

# TP555 - AI/ML

## Lista de Exercícios #7

### Árvores de Decisão

1. Considere o conjunto de treinamento dado na tabela abaixo. Ele é composto por 3 atributos de entrada binários (A1, A2 e A3) e uma saída binária, y. Usando o método ID3, encontre manualmente uma árvore de decisão para este conjunto de dados. Apresente os cálculos feitos para se determinar cada um dos nós.

Exemplo	A1	A2	A3	Output y
x1	1	0	0	0
x2	1	0	1	0
x3	0	1	0	0
x4	1	1	1	1
x5	1	1	0	1

2. Considere o conjunto de treinamento dado na tabela abaixo. Ele é composto por 2 atributos de entrada binários (x1 e x2) e uma saída binária, y. Usando o método ID3, encontre manualmente uma árvore de decisão para este conjunto de dados. Apresente os cálculos feitos para se determinar cada um dos nós. Qual o valor do **Remainder** para os atributos x1 e x2 durante a escolha do primeiro nó? Qual dos dois atributos é escolhido como primeiro nó? Baseado nesses valores de **Remainder**, é possível termos uma outra versão da árvore que também classifique corretamente todos os dados do conjunto de treinamento?

XOR		
x1	x2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

3. Treine e ajuste uma **árvore de decisão** para o conjunto de dados das luas (*moons dataset*).
  - a. Gere um conjunto de dados das luas usando: `make_moons(n_samples = 10000, noise = 0.4, random_state=42)`.
  - b. Divida-o em um conjunto de treinamento e um conjunto de testes usando: `train_test_split(X, y, test_size=0.25, random_state=42)`.
  - c. Plote os dados do conjunto de treinamento em relação às classes a que pertencem. Ou seja, defina marcadores diferentes para identificar cada um das

classes na figura. Por exemplo, use círculos para denotar exemplos que pertencem à classe 0 e quadrados para denotar exemplos que pertencem à classe 1.

- d. Use o **Grid Search** com validação cruzada (com a ajuda da classe **GridSearchCV**) para encontrar bons valores de hiperparâmetro para um `DecisionTreeClassifier`. (**Dica:** tente vários valores para `max_leaf_nodes`.)
  - e. Treine o modelo com o conjunto de treinamento usando os valores do hiperparâmetro e meça o desempenho do modelo no conjunto de teste. Você deve obter aproximadamente 85% a 87% de precisão.
  - f. Plote as seguintes informações
    - A árvore de decisão encontrada com o valor ótimo do hiperparâmetro.
    - A matriz de confusão.
    - A fronteira de decisão.
    - A curva ROC.
4. Neste exercício você irá continuar o exercício anterior e criar uma floresta de árvores de decisão.
- a. Continuando o exercício anterior, gere 1000 subconjuntos a partir do **conjunto de treinamento**, com cada um contendo 100 exemplos selecionados aleatoriamente. (**Dica:** use a classe **ShuffleSplit** do ScikitLearn para isso. O **ShuffleSplit** fornece índices para subconjuntos de treinamento e teste, porém, neste exercício você irá apenas utilizar os índices criados para o subconjunto de treinamento, podendo ignorar os índices do subconjunto de testes. O conjunto de testes que será utilizado é o criado no exercício anterior com a função **train\_test\_split**. A documentação da classe **ShuffleSplit** pode ser acessada através do seguinte link: [https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model\\_selection.ShuffleSplit.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.ShuffleSplit.html))
  - b. Treine uma **árvore de decisão** em cada um dos 1000 subconjuntos de treinamento, usando os melhores valores de hiperparâmetros encontrados no exercício 3 ou execute o **Grid Search** novamente. Avalie cada uma das 1000 **árvores de decisão** no conjunto de teste original, ou seja o conjunto criado no exercício 3 (lembre-se, não é o subconjunto de testes gerado pelo **ShuffleSplit**). Como foram treinadas em conjuntos menores, essas **árvores de decisão** provavelmente terão desempenho pior que a **árvore de decisão** do exercício 3, atingindo provavelmente cerca de 80% de precisão.
  - c. Agora vem a mágica das **florestas aleatórias**. Para o conjunto de teste original, gere previsões com as 1000 árvores de decisão e mantenha apenas a previsão mais frequente (**Dica:** você pode usar a função `mode()` da biblioteca SciPy para isso: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.mode.html>). Essa abordagem fornece previsões por maioria de votos a partir do conjunto de teste original.
  - d. Meça a precisão das previsões obtidas com conjunto de teste original (**Dica:** utilize a função **accuracy\_score** para medir a precisão). Você deve obter uma

precisão um pouco maior que o modelo do exercício 3 (cerca de 0,5 a 1,5% maior). Ao final deste exercício, você terá treinado o que é conhecido como um classificador baseado em ***florestas aleatórias***.