



# 第5讲 博弈问题求解

尹慧琳, [yinhuilin@tongji.edu.cn](mailto:yinhuilin@tongji.edu.cn)

同济大学 电子与信息工程学院



# 第 5 讲 博弈问题求解

► 搜索：寻求问题最优解的一种迭代方法

	经典的搜索方法	超越经典的优化搜索
问题	可观察、确定、已知	问题的复杂度和不确定性更高——优化
方法	系统地探索问题空间	局部搜索、迭代趋优

► 对抗搜索（Adversarial Search）/ 博弈（Game）

► 两个或多个智能主体，按照预定的规则和各自的策略，从中取得有利于己方的结果或收益的行为

多Agent环境：每个Agent的目标之间是有冲突的



# 第 5 讲 博弈问题求解

## 5.1 博弈问题

## 5.2 博弈问题的类型

## 5.3 博弈问题的求解

## 5.4 博弈中的优化决策

## 5.5 博弈中的实时决策



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.1 博弈问题

### ▶ 博弈问题三要素：

- ▶ 局中人（玩家）：局中人集合  $I=\{1,2,\dots,n\}$ 
  - ▶ 有权决定自己行动方案的博弈对策参加者
  - ▶ 假定是理智的、聪明的
- ▶ 策略集
  - ▶ 策略：可供局中人选择的一个实际可行的完整的行动方案
  - ▶ 策略集  $S_i$ ：局中人  $i$  的所有行动方案的集合
  - ▶ 局势  $S$ ：一局对策中，各局中人选定的策略形成的策略组  $S=(S_1, S_2, \dots, S_n)$
- ▶ 赢得函数/收益：局人可得到的赢得值

### ▶ 挑战性：

- ▶ 复杂且不确定环境下的最优决策
- ▶ 在有限的时间内进行决策



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.1 博弈问题

### ► 举例：人工智能研究的常见游戏类博弈问题

棋盘游戏 (Board games)	井字棋 (Tic-tac-toe)
	西洋跳棋 (Checkers)
	国际象棋 (Chess)
	围棋 (Go)
纸牌游戏 (Card games)	德州扑克 (Texas Hold'em)
	桥牌 (Bridge)
骰子游戏 (Dice games)	僵尸骰子 (Zombie Dice)
棋牌游戏 (Tile games)	麻将 (Mahjong)
猜拳游戏 (Hand games)	石头剪子布 (Rock-paper-scissors)

# 第5讲 博弈问题求解

## 5.1 博弈问题

### 举例：囚徒困境 (Prisoner's dilemma)

两个犯罪分子被分别监禁，无法沟通。每个囚徒只有二选一的机会：揭发对方并证明其犯罪，或者保持沉默。可能的选项如下：

- 1) 若囚徒A和B彼此揭发对方，则每个囚徒被监禁7年；
- 2) 若A揭发B、而B保持沉默，则A被释放而B被监禁9年，反之亦然；
- 3) 若A和B都保持沉默，则他们仅被监禁1年。

(A 获罪, B 获罪)		囚徒 A	
		坦白	不坦白
囚徒 B	坦白	$(-7, -7)$	$(-9, 0)$
	不坦白	$(0, -9)$	$(-1, -1)$







# 第5讲 博弈问题求解

## 5.1 博弈问题

### ➡ 最后通牒博弈 (Ultimatum game, UG)

- ➡ 两人分一笔钱，一人是提议者 (proposer)，另一人是响应者 (responder)。提议者提出分钱方案，响应者可以选择同意与否
- ➡ 若响应者同意，就按提议者的方案来分；若不同意，则两人都将一无所得。

### ➡ 海盗分金难题 (Pirate Puzzle)

5个海盗抢得100枚金币，约定按顺序每人提出一个金币分配方案，然后大家表决。规则如下：

- ➡ 提案若超过半数同意，分配金币后散伙；
- ➡ 若是票数相等，则提案人有决定权；
- ➡ 若这两种情况都未成立，则提案人将被扔入大海
- ➡ 依此类推，重复上述规则。



# 第 5 讲 博弈问题求解

## 5.1 博弈问题

## 5.2 博弈问题的类型

## 5.3 博弈问题的求解

## 5.4 博弈中的优化决策

## 5.5 博弈中的实时决策





# 第5讲 博弈问题求解

## 5.2 博弈问题的类型

### 合作博弈 vs 非合作博弈

#### 合作性博弈 (Cooperative game)

参与者之间达成协议或形成联盟，其结果对各方均有利。

#### 非合作性博弈 (Non-cooperative game)

参与者无法形成约束性协议或联盟，因而选择对抗性的行为。

### 零和博弈 vs 非零和博弈

#### 零和博弈 (Zero-sum game)

一方的收益是另一方的损失，或者双方的结果是平局。博弈中各方的收益和损失之和永远为零。

#### 非零和博弈 (Non-zero-sum game)

各方的收益总和小于或大于零，即非零。三种情况：win-win, double-win, lose-lose。



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.2 博弈问题的类型

### 完美信息博弈 vs 不完美信息博弈

#### 完美信息 (Perfect information) 博弈

每个参与者在博弈过程中完全了解所有的信息。大多数棋盘游戏，例如国际象棋、围棋等都属于完美信息博弈。

#### 不完美信息 (Imperfect information) 博弈

反之。例如：扑克和桥牌之类的纸牌游戏、麻将等棋牌游戏等。

计算机超过人类	计算机与顶级人类玩家媲美
国际象棋Chess: IBM深蓝1997年	桥牌
围棋Go: 谷歌AlphaGo2016年	西洋双陆棋



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.2 博弈问题的类型

### 完美信息博弈 vs 不完美信息博弈

#### 完美信息 (Perfect information) 博弈

每个参与者在博弈过程中完全了解所有的信息。大多数棋盘游戏，例如国际象棋、围棋等都属于完美信息博弈。

#### 不完美信息 (Imperfect information) 博弈

反之。例如：扑克和桥牌之类的纸牌游戏、麻将等棋牌游戏等。

### 完全信息 vs 与不完全信息博弈

完全信息 (Complete information) 指的是每个参与者都具有该博弈所需要的完整知识，例如规则、效用、收益、策略等。

典型的具有不完美信息但具有完全信息的博弈，包括扑克、桥牌、以及麻将等



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.2 博弈问题的类型

### ► 对称博弈 vs 非对称博弈

- 对称博弈 (Symmetric games) : 参与者在博弈中采取与对手相同的策略时能得到同样的收益。例如: “囚徒困境”
- 非对称博弈 (Asymmetric games) : 反之。例如: “最后通牒”

### ► 随机博弈 vs 非随机博弈

- 随机博弈 (Stochastic game) : 具有概率变迁 (Probabilistic transitions) 性质的动态游戏。例如: 单人的老虎机、多人的掷骰子游戏

### ► 同步博弈 vs 顺序博弈

- 同步博弈 (Simultaneous game) : 所有的博弈者同时选择自己的动作。
- 顺序博弈 (Sequential game) : 博弈者轮流、交替动作的博弈。后动作博弈者可对先动作博弈者的行为有所了解, 但未必能得到的完美信息。



# 第 5 讲 博弈问题求解

5.1 博弈问题

5.2 博弈问题的类型

5.3 博弈问题的求解

5.4 博弈中的优化决策

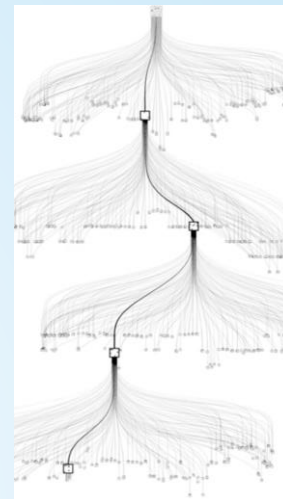
5.5 博弈中的实时决策

# 第5讲 博弈问题求解

## 5.3 博弈问题的求解：博弈的复杂性

### 问题空间巨大

- 约翰 麦卡锡曾说：国际象棋的角色就像是人工智能的果蝇
- 围棋是棋盘类游戏中最为复杂的



棋类	棋盘格子数	树的分支数	树的深度	可能走子数	可能棋局数
国际象棋	64	$\approx 35$	$\approx 80$	$35^{80}$	$10^{120}$
围棋	361	$\approx 250$	$\approx 150$	$250^{150}$	$10^{170}$

### 决策时间有限

- 对于现实世界的博弈，即使在无法计算出最优决策的情况下，也需要能够给出某种决策的能力
- 现实问题中，对决策的时间也有所要求





# 第5讲 博弈问题求解

## 5.3 博弈问题的求解：对抗搜索

➤ 对抗搜索 (Adversarial search) 是博弈问题求解的一个重要方法

	经典搜索	对抗搜索
环 境	单智能主体	多智能主体
搜索方式	启发式搜索	对抗式搜索
优 化	用启发式方法可找到最优解	因时间受限而被迫执行近似解
评价函数	路径的代价估计	博弈策略和局势评估

➤ 问题形式化

以2个玩家、  
确定性、完美  
信息博弈为例

$S_0$  初始状态，规定博弈开始时的设定  
 Player(s) 定义此时由哪个玩家采取行动  
 Actions(s) 返回此状态下的合法动作集合  
 Result(s, a) 转换模型，定义一步动作的结果  
 Terminal-Test(s) 终止测试，博弈结束时为 true，否则为 false  
 Utility(s, p) 效用/收益函数，定义玩家 p 在状态 s 下的值

# 第5讲 博弈问题求解

## 5.3 博弈问题的求解：对抗搜索

### ► 举例：井字棋的博弈树



MAX (X)



MIN (O)



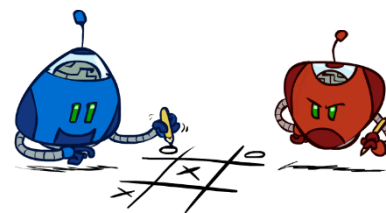
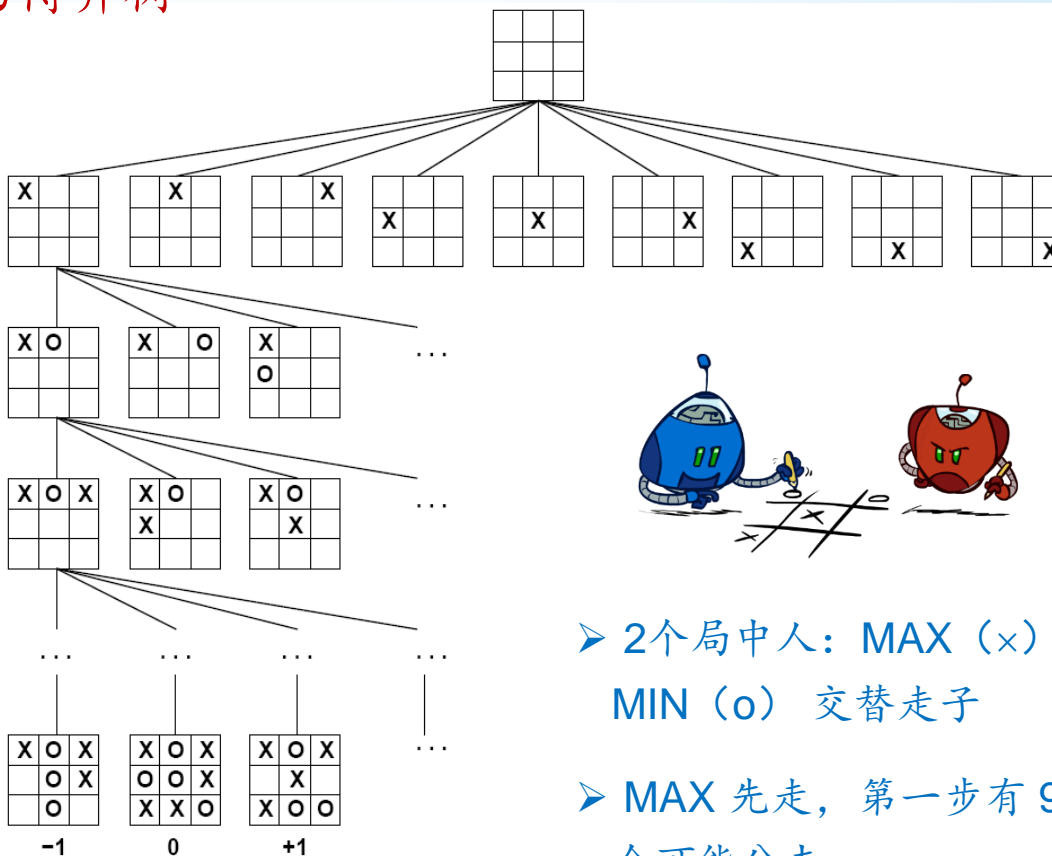
MAX (X)



MIN (O)

TERMINAL

Utility



► 2个局中人：MAX (x)，  
MIN (o) 交替走子

► MAX 先走，第一步有 9  
个可能分支



# 第 5 讲 博弈问题求解

5.1 博弈问题

5.2 博弈问题的类型

5.3 博弈问题的求解

5.4 博弈中的优化决策

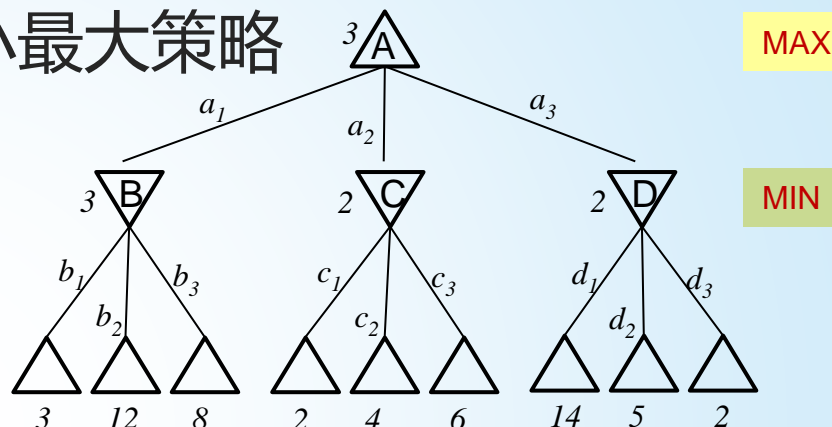
5.5 博弈中的实时决策

# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策：最小最大策略

### 举例

- 局中人：MAX, MIN (零和博弈)
- MAX的策略集： $a_1, a_2, a_3$
- MIN的策略集： $\{b_1, b_2, b_3\}, \dots$



$$MINIMAX(s) = \begin{cases} UTILITY(s) & s \text{ 为终止状态} \\ \max_{a \in Actions(s)} MINIMAX(RESULT(s, a)) & s \text{ 为MAX节点} \\ \min_{a \in Actions(s)} MINIMAX(RESULT(s, a)) & s \text{ 为MIN节点} \end{cases}$$

### 最小最大策略 (Minimax strategy)

当存在两种相互冲突的策略时，己方应采取的策略是：

- 最小收益最大化
- 最大损失最小化



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策：最小最大策略

### ➡ 最小最大定理 (Minimax theorem)

对于两个玩家和有限多个策略的零和博弈，每个玩家存在一个值 $V$ 和一个混合策略，使得：

- (a) 给定玩家2的策略，则玩家1可能的最好收益是 $V$ ，
- (b) 给定玩家1的策略，则玩家2可能的最好收益是 $-V$ 。

### ➡ 最小最大算法

假定在对手执行最佳动作的前提下，最小化己方损失；或者在各种获得最小收益的策略中选择有最大收益的策略（又可称为最大最小算法）

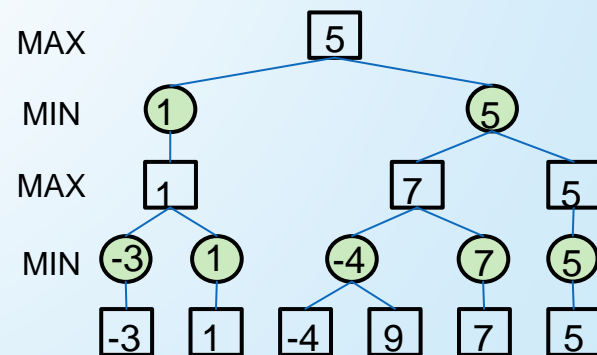
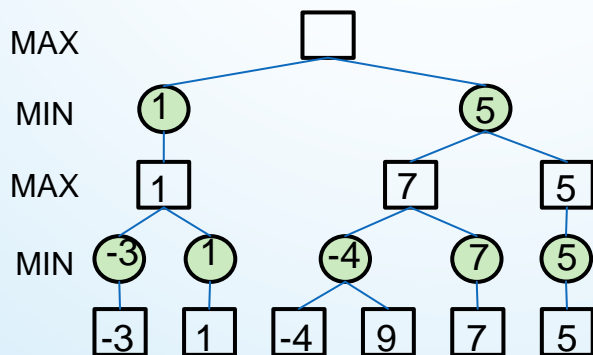
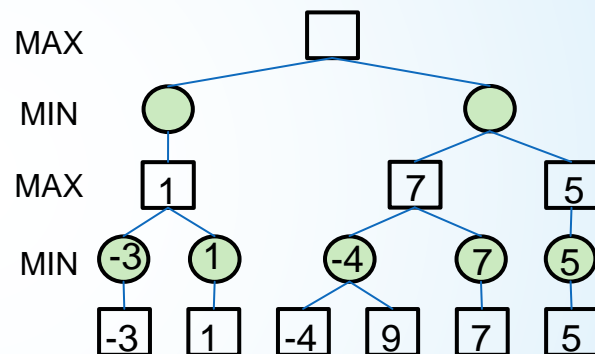
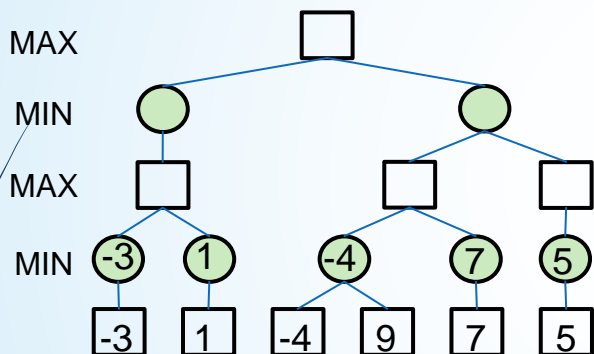
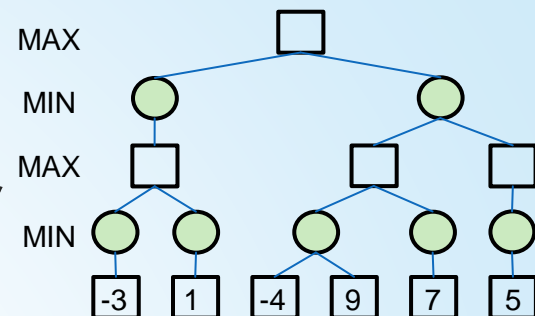
- ➡ 基于最小最大定理实现的博弈算法
- ➡ 以放弃最优策略为代价的保守方法
- ➡ 适用于零和博弈问题



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策：最小最大策略

► 举例：2个玩家4层（二步）博弈树



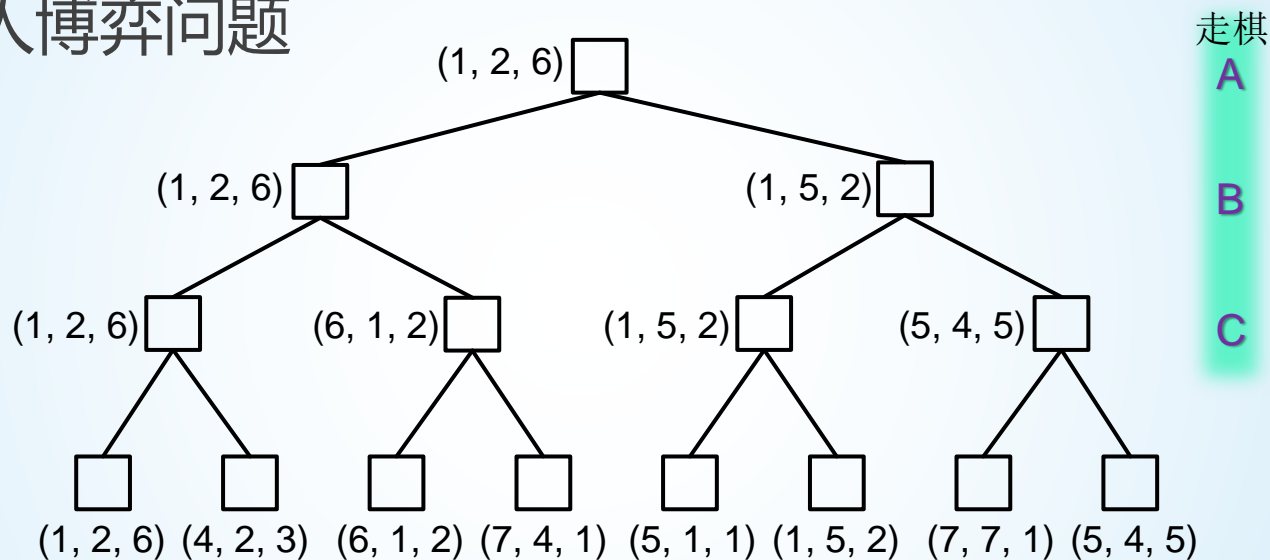




# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策：多人博弈时的最优决策

### 多人博弈问题

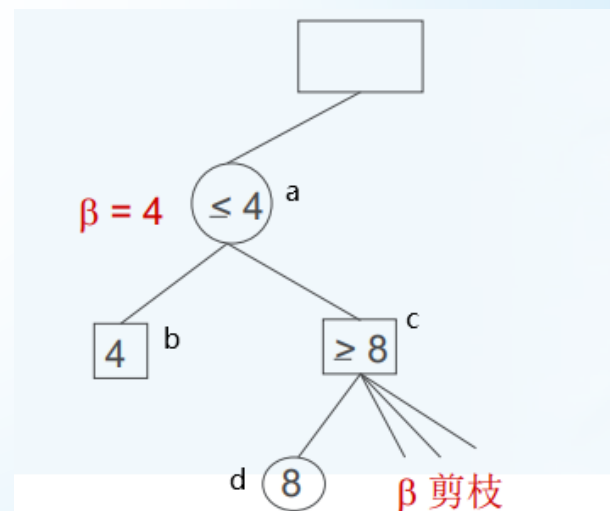
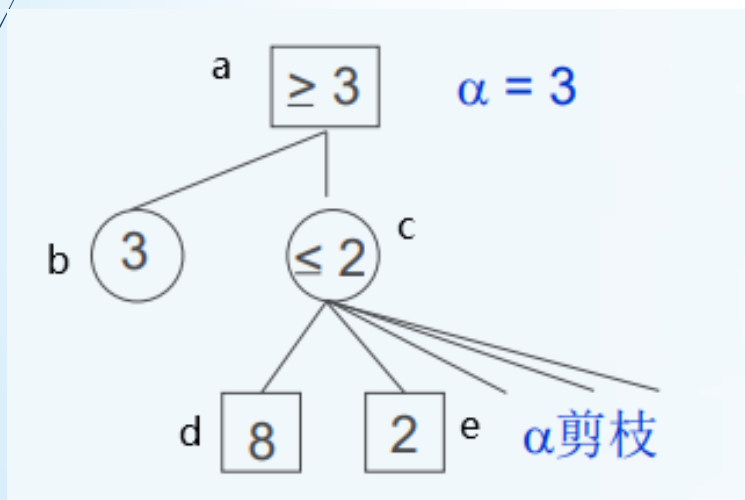


- 效用值向量  $(v_a, v_b, v_c)$ ，每位选手的决策依据相对应的效用值
- 选手之间有可能出现正式或非正式联盟。随着游戏的进行，联盟不断建立或者解散。
- 多人博弈可能同时涉及对抗和合作；决策亦可能同时涉及直接和间接利益的权衡

# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策： $\alpha$ - $\beta$ 剪枝

- $\alpha$ 为MAX方的最小得分， $\beta$ 为MIN方的最大得分
- 在对子节点进行搜索时，**子节点**是否需要进一步展开搜索受到其**兄弟节点**值的影响。

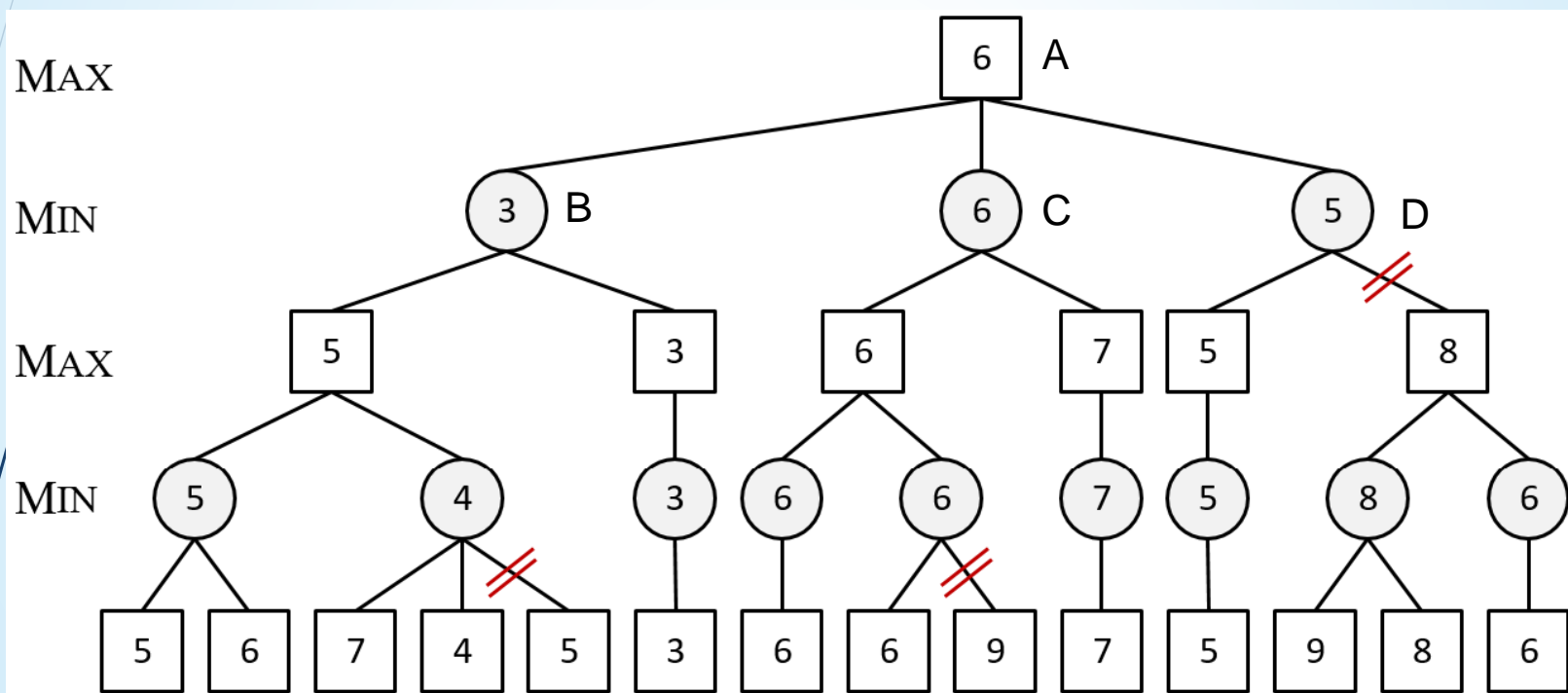


(矩形为MAX节点，圆形为MIN节点)



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策： $\alpha$ - $\beta$ 剪枝





# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策： $\alpha$ - $\beta$ 剪枝

➡ 过程伪代码（下页）



**function** ALPHA-BETA-SEARCH(*state*) **returns** an action

$v \leftarrow \text{MAX-VALUE}(\text{state}, -\infty, +\infty)$

**return** the action in  $\text{ACTIONS}(\text{state})$  with value  $v$

**function** MAX-VALUE(*state*,  $\alpha$ ,  $\beta$ ) **returns** a utility value

**if**  $\text{TERMINAL-TEST}(\text{state})$  **then** **return**  $\text{UTILITY}(\text{state})$

$v \leftarrow -\infty$

**for each**  $a$  **in**  $\text{ACTIONS}(\text{state})$  **do**

$v \leftarrow \text{MAX}(v, \text{MIN-VALUE}(\text{Result}(s, a), \alpha, \beta))$

$\alpha \leftarrow \text{MAX}(\alpha, v)$

**if**  $\alpha \geq \beta$  **then**  $\beta$  -pruning

**return**  $v$

**function** MIN-VALUE(*state*,  $\alpha$ ,  $\beta$ ) **returns** a utility value

**if**  $\text{TERMINAL-TEST}(\text{state})$  **then** **return**  $\text{UTILITY}(\text{state})$

$v \leftarrow +\infty$

**for each**  $a$  **in**  $\text{ACTIONS}(\text{state})$  **do**

$v \leftarrow \text{MIN}(v, \text{MAX-VALUE}(\text{Result}(s, a), \alpha, \beta))$

$\beta \leftarrow \text{MIN}(\beta, v)$

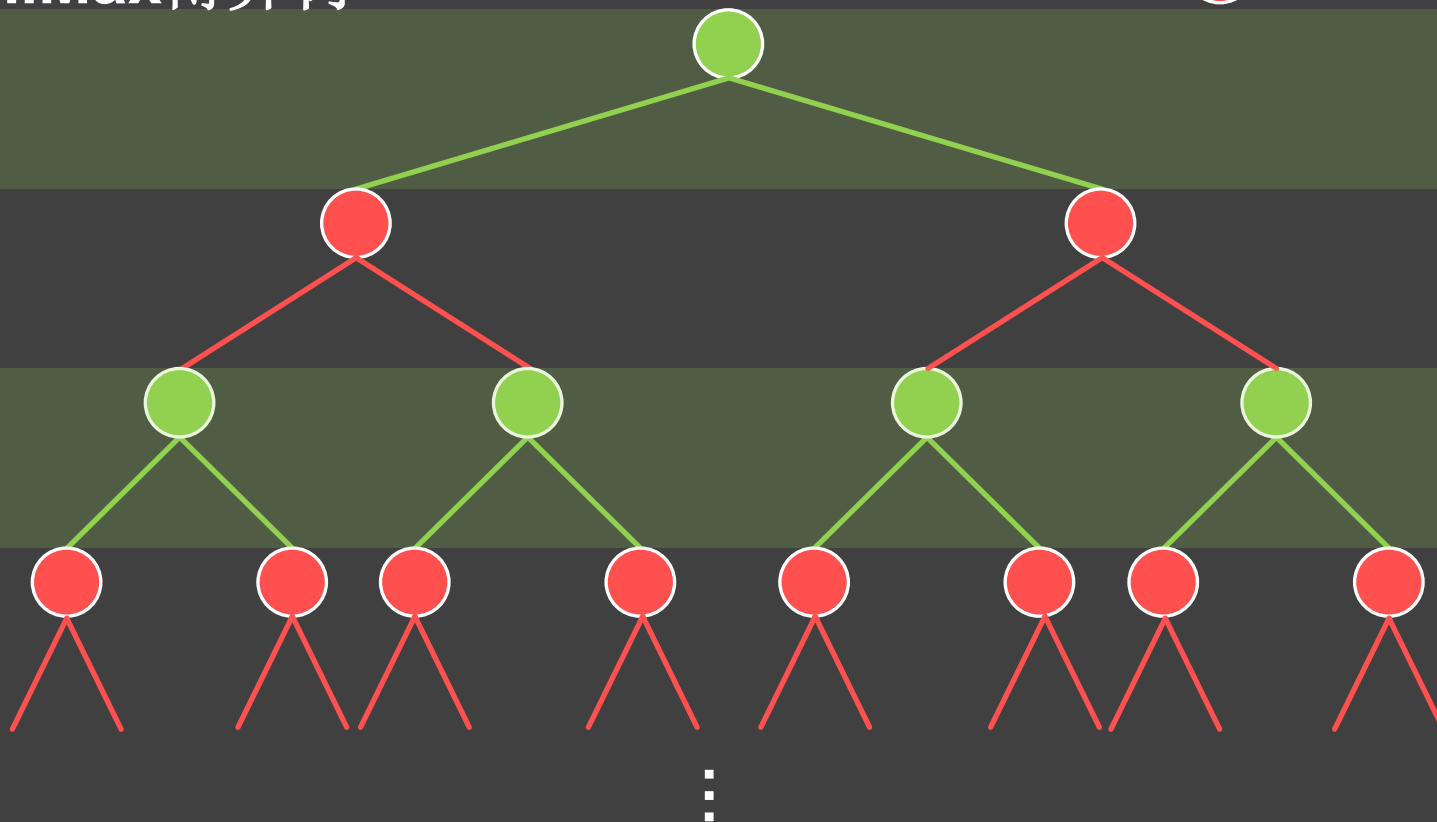
**if**  $\beta \leq \alpha$  **then**  $\alpha$  -pruning

**return**  $v$

# MiniMax博弈树

● : Max Layer

● : Min Layer

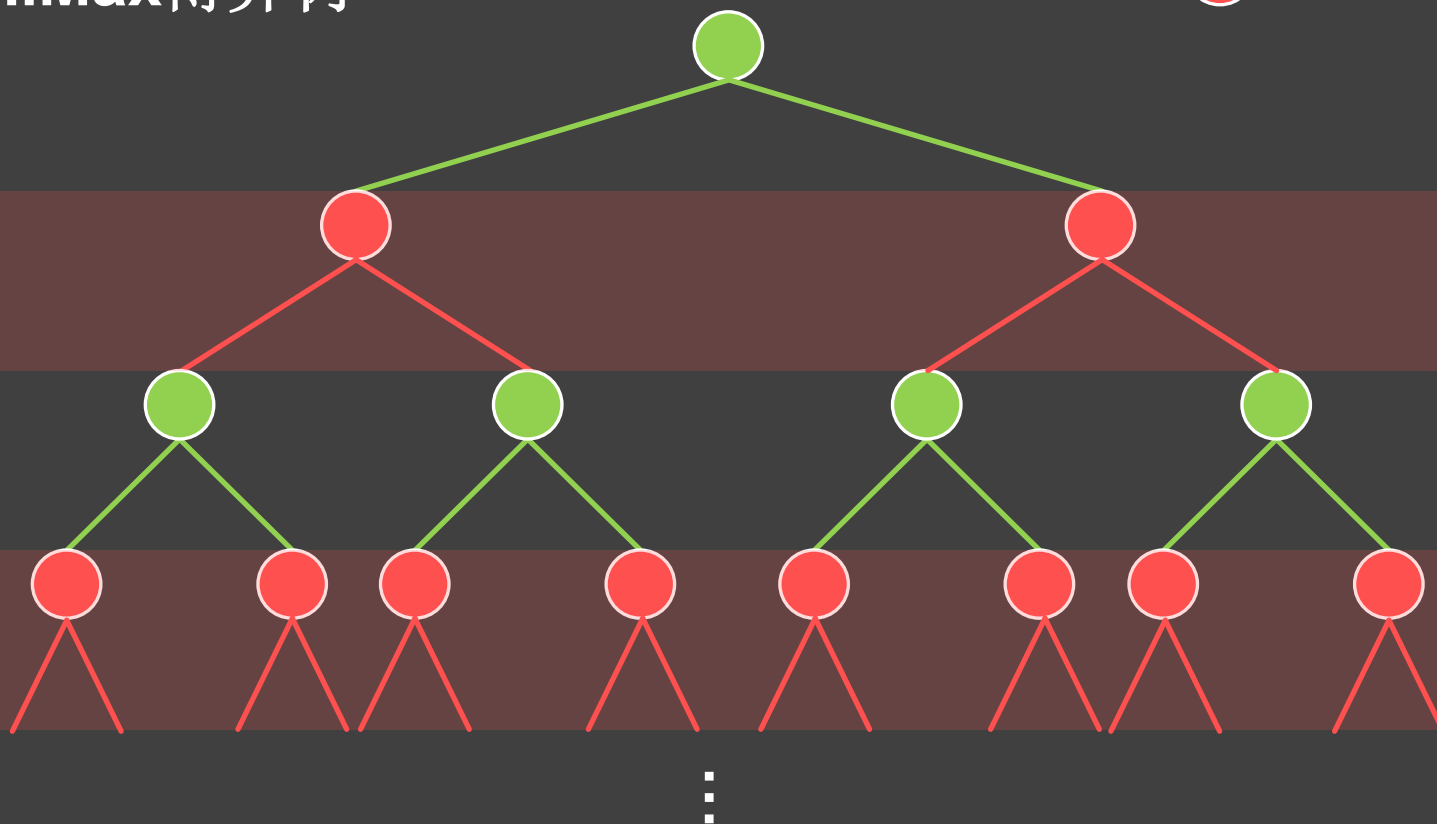




# MiniMax博弈树

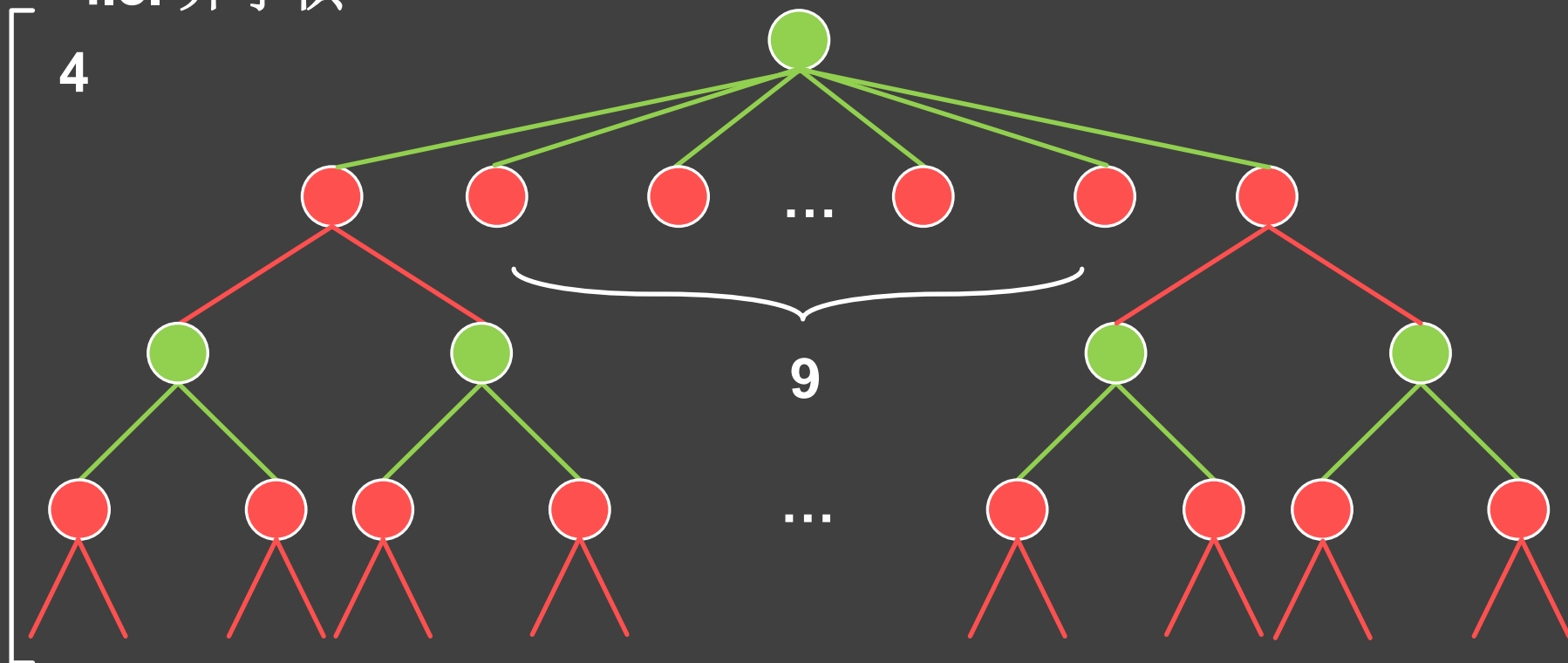
● : Max Layer

● : Min Layer



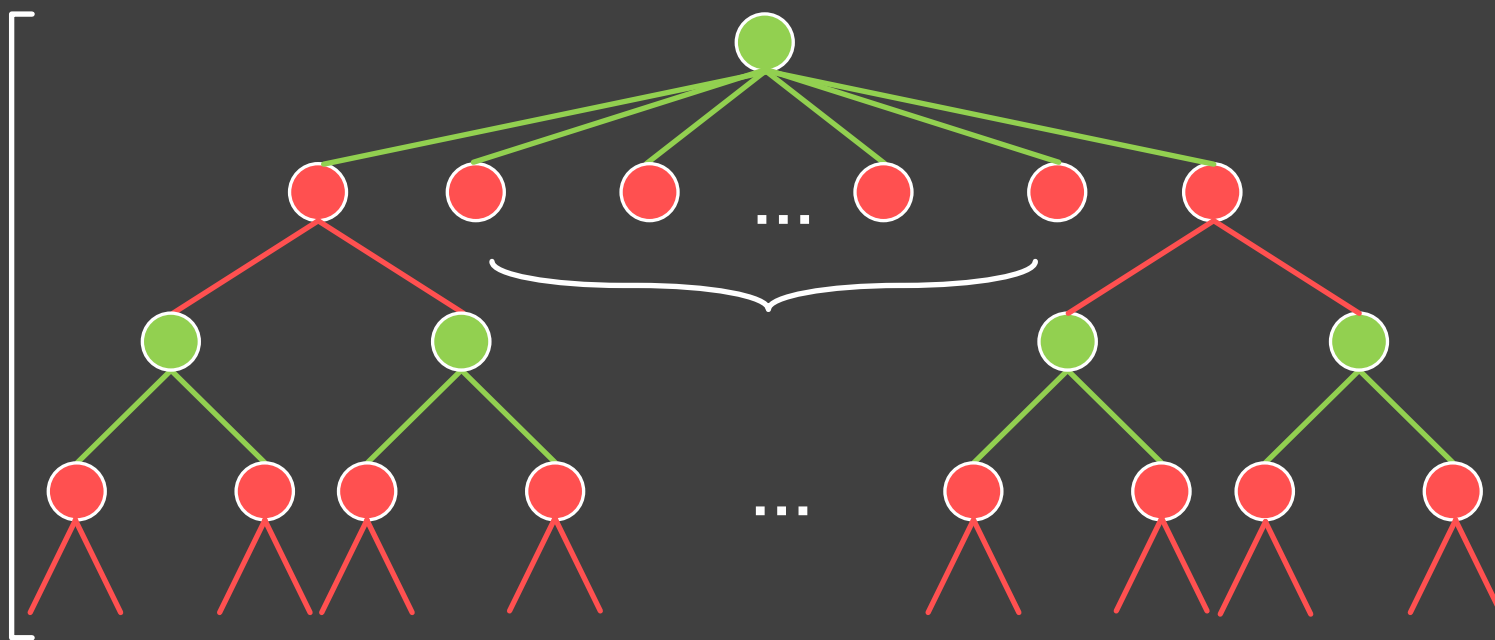
i.e. 井字棋

4

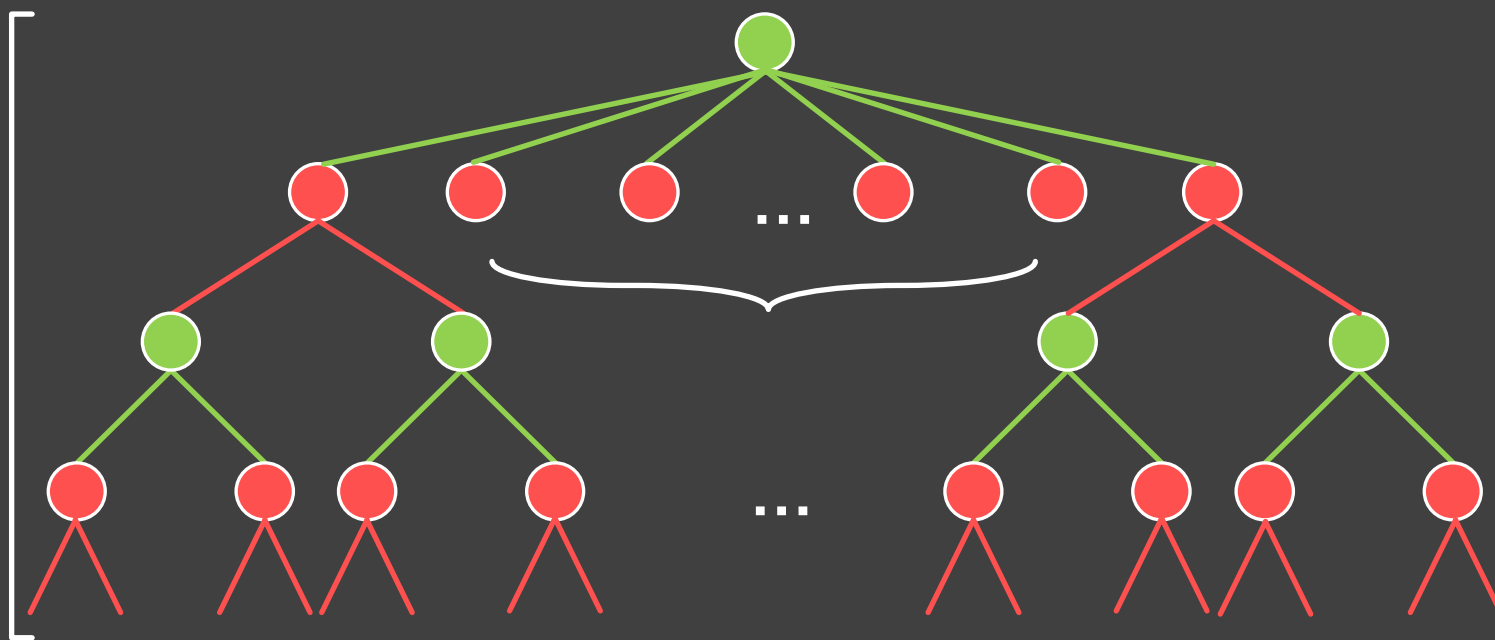


9

...



查询次数:  $A_9^4$



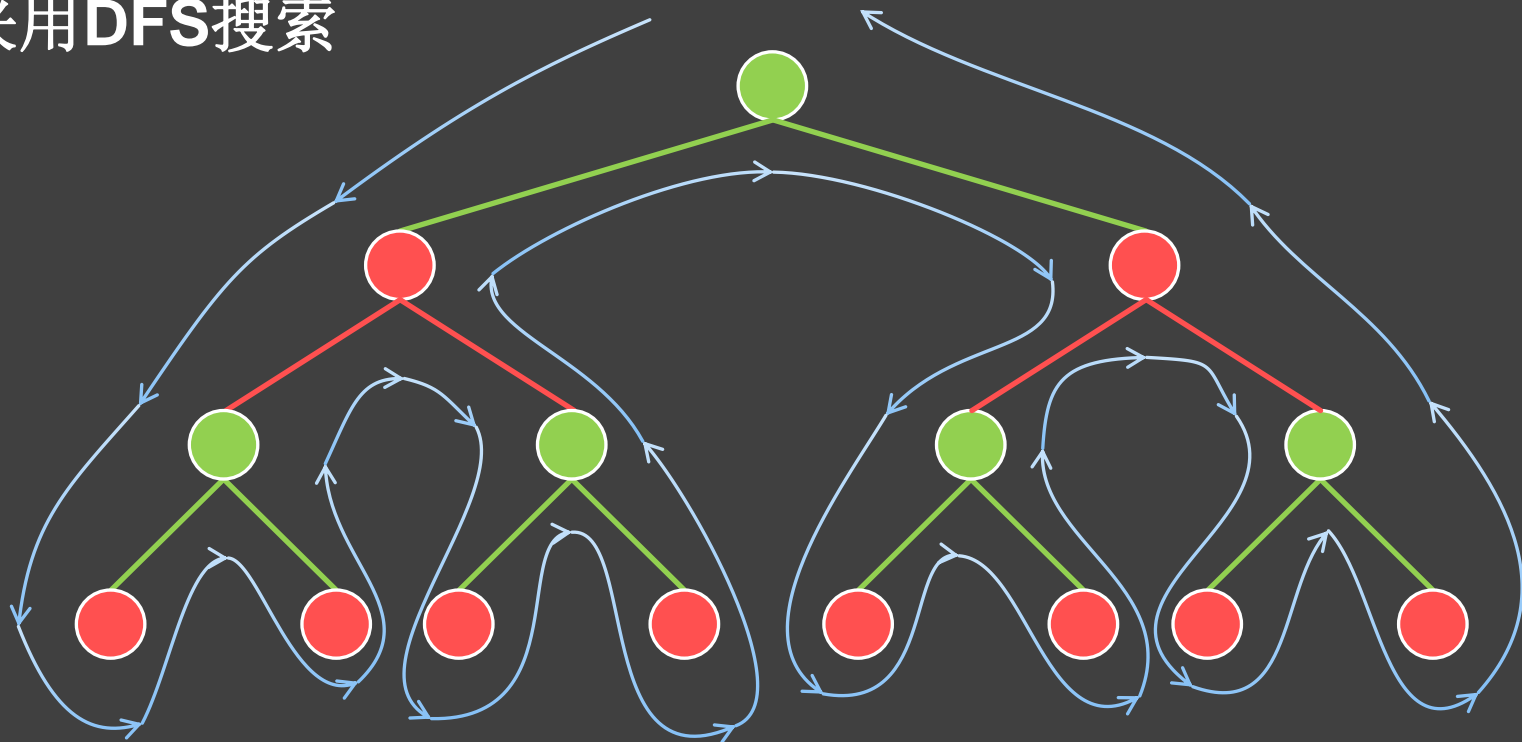
查询次数:  $A_n^m$

$m$ : 给定搜索深度

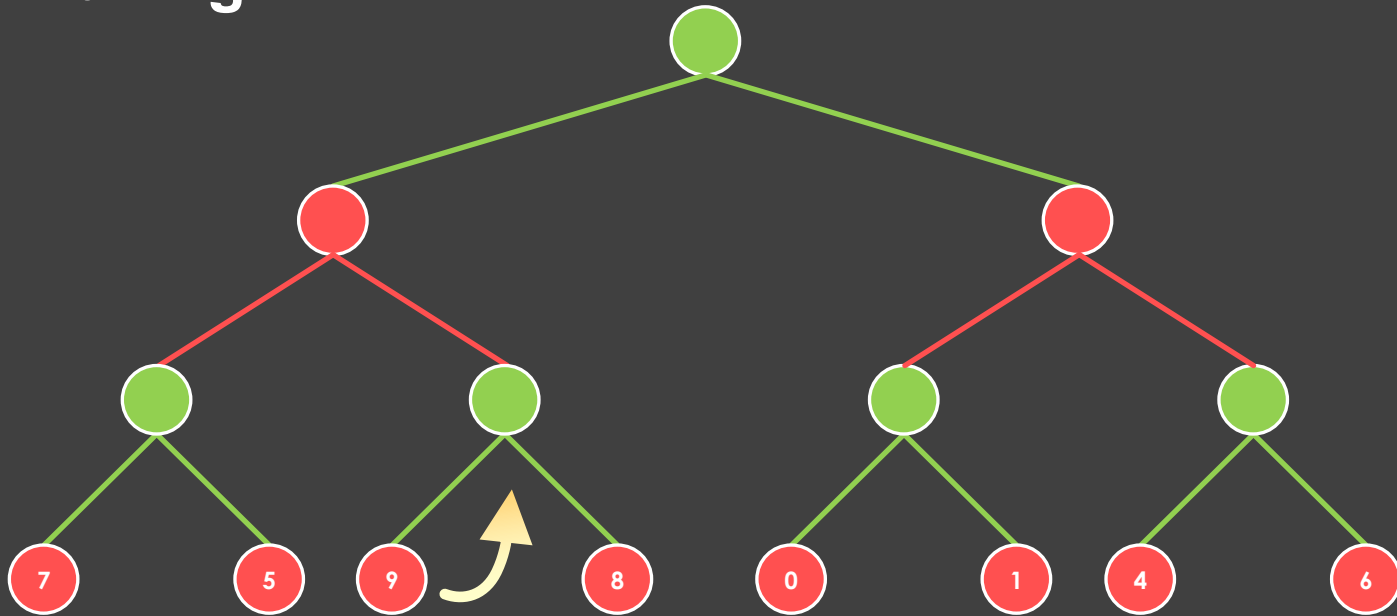
$n$ : 初始解空间规模

运算成本巨大

## 采用DFS搜索

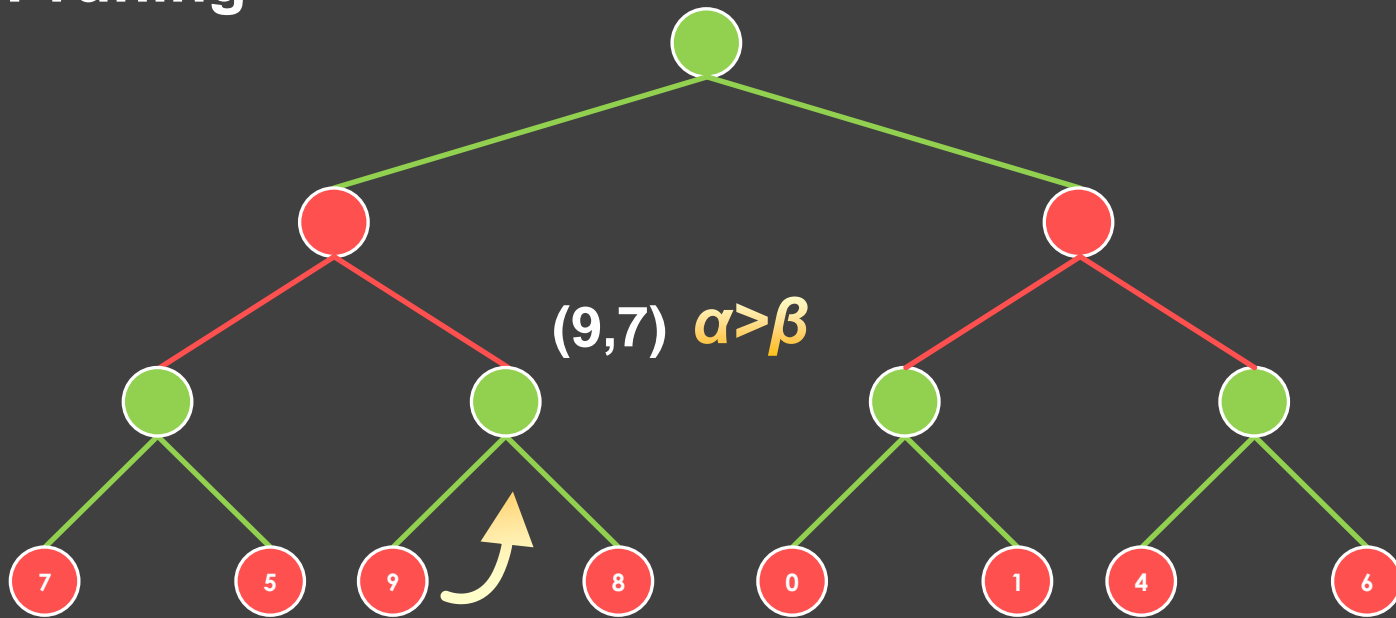


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

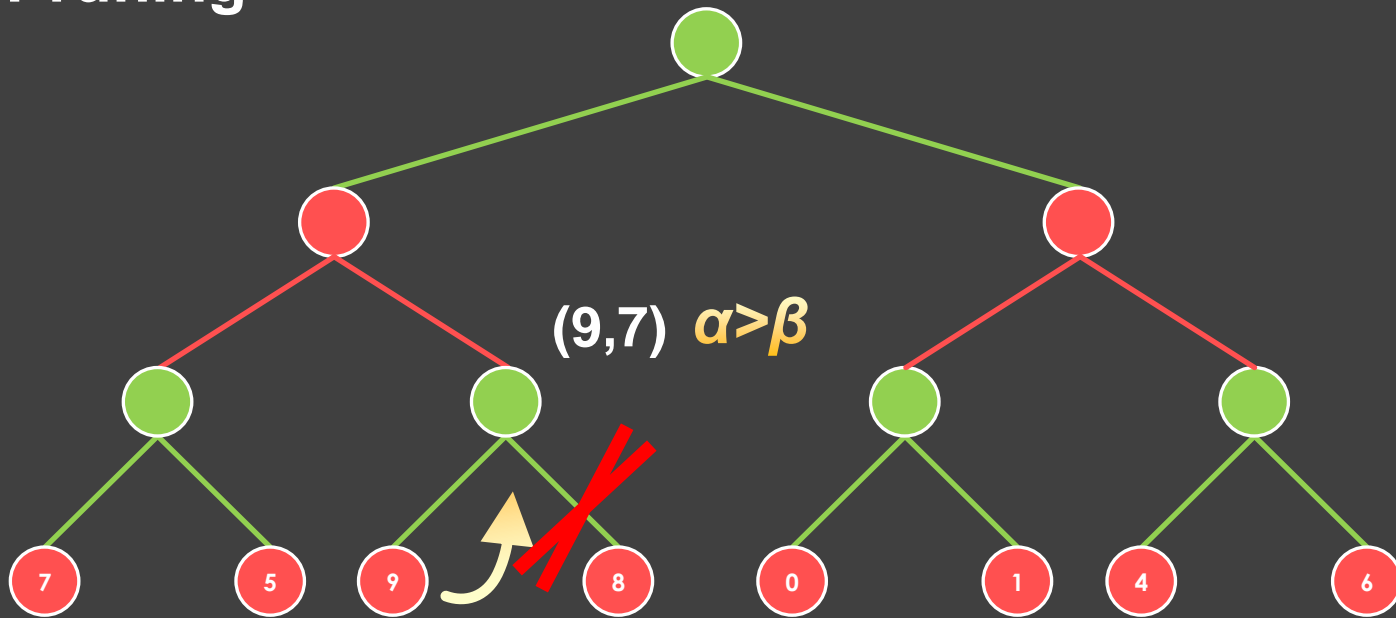




# $\alpha$ - $\beta$ Pruning



# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

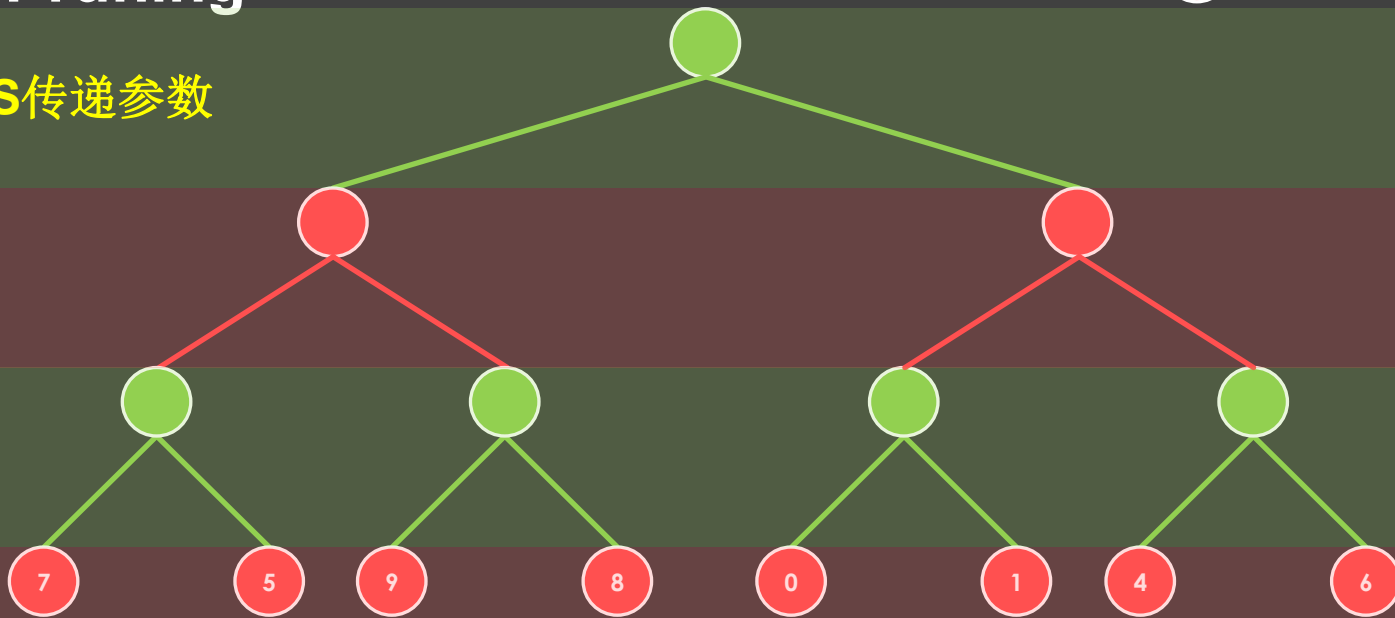


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

DFS传递参数

● : Max Layer

● : Min Layer

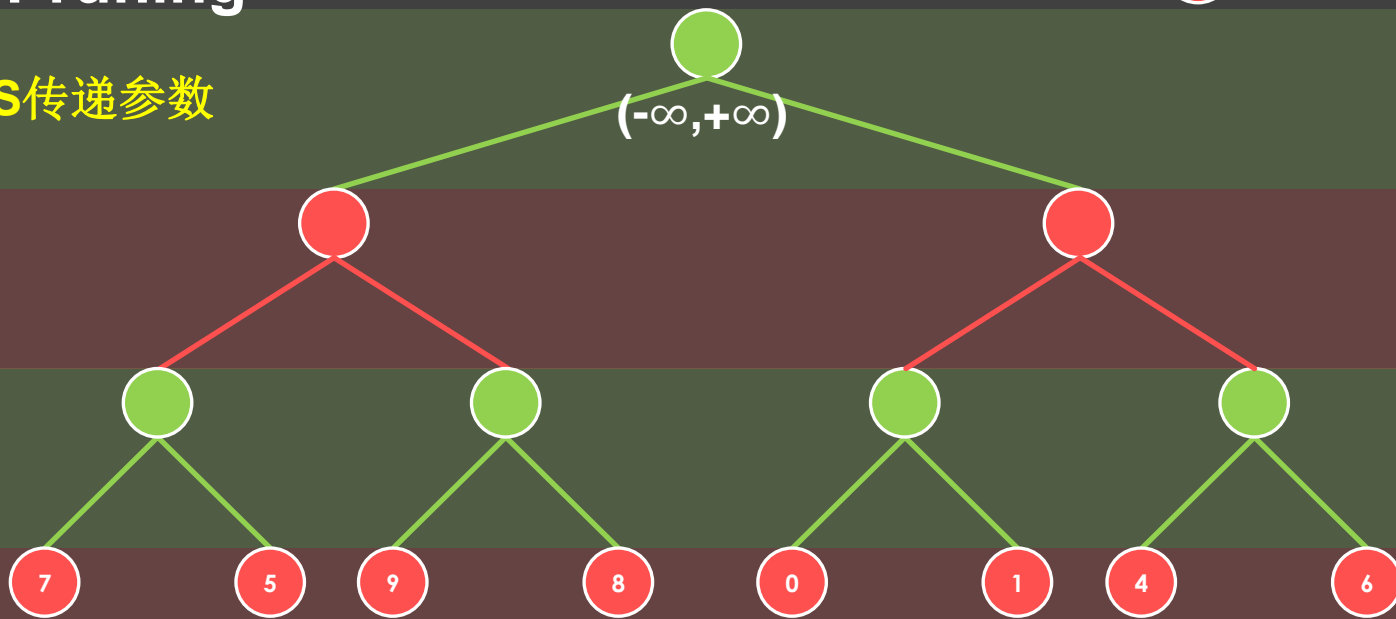


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

DFS传递参数

● : Max Layer

● : Min Layer

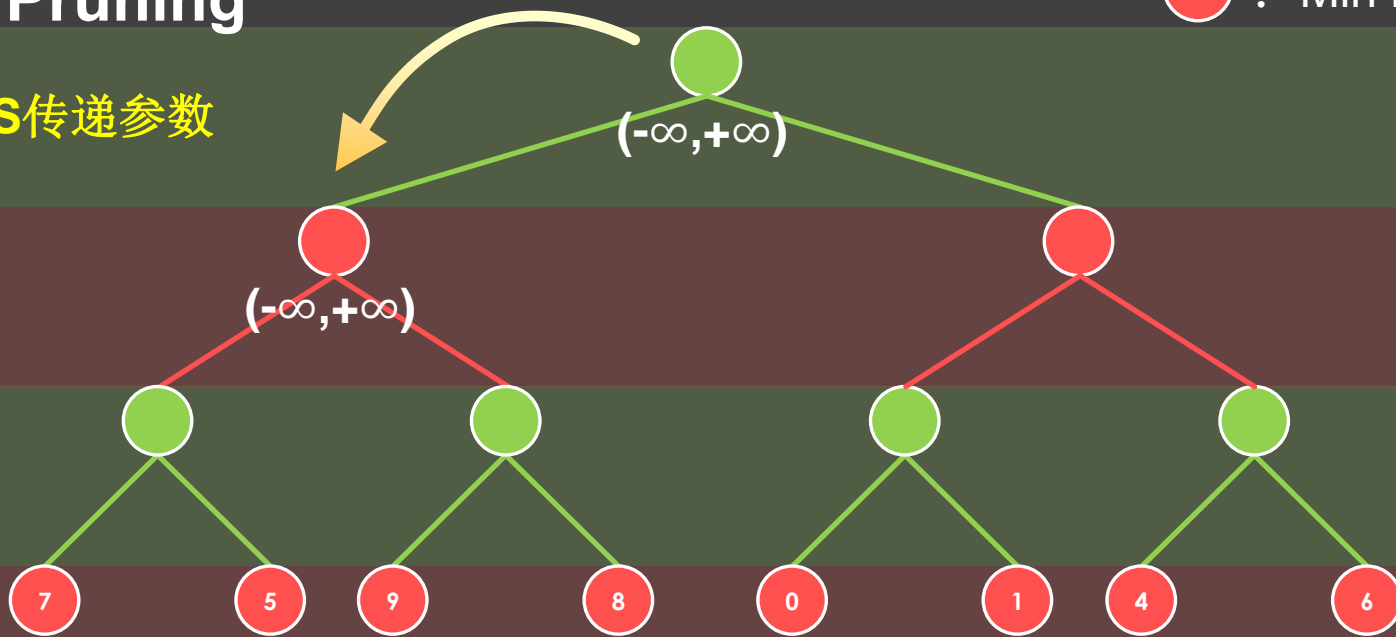


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

DFS传递参数

● : Max Layer

● : Min Layer

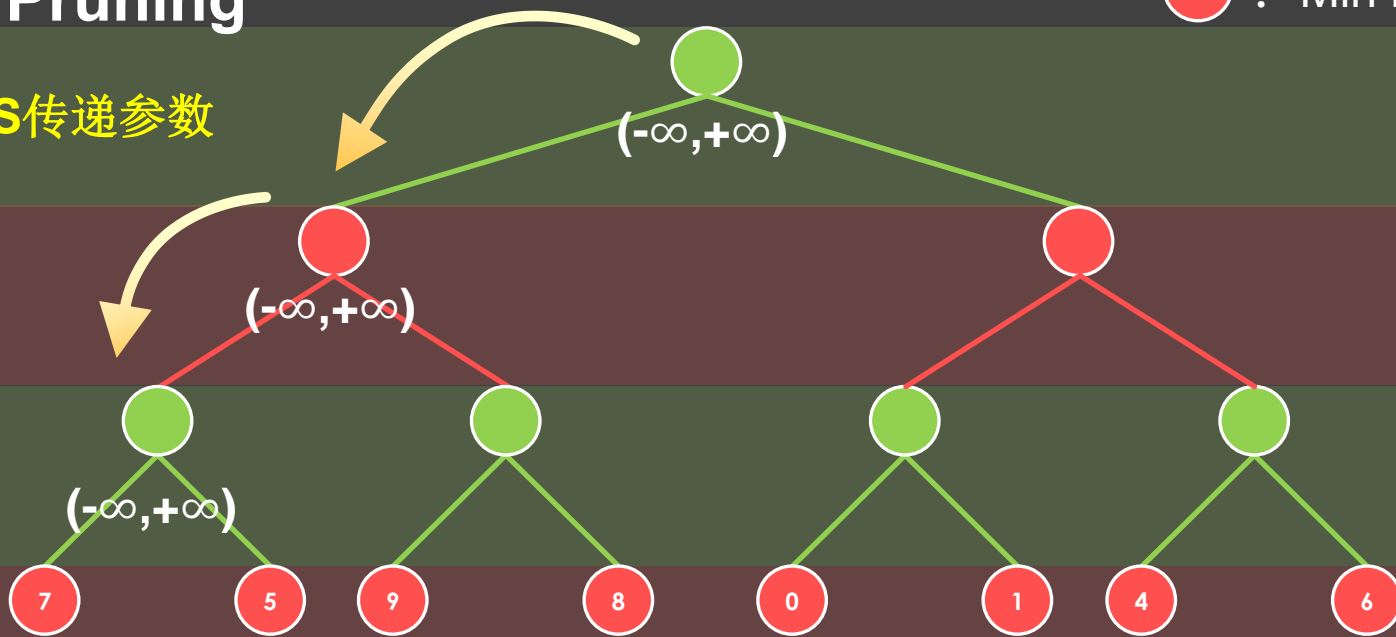


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

DFS传递参数

● : Max Layer

● : Min Layer

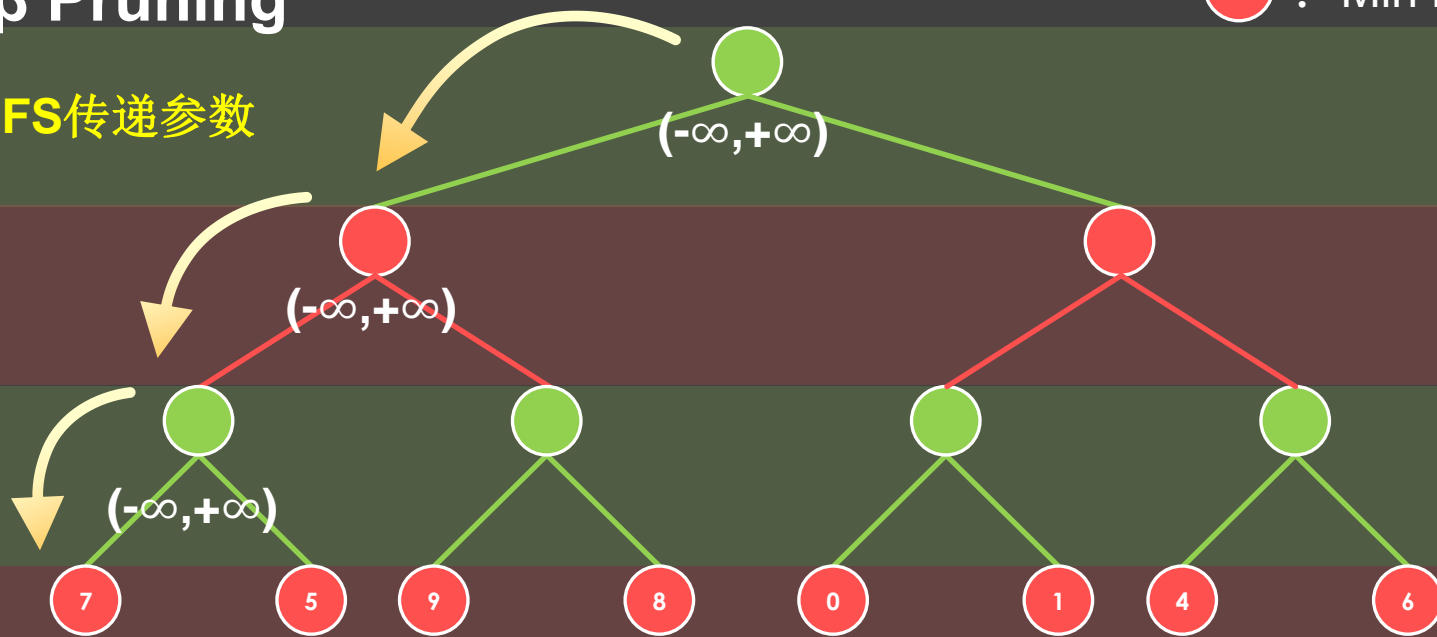


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

DFS传递参数

● : Max Layer

● : Min Layer

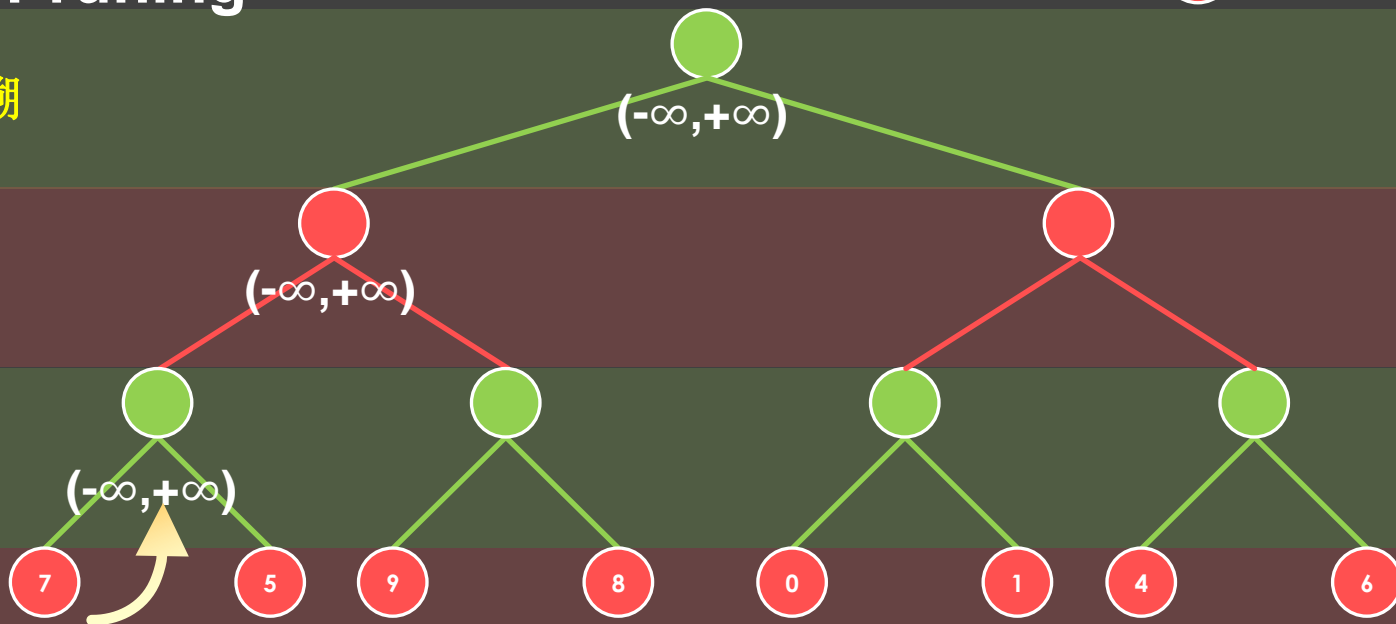


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

回溯

● : Max Layer

● : Min Layer





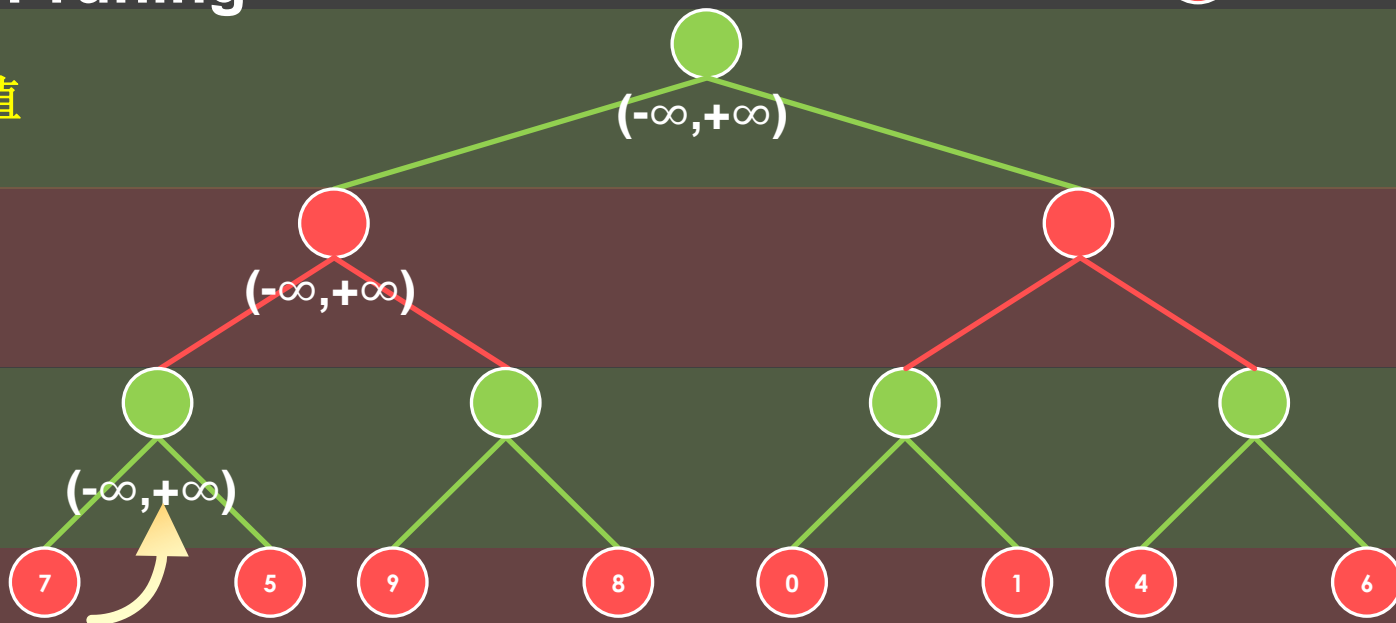
# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

● : Max Layer

● : Min Layer

判值

$7 > -\infty ?$

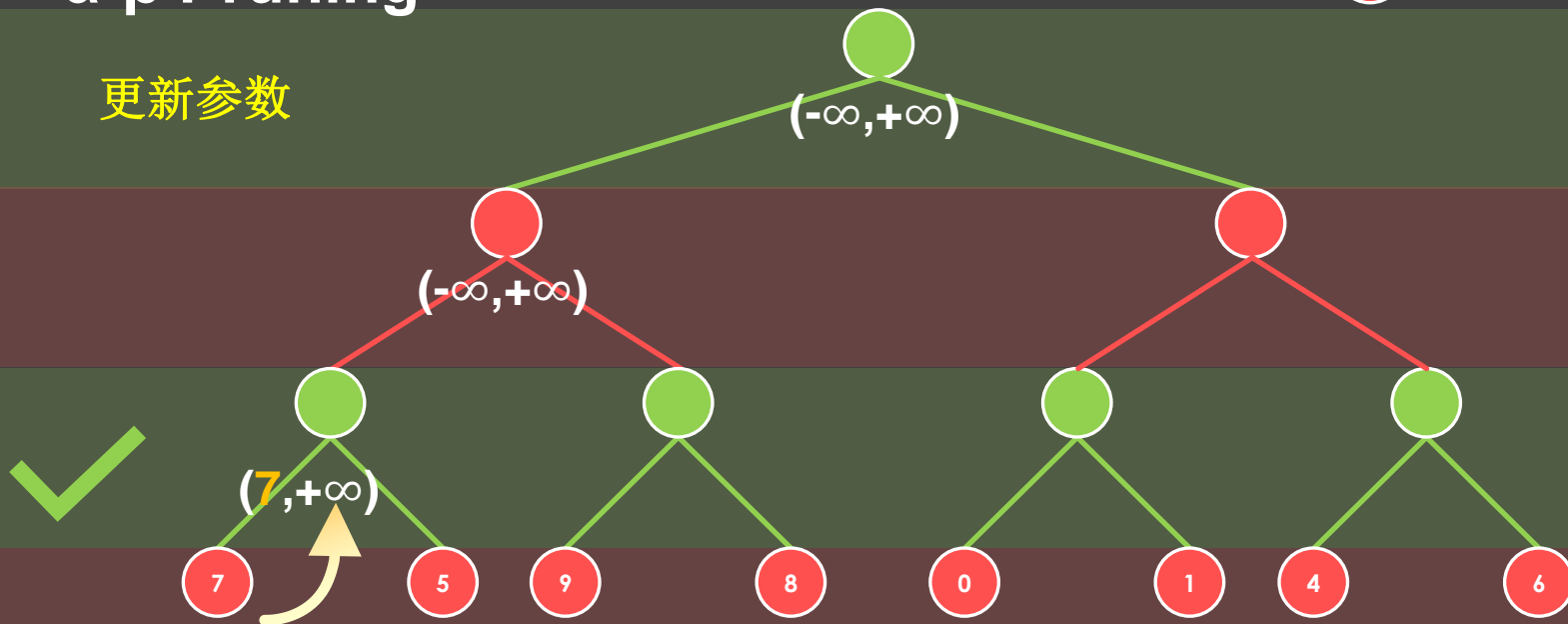


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

更新参数

● : Max Layer

● : Min Layer

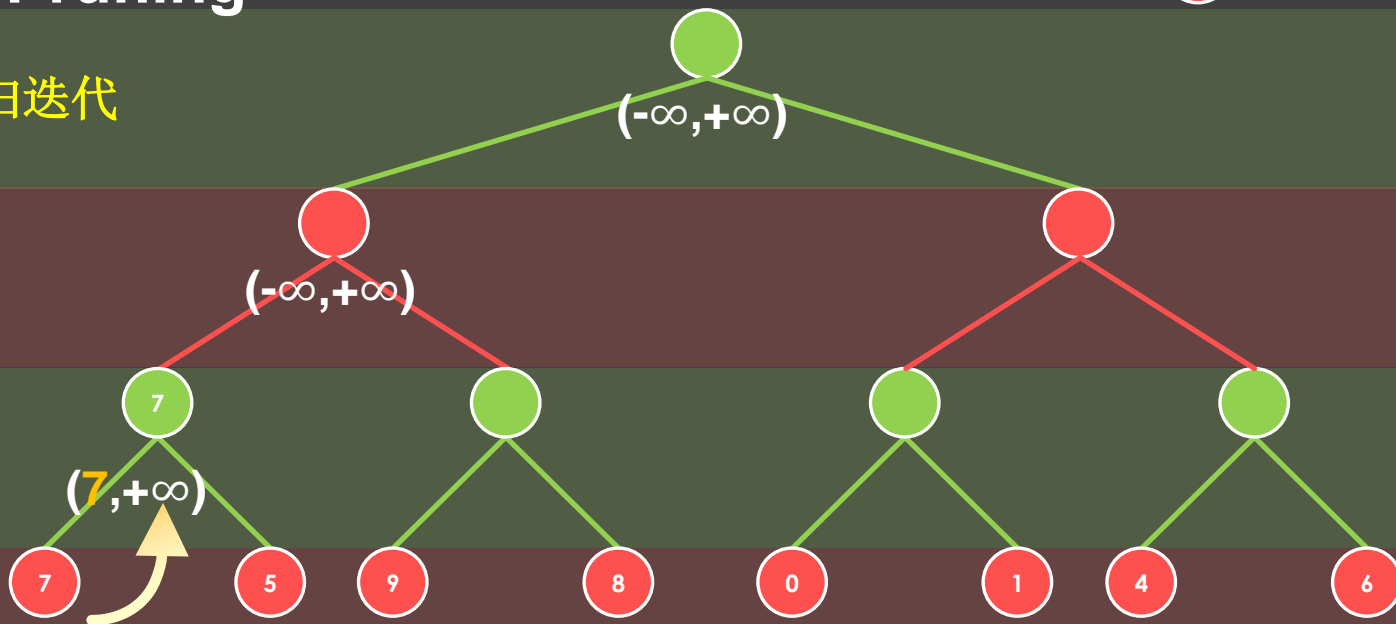


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

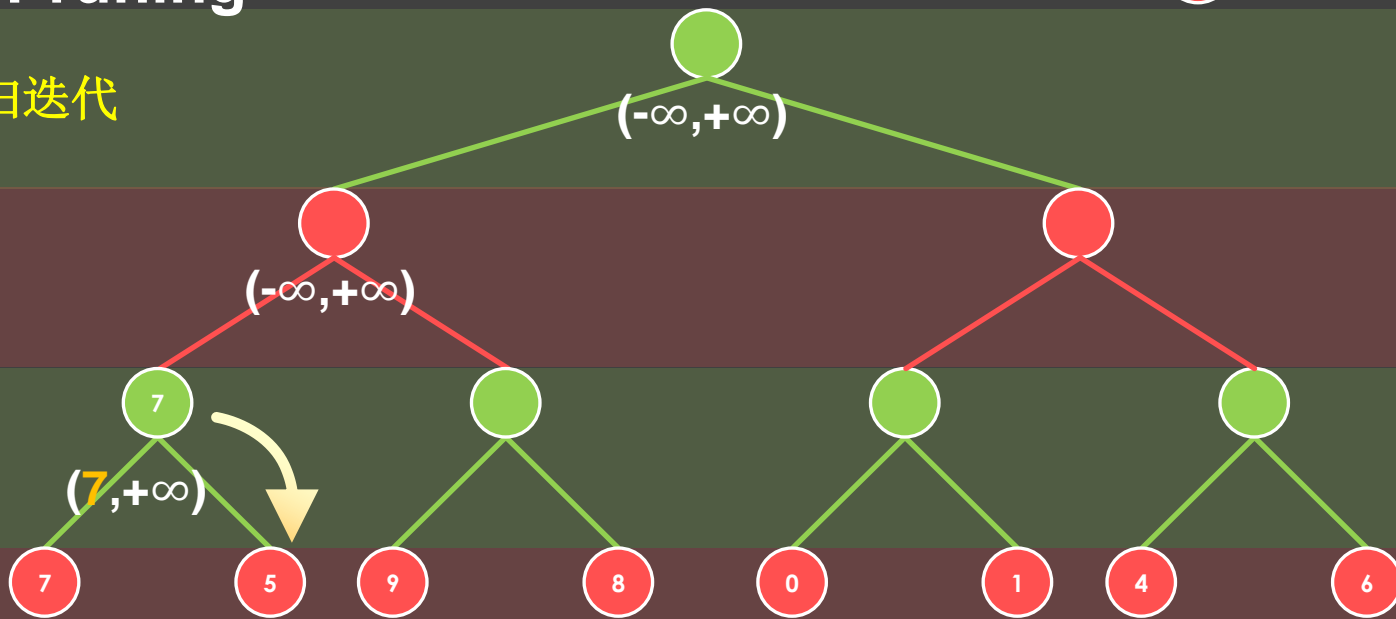


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

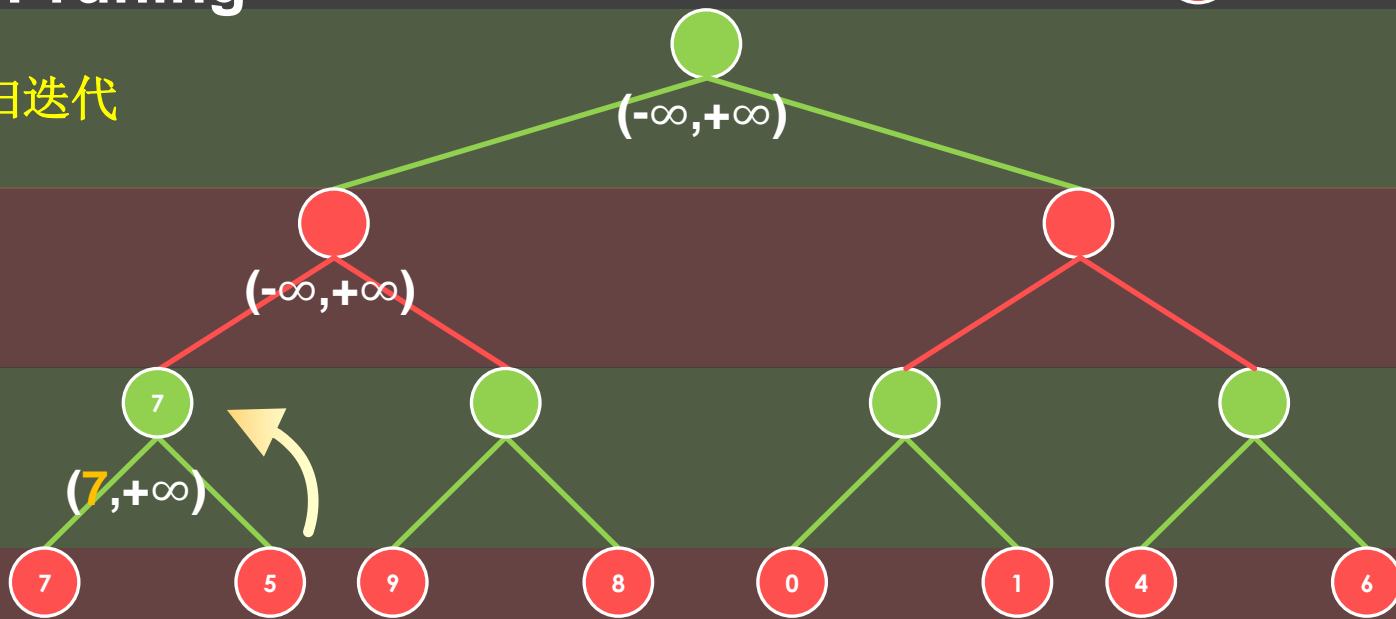


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer



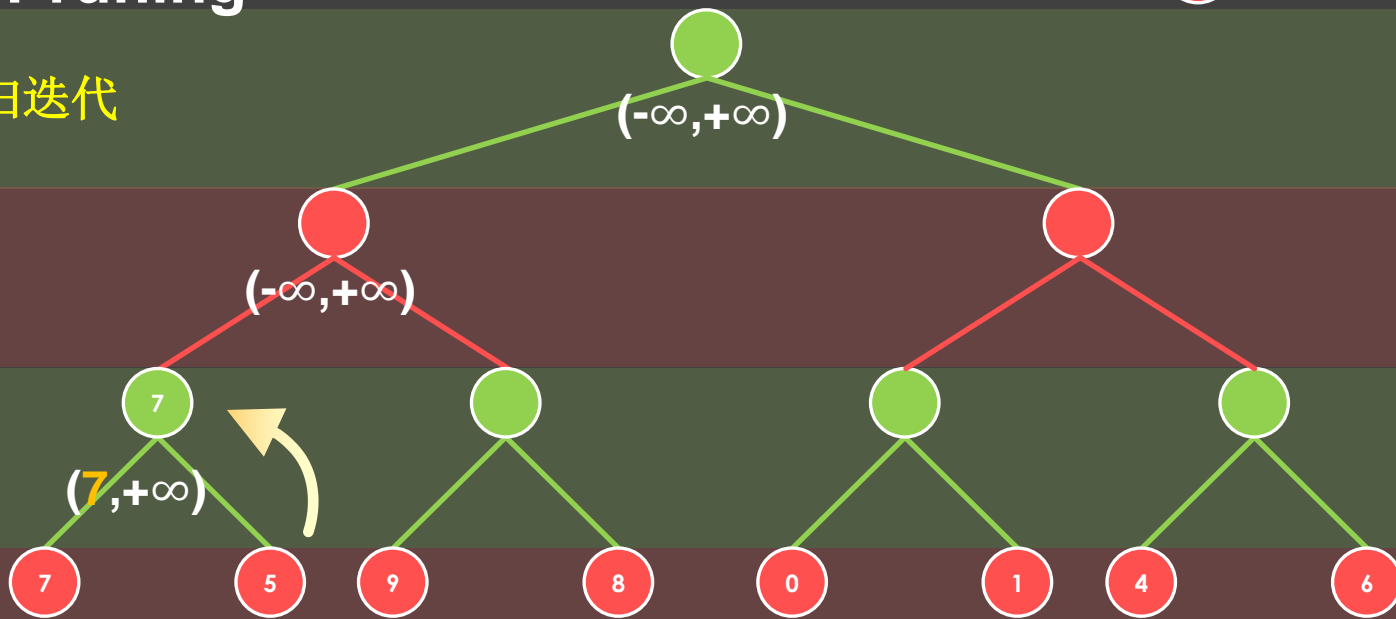
# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

5 > 7 ?

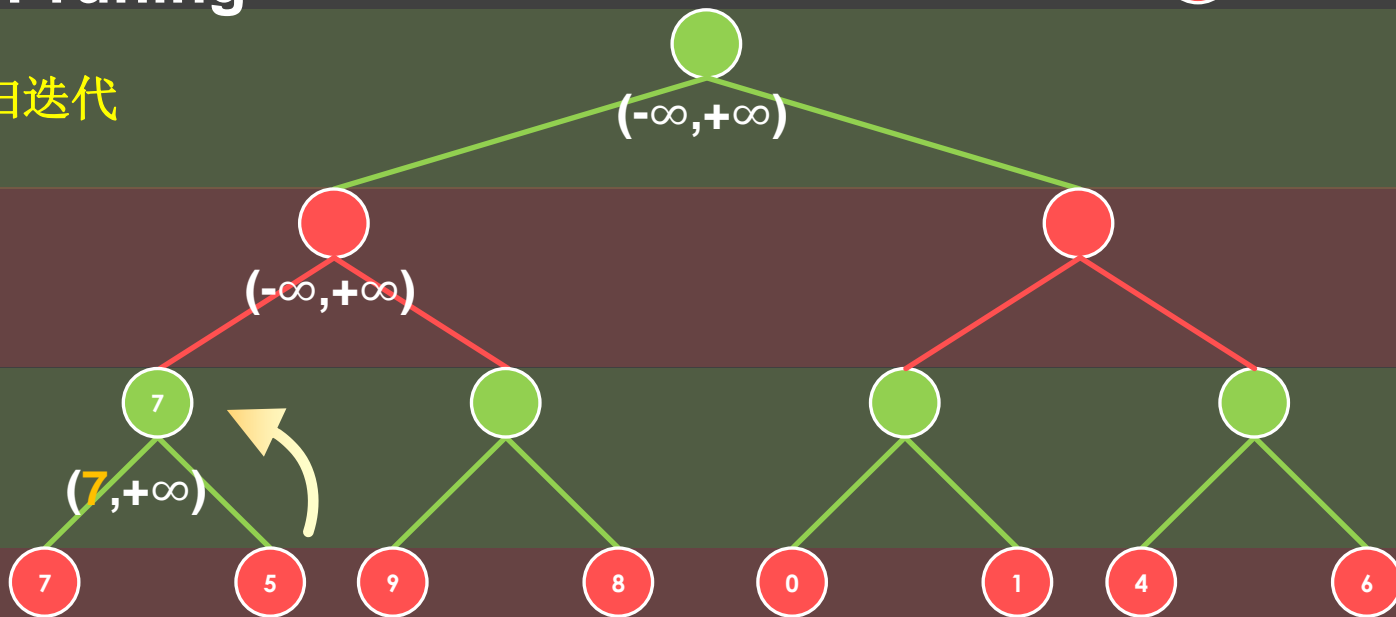


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

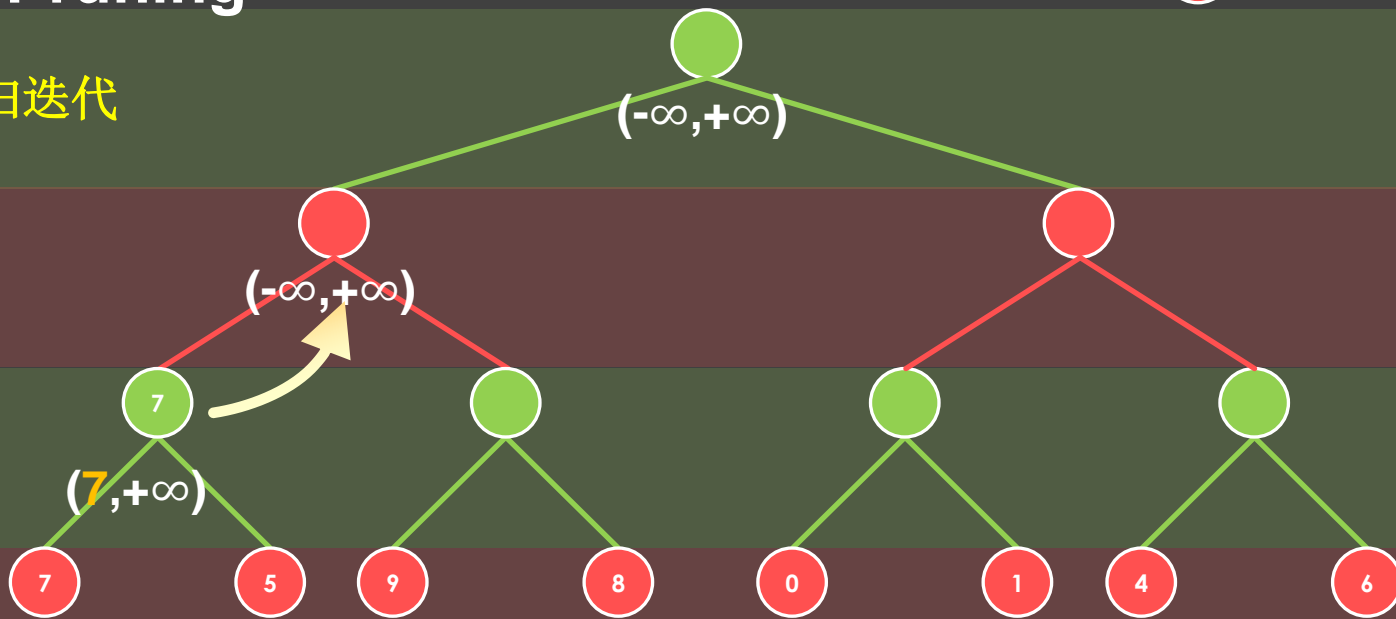


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer





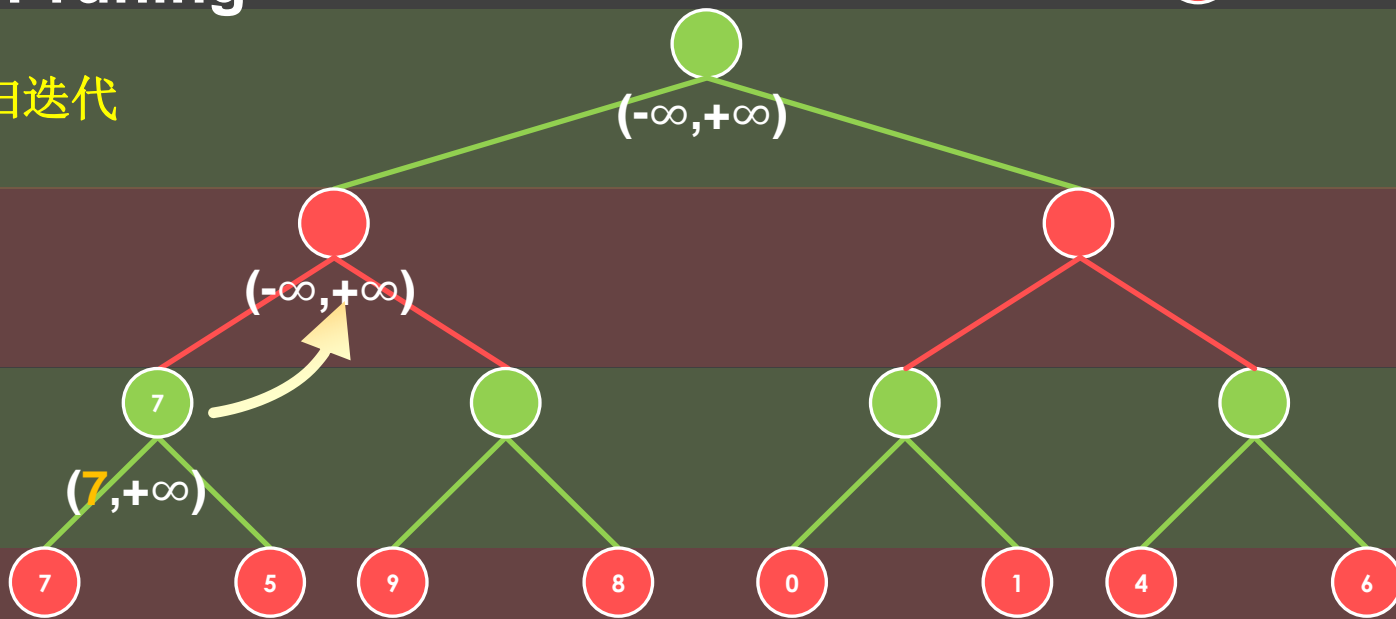
# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

$7 < +\infty$  ?

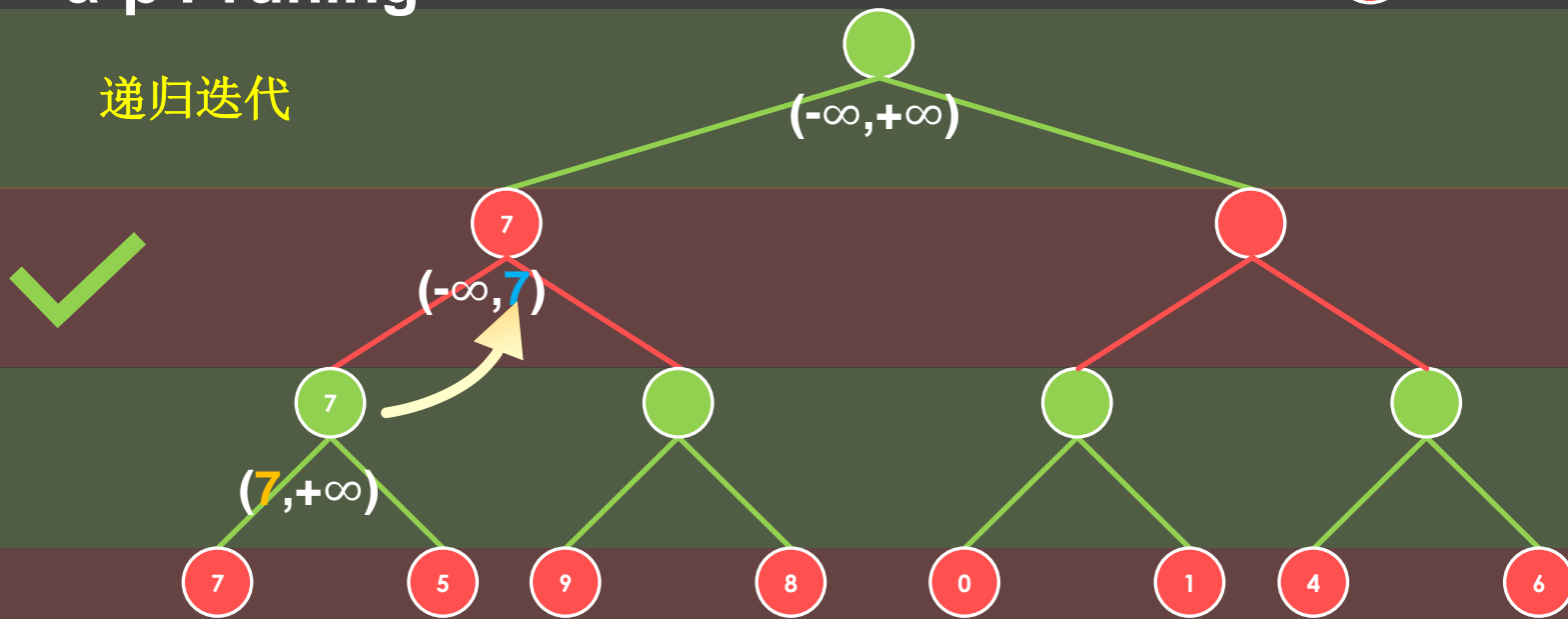


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

○ : Max Layer

○ : Min Layer

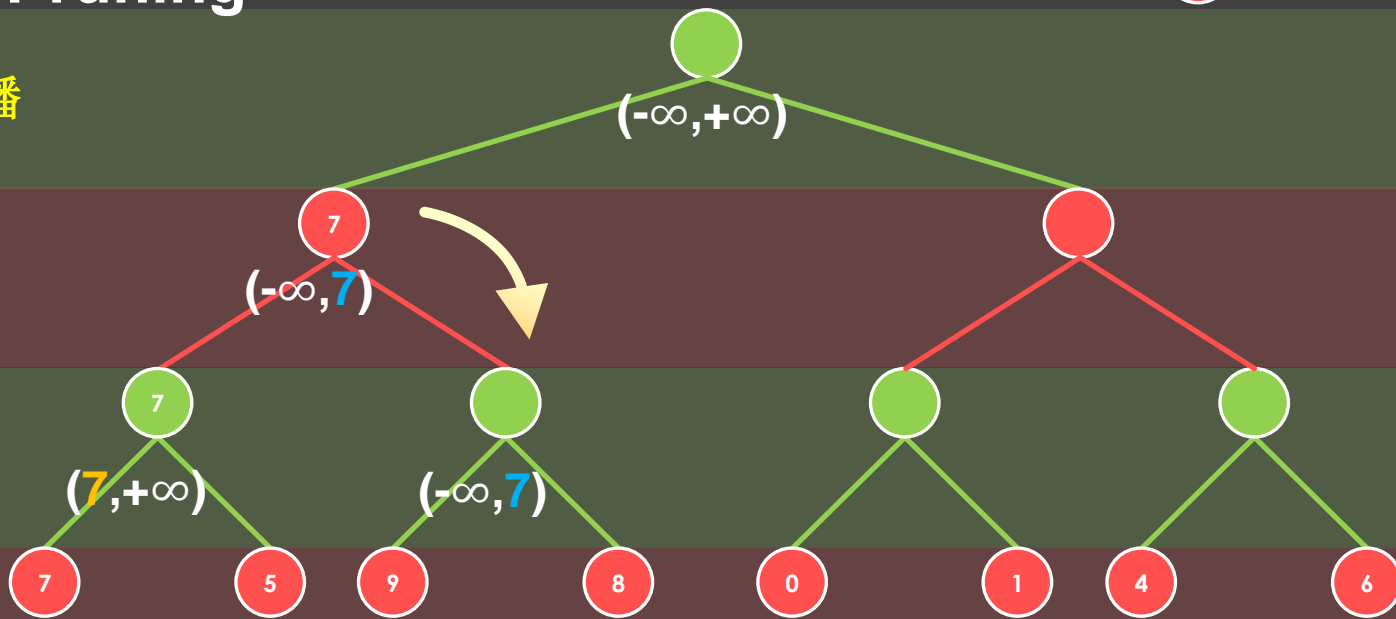


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

传播

● : Max Layer

● : Min Layer

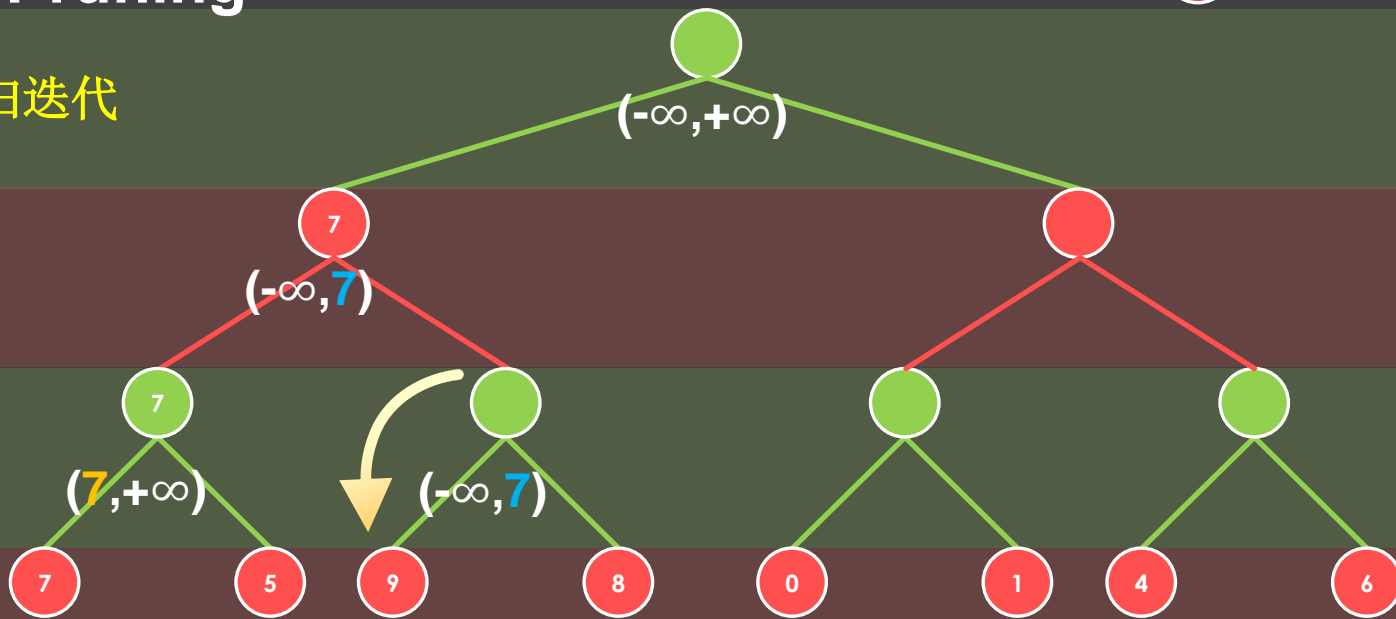


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

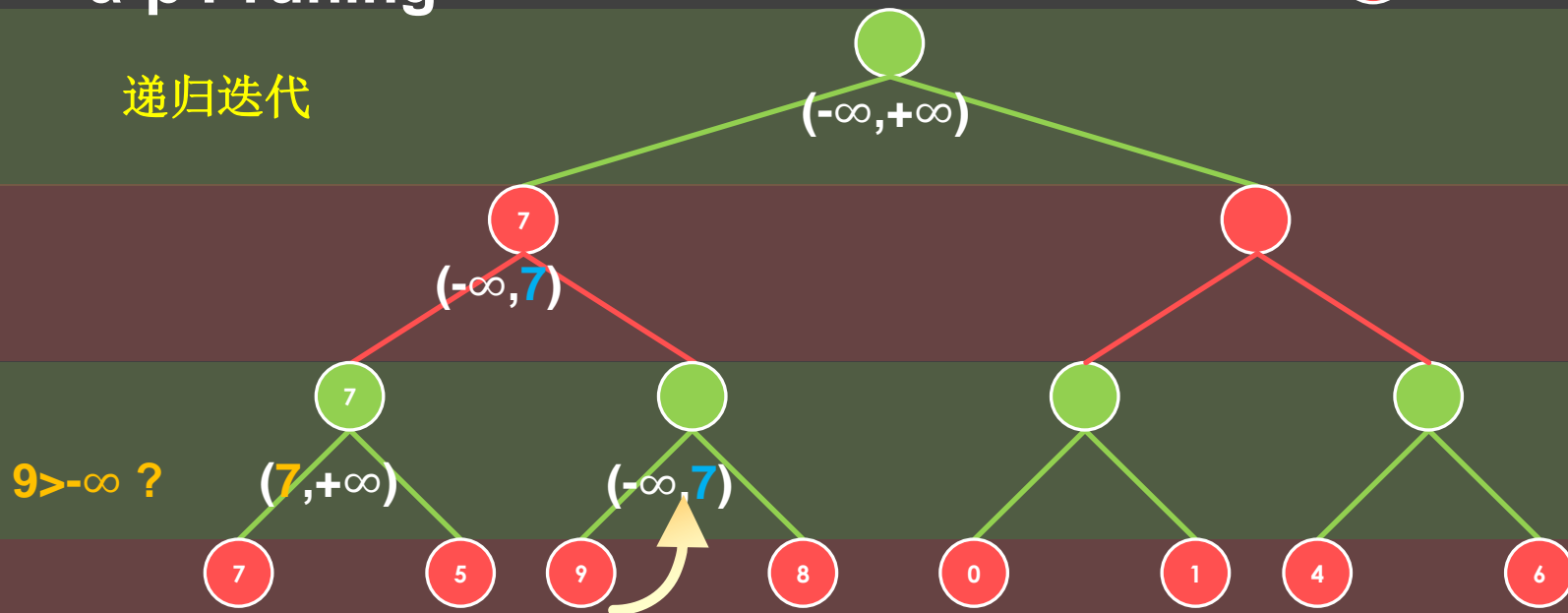


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

● : Max Layer

● : Min Layer

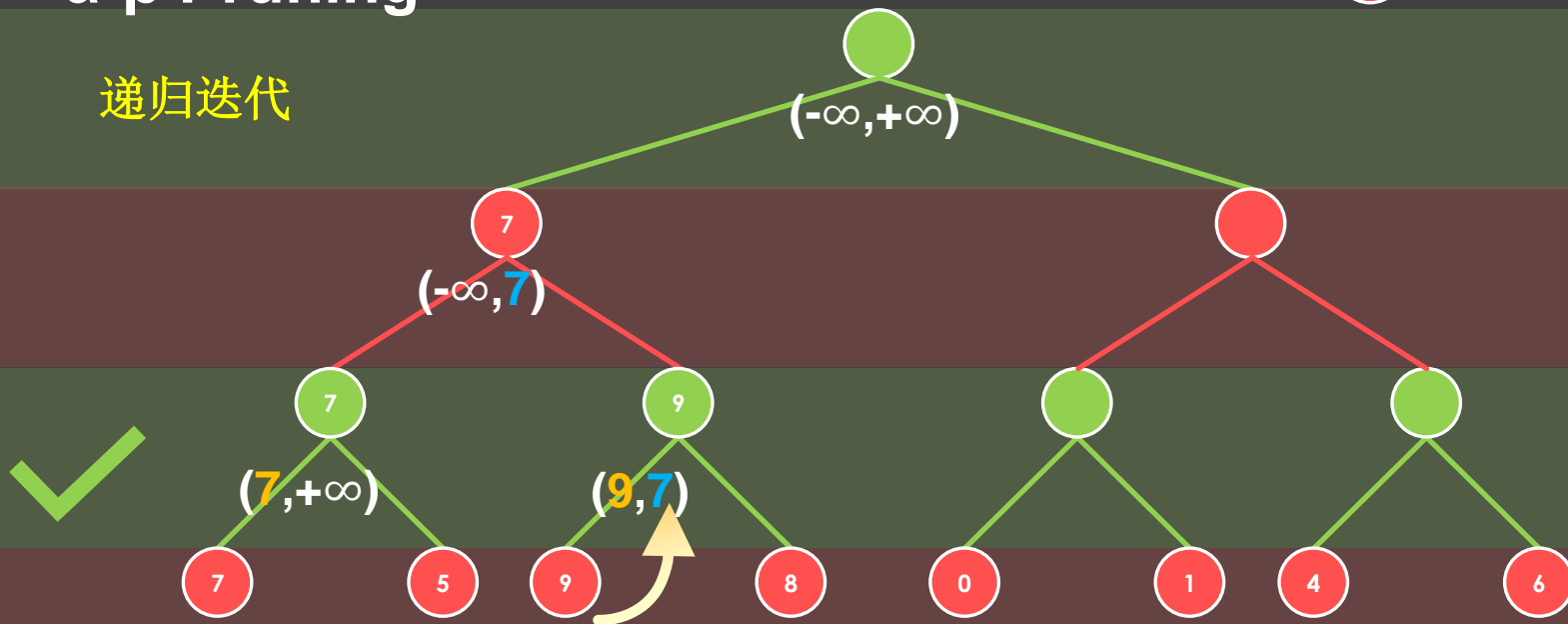


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

递归迭代

○ : Max Layer

○ : Min Layer

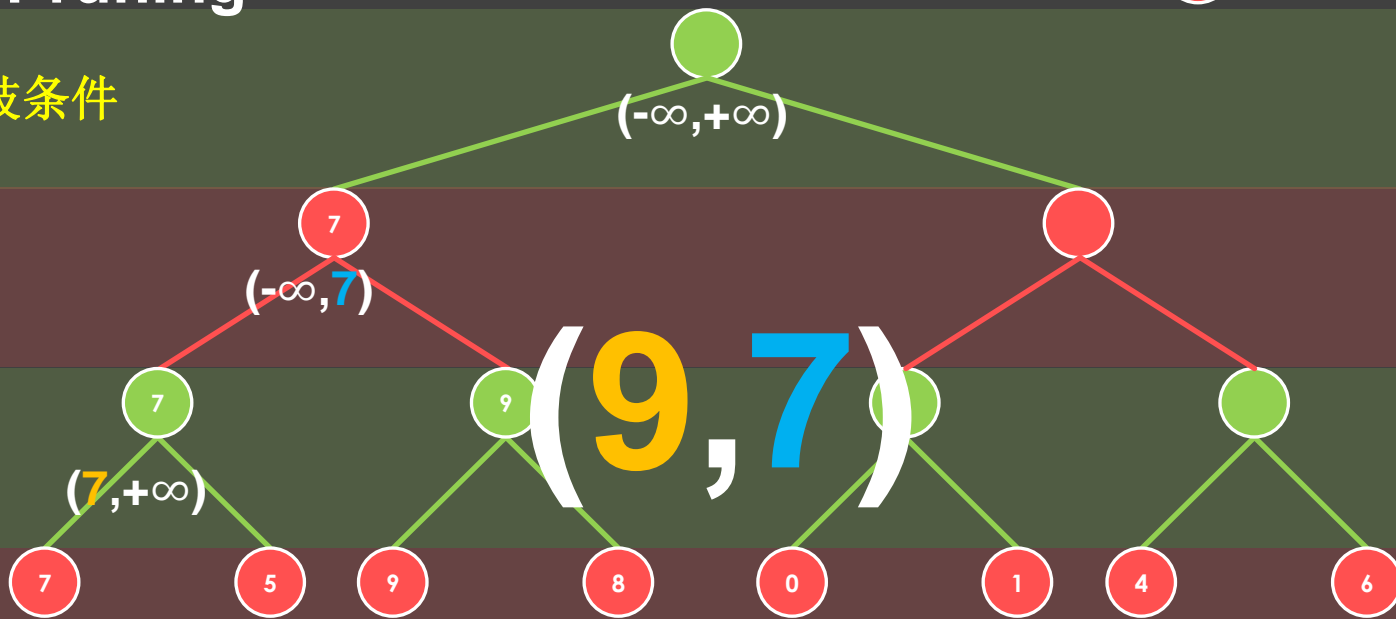


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

剪枝条件

● : Max Layer

● : Min Layer

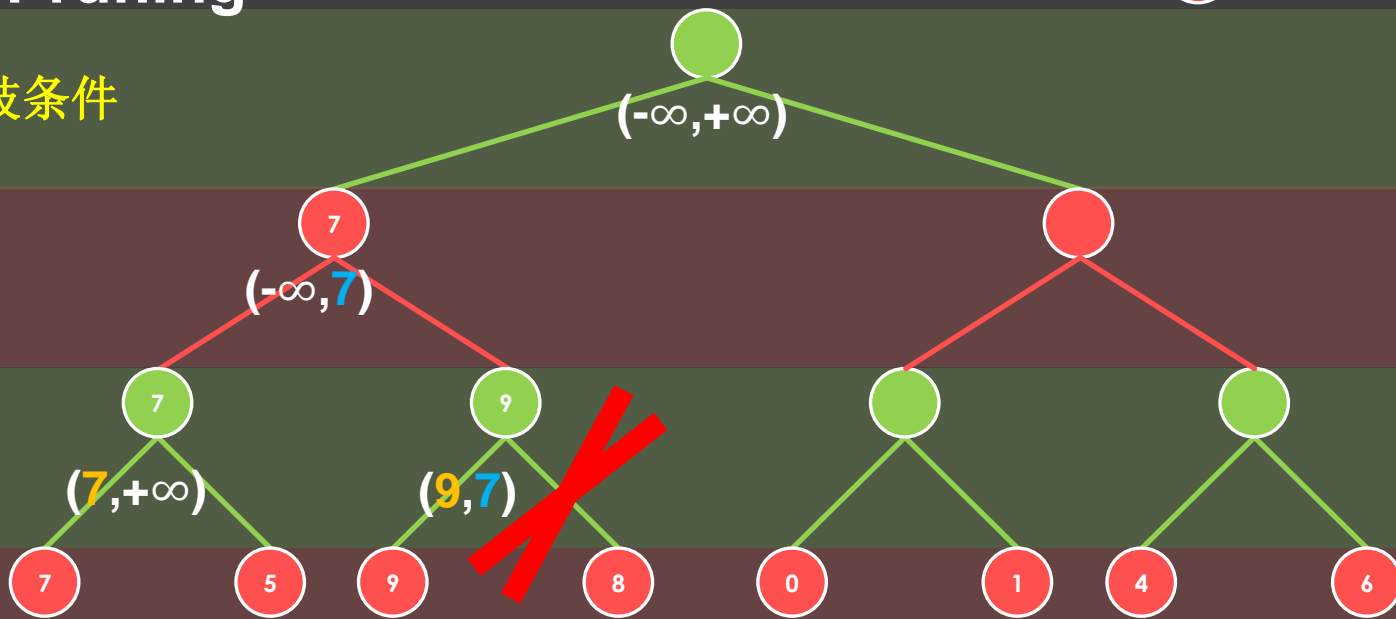


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

剪枝条件

● : Max Layer

● : Min Layer



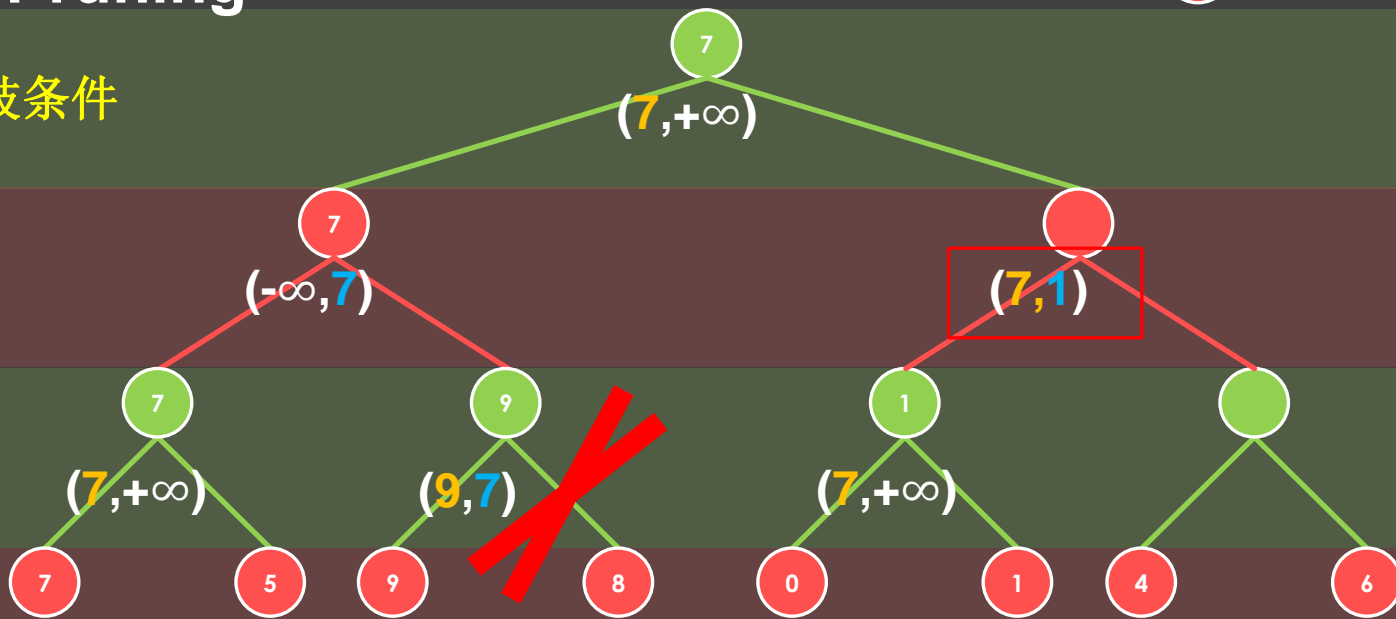


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

剪枝条件

● : Max Layer

● : Min Layer

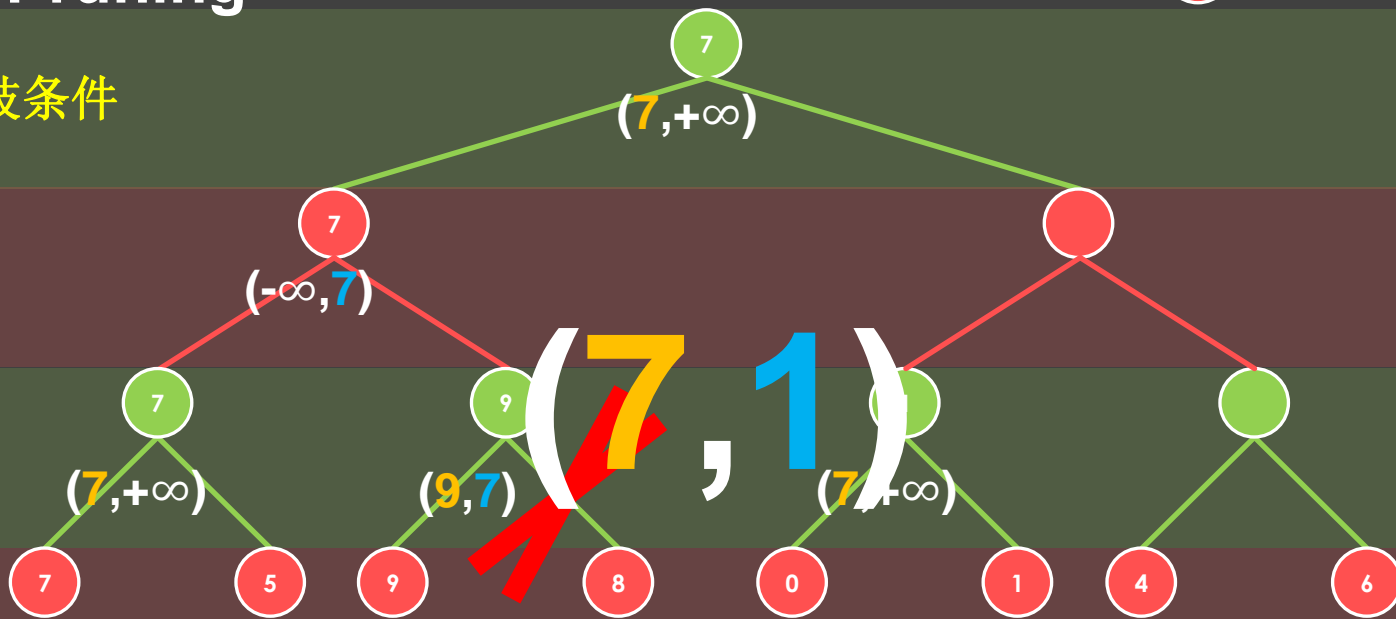


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

剪枝条件

● : Max Layer

● : Min Layer

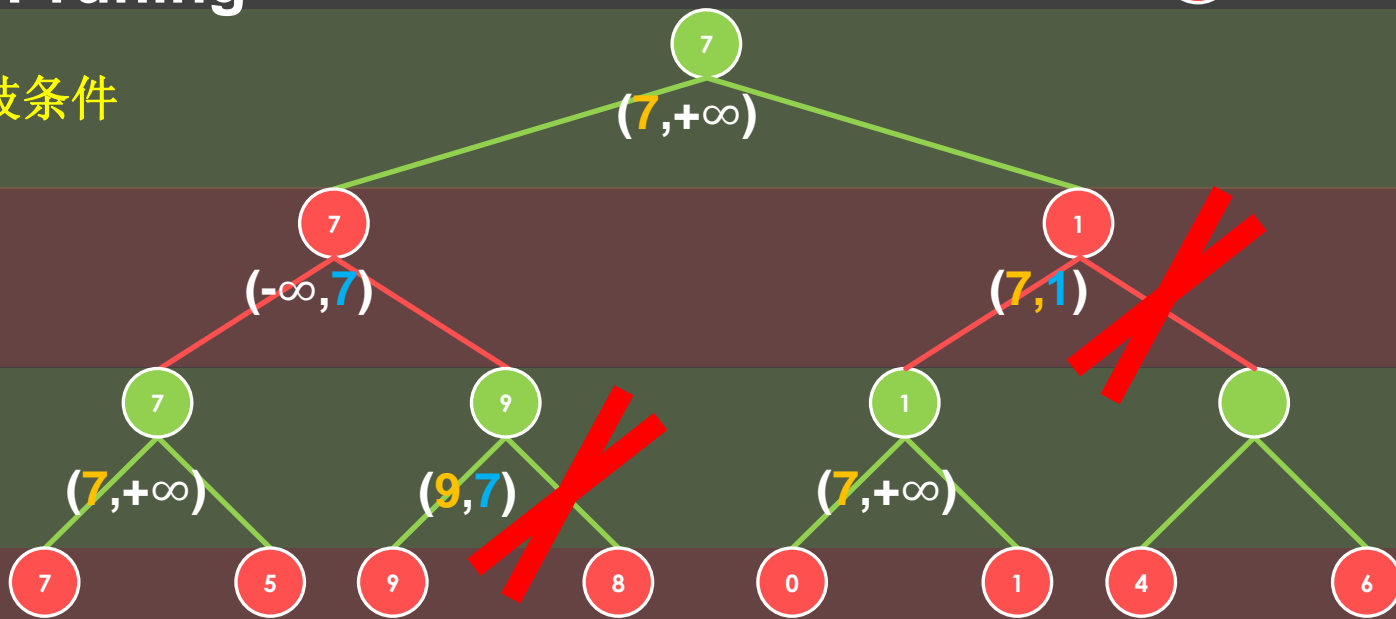


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

剪枝条件

● : Max Layer

● : Min Layer

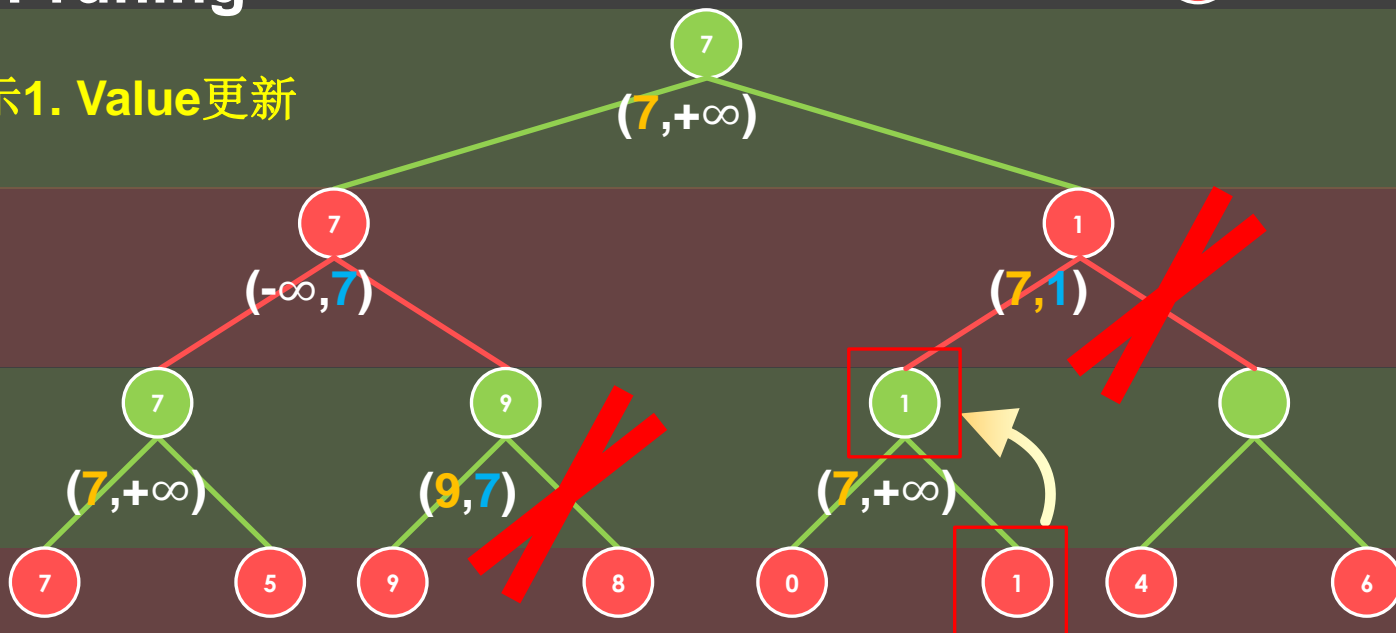


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

提示1. Value更新

● : Max Layer

● : Min Layer

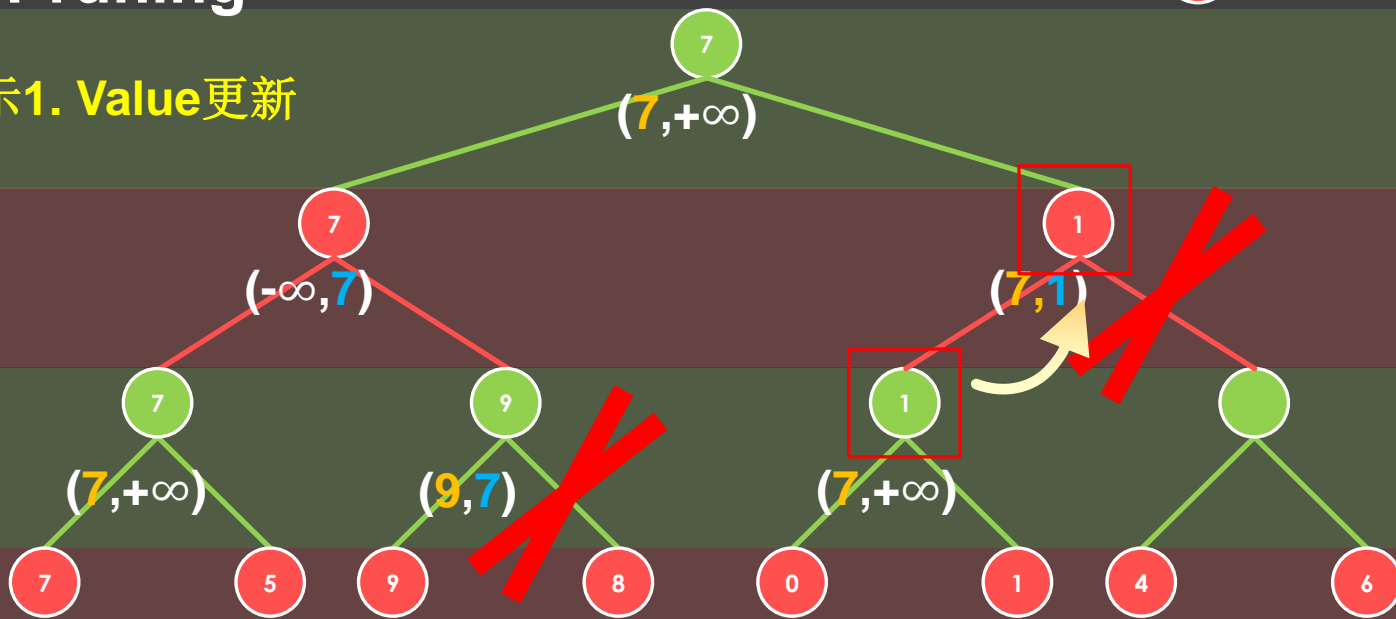


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

提示1. Value更新

● : Max Layer

● : Min Layer

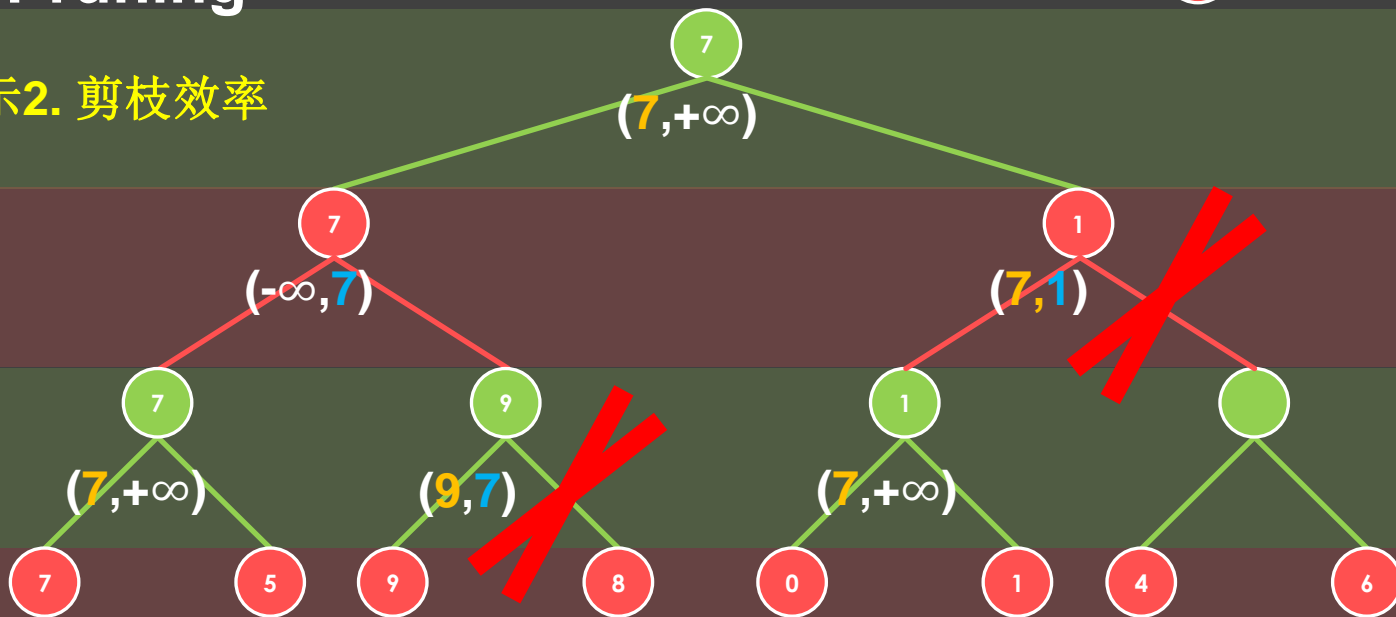


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

提示2. 剪枝效率

● : Max Layer

● : Min Layer

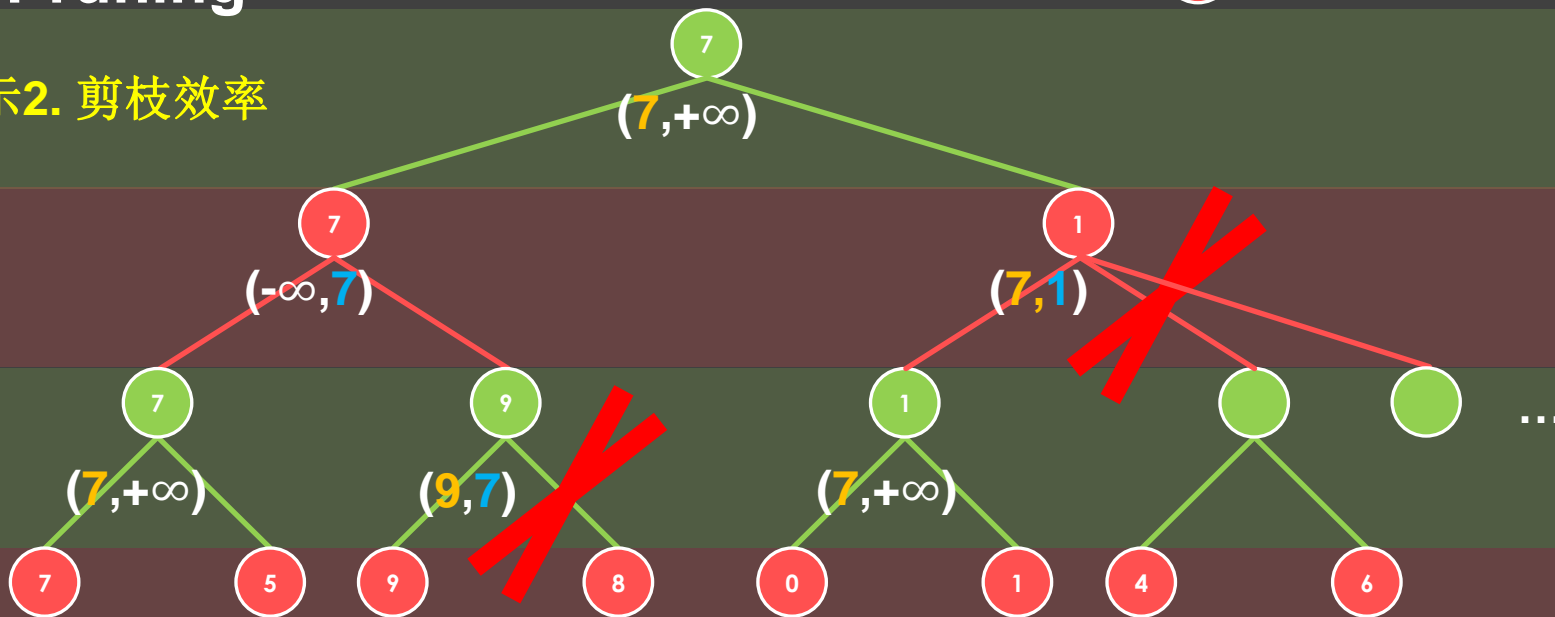


# $\alpha$ - $\beta$ Pruning

提示2. 剪枝效率

● : Max Layer

● : Min Layer





# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策： $\alpha$ - $\beta$ 剪枝

- ▶ Alpha-Beta剪枝是最小最大方法的优化
- ▶ 两种方法产生的结果相同
- ▶ Alpha-Beta剪枝运行效率高



# 第5讲 博弈问题求解

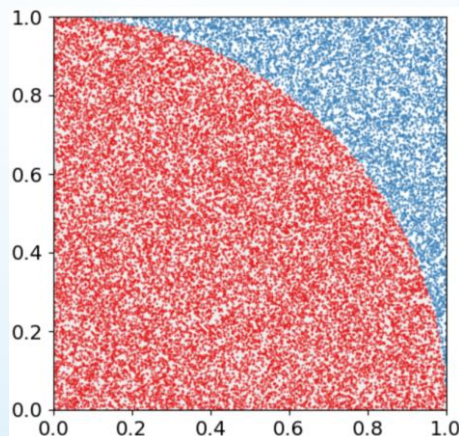
## 5.4 博弈中的优化决策：蒙特卡罗树搜索

### 蒙特卡罗方法

以概率统计理论为基础，通过重复随机采样来获得数值结果。

### 用蒙特卡罗方法求圆周率

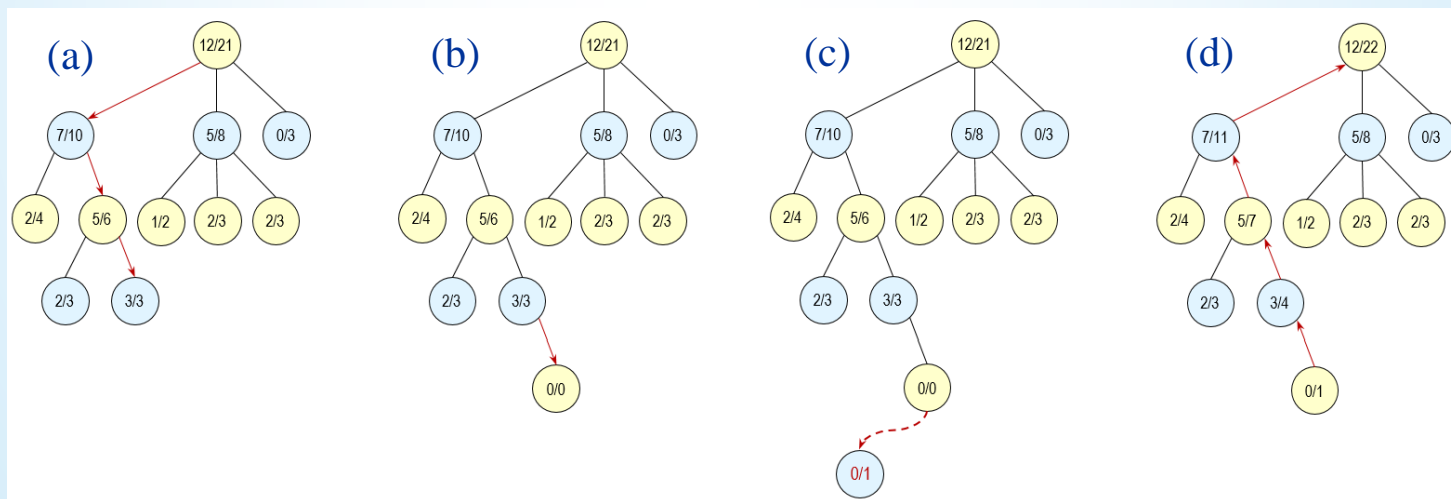
- 用蒙特卡罗方法模拟某一过程，需要产生各种概率分布的随机变量（如在正方形内散落小圆珠）
- 再用统计方法把变量的数值特征估计出来，从而得到实际问题的数值解（如统计圆弧内和正方形内小圆珠的数量，并依此计算圆周率）



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策：蒙特卡罗树搜索

- 图(a) **选择** (Selection)：从根节点出发，按照某种策略，选择一个给定节点的子节点。
- 图(b) **扩展** (Expansion)：在搜索树中创建一个新的节点 $N_n$ 作为 $N$ 的一个新的子节点。
- 图(c) **模拟** (Simulation)：进行**蒙特卡罗模拟**，直到得到一个结果，作为 $N_n$ 的初始评分。
- 图(d) **反向传播** (Backpropagation)：更新 $N_n$ 的父节点 $N$ 及反向传播路径上每个节点的状态。



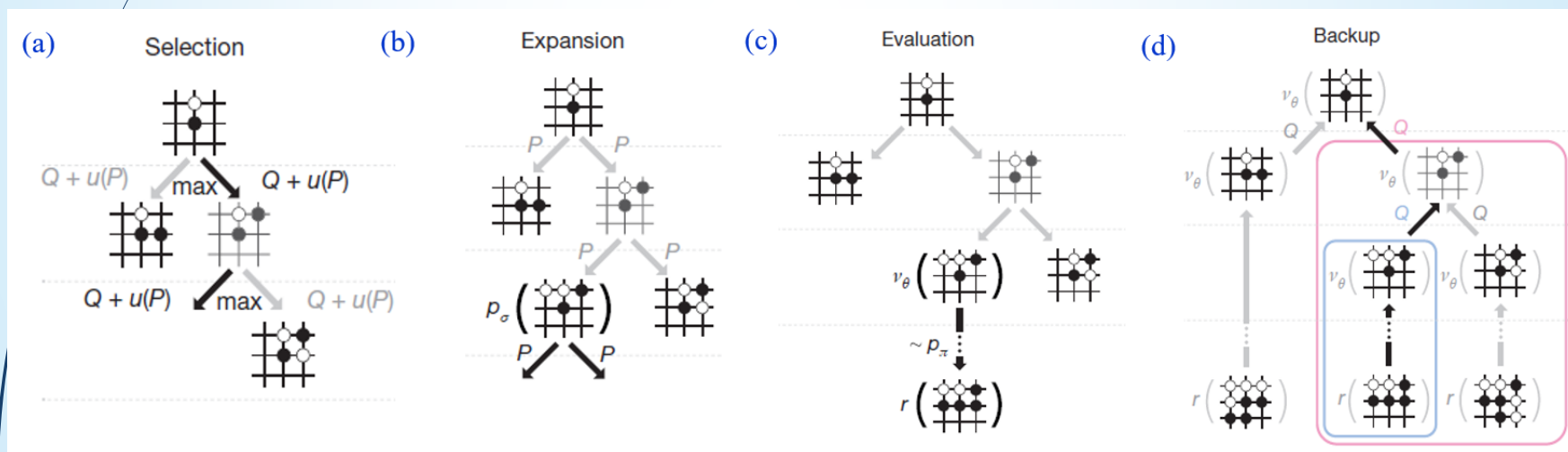
随机模拟+ 搜索树

# 第5讲 博弈问题求解

## 5.4 博弈中的优化决策：蒙特卡罗树搜索

AlphaGo中的蒙特卡罗树搜索：对经典的蒙特卡罗树搜索进行了改进，

将第三步改为评估（Evaluation）、将第四步称为回溯（Backup）。





# 第 5 讲 博弈问题求解

5.1 博弈问题

5.2 博弈问题的类型

5.3 博弈问题的求解

5.4 博弈中的优化决策

5.5 博弈中的实时决策



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.5 博弈中的实时决策：

### ► 博弈中的优化决策

- 最小最大算法生成整个博弈搜索空间
- $\alpha$ - $\beta$ 剪枝算法允许剪裁掉其中的一部分，但仍然需要搜索抵达终端状态的所有途径，至少是搜索空间中的一部分

——这样的搜索深度通常难以满足在合理时间内完成的要求！

### ► 博弈中的实时决策

在博弈搜索中对状态应用**启发式评估**函数，有效地将非终端节点转换为终端叶节点——

- 用启发式评估函数 (EVAL) **取代**效用函数 (UTILITY)
- 用截断测试 (CUTOFF-TEST) 取代终止测试 (TERMINAL-TEST)



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.5 博弈中的实时决策：评估函数

- 评估函数EVAL：一个启发式函数，用于估计状态的期望效用值
- 评估函数的需求
  - 对终止状态的排序应该和真实的效用函数的排序结果一致
  - 计算的时间一定不能太长
  - 对于非终止状态，评估函数应该和取胜几率密切相关
- 评估函数的设计
  - 考虑状态的不同特征参数 (features)
  - 以期望值 (expected value) 形式表达的状态的合理评价





# 第5讲 博弈问题求解

## 5.5 博弈中的实时决策：评估函数

- 评估函数设计举例：一种加权线性函数

$$EVAL(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \cdots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^n w_i f_i(s)$$

其中，

- $w_i$ ：权重(棋子的单位价值)
- $f_i$ ：棋局的某个特征（棋子的数目）。

对于国际象棋

- $w_i$ ：每种棋子的单位价值。如“兵”为1，“象”为3，“车”为5，等
- $f_i$ ：棋盘上每种棋子的数目



# 第5讲 博弈问题求解

## 5.5 博弈中的实时决策：截断搜索

### ■ 截断测试：

- 用来代替终止测试
- 确定何时应用EVAL函数

$$MINIMAX(s) = \begin{cases} UTILITY(s) & \text{即 } TERMINAL - TEST(s) \text{ 为真 } s \text{ 为终止状态} \\ \max_{a \in Actions(s)} MINIMAX(RESULT(s, a)) & s \text{ 为MAX节点} \\ \min_{a \in Actions(s)} MINIMAX(RESULT(s, a)) & s \text{ 为MIN节点} \end{cases}$$

$$H - MINIMAX(s, d) = \begin{cases} EVAL(s) & \text{若 } CUTOFF - TEST(s, d) \text{ 为真} \\ \max_{a \in Actions(s)} MINIMAX(RESULT(s, a), d + 1) & s \text{ 为MAX节点} \\ \min_{a \in Actions(s)} MINIMAX(RESULT(s, a), d + 1) & s \text{ 为MIN节点} \end{cases}$$

其中,  $s$  为状态,  $d$  为最大深度 (与计算时间相关)



# 作业

已知底层节点值的博弈树如下，方框表示MAX，圆圈表示MIN

1. 用最小最大博弈算法决策A的走步选择
2. 用alpha-beta剪枝，哪些节点不再需要检查

