多智能体系统 人工智能学院

# 第一次编程作业

Instructor: 章宗长 Name: 方盛俊, StudentId: 201300035

## 一、作业说明

#### 1.1 作业背景

本次作业为复现 Commitment and Effectiveness of Situated Agents 论文中的实验与结果。

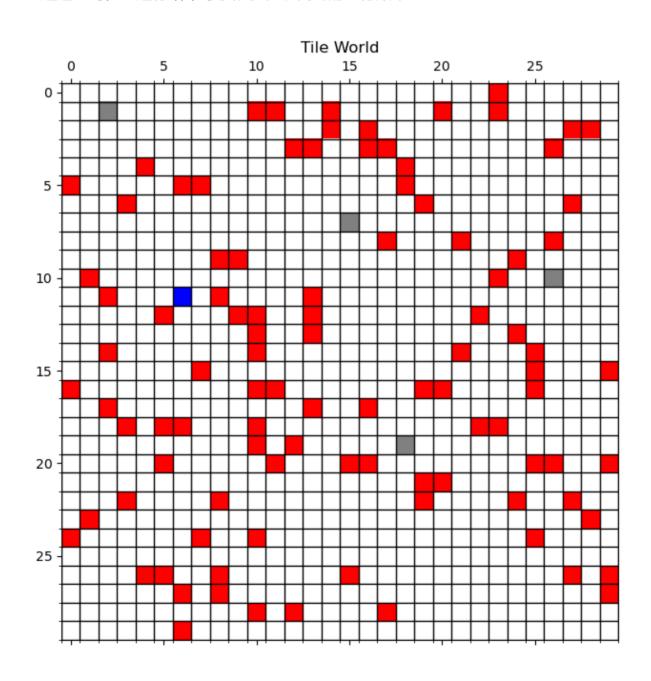
具体来说是要实现一个瓦片(网格)世界,这个世界存在着许多固定的障碍物,以及不断地动态生成的洞穴,每个洞穴有着对应的分数,没有及时填补就会在一定时间消失。我们有一个实用推理 BDI Agent,它负责走到这些洞穴上,只要经过这些洞穴,就能填补对应的洞穴并得分。

## 1.2 参数设置

- seeds: 默认值 [3, 1, 8], 随机数种子;
- size: 默认值 30, 世界大小, 即  $30 \times 30$  大小的瓦片世界, 如果长宽不等, 也可以填入 [20, 30];
- iterations: 默认值 3000, 每一局游戏的迭代次数;
- obstacle num: 默认值 100, 障碍物个数;
- min gestation: 默认值 60, 生成洞穴的最小间隔时间;
- max\_gestation: 默认值 240, 生成洞穴的最大间隔时间;
- min\_life\_expectancy: 默认值 240, 洞穴的最小寿命;
- max\_life\_expectancy: 默认值 960, 洞穴的最大寿命;
- gamma: 默认值 1, 世界变化率;
- min score: 默认值 1,洞穴的最小分数;
- max\_score: 默认值 10, 洞穴的最大分数;
- p: 默认值 1, Agent 的规划时间;
- k: 默认值 inf, Agent 每 k 步重新考虑意图, 设置 1 即为 Cautious Agent, 设置 4 即为 Normal Agent, 设置 inf 即为 Bold Agent;
- reaction\_strategy: 默认值 'blind', 反应策略, 应为 'blind', 'disappear', 'nearer\_hole', 'any\_hole' 中的一个;
- visualize: 默认值 False, 是否渲染每一步对应的瓦片世界;
- visualize result: 默认值 False,是否渲染瓦片世界的结果;
- is\_tqdm: 默认值 False, 是否开启进度条;
- print score: 默认值 True, 是否打印最后的效率  $\varepsilon$ 。

#### 1.3 项目特点

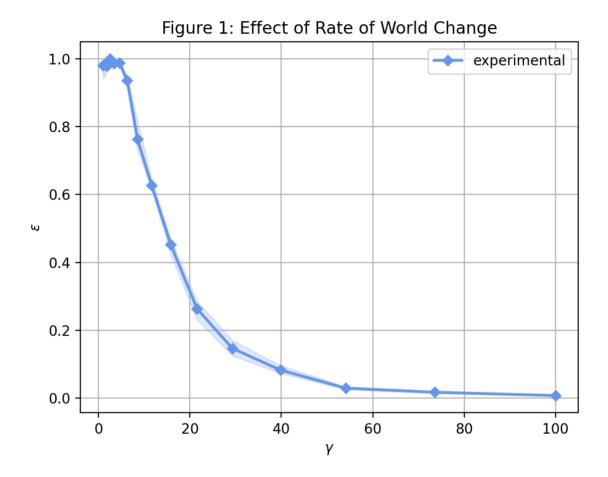
- 1. 写了一个小型的游戏引擎代码 engine.py , 实现了 游戏组件化编程 , 可以更有效的管理游戏的组件、对象与生命周期。
- 2. 基于小型游戏引擎实现游戏的具体逻辑 main.py , 并尽力进行了解耦合 , 使得代码更为 地简明易懂。
- 3. 使用 Matplotlib 渲染了游戏的运行过程,实现了模拟的可视化。其中红色方格为障碍物,灰色方格为洞穴,蓝色方格为 Agent。
- 4. 通过 init\_config() 统一管理了所有的参数,可以很方便地对参数进行修改。
- 5. 实现了 BDI Agent 大部分的函数,例如 options 、 filter 、 plan 、 reconsider 与 execute 等。
- 6. 通过 观察者模式 对洞穴生成和洞穴消失事件进行了分发,在将洞穴对象与 Agent 对象解耦合的情况下,实现了 reaction\_strategy 反应策略功能。
- 7. 实现了 Astar 算法用以寻路,可以减小规划所需的时间,加快代码的运行效率。
- 8. 还通过对位置进行哈希等手段优化了代码的运行效率。

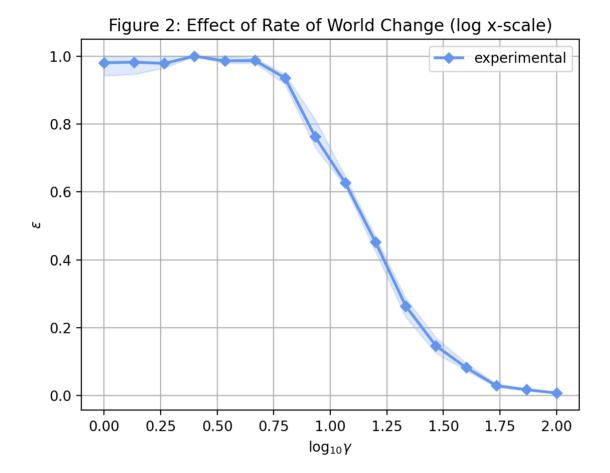


# 二、复现结果

## 2.1 Experiment 1

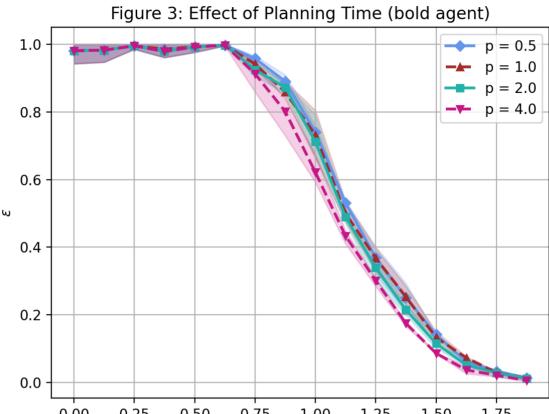
实验 1 探究的是世界变化率  $\gamma$  与效率  $\varepsilon$  之间的关系:

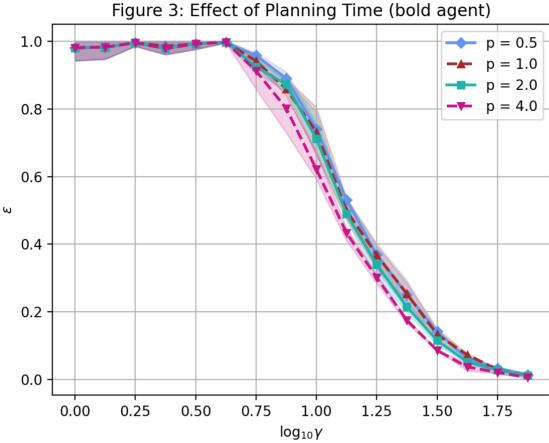


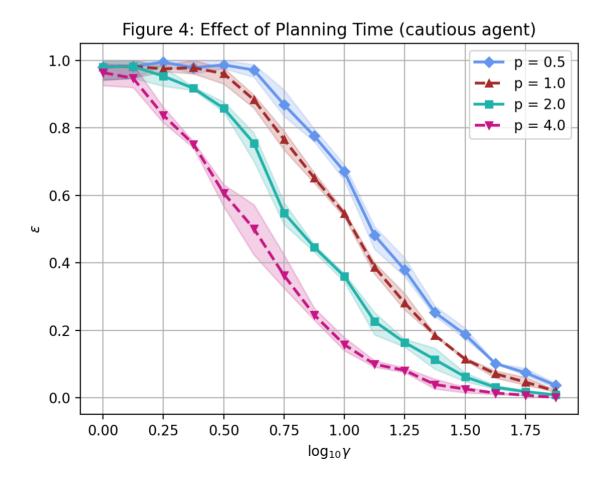


## 2.2 Experiment 2

实验 2 探究的是规划时间 p 与世界变化率  $\gamma$  及效率  $\varepsilon$  之间的关系:





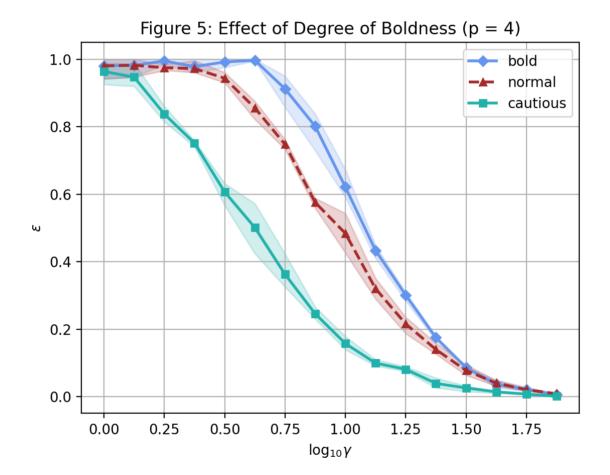


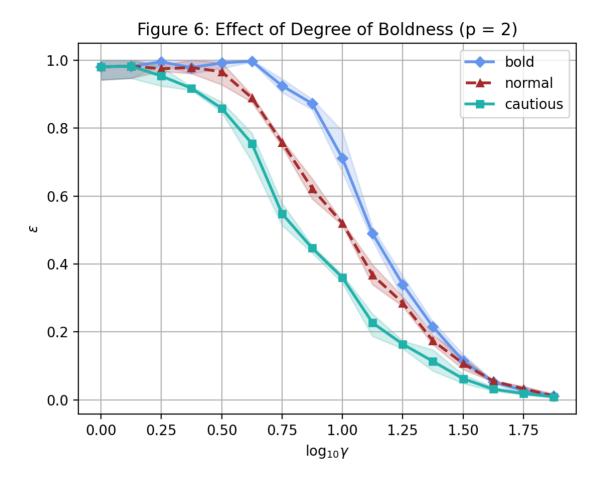
## 2.3 Experiment 3

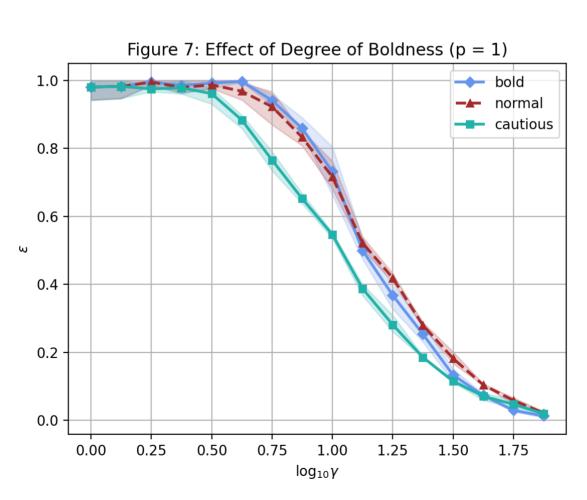
实验 3 探究的是承诺属性与世界变化率  $\gamma$  及效率  $\varepsilon$  之间的关系。

- Bold Agent 会达到意图之后才会重新思考新的意图;
- Normal Agent 每行动 4 次才会重新思考新的意图;
- Cautious Agent 每行动 1 次都会重新思考新的意图。

可以看出,在规划时间 p 较小而世界变化率  $\gamma$  较大的情况下,Normal Agent 是要优于 Bold Agent 的。这说明我们面对不同的情形,应该采取不同的策略。







### 2.4 Experiment 4

实验 4 探究的是反应策略与世界变化率  $\gamma$  及效率  $\varepsilon$ , 还有承诺属性之间的关系。

#### 我们有四种不同的反应策略:

1. blind: 盲目策略,不会对事件产生进行反应。

2. disappear: 当目标洞穴消失时, 重新规划路线。

3. nearer\_hole: 当目标洞穴消失或有更近的新洞穴出现时, 重新规划路线。

4. any\_hole: 当目标洞穴消失或有任意的新洞穴出现时, 重新规划路线。

