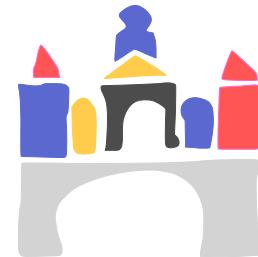


# Introducción a la Minería de Datos



Alicia Olivares Gil  
Dr. Mario Juez Gil  
Dr. José Francisco Díez Pastor  
Dr. Álvar Arnaiz González



Área de Lenguajes y Sistemas  
Informáticos del departamento de  
Ingeniería Informática de la Universidad  
de Burgos

# Materiales

Todo el material de esta charla se encuentra en el siguiente enlace:

<https://github.com/alvarag/BIEMineriaDeDatos>

- Descargar el fichero “data.zip” y descomprimirlo en el ordenador.
- Descargar el fichero “weka.jar”.

# ¿Quiénes somos?

- Alicia Olivares Gil.
- Álvar Arnaiz González.
- Miembros del grupo de investigación **Admirable**.
- Profesores del Área de Lenguajes y Sistemas Informáticos del departamento de Ingeniería Informática de la Universidad de Burgos.

# ¿Qué es la Minería de datos?

- La inteligencia artificial se dedica a la creación de sistemas informáticos con un comportamiento inteligente.
- La minería de datos consiste en la creación de sistemas que aprenden por sí mismos o que extraen conocimiento de los datos.
- Otros nombres muy de moda:
  - Data mining.
  - Machine learning.
  - Big Data (con matrices).

# ¿Quiénes usan Minería de Datos?

- Google: Buscador, Google Photos (reconocimiento de imágenes), Youtube (reconocimiento de voz).
- Amazon, Netflix: Sistemas de recomendación.
- Apple: Siri (reconocimiento de voz), Watch (reconocimiento de actividades).
- Banca (predicción de fraude, predicción de riesgos...)
- Industria manufacturera, medicina, medioambientales...

# Esquema general



# Datos

```
@RELATION golf

@ATTRIBUTE outlook {sunny, overcast, rain}
@ATTRIBUTE temperature_Fahrenheit integer
@ATTRIBUTE humidity integer
@ATTRIBUTE windy {false, true}
@ATTRIBUTE class {dont_play, play}

@DATA
sunny,    65,  85,  false, dont_play
sunny,    80,  90,  true,  dont_play
overcast, 83,  78,  false, play
rain,     70,  96,  false, play
rain,     68,  80,  false, play
rain,     65,  70,  true,  play
```

Instancias o ejemplos = 6

Atributos 4: Uno nominal (categórico),  
uno numérico (real) y  
uno binario (dos posibles valores).

La clase es binaria (por lo tanto, es un problema de clasificación).

# Tipos de tareas

- Regresión
- Clasificación
- *Clustering* (agrupamiento)
- Reglas de asociación
- Detección de anomalías
- Otros: semisupervisado, aprendizaje con refuerzo, summarización, visualización...

# Tipos de tareas

- De cada tarea vamos a ver:
  - Definición.
  - Ejemplos.
  - Ejercicio.
  - Casos prácticos.

# Regresión

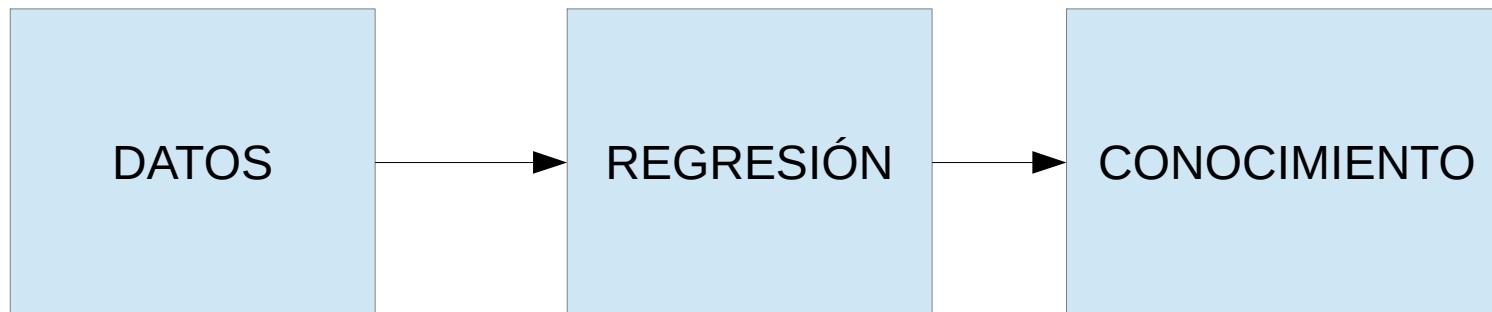
- Tenemos datos: un conjunto de ejemplos.
- Cada ejemplo se compone de diversas variables independientes (atributos) y una variable dependiente de tipo numérico ( $y$ ).
- Se quiere hallar la función que relacione los atributos de entrada con la variable dependiente (con el menor error posible).

$$F(a_1, a_2, \dots, a_n) = y$$

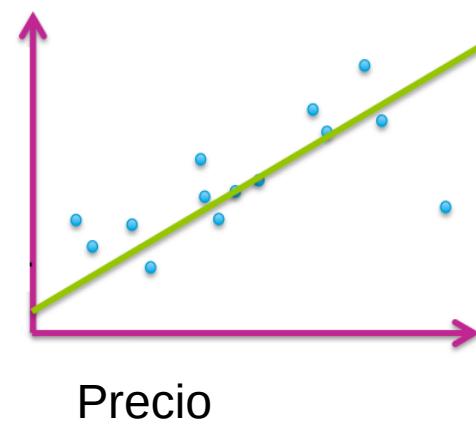
# Regresión

- Predicción del salario:
  - Atributos: formación, edad, experiencia, ciudad etc. Valor a predecir: salario mensual en euros.
- Predicción de bolsa:
  - Atributos: histórico de valores anteriores, noticias sobre la empresa, valores de empresas similares. Valor a predecir: valor futuro de la empresa.
- Predecir la edad a partir del histórico del navegador de Internet.

# Regresión



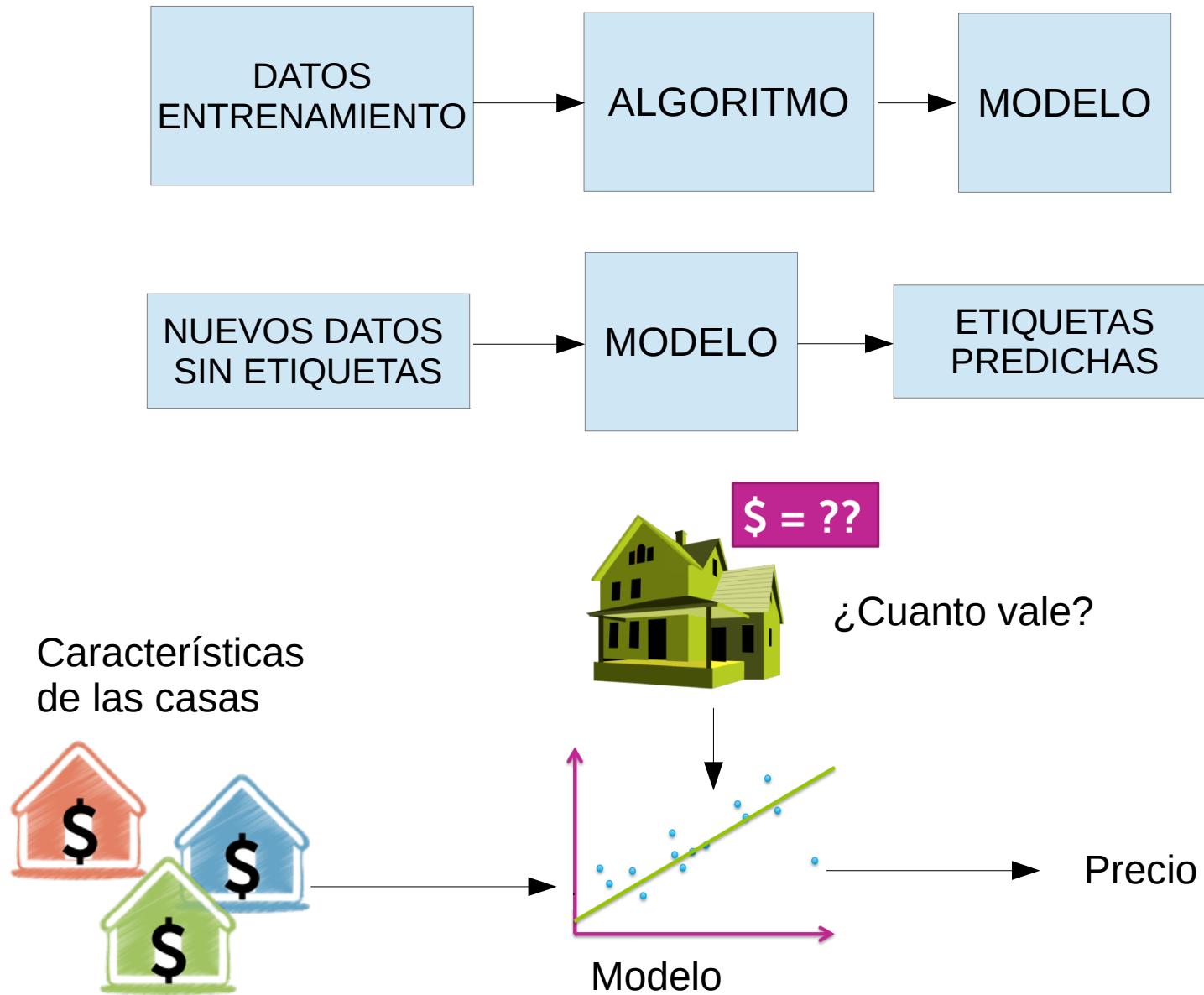
Características  
de las casas



¿Cuánto vale?



# Esquema general



# Regresión

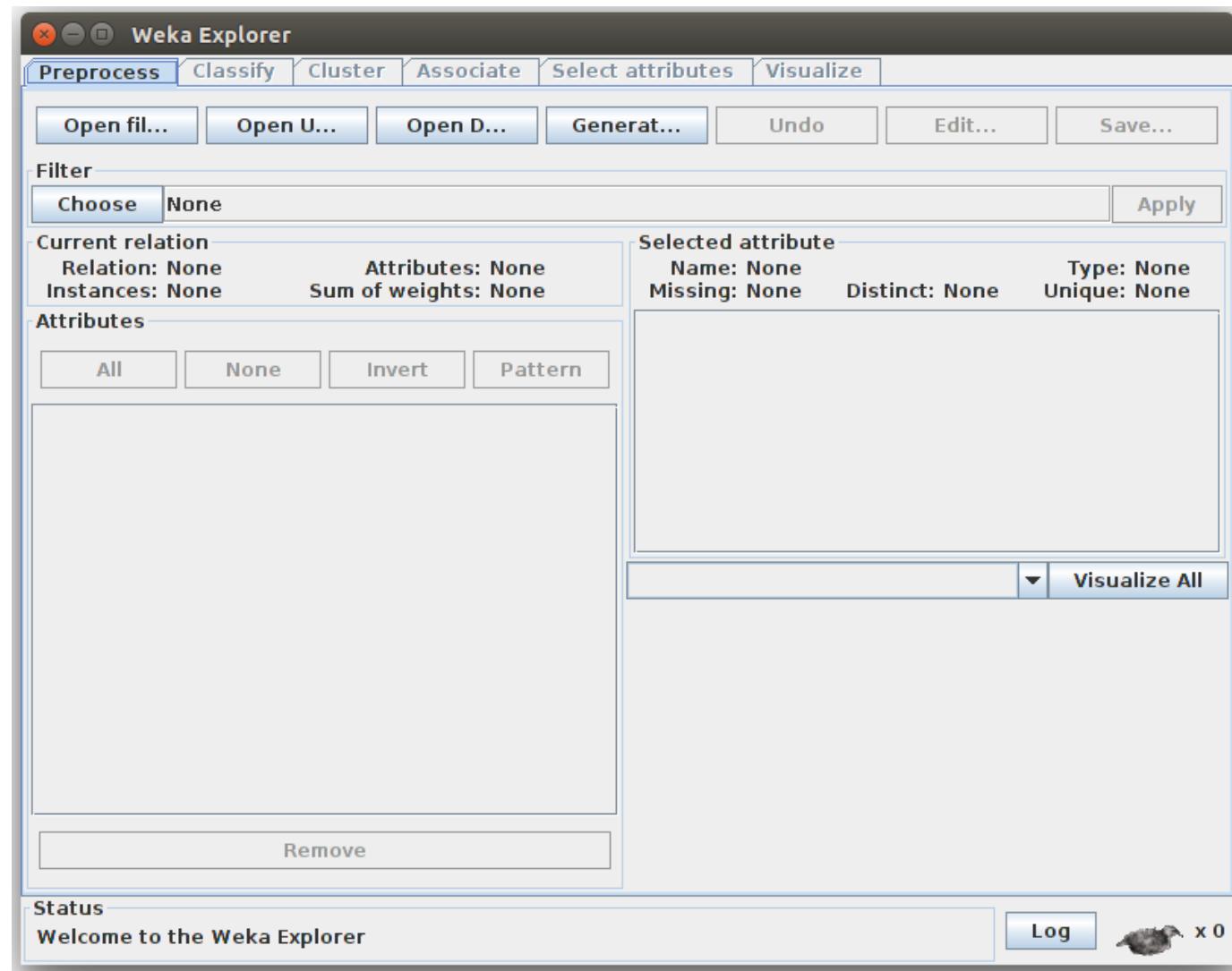
- Vamos a predecir el precio de coches.
- Vamos a utilizar algoritmos de Weka.

# Regresión

- Hacer click en el botón “Explorer”.



# Regresión

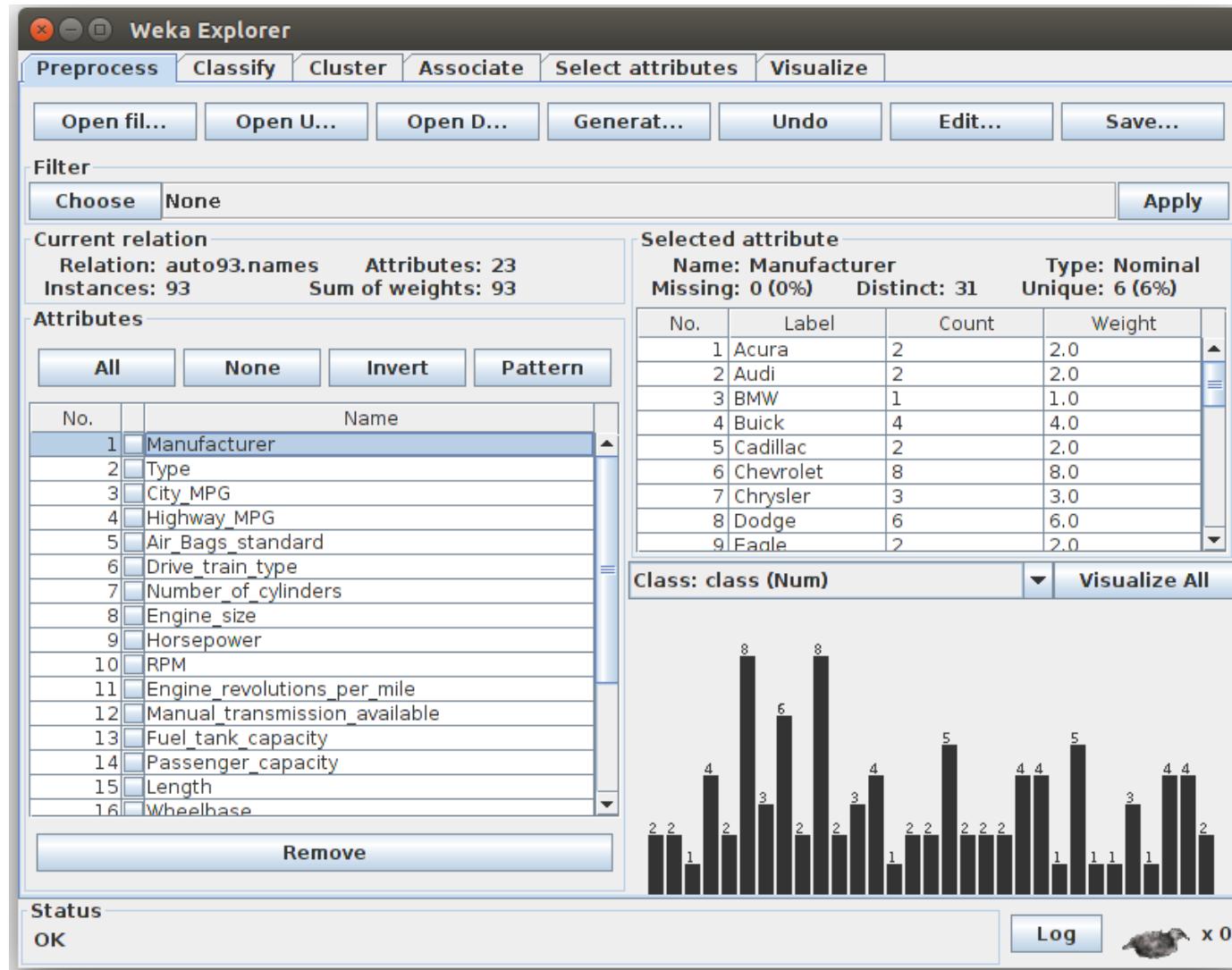


# Regresión

- Preprocess: Abre y modifica conjuntos de datos.
- Classify: Aplica algoritmos de clasificación y regresión.
- Cluster: Aplica algoritmos de *clustering*.
- Associate: Reglas de asociación.
- Select attributes: Seleccionar los mejores atributos.
- Visualize: Visualizar el conjunto de datos.

# Regresión

- Hacer click sobre "open file" y vamos a abrir el fichero “auto93.arff”.



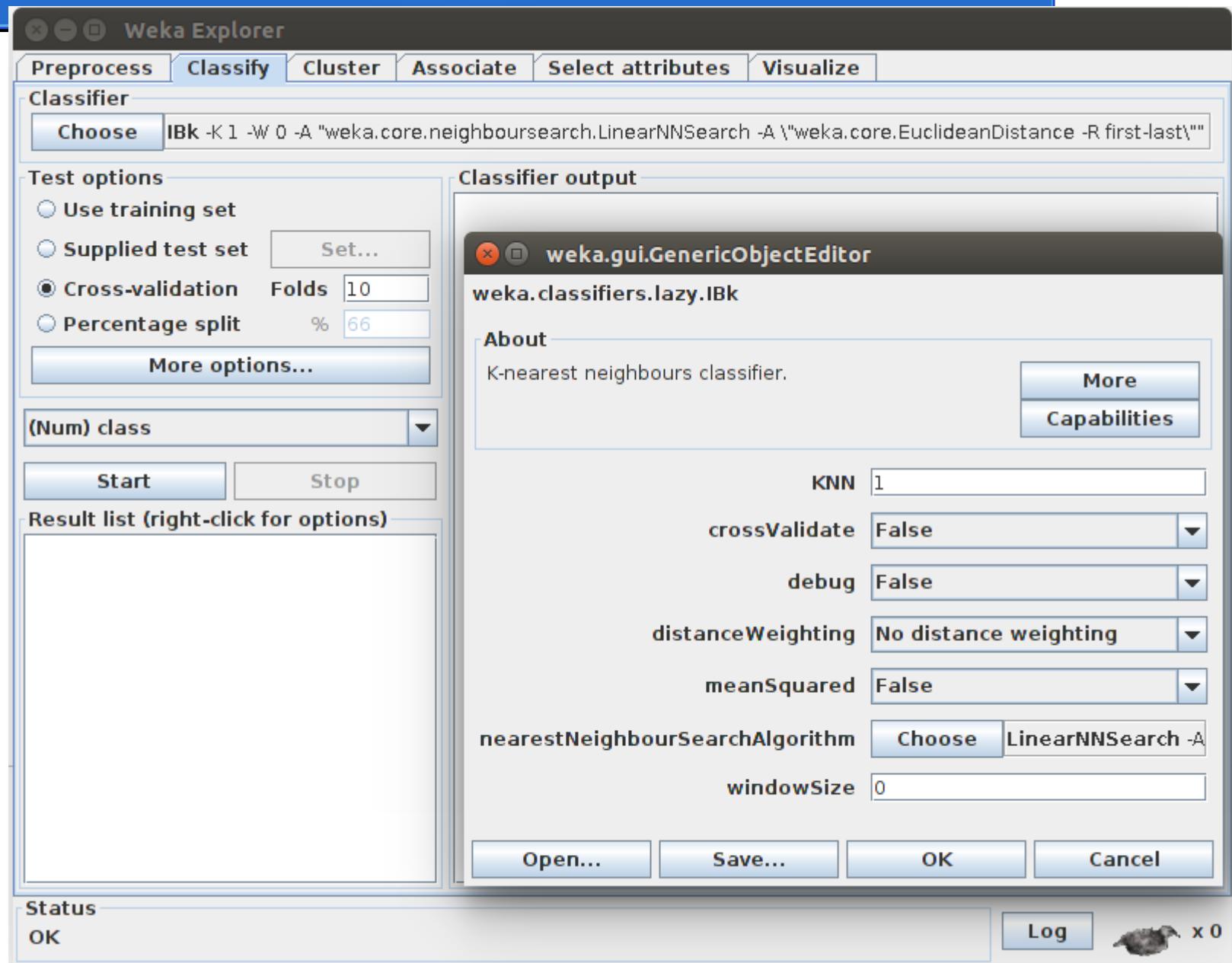
# *k*-vecinos más cercanos

- El algoritmo de clasificación y regresión más simple.
- Busca los *k* vecinos más cercanos del ejemplo a predecir.
  - Se normalizan los atributos numéricos (Restando el mínimo y dividiendo entre el rango).
  - Se calcula la distancia entre cada ejemplo, sumando las distancias de cada atributo.
    - En nominales, la distancia es 0 si son iguales o 1 si son distintos.
    - En numéricos es la diferencia de valores.
  - Se eligen los *k* vecinos más cercanos.
  - Se predice la moda (en clasificación) o la media (en regresión).

# *k*-vecinos más cercanos

- Vamos a *classify, choose*.
- Elegimos *lazy*, elegimos *lwk*.
- (*Distance weighting* hace la media ponderada por distancia)
- *More options*. En *output predictions* ponemos *plain text*.
- Hacer click en *start*.

# $k$ -vecinos más cercanos



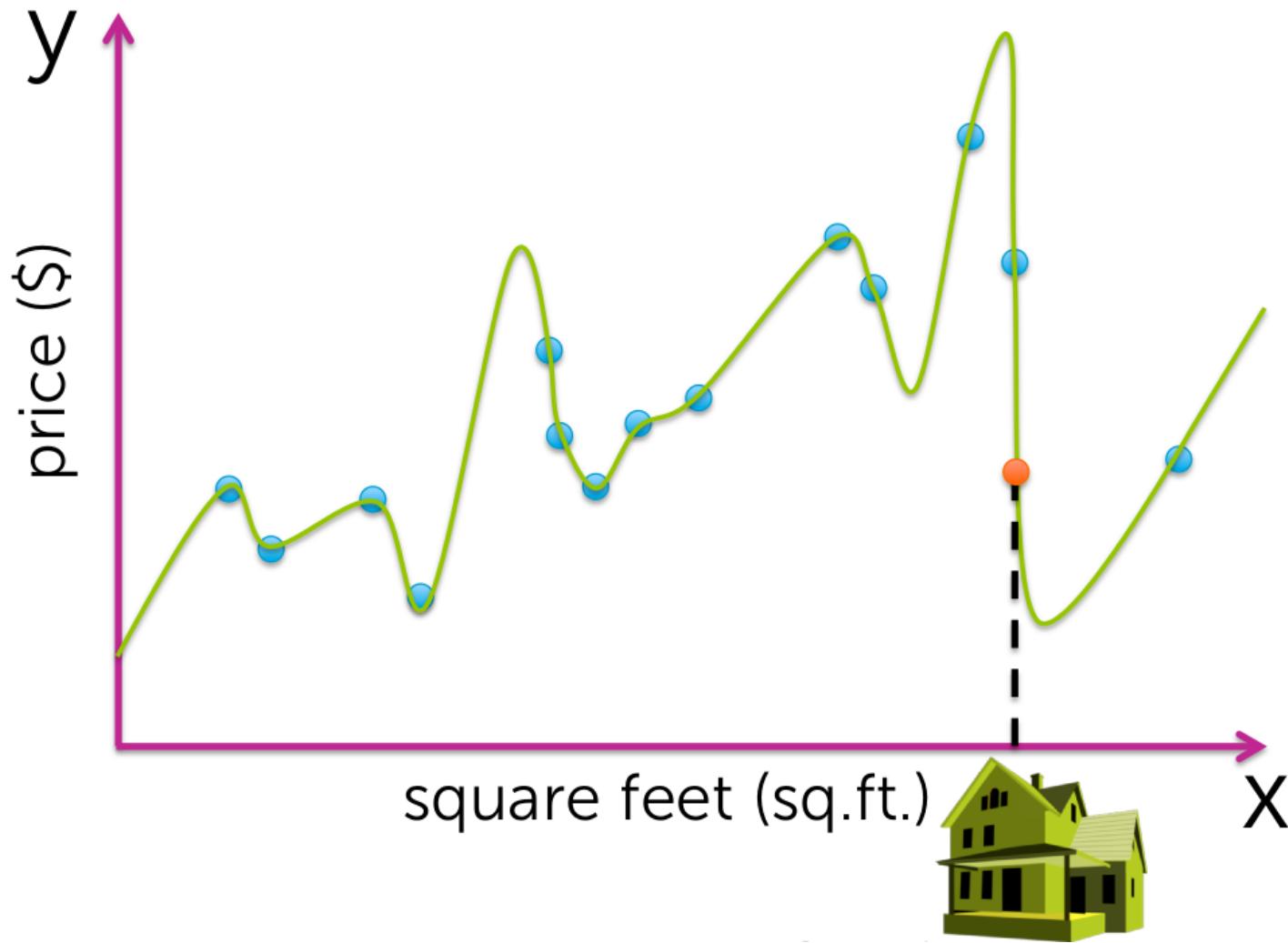
# $k$ -vecinos más cercanos

- Qué vemos en la pantalla:
  - Valor actual, predicción y error
  - *Mean absolute error.* La media de todos los errores.

# ¿Cómo evaluar los errores justamente?

- Si usamos para evaluar el propio conjunto de entrenamiento nos va a dar un error muy bajo (0 con vecinos más cercanos).
- No sabemos si el algoritmo funciona bien con ejemplos nunca vistos, es decir, si generaliza bien.
- Solución: Dividir el conjunto de datos en entrenamiento y test.

# Mala generalización



# Regresión lineal

- Se quiere aproximar el valor a predecir ( $y$ ) mediante combinación lineal de los atributos (que ahora solo pueden ser numéricos).
- Ejemplo: predecir la nota a partir de la media de horas de estudio y el número de faltas.
- Nota =  $X_1 \cdot \text{horas} + X_2 \cdot \text{faltas} + X_3$
- Hallar las  $X_s$  que mejor se ajustan a los datos.

# Regresión lineal

- Los detalles matemáticos son complicados  
(ver [http://web.uam.es/personal\\_pdi/ciencias/cifus/biologia/metodos/ME4.pdf](http://web.uam.es/personal_pdi/ciencias/cifus/biologia/metodos/ME4.pdf))
- Lo vamos a hacer con weka.
- Abrimos bodyfat.arff
  - Predecir la grasa corporal a partir de la densidad del cuerpo, edad, altura, peso, diámetro de distintas partes del cuerpo...
- Elegimos functions/linearRegression

# Regresión Lineal

- Weka calcula el modelo de regresión

```
-410.2167 * Density +  
    0.0124 * Age +  
    0.0253 * Chest +  
    0.0314 * Abdomen +  
    446.1513
```

- ¿Cuál será la grasa corporal de un paciente?

Densidad = 1.05, Edad 30, Pecho 90, Abdomen 70

20.270765 % de grasa corporal

# Clasificación

- Tenemos un conjunto de datos.
- Cada ejemplo tiene un montón de atributos, esta vez en lugar de querer predecir un valor numérico, se quiere predecir una categoría.
- Se quiere encontrar el modelo que minimice el número de errores.

# Clasificación

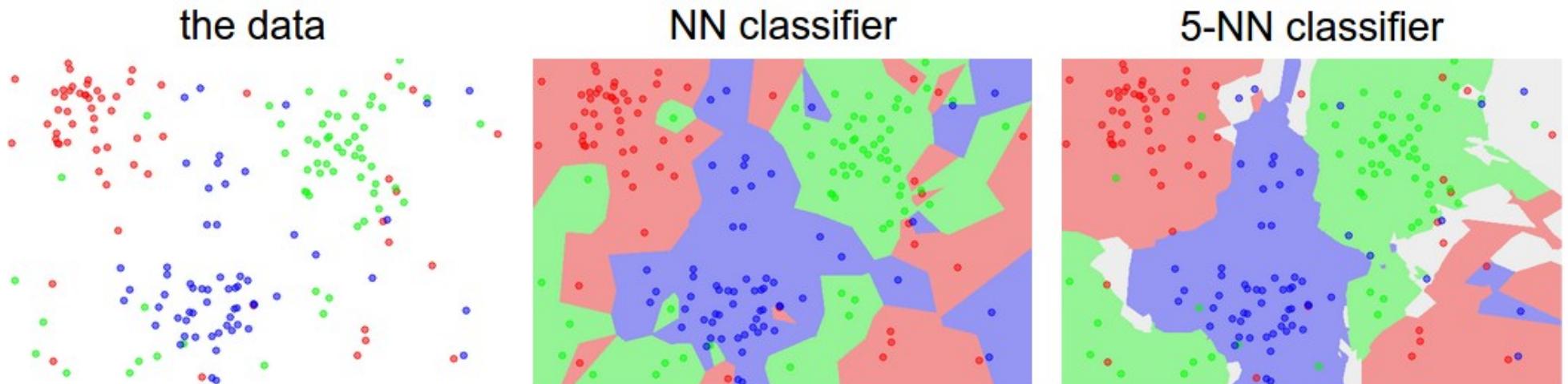
- Predecir el diagnóstico de un paciente.
  - Atributos: Valores de análisis de sangre, de orina etc. Clase: Tiene Lupus Sí/No
- Clasificador de SPAM.
  - Atributos: Frecuencias de determinadas palabras en el email. Clase: Es SPAM Sí/No
- OCR (Optical character recognition)
  - Los valores de los píxeles de un dígito de 16x16. Clase el carácter que se corresponde con la imagen.

# Clasificación

Cada atributo es un eje.

Queremos dividir el espacio en regiones en las que cada una pertenezca a una clase diferente.

$k$ -NN es el clasificador más sencillo.

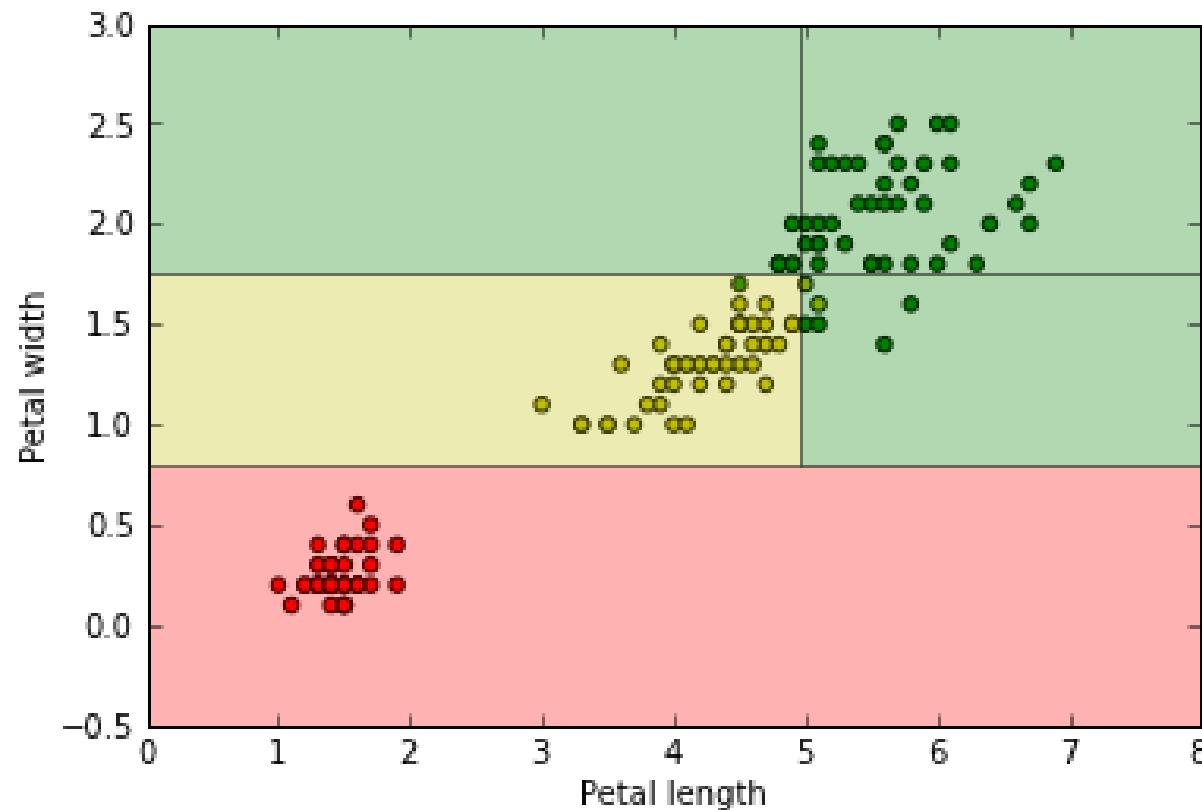


# Árboles de decisión

Otro clasificador sencillo y popular son los árboles de decisión.  
Parten el espacio.

Cada partición es una hoja. Predicen la clase mayoritaria en cada hoja.

También funcionan en regresión. Devuelven la media de los ejemplos que caen en esa hoja.



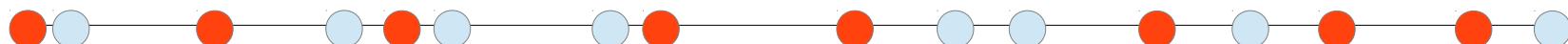
# Árboles de decisión

- Algoritmo de construcción de árboles de decisión: árbol de decisión
  - Si (casi) todos los ejemplos son de la misma clase:
    - Hacer una hoja.
  - Si no: → bifurcación en dos ramas
    - Best-Atr = atributo que mejor divide los ejemplos.
    - Se parte ejemplos en ejemplos1 y ejemplos2 usando Best-Atr.
    - `árbolDecisión(ejemplos1)`
    - `árbolDecisión(ejemplos2)`

# Árboles de decisión

- ¿Cómo saber cual es el mejor atributo?  
Se ordenan los ejemplos de mayor a menor usando ese atributo.

Este atributo es malo



Este atributo es regular



Este atributo es bueno, hay un punto que separa las dos clases



# Árboles de decisión

- ¿Cómo se calcula esto?
  - Ganancia de información (infoGain)

$$\begin{aligned} \text{infoGain}([x,y]) &= \text{entropía}\left(\frac{x}{x+y}, \frac{y}{x+y}\right) \\ &= -\frac{x}{x+y} \log\left(\frac{x}{x+y}\right) - \frac{y}{x+y} \log\left(\frac{y}{x+y}\right) \end{aligned}$$

Por ejemplo. Hay 16 valores. En un punto hay 6 rojas y 2 azules para un lado y 6 azules y dos rojas para otro.

El valor de ese atributo es  $8/16 * \text{InfoGain}(6,2) + 8/16 * \text{InfoGain}(2,6)$

# Árboles de decisión

- Pero no os preocupéis, que los hace Weka
- Abrimos iris.arff
- En *classify* elegimos trees → J48
- Pulsamos sobre el botón *start*.

# Árboles de decisión



Iris Setosa



Iris Virginica

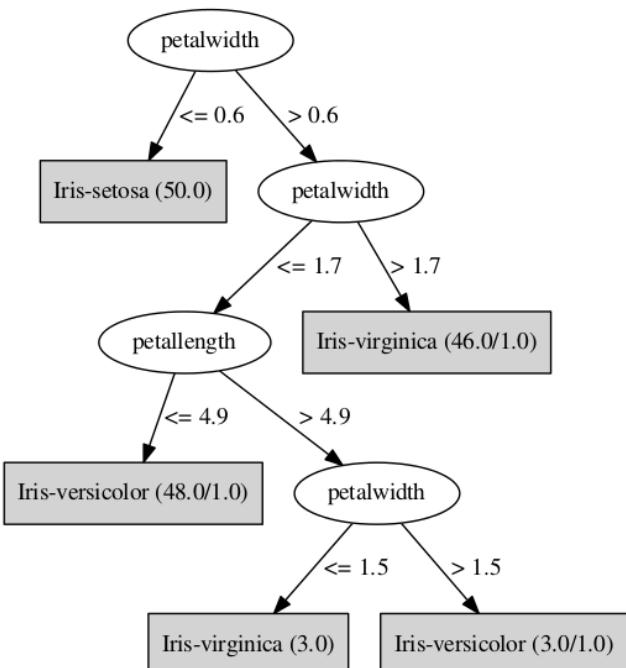


Iris Versicolor



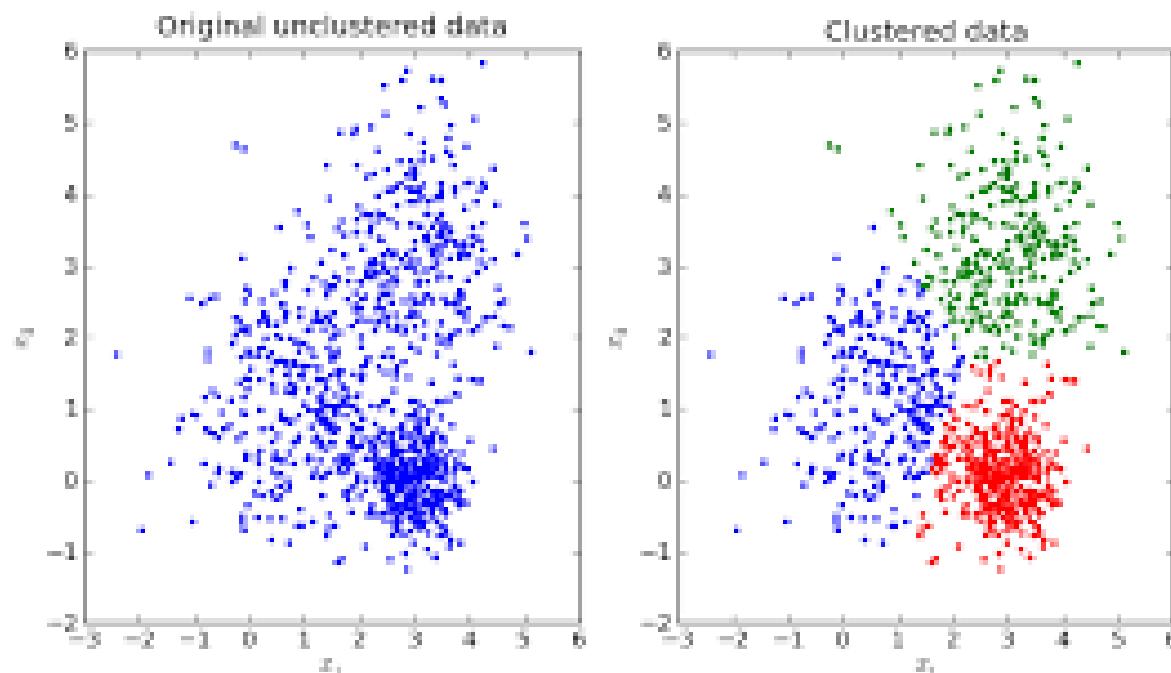
```
@RELATION iris  
@ATTRIBUTE sepalwidth REAL  
@ATTRIBUTE petallength REAL  
@ATTRIBUTE petalwidth REAL  
@ATTRIBUTE class {Iris-setosa,Iris-versicolor,Iris-virginica}
```

```
@DATA  
5.1,3.5,1.4,0.2,Iris-setosa  
4.9,3.0,1.4,0.2,Iris-setosa  
4.7,3.2,1.3,0.2,Iris-setosa  
4.6,3.1,1.5,0.2,Iris-setosa  
5.0,3.6,1.4,0.2,Iris-setosa  
5.4,3.9,1.7,0.4,Iris-setosa  
...  
5.0,2.3,3.3,1.0,Iris-versicolor  
5.6,2.7,4.2,1.3,Iris-versicolor  
5.7,3.0,4.2,1.2,Iris-versicolor  
5.7,2.9,4.2,1.3,Iris-versicolor  
6.2,2.9,4.3,1.3,Iris-versicolor  
5.1,2.5,3.0,1.1,Iris-versicolor  
5.7,2.8,4.1,1.3,Iris-versicolor  
...  
6.3,3.3,6.0,2.5,Iris-virginica  
5.8,2.7,5.1,1.9,Iris-virginica  
5.9,3.0,5.1,1.8,Iris-virginica
```



# Clustering

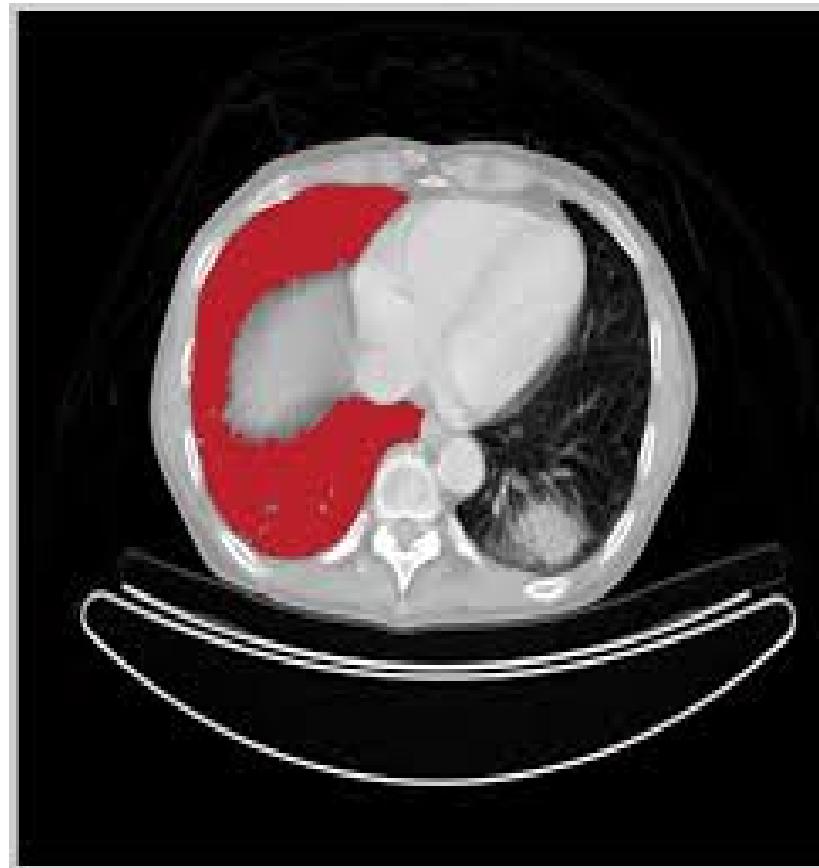
- El clustering o agrupación no tiene en cuenta la clase, ya que se desconoce. Consiste en agrupar los ejemplos en grupos que tengan características parecidas.



# Clustering

- Segmentación de imágenes médicas.
- Estudios de mercados: Identificar clientes con gustos similares.
- Análisis de redes sociales: Identificar intereses a partir de datos de redes sociales.
- Búsqueda de imágenes: Imágenes similares.
- Geología: Búsqueda de regiones con características del suelo similares (búsqueda de petróleo).

# Clustering



# K-means

- Parte de un conjunto de semillas, ejemplos elegidos aleatoriamente.
  - Usando distancias asigna cada ejemplo a la semilla más cercana.
  - La nueva semilla es la media de todos los ejemplos asignados a esa semilla,
- Se repiten los pasos anteriores hasta que el algoritmo converge (las asignaciones no cambian)
- <https://www.youtube.com/watch?v=5I3Ei69I40s>
- <https://www.youtube.com/watch?v=BVFG7fd1H30>

# Ensembles

- La idea de los *ensembles* es que en lugar de tener un clasificador o un regresor tenemos muchos.
- Cada uno tiene su opinión y votan.
- Un *ensemble* es un conjunto de expertos.  
Las claves son:
  - Los expertos deben ser precisos.
  - Los expertos son diversos.

# Ensembles. Diversidad.

- ¿Como hacemos *ensembles* diversos?
  - Haciendo que cada uno se estudie unos temas diferentes y se especialice en cosas diferentes.
  - Tenemos un conjunto de datos:
    - Hacemos múltiples versiones de ese conjunto de datos: remuestreo de ejemplos, distintos grupos de atributos, etc.

# Ensembles: Bagging y Boosting

- Bagging: Cada clasificador entrena con un remuestreo aleatorio del conjunto de datos.
  - Ejemplo: Hay 10 temas y cada experto se lee 10 temas al azar. Un experto se puede leer un mismo tema varias veces y otro ninguna.
- Boosting: El clasificador N se entrena con los ejemplos que le han resultado más difíciles al clasificador N-1.
  - Ejemplo. Hay 10 temas, el primer experto se lee 10 temas al azar, luego le hacen preguntas de todos los temas y el segundo experto se lee 10 temas, pero los temas que ha fallado el 1 salen más veces y los que ha acertado menos.

# Ensembles: ¿por qué?

- Es más fácil entrenar muchos clasificadores buenos y combinarlos en uno muy bueno que tratar de hacer un clasificador muy bueno desde el principio.



# Deep Learning

## Features for machine learning

Images



Image



Vision features

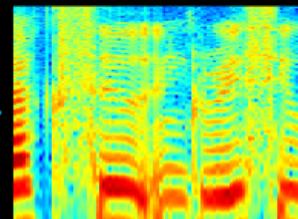


Detection

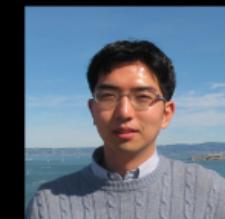
Audio



Audio



Audio features

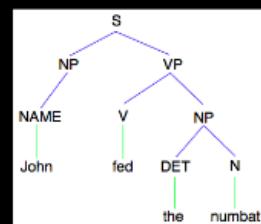


Speaker ID

Text



Text



Text features

Web search

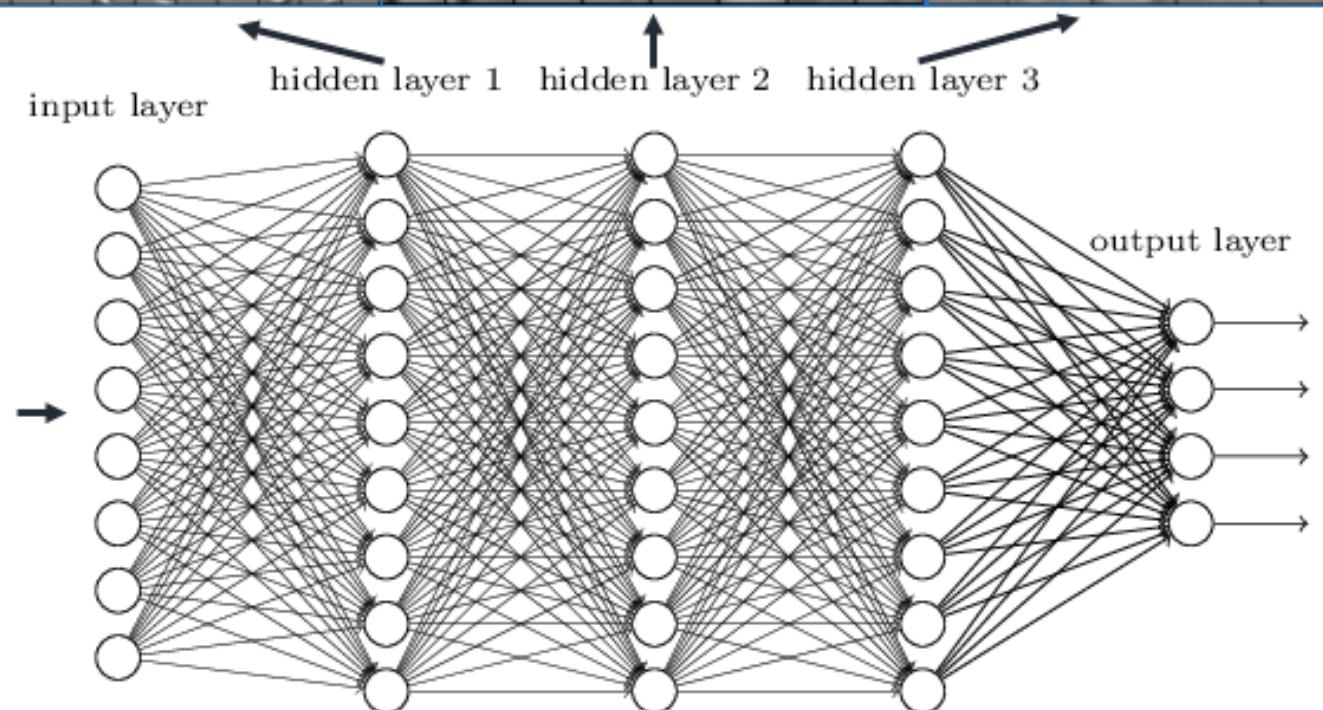
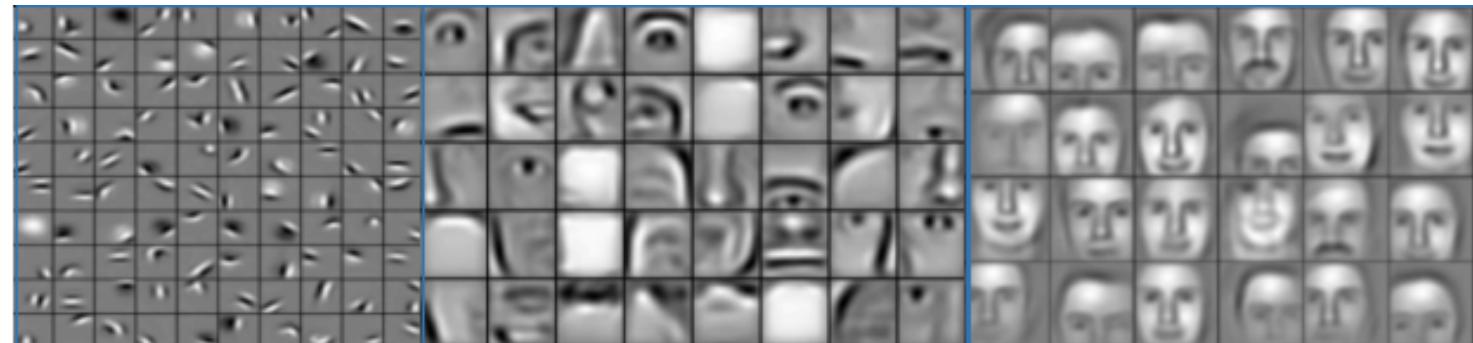
...

# Deep Learning

- Trabajar con datos que no están estructurados en atributos-clase es muy complicado.
- Imágenes, video, audio, textos tienen cada uno distintas técnicas para ser procesados.
- Pero el cerebro humano procesa todo utilizando un solo algoritmo (En un ciego el cortex auditivo "aprende a ver").
- Solución: construir algoritmos de aprendizaje que imitan el cerebro.

# Deep Learning

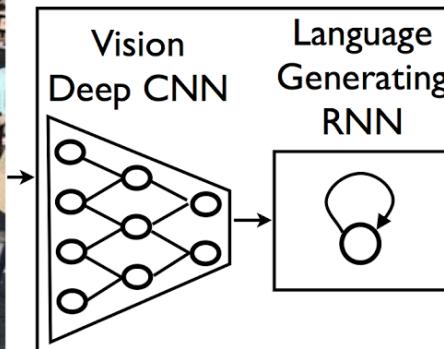
Deep neural networks learn hierarchical feature representations



# Caso de Uso

- Reconocimiento de escenas. Proyecto Final de Grado.

Tutores: José Francisco Díez y César García Osorio  
Autor Bryan Reinoso.



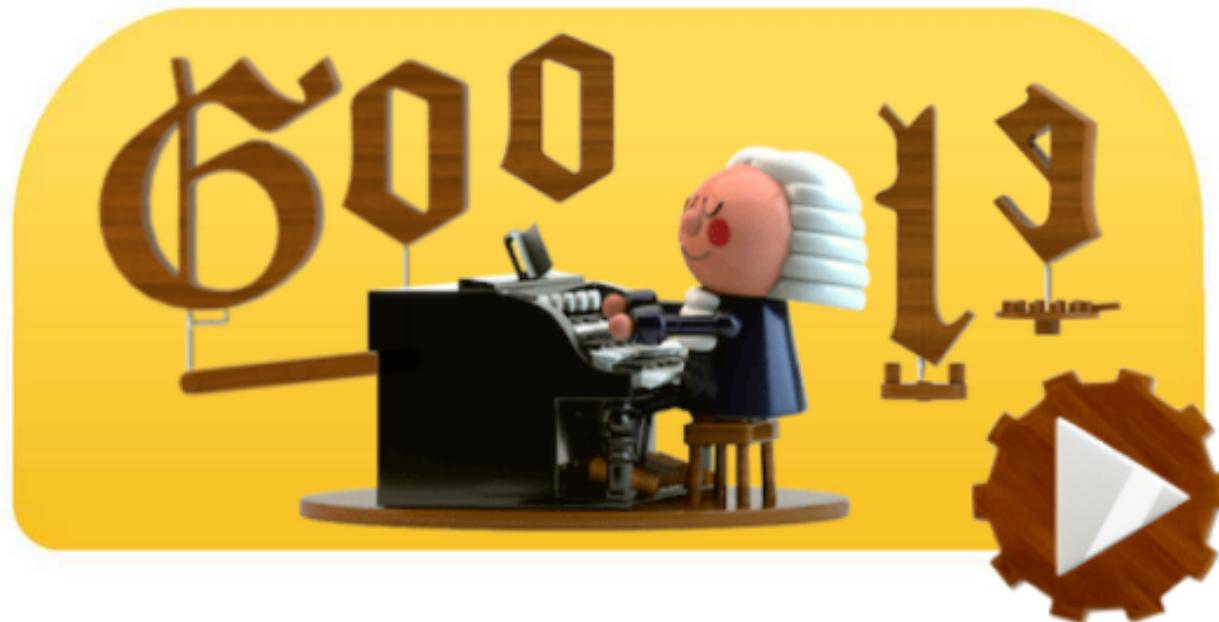
A group of people shopping at an outdoor market.  
There are many vegetables at the fruit stand.

# Caso de Uso

- Reconocimiento de objetos. Proyecto de bachillerato de excelencia.  
Tutores: José Francisco Diez y Miguel Angel Conde  
Autora: Esperanza Montes.

# Caso de Uso

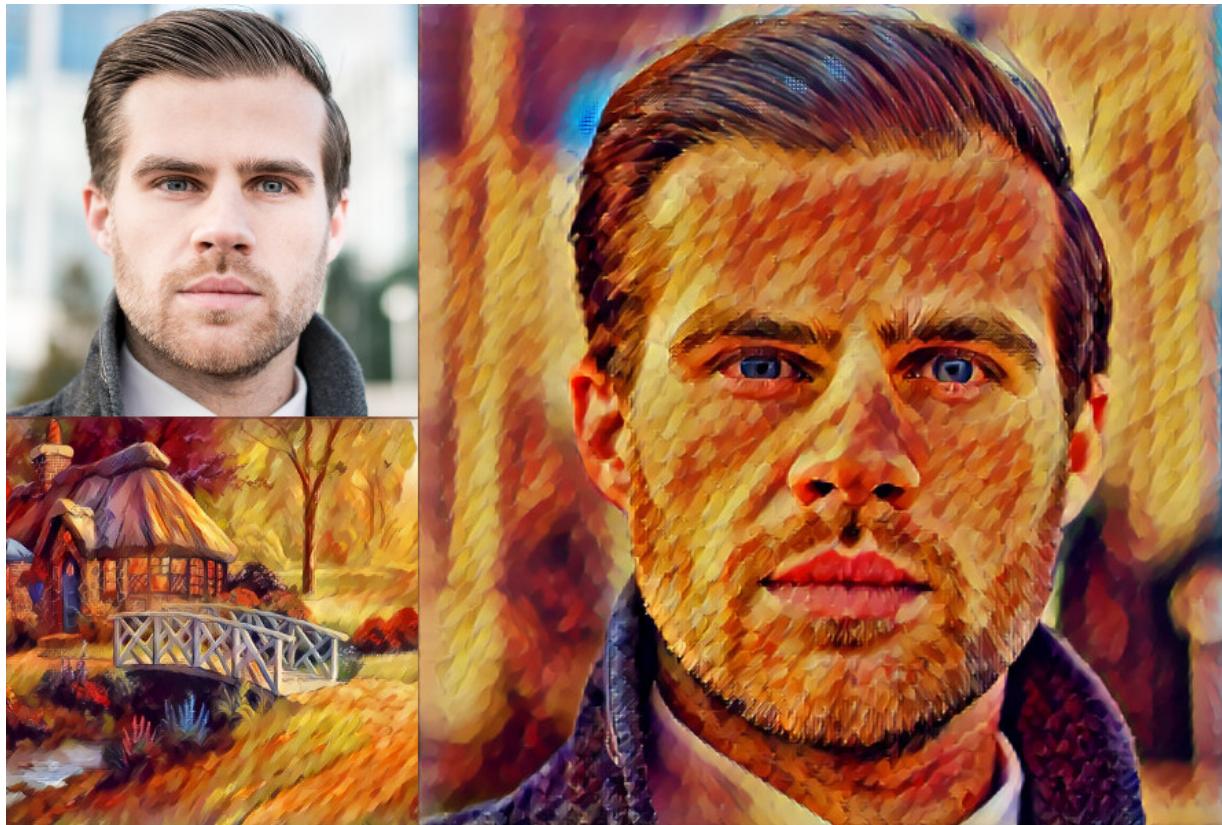
- Composición/Armonización de canciones.



- Acceder:  
<https://www.google.com/doodles/celebrating-johann-sebastian-bach>

# Caso de Uso

- Creaciones artísticas



- Acceder:

<https://deeplearning4j.org/deepdreamgenerator>

# Comentarios finales



Home > Cloud Computing

## Google reports strong profit, says it's 'rethinking everything' around machine learning

Google's products will use that form of AI even more in the future



By James Niccolai

IDG News Service | October 22, 2015

FOLLOW

---

### MORE GOOD READS



Understanding Google's Alphabet structure (think, alpha bet!)

---

Google restructures, naming parent company Alphabet

*Machine learning is a core, transformative way by which we're rethinking everything we're doing. We're thoughtfully applying it across all our products, be it search, ads, YouTube or Play*

Sundar Pichai, CEO, Google

# Comentarios finales

- 1985 Backpropagation (redes neuronales)
- 1993 C4.5 (J48 árboles de decisión)
- 1994 Bagging.
- 1997 Boosting.
- 1997 Deep Blue gana a Kasparov.
- 2004 DARPA Grand Challenge.
- 2009 Google Car.
- 2011 Watson gana al Jeopardy
- 2015 Google, Facebook y Baidu superan la inteligencia humana en imagenet
- 2016 AlphaGo vs Lee Sedol (9 de marzo).
- ...
- Robots, nanotecnología, asistentes virtuales, medicina preventiva ...

# Comentarios finales

- La minería de datos y la inteligencia artificial están revolucionando el mundo y aún están empezando.
- Cada año hay más datos, más capacidad de cómputo, más y mejores algoritmos.
- Cada año se resuelven nuevos problemas usando minería de datos.