

# Reporte

November 9, 2023

## 1 Minería de datos en ciencias de materiales: Grupo 18

- Fabián Castro Contreras
- Sebastian Monteiro
- Simón Campos Rojas
- Dylan Riquelme
- Benjamín Mancilla

### 1.1 Introducción: Problema y Motivación

La ciencia de materiales es un campo en constante evolución que desempeña un papel fundamental en la creación de tecnologías innovadoras y en la mejora de los materiales existentes para una amplia gama de aplicaciones. En este contexto, la minería de datos emerge como una poderosa herramienta que nos permite desentrañar patrones, descubrir relaciones y extraer información valiosa a partir de vastos conjuntos de datos relacionados con materiales.

Existen poderosas bases de datos que han utilizado algoritmos complejos y supercomputadoras para predecir propiedades de materiales. Una base de datos famosa y ampliamente utilizada debido a la calidad de sus datos es *Materials Project*, la cual presenta información de más de 150,000 materiales. Por lo tanto, encontrar patrones en las propiedades desemboca en un área para la minería de datos.

### 1.2 Materials Project

*Materials Project* cuenta con una API especialmente diseñada para el acceso a esta base de datos no SQL escrita en MongoDB. Dado la vasta cantidad de datos, se presentará el código utilizado para extraer los datos, pero **NO se sugiere ejecutar este código** ya que tarda bastante en descargar todo.

La API utilizada se llama *mp\_api* y puede ser instalada usando *pip*.

La base de datos contiene varias clases, las cuales hay que descargar una por una con las propiedades de interés.

## 2 Exploración de Datos

### 2.1 1.- Consiguiendo los datos:

En primera instancia, se obtiene una llave mediante una cuenta creada en la pagina de *Materials Project* para acceder a la base de datos de la misma, luego se descargan los datos y se almacenan en archivos .csv. Después se crea un repositorio en *Github* con todos los datos, los requerimientos

para el proyecto (librerías) y los archivos *.ipynb* para el futuro código. Para revisar los atributos extraídos para cada clase o dataset, ir a la [tabla anexada](#).

## 2.2 2.- Limpieza de datos

A priori no se requiere una limpieza de datos tan exhaustiva para los datos, dado que *Materials Project* tiene los datasets muy completos. Sin embargo, se tuvo que eliminar una columna repetida llamada “*Unnamed: 0*” porque correspondían a los ID’s repetidos y se dejaron todas las columnas solicitadas en el query inicial.

Luego se procede a unir los dataframes mediante un merge en base a la ID de cada objeto, para facilitar la exploración de datos y la interpretación de estos, resultando en un dataframe con 7290 filas y 22 columnas. A continuación se muestran los primeros 5 objetos del dataframe:

### Descripción de los datos luego del merge

Notar que cada columna es un atributo físico de los materiales. Al hacer merge, algunos materiales ya no aparecen en la lista, se redujo la cantidad de filas de ~150.000 a ~7.000. Esto se produjo porque, para el dataset de materiales dieléctricos, no están los cálculos de los atributos para todos los materiales.

Este análisis se realiza para poder hacer una mirada superficial a las matrices de covarianza, correlación y estadísticas varias. Más adelante es posible que se trabaje con los dataframes por separado debido a la variedad de estructura entre los distintos materiales, o también de alguna forma establecer una estructura universal para poder realizar el merge, pero no perdiendo una cantidad de datos tan grandes.

## 2.3 3.- Estadísticas de los datos

A continuación se muestra la descripción de los datos.

### Estadísticas de los datos

Notar que los atributos **e\_total**, **e\_ionic**, **e\_electronic** y **n** tienen valores muy extremos, por esto es que poseen una desviación estándar tan alta. Además, la diferencia entre los valores mínimos y máximos de estos atributos es muy grande, lo que reafirma la dispersión de los datos. Esto se puede ver en los histogramas de cada atributo:

### Histogramas de cada atributo

Como se puede observar, la gran mayoría de estos histogramas siguen un patrón de distribución  $\chi^2$ , no obstante, los histogramas de energía de fermi (efermi) y de energía por átomo (energy\_per\_atom) parecen acercarse más a una distribución normal. Hay que notar que para los histogramas de **e\_total**, **e\_ionic**, **e\_electronic** y **n**, se eliminaron los valores extremos para poder apreciar mejor la distribución de los datos.

Se presenta la matriz de correlación de los datos:

### Matriz de correlación

Esta matriz desvela distintas características de los datos: - Entre la energía de reacción en equilibrio y la entalpía de descomposición hay una gran correlación de 0.93. - Entre la energía de fermi y la densidad hay una correlación interesante de 0.53 y posiblemente útil para la caracterización de los materiales. - Entre la energía total y n hay correlación de 0.4 y entre e\_total y e\_electronic hay una

correlación de 0.44. - Entre  $e_{\text{total}}$  y  $e_{\text{ionic}}$  hay una correlación de 0.93. - Entre el  $\text{band\_gap}$  y la energía de formación por átomo, la densidad y la energía de fermi existe una correlación inversa de -0.47, -0.39 y -0.53 respectivamente.

Sobre las demás relaciones, hay muy poco más que se pueda rescatar, dada la baja relación entre los atributos.

A continuación se presenta la matriz de covarianza de los datos:

#### Matriz de covarianza

Desafortunadamente, esta matriz no nos entrega mucha información, ya que no nos deja ver la variabilidad de los datos.

### 3 Inquietudes a responder

- ¿Existen grupos de materiales con características similares?
- ¿Podemos identificar una característica que influya en lo bueno que puede ser un conductor?

### 4 Propuesta experimental para responder a las preguntas planteadas

#### 4.1 ¿Existen grupos de materiales con características similares?

Al no tener labels, es directo que se va a usar clustering. Se probará con DBSCAN, con K-means y jerárquico.

Para el caso de k-means, se utilizará el método del codo.

DBSCAN no debería ser útil, debido a que aglomera usando las densidades, cosa que, por intuición física, no debería influir en el tipo de material, pero de todas maneras se realizará este análisis.

El clustering jerárquico también nos podría entregar un resultado interesante, ya que podrían haber subconjuntos de materiales.

Luego, una pregunta interesante es ver que característica es más decididora para determinar la pertenencia de un punto a un clustering. Por ejemplo, si plotamos los puntos con colores que dependen del valor de un atributo, y este color es muy intenso dentro de un cluster en particular, no sería descabellado pensar que esta característica influye bastante en este material y sus características.

#### 4.2 ¿Podemos identificar una característica que influya en lo bueno que puede ser un conductor?

Primero, vamos a filtrar a todos los conductores usando el atributo  $\text{band\_gap} = 0$ , esto pues se sabe que todos los conductores tienen este valor. Los semiconductores tienen un  $\text{bandgap} > 0$  y los aislantes tienen  $\text{band gap}$  mucho más grande. La siguiente imagen ejemplifica un material con  $\text{band gap} = 0$ .

Notar como en el gráfico de la derecha, que muestra la densidad de estados, no hay saltos en la función de color rojo.

### Gráfico de bandgap (1)

El siguiente material tiene un band gap distinto de cero, es decir, los electrones necesitan un “pequeño empujón” para pasar de un estado ligado al estado libre de un conductor. Este “pequeño empujón” se puede conseguir con una diferencia de potencial o con el efecto túnel. Aquí la función roja no es continua en todo el espacio, específicamente alrededor de 0.

### Gráfico de bandgap (2)

Luego, debido a que no tenemos labels, clasificar no tendría sentido. Por esta razón, se realizará un clustering.

Primero, se probará con k-means . Para inspeccionar la cantidad idónea de clusters, primero se realizará la técnica del codo.

Con la cantidad de clusters obtenida, se realizará k-means.

También se probará con DBSCAN. La intuición física nos dice que no servirá mucho, pues la densidad de puntos no debería ser un factor de clasificación.

El cluster que nos interesa es el jerárquico, pues queremos identificar que tan buenos son los conductores. Queremos identificar alguna característica que tenga un gradiente que coincida con la forma en la que se agrupan los clusters. Una forma de visualizar esto sería algo así:

### Gráfico de ejemplo de cluster

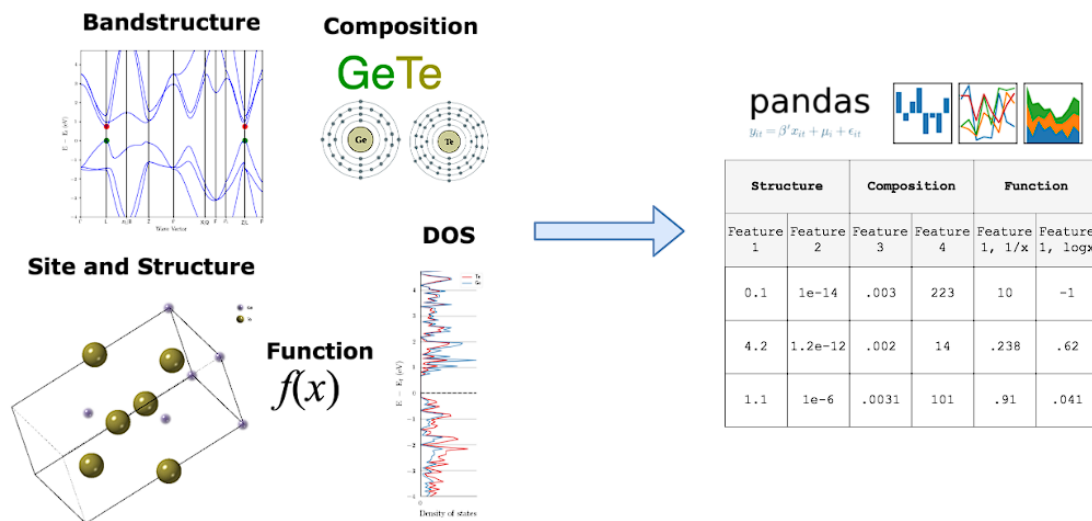
Notar como los puntos se vuelven más rojos a medida que nos acercamos al centro, una especie de gradiente hacia el centro nos podría indicar que esta característica influye directamente en lo bueno (o malo) que es un conductor. Se utilizará PCA para dimensionar a un gráfico.

Posteriormente se realizará una validación de los métodos de clustering e intentaremos identificar alguna característica o estructura interesante.

## 5 Experimento preliminar

### 5.1 ¿Existen grupos de materiales con características similares?

Una de las bases en la metodología experimental para este proyecto es la ingeniería de característica. Necesitamos una forma de transformar los datos de composición de elementos, la estructura cristalina y todos los atributos que permiten identificar a un material con parámetros cuantitativos. Esto es de alta complejidad, por suerte existe una librería llamada MatMiner que ya permite recoger estos atributos para cuantificarlos y realizar modelos de Machine Learning.



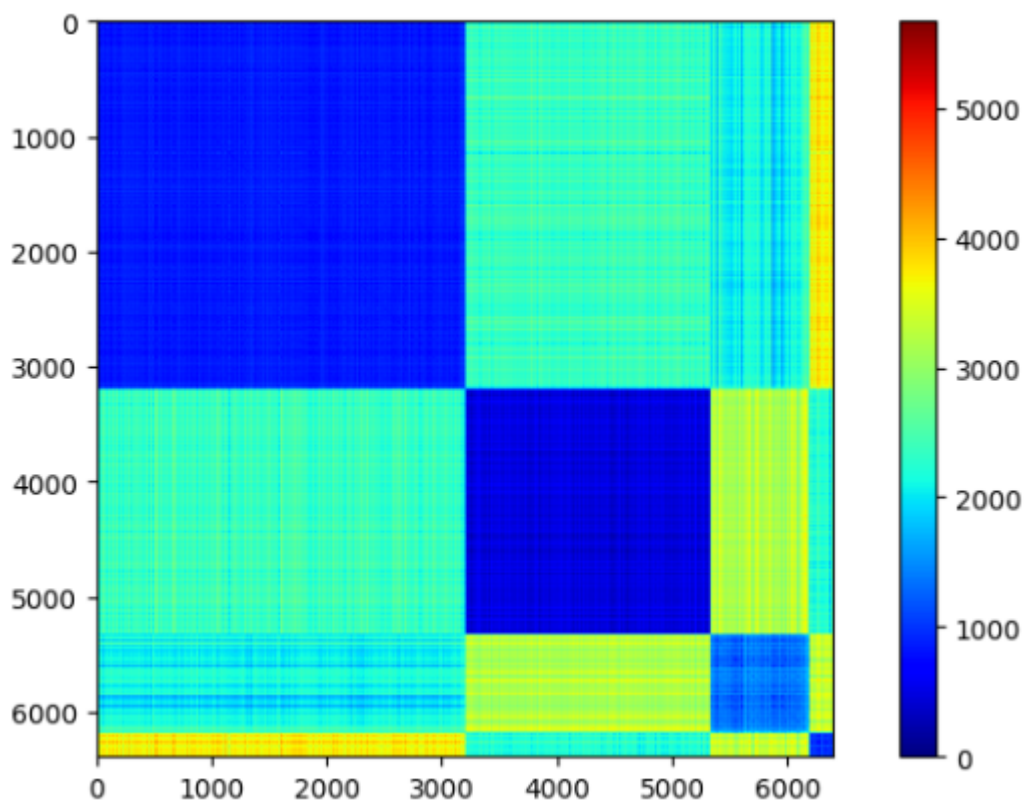
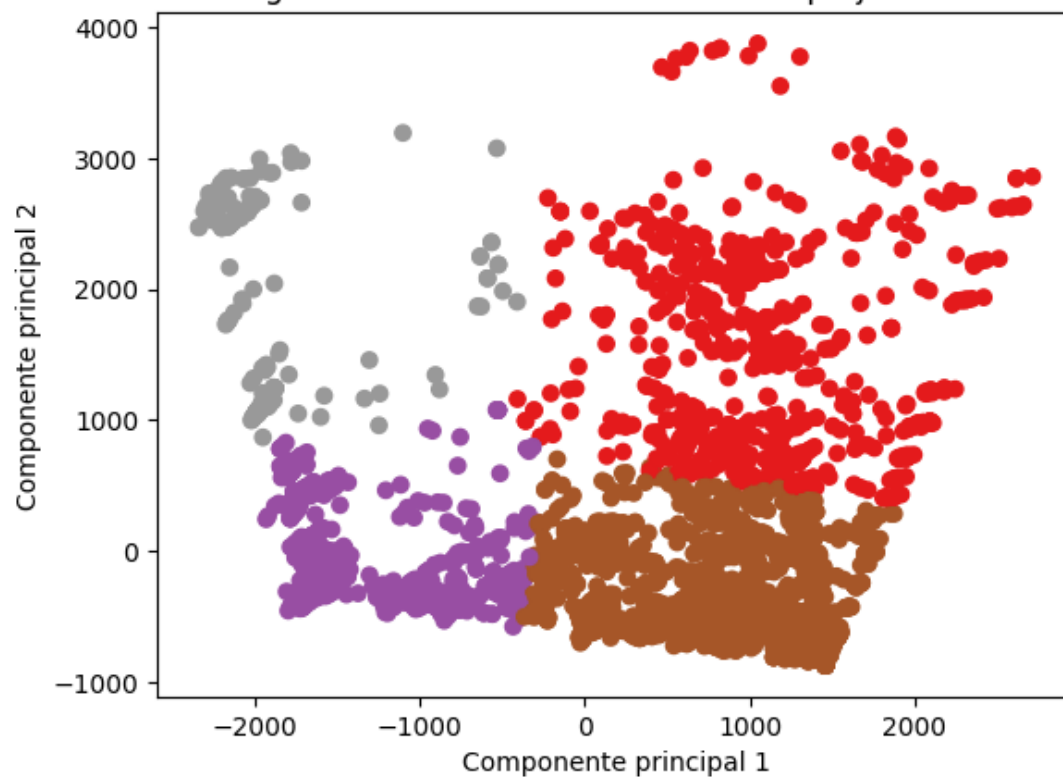
Una vez tratados los datos usando ingeniería de características es posible realizar cualquier algoritmo de Machine Learning.

Para este hito, tuvimos un problema de RAM, lo cual nos impedía utilizar la base de datos completa para responder la primera pregunta de investigación. Por ello decidimos responderla solo para los materiales que tenían Silicio (“Si”), lo cual es interesante para la industria de los semiconductores. Una vez definido este grupo de datos, que cuenta con mas de 6000 materiales, realizamos un algoritmo de clustering K-means utilizando el método del codo para identificar el rango de clusters óptimos.

Con el rango definido entre 3 y 8 clusters, fueron modelados todos y calculados el coeficiente de silueta y el indice de Davies-Bouldin encontrando que el optimo está en 4 clusters para este método.

Como resultado tenemos los siguientes resultados de matriz de similitud y de clusters (ver más en [anexos](#)).

Clustering de la base de datos de materials project usando PCA



Y los parametros de calidad son los siguientes.

Coficiente de silueta	Indice de Davies-Bouldin
0.55	0.76

## 6 Anexos

### 6.1 Tabla de atributos

Clase	Atributos
properties_mat (MaterialsDoc)	material_id, composition, volume, density, density_atomic
properties_thermo (ThermoDoc)	material_id, energy_per_atom, formation_energy_per_atom, equilibrium_reaction_energy_per_atom, decomposition_enthalpy
properties_electro (ElectroDoc)	material_id, band_gap, efermi, is_metal, is_stable
properties_magnetic (MagneticDoc)	material_id, is_magnetic, exchange_symmetry, num_magnetic_sites
properties_dielectric (DielectricDoc)	material_id, e_total, e_ionic, e_electronic, n
properties_oxidation_state (Oxidation-StateDoc)	material_id, possible_species, possible_valences, average_oxidation_states

Atributos extraídos según la información brindada en la [documentación de Materials Project](#).

### 6.2 Resultado del merge de los dataframes

```
[ ]: result.head()
```

	material_id	e_total	e_ionic	e_electronic	n	band_gap	\
0	mp-28944	21.521069	13.942520	7.578549	2.752916	1.5135	
1	mp-28096	3.218928	0.598031	2.620897	1.618918	2.8804	
2	mp-863678	10.737604	6.585117	4.152487	2.037765	1.6514	
3	mp-10461	13.624477	9.998830	3.625647	1.904113	2.9095	
4	mp-8756	8.849831	4.815258	4.034573	2.008625	2.5447	
	efermi	is_metal	is_magnetic	exchange_symmetry	...	volume	\
0	1.973873	False	False	186	...	208.023425	
1	-1.097983	False	False	43	...	465.547991	
2	2.395559	False	False	146	...	261.201622	
3	2.551343	False	False	167	...	331.052135	
4	0.345471	False	False	129	...	146.040316	
	density	density_atomic		possible_species	\		

```

0  5.939485      34.670571      ['Bi3+', 'Cl-', 'Te2-']
1  1.926612      29.096749      ['S+', 'Cl-']
2  5.454615      13.060081      ['O2-', 'K+', 'Sb5+', 'Zn2+']
3  5.052121      15.047824      ['O2-', 'Sb5+', 'Na+', 'Sr2+']
4  2.842588      24.340053      ['Li+', 'Se2-', 'K+']

                                possible_valences \
0                                [3.0, 3.0, -2.0, -2.0, -1.0, -1.0]
1  [1.0, 1.0, 1.0, 1.0, 1.0, 1.0, 1.0, 1.0, -1.0,...
2  [1.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 5.0, 5.0, 5.0, -2.0,...
3  [1.0, 1.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 2.0, 5.0, ...
4                                [1.0, 1.0, 1.0, 1.0, -2.0, -2.0]

                                average_oxidation_states energy_per_atom \
0                                {'Bi': 3.0, 'Te': -2.0, 'Cl': -1.0}      -3.902939
1                                {'S': 1.0, 'Cl': -1.0}                  -3.466514
2  {'K': 1.0, 'Zn': 2.0, 'Sb': 5.0, 'O': -2.0}                        -5.816968
3  {'Na': 1.0, 'Sr': 2.0, 'Sb': 5.0, 'O': -2.0}                        -6.392569
4                                {'K': 1.0, 'Li': 1.0, 'Se': -2.0}        -3.542389

                                formation_energy_per_atom equilibrium_reaction_energy_per_atom \
0                                -0.958829                               -0.051867
1                                -0.474021                               -0.075092
2                                -1.922136                               -0.022649
3                                -2.738011                               -0.088787
4                                -1.370645                               -0.034785

                                decomposition_enthalpy
0                                -0.051867
1                                -0.075092
2                                -0.022649
3                                -0.086070
4                                -0.034785

```

[5 rows x 22 columns]

### 6.3 Estadísticas de los datos

```
[ ]: numeric_columns.describe()
```

```

count      e_total      e_ionic  e_electronic      n      band_gap \
count      7290.000000      7290.000000      7290.000000      7290.000000      7290.000000
mean         50.920612         32.398492         18.522120         2.436020         2.336182
std        1655.107848       1487.919679        625.658741         3.549444         1.697134
min           1.155248           0.000000        -64.837332         0.000000         0.000000
25%           7.931442           4.000849         2.940330         1.714739         1.003525
50%          11.662250           6.472804         4.264421         2.065047         1.991500
75%          19.016789          11.364285         6.558800         2.561015         3.418875

```



max	126575.316823	126567.273642	46857.910510	216.466881	12.139100
-----	---------------	---------------	--------------	------------	-----------

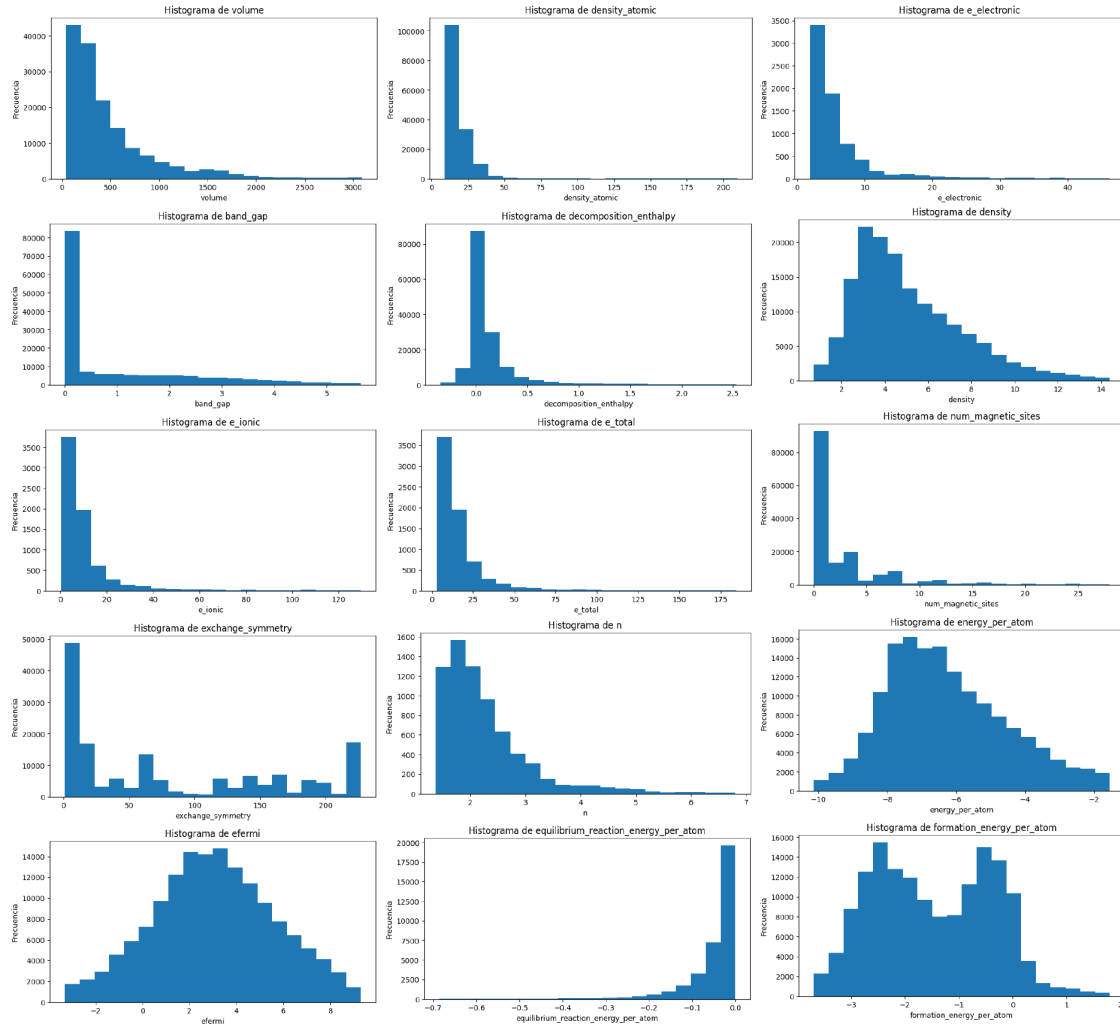
	efermi	exchange_symmetry	num_magnetic_sites	volume \
count	7290.000000	7290.000000	7290.000000	7290.000000
mean	1.724809	94.329081	0.560494	289.837992
std	2.388488	76.760838	1.642730	221.638154
min	-7.804680	1.000000	0.000000	11.286588
25%	0.215491	15.000000	0.000000	143.530177
50%	1.749932	72.000000	0.000000	233.974644
75%	3.227443	164.000000	0.000000	367.666530
max	11.149808	230.000000	24.000000	3998.471538

	density	density_atomic	energy_per_atom \
count	7290.000000	7290.000000	7290.000000
mean	4.402732	18.878844	-5.782469
std	1.862653	8.587621	1.714053
min	0.023670	5.643294	-11.047931
25%	3.084127	12.598164	-7.131346
50%	4.129389	15.950793	-5.739387
75%	5.351808	23.677849	-4.422131
max	17.732855	132.548261	-0.219326

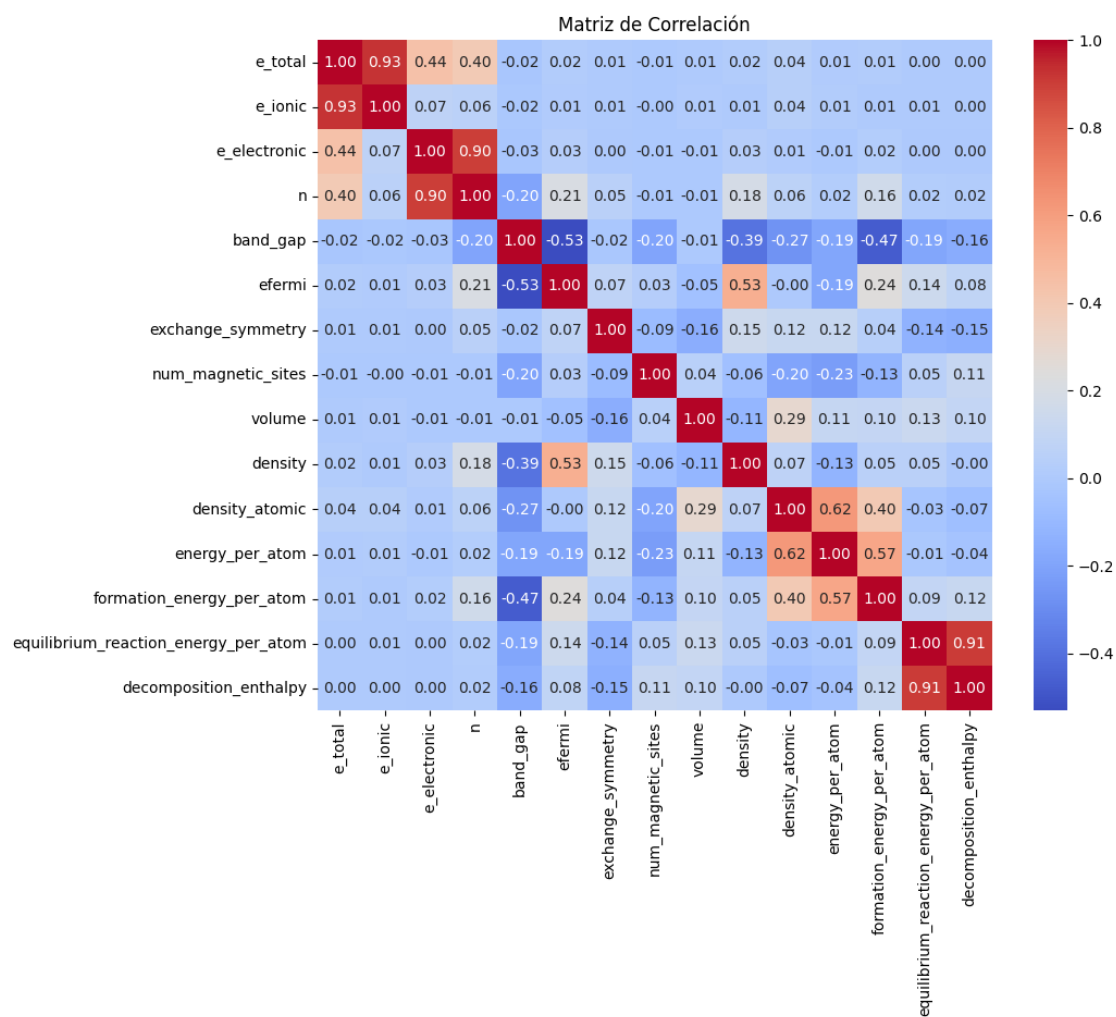
	formation_energy_per_atom	equilibrium_reaction_energy_per_atom \
count	7290.000000	4647.000000
mean	-1.733503	-0.125225
std	0.982938	0.348267
min	-4.491319	-4.427975
25%	-2.500231	-0.100782
50%	-1.686184	-0.041113
75%	-0.925363	-0.016220
max	5.212425	0.000000

	decomposition_enthalpy
count	7290.000000
mean	-0.075678
std	0.316180
min	-4.427975
25%	-0.078266
50%	-0.023512
75%	0.000381
max	5.212425

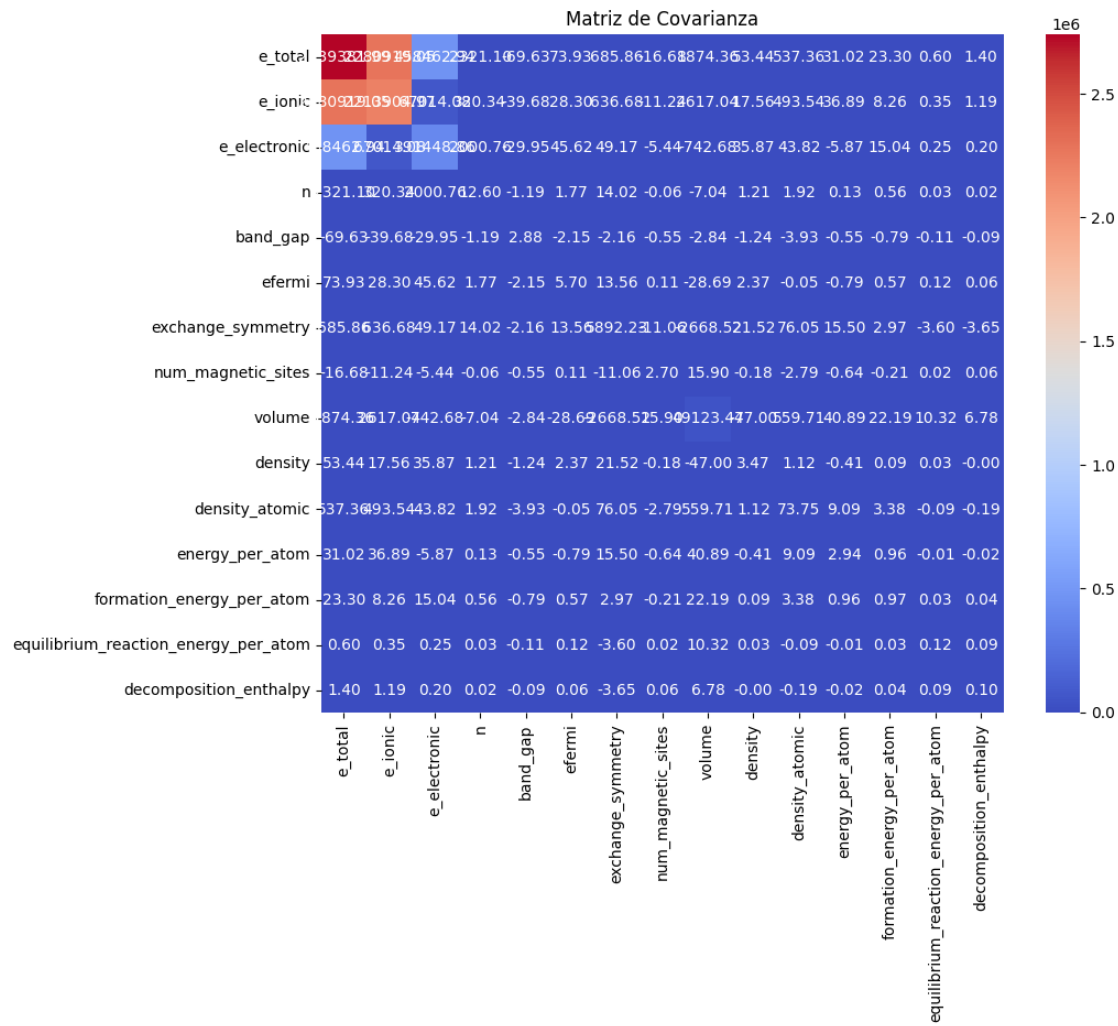
## 6.4 Histogramas de cada atributo



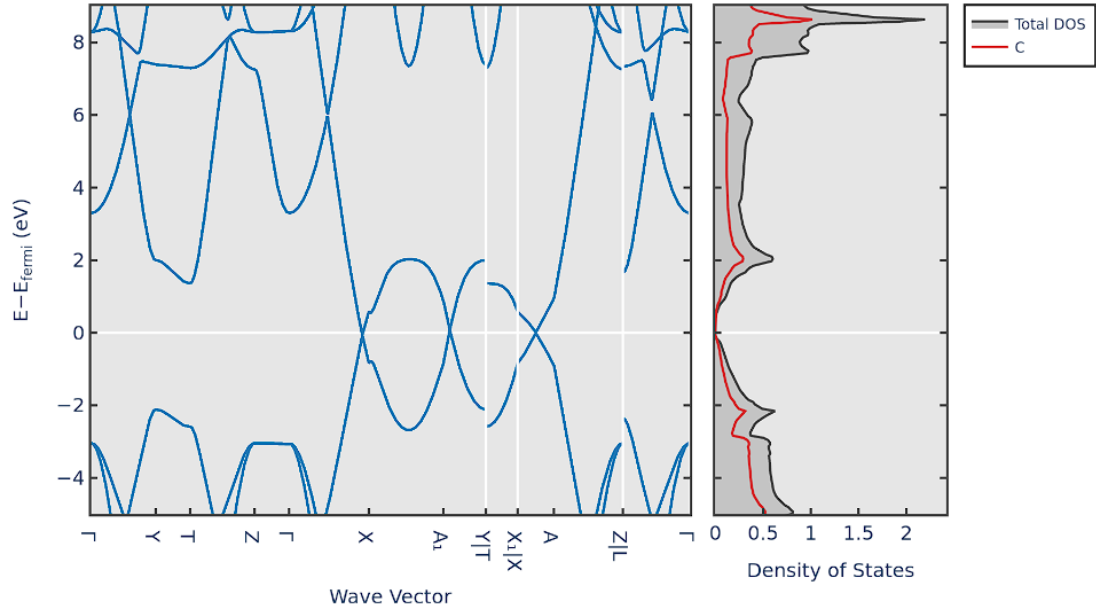
## 6.5 Matriz de correlacion de los datos



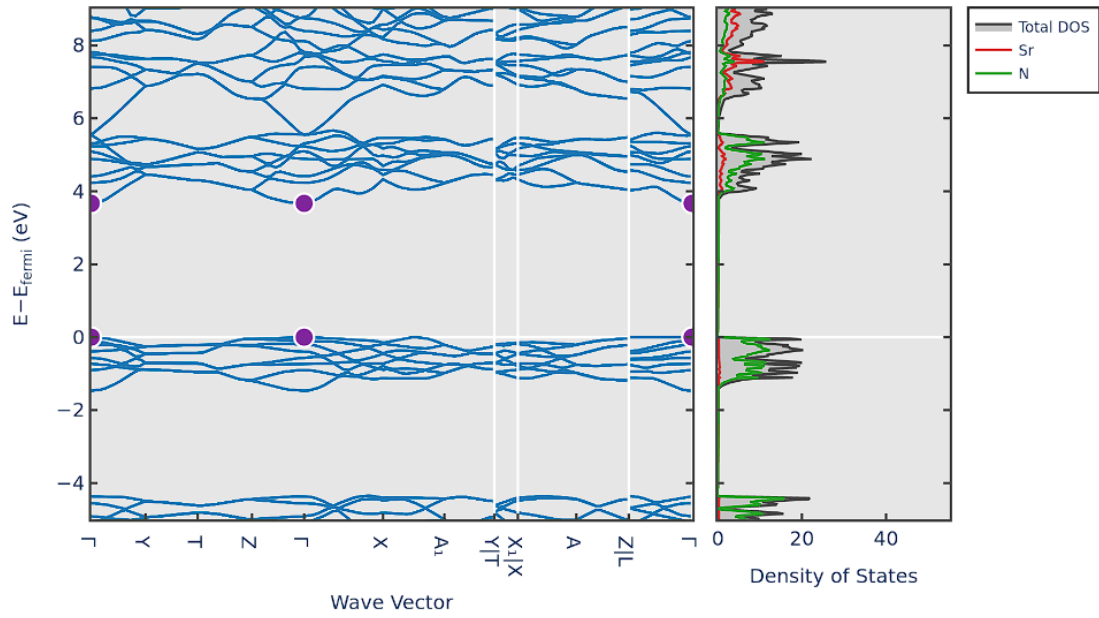
## 6.6 Matriz de covarianza de los datos



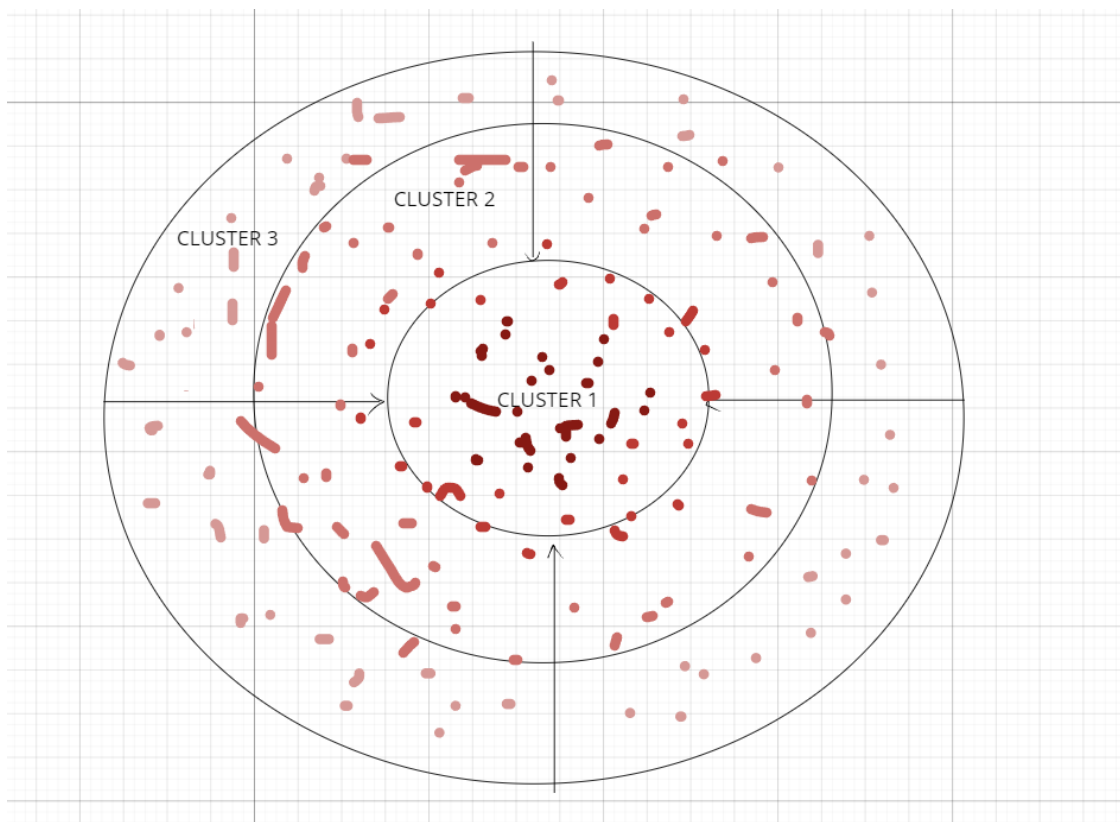
## 6.7 Bandgap (1)



## 6.8 Bandgap (2)



## 6.9 Ejemplo Cluster



## 6.10 Codigo del algoritmo de clustering K-Means

```
[2]: # Importar las bibliotecas necesarias
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.metrics import silhouette_score, davies_bouldin_score
from sklearn.decomposition import PCA
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from mp_api.client import MPRester
from matminer.data_retrieval.retrieve_MP import MPDataRetrieval
from matminer.featurizers.base import MultipleFeaturizer, StackedFeaturizer
from matminer.featurizers import composition as cf

# Conectar con la base de datos de materials project usando la API de pymatgen
# La key se obtiene desde la pagina principal de materials project
mpr = MPRester("Q4KseBQeiCIFmpyIzcxTaWeQ0DVWzyZf")

# Obtener los datos de materiales que quieres analizar
```

```

# Se seleccionan las propiedades: identificador del material (material_id),
↳ fórmula reducida (reduced_cell_formula), energía de formación
↳ (formation_energy_per_atom) y volumen (volume)
docs = mpr.summary.search(elements=["Si"], band_gap=(0.0, 1.0))

# # Convertir los resultados en un dataframe
df = pd.DataFrame([material.__dict__ for material in docs])

# Aplicar algún método de reducción de dimensionalidad o selección de
↳ características para simplificar los datos
# En este ejemplo, se usa la función auto_featurize de matminer para generar
↳ automáticamente características a partir de la composición química
# Se usan las siguientes clases de características: ElementProperty,
↳ Stoichiometry, ValenceOrbital, IonProperty y ElementFraction
feature_classes = [cf.ElementProperty.from_preset("magpie"), cf.
↳ Stoichiometry(), cf.ValenceOrbital(props=["avg"]), cf.IonProperty(), cf.
↳ ElementFraction()]
featurizer = MultipleFeaturizer(feature_classes)
X = featurizer.fit_transform(df['composition'])

X_df = pd.DataFrame(X)
X_df = X_df.dropna(axis=1) # Eliminar las columnas con valores nulos

# En este ejemplo, se usa el algoritmo KMeans de sklearn para agrupar los datos
↳ en k grupos según su similitud
# Se elige el valor de k usando el método del codo, que consiste en variar el
↳ valor de k y observar el cambio en la suma de cuadrados dentro de los grupos
↳ (inertia)
ks = range(2, 11) # Probar valores de k entre 2 y 10
inertias = [] # Lista para guardar los valores de inertia para cada k
for k in ks:
    # Crear el modelo de KMeans con k grupos
    model = KMeans(n_clusters=k, random_state=0)
    # Entrenar el modelo con los datos
    model.fit(X_df)
    # Añadir el valor de inertia a la lista
    inertias.append(model.inertia_)

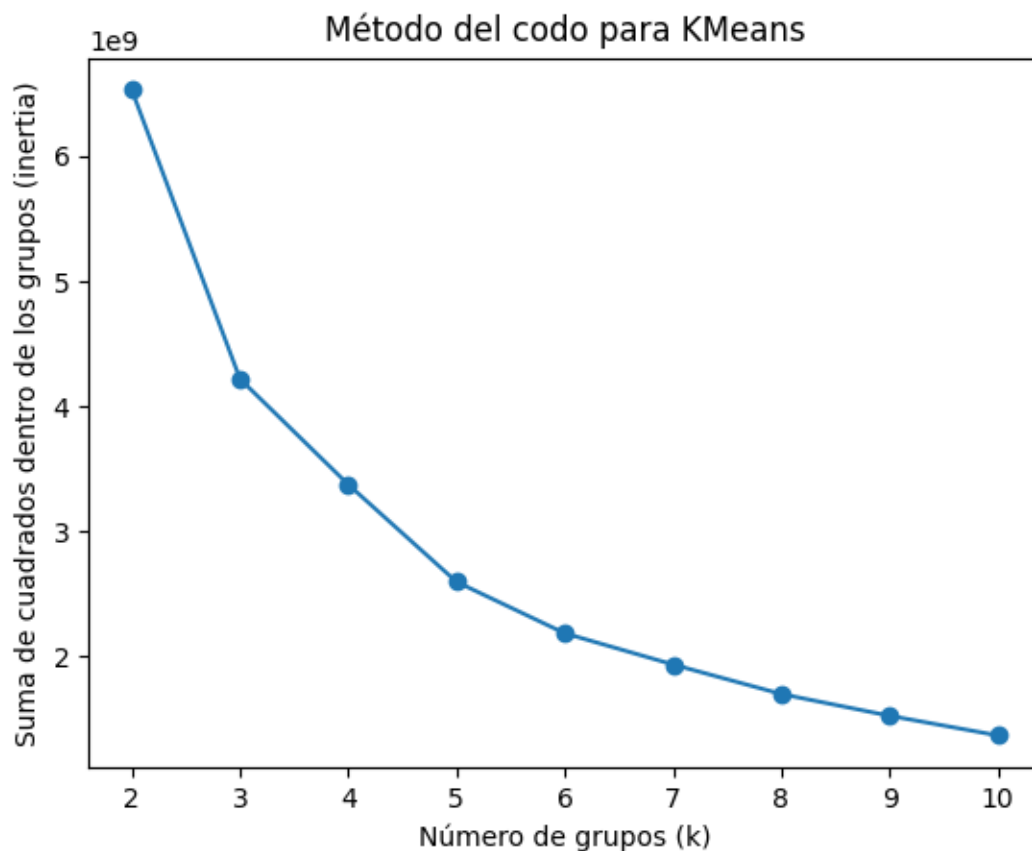
# Graficar los valores de k e inertia
plt.plot(ks, inertias, "-o")
plt.xlabel("Número de grupos (k)")
plt.ylabel("Suma de cuadrados dentro de los grupos (inertia)")
plt.title("Método del codo para KMeans")
plt.show()

```

Accessing summary data through `MPRester.summary` is deprecated. Please use `MPRester.materials.summary` instead.

Retrieving SummaryDoc documents: 0% | 0/6385 [00:00<?, ?it/s]

The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning  
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning





```
[3]: # Según la gráfica, se observa que el valor óptimo de k es 6, ya que a partir
      ↪ de ese punto la curva se suaviza
      # Por lo tanto, se crea el modelo de KMeans con k=6 y se obtienen las etiquetas
      ↪ de los grupos asignados a cada material
models = []
labels_all = []
for i in range(3,9):
    model = KMeans(n_clusters=i, random_state=0)
    model.fit(X_df)
    labels = model.labels_
    models.append(model)
    labels_all.append(labels)

# Evaluar el resultado del clustering usando alguna medida de calidad
# En este ejemplo, se usan el coeficiente de silueta y el índice
      ↪ Davies-Bouldin, que miden la cohesión y la separación de los grupos
# El coeficiente de silueta varía entre -1 y 1, siendo 1 el mejor valor posible
# El índice Davies-Bouldin varía entre 0 e infinito, siendo 0 el mejor valor
      ↪ posible
for i in range(0,len(labels_all)):
    silhouette = silhouette_score(X_df, labels_all[i])
    davies_bouldin = davies_bouldin_score(X_df, labels_all[i])
    print(f"Coeficiente de silueta: {silhouette:.2f} con {i+3} clusters")
    print(f"Índice Davies-Bouldin: {davies_bouldin:.2f} con {i+3} clusters")

# Visualizar el resultado del clustering usando alguna técnica de proyección o
      ↪ gráfica
# En este ejemplo, se usa el análisis de componentes principales (PCA) para
      ↪ reducir la dimensionalidad de los datos a dos dimensiones y graficar los
      ↪ puntos con colores según su grupo
for i in range(0,len(labels_all)):
    pca = PCA(n_components=3)
    X_pca = pca.fit_transform(X_df)
    plt.scatter(X_pca[:, 0], X_pca[:, 1], c=labels_all[i], cmap="Set1")
    plt.xlabel("Componente principal 1")
    plt.ylabel("Componente principal 2")
    plt.title("Clustering de la base de datos de materials project usando PCA")
    plt.show()
```

The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning

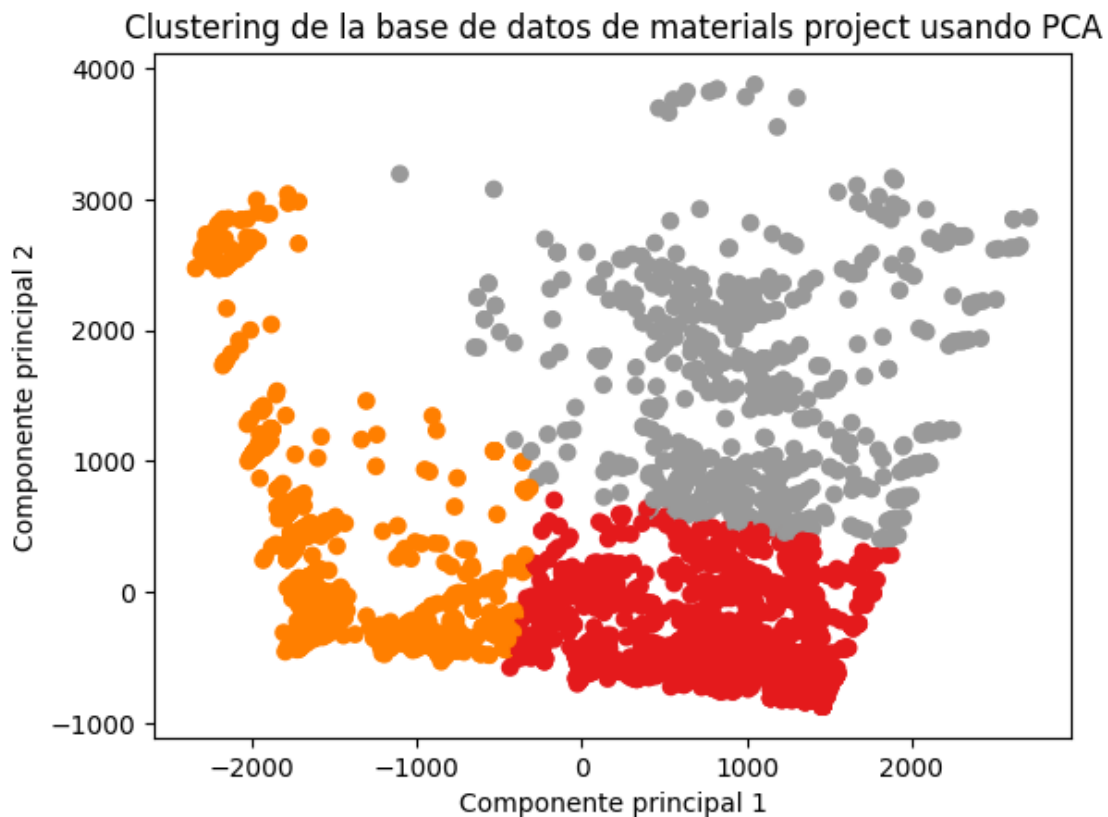
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning

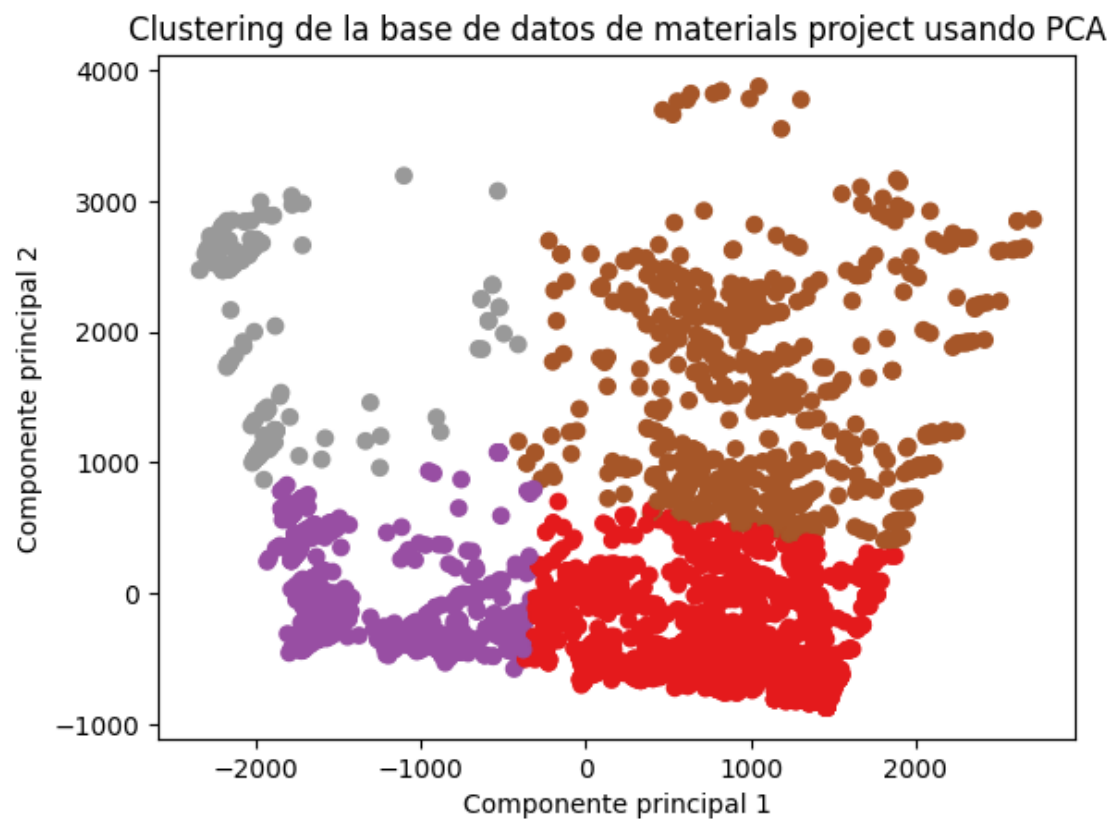
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning

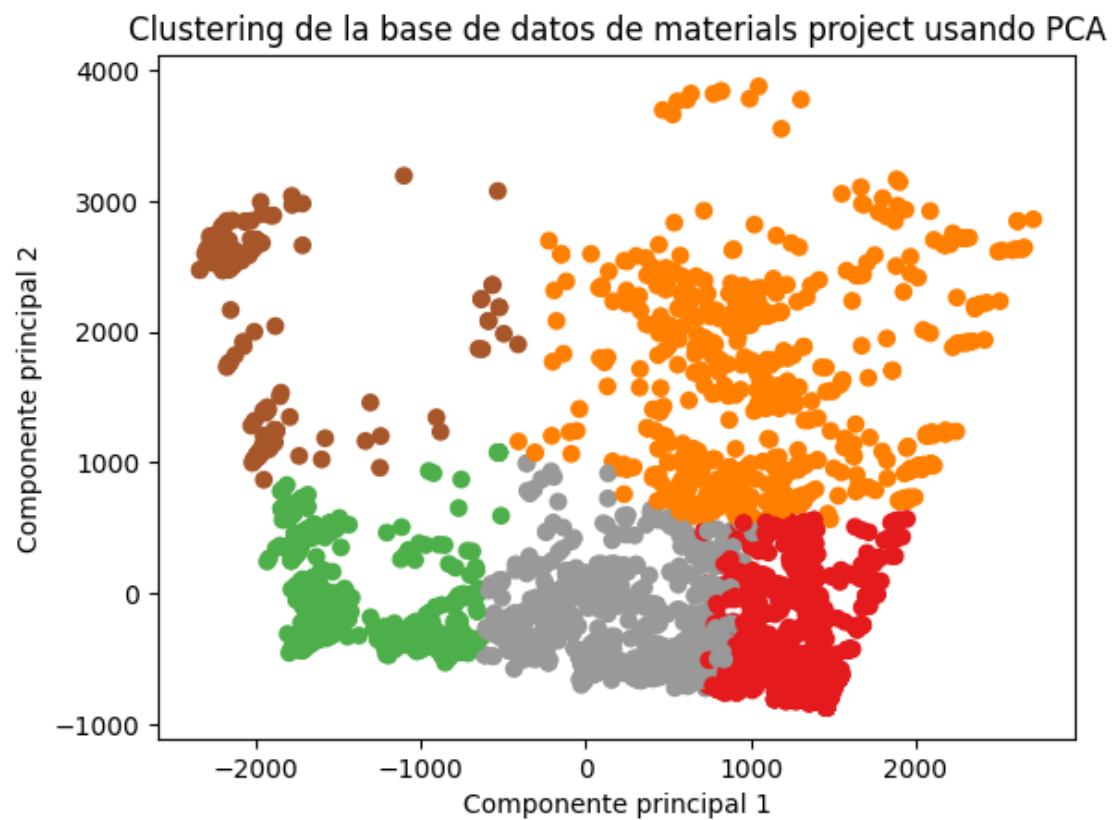
The default value of `n\_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n\_init` explicitly to suppress the warning

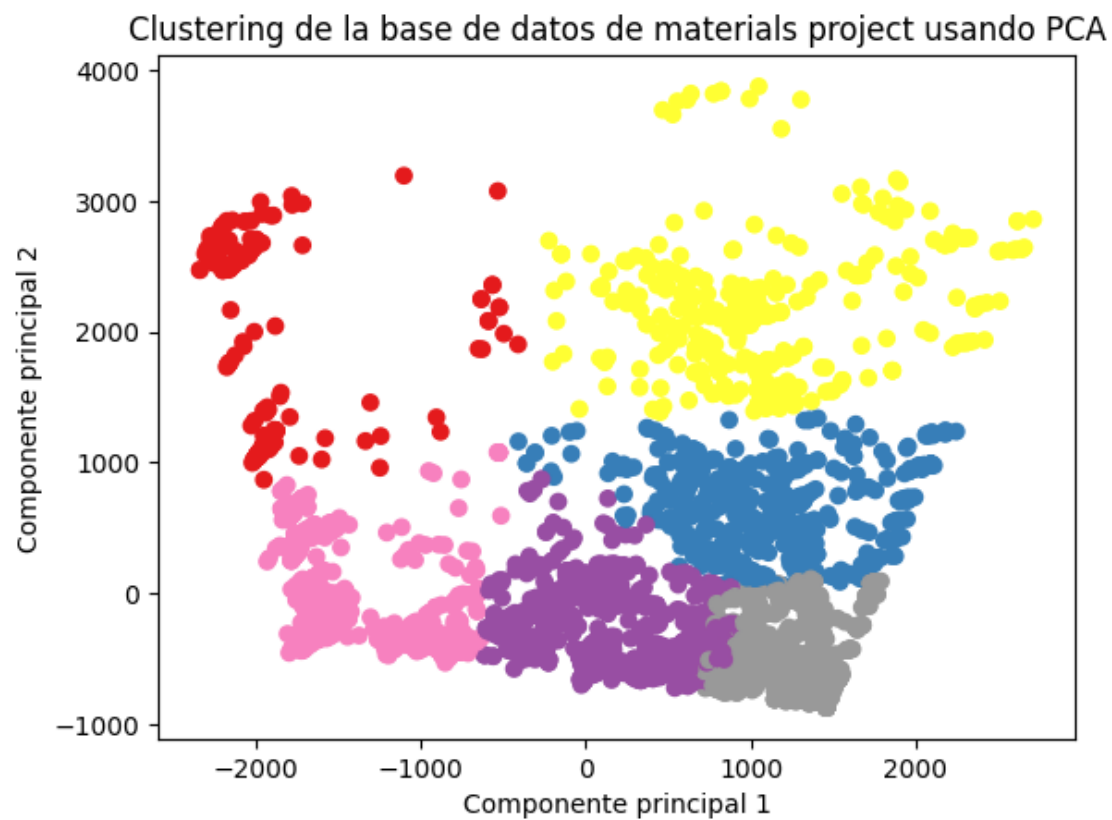
The default value of ``n_init`` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of ``n_init`` explicitly to suppress the warning  
The default value of ``n_init`` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of ``n_init`` explicitly to suppress the warning

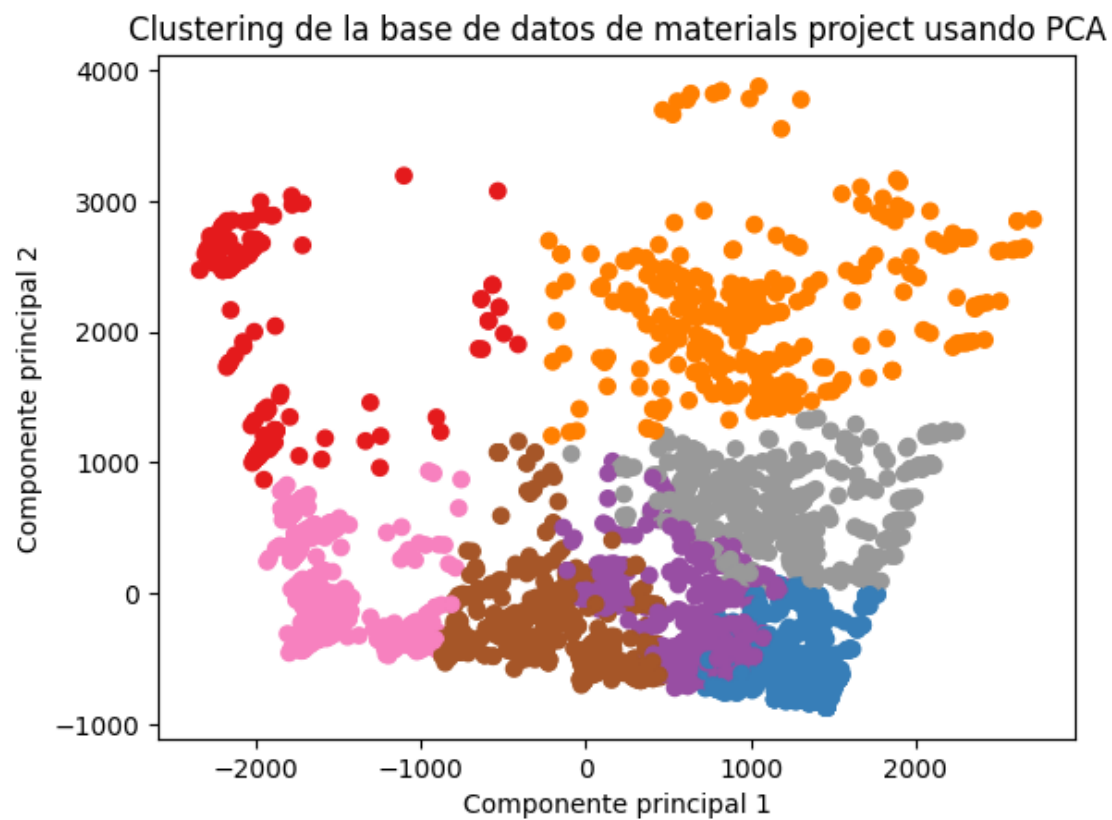
Coeficiente de silueta: 0.54 con 3 clusters  
Índice Davies-Bouldin: 0.79 con 3 clusters  
Coeficiente de silueta: 0.55 con 4 clusters  
Índice Davies-Bouldin: 0.76 con 4 clusters  
Coeficiente de silueta: 0.47 con 5 clusters  
Índice Davies-Bouldin: 0.81 con 5 clusters  
Coeficiente de silueta: 0.48 con 6 clusters  
Índice Davies-Bouldin: 0.88 con 6 clusters  
Coeficiente de silueta: 0.47 con 7 clusters  
Índice Davies-Bouldin: 0.91 con 7 clusters  
Coeficiente de silueta: 0.48 con 8 clusters  
Índice Davies-Bouldin: 0.86 con 8 clusters

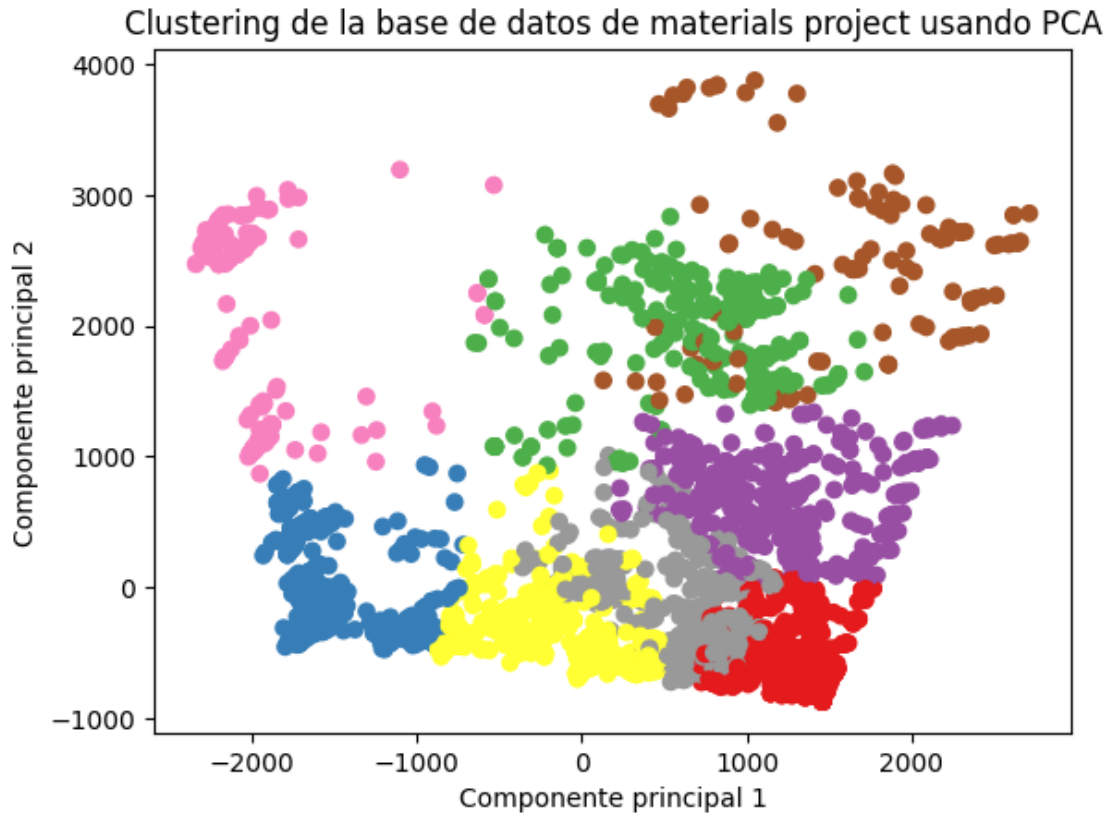












```
[4]: from sklearn.metrics.pairwise import euclidean_distances
import numpy as np

def sim_matrix(features, labels):
    useful_labels = labels >= 0

    # primero ordenamos los datos en base al cluster que pertenecen
    indices = np.argsort(labels[useful_labels])
    sorted_features = features[useful_labels][indices]

    # calculamos las distancias entre todos los puntos
    d = euclidean_distances(sorted_features, sorted_features)
    return d

def plot(data, model, is_model = True):
    if is_model:
        fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(20,5))

        fig.suptitle(f"{model.__class__.__name__}")
```

```

ax1.scatter(data[:,0], data[:,1], c=model.labels_)

dist = sim_matrix(data, model.labels_)
im = ax2.imshow(dist, cmap="jet")
fig.colorbar(im, ax=ax2)
else:
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(20,5))

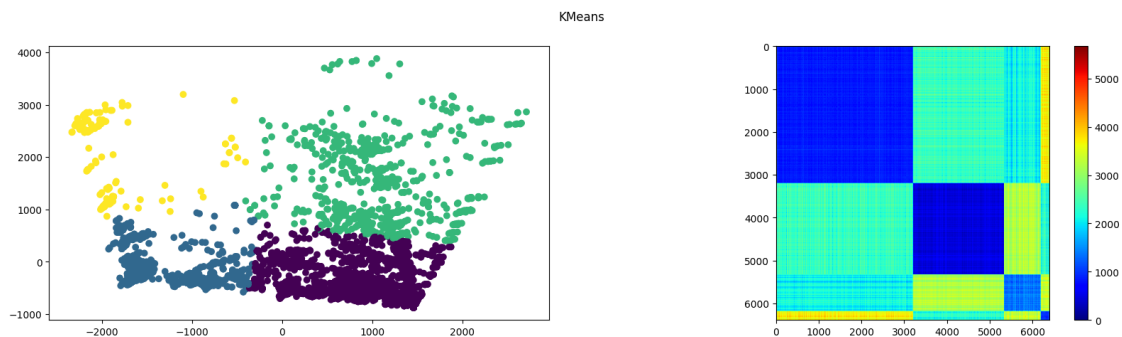
fig.suptitle('Clustering Jerárquico')

ax1.scatter(data[:,0], data[:,1], c = model)

dist = sim_matrix(data, model)
im = ax2.imshow(dist, cmap="jet")
fig.colorbar(im, ax=ax2)

plot(X_pca, models[1])

```



## 6.11 Repositorio del proyecto

<https://github.com/Fabian-Castro-C/Miner-a-de-datos>

## 6.12 Contribución de miembros del equipo

Miembro	Tarea
Simón Campos	Metodología de investigación
Fabián Castro	Implementación de la API y clustering
Benjamín Mancilla	Limpieza de datos y maestría en git



Miembro	Tarea
Sebastián Monteiro	Formulación de preguntas y procedimiento experimental
Dylan Riquelme	Redacción y organización del informe