1. Título: Demonstrativos de Acidentes - Rodovia RioSP

2. Membros (nome e número de matrícula)

- Ana Luísa Pinto Dalmacio Demaria 2019025897
- Bárbara Santiago de Mendonça 2019025951
- Matheus Oliveira Ramos 2019026460
- Raul Rocha Otaviano 2019026567

3. Descrição dos dados (qual a URL? qual o domínio? como os dados foram processados?)

O conjunto de dados escolhido se refere a Informações das Concessionárias de Rodovias Federais Concedidas. Os dados sobre os acidentes nas rodovias concedidas são transmitidos pelas concessionárias e salvos na rede da Superintendência, sob organização da Agência Nacional de Transportes Terrestres. O dataset é chamado "Demonstrativos de Acidentes" e, especificamente para esse trabalho, o banco escolhido foi o da rodovia RIOSP, uma vez que ele foi criado em 2023 e possui a maior quantidade de instâncias em comparação com os demais bancos atualizados neste ano (ECORIOMINAS e VIABRASIL). O dicionário dos dados pode ser encontrado no seguinte link.

Nesse contexto, inicialmente foi baixado o arquivo .csv diretamentente do site do Governo Federal. Esse arquivo foi, então, transformado em .xlsx e pequenos ajustes foram realizados nesse momento - por exemplo, na coluna *Sentido*, no banco original, foram usados dois termos para representar a mesma ideia: "Norte" e "Pista Norte". Para possibilitar que as consultas tivessem resultados mais realísticos, os termos foram unificados em apenas "Norte". Outro ajuste realizado se refere a coluna km, que possuia valores com quantidades muito variadas de casas decimais. Para padronizar esses números, optou-se por realizar um arredondamento com duas casas decimais nessa coluna.

Em seguida, partindo de um modelo relacional previamente normalizado, as tabelas das entidades foram organizadas no próprio excel e colunas extras foram acrescentadas nessas relações, a citar: (i) Rodas, na tabela veiculos; (ii) Descricao, na tabela envolvidos; e (iii) Estado, na tabela local. A partir das tabelas das entidades, as tabelas dos relacionamentos foram elaboradas em python, a partir do seguinte código, para então também serem salvas em excel.

Com as tabelas preparadas, os dados foram transformados em um BD por meio da biblioteca sqlite3 e desse script. Finalmente, o arquivo .db foi transformado em .sql e foram acrescentadas as restrições relativas a nulos, chaves primárias e chaves estrangeiras.

Nesse sentido, a partir do arquivo inicial, foram estabeleceu-se 4 entidades e 3 relacionamentos, sendo eles:

Entidades

- ocorrencias: na qual estão registrados o tipo da ocorrência (com/sem vítima), o tipo do acidente (queda de moto, engavetamento, colisão traseira etc), o número de controle da ocorrência pela concessionária, além da data e do horário da ocorrência. Foi transformado em uma tabela;
- 1. **veiculos:** os tipos veiculares que podem estar envolvidos em uma ocorrência (automóvel, moto, bicicleta etc) e a informação acrescentada a respeito da quantidade de rodas. Foi transformado em uma tabela;
- 2. **local:** os locais nos quais aconteceram ocorrências, definidos por seu KM, trecho da rodovia e o estado do trecho, sendo o último atributo calculado a partir das informações do trecho. Foi transformado em uma tabela;
- 3. **envolvidos:** as possíveis consequências do acidente para as pessoas envolvidas em uma ocorrência (ileso, levemente ferido, morto etc) e a informação acrescentada a respeito da descrição do que se configura cada tipo. Foi transformado em uma tabela;

Relacionamentos

- local_ocorrencia: a entidade "Local" tem uma cardinalidade de um para muitos com a entidade "Ocorrência", ou seja, um local pode ser associado a mais de uma ocorrência, mas cada ocorrência tem apenas um local. Além disso, informa o sentido em que aconteceu a ocorrência (Norte/Sul). No ajuste para o modelo relacional, as informações relativas a esse relacionamento foram acrescentadas em duas colunas da tabela ocorrencias.
- veiculos_ocorrencia: a entidade "Veículos" tem uma cardinalidade de muitos para muitos com a entidade "Ocorrência", ou seja, um veículo pode estar associado a mais de uma ocorrência, e cada ocorrência pode estar relacionada a vários veículos. Além disso, informa a quantidade daquele tipo de veículo envolvido no fato. Foi transformado em uma tabela;
- 2. envolvidos_ocorrencia: a entidade "Envolvidos" tem uma cardinalidade de muitos para muitos com a entidade "Ocorrência", ou seja, uma instância da entidade "Envolvidos" pode estar associada a mais de uma ocorrência, e cada ocorrência pode estar relacionada a vários envolvidos. Além disso, informa a quantidade de pessoas que ficaram em tal situação para aquela ocorrência. Foi transformado em uma tabela;

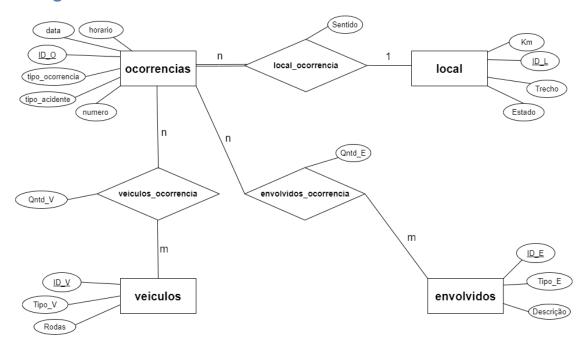
O arquivo SQL está disponível no googledrive, como identificado no código abaixo, que carrega os dados no notebook.

import io
import sqlite3
import pandas as pd

https://drive.google.com/file/d/109V4xNBmVz2fl6dinD8cZcIxLKO9RuQP/view?usp=sharing

```
!wget --no-check-certificate 'https://docs.google.com/uc?
export=download&id=109V4xNBmVz2fl6dinD8cZcIxLK09RuQP' -0
demonstrativos acidentes riosp.sql
--2023-06-08 15:15:21-- https://docs.google.com/uc?
export=download&id=109V4xNBmVz2fl6dinD8cZcIxLK09Ru0P
Resolving docs.google.com (docs.google.com)... 142.251.2.139,
142.251.2.100, 142.251.2.138, ...
Connecting to docs.google.com (docs.google.com)|142.251.2.139|:443...
connected.
HTTP request sent, awaiting response... 303 See Other
Location:
https://doc-0k-60-docs.googleusercontent.com/docs/securesc/ha0ro937gcu
c7l7deffksulhg5h7mbp1/5csl9tigprck0ggu7e7cjlrij58afgsh/
1686237300000/06719093553921267762/*/
109V4xNBmVz2fl6dinD8cZcIxLK09RuQP?e=download&uuid=acd13b26-6931-4b15-
9eba-0d0405739166 [following]
Warning: wildcards not supported in HTTP.
--2023-06-08 15:15:22-- https://doc-0k-60-
docs.googleusercontent.com/docs/securesc/ha0ro937gcuc7l7deffksulhg5h7m
bp1/5csl9tigprck0ggu7e7cjlrij58afgsh/
1686237300000/06719093553921267762/*/
109V4xNBmVz2fl6dinD8cZcIxLK09Ru0P?e=download&uuid=acd13b26-6931-4b15-
9eba-0d0405739166
Resolving doc-0k-60-docs.googleusercontent.com (doc-0k-60-
docs.googleusercontent.com)... 142.251.2.132, 2607:f8b0:4023:c0d::84
Connecting to doc-0k-60-docs.googleusercontent.com (doc-0k-60-
docs.googleusercontent.com) | 142.251.2.132 | :443... connected.
HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
Length: 2941890 (2.8M) [text/x-sql]
Saving to: 'demonstrativos acidentes riosp.sql'
demonstrativos acid 100%[==========] 2.80M 14.6MB/s
                                                                    in
0.25
2023-06-08 15:15:23 (14.6 MB/s) - 'demonstrativos acidentes riosp.sql'
saved [2941890/2941890]
conn = sqlite3.connect('/tmp/consult.db')
cursor = conn.cursor()
f = io.open('demonstrativos_acidentes_riosp.sql', 'r', encoding='utf-
8')
sql = f.read()
cursor.executescript(sql)
<sqlite3.Cursor at 0x7f7dc5bdd9c0>
```

4. Diagrama ER



5. Diagrama relacional



6. Consultas

6.1 Duas consultas envolvendo seleção e projeção

6.1.1 Consulta 1 (duas versões)

Identificar os horários em que ocorrem mais acidentes:

```
query_1_1 = """
SELECT Horario, COUNT(*) AS Quantidade_Acidentes
FROM ocorrencias
GROUP BY Horario
ORDER BY Quantidade_Acidentes DESC
LIMIT 2;
```

```
0.0.0
```

```
df 1 1 = pd.read sql query(query 1 1, conn)
df 1 1
                    Quantidade Acidentes
           Horario
   18:15:00.000000
                                        19
                                        19
  17:39:00.000000
%%timeit
df = pd.read_sql_query(query_1_1, conn)
4.89 ms \pm 596 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
query_1_2 = """
SELECT Horario, Quantidade Acidentes
FROM (
    SELECT Horario, COUNT(*) AS Quantidade Acidentes
    FROM ocorrencias
    GROUP BY Horario
) AS Subquery
WHERE Quantidade Acidentes = (
    SELECT MAX(Quantidade Acidentes)
    FROM (
        SELECT Horario, COUNT(*) AS Quantidade Acidentes
        FROM ocorrencias
        GROUP BY Horario
    ) AS InnerSubquery
);
df 1 2 = pd.read sql query(query 1 2, conn)
df 1 2
                    Quantidade Acidentes
           Horario
  17:39:00.000000
                                        19
  18:15:00.000000
                                        19
%%timeit
df = pd.read sql query(query 1 2, conn)
16.5 \text{ ms} \pm 6.68 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 1:

Diferentemente do que o grupo imaginava, que seria de madrugada, os horários com maior quantidade de acidentes se encontram entre 17:30 e 18:30, ou seja, no final da tarde. Tal fato pode ser explicado por esse ser um horário de pico. Assim, é provável que a quantidade de veículos na estrada seja maior, o que, por sua vez, resulta em mais acidentes.

6.1.2 Consulta 2 (duas versões)

Identificar o estado que teve o maior número de colisões traseiras:

```
query 2 1 = """
SELECT T.Estado, COUNT(*) AS Quantidade
FROM ocorrencias o
JOIN local l ON o.ID L = l.ID L
WHERE o.Tipo de acidente = 'colisão traseira'
GROUP BY l.Estado;
0.00\,0
df 2 1 = pd.read sql query(query 2 1, conn)
df 2 1
  Estado Quantidade
                 909
      RJ
1
      SP
                1712
%%timeit
df = pd.read sql query(query 2 1, conn)
2.55 ms \pm 56.7 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
query_2 2 = """
SELECT l.Estado, COUNT(*) AS Quantidade
FROM local l
JOIN (
    SELECT o.ID L
    FROM ocorrencias o
    WHERE o.Tipo de acidente = 'colisão traseira'
) sub ON l.ID L = sub.ID L
GROUP BY l.Estado;
0.00
df_2_2 = pd.read_sql_query(query_2_2, conn)
df 2 2
  Estado Quantidade
0
      RJ
                 909
1
      SP
                1712
%%timeit
df = pd.read sql query(query 2 2, conn)
3.98 ms \pm 521 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
Resultado da Consulta 2:
```

O resultado revelou que a maior parte dos acidentes de colisão traseira ocorreram no estado de São Paulo, que concentra cerca de 65% das ocorrências desse tipo na Rodovia RioSP. Isso pode ser justificado pela maior distância pertencente a este estado, enquanto o RJ tem uma fração menor da rodovia.

6.2 Três consultas envolvendo junção de duas relações

6.2.1 Consulta 3 (duas versões)

Identificar os trechos de rodovias com maior incidência de acidentes, com trecho e faixa quilométrica:

Obs: Limitado aos 20 primeiros resultados

```
query 3 1 = """
SELECT local.Trecho, local.km, COUNT(*) AS Total Acidentes
FROM ocorrencias
JOIN local ON ocorrencias.ID L = local.ID L
GROUP BY local.Trecho, local.km
ORDER BY Total Acidentes DESC
LIMIT 20:
H/H/H
df 3 1 = pd.read sql query(query 3 1, conn)
df 3 1
                        Total Acidentes
       Trecho
                    km
0
    BR-116/SP
               204.50
                                      38
    BR-116/SP
                                      33
               229.00
1
2
    BR-116/SP
               223.00
                                      31
3
    BR-116/SP
               230.00
                                      31
4
    BR-116/SP
               227.00
                                      30
5
    BR-116/SP
               219.00
                                      28
6
    BR-116/SP
                86.95
                                      25
7
    BR-116/SP
               165.20
                                      25
8
    BR-116/SP
               228.00
                                      25
9
                                      24
    BR-116/SP
               146.00
10
    BR-116/SP
               225.00
                                      24
                                      22
11
    BR-116/RJ
               167.00
12
    BR-116/SP
               145.00
                                      21
13
    BR-116/RJ
               172.00
                                      20
14
    BR-116/SP
               210.00
                                      20
15
    BR-116/SP
               214.00
                                      20
16
    BR-116/SP
               147.00
                                      19
17
    BR-116/SP
               211.00
                                      19
18
    BR-116/RJ
               174.00
                                      18
19
    BR-116/RJ
               228.00
                                      18
%%timeit
df = pd.read sql query(query 3 1, conn)
```

```
10.7 ms \pm 93.2 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
query_3 2 = """
SELECT Trecho, km, Total Acidentes
FROM (
  SELECT local.Trecho, local.km, COUNT(*) AS Total_Acidentes,
        ROW NUMBER() OVER (ORDER BY COUNT(*) DESC) AS ROwNum
  FROM ocorrencias
  JOIN local ON ocorrencias.ID L = local.ID L
  GROUP BY local.Trecho, local.km
) AS Subquery
WHERE RowNum <= 20;
H/H/H
df_3_2 = pd.read_sql_query(query_3_2, conn)
df 3 2
       Trecho
                        Total Acidentes
                    km
0
    BR-116/SP
               204.50
                                      38
1
    BR-116/SP
               229.00
                                      33
2
    BR-116/SP
               223.00
                                      31
3
    BR-116/SP
               230.00
                                      31
4
               227.00
                                      30
    BR-116/SP
5
    BR-116/SP
               219.00
                                      28
6
    BR-116/SP
                86.95
                                      25
7
                165.20
                                      25
    BR-116/SP
8
    BR-116/SP
               228.00
                                      25
9
               146.00
                                      24
    BR-116/SP
10
    BR-116/SP
               225.00
                                      24
11
    BR-116/RJ
               167.00
                                      22
12
    BR-116/SP
               145.00
                                      21
13
    BR-116/RJ
               172.00
                                      20
14
    BR-116/SP
               210.00
                                      20
15
    BR-116/SP
               214.00
                                      20
16
    BR-116/SP
               147.00
                                      19
                                      19
17
    BR-116/SP
               211.00
18
    BR-116/RJ
               174.00
                                      18
19
    BR-116/RJ
               228.00
                                      18
%%timeit
df = pd.read sql query(query 3 2, conn)
15.8 ms \pm 2.79 ms per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 3:

Em consonância com o resultado visto anteriormente, essa consulta revelou que a maior parte dos acidentes desta via ocorre no estado de São Paulo. A investigação com relação ao trecho com maior quantidade de ocorrências também mostrou que esse estado domina,

com 16 dos 20 primeiros lugares no ranking. RJ apresentou 20%. Além disso, a maior concentração dos acidentes está no intervalo de 200-230 km BR-116/SP com 11 aparições e um total de 299 acidentes, mostrando que existe um trecho da rodovia bastante perigoso.

6.2.2 Consulta 4 (duas versões)

Forneça o total de acidentes, agrupados por Estado e sentido, na ordem decrescente da quantidade de acidentes:

```
query 4 1 = """
SELECT local.Estado, ocorrencias.Sentido, COUNT(*) AS Total Acidentes
FROM ocorrencias
JOIN local ON ocorrencias.ID L = local.ID L
GROUP BY local.Estado, ocorrencias.Sentido
ORDER BY Total Acidentes DESC
;
df_4_1 = pd.read_sql_query(query_4_1, conn)
df 4 1
  Estado Sentido Total Acidentes
0
      SP
             Sul
                              2788
      SP
           Norte
                              2497
1
2
      RJ
                              2090
           Norte
3
      RJ
             Sul
                              1788
%%timeit
df = pd.read sql query(query 4 1, conn)
10.1 \text{ ms} \pm 2.59 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 \text{ loops}
each)
query_4 2 = """
SELECT local.Estado, ocorrencias.Sentido, COUNT(*) AS Total_Acidentes
FROM
  ( SELECT
      ocorrencias.ID L,
      ocorrencias.Sentido
    FR0M
      ocorrencias
    ) AS ocorrencias
JOIN local ON ocorrencias.ID L = local.ID L
GROUP BY local. Estado, ocorrencias. Sentido
ORDER BY Total Acidentes DESC;
df 4 2 = pd.read sql query(query 4 2, conn)
df 4 2
```

```
Estado Sentido Total Acidentes
      SP
0
               Sul
                                 2788
1
       SP
            Norte
                                 2497
2
      RJ
            Norte
                                 2090
3
      RJ
               Sul
                                 1788
%%timeit
df = pd.read sql query(query 4 2, conn)
10.4 \text{ ms} \pm 2.61 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 4:

A consulta revelou que os acidentes estão bem distribuídos entre os Estados e sentidos. Como já visto, SP fica com a maior quantidade deles. Entre os Estados, enquanto em São Paulo o sentido Norte vence o sentido Sul, no RJ o resultado é contrário.

6.2.3 Consulta 5 (duas versões)

Identificar a quantidade de veículos totais envolvidos nos acidentes, por tipo de veículo:

```
query 5 1 = """
SELECT v.Tipo V, SUM(vo.Qntd V) AS Qtd V
FROM veiculos ocorrencia vo
JOIN veiculos v ON vo.ID V = v.ID V
GROUP BY v.Tipo V
ORDER BY Qtd V DESC;
df 5 1 = pd.read sql query(query 5 1, conn)
df 5 1
             Tipo V
                     Otd V
0
         automovel
                       9112
1
           caminhao
                       2382
2
               moto
                       1827
3
             outros
                       1466
4
  trator_maquinas
                        631
5
       utilitarios
                        440
6
         bicicleta
                        293
7
                        199
             onibus
8
     tracao animal
                         21
%%timeit
df = pd.read sql query(query 5 1, conn)
6.26 \text{ ms} \pm 67.1 \text{ }\mu\text{s} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
query 5 2 = """
SELECT v.Tipo V, (
```

```
SELECT SUM(vo.Qntd V)
    FROM veiculos ocorrencia vo
    WHERE vo.ID_V = v.ID_V
) AS Qtd V
FROM veiculos v
WHERE Qtd V IS NOT NULL
ORDER BY Qtd V DESC;
df 5 2 = pd.read sql query(query 5 2, conn)
df 5 2
             Tipo V
                     Qtd V
                      9112
         automovel
1
                      2382
          caminhao
2
               moto
                      1827
3
                      1466
             outros
4
  trator maquinas
                       631
5
       utilitarios
                        440
6
         bicicleta
                       293
7
             onibus
                        199
8
     tracao animal
                        21
%%timeit
df = pd.read sql query(query 5 2, conn)
7.06 \text{ ms} \pm 1.76 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 5:

Conforme o esperado, a consulta comprovou o maior envolvimento de automóveis nos acidentes. Dada a localização da BR-116, o fluxo de automóveis leves é mais relevante, uma vez que não configura, por exemplo, como destino um porto, o que acarretaria um maior fluxo de veículos pesados. De toda forma, como está localizada em um grande polo econômico brasileiro, a movimentação de bens continua sendo relevante, resultando em um grande fluxo de veículos pesados, o que siginifica uma participação relevante deles também.

6.3 Três consultas envolvendo junção de três ou mais relações

6.3.1 Consulta 6 (duas versões)

Retornar o tipo de acidente e a quantidade de mortos correspondente a cada tipo, em ordem decrescente do número de mortos:

```
query_6_1 = """
SELECT ocorrencias.Tipo_de_acidente, COUNT(*) AS Quantidade_Mortos
FROM ocorrencias
JOIN envolvidos_ocorrencia ON ocorrencias.ID_0 =
envolvidos_ocorrencia.ID_0
```

```
JOIN envolvidos ON envolvidos ocorrencia.ID E = envolvidos.ID E
WHERE envolvidos. ID E = 4
GROUP BY ocorrencias. Tipo de acidente
ORDER BY Quantidade Mortos DESC:
df 6 1 = pd.read sql query(query 6 1, conn)
df 6 1
                           Tipo de acidente
                                             Quantidade Mortos
    atropelamento de pedestre atravessando
0
                                                             54
1
      atropelamento de pedestre caminhando
                                                             40
2
                           colisão traseira
                                                             21
3
                              queda de moto
                                                             12
4
                 abalroamento longitudinal
                                                             10
5
                                                              7
                            colisão frontal
6
                              engavetamento
                                                              6
7
                                                              6
                                capotamento
8
         choque em veículo parado na pista
                                                              3
                                                              3
9
             choque em barreira new jersey
                                                              2
10
                                 tombamento
11
                      choque em objeto fixo
                                                              2
12
                                                              1
                              choque talude
                                                              1
13
                          choque em defensa
14
                  abalroamento transversal
                                                              1
%%timeit
df = pd.read sql query(query 6 1, conn)
672 \mu s \pm 67.3 \mu s per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 1000 loops
each)
query_6 2 = """
SELECT o.Tipo de acidente, (
  SELECT COUNT(*)
  FROM ocorrencias o2
  JOIN envolvidos ocorrencia EO ON o2.ID O = EO.ID O
  JOIN envolvidos e ON e.ID E = EO.ID E
 WHERE o2. Tipo de acidente = o. Tipo de acidente AND e. ID E = 4
  ) AS Quantidade Mortos
FROM ocorrencias o
GROUP BY o.Tipo de acidente
HAVING Quantidade Mortos >0
ORDER BY Quantidade Mortos DESC;
df 6 2 = pd.read sql query(query 6 2, conn)
df 6 2
                           Tipo de acidente Quantidade Mortos
0
    atropelamento de pedestre atravessando
                                                             54
```

```
atropelamento de pedestre caminhando
                                                               40
1
2
                                                               21
                            colisão traseira
3
                               queda de moto
                                                               12
4
                  abalroamento longitudinal
                                                               10
5
                             colisão frontal
                                                                7
6
                               engavetamento
                                                                6
7
                                                                6
                                 capotamento
                                                                3
8
         choque em veículo parado na pista
9
              choque em barreira new jersey
                                                                3
                                                                2
10
                                  tombamento
                                                                2
11
                      choque em objeto fixo
                                                                1
                               choque talude
12
13
                                                                1
                           choque em defensa
                   abalroamento transversal
                                                                1
14
%%timeit
df = pd.read sql query(query 6 2, conn)
6.9 ms \pm 640 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
Resultado da Consulta 6:
```

Podemos observar que o acidente que mais causa mortes é o atropelamento de pedestres. Em seguida, temos colisões e queda de motos. A maior fatalidade nos casos de atropelamento está provavelmente ligada a fragilidade de uma pessoa diante de um veículo, mesmo que a velocidade deste não seja tão elevada. Estudos da Organização Mundial da Saúde (OMS) apontam que quando um pedestre é atropelado a 60km/h a shapes de ser fotal é de 08% enquente se a seidente contrar a 40km/h assa percentagem.

chance de ser fatal é de 98% enquanto se o acidente ocorrer a $40 \,\mathrm{km/h}$ essa porcentagem cai para 35%. Esses mesmos valores de velocidade não apresentam mesmo risco quando o acidente envolve veículos, o que pode explicar os resultados observados.

6.3.2 Consulta 7 (duas versões)

Retorne uma relação de gravidade de acidentes e quantidade de feridos por mês:

```
query_7 1 = """
SELECT strftime('%m', o."Data") AS Mes,
       e. "Tipo E" as Gravidade,
       COUNT(DISTINCT o."ID O") AS QuantidadeAcidentes,
       SUM(eo."Qntd E") AS QuantidadePessoasEnvolvidas
FROM ocorrencias o
JOIN envolvidos_ocorrencia eo ON eo."ID O" = o."ID O"
JOIN envolvidos e ON e. "ID E" = eo. "ID \overline{E}"
GROUP BY Mes, e. "Tipo E";
df_7_1 = pd.read_sql_query(query_7_1, conn)
df_7_1
                     Gravidade OuantidadeAcidentes \
   Mes
0
    01
           gravemente feridos
                                                  20
```

1	01	ilesos	712					
2	01	levemente feridos 2						
3	01	moderadamente feridos						
4	01	mortos						
5	02	gravemente feridos	20					
6	02	ilesos	601					
7	02	levemente_feridos 2						
8	02	moderadamente feridos						
9	02	mortos						
10	03	gravemente_feridos						
11	03	ilesos						
12	03							
13	03	levemente_feridos moderadamente feridos						
14	03	mortos	142 21					
15	04	gravemente feridos	15					
16	04	ilesos	527					
17	04	levemente feridos	180					
18	04	moderadamente feridos	69					
	04	<u>—</u>						
19		mortos	10					
20	05 05	gravemente_feridos	10					
21	05 05	ilesos	514					
22	05 05	levemente_feridos	177					
23	05 05	moderadamente_feridos	66					
24	05	mortos	12					
25	06	gravemente_feridos	12					
26	06	ilesos	488					
27	06	levemente_feridos	158					
28	06	moderadamente_feridos	50					
29	06	mortos	12					
30	07	gravemente_feridos	18					
31	07	ilesos	581					
32	07	levemente_feridos	182					
33	07	<pre>moderadamente_feridos</pre>	67					
34	07	mortos	11					
35	80	gravemente_feridos	15					
36	80	ilesos	532					
37	80	levemente_feridos	201					
38	80	<pre>moderadamente_feridos</pre>	66					
39	80	mortos	6					
40	09	gravemente_feridos	24					
41	09	ilesos	706					
42	09	levemente_feridos	228					
43	09	<pre>moderadamente_feridos</pre>	79					
44	09	_ mortos	21					
45	10	gravemente_feridos	20					
46	10	ilesos	712					
47	10	levemente_feridos	246					
48	10	<pre>moderadamente_feridos</pre>	84					
49	10	_ mortos	15					
50	11	gravemente feridos	13					
		- <u>-</u>						

51 52 53 54 55 56 57 58 59	11 11 11 12 12 12 12 12	ilesos levemente_feridos moderadamente_feridos mortos gravemente_feridos ilesos levemente_feridos moderadamente_feridos mortos	
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 22 22 24 25 26 27 28 29 29 29 29 29 29 29 29 29 29 29 29 29	Qua	uantidadePessoasEnvolvidas 21 2252 377 111 18 20 1593 312 104 12 37 2448 490 161 21 16 1372 224 78 10 12 1473 228 70 12 13 1363 205 54	

```
39
                                 6
40
                                29
41
                             1989
42
                               348
43
                                89
44
                                21
45
                                22
46
                             1984
47
                               317
48
                                95
49
                                17
50
                                16
51
                             1951
52
                               330
53
                                81
54
                                18
55
                                15
56
                             2362
57
                               408
58
                                96
59
                                15
%%timeit
df = pd.read_sql_query(query_7_1, conn)
18.3 \text{ ms} \pm 4.89 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
query_7_2 = """
SELECT strftime('%m', oc."Data") AS Mes,
       e. "Tipo E",
       COUNT(DISTINCT eo. "ID 0") AS QuantidadeAcidentes,
       SUM(eo."Qntd E") AS QuantidadePessoasEnvolvidas
FROM envolvidos ocorrencia eo
NATURAL JOIN envolvidos e
NATURAL JOIN ocorrencias oc
GROUP BY Mes, e. "Tipo E";
df_7_2 = pd.read_sql_query(query_7_2, conn)
df 7 2
                                  OuantidadeAcidentes \
   Mes
                         Tipo E
0
    01
            gravemente feridos
                                                     20
1
    01
                         ilesos
                                                    712
2
    01
             levemente feridos
                                                    273
3
    01
        moderadamente_feridos
                                                     94
4
                                                     17
    01
                         mortos
5
    02
            gravemente feridos
                                                     20
6
    02
                         ilesos
                                                    601
7
    02
             levemente_feridos
                                                    221
```

_								
8	02	<pre>moderadamente_feridos</pre>	85					
9	02	mortos	12 32					
10	03	gravemente_feridos						
11	03	ilesos						
12	03	levemente feridos						
13	03	moderadamente feridos						
14	03	mortos						
15	04	gravemente feridos						
16	04	ilesos !						
17	04							
		levemente_feridos						
18	04	moderadamente_feridos						
19	04	mortos	10					
20	05	gravemente_feridos	10					
21	05	ilesos	514					
22	05	levemente_feridos	177					
23	05	<pre>moderadamente_feridos</pre>	66					
24	05	mortos	12					
25	06	gravemente_feridos	12					
26	06	ilesos	488					
27	06	levemente feridos	158					
28	06	moderadamente feridos	50					
29	06	mortos	12					
30	07	gravemente feridos	18					
31	07	ilesos	581					
32	07	levemente_feridos	182					
33	07	moderadamente feridos	67					
		-						
34	07	mortos	11					
35	80	gravemente_feridos	15					
36	80	ilesos	532					
37	80	levemente_feridos	201					
38	08	<pre>moderadamente_feridos</pre>	66					
39	80	mortos	6					
40	09	gravemente_feridos	24					
41	09	ilesos	706					
42	09	levemente_feridos	228					
43	09	moderadamente feridos	79					
44	09	_ mortos	21					
45	10	gravemente feridos	20					
46	10	ilesos	712					
47	10	levemente_feridos	246					
48	10	moderadamente feridos	84					
49	10	mortos	15					
50	11	gravemente feridos	13					
51	11	ilesos	677					
52	11	levemente feridos	240					
53 54	11	moderadamente_feridos	77 17					
54	11	mortos	17					
55	12	gravemente_feridos	15					
56	12	ilesos	793					
57	12	levemente_feridos	289					

58	12	moderadamente_feridos
59	12	mortos
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 2 13 14 15 16 17 8 19 20 12 22 22 22 22 23 33 33 33 33 34 44 24 44 45	Qua	ntidadePessoasEnvolvidas 21 2252 377 111 18 20 1593 312 104 12 37 2448 490 161 21 16 1372 224 78 10 12 1473 228 70 12 13 1363 205 54 13 19 1763 241 77 12 18 1702 296 78 6 29 1989 348 89 21 22

```
46
                                1984
47
                                 317
48
                                  95
49
                                  17
50
                                  16
51
                                1951
52
                                 330
53
                                  81
54
                                  18
55
                                  15
56
                                2362
57
                                 408
58
                                  96
59
                                  15
%%timeit
df = pd.read sql query(query 7 2, conn)
18.4 \text{ ms} \pm 4.21 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 7:

Nessa consulta, vimos a sazonalidade da gravidade dos acidentes e o número de pessoas envolvidas nas ocorrências. Essa tabela gerada nos dá insumos para podermos analisar graficamente o número de acidentes e o número de vítimas ao longo do tempo agrupado pela severidade. A diferença entre os dois códigos aparece em sua junção onde um declaramos onde as variáveis formarão o JOIN e na outra foi feito um NATURAL JOIN entre as 3 tabelas, deixando o modelo assumir a junção pelo nome. Em relação ao tempo de execução foram virtualmente os mesmos, demorando insignificativamente mais no NATURAL JOIN.

6.3.3 Consulta 8:

Relacionar o local onde aconteceram mais acidentes com veículos de tração animal com vítimas e a quantidade de vítimas:

```
df_8_1 = pd.read_sql_query(query_8_1, conn)
df 8 1
       Local OuantidadeAcidentes OuantidadeVitimas
   BR-116/SP
                                 17
%%timeit
df = pd.read sql query(query 8 1, conn)
11 ms \pm 1.45 ms per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
query 8 2 = """
SELECT l. "Trecho" AS Local,
       COUNT(*) AS QuantidadeAcidentes,
       SUM(eo."Qntd E") AS QuantidadeVitimas
FROM ocorrencias o
JOIN (
    SELECT eo. "ID 0", eo. "Qntd E"
    FROM envolvidos ocorrencia eo
    JOIN veiculos_ocorrencia vo ON eo."ID O" = vo."ID O"
    JOIN veiculos v ON vo."ID_V" = v."ID_\overline{V}"
    WHERE v. "Tipo V" = 'tracao animal' AND eo. "Qntd E" > 0
) eo ON eo. "ID O" = o. "ID O"
JOIN local l O\overline{N} l."ID L" = o."ID L"
GROUP BY l. "Trecho"
ORDER BY OuantidadeAcidentes DESC
LIMIT 1:
0.00
df 8 2 = pd.read sql query(query 8 2, conn)
df 8 2
              QuantidadeAcidentes QuantidadeVitimas
       Local
  BR-116/SP
                                 17
                                                     43
%%timeit
df = pd.read sql query(query 8 2, conn)
9.87 ms \pm 89 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
```

Resultado da Consulta 8:

Em ambas consultas podemos encontrar onde acontecem acidentes com tração animal e qual a quantidade desses acidentes tal como a quantidade de vítimas. A primeira consulta calcula as quantidades de acidentes e vítimas considerando a multiplicação entre a quantidade de veículos e a quantidade de envolvidos, enquanto a segunda consulta calcula as quantidades com base na quantidade de registros correspondentes. Portanto, as duas consultas podem produzir resultados diferentes dependendo dos dados na base de dados. Temos também um maior tempo de execução na segunda consulta.

6.4 Duas consultas envolvendo agregação sobre junção de duas ou mais relações

6.4.1 Consulta 9

Retornar o total de acidentes, o total de vítimas envolvidas e a média de pessoas envolvidas em acidentes:

```
query_9_1 = """
SELECT
  COUNT(DISTINCT ocorrencias.ID 0) AS Total_Acidentes,
  SUM (envolvidos ocorrencia.Qntd E) AS Total Envolvidos,
  SUM (envolvidos ocorrencia.Qntd E)/COUNT(DISTINCT ocorrencias.ID 0)
  AS Media Pessoas Envolvidas
FROM ocorrencias
LEFT JOIN envolvidos ocorrencia ON
ocorrencias.ID 0 = envolvidos ocorrencia.ID 0;
df 9 1 = pd.read sql query(query 9 1, conn)
df 9 1
   Total Acidentes Total Envolvidos
                                       Media Pessoas Envolvidas
0
                                27535
              9163
%%timeit
df = pd.read_sql_query(query_9_1, conn)
15.9 \text{ ms} \pm 4.38 \text{ ms} per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
query_9_2 = """
SELECT
  Total Acidentes,
  Total Envolvidos,
  Total Envolvidos / Total Acidentes AS Media Pessoas Envolvidas
FROM ( SELECT
      COUNT(DISTINCT ocorrencias.ID 0) AS Total Acidentes
      ocorrencias ) AS acidentes,
    ( SELECT
      SUM(envolvidos_ocorrencia.Qntd_E) AS Total_Envolvidos
    FROM envolvidos ocorrencia ) AS envolvidos;
0.00
df 9 2 = pd.read sql query(query 9 2, conn)
df 9 2
   Total_Acidentes Total_Envolvidos
                                       Media Pessoas Envolvidas
              9163
                                27535
```

```
%%timeit
df = pd.read_sql_query(query_9_2, conn)
4.35 ms ± 94.8 μs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 9:

Nessa consulta, vimos que cada acidente envolve, em média 3 pessoas. Usando os operadores de agregação SUM e COUNT foi possível fazermos os cálculos. Aqui, não estamos entrando em detalhes para avaliar o nível de gravidade, nem o tipo de acidente, mas já temos uma dimensão do número de envolvidos que costuma-se ter em uma ocorrência.

6.4.2 Consulta 10

Obter a quantidade total de envolvidos em cada tipo de lesão:

```
query_10 1 = """
SELECT
  COUNT(CASE WHEN envolvidos.ID E = 0 THEN 1 END) AS Ilesos,
  COUNT(CASE WHEN envolvidos.ID E = 1 THEN 1 END) AS
Levemente Feridos,
  COUNT(CASE WHEN envolvidos.ID E = 2 THEN 1 END) AS
Moderadamente Feridos,
  COUNT(CASE WHEN envolvidos.ID E = 3 THEN 1 END) AS
Gravemente Feridos,
  COUNT(CASE WHEN envolvidos.ID E = 4 THEN 1 END) AS Mortos
FROM envolvidos ocorrencia
JOIN envolvidos ON envolvidos ocorrencia.ID E = envolvidos.ID E;
df 10 1 = pd.read sql query(query 10 1, conn)
df 10 1
   Ilesos Levemente Feridos Moderadamente Feridos
Gravemente Feridos \
                         2759
                                                 962
     7831
214
   Mortos
0
      169
%%timeit
df = pd.read sql query(query 10 1, conn)
3.04 ms \pm 91.2 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
query_10_2 = """
SELECT
  COUNT(CASE envolvidos.ID E
```

```
WHEN 0 THEN envolvidos ocorrencia.Qntd E
    END) AS Ilesos,
  COUNT(CASE envolvidos.ID E
    WHEN 1 THEN envolvidos ocorrencia.Qntd E
    END) AS Levemente Feridos,
  COUNT(CASE envolvidos.ID E
    WHEN 2 THEN envolvidos ocorrencia. Qntd E
    END) AS Moderadamente Feridos,
  COUNT(CASE envolvidos.ID E
    WHEN 3 THEN envolvidos ocorrencia.Qntd E
    END) AS Gravemente Feridos,
  COUNT(CASE envolvidos.ID E
    WHEN 4 THEN envolvidos ocorrencia.Qntd E
    END) AS Mortos
FROM envolvidos Ocorrencia
JOIN envolvidos ON envolvidos ocorrencia.ID E = envolvidos.ID E;
df_10_2 = pd.read_sql_query(query_10_2, conn)
df_10_2
   Ilesos Levemente Feridos Moderadamente Feridos
Gravemente Feridos \
     7831
                        2759
                                                 962
214
   Mortos
0
      169
%%timeit
df = pd.read_sql_query(query_10_1, conn)
3.05 ms \pm 59.2 \mus per loop (mean \pm std. dev. of 7 runs, 100 loops
each)
```

Resultado da Consulta 10:

Vemos que a maior parte dos envolvidos em acidentes na rodovia saem ilesos, ou feridos levemente e moderadamente. Aqueles que se machucam gravemente ou que falecem no acidente representam uma pequena proporção.

7. Autoavaliação dos membros

Ana Luísa Pinto Dalmacio Demaria: achei o trabalho muito interessante, porque nos fez colocar em prática o que vimos em aula, e isso sempre ajuda a entender melhor um

conteúdo. A dinâmica do grupo fluiu bastante bem. Quanto ao trabalho, fiquei mais responsável por ajudar na construção do modelo conceitual, pensar em investigações e análises possíveis, além de realizar as consultas ao banco já em sql. Fiquei bastante satisfeita com o resultado, e acho que fizemos um trabalho bem completo.

Bárbara Santiago de Mendonça: acredito que esse foi um trabalho que ajudou bastante a consolidar os conceitos que aprendemos em sala de aula. O grupo todo contribuiu para solucionar dúvidas e pontos que não tínhamos segurança a princípio, como sobre a normalização do esquema. Eu, particularmente, fiquei responsável pela parte inicial do trabalho, fazendo as manipulações do banco de dados original para transformá-lo em um arquivo sql.

Matheus Oliveira Ramos: penso que o trabalho foi um bom momento para observar tanto a utilidade dos conceitos lecionados durante o semestre, quanto para fazer uma análise mais profunda de uma base de dados que trata sobre um aspecto real da vida.

Raul Rocha Otaviano: o trabalho teve uma quantidade de desafio apropriado para podermos aplicar tudo que vimos em sala de aula. O principal exercício para mim foi pensar no esquema do banco de dados e fazer duas formas da mesma consulta. Esse desafio de pensar em outro caminho para chegar no mesmo resultado é muito interessante para explorarmos a linguagem. Minha participação foi mais ativa na validação do esquema relacional, na confecção de consultas e no uso do streamlit em python. Achei uma experiência muito agregadora.