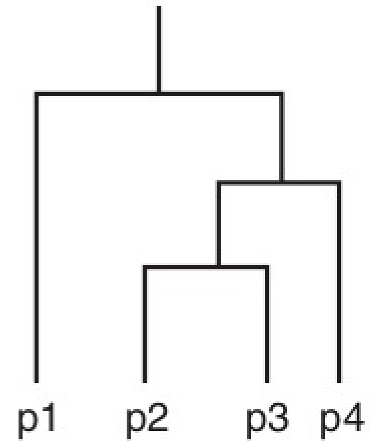
IIC 2433 Minería de Datos

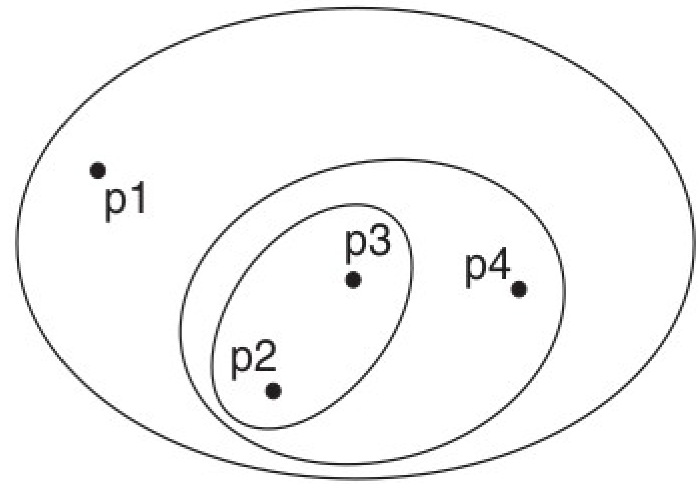
https://github.com/marcelomendoza/IIC2433

- HAC -

Clustering Jerárquico

Idea:



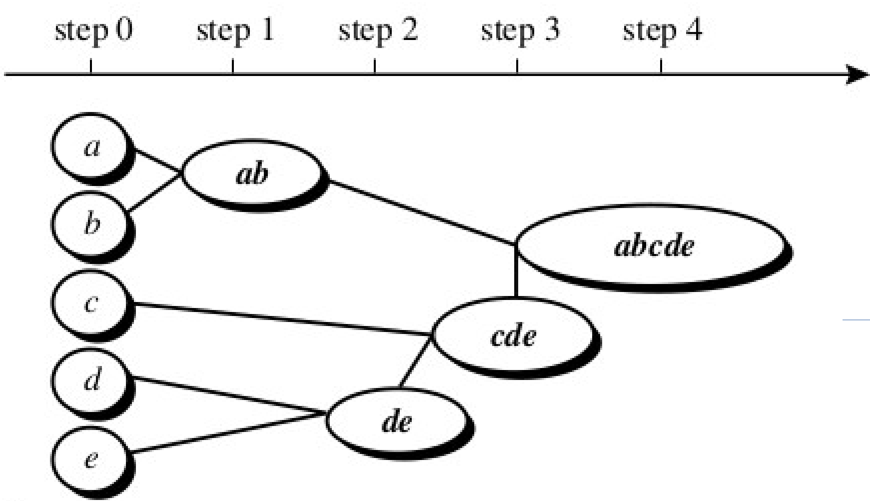


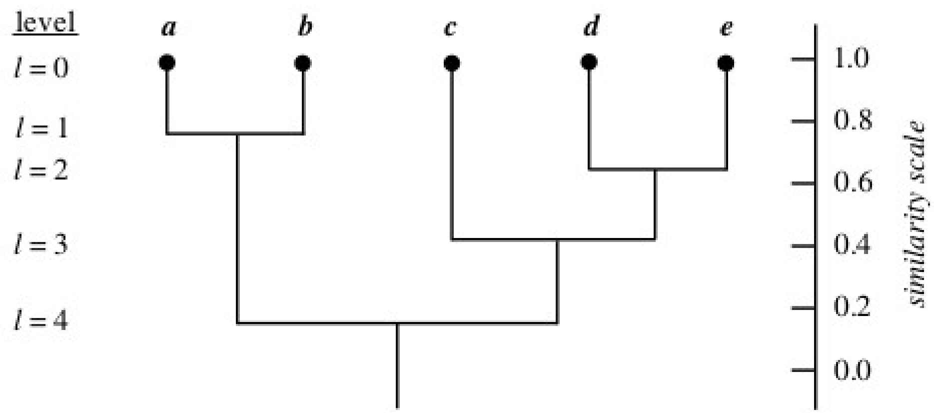
Algorithm Basic agglomerative hierarchical clustering algorithm.

1: Compute the proximity matrix, if necessary.
2: **repeat**
3:     Merge the closest two clusters.
4:     Update the proximity matrix to reflect the proximity between the new cluster and the original clusters.
5: **until** Only one cluster remains.

Clustering Jerárquico

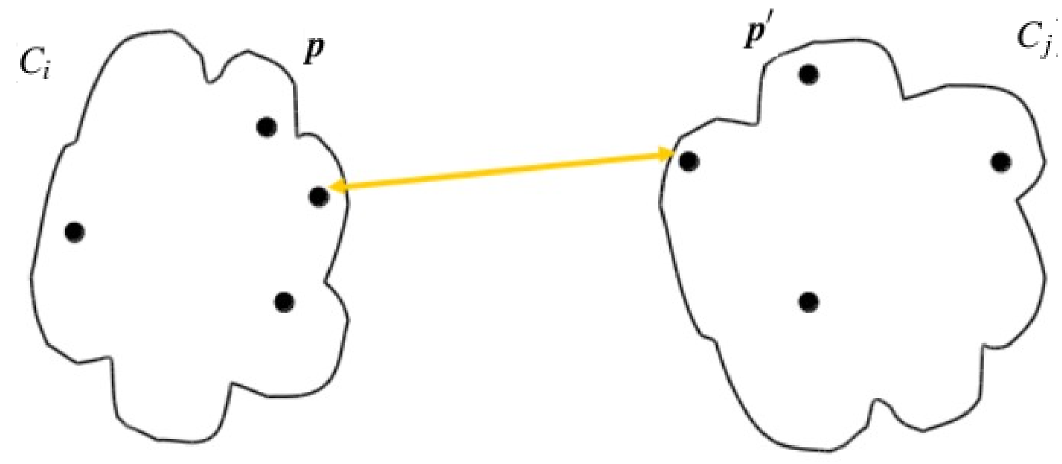
aglomerativo





Clustering Jerárquico Aglomerativo

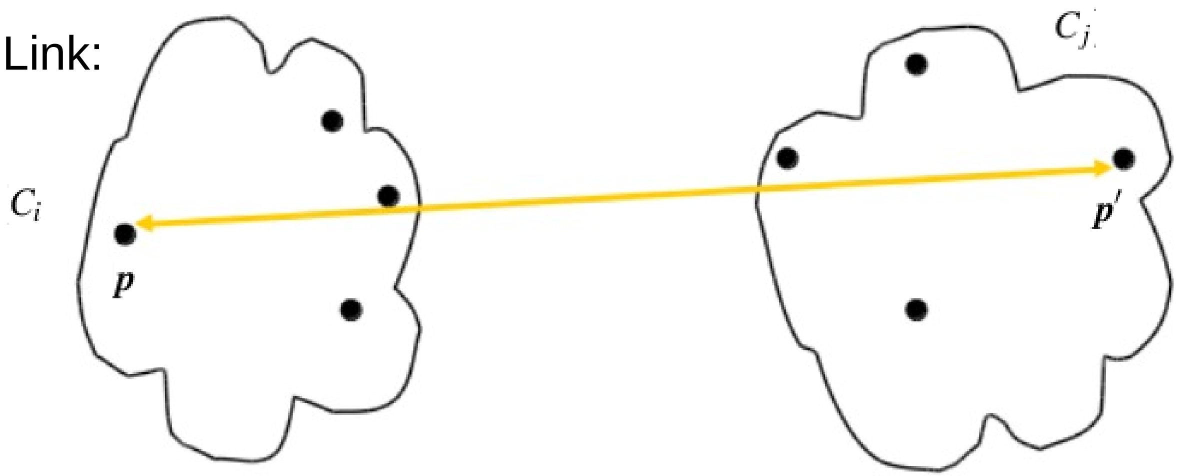
Single Link:



$$d_{min}(C_i, C_j) = \quad min_{\mathbf{p} \in C_i, \mathbf{p}' \in C_j} |\mathbf{p} - \mathbf{p}'|$$

Clustering Jerárquico Aglomerativo

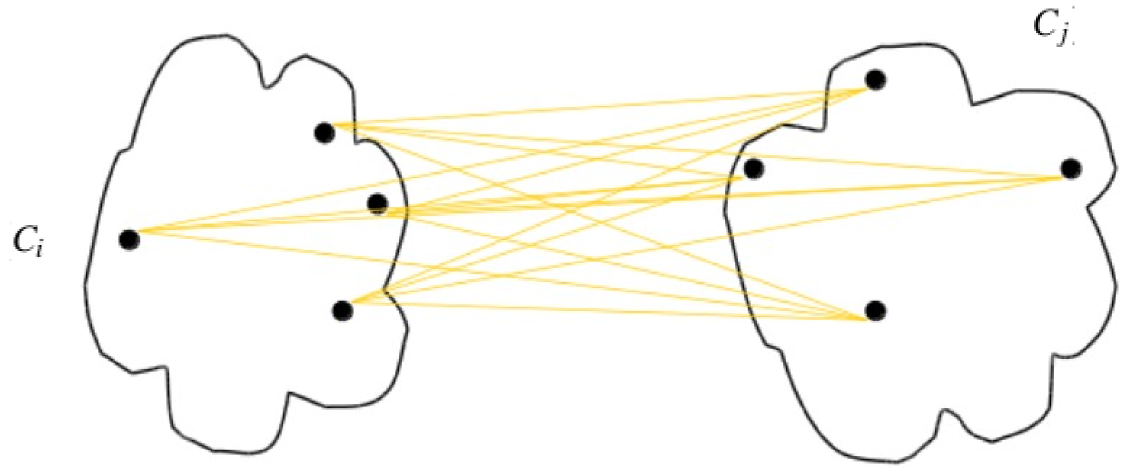
Complete Link:



$$d_{max}(C_i, C_j) = \quad max_{\boldsymbol{p} \in C_i,\, \boldsymbol{p}' \in C_j} |\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}'|$$

Clustering Jerárquico Aglomerativo

Average Link:



$$d_{avg}(C_i, C_j) = \frac{1}{n_i n_j} \sum_{\boldsymbol{p} \in C_i} \sum_{\boldsymbol{p}' \in C_j} |\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}'|$$

Clustering Jerárquico Aglomerativo

Método de Ward:

#datos de cada cluster

$$\Delta(A,B) = \sum_{i \in A \bigcup B} ||\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{m}_{A \bigcup B}||^2 - \sum_{i \in A} ||\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{m}_A||^2 - \sum_{i \in B} ||\overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{m}_B||^2 = \frac{n_A n_B}{n_A + n_B} ||\overrightarrow{m}_A - \overrightarrow{m}_B||^2$$

Centroide del nuevo cluster

Clustering Jerárquico Aglomerativo

Método de Ward:

#datos de cada cluster

$$\Delta(A,B) = \sum_{i \in A \bigcup B} ||\vec{x_i} - \vec{m}_{A \bigcup B}||^2 - \sum_{i \in A} ||\vec{x_i} - \vec{m}_A||^2 - \sum_{i \in B} ||\vec{x_i} - \vec{m}_B||^2 = \frac{n_A n_B}{n_A + n_B} ||\vec{m}_A - \vec{m}_B||^2$$

Centroide del nuevo cluster

$$\sim \quad d_{mean}(C_i, C_j) = \quad |\boldsymbol{m_i} - \boldsymbol{m_j}|$$

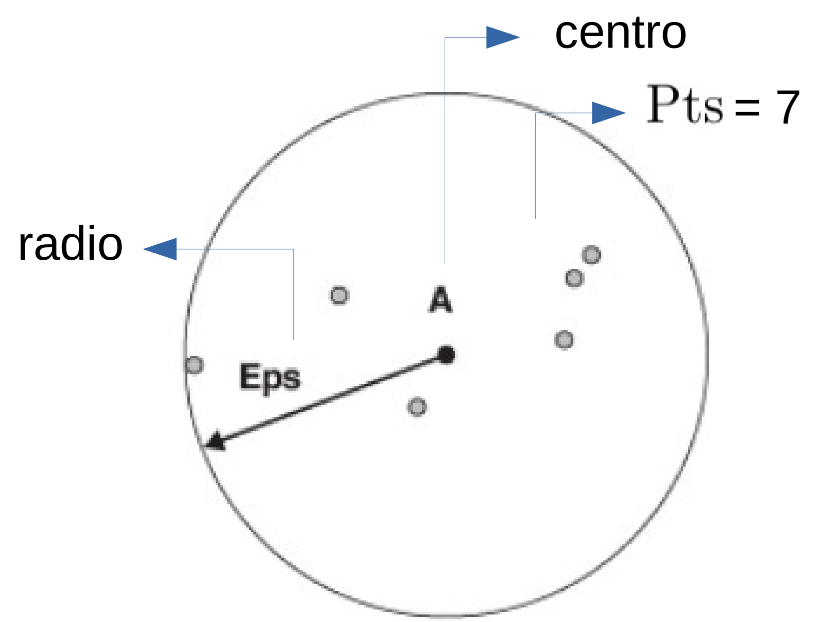
- DBSCAN Y OPTICS -

DBSCAN

Density-based clustering

Idea: Interpretar regiones de alta densidad como clusters.

Enfoque: Center-based density



Noción de densidad: Circunferencia centrada en **A** de radio mínimo **Eps** tal que contiene al menos **MinPts** vecinos.

DBSCAN

La noción de densidad centrada en puntos nos permite clasificar los datos en tres categorías:

Dado MinPts y Eps : ← hiperparámetros

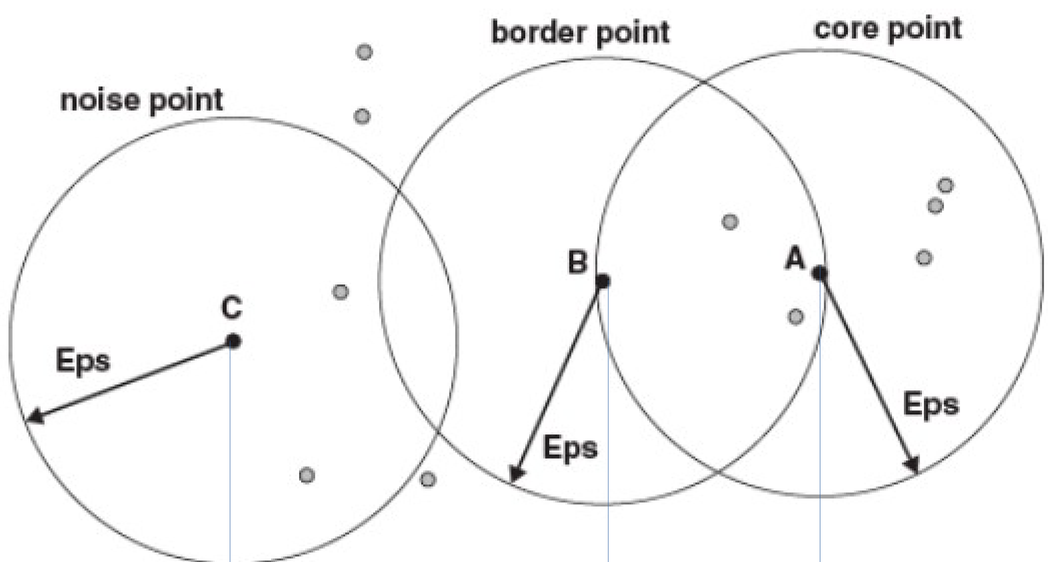
- **Core point**: un dato es un **core point** si la circunferencia de radio Eps centrada en torno del dato cumple que $\mathrm{MinPts} \leq \mathrm{Pts}$

- **Border point**: un dato es un **border point** si no es un core point pero pertenece al vecindario de un core point.

- **Noise point**: Un dato es un **noise point** si no cumple con ninguna de las definiciones anteriores.

DBSCAN

$\mathrm{MinPts} = 7$ ✓



$\mathrm{MinPts} \nleq \mathrm{Pts}$

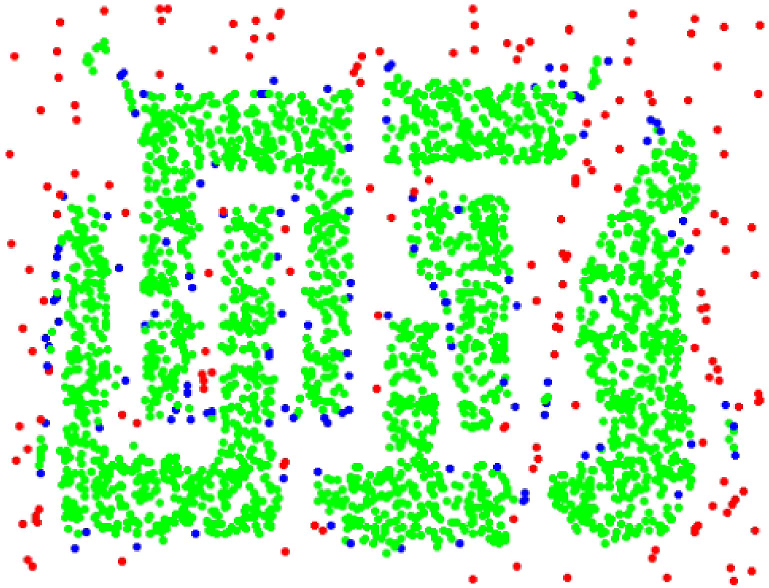
$\mathrm{MinPts} \nleq \mathrm{Pts}$

$\mathrm{MinPts} \leq \mathrm{Pts}$

pero $B \in \odot(A, \mathrm{Eps})$

DBSCAN

Ejemplo:



Core, border y noise points (verde, azul y rojo, resp.)

DBSCAN

Algoritmo:

Algorithm DBSCAN algorithm.
1: Label al. points as core, border, or noise points.
2: Eliminate noise points.
3: Put an edge between all core points that are within *Eps* of each other.
4: Make each group of connected core points into a separate cluster.
5: Assign each border point to one of the clusters of its associated core points.

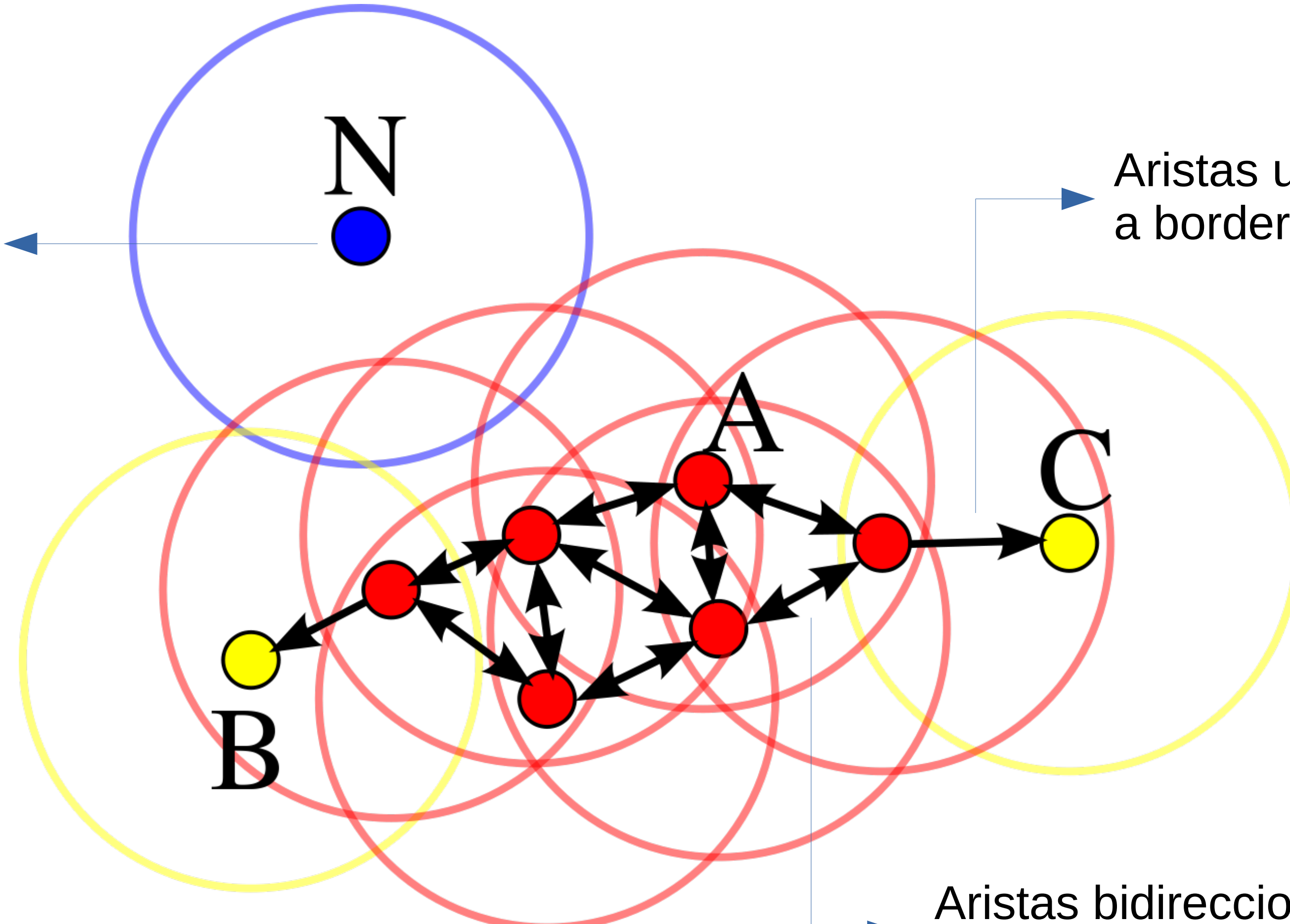
DBSCAN construye un grafo de vecinos cercanos y lo colorea usando componentes conexas

DBSCAN

Grafo dirigido construido conectando core points y border points:

Noise points
disconexos

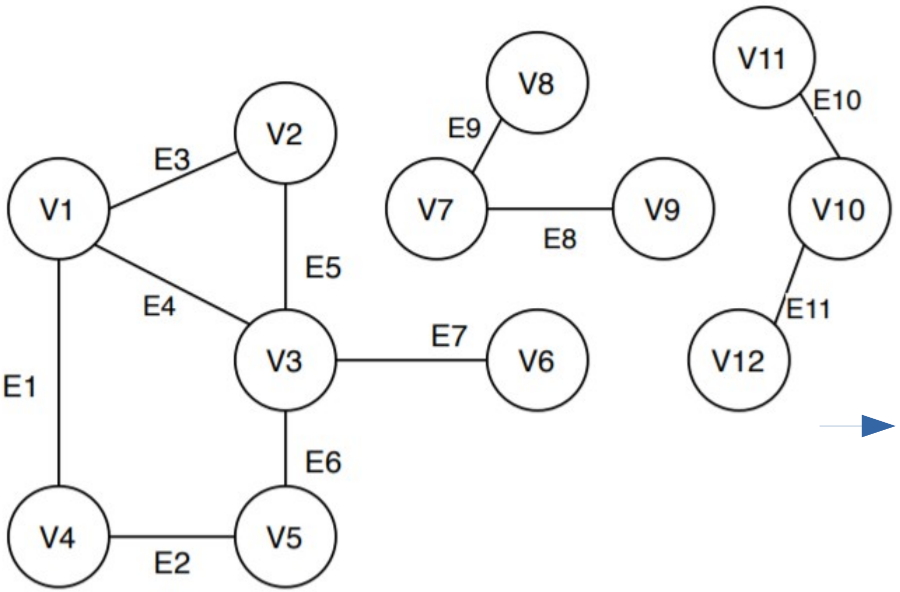
Aristas unidireccionales
a border points

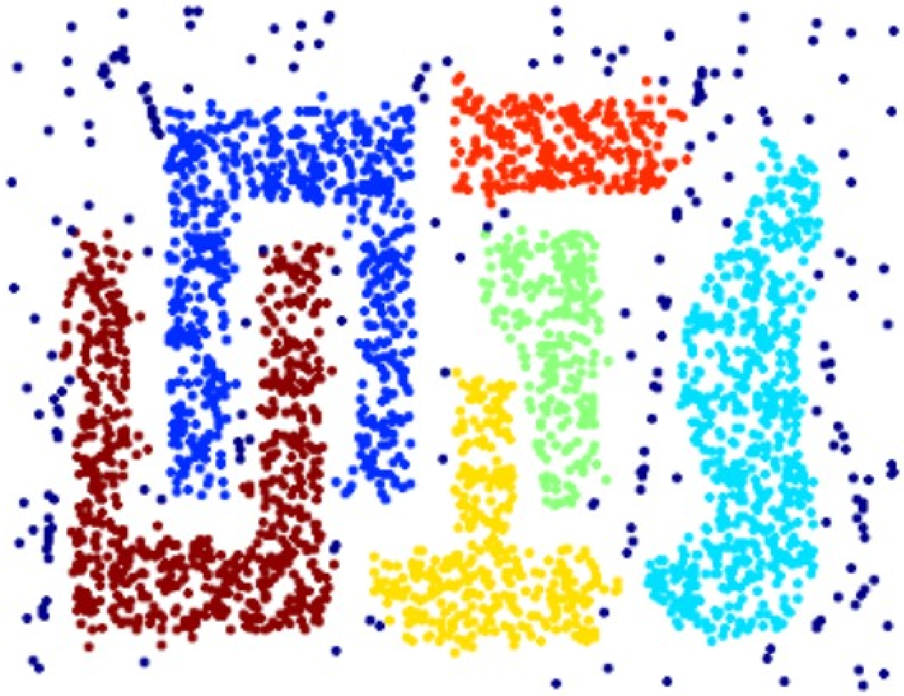


Aristas bidireccionales
entre core points (CC)

DBSCAN

Componentes conexas en DBSCAN:

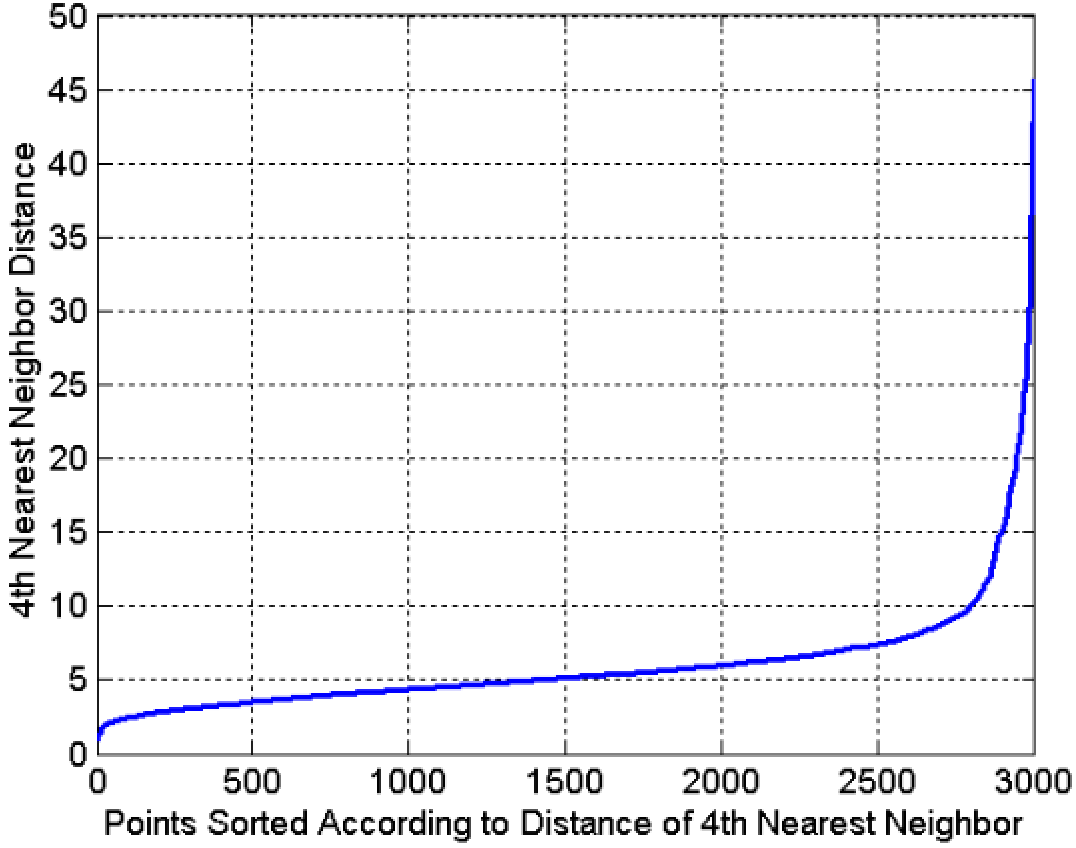




DBSCAN

Sintonización del algoritmo

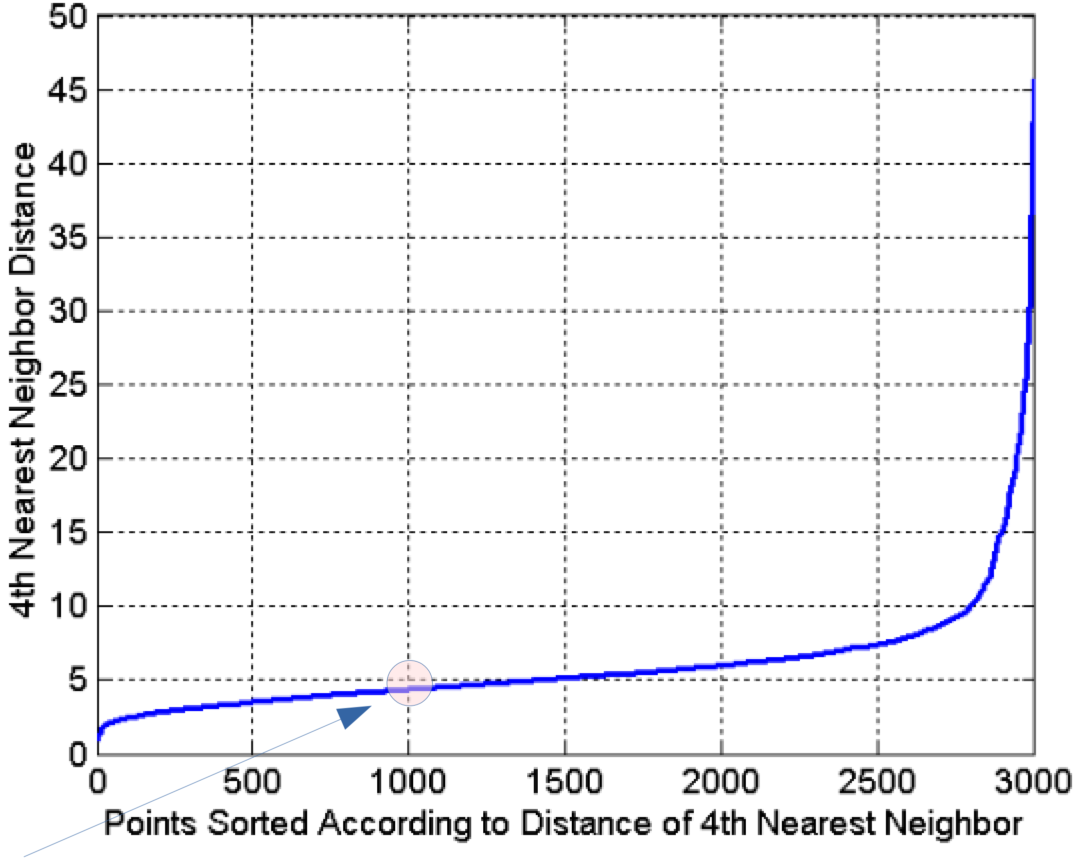
k-dist plot (*k=4*) ← MinPts (candidato)



DBSCAN

Sintonización del algoritmo

k-dist plot (*k=4*) ← MinPts (candidato)



1000 puntos tienen a lo más distancia = 5 a su 4° vecino

Si EPS = 5 y MinPts = 5 → 1000 core points

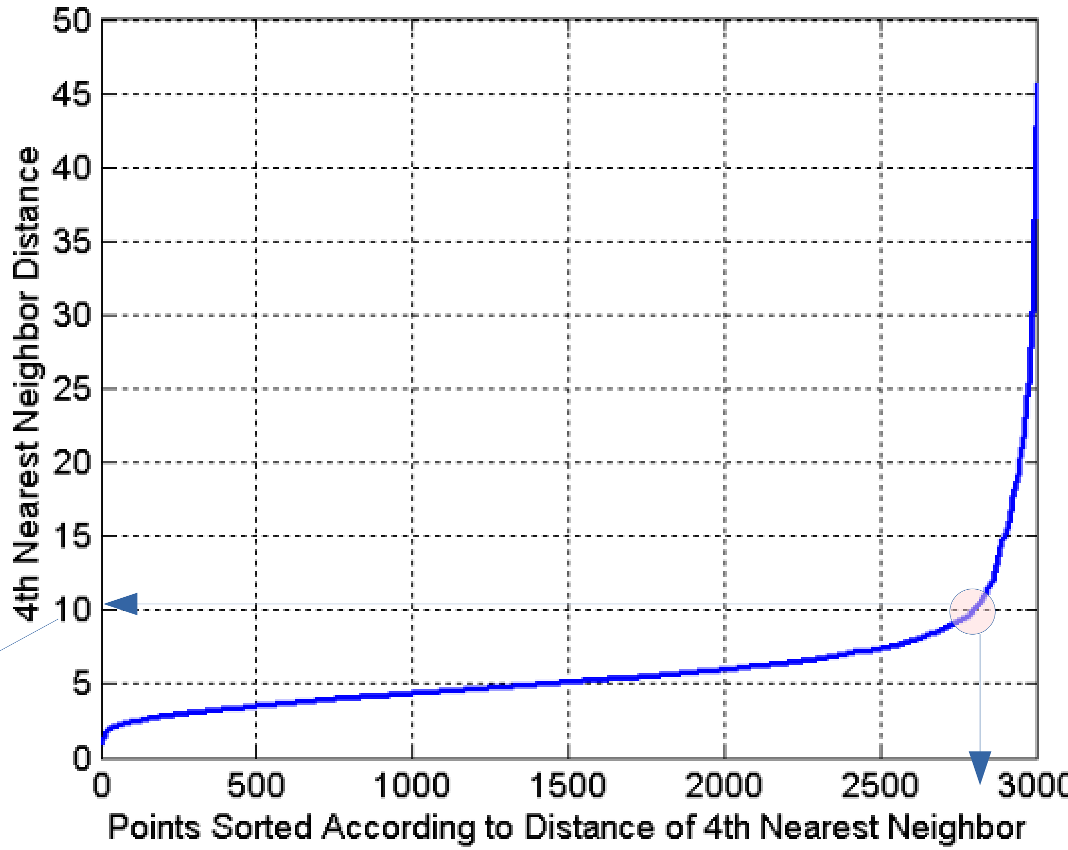
Notar que si aumento EPS, los clusters son menos densos

DBSCAN

Sintonización del algoritmo

MinPts

k-dist plot (*k=4*) MinPts (candidato)



Use un valor de EPS mayor que 10

Eps

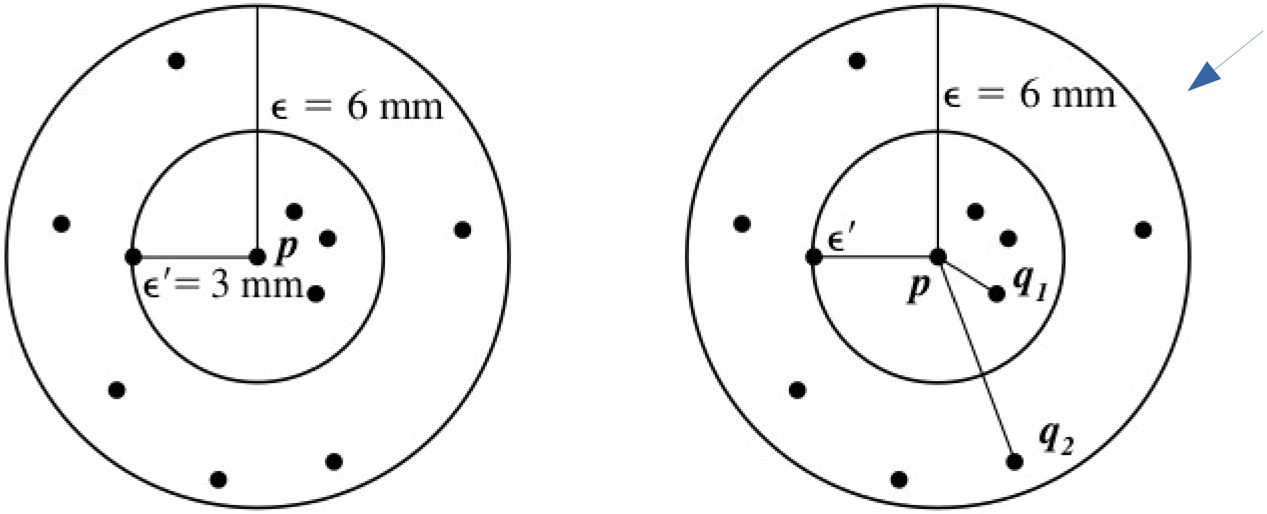
Noise points (< 10%)

OPTICS

OPTICS usa MinPts fijo, lo que permite definir qué es un CORE point.

Si aumento el valor de EPS, los clusters densos quedarán contenidos en los nuevos clusters.

reachability-distance(p, q1) = ϵ'
reachability-distance(p, q2) = d(p, q2)

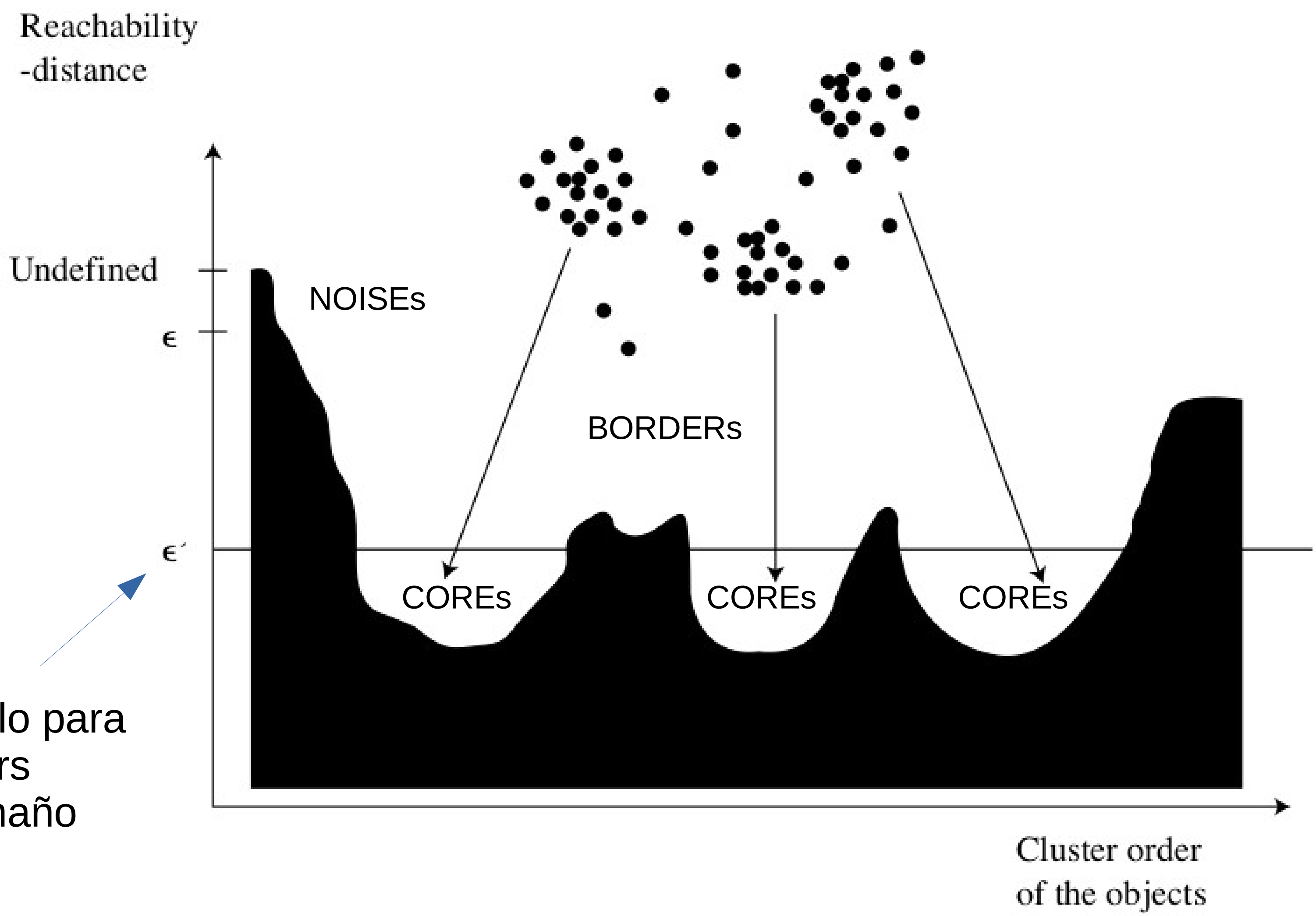


Se define la **core-distance** de *p* como el menor EPS para el cual *p* es CORE.

La **reachability-distance** entre *q* y *p* es el mayor valor entre la **core-distance** de *p* y la distancia Euclideana entre *p* y *q*.

OPTICS

OPTICS ordena los objetos según su **reachability-distance** a los CORE point.



Puedo ajustarlo para que los clusters tengan un tamaño mínimo