

E2E topology based planner 第一阶段报告

本报告结果基于6200数据集得出，需要42000数据集进一步验证

最终基座模型参数量为5.9M，以半张A100为基准 训练周期为8H~2D

模型

Encoder

a. Embed Layer

- i. 数据集有限，网格化粒度较低条件下，通过大幅度压缩embedding dim 来减少后续参数消耗
- ii. 6200条件下，embed 256
- iii. 130k 参数量

b. 自车encoder DynTanh MLP

- i. 数据集有限下的物理建模自车状态
- ii. 2k 参数量

c. 障碍物和他车 BERT like encoder

- i. token及加权后的时序化环境拓扑组织
- ii. 目前环境中最大agent量为5
- iii. 400k 参数量
- iv. 潜在调整点

Decoder

a. AR decoder

- i. 数据集有限条件下，未采用深度较高 hidden较大的 decoder，可能可以在数据集调整后，进行放大
- ii. 6200条件下，hidden 256，layer 4
- iii. 5.3M 参数量
- iv. Cross Attention 组成
 1. Q 基于自回归

2. KV 基于Q+encoder的简易推演

训练策略调整

Trainer: RMSprop

RMSprop (Root Mean Square Propagation) 是一种自适应学习率优化算法，主要用于训练神经网络，特别适合处理非平稳 (non-stationary) 目标函数。

对应特点:

1. 误差累积
2. 梯度分布不均

Training Step

Teacher-Forcing + Scheduled Sampling

i. Teacher Forcing 训练

1. 常规训练
2. LOSS: 交叉熵

ii. Scheduled Sampling 训练

1. 近真实推理阶段的自回归训练
2. LOSS: 交叉熵

iii. Teacher Forcing + Scheduled Sampling 平滑

$$\text{train_loss} = (1 - \alpha) \times \text{teacher_forcing_loss} + \alpha \times \text{autoregressive_loss}$$

其他策略

1. 梯度裁剪
2. 余弦退火

验证&测试结果

评估指标

a. Val CE LOSS

交叉熵 diff

b. Val L2 distance

真实点与预测点之间差异

Issue:

- i. 不包含不定长L2 差异
- ii. 不包含空值加权

c. Val accuracy

去除空值后，与真值完全一致的正确率

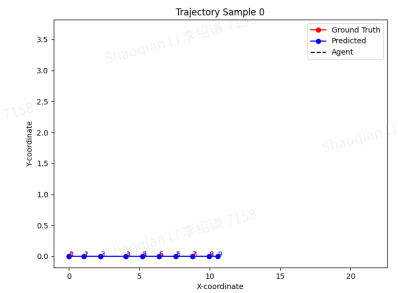
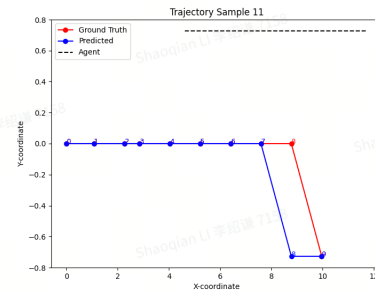
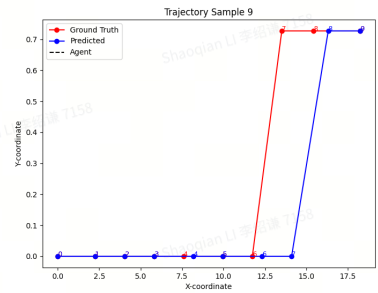
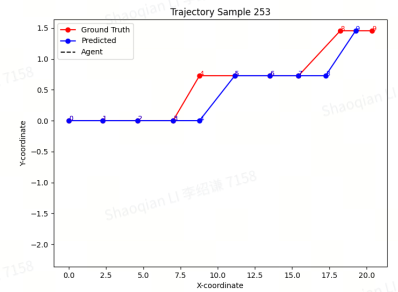
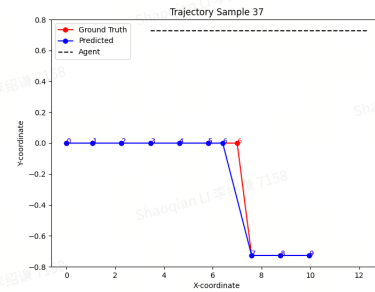
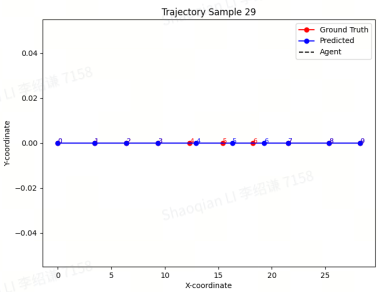
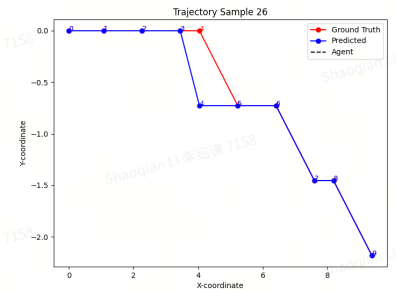
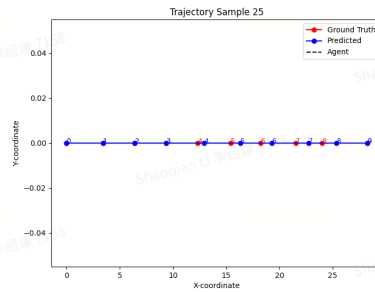
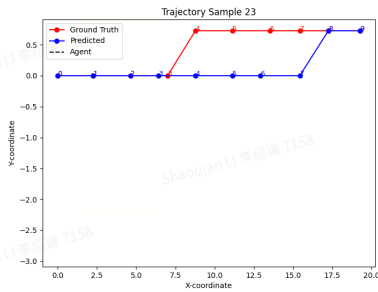
测试结果

1439 Traj

a. Val CE LOSS = 0.4

b. Val L2 distance = 0.19

c. Val accuracy = 0.78



Meeting Note

Todo

1. 考虑一个问题：0.2秒间隔是否太小，导致问题简单化

2. 更新数据集，重新训练

3. 尝试更大模型

4. 构建行车场景下，同构架条件下的scaling raw

5. 构建GYM,准备PPO 微调

a. GYM simulaiton

b. PPO pipline

c. Reward funciton defination

6. Code Review