

# aguas-subterранеas

November 16, 2022

## 0.0.1 Reto Final - Parte 1

- Integrantes:
  - Rafael J. Mateo C - A01793054
  - Matthias Sibrian - A01794249
- Materia: Ciencia y Analítica de Datos
- Profesor: María de la Paz
- Fecha: 16 Nov 2022

```
[ ]: import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.colors import LinearSegmentedColormap
from sklearn.base import BaseEstimator, TransformerMixin
import geopandas as gpd
from shapely.geometry import Point
from sklearn import metrics
import seaborn as sns
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.preprocessing import Normalizer
from sklearn.compose import ColumnTransformer
```

## 0.0.2 I. Análisis Exploratorio de los Datos

Comencemos importando los datos que estaremos usando. Para fines de este ejercicio, nos apoyaremos de la base de datos de aguas subterráneas.

```
[ ]: df = pd.read_csv('datos/aguas_subterранеas_2020.csv')
df.head()
```

```
[ ]:
```

	CLAVE	SITIO	ORGANISMO_DE_CUENCA \
0	DLAGU6	POZO SAN GIL	LERMA SANTIAGO PACIFICO
1	DLAGU6516	POZO R013 CA ADA HONDA	LERMA SANTIAGO PACIFICO
2	DLAGU7	POZO COSIO	LERMA SANTIAGO PACIFICO

```

3      DLAGU9      POZO EL SALITRILLO      LERMA SANTIAGO PACIFICO
4      DLBAJ107     RANCHO EL TECOLOTE  PENINSULA DE BAJA CALIFORNIA

```

```

          ESTADO      MUNICIPIO      ACUIFERO SUBTIPO  \
0      AGUASCALIENTES      ASIENTOS      VALLE DE CHICALOTE      POZO
1      AGUASCALIENTES      AGUASCALIENTES      VALLE DE CHICALOTE      POZO
2      AGUASCALIENTES      COSIO      VALLE DE AGUASCALIENTES      POZO
3      AGUASCALIENTES      RINCON DE ROMOS      VALLE DE AGUASCALIENTES      POZO
4      BAJA CALIFORNIA SUR      LA PAZ      TODOS SANTOS      POZO

```

```

      LONGITUD      LATITUD      PERIODO  ...  CUMPLE_CON_DUR  CUMPLE_CON_CF  \
0  -102.02210      22.20887      2020  ...      SI      SI
1  -102.20075      21.99958      2020  ...      SI      SI
2  -102.28801      22.36685      2020  ...      SI      SI
3  -102.29449      22.18435      2020  ...      SI      SI
4  -110.24480      23.45138      2020  ...      SI      SI

```

```

      CUMPLE_CON_NO3  CUMPLE_CON_AS  CUMPLE_CON_CD  CUMPLE_CON_CR  CUMPLE_CON_HG  \
0      SI      SI      SI      SI      SI
1      SI      SI      SI      SI      SI
2      SI      NO      SI      SI      SI
3      SI      SI      SI      SI      SI
4      NO      SI      SI      SI      SI

```

```

      CUMPLE_CON_PB  CUMPLE_CON_MN  CUMPLE_CON_FE
0      SI      SI      SI
1      SI      SI      SI
2      SI      SI      SI
3      SI      SI      SI
4      SI      SI      SI

```

[5 rows x 57 columns]

```
[ ]: df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
RangeIndex: 1068 entries, 0 to 1067
```

```
Data columns (total 57 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	CLAVE	1068 non-null	object
1	SITIO	1068 non-null	object
2	ORGANISMO_DE_CUENCA	1068 non-null	object
3	ESTADO	1068 non-null	object
4	MUNICIPIO	1068 non-null	object
5	ACUIFERO	1068 non-null	object
6	SUBTIPO	1068 non-null	object
7	LONGITUD	1068 non-null	float64

8	LATITUD	1068 non-null	float64
9	PERIODO	1068 non-null	int64
10	ALC_mg/L	1064 non-null	float64
11	CALIDAD_ALC	1064 non-null	object
12	CONDUCT_mS/cm	1062 non-null	float64
13	CALIDAD_CONDUCT	1062 non-null	object
14	SDT_mg/L	0 non-null	float64
15	SDT_M_mg/L	1066 non-null	object
16	CALIDAD_SDT_ra	1066 non-null	object
17	CALIDAD_SDT_salin	1066 non-null	object
18	FLUORUROS_mg/L	1068 non-null	object
19	CALIDAD_FLUO	1068 non-null	object
20	DUR_mg/L	1067 non-null	object
21	CALIDAD_DUR	1067 non-null	object
22	COLI_FEC_NMP/100_mL	1068 non-null	object
23	CALIDAD_COLI_FEC	1068 non-null	object
24	N_NO3_mg/L	1067 non-null	object
25	CALIDAD_N_NO3	1067 non-null	object
26	AS_TOT_mg/L	1068 non-null	object
27	CALIDAD_AS	1068 non-null	object
28	CD_TOT_mg/L	1068 non-null	object
29	CALIDAD_CD	1068 non-null	object
30	CR_TOT_mg/L	1068 non-null	object
31	CALIDAD_CR	1068 non-null	object
32	HG_TOT_mg/L	1068 non-null	object
33	CALIDAD_HG	1068 non-null	object
34	PB_TOT_mg/L	1068 non-null	object
35	CALIDAD_PB	1068 non-null	object
36	MN_TOT_mg/L	1068 non-null	object
37	CALIDAD_MN	1068 non-null	object
38	FE_TOT_mg/L	1068 non-null	object
39	CALIDAD_FE	1068 non-null	object
40	SEMAFORO	1068 non-null	object
41	CONTAMINANTES	634 non-null	object
42	CUMPLE_CON_ALC	1068 non-null	object
43	CUMPLE_CON_COND	1068 non-null	object
44	CUMPLE_CON_SDT_ra	1068 non-null	object
45	CUMPLE_CON_SDT_salin	1068 non-null	object
46	CUMPLE_CON_FLUO	1068 non-null	object
47	CUMPLE_CON_DUR	1068 non-null	object
48	CUMPLE_CON_CF	1068 non-null	object
49	CUMPLE_CON_NO3	1068 non-null	object
50	CUMPLE_CON_AS	1068 non-null	object
51	CUMPLE_CON_CD	1068 non-null	object
52	CUMPLE_CON_CR	1068 non-null	object
53	CUMPLE_CON_HG	1068 non-null	object
54	CUMPLE_CON_PB	1068 non-null	object
55	CUMPLE_CON_MN	1068 non-null	object

```

56  CUMPLE_CON_FE          1068 non-null  object
dtypes: float64(5), int64(1), object(51)
memory usage: 475.7+ KB

```

Obtengamos las columnas que tienen valores vacíos y la cantidad de nulos por cada columna

```

[ ]: na_columns = df.columns[df.isna().any()].tolist()
     na_total = df[na_columns].isna().sum()

     pd.DataFrame({'columns': na_columns, 'total': na_total.to_list() })

```

```

[ ]:
      columns  total
0      ALC_mg/L      4
1    CALIDAD_ALC      4
2  CONDUCT_mS/cm      6
3  CALIDAD_CONDUC      6
4      SDT_mg/L    1068
5    SDT_M_mg/L       2
6  CALIDAD_SDT_ra       2
7  CALIDAD_SDT_salin       2
8      DUR_mg/L       1
9    CALIDAD_DUR       1
10     N_NO3_mg/L       1
11  CALIDAD_N_NO3       1
12  CONTAMINANTES     434

```

De la tabla anterior se puede apreciar que la columna de Solidos Totales Disueltos (SDT\_mg/L) está completamente vacía. La segunda columna con mayor cantidad de nulos es Contaminantes, sin embargo, esta es de esperarse puesto que hay mediciones de agua que no arrojan contaminantes. En otras palabras, un valor nulo en esta columna equivale a ausencia de contaminantes en el agua.

Las demás columnas presentan pocas observaciones nulas. Más adelante definiremos una estrategia para de imputación para estas columnas con valores faltantes.

Del resultado anterior se observa columnas que contienen la misma información pero en tipo de datos diferentes. También hay columnas numéricas detectadas como tipo “object”. Vamos a extraer primero todas las columnas categóricas y binarias, ya que son candidatas a ser eliminadas.

Ahora revisemos una de las columnas numéricas que fueron detectadas como object. Tomaremos un ejemplo con Cadmio (CD\_TOT\_mg/L)

```

[ ]: df['CD_TOT_mg/L'].value_counts()

```

```

[ ]: <0.003      1066
     0.0056       1
     0.03211      1
     Name: CD_TOT_mg/L, dtype: int64

```

De lo anterior se observa que valores muy pequeños son colocados como “<”. Para ello, vamos a reemplazar este string por un valor arbitrario por debajo del umbral, de manera que podamos crear una cota inferior y así analizarlo por medio de un histograma o boxplot.

```
[ ]: #Definimos las variables numéricas a analizar
vars = [
    'ALC_mg/L', 'AS_TOT_mg/L', 'CD_TOT_mg/L', 'FE_TOT_mg/L', 'SDT_M_mg/L',
    'SDT_mg/L', 'FLUORUROS_mg/L', 'COLI_FEC_NMP/100_mL', 'CONDUCT_mS/cm',
    'CR_TOT_mg/L', 'DUR_mg/L', 'HG_TOT_mg/L', 'MN_TOT_mg/L', 'N_NO3_mg/L',
    ↪ 'PB_TOT_mg/L' ]

limits = {}
for var in vars:
    if (df[var].dtypes == 'object'):
        #Obtenemos las observaciones que solo tengan < > o =
        limits[var] = df[df[var].str.contains('<|>|=', na='na')] ==
    ↪ True][var].value_counts().index
#Lo convertimos en DF para mejor visualización
limits_df = pd.DataFrame(limits, index = [0])
display(limits_df.style.hide(axis = 'index'))
```

<pandas.io.formats.style.Styler at 0x17ce23c70>

Se observan que 12 variables tienen valores string. Vamos a proceder sustituir estos strings por valores numéricos.

```
[ ]: #Extraemos las columnas que deben ser convertidas de object a float
columns = limits_df.columns

#Hacemos un transpose para que la tabla tenga dos columnas, una con los
    ↪ atributos químicos y otra con sus valores
limits_df = limits_df.transpose()
limits_df = limits_df.reset_index(level = 0)
limits_df.rename(columns={'index': 'attributes', 0: 'attr_values'}, inplace=
    ↪ True)

#Extraemos los valores numéricos, eliminando cualquier string (por ej. '<')
limits_df.attr_values = limits_df.attr_values.str.extract('(\d+\.\d+|\d+)')

display(limits_df)
```

	attributes	attr_values
0	AS_TOT_mg/L	0.01
1	CD_TOT_mg/L	0.003
2	FE_TOT_mg/L	0.025
3	SDT_M_mg/L	25
4	FLUORUROS_mg/L	0.2
5	COLI_FEC_NMP/100_mL	1.1
6	CR_TOT_mg/L	0.005
7	DUR_mg/L	20

8	HG_TOT_mg/L	0.0005
9	MN_TOT_mg/L	0.0015
10	N_NO3_mg/L	0.02
11	PB_TOT_mg/L	0.005

```
[ ]: #Sustituimos los valores string por un valor float arbitrario, que se encuentre
      ↳por debajo de lo indicado por la columna
for col in columns:
    val = (limits_df.loc[limits_df.attributes == col].attr_values.values[0])
    str_match = '<'+ val
    val = float(val)

    df.loc[df[col] == str_match, col] = val -(val/10)

    #Convertimos la columna a tipo float
    df[col] = df[col].astype(float)
```

```
[ ]: #Probamos la conversión con una de las columnas
df[['FE_TOT_mg/L']].sort_values(by = 'FE_TOT_mg/L', ascending = False)
```

```
[ ]:      FE_TOT_mg/L
425      178.6150
331      16.4371
9         14.0600
799      13.4400
561       7.3820
...
675       0.0225
672       0.0225
671       0.0225
670       0.0225
1067      0.0225

[1068 rows x 1 columns]
```

Ahora procedamos a revisar los valores únicos para cada variable numérica. Esto nos ayudará a decidir si valdría la pena usar la versión binaria o categórica en vez de alguna variable numérica.

```
[ ]: uniques = {'attributes': [], 'unique_vals': []}
for col in vars:
    uniques['attributes'].append(col)
    uniques['unique_vals'].append(df[col].unique().size)

pd.DataFrame(uniques)
```

```
[ ]:      attributes  unique_vals
0         ALC_mg/L           817
1        AS_TOT_mg/L           209
```

2	CD_TOT_mg/L	3
3	FE_TOT_mg/L	615
4	SDT_M_mg/L	926
5	SDT_mg/L	1
6	FLUORUROS_mg/L	862
7	COLI_FEC_NMP/100_mL	125
8	CONDUCT_mS/cm	802
9	CR_TOT_mg/L	168
10	DUR_mg/L	890
11	HG_TOT_mg/L	61
12	MN_TOT_mg/L	362
13	N_NO3_mg/L	996
14	PB_TOT_mg/L	31

De la tabla anterior, el atributo Solidos Disueltos Totales (SDT\_mg/L) está completamente vacío y por eso aparece que tiene solo un valor único, como veremos más adelante. En el caso de Cadmio (CD\_TOT), este tiene apenas 3 valores únicos. Revisemos cuáles son estos valores.

```
[ ]: df['CD_TOT_mg/L'].value_counts()
```

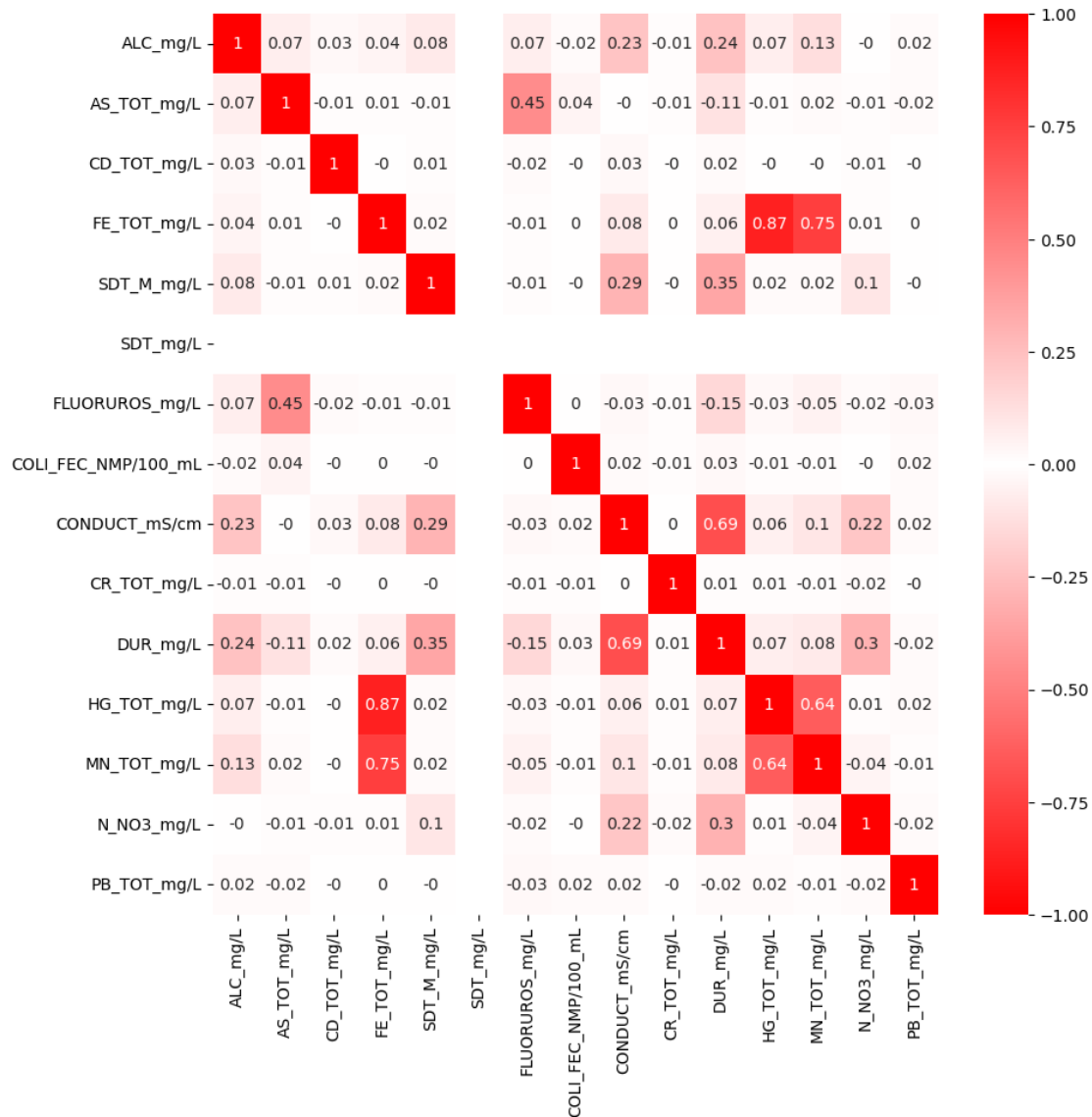
```
[ ]: 0.00270    1066
      0.00560      1
      0.03211      1
      Name: CD_TOT_mg/L, dtype: int64
```

De lo anterior se puede apreciar que casi el 100% de las observaciones caen dentro del rango aceptable ( $<0.003$ ), mientras que los otros dos valores no cumplen con el parámetro requerido ( $>0.005$ ). Esto significa que podríamos perfectamente usar la variable binaria correspondiente a este atributo, ya que la información proporcionada es exactamente la misma.

Ahora revisemos la correlación entre cada una de las variables del conjunto de datos.

```
[ ]: cmap = LinearSegmentedColormap.from_list(
      name='test',
      colors=['red','white','red'])
plt.figure(figsize=(10,10))
sns.heatmap(np.round(df[vars].corr(), 2), annot=True, cmap = cmap, vmin = -1.0,
            ↪vmax = 1.0)
```

```
[ ]: <AxesSubplot: >
```



Para realizar el análisis de correlación, usaremos como umbral para definir correlación fuerte aquellas variables que tengan un coeficiente  $\geq 0.75$ . Basado en este criterio, podemos observar que tres variables están altamente correlacionadas:

- Mercurio (HG)
- Manganeseo (MN)
- Hierro (FE)

```
[ ]: df[['HG_TOT_mg/L', 'MN_TOT_mg/L', 'FE_TOT_mg/L']].isna().any()
```

```
[ ]: HG_TOT_mg/L    False
      MN_TOT_mg/L    False
      FE_TOT_mg/L    False
```



dtype: bool

Ahora revisemos los campos vacíos de las demás variables que no tienen una correlación alta, basada en el criterio definido arriba

```
[ ]: na_columns = df.columns[df.isna().any()].tolist()
na_total = df[na_columns].isna().sum()

pd.DataFrame({'columns': na_columns, 'total': na_total.to_list() })
```

```
[ ]:
      columns  total
0      ALC_mg/L      4
1    CALIDAD_ALC      4
2  CONDUCT_mS/cm      6
3  CALIDAD_CONDUC      6
4      SDT_mg/L    1068
5      SDT_M_mg/L      2
6  CALIDAD_SDT_ra      2
7  CALIDAD_SDT_salin      2
8      DUR_mg/L      1
9    CALIDAD_DUR      1
10     N_NO3_mg/L      1
11  CALIDAD_N_NO3      1
12  CONTAMINANTES    434
```

De la tabla anterior se aprecia que ninguna de las variables altamente correlacionadas cuentan con campos vacíos. También se puede observar que variables con una correlación relativamente alta, como Conductividad y Dureza (coef = 0.69), cuentan con campos vacíos. Para estas dos variables podríamos apoyarnos de la información de la correlación para definir una estrategia de imputación.

En el caso de la variable “SDT\_mg/L”, esta se encuentra completamente vacía, sin embargo, esta tiene una relación directa con la conductividad del agua, donde puede ser calculada con la siguiente fórmula: (<https://iwaponline.com/wst/article/77/8/1998/38602/Relationship-between-total-dissolved-solids-and>):

$$\text{TDS (mg/L)} = K_e \times \text{EC (uS/cm)}$$

donde  $K_e$  es un factor que normalmente varía entre 0.55 a 0.85 y EC es la conductividad del agua.

Como la relación de los sólidos totales disueltos es directamente proporcional a la conductividad del agua, esta variable puede ser eliminada para fines de entrenar el modelo, ya que estaría altamente correlacionada con la conductividad, y por ende proporcionar la misma información para el modelo.

Por otro lado, la segunda columna con mayor cantidad de nulos es Contaminantes, sin embargo, esta es de esperarse puesto que hay mediciones de agua que no arrojan contaminantes. En otras palabras, un valor nulo en esta columna equivale a ausencia de contaminantes en el agua.

Las demás columnas presentan pocas observaciones nulas.

## Conclusiones de esta sección

De esta sección concluimos lo siguiente:

1. Las columnas de Mercurio, Manganese están altamente correlacionadas con Hierro, por lo que podemos eliminar dos de ellas. Para este caso, nos quedaremos solamente con la columna de Hierro.
2. La variable “SDT\_mg/L” tiene todos los campos vacíos, sin embargo, este valor es directamente proporcional a la conductividad. En este sentido, podemos eliminar esta columna ya que estaría altamente correlacionada con la conductividad.
3. La variable “Contaminantes” puede ser eliminada, ya que esto solo indica los contaminantes cuando el agua no es apta para su uso. Esta información no agregaría valor al modelo.
4. La variable “CD\_TOT” solo tiene dos valores únicos, por lo que puede eliminarse y reemplazarse en su lugar por su variable binaria correspondiente (CUMPLE\_CON\_CD).
5. Las demás variables binarias y categóricas pueden ser eliminadas ya que se estarán utilizando las variables numéricas en su lugar.

En la próxima sesión definiremos la estrategia de imputación.

### 0.0.3 II. Estrategia de Imputación

En esta sección definiremos la mejor manera de imputar los datos vacíos y nulos. Para ello comencemos primero con las variables “Conductividad” y “Dureza”, las cuales mostraron una correlación relativamente alta en la sección anterior.

Comencemos primero revisando que porcentaje de las variables “CUMPLE\_CON\_COND” y “CUMPLE\_CON\_DUR” coincide en sus valores. Debido a la correlación de 0.69 obtenida en la sección anterior, es de esperarse que un alto porcentaje coincida.

Ahora procederemos a definir las columnas que estaremos eliminado, como concluimos en la sección #1.

```
[ ]: cols_to_drop= ['CLAVE', 'SITIO', 'CONTAMINANTES', 'ORGANISMO_DE_CUENCA',
                  'PERIODO',
                  'CD_TOT_mg/L', 'ACUIFERO', 'MUNICIPIO', 'SDT_mg/L',
                  'ESTADO']

df_final_cols = df.drop(cols_to_drop, axis = 1)

[ ]: bin_vars = df.columns[df.columns.str.contains('CUMPLE')].to_list()
cat_vars = df.columns[df.columns.str.contains('CALIDAD')].to_list() +
          ['LONGITUD', 'LATITUD', 'SUBTIPO', 'SEMAFORO']
num_vars = df_final_cols.drop(cat_vars + bin_vars, axis = 1).columns.to_list()

print(f'Numeric variables: {num_vars}\n')
print(f'Categorical variables: {cat_vars}\n')
print(f'Binary variables: {bin_vars}')
```

```
Numeric variables: ['ALC_mg/L', 'CONDUCT_mS/cm', 'SDT_M_mg/L', 'FLUORUROS_mg/L',
' DUR_mg/L', 'COLI_FEC_NMP/100_mL', 'N_NO3_mg/L', 'AS_TOT_mg/L', 'CR_TOT_mg/L',
' HG_TOT_mg/L', 'PB_TOT_mg/L', 'MN_TOT_mg/L', 'FE_TOT_mg/L']
```

```
Categorical variables: ['CALIDAD_ALC', 'CALIDAD_CONDUC', 'CALIDAD_SDT_ra',
' CALIDAD_SDT_salin', 'CALIDAD_FLUO', 'CALIDAD_DUR', 'CALIDAD_COLI_FEC',
```

```
'CALIDAD_N_NO3', 'CALIDAD_AS', 'CALIDAD_CD', 'CALIDAD_CR', 'CALIDAD_HG',
'CALIDAD_PB', 'CALIDAD_MN', 'CALIDAD_FE', 'LONGITUD', 'LATITUD', 'SUBTIPO',
'SEMAFORO']
```

```
Binary variables: ['CUMPLE_CON_ALC', 'CUMPLE_CON_COND', 'CUMPLE_CON_SDT_ra',
'CUMPLE_CON_SDT_salin', 'CUMPLE_CON_FLUO', 'CUMPLE_CON_DUR', 'CUMPLE_CON_CF',
'CUMPLE_CON_NO3', 'CUMPLE_CON_AS', 'CUMPLE_CON_CD', 'CUMPLE_CON_CR',
'CUMPLE_CON_HG', 'CUMPLE_CON_PB', 'CUMPLE_CON_MN', 'CUMPLE_CON_FE']
```

```
[ ]: #Al existir una alta correlación entre conductividad y dureza, las columnas de
      ↪ cumplimiento coinciden en casi el 85% de las veces. Se podría imputar una de
      ↪ estas columna con el valor correspondiente de la otra
      len(df[df['CUMPLE_CON_COND'] == df['CUMPLE_CON_DUR']])/len(df)
```

```
[ ]: 0.849250936329588
```

Cerca de 85% de las observaciones tienen valores iguales entre las columnas de “CUMPLE\_CON\_COND” y “CUMPLE\_CON\_DUR”, como era de esperarse. Esta información podemos usarla para definir una estrategia de imputación personalizada, tanto para dureza como conductividad.

```
[ ]: class WaterFeaturesImputer (TransformerMixin, BaseEstimator):

      def __transformHardness(self, X):

          X.loc[(X['DUR_mg/L'].isna()) & (X['CUMPLE_CON_COND'] == 'SI'), 'DUR_mg/
          ↪L'] = \
              X[X['CUMPLE_CON_COND'] == 'SI']['DUR_mg/L'].median()

          X.loc[(X['DUR_mg/L'].isna()) & (X['CUMPLE_CON_COND'] == 'NO'), 'DUR_mg/
          ↪L'] = \
              X[X['CUMPLE_CON_COND'] == 'NO']['DUR_mg/L'].median()

          return X

      def __transformConductivity(self, X):

          X.loc[(X['CONDUCT_mS/cm'].isna()) & (X['CUMPLE_CON_DUR'] ==
          ↪ 'SI'), 'CONDUCT_mS/cm'] = \
              X[X['CUMPLE_CON_DUR'] == 'SI']['CONDUCT_mS/cm'].median()

          X.loc[(X['CONDUCT_mS/cm'].isna()) & (X['CUMPLE_CON_DUR'] ==
          ↪ 'NO'), 'CONDUCT_mS/cm'] = \
              X[X['CUMPLE_CON_DUR'] == 'NO']['CONDUCT_mS/cm'].median()

          return X

      def fit(self, X, y = None):
```

```

        return self

    def transform(self, X, y = None):

        X_copy = X.copy()

        X_copy = self.__transformHardness(X_copy)
        X_copy = self.__transformConductivity(X_copy)

        X_copy = X_copy.drop(['CUMPLE_CON_DUR', 'CUMPLE_CON_COND'], axis = 1)

        X_copy = X_copy[num_vars].fillna(X_copy[num_vars].median())

        return X_copy

```

Probemos que el imputador funciona

```

[ ]: impt = WaterFeaturesImputer()
      df.dtypes
      res = impt.transform(df)

      res['CONDUCT_mS/cm'].isna().sum()

```

```

[ ]: 0

```

```

[ ]: res['DUR_mg/L'].isna().sum()

```

```

[ ]: 0

```

```

[ ]: #Para fines del análisis descriptivo, sacamos Longitud y Latitud, ya que estas
      ↪ variables son identificadores
      df_final_cols.drop(['LONGITUD', 'LATITUD'], axis = 1).describe()

```

```

[ ]:
      ALC_mg/L  CONDUCT_mS/cm  SDT_M_mg/L  FLUORUROS_mg/L  DUR_mg/L  \
count  1064.000000    1062.000000    1066.000000    1068.000000    1067.000000
mean    235.633759    1138.953013     896.099221         1.072566    347.889338
std     116.874291    1245.563674    2751.531334         1.925673    359.714059
min      26.640000      50.400000      22.500000         0.180000    18.000000
25%     164.000000     501.750000     337.500000         0.267175    121.194800
50%     215.527500     815.000000     550.400000         0.503500    245.335800
75%     292.710000    1322.750000     916.100000         1.139850    453.930000
max     1650.000000    18577.000000    82170.000000        34.803300   3810.692200

      COLI_FEC_NMP/100_mL  N_NO3_mg/L  AS_TOT_mg/L  CR_TOT_mg/L  \
count      1068.000000    1067.000000    1068.000000    1068.000000
mean         355.414448      4.319637      0.018855      0.012876
std      2052.470134      8.345197      0.035420      0.154413
min           0.990000      0.018000      0.009000      0.004500

```

25%	0.990000	0.650294	0.009000	0.004500
50%	0.990000	2.080932	0.009000	0.004500
75%	13.250000	5.201698	0.009000	0.004500
max	24196.000000	121.007813	0.452200	5.003200

	HG_TOT_mg/L	PB_TOT_mg/L	MN_TOT_mg/L	FE_TOT_mg/L
count	1068.000000	1068.000000	1068.000000	1068.000000
mean	0.000512	0.004796	0.072401	0.409449
std	0.000473	0.003297	0.376527	5.538039
min	0.000450	0.004500	0.001350	0.022500
25%	0.000450	0.004500	0.001350	0.022500
50%	0.000450	0.004500	0.001350	0.046960
75%	0.000450	0.004500	0.009947	0.173380
max	0.014150	0.080900	8.982000	178.615000

Si bien la mayoría de las variables tienen la misma unidad de medida, sus valores umbrales para definir la calidad del agua son diferentes. Por ejemplo, dureza debe ser menor  $< 60$  mg/L, mientras que los nitratos deben estar por debajo de 5 mg/L y el mercurio por debajo de 0.006 mg/L. Esto significa que sería importante aplicar un escalamiento, para evitar que el modelo a entrenar de más peso a una variable que otra.

Otro aspecto a destacar del análisis descriptivo es la presencia de valores atípicos. Por ejemplo, la dureza tiene un valor máximo de 3,810, cuando su media es de 346 y su mediana de 241.

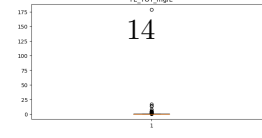
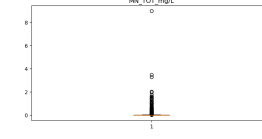
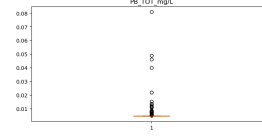
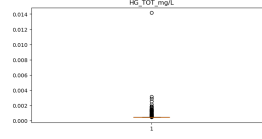
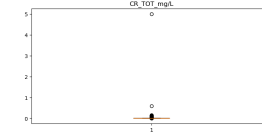
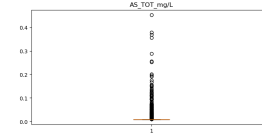
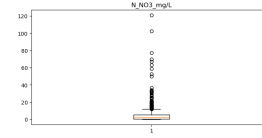
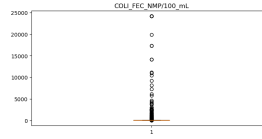
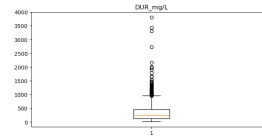
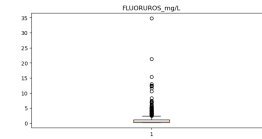
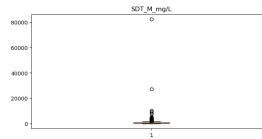
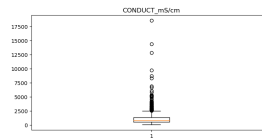
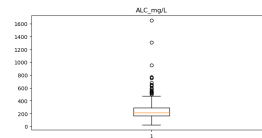
Hagamos un análisis gráfico de las variables para revisar su distribución y comportamiento.

```
[ ]: cols_to_plot = df_final_cols.drop(cat_vars, axis = 1).columns
```

```
[ ]: fig, axes = plt.subplots(13)
fig.set_size_inches(7,50)
plt.tight_layout(h_pad = 4)

count = 0

for i in range(13):
    axes[i].boxplot(df_final_cols[num_vars[i]].dropna())
    axes[i].set_title(num_vars[i])
```



De los diagramas de cajas presentados arriba se confirma la presencia de valores atípicos para todas las variables numéricas. Esto representa un problema para el algoritmo K-means, puesto a que es sensible a valores atípicos. Sin embargo, para modelos de clasificación como Árboles de Decisión o Random Forest, la presencia de los atípicos no suponen un problema para estos modelos. Como veremos más adelante, para minimizar el efecto de los atípicos estaremos usando la función “Normalizer” de la librería.

Ahora veamos la composición de la variable de salida ‘SEMAFORO’

```
[ ]: (df_final_cols.SEMAFORO.value_counts()/len(df_final_cols)) * 100
```

```
[ ]: Verde      40.636704
      Rojo       36.235955
      Amarillo  23.127341
      Name: SEMAFORO, dtype: float64
```

Del análisis anterior se evidencia que la clase ‘Amarillo’ se encuentra ligeramente subrepresentada. Sin embargo, una representación equitativa de cada clase equivaldría a un 33%, por lo que tampoco se encuentra muy lejos de este valor.

Para fines de este ejercicio no tomaríamos en cuenta estrategias para balanceo de clases por lo explicado arriba.

**III. Generación de Clústers por Kmeans** En esta sección estaremos agrupando las observaciones por clústers, a través del algoritmo de KMeans. La agrupación de las observaciones la haremos de la siguiente manera:

1. Por variables numéricas. Por medio de esta estrategia veremos si el algoritmo kmeans encuentra algún patrón de agrupamiento de las observaciones. Para esto debemos tomar en cuenta que los datos deben escalarse, ya que existen atípicos que pueden afectar el desempeño de este algoritmo, como vimos en la sección anterior.
2. Por coordenadas. Esto nos permitirá obtener los centros de cada clúster y visualizarlos en el mapa, y a partir de ahí obtener la moda del semáforo de cada centro para conocer cuál de estos valores es el que predomina para cada clúster.

### 3.1. Kmeans por variables numéricas

Comencemos primero creando los pipelines para imputar y transformar los datos que estaremos usando para el kmeans. Debido a la presencia de atípicos, estaremos usando “Normalizer” para buscar que los atípicos se encuentren en una misma escala, así como buscar una distribución más uniforme.

Existen otros métodos de escalamiento de datos, como el MinMaxScaler y StandardScaler, sin embargo, estos son sensibles a valores atípicos extremos.

```
[ ]: catImp_pipeline = Pipeline(steps = [('impModa', SimpleImputer(strategy='most_frequent'))])
      custom_pipeline = Pipeline(steps=
```

```

    ('hardness-imputer', WaterFeaturesImputer()),
    ('scaler', Normalizer())
])

columnasTransformer = ColumnTransformer(transformers = [
    ('catimp', catImp_pipeline, cat_vars + bin_vars),
    ('custom-imp', custom_pipeline, (num_vars + ['CUMPLE_CON_COND',
↪ 'CUMPLE_CON_DUR'])),
],
    remainder='drop')

pipeline = Pipeline(
    steps=[
        ('ct', columnasTransformer),
    ])

scaled_f = pipeline.fit_transform(df)

#Imprimimos una muestra de los datos transformados
scaled_f[:3,:]

```

```

[ ]: array([[ 'Alta', 'Permisible para riego', 'Cultivos sensibles',
    'Potable - Dulce', 'Potable - Optima', 'Potable - Dura',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente', 'Apta como FAAP',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente', -102.0221,
    22.20887, 'POZO', 'Verde', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI',
    'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI',
    0.19819882176400136, 0.8100651874349375, 0.5201652629103493,
    0.0008416060234563403, 0.1841881411072809, 0.0008531537612346682,
    0.0036062171776497193, 1.387452076351329e-05,
    3.877971641975765e-06, 3.877971641975764e-07,
    3.877971641975765e-06, 1.1633914925927293e-06,
    7.678383851112013e-05],
    [ 'Alta', 'Buena para riego', 'Excelente para riego',
    'Potable - Dulce', 'Potable - Optima', 'Potable - Dura',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Buena calidad',
    'Apta como FAAP', 'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
    'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente', -102.20075,
    21.99958, 'POZO', 'Verde', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI',
    'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'SI',
    0.2863979242915282, 0.7505924305756677, 0.5498583364776355,
    0.0011478632268902232, 0.2284509541240627, 0.0012221817537334063,

```



```

0.0070986661858181786, 1.6542662121240043e-05,
5.55537160787912e-06, 5.555371607879119e-07,
5.55537160787912e-06, 1.6666114823637358e-06,
2.77768580393956e-05],
['Alta', 'Buena para riego', 'Excelente para riego',
'Potable - Dulce', 'Alta', 'Potable - Dura',
'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
'No apta como FAAP', 'Potable - Excelente',
'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
'Potable - Excelente', 'Potable - Excelente',
'Potable - Excelente', -102.28801, 22.36685, 'POZO', 'Rojo',
'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 'NO', 'SI', 'SI', 'SI', 'NO', 'SI', 'SI',
'SI', 'SI', 'SI', 'SI', 0.3032742912723891, 0.7873410255558804,
0.5061478021430659, 0.002670595640254861, 0.178659814406166,
0.0014651646904141383, 0.00214565673096615,
5.4758680348811224e-05, 6.659839501882447e-06,
6.659839501882446e-07, 6.659839501882447e-06,
1.997951850564734e-06, 3.3299197509412235e-05]], dtype=object)

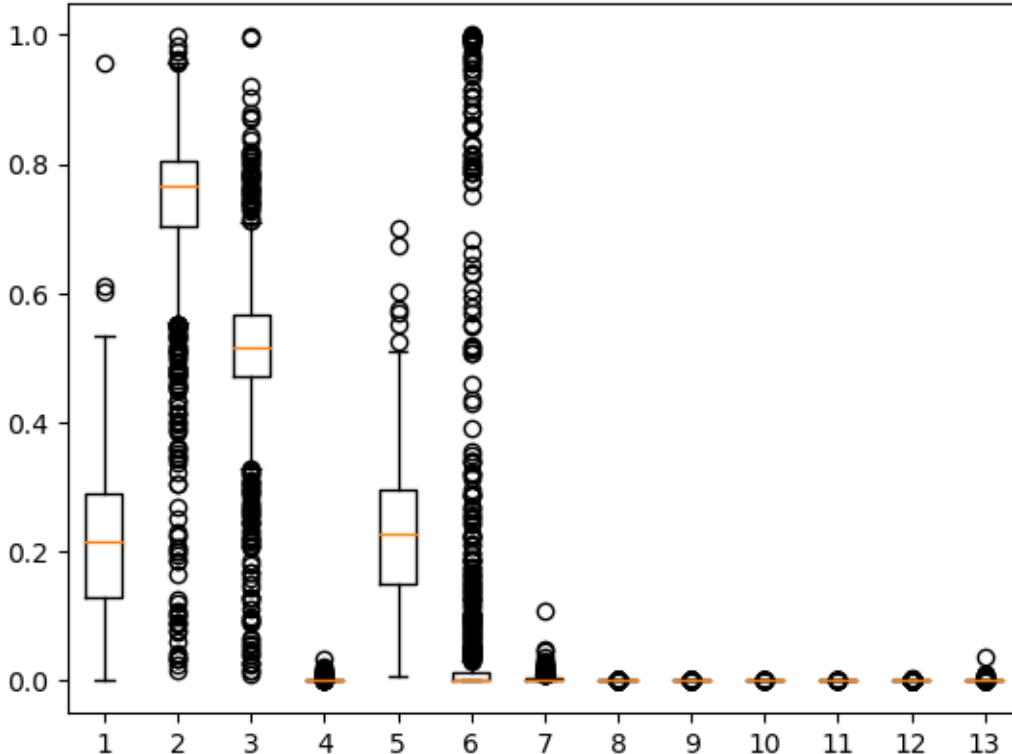
```

Veamos como quedaron los datos luego de ser escalados

```

[ ]: plt.boxplot(x = ((scaled_f[:,34:])))
plt.show()

```



Aún se observan la presencia de atípicos, sin embargo, estos se encuentran en la misma escala, el cual es el resultado que queremos. Ahora procedamos a generar el número óptimo de clústeres, tanto por el método del codo como por el método de siluetas.

```
[ ]: from sklearn.cluster import KMeans
K = range(1,15)

wss = []

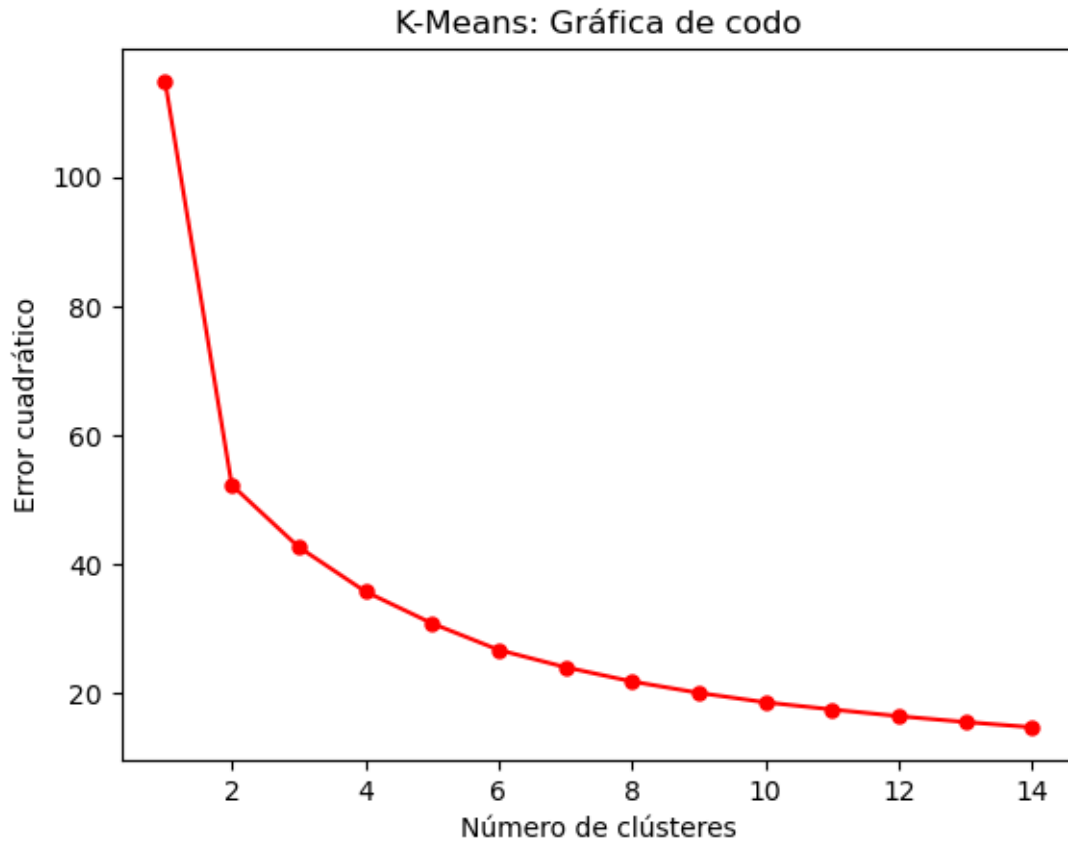
for k in K:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++')

    kmeans = kmeans.fit(scaled_f[:,34:])
    wss_iter = kmeans.inertia_
    wss.append(wss_iter)

centers = pd.DataFrame({'Clusters': K, 'WSS': wss})

import seaborn as sns
plt.plot(centers.Clusters, centers.WSS, 'ro-', markersize = 5)
plt.xlabel('Número de clústeres')
plt.ylabel('Error cuadrático')
plt.title('K-Means: Gráfica de codo')

[ ]: Text(0.5, 1.0, 'K-Means: Gráfica de codo')
```



```
[ ]: #Empezamos a partir del segundo clúster
for i in range(2,10):
    #Entrenamos nuevamente el modelo para obtener el score de cada uno de ellos
    labels=KMeans(n_clusters=i,init="k-means++",random_state=200).fit(scaled_f[:
↵,34:]).labels_
    #Imprimimos las métricas
    print ("Silhouette score for k(clusters) = "+str(i)+" is "
          +str(
              metrics.silhouette_score(
                  scaled_f[:,34:],labels,
                  metric="euclidean",
                  sample_size=1000,random_state=200)))
```

```
Silhouette score for k(clusters) = 2 is 0.7285495977148867
Silhouette score for k(clusters) = 3 is 0.3277586102705237
Silhouette score for k(clusters) = 4 is 0.24639306498983482
Silhouette score for k(clusters) = 5 is 0.2554126446100517
Silhouette score for k(clusters) = 6 is 0.2617335482584944
Silhouette score for k(clusters) = 7 is 0.26267633228091436
Silhouette score for k(clusters) = 8 is 0.2653528506055504
```

Silhouette score for  $k(\text{clusters}) = 9$  is 0.2565633266250199

Tanto el método del codo como el método de siluetas coinciden en que el número óptimo de clústers es de 2. Tomemos esta información para el modelo final.

```
[ ]: k = 2 #Número óptimo de clústers
kmeans = KMeans(n_clusters = k, init = 'k-means++')

kmeans.fit(scaled_f[:,34:])

#Asignamos cada clúster a nuestros datos
df_final_cols['labels'] = kmeans.labels_
df_final_cols['labels'].head()

[ ]: 0    0
     1    0
     2    0
     3    0
     4    0
     Name: labels, dtype: int32

[ ]: #Obtenemos los mapas
world = gpd.read_file(gpd.datasets.get_path("naturalearth_lowres"))
world = world.set_index("iso_a3")

#Generamos las coordenadas
df_final_cols["Coordinates"] = list(zip(df_final_cols.LONGITUD, df_final_cols.
    ↳LATITUD))
df_final_cols["Coordinates"] = df_final_cols["Coordinates"].apply(Point)

#Construimos el dataframe
gdf = gpd.GeoDataFrame(df_final_cols, geometry="Coordinates")

[ ]: #Generamos un mapeo de los colores
color_map = {
    'Verde': 'tab:green',
    'Rojo': 'tab:red',
    'Amarillo': 'tab:olive'
}

fig, gax = plt.subplots(k, figsize=(10,10))
plt.tight_layout()

#Generamos un mapa por clúster para mejor visibilidad de los puntos
for i in range(k):

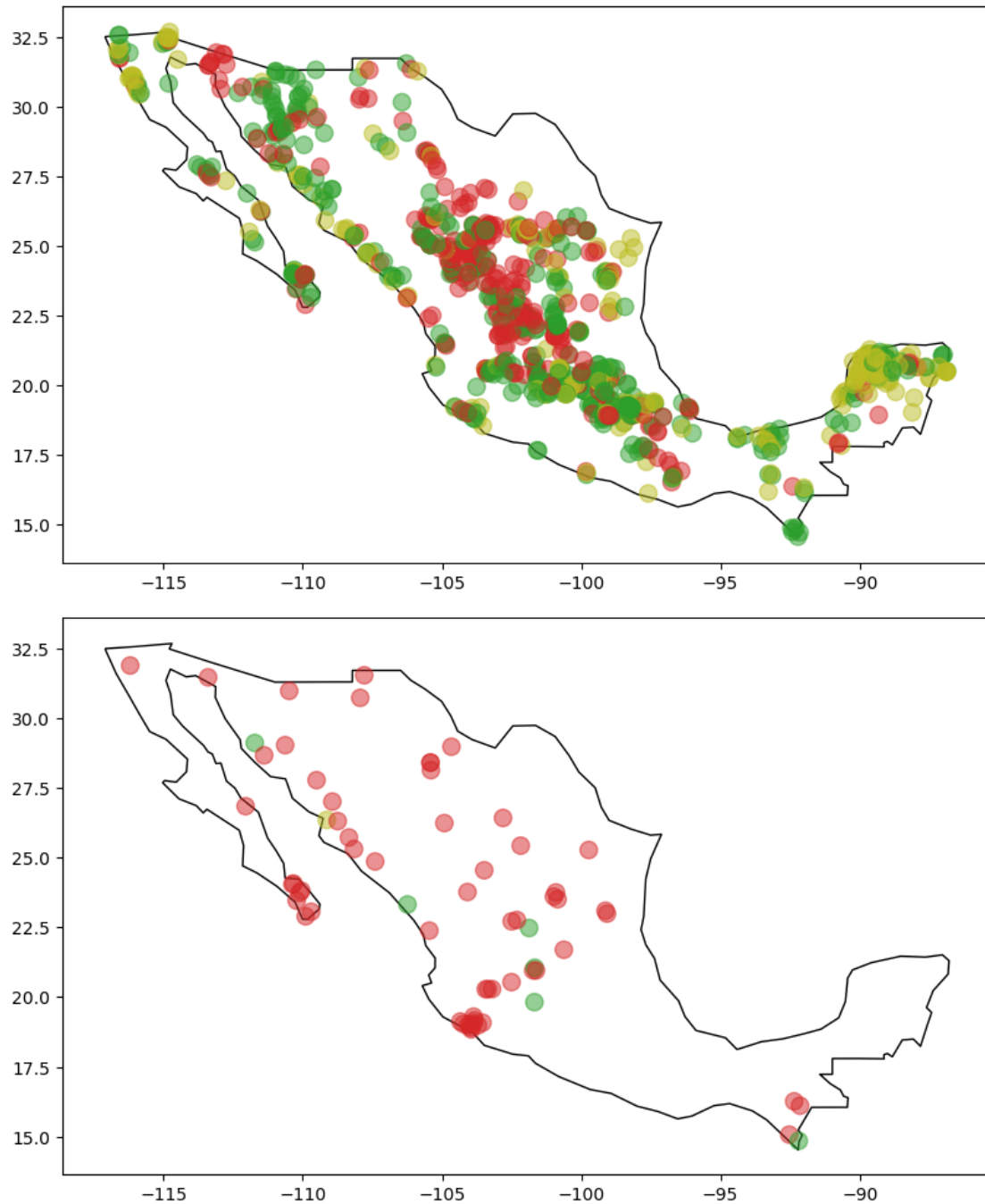
    #Graficamos el mapa de México
```

```

    world.query("name == 'Mexico'").plot(ax = gax[i], edgecolor='black',
↪color='white')
    #Graficamos los puntos
    gdf[gdf.labels == i].plot(ax=gax[i], color=df[gdf.labels == i].SEMAFORO.
↪map(color_map),
                                markersize=100, marker='o', alpha = 0.5, aspect =
↪'equal')

plt.show()

```



En el gráfico anterior llama la atención que el clúster #2 se compone mayormente de pozos donde la calidad del agua está contaminada. En el caso del clúster 1 se observa que este contiene pozos con una calidad de agua mixta, tanto potable como contaminada.

Veamos los datos más de cerca para entender mejor las diferencias entre estos dos clústers. Para esto generaremos estadísticas descriptiva por atributo y por clúster.

```
[ ]: for var in num_vars:
    #Estadísticos que nos interesa analizar
    dicc = {'mean': [], 'median': [], 'std': [], 'min': [], 'max': [], 'mode': []}
    for i in range(k):
        #Obtenemos las observaciones correspondiente al clúster y variable
        col = df_final_cols[df_final_cols['labels'] == i][var]

        #Generamos los estadísticos
        dicc['mean'].append(col.mean())
        dicc['median'].append(col.median())
        dicc['std'].append(col.std())
        dicc['min'].append(col.min())
        dicc['max'].append(col.max())
        dicc['mode'].append(col.mode()[0])

    print(var)
    display(pd.DataFrame(dicc, index = ['Cluster 1', 'Cluster 2']))
```

ALC\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	236.433225	215.715	118.889253	26.64	1650.00	157.62
Cluster 2	223.737239	211.335	80.896427	89.38	455.52	168.72

CONDUCT\_mS/cm

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	1151.089246	830.0	1269.357431	50.4	18577.0	777.0
Cluster 2	958.720896	731.0	799.075171	226.0	4960.0	495.0

SDT\_M\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	910.802506	556.0	2837.892147	22.5	82170.0	292.0
Cluster 2	676.866667	491.6	578.320845	151.6	3299.0	188.0

FLUORUROS\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	1.078019	0.5163	1.935708	0.18	34.8033	0.18
Cluster 2	0.991093	0.3326	1.780481	0.18	12.5010	0.18

DUR\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	349.086883	245.66235	361.451718	18.0	3810.6922	18.0
Cluster 2	330.015522	233.06400	334.724789	18.0	1649.9300	18.0

COLI\_FEC\_NMP/100\_mL

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	36.649980	0.99	147.205160	0.99	2247.0	0.99
Cluster 2	5117.850746	2400.00	6573.459933	430.00	24196.0	2400.00

N\_NO3\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	4.366361	2.063471	8.564357	0.018	121.007813	0.018
Cluster 2	3.622269	2.241700	3.751902	0.018	18.525663	0.018

AS\_TOT\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	0.018827	0.009	0.034536	0.009	0.4522	0.009
Cluster 2	0.019270	0.009	0.047013	0.009	0.3558	0.009

CR\_TOT\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	0.013374	0.0045	0.159487	0.0045	5.0032	0.0045
Cluster 2	0.005426	0.0045	0.003360	0.0045	0.0256	0.0045

HG\_TOT\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	0.000514	0.00045	0.000487	0.00045	0.01415	0.00045
Cluster 2	0.000479	0.00045	0.000157	0.00045	0.00149	0.00045

PB\_TOT\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	0.004694	0.0045	0.002588	0.0045	0.0809	0.0045
Cluster 2	0.006312	0.0045	0.008471	0.0045	0.0490	0.0045

MN\_TOT\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	0.072710	0.00135	0.384275	0.00135	8.982	0.00135
Cluster 2	0.067798	0.00530	0.233624	0.00135	1.477	0.00135

FE\_TOT\_mg/L

	mean	median	std	min	max	mode
Cluster 1	0.405031	0.0460	5.702692	0.0225	178.615	0.0225
Cluster 2	0.475451	0.0678	1.757041	0.0225	14.060	0.0225

De lo anterior puede apreciarse lo siguiente:

- Para la mayoría de los atributos, el clúster 2 posee una desviación estándar más pequeña. Es de esperarse, puesto que este clúster tiene menos cantidad de observaciones.
- La variable Coliformes Fecales (COLI\_FEC\_NMP/100\_mL) es la que presenta valores más alto para el clúster #2. También se observa que su moda es de 2,400 NMP/100ML, muy por encima de los valores aceptables, el cual es de 1000 NMP/100ML.
- Los demás atributos se encuentran en un rango de excelente (potable) a aceptable.

De lo anterior se podría sospechar que la variable que mayor impacto tuvo en la división de los clústeres fue los Coliformes Fecales. Revisemos esta hipótesis más de cerca, pero ahora analizando las variables binarias.



```
[ ]: #Definimos las variables que nos interesa analizar
vars = ['CUMPLE_CON_ALC', 'CUMPLE_CON_COND', 'CUMPLE_CON_SDT_ra',
        'CUMPLE_CON_SDT_salin', 'CUMPLE_CON_FLUO', 'CUMPLE_CON_DUR',
        'CUMPLE_CON_CF', 'CUMPLE_CON_NO3', 'CUMPLE_CON_AS', 'CUMPLE_CON_CD',
        'CUMPLE_CON_CR', 'CUMPLE_CON_HG', 'CUMPLE_CON_PB', 'CUMPLE_CON_MN',
        'CUMPLE_CON_FE']

for var in vars:
    dicc = {'% Cumple': [], '% Verde': [], '% Amarillo': [], '% Rojo': []}
    for i in range(k):
        col = df_final_cols[df_final_cols['labels'] == i][var]

        #Calculamos los porcentajes de cumplimiento
        dicc['% Verde'].append((col[df_final_cols['SEMAFORO'] == 'Verde'].
        ↪count() / len(col))*100)
        dicc['% Amarillo'].append((col[df_final_cols['SEMAFORO'] == 'Amarillo'].
        ↪count() / len(col)) * 100)
        dicc['% Rojo'].append((col[df_final_cols['SEMAFORO'] == 'Rojo'].count() /
        ↪len(col)) * 100)
        dicc['% Cumple'].append((col[df_final_cols[var] == 'SI'].count() /
        ↪len(col))*100)

    #Imprimimos los resultados
    print(var)
    display(pd.DataFrame(dicc, index = ['Cluster 1', 'Cluster 2']))
```

CUMPLE\_CON\_ALC

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	93.806194	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	98.507463	8.955224	1.492537	89.552239

CUMPLE\_CON\_COND

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	87.512488	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	94.029851	8.955224	1.492537	89.552239

CUMPLE\_CON\_SDT\_ra

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	93.006993	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	95.522388	8.955224	1.492537	89.552239

CUMPLE\_CON\_SDT\_salin

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	93.006993	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	95.522388	8.955224	1.492537	89.552239

CUMPLE\_CON\_FLUO

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	81.718282	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	86.567164	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_DUR

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	78.221778	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	86.567164	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_CF

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	99.400599	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	17.910448	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_N03

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	92.007992	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	95.522388	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_AS

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	87.712288	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	94.029851	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_CD

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	99.900100	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	98.507463	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_CR

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	98.501499	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	100.000000	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_HG

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	99.9001	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	100.0000	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_PB

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	99.100899	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	95.522388	8.955224	1.492537	89.552239

#### CUMPLE\_CON\_MN

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	92.007992	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	91.044776	8.955224	1.492537	89.552239

CUMPLE\_CON\_FE

	% Cumple	% Verde	% Amarillo	% Rojo
Cluster 1	87.712288	42.757243	24.575425	32.667333
Cluster 2	80.597015	8.955224	1.492537	89.552239

De la tabla mostrada arriba se puede observar que la variable Coliforme Fecales es la que tiene el % de cumplimiento más bajo (18%) para el clúster #2, lo cual coincide con el análisis descriptivo realizado anteriormente.

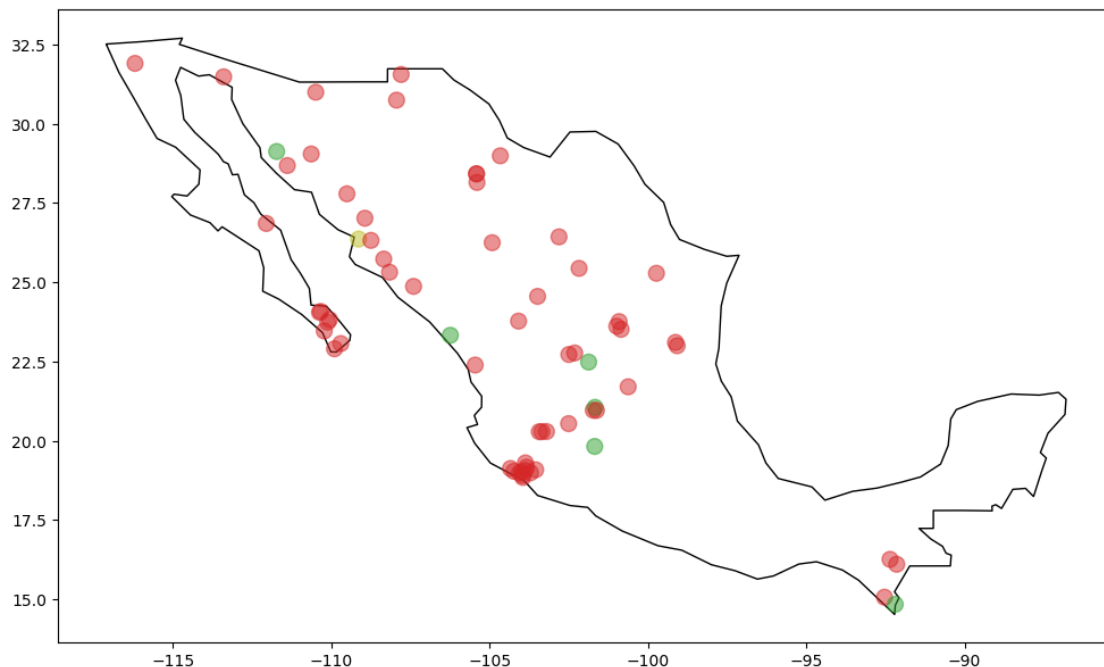
Esto significa que el kmeans está agrupando en función de la contaminación debida a los Coliformes Fecales, por lo que los puntos graficados en el mapa serían aquellos pozos con mayor contaminación por coliformes.

Generemos nuevamente el mapa del clúster dos para hacer un análisis más detallado.

```
[ ]: fig, gax = plt.subplots(figsize=(12,10))

world.query("name == 'Mexico'").plot(ax = gax, edgecolor='black', color='white')
    #Graficamos los puntos
gdf[gdf.labels == 1].plot(ax = gax,color=df_final_cols[gdf.labels == 1].
    ↪SEMAFORO.map(color_map),
                                markersize=100, marker='o', alpha = 0.5, aspect =_
    ↪'equal')
```

```
[ ]: <AxesSubplot: >
```



Ya sabemos que los puntos rojos se deben en su mayoría a valores altos de coliformes fecales, por

lo que conlleva a que estas aguas estén contaminadas. Del mapa anterior se puede destacar lo siguiente:

- Existen algunos cúmulos de puntos en los estados de Baja California Sur y Colima, lo cual significa que cuentan con varios números de pozos altamente contaminados por coliformes fecales. De hecho, si se compara con el mapa del clúster 1, se puede apreciar que de corregir esta situación estos dos estados tendrían la mayoría de sus pozos con una calidad entre excelente y aceptable.
- También se destacan varios pozos contaminados entre el sur de Sonora y el norte de Sinaloa. En comparación con el mapa del clúster 1, también se observa que la mayoría de los puntos rojos se debe a contaminación por coliformes.
- La parte sur de México prácticamente no tiene pozos contaminados, a excepción de aquellos que se encuentran por la zona de Chiapas.

Para un ejercicio futuro, podría ser interesante correlacionar esta información con datos demográficos de los estados mencionados.

### 3.2. Kmeans por coordenadas

```
[ ]: from sklearn.cluster import KMeans
K = range(1,15)

wss = []

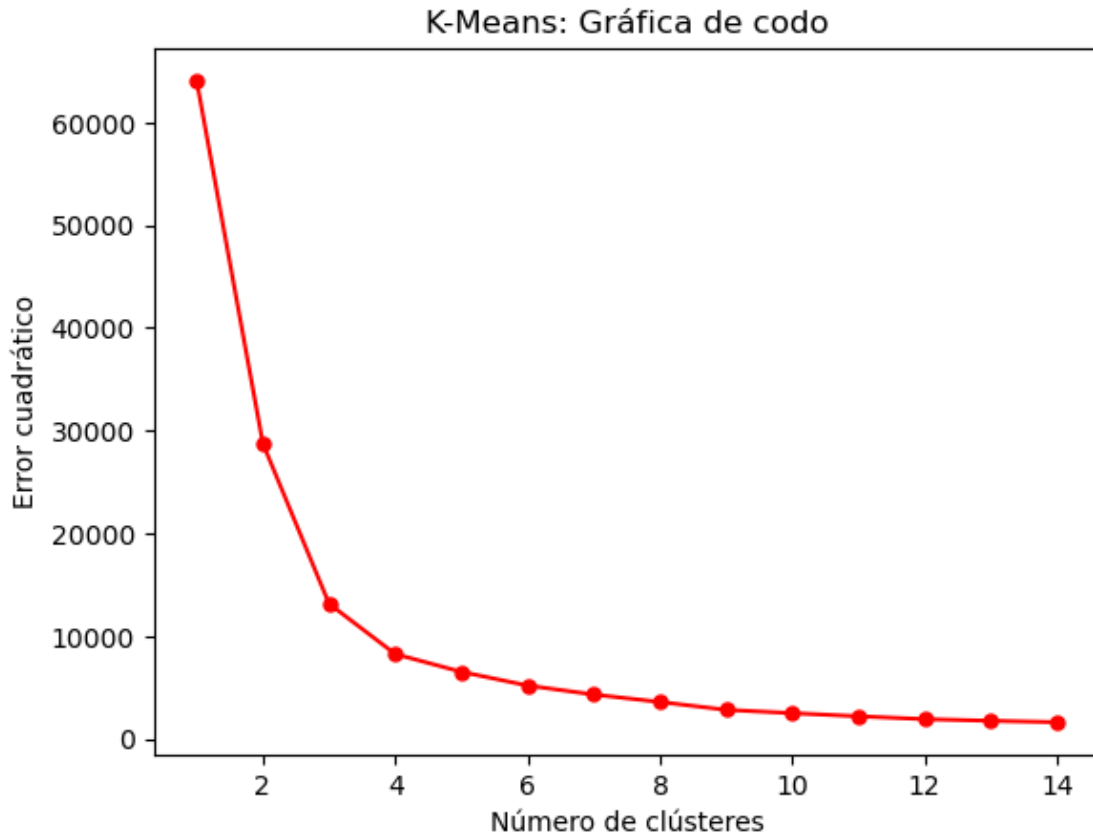
for k in K:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, init='k-means++')

    kmeans = kmeans.fit(df_final_cols[['LONGITUD', 'LATITUD']])
    wss_iter = kmeans.inertia_
    wss.append(wss_iter)

centers = pd.DataFrame({'Clusters': K, 'WSS': wss})

import seaborn as sns
plt.plot(centers.Clusters, centers.WSS, 'ro-', markersize = 5)
plt.xlabel('Número de clústeres')
plt.ylabel('Error cuadrático')
plt.title('K-Means: Gráfica de codo')
```

```
[ ]: Text(0.5, 1.0, 'K-Means: Gráfica de codo')
```



```
[ ]: #Definimos el k óptimo
k = 4

geo_localizacion = df_final_cols[['LONGITUD', 'LATITUD']]
```

```
[ ]: #Entrenamos el modelo
kmeans = KMeans(n_clusters=k).fit(geo_localizacion)

#Buscamos las coordenadas de los centros
centroids = kmeans.cluster_centers_

#Asignamos los clústers a las observaciones
df_final_cols['labels'] = kmeans.labels_

C = kmeans.cluster_centers_.tolist()

C
```

```
[ ]: [[-100.22409355702918, 20.255194079575595],
      [-90.09271577777778, 19.6502625],
```

```
[-111.44537124271844, 28.73401659708738],
[-103.66051365634675, 24.76775789783282]]
```

Ahora generemos el dataframe que estaremos utilizando para graficar los centros. También definiremos una columna de “Semaforo”, donde registraremos la moda de la calidad del agua para cada clúster.

```
[ ]: for i in range(k):
        #Buscamos la moda de cada clúster
        C[i].append(df_final_cols[df_final_cols['labels'] == i][['SEMAFORO']].
        ↪mode(axis = 0)['SEMAFORO'][0])

df_centers = pd.DataFrame(C, columns = ['Longitud', 'Latitud', 'Semaforo'])
df_centers["Coordinates"] = list(zip(df_centers['Longitud'],
        ↪df_centers['Latitud']))
df_centers["Coordinates"] = df_centers["Coordinates"].apply(Point)

df_centers
```

```
[ ]:      Longitud      Latitud  Semaforo \
0 -100.224094  20.255194      Verde
1  -90.092716  19.650263  Amarillo
2 -111.445371  28.734017      Verde
3 -103.660514  24.767758      Rojo

                                Coordinates
0  POINT (-100.22409355702918 20.255194079575595)
1           POINT (-90.09271577777778 19.6502625)
2  POINT (-111.44537124271844 28.73401659708738)
3  POINT (-103.66051365634675 24.76775789783282)
```

```
[ ]: geo_df = gpd.GeoDataFrame(df_centers, geometry="Coordinates")
```

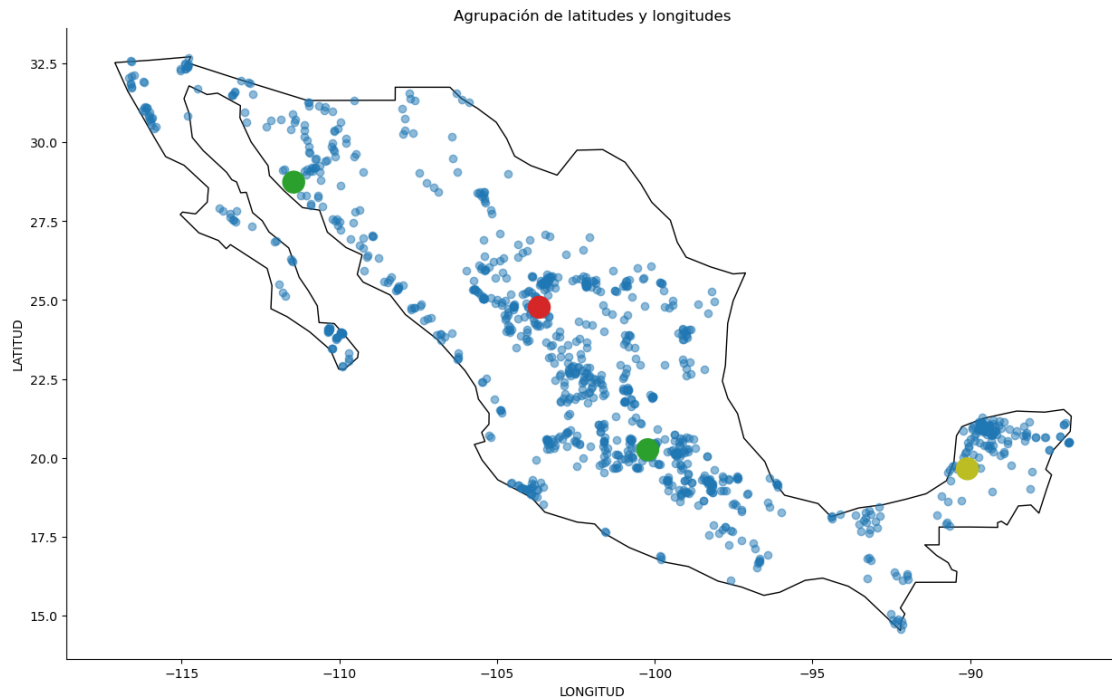
Ahora procederemos a generar el gráfico

```
[ ]: from pandas.core.internal.concat import concat_arrays

fig, gax = plt.subplots(figsize=(15,10))
world.query("name == 'Mexico'").plot(ax = gax, edgecolor='black', color='white')
gdf.plot(ax=gax, color='tab:blue', alpha = 0.5)
geo_df.plot(ax=gax, color=df_centers.Semaforo.map(color_map), alpha = 1,
        ↪markersize = 300)

gax.set_xlabel('LONGITUD')
gax.set_ylabel('LATITUD')
gax.set_title('Agrupación de latitudes y longitudes')
gax.spines['top'].set_visible(False)
gax.spines['right'].set_visible(False)
```

```
plt.show()
```



Del gráfico anterior se puede observar que el centro de México es la zona con la mayor contaminación de agua, seguido de la zona sur, con una calidad aceptable. Las zonas con más pozos de agua potable se encuentran en la parte norte del país, y al sur del centro de México. Por último, veamos la cantidad de fuentes de agua por cada clúster.

```
[ ]: plt.bar(x = ['Cluster 1', 'Cluster 2', 'Cluster 3', 'Cluster 4'],
            height =df_final_cols['labels'].value_counts().sort_index().to_list())
plt.title('Cantidad de fuentes de agua por cada clúster')
plt.show()
```

