# 对抗搜索 Adversarial Search

#### Outline

- \*博弈论
- \* 极大极小搜索算法
- **\***α-β剪枝技术
- \*蒙特卡罗树搜索
- ❖ 随机博弈

# 一、博弈论

- ❖ 下棋、打牌、战争等一类竞争性智能活动称为博弈,一般来说,博弈包括一系列的玩家、动作、策略和最终的报酬
- \* 玩家:参与博弈的理性主体。如
  - ◆ 拍卖中的竞标者
  - ◆ 玩石头剪刀布的玩家
  - ◆ 参加选举的政治家等
- ❖ 报酬: 所有玩家在达到某种结果时得到的回报
  - ◆ 可以是积极的,也可以是消极的
  - ◆ 每个主体都是自私的,希望得到最大化的报酬



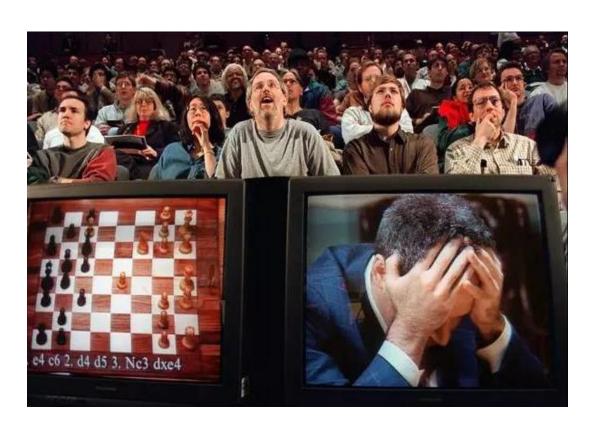
### "深蓝"

1997年5月11日,IBM开发的"深蓝"击败了国际象棋冠军

卡斯帕罗夫。

#### 卡氏何许人也?

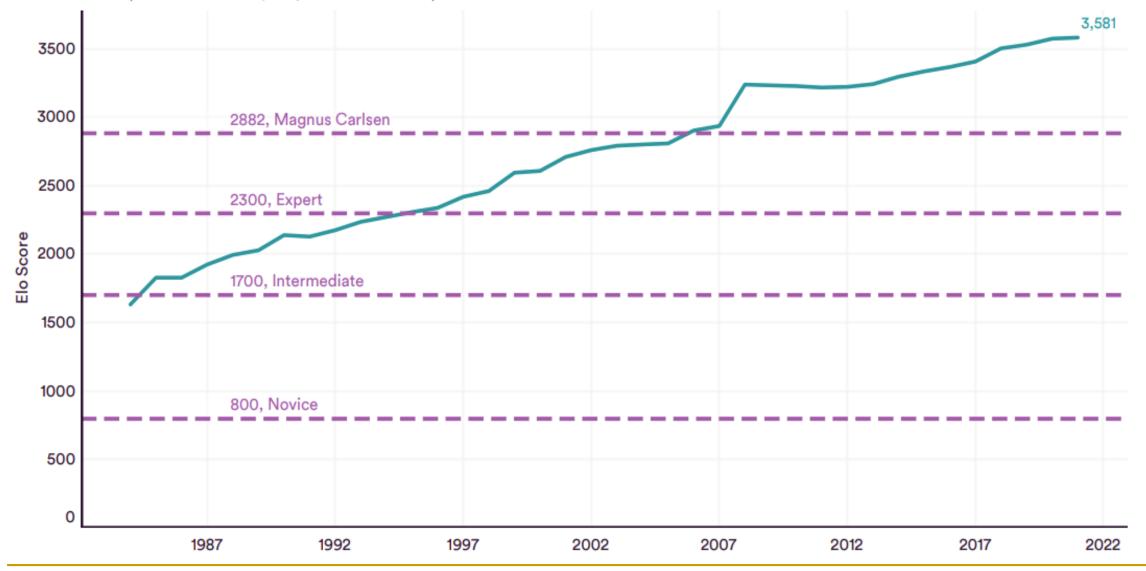
- 1980年他获得世界少年组冠军
- 1982年他并列夺得苏联冠军
- 1985年22岁的卡斯帕罗夫成为历史上最年轻的国际象棋冠军。积分是2849,这一分数是有史以来最高分,远远领先于第二位的克拉姆尼克的2770



1997年纽约,与IBM深蓝电脑终局对弈

#### **CHESS SOFTWARE ENGINES: ELO SCORE**

Source: Swedish Computer Chess Association, 2021 | Chart: 2022 Al Index Report

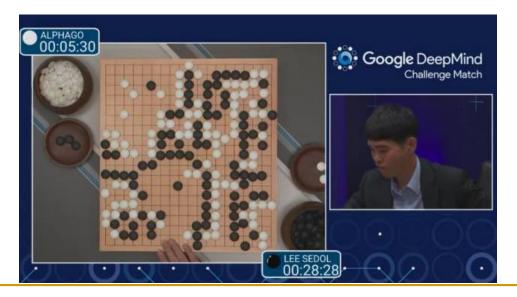


### 一个时代的结束

- \* 围棋被认为人类「对抗」计算机的最后壁垒
- ❖ 2016.3月: AlphaGo 4:1 战胜李世石

感到惊讶——无话可说——令人绝望

\*棋盘游戏作为AI进步衡量标尺的时代宣告结束



### 游戏AI的发展历程 The Development of Gaming AI

#### 非完全信息游戏难度比较

Difficulty of imperfect information games

游戏

两人德州扑克 (限注) 两人德州扑克 (无限注)

桥牌

麻将

信息集数目

10162

10<sup>67</sup>

信息集平均大小

103

103

1015

1048



# 博弈论中的纳什均衡

#### \* 囚徒困境





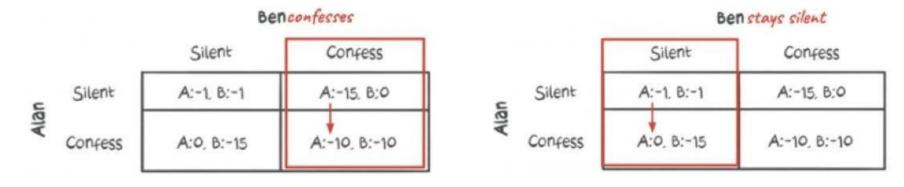


- 1	~		_	-
- 1	и		٦.	gr.
- 1		ю	•	ж.

		Silent	Confess
an	Silent	A:-1, B:-1	A:-15, B:0
1	Confess	A:0, B:-15	A:-10, B:-10

# 囚徒困境







### 双人零和博弈

最常研究的博弈(如国际象棋和围棋),特点:双人零和、全信息、非偶然

- ❖ 对垒双方(A、B)轮流走步,结果只有三种:A胜B败、A败B胜、双方平局。
  - 二人获得分数的代数和必为零,称为"双人零和"。
- \* 对垒过程中任何一方都了解当前格局及过去的历史。
- ❖ 任何一方都要根据当前情况,分析得失,选取对自己最有利而对对方最不利的对策,而不存在"碰运气"的偶然因素。即双方都是很理智地决定自己的行动。



❖ 以某一方的立场把双人完备信息博弈过程用图表示出来,就得到一棵与或树。描述博弈过程的与或树称为博弈树。

#### ❖ 博弈树的特点:

- ◆ 博弈的初始格局是初始节点。
- ◆ 在博弈树中,"或"节点和"与"节点逐层交替出现。自己一方扩展的节点之间是 "或"关系,对方扩展的节点之间是"与"关系。双方轮流地扩展节点。
- ◆ 所有能使自己获胜的终局都是本原问题, 相应的节点是可解节点; 所有使对方获胜 的终局都是不可解节点。

# 二、极大极小方法(Minimax algorithm)

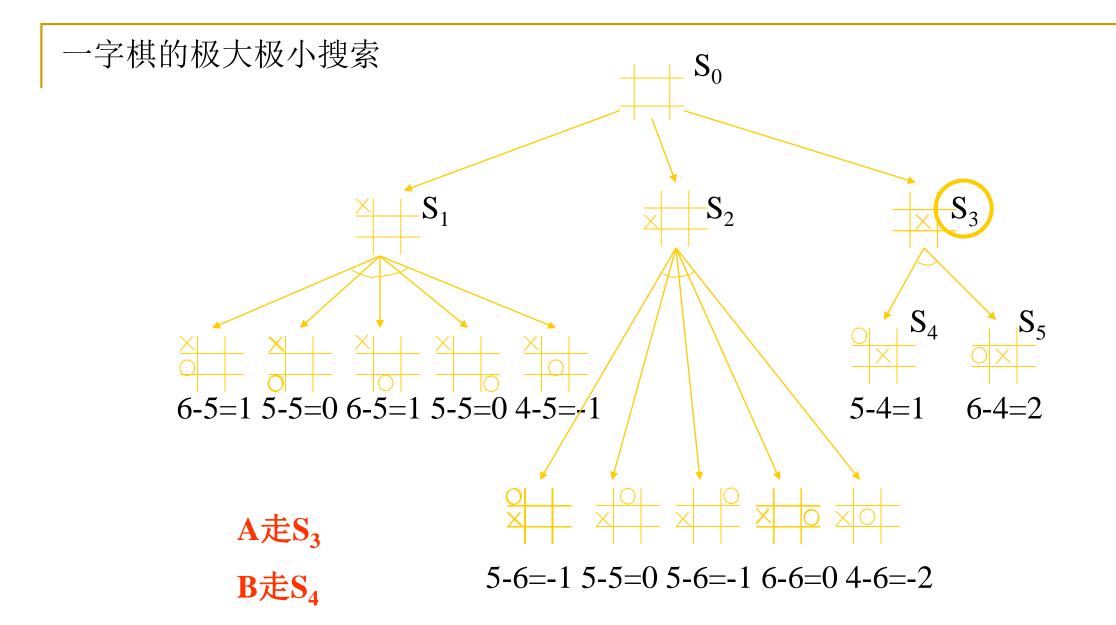
- ❖ 设博弈的双方中一方为*A*,另一方为*B*。然后为其中的一方(例如*A*)寻找一个最优行动方案。
  - ◆ 考虑每一方案实施后对方可能采取的所有行动,并计算可能的得分。 定义一个估价函数,用来估算当前博弈树端节点的得分。估算出的得分称为**静态估值**。
  - ◆ 由端节点估值推算出父节点的得分——倒推值
    - □ "或"节点,选其子节点中最大的得分作为父节点的得分,立足最好;
    - □ "与"节点,选其子节点中最小的得分作为父节点的得分,立足最坏。
  - ◆ 如果一个行动方案能获得**较大的倒推值**,则它就是当前最好的行动方案。

# 例:一字棋游戏

设有3x3的九个空格,由A,B二人对弈,轮到谁走棋谁就往空格上放一只自己的棋子,先使自己的棋子构成"三子成一线"者胜利。

解:设棋局为P,定义估价函数为e(P):

- ✓ 若*P*是A必胜的棋局,则*e*(*P*)=+∞;
- ✓ 若*P*是*B*必胜的棋局,则*e*(*P*)=-∞;
- ✓ 若P是胜负未定的棋局,则e(P)=e(+P)-e(-P),其中e(+P)表示棋局P上有可能使a成为三子成一线的数目;e(-P)表示棋局P上有可能使b成为三子成一线的数目。
- > 具有对称性的棋盘认为是同一棋盘。



- \* 极大极小算法: 对博弈树进行完整的深度优先探索
  - ◆ 时间复杂度: O(b<sup>m</sup>) (树的最大深度为 m,每个点都有b种移动)
  - ◆ 空间复杂度: O(bm) (当一次生成所有动作时)
    - O(m)(当一次只生成一个动作时)
- X 无法应用于复杂博弈
  - ◆ 例如: 国际象棋的分支因子约为35, 平均深度约为 80层, 搜索 35<sup>80</sup>≈10<sup>123</sup>个 状态是不可行的。

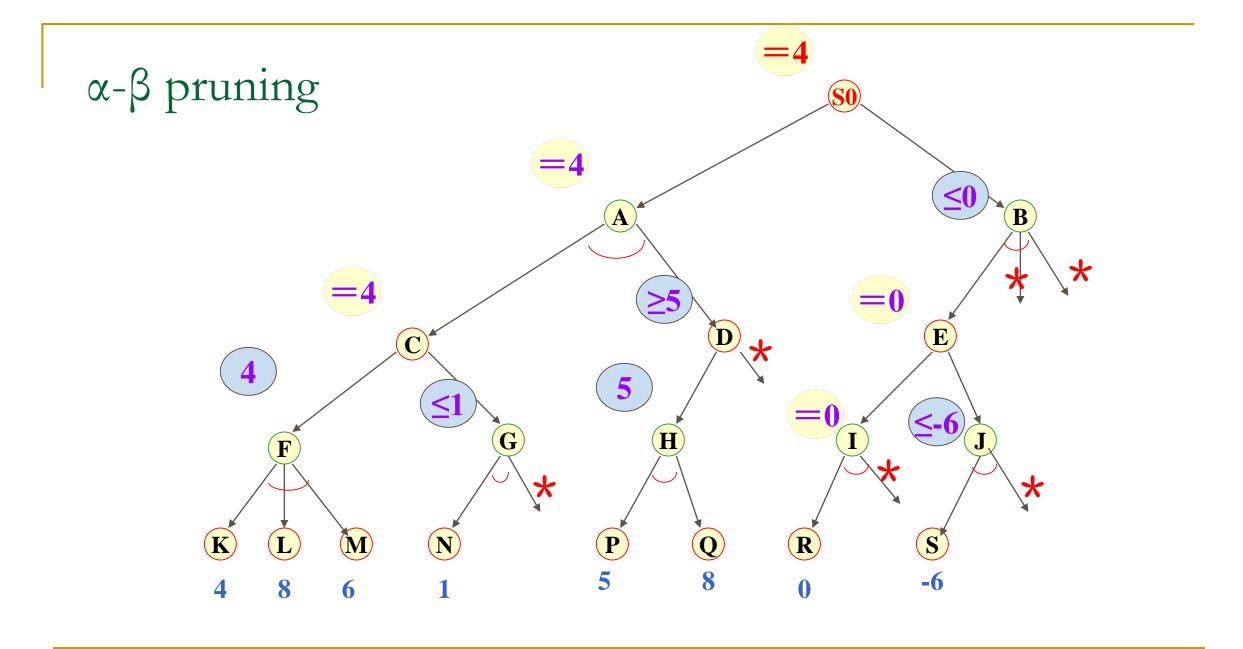
✓ 是对博弈进行数学分析的基础。通过以各种方式近似极大极小分析,可以推导出更实用的算法。

# 三、α-β剪枝(α-β pruning)

#### • α - β 剪枝技术的基本思想:

边生成博弈树边计算评估各节点的倒推值,并且根据评估出的倒推值 范围,及时停止扩展那些已无必要再扩展的子节点,即相当于剪去了博弈 树上的一些分枝,从而节约了机器开销,提高了搜索效率。

- \* 对于 "或" 节点,为了剪除某些分枝,取其子节点中的最大倒推值作为当前下界的参考,称此值为α值;
- ❖ 对于 "与" 节点,应取其子节点中的最小倒推值作为当前上界的参考,称此值为β值。
- ❖ 剪枝技术的一般规律:
  - ◆ 任何或节点n的α值,如果不能降低其父节点的β值,则对节点n以下的分支可停止搜索, 并使n的倒推值为α值。
  - ◆ 任何与节点n的β值,如果不能升高其父节点的α值,则对节点n以下的分支可停止搜索, 并使n的倒推值为β值。
  - 》对于一个或节点,如果估值最高的节点最先生成,或者对于一个与节点,估值最低的子 节点最先生成,则被剪的节点数最多,搜索的效率最高,称为**最优α-β剪枝**。



# $\alpha$ - $\beta$ pruning

0

- ❖ α β 剪枝可以应用于任何深度的树,不仅可以对叶节点进行剪枝, 而且也可以对整个子树进行剪枝。
- \* α-β剪枝的有效性很大程度依赖于节点的扩展顺序。拥有完美扩展顺序的α-β剪枝可以求解的树的深度约为极大极小搜索算法的两倍
  - ◆ 可以用排序函数减少扩展的节点数,如:国际象棋中,先尝试吃子,接着是威胁,然后是前进后退
  - ◆ 增加动态的排序方案, 如先尝试已发现的最佳顺序, 或者用迭代加深方法进行探索等。

# 四、复杂棋类游戏中的常用策略

#### ❖ A型策略

- ◆ 考虑搜索树中某一深度的所有可能的移动,然后使用启发式评价函数对该深 度下的节点进行评估。
- ◆ 探索树的宽但浅的部分
- ◆ 大多数国际象棋程序采用A 型策略

#### ❖B型策略

- ◆ 舍弃看起来就很差的节点, "尽可能"走更有可能的路线。
- ◆ 探索树的深但窄的部分
- ◆ 围棋程序通常采用B 型策略

# 五、开局和残局的处理——搜索和查表

- \* 许多游戏程序使用查表而非搜索来处理开局和残局。
- ❖ 开局: 开始时可能的局面很少,大多数局面都能存储在表中
  - ◆ 拷贝人类的开局经验
  - ◆ 从玩过的游戏数据库中收集统计好的开局
- ❖移动 10~15 步后,到达一个很少见到的局面时,从查表切换到搜索。
- ❖游戏接近结束时,可能的局面变少→查表。
  - ◆ 计算机对残局的分析能力远远超过了人类。

# 六、蒙特卡罗树搜索 (Monte Carlo tree search, MCTS)

- \*对围棋来说,启发式α-β树搜索有两个主要缺点:
  - ◆ 围棋的分枝因子开始时为361,这意味着α-β搜索被限制在4~5层。
  - ◆ 很难为围棋定义一个好的评价函数。
- 》为了应对这两个挑战,现代围棋程序放弃了α-β搜索,而是使用一种称为蒙特卡罗树搜索的策略。

# 基本的 MCTS 策略

- ❖ 不使用启发式评价函数,而是根据从该状态开始的多次完整博弈模拟进行估算。
  - ◆ 一次模拟(也被称为一个 playout 或 rollout)先为一个参与者选择移动,接着为另一个参与者选择 ,重复上述操作直到到达某个终止局面,并根据博弈规则决定输赢及估值。
  - ◆ 用一个模拟策略(playout policy), 使其偏向于好的行动。
    - □ 不同游戏使用不同的启发式方法;使用神经网络从自我对弈中学习模拟策略等
  - ◆ 判断从什么局面开始模拟,以及分配给每个局面多少次模拟?
    - □ 纯蒙特卡罗搜索: 从博弈当前状态开始做N次模拟,并记录胜率最高的走步
    - □ 选择策略 (selection policy):维护一个搜索树,有选择地将计算资源集中在博弈树的重要部分,每次选代(包含选择、扩展、模拟、反向传播4个步骤)中不断增长搜索树。

# 博弈搜索算法的局限性

- ❖ 计算复杂博弈中的最优决策时需进行一些假设和近似,都存在局限性,选择哪种算法在一定程度上取决于每种博弈的特征。
  - ◆ α-β搜索使用启发式评价函数作为近似 →易受到启发式函数近似误差的影响
  - ◆ 蒙特卡罗搜索: 通过博弈模拟来进行近似计算, 当分支因子较高或评价函数 难以定义时首选蒙特卡罗搜索
  - α-β搜索和蒙特卡罗搜索都会计算合法节点的值,更好的搜索算法应该选择 使用估值高的节点进行扩展
  - α-β搜索和蒙特卡罗搜索都是在单步移动的层级上进行所有推理,而人类可以在更抽象的层级上进行推理,会考虑更高层级的目标(例如,诱捕对方的后),并使用该目标有选择地生成看合理的规划。

# **AlphaGo**

#### \*组成部分:

- ◆ 1. 走棋网络(Policy Network),给定当前局面,预测/采样下一步的走棋。
- ◆ 2. 快速走子(Fast rollout),目标和1一样,但在适当牺牲走棋质量的条件下,速度要比1快1000倍。
- ◆ 3. 估值网络(Value Network),给定当前局面,估计是白胜还是黑胜。
- ◆ 蒙特卡罗树搜索 (Monte Carlo Tree Search, MCTS), 把以上这三个部分 连起来,形成一个完整的系统。

# AlphaGo/Zero 的核心组件

- ❖蒙特卡洛树搜索——内含用于树遍历的 PUCT (Upper Confidence Bound applied to trees ) 函数的某些变体
- ❖ 残差卷积神经网络——其中的策略和价值网络被用于评估棋局,以进行下一步落子位置的先验概率估算
- ❖强化学习——通过自我对弈进行神经网络训练

# 七、随机博弈(stochastic game)

- \*包含随机因素的博弈
- \*如西洋双陆棋:运气和技巧相结合的随机游戏
  - ◆ 如某个局面中,黑方知道可以走什么棋,但不知道白方会掷出什么,因此也 不知道白方的合法移动会是什么
  - > 黑方无法构建如国际象棋和井字棋中的标准博弈树
  - ▶ 博弈树中除了MAX和MN节点外,还必须包括机会节点(chance node)
  - ◆ 每个机会节点引出的分支表示可能掷出的骰子点数,每个分支都标有掷出的 点数及其概率

# 八、部分可观测博弈

- ❖主要特征:部分可观测性
  - ◆ 四国军棋(Kriegspiel): 黑白双方智能看到自己的棋子,裁判可看到所有棋子,对比赛进行判断并定期向双方宣布
  - ◆ Battelship: 每个玩家战舰的放置位置对敌人未知
  - ◆ Stratego: 棋子的位置已知,但种类隐藏
  - ◆ 纸牌游戏: 桥牌、红心大战、扑克等

. . . . . . .

◆ 真实战争: 敌人行踪是未知的

# Q&A