

Procura Adversarial:

1. Classificação e Cenários de jogo:

- Determinístico → Resultados/Ações previsíveis (xadrez)

- Não-Determinístico → Resultados/Ações mais aleatórios (Poker, Monopólio)

(xadrez, Monopólio) - • Info. Perfeita → Os jogadores conhecem o estado total do jogo

(Poker) - • Info. Imperfeita → Os jogadores não têm informação total do estado do jogo.

2. Estratégias em Jogos:

2.1. Estratégias dominantes:

Uma estratégia dominante é aquela que é sempre a melhor escolha para um jogador, independentemente das escolhas do adversário.

2.2. Minimax e Ponto de Equilíbrio:

- Minimax → Maximizar o ganho em função de escolhas racionais assumindo que o adversário fará a jogada que minimize o seu ganho.

- Ponto de Equilíbrio → Se um jogo de soma 0, envolvendo dois jogadores, tem pontos de equilíbrio, portanto, o melhor que um jogador pode fazer (assumindo que ambos são racionais, é escolher a estratégia que contém um ponto de equilíbrio.

- Teorema de Van Neumann → Existe uma estratégia ótima para jogos de soma zero finito.

3. Cooperação e Competição:

Nem todos os cenários são meramente competitivos, a cooperação também é um tema importante.

- O Dois irmãos e o bolo → Um corta o bolo aproximadamente ao meio e o outro escolhe a fatia maior, incentivando a maximização do ganho de ambos. (1 corta o bolo o mais ao meio possível pq vai ficar sempre c/ a pior fatia).

4. Modelagem e Algoritmos para Procura em jogos :

A procura adversarial é modelada como uma árvore de estados.

- **Estados** : iniciais, finais
- **Operadores** : Movimentos que levam de um estado ao outro.
- **Árvore de Procura** : Representação dos possíveis estados e movimentos
- **Função Recompensa** : associada aos nós finais, avalia a utilidade de um estado terminal.
- **Jogadores** : Dois jogadores Max e Min. Max joga primeiro. Max tenta maximizar a função de recompensa, enquanto Min tenta minimizá-la, usando a mesma estratégia de avaliação.
- **Retropropagação** : Os valores recompensa dos nós finais são propagados de volta pela árvore para determinar os valores dos nós não finais.

↙ MiniMax

função MiniMax(*estado*): movimento

1. $v \leftarrow \text{val_MAX}(\text{estado})$

2. devolve movimento associado ao sucessor de *estado* de valor v

fim_de_função

função val_MAX(*estado*): recompensa

1. se final(*estado*) então

1.1. devolve recompensa(*estado*)

fim_de_se

2. $v \leftarrow -\infty$

3. para $s \in \text{sucessores}(\text{estado})$ faz

3.1. $V \leftarrow \max(v, \text{val_MIN}(s))$

fim_de_para

4. devolve v

fim_de_função

função val_MIN(*estado*): recompensa

1. se final(*estado*) então

1.1. devolve recompensa(*estado*)

fim_de_se

2. $v \leftarrow \infty$

3. para $s \in \text{sucessores}(\text{estado})$ faz

3.1. $V \leftarrow \min(v, \text{val_MAX}(s))$

fim_de_para

4. devolve v

fim_de_função

4.1. Corte Alfa - Beta :

↪ Igual a MiniMax mas reduz o número de nós a serem explorados na árvore de procura, eliminando ramos da árvore que não podem influenciar a decisão final, uma vez que se saiba que o jogador não escolherá esse ramo.

↙

função alfa_beta(*estado*): movimento

1. $v \leftarrow \text{val_MAX}(\text{estado}, -\infty, +\infty)$

2. devolve movimento associado ao sucessor de *estado* de valor v

fim_de_função

função val_MAX(*estado*, α , β): recomp.

1. se final(*estado*) então

1.1. devolve recompensa(*estado*)

2. $v \leftarrow -\infty$

3. para $s \in \text{sucessores}(\text{estado})$ faz

3.1. $v \leftarrow \max(v, \text{val_MIN}(s, \alpha, \beta))$

3.2. se $v \geq \beta$ então

3.2.1. devolve v

fim_de_se

3.3. $\alpha \leftarrow \max(\alpha, v)$

fim_de_para

4. devolve v

fim_de_função

função val_MIN(*estado*, α , β): recomp.

1. se final(*estado*) então

1.1. devolve recompensa(*estado*)

2. $v \leftarrow +\infty$

3. para $s \in \text{sucessores}(\text{estado})$ faz

3.1. $v \leftarrow \min(v, \text{val_MAX}(s, \alpha, \beta))$

3.2. se $v \leq \alpha$ então

3.2.1. devolve v

fim_de_se

3.3. $\beta \leftarrow \min(\beta, v)$

fim_de_para

4. devolve v

fim_de_função

5. Limitações e Soluções

A procura adversarial exaustiva (Minimax) tem limitações especialmente em jogos complexos:

- **Limitações** → Não é possível expandir a árvore de procura até ao fim em jogos com muitos estados.
- Assume-se que o adversário faz sempre a escolha ótima. O que pode não ser verdade em todos os casos.
- Usar o Expectimax (para jogos não determinísticos, onde se considera a probabilidade dos resultados).
- Soluções: usar uma função de avaliação dos estados (em vez de expandir a árvore até ao fim, avalia-se a utilidade de um estado intermédio).

6. Funções de Avaliação:

- ↳ Dá uma estimativa de utilidade de um estado.
- Ser exata na avaliação dos nós finais
- Ser rápida
- Estimar com a maior exatidão possível a pontuação associada a um nó não final.