

clusterAI 2022
ciencia de datos en ingeniería industrial
UTN BA
curso I5521

clase_00



clusterAI

Arte generativo



Mario Klingemann

- Consignas de la materia, presentación del equipo docente
- Features, samples, the curse of dimensionality
- Tipos de Aprendizaje, Supervisado vs No Supervisado
- Tipos de Datos
- Formato de los datos
- Data Science Workflow
- Primeras prácticas con Python

Propuesta de valor del curso

Preparar a los futuros ingenier@s, profesionales, entusiastas y emprendedores para lidiar con complejidad en el contexto de la 4ta revolución industrial*.

*<https://www.weforum.org/agenda/2016/01/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/>

Misión del curso

Lograr que el estudiante termine el curso incorporando:

1. Conocimiento básico-intermedio de análisis de datos con python
2. Fundamentos y Métodos clásicos y no tanto de machine learning.
3. Realización y comunicación de un proyecto con modelos y técnicas de data science y machine learning sobre datos reales.
4. Incorporándose a una comunidad activa y creciente de ciencia de datos.

Herramientas del curso

- Comunicación semanal: por medio del google groups del curso.
- Comunicación diaria y comunitaria: canal de slack.
- Contexto del contenido: Diapositivas de clase (apuntes solamente de soporte) + jupyter notebooks + canal de youtube.
- Programar: Python (Anaconda, Jupyter) para programar.
- Teoría de base: Libros.
- Ejercitación: Guía de ejercicios.

docentes clusterAI



Martin Palazzo

Docente coordinador ClusterAI
Head of Machine Learning in Stamm Biotech
PhD Engineering
Université de Technologie de Troyes & UTN FRBA
Docente Inv. Operativa. UTN BA
Master OSS (UTN-UTT)
Ingeniero Industrial UTN BA



Nicolas Aguirre

Docente asistente ClusterAI
Machine Learning & PhD candidate
UTN-Université de Technologie de Troyes
Master OSS (UTN-UTT)
Ingeniero Industrial UTN BA



Santiago Chas

Docente Trabajos Prácticos ClusterAI
Data Scientist Equifax
Master candidate UBA-Data mining
Ingeniero Industrial UTN BA

Cluster online



clusteraigroup@gmail.com



facebook.com/clusteraigroup/



twitter.com/clusteraigroup



github.com/clusteraigroup



linkedin.com/company/clusteraigroup

Bibliografia

Python Data Science handbook

<https://jakevdp.github.io/PythonDataScienceHandbook/>

An introduction to statistical learning

<https://www.statlearning.com/>

Probabilistic Machine Learning

<https://probml.github.io/pml-book/book1.html>

Deep Learning book

<https://www.deeplearningbook.org>

Elements of Statistical Learning (Tibshirani)

Hands on Machine Learning with Scikit Learn (Geron)

Machine Learning & Pattern Recognition (Bishop)

Estructura del curso

**Datos
Estructurados**

Análisis
Exploratorio
de Datos

Aprendizaje
Supervisado:
**Clasificación y
regresión.**

Reducción
de dim. +
regularización

Aprendizaje
No
supervisado:
clustering

Redes neuronales

Redes
Neuronales:
Clasificación

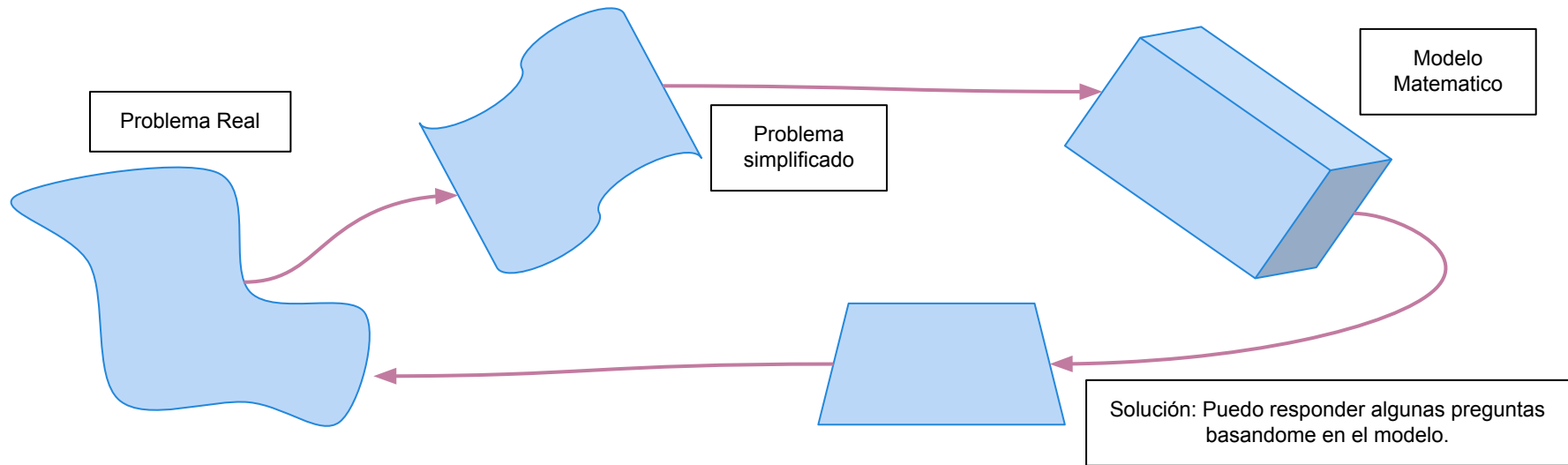
Redes
Neuronales:
Autoencoders

Requisitos de aprobación

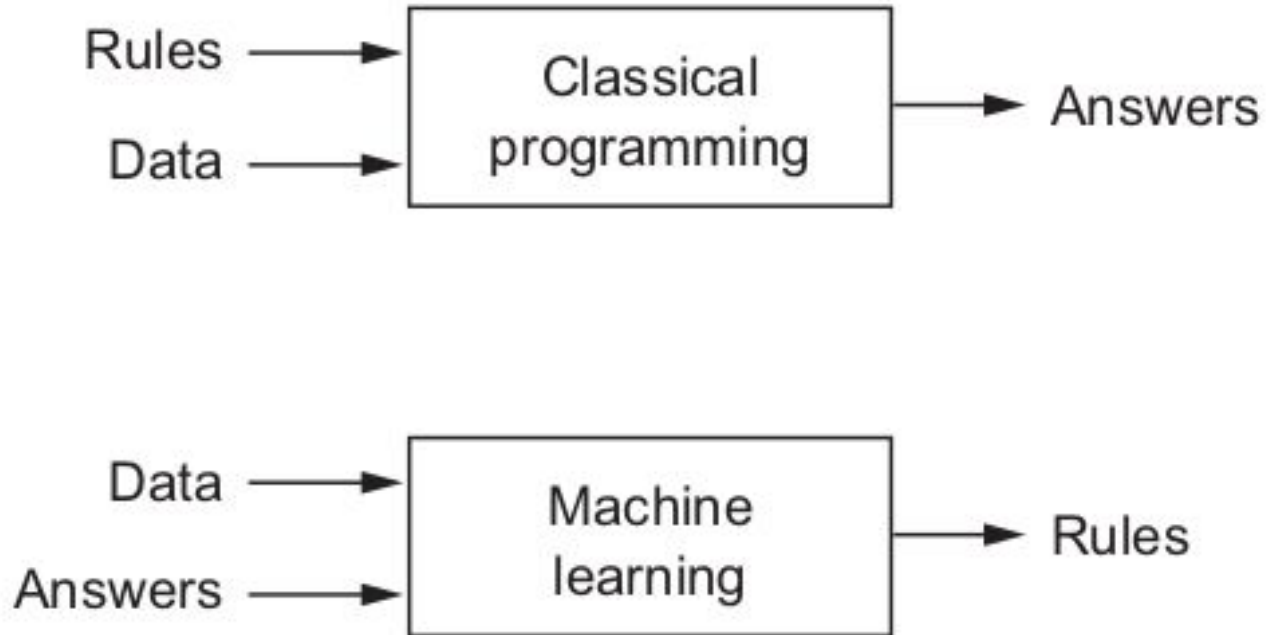
- *Asistencia y seguimiento de las clases (4 faltas máximo).*
- Trabajos prácticos (20%)
- Parcial teórico (50%)
- Trabajo práctico final (30%)

**aprender y construir modelos
desde los datos.**

Modelado matematico



machine learning in a nutshell

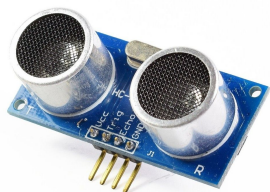


Samples (instancia) & Features (atributos)

Un dataset es un conjunto de instancias obtenidas a partir de un sensor.

Samples/instancias

Las samples corresponden a las instancias que obtenemos de una **muestra** de datos a partir de un sensor. Dicha muestra pertenece a una población que generalmente no conocemos por completo. Nuestro set de datos tendrá una cantidad n de samples.



$$S : \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$$

Samples & Features

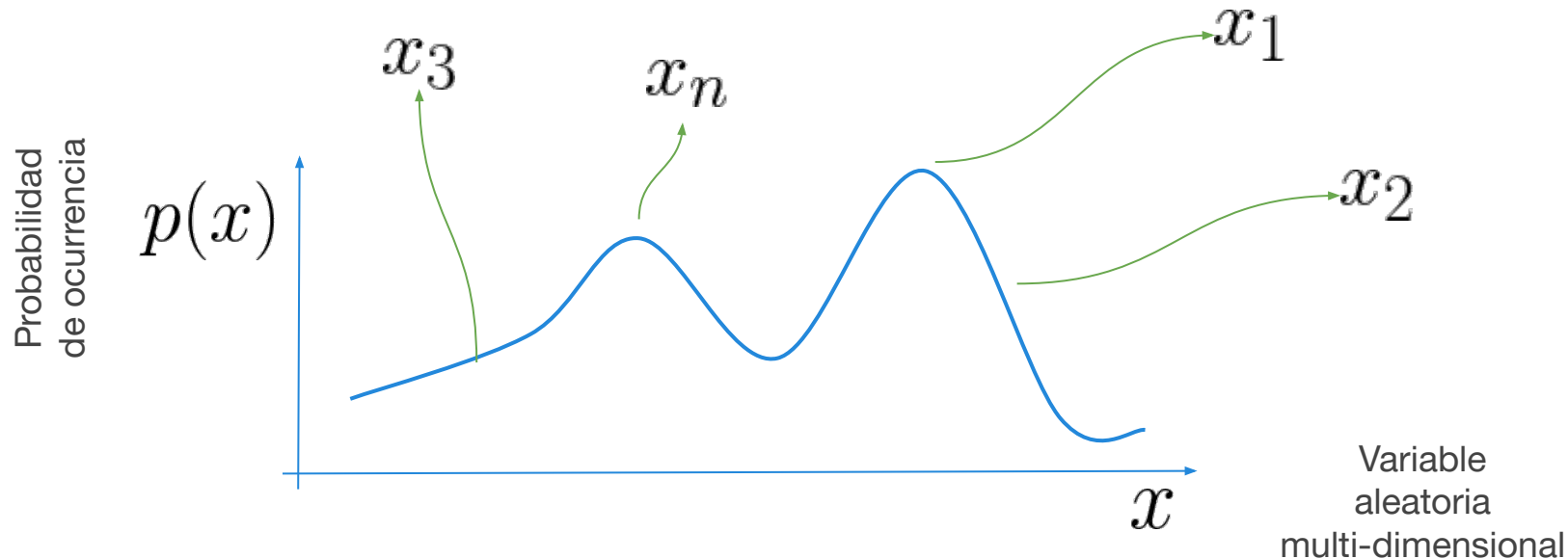
$$x \in \mathbb{R}^d \quad x_i^T = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{id},]$$

← Dimensiones →

Features/variables/atributos/dimensiones

Denominamos features (atributos o mediciones) a las **variables** que definen y caracterizan a cada sample (instancia). La cantidad de features/variables que posea un sample es equivalente a la cantidad de **dimensiones** que describen a esa instancia en un espacio vectorial de ***d*** dimensiones. Entonces cada sample podemos considerarla un vector de ***d*** dimensiones. Nuestros datos “viven” en un espacio d-dimensional. Además, cada una de la dimensiones es considerada una variable aleatoria que sigue una distribución de probabilidad conocida o desconocida.

Muestreo desde una función de densidad de probabilidad (desconocida)

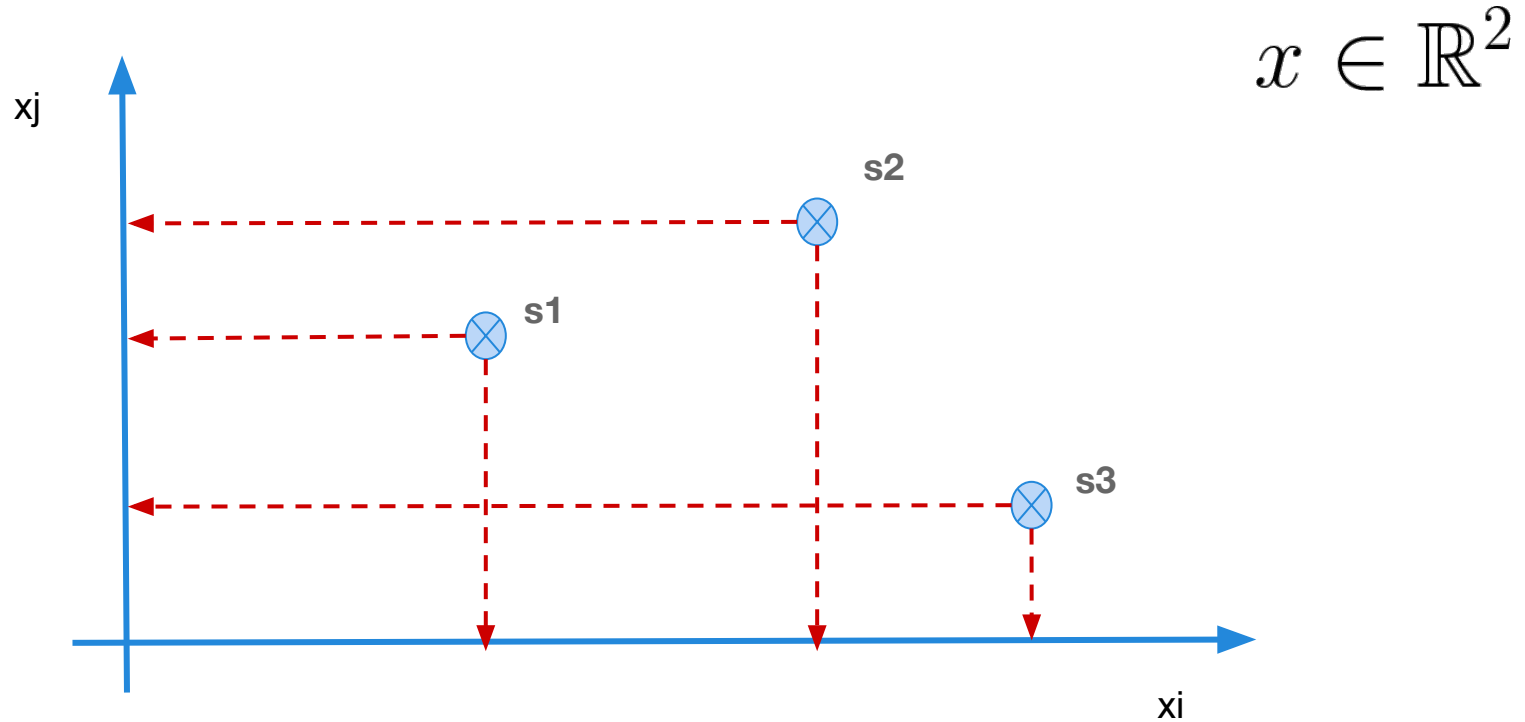


Mediante sensores vamos a realizar multiples mediciones de un sistema, es decir vamos a **muestrear** multiples veces una variable aleatoria y obtener distintas realizaciones.

[1] https://en.wikipedia.org/wiki/Maximum_likelihood_estimation

[2] https://en.wikipedia.org/wiki/Kernel_density_estimation.


Samples (instancia) & Features (atributos)

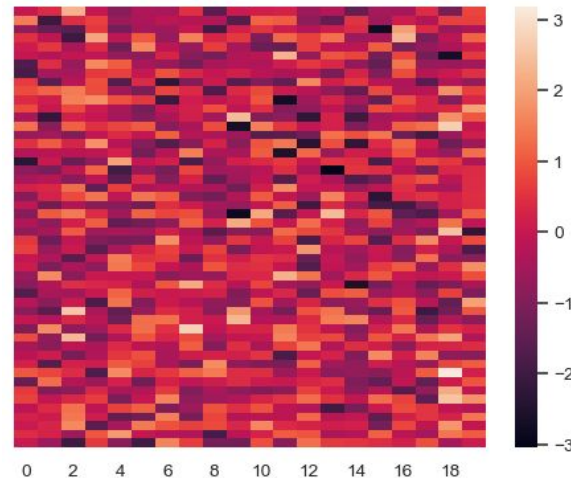


¿Cuántas features/variables/dimensiones y cuantas instancias/samples hay en este ejemplo?

Data matrix

$$S : \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$$


$$\mathbf{X}_{(n,d)} = \begin{bmatrix} x_{00} & x_{01} & \dots & x_{0d} \\ x_{10} & x_{11} & \dots & x_{1d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n0} & x_{n1} & \dots & x_{nd} \end{bmatrix}$$



Sample-to-feature ratio

“n” samples

“d” features

$$\mathbf{X}_{(n,d)} = \begin{bmatrix} x_{00} & x_{01} & \dots & x_{0d} \\ x_{10} & x_{11} & \dots & x_{1d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n0} & x_{n1} & \dots & x_{nd} \end{bmatrix}$$
$$S2FR = \frac{n}{d}$$

$S2FR \gg 1$

$S2FR \ll 1$

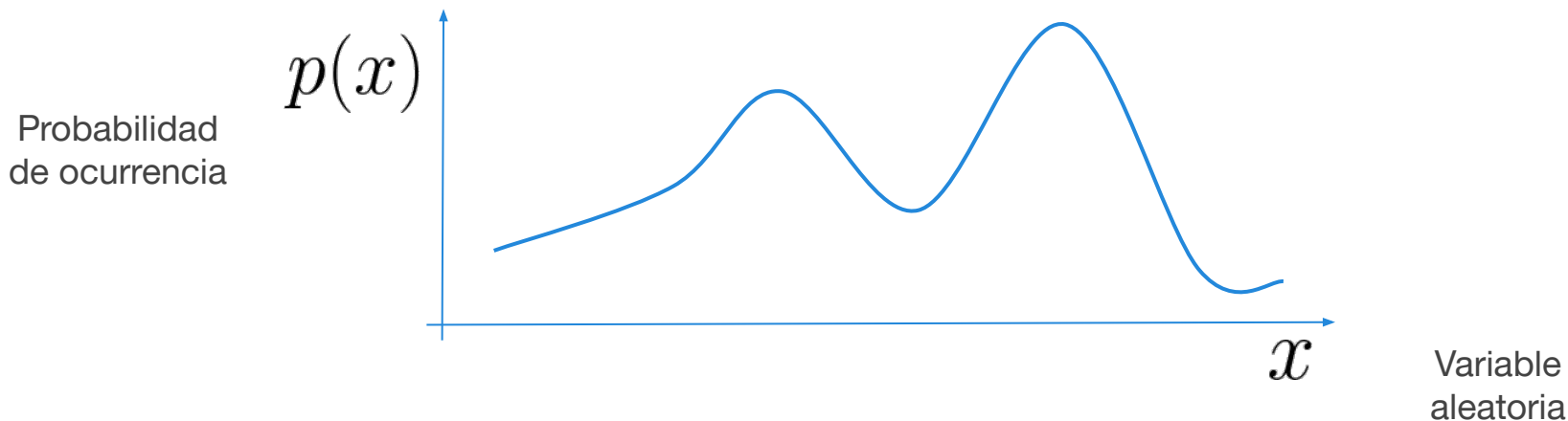
Cuando el número n de samples < número de features d la relación entre instancias y dimensiones es menor a uno y eso implica mayor dificultad para poder explicar y describir la distribución de las muestras/instancias.

Distribuciones de Probabilidad y variables aleatorias

Primer caso: univariadas

Distribución de probabilidad

La distribución de probabilidad es la **función** que asigna probabilidades de ocurrencia a distintos estados posibles de un experimento [1]. Es la **descripción** de un fenómeno **aleatorio** en términos de un espacio de muestreos y probabilidades de eventos.



Funciones de densidad de probabilidad

Función de densidad de probabilidad discreta (izq) y continua (der).

$$\sum_{i=1}^n p(x_i) = 1$$

$$\int_{\mathcal{X}} f(x) dx = 1$$

Funciones acumuladas de probabilidad

Función de densidad acumulada

$$F(x) = P(X \leq x) \quad \forall x \in \mathbb{R}$$

Función de densidad acumulada **discreta**

$$F(x) = \sum_{x_k \leq x} P(x_k)$$

Función de densidad acumulada **continua**

$$F(b) = P(x \leq b) = \int_{-\infty}^b f(x) dx$$

Esperanza y Varianza de una VA

Valor Esperado de una variable aleatoria discreta (izq) y continua (der):

$$E(X) = \sum xP(x)$$

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f(x) dx$$

Varianza: Se utilizan para describir la variabilidad de una variable aleatoria en referencia a su esperanza.

$$var(X) = E(X - E(x))^2$$

Función de probabilidad empírica

$$P_{\text{teorica}}(x = a) = f(x = a)$$

$$P_{\text{empirica}}(x = a) = \frac{\sum_{i=1}^n \delta(x_i = a)}{n}$$

Ejemplo proba empírica

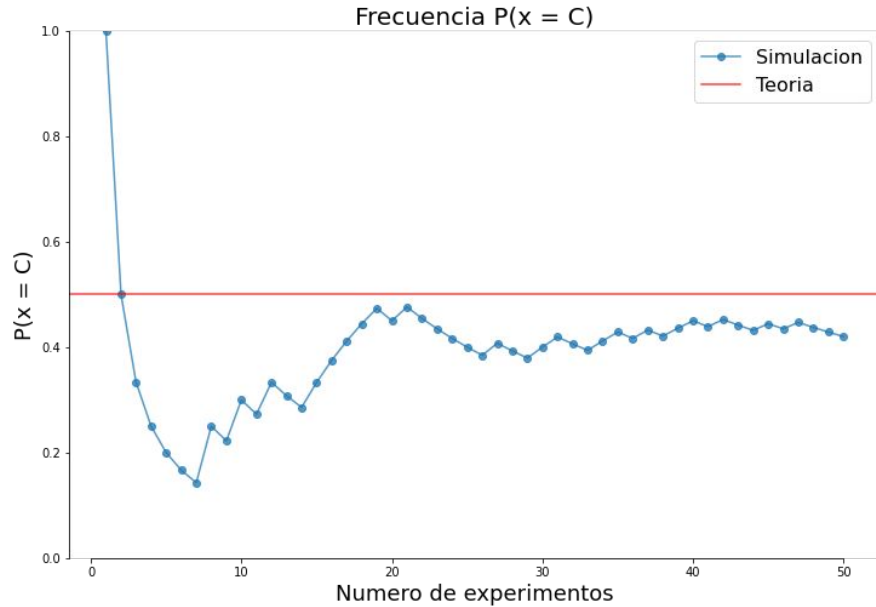
Supongamos que tenemos una moneda con 2 caras perfectamente balanceada donde la probabilidad teórica de obtener una cara es $P(x = C) = 0.5$.

Vamos a estimar en Python la probabilidad teórica con la probabilidad empírica mediante experimentos. En este caso $n = 20$.

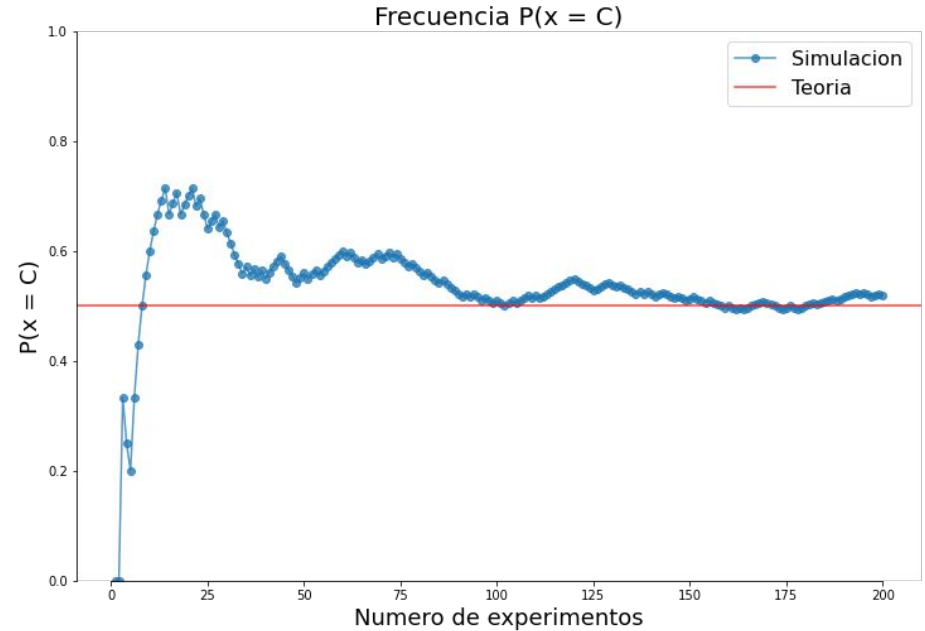
```
Experimentos: C C S C S S C S C C C S S S S S S S S C  
Numero de caras: 8  
 $P(x=C) = 0.4$  (Numero de caras/Total experimentos)
```

Luego de 20 iteraciones/sampleos del fenómeno a estudiar (moneda) observamos que la probabilidad empírica $P(x = C) = 0.4$. Que sucedio?

Ejemplo prueba empírica



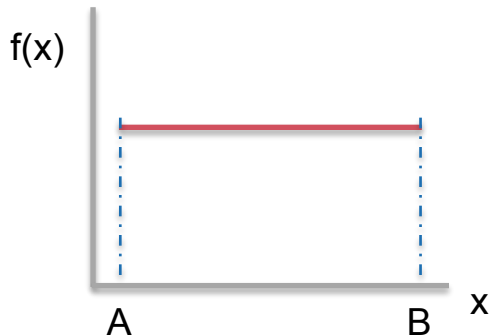
Prueba empírica luego de 50 iteraciones



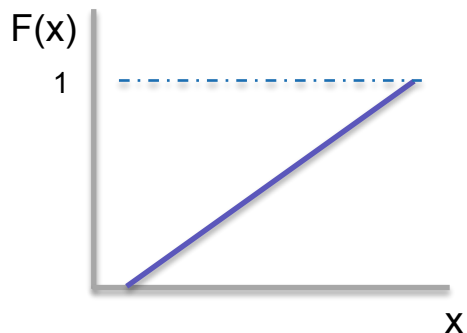
Prueba empírica luego de 200 iteraciones

distribución uniforme

Distribución de densidad de probabilidad.



Distribución de probabilidad acumulada.



Rango de valores posibles.

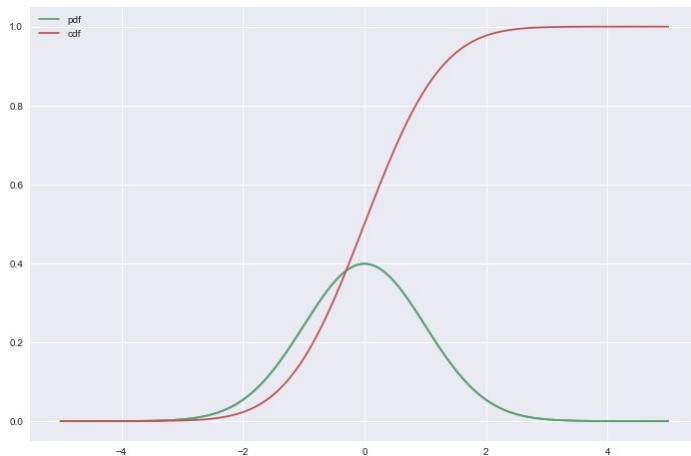
$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{if } x > b \end{cases}$$

La distribución de probabilidad uniforme asigna la misma probabilidad de ocurrencia a cada valor dentro del rango que puede generar una variable aleatoria.

Distribución gaussiana - normal

Distribución de densidad (verde) y acumulada (roja) de probabilidad.



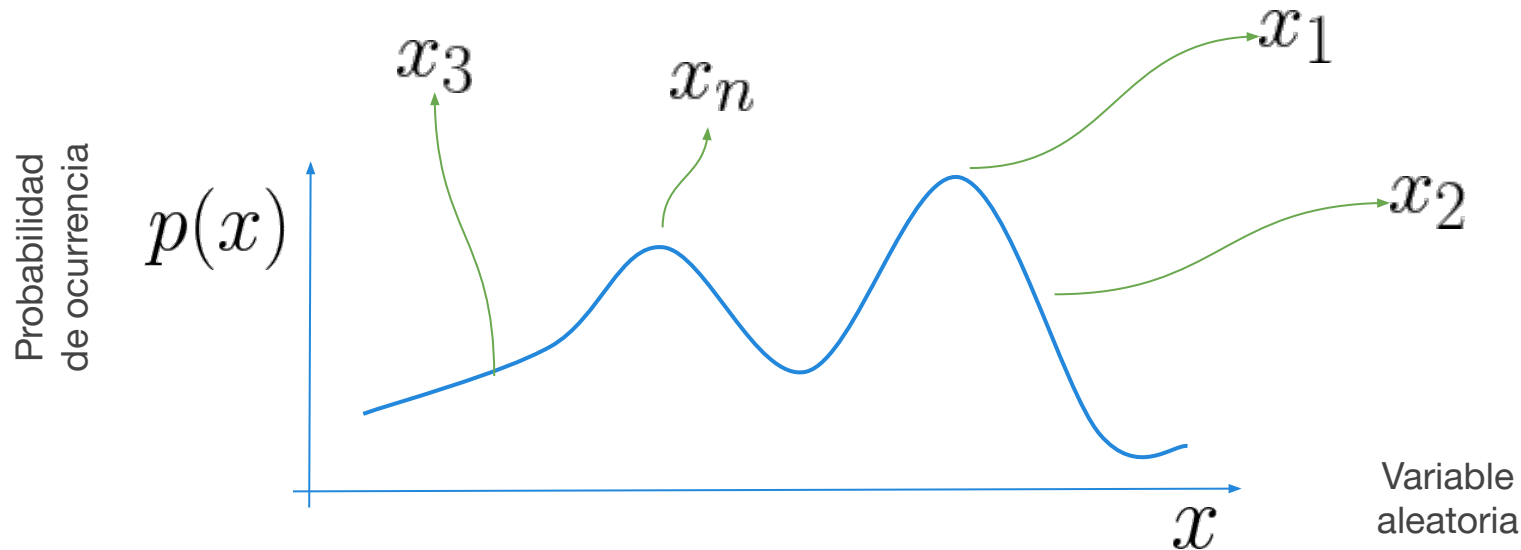
Rango de valores posibles de la VA.

Distribución simétrica de VA continua. El parámetro μ define la esperanza y el sigma el desvío standard.

Suele utilizarse para modelar procesos reales en ciencias naturales, sociales, etc.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)^2\right)$$

Muestreo desde una función de densidad de probabilidad



Suponiendo que **conocemos** la función de densidad de probabilidad de una variable aleatoria, vamos a **muestrear** multiples veces dicha funcion y obtener distintos valores de la variable aleatoria a observar. En el caso contrario si solo tenemos los datos y no conocemos la funcion de densidad que los genero se abordaran estrategias de maxima verosimilitud o metodos de estimacion no parametrica de la densidad [2]

[1] https://en.wikipedia.org/wiki/Maximum_likelihood_estimation

[2] https://en.wikipedia.org/wiki/Kernel_density_estimation .

Distribuciones de Probabilidad y variables aleatorias

Segundo caso: multivariadas

Variables aleatorias multivariadas

$$p(x = \text{cancer}) = f(???) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$p(x = + \text{covid}) = f(???) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

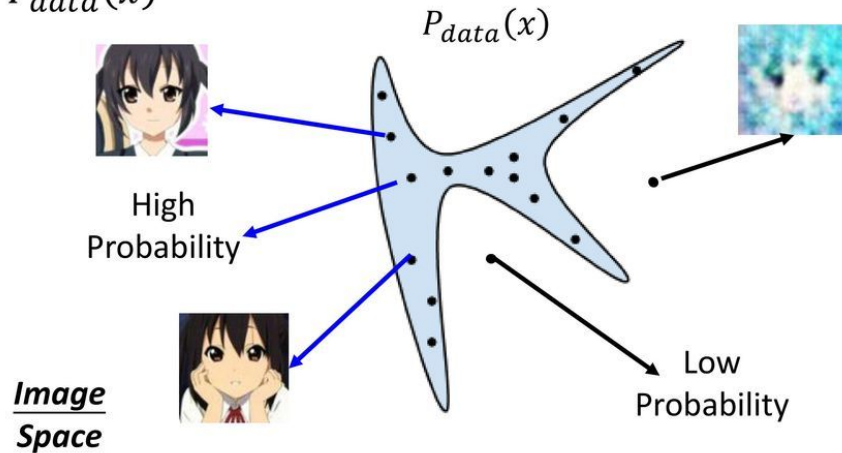
$$p(x = \text{cruzar a un conocido}) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

En los problemas reales existen variables aleatorias multi-variadas con distribuciones de densidad de probabilidad complejas.

Variables aleatorias multivariadas


Basic Idea of GAN

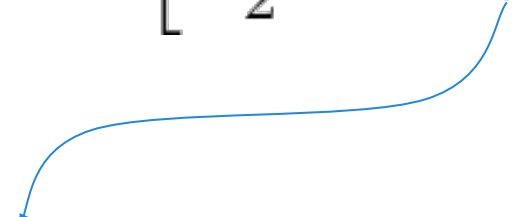
- The data we want to generate has a distribution $P_{data}(x)$




Distribución gaussiana bivariada

$$p(X) \sim (2\pi)^{-d/2} |\Sigma^{-1/2}| \mathbf{exp} \left[-\frac{1}{2} (X - M)^t \Sigma^{-1} (X - M) \right]$$

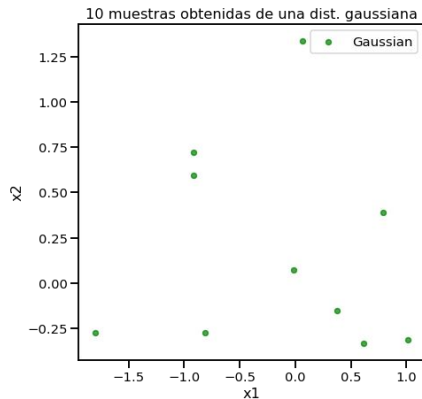

$$X = [x_1, x_2]$$


$$M = [\mu_1, \mu_2]$$

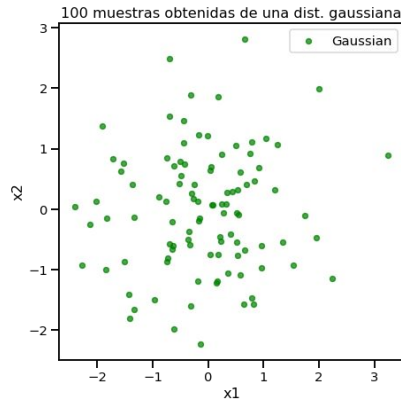

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{00}^2 & \sigma_{01}^2 \\ \sigma_{10}^2 & \sigma_{11}^2 \end{bmatrix}$$

Muestreando una PDF gaussian bi-variada

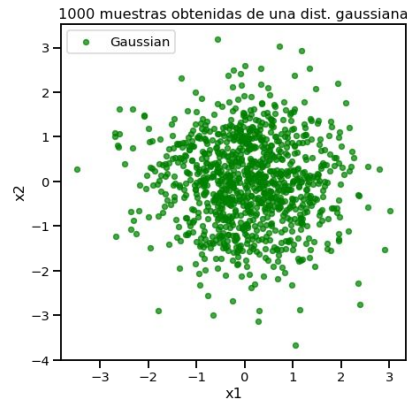
$n = 10$



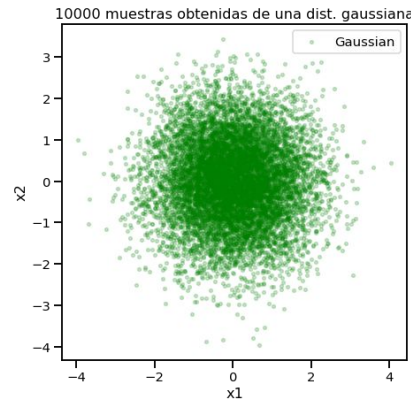
$n = 100$



$n = 1000$

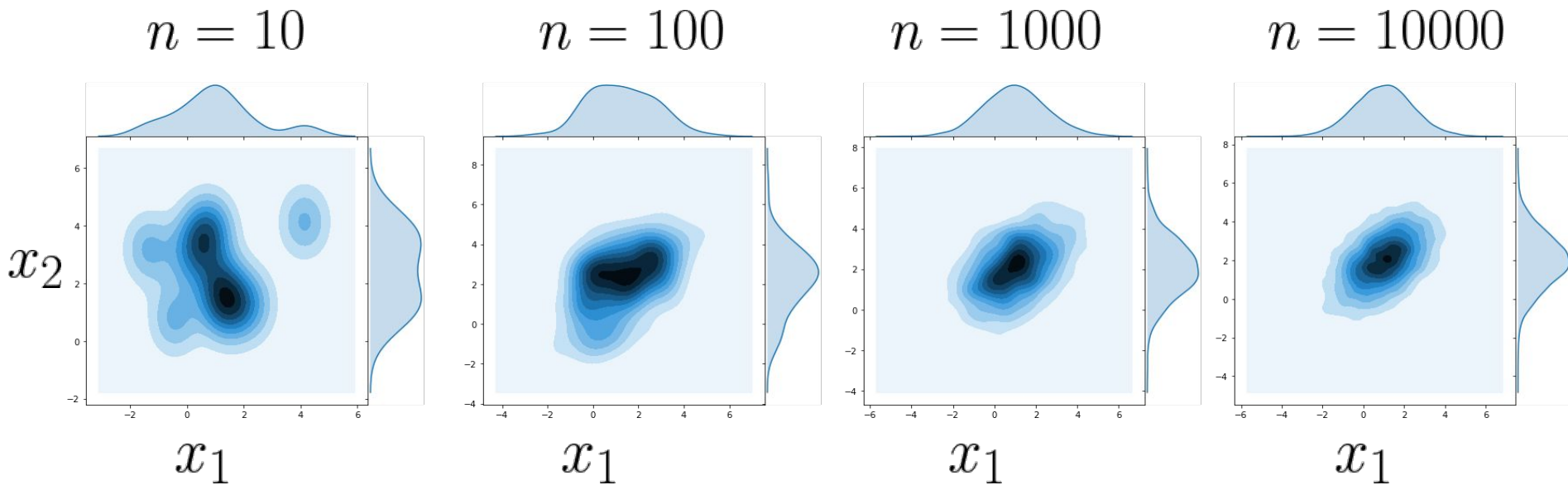


$n = 10000$



Scatterplot para visualizar las muestras/instancias obtenidas de una distribución de probabilidad gaussiana bivariada ($d=2$) para distintos valores de n .

Muestreando una PDF gaussian bi-variada



Density map realizado a partir de muestras obtenidas de una distribución de probabilidad gaussiana bivariada ($d = 2$) con distintos valores de n .

Aprender de datos

Aprender de datos

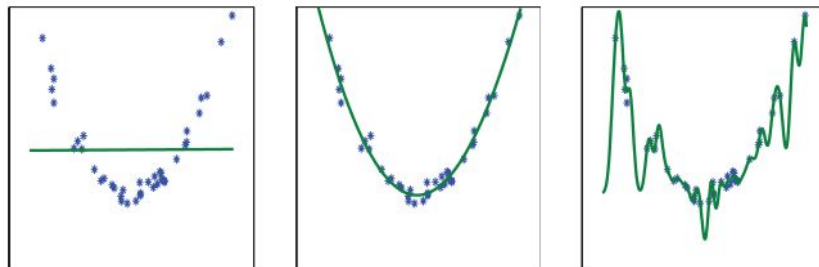
Nuestro problema tendrá una característica particular: no conocemos la distribución de densidad de probabilidad (PDF) que genera nuestros datos. Los datos difícilmente coincidan con una distribución normal o una exponencial. Lo más probable es que pertenezcan a una distribución compleja en alta dimensión.

- Una opción es aproximarlos a distribuciones que ya conozcamos (metodo de maxima verosimilitud) aunque no necesariamente esa es la mejor opción.
- La alternativa de **Aprendizaje Estadístico / Machine Learning** es aprender la distribución de los datos y/o su estructura en el espacio donde habitan con el fin de facilitar una tarea “aguas abajo” (downstream task).

Aprender de datos

Caso aprendizaje supervisado:

- Partiendo de un set de datos S aprenderemos una función “ $f(x)$ ” desconocida y será el estimador que utilizaremos.
- Nunca llegaremos a una “ $f(x)$ ” ideal que explique a la perfección nuestros datos, por ende tendremos cierto grado de error. La función $f(x)$ supone una distribución de probabilidad “ $p(x)$ ” que es incierta.
- Vamos a querer aprender una función que **generalice** bien para futuros datos nunca vistos. Es decir, una vez que encontramos el patrón en los datos disponibles de *entrenamiento*, esperamos que la $f(x)$ siga encontrando los mismos patrones para datos futuros nunca vistos.



Tipos de Aprendizaje Automático

Aprendizaje:

- **Supervisado**
- **No Supervisado**
- **Semi-supervisado**
- **Por refuerzo**

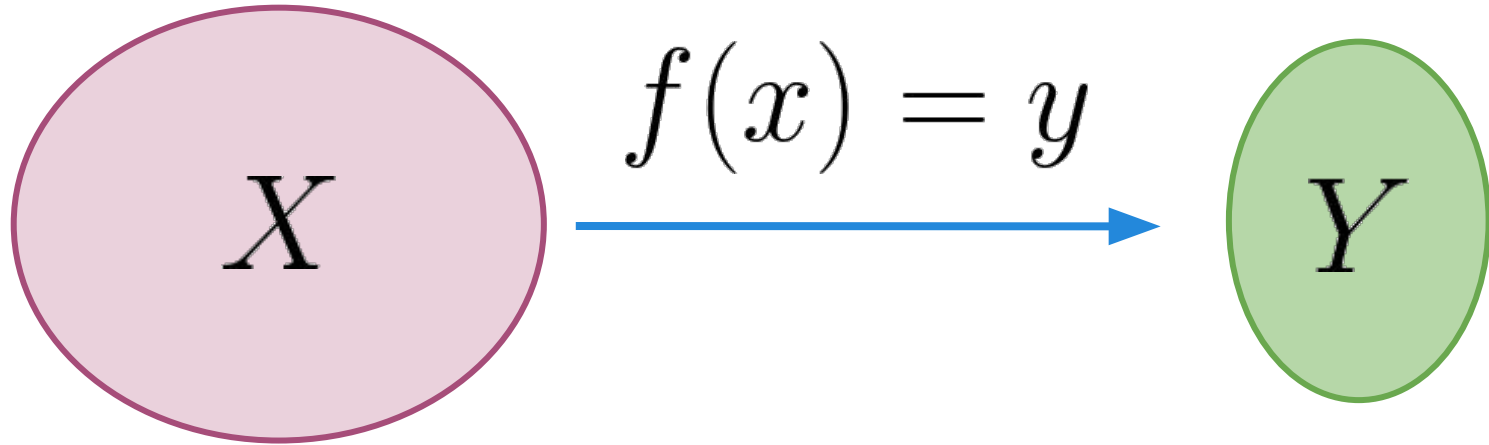
Aprendizaje Supervisado

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$$

Suponemos un dataset con observaciones/samples S , donde X_i es un vector de features e Y_i es una label (etiqueta) asociada a cada observación X_i .

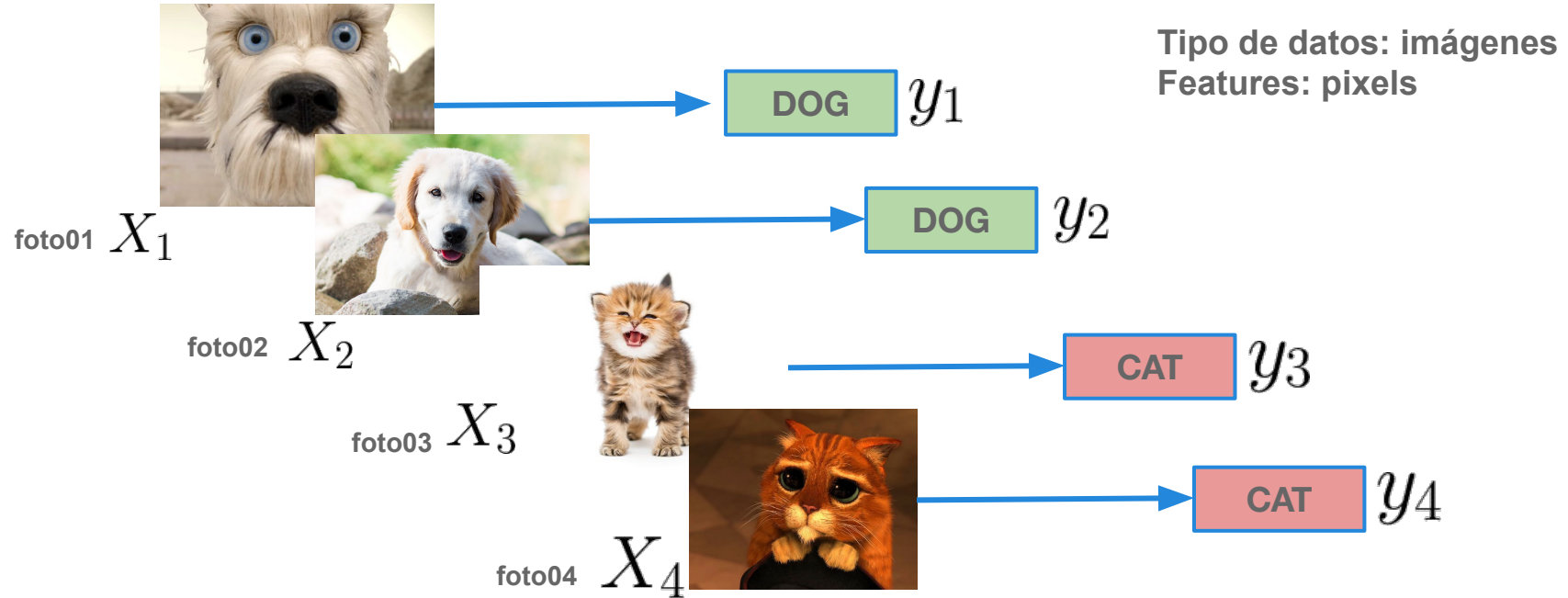
Solemos denominar a cada observación X_i como “sample” y a cada etiqueta Y_i como “label”.

Aprendizaje Supervisado



Suponemos que la variable Y es dependiente de X . Esto quiere decir que Y está condicionada y es consecuencia de X . **Lo que no conocemos es la función $y = f(x)$** y es $f(x)$ lo que queremos aprender desde los datos.

Tipos de Aprendizaje: Supervisado



Cada instancia (sample) viene acompañada de una etiqueta (label).

Tipos de Aprendizaje: Supervisado

Tipo de datos: ADN
Features: mutaciones

CONTROL SANO y_1

```
##fileformat=VCFv4.1
##filedate=20090805
##source=sequencingProgramV3.1
##reference=file:///seq/references/1000GenomePilot-NCBI36.fasta
#contig=ID=0,length=62436964,assembly=386,md5=f1360cf86dc773794618f666eb3da,species="Homo sapiens",taxonomy>
#phasing=partial
##INFO=ID=0,Number=1,Type=Integer,Description="Number of Samples With Data"
##INFO=ID=DP,Number=1,Type=Integer,Description="Total Depth"
##INFO=ID=AF,Number=1,Type=Float,Description="Allele Frequency"
##INFO=ID=AA,Number=1,Type=String,Description="Ancestral Allele"
##INFO=ID=SB,Number=0,Type=Flag,Description="GBDP membership, build 129"
##INFO=ID=02,Number=0,Type=Flag,Description="HighP2 membership"
##FILTER=ID=Q10,Description="Quality below 10"
##FILTER=ID=Q10,Description="Less than 10% of samples have data"
##FORMAT=ID=GT,Number=1,Type=String,Description="Genotype"
##FORMAT=ID=DG,Number=1,Type=Integer,Description="Depth Quality"
##FORMAT=ID=DP,Number=1,Type=Integer,Description="Read Depth"
##FORMAT=ID=02,Number=2,Type=Integer,Description="Read Depth"
#CHROM POS ID REF ALT QUAL FILTER INFO FORMAT SRA0001 SRA0002 SRA0003
20 14370 rs604287 C A 20 PASS NS=0;DP=1;AF=0.0;DB;2 GT:DP:DP:HQ 0:0:48:1:51,51 0:0:48:1:51 1/1:48:3...
20 17330 T A 3 G50 NS=0;DP=1;AF=0.0:0:17 GT:DP:DP:HQ 0:0:49:3:58,50 0:1:3:5:65,3 0/0:41:3
20 110996 rs6040355 A G,T 67 PASS NS=0;DP=13;AA=T;0 GT:DP:DP:HQ 0:0:54:7:56,60 0:0:48:4:51,51 0/0:41:2
20 1330237 T 47 PASS NS=0;DP=13;AA=T GT:DP:DP:HQ 0:0:54:7:56,60 0:0:48:4:51,51 0/0:41:2
20 1234567 microsat1 CTC G,CTCT 50 PASS NS=0;DP=9;AA=G GT:DP:DP 0/1:38:4 0/2:17:2 1/1:40:3
```

paciente01 X_1

```
##fileformat=VCFv4.1
##filedate=20090805
##source=sequencingProgramV3.1
##reference=file:///seq/references/1000GenomePilot-NCBI36.fasta
#contig=ID=0,length=62436964,assembly=386,md5=f1360cf86dc773794618f666eb3da,species="Homo sapiens",taxonomy>
#phasing=partial
##INFO=ID=0,Number=1,Type=Integer,Description="Number of Samples With Data"
##INFO=ID=DP,Number=1,Type=Integer,Description="Total Depth"
##INFO=ID=AF,Number=1,Type=Float,Description="Allele Frequency"
##INFO=ID=AA,Number=1,Type=String,Description="Ancestral Allele"
##INFO=ID=SB,Number=0,Type=Flag,Description="GBDP membership, build 129"
##INFO=ID=02,Number=0,Type=Flag,Description="HighP2 membership"
##FILTER=ID=Q10,Description="Quality below 10"
##FILTER=ID=Q10,Description="Less than 10% of samples have data"
##FORMAT=ID=GT,Number=1,Type=String,Description="Genotype"
##FORMAT=ID=DG,Number=1,Type=Integer,Description="Depth Quality"
##FORMAT=ID=DP,Number=1,Type=Integer,Description="Read Depth"
##FORMAT=ID=02,Number=2,Type=Integer,Description="Read Depth"
#CHROM POS ID REF ALT QUAL FILTER INFO FORMAT SRA0001 SRA0002 SRA0003
20 14370 rs604287 C A 20 PASS NS=0;DP=1;AF=0.0;DB;2 GT:DP:DP:HQ 0:0:48:1:51,51 0:0:48:4:51,51 1/1:48:3...
20 17330 T A 3 G50 NS=0;DP=1;AF=0.0:0:17 GT:DP:DP:HQ 0:0:49:3:58,50 0:1:3:5:65,3 0/0:41:3
20 110996 rs6040355 A G,T 67 PASS NS=0;DP=13;AA=T;0 GT:DP:DP:HQ 0:0:54:7:56,60 0:0:48:4:51,51 0/0:41:2
20 1330237 T 47 PASS NS=0;DP=13;AA=T GT:DP:DP:HQ 0:0:54:7:56,60 0:0:48:4:51,51 0/0:41:2
20 1234567 microsat1 CTC G,CTCT 50 PASS NS=0;DP=9;AA=G GT:DP:DP 0/1:38:4 0/2:17:2 1/1:40:3
```

CANCER y_2

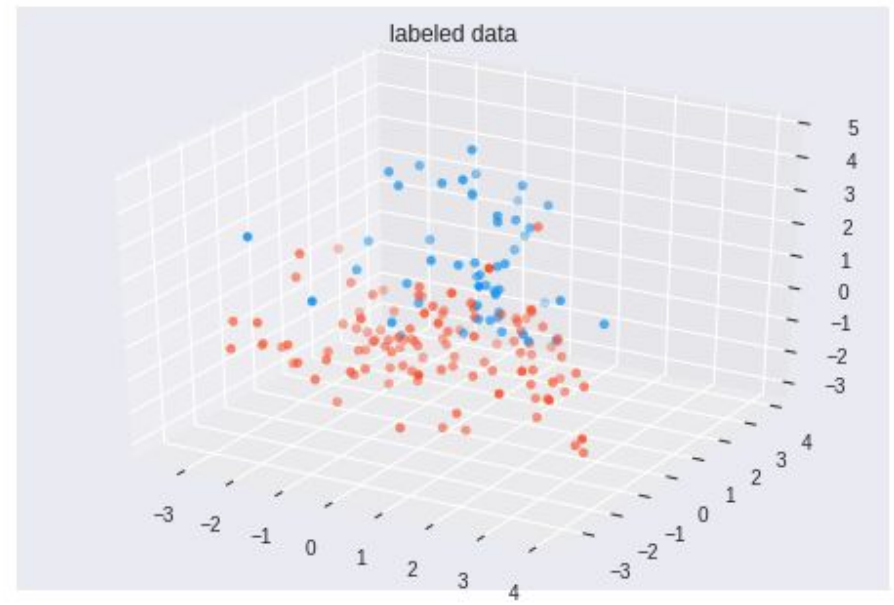
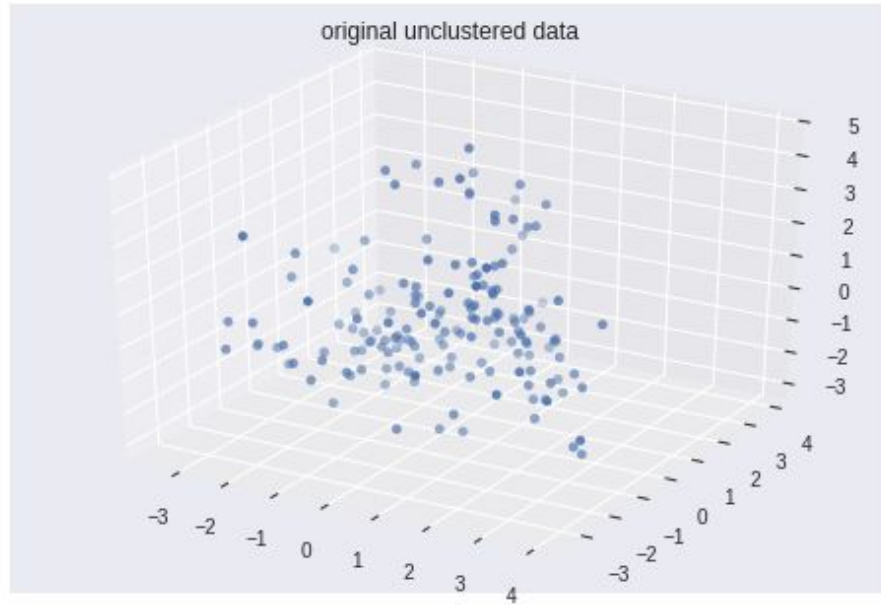
paciente02 X_2

```
##fileformat=VCFv4.1
##filedate=20090805
##source=sequencingProgramV3.1
##reference=file:///seq/references/1000GenomePilot-NCBI36.fasta
#contig=ID=0,length=62436964,assembly=386,md5=f1360cf86dc773794618f666eb3da,species="Homo sapiens",taxonomy>
#phasing=partial
##INFO=ID=0,Number=1,Type=Integer,Description="Number of Samples With Data"
##INFO=ID=DP,Number=1,Type=Integer,Description="Total Depth"
##INFO=ID=AF,Number=1,Type=Float,Description="Allele Frequency"
##INFO=ID=AA,Number=1,Type=String,Description="Ancestral Allele"
##INFO=ID=SB,Number=0,Type=Flag,Description="GBDP membership, build 129"
##INFO=ID=02,Number=0,Type=Flag,Description="HighP2 membership"
##FILTER=ID=Q10,Description="Quality below 10"
##FILTER=ID=Q10,Description="Less than 10% of samples have data"
##FORMAT=ID=GT,Number=1,Type=String,Description="Genotype"
##FORMAT=ID=DG,Number=1,Type=Integer,Description="Depth Quality"
##FORMAT=ID=DP,Number=1,Type=Integer,Description="Read Depth"
##FORMAT=ID=02,Number=2,Type=Integer,Description="Read Depth"
#CHROM POS ID REF ALT QUAL FILTER INFO FORMAT SRA0001 SRA0002 SRA0003
20 14370 rs604287 C A 20 PASS NS=0;DP=1;AF=0.0;DB;2 GT:DP:DP:HQ 0:0:48:1:51,51 0:0:48:4:51,51 1/1:48:3...
20 17330 T A 3 G50 NS=0;DP=1;AF=0.0:0:17 GT:DP:DP:HQ 0:0:49:3:58,50 0:1:3:5:65,3 0/0:41:3
20 110996 rs6040355 A G,T 67 PASS NS=0;DP=13;AA=T;0 GT:DP:DP:HQ 0:0:54:7:56,60 0:0:48:4:51,51 0/0:41:2
20 1330237 T 47 PASS NS=0;DP=13;AA=T GT:DP:DP:HQ 0:0:54:7:56,60 0:0:48:4:51,51 0/0:41:2
20 1234567 microsat1 CTC G,CTCT 50 PASS NS=0;DP=9;AA=G GT:DP:DP 0/1:38:4 0/2:17:2 1/1:40:3
```

CANCER y_3

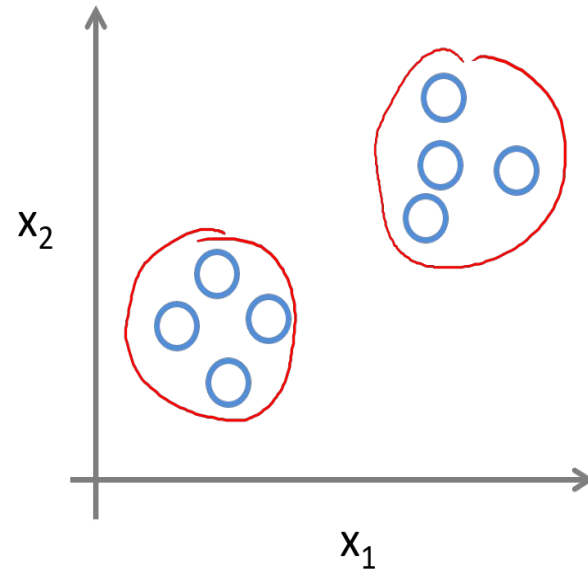
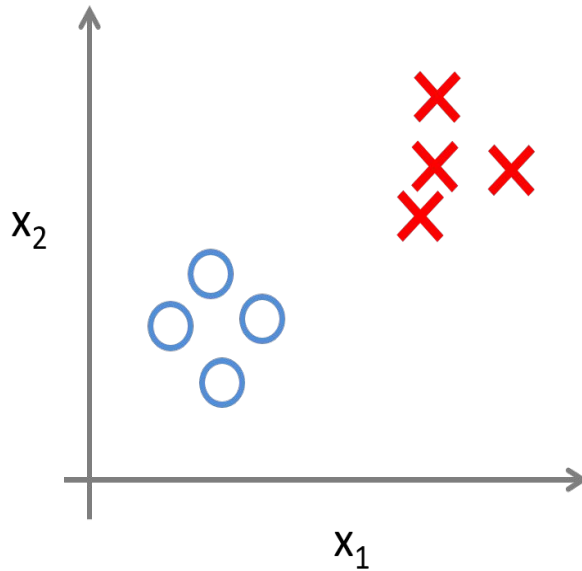
paciente03 X_3

Tipos de Aprendizaje: No supervisado



Cada instancia (sample) **no posee** etiqueta (izq). Los modelos a aplicar en estos casos buscan encontrar estructuras o grupos implícitas en los datos (ej. clusters)

Supervisado vs No supervisado



Izquierda: Datos etiquetados. Derecha: Datos sin etiquetar estructurados en clusters.

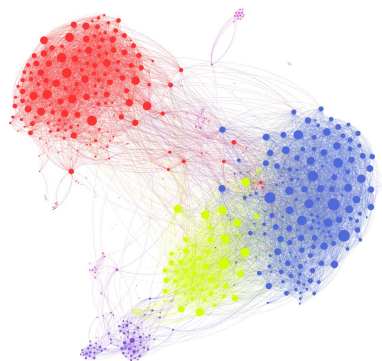
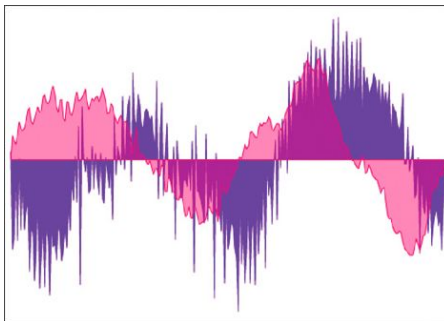
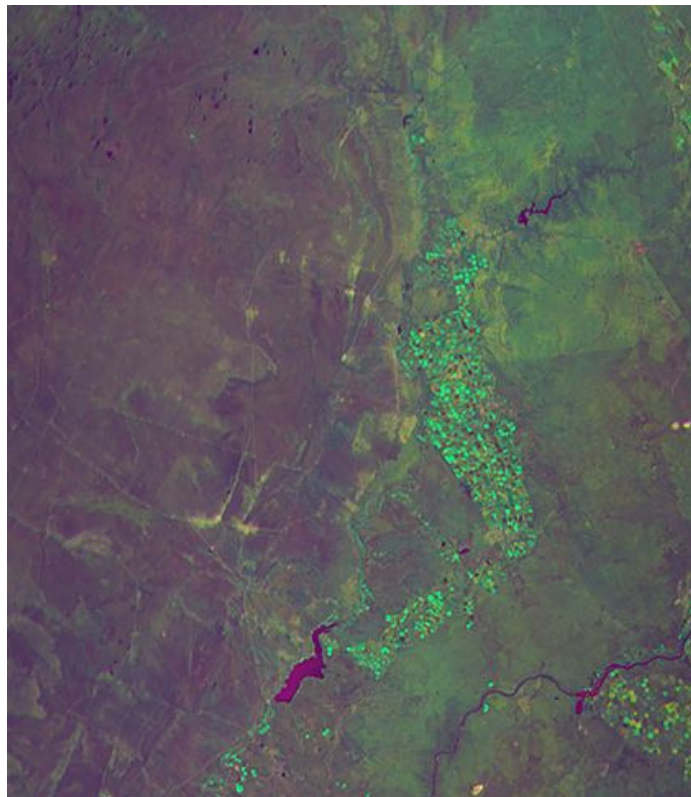
Tipos de Datos

- Estructurados / tabulares
- Imágenes
- Grafos-redes
- Lenguaje Natural (texto)
- Audio / Series de tiempo

Formato de los datos

- .CSV
 - .xlsx
 - .txt
 - .tsv
 - .jpeg
 - SQL query

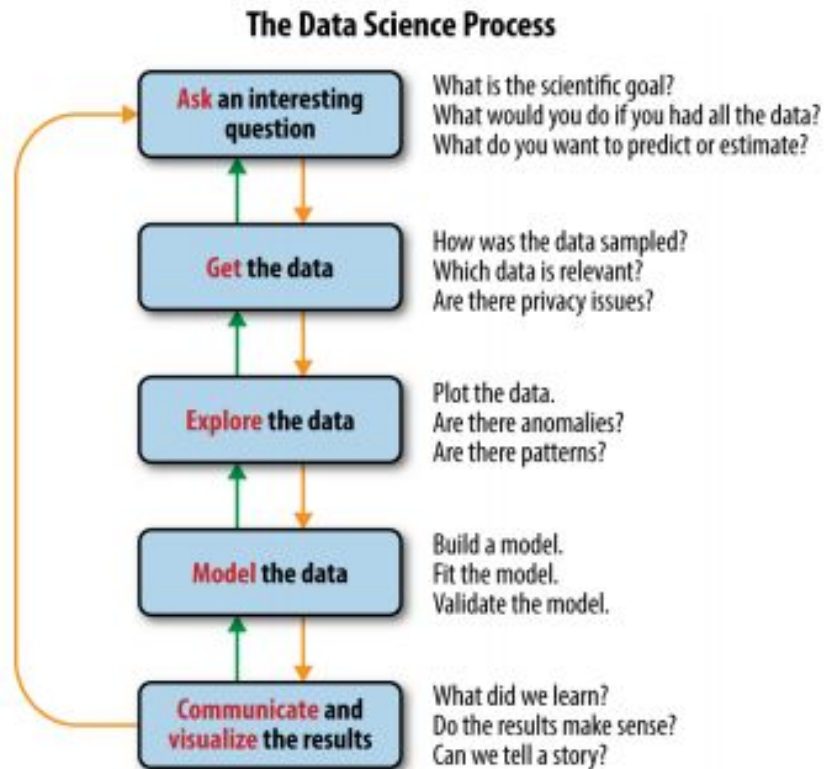
Tipos de Datos



text
as
data
researchers
quantitative
analysis

	A	B	C	D	E
1	Record Id	Date	Month	High	Low
2	4450	1	6	31	22
3	4451	15	6	35	21
4	4452	30	6	28	21
5	4453	1	7	34	25
6	4454	15	7	33	26
7	4455	30	7	30	21
8	4456	1	8	32	20
9	4457	15	8	36	23
10	4458	30	8	36	24
11	4459	1	9	37	20
12	4460	15	9	40	25
13	4461	30	9	37	22
14	4462	1	10	35	23
15	4463	15	10	32	25
16	4464	30	10	35	21
17	4465	1	11	32	24
18	4466	15	11	39	24
19	4467	30	11	33	23
20	4468	1	12	33	21
21	4469	15	12	34	24
22	4470	30	12	38	24

Data Science Workflow



*Development Workflows for Data Scientists

1) Data Science Workflow: get the data

The Kaggle logo, featuring the word "kaggle" in a light blue, lowercase, sans-serif font.The Datos Argentina logo, featuring the text "Datos Argentina" in white on a blue background with a circular pattern. Below the text, it says "Portal de datos abiertos del Gobierno de la República Argentina. Acá encontrarás información pública, herramientas y recursos para desarrollar aplicaciones, visualizaciones y más."

Buenos Aires Data



Iniciativa de Datos Públicos y Transparencia de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires.

Durante el curso trataremos de utilizar repositorios de datos abiertos, principalmente aquellos de la Ciudad de Buenos Aires, Provincia de Buenos Aires o Nación.

2) Data Science Workflow: Explore

Pre-processing

- Clean samples with NaNs
- Transform features
- Normalize data

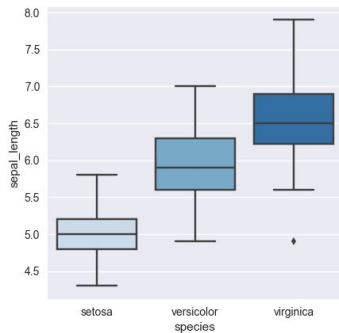
Exploratory Data Analysis

- Realizar estadísticas descriptivas
- Quitar outliers estadísticos
- Visualizar con Bar-plots, Box-plots, Scatter-plots, Count-plots

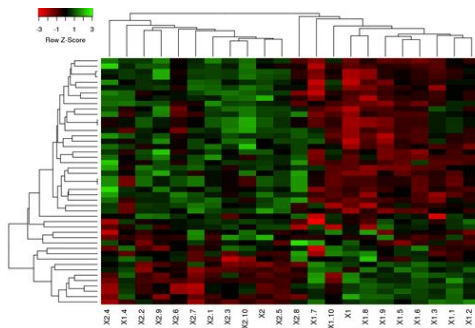
2) Exploratory Data Analysis (EDA)

- Importar datos.
- Revisar si hay NaNs o valores faltantes.
- Filtrar los datos de interés.
- Transformar los datos (ej, tabla pivote)
- Computar estadísticas descriptivas (media, dev. std, percentiles)
- Medir correlación entre variables de interés
- Visualizar:

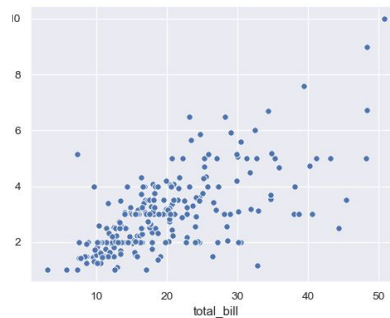
Boxplot



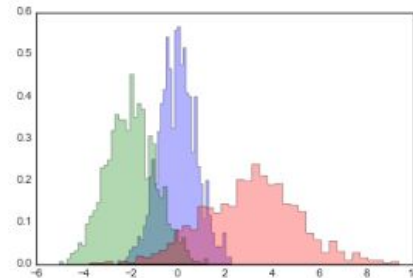
Heatmap



Scatter plot



Histogram



3) Data Science: statistical learning

clasificación

regresión

Reducción de dimensionalidad

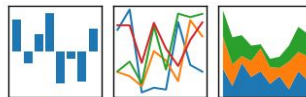
Detección de anomalías

clustering

Tecnologías que utilizaremos



Librerías:



Numpy vs Pandas



Calculo con matrices

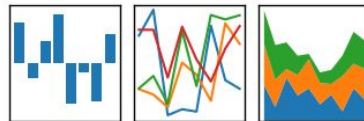
- No admite nombres en cols
- No admite nombres en filas
- Diversidad en aplicaciones de cálculo
- Útil para lidiar con álgebra y operaciones matriciales

Atajos de Numpy acá:

https://s3.amazonaws.com/assets.datacamp.com/blog_assets/Numpy_Python_Cheat_Sheet.pdf

pandas

$$y_{it} = \beta' x_{it} + \mu_i + \epsilon_{it}$$



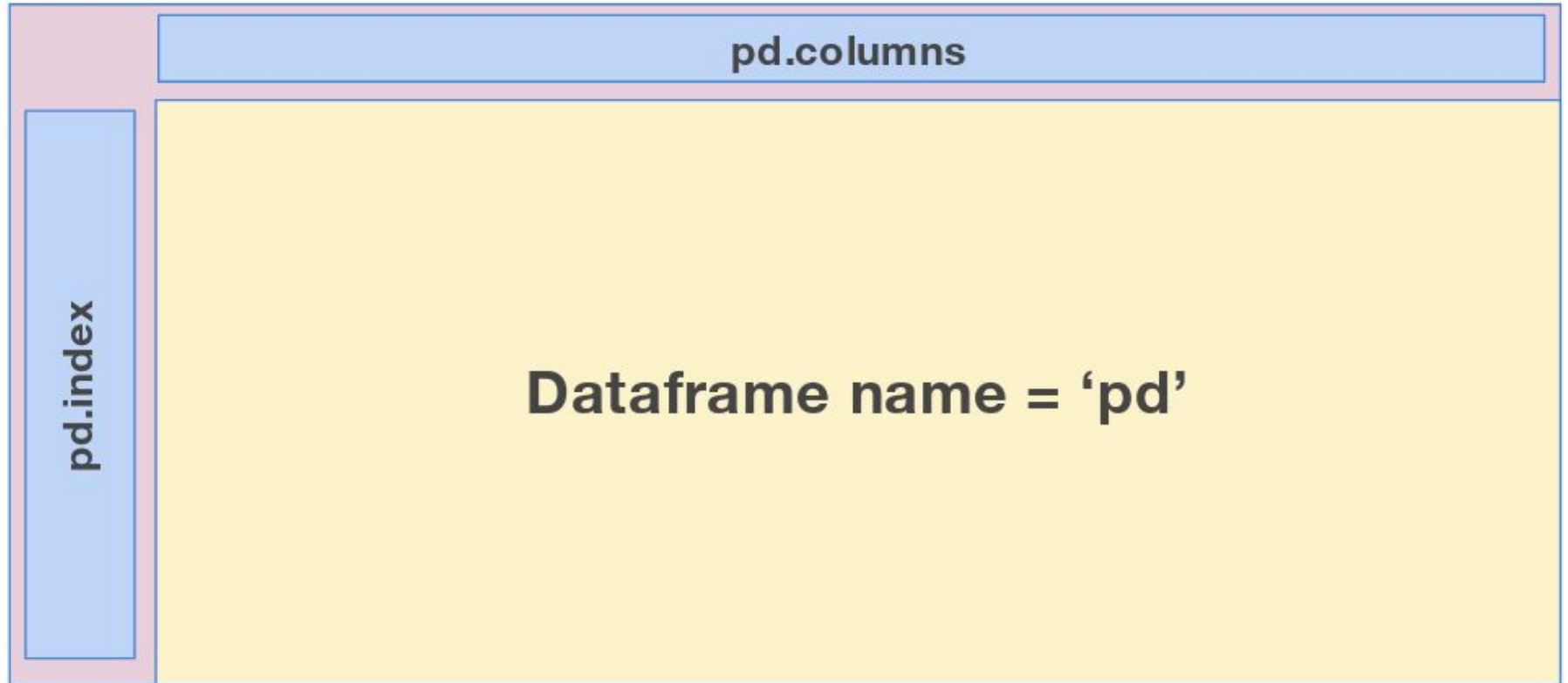
Gestor de datasets en Dataframes (DFs)

- Admite nombre de columnas
- Admite nombre de filas
- Diversas funciones sobre DFs.
- Útil para lidiar con datos, limpiar, pre procesar.

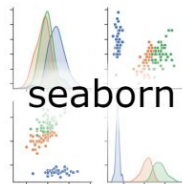
Atajos de Pandas acá:

https://pandas.pydata.org/Pandas_Cheat_Sheet.pdf

Pandas Dataframe



Visualización




Librerías de visualización de datos

- Matplotlib es la principal librería de visualización en Python.
- Seaborn corre sobre matplotlib y posee algunas mejoras de estética.
- Tipos de gráficos a realizar:
 - Countplot (graficos de barra)
 - Heatmap (mapas de calor)
 - Boxplot (diagrama de cajas y bigote)
 - Series de tiempo
 - Scatter plot (diagrama de puntos)
 - Distplot (distribuciones y densidades)

Atajos de Matplotlib acá:

https://s3.amazonaws.com/assets.datacamp.com/blog_assets/Python_Matplotlib_Cheat_Sheet.pdf

Tipos de variables en Python



```
a = 3
b = 0.4
c = False
d = "Quiero analizar datos"
e = [2,3,4,5,6]
f = [[2,3,4],[1,0,40]]
```

a = Integer

b = Float

c = Boolean

d = String

e = Numpy Array (1,5)

f = Numpy Array (2,3)

A agarrar la PyLA



Exploratory Data Analysis

