

SUMÁRIO

O QUE VEM POR AÍ?	3
HANDS ON	4
SAIBA MAIS	5
O QUE VOCÊ VIU NESTA AULA?	9
REFERÊNCIAS	10
PALAVRAS-CHAVE	11

O QUE VEM POR AÍ?

Você aprendeu, na aula passada, as principais métricas de validação de algoritmos de Machine Learning. Agora, você aprenderá mais duas poderosas métricas de validação: as curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) e AUC (Area under the ROC curve).



HANDS ON

Veremos, na prática, como podemos validar um modelo utilizando as curvas ROC e AUC. Vamos nessa?

Para essa aula, temos um notebook para você. Acesse abaixo:

• Notebook 1

Além disso, também disponibilizamos a base de dados, para te ajudar com os estudos e exercícios.

• Base de dados 1

SAIBA MAIS

Vamos aprender primeiro a curva ROC, que significa "Receiver Operating Characteristic", pois a AUC é uma derivada da curva ROC. A curva ROC é uma ferramenta muito comum, utilizada com classificadores binários. As curvas ROC só podem ser usadas para avaliar classificadores que retornam uma pontuação (ou probabilidade) de previsão entre as classes. A curva ROC plota a taxa de verdadeiros positivos versus a taxa de falsos positivos, então podemos dizer que a curva ROC plota a sensibilidade do modelo (revocação) versus a especificidade.

Antes de plotar a curva ROC, é necessário ter em mãos os verdadeiros positivos e os falsos positivos. Quanto mais próximo de 1, e consequentemente longe de 0.5, melhor o ajuste da curva ROC. Vamos ver como funciona com um exemplo no Python:

```
from sklearn import metrics

from sklearn.metrics import roc_curve, auc

y_prob = modelo_classificador.predict_proba(x_test_escalonado)[:,1]

false_positive_rate, true_positive_rate, thresholds = roc_curve(y_test, y_prob)

roc_auc = auc(false_positive_rate, true_positive_rate)

roc_auc
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
plt.figure(figsize=(10,10))

plt.title('Receiver Operating Characteristic')

plt.plot(false_positive_rate, true_positive_rate, color='red',label = 'AUC = %0.2f' % roc_auc)

plt.legend(loc = 'lower right')

plt.plot([0, 1], [0, 1],linestyle='--')

plt.axis('tight')

plt.ylabel('True Positive Rate')

false_positive_rate, true_positive_rate, thresholds = roc_curve(y_test, y_prob) roc_auc = auc(false_positive_rate, true_positive_rate)

roc_auc

0.8769230769230769
```

Figura 1 - Exemplo de ROC AUC Fonte: Elaborado pela autora (2023)

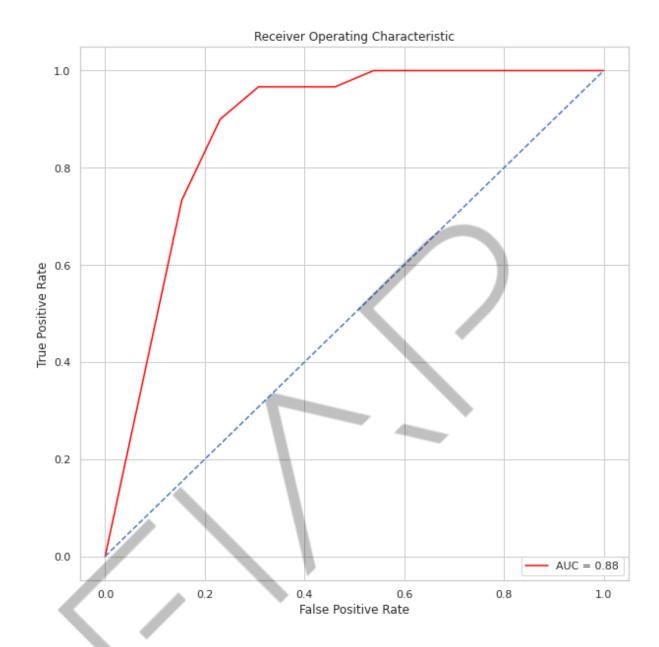


Figura 2 - Plotando a curva ROC AUC Fonte: Elaborado pela autora (2023)

Observe que, no modelo executado, a curva ROC está distante do limiar (threshold 0.5), ou seja, podemos concluir que o modelo possui um equilíbrio entre sensibilidade e especificidade. Logo, podemos afirmar que o modelo é preciso em ranquear exemplos positivos acima de exemplos negativos. Quanto maior o valor da curva ROC, melhor o modelo está ranqueando. Quando temos um modelo muito próximo de 0,5m significa que o modelo não possui um poder preditivo.

Uma maneira de comparar classificadores é medir a área abaixo da curva AUC ("area under the ROC curve"). Um classificador perfeito terá uma ROC AUC igual a 1,

enquanto um classificador puramente aleatório terá um ROC AUC Igual a 0,5. A AUC resume a curva ROC agregando todos os limiares da ROC, calculando a "área sob a curva".



O QUE VOCÊ VIU NESTA AULA?

Curva ROC e AUC.

Daqui em diante, é importante que você replique os conhecimentos adquiridos para fortalecer ainda mais suas bases e conhecimentos.

IMPORTANTE: não esqueça de praticar com o desafio da disciplina, para que, assim, você possa aprimorar seus conhecimentos!

Você não está só nesta jornada! Te esperamos no Discord e nas *lives* com especialistas, onde você poderá tirar dúvidas, compartilhar conhecimentos e estabelecer conexões!

REFERÊNCIAS

GÉRON, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2. ed. [s.l.]: O'Reilly Media, Inc., 2019.

SCIKIT-LEARN. **Documentação Scikit-Learn**. 2023. Disponível em: https://scikit-learn.org/stable/>. Acesso em: 13 abr. 2023.



PALAVRAS-CHAVE

Palavras-chave: Curva ROC. Curva AUC.



