

# Aprendizagem Supervisionada Aula 5

Revisão Trabalho Final

Bernard da Silva Orientador: Rafael S. Parpinelli 05/12/2022



### O que foi visto até agora?

- Aula 1:
- Tipos de aprendizados supervisionados (regressão e classificação)
- Transformação de dados
- Aula 2:
- Análise exploratória de dados
- Pré-processamento de dados
- Aula 3:
- Seleção de algoritmos
- Introdução RNA
- Aula 4:
- Escalonamento de dados
- Separação base de dados
- Técnica de validação cruzada
- Parâmetros de configuração RNA
- Entendimento overfitting e underfitting



#### Objetivo dessa aula

- Revisão Trabalho Final
- Métricas de avaliação

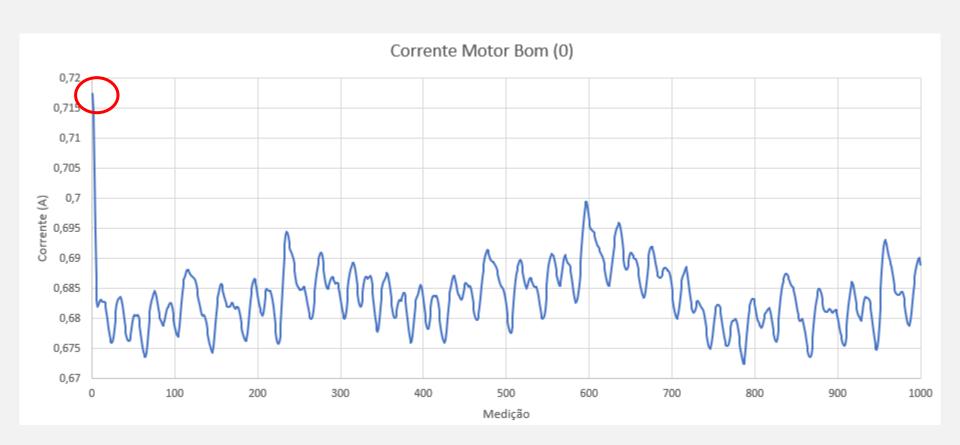


## O que será avaliado no trabalho?

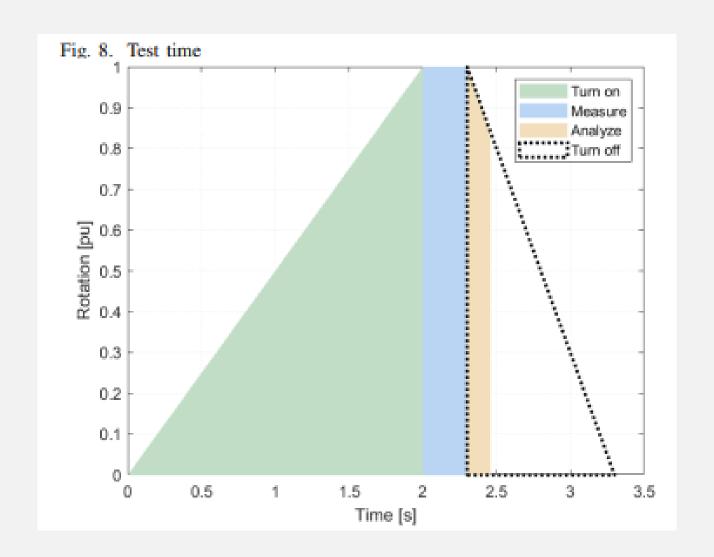
**Análise Exploratória de Dados Data Cleaning** Pré-Processamento Criação da Rede Neural Verificação de overfit/underfit Verificação das métricas



Outilier?

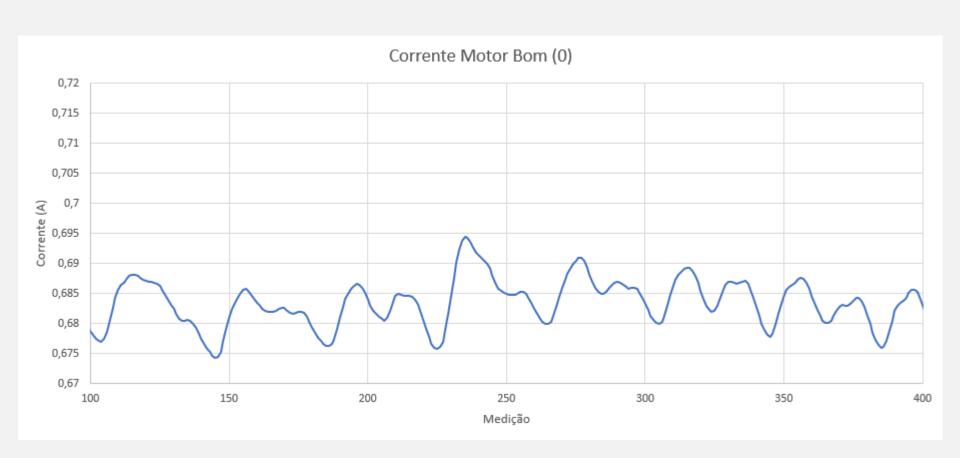








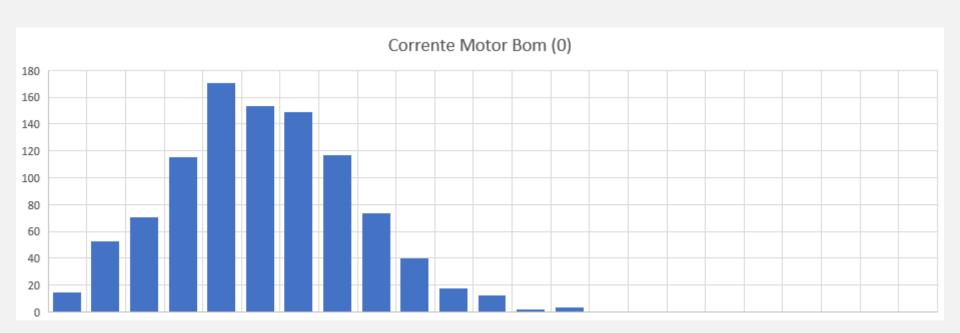
Algum possível padrão?





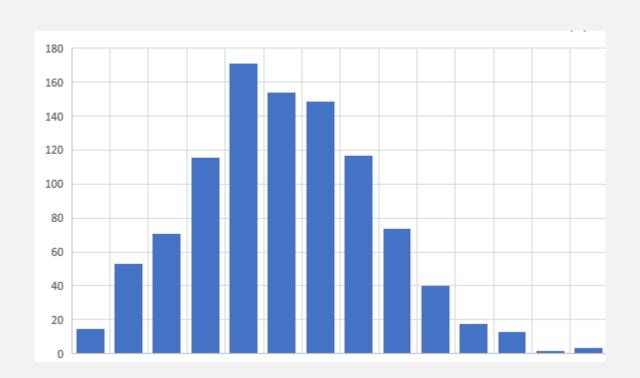
Distribuição Normal? Unimodal ou Bimodal?

Uma curva simétrica em torno do seu ponto médio

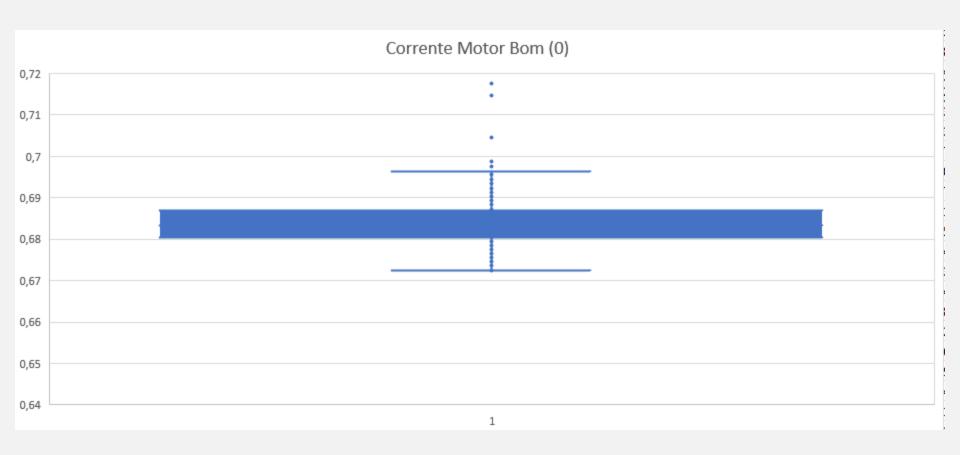




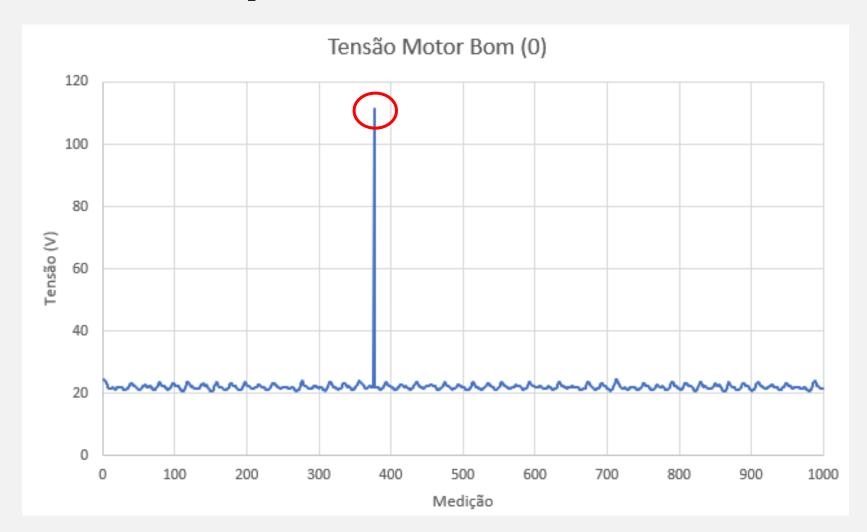
Distribuição Normal?



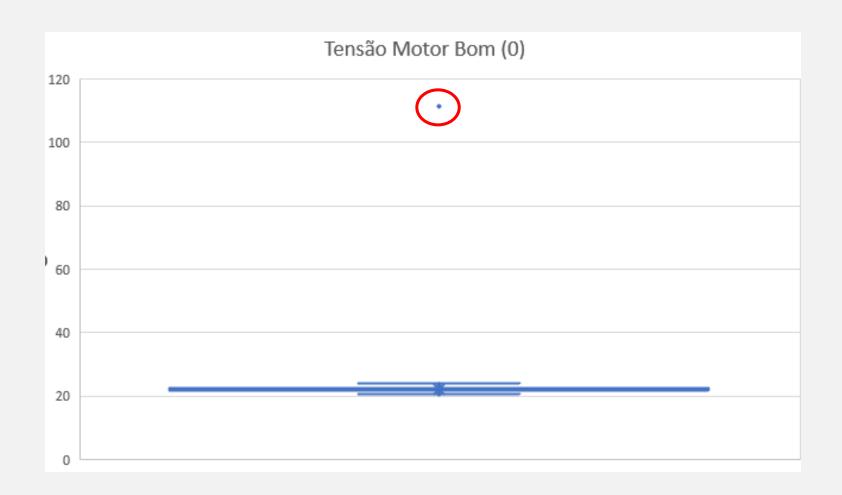




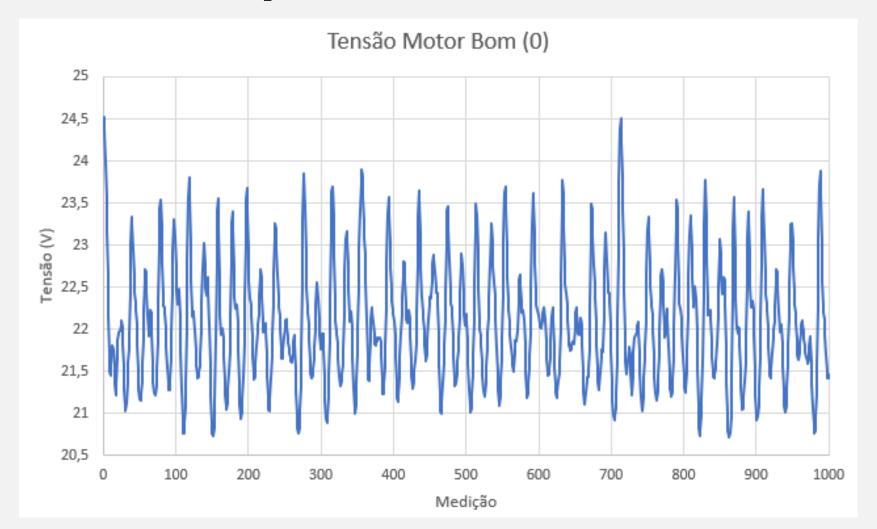






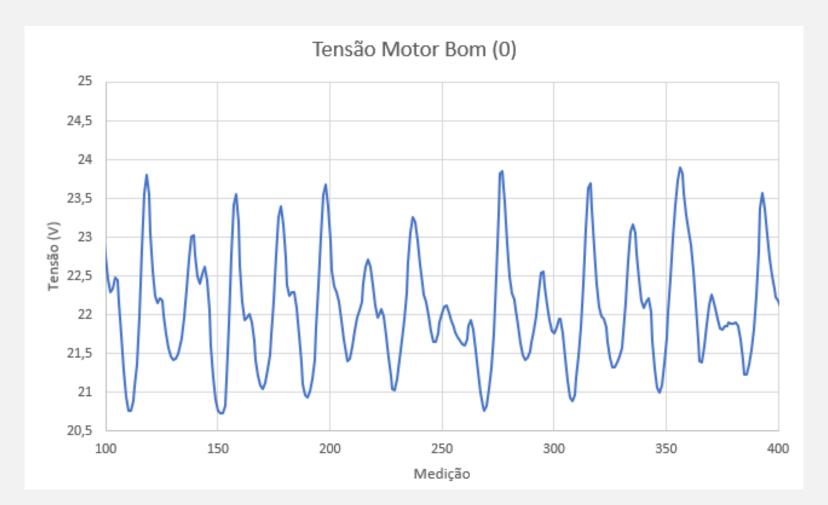




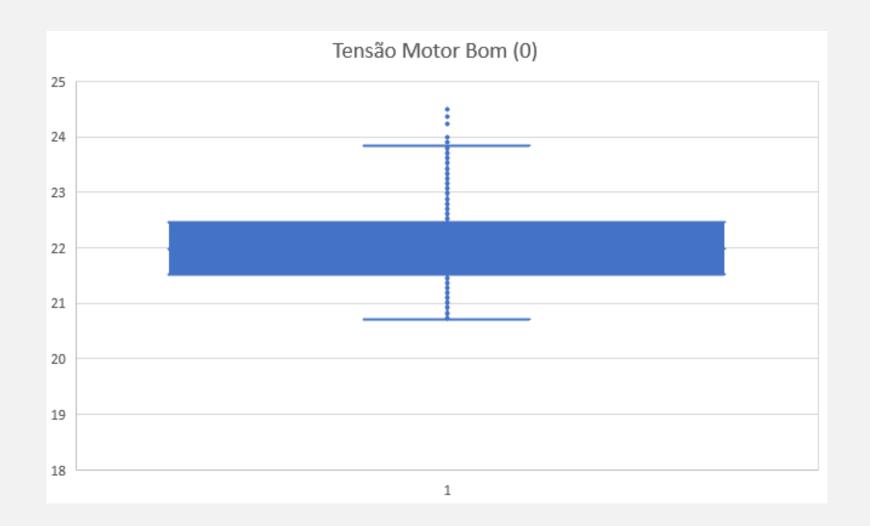




Algum possível padrão?



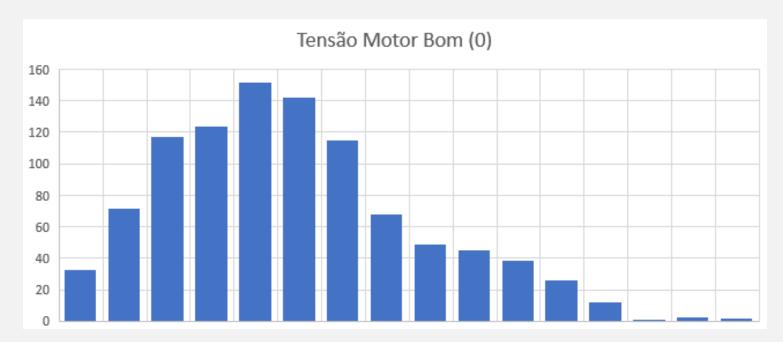






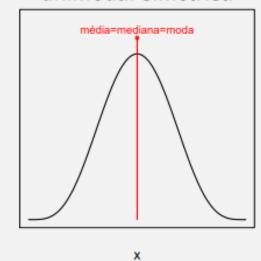
Distribuição Normal? Unimodal ou Bimodal?
 Ou

Assimétrica a direita?





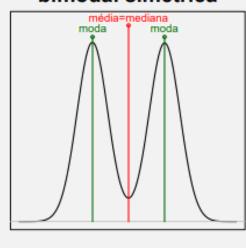
#### unimodal simétrica



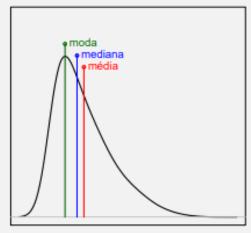
f(x) [pdf]

f(x) [pdf]

#### bimodal simétrica

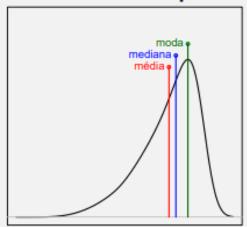


#### assimétrica à direita



#### assimétrica à esquerda

х



f(x) [pdf]



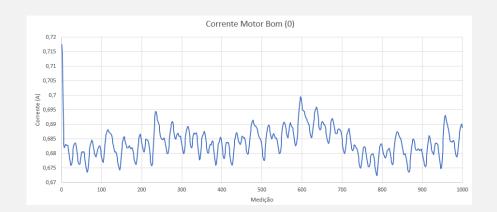
X

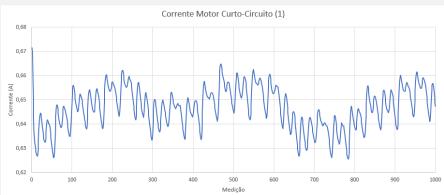
- O que descobrimos até o momento?
- Existem outiliers na base de dados
- Corrente e Tensão não tem o mesmo comportamento (distribuição normal e assimétrica a direita)
- Escalas diferentes (corrente 0,68~0,69, tensão 21,5~22,5)
- Padrões identificados



- Conclusões da análise prévia?
- Existem outiliers na base de dados
   Necessário limpeza da base de dados. Sugestões?
- Corrente e Tensão não tem o mesmo comportamento (distribuição normal e assimétrica a direita)
   Escolha das medidas estatísticas mais adequadas.
- Escalas diferentes (corrente 0,68~0,69, tensão 21,5~22,5) Necessário escalonamento.
- Padrões identificados
   Possibilidade de redução no tamanho da base de dados.

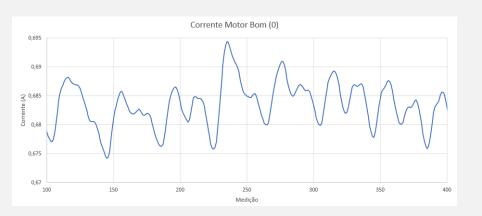


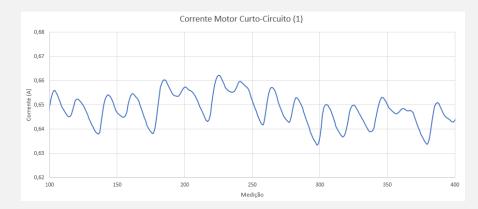


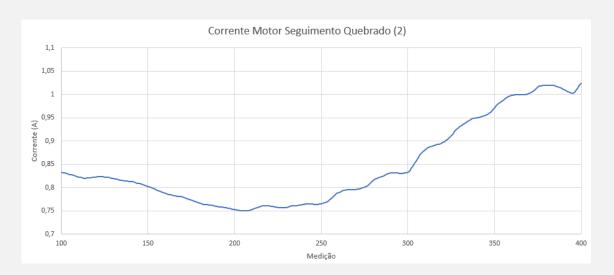




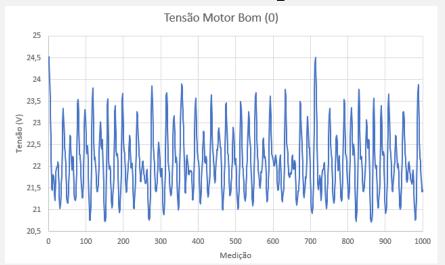


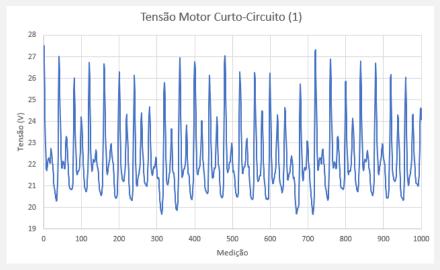


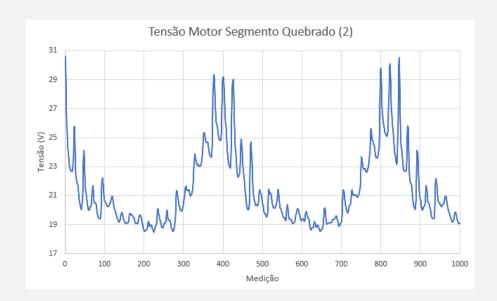




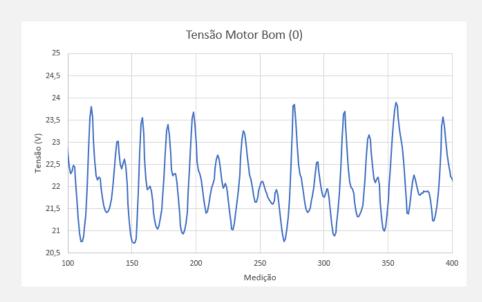


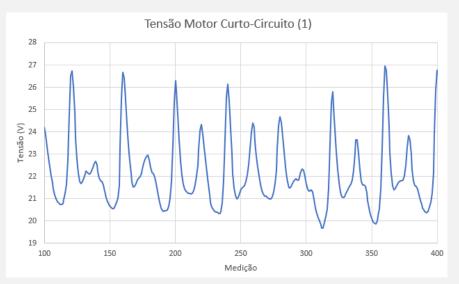










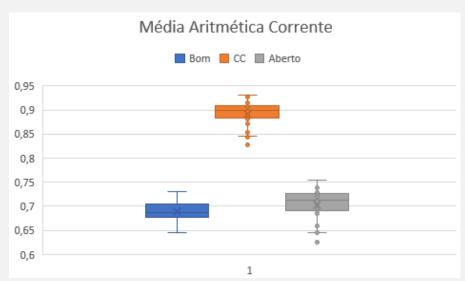


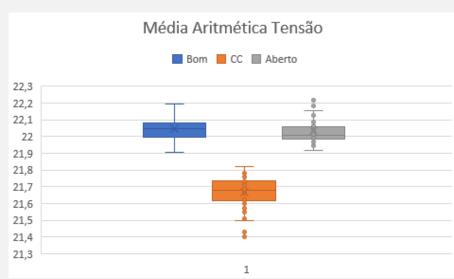


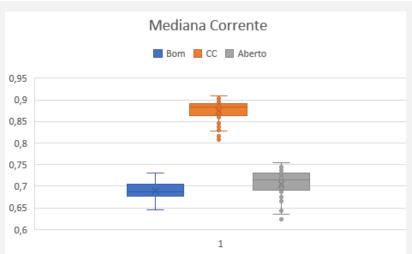


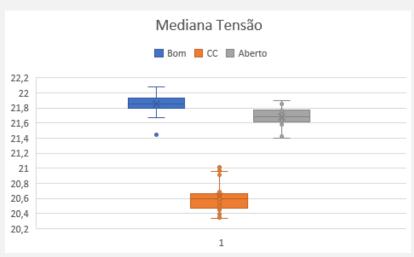
- O que descobrimos até o momento?
- Padrões bem definidos para tensão?
- Padrões bem definidos para corrente?



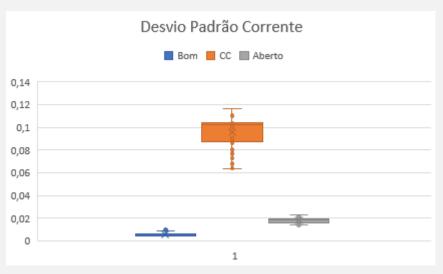


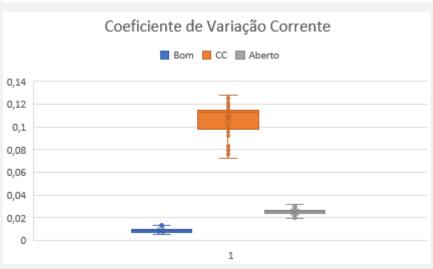




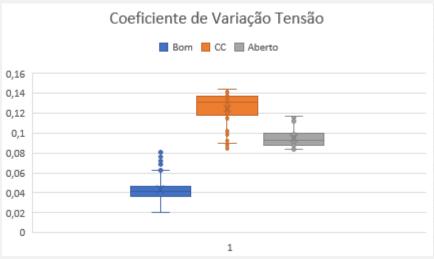




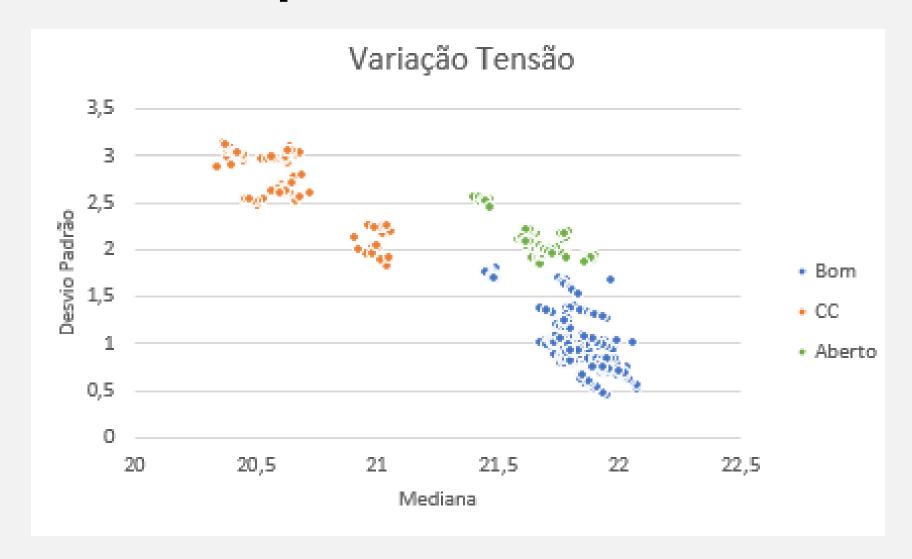




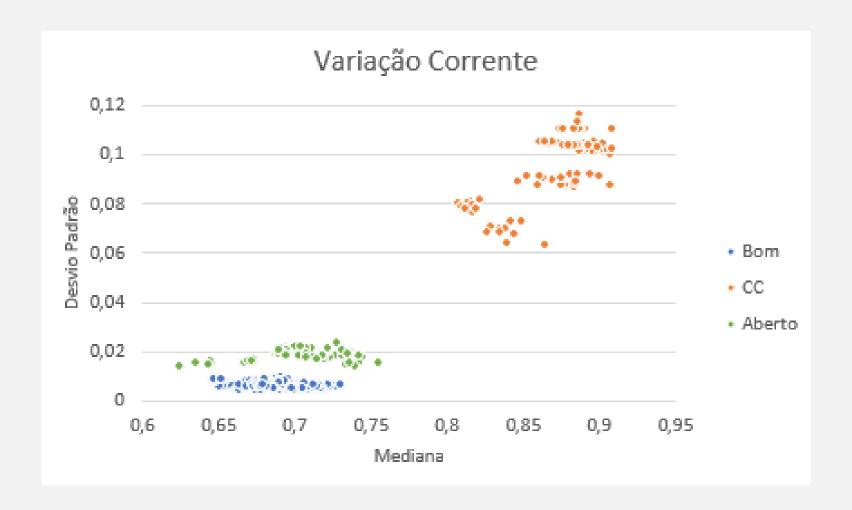














#### Pré-Processamento

- Feature Engineering (decomposição, cruzamento, reinterpretação, discretização)?
- Feature Selection (redução de dimensionalidade)?
- Feature Encoding (substituir um dado categórico por um dado numérico)?
- Qual escalonador? (Normalizer, MinMaxScaler, StandardScaler, RoubustScaler, QuantileTransformer, PowerTransformer)



#### **Pré-Processamento**

Método		Dados em distribuição normal	Dados não estão em distribuição normal	É desejado que os dados estejam em distribuição normal	É desejado eliminar a influencia dos outliers
1	Normalizer	X	~	X	×
2	MinMaxScaler	X	<b>/</b>	X	X
3	StandardScaler	<b>✓</b>	/	<b>✓</b>	×
4	RobustScaler				<b>✓</b>
5	QuantileTransform er				<b>/</b>
6	PowerTransformer				



#### **Pré-Processamento**

Método de divisão da base de dados?

Hold-out validation
Bootstrap
Cross validation (k-fold, Leave-one-out)

- Base de dados equilibrada?
- Como resolver?

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.8)
```

Como definer os Rótulos?
 LabelEncoder, OneHotEncoder

Estado	Característica	
0	Motor sem defeito	
1	Motor com curto-circuito	
2	Motor com segmento quebrado	

Tabela 1 - Estado dos motores em teste



### Criação da Rede Neural (MLP)

 Sugestão de biblioteca: import tensorflow as tf
 From tensorflow import keras

#### Sugestão de inicio:

- 1 1 Camada oculta (quantidade de entradas / 2) = neurônios, função de ativação Relu)
- 2 1 Camada de saída (3 neurônios, função de ativação Sigmoid)

Otimizador = Adam

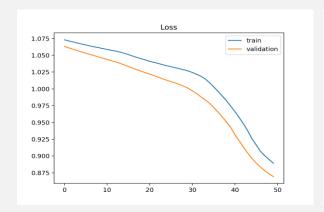
Função de perda = Categorical\_crossentropy (quando existem 2 ou mais rótulos, geralmente utilizado quando aplicado método HotEncoder)

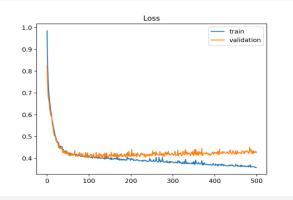
Métrica = Accuracy

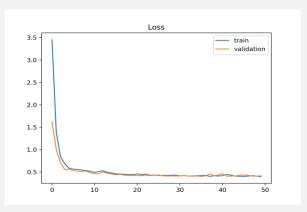


#### Verificação de overfit e Underfit

- Essa divisão gera "curvas" de loss
- Essas curvas indicam como a rede neural está aprendendo, se está ocorrendo underfit ou overfit









### Métricas de Classificação

- Acurácia
- Indica a taxa de acerto de uma classificação.
- Exemplo:
  - o gabarito = [0, 2, 1, 3]
  - predição = [0, 1, 2, 3]
  - o acurácia = 0.5





 Uma tabela que "resume" os casos de classificações corretas e incorretas.

	Predição: FALSO	Predição: VERDADEIRO
Real: FALSO	True Negative (TN)	False Positive (FP)
Real: VERDADEIRO	False Negative (FN)	True Positive (TP)

#### Exemplo:

- TP = Mulher grávida, preveu mulher grávida.
- TN = Mulher não está grávida, preveu que mulher não está grávida
- FP = Mulher não está grávida, preveu que mulher está grávida
- FN = Mulher está grávida, preveu que mulher não está grávida



Exemplo:



- Previu grávida 3 vezes corretamente
- Previu n\u00e3o gr\u00e1vidas 4 vezes corretamente
- Previu grávida 1 vez incorretamente
- Previu não grávida 2 vezes incorretamente

Exemplo:

$$accurary = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{predições\ corretas}{todas\ as\ predições}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
  $precision = \frac{TP}{TP + FP}$   $2*\frac{precision*recall}{precision*recall}$ 

- Accuracy = 0,7 (quantidade de acertos)
- Recall = 0,6 (quando o modelo prediz VERDADEIRO, com que frequência ele está correto?)
- Precision = 0,75 (positivos identificados corretamente)
- F-score = 0,66 (mostra o balanço entre precisão e recall)
- Taxa de erro = Com que frequência o modelo está errado?
   (FP+FN)/total = (1+2)/10 = 0.3 ou 1-Acurácia

• Várias outras métricas podem ser obtidas da tabela:

#### Diagnostic testing [edit]

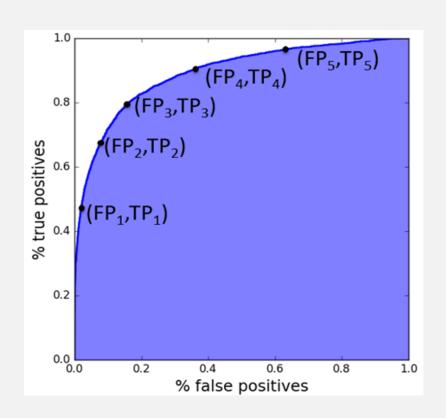
This is related to the field of binary classification where recall is often termed "sensitivity".

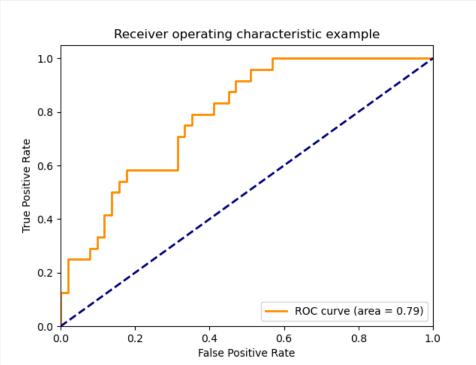
		Predicted condition		Sources: [3][4][5][6][7][8][9][10]	view-talk-edit
	Total population = P + N	Predicted condition positive (PP)	Predicted condition negative (PN)	Informedness, bookmaker informedness (BM) = TPR + TNR − 1	Prevalence threshold (PT) =  √TPR · FPR - FPR  TPR - FPR
Actual condition	Actual condition positive (P)	True positive (TP), hit	False negative (FN),  Type II error, miss, underestimation  True positive rate (TPR), recall, sensitivity (SEN), probability of detection, hit rate, power = $\frac{TP}{P}$ = 1-FNF		False negative rate (FNR), miss rate $= \frac{FN}{P} = 1 - TPR$
	Actual condition negative (N)	False positive (FP),  Type I error, false alarm, overestimation	True negative (TN), correct rejection	False positive rate (FPR), probability of false alarm, $fall\text{-out} = \frac{FP}{N} = 1 - TNR$	True negative rate (TNR), specificity (SPC), selectivity = $\frac{TN}{N}$ = 1-FPR
	Prevalence = $\frac{P}{P+N}$	Positive predictive value (PPV), precision = $\frac{TP}{PP}$ = 1-FDR	False omission rate (FOR) $= \frac{FN}{PN} = 1 - NPV$	Positive likelihood ratio (LR+) = $\frac{TPR}{FPR}$	Negative likelihood ratio (LR-) = FNR TNR
	Accuracy (ACC) False discovery rate (Figure 1997) False (Figure 1997) False discovery rate (Figure 1997) False discovery		Negative predictive value $(NPV) = \frac{TN}{PN} = 1 - FOR$	Markedness (MK), deltaP (Δp) = PPV + NPV - 1	Diagnostic odds ratio (DOR) = $\frac{LR+}{LR-}$
	Balanced accuracy $(BA) = \frac{TPR + TNR}{2}$	$F_1 \text{ score} = \frac{2 \cdot \text{PPV} \cdot \text{TPR}}{\text{PPV} + \text{TPR}} = \frac{2\text{TP}}{2\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}}$	Fowlkes–Mallows index (FM) = √PPV·TPR	Matthews correlation coefficient (MCC) = √TPR·TNR·PPV·NPV - √FNR·FPR·FOR·FDR	Threat score (TS), critical success index $(CSI) = \frac{TP}{TP + FN + FP}$



#### Métricas de classificação ROC

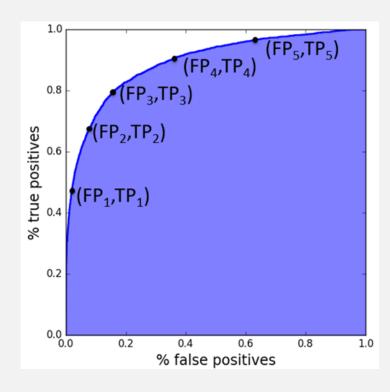
• A curva Receiver Operating Characteristics (ROC) mede o Recall em relação ao especificidade (TP x FP).





#### Métricas de classificação AUC

- De forma bem simplista, Area Under Curve é a área abaixo da curva ROC
  - Valor = 1 -> Ótimo
  - Valor > 0.8 -> De forma geral, é um bom resultado (mas isso pode depender de problema pra problema)
  - Valor = 0.5 -> Aleatório





### Métricas de Regressão

- R-Quadrado
- R-Quadrado Ajustado
- MSE
- RMSE
- MAE
- MAPE
- RMSLE



#### Métricas de Regressão

- R-Quadrado
- R-Quadrado Ajustado
- MSE
- RMSE
- MAE
- MAPE
- RMSLE



#### Resumo

- Métricas de avaliação são importantes para garantir que o modelo possui boa interpretabilidade.
- Em regressão geralmente se faz uso de múltiplas métricas.



### **Trabalho Final (parte 3)**

Implementação Métricas de Avaliação Data de entrega do relatório final: 07/12

Dúvidas e envio do trabalho:

e-mail: bernarddss62gmail.com

