

# **Geoinformática**

Pablo López-Ramírez

1/4/23

# Table of contents

<b>Prefacio</b>	<b>4</b>
<b>Introducción</b>	<b>5</b>
Organización del libro . . . . .	5
 <b>I    Geoinformática: las herramientas básicas</b>	 <b>6</b>
<b>1    Transformación de datos</b>	<b>8</b>
1.1 Limpieza de los datos . . . . .	10
1.2 Descripciones de los datos . . . . .	14
1.3 Creación de variables . . . . .	15
1.3.1 Modificar valores . . . . .	16
1.3.2 Eliminar columnas . . . . .	17
1.3.3 Buscando datos . . . . .	18
1.4 Ordenar valores . . . . .	19
1.5 Exploración Visual . . . . .	20
1.6 Organizando los datos . . . . .	25
1.7 Agrupamiento, Transformación y Agregación . . . . .	29
1.8 Para Practicar . . . . .	34
 <b>2    Limpieza y transformación de datos de COVID-19 en México</b>	 <b>36</b>
2.1 Aplanado de datos . . . . .	38
2.2 Manejo de fechas . . . . .	47
2.3 Exportar datos . . . . .	50
2.3.1 Tarea . . . . .	51
 <b>3    Automatización</b>	 <b>52</b>
3.1 Preproceso . . . . .	54
3.2 Preprocesar usando nuestras funciones . . . . .	57
3.3 Guardando el resultado . . . . .	58
 <b>4    Curvas epidémicas</b>	 <b>59</b>
4.0.1 Curva de casos confirmados . . . . .	60
4.0.2 Curva de defunciones . . . . .	65
4.0.3 Combinando las dos gráficas . . . . .	66

4.0.4 Hospitalizaciones . . . . .	69
<b>II Geoinformática en R</b>	<b>72</b>
<b>5 Introducción a R</b>	<b>74</b>
<b>6 Summary</b>	<b>75</b>
<b>References</b>	<b>76</b>

# Prefacio

Para nosotros en CentroGeo, la computación no es sólo una herramienta para ayudarnos a resolver diferentes problemas geoespaciales; la computación es una parte integral del proceso de análisis y una forma de *pensar* en geografía. Ser capaz de programar nos permite liberarnos de los algoritmos, técnicas y configuraciones que se incluyen en el software (comercial o abierto) para el análisis de datos geográficos y pensar los problemas de forma diferente. Abrir la posibilidad de automatizar los procesos de análisis no sólo hace más eficiente nuestro trabajo, sino que también nos permite pensar en los problemas de forma diferente, de forma *computacional*. Con el fin de ayudar a nuestros estudiantes (y a estudiantes o profesionales de otras instituciones) a adquirir las herramientas técnicas básicas para poder llevar a cabo tareas de análisis de datos geoespaciales en Python o en R hemos creado este libro.

Este libro es (por lo pronto, pretende ser) una compilación de materiales educativos sobre Geoinformática. Busca funcionar como un apoyo para profesores interesados en impartir cursos relacionados con el uso de herramientas de programación para el análisis de datos geográficos o bien, para estudiantes independientes que busquen complementar su formación de manera autodidacta.

El libro y el material incluido se distribuye bajo una licencia Creative Commons, de forma que todo mundo es libre de utilizarlo y modificarlo de acuerdo a sus propias necesidades, siempre citando la fuente original.

Este libro fue creado con Quarto.

Para aprender más sobre quarto, visita: <https://quarto.org/docs/books>.

# Introducción

Este libro es una introducción a las principales herramientas de Python y R para el Análisis Espacial, está pensado como una primera aproximación y se centra en el uso de las herramientas más que en los conceptos de análisis.

El libro busca dar a los lectores un entendimiento intuitivo de las posibilidades, limitaciones y capacidades de las herramientas geoinformáticas y su aplicación en el Análisis Espacial, sin detallar extensivamente en el transfondo matemático o teórico de los métodos estudiados. En este sentido, el curso asume que los estudiantes cuentan con nociones básicas de programación y estadística y, preferentemente, de Análisis Espacial.

Los temas elegidos fueron escogidos para brindar a los estudiantes de un panorama amplio, mas no completo, de las herramientas, tanto tecnológicas como matemáticas de la geoinformática. La idea es que, aún si no se conocen todas las técnicas y métodos existentes, los estudiantes adquieran la formación necesaria para entender los conceptos básicos, el funcionamiento general de las herramientas computacionales y sean capaces de adaptarlos a sus propios proyectos. De esta forma el curso busca establecer una base para que, en un futuro, los estudiantes investiguen más a profundidad los temas que se relacionen con sus intereses particulares.

## Organización del libro

El libro está (estará) organizado en dos grandes secciones: una dedicada a Python y otra a R. Está organizado como un conjunto de talleres. En cada taller se revisarán algunas ideas detrás del análisis de datos geospaciales con énfasis en las herramientas y técnicas computacionales. Cada taller contiene todo el código necesario y las explicaciones básicas.

## **Part I**

# **Geoinformática: las herramientas básicas**

En esta parte del libro vamos a tratar de cubrir los fundamentos técnicos del procesamiento, análisis y visualización de datos geoespaciales con Python.

Para seguir los talleres vas a necesitar varios conjuntos de datos que puedes descargar de [aquí](#).

El libro está desarrollado a partir de [Notebooks de Jupyter](#), de forma que lo más natural es que vayas siguiendo el desarrollo del libro utilizando estos notebooks.

La forma más sencilla de instalar Jupyter y las librerías que estaremos utilizando es utilizando el gestor de paquetes [conda](#), que nos permite instalar fácilmente paquetes de Python sin preocuparnos por dependencias del sistema.

Existen varias formas de instalar y trabajar con conda. Para usuarios de Windows quizá lo más sencillo sea instalar el paquete de cómputo científico [Anaconda](#). Anaconda contiene, además del gestor de paquetes [conda](#), muchas librerías ya preinstaladas por lo que puede resultar un poco excesivo en tamaño.

Para trabajar de mejor forma en Python es recomendable crear *environments* de trabajo. Un *environment* es algo así como una instalación independiente de Python que contiene todo lo necesario para el desarrollo de un proyecto específico. A continuación les dejo un par de tutoriales en video para aprender a trabajar con *environments* de [conda](#):

[Anaconda Beginners Guide for Linux and Windows - Python Working Environments Tutorial](#)

[Master the basics of Conda environments in Python](#)

Finalmente, [conda](#) viene configurado por defecto para utilizar los repositorios de [Anaconda, Inc.](#). La empresa provee acceso a sus repositorios sin ningún costo, sin embargo en este repositorio no siempre se encuentran las versiones más actualizadas y completas que vamos a necesitar. Para evitar dificultades les recomiendo utilizar los repositorios de [conda-forge](#), acá les dejo un tutorial:

[Tutorial conda-forge](#)

# 1 Transformación de datos

Las bases de datos provenientes de situaciones reales son problemáticas; contienen datos faltantes, diferentes estructuras, etcétera. En general, para analizar un conjunto de datos primero es necesario transformarlos, ya sea para corregir errores o para ajustarlos a un formato que se adapte mejor a los métodos de análisis que queremos utilizar.

Dentro del análisis de datos en general y especialmente en el análisis de datos geoespaciales, una buena parte del tiempo y esfuerzo se consume en tareas relacionadas con la limpieza y transformación de datos. Dado lo extenuantes y relevantes que son estas tareas, es sorprendente encontrar que existen muy pocas publicaciones referentes a los patrones, técnicas y buenas prácticas existentes para una eficiente limpieza, manipulación y transformación de los datos.

En este taller nos vamos a enfocar en utilizar bases de datos provenientes del mundo real para aprender cómo leerlas usando bibliotecas de Python, de modo que puedan ser transformadas y manipuladas con el fin de ser eventualmente analizadas.

El primer paso es importar todas las librerías que vamos a utilizar:

```
import os
import pandas as pd
import seaborn as sns
import numpy as np
```

- `os` Provee de múltiples utilidades del sistema
- `pandas` La librería fundamental para la transformación de datos en Python
- `seaborn` Herramientas para generar gráficas estadísticas
- `numpy` la librería básica de análisis numérico y vectorial

---

Vamos a utilizar los datos del *Censo de Población y Vivienda 2020* de INEGI. Trabajaremos con los datos a nivel AGEB para la Ciudad de México. Una AGEB se define como un *Área Geográfica ocupada por un conjunto de manzanas perfectamente delimitadas por calles, avenidas, andadores o cualquier otro rasgo de fácil identificación en el terreno y cuyo uso de suelo es principalmente habitacional, industrial, de servicios, etc..* Las AGEB's son la unidad básica de representatividad del Marco Geoestadístico Nacional, son lo suficientemente pequeñas para



representar la variabilidad espacial, pero lo suficientemente grandes para mantener la privacidad de la población y disminuir efectos de ruido estadístico.

Los datos son [publicados por INEGI](#) en un archivo en formato csv que contiene diferentes agregaciones geográficas en el mismo archivo. Para entenderlo bien, vamos a abrirlo:

**i** Note

El archivo con los datos lo encuentras en la carpeta de datos del libro con el nombre `conjunto_de_datos_ageb_urbana_09_cpv2020.zip`

**⚠** Warning

Dentro de este libro, la convención es que los datos están guardados en la carpeta `datos/` relativa al notebook que se esté ejecutando.

```
db = pd.read_csv('datos/conjunto_de_datos_ageb_urbana_09_cpv2020.zip',
                 dtype={'ENTIDAD': object,
                       'MUN': object,
                       'LOC': object,
                       'AGEB': object})

db.head()
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC
0	09	Ciudad de México	000	Total de la entidad Ciudad de México	0000	Total de la entidad
1	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0000	Total del municipio
2	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total de la localidad
3	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana
4	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Azcapotzalco

La librería [Pandas](#) es la que provee la funcionalidad para trabajar con datos *tabulares* en Python. La estructura fundamental de Pandas es el [DataFrame](#), podemos pensar en los DataFrames como hojas de Excel, con columnas *nombradas* que funcionan como índices para las variables y filas para las observaciones.

Para leer el archivo utilizamos el método `read_csv()` de los DataFrames de Pandas. El parámetro `dtype` que le pasamos a la función nos asegura que ciertas columnas se lean con un tipo de datos especial, en este caso como `object`, para asegurarnos que no se lean como números y perdamos identificadores, vamos a regresar a esto más adelante.

La columna que nos interesa ahorita es `NOM_LOC`, esta nos ayuda a distinguir los datos que vienen en cada fila: las filas etiquetadas con `Total AGEB urbana` contienen los conteos para

cada AGEB de todas las variables, entonces, nuestra primera tarea es filtrar la base y quedarnos sólo con las columnas que en la columna `NOM_LOC` dice `Total AGEB urbana`.

```
db = db.loc[db['NOM_LOC'] == 'Total AGEB urbana']
db.head()
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
3	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0010	0
30	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0025	0
82	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	003A	0
116	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0044	0
163	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0097	0

Lo que hicimos aquí fue utilizar el selector `loc` de pandas para seleccionar las filas que queremos, pasándole el filtro que nos interesa, en este caso `db['NOM_LOC'] == 'Total AGEB urbana'`

## 1.1 Limpieza de los datos

Hasta aquí lo que tenemos es un `DataFrame` con todas las variables del censo agregadas por AGEB. Ahora, para poder realizar análisis a partir de esta base de datos, necesitamos asegurarnos de que los datos son del tipo correcto, es decir, si vamos a hacer cuentas, los datos deben ser de tipo `float` o `int`. Utilicemos entonces la *propiedad* `db.dtypes` para *preguntar* los tipos de datos.

```
db.dtypes
```

```
ENTIDAD      object
NOM_ENT      object
MUN          object
NOM_MUN      object
LOC          object
...
VPH_CVJ      object
VPH_SINRTV   object
VPH_SINLTC   object
VPH_SINCINT  object
VPH_SINTIC   object
Length: 230, dtype: object
```

Como podemos ver, no sólo las columnas que pedimos que leyera como `object` las leyó así, también las demás columnas. Esto se puede deber a que tienen codificados valores faltantes con caracteres especiales, por lo que pandas no pudo convertirlos automáticamente en números.

Para entender esto un poco mejor, vamos a leer el diccionario de datos del censo.

#### Note

También pueden explorar el archivo en excel, para verlo con más calma

```
diccionario = pd.read_csv('datos/diccionario_datos_ageb_urbana_09_cpv2020.csv', skiprows=3)
diccionario
```

	Núm.	Indicador	Descripción
0	1	Clave de entidad federativa	Código que identifica a la entidad federativa
1	2	Entidad federativa	Nombre oficial de la entidad federativa.
2	3	Clave de municipio o demarcación territorial	Código que identifica al municipio o demarcación
3	4	Municipio o demarcación territorial	Nombre oficial del municipio o demarcación
4	5	Clave de localidad	Código que identifica a la localidad al interi.
...	...	...	...
225	218	Viviendas particulares habitadas que disponen ...	Viviendas particulares habitadas que tienen
226	219	Viviendas particulares habitadas sin radio ni ...	Viviendas particulares habitadas que no cue
227	220	Viviendas particulares habitadas sin línea tel...	Viviendas particulares habitadas que no cue
228	221	Viviendas particulares habitadas sin computado...	Viviendas particulares habitadas que no cue
229	222	Viviendas particulares habitadas sin tecnológi...	Viviendas particulares habitadas que no cue

#### Warning

Fíjense como pasamos `skiprows=3` para leer el diccionario del censo. Esto le dice a pandas que el header (los nombres de las columnas), vienen en el cuarto renglón.

A partir de este diccionario podemos ver que hay varias formas de codificar valores faltantes: '999999999', '99999999', '\*' y 'N/D'.

Para poder convertir todas estas columnas en numéricas tenemos que reemplazar todos esos valores por la forma en la que se expresan los datos faltantes en Pandas, utilizando el valor *Not a Number* de numpy. Para hacer este reemplazo vamos a usar la función `replace` de Pandas, que toma como argumento el valor que queremos reemplazar y el valor por el cual lo queremos reemplazar:

```
db = (db
      .replace('999999999', np.nan)
      .replace('99999999', np.nan)
      .replace('*', np.nan)
      .replace('N/D', np.nan))
```

¡Esta fue una instrucción complicada!

Pero no es realmente difícil. Como hemos visto hasta aquí, los métodos de los DataFrames en general regresan otros DataFrames con el resultado de la operación, esto nos permite *encadenar* métodos, de forma que cuando hacemos `db.replace('999999999', np.nan).replace('99999999', np.nan)`, el segundo `replace` opera sobre el resultado del primero y así sucesivamente. Este encadenamiento de métodos nos ayuda a escribir código más fácil de leer.

Ahora ya tenemos todos los valores faltantes codificados adecuadamente, sin embargo aún nos falta convertirlos a números ¿verdad?

```
db.dtypes
```

```
ENTIDAD      object
NOM_ENT      object
MUN          object
NOM_MUN      object
LOC          object
...
VPH_CVJ      object
VPH_SINRTV   object
VPH_SINLTC   object
VPH_SINCINT  object
VPH_SINTIC   object
Length: 230, dtype: object
```

La forma normal de cambiar el tipo de datos de una columna es utilizar el método `astype`

```
db['VPH_CVJ'].astype('float').dtypes
```

```
dtype('float64')
```

### Note

Aquí no estamos asignando el resultado de la operación a ninguna variable, el resultado de esta operación no modifica el valor de los datos.

Así podríamos ir cambiando columna por columna, pero como estamos programando ¡nos gusta hacer las cosas en bruto!

En el diccionario de datos tenemos los nombres de todas las variables, entonces podemos utilizar estos nombres para seleccionar todas las columnas que contienen datos numéricos y cambiar su tipo en el DataFrame. Fíjense que las primeras 8 filas del diccionario contienen los identificadores geográficos:

```
diccionario.head(8)
```

	Núm.	Indicador	Descripción
0	1	Clave de entidad federativa	Código que identifica a la entidad federativa....
1	2	Entidad federativa	Nombre oficial de la entidad federativa.
2	3	Clave de municipio o demarcación territorial	Código que identifica al municipio o demarcaci...
3	4	Municipio o demarcación territorial	Nombre oficial del municipio o demarcación ter...
4	5	Clave de localidad	Código que identifica a la localidad al interi...
5	6	Localidad	Nombre con el que se reconoce a la localidad d...
6	7	Clave del AGEB	Clave que identifica al AGEB urbana, al interi...
7	8	Clave de manzana	Clave que identifica a la manzana, al interior...

Las demás filas contienen los nombres (y descripciones) de las variables del Censo.

```
campos_datos = diccionario.loc[8:,] ['Mnemónico']
campos_datos
```

```
8      POBTOT
9      POBFEM
10     POBMAS
11     P_OA2
12     P_OA2_F
...
225    VPH_CVJ
226    VPH_SINRTV
227    VPH_SINLTC
228    VPH_SINCINT
```

```
229      VPH_SINTIC
Name: Mnemónico, Length: 222, dtype: object
```

Aquí utilizamos una vez más el método `loc` para seleccionar filas en nuestros datos. En esta ocasión seleccionamos las filas por *índice* (en este momento nuestro índice es simplemente el número de fila, más adelante usaremos índices diferentes), la selección `loc[8:,]` simplemente quiere decir *todas las columnas para las filas de la 9 en adelante*.

También estamos seleccionando una única columna al hacer `['Mnemónico']`, el resultado de esta selección ya no es un `DataFrame`, es una [Serie](#). Las series son las estructuras que usa Pandas para guardar una sólo columna (o fila).

Las Series se pueden utilizar (igual que las listas) para seleccionar columnas de un `DataFrame`, entoinces, ahora sí podemos cambiar todos los tipos de datos de una sola vez.

```
db[campos_datos] = db[campos_datos].astype('float')
db.dtypes
```

```
ENTIDAD      object
NOM_ENT      object
MUN          object
NOM_MUN      object
LOC          object
...
VPH_CVJ      float64
VPH_SINRTV   float64
VPH_SINLTC   float64
VPH_SINCINT   float64
VPH_SINTIC   float64
Length: 230, dtype: object
```

## 1.2 Descripciones de los datos

Pandas nos provee una serie de métodos para obtener descripciones generales de la tabla. Podemos usar el método `info` para obtener una descripción general de la estructura de la tabla y el espacio que ocupa en la memoria:

```
db.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 2433 entries, 3 to 68915
Columns: 230 entries, ENTIDAD to VPH_SINTIC
dtypes: float64(222), int64(1), object(7)
memory usage: 4.3+ MB
```

Para obtener las estadísticas descriptivas podemos usar el método `describe`:

```
db.describe()
```

	MZA	POBTOT	POBFEM	POBMAS	P_0A2	P_0A2_F	P_0A2_M	P_3
count	2433.0	2433.000000	2422.000000	2423.00000	2406.000000	2392.000000	2390.000000	2423
mean	0.0	3758.993835	1970.647812	1804.64837	109.901912	54.471990	56.089121	3661
std	0.0	2433.068753	1254.533102	1186.95856	85.636899	42.286817	43.908616	2347
min	0.0	0.000000	0.000000	0.00000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00
25%	0.0	2045.000000	1083.500000	974.00000	46.250000	23.000000	24.000000	2018
50%	0.0	3396.000000	1783.500000	1616.00000	91.000000	45.000000	46.000000	3304
75%	0.0	4992.000000	2617.500000	2391.00000	152.000000	75.000000	77.000000	4852
max	0.0	21198.000000	11128.000000	10616.00000	709.000000	350.000000	393.000000	2053

### 1.3 Creación de variables

Muchas veces vamos a querer crear nuevas columnas a partir de las ya existentes. Por ejemplo, podemos estar interesados en el porcentaje de población femenina en cada AGEBA.

```
pct_fem = db['POBFEM'] / db['POBTOT']
pct_fem.head()
```

```
3      0.532516
30     0.521187
82     0.527037
116    0.535025
163    0.512408
dtype: float64
```

Fíjense cómo usamos `/` para dividir dos columnas. El resultado de la operación lo guardamos en la variable `pct_fem` ¿De qué tipo será esta variable?

```
pct_fem.info()
```

```
<class 'pandas.core.series.Series'>
Int64Index: 2433 entries, 3 to 68915
Series name: None
Non-Null Count  Dtype
-----
2405 non-null   float64
dtypes: float64(1)
memory usage: 38.0 KB
```

Es una serie, es decir una columna en nuestro caso. Como esta columna comparte el mismo *índice* que los datos originales (es resultado de una operación renglón por renglón), entonces la podemos agregar al DataFrame original facilmente:

```
db['pct_fem'] = pct_fem
db['pct_fem'].head()
```

```
/tmp/ipykernel_5237/2610780181.py:1: PerformanceWarning: DataFrame is highly fragmented.  This may cause some problems in the future. Try passing
db['pct_fem'] = pct_fem
```

```
3      0.532516
30     0.521187
82     0.527037
116    0.535025
163    0.512408
Name: pct_fem, dtype: float64
```

### 1.3.1 Modificar valores

De la misma forma que podemos agregar columnas (o filas) a nuestro DataFrame, podemos también modificar los valores existentes. Para explorar esto, vamos a crear una nueva columna y llenarla con valores *nulos*:

```
# Nueva columna llena de solamente el número 1
db['Nueva'] = None
db['Nueva'].head()
```



```
/tmp/ipykernel_5237/463547730.py:2: PerformanceWarning: DataFrame is highly fragmented.  This
  db['Nueva'] = None
```

```
3      None
30     None
82     None
116    None
163    None
Name: Nueva, dtype: object
```

Podemos fácilmente cambiar los valores de todas las filas:

```
db['Nueva'] = 1
db['Nueva'].head()
```

```
3      1
30     1
82     1
116    1
163    1
Name: Nueva, dtype: int64
```

O también cambiar el valor sólo para una fila específica:

```
db.loc[3, 'Nueva'] = 10
db['Nueva'].head()
```

```
3      10
30     1
82     1
116    1
163    1
Name: Nueva, dtype: int64
```

### 1.3.2 Eliminar columnas

Eliminar columnas es igualmente fácil usando el método `drop`:

```
db = db.drop(columns=['Nueva'])
'Nueva' in db.columns
```

False

¡Fíjense como *preguntamos* al final si ya habíamos eliminado la columna!

### 1.3.3 Buscando datos

Muchas veces queremos encontrar *observaciones* que cumplan con uno o más criterios. Una vez más, el método `loc` es nuestro amigo para seleccionar datos. Supongamos que queremos encontrar aquellas AGEBS que tengan una población de ‘65 años o más’ mayor a 1,000 personas.

```
db_seleccion = db.loc[db['POB65_MAS'] > 1000, :]
db_seleccion.head()
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
30	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0025	0
444	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0186	0
3617	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	0107	0
4075	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	0287	0
4886	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	0573	0

Simplemente pasamos la *condición* que nos interesa al selector y listo.

Los criterios de búsqueda pueden ser tan sofisticados como se requiera, por ejemplo, podemos seleccionar los AGEBS en los cuales la población de 0 a 14 años sea menor a un cuarto de la población total:

```
db_seleccion = db.loc[(db['POB0_14'] / db['POBTOT']) < 0.25, :]
db_seleccion.head()
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
3	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0010	0
30	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0025	0
82	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	003A	0
116	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0044	0

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
163	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0097	0

Podemos hacer combinaciones arbitrarias de selectores utilizando los operadores lógicos & (and) y | (or). Por ejemplo, podemos combinar nuestras selecciones anteriores para encontrar las AGEBS con menos de 50% de mujeres y población de 0 a 14 años sea menor a un cuarto de la población total

```
db_seleccion = db.loc[(db['pct_fem'] < 0.5) &
                      ((db['POB0_14'] / db['POBTOT']) < 0.25), :]
db_seleccion.head()
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
2342	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0877	0
3292	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	1165	0
5321	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	0770	0
6016	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	1092	0
7919	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	1660	0

## 1.4 Ordenar valores

Finalmente, vamos a ver cómo ordenar los datos de acuerdo a los valores de un campo. Pensemos que queremos ver las 10 AGEBS más pobladas de la ciudad.

```
db.sort_values('POBTOT', ascending = False).head(10)
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
39932	09	Ciudad de México	010	Álvaro Obregón	0001	Total AGEB urbana	0135	
63316	09	Ciudad de México	016	Miguel Hidalgo	0001	Total AGEB urbana	0444	
65102	09	Ciudad de México	016	Miguel Hidalgo	0001	Total AGEB urbana	1349	
9394	09	Ciudad de México	004	Cuajimalpa de Morelos	0020	Total AGEB urbana	0316	
9090	09	Ciudad de México	004	Cuajimalpa de Morelos	0001	Total AGEB urbana	0369	
9190	09	Ciudad de México	004	Cuajimalpa de Morelos	0001	Total AGEB urbana	0373	
6211	09	Ciudad de México	003	Coyoacán	0001	Total AGEB urbana	1162	
52537	09	Ciudad de México	012	Tlalpan	0001	Total AGEB urbana	2121	
26177	09	Ciudad de México	007	Iztapalapa	0001	Total AGEB urbana	1994	
42074	09	Ciudad de México	010	Álvaro Obregón	0001	Total AGEB urbana	1171	

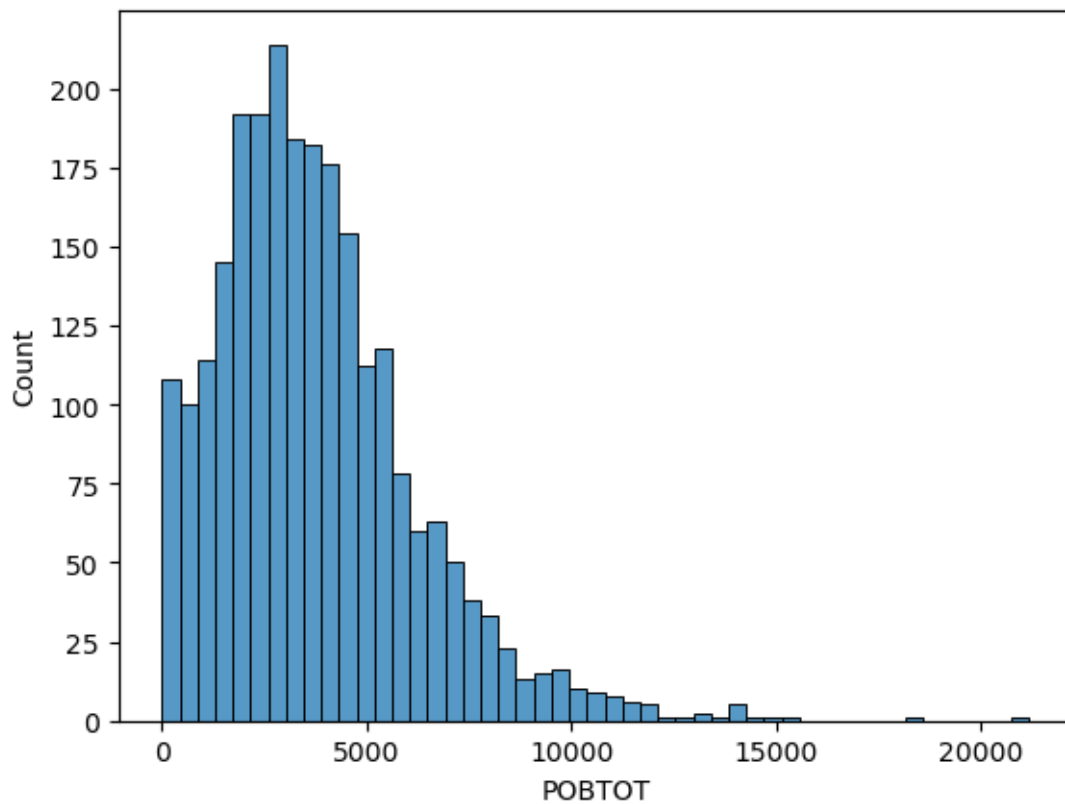
El método `sort_values` nos permite ordenar los datos de acuerdo al valor (o criterio) que queramos. El argumento `ascending = False` indica que los queremos ordenar de forma descendente.

## 1.5 Exploración Visual

Ya que nos empezamos a familiarizar con el manejo de datos usando Pandas, podemos empezar a hacer cosas más divertidas, por ejemplo, explorar visualmente los datos.

La librería `seaborn` nos ofrece una serie de herramientas para la exploración visual de los datos. Podemos comenzar con un histograma para ver la distribución de los valores de una columna.

```
_ = sns.histplot(db['POBTOT'], kde = False)
```



La función `histplot` de `seaborn` nos regresa el histograma, el argumento `kde=False` le dice que no queremos que ajuste una distribución empírica.

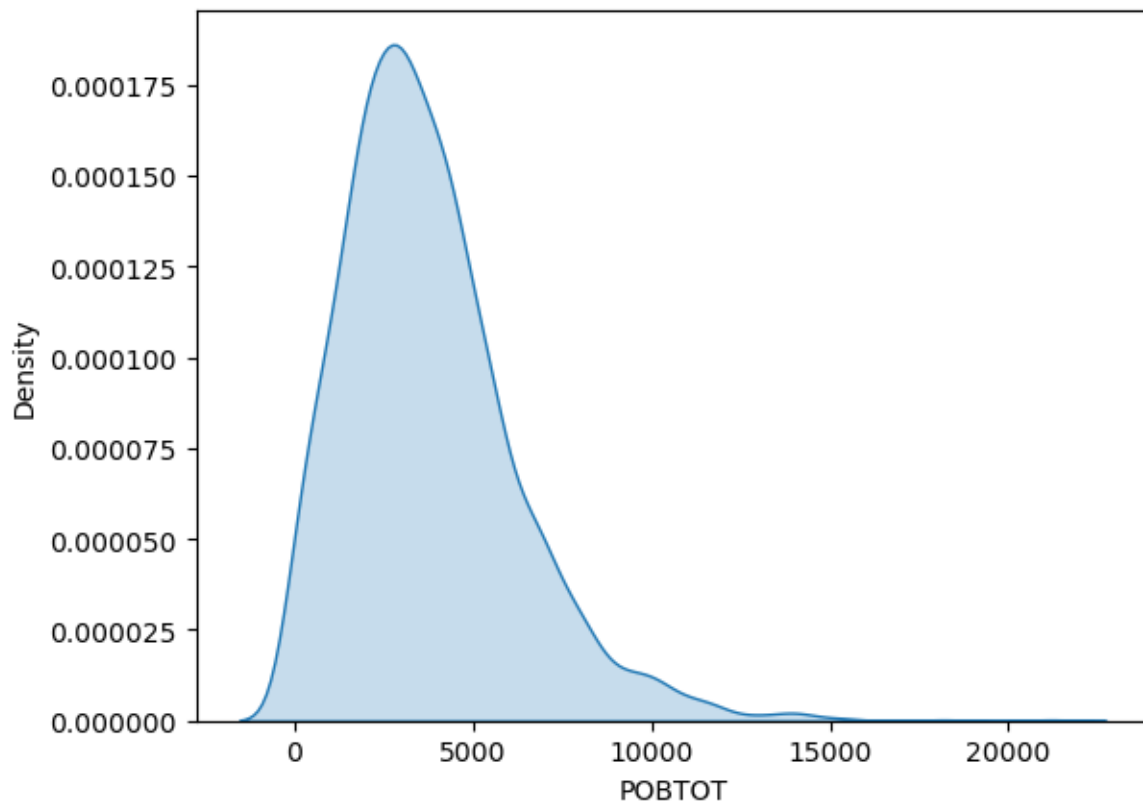
### Note

Cuando hicimos `_ = sns.histplot(db['POBTOT'], kde = False)` estamos asignando el resultado a la variable `_`, esto se hace comunmente cuando no queremos ya hacer nada más con ese resultado. Más adelante haremos operaciones sobre las gráficas.

#### 1.5.0.1 Densidad de Kernel

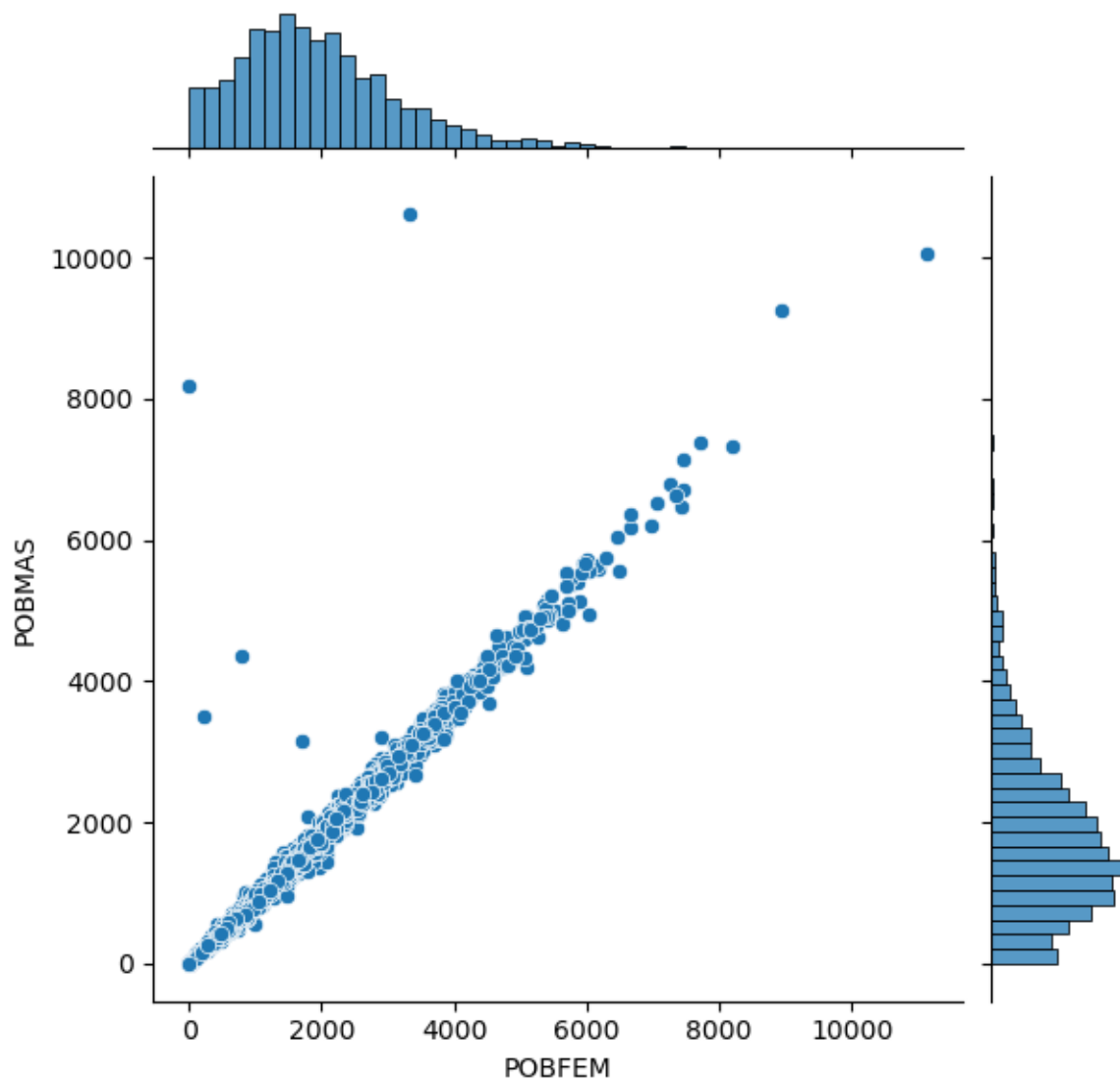
Otra forma de representar la distribución de una variable es ajustando una *densidad de kernel*, que estima una distribución (empírica) de probabilidad a partir de nuestras observaciones.

```
_ = sns.kdeplot(db['POBTOT'], fill = True)
```



Otra visualización muy útil es la de la *distribución conjunta* de dos variables. Por ejemplo, supongamos que queremos comparar las distribuciones de la población masculina y femenina.

```
_ = sns.jointplot(data=db, x='POBFEM', y='POBMAS')
```

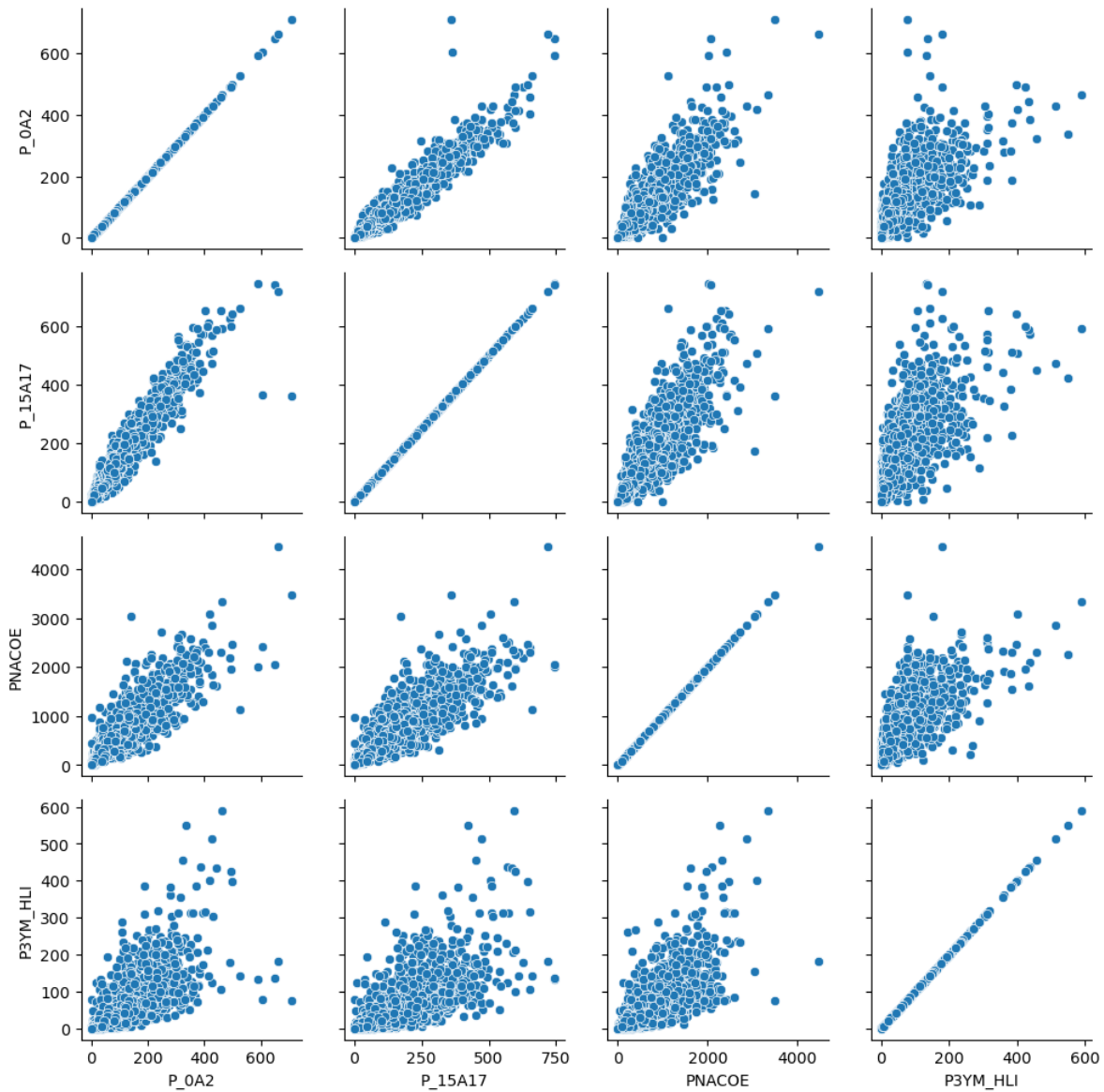


La relación, como es de esperarse, es casi perfectamente lineal, pero ver las distribuciones conjuntas nos permite identificar algunas AGEBS con poblaciones masculinas desproporcionadamente grandes ¿Qué serán?.

Muchas veces queremos visualizar la distribución conjunta de varias variables al mismo tiempo. Por ejemplo cuando queremos hacer ejercicios de regresión queremos explorar la correlación entre las covariables. Una forma de visualizar rápidamente estas distribuciones conjuntas es

con un `PairGrid`. Utlicemos uno sencillo para ver las distribuciones de algunas variables.

```
vars = ['P_OA2', 'P_15A17', 'PNACOE', 'P3YM_HLI']  
g = sns.PairGrid(db[vars])  
g = g.map(sns.scatterplot)
```



La función `PairPlot` sólo nos prepara la malla (un cuadrado del número de variables de los datos) y con el `map` llenamos esa malla con la gráfica que queramos, en nuestro caso un

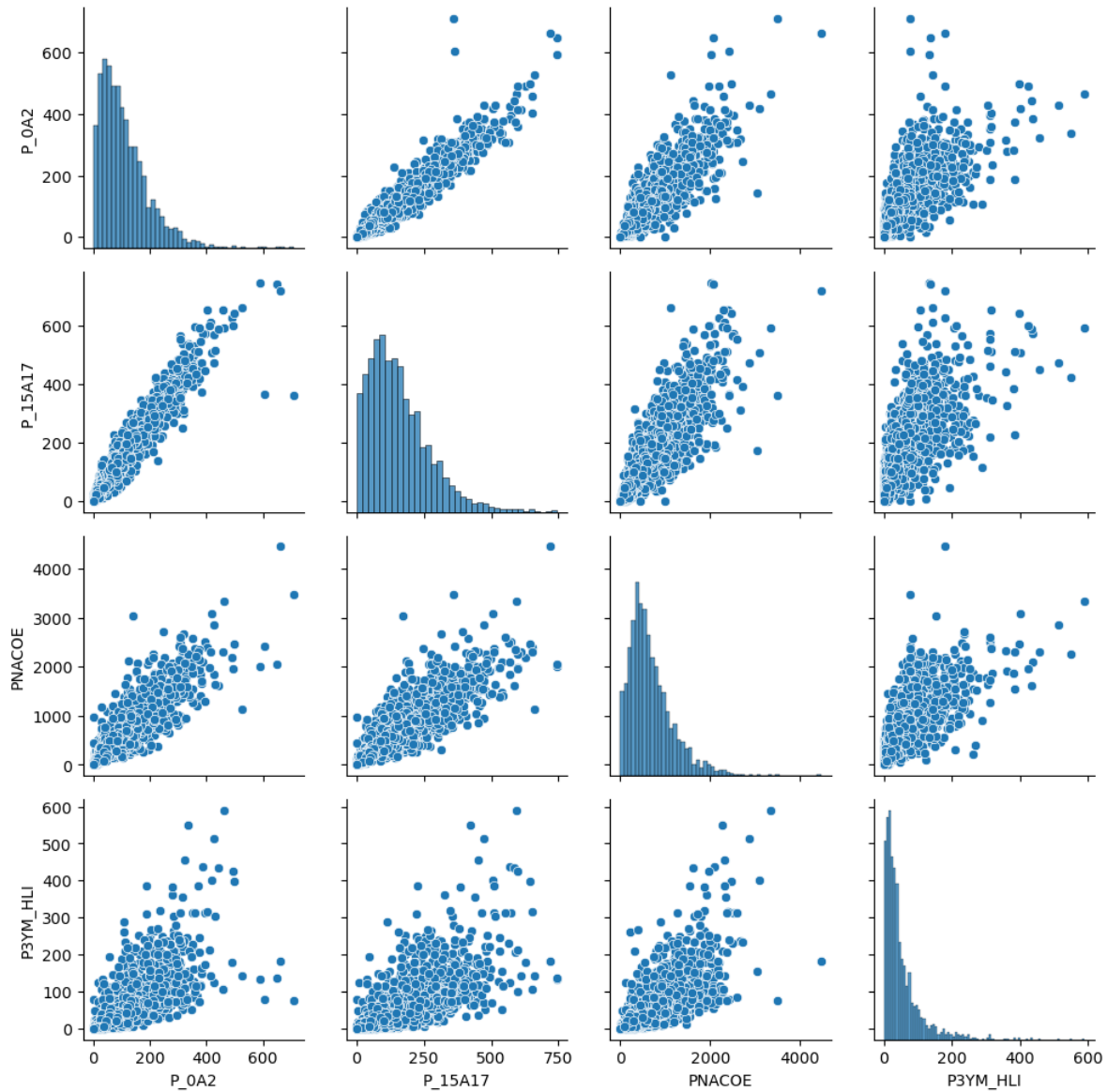
diagrama de dispersión.

En este caso la diagonal no es muy informativa, es un diagrama de dispersión de una variable consigo misma. `PairPlot` es muy flexible y nos permite *mapear* diferentes funciones para la diagonal y los demás elementos, por ejemplo:

```
g = sns.PairGrid(db[vars])
g.map_diag(sns.histplot)
g.map_offdiag(sns.scatterplot)
```

```
<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7f70a19c4040>
```





---

## 1.6 Organizando los datos

Muchos flujos de análisis requieren organizar los datos en una estructura particular conocida como *Tidy Data* (algo así como *datos ordenados*). La idea es tener una estructura estandarizada con principios comunes de manipulación que sirva como entrada a diferentes tipos de análisis.

Las tres características fundamentales de un conjunto de datos *bien ordenado* de acuerdo a los principios *tidy* son:

1. Cada variable en una columna
2. Cada observación en una fila
3. Cada unidad de observación en una tabla

Para mayor información sobre el concepto de *Tidy Data*, puede consultarse el [Artículo Académico](#) original (de Acceso Libre), así como el [Repositorio Público](#) asociado a él.

Tratemos de aplicar el concepto de *Tidy Data* a los datos de la práctica. Primero, recordando su estructura:

```
db.head()
```

	ENTIDAD	NOM_ENT	MUN	NOM_MUN	LOC	NOM_LOC	AGEB	MZA
3	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0010	0
30	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0025	0
82	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	003A	0
116	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0044	0
163	09	Ciudad de México	002	Azcapotzalco	0001	Total AGEB urbana	0097	0

Esta base de datos no cumple con las características *tidy*. En efecto, tenemos las variables en columnas (sin contar los identificadores), pero:

- Tenemos dos tipos de unidades: personas y viviendas. El principio *tidy* nos indica que necesitamos dos tablas para representar los datos.
- Para cada tipo de unidad tenemos en la misma fila tantas *observaciones* como variables (del mismo tipo). Por ejemplo, el valor de la población para cada grupo de edad en cada AGEB es una observación.

Entonces, vamos a trabajar en acomodar la tabla a los principios *tidy*. Para comenzar, trabajemos sólo con las variables que representan segmentos de edad de la población. Seleccionar sólo estas columnas puede ser engorroso, pero si nos fijamos en el diccionario, podemos observar que todas las variables que nos interesan empiezan con 'P\_'. Podemos usar esta observación para seleccionar, a partir de la lista de columnas, sólo las que nos interesan:

```
cols_pob = [c for c in db.columns if c.startswith('P_')]
print(cols_pob)
```

```
['P_OA2', 'P_OA2_F', 'P_OA2_M', 'P_3YMAS', 'P_3YMAS_F', 'P_3YMAS_M', 'P_5YMAS', 'P_5YMAS_F',
```

Ahora, vamos a construir un identificador único de AGEB para cada fila concatenando los identificadores de entidad, municipio, localidad y ageb:

```
db['AGEB_cvgeo'] = db['ENTIDAD'] + db['MUN'] + db['LOC'] + db['AGEB']
db['AGEB_cvgeo'].head()
```

```
3      0900200010010
30     0900200010025
82     090020001003A
116    0900200010044
163    0900200010097
Name: AGEN_cvgeo, dtype: object
```

Ya con este identificador, podemos eliminar de la tabla los identificadores que usamos para construirlo

```
db = db.drop(columns=['ENTIDAD', 'MUN', 'LOC', 'AGEB'])
```

Copiamos las columnas que nos interesan a una nueva tabla

```
rangos = db[['AGEB_cvgeo'] + cols_pob]
rangos.head()
```

	AGEB_cvgeo	P_0A2	P_0A2_F	P_0A2_M	P_3YMAS	P_3YMAS_F	P_3YMAS_M	P_3YMAS_T
3	0900200010010	60.0	32.0	28.0	3123.0	1663.0	1460.0	3046.0
30	0900200010025	122.0	58.0	64.0	5470.0	2856.0	2614.0	5340.0
82	090020001003A	88.0	49.0	39.0	4147.0	2183.0	1964.0	4096.0
116	0900200010044	110.0	49.0	61.0	4658.0	2502.0	2156.0	4518.0
163	0900200010097	40.0	16.0	24.0	2136.0	1099.0	1037.0	2171.0

Ahora vamos a reorganizar la tabla de forma que cada grupo de edad corresponda a una fila en lugar de una columna, de esta forma tenemos las observaciones en filas, de acuerdo al principio *tidy*.

Para lograr esto lo que tenemos que hacer es la operación inversa de un pivote, es decir, un *stack*. El método `stack` hace justo lo que necesitamos, sólo tenemos que especificar el índice (lo que distingue a cada observación) que queremos utilizar para cada fila, en este caso `AGEB_cvgeo`.

```
rangos = rangos.set_index('AGEB_cvgeo').stack()
rangos
```

```

AGEB_cvgeo
0900200010010  P_0A2          60.0
                 P_0A2_F       32.0
                 P_0A2_M       28.0
                 P_3YMAS       3123.0
                 P_3YMAS_F     1663.0
                 ...
0901700011524  P_18A24_M      230.0
                 P_15A49_F    1111.0
                 P_60YMAS      706.0
                 P_60YMAS_F    394.0
                 P_60YMAS_M    312.0
Length: 96555, dtype: float64

```

Perfecto, eso se parece bastante a lo que buscamos, sólo que en lugar de un DataFrame lo que tenemos es una Serie. Fíjense que para cada valor del índice (`AGEB_cvgeo`), tenemos todos los valores de los grupos de población.

Para convertir esto en un DataFrame lo más sencillo es quitar el índice que creamos con la función `reset_index`:

```

rangos = rangos.reset_index()
rangos.head()

```

	AGEB_cvgeo	level_1	0
0	0900200010010	P_0A2	60.0
1	0900200010010	P_0A2_F	32.0
2	0900200010010	P_0A2_M	28.0
3	0900200010010	P_3YMAS	3123.0
4	0900200010010	P_3YMAS_F	1663.0

Ahora tenemos un DataFrame en el que el valor de la columna `AGEB_cvgeo` viene repetido para cada observación. Ya sólo necesitamos renombrar las columnas restantes para que nos indiquen más claramente su contenido:

```

rangos = rangos.rename(columns = {'level_1': 'Grupo', 0: 'Población'})
rangos.head()

```

	AGEB_cvgeo	Grupo	Población
0	0900200010010	P_0A2	60.0
1	0900200010010	P_0A2_F	32.0
2	0900200010010	P_0A2_M	28.0
3	0900200010010	P_3YMAS	3123.0
4	0900200010010	P_3YMAS_F	1663.0

!Ahora tenemos nuestra tabla acomodada a los principios *tidy*!

## 1.7 Agrupamiento, Transformación y Agregación

Una ventaja de tener los datos estructurados de acuerdo a los principios *tidy* es la facilidad con la que podemos realizar procesos de transformación más sofisticados como agrupaciones y sumarios. Las agrupaciones consisten en *agrupar* observaciones en una tabla de acuerdo a sus valores (o expresiones) en una columna, a los datos agrupados se le pueden aplicar operaciones de agregación más o menos arbitrarias.

Digamos, por ejemplo, que queremos obtener los totales de población para cada grupo etario a través de todas las AGEBs. Para hacer esto tenemos que *agrupar* las observaciones por cada **Grupo** y después obtener el valor agregado por la suma. Vamos por partes.

```
grupos = rangos.groupby('Grupo')
grupos
```

```
<pandas.core.groupby.generic.DataFrameGroupBy object at 0x7f70945509d0>
```

La función `groupby` nos permite agrupar los datos de acuerdo a una (o más) columnas. El resultado, como pueden ver, no es un DataFrame sino un objeto de la clase especial `pandas.core.groupby.generic.DataFrameGroupBy`. Esta clase sirve para representar DataFrames *agregados*, estos objetos nos permiten obtener de forma fácil los valores que corresponden a diferentes funciones de *agregación*. Por ejemplo, para obtener el total de población por cada grupo, podemos agregar nuestro objeto con la función `sum`:

```
grupos.sum(numeric_only=True)
```

Grupo	Población
P_0A2	264424.0
P_0A2_F	130297.0
P_0A2_M	134053.0
P_12A14	364225.0
P_12A14_F	179955.0
P_12A14_M	184240.0
P_12YMAS	7864313.0
P_12YMAS_F	4141887.0
P_12YMAS_M	3722424.0
P_15A17	377178.0
P_15A17_F	185144.0
P_15A17_M	191984.0
P_15A49_F	2490275.0
P_15YMAS	7500071.0
P_15YMAS_F	3961914.0
P_15YMAS_M	3538155.0
P_18A24	975897.0
P_18A24_F	483893.0
P_18A24_M	491985.0
P_18YMAS	7122878.0
P_18YMAS_F	3776738.0
P_18YMAS_M	3346138.0
P_3A5	321650.0
P_3A5_F	158674.0
P_3A5_M	162933.0
P_3YMAS	8871506.0
P_3YMAS_F	4637724.0
P_3YMAS_M	4233780.0
P_5YMAS	8660874.0
P_5YMAS_F	4533469.0
P_5YMAS_M	4127403.0
P_60YMAS	1487004.0
P_60YMAS_F	850901.0
P_60YMAS_M	636074.0
P_6A11	685511.0
P_6A11_F	337113.0
P_6A11_M	348375.0
P_8A14	829786.0
P_8A14_F	408494.0

	Población
Grupo	
P_8A14_M	421280.0

Como ve, al usar un *agregador* sobre el objeto agrupado obtenemos un DataFrame con los valores que corresponden a la agregación que utilizamos.

#### **i** Note

El parámetro `numeric_only=True` le dice al agregador que sólo calcule el resultado para las columnas de tipo numérico.

En este caso la función que usamos para agregar los datos es la suma, sin embargo es posible utilizar cualquier función que opere sobre grupos de observaciones, por ejemplo, el promedio:

```
grupos.mean(numeric_only=True)
```

	Población
Grupo	
P_0A2	109.901912
P_0A2_F	54.471990
P_0A2_M	56.089121
P_12A14	151.130705
P_12A14_F	74.701121
P_12A14_M	76.702748
P_12YMAS	3245.692530
P_12YMAS_F	1710.110239
P_12YMAS_M	1536.287247
P_15A17	156.310816
P_15A17_F	77.014975
P_15A17_M	79.993333
P_15A49_F	1028.614209
P_15YMAS	3095.365662
P_15YMAS_F	1635.802642
P_15YMAS_M	1460.237309
P_18A24	403.596774
P_18A24_F	200.038446
P_18A24_M	204.143154
P_18YMAS	2939.693768
P_18YMAS_F	1559.346821

	Población
Grupo	
P_18YMAS_M	1380.989682
P_3A5	133.298798
P_3A5_F	65.949293
P_3A5_M	67.775790
P_3YMAS	3661.372678
P_3YMAS_F	1914.832370
P_3YMAS_M	1747.329757
P_5YMAS	3574.442427
P_5YMAS_F	1871.787366
P_5YMAS_M	1703.426744
P_60YMAS	615.481788
P_60YMAS_F	353.511010
P_60YMAS_M	264.040681
P_6A11	284.326421
P_6A11_F	140.055256
P_6A11_M	144.734109
P_8A14	343.739022
P_8A14_F	169.218724
P_8A14_M	174.587650

Las funciones que usamos para agregar (`sum` y `mean`) son funciones de `numpy` podemos utilizar cualquier [función de agregación](#). También es posible calcular diferentes agregaciones al mismo tiempo:

```
grupos.aggregate([np.sum, np.mean, np.std])
```

```
/tmp/ipykernel_5237/732611272.py:1: FutureWarning: ['AGEB_cvgeo'] did not aggregate successfully
grupos.aggregate([np.sum, np.mean, np.std])
```

	Población		
	sum	mean	std
Grupo			
P_0A2	264424.0	109.901912	85.636899
P_0A2_F	130297.0	54.471990	42.286817
P_0A2_M	134053.0	56.089121	43.908616
P_12A14	364225.0	151.130705	111.565262
P_12A14_F	179955.0	74.701121	55.572013



Grupo	Población		
	sum	mean	std
P_12A14_M	184240.0	76.702748	56.746606
P_12YMAS	7864313.0	3245.692530	2056.644056
P_12YMAS_F	4141887.0	1710.110239	1073.566831
P_12YMAS_M	3722424.0	1536.287247	1001.153466
P_15A17	377178.0	156.310816	113.532155
P_15A17_F	185144.0	77.014975	56.107357
P_15A17_M	191984.0	79.993333	57.996607
P_15A49_F	2490275.0	1028.614209	692.206450
P_15YMAS	7500071.0	3095.365662	1955.668987
P_15YMAS_F	3961914.0	1635.802642	1023.764553
P_15YMAS_M	3538155.0	1460.237309	950.879515
P_18A24	975897.0	403.596774	279.378732
P_18A24_F	483893.0	200.038446	138.590941
P_18A24_M	491985.0	204.143154	143.125222
P_18YMAS	7122878.0	2939.693768	1853.201763
P_18YMAS_F	3776738.0	1559.346821	973.233847
P_18YMAS_M	3346138.0	1380.989682	899.958704
P_3A5	321650.0	133.298798	101.904268
P_3A5_F	158674.0	65.949293	50.305709
P_3A5_M	162933.0	67.775790	52.251282
P_3YMAS	8871506.0	3661.372678	2347.050678
P_3YMAS_F	4637724.0	1914.832370	1215.700184
P_3YMAS_M	4233780.0	1747.329757	1147.281855
P_5YMAS	8660874.0	3574.442427	2284.544513
P_5YMAS_F	4533469.0	1871.787366	1185.089392
P_5YMAS_M	4127403.0	1703.426744	1115.802146
P_60YMAS	1487004.0	615.481788	358.110680
P_60YMAS_F	850901.0	353.511010	206.712937
P_60YMAS_M	636074.0	264.040681	152.406790
P_6A11	685511.0	284.326421	213.690386
P_6A11_F	337113.0	140.055256	105.214351
P_6A11_M	348375.0	144.734109	109.164209
P_8A14	829786.0	343.739022	255.780534
P_8A14_F	408494.0	169.218724	126.379228
P_8A14_M	421280.0	174.587650	130.222008

## 1.8 Para Practicar

La organización *Wikileaks* posee una Base de Datos pública en la cual se contiene, entre otras cosas, el número de casualidades existentes durante los primeros años de la *Guerra de Afganistán*, la cual puede ser consultada a través de la siguiente liga:

[https://docs.google.com/spreadsheets/d/1EAx8\\_ksSCmoWW\\_SlhFyq2QrRn0FNNhcg1TtDFJzZRgc/edit](https://docs.google.com/spreadsheets/d/1EAx8_ksSCmoWW_SlhFyq2QrRn0FNNhcg1TtDFJzZRgc/edit)

A partir de los datos, realiza los siguientes ejercicios: \* Descarga la tabla como un archivo de tipo `.csv` (Archivo -> Descargar como -> `.csv`, hoja actual). \* Importa los datos a un `DataFrame` de `Pandas`. \* Explora los datos generando estadísticas descriptivas y algunas gráficas. \* Examina qué tanto se ajusta a los principios del *Tidy Data* y ajústalo según creas conveniente \* Obten una cuenta total de las bajas por mes y genera una gráfica con dicho conteo.

<div> <div>Wikileaks Afghanistan war logs analysis</div> <div> <div>☆</div> <div>🔗</div> <div>📄</div> </div> </div> <div> <div>Archivo</div> <div>Editar</div> <div>Ver</div> <div>Insertar</div> <div>Formato</div> <div>Datos</div> <div>Herramientas</div> <div>Extensiones</div> <div>Ayuda</div> </div>							
<div> <div>🖨️</div> <div>🔍</div> <div>100%</div> <div>Solo lectura</div> </div>							
<div> <div>A1:D1</div> <div>fx</div> <div>Casualties detailed in the war logs, month by month</div> </div>							
	A	B	C	D	E	F	G
1	Casualties detailed in the war logs, month by month						
2	Year	Month	Taliban	Civilians	Afghan forces	Nato (detailed in spreadsheet)	Nato - official figures
3	2004	January	15	51	23		11
4	2004	February		7	4	5	2
5	2004	March	19	2		2	3
6	2004	April	5	3	19		3
7	2004	May	18	29	56	6	9
8	2004	June	163	32	14	2	5
9	2004	July	21	19	19		2
10	2004	August	20	26	10	3	4
11	2004	September	33	4	16		4
12	2004	October	13	14	14	2	8
13	2004	November	21	19	36	2	7
14	2004	December	15	13	7		2
15	2005	January	6	4	27	2	2
16	2005	February	14	4			3
17	2005	March	38	18	2	2	6
18	2005	April	118	5	4	2	19
19	2005	May	113	49	25	4	4
20	2005	June	143	31	4	24	29
21	2005	July	75	5	29	2	2
22	2005	August	90	6	10	13	33
23	2005	September	89	12	29	12	12
24	2005	October	122	15	10	3	10
25	2005	November	36	13	24	4	7
26	2005	December	48	16	16	3	4
27	2006	January	26	93	14	1	1
28	2006	February	12	54	106	12	17
29	2006	March	36	37	61	15	13
30	2006	April	52	33	43	5	5
31	2006	May	85	54	50	16	17
32	2006	June	295	71	39	19	22
33	2006	July	220	64	36	13	19
34	2006	August	161	101	42	18	29
35	2006	September	945	172	97	19	38
36	2006	October	333	44	70	17	17
37	2006	November	325	46	14	5	9
38	2006	December	216	51	36	3	4
39	2007	January	125	53	49	1	2
40	2007	February	152	33	35	6	18
41	2007	March	76	48	48	4	10
42	2007	April	166	123	68	26	20
43	2007	May	199	71	125	19	25
44	2007	June	564	80	98	27	24
45	2007	July	485	83	114	25	29
46	2007	August	551	65	89	31	34
47	2007	September	917	64	144	20	24
48	2007	October	462	46	75	11	15
49	2007	November	270	60	67	11	22
50	2007	December	172	37	55	5	9
51	2008	January	86	43	48	8	14
<div> <div>☰</div> <div>IED ATTACKS</div> <div>IED ATTACK CHART</div> <div>TOTAL CASUALTIES, ALL CAUSES</div> <div>CASUALTIES CHART</div> </div>							

Figure 1.1: Wikileaks

## 2 Limpieza y transformación de datos de COVID-19 en México

En el capítulo anterior hicimos una introducción a las herramientas básicas de Python para manipular datos. Ahora, en este capítulo, vamos a trabajar con una base de datos más compleja y trataremos de seguir un flujo de trabajo real, basado en experiencias de trabajo con equipos de apoyo a la toma de decisiones.

La base de datos que vamos a utilizar son los datos abiertos sobre COVID-19 que publica diariamente la Dirección General de Epidemiología de la Secretaría de Salud. Esta es una base muy grande y compleja que incluye el seguimiento de todos los casos confirmados de COVID en México. El tratamiento que vamos a dar a los datos, es el usado en diferentes flujos de trabajo de los grupos que estuvieron trabajando con la Secretaría de Salud para generar productos de análisis durante los primeros dos años de atención de la pandemia.

Antes de empezar a analizar la base de datos, vamos a importar las librerías que utilizaremos en el taller.

```
import os # hablar con el sistema operativo
import glob # listar directorios y ese tipo de operaciones
import itertools # herramientas para iterar objetos
from pathlib import Path # manipular rutas a directorios
import zipfile # comprimir y descomprimir archivos
import numpy as np # operaciones vectorizadas
import pandas as pd # DataFrames
from datetime import timedelta, date, datetime # Manejar fechas
import openpyxl # leer/escribir archivos de excel
import requests # Hablar con direcciones web
import logging
```

Lo primero que vamos a hacer es explorar los datos publicados por la Secretaría de Salud para entender cómo están organizados. En la [carpeta de datos del libro](#) puedes encontrar un ejemplo de la base de datos para el 9 de enero de 2023 bajo el nombre `datos_abiertos_covid19.zip`.

Para leer los datos vamos a utilizar la función `read_csv()`, esta función (como pueden ver) acepta que el csv venga comprimido en un zip.

```
df = pd.read_csv('datos/datos_abiertos_covid19.zip', dtype=object, encoding='latin-1')
df.head()
```

	FECHA_ACTUALIZACION	ID_REGISTRO	ORIGEN	SECTOR	ENTIDAD_UM	SEXO	ENT
0	2023-01-03	01e27d	2	9	25	2	25
1	2023-01-03	180725	2	9	09	2	09
2	2023-01-03	06fce8	1	12	07	1	07
3	2023-01-03	1a4a8d	1	12	23	2	27
4	2023-01-03	1933c0	1	12	09	2	09

Cada renglón en la base de datos corresponde a un caso en seguimiento, el resultado de cada caso se puede actualizar en sucesivas publicaciones de la base de datos. Las columnas describen un conjunto de variables asociadas al seguimiento de cada uno de los casos. Las dos primeras columnas corresponden a la fecha en la que se actualizó el caso y a un id único para cada caso respectivamente, en este taller no vamos a usar esas dos columnas.

Luego vienen un conjunto de columnas que describen la unidad médica de reporte y, después, las columnas que nos interesan más, que son las que describen al paciente.

Para entender un poco mejor los datos, conviene leer el archivo de catálogo. Lo pueden descargar del sitio de datos abiertos o bien usar el que viene en la carpeta de datos del libro bajo el nombre 201128 Catalogos.xlsx. Como el catálogo es un archivo de excel con varias hojas, lo vamos a leer usando openpyxl que nos va a devolver un diccionario de DataFrames que relacionan el nombre de la hoja con los datos que contiene.

```
catalogos = 'datos/201128 Catalogos.xlsx'
nombres_catalogos = ['Catálogo de ENTIDADES', # Aquí están los nombres de las hojas del excel
                    'Catálogo MUNICIPIOS',
                    'Catálogo SI_NO',
                    'Catálogo TIPO_PACIENTE',
                    'Catálogo CLASIFICACION_FINAL',
                    'Catálogo RESULTADO_LAB'
                    ]

# read_excel nos regresa un diccionario que relaciona el nombre de cada hoja con
# el contenido de la hoja como DataFrame
dict_catalogos = pd.read_excel(catalogos,
                              nombres_catalogos,
                              dtype=str,
                              engine='openpyxl')

clasificacion_final = dict_catalogos['Catálogo CLASIFICACION_FINAL']
# Aquí le damos nombre a las columnas porque en el excel se saltan dos líneas
```

```
clasificacion_final.columns = ["CLAVE", "CLASIFICACIÓN", "DESCRIPCIÓN"]
clasificacion_final
```

	CLAVE	CLASIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
0	NaN	NaN	NaN
1	CLAVE	CLASIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
2	1	CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR ASOCIACIÓN CLÍ...	Confirmado por asociación
3	2	CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DIC...	Confirmado por dictaminac
4	3	CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO	Confirmado aplica cuando:
5	4	INVÁLIDO POR LABORATORIO	Inválido aplica cuando el ca
6	5	NO REALIZADO POR LABORATORIO	No realizado aplica cuando
7	6	CASO SOSPECHOSO	Sospechoso aplica cuando:
8	7	NEGATIVO A SARS-COV-2	Negativo aplica cuando el c

Lo que estamos viendo aquí es el catálogo de datos de la columna `CLASIFICACION_FINAL`. Este catálogo relaciona el valor de la `CLAVE` con su significado. En particular, la columna `CLASIFICACION_FINAL` es la que nos permite identificar los casos positivos como veremos más adelante.

El resto de los catálogos funciona de la misma forma, en este momento sólo vamos a utilizar la clasificación de los pacientes, pero más adelante podemos utilizar algunas de las columnas restantes.

## 2.1 Aplanado de datos

Como acabamos de ver, de alguna forma la información viene *distribuida* en tres archivos, uno con los datos, otro con las categorías que usa y un tercero con sus descripciones. Para utilizar los datos más fácilmente, sobre todo para poder hablarle a las cosas *por su nombre* en lugar de referirnos a sus valores codificados, vamos a realizar un conjunto de operaciones para *aplanar* los datos.

En el bajo mundo del análisis de datos, *aplanar* una base de datos es la operación de substituir los valores codificados a partir de un diccionario. En este caso, los datos que leímos traen valores codificados, entonces la primera misión es substituir esos valores por sus equivalentes en el diccionario.

Como la base de datos es muy grande, vamos a trabajar sólo con un estado de la república, en este caso la Ciudad de México (pero ustedes podrían elegir otro cualquiera).

Para seleccionar un estado, tenemos que *elegir* las filas del DataFrame que contengan el valor que queremos en la columna `ENTIDAD`, para eso vamos a aprender a usar nuestro primer

operador de Pandas, el operador `loc` que nos permite seleccionar filas a partir de los valores de una o más columnas.

```
# el copy() nos asegura tener una copia de los datos en lugar de una referencia,
# con eso podemos liberar la memoria más fácil
df = df.loc[df['ENTIDAD_RES'] == '09'].copy()
df.head()
```

	FECHA_ACTUALIZACION	ID_REGISTRO	ORIGEN	SECTOR	ENTIDAD_UM	SEXO	EN
1	2023-01-03	180725	2	9	09	2	09
4	2023-01-03	1933c0	1	12	09	2	09
8	2023-01-03	0741e4	2	6	09	2	09
13	2023-01-03	1c4d2e	2	9	09	1	09
15	2023-01-03	0a6cd6	2	6	09	1	18

Fíjense que lo que hicimos fue reescribir en la variable `df` el resultado de nuestra selección, de forma que `df` ahora sólo contiene resultados para la CDMX.

Ahora ya con los datos filtrados y, por lo tanto, con un tamaño más manejable, vamos a empezar a trabajarlos. Lo primero que vamos a hacer es cambiar los valores de la columna `MUNICIPIO_RES` por la concatenación de las claves de estado y municipio, esto porque nos hará más adelante más fácil el trabajo de unir los datos con las geometrías de los municipios y porque además así tendremos un identificador único para estos (claro que esto sólo tiene sentido al trabajar con varios estados al mismo tiempo).

```
df['MUNICIPIO_RES'] = df['ENTIDAD_RES'] + df['MUNICIPIO_RES']
df.head()
```

	FECHA_ACTUALIZACION	ID_REGISTRO	ORIGEN	SECTOR	ENTIDAD_UM	SEXO	EN
1	2023-01-03	180725	2	9	09	2	09
4	2023-01-03	1933c0	1	12	09	2	09
8	2023-01-03	0741e4	2	6	09	2	09
13	2023-01-03	1c4d2e	2	9	09	1	09
15	2023-01-03	0a6cd6	2	6	09	1	18

Ahora vamos a corregir el nombre de una columna en la base de datos para que coincida con el nombre en el diccionario y después podamos buscar automáticamente. Para corregir el nombre de la columna vamos a utilizar la función `rename` de Pandas. Esta función nos sirve para renombrar filas (el índice del DataFrame, que vamos a ver más adelante) o columnas dependiendo de qué eje seleccionemos. El eje 0 son las filas y el 1 las columnas.

```
# Como estamos usando explícitamente el parámetro columns,
# no necesitamos especificar el eje
df = df.rename(columns={'OTRA_COM': 'OTRAS_COM'})
df.columns
```

```
Index(['FECHA_ACTUALIZACION', 'ID_REGISTRO', 'ORIGEN', 'SECTOR', 'ENTIDAD_UM',
      'SEXO', 'ENTIDAD_NAC', 'ENTIDAD_RES', 'MUNICIPIO_RES', 'TIPO_PACIENTE',
      'FECHA_INGRESO', 'FECHA_SINTOMAS', 'FECHA_DEF', 'INTUBADO', 'NEUMONIA',
      'EDAD', 'NACIONALIDAD', 'EMBARAZO', 'HABLA LENGUA INDIG', 'INDIGENA',
      'DIABETES', 'EPOC', 'ASMA', 'INMUSUPR', 'HIPERTENSION', 'OTRAS_COM',
      'CARDIOVASCULAR', 'OBESIDAD', 'RENAL_CRONICA', 'TABAQUISMO',
      'OTRO_CASO', 'TOMA_MUESTRA_LAB', 'RESULTADO_LAB',
      'TOMA_MUESTRA_ANTIGENO', 'RESULTADO_ANTIGENO', 'CLASIFICACION_FINAL',
      'MIGRANTE', 'PAIS_NACIONALIDAD', 'PAIS_ORIGEN', 'UCI'],
      dtype='object')
```

Fíjense cómo otra vez reescribimos la variable `df`. La mayor parte de las operaciones en Pandas regresan un DataFrame con el resultado de la operación y no modifican el DataFrame original, entonces para *guardar* los resultados, necesitamos reescribir la variable (o guardarla con otro nombre)

Ahora sí podemos empezar a *aplanar* los datos. Vamos a empezar por resolver las claves de resultado de las pruebas COVID. En los datos originales estos vienen codificados en la columna **RESULTADO\_LAB**, pero en el diccionario ese valor se llama **RESULTADO**, entonces otra vez vamos a empezar por renombrar una columna.

```
df = df.rename(columns={'RESULTADO_LAB': 'RESULTADO'})
```

Para sustituir los valores en nuestros datos originales vamos a usar la función `map` que toma una serie (una serie es una columna de un dataframe) y *mapea* sus valores de acuerdo a una correspondencia que podemos pasar como un diccionario. Veamos poco a poco cómo hacer lo que queremos.

Lo primero que necesitamos es un diccionario que relacione los valores en nuestros datos con los nombres en el diccionario. Recordemos cómo se ve el diccionario:

```
clasificacion_final
```

	CLAVE	CLASIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
0	NaN	NaN	NaN
1	CLAVE	CLASIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN



	CLAVE	CLASIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
2	1	CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR ASOCIACIÓN CLÍ...	Confirmado por asociación
3	2	CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DIC...	Confirmado por dictaminación
4	3	CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO	Confirmado aplica cuando el caso es confirmado
5	4	INVÁLIDO POR LABORATORIO	Inválido aplica cuando el caso es inválido
6	5	NO REALIZADO POR LABORATORIO	No realizado aplica cuando el caso no es realizado
7	6	CASO SOSPECHOSO	Sospechoso aplica cuando el caso es sospechoso
8	7	NEGATIVO A SARS-COV-2	Negativo aplica cuando el caso es negativo

Necesitamos un diccionario {CLASIFICACION:CLAVE} (ya sé que hay unos valores espurios, pero no nos importan porque simplemente esos no los va a encontrar en nuestra base de datos).

Para construir este diccionario, vamos a empezar por construir la *tupla* que mantiene la relación que buscamos, para eso vamos a utilizar la función `zip` que toma dos *iteradores* como entrada y regresa un *iterador* que tiene por elementos las tuplas hechas elemento a elemento entre los dos iteradores de inicio. Veámoslo con calma:

```
l1 = ['a', 'b', 'c']
l2 = [1, 2, 3]
l3 = list(zip(l1,l2))
l3
```

```
[('a', 1), ('b', 2), ('c', 3)]
```

Lo que nos regresa `zip` es un iterador con las tuplas formadas por los pares ordenados de los iteradores de entrada. En Python un iterador es cualquier cosa que se pueda *recorrer en orden*, a veces estos iteradores, como en el caso de `zip` no regresan todas las entradas sino, para ahorrar memoria, las generan conforme se recorren, por eso hay que hacer `list(zip)` para que se generen las entradas.

Ahora sí podemos entonces crear el diccionario con el que vamos a actualizar los datos:

```
clasificacion_final = dict(zip(clasificacion_final['CLAVE'], clasificacion_final['CLASIFICACION']))
clasificacion_final
```

```
{nan: nan,
 'CLAVE': 'CLASIFICACIÓN',
 '1': 'CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR ASOCIACIÓN CLÍNICA EPIDEMIOLÓGICA',
 '2': 'CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DICTAMINACIÓN',
 '3': 'CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO',
 '4': 'CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR LABORATORIO',
 '5': 'CASO DE COVID-19 NO REALIZADO POR LABORATORIO',
 '6': 'CASO SOSPECHOSO',
 '7': 'CASO NEGATIVO A SARS-COV-2'}
```

```
'4': 'INVÁLIDO POR LABORATORIO',
'5': 'NO REALIZADO POR LABORATORIO',
'6': 'CASO SOSPECHOSO',
'7': 'NEGATIVO A SARS-COV-2'}
```

Y entonces pasarlo como argumento a la función `map`. Hay un truco aquí, `map` toma como argumento una función que, para cada llave, regresa el valor correspondiente, entonces no es propiamente el diccionario lo que vamos a pasar, sino la función `get` del diccionario que hace justo lo que queremos. Esto nos revela una propiedad curiosa de Python, los argumentos de una función pueden ser funciones.

```
df['CLASIFICACION_FINAL'] = df['CLASIFICACION_FINAL'].map(clasificacion_final.get)
df['CLASIFICACION_FINAL'].head()
```

```
1          NEGATIVO A SARS-COV-2
4          NEGATIVO A SARS-COV-2
8    CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DIC...
13         CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO
15         NEGATIVO A SARS-COV-2
Name: CLASIFICACION_FINAL, dtype: object
```

Ahora vamos a hacer una sustitución un poco más compleja, tenemos que encontrar todos los campos de tipo “SI - NO” y resolverlos (sustituir por valores que podamos manejar más fácil). Los campos que tienen este tipo de datos vienen en el excel de descriptores:

```
descriptores = pd.read_excel('datos/201128 Descriptores_.xlsx',
                             index_col='Nº',
                             engine='openpyxl')

descriptores
```

	NOMBRE DE VARIABLE	DESCRIPCIÓN DE VARIABLE	FORMATO O F
Nº			
1	FECHA_ACTUALIZACION	La base de datos se alimenta diariamente, esta...	AAAA-MM-DD
2	ID_REGISTRO	Número identificador del caso	TEXTO
3	ORIGEN	La vigilancia centinela se realiza a través de...	CATÁLOGO: OI
4	SECTOR	Identifica el tipo de institución del Sistema ...	CATÁLOGO: SE
5	ENTIDAD_UM	Identifica la entidad donde se ubica la unidad...	CATALÓGO: EN
6	SEXO	Identifica al sexo del paciente.	CATÁLOGO: SE
7	ENTIDAD_NAC	Identifica la entidad de nacimiento del paciente.	CATALÓGO: EN

Nº	NOMBRE DE VARIABLE	DESCRIPCIÓN DE VARIABLE	FORMATO O F
8	ENTIDAD_RES	Identifica la entidad de residencia del paciente.	CATÁLOGO: EN
9	MUNICIPIO_RES	Identifica el municipio de residencia del paci...	CATÁLOGO: M
10	TIPO_PACIENTE	Identifica el tipo de atención que recibió el ...	CATÁLOGO: TI
11	FECHA_INGRESO	Identifica la fecha de ingreso del paciente a ...	AAAA-MM-DD
12	FECHA_SINTOMAS	Identifica la fecha en que inició la sintomat...	AAAA-MM-DD
13	FECHA_DEF	Identifica la fecha en que el paciente falleció.	AAAA-MM-DD
14	INTUBADO	Identifica si el paciente requirió de intubación.	CATÁLOGO: SI
15	NEUMONIA	Identifica si al paciente se le diagnosticó co...	CATÁLOGO: SI
16	EDAD	Identifica la edad del paciente.	NÚMERICA EN
17	NACIONALIDAD	Identifica si el paciente es mexicano o extran...	CATÁLOGO: NA
18	EMBARAZO	Identifica si la paciente está embarazada.	CATÁLOGO: SI
19	HABLA_LENGUA_INDIG	Identifica si el paciente habla lengua indígena.	CATÁLOGO: SI
20	INDIGENA	Identifica si el paciente se autoidentifica co...	CATÁLOGO: SI
21	DIABETES	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI
22	EPOC	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI
23	ASMA	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI
24	INMUSUPR	Identifica si el paciente presenta inmunosupre...	CATÁLOGO: SI
25	HIPERTENSION	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI
26	OTRAS_COM	Identifica si el paciente tiene diagnóstico de...	CATÁLOGO: SI
27	CARDIOVASCULAR	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI
28	OBESIDAD	Identifica si el paciente tiene diagnóstico de...	CATÁLOGO: SI
29	RENAL_CRONICA	Identifica si el paciente tiene diagnóstico de...	CATÁLOGO: SI
30	TABAQUISMO	Identifica si el paciente tiene hábito de taba...	CATÁLOGO: SI
31	OTRO_CASO	Identifica si el paciente tuvo contacto con al...	CATÁLOGO: SI
32	TOMA_MUESTRA_LAB	Identifica si al paciente se le tomó muestra d...	CATÁLOGO: SI
33	RESULTADO_LAB	Identifica el resultado del análisis de la mue...	CATÁLOGO: RE
34	TOMA_MUESTRA_ANTIGENO	Identifica si al paciente se le tomó muestra d...	CATÁLOGO: SI
35	RESULTADO_ANTIGENO	Identifica el resultado del análisis de la mue...	CATÁLOGO: RE
36	CLASIFICACION_FINAL	Identifica si el paciente es un caso de COVID-...	CATÁLOGO: CI
37	MIGRANTE	Identifica si el paciente es una persona migra...	CATÁLOGO: SI
38	PAIS_NACIONALIDAD	Identifica la nacionalidad del paciente.	TEXTO, 99= SE
39	PAIS_ORIGEN	Identifica el país del que partió el paciente ...	TEXTO, 97= NO
40	UCI	Identifica si el paciente requirió ingresar a ...	CATÁLOGO: SI

Fíjense en alguno de estos campos en los datos:

```
df['OBESIDAD'].unique()
```

```
array(['2', '98', '1'], dtype=object)
```

Tenemos tres valores diferentes que corresponden (vean el diccionario) a SI, NO y NO ESPECIFICADO. Para todos los análisis que vamos a hacer en general sólo nos van a interesar los casos que **sabemos** que son SI, entonces lo que más nos conviene es codificar todos estos como binarios, es decir, sólo SI o NO. Además, podemos mejor decirles 1,0 respectivamente y así vamos a poder hacer cuentas mucho más fácil

De estos descriptores nos interesan los que tienen CATÁLOGO: SI\_ NO en el campo FORMATO O FUENTE. Para poder encontrar y sustituir de forma más sencilla y automática vamos a hacer un par de modificaciones a los datos:

- Reemplazar los espacios en los nombres de columnas por guiones bajos (para poder “hablarles” más fácil a las columnas)
- Quitar espacios al principio o al final de los valores de los campos (para asegurarnos de que siempre van a ser los mismos)

```
descriptores.columns = list(map(lambda col: col.replace(' ', '_'), descriptores.columns))
descriptores.head()
```

	NOMBRE_DE_VARIABLE	DESCRIPCIÓN_DE_VARIABLE	FORMATO_O_FUENTE
Nº			
1	FECHA_ACTUALIZACION	La base de datos se alimenta diariamente, esta...	AAAA-MM-DD
2	ID_REGISTRO	Número identificador del caso	TEXTO
3	ORIGEN	La vigilancia centinela se realiza a través de...	CATÁLOGO: ORIGEN
4	SECTOR	Identifica el tipo de institución del Sistema ...	CATÁLOGO: SECTOR
5	ENTIDAD_UM	Identifica la entidad donde se ubica la unidad...	CATÁLOGO: ENTIDAD

Poco a poco:

- `descriptores.columns` nos regresa (o les da valor, cuando está del lado izquierdo de un `=`) los nombres de las columnas del DataFrame
- `map(lambda col: col.replace(' ', '_'), descriptores.columns)` la función `map` regresa una asociación, como ya vimos. En este caso esta asociación se hace a través de una *función anónima* `lambda` que toma como argumento el nombre de una columna y regresa el mismo nombre pero con los espacios sustituidos por guines bajos

Al final, lo que hacemos es sustituir los nombres de las columnas por una lista hecha por nosotros, para que esto funcione la lista que pasamos debe ser de igual tamaño que la lista original de columnas.

Ahora vamos a hacer lo mismo pero con los valores de los campos:

```
descriptores['FORMATO_O_FUENTE'] = descriptores.FORMATO_O_FUENTE.str.strip()
descriptores['FORMATO_O_FUENTE'].head()
```

```
Nº
1          AAAA-MM-DD
2          TEXTO
3    CATÁLOGO: ORIGEN
4    CATÁLOGO: SECTOR
5    CATALÓGO: ENTIDADES
Name: FORMATO_O_FUENTE, dtype: object
```

Este fué más fácil. Fíjense cómo pedimos el campo del lado derecho: `descriptores.FORMATO_O_FUENTE`, esto es equivalente a `descriptores['FORMATO_O_FUENTE']` y los pueden usar indistintamente (claro, el primero sólo funciona si el nombre del campo no tiene espacios).

Filtremos ahora los descriptores para quedarnos sólo con los que nos interesan, para eso vamos a usar la función `query` de Pandas, que nos permite filtrar un DataFrame de forma conveniente usando una expresión *booleana*:

```
datos_si_no = descriptores.query('FORMATO_O_FUENTE == "CATÁLOGO: SI_NO"')
datos_si_no
```

Nº	NOMBRE_DE_VARIABLE	DESCRIPCIÓN_DE_VARIABLE	FORMATO_O_FUENTE
14	INTUBADO	Identifica si el paciente requirió de intubación.	CATÁLOGO: SI_NO
15	NEUMONIA	Identifica si al paciente se le diagnosticó co...	CATÁLOGO: SI_NO
18	EMBARAZO	Identifica si la paciente está embarazada.	CATÁLOGO: SI_NO
19	HABLA_LENGUA_INDIG	Identifica si el paciente habla lengua indígena.	CATÁLOGO: SI_NO
20	INDIGENA	Identifica si el paciente se autoidentifica co...	CATÁLOGO: SI_NO
21	DIABETES	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI_NO
22	EPOC	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI_NO
23	ASMA	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI_NO
24	INMUSUPR	Identifica si el paciente presenta inmunosupre...	CATÁLOGO: SI_NO
25	HIPERTENSION	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI_NO
26	OTRAS_COM	Identifica si el paciente tiene diagnóstico de...	CATÁLOGO: SI_NO
27	CARDIOVASCULAR	Identifica si el paciente tiene un diagnóstico...	CATÁLOGO: SI_NO
28	OBESIDAD	Identifica si el paciente tiene diagnóstico de...	CATÁLOGO: SI_NO
29	RENAL_CRONICA	Identifica si el paciente tiene diagnóstico de...	CATÁLOGO: SI_NO
30	TABAQUISMO	Identifica si el paciente tiene hábito de taba...	CATÁLOGO: SI_NO

Nº	NOMBRE_DE_VARIABLE	DESCRIPCIÓN_DE_VARIABLE	FORMATO_O_FUENTE
31	OTRO_CASO	Identifica si el paciente tuvo contacto con al...	CATÁLOGO: SI
32	TOMA_MUESTRA_LAB	Identifica si al paciente se le tomó muestra d...	CATÁLOGO: SI
34	TOMA_MUESTRA_ANTIGENO	Identifica si al paciente se le tomó muestra d...	CATÁLOGO: SI
37	MIGRANTE	Identifica si el paciente es una persona migra...	CATÁLOGO: SI
40	UCI	Identifica si el paciente requirió ingresar a ...	CATÁLOGO: SI

Por si acaso, quitémosle también los espacios al campo FORMATO\_O\_FUENTE

```
descriptores['FORMATO_O_FUENTE'] = descriptores.FORMATO_O_FUENTE.str.strip()
```

Ahora sí, vamos a sustituir los valores como queremos en los datos originales. Para eso, lo primero que tenemos que hacer es fijarnos en el catálogo de estos campos:

```
cat_si_no = dict_catalogos['Catálogo SI_NO']
cat_si_no
```

	CLAVE	DESCRIPCIÓN
0	1	SI
1	2	NO
2	97	NO APLICA
3	98	SE IGNORA
4	99	NO ESPECIFICADO

Justo estos valores los queremos cambiar por claves binarias (acuérdense, para distinguirlos fácilmente). Entonces lo que necesitamos ahora es:

- Una lista de los nombres de los campos en donde vamos a hacer la sustitución
- Un mapeo de los valores con los que vamos a sustituir
- Hacer la sustitución primero en el diccionario y a partir de eso en los datos originales

```
# lista de los nombres de los campos
campos_si_no = datos_si_no.NOMBRE_DE_VARIABLE
# sustituimos en el catálogo de acuerdo a lo que nos interesa
cat_si_no['DESCRIPCIÓN'] = list(map(lambda val: 1 if val == 'SI' else 0, cat_si_no['DESCRIPCIÓN']))
# sustituimos en los datos originales
df[campos_si_no] = df[datos_si_no.NOMBRE_DE_VARIABLE].replace(
    to_replace=cat_si_no['CLAVE'].values,
```

```
df[campos_si_no]

value=cat_si_no['DESCRIPCIÓN'].values)
```

	INTUBADO	NEUMONIA	EMBARAZO	HABLA_LENGUA_INDIG	INDIGENA	DIABETES
1	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...
6393642	0	0	0	0	0	0
6394417	0	0	0	0	0	0
6394626	0	0	0	0	0	0
6394988	0	0	0	0	0	0
6395781	0	0	0	0	0	0

Acá utilizamos para la última sustitución la función `replace` de Pandas que toma dos parámetros: la lista de valores a reemplazar y la lista de los valores a reemplazar. El reemplazo sucede elemento a elemento, es decir, se sustituye el primer elemento de la lista `to_replace` por el primer elemento de la lista `value` y así sucesivamente.

Hay más campos que podemos *aplanar* en la base de datos, como ejercicio pueden explorar algunos de ellos y sustituir como le hemos hecho aquí. Regresaremos a esto más adelante en el taller, pero por lo pronto nos vamos a mover a otra etapa del pre-procesamiento: el manejo de las fechas

## 2.2 Manejo de fechas

En Python las fechas son un tipo especial de datos, nosotros estamos acostumbrados a verlas como cadenas de caracteres: 20 de febrero de 2010, por ejemplo. Python puede hacer muchas cosas con las fechas, pero para eso tienen que estar codificados de la forma correcta.

En general el módulo `datetime` de Python provee las utilerías necesarias para manejar/transformar objetos del tipo fecha. Una de las cosas más útiles es transformar strings en objetos `datetime`:

```
datetime_object = datetime.strptime('Jun 1 2005 1:33PM', '%b %d %Y %I:%M%p')
datetime_object
```

```
datetime.datetime(2005, 6, 1, 13, 33)
```

Acá usamos un formato de fecha, '%b %d %Y %I:%M%p', para convertir el string 'Jun 1 2005 1:33PM'. De esa misma forma podemos especificar formatos diferentes:

```
datetime_object = datetime.strptime('06-01-2005 1:33PM', '%m-%d-%Y %I:%M%p')
datetime_object
```

```
datetime.datetime(2005, 6, 1, 13, 33)
```

Pandas tiene la *interfase* `to_datetime` para este tipo de operaciones que nos permite transformar campos de forma muy sencilla, por ejemplo, para transformar la columna `FECHA_INGRESO` de los datos originales en objetos de tipo `datetime` podemos hacer:

```
pd.to_datetime(df['FECHA_INGRESO'].head())
```

```
1    2022-01-19
4    2022-03-09
8    2022-02-20
13   2022-01-01
15   2022-06-28
Name: FECHA_INGRESO, dtype: datetime64[ns]
```

Vean la diferencia con el tipo de datos original:

```
df['FECHA_INGRESO'].head()
```

```
1    2022-01-19
4    2022-03-09
8    2022-02-20
13   2022-01-01
15   2022-06-28
Name: FECHA_INGRESO, dtype: object
```

Pandas *intenta* transformar los datos al tipo fecha usando formatos comunes. En general hace un buen trabajo, sin embargo, si nosotros conocemos el formato en el que están escritas las fechas, siempre es mejor ser explícito y usarlo para la transformación. En el caso de nuestros datos, el formato es: `%Y-%m-%d`, es decir, el año en cuatro caracteres, dos para el mes y dos para los días, separados por guiones medios. Para pasar el formato utilizamos la opción `format` de `pd.to_datetime()`



```
pd.to_datetime(df.FECHA_INGRESO, format="%Y-%m-%d")
```

```
1          2022-01-19
4          2022-03-09
8          2022-02-20
13         2022-01-01
15         2022-06-28
...
6393642    2022-01-23
6394417    2022-11-17
6394626    2022-11-16
6394988    2022-12-01
6395781    2022-12-16
Name: FECHA_INGRESO, Length: 1896084, dtype: datetime64[ns]
```

Aunque el resultado debería ser el mismo, ser explícito nos ayuda a entender mejor el código y a asegurarnos de que nuestros datos se comportan como nosotros esperamos. Por ejemplo, ¿qué sucedería si algún registro no se contiene datos en el formato que especificamos? Veamos el campo FECHA\_DEF que contiene registros *intencionalmente* inválidos.

```
pd.to_datetime(df['FECHA_DEF'], format="%Y-%m-%d")
```

```
ValueError: time data "9999-99-99" at position 0 doesn't match format specified
```

!Tenemos un ERROR! Pandas no puede transformar algunos datos utilizando el formato que le especificamos. En estos casos hay que especificar el comportamiento que *queremos* cuando Pandas encuentra una fecha que no se ajusta al formato. El comportamiento por defecto es arrojar una excepción, es decir, detenerse al encontrar un error y reportárnoslo. Eso puede resultar útil en algunos casos, sin embargo no en el nuestro en el que una fecha que no se ajusta al formato significa que el paciente no ha fallecido, es decir las fechas codificadas como 9999-99-99 corresponden a valores nulos en el campo. Para que pandas regrese un valor nulo cuando encuentre un error en la conversión de fechas, usamos la opción `coerce`:

```
pd.to_datetime(df['FECHA_DEF'], format="%Y-%m-%d", errors='coerce')
```

```
1          NaT
4          NaT
8         2022-02-21
```

```

13          NaT
15          NaT
...
6393642     NaT
6394417     NaT
6394626     NaT
6394988     NaT
6395781     NaT
Name: FECHA_DEF, Length: 1896084, dtype: datetime64[ns]

```

Ahora los registros que no se pueden convertir en fechas con el formato que especificamos regresan NaT (Not a Time) en lugar de error.

Una vez que entendimos las formas en las que queremos convertir las columnas con fechas, podemos transformar todas:

```

df['FECHA_INGRESO'] = pd.to_datetime(df['FECHA_INGRESO'], format="%Y-%m-%d")
df['FECHA_SINTOMAS'] = pd.to_datetime(df['FECHA_SINTOMAS'], format="%Y-%m-%d")
df['FECHA_DEF'] = pd.to_datetime(df['FECHA_DEF'], format="%Y-%m-%d", errors='coerce')
df[['FECHA_INGRESO', 'FECHA_SINTOMAS', 'FECHA_DEF']].head()

```

	FECHA_INGRESO	FECHA_SINTOMAS	FECHA_DEF
1	2022-01-19	2022-01-17	NaT
4	2022-03-09	2022-03-09	NaT
8	2022-02-20	2022-02-13	2022-02-21
13	2022-01-01	2022-01-01	NaT
15	2022-06-28	2022-06-28	NaT

## 2.3 Exportar datos

Ya que tenemos procesados los datos, es muy posible que los queramos guardar para usarlos más adelante. La forma más sencilla de exportar los datos es guardarlos como un csv. Para esto Pandas tiene el método `to_csv`

```
df.to_csv("datos/covid_enero_2023_procesados.csv")
```

Hasta aquí hemos cubierto más o menos todo el pre-proceso de los datos. Claro no vimos todas las columnas, sólo nos fijamos en algunas, pero eso basta para darnos una buena idea de cómo se hacen las demás.

### **2.3.1 Tarea**

Sustituyan los valores de la columna TIPO\_PACIENTE por sus valores en el catálogo correspondiente

### 3 Automatización

En el taller anterior vimos toda una serie de pasos para preprocesar los datos de COVID-19. En esta actividad lo único que vamos a hacer es definir un par de funciones que realizan todo el flujo de preproceso. De esta forma podemos repetir todo el procedimiento de forma fácil.

```
import os # hablar con el sistema operativo
import glob # listar directorios y ese tipo de operaciones
import itertools # herramientas para iterar objetos
from pathlib import Path # manipular rutas a directorios
import zipfile # comprimir y descomprimir archivos
import numpy as np # operaciones vectorizadas
import pandas as pd # DataFrames
from datetime import timedelta, date, datetime # Manejar fechas
import openpyxl # leer/escribir archivos de excel
import requests # Hablar con direcciones web
import logging
```

En el taller anterior bajamos los datos directamente del sitio de la Secretaría de Salud, ahora vamos a automatizar el proceso de descarga de datos de forma que, desde Python, podamos descargar los datos y asegurarnos de que tenemos la última versión disponible.

Descargar y guardar archivos en Python es relativamente sencillo, vamos a usar tres módulos de la distribución base de Python:

- **os**. Este módulo provee herramientas para interactuar con el sistema operativo. La vamos a usar para construir los *paths* en donde vamos a guardar los datos y preguntar si el archivo ya existe.
- **requests**. Esta librería provee diferentes formas de interactuar con el protocolo HTTP. La vamos a usar para hacer las *peticiones* a la página y procesar la respuesta.
- **zipfile**. Esta librería sirve para trabajar con archivos comprimidos en formato *zip*. En nuestro caso la usaremos para descomprimir los diccionarios.

La parte complicada de entender es el uso de **requests** para comunicarse con la página en donde están los datos.

```
r = requests.get("https://www.centrogeo.org.mx/")
r.content[0:500]
```

```
b'\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n\r\n!DOCTYPE html>\r\n<html lang="es-es" dir="ltr" class=\'con
```

Como ven, una *petición* de tipo *get* simplemente nos regresa, a través de la propiedad *content*, el contenido de la respuesta del servidor. En el caso de la página de CentroGeo, el contenido es el HTML de la página (que podríamos ver mejor con un browser), pero en el caso de que la dirección apunte a un archivo de descarga, el contenido es el *stream* de datos del archivo. Este *stream* de datos lo podemos usar como entrada para escribir un archivo utilizando la función [open](#).

La función `open` va a tomar como entrada el *path* en donde queremos guardar el archivo, este *path* puede ser simplemente una cadena de caracteres, sin embargo esto haría que nuestro código no fuera interoperable entre sistemas operativos, entonces, en lugar de escribir el *path* como cadena de caracteres, vamos a escribirlo como un *objeto* de `os`:

```
os.path.join("datos", "datos_covid.zip")
```

```
'datos/datos_covid.zip'
```

Esta forma de construir el *path* nos asegura que va a funcionar en cualquier sistema operativo.

Ya con estas explicaciones, podemos escribir la función que descarga los datos:

```
def bajar_datos_salud(directorio_datos='data/'):
    """
    Descarga el ultimo archivo disponible en datos abiertos y los diccionarios correspondientes
    """
    fecha_descarga = datetime.now().date()
    url_datos = 'https://datosabiertos.salud.gob.mx/gobmx/salud/datos_abiertos/datos_abiertos/'
    archivo_nombre = f'{fecha_descarga.strftime("%y%m%d")}-COVID19MEXICO.csv.zip'
    archivo_ruta = os.path.join(directorio_datos, archivo_nombre)
    url_diccionario = 'https://datosabiertos.salud.gob.mx/gobmx/salud/datos_abiertos/diccionarios/'
    diccionario_ruta = os.path.join(directorio_datos, 'diccionario.zip')
    if os.path.exists(archivo_ruta):
        logging.debug(f'Ya existe {archivo_nombre}')
    else:
        print(f'Bajando datos...')
        r = requests.get(url_datos, allow_redirects=True)
```

```

open(archivo_ruta, 'wb').write(r.content)
r = requests.get(url_diccionario, allow_redirects=True)
open(diccionario_ruta, 'wb').write(r.content)
with zipfile.ZipFile(diccionario_ruta, 'r') as zip_ref:
    zip_ref.extractall(directorio_datos)

```

Para utilizar la función hacemos:

```
bajar_datos_salud('datos/')
```

Bajando datos...

### 3.1 Preproceso

Ahora, ya que tenemos los datos descargados, vamos a *empaquetar* en una función el flujo de preproceso que trabajamos en el taller anterior. Esta función va a tomar como entrada la carpeta en donde se encuentran los datos y diccionarios y el nombre del archivo de datos que queremos procesar. Toma dos parámetros adicionales, uno para decidir si queremos resolver o no las claves binarias y otro para definir la entidad que queremos procesar.

```

def carga_datos_covid19_MX(data_dir='datos/', archivo='datos_abiertos_covid19.zip', resolver=
"""
    Lee en un DataFrame el CSV con el reporte de casos de la Secretaría de Salud de Mé
    también lee el diccionario de datos que acompaña a estas publicaciones para prepar
    de generar columnas binarias para datos con valores 'SI', 'No'.

    **Nota 2**: Por las actualizaciones a los formatos de datos, esta función sólo va

    resolver_claves: 'sustitucion', 'agregar', 'si_no_binarias', 'solo_localidades'. R
    diccionario de datos y los catálogos. 'sustitucion' reemplaza los valores en las co
    crea nuevas columnas. 'si_no_binarias' cambia valores SI, NO, No Aplica, SE IGNORA

"""
    catalogo_nombre = '201128 Catalogos.xlsx'
    catalogo_path = os.path.join(data_dir, catalogo_nombre)
    descriptores_nombre = '201128 Descriptores.xlsx'
    descriptores_path = os.path.join(data_dir, descriptores_nombre)
    data_file = os.path.join(data_dir, archivo)
    print(data_file)

```

```

df = pd.read_csv(data_file, dtype=object, encoding='latin-1')
if entidad is not None:
    df = df[df['ENTIDAD_RES'] == entidad]
# Hay un error y el campo OTRA_COMP es OTRAS_COMP según los descriptores
df.rename(columns={'OTRA_COM': 'OTRAS_COM'}, inplace=True)
# Asignar clave única a municipios
df['MUNICIPIO_RES'] = df['ENTIDAD_RES'] + df['MUNICIPIO_RES']
df['CLAVE_MUNICIPIO_RES'] = df['MUNICIPIO_RES']
# Leer catálogos
nombres_catálogos = ['Catálogo de ENTIDADES',
                      'Catálogo MUNICIPIOS',
                      'Catálogo RESULTADO',
                      'Catálogo SI_NO',
                      'Catálogo TIPO_PACIENTE']
nombres_catálogos.append('Catálogo CLASIFICACION_FINAL')
nombres_catálogos[2] = 'Catálogo RESULTADO_LAB'

dict_catálogos = pd.read_excel(catalogo_path,
                               nombres_catálogos,
                               dtype=str,
                               engine='openpyxl')

entidades = dict_catálogos[nombres_catálogos[0]]
municipios = dict_catálogos[nombres_catálogos[1]]
tipo_resultado = dict_catálogos[nombres_catálogos[2]]
cat_si_no = dict_catálogos[nombres_catálogos[3]]
cat_tipo_pac = dict_catálogos[nombres_catálogos[4]]
# Arreglar los catálogos que tienen mal las primeras líneas
dict_catálogos[nombres_catálogos[2]].columns = ["CLAVE", "DESCRIPCIÓN"]
dict_catálogos[nombres_catálogos[5]].columns = ["CLAVE", "CLASIFICACIÓN", "DESCRIPCIÓN"]

clasificacion_final = dict_catálogos[nombres_catálogos[5]]

# Resolver códigos de entidad federal
cols_entidad = ['ENTIDAD_RES', 'ENTIDAD_UM', 'ENTIDAD_NAC']
df['CLAVE_ENTIDAD_RES'] = df['ENTIDAD_RES']
df[cols_entidad] = df[cols_entidad].replace(to_replace=entidades['CLAVE_ENTIDAD'].value,
                                           value=entidades['ENTIDAD_FEDERATIVA'].value)

```

```

# Construye clave unica de municipios de catálogo para resolver nombres de municipio
municipios['CLAVE_MUNICIPIO'] = municipios['CLAVE_ENTIDAD'] + municipios['CLAVE_MUNICIPIO']

# Resolver códigos de municipio
municipios_dict = dict(zip(municipios['CLAVE_MUNICIPIO'], municipios['MUNICIPIO']))
df['MUNICIPIO_RES'] = df['MUNICIPIO_RES'].map(municipios_dict.get)

# Resolver resultados

df.rename(columns={'RESULTADO_LAB': 'RESULTADO'}, inplace=True)
tipo_resultado['DESCRIPCIÓN'].replace({'POSITIVO A SARS-COV-2': 'Positivo SARS-CoV-2'})

tipo_resultado = dict(zip(tipo_resultado['CLAVE'], tipo_resultado['DESCRIPCIÓN']))
df['RESULTADO'] = df['RESULTADO'].map(tipo_resultado.get)
clasificacion_final = dict(zip(clasificacion_final['CLAVE'], clasificacion_final['CLASIFICACION_FINAL']))
df['CLASIFICACION_FINAL'] = df['CLASIFICACION_FINAL'].map(clasificacion_final.get)
# Resolver datos SI - NO

# Necesitamos encontrar todos los campos que tienen este tipo de dato y eso
# viene en los descriptores, en el campo FORMATO_O_FUENTE
descriptores = pd.read_excel(f'{data_dir}201128 Descriptores.xlsx',
                             index_col='Nº',
                             engine='openpyxl')
descriptores.columns = list(map(lambda col: col.replace(' ', '_'), descriptores.columns))
descriptores['FORMATO_O_FUENTE'] = descriptores.FORMATO_O_FUENTE.str.strip()

datos_si_no = descriptores.query('FORMATO_O_FUENTE == "CATÁLOGO: SI_ NO"')
cat_si_no['DESCRIPCIÓN'] = cat_si_no['DESCRIPCIÓN'].str.strip()

campos_si_no = datos_si_no.NOMBRE_DE_VARIABLE
nuevos_campos_si_no = campos_si_no

if resolver_claves == 'agregar':
    nuevos_campos_si_no = [nombre_var + '_NOM' for nombre_var in campos_si_no]
elif resolver_claves == 'si_no_binarias':
    nuevos_campos_si_no = [nombre_var + '_BIN' for nombre_var in campos_si_no]
    cat_si_no['DESCRIPCIÓN'] = list(map(lambda val: 1 if val == 'SI' else 0, cat_si_no['DESCRIPCIÓN']))

df[nuevos_campos_si_no] = df[datos_si_no.NOMBRE_DE_VARIABLE].replace(
    to_replace=cat_si_no['CLAVE'].values,
    value=cat_si_no['DESCRIPCIÓN'].values)

```



```

# Resolver tipos de paciente
cat_tipo_pac = dict(zip(cat_tipo_pac['CLAVE'], cat_tipo_pac['DESCRIPCIÓN']))
df['TIPO_PACIENTE'] = df['TIPO_PACIENTE'].map(cat_tipo_pac.get)

df = procesa_fechas(df)

return df

def procesa_fechas(covid_df):
    df = covid_df.copy()
    df['FECHA_INGRESO'] = pd.to_datetime(df['FECHA_INGRESO'], format="%Y-%m-%d")
    df['FECHA_SINTOMAS'] = pd.to_datetime(df['FECHA_SINTOMAS'], format="%Y-%m-%d")
    df['FECHA_DEF'] = pd.to_datetime(df['FECHA_DEF'], format="%Y-%m-%d", errors='coerce')
    df['DEFUNCION'] = (df['FECHA_DEF'].notna()).astype(int)
    df['EDAD'] = df['EDAD'].astype(int)
    return df

```

## 3.2 Preprocesar usando nuestras funciones

```

df = carga_datos_covid19_MX(entidad='09')
df

```

datos/datos\_abiertos\_covid19.zip

	FECHA_ACTUALIZACION	ID_REGISTRO	ORIGEN	SECTOR	ENTIDAD_UM
1	2023-01-03	180725	2	9	CIUDAD DE MÉXICO
4	2023-01-03	1933c0	1	12	CIUDAD DE MÉXICO
8	2023-01-03	0741e4	2	6	CIUDAD DE MÉXICO
13	2023-01-03	1c4d2e	2	9	CIUDAD DE MÉXICO
15	2023-01-03	0a6cd6	2	6	CIUDAD DE MÉXICO
...	...	...	...	...	...
6393642	2023-01-03	m1cd235	2	12	MÉXICO
6394417	2023-01-03	m0dbc4c	2	12	MÉXICO
6394626	2023-01-03	m13431e	2	12	MÉXICO
6394988	2023-01-03	m1493ea	2	12	MÉXICO
6395781	2023-01-03	m0a22b8	2	12	MÉXICO

### 3.3 Guardando el resultado

Listo, con nuestras funciones tenemos ya nuestros datos preprocesados, ahora vamos a guardarlos para poder utilizarlos rápidamente en otros notebooks. En general tenemos muchas opciones para guardar los datos, csv, por ejemplo. En esta ocasión vamos a usar un formato nativo de Python el [pickle](#), que es una forma de *serializar* un objeto de Python. Pandas nos provee una función para guardar directamente un dataframe como pickle:

```
df.to_pickle("data/datos_covid_ene19.pkl")
```

En la documentación de [to\\_pickle](#) pueden ver las opciones completas.

```
df.to_csv("datos/covid_enero_2023_procesados.csv")
```

## 4 Curvas epidémicas

Ahora que ya tenemos idea de cómo procesar los datos y conocemos más o menos su contenido, podemos empezar a hacer algunas visualizaciones. En general, el flujo de análisis de datos va y viene entre el preproceso, la visualización y el análisis. El tipo de preproceso va ligado a las visualizaciones que queremos hacer y estas van mostrando el camino del análisis, por lo tanto en la vida real uno siempre está yendo y viniendo entre estas etapas.

En este taller vamos a explorar gráficamente los datos y empezarnos a hacer preguntas sobre ellos, preguntas que intentaremos ir respondiendo con nuevas visualizaciones. Para ello vamos a partir de la base de datos que construimos en el taller anterior.

Como siempre, lo primero es importar las librerías que vamos a utilizar

```
import plotly.express as px
import pandas as pd
import seaborn as sns
from datetime import timedelta, date, datetime
import plotly.io as pio
pio.renderers.default='notebook'
```

Vamos a utilizar los datos preprocesados que guardamos al final del taller anterior. Recordemos que los guardamos como csv, entonces los datos van a incluir el proceso que implique cambiar valores, pero no van a recordar los tipos de datos que cambiamos, entonces, después de leer los datos, vamos a ajustar los tipos de las columnas de fecha.

```
df = pd.read_csv("datos/covid_enero_2023_procesados.csv", index_col=0)
df['FECHA_INGRESO'] = pd.to_datetime(df['FECHA_INGRESO'], format="%Y-%m-%d")
df['FECHA_SINTOMAS'] = pd.to_datetime(df['FECHA_SINTOMAS'], format="%Y-%m-%d")
df['FECHA_DEF'] = pd.to_datetime(df['FECHA_DEF'], format="%Y-%m-%d", errors='coerce')
df
```

/tmp/ipykernel\_89594/2932843985.py:1: DtypeWarning:

Columns (13) have mixed types. Specify dtype option on import or set low\_memory=False.

	FECHA_ACTUALIZACION	ID_REGISTRO	ORIGEN	SECTOR	ENTIDAD_UM
1	2023-01-03	180725	2	9	CIUDAD DE MÉXICO
4	2023-01-03	1933c0	1	12	CIUDAD DE MÉXICO
8	2023-01-03	0741e4	2	6	CIUDAD DE MÉXICO
13	2023-01-03	1c4d2e	2	9	CIUDAD DE MÉXICO
15	2023-01-03	0a6cd6	2	6	CIUDAD DE MÉXICO
...	...	...	...	...	...
6393642	2023-01-03	m1cd235	2	12	MÉXICO
6394417	2023-01-03	m0dbc4c	2	12	MÉXICO
6394626	2023-01-03	m13431e	2	12	MÉXICO
6394988	2023-01-03	m1493ea	2	12	MÉXICO
6395781	2023-01-03	m0a22b8	2	12	MÉXICO

#### Note

El parámetro `index_col=0` le dice al lector que la primera columna (que no tiene nombre en el csv) es el índice de los datos.

Lo primero que haremos será el desarrollo de *Curvas Epidémicas* es decir, la evolución temporal de los casos confirmados y las defunciones. Si consultamos los diccionarios de datos, podemos ver que los casos confirmados para COVID-19 corresponden a 3 categorías de la columna clasificación final:

1. CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR ASOCIACIÓN CLÍNICA EPIDEMIOLOGICA
2. CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DICTAMINACIÓN
3. CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO

mientras que las defunciones corresponden a todos aquellos registros que tengan una fecha de defunción válida, es decir, en nuestros datos preprocesados, todas las fechas válidas.

### 4.0.1 Curva de casos confirmados

El primer paso es extraer las filas que corresponden a casos confirmados

```
df.CLASIFICACION_FINAL.unique()
```

```
array(['NEGATIVO A SARS-COV-2',
      'CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DICTAMINACIÓN',
```

```
'CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO', 'CASO SOSPECHOSO',
'NO REALIZADO POR LABORATORIO',
'CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR ASOCIACIÓN CLÍNICA EPIDEMIOLÓGICA',
'INVÁLIDO POR LABORATORIO'], dtype=object)
```

A partir de estos valores podemos seleccionar las filas que queremos

```
valores_confirmados = ['CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR ASOCIACIÓN CLÍNICA EPIDEMIOLÓGICA',
                        'CASO DE COVID-19 CONFIRMADO POR COMITÉ DE DICTAMINACIÓN',
                        'CASO DE SARS-COV-2 CONFIRMADO']
confirmados = df.loc[df['CLASIFICACION_FINAL'].isin(valores_confirmados)]
confirmados.head()
```

	FECHA_ACTUALIZACION	ID_REGISTRO	ORIGEN	SECTOR	ENTIDAD_UM	SEXO
8	2023-01-03	0741e4	2	6	CIUDAD DE MÉXICO	2
13	2023-01-03	1c4d2e	2	9	CIUDAD DE MÉXICO	1
25	2023-01-03	0a98b4	2	12	CIUDAD DE MÉXICO	1
42	2023-01-03	13cf10	2	9	CIUDAD DE MÉXICO	1
54	2023-01-03	0fef08	1	12	CIUDAD DE MÉXICO	2

Ahora tenemos una tabla con todos los casos confirmados, para hacer una curva epidémica, tenemos que agregar en una escala temporal. Lo más sencillo es primero agregar por día y a partir de ahí podemos construir agregados para cualquier intervalo que queramos.

Necesitamos decidir cuál fecha de todas las disponibles vamos a utilizar para agregar los casos. En este caso, la DGE sugiere utilizar la fecha de inicio de síntomas (FECHA\_SINTOMAS) para construir la curva de casos confirmados y la de defunción (FECHA\_DEF) para la curva de defunciones.

Entonces, para construir la curva de confirmados lo primero que tenemos que hacer es indexar el DataFrame por la fecha de inicio de síntomas

```
confirmados = confirmados.set_index('FECHA_SINTOMAS')
confirmados.index
```

```
DatetimeIndex(['2022-02-13', '2022-01-01', '2022-04-22', '2022-08-07',
                '2022-01-10', '2022-01-14', '2022-12-01', '2022-05-25',
                '2022-12-23', '2022-08-02',
                ...,
                '2022-06-23', '2022-08-16', '2022-08-19', '2022-08-01',
```

```
'2022-07-05', '2022-07-08', '2022-09-05', '2022-06-19',
'2022-06-20', '2022-09-23'],
dtype='datetime64[ns]', name='FECHA_SINTOMAS', length=769894, freq=None)
```

Ya con los datos indexados es fácil construir agregados diarios, sólo tenemos que seleccionar qué columnas queremos agregar. Por lo pronto hagamos un conteo sólo de casos confirmados. Para eso sólo tenemos que agrupar el índice usando una frecuencia diaria y tomar el tamaño de los grupos (de alguna columna, realmente no importa cual).

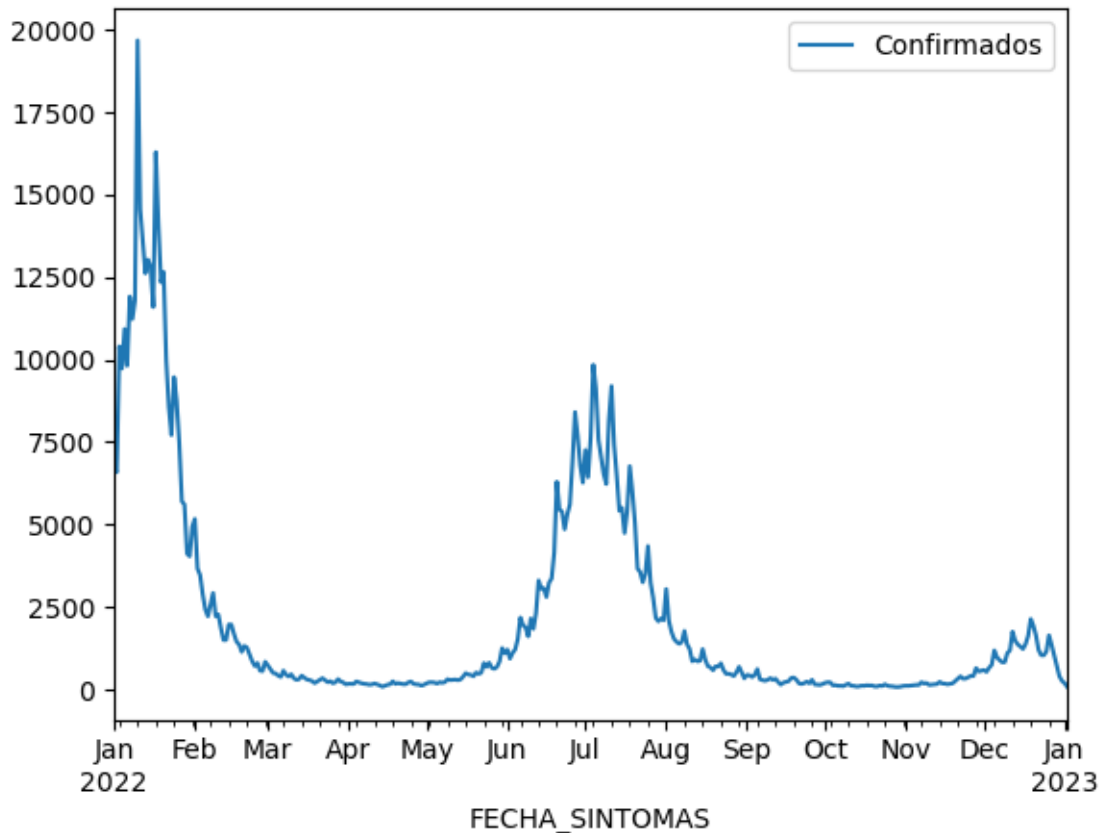
```
confirmados_diarios = (confirmados
                        .groupby(pd.Grouper(freq='D'))[['ID_REGISTRO']] # grupos por dia y
                        .size() # Calculamos el tamaño de cada grupo
                        .reset_index() # Convertimos el resultado (que es una serie) en Dat
                        .rename({0:'Confirmados'}, axis=1) # Le damos nombre a la columna q
                        )
confirmados_diarios
```

	FECHA_SINTOMAS	Confirmados
0	2022-01-01	6748
1	2022-01-02	6585
2	2022-01-03	10398
3	2022-01-04	9729
4	2022-01-05	10924
...	...	...
362	2022-12-29	715
363	2022-12-30	399
364	2022-12-31	258
365	2023-01-01	187
366	2023-01-02	80

Hay muchas formas de visualizar estos datos, la primera y más sencilla es utilizar los métodos que provee Pandas, por ejemplo:

```
confirmados_diarios.set_index('FECHA_SINTOMAS').plot()
```

```
<AxesSubplot: xlabel='FECHA_SINTOMAS'>
```



Una alternativa que nos provee herramientas interactivas para visualizar los datos y que es muy fácil de usar es [Plotly](#). A través del módulo [Plotly express](#) podemos crear de forma muy simple gráficas que nos permitan interactuar con ellas.

```
fig = px.line(confirmados_diarios, x='FECHA_SINTOMAS', y="Confirmados")
fig.show()
```

Unable to display output for mime type(s): text/html

Unable to display output for mime type(s): text/html

Como pueden ver, fue muy simple hacer una gráfica con herramientas para *pan* y *zoom*. Estas herramientas hacen más fácil ver que los datos de casos confirmados contienen la *mezcla* de dos señales: una de alta frecuencia que representa la variación diaria, con una especie de periodicidad semanal y una señal de baja frecuencia que contiene las *olas epidémicas*.

La señal de alta frecuencia contiene mucho *ruido* que corresponde a los ciclos de actualización de la información y que realmente nos dice poco de la tendencia de los datos. Una forma sencilla de filtrar este ruido es utilizando la [media móvil](#). Para calcular este promedio, Pandas provee la función [rolling](#)

```
confirmados_diarios['Media Móvil'] = (confirmados_diarios
                                       .rolling(window=7)
                                       .mean())

confirmados_diarios.head(10)
```

/tmp/ipykernel\_89594/2896601829.py:3: FutureWarning:

Dropping of nuisance columns in rolling operations is deprecated; in a future version this w

	FECHA_SINTOMAS	Confirmados	Media Móvil
0	2022-01-01	6748	NaN
1	2022-01-02	6585	NaN
2	2022-01-03	10398	NaN
3	2022-01-04	9729	NaN
4	2022-01-05	10924	NaN
5	2022-01-06	9816	NaN
6	2022-01-07	11910	9444.285714
7	2022-01-08	11229	10084.428571
8	2022-01-09	11794	10828.571429
9	2022-01-10	19673	12153.571429

Y ahora la podemos graficar

```
fig = px.line(confirmados_diarios, x='FECHA_SINTOMAS', y='Media Móvil')
fig.show()
```

Unable to display output for mime type(s): text/html

Para graficar las dos series en la misma gráfica lo más sencillo es pasar los datos del formato ancho (en columnas) al formato largo (en filas con una columna que los distinga). Para esto vamos a usar la función [melt](#) de Pandas



```
confirmados_diarios = confirmados_diarios.melt(id_vars=['FECHA_SINTOMAS'], value_vars=['C', 'M'])
confirmados_diarios
```

	FECHA_SINTOMAS	variable	value
0	2022-01-01	Confirmados	6748.000000
1	2022-01-02	Confirmados	6585.000000
2	2022-01-03	Confirmados	10398.000000
3	2022-01-04	Confirmados	9729.000000
4	2022-01-05	Confirmados	10924.000000
...	...	...	...
729	2022-12-29	Media Móvil	1137.142857
730	2022-12-30	Media Móvil	1045.571429
731	2022-12-31	Media Móvil	934.571429
732	2023-01-01	Media Móvil	796.714286
733	2023-01-02	Media Móvil	573.714286

Con los datos de esta forma, ahora podemos usar Plotly para graficar ambas variables utilizando como color la columna `variable`. El parámetro `color` nos permite separar dos series de datos cuando estas vienen en formato largo.

```
fig = px.line(confirmados_diarios, x='FECHA_SINTOMAS', y='value', color='variable')
fig.show()
```

Unable to display output for mime type(s): text/html

## 4.0.2 Curva de defunciones

Ya que construimos la curva de casos confirmados, la de defunciones es exactamente igual, sólo necesitamos seleccionar al inicio del proceso los renglones que tengan una fecha de defunción válida e indexar por fecha de defunción

```
defunciones = confirmados.loc[confirmados['FECHA_DEF'].notnull()] # Seleccionamos los casos con fecha de defunción
defunciones = defunciones.set_index('FECHA_DEF') # indexamos por fecha de defunción
defunciones_diarios = (defunciones
                        .groupby(pd.Grouper(freq='D'))[['ID_REGISTRO']] # grupos por día y
                        .size() # Calculamos el tamaño de cada grupo
                        .reset_index() # Convertimos el resultado (que es una serie) en DataFrame
                        .rename({0:'Defunciones'}, axis=1) # Le damos nombre a la columna
                        )
```

```
defunciones_diarios['Media Móvil'] = defunciones_diarios.rolling(window=7).mean() # Calcula la media móvil
defunciones_diarios = defunciones_diarios.melt(id_vars=['FECHA_DEF'], value_vars=['Defunciones', 'Media Móvil'])
fig = px.line(defunciones_diarios, x='FECHA_DEF', y='value', color='variable')
fig.show()
```

```
/tmp/ipykernel_89594/3052884713.py:9: FutureWarning:
```

```
Dropping of nuisance columns in rolling operations is deprecated; in a future version this will raise an error.
```

```
Unable to display output for mime type(s): text/html
```

### 4.0.3 Combinando las dos gráficas

Para entender la evolución de la epidemia conviene poder ver las dos gráficas al mismo tiempo y explorarlas de forma conjunta. En general este tipo de combinaciones en las que dos o más gráficas comparten por lo menos un eje (en nuestro caso el tiempo) se llaman *Facetas*. Plotly nos permite crear este tipo de visualizaciones de forma muy sencilla, lo que necesitamos es combinar ambos datos (casos y defunciones) en un sólo DataFrame en formato largo y asegurarnos de que cada fila pueda distinguir a qué se refiere. En nuestros datos vamos a tener cuatro series diferentes: datos crudos y media móvil para casos y defunciones.

Comencemos con la serie de defunciones, lo primero que tenemos que hacer es agregar una columna con el tipo de serie, es decir, defunciones:

```
defunciones_diarios['Tipo'] = 'Defunciones'
defunciones_diarios
```

	FECHA_DEF	variable	value	Tipo
0	2022-01-03	Defunciones	1.000000	Defunciones
1	2022-01-04	Defunciones	2.000000	Defunciones
2	2022-01-05	Defunciones	1.000000	Defunciones
3	2022-01-06	Defunciones	3.000000	Defunciones
4	2022-01-07	Defunciones	8.000000	Defunciones
...	...	...	...	...
721	2022-12-27	Media Móvil	4.714286	Defunciones
722	2022-12-28	Media Móvil	5.285714	Defunciones
723	2022-12-29	Media Móvil	5.285714	Defunciones
724	2022-12-30	Media Móvil	5.285714	Defunciones
725	2022-12-31	Media Móvil	4.571429	Defunciones

En la columna variable tenemos los valores **Defunciones** y **Media Móvil**, necesitamos cambiar el valor de **Defunciones** por algo que sea compatible con tener los casos confirmados en el mismo DataFrame, pienses que al combinar ambas series queremos tener sólo dos valores diferentes en esta columna. Cambiemos entonces el valor de **Defunciones** por **Conteo**:

```
defunciones_diarios.loc[defunciones_diarios['variable'] == 'Defunciones', 'variable'] = 'Conteo'
defunciones_diarios
```

	FECHA_DEF	variable	value	Tipo
0	2022-01-03	Conteo	1.000000	Defunciones
1	2022-01-04	Conteo	2.000000	Defunciones
2	2022-01-05	Conteo	1.000000	Defunciones
3	2022-01-06	Conteo	3.000000	Defunciones
4	2022-01-07	Conteo	8.000000	Defunciones
...	...	...	...	...
721	2022-12-27	Media Móvil	4.714286	Defunciones
722	2022-12-28	Media Móvil	5.285714	Defunciones
723	2022-12-29	Media Móvil	5.285714	Defunciones
724	2022-12-30	Media Móvil	5.285714	Defunciones
725	2022-12-31	Media Móvil	4.571429	Defunciones

Ahora tenemos dos nombres diferentes para los campos con los que vamos a construir el eje de las X: **FECHA\_DEF** y **FECHA\_SINTOMAS**. Para poder combinar ambas series en una sola, necesitamos que esos campos tengan el mismo nombre en las dos series.

```
defunciones_diarios = defunciones_diarios.rename({'FECHA_DEF': 'Fecha'}, axis=1)
defunciones_diarios
```

	Fecha	variable	value	Tipo
0	2022-01-03	Conteo	1.000000	Defunciones
1	2022-01-04	Conteo	2.000000	Defunciones
2	2022-01-05	Conteo	1.000000	Defunciones
3	2022-01-06	Conteo	3.000000	Defunciones
4	2022-01-07	Conteo	8.000000	Defunciones
...	...	...	...	...
721	2022-12-27	Media Móvil	4.714286	Defunciones
722	2022-12-28	Media Móvil	5.285714	Defunciones
723	2022-12-29	Media Móvil	5.285714	Defunciones
724	2022-12-30	Media Móvil	5.285714	Defunciones

	Fecha	variable	value	Tipo
725	2022-12-31	Media Móvil	4.571429	Defunciones

Repetimos el proceso para los datos de casos confirmados:

```
confirmados_diarios['Tipo'] = 'Casos Confirmados'
confirmados_diarios.loc[confirmados_diarios['variable'] == 'Confirmados', 'variable'] = 'C
confirmados_diarios = confirmados_diarios.rename({'FECHA_SINTOMAS': 'Fecha'}, axis=1)
confirmados_diarios
```

	Fecha	variable	value	Tipo
0	2022-01-01	Conteo	6748.000000	Casos Confirmados
1	2022-01-02	Conteo	6585.000000	Casos Confirmados
2	2022-01-03	Conteo	10398.000000	Casos Confirmados
3	2022-01-04	Conteo	9729.000000	Casos Confirmados
4	2022-01-05	Conteo	10924.000000	Casos Confirmados
...	...	...	...	...
729	2022-12-29	Media Móvil	1137.142857	Casos Confirmados
730	2022-12-30	Media Móvil	1045.571429	Casos Confirmados
731	2022-12-31	Media Móvil	934.571429	Casos Confirmados
732	2023-01-01	Media Móvil	796.714286	Casos Confirmados
733	2023-01-02	Media Móvil	573.714286	Casos Confirmados

Ahora que ambas series tienen la misma *forma* y columnas que distinguen los cuatro casos que nos interesan, sólo resta combinar las series. En este caso, lo que queremos es *pegar* los datos de una abajo de la otra (el orden da igual). Para esto vamos a usar la función `concat` que toma una lista de DataFrames y regresa un DataFrame concatenado a lo largo del eje que queramos.

```
casos_defunciones = pd.concat([confirmados_diarios, defunciones_diarios], axis=0)
casos_defunciones
```

	Fecha	variable	value	Tipo
0	2022-01-01	Conteo	6748.000000	Casos Confirmados
1	2022-01-02	Conteo	6585.000000	Casos Confirmados
2	2022-01-03	Conteo	10398.000000	Casos Confirmados
3	2022-01-04	Conteo	9729.000000	Casos Confirmados
4	2022-01-05	Conteo	10924.000000	Casos Confirmados

	Fecha	variable	value	Tipo
...	...	...	...	...
721	2022-12-27	Media Móvil	4.714286	Defunciones
722	2022-12-28	Media Móvil	5.285714	Defunciones
723	2022-12-29	Media Móvil	5.285714	Defunciones
724	2022-12-30	Media Móvil	5.285714	Defunciones
725	2022-12-31	Media Móvil	4.571429	Defunciones

Ya con la nueva serie como la queremos, podemos hacer nuestras *Facetas* utilizando el parámetro `facet_col` que le dice a Plotly qué columna usar para distinguir las dos series. Es importante decirle que no queremos que compartan el eje *y* porque las escalas son muy diferentes

```
fig = px.line(casos_defunciones, x='Fecha', y='value', color='variable', facet_col='Tipo',
fig.update_yaxes(matches=None)
fig.show()
```

Unable to display output for mime type(s): text/html

#### 4.0.4 Hospitalizaciones

Otra gráfica muy interesante para comprender la evolución de la epidemia es la de hospitalizaciones. Para obtener esta gráfica primero tenemos que seleccionar los pacientes confirmados como positivos a COVID-19 y que además fueron hospitalizados.

Los casos confirmados ya los tenemos calculados en la variable `confirmados`, entonces falta ver cómo obtener los pacientes hospitalizados

```
confirmados.TIPO_PACIENTE.unique()
```

```
array(['HOSPITALIZADO', 'AMBULATORIO'], dtype=object)
```

Gracias a nuestra base aplanada es muy fácil distinguirlos, entonces sólo los tenemos que seleccionar, agregar por día y podemos hacer una gráfica como las anteriores (incluyendo la media móvil). Recordemos que `confirmados` está indexado por fecha de inicio de síntomas, entonces nuestra curva de hospitalización estará indexada por la misma fecha

```
hospitalizados = confirmados[confirmados.TIPO_PACIENTE == 'HOSPITALIZADO']
hospitalizados_diarios = (hospitalizados
.groupby(pd.Grouper(freq='D'))[['ID_REGISTRO']] # grupos por día
```

```

        .size() # Calculamos el tamaño de cada grupo
        .reset_index() # Convertimos el resultado (que es una serie) en
        .rename({0:'Hospitalizaciones'}, axis=1) # Le damos nombre a la
    )
hospitalizados_diarios['Media Móvil'] = hospitalizados_diarios.rolling(window=7).mean()
hospitalizados_diarios = hospitalizados_diarios.melt(id_vars=['FECHA_SINTOMAS'], value_var
fig = px.line(hospitalizados_diarios, x='FECHA_SINTOMAS', y='value', color='variable')
fig.show()

```

/tmp/ipykernel\_89594/1651814779.py:8: FutureWarning:

Dropping of nuisance columns in rolling operations is deprecated; in a future version this w

Unable to display output for mime type(s): text/html

Y, una vez más, para comparar vamos a poner las tres gráficas (casos confirmados, defunciones y hospitalizacones) en un Facet

```

hospitalizados_diarios['Tipo'] = 'Hospitalizaciones'
hospitalizados_diarios.loc[hospitalizados_diarios['variable'] == 'Hospitalizaciones', 'var
hospitalizados_diarios = hospitalizados_diarios.rename({'FECHA_SINTOMAS': 'Fecha'}, axis=1)
hospitalizados_diarios

```

	Fecha	variable	value	Tipo
0	2022-01-01	Conteo	117.000000	Hospitalizaciones
1	2022-01-02	Conteo	91.000000	Hospitalizaciones
2	2022-01-03	Conteo	124.000000	Hospitalizaciones
3	2022-01-04	Conteo	120.000000	Hospitalizaciones
4	2022-01-05	Conteo	144.000000	Hospitalizaciones
...	...	...	...	...
729	2022-12-29	Media Móvil	35.285714	Hospitalizaciones
730	2022-12-30	Media Móvil	33.857143	Hospitalizaciones
731	2022-12-31	Media Móvil	31.285714	Hospitalizaciones
732	2023-01-01	Media Móvil	27.857143	Hospitalizaciones
733	2023-01-02	Media Móvil	21.571429	Hospitalizaciones

Combinamos con la serie de casos y defunciones

```
casos_defunciones_hospitalizaciones = pd.concat([hospitalizados_diarios, casos_defunciones_hospitalizaciones])
```

	Fecha	variable	value	Tipo
0	2022-01-01	Conteo	117.000000	Hospitalizaciones
1	2022-01-02	Conteo	91.000000	Hospitalizaciones
2	2022-01-03	Conteo	124.000000	Hospitalizaciones
3	2022-01-04	Conteo	120.000000	Hospitalizaciones
4	2022-01-05	Conteo	144.000000	Hospitalizaciones
...	...	...	...	...
721	2022-12-27	Media Móvil	4.714286	Defunciones
722	2022-12-28	Media Móvil	5.285714	Defunciones
723	2022-12-29	Media Móvil	5.285714	Defunciones
724	2022-12-30	Media Móvil	5.285714	Defunciones
725	2022-12-31	Media Móvil	4.571429	Defunciones

Graficamos las tres series

```
fig = px.line(casos_defunciones_hospitalizaciones, x='Fecha', y='value', color='variable',
fig.update_yaxes(matches=None)
fig.show()
```

Unable to display output for mime type(s): text/html

# **Part II**

## **Geoinformática en R**



Esta parte del libro cubre el manejo de datos espaciales utilizando R  
**EN CONSTRUCCIÓN**

# **5 Introducción a R**

EN CONSTRUCCIÓN

## 6 Summary

In summary, this book has no content whatsoever.

## References