

Universidade Federal de Minas Gerais

Bancos de Dados Geográficos e Ciência de Dados Geoespaciais

Fernando Vilela Brandão  
Gabriele Pinheiro Sá  
Guilherme Gomes Palhares Gomide  
Lucas de Assunção Gomes  
Nathan Nogueira

DADOS ELEITORAIS ESPACIALIZADOS

Relatório - Trabalho Prático

[https://github.com/psgabriele/tp\\_bdq](https://github.com/psgabriele/tp_bdq)

13/01/2025

# 1. Aquisição dos dados

## 1.1 . Dados Eleições

Os dados relacionados às eleições de 2022 no estado de Goiás foi realizada por meio do portal de dados abertos do **Tribunal Superior Eleitoral (TSE)**. Foram selecionados os conjuntos de dados que detalham a votação nominal para Deputado Federal, abrangendo informações por seção eleitoral. Esses dados incluem variáveis como o número de votos, identificação do município, zona e seção eleitoral, além do nome e código dos candidatos.

Os arquivos foram disponibilizados no formato CSV com codificação Latin 1, e os campos estão delimitados por ponto e vírgula. É importante ressaltar que informações ausentes foram representadas como #NULO e valores não registrados como #NE, conforme especificado no leiaute.

Adicionalmente, foram consultados os dados do Perfil do Eleitorado para enriquecer a análise com informações como **faixa etária, gênero, e grau de escolaridade** dos eleitores. Esses dados complementam os resultados eleitorais, permitindo observar as características do eleitorado em cada município goiano.

## 1.2 Dados Sócio-econômicos

A aquisição dos dados para a análise baseou-se em fontes oficiais a nível de municípios goianos. Os dados censitários foram obtidos a partir do **Censo Demográfico de 2022**, disponibilizado pelo **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)**. Entre os indicadores selecionados estão: a **população total**, a **taxa de alfabetização**, a **razão de gênero**, representada pelo número de homens para cada 100 mulheres, e a **localização dos estabelecimentos registrados e suas características**.

Além dos dados censitários, foram incorporadas informações socioeconômicas complementares para enriquecer a análise e fornecer um contexto mais abrangente. Dados sobre **emprego formal** foram extraídos do **Relatório Anual de Informações Sociais (RAIS)**, com informações referentes ao ano de 2022. A base de dados foi acessada por meio do **Instituto Mauro Borges (IMB)** e permite observar a situação do mercado de trabalho nos municípios, identificando o nível de ocupação e outras características da força de trabalho.

Outro dado relevante incluído foi o **Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)**, disponibilizado com referência ao ano de 2010. O IDH reflete indicadores essenciais de desenvolvimento, como educação, renda e saúde, permitindo uma avaliação do nível de qualidade de vida da população em diferentes municípios.

Além disso, foram incorporados os dados de **número de homicídios** de 2017, consultados por meio do **Instituto Mauro Borges (IMB)** e obtidos através da **Secretaria da Segurança Pública e Justiça (SSPJ)**. Essa informação é fundamental para entender o contexto de segurança pública nos municípios.

Por fim, o **Produto Interno Bruto (PIB)** dos municípios foi consultado no site do **IBGE**, com ênfase na distribuição por **atividade econômica**. Este dado proporciona uma visão do desempenho econômico municipal, identificando os setores mais representativos na geração de riqueza local. A fonte oficial utilizada para esta informação é acessível no portal do IBGE e segue metodologias padronizadas de cálculo, garantindo a confiabilidade dos valores.

### 1.3 Dados Geoespaciais

Os dados geoespaciais necessários para a análise foram consultados no site do **IBGE** e contemplam a **subdivisão planar dos municípios do estado de Goiás**. Bases cartográficas atualizadas que definem os limites territoriais municipais com precisão. A utilização dessas bases permite a espacialização dos dados coletados, garantindo uma representação geográfica fiel e facilitando a visualização e análise dos indicadores.

## 2. Construção do BDG e Engenharia de Dados

### 2.1. Descrição dos Dados

Tabela de Votos

Variável	Descrição
CD_MUNICIPIO	Código TSE do município onde ocorreu a eleição.
NM_MUNICIPIO	Nome do município onde ocorreu a eleição.
NR_VOTAVEL	Número do votável. Pode assumir os valores: <ul style="list-style-type: none"><li>- número da candidata ou candidato, quando voto nominal;</li><li>- número do partido, quando voto em legenda;</li><li>- número 95, quando voto em branco;</li><li>- número 96, quando voto nulo;</li><li>- número 97, quando voto anulado e apurado em separado.</li></ul>
NM_VOTAVEL	Nome do votável. Pode assumir os valores: <ul style="list-style-type: none"><li>- nome do candidato, quando voto nominal ou voto anulado;</li><li>- nome do partido, quando voto em legenda;</li></ul>

	<ul style="list-style-type: none"> <li>- "Voto em branco", quando voto em branco;</li> <li>- "Voto nulo", quando voto nulo;</li> <li>- "Voto anulado e apurado em separado", quando voto anulado e apurado em separado.</li> </ul>
QT_VOTOS	Quantidade de votos recebidos pelo votável naquele município.

### Tabela de Municípios

Variável	Descrição
cod_municipio	Código do município, composto de 7 dígitos, sendo os dois primeiros referentes ao código da Unidade da Federação.
NM_MUN	Nome do município.
AREA_KM2	Área em quilômetros quadrados do município.
geometry	Representação espacial em forma de polígono do município.

### Tabela de Dados Censitários

Variável	Descrição
num_emprego	Quantidade de empregos no município.
idh	Índice de Desenvolvimento Humano do município.
municipio	Nome do município.
cod_municipio	Código do município, composto de 7 dígitos, sendo os dois primeiros referentes ao código da Unidade da Federação.
habitantes	Quantidade de habitantes no município.
taxa_alfabetizacao	Taxa de alfabetização do município.
homens	Quantidade de homens a cada 100 mulheres no município.
domicilios	Quantidade de domicílios existentes no município.

### Tabela de Perfil de Eleitor

Variável	Descrição
CD_MUNICIPIO	Código TSE do município onde ocorreu a eleição.
NM_MUNICIPIO	Nome do município onde ocorreu a

	eleição.
DS_GENERO	Descrição do gênero da eleitora ou eleitor.
DS_ESTADO_CIVIL	Descrição do estado civil da eleitora ou do eleitor. Pode ocorrer de não representar o estado civil atual uma vez que, após o alistamento, a informação pode não ter sido atualizada junto à justiça eleitoral pela eleitora ou pelo eleitor.
DS_FAIXA_ETARIA	Descrição da faixa etária a qual pertence a eleitora ou eleitor.
DS_GRAU_ESCOLARIDADE	Descrição do grau de escolaridade declarada pela eleitora ou pelo eleitor. Pode ocorrer de não representar o grau de escolaridade atual uma vez que, após o alistamento, a informação pode não ter sido atualizada junto à justiça eleitoral pela eleitora ou pelo eleitor.
QT_ELEITORES_PERFIL	Quantitativo de eleitoras e eleitores aptos a votar.
QT_ELEITORES_DEFICIENCIA	Quantitativo de eleitoras e eleitores aptos com deficiência ou mobilidade reduzida. Pode ocorrer alteração do quantitativo (para menos) de um ano para outro. Uma vez que, a eleitora ou eleitor, pode sair da condição de deficiência ou mobilidade reduzida entre as eleições.

#### **Tabela de Segurança**

Variável	Descrição
Cidade	Código TSE do município onde ocorreu o levantamento.
Homicídios Dolosos	Número total de homicídios dolosos oficialmente registrados em boletins de ocorrência, conforme os registros das autoridades responsáveis pela segurança pública.

#### **Tabela de PIB**

Variável	Descrição
nm_municipio	Nome do município.

PIB	Produto Interno Bruto a preços correntes (R\$ 1.000).
-----	---

## 2.2. Análise Exploratória dos Dados

Algumas pesquisas, como as de dados socioeconômicos, seguem cronogramas específicos com ciclos de divulgação previamente estabelecidos. Por isso, nossas análises estão limitadas às informações disponíveis no momento. Apesar disso, buscamos identificar correlações, mesmo ao comparar períodos distintos. Essa abordagem é viável porque, em geral, os dados socioeconômicos não apresentam mudanças bruscas em intervalos de tempo relativamente curtos, o que permite realizar inferências e análises consistentes.

Diante dessa situação, decidimos prosseguir com os dados disponíveis em cada uma das tabelas apresentadas anteriormente. Nosso objetivo é integrar todas essas informações para identificar correlações e elaborar análises mais aprofundadas no futuro. Para enriquecer a estrutura do nosso banco de dados, buscamos complementar com os dados socioeconômicos e de segurança pública de 2010 dos municípios do estado de Goiás com informações das eleições de 2022. Essa abordagem visa proporcionar uma visão mais ampla e detalhada, permitindo explorar possíveis relações entre fatores socioeconômicos e os resultados eleitorais, além de abrir espaço para novas hipóteses e investigações futuras.

Então inicialmente foi feita uma varredura por cada tabela para saber quais tratamentos poderíamos fazer.

```
# Verificando informações da base de dados  
df_votacao.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
RangeIndex: 2082383 entries, 0 to 2082382  
Data columns (total 26 columns):  
#   Column                               Dtype  
---  -  
0   DT_GERACAO                           object  
1   HH_GERACAO                           object  
2   ANO_ELEICAO                          int64  
3   CD_TIPO_ELEICAO                      int64  
4   NM_TIPO_ELEICAO                      object  
5   NR_TURNO                             int64  
6   CD_ELEICAO                           int64  
7   DS_ELEICAO                           object  
8   DT_ELEICAO                           object  
9   TP_ABRANGENCIA                       object  
10  SG_UF                                object  
11  SG_UE                                object  
12  NM_UE                                object  
13  CD_MUNICIPIO                          int64  
14  NM_MUNICIPIO                          object  
15  NR_ZONA                               int64  
16  NR_SECAO                              int64  
17  CD_CARGO                              int64  
18  DS_CARGO                              object  
19  NR_VOTAVEL                           int64  
20  NM_VOTAVEL                           object  
21  QT_VOTOS                              int64  
22  NR_LOCAL_VOTACAO                     int64  
23  SQ_CANDIDATO                         int64  
24  NM_LOCAL_VOTACAO                     object  
25  DS_LOCAL_VOTACAO_ENDERECO            object  
dtypes: int64(12), object(14)  
memory usage: 413.1+ MB
```

**Imagem 1-** Representa a tabela da quantidade de votos de todos os cargos políticos no estado de Goiás.

```
df_malha.info()
```

```
<class 'geopandas.geodataframe.GeoDataFrame'>  
RangeIndex: 246 entries, 0 to 245  
Data columns (total 5 columns):  
#   Column      Non-Null Count  Dtype  
---  -  
0   CD_MUN      246 non-null   object  
1   NM_MUN      246 non-null   object  
2   SIGLA_UF    246 non-null   object  
3   AREA_KM2    246 non-null   float64  
4   geometry    246 non-null   geometry  
dtypes: float64(1), geometry(1), object(3)  
memory usage: 9.7+ KB
```

**Imagem 2** - Representação das informações contidas na tabela da malha dos municípios do estado de Goiás.

```
df_censo.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
RangeIndex: 246 entries, 0 to 245  
Data columns (total 9 columns):  
#   Column              Non-Null Count  Dtype  
---  -  
0   num_emprego         246 non-null   int64  
1   idh                 245 non-null   float64  
2   municipio           245 non-null   object  
3   cod_municipio       245 non-null   float64  
4   uf                  245 non-null   object  
5   habitantes          245 non-null   float64  
6   taxa_alfabetizacao  245 non-null   float64  
7   homens              245 non-null   float64  
8   domicilios          245 non-null   float64  
dtypes: float64(6), int64(1), object(2)  
memory usage: 17.4+ KB
```

**Imagem 3** - Representação da estrutura da tabela do censo de GO.



```
df_perfil.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2502348 entries, 0 to 2502347
Data columns (total 23 columns):
 #   Column                                  Dtype
---  -
 0   DT_GERACAO                             object
 1   HH_GERACAO                             object
 2   ANO_ELEICAO                            int64
 3   SG_UF                                  object
 4   CD_MUNICIPIO                           int64
 5   NM_MUNICIPIO                           object
 6   CD_MUN_SIT_BIOMETRICA                  int64
 7   DS_MUN_SIT_BIOMETRICA                  object
 8   NR_ZONA                                int64
 9   NR_SECAO                               int64
10  NR_LOCAL_VOTACAO                       int64
11  CD_GENERO                               int64
12  DS_GENERO                               object
13  CD_ESTADO_CIVIL                        int64
14  DS_ESTADO_CIVIL                        object
15  CD_FAIXA_ETARIA                        int64
16  DS_FAIXA_ETARIA                        object
17  CD_GRAU_ESCOLARIDADE                   int64
18  DS_GRAU_ESCOLARIDADE                   object
19  QT_ELEITORES_PERFIL                    int64
20  QT_ELEITORES_BIOMETRIA                 int64
21  QT_ELEITORES_DEFICIENCIA               int64
22  QT_ELEITORES_INC_NM_SOCIAL             int64
dtypes: int64(14), object(9)
memory usage: 439.1+ MB
```

**Imagem 4** - Dados de perfil dos eleitores do estado de GO.



```
df_seguranca.info()
```



```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 246 entries, 0 to 245
Data columns (total 2 columns):
 #   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
 0   Cidade                246 non-null   object
 1   Homicidios Dolosos    165 non-null   float64
dtypes: float64(1), object(1)
memory usage: 4.0+ KB
```

**Imagem 5** - Dados de homicídios dolosos nos municípios de GO.

Realizamos algumas análises estatísticas básicas para explorar as características dos dados disponíveis. No caso dos dados de votos por município, calculamos medidas como média, mediana, desvio padrão e amplitude, com o objetivo de compreender a distribuição de votos e identificar possíveis padrões ou outliers. E aplicamos essa ideia para todos os outros data frames. Essas análises iniciais fornecem uma boa base para inferências mais complexas futuramente e ajudam a identificar relações potenciais entre os fatores socioeconômicos e os resultados eleitorais dos dataframes de forma separada.

```
1 df_votacao[['NM_MUNICIPIO', 'QT_VOTOS']].describe().transpose()
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
<b>QT_VOTOS</b>	2082383.0	7.313143	16.971569	1.0	1.0	2.0	5.0	277.0

```
[ ] 1 # Média da quantidade de votos por município
    2 votos_por_candidato_municipio.groupby('NM_MUNICIPIO')['QT_VOTOS'].mean()
```

	QT_VOTOS
<b>NM_MUNICIPIO</b>	
Abadia de Goiás	39.733906
Abadiânia	43.144279
Acreúna	60.620513
Adelândia	19.224138
Alexânia	69.227468
...	...
Vila Boa	26.235849
Vila Propício	31.626984
Água Fria de Goiás	31.654545
Água Limpa	21.529412
Águas Lindas de Goiás	284.378289

246 rows × 1 columns

**Imagem 6** - Média, mediana, desvio padrão e amplitude de votos por município.

## 2.3. Tratamento dos Dados

Após ter sido feita a análise exploratória dos dados. Fizemos os tratamentos de cada um dos dataframes apresentados anteriormente na seção 2.2 deste documento, que por fim resultou nas tabelas apresentadas na seção 2.1.

```
# Filtrando apenas registros de Deputado Federal
df_votacao_deputado = df_votacao[df_votacao['DS_CARGO'] == 'DEPUTADO FEDERAL']
```

**Imagem 7** - Pegando apenas dados dos cargos de Deputado Federal.

Como descrito no enunciado do trabalho prático, vamos focar apenas em candidatos que disputaram para o cargo de Deputado Federal. Além disso, como podemos ver na **Imagem 1** deste documento. A tabela de votação possuía muitas colunas que para nós não iria nos auxiliar, então para fins de otimização do banco de dados, optamos por remover essas colunas e deixar apenas as de interesse.

```
# Novo DataFrame apenas com as colunas de interesse
df_votacao_2 = df_votacao_deputado.loc[:, ['CD_MUNICIPIO', 'NM_MUNICIPIO', 'NR_ZONA', 'NR_SECAO',
                                             'NR_VOTAVEL', 'NM_VOTAVEL', 'QT_VOTOS', 'NR_LOCAL_VOTACAO',
                                             'SQ_CANDIDATO', 'NM_LOCAL_VOTACAO', 'DS_LOCAL_VOTACAO_ENDereco']]
```

**Imagem 8** - Trabalhando apenas com as colunas de interesse.

Para não se alongar, os mesmo procedimentos foram adotados para as outras tabelas de forma a ter chegado nos resultados da seção 2.1 deste documento.

## 2.4. Junções Entre as Tabelas

Agora com os dados limpos após o ETL, realizamos a agregação das tabelas a nível de município para ser possível fazer a junção das tabelas e criar o nosso banco de dados.

```
1 # Junção dos DataFrames de censo e segurança
2 df_censo = pd.merge(df_seguranca, df_censo, left_on='Cidade', right_on='municipio', how='inner')

1 # Junção dos DataFrames de censo e PIB
2 df_censo = pd.merge(df_pib, df_censo, left_on='nm_municipio', right_on='municipio', how='inner')

1 # Junção dos DataFrames de votação e de censo
2 df_censo_votacao = pd.merge(votos_por_candidato_municipio, df_censo, left_on='NM_MUNICIPIO', right_on='municipio', how='inner')
```

**Imagem 9** - Junção das tabelas de censo, segurança, PIB e votação.

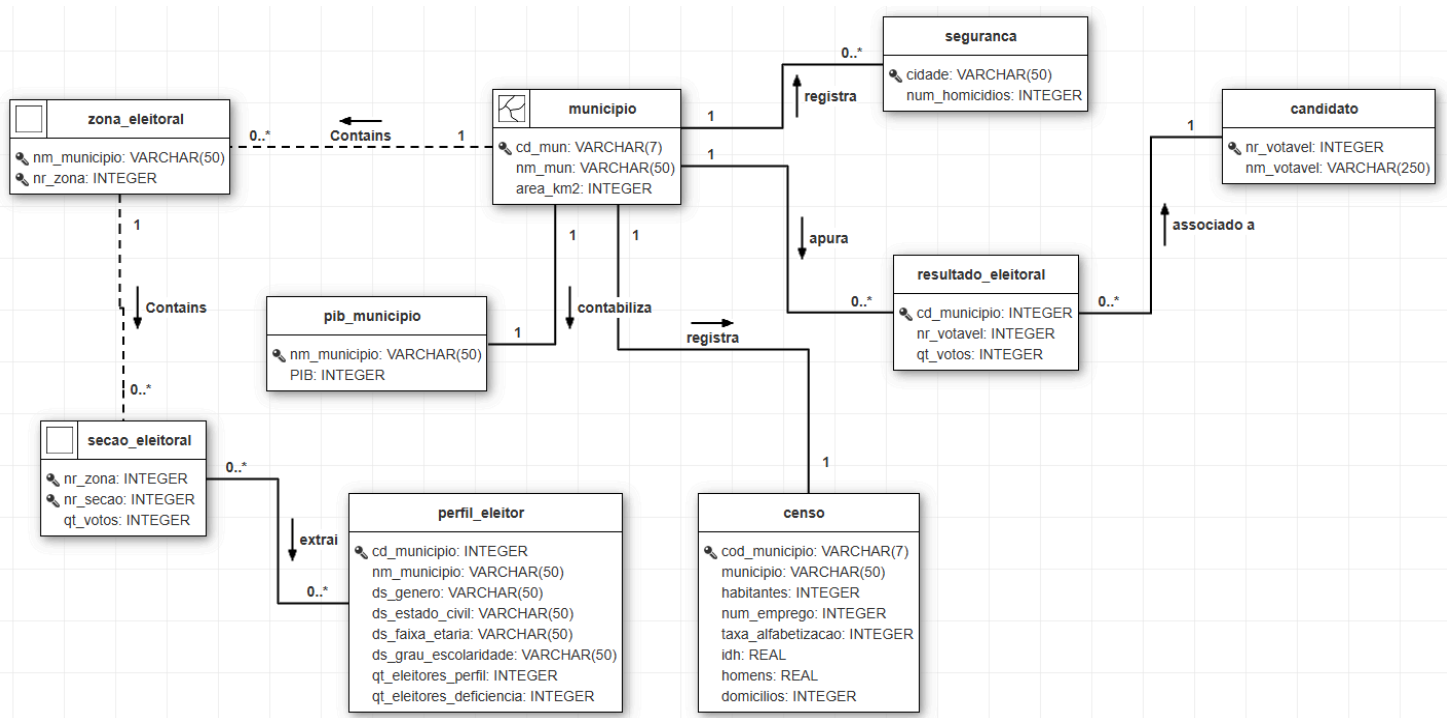
```

1 # Junção com dataframe da malha
2 df_votacao_geo = df_malha.merge(df_censo_votacao, on='cod_municipio')

```

**Imagem 10** - Junção com tabela da malha dos municípios formando um BDG.

## 2.5. Esquema OMT-G

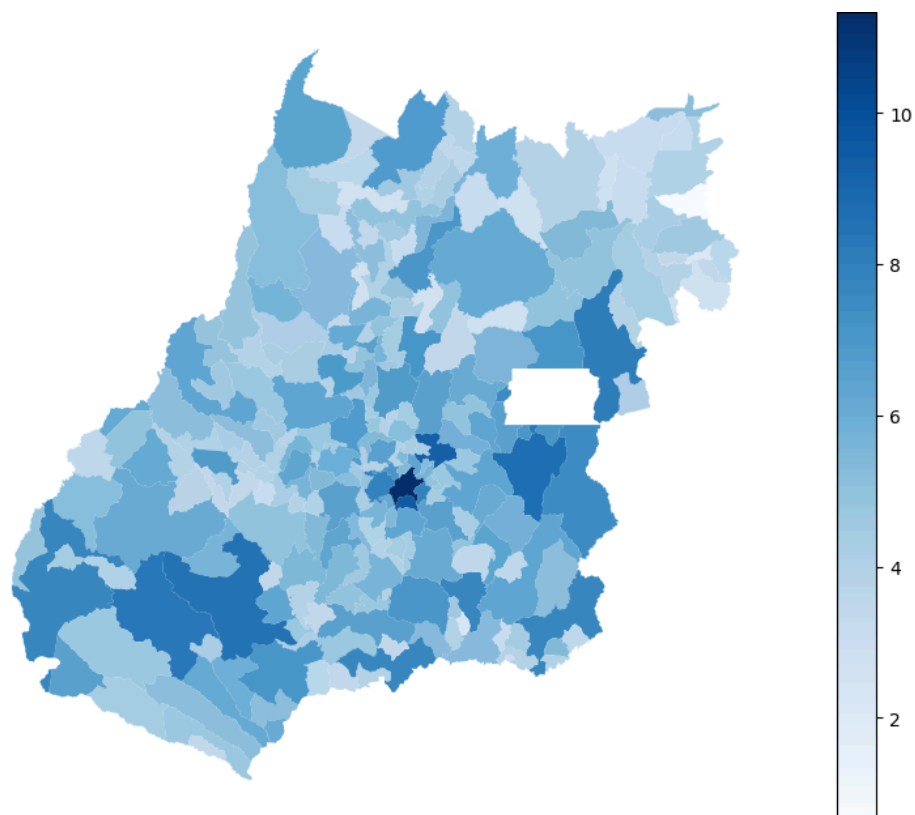


## 3. Análise Espacial e relações entre os dados

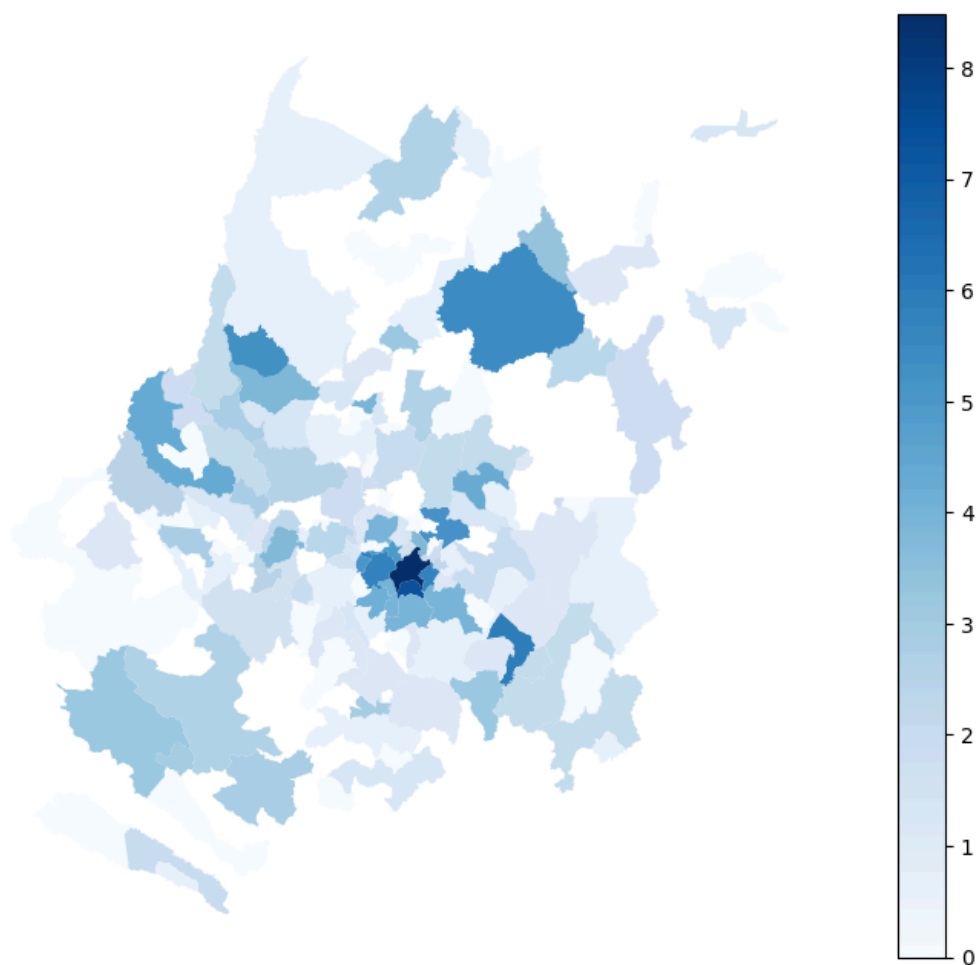
Neste capítulo vamos apresentar uma análise abrangente dos dados de votação para deputados federais no estado de Goiás, considerando diferentes aspectos e algumas métricas analíticas para buscar relação e correlação entre os dados. Temos como objetivo compreender os padrões espaciais, socioeconômicos e partidários que surgem com os resultados eleitorais, utilizando abordagens baseadas em autocorrelação espacial, correlação com variáveis adicionais, entre outros, utilizando técnicas de geoprocessamento para realizar as visões geográficas, estatística espacial e estudos de correlação para revelar fenômenos que talvez seja possível encontrar em uma análise descritiva dos dados, como feito anteriormente.

Em um primeiro momento, utilizando Autocorrelação Espacial, buscamos investigar se há dependência espacial nos padrões de votação, considerando tanto candidatos com votação regionalizada quanto aqueles com votação mais ampla.

Selecionamos dentre os candidatos eleitos e não eleitos, de forma aleatória o candidato Gustavo Gayer que foi eleito e Alysson Lima que não foi eleito.



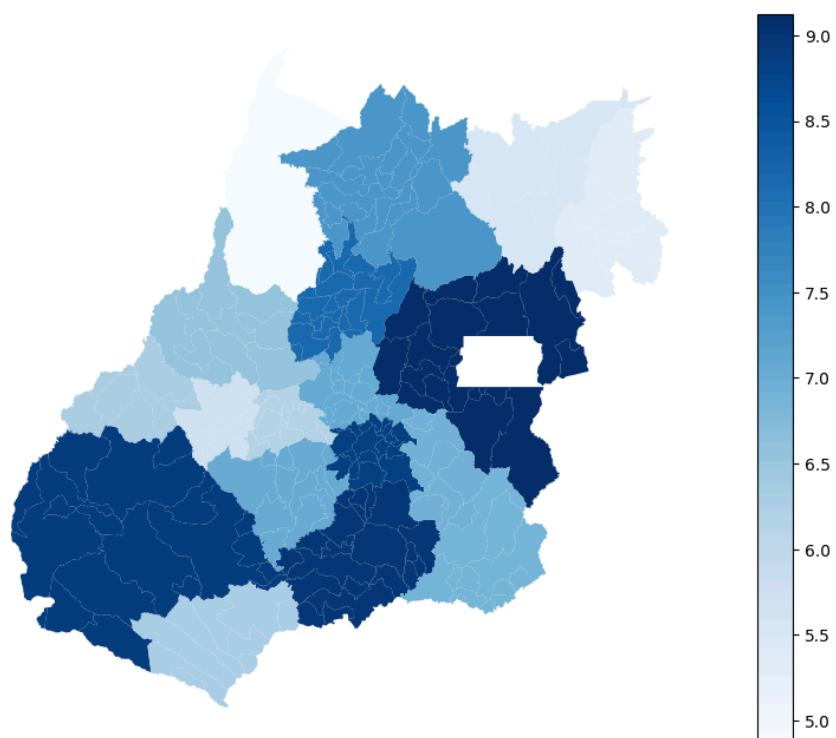
**Imagem 11** - Distribuição de votos para Gustavo Gayer por Município



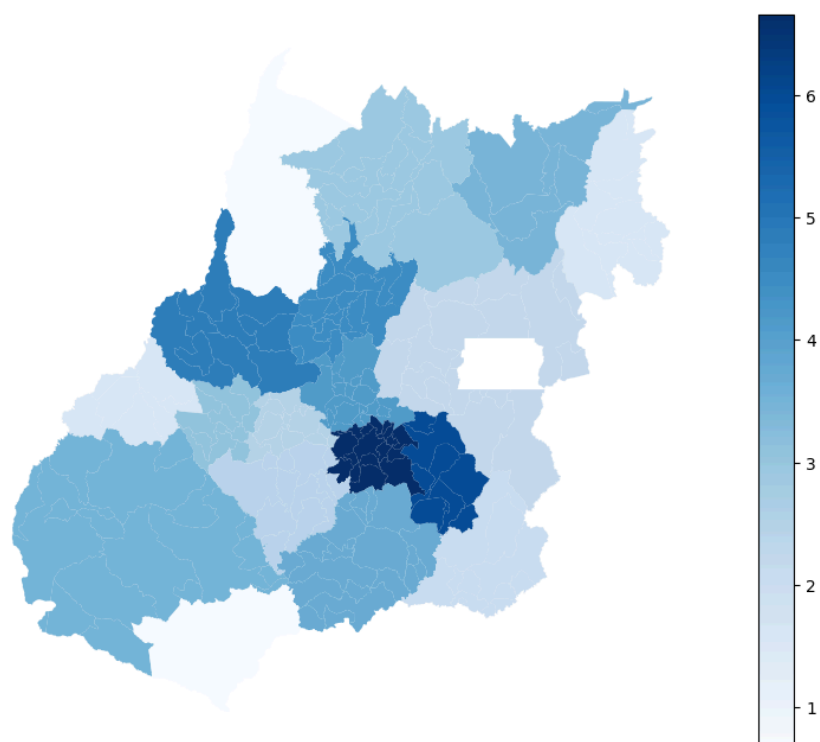
**Imagem 12** - Distribuição de votos para Alysson Lima por Município

Como podemos ver analisando as imagens 11 e 12, fica evidente que a distribuição geográfica dos votos tem um impacto significativo nos resultados eleitorais. O candidato eleito, conforme mostrado na imagem 11, tem uma quantidade maior de municípios e apresenta uma densidade de votos maior em sua grande maioria. Por outro lado, o candidato não eleito, representado na imagem 12, cobre uma área menor de municípios que votaram nele e tem uma densidade de votos pequena nas regiões que alcança. Poderíamos deduzir também, que tais candidatos investiram mais em uma região do outra, mas não poderíamos afirmar apenas com esses dados apresentados aqui neste trabalho.

Aplicando agora o conceito de Autocorrelação Espacial e usando o conceito de agregação, juntamos os dados por microrregiões. Isto foi feito com o intuito de avaliar e observar se os padrões de autocorrelação observados anteriormente a nível municipal apenas, são preservados ou se são alterados em algum nível de escala perceptível. Para concluir essa tarefa, utilizamos uma API do próprio IBGE para fazer essa agregação.



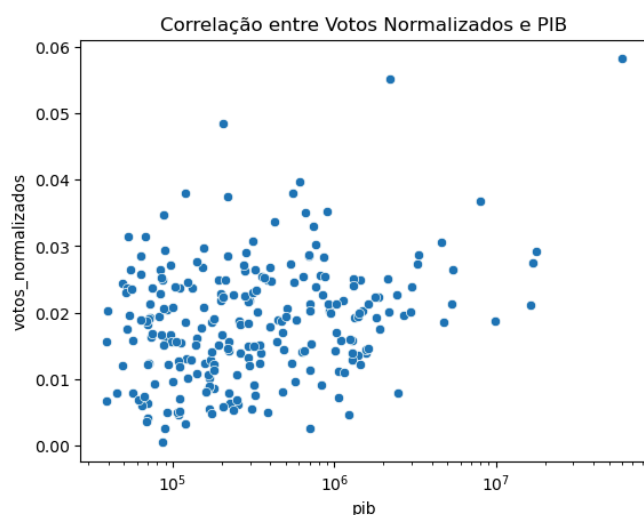
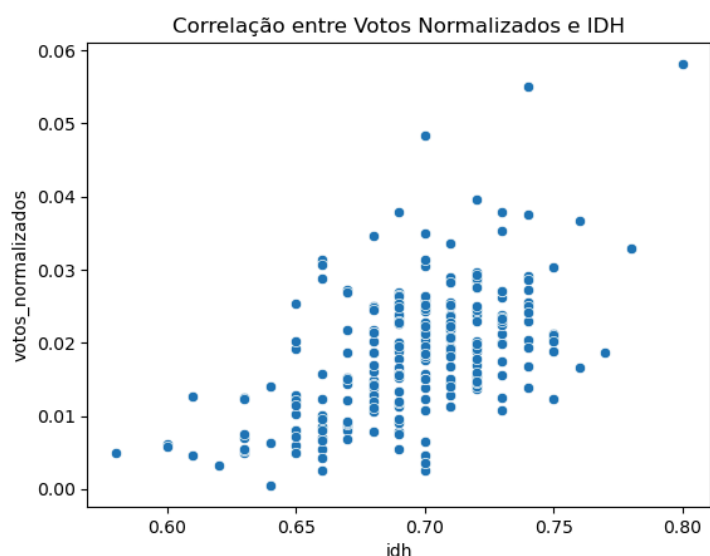
**Imagem 13** - Distribuição de votos para Gustavo Gayer por Microrregião



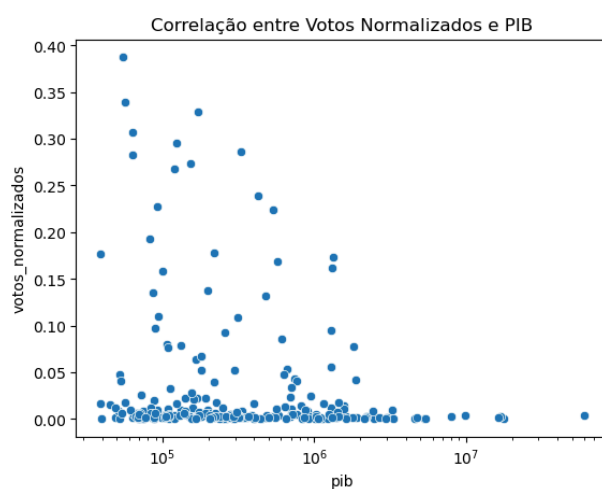
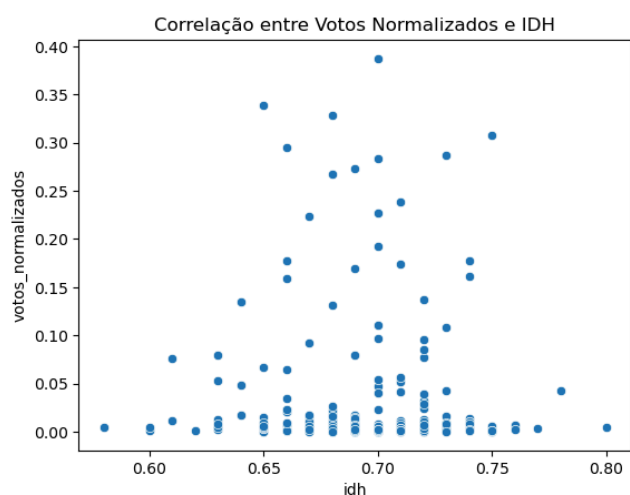
**Imagem 14** - Distribuição de votos para Alysson Lima por Microrregião

Considerando agora que nosso espaço observado é uma agregação, uma junção, de vários municípios comparando a imagem 13 com a imagem 11, que é do Deputado Gustavo, tem uma impressão de que a quantidade de votos que ele recebeu é maior por causa da densidade mais escura em áreas maiores, e a quantidade de abrangência que ele teve foi menor. Antes poderíamos dizer que atingiu quase todo o estado de Goiás, agora com a agregação por microrregião, parece que em alguns municípios, nem voto ele teve. Mas sabemos que numericamente falando, o resultado é o mesmo, apenas a visão ficou diferente. O mesmo se aplica para Alysso Lima, observando as imagens 12 e 14.

Analisar a relação entre a votação de candidatos e características socioeconômicas dos municípios é importante para que possamos compreender os fatores que podem influenciar a distribuição dos votos. Realizamos uma análise de correlação entre alguns Deputados Federais e outras características socioeconômicas dos municípios de Goiás, como IDH, taxa de alfabetização, PIB e outros indicadores.



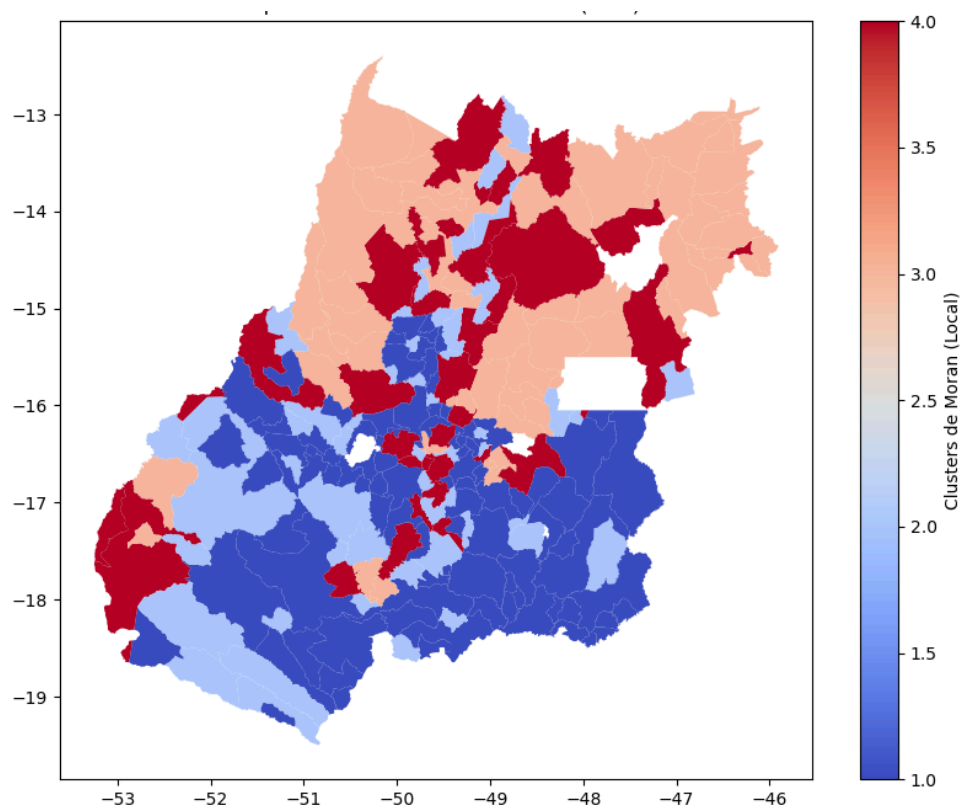
**Imagem 15 - Dados para o Deputado Federal Gustavo Gayer**





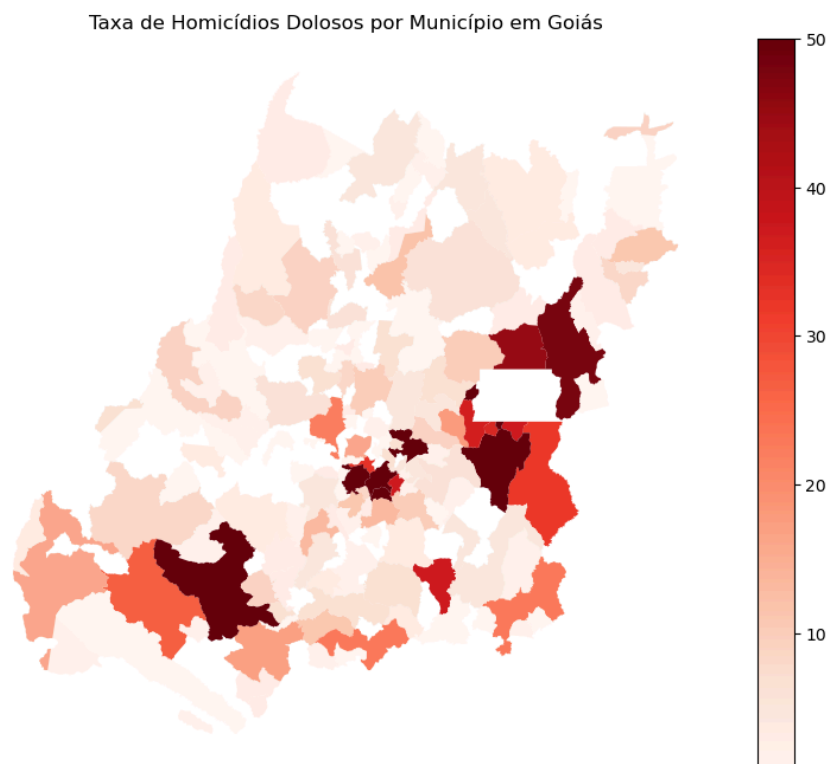
### Imagem 16 - Dados para o Deputado Federal Lucas de Castro

Como sabido, o candidato Gustavo Gayer, foi eleito e teve grande quantidade de votos em quase todos os municípios de Goiás, a imagem 15, mostra uma correlação direta do nível de IDH de cada município com a quantidade de votos que o candidato teve, obtendo em sua votos em região com um índice de IDH em 0,65 e 0,75;. E analisando o indicador do PIB, o mesmo teve uma concentração de voto entre os municípios com PIB entre  $10^{**5}$  e  $10^{**6}$ . O interessante aqui é analisarmos como o IDH influencia diretamente em um candidato eleito. Em contrapartida, vemos os dados para o candidato Lucas de Castro na imagem 16, que não conseguiu ser eleito.



### Imagem 17 - Correlação entre vizinhos próximos e divergência de votos

- Outliers negativos (áreas vermelhas) destacam municípios que apresentam votação oposta aos seus vizinhos próximos, com padrões de votação divergentes. Isso sugere que esses municípios estão isolados em relação a outros, com diferenças de comportamento eleitoral significativas.
- Clusters positivos (áreas azuis) indicam que há municípios com características semelhantes que mostram uma concentração. Esses municípios tendem a votar de forma semelhante, sugerindo uma regionalização do apoio.
- **Valores próximos de zero** indicam que **não há padrão espacial claro**.



**Imagem 18**

A comparação dos padrões espaciais de votação para diferentes partidos permite ver como as propostas partidárias de cada grupo têm influência pelo estado de Goiás. Para isso, utilizamos 3 tipos de métricas para olharmos as correlações espaciais, o Índice de Moran, p-valor e o z-score.

O Índice de Moran é uma medida estatística que quantifica o grau de autocorrelação espacial em um conjunto de dados geográficos. Ele verifica se valores similares (altos ou baixos) estão espacialmente agrupados ou distribuídos de maneira aleatória.

#### **Escala de Valores:**

- $I > 0$ : Indica autocorrelação espacial positiva (valores similares estão agrupados).
- $I < 0$ : Indica autocorrelação espacial negativa (valores diferentes estão próximos).
- $I = 0$ : Indica ausência de autocorrelação espacial (distribuição aleatória).

O p-valor avalia a significância estatística do Índice de Moran. Ele informa a probabilidade de observarmos um Índice de Moran tão extremo quanto o calculado, sob a hipótese nula de que não há autocorrelação espacial (distribuição aleatória).

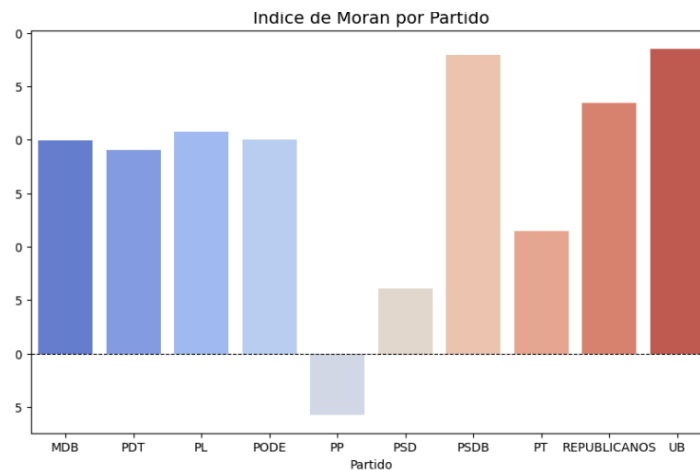
#### **Interpretação:**

- $p < 0.05$ : Rejeitamos a hipótese nula; a autocorrelação espacial é significativa.
- $p \geq 0.05$ : Não rejeitamos a hipótese nula; a autocorrelação espacial pode ser aleatória.

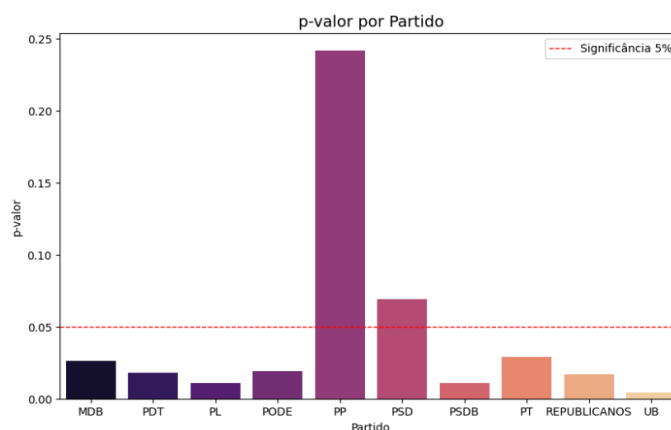
O z-score é uma padronização do Índice de Moran que mede a força da autocorrelação espacial em termos de desvios padrão em relação à média esperada (sob a hipótese nula).

### Interpretação:

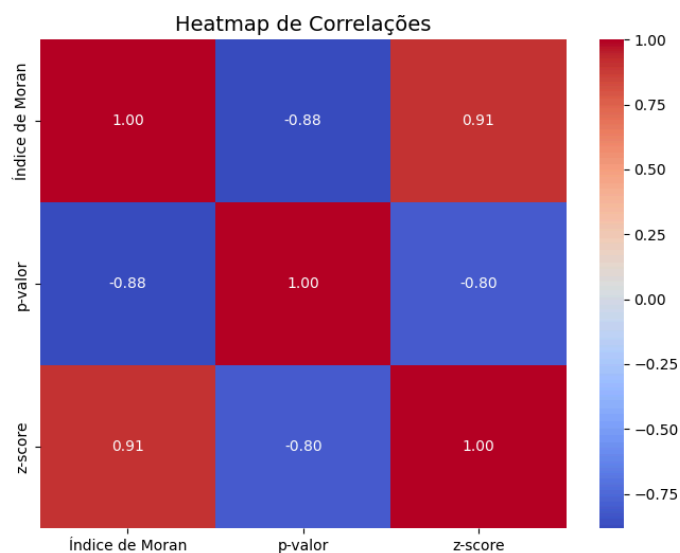
- $z > 0$ : Indica autocorrelação espacial positiva.
- $z < 0$ : Indica autocorrelação espacial negativa.
- Quanto mais distante de zero, mais forte é a autocorrelação.



**Imagem 19 - Índice de Moran por Partido**

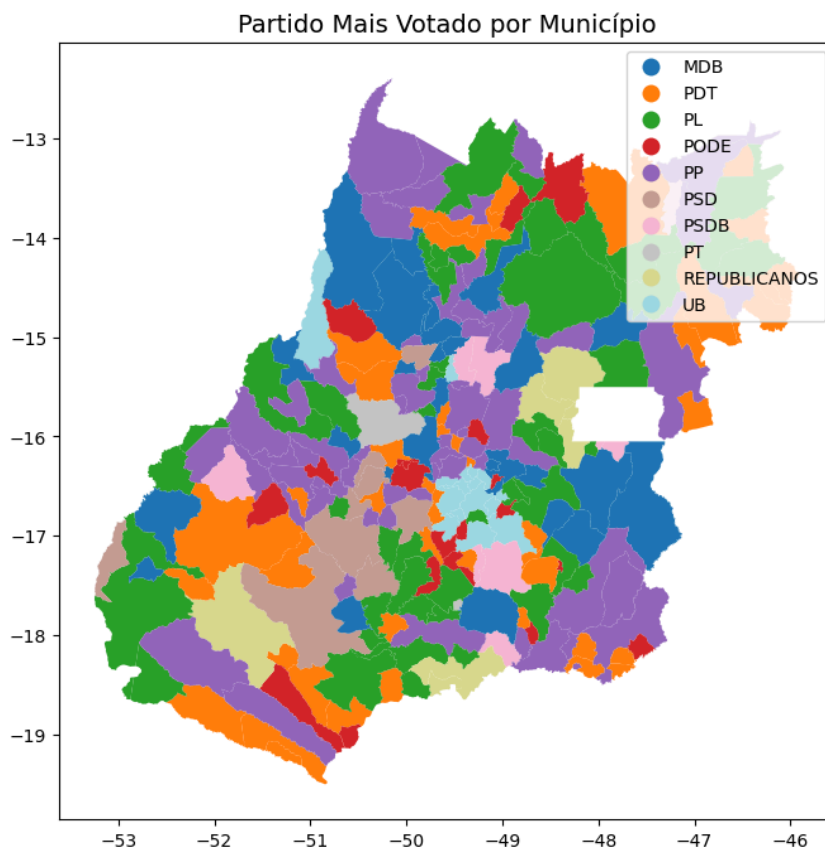


**Imagem 20 - p-valor por Partido**



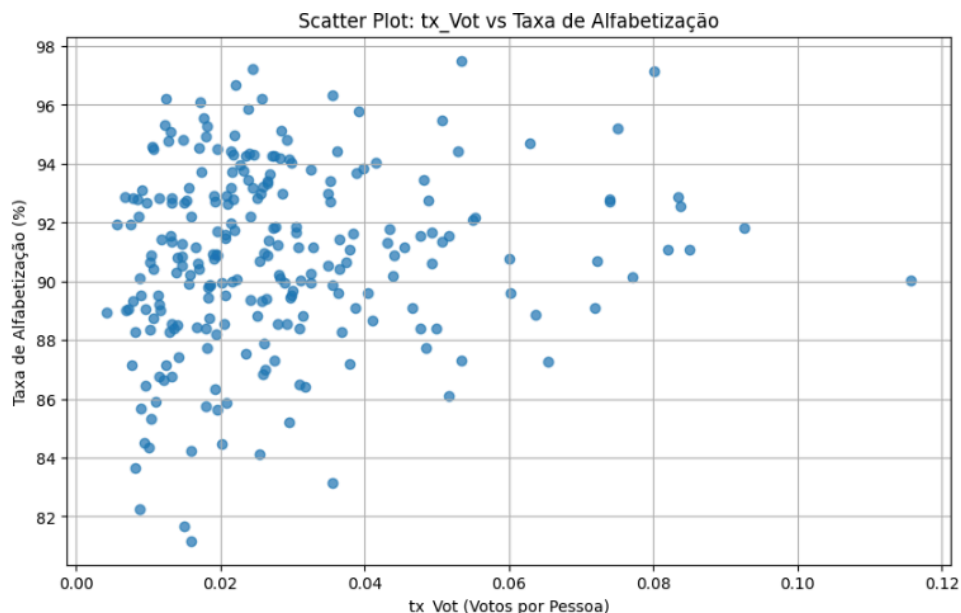
**Imagem 21 - Heatmap de Correlações**

Como explicado anteriormente, é visto nas imagens 19, 20, 21. O Partido PP é um dos partidos que têm a menor correlação espacial segundo os indicadores usados.



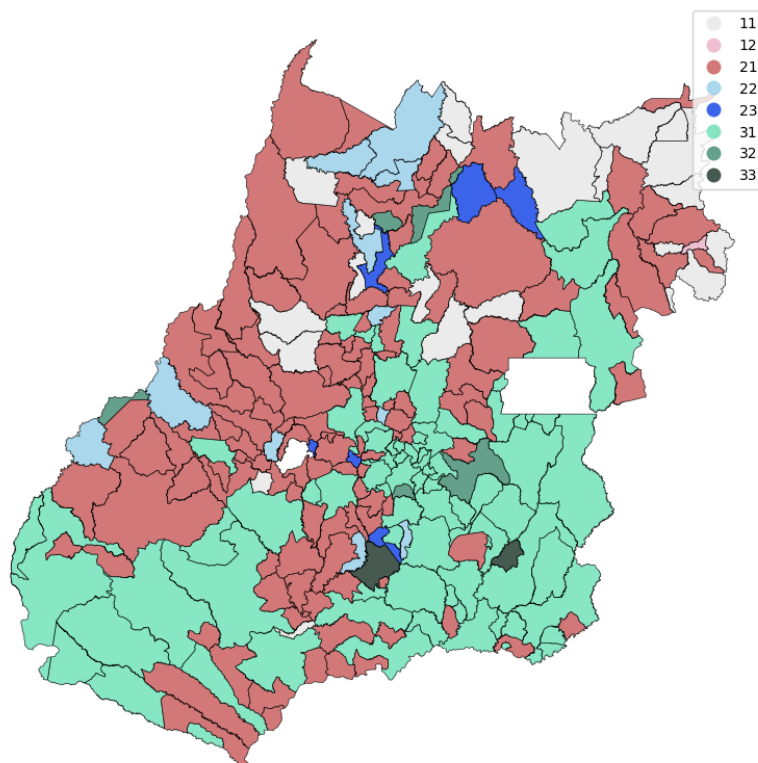
**Imagem 22 - Partidos mais votados por município**

E como uma análise extra, decidimos analisar se os municípios com maiores taxas de alfabetização, votaram em candidatos professores, aqueles que levavam este título como nome do candidato. Após a análise verificamos que não é possível uma taxa de correlação com o voto em candidatos professores



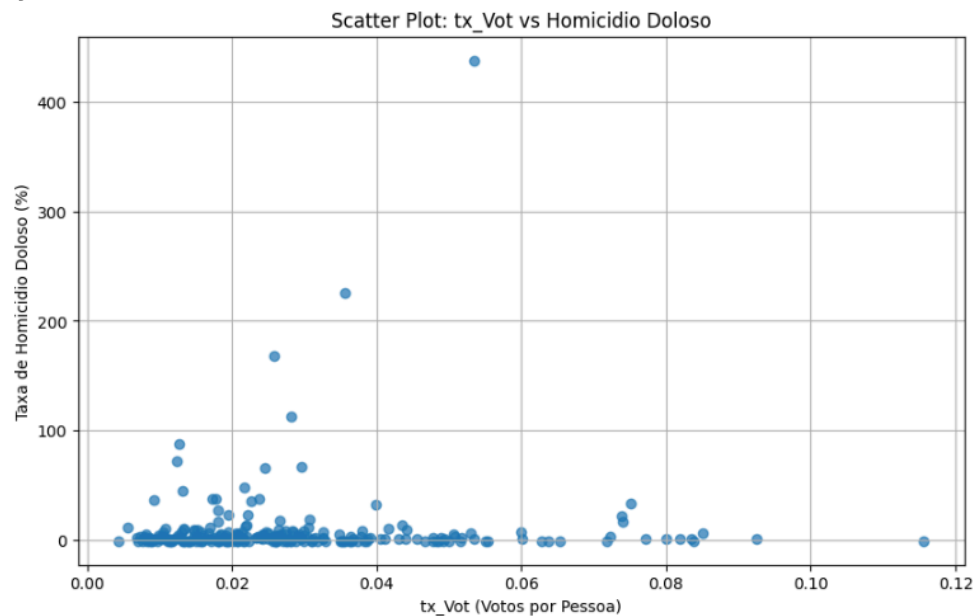
**Imagem 23 -** Correlação entre votos em professores e taxa de alfabetização por município

Mapa Bivariado: Taxa de Alfabetização e Taxa de Votação em Professores



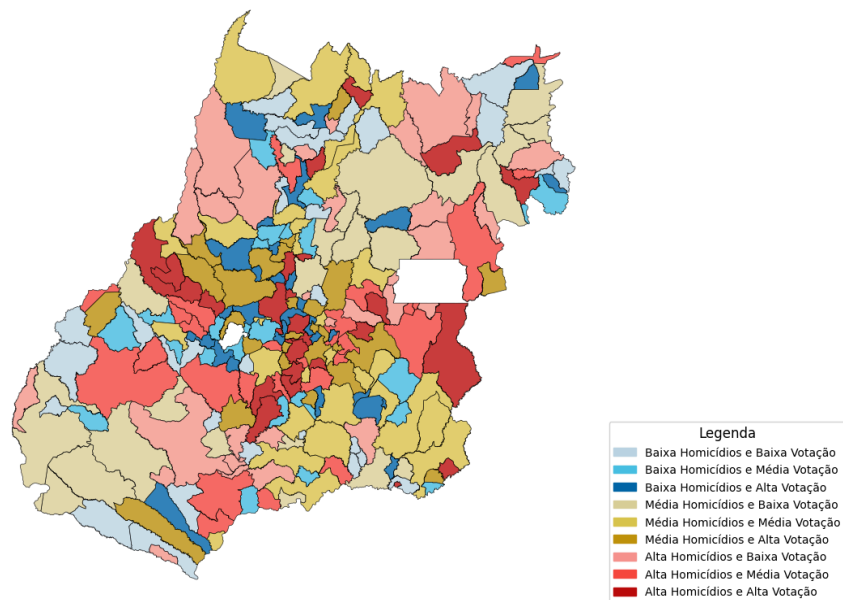
**Imagem 24** - Relação entre a taxa de alfabetização e a votação em professores

Fizemos uma análise da relação entre a taxa de homicídios e a taxa de votação em candidatos policiais, e foi possível perceber que há uma baixa correlação entre ambas as variáveis.



**Imagem 25** - Correlação entre votos em policiais e taxa de homicídio por município

Mapa Bivariado: Taxa de Homicídios e Taxa de Votação em Candidatos Policiais



**Imagem 26** - Taxa de Homicídios por município