24 de abril de 2025

# SISTEMAS INTELIGENTES

## *Jogo do Galo*

Diogo Teixeira (A044483)

João Rebelo (A044484)

UNIVERSIDADE DA MAIA UMAIA

# Índice

# 1. Análise e Comparação de Algoritmos para o Jogo do Galo

## 1.1 Descrição do Jogo

O Jogo do Galo (conhecido também como *Tic Tac Toe*) é um jogo de tabuleiro clássico para dois jogadores. O tabuleiro é composto por 9 espaços dispostos numa matriz 3 x 3, e os jogadores alternam-se para marcar os espaços com os seus símbolos, geralmente representados por "X" e "O". O objetivo principal do jogo é alinhar três símbolos consecutivos de forma horizontal, vertical ou diagonal. Caso todas as casas do tabuleiro sejam preenchidas sem que um dos jogadores consiga alinhar três símbolos, o jogo termina em empate.

A simplicidade do Jogo do Galo torna-o um excelente ponto de partida para explorar algoritmos de tomada de decisão em jogos. Com uma quantidade limitada de estados possíveis, é possível utilizar algoritmos como *Minimax* e *Alpha-Beta* para determinar a jogada ótima em cada momento.

Na implementação apresentada, o jogo oferece diferentes modos de jogo: Humano vs Computador e Computador vs Computador, permitindo uma análise comparativa dos algoritmos de decisão. Além disso, a opção de Computador vs Computador serve como uma ferramenta útil para observar a interação entre os dois algoritmos, destacando as diferenças no comportamento e no desempenho de cada um.

## 1.2 Descrição dos Algoritmos Implementados

- **Algoritmo Minimax**

**Implementação**: O algoritmo Minimax é uma técnica recursiva amplamente utilizada em jogos de soma zero com dois jogadores, com o objetivo de determinar a jogada ótima assumindo que ambos os jogadores atuam de forma racional e tentam maximizar ou minimizar a pontuação, respetivamente. A função minimax percorre recursivamente

todas as jogadas possíveis a partir do estado atual do tabuleiro, atribuindo uma pontuação a cada resultado com base no desfecho do jogo: vitória, derrota ou empate.

- **Casos Base**
  - Se o jogador atual (normalmente o computador) vencer, a função retorna uma pontuação positiva. A pontuação é calculada como 10 - profundidade, de forma a valorizar vitórias mais rápidas, ou seja, quando o número de jogadas necessárias para vencer é menor.
  - Se o adversário (normalmente o jogador humano) vencer, a função retorna uma pontuação negativa, calculada como profundidade - 10, penalizando derrotas mais rápidas e valorizando derrotas mais tardias.
  - No caso de empate (quando não há vencedor e o tabuleiro está completamente preenchido), a pontuação atribuída é zero, indicando um estado neutro.

- **Lógica Recursiva**

A recursão do algoritmo segue a estrutura de uma árvore de decisões. O processo de escolha da jogada ótima ocorre da seguinte maneira:

  - Jogador que maximiza (tipicamente o computador): A função minimax seleciona a jogada com a maior pontuação entre todas as jogadas possíveis. Este jogador busca maximizar o seu benefício, logo, a jogada mais vantajosa será escolhida.
  - Jogador que minimiza (tipicamente o adversário): A função seleciona a jogada com a menor pontuação, pois este jogador tenta minimizar as chances de vitória do adversário.

```
função minimax(tabuleiro, profundidade, maximizando):
    se jogo_terminado ou profundidade_máxima:
        retornar avaliar(tabuleiro)

    se maximizando:
        valor = -infinito
        para cada jogada em jogadas_possíveis:
            valor = max(valor, minimax(novo_tabuleiro, profundidade+1, falso))
        retornar valor
    senão:
        valor = +infinito
        para cada jogada em jogadas_possíveis:
            valor = min(valor, minimax(novo_tabuleiro, profundidade+1, verdadeiro))
        retornar valor
```

- **Algoritmo Alpha-Beta**

**Implementação:** O algoritmo Alpha-Beta é uma otimização do algoritmo Minimax, desenvolvido com o objetivo de reduzir o número de nós a serem avaliados durante o processo de busca. Isso é alcançado por meio de uma técnica de poda, que permite descartar subárvores que não precisam ser exploradas, economizando, assim, tempo de execução e recursos computacionais.

Na função alpha_beta, além dos parâmetros utilizados no Minimax, são introduzidos dois valores adicionais: **alpha** e **beta**.

- **Alpha**: Representa o valor mínimo que o jogador maximizador (tipicamente o computador) está garantido de obter, independentemente das escolhas do adversário.
- **Beta**: Representa o valor máximo que o jogador minimizador (tipicamente o adversário humano) assegura para si.

Poda Alpha-Beta: Durante a recursão, a poda ocorre quando a função identifica que um valor de um nó não pode contribuir para uma melhor decisão para o jogador, considerando os limites impostos por alpha e beta. Quando o valor de um nó ultrapassa ou é inferior a esses limites, a subárvore correspondente é descartada, ou seja, a exploração dessa parte do espaço de decisões é interrompida. Essa abordagem permite reduzir significativamente o número de nós visitados e, consequentemente, acelera o

processo de tomada de decisão, sem comprometer a qualidade da jogada ótima escolhida.

```
função alpha_beta(tabuleiro, profundidade, alpha, beta, maximizando):
    se jogo_terminado ou profundidade_máxima:
        retornar avaliar(tabuleiro)

    se maximizando:
        valor = -infinito
        para cada jogada em jogadas_possíveis:
            valor = max(valor, alpha_beta(novo_tabuleiro, profundidade+1, alpha, beta, falso
            alpha = max(alpha, valor)
            se beta <= alpha:
                break  # poda beta
        retornar valor
    senão:
        valor = +infinito
        para cada jogada em jogadas_possíveis:
            valor = min(valor, alpha_beta(novo_tabuleiro, profundidade+1, alpha, beta, verda
            beta = min(beta, valor)
            se beta <= alpha:
                break  # poda alpha
        retornar valor
```

# 2. Discussão das Principais Características dos Algoritmos

## 2.1 Optimalidade

- **Minimax**: O algoritmo Minimax garante a escolha da jogada ótima ao explorar completamente a árvore de decisões. Para cada possível jogada, o algoritmo considera todos os cenários subsequentes, buscando maximizar a probabilidade de vitória (ou minimizar a probabilidade de derrota). Como o Minimax avalia todas as possibilidades de forma exaustiva, ele garante que a jogada selecionada seja a melhor possível, considerando que o adversário também está a tomar decisões ótimas.

- **Alpha-Beta**: O algoritmo Alpha-Beta mantém a mesma garantia de optimalidade que o Minimax, uma vez que a poda não altera a avaliação da melhor jogada,

mas sim reduz o número de nós a serem analisados. A poda elimina ramos da árvore de decisões que não podem influenciar a decisão final, preservando assim a escolha ótima. Portanto, o algoritmo Alpha-Beta é igualmente capaz de garantir a melhor jogada possível, com a vantagem de ser mais eficiente em termos de tempo e recursos computacionais, devido à redução do espaço de busca.

## 2.2 Completude

Ambos os algoritmos, Minimax e Alpha-Beta, são considerados completos quando aplicados a jogos com um espaço de estados finito. A completude de um algoritmo refere-se à sua capacidade de explorar todas as possíveis alternativas de decisão dentro de um espaço de busca finito. No contexto de jogos de soma zero, como o Jogo do Galo (Tic Tac Toe), a completude garante que o algoritmo será capaz de encontrar uma solução (se esta existir), seja uma vitória, um empate ou uma derrota, ao considerar todas as jogadas possíveis.

- **Minimax:** é um algoritmo de busca exaustiva, o que significa que ele explora completamente a árvore de decisões gerada a partir do estado inicial do tabuleiro, considerando todas as jogadas possíveis até o fim do jogo. A completude do Minimax advém do fato de que ele não poda nenhum ramo da árvore e explora todas as alternativas possíveis até que o jogo atinja um estado terminal (vitória, derrota ou empate). Portanto, se uma solução existe, o Minimax garantirá que ela seja encontrada, independentemente do número de jogadas ou da complexidade do espaço de estados.
- **Alpha-Beta:** embora também seja completo, apresenta uma diferença crucial em relação ao Minimax. Ele realiza a poda de ramos da árvore de decisão que são irrelevantes para a escolha da jogada ótima. Ou seja, ao calcular um nó e detectar que um ramo não pode influenciar a decisão final, o algoritmo descarta esse ramo, evitando assim a exploração de estados que não contribuirão para a

escolha ótima. Apesar de eliminar parte da árvore de decisão, a completude do Alpha-Beta é preservada, uma vez que ele ainda garante a exploração completa do espaço de estados relevantes. A poda não afeta a capacidade do algoritmo de encontrar uma solução ótima, mas permite que o processo de busca seja mais eficiente em termos de tempo de execução e recursos computacionais.

## 2.3 Complexidade

- **Minimax:** a complexidade do Minimax é exponencial em relação à profundidade da árvore de decisão, representada de forma geral como O(b^d), onde b é o fator de ramificação (número de jogadas possíveis por movimento) e d é a profundidade da árvore. Isso significa que, à medida que o número de jogadas possíveis aumenta e a profundidade cresce, a quantidade de nós a serem avaliados também cresce exponencialmente. Embora o Minimax seja eficaz para jogos simples com um espaço de estados relativamente pequeno, ele se torna ineficiente e difícil de aplicar em jogos mais complexos ou com grandes árvores de decisão.

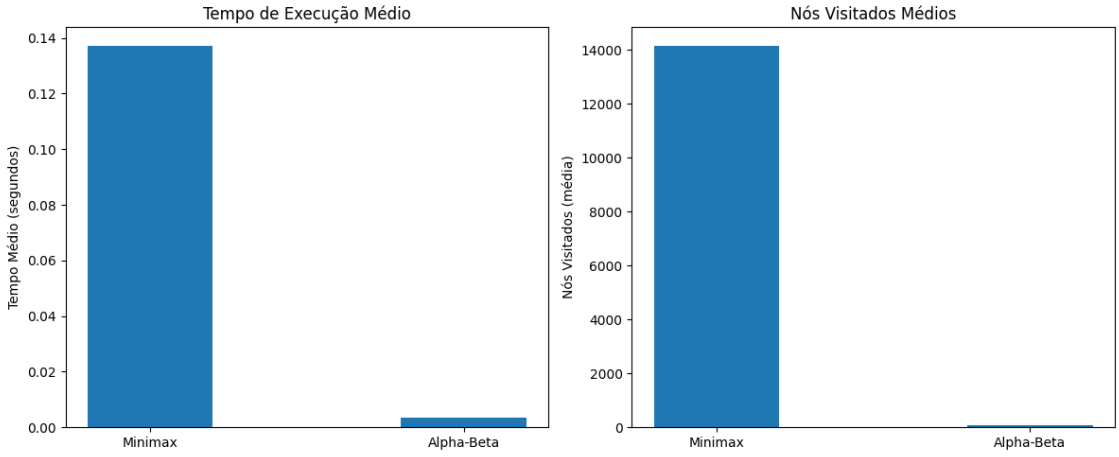
- **Alpha-Beta:** o Alpha-Beta, ao realizar a poda de ramos irrelevantes da árvore de decisão, reduz drasticamente o número de nós avaliados. Em condições ideais (com poda eficiente), a complexidade pode ser reduzida para O(b^(d/2)), o que significa que, na prática, o algoritmo pode explorar apenas a metade da profundidade da árvore, levando a uma execução muito mais rápida sem comprometer a qualidade da decisão. A poda alpha-beta aumenta significativamente a eficiência do algoritmo Minimax, especialmente em jogos com um grande espaço de busca.

# 3. Estudo do Custo de Tempo e Memória

Na implementação, foram incluídas funções para medir o desempenho de ambos os algoritmos, permitindo a análise do custo de tempo e memória. Os principais parâmetros analisados foram:

- **Tempo de Execução**: a função "obter_jogada_computador" mede o tempo que cada algoritmo demora a calcular a melhor jogada. Ensaios realizados com tabuleiros de dimensões 3x3 e 4x4 demonstraram que o algoritmo Alpha-Beta apresenta tempos de execução significativamente menores em comparação ao Minimax, especialmente quando o número de estados possíveis aumenta. A poda realizada pelo Alpha-Beta permite reduzir a exploração de ramos irrelevantes, resultando em uma execução mais rápida.

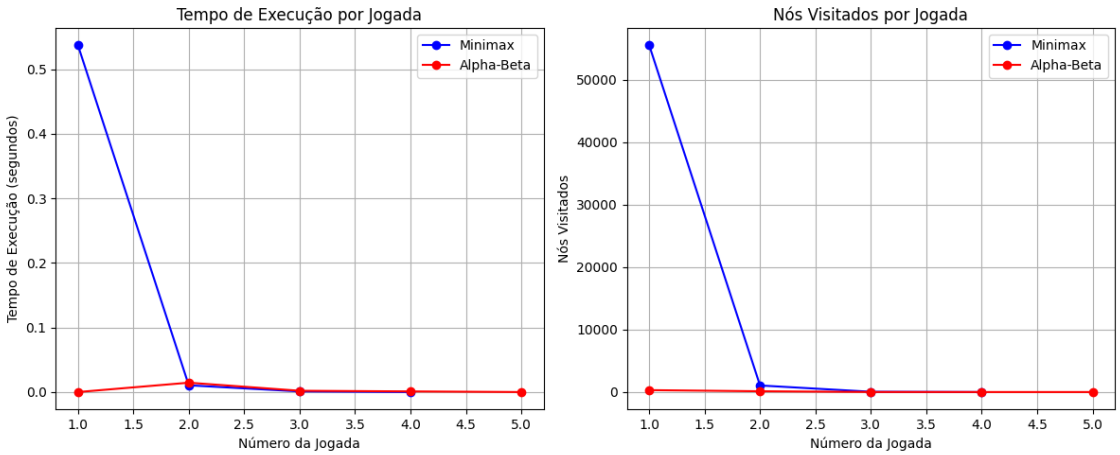
- **Contagem de Nós Visitados**: a função "contar_nos_visitados" contabiliza o número de nós explorados durante a execução de cada algoritmo. Os resultados mostram que o Alpha-Beta explora consideravelmente menos nós, refletindo uma utilização mais eficiente da memória e dos recursos computacionais. Isso ocorre porque, ao podar ramos desnecessários, ele reduz o espaço de busca efetivo, mantendo a mesma qualidade na escolha da jogada.



# 4. Discussão dos Resultados

Com base nos testes realizados e nas visualizações gráficas geradas:

- **Desempenho**: o algoritmo Alpha-Beta demonstrou ser mais eficiente em termos de tempo de execução e redução do número de nós visitados, quando comparado ao Minimax. Esta vantagem torna o Alpha-Beta especialmente adequado para jogos ou cenários com espaços de estados mais extensos, onde a quantidade de possibilidades aumenta significativamente.
- **Eficácia da Poda**: a significativa redução no número de nós explorados valida a eficácia da técnica de poda utilizada pelo algoritmo Alpha-Beta. Esta técnica permite ao algoritmo agir de forma mais rápida e com menor uso de memória, sem comprometer a optimalidade da decisão, o que o torna muito mais eficiente do ponto de vista computacional.
- **Aplicabilidade**: embora ambos os algoritmos sejam viáveis para o **Jogo do Galo**, em contextos de jogos com maior complexidade, a estratégia de poda Alpha-Beta torna-se essencial para garantir uma tomada de decisão em tempo útil. Em jogos com um espaço de estados vasto, a eficiência proporcionada pela poda se torna um fator crucial para a viabilidade de uso de tais algoritmos.



## 5. Como o utilizador pode jogar

- **Instruções Detalhadas de Uso**

```
Menu principal:
1. Jogar contra computador
2. Ver computador vs computador
3. Comparar algoritmos
4. Visualizar exploração
5. Sair
```

- **Jogar Contra o Computador**

1. Escolha o algoritmo (Minimax ou Alpha-Beta)
2. Decida quem joga primeiro
3. Use números de 1-9 para selecionar posições:

```
Escolha uma opção: 1
Escolha o algoritmo (1-Minimax, 2-Alpha-Beta): 2
Quem começa? (1-Humano, 2-Computador): 1
```

- **Computador o Computador**

```
Modo: Computador vs Computador
Qual algoritmo deve jogar primeiro?
1. Minimax
2. Alpha-Beta
Escolha (1-2):
```

## 6. Exemplo do Jogo e resultados

```
Prima ENTER para avançar para a próxima jogada...
-------------
|   |   |   |
-------------
|   |   |   |
-------------
|   |   |   |
-------------
Vez do jogador X (Minimax)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador X (Minimax) escolheu a posição 4
Tempo de execução: 0.000000 segundos
-------------
|   |   |   |
-------------
| X |   |   |
-------------
|   |   |   |
-------------
Vez do jogador O (Alpha-Beta)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador O (Alpha-Beta) escolheu a posição 1
Tempo de execução: 0.069510 segundos
-------------
| O |   |   |
-------------
| X |   |   |
-------------
|   |   |   |
-------------
Vez do jogador X (Minimax)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador X (Minimax) escolheu a posição 2
Tempo de execução: 0.072499 segundos
-------------
| O | X |   |
-------------
| X |   |   |
-------------
|   |   |   |
-------------
Vez do jogador O (Alpha-Beta)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador O (Alpha-Beta) escolheu a posição 5
Tempo de execução: 0.008072 segundos
```

```
Vez do jogador O (Alpha-Beta)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador O (Alpha-Beta) escolheu a posição 5
Tempo de execução: 0.008072 segundos
-------------
| O | X |   |
-------------
| X | O |   |
-------------
|   |   |   |
-------------
Vez do jogador X (Minimax)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador X (Minimax) escolheu a posição 9
Tempo de execução: 0.002994 segundos
-------------
| O | X |   |
-------------
| X | O |   |
-------------
|   |   | X |
-------------
Vez do jogador O (Alpha-Beta)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador O (Alpha-Beta) escolheu a posição 3
Tempo de execução: 0.000994 segundos
-------------
| O | X | O |
-------------
| X | O |   |
-------------
|   |   | X |
-------------
Vez do jogador X (Minimax)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador X (Minimax) escolheu a posição 7
Tempo de execução: 0.000000 segundos
-------------
| O | X | O |
-------------
| X | O |   |
-------------
| X |   | X |
-------------
Vez do jogador O (Alpha-Beta)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador O (Alpha-Beta) escolheu a posição 8
Tempo de execução: 0.000998 segundos
```

```
Vez do jogador O (Alpha-Beta)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador O (Alpha-Beta) escolheu a posição 8
Tempo de execução: 0.000998 segundos
-------------
| O | X | O |
-------------
| X | O |   |
-------------
| X | O | X |
-------------
Vez do jogador X (Minimax)
Prima ENTER para fazer a próxima jogada...
Computador X (Minimax) escolheu a posição 6
Tempo de execução: 0.000000 segundos
-------------
| O | X | O |
-------------
| X | O | X |
-------------
| X | O | X |
-------------
```

```
Empate!

Estatísticas de Desempenho:
Tempo médio Minimax: 0.015099 segundos
Tempo médio Alpha-Beta: 0.019894 segundos
Aceleração Alpha-Beta: 0.95x

Nós médios explorados Minimax: 111788.8
Nós médios explorados Alpha-Beta: 50.2
Redução de nós com Alpha-Beta: 99.96%

Gráfico de desempenho guardado como 'desempenho_jogo.png'
```

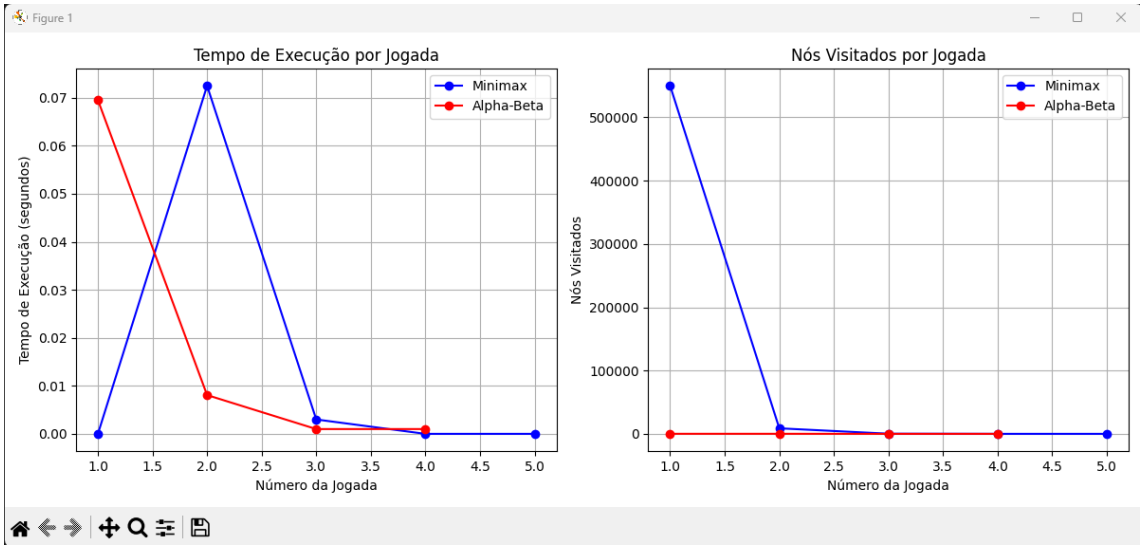


Figure 1
Tempo de Execução por Jogada
Minimax
Alpha-Beta
Tempo de Execução (segundos)
Número da Jogada
Nós Visitados por Jogada
Minimax
Alpha-Beta
Nós Visitados
Número da Jogada

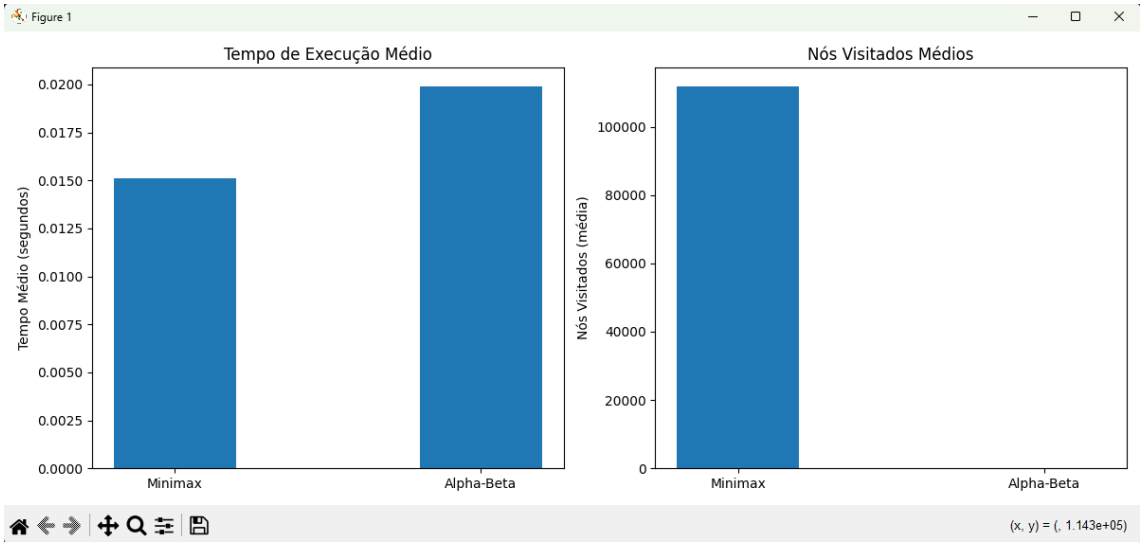


Figure 1
Tempo de Execução Médio
Tempo Médio (segundos)
Minimax
Alpha-Beta
Nós Visitados Médios
Nós Visitados (média)
Minimax
Alpha-Beta
(x, y) = (, 1.143e+05)

# 7. Conclusões Principais

- **Optimalidade e Completude**:

  Tanto o algoritmo Minimax quanto o Alpha-Beta garantem a escolha da jogada ótima e são completos para jogos com um número finito de estados, como o Jogo do Galo. Isso assegura que, independentemente da estratégia utilizada, o melhor movimento será sempre escolhido, desde que o espaço de estados seja finito.

- **Eficiência do Alpha-Beta:**

  A técnica de poda Alpha-Beta apresenta uma melhoria significativa na eficiência computacional ao reduzir o número de nós visitados e o tempo de execução, sem comprometer a optimalidade da decisão. Esta otimização é essencial em jogos ou cenários com espaços de estados grandes, onde a exploração completa da árvore de decisão seria inviável.

- **Custo de Tempo e Memória:**

  Embora o Minimax seja simples de implementar, ele apresenta um custo elevado em termos de tempo e memória à medida que a profundidade da árvore de decisões aumenta. Em contrapartida, o Alpha-Beta apresenta uma otimização substancial, tornando-o mais adequado para cenários de maior complexidade, onde a eficiência computacional é crucial.