

Murilo-Valenso / EBAC_Projeto_Parceria

<> Código

⦿ Problemas

🔗 Solicitações pull

▶ Ações

📁 Projetos

📖 Wikipédia

🛡️ Segurança

📈 Percepções

⚙️ Configurações

EBAC_Projeto_Parceria / Pesquisa_Nacional_Por_Amostra_de_Domicilios_IBGE_.ipynb

⋮



Murilo-Valenso · Adicionar arquivos via upload

now ⋮ ⌚

4.947 linhas (4.947 locais) · 377 KB



Projeto de Parceria | Aprendizado de Máquina, Regressão: Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios - IBGE

Professor André Perez

Tópicos

- 1. Regressão;
- 2. Dados;
- 3. Treino;
- 4. Avaliação;
- 5. Predição.

Projeto de Parceria

1. IBGE

Neste projeto, vamos utilizar uma base de dados com informações sobre a renda de uma pessoa, tendo como base os dados do IBGE. A idéia é prever a renda de uma pessoa (**Renda**) baseando em características como sexo, idade, cor/raça e tempo de estudo (variáveis preditivas).



```
In [1]: !wget -q "https://raw.githubusercontent.com/Murilo-Valenso/EBAC_Projeto_Parceria/main/dados.csv" -O dados.csv
```

A Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios - PNAD investiga anualmente, de forma permanente, características gerais da população, de educação, trabalho, rendimento e habitação e outras, com periodicidade variável, de acordo com as necessidades de informação para o país, como as características sobre migração, fecundidade, nupcialidade, saúde, segurança alimentar, entre outros temas. O levantamento dessas estatísticas constitui, ao longo dos 49 anos de realização da pesquisa, um importante instrumento para formulação, validação e avaliação de políticas orientadas para o desenvolvimento socioeconômico e a melhoria das condições de vida no Brasil.

Fonte de Dados:

<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9127-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios.html?=&t=downloads>

```
In [2]: import sklearn
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
```

```
In [3]: data = pd.read_csv('dados.csv')
```

```
In [4]: data.head()
```

Out[4]:

	UF	Sexo	Idade	Cor	Anos de Estudo	Renda	Altura
0	11	0	23	8	12	800	1.603808
1	11	1	23	2	12	1150	1.739790
2	11	1	35	8	15	880	1.760444
3	11	0	46	2	6	3500	1.783158
4	11	1	47	8	9	150	1.690631

```
In [5]: datas = data.drop(columns=['UF', 'Altura'])
        datas.head()
```

Out[5]:

	Sexo	Idade	Cor	Anos de Estudo	Renda
0	0	23	8	12	800
1	1	23	2	12	1150
2	1	35	8	15	880
3	0	46	2	6	3500
4	1	47	8	9	150

1.1. Analise exploratoria

Utilizei os gráficos abaixo para entender melhor a relação entre os atributos e a variável resposta da base de dados. Além disso, adicionamos comentários sobre o que foi observado em cada gráfico.

- Renda do cidadão por COR/RAÇA:

Código Descrição:

- 0 Indígena
- 2 Branca
- 4 Preta
- 6 Amarela
- 8 Parda
- 9 Sem declaração

```
In [6]: #gráfico 1
        rendas = datas[["Cor", "Renda"]].groupby("Cor").agg("mean").reset_index()
        rendas.head()
```

Out[6]:

	Cor	Renda
0	0	1472.887955
1	2	2679.019331
2	4	1442.294840
3	6	4182.920455
4	8	1513.596103

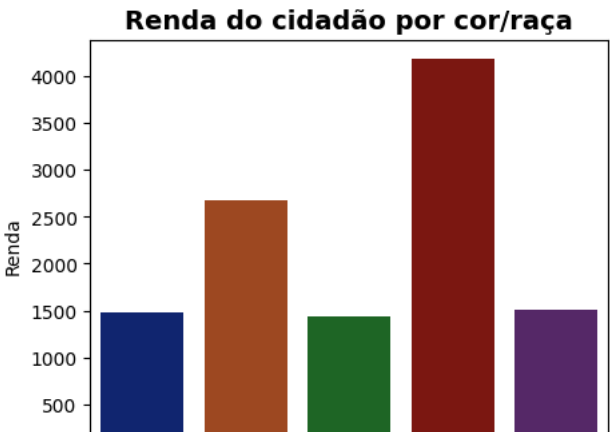
```
In [7]: grafico = sns.barplot(data=datas, x="Cor", y="Renda", ci=None, palette="dark")
        grafico.set_title("Renda do cidadão por cor/raça", fontsize=14, fontweight="bold");
        grafico.set(xlabel="Cor", ylabel="Renda");
        grafico.figure.set_size_inches(5,4)
```

<ipython-input-7-072443311d07>:1: FutureWarning:
The `ci` parameter is deprecated. Use `errorbar=None` for the same effect.

```
grafico = sns.barplot(data=datas, x="Cor", y="Renda", ci=None, palette="dark")
<ipython-input-7-072443311d07>:1: FutureWarning:
```

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
grafico = sns.barplot(data=datas, x="Cor", y="Renda", ci=None, palette="dark")
```





Comentário: ?

. A desigualdade salarial entre indígenas, negros e brancos chega a mais de 40% de diferença, não é uma novidade em que brancos ganham mais do que negros e minorias.

. Contudo, podemos observar uma tendência em que os asiáticos têm apresentado os melhores salários, onde é claro que anos de estudo e instrução tem peso para uma maior renda.

. Vale ressaltar, que a desigualdade de salário está relacionada aos campos de estudo, nos quais os homens asiáticos obtêm mestrado ou doutorado perante as ocupações que eles escolhem na comparação com os homens brancos, por isso, podemos observar que é impressionante que a diferença de renda entre a etnia amarela e branca, chega a ser superior a diferença de renda entre negros e brancos, chegando a mais de 53%.

. Certamente, anos de estudo e instrução são a implicação de que a etnia amarela dos asiáticos podem, como resultado desses fatores, conseguir empregos mais bem remunerados e gerar maior renda.

- Renda do cidadão por SEXO:

Código Descrição:

- 0 Masculino
- 1 Feminino

```
In [8]: #gráfico 2
rendas2 = datas[["Sexo", "Renda"]].groupby("Sexo").agg("mean").reset_index()
rendas2.head()
```

Out[8]:

	Sexo	Renda
0	0	2192.441596
1	1	1566.847393

```
In [9]: grafico = sns.barplot(data=datas, x="Sexo", y="Renda", ci=None, palette="dark")
grafico.set_title("Renda do cidadão por sexo", fontsize=14, fontweight="bold");
grafico.set(xlabel="Sexo", ylabel="Renda");
grafico.figure.set_size_inches(5,4)
```

<ipython-input-9-b83cd199970b>:1: FutureWarning:

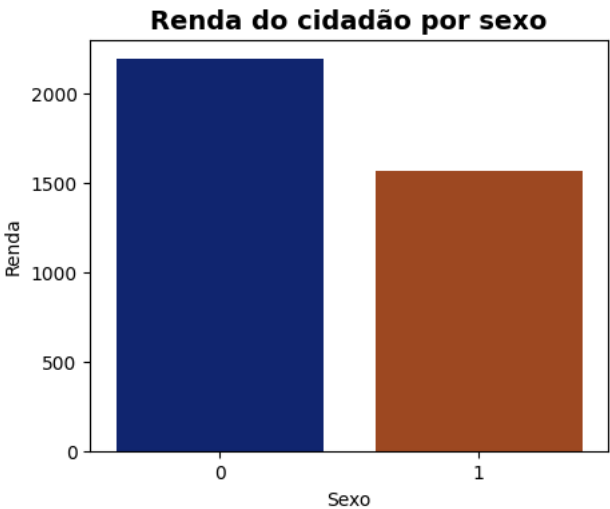
The `ci` parameter is deprecated. Use `errorbar=None` for the same effect.

```
grafico = sns.barplot(data=datas, x="Sexo", y="Renda", ci=None, palette="dark")
```

<ipython-input-9-b83cd199970b>:1: FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

```
grafico = sns.barplot(data=datas, x="Sexo", y="Renda", ci=None, palette="dark")
```



Comentário:

. O gráfico demonstra que ainda persiste a diferença de renda entre homens e mulheres.

. A diferença de remuneração entre homens e mulheres, que vinha em tendência de queda, voltou a subir no país e atingiu 22%, segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Isso significa que ainda uma brasileira recebe, em média, até 78% do que ganha um homem.

. Entre as possíveis explicações é o maior crescimento dos setores do agronegócio e indústria, que concentram mais homens, em contrapartida, aos setores das mulheres que apresentaram menor crescimento, resultando em menor empregabilidade e menor renda para as mulheres.

- Renda do cidadão por IDADE:

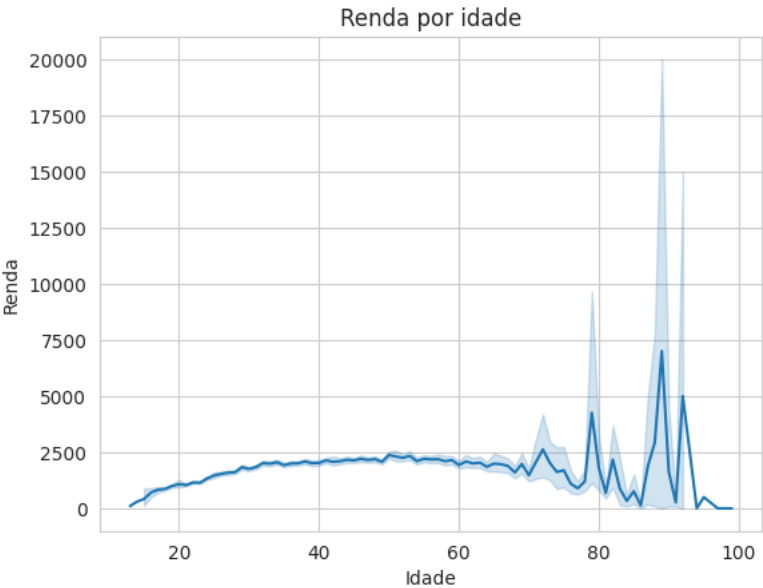
```
In [10]: # gráfico 3 de área

rendas3 = data.query("18 <= Idade < 65")

with sns.axes_style('whitegrid'):

    grafico = sns.lineplot(data=datas, x="Idade", y="Renda", palette="pastel")
    grafico.set(title='Renda por idade', xlabel='Idade', ylabel='Renda');
```

<ipython-input-10-cc39e39da894>:7: UserWarning: Ignoring `palette` because no `hue` variable has been assigned.
grafico = sns.lineplot(data=datas, x="Idade", y="Renda", palette="pastel")



Comentário:

- . Podemos observar que brasileiros têm tendência de renda inferior a R\$ 3mil.
- . Isso porque indicadores de renda, trabalho e educação geram enormes influências sobre as desigualdades sociais e consequentemente menor distribuição de renda.
- . Ou seja, a má distribuição de recursos, a lógica de acumulação do mercado capitalista (consumo, mais-valia), a falta de investimento nas áreas sociais, culturais, saúde e educação são fatores responsáveis pela menor renda do brasileiro.

2. Dados

2.1. Valores nulos

A base de dados possui valores faltantes, utilizei os passos a seguir para trata-los.

```
In [11]: datas.isnull().sum()
```

Out[11]: Sexo 0
Idade 0
Cor 0
Anos de Estudo 0
Renda 0
dtype: int64

```
In [12]: data_clean_df = datas.dropna(subset=['Sexo', 'Cor'])
data_clean_df.head()
```

Out[12]:

	Sexo	Idade	Cor	Anos de Estudo	Renda
0	0	23	8	12	800
1	1	23	2	12	1150
2	1	35	8	15	880
3	0	46	2	6	3500
4	1	47	8	9	1500

```
Sexo      0
Idade     0
Cor       0
Anos de Estudo  0
Renda     0
dtype: int64
```

Identifiquei as variáveis numéricas e as novas colunas tiveram seus valores **padronizados**.

1	1	23	2	12	1150	-1.688336	-0.255878	0.557351
2	1	35	8	15	880	-0.726843	-0.337121	1.218155
3	0	46	2	6	3500	0.154526	0.451231	-0.764255
4	1	47	8	9	150	0.234651	-0.556776	-0.103452

2.3. Variáveis categóricas

Identifiquei as variáveis categóricas nominais e ordinais, criei uma nova coluna aplicando a técnica correta de conversão a seus valores.

Nota: Não tratamos a variável resposta.

In [20]: data_clean_df[['Sexo', 'Cor']].head()

Out[20]:

	Sexo	Cor
0	0	8
1	1	2
2	1	8
3	0	2
4	1	8

In [21]: data_clean_df['Sexo'].drop_duplicates()

Out[21]:

0	0
1	1

Name: Sexo, dtype: int64

In [22]: data_clean_df['Cor'].drop_duplicates()

Out[22]:

0	8
1	2
8	4
35	6
659	0

Name: Cor, dtype: int64

In [23]:

```
#Sexo
data_clean_df['sexo_masculino'] = data_clean_df['Sexo'].apply(lambda sexo: 1 if sexo == 0 else 8)
data_clean_df['sexo_feminino'] = data_clean_df['Sexo'].apply(lambda sexo: 1 if sexo == 1 else 8)
```

In [24]:

```
#Cor
data_clean_df['cor_indigena'] = data_clean_df['Cor'].apply(lambda cor: 1 if cor == 0 else 9)
data_clean_df['cor_branca'] = data_clean_df['Cor'].apply(lambda cor: 1 if cor == 2 else 9)
data_clean_df['cor_preta'] = data_clean_df['Cor'].apply(lambda cor: 1 if cor == 4 else 9)
data_clean_df['cor_amarela'] = data_clean_df['Cor'].apply(lambda cor: 1 if cor == 6 else 9)
data_clean_df['cor_parda'] = data_clean_df['Cor'].apply(lambda cor: 1 if cor == 8 else 9)
data_clean_df['cor_sem_declaracao'] = data_clean_df['Cor'].apply(lambda cor: 1 if cor == 9 else 9)
```

In [25]: data_clean_df.head()

Out[25]:

	Sexo	Idade	Cor	Anos de Estudo	Renda	Idade_std	Renda_std	Anos de Estudo_std	sexo_masculino	sexo_feminino	cor_indigena	cor_branca	cor_pre
0	0	23	8	12	800	-1.688336	-0.361193	0.557351	1	8	9	9	
1	1	23	2	12	1150	-1.688336	-0.255878	0.557351	8	1	9	1	
2	1	35	8	15	880	-0.726843	-0.337121	1.218155	8	1	9	9	
3	0	46	2	6	3500	0.154526	0.451231	-0.764255	1	8	9	1	
4	1	47	8	9	150	0.234651	-0.556776	-0.103452	8	1	9	9	

2.4. Limpeza

Descartamos as colunas originais e mantivemos apenas a variável resposta e as variáveis preditivas.

In [26]: data_df = data_clean_df.drop(columns=['Idade', 'Renda', 'Sexo', 'Cor', 'Anos de Estudo'])
data_df.head()

Out[26]:

	Idade_std	Renda_std	Anos de Estudo_std	sexo_masculino	sexo_feminino	cor_indigena	cor_branca	cor_preta	cor_amarela	cor_parda	cor_ser
--	-----------	-----------	-----------------------	----------------	---------------	--------------	------------	-----------	-------------	-----------	---------

0	-1.688336	-0.361193	0.557351	1	8	9	9	9	9	1
1	-1.688336	-0.255878	0.557351	8	1	9	1	9	9	9
2	-0.726843	-0.337121	1.218155	8	1	9	9	9	9	1
3	0.154526	0.451231	-0.764255	1	8	9	1	9	9	9
4	0.234651	-0.556776	-0.103452	8	1	9	9	9	9	1

2.5. Treino/Teste

Separamos a base de dados em treino e teste utilizando numa proporção de 2/3 para treino e 1/3 para testes.

```
In [27]: from sklearn.model_selection import train_test_split

In [28]: predictors_train, predictors_test, target_train, target_test = train_test_split(
    data_df.drop(['Renda_std'], axis=1),
    data_df['Renda_std'],
    test_size=0.33,
    random_state=123)

In [29]: print(f'predictors_train.shape = {predictors_train.shape}')
print(f'predictors_test.shape = {predictors_test.shape}')
print(f'target_train.shape = {target_train.shape}')
print(f'target_test.shape = {target_test.shape}')

predictors_train.shape = (51482, 10)
predictors_test.shape = (25358, 10)
target_train.shape = (51482,)
target_test.shape = (25358,)
```

3. Modelagem

3.1. Treino

Treinamos um modelo de **regressão linear** com os **dados de treino** (2/3).

```
In [30]: from sklearn.linear_model import LinearRegression

In [31]: model = LinearRegression()

In [32]: model = model.fit(predictors_train, target_train)

In [33]: model.__dict__

Out[33]: {'fit_intercept': True,
'copy_X': True,
'n_jobs': None,
'positive': False,
'feature_names_in_': array(['Idade_std', 'Anos de Estudo_std', 'sexo_masculino',
'sexo_feminino', 'cor_indigena', 'cor_branca', 'cor_preta',
'cor_amarela', 'cor_parda', 'cor_sem_declaracao'], dtype=object),
'n_features_in_': 10,
'coef_': array([ 1.29514168e-01,  3.59340060e-01, -1.08926352e+11, -1.08926352e+11,
 8.30467293e+11,  8.30467293e+11,  8.30467293e+11,  8.30467293e+11,
 8.30467293e+11,  0.00000000e+00]),
'rank_': 8,
'singular_': array([1.20436728e+03, 1.03766890e+03, 6.93710203e+02, 2.54086232e+02,
1.88650239e+02, 1.59124032e+02, 1.23526396e+02, 2.78842489e-13,
1.74309732e-13, 0.00000000e+00]),
'intercept_': -29746952688577.867}

In [34]: a = model.coef_
print(a)

[ 1.29514168e-01  3.59340060e-01 -1.08926352e+11 -1.08926352e+11
 8.30467293e+11  8.30467293e+11  8.30467293e+11  8.30467293e+11
 8.30467293e+11  0.00000000e+00]

In [35]: b = model.intercept
```

Calculamos o **RMSE** para o modelo de **regressão linear** treinado com os **dados de teste** (1/3).


```
from sklearn.metrics import mean_squared_error

In [37]: target_predicted = model.predict(predictors_test)

In [38]: rmse = np.sqrt(mean_squared_error(target_test, target_predicted))
          print(rmse)

0.9329095487360026

In [39]: rmse / data_df['Renda_std'].mean()

Out[39]: 4.503899305539682e+16

RMSE ≈ 932 reais (4.5% da média de Renda)
```

4. Predição

**4.1. ** Valor de renda predito

Qual a renda de um cidadão com as seguintes características:

Sexo	Idade	Cor	Anos de Estudo	Renda
0	38	4	10	?

```
In [40]: data_df.head()

Out[40]:
```

	Idade_std	Renda_std	Anos de Estudo_std	sexo_masculino	sexo_feminino	cor_indigena	cor_branca	cor_preta	cor_amarela	cor_parda	cor_ser
0	-1.688336	-0.361193	0.557351	1	8	9	9	9	9	1	
1	-1.688336	-0.255878	0.557351	8	1	9	1	9	9	9	
2	-0.726843	-0.337121	1.218155	8	1	9	9	9	9	1	
3	0.154526	0.451231	-0.764255	1	8	9	1	9	9	9	
4	0.234651	-0.556776	-0.103452	8	1	9	9	9	9	1	

```
In [41]: idade_padronizado = (38 - data_clean_df['Idade'].mean()) / data_clean_df['Idade'].std()
          print(idade_padronizado)

anosdeEstudo_padronizado = (10 - data_clean_df['Anos de Estudo'].mean()) / data_clean_df['Anos de Estudo'].std()
          print(anosdeEstudo_padronizado)

-0.48646933468110987
0.1168158681265111

In [42]: nova_renda = np.array([idade_padronizado, anosdeEstudo_padronizado,1,8,9,9,1,9,9,9])
          print(nova_renda)

[-0.48646933  0.11681587  1.          8.          9.          9.
  1.          9.          9.          9.          ]

In [43]: nova_renda_padrao = model.predict(nova_renda.reshape(1, -1))
          print(nova_renda_padrao)

[-0.0390625]
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/base.py:439: UserWarning: X does not have valid feature names, but LinearRegression was fitted with feature names
  warnings.warn(

In [44]: renda_final = -0.0390625 * desvio_padrao_renda + media_renda
          print(renda_final)

1870.5633656381067
```

Sexo	Idade	Cor	Anos de Estudo	Renda
0	38	4	10	1870

A renda de um cidadão baseado na renda_final é de ≈ 1870 reais

Comentário final:

Com esse modelo, além de prever a renda de um cidadão brasileiro de acordo com suas características socioculturais baseando em dados do

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). E, também, de acordo com a evolução do nível de desigualdade na educação, também é possível constatar que, um melhor acesso ao ensino está relacionado com uma melhor possibilidade de renda para o cidadão brasileiro.