procura adversarial ou, simplesmente, jogos (determinísticos)



jogos

... há muitos

os que vamos estudar agora:

- determinísticos
- informação perfeita
- dois jogadores, à vez

e soma zero

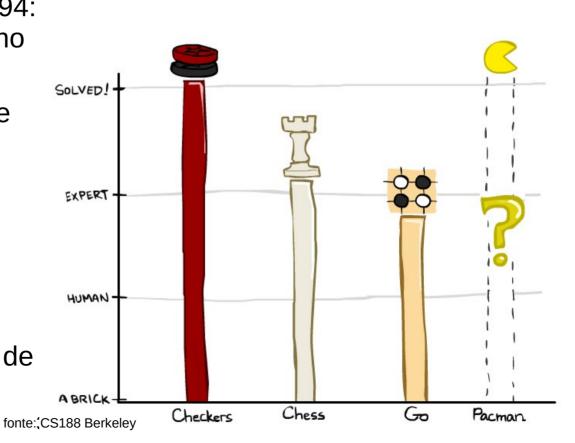


o que um ganha o outro perde



jogos soma zero 2 jogadores

- Damas. 1950: 1º programa. 1994: Chinook bateu campeão humano (há 40 anos). 2007: resolvido
- Xadrez. 1997: Deep Blue vence campeão humano. Programas atuais melhores ainda
- **Go**. 2016: AlphaGo vence campeão humano
- Pacman. 2019: MuZero com muito melhor desempenho que humanos e outros progrs. (12h de aprendizagem)



jogos são complexos

xadrez

factor de ramificação, *b* ~ 35

árvore de procura com $\sim 35^{100} \sim 10^{154}$

tempo é determinante!

necessidade de tomar decisões mesmo que não seja viável saber qual é o ótimo



terminologia

 S_0 : estado inicial

Player(s): jogador que tem vez no estado s

 $MAX - 1^{\circ}$ a jogar $MIN - 2^{\circ}$ a jogar

Actions(s): movimentos possíveis no estado s

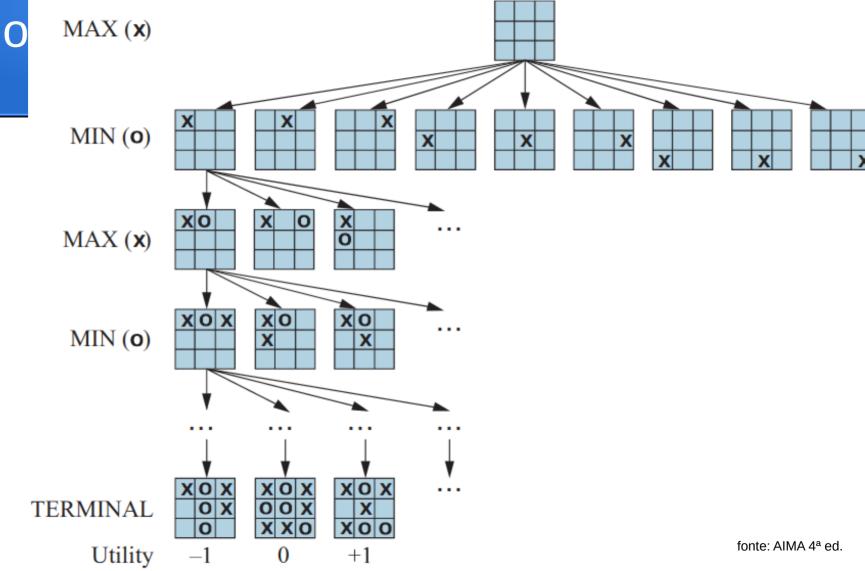
Result(s, a): resultado após movimento a no estado s

TerminalTest(s): teste de fim de jogo. V => estado terminal

Utility(s, p): ganho para o jogador p quanto o jogo termina no estado s (ex: no xadrez, 0, $\frac{1}{2}$, +1)



jogo do galo



nota sobre espaços de procura

	estrutura	ciclos	estados repetidos
xadrez	grafo	sim	não
galo	árvore	não	sim
?	árvore	não	não



árvore de procura

nº de nós (estados) terminais

• jogo do galo: < 9! = 362.880

• xadrez: > 10⁴⁰

árvore de procura usada é um subconjunto da árvore completa para permitir escolher jogada

estratégia ótima produz resultado pelo menos tão bom como qualquer outra, se o adversário for infalível



estratégia ótima

exemplo com um jogo mais simples

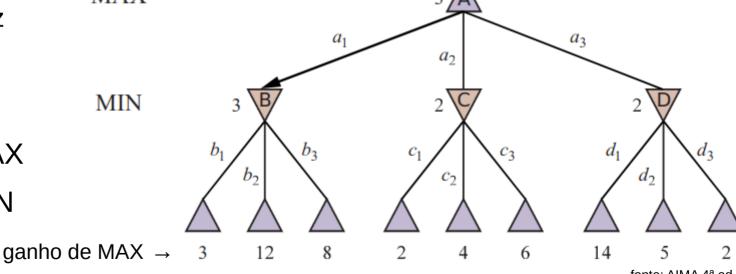
> cada jogador só joga uma vez (jogo de 1 movimento)

MAX

MIN

 \triangle : ações de MAX

abla: ações de MIN



fonte: AIMA 4ª ed.



estratégia ótima

minimax (de um nó)

ganho de MAX num nó quando, daí em diante, ambos os jogadores escolhem jogadas ótimas

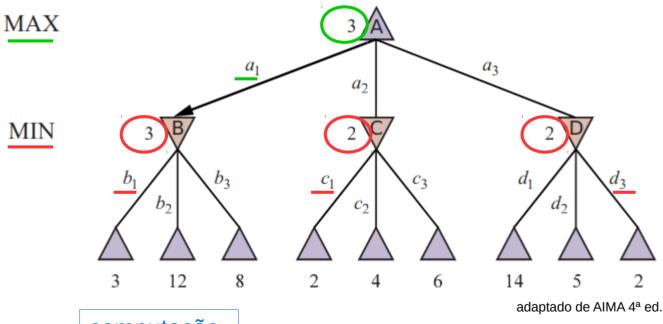
$$MINIMAX(S) = \begin{cases}
UTILITY(S) & Se TerminalTest(S) \\
max_{a \in Actions(S)} Minimax(Result(S, a)) & Se Jogador(S) = MAX \\
min_{a \in Actions(S)} Minimax(Result(S, a)) & Se Jogador(S) = MIN
\end{cases}$$

MAX prefere ganho máximo; MIN prefere ganho mínimo de MAX



ganhos

no jogo de profundidade 1



MAX – escolhe melhor dos piores casos (MIN ótimo)

> se MIN não for ótimo, MAX tem ganho maior ainda

computação naturalmente recursiva



complexidade

minimax faz uma pesquisa completa em profundidade complexidade temporal:

 $O(b^m)$

complexidade espacial:

O(bm) - se expande de uma vez todas as ações de um nó

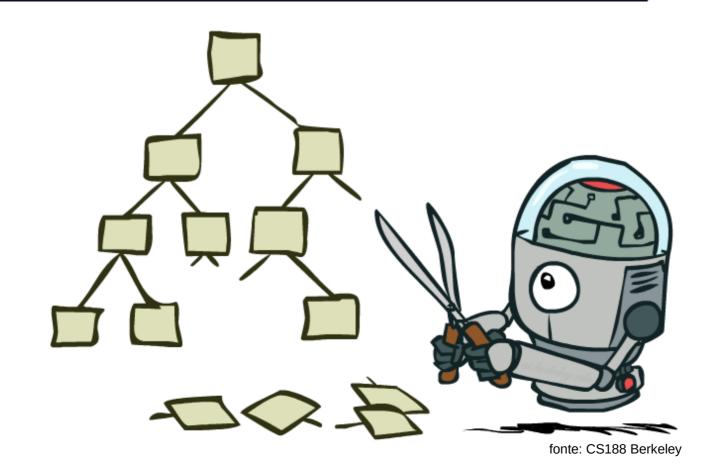
O(m) – se expande à vez cada ação de um nó

inviável em jogos normais

mas é a base para algoritmos práticos para jogos normais



poda

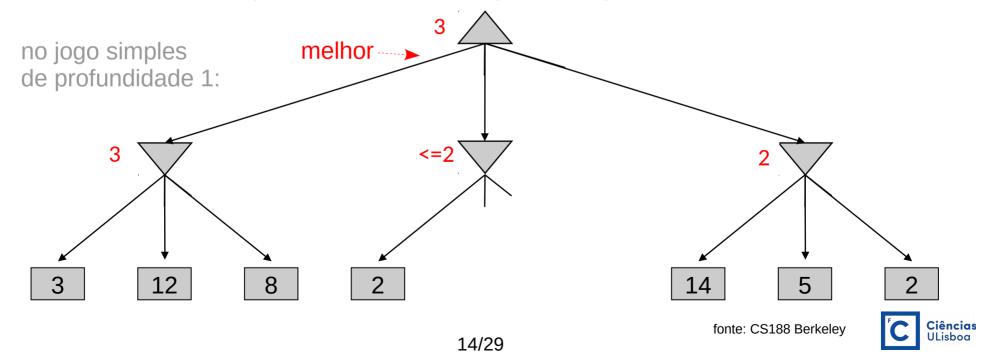




poda alfa-beta

retorna o mesmo resultado do minimax

mas não expande caminhos que não podem influir no resultado

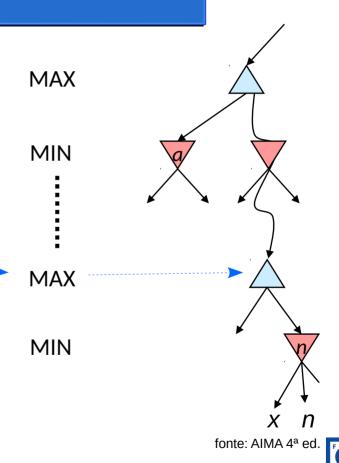


poda pelo menor valor – nó MIN

 se o valor de n for pior (menor) do que a, não vale a pena expandir mais irmãos de x e n

porque MAX, na jogada acima, nunca há-de escolher esse ramo

(comparação com melhor valor de MAX é feita no ciclo do MIN)

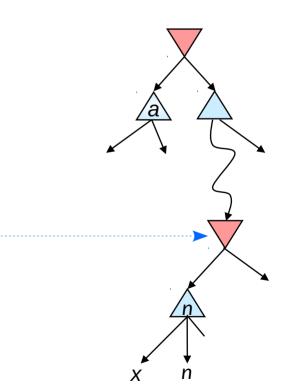


poda pelo maior valor – nó MAX

 se o valor de n for pior (maior) do que a, não vale a pena expandir mais irmãos de x e n

porque MIN, na jogada acima, nunca há-de escolher esse ramo

(comparação com melhor valor de MIN é feita no ciclo do MAX)





MIN

MAX

MIN

MAX

o alfa e o beta

 α = valor da melhor escolha (maior valor) do MAX até agora

 β = valor da melhor escolha (menor valor) do MIN até agora

pára a expansão do nó atual assim que o valor deste é pior do que α ou β, conforme jogada de MAX ou de MIN respetivamente



$v \leftarrow \text{MAX-VALUE}(state, -\infty, +\infty)$ **return** the action in ACTIONS(state) with value v**function** MAX-VALUE $(state, \alpha, \beta)$ **returns** a utility value

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

if Terminal-Test(state) then return Utility(state) $v \leftarrow -\infty$ for each a in Actions(state) do $v \leftarrow \text{Max}(v, \text{Min-Value}(\text{Result}(s, a), \alpha, \beta))$ if $v \geq \beta$ then return $v \blacktriangleleft$ ponto de poda $\alpha \leftarrow \text{Max}(\alpha, v)$ return v

function MIN-VALUE($state, \alpha, \beta$) returns a $utility\ value$ if Terminal-Test(state) then return Utility(state) $v \leftarrow +\infty$ for each a in Actions(state) do $v \leftarrow \text{Min}(v, \text{Max-Value}(\text{Result}(s, a), \alpha, \beta))$ if $v \leq \alpha$ then return v ponto de poda $\beta \leftarrow \text{Min}(\beta, v)$ return v

complexidade temporal da poda alfa-beta

se sucessores estiverem por ordem aleatória

 $O(b^{3m/4})$

mas...

se os sucessores estiverem ordenados (melhores 1º)

 $O(b^{m/2})$

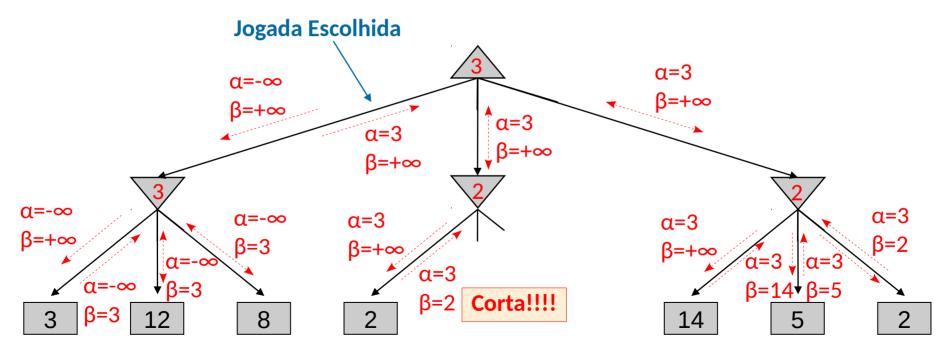
ex: no xadrez pode preferir-se captura-ameaça-avanço-recuo o que aproxima a cerca 2x esse valor



extra



valores de alfa e beta no jogo simples





jogo dos peões (slides seguintes)

jogar peões de xadrez ganha o 1º a atingir o lado oposto

fazer a análise da poda alfa-beta
 marcar os valores de alfa e beta na descida (chamada) e no
retorno

 verificar qual é a ordenação da árvore de procura de modo a que a poda alfa-beta corte o máximo de nós possível



