

▼ Espacios Verdes. Práctico de análisis y visualización

Grupo 1:

- Artola, María Fernanda
- Garay, Carolina
- Nievas, Rafael
- Ormaechea, Sebastián

Introducción

El monitoreo de espacios verdes mediante sensores remotos (satélites), puede ser una alternativa interesante para aquellos municipios que busquen preservar el buen estado de estos sitios, reduciendo la necesidad de personal especializado para el control in situ. Sería interesante que este monitoreo implique la sistematización de tareas de control y brinde indicadores efectivos para advertir estados de deterioro que requieran ser atendidos. Se espera que el análisis de datos provistos con imágenes satelitales e indicadores como NVDI (Índice Diferencial de Vegetación Normalizado), permita detectar cambios en la condición de la vegetación a través de las estaciones del año y eventualmente detectar cambios anormales que representen estados preliminares de degradación de estos espacios. Por otro lado, es posible que la resolución de las imágenes no permita detectar cambios a nivel de árboles individuales o que, en casos de vegetación multiestratificada, no se puedan advertir los cambios en cada estrato.

▼ Presentación del Dataset

El dataset disponible se encuentra en formato tabular y cuenta con 208932 registros (filas) que representan diferentes espacios verdes (plazas, parques, etc.) de la ciudad de Córdoba, tomados en diferentes fechas desde el año 2017 al 2022. La obtención de diferentes fechas para una misma zona es lo que permite luego un análisis de evolución temporal de la vegetación.

El dataset también cuenta con 167 columnas que caracterizan cada uno de los registros mediante los siguientes estadísticos o propiedades:

- {B0i/índice}_{min,max,mean,median,nodata,range,count}:
 - min: valor mínimo alcanzado por la Banda o índice en la zona de interés.
 - max: valor máximo alcanzado por la Banda o índice en la zona de interés.
 - median: mediana alcanzada por la Banda o índice en la zona de interés.
 - nodata: cantidad de valores nulos en la Banda o índice en la zona de interés.

- range: rango de los valores alcanzado por la Banda o índice en la zona de interés.
 - count: cantidad de valores en la zona de interés (count + nodata son la cantidad total de pixeles de un dado espacio verde)
- raster: raster del cual se extraen los estadísticos
 - clouds_on_raster: nubosidad del raster completo
 - osm_id: identificador asociado a la capa original (atlas-espacios-verdes)
 - name: nombre del espacio (si es que lo tiene, por ejemplo, Parque Sarmiento).
 - area_m2: area en metros cuadrados
 - date: fecha de la muestra.

Los estadísticos fueron calculados en base a rasters. En forma simplificada un raster es una grilla de puntos, cada uno de los cuales tiene alguna clase de identificación geográfica, que permite ubicarlos en el espacio. Además, cada una de esas grillas de puntos se corresponde a una "banda". Se hace referencia a banda porque esta asociada a un rango (espectral) en el cual el elemento sensor es capaz de "ver" o "capturar" datos. Cada punto de la grilla tiene un valor que se corresponde con lo medido por el instrumento específico en el satélite. También es importante considerar, que un raster no tiene necesariamente 1 sola banda sino que puede tener mas. Particularmente en este caso, los rasters provistos comprenden 10 Bandas.

Los rasters fueron obtenidos a partir de imágenes satelitales del [Proyecto Copernicus](#) y uno de sus satélites Sentinel (Sentinel 2), con una resolución de entre 2 a 10 metros. Para la descarga de estas imágenes primero se definió la zona general de interés y también ciertas características o features específicas para abordar el problema de interés. En el caso del presente dataset, la zona de interés es la Ciudad de Córdoba, la cual es enteramente captada por una pasada del satélite denominada Tile 20JLL.

A modo de ejemplo de los resultados del dataset, se muestra a continuación una imagen jpg del Índice Diferencial de Vegetación Normalizado (con un threshold arbitrario de 0.45) para la ciudad de Córdoba.

NDVI (B08-B04)/(B08+B04)> 0.45 (Arbitrario)



```
# Setup necesario para correr pandas profiling
!pip install pandas_profiling==2.8.0
!pip install pandas==1.2.0
```

```
# Importación necesaria para correr pandas profiling y descargar reporte
from pandas_profiling import ProfileReport
from google.colab import files
```

```
# Descarga de base de datos
# from link @ https://github.com/felixlapalma/monitoreo-espacios-verdes-diplo202X/blob/mai
!gdown https://drive.google.com/file/d/1tgbIQaEXzIghcFYyd2YM9iMho4TDHfFd/view?usp=sharing
```

Downloading...

From: <https://drive.google.com/uc?id=1tgbIQaEXzIghcFYyd2YM9iMho4TDHfFd>
 To: /content/espacios-verdes-indexs-cba-20170101-20220420.zip
 100% 170M/170M [00:01<00:00, 142MB/s]

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.dates as mdates # Esto sirve para manipular fechas en los gráficos
import datetime
```

```
# Lectura de csv y obtención de dataframe
df_=pd.read_csv('/content/espacios-verdes-indexs-cba-20170101-20220420.zip',index_col=0)
```

```
# Exploración del dataset. Usamos "display" en lugar de "print" porque ofrece una mejor vi
display(df_.head())
```

	B02_min	B02_max	B02_mean	B02_median	B02_nodata	B02_range	B02_count	B03_min
0	0.0871	0.1421	0.102570	0.09650	0.0	0.0550	47	0.0768
1	0.0970	0.1936	0.118354	0.10660	0.0	0.0966	13	0.1006
2	0.0992	0.1273	0.111805	0.11290	0.0	0.0281	19	0.1037
3	0.0995	0.1933	0.118491	0.11355	0.0	0.0938	66	0.0993
4	0.1059	0.1385	0.122453	0.12240	0.0	0.0326	47	0.1036

5 rows × 167 columns



```
df_.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 208932 entries, 0 to 208931
Columns: 167 entries, B02_min to date
dtypes: float64(140), int64(24), object(3)
memory usage: 267.8+ MB
```

```
# Imprimimos todas las variables para verificar sus nombres
print(df_.columns.tolist())
```

```
['B02_min', 'B02_max', 'B02_mean', 'B02_median', 'B02_nodata', 'B02_range', 'B02_cour
```

▼ Análisis Estadístico de Variables

Para este práctico, seleccionamos las siguientes variables para analizar:

- **osm_id**: Este es un identificador asociado a la capa original (atlas-espacios-verdes).

- date: Fecha de la muestra.
- B02_median: Mediana alcanzada por la Banda 02.
- ndvi_max: Valor máximo alcanzado por el índice NDVI.
- area_m2: Área en metros cuadrados

Variables: ¿Qué tipo de variable es cada una? Parecen estar acotadas? ¿Son físicamente razonables?

```
df[["B02_median", "osm_id", "date", "ndvi_max", "area_m2"]].dtypes
```

```
B02_median    float64
osm_id         int64
date           object
ndvi_max       float64
area_m2        float64
dtype: object
```

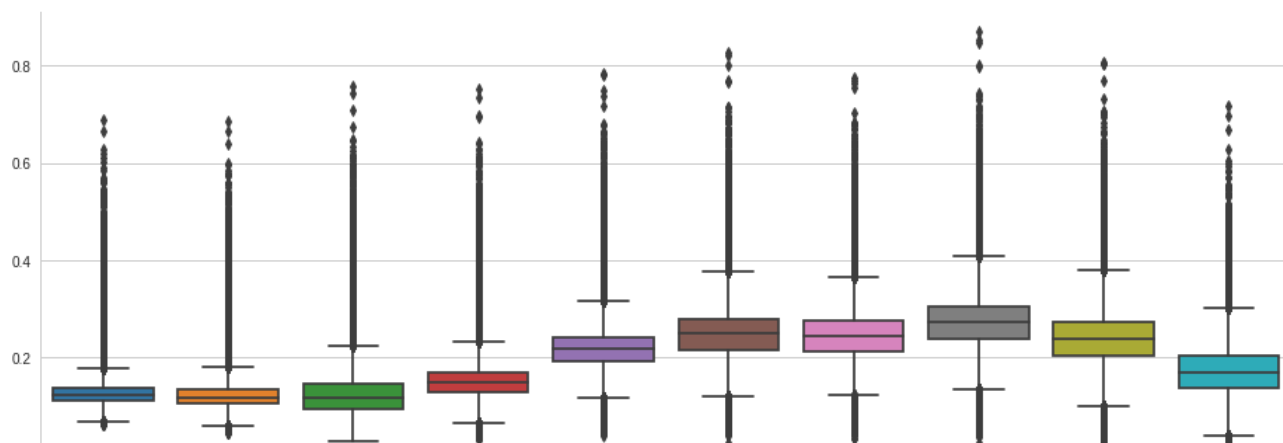
- osm_id: Variable numérica discreta con tipo de dato int64.
- date: Variable de fecha con tipo de dato object, acotadas a un período de tiempo entre el año 2017 a 2022.
- B02_median: Variable numérica continua con tipo de dato float64.
- ndvi_max: Variable numérica continua con tipo de dato float64.
- area_m2: Variable numérica continua con tipo de dato float64.

Outliers: ¿Existen *outliers* en las variables seleccionadas? (Note que en la presentación de los datos, esto parece estar presente en casi todos los casos)

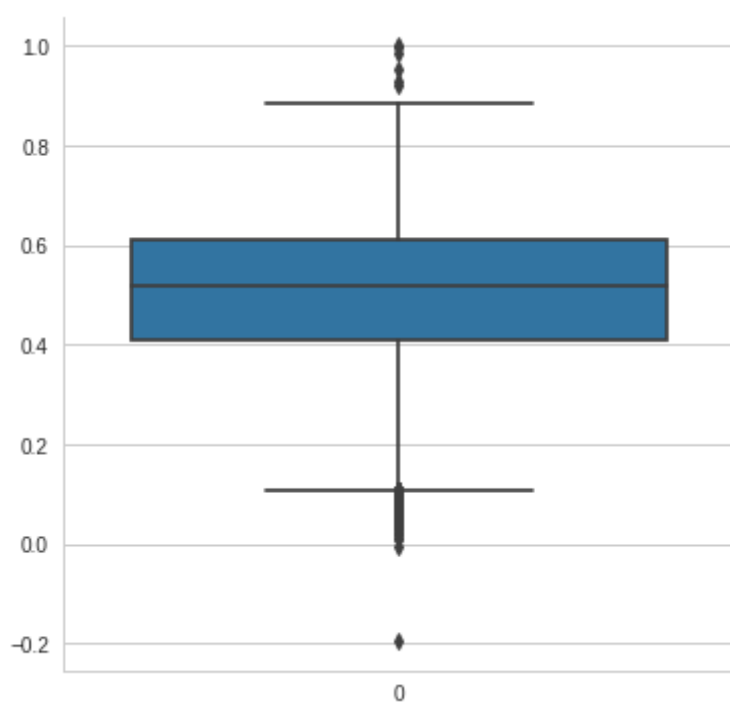
```
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
BANDS = ["B02", "B03", "B04", "B05", "B06", "B07", "B8A", "B08", "B11", "B12"]
TEST_COLS=[f"{B}_median" for B in BANDS]
df_bandas=df_.loc[:,TEST_COLS]
```

```
# Se contemplan todas las bandas a fines comparativos con la banda 02
plt.figure(figsize=(16, 6))
g = sns.boxplot(data=df_bandas)
sns.despine()
```



```
plt.figure(figsize=(6, 6))
g = sns.boxplot(data=df_["ndvi_max"])
sns.despine()
```



```
plt.figure(figsize=(16, 6))
sns.boxplot(x=df_["area_m2"], color='magenta');
```



```
# La distribución de la variable "area_m2" es difícil de apreciar mediante gráficos dada l
# Por ello, estimamos medidas de tendencia central para conocer mejor esta importante vari
df["area_m2"].describe().apply(lambda s: '{0:.2f}'.format(s))
```

```
count      208932.00
mean       12493.88
std        78957.30
min         422.60
25%        2066.56
50%        3812.18
75%        6644.79
max       1370630.49
Name: area_m2, dtype: object
```

- **osm_id:** Esta es una variable identificadora por lo que no tiene interés analizar outliers.
- **date:** Esta variable tiene valores en formato de fecha por lo que no se puede analizar la presencia de outliers.
- **B02_median:** Se observan una importante cantidad de outliers, lo cual es común al resto de las bandas.
- **ndvi_max:** Se observan outliers tanto en la parte superior como inferior de la distribución de valores.
- **area_m2:** Se observan valores muy grandes que contrastan con la mayoría de los observados. A pesar de ser valores atípicos, son valores razonables dada la heterogeneidad en el tamaño de los espacios verdes de una ciudad.

Valores Faltantes: ¿Existen? ¿Es mejor descartarlos o completarlos con un valor particular?
(Quizas le sirva responder la siguiente pregunta en primer lugar)

```
# Para detectar valores faltantes primero analizamos un reporte de pandas profiling:
# Análisis estadístico de bandas mediante pandas profiling
profileBandas = ProfileReport(df_bandas)
profileBandas.to_file('df_BandasReport.html')
files.download('df_BandasReport.html')
```

Summarize dataset:	24/24 [00:49<00:00, 2.68s/it,
100%	Completed]
Generate report structure:	1/1 [00:05<00:00,
100%	5.34s/it]
Render HTML · 100%	1/1 [00:04<00:00 4.09s/it]

```
# Análisis de las variables seleccionadas mediante pandas profiling
```

```
df_Vars=df_.loc[:,["B02_median", "osm_id", "date", "ndvi_max", "area_m2"]]
profileVars = ProfileReport(df_Vars)
profileVars.to_file('df_VarsReport.html')
files.download('df_VarsReport.html')
```

Summarize dataset:

19/19 [00:07<00:00, 1.87it/s,
Completed]

100%

Generate report structure:

1/1 [00:02<00:00,
2.60s/it]

100%

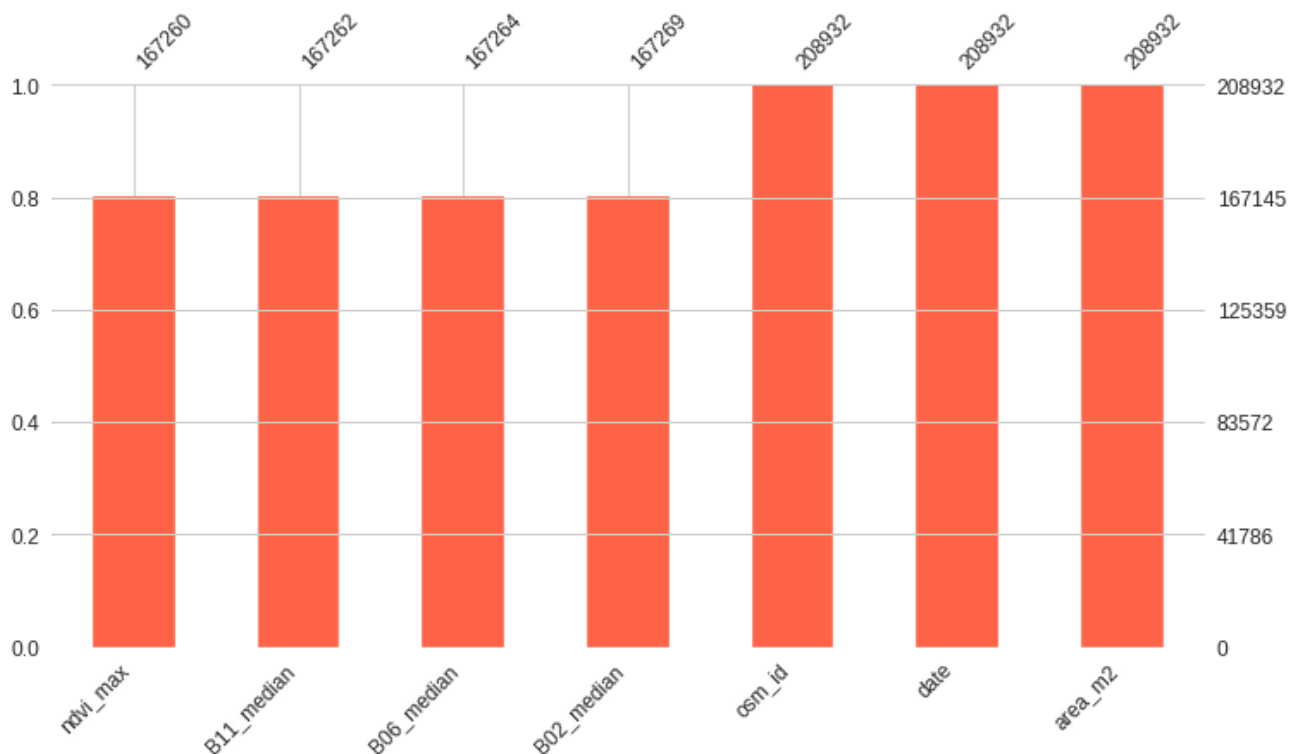
Render HTML · 100%

1/1 [00:00<00:00, 1.17it/s]

- osm_id: No tiene valores faltantes.
- date: No tiene valores faltantes.
- B02_median: Tiene casi un 20% de valores faltantes. Sin embargo, es algo propio de todas las bandas presentes en el dataset
- ndvi_max: Tiene casi un 20% de valores faltantes.
- area_m2: No tiene valores faltantes.

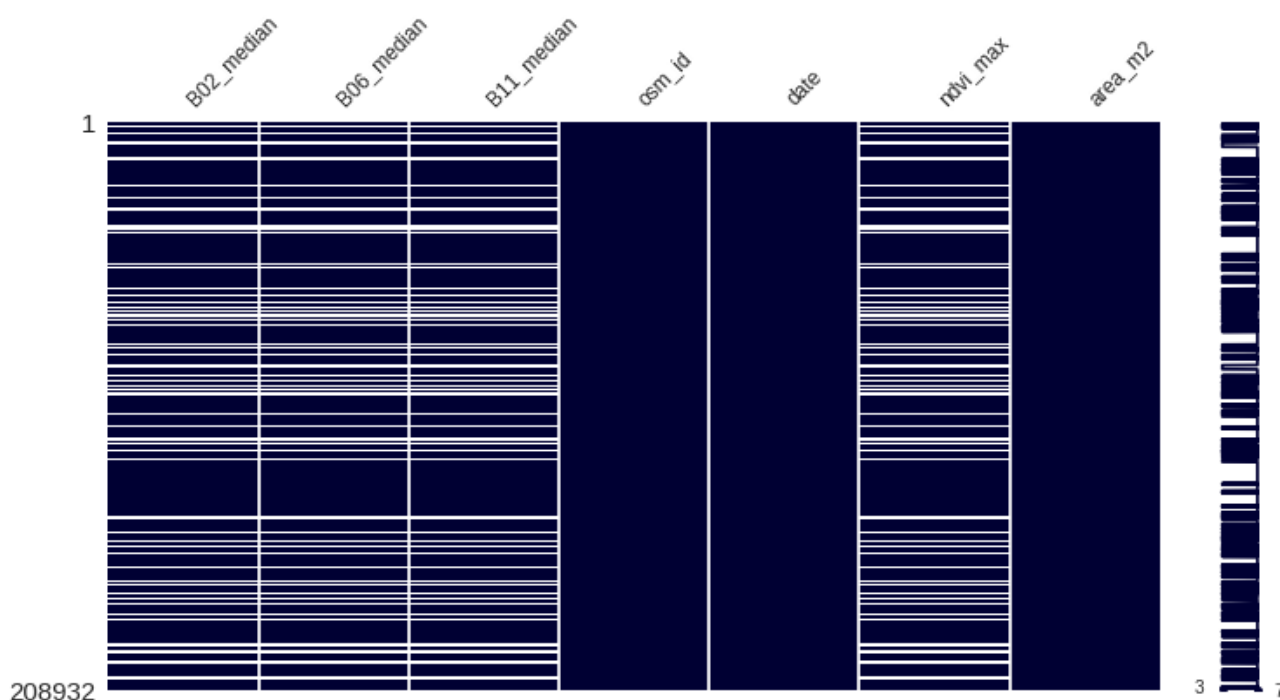
```
# Utilizamos la librería missingno para el análisis de datos faltantes
import missingno as msno
# Graficamos los datos faltantes de varias variables, incluidas las de interés
df_interest = df[["B02_median", "B06_median", "B11_median","osm_id", "date", "ndvi_max",
msno.bar(df_interest,figsize=(12, 6), sort="ascending",fontsize=12, color='tomato')
```

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f0d4f9d2bd0>




```
# Para analizar si hay una correlación entre los datos faltantes, graficamos una matrix
msno.matrix(df_interest,figsize=(12, 6), fontsize=12, color=[0,0,0.2])
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f0d4fa7f2d0>
```

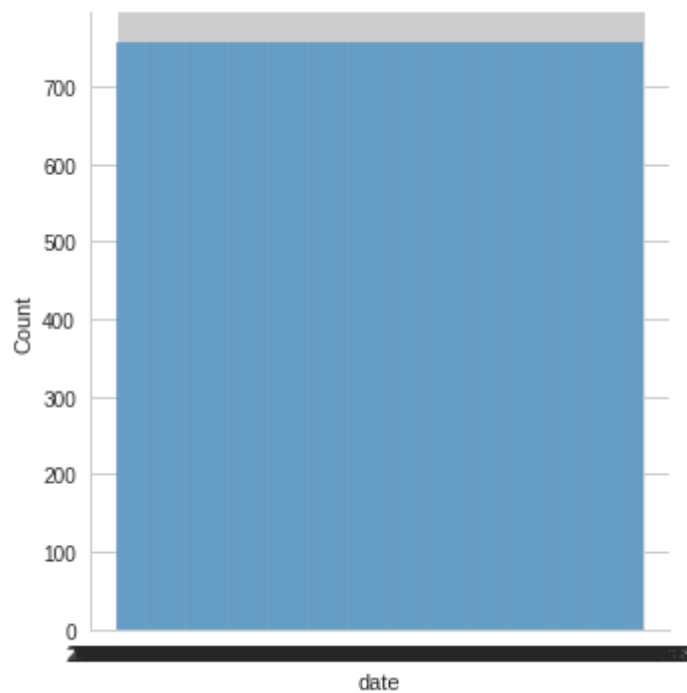


La primera gráfica mostró que existen el mismo porcentaje de valores faltantes para todas las bandas y el indicador analizado. La siguiente gráfica muestra claramente que hay correlación entre los valores faltantes por lo que la pérdida de datos obedece a un mismo causante. En el caso del indicador NDVI es lógico que se observe correlación con las bandas ya que este se construye en base a valores específicos de las bandas. En el caso de las bandas entre si, es posible que su correlación tenga que ver con que el instrumento del satélite falló en determinados momentos o que la alta presencia de nubes impidió obtener valores de todas las bandas. Por ende, es posible que sea debido a un error no aleatorio correspondiente a características no observadas. En respuesta a si es mejor descartar los registros con datos faltantes o imputarles un valor particular, entendemos que el descarte es necesario sino hay una forma razonable de estimar el dato faltante. La imputación podría realizarse mediante las técnicas específicas para series temporales, tales como Forward fill, Back fill e Interpolación lineal.

Distribucion de Valores: ¿Cómo es la *distribución* de las variables en el dataset? ¿Se parecen a alguna distribucion que recuerde? Son todas de la misma distribución?

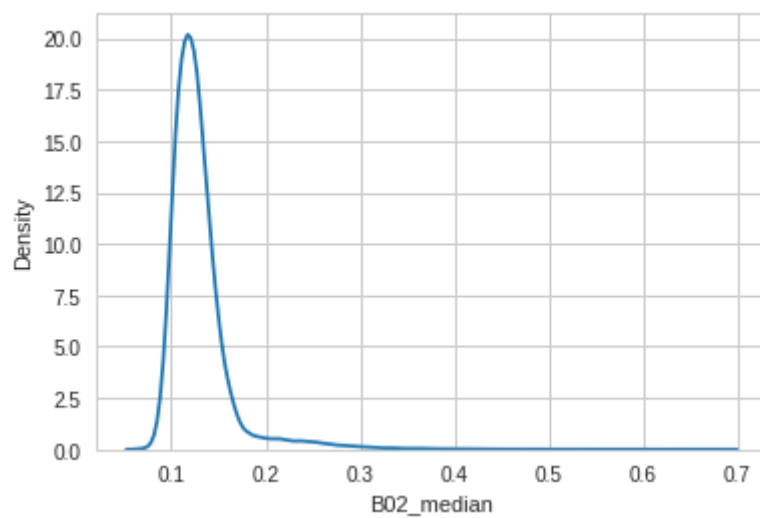
```
# Gráfica de la distribución de la variable date
sns.displot(df_['date'])
```

<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f0d4df13710>



```
# Gráfica de la distribución de la variable B02_median  
sns.kdeplot(df_['B02_median'])
```

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f0d50b36dd0>



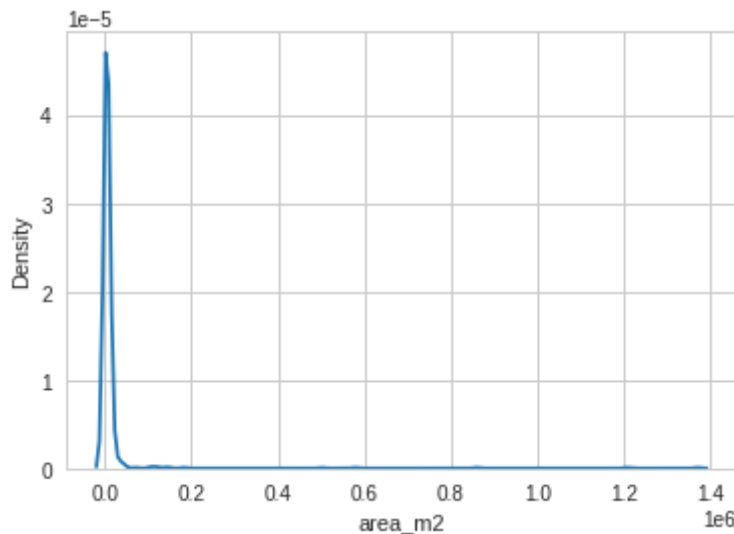
```
# Gráfica de la distribución de la variable ndvi_max  
sns.kdeplot(df_['ndvi_max'])
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f0d4d4c3fd0>
```



```
sns.kdeplot(df_['area_m2'])
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f0d4d3bb790>
```



- `osm_id`: Esta es una variable identificadora por lo que su distribución no tiene interés.
- `date`: Se cuenta con la misma cantidad de casos para todos los valores (fechas) por lo que es una distribución equiprobable.
- `B02_median`: La distribución parece ser de tipo normal con valores extremos a la derecha.
- `ndvi_max`: La distribución parece ser de tipo normal.
- `area_m2`: Aunque la mayoría de los valores conforman una distribución normal típica, hay un sego de distribución hacia la derechadado por la presencia de outliers.

Distribucion Condicionada: ¿Cómo es la distribución de una variable (cualquiera que haya elegido) condicionada a la variable temporal por ejemplo? ¿Tiene sentido utilizar la dependencia temporal cuando estamos intentando completar valores faltantes?

```
# Convertimos la columna de fecha de tipo object a datetime
from datetime import date
from datetime import datetime
df_['date'] = pd.to_datetime(df_['date'])
df_[["B02_median", "osm_id", "date", "ndvi_max", "area_m2"]].dtypes
```

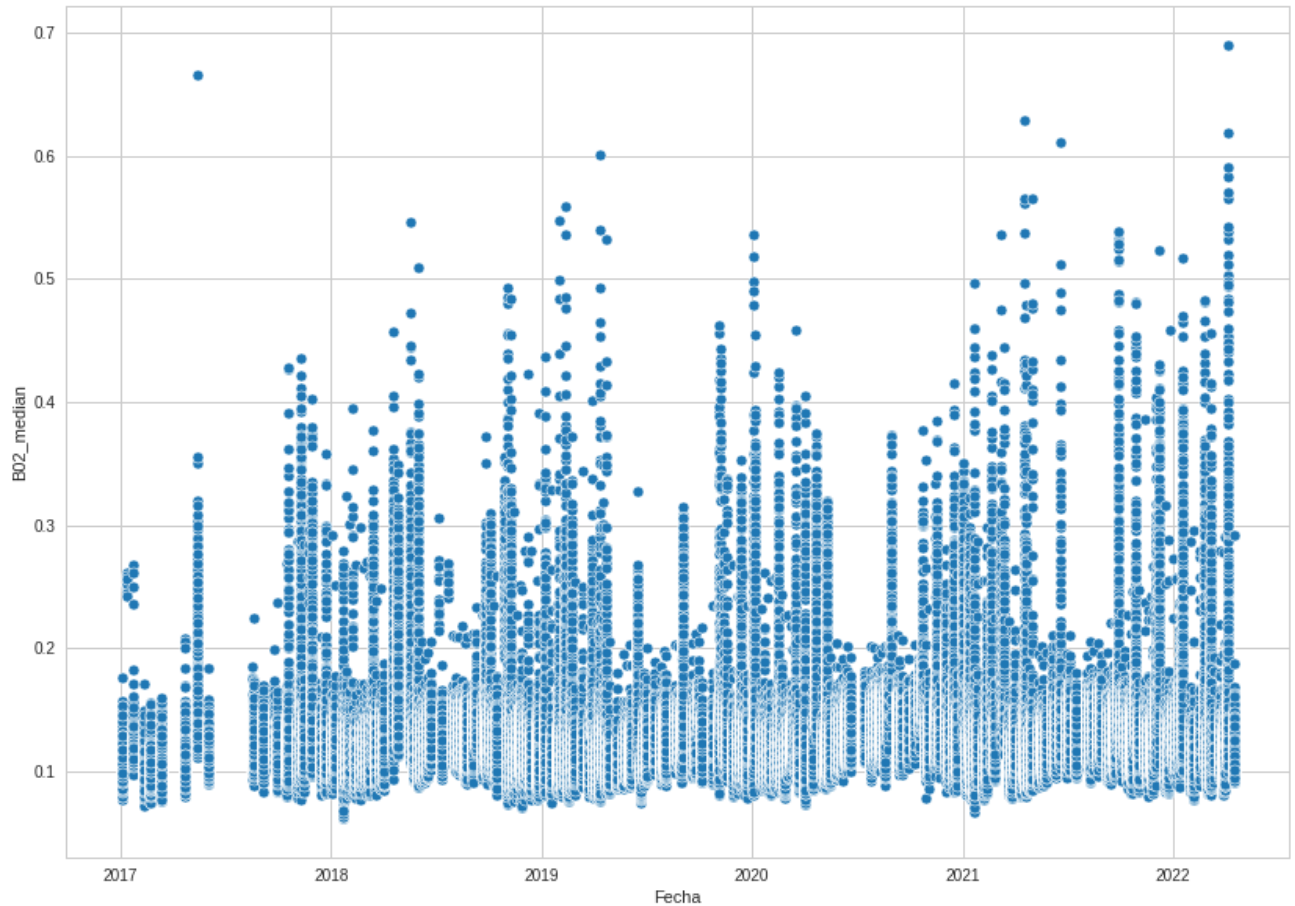
```
B02_median          float64
osm_id              int64
date                datetime64[ns]
ndvi_max            float64
area_m2             float64
dtype: object
```

```
# Graficamos las variables seleccionadas en función del tiempo
```

```
plt.figure(figsize=(14, 10))
sns.scatterplot(df['date'], df['B02_median'])
plt.xlabel("Fecha")
plt.ylabel("B02_median");
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:

Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid

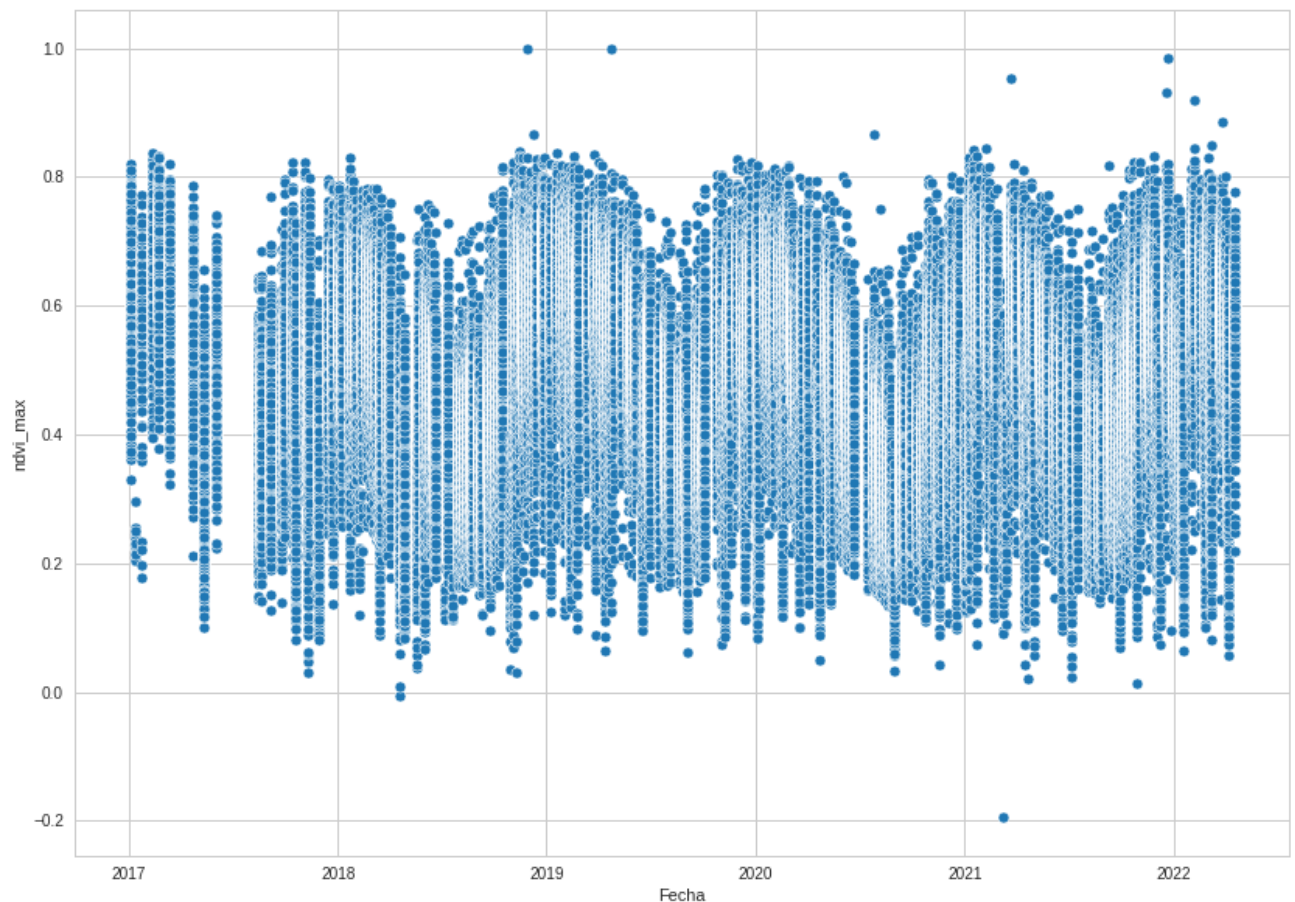


```
plt.figure(figsize=(14, 10))
sns.scatterplot(df['date'], df['ndvi_max'])
plt.xlabel("Fecha")
plt.ylabel("ndvi_max")
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:

Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid

Text(0, 0.5, 'ndvi_max')

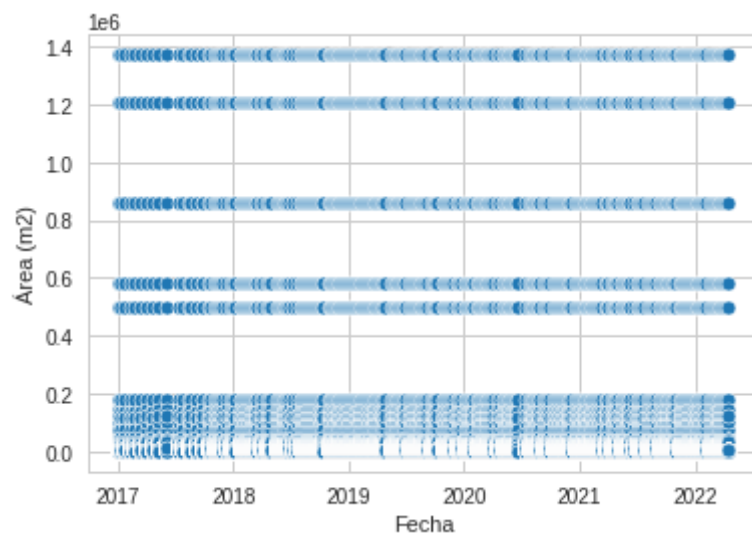


```
sns.scatterplot(df['date'], df['area_m2'])
plt.xlabel("Fecha")
plt.ylabel("Área (m2)")
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:

Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid

Text(0, 0.5, 'Área (m2)')



La distribución de las variables B02_median y ndvi_max en función del tiempo, muestran una fuerte alternancia intranual, con un patrón que parece repetirse entre años. Sin embargo, la excesiva cantidad de puntos hace necesario la realización de gráficas más específicas. Por otra parte, este tipo de gráficos, también resalta valores raros (ndvi_max = -0,2) que deberían ser eliminados. La última gráfica sobre la variable "area_m2" no muestra variación lo cual era esperable, salvo que hubiera sucedido el caso que aumentara o disminuyera la superficie de un espacio verde. En respuesta a la posibilidad de utilizar la dependencia temporal para la imputación de valores faltantes, parece ser una opción razonable dada la recurrencia anual en la alternancia de valores.

En caso de calcular estadísticos, explicar por qué lo hicieron y que buscaban obtener al calcularlos. Utilizar los gráficos apropiados para mostrar el análisis realizado.

Además:

- ¿Existe *correlación* entre variables? ¿Entre cuales es mas "intensa"? -> Considere utilizar [pandas-profiling](#)

El análisis mediante pandas profiling, permite detectar una alta correlación entre las medianas de las bandas 02, 03, 04 y 05 por un lado. También hay alta correlación entre las medianas de las bandas 06, 07, 08 y 8A. Finalmente, también muestran alta correlación las medianas de las bandas 11 y 12. Se destaca particularmente la "intensa" correlación entre las bandas 07 y 08.

- Analizar la dispersión de las bandas (para un estadístico, por ejemplo la media) a lo largo del tiempo. ¿La dispersión es la misma en todos los casos? ¿O existen bandas que "se dispersan" mas?

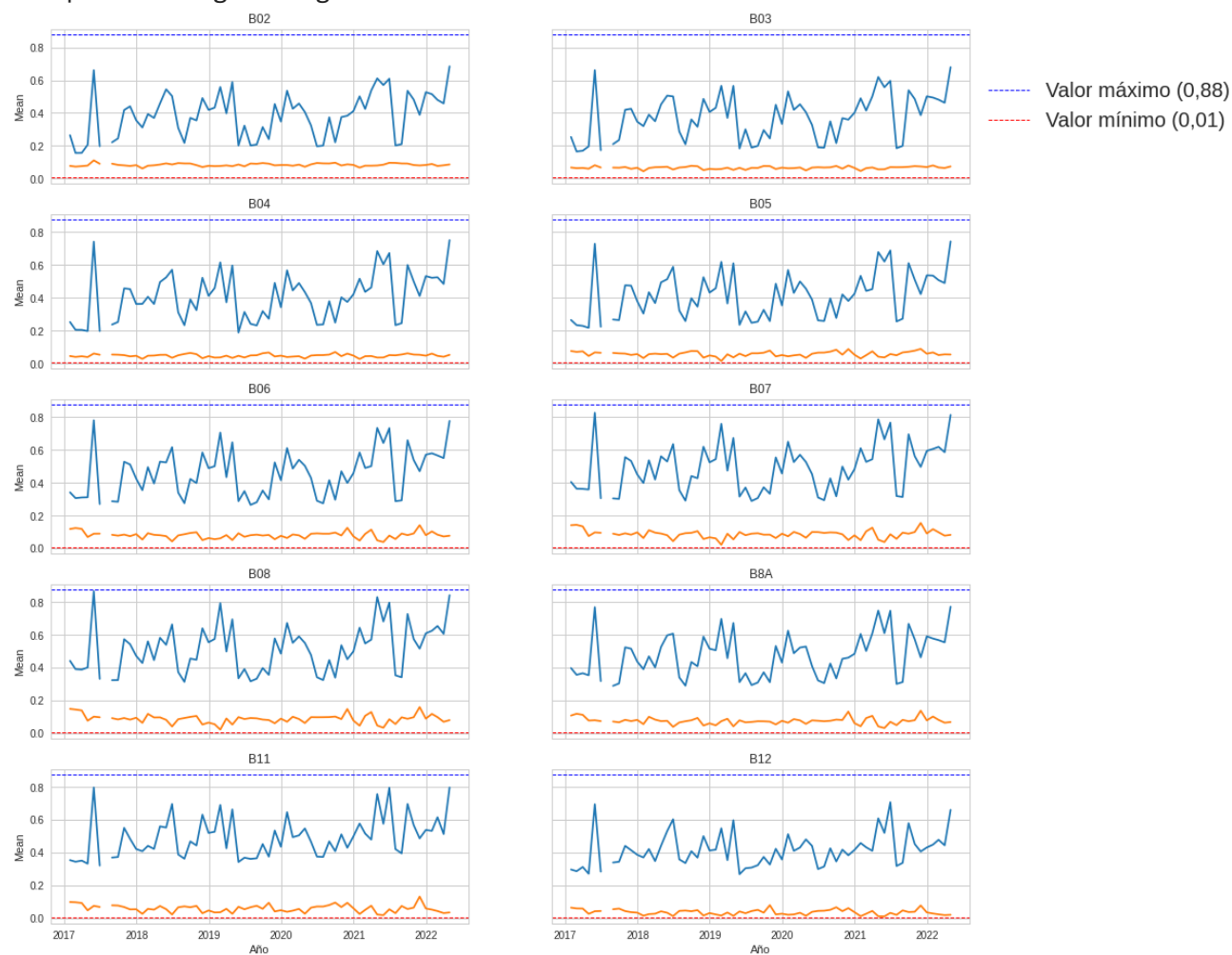
Utilizar gráficos que permitan visualizar de un modo simple las conclusiones.

```
# Graficamos la dispersión de cada una de las bandas a lo largo del tiempo agrupando por m
# Para facilitar la comparación se grafican todas las bandas en un mismo plot y se mantien
# Para facilitar la observación de la dispersión de valores, se grafican líneas segmentada
MeanB02= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B02_mean.agg([max, min])
MeanB03= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B03_mean.agg([max, min])
MeanB04= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B04_mean.agg([max, min])
MeanB05= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B05_mean.agg([max, min])
MeanB06= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B06_mean.agg([max, min])
MeanB07= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B07_mean.agg([max, min])
MeanB08= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B08_mean.agg([max, min])
MeanB8A= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B8A_mean.agg([max, min])
MeanB11= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B11_mean.agg([max, min])
MeanB12= df_.groupby(pd.Grouper(key='date', freq='M')).B12_mean.agg([max, min])
fig, ax = plt.subplots(nrows=5, ncols=2, figsize=(16, 16), sharex=True, sharey=True)
ax[0, 0].plot(MeanB02)
ax[0, 1].plot(MeanB03)
ax[1, 0].plot(MeanB04)
```



```
ax[1, 1].plot(MeanB05)
ax[2, 0].plot(MeanB06)
ax[2, 1].plot(MeanB07)
ax[3, 0].plot(MeanB08)
ax[3, 1].plot(MeanB8A)
ax[4, 0].plot(MeanB11)
ax[4, 1].plot(MeanB12)
ax[0, 0].set_title("B02")
ax[0, 1].set_title("B03")
ax[1, 0].set_title("B04")
ax[1, 1].set_title("B05")
ax[2, 0].set_title("B06")
ax[2, 1].set_title("B07")
ax[3, 0].set_title("B08")
ax[3, 1].set_title("B8A")
ax[4, 0].set_title("B11")
ax[4, 1].set_title("B12")
ax[4, 0].set_xlabel("Año")
ax[4, 1].set_xlabel("Año")
ax[0, 0].set_ylabel("Mean")
ax[1, 0].set_ylabel("Mean")
ax[2, 0].set_ylabel("Mean")
ax[3, 0].set_ylabel("Mean")
ax[4, 0].set_ylabel("Mean")
ax[0, 0].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[0, 0].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[0, 1].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1, label="Valor máximo (0
ax[0, 1].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1, label="Valor mínimo (0,
ax[1, 0].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[1, 0].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[1, 1].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[1, 1].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[2, 0].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[2, 0].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[2, 1].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[2, 1].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[3, 0].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[3, 0].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[3, 1].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[3, 1].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[4, 0].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[4, 0].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[4, 1].axhline(y=0.88, color='blue', linestyle='--', linewidth=1)
ax[4, 1].axhline(y=0.01, color='red', linestyle='--', linewidth=1)
ax[0,1].legend(loc='center left', bbox_to_anchor=(1, 0.5), fontsize=20)
```

<matplotlib.legend.Legend at 0x7f0d4d268210>



La dispersión de valores de media a lo largo del tiempo, muestra valores mínimos bastante similares entre las bandas. Por otra parte, las bandas 08 y 07 alcanzan valores de media evidentemente mas elevados que el resto de las bandas. Por ende, estas son las que alcanzan mayor dispersión de valores.

▼ Series temporales

Como las observaciones se encuentran indexadas en el tiempo, este tipo de datos se conocen como **series de tiempo**. Elija alguno de los espacios verdes mas conocidos (Parque Sarmiento por ejemplo) y responda:

- ¿Cual es el período de tiempo bajo análisis?

```
print(df[df['name'] == 'Parque Sarmiento']['date'].min())
print(df[df['name'] == 'Parque Sarmiento']['date'].max())
Inicio = df[df['name'] == 'Parque Sarmiento']['date'].min()
Final = df[df['name'] == 'Parque Sarmiento']['date'].max()
print('El período de tiempo bajo análisis es de', str(Final - Inicio))
```

```
2017-01-03 00:00:00
```

```
2022-04-17 00:00:00
```

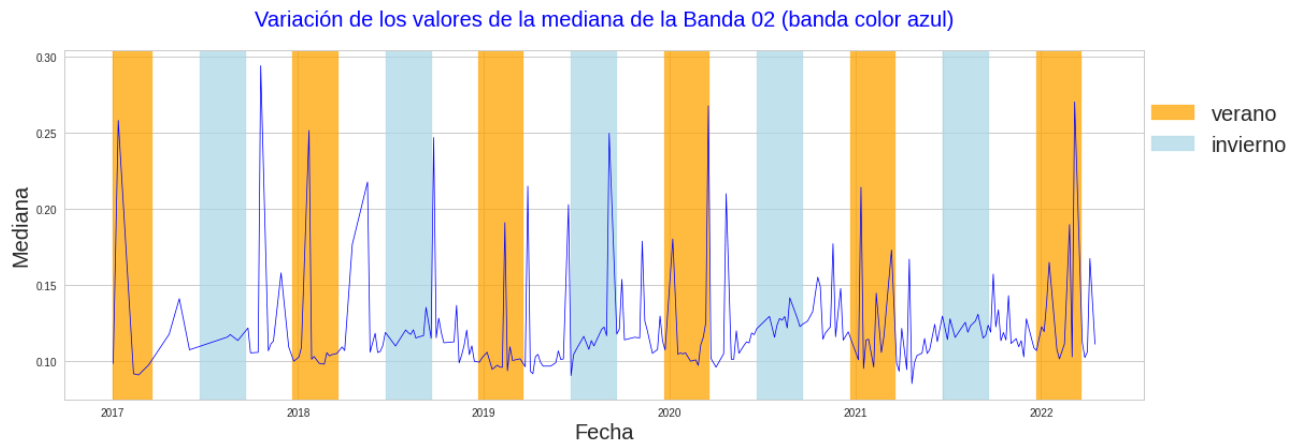
```
El período de tiempo bajo análisis es de 1930 days 00:00:00
```

- Elija una banda y un índice (B02 y NDVI, por ejemplo) ambos parecen seguir alguna estacionalidad? Es decir, sus valores parecen "repetirse" cada cierto periodo? (Para este analisis considere utilizar la mediana de todas las mediciones {_median}).

```
import matplotlib.dates as mdates # Esto sirve para manipular fechas en los gráficos
import datetime
Sarmiento = df[df['name'] == 'Parque Sarmiento']
fig, ax = plt.subplots(figsize=(18,6))
sns.lineplot(Sarmiento['date'], Sarmiento['B02_median'], color="blue", linewidth=0.75)
yearlist = ['2017', '2018', '2019', '2020', '2021', '2022']
for i in range(len(yearlist)):
    if yearlist[i] == '2017':
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(2017,1,3)), mdates.date2num(datetime.date
            color="orange",label="verano", alpha=0.75)
    if yearlist[i] == '2022':
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(2021,12,22)), mdates.date2num(datetime.da
            color="orange", alpha=0)
    else:
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(int(yearlist[i]),12,22)), mdates.date2nu
            , color="orange", alpha=0.75)
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(int(yearlist[i]),6,22)), mdates.date2num
            color="lightblue", alpha=0.75)
plt.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(2021,6,22)), mdates.date2num(datetime.dateti
plt.xlabel("Fecha", fontsize= 20)
plt.ylabel("Mediana", fontsize= 20)
plt.title("Variación de los valores de la mediana de la Banda 02 (banda color azul)", font
plt.tight_layout
plt.style.use('seaborn-whitegrid')
plt.legend(loc='upper right', bbox_to_anchor=(1.15, 0.9), fontsize=20);
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:

Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid

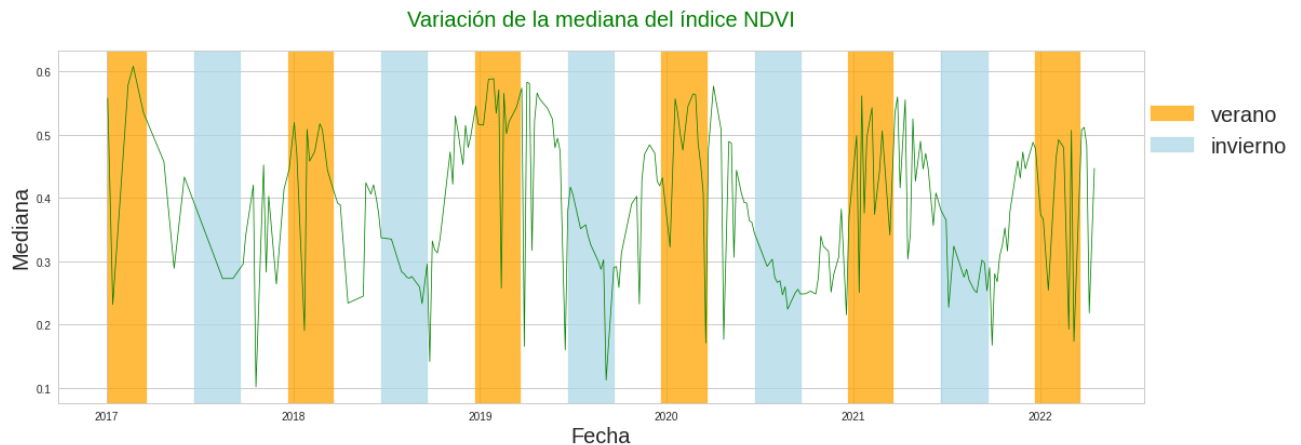


Al analizar la variación de los valores de la mediana para la banda 02, se observan picos anuales recurrentes en la estación estival, lo que sugiere estacionalidad de la variable. Cabe destacar que estos picos no aparecen en las mismas fechas para todos los años, sino que parecieran estar corridos. Por otra parte, el comportamiento estacional no parece tan claro en el resto de las estaciones, donde la presencia de picos y caídas dependen del año que se considere.

```
Sarmiento = df[df['name'] == 'Parque Sarmiento']
fig, ax = plt.subplots(figsize=(18,6))
sns.lineplot(Sarmiento['date'], Sarmiento['ndvi_median'], color="green", linewidth=0.75)
yearlist = ['2017', '2018', '2019', '2020', '2021', '2022']
for i in range(len(yearlist)):
    if yearlist[i] == '2017':
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(2017,1,3)), mdates.date2num(datetime.datetime(2017,12,22)),
                    color="orange",label="verano", alpha=0.75)
    if yearlist[i] == '2022':
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(2021,12,22)), mdates.date2num(datetime.datetime(2022,1,3)),
                    color="orange", alpha=0)
    else:
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(int(yearlist[i]),12,22)), mdates.date2num(datetime.datetime(int(yearlist[i]),1,3)),
                    color="orange", alpha=0.75)
        ax.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(int(yearlist[i]),6,22)), mdates.date2num(datetime.datetime(int(yearlist[i]),12,22)),
                    color="lightblue", alpha=0.75)
plt.axvspan(mdates.date2num(datetime.datetime(2021,6,22)), mdates.date2num(datetime.datetime(2021,12,22)),
            color="lightblue", alpha=0.75)
plt.xlabel("Fecha", fontsize= 20)
plt.ylabel("Mediana", fontsize= 20)
plt.title("Variación de la mediana del índice NDVI", fontsize= 20, color="green", position="center")
plt.tight_layout
plt.style.use('seaborn-whitegrid')
plt.legend(loc='upper right', bbox_to_anchor=(1.15, 0.9), fontsize=20);
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:

Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid



En el caso de la mediana del índice NDVI, la estacionalidad es más clara que en la mediana de la banda 02. Los picos de veranos son recurrentemente seguidos de un descenso progresivo en los valores de otoño, invierno y principios de primavera.

- Ahora extienda el análisis a todas las variables, ¿son estacionales? Todas tienen el mismo tipo de estacionalidad? **Nota:** En este punto y etapa no se espera un criterio estricto de estacionalidad sino mostrar que bajo algún criterio (por ejemplo boxplots "similares" por temporada, etc) parecen serlo.

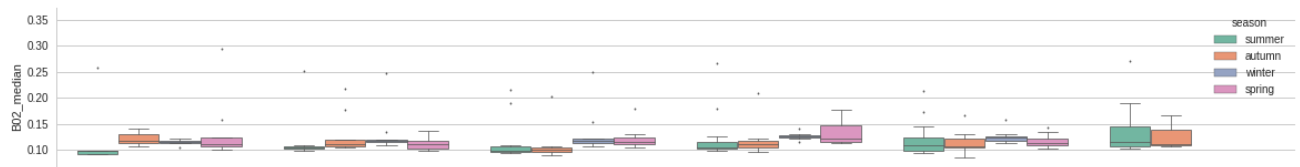
```
# Creamos columnas específicas para año, mes y día
Sarmiento['date'] = pd.to_datetime(Sarmiento['date'])
Sarmiento['year'] = Sarmiento['date'].dt.year
Sarmiento['month'] = Sarmiento['date'].dt.month
Sarmiento['day'] = Sarmiento['date'].dt.day
Month = Sarmiento['month']
Day = Sarmiento['day']
```

```
# Creamos la columna específica "season" para las estaciones del año
# Para ello, podríamos utilizar dos criterios: simplificado o astronómico
# El criterio astronómico considera el inicio y fin de las estaciones el 21 de diciembre,
# El criterio simplificado toma 3 meses completos para cada estación. Por ej. Verano está
# Este último contiene los datos de las 4 estaciones para un mismo año y es mejor para com
Seasons = []
for month, day in zip(Month, Day):
    if month in (1, 2, 3):
        season = 'summer'
    elif month in (4, 5, 6):
```

```
        season = 'autumn'
    elif month in (7, 8, 9):
        season = 'winter'
    else:
        season = 'spring'

# El código a continuación no se usa porque es el que se contempla para el criterio astron
''' if (month == 3) and (day > 20):
    season = 'autumn'
elif (month == 6) and (day > 20):
    season = 'winter'
elif (month == 9) and (day > 20):
    season = 'spring'
elif (month == 12) and (day > 20):
    season = 'summer' '''
Seasons.append(season)
Sarmiento['season']= Seasons

# Seleccionamos algunas bandas representativas (B02, B06 y B11) descartando las que tienen
fig, axes = plt.subplots(3, 1, figsize=(20,10), sharex=True, sharey= True)
sns.boxplot(ax=axes[0], x="year", y="B02_median", hue="season",
            data=Sarmiento, palette="Set2", fliersize=1, whis=1.5, linewidth=0.75)
sns.boxplot(ax=axes[1], x="year", y="B06_median", hue="season",
            data=Sarmiento, palette="Set2", fliersize=1, whis=1.5, linewidth=0.75)
sns.boxplot(ax=axes[2], x="year", y="B11_median", hue="season",
            data=Sarmiento, palette="Set2", fliersize=1, whis=1.5, linewidth=0.75)
sns.despine()
```

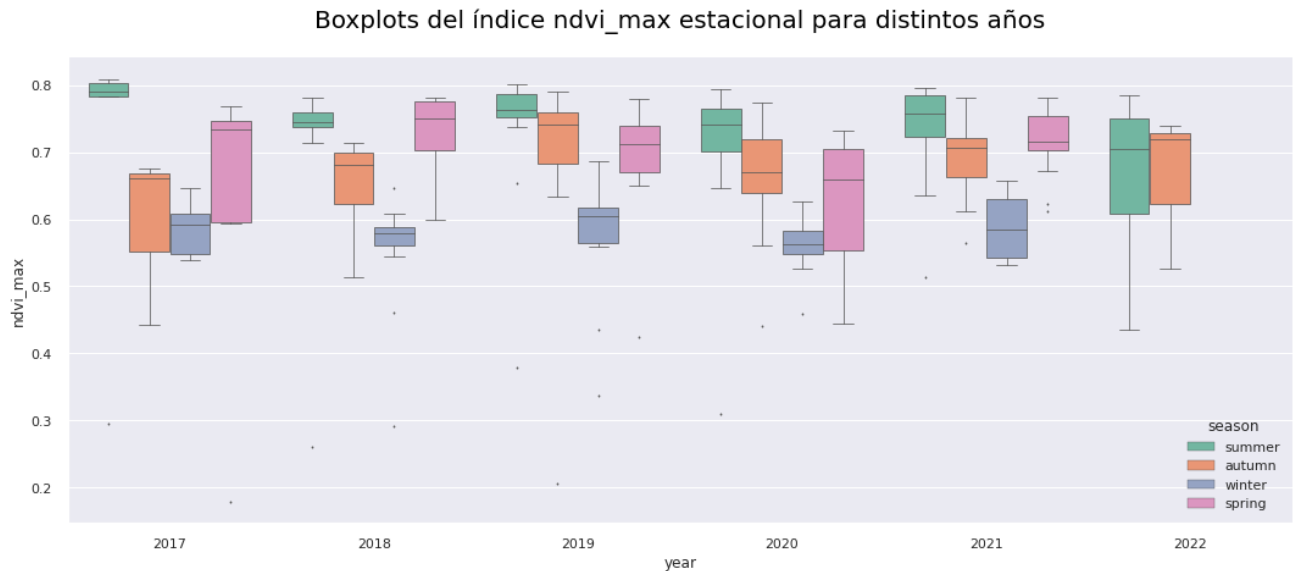
El gráfico previo incorpora nuevas bandas al análisis, relativizando la variación estacional observada anteriormente para la banda 2. Si bien, todas las bandas manifiestan cambios estacionales, las bandas 6 y 11 muestran cambios más importantes en términos absolutos. Por otra parte, la banda 6 es la que muestra una estacionalidad más semejante entre años, mientras que la banda 2 es la que tiene el comportamiento mas irregular entre años. Teniendo en cuenta que la vegetación responde a los cambios estacionales de temperatura y radiación, es posible que las bandas 6 y 11 representen mejor las variaciones de estos fenómenos meteorológicos.

- Seleccione un índice y grafique un boxplot para cada año. ¿Se mantiene inalterada en el tiempo la distribución? Que pasa si ese boxplot lo separa por estación (invierno, verano, otoño, primavera) y año son parecidas entre ellas en algun caso? Como se comportan año a año?

```
# Seleccionamos "ndvi_max" y realizamos la visualización de boxplots para cada año
plt.figure(figsize=(18,7))
sns.set(font_scale = 1)
g = sns.boxplot(x="year", y="ndvi_max", data=Sarmiento, palette="Set2", fliersize=1, whis=
plt.title("Boxplots del índice ndvi_max anual para distintos años", fontsize= 20, color="b
sns.despine()
```

Boxplots del índice ndvi_max anual para distintos años

```
# Visualización de boxplots para cada año con sus estaciones
plt.figure(figsize=(18,7))
sns.set(font_scale = 1)
g = sns.boxplot(x="year", y="ndvi_max", hue="season", data=Sarmiento, palette="Set2", flie
plt.title("Boxplots del índice ndvi_max estacional para distintos años", fontsize= 20, col
sns.despine()
```



Al analizar el boxplot del índice ndvi_max por año, es posible observar que la distribución cambia muy poco entre años. Sin embargo cuando los datos se separan por estación se observa una marcada variabilidad.

- Tiene sentido calcular outliers para todo el tiempo de la serie o debería segmentarse? Es decir, un outlier en otoño es lo mismo que en primavera o verano?

Para responder esta pregunta hacemos un análisis de los outliers sobre el límite superior de las distribuciones ya que parecen ser los mas evidentes. Tomamos como caso representativo la variable "ndvi_max" y los años 2017 y 2018. Cabe destacar que hasta ahora veníamos trabajando series temporales solo sobre los datos del **Parque Sarmiento**. A partir de aquí se trabaja con **toda la base de datos** ya que luego haremos evaluaciones que contemplan imágenes; y estas corresponden a toda la ciudad de Córdoba.

```
df_interest['date'] = pd.to_datetime(df_interest['date'])
df_interest['year'] = df_interest['date'].dt.year # Creamos columna que solo contenga el año
df_interest['month'] = df_interest['date'].dt.month # Creamos columna que solo contenga el mes
df_interest['day'] = df_interest['date'].dt.day # Creamos columna que solo contenga el día
Month = df_interest['month']
Day = df_interest['day']
```

```
# Creamos columna de estaciones
Seasons = []
for month, day in zip(Month, Day):
    if month in (1, 2, 3):
        season = 'summer'
    elif month in (4, 5, 6):
        season = 'autumn'
    elif month in (7, 8, 9):
        season = 'winter'
    else:
        season = 'spring'
    Seasons.append(season)
df_interest['season']=Seasons
```

```
# Creamos un dataframe por año
df_2017= df_interest[(df_interest['year'] == 2017)]
df_2017_summer= df_interest[(df_interest['year'] == 2017) & (df_interest['season'] == "summer")]
df_2017_autumn= df_interest[(df_interest['year'] == 2017) & (df_interest['season'] == "autumn")]
df_2017_winter= df_interest[(df_interest['year'] == 2017) & (df_interest['season'] == "winter")]
df_2017_spring= df_interest[(df_interest['year'] == 2017) & (df_interest['season'] == "spring")]

df_2018= df_interest[(df_interest['year'] == 2018)]
df_2018_summer= df_interest[(df_interest['year'] == 2018) & (df_interest['season'] == "summer")]
df_2018_autumn= df_interest[(df_interest['year'] == 2018) & (df_interest['season'] == "autumn")]
df_2018_winter= df_interest[(df_interest['year'] == 2018) & (df_interest['season'] == "winter")]
df_2018_spring= df_interest[(df_interest['year'] == 2018) & (df_interest['season'] == "spring")]
```

```
#calculamos rango intercuartil para determinar analíticamente los outliers
#Años 2017 y 2018
q1 = df_2017['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2017['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2017 = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2017_summer['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2017_summer['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2017_summer = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2017_autumn['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2017_autumn['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2017_autumn = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2017_winter['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2017_winter['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2017_winter = q3 + 1.5 * iqr
```

```
q1 = df_2017_spring['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2017_spring['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2017_spring = q3 + 1.5 * iqr
```

```
q1 = df_2018['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2018['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2018 = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2018_summer['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2018_summer['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2018_summer = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2018_autumn['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2018_autumn['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2018_autumn = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2018_winter['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2018_winter['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2018_winter = q3 + 1.5 * iqr
q1 = df_2018_spring['ndvi_max'].quantile(0.25)
q3 = df_2018_spring['ndvi_max'].quantile(0.75)
iqr = q3 - q1 #Interquartile range
ls_2018_spring = q3 + 1.5 * iqr
```

```
outl_2017= df_2017[(df_2017['ndvi_max'] >ls_2017)]
outl_2017_summer= df_2017_summer[(df_2017_summer['ndvi_max'] >ls_2017_summer)]
outl_2017_autumn= df_2017_autumn[(df_2017_autumn['ndvi_max'] >ls_2017_autumn)]
outl_2017_winter= df_2017_winter[(df_2017_winter['ndvi_max'] >ls_2017_winter)]
outl_2017_spring= df_2017_spring[(df_2017_spring['ndvi_max'] >ls_2017_spring)]
```

```
outl_2018= df_2018[(df_2018['ndvi_max'] >ls_2018)]
outl_2018_summer= df_2018_summer[(df_2018_summer['ndvi_max'] >ls_2018_summer)]
outl_2018_autumn= df_2018_autumn[(df_2018_autumn['ndvi_max'] >ls_2018_autumn)]
outl_2018_winter= df_2018_winter[(df_2018_winter['ndvi_max'] >ls_2018_winter)]
outl_2018_spring= df_2018_spring[(df_2018_spring['ndvi_max'] >ls_2018_spring)]
```

```
print("Cantidad de outliers sobre el límite superior de la distribución, para la variable ndvi")
print("El año 2017 en su conjunto, presenta", len(outl_2017), "outlier/s")
print("El verano del año 2017, presenta",len(outl_2017_summer), "outlier/s")
print("El otoño del año 2017, presenta",len(outl_2017_autumn), "outlier/s")
print("El invierno del año 2017, presenta",len(outl_2017_winter), "outlier/s")
print("La primavera del año 2017, presenta",len(outl_2017_spring), "outlier/s")
```

```
print("El año 2018 en su conjunto, presenta", len(outl_2018), "outlier/s")
print("El verano del año 2018, presenta",len(outl_2018_summer), "outlier/s")
print("El otoño del año 2018, presenta",len(outl_2018_autumn), "outlier/s")
print("El invierno del año 2018, presenta",len(outl_2018_winter), "outlier/s")
print("La primavera del año 2018, presenta",len(outl_2018_spring), "outlier/s")
```

```
Cantidad de outliers sobre el límite superior de la distribución, para la variable ndvi
El año 2017 en su conjunto, presenta 0 outlier/s
El verano del año 2017, presenta 0 outlier/s
El otoño del año 2017, presenta 0 outlier/s
```

```

El invierno del año 2017, presenta 26 outlier/s
La primavera del año 2017, presenta 0 outlier/s
El año 2018 en su conjunto, presenta 1 outlier/s
El verano del año 2018, presenta 1 outlier/s
El otoño del año 2018, presenta 0 outlier/s
El invierno del año 2018, presenta 35 outlier/s
La primavera del año 2018, presenta 1 outlier/s

```

Mediante el cálculo analítico de los outliers para el índice ndvi_max en los años 2017 y 2018 es posible afirmar que los outlier no son lo mismo si se calculan en un intervalo anual o por estaciones. Por ejemplo, en el año 2018 se registra un único outlier si es analizado en su conjunto, frente a la estación de invierno que presenta 22 outliers. Es por ello que el cálculo de dichos valores atípicos debería realizarse sobre segmentos de tiempo de la serie.

- Sobre datos faltantes, existe algun intervalo temporal en el cual esto parezca ser mas recurrente (observe [ab-initio-data-build](#) # Imagenes CBA) ?

Punto Extra: replique la imagen *cantidad de imágenes por fecha y nubosidad*, se le ocurre alguna forma alternativa de representarlo?

```

# Analizamos si los datos faltantes se encuentran dentro de un intervalo temporal recurrente
# Para ello, graficamos por separado cada año a fin de comparar las épocas donde existen d
# Agrupamos por "date" para contar con un solo valor por fecha, eligiendo un indicador cua
df_interest['day_of_year'] = df_interest['date'].dt.strftime('%j') # Creamos columna 'day_
df_interest['day_of_year'] = df_interest['day_of_year'].astype('int')
data2017 = df_interest[df_interest['year'] == 2017].groupby(df_interest['date']).agg(max)
data2018 = df_interest[df_interest['year'] == 2018].groupby(df_interest['date']).agg(max)
data2019 = df_interest[df_interest['year'] == 2019].groupby(df_interest['date']).agg(max)
data2020 = df_interest[df_interest['year'] == 2020].groupby(df_interest['date']).agg(max)
data2021 = df_interest[df_interest['year'] == 2021].groupby(df_interest['date']).agg(max)
# Utilizamos solo una variable (ndvi_max) ya que todas las demás están correlacionadas con
# Obtenemos una nueva columna "gaps" que mostrará un valor de 1 si hay datos en cada date.
data2017['gaps'] = data2017.ndvi_max/data2017.ndvi_max
data2018['gaps'] = data2018.ndvi_max/data2018.ndvi_max
data2019['gaps'] = data2019.ndvi_max/data2019.ndvi_max
data2020['gaps'] = data2020.ndvi_max/data2020.ndvi_max
data2021['gaps'] = data2021.ndvi_max/data2021.ndvi_max
# Comparamos los períodos donde faltan datos en cada año, utilizando como eje x común la v
from plotly.subplots import make_subplots
import plotly.graph_objects as go
fig = make_subplots(rows=5, cols=1, shared_xaxes=True, subplot_titles=('2017','2018','2019
fig.add_trace(go.Scatter(x=data2017['day_of_year'],y=data2017['gaps']), row=1, col=1)
fig.add_trace(go.Scatter(x=data2018['day_of_year'],y=data2018['gaps']), row=2, col=1)
fig.add_trace(go.Scatter(x=data2019['day_of_year'],y=data2019['gaps']), row=3, col=1)
fig.add_trace(go.Scatter(x=data2020['day_of_year'],y=data2020['gaps']), row=4, col=1)
fig.add_trace(go.Scatter(x=data2021['day_of_year'],y=data2021['gaps']), row=5, col=1)
fig.update_layout(showlegend=False)
fig.show()

```

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/ipykernel_launcher.py:4: SettingWithCopyWarnin
```

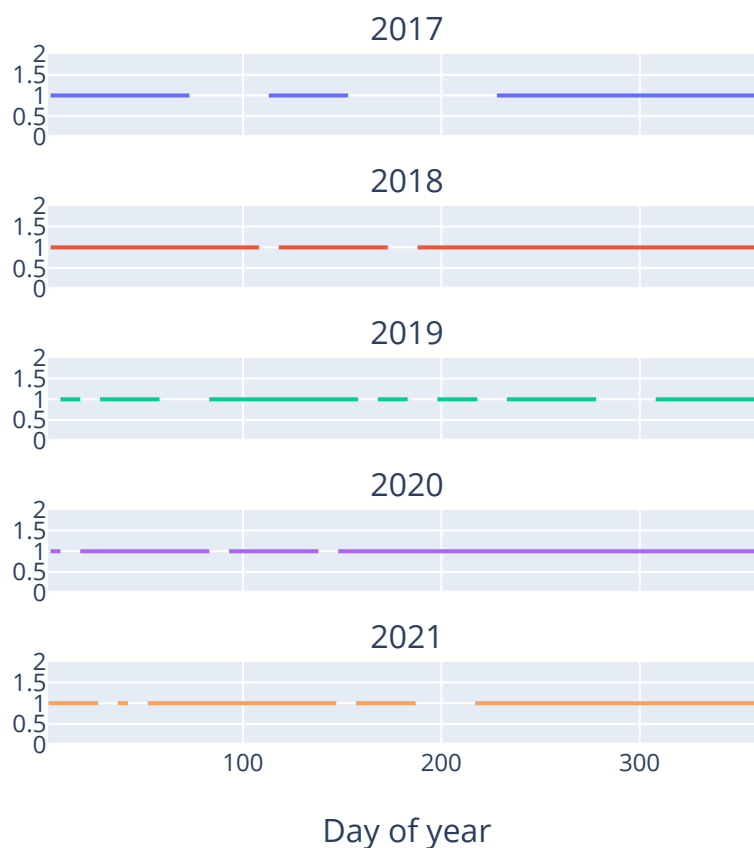
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using `.loc[row_indexer,col_indexer] = value` instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/using_indexers.html

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/ipykernel_launcher.py:5: SettingWithCopyWarnin
```

A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using `.loc[row_indexer,col_indexer] = value` instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/using_indexers.html



La gráfica anterior muestra que el faltante de datos no tiene un comportamiento recurrente en el tiempo, por lo que parece independiente de la época del año.

- Sobre los outliers, elija alguna banda o índice y compute los outliers (bajo algún criterio que le parezca razonable), ahora contraste los mismos (o el rango de los mismos) con la representación de los rasters (descargables desde: parches.rbg/cloud-mask), su elección de outliers parece sostenerse? O está desechando datos que podrían servir?

Para este ítem nos enfocaremos en el año 2018 y utilizaremos los resultados obtenidos de los outliers calculados para la variable ndvi_max en ítems anteriores. Consideramos el cálculo matemático necesario para la gráfica de los boxplots para los outliers por encima del límite superior y por debajo del límite inferior.

```
#Agregamos cálculo del límite inferior del boxplot (Anual y estacional)
li_2018 = q1 - 1.5 * iqr
li_2018_summer = q1 - 1.5 * iqr
li_2018_autumn = q1 - 1.5 * iqr
li_2018_winter = q1 - 1.5 * iqr
li_2018_spring = q1 - 1.5 * iqr
```

```
#Agregamos cálculo de outliers por debajo del límite inferior del boxplot (Anual y estacio
outli_2018= df_2018[(df_2018['ndvi_max'] < li_2018)]
outli_2018_summer= df_2018_summer[(df_2018_summer['ndvi_max'] < li_2018_summer)]
outli_2018_autumn= df_2018_autumn[(df_2018_autumn['ndvi_max'] < li_2018_autumn)]
outli_2018_winter= df_2018_winter[(df_2018_winter['ndvi_max'] < li_2018_winter)]
outli_2018_spring= df_2018_spring[(df_2018_spring['ndvi_max'] < li_2018_spring)]
```

Mostramos específicamente los outliers estacionales para el año 2018 y a modo de comparación las imágenes que se corresponden a los días que presentan outliers para los límites superior e inferior.

```
print("Outliers límite superior")
print(" Anual-2018      ")
print(outl_2018)
print("*****")
print("*****")
print(" Verano-2018      ")
print(outl_2018_summer)
print(" Otoño 2018      ")
print(outl_2018_autumn)
print(" Invierno 2018    ")
print(outl_2018_winter)
print(" Primavera 2018   ")
print(outl_2018_spring)
```

48608	0.10600	0.17140	0.21280	7322563	2018-09-25	0.726463
48693	0.14460	0.19140	0.19480	5969352	2018-09-25	0.689589
49061	0.12800	0.23040	0.29170	326255176	2018-09-25	0.721977
49307	0.11075	0.21835	0.22770	356703663	2018-09-30	0.693511
49354	0.11630	0.21450	0.27090	326255176	2018-09-30	0.758993
49364	0.11720	0.18090	0.23110	317726327	2018-09-30	0.664340
49449	0.10860	0.18570	0.25960	36895981	2018-09-30	0.660401
49594	0.10820	0.22630	0.23290	698755844	2018-09-30	0.672149
49671	0.12145	0.21350	0.25985	606162855	2018-09-30	0.690722
49711	0.11750	0.18240	0.19600	5969352	2018-09-30	0.699194
49791	0.09570	0.16270	0.19850	402045264	2018-09-30	0.676387
49867	0.11400	0.20170	0.24720	7319079	2018-09-30	0.690462
49893	0.09670	0.16220	0.20360	7322563	2018-09-30	0.770327
49909	0.10280	0.21330	0.23130	605311641	2018-09-30	0.680000

```

        area_m2 year month day season
40510 1.402430e+05 2018    7  12 winter
40627 1.207784e+06 2018    7  12 winter
40809 1.370630e+06 2018    7  12 winter
41680 1.370630e+06 2018    8   1 winter
42888 1.207784e+06 2018    8   6 winter
43115 1.370630e+06 2018    8   6 winter
43745 1.370630e+06 2018    8  11 winter
44543 1.370630e+06 2018    8  16 winter
44821 1.370630e+06 2018    8  21 winter
44906 1.207784e+06 2018    8  21 winter
45516 1.370630e+06 2018    8  26 winter
45668 1.207784e+06 2018    8  26 winter
46268 1.370630e+06 2018    9   5 winter
46424 1.207784e+06 2018    9   5 winter
46662 1.910268e+04 2018    9   5 winter
47716 1.370630e+06 2018    9  20 winter
47942 1.207784e+06 2018    9  20 winter
47983 2.471657e+04 2018    9  20 winter
48300 4.997443e+05 2018    9  20 winter
48331 2.654095e+04 2018    9  20 winter
48495 4.548279e+03 2018    9  25 winter
48608 1.370630e+06 2018    9  25 winter
48693 1.207784e+06 2018    9  25 winter
49061 4.997443e+05 2018    9  25 winter
49307 8.519614e+03 2018    9  30 winter
49354 4.997443e+05 2018    9  30 winter
49364 1.222655e+05 2018    9  30 winter
49449 7.656105e+03 2018    9  30 winter
49594 1.402430e+05 2018    9  30 winter
49671 2.471657e+04 2018    9  30 winter
49711 1.207784e+06 2018    9  30 winter
49791 7.511277e+03 2018    9  30 winter
49867 5.792948e+05 2018    9  30 winter
49893 1.370630e+06 2018    9  30 winter
49909 4.548279e+03 2018    9  30 winter
    Primavera 2018
        B02_median B06_median B11_median    osm_id    date ndvi_max \
57499      0.1234      0.273      0.2991  309277132 2018-11-29  0.999486

        area_m2 year month day season
57499 1602.647511 2018    11  29  spring

```

NOTA: Al comparar las fechas de outliers por encima del límite superior, tanto para el año completo como para cada estación, con las imágenes provistas en [parches rgb/cloud-mask](#), no encontramos imágenes para tales fechas.

```

print("Outliers límite inferior")
print(" Anual-2018      ")
print(outli_2018)
print("*****")
print("*****")
print(" Verano-2018      ")
print(outli_2018_summer)

```

```
print("    Otoño 2018    ")
print(outli_2018_autumn)
print("    Invierno 2018    ")
print(outli_2018_winter)
print("    Primavera 2018    ")
print(outli_2018_spring)
```

[706 rows x 11 columns]

```
Invierno 2018
      B02_median  B06_median  B11_median  osm_id  date  ndvi_max  \
39415    0.21520    0.21220    0.23430  297088657  2018-07-07  0.192878
39416    0.23985    0.24230    0.29325  297087629  2018-07-07  0.132356
39424    0.23060    0.24190    0.25250  294441755  2018-07-07  0.163724
39445    0.27130    0.27305    0.31200  301743416  2018-07-07  0.119540
39515    0.21900    0.21815    0.26005  319517035  2018-07-07  0.138496
...
49678    0.15745    0.22435    0.33430  751430168  2018-09-30  0.216477
49701    0.13840    0.18060    0.27740  821641113  2018-09-30  0.198394
49816    0.10420    0.09470    0.10740    6747400  2018-09-30  0.191748
49861    0.24300    0.25020    0.32010  378493007  2018-09-30  0.194168
49937    0.11515    0.19920    0.25880  543996058  2018-09-30  0.239339

      area_m2  year  month  day  season
39415  37448.703608  2018     7     7  winter
39416  10124.310128  2018     7     7  winter
39424   4258.407881  2018     7     7  winter
39445   6059.972179  2018     7     7  winter
39515   2095.023014  2018     7     7  winter
...
49678   5264.469562  2018     9    30  winter
49701   3010.963102  2018     9    30  winter
49816   1397.742182  2018     9    30  winter
49861   1329.386879  2018     9    30  winter
49937   1137.526173  2018     9    30  winter
```

[627 rows x 11 columns]

```
Primavera 2018
      B02_median  B06_median  B11_median  osm_id  date  ndvi_max  \
49975    0.23760    0.32600    0.35575  574488115  2018-10-05  0.220579
49976    0.24490    0.33270    0.37670  574488123  2018-10-05  0.233719
49982    0.20555    0.29265    0.34250  531119000  2018-10-05  0.216211
49986    0.29385    0.37755    0.42960  535060231  2018-10-05  0.185061
49988    0.21020    0.31310    0.36105  543996058  2018-10-05  0.235384
...
58979    0.10085    0.09820    0.08610  605976685  2018-12-09  0.227347
59407    0.13405    0.19380    0.23270  684429027  2018-12-14  0.219731
60905    0.29675    0.36870    0.41235  235413820  2018-12-29  0.219315
61166    0.33235    0.45470    0.50580  447274435  2018-12-29  0.237261
61167    0.39060    0.47770    0.52590  447273858  2018-12-29  0.184437

      area_m2  year  month  day  season
49975   2238.117618  2018    10     5  spring
49976  11168.183447  2018    10     5  spring
49982   4044.613144  2018    10     5  spring
49986   8531.975364  2018    10     5  spring
49988   1137.526173  2018    10     5  spring
...
58979   2270.314784  2018    12     9  spring
59407   2968.346272  2018    12    14  spring
```

60905	2406.557272	2018	12	29	spring
61166	1450.660713	2018	12	29	spring
61167	1916.501695	2018	12	29	spring

[227 rows x 11 columns]

Al analizar los outliers por encima del límite superior observamos que estos no tenían imágenes para poder comparar. Para los outliers por debajo del límite inferior observamos que se corresponden tanto para imágenes con nubes como sin nubes. También pudimos observar que las fechas para outliers por encima del límite superior tenían fechas coincidentes para outliers por debajo del límite inferior. Es decir, que la fecha dada que se corresponde con un outlier por encima del límite superior siempre encuentra un outlier por debajo del límite inferior para dicha fecha. Luego de este análisis podemos afirmar que si deseamos datos que se corresponden con imágenes para outliers por encima del límite superior, estaríamos cometiendo un error ya que dichas imágenes no se encuentran y no podemos afirmar algo respecto a ellas. Si deseamos imágenes por debajo del límite inferior estaríamos descartando imágenes que no presentan nubes, por ejemplo. Es probable que el índice ndvi_max no sea un buen candidato para calcular outliers para poder comparar con imágenes RGB (las imágenes RGB son composiciones de tres bandas de color).

Imagen que se corresponde con un outlier por encima del límite superior y por debajo del límite inferior

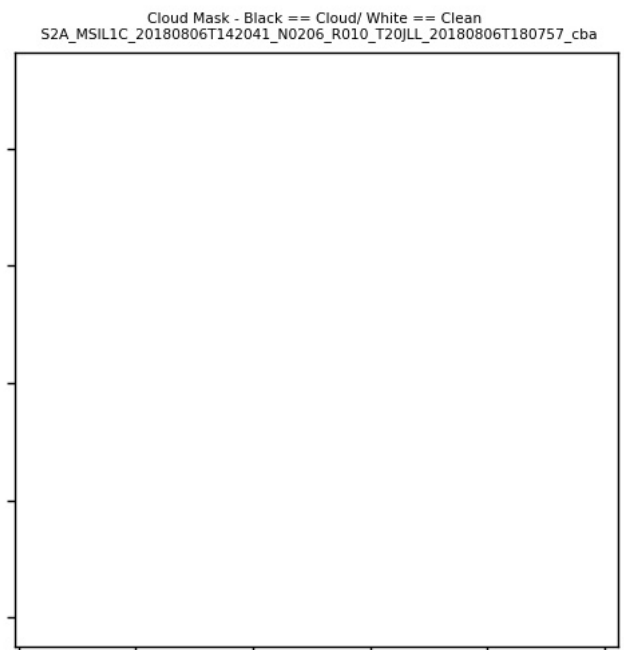
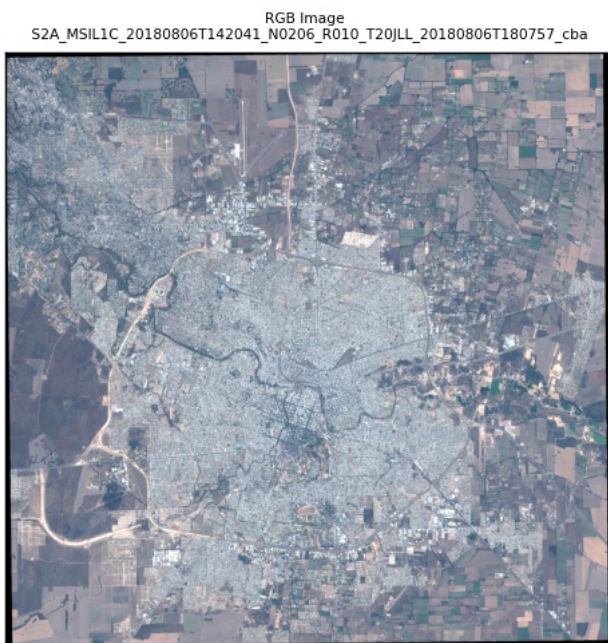
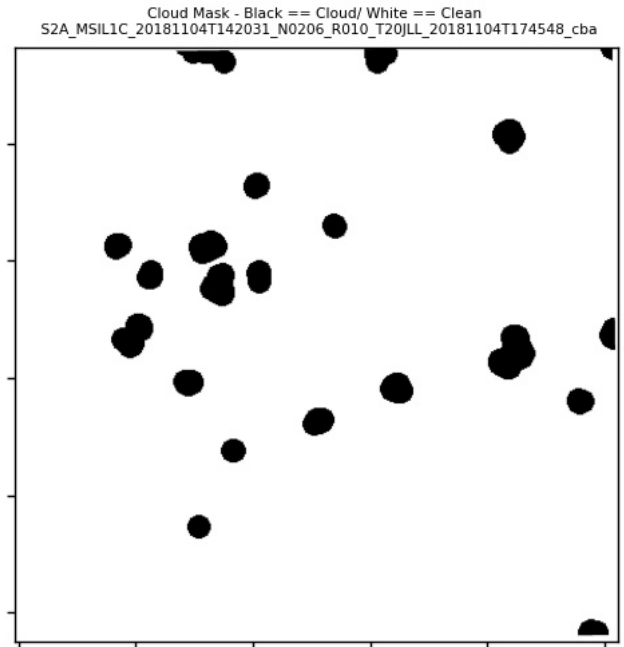


Imagen que se corresponde únicamente con un outlier por debajo del límite inferior

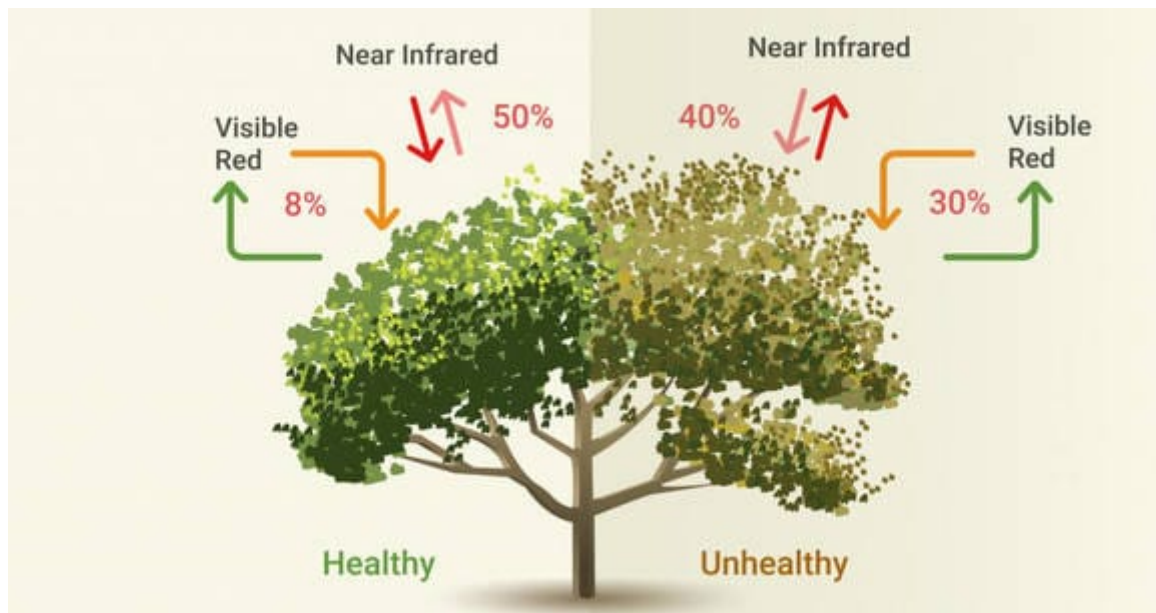


- **Punto Extra:** Explique el índice NDVI, y su aplicabilidad para observar la evolución de cultivos. ¿Esto nos serviría para monitorear plazas y parques?

▼ Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada es un indicador simple de biomasa fotosintéticamente activa o, en términos simples, un cálculo de la salud de la vegetación. Este índice puede utilizarse para diferenciar la vegetación de otros tipos de cobertura del suelo (artificial) y determinar su estado general. También permite definir y visualizar áreas con vegetación en el mapa, así como detectar cambios anormales en el proceso de crecimiento.

El índice NDVI se obtiene comparando matemáticamente la cantidad de luz roja visible absorbida y la luz infrarroja cercana reflejada. Esto es posible debido a que el pigmento de clorofila en una planta sana absorbe la mayor parte de la luz roja visible, mientras que la estructura celular de una planta refleja la mayor parte de la luz infrarroja cercana. Esto significa que una alta actividad fotosintética, comúnmente asociada con vegetación densa, tendrá menos reflectancia en la banda roja y mayor reflectancia en el infrarrojo cercano. Al observar cómo estos valores se comparan entre sí, se puede detectar y analizar de manera confiable la cubierta vegetal por separado de otros tipos de coberturas naturales del suelo.



Los valores del NDVI varían de -1 a 1. Los valores negativos corresponden a áreas con superficies de agua, estructuras artificiales, rocas, nubes, nieve; el suelo desnudo generalmente cae dentro del rango de 0.1 a 0.2; y las plantas siempre tendrán valores positivos entre 0.2 y 1. El dosel de vegetación sano y denso debería estar por encima de 0.5, y la vegetación dispersa probablemente caerá dentro de 0.2 a 0.5. Sin embargo, es solo una regla general y siempre debe tenerse en cuenta la temporada, el tipo de planta y las peculiaridades regionales para saber exactamente cómo se comportan los valores de NDVI.

▼ Aplicabilidad en la evolución de los cultivos

El NDVI mide el estado y la salud de los cultivos o el vigor de los cultivos, es decir que es un indicador de verdor y además tiene una fuerte correlación con la biomasa verde, que es indicativa de crecimiento. También se sabe que este índice tiene una fuerte correlación con las etapas fenológicas del cultivo (emergido, madurez, cosecha). Sin embargo, existen ciertas limitaciones. Por ejemplo, durante las primeras etapas del crecimiento del cultivo, cuando el área de hojas verdes es pequeña, los resultados del NDVI son muy sensibles a los efectos de fondo del suelo. El NDVI también puede saturarse en etapas posteriores, cuando los cultivos alcanzan el cierre del dosel y producir resultados inexactos.

Fuente: [EARTH OBSERVING SYSTEM](#)

Monitoreo de plazas y parques

Dado que es posible medir la biomasa y evaluar el estado y la salud de los cultivos, pensamos que sería posible monitorear plazas y parques utilizando el índice NDVI. Deberíamos poder realizar análisis de cómo va variando este índice a lo largo del año.

- **Punto Extra:** Se le ocurre alguna forma de normalizar los datos para hacernos independientes de los años (pero si mantener la estacionalidad)?
- **Punto Extra:** El tipo de sensor que estamos considerando esta afectado fuertemente por las condiciones luminicas, puede encontrar algún par de {imagenes, indices} que parezcan representar esta situación? Para ello deberia seleccionar imagenes cercanas temporalmente (misma semana o mes, sin nubes) y obtener sus indices. Podria concluir algo a partir de eso? O le hacen falta mas datos? (Respuesta preliminar: la informacion brindada parece ser insuficiente)
- ¿Dado un indice, es capaz de encontrar algun rango temporal en el cual parezca romperse la estacionalidad? (Esto lo podria intentar contrastar con las imagenes en rgb para ello le recomendamos que elija un espacio verde extenso)
- Le parece que existen espacios verdes que no sean susceptibles de ser monitoreados via las bandas o indices?

Dado que la resolución espacial aplicada es de 10 metros, es posible que espacios verdes muy pequeños (<50 metros cuadrados), no sean pasibles de ser analizados con suficiente precisión. Esto es porque dentro de cada pixel de 10 x 10 metros puede haber otros elementos como fuentes, bancos, hamacas, pasarelas, etc. que desvirtúen el valor de reflectancia y generen "ruido" en el análisis. Esto también está presente en grandes superficies, pero en estos casos es más común la presencia de espacios verdes libres de "ruidos", con lo cual se diluye su interferencia al realizar el análisis global del sitio.

Punto Extra: Podria generar condiciones o criterios (tamaño, reflectancia en alguna banda, etc) que nos indiquen si un dado espacio es monitoreable (o no) via imágenes satelitales?

▼ Conclusiones

Se considerará como positivo la capacidad de generar conclusiones o analisis que permitan construir nuevo conocimiento en base a los datos provistos. Respecto a las conclusiones, se espera que a partir de los puntos [3] y [4] hayan podido conocer el dataset y tener una idea (linea de acción) para mitigar o atacar temas tales como:

- Outliers?
- Faltantes de datos?
- Todas las variables son relevantes?
- etc

No hay límites respecto a la extensión, pero se valorará el poder de síntesis y de comunicación, así como el uso de las herramientas pertinentes..

El dataset cuenta con una enorme cantidad de variables que en su mayoría no tendrían utilidad para un análisis de la salud de la vegetación, ya que por ejemplo las bandas por si solas no contribuyen con información relevante para el monitoreo. No obstante, las bandas son insumos para el cálculo del índice NDVI que sí aporta información clave para el presente estudio. Luego, hay otras variables indispensables como los identificadores de registro y el nombre de cada espacio verde. Por su parte, la columna de fechas permite los análisis de la serie temporal. Por último, el área de cada espacio verde también es un indicador relevante para analizar las posibilidades de monitorear un determinado sitio.

El análisis del dataset también permitió detectar outliers, los cuales en su mayoría parecen ser simplemente valores altos de indicadores y bandas propios de la estación del año que se analice. Sin embargo, se detectaron algunos valores negativos que no son posibles físicamente y que deberían ser tratados previo a continuar el uso de la base de datos.

En cuanto a los valores faltantes, parece haber una causa común para su ausencia ya que están altamente correlacionados. No obstante, esto no parece ser un problema de recurrencia estacional. Es importante investigar las causas antes de proceder a la eliminación de los registros completos o a la imputación de nuevos valores.

✓ 0 s se ejecutó 16:52

