# 语义目标导航任务技术方案

2022年11月20日

# 总览

# 感知部分

# 感知部分

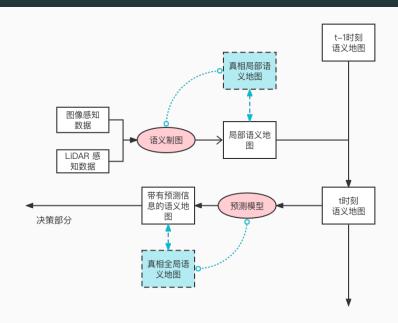
- 输入: 传感数据
- 输出:
  - 已探索部分的语义地图
  - + 预测未探索部分的物体分布
    - 假设:房间布局的规律
    - 全监督训练: 更准确、训练更快

# 一感知部分



- 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

TODO: 图

- 单独训练
- 预训练 + 调优: CMX [1]

语义制图模型 TODO: 🖹 相切练 + 训化: CMX [1]

#### -语义制图模型

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,例如一些新近提出的用 RGB-D 信息生 成三维 semantic mapping 的模型加上简单的表示转换来实现。
- 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

# 预测模型

TODO: 图

语义目标导航任务技术方案 └─感知部分

TODO: 🖽

福油塘州

└─预测模型

2022-11-20

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

# 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<sub>t</sub>*: 向前, 左转, 右转, 停

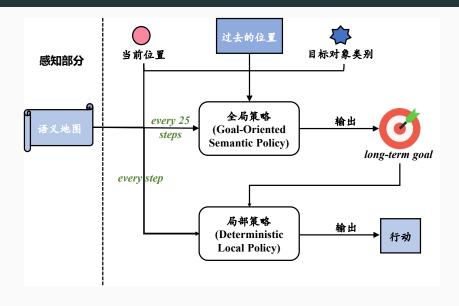
决策部分

#### ─决策部分

- 决策部分负责接受感知部分输出的语义地图
- •

2022-11-20

### 决策部分总体结构



#### References

[1] H. Liu, J. Zhang, K. Yang, X. Hu, and R. Stiefelhagen, "Cmx: Cross-modal fusion for rgb-x semantic segmentation with transformers," arXiv preprint arXiv:2203.04838, 2022.