







# Avaliação da Matriz de Confusão

# Etapas Fundamentais para construção do Algoritmo de IA



- Análise do problema.
- Exploração, Tratamento e Análise dos dados.
- Pré processamento dos dados.
- 4) Escolha do grupo de algoritmos que podem ser utilizados.
- 5) Criação dos algoritmos de Machine Learning.
- 6) Comparação e escolha do melhor algoritmo.

### Repositório de dados



INEP: https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/microdados

Google dataset Search: https://datasetsearch.research.google.com/

Portal brasileiro de dados abertos: www.dados.gov.br

Kaggle (competições Machine Learning): www.kaggle.com

UCI Machine Learning Repository: https://archive.ics.uci.edu/ml/index.php

OMS: https://www.who.int/

Paho (organização panamericana de saúde): https://www.paho.org/en

DrivenData (competições Ciência de Dados): https://www.drivendata.org/

### Separação de Dados de Treino e Teste

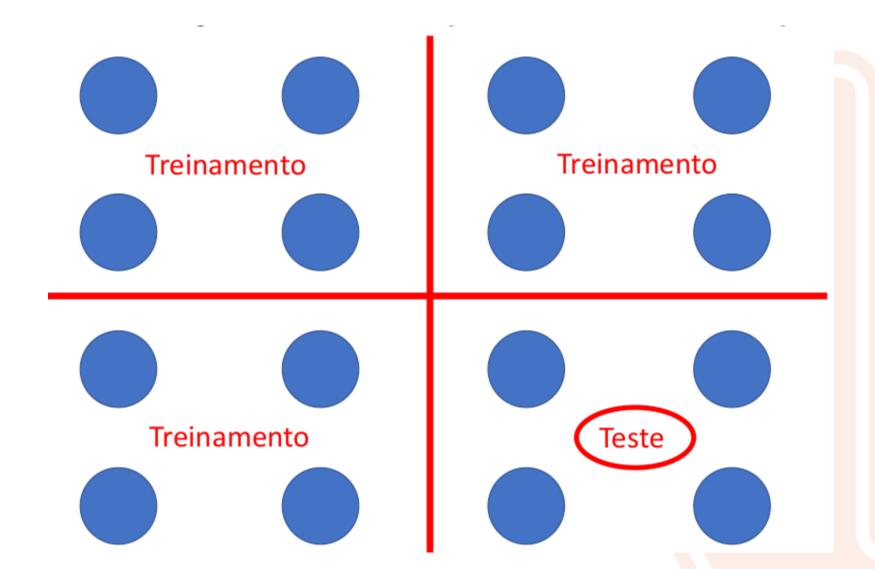


Dados de treino: Certa quantidade dos dados (aproximadamente 70%) destinada para treinar o algoritmo.

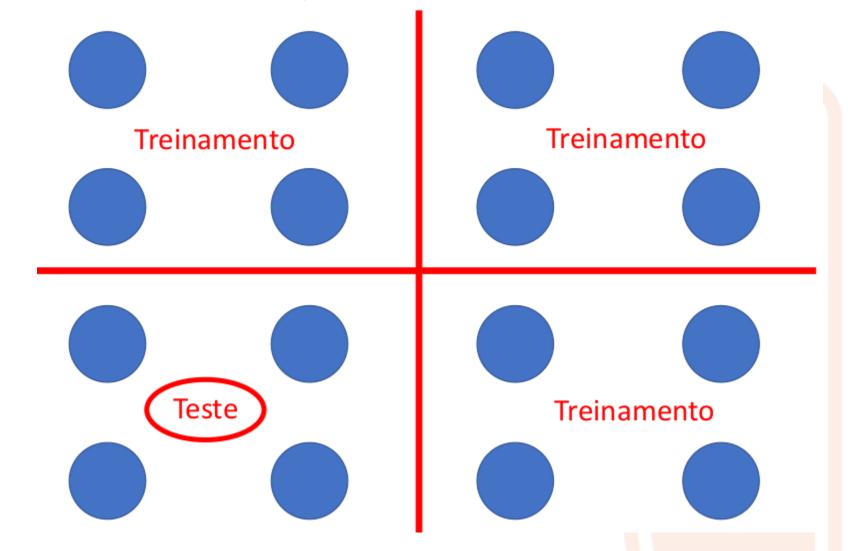
Dados de teste: Quantidade restante dos dados (aproximadamente 30%) para analisar o desempenho do algoritmo.

Essa separação deve ocorrer de maneira aleatória para evitar problemas nos modelos criados (Exemplo: ter uma quantidade de dados que aparecem em pequena quantidade ou nem aparecem nos dados de teste).

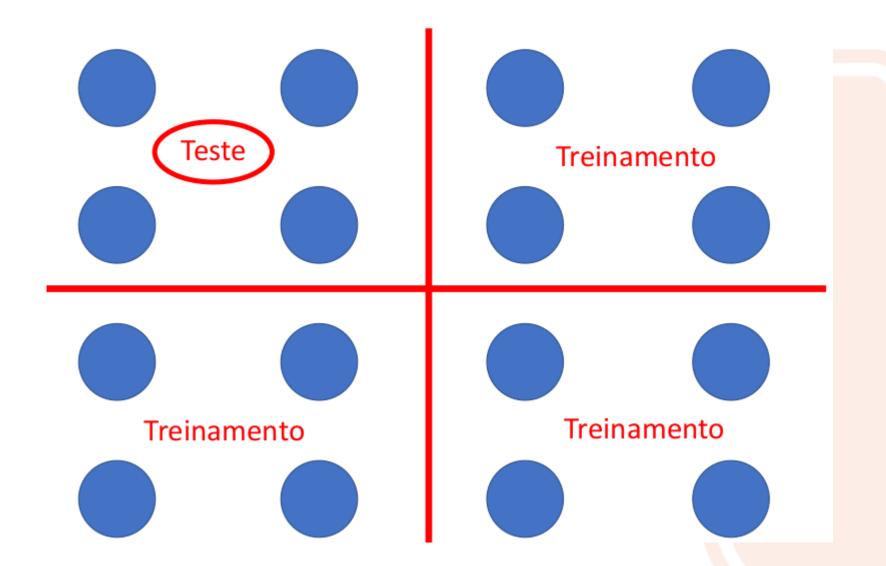




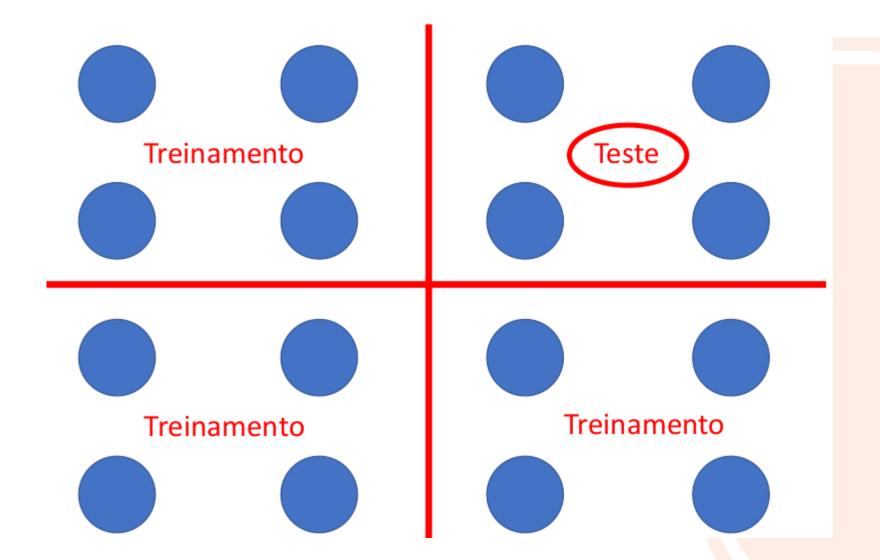










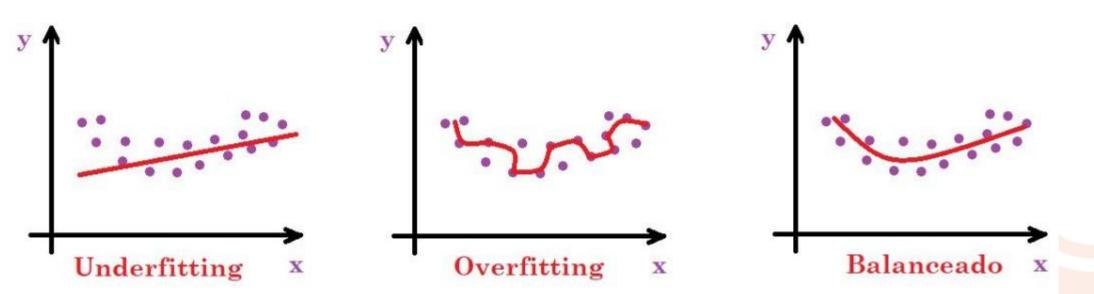


# Considerações para escolha dos dados



Atenção a dois p	problemas no	treinamento
------------------	--------------	-------------

- 1 Underfitting (alto viés) Algoritmo que não se encaixa com os dados de entrada.
- Overfitting (alta Algoritmo ótimo para os dados variância) de entrada e ruim para dados de teste.



#### Classificador



Com base nos dados de entrada estima-se um "classificador" que gera como saída uma classificação qualitativa de um dado não observado (Ex.: análise de crédito, chances de desenvolver doenças).

Paciente	Pressão Alta	Colesterol Alto	Triglicérides Alto	Pratica Esporte	TEVE AVC?
1	SIM	SIM	SIM	NÃO	SIM
2	NÃO	SIM	NÃO	SIM	NÃO
3	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	SIM
4	SIM	NÃO	NÃO	SIM	NÃO
5	SIM	SIM	NÃO	NÃO	NÃO

Paciente	Pressão Alta	Colesterol Alto	Triglicérides Alto		PODERÁ TER AVC?
А	NÃO	SIM	SIM	SIM	?????



Análise do desempenho: Matriz de confusão

	NEGATIVO	POSITIVO
NEGATIVO	VERDADEIRO NEGATIVO	FALSO POSITIVO
POSITIVO	FALSO NEGATIVO	VERDADEIRO POSITIVO



```
In [2]: # 1 para grávida, 0 para não grávida
valores_reais = [1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0]
valores_preditos = [1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0]
```

- Como saber se meu modelo previu bem? Como saber se ele prevê bem a classe que queremos (Grávida)?
- Essas e outras questões podemos entender com as matrizes de confusão.



- Verdadeiro positivo (true positive TP): ocorre quando no conjunto real, a classe que estamos buscando foi prevista corretamente.
  - Por exemplo, quando a mulher está grávida e o modelo previu corretamente que ela está grávida.
- Falso positivo (false positive FP): ocorre quando no conjunto real, a classe que estamos buscando prever foi prevista incorretamente.
  - Exemplo: a mulher não está grávida, mas o modelo disse que ela está..



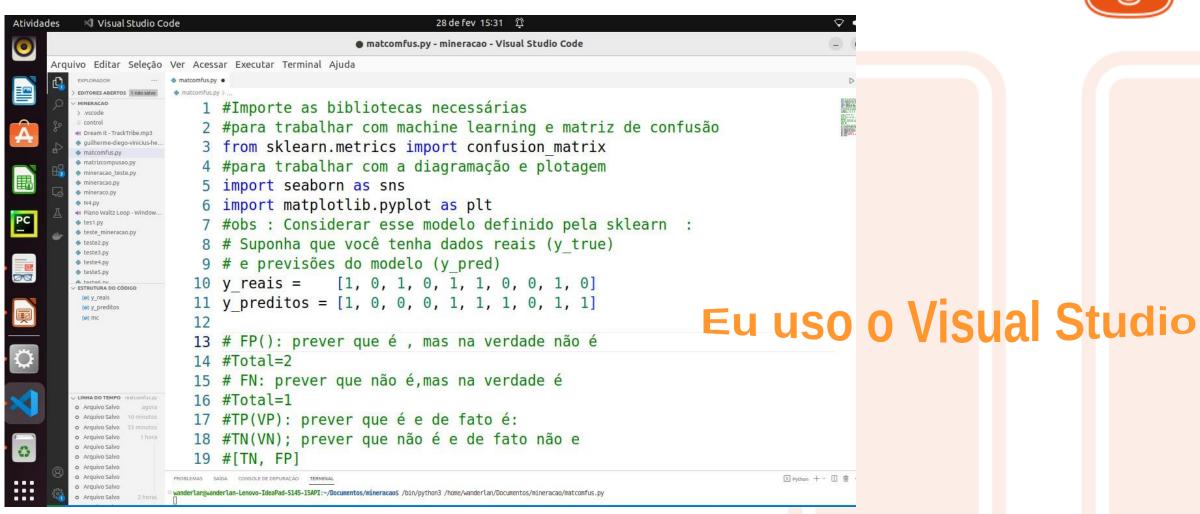
Falso verdadeiro (true negative — TN): ocorre quando no conjunto real, a classe que não estamos buscando prever foi prevista corretamente.

Exemplo: a mulher não estava grávida, e o modelo previu corretamente que ela não está.

Falso negativo (false negative — FN): ocorre quando no conjunto real, a classe que não estamos buscando prever foi prevista incorretamente.

Exemplo, quando a mulher está grávida e o modelo previu incorretamente que ela não está grávida.







Usem o Google Colab!



- Acesse o site do Google Colab: https://colab.research.google
- Faça login com sua conta do Google, se necessário.

Passo 2: Crie um novo notebook ou abra um existente

 No Google Colab, você pode criar um novo notebook clicando em "Arquivo" > "Novo notebook" ou abrindo um notebook existente.

Passo 3: Instale uma biblioteca scikit-learn

Na primeira célula de código do notebook, digite o seguinte comando e execute a célula:





#### Passo 4: Importe a biblioteca scikit-learn

\* Na próxima célula de código, importe a biblioteca scikit-learn usando o seguinte código:



Passo 5: Utilize o scikit-learn

 Agora você pode usar as funcionalidades do scikit-learn em seu notebook. Por exemplo, você pode importar um modelo específico e treiná-lo com dados:

```
py (pia)

from sklearn.linear_model import | earRegression
from sklearn.datasets import make | gression
```



```
Código de cópia
py (pia)
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.datasets import make_regression
# Criação de dados de exemplo
X, y = make_regression(n_samples=100, n_features=1, noise=0.1)
# Criação do modelo de regressão linear
model = LinearRegression()
# Treinamento do modelo
model.fit(X, y)
# Previsões
predictions = model.predict(X)
```



- 1 #Importe as bibliotecas necessárias
  - 2 #para trabalhar com machine learning e matriz de confusão
  - 3 from sklearn.metrics import confusion\_matrix
  - 4 #para trabalhar com a diagramação e plotagem
  - 5 import seaborn as sns
  - 6 import matplotlib.pyplot as plt





```
7 #obs : Considerar esse modelo definido pela sklearn :
8 # Suponha que você tenha dados reais (y true)
9 # e previsões do modelo (y pred)
10 y reais = [1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0]
11 y preditos = [1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1]
12 # FP(): prever que é , mas na verdade não é
13 #Total=2
14 # FN: prever que não é, mas na verdade é
15 #Total=1
16 #TP(VP): prever que é e de fato é:
17 #TN(VN); prever que não é e de fato não e
18 #[TN, FP]
19 #[FN, TP]
```

# Segunda Parte



```
# Crie a matriz de confusão
mc = confusion_matrix(y_reais, y_preditos)
# Visualize a matriz de confusão
plt.figure(figsize=(4, 2))
sns.heatmap(mc, annot=True, cmap='Greens', fmt='d', cbar=False)
plt.xlabel('Preditos')
plt.ylabel('Reais')
plt.title('Matriz de confusão')
plt.show()
```

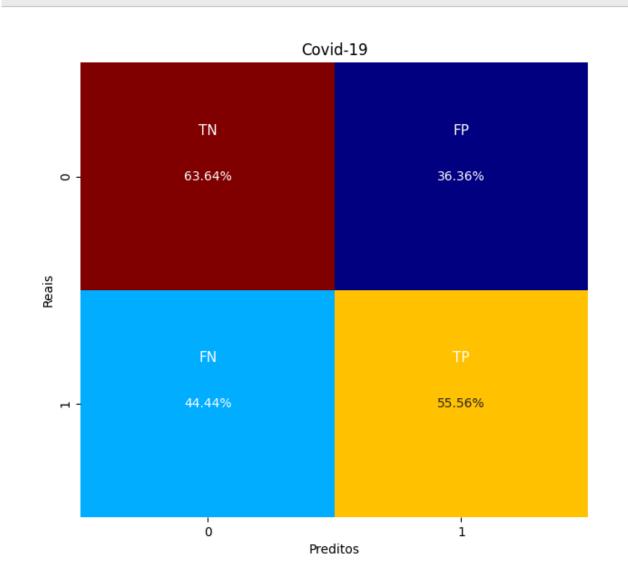
# Terceira Parte

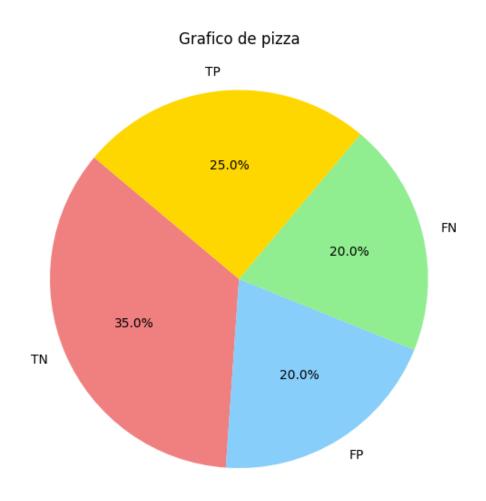


```
matcomfus.py - mineracao - Visual Studio Code
ar Seleção Ver Acessar Executar Terminal Ajuda
        matcomfus.py X
        matcomfus.py > ....
ERTOS
           11 y preditos = [1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1]
           12 # FP(): prever que é , mas na verdade não é
TrackTribe.mp3
-diego-vinicius-he.
           13 #Total=2
pusao.py
           14 # FN: prever que não
                                                         Figure 1
teste.py
           15 #Total=1
                                                     Matriz de confusão
           16 #TP(VP): prever que
tz Loop - Window...
           17 #TN(VN); prever que
                                                                   2
eracao.py
              #[TN, FP]
           19 #[FN, TP]
           20 # Crie a matriz de co
ιο σόρισο
           21 mc = confusion matrix
           22 # Visualize a matriz
           23 plt.figure(figsize=(4, ∠,)
           24 sns.heatmap(mc, annot=True, cmap='Greens', fmt='d', cbar=False)
           25 plt.xlabel('Preditos')
           26 plt.ylabel('Reais')
           27 plt.title('Matriz de confusão')
           28 plt.show()
```



Figure 1







**Acurácia :** é uma métrica fundamental para avaliar a performance geral de um modelo de classificação. Ela mede a proporção de exemplos classificados corretamente em relação ao total de exemplos.



A fórmula para calcular a acurácia é:

$$\label{eq:acuracia} \begin{aligned} \text{Acuracia} &= \frac{\text{Verdadeiros Positivos (TP)} + \text{Verdadeiros Negativos (TN)}}{\text{Total de Amostras}} \end{aligned}$$

Em outras palavras, a acurácia responde à pergunta: "Qual a proporção de exemplos que o modelo classificou corretamente, independentemente da classe?"

- Verdadeiros Positivos (TP) são os casos em que o modelo previu corretamente a classe positiva.
- Verdadeiros Negativos (TN) são os casos em que o modelo previu corretamente a classe negativa.
- Total de Amostras é a soma de Verdadeiros Positivos, Falsos Positivos, Verdadeiros Negativos e Falsos Negativos.



**Precisão** : é uma métrica que mede a proporção de exemplos positivos previstos corretamente em relação ao total de exemplos positivos previstos pelo modelo.



A fórmula para calcular a precisão é:

$$Precisão = \frac{Verdadeiros\ Positivos\ (TP)}{Verdadeiros\ Positivos\ (TP) + Falsos\ Positivos\ (FP)}$$

Em outras palavras, a precisão responde à pergunta: "De todas as instâncias que o modelo classificou como positivas, quantas realmente são positivas?"



Sensibilidade: também conhecida como recall ou taxa de verdadeiros positivos (TPR - True Positive Rate), é uma métrica que mede a proporção de exemplos positivos que foram corretamente identificados pelo modelo em relação ao total de exemplos positivos reais.



A fórmula para calcular a sensibilidade é:

$$Sensibilidade (Recall) = \frac{Verdadeiros \, Positivos \, (TP)}{Verdadeiros \, Positivos \, (TP) + Falsos \, Negativos \, (FN)}$$

Em outras palavras, a sensibilidade responde à pergunta: "Quão bom o modelo é em detectar os verdadeiros positivos em relação a todos os exemplos positivos reais?"



**F1 Score**: também conhecido como pontuação F1, é uma métrica que combina precisão e sensibilidade (recall) em um único valor, proporcionando uma medida geral do desempenho de um modelo de classificação.



O F1 Score é calculado pela média harmônica da precisão e da sensibilidade (recall). A média harmônica dá mais peso aos valores menores. A fórmula para calcular o F1 Score é:

$$F1 ext{ Score} = 2 imes rac{ ext{Precisão} imes ext{Sensibilidade (Recall)}}{ ext{Precisão} + ext{Sensibilidade (Recall)}}$$

Em outras palavras, o F1 Score é uma medida do equilíbrio entre precisão e sensibilidade. Ele é útil quando há um desequilíbrio entre as classes de interesse.

Um valor de F1 Score próximo de 1 indica um modelo com boa precisão e sensibilidade. Um valor de 0 indica um desempenho muito ruim.

O F1 Score é particularmente útil em problemas de classificação binária, onde há duas classes de interesse, mas também pode ser calculado para problemas de classificação multiclasse usando a média ponderada dos F1 Scores de cada classe.



$$Accuracy = \frac{VN + VP}{VN + VP + FN + FP}$$

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

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

F1 Score		2	Precision . Recall
riscore	_	4.	Precision + Recall

8	NEGATIVO	POSITIVO
NEGATIVO	VERDADEIRO NEGATIVO	FALSO POSITIVO
POSITIVO	FALSO NEGATIVO	VERDADEIRO POSITIVO



```
from sklearn.metrics import confusion matrix
y true = [0, 1, 0, 1, 1, 1]
y \text{ pred} = [0, 1, 1, 1, 1, 0]
# Calculando a matriz de confusão
cm = confusion matrix(y true, y pred)
# Imprimindo a matriz de confusão
print("Matriz de Confusão:")
print(cm)
```



```
# Calculando métricas de avaliação a partir
TP = cm[1, 1] # True Positives
TN = cm[0, 0] # True Negatives
FP = cm[0, 1] # False Positives
FN = cm[1, 0] # False Negatives
```



```
# Calculando a precisão
precision = TP / (TP + FP)
# Calculando a sensibilidade (recall)
recall = TP / (TP + FN)
```



```
# Calculando a pontuação F1
f1_score = 2 * (precision * recall) /
(precision + recall)
```



```
# Imprimindo as métricas de avaliação
print("\nMétricas de Avaliação:")
print("Precisão:", precision)
print("Sensibilidade (Recall):", recall)
print("Pontuação F1:", f1_score)
```



```
wanderlan@wanderlan-Lenovo-IdeaPad-S145-15API:~/Documentos/mineracao$ /bin/python3 "/home/wanderlan/Documentos/mineracao/# Valores_de_precisai.py"
Matriz de Confusão:
[[1 1]
    [1 3]]

Métricas de Avaliação:
Precisão: 0.75
Sensibilidade (Recall): 0.75
Pontuação F1: 0.75

wanderlan@wanderlan-Lenovo-IdeaPad-S145-15API:~/Documentos/mineracao$
```

#### ATIVIDADE



- Plote uma Matriz de confusão para testar se as pessoas estão com Covid. Considere uma amostra de tamanho de 20 pessoas para valores reais e valores preditivos. Vale 1,0 ponto
- Implemente em Python as porcentagens dos resultados de acurácia, precisão , Sensibilidade e F1 Score e mostre o resultado em um gráfico.

