

多智能体第一次编程作业：论文复现

201300086 史浩男 人工智能学院 201300086@smail.nju.edu.cn

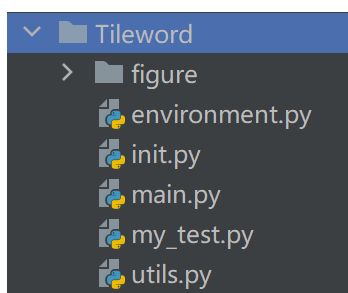
论文：Commitment and Effectiveness of Situated Agents

一、问题简述：

论文实验环境为有固定障碍物的方格瓦片世界，环境中会随机的生成和湮灭洞穴 (食物)。我们需要设计实用推理 (BDI) Agent 来尽可能地吃到更多的洞穴 (食物)

论文的实验基本都是以环境变化率做x轴来进行画图探究**规划时间**、**承诺属性**、**反应策略**对得分的影响

二、代码结构



- `main.py`：主函数，读取参数，运行5个test函数
- `init.py`：参数设置
- `utils.py`：工具函数
- `environment.py`：Agent等实现类
- `my_test.py`：5个test函数，对应4个任务的跑图

三、实验复现：

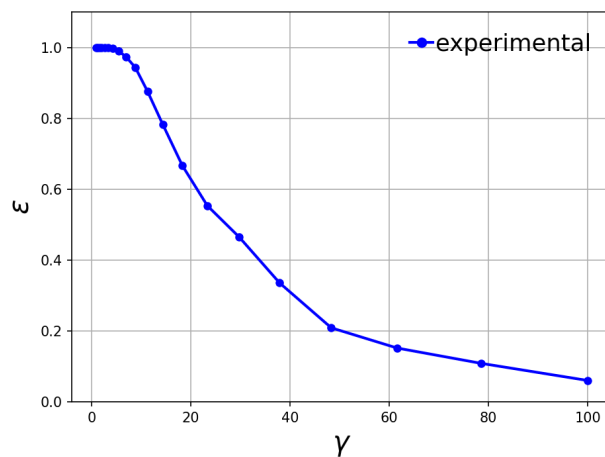
本次实验复现了原论文的全部细节，并在一些细微处进行了修改，实验参数设置和修改如下：

- iterations迭代次数设置为5000
- 在0~2中均匀选择20个点，乘上2的幂，对应每个图像上的20个x值

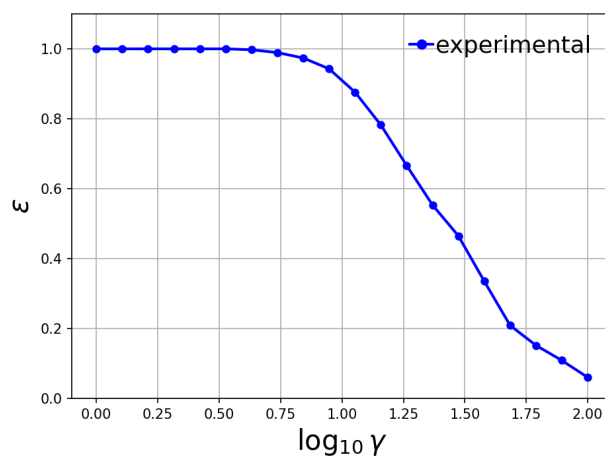
```
log10gammas = np.linspace(0, 2, 20, endpoint=True)
gammas = 10 ** log10gammas
```

1、环境变化率

此图表示以变化率为x轴，Agent得分衰减情况



此图表示以变化率取log后为x轴，Agent得分衰减情况

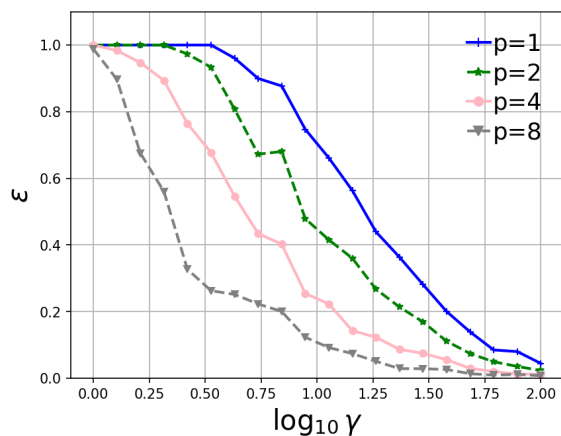


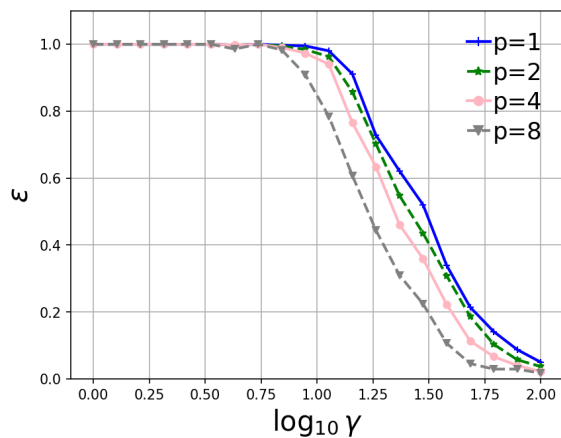
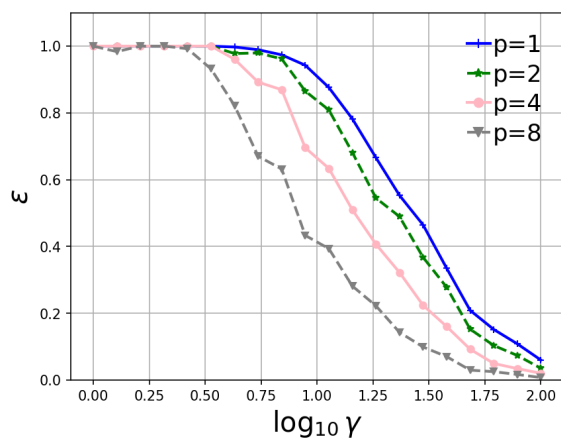
后面的实验都是基于这两个图上面做进一步探索

2、planing time

这里没有使用原论文的[0.5,1,2,4]，而是改为了[1,2,4,8]

以下三张图分别是在Cautious, nomal, bold三种承诺属性的情况下，对比四种规划时间的得分趋势图



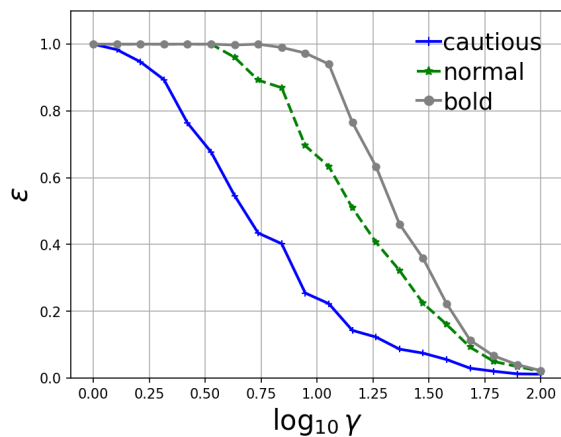


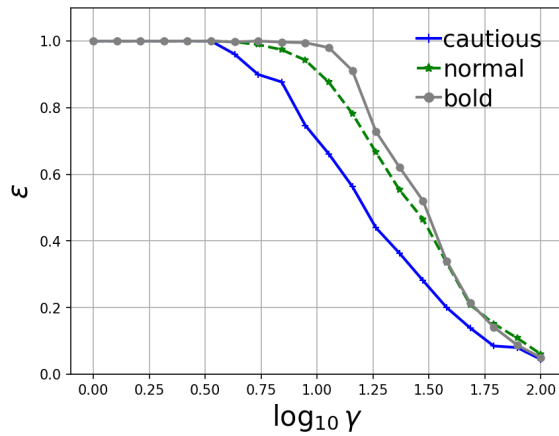
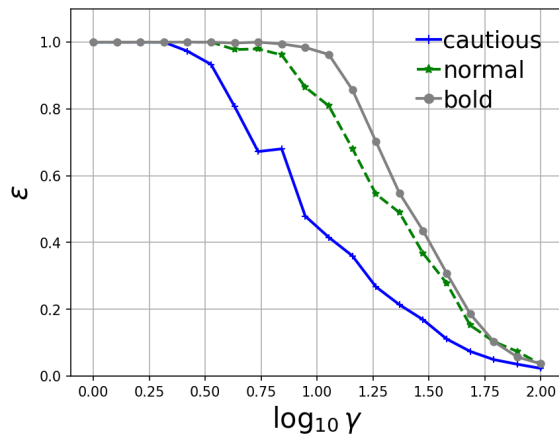
可以得出结论：规划时间越短，性能越好。boldness越大，性能越好

3、Degree of Boldness

- Bold：除非到达意图否则不会重新慎思
- Normal：每行动四次会重新思考一次意图
- Cautious：每次行动之后都会重新思考

以下三张图分别是在planning time=4, 2, 1, 0.5的情况下，对比三种承诺属性的得分趋势图





可以得出结论：规划时间越短，性能越好。boldness越大，性能越好

有趣的发现：在变化速率大时，normal情况的表现逆袭了bold。说明在面临世界不稳定时，应该中和bold和normal策略，比如每行动8次重新思考

4、Reaction Strategies

在这个实验中，改变了重新思考的触发条件，具体有4种策略：

- Blind：原始策略 (时钟周期或者走完所有行动)
- Disapper：当目标湮灭
- Disapper or Any_hole：当目标湮灭或者新的洞穴出现
- Nearer_hole：当目标湮灭或者更近的洞穴出现

其中，使用曼哈顿距离度量是最契合当前问题的

下两图分别是planning time=2, 1时的对比图

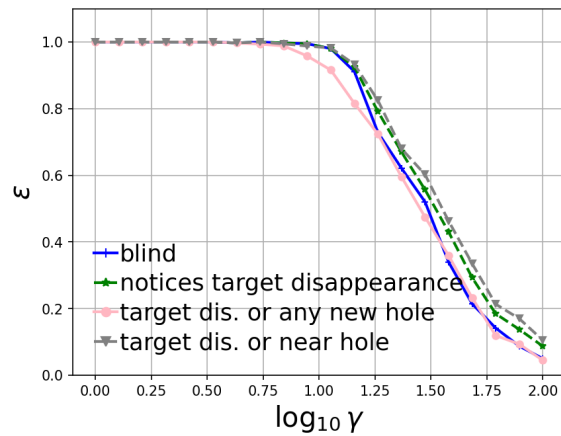
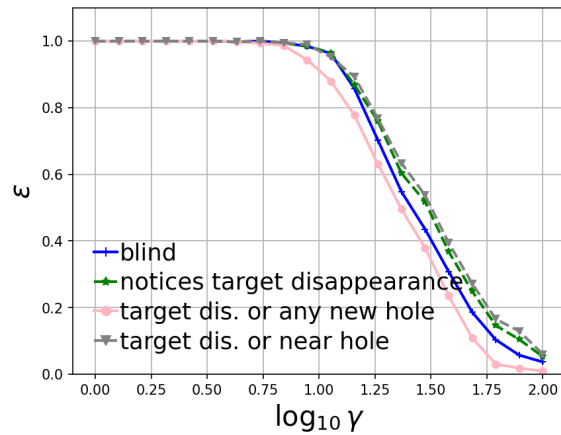
结论：

- Nearer_hole和Disapper比Blind好

- Disapper or Any_hole比Blind差

原因分析:

- 首先Disappear策略是一种解决Blind沉默成本问题的必要方案
- Disapper or Any_hole策略会变差可能是因为新洞穴出现对当前最优目标的影响概率很小，所以，这个策略相当于更Cautious
- Nearer_hole策略会更好，这个从字面上也易于理解，当目标湮灭或者更近的洞穴出现，都代表出现了更好的目标，那么此时改变策略有极大概率使性能更优



最后设置planning time=1，使用Disappear策略

发现Bold仍然是显著优于其他策略的。区别在于，normal没有机会逆袭bold（与原论文结果一致），这可能是因为**Disappear策略更加适应变化率高的世界**，使Bold保持占优。

