INTRODUCCIÓN A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL
CLASE 3

AGENDA

- **APRENDIZAJE NO SUPERVISADO.**
- **CLUSTERING.**
- **K-MEANS**
- **EJEMPLOS.**

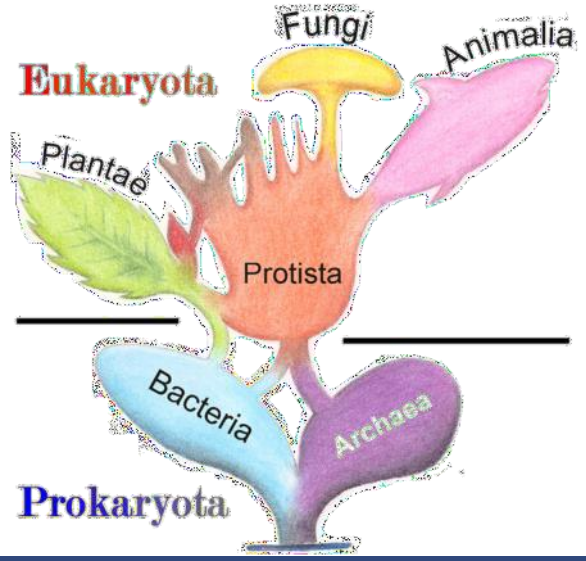
APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Aprendizaje No Supervizado: Generalmente se habla de **algoritmos de Agrupamiento (Clustering)**, que tiene como objetivo realizar una **separación de elementos** en diferentes **grupos** que **poseen** ciertas **características en común.**

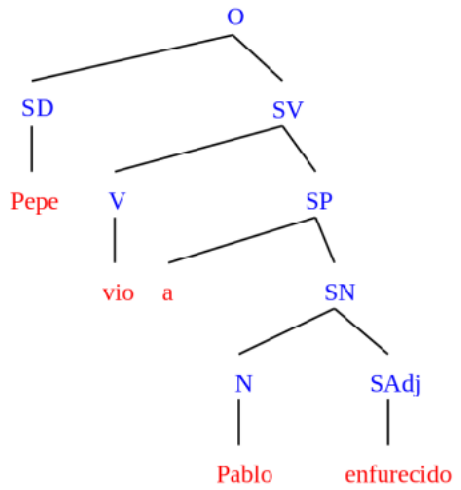
Datos: El algoritmo de entrenamiento no utiliza una variable objetivo (target)

APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

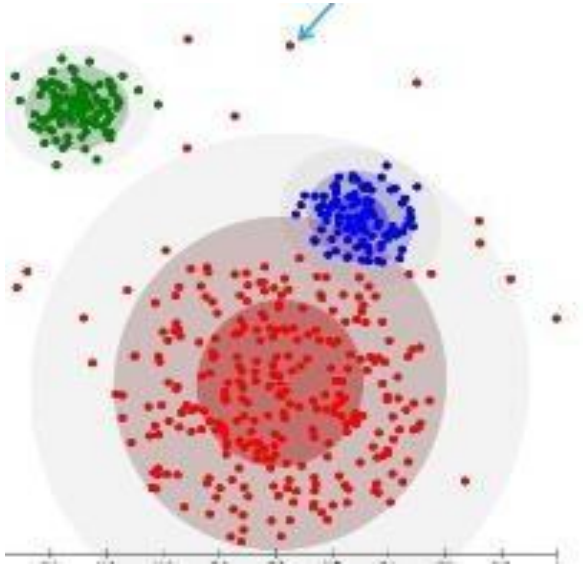
Clasificación de especies



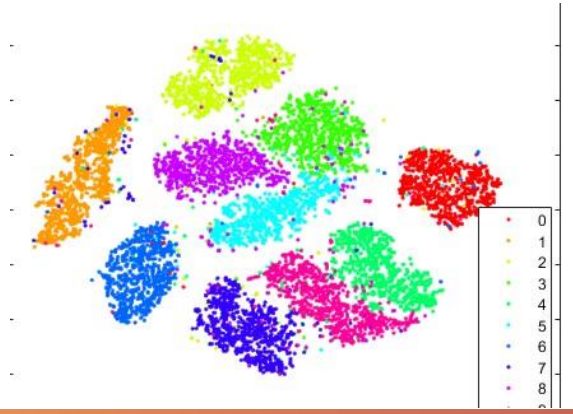
Proc. lenguaje natural



Detección de anomalías

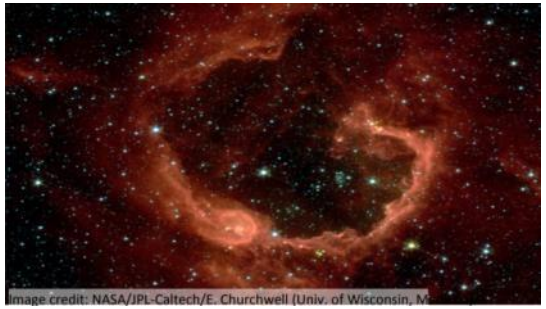


Reducción de Dimensionalidad



Redes sociales/Mercado

Datos astronómicos



AGRUPAMIENTO (CLUSTERING)

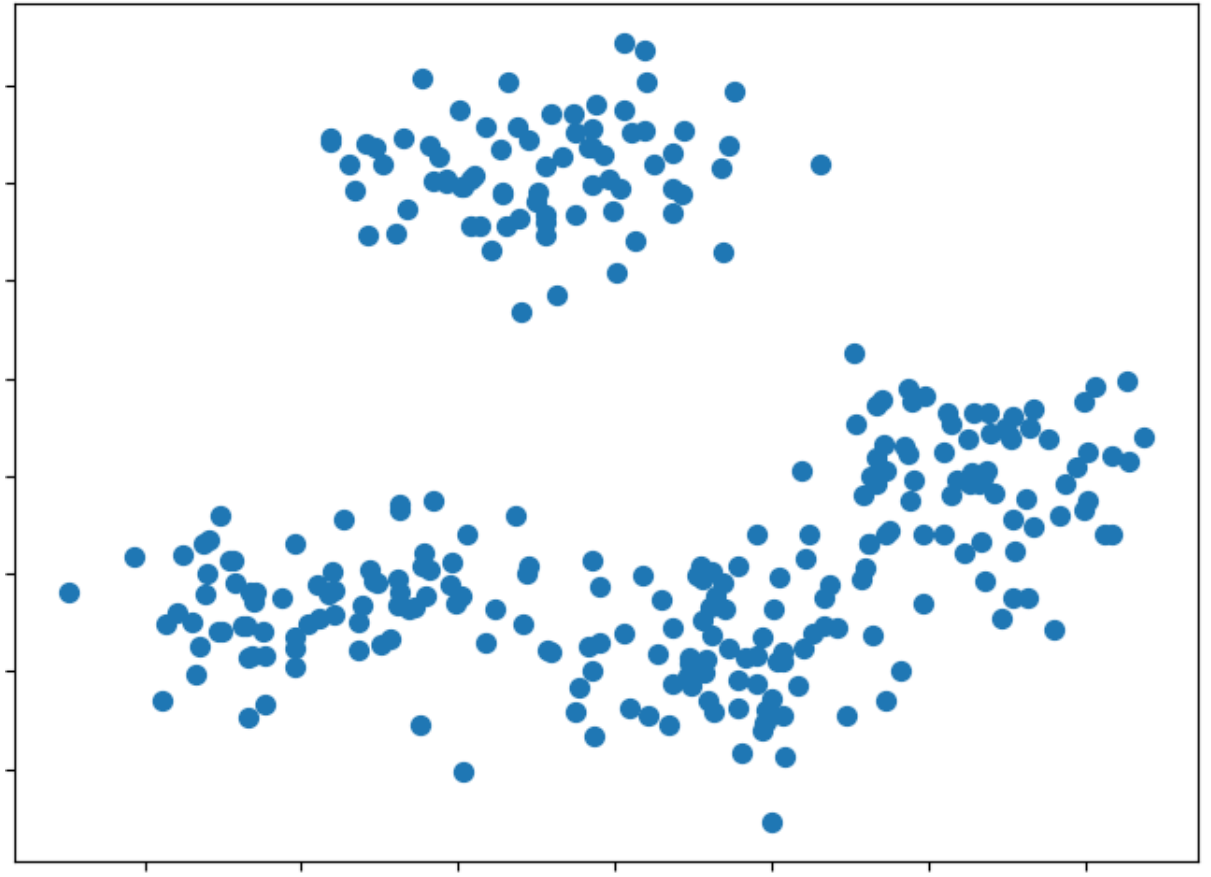
¿cómo agruparía las bolas del juego de Pool en diferentes conjuntos?

¿Qué característica necesito?
¿Cuántos conjuntos necesito?

Podrían agruparse **por color** (rojas, amarillentas, azuladas).
En **orden por sus valores**.
Por su **función en el juego (lisas, rayadas**).

AGRUPAMIENTO (CLUSTERING)

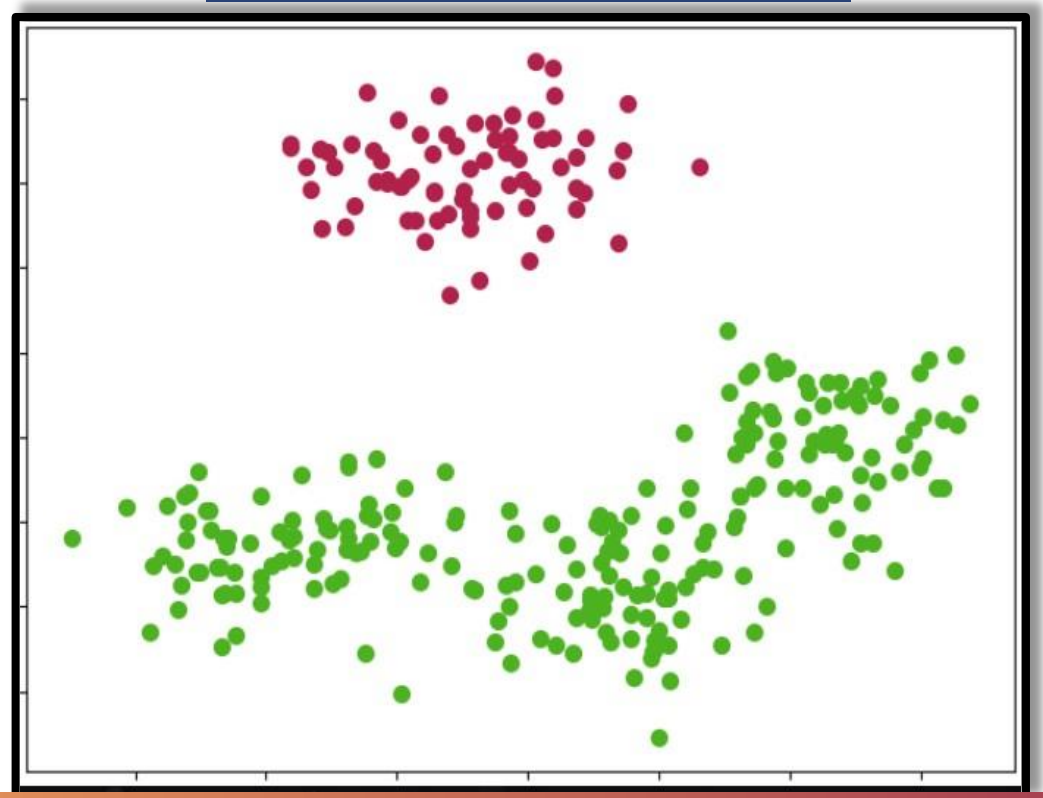
¿cómo agruparía los siguientes puntos?



AGRUPAMIENTO (CLUSTERING)

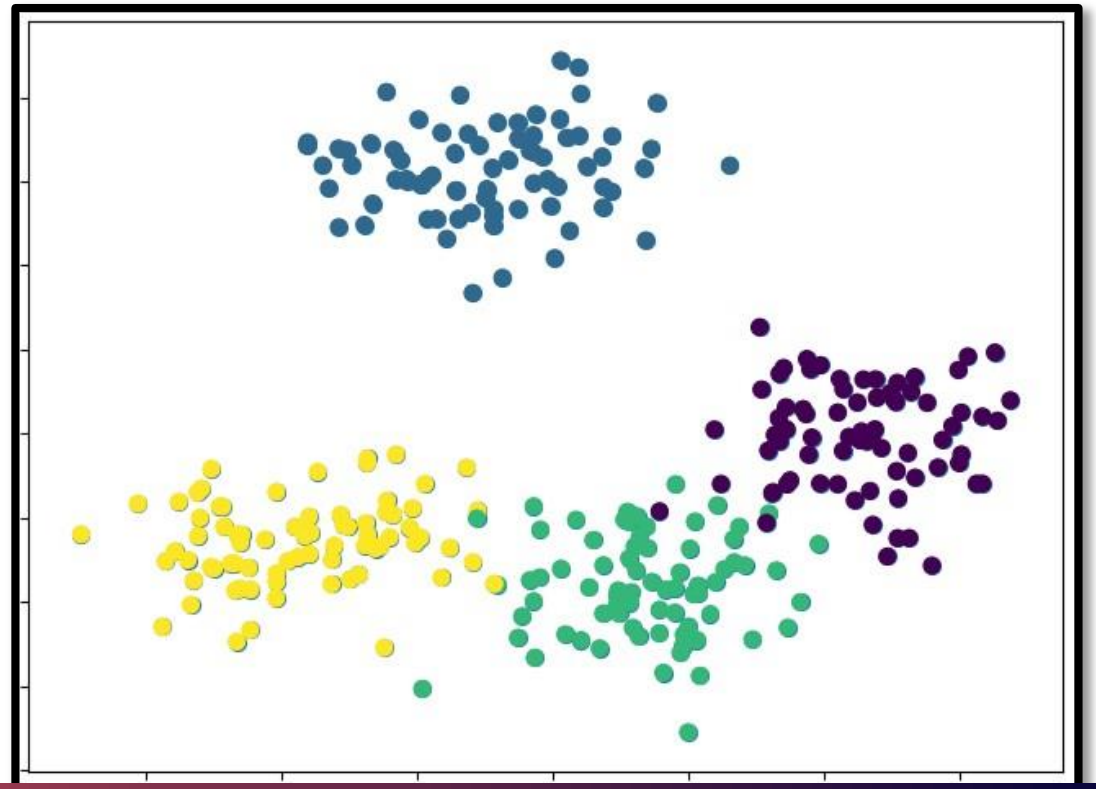
Diferentes grupos sobre los mismos datos

Ejemplo con 2 grupos

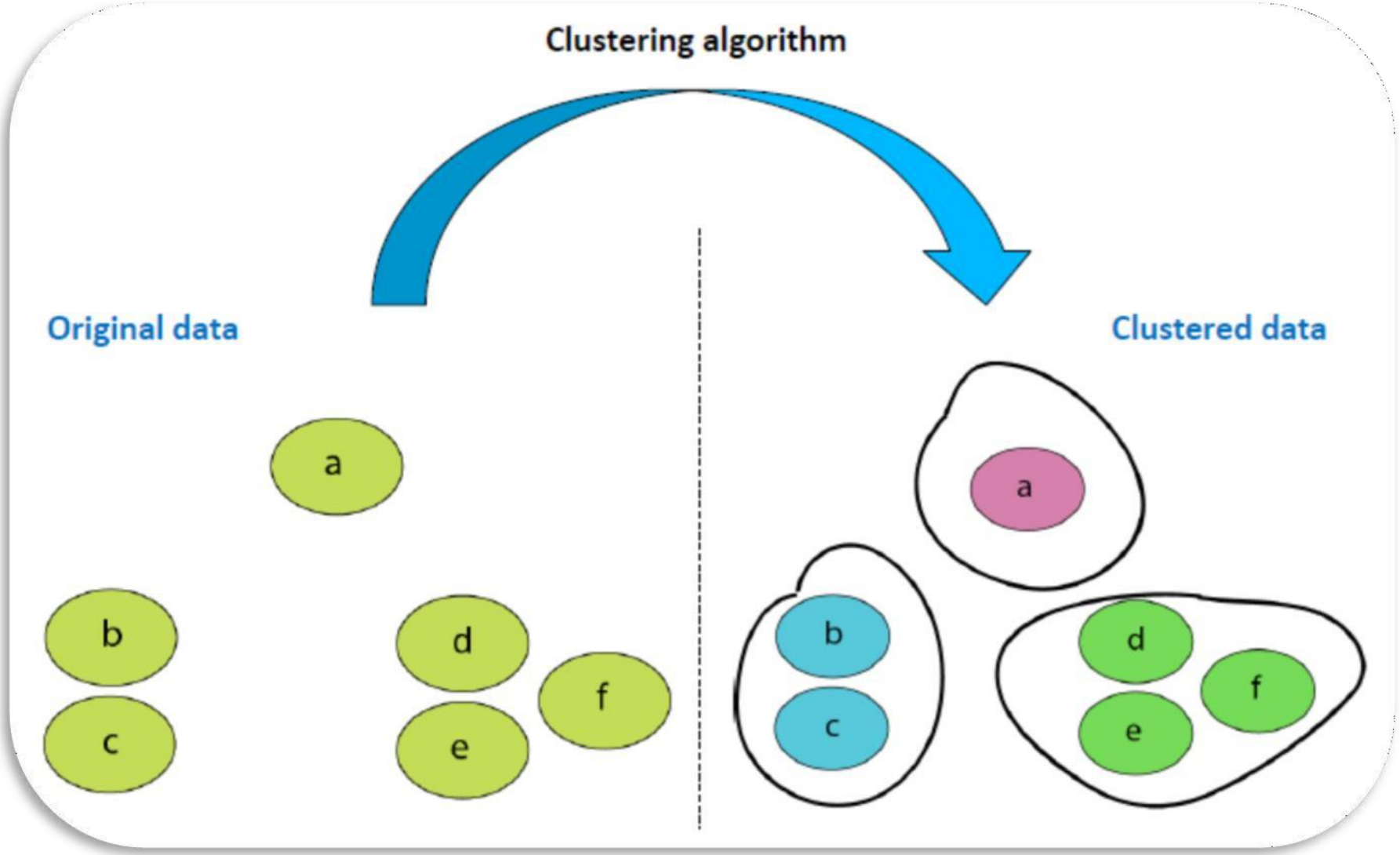


¿Uno es mejor que el otro?

Ejemplo con 4 grupos



OBJETIVO DEL CLUSTERING

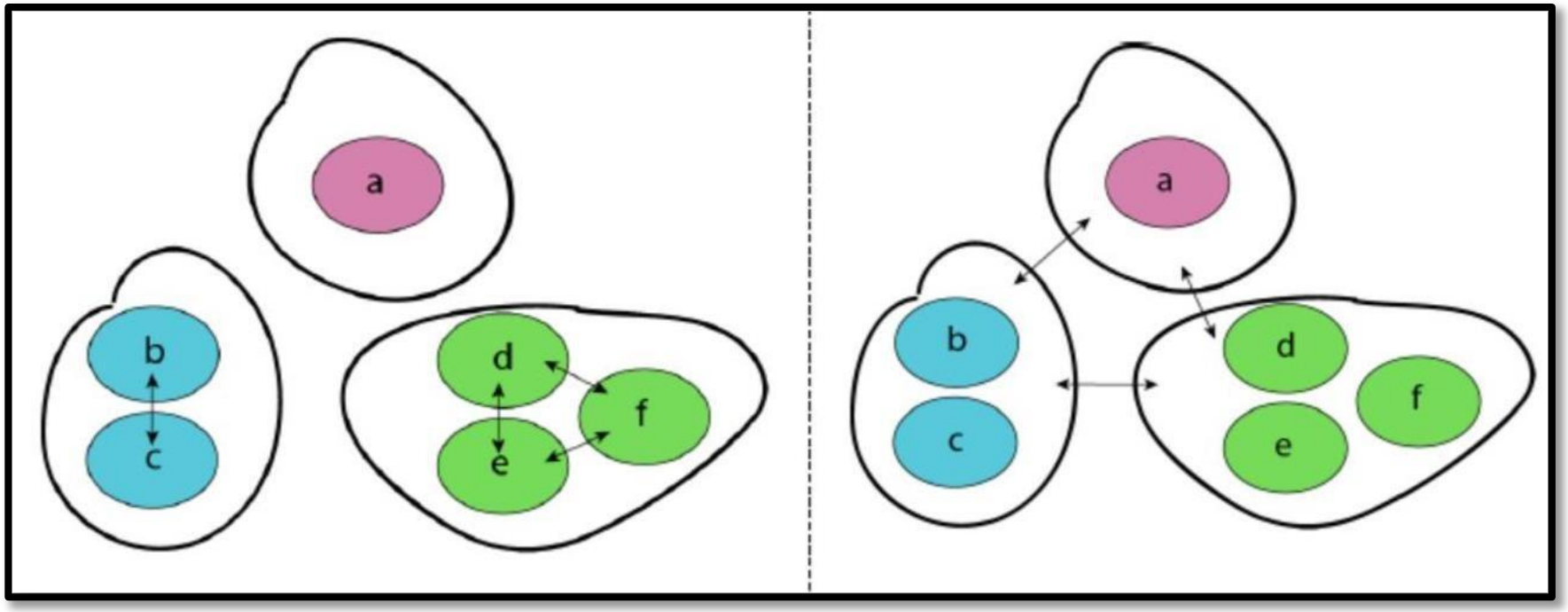


OBJETIVO DEL CLUSTERING

Objetivo general:

Minimizar distancia intra-cluster (ejemplos de un mismo cluster)

Maximizar distancia inter-cluster (ejemplos de distintos clusters)



DISTANCIAS DEL CLUSTERING

Distancia Euclídea

- Euclídea(X,Y)= $\sqrt{[\sum_i^n (x_i-y_i)^2]}$
- La más utilizada

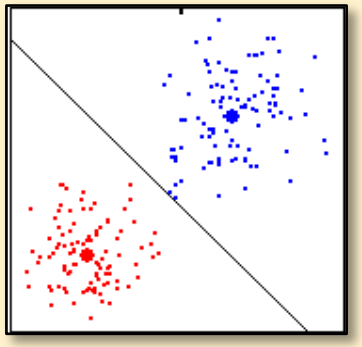
Distancia Manhattan

- Manhattan(X,Y)=$\sum_i^n |x_i-y_i|$
- Específica para algunos problemas

TIPOS DE ALGORITMOS DE CLUSTERING

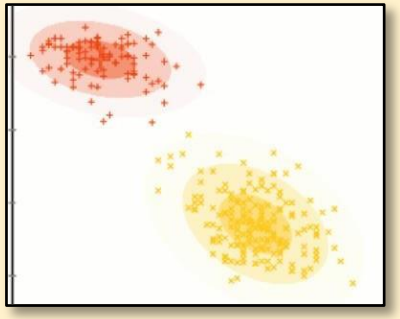
Partitivos (Duros, hard)

- Particionan los **datos en K grupos**.
- **Una instancia pertenece a un único grupo**.



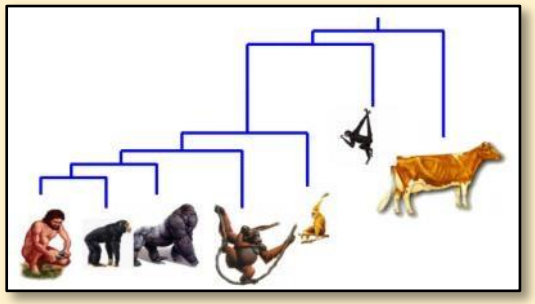
Probabilísticos (blandos, fuzzy)

- Modelan **densidad de los ejemplos**
- P(x|C): **prob. de que x pertenezca a** C



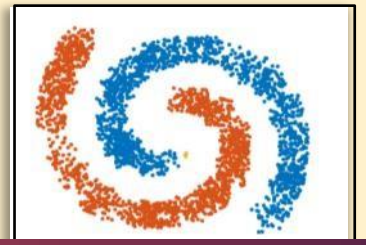
Jerárquicos

- **Dendograma: Grupos -> Subgrupos** -> Subgrupos…



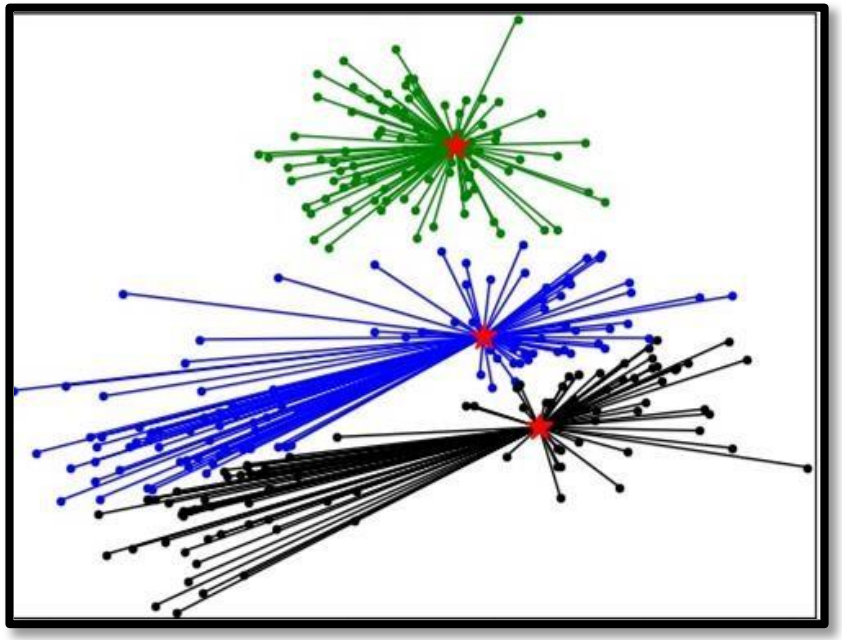
Basados en densidad

- Ej: DBSCAN



K-MEANS

- El algoritmo **K-means (K-medias) es un algoritmo partitivo.**
- Uno **de los más utilizados** y más **simples** de implementar.
- **Dado un conjunto de datos** y **K centroides**: encontrar la **posición de los centros** que **minimicen la suma de distancias**.
- Cada **centroide representa un *cluster***.
- **Minimiza la suma de distancias cuadradas**.



K-MEANS – ALGORITMO DE LLOYD

Inicialización

Crear aleatoriamente k centros (dentro del dominio)

Iterar hasta converger (no cambian las asignaciones)

1. **Para cada patrón (dato)** en el conjunto de datos:
   calcular la distancia a cada centroide **asignar el patrón** al *cluster* **más cercano**
2. **Para cada *cluster***:
   mover el centroide al nuevo punto medio

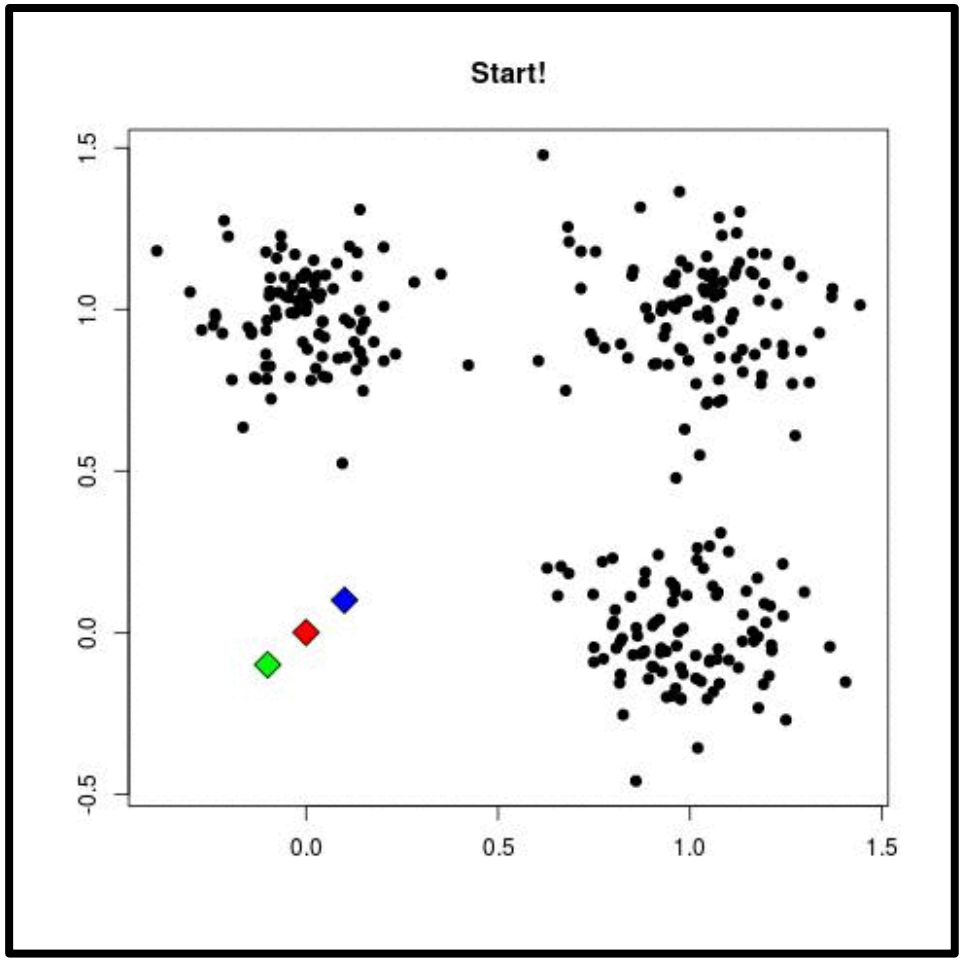
Etapa de asignación de cluster

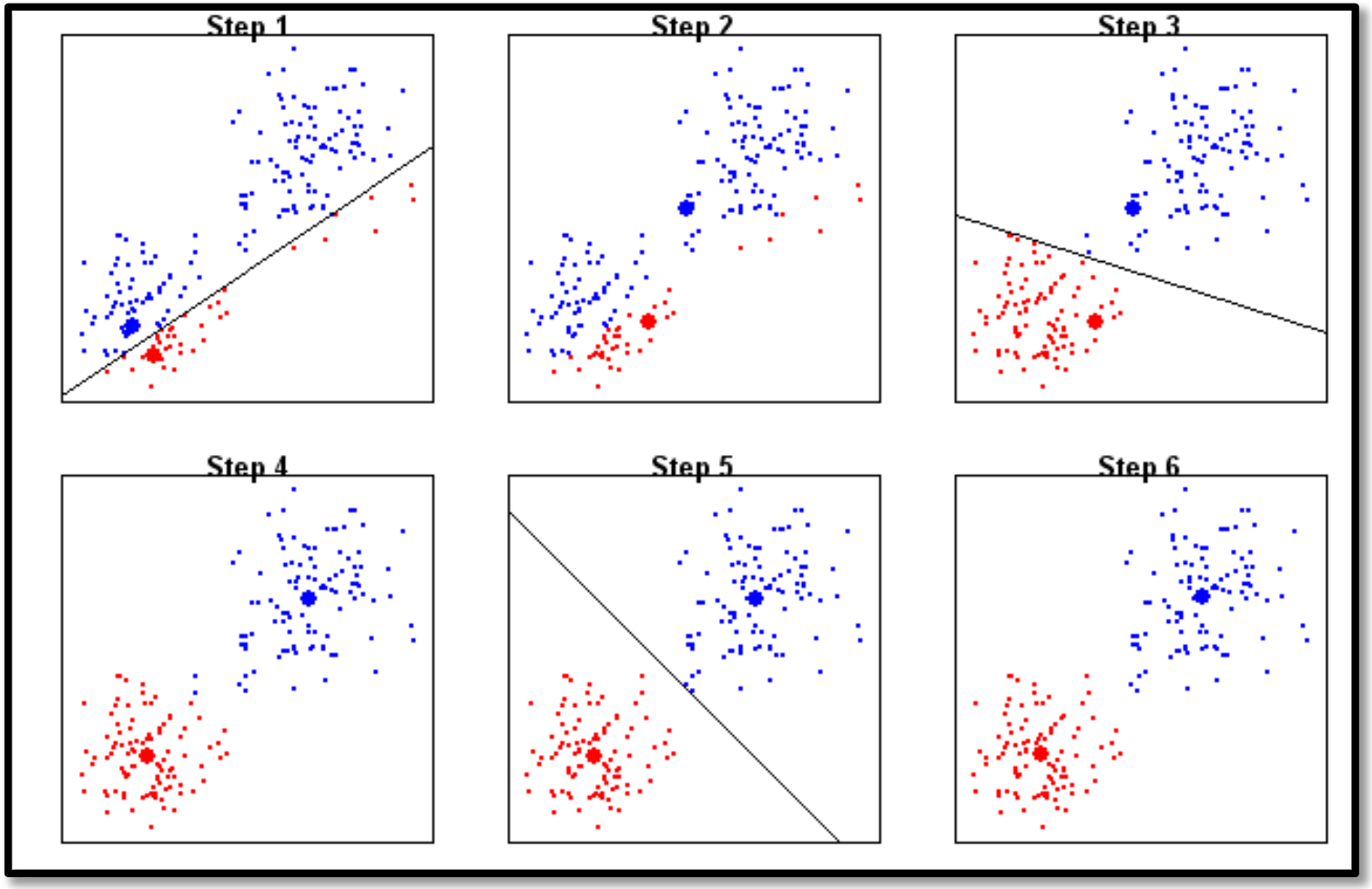
Etapa de actualización del centroide

Para usar el algoritmo con un nuevo patrón:

1. Calcular la distancia del patrón a cada centroide.
2. Asignar el patrón al *cluster* con menor distancia

K-MEANS – ALGORITMO DE LLOYD

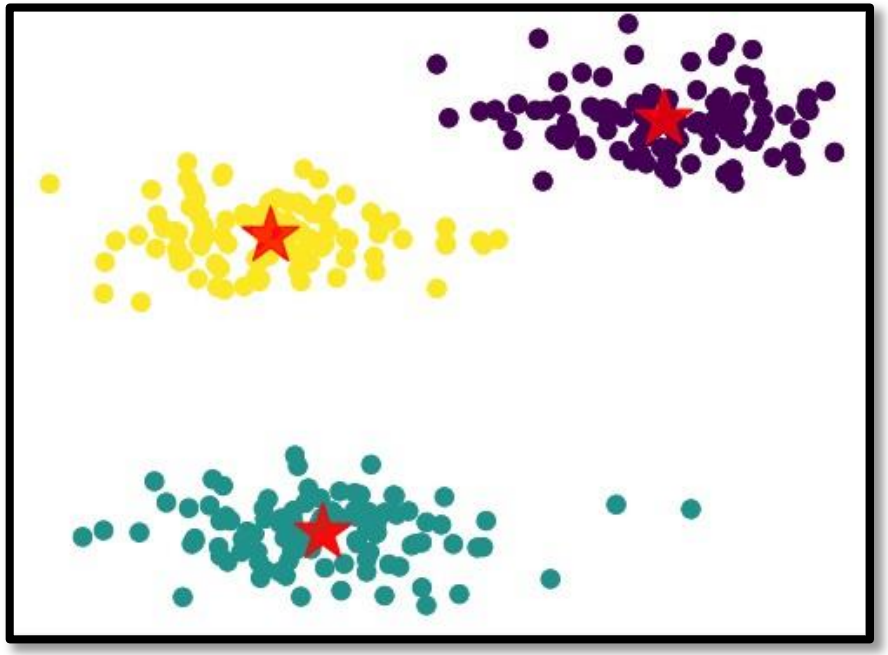


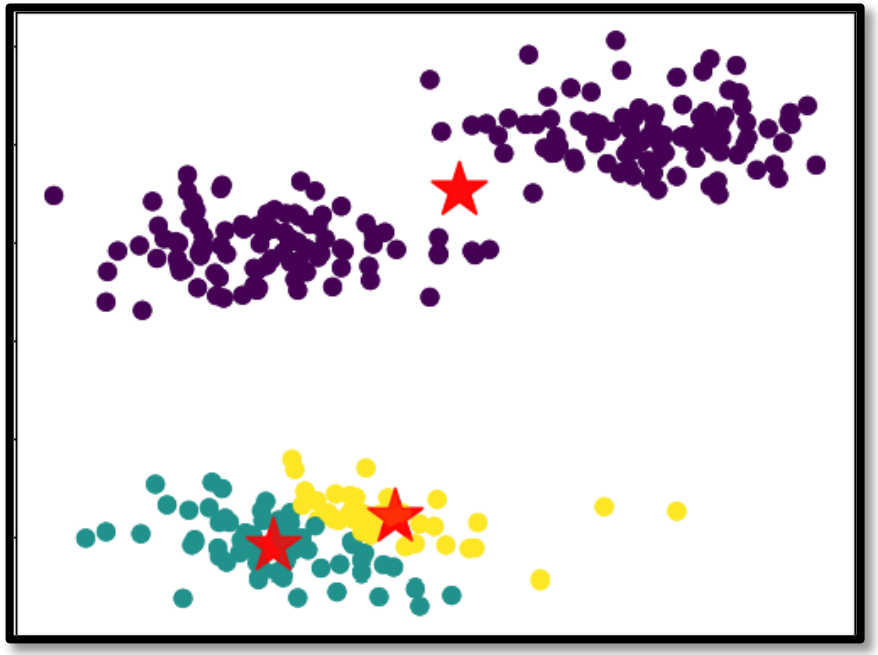


K-MEANS – MÍNIMOS LOCALES

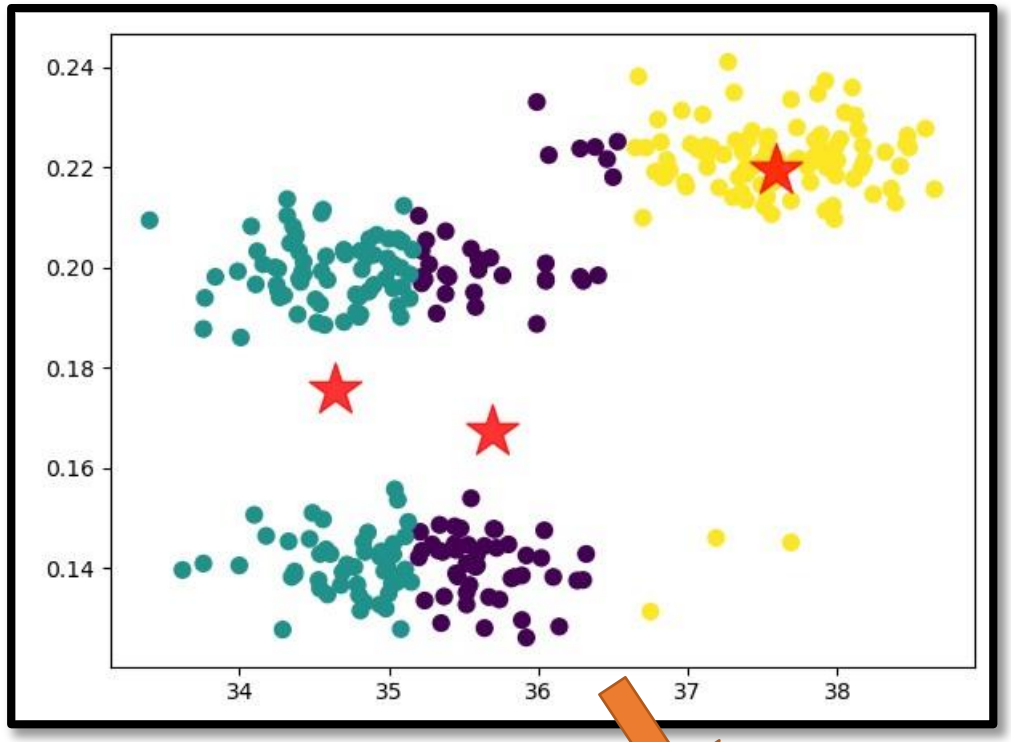
Cada paso del algoritmo de Lloyd **decrementa la SDC**

- **Mínimos locales**
- Soluciones**: kmeans++, varias iteraciones**, etc.



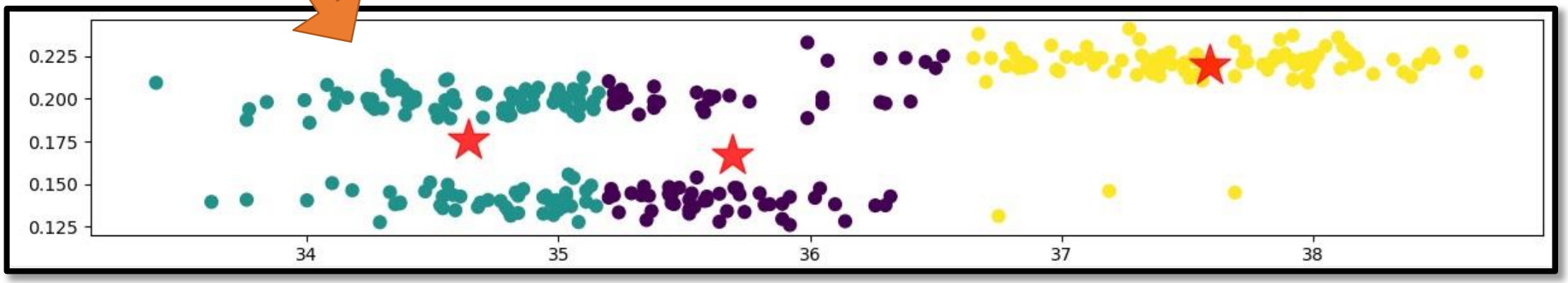


K-MEANS – NORMALIZACIÓN



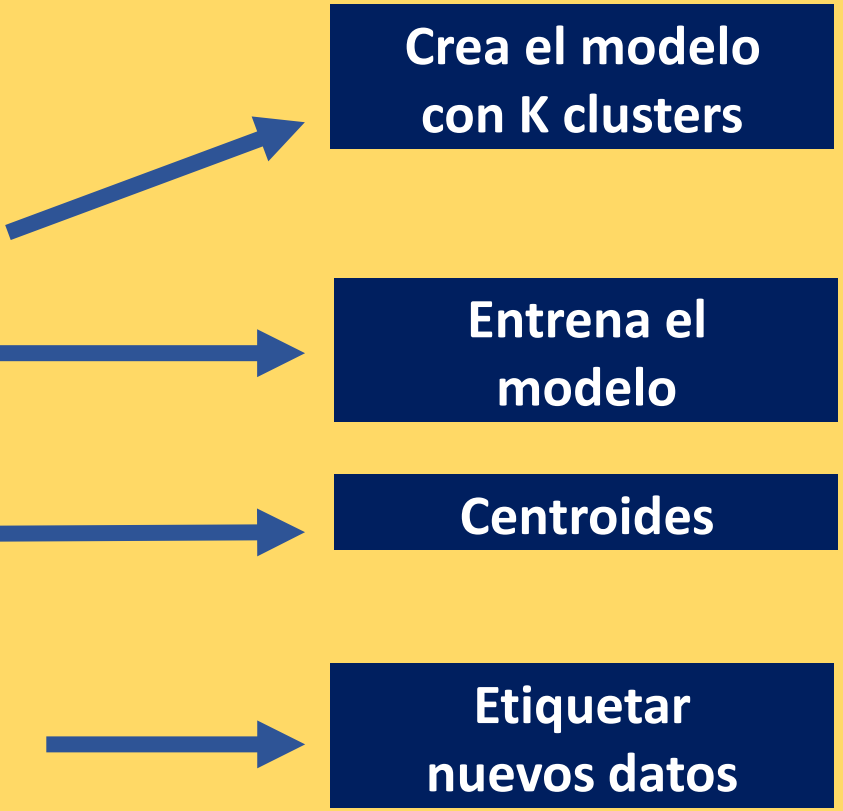
K-means es **sensible a la escala de los datos**

- **Utiliza medida de distancia**
- Es **importante normalizar**



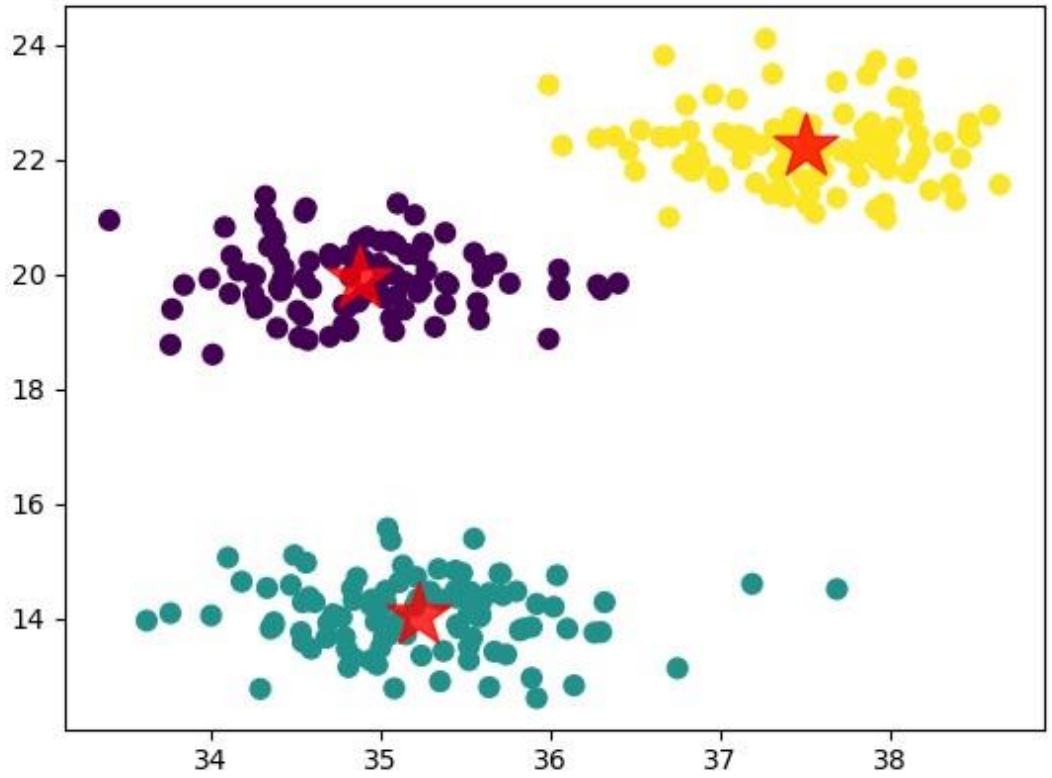
K-MEANS EN SCIKIT-LEARN

```
from sklearn.cluster import Kmeans
Df = pd.read_csv('calabazas.csv’)

K= 5
kmeans_model = KMeans(n_clusters=k)
kmeans.fit(Df)

centers = kmeans.cluster_centers_

kmeans_labels = kmeans.predict(Df)
```



K-MEANS EN SCIKIT-LEARN

```
from sklearn.cluster import Kmeans
Df = pd.read_csv('calabazas.csv')

K= 3
kmeans_model = KMeans(n_clusters=k)
kmeans.fit(Df)
centers = kmeans.cluster_centers_
kmeans_labels = kmeans.predict(Df)
```




```
# visualizar etiquetas – en gráfico de dispersión
plt.scatter(data[:, 0], data[:, 1], c=kmeans_labels)
# visualizar centros
plt.scatter(centers[:, 0], centers[:, 1],marker='*', c='red')
```

EJEMPLO. WHO_LIFE_EXPECTANCY

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
data= scaler.fit_transform(data)


k= 2
kmeans = KMeans(n_clusters=k).fit(data)
centers = kmeans.cluster_centers_



df2 = pd.DataFrame(scaler.inverse_transform(centers), columns= columnas)
df2.to_excel("centros_paises2.xlsx")
```

Normalizamos con Min-Max (más interpretable)

Creamos 2 grupos

Desnormalizamos los centros y los guardamos

EJEMPLO. WHO_LIFE_EXPECTANCY

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
data= scaler.fit_transform(data)

k= 2
kmeans =
KMeans(n_clusters=k).fit(data)
centers = kmeans.cluster_centers_

df2 =
pd.DataFrame(scaler.inverse_transform(centers),
columns= columnas)
df2.to_excel("centros_paises2.xlsx")
```

Centro 1:

- **Países con baja esperanza de vida.**
- **Poco consumo de alcohol.**
- **Gran población.**

VARIABLE	Centro 1	Centro 2
Life expectancy	61,92	74,56
Adult Mortality	239,29	117,59
infant deaths	67,73	7,49
Alcohol	2,31	6,12
percentage expenditure	129,20	1.104,86
Hepatitis B	67,91	87,27
Measles	3.770,07	1.123,49
BMI	23,10	48,83
under-five deaths	94,01	8,75
Polio	71,66	92,04
Total expenditure	5,41	6,35
Diphtheria	72,35	92,56
HIV/AIDS	4,45	0,23
GDP	1.323,41	8.588,30
Population	22.020.898,75	9.405.495,89
thinness 1-19 years	7,89	2,69
thinness 5-9 years	8,05	2,67
Income composition of resources	0,48	0,74
Schooling	9,86	13,73
SOPORTE	**685,00**	**964,00**

EJEMPLO. WHO_LIFE_EXPECTANCY

10 Clusters

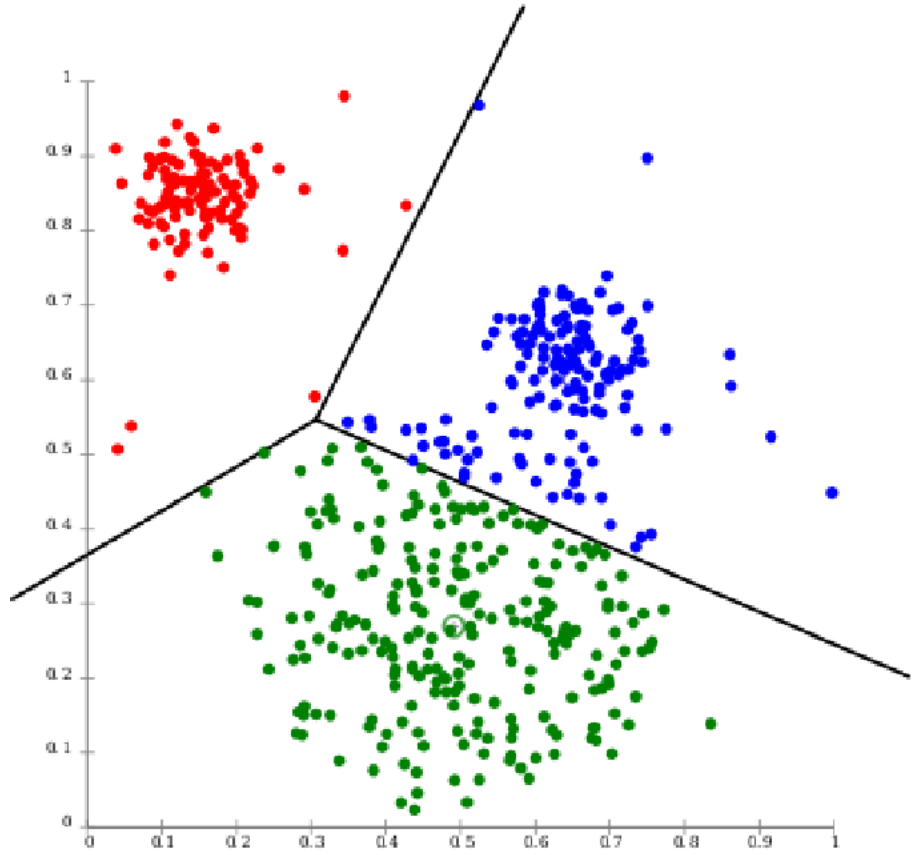
VARIABLE	Centro 1	Centro 2	Centro 3	Centro 4	Centro 5	Centro 6	Centro 7	Centro 8	Centro 9	Centro 10
Life expectancy	61,87	77,80	59,81	72,46	75,48	66,00	68,77	66,65	72,45	51,57
Adult Mortality	211,23	98,89	248,47	128,42	111,60	116,64	164,39	197,38	136,32	442,79
infant deaths	45,21	2,67	78,35	7,94	18,62	1.268,82	24,49	44,88	24,02	38,83
Alcohol	1,07	10,27	2,86	3,57	6,88	2,26	1,76	3,07	4,46	4,75
percentage expenditure	70,84	2.438,23	163,04	311,83	1.507,03	41,48	185,37	267,86	418,87	173,79
Hepatitis B	79,40	91,17	28,13	92,56	15,28	30,27	66,63	77,39	93,96	79,23
Measles	1.636,76	475,86	3.920,45	494,18	2.675,83	43.188,55	3.359,44	1.662,96	4.860,15	2.946,43
BMI	18,44	57,53	23,40	52,12	44,96	15,45	44,44	36,33	18,70	23,31
under-five deaths	63,03	3,10	120,58	9,27	22,99	1.681,82	30,40	61,84	28,70	59,68
Polio	82,43	95,05	38,31	93,23	85,48	72,55	75,21	8,38	95,39	82,98
Total expenditure	5,23	7,27	5,11	6,11	5,78	4,36	4,97	5,75	5,45	6,76
Diphtheria	82,58	94,80	22,94	93,31	82,07	68,09	65,39	76,75	95,35	83,69
HIV/AIDS	1,72	0,11	4,33	0,25	0,33	0,25	0,52	2,18	0,49	18,78
GDP	733,24	17.706,72	1.644,12	3.230,19	10.439,17	900,01	1.949,52	2.225,40	4.058,43	1.674,57
Population	11.834.394,35	12.345.785,23	11.722.462,07	8.579.982,59	12.858.878,62	594.387.175,45	15.770.977,61	14.944.287,71	8.080.730,07	7.401.515,42
thinness 1-19 years	9,65	1,45	7,42	2,80	2,35	27,00	2,72	4,11	6,19	7,44
thinness 5-9 years	9,42	1,46	7,23	2,77	2,46	27,82	3,08	4,73	6,48	7,70
Income composition of resources	0,42	0,83	0,47	0,69	0,76	0,56	0,53	0,59	0,69	0,47
Schooling	9,09	15,47	9,48	12,64	13,94	10,41	10,97	10,88	12,74	10,16
SOPORTE	**207**	**108**	**305**	**104**	**57**	**81**	**12**	**256**	**67**	**452**

CUANTIZACIÓN DE DATOS CON CLUSTERING

Los clusters **permiten la eliminación de ruido** en **conjuntos con características similares**.

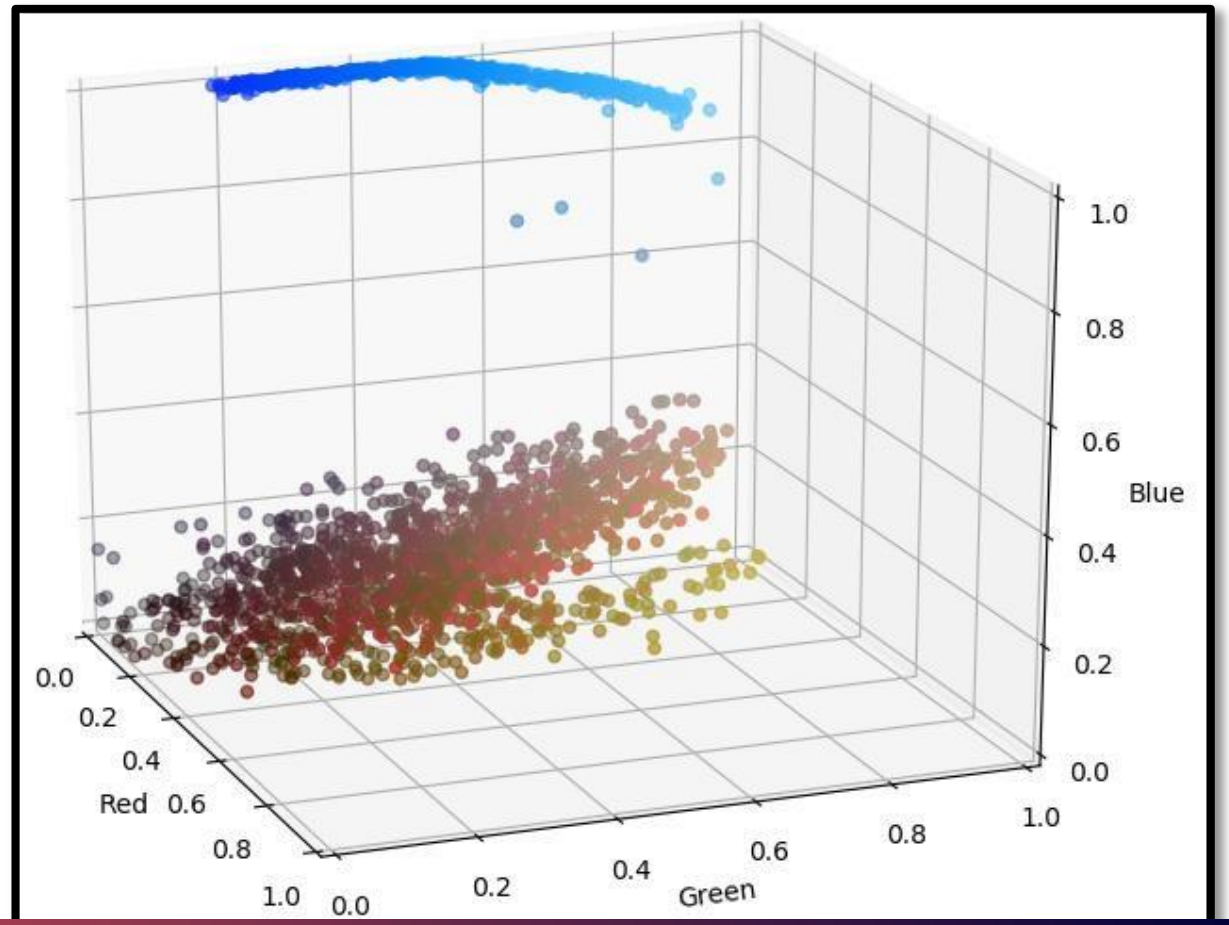
Esto podría utilizarse para **reducir la cantidad de datos en un archivo** (texto, imagen, audio).

La cuantización es una **técnica de compresión con pérdida** que consiste **en agrupar un rango de valores en uno solo**.



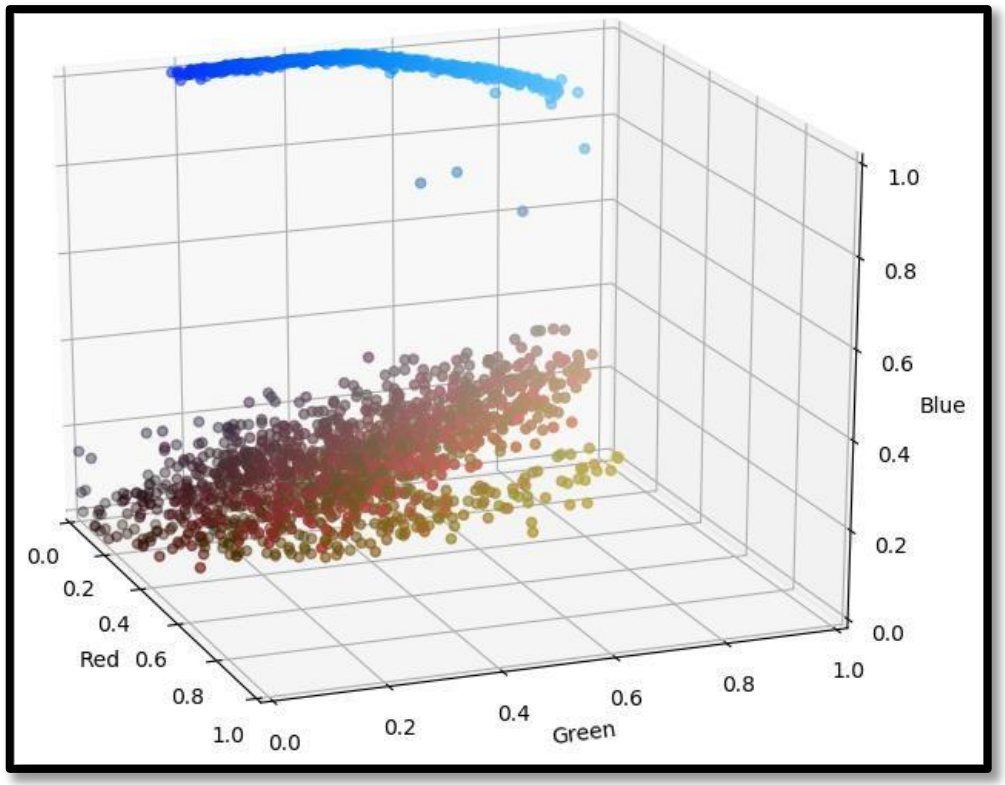
CUANTIZACIÓN DE DATOS CON CLUSTERING

Supongamos una **imagen RGB**, y su distribución de píxeles.
¿Cómo podemos **reducir la cantidad de colores utilizando clustering**?.

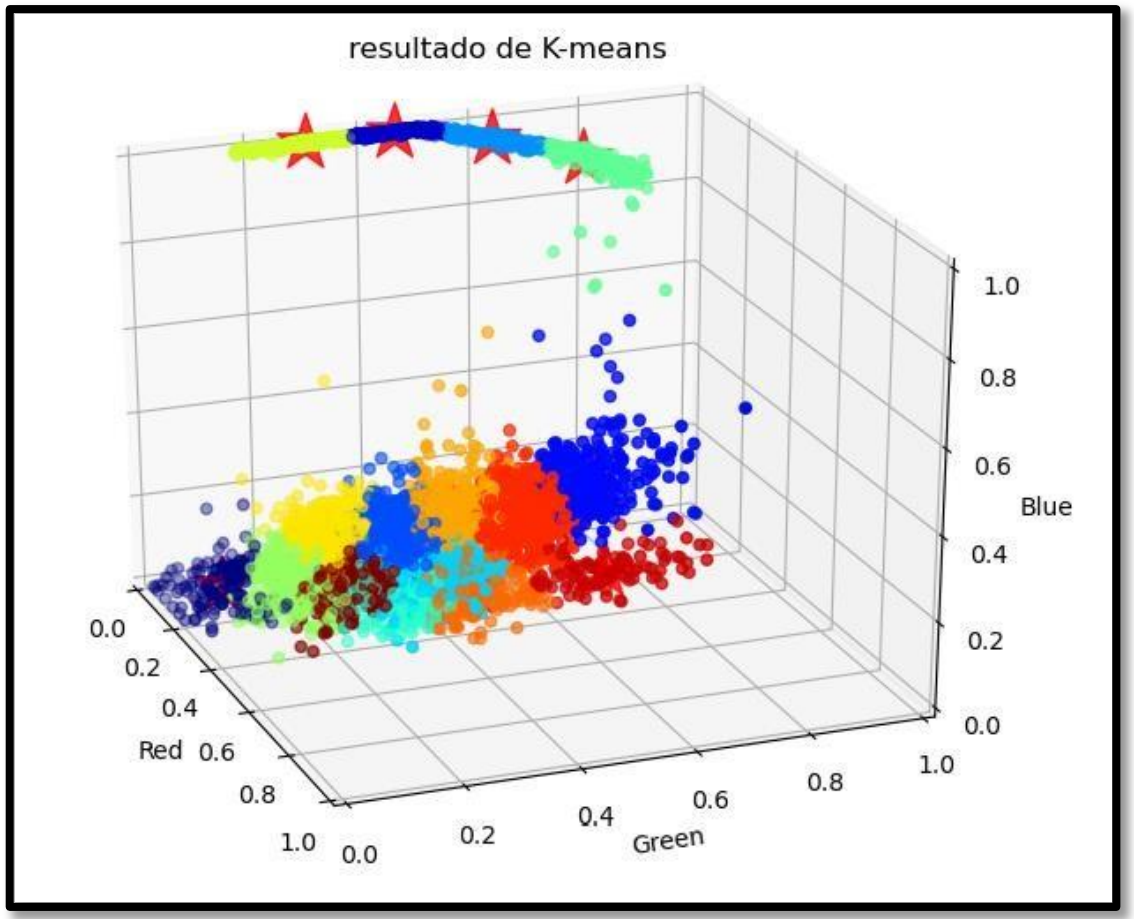


CUANTIZACIÓN DE DATOS CON CLUSTERING

Distribución original



Asignación de clusters



CUANTIZACIÓN DE DATOS CON CLUSTERING

720*480*24 bits= 1,012 Kb

720*480*4 bits= 168 Kb

ELECCIÓN DEL TAMAÑO DE K

- El **Error siempre decrece con K más grande**
    - Peor caso: Error=0 si K= #datos
- **Algunas técnicas**:
    - **Punto Elbow**
    - **Silhouette**
- La **elección de K casi siempre es subjetiva**.

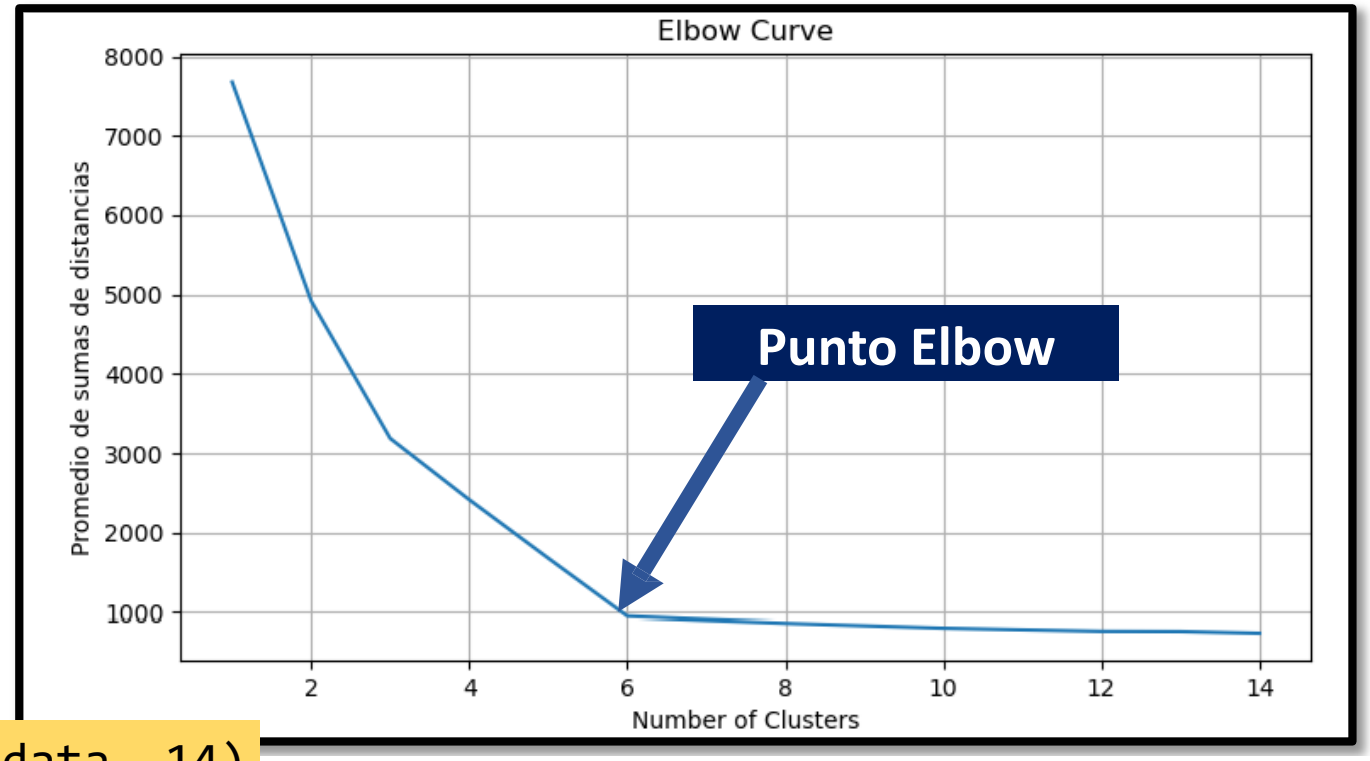
¡ No hay un K ideal !

ELECCIÓN DE K – PUNTO ELBOW

Punto Elbow (**punto codo**).

Grafica el **error del modelo para diferentes K**.

El punto Elbow (si existe) se encuentra en el momento en que **el error deja de bajar con la misma intensidad**.



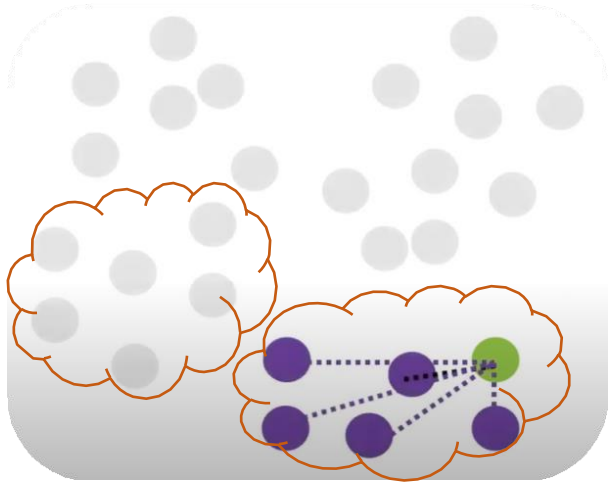

```
AID_utils.graficar_punto_elbow(data, 14)
```

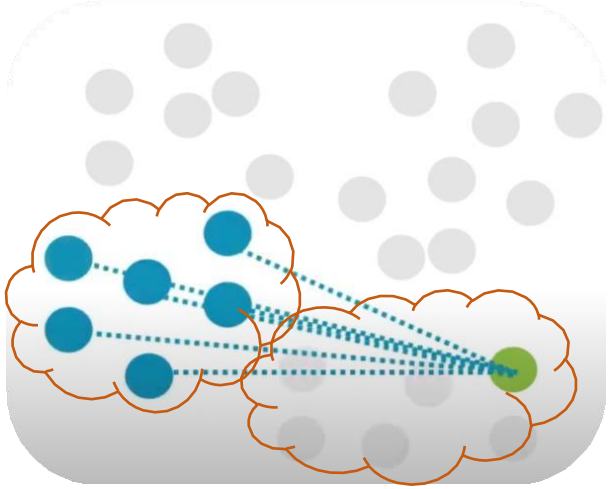
ELECCIÓN DE K – ÍNDICE SILHOUETTE

Mide cohesión y separación:

- **Cohesión a(x)** : **distancia promedio de x a todos los elementos** en el mismo **cluster**.

- **Separación b(x) : distancia promedio de x** a **todos los elementos** en el **cluster más cercano**.





ÍNDICE SILHOUETTE

Índice Silhouette para un punto x:

$$s(x) = \frac{b(x) - a(x)}{max(b(x), a(x))}$$

$a(x) = distancia\ promedio\ intracluster$

$b(x) = distancia\ promedio\ intercluster$

El valor de s(x) varía entre -1 y 1:

1 = Buen agrupamiento

0 = Indiferente

-1 = Mal agrupamiento

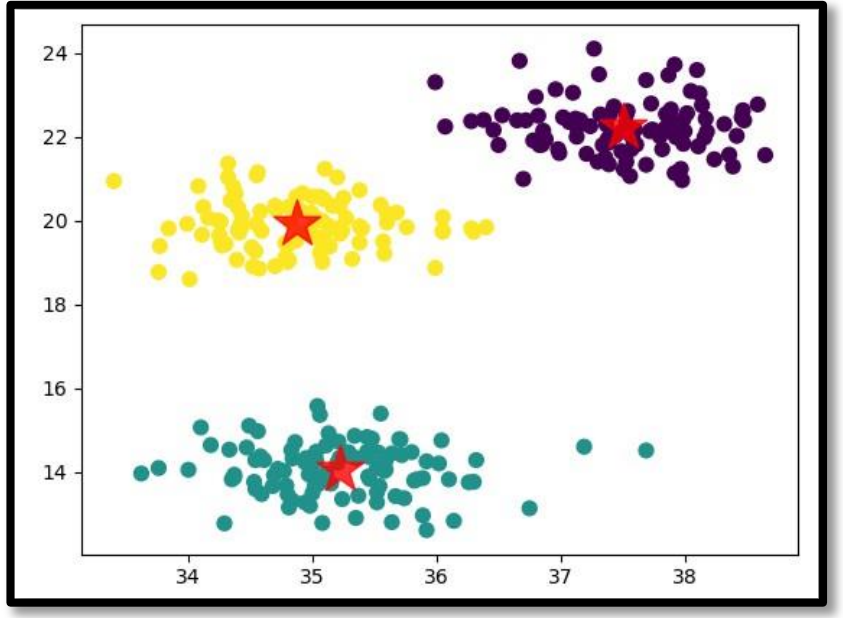
ÍNDICE SILHOUETTE PROMEDIO

Índice Silhouette para todo el clustering:

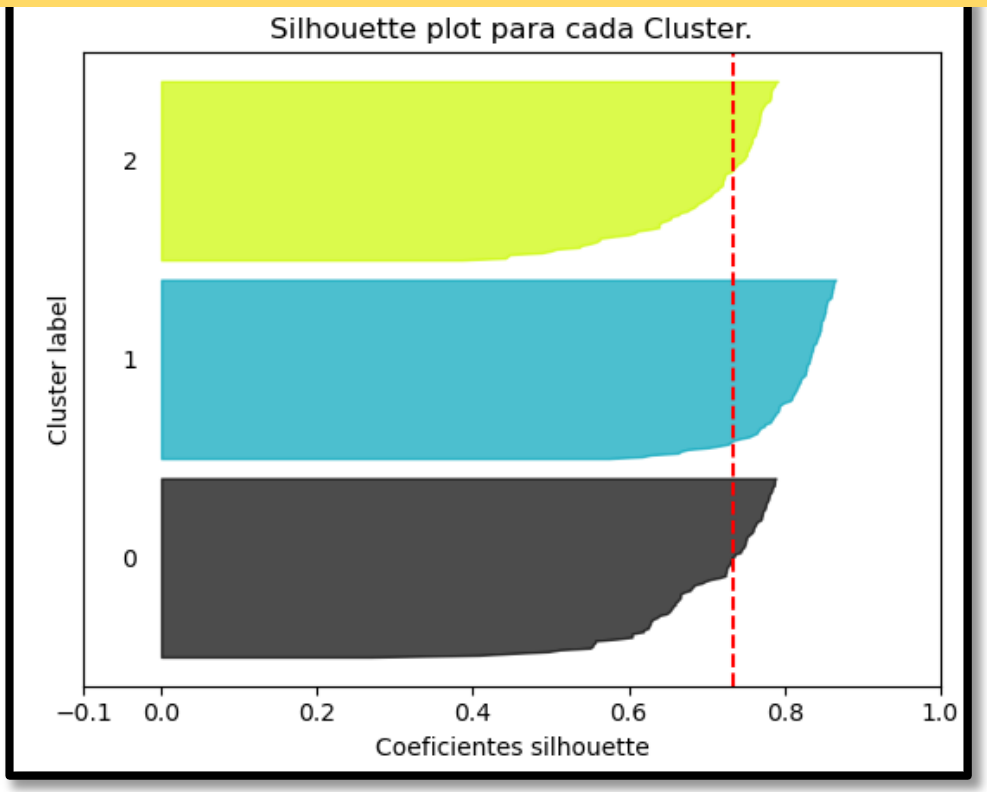
$$SC = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s(x_i)$$

El índice es **mejor cuanto mayor sea el número** (más cercano a 1)

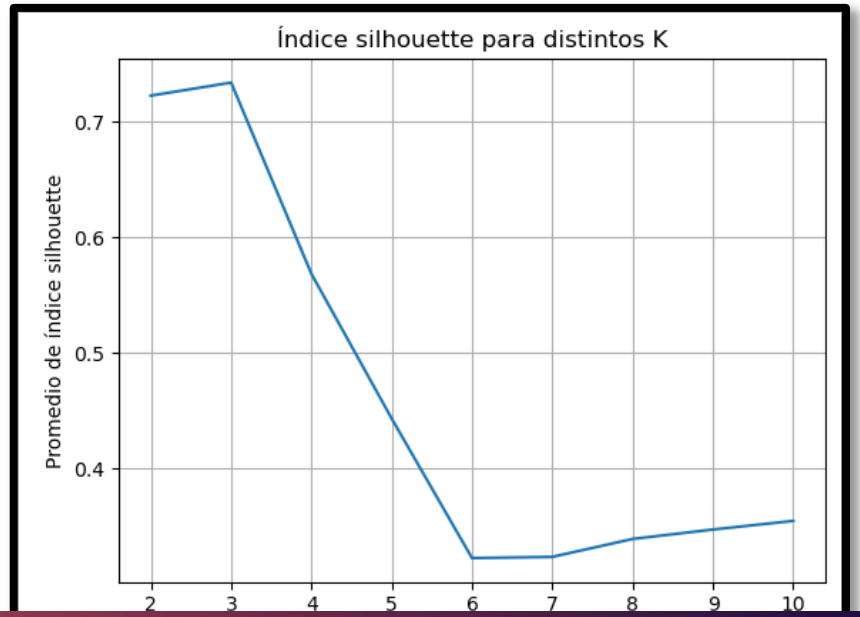
ÍNDICE SILHOUETTE




```
AID_utils.graficar_indice_silhouette_k(data, 3)
```

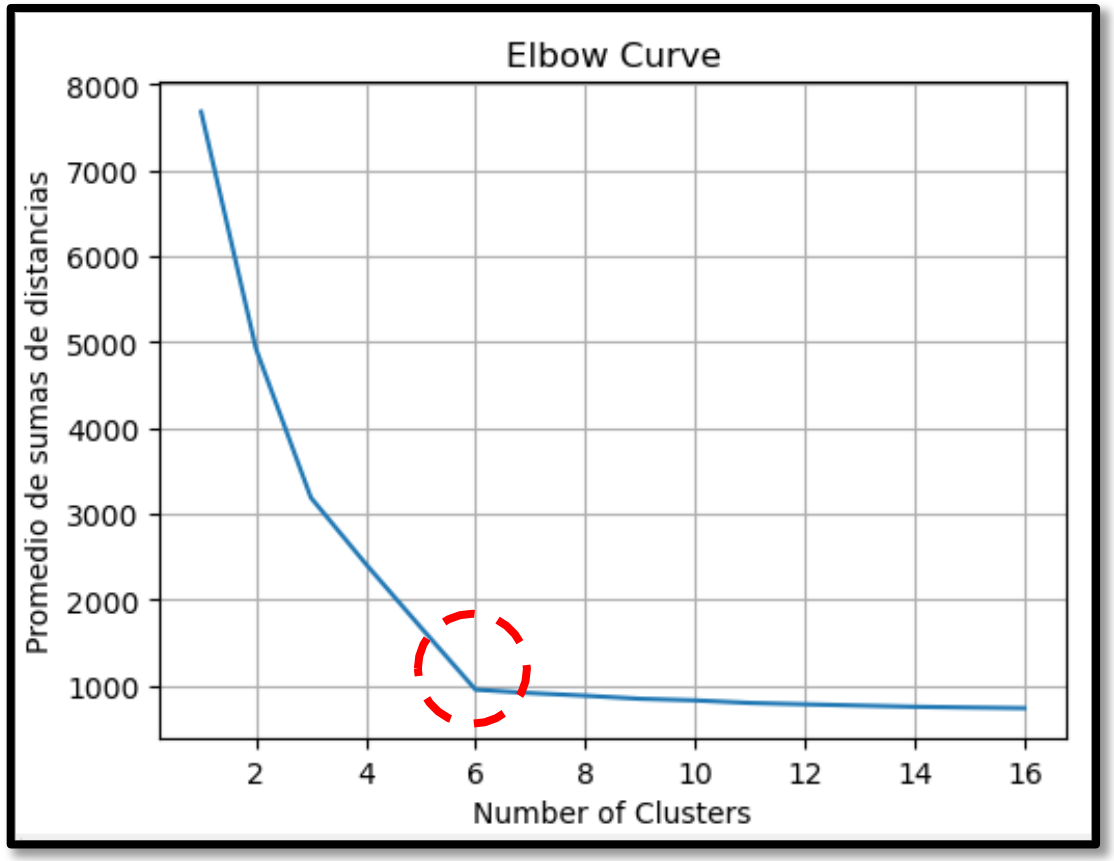


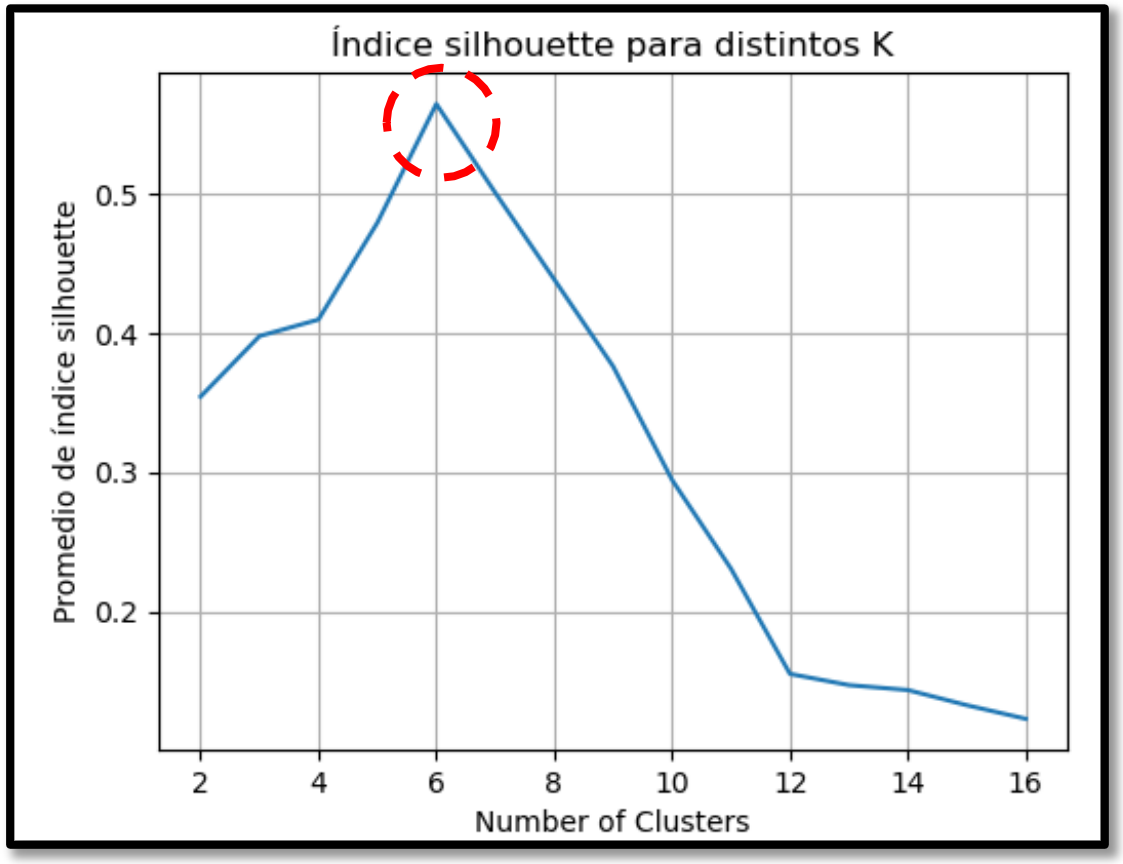

```
AID_utils.graficar_indice_silhouette(data, 10)
```



EJEMPLO - CLUSTERING_10_DIM.CSV

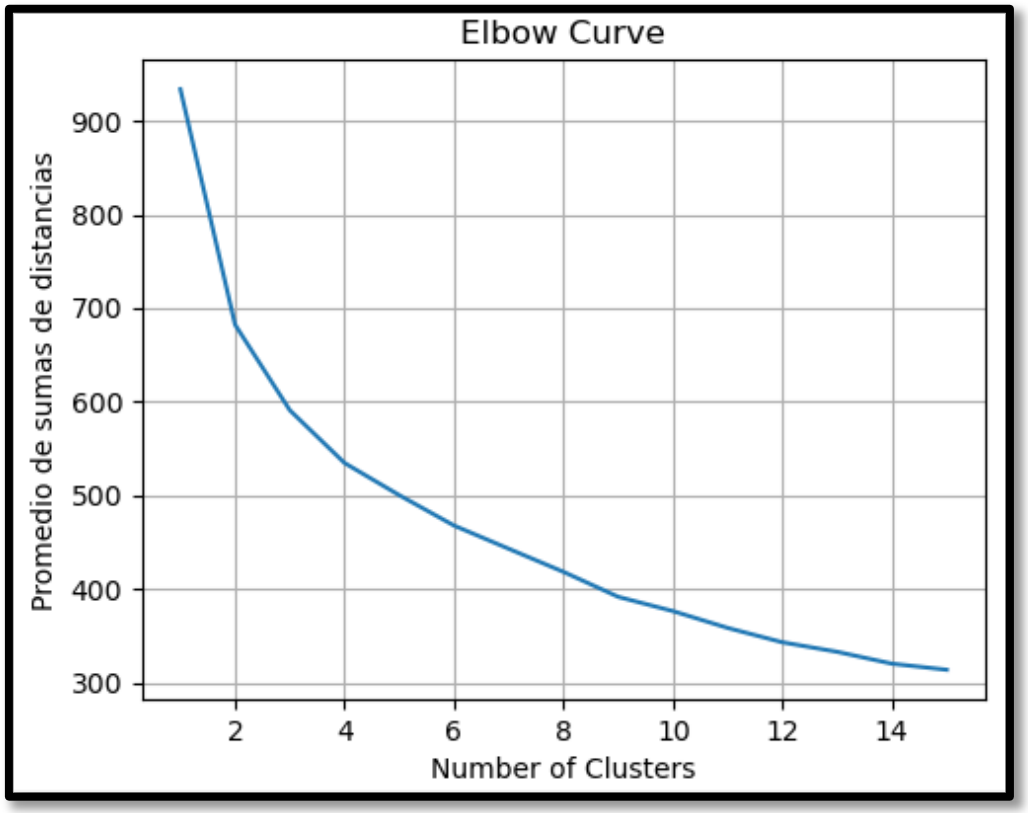
Vemos claramente que las curvas nos proponen elegir k=6.

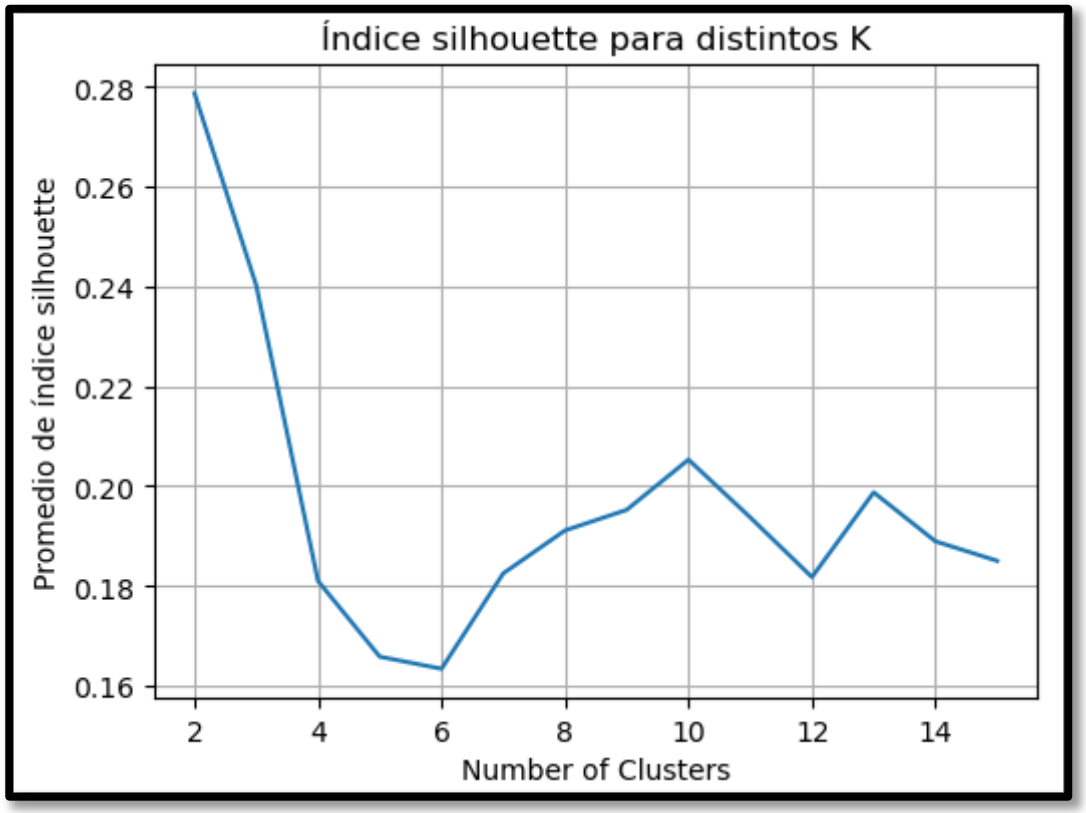




EJEMPLO PAÍSES - WHO_LIFE_EXPECTANCY.CSV

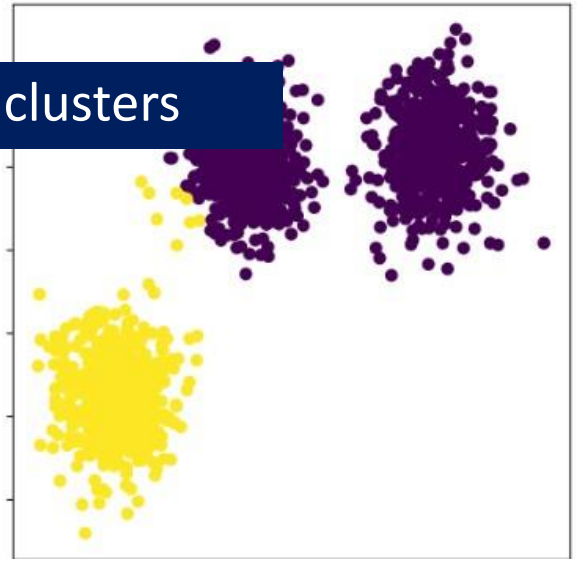
No podemos obtener un valor de K “óptimo”.
Termina siendo una elección subjetiva.

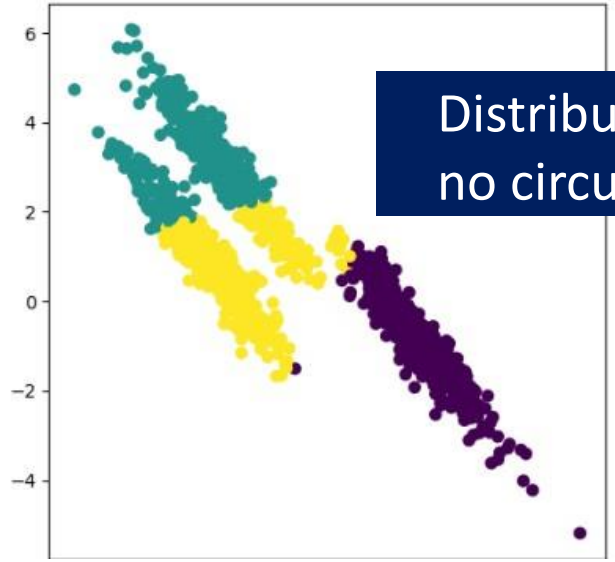




K-MEDIAS. RESULTADOS POCO INTUITIVOS

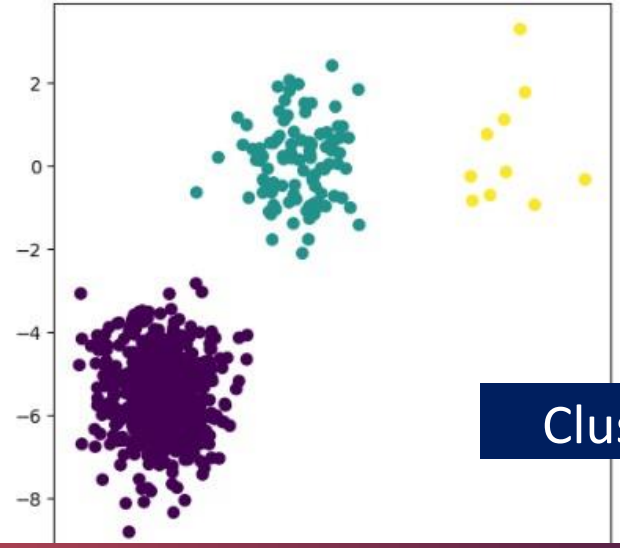
Incorrecto número de clusters





Distribución de datos desigual o no circular/esférica

Diferente varianzas



Clusters con pocos datos