# A Survey of Embodied AI: From Simulators to Research Tasks

Jiafei Duan, Samson Yu, Hui Li Tan, Hongyuan Zhu, Cheston Tan

https://arxiv.org/abs/2103.04918

# 摘要

从“互联网人工智能”时代到“具体化人工智能”时代，人工智能算法和代理不再从主要来自互联网的图像、视频或文本数据集中学习，这是一个新兴的范式转变。相反，它们通过与环境的互动，从一种类似于人类的以自我为中心的感知中学习。因此，对嵌入式人工智能模拟器的需求大幅增长，以支持各种嵌入式人工智能研究任务。对嵌入式人工智能日益增长的兴趣有利于对通用人工智能(AGI)的更大追求，但目前还没有对这一领域进行当代和全面的调查。本文旨在为**具身智能**领域提供一个百科全书式的概述，从其模拟器到其研究。通过评估我们提出的七个特征的九个当前嵌入AI模拟器，本文旨在了解**模拟器在嵌入AI研究中使用的规定及其局限性**。最后，本文综述了嵌入人工智能的**三个主要研究任务——视觉探索、视觉导航和嵌入问答(QA)**，涵盖了最先进的方法、评估指标和数据集。最后，通过调查该领域揭示的新见解，本文将为任务模拟器的选择提供建议，并为该领域的未来方向提出建议。

# Introduction

Embodied AI is the belief that true intelligence can emerge from the interactions of an agent with its environment.

但就目前而言，具身人工智能是将视觉、语言和推理等传统智能概念整合到人工化身中，以帮助解决虚拟环境中的人工智能问题。

评估具身导航的综述论文:OnEvaluation ofEmbodied Navigation Agents, 2018(https://arxiv.org/abs/1807.06757)

This paper covers the following nine embodied AI simulators that were developed over the past four years: **DeepMind Lab** [12], **AI2-THOR** [13], **CHALET** [14], **VirtualHome** [15], **VRKitchen** [16], **Habitat-Sim** [17], **iGibson** [18], **SAPIEN** [19], and **ThreeDWorld** [20].（所选择的模拟器是为通用智能任务设计的，不像游戏模拟器，它只用于训练强化学习代理。这些嵌入的AI模拟器在计算机模拟中提供真实世界的逼真表示，主要采用房间或公寓的配置，为环境提供某种形式的约束。这些模拟器中的大多数至少包含一个物理引擎、Python API和可以在环境中控制或操纵的人工代理。）

**DeepMind Lab**：https://deepmind.google/discover/blog/open-sourcing-deepmind-lab/

**AI2-THOR**：AI2-THOR: An Interactive 3D Environment for Visual AI、https://arxiv.org/abs/1712.05474

**CHALET**：CHALET: Cornell House Agent Learning Environment、https://arxiv.org/abs/1801.07357

**VirtualHome**：VirtualHome: Simulating Household Activities via Programs、https://arxiv.org/abs/1806.07011

**VRKitchen**：VRKitchen: an Interactive 3D Virtual Environment for Task-oriented Learning、https://arxiv.org/abs/1903.05757

**Habitat-Sim**：Habitat: A Platform for Embodied AI Research、https://arxiv.org/abs/1904.01201

**iGibson**： Interactive Gibson Benchmark (iGibson 0.5): A Benchmark for Interactive Navigation in Cluttered Environments、https://arxiv.org/abs/1910.14442

**SAPIEN**： SAPIEN: A SimulAted Part-based Interactive ENvironment、https://arxiv.org/abs/2003.08515

**ThreeDWorld**：ThreeDWorld: A Platform for Interactive Multi-Modal Physical Simulation、https://arxiv.org/abs/2007.04954

**Focus on:**

**visual exploration（视觉探索）, visual navigation（视觉导航）and embodied QA（嵌入式QA）**：(视觉探索是视觉导航中非常有用的组件，用于现实情境，而具体化的QA则进一步涉及建立在视觉和语言导航之上的复杂QA功能。)

# SIMULATORS FOR EMBODIED AI

## A:Embodied AI Simulators

各Simulator对比

TABLE I

SUMMARY OF EMBODIED AI SIMULATORS. ENVIRONMENT: GAME-BASED SCENE CONSTRUCTION (G) AND WORLD-BASED SCENE CONSTRUCTION (W). PHYSICS: BASIC PHYSICS FEATURES (B) AND ADVANCED PHYSICS FEATURES (A). OBJECT TYPE: DATASET DRIVEN ENVIRONMENTS (D) AND OBJECT ASSETS DRIVEN ENVIRONMENTS (O). OBJECT PROPERTY: INTERACT-ABLE OBJECTS (I) AND MULTI-STATE OBJECTS (M). CONTROLLER: DIRECT PYTHON API CONTROLLER (P), VIRTUAL ROBOT CONTROLLER(R) AND VIRTUAL REALITY CONTROLLER (V). ACTION: NAVIGATION (N), ATOMIC ACTION (A) AND HUMAN-COMPUTER INTERACTION (H). MULTI-AGENT: AVATAR-BASED (AT) AND USER-BASED (U). THE SEVEN FEATURES CAN BE FURTHER GROUPED UNDER THREE SECONDARY EVALUATION FEATURES; REALISM, SCALABILITY AND INTERACTIVITY.

| Year | Embodied AI Simulator | Environment (Realism) | Physics (Realism) | Object Type (Scalability) | Object Property (Interactivity) | Controller (Interactivity) | Action (Interactivity) | Multi-agent (Interactivity) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 2016 | DeepMind Lab | G | - | - | - | P, R | N | - |
| 2017 | AI2-THOR | G | B | O | I, M | P, R | A, N | U |
| 2018 | CHALET | G | B | O | I, M | P | A, N | - |
| 2018 | VirtualHome | G | - | O | I, M | R | A, N | - |
| 2019 | VRKitchen | G | B | O | I, M | P, V | A, N, H | - |
| 2019 | Habitat-Sim | W | - | D | - | - | N | - |
| 2019 | iGibson | W | B | D | I | P, R | A, N | U |
| 2020 | SAPIEN | G | B | D | I, M | P, R | A, N | - |
| 2020 | ThreeDWorld | G | B, A | O | I | P, R, V | A, N, H | AT |

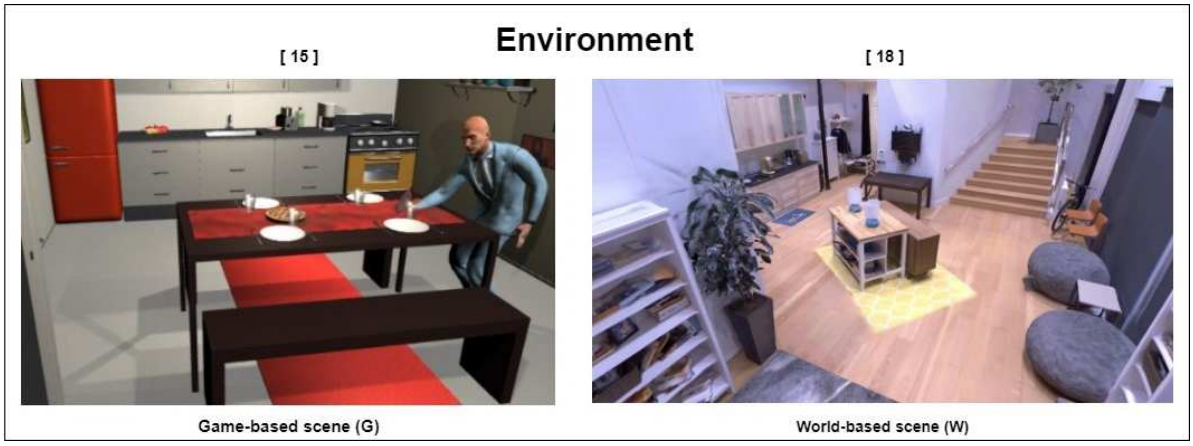
TABLE II

COMPARISON OF EMBODIED AI SIMULATORS IN TERMS OF ENVIRONMENT CONFIGURATION, SIMULATION ENGINE, TECHNICAL SPECIFICATION, AND RENDERING PERFORMANCE.

| Embodied AI Simulator | Environment Configuration | Simulation Engine | Technical Specification | Rendering Performance |
|---|---|---|---|---|
| DeepMind Lab | Customized environment | Quake II Arena Engine | 6-core Intel Xeon CPU and an NVIDIA Quadro K600 GPU | 158 fps/thread |
| AI2-THOR | 120 rooms, 4 categories | Unity 3D Engine | Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2620 v4 and NVIDIA Titan X | 240 fps/thread |
| CHALET | 58 rooms, 10 houses | Unity 3D Engine | - | - |
| VirtualHome | 6 apartments with multiple jointed rooms | Unity 3D Engine | - | Customized frame rate |
| VRKitchen | 16 kitchens | Unreal Engine 4 | Intel(R) Core(TM) i7-7700K processor and NVIDIA Titan X | 15 fps/thread |
| Habitat-Sim | Mutiple datasets | - | Xeon E5-2690 v4 CPU and Nvidia Titan Xp GPU | 10,000 fps/thread |
| iGibson | Gibson V1 | - | Modern GPU | 1000 fps/thread |
| SAPIEN | Customized environment | PhysX Physical engine and ROS | Intel i7-8750 CPU and an Nvidia GeForce RTX 2070 GPU | 700 fps/thread |
| ThreeDWorld | Customized environment | Unity 3D Engine | Intel i7-7700K GPU: NVIDIA GeForce GTX 1080 | 168 fps/thread |

## 七项评估特征

### 环境(Environment):

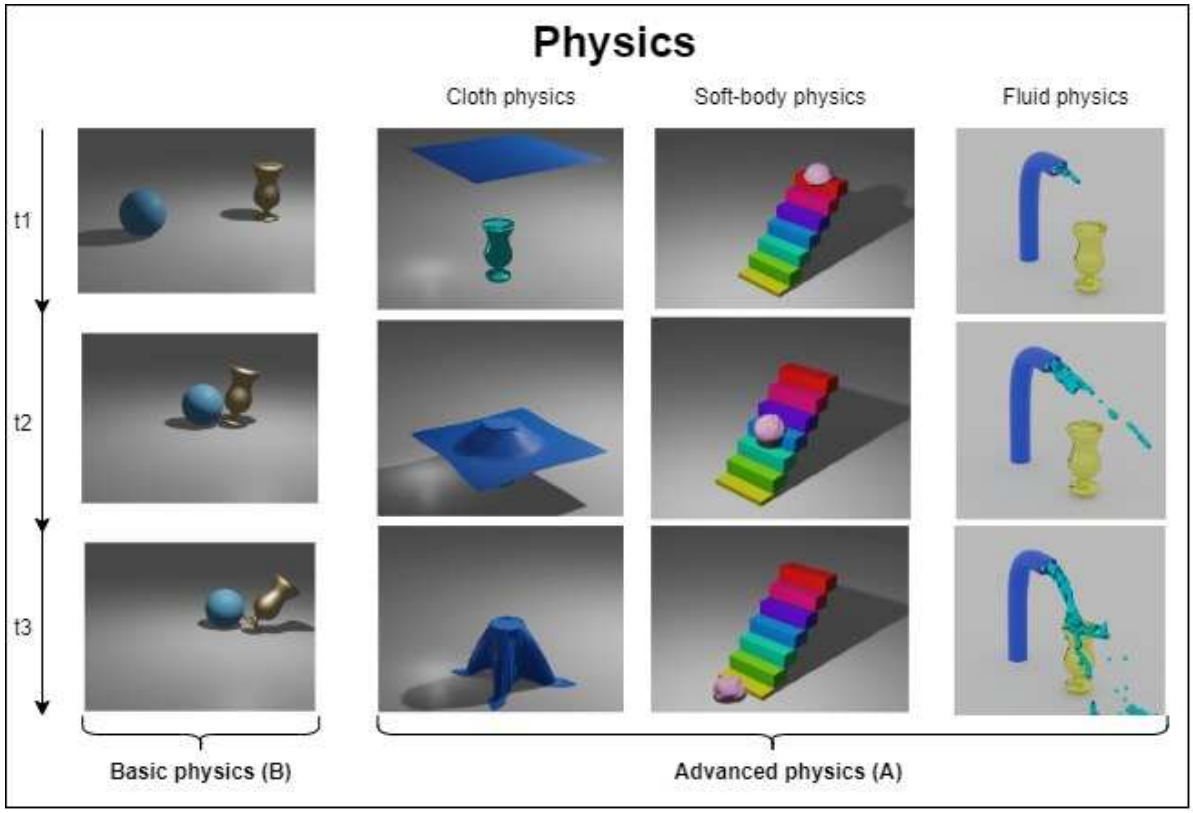



game-based scene construction (G) and world-based scene construction (W).

G:3D建模得到的。

W:基于世界的场景是通过对物体和环境的真实扫描来构建的。

## 物理学(Physics):



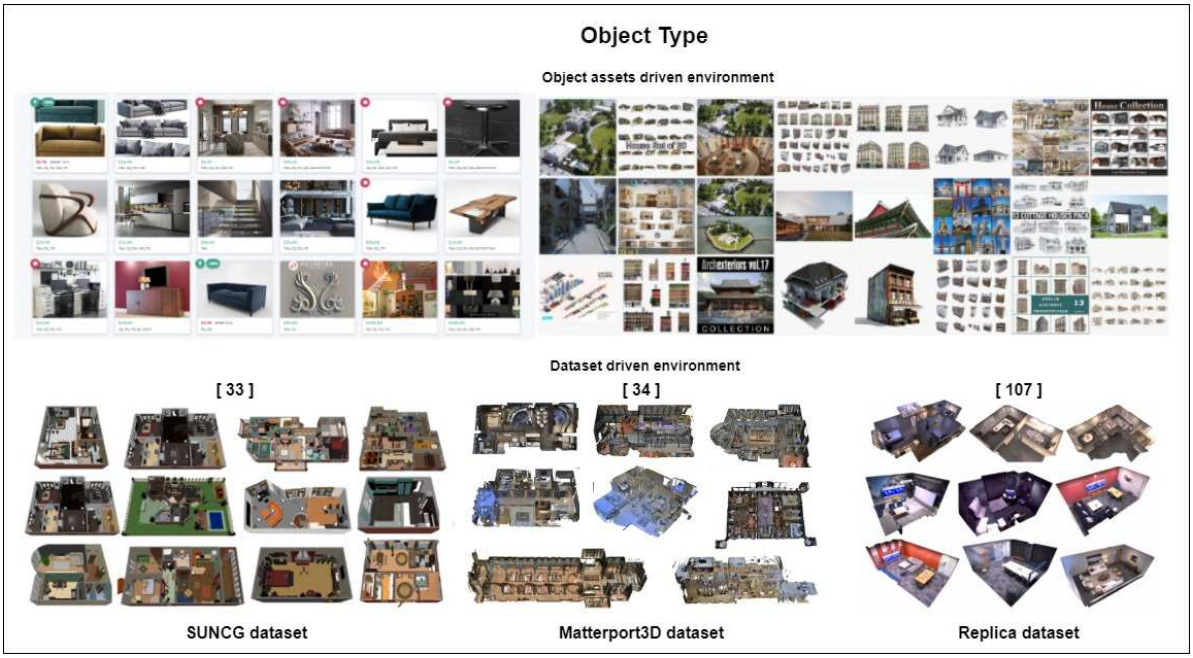

构建真实的环境、在代理和对象之间或对象和对象之间构建真实的交互，以模拟真实世界的物理属性。

basic physics features (B) and advanced physics features (A)

B:碰撞(collision)、刚体动力学(rigid-body dynamics)、重力建模(gravity modelling)

A:布(cloth)、流体(fluid)、软体物理(soft-body physics)

## 物体类型(objectType):




数据集驱动环境：其中的物体主要来自现有的物体数据集。

SUNCG、Matterport3D、Cibson等

资产驱动环境：其中的物体来自网络

Unity 3D、游戏资产

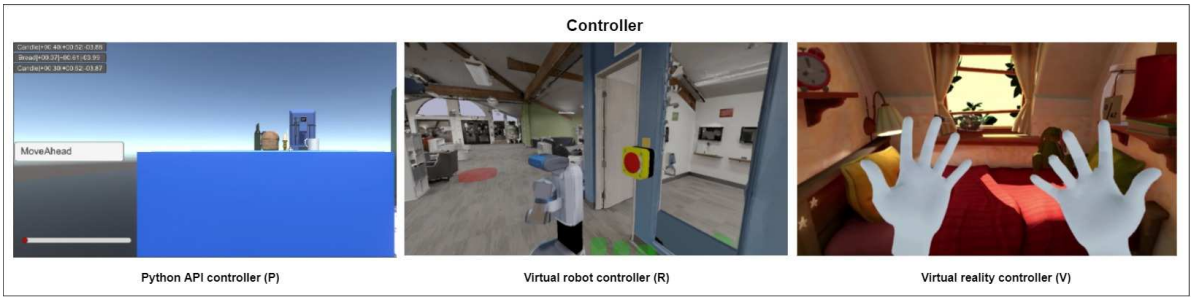
然而，在资产驱动对象中，要保证3D对象模型的质量比在数据集驱动对象中更难。根据我们的回顾，基于游戏的嵌入AI模拟器更有可能从资产存储中获取它们的对象数据集，而基于世界的模拟器则倾向于从现有的3D对象数据集中导入它们的对象数据集。

## 物体属性(Object Property)：

一些模拟器只启用具有碰撞等基本交互性的对象。高级模拟器使对象具有更细粒度的交互性，例如多状态更改。

具有可交互物体(interact-able objects，I)
多状态物体(multiple-state objects，M)

## 控制器(Controller)：




用户与模拟器之间有不同类型的控制器接口，从直接 Python API控制器(P)，虚拟机器人控制器(R)到虚拟现实控制器(V)。具身机器人允许与现有的现实世界机器人(如 Universal Robot5(UR5)和TurtleBot V2)进行虚拟交互，并可直接使用 ROS 界面进行控制。

## 行动(Action)：

本文将它们分为机器人操作的三个层次:导航(N)、原子动作(A)和人机交互(H)。

导航(Navidatior)：
导航是最底层，是所有具身人工智能模拟器的共同特征[38]。它由智能体在虚拟环境中的导航能力定义。

原子动作(atomicaction，A):
原子动作为人工智能智能体提供了对感兴趣的物体进行基本离散操作的手段，在大多数人工智能模拟器中都能找到。

人机交互(human-computerinteraction，H):
人机交互是虚拟现实控制器的成果，因为它能让人类控制虚拟智能体与模拟世界实时学习和互动.

## 多智能体(Multi-agent)：

目前涉及多agent强化学习的研究很少。只有AI2-THOR, iGibson和ThreeDWorld等少数模拟器配备了多agent设置。

基于强化学习的多机器人训练：目前仍在OpenAI Gym环境中进行

第一个是ThreeDWorld中的基于化身(AT)的多代理，它允许人工代理和模拟化身之间的交互。
第二种是AI2- THOR中的基于用户(user-based, U)的多智能体，它可以扮演双重学习网络的角色，通过与仿真中的其他人工智能体交互来学习，以完成共同的任务。

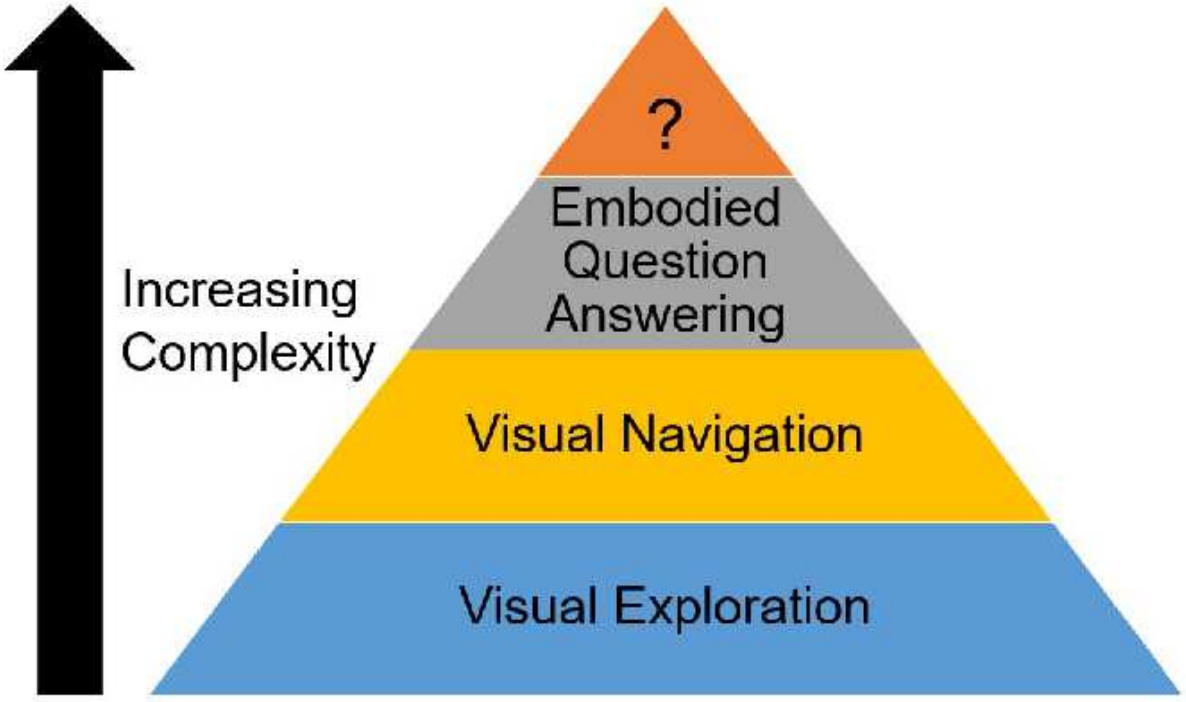
# B:Comparison of Embodied AI Simulators

**真实性**：指的是模拟器中3D环境的逼真程度，包括环境的物理外观和物理特性的模拟。

**可扩展性**：描述了模拟器中3D环境的扩展能力，可以通过采集更多的真实世界3D扫描数据或购买更多3D资产来实现。

**互动性**：涉及到物体属性、控制器、动作和多智能体的交互，这些因素直接影响模拟器中的交互体验。

# RESEARCH IN EMBODIED AI




具身智能研究任务的三大类型是视觉探索、视觉导航和具身QA。我们将把重点放在这三种任务上，因为大多数现有的具身人工智能论文都集中在这些任务上，或者利用为这些任务引入的模块来为更复杂的任务（如视听导航）建立模型。从探索到QA，任务的复杂性不断增加。我们将先从视觉探索开始，然后是视觉导航，最后是体现式QA。如图 5 所示，这些任务中的每一个都是下一个任务的基础，形成了一个具身人工智能研究任务的金字塔结构，进一步表明了具身人工智能的自然发展方向。我们将重点介绍每个任务的重要方面，从摘要、方法、评估指标到数据集。这些任务的详细信息见表。

TABLE III
SUMMARY OF EMBODIED AI RESEARCH TASKS. EVALUATION METRIC: AMOUNT OF TARGETS VISITED (ATV), DOWNSTREAM TASKS (D), SUCCESS WEIGHTED BY PATH LENGTH (SPL), SUCCESS RATE (SR), PATH LENGTH RATIO (PLR), ORACLE SUCCESS RATE (OSR), TRAJECTORY/EPISODE LENGTH (TL / EL), DISTANCE TO SUCCESS / NAVIGATION ERROR (DTS / NE / $d_T$), GOAL PROGRESS (GP / $d_\Delta$), ORACLE PATH SUCCESS RATE (OPSR), SMALLEST DISTANCE TO TARGET AT ANY POINT IN AN EPISODE ($d_{min}$), PERCENTAGE OF EPISODES AGENT ENDS NAVIGATION FOR ANSWERING BEFORE MAX EPISODE LENGTH ($\%stop$), PERCENTAGE OF QUESTIONS AGENT TERMINATES IN THE ROOM CONTAINING THE TARGET OBJECT ($\%r_T$), PERCENTAGE OF QUESTIONS WHERE THE AGENT ENTERS THE ROOM CONTAINING THE TARGET OJECT AT LEAST ONCE ($\%r_e$), INTERSECTION OVER UNION FOR TARGET OBJECT (IOU), HIT ACCURACY BASED ON IOU ($h_T$), MEAN RANK OF THE GROUND-TRUTH ANSWER IN QA PREDICTIONS (MR) AND QA ACCURACY (ACC).

| Task | Method / Category | Publication | Year | Simulator | Dataset | Evaluation Metric |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Visual Exploration | Curiosity | Chaplot et al. [43] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | ATV |
| | Coverage | Chaplot et al. [44] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | ATV, D |
| | Reconstruction | Ramakrishnan et al. [45] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | ATV, D |
| | | Ramakrishnan et al. [22] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D | ATV, D |
| | | Narasimhan et al. [46] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D | ATV, D |
| Visual Navigation | Point Navigation | Wijmans et al. [47] | 2019 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | SPL, SR |
| | | Georgakis et al. [48] | 2019 | Habitat-Sim | Matterport3D | SR, PLR |
| | | Ye et al. [49] | 2020 | Habitat-Sim | Gibson V1 | SPL, SR |
| | | Chaplot et al. [44] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | SPL, SR |
| | | Ramakrishnan et al. [45] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | SPL, SR |
| | | Ramakrishnan et al. [22] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D | SPL |
| | | Narasimhan et al. [46] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D | SPL, SR |
| | | Claudia, et al. [50] | 2020 | iGibson | Gibson V1 | SR |
| | Object Navigation | Wortsman et al. [51] | 2019 | AI2-THOR | - | SPL, SR |
| | | Campari et al. [52] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D | SPL, SR, DTS |
| | | Du et al. [53] | 2020 | AI2-THOR | - | SPL, SR |
| | | Chaplot et al. [54] | 2020 | Habitat-Sim | Matterport3D, Gibson V1 | SPL, SR, DTS |
| | | Shen et al. [55] | 2020 | iGibson | Gibson V1 | SR |
| | | Wahid et al. [56] | 2020 | - | Gibson V1 | SPL, SR |
| | Navigation with Priors | Yang et al. [57] | 2020 | AI2-THOR | - | SPL, SR |
| | Vision-and-Language Navigation | Anderson et al. [58] | 2018 | - | Room-to-Room | SR, OSR, TL, NE |
| | | Zhu et al. [59] | 2020 | - | Room-to-Room | SPL, SR, OSR, TL, NE |
| | | Zhu et al. [60] | 2020 | - | Cooperative Vision-and-Dialog Navigation | SR, OSR, GP, OPSR |
| Embodied Question Answering | Question Answering | Das et al. [61] | 2018 | - | EQA | $d_T$, $d_\Delta$, $d_{min}$, $\%r_T$, $\%r_e$, $\%stop$, MR |
| | | Das et al. [62] | 2018 | - | EQA | $d_T$, $d_\Delta$, Acc |
| | Multi-target Question Answering | Yu et al. [63] | 2019 | - | MT-EQA | $d_T$, $d_\Delta$, $\%r_T$, $\%stop$, IoU, $h_T$, Acc |
| | Interactive Question Answering | Gordon et al. [64] | 2018 | AI2-THOR | IQUAD V1 | EL, Acc |
| | | Tan et al. [65] | 2020 | AI2-THOR | IQUAD V1 | EL, Acc |

# A. Visual Exploration

在传统的机器人技术中，探索是通过被动或主动的同步定位和绘图(simultaneouslocalisation and mapping)但纯SLAM)来完成的，以建立环境地图。然后将该地图与定位和路径规划一起用于导航任务。SLAM 的研究非常深入粹的几,何方法仍有改进的余地。由于它们依赖于传感器，因此容易受到测量噪声的影响，需要进行大量的微调。另一方面，基于学习的方法通常使用 RCB和/或深度传感器，对噪声具有更强的鲁棒性。此外，视觉探索中基于学习的方法允许人工智能结合语义理解(如环境中的物体类型)，并以无监督的方式归纳其先前所见环境的知识，以帮助理解新环境。这就减少了对人类的依赖，从而提高了效率。

## (1)方法

视觉探索中的非基线方法通常被形式化为部分观察的马尔可夫决策过程（POMDP）[77]。 POMDP可以用 7 元组（S、A、T、R、Ω、O、γ）表示，其中状态空间 S、动作空间 A、转移分布 T 、奖励函数 R、观察空间 Ω、观察分布 O 和折扣因子 γ ∈ [0, 1]。一般来说，这些方法被视为 POMDP 中的特定奖励函数


## (2)评估指标

**访问的目标数量**：考虑了不同类型的目标，如区域[44]、[86]和有趣的对象[72]、[87]。访问的区域度量有一些变体，例如m的绝对覆盖面积m 2以及在场景中被探索的区域的百分比。

**对下游任务的影响**：视觉探索性能也可以通过其对视觉导航等下游任务的影响来衡量。

## (3)数据集

对于视觉探索，一些流行的数据集包括Matterport3D和Gibson V1。Matterport3D和Gibson V1都是逼真的RGB数据集，具有嵌入AI的有用信息，如深度和语义分割。

# B. Visual Navigation

在视觉导航中，智能体可在有或没有外部先验或自然语言指令的情况下，在二维环境中向目标导航。这项任务使用了许多类型的目标，如点，物体，图像和区域。本文重点讨论点和物体。它们可以进一步与感知输入和语言等规范相结合，从而构建出更复杂的视觉导航任务，如带有先验的导航、视觉与语言导航，甚至是具身QA(Embodied QA)。

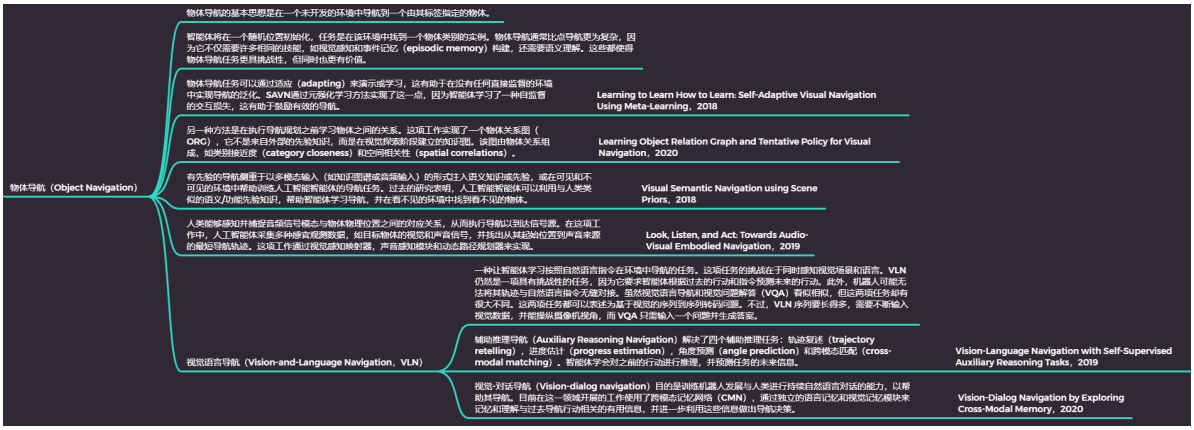
经典的导航方法通常由人工设计的子组件组成，如定位，映射，路径规划和运动。具身人工智能中的视觉导航旨在从数据中学习这些导航系统，以减少特定情况下的手工工程，从而便于与数据驱动学习方法(如QA)性能优越的下游任务整合。还有一些混合方法，旨在将两者的优点结合起来。基于学习的方法对传感器测量噪声的鲁棒性更强，因为它们使用RGB 和/感深度传感器，并能结合对环境的语义理解。此外，这些方法还能让智能体在无监督的情况下，将其对以前所见环境的了解用于帮助理解新环境，从而减少人力。

著名的挑战赛有icibson sim2Real challenge、Habitat Challenge 和 RoboTHOR Challenge.

## (1)方法

在点导航中，智能体的任务是导航到一个特定的点。


在物体导航中，智能体的任务是导航到一个特定类别的物体。




## (2)评估指标

1)(反归一化)路径长度加权成功率(success weighted by (normalized inverse) path length，SPL)
2)成功率
3)路径长度比(pathlength ratio)
4)成功距离/导航误差(distancetosuccess/naviqation error)

评估 VLN 智能体：
1)oracle success rate.即智能体沿轨迹停在离目标最近点的比率;
2)轨迹长度(trajectorylength)

视觉对话导航：
1)目标进度(goal progress):即智能体向目标位置前进的平均进度。
2)oracle path success rate,即智能体沿最短路径停在离目标最近点的成功率。
3)成功率。
4)oracle success rate。

## (3)数据集

Matterport3D和Gibson V1

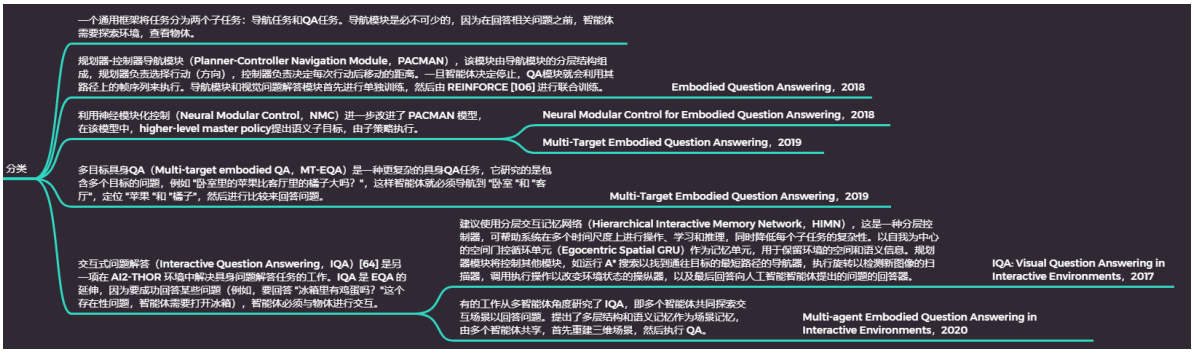
VLN 需要一种不同的数据集：Matterport3D模拟器的Room-to-Room(R2R)数据集

视觉对话导航：Cooperative Vision-and-Dialog Navigation(CVDN)数据集

# C. Embodied Question Answering

在物理具身状态下执行 QA，人工智能智能体需要具备广泛的人工智能能力，如视觉识别、语言理解、问题解答.常识推理、任务规划和目标驱动导航等。因此，具身问答可以说是目前具身人工智能研究中最繁重、最复杂的任务。

## (1)方法




## (2)评估指标

评估指标：具身QA和IQA涉及两个子任务：1) 导航，2) 问题解答，这两个子任务的评估基于不同的指标。

导航性能通过以下方面进行评估：

1）导航终止时与目标的距离，即导航误差 (dT)；
2）从初始位置到最终位置与目标距离的变化，即目标进度（dΔ）；
3）在整个事件（episode）中任何一点与目标的最小距离（dmin）；
4）在达到最大事件长度之前，智能体为回答问题而终止导航的事件百分比（%stop）；
5）智能体在包含目标物体的房间内终止导航的问题百分比（%rT）；
6）智能体至少有一次进入包含目标物体的房间的问题百分比（%re）；
7）目标物体交并比（IoU）；
8）基于 IoU 的命中精度（hT）；
9）事件长度（episode length），即轨迹长度（trajectory length）。
指标(1),(2)和(9)也用作视觉导航任务的评估指标。

QA性能通过以下方面进行评估：

1）真实答案在预测中的平均排名 (mean rank，MR)；
2）准确率。

## (3)数据集

EQA[61]数据集基于House3D，House3D是流行的SUNCG[33]数据集的一个子集，具有合成的房间和布局，类似于Replica数据集[107]。House3D 将 SUNCG 的静态环境转换为虚拟环境，在虚拟环境中，智能体可以在物理限制条件（如不能穿过墙壁或物体）下进行导航。为了测试智能体在语言基础、常识推理和导航方面的能力，[61] 使用 CLEVR [108] 中的一系列功能程序来合成有关物体及其属性（如颜色、存在性、位置和相对介词）的问题和答案。总共有 750 个环境中的 5,000 个问题，涉及 7 种独特房间类型中的 45 个独特物体。

对于 MT-EQA[63]，作者介绍了 MT-EQA 数据集，该数据集包含 6 种类型的组合问题，可比较多个目标（物体/房间）之间的物体属性（颜色、大小、距离）。

对于 IQA [64]，作者对一个大型数据集 IQUAD V1 进行了注释，该数据集由 75,000 道选择题组成。与 EQA 数据集类似，IQUAD V1 也有关于物体存在、计数和空间关系的问题。

# INSIGHTS AND CHALLENGES

- 见解：
  - 通过图6中的相互连接，我们发现模拟器对于研究任务的适用性。Habitat-Sim和iGibson支持视觉探索和各种视觉导航任务，表明高保真度的重要性。然而，一些模拟器由于其独特特性，使它们更适合非体验智能独立任务，如深度强化学习，目前并不连接到任何体验研究任务。尽管如此，它们仍符合被分类为体验智能模拟器的标准。
  - 对于体验问题回答和带先验的视觉导航等研究任务，需要体验智能模拟器具有多状态对象属性，这是由于这些任务的互动性质所决定的。因此，AI2-THOR无疑是首选的模拟器。最后，VLN是目前唯一不使用任何九个体验智能模拟器之一，而是使用Matterport3D模拟器的研究任务。这是因为以前的VLN工作不需要模拟器中的互动特性；因此Matterport3D模拟器足够。然而，随着VLN任务的进一步发展，我们可以预期VLN任务中需要互动性，因此需要使用体验智能模拟器。
- 挑战：
  - 在体验智能模拟器方面存在着现实主义、可扩展性和互动性等方面的挑战。现有的体验智能模拟器在功能性和保真度方面已经达到了一定水平，使它们与传统用于强化学习的模拟器有所区别。然而，尽管体验智能模拟器的差异性不断增加，但在现实主义、可扩展性和互动性等方面仍存在一些挑战。
  - 现实主义方面，模拟器的视觉保真度和物理特性是机器人社区追求的理想测试平台，如导航和交互任务。然而，缺乏同时具备基于世界场景和先进物理特性的体验智能模拟器。对于物理特性，需要具有先进物理特性的体验智能模拟器，以提供训练体验智能代理执行具有复杂物理交互的任务的理想测试平台。然而，目前只有一个符合这一标准的模拟器，即ThreeDWorld。因此，缺乏具有布料、流体和软体物理等先进物理特性的体验智能模拟器。我们相信，3D重建技术和物理引擎的进步将提高体验智能的现实主义水平。
  - 可扩展性方面，与从众包或互联网轻松获取的基于图像的数据集不同，收集大规模基于世界场景的3D场景数据集和3D对象资产的方法和工具相对稀缺。目前，收集现实感3D场景数据集的方法需要通过摄影测量学扫描物理房间，例如Matterport 3D扫描仪、Meshroom或甚至移动3D扫描应用程序。然而，这些方法对于收集大规模3D对象和场景扫描并不商业可行，主要是因为用于摄影测量的3D扫描仪昂贵且不易获得。因此，可扩展性的瓶颈在于开发用于大规模收集高保真度3D对象或场景扫描的工具。希望通过3D学习方法的进一步发展，我们将能够扩大大规模3D数据集的收集过程。
  - 互动性方面，体验智能模拟器中与功能性对象进行精细操作的能力对于复制人类与真实世界对象的交互至关重要。大多数基于游戏场景的模拟器提供精细的对象操作能力和符号交互能力，但由于游戏场景模拟器的性质，许多在此环境中进行的研究任务将选择其符号交互能力，而不是精细的对象操作。另一方面，基于世界场景的模拟器的代理具有粗大的运动控制能力，而不是符号交互能力。然而，这些模拟器中的对象属性主要是在表面上可交互的，这允许进行粗大的运动控制，但缺乏多状态对象类，即对象具有的状态变化数量。因此，需要在对象功能性和对象属性以及体验智能代理在环境中执行的动作复杂性之间取得平衡。