

Módulo 5  
Clase 2

# Aprendizaje de Máquina Supervisado

# 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

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 pseudacorus...



Iris ensata



Iris pallida



Iris versicolor

# Variedades de Iris



Setosa



Versicolor



Virginica



Iris Setosa



Iris Versicolor





Iris Virginica





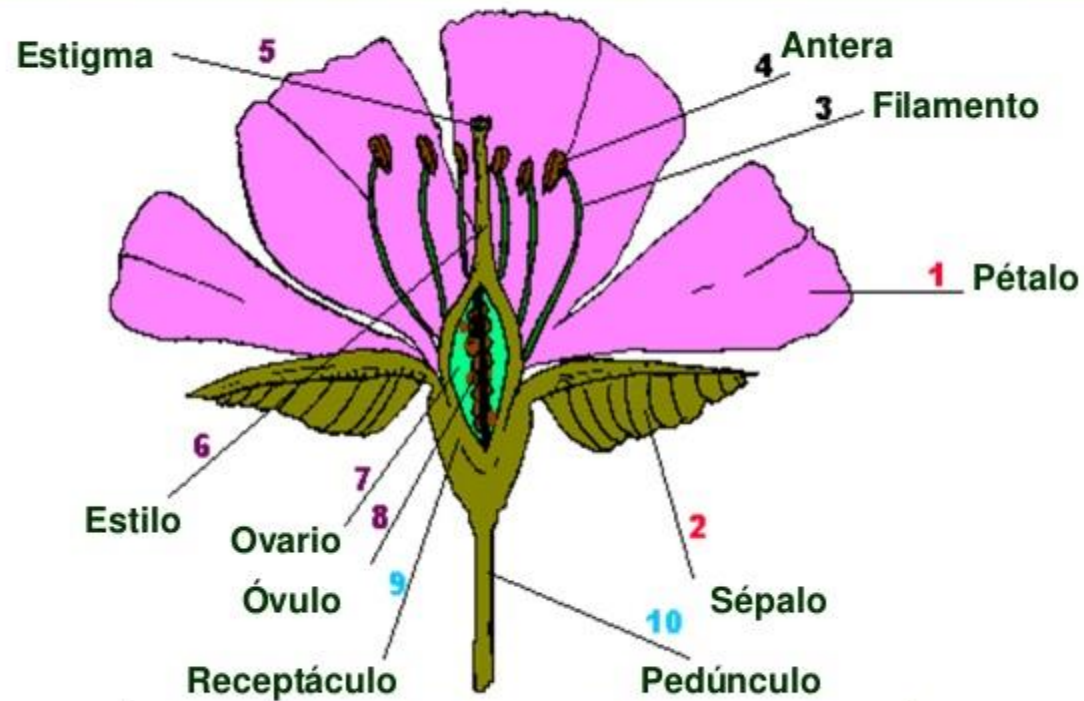
# Formulación de la Pregunta

¿Cómo distinguir una especie de Iris?



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

# MORFOLOGÍA DE LA FLOR



**Flor completa**

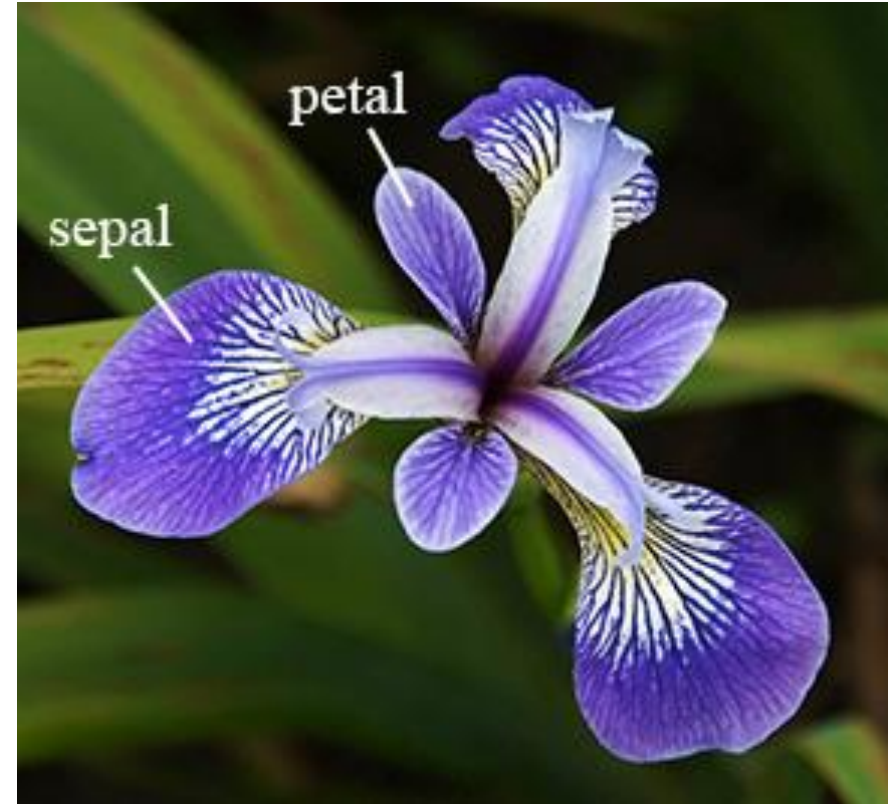
Conocimiento del  
Dominio del Problema



# 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

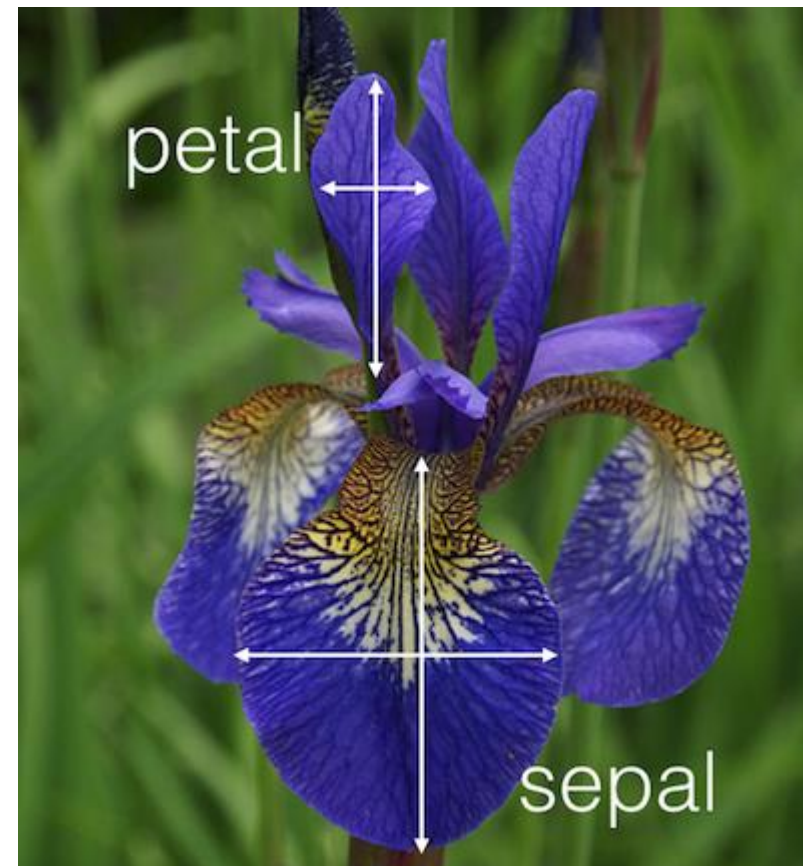
# Hipótesis de Trabajo

➤ 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.





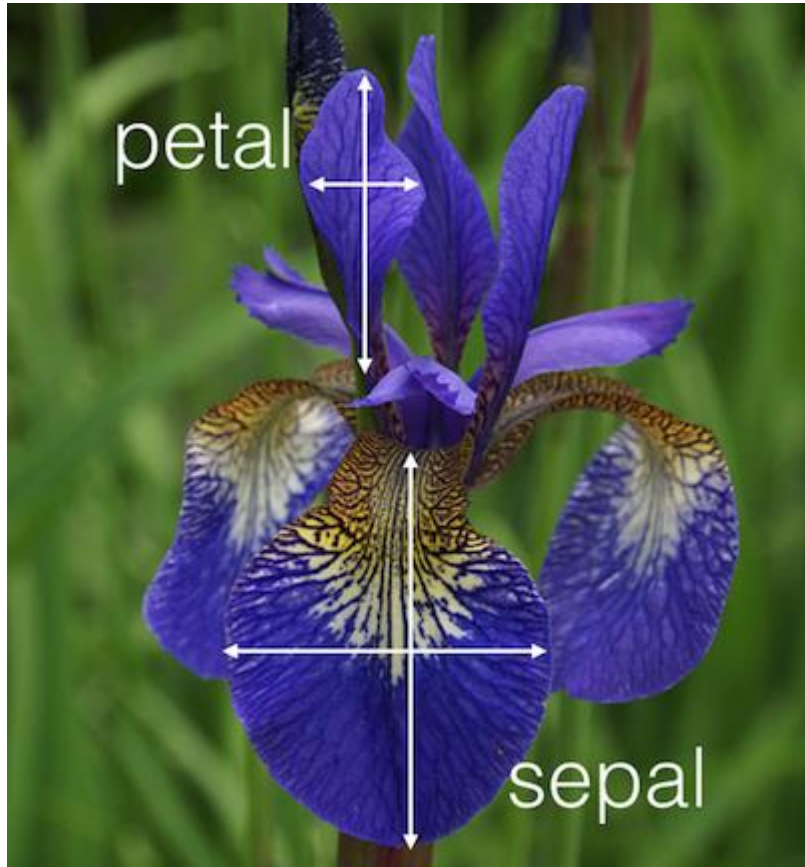
# Recolección de Datos

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.







## 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



# Preparar Set de Datos

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



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


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

(Valores en cms)

# 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>



[About](#) [Citation Policy](#) [Donate a Data Set](#)

☒ Repository ☐ Web

[View ALL Datasets](#)

## Machine Learning Repository

Center for Machine Learning and Intelligent Systems

### Iris Data Set

Download: [Data Folder](#), [Data Set Description](#)

Abstract: Famous database; from Fisher, 1936

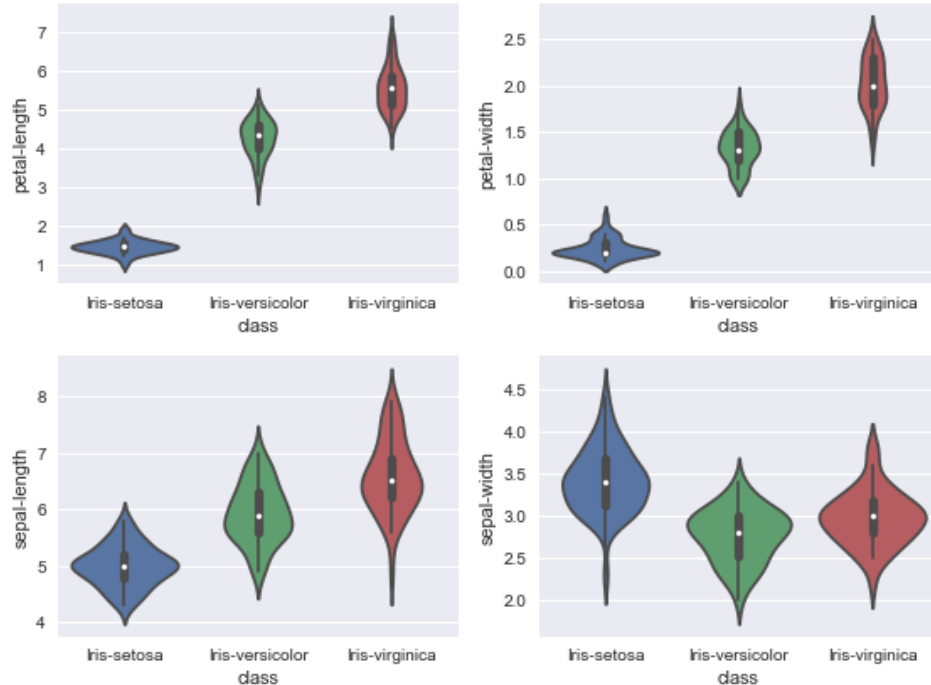


Data Set Characteristics:	Multivariate	Number of Instances:	150	Area:	Life
Attribute Characteristics:	Real	Number of Attributes:	4	Date Donated	1988-07-01
Associated Tasks:	Classification	Missing Values?	No	Number of Web Hits:	1501408



# 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.

# 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
```

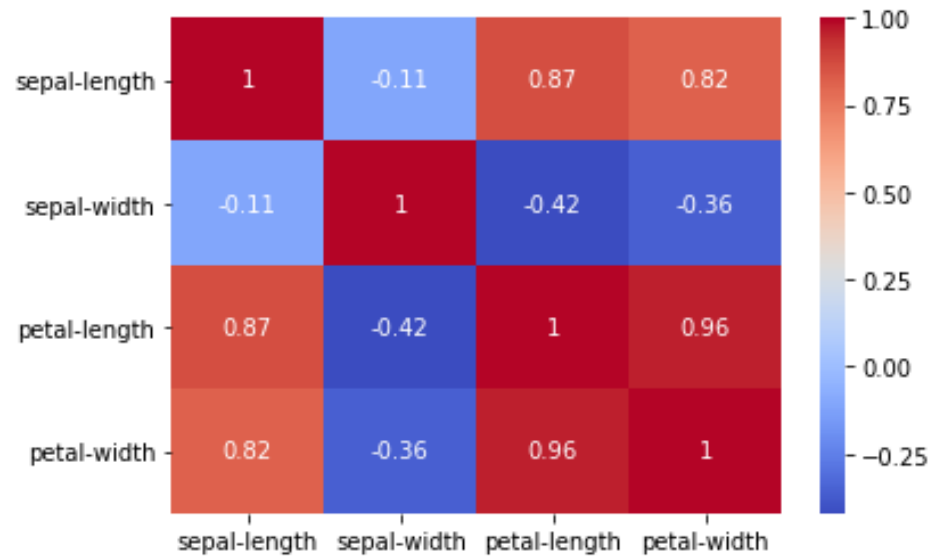
Existen 50 ejemplos para cada una de las 3 especies de Iris. Es decir, las clases están balanceadas.

```
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
```

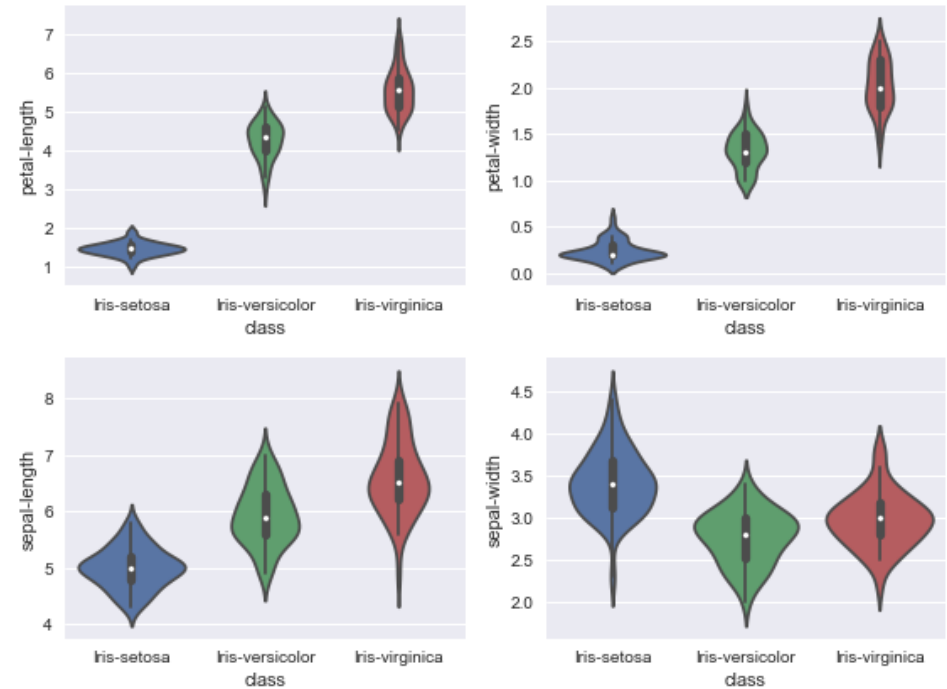
Nótese las características de cada atributo incorporado en el set de datos.



# Análisis Exploratorio



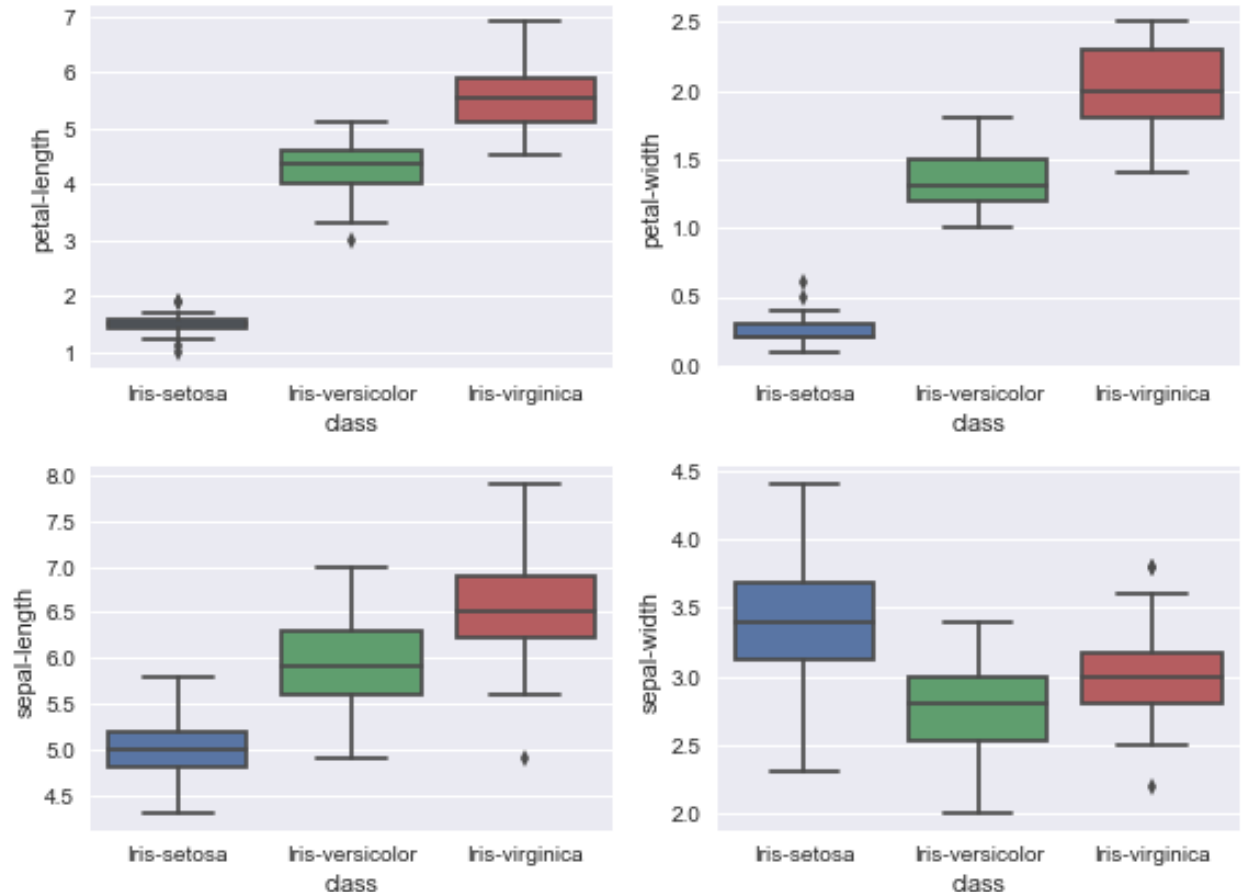
Esta es una matriz de correlación entre los distintos features (características) del set de datos, visualizado en un mapa de calor.



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

# 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 Virgínica tiene los mayores largos de tamaños de pétalo. Algo similar sucede con el ancho.





Mediciones

Etiquetas

Sepal length ⇅	Sepal width ⇅	Petal length ⇅	Petal width ⇅	Species ⇅
5.1	3.5	1.4	0.2	<i>I. setosa</i>
4.9	3.0	1.4	0.2	<i>I. setosa</i>
4.7	3.2	1.3	0.2	<i>I. setosa</i>
4.6	3.1	1.5	0.2	<i>I. setosa</i>



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	

## Formulación de un Modelo Predictivo

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.

# 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.

Mediciones correctamente  
etiquetadas





# 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.



# 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 entraparse en la programación.



# 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)

# Evaluemos el Algoritmo

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

Entrenamiento

Testeo

Compararemos la clasificación predicha por el algoritmo y la compararemos 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.



# Medimos Accuracy Logistic Reg.

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

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

```
[[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

# Medimos Accuracy 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



# Medimos Accuracy 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

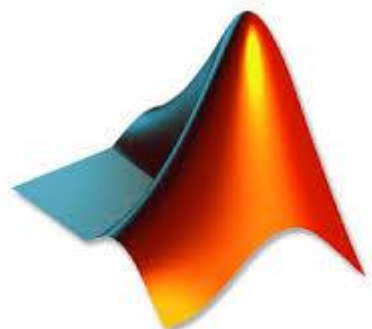
# Medimos Accuracy Bayes

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



**MATLAB**  
The Language of Technical Computing



**GNU Octave**



# ¿Qué hicimos?

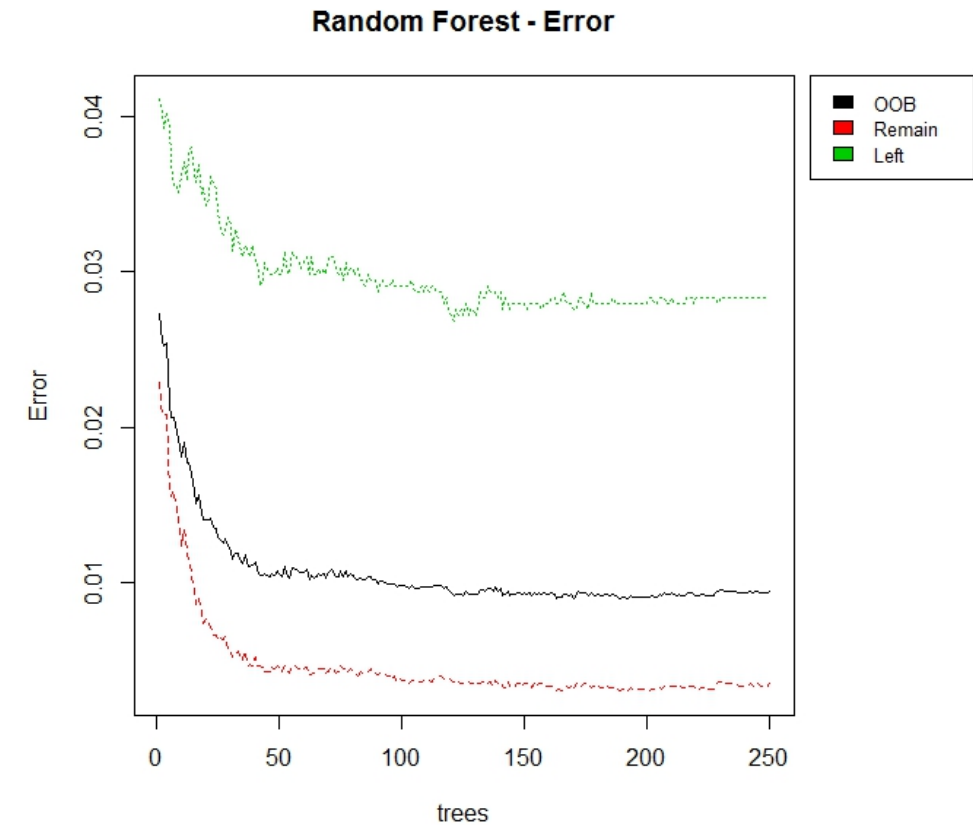
Hemos empleado algoritmos de **Machine Learning** para elaborar un modelo de clasificación que permita realizar predicciones.



# ¿Cómo podríamos mejorar?

Los modelos de ML podrían mejorarse principalmente:

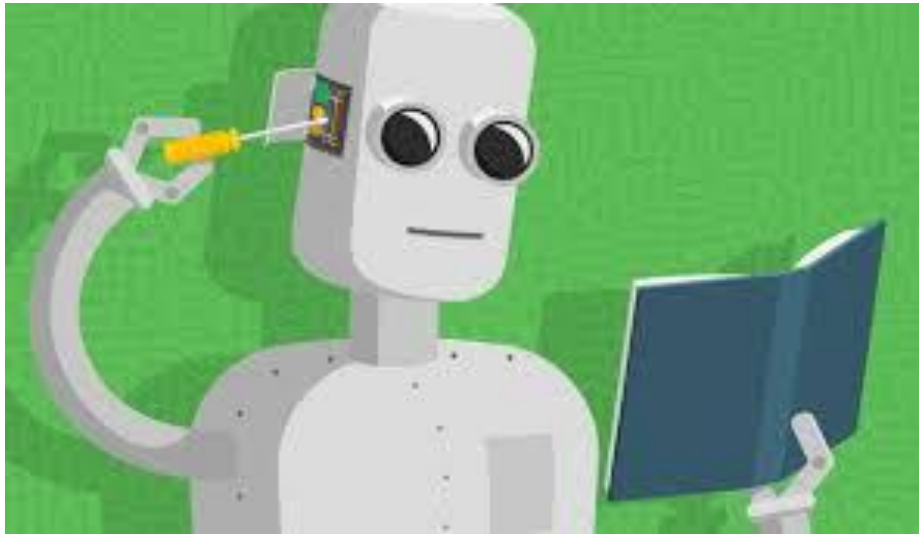
- Agregando más ejemplos al dataset
- Agregando nuevas características o predictores (o eliminando algunas)
- Optimizando el algoritmo (tunning)
- Utilizando otros algoritmos



# Qué es Machine Learning

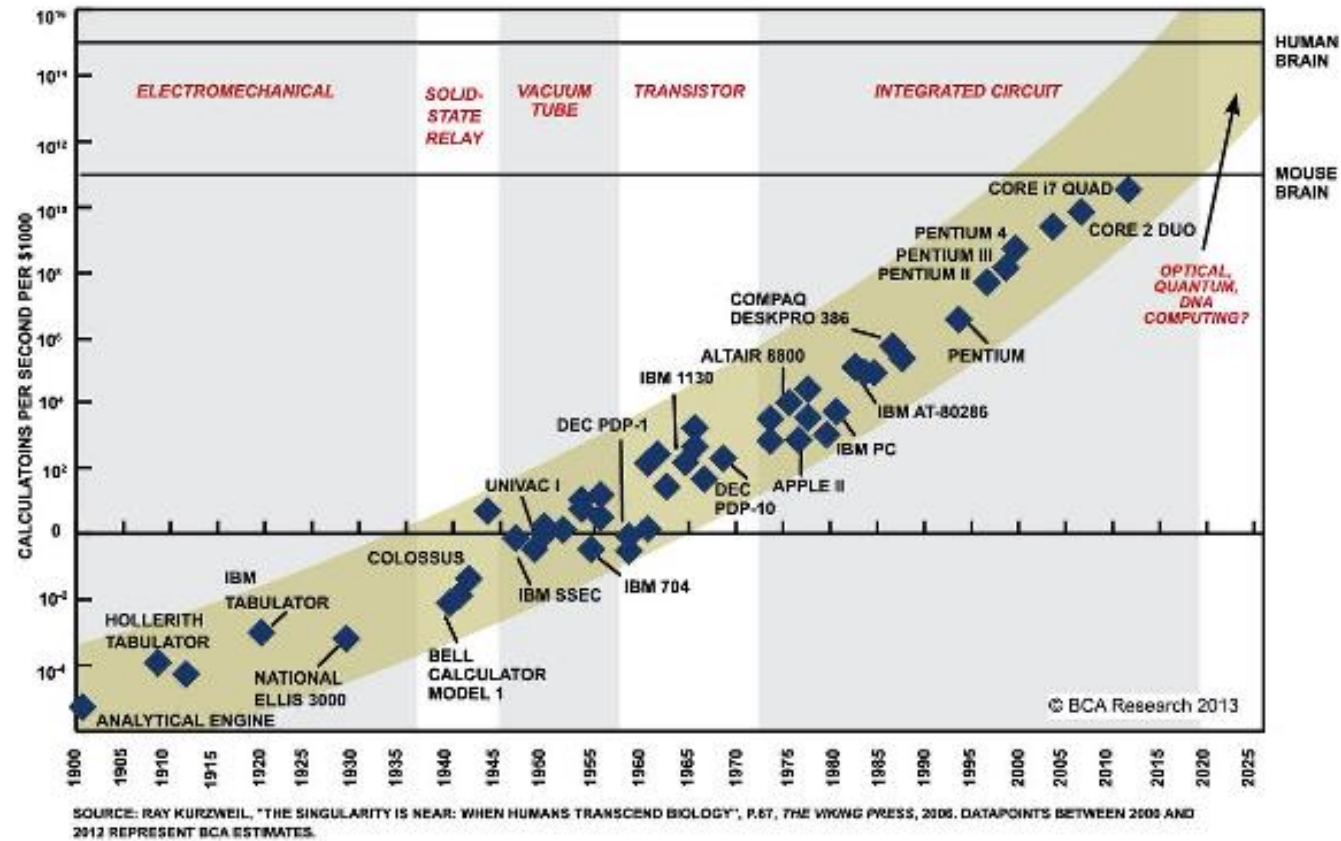


# ¿Qué es Machine Learning?



- 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)

# 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.

# 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?

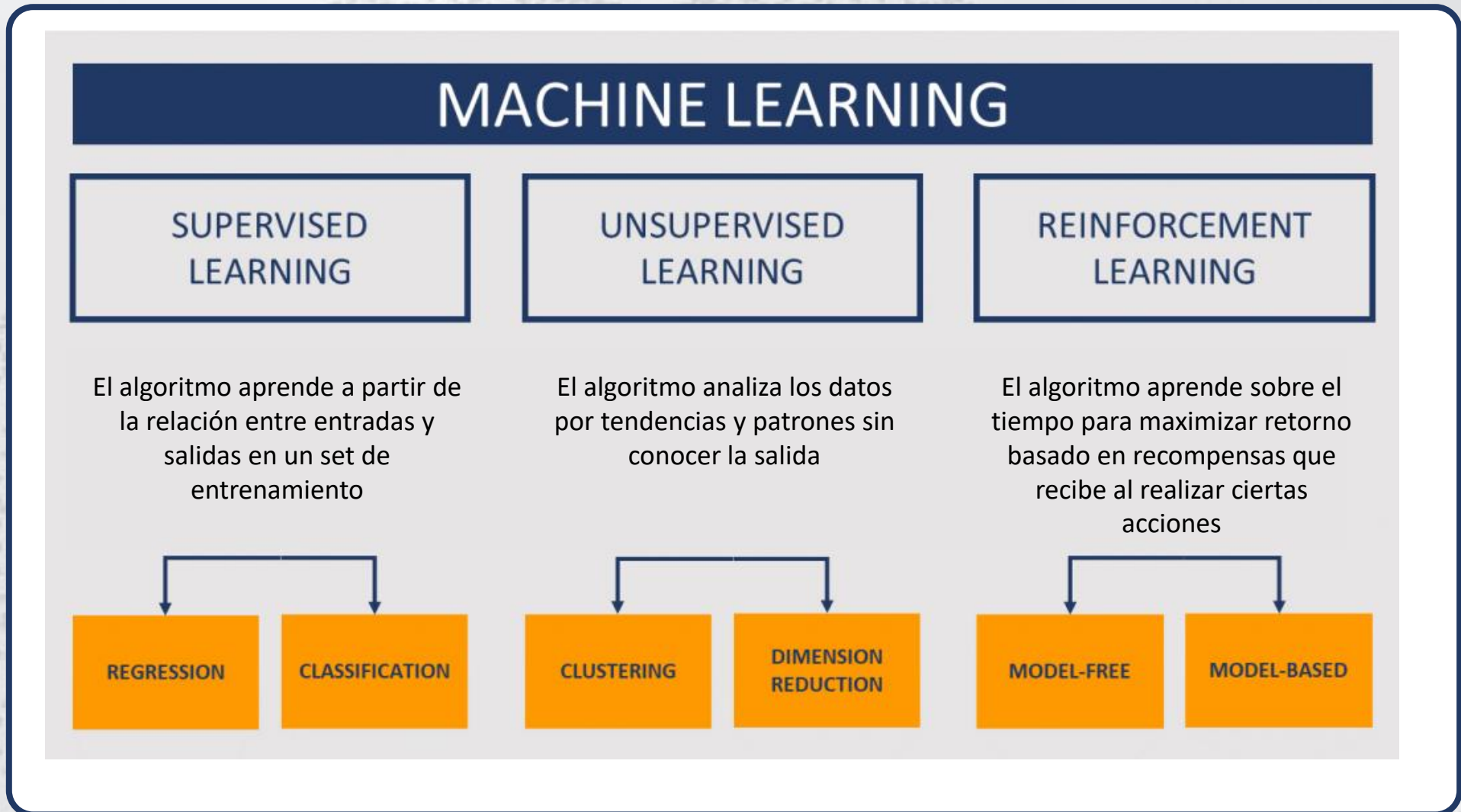
- ☐ Clasificar los emails como spam o no spam.
- ☐ Observar las marcas de spam o no spam que aplicas sobre los correos.
- ☐ La cantidad o porcentaje de emails correctamente clasificados como spam/no spam.



# 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

# Tipos de ML



# Supervised Learning



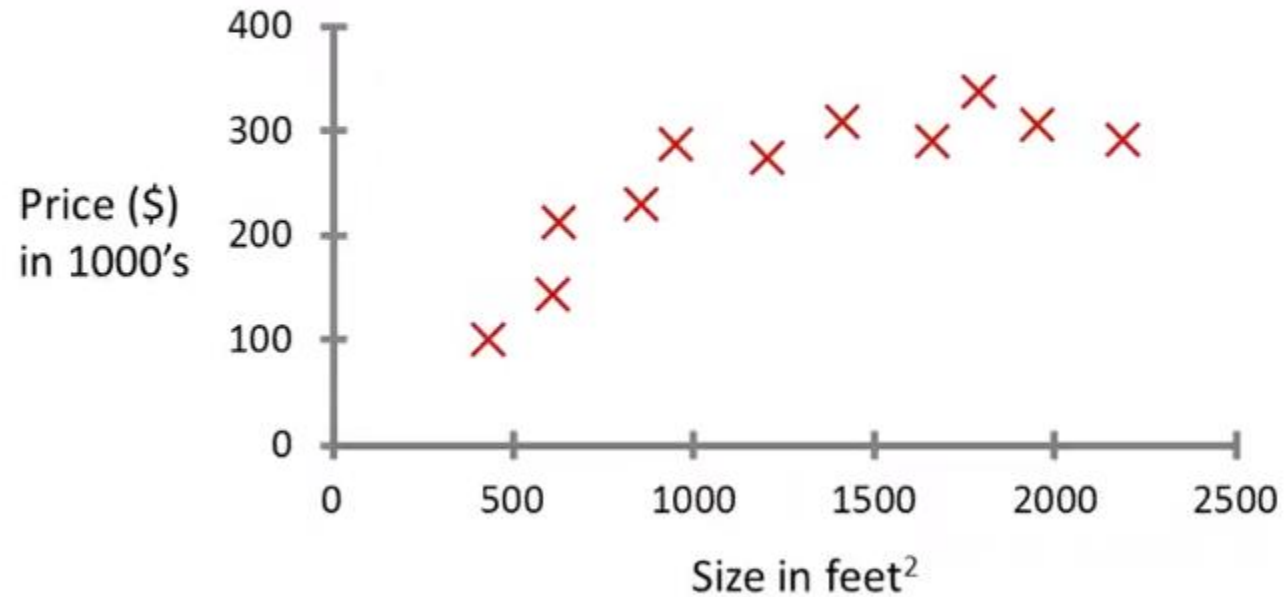
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	
date	price	bedrooms	bathrooms	sqft_living	sqft_lot	floors	waterfront	view	condition	sqft_above	sqft_basem	yr_built	y
02-05-2014 0:00	313000.0	3.0	1.5	1340	7912	1.5	0	0	3	1340	0	1955	
02-05-2014 0:00	2384000.0	5.0	2.5	3650	9050	2.0	0	4	5	3370	280	1921	
02-05-2014 0:00	342000.0	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	



# Supervised Learning

¿Se podría predecir el precio de una propiedad de 750 ft<sup>2</sup>?

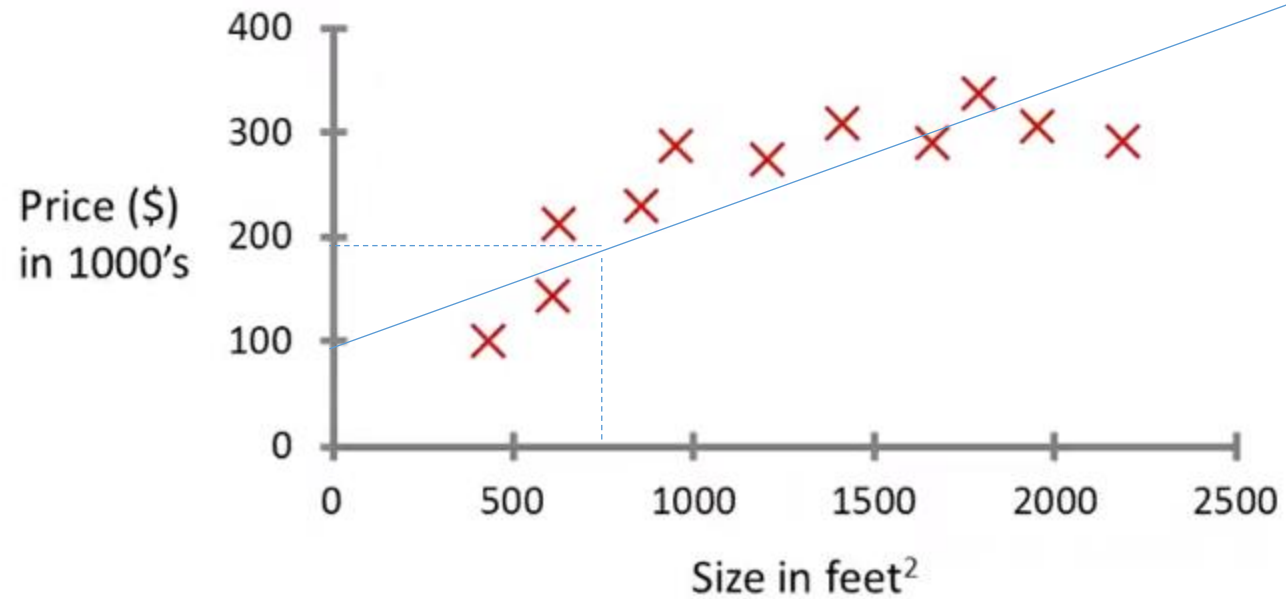
Housing price prediction.



# Supervised Learning

¿Se podría predecir el precio de una propiedad de 750 ft<sup>2</sup>?

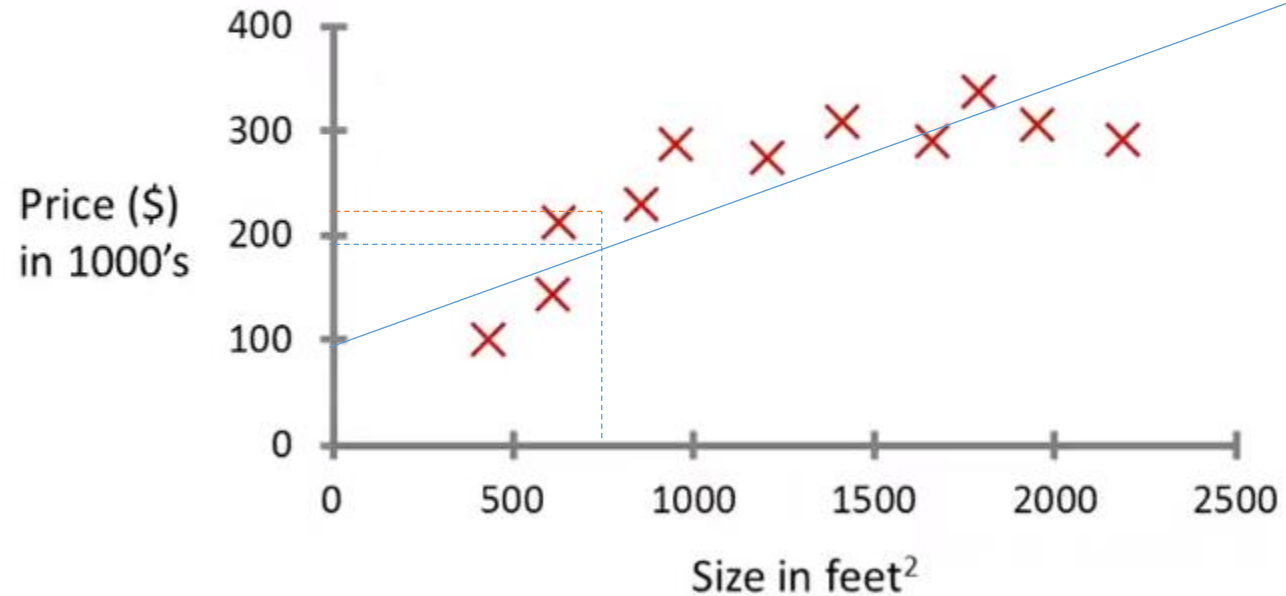
## Housing price prediction.



# Supervised Learning

Es **supervisado**, porque ya se tienen “respuestas correctas”.

## Housing price prediction.



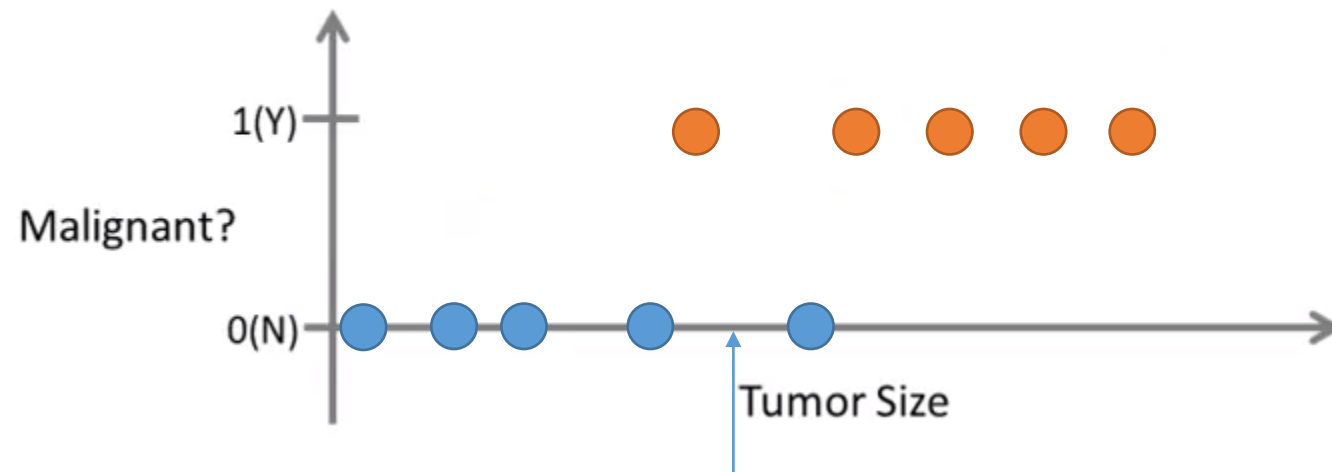
Es un problema de **Regresión**, porque se predicen valores continuos.



# Supervised Learning

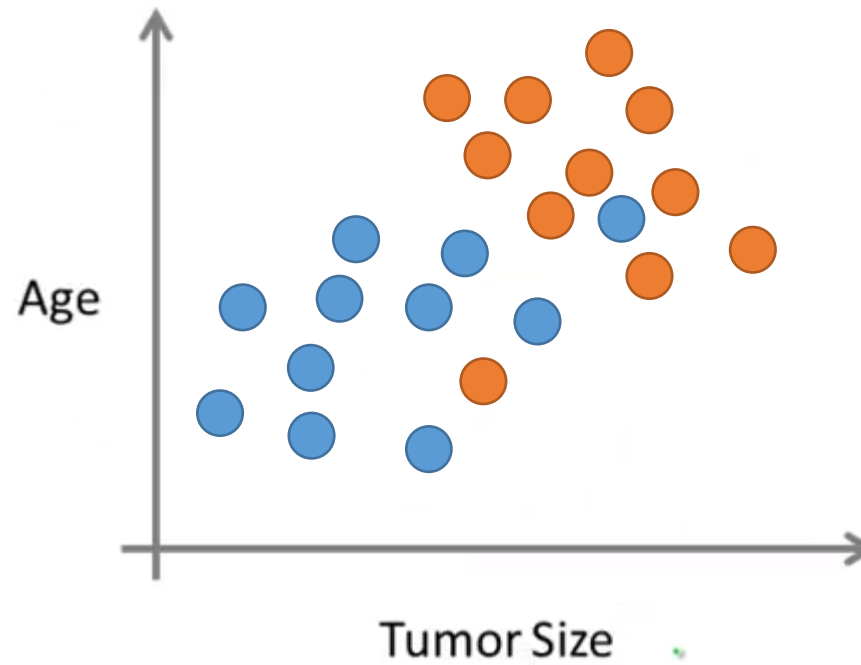
Dado un tamaño de tumor, ¿puedo predecir si es cancerígeno?

## Breast cancer (malignant, benign)



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

# Supervised Learning



# 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.
2. 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 a finales 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.



# Ejemplos de Sistemas ML

←

→

↻

📄

https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/spambase

📄

Aplicaciones

📄

Design

📄

Guitar


📄

Cursos

📄

DS

UCI



Machine Learning Repository

Center for Machine Learning and Intelligent Systems

Spambase Data Set

Download: [Data Folder](#), [Data Set Description](#)

Abstract: Classifying Email as Spam or Non-Spam

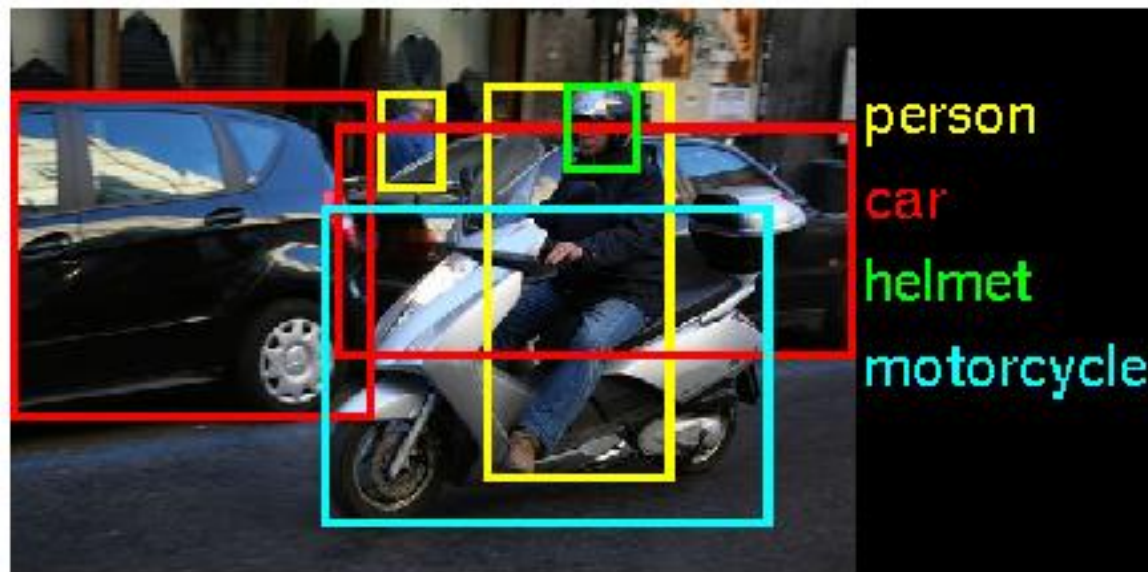
Deleted Items

#	From	Subject
148	CarLoanProm...	Get the car of your dreams with CarLoanPromoter help!
149	TotalResponse...	How Old Are You Really? - Take the RealAge Test!
150	@ Donnelly L...	D (Only way to make it grow!)
151	Bent's Membr...	Only 10¢ (8 in 1)
152	WardrobeShop...	Special 10% Member Offer
153	Accept Credit...	Process Credit Cards for Zero Up-Front Cost
154	Saves...	Your Pharmacy vs.
155	Quick Cash A...	Get A \$500 Cash Advance
156	Leviand Denim...	brandwide sale!
157	edible land	Office 10' - 100'
158	Comp Dept	Get a complimentary Starbucks Gift Card on us
159	Guadalupe N...	Pay NO attention to the Man Behind the Curtain
160	Tussock Media...	Get ready for Monday OCTOBER 30TH

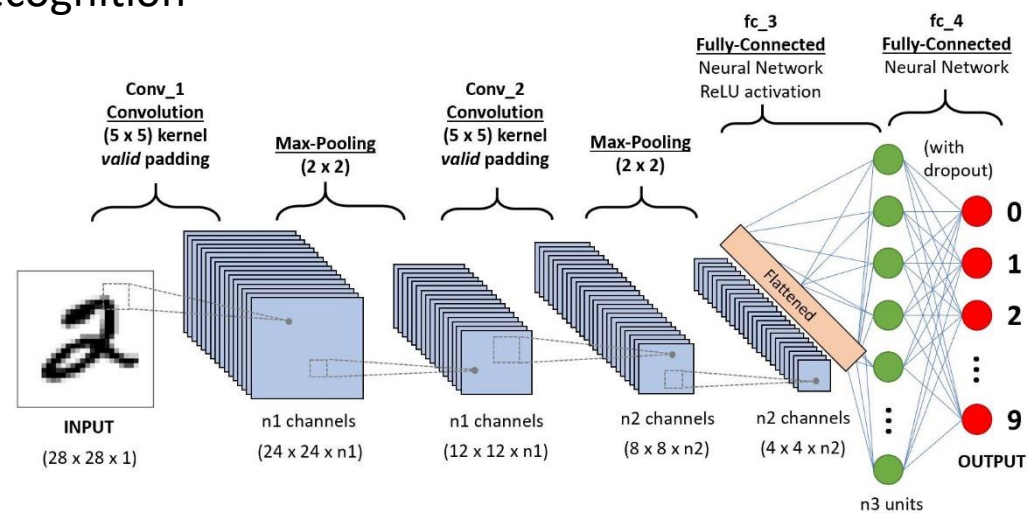
Data Set Characteristics:	Multivariate	Number of Instances:	4601	Area:	Computer
Attribute Characteristics:	Integer, Real	Number of Attributes:	57	Date Donated	1999-07-01
Associated Tasks:	Classification	Missing Values?	Yes	Number of Web Hits:	257130



# Ejemplos de Sistemas ML

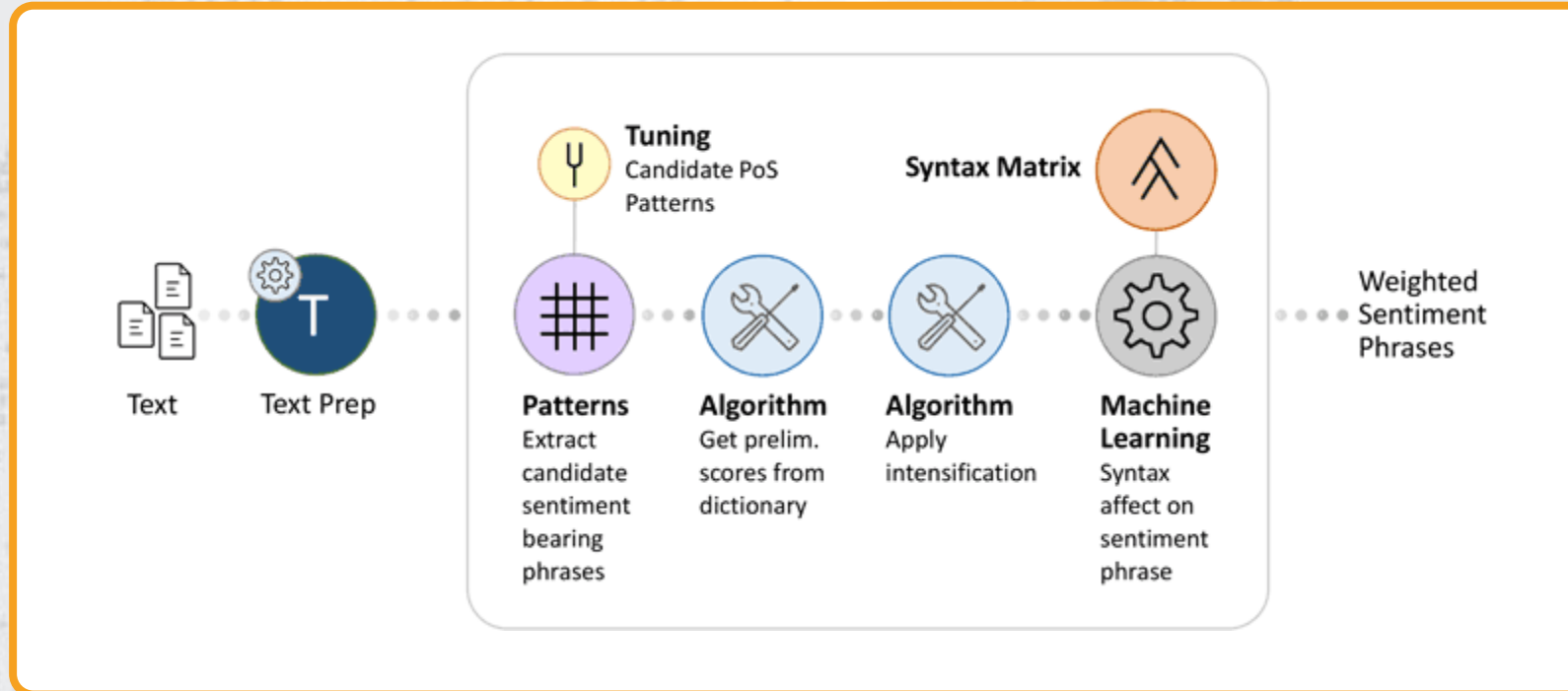


## Visual Recognition



# Ejemplos de Sistemas ML

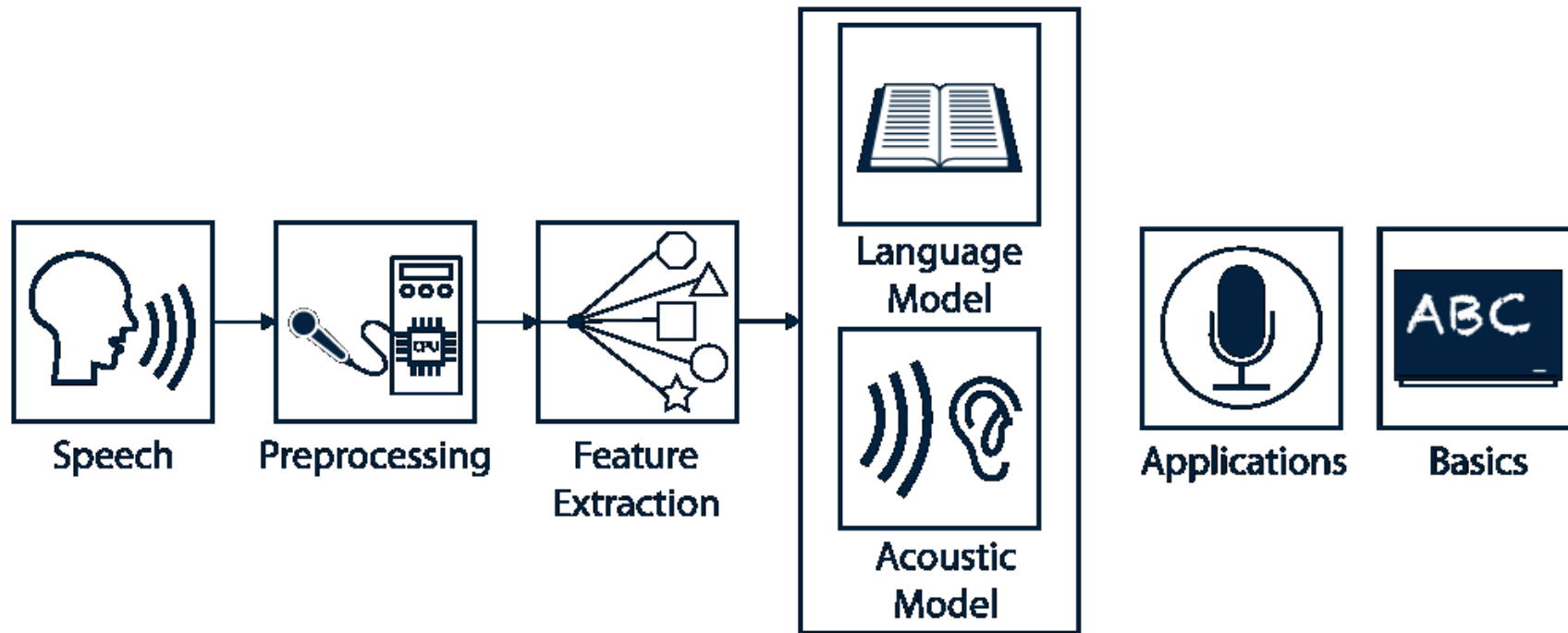
Análisis de sentimiento en las redes sociales.



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.

# Ejemplos de Sistemas ML

## Reconocimiento de lenguaje natural

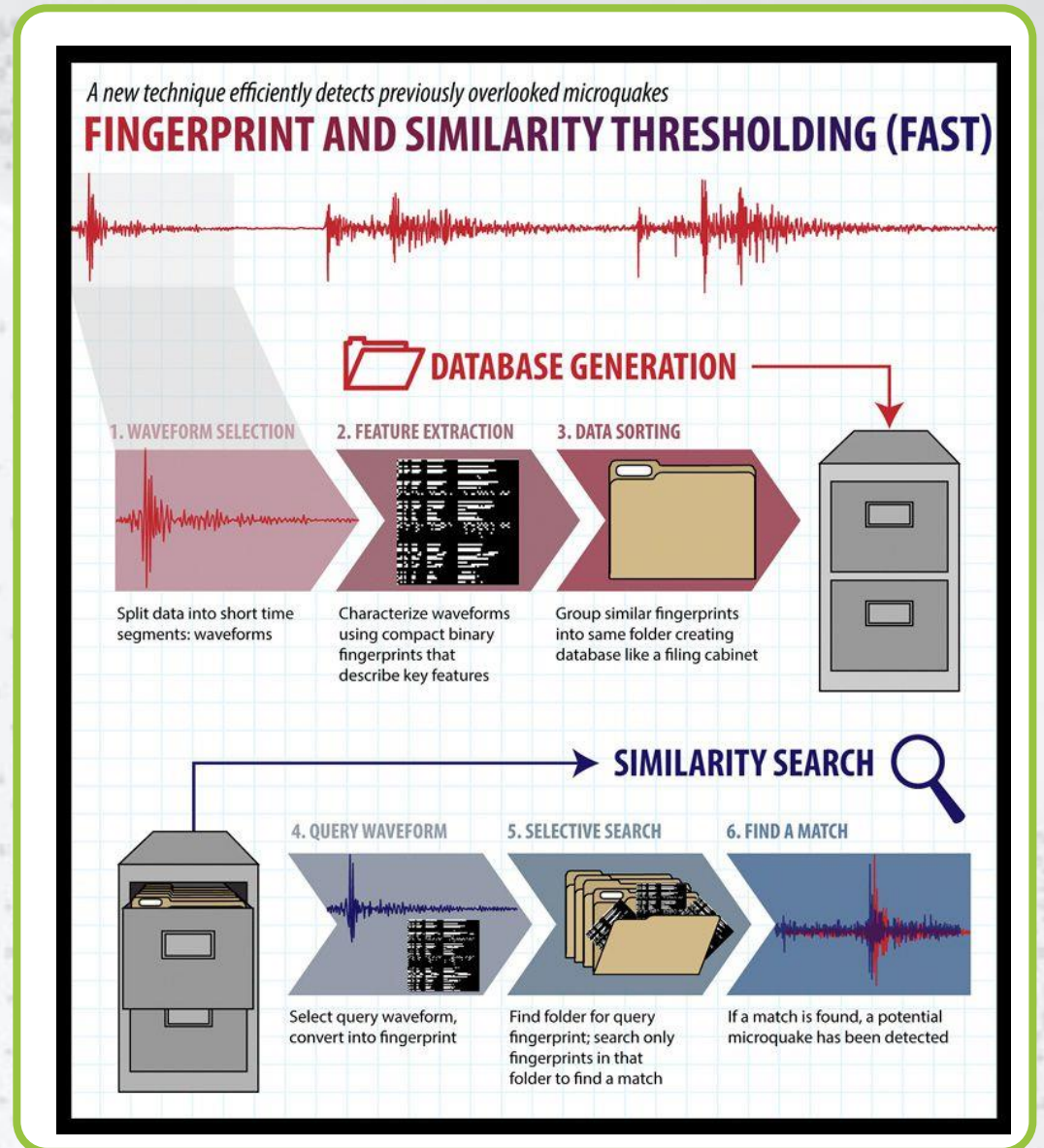




# Ejemplos de Sistemas ML

Reconocimiento de temas musicales:

(Shazam, google, youtube)



# Ejemplos de Sistemas ML

The screenshot displays the Microsoft Azure Machine Learning Studio interface. The top navigation bar includes the title 'Microsoft Azure Machine Learning Studio', the workspace name 'Xin Shi-Free-Workspace', and icons for help, users, and a smiley face. The left sidebar contains a search bar and a list of experiment items: Saved Datasets, Trained Models, Transforms, Data Format Conversions, Data Input and Output, Data Transformation, Feature Selection, Machine Learning, OpenCV Library Modules, Python Language Modules, R Language Modules, Statistical Functions, Text Analytics, and Time Series. The main workspace is titled 'Weather prediction...' and is in 'Draft' mode, with a note 'Draft saved at 3:11:48 PM'. It shows a workflow diagram with steps: Web service input, Weather Dataset, Select Columns in Dataset, Edit Metadata, Weather prediction model (C...), Execute R Script, and Apply Transformation. A 'Mini Map' view is also visible. The right sidebar contains tabs for 'Properties' and 'Project'. Under 'Properties', there are sections for 'Experiment Properties' (START TIME: 3/6/2017..., END TIME: 3/6/2017..., STATUS CODE: InDraft, STATUS DETAILS: None), 'Summary' (a text area for a brief description), and 'Description' (a text area for a detailed description). A 'Quick Help' section is also present. The bottom toolbar includes icons for '+ NEW', 'RUN HISTORY', 'SAVE', 'SAVE AS', 'DISCARD CHANGES', 'RUN' (highlighted with a red box), 'DEPLOY WEB SERVICE' (highlighted with a red box), and 'PUBLISH TO GALLERY'.

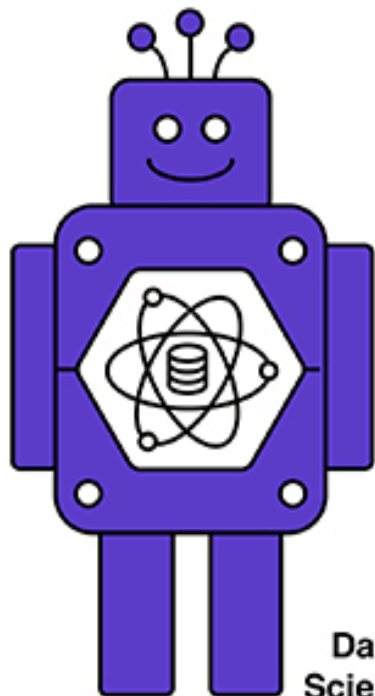
# Fundamentos de la Ciencia de Datos y sus Aplicaciones



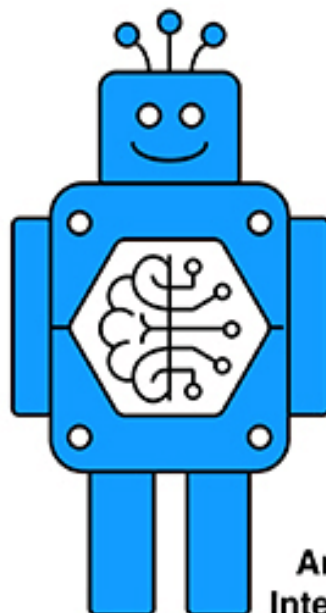
# ¿Qué es la Ciencia de Datos?

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.

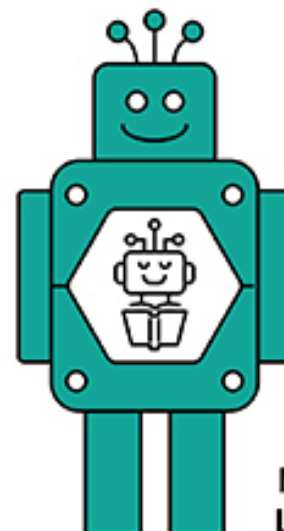
# ML, DS, AI



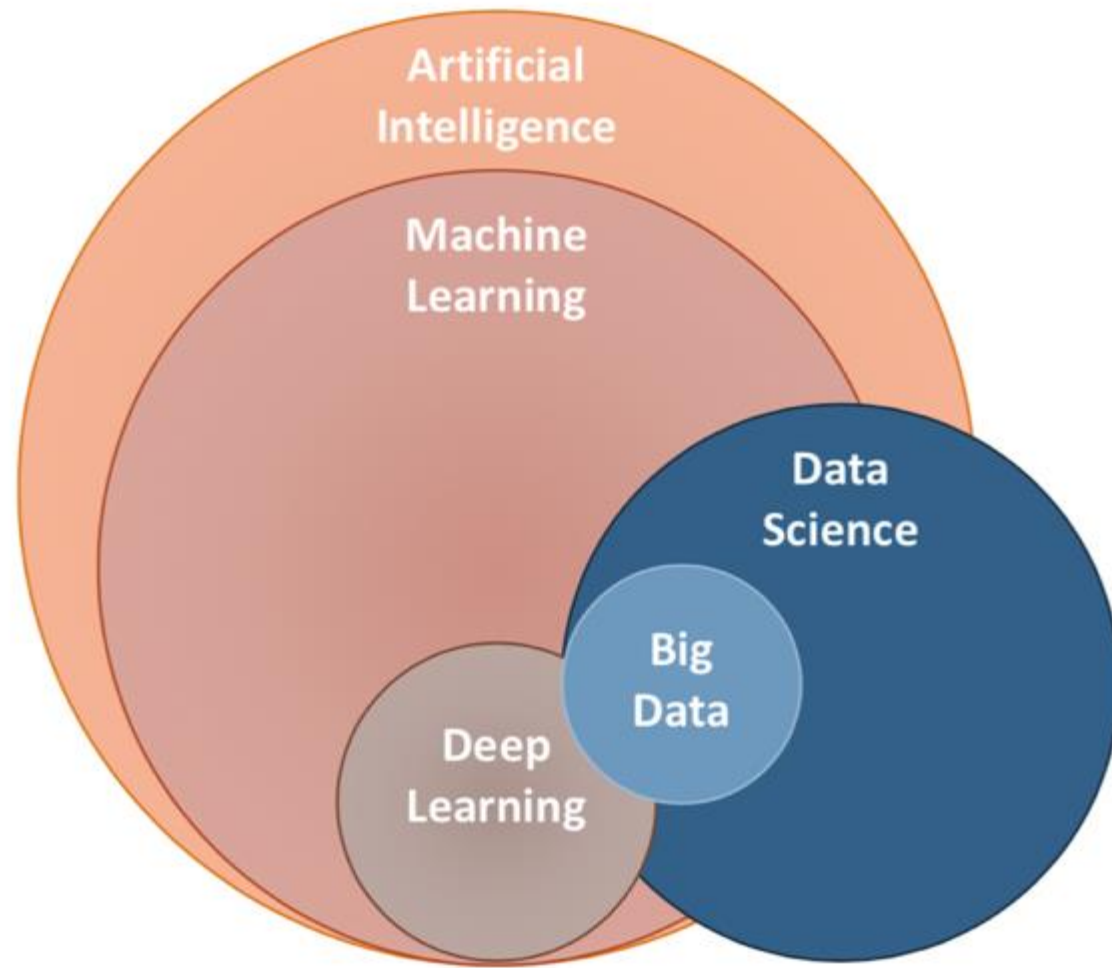
**Data  
Science**



**Artificial  
Intelligence**



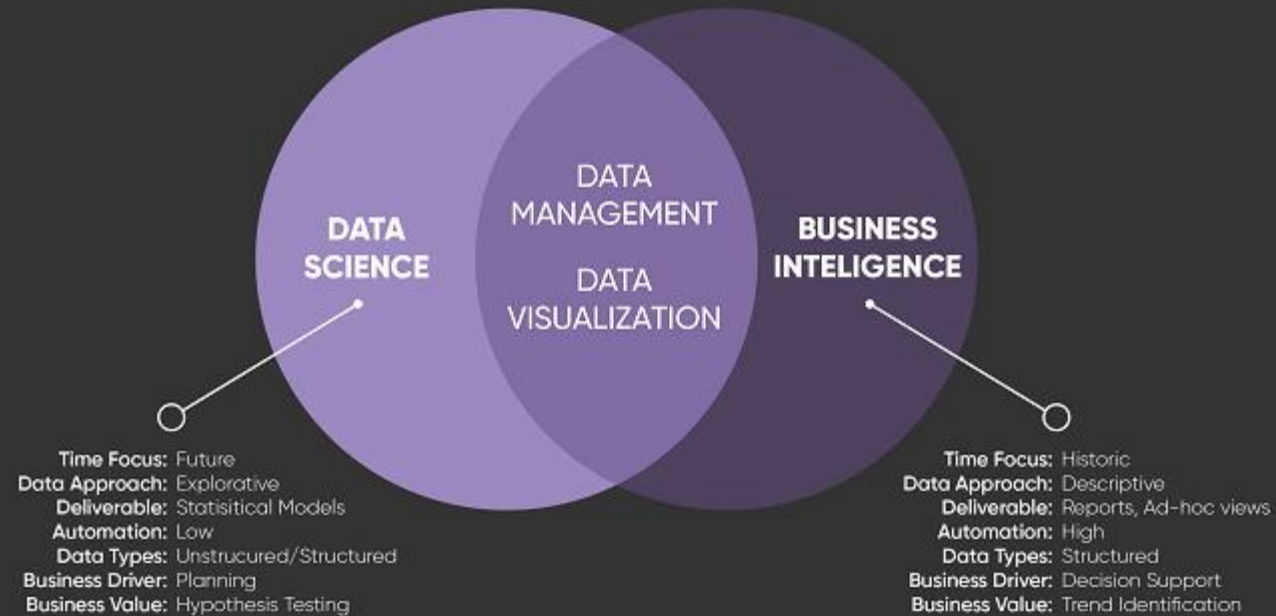
**Machine  
Learning**



ML, DS, AI

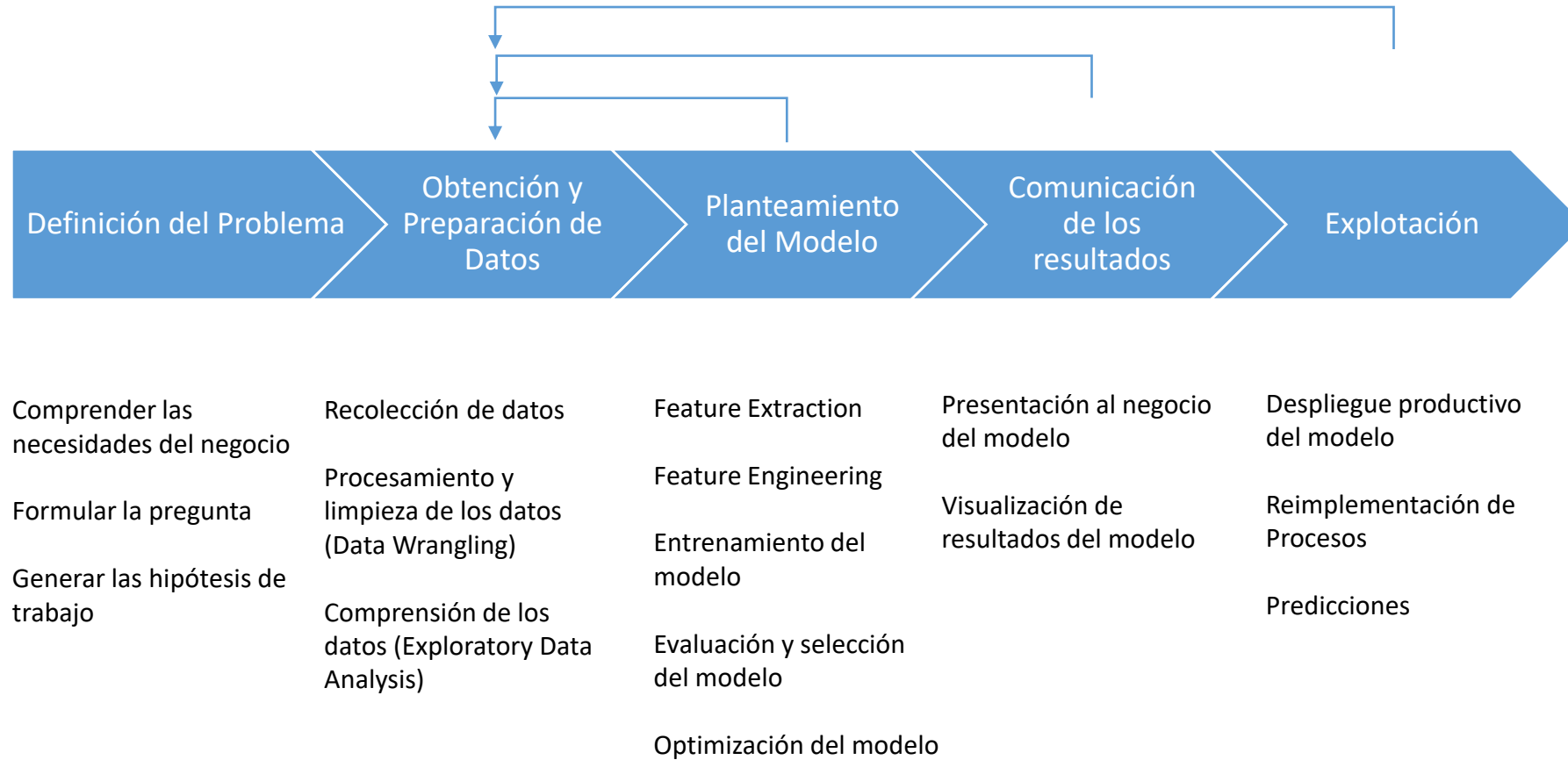
# Data Science v/s Business Intelligence

## Data Science vs. Business Intelligence





# Ciclo de Vida de un problema de Ciencia de Datos



# Roles en un Proyecto de DS

## Enable data access & utilization & enable value capture

Builds and supports the infrastructure or 'data pipe' and all associated SW engineering infrastructure tasks.

### Data Engineer

#### Core skills:



Collect, manage, analyze & visualize data

Build, deploy data infrastructure & architecture

### Data Scientist

#### Core skills:



Ascribes value to raw data through original interpretation & modeling

Use sophisticated methods to interrogate the data

## Optimize & enable data for business & functional value capture & value creation

Analysis and interpretation of complex digital data to extract or discover knowledge and assist decision-making.

Hypothesis Development  
Monetization  
Operationalization  
Governance

#### Core skills:

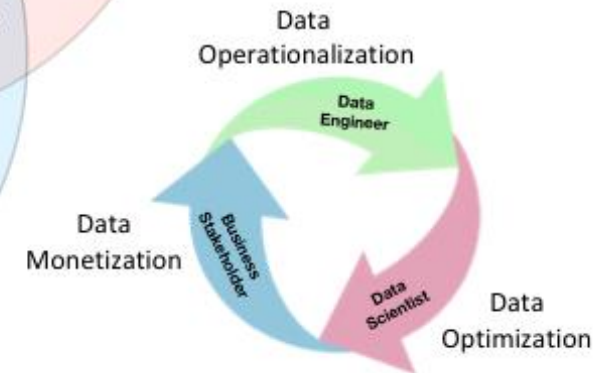


ROI, NPV, Domain Expertise  
Value Chains  
Financial Analysis

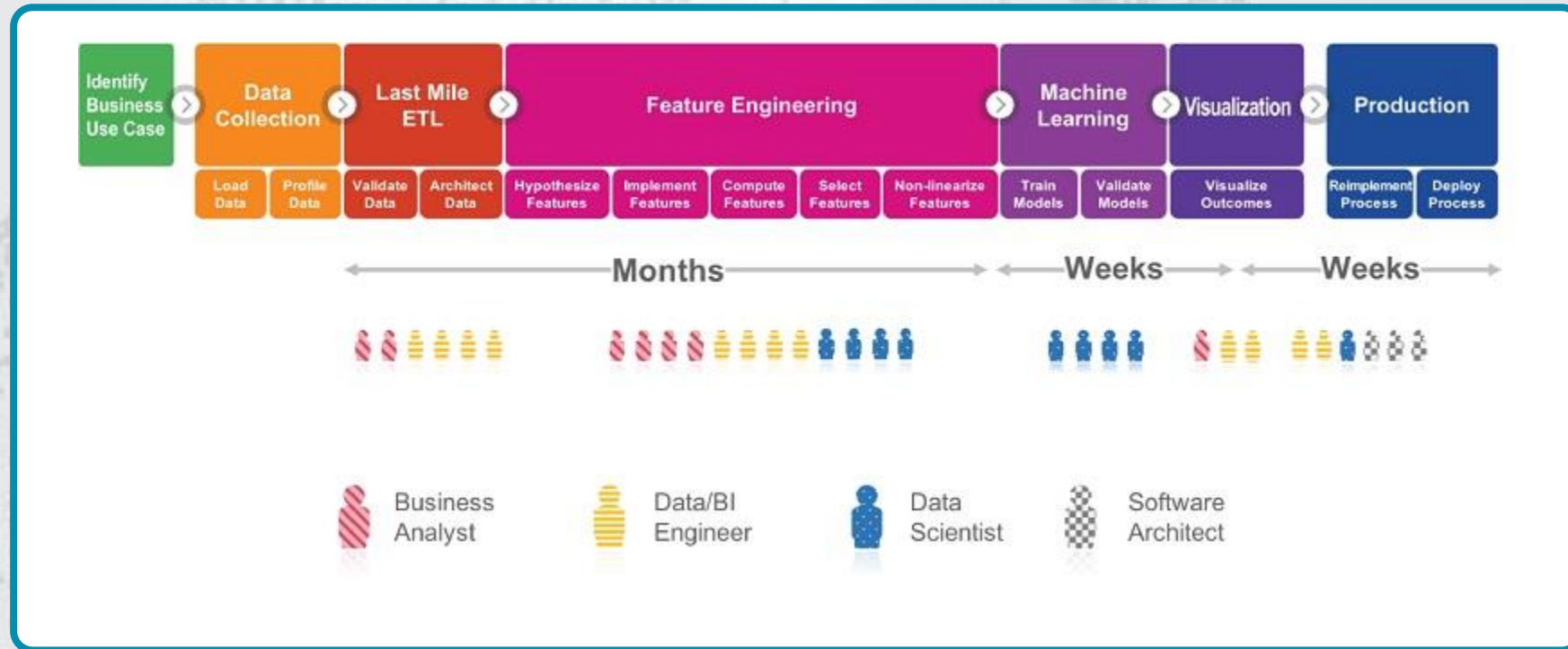
## Help the business make better decisions through data

Blend of business, analytic and math skills to explore and solve challenges, bridging the data and business communities.

### Business Stakeholder



# Tiempo y Esfuerzo de un Proyecto de DataScience



# Skills Críticos para un DS



Habilidades comunicacionales y storytelling



# Skills Críticos para un DS





## ¿Y qué preguntas?

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

## Everything is a Recommendation



Over 80% of what people watch comes from our recommendations

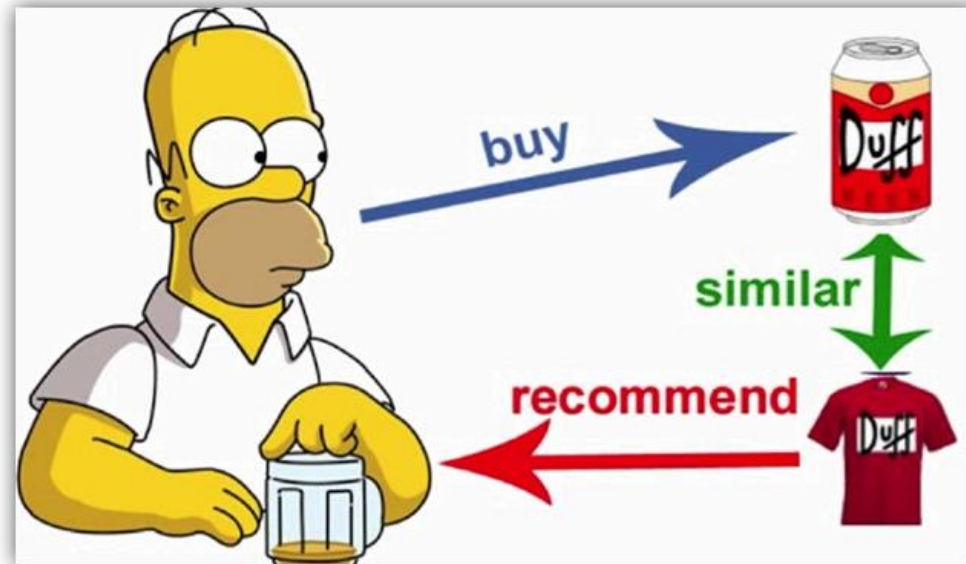
Recommendations are driven by **Machine Learning**

¿Y qué preguntas?

¿Podemos predecir qué película de seguro te gustará?



¿Y qué preguntas?



¿Podemos predecir qué artículo de seguro te  
interesará?





## ¿Y qué preguntas?

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

# ¿Y qué preguntas?

**Ni**

- Nicholas Carlson (Me)**  
Silicon Alley Insider · Davidson
- Nick O'Neill**  
Social Times, Inc. · American
- Nick Denton**  
Gawker Media · New York, New York
- Nicole Schumacher**  
Columbia · New York, New York
- Nick Bilton**  
The New York Times Company · San Francisco, California
- Angela Nibbs**  
maven · San Francisco, California
- Nicholas Saint**  
Haverford · Brooklyn, New York
- Barrett Nichols**

**Nicholas Carlson**  
January 23 via Instagram

SAI! <http://instagr.am/p/kCxOr/>

Done Tagging Add Location Edit

Like · Comment · Unfollow Post · Share · Edit

Danielle Lacombe and Owen Thomas like this.

**Owen Thomas Nerds.**  
January 23 at 6:35pm · Like · 1

Write a comment...

**Sponsored**

Mazyar Kazerooni likes Dewar's.

**Dewar's**  
Like

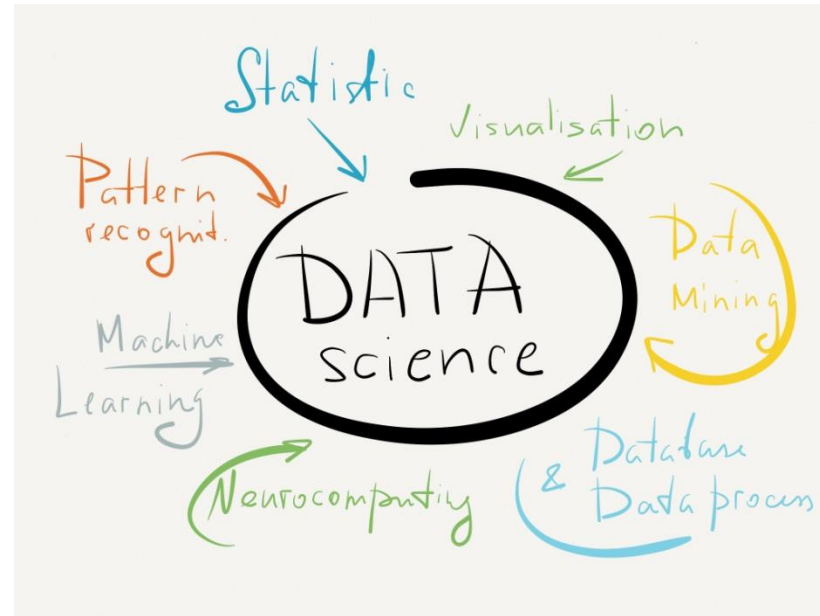
Justin Smith likes Target.

**Target**  
Like

Por último



1900



2000

The background of the slide is a grayscale image of a book cover. The cover features a repeating pattern of stylized, overlapping leaf or feather shapes. A solid green horizontal banner is positioned across the middle of the image, containing the text 'Dudas y consultas' in white.

# Dudas y consultas



Gracias