

# Tópicos Avançados de Automação Industrial

TAAE9

Prof<sup>o</sup> José W. R. Pereira

# Ciência de dados

# Análise de Dados

A análise de dados é o **processo de manipulação de dados** através de **ferramentas computacionais e estatísticas**, de modo a buscar **informações relevantes** que auxiliam à **tomada de decisão**.

# Tipos de análise de dados

Analista de Dados

Cientista de Dados

Descritiva

Diagnóstica

Preditiva

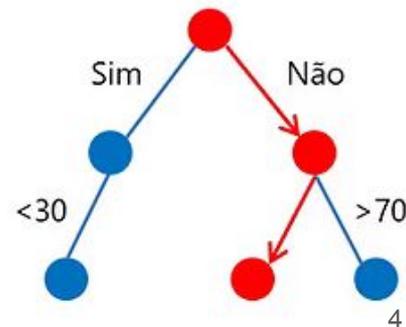
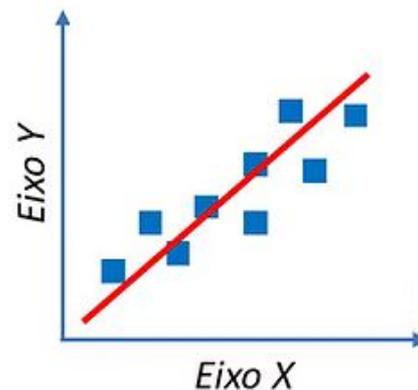
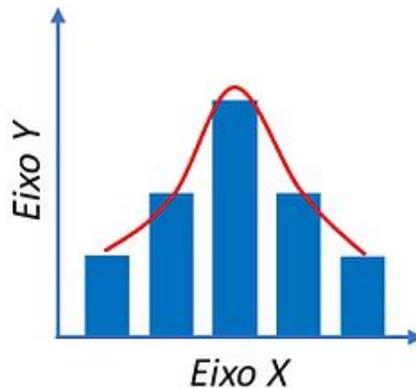
Prescritiva

Quem?

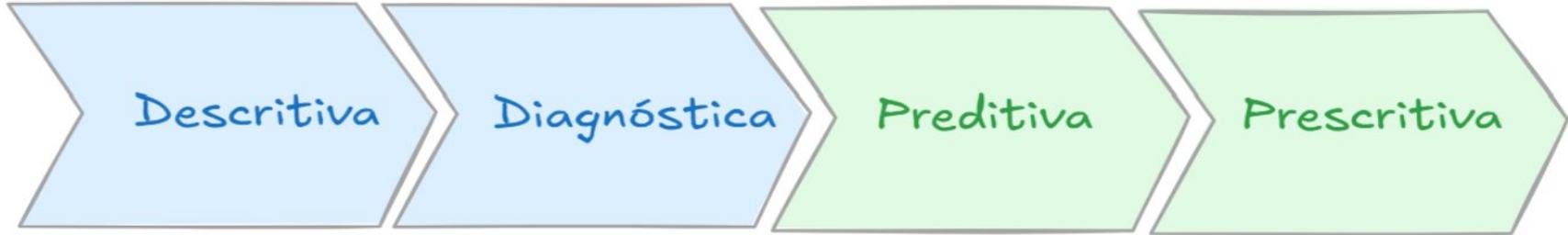
Quando?

Onde?

Por quê?



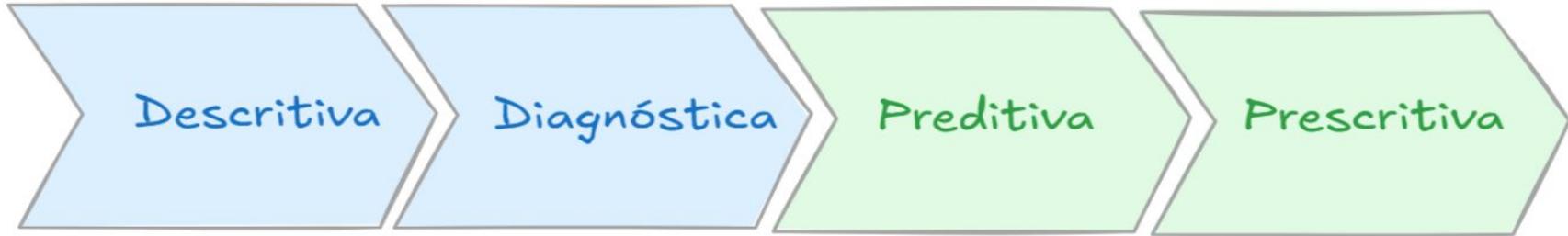
# Desenvolvimento da Análise



## 1. Problema de negócio:

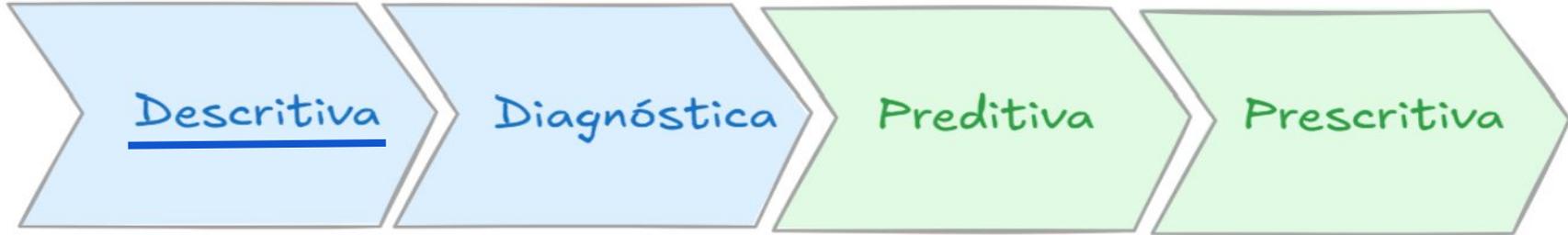
1. O resultado da ação foi positivo ou negativo?
2. Por que os resultados foram esses?
3. Como tomar uma decisão?

## Desenvolvimento da Análise



2. **Descrever** o comportamento dentro de um escopo;
3. **Diagnosticar** os motivos que produziram os comportamentos;
4. **Prever** o comportamento baseado em histórico;
5. **Prescrever/orientar** ações para alcançar as metas do negócio.

# Análise Descritiva



Fornece um resumo simples de uma planilha de dados, através de **indicadores**, **gráficos** e **tabelas**.

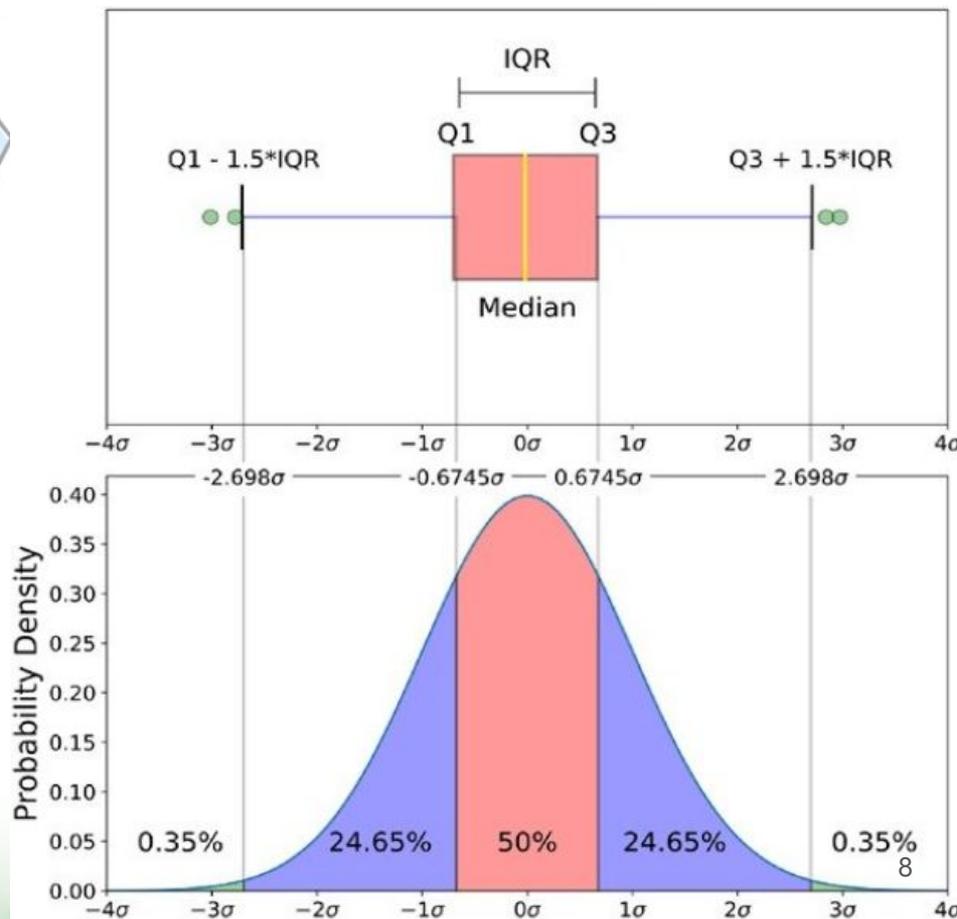


| Cia Aérea | Horário |
|-----------|---------|
| Latam     | 11:10   |
| Gol       | 11:15   |
| Azul      | 11:20   |
| Gol       | 12:40   |
| Latam     | 12:45   |

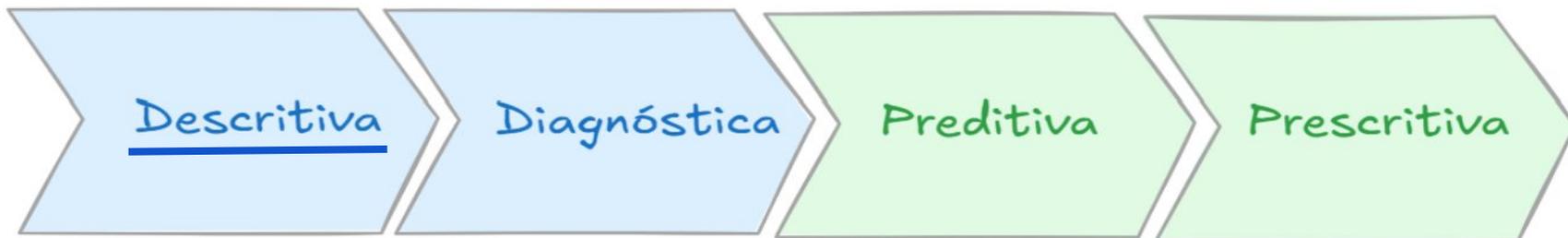
# Análise Descritiva



Realiza a exploração inicial dos dados, permitindo a compreensão da **distribuição, valor central e dispersão dos dados**, além da presença de possíveis **outliers**.

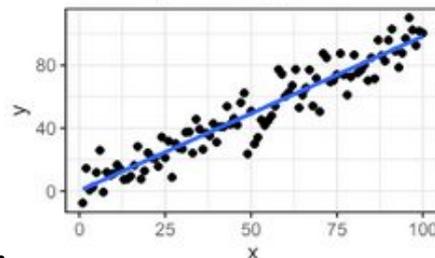


# Características

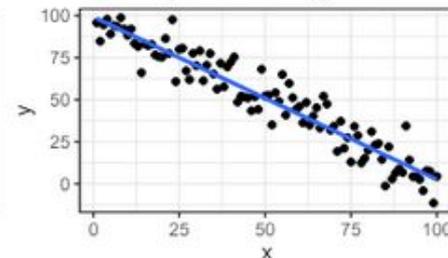


- Resumo de dados:
  - Medidas de tendência central:
    - Média, Moda e Mediana;
  - Medidas de dispersão:
    - Desvio padrão e Variância.
- Visualização de dados:
  - Relação entre variáveis.
- Identificação de padrões.

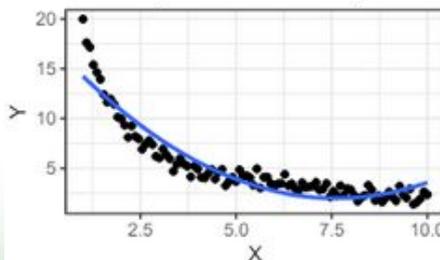
Correlação linear positiva



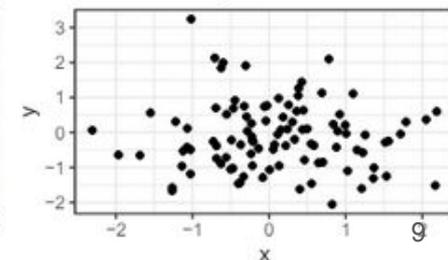
Correlação linear negativa



Correlação não linear negativa



Sem correlação



# Ferramentas



1. Planilha de cálculos: Excel, Google Sheets;
2. Softwares estatísticos: SPSS, Stata;
3. Software de visualização de dados: Tableau, Power BI
4. Linguagem de programação: Python, R



Google Sheets

STATA



# Análise Diagnóstica

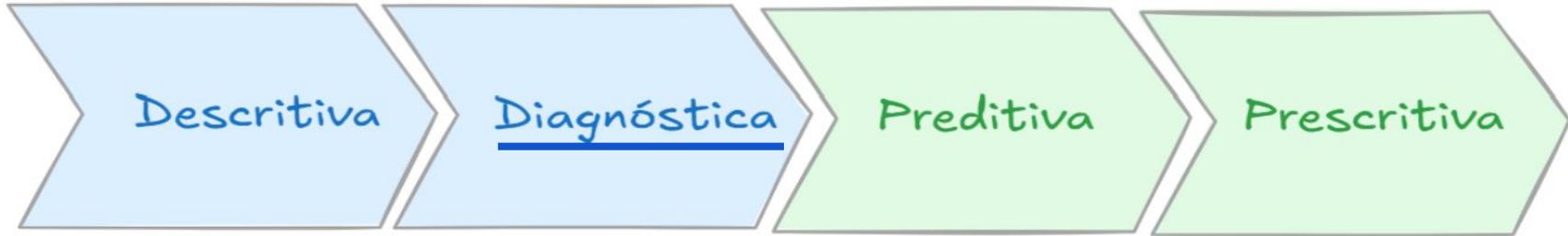


Busca:

- **entender os motivos ou causas** por trás de determinado fenômeno ou resultado.
- **identificar padrões e relações** nos dados que podem explicar mudanças ou tendências observadas.



# Características



- Investigativa:
  - Buscando entender as causas subjacentes de um fenômeno ou problema.
- Baseada em Hipóteses:
  - Uma hipótese é proposta e a análise é usada para testar ela.



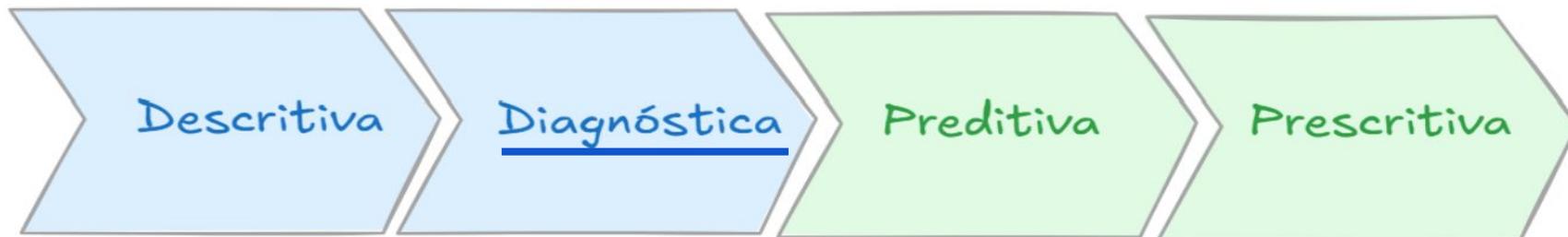
# Características



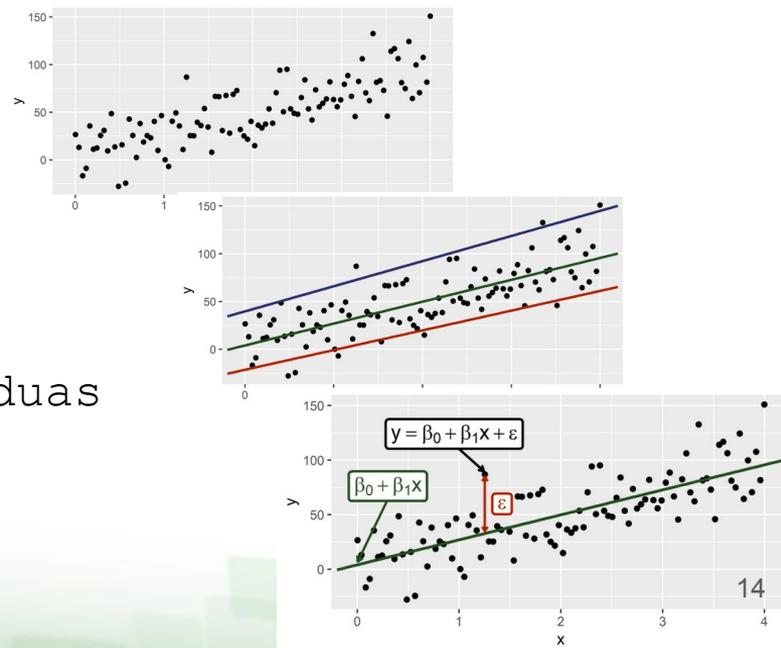
- Uso de dados históricos:
  - Identificar tendências, padrões e relações que podem explicar os resultados atuais.
- Análise Multivariada:
  - Pode envolver múltiplas variáveis ao mesmo tempo, com interações complexas que podem estar influenciando um resultado.
- Interpretação cuidadosa.



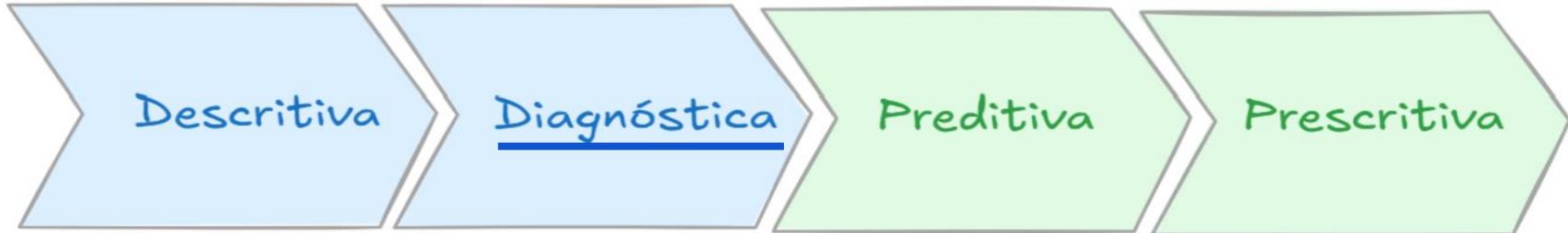
# Ferramentas



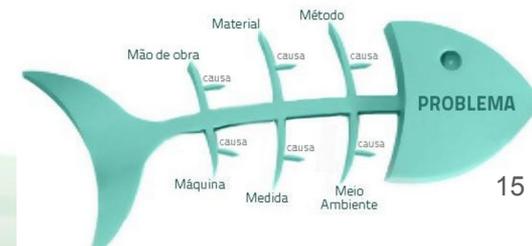
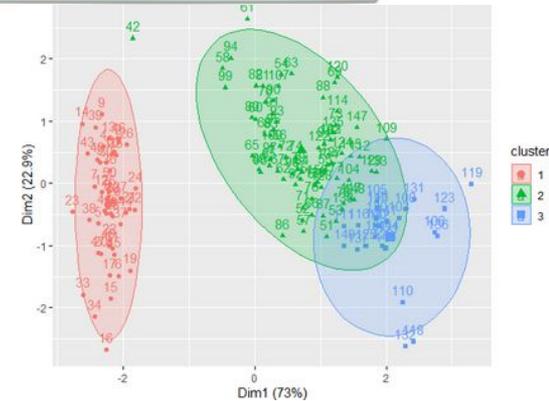
- Análise de regressão:
  - Identificar a relação entre variáveis dependentes e independentes;
- Análise de correlação:
  - Determinar a relação entre duas ou mais variáveis;



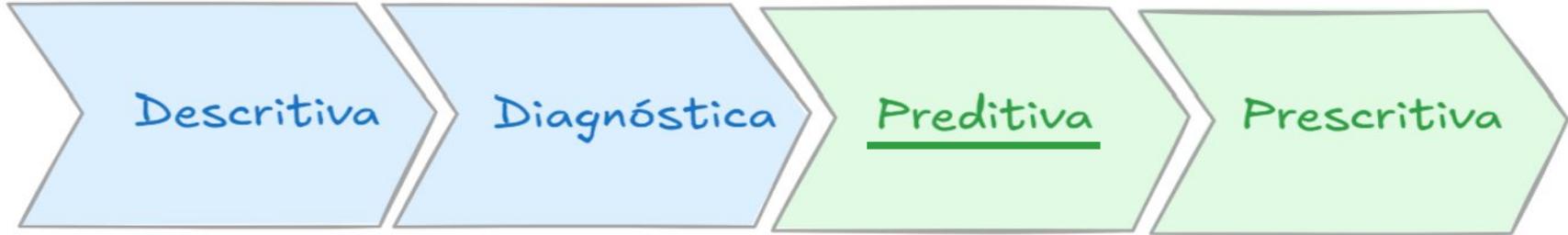
# Ferramentas



- Análise de *cluster*:
  - Agrupa por características semelhantes;
- Análise de causa e efeito (Diagrama de Ishikawa):
  - Proporciona uma visão ampla e identificação de possíveis causas de um problema.

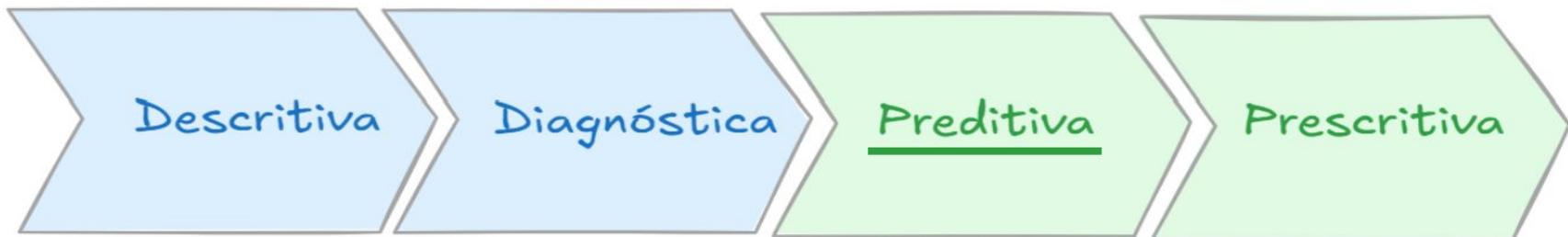


# Análise Preditiva



- Análise estatística que tem como objetivo prever resultados futuros com base em dados históricos e técnicas de modelagem.
- Coleta de dados >> modelo estatístico >> Previsão

# Características



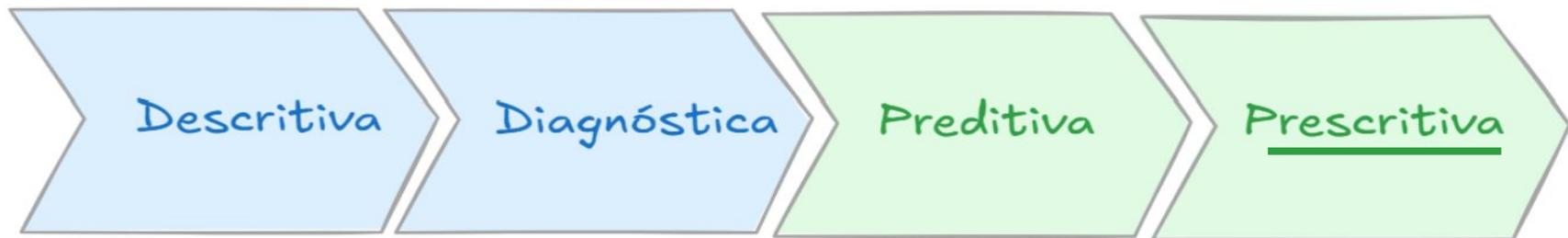
1. Baseada em modelos: Estatísticos e de **Machine Learning**.
2. Usa histórico de dados: Treinamento dos modelos.
3. Multivariável:  
Consideram a interação entre muitas variáveis.
4. Preditiva, mas não infalível:  
Sempre há um grau de incerteza.
5. Orientada para a ação:  
Resultados orientam a tomada de decisão.

# Ferramentas



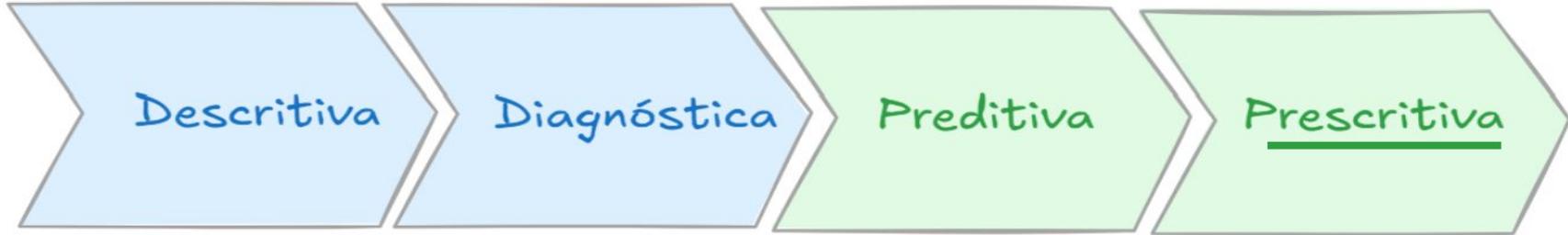
1. Python: Pandas, NumPy, Sci-kit Learn.
2. R: Análise estatística e gráficos.
3. SAS: *Statistical Analysis System* (financeiro e saúde).
4. SPSS: Software de fácil usabilidade e com ampla gama de ferramentas disponíveis.
5. Excel: Aplicado quando não se requer técnicas estatísticas avançadas.

# Análise Prescritiva



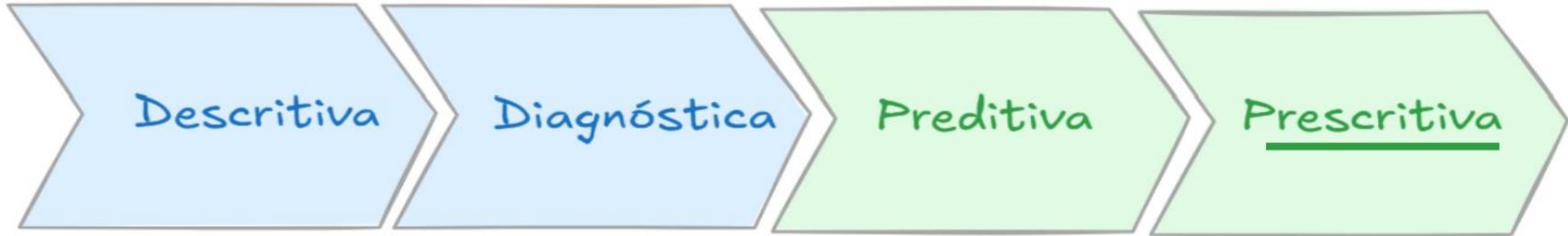
- Fornece recomendações sobre o que deve ser feito, utilizando **técnicas avançadas** que levam em consideração uma **variedade de cenários** e **possíveis resultados**, para ajudar os **tomadores de decisão** a entender as implicações de diferentes cursos de ação.

# Características



1. Recomendações de ação;
2. Consideração de diferentes cenários;
3. Otimização de operações;
4. Auxílio à tomada de decisão;
5. Adaptação a mudanças nas condições: pode incorporar novos dados à medida que se tornem disponíveis.

# Ferramentas



1. Softwares de modelagem: Python, R, SAS, SPSS
2. Ferramentas de otimização: Gurobi, CPLEX
3. Ferramentas de simulação: Simul8, AnyLogic
4. Ferramentas de visualização de dados: Tableau, Power BI
5. Plataformas de machine learning: Azure ML, Amazon SageMaker

# Previsão de passageiros futuros

*Forecasting Future Passengers*



## Forecasting Future Passengers

using Auto ML (PyCaret)

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

Problema:

é necessário prever passageiros futuros após 1960.

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

### Dataset Description

👉 There are 2 variables in this data set namely:

- Month, and
- #Passengers.

👉 The following is the structure of the data set.

| Variable Name | Description                       | Sample Data           |
|---------------|-----------------------------------|-----------------------|
| Month         | Date of records (yyyy-mm format). | 1949-01; 1949-02; ... |
| #Passengers   | Total air passengers              | 112; 118; ...         |

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*



PyCaret is an open-source machine learning package written in low-code that enables Data Scientists to automate their machine learning processes. It reduces the model experimentation process, allowing for the achievement of specific outcomes with less code.

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

### 1.3 | Quick Overview of PyCaret Classification Module

The time series forecasting module in PyCaret (`pycaret.time_series.setup`) is a machine learning module that is used to handle time series analysis problems. With PyCaret, a data scientist/user can do forecasting with several models, namely:

- Seasonal Naive Forecaster,
- Exponential Smoothing,
- ARIMA,
- Polynomial Trend Forecaster,
- K Neighbors w/ Cond. Deseasonalize & Detrending,
- Linear w/ Cond. Deseasonalize & Detrending,
- Elastic Net w/ Cond. Deseasonalize & Detrending,
- Ridge w/ Cond. Deseasonalize & Detrending,
- Lasso Net w/ Cond. Deseasonalize & Detrending,
- Extreme Gradient Boosting w/ Cond. Deseasonalize & Detrending, and more.



**PYCARET**

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Importing Libraries ---  
import datetime  
import numpy as np  
import pandas as pd  
import warnings  
import pycaret  
import kaleido  
import plotly.express as px  
  
from pycaret.time_series import *  
from pycaret.utils import enable_colab  
  
# --- Libraries Settings ---  
warnings.filterwarnings('ignore')  
enable_colab()
```

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*



```
# --- Reading Dataset ---
df = pd.read_csv('../input/air-passengers-forecast-dataset/AirPassengers.csv')
df.head().style.background_gradient(cmap='Blues').set_properties(**{'font-family': 'Segoe UI'}).hide_index()
```

| Month   | #Passengers |
|---------|-------------|
| 1949-01 | 112         |
| 1949-02 | 118         |
| 1949-03 | 132         |
| 1949-04 | 129         |
| 1949-05 | 121         |

### .: Imported Dataset Info :.

```
*****
Total Rows: 144
Total Columns: 2
*****
```

### .: Dataset Details :.

```
*****
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 144 entries, 0 to 143
Data columns (total 2 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   Month           144 non-null    object
1   #Passengers     144 non-null    int64
dtypes: int64(1), object(1)
```

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*



```
# --- Descriptive Statistics
```

```
df.describe().T.style.background_gradient(cmap='GnBu').set_properties(**{'font-family': 'Segoe UI'})
```

|             | count      | mean       | std        | min        | 25%        | 50%        | 75%        | max        |
|-------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| #Passengers | 144.000000 | 280.298611 | 119.966317 | 104.000000 | 180.000000 | 265.500000 | 360.500000 | 622.000000 |

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Change `Month` Column Type to datetime ---
df['Month'] = pd.to_datetime(df['Month'])
```

```
# --- Set `Month` Column as Index ---
df.set_index('Month', inplace=True, drop=True)
df.head(3).style.background_gradient(cmap='Blues').set_properties(**{'font-family': 'Segoe UI'}).hide_index()
```

| #Passengers |
|-------------|
| 112         |
| 118         |
| 132         |

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

### 5. | PyCaret Setup ⚙

- 👉 This section will implement PyCaret by calling `TimeSeriesExperiment()` function.
- 👉 For experiment purposes, the number of folds that used in cross validation will be set to 3 and the forecast horizon used will be set to 12 (last 12 points in the dataset will be set as test).

```
# --- Setup PyCaret ---  
s = setup(df, fh = 12, fold = 3, session_id = 123)
```



# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Setup PyCaret ---
s = setup(df, fh = 12, fold = 3, session_id = 123)
```

|    | Description                 | Value                   |
|----|-----------------------------|-------------------------|
| 0  | session_id                  | 123                     |
| 1  | Target                      | #Passengers             |
| 2  | Approach                    | Univariate              |
| 3  | Exogenous Variables         | Not Present             |
| 4  | Data shape                  | (144, 1)                |
| 5  | Train data shape            | (132, 1)                |
| 6  | Test data shape             | (12, 1)                 |
| 7  | Fold Generator              | ExpandingWindowSplitter |
| 8  | Fold Number                 | 3                       |
| 9  | Enforce Prediction Interval | False                   |
| 10 | Seasonal Period(s) Tested   | 12                      |

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Perform Statistical Test ---
check_stats()
```

|   | Test    | Test Name  | Data   | Property           | Setting | Value        |
|---|---------|------------|--------|--------------------|---------|--------------|
| 0 | Summary | Statistics | Actual | Length             |         | 144.0        |
| 1 | Summary | Statistics | Actual | Mean               |         | 280.298611   |
| 2 | Summary | Statistics | Actual | Median             |         | 265.5        |
| 3 | Summary | Statistics | Actual | Standard Deviation |         | 119.966317   |
| 4 | Summary | Statistics | Actual | Variance           |         | 14391.917201 |
| 5 | Summary | Statistics | Actual | Kurtosis           |         | -0.364942    |
| 6 | Summary | Statistics | Actual | Skewness           |         | 0.58316      |

👉 From the statistical test results above, it can be concluded that:

- The series is not stationary (ADF p-value more than 0.05)
- The series is not adequate (Ljung-Box p-value less than 0.05)

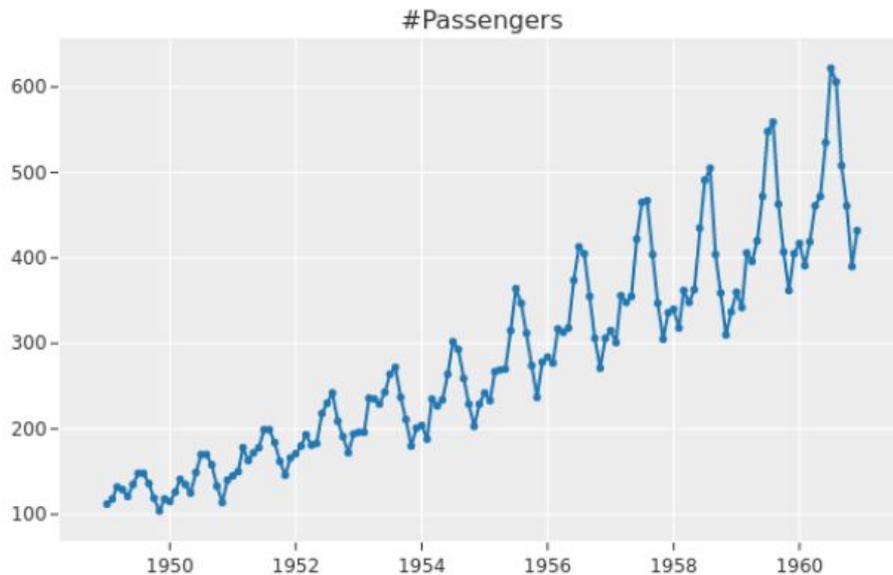
# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Time Series Plot ---
```

```
plot_model(plot = 'ts', fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

Time Series | Target = #Passengers



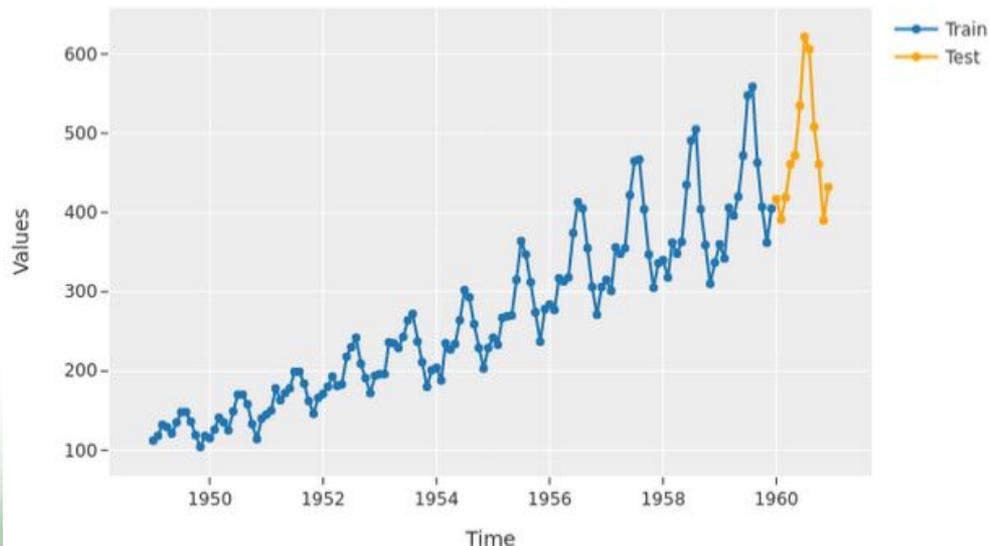
# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Train & Test Plot ---
```

```
plot_model(plot = 'train_test_split', fig_kwags = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

Train Test Split

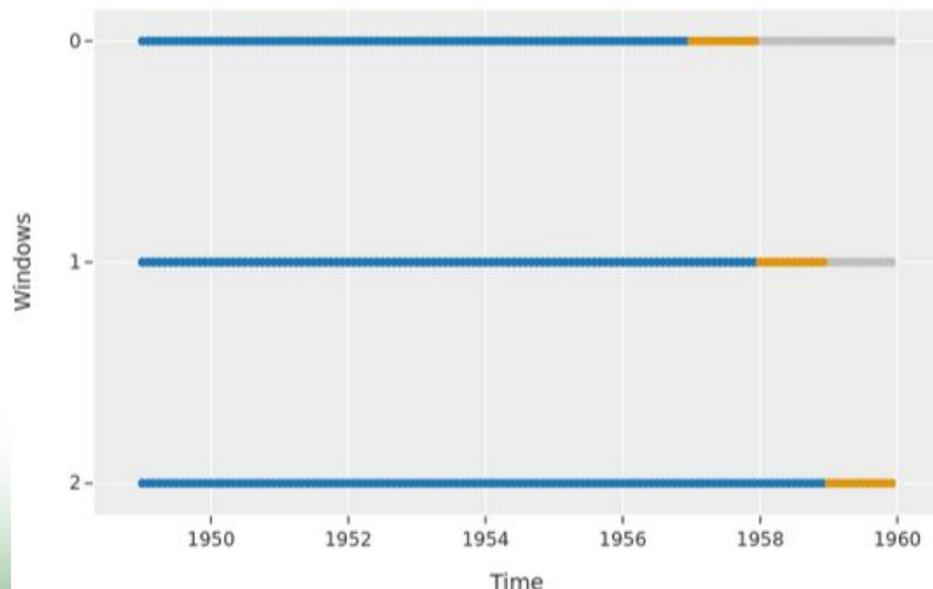


# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- CV Plot ---
plot_model(plot = 'cv', fig_kwargs = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

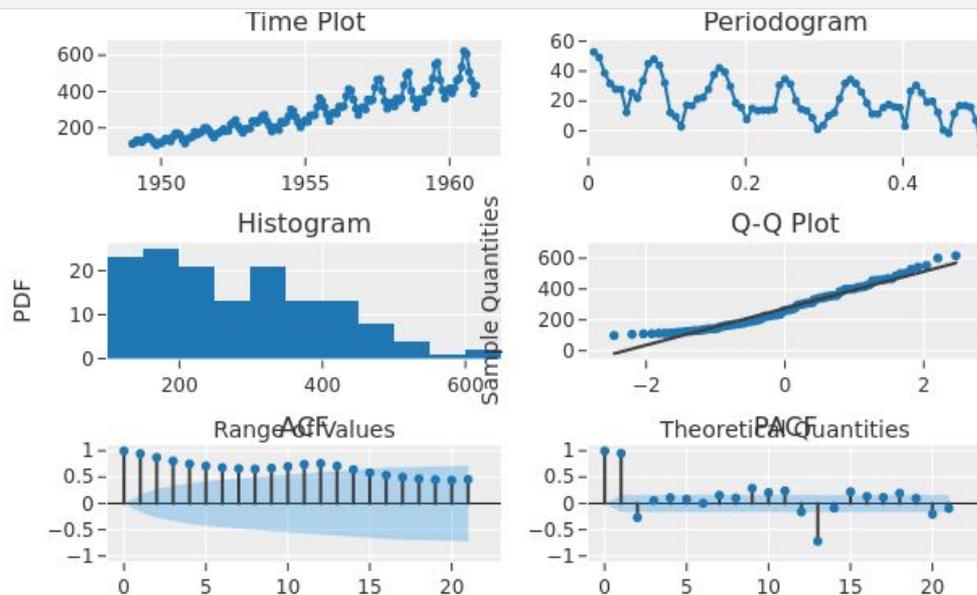
Train Cross-Validation Splits



# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Diagnostic Plot ---
plot_model(plot = 'diagnostics', fig_kwargs = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```



# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

Classical Decomposition (additive) | #Passengers  
Seasonal Period = 12

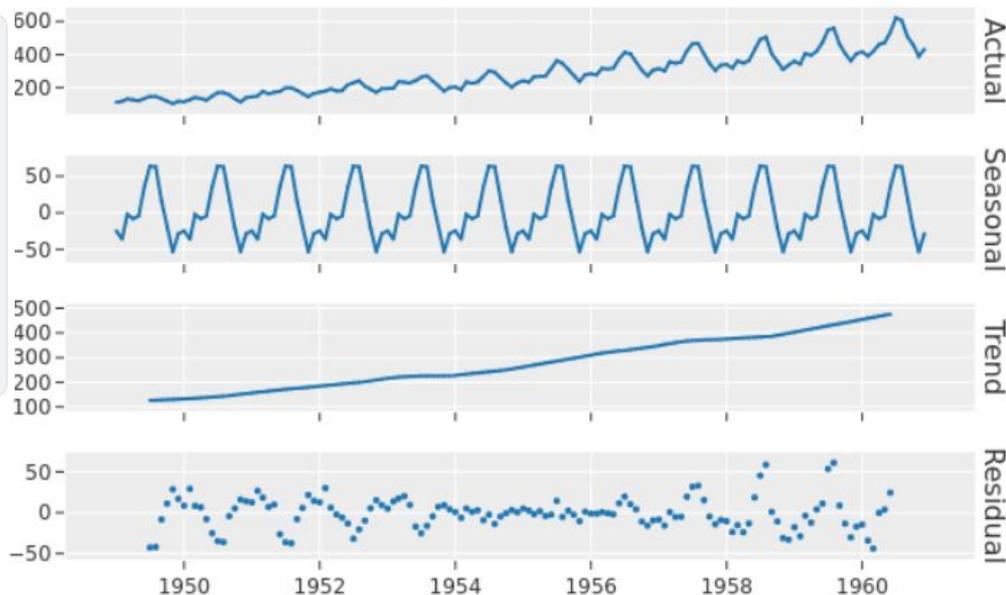
```
# --- Showing Decomposition Plots ---
```

```
plot_model(plot = 'decomp', fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

```
plot_model(plot = 'decomp', data_kwarg={'type': 'multiplicative'},  
           fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

```
plot_model(plot = 'decomp_stl', fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

```
plot_model(plot = 'decomp_stl', fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```



# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Time Series Models ---
models()
```

|             | Name  | Reference   | Turbo |
|-------------|---|---|-------|
| ID          |   |   |       |
| naive       | Naive Forecaster                                | sktime.forecasting.naive.NaiveForecaster          | True  |
| grand_means | Grand Means Forecaster                          | sktime.forecasting.naive.NaiveForecaster          | True  |
| snaive      | Seasonal Naive Forecaster                       | sktime.forecasting.naive.NaiveForecaster          | True  |
| polytrend   | Polynomial Trend Forecaster                     | sktime.forecasting.trend.PolynomialTrendForeca... | True  |
| arima       | ARIMA   | sktime.forecasting.arima.ARIMA                    | True  |
| auto_arima  | Auto ARIMA                                      | sktime.forecasting.arima.AutoARIMA                | True  |
| exp_smooth  | Exponential Smoothing                           | sktime.forecasting.exp_smoothing.ExponentialSm... | True  |
| croston     | Croston   | sktime.forecasting.croston.Croston                | True  |
| ets         | ETS   | sktime.forecasting.ets.AutoETS                    | True  |
| theta       | Theta Forecaster                                | sktime.forecasting.theta.ThetaForecaster          | True  |
| tbats       | TBATS   | sktime.forecasting.tbats.TBATS                    | False |
| bats        | BATS  | sktime.forecasting.bats.BATS                      | False |
| lr_cds_dt   | Linear w/ Cond. Deseasonalize & Detrending      | pycaret.containers.models.time_series.BaseCdsD... | True  |
| en_cds_dt   | Elastic Net w/ Cond. Deseasonalize & Detrending | pycaret.containers.models.time_series.BaseCdsD... | True  |

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

# --- Compare Models ---

best = compare\_models()

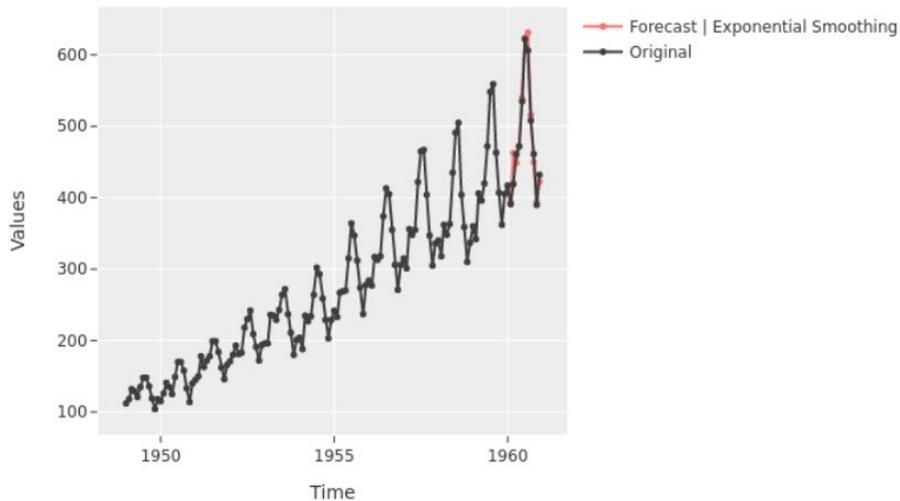
|                 | Model  | MAE     | RMSE    | MAPE   | SMAPE  | MASE   | RMSSE  | R2     | TT (Sec) |
|-----------------|--|---------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|----------|
| exp_smooth      | Exponential Smoothing                                  | 17.1926 | 20.1633 | 0.0435 | 0.0439 | 0.5852 | 0.6105 | 0.8918 | 0.0933   |
| et_cds_dt       | Extra Trees w/ Cond. Deseasonalize & Detrending        | 19.4653 | 24.1050 | 0.0484 | 0.0484 | 0.6602 | 0.7288 | 0.8459 | 0.5300   |
| huber_cds_dt    | Huber w/ Cond. Deseasonalize & Detrending              | 20.0334 | 25.9670 | 0.0491 | 0.0499 | 0.6813 | 0.7866 | 0.8113 | 0.0400   |
| arima           | ARIMA  | 20.0069 | 22.2199 | 0.0501 | 0.0507 | 0.6830 | 0.6735 | 0.8677 | 0.4833   |
| catboost_cds_dt | CatBoost Regressor w/ Cond. Deseasonalize & Detrending | 20.9112 | 26.8907 | 0.0505 | 0.0509 | 0.7106 | 0.8146 | 0.8085 | 1.5933   |
| ridge_cds_dt    | Ridge w/ Cond. Deseasonalize & Detrending              | 20.6086 | 25.4405 | 0.0509 | 0.0514 | 0.7004 | 0.7703 | 0.8215 | 0.0300   |

# Previsão de passageiros futuros

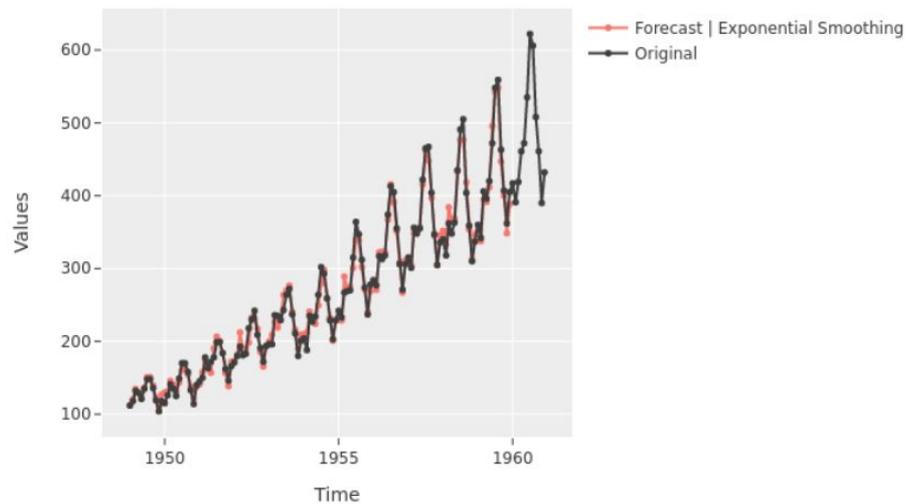
## *Forecasting Future Passengers*

```
# --- Plot Forecasting Performance & Insample ---
plot_model(best, plot = 'forecast', fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_
threshold': 15})
plot_model(best, plot = 'insample', fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_
threshold': 15})
```

Actual vs. 'Out-of-Sample' Forecast | #Passengers



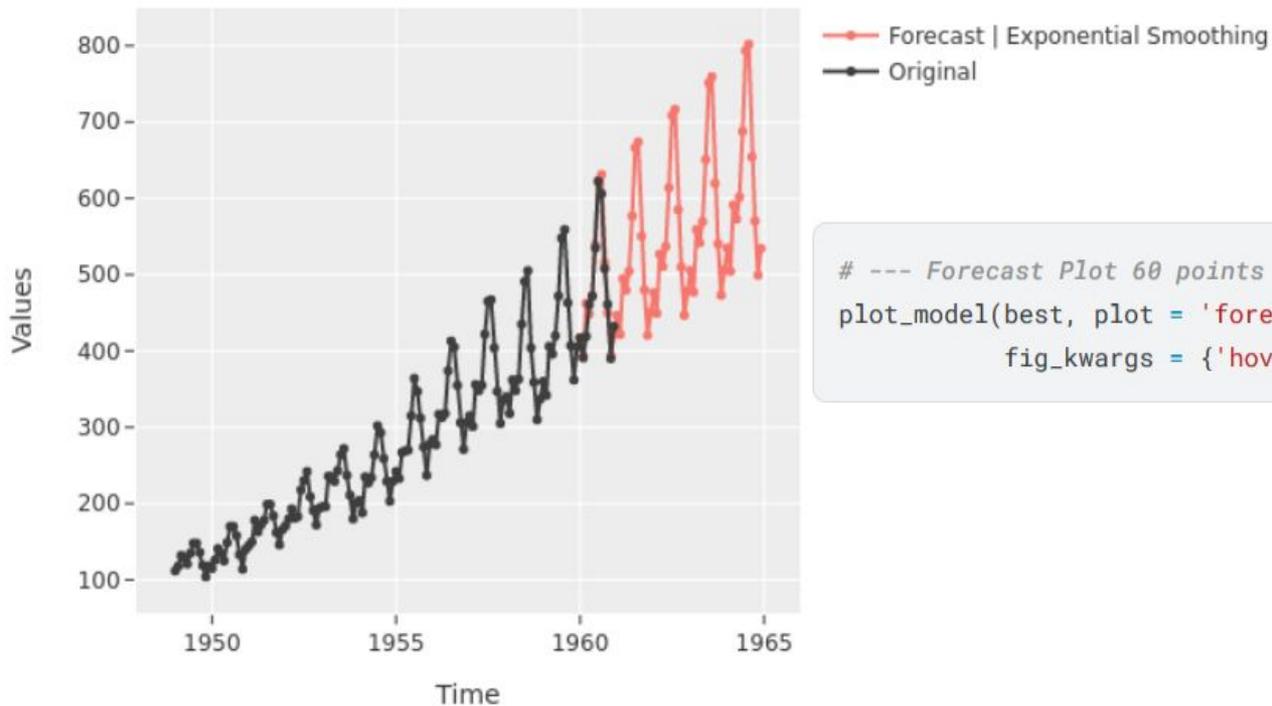
Actual vs. 'In-Sample' Forecast | #Passengers



# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

Actual vs. 'Out-of-Sample' Forecast | #Passengers



```
# --- Forecast Plot 60 points ---
plot_model(best, plot = 'forecast', data_kwarg = {'fh': 60},
            fig_kwarg = {'hoverinfo': 'none', 'big_data_threshold': 15})
```

# Previsão de passageiros futuros

## *Forecasting Future Passengers*

### 6. | Saving Model

👉 Since exponential smoothing is the best forecasting model, will save the model in pickle (.pk1) file for future production.

```
# --- Save Model in Pickle File ---  
save_model(best, 'exp_smooth_final_model')
```

# Tópicos Avançados de Automação Industrial

Prof<sup>o</sup> José W. R. Pereira

[jose.pereira@ifsp.edu.br](mailto:jose.pereira@ifsp.edu.br)

[josewrpereira.github.io/docs](https://github.com/josewrpereira/docs)