Resolução do jogo Cohesion utilizando Métodos de Pesquisa em Linguagem Python (Tema 4/ Grupo 33)

João Alves (201605236)
Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
Porto, Portugal
up201605236@fe.up.pt

Amadeu Pereira (201605646)
Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
Porto, Portugal
up201605646@fe.up.pt

Nuno Lopes (201605337)
Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
Porto, Portugal
up201605337@fe.up.pt

***Resumo* - Este trabalho tem como objetivo a aplicação de vários métodos de pesquisa na resolução de vários níveis de um jogo (*cohesion*). A aplicação permite dois modos de jogo (jogador / computador) em que, para o computador, pode ser escolhido o método a ser utilizado para a resolução do puzzle.**

O código fonte é escrito na linguagem python, o que ajudou no desenvolvimento do trabalho. A parte do computador (Inteligência Artificial) foi testada com todos os algoritmos de pesquisa desenvolvidos, variando a dificuldade dos níveis (*easy-medium-hard*) obtendo quase sempre uma resposta positiva. À medida que é aplicado um método é feita uma análise aos seus custos que é representada em modo texto pela aplicação. De um modo geral os resultados pretendidos aproximam-se aos resultados esperados confirmando a teoria estudada.

Keywords: Inteligência Artificial, Pesquisa, Algoritmo A*, Cohesion, Pathfinding, Procura em Profundidade, Procura em Largura, Custo Uniforme, Aprofundamento Iterativo, Pesquisa Gulosa

I. Introdução

A pesquisa é a técnica universal de resolução de problemas em Inteligência Artificial. Em problemas de IA, a sequência de passos necessários para a solução de um problema não é conhecida à priori, mas deve ser determinada por uma exploração sistemática de tentativa e erro de alternativas. Os problemas abordados pelos algoritmos de pesquisa da IA enquadram-se em três grupos gerais: Single Agent Pathfinding Problems, Multiplayer Games and Contraint-Satisfaction Problems.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: a seção II descreve de forma pouco pormenorizada mas facilmente percetível o problema/jogo em questão; a seção III formaliza o problema como um problema de pesquisa de IA; a seção IV relaciona o trabalho com outros problemas semelhantes; fazemos uma avaliação do trabalho desenvolvido até ao momento e das partes em processo de construção na Seção V.

II. Descrição do Problema

O jogo Cohesion é um puzzle baseado no jogo "15 Puzzle" onde os quadrados têm várias cores. As peças podem ser jogadas para qualquer lado desde que não haja nenhuma peça de outra cor que impeça.

Se dois quadrados/peças da mesma cor se tocam eles unem-se num só permanentemente, originando assim uma peça nova.

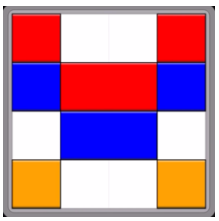


Ilustração 1 - Exemplo de um nível do puzzle.

O objetivo deste puzzle é juntar todas as peças da mesma cor.

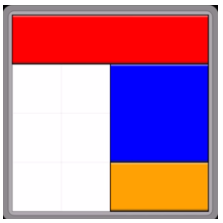


Ilustração 2 - Exemplo de um estado objetivo do puzzle.

III. Formulação do Problema

Representação do Estado: Matriz 4x4 em que cada elemento pertence a {0, ..., N}, sendo N o número total de cores distintas existentes no jogo. Quando um elemento é 0 significa que não existe nenhuma peça (cor) nesta posição.

Estado Inicial: O estado inicial depende do nível em questão. Consiste numa distribuição de várias cores pela matriz, garantindo que as peças da mesma cor não se encontrem todas juntas.

Estado Objetivo: As peças da mesma cor estão todas adjacentes umas às outras.

Operadores:

Quando 2 peças da mesma cor se tocam formam um bloco permanente, tendo este conjunto de peças da mesma cor de se mover em conjunto.

- ***left(pos)***:

  Pré-Condição: todas as posições à esquerda do bloco da peça selecionada (pos) têm que ser uma posição vazia.

  Efeito: o bloco anda uma posição para a esquerda.

  Custo: 1.

- ***right(pos)***:

Pré-Condição: todas as posições à direita do bloco da peça selecionada (pos) têm que ser uma posição vazia.

Efeito: o bloco anda uma posição para a direita.

Custo: 1.

- ***up(pos)***:

Pré-Condição: todas as posições em cima do bloco da peça selecionada (pos) têm que ser uma posição vazia.

Efeito: o bloco anda uma posição para cima.

Custo: 1.

- ***down(pos)***:

Pré-Condição: todas as posições em baixo do bloco da peça selecionada (pos) têm que ser uma posição vazia.

Efeito: o bloco anda uma posição para baixo.

Custo: 1.

Custo da solução: Cada movimento custa 1, logo o custo da solução é o número total de movimentos.

IV. Trabalho Relacionado

Não conseguimos encontrar nenhum código-fonte do jogo Cohesion, logo como tal decidimos basear-nos em implementações do jogo "15 Puzzle" uma vez que tem certas semelhanças ao nosso puzzle. Sendo assim encontramos a implementação de uma pessoa chamada Milan Pecov [2] que implementa algoritmo A* e pesquisa em largura para o jogo "15 Puzzle".

Também para este jogo vamos utilizar o código disponível no link [1] pois é possível encontrar a implementação do mesmo em diversas linguagens de programação.

V. Implementação do Jogo

Cohesion é um jogo para Android cujo objetivo é juntar todas as peças da mesma cor. Para a implementação deste jogo optamos por criar uma classe ***Game*** onde existe uma matriz 4x4 para representar o tabuleiro, com o estado atual do jogo, mapeando cada elemento desta matriz ao seu respetivo bloco no jogo (sendo 0 o equivalente a nenhuma peça).

Para facilitar a organização do código do jogo criamos uma classe ***Block***, que representa um bloco de peças da mesma cor, peças essas guardadas num array com as suas respetivas coordenadas (par com o x e o y). Esta classe é responsável por todas as ações envolvendo blocos, como verificar se se encontra adjacente a outro bloco em algum ponto e os operadores (***up***, ***down***, ***left***, ***right***).

```
def up(self):
    for c in self.coords:
        c[0] = c[0] - 1

def down(self):
    for c in self.coords:
        c[0] = c[0] + 1

def left(self):
    for c in self.coords:
        c[1] = c[1] - 1

def right(self):
    for c in self.coords:
        c[1] = c[1] + 1
```

Desta forma foi também necessário guardar, além do tabuleiro, todos os blocos existentes naquele jogo. Para isso, sempre que o jogo é atualizado, atualizam-se os blocos existentes, através da função ***update_blocks()*** que utiliza a função definida em ***Block check_block_adjacent(block)*** para determinar se dois blocos se encontram adjacentes e fazer a sua correspondente agregação.

O jogador, ao fazer um movimento este só é aceite pelo jogo se tal passar nas suas correspondentes pré-condições. Tendo como exemplo o movimento ***up*** de um bloco este só será concluído se todas as peças constituintes verificarem as seguintes condições: a posição imediatamente acima tem que estar vazia (correspondendo a um 0 na representação interna do tabuleiro) ou tem que estar ocupada por uma peça da mesma cor, uma vez que esta pertencerá ao mesmo bloco e também será movida, libertando esse espaço. Cada movimento no jogo tem um custo de 1. Se a ação for validada, o estado interno do jogo é atualizado (tanto o tabuleiro como os blocos que o constituem).

```
def is_possible_up(self, block):
    for [x,y] in block.coords:
        x1 = x - 1
        if x1 < 0 or (self.board[x1][y] != 0
and self.board[x1][y] != block.color):
            return False
    return True
```

Para verificar se um jogo corresponde a uma condição de vitória temos que testar se todas as peças da mesma cor se encontram juntas, ou seja, se existe apenas um bloco de cada cor. Tal teste objetivo foi implementado da seguinte forma na classe ***Game***

```
def is_finished(self):
    colors = []
    for block in self.blocks:
        if block.color in colors:
            return False
        else:
            colors.append(block.color)
    return True
```

Além das implementações básicas para o jogo funcionar também está incorporado na aplicação a habilidade de ler os níveis de um ficheiro json (levels.json) dividido em diferentes

dificuldades. Além disso também apresenta uma interface, permitindo que o utilizador visualize o jogo e faça ações de forma mais intuitiva e simples. Para o utilizador poder jogar o jogo tem que carregar em ***Play***, selecionar um bloco com o rato e escolher o movimento que pretende fazer usando as setas do seu teclado. Também está implementada uma opção de ajuda (***Hint***), que dá ao utilizador, se estiver a jogar, o melhor movimento para o jogo no seu estado atual.

Para o desenvolvimento da Inteligência Artificial tivemos que criar uma função que computasse todas as jogadas possíveis num determinado estado de jogo. Esta função é ***get_game_moves(game)*** que recebe como parâmetro um jogo e retorna um array de objetos do tipo ***([block_index, movement], new_game)***. Cada objeto corresponde a um estado "filho" do dado em que ***block_index*** corresponde ao índice do bloco movido, ***movement*** é uma string (***up***, ***down***, ***left***, ***right***) representando o movimento aplicado ao bloco, e o ***new_game*** é o novo estado resultante. Também foi necessário implementar várias heurísticas. Optamos assim por desenvolver 3 delas, duas muito semelhantes entre si uma vez que ambas calculam a distância entre todas as peças da mesma cor, mas uma utiliza a distância "Euclidiana" e outra a distância de "Manhattan". A terceira é uma estimativa do número de movimentos necessários retornando o número de blocos "a mais" no jogo multiplicado por 6 (porque 6 é o número máximo de movimentos, considerando um caminho livre, entre 2 blocos, cada um em cantos opostos).

VI. Algoritmos de Pesquisa

Neste trabalho foram implementados todos os algoritmos de pesquisa pedidos, sendo eles: pesquisa em largura; pesquisa em profundidade; aprofundamento progressivo; custo uniforme; pesquisa gulosa; Algoritmo A*.

Na implementação de todos os algoritmos foi criada uma lista denominada ***visited*,** onde são guardados todos os nós já explorados. Em vez de utilizarmos uma fila de prioridade, como seria mais aconselhável para obter melhor eficiência, decidimos utilizar uma simples lista pois não conseguíamos assegurar a ordem correta dos nós quando se adicionavam à fila de prioridade. A lista ***visited*** é utilizada sempre que é explorado um novo nó para verificar se os seus filhos representam um estado de jogo que já tenha sido explorado. Esta, evita que se formem ciclos indesejados permitindo assim que os algoritmos sejam mais eficientes.

Os algoritmos de pesquisa em largura (***bfs***) e em profundidade (***dfs***) têm uma implementação muito semelhante, ambos possuem uma lista com nome ***queue*** que contém os nós que vão ser explorados. Cada nó contém o estado do jogo e os movimentos necessários para chegar ao estado do jogo ([***game***, ***path***]). O algoritmo é executado enquanto houver nós para explorar na lista ***queue***. Para cada nó a ser explorado é primeiramente verificado se o estado do jogo do nó corresponde a um estado final, se tal não acontecer então são calculados os seus filhos (conjunto de movimentos possíveis a partir do estado do jogo do nó pai). A única diferença entre os algoritmos de pesquisa em profundidade e de pesquisa em largura está na posição onde são inseridos os nós filhos na lista ***queue***, no caso da pesquisa em profundidade são inseridos no início da lista e na pesquisa em largura são inseridos no final.

Para o algoritmo A* (***astar***) foi utilizado a lista ***queue*** que contém, como os outros algoritmos, os nós a analisar, sendo que os nós contém o custo estimado da solução mais barata que passa por cada nó, o estado do jogo e os movimentos necessários para chegar ao estado do jogo ([***f(n)***, ***game***, ***path***]). O algoritmo procura dentro da lista ***queue*** o melhor valor do custo estimado (***f(n)***) e explora-o calculando os seus nós filhos e o custo estimado para cada nó. O algoritmo de pesquisa gulosa (***greedy***) é igual ao algoritmo A*, sendo que o único elemento que difere é o primeiro de cada nó pois a pesquisa gulosa só tem em conta o custo estimado para chegar ao objetivo e não o custo para chegar ao nó em questão.

O algoritmo do custo uniforme (***ucs***) é muito semelhante, em termos de implementação, ao algoritmo A*. As únicas diferenças são que o primeiro elemento de cada nó é o custo para chegar ao nó em questão e que para cada nó filho o custo é calculado incrementando o custo do nó pai, visto que qualquer que seja o movimento no tabuleiro o custo deste é sempre 1.

Na implementação do algoritmo de aprofundamento progressivo (***iterative_depth***) foi utilizada uma função com o nome ***dfs_limit*** que faz o mesmo que o algoritmo de pesquisa em profundidade, mas os nós só são explorados até ao limite definido. O algoritmo de aprofundamento chama a função ***dfs_limit*** incrementando o valor do limite até chegar a uma solução. Neste caso a lista ***visited*** teve uma condição diferente para não eliminar estados que apresentassem a melhor solução.

Todos os algoritmos retornam os movimentos calculados para chegar a um estado final (***path***) e o número de nós obtidos (***mem***), sendo este valor unicamente para análise dos algoritmos.

VII. Experiências e Resultados

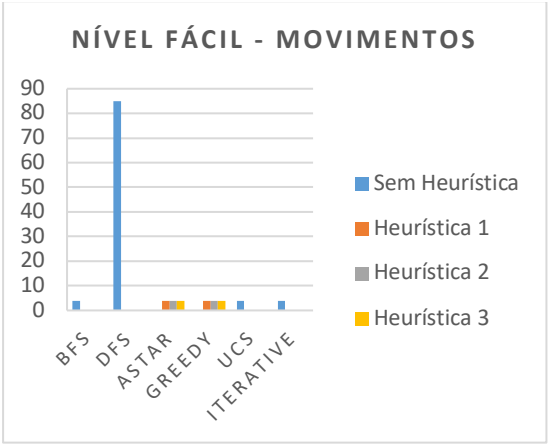
Vários testes foram realizados de forma a recolher informação sobre o comportamento dos métodos de pesquisa utilizados, que podem ser consultados no ficheiro test.py. Estes foram realizados fazendo variar o nível de dificuldade do puzzle e a heurística (se fosse o caso) para cada um dos algoritmos. A análise efetuada permitiu estudar os aspetos que consideramos mais importantes como o tempo de execução, o espaço ocupado e o custo (movimentos executados).

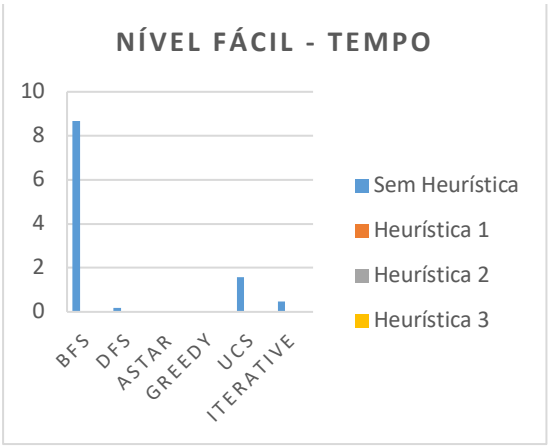
Para além das tabelas com os dados recolhidos também foram criados gráficos para ilustrar melhor as diferenças entre os algoritmos.

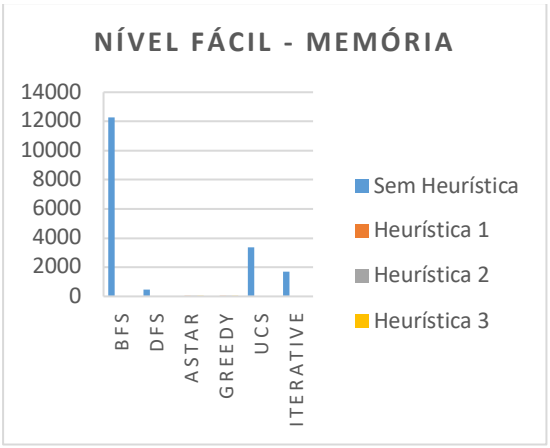
No caso do nível fácil os resultados encontram-se na tabela seguinte:

	Nível Fácil		
Pesquisa em Largura	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 8,6643 seg *Memória*: 12287		
Pesquisa em Profundidade	*Movimentos*: 85 *Tempo*: 0.1693 seg *Memória*: 461		
	Heurística 1	**Heurística 2**	**Heurística 3**
Algoritmo A*	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.0072 seg *Memória*: 35	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.0071 seg *Memória*: 35	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.0074 seg *Memória*: 38
	Heurística 1	**Heurística 2**	**Heurística 3**
Pesquisa Gulosa	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.0074 seg	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.0071 seg	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.0082 seg

	Memória: 35	*Memória*: 35	*Memória*: 38
Custo Uniforme	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 1.5738 seg *Memória*: 3384		
Aprofundamento Iterativo	*Movimentos*: 4 *Tempo*: 0.4575 seg *Memória*: 1684		



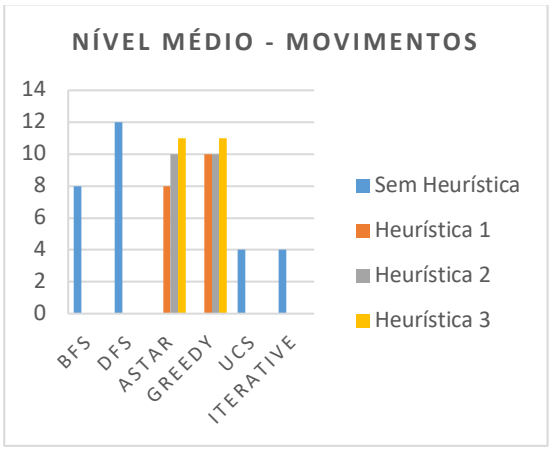


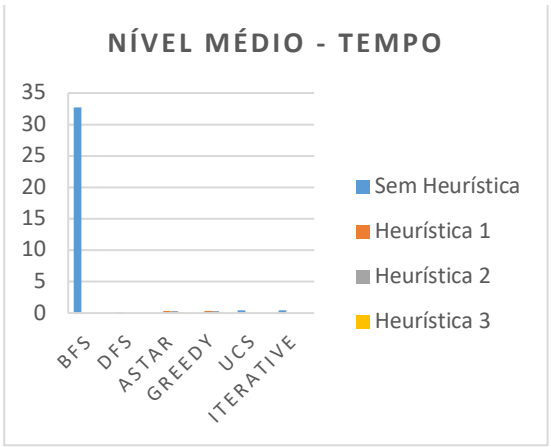


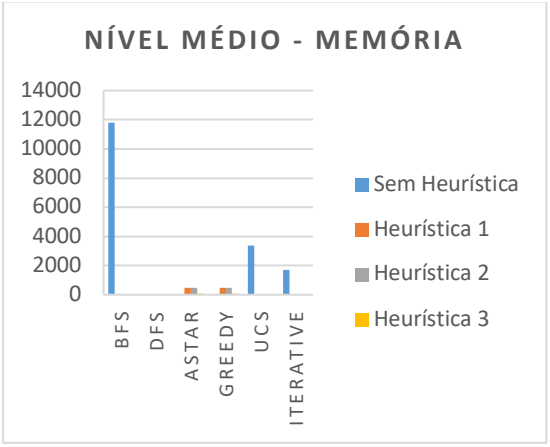
Podemos verificar que os algoritmos de pesquisa em largura, A*, pesquisa gulosa, aprofundamento iterativo e custo uniforme obtiveram uma solução ótima para o puzzle em questão, sendo os algoritmos A* e pesquisa gulosa os que demoraram menos tempo, ou seja os mais eficientes neste caso.

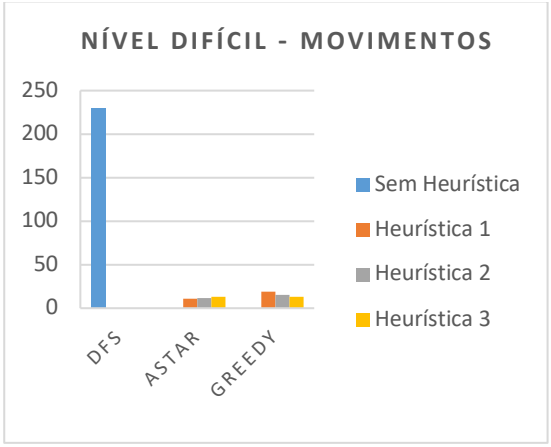
A análise do nível médio encontra-se na tabela seguinte:

	Nível Médio		
Pesquisa em Largura	*Movimentos*: 8 *Tempo*: 32.6998 seg *Memória*: 11790		
Pesquisa em Profundidade	*Movimentos*: 12 *Tempo*: 0.0184 seg *Memória*: 57		
Algoritmo A*	**Heurística 1**	**Heurística 2**	**Heurística 3**
	Movimentos: 8 *Tempo*: 0.3024 seg *Memória*: 492	*Movimentos*: 10 *Tempo*: 0.2910 seg *Memória*: 490	*Movimentos*: 11 *Tempo*: 0.0210 seg *Memória*: 61
Pesquisa Gulosa	**Heurística 1**	**Heurística 2**	**Heurística 3**
	Movimentos: 10 *Tempo*: 0.2974 seg *Memória*: 465	*Movimentos*: 10 *Tempo*: 0.2972 seg *Memória*: 473	*Movimentos*: 11 *Tempo*: 0.0192 seg *Memória*: 61
Custo Uniforme	*Movimentos*: 8 *Tempo*: 0.4322 seg *Memória*: 911		
Aprofundamento Iterativo	*Movimentos*: 8 *Tempo*: 1.2594 seg *Memória*: 2591		



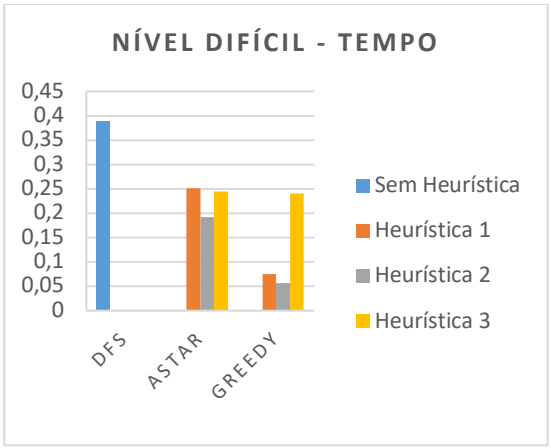






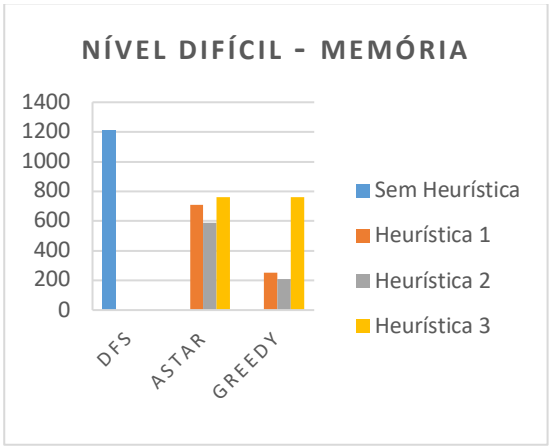
No nível médio os resultados foram mais ou menos os esperados, sendo que mais uma vez a pesquisa em largura, o algoritmo A* (com a heurística 1), o custo uniforme e o aprofundamento iterativo obtiveram a melhor solução para o puzzle.

Nestes resultados já se pode ver alguma diferença entre as heurísticas sendo que apesar da heurística 1 ter demorado mais tempo apresentou uma solução melhor que as outras heurísticas. Na pesquisa em largura já se começa a notar a ineficiência do algoritmo pelo tempo demorado e os nós calculados.



No caso do nível difícil a tabela de análise encontra-se de seguida:

	Nível Difícil		
Pesquisa em Largura	-		
Pesquisa em Profundidade	*Movimentos*: 229 *Tempo*: 0.3890 seg *Memória*: 1208		
Algoritmo A*	**Heurística 1**	**Heurística 2**	**Heurística 3**
	Movimentos: 11 *Tempo*: 0.2508 seg *Memória*: 707	*Movimentos*: 12 *Tempo*: 0.1920 seg *Memória*: 590	*Movimentos*: 13 *Tempo*: 0.2441 seg *Memória*: 759
Pesquisa Gulosa	**Heurística 1**	**Heurística 2**	**Heurística 3**
	Movimentos: 19 *Tempo*: 0.0754 seg *Memória*: 251	*Movimentos*: 15 *Tempo*: 0.0572 seg *Memória*: 211	*Movimentos*: 13 *Tempo*: 0.2407 seg *Memória*: 759
Custo Uniforme	-		
Aprofundamento Iterativo	-		



Para o nível difícil não foi possível obter resultados aceitáveis para alguns dos algoritmos pois o tempo de execução era muito elevado. Nestes casos está representado na tabela com "-".

Mais uma vez o algoritmo A* demonstrou ser bastante eficiente, calculando poucos movimentos num curto espaço de tempo em comparação com os outros algoritmos.

Através da pesquisa gulosa não podemos tirar grandes conclusões sobre qual das heurísticas seria a melhor pois pelos

resultados verificamos que a qualidade da solução se contradiz com os resultados do algoritmo A*.

VIII. Conclusões e Perspetivas de Desenvolvimento

Em primeiro lugar, é possível constatar que o conhecimento sobre métodos de pesquisa foi consideravelmente aprofundado, mostrando-se assim o grupo satisfeito com o trabalho desenvolvido. Visto ser uma área de estudo cada vez mais desenvolvida e devido ao seu aspeto futurista, a Inteligência Artificial suscitou em nós um grande interesse, o que também contribuiu para a realização do trabalho/estudo feito.

Passando à individualização dos algoritmos foi possível concluir o seguinte:

- Como seria expectável, a pesquisa em largura chega à solução ótima, apesar de demorar mais tempo e de calcular mais nós, isto pode ser verificado nos resultados apresentados.

- A* é o algoritmo privilegiado dado que se apresenta como o melhor algoritmo em termos de qualidade/tempo da solução.

- O algoritmo de pesquisa em profundidade apesar de se apresentar como um método rápido não é eficaz e nos testes feitos quase nunca chega à melhor solução.

- Dado que o custo de cada movimento é sempre igual, e apesar de não fazer muito sentido no contexto do nosso problema, foram igualmente feitos testes para o método de custo uniforme. Como podemos verificar também este apresenta sempre a solução ótima para o puzzle.

- Com a pesquisa gulosa nem sempre se chega à melhor solução, mas podemos considerar que o tempo de execução é bastante rápido. Como é esperado este algoritmo procura explorar sempre o nó com melhor heurística.

- Quanto ao Aprofundamento Iterativo é possível verificar que corresponde ao esperado pois os valores de tempo confirmam que é bastante mais rápido que a pesquisa em largura e que apresenta sempre a melhor solução do puzzle.

Durante todo o trabalho fizemos uma pesquisa densa relacionada com pathfinding e os métodos de pesquisa, o que nos leva a acreditar na qualidade dos nossos resultados. Mesmo assim consideramos que poderíamos ainda realizar mais testes com os diversos algoritmos para obter resultados mais exatos e melhorar as heurísticas definidas.

De modo geral acreditamos que cumprimos com os requerimentos do trabalho, as experiências efetuadas e os resultados obtidos refletem um estado positivo do trabalho desenvolvido.

Referências Bibliográficas

[1] Rosetta Code, “15 Puzzle Game", last updated March 2019, [online], available at: https://rosettacode.org/wiki/15_Puzzle_Game, consulted on March 2019.

[2] Milan Pecov, “15-puzzle", 2013, [online], available at: https://github.com/MilanPecov/15-Puzzle-Solvers, consulted on March 2019.

[3] Artificial Intelligence: A Modern Approach, Stuart J. Russel and Peter Norvig.