

## **Jogo com Oponentes (Connect Four)**

Ricardo Araújo Amorim, up202107843  
David Rafael Pereira Nogueira, up202108293  
Pedro Morim Figueiredo Andrade Leitão, up202107852

Porto  
2023

# Índice

<b>Introdução</b>	<b>3</b>
<b>Min-Max</b>	<b>3</b>
<b>Alpha-Beta</b>	<b>4</b>
<b>Monte Carlo Tree Search</b>	<b>5</b>
<b>Connect Four</b>	<b>6</b>
Regras:	6
Funções de avaliação:	6
<b>Implementação dos algoritmos no Connect Four</b>	<b>7</b>
Descrição da Implementação	7
<b>Monte Carlo Tree Search</b>	<b>8</b>
Implementações:	9
Min-Max	9
Alpha-Beta	10
Monte Carlo Tree Search	11
<b>Comentários Finais e Conclusão</b>	<b>12</b>
<b>Referências bibliográficas</b>	<b>12</b>

## Introdução

Jogos adversariais são jogos com dois jogadores que se enfrentam com o objetivo de ganhar/derrotar o seu oponente. Exemplos de jogos adversariais incluem xadrez, damas, Go, entre outros. A solução deste tipo de jogos é um campo na inteligência artificial muito explorado e inclui uma alta quantidade de algoritmos diferentes. Como tal, neste relatório, vamos analisar e comparar três desses algoritmos: Minimax, Poda alfa-beta e Monte Carlo Tree Search (MCTS) aplicados ao jogo Connect Four.

## Min-Max

O algoritmo Minimax é um dos algoritmos mais conhecidos para solucionar jogos adversariais. Nele, os dois jogadores são chamados Max e Min. Max tenta obter a maior pontuação possível, enquanto o Min tenta obter a pontuação mais baixa possível.

O objetivo do algoritmo é encontrar a melhor jogada para o jogador em questão, tendo em conta as possíveis jogadas do adversário. O algoritmo funciona através da construção de uma árvore de pesquisa, em que cada nó representa um estado possível do jogo e cada ramificação representa uma jogada. O algoritmo avalia as folhas da árvore (ou seja, os estados em que o jogo termina) através de uma função de avaliação, que atribui uma pontuação a cada estado. Desta forma, o algoritmo vai explorando a árvore de forma recursiva, alternando entre os jogadores, até chegar à raiz da árvore, que representa o estado atual do jogo.

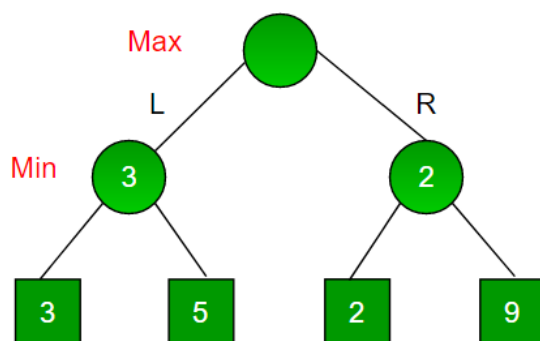


Fig.1

## Alpha-Beta

O algoritmo Alpha-Beta Pruning é uma variação do algoritmo Minimax que reduz a quantidade de nós a serem avaliados. O algoritmo usa dois valores, alpha e beta, para manter o intervalo de valores possíveis de um nó. Alpha representa o maior valor encontrado até ao momento e beta representa o menor valor encontrado até ao momento. Quando um nó é avaliado, o algoritmo compara o valor do nó com os valores alpha e beta e atualiza os valores, se necessário. Quando estiver num nó num nível de máximo, se  $\alpha \geq \beta$ , então o algoritmo pode parar de avaliar o restante dos nós filhos desse nó, porque o jogador atual não vai escolher essa jogada. Da mesma forma, quando estiver num nó num nível de mínimo, se  $\beta \leq \alpha$ , então o algoritmo pode parar de avaliar o restante dos nós filhos desse nó, porque, mais uma vez, o jogador atual não vai escolher essa jogada.

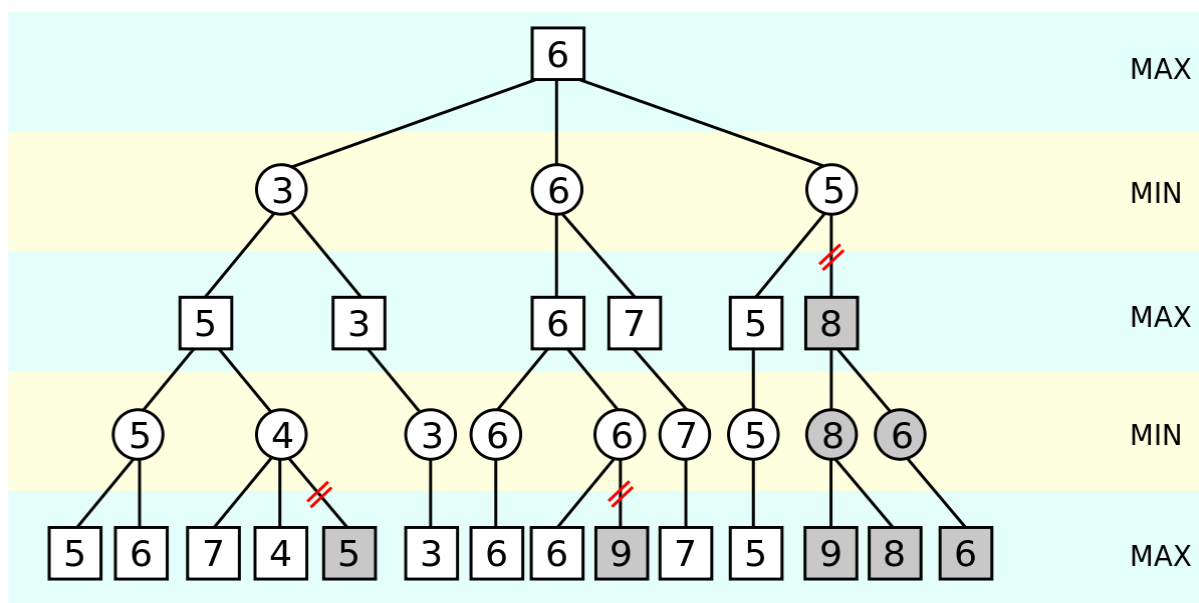


Fig.2

## Monte Carlo Tree Search

O Monte Carlo Tree Search (MCTS) é um algoritmo de busca em árvore que é frequentemente utilizado em jogos cujo espaço de estados seja muito grande. Por exemplo: Battleship Poker e Go

O algoritmo é constituído por quatro passos diferentes:

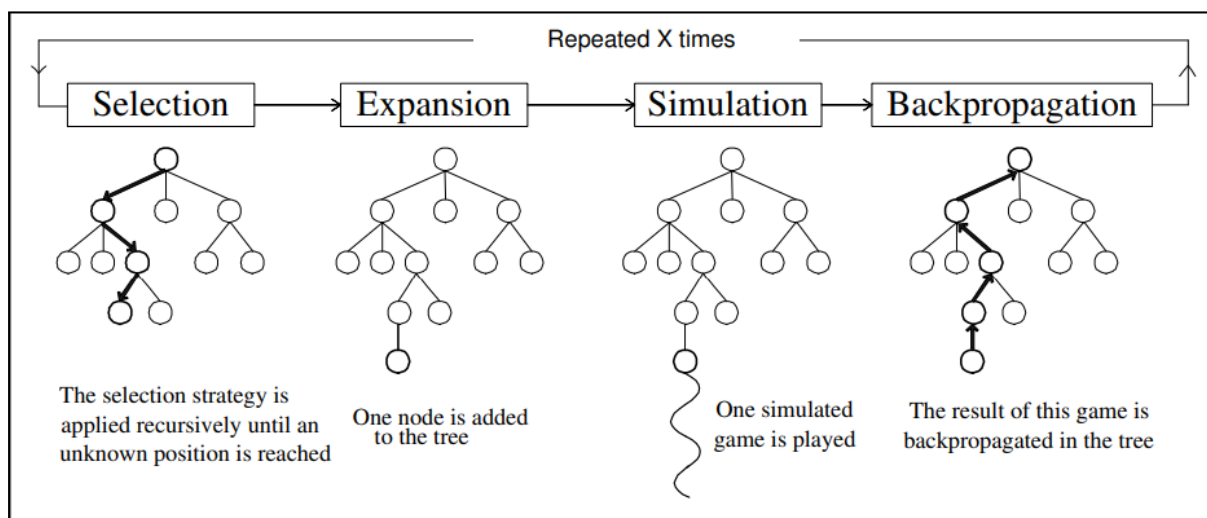


Fig.3

É baseado em uma exploração aleatória do espaço de busca. Usando os resultados de explorações anteriores, o algoritmo gradualmente constrói uma árvore de jogo na memória e torna-se sucessivamente melhor na estimativa precisa dos valores dos movimentos mais promissores. MCTS é aplicável se pelo menos as seguintes três condições forem satisfeitas: (1) as pontuações do jogo são limitadas, (2) as regras são conhecidas (informação completa) e (3) as simulações terminam relativamente rápido (o comprimento do jogo é limitado).

## Connect Four

Connect Four, também conhecido como Quatro em Linha, é um jogo de estratégia para dois jogadores criado por Howard Wexler e Ned Strongin em 1974. O objetivo do jogo é “conectar”, ou seja, colocar quatro peças da mesma cor, numa grade de seis linhas por sete colunas, seguidas uma atrás da outra tentando sempre impedir que o nosso oponente consiga fazer o mesmo antes de nós, tanto vertical, horizontal ou diagonalmente.

### Regras:

Cada jogador escolhe uma cor, normalmente vermelho ou amarelo, de seguida, vão se alterando, colocando uma peça da sua cor em uma das colunas da grade. O objetivo é conectar quatro peças da mesma cor em uma linha, seja vertical, horizontal ou diagonal. O jogo termina quando um jogador consegue conectar quatro peças ou quando a grade fica completamente preenchida sem que nenhum jogador tenha conectado quatro peças.

### Funções de avaliação:

Uma função de avaliação no Connect Four é um valor que mede o quão favorável é a posição atual do jogo para um determinado jogador. É usada, por isso, pelos algoritmos que exploram o jogo para decidir qual jogada fazer a seguir. No nosso caso, a nossa função de avaliação é disponibilizada no enunciado do trabalho e é do seguinte formato:

```
-50 for three Os, no Xs,  
-10 for two Os, no Xs,  
- 1 for one O, no Xs,  
  0 for no tokens, or mixed Xs and Os,  
  1 for one X, no Os,  
 10 for two Xs, no Os,  
 50 for three Xs, no Os.
```

Fig.4

## Implementação dos algoritmos no Connect Four

### Descrição da Implementação

#### Board

Para recriar-mos as regras do jogo, decidimos criar uma classe **Board** que guarda o estado do tabuleiro numa matriz, o jogador que está a fazer a jogada numa *flag* (0 para a pessoa, 1 para o computador) e a quantidade de peças numa coluna num array *max*.

Para além disso, criamos mais cinco funções:

- **add()** - adiciona a respectiva peça ('O' ou 'X') à coluna desejada
- **complete()** - retorna *True* se a coluna seleccionada estiver cheia e não der para colocar mais peças, caso contrário retorna *False*
- **points()** e **contar()** - calcula o valor de pontos do estado atual do tabuleiro para ser utilizado pelos algoritmos
- **printBoard()** - é o que imprime o tabuleiro no terminal

#### MiniMax

O nosso MiniMax foi implementado da seguinte forma:

Criamos uma função **full()** que verifica se o tabuleiro está cheio, uma outra função **winner()** que sempre que é colocada uma peça, verifica as posições em todas as direções para ver se alguém ganhou, estando estas duas funções nos 3 algoritmos feitos, e por fim a própria função recursiva do MiniMax chamada **recursive()** que aplica o algoritmo em si, explicado anteriormente, e retorna qual a melhor peça para o computador jogar.

#### Alpha-Beta Pruning

Para implementar os cortes Alpha-Beta bastou-nos apenas adicionar dois inteiros ao já criado algoritmo MiniMax:

**Alpha** - Melhor valor encontrado para o jogador que maximiza.

**Beta** - Melhor valor encontrado para o jogador que minimiza.

E fazer as condições dos cortes:

- Num nível de máximo: Se  $\alpha \geq \beta$  que o beta do nó pai dá break
- Num nível de mínimo: Se  $\beta \leq \alpha$  que o alpha do pai dá break

### Monte Carlo Tree Search

Para implementar o Monte Carlo Tree Search criamos em primeiro lugar uma função com o algoritmo base dele (mcts), em que retorna um número inteiro representando a coluna onde o próximo movimento deve ser feito.

Essa função mcts vai chamar algumas funções auxiliares:

A função para selecionar o nó a expandir, em que vai usar o UCT (Upper Confidence Bound applied to trees).

$$\frac{w_i}{n_i} + c \sqrt{\frac{\ln t}{n_i}} \quad \text{Fig.5}$$

- $w_i$  = número de vitórias após a jogada i.
- $n_i$  = número de simulações após a jogada i.
- $c$  = parâmetro de exploração (equivalente a  $\sqrt{2}$ )
- $t$  = total número de simulações para o nó pai

A função que faz a expansão, em que, pega num Nó e expande-o criando todos os possíveis nós filhos. Retorna o primeiro nó criança.

Uma função que faz a simulação, onde seleciona aleatoriamente uma coluna válida para o próximo movimento. Se esse movimento não originar uma vitória, o processo repete-se até ser encontrado uma.



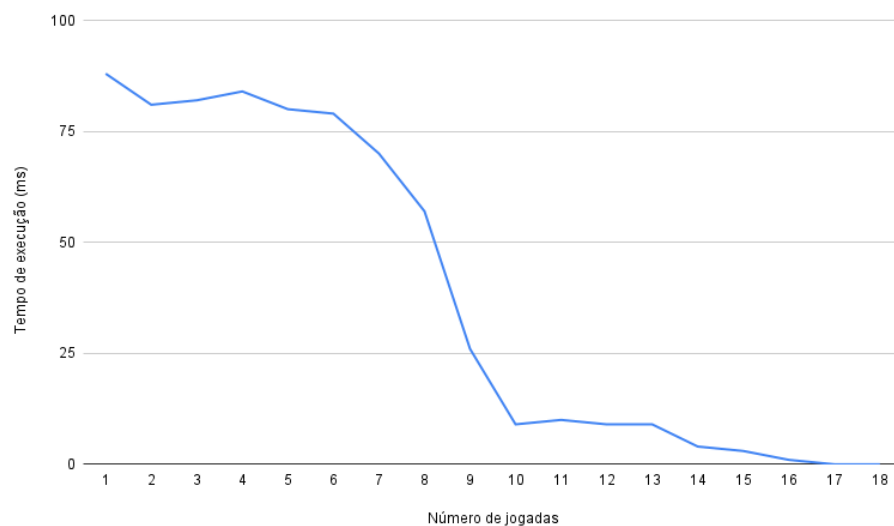
## Implementações:

Pusemos um depth-limit de 6 para os testes do algoritmo, sendo possível alterar na chamada da função recursiva para a jogada do computador.

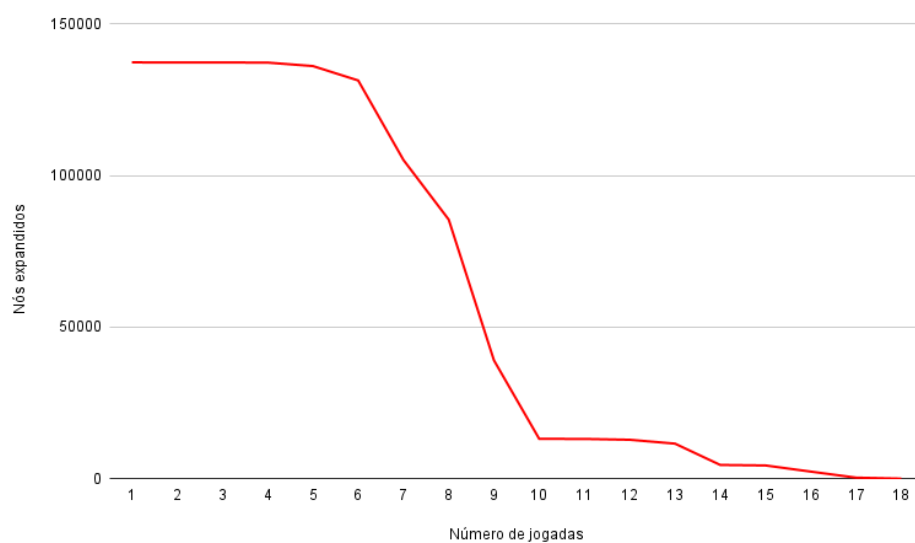
Input: 4 3 5 3 3 5 4 5 3 5 2 1 6 7 7 1 1 6

### Min-Max

Tempo de execução MinMax (Depth 6)



Nós expandidos MinMax (Depth 6)

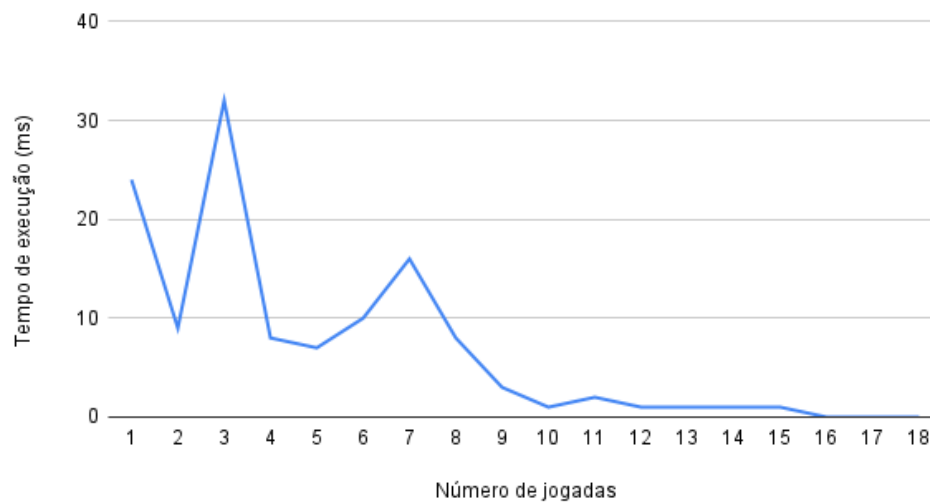


## Alpha-Beta

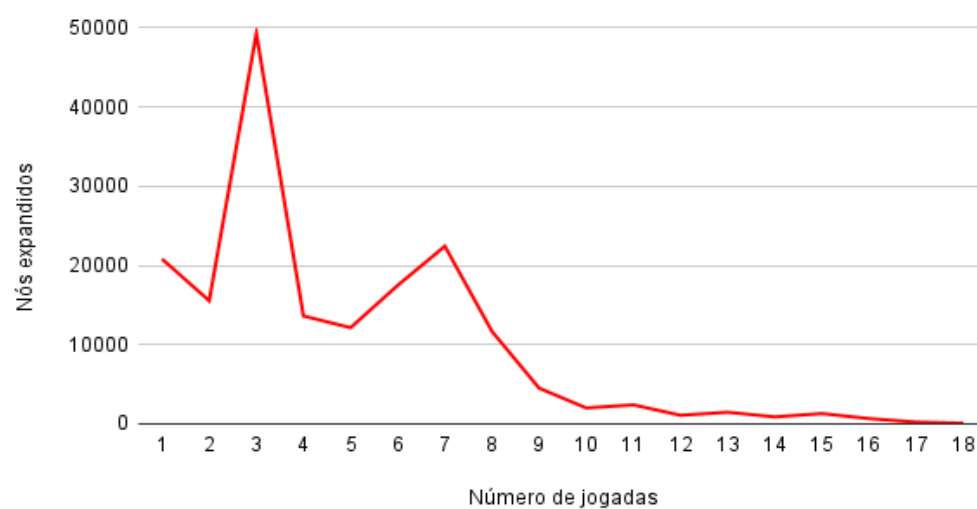
Pusemos um depth-limit de 6 para os testes do algoritmo, sendo possível alterar na chamada da função recursiva para a jogada do computador.

Input: 4 3 5 3 3 5 4 5 3 5 2 1 6 7 7 1 1 6

Tempo de execução AlphaBeta (Depth 6)



Nós expandidos AlphaBeta (Depth 6)

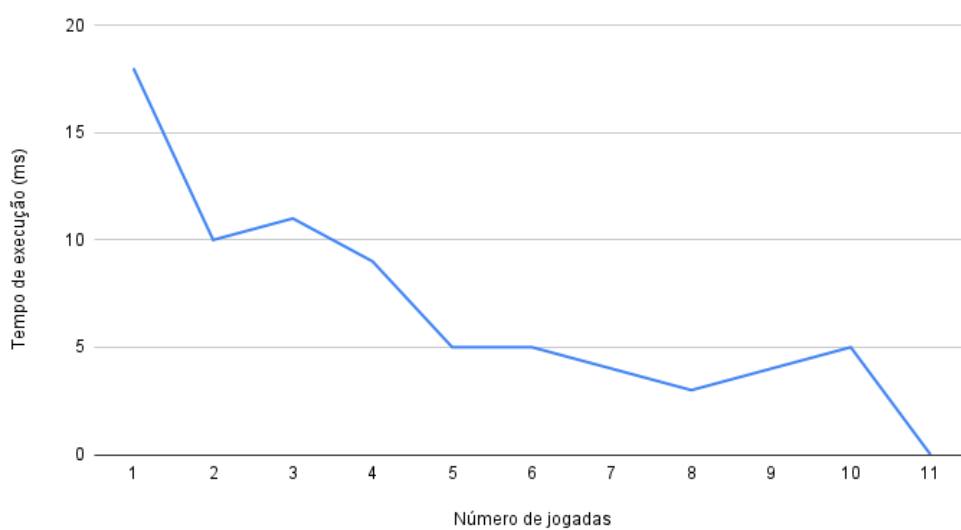


## Monte Carlo Tree Search

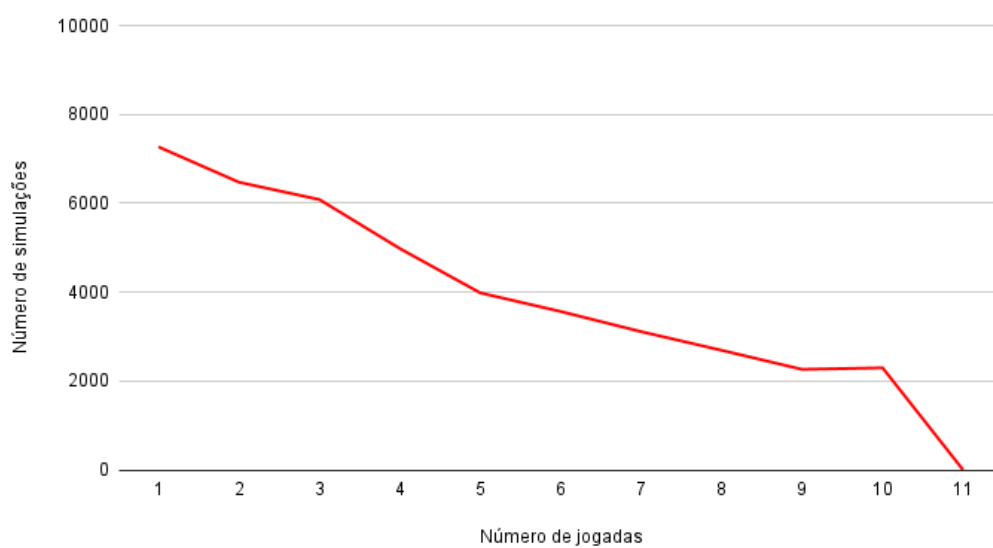
Pusemos um limite de 500 repetições para os testes do algoritmo, sendo possível alterar no início da função MCTS.

Input: 4, 5, 4, 5, 6, 3, 6, 2, 5, 6, 4

Monte Carlo Tree Search (N = 500)



Monte Carlo Tree Search (N = 500)



## **Comentários Finais e Conclusão**

Com este trabalho conseguimos implementar o MinMax, AlphaBeta e Monte Carlo Tree Search para o jogo do Connect Four. São algoritmos que têm as suas vantagens e desvantagens em comparação uns com os outros.

Usando o MinMax, o computador vai escolher, em geral, a jogada que mais o beneficia, assumindo que o oponente jogará também a melhor jogada possível. Com os testes, concluímos que é um bom algoritmo para jogos pequenos, sendo que poderá ser computacionalmente caro em jogos cujo espaço de estados seja muito elevado.

Já com o AlphaBeta, uma melhoria do MinMax, vai reduzir o número de estados expandidos, excluindo ramos que não sejam relevantes. Em comparação com o MinMax, essa mudança vai fazer com que o AlphaBeta seja melhor em termos de eficiência, tanto em tempo de execução como em nós explorados.

Por fim, utilizando o Monte Carlo Tree Search (MCTS), o computador vai fazer uma busca com base em simulações aleatórias para encontrar o melhor movimento. Nos testes que fizemos, geralmente era o algoritmo mais eficiente, no entanto em alguns casos não foi tão eficaz em alcançar a vitória como os outros dois algoritmos.

## **Referências bibliográficas**

- [https://project.dke.maastrichtuniversity.nl/games/files/phd/Chaslot\\_thesis.pdf](https://project.dke.maastrichtuniversity.nl/games/files/phd/Chaslot_thesis.pdf)
- Slides das aulas teóricas da unidade curricular Inteligência Artificial (2022/2023) (21/04/2023).
- [https://pt.wikipedia.org/wiki/Poda\\_\(computa%C3%A7%C3%A3o\)](https://pt.wikipedia.org/wiki/Poda_(computa%C3%A7%C3%A3o))
- <https://www.mathsisfun.com/games/connect4.html>
- Russel, S. & Norvig, P. (2021). Artificial Intelligence: A Modern Approach, Global Edition (4th ed.). Pearson. (18/04/2023)
- Fig.1-<https://www.geeksforgeeks.org/minimax-algorithm-in-game-theory-set-1-introduction/>
- Fig.2- [https://pt.wikipedia.org/wiki/Poda\\_\(computa%C3%A7%C3%A3o\)](https://pt.wikipedia.org/wiki/Poda_(computa%C3%A7%C3%A3o))
- Fig.3-[https://project.dke.maastrichtuniversity.nl/games/files/phd/Chaslot\\_thesis.pdf](https://project.dke.maastrichtuniversity.nl/games/files/phd/Chaslot_thesis.pdf)
- Fig.4 - pdf sobre implementação do trabalho fornecido pelos docentes da unidade curricular Inteligência Artificial (2022/2023)
- Fig. 5 - <https://www.baeldung.com/java-monte-carlo-tree-search>