

DESCRIÇÃO DO OBJETIVO DO TRABALHO



O propósito do desenvolvimento deste projeto foi aplicar as técnicas de procura dadas em aula e otimizar a resolução de tabuleiros do jogo Takuzu através de CSPs e o uso de heurísticas.

ANÁLISE DA APLICAÇÃO DE CSPS E CRIAÇÃO E ESCOLHA DE AÇÕES



A forma como aplicamos as CSPs e geramos e restringimos as ações foi a seguinte:

- Em primeiro lugar, em cada estado guardamos as posições ainda não preenchidas para não ter de percorrer o tabuleiro todo novamente.
- O principal objetivo deste primeiro passo é jogar sempre numa posição em que só haja uma possível jogada correta da qual temos a certeza. Para isto, verificamos se existem jogadas que criam um 3 em linha de zeros ou 3 em linha de uns, tanto na horizontal como na vertical. A segunda condição é verificar se já existe o número máximo de zeros ou uns aceitável por linha ou por coluna. (Recorremos ao uso de dicionários para não verificar múltiplas vezes as mesmas linhas/colunas). Estas são as nossas jogadas "obrigatórias", ou seja, a jogada oposta infringiria uma regra do jogo.
- Passando agora às jogadas das quais não temos a certeza do seu valor. Inicialmente, verificamos quais as linhas e colunas com o maior número de posições preenchidas. De seguida, passamos às adjacências. Naturalmente, jogar perto de uma posição já preenchida tem a vantagem de criar muitas mais jogadas "obrigatórias" e poupar a eficiência temporal e espacial do algoritmo a longo prazo. Se o número de adjacências for inferior a 2, esta restrição não é posta em causa, devido à sua pouca relevância. Caso contrário, esta restrição prevalece, e escolhemos uma das posições com maior número de adjacências.
- Finalmente, no caso de uma jogada obrigatória, retornamos apenas essa jogada, e para o caso da jogada não obrigatória, retornamos as duas jogadas possíveis (0 e 1) na melhor posição, que respeita de melhor forma as restrições impostas. Desta forma, obrigamos a que o algoritmo descubra o erro o mais rápido possível, caso este exista, levando a uma descoberta mais rápida da solução.

ANÁLISE DA HEURÍSTICA DESENVOLVIDA



Em relação à heurística, qualquer infração das regras do jogo leva a uma heurística com valor infinito, impossibilitando a escolha deste estado em todos os casos.

Nos restantes casos, foi assumido como valor base da heurística o valor convencional de 10000. Assim, a cada condição a que o novo estado respeite que nos leva mais rapidamente até a solução, é decrementado o valor da heurística em uma unidade. As condições são as seguintes:

- Por cada valor igual, numa posição adjacente (vertical ou horizontal), ao que acabou de ser jogado no novo estado gerado, a heurística base é decrementada em uma unidade.
- Por cada posição adjacente à nova jogada que esteja preenchida é decrementada uma unidade à heurística base.

- Por cada posição preenchida na linha e coluna da jogada que gera o novo estado, é decrementada uma unidade à heurística base.
- Por fim, se a jogada for obrigatória, a heurística é 0, o que implica que esta seja escolhida sempre.

Inicialmente, sem recorrer à implementação desta primeira condição, o programa não era bem sucedido nos testes mais exigentes em nível de tempo e espaço.

ANÁLISE DOS DADOS EXPERIMENTAIS E OBSERVAÇÕES



Devido ao enorme impacto do uso das CSPs, obtivemos valores muito próximos de execução em todos os algoritmos, na maior parte dos testes, devido à redução de criação de estados pouco úteis. No entanto, nos testes 11, 12 e 13, notou-se uma grande diferença (nomeadamente no teste 13) de tempos de execução, nós gerados e expandidos da BFS para os restantes algoritmos, o que, dentro do contexto do nosso problema, faz muito sentido, uma vez que com o uso de CSPs leva à criação de sequências de melhores jogadas, o que beneficia a procura em profundidade, de forma geral.

Assim sendo, e tal como esperado e comprovado experimentalmente, a DFS é o algoritmo com melhor desempenho na generalidade, em todos os testes, gerando e expandindo o menor número de nós. Os resultados obtidos na procura Greedy e na procura A* foram semelhantes, apresentando em todos os casos o mesmo número de nós gerados e expandidos. Isto deve-se ao facto do custo de cada arco não influenciar na escolha do nó, sendo que a escolha é apenas feita através da heurística.

Decidimos portanto usar a procura greedy, uma vez que a diferença de desempenho para a procura DFS é mínima, e desta forma, conseguimos exibir o uso da heurística.

Antes da implementação das CSPs, o algoritmo gerava demasiado estados, comprometendo a eficiência temporal e espacial, o que impedia que metade dos testes fossem bem sucedidos em tempo aceitável.

teste1	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0005	7	7
DFS	0,0003	7	7
Greedy	0,0004	7	7
A*	0,0004	7	7

teste2	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0007	7	7
DFS	0,0002	7	7
Greedy	0,0004	7	7
A*	0,0005	7	7

teste3	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0045	45	46
DFS	0,0034	42	43
Greedy	0,0046	42	43
A*	0,0051	42	43

teste4	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0042	46	57
DFS	0,0035	32	36
Greedy	0,0039	36	41
A*	0,0047	36	41

teste5	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0079	64	66
DFS	0,006	55	56
Greedy	0,0099	58	60
A*	0,0074	58	60

teste6	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0182	133	138
DFS	0,0129	79	83
Greedy	0,0195	95	99
A*	0,021	95	99

teste7	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0131	69	69
DFS	0,0087	69	69
Greedy	0,0101	69	69
A*	0,0105	69	69

teste8	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0022	19	20
DFS	0,0014	19	20
Greedy	0,0025	19	20
A*	0,0019	19	20

teste9	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0313	139	139
DFS	0,0239	139	139
Greedy	0,0308	139	139
A*	0,0264	139	139

teste10	Time	Expanded	Generated
BFS	0,0463	184	184
DFS	0,0339	184	184
Greedy	0,0411	184	184
A*	0,0407	184	184

teste11	Time	Expanded	Generated
BFS	2,7219	14799	19406
DFS	0,0415	180	192
Greedy	0,0468	186	199
A*	0,0472	186	199

teste12	Time	Expanded	Generated
BFS	0,4522	2280	3431
DFS	0,0344	166	175
Greedy	0,0417	167	177
A*	0,0408	167	177

teste13	Time	Expanded	Generated
BFS	32,4086	70439	131878
DFS	0,0603	180	196
Greedy	0,0708	184	202
A*	0,076	184	202