## Fundamentos de Ciencias de Datos

Semana 14 - Outliers

Un **outlier** es un punto considerablemente "diferente" al resto de los datos

Ya hemos hablado de la presencia de ciertos outliers en los datasets que hemos revisado en el curso

Pero, ¿cómo detectamos los outliers?

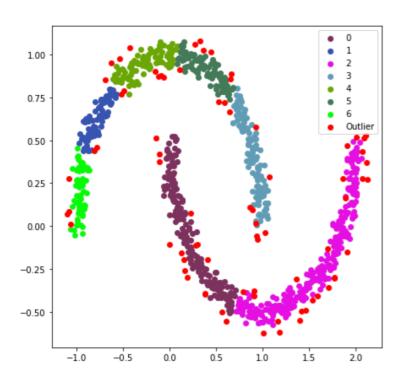
# Outliers Búsqueda

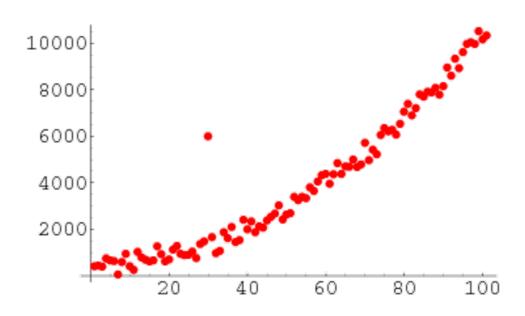
Si tenemos una columna, podemos definir un **outlier** como puntos con valor por sobre/bajo cierto threshold

Podemos usar técnicas visuales para ver puntos alejados de donde se encuentra "la mayoría de los puntos"

También existen técnicas estadísticas para detectar outliers

# Outliers Ejemplos

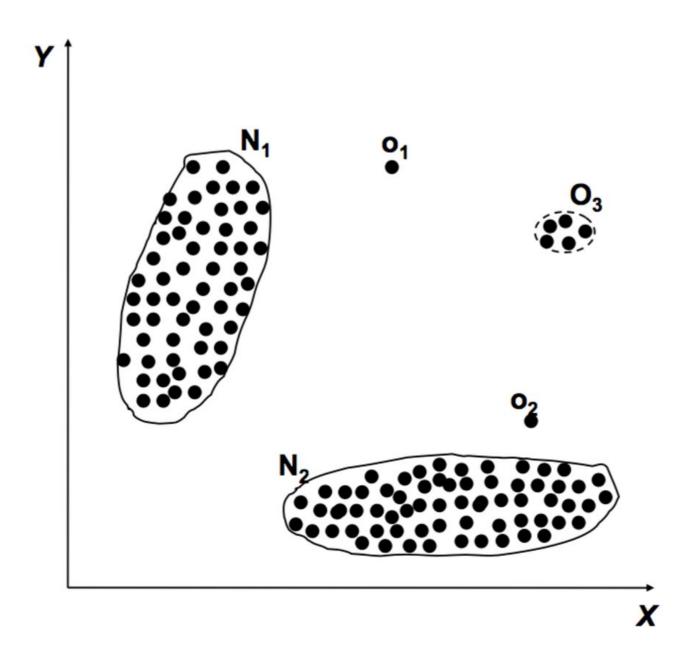




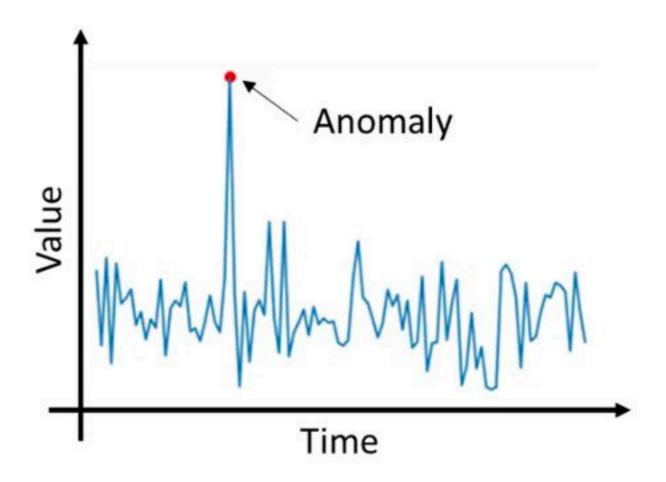
**Ojo.** La noción de outlier es subjetiva, y depende del dominio de nuestro problema

Los métodos de detección buscan un patrón para la mayoría de los datos, y luego se buscan anomalías para esa distribución

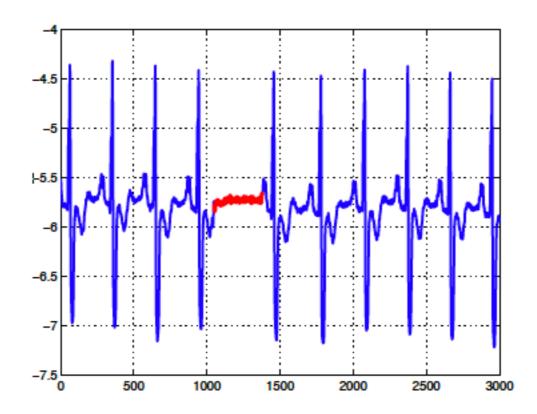
Ejemplo - puntos anómalos



Ejemplo - anomalía en el contexto



Ejemplo - secuencia anómala



Pensemos por ejemplo en las ventas de alcohol gel, mascarillas, desinfectantes antes del 2020 y durante el 2020

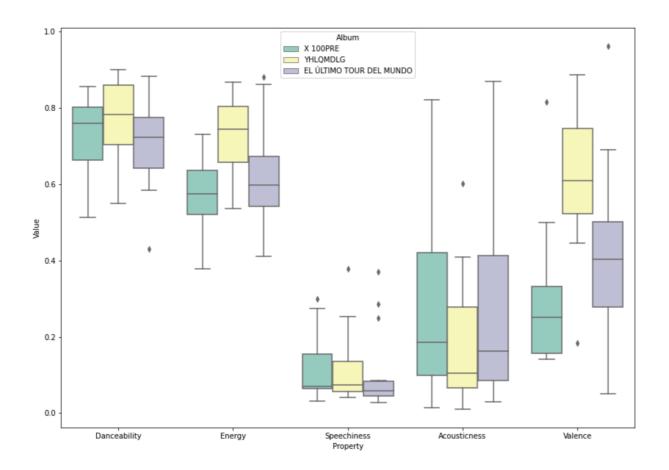
¿Crees que cambia la distribución?

### Métodos para encontrar outliers:

- Visuales
- Estadísticos
- Basados en distancia
- •

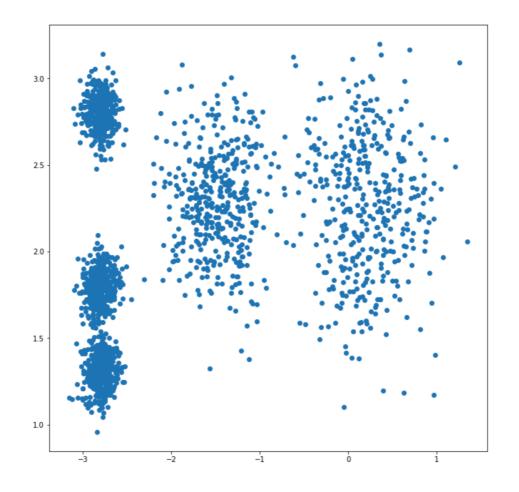
**Boxplot** 

En un boxplot los puntos más allá de las barras indican un outlier; en general un outlier está a más de 1.5 veces el rango intercuartil



# Detección de Outliers Scatterplot

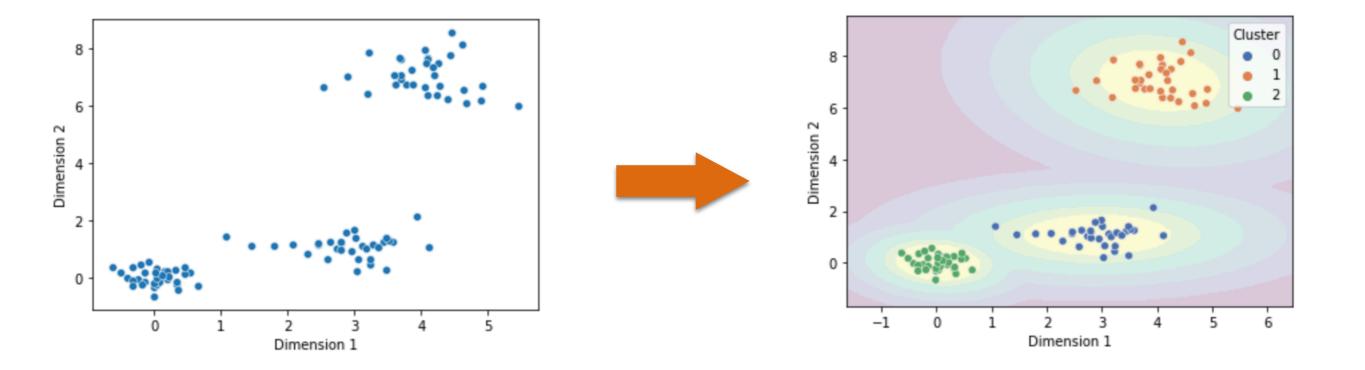
También podemos ver outliers en los scatterplot, por ejemplo, ¿cuáles creen que son outliers en la siguiente imagen?



Una técnica famosa para encontrar outliers es usar un modelo parecido a K-Means llamado Gaussian Mixture Model (GMM)

Este algoritmo, en vez de trabajar solamente con un centroide, también trabaja con la matriz de covarianza

Este modelo, a diferencia de K-Means, captura mejor clusters que son "ovalados"

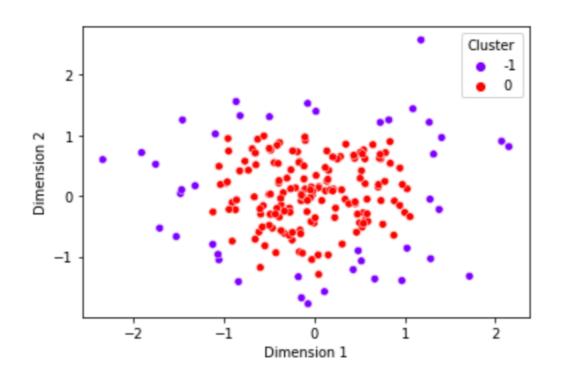


Aquí asumimos que cada *cluster* viene de una distribución gausiana (generalizada para **n** dimensiones)

Si hay un punto en las zonas donde la densidad de probabilidad es baja, se clasifica como outlier

# Detección de Outliers DBSCAN

En la clase de clustering vimos el algoritmo DBSCAN, que busca zonas de alta densidad



#### **DBSCAN**

- Para cada instancia, contamos cuantas instancias están dentro de un rango  $\epsilon$
- Si una instancia tiene al menos m instancias cerca (según  $\epsilon$ ), se considera una instancia core
- Todas las instancias en el vecindario de una instancia core pertenecen al mismo cluster; esta vecindad puede tener otra instancia core
- Una secuencia de instancias core adyacentes forman un cluster
- Toda instancia no core es un outlier

Otra técnica utilizada para detectar outliers es KNN

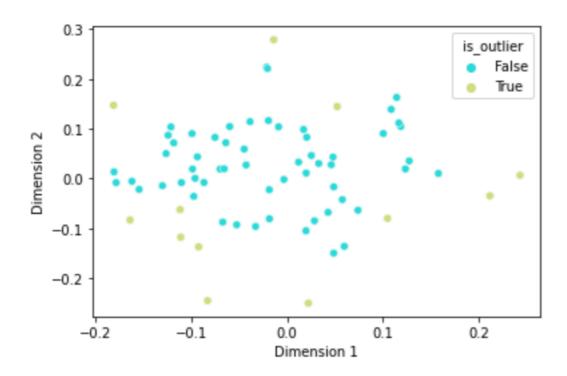
Este es un modelo de clasificación supervisado que funciona de la siguiente manera: veo mis K vecinos más cercanos, y mi etiqueta será la etiqueta más repetida entre mis vecinos

Ahora, ¿qué pasa si mis K vecinos más cercanos están muy lejos?

**KNN** 

KNN puede clasificar como outlier en alguno de los siguientes casos:

- Calculo la distancia al k vecino más cercano para cada punto y los ordeno de mayor a menor según esta distancia; los primeros p puntos (yo escojo p) son outliers
- En vez de usar la distancia al k vecino ocupo el promedio de los primeros k vecinos
- Aquellos puntos que tienen menos de p vecinos dentro de una distancia d



Métodos basados en distancia

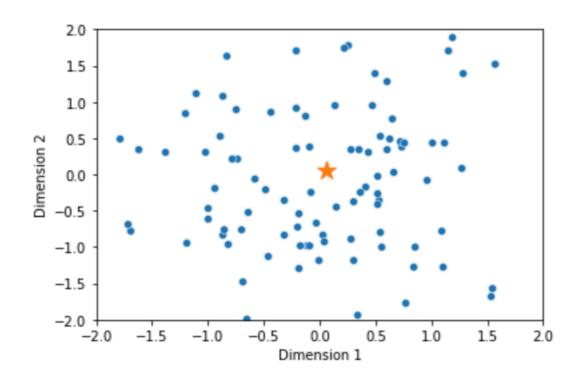
Otra forma de detectar outliers es tomar la media de los datos y calcular la distancia a cada punto desde la media

Dejamos como outliers los puntos más lejanos

Podemos hacer esto para cada *cluster*, en caso de tener más de uno

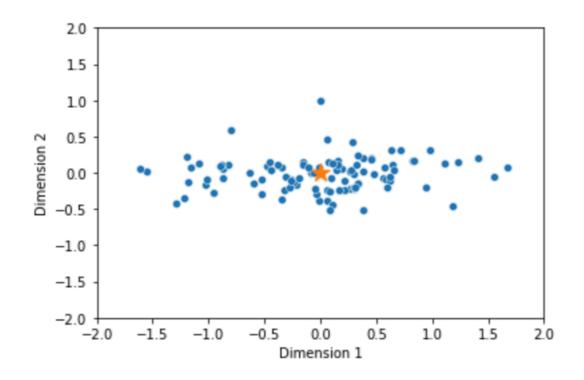
Métodos basados en distancia

¿Cuáles son los puntos más lejanos a la media en este caso?



Métodos basados en distancia

Ahora, considera este dataset



¿Es lo mismo desviarse de la media en una unidad en el eje **x** y en el eje **y**?

Distancia de Mahalanobis

La distancia de Mahalanobis tiene en cuenta la "forma" de los datos

La distancia entre dos puntos que vienen del mismo dataset es:

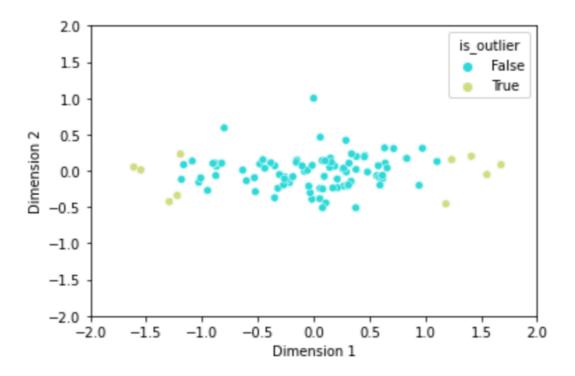
$$d(\overrightarrow{x}, \overrightarrow{y}) = \sqrt{(\overrightarrow{x} - \overrightarrow{y})^T S^{-1} (\overrightarrow{x} - \overrightarrow{y})}$$

Donde  $S^{-1}$  es la inversa de la matriz de covarianza

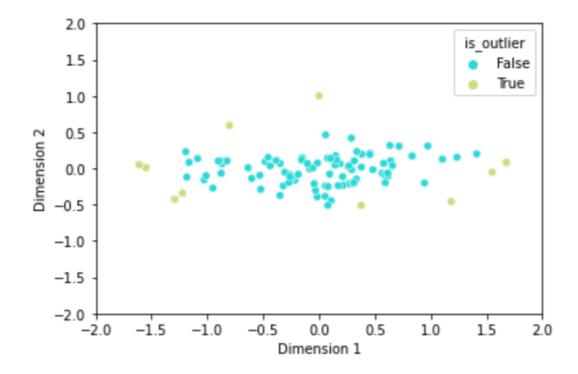
Distancia de Mahalanobis

En la formula anterior, la matriz de covarianza nos ayuda entregar la información de la forma de la distribución de los datos

Outliers con distancia euclidiana

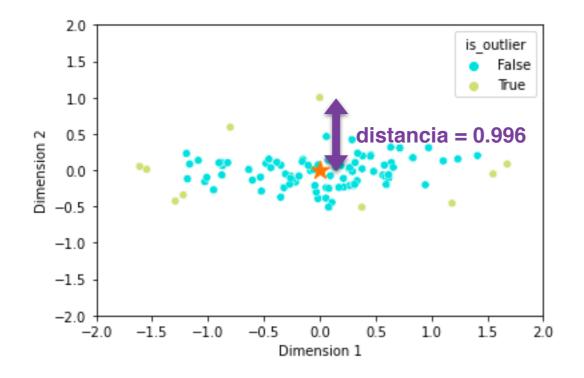


Outliers con distancia mahalanobis

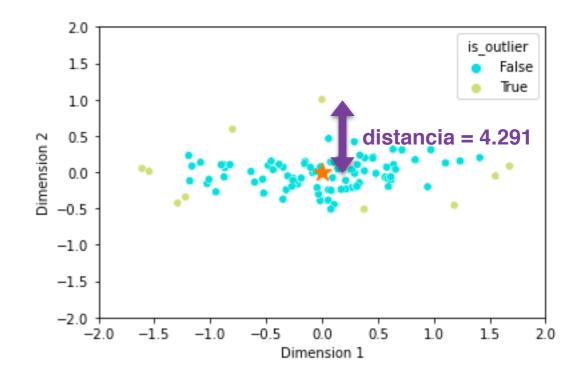


Ejemplo - Diferencia entre distancias

#### Euclidiana



#### Mahalanobis



## Fundamentos de Ciencias de Datos

Semana 14 - Outliers