

Deep traffic 仿真平台.

1. 局部可观状态

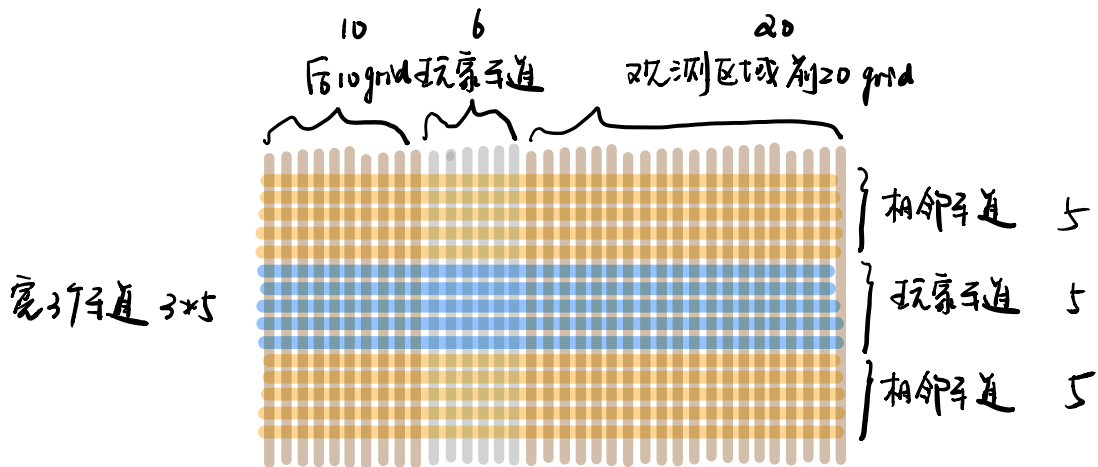
栅格化表示

车辆: 3×6 grid

{	玩家车:	2 2 2 2 2 2
		2 2 2 2 2 2
		2 2 2 2 2 2
{	障碍车:	1 1 1 1 1 1
		1 1 1 1 1 1
		1 1 1 1 1 1

其它区域 0 表示

每车道宽 5 个 grid, 车辆局部观测区域



0: 区域越大探测效果越好但计算量越大

2. 网络输入

O_1, O_2, O_3, O_4 连续 4 帧观测

帧数 车道 栅格 列 行

$4 \times 3 \times 5 \times (20 + 10) = 1800$ Pixels

输入状态为 1800

3. Action

5个动作空间. 0, 1, 2, 3, 4
 上改道 保持, 下改道 加速 减速

4. Reward

目标: 玩赛车以不断超车.

加速 刹车 $\begin{cases} \text{通过} \\ \text{减速} \end{cases}$ 不同情况下 决策的结果不同

Action	Reward
左改道	0
右改道	0
加速	$0.1 * (\text{Current-velocity} - \text{Min-velocity})$
减速	$0.05 * (\text{Current-velocity} - \text{Min-velocity})$
保持	0.1
Done 撞车	-3

5. 实验

1) DQN

使用 Experience Replay 和 Double DQN 技巧

以像素为输入, 类似于“游戏”DQN 做法

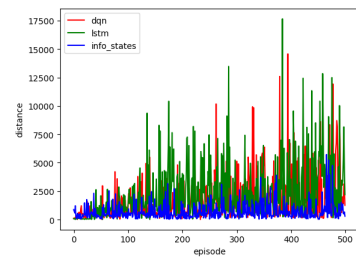
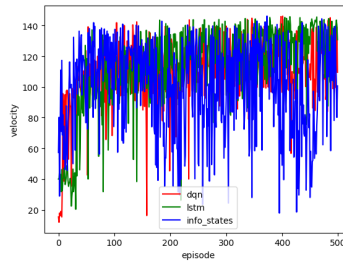
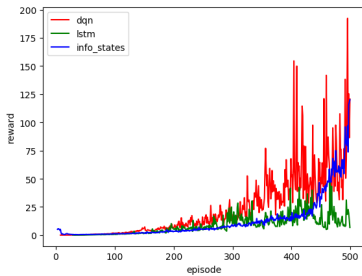
实际中就是车辆的位置信息为输入, 因此作了改动.

2) LSTM

连续动作图, 自然想到用 LSTM 网络处理.

3) 输入 相邻车辆的位置和速度. DQN

Input 维度从 1800 下降 帧数 * (位置 + 速度) * 7 = 112



记录 3 种方法 Reward, velocity, distance 实验数据.

- ① 3 种方法都拥有有效控制 Play Car 避障运行
- ② dqn 方法 得分较高, 运行距离并不长, 以加速回馈得分
- ③ lstm 能让车辆以较为平稳的方式长时间运行.
- ④ 输入状态改变 (维度 $1800 \rightarrow 112$), 也能得到较好的控制策略.

6. Multi-agent:

Deep traffic 中 20 agent 控制其中 11 个

DQN 算法 Copy 各车 车辆上 没有协同控制

使用 MARL 方法 协同控制车辆, 提速.