人工智能基础 LAB1

PB19030861 王湘峰

实验整体描述

本次实验有 2 个部分，分别是 Search 和 Multiagent。具体而言，Search 的目标是吃豆人 仅仅是寻找食物；Multiagent 的目标是吃完所有食物，同时避开鬼。抽象而言，Search 实现的静态查找算法，Multiagent 的问题是在有对手的情况下做出下一步决策使自己的利益最大化。Search 部分需要实现 BFS 算法和 A*算法。Multiagent 部分需要实现 minimax 算法和 alpha-beta 剪枝。

实验原理

Problem1： BreadthFirstSearch

```
function BREADTH-FIRST-SEARCH(problem) returns a solution, or failure
  node ← a node with STATE = problem.INITIAL-STATE, PATH-COST = 0
  if problem.GOAL-TEST(node.STATE) then return SOLUTION(node)
  frontier ← a FIFO queue with node as the only element
  explored ← an empty set
  loop do
    if EMPTY?(frontier) then return failure
    node ← POP(frontier) /* chooses the shallowest node in frontier */
    add node.STATE to explored
    for each action in problem.ACTIONS(node.STATE) do
      child ← CHILD-NODE(problem, node, action)
      if child.STATE is not in explored or frontier then
        if problem.GOAL-TEST(child.STATE) then return SOLUTION(child)
        frontier ← INSERT(child, frontier)
```

Problem2： AStarSearch

假设好 h(n)是结点 n 到目标结点代价的估计值，令 g(n)为从初始结点到结点 n 已经花费的代价。那么设 f(n)满足：

$$f(n)=g(n)+h(n)$$

此时 f(n)=经过结点 n 的最小代价解的估计代价，同时可以证明 f(n)满足可采纳性和一致性。具体算法如下：

```
function AStar-Search(problem)returns a solution,or failure
    node←a node with STATE=problem.INITIAL-STATE,PATH-COST=0,f(n)=h(n)
    frontier←a priority queue ordered by f(n),with node as the only element
    explored←an empty set
    loop do
        if EMPTY?(frontier) then return failure
        node←POP(frontier)
        if problem.GOAL-TEST(node.STATE)then return SOLUTION(node)
        for each action in problem.ACTIONS(node.STATE)do
            child←CHILD-NODE(problem,node,action)
            if child.STATE is not in explored or frontier then
                frontier←INSERT(child,frontier)
            else if child.STATE is in frontier with higher f(n) then
                replace that frontier node with child
```

Problem3:

(1)Minimax

```
function MINIMAX-DECISION(state) returns an action
  return arg max_{a ∈ ACTIONS(s)} MIN-VALUE(RESULT(state, a))

function MAX-VALUE(state) returns a utility value
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
  v ← −∞
  for each a in ACTIONS(state) do
    v ← MAX(v, MIN-VALUE(RESULT(s, a)))
  return v

function MIN-VALUE(state) returns a utility value
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
  v ← ∞
  for each a in ACTIONS(state) do
    v ← MIN(v, MAX-VALUE(RESULT(s, a)))
  return v
```

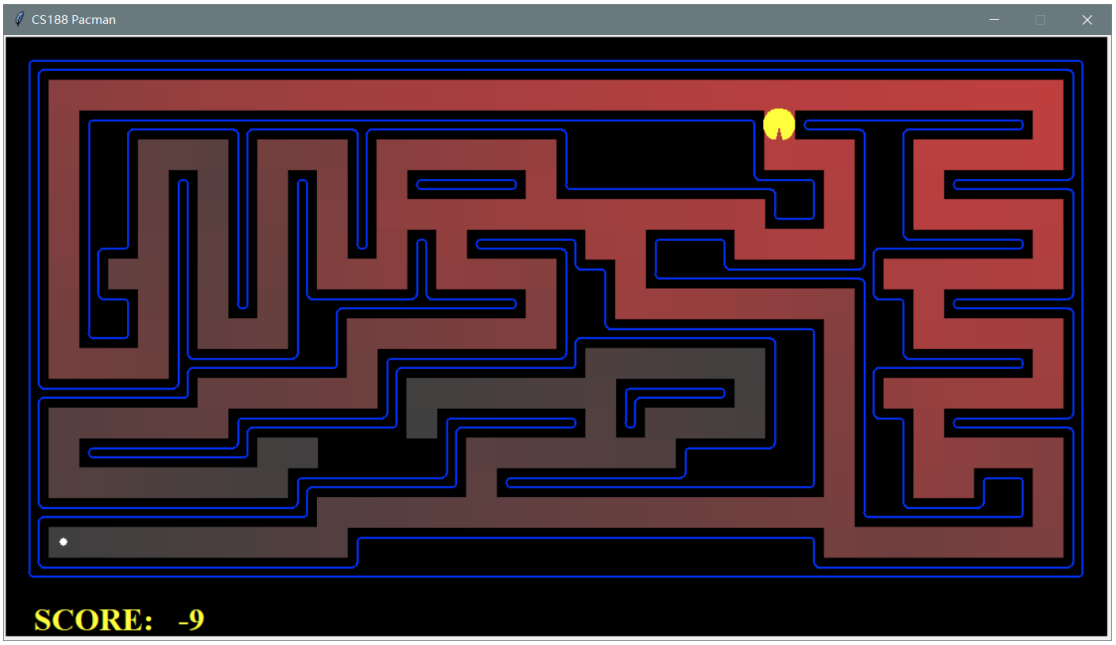
(2)Alpha-beta Pruning

```
function ALPHA-BETA-SEARCH(state) returns an action
  v ← MAX-VALUE(state, −∞, +∞)
  return the action in ACTIONS(state) with value v

function MAX-VALUE(state, α, β) returns a utility value
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
  v ← −∞
  for each a in ACTIONS(state) do
    v ← MAX(v, MIN-VALUE(RESULT(s,a), α, β))
    if v ≥ β then return v
    α ← MAX(α, v)
  return v

function MIN-VALUE(state, α, β) returns a utility value
  if TERMINAL-TEST(state) then return UTILITY(state)
  v ← +∞
  for each a in ACTIONS(state) do
    v ← MIN(v, MAX-VALUE(RESULT(s,a), α, β))
    if v ≤ α then return v
    β ← MIN(β, v)
  return v
```

实验过程与 debug 日志

Problem1（较为顺利）

只需要将栈的数据结构换成队列即可。



图为 BFS 运行的时的快照

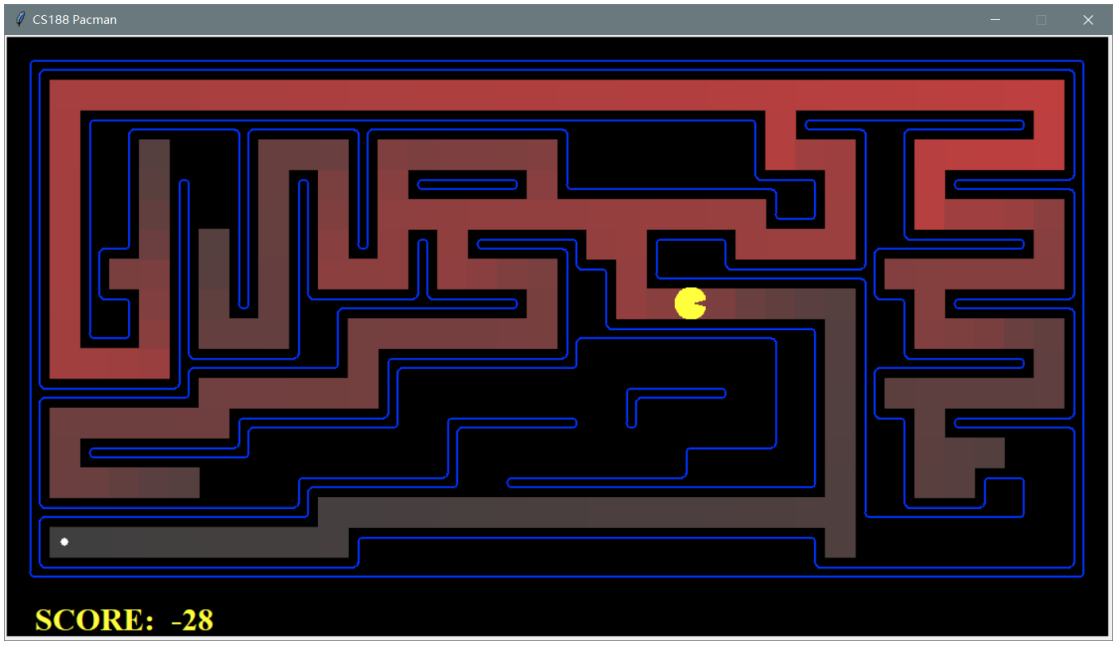
Problem2

Try1:

错误的把初始结点的 f(n)的值当成了 0，导致了失败。然后发现自己还没有完全理解算法，于是重新看书啃算法发现了问题。

Try2:

由于粗心把单步的耗散 step-cost 当做了从初始点到该点的总耗散值，导致出现了问题。在思考如何存储每个结点的 g(n)时受到了示例的启发，采用字典 sumcost 存储总耗散，程序正常运行。



图为 AStar 算法运行时的快照

Problem3

Minimax

Try1:

出现了扩展异常节点的问题。发现错误的把 isTerminal（）函数当成判断递归是否到原子状态的唯一条件，甚至没有考虑参数 depth。

Try2:

这次考虑了 depth 并加入 if depth == 0 作为终止条件，可是依然未能正确运行结果。经过研究发现只有当经历一回合之后（即所有 agent 都作出一步行动之后）depth 才会减 1。于是在递归中加入 if child isMe（）并只对为 TRUE 的情况将 depth-1。结果是 passed 的测试文件增加了许多，可是依然在部分测试中出现扩展异常结点的情况。

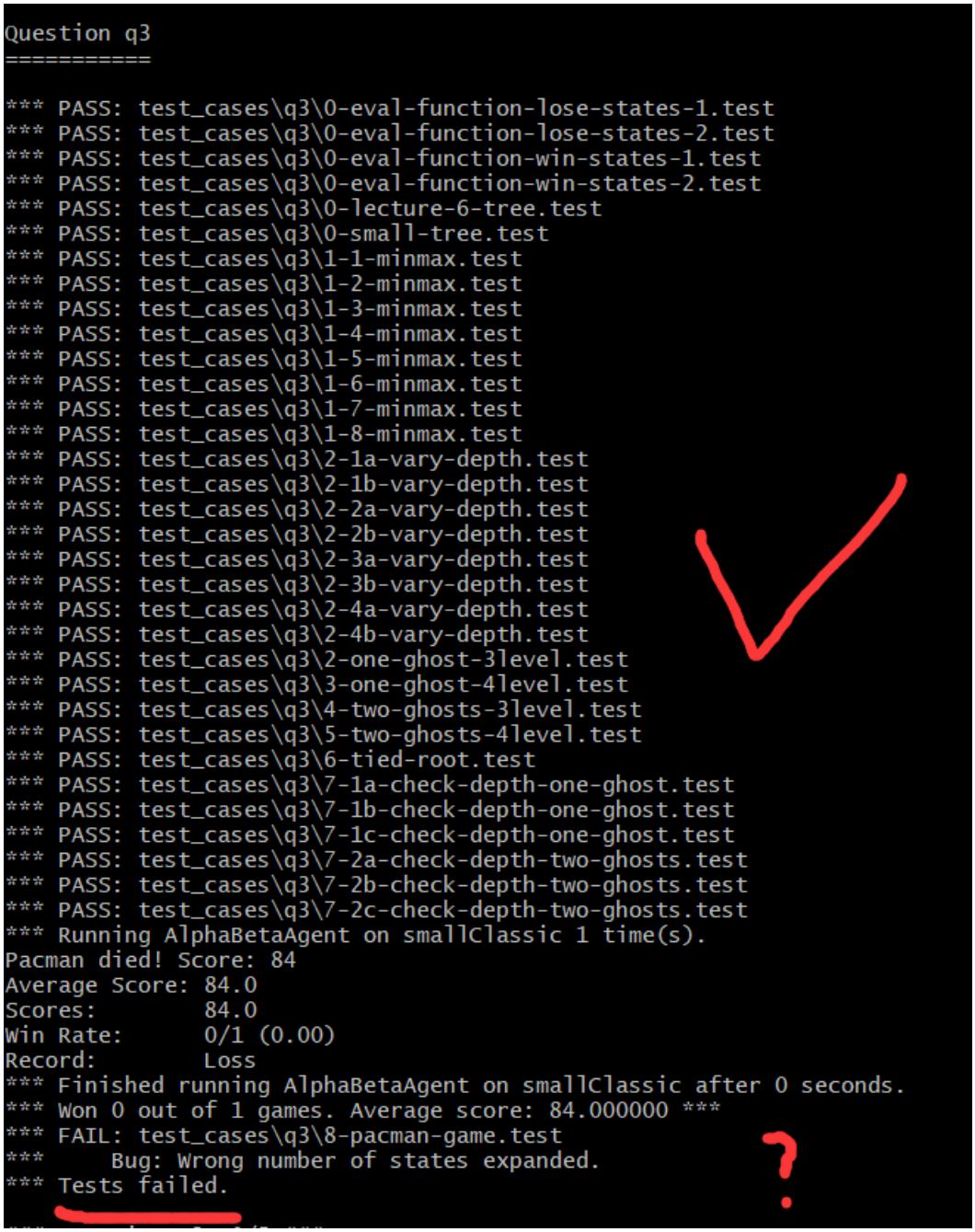
Try3：

经过仔细推敲，发现第一次出现 depth=0 时必然是 pacman 的 max 结点层，此时其他 min 节点 agent 尚未做出行动。因此必须想办法让其他 agent 作出行动后再终止程序。经过思考和修改，对 depth=0 的情况进行了更加详尽的分类，Minimax 函数成功运行!

Alpha-beta Pruning

Try1：

经过 problem2 失败的经验，我首先把算法和原理部分仔仔细细看了个遍，确定了递归函数的参数（相较于 Minimax 增加了参数 alpha 和 beta），以及对 depth=0 的情况进行了考虑。此时发现函数的 alpha 和 beta 需要在函数“之外”进行初始化，于是我“自作主张”在__init__(self,depth)中加了 self.alpha 和 self.beta 的初始化。可是运行结果出人意料：所有的测试文件全部 pass，pacman 程序正常运行可是 test 却没有过。

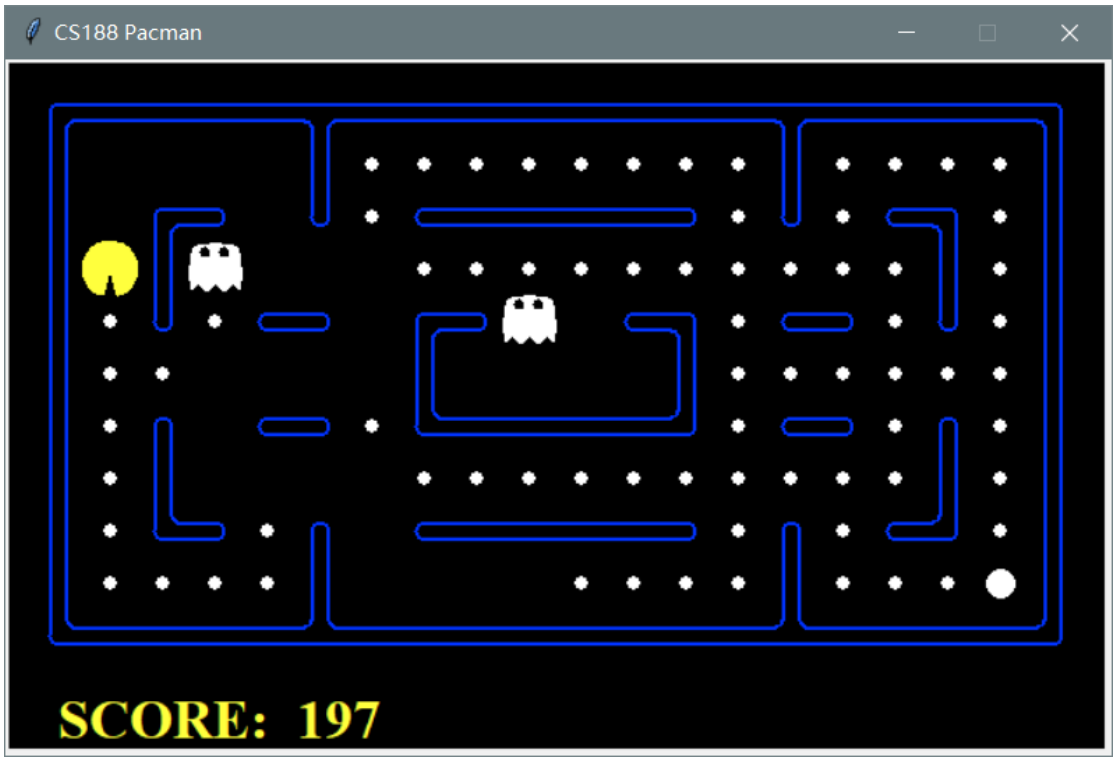


图为 test 结果

Try2：

经过一个多小时的推敲，终于发现了真正的原因：此前本人偷懒，在 depth=0 的时候，认为都已经到终端结点了，alpha-beta 对性能的提升并不算大，于是完全按照 Minimax 的做法将所有终端结点都评估了一遍。这样就导致了扩展了本应该 cut 掉的结点，导致了

test 报错，但同时程序能够正确运行。经过修改，最终全部程序完美运行!

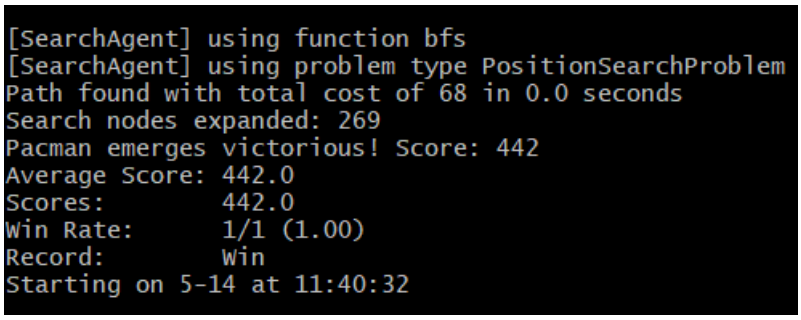


图为 test3 运行时的快照

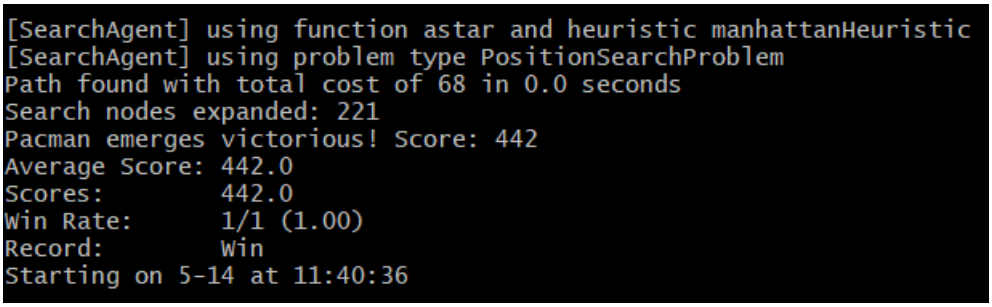
事后回想起来，为了偷一分钟敲代码的懒，却花费了一个小时来 debug，可谓捡了芝麻丢了西瓜。经过这次教训，以后再也不能随便偷懒了

实验结果分析

在 test1 和 test2 中，pacman 都找到了最优的路线。这说明 BFS 算法和 AStar 算法都是完备的，这与上课时推导的结论相符合。

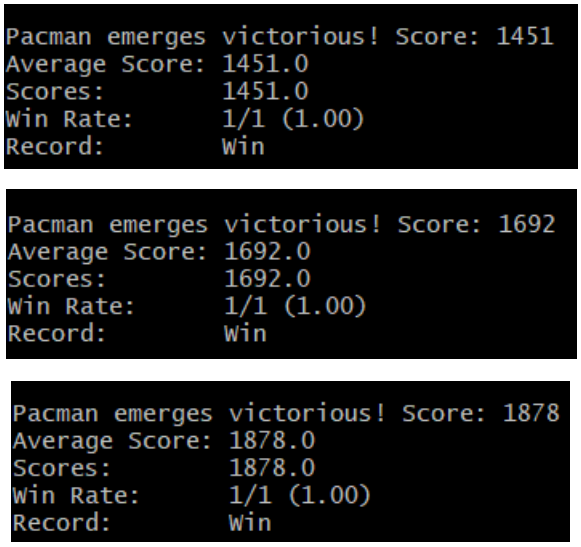


图为 BFS 运行结果



图为 AStar 运行结果

对于 test3，经过多次运行程序，实战结果平均在 1600 分左右：



图为三次 test3 的结果

这个成绩与人类玩家不相上下，算法的效果是较为显著的。

但是在实验的过程中还观察到有些难以理解的行为，例如 ghost 离 pacman 较远的时候程序选择原地踏步等。初步分析是因为思考深度 depth 的限制，导致结点评估值与真实值差异较大。如果能够

将 depth 的值提高的话，得分的平均值应该会更高些，唯一的限制因素是单位时间内的算力。

实验总结

经过此次实验，更加直观的看到了不同搜索算法的空间复杂度等特点，并且对算法本身加深了印象与理解。例如三种算法中，空间复杂度排序为：BFS > AStar > DFS，但只有 BFS 和 AStar 是完备的。此外对于问题的形式化也有了一定的理解，通过对复杂的吃豆人问题抽象成为搜索问题，进而简化了工作的难度，这在以后解决实际问题时也是需要学习的。

除了实验本身的内容外，在完成实验的过程中也发现了自身的诸多不足，如粗心、耍小聪明、操之过急等。以后学习工作中应当注意避免。

总之本次实验是对前一阶段搜索算法学习效果的一个较好的检验，在实践中我也加深了对算法的理解。