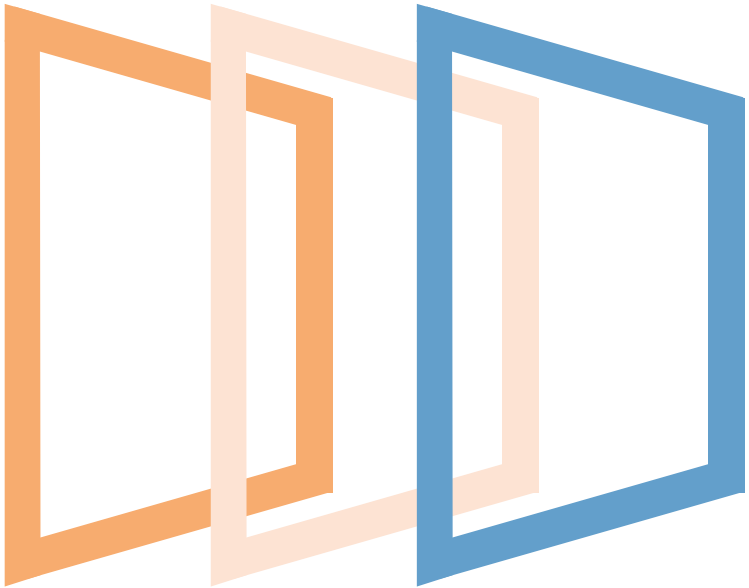
Python Power: Exploração, Manipulação e Análise de Dados com Numpy e Pandas

Thaís Ratis

Inteligência Artificial Brasil, 23.04.2024



minsait

An Indra company

Conteúdo programático

1. Crescimento dos Dados
2. Tipos de dados
3. Pré-processamento
4. Estatística

Crescimento dos dados

01

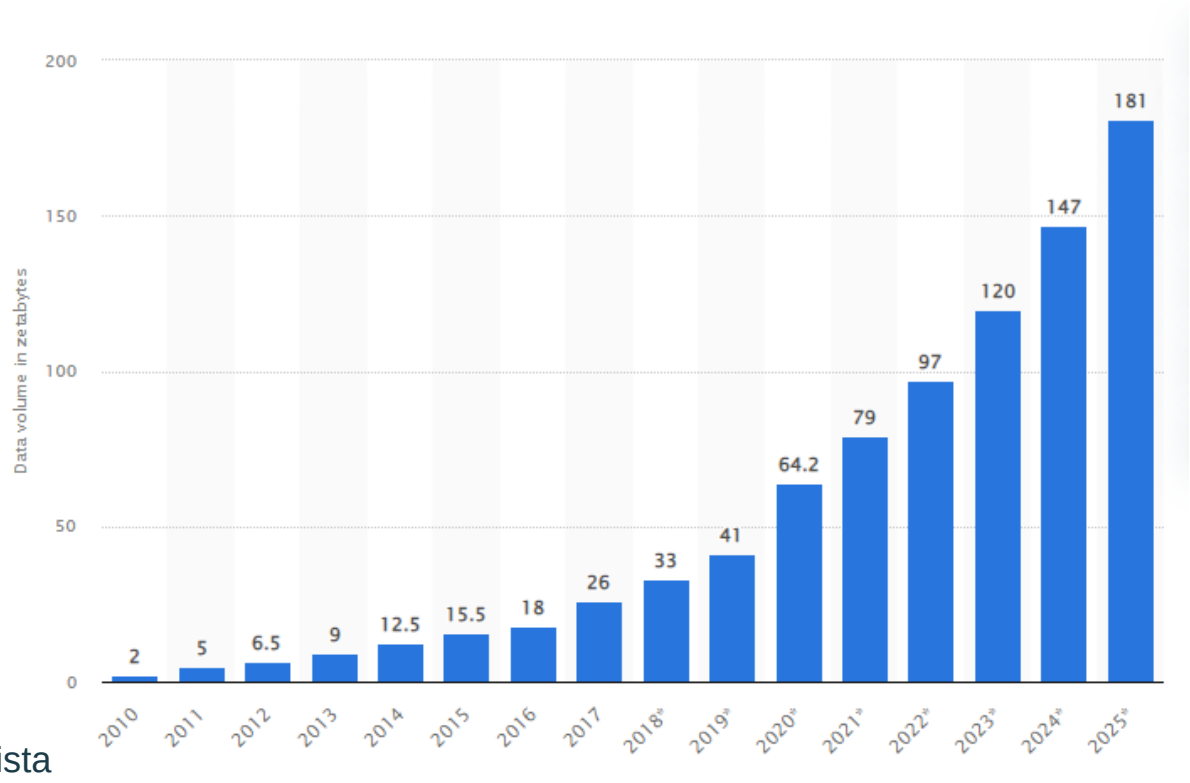
Crescimento dos dados

Fonte: Ouse tecnologia web

A quantidade de informações geradas, coletadas e armazenadas está aumentando exponencialmente, moldando o mundo em que vivemos.

O crescimento de dados é impulsionado por diversos fatores, como o aumento da conectividade, o avanço da tecnologia, a proliferação de dispositivos inteligentes e a digitalização de processos. Desde transações financeiras e registros médicos até interações nas redes sociais e dados coletados por sensores, cada vez mais aspectos da nossa vida cotidiana são registrados e transformados em dados.

Volume de dados/informações criados, capturados, copiados e consumidos mundialmente de 2010 a 2020, com previsões de 2021 a 2025



Captura de dados

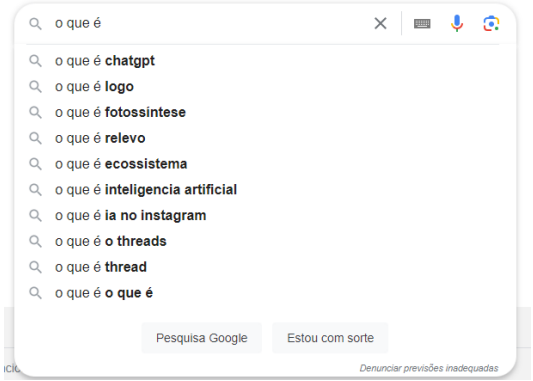
ChatGPT

Spotify®

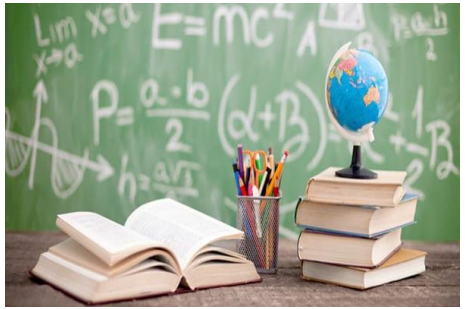
facebook

NETFLIX

Google



Áreas impactadas



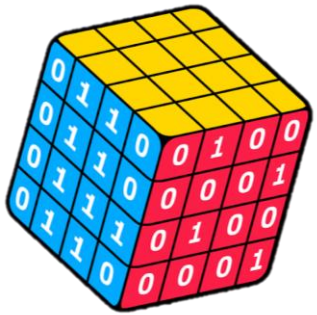
Tipos de Dados

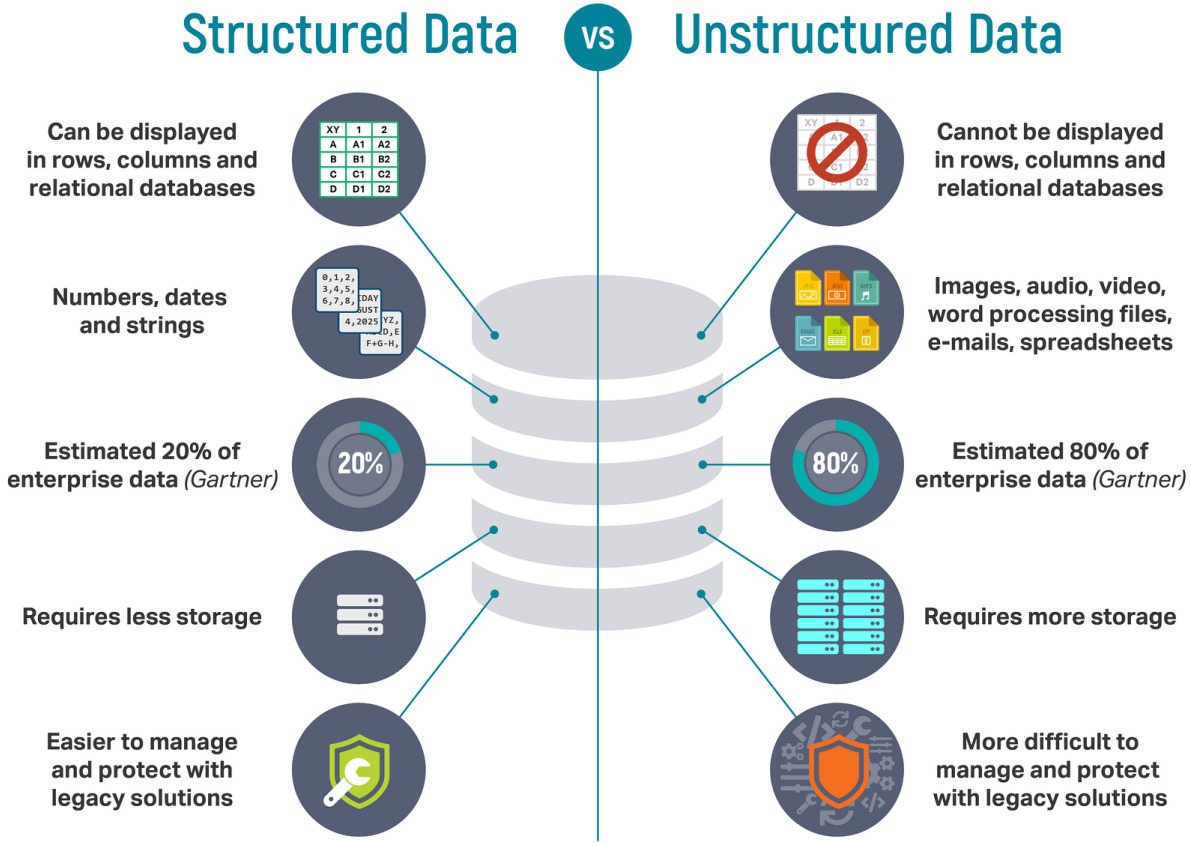
02

Tipos de Dados

Estruturado

Dados estruturados são aqueles organizados e representados com uma **estrutura rígida**, a qual foi previamente planejada para armazená-los. Possuem um esquema claramente definido para as informações que contêm. Simplificando a definição, quaisquer dados que possam ser apresentados em um programa de planilha, como o Planilhas Google ou Microsoft Excel, são dados estruturados.



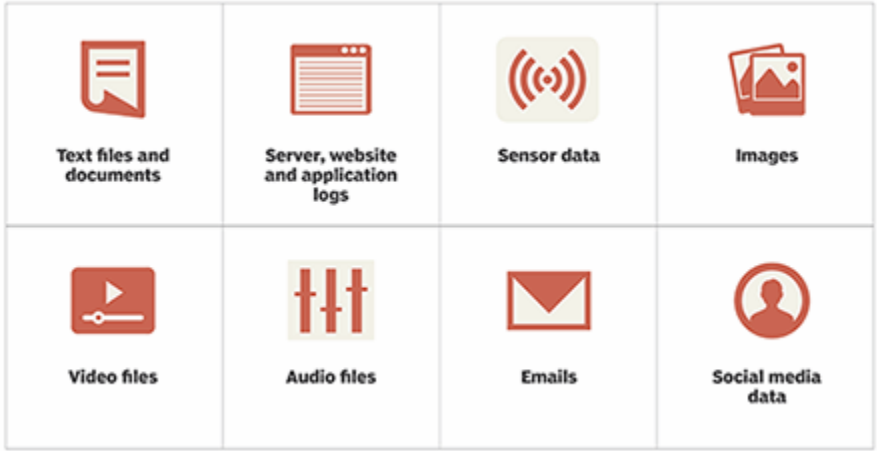


hevodata.com

Não Estruturado

Não possuem qualquer estrutura pré-definida, a estrutura é flexível e dinâmica ou **sem estrutura**. Constituem a maioria dos dados corporativos e são a maior parte das informações da Web (cerca de 90%). São exemplos relatórios, documentos, imagens, áudios e vídeos.

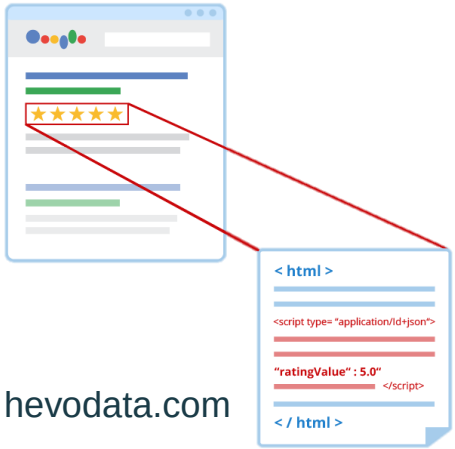
Agile Data Science 2.0 (2017)



hevodata.com

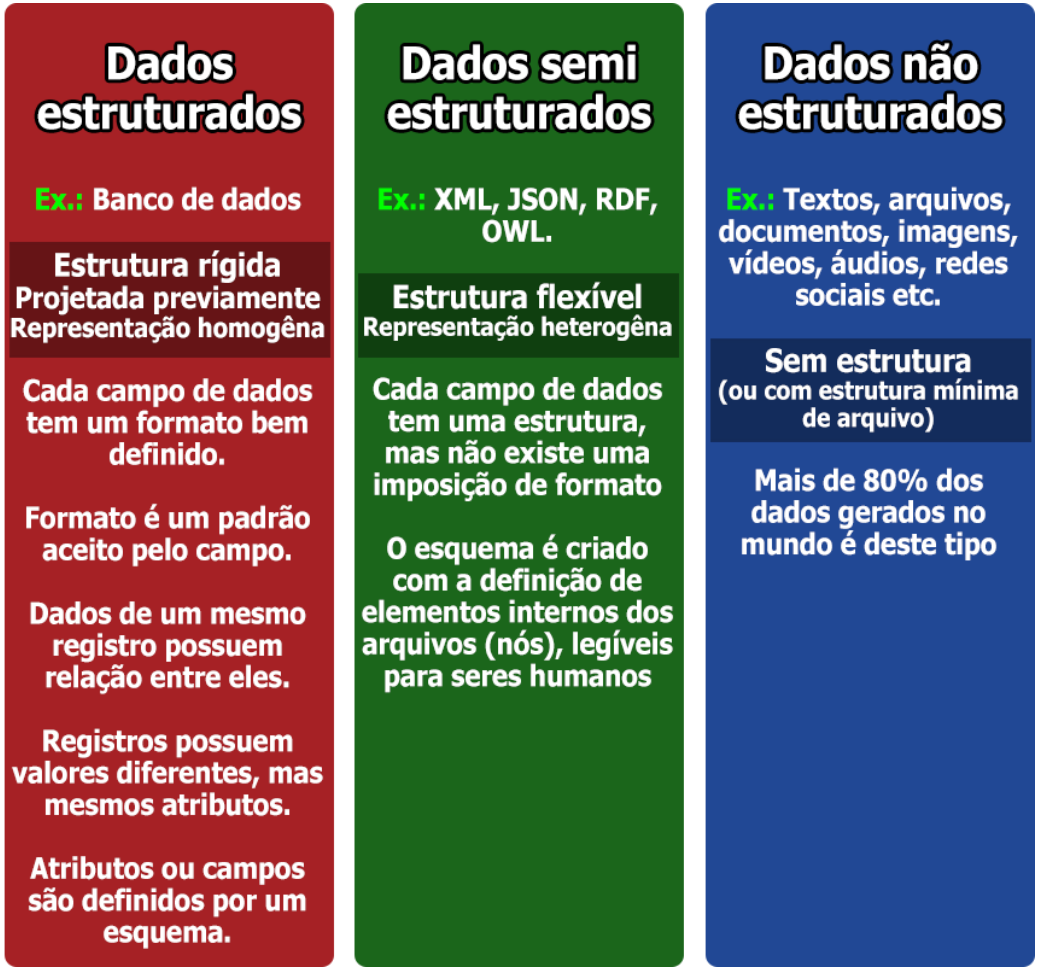
Semi Estruturado

Apresentam uma representação heterogênea, ou seja, possuem estrutura, mas ela é flexível. Não podemos considerar completamente desestruturados, nem fortemente tipados. São auto-descritivos possuem um *schema* de representação associado ao dado. Ex.: XML, RDF, OWL.



hevodata.com

Diferenças


Dados estruturados
Ex.: Banco de dados
Estrutura rígida
Projetada previamente
Representação homogênea
Cada campo de dados tem um formato bem definido.
Formato é um padrão aceito pelo campo.
Dados de um mesmo registro possuem relação entre eles.
Registros possuem valores diferentes, mas mesmos atributos.
Atributos ou campos são definidos por um esquema.
Dados semi estruturados
Ex.: XML, JSON, RDF, OWL.
Estrutura flexível
Representação heterogênea
Cada campo de dados tem uma estrutura, mas não existe uma imposição de formato
O esquema é criado com a definição de elementos internos dos arquivos (nós), legíveis para seres humanos
Dados não estruturados
Ex.: Textos, arquivos, documentos, imagens, vídeos, áudios, redes sociais etc.
Sem estrutura
(ou com estrutura mínima de arquivo)
Mais de 80% dos dados gerados no mundo é deste tipo

Pré-processamento

03

O que é Pré-processamento e qual seu objetivo?

3.1

O que é pré-processamento?

O pré-processamento de dados é uma etapa crítica na análise de dados, que ajuda a garantir que os dados estejam limpos, padronizados e prontos para serem usados em modelos de análise. Quando realizado corretamente, o pré-processamento de dados pode melhorar significativamente a tomada de decisões informadas.

Objetivo do pré-processamento

Uma das principais razões pelas quais o pré-processamento de dados é importante é porque os dados brutos frequentemente contêm erros e inconsistências. Por exemplo, os dados podem conter valores ausentes, informações duplicadas ou formatos de dados inconsistentes. Esses problemas podem dificultar a análise dos dados e prejudicar a precisão das conclusões que se pode tirar deles.

Portanto, transformar os dados brutos em uma forma que possa ser facilmente analisada e interpretada pelos algoritmos de aprendizado de máquina ou pelos especialistas em dados. Esse processo pode melhorar significativamente a qualidade das informações disponíveis para as decisões, resultando em decisões mais precisas e informativas.

Objetivo do pré-processamento

De forma resumida, o objetivo do pré-processamento de dados é garantir que os dados estejam prontos para serem usados em modelos de análise e para que os resultados da análise sejam confiáveis e precisos.

Quais as principais etapas de um pré-processamento?

3.2

Quais as principais etapas de um pré-processamento?

Limpeza de dados

Transformação de dados

Redução de dimensionalidade

Balanceamento de dados

Separação de dados

Limpeza dos dados

A limpeza de dados é um processo fundamental na análise de dados, que consiste em identificar e corrigir erros, inconsistências e valores ausentes nos dados. Esses erros podem ser causados por diversos fatores, como problemas na coleta, armazenamento ou processamento dos dados. Além disso, dados sujos e inconsistentes podem levar a conclusões equivocadas e a tomada de decisões incorretas, devido a qualidade dos dados estar ligada diretamente à eficácia de modelos de aprendizado de máquina e outras técnicas de análise de dados.

Principais etapas no proceso de limpeza dos dados

Eliminação manual do dados

Identificação de erros e inconsistências

Remoção de duplicatas

Tratamento de valores ausentes

Verificação de integridade

Validação de dados

Limpeza dos dados - Eliminação manual do dados

Quando um atributo não contribui para a estimativa do valor do atributo alvo, ou seja, ele é considerado irrelevante.

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

df = pd.read_csv("hospital.csv", sep = ';')

df = df.drop(columns=['identificador','nome'])

df
```

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	72.0	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

Limpeza dos dados - Identificação de erros e inconsistências

Nesta etapa, os dados são analisados para identificar valores ausentes, erros de digitação, duplicatas, inconsistências e outros problemas.

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	NaN	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52.0	Uniformes	NaN	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

Limpeza dos dados - Remoção de duplicatas

Processo de pré-processamento de dados que envolve a identificação e exclusão de observações ou registros que são duplicados em um conjunto de dados. Em outras palavras, a remoção de duplicatas é uma técnica utilizada para garantir que cada registro ou observação em um conjunto de dados seja único. Isso é importante porque as duplicatas podem distorcer a análise de dados e prejudicar a qualidade dos resultados.

ANTES

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	NaN	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52.0	Uniformes	NaN	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

DEPOIS

```
# Elimina todas as linhas com dados duplicados
df.drop_duplicates()
```

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	NaN	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52.0	Uniformes	NaN	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

Limpeza dos dados - Tratamento de valores ausentes

Valores ausentes devem ser tratados de forma adequada, seja através de imputação (preenchimento com valores substitutos, por ex: média, moda ou mediana) ou remoção de linhas ou colunas inteiras.

ANTES

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	NaN	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52.0	Uniformes	NaN	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

DEPOIS

```
#Substituir o valor faltante pela mediana
median = df['peso'].median()
df['peso'].fillna(median, inplace=True)

df
```

```
Valores faltantes:  identificador    0
nome                0
idade               0
sexo                0
peso                1
manchas             0
temperatura         1
internacoes         0
estado              0
diagnostico         0
dtype: int64
```

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	72.0	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel

Limpeza dos dados - Tratamento de valores ausentes

Valores ausentes devem ser tratados de forma adequada, seja através de imputação (preenchimento com valores substitutos, por ex: média, moda ou mediana) ou remoção de linhas ou colunas inteiras.

ANTES

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	NaN	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52.0	Uniformes	NaN	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

DEPOIS

```
# Elimina todas as linhas com dados ausentes
df = df.dropna(how='any')

df
```

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

Limpeza dos dados - Verificação de integridade

A verificação de integridade é um processo de pré-processamento de dados que tem como objetivo garantir que os dados estejam completos e não contenham erros ou valores inconsistentes que possam comprometer a qualidade da análise ou do modelo de aprendizado de máquina construído a partir desses dados. Assim, os dados são verificados para garantir que as relações estão corretas e que não há valores discrepantes.

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	67	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52	Uniformes	38.5	1	PE	Doente
5	4340	Claudia	21	F	52	Uniformes	38.5	1	PE	Saudavel
6	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
9	1322	Marta	19	F	87	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
10	3027	Paulo	34	M	67	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

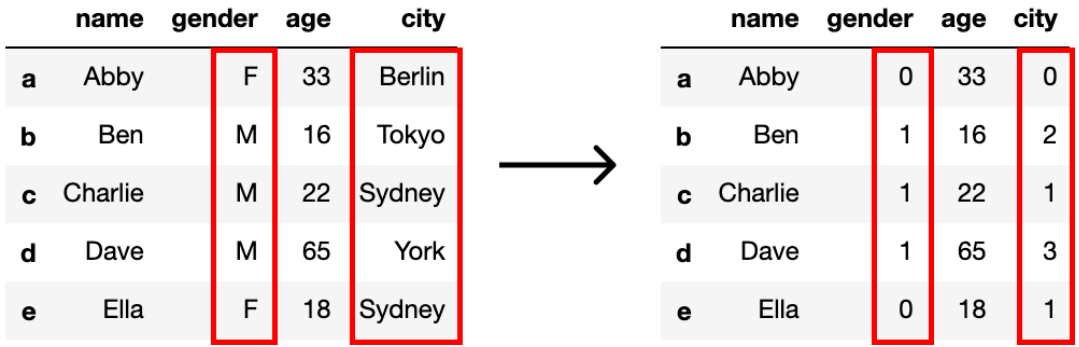
Limpeza dos dados - Validação de dado

A validação de dados é uma etapa importante do processo de pré-processamento de dados que tem como objetivo verificar se os dados são adequados e relevantes para a análise ou modelo de aprendizado de máquina em questão. Assim, os dados limpos são validados para garantir que atendam aos requisitos de qualidade necessários para a análise, visto que dados inadequados podem levar a resultados incorretos e conclusões inválidas.

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	72.0	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

Transformação de dados

Inclui a normalização (transformar as variáveis em uma escala comum), padronização (conversão de valores em uma forma consistente e uniforme, por exemplo, a padronização de datas em um único formato), conversão de valores e outros tipos de transformações para garantir que os dados sejam comparáveis e que o modelo de análise possa funcionar corretamente.



	name	gender	age	city
a	Abby	F	33	Berlin
b	Ben	M	16	Tokyo
c	Charlie	M	22	Sydney
d	Dave	M	65	York
e	Ella	F	18	Sydney

	name	gender	age	city
a	Abby	0	33	0
b	Ben	1	16	2
c	Charlie	1	22	1
d	Dave	1	65	3
e	Ella	0	18	1

Transformação de dados

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	72.0	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

```
from sklearn import preprocessing

le = preprocessing.LabelEncoder()
for column in df.columns:
    if df[column].dtypes == 'object':
        df[column] = le.fit_transform(df[column])

print(df)
```

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes
0	4201	2	28	1	67	0	38.0	2
1	3217	5	18	0	67	2	39.5	4
2	4039	4	49	1	500	1	38.0	2
3	1920	3	18	1	43	2	38.5	8
4	4340	1	21	0	52	3	38.5	1
5	4340	1	21	0	52	3	38.5	1
6	2301	0	22	0	72	2	58.0	3
7	2301	0	22	0	72	2	58.0	3
8	2301	0	22	0	72	2	58.0	3
9	1322	6	19	0	87	1	39.0	6
10	3027	7	34	1	67	3	38.4	2

Redução de dimensionalidade

Reduzir a dimensão dos dados, geralmente por meio de técnicas de redução de dados como a Análise de Componentes Principais (PCA) ou seleção de características, para simplificar a análise e evitar problemas de alta dimensionalidade.

	sepal length	sepal width	petal length	petal width
0	-0.900681	1.032057	-1.341272	-1.312977
1	-1.143017	-0.124958	-1.341272	-1.312977
2	-1.385353	0.337848	-1.398138	-1.312977
3	-1.506521	0.106445	-1.284407	-1.312977
4	-1.021849	1.263460	-1.341272	-1.312977

PCA
(2 components)

	principal component 1	princial component 2
0	-2.264542	0.505704
1	-2.086426	-0.655405
2	-2.367950	-0.318477
3	-2.304197	-0.575368
4	-2.388777	0.674767

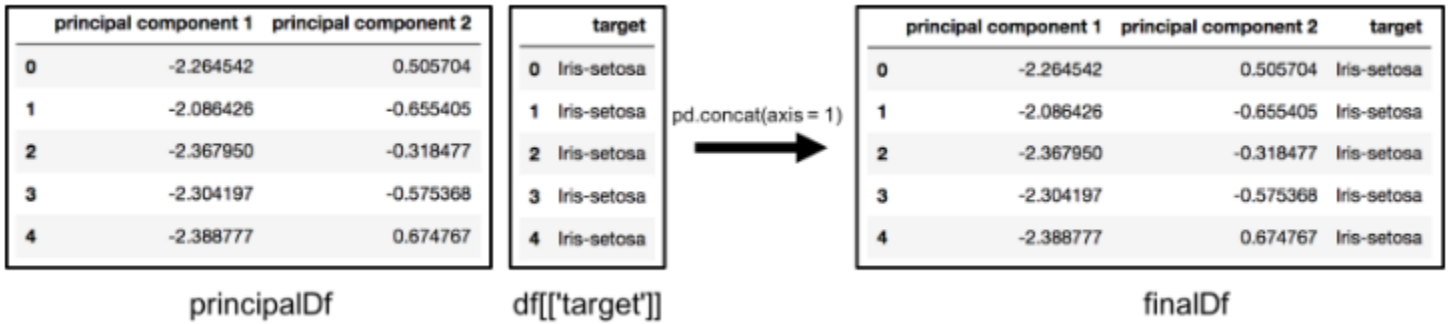
Redução de dimensionalidade

```python
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

features = ['sepal length', 'sepal width', 'petal length', 'petal width']

# Separação características
x = df.loc[:, features].values

# Separação alvo
y = df.loc[:,['target']].values

# Normaliza as características
x = StandardScaler().fit_transform(x)

pca = PCA(n_components=2)

principalComponents = pca.fit_transform(x)

principalDf = pd.DataFrame(data = principalComponents ,
                           columns = ['principal component 1', 'principal component 2'])
```

	principal component 1	princial component 2
0	-2.264542	0.505704
1	-2.086426	-0.655405
2	-2.367950	-0.318477
3	-2.304197	-0.575368
4	-2.388777	0.674767

Redução de dimensionalidade

```
principalDf = pd.DataFrame(data = principalComponents ,
                           columns = ['principal component 1', 'principal component 2'])

finalDf = pd.concat([principalDf, df[['target']]], axis = 1)
```



	principal component 1	principal component 2
0	-2.264542	0.505704
1	-2.086426	-0.655405
2	-2.367950	-0.318477
3	-2.304197	-0.575368
4	-2.388777	0.674767

principalDf

	target
0	Iris-setosa
1	Iris-setosa
2	Iris-setosa
3	Iris-setosa
4	Iris-setosa

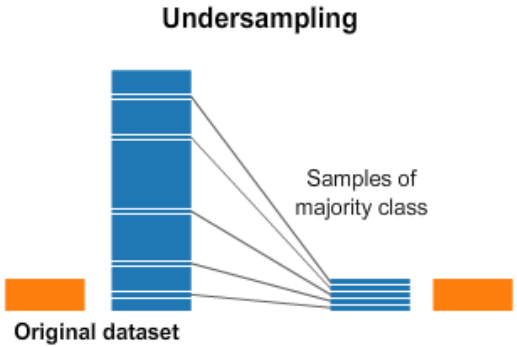
df[['target']]

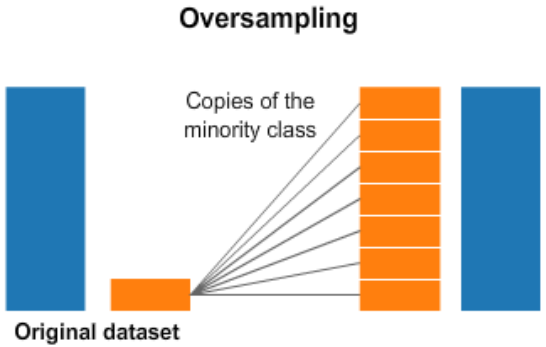
	principal component 1	principal component 2	target
0	-2.264542	0.505704	Iris-setosa
1	-2.086426	-0.655405	Iris-setosa
2	-2.367950	-0.318477	Iris-setosa
3	-2.304197	-0.575368	Iris-setosa
4	-2.388777	0.674767	Iris-setosa

finalDf

Balanceamento dos dados

Refere-se ao processo de equilibrar a distribuição de classes nas amostras de dados. Em muitos casos, os dados podem estar desbalanceados, ou seja, uma classe pode estar sub-representada em comparação com outras. Isso pode levar a modelos de aprendizado de máquina tendenciosos, que favorecem a classe majoritária. Para evitar esse problema, é necessário equilibrar a distribuição de classes, o que pode ser feito por meio de técnicas como *oversampling*, *undersampling* e geração sintética de dados.





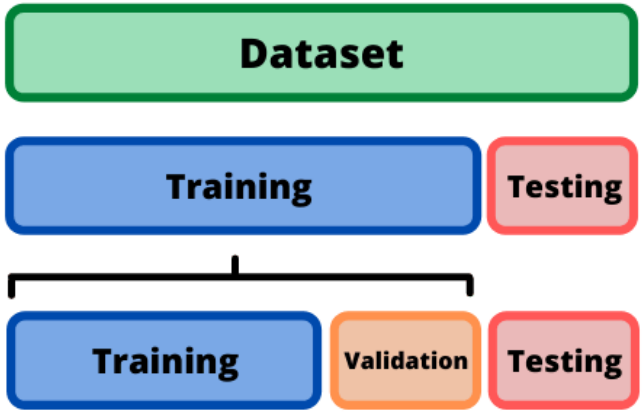
Balanceamento dos dados - Exemplo

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
4	4340	Claudia	21	F	52	Uniformes	37.6	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
2	4039	Luiz	49	M	92	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
0	4201	Joao	28	M	79	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel

	identificador	nome	idade	sexo	peso	manchas	temperatura	internacoes	estado	diagnostico
0	4201	Joao	28	M	72.0	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67.0	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92.0	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43.0	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
5	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
6	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
7	2301	Ana	22	F	72.0	Inexistentes	58.0	3	RJ	Doente
8	1322	Marta	19	F	87.0	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
9	3027	Paulo	34	M	67.0	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

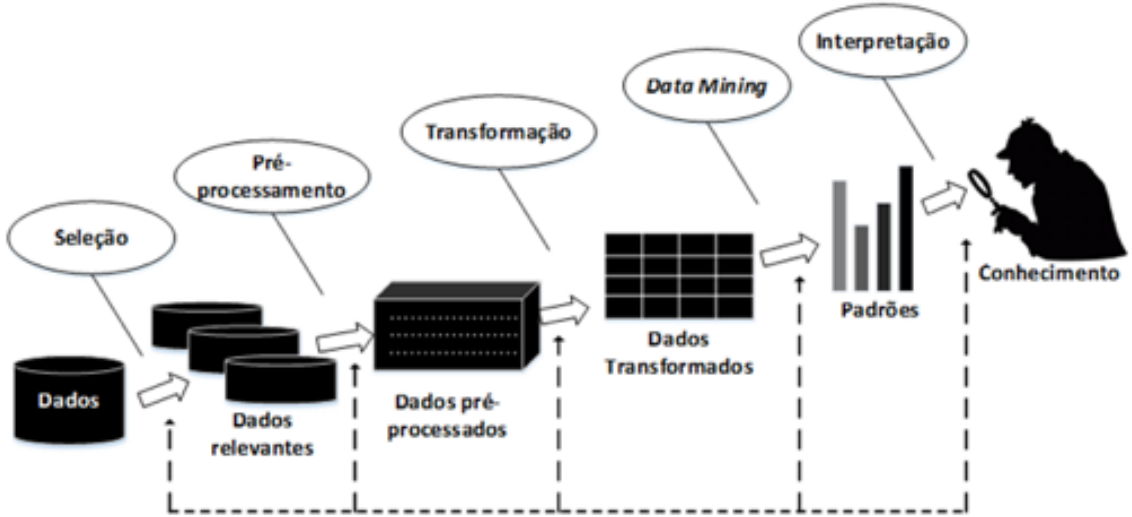
Separação de dados

Refere-se ao processo de dividir os dados em conjuntos de treinamento, validação e teste. O conjunto de treinamento é usado para treinar o modelo, o conjunto de validação é usado para ajustar os hiperparâmetros do modelo e o conjunto de teste é usado para avaliar o desempenho do modelo em dados nunca antes vistos. É importante garantir que os dados sejam divididos de forma aleatória e estratificada, a fim de evitar a introdução de viés nos modelos.



Etapas em processos de aprendizado de máquina

As etapas de citadas de pré-processamento e as mostradas abaixo são, geralmente, realizadas em uma ordem específica, ou seja, cada etapa é derivada da anterior.



Como o pré-processamento melhora as tomadas de decisões informadas?

3·3

Como o pré-processamento melhora as tomadas de decisões informadas?

Melhora a qualidade dos dados

Simplifica a análise de dados

Ajuda a identificar tendências e padrões

Reduz o tempo de análise

Como o pré-processamento melhora a qualidade dos seus dados?

O pré-processamento de dados envolve a limpeza dos dados, identificação e correção de erros e preenchimento de lacunas. Quando os dados são limpos e de alta qualidade, os insights gerados a partir da análise de dados são mais precisos e confiáveis, permitindo a tomada de decisões informadas.

Como o pré-processamento simplifica a análise de dados?

O pré-processamento de dados pode ajudar a reduzir a dimensão dos dados e simplificar a análise. A análise de dados em conjuntos de dados de alta dimensão pode ser complicada e difícil de interpretar. A redução de dimensionalidade ajuda a simplificar a análise e torná-la mais compreensível, permitindo uma melhor tomada de decisões informadas.

Como o pré-processamento ajuda a identificar tendências e padrões?

O pré-processamento de dados ajuda a identificar padrões e tendências nos dados, que podem ser usados para a tomada de decisões informadas. Quando os dados são limpos e transformados, padrões que antes eram difíceis de identificar podem se tornar mais evidentes, permitindo que os usuários obtenham insights importantes.

Como o pré-processamento reduz o tempo de análise?

O pré-processamento de dados pode ajudar a reduzir o tempo de análise, permitindo que os usuários obtenham *insights* mais rapidamente. Quando os dados são limpos e preparados para análise, o tempo necessário para analisar e interpretar os dados é significativamente reduzido, permitindo que as decisões sejam tomadas rapidamente.

Como o pré-processamento melhora as tomadas de decisões informadas?

Em resumo, o pré-processamento de dados é uma etapa crucial na análise de dados. Ajuda a garantir que os dados sejam de alta qualidade, simplifica a análise de dados, identifica tendências e padrões nos dados e reduz o tempo de análise. Realizar o pré-processamento de dados adequadamente é uma parte importante do processo de análise de dados, que pode ajudar a maximizar o valor dos dados disponíveis, levar a resultados mais precisos e obter insights valiosos para informar as decisões empresariais.

JUPYTER NOTEBOOK
+
ATIVIDADE PRÁTICA

Estatística

04

Estatística

A estatística é um conjunto de técnicas que permite de forma sistemática organizar, descrever, analisar e interpretar dados advindos de diversas origens, a fim de extrair deles conclusões. Pode ser dividida em 4 sub-áreas:

1) Estatística descritiva;
2) Probabilidade;
3) Amostragem;
4) Estatística inferencial.

Sub-áreas da Estatística

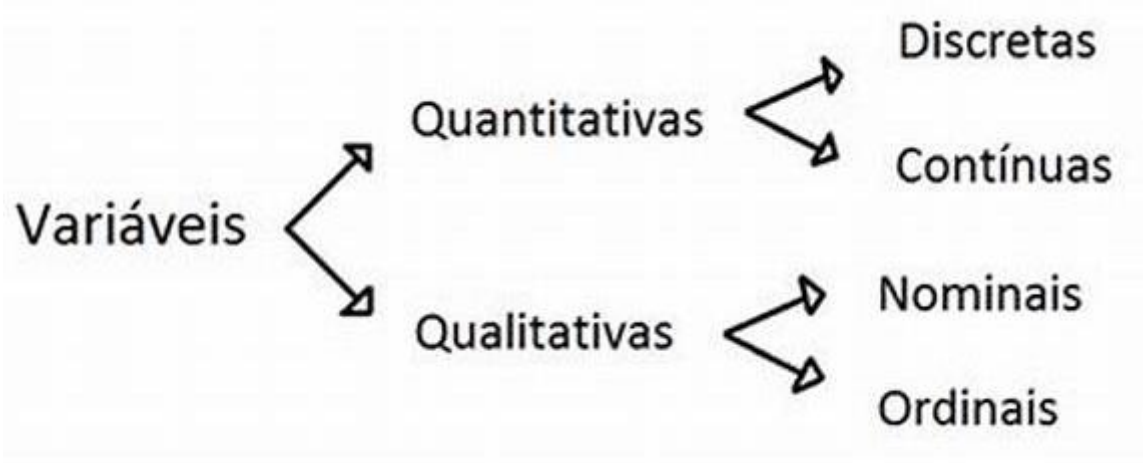
4.1

Estatística descritiva

A Estatística Descritiva é a área da estatística que busca conhecer e sintetizar as informações a partir de um conjunto de dados quaisquer. Existem diversas ferramentas estatísticas que podem ser utilizadas na interpretação dos dados, entre elas métricas, tabelas e gráficos que irão auxiliar no entendimento e ajudar a resumir as informações deste conjunto de dados. Um ponto importante é que para que essa análise estatística seja feita de forma clara e direta, deve-se entender os **tipos de variáveis** e suas características para escolher as melhores abordagens.

Estatística descritiva – Tipos de variáveis

As variáveis são valores, numéricos ou não, que representam características de interesse a respeito do conjunto de dados. Na Estatística Descritiva, as variáveis mais utilizadas são separadas em duas categorias, sendo elas **qualitativas** e **quantitativas**, onde, dentro destas categorias, pode-se dividir essas variáveis em dois grupos cada.



Estatística descritiva – Tipos de variáveis

1) **qualitativa nominal**: as variáveis do tipo qualitativas não apresentam valores mensuráveis. No caso das variáveis **qualitativas** e **nominais**, as variáveis **não apresentam uma ordenação ou hierarquia** entre as categorias. Exemplo: Sexo, País, estado civil e etc;

2) **qualitativa ordinal**: Já para as variáveis **qualitativas** e **ordinais**, as variáveis **apresentam uma ordenação ou hierarquia** entre as categorias. Exemplo: escolaridade, faixa salarial, período do dia e etc;

Estatística descritiva – Tipos de variáveis

1) **quantitativa discreta**: as variáveis do tipo quantitativas apresentam valores mensuráveis, e para as variáveis **quantitativas** e **discretas**, as variáveis são representadas por **quantidades enumeráveis** (isto é, que podemos contar). Exemplos: Quantidade de filhos, quantidade de TVs, número de carros que trafegam por dia em determinada rua, entre outros;

2) **quantitativa contínua:** as variáveis **quantitativas** e **contínuas** podem apresentar valores contínuos dentro da escala real, podendo apresentar valores fracionários, decimais, etc. Exemplo: Salário, fração de *Bitcoin*, altura e etc.

Probabilidade

Nos permite descrever os fenômenos aleatórios, ou seja, aqueles em que está presente a incerteza.

Por exemplo, em um estudo onde o objetivo é avaliar os resultados do lançamento de um dado, ou simétrico e homogêneo, a definição do espaço amostral $ é dado por: $ = {1, 2, 3, 4, 5, 6}.

$$\mathbf{P(E) = \frac{n(E)}{n(\Omega)} = \frac{n^\circ \text{ de casos favoráveis}}{n^\circ \text{ total de casos possíveis}}}$$

Onde **E** é o evento e **Ω** o espaço amostral

Amostragem

A amostra deve ser representativa do conjunto de dados original. Diferentes amostras de uma mesma população podem gerar modelos distintos. Os dados devem obedecer mesma distribuição estatística que gerou o conjunto de dados original.

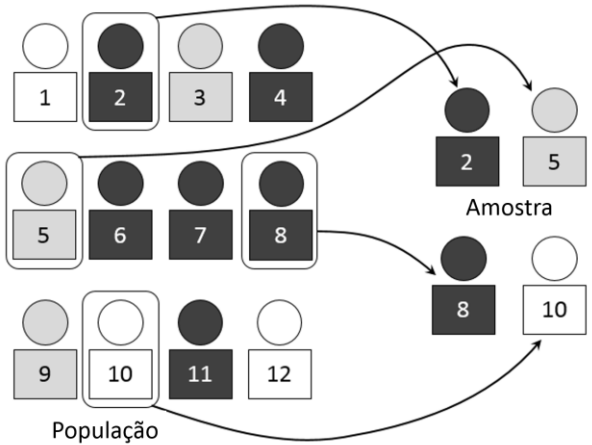
1) Amostragem aleatória simples;
2) Amostragem estratificada;
3) Amostragem progressiva.

Amostragem - Amostragem aleatória simples

Os exemplos são extraídos do conjunto original para a amostra ser utilizada.

Sem reposição: cada exemplo só pode ser utilizado uma única vez.

Com reposição: a probabilidade de escolher qualquer objeto se mantem constante.



Amostragem - Amostragem estratificada

Usada quando as classes apresentam propriedades distintas (Ex. número de objetos diferentes).

Esta amostra, mantem o mesmo número de objetos para cada classe, proporcional ao conjunto original.

Amostragem - Amostragem progressiva

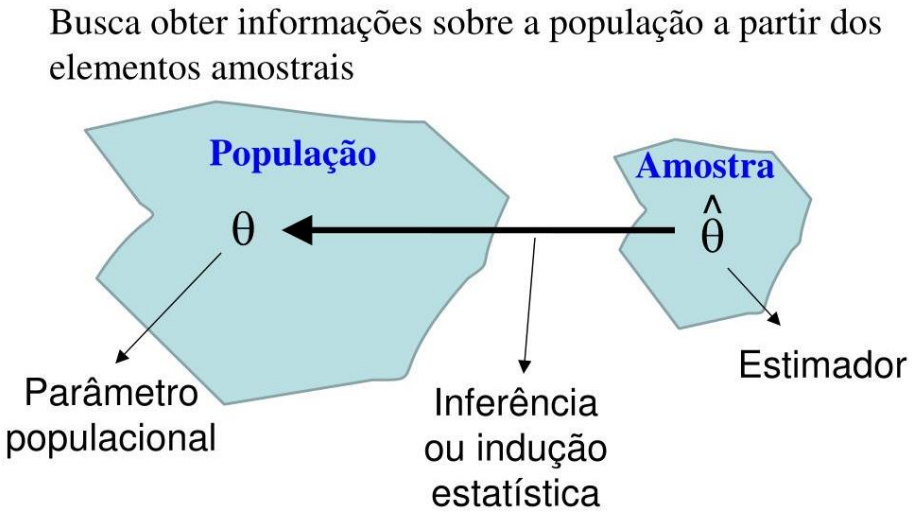
Começa com uma amostra pequena e aumenta progressivamente o tamanho da amostra extraída.

A amostra vai aumentando enquanto a acurácia preditiva continua a aumentar.

Define-se a menor quantidade de dados necessária.

Amostragem - Estatística inferencial

É o estudo de técnicas que possibilitam a extrapolação, a um grande conjunto de dados, das informações e conclusões obtidas a partir da amostra.



Medidas de tendência central

4.2

Medidas de tendência central

Possibilitam saber o grau de concentração dos dados, uma forma de resumir os seus dados por meio de valores, representativos do conjunto de dados. Se sub dividem em 4 principais medidas:

1) Média;
2) Mediana;
3) Moda;
4) Quartis.

Média

É a soma de todos os elementos do conjunto, divididos pelo número de elementos que compõe o conjunto, essa nós estamos acostumados, sempre usamos para auferir nossos resultados no colégio.

No	Employee ID	First Name	Last Name	Age	Worked years	Salary	Status	Grade
1	1000001	John	Denver	23	1	$500	Single	Elementary
2	1000002	Peter	Hank	30	3	$900	Married	High School
3	1000003	Jack	Sullivan	27	2	$900	Married	High School
4	1000004	Marco	Aurelio	40	8	$1,500	Married	Master Degree
5	1000005	Claudia	Perez	35	5	$1,300	Single	Master Degree

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i}{n}$$

$$\text{Average salary} = \frac{500 + 900 + 900 + 1{,}500 + 1{,}300}{5} = 1{,}020$$

Mediana

Métrica que indica a tendência central dos dados, representando o valor central que separa os **dados ordenados** de uma determinada distribuição. O valor da mediana varia de acordo com o número de elementos que têm na amostra, portanto pode-se definir a mediana como:

$$M = \frac{n+1}{2}$$

Employee ID	First Name	Last Name	Age	Worked years	Salary	Status	Grade
1000001	John	Denver	23	1	$500	Single	Elementary
1000002	Peter	Hank	30	3	$900	Married	High School
1000003	Jack	Sullivan	27	2	$900	Married	High School
1000004	Marco	Aurelio	40	8	$1,500	Married	Master Degree
1000005	Claudia	Perez	35	5	$1,300	Single	Master Degree

$500	$900	$900	$1,500	$1,300
1	2	3	4	5
$500	$900	$900	$1,500	$1,500

$$M = \frac{\frac{(n)}{2} + (\frac{(n)}{2} + 1)}{2}$$

CustomerID	Type	Payments	Purchases	Sales	Refunds	Country	Continent
10000	Person	Cash	120,000	150,000	240	Canada	America
10001	Company	Cash	521,400	651,750	1,043	Japón	Asia
10002	Company	Credit Card	451,000	563,750	902	Mexico	America
10003	Company	Transference	565,000	706,250	1,130	España	Europe
10004	Person	Transference	512,300	640,375	1,024	Argentina	America
10005	Person	Transference	415,500	519,375	0	Canada	America
10006	Company	Credit Card	696,300	870,375	1,392	EEUU	America
10007	Person	Cash	741,000	926,250	1,482	Chile	America

150000	651750	563750	1206250	640375	519375	1120375	926250
1	2	3	4	5	6	7	8
150000	519375	563750	640375	651750	926250	1120375	1206250

$$\text{Median} = \frac{640{,}375 + 651{,}750}{2} = 646{,}063$$

Moda

Métrica de posição que indica o valor de **maior ocorrência** em um conjunto de dados. Para o caso da moda, dependendo do conjunto de dados, ele pode ser definida das seguintes formas:

- **Sem Moda/Amodal**: Todos os valores da amostra são distintos, ou seja nenhum valor se repete;
- **Unimodal**: Apenas um valores se repete com maior frequência no conjunto de dados;
- **Multimodal**: 2 ou mais valores se repetem com maior frequência no conjunto de dados.

a) 12, 18, 20, 15, 12, 19, 15, 12. >>> **Mo** = 12
b) 15, 19, 21, 12, 15, 21, 17, 14. >>> **Mo** = 15 e **Mo** = 21
c) 12, 16, 13, 18, 20, 14, 25, 11 >>> amodal.

Exemplo python

```
df = pd.read_csv('hospitall.csv', delimiter=";")

df
```

	Identificador	Nome	Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temperatura	Internacoes	Estado	Diagnostico
0	4201	Joao	28	M	79	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52	Uniformes	37.6	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	38.0	3	RJ	Doente
6	1322	Marta	19	F	87	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
7	3027	Paulo	34	M	67	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

```
df.mean()
```

```
identificador    3045.875
idade              26.125
peso               69.875
temperatura        38.375
internacoes         3.500
dtype: float64
```

```
df['temperatura'].mean()
```

```
38.375
```

```
x = df['sexo'].value_counts()
x/len(df)
```

```
M    0.5
F    0.5
```

Exemplo python

```
df = pd.read_csv('hospitall.csv', delimiter=";")

df
```

	Identificador	Nome	Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temperatura	Internacoes	Estado	Diagnostico
0	4201	Joao	28	M	79	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52	Uniformes	37.6	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	38.0	3	RJ	Doente
6	1322	Marta	19	F	87	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
7	3027	Paulo	34	M	67	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

```
df['manchas'].mode()
```

```
0    Inexistentes
```

```
df['temperatura'].median()
```

```
38.45
```

```
df['temperatura'].mean()
```

```
40.875
```

Quartis

Os quartis são valores dados a partir do conjunto de observações ordenado em ordem crescente, que dividem os dados em quatros partes iguais. Dessa forma define-se 3 métricas:

- O primeiro quartil (Q1), sendo o número que separa 25% das observações abaixo deste valor e 75% acima;
- O segundo quartil (Q2) equivale a mediana, ou seja é o número que separa as observações em duas partes iguais (50%);
- O terceiro quartil (Q3), sendo o número que separa 75% das observações abaixo deste valor e 25% acima.

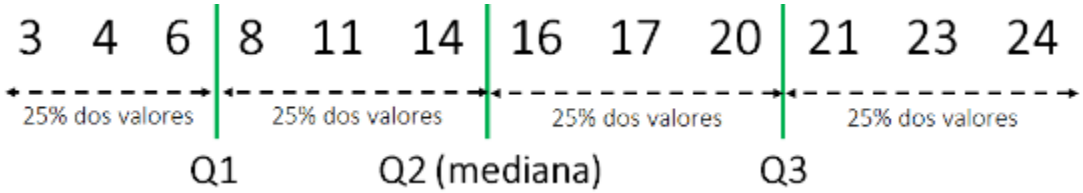
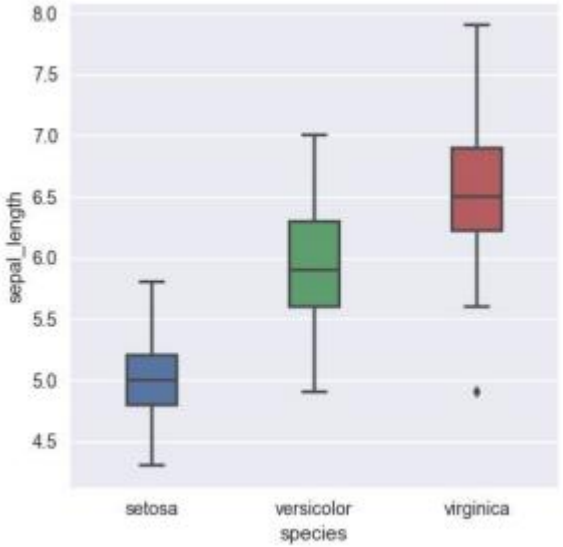


Gráfico de boxplot

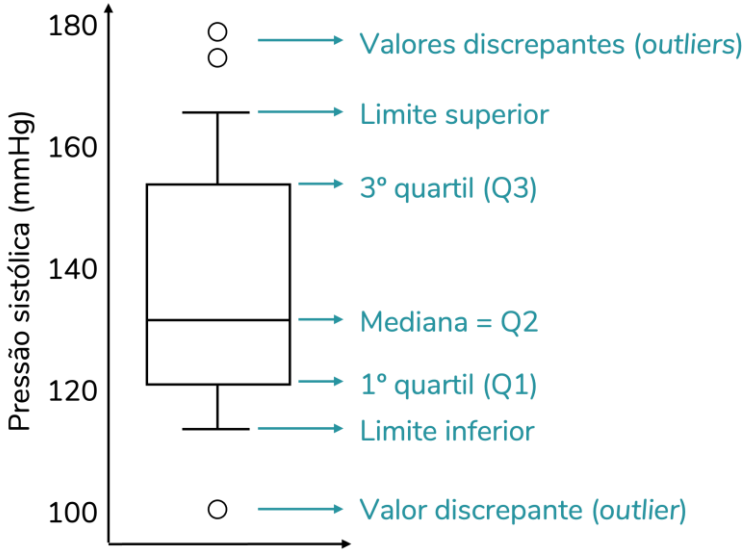
O Box Plot, também chamado diagrama de caixa, é uma ferramenta gráfica utilizada para ilustrar um conjunto de dados. Útil para visualizar *outliers*, distribuição dos dados, mediana dos dados e Permite ver a inclinação da distribuição. Por meio dele, é possível visualizar a distribuição de dados com base em cinco estatísticas: o mínimo; o primeiro quartil (Q1); a mediana; o terceiro quartil (Q3); o máximo.



Fonte: hashtagtreinamentos

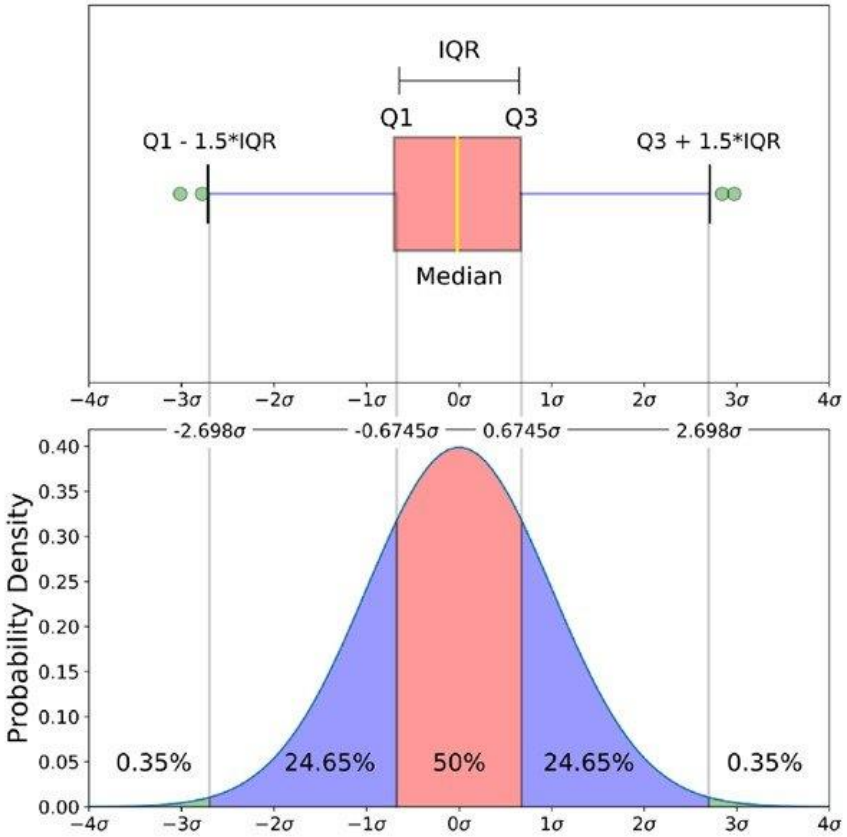
Gráfico de boxplot

- O boxplot é formado por quartis.
- Os quartis são usados para definir o comprimento da caixa.
- Os valores acima e abaixo dos quartis usados para construir as hastes (mínimos e máximos).
- Valores fora da caixa e das hastes são considerados *Outliers*.



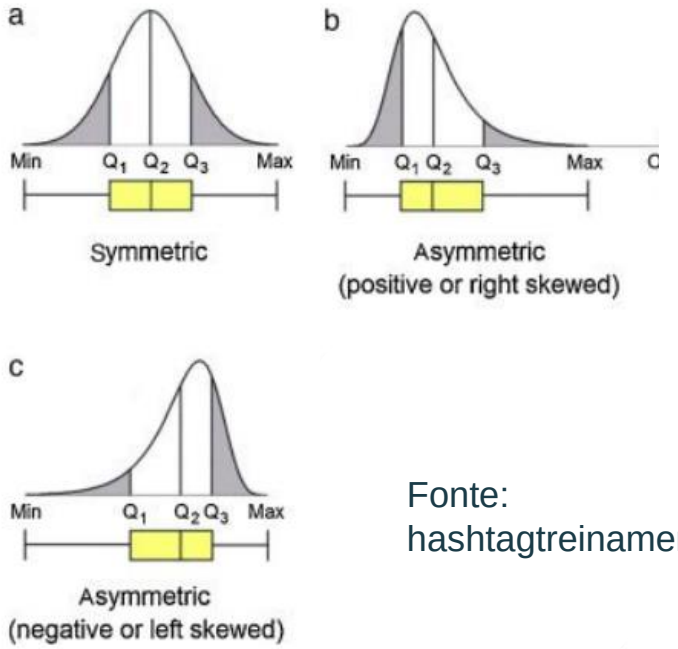
Fonte: hashtagtreinamentos

Gráfico de boxplot



Fonte: hashtagtreinamentos

Gráfico de boxplot - Assimetrias



Fonte: hashtagtreinamentos

Medidas de dispersão

4·3

Medidas de dispersão

As **métricas de dispersão** são medidas de **variabilidade**, que indicam o quanto as observações de um conjunto de dados variam ao redor de alguma medida de centralidade (média, mediana, etc.). Nos permitem saber o grau de dispersão dos dados, em relação a uma medida de tendência central, geralmente a média. Algumas das principais métricas de são:

- Amplitude;
- Variância;
- Desvio Padrão.

Amplitude

A **amplitude** identifica justamente a diferença entre o valor **máximo** e **mínimo** de uma determinada amostra aleatória, indicando o tamanho da sequência de valores possíveis que a amostra de dados possa assumir:

$$\textbf{Amplitude Total} = \max(n) - \min(n)$$

Variância

A variância representa o quão distantes os dados estão em relação a média das observações, definida pela fórmula a seguir:

$$Var(X) = \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \overline{x})^2}{n-1}$$

$$Variância = \frac{608000}{5-1} = 152000$$

x_i	$\bar{x}$	$x_i - \bar{x}$	$\left(x_i - \bar{x}\right)^2$
Salary	Average	Difference	Square Difference
500	1,020	-520	270,400
900	1,020	-120	14,400
900	1,020	-120	14,400
1,500	1,020	480	230,400
1,300	1,020	280	78,400
		0	608,000

Desvio Padrão

O desvio padrão, de forma análoga a variância, mede o quão distantes os dados estão em relação a média. Mas, como a variância trabalha com os valores quadráticos, no desvio padrão isto é corrigido aplicando a raiz quadrada da variância (assim, as unidades serão as mesmas dos dados).

$$\sigma(X) \equiv \sqrt{Var(X)} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$$

$desvio = \sqrt{152000} \approx 390$

x_i	$\bar{x}$	$x_i - \bar{x}$	$\left(x_i - \bar{x}\right)^2$
Salary	Average	Difference	Square Difference
500	1,020	-520	270,400
900	1,020	-120	14,400
900	1,020	-120	14,400
1,500	1,020	480	230,400
1,300	1,020	280	78,400
		0	608,000

Exemplo Python

```
df = pd.read_csv('hospitall.csv', delimiter=";")

df
```

	Identificador	Nome	Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temperatura	Internacoes	Estado	Diagnostico
0	4201	Joao	28	M	79	Concentradas	38.0	2	SP	Doente
1	3217	Maria	18	F	67	Inexistentes	39.5	4	MG	Saudavel
2	4039	Luiz	49	M	92	Espalhadas	38.0	2	RS	Doente
3	1920	Jose	18	M	43	Inexistentes	38.5	8	MG	Saudavel
4	4340	Claudia	21	F	52	Uniformes	37.6	1	PE	Doente
5	2301	Ana	22	F	72	Inexistentes	38.0	3	RJ	Doente
6	1322	Marta	19	F	87	Espalhadas	39.0	6	AM	Saudavel
7	3027	Paulo	34	M	67	Uniformes	38.4	2	GO	Saudavel

```
v = df["temperatura"].var() #variância do atributo "temperatura"
d = df["temperatura"].std() #desvio padrão do atributo "temperatura"

print(v)
print(d)
```

```
48.24214285714286
6.9456564021799165
```

Associação de variáveis quantitativas

4.4

Associação de variáveis quantitativas

Dados X e Y amostras aleatórias e suas respectivas observações x1...xn e y1...yn, respectivamente, pode se calcular algumas métricas de maneira análoga desenvolvido para as métricas de dispersão, mas que avalia interação entre diferentes amostras. Algumas dessas métricas são:

- Covariância;
- Correlação.

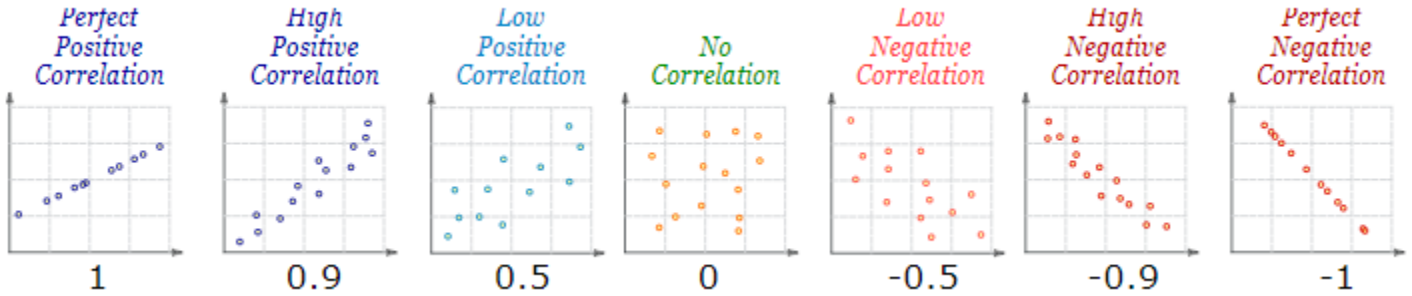
Covariância

A Covariância seria o caso geral para a variância, onde faz-se o comparativo de quão distantes duas amostras aleatórias X e Y estão das suas respectivas médias. Mede o grau com que os atributos variam juntos.

$$S_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1}$$

Correlação

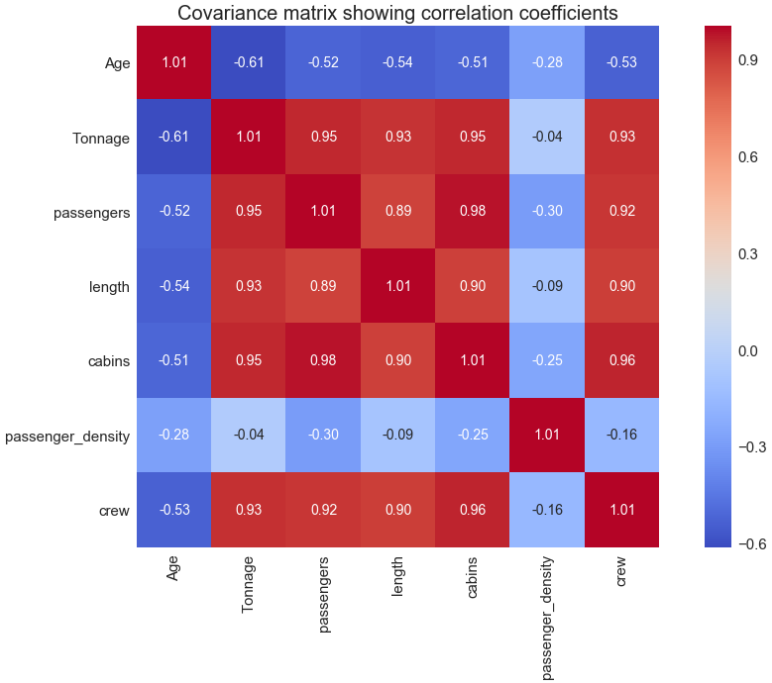
A correlação é uma métrica utilizada para avaliar a dependência entre duas variáveis, onde é possível quantificar como diferentes variáveis interagem entre si. O valor da correlação varia entre -1 e 1, ou seja, para valores mais próximos dos extremos, as variáveis apresentam maior correlação entre si e quanto mais próximo de zero a correlação, diminui cada vez mais a dependência dessas variáveis. Essa progressão entre os valores extremos da correlação podem ser representados na figura a seguir:



datadeck.com

Mapa de calor (*heatmap*)

Um mapa de calor (ou *heatmap*) é uma representação gráfica de dados em que os valores são representados por cores.



Fonte: hashtagtreinamentos

Exemplo Python

$$r_{xy} = \frac{Cov(X,Y)}{S_x S_y} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}},$$

```
corr = df.corr()
corr.style.background_gradient(cmap='coolwarm')
```

	identificador	idade	peso	temperatura	internacoes
identificador	1	0.48618	0.0620799	-0.319808	-0.817134
idade	0.48618	1	0.560835	-0.191917	-0.512349
peso	0.0620799	0.560835	1	0.0593191	-0.28261
temperatura	-0.319808	-0.191917	0.0593191	1	-0.035277
internacoes	-0.817134	-0.512349	-0.28261	-0.035277	1

JUPYTER NOTEBOOK
+
ATIVIDADE PRÁTICA

Referências

- Dados Estruturados e Não Estruturados • Universidade da Tecnologia
- Understanding Structured Data: A Comprehensive Guide 101 (hevodata.com)
- Dados Estruturados x Semi x Não Estruturados - colete dados de todas as fontes parte II (improova.com.br)
- Inteligência Artificial - Aulas de Inteligência Artificial (google.com)
- PPT - Contagem e Probabilidade PowerPoint Presentation, free download - ID:5467135 (slideserve.com)
- Estatistica[1] (slideshare.net)
- Data Analytics: Correlation vs. Causality - (datadeck.com)
- PCA using Python (scikit-learn, pandas) | Codementor
- Introdução a Estatística Prof Thiago Marques - Matemática Financeira (passeidireto.com)

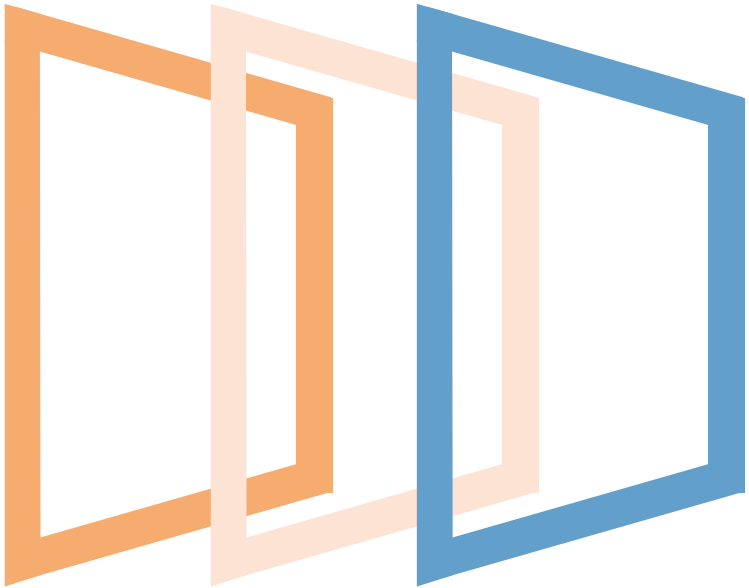
Referências

- Data Analysis with Python (udemy.com)
- Pedro A. Morettin, Wilton O. Bussab, Estatística Básica, 8ª edição
- Peter Bruce, Andrew Bruce & Peter Gedeck, Practical Statistics for Data Scientists, 50+ Essential Concepts Using R and Python, 2ª edition
- Ron Larson & Betsy Farber, Estatística Aplicada, 6ª edição.
- James, Gareth, et al. An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R. Alemanha, Springer New York, 2013;
- Bruce A., Bruce P. Estatística Prática para Cientistas de Dados. Segunda Edição, Alta books, 2019;

Python Power: Exploração, Manipulação e Análise de Dados com Numpy e Pandas

Thaís Ratis

Inteligência Artificial Brasil, 23.04.2024



minsait

An Indra company