作业 1: 蒙特卡洛树搜索

清华大学软件学院 软件工程探索与实践(人工智能板块),2023年春季学期

1 介绍

本次作业需要提交说明文档 (PDF 形式) 和 Python 的源代码。注意事项如下:

- 本次作业满分为 100 分。
- 作业按点给分,因此请在说明文档中按点回答,方便助教批改。
- 请不要使用他人的作业,也不要向他人公开自己的作业,否则将受到严厉处罚,作业分数扣至-100(即倒扣本次作业的全部分值)。
- 统一文件的命名: {学号}_{姓名}_hw1.zip

2 MCTS

在本题中,你将使用 MCTS 搜索得到井字棋(Tic-Tac-Toe)的最优策略,并且与随机策略和 AlphaBeta 搜索得到的策略相比较。本题需要完成以下内容,提交代码和实验报告,代码见./code。

- 1. 补充 MCTS 类中的 search 函数, 实现 MCTS 算法。
- 2. 适当修改 train.py, 在 3×3 棋盘上完成 MCTS 算法的训练, 并使用 eval.py 对比 MCTS 算法与随机策略, MCTS 算法与 AlphaBeta 算法的效果。
- 3. 绘制在 3×3 棋盘上 MCTS 算法对阵 AlphaBeta/Random 算法随自我对弈局数的先后手不 败率折线图。要求至少使用 3 个不同的 C 值,自我对弈局数至少为 500 局,对结果做适当 的分析。
- 4. 在 3×4 棋盘 (仍然规定三子连珠获胜) 上使用 MCTS 算法自我对弈 2000 局, 保存参数。重新载入参数, 用 MCTS 对阵 AlphaBeta/Random 算法, 汇报先手和后手的胜率。

提示:

- 1. 动手之前,请仔细阅读代码中的注释,确保你已了解问题定义和代码框架。请尽量不要修改代码中未要求修改的部分,如确有必要请与助教沟通。
- 2. 你可以解除 eval.py 中位于 86 行和 88 行的注释以获取可视化结果,向 single_match 函数传入 display=True 将会打印棋盘。

- 3. 你可以解除 eval.py 中位于 91-93 行的注释与你实现的 MCTS 算法对弈。
- 4. 本次作业的代码量约为 50 行,请确保你的代码拥有高可读性与可复用性,以减小自己之后的工作量。
- 5. 调用 MCTSPLayer 中的 train() 函数会将 MCTS 策略置入训练状态,在每次决策前先做 n_playout 次搜索 (同时会更新参数),调用 eval()函数会将 MCTS 策略置入评测状态,直接使用之前储存的策略进行决策。MCTS 自我对弈训练时应当使用训练状态,固定参数对弈测试时应该使用评测状态。
- 6. MCTS(以及 MCTSPlayer) 的 save_params() 函数可将所有参数保存至文件,load_params() 函数则可以读取保存的参数。

3 AlphaZero: 准备工作

我们的期末大作业是使用 AlphaZero 框架实现一款规则简单的棋类游戏(暂定围棋)智能体,本次作业是期末大作业的 MCTS 模块。AlphaZero 的训练过程是将神经网络嵌入 MCTS,由于我们课程还没有讲到神经网络部分,本次作业中的 MCTS 不会涉及到状态价值评估与先验概率。但是为了确保在之后的作业中可以零成本复用这一次的代码,你可以简单阅读一下 AlphaZero 的原论文¹和补充材料²,其中与本次作业内容较为相关的部分是补充材料 P14-P15 中"为何使用 MCTS"与"MCTS"的实现细节"。请在完成阅读后在实验报告中回答以下问题

- 1. 为什么 AlphaZero 使用了 MCTS 而不是 AlphaBeta 作为搜索主干?
- 2. AlphaZero 中使用的基于 PUCT (Polynomial Upper Confidence Tree) 的 MCTS 与我们课件中基于 UCT (Upper Confidence Tree) 的 MCTS 有什么区别?

¹https://www.science.org/doi/10.1126/science.aar6404

 $^{^2 \}texttt{https://www.science.org/doi/suppl/10.1126/science.aar6404/suppl_file/aar6404-silver-sm.pdf}$