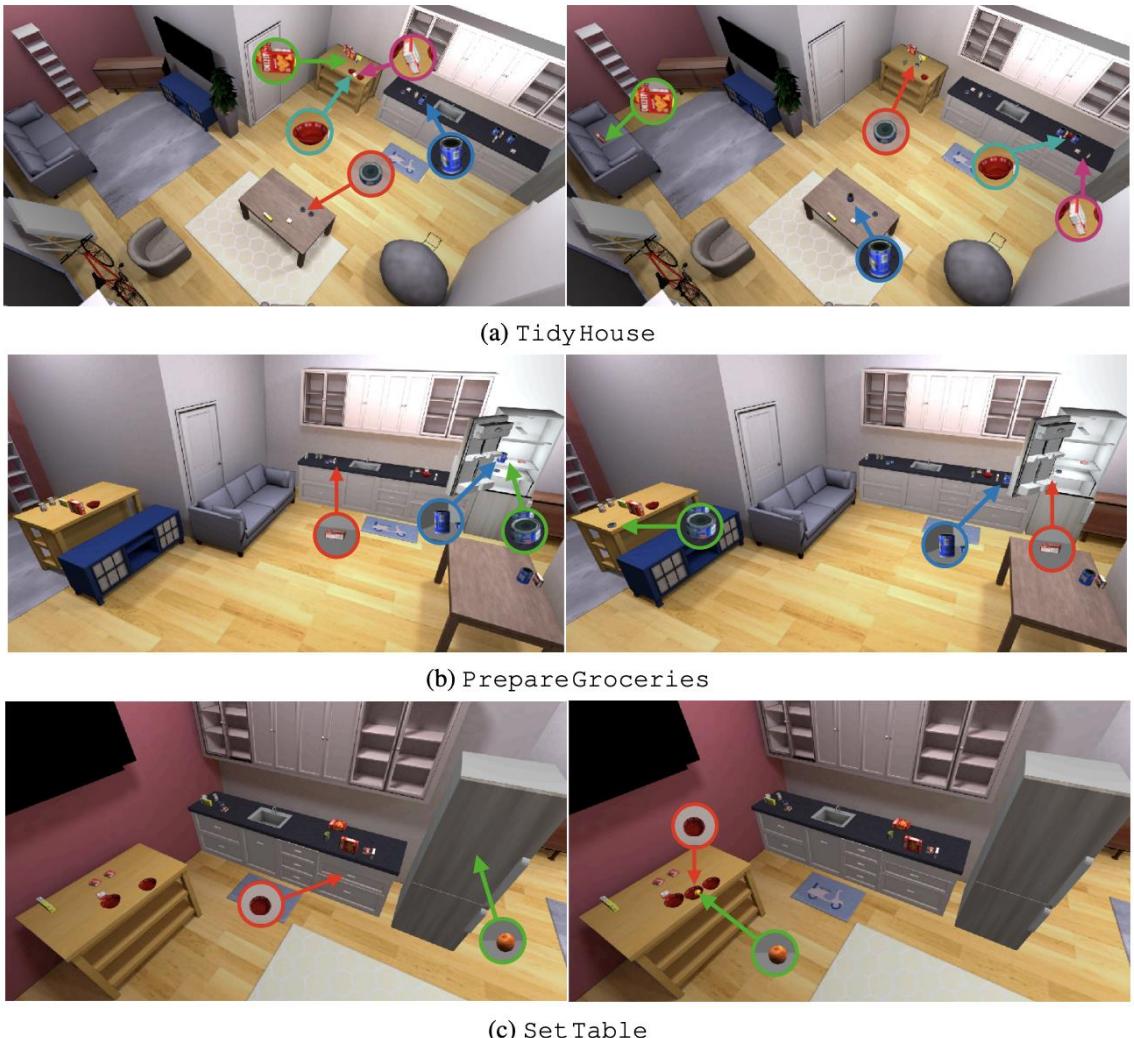


Figure 8: Example start and goal state for TidyHouse, PrepareGroceries, and SetTable. Left column: example starting state for tasks, right column: associated goal state color coded by object. Inset images and arrows denote the object start or goal position. Objects in Set Table start in the closed drawer and fridge.

7 Habitat 3.0

- Accurate humanoid Simulation
- Human-in-the-loop infrastructure

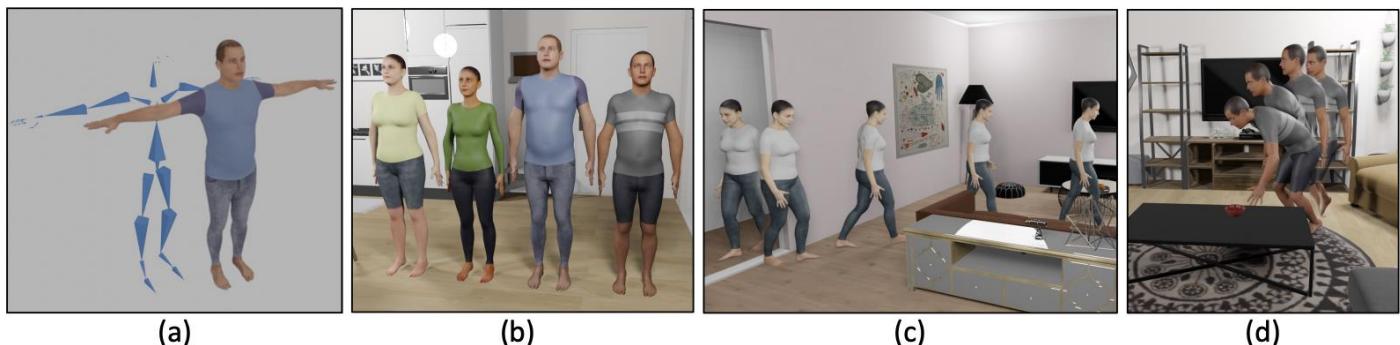
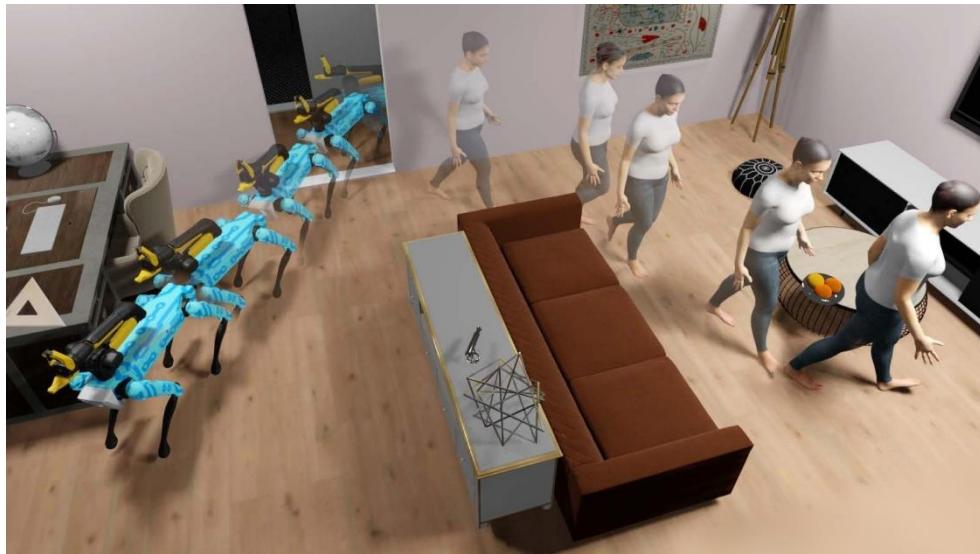


Figure 2: **Humanoid Avatars.** Visualization of the skeleton rig and skinned mesh (a). A subset of the sampled avatars featuring distinct genders, body shapes, and appearances (b). Simulation of realistic walking and reaching behaviors, which can adapt to different environment layouts (c,d).

7 Habitat 3.0

64

- Heterogeneous robots



Simulation



Real

- Example scenes



7 Habitat 3.0

- Human Robot Interaction Example

— Humanoid path — Spot path ⚘ Object start pos. ⚡ Target pos.

