文档

算法原理

本程序实现了 Q-Learning 算法和 Sarsa 算法。两个算法均利用 Q(s,a) 记录状态值,并在与环境的交互过程中不断更新,根据 Q 值选取 action 。

两个算法均需要根据 Q 值随机选取 action ,这里采用 $\epsilon-greedy$ 算法。即对于当前状态 s ,以 $\gamma<1$ 的概率选取 Q(s) 中值最大的 action ,以 $1-\gamma$ 概率任意选取一个 action 。

Q-Learning 算法对于当前状态 s ,选择一个动作 a 并执行,获得奖励 r 和下一个状态 s' ,据此更新 Q :

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha(r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a))$$

之后更新状态 s 为 s' , 进行下一次更新。

Sarsa 算法需要一个初始动作 a ,对于当前状态 s ,执行动作 a ,获得奖励 r 和下一个状态 s' ,这时要依据 s' 预先选择下一次动作 a' ,据此更新 Q :

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha(r + \gamma Q(s',a') - Q(s,a))$$

之后更新状态 s 为 s' , 将 a' 作为下一次动作 a , 进行下一次更新。

代码结构

本程序自主实现了环境交互。除了以下描述的部分,代码中也有一定的注释说明。

envs.py

类 Env 定义了地图的数据结构,即一个形状为 $m \times n$ 的矩形。还定义了:起始位置、终点位置、终点 奖励、墙体位置、单步惩罚、刷新间隔。

文件中已经定义好了两个地图 env1 和 env2。

model.py

类 Direct 定义了可以行进的方向, 也即可行的 action 。

类 RLModel 给出了训练模型的基本定义。

- __init__ 函数中定义了模型所需的数据,这里将每个格子看作一个 state ;
- chooseAction 实现了 $\epsilon greedy$ 随机选取算法,选择给定状态的下一个 action 。

类 QLearningModel 继承 RLModel 并实现了单次更新 Q 的方法 learn ,每个 epoch 结束后在控制 台打印所用步数和得分。类 SarsaModel 的代码同理,但 QLearningModel 使用的是 Q-Learning 算法, SarsaModel 使用的是 Sarsa 算法。其中 current_score 即为记录的分数,计算方法是 $G_T = \sum_{t=1}^T \gamma^{t-1} R_t$ 。

maze.py

本文件完成了程序所需要的 GUI。

类 Grid 继承 Qwidget , 绘制迷宫中的一个方块, 并保存了其相关状态 (Q值、是否为终点等)。

类 Maze 继承 QMainwindow ,绘制了整个迷宫,并保存其相关状态(Agent 当前位置等)。 initBox 、initUI 函数分别负责构建状态数据和 UI 。 getvalidDirect 函数获得当前状态允许前进(即没有墙体阻拦)的方向。 randomDirect 函数将给定的一个方向以 10% 的概率变为对应的左右方向。 moveTo 方法执行前进操作,并更新 UI,注意这个函数会自动调用 randomDirect 。 isDone 函数判断 Agent 是否到达终点。 reset 函数将迷宫恢复到初始状态,用于开始新一轮训练。

其中重要的是 train 函数,其负责执行一次更新模型 Q 的操作。本程序实现模型连续训练的方法是,利用 QTimer 定时器,重复执行 train 函数, train 函数的末尾会判断训练是否终止,若终止,则不再重启 QTimer ,否则重启 QTimer 进行下一轮训练。

main.py

本文件是执行程序的入口,可以在这里修改使用的迷宫地图和训练模型。已经写好的模型是:QLearningModel 、SarsaModel ;已经写好的地图是: env1 、env2 。

代码运行与界面要素

使用 pip 安装 numpy 和 PyQt5 依赖库,在目录下运行以下命令:

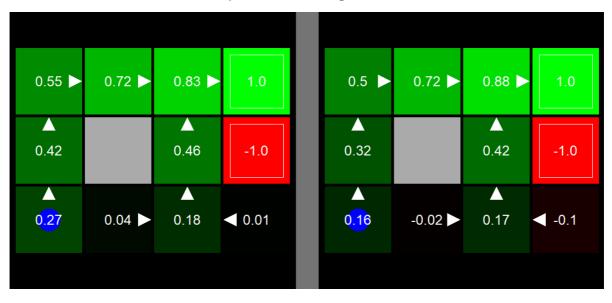
python main.py

迷宫中 Agent 为蓝色圆点。除了墙体方块为灰色之外,每个方块显示其最大 Q 值,并根据其最大 Q 值的不同,显示不同深浅的颜色:绿色越深,代表该区域最大 Q 值为正、且绝对值越高;红色越深,代表该区域最大 Q 值为负、且绝对值越高。方块内部箭头指向使其 Q 值最大的方向。内部有白色矩形的方块是终点,其数字代表其终点奖励。训练结束后,蓝色圆点回到起始点。

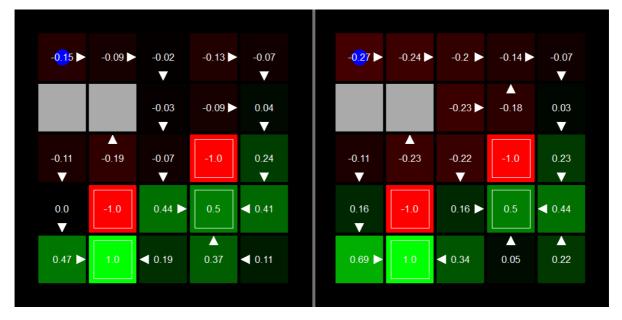
训练结果

训练的超参数设置: epsilon 为 0.9, learning_rate 为 0.1, gamma 为 0.9。

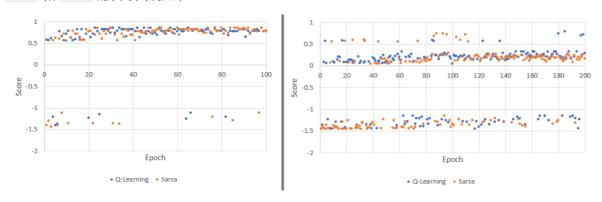
迷宫 env1 ,单步惩罚为 0.05 ,100 epoch 的 Q-Learning 和 Sarsa 训练结果:



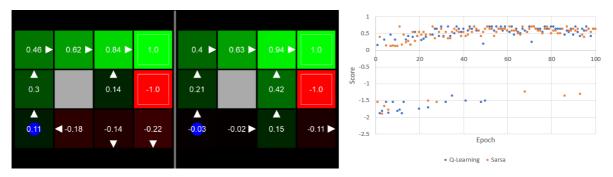
迷宫 env2 , 单步惩罚为 0.05 , 200 epoch 的 Q-Learning 和 Sarsa 训练结果:



env1 和 env2 的训练曲线如下:



迷宫 env1 ,单步惩罚为 0.1 ,100 epoch 的 Q-Learning 和 Sarsa 训练结果:



可见: Sarsa 模型比 Q-Learning 更谨慎、更难收敛,但更有可能尝试出较难发现的路径,Q-Learning 倾向于走已经发现的最好路径。