Alpha–Beta剪枝算法实现中国象棋人机对弈

计算机学院 2018级 软件工程 杨玲 18342115

摘要

本次实验我们基于Alpha–Beta剪枝算法设计了一个中国象棋博弈程序， 并综合考虑了棋力，攻击能力，保护能力多种因素设计了棋局的静态评估函数。通过实验结果反映出该静态评估函数的设计能够比较好地引导程序进行攻击和防守，在深度为4的搜索树上取得了比较好的效果。

一、问题介绍

编写一个中国象棋博弈程序，要求用alpha–beta剪枝算法，可以实现人机对弈。棋局评估方法可以参考已有文献，要求具有下棋界面，界面编程也可以参考网上程序，但正式实验报告要引用参考过的文献和程序。

因为是人机博弈，因此我们需要使得电脑比较聪明，而方法就是要电脑选择走比较好的步骤。机器是基于搜索来下棋的，我们需要让机器考虑比较长远的情况，然后做出比较好的选择，而为了提高搜索效率，就应用到了alpha–beta剪枝算法。

二、算法介绍

1. 极小极大搜索算法

对于博弈问题，我们首先考虑的是极小极大搜索算法。极小极大搜索策略是考虑双方对弈若干步之后，从可能的步中选一步相对好的走法来走，即在有限的搜索深度范围内进行求解。我们规定：

- MAX代表程序方
- MIN代表对手方
- P代表一个棋局（即一个状态）
- 有利于MAX的势态， f(P)取正值
- 有利于MIN的势态， f(P)取负值
- 势态均衡， f(P))取零

f(P)的大小由棋局势态的优劣来决定。评估棋局的静态函数要考虑两个方面的因素：

- 双方都知道各自走到了什么程度、下一步可能够做什么
- 不考虑偶然情况

基于这个前提，博弈双方要考虑的问题是：

- 如何产生一个最好的走步

- 如何改进测试方法，能尽快搜索到最好的走步

极小极大搜索的基本思想是：

（1）当轮到MIN走步的节点时，MAX应考虑最坏的情况（因此， f(P)取极小值）。

（2）当轮到MAX走步的节点时，MAX应考虑最好的情况（因此， f(P)取极大值）。

（3）当评价往回倒退时，相应于两位棋手的对抗策略，不同层上交替地使用1、2两种方法向上传递倒推值。

2. Alpha-Beta剪枝算法

MIN、MAX过程将生成后继节点与估计格局两个过程分开考虑，即需要先生成全部搜索树，然后再进行每个节点的静态估计和倒推值计算。

实际上，这种方法效率极低。而alpha-beta剪枝法基于这个过程，给了我们一个高效的算法。在极大层中定义下界值α，它表明该MAX节点向上的倒推值不会小于α；在极小层中定义上界值β，它表明该MIN节点向上的倒推值不会大于β。

剪枝规则如下：

（1）**α剪枝**。若任一极小层节点的β 值不大于它任一前驱极大层节点的α值，即α（前驱层）≥ β（后继层），则可以中止该极小层中这个MIN节点以下的搜索过程。这个MIN节点最终的倒推值就确定为这个β 值。

（2）**β 剪枝**。若任一极大层节点的α值不小于它任一前驱极小层节点的β 值，即α （后继层）≥ β（前驱层），则可以中止该极大层中这个MAX节点以下的搜索过程。这个MAX节点最终的倒推值就确定为这个α值。

三、实验过程

1. 走法设计

流程图：

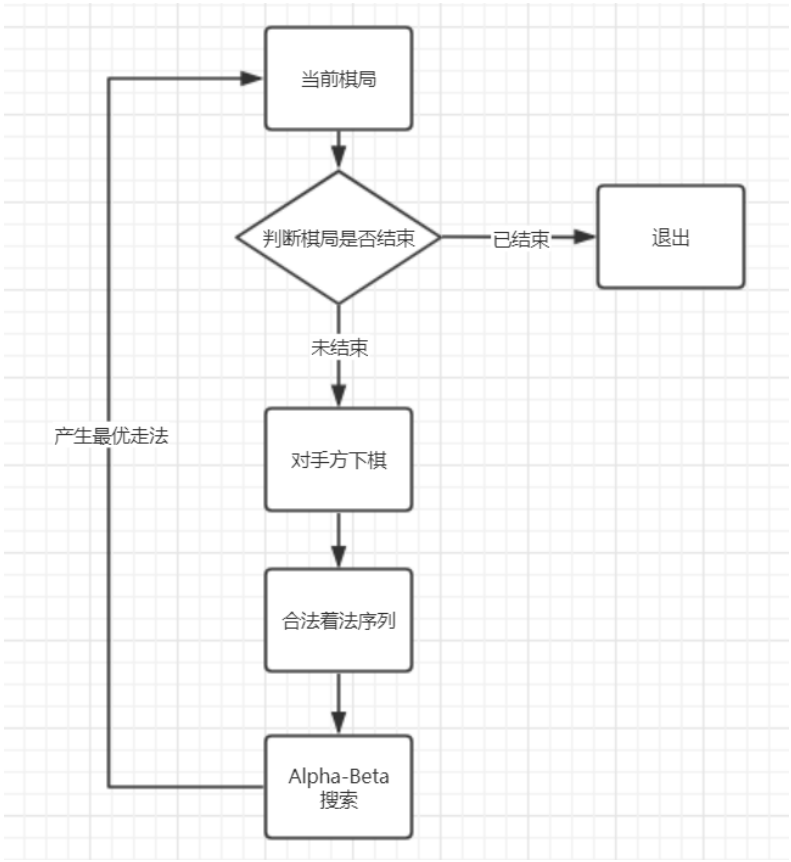
主要在 `my_chess.py` 中实现

核心代码如下：

```
# 返回所有可行的走法，一个step类型的list
def generate_move(self, who):
    res_list = []
    for x in range(9):
        for y in range(10):
            if self.board[x][y].chess_type != 0:
                if self.board[x][y].belong != who:
                    continue
                list2 = self.get_chess_move(x, y, who)
                res_list = res_list + list2
    return res_list
```

2. 评估函数与搜索

（1）流程图



主要在 `my_game.py` 中实现

(2) Alpha-Beta剪枝算法

在使用Alpha-Beta搜索算法需要遍历整个n叉树，我们可以看出搜索每迭代一层，复杂度就指数级增长。通常中国象棋合理的招数多达50种，所以每增加一层复杂度增加50倍。在搜索六步时的复杂度接近200亿，在搜索10步的时候复杂度超过几千万亿。所以搜索复杂度很高，效率较低。

象棋是博弈的过程，我们需要让自己的局面最优，让对手的局面最劣。Alpha-Beta的算法就是在搜索的过程中利用已知信息进行剪枝的实现方法。它的实现基于一种想法：如果已经有选择比当下选择更好，那么只要能证明当下选择劣于某个更好选择，就可以进行剪枝，不需要对这种选择继续进行考虑。

Alpha-Beta算法在搜索时，始终记录节点的α值和β值。其中α值是该节点的子节点能到达的最大值，β值是该节点的子节点能够到达的最小值。通过比较不同节点之间的α、β值来进行剪枝。例如某个子节点的得分<=α时，可以直接剪枝；某个子节点得分>=β时，也可以进行剪枝，因为对手可以通过之前的某种策略避免这种情况的发生。

算法核心实现如下：

```
# alpha-beta剪枝，alpha是大可能下界，beta是最小可能上界
def alpha_beta(self, depth, alpha, beta):
    who = (self.max_depth - depth) % 2  # 那个玩家
    if self.is_game_over(who):  # 判断是否游戏结束，如果结束了就不用搜了
        return constants.min_val
    if depth == 1:  # 搜到指定深度了，也不用搜了
```

```
        return self.evaluate(who)
    move_list = self.board.generate_move(who)  # 返回所有能走的方法
    # 利用历史表0
    for i in range(len(move_list)):
        move_list[i].score = self.history_table.get_history_score(who, move_list[i])
    move_list.sort()  # 为了让更容易剪枝利用历史表得分进行排序
    best_step = move_list[0]
    score_list = []
    for step in move_list:
        temp = self.move_to(step)
        score = -self.alpha_beta(depth - 1, -beta, -alpha)  # 因为是一层选最大一层选最小，所以利用取负号来实现
        score_list.append(score)
        self.undo_move(step, temp)
        if score > alpha:
            alpha = score
            if depth == self.max_depth:
                self.best_move = step
            best_step = step
        if alpha >= beta:
            best_step = step
            break
    # 更新历史表
    if best_step.from_x != -1:
        self.history_table.add_history_score(who, best_step, depth)
    return alpha
```

(3) 评估函数

如（1）中所说，在搜索过程中需要记录节点的α值和β值。所以需要在每个叶子节点对当前局面进行评价来表示局面的优劣。

评价函数的合理性将直接影响整个程序的性能。好的评价函数能够考虑到场面上的各种配合等等，从而对局面做出最正确的判断，所以在实现评价函数的时候需要考虑种种因素：

① 棋子的固定子力值

每种类型的棋子都有各自本身的子力价值。一般而言，子力值越大越重要，哪一方的固定子力值和大，则该方占优；否则处于劣势。具体每个棋子的子力值多少，不同设计者的经验不同，给出的具体值不同，所产生的效果也不同。

将/帅	车	马	炮	相/象	士	兵/卒
10000	250	250	300	500	300	80

② 棋子的位置价值

中国象棋局势不仅仅取决于子力大小，更与棋子位置联系巨大。棋子在不同位置上应该给予不同的评价。例如卒在初始位置时，作用较小，位置值较小；而当卒进入对方九宫格之后对对方威胁极大，位置值较大。再例如，当头炮的威胁值较大，而在其他路的时候威胁则稍微小一些。因此也需要根据设计者的经验，对不同棋子不同位置的价值给予不同的评价。

③ 棋子灵活度评估值

棋子威力的发挥取决于其灵活度。灵活度高的棋子，例如车，可以在战场上快速发挥作用，评价值较高。而灵活度较差的棋子则评分较低。

将/帅	车	马	炮	相/象	士	兵/卒
0	6	12	6	1	1	15

对应代码如下：

```
mobile_val = [0, 0, 6, 12, 6, 1, 1, 15]
```

④棋子威胁/保护评估值

每个棋子可能处于对方威胁下，也可能处于己放棋子保护之中。这将直接影响到这颗棋子的安全系数，进而影响战局。因此需要考虑被威胁和保护的棋子。当棋子处于威胁之中时，应当降低评价值；当棋子处于保护之中时，应当增加评价值。
我们分了不同数量保护的情况，来进行局面关系评分，核心代码如下：

```
        for x in range(9):
            for y in range(10):
                num_attacked = relation_list[x][y].num_attacked
                num_guarded = relation_list[x][y].num_guarded
                now_chess = self.board.board[x][y]
                type = now_chess.chess_type
                now = now_chess.belong
                unit_val = cc.base_val[now_chess.chess_type] >> 3
                sum_attack = 0  # 被攻击总子力
                sum_guard = 0
                min_attack = 999  # 最小的攻击者
                max_attack = 0  # 最大的攻击者
                max_guard = 0
                flag = 999  # 有没有比这个子的子力小的
                if type == cc.kong:
                    continue
                # 统计攻击方的子力
```

```
                for i in range(num_attacked):
                    temp = cc.base_val[relation_list[x][y].attacked[i]]
                    flag = min(flag, min(temp, cc.base_val[type]))
                    min_attack = min(min_attack, temp)
                    max_attack = max(max_attack, temp)
                    sum_attack += temp
                # 统计防守方的子力
                for i in range(num_guarded):
                    temp = cc.base_val[relation_list[x][y].guarded[i]]
                    max_guard = max(max_guard, temp)
                    sum_guard += temp
                if num_attacked == 0:
                    relation_val[now] += 5 * relation_list[x]
[y].num_guarded
                else:
                    muti_val = 5 if who != now else 1
                    if num_guarded == 0:  # 如果没有保护
                        relation_val[now] -= muti_val * unit_val
                    else:  # 如果有保护
                        if flag != 999:  # 存在攻击者子力小于被攻击者子力,对方
将愿意换子
                            relation_val[now] -= muti_val * unit_val
                            relation_val[1 - now] -= muti_val * (flag >>
3)
                        # 如果是二换一，并且最小子力小于被攻击者子力与保护者子力
之和，则对方可能以一子换两子
                        elif num_guarded == 1 and num_attacked > 1 and
min_attack < cc.base_val[type] + sum_guard:
                            relation_val[now] -= muti_val * unit_val
                            relation_val[now] -= muti_val * (sum_guard >>
3)
                            relation_val[1 - now] -= muti_val * (flag >>
3)
                        # 如果是三换二并且攻击者子力较小的二者之和小于被攻击者子
力与保护者子力之和,则对方可能以两子换三子
                        elif num_guarded == 2 and num_attacked == 3 and
sum_attack - max_attack < cc.base_val[type] + sum_guard:
                            relation_val[now] -= muti_val * unit_val
                            relation_val[now] -= muti_val * (sum_guard >>
3)
                            relation_val[1 - now] -= muti_val *
((sum_attack - max_attack) >> 3)
```

```
                        # 如果是n换n，攻击方与保护方数量相同并且攻击者子力小于被攻击者子力与保护者子力之和再减去保护者中最大子力,则对方可能以n子换n子
                        elif num_guarded == num_attacked and sum_attack < cc.base_val[now_chess.chess_type] + sum_guard - max_guard:
                            relation_val[now] -= muti_val * unit_val
                            relation_val[now] -= muti_val * ((sum_guard - max_guard) >> 3)
                            relation_val[1 - now] -= sum_attack >> 3
```

⑤将帅安全评估值

将帅的安全整局游戏的关键。需要从将的位置以及和其他棋子的位置关系中体现出来；例如当头炮、窝心马对将帅的威胁较大，体现在这些棋子的位置价值中。

```
pos_val = [
    [  # 空
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
    ],
    [  # 将
        0,  0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0,  0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0,  0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        1, -8, -9, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        5, -8, -9, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        1, -8, -9, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0,  0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0,  0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0,  0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
    ],
    [  # 车
       -6,  5, -2,  4,  8,  8,  6,  6,  6,  6,
        6,  8,  8,  9, 12, 11, 13,  8, 12,  8,
        4,  6,  4,  4, 12, 11, 13,  7,  9,  7,
       12, 12, 12, 12, 14, 14, 16, 14, 16, 13,
```

```
         0,  0, 12, 14, 15, 15, 16, 16, 33, 14,
        12, 12, 12, 12, 14, 14, 16, 14, 16, 13,
         4,  6,  4,  4, 12, 11, 13,  7,  9,  7,
         6,  8,  8,  9, 12, 11, 13,  8, 12,  8,
        -6,  5, -2,  4,  8,  8,  6,  6,  6,  6
    ],
    [  # 马
         0,  -3, 5,  4,  2,  2,  5,  4,  2, 2,
        -3,   2, 4,  6, 10, 12, 20, 10,  8, 2,
         2,   4, 6, 10, 13, 11, 12, 11, 15, 2,
         0,   5, 7,  7, 14, 15, 19, 15,  9, 8,
         2, -10, 4, 10, 15, 16, 12, 11,  6, 2,
         0,   5, 7,  7, 14, 15, 19, 15,  9, 8,
         2,   4, 6, 10, 13, 11, 12, 11, 15, 2,
        -3,   2, 4,  6, 10, 12, 20, 10,  8, 2,
         0,  -3, 5,  4,  2,  2,  5,  4,  2, 2
    ],
    [  # 炮
        0, 0, 1, 0, -1, 0, 0,  1,  2,  4,
        0, 1, 0, 0,  0, 0, 3,  1,  2,  4,
        1, 2, 4, 0,  3, 0, 3,  0,  0,  0,
        3, 2, 3, 0,  0, 0, 2, -5, -4, -5,
        3, 2, 5, 0,  4, 4, 4, -4, -7, -6,
        3, 2, 3, 0,  0, 0, 2, -5, -4, -5,
        1, 2, 4, 0,  3, 0, 3,  0,  0,  0,
        0, 1, 0, 0,  0, 0, 3,  1,  2,  4,
        0, 0, 1, 0, -1, 0, 0,  1,  2,  4
    ],
    [  # 相
        0, 0, -2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0,  0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, -2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
    ],
    [  # 士
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
```

```
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
        0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
    ],
    [  # 兵
        0, 0, 0, -2, 3, 10, 20, 20, 20, 0,
        0, 0, 0,  0, 0, 18, 27, 30, 30, 0,
        0, 0, 0, -2, 4, 22, 30, 45, 50, 0,
        0, 0, 0,  0, 0, 35, 40, 55, 65, 2,
        0, 0, 0,  6, 7, 40, 42, 55, 70, 4,
        0, 0, 0,  0, 0, 35, 40, 55, 65, 2,
        0, 0, 0, -2, 4, 22, 30, 45, 50, 0,
        0, 0, 0,  0, 0, 18, 27, 30, 30, 0,
        0, 0, 0, -2, 3, 10, 20, 20, 20, 0
    ]
]
```

(3) 历史启发式算法

既然Alpha-Beta搜索算法是在“最小-最大”的基础上引入“树的裁剪”的思想以期提高效率，那么它的效率将在很大程度上取决于树的结构——如果搜索了没多久就发现可以进行“裁剪”了，那么需要分析的工作量将大大减少，效率自然也就大大提高；而如果直至分析了所有的可能性之后才能做出“裁剪”操作，那此时“裁剪”也已经失去了它原有的价值。因而，要想保证Alpha-Beta搜索算法的效率就需要调整树的结构，即调整待搜索的结点的顺序，使得“裁剪”可以尽可能早地发生。

我们可以根据部分已经搜索过的结果来调整将要搜索的结点的顺序。因为，通常当一个局面经过搜索被认为较好时，其子结点中往往有一些与它相似的局面（如个别无关紧要的棋子位置有所不同）也是较好的。

由J.Schaeffer所提出的“历史启发”（History Heuristic）就是建立在这样一种观点之上的。在搜索的过程中，每当发现一个好的走法，我们就给该走法累加一个增量以记录其“历史得分”，一个多次被搜索并认为是好的走法的“历史得分”就会较高。对于即将搜索的结点，按照“历史得分”的高低对它们进行排序，保证较好的走法（“历史得分”高的走法）排在前面，这样Alpha-Beta搜索就可以尽可能早地进行“裁剪”，从而保证了搜索的效率。

核心代码如下：

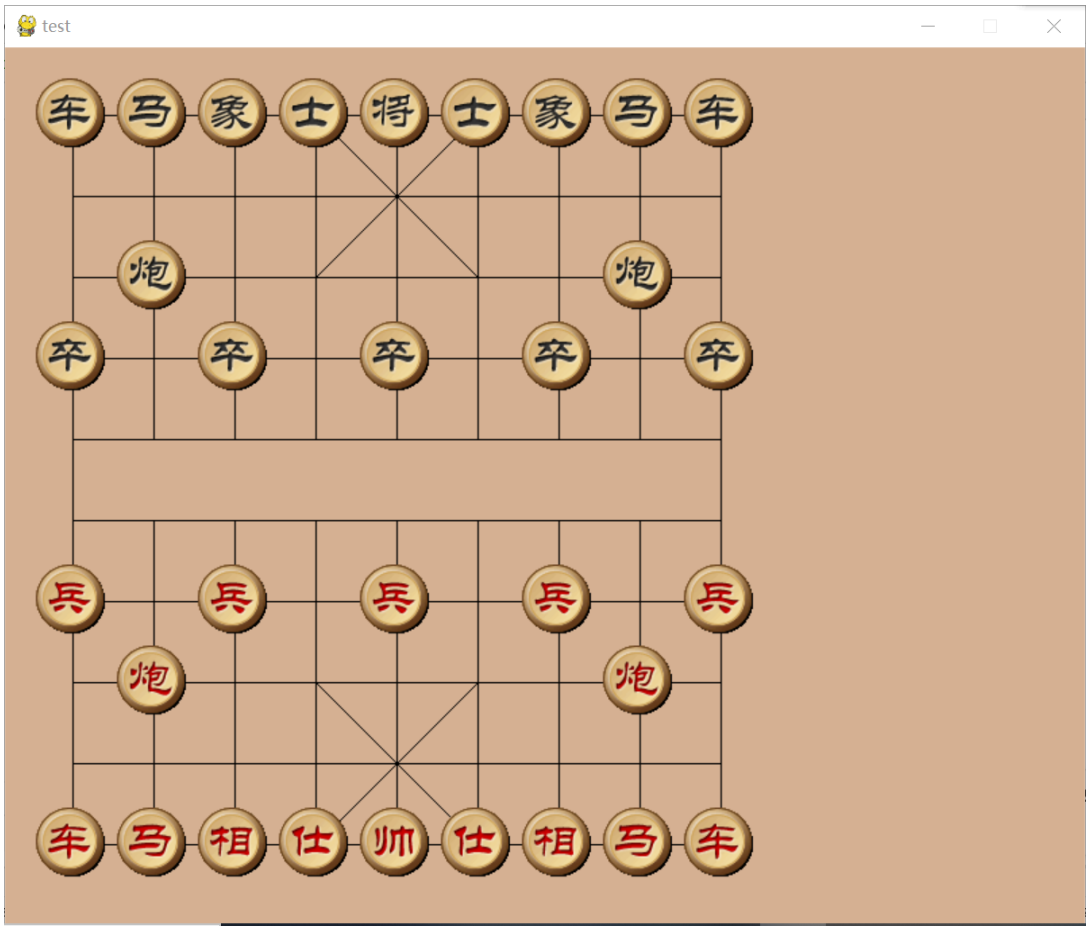
```
# 历史启发算法
```

```
class history_table:
    def __init__(self):
        self.table = numpy.zeros((2, 90, 90))
    def get_history_score(self, who, step):
        return self.table[who, step.from_x * 9 + step.from_y, step.to_x * 9 + step.to_y]
    def add_history_score(self, who,  step, depth):
        self.table[who, step.from_x * 9 + step.from_y, step.to_x * 9 + step.to_y] += 2 << depth
```

经过我们的测试，加入历史启发式算法后，计算的速度提高了6-7倍。

3. UI设计

UI设计需要将棋盘填好，使得坐标与棋子对应，并使得人机对战时，棋子可以正确的根据算法结果或者鼠标坐标来移动，人的走法通过鼠标移动位置决定，电脑走法与AI算法有关。



主要在 `chinachess.py` 中实现

核心代码如下：

```
def PutdownPieces(self, t, x, y):
    selectfilter = list(filter(lambda cm: cm.x == x and cm.y == y and cm.player == ChinaChess.player1Color,ChinaChess.piecesList))
    if len(selectfilter):
        ChinaChess.piecesSelected = selectfilter[0]
        return
```

```
    if ChinaChess.piecesSelected :
        arr = pieces.listPiecestoArr(ChinaChess.piecesList)
        if ChinaChess.piecesSelected.canmove(arr, x, y):
            self.PiecesMove(ChinaChess.piecesSelected, x, y)
            ChinaChess.Putdownflag = ChinaChess.player2Color
    else:
        fi = filter(lambda p: p.x == x and p.y == y,
ChinaChess.piecesList)
        listfi = list(fi)
        if len(listfi) != 0:
            ChinaChess.piecesSelected = listfi[0]
def PiecesMove(self,pieces,  x , y):
    for item in ChinaChess.piecesList:
        if item.x == x and item.y == y:
            ChinaChess.piecesList.remove(item)
    pieces.x = x
    pieces.y = y
    print("move to " + str(x) + " " + str(y))
    return True
def Computerplay(self):
    if ChinaChess.Putdownflag == ChinaChess.player2Color:
        print("轮到电脑了")
        computermove = computer.getPlayInfo(ChinaChess.piecesList,
self.from_x, self.from_y, self.to_x, self.to_y, self.mgInit)
        if computer==None:
            return
        piecemove = None
        for item in ChinaChess.piecesList:
            if item.x == computermove[0] and item.y == computermove[1]:
                piecemove= item
        self.PiecesMove(piecemove, computermove[2], computermove[3])
        ChinaChess.Putdownflag = ChinaChess.player1Color
#判断游戏胜利
def VictoryOrDefeat(self):
    txt = ""
    result = [ChinaChess.player1Color, ChinaChess.player2Color]
    for item in ChinaChess.piecesList:
        if type(item) == pieces.King:
            if item.player == ChinaChess.player1Color:
                result.remove(ChinaChess.player1Color)
            if item.player == ChinaChess.player2Color:
                result.remove(ChinaChess.player2Color)
```

```
    if len(result) == 0:
        return
    if result[0] == ChinaChess.player1Color :
        txt = "失败！"
    else:
        txt = "胜利！"
    ChinaChess.window.blit(self.getTextSuface("%s" % txt),
(constants.SCREEN_WIDTH - 100, 200))
    ChinaChess.Putdownflag = constants.overColor
```

四、结果分析

1.搜索深度

- 实验中设置搜索深度为2时，可以达到立刻出结果的效果，且棋子数越少响应速度越快。程序每次下棋需要搜索的节点个数绝大部分在2000个以下，一开始的搜索次数大部分集中在1200-500之间，到后面棋子数比较少的时候搜索的节点数在500以下。
- 实验中设置搜索深度为4时，程序响应时间较好，大致在0.5秒内，经过优化后平均搜索步数为10000左右。
- 在搜索深度为6的时候平均搜索步数为90万左右，计算较为缓慢。

深度不能太深的原因是，这个搜索算法本身就是指数级别复杂度，就算进行优化，也只能减小常数，而且评估函数复杂，所以使用这种方法深度不能太深，不然只能牺牲精度。

2.棋力效果

我们设计的评估函数较为详细，考虑方面周全，程序能够主动发动攻击和防守，每次至少能够对战几十回合，总体棋力接近正常人。

五、结论

这次实验中我充分体验到了静态估计函数在Alpha-Beta剪枝算法效果的重要性。实验过程中静态估计函数的设计也经过了多次的修改，从最简单的棋力相加，再到估计能力和保护能力的考虑，再到最后历史启发式算法，该过程中程序的棋力提升非常明显，并且程序的一些较愚蠢的行为也是我们改进静态估计函数的重要参考。另外，静态函数的设计也会大大影响剪枝的效果。若静态函数的函数值过于集中，则有可能使得剪枝的概率变得太小，大大增加了所需搜索节点的个数。所以静态估计函数也应该要能够尽量好的区分相近棋局的好坏。

六、代码

项目地址：https://github.com/EmilyYoung9/AI_ChinaChess

七、主要参考文献

1. 维基百科，https://zh.wikipedia.org/wiki/Alpha-beta剪枝
2. 陈镜超：中国象棋搜索算法的改进
3. 基于博弈树搜索算法的中国象棋游戏的设计与实现，期刊《自动化与仪器仪表》第十期，P96-98
4. 源代码参考：https://github.com/RohanWong/Chinese_Chess_AI