自动驾驶超车换道课程大作业

张启超, 赵冬斌

中国科学院自动化研究所 中国科学院大学

2022年春季



自动驾驶超车换道问题

作业任务

换道示例







G-track-3	2
tracks	

Brondehach 3 tracks

Method

Velocity Success

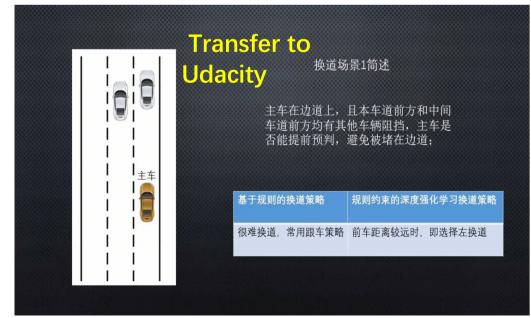
DDQN

60.1 100%

DQN

56.5 60%









无人驾驶换道超车





模块化方案1的状态输入:

	s_1	Agent1	_
低 维	s_2 s_3	a_1 Stay in current lane a_2 Change lanes to the left a_3 Change lanes to the right	
	s_{3i+1}	Agent2	_ K
状 态	s_{3i+2} s_{3i+3}	a_1 Stay in current lane, keep current speed a_2 Stay in current lane, accelerate with -2 m/s ² a_3 Stay in current lane, accelerate with -9 m/s ² a_4 Stay in current lane, accelerate with 2 m/s ² a_5 Change lanes to the left, keep current speed Change lanes to the right, keep current speed	ego vehicle go vehicle rehicle o vehicle go vehicle

模块化方案1的动作空间:

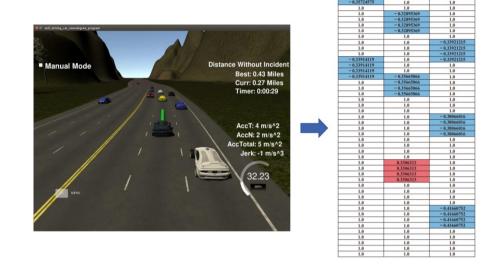
行为决策指令:-1(向左换道),0(保持当前车道),1(向右换道)

Hoel et al, Automated Speed and Lane Change Decision Making using Deep Reinforcement Learning, 2018.

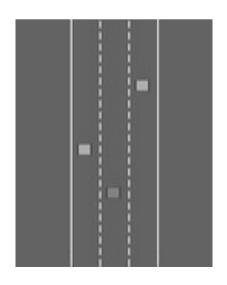


模块化方案2的状态输入:

栅格化地图形式



鸟瞰图形式





模块化方案2的动作空间:

行为决策指令:-1(向左换道),0(保持当前车道),1(向右换道)

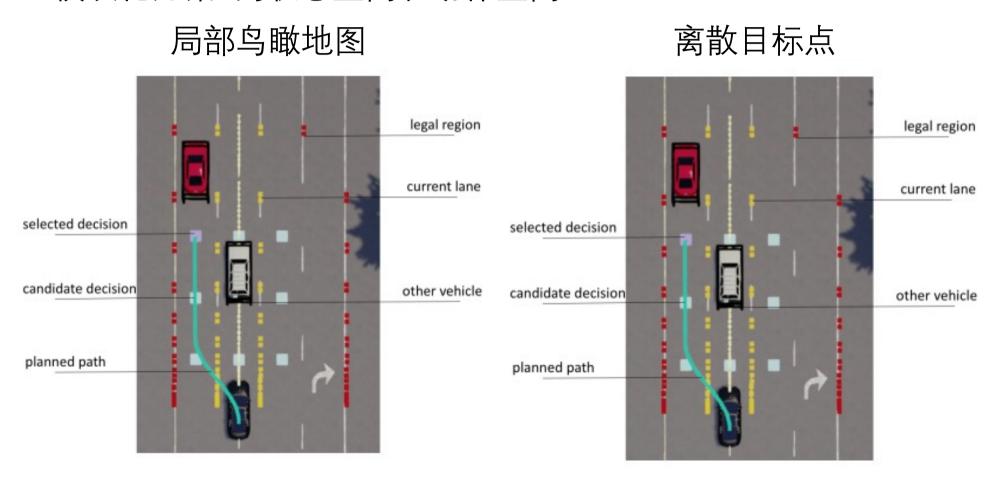


Wang J, Zhang Q, Zhao D. Highway Lane Change Decision-Making via Attention-Based Deep Reinforcement Learning[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 9(3): 567-569.

Wang J, Zhang Q, Zhao D. Lane Change Decision-making through Deep Reinforcement Learning with Rule-based Constraints, IJCNN, 2019.



模块化方案3的状态空间和动作空间:





模块化方案3的端到端方案的状态输入:

以当前驾驶员视角的图像作为网络输入 或者以连续历史帧图像作为输入

端到端方案的动作输出:

方向盘转角 (离散/连续) 油门刹车控制量 (离散/连续,纵向速度控制不做要求)

- 需要有较强的算力
- 对算法设计能力要求比较高





自动驾驶超车换道问题————

作业任务



■ 基于HighwayEnv仿真器实现基于深度强化学习的高速路超车换道功能

状态表征:可基于鸟瞰图图像,可基于仿真器读取的低维信息(速度,距离等),可尝试二者结合的输入及引入注意力机制;

动作空间:可以选择高层决策动作(直行,左右换道),也可以直接控制油门/方向盘

奖赏设计:考虑安全和效率

安全项:碰撞惩罚-1,无碰撞为0;

效率项: $r_v = 0.2 \cdot (v_t - v_{\min})/(v_{\max} - v_{\min})$,

 $v_{\rm max}=30$ m/s, $v_{\rm min}=20$ m/s

提交形式:demo+自己编写可运行agent算法+大作业报告

(可参考科研论文形式,需要有过程分析)



要求:

- 尽可能少的发生碰撞;
- 除了换道时,要保持在车道线内平稳行驶;
- 速度越快越好;
- 有前车阻挡时, 能够尝试安全换道;

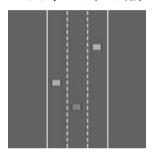
性能评估指标:测试10次统计以下指标

- 换道安全率:无碰撞完整跑完次数/总测试次数
- 平均换道次数
- 平均回报
- 平均步数(每次测试最长step为50)

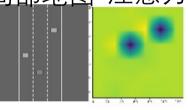


状态输入的对比

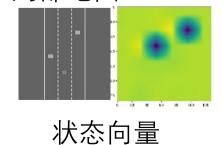
局部地图输入



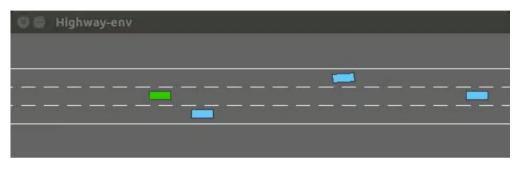
局部地图 注意力



局部地图 注意力



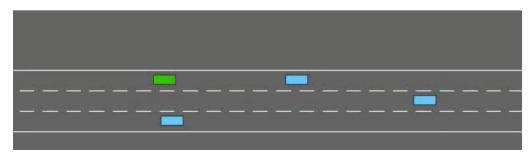
无注意力机制的超车换道(多次无效换道)



基于注意力机制的超车换道 (性能提升)



基于注意力机制的超车换道 (性能提升)





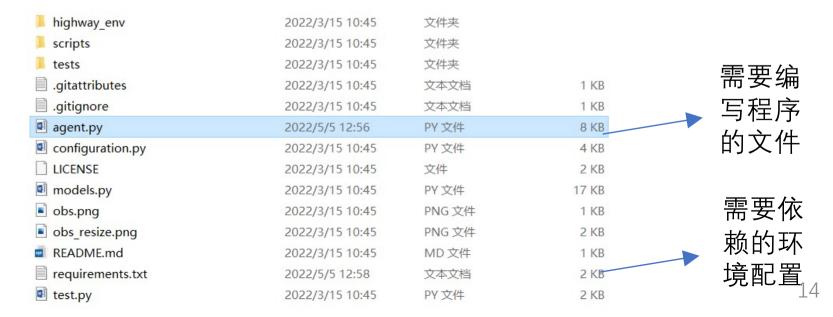
环境配置: ubuntu16.04 或华为云

以华为云使用为例进行说明

■ 第一步:建立并启动华为云notebook虚拟环境



■ 第二步:上传提供的zip压缩文件,并进行解压



self.plot names = plot names



■ 第三步: pip install -r requirements.txt 在华为云安装环境需要依赖文件

```
(PyTorch-1.8) [ma-user ~]$cd work/
(PyTorch-1.8) [ma-user work]$cd attention-based-lane-changing-main
(PyTorch-1.8) [ma-user attention-based-lane-changing-main]$pip install -r requirements.txt
```

Successfully installed Box2D-2.3.10 Box2D-kengz-2.3.3 Cython-0.29.26 Markdown-3.3.4 PTable-0.9.2 Pillow-7.2.0 Send2Trash-1.8.0 Shapely-1.7 .1 Werkzeug-2.0.1 absl-py-0.13.0 argon2-cffi-21.3.0 argon2-cffi-bindings-21.2.0 asciitree-0.3.3 astroid-2.7.3 atari-py-0.2.6 attrs-21.4.0 beautifulsoup4-4.11.1 bleach-5.0.0 bokeh-2.4.2 brotlipy-0.7.0 cachetools-4.2.2 certifi-2021.5.30 cloudpickle-1.6.0 cycler-0.10.0 decorator

■ 第四步:由于华为云没有可视化,在路径/anaconda/lib/python3.7/site-packages/gym/utils 下修改 gym的play.py 文件

(PyTorch-1.8) [ma-user ~]\$cd anaconda/lib/python3.7/site-packages/gym/utils/(PyTorch-1.8) [ma-user utils]\$edit play.py

```
video_size = event.size
screen = pygame.display.set_mode(video_size)
print(video_size)

注释掉136行的
clock.tick(fps)
pygame.quit()

class PlayPlot(object):
def __init__(self, callback, horizon_timesteps, plot_names):
    self.data_callback = callback
    self.horizon timesteps = horizon timesteps

video_size = event.size
screen = pygame.display.set_mode(video_size)

注释掉136行的
pygame.display.flip()

Esc+ shift zz 保存
```



■ 第五步:编写agent.py 文件,并在终端进行运行 (注意为了提高云资源利用效率,可以同时在多个terminal中运行不同算 法或超参的程序)

经过测试, 1000个episode在华为云训练约5小时

■ 第六步:绘制图形,利用保存的模型测试10次,统计指标结果,进行 对比分析



智能驾驶课程作业的提交:

- 以组为单位提交一份大报告
- 代码
- 运行的demo

要求:

- 需要在大报告里体现每个人分工完成的部分
- 必须涉及到强化学习/深度强化学习方法
- 大报告可以以会议论文,或者以PPT汇报的形式
- 建议进行不同算法、不同状态的对比分析

严格禁止抄袭, 如有发现, 大作业成绩全组计零