KIBERNUM
IT Academy

Módulo 5 – Aprendizaje de Máquina Supervisado

Intro Aprendizaje de Máquina Supervisado

Especialización en Ciencia de Datos

Contenido

I. **Ejemplo práctico de Aprendizaje de Máquina:**

- Tipos de problema que se resuelven con aprendizaje de máquina.
- Aplicación de un algoritmo de clasificación para resolver un problema.

II. **Fundamentos de la Ciencia de Datos y sus aplicaciones:**

- ¿Qué es la ciencia de datos?.
- Rol y habilidades del científico de datos.
- Problemas que resuelve la ciencia de datos.

KIBERNUM

La Flor Iris

KIBERNUM

Descripción: La Flor Iris

Iris

Planta

Iris es un género de plantas bulbosas de la familia Iridaceae con vistosas flores, cuyo nombre deriva del latín arco iris, refiriéndose a la extensa variedad de colores florales que poseen sus muchas especies y cultivares de jardín. Wikipedia

Nombre científico: Iris

Reino: Plantae

Orden: Asparagales

Clase: Liliopsida

Género: Iris; L., 1753

Categoría: Género

Clasificación inferior

Ver 35 más

Iris sibirica | Iris pseudaco... | Iris ensata | Iris pallida | Iris versicolor

KIBERNUM

Variedades de Iris

Setosa

Versicolor

Virginica

Iris Setosa

Iris Versicolor

KIBERNUM

Iris Virginica

KIBERNUM

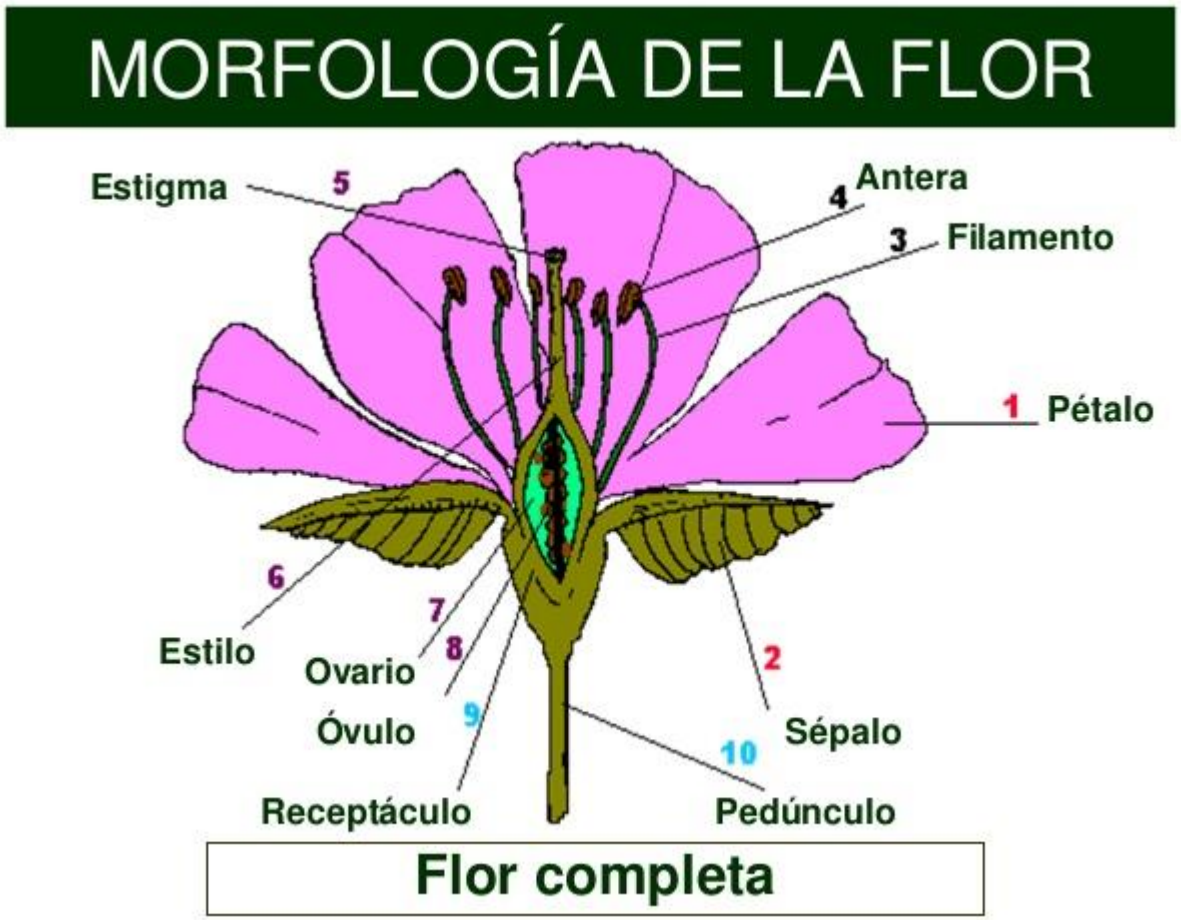
Formulación de la Pregunta:

En Ciencia de Datos, la **formulación de la pregunta** es la etapa más importante del proceso.

¿Cómo distinguir una especie de Iris?

KIBERNUM

Conocimiento del Dominio del Problema

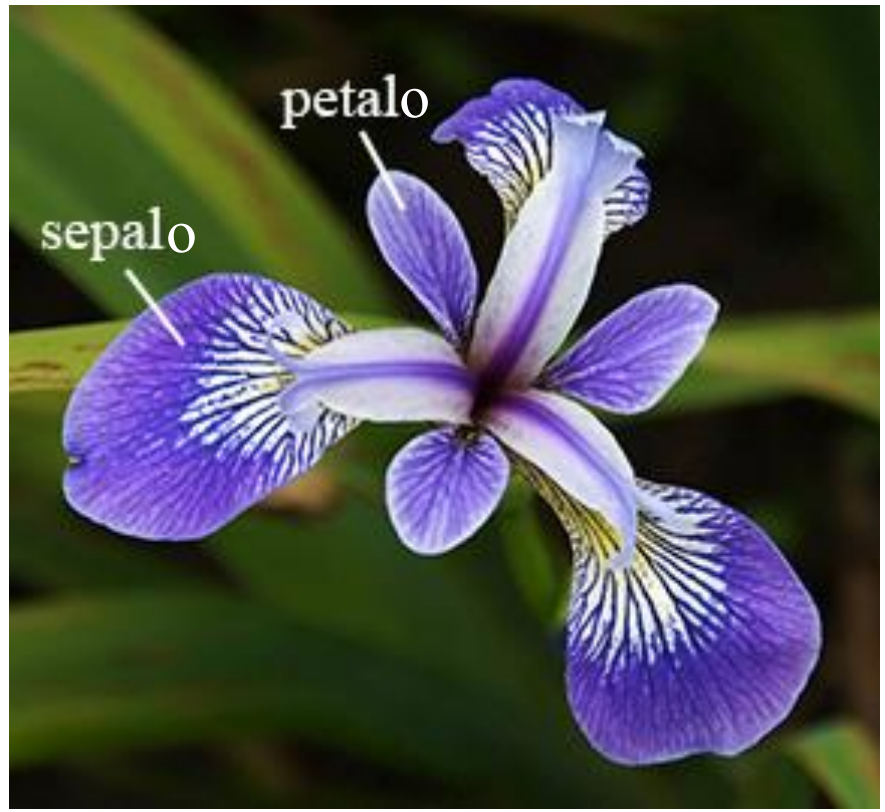


KIBERNUM

Identificar Características

Posibles características:

- Color del pétalo.
- Color del sépalo.
- Cantidad de colores.
- Cantidad de pétalos.
- Cantidad de sépalos.
- Medidas del pétalo.
- Medidas del Sépalo.
- Largo del tallo.
- ¿Otras?



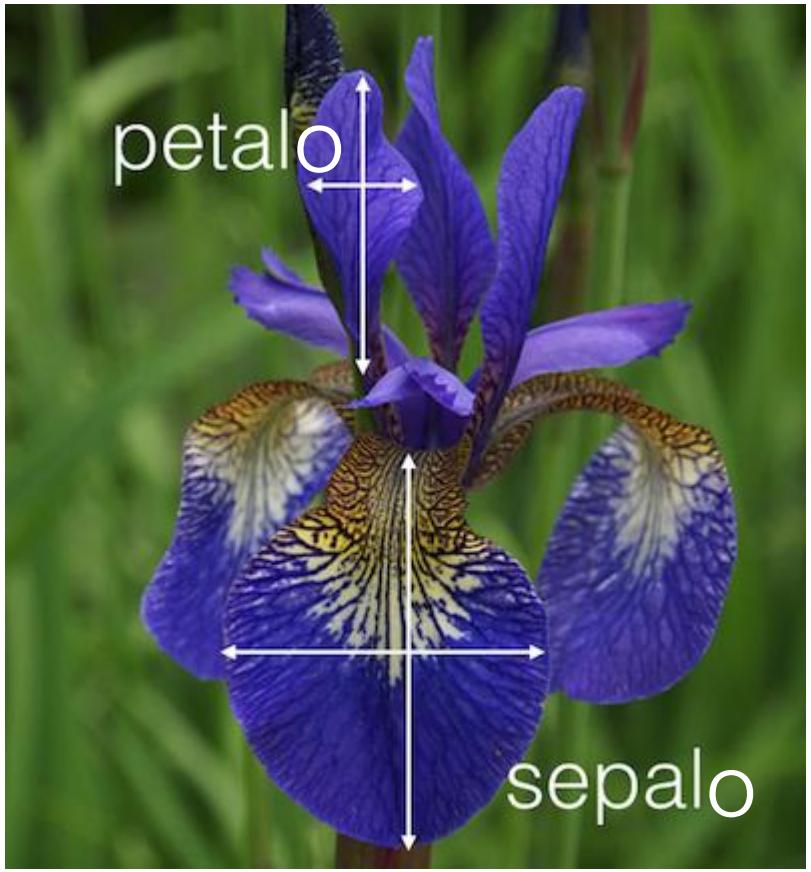
Nos interesa saber qué características permitirían distinguir una especie de otra.

KIBERNUM

Hipótesis de Trabajo

Vamos a postular como hipótesis que las siguientes características podrían permitirnos separar las distintas especies de Iris.

- Largo sépalo.
- Ancho sépalo.
- Largo pétalo.
- Ancho pétalo.



La **Definición de Características** es vital en el resultado de un modelo de aprendizaje de máquina.

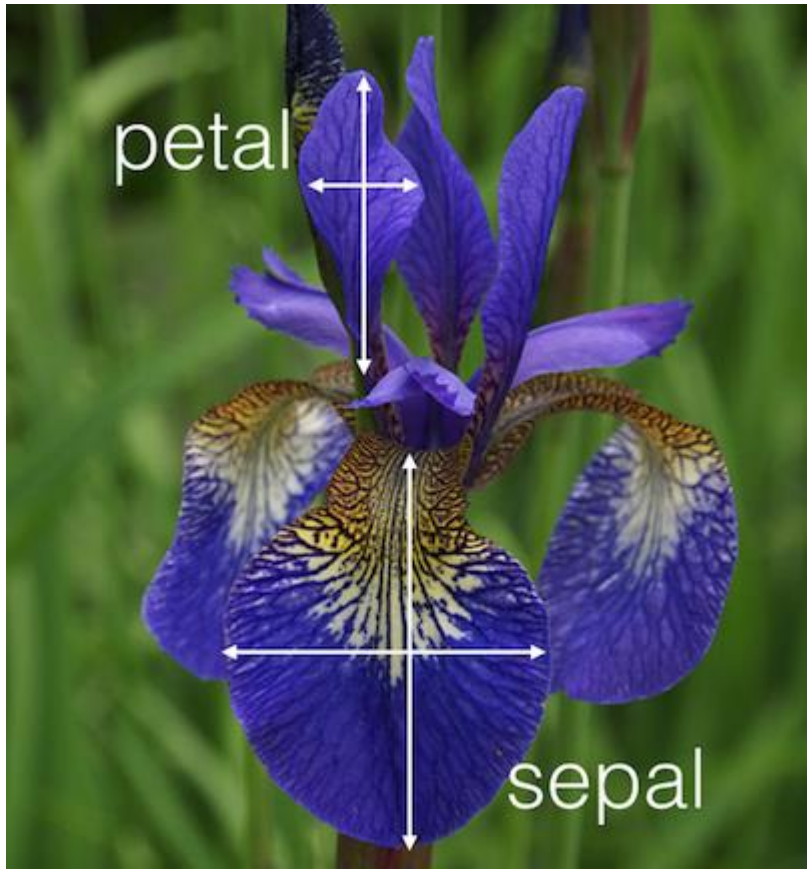
KIBERNUM

Recolección de Datos

En nuestro caso, recorreremos varios viveros de la ciudad, y haremos lo siguiente:

- Tomamos una especie de iris y medimos sus características.
- Tomamos muchas muestras de cada especie.

KIBERNUM



Recolección de Datos

Por ejemplo, tomaremos una instancia de flor en el vivero y registraremos lo siguiente:

Medición 1:

- Largo pétalo: 1.4 cm.
- Ancho pétalo: 0.2 cm.
- Largo sépalo: 7.0 cm.
- Ancho sépalo: 3.2 cm.
- Especie: Versicolor.

KIBERNUM

Preparar Set de Datos

Repetimos las mediciones con muchas instancias de iris de distintas especies y tabulamos la información recolectada de esta forma:

Sepal length	Sepal width	Petal length	Petal width	Species
5.1	3.5	1.4	0.2	*I. setosa*
4.9	3.0	1.4	0.2	*I. setosa*
4.7	3.2	1.3	0.2	*I. setosa*
4.6	3.1	1.5	0.2	*I. setosa*
7.0	3.2	4.7	1.4	*I. versicolor*
6.4	3.2	4.5	1.5	*I. versicolor*
6.9	3.1	4.9	1.5	*I. versicolor*
5.5	2.3	4.0	1.3	*I. versicolor*
6.5	2.8	4.6	1.5	*I. versicolor*
7.2	3.0	5.8	1.6	*I. virginica*
7.4	2.8	6.1	1.9	*I. virginica*
7.9	3.8	6.4	2.0	*I. virginica*
6.4	2.8	5.6	2.2	*I. virginica*

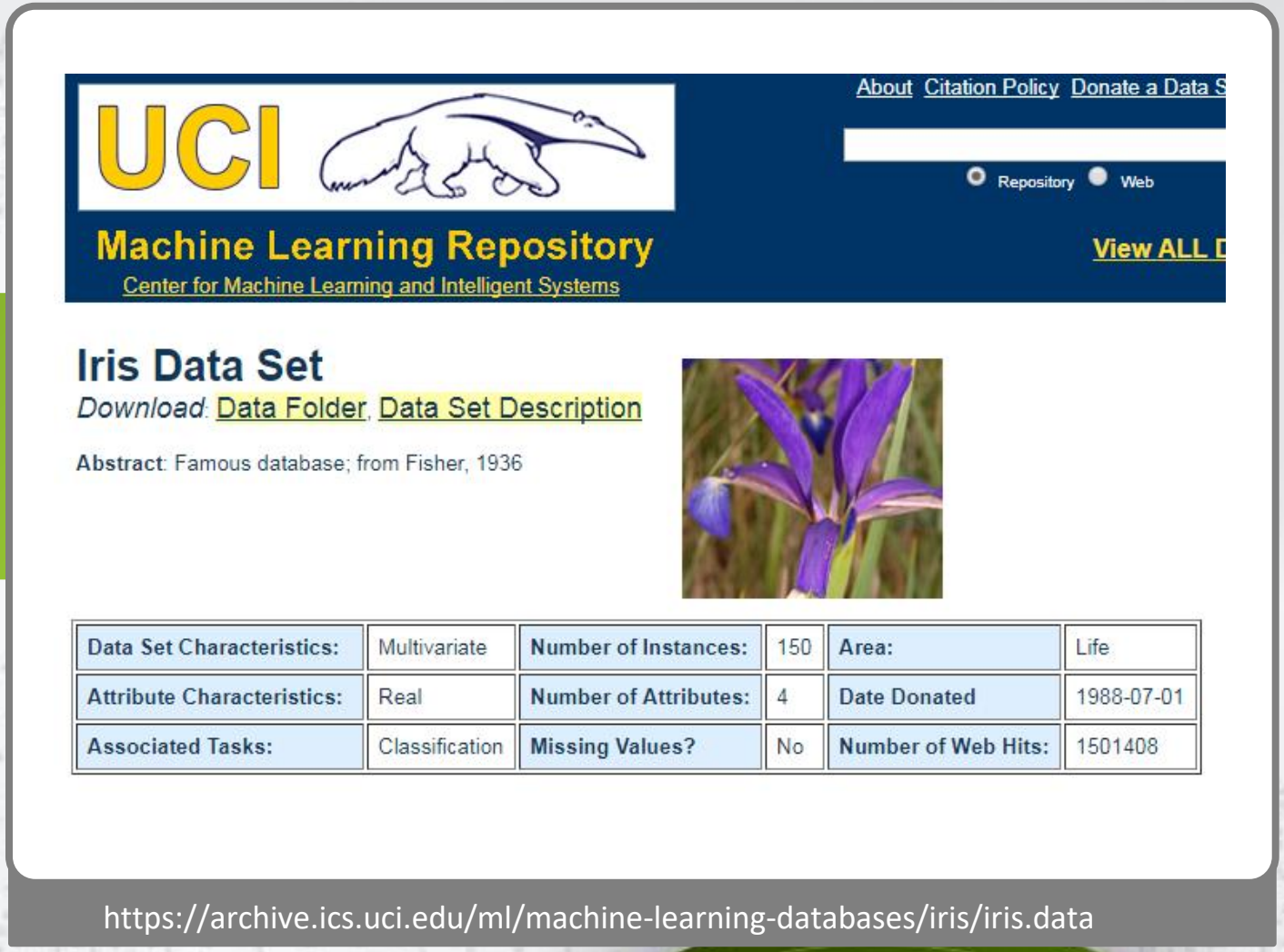
(Valores en cms)

La mayoría de las veces los datos vienen sucios y hay que lidiar con ellos (**Data Wrangling**) antes de utilizarlos.

KIBERNUM

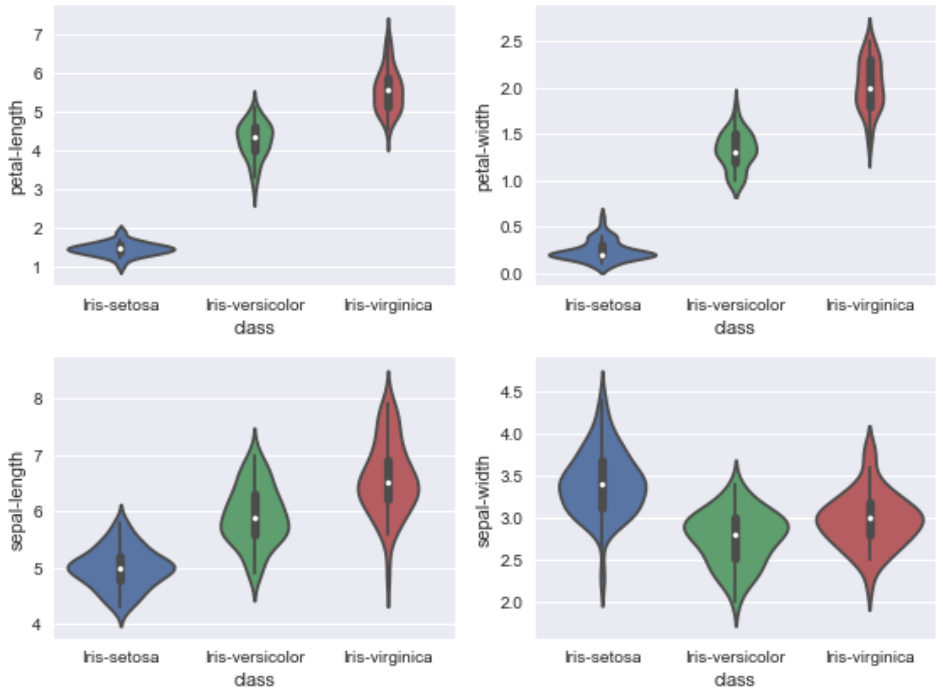
Preparar set de datos

Afortunadamente, este trabajo de recolección de información ya fue hecho y tenemos acceso a este set de datos desde la siguiente ubicación web:



https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/iris/iris.data

KIBERNUM



Análisis Exploratorio

El EDA (Exploratory Data Analysis) está referido a los procesos críticos de realizar investigaciones sobre la data, ya sea para descubrir patrones, detectar anomalías, testear hipótesis y revisar supuestos, con la ayuda de la estadística descriptiva y el análisis visual.

En la ciencia de datos, es fundamental el lograr un **entendimiento profundo** de los datos desde el inicio.

KIBERNUM

Análisis Exploratorio

Acá se observa cómo la estadística descriptiva ayuda al entendimiento de los datos.

```
In [5]: print(dataset.groupby('class').size())
class
Iris-setosa        50
Iris-versicolor    50
Iris-virginica     50
dtype: int64
```

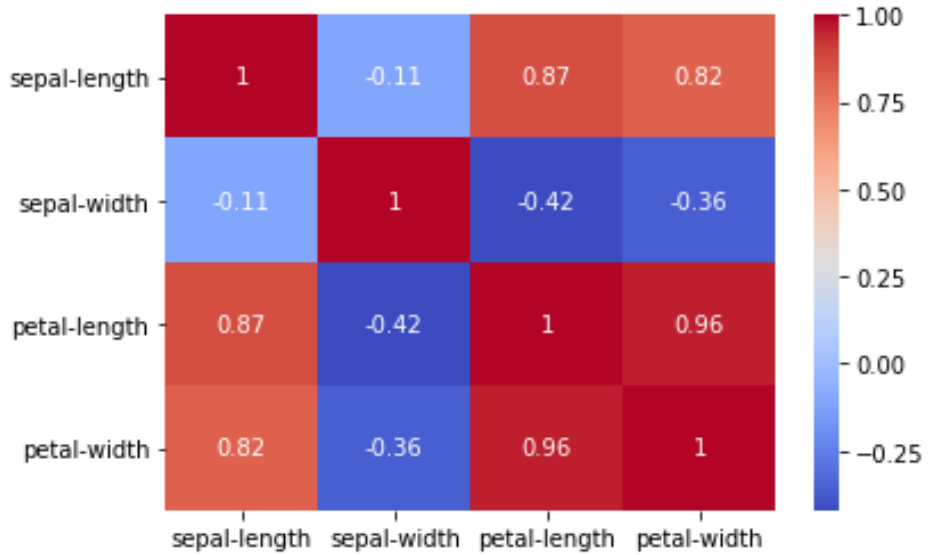
Existen 50 ejemplos para cada una de las 3 especies de Iris. Es decir, las clases están balanceadas.

```
In [4]: print(dataset.describe())
       sepal-length  sepal-width  petal-length  petal-width
count    150.000000   150.000000    150.000000   150.000000
mean       5.843333     3.054000      3.758667     1.198667
std        0.828066     0.433594      1.764420     0.763161
min        4.300000     2.000000      1.000000     0.100000
25%        5.100000     2.800000      1.600000     0.300000
50%        5.800000     3.000000      4.350000     1.300000
75%        6.400000     3.300000      5.100000     1.800000
max        7.900000     4.400000      6.900000     2.500000
```

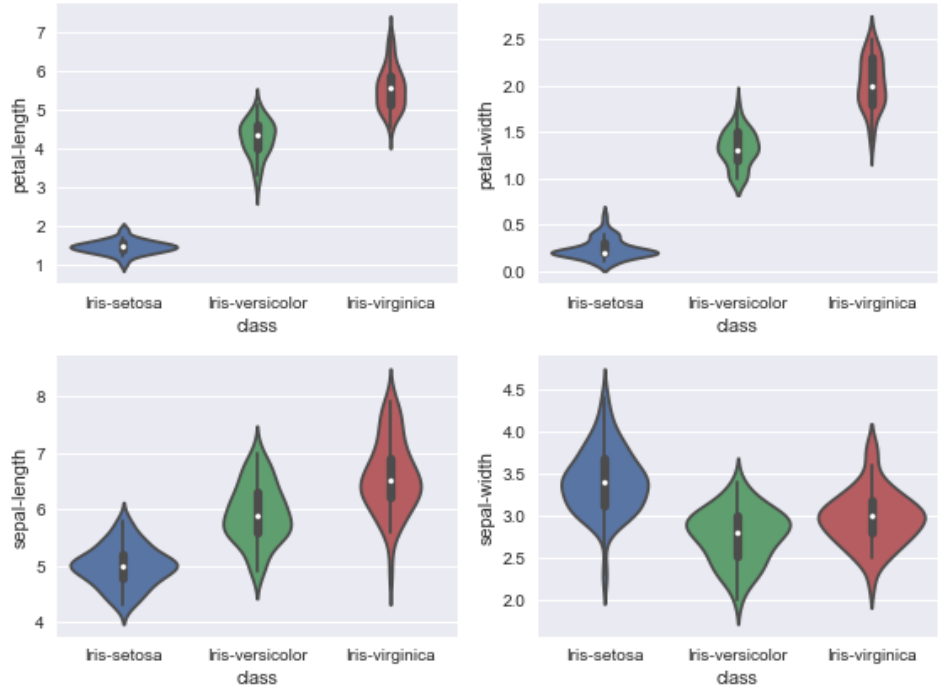
Nótese las características de cada atributo incorporado en el set de datos.

KIBERNUM

Análisis Exploratorio



Esta es una matriz de correlación entre los distintos features (características) del set de datos, visualizado en un mapa de calor.

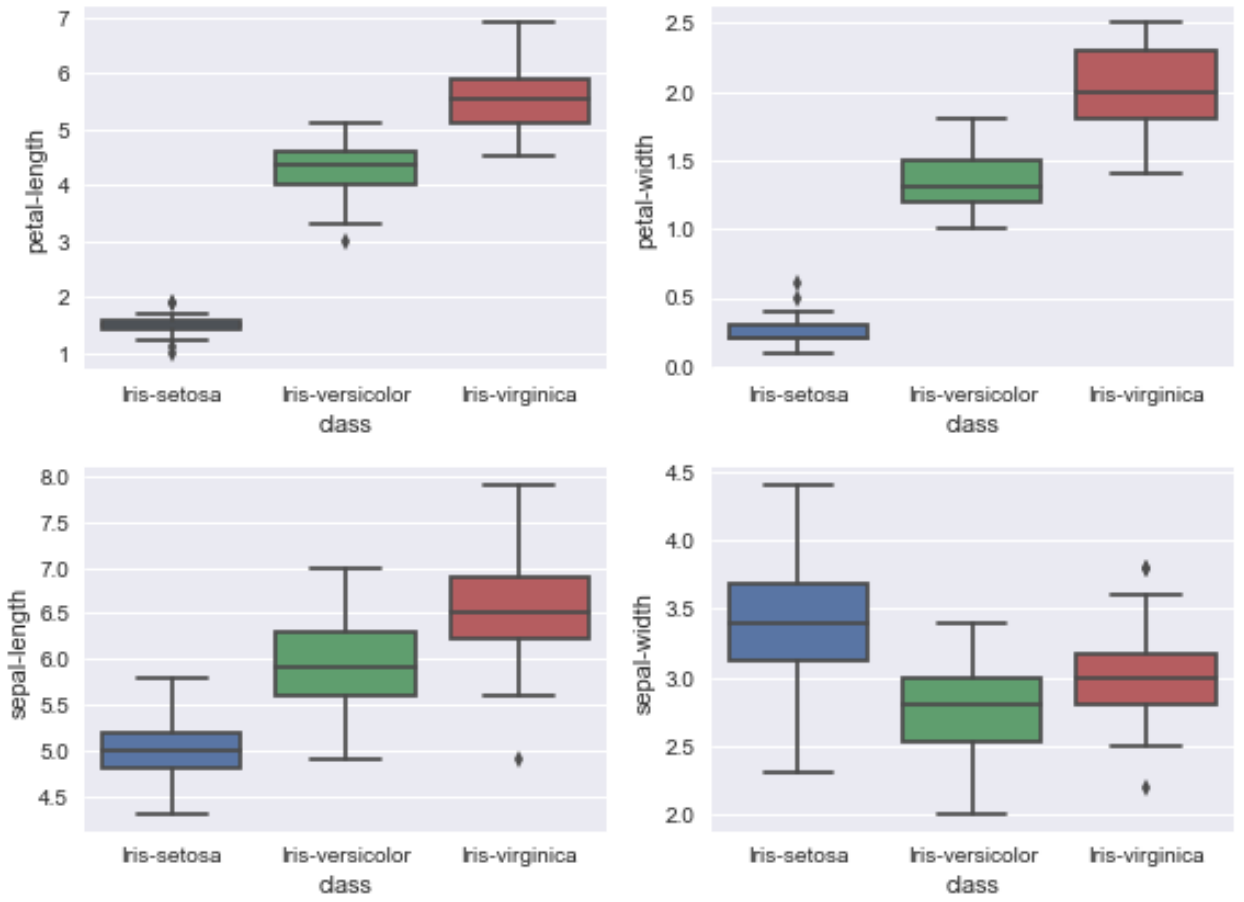


En este diagrama de violín se aprecia que hay ciertas características que permiten separar a una especie de otra.

KIBERNUM

Análisis Exploratorio

- Igual que en el caso anterior, pero visualizando un diagrama de caja y bigote.
- Note, por ejemplo, que la especie Setosa tiene un largo de pétalo más pequeño, mientras que la especie Virginica tiene los mayores largos de tamaños de pétalo. Algo similar sucede con el ancho.



KIBERNUM

Formulación de un Modelo Predictivo

Mediciones

Etiquetas

Sepal length	Sepal width	Petal length	Petal width	Species
5.1	3.5	1.4	0.2	*I. setosa*
4.9	3.0	1.4	0.2	*I. setosa*
4.7	3.2	1.3	0.2	*I. setosa*
4.6	3.1	1.5	0.2	*I. setosa*

Nueva Data

Predicción

7.2	3.0	5.8	1.6	?
7.4	2.8	6.1	1.9	
7.9	3.8	6.4	2.0	
6.4	2.8	5.6	2.2	

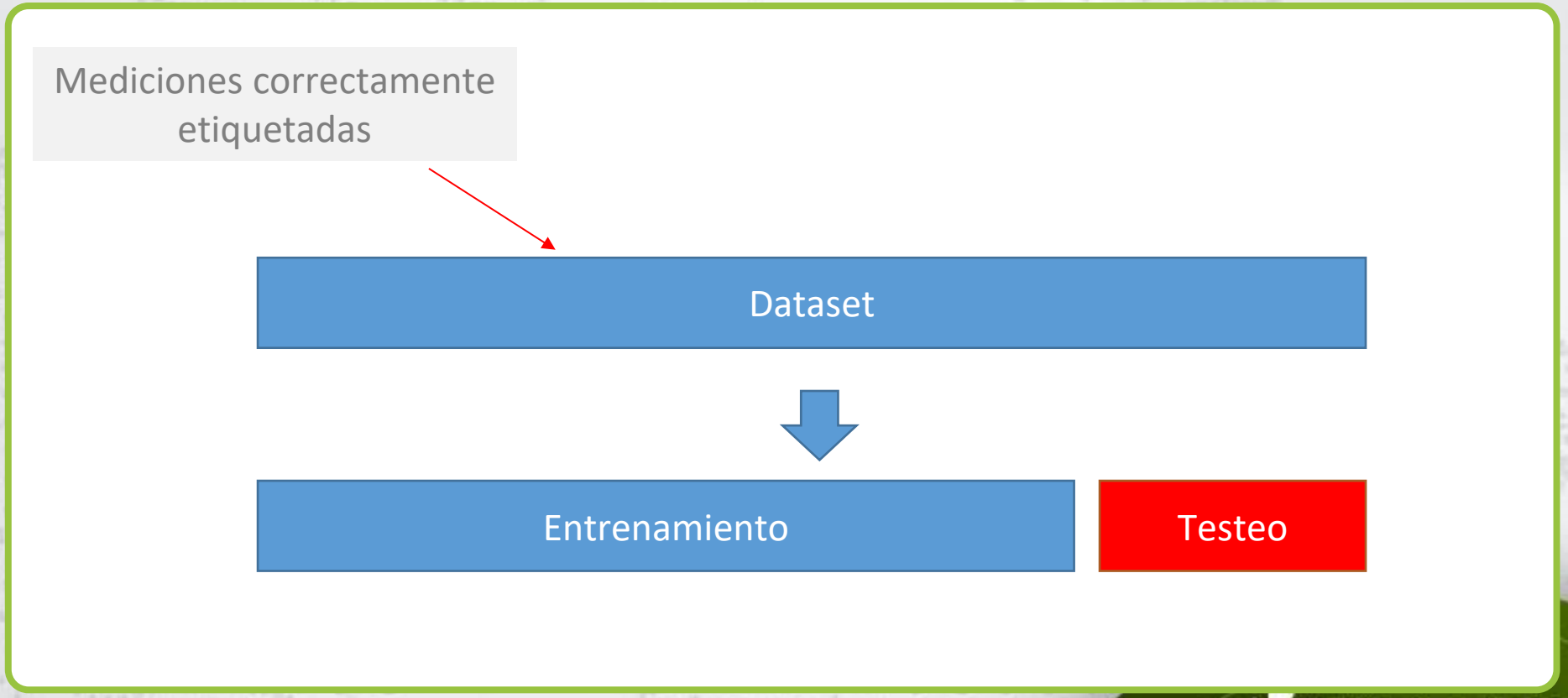
A partir de los datos de mediciones **correctamente etiquetadas**, entrenaremos un **algoritmo que aprenda** de los datos existentes con el objeto de etiquetar nuevos datos.

Es decir, el modelo entrenado nos permitirá realizar predicciones.

KIBERNUM

Validación Cruzada

Para poder medir el poder predictivo del modelo de aprendizaje, tomaremos 80% de la muestra (de forma aleatoria) para entrenar el algoritmo y el 20% para validarlo. A este proceso se le conoce como Cross Validation.



KIBERNUM

Entrenamiento

- Existe una gran variedad de algoritmos de aprendizaje de máquina que nos pueden ayudar a resolver este problema. En este caso, debemos resolver una tarea de “Clasificación”, puesto que necesitamos que asigne una “clase” o “categoría” a cada nueva medición.

- Para este ejemplo, utilizaremos los siguientes algoritmos:

  - «Logistic Regression»
  - «Random Forest»
  - «Support Vector Machine»
  - «Naive Bayes»

- Posteriormente, evaluaremos cuál tuvo mejor performance en la resolución del problema.

KIBERNUM

Entrenamiento

Para el entrenamiento, podemos utilizar distintas herramientas y marcos de trabajo. A lo largo de este curso, utilizaremos dos alternativas.

Machine Learning with Scikit-Learn

Directo al código, para quienes la programación y las librerías no es un problema.

Ambiente visual, permite comprender mejor los conceptos sin entramparse en la programación.

KIBERNUM

Hagamos Predicciones

Una vez entrenado el algoritmo, tomaremos el «Set de Validación», y realizaremos algunas predicciones sobre la especie de iris.

Sepal length	Sepal width	Petal length	Petal width	Species
5.1	3.5	1.4	0.2	?

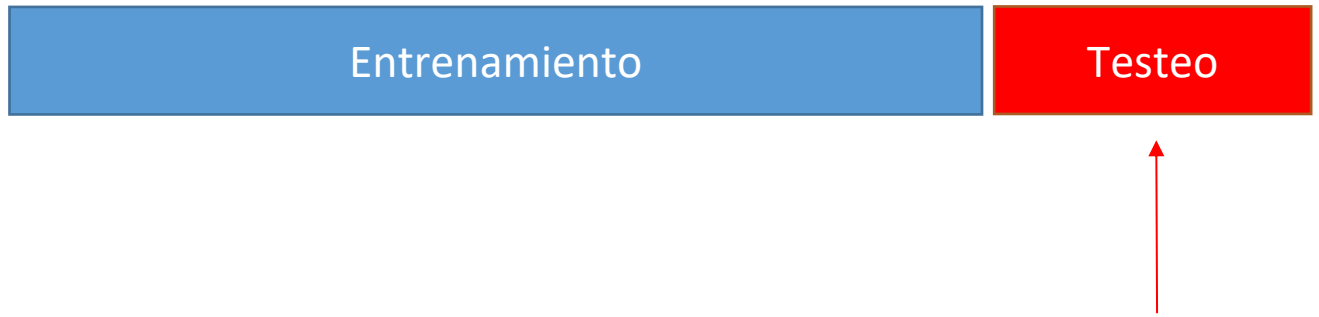
Predictores
(Variables independientes)

Predicción
(Variable dependiente)

KIBERNUM

Evaluemos el Algoritmo

También evaluaremos el desempeño del algoritmo en el set de Test, para así medir su poder predictivo.



Compararemos la clasificación predicha por el algoritmo con la etiqueta real de cada medición.

Una métrica utilizada para evaluar el desempeño de un algoritmo es el **Accuracy**, que es la proporción entre aciertos y errores.

KIBERNUM

Medimos Accurracy Logistic Reg.

Comparamos en el «Set de Validación» los valores predichos con los valores verdaderos para tener una medida de exactitud.

$$\text{Accuracy} = \frac{Total\ Aciertos}{Total\ Predicciones}$$

```
[[13  0  0]
 [ 0 11  5]
 [ 0  0  9]]


Accuracy: 0.868421052632


                precision    recall  f1-score   support

    Iris-setosa       1.00      1.00      1.00        13
Iris-versicolor       1.00      0.69      0.81        16
 Iris-virginica       0.64      1.00      0.78         9

    avg / total       0.92      0.87      0.87        38
```

KIBERNUM

Medimos Accurracy Random Forest

Ahora repetimos el proceso con el algoritmo Random Forest.

```
[[13  0  0]
 [ 0 15  1]
 [ 0  0  9]]


Accuracy: 0.973684210526


                 precision    recall  f1-score   support

    Iris-setosa       1.00      1.00      1.00        13
Iris-versicolor       1.00      0.94      0.97        16
 Iris-virginica       0.90      1.00      0.95         9

    avg / total       0.98      0.97      0.97        38
```

KIBERNUM

Medimos Accurracy SVM

Ahora repetimos el proceso con el algoritmo Support Vector Machine.

```
[[13  0  0]
 [ 0 15  1]
 [ 0  0  9]]


Accuracy: 0.973684210526


                precision    recall  f1-score   support

    Iris-setosa       1.00      1.00      1.00        13
Iris-versicolor       1.00      0.94      0.97        16
 Iris-virginica       0.90      1.00      0.95         9

    avg / total       0.98      0.97      0.97        38
```

KIBERNUM

Medimos Accurracy Bayes

Ahora repetimos el proceso con el algoritmo Naive Bayes.

```
[[13  0  0]
 [ 0 16  0]
 [ 0  0  9]]


Accuracy: 1.0


                 precision    recall  f1-score   support

    Iris-setosa       1.00      1.00      1.00        13
Iris-versicolor       1.00      1.00      1.00        16
 Iris-virginica       1.00      1.00      1.00         9

    avg / total       1.00      1.00      1.00        38
```

KIBERNUM

Lenguajes de programación

¿Qué hicimos?

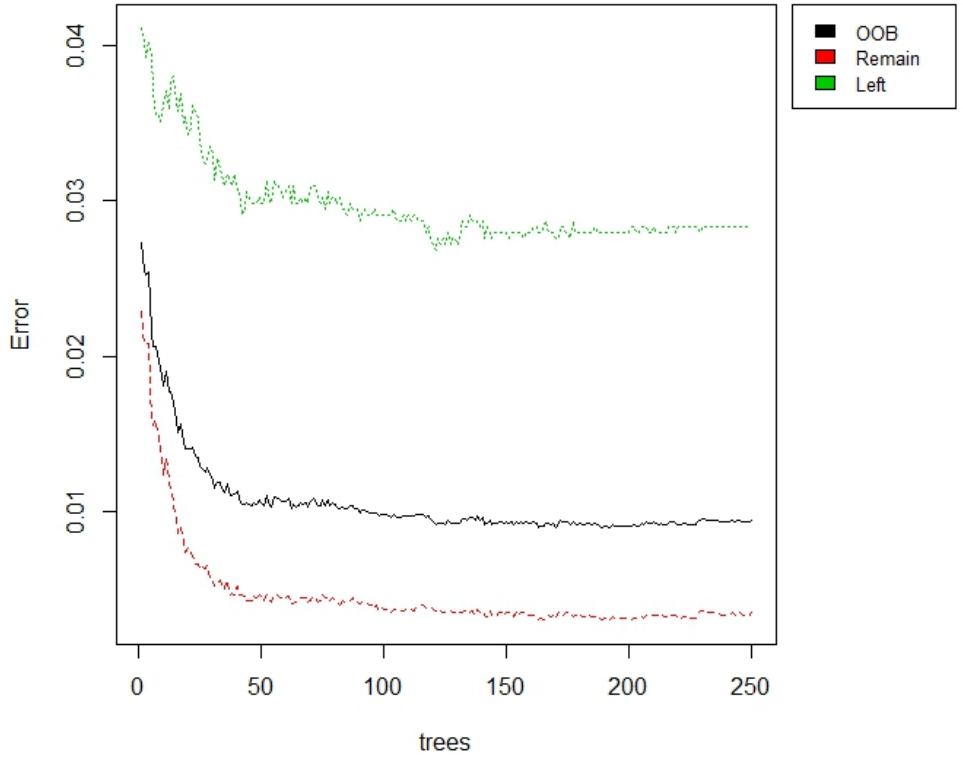
Hemos empleado algoritmos de **Machine Learning** para elaborar un modelo de clasificación que permita realizar predicciones.

KIBERNUM

¿Cómo podríamos mejorar?

Los modelos de ML podrían mejorarse principalmente:

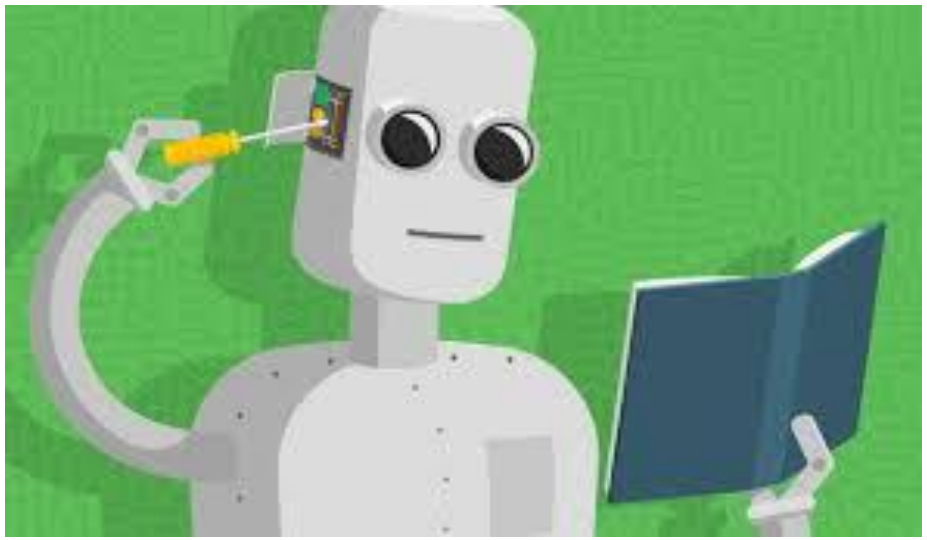
- Agregando más ejemplos al dataset.
- Agregando nuevas características o predictores (o eliminando algunas).
- Optimizando el algoritmo (tunning).
- Utilizando otros algoritmos.



KIBERNUM

¿Qué es Machine Learning?

¿Qué es Machine Learning?



- Machine Learning es una rama de la inteligencia artificial en donde se le brinda a los computadores la habilidad de aprender sin ser explícitamente programados.

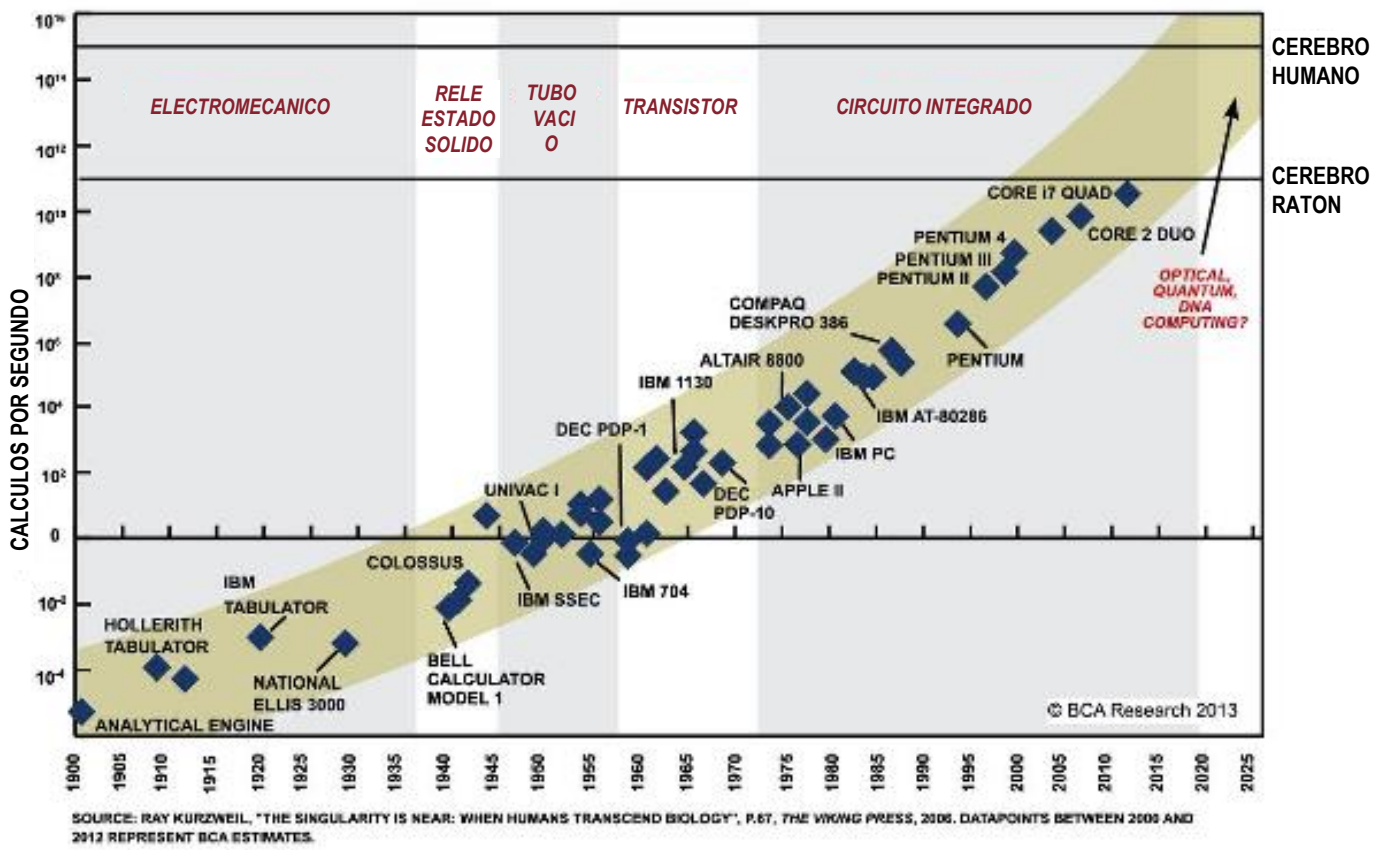
(Arthur Samuel, 1959*)*

- Se dice que un computador aprende de la experiencia E, con respecto a una tarea T y una medida de performance P, si su performance en T, medido por P, mejora con la experiencia E.

(Tom Mitchell, 1998*)*

KIBERNUM

Evolución Capacidad de Cómputo



El concepto de Machine Learning data de los años ‘50s, pero estos últimos 10 años ha cobrado mayor relevancia por el aumento de la capacidad de cómputo y de almacenamiento.

KIBERNUM

Análisis Exploratorio

- Se dice que un computador aprende de la experiencia E, con respecto a una tarea T y una medida de performance P, si su performance en T, medido por P, mejora con la experiencia E.
- Suponga que su programa de Email lo ve a usted marcando cuáles son los mails que corresponden a spam, y basado en esto, aprende a filtrar de mejor manera los correos. ¿Cuál es la tarea T en este caso?

- Clasificar los emails como spam o no spam.
- Observar las marcas de spam o no spam que aplicas sobre los correos.
- La cantidad o porcentaje de emails correctamente clasificados como spam/no spam.

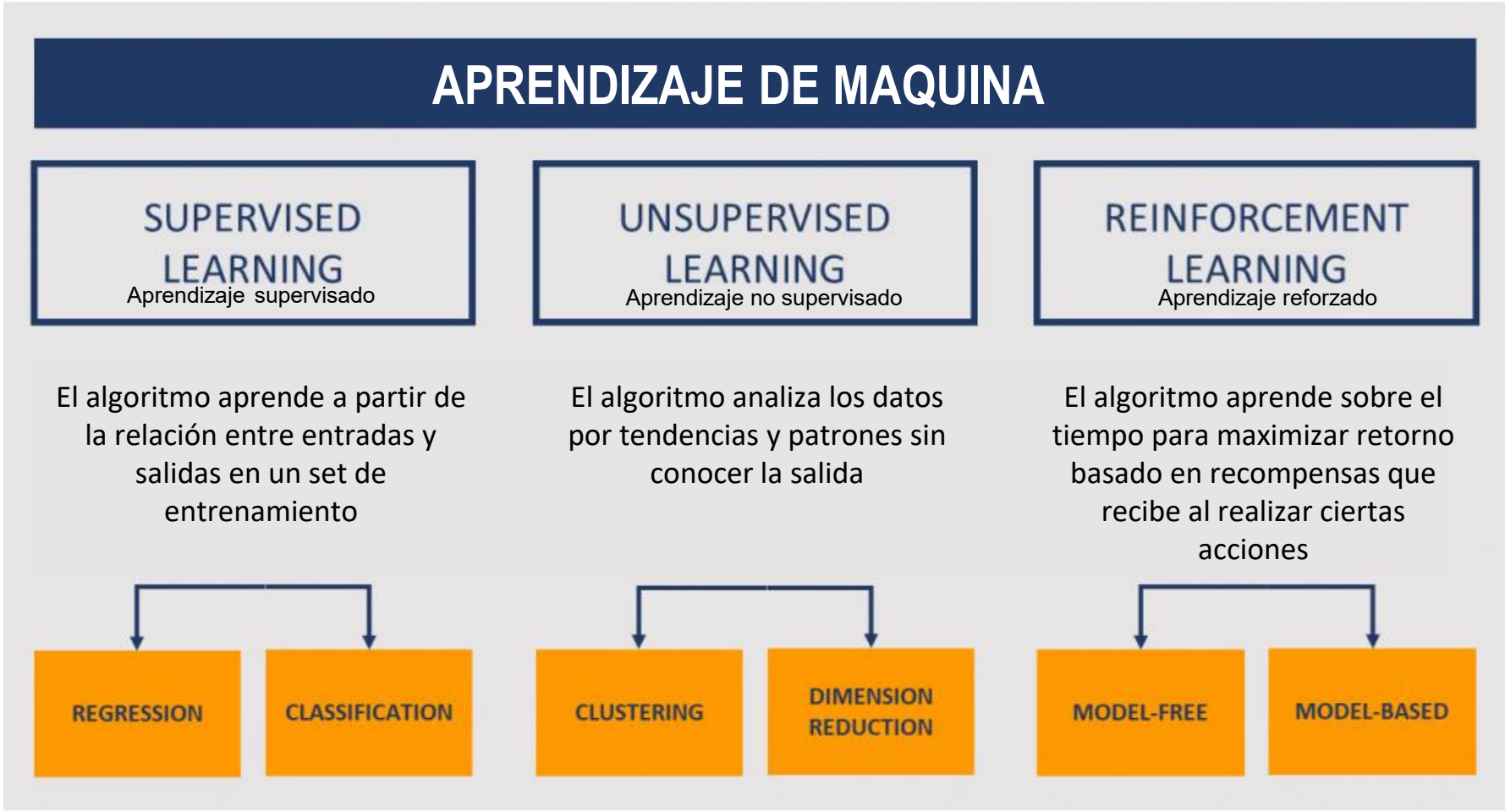
KIBERNUM

Aplicaciones de ML

- Detección de fraudes.
- Detección de intrusos en la red.
- Modelos de pricing.
- Evaluación de riesgo en créditos.
- Resultados de búsqueda.
- Predicción de falla en equipos.
- Publicidad en la red.
- Sistemas de recomendación.
- Segmentación de clientes.
- Análisis de sentimiento.
- Reconocimiento de imágenes.
- Predecir la fuga de clientes.
- Filtros anti spam.
- Modelos financieros.

KIBERNUM

Tipos de ML



KIBERNUM

Aprendizaje Supervisado

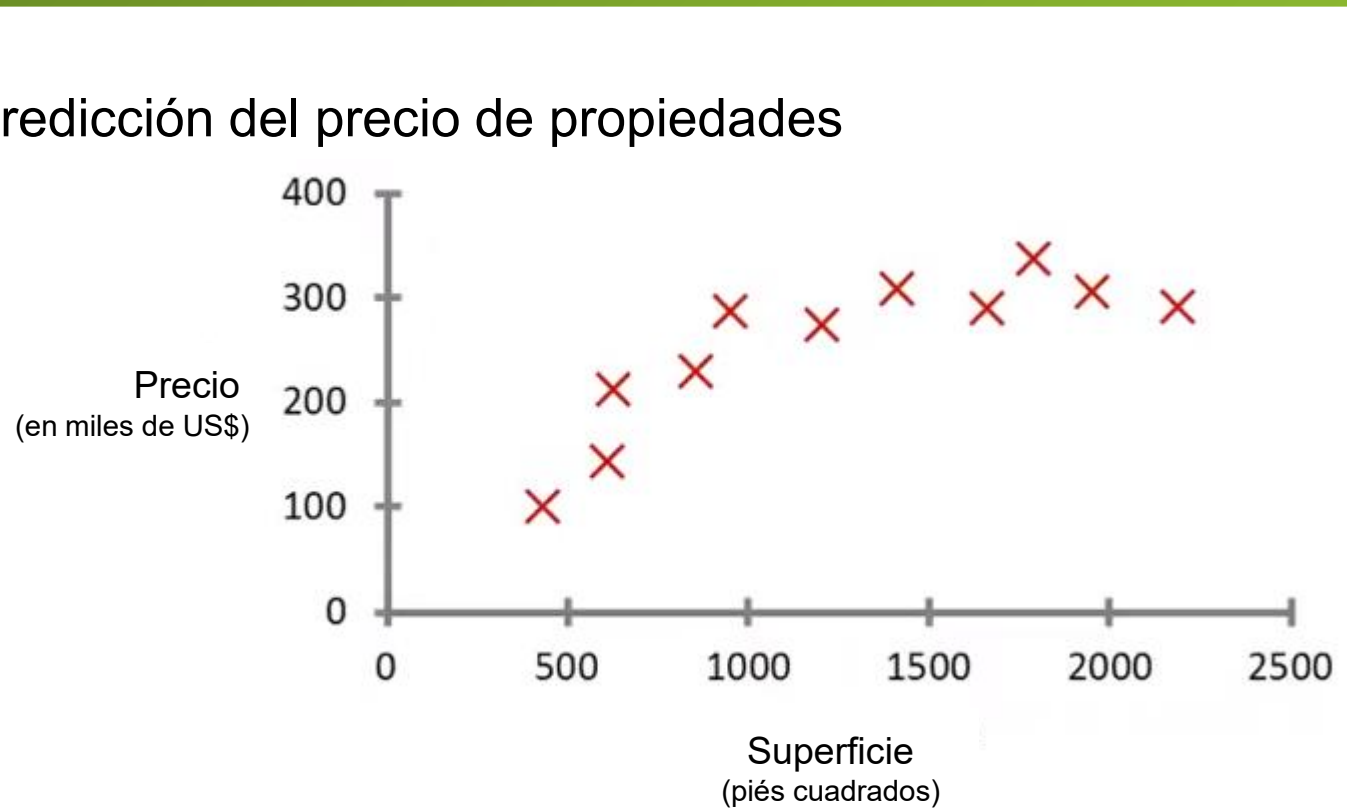
Predicción de precios de propiedades

(Fuente: Kaggle)

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
date	price	bedrooms	bathrooms	sqft_living	sqft_lot	floors	waterfront	view	condition	sqft_above	sqft_basem	yr_built
02-05-2014 0:00	313000.0	3.0	1.5	1340	7912	1.5	0	0	3	1340	0	1955
02-05-2014 0:00	2384000.0	5.0	2.5	3650	9050	2.0	0	4	5	3370	280	1921
02-05-2014 0:00	342000.0	3.0	2.0	1930	11947	1.0	0	0	4	1930	0	1966
02-05-2014 0:00	420000.0	3.0	2.25	2000	8030	1.0	0	0	4	1000	1000	1963
02-05-2014 0:00	550000.0	4.0	2.5	1940	10500	1.0	0	0	4	1140	800	1976
02-05-2014 0:00	490000.0	2.0	1.0	880	6380	1.0	0	0	3	880	0	1938
02-05-2014 0:00	335000.0	2.0	2.0	1350	2560	1.0	0	0	3	1350	0	1976
02-05-2014 0:00	482000.0	4.0	2.5	2710	35868	2.0	0	0	3	2710	0	1989
02-05-2014 0:00	452500.0	3.0	2.5	2430	88426	1.0	0	0	4	1570	860	1985
02-05-2014 0:00	640000.0	4.0	2.0	1520	6200	1.5	0	0	3	1520	0	1945
02-05-2014 0:00	463000.0	3.0	1.75	1710	7320	1.0	0	0	3	1710	0	1948
02-05-2014 0:00	1400000.0	4.0	2.5	2920	4000	1.5	0	0	5	1910	1010	1909
02-05-2014 0:00	588500.0	3.0	1.75	2330	14892	1.0	0	0	3	1970	360	1980
02-05-2014 0:00	365000.0	3.0	1.0	1090	6435	1.0	0	0	4	1090	0	1955
02-05-2014 0:00	1200000.0	5.0	2.75	2910	9480	1.5	0	0	3	2910	0	1939
02-05-2014 0:00	242500.0	3.0	1.5	1200	9720	1.0	0	0	4	1200	0	1965
02-05-2014 0:00	419000.0	3.0	1.5	1570	6700	1.0	0	0	4	1570	0	1956
02-05-2014 0:00	367500.0	4.0	3.0	3110	7231	2.0	0	0	3	3110	0	1997

Aprendizaje Supervisado

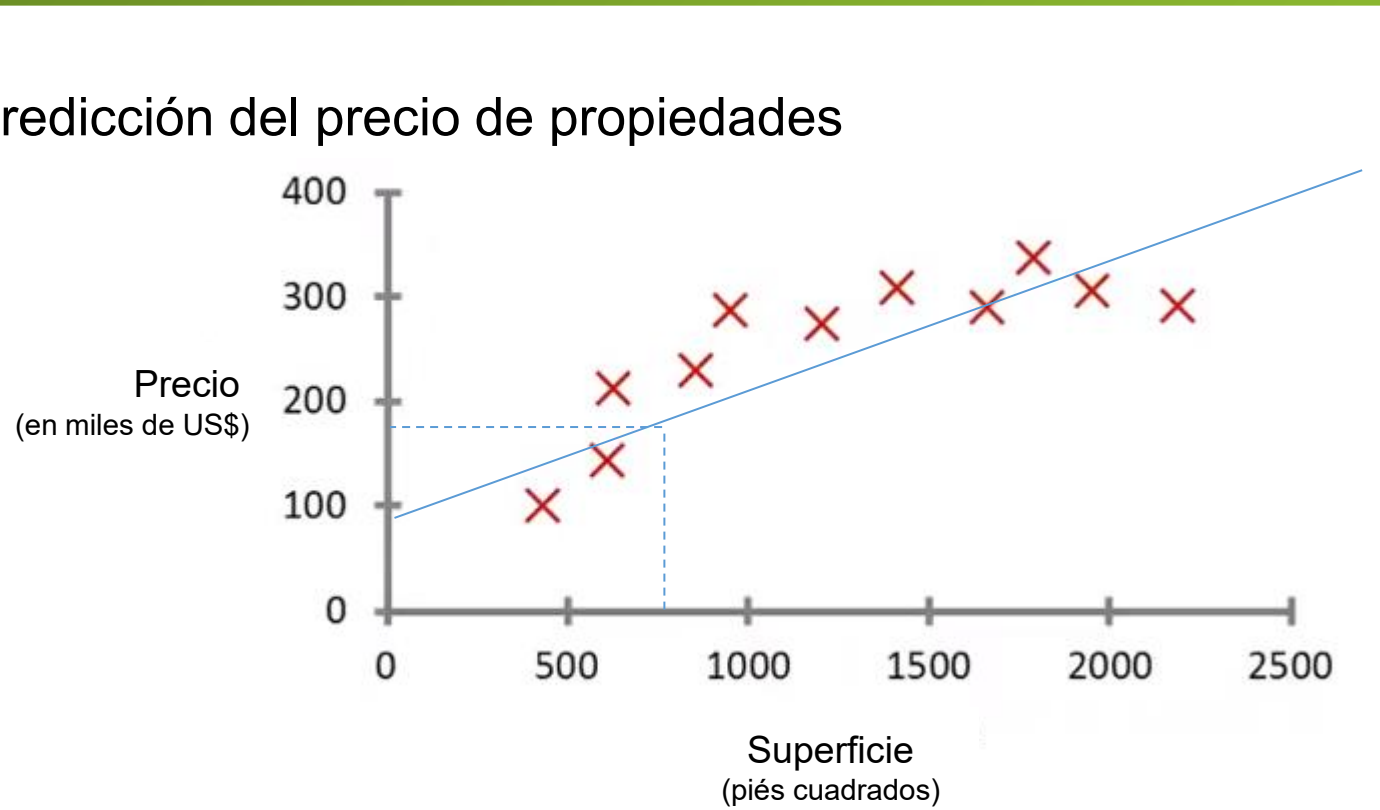
Si ya conocemos precios de propiedades con distintas características.



KIBERNUM

Aprendizaje Supervisado

¿Se podría predecir el precio de una propiedad de 750 ft2?

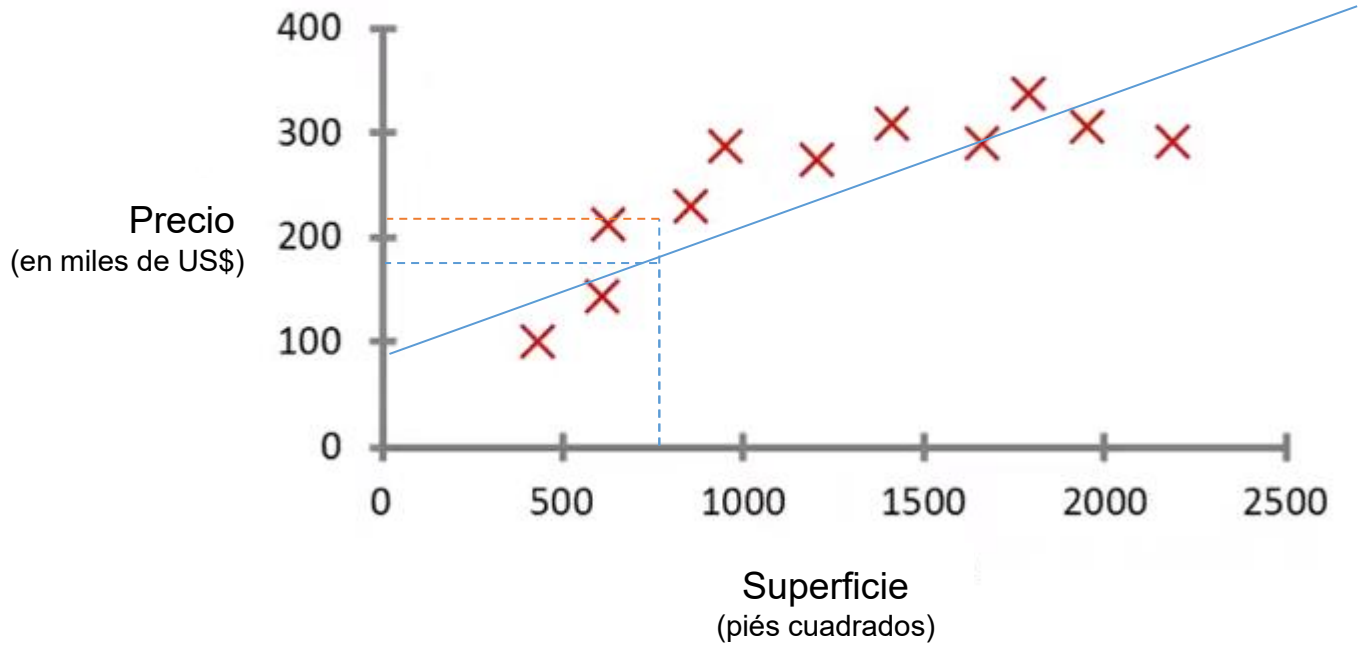


KIBERNUM

Aprendizaje Supervisado

Es un problema **supervisado**, porque ya se tienen "respuestas correctas".

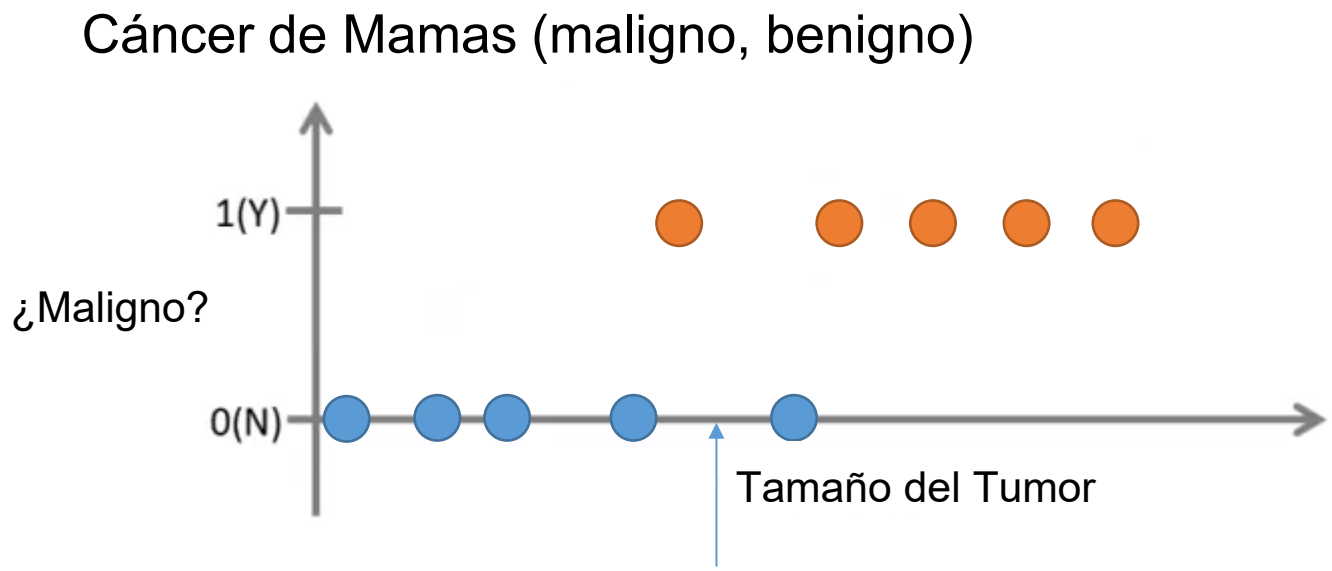
Es un problema de Regresión, porque se predicen valores continuos.



KIBERNUM

Aprendizaje Supervisado

Dado un tamaño de tumor, ¿puedo predecir si es cancerígeno?

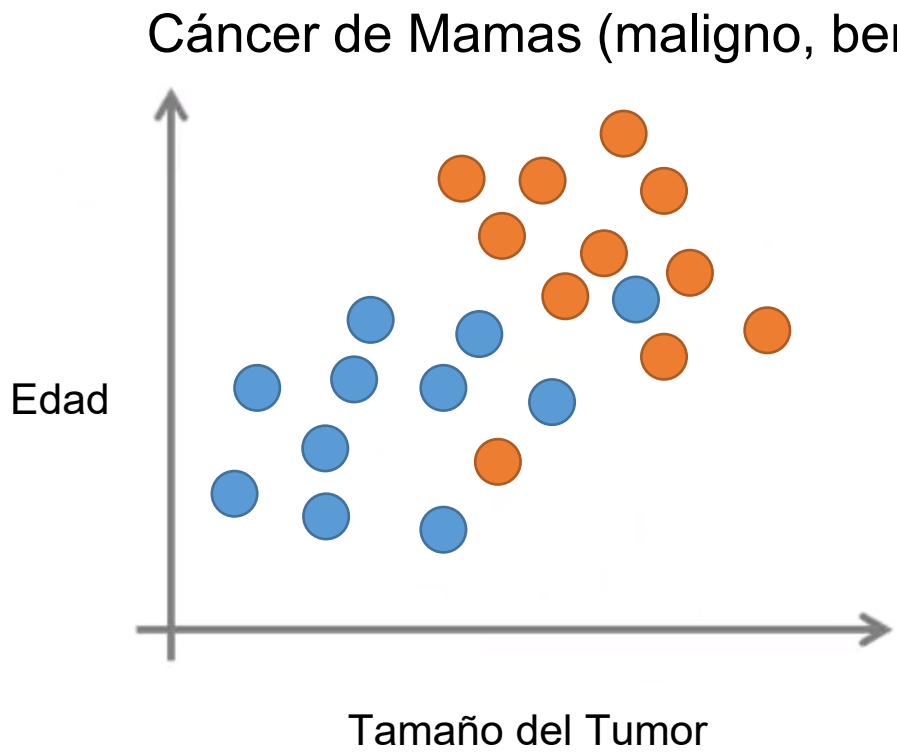


Este es un problema de **clasificación**, porque se predicen valores discretos.

KIBERNUM

Aprendizaje Supervisado

¿Y si consideramos los datos de Tamaño del Tumor y la Edad para aprender? Posiblemente nuestras predicciones serán más exactas que si solamente consideramos aprender a partir solamente del tamaño del tumor.



KIBERNUM

Pregunta

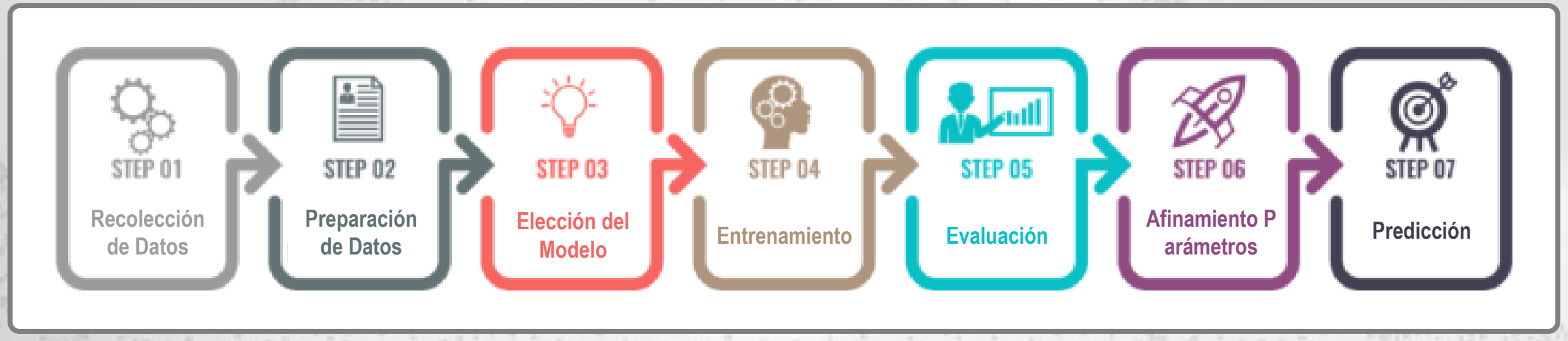
Eres científico de datos en una compañía y te piden que desarrolles un algoritmo para resolver los siguientes problemas:

1. Hay una gran cantidad de productos en stock, y se desea predecir cuántos ítems serán vendidos durante los siguientes tres meses.

1. Desarrollar un software que permita examinar las cuentas de los clientes para determinar si han sido hackeadas o no.

¿Clasificación o Regresión?

Pasos típicos de un problema ML



Ejemplos de Sistemas ML

Volvamos en el tiempo al final de la década de los ‘90s, en donde los mails SPAM son cada día más molestos.

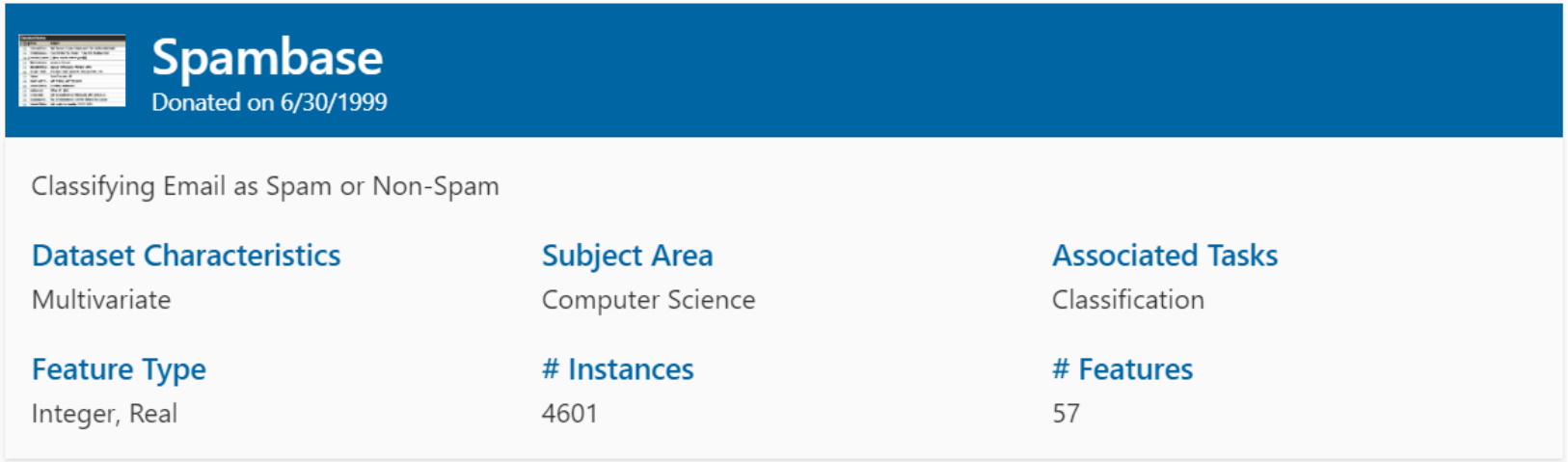
El Problema: Queremos identificar cuando un correo que llega a una cuenta corresponde a SPAM.

KIBERNUM

Detección de Spam

En la siguiente dirección hay una base de datos de ejemplos de correos que son spam y que no son spam.

Con esto, podemos entrenar un algoritmo para que aprenda a identificar correos que sí son spam.



Spambase
Donated on 6/30/1999

Classifying Email as Spam or Non-Spam

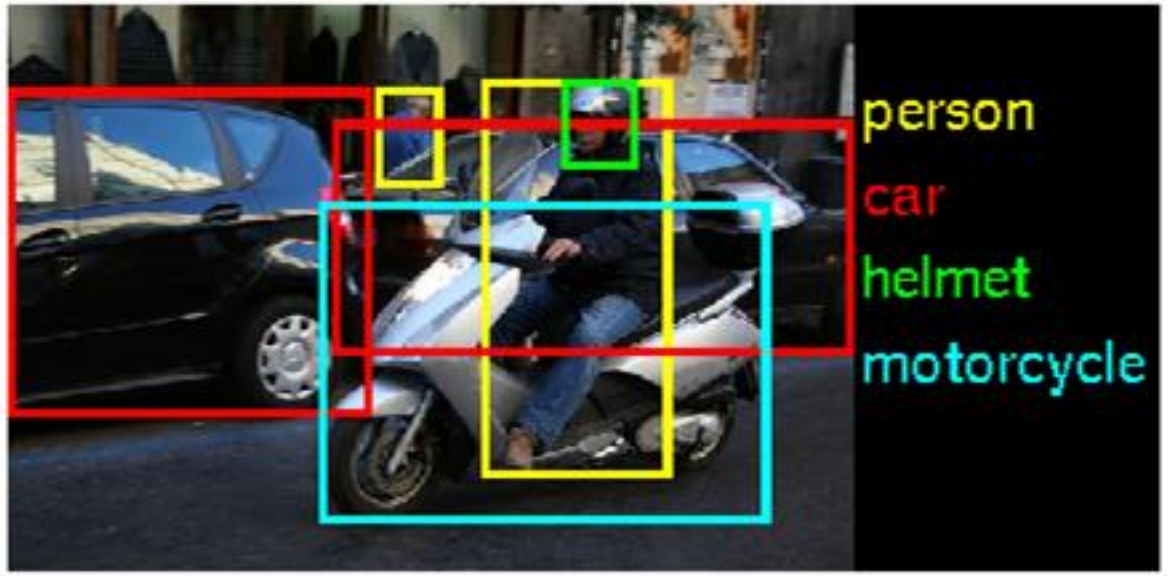
Dataset Characteristics	Subject Area	Associated Tasks
Multivariate	Computer Science	Classification
Feature Type	**# Instances**	**# Features**
Integer, Real	4601	57

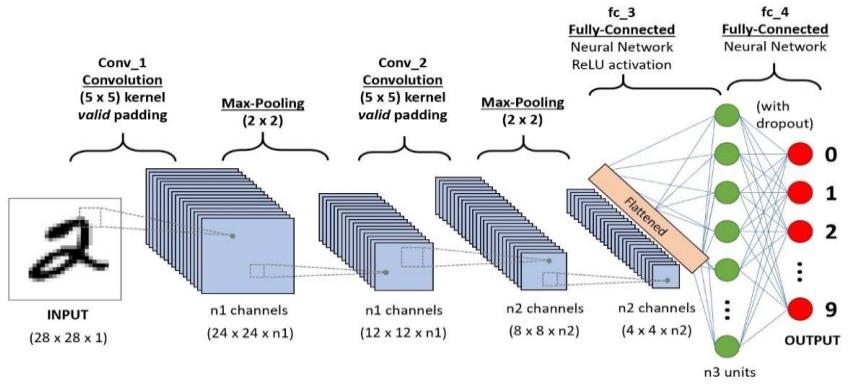
https://archive.ics.uci.edu/dataset/94/spambase

KIBERNUM

Reconocimiento de Imágenes

Podemos entrenar algoritmos basados en aprendizaje profundo para el reconocimiento y generación de imágenes.





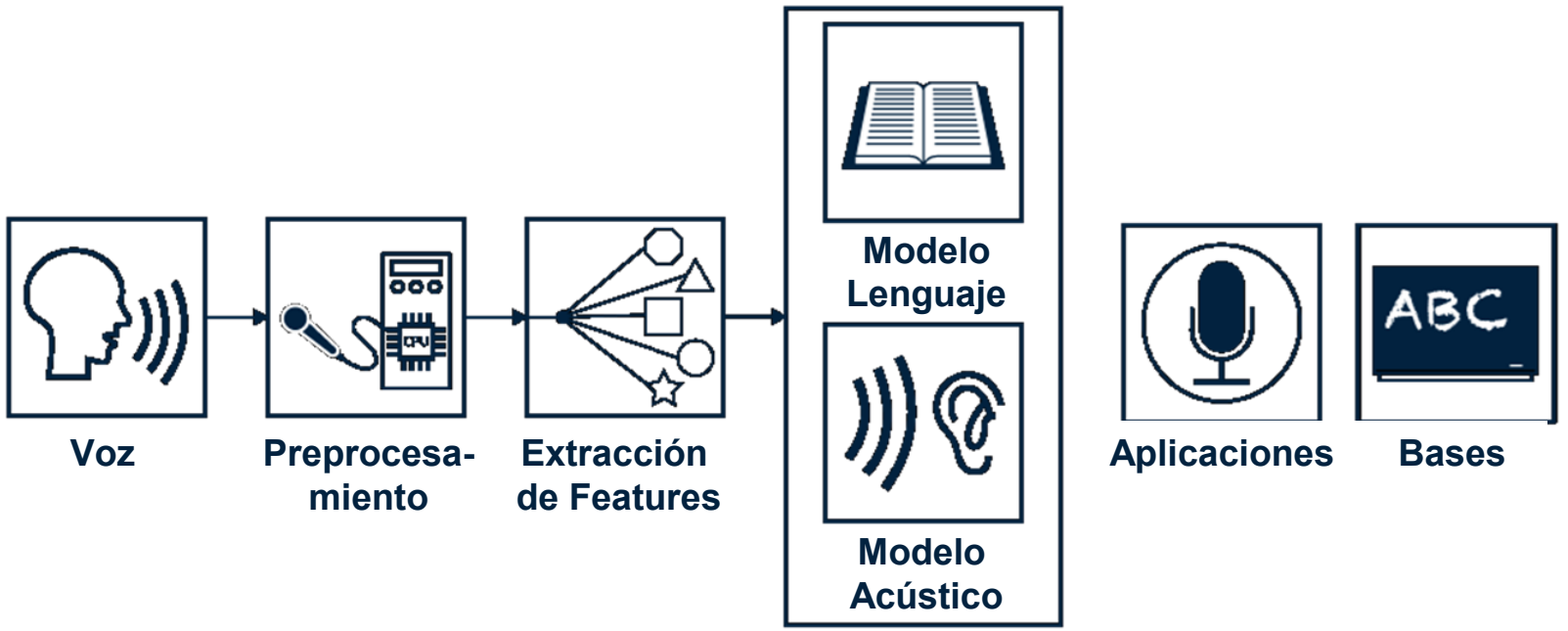
KIBERNUM

Análisis de sentimiento en redes sociales

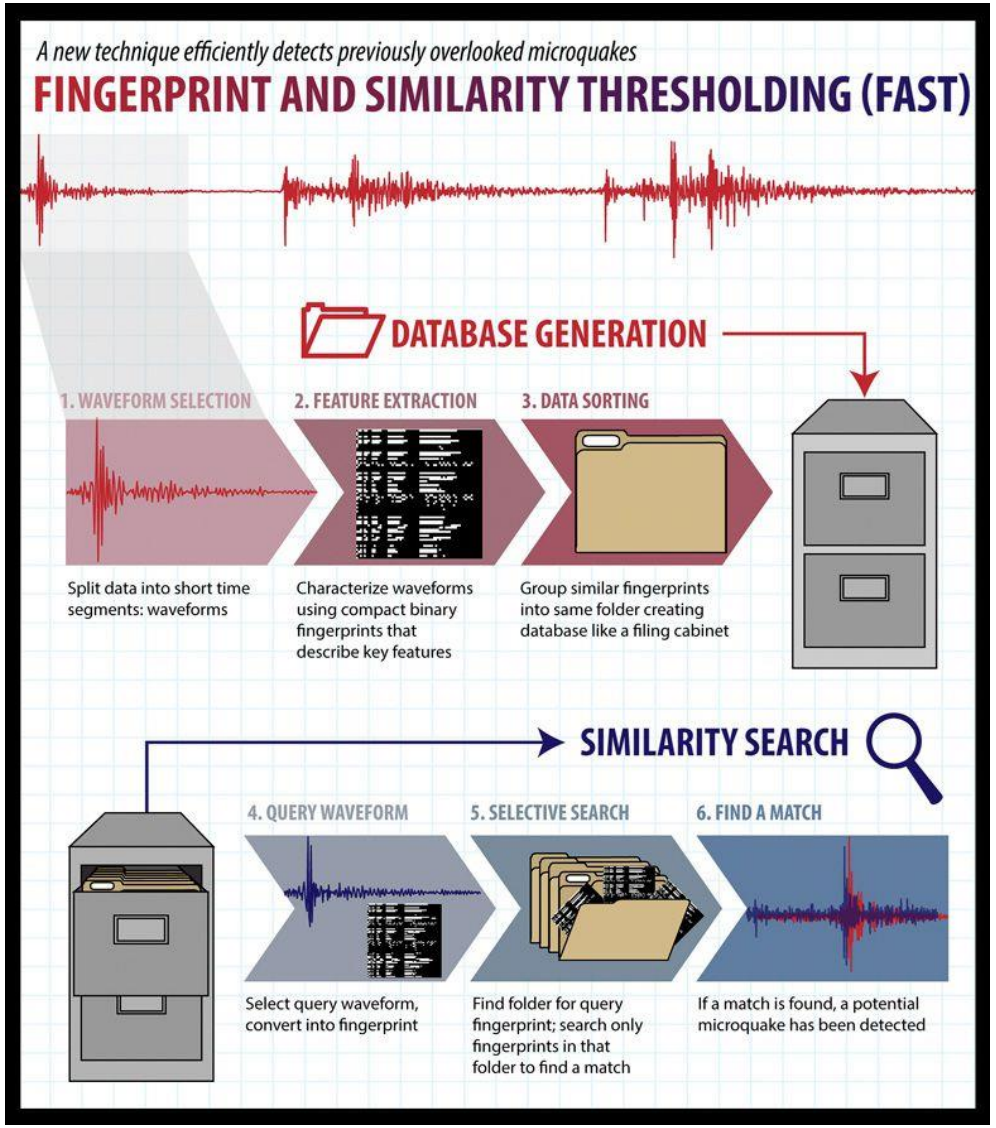
A partir de estos textos, el algoritmo es capaz de “aprender” a diferenciar el significado o polaridad de las opiniones y comentarios. En el caso del “**sentiment analysis**”, los corpus de entrenamiento son previamente clasificados y ordenados entre positivos y negativos.

KIBERNUM

Reconocimiento de voz



Ejemplos de Sistemas ML

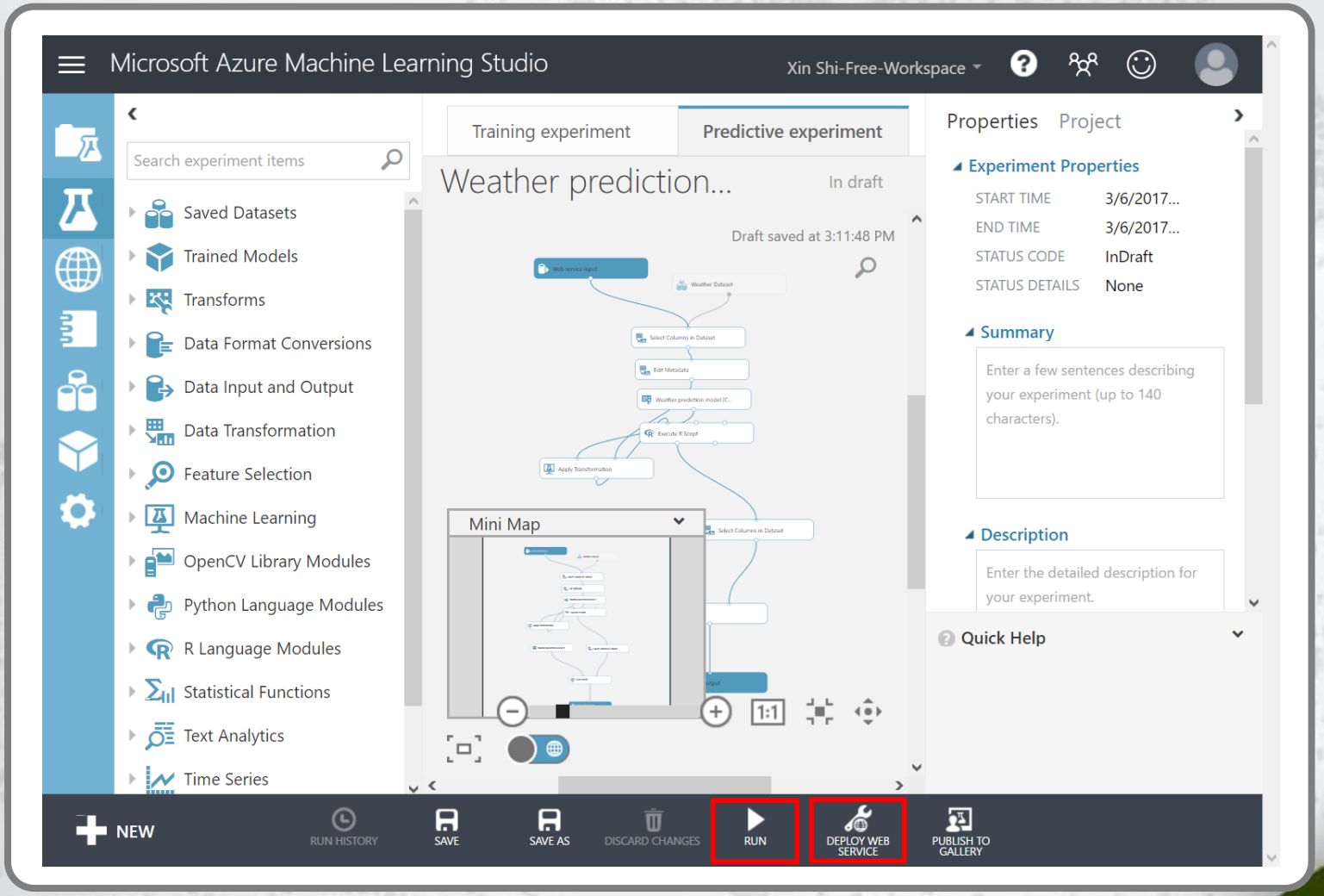


Reconocimiento de temas musicales:

Shazam,
Google,
YouTube.

KIBERNUM

Sistemas de Pronóstico del Tiempo



KIBERNUM

Fundamentos de la Ciencia de Datos y sus Aplicaciones

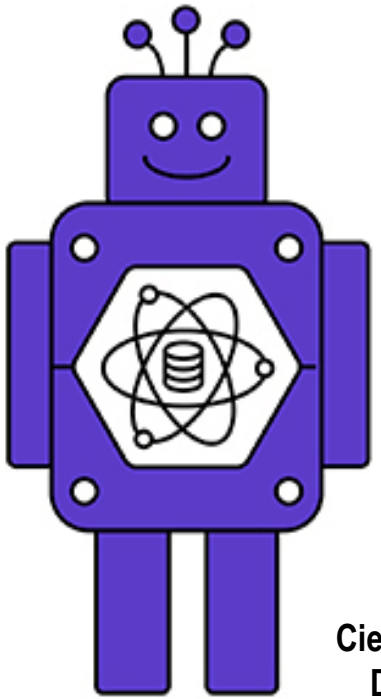
KIBERNUM

¿Qué es la Ciencia de Datos?

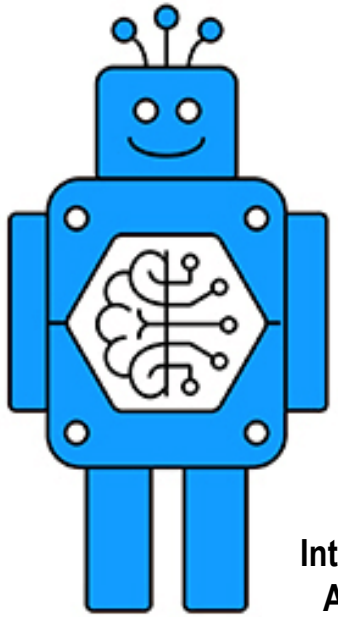
Es una **ciencia** que permite **responder a las grandes preguntas** mediante el uso de técnicas computacionales, grandes volúmenes de datos, conocimiento estadísticas y conocimiento del negocio.

KIBERNUM

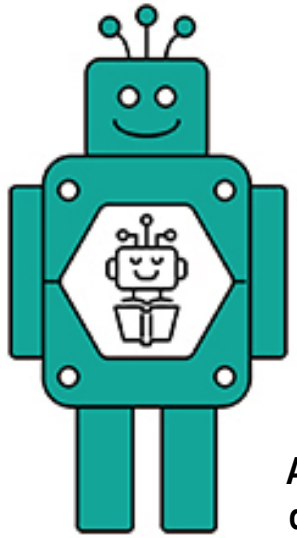
Data Science, Artificial Intelligence, Machine Learning



Ciencia de Datos

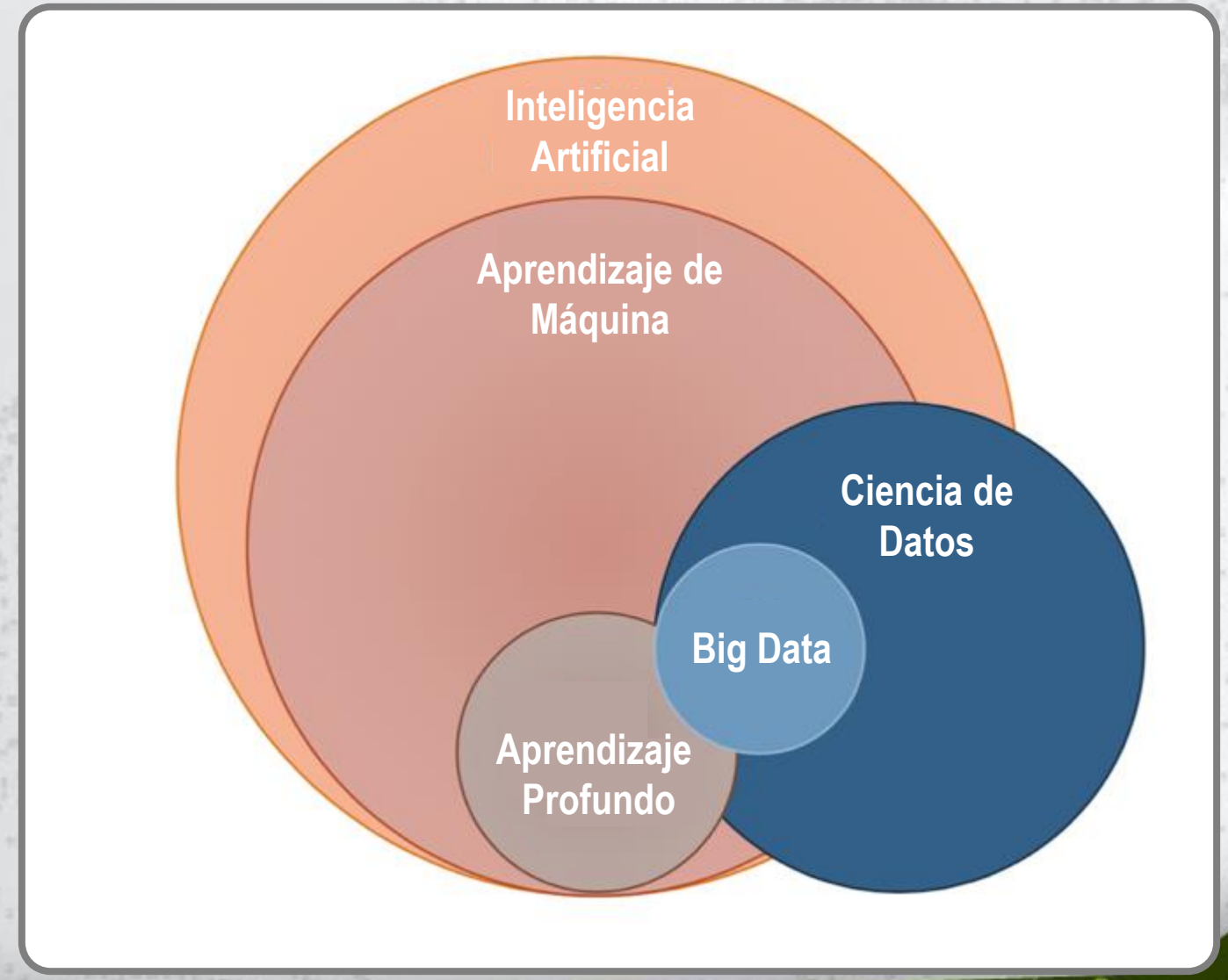


Inteligencia Artificial



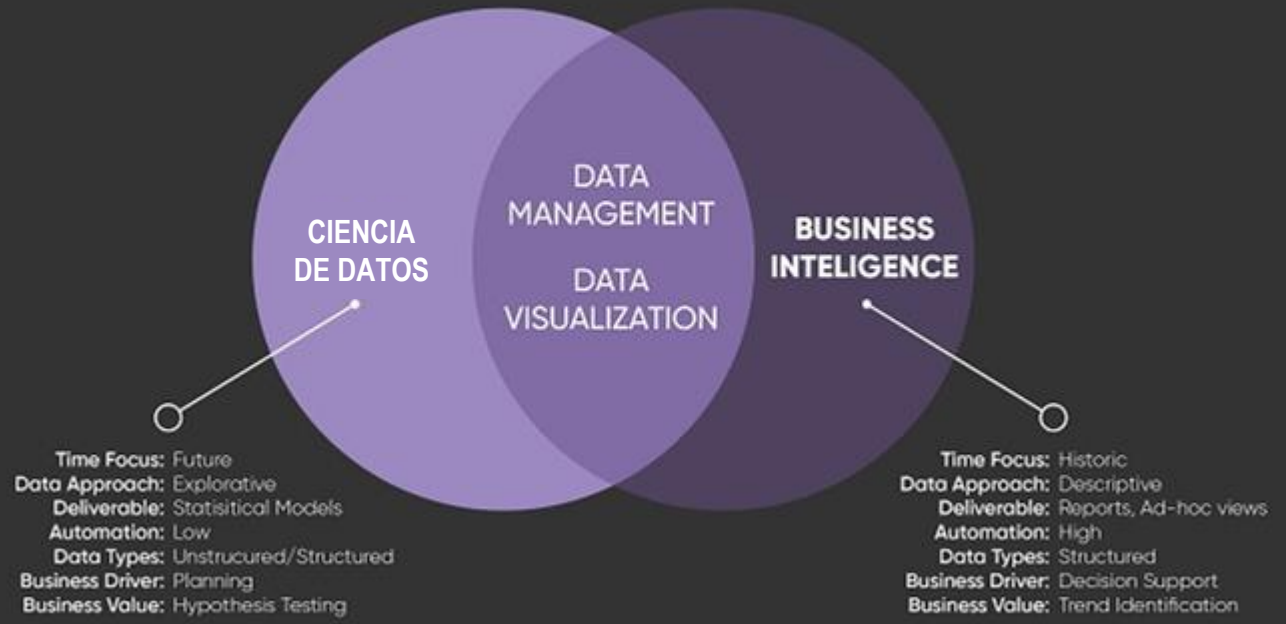
Aprendizaje de Máquina

Ciencia de Datos, Inteligencia Artificial y Aprendizaje de Máquina



KIBERNUM

Ciencia de Datos vs. Business Intelligence



KIBERNUM

Ciclo de Vida de un problema de Ciencia de Datos

- Comprender las necesidades del negocio.
- Formular la pregunta.
- Generar las hipótesis de trabajo.

- Recolección de datos.
- Procesamiento y limpieza de los datos. (Data Wrangling)
- Comprensión de los datos. (Exploratory Data Analysis)

- Feature Extraction.
- Feature Engineering.
- Entrenamiento del modelo.
- Evaluación y selección del modelo.
- Optimización del modelo.

- Presentación al negocio del modelo.
- Visualización de resultados del modelo.

- Despliegue productivo del modelo.
- Reimplementación de Procesos.
- Predicciones.

KIBERNUM

Roles en un Proyecto de DS

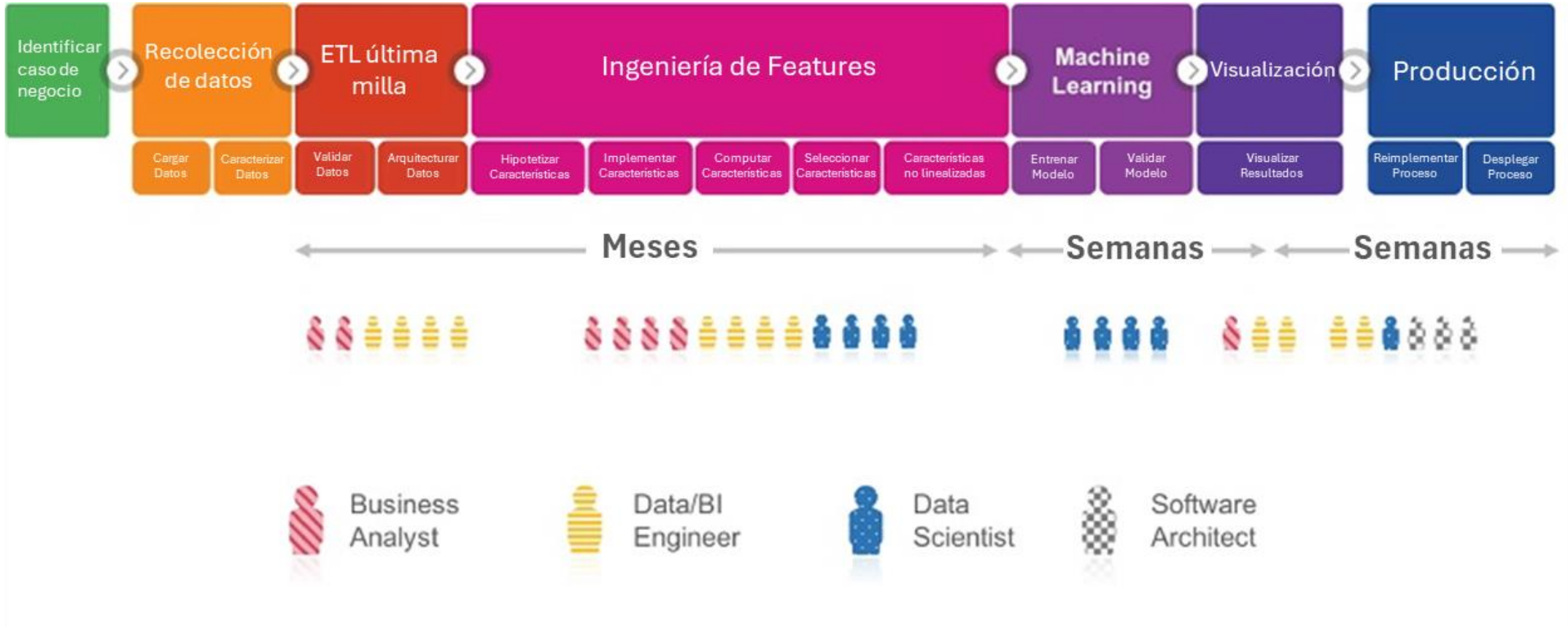
Permitir el acceso y la utilización de datos y habilitar la captura de valor.
Construye y respalda la infraestructura o 'canal de datos' y todas las tareas de infraestructura de ingeniería de software asociadas.

Optimizar y habilitar los datos para la captura y creación de valor empresarial y funcional.
Análisis e Interpretación de datos digitales complejos para extraer o descubrir conocimientos y ayudar a la toma de decisiones.

Ayudar al negocio a tomar mejores decisiones a través de los datos.
Combinación de habilidades de negocios, análisis y matemáticas para explorar y resolver desafíos, puenteando la brecha entre las comunidades de datos y negocios.

KIBERNUM

Tiempo y Esfuerzo de un Proyecto de DataScience



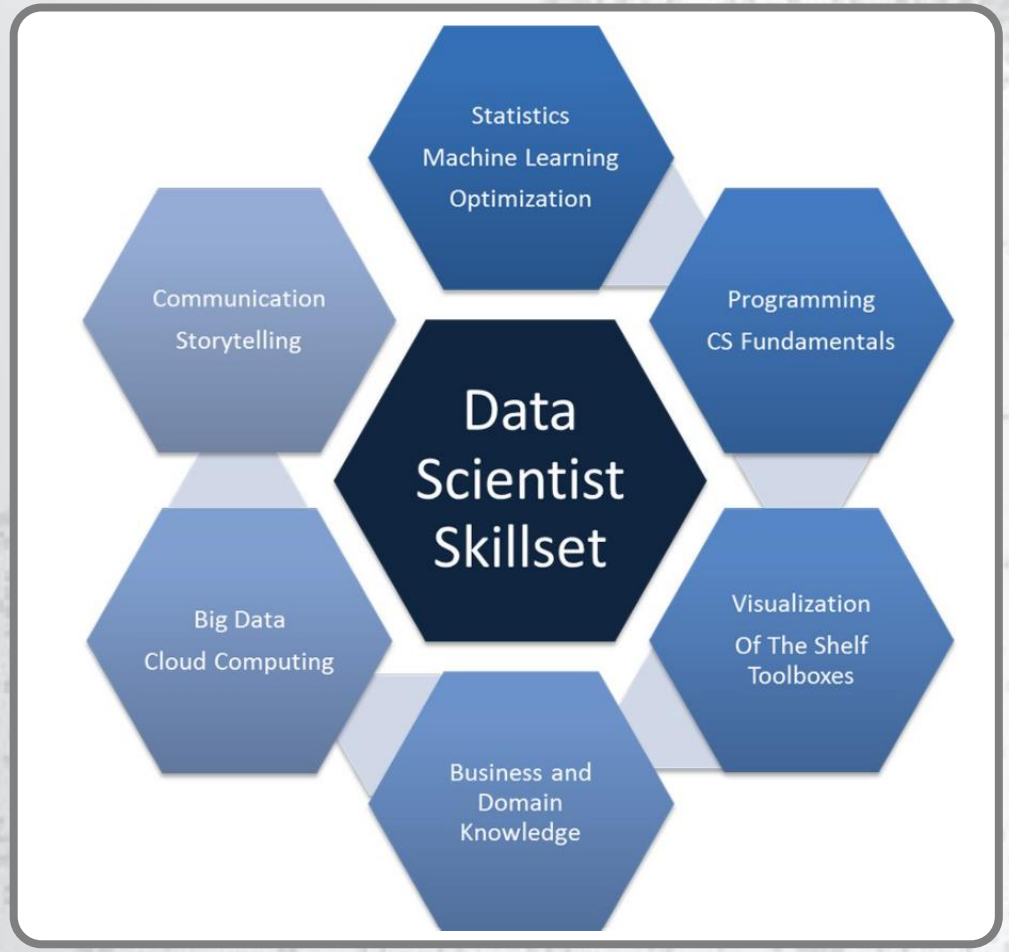
KIBERNUM

Skills críticos para un DS

Habilidades comunicacionales y storytelling

KIBERNUM

Skills Críticos para un DS



KIBERNUM

¿Entonces, qué preguntas?

¿Podemos predecir, a partir de la información de las fichas médicas de la clínica, quién se va a atender el próximo mes?

KIBERNUM

Todo es una Recomendación

Sobre el 80% de lo que la gente ve viene de nuestras recomendaciones

Las recomendaciones son conducidas por **Aprendizaje de Máquina**

¿Podemos predecir qué película de seguro te gustará?

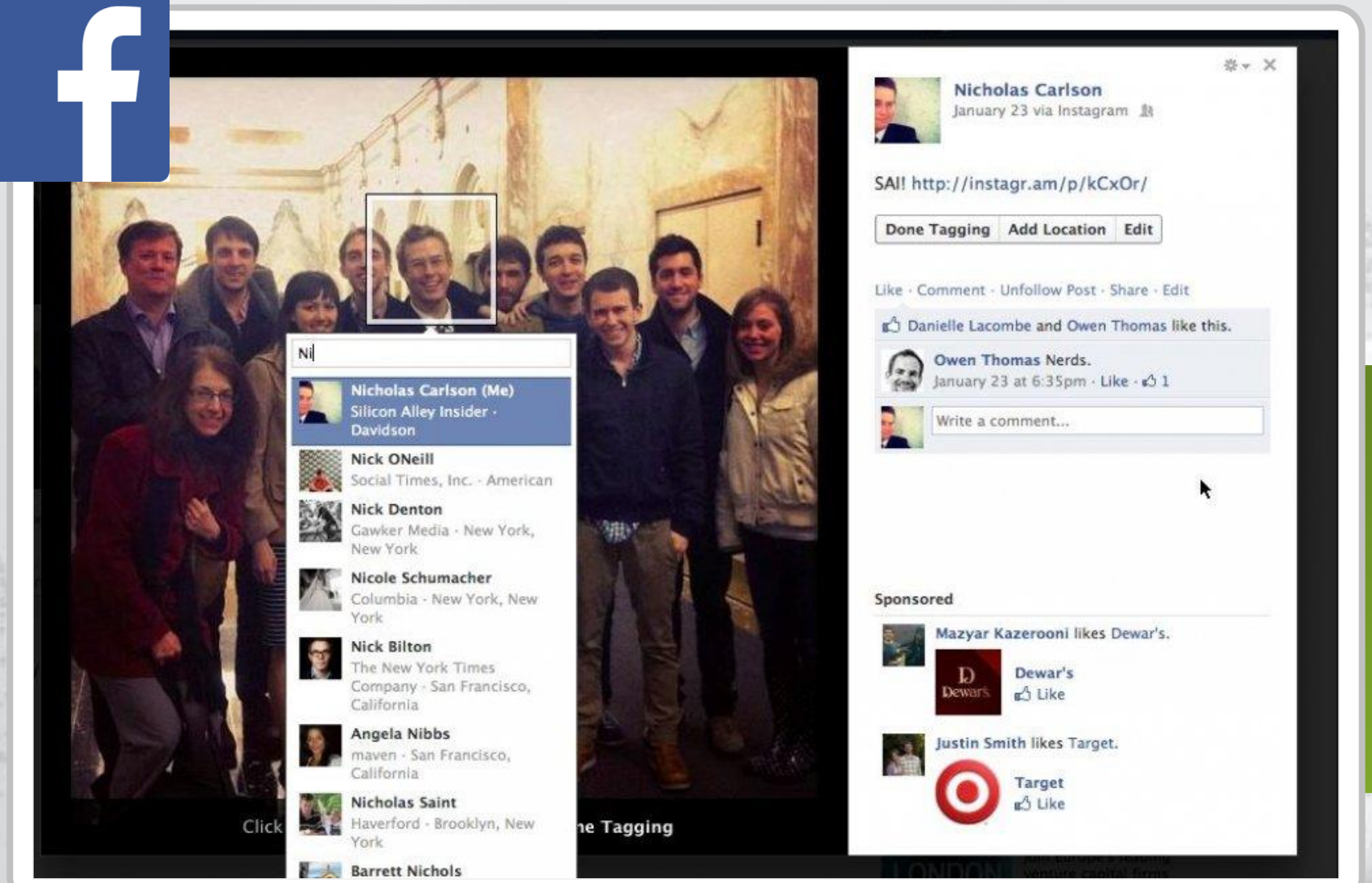
KIBERNUM

amazon

ebay

¿Podemos predecir qué artículo de seguro te interesará?

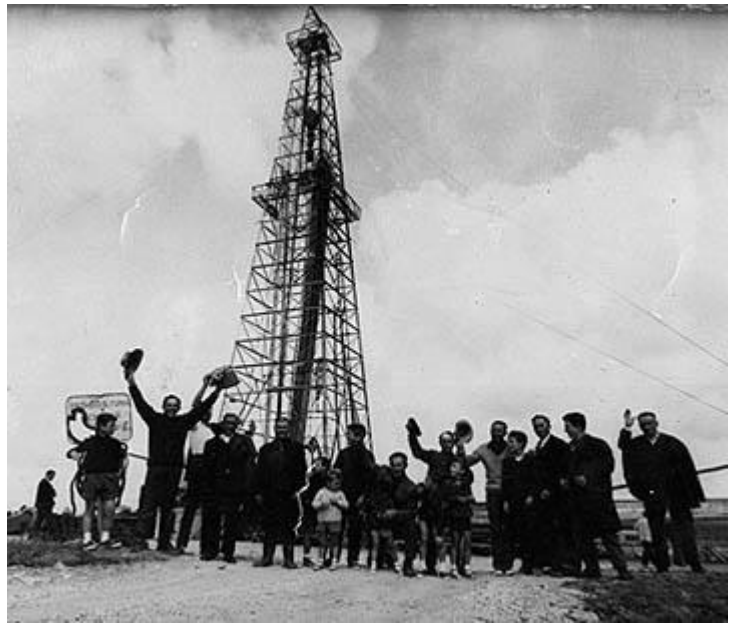
KIBERNUM



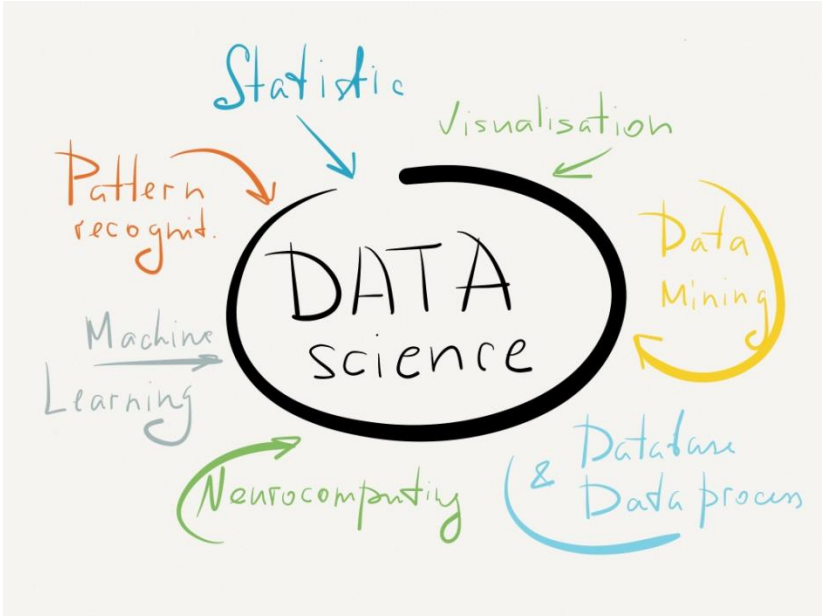
- ¿Podemos predecir quiénes son tus amigos?
- ¿Podemos predecir qué publicidad o contenido estarías interesado?

KIBERNUM

Para Finalizar



1900



2000

KIBERNUM

Dudas y consultas

KIBERNUM

Fin Presentación

KIBERNUM