

#### 09481: Inteligencia Artificial

Profesor del curso: Breyner Posso, Ing. M.Sc. e-mail: <a href="mailto:breyner.posso1@u.icesi.edu.co">breyner.posso1@u.icesi.edu.co</a>

Programa de Ingeniería de Sistemas.

Departamento TIC.

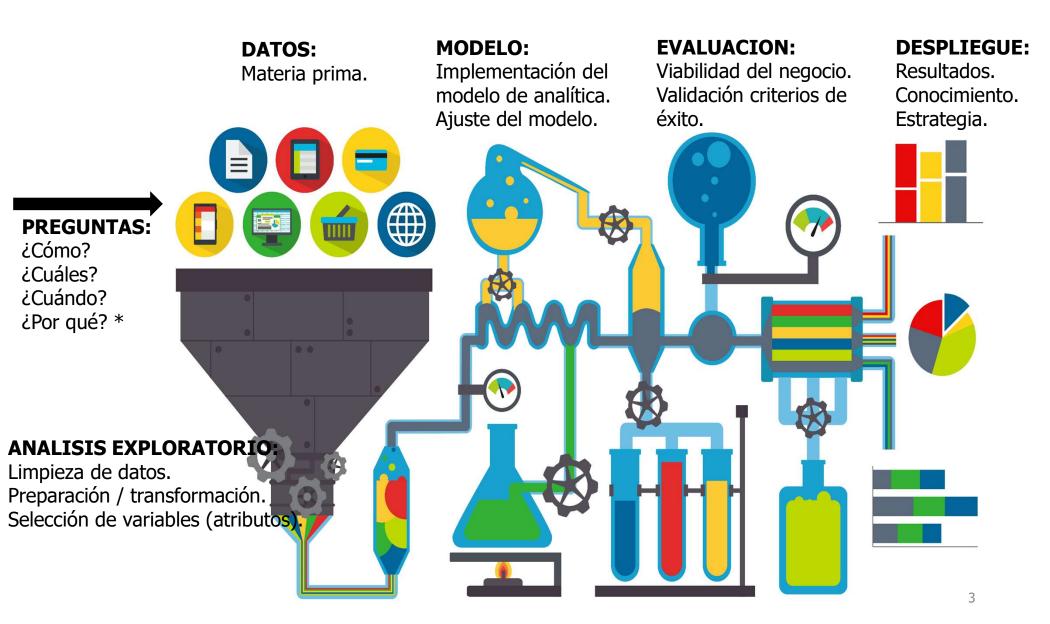
Facultad de Ingeniería.

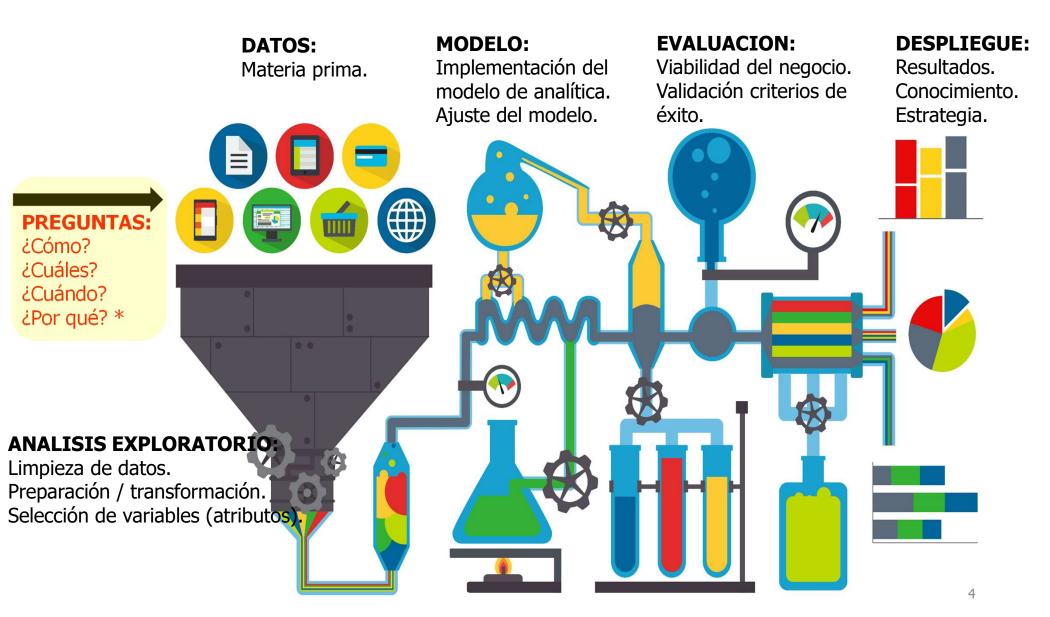
Universidad Icesi.

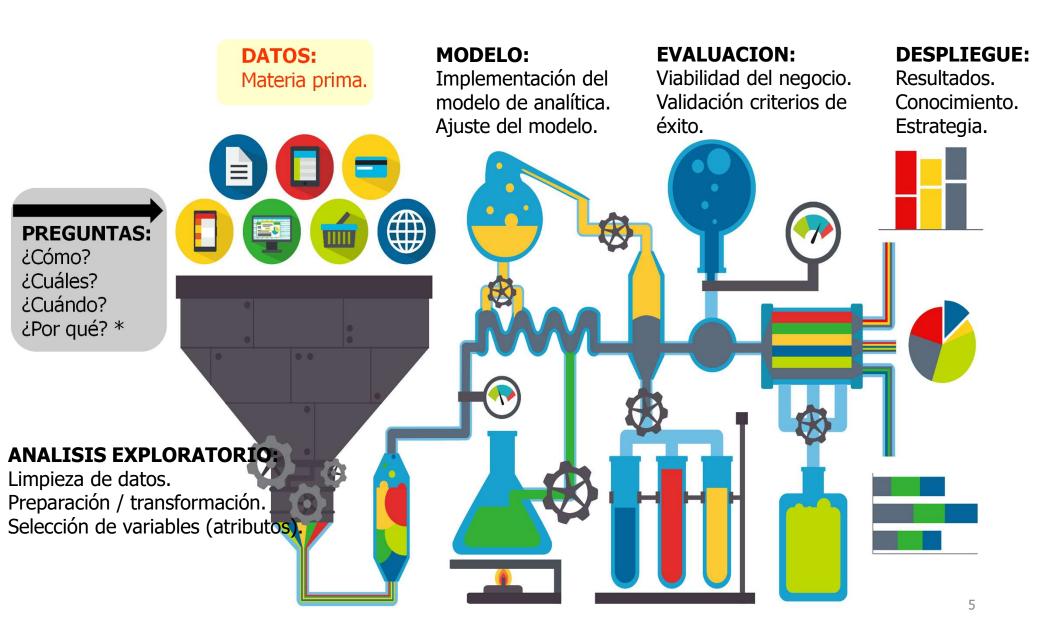
Cali, Colombia.

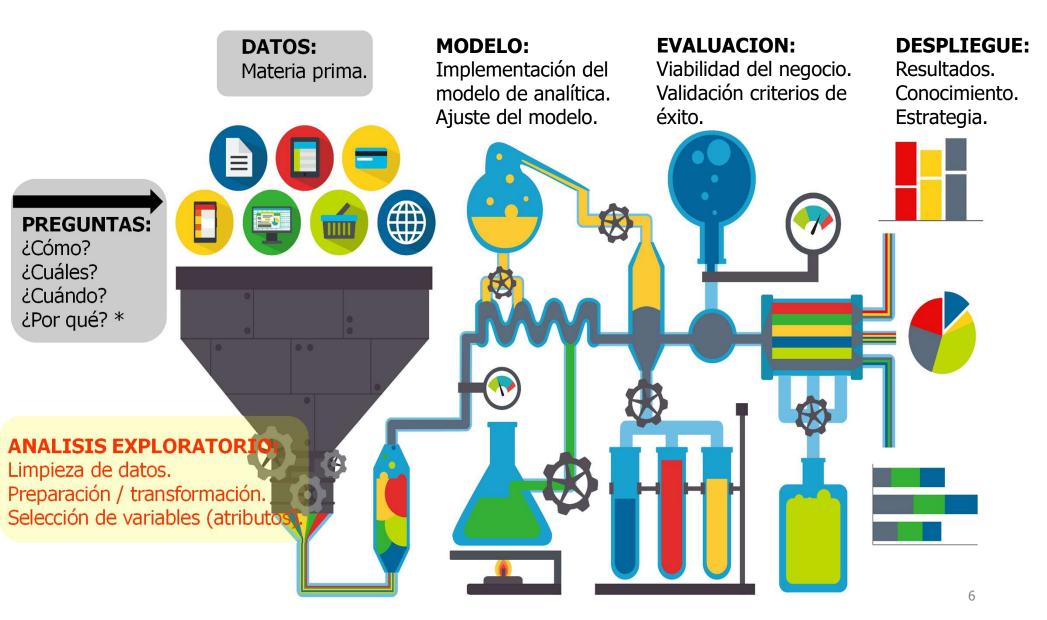
## Agenda

• Análisis exploratorio de datos (EDA).









#### **Key Terms for Data Types**

#### Numeric

Data that are expressed on a numeric scale.

#### Continuous

Data that can take on any value in an interval. (Synonyms: interval, float, numeric)

#### Discrete

Data that can take on only integer values, such as counts. (*Synonyms*: integer, count)

#### Categorical

Data that can take on only a specific set of values representing a set of possible categories. (*Synonyms*: enums, enumerated, factors, nominal)

#### Binary

A special case of categorical data with just two categories of values, e.g., 0/1, true/false. (*Synonyms*: dichotomous, logical, indicator, boolean)

#### Ordinal

Categorical data that has an explicit ordering. (Synonym: ordered factor)

## Análisis exploratorio de datos [1/2]

Una vez se tiene un conjunto de datos, es necesario entenderlo para:

- Estimar si puede servir para responder la pregunta de investigación.
- Identificar relaciones entre las variables.
- Identificar patrones y tendencias en los datos.
- Identificar problemas en la calidad de los datos y establecer como lidiar con ellos. Algunos problemas comunes incluyen:
  - □ Datos faltantes (campos vacíos, nan).
     □ Datos anómalos (*outliers*).
     □ Datos repetidos (atributos repetidos, observaciones repetidas).
     □ Problemas de escala en los valores (e.g.: unos atributos con valores muy grandes y otros con valores muy pequeños).
     □ Problemas con los tipos de datos (asignación errónea de enteros, flotantes, cadenas de caracteres,

## Análisis exploratorio de datos [2/2]

Los siguientes comandos de la librería Pandas de Python nos permite entender mejor los datos cuando estos se encuentran en un "dataframe":

- El método *head* permite obtener los primeros registros de un *dataframe*.
- El objeto *dtypes* indica los tipos de las columnas del *dataframe*.
- El método *info* de un *dataframe* permite consultar información como el número de registros (observaciones) y de columnas (atributos) con los tipos de datos correspondientes, el número de registros presentes no nulos, y el tamaño que ocupa el *dataframe* en memoria.
- El método *describe* de un *dataframe* permite obtener un resumen de las columnas, con estadísticas descriptivas que permiten entender la distribución de cada variable (mean, std, min, 25%, 50%, 75%, max).

#### Normalización de atributos de entrada

Sea x un atributo de entrada.

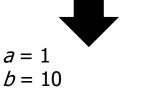
Normalización con rango de salida [0,1]  $x_{\max} = \max(x)$   $x_{\min} = \min(x)$ Sii:  $(x_{\max} - x_{\min}) \neq 0$ Entonces:  $x_{norm} = \left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}\right)$ 



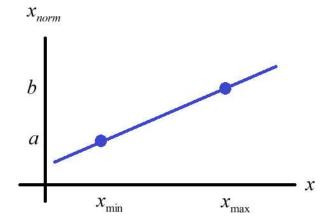
 $x_{norm} \in [0,1]$ 

$$x = \{2, 4, 8\}$$
  
 $x_{norm} = \{0, 1/3, 1\}$ 

Normalización con rango de salida [a,b]  $a = \min(x_{norm})$   $b = \max(x_{norm})$  se escogen  $x_{max} = \max(x)$  con  $x_{min} = \min(x)$  Sii:  $(x_{max} - x_{min}) \neq 0$  Entonces:  $x_{norm} = a + \left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}\right)(b - a)$   $x_{norm} \in [a,b]$ 



$$X = \{2, 4, 8\}$$
  
 $X_{norm} = \{1, 4, 10\}$ 



**Figura:** Representación gráfica del proceso de normalización. Note que el segundo caso de normalización se reduce al primero cuando *a*=0 y *b*=1.

Cómo usarlo en Python? <a href="https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.MinMaxScaler.html#sklearn.preprocessing.html#sklear

#### Estandarización de atributos de entrada

Estandarización (*z-score*)

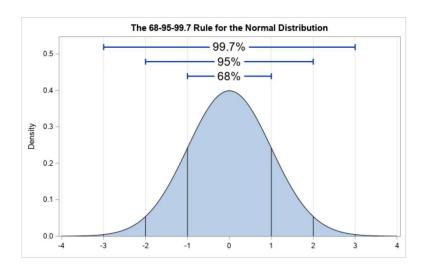
- Se parte de un supuesto de distribución normal.
- x es el valor actual del atributo.
- μ es la media aritmética del atributo x.
- $\sigma$  es la desviación estándar del atributo x.
- z es la representación estandarizada.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Para  $\sigma$  diferente de 0.

**Nota:** como en la práctica no se conoce ni la media ni la desviación estándar de la *población*, estos valores se estiman a partir de la *muestra* (i.e.: usando las observaciones disponibles del atributo x).

Cómo usarlo en Python? <a href="https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.ht">https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.ht</a> ml#sklearn.preprocessing.StandardScaler



**Pregunta 1:** Si los datos se distribuyen de forma normal, podríamos detectar los datos anómalos?

Si, podríamos identificar como datos anómalos aquellos que se encuentren a más de  $\sim$ 3 desviaciones estándar de la media, pues P(Z>3) = 0.13499 %, luego P(|Z|>3)=0.26998%. https://www.wolframalpha.com/input/?i=P%5Bz>3%5D+for+z~normal+distribution+with+mean+0+and+standard+deviation+1

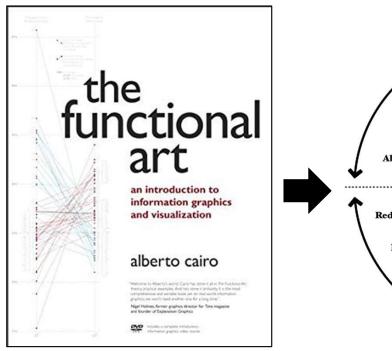
#### Pregunta 2: Pero cómo sabemos que los datos se distribuyen de forma normal?

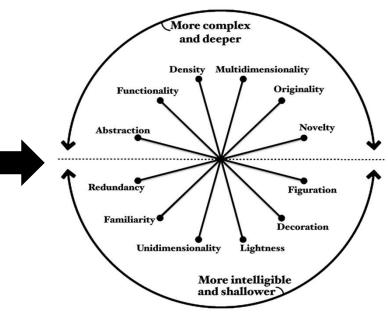
Revisando tests estadísticos de normalidad (Shapiro-Wilk, D'Agostino's K-squared, Anderson-Darling, Chi-Square Normality, Lilliefors, Jarque—Bera, Kolmogorov-Smirnov) y ciertas gráficas (histogramas, densidad de kernel, gráficos de dispersión, gráficos de cajas, gráficos P-P, gráficos Q-Q).

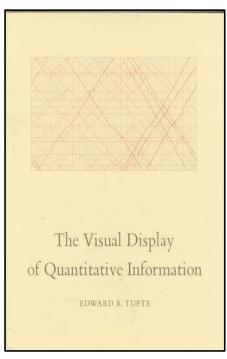
Si usa Python, este blog le va a interesar: https://towardsdatascience.com/normality-tests-in-python-31e04aa4f411

## Visualización de datos

#### La rueda de la visualización







## Dimensiones de la rueda de la visualización [1/2]

- Abstracción vs. Figuración:
  - ✓ Cuadros y gráficos (abstracción) u objetos físicos del mundo real (figuración).
- Funcionalidad vs. Decoración:
  - √ Sin adornos (funcionalidad) o adornos artísticos (decoración).
- Densidad vs. Ligereza:
  - ✓ Debe estudiarse en profundidad (densidad) o ser comprensible de un vistazo (ligereza).

## Dimensiones de la rueda de la visualización [2/2]

#### Multidimensional vs. Unidimensional:

✓ Diferentes aspectos de los fenómenos (multidimensionales) o elementos únicos o que representen aspecto del fenómeno (unidimensionales).

#### Originalidad – Familiaridad:

✓ Nuevos métodos de visualización (originalidad) o métodos de visualización establecidos y bien entendidos (familiaridad).

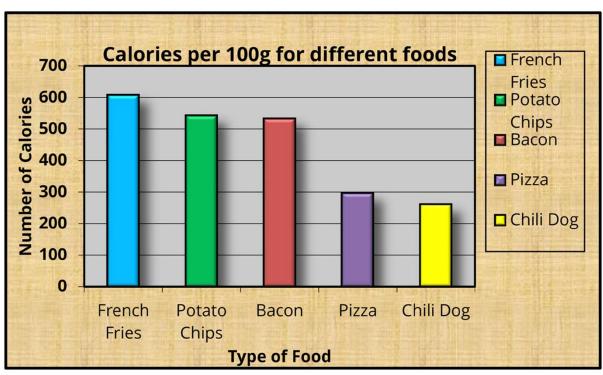
#### Novedad vs. redundancia:

✓ Explicar cada ítem una vez (novedad) o codificar múltiples explicaciones de los mismos fenómenos (redundancia).

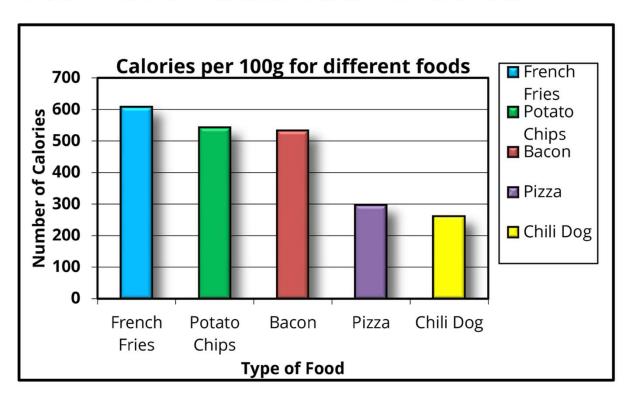
## En ocasiones, eliminar permite mejorar las visualizaciones...

Fuente: Applied Plotting, Charting & Data Representation in Python. Christopher Brooks.

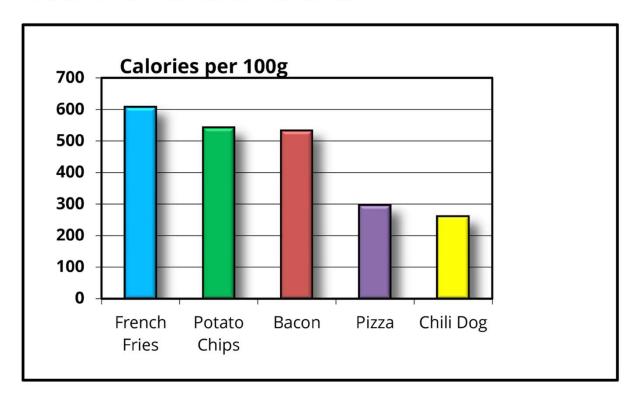
## Remove backgrounds



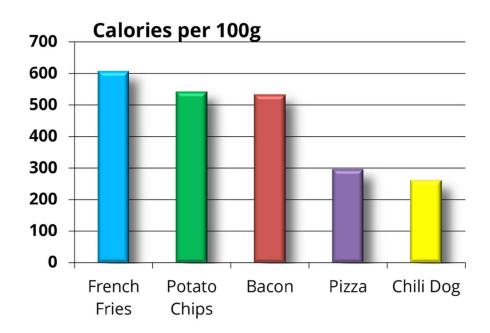
#### Remove redundant labels



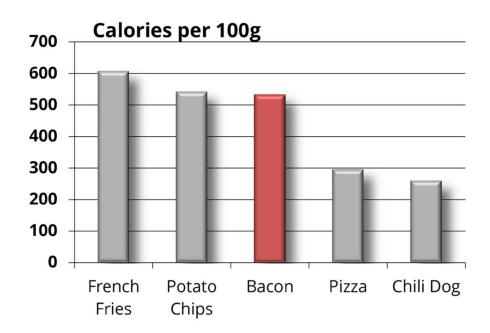
### Remove borders



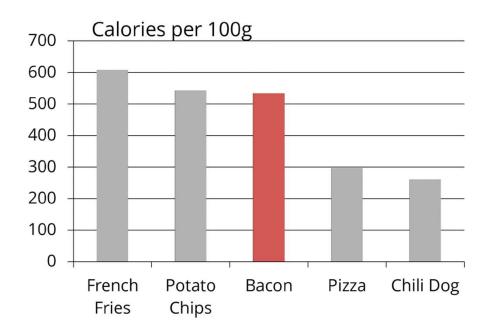
### Reduce colors



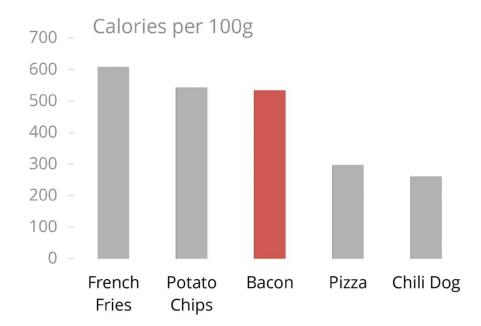
## Remove special effects



## Lighten labels

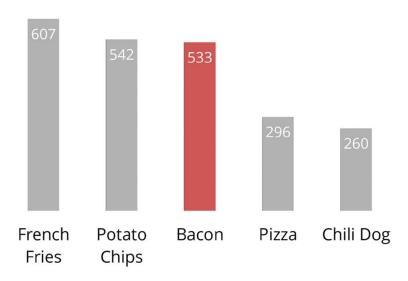


### Direct label



### Direct label

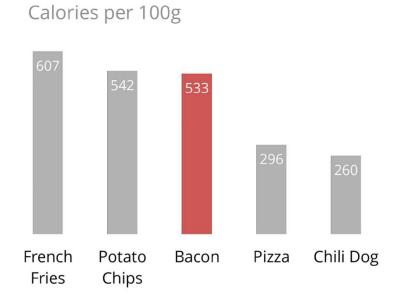
#### Calories per 100g



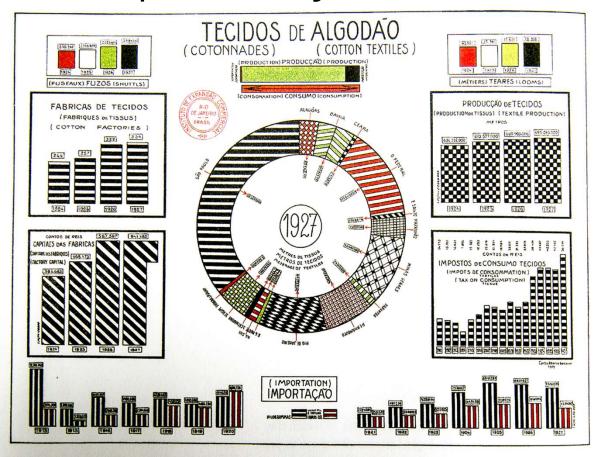
#### **ANTES**

#### Calories per 100g for different foods ■ French 700 Fries 600 ■ Potato **Number of Calories** Chips Bacon 500 400 Pizza 300 ☐ Chili Dog 200 100 0 Pizza Chili Dog French Potato Bacon Fries Chips Type of Food

## DESPUÉS



## ¿Qué tal les parece esta representación de la información? ¿cómo podrían mejorarla?



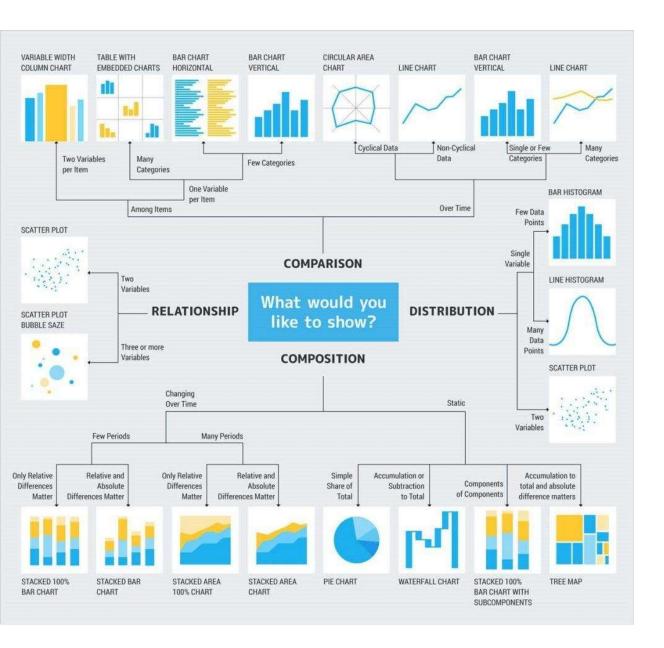
Fuente: Tufte, E. R. (1985). "Instituto de Expansao Commercial, Brasil: 'Graphicos Economicos-Estisticas' (Rio de Janeiro, 1929), p 15." *The Visual Display of Quantitative Information*. Second Edition. Cheshire, CT: Graphics Press. (pp 108).

## Características de una buena visualización

- 1. Veraz\*.
- 2. Funcional.
- 3. Estética.
- 4. Informativa y con responsabilidad ética.

\*Usted es responsable de las acciones que toma durante la limpieza, agrupación, y procesamiento de los datos que va a usar para evitar representaciones engañosas de los datos.

## **Graficando desde Python**

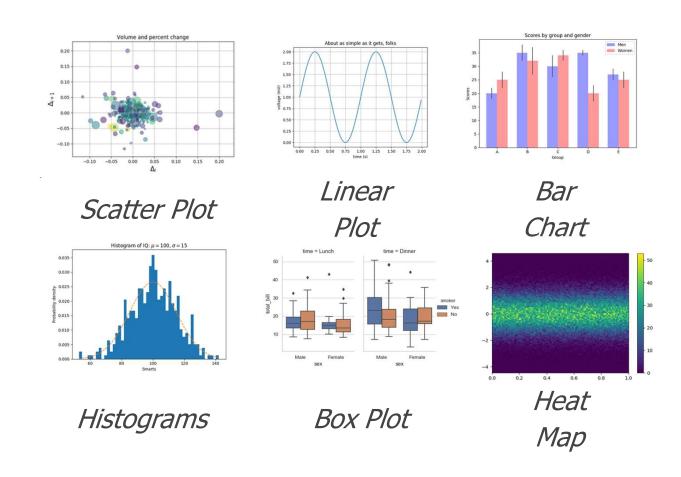


Los gráficos son herramientas poderosas que permiten identificar y comunicar conceptos relevantes de los datos.

En Python podemos utilizar visualizaciones que nos permiten entender mejor los datos.

- · Gráfico de barras.
- Gráfico de líneas.
- · Gráfico de densidades.
- Gráfico de dispersión (scatter plot).
- Gráfico de caja (boxplot).
- .... Entre otros.

# **Matplotlib**Tipos de visualizaciones

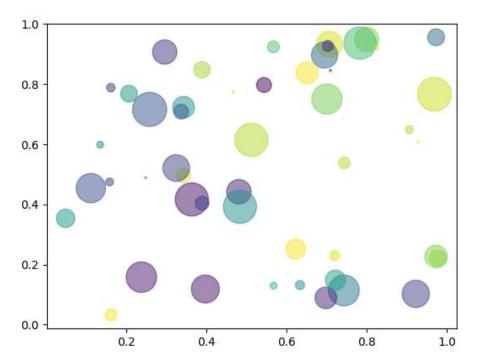


#### Scatter Plot

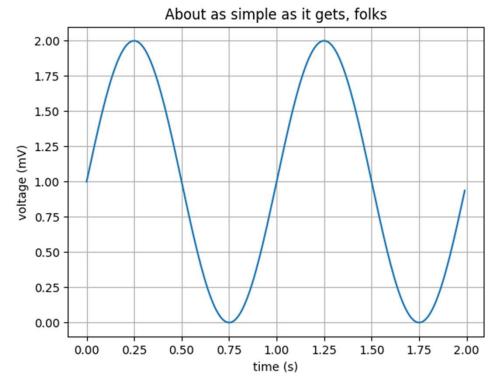
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Fixing random state for reproducibility
np.random.seed(19680801)

N = 50
x = np.random.rand(N)
y = np.random.rand(N)
colors = np.random.rand(N)
area = (30 * np.random.rand(N))**2 # 0 to 15 point radii
plt.scatter(x, y, s=area, c=colors, alpha=0.5)
plt.show()
```



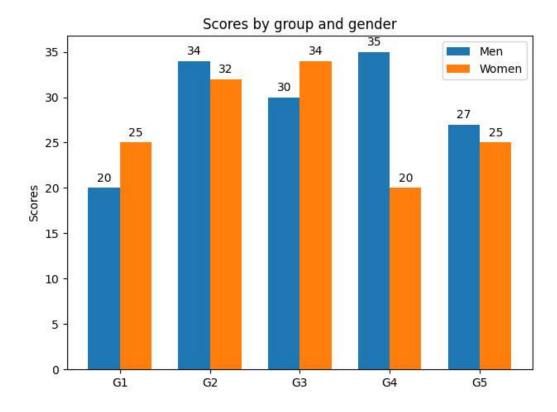
#### Linear Plot



-

#### **Bar Chart**

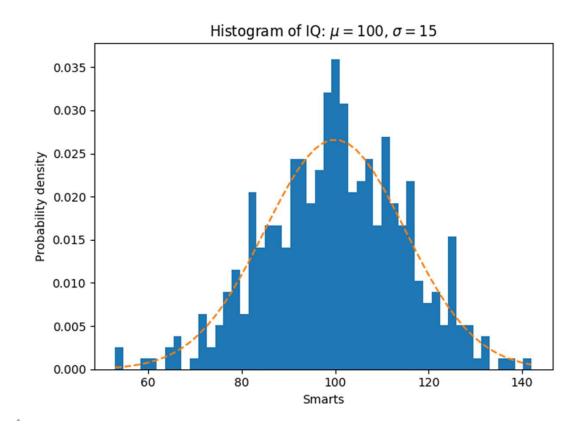
```
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
labels = ['G1', 'G2', 'G3', 'G4', 'G5']
men_means = [20, 34, 30, 35, 27]
women_means = [25, 32, 34, 20, 25]
x = np.arange(len(labels)) # the label locations
width = 0.35 # the width of the bars
fig, ax = plt.subplots()
rects1 = ax.bar(x - width/2, men_means, width, label='Men')
rects2 = ax.bar(x + width/2, women means, width, label='Women')
# Add some text for labels, title and custom x-axis tick labels, etc.
ax.set_ylabel('Scores')
ax.set_title('Scores by group and gender')
ax.set xticks(x)
ax.set xticklabels(labels)
ax.legend()
def autolabel(rects):
    """Attach a text label above each bar in *rects*, displaying its height."""
    for rect in rects:
       height = rect.get_height()
       ax.annotate('{}'.format(height),
                    xy=(rect.get_x() + rect.get_width() / 2, height),
                    xytext=(0, 3), # 3 points vertical offset
                    textcoords="offset points",
                    ha='center', va='bottom')
autolabel(rects1)
autolabel(rects2)
fig.tight_layout()
plt.show()
```



Fuente: https://matplotlib.org/stable/gallery/lines bars and markers/barchart.html

#### Histograms

```
import matplotlib
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
np.random.seed(19680801)
# example data
mu = 100 # mean of distribution
sigma = 15 # standard deviation of distribution
x = mu + sigma * np.random.randn(437)
num bins = 50
fig, ax = plt.subplots()
# the histogram of the data
n, bins, patches = ax.hist(x, num bins, density=True)
# add a 'best fit' line
y = ((1 / (np.sqrt(2 * np.pi) * sigma)) *
     np.exp(-0.5 * (1 / sigma * (bins - mu))**2))
ax.plot(bins, y, '--')
ax.set_xlabel('Smarts')
ax.set_ylabel('Probability density')
ax.set_title(r'Histogram of IQ: $\mu=100$, $\sigma=15$')
# Tweak spacing to prevent clipping of ylabel
fig.tight_layout()
plt.show()
```



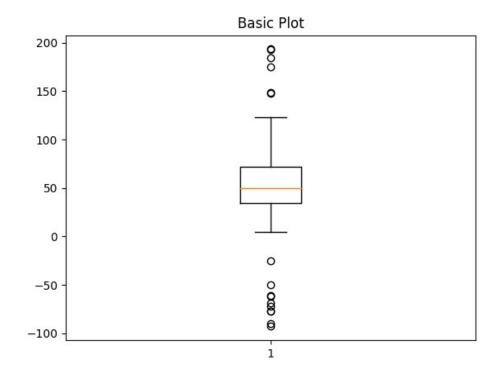
Fuente: <a href="https://matplotlib.org/3.3.4/gallery/statistics/histogram-features.html">https://matplotlib.org/3.3.4/gallery/statistics/histogram-features.html</a> 34

#### **Box Plot**

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Fixing random state for reproducibility
np.random.seed(19680801)

# fake up some data
spread = np.random.rand(50) * 100
center = np.ones(25) * 50
flier_high = np.random.rand(10) * 100 + 100
flier_low = np.random.rand(10) * -100
data = np.concatenate((spread, center, flier_high, flier_low))
fig1, ax1 = plt.subplots()
ax1.set_title('Basic Plot')
ax1.boxplot(data)
```

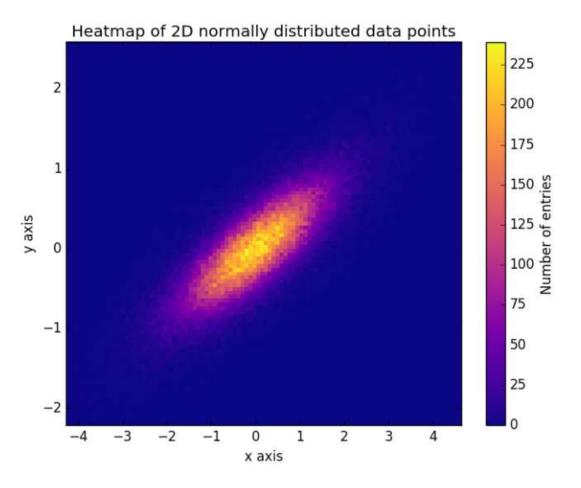


#### Fuente:

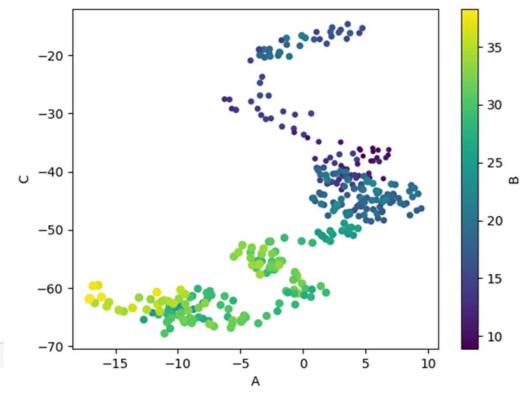
https://matplotlib.org/stable/gallery/pyplots/boxplot\_demo\_pyplot.html

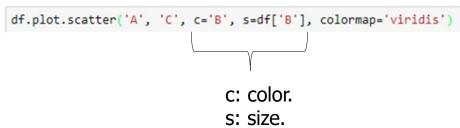
#### Heat map

```
import numpy as np
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
# Define numbers of generated data points and bins per axis.
N numbers = 100000
N bins = 100
# set random seed
np.random.seed(0)
# Generate 2D normally distributed numbers.
x, y = np.random.multivariate_normal(
        mean=[0.0, 0.0],
        cov=[[1.0, 0.4],
                            # covariance matrix
            [0.4, 0.25]],
        size=N numbers
        ).T
                             # transpose to get columns
# Construct 2D histogram from data using the 'plasma' colormap
plt.hist2d(x, y, bins=N bins, normed=False, cmap='plasma')
# Plot a colorbar with label.
cb = plt.colorbar()
cb.set_label('Number of entries')
# Add title and labels to plot.
plt.title('Heatmap of 2D normally distributed data points')
plt.xlabel('x axis')
plt.ylabel('y axis')
# Show the plot.
plt.show()
```



## **Pandas**Scatterplot by color

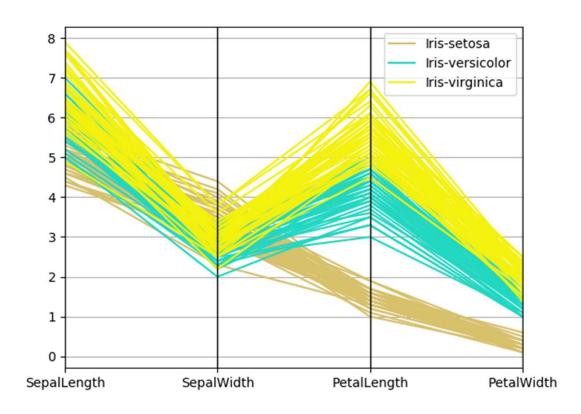




#### **Pandas**

Scatterplot by color

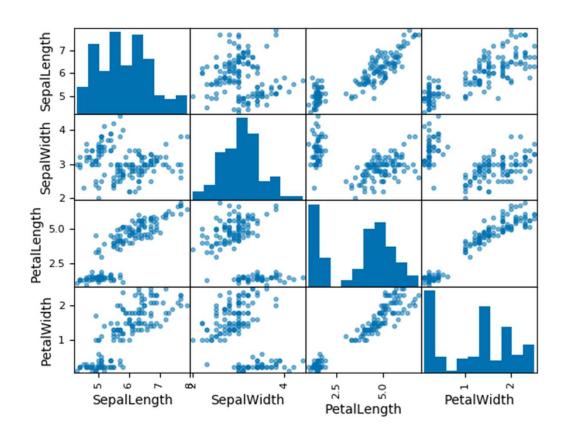




### **Pandas**

Scatterplot by color

pd.tools.plotting.scatter\_matrix(iris);



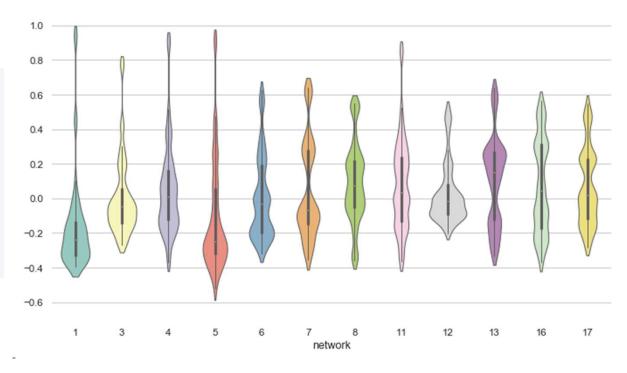
#### Violin Plot

```
# Compute the correlation matrix and average over networks
corr_df = df.corr().groupby(level="network").mean()
corr_df.index = corr_df.index.astype(int)
corr_df = corr_df.sort_index().T

# Set up the matplotlib figure
f, ax = plt.subplots(figsize=(11, 6))

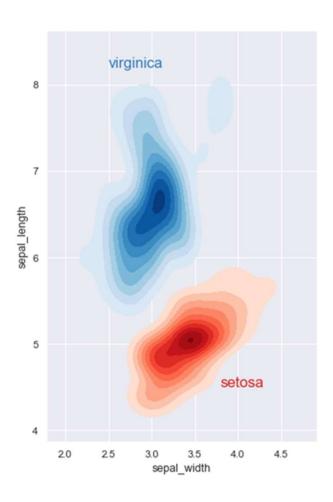
# Draw a violinplot with a narrower bandwidth than the default
sns.violinplot(data=corr_df, palette="Set3", bw=.2, cut=1, linewidth=1)

# Finalize the figure
ax.set(ylim=(-.7, 1.05))
sns.despine(left=True, bottom=True)
```



**Nota:** Los diagramas de violín son similares a los diagramas de caja (*box plots*), excepto que también muestran la densidad de probabilidad de los datos en diferentes valores, generalmente suavizados por un estimador de densidad con un kernel predefinido.

#### Kde Plot

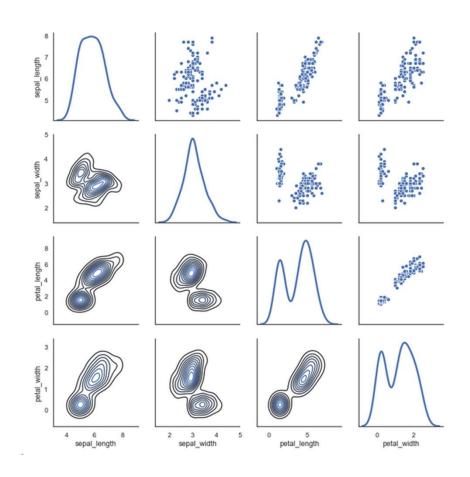


#### PairGrid & Scatterplot matrix

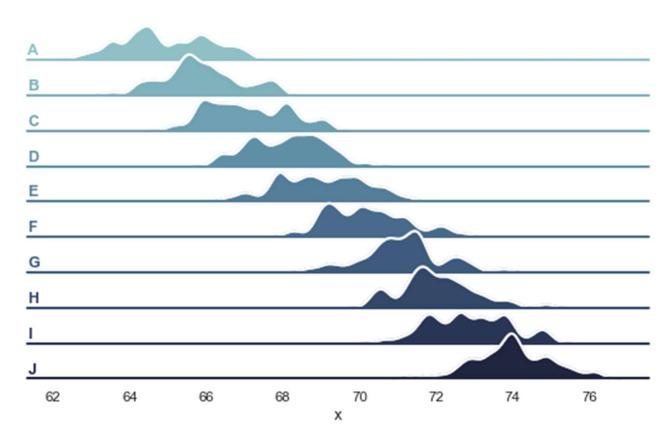
```
sns.set(style="white")

df = sns.load_dataset("iris")

g = sns.PairGrid(df, diag_sharey=False)
g.map_lower(sns.kdeplot)
g.map_upper(sns.scatterplot)
g.map_diag(sns.kdeplot, lw=3)
```



Ridge Plot



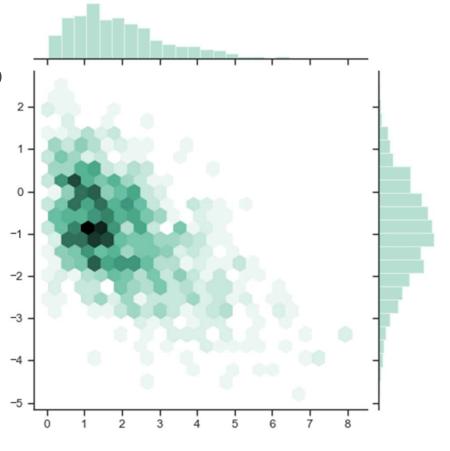
Fuente: <a href="https://seaborn.pydata.org/examples/kde">https://seaborn.pydata.org/examples/kde</a> ridgeplot.html

#### Hexbin Plot with Marginal Distributio

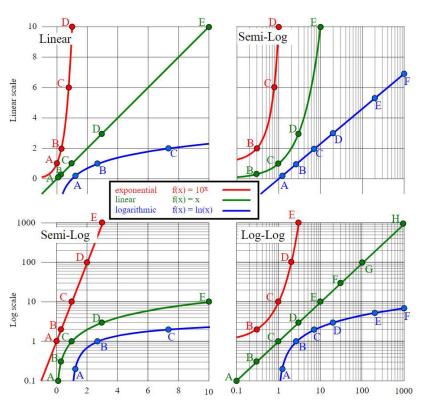
```
import numpy as np
import seaborn as sns
sns.set(style="ticks")

rs = np.random.RandomState(11)
x = rs.gamma(2, size=1000)
y = -.5 * x + rs.normal(size=1000)

sns.jointplot(x, y, kind="hex", color="#4CB391")
```



## Comentario sobre escalas lineales, semi-log, y log-log



En Matplotlib puede usar: plt.plot plt.semilogx plt.semilogy plt.loglog

Fuente: <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Logarithmic scale">https://en.wikipedia.org/wiki/Logarithmic scale</a>

#### **Actividad**

Revisar estos recursos en línea:

The Infographics Complexity Challenge: Presentation and Exploration. <a href="https://www.peachpit.com/articles/article.aspx?p=1945331&seqNum=3">https://www.peachpit.com/articles/article.aspx?p=1945331&seqNum=3</a>

10 Dashboard Design Errors [and how to avoid them]: https://www.fusioncharts.com/blog/10-dashboard-design-mistakes/

6 examples of bad dashboard designs:

https://carmel.es/2018/10/26/6-examples-of-bad-dashboard-designs/

Top 50 matplotlib Visualizations – The Master Plots

https://www.machinelearningplus.com/plots/top-50-matplotlib-visualizations-the-master-plots-python/