INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL & BIG DATA

Profª . Miguel Bozer da Silva

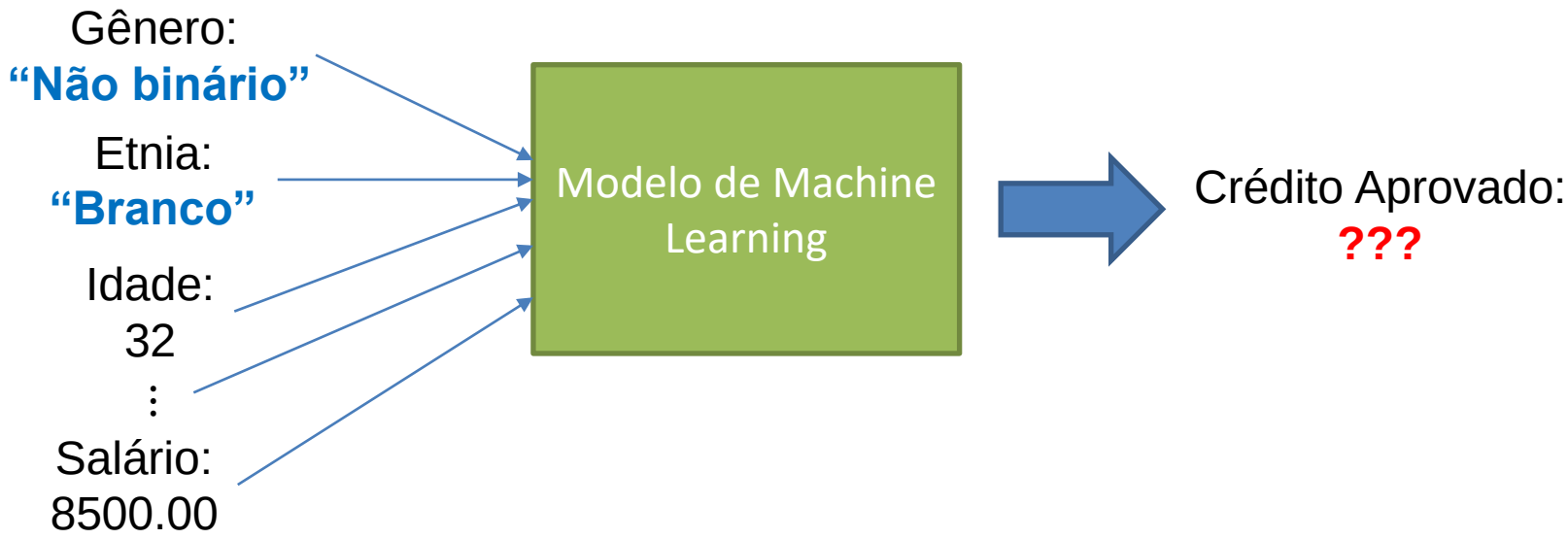
SENAI

Prof. Miguel Bozer da Silva

PREPARANDO DADOS COM O PANDAS: FOCO EM IA!

Preparando Dados com o Pandas

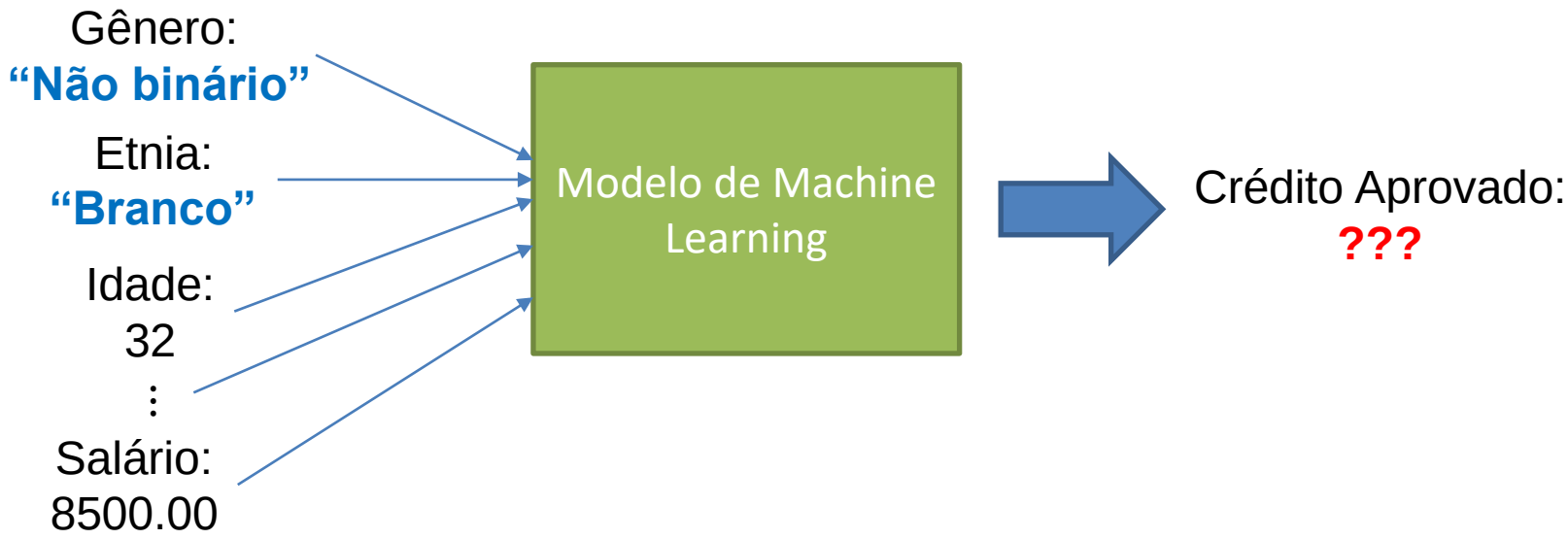
- Possíveis problemas para modelos de *Machine Learning*:
  - Dados armazenados como ***strings***:



- Nesses casos, onde temos colunas com dados armazenados como ***strings***, temos que ajustá-los para valores numéricos.
  - Modelos de Machine Learning irão realizar **operações matemáticas** com os dados de entrada, logo os valores devem ser numéricos

Preparando Dados com o Pandas

- Possíveis problemas para modelos de *Machine Learning*:
  - Dados armazenados como ***strings***:



- Nesses casos, onde temos colunas com dados armazenados como ***strings***, temos que ajustá-los para valores numéricos.
  - Temos duas principais abordagens para quando **conseguimos** estabelecer uma ordenação dos dados e quando **não conseguimos** fazer isso.

One Hot Enconding

- Quando não conseguimos ordenar os dados usamos o One Hot Enconding

Imagine que uma das colunas do seu conjunto de dados tem o tipo *string*

FRUTA
MAÇA
BANANA
BANANA
MAÇA
MANGA

Não há como criar uma ordem entre os elementos, por exemplo:

A média entre banana e manga é uma maça?

Se a pergunta de média entre elementos não faz sentido, os mesmos não podem ser ordenados. Logo usamos o One Hot Encoding

One Hot Enconding

- Quando não conseguimos ordenar os dados usamos o One Hot Enconding

O One Hot Encoding irá transformar uma coluna catagórica em colunas binárias (contendo 0 ou 1):

FRUTA
MAÇA
BANANA
BANANA
MAÇA
MANGA

MAÇA	BANANA	MANGA
1	0	0
0	1	0
0	1	0
1	0	0
0	0	1

```
one_hot_encoded_data = pd.get_dummies(data, columns = ['Fruta'])
```

Label Enconding

- Quando conseguimos ordenar os dados usamos o Label Enconding

Imagine um outro cenário onde temos uma das colunas do seu conjunto de dados com o tipo *string*

TAMANHO CAMISA
PP
M
G
M
GG
P
G

Conjunto de dados

TAMANHO CAMISA
PP
P
M
G
GG

Valores únicos

```
data['Tamanho Camisa'].unique()
```

Há como criar uma ordem entre os elementos, por exemplo:

A média de tamanho entre uma camisa G e P é uma camisa M?

Nesse caso faz sentido ordenarmos os elementos e a verificarmos a sua média. Logo usamos o Label Encoding

Label Enconding

O Label Encoding irá transformar uma coluna catagórica em uma coluna numérica

TAMANHO CAMISA
PP
M
G
M
GG
P
G

Conjunto de dados

TAMANHO CAMISA
PP
P
M
G
GG

Valores únicos

```
data['Tamanho Camisa'].unique()
```

TAMANHO CAMISA (NUMÉRICO)
0
1
2
3
4

Valores únicos, forma numérica

TAMANHO CAMISA
0
2
3
2
4
1
3

Coluna com dados ajustados

```
data['Tamanho Camisa'].replace({'PP':0,
                                'P':1,
                                'M':2,
                                'G':3,
                                'GG':4},
                                 inplace = True)
```

Exercício

- No jupyter Notebook: “2. Label Encoding e One Hot Encoding.ipynb” vamos ver como usar os conceitos de Label Encoding e One Hot Encoding

Preparando Dados com o Pandas

- Possíveis problemas para modelos de *Machine Learning*:
  - Dados nulos.
    - Pelo mesmo motivo dos dados armazenados como texto, os valores nulos não podem ser processados durante o treinamento ou o teste.

    - A exclusão das linhas com valores nulos ou a substituição dos valores já foram vistos no semestre passado e serão apresentados posteriormente em outros projetos que iremos trabalhar!

Prof. Miguel Bozer da Silva

APRENDIZADO SUPERVISIONADO

Aprendizado Supervisionado

- **O que é o aprendizado supervisionado?**

- No aprendizado supervisionado temos os dados de entrada do nosso modelo e também conhecemos os *labels* deles, isto é o valor esperado da saída do modelo para cada entrada:

$\mathbf{x}^{(i)}$ — i-ésima entrada do nosso modelo. Aqui temos todas as características diferentes que iremos utilizar para fazermos uma predição da saída $(\hat{y}^{(i)})$

$y^{(i)}$ — Label com a saída esperada pelo nosso modelo. A diferença

Aprendizado Supervisionado

- **O que é o aprendizado supervisionado?**
- No aprendizado supervisionado temos os dados de entrada do nosso modelo e também conhecemos os *labels* deles, isto é o valor esperado da saída do modelo para cada entrada:

Salario mensal	Nível de educação	Moradia	Aprovação do cartão de crédito
8500,00	Mestrado	Casa/Apartamento Próprio quitado	Aprovado
1950,00	Ensino médio / técnico	Aluguel	Reprovado
⋮	⋮	⋮	⋮
3500,00	Graduação	Casa/Apartamento Próprio financiado	Reprovado

$\mathbf{x}^{(i)}$ Entrada de dados

$y^{(i)}$ Saída de dados

Aprendizado Supervisionado

- Para o caso dos **classificadores**, conhecemos os nossos dados de entrada (x) e conhecemos os labels dele (y) que são **categóricos**

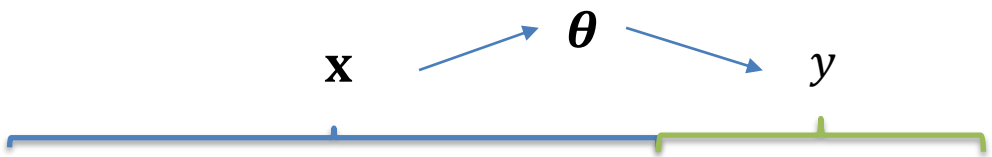
altura	peso	Classe
1,83	95	adulto
1,65	77	adulto
1,25	50	criança
⋮	⋮	⋮
1,77	69	adulto

$\mathbf{x}^{(i)}$ Entrada de dados

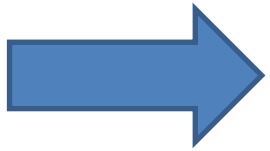
$y^{(i)}$ Saída de dados

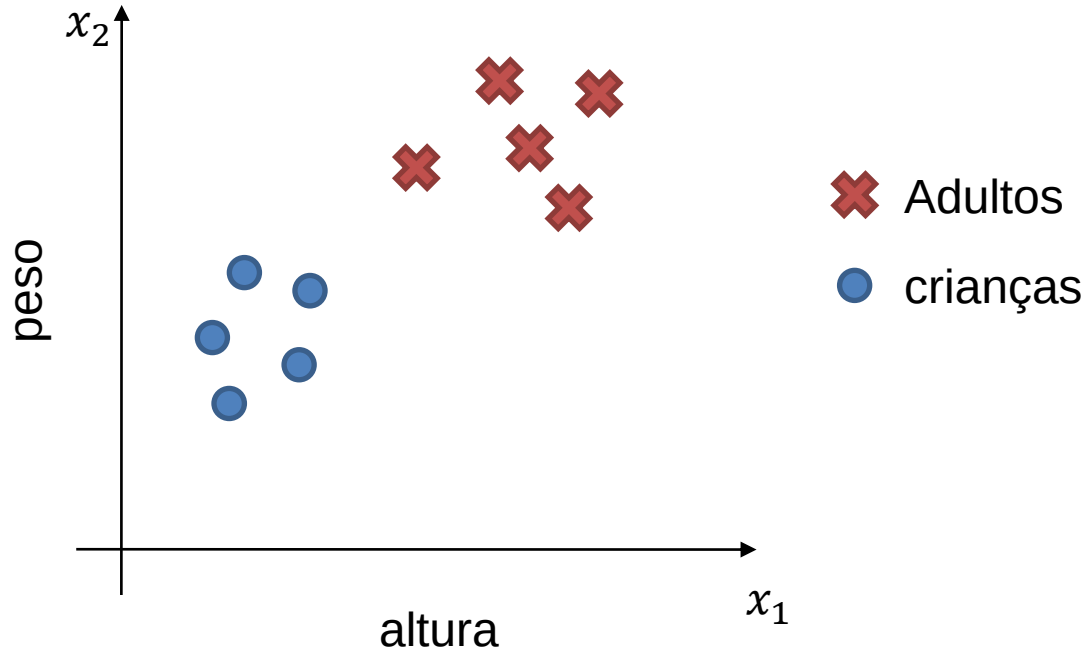
Aprendizado Supervisionado

- Os modelos **classificadores** irão estimar parâmetros ($\boldsymbol{\theta}$) que nos indicam a relação entre as nossas entradas (**x**) e a nossa saída – *label* (*y*)



altura	peso	Classe
1,83	95	adulto
1,65	77	adulto
1,25	50	criança
⋮	⋮	⋮
1,77	69	adulto



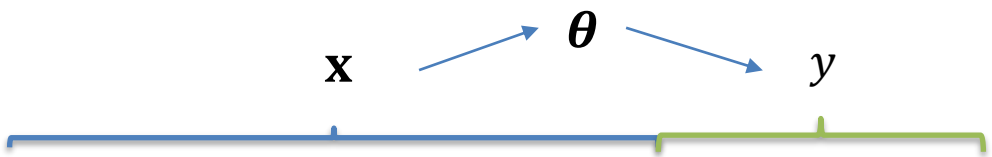


$$\hat{y} = f(\boldsymbol{\theta}) = \begin{cases} 0 \; se \; criança \\ 1 \; se \; adulto \end{cases}$$

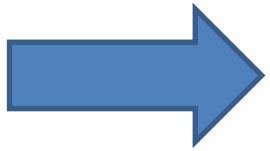
Observação: Podemos ter mais de duas classes nos nossos problemas!

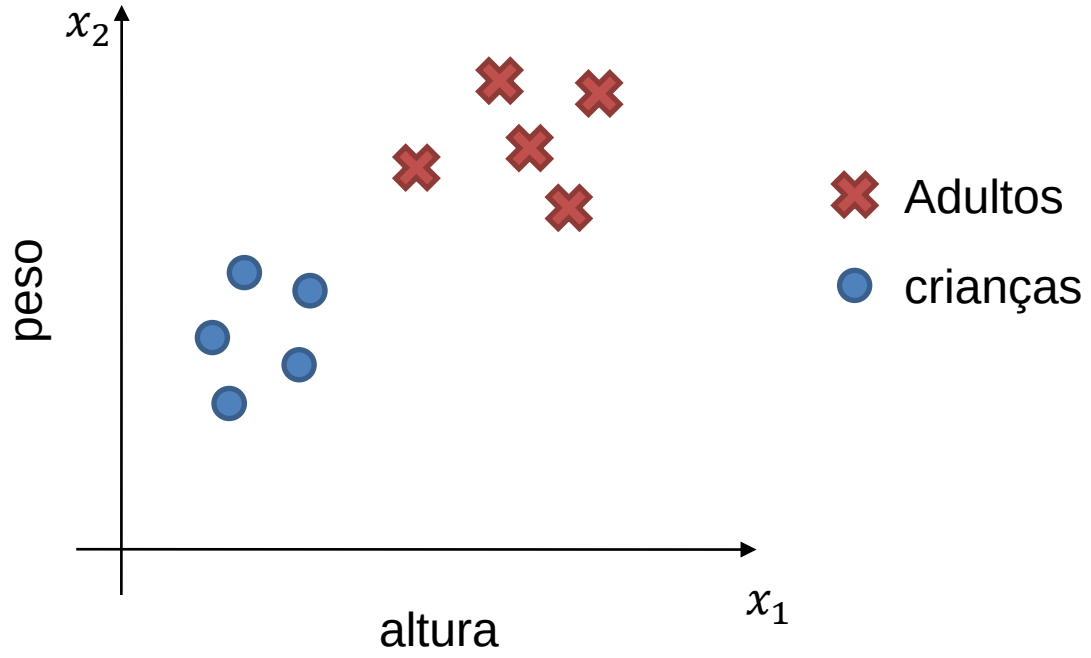
Aprendizado Supervisionado

- A etapa de aprendizado no nosso modelo f($\boldsymbol{\theta}$) é chamada de **treinamento**. Nela o modelo aprenderá a relação das entradas com as saídas.



altura	peso	Classe
1,83	95	adulto
1,65	77	adulto
1,25	50	criança
⋮	⋮	⋮
1,77	69	adulto



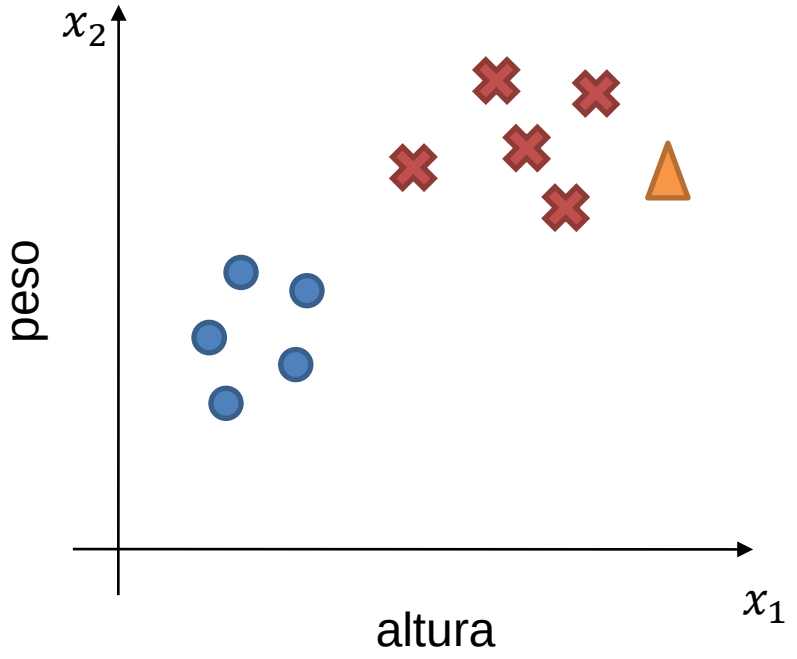


$$\hat{y} = f(\boldsymbol{\theta}) = \begin{cases} 0 \; se \; criança \\ 1 \; se \; adulto \end{cases}$$

Observação: Podemos ter mais de duas classes nos nossos problemas!

Aprendizado Supervisionado

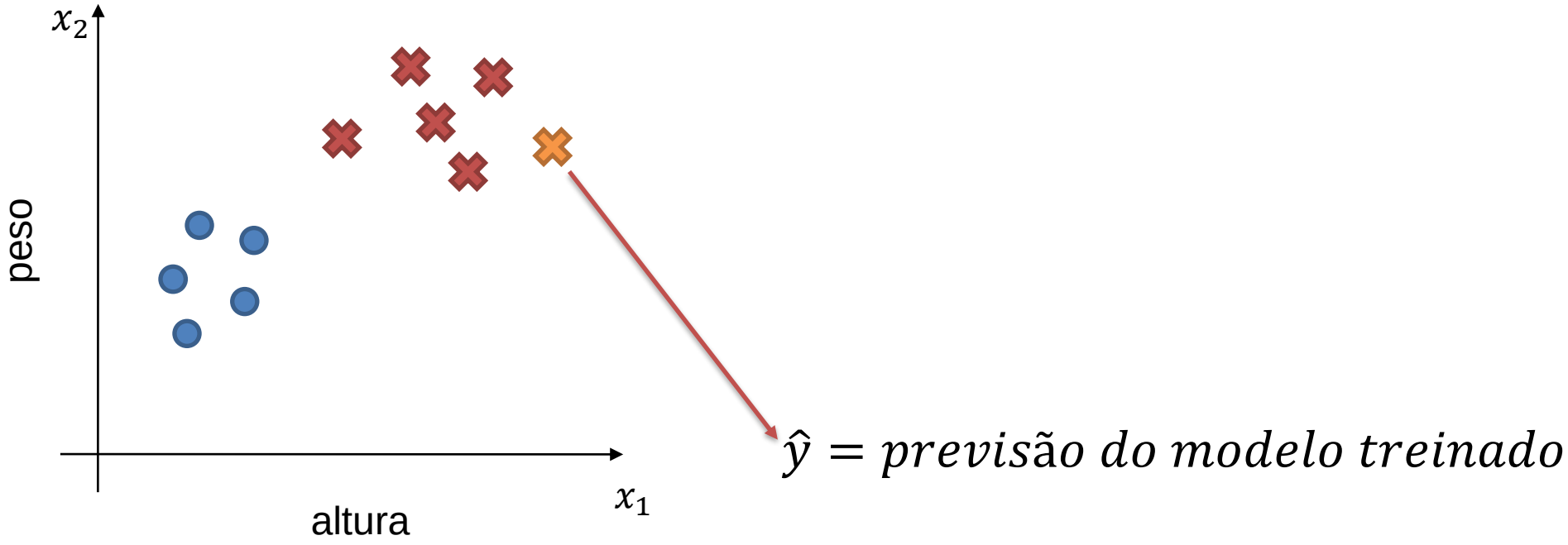
- Após o treinamento, podemos usar o nosso modelo para estimar dados desconhecidos: **Caso um novo dado** cuja classe é desconhecida for apresentado ao modelo, podemos classifica-lo!



Observação: Podemos ter mais de duas classes nos nossos problemas!

Aprendizado Supervisionado

- Após o treinamento, podemos usar o nosso modelo para estimar dados desconhecidos: **Caso um novo dado** cuja classe é desconhecida for apresentado ao modelo, podemos classifica-lo!

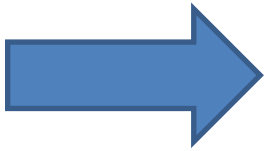


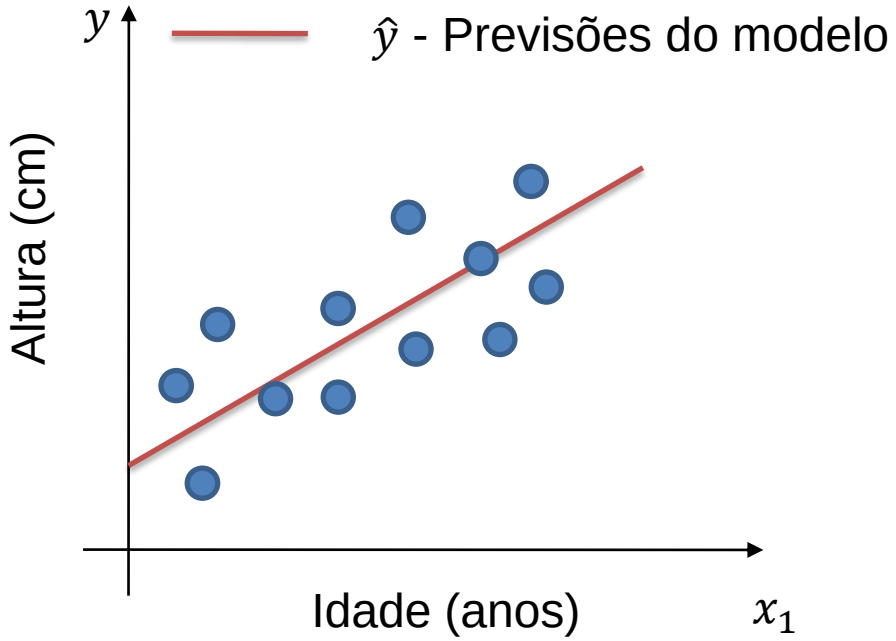
Observação: Podemos ter mais de duas classes nos nossos problemas!

Aprendizado Supervisionado

- Podemos também estimar uma saída de valores **numéricos contínuos** (y) a partir de um conjunto de dados de entrada (**x**)

idade	altura
5	1,00
11	1,43
7	1,19
⋮	⋮
16	1,73
$\mathbf{x}^{(i)}$	$y^{(i)}$

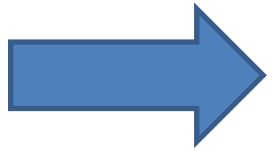


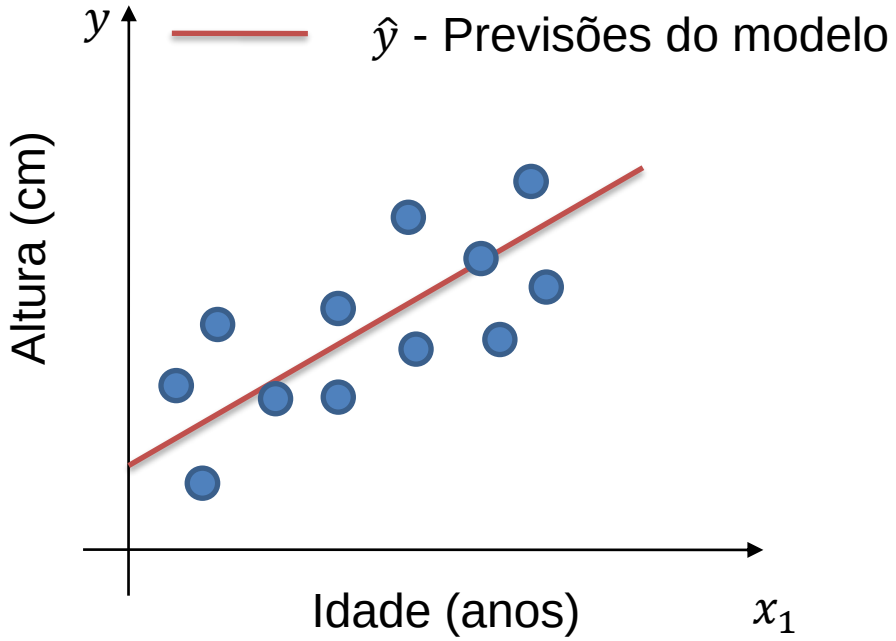


Aprendizado Supervisionado

- Podemos também estimar uma saída de valores **numéricos contínuos** (y) a partir de um conjunto de dados de entrada (**x**)

idade	altura
5	1,00
11	1,43
7	1,19
⋮	⋮
16	1,73
$\mathbf{x}^{(i)}$	$y^{(i)}$

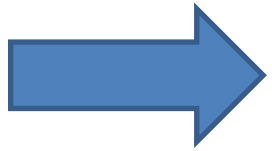


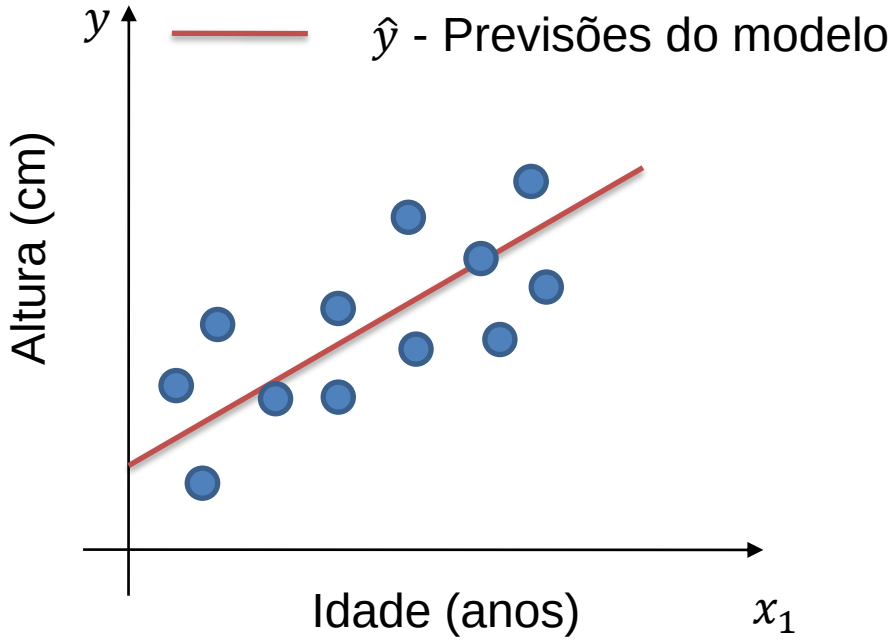


Aprendizado Supervisionado

- Nesses casos temos a necessidade de utilizar modelos **regressores** para resolver o problema que estamos trabalhando

idade	altura
5	1,00
11	1,43
7	1,19
⋮	⋮
16	1,73
$\mathbf{x}^{(i)}$	$y^{(i)}$



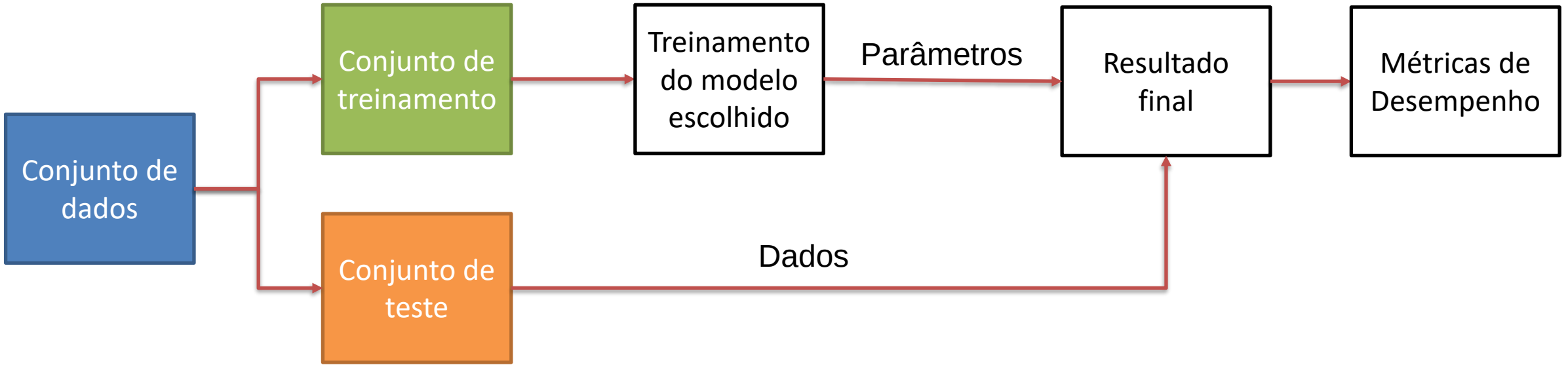


Prof. Miguel Bozer da Silva

DIVISÃO DOS CONJUNTOS DE DADOS

Divisão dos Conjuntos de Dados

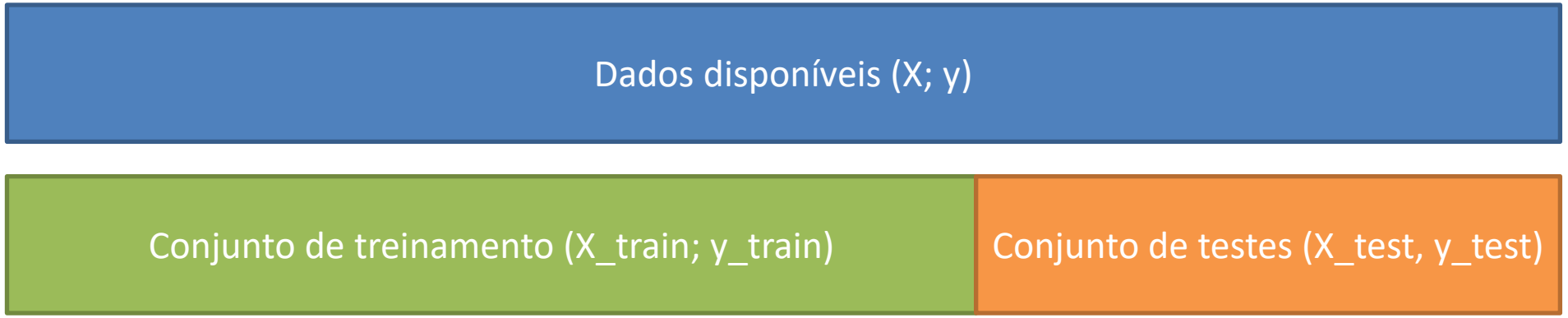
- Para usarmos modelos de Machine Learning temos que criar os conjuntos de dados para treinamento e teste



Divisão dos Conjuntos de Dados

- **Conjunto de treinamento:** Utilizado para o modelo aprender as relações entre as entradas e saídas dos meus dados

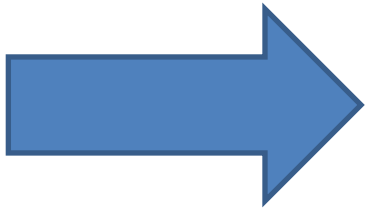
- **Conjunto de teste:** Utilizado para verificar se o nosso modelo foi devidamente treinado e checarmos com métricas de desempenho se o nosso

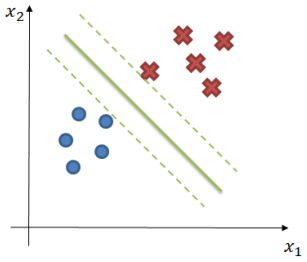


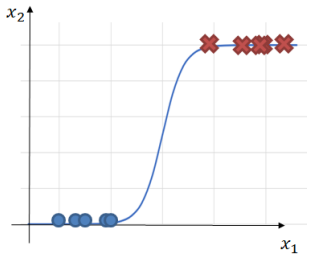
Projeto de Aprendizado Supervisionado

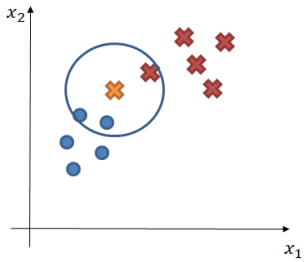
- Com a divisão dos dados podemos atuar da seguinte forma:

Conjunto de treinamento (X_train; y_train)









Entre outros

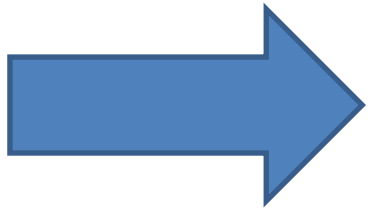
$$f(\boldsymbol{\theta}) = \begin{cases} 0\ se\ classe\ 0 \\ 1\ se\ classe\ 1 \end{cases}$$

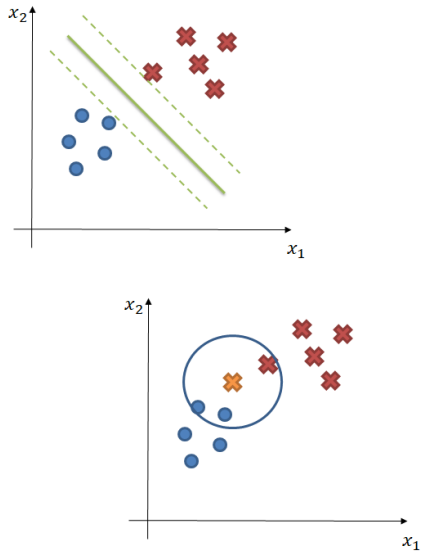
Modelos treinados : Parâmetros θ estimados para cada modelo!

Projeto de Aprendizado Supervisionado

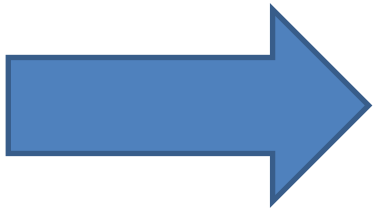
- Com a divisão dos dados podemos atuar da seguinte forma:

Conjunto de testes (X_test, y_test)





Entre outros



$\hat{y}_{SVM}$

$\hat{y}_{reg}$

$\hat{y}_{KNN}$

Modelos previamente treinados

Podemos estimar as saídas para cada entrada

Projeto de Aprendizado Supervisionado

- Agora podemos comparar o que os modelos estavam ($\hat{y}$) prevendo com o que eles deveriam estar prevendo (y_test)

y_test	$\hat{y}_{SVM}$	$\hat{y}_{reg}$	$\hat{y}_{KNN}$
Adulto	Criança	Adulto	Criança
Adulto	Adulto	Criança	Adulto
Criança	Criança	Criança	Adulto
Adulto	Adulto	Adulto	Criança
Criança	Criança	Adulto	Adulto
Adulto	Criança	Adulto	Adulto
Adulto	Criança	Adulto	Criança
⋮	⋮	⋮	⋮
Criança	Adulto	Criança	Adulto

Valores verdadeiros *Valores Estimados por diferentes modelos*

Projeto de Aprendizado Supervisionado

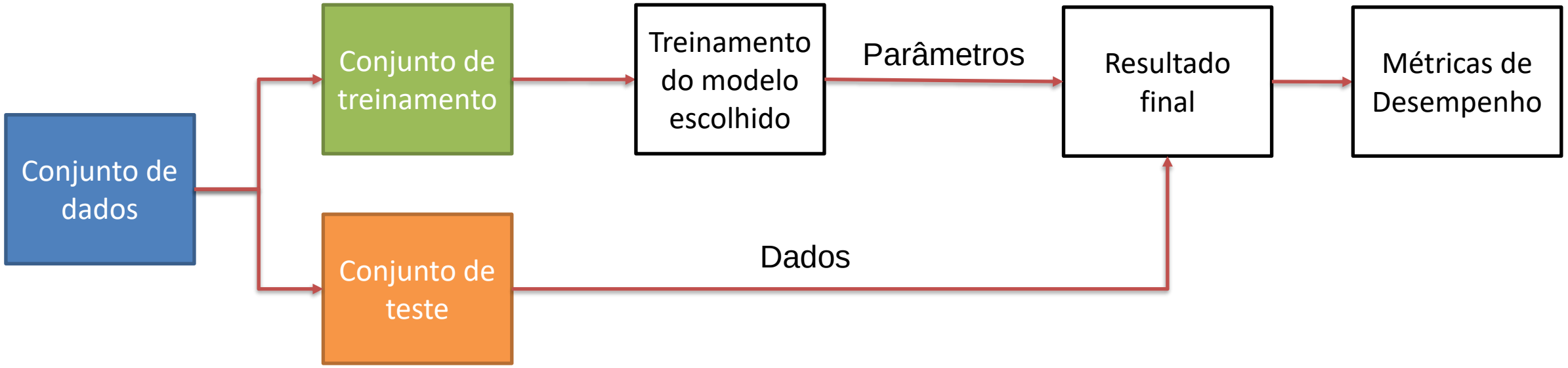
- Podemos comparar os modelos e tentar ver qual deles consegue chegar o mais próximo possível de *y_test.* Para isso, usamos as métricas de desempenho

y_test	$\hat{y}_{SVM}$	$\hat{y}_{reg}$	$\hat{y}_{KNN}$
Adulto	Criança	Adulto	Criança
Adulto	Adulto	Criança	Adulto
Criança	Criança	Criança	Adulto
Adulto	Adulto	Adulto	Criança
Criança	Criança	Adulto	Adulto
Adulto	Criança	Adulto	Adulto
Adulto	Criança	Adulto	Criança
⋮	⋮	⋮	⋮
Criança	Adulto	Criança	Adulto

Valores verdadeiros *Valores Estimados por diferentes modelos*

Treinamento e Teste - Resumo

- Para usarmos modelos de Machine Learning temos que criar os conjuntos de dados para treinamento e teste



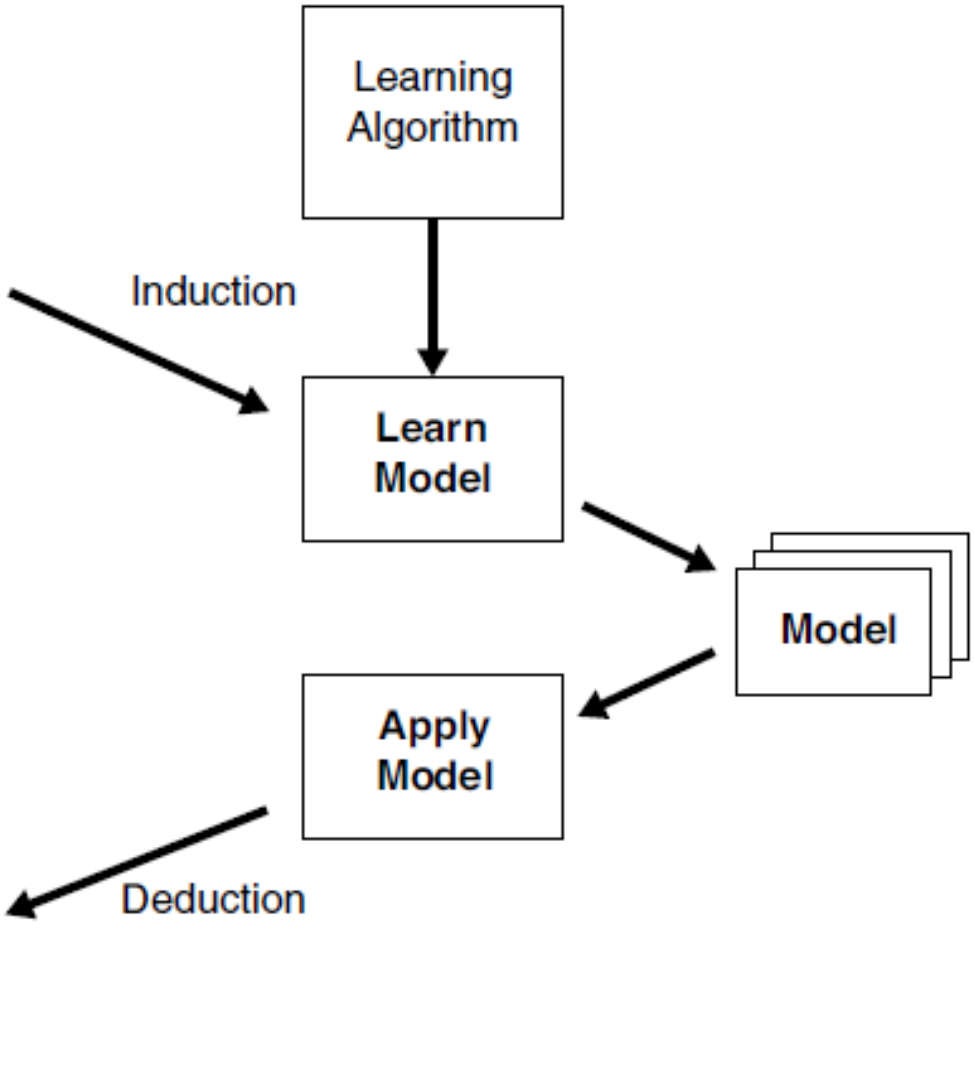
Treinamento e Teste - Resumo

Training Set

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

Test Set

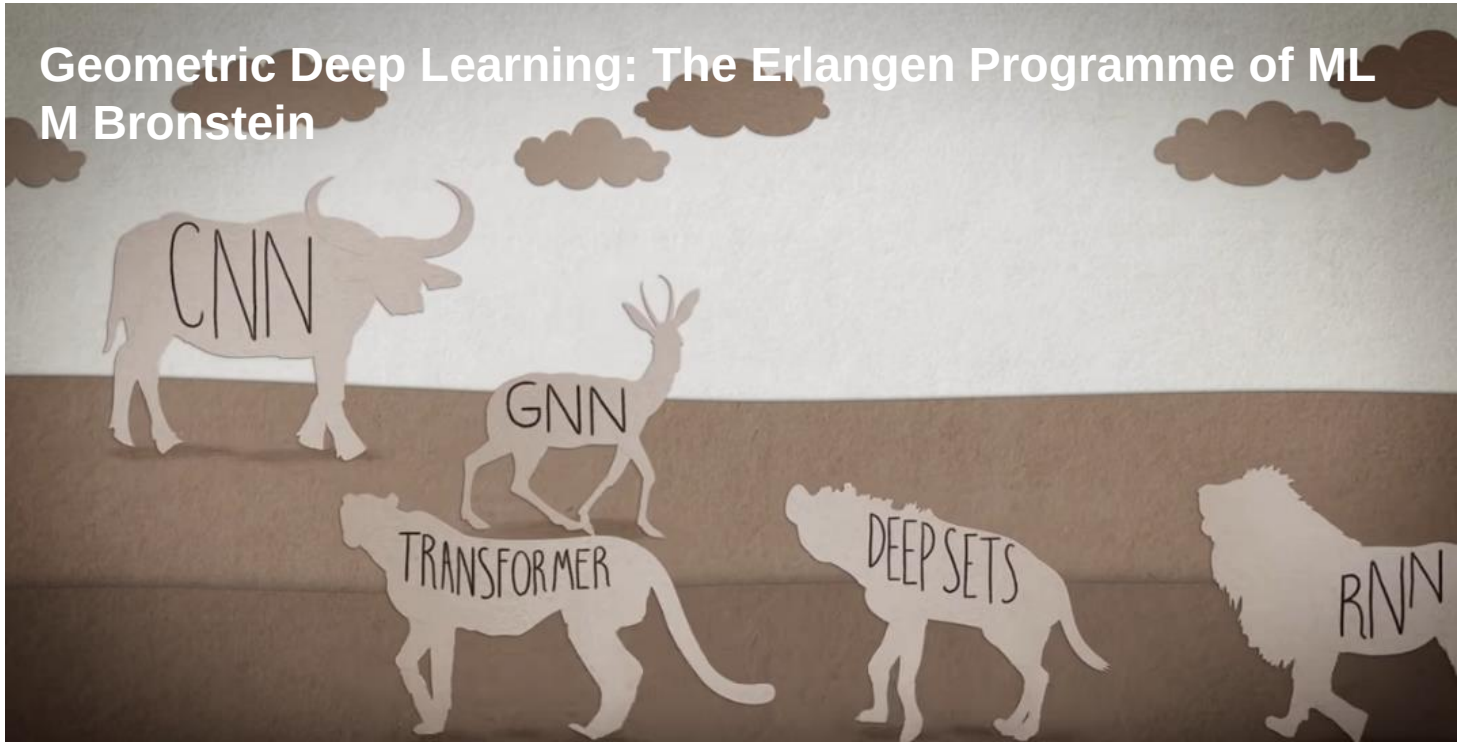
Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
11	No	Small	55K	?
12	Yes	Medium	80K	?
13	Yes	Large	110K	?
14	No	Small	95K	?
15	No	Large	67K	?



Treinamento e Teste - Resumo

Como pudemos ver ao longo da aula, existem muitas formas de agrupar os diferentes algoritmos de Machine Learning. Muito desse processo de classificação ainda está sendo feito agora!

É realmente um Zoológico de Algoritmos!



https://www.youtube.com/watch?v=w6Pw4MOzMuo&list=LL&index=129&ab_channel=MichaelBronstein

Treinamento e Teste - Resumo

- Infelizmente, o Zoológico é muito grande para nosso tour: não vamos conseguir conhecer todos os algoritmos que existem esse ano;
- Além disso, muitos outros algoritmos estão sendo propostos todos os meses!
- Vamos estudar alguns dos mais importantes para realizar tarefas básicas de Inteligência Artificial e Ciência de Dados, entre eles:

❖ **Aprendizado supervisionado**:
- ➢ Regressão: regressão linear, SVR (SVM), Árvore de Decisão e KNR;
- ➢ Classificação: KNN, Árvore de Decisão, RandomForest, SVM, Naive Bayes, Regressão Lógistica;

❖ **Aprendizado não supervisionado:**
- ➢ Agrupamento: k-means, hierárquico, DBSCAN, mistura gaussiana;
- ➢ Redução de dimensionalidade: t-SNE, PCA, kPCA, Isomap;

- No segundo semestre iremos ver outra parte do zoológico que realiza essas mesmas tarefas de maneira diferente: as Redes Neurais Artificiais (Deep Learning).

Avaliação do modelo

- Porque devemos avaliar o modelo?

- IA PODE ERRAR!

Erros acontecem... overfitting e underfitting

Overfitting

- Modelo que se ajusta aos dados de treinamento muito bem, incluindo outliers
- Impacto negativo na capacidade do modelo em generalizar

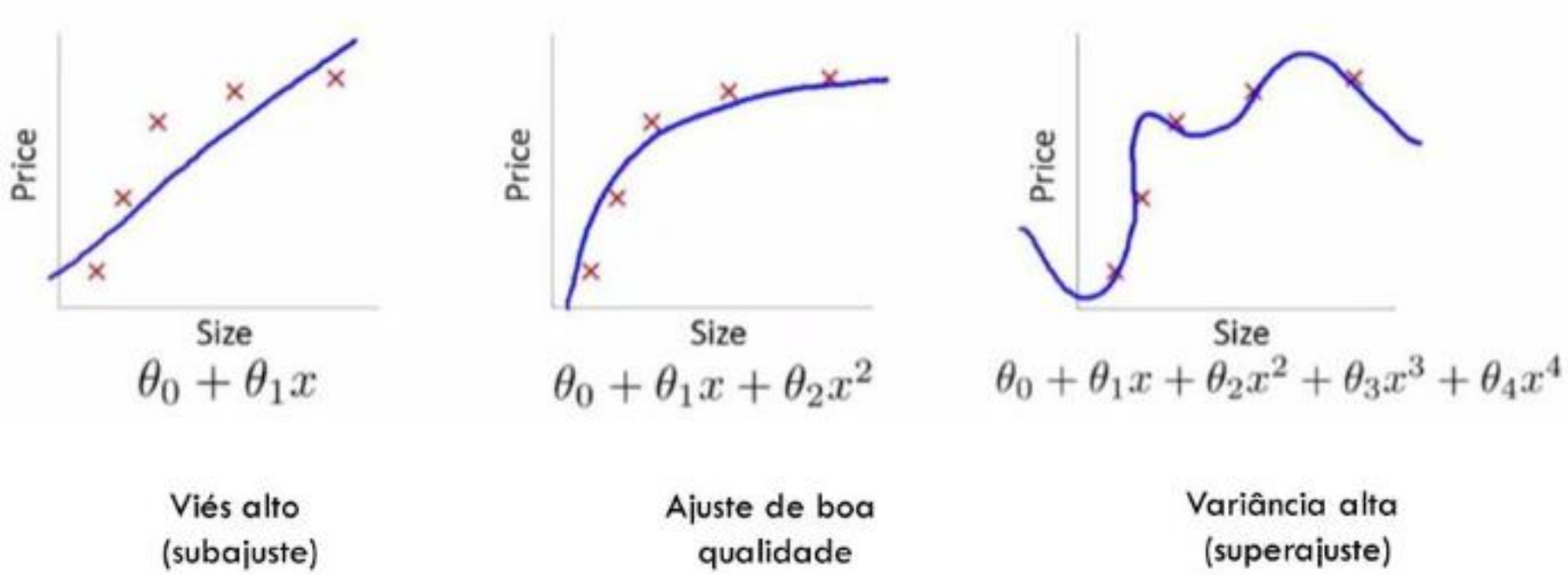
Underfitting

- Um modelos que nem se ajusta bem aos dados de treino, nem generaliza para novos dados

Erros acontecem... overfitting e underfitting

Um modelo com **overfitting** tem mais coeficientes do que o necessário. É um modelo com pouca capacidade de generalização: ele terá alta acurácia para os dados de treinamento e acurácia extremamente baixa para os dados de teste.

•



Erros acontecem...

Bias (enviesamento): Precisamos ser éticos na escolha das colunas que iremos usar e no dados que iremos fornecer aos algoritmos para que injustiças e preconceitos prévios não sejam ensinados aos algoritmos!

Overffiting (sobreajuste): Precisamos fazer separação treino/teste para atestar a generalidade de nosso modelo, levando em consideração o tipo de dados e o propósito para escolher tipo de metodologia de separação (80/20, cross validation, data leakage);

Acurácia e Precisão: Precisamos comparar com resultados de sistemas tradicionais (normalmente denominados de Modelo Base);

Prof. Miguel Bozer da Silva

NORMALIZAÇÃO E PADRONIZAÇÃO DOS DADOS

Normalização e Padronização dos Dados

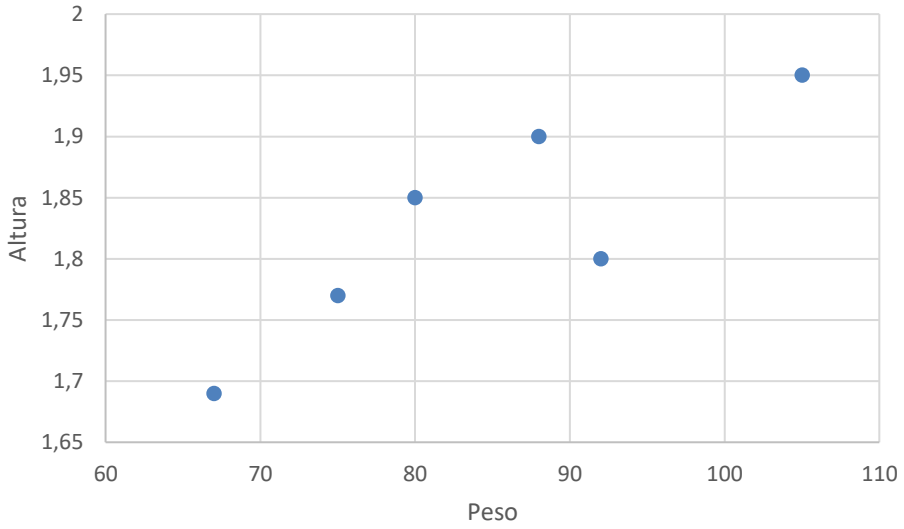
- Alguns modelos de Machine Learning exigem que os valores estejam em escalas similares para que eles não se tornem tendenciosos. Por exemplo:

- Se temos o peso, altura e o tamanho da camisa que uma pessoa usa. Podemos tentar usar esses dados para estimar qual o tipo de camisa uma pessoa pode comprar

- Para isso, o nosso modelo recebe os valores do peso e da altura e estima a saída de tamanho da camisa.

Normalização e Padronização dos Dados

id	Peso	Altura(m)	Camisa
1	75	1,77	G
2	80	1,85	G
3	92	1,8	G
4	67	1,69	M
5	88	1,9	GG
6	105	1,95	GG



A escala do peso é muito maior que a altura.

Normalização e Padronização dos Dados

- Caso as grandezas dos dados envolvidos forem muito diferentes, podemos padronizar ou normalizar os nossos dados:

- Padronização:

$$z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$

Onde:

z_i é o i-ésimo valor padronizado;

x_i é o i-ésimo valor original dos nossos dados

σ é o desvio padrão dos dados.

μ é a média dos dados

`Sklearn: StandardScaler()`

- Normalização: $X_{changed} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$

Onde:

$X_{changed}$ é o valor normalizado

X é o valor antes da normalização

X_{min} é o menor valor do conjunto de dados

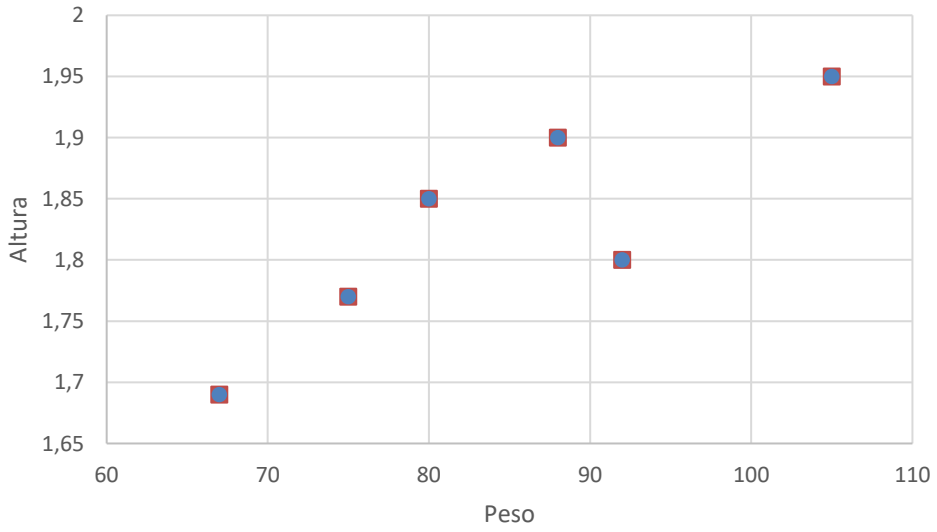
X_{max} é o maior valor do de dados

`Sklearn: MinMaxScaler()`

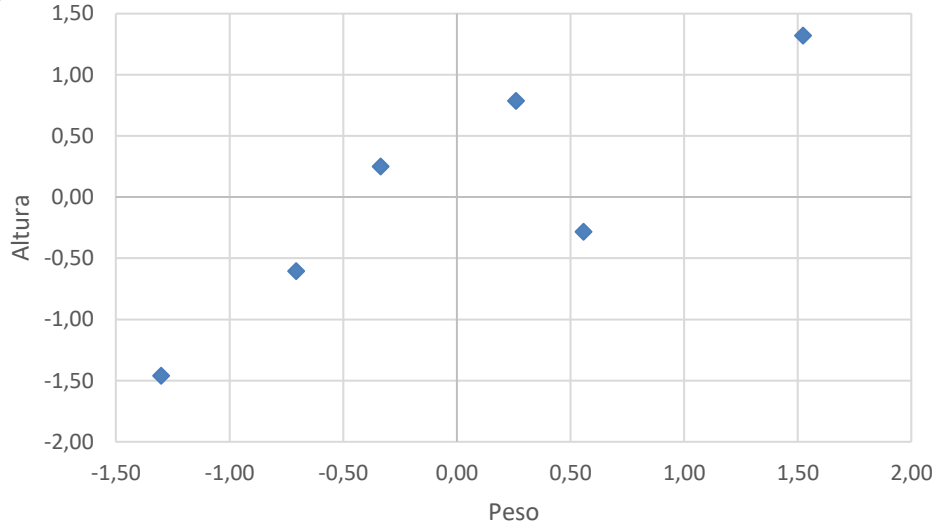
Normalização e Padronização dos Dados

- Após a padronização dos dados:

id	Peso	Altura(m)	Camisa
1	75	1,77	G
2	80	1,85	G
3	92	1,8	G
4	67	1,69	M
5	88	1,9	GG
6	105	1,95	GG

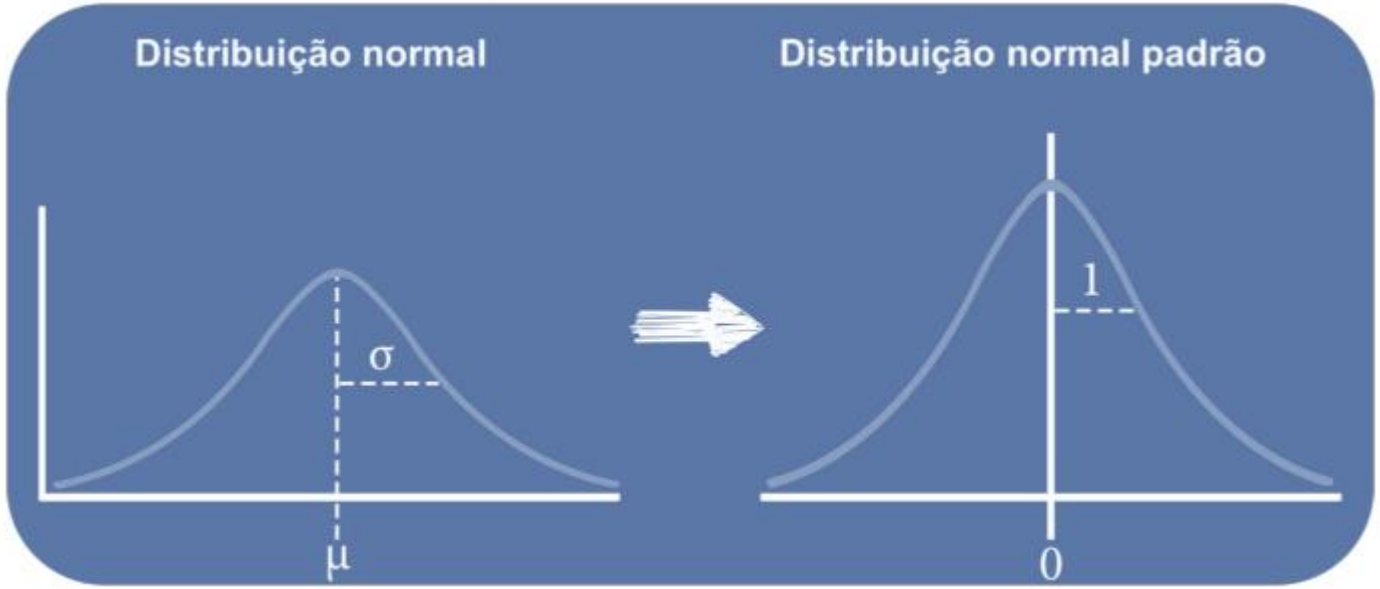


id	Peso	Altura(m)	Camisa
1	-0,71	-0,61	G
2	-0,33	0,25	G
3	0,56	-0,29	G
4	-1,30	-1,46	M
5	0,26	0,78	GG
6	1,52	1,32	GG



Normalização e Padronização dos Dados

- A Padronização dos dados transforma os mesmos em uma distribuição normal padrão

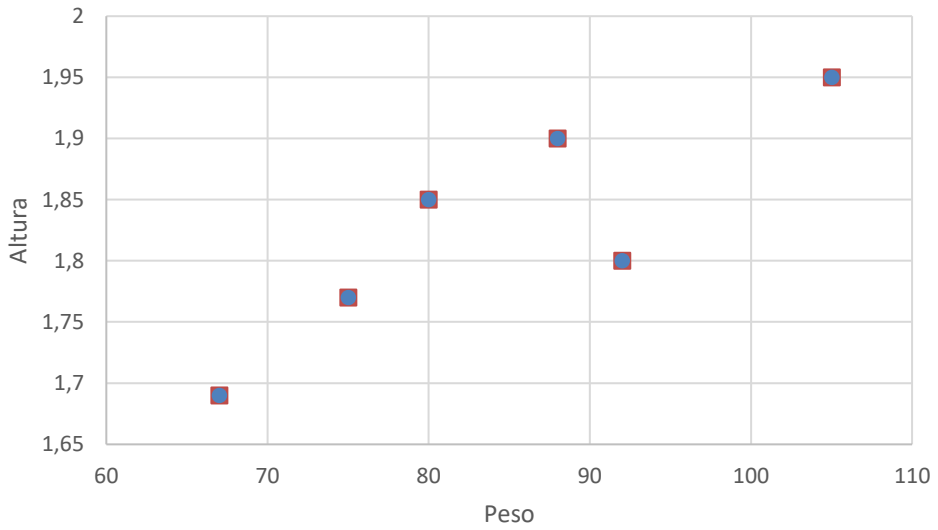


- Recomendado quando os dados **estão em uma distribuição normal**

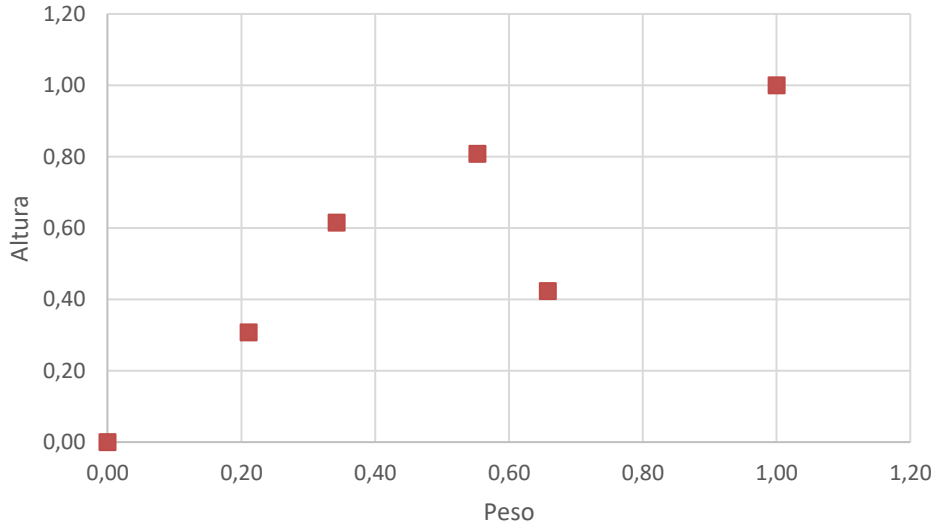
Normalização e Padronização dos Dados

- Após a normalização dos dados:

id	Peso	Altura(m)	Camisa
1	75	1,77	G
2	80	1,85	G
3	92	1,8	G
4	67	1,69	M
5	88	1,9	GG
6	105	1,95	GG



id	Peso	Altura(m)	Camisa
1	0,21	0,31	G
2	0,34	0,62	G
3	0,66	0,42	G
4	0,00	0,00	M
5	0,55	0,81	GG
6	1,00	1,00	GG



Normalização e Padronização dos Dados

- A normalização pode ser aplicada quando a distribuição dos dados não é normal ou se o desvio padrão dos mesmos for muito pequeno.

Exercício

- No jupyter Notebook: “2.3 Normalização e Padronização dos Dados.ipynb” vamos ver como aplicar esses conceitos.