

比往年简单好多，可能没什么参考价值。

选择题（60）

认得名词，PPT 过一遍，问题不大。不会的也容易猜。

计算 padding、卷积层参数量、化成合式范式需要知道怎么计算。

简答题（20）

1.

过拟合，经验风险、期望风险会是怎样的。

使用 L1/L2 正则化，模型参数会怎样。

2.

谓词逻辑。文字命题转换成命题，然后推理证明。（这个跟离散数学里的谓词推理不是一样吗...）

3.

描述基于贪婪的 Q-Learning 的过程，然后说明有什么缺点

4.

纳什均衡。每个人两种选择，收益

6/6, 4/0,

0/4, 3/3,

问混合策略下的纳什均衡解。

解答题：（20）

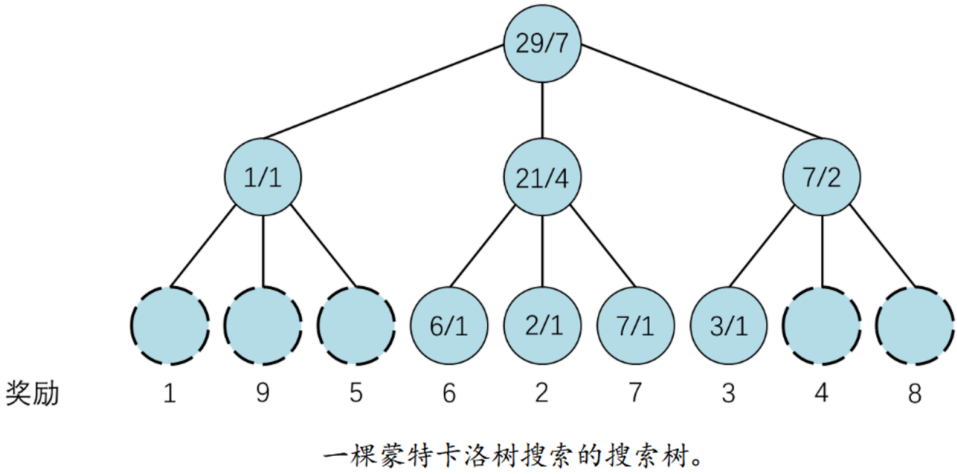
1. 蒙特卡洛搜索计算，作业题，修改了蒙特卡洛树。前三题来自图 1，第四题是图 2 第四题。

3.下图展示了一个蒙特卡洛树搜索的例子。其中每个叶子节点（终止节点）下标出了该节点对应的奖励。为了最大化取得的奖励，可利用蒙特卡洛树搜索求解奖励最大的路径。假设执行了若干步骤后，算法的状态如图3所示，节点内的数字分别表示“总奖励/访问次数”，虚线节点表示尚未扩展的节点。算法此时正要开始新一轮选择-扩展-模拟-反向传播的迭代

(1)假设UCB1算法中的超参数 $c=1$ ，请计算并画出算法选择过程经过的路径。

(2)请继续执行扩展、模拟、反向传播步骤，并画出完成后的搜索树状态。（为了避免随机性，假设扩展总是扩展最左侧的未扩展节点，模拟总是选择最左侧的路径。）

(3)尝试进行若干次迭代，请问此时算法是否能有效地找到奖励最大的叶子结点（奖励为9），那么进行足够多次迭代以后又如何？如果希望提高算法的效率，应该做出怎样的调整？



- 1、图 1 展示了一个蒙特卡洛树搜索的例子。其中每个叶子节点（终止节点）下标出了该节点对应的奖励。为了最大化取得的奖励，可利用蒙特卡洛树搜索求解奖励最大的路径。假设执行了若干步骤后，算法的状态如图 3 所示，节点内的数字分别表示“总奖励/访问次数”，虚线节点表示尚未扩展的节点。算法此时正要开始新一轮选择-扩展-模拟-反向传播的迭代：
- (1) 假设 UCB1 算法中的超参数  $c = 1$ ，请计算并画出算法选择过程经过的路径。
  - (2) 请继续执行扩展、模拟、反向传播步骤，并画出完成后的搜索树状态。为了避免随机性，假设扩展总是扩展最左侧的未扩展节点，模拟总是选择最左侧的路径。
  - (3) 若算法规则从此时改为扩展总是选择最右侧的未扩展节点，模拟总是选择最右侧的路径。继续执行算法，完成下一轮选择-扩展-模拟-反向传播的迭代，并画出完成后的搜索树状态。
  - (4) 蒙特卡洛树搜索算法具有很多成功的应用案例，请结合案例分析蒙特卡洛树搜索算法的优缺点。

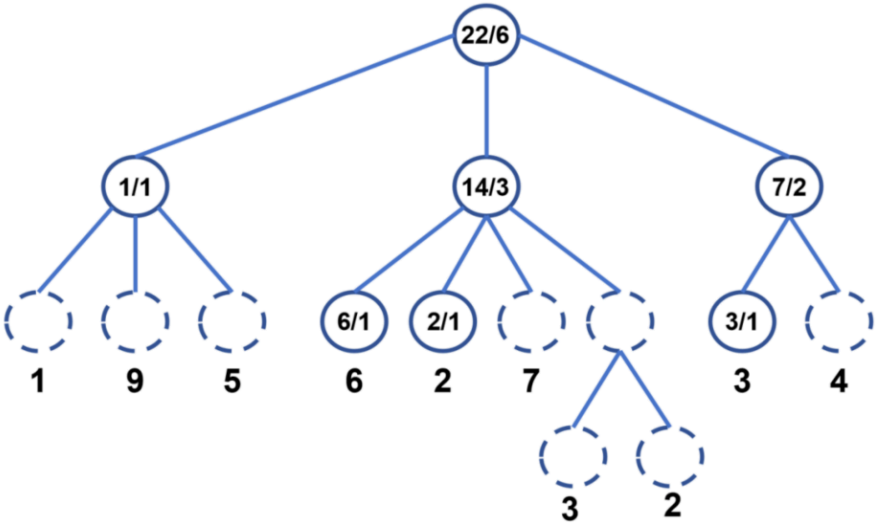


图 1 一颗蒙特卡洛树

2. 神经网络计算题，类似下图，不过没有激活函数。

1. 前馈计算  $o1o2o3$

2. 均方误差计算,给出表达式。

3. 计算几个反向传播，貌似  $w_1, w_6, w_{10}$

4. 更新第三题算出的几个权重。

