

硕 士 研 究 生 读 书 报 告



题目 三维动画与交互技术读书报告

作者姓名 毋从周

作者学号 22051195

指导教师 李启雷

学科专业 软件工程

所在学院 软件学院

提交日期 二○二○年12月

Analysis On Simulation Environments in Interactive Scenes

A Dissertation Submitted to

Zhejiang University

in partial fulfillment of the requirements for

the degree of

Master of Engineering

Major Subject: Software Engineering

Advisor: ×××

By

Wu Congzhou

Zhejiang University, P.R. China

2020

摘要

本文重点探究了计算机仿真领域的一项前沿应用，即一个大型完全可交互的室内模拟环境iGibson。随着近年来人工智能领域的发展，计算机仿真技术由于能提供节约成本的逼真的安全的模拟环境而越来越受到关注。本文首先详细介绍了室内场景模拟环境的发展历程，然后介绍了iGibson模拟环境的诸多特性，最后介绍作者如何通过实验验证这些特性令人信服。

**关键词**：计算机仿真，计算机图形学，人工智能

Abstract

This paper focuses on exploring one of the leading applications in computer simulation field, namely, a large, fully interactive indoor simulation environment iGibson. With the development of artificial intelligence in recent years, computer simulation technology has attracted more and more attention because it can provide cost saving realistic and safe simulation environment. This paper first introduces the development history of indoor scene simulation environment in detail, then introduces many features of iGibson simulation environment, and finally introduces how the author verifies these features convincingly through experiments.

**Keywords：**computer simulation, computer graphics, artificial intelligence

1 引言

随着深度学习、强化学习技术的发展，人工智能对人工智能体（interactive agents）训练的需求越来越明显，以无人驾驶为例，在现实环境中进行训练与评测消耗大量资金与人力，安全性也难得到保证，而通过计算机模拟的方式，极大的降低了成本，也消除了安全隐患，还可以通过一些技术加快训练速度，可谓一举三得。近几年，仿真模拟环境技术就在这样的环境下受到了越来越多的关注，在各个领域的人工智能研究的模拟环境也应运而出。

本文将介绍在室内模拟环境研究领域的一项前沿项目iGibson模拟环境。从大体上说，相比之前训练人工智能体的模拟环境，它有这些新特性：

1. 拥有15个视觉真实的完全可交互的场景，这些场景像真实世界的室内环境一样，摆放有家具和其他的人造物体模型，且带有材质和动态属性。
2. 能够从CubiCasa5K和3D-Front中获取模型，这样可以获得多余8000种交互室内场景。
3. 可以获取多种虚拟仿真的感应器信号，包括：基于物理渲染的高质量RGB图像、深度图像、1束和16束虚拟LiDAR信号、基于语义分割或实例分割或材质分割的图像、光流和场景流图以及表面法线图等。
4. 能够通过视觉贴图、动态特性和物体实例的变化产生无穷无尽的环境多样性。
5. 还为用户提供了人机接口（Human-computer interface）可以方便用户与场景进行各种物理交互操作。
6. 整合有基于采样的动作规划器来加速机器人的2D寻路和机械臂的3D交互。

下面将详细介绍相关内容。

**2 模拟环境现状介绍**

物理引擎与模拟环境技术在近些年都有长足的发展，不过，人们常常把二者的概念混淆，这里详细介绍一下二者的关系。

物理引擎（physics simulator）是通过计算机计算，对不同物理行为对物理环境产生的物理影响的模拟。（例如，当一个物体被施加力后会发生怎样的运动，或者当液体被倒出时对于一束水流粒子的模拟）。而模拟环境（simulation environment）是一个整体框架，包含多个元件：物理引擎、渲染引擎、模型（包括场景、物体、机器人）等。我们可以用模拟环境模拟一个给定的任务，并用它来研究其解决方案。

目前模拟环境已经被用于许多领域仿真工作中，比如在自动驾驶[2]、飞行器飞行[3]以及其他一些机械运动模拟中。大多数有关机械臂操纵的仿真环境都是基于Bullet或者MuJoCo物理引擎模拟物理行为，用物理引擎自带的或者Unity插件作为渲染器。不同于这些机械臂仿真系统，iGibson有着更加广阔的活动范围——15个完全可交互的场景。

而在与iGibson类似的室内模拟环境中，细节上也有很大不同。首先说说iGibson的前驱Gibson[4]，它包含1400多个三维重建的与真实世界相仿的室内模拟环境，虽然它集成了PyBullet作为物理引擎，但每个场景完全是一个整体的刚体，这使得智能体只能在其中导航而不能与环境进行交互。而最近的一些工作在原先的整体三维重建模型中切割掉一部分，换之以可交互的三维模型，这就使模拟环境有了一定的可互动性。AI2Thor[5]等在互动性上更进一步，它的主要交互模式是提前设定好的单独动作，可交互物体被绑定有可交互的动作，当人工智能体足够靠近某可交互物体且该物体处于正确的状态时，人工智能体就可以选择一个预设的动作，然后可交互物体就转移到另一个状态。

iGibson模拟环境要达到的目标是更加逼真的交互场景，能让人工智能体在模拟环境中得到更贴近于真实的训练，为了做到这些，主要归功于iGibson模拟环境的以下特性。

**3 IGIBSON模拟环境特性**

这一部分详细介绍iGibson模拟环境的特性，是这些特性支持iGibson为人工智能体的室内导航和机械操作活动创造出一个适用于多种感应方式的鲁棒的完整架构。

A. 模拟环境的宏观构架

从宏观上来看，iGibson模拟环境采用与OpenAI Gym[6]相似的构架，环境由一个配置文件指定，对于每一个配置文件，iGibson可以生成一个环境（Environment），每个环境包括一个任务（Task）和一个模拟器（Simulator），每个模拟器包含一个场景（Scene），场景中包含一系列物体（Object）和一个或者多个机器人（Robot），模拟器还包含一个渲染器（Render）来渲染场景。

B. 完全可交互的场景

iGibson模拟环境的另一个特性是它完全可交互的场景。iGibson提供了15个视觉真实的完全可交互的场景，这些场景是通过真实室内环境采用三维重建技术获得的。而且场景中的物体是完全可交互的，而不是只把一部分室内物体模型分割出来换成可交互模型，这样做就可以避免三维重建产生的噪声和模型分割产生的异常不连续。

场景生成过程可以分为两步，首先将场景中的不同物体划分开来，如分离出地板、墙体、门、窗户等，然后给每个划分出的物体指定3D范围边框（代表这个区域放置该物体）和语义标签（便于获取物体的分类）。在iGibson项目中就分了57种不同的类别，包括不同的家具，如门、椅子、桌子、柜子等，和其他一些物体，如植物、电脑等。上面划分的3D边框范围反应了物体在真实空间的分布位置，而不同的类别标签使得我们可以向3D边框中填充同种类的不同细节的物体，这样做就大大增加了场景的随机性。此外，场景还根据基于物理的渲染方式（physics-based rendering）烘焙环境物体的光照效果来获得高品质仿真。

其中，场景中的模型来自ShapeNet，PartNet Mobility和SketchFab，不过进行了照片真实感材质处理，而且该模拟环境兼容CubiCasa5K和3D-Front，可以从中获得额外的海量模型。

C. 多样的虚拟传感器

iGibson模拟环境场景提供了多种高仿真的传感器信号来帮助机器人训练。首先是基于物理渲染的图像，采用考虑材质的粗糙度、金属感、表面法线等信息的BRDF光照模型还原场景；现实世界一些机器人配备有雷达探测器侦测障碍物，iGibson中提供了1束和16束的雷达仿真信号，而且加入了简单的噪声系统模仿现实中雷达信号不能正常返回的情况；此外还有基于语义分割或实例分割或材质分割的图像等，可以帮助计算机视觉领域研究进行训练。

D. 足够的随机性

在人工智能领域的研究中，人工智能体需要有足够的泛化（generalization）能力来应对现实事件中出现的诸多的不确定性。当模型在物体布置越多种多样的环境中越有可能变得鲁棒性好，有泛化能力，iGibson通过下面两点来帮助机器人提高泛化能力。首先，上文也有提到，在场景初始化时对于不同标签的3D框架填充类别相同细节不同的物体，这样就会产生近乎无穷种组合方式，在位置不变的情况下，场景的深度信息和雷达信息将会有很大的不同，这将有助于模型的训练；其次，室内场景的物体表面材质也可以随机选择，这将产生不同的光照效果，在基于物理渲染的RGB图像中会产生很大的不同。

E. 动作规划系统

动作规划器让机器人能方便的在场景中无碰撞寻路，也能为机械臂提供无碰撞的动作规划。iGibson中采用了最近流行的基于采样的动作寻路算法：RRT（rapid growing random trees）、BiRRT和lazyPR（lazy probabilistic road-maps），而且采用acceleration-bounded shortcuts算法减小规划器产生过于复杂路径的可能。

F. 人机交互界面

iGibson也提供了方便用户操控机器人训练的人机交互窗口，这有利于评估任务的困难度和可行性，也可以为场景调整更好的初始状态，还可以生成示例用于模仿学习。

**4 相关实验**

为了测试iGibson模拟环境的诸多特性能否很好的帮助AI智能体进行训练，作者提出了以下四个实验。

A. 测试随机性对视觉导航泛化能力的帮助

为了测试模型形状和材料的随机特性是否能帮助机器人在未知场景更好表现，作者在启用随机功能与不用该功能的环境中采用基于视觉的强化学习方法进行实验。

首先我们给机器人布置PointGoal任务来测试，机器人需要通过获取视觉深度图来躲避碰撞，强化学习的观察参数（observation）包括深度图、机器人的线速度与角速度以及在机器人参考构架中的目标位置等。路径由模拟环境自带的动作规划器的一种来计算，这里机器人预先知道的环境信息只有房间的布局，而没有物体的摆放位置，所以机器人主要靠深度图寻路避开障碍物。当机器人靠近指定目的地0.36m以内就算成功（0.36m是机器人的尺寸）。强化学习的奖励（reward）由于目标的地平线距离定义，而发生碰撞将会得到惩罚。另一种实验与之类似，不过观察参数只有RGB图像，然后用语义分割图像计算奖励，但不把他们作为策略（policy）的输入。

实验结果指出两种方式在随机功能引入后都有泛化性能的提升。

B. 基于雷达的点到点的寻路测试

这部分的实验主要测试其他的一些虚拟传感器，如虚拟雷达传感器，并且测试在模拟环境中的策略能不能不加适应的应用到真实世界中。强化学习策略的观察参数有：雷达感应器信号、机器人的线速度和角速度以及在机器人参考构架中的目标位置。为了能测试从虚拟世界到现实世界的迁移，专门搭建了一个与iGibson模拟环境完全一样的真实环境，当机器人在虚拟环境中根据

实验结果是达到33%的成功率，而在现实世界中的相同场景则是24%的成功率。大多数的失败情况下，在虚拟环境中和现实环境中机器人的起始和结束位置也是相同的，所以这可以证明iGibson模拟环境中的雷达信号足够真实。

C. 模仿学习：人类操作演示

在第三组实验中，我们来评估人机交互界面的可用性，即能否有效地收集模仿学习的演示数据。我们收集了50个拿取并放置物体操作的演示，即一个拿取一个马克杯放进刷洗池的操作。这些操作是通过用户使用人机接口获得，获取每个实例不需要超过15s，我们把他们以成对的方式保存，即物体的状态和物体下一步被期望的动作。我们在这个过程中将使用20种不同的马克杯模型。实验结果获得了98%的成功率，说明模拟环境人机接口能很好的帮助机器人训练。

D. 在完全交互场景下的预训练

在第四组也是最后一组实验中，我们评估了使用iGibson的完全交互场景来学习与不同物体交互产生的中间视觉表示（intermediate visual representation）的潜力。这样的中间视觉表示可以用于加速机器人操作任务的学习速度，因为大多数操作任务需要人工智能体将视觉观察与交互区域相关联，以改变场景的状态来实现操作目标。

为了学习到这样的表达方式，我们让一个人工智能体与场景中的随机点交互，并学习预测这些交互的结果。比如，我们选择人工智能体视觉图像中的一个像素点，把像素点的相对于图像的位置对应到空间中物体表面一点对于物体的位置上，然后获取物体表面法线，沿法线相反方向施加一个最大为60N的力。如果能获得一个10cm的移动效果则视为成功。然后按照上述的方法在每个场景中的4000个位置每个位置随机10个样本点施加推力，将得到的成功与失败数据通过基于U-Net的视觉方法预测出是否可互动热力图。

然后我们分别训练两个策略网络来达成两个操作任务，一个是推抽屉，另一个是推柜子。我们的目标是关上抽屉或柜子，输出是获得合适的互动（推动）点以方便动作规划器生成机器人手臂动作。实验使用DQN算法，上一步生成的热力图用来帮助生成Q表。

结果可见热力图在靠近门的边缘的一侧的强度大于门铰链一侧的强度，而且关闭的柜门被估计为不能推动。然后从两个训练任务中可以看到，这样的预训练确实可以加速人工智能体的训练。

**5 小结**

通过对iGibson, a Simulation Environment for Interactive Tasks in Large Realistic Scenes这篇论文的阅读与学习，我们看到了室内模拟环境的发展，从简到繁，环境逐渐变得越来越逼真的同时，交互性能也越来越强，使得人工智能的从业者能够用更低的成本，更快速地训练出智能可靠的机器人。我们也看到作者用了缜密的实验对模拟环境的各种特性进行测试，令人信服。再从整个计算机仿真领域看，基于计算机图形学的计算机仿真应用有着光明的前景，必将在未来为人类发展做出更多贡献，就让我们拭目以待吧。

参考文献

[1]B. Shen, F. Xia, C. Li, R. Martin-Martin, L. Fan, G. Wang, S. Buch, C. D’Arpino, S. Srivastava, L. P. Tchapmi, M. E. Tchapmi, K. Vainio, L. Fei-Fei, S. Savarese. iGibson, a Simulation Environment for Interactive Tasks in Large Realistic Scenes. In arXiv:2012.02924v2, 2017.

[2]A. Dosovitskiy, G. Ros, F. Codevilla, A. Lopez, and V. Koltun. CARLA: An open urban driving simulator. In Proc. of the 1st Annual Conference on Robot Learning, pages 1–16, 2017.

[3]S. Shah, D. Dey, C. Lovett, and A. Kapoor. Aerial Informatics and Robotics platform. Technical Report MSR-TR-2017-9, Microsoft Research, 2017.

[4]F. Xia, A. R. Zamir, Z. He, A. Sax, J. Malik, and S. Savarese, “Gibson env: Real-world perception for embodied agents,” in Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018.

[5]E. Kolve et al., “Ai2-thor: An interactive 3d environment for visual ai,” arXiv preprint arXiv:1712.05474, 2017.

[6]G. Brockman, V. Cheung, L. Pettersson, J. Schneider, J. Schulman, J. Tang, and W. Zaremba, “Openai gym,” arXiv preprint arXiv:1606.01540, 2016.