Projeto_IIE_Análise_de_Remoções

May 8, 2022

1 Projeto de Introdução à Inferência Estatística

Esse notebook contém o código em R usado durante o desenvolvimento do projeto da disciplina de Introdução à Inferência Estatística (IIE), ministrada durante o 1º quadrimestre de 2022 na Universidade Federal do ABC (UFABC).

O objetivo geral do projeto era realizar uma análise exploratória sobre uma base de dados, encontrar uma hipótese onde poderiamos aplicar algum conceito estudado ao longo da disciplina de IIE e usar a linguagem R para aceitar ou rejeitar essa hipótese.

Nesse projeto trabalhamos com os dados de emissões de gases do efeito estufa do Sistema de Estimativas de Emissões e Remoções de Gases de Efeito Estufa (SEEG) [1]. Mais explicações sobre cada coluna dos dados usados e um relatório completo sobre eles pode ser encontrado no relatório oficial do SEEG de 2020 [2].

Primeiro, fizemos uma Análise Exploratória de Dados (EDA). Com os resultados dessa EDA conseguimos identificar algumas informações interessantes dos dados que nos permitiram formular uma hipótese de correlação que depois foi testada usando Correlação de Pearson. Esse notebook contém todo o desenvolvimento dessas duas etapas, a EDA e a aplicação da Correlação de Pearson.

No notebook comentários no código e células markdown contém a explicação passo a passo do que foi realizado nessa etapa do projeto.

Sobre os dados, temos ao todos 454851 linhas e 12 colunas. Seguem os nomes de cada coluna com uma breve descrição: 1. Ano - Entre 1970 e 2019; 2. Setores - Agropecuária, Energia, Mudanças de Uso da Terra, Processos Industriais e Resíduos 3. Processo Emissor - Processo específico de cada setor responsável por emissão; 4. Forma de Emissão - Diretas, Indiretas, Produção de Combustíveis, Agropecuário, Comercial, Geração de Eletricidade (Serviço Público, Industrial, Não Identificado, Público, Residencial); 5. Processo Específico - Outros, Aplicação de resíduos orgânicos, Deposição de dejetos em pastagem, Fertilizantes Sintéticos, Mineralização de Nitrogênio associado a perda de Carbono no solo, Resíduos Agrícolas, Solos orgânicos, Variação dos Estoques de Carbono no Solo, Deposição Atmosférica, Lixiviação; 6. Tipo de Atividade - Vegetal, Animal, Gás, Petróleo, Carvão, Outros; 7. Atividade Específica - Subcategoria do tipo de atividade específica; 8. Tipo de Emissão - Se é emissão ou remoção e forma como é feita; 9. Gás - tipos dos gases - CH4, N2O, CO2, entre outros; 10. Atividade Econômica - Agricultura, Pecuária, Energia Elétrica, entre outros; 11. Produto - Carne, Energia Elétrica, Aço Alumínio, entre outros; 12. Emissão - Valor numérico numérico da emissão, medido em toneladas.

1.1 Membros do Grupo

Lais Guassu Silva Chine - 11201811912

Jeferson Vinícius Moreira - 11201721409

Juliana Pereira Proietti - 11201921158

Wesley Lima de Araujo - 11201721514

2 Estrutura do Notebook

Como já dito esse notebook contém todas as etapas do nosso projeto que envolveram código. Essas etapas podem ser divididas em três grandes partes: 1. Uma EDA mais geral com o objetivo de nos ajudar a entender melhor os dados que estamos trabalhando a ponto de focar numa parte deles para formularmos nossa hipótese. 2. Uma EDA específica com o que tiver sido concluído na primeira EDA mais geral, ou seja, uma EDA só com a parte dos dados que pensamos em usar para formular nossa hipótese. 3. O Teste de Hipótese que envolve preparar os dados no formato certo para usar a ferramenta estatística apropriada e a aplicação em si dessa ferramenta estatística.

2.1 1 - Análise Exploratória de Dados Geral

Essa é a primeira parte do notebook e conta com a Análise Exploratíoria de Dados realizada pelo grupo para chegarmos na hipótese que decidimos trabalhar. Nessa primeira parte também é onde importamos os dados e as bibliotecas necessárias para o desenvolvimento do projeto.

2.1.1 1.1 - Importação das bibliotecas necessárias

Importação do *tidyverse*, pacote necessário para realizar visualizações e transformações nos dados do projeto.

[ ]:
```
# Instalando o tidyverse
install.packages("tidyverse")
library(tidyverse)
```

```
Installing package into ‘/usr/local/lib/R/site-library’
(as ‘lib’ is unspecified)

Warning message in system("timedatectl", intern = TRUE):
"running command 'timedatectl' had status 1"
  Attaching packages                     tidyverse
1.3.1

 ggplot2 3.3.5      purrr   0.3.4
 tibble  3.1.6      dplyr   1.0.9
 tidyr   1.2.0      stringr 1.4.0
 readr   2.1.2      forcats 0.5.1

  Conflicts
tidyverse_conflicts()
 dplyr::filter() masks stats::filter()
 dplyr::lag()    masks stats::lag()
```

2.1.2 1.2 - Importação dos dados e primeira visualização

Nessa etapa importaremos os dados da base de dados disponibilizada pelo SEEG com *dowload* direto da fonte dos dados, *unzip* do arquivo e importação dos dados do .csv para o R.

Além disso também faremos uma primeira visualização da tabela importada.

[ ]:
```
# Baixando dados diretamente disponibilizados pelo SEEG
download.file("https://storage.googleapis.com/basedosdados-public/
 ↪one-click-download/br_seeg_emissoes/brasil.zip", "/content/dados.zip")
```

[ ]:
```
# Fazendo unzip dos dados que estão compactados
unzip("dados.zip",exdir="/content/dados")
```

[ ]:
```
# Importando os dados do .csv para o R
df <- read.csv(file ='dados/brasil.csv', fileEncoding="UTF-8-BOM", na.strings =␣
 ↪'..')
```

[ ]:
```
# Visualizando as primeiras linhas dos dados
head(df)
```

A data.frame: 6 × 12

	ano <int>	nivel_1 <chr>	nivel_2 <chr>	nivel_3 <chr>	nivel_4 <chr>	nivel_5 <chr>	nivel_6 <chr>	tip <c
1	1970	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
2	1971	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
3	1972	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
4	1973	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
5	1974	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
6	1975	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En

2.1.3 1.3 - Filtrando os dados no tempo

Uma das decisões de metodologia que foram tomadas pelo grupo foi trabalhar somente com os dados do 5 últimos anos. O SEEG disponibiliza dados desde 1970, mas aqui só trabalharemos com dados entre 2015-2019.

[ ]:
```
# Filtrando os dados para os últimos 5 anos
dados <-  filter(df, ano >= 2015)
```

[ ]:
```
# Verificando se o filtro funcionou
head(dados)
```

A data.frame: 6 × 12

	ano <int>	nivel_1 <chr>	nivel_2 <chr>	nivel_3 <chr>	nivel_4 <chr>	nivel_5 <chr>	nivel_6 <chr>	tip <c
1	2015	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
2	2016	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
3	2017	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
4	2018	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
5	2019	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En
6	2015	Agropecuária	Cultivo do Arroz	Diretas	Outros	Vegetal	Arroz	En

2.1.4 1.4 - Renomeando colunas de nível

Na página onde os dados foram disponibilizados a explicação do significado de cada uma das colunas `nivel_1`, `nivel_2`, `nivel_3`, `nivel_4`, `nivel_5` e `nivel_6` é dada. Para facilitar a análise vamos renomear essas colunas.

[ ]:
```
# Renomeando colunas de níveis
dados <-  dados %>% rename("setor" = "nivel_1") %>%
          rename("forma_emissao" = "nivel_3") %>%
          rename("processo_emissor" = "nivel_2") %>%
          rename("processo_especifico" = "nivel_4") %>%
          rename("tipo_atividade" = "nivel_5") %>%
          rename("atividade_especifica" = "nivel_6")
```

2.1.5 1.5 - Visualização de valores únicos

Nessa etapa vamos apresentar os valores únicos de cada coluna, isso é importante para termos uma referência dos valores possíveis de cada coluna, o que pode auxiliar a aumentar a produtividade durante a EDA.

Uma estratégia que vamos adotar nessa EDA é explorar os dados por coluna, fazendo agrupamentos e plotando gráficos referentes a essa separação, pois acreditamos que isso pode trazer informações interessantes sobre os dados e aumentar nosso conhecimento sobre eles. Nesse processo saber os valores possíveis de cada coluna também é relevante.

[ ]:
```
# Valores únicos de cada coluna
for (i in 1:11){
  print(unique(dados[i]))
}
```

```
   ano
1 2015
2 2016
3 2017
4 2018
5 2019
                                  setor
1                           Agropecuária
3271                             Energia
30121 Mudança de Uso da Terra e Floresta
43026              Processos Industriais
44901                           Resíduos
                                        processo_emissor
1                                       Cultivo do Arroz
36                                 Fermentação Entérica
351                           Manejo de Dejetos Animais
721                           Queima de Resíduos Agrícolas
821                                     Solos Manejados
3271                                 Emissões Fugitivas
```

3446	Emissões pela Queima de Combustíveis
30121	Alterações de Uso do Solo
37646	Remoção em Áreas Protegidas
38276	Remoção por Mudança de Uso da Terra
40726	Remoção por Vegetação Secundária
42546	Resíduos Florestais
43026	Emissões de HFCs
43086	Indústria Química
43676	Produtos Minerais
43921	Produção de Metais
44811	Uso Não-Energético de Combustíveis e Uso de Solventes
44866	Uso de SF6
44901	Efluentes Liquidos
45186	Resíduos Sólidos

	forma_emissao
1	Diretas
2046	Indiretas
3271	Produção de Combustíveis
3446	Agropecuário
4426	Comercial
5416	Geração de Eletricidade (Serviço Público)
6446	Industrial
23991	Não Identificado
26871	Público
27921	Residencial
28441	Transportes
30121	Amazônia
31486	Caatinga
32641	Cerrado
34076	Mata Atlântica
35511	Pampa
36806	Pantanal
43026	NÃO SE APLICA
43086	Produção de ABS
43091	Produção de Acrilonitrila
43136	Produção de Amônia
43171	Produção de Anidrido Ftálico
43176	Produção de Borracha de butadieno estireno (SBR)
43181	Produção de Caprolactama
43216	Produção de Carbureto de Cálcio
43251	Produção de Cloreto de Vinila
43296	Produção de Coque de Petróleo Calcinado
43331	Produção de Dicloroetano
43336	Produção de Estireno
43341	Produção de Eteno
43386	Produção de Etilbenzeno
43391	Produção de Formaldeído
43396	Produção de Metanol

43436	Produção de Negro-de-fumo
43481	Produção de PVC
43486	Produção de Poliestireno
43491	Produção de Polietileno PEAD
43496	Produção de Polietileno PEBD
43501	Produção de Polietileno PELBD
43506	Produção de Polipropileno
43511	Produção de Propeno
43516	Produção de Ácido Adípico
43561	Produção de Ácido Fosfórico
43596	Produção de Ácido Nítrico
43636	Produção de Óxido de Eteno
43676	Consumo de Barrilha
43711	Produção de Cal
43816	Produção de Cimento
43851	Produção de Vidro
43921	Produção de Alumínio
44011	Produção de Ferro Gusa e Aço
44271	Produção de Ferroligas
44506	Produção de Magnésio
44576	Produção de Outros Não-Ferrosos
44811	Consumo Final Não Energético
44866	Equipamentos Elétricos
44901	Efluentes Líquidos Domésticos
44941	Efluentes Líquidos Industriais
45186	Disposição Final de Resíduos Sólidos
45361	Incineração ou queima a céu aberto
45446	Tratamento Biológico de Resíduos Sólidos

	processo_especifico
1	Outros
821	Aplicação de resíduos orgânicos
1031	Deposição de dejetos em pastagem
1346	Fertilizantes Sintéticos
1381	Mineralização de N associado a perda de C no solo
1486	Resíduos Agrícolas
1801	Solos orgânicos
1836	Variação dos Estoques de Carbono no Solo
2046	Deposição Atmosférica
2466	Lixiviação
3271	Exploração de petróleo e gás natural
3316	Produção de carvão mineral e outros
3356	Refino de petróleo
3401	Transporte de gás natural
3446	NÃO SE APLICA
6446	Alimentos e bebidas
8266	Cerâmica
10046	Cimento
11706	Ferro Ligas

	tipo_atividade
12451	Ferro gusa e aço
14241	Mineração e pelotização
15491	Não ferrosos e outros da metalurgia
16561	Outras indústrias
18616	Papel e celulose
20671	Química
23046	Têxtil
25096	Produção de carvão vegetal
25151	Produção de álcool
28441	Aéreo
28611	Ferroviário
28936	Hidroviário
29271	Rodoviário
30156	em Área Protegida
30786	fora de Área Protegida
43711	Cal Calcítica
43746	Cal Dolomítica
43781	Cal Magnesiana
43851	Consumo de Calcário
43886	Consumo de Dolomita
43921	Tecnologia Prebaked Anode
43966	Tecnologia Soderberg
44046	Consumo de Combustíveis Redutores
44541	Uso de SF6
44811	Consumo em Outros Setores
44901	NÃO SE APLICA
44941	Produção de Carne Avícola
44976	Produção de Carne Bovina
45011	Produção de Carne Suína
45046	Produção de Celulose
45081	Produção de Cerveja
45116	Produção de Leite Cru
45151	Produção de Leite Pasteurizado
45186	Lodo de ETE
45256	Resíduos Sólidos Urbanos
45326	Resíduos de Serviços de Saúde
45361	Queima de Resíduos a Céu Aberto
45406	Tratamento de Resíduos por Incineração

	tipo_atividade
1	Vegetal
36	Animal
961	Outros
3271	Petróleo e gás natural
3316	Carvão mineral
3356	Petróleo
3401	Gás natural
3446	Bagaço de cana
3501	Biogás

3551	Carvão vegetal
3606	Diesel de petróleo
3676	GLP
3736	Gás de refinaria
3796	Gás natural seco
3916	Lenha
4026	Outras biomassas
4081	Querosene iluminante
4141	Álcool hidratado
4196	Óleo combustível
4316	Óleo diesel
4531	Coque de petróleo
4721	Gás canalizado RJ
4781	Gás canalizado SP
5416	Alcatrão
5526	Carvão vapor 3100
5586	Carvão vapor 3300
5646	Carvão vapor 4200
5706	Carvão vapor 4500
5766	Carvão vapor 4700
5826	Carvão vapor 5200
5886	Carvão vapor 6000
6101	Gás natural úmido
6271	Outros energéticos de petróleo
6726	Carvão vapor 3700
7086	Carvão vapor 5900
7206	Carvão vapor sem especificação
9576	Outras não renováveis
10816	Coque de carvão mineral
13241	Gás de coqueria
13661	Nafta
20161	Lixívia
25096	Lenha carvoejamento
28441	Gasolina de aviação
28491	Querosene de aviação
29411	Gasolina C
29576	Gasolina automotiva
30121	Desmatamento
30541	Outras Mudanças de uso da terra
30646	Regeneração
37646	NÃO SE APLICA
37681	Vegetação nativa estável
44121	Consumo de Combustíveis Fósseis
44156	Consumo de Combustíveis Renováveis
44811	Lubrificantes
44846	Outros não energéticos de petróleo
44851	Solventes
44856	Álcool anidro

44901	NÃO SE APLICA
45186	Disposição em Aterro Controlado ou Lixão
45221	Disposição em Aterro Sanitário
45361	Resíduos Sólidos Urbanos
45406	Resíduos de Serviços de Saúde
45446	Compostagem

	atividade_especifica
1	Arroz
36	Asinino
71	Bubalino
106	Caprino
141	Equino
176	Gado de Corte
211	Gado de Leite
246	Muar
281	Ovino
316	Suínos
386	Aves
721	Algodão
771	Cana de Açucar
961	Torta de Filtro
996	Vinhaça
1346	Fertilizantes Sintéticos
1381	Outros
1416	Aplicação de Ureia
1451	Uso de Calcário
1556	Feijão
1591	Mandioca
1626	Milho
1661	Outras Culturas
1696	Pastagem
1731	Soja
1766	Trigo
1801	Solos orgânicos
1836	Florestas Plantadas
1871	Lavouras Cultivadas sob Sistema Convencional
1906	Lavouras Cultivadas sob Sistema Plantio Direto
1941	Pastagem Bem Manejada
1976	Pastagem Degradada
2011	Sistemas Integrados Lavoura-Pecuária-Floresta
3271	NÃO SE APLICA
3446	Centrais Elétricas Autoprodutoras
3551	Consumo Final Energético
5416	Centrais Elétricas de Serviço Público
25096	Carvoarias
28441	Aeronaves
28611	Locomotivas
28936	Embarcações

```
29271                                                                 Automóveis
29306                                                                  Caminhões
29341                                                              Comerciais Leves
29376                                                                      Ônibus
29521                                                                Motocicletas
30156                                             Floresta primária -- Silvicultura
30191                                          Floresta primária -- Uso agropecuário
30226                                        Floresta primária -- Área sem vegetação
30261                                            Floresta secundária -- Silvicultura
30296                                          Floresta secundária -- Uso agropecuário
30331                                       Floresta secundária -- Área sem vegetação
30366                             Vegetação não florestal primária -- Silvicultura
30401                          Vegetação não florestal primária -- Uso agropecuário
30436                        Vegetação não florestal primária -- Área sem vegetação
30471                        Vegetação não florestal secundária -- Uso agropecuário
30506                      Vegetação não florestal secundária -- Área sem vegetação
30541                                          Silvicultura -- Uso agropecuário
30576                                       Uso agropecuário -- Uso agropecuário
30611                                     Uso agropecuário -- Área sem vegetação
30646                                        Silvicultura -- Floresta secundária
30681                           Silvicultura -- Vegetação não florestal secundária
30716                                     Uso agropecuário -- Floresta secundária
30751                        Uso agropecuário -- Vegetação não florestal secundária
31206                                          Silvicultura -- Área sem vegetação
31241                                            Uso agropecuário -- Silvicultura
37681                                       Floresta primária -- Floresta primária
37716          Vegetação não florestal primária -- Vegetação não florestal primária
38311                           Vegetação não florestal secundária -- Silvicultura
38416                                       Área sem vegetação -- Uso agropecuário
38556                                           Área sem vegetação -- Silvicultura
40761                                    Área sem vegetação -- Floresta secundária
40796                      Área sem vegetação -- Vegetação não florestal secundária
40831                                   Floresta secundária -- Floresta secundária
40866 Vegetação não florestal secundária -- Vegetação não florestal secundária
44901                                                                  NÃO SE APLICA
       tipo_emissao
1           Emissão
1836    Remoção NCI
1871    Emissão NCI
28491        Bunker
30121 Emissão proxy
37646 Remoção proxy
37681       Remoção
                 gas
1           CH4 (t)
6     CO2e (t) GTP-AR2
11    CO2e (t) GTP-AR4
16    CO2e (t) GTP-AR5
```

```
21    CO2e (t) GWP-AR2
26    CO2e (t) GWP-AR4
31    CO2e (t) GWP-AR5
421           N2O (t)
726            CO (t)
766           NOX (t)
1416          CO2 (t)
3486        COVNM (t)
3496          NOx (t)
43056     HFC-125 (t)
43061    HFC-134a (t)
43066    HFC-143a (t)
43071    HFC-152a (t)
43076      HFC-23 (t)
43081      HFC-32 (t)
43921        C2F6 (t)
43926         CF4 (t)
44571         SF6 (t)
      atividade_economica
1
36                  PEC
721                 AGR
3271           PROD_COMB
3446            ENE_ELET
3551             AGROPEC
4476                COM
6501           Outra_IND
10046               CIM
11706               MET
23991          OUTra_IND
26921               PUB
27971               RES
28441          TRAN_PASS
28611         TRAN_CARGA
37646        Conservação
43026               HFC
44901         SANEAMENTO
                  produto
1
176                  CAR
211                  LEI
721          ALIM_BEBIDAS
1941  CAR/LEI/ALIM_BEBIDAS
3446             ENE_ELET
11706                ACO
15551                ALU
30121       NÃO SE APLICA
```

2.1.6 1.6 - Evolução de emissões ao longo dos anos

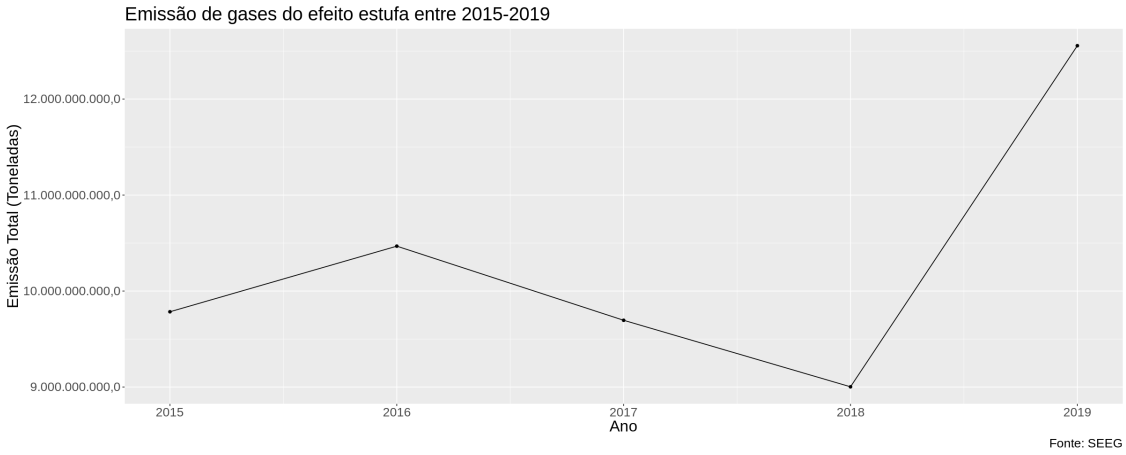
Plot de uma tabela e de um gráfico que apresentam a evolução da emissão total de gases ao longo dos anos. Os valores estão em toneladas de gás emitido.

[ ]:
```
# Plotando emissão de gases por Ano
emissao_ano <-  dados %>%
                group_by(ano) %>%
                summarise(emissao_total = sum(emissao))
emissao_ano
```

A tibble: 5 × 2

ano <int>	emissao_total <dbl>
2015	9784229877
2016	10467692560
2017	9695399849
2018	9002459963
2019	12555858925

[ ]:
```
# Plotando gráfico de evolução de emissões
options(repr.plot.width=20, repr.plot.height=8)
ggplot(emissao_ano, aes(x=ano, y=emissao_total)) +
geom_line()+
geom_point() +
labs(y = "Emissão Total (Toneladas)", x = "Ano",
    title = "Emissão de gases do efeito estufa entre 2015-2019",
    caption = "Fonte: SEEG"
    )+
scale_y_continuous(labels = scales::number_format(accuracy = 0.1,
                                                  decimal.mark = ",",
                                                  big.mark = "."))+
theme(text = element_text(size = 20))
```



2.1.7 1.7 - Emissão por setor

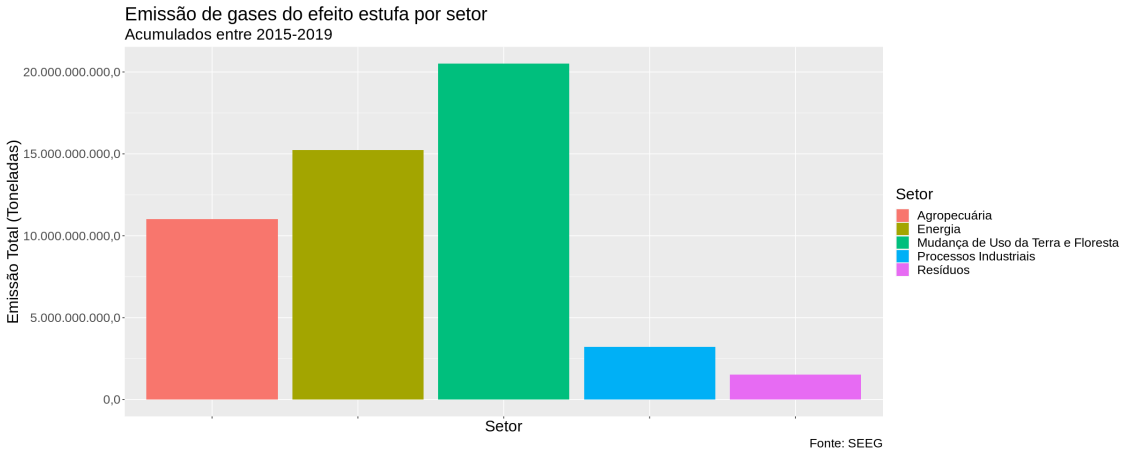
Plotando gráfico que mostra a emissão de gases por setor emissor.

[ ]:
```
# Agrupando valores por setor e mostrando emissão total
dados %>%
group_by(setor) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 5 × 2

setor <chr>	emissao_total <dbl>
Agropecuária	11031803912
Energia	15226019153
Mudança de Uso da Terra e Floresta	20507473462
Processos Industriais	3211939041
Resíduos	1528405607

[ ]:
```
# Plotando gráfico com emissões por setor
options(repr.plot.width=20, repr.plot.height=8)
ggplot(data = dados) +
geom_bar(aes(x = setor, weight = emissao, fill = setor), show.legend = T) +
labs(y = "Emissão Total (Toneladas)", x = "Setor",
    title = "Emissão de gases do efeito estufa por setor",
    subtitle = "Acumulados entre 2015-2019",
    caption = "Fonte: SEEG",
    fill = "Setor"
    )+
scale_y_continuous(labels = scales::number_format(accuracy = 0.1,
                                                  decimal.mark = ",",
                                                  big.mark = "."))+
theme(axis.text.x = element_blank())+
theme(text = element_text(size = 20))
```



2.1.8 1.8 - Emissão por processo emissor

Plot de gráfico e tabela mostrando emissão por processo emissor de gases.

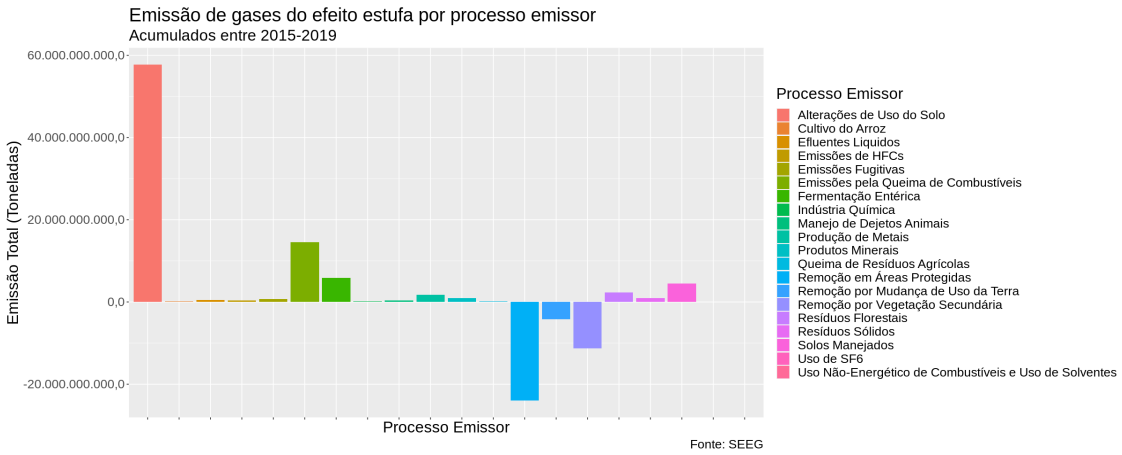
[ ]:
```
# Mostrando emissão por processo emissor através de tabela
dados %>%
group_by(processo_emissor) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 20 × 2

processo_emissor <chr>	emissao_total <dbl>
Alterações de Uso do Solo	57734625393
Cultivo do Arroz	180167855
Efluentes Liquidos	529966372
Emissões de HFCs	322962845
Emissões Fugitivas	723306548
Emissões pela Queima de Combustíveis	14502712605
Fermentação Entérica	5851090303
Indústria Química	123899003
Manejo de Dejetos Animais	396657766
Produção de Metais	1734744398
Produtos Minerais	975450440
Queima de Resíduos Agrícolas	125044535
Remoção em Áreas Protegidas	-23986458735
Remoção por Mudança de Uso da Terra	-4232932658
Remoção por Vegetação Secundária	-11300559770
Resíduos Florestais	2292799232
Resíduos Sólidos	998439235
Solos Manejados	4478843454
Uso de SF6	8472737
Uso Não-Energético de Combustíveis e Uso de Solventes	46409617

[ ]:
```
# Mostrando emissão de processos emissores através de um gráfico
options(repr.plot.width=20, repr.plot.height=8)
ggplot(data = dados) +
geom_bar(aes(x = processo_emissor, weight = emissao, fill = processo_emissor),␣
 ↪show.legend = T) +
labs(y = "Emissão Total (Toneladas)", x = "Processo Emissor",
    title = "Emissão de gases do efeito estufa por processo emissor",
    subtitle = "Acumulados entre 2015-2019",
    caption = "Fonte: SEEG",
    fill = "Processo Emissor"
    )+
scale_y_continuous(labels = scales::number_format(accuracy = 0.1,
                                                  decimal.mark = ",",
                                                  big.mark = ".")) +

theme(axis.text.x=element_blank())+
theme(text = element_text(size = 20))
```



Veja que na tabela existem alguns processos que apresentam valores de emissão negativos, esses ficam ainda mais evidentes no gráfico. Esses processos com valores negativos são conhecidos como **processos de remoção** de gases.

A apresentação desses dados de remoção pode ser um pouco contraintuitiva numa coluna que indica emissão, mas tratam-se de processos interessantes e que destacam-se em relação aos demais justamente por tratarem de uma atividade específica que vai contra praticamente todos os outros dados coletados.

2.1.9 1.9 - Emissão por tipo de emissão

Mostrando a emissão de gases por tipo de emissão.

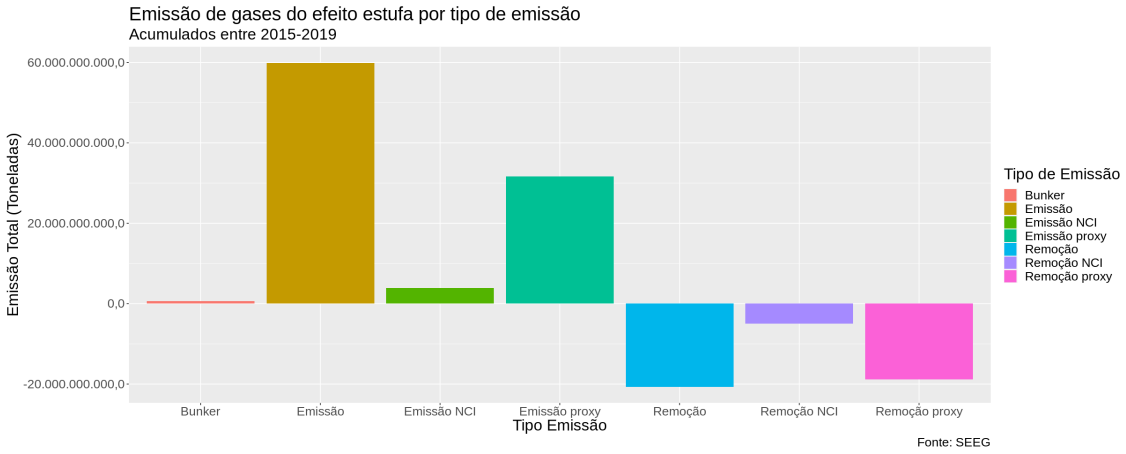
[ ]:
```
# Tabela com emissão por tipo de emissão
dados %>%
group_by(tipo_emissao) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 7 × 2

tipo_emissao <chr>	emissao_total <dbl>
Bunker	633810376
Emissão	59877293042
Emissão NCI	3872215662
Emissão proxy	31611652597
Remoção	-20680120846
Remoção NCI	-4969379338
Remoção proxy	-18839830318

[ ]:
```
# Plot de gráfico com emissões por tipo de emissão
options(repr.plot.width=20, repr.plot.height=8)
ggplot(data = dados) +
geom_bar(aes(x = tipo_emissao, weight = emissao, fill = tipo_emissao), show.
 ↪legend = T) +
```

```
labs(y = "Emissão Total (Toneladas)", x = "Tipo Emissão",
    title = "Emissão de gases do efeito estufa por tipo de emissão",
    subtitle = "Acumulados entre 2015-2019",
    caption = "Fonte: SEEG",
    fill = "Tipo de Emissão"
    )+
scale_y_continuous(labels = scales::number_format(accuracy = 0.1,
                                                  decimal.mark = ",",
                                                  big.mark = "."))+
theme(text = element_text(size = 20))
```



Mais uma vez os processos de remoção estão bem evidenciados em uma coluna dos dados. Não somente isso, mas também com menos categorias é possível ver como eles possuem valores bem significativos em relação às emissões.

2.2 2 - Explorando os Dados de Remoção de Gases

Após uma primeira EDA mais aberta percebemos não só a existência mas também a significância dos processos de remoção de gases. Por causa disso, decidimos continuar nossa exploração de maneira mais focada nesse dados, para assim sermos capazes de formular hipótese sobre eles.

2.2.1 2.1 - Filtrando dados de remoção

Vamos criar um novo dataset que só contenha linhas referentes a processos de remoção. Essas linhas podem ser identificadas quando o valor de emissão é negativo (menor que 0). Depois vamos visualizar a tabela gerada por esses dados.

[ ]:
```
# Filtrando os dados para só termos dados com emissão negativa
dados_remocao <- filter(dados, emissao < 0)
```

[ ]:
```
# Visualizando somente os dados onde temos remoção
head(dados_remocao)
```

A data.frame: 6 × 12

	ano <int>	setor <chr>	processo_emissor <chr>	forma_emissao <chr>	processo_especifico <chr>
1	2015	Agropecuária	Solos Manejados	Diretas	Variação dos Estoques de
2	2016	Agropecuária	Solos Manejados	Diretas	Variação dos Estoques de
3	2017	Agropecuária	Solos Manejados	Diretas	Variação dos Estoques de
4	2018	Agropecuária	Solos Manejados	Diretas	Variação dos Estoques de
5	2019	Agropecuária	Solos Manejados	Diretas	Variação dos Estoques de
6	2015	Agropecuária	Solos Manejados	Diretas	Variação dos Estoques de

[ ]:
```
# Verificando quantidade de linhas referentes a remoção
nrow(dados_remocao)
```

4662

Ao todo temos 4662 linhas de dados referentes a processos de remoção.

2.2.2 2.2 - Valores de remoção ao longo dos anos

Como os valores de remoção evoluiram ao longo do tempo.

[ ]:
```
# Vamos ver como as remoções se comportaram ao longo dos anos
dados_remocao %>%
group_by(ano) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 5 × 2

ano <int>	emissao_total <dbl>
2015	-8664103257
2016	-8818246692
2017	-8918178323
2018	-9008428461
2019	-9080373769

2.2.3 2.3 - Agrupando remoção por setores

Visualizando setores que mais contribuiram com remoções.

[ ]:
```
# Quais foram os setores que mais contibuiram para remoção?
dados_remocao %>%
group_by(setor) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 2 × 2

setor <chr>	emissao_total <dbl>
Agropecuária	-4969379338
Mudança de Uso da Terra e Floresta	-39519951164

Veja que só temos dois setores que contribuiram para as remoções

2.2.4 2.4 - Agrupando remoção por forma de emissão

Visualizando quais as formas de emissão, no caso formas de remoção, com maior contribuição.

[ ]:
```
# Vendo agora por forma_emissao
dados_remocao %>%
group_by(forma_emissao) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 7 × 2

forma_emissao <chr>	emissao_total <dbl>
Amazônia	-27486638718
Caatinga	-1591116922
Cerrado	-4285050522
Diretas	-4969379338
Mata Atlântica	-5499653026
Pampa	-494065509
Pantanal	-163426467

Veja que interessante, dentro das formas de remoção a grande maioria dos dados é categorizado por bioma onde a ação de remoção ocorreu.

Isso nos leva a questionar quais outros dados podem ser agrupados por bioma?

2.2.5 2.5 - Explorando dados que podem ser agrupados por bioma

Vamos tentar encontrar outros tipos de atividade que também possuem biomas como forma de emissão.

[ ]:
```
# Verificando quais outras atividades também podem ser categorizadas por biomas
dados_biomas <- dados %>% filter(forma_emissao == "Amazônia" |
                                 forma_emissao == "Caatinga" |
                                 forma_emissao == "Cerrado" |
                                 forma_emissao == "Mata Atlântica" |
                                 forma_emissao == "Pampa" |
                                 forma_emissao == "Pantanal"
                                 )
dados_biomas %>%
group_by(tipo_atividade) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 5 × 2

tipo_atividade <chr>	emissao_total <dbl>
Desmatamento	57634042284
NÃO SE APLICA	-14393673304
Outras Mudanças de uso da terra	621243504
Regeneração	-2924417968
Vegetação nativa estável	-20429721053

Veja que além de processos de remoção, outros processos que podem ser agrupados por bioma onde ocorreram são o `Desmatamento` e `Outras Mudanças de uso da terra`.

Vamos focar nossas atenções nos dados referentes ao `Desmatamento`.

2.2.6 2.6 - Visualizando dados de desmatamento por bioma

Vamos filtrar os dados para só obtermos emissões referentes ao desmatamento e agrupar esses dados por bioma.

[ ]:
```
# Verificando a quantidade de emissão por desmatamento em cada bioma
dados_desmatamento <- dados %>% filter(tipo_atividade == "Desmatamento")
dados_desmatamento %>%
group_by(forma_emissao) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

A tibble: 6 × 2

forma_emissao <chr>	emissao_total <dbl>
Amazônia	40907022435
Caatinga	1523076313
Cerrado	8030349529
Mata Atlântica	2030827241
Pampa	4152226883
Pantanal	990539882

2.3 Conclusões pós Análise Exploratória e Hipótese

Ao longo de nossa EDA conseguimos identificar que as remoções de gases do efeito estufa também são contabilizadas nos dados, nos interessamos nelas e decidimos investigá-las de maneira mais focada.

Ao começarmos a fazer tentativas de agrupamento das remoções percebemos que elas podem ser agrupadas por bioma onde as remoções ocorreram. Essa é mais uma informação que puxou nosso interesse.

Então, decidimos ver que outros conjuntos de dados poderiam ser agrupados por bioma. Após alguma exploração descobrimos que as emissões por desmatamento também são dados que podem ser agrupados por biomas.

Dessa forma temos dois dados que são agrupados por biomas, remoção de gases e desmatamento. Com essas informações chegamos à hipótese que trabalharemos nesse projeto: **A remoção de gases do efeito estufa para um determinado bioma em um determinado ano é correlacionada linearmente com as emissões por desmatamento daquele bioma naquele ano.**

2.4 3 - Teste de Hipótese

Após explorarmos os dados e chegarmos à hipótese que decidimos testar temos que viabilizar a aplicação do teste de correlação nos nossos dados. Para fazer isso é necessário que algumas alterações sejam feitas na estruturas das tabelas que aplicaremos os testes.

2.4.1 3.1 - Entendendo estrutura que será usada

Para aplicar o teste de correlação temos que construir uma tabela com o seguinte formato:

Ano | Bioma | Emissão por Desmatamento | Remoção

Nesse formato de tabela cada par **Ano | Bioma** caracteriza uma amostra que possui duas variáveis numéricas, a **Emissão por Desmatamento** e a **Remoção**. Dessa forma podemos aplicar o teste de correlação sobre essas duas variáveis.

2.4.2 3.2 - Coletando dados de desmatamento

Para construir nossa nova tabela vamos primeiro coletar os dados referentes a desmatamento.

[ ]:
```
# Construindo tabela com dados de desmatamento
dados_desmatamento <- dados %>% filter(tipo_atividade == "Desmatamento")
desmatamento_final <- dados_desmatamento[c("ano",
                                           "forma_emissao",
                                           "emissao")] %>%
group_by(ano, forma_emissao)  %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

```
`summarise()` has grouped output by 'ano'. You can override using the
`.groups`
argument.
```

[ ]:
```
# Aproveitando e já renomeando as colunas da nova tabela
desmatamento_final <-  desmatamento_final %>% rename("bioma" = "forma_emissao")␣
 ↪%>%
                                                  rename("emissao_desmatamento" =␣
 ↪"emissao_total")
desmatamento_final
```

A grouped_df: 30 × 3

ano <int>	bioma <chr>	emissao_desmatamento <dbl>
2015	Amazônia	6786869675
2015	Caatinga	373012139
2015	Cerrado	2178222226
2015	Mata Atlântica	386646377
2015	Pampa	712359025
2015	Pantanal	164115132
2016	Amazônia	8383845324
2016	Caatinga	255112766
2016	Cerrado	1541305693
2016	Mata Atlântica	518073816
2016	Pampa	678722385
2016	Pantanal	233649075
2017	Amazônia	7200338119
2017	Caatinga	354161892
2017	Cerrado	1688332882
2017	Mata Atlântica	477968762
2017	Pampa	978223281
2017	Pantanal	210310416
2018	Amazônia	7765120658
2018	Caatinga	202200941
2018	Cerrado	1543642939
2018	Mata Atlântica	300719373
2018	Pampa	444339152
2018	Pantanal	187794773
2019	Amazônia	10770848659
2019	Caatinga	338588576
2019	Cerrado	1078845789
2019	Mata Atlântica	347418912
2019	Pampa	1338583041
2019	Pantanal	194670487

2.4.3 3.3 - Coletando dados de remoção

Vamos fazer o mesmo que fizemos com os dados de emissão por desmatamento, só que agora com os dados de remoção.

[ ]:
```
# Construindo tabela com dados de remoção em biomas
remocao_final <- dados %>%
filter(emissao < 0) %>%
filter(forma_emissao == "Amazônia" |
       forma_emissao == "Caatinga" |
       forma_emissao == "Cerrado" |
       forma_emissao == "Mata Atlântica" |
       forma_emissao == "Pampa" |
       forma_emissao == "Pantanal"
       )
```

```
remocao_final <- remocao_final[c("ano",
                                 "forma_emissao",
                                 "emissao")] %>%
group_by(ano, forma_emissao) %>%
summarise(emissao_total = sum(emissao))
```

```
`summarise()` has grouped output by 'ano'. You can override using the
`.groups`
argument.
```

[ ]:
```
# Renomeando colunas da tabela de remoção
remocao_final <-  remocao_final %>% rename("bioma" = "forma_emissao") %>%
                                    rename("remocao" = "emissao_total")
remocao_final
```

A grouped_df: 30 × 3

ano <int>	bioma <chr>	remocao <dbl>
2015	Amazônia	-5402165272
2015	Caatinga	-314297523
2015	Cerrado	-849505850
2015	Mata Atlântica	-1069379549
2015	Pampa	-98398800
2015	Pantanal	-32297624
2016	Amazônia	-5476173556
2016	Caatinga	-312956351
2016	Cerrado	-854068302
2016	Mata Atlântica	-1094240406
2016	Pampa	-98910702
2016	Pantanal	-32356492
2017	Amazônia	-5512588795
2017	Caatinga	-316959850
2017	Cerrado	-857221250
2017	Mata Atlântica	-1096431903
2017	Pampa	-100398104
2017	Pantanal	-32732385
2018	Amazônia	-5539378614
2018	Caatinga	-319505882
2018	Cerrado	-855396412
2018	Mata Atlântica	-1111867232
2018	Pampa	-97095467
2018	Pantanal	-32940208
2019	Amazônia	-5556332481
2019	Caatinga	-327397317
2019	Cerrado	-868858708
2019	Mata Atlântica	-1127733936
2019	Pampa	-99262436
2019	Pantanal	-33099759

2.4.4 3.4 - Cruzando as duas tabelas

Agora que temos os dados tanto de remoção quanto de emissão por desmatamento agrupados por bioma e ano vamos cruzar as duas tabelas para que assim tenhamos uma única tabela com as duas variáveis.

[ ]:
```
# Criando tabela que usaremos no teste de correlação usando inner join sobre␣
↪ano e bioma
tabela_final <- inner_join(desmatamento_final, remocao_final,
                           by = c("ano" = "ano", "bioma" = "bioma"))
tabela_final
```

A grouped_df: 30 × 4

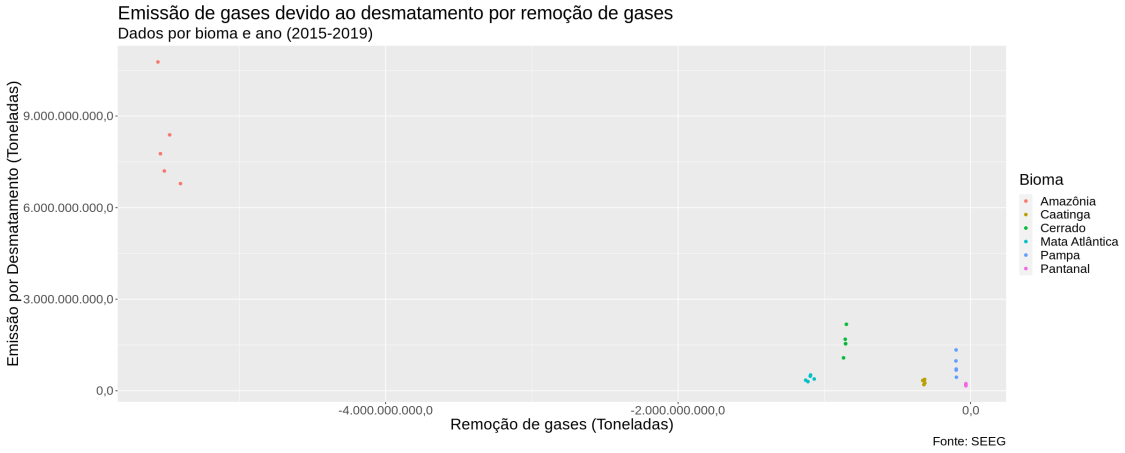
ano <int>	bioma <chr>	emissao_desmatamento <dbl>	remocao <dbl>
2015	Amazônia	6786869675	-5402165272
2015	Caatinga	373012139	-314297523
2015	Cerrado	2178222226	-849505850
2015	Mata Atlântica	386646377	-1069379549
2015	Pampa	712359025	-98398800
2015	Pantanal	164115132	-32297624
2016	Amazônia	8383845324	-5476173556
2016	Caatinga	255112766	-312956351
2016	Cerrado	1541305693	-854068302
2016	Mata Atlântica	518073816	-1094240406
2016	Pampa	678722385	-98910702
2016	Pantanal	233649075	-32356492
2017	Amazônia	7200338119	-5512588795
2017	Caatinga	354161892	-316959850
2017	Cerrado	1688332882	-857221250
2017	Mata Atlântica	477968762	-1096431903
2017	Pampa	978223281	-100398104
2017	Pantanal	210310416	-32732385
2018	Amazônia	7765120658	-5539378614
2018	Caatinga	202200941	-319505882
2018	Cerrado	1543642939	-855396412
2018	Mata Atlântica	300719373	-1111867232
2018	Pampa	444339152	-97095467
2018	Pantanal	187794773	-32940208
2019	Amazônia	10770848659	-5556332481
2019	Caatinga	338588576	-327397317
2019	Cerrado	1078845789	-868858708
2019	Mata Atlântica	347418912	-1127733936
2019	Pampa	1338583041	-99262436
2019	Pantanal	194670487	-33099759

2.4.5 3.5 - Plotando dados

Vamos visualizar os dados usando um gráfico de dispersão, isso pode nos ajudar a entender melhor o comportamento das variáveis, indicando visualmene se há evidências de correlação entre as duas

variáveis ou não. Vamos aproveitar e visualizar como os pontos de cada bioma se comportam.

[ ]:
```
# Plot dos dados
ggplot(data = tabela_final) +
geom_point(aes(x = remocao, y = emissao_desmatamento, color = bioma)) +
labs(y = "Emissão por Desmatamento (Toneladas)", x = "Remoção de gases␣
 ↪(Toneladas)",
    title = "Emissão de gases devido ao desmatamento por remoção de gases",
    subtitle = "Dados por bioma e ano (2015-2019)",
    caption = "Fonte: SEEG",
    color = "Bioma"
    ) +
scale_y_continuous(labels = scales::number_format(accuracy = 0.1,
                                                  decimal.mark = ",",
                                                  big.mark = ".")) +
scale_x_continuous(labels = scales::number_format(accuracy = 0.1,
                                                  decimal.mark = ",",
                                                  big.mark = "."))+
theme(text = element_text(size = 20))
```



2.4.6 3.6 - Aplicação do teste de correlação

Agora com nossos dados preparados podemos aplicar o Teste de Correlação de Person sobre os dados de remoção e de emissão por desmatamento. Para aplicar o teste usaremos uma função própria da linguagem R a `corr.test()`.

[ ]:
```
# Aplicando teste de correlação
cor.test(tabela_final$emissao_desmatamento, tabela_final$remocao)
```

```
        Pearson's product-moment correlation
```

```
data:  tabela_final$emissao_desmatamento and tabela_final$remocao
t = -17.645, df = 28, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.9799553 -0.9124629
sample estimates:
       cor
-0.9578544
```

2.4.7 3.7 - Avaliando os resultados

Podemos ver pelo resultado da etapa 3.5 que o índice de correlação de Pearson para o nosso problema foi de -0.9578.

A teoria nos indica que quanto mais próximo de -1 o índice de correlação, mais próxima a correlação testada está de uma correlação negativa linear perfeita, ou seja, temos um indicativo muito forte de que a correlação entre a emissão por desmatamento e a remoção de gases de efeito estufa é altamente relacionada e negativamente.

O significado do Intervalo de Confiança (IC) dado é de que com confiança de 95% a verdadeira correlação, nossa estatística, está entre -0.9799553 e -0.9124629, o que reforça bastante que existe uma correlação entre as variáveis e de que ela é muito negativa.

Saindo da correlação em si e indo para o teste de hipótese relacionado. O valor de destaque indicado é o p-valor. Veja que o p-valor dado foi de 2,2 * 10-16, um valor muito baixo. Lembrando que no contexto de teste de correlação o p-valor indica qual a probabilidade de termos encontrado o coeficiente de correlação com tal valor (-0.9578) se na verdade o coeficiente de correlação fosse zero, ou seja, se na verdade não houvesse correlação entre as variáveis testadas.

Assim, considerando um valor = 0,05 (5%), como p-valor é menor que podemos rejeitar a hipótese nula e aceitar a hipótese alternativa, que como mostrado na etapa acima é de que a correlação verdadeira entre essas duas variáveis não é igual a 0.

Concluindo, temos fortes evidências de que a correlação existe através do teste de hipótese com rejeição da hipótese nula. Além disso, com os valores do coeficiente de correlação e do IC também temos fortes indicações das características dessa correlação como forte e negativa.

Lembrando sempre que por mais que nossos resultados tenham sido muito positivos para correlação não significa que eles sejam significativos para causalidade.