

¿Qué importancia tiene la visualización de datos? ¿Con qué herramientas contamos para ello?



# Autoaprendizaje

#### Recursos asincrónicos

- ¿Revisaste los recursos de la semana 4 (Guía y desafío)?
- ¿Tienes dudas sobre alguno de ellos?





## **Ideas fuerza**



El paquete
Seaborn nos
permite crear
diferentes
gráficos a partir
de datos
organizados en
DataFrame



Una adecuada
preparación de
datos nos permite
realizar un mejor
análisis y obtener
mejores
conclusiones.



Para la preparación de datos nos podemos apoyar en el **análisis exploratorio** de ellos, para comprender mejor su **contexto**.



/\*Gráficos con Seaborn\*/



#### Gráficos con Seaborn

#### Seaborn

- Seaborn es una biblioteca de visualización de datos en Python que se basa en la popular biblioteca
   Matplotlib.
- Una de las principales características de Seaborn es su capacidad para generar automáticamente gráficos estilizados con solo unas pocas líneas de código.



Fuente: https://seaborn.pydata.org/



/\* Preparación de datos\*/



¿Cómo se hace?

Algunos de los pasos comunes en la preparación de datos incluyen:

- 1. Limpieza de datos
- 2. Transformación de datos
- 3. Codificación de variables categóricas
- 4. Balanceo de clases.





# **Preparación de datos** *Opciones con Python -Valores faltantes*

missing.values=df.apply(lambda x: summ(x.isnull()),axis=0)

En esta línea, utilizamos el método apply() de Pandas para aplicar una función lambda a cada columna (axis=0) del DataFrame df. La función lambda lambda x: sum(x.isnull()) se aplica a cada columna x, y cuenta la cantidad de valores faltantes en esa columna utilizando x.isnull(). La función sum() luego suma los valores True (1) que representan los valores faltantes, proporcionando el recuento total de valores faltantes para cada columna.

El resultado será una serie de Pandas llamada missing\_values, donde los índices son los nombres de las columnas del DataFrame df y los valores son la cantidad de valores faltantes en cada columna.



Valores faltantes - ¿qué hacemos?

df['columna'].fillna(df['columna'].mean(), inplace=True)

En esta línea, reemplazamos los valores faltantes de 'columna' por el valor promedio de los datos de 'columna'.

¿Qué otra solución podríamos utilizar?



Valores repetidos - duplicates

df\_sin\_duplicados = df.drop.duplicates(subset=['columna1','columna2'])

En esta línea, construimos otro dataFrame eliminando los valores que se encuentren repetidos considerando las columnas 'columna1' y 'columna2'. Si utilizamos solo drop.duplicates(), el valor repetido solo se eliminará si la coincidencia es en todas las columnas.



### Valores repetidos - ejemplo

- df.drop.duplicates() eliminará los datos repetidos correspondientes a Alice y Bob.
- df.drop.duplicates(subset=['Cludad']) eliminará los datos correspondientes a Alice, Bob y
   Luis. Este último es eliminado porque vive en la misma ciudad que Alice



#### Valores atípicos

Si estamos analizando estaturas de un grupo de personas, una primera verificación sería asegurarnos de que todos los datos sean numéricos (de tipo int o float, dependiendo de lo que nos interese). En el mejor de los casos, podríamos convertirlos a este tipo de datos.

Pero, ¿qué sucede si hay valores numéricos, que son poco razonables?

¿Qué podría ser, en este contexto, un valor poco razonable?



#### Valores atípicos

Los valores atípicos corresponden a valores de una variable que se escapan sensiblemente del conjunto. En ocasiones puedes ser muy valiosos y puede ser necesario tenerlos en cuenta, pero en otras ocasiones distorsionan sensiblemente la observación y el objetivo que tenemos para ella.

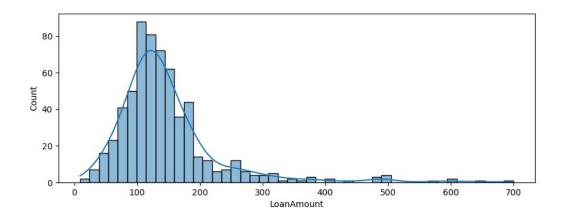


**Ejemplo:** si estamos analizando la estatura de los habitantes de un país o región, y escogemos una muestra, una persona con gigantismo o enanismo va a distorsionar mucho nuestra observación, haciendo que nuestras conclusiones puedan ser erróneas. Del mismo modo, si escribimos mal un valor que era con decimales y no lo pusimos así.



#### Valores atípicos

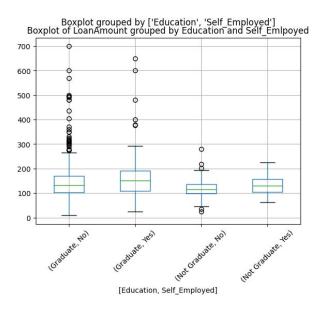
Podemos detectar valores atípicos fácilmente utilizando un boxplot o incluso un histograma





#### Valores atípicos

Podemos detectar valores atípicos fácilmente utilizando un boxplot o incluso un histograma





#### Valores atípicos - filtrando

Un criterio habitual para seleccionar solo los datos no atípicos es utilizar como referencia el rango intercuartil, y los cuartiles 1 y 3. Así, nos quedamos solo con los valores que se encuentran en el intervalo [Q1 - 1,5\*IQR, Q3 + 1,5\*IQR]

```
data = df['columna']
Q1 = np.percentile(data, 25)
Q3 = np.percentile(data, 75)
IQR = Q3 - Q1
lower_bound = Q1 - 1.5 * IQR
upper_bound = Q3 + 1.5 * IQR

df=df.iloc[np.where((data>= lower_bound) * (data <= upper_bound))]</pre>
```

#### {**desafío**} latam\_

¡Manos a la obra! Preparación de datos



# ¡Manos a la obra!

Preparación de datos

Veremos cómo aplicar las estrategias de preparación de datos. PAra elo, sigue a tu profesor con lo que iremos realizando en el archivo 02 - Guia - Variable aleatoria II





# Desafío Preparación de datos y gráficos



#### Desafío

#### "Preparación de datos y gráficos"

- ¿Leíste el desafío de esta semana? ¿Comprendes bien lo que se solicita en cada caso?
- ¿Hay contenidos que necesitas repasar antes de comenzar este desafío?
- ¿Necesitas algún ejemplo o indicación para alguna pregunta o requerimiento específico?





