

最近机器学习很火, 乘着这把火, 我也学习了一把, 但是没有直接学习深度学习, 而是遵从一位老前辈, 一定要把人工智能的所有方法都了解掌握了, 才能真正的掌握人工智能。。。 我只能说, 路漫漫。。

对于博弈类人工智能,其中一个方法就是:博弈树极大极小值alpha-beta剪枝搜索。

是不是觉得这个名字很牛逼,但经过我的详细解读,你马上就会发现,原来不过如此。

对于要实现一个会智能下五子棋的AI,要怎么去实现呢?自然想到的方法就是,让计算机把每一步的可能性都试一遍,看走在那效果最好。 其实就是搜索的方法,搜索所有的下一步可能性,择优选择。这就是博弈树搜索。

# 博弈树搜索

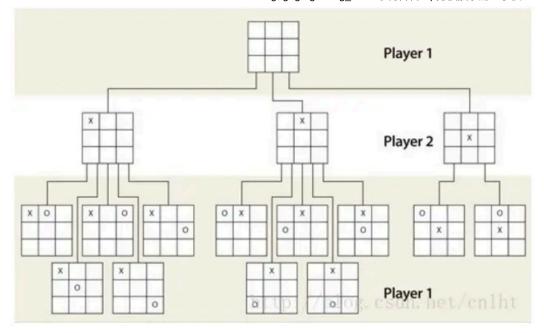
☐ README

什么是博弈树搜素呢?博弈就是相互采取最优策略斗争的意思。比如说下五子棋,你下一步,我下一步,这就是相互博弈。假设棋盘的大小是10\*10,那就是100个点可以下,那么第一步可选择的可能就是100,假设是下在了A点,那么第二步就有除了A点的剩下的99个点的可能。假设下在了B点,那么第二步就有除了B点的剩下的99个点的可能,假设下在了C点…

看到没有, 我上面的假设可以复制100次, 同时基于其中的一个点, 第二步又可以复制99次, 以此类推, 就构成了一个树状的结构:

0

 $\equiv$ 



好了, 问题来了, 这么多可能性, 走哪一步才是最优的呢? 这就是下一步, 极大极小值搜索。

### 极大极小值搜索

对于一个棋局, 判断它对我来说是占优势还是劣势, 能不能用个比较确定的数值来评估呢? 答案是可以的。 对于五子棋就是统计目前的棋型,并累加分数。 比如如果有4个子连起来了, 那就给个很高的评分,因为下一步就可以赢了, 如果是3个子连起来了,给个相对较低的评分,因为不一定就能赢,对方会堵你呢, 但是比只有2 个子连在一起的得分要高吧, 如是就有了下面的棋型评分表:

```
Q
# 棋型的评估分数
shape_score = [(50, (0, 1, 1, 0, 0)),
               (50, (0, 0, 1, 1, 0)),
               (200, (1, 1, 0, 1, 0)),
               (500, (0, 0, 1, 1, 1)),
               (500, (1, 1, 1, 0, 0)),
               (5000, (0, 1, 1, 1, 0)),
               (5000, (0, 1, 0, 1, 1, 0)),
               (5000, (0, 1, 1, 0, 1, 0)),
               (5000, (1, 1, 1, 0, 1)),
               (5000, (1, 1, 0, 1, 1)),
               (5000, (1, 0, 1, 1, 1)),
               (5000, (1, 1, 1, 1, 0)),
               (5000, (0, 1, 1, 1, 1)),
               (50000, (0, 1, 1, 1, 1, 0)),
               (99999999, (1, 1, 1, 1, 1))]
```

这篇文章的示例是用python代码实现,上面是我列出的一些常见的五子棋形状,1代表有子落在此处,0代表是空位,下一步可以下在此处。前面是对应的分值。

那么对应评估局面上的分数,就是统计所有匹配的棋型得分并累加。这个分数的统计就叫做评估函数,而这个评估函数的好坏是非常重要的,下面的算法都是固定的,任何博弈类游戏都适合,但评估函数就干差万别了。

```
# 评估函数

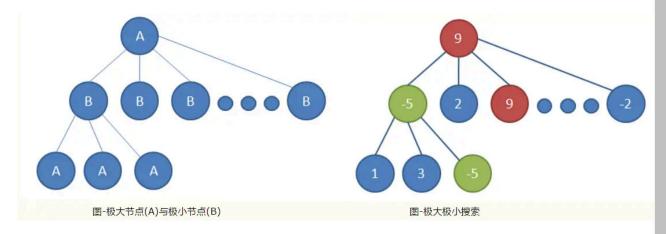
def evaluation(is_ai):
   total_score = 0

if is_ai:
```

```
my_list = list1
   enemy_list = list2
else:
   my_list = list2
   enemy_list = list1
# 算自己的得分
score_all_arr = [] # 得分形状的位置 用于计算如果有相交 得分翻倍
my score = 0
for pt in my_list:
   m = pt[0]
   n = pt[1]
   my_score += cal_score(m, n, 0, 1, enemy_list, my_list, score_all_arr)
   my_score += cal_score(m, n, 1, 0, enemy_list, my_list, score_all_arr)
   my score += cal score(m, n, 1, 1, enemy list, my list, score all arr)
   my_score += cal_score(m, n, -1, 1, enemy_list, my_list, score_all_arr)
# 算敌人的得分, 并减去
score_all_arr_enemy = []
enemy\_score = 0
for pt in enemy_list:
   m = pt[0]
   n = pt[1]
   enemy_score += cal_score(m, n, 0, 1, my_list, enemy_list, score_all_arr_enemy)
   enemy_score += cal_score(m, n, 1, 0, my_list, enemy_list, score_all_arr_enemy)
   enemy_score += cal_score(m, n, 1, 1, my_list, enemy_list, score_all_arr_enemy)
   enemy_score += cal_score(m, n, -1, 1, my_list, enemy_list, score_all_arr_enemy)
total_score = my_score - enemy_score*ratio*0.1
return total score
```

对于AI要走在那里最好,那就是计算它在走在某一个点后, 计算局面的得分,然后取得分最大的那个点,不就是最应该下的点吗? so easy! 这就是极大值搜索。

但不要忘了,你这是只考虑了一步啊,搜索的深度只有1,没听说老谋深算的家伙都是考虑3步的吗,也就是要考虑下了这一步后,对手下一步会怎么下。对手不傻,肯定会在我得分最小的那个点上下,这个得分是相对于我而言的,我的得分最小,那就是对手的最优策略了,这就是极小值搜索。



AI要考虑3步的话, 那就是搜索深度为3, 那就是搜索落在那个点, 3步后得分最大。这就可以和看能看3步棋的老家伙对抗了。

关于极大极小值的伪代码(注意是伪代码,不是本文的示例的python代码): 这里面有递归,相信能很好理解吧。

```
int MinMax(int depth) { // 函数的评估都是以白方的角度来评估的 if (SideToMove() == WHITE) { // 白方是"最大"者
```

Q

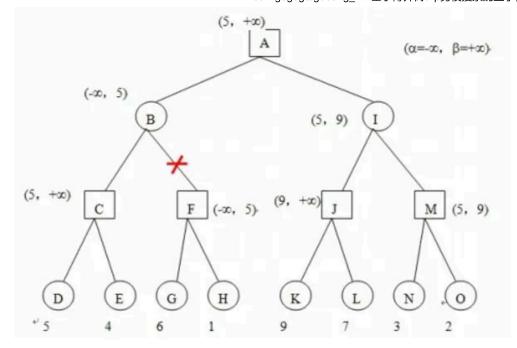
```
return Max(depth);
                             // 黑方是"最小"者
 } else {
   return Min(depth);
}
int Max(int depth) {
 int best = -INFINITY;
 if (depth <= 0) {
   return Evaluate();
 GenerateLegalMoves();
 while (MovesLeft()) {
   MakeNextMove();
   val = Min(depth - 1);
   UnmakeMove();
   if (val > best) {
     best = val;
   }
 }
 return best;
}
int Min(int depth) {
 int best = INFINITY; // 注意这里不同于"最大"算法
 if (depth <= 0) {
   return Evaluate();
 GenerateLegalMoves();
 while (MovesLeft()) {
   MakeNextMove();
   val = Max(depth - 1);
   UnmakeMove();
   if (val < best) { // 注意这里不同于"最大"算法
     best = val;
 return best;
}
```

到这里, 感觉不就完了吗?可以和老家伙一决高下了?这就错了, 忽略了一个很重要的问题, 就是搜索的计算量, 你以为计算机是机器, cpu是 intel i7就瞬间完成计算啊, 这个博弈树, 之所以叫树, 那么他的枝点的数量, 是以指数增长的, 搜索深度3和搜索深度5那计算量差的可不是几倍的概念。而是差指数倍的概念。 所以虽然五子棋棋盘没围棋大, 但是按照这种全部可能性都搜索的方法去搜索, 是要死电脑的。

于是,聪明的人对其进行了优化,这就是alpha-beta剪枝搜索。

## alpha-beta剪枝搜索

假设博弈树的搜索情况如下图:



α为已知的最大值,β为已知的最小值,因为还没搜索不知道是多少,保险起见,初始化为-∞ 和+∞。

搜索到D的时候,局面得分是5,(顺便说一句,这样的搜索是深度优先搜索,什么是深度优先搜索,可百度)那么也就是说要搜索最大值,那么只可能会在(5,  $+\infty$ )之间,同理,要搜索最小值,也只会在( $-\infty$ , 5)之间。继续搜索,搜索到G时,F暂时等于6,F是要找最大值,那么F不可能再小于6了,而B是要找最小值的,B的已知最小值是在( $-\infty$ , 5)之间的,你F还不可能比6小了,我还要搜索你F后面的情况干嘛?不是浪费时间吗,于是果断咔嚓掉F这个分支,不搜索了,这就是剪枝。同样对于另外一边的已知可能的极限范围净也是一样的情况,遇到就算是搜索也是浪费时间的情况,就剪枝不搜索了。这样就减少了很多不必要是搜索步骤,特别是一开始就找到最有可能的极大极小值,更能迅速的剪枝。怎么一开始尽快的找到可能的极大极小值呢,后面再说。先插播一下,负值极大法。

## 负值极大法

上面的伪代码有求极大值,极小值,还要两个函数,其实都求各自的最大值,这个各自的最大值是值,都 站在自己的一方来求最大值,对手的最大值前面加个负号,不就是对我来说的最小值吗? 有点绕, 但道理相 信很容易理解, 这样的好处就是把求最大最小值写在一个函数里了, 看代码:

```
# 负值极大算法搜索 alpha + beta剪枝
def negamax(is_ai, depth, alpha, beta):
   #游戏是否结束 | |探索的递归深度是否到边界
   if game win(list1) or game win(list2) or depth == 0:
       return evaluation(is_ai)
   blank_list = list(set(list_all).difference(set(list3)))
   order(blank_list)
                    # 搜索顺序排序 提高剪枝效率
   # 遍历每一个候选步
   for next step in blank list:
       global search_count
       search_count += 1
       # 如果要评估的位置没有相邻的子, 则不去评估 减少计算
       if not has_neightnor(next_step):
          continue
       if is ai:
          list1.append(next_step)
```

þ

```
else:
        list2.append(next_step)
   list3.append(next_step)
   value = -negamax(not is_ai, depth - 1, -beta, -alpha)
   if is ai:
        list1.remove(next_step)
   else:
        list2.remove(next step)
   list3.remove(next_step)
   if value > alpha:
        print(str(value) + "alpha:" + str(alpha) + "beta:" + str(beta))
        print(list3)
        if depth == DEPTH:
            next_point[0] = next_step[0]
            next_point[1] = next_step[1]
        # alpha + beta剪枝点
        if value >= beta:
            global cut_count
            cut count += 1
            return beta
        alpha = value
return alpha
```

此处实际的代码可能不太好理解,上伪代码应该好看些,如下:

```
int negamax(GameState S, int depth, int alpha, int beta) {
   // 游戏是否结束 || 探索的递归深度是否到边界
   if ( gameover(S) || depth == 0 ) {
       return evaluation(S);
   // 遍历每一个候选步
   foreach ( move in candidate list ) {
       S' = makemove(S);
       value = -negamax(S', depth - 1, -beta, -alpha);
       unmakemove(S')
       if ( value > alpha ) {
           // alpha + beta剪枝点
           if ( value >= beta ) {
               return beta;
           alpha = value;
       }
   }
   return alpha;
```

# 其他优化

好了, 到这里基本告一段落了, 但针对五子棋的特点, 可以加一些其他优化, 如搜索的开始点, 从上一步的点的周围搜索起, 能尽快的找到相对较大的极大值, 和相对较小的极小值, 从而更快的剪枝。 因为邻近的点是最有可能的。 另外为了减少计算量, 我还把四面八方都没有相邻的子的位置给去掉了, 因为这样的位置不大可能是有价值的位置, 当然这个优化不严谨, 但为了减少计算量。。

ſĠ

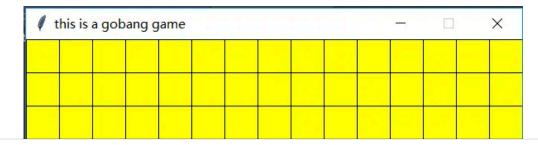
### 源码

最终的源码在 https://github.com/colingogogo/gobang\_Al#gobang\_ai 记得点个star哦,哈哈

界面部分借的是这里的 <a href="http://www.cnblogs.com/qiaozhoulin/p/4546884.html">http://www.cnblogs.com/qiaozhoulin/p/4546884.html</a> 需要安装graphics模块,下载地址: <a href="http://mcsp.wartburg.edu/zelle/python/graphics.py">http://mcsp.wartburg.edu/zelle/python/graphics.py</a> 保存到C:\Python27\Lib\site-packages 路径中的版本号改成你用的

源码不重要,重要的是这样的思想,可以用来写任何博弈类的AI,当然评估函数要写好。

最后放一张截图结束,谢谢!



Re	lea	5	2

No releases published

#### **Packages**

No packages published

#### Languages

• Python 100.0%