



Diplomado en Big Data y Ciencias de Datos

Minería de Datos

Clasificación

Educación Profesional - Escuela de Ingeniería UC

Sebastián Raveau









Clasificación

Interesa definir un sistema capaz de identificar automáticamente la clase a la cual pertenece cada objeto u observación de interés

Las técnicas de clasificación son métodos de aprendizaje supervisado

Requiere de:

un conjunto de datos de entrenamiento previamente clasificados un algoritmo de clasificación (e.g. KNN)

Ejemplo





¿Es un gato? Tiene orejas puntiagudas y bigotes No tiene alas ni plumas Luce desconfiado y malvado

¡Es un gato!

Clasificación de imágenes

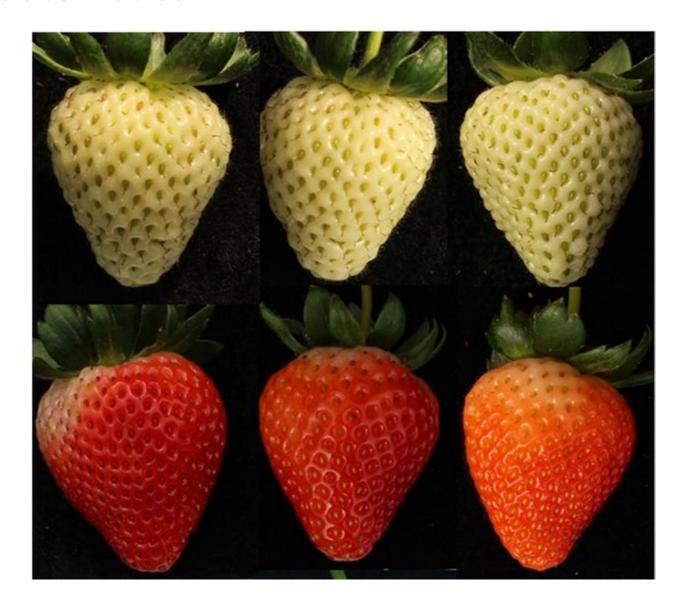


¿chihuahua o muffin?



¿perro ovejero o trapeador?

Clasificación automática



Tests médicos



Reconocimiento de patrones



Reconocimiento facial



K vecinos más cercanos (K-nearest neighbours, KNN)

KNN

Este algoritmo se basa en buscar los datos más "similares" para clasificar

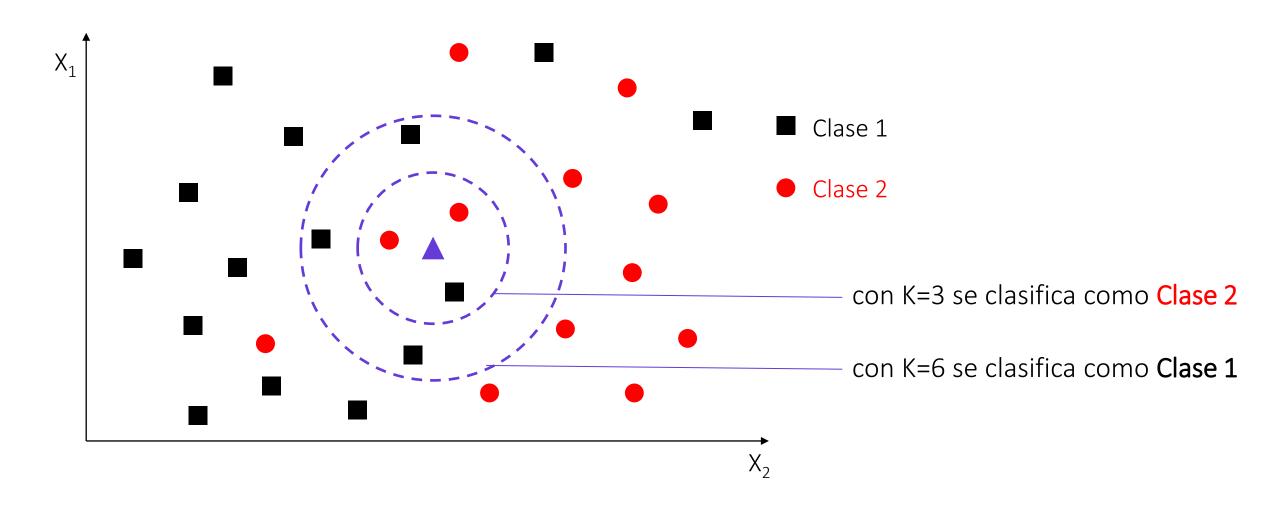
Un dato "similar" es aquel que se encuentra a poca distancia (i.e. un vecino)

Es necesario definir una métrica de distancia y también la cantidad de vecinos a considerar (i.e. K)

Cada vecino vota para clasificar y se elige por mayoría simple

KNN

Supongamos que queremos clasificar entre dos clases, a partir de dos atributos



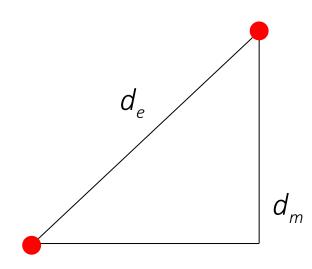
¿Cómo calcular la distancia entre dos observaciones?

Distancia Euclidiana

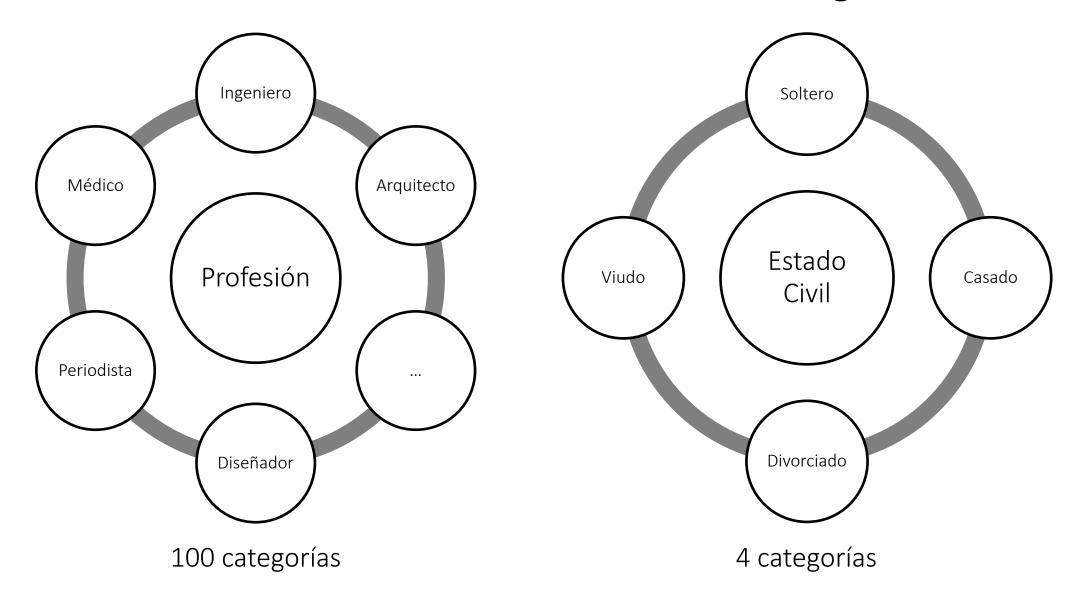
$$d_e(X,Y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}$$

Distancia Manhattan

$$d_m(X,Y) = \sum_i |x_i - y_i|$$



¿Qué hacemos con los atributos cualitativos o categóricos?



¿Qué hacemos con los atributos cualitativos?

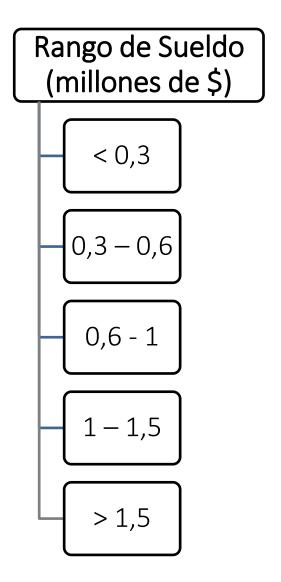
Opción 1 – Transformarlos en N variables binarias

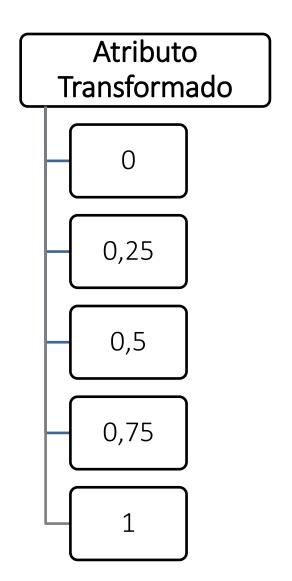
$$d(Arquitecto, Médico) = 1$$
 $d(Soltero, Viudo) = 1$

Opción 2 – Considerar la cantidad de posibles categorías

$$d(Arquitecto, Médico) = \frac{1}{100}$$
 $d(Soltero, Viudo) = \frac{1}{4}$

¿Qué hacemos con los atributos ordinales?





¿Qué hacemos con atributos en distintas escalas?

Normalizamos todos los atributos:

$$z_{ik} = \frac{x_{ik} - \min(X_k)}{\max(X_k) - \min(X_k)}$$

Todas las variables z_{ik} tendrán valores entre 0 y 1

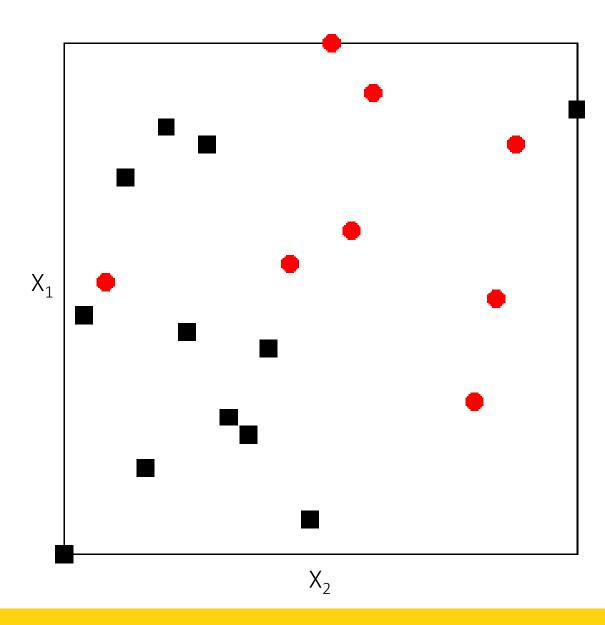
¿Qué hacemos si hay empate en los votos?

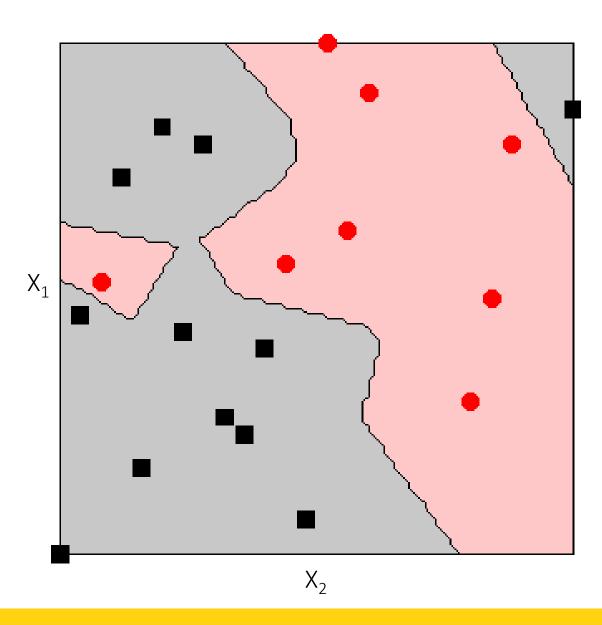
Opción 1 – Elegir un K distinto

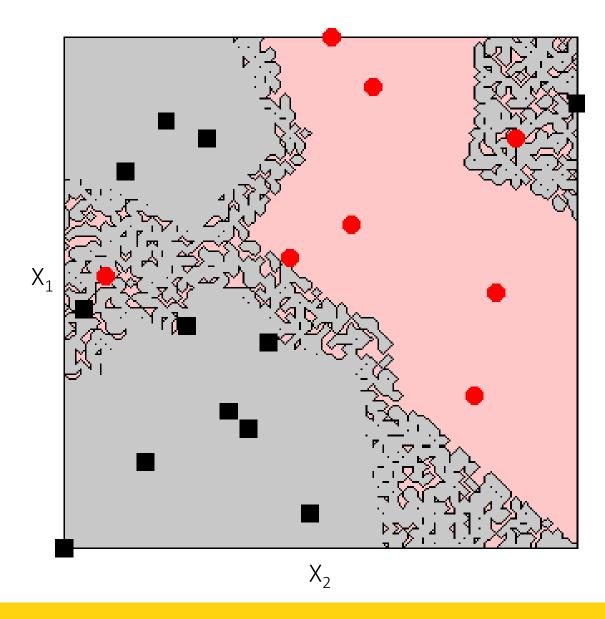
Opción 2 – Clasificar al azar entre las clases empatadas

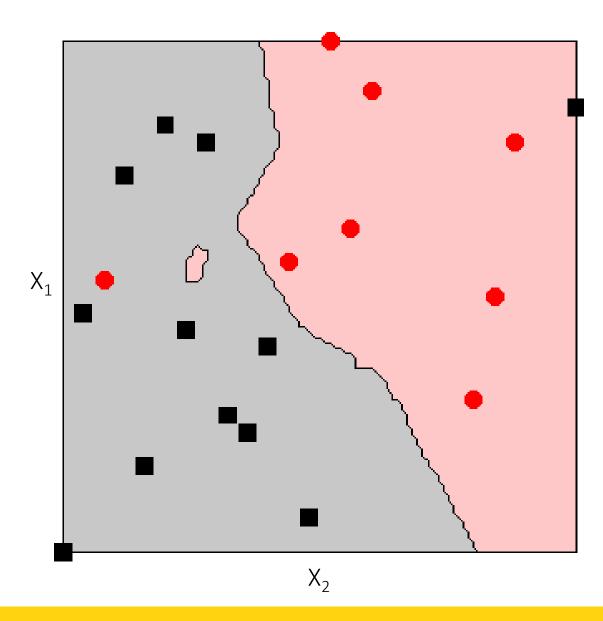
Opción 3 – Ponderar los votos según la distancia

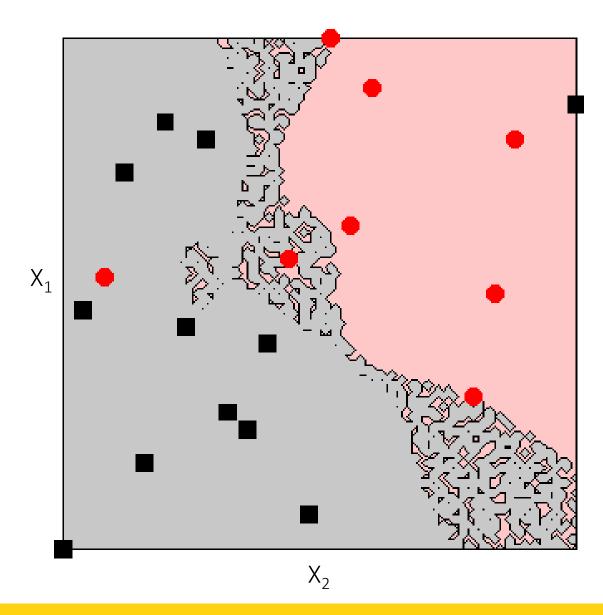
Consideremos los siguientes datos

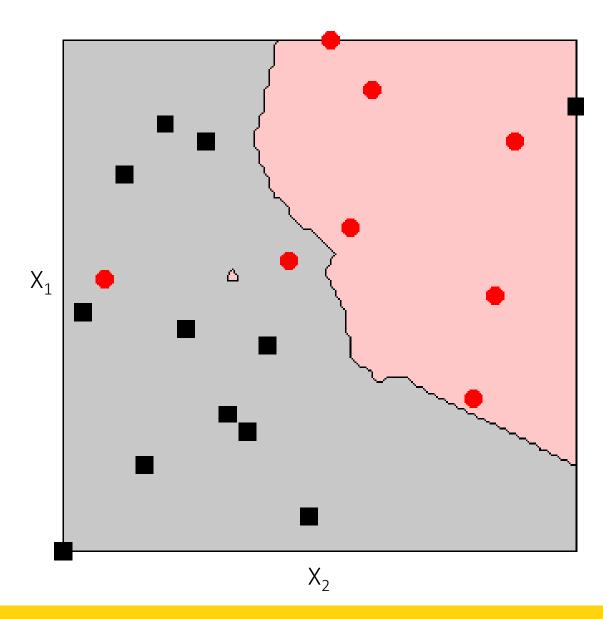








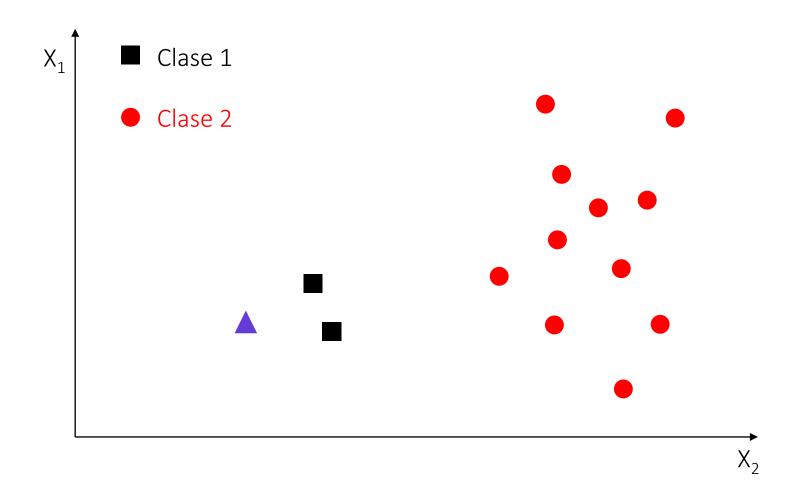




Variantes de KNN

Resultados poco intuitivos

Supongamos la siguiente situación



con K=5 se clasifica como **Clase 2**, aún cuando una clasificación más razonable sería **Clase 1**

¿Cómo podemos mejorar el algoritmo?

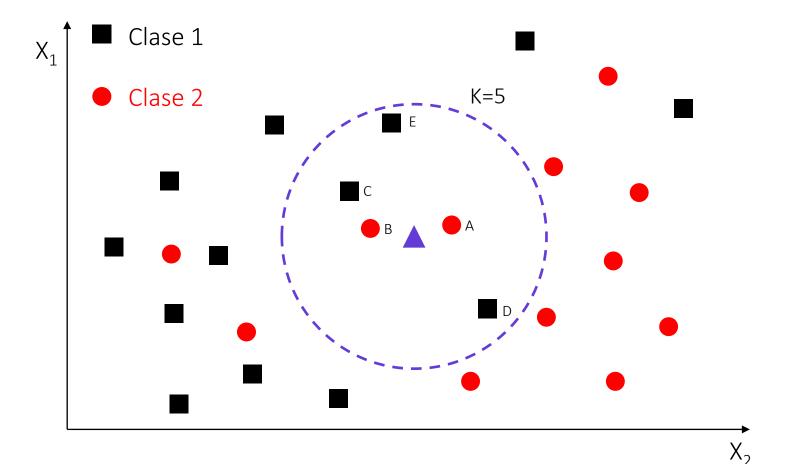
Podemos aplicar un peso a cada voto, en función de la distancia

Los pesos deben inversamente proporcionales a la distancia, de modo que el voto de observaciones más lejanas importa menos en la clasificación

Opciones de peso w del voto de Y para clasificar X:

$$w_{XY} = \frac{1}{d(X,Y)} \qquad w_{XY} = \exp\left(-\frac{d(X,Y)^2}{2}\right)$$

KNN ponderado



| Punto | Distancia | Peso (1/ <i>d</i>) |
|-------|-----------|---------------------|
| Α | 0,3 | 3,33 |
| В | 0,4 | 2,50 |
| С | 0,9 | 1,11 |
| D | 1,2 | 0,83 |
| E | 1,5 | 0,67 |

La Clase 2 tiene 5,83 votos
ponderados, mientras que la
Clase 1 tiene 2,61 votos
ponderados

Comentarios finales

Ventajas de KNN

Método simple e intuitivo

Se puede utilizar para clasificar todo tipo de datos

Buen método de clasificación si se cuenta con hartos datos

Desventajas de KNN

Seleccionar K no es trivial

El método radica por completo en la etapa de entrenamiento

La etapa de validación es computacionalmente más demandante que la etapa de entrenamiento (contrario a lo habitual)

Clasificación supervisada

Existen distintos enfoques para responder la misma pregunta

En este curso veremos tres:

Árboles de clasificación

KNN

Regresión logística