# Trabalho

May 20, 2024

## 1 Resultados

Dataset utilizado: https://www.kaggle.com/datasets/bhavikjikadara/student-study-performance Adicionando as bibliotecas utilizadas

```
[]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

### 1.1 Cálculo das Medidas Resumo

```
[]: # Abrindo o arquivo CSV e guardando os dados em um DataFrame
dados = pd.read_csv('study_performance.csv')

# As variáveis quantitativas discretas que serão utilizadas para o cálculo das⊔
→ medidas resumo são 'math score', 'reading score' e 'writing score'
variaveis = ['math_score', 'reading_score', 'writing_score']

# Calculando as medidas resumo
medidas_resumo = dados[variaveis].describe()

# Exibindo as medidas resumo
print(medidas_resumo)
```

```
math_score
                   reading_score writing_score
count
       1000.00000
                     1000.000000
                                     1000.000000
mean
         66.08900
                       69.169000
                                       68.054000
         15.16308
                       14.600192
                                       15.195657
std
min
          0.00000
                       17.000000
                                       10.000000
25%
         57.00000
                       59.000000
                                       57.750000
50%
         66.00000
                       70.000000
                                       69.000000
75%
         77.00000
                       79.000000
                                       79.000000
        100.00000
                      100.000000
                                      100.000000
max
```

```
[]: # Vamos agora printar as medidas resumo de forma mais completa
# Arredondar as medidas resumo
```

```
medidas_resumo_arredondadas = medidas_resumo.round(2)
for coluna in medidas_resumo_arredondadas.columns:
    media = medidas_resumo_arredondadas.loc['mean', coluna]
    desvio_padrao = medidas_resumo_arredondadas.loc['std', coluna]
    mediana = medidas_resumo_arredondadas.loc['50%', coluna]
    moda = dados[coluna].mode().values[0] # Calcula a moda a partir do_
  → DataFrame original
    Q1 = dados[coluna].quantile(0.25) # Calcula o primeiro quartil
    # O segundo quartil é a própria mediana, obtida anteriormente
    Q3 = dados[coluna].quantile(0.75) # Calcula o terceiro quartil
    print(f"A média de {coluna} foi {media:.2f}")
    print(f"O desvio padrão de {coluna} foi {desvio_padrao:.2f}")
    print(f"A mediana de {coluna} foi {mediana:.2f}")
    print(f"A moda de {coluna} foi {moda:.2f}")
    print(f"O primeiro quartil de {coluna} foi {Q1:.2f}")
    print(f"O terceiro quartil de {coluna} foi {Q3:.2f}")
    print()
A média de math_score foi 66.09
O desvio padrão de math_score foi 15.16
A mediana de math_score foi 66.00
A moda de math_score foi 65.00
O primeiro quartil de math score foi 57.00
O terceiro quartil de math_score foi 77.00
A média de reading_score foi 69.17
O desvio padrão de reading_score foi 14.60
A mediana de reading_score foi 70.00
A moda de reading_score foi 72.00
O primeiro quartil de reading_score foi 59.00
O terceiro quartil de reading_score foi 79.00
A média de writing_score foi 68.05
O desvio padrão de writing_score foi 15.20
A mediana de writing_score foi 69.00
A moda de writing_score foi 74.00
O primeiro quartil de writing_score foi 57.75
```

O terceiro quartil de writing\_score foi 79.00

# 1.2 Cálculo das Medidas de Dispersão

```
[]: # Calculando a variância, desvio padrão, primeiro quartil, mediana, terceiro
     ⇒quartil e amplitude interquartil para cada variável
     for coluna in variaveis:
         variancia = dados[coluna].var()
         desvio padrao = dados[coluna].std()
         Q1 = dados[coluna].quantile(0.25)
         Q3 = dados[coluna].quantile(0.75)
         iqr = Q3 - Q1
         CV = (desvio_padrao / media) * 100
         amplitude = dados[coluna].max() - dados[coluna].min()
         print(f"A variância de {coluna} foi {variancia:.2f}")
         print(f"O desvio padrão de {coluna} foi {desvio_padrao:.2f}")
         print(f"A amplitude de {coluna} foi {amplitude:.2f}")
         print(f"A amplitude interquartil de {coluna} foi {iqr:.2f}")
         print(f"O coeficiente de variação de {coluna} foi {CV:.2f}%\n")
    A variância de math score foi 229.92
    O desvio padrão de math_score foi 15.16
    A amplitude de math_score foi 100.00
    A amplitude interquartil de math_score foi 20.00
    O coeficiente de variação de math_score foi 22.28%
    A variância de reading_score foi 213.17
    O desvio padrão de reading_score foi 14.60
    A amplitude de reading_score foi 83.00
    A amplitude interquartil de reading_score foi 20.00
    O coeficiente de variação de reading_score foi 21.46%
    A variância de writing_score foi 230.91
    O desvio padrão de writing_score foi 15.20
    A amplitude de writing_score foi 90.00
    A amplitude interquartil de writing score foi 21.25
    O coeficiente de variação de writing_score foi 22.33%
```

#### 1.3 Tabelas de Frequência

Tabela de frequência para variável qualitativa (parental\_level\_of\_education):

```
parental_level_of_education frequency
some college 226
associate's degree 222
high school 196
some high school 179
bachelor's degree 118
master's degree 59
```

Tabela de frequência para variável quantitativa (math\_score):

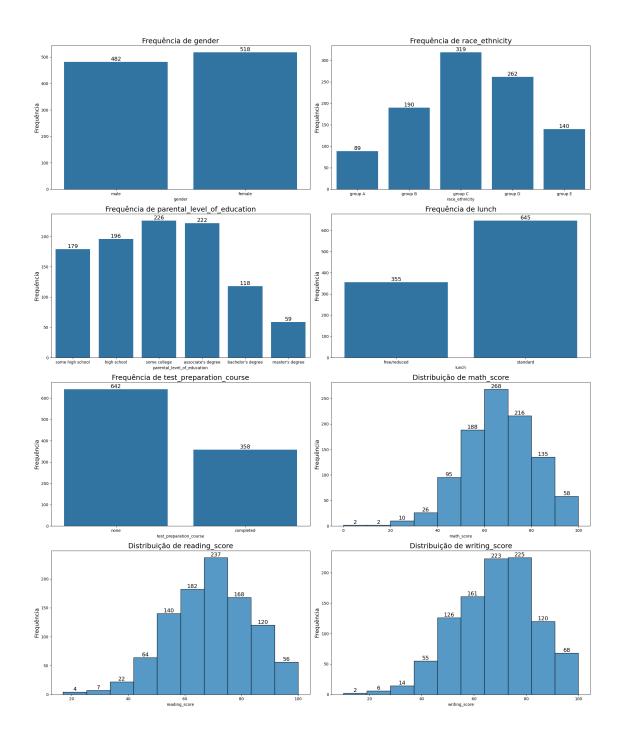
```
math score range frequency
          (0, 10]
         (10, 20]
                            2
         (20, 30]
                           12
         (30, 40]
                           34
         (40, 50]
                          100
         (50, 60]
                          189
         (60, 70]
                          270
        (70, 80]
                          215
        (80, 90]
                          126
        (90, 100]
                           50
```

# 1.4 Gráfico de Barras

```
[]: # Lista de colunas para os gráficos
colunas = ["gender", "race_ethnicity", "parental_level_of_education",
    "lunch", "test_preparation_course", "math_score", "reading_score", "writing_score"]

# Número de linhas e colunas para os subplots
n_linhas = int(np.ceil(len(colunas) / 2))
n_cols = 2
```

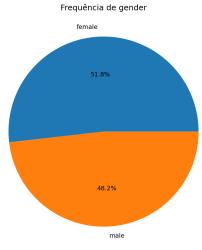
```
# Ordem em que serão dispostos os dados no eixo x (dicionário)
ordem = {
    'gender': ['male', 'female'],
    'race_ethnicity': ['group A', 'group B', 'group C', 'group D', 'group E'],
    'parental_level_of_education': ['some high school', 'high school', 'some_
 ⇔college',
                                    'associate\'s degree', 'bachelor\'s degree',
                                    'master\'s degree'],
    'lunch': ['free/reduced', 'standard'],
    'test_preparation_course': ['none', 'completed']
}
# Criar uma nova figura com subplots
fig, axes = plt.subplots(n_linhas, n_cols, figsize=(20, 6 * n_linhas))
# Criar um gráfico para cada coluna
for i, coluna in enumerate(colunas):
   # Obter o subplot atual
   ax = axes[i // n_cols, i % n_cols]
    # Verificar se a coluna é numérica ou categórica
    if pd.api.types.is_numeric_dtype(dados[coluna]):
        # Histograma para variáveis numéricas
       plot = sns.histplot(dados[coluna], bins=10, kde=False, ax=ax)
       plot.set_title('Distribuição de ' + coluna, fontsize=18)
   else:
        # Gráfico de barras para variáveis categóricas
       plot = sns.countplot(x=coluna, data=dados, order=ordem[coluna], ax=ax)
       plot.set_title('Frequência de ' + coluna, fontsize=18)
   plot.set_ylabel('Frequência', fontsize=14)
   plot.bar label(plot.containers[0], fontsize=14) # Adicionar rótulos de l
 ⇔frequência
# Ajustar o layout para evitar sobreposição
plt.tight_layout()
plt.show()
```



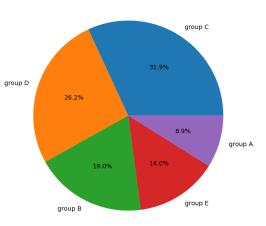
# 1.5 Gráfico Circular

Foi feito apenas das variáveis qualitativas, pois das quantitativas o gráfico fica muito subdividido e se torna difícil analisá-lo.

```
[]: # Lista de colunas para os gráficos
     colunas_qualitativas =__
      → ["gender", "race_ethnicity", "parental_level_of_education", "lunch",
                             "test_preparation_course"]
     # Número de linhas e colunas para os subplots
     n_linhas = int(np.ceil(len(colunas_qualitativas) / 2))
     n_{cols} = 2
     # Criar uma nova figura com subplots
     fig, axes = plt.subplots(n_linhas, n_cols, figsize=(20, 8 * n_linhas))
     # Criar um gráfico de pizza para cada coluna
     for i, coluna in enumerate(colunas_qualitativas):
         # Obter o subplot atual
         ax = axes[i // n_cols, i % n_cols]
         # Gráfico de pizza para variáveis categóricas
         plot = dados[coluna].value_counts().plot(kind='pie', autopct='%1.1f\%'',__
      ⇔ax=ax, textprops={'fontsize': 14})
         plot.set_title('Frequência de ' + coluna, fontsize=18)
         plot.set_ylabel('')
     # Remover o último subplot se ele estiver vazio
     if len(colunas_qualitativas) % 2 != 0:
         fig.delaxes(axes[n_linhas - 1, n_cols - 1])
     # Ajustar o layout para evitar sobreposição e adicionar espaço entre os subplots
     plt.subplots_adjust(hspace=0.5)
     plt.tight_layout()
     plt.show()
```

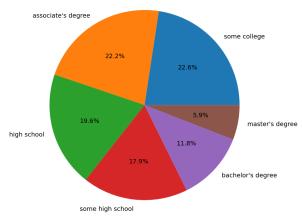


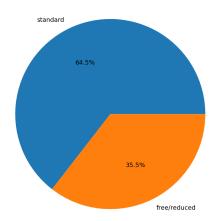
Frequência de race\_ethnicity



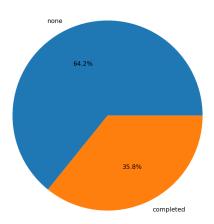
Frequência de parental\_level\_of\_education





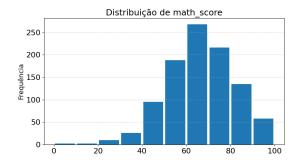


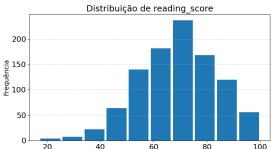
Frequência de test\_preparation\_course

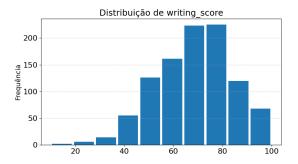


# 1.6 Histograma

```
[]: # Lista de colunas para os gráficos
     colunas_quantitativas = ["math_score","reading_score","writing_score"]
     # Número de linhas e colunas para os subplots
     n_linhas = int(np.ceil(len(colunas_quantitativas) / 2))
     n_{cols} = 2
     # Criar uma nova figura com subplots
     fig, axes = plt.subplots(n_linhas, n_cols, figsize=(20, 6 * n_linhas))
     # Criar um histograma para cada coluna
     for i, coluna in enumerate(colunas_quantitativas):
         # Obter o subplot atual
         ax = axes[i // n_cols, i % n_cols]
         # Histograma para variáveis numéricas
         plot = dados[coluna].plot(kind='hist', bins=10, rwidth=0.9, ax=ax,__
      ⇔fontsize=16)
         plot.set title('Distribuição de ' + coluna, fontsize=18)
         plot.set_ylabel('Frequência', fontsize=14)
         plot.grid(linestyle=':', axis='y')
     # Remover o último subplot se ele estiver vazio
     if len(colunas_quantitativas) % 2 != 0:
         fig.delaxes(axes[n_linhas - 1, n_cols - 1])
     # Ajustar o layout para evitar sobreposição e adicionar espaço entre os subplots
     plt.subplots_adjust(hspace=0.5)
     #plt.tight_layout()
     plt.show()
```



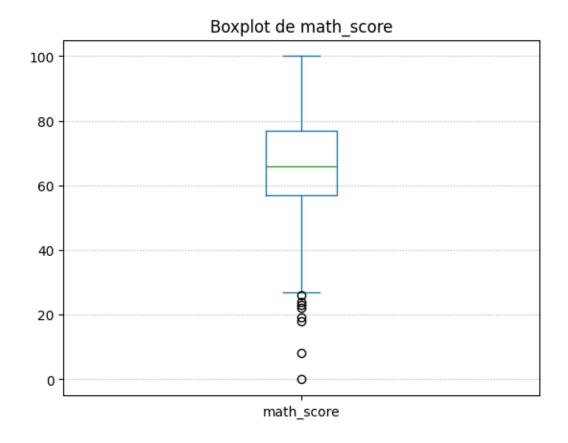


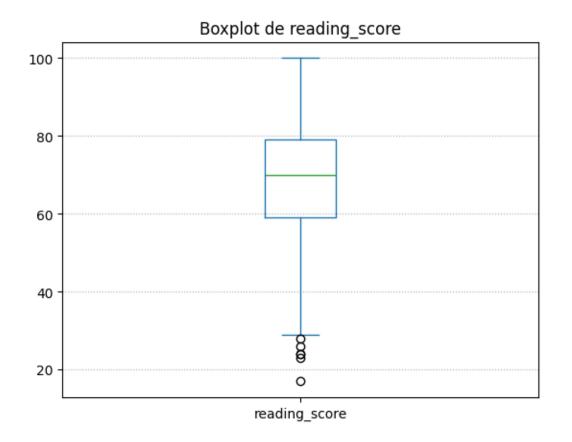


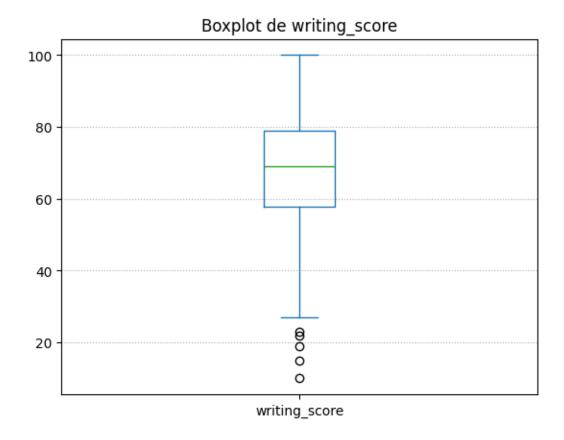
# 1.7 Boxplot

```
[]: # Lista de colunas para os gráficos
colunas_quantitativas = ["math_score", "reading_score", "writing_score"]

# Criar um boxplot para cada coluna
for coluna in colunas_quantitativas:
    dados[coluna].plot(kind='box', title='Boxplot de ' + coluna)
    plt.grid(linestyle=':', axis='y')
    plt.show()
```







Nos Boxplots acima, retângulo mostra o Intervalo Inter-Quartil (IQR), e o segmento de reta verde indica a mediana. As linhas azuis que se estendem para fora da caixa representam a variação dos dados fora do núcleo central (fora do IQR). As circunferências pretas representam os dados que são classificados como Outliers.

Outliers são os dados dentro do conjunto que se diferenciam significativamente da maioria dos outros dados. Eles podem ser muito maiores ou menores, representando uma variação anormal do conjunto de dados.

Percebe-se através dos plots que, considerando o tamanho do Dataset (1.000 entradas), há poucos outliers no Conjunto, indicando que existem poucos casos extremos em que o aluno teve um desempenho muito abaixo da média. Além disso, Matemática foi a disciplina com mais outliers. Isso significa que mais alunos tiveram um desempenho muito ruim em matemática, em relação às outras disciplinas analisadas.

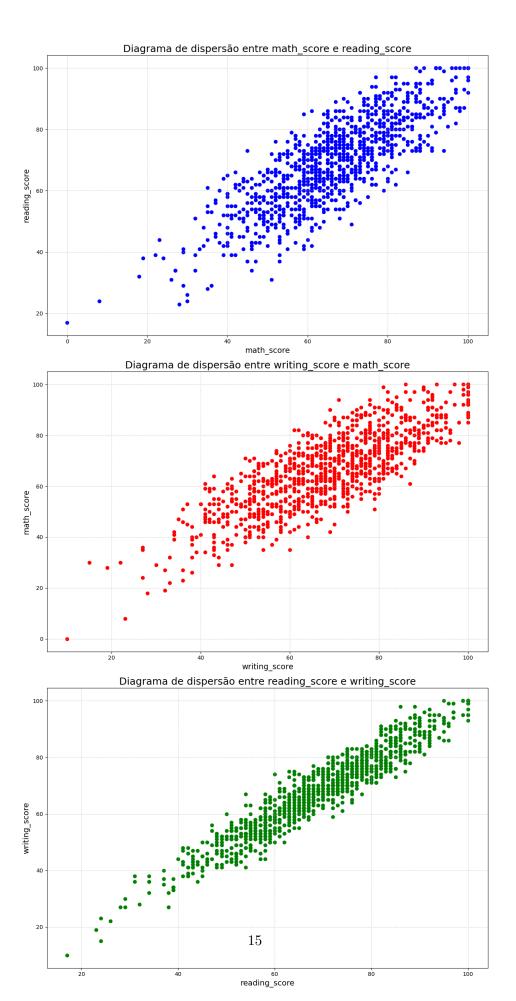
## 1.8 Diagrama de Dispersão

```
[]: # Criar um diagrama de dispersão para as disciplinas
fig, axes = plt.subplots(3, 1, figsize=(12,24))

# Primeiro plot: Diagrama de dispersão "math_score" e "reading_score"
axes[0].scatter(dados['math_score'], dados['reading_score'], color='blue')
```

```
axes[0].set_title('Diagrama de dispersão entre math_score e reading_score', u

¬fontsize=18)
axes[0].set_xlabel('math_score', fontsize=14)
axes[0].set_ylabel('reading_score', fontsize=14)
axes[0].grid(linestyle=':')
# Terceiro plot: Diagrama de dispersão entre "writing_score" e "math_score"
axes[1].scatter(dados['writing_score'], dados['math_score'], color='red')
axes[1].set_title('Diagrama de dispersão entre writing_score e math_score', u
 ⇔fontsize=18)
axes[1].set_xlabel('writing_score', fontsize=14)
axes[1].set_ylabel('math_score', fontsize=14)
axes[1].grid(linestyle=':')
# Terceiro plot: Diagrama de dispersão entre "reading_score" e "writing_score"
axes[2].scatter(dados['reading_score'], dados['writing_score'], color='green')
axes[2].set_title('Diagrama de dispersão entre reading_score e writing_score', u
 ⊶fontsize=18)
axes[2].set_xlabel('reading_score', fontsize=14)
axes[2].set_ylabel('writing_score', fontsize=14)
axes[2].grid(linestyle=':')
plt.tight_layout()
plt.show()
```



O conjunto de pontos em todos os gráficos de dispersão estão ascendentes, isso indica uma correlação positiva entre as duas variáveis.

No caso do primeiro plot, essa correlação positiva entre "math\_score" e "reading\_score" significa que, em geral, os estudantes que obtêm pontuações mais altas em matemática também tendem a obter pontuações mais altas em leitura. Observa-se a mesma coisa para os outros dois plots, indicando que os estudantes que têm um bom desempenho em uma disciplina tendem a ter um bom desempenho nas outras.

Isso não significa necessariamente que ser bom em matemática faz alguém ser bom em leitura, ou vice-versa. No entanto, a correlação positiva sugere que há uma relação entre as duas pontuações.

# 1.9 Medidas Resumo e Representação Gráfica

• Vamos considerar "math\_score" como a variável quantitativa em relação às outras variáveis qualitativas

```
[]: # Variáveis qualitativas de escolha
    variaveis = ['gender', 'race_ethnicity', 'parental_level_of_education',_
      # Escolhemos a disciplina de matemática para realizar a comparação
    subject = 'math_score'
    for var in variaveis:
         # Calcular as medidas resumo para "math score" agrupadas por variável⊔
      \hookrightarrow qualitativa
        resumo = dados.groupby(var)[subject].describe()
        print("Resumo:\n", resumo)
         # Calcular a moda para "math_score" agrupadas por variável qualitativa
        moda = dados.groupby(var)[subject].agg(lambda x: pd.Series.mode(x)[0])
        print("\nModa:\n", moda)
         # Calcular o IQR para "math score" agrupadas por variável qualitativa
         iqr = dados.groupby(var)[subject].apply(lambda x: x.quantile(0.75) - x.
      \rightarrowquantile(0.25))
        print("\nIQR:\n", iqr)
         # Criar um gráfico de barras para as médias de "math_score" agrupadas por
      ⇔variável qualitativa
        mean_scores = dados.groupby(var)[subject].mean().reindex(ordem[var])
        mean_scores.plot(kind='bar', title=f'Média de math_score por {var}')
        plt.ylabel('Média de math score')
        plt.show()
```

```
⊔
⇔print("-----")
```

#### Resumo:

25% 50% 75% count mean std  $\min$ max gender  ${\tt female}$ 518.0 63.633205 15.491453 0.0 54.0 65.0 74.0 100.0 male482.0 68.728216 14.356277 27.0 59.0 69.0 79.0

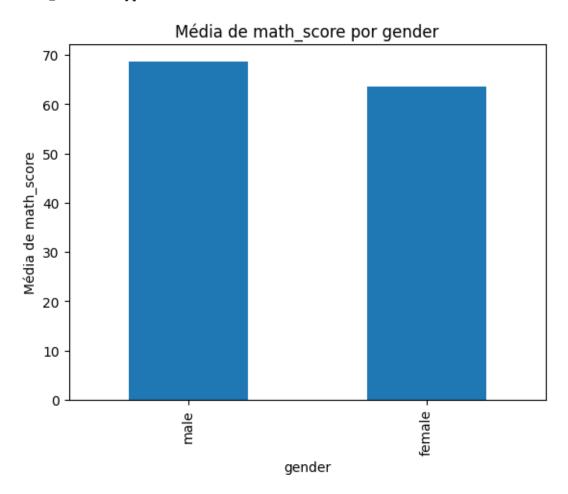
Moda:
gender
female 65
male 62

Name: math\_score, dtype: int64

IQR:
 gender

female 20.0 male 20.0

Name: math\_score, dtype: float64



#### Resumo: std min 25% 50% 75% count mean maxrace\_ethnicity 89.0 61.629213 14.523008 28.0 51.00 61.0 71.0 100.0 group A group B 190.0 63.452632 15.468191 8.0 54.00 63.0 74.0 97.0 0.0 55.00 65.0 74.0 group C 319.0 64.463950 14.852666 98.0 group D 262.0 67.362595 13.769386 26.0 59.00 69.0 77.0 100.0 140.0 73.821429 15.534259 30.0 64.75 74.5 85.0 group E 100.0

### Moda:

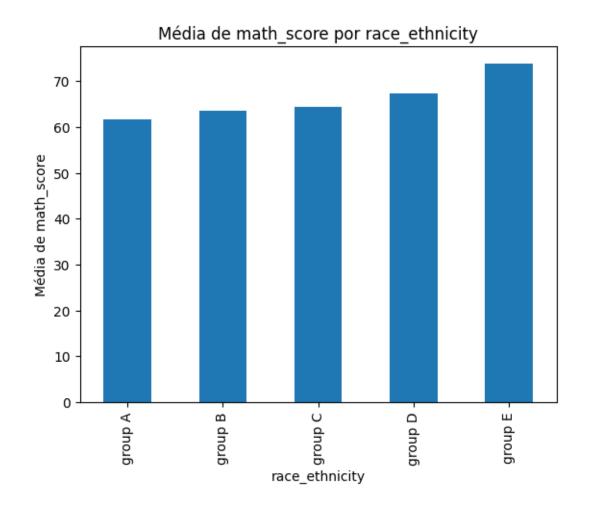
race\_ethnicity
group A 53
group B 58
group C 65
group D 69
group E 68

Name: math\_score, dtype: int64

### IQR:

race\_ethnicity
group A 20.00
group B 20.00
group C 19.00
group D 18.00
group E 20.25

Name: math\_score, dtype: float64



Resumo:							
	count	t mean	std	min	25%	50%	\
parental_level_of_education							
associate's degree	222.0	67.882883	15.112093	26.0	57.00	67.0	
bachelor's degree	118.0	69.389831	14.943789	29.0	61.00	68.0	
high school	196.0	62.137755	14.539651	8.0	53.75	63.0	
master's degree	59.0	69.745763	15.153915	40.0	55.50	73.0	
some college	226.0	67.128319	14.312897	19.0	59.00	67.5	
some high school	179.0	63.497207	15.927989	0.0	53.00	65.0	
	75%	max					
parental_level_of_education	. 570	mari					
associate's degree	80.0	100.0					
bachelor's degree	79.0	100.0					
high school	72.0	99.0					
master's degree	81.0	95.0					
some college	76.0	100.0					

# some high school 74.0 97.0

#### Moda:

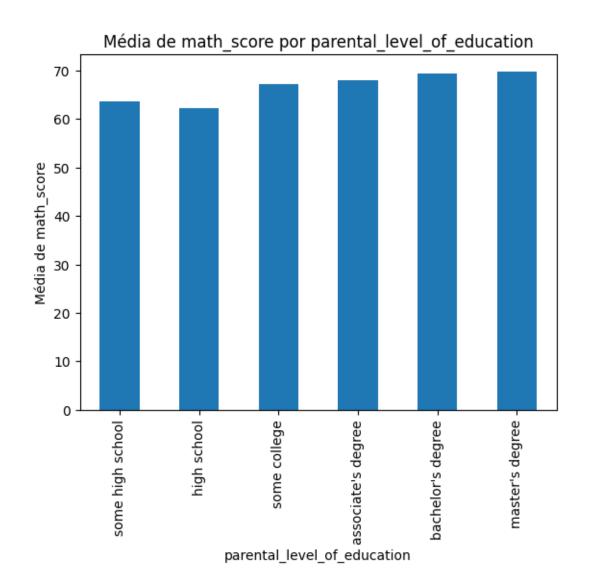
parental\_level\_of\_education
associate's degree 65
bachelor's degree 63
high school 57
master's degree 79
some college 69
some high school 59

Name: math\_score, dtype: int64

# IQR:

parental\_level\_of\_education
associate's degree 23.00
bachelor's degree 18.00
high school 18.25
master's degree 25.50
some college 17.00
some high school 21.00

Name: math\_score, dtype: float64



\_\_\_\_\_

#### Resumo:

50% count std  ${\tt min}$ 25% 75% mean $\max$ lunch 15.159956 free/reduced 355.0 58.921127 0.0 49.0 60.0 69.0 100.0 645.0 70.034109 13.653501 19.0 61.0 69.0 standard

#### Moda:

lunch

free/reduced 61 standard 69

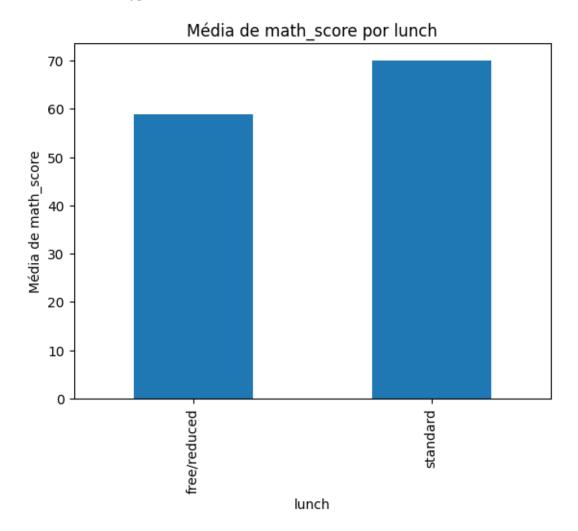
Name: math\_score, dtype: int64

IQR:

lunch

free/reduced 20.0 standard 19.0

Name: math\_score, dtype: float64



Resumo:

count mean std min 25% 50%

test\_preparation\_course

completed 358.0 69.695531 14.444699 23.0 60.0 69.0 79.00 none 642.0 64.077882 15.192376 0.0 54.0 64.0 74.75

75%

 ${\tt max}$ 

test\_preparation\_course
completed 100.0

none 100.0

Moda:

test\_preparation\_course

completed 65 none 62

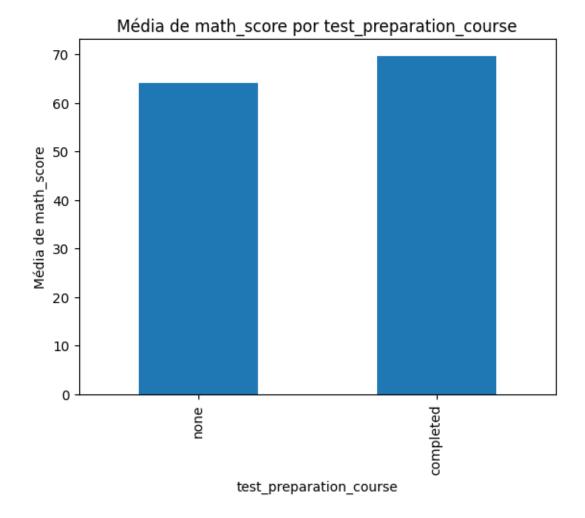
Name: math\_score, dtype: int64

IQR:

test\_preparation\_course

completed 19.00 none 20.75

Name: math\_score, dtype: float64



\_\_\_\_\_\_

Analisando a média de math\_score em relação as variáveis qualitativas, é possível notar uma tendência:

- O gênero masculino foi melhor em média que o gênero feminino em matemática. Entretanto, como visto anteriormente, o gênero feminino foi melhor nas outras duas disciplinas (leitura e redação), sendo impossível concluir alguma superioridade geral baseada apenas nesses resultados. Isso destaca a importância de considerar múltiplas dimensões de desempenho acadêmico ao avaliar as diferenças entre gêneros.
- Os grupos étnicos, de A a E, apresentaram um desempenho médio crescente, sendo A o pior e E o melhor. O Dataset não especifica quais são os grupos étnicos, sendo impossível realizar uma análise mais profunda. Entretanto, é notável que existe uma grande diferença entre os grupos étnicos, muito provavelmente provocada pelas diferenças socioeconômicas que acometem a maioria dos indivíduos.
- Quanto maior o grau de escolaridade dos pais, maior foi o desempenho médio dos alunos em matemática.
- Os alunos que recebem um **almoço** grátis ou reduzido foram piores, na média, do que os alunos que recebem um almoço padrão. Isso indica que a condição socioeconômica dos alunos é um fator crucial no seu desempenho escolar.
- Os alunos que realizaram um **curso de preparação** para o teste foram em média melhores que os alunos que não realizaram nenhum curso.