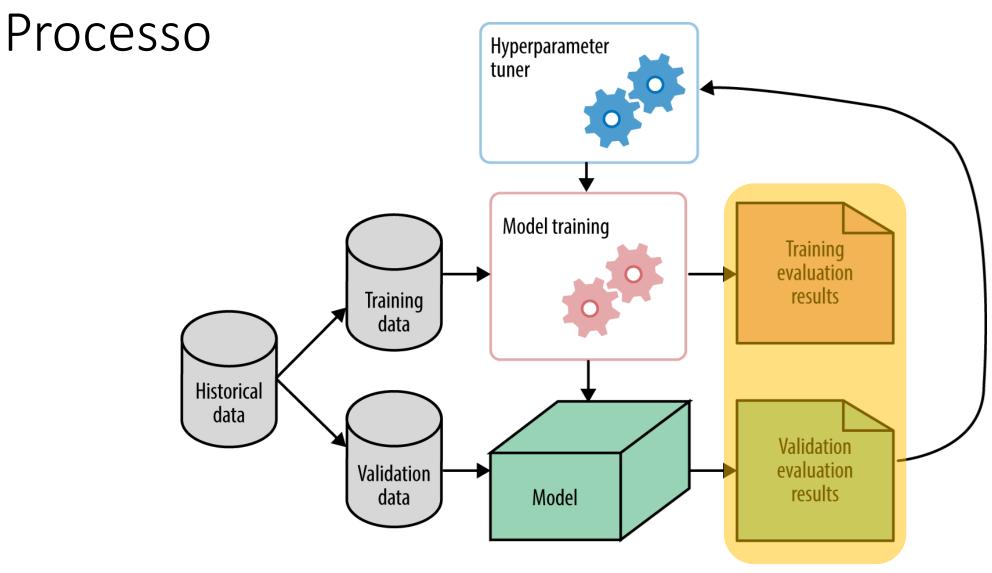




Aprendizado de Máquina e Deep Learning

Avaliação do modelo

Prof. Dr. Thiago Meirelles Ventura









Avaliação

- Há a necessidade de avaliar o modelo para saber o quanto houve de aprendizado
- Isso acontece
 - durante o treinamento
 - após o treinamento
- Uma ou mais métricas devem ser escolhidas para a avaliação







Métricas

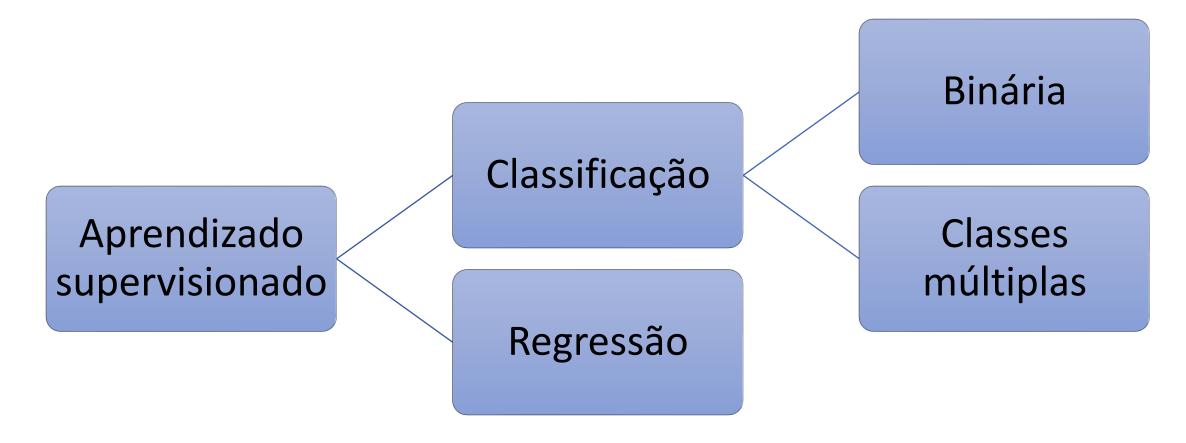
- Há diversas métricas
- Não há 1 melhor que todas
- A escolha da métrica depende
 - da característica dos dados
 - do problema que o modelo propõe resolver







Dependendo da característica dos dados









Dependendo do problema

Qual foi o melhor modelo?

Modelo	Registros	Alvo	Detecção	Acerto
А	100	10	3	3
В	100	10	20	10







Dependendo do problema

- É mais importante acertar as ocorrências que foram detectadas ou não deixar que nenhuma ocorrência não seja detectada?
- O que deveria ser priorizado em um modelo que detecta câncer?
- O que deveria ser priorizado em um modelo que aplica multas automáticas?







- Mostra quantos exemplos são
 - True positives (TP)
 - True negatives (TN)
 - False positives (FP)
 - False negatives (FN)





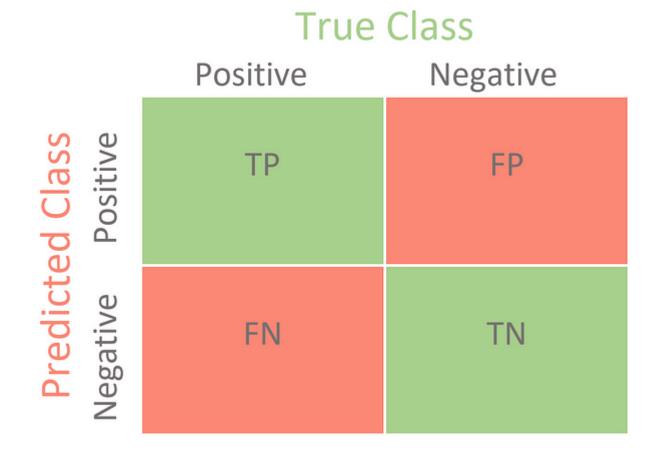


- Mostra quantos exemplos são
 - True positives (TP): o modelo disse que era verdadeiro e acertou
 - True negatives (TN): o modelo disse que era falso e acertou
 - False positives (FP): o modelo disse que era verdadeiro e errou
 - False negatives (FN): o modelo disse que era falso e errou







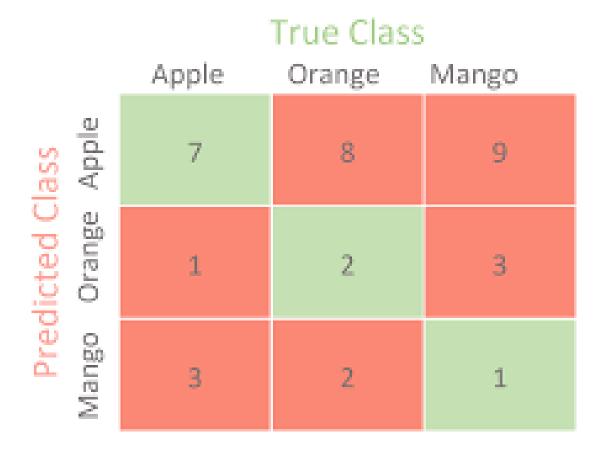


https://towardsdatascience.com/confusion-matrix-for-your-multi-class-machine-learning-model-ff9aa3bf7826









https://towardsdatascience.com/confusion-matrix-for-your-multi-class-machine-learning-model-ff9aa3bf7826







- Útil para visualizar o desempenho do modelo
- Possibilita observar com quais classes o modelo está se confundindo

*Os valores de TP, TN, FP e FN servirão para calcular diversas métricas







- Acurácia
- Precisão
- Recall
- F1 score







- Acurácia
 - Acerto das detecções em relação a todos os dados

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$







- Precisão
 - Acerto entre os valores positivos

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$







- Recall
 - Acerto entre os valores reais positivos

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$







- F1 score
 - Tenta fazer um balanceamento entre precision e recall

$$F1 \ score = \frac{2 * precision * recall}{precision * recall}$$







- r² (R square)
- MAE
- MSE
- RMSE







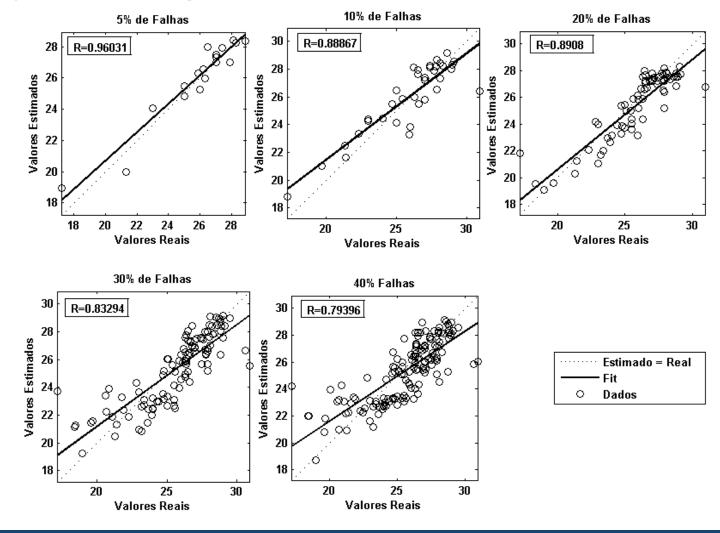
- r²
 - Coeficiente de determinação
 - Mede a variação entre os valores preditos com os valores reais
 - Valor entre 0 e 1
 - Quanto mais próximo de 1 melhor é a associação







• r²









- MAE
 - Mean absolute error
 - Varia de 0 a infinito
 - Quanto menor, melhor

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_i - d_i|$$







- MSE
 - Mean squared error

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - d_i)^2$$

- Maior penalização para erros maiores
- Sensível a outliers







- RMSE
 - Root mean squared error

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - d_i)^2}$$

Retorna à unidade do dado







script metricas.ipynb







Qual valor é bom o suficiente?







Qual valor é bom o suficiente?

- Não existe um limiar pré-definido para todos as aplicações
- Deve-se fazer uma comparação com alguma referência
 - Situação atual
 - Estado da arte
 - Teste com outros modelos







Discussão

• Já tiveram que debater no ambiente de trabalho sobre algum desempenho?





