

中山大学计算机学院 人工智能 本科生实验报告

课程名称: Artificial Intelligence

W 🗖	0000000	1.1 🚣	,
一一一	22226226	l #4夕	生 中 溪
1 45	ZZ3303Z0	1 红石	本内 埃

一、 实验题目

3.博弈树搜索--中国象棋

文件介绍

- main.py 是main函数的程序,直接运行这个文件可以实现人机博弈对抗。
- 其他.py 文件都是程序运行所需要的类,包括 ChessBoard 、 Game 等。
- images 文件夹是可视化界面所需的图片。
- 对手Al在 ChessAI.py 中实现,对手Al类已被 pyarmor 加密,需要安装 pyarmor 库才能运行此py文件。另外,我们提供了 linux、windows、mac 三个版本的加密文件,根据自己电脑的系统选择对应版本的程序代码。
- MyAI.py 提供了 ChessAI.py 中部分代码逻辑,其中包括了 Evaluate 、 ChessMap 、 ChessAI 三个 类。 Evaluate 类提供了当前象棋局面的奖励值,即每个棋子在棋盘上发任意位置都会有一个奖励值,所有棋子的奖励值之和为整个棋面的奖励值。提供的奖励值仅仅作为参考,如果想要以更大的概率打败对手AI,建议修改奖励值。 ChessAI 是实现算法的核心类,须在此类中实现搜索算法。
- 最终评估方法:与对手AI共博弈2次,其中先手、后手各评估一次(在main.py中未实现算法的红黑机指定代码,需自行实现)。积分规则:胜一局记3分,平一局记1分,负一句记0分。

代码运行

建议使用 python3.7或python3.6 运行代码

需要安装 pygame 、 numpy 、 pyarmor 库:

pip install pygame numpy pyarmor

开始程序的命令:

二、 实验内容

1. 算法原理

本次实验中主要使用了 Alpha-Beta 剪枝算法来于优化博弈树搜索。

递归搜索:从当前棋局状态开始,算法会递归地探索可能的走法,考虑双方玩家的行动。在每一层,算法交替考虑最大化和最小化玩家的行动,并评估当前局面的价值。

Alpha 值和 Beta 值: Alpha 和 Beta 值是算法用于剪枝的关键。Alpha 值代表在 Max 层面上带来的最大值,Beta 值代表在 Min 层面上带来的最小值。通过比较当前的节点值和 Alpha/Beta 值,算法可以准确评估哪些分支不值得深入搜索。



剪枝:在搜索树的过程中,如果算法发现某些分支不够优秀,会剪掉这些分支,这样就不必继续搜索这些分支,从而提高搜索效率。

搜索顺序:在每一层,算法会根据当前是最大化还是最小化玩家,有选择地深入搜索。最大化玩家希望获得更高的分数,因此会尝试获得更大的 Alpha 值;最小化玩家希望获得更低的分数,因此会尝试获得更小的 Beta 值。

深度限制:为了避免无限的搜索,通常会设置一个搜索深度限制。当达到深度限制后,算法将评估当前局面的得分,然后返回。

2. 关键代码展示(可选)

```
def get_next_step(self, chessboard: ChessBoard):
    old_pos = self.old_pos
    new_pos = self.new_pos
    self.alpha_beta(1,-999999,999999,chessboard)
    if old_pos==self.old_pos and new_pos==self.new_pos:
        self.max_depth=2
        self.alpha_beta(1,-999999,999999,chessboard)
    return self.old_pos+self.new_pos
```

```
def alpha_beta(self, depth, a, b, chessboard: ChessBoard):
       if depth>=self.max_depth:
           return self.evaluate_class.evaluate(chessboard) #到达深度限制则返回评估值
           chess list=chessboard.get chess()
            for cs in chess list:
               if depth%2==1 and cs.team ==self.team:
                   next=chessboard.get_put_down_position(cs) #获取当前棋子可以走的列表
                    for new_x, new_y in next:
                        last_x=cs.row
                        last_y=cs.col
                        origin_chess=chessboard.chessboard_map[new_x][new_y]
                        chess board.chess board\_map[new\_x][new\_y] = chess board.chess board\_map[last\_x][last\_y]
                        chessboard.chessboard_map[new_x][new_y].update_position(new_x,new_y)
                        chessboard.chessboard_map[last_x][last_y]=None
                        temp=self.alpha beta(depth+1,a,b,chessboard)
                        chess board.chess board\_map[last\_x][last\_y] = chess board.chess board\_map[new\_x][new\_y]
                        chessboard.chessboard_map[last_x][last_y].update_position(last_x,last_y)
                        chess board.chess board\_map[new\_x][new\_y] = origin\_chess
```



```
# repeat=d 
                                                       self.old_pos=[cs.row,cs.col]
                                                           self.new_pos=[new_x,new_y]
                                            a=max(a,temp)
              elif depth%2==0 and cs.team!=self.team:
                            next=chessboard.get_put_down_position(cs)
                              for new_x,new_y in next:
                                           last_x=cs.row
                                           last_y=cs.col
                                           origin_chess=chessboard.chessboard_map[new_x][new_y]
                                           chessboard.chessboard_map[new_x][new_y]=chessboard.chessboard_map[last_x][last_y]
                                           chessboard.chessboard_map[new_x][new_y].update_position(new_x,new_y)
                                           chessboard.chessboard_map[last_x][last_y]=None
                                           temp=self.alpha_beta(depth+1,a,b,chessboard)
                                          chessboard.chessboard_map[new_x][new_y] chessboard.chessboard_map[new_x][new_y] chessboard.chessboard_map[last_x][last_y].update_position(last_x,last_y)  
                                           chessboard.chessboard_map[new_x][new_y]=origin_chess
                                            b=min(b,temp)
                                                           return b
if depth%2==1:
            return a
```

三、 实验结果及分析

1. 实验结果展示示例(可图可表可文字,尽量可视化)

人机对战(人执红):





人机对战 (人执黑)





Ai 互搏(人执红):





Ai 互搏(人执黑):





3. 评测指标展示及分析(机器学习实验必须有此项,其它可分析运行时间等)

对于 Alpha-Beta 剪枝算法, 其时间复杂度取决于搜索树的大小和有效的剪枝操作。

搜索树分支因子:在这段代码中,每一步棋的走法都会产生一个分支,因此搜索树的分支因子取决于每一步棋的可选移动数量。

最大搜索深度:在算法中,通过 self.max_depth 来控制搜索的最大深度。当达到最大深度时,会返回当前局面的评估值。

剪枝: Alpha-Beta 剪枝算法的关键在于剪掉那些不会对最终结果产生影响的分支,因此有效的剪枝操作可以显著减少搜索的节点数量。

接下来我们大致计算一下这段代码的复杂度:

对于每一个棋局状态,它的搜索树的分支因子取决于每个棋子可以走的位置数,即平均分支因子为(b)。最大搜索深度为 self.max_depth。

在最坏情况下,需要遍历完整的搜索树,因此复杂度为(0(b^d)),其中(d)为最大搜索深度。

整体而言前期每走一步需要时间大概在 2.5s 左右,后期棋子数量减少搜索 难度降低速度 会大幅提高,整体一盘棋局会在 3 分钟以内。程序还存在一个 bug,就是当遇到重复局面的 时候无法及时脱离(算法中注释掉的就是原本想用于脱离的),导致 ai 对战最后会长将或 者重复走闲棋,并且可能是由于没有将可走的棋子的列表进行随机的排列,互博时走的较为 呆板,每次都是一样的棋局,后续还需要进一步的修改。



四、 参考资料

怎样做一道阿尔法贝塔剪枝的题(图解)-CSDN 博客

4-搜索算法.pptx(课上 ppt)