des mob urban

March 4, 2024

Desigualdades na Mobilidade Urbana no Brasil

Glossário

1. Viagens longas e qualidade de vida

Introdução: Por que o tempo de deslocamento casa-trabalho é importante?

2. Importação de Dados

Visão geral das fontes de dados e do processo de importação.

3. Limpeza de Dados

Tratamento dos dados para garantir a qualidade e a confiabilidade da análise.

4. Análise dos Dados

Visualização e interpretação dos dados.

5. Conclusão

Considerações finais e sugestão para futuras análises.

6. Referências

Viagens longas e qualidade de vida

Estudos mostram que viagens longas estão associadas a maiores níveis de fadiga, estresse, má qualidade de saúde mental, tensão muscular e baixa satisfação com o trabalho [1]. Além disso, enfrentar longos engarrafamentos pode afetar negativamente a satisfação econômica [2]. Viagens longas também podem estar associadas a padrões comportamentais que, ao longo do tempo, contribuem para a obesidade e outros indicadores de má qualidade de saúde [3].

O objetivo desta análise é identificar quão desigual é o tempo médio de deslocamento casa-trabalho dos trabalhadores no Brasil. Para isso, utilizo os dados da PNS (Pesquisa Nacional de Saúde) de 2019 realizada pelo IBGE [5], o índice PNT (People Near Transit) do ITDP (Instituto de Políticas de Transporte e Desenvolvimento) [6] retirado da Mobilidados [7] e, para comparaçãoutilizo , os dados do Eurostat (Gabinete de Estatísticas da União Europeia) [8."

Importando os dados

```
[1]: # Importação das bibliotecas
import pandas as pd
from IPython.display import display
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.ticker as mticker
import matplotlib.colors as mcolors
import matplotlib.cm as cm
from matplotlib.colors import LinearSegmentedColormap
import numpy as np
import squarify
```

Importando os dados da PNS 2019, Eurostat e do índice PNT.

```
pns_df_original = pd.read_csv("C:/Users/pdaniel/Learning/pns2019.csv")
euro_df = pd.read_excel("C:/Users/pdaniel/Learning/commute_time_europe.xlsx")
pnt_df = pd.read_excel("C:/Users/pdaniel/Learning/pnt_pessoas_proximas.xlsx",

sheet_name = "PNT_RM", skiprows = 2)
```

Limpeza dos dados

Tratando os dados da PNS 2019

O dataset da PNS é composta por códigos indicando as perguntas e respostas de cada cidadão entrevistado. O princiopal objetivo dessa seção é separar as informações úteis para a análise e converter os códigos de acordo com as informações fornecidas no dicionário da PNS 2019 [9]

Alguns códigos utlizados na PNS: * V0001 - Unidade da federação. * M00402 - Quanto tempo em minutos o(a) Sr(a) gasta, normalmente, por dia, no deslocamento para o(s) seu(s) trabalho(s), considerando ida e volta. (somente pessoas empregadas) (Resposta em minutos) * M00401 - Quanto tempo em horas o(a) Sr(a) gasta(va), normalmente, por dia, no deslocamento para o(s) seu(s) trabalho(s), considerando ida e volta. (somente pessoas empregadas) (Respota em horas) * V0026 - Tipo de situação censitária (Urbano ou Rural). * VDF004 -Faixa de rendimento domiciliar per capita (exclusive o rendimento das pessoas cuja condição na unidade domiciliar era pensionista, empregado doméstico ou parente do empregado doméstico)* C009 > Cor ou raça

```
[3]: # Crio uma cópia do dataframe

pns_df = pns_df_original.copy()

# Criando um dicionário com os códigos da UF (V0001)

code_to_uf = {11:'Rondônia', 12:'Acre', 13:'Amazonas', 14:'Roraima', 15:'Pará',

→16:'Amapá', 17:'Tocantins', 21:'Maranhão', 22:'Piauí', 23:'Ceará',

24:'Rio Grande do Norte', 25:'Paraíba', 26:'Pernambuco', 27:

→'Alagoas', 28:'Sergipe', 29:'Bahia', 31:'Minas Gerais', 32:'Espírito Santo',

33:'Rio de Janeiro', 35:'São Paulo', 41:'Paraná', 42:'Santa⊔

→Catarina', 43:'Rio Grande do Sul', 50:'Mato Grosso do Sul', 51:'Mato Grosso',

52:'Goiás', 53:'Distrito Federal'}
```

```
# Criando um dicionário para converter os códigos de localidade (V0026)
code_to_loc = {1:"Urbano", 2:"Rural"}
# Criando um dicionário para converter os códigos pela faixa de rendimento peru
 ⇔capita (partes do salário mínimo)
rendimento domiciliar = {1: "Até 0,25 salário mínimo", 2: "Mais de 0,25 até 0,5
 ⇒salário mínimo", 3: "Mais de 0,5 até 1 salário mínimo",
                         4: "Mais de 1 até 2 salários mínimos", 5: "Mais de 2_{\sqcup}
 →até 3 salários mínimos", 6: "Mais de 3 até 5 salários mínimos",
                         7: "Mais de 5 salários mínimos"}
# Criando um dincionário para converter os códigos para a cor ou raça dos,
\rightarrow entrevistados.
code_to_race = {1: 'Branca', 2: 'Preta', 3: 'Amarela', 4: 'Parda', 5:

¬'Indígena', 9: 'Ignorado'}
# Renomeando as colunas
pns df.rename(columns={"V0001": "uf", "M00402": "tempo des casa trab min", "

¬"M00401": "tempo_des_casa_trab_hr", "V0026": "localidade",
                       "VDF004": "renda_per_capta", "C009": "cor_raca"},
 →inplace=True)
# Convertendo os códigos dos UFs
pns_df["uf"] = pns_df["uf"].map(code_to_uf)
# Convertendo os códigos das localidadews
pns_df["localidade"] = pns_df["localidade"].map(code_to_loc)
# Convertendo os códigos de rendimento domiciliar per capta
pns_df["renda_per_capta"] = pns_df["renda_per_capta"].map(rendimento_domiciliar)
# Convertendo os códigos da cor ou raça do entrevistado.
pns_df["cor_raca"] = pns_df["cor_raca"].map(code_to_race)
# Filtrando os o dataframe para desconsiderar as entrevistas em que a cor/raça
⇔foi ignorada
pns_df = pns_df[pns_df['cor_raca'] != "Ignorado"]
# Filtrando o dataframe somente com as entrevistas de moradores da área urbana.
pns_df = pns_df[pns_df["localidade"] == "Urbano"]
# Transformo o tempo da coluna 'tempo des casa trab hr' de hora para minutos
pns_df["tempo_des_casa_trab_hr"] = pns_df["tempo_des_casa_trab_hr"]*60
# Crio uma outra coluna para somar o tempo das 'tempo_des_casa_trab_hr' e_
 →tempo_des_casa_trab_min' e ter o tempo de deslocamento total
```

```
pns_df["tempo_des_total_min"] = pns_df["tempo_des_casa_trab_hr"] +__

¬pns_df["tempo_des_casa_trab_min"]
# Filtro o dataframe somente com as colunas importantes
pns_df = pns_df[["uf", "tempo_des_casa_trab_min", "tempo_des_casa_trab_hr",__
 # Remove valores nulos
pns_df.dropna(inplace = True)
# Limito a visualização para no máximo 8 linhas e 8 colunas
pd.set option('display.max rows', 8)
pd.set_option('display.max_columns', 8)
display("Dataframe antes: ", pns_df_original, "Dataframe depois: ", pns_df)
'Dataframe antes: '
                                            ... VDM001 VDP001
       V0001
                V0024
                        UPA_PNS V0006_PNS
                                                               VDRO01 \
0
          11 1110011 110000016
                                          1
                                                   NaN
                                                           NaN
                                                                   NaN
1
          11 1110011 110000016
                                          1
                                                   NaN
                                                           NaN
                                                                   NaN
2
          11 1110011 110000016
                                          1 ...
                                                   NaN
                                                           NaN
                                                                   NaN
3
                                          1 ...
          11 1110011 110000016
                                                   NaN
                                                           NaN
                                                                   NaN
                                         ...
293722
          53 5310220 530044434
                                         14 ...
                                                   {\tt NaN}
                                                           NaN
                                                                   NaN
293723
          53 5310220 530044434
                                         14 ...
                                                   {\tt NaN}
                                                           NaN
                                                                   NaN
                                         14 ...
293724
          53 5310220 530044434
                                                   \mathtt{NaN}
                                                           {\tt NaN}
                                                                   NaN
293725
          53 5310220 530044434
                                         15 ...
                                                   {\tt NaN}
                                                           NaN
                                                                   NaN
         VDDATA
0
        20210825
1
       20210825
2
        20210825
       20210825
293722 20210825
293723 20210825
293724 20210825
293725 20210825
[293726 rows x 1087 columns]
'Dataframe depois: '
                     uf tempo_des_casa_trab_min tempo_des_casa_trab_hr \
10
                                            15.0
                                                                   120.0
               Rondônia
                                             3.0
                                                                     0.0
18
               Rondônia
22
               Rondônia
                                             0.0
                                                                    60.0
29
               Rondônia
                                            20.0
                                                                     0.0
```

	•••		•••		•••	
293246	Distrito Feder	ral	0.0			120.0
293247	Distrito Feder	ral	20.0			0.0
293252	Distrito Feder	ral	10.0			0.0
293255	Distrito Feder	ral	0.0			120.0
	localidade		renda_per_capta	cor_raca	\	
10	Urbano	Mais de 0,5 até	1 salário mínimo	Preta		
18	Urbano Mai	is de 0,25 até 0	,5 salário mínimo	Preta		
22	Urbano	Mais de 1 até 2	salários mínimos	Parda		
29	Urbano	Mais de 0,5 até	1 salário mínimo	Parda		
	•••		•••	••		
293246	Urbano	Mais de 1 até 2	salários mínimos	Parda		
293247	Urbano	Mais de 1 até 2	salários mínimos	Parda		
293252	Urbano	Mais de 0,5 até	1 salário mínimo	Parda		
293255	Urbano	Mais de 1 até 2	salários mínimos	Parda		
	tempo_des_tota	al_min				
10		135.0				
18		3.0				
22		60.0				
29		20.0				
•••		•••				
293246		120.0				
293247		20.0				
293252		10.0				
293255		120.0				

[35892 rows x 7 columns]

Tratando os dados da Eurostat

Aqui, estou utilizando um conjunto de dados previamente filtrado da Eurostat [10], que inclui o tempo médio de deslocamento casa-trabalho de trabalhadores em regiões urbanas da Europa.

Nesta seção, estou traduzindo os nomes dos países para o português, excluindo os itens "Euro area", "European Union" e "Turkey" do conjunto de dados, e multiplicando o tempo por dois (a Eurostat considera apenas o tempo de ida ao trabalho).

```
[4]: # Cria um novo dataframe filtrado
filtred_euro_df = euro_df[3:-1].copy()

# Cria um dincionário para traduzir o nome dos países.

traducoes = {'Belgium': 'Bélgica', 'Bulgaria': 'Bulgária', 'Czechia':⊔

→'República Tcheca', 'Denmark': 'Dinamarca', 'Germany': 'Alemanha',

'Estonia': 'Estônia', 'Ireland': 'Irlanda', 'Greece': 'Grécia',⊔

→'Spain': 'Espanha', 'France': 'França', 'Croatia': 'Croácia',
```

```
'Italy': 'Itália', 'Cyprus': 'Chipre', 'Latvia': 'Letônia',
  →'Lithuania': 'Lituânia', 'Luxembourg': 'Luxemburgo', 'Hungary': 'Hungria',
             'Malta': 'Malta', 'Netherlands': 'Países Baixos', 'Austria':
  →'Áustria', 'Poland': 'Polônia', 'Portugal': 'Portugal', 'Romania': 'Romênia',
              'Slovenia': 'Eslovênia', 'Slovakia': 'Eslováquia', 'Finland': L
 →'Finlândia', 'Sweden': 'Suécia', 'Iceland': 'Islândia', 'Norway': 'Noruega',
              'Switzerland': 'Suíça', 'United Kingdom': 'Reino Unido'}
# Traduzindo o nome dos países
filtred_euro_df['País'] = filtred_euro_df['País'].map(traducoes)
# Multiplico o tempo por dois para ter o tempo de ida e volta.
filtred_euro_df["Tempo (min)"] = filtred_euro_df["Tempo (min)"]*2
display('Dataframe antes: ', euro_df, "Dataframe depois: ", filtred_euro_df)
'Dataframe antes: '
                                         País Tempo (min)
   European Union - 27 countries (from 2020)
                                                       27
1
   European Union - 28 countries (2013-2020)
                                                       28
2
       Euro area - 19 countries (2015-2022)
                                                       27
3
                                      Belgium
                                                       28
. .
                                       Norway
31
                                                       26
```

Switzerland

Türkiye

United Kingdom

27

30

:

[35 rows x 2 columns]

32

33

34

'Dataframe depois: '

País	Tempo	(min)
Bélgica		56
Bulgária		56
República Tcheca		60
Dinamarca		52
•••		•••
Islândia		30
Noruega		52
Suíça		54
Reino Unido		60
	Bélgica Bulgária República Tcheca Dinamarca Islândia Noruega Suíça	Bulgária República Tcheca Dinamarca Islândia Noruega Suíça

[31 rows x 2 columns]

Tratando os dados do indicador PNT

Aqui, separo as informações do dataset que serão úteis para a minha análise. Nesse caso, o indicador "PNT Geral", "UF" e "2019", que indica os valores de PNT no ano de 2019. O dataset utilizado contém somente os estados mais populosos e o Distritio Federal.

```
[5]: #Filtrando os resultados somente para o indicador "PNT GERAL"
     pnt_df_filtrado = pnt_df[pnt_df["INDICADOR"] == "PNT_Geral"].copy()
     # Filtrando os resultados somente para o ano de 2019 e use somente as colunas.
     →"UF" e "2019" do dataset.
     pnt_df_filtrado = pnt_df_filtrado[["UF", 2019]]
     # Organiza os valores em ordem decrescente
     pnt_df_filtrado.sort_values(2019, ascending = False, inplace = True, __
      →ignore_index= True)
     # Multiplico por 100 pois os valores estão expressos como porcentagem
     pnt_df_filtrado[2019] = pnt_df_filtrado[2019]*100
     display("Dataframe antes: ", pnt_df, "Dataframe depois: ", pnt_df_filtrado)
    'Dataframe antes: '
        CD UF
              UF REGIAO METROPOLITANA
                                        ID
                                               2018 2019
                                                           2020
                                                                 2021
    0
                                               0.05 0.09
           15
               PA
                                 BELEM
                                         1
                                                           0.09 0.09
    1
           15 PA
                                 BELEM
                                         2 ...
                                               0.03 0.06
                                                           0.06 0.06
    2
           15
              PA
                                 BELEM
                                         3
                                            ... 0.05 0.08 0.08 0.08
    3
                                               0.08 0.13 0.13 0.13
           15 PA
                                 BELEM
                                         4
    . .
                                            •••
    59
           35 SP
                             SÃO PAULO
                                         4
                                               0.14 0.15
                                                           0.15 0.15
    60
           35 SP
                             SÃO PAULO
                                         5 ... 0.30 0.31 0.31 0.31
                             SÃO PAULO
                                            ... 0.09 0.09 0.09 0.09
    61
           35
              SP
                                         6
    62
           35 SP
                             SÃO PAULO
                                         7 ... 0.11 0.12 0.12 0.12
    [63 rows x 17 columns]
    'Dataframe depois: '
        UF
            2019
    0
        RJ
            19.0
           18.0
    1
        PR
    2
           14.0
        PE
    3
        SP
            13.0
    . .
             8.0
    5
        MG
    6
        CE
             8.0
    7
        DF
             6.0
    8
        BA
             4.0
```

[9 rows x 2 columns]

Análise dos dados e visualizações

Brasil comparado a Europa

Nessa seção, comparo o tempo de deslocamento médio do trabalhadores do Brasil com os trabalhadores ativos da Europa (de 15 até 74 anos somente de áreas urbanas).

```
[6]: # Determina o tempo médio de deslocamento do Brasil
num_entrevistas = pns_df["tempo_des_total_min"].count() # O método count() jā_
desconsidera valores NaN

tempo_medio_brasil = pns_df["tempo_des_total_min"].sum()/num_entrevistas
print(f"Tempo de deslocamento médio do Brasil: {tempo_medio_brasil:.1f} minutos_
por dia ou {tempo_medio_brasil*5/60:.1f} horas por semana ", "\n")

# Cria um novo dataframe adicionando "Brasil" aos países da Uniao Europeia.
brasil_data = pd.DataFrame({'País': 'Brasil', "Tempo (min)":__
G[round(tempo_medio_brasil)]})
brasil_euro_df = pd.concat([filtred_euro_df, brasil_data], ignore_index = True)
brasil_euro_df.sort_values('Tempo (min)', ascending = False, inplace = True,__
Gignore_index = True) # Coloca em ordem decrescente por tempo

display("Novo dataframe", brasil_euro_df)
```

Tempo de deslocamento médio do Brasil: 59.1 minutos por dia ou 4.9 horas por semana

'Novo dataframe'

	País	${\tt Tempo}$	(min)
0	Letônia		68
1	Hungria		64
2	República Tcheca		60
3	Reino Unido		60
• •	•••		•••
 28	 Estônia		 46
28 29			
	Estônia		46
29	Estônia Eslovênia		46 42

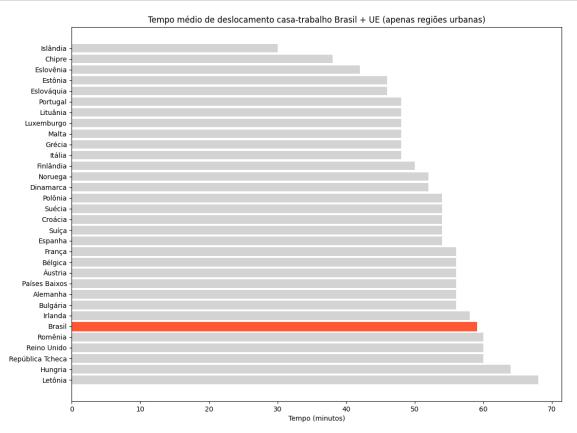
[32 rows x 2 columns]

Aqui, realizo a visualização do dataframe.

```
[7]: plt.figure(figsize=(13, 10))
barlist = plt.barh(brasil_euro_df["País"], brasil_euro_df["Tempo (min)"], color

→= "#D3D3D3") # Define o plot como barras horizontais
```

```
plt.title('Tempo médio de deslocamento casa-trabalho Brasil + UE (apenas⊔
→regiões urbanas)') # Define o título
plt.xlabel('Tempo (minutos)') # Define o título do eixo "x" do gráfico
barlist[5].set_color('#FF5733') # Define a cor da barra do "Brasil"
plt.show()
```



Apesar de o Brasil ter um tempo médio de deslocamento apenas ligeiramente inferior aos países da UE, é importante enfatizar que alguns países da lista possuem condições um pouco mais igualitárias e homogêneas, como na Grécia e Chipre, onde, respectivamente, 75,8% e 75,5% da população estava sujeita às mesmas condições de um deslocamento de menos de 30 minutos na ida para o trabalho [4]. No caso do Brasil, um país de grande extensão territorial e com uma população muito grande e diversa, vale a pena investigar como diferentes grupos da população enfrentam essa questão.

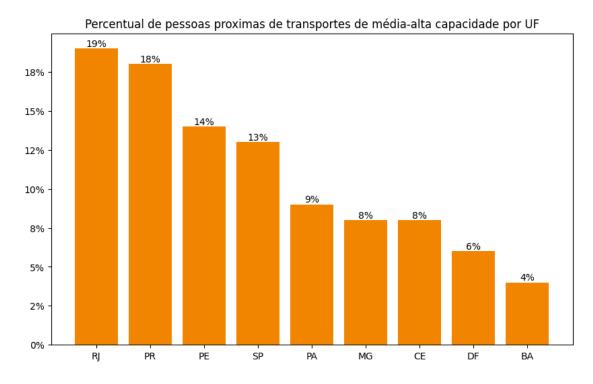
Acessibilidade aos meios de transporte no Brasil

Para essa análise, utilizo o índice PNT, que é uma métrica que avalia o percentual da população de uma cidade ou região metropolitana que reside em um raio de até 1 km de estações de sistemas de transporte público de média e alta capacidade (BRT, metrô, trens, ...).

"A primeira pergunta a se fazer para entender do que se trata o PNT é: Existe uma estação de transporte de alta capacidade perto de onde as pessoas vivem?"

Aqui, basta realizar a visualização do dataframe.

C:\Users\pdaniel\AppData\Local\Temp\ipykernel_12580\3460320418.py:4:
UserWarning: FixedFormatter should only be used together with FixedLocator
 plt.gca().set_yticklabels(['{:.0f}%'.format(val) for val in
 plt.gca().get_yticks()]) # Formata o eixo para porcentagem



É possível concluir que apenas uma pequena parcela dos habitantes dos estados mais populosos possui fácil acesso a transportes de média-alta capacidade, o que impacta diretamente no tempo de deslocamento do cidadão. Ainda assim, esse impacto é muito mais significativo em grandes cidades e estados nos quais parte da população reside afastada dos principais centros de trabalho, como São Paulo e Rio de Janeiro.

Tempo de deslocamento médio por UF apenas em regiões urbanas

As análise aqui considerararão somente as regiões urbanas

Sabe-se cada UF do Brasil possui condições únicas de investimento e mobilidade urbana. No entanto, como essas condições refletem no tempo de deslocamento médio casa-trabalho dos trabalhadores?

```
uf
                      tempo_des_total_min
0
      Rio de Janeiro
                                 87.106460
           São Paulo
                                 75,422006
1
2
   Distrito Federal
                                 71.347692
3
               Bahia
                                 69.165125
           Tocantins
                                 43.131898
23
                                 42.732500
24
                Acre
25
            Rondônia
                                 41.864286
             Roraima
                                 41.781777
```

[27 rows x 2 columns]

```
[10]: # Define o colormap (atribui uma cor para cada valor) como um gradiente de⊔

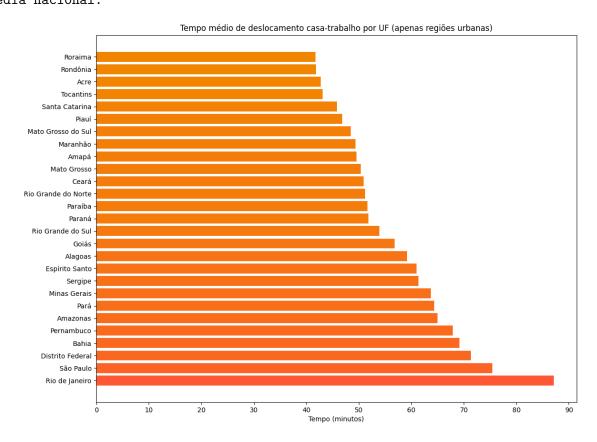
cores entre #F28500 e #FF5733 (Hex codes).

cmap = LinearSegmentedColormap.from_list('custom_gradient', ['#F28500', □

'#FF5733'])

# Normaliza os valores para criar o gradiente de cores
```

Aqui já conseguimos notar uma grande variação no tempo médio de deslocamente por estado. Roraima tem um tempo 41.4% menor que a média nacional, enquanto Rio de Janeiro tem um tempo de 32.2% maior que a média nacional.



Além da diferença entre UFs, é relevante examinar um outro aspecto dessa desigualdade: Como a desigualdade na locomoção se apresenta do ponto de vista econômico e racial?.

É isso que será abordado nas próximas seções.

Tempo dedeslocamento médio por renda familiar per capta

Aqui eu filtro os dados para considerar somente os trabalhadores com renda familiar per capta acima de 0,5 salário mínimos para desconsiderar as situações de extrema pobreza.

```
# Crio um dataframe somente com as colunas de renda familiar per capta e tempou de deslocamento total em minutos

tempo_renda_df = pns_df[["renda_per_capta", "tempo_des_total_min"]]

# Calculando o tempo médio por renda

tempo_medio_renda_df = tempo_renda_df.

groupby(tempo_renda_df["renda_per_capta"], as_index = False ).mean()

display(tempo_medio_renda_df)

# Filtrando para eliminar trabalhadores que com renda familiar per capta abaixou de 0,5 salários mínimos

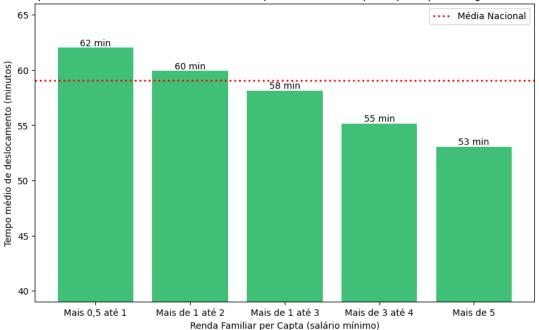
tempo_medio_renda_df_filtrado = tempo_medio_renda_df[2:]

display(tempo_medio_renda_df_filtrado.dtypes)
```

```
0
                    Até 0,25 salário mínimo
                                                        55.783961
     1 Mais de 0,25 até 0,5 salário mínimo
                                                        59.588697
           Mais de 0,5 até 1 salário mínimo
     2
                                                        62.036997
     3
           Mais de 1 até 2 salários mínimos
                                                        59.916817
     4
           Mais de 2 até 3 salários mínimos
                                                        58.141786
     5
           Mais de 3 até 5 salários mínimos
                                                        55.165929
                 Mais de 5 salários mínimos
                                                        53.056036
     renda_per_capta
                             object
     tempo_des_total_min
                            float64
     dtype: object
[12]: plt.figure(figsize=(10, 6))
      bars = plt.bar(tempo medio renda_df_filtrado["renda_per_capta"],_
       otempo_medio_renda_df_filtrado["tempo_des_total_min"], color="#40BF77")
      plt.title('Tempo médio de deslocamento casa-trabalho por renda familiar per⊔
       ⇔capta (apenas regiões urbanas)')
      plt.xlabel('Renda Familiar per Capta (salário mínimo)')
```

plt.ylabel('Tempo médio de deslocamento (minutos)')





E fica evidente que grupos sociais com rendas menores tendem a demorar mais tempo para chegar ao trabalho. Algumas das hipóteses que ajudam a explicar esse fenômeno, são elas:

• Localização residencial/Opções de moradia -> Grupos de renda mais alta muitas vezes tem

- condições de morar ou se mudar para áreas mais próximas aos seus locas de trabalho.
- Meios de Transporte -> Uma renda maior facilita o acesso a mais variedades de meios de transporte mais rápidos e confortáveis, como táxis, carros particulares ou transporte por aplicativo, o que pode reduzir significativamente o tempo para chegar ao trabalho.
- Flexibilidade no horário de trabalho -> Pessoas com renda mais alta podem ter mais flexibilidade em seus horários de trabalho, o que pode ajuda-los a evitar os horários de pico no trânsito.

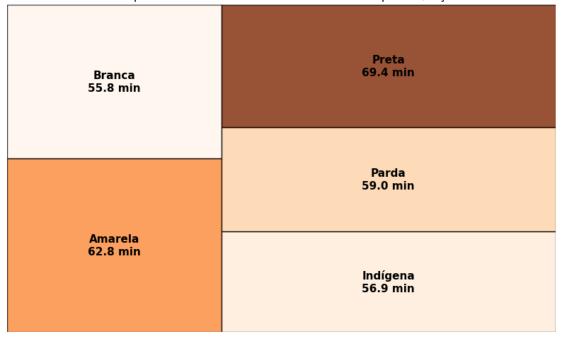
Tempo médio de deslocamento por cor/raça.

Aqui, analiso o tempo médio de deslocamento por cor/raça do trabalhador brasileiro.

```
cor_raca tempo_des_total_min
0
   Amarela
                       62.801917
     Branca
                       55.785523
1
2
 Indígena
                       56.857741
3
     Parda
                       58.991505
4
     Preta
                       69.377244
```

Realizo a visualização dos dados

Tempo médio de deslocamento casa-trabalho por cor/raça



As diferenças étnicas são estruturais e muito complexas para a elaboração de hipóteses nesta análise. De qualquer forma, evidencia-se a existência de desigualdades significativas entre trabalhadores de diferentes cores/raças.

No caso mais extremo, os pretos gastam em média 69,4 minutos por dia ou 12 dias por ano no deslocamento para o trabalho, enquanto os brancos gastam em média 55,8 minutos por dia ou 9,6 dias por ano (desconsiderando feriados e finais de semana).

Checagem do resultado

O tempo médio de deslocamento ao trabalho encontrado nesta análise foi de aproximadamente 59,1 minutos por dia ou 4,9 horas por semana, enquanto a média publicada pela revista Valor Econômico [11], com base nos dados da PNS 2019, foi de 4,8 horas semanais. Vale ressaltar que possivelmente certos parâmetros de filtragem (região urbana, rural, metropolitana, trabalhadores ativos ou inativos) podem ter sido diferentes, o que poderia explicar essa mínima diferença de 0,1 hora.

O valor encontrado na análise confere com o resultado divulgado pelo IBGE [12], considerando apenas áreas urbanas.

Conclusão

Embora o Brasil não apresente um tempo médio de deslocamento para o trabalho alarmente elevado quando comparado a padrões internacionais, observa-se uma significativa desigualdade, uma vez que diferentes grupos populacionais têm experiências bastante distintas.

Para análises mais profundas Para obter uma compreensão mais precisa da desigualdade no Brasil no tempo de deslocamente casa-trabalho em comparação com outros países nesse aspecto, poderíamos ampliar a análise calculando a variância e o desvio padrão para examinar a dispersão dos dados.

Além disso, uma análise da divisão modal (informação disponível na MobiliDados) permitiria obter informações sobre os meios de transporte mais utilizados pela população em cada cidade e UF, fornecendo dados valiosos para embasar decisões governamentais relacionadas a políticas de transporte e mobilidade urbana.

Academicamente, são necessários estudos mais aprofundados (como [1], que analisa a China, e [2] e [3], que analisam os EUA), buscando correlacionar o tempo gasto no deslocamento para o trabalho pelos brasileiros com indicadores de qualidade de vida e como isso afeta a satisfação e a produtividade dos trabalhadores.

Referências

- 1. Han L, Peng C, Xu Z. The Effect of Commuting Time on Quality of Life: Evidence from China. Int J Environ Res Public Health. 2022 Dec 29;20(1):573. doi: 10.3390/ijerph20010573. PMID: 36612893; PMCID: PMC9819363. (https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9819363/#:~:text=Data%20from%20the%20US%20show
- 2. Gimenez-Nadal J.I., Molina J.A. Daily feelings of US workers and commuting time. J. Transp. Health. 2019;12:21–33. doi: 10.1016/j.jth.2018.11.001. (https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2214140518303086#preview-section-references)
- 3. Christian T.J. Trade-offs between commuting time and health-related activities. J Urban Health. 2012;89:746–757. doi: 10.1007/s11524-012-9678-6. (https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3462828/)
- 4. Main place of work and commuting time statistics (https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Main_place_of_work_and_commuting_time_-_statistics)
- 5. PNS Pesquisa Nacional de Saúde (https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/saude/9160-pesquisa-nacional-de-saude.html)
- 6. ITDP lança o indicador PNT (People Near Transit)

(https://itdpbrasil.org/pnt#

7. Mobilidados - Dados brutos e indicadores (https://mobilidados.org.br/database?category_slug=dados-brutos-e-indicadores))

- 8. Eurostat Gabinete de Estatísticas da União Europeia (ou 'European Statistical Office'). (https://ec.europa.eu/eurostat)
- 9. Documentação PNS 2019. (https://www.ibge.gov.br/estatisticas/downloads-estatisticas.html?caminho=PNS/2019/Microdados/Documentacao)
- 10. Persons in employment by commuting time, educational attainment level and degree of urbanisation. (https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/bookmark/138d1d25-ecb4-44a6-8d19-f1bb81410ebb?lang=en)l
- 11. Valor Econômico: Tempo de deslocamento ao trabalho no país é de 4,8h por semana, mas chega a 7,8h em SP. (https://valor.globo.com/brasil/noticia/2021/05/07/ibge-tempo-de-deslocamento-ao-trabalho-no-pais-e-de-48h-por-semana-mas-chega-a-78h-em-sp.ghtml)
- 12. IBGE Educa: Deslocamento para o Trabalho ou Estudo. (https://educa.ibge.gov.br/professores/educa-atividades/21353-deslocamento-para-o-trabalho.html#:~:text=O%20tempo%20m%C3%A9dio%20de%20deslocamento,5%20horas%20em%20%C3%