

语义目标导航任务技术方案

2022 年 11 月 20 日

总览

感知部分

- 输入：传感数据
- 输出：
 - 已探索部分的语义地图
 - + 预测未探索部分的物体分布
 - 假设：房间布局的规律
 - 全监督训练：更准确、训练更快

语义目标导航任务技术方案

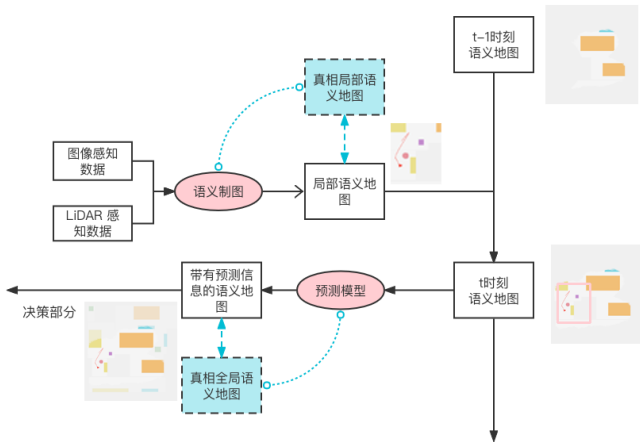
└ 感知部分

└ 感知部分

- 输入：传感器数据
- 输出：
 - 已探索部分的语义地图
 - 预测未探索部分的语义分布
 - 假设：房间布局的规律
 - 全监督训练：更准确，训练更快

- 感知部分负责接受传感器数据，然后输出已探索的部分的语义地图
- 除此之外，我们还在感知部分建立显式的预测模块，它将预测未探索部分的语义分布。因为我们认为房间的布局中存在一定规律，例如许多情况下，厨房和餐厅相邻但远离卫生间，卫生间则可能与卧室相邻。
- 相比将其集成在全局决策器中，将其单独处理并使用全监督训练或许能达到更好的效果和训练效率

感知部分总体结构



语义目标导航任务技术方案

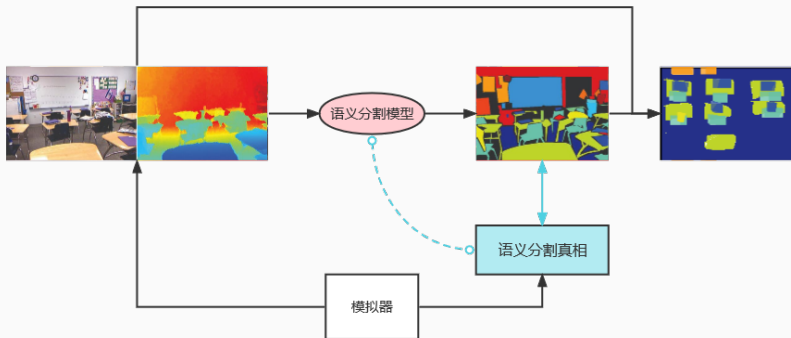
└ 感知部分

└ 感知部分总体结构



- 感知部分总体上分为两个部分：语义制图和预测模型
- 在智能体运行过程中，感知部分将会在每一时刻接收新的传感器数据，在 t 时刻，传感器数据会首先输入语义制图模型，得到关于智能体视野内的局部语义地图。
- 得到局部语义地图后，结合上一时刻的已探索语义地图，得到这一时刻更新后的已探索语义地图。注意这一地图是最新的已经探索部分的地图，其中包含各区域中语义目标分布的信息
- 当前的已探索语义地图会交给预测模型，对尚未探索的部分进行估计，得到带有预测信息的语义地图，这张地图将会交给决策部分来对长期目标进行规划

语义制图模型objnav

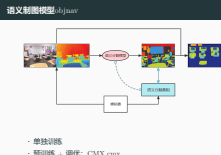


- 单独训练
- 预训练 + 调优: CMX cmx

语义目标导航任务技术方案

└ 感知部分

└ 语义制图模型objnav

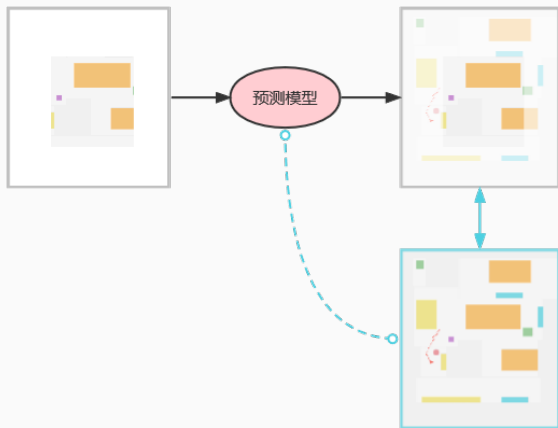


对于语义制图模型，我们仿照参考文献 [16]，使用一个语义分割模型，将传感器的 RGB 和深度信息输入其中，得到语义分割图像。语义分割图像会被用来和模拟器提供的当前视野的语义分割真相来对比，作为模型的监督。

得到的语义分割会被投射到深度信息给出的点云中，从而确定每一点所属物体的语义。最后从上方观察点云、将语义分布投射到地图上得到局部的语义地图。

- 注意此模型的输入与智能体的行动方式无关，因为它只关心视野中的情况。因此这个模型可以脱离智能体单独训练，也可以采用预训练的大型模型微调。
- 我们计划使用结合能够利用 RGB-D 多模态数据的语义分割模型 CMX 在场景下 fine-tune 作为语义制图模型。能够结合 RGB 信息和深度信息进行语义分割也是我们和我们所参考的工作的区别之一。

预测模型



- 真相的获取：
 - 模拟器直接提供
 - 提前在环境中绘制全部语义地图

语义目标导航任务技术方案

└ 感知部分

└ 预测模型

预测模型



· 真相的获取：
· 模拟器直接提供
· 提前在环境中绘制全部语义地图

对于预测模型，我们从模拟器获得真相的全局语义地图作为监督信息，鼓励模型输出的预测结果贴近真实。

- 这一部分处理了语义目标导航任务中，对语义先验的需求。
- 由于预测模型的输入——最新时刻的已探索语义地图与智能体的行动方式有关，所以我们令其与智能体同时进行训练。因为我们对预测的显式建模、将其与强化学习部分分离，所以这种训练是通过梯度优化进行的。
- 与我们参考的论文 [16] 相比，他们对语义先验的处理方式是将其集成在全局策略器中，然后用强化学习的方法训练。而我们将其使用全监督的方式实现，我们期待这样能让预测结果更好，并且由于使用梯度优化，收敛速度更快。
- 对于真相的获取：如果模拟器能够提供真相的语义地图，那么万事大吉。如果模拟器不能提供真相的语义地图，我们认为可以利用一个语义地图生成器，在训练时生成语义地图，在推理时生成语义地图。

决策部分

- 输入：语义地图 (semantic map)
- 输出：
 - 长期目标 (long-term goal)
 - 当前行动 (action, path)
 - a_t : 向前, 左转, 右转, 停

语义目标导航任务技术方案

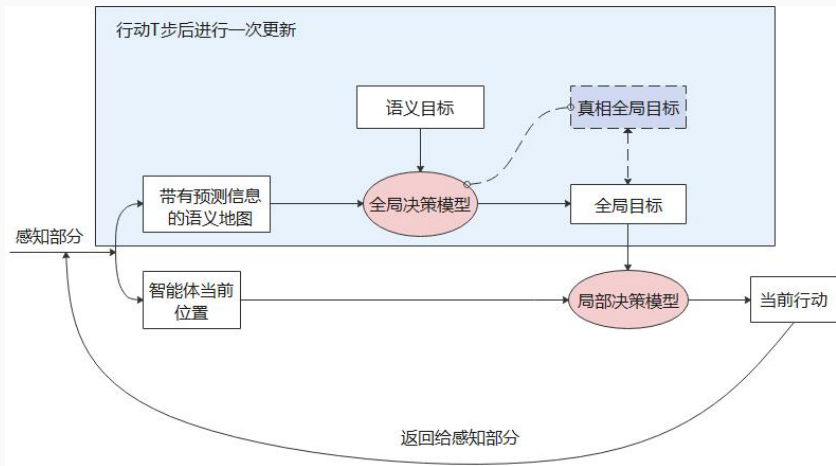
└ 决策部分

└ 决策部分

- 输入: 语义地图 (semantic map)
- 输出:
 - 长期目标 (long-term goal)
 - 当前行动 (action, path)
 - a_i : 向前, 左转, 右转, 停

- 决策部分负责接受感知部分输出的语义地图, 并分成两步完成决策
- 第一步全局决策: 选择一个 long-term goal, 表示在未来的一段时间内目标到达的位置
- 第二步局部决策: 决定为了到达 long-term goal, 应该如何行动

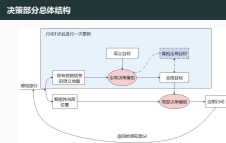
决策部分总体结构



语义目标导航任务技术方案

└ 决策部分

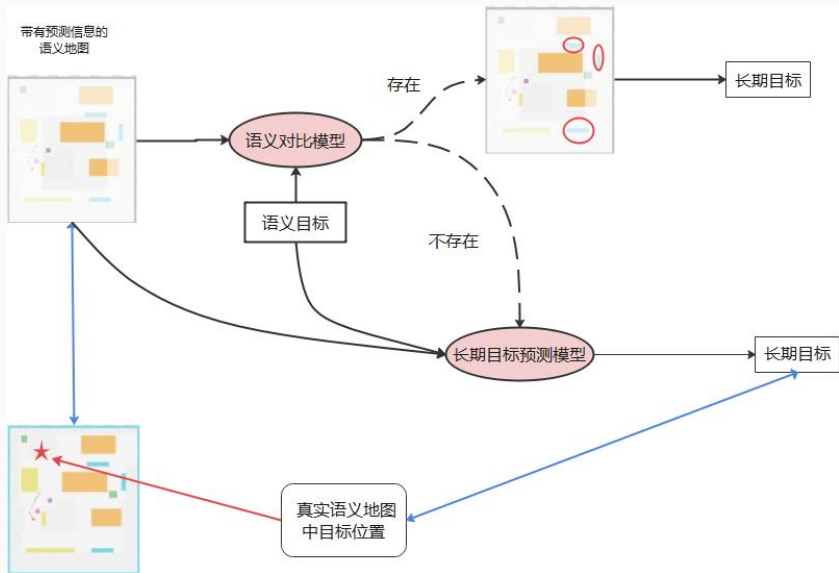
└ 决策部分总体结构



决策部分可以大致分为两个部分：全局决策和局部决策

- 全局决策：得到长期目标 (long-term goal)
 - 输入：带有预测信息的语义地图，语义目标
 - coarse time scale: 每 T 步更新一次 long-term goal (减少复杂度)
 - 使用监督训练模型（神经网络），进一步获取语义先验知识
 - 决策接下来 T 步局部决策的目标到达位置
- 局部决策：得到抵达 long-term goal 的路径 (path)
 - 输入：语义地图，当前位置，long-term goal
 - 也就知道了当前应该采取的行动 a_t
 - fine time scale: 每一步都需要决策
 - 采用 Far Marching Method ...

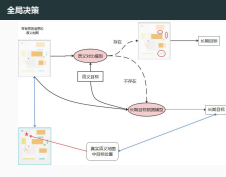
全局决策



语义目标导航任务技术方案

└ 决策部分

└ 全局决策



对于全局决策，我们处理了两种可能的情况：预测语义地图中存在语义目标；预测语义地图中不存在语义目标。

- 预测语义地图中存在语义目标时：直接通过对比输出语义目标位置作为长期目标（可能存在多个）
- 预测语义地图中不存在语义目标时：
 - 采用监督模型预测可能的一个长期目标位置。
 - 输入：预测语义地图，语义目标；输出：长期目标位置。
 - 真相目标位置的获取：与感知任务部分所讲类似，使用模拟器或环境绘制提供的全部语义地图以及语义分割对比技术确定。
 - 与我们参考的论文 [16] 相比，采用监督学习进一步探索语义先验，期望会获得更好地收敛速度和更准确的结果。
 - 为提高效率，降低复杂度，采用粗粒度时间预测（经过 T 步行动进行一次长期目标的选择）。（ T 可参考论文 [16] 使用

采用的方法: Far Marching Method

