

## DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIAS LICENCIATURA EM ENGENHARIA INFORMÁTICA

### Trabalho Prático

Relatório de Inteligência Artificial

**Alunos**: Diogo Paulos, nº 30001058

Luís Candelária, nº 30001572

Ricardo Melo, nº 30000486

Professor: Gonçalo Valadão

Junho de 2020 Lisboa



# Índice

Introdução	3
Exercício I	4
Exercício II	6
Conclusão	8



### Introdução

O projeto da disciplina de Inteligência Artificial consiste na realização de dois exercícios práticos, utilizando a linguagem de programação Python.

No primeiro exercício foi-nos pedido a resolução de um problema de sudoku, cujos valores de entrada foram-nos disponibilizados pelo professor. Este problema teria que ser resolvido através da consistência de arco, implementando o algoritmo AC-3.

No segundo exercício pretende-se a elaboração de um filtro de spam com base no algoritmo de Naive Bayes e com base no algoritmo do perceptrão. Neste problema utilizámos os documentos classificados de spam que nos foram providenciados pelo professor, de forma a que fosse possível a realização de um conjunto de treino e um conjunto de testes.



#### Exercício I

No segundo exercício críamos uma variável que designámos de indexMatrix. Esta variável contém todos os dados presentes na tabela sudoku do enunciado. Tal como podemos observar na figura 1, substituímos os espaços os espaços em branco por zeros, de forma a que facilitasse a execução do algoritmo.

```
indexMatrix = [
     [0,0,3,0,2,0,6,0,0],
     [9,0,0,3,0,5,0,0,1],
     [0,0,1,8,0,6,4,0,0],
     [0,0,8,1,0,2,9,0,0],
     [7,0,0,0,0,0,0,0,8],
     [0,0,6,7,0,8,2,0,0],
     [0,0,2,6,0,9,5,0,0],
     [8,0,0,2,0,3,0,0,9],
     [0,0,5,0,1,0,3,0,0],
     ]
```

Figura 1- IndexMatrix

Implementámos uma função print\_index\_matrix cujo objetivo é retornar o output do problema inicial, isto é, estruturar os valores da variável indexMatrix numa tabela de sukodu (9\*9 constituída por quadrados 3\*3). Para que isto fosse possível tivemos que recorrer a ciclos for e if. A figura 2 mostra a execução da função print index\_matrix.

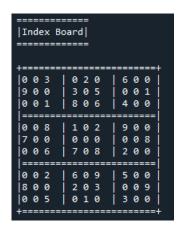


Figura 2- Output da tabela inicial



A função find\_zeros, tal como o nome indica, tem a finalidade de encontrar todos os zeros da tabela. Esta função é posteriormente chamada na função solve, onde irá ter um papel bastante importante, uma vez que tem o objetivo de encontrar a posição de cada espaço a preencher pelo algoritmo de backtracking.

Elaborámos uma função check que verifica as posições de todos os elementos das linhas e das colunas da tabela, bem como a posição de cada quadrado (3\*3) que podem ser também apelidados de regiões. Esta função impossibilita que qualquer elemento seja repetido mais do que uma vez em cada linha, coluna e região.

A função solve invoca a função find\_zeros com o objetivo de verificar se ainda existem zeros na tabela. No caso já de não existirem, o programa dá-se por terminado. Por outro lado, se ainda existirem zeros na tabela, a função solve terá de invocar a função check que substituirá cada zero por um número qualquer, dentro do intervalo de números de um a nove. Por fim a função solve volta a verificar se ainda existem zeros na tabela e, se não houver, o programa dá por terminado.

Na figura 3 é possível visualizar o output da tabela de sudoku com a resolução correta.

Result		
+======		=====+
4 8 3	921	657
967	3 4 5	821
2 5 1	876	493
5 4 8	132	976
7 2 9	564	138
1 3 6	798	2 4 5
3 7 2	689	514
8 1 4	253	769
6 9 5	417	382
+======		=====+

Figura 3- Output do resultado final



#### Exercício II

Em relação ao exercicio de deteção de spam ou ham através do algoritmo de Naive Bayes e de perceptrão, começamos por ler o ficheiro CSV no python, onde tivemos que utilizar um enconding especifico devido a alguns caracteres que não eram reconhecidos de forma autonoma pelo python, de seguida, decidimos remover as colunas vazias, e substituir o nome das colunas v1 e v2 por spam e text respetivamente.

Para facilitar uma leitura futura decidimos substituir a palavra ham pelo número 0 e spam pelo número 1 na coluna "spam", antiga v1.

Após estas alterações podemos observar que temos 5572 linhas e 2 colunas, agora vamos começar por "limpar" a coluna "text", antiga v2, começando por eliminar as linhas duplicadas.

Podemos agora ver as alterações efetuadas, passando de 5572 linhas para 5169 linhas, ou seja, 403 linhas que eram duplicadas foram eliminadas, desta forma aumentamos a perfomance na análise aos dados, visto que, temos menos linhas para verificar.

```
(5572, 2)
(5169, 2)
```

Figura 4- Antes e depois da eliminação das linhas duplicadas

Agora vamos proceder a uma parte muito importante, vamos remover pontuações, palavras indesejadas e retornar uma lista limpa de palavras ou seja é criada uma especie de array (matrix) onde cada palavra, (após ser tratada), é separada por virgulas e assim é possivel verificar a frequencia de cada palavra, isto é fundamental para os nossos algoritmos de inteligencia artifical, visto que estes recebem de entrada dados númericos e não texto simples, resumindo, cada linha será transformada numa matrix em que cada palavra é uma coluna, onde é feita a contagem da repetição de cada uma das palavras nessa linha.

Figura 5- Exemplo do pré-processamento da linha 3



Na imagem podemos observar esta "limpeza" e separação das palavras e ainda a contagem da frequencia de palavras da linha com indice 3.

Através da biblioteca sklearn vamos separar os dados em 80% de treino e 20% de teste, para isso importamos o "train\_test\_split" da biblioteca "sklearn.model\_selection", criamos 4 variáveis "x\_train", "x\_test", "y\_train", "y\_test", e definimos um parametro test\_size=0.20, ou seja vamos testar de forma aleatoria 20% dos dados.

De seguida vamos usar os algoritmos de inteligencia artifical, treinando-os com os 80% de dados de treino, começamos pelo classificador do Naive Bayes, importamos da biblioteca sklearn.naive\_bayes a implementação MultinomialNB, é o mais indicado para este tipo de tarefa que é a contagem de palavras para classificar um texto. Usando o método "fit" presente no MultinomialNB() demos como entrada as variáveis x\_train e y train para assim treinarmos este algoritmo.

De forma bastante similar fizemos o mesmo para o algoritmo de perceptrão, importamos o mesmo da biblioteca "sklearn.linear\_model", usamos o metódo "fit" para treinar este algoritmo dando como entrada as variáveis x\_train e y\_train.

Depois de treinados os algoritmos, procedemos aos testes com os novos dados, podemos obsevar os resultados através de métricas de performance, tais como: precisão, recall, f1-score, support, confusion matrix e ainda accuracy, na imagem seguinte podemos verificar qual o agoritmo mais acertivo.

Naive per					
	fomance:				
pre	cision	recall	f1-score	support	
	0.00	0.01	0.05	005	
	0.99		0.97		
	0.80	0.93	0.86	149	
accuracy			A 9 A	1034	
macro avg	0.89	0.94			
weighted avg	0.96	0.96			
weighted dvg				1004	
Confusion Matrix:					
[[850 35]					
[ 11 138]]					
Accuracy: 0.9555	12572533	8491			
Perceptro	n perfom	ance:			
pre	cision	recall	f1-score	support	
	0.99	0.98	0.98	885	
	0.90	0.91	0.91	149	
accuracy				1034	
macro avg			0.95		
weighted avg	0.97	0.97	0.97	1034	
Confusion Matrix:					
[[870 15]					
[[870 15]					

Figura 5-Taxa de sucesso de cada algoritmo



### Conclusão

Infelizmente sentimos bastantes dificuldades em aplicar o algoritmo AC-3 no exerício I. Através de exaustivas pesquisas sobre este método potencializamos uma execução correta do exercício, todavia muitas das funções presentes nesse código foram incompreendidas por todos os elementos do grupo. Por isto, optamos por focarmo-nos no algoritmo de *backtracking* que, para além de funcionar corretamente, foi compreendido e elaborado por todos os constituintes.

Em relação ao exercicio II- "filtro de spam com base no algoritmo de Naive Bayes e com base no algoritmo do perceptrão" concluímos que o algoritmo de perceptrão foi o mais acertivo em todos as métricas, obsevando por exemplo a Confusion Matrix, o algoritmo de Naive Bayes previu 46 observações de forma incorreta e 988 de forma correta enquanto o algoritmo de Perceptrão previu 28 observações de forma incorreta e 1006 de forma correta, tendo o Naive Bayes uma taxa de "Accuracy" de 95,6% enquanto o Perceptão uma taxa de 97,2%.