

# 计算概论习题课

牟力立

moull12[at]sei[dot]pku[dot]cn

仅可用于教学、学习等非商业用途

2012年12月

# 内容概览

## 1 如何智能地下黑白棋

# 什么是下棋？

黑白棋是这样的一个过程：

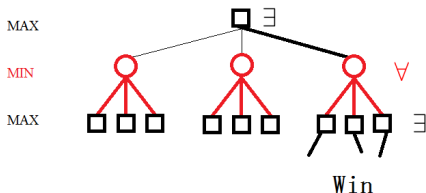
- 双智能体博弈（设参与者为MAX和MIN）
- 零和，博弈结果只可能为：
  - 1 MAX胜且MIN负
  - 2 MAX负且MIN胜
  - 3 MAX和MIN和局
- 全信息：了解当前格局、历史的所有信息
- 非偶然，不使用骰子，不存在概率问题。

# 上帝下棋

- 上帝是无所不能、无所不知的，具有绝对的知识 and 能力。
- 假设两个上帝下黑白棋，我们所关注的那个上帝是先手（黑），他/她/它只需要考虑以下断言是否成立：

$$\exists x_0 \forall y_1 \exists x_2 \forall y_3 \dots \text{Black Win}$$

- ⇒ 如果断言成立，找出  $x_0$ ，并着子  $x_0$ 。
- ⇒ 如果断言不成立，认输。



- ① 无法预知“ $\exists x_0 \forall y_1 \exists x_2 \forall y_3 \dots$  Black Win”是否成立，即使成立也无法准确地预知 $x_0$ ;
- ② 如果枚举所有可能的 $x_0, y_1, x_2, y_3$ ，复杂度太高。  
⇒ 典型的博弈问题通常不能在宇宙结束之前结束枚举。

**随机着子：**随机决策在很多问题中时有效的，但博弈问题似乎有更好的策略。

⇒ 作业最低基本要求

我们能否预估棋局的形势？

评估函数  $e : \{\bullet, \circ, \diamond\}^{64} \rightarrow \mathbb{R}$

$e$ 越大，我们越倾向于认为，这个棋局的形势对MAX有利，即MAX较可能赢棋；同时对MIN越不利，即MIN越可能输。反之， $e$ 越小，MAX越不利；MIN越有利。

# 评估函数

- 评估函数举例：
  - $e = \#black$
  - $e = \sum_i w_i black_i - \sum_i w_i white_i$
  - **IF** ... **THEN**  $e = \dots$   
**IF** ... **THEN**  $e = \dots$



# 评估函数

- 评估函数举例：
  - $e = \#black$
  - $e = \sum_i w_i black_i - \sum_i w_i white_i$
  - **IF** ... **THEN**  $e = \dots$   
**IF** ... **THEN**  $e = \dots$
- 关于评估函数
  - 应当是启发式的，能快速计算的。
  - 包含人的知识与感觉；但公式上通常是武断的。
  - 评估值高不代表一定能赢，只是粗略估算人的信仰程度。

# 自以为上帝的人

**贪心策略：**假定评估函数总是十分有效  
⇒ 每次按评估值最大的点着子

# 自以为上帝的人

**贪心策略：**假定评估函数总是十分有效

⇒ 每次按评估值最大的点着子

- 大多数同学的黑白棋智能可以完成到这一步。
- 然而，我们很难（或称几乎不可能）得到如此好的评估函数。有时评估值较高，但局势较差。

⇒ 是否能做得更好？

# 更谦逊的人

- 既然人不是上帝，我们不假设评估函数能启发出必胜策略。
- 向前搜索N步。如果某个着子能使N步后评估值最大，则着该子。  
⇒ He<sup>1</sup> who laughs last laughs best.

---

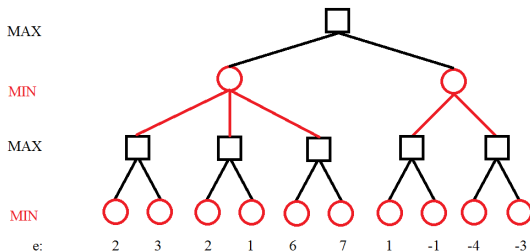
<sup>1</sup>“He” should be read as “he or she”.

# MiniMax过程

**MiniMax过程：**一方最大化(Max)自己的优势；另一方将对手的优势最小化(Mini-)。

每一步的形势由下一步的形势倒推得出

- MAX结点取子结点最大值作为倒推值。
- MIN结点取子节点最小值作为倒推值。
- 超出搜索深度阈值时，由评估函数给出。

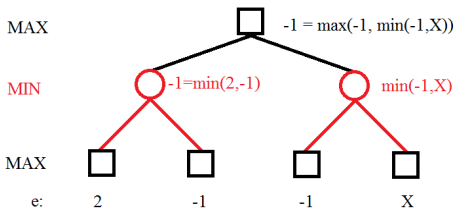


# MiniMax过程

- 人无法有效地直接搜索出最终“胜、负”的结果；但评估值（定义在 $\mathbb{R}$ 上）支持我们能进行截止N步的搜索。
- 若要搜索多步，搜索量仍然很大，是否能够优化？
- 一些显然不可能的分支可不必展开 $\Rightarrow$   $\alpha$ - $\beta$  剪枝。

# MiniMax过程

- 人无法有效地直接搜索出最终“胜、负”的结果；但评估值（定义在 $\mathbb{R}$ 上）支持我们能进行截止N步的搜索。
- 若要搜索多步，搜索量仍然很大，是否能够优化？
- 一些显然不可能的分支可不必展开 $\Rightarrow \alpha$ - $\beta$  剪枝。



# $\alpha$ - $\beta$ 剪枝

$\alpha$ 值和 $\beta$ 值:

- 对于MAX结点, 记录倒推下界, 叫做 $\alpha$ 值
- 对于MIN结点, 记录倒推上界, 叫做 $\beta$ 值

$\alpha/\beta$ 值的计算与修改:

- 当某一结点的所有后继结点的倒推值已经给出时, 我们可以得到这个结点的 $\alpha/\beta$ 值
- 当某一结点的部分后继结点的倒推值给出时, 我们可以得到这个结点的当前 $\alpha/\beta$ 值
- MAX结点取最大值, MIN结点取最小值

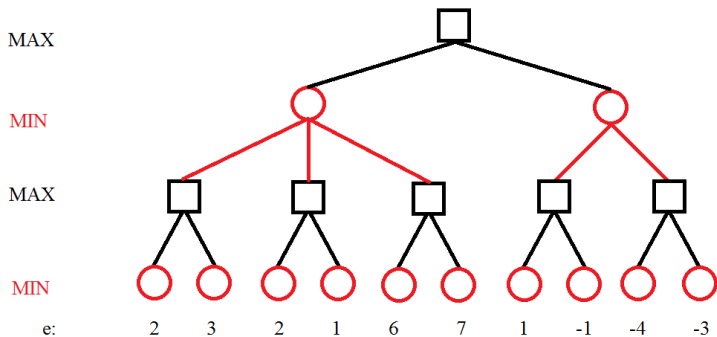
$\alpha/\beta$ 过程:

$\alpha$ 剪枝 MIN结点 $\beta$ 值 $\leq$ 任一先辈MAX的 $\alpha$ 值, 则停止该MIN的搜索

$\beta$ 剪枝 MAX结点 $\alpha$ 值 $\geq$ 任一先辈MIN的 $\beta$ 值, 则停止该MAX的搜索



# 刚才的例子



# 我们又发现了什么？

- $\alpha$ - $\beta$ 剪枝过程的结果与Minimax过程一致。
- 搜索的顺序对 $\alpha$ - $\beta$ 剪枝的效率有很大的影响。
  - ⇒ 用静态的评估函数对结果排序
  - ⇒ 迭代加深[Atkin and Slate, 1977]，先搜1层，再2层，有时间再搜3层... 允许时间终了之前，可随时停止。  
副产品：K层搜索中被认为好的结点，在K+1层优先搜索。

## $\alpha$ - $\beta$ 剪枝效率分析

- 最坏情况下， $\alpha$ - $\beta$ 剪枝不提高任何效率。
- 随机选择，深度增加4/3倍[Pearl, 1981]。
- 最好情况呢？如果每次都得到最优排序(MAX结点按降序排列，MIN结点按照升序排列)？

# 我们又发现了什么？

- $\alpha$ - $\beta$ 剪枝过程的结果与Minimax过程一致。
- 搜索的顺序对 $\alpha$ - $\beta$ 剪枝的效率有很大的影响。
  - ⇒ 用静态的评估函数对结果排序
  - ⇒ 迭代加深[Atkin and Slate, 1977]，先搜1层，再2层，有时间再搜3层... 允许时间终了之前，可随时停止。  
副产品：K层搜索中被认为好的结点，在K+1层优先搜索。

## $\alpha$ - $\beta$ 剪枝效率分析

- 最坏情况下， $\alpha$ - $\beta$ 剪枝不提高任何效率。
- 随机选择，深度增加4/3倍[Pearl, 1981]。
- 最好情况呢？如果每次都得到最优排序(MAX结点按降序排列，MIN结点按照升序排列)？

别幻想成为上帝了！

# 基于评估函数的搜索算法的小结

- 框架是平凡的，只有评估函数与搜索排序方式是非平凡的。
- 评估函数在一定程度上反映了人的信念，但评估函数的定义通常具有任意性，并且对结果会有较为明显的影响。
- 搜索先后顺序会在较大程度上影响效率。
- 基于评估函数的搜索算法能帮我们找到一个较好的解。

# 这是人吗？

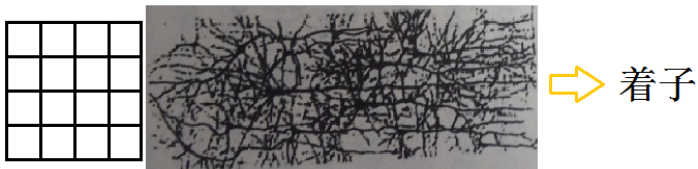
人下棋是这么搜索的吗？

# 这是人吗？

人下棋是这么搜索的吗？

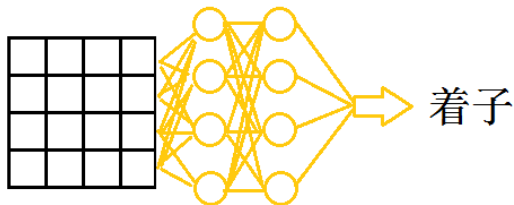
⇒ 认知心理学家认为：（顶级的）下棋选手是基于棋谱的。给定一个新的棋局，根据记忆中的棋谱及知识，**感悟**出一个形势。通常递归不超过2-3步。[Sternberg, 2003]

# 人的神经模型



24个月神经联结[Sternberg, 2003]

# 计算机能否模拟这一过程？



人工神经网络(ANN): 每个节点只做简单运算, 一层节点与一层节点相连, 连线具有不平凡的权值。

- 如果给出一个好的ANN连接, 则可以得到很好的结果。
- 也存在一些学习算法, 给出训练集, 自动学习一个较好的连接。训练集:  $\{\bullet, \circ, \diamond\}^{64} \times [0, 64] \times \{BlackWin, BlackLose\}$



# 机器能否自动学习?

Computer1



Computer2



# 机器学习的特点

- 很多问题都有突出的表现，例如自动驾驶、手写识别。
  - 无须借助人过多的先验知识。例如，基于ANN的黑白棋、五子棋、自动驾驶和手写识别算法没有本质区别，算法框架相当平凡。
  - 有些算法的可理解性很差，如ANN。
  - 不确保对所有问题都能适用。比如，ANN合适手写识别，未必适合语音识别。
- ⇒ 机器学习的例子在这里只是一个哲学的思考。大家不必在计算概论的作业中去尝试。
- ⇒ 最后列出的《机器学习》参考书是指大家有需要参考的时候可以翻阅，并不意味着要在近期，尤其是计算概论课程的学习过程中阅读完。

# 上帝 V.S. 人 V.S. 机器




- 人企图接近上帝，机器企图接近人类。

# 上帝 V.S. 人 V.S. 机器

- 人企图接近上帝，机器企图接近人类。
- 人不可能成为上帝，机器能否成为人类？

# 再造通天塔

- [Nilsson, 1998]是一本人工智能的入门教材，有中译本，第12章具体介绍了博弈问题。
- [Mitchell, 1997]是一本机器学习的入门教材，有中译本，第4章讨论了人工神经网络的模型、算法和应用。
- [Sternberg, 2003]是一本认知心理学的教材。认知心理学是一门通过心理学的宏观实验对认知科学探索的学科。意识是一个非常复杂的过程，但通过这些精心设计的实验，我们能对自己的精神世界进行一番窥探，十分有趣。本书第309页讨论了人是如何下棋的。
- 《皇帝新脑》[Penrose, 1989]是Penrose的力作之一。该书认为机器是不可能接近人类的，对强人工智能进行了有力的抨击。（真的吗？）
- 《GEB》[Hofstadter, 1979]是一本与哥德尔不完全性定理有关的畅销书。书中充斥着有趣的故事，例如“能播放任何音乐的唱片机”等。

-  Atkin, L. and Slate, D. (1977).  
Computer chess compendium.  
chapter Chess 4.5-The Northwestern University chess program,  
pages 80–103. Springer-Verlag New York, Inc.
-  Hofstadter, D. R. (1979).  
哥德尔、埃舍尔、巴赫（中译本）.  
商务印书出版社, 1996.
-  Mitchell, T. M. (1997).  
机器学习（中译本）.  
机械工业出版社, 2003.
-  Nilsson, N. J. (1998).  
人工智能（中译本）.  
机械工业出版社, 2000.
-  Pearl, J. (1981).

The solution for the branching factor of the alpha-beta pruning algorithm.

In *Automata, Languages and Programming*, volume 115 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 521–529.



Penrose, R. (1989).

皇帝新脑（中译本）.

湖南科学技术出版社,2007.



Sternberg, R. J. (2003).

认知心理学（第三版，中译本）.

中国轻工业出版社,2006.