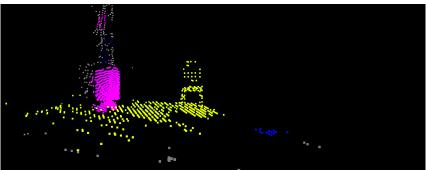
Clustering con HDBSCAN - Generación de energía por Región

En la ingeniería eléctrica, específicamente el énfasis de sistemas de potencia, la generación de energía es una de las ramas principales de aplicación. En muchos artículos académicos e investigaciones se analiza la generación y consumo de energía en diferentes regiones y con multiples variables con el fin de optimizar este preciado recurso.



En este caso se tiene una base de datos con los resultados de diferentes mediciones de generación de energía por tipo y por región, a su vez que la cantidad de energía a producir estimada en unidades de Medición fasorial.

Las unidades de Medición fasorial como su nombre lo indica realizan una medida de los fasores de corriente y tensión de la red eléctrica, garantizando sincronización en las medidas y una alta tasa de muestreo que permite una visualización en tiempo real del sistema, siendo un factor clave para determinar flujos de potencia y en general el estado del sistema. El conjunto de dos o más PMU's instaladas en el sistema y los software de análisis de datos provenientes de estas es llamado un WAMS de PMU's. Todos los valores tomados, que se muestran en la base de datos estan en MU.



Se utilizara el método HDBSCAN para ordenar los datos en clusteres relacionados, con el fin de analizar

características geográficas y técnicas de cada región. Este algorítmo realiza DBSCAN sobre diferentes valores de épsilon e integra el resultado para encontrar un agrupamiento que brinde la mejor estabilidad sobre épsilon. Esto permite que HDBSCAN encuentre grupos de diferentes densidades (a diferencia de DBSCAN) y sea más robusto para la selección de parámetros.

```
# Imports
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import hdbscan
import seaborn as sns
import pandas as pd
import sklearn.cluster as cluster
```

Importando Dataset y visualizando sus características

```
data = pd.read_csv('.../datasets/generación energía por tipo region.csv',engine='python')
 data.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4945 entries, 0 to 4944
Data columns (total 9 columns):
 # Column
                                                   Non-Null Count Dtype
                                                    4945 non-null
       fecha
                                                    4945 non-null
                                                                        object
```

Region 4945 non-null
Generacion Termica actual (MU) 4945 non-null
Generacion Termica Estimada (MU) 4945 non-null float64 Generacion Eolica Actual (MU) 4945 non-null float64 Generacion Eolica Estimada (MU) Hidro Generacion Actual (MU) Hidro Generacion Estimada (MU) 4945 non-null float64 4945 non-null float64 dtypes: float64(6), int64(1), object(2)
memory usage: 347.8+ KB

Mostrar las primeras filas para una previsualización del orden de los datos

IU [519""	data.	head()					Generacion Eolica Estimada (MU) Hidro Generacion Actual (MU) Hidro Generacion Estimada (MU) 35.57 273.27 320.81 3.81 72.00 21.53		
Out[219	indi	ce fecha	Region	Generacion Termica actual (MU)	Generacion Termica Estimada (MU)	Generacion Eolica Actual (MU)	Generacion Eolica Estimada (MU)	Hidro Generacion Actual (MU)	Hidro Generacion Estimada (MU)
	0	0 9/1/2017	Central y Norte	624.23	484.21	30.36	35.57	273.27	320.81
	1	1 9/1/2017	Pacifico	1106.89	1024.33	25.17	3.81	72.00	21.53
	2	2 9/1/2017	Zona Sur	576.66	578.55	62.73	49.80	111.57	64.78
	3	3 9/1/2017	Caribe	441.02	429.39	38.94	36.45	85.94	69.36
	4	4 9/1/2017	Huetar Norte	20.11	15.91	0.00	0.00	24.64	21 21

Se puede ver que la columna "indice" es el índice numérico de la muestra, pero que ya se ha enumerado con el método de lectura, por ello, se procede a eliminarla

data = data.drop(['indice'],axis=1)
data.head()

t[220	fecha	Region	Generacion Termica actual (MU)	Generacion Termica Estimada (MU)	Generacion Eolica Actual (MU)	Generacion Eolica Estimada (MU)	Hidro Generacion Actual (MU)	Hidro Generacion Estimada (MU)
	0 9/1/2017	Central y Norte	624.23	484.21	30.36	35.57	273.27	320.81
	1 9/1/2017	Pacifico	1106.89	1024.33	25.17	3.81	72.00	21.53
	2 9/1/2017	Zona Sur	576.66	578.55	62.73	49.80	111.57	64.78
	3 9/1/2017	Caribe	441.02	429.39	38.94	36.45	85.94	69.36
	4 9/1/2017	Huetar Norte	29.11	15.91	0.00	0.00	24.64	21.21

Se obtienen las variables estadísticas de los datos por columna, para los valores numéricos.

data_std = data_describe()
data_std

En este punto se puede optar por un andlisis de estos elementos, que caracterizan los datos procesados,teniendo hasta N componentes

a los cuales aplicar métodos de agrupamiento y visualizarlos.

En este caso, se hara un enfoque directo con los datos y no sus variables estadísticas.

	Generacion Termica actual (MU)	Generacion Termica Estimada (MU)	Generacion Eolica Actual (MU)	Generacion Eolica Estimada (MU)	Hidro Generacion Actual (MU)	Hidro Generacion Estimada (MU)
count	4945.000000	4945.000000	4945.000000	4945.000000	4945.000000	4945.000000
mean	603.978358	575.395116	22.353199	22.200097	73.305921	76.842965
std	383.534208	383.387299	22.005852	20.188407	74.482145	82.043952
min	12.340000	12.380000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	470.050000	427.460000	0.000000	0.000000	26.910000	23.310000
50%	615.280000	535.980000	25.130000	28.540000	52.960000	50.270000
75%	689.530000	672.740000	34.020000	36.600000	85.940000	95.800000
max	1395.970000	1442.380000	68.740000	76.640000	348.720000	397.380000

Estos datos son muy utiles para diferentes análisis de producción y estimación. Otra buena forma de tratar los datos es normalizandolos.

Nótese que este dataset mantiene datos numéricos y no-numéricos(texto) por lo que su procesamiento no se puede realizar de forma directa. En este caso existen varias formas de procesamiento y ordenamiento: Por fecha, por región o por valores numéricos. Una posibilidad es tratar estos datos texto como números o etiquetas numéricas, o simplemente omitiendolos del procesamiento numérico.

Para esto, es posible crear un datase o un dataframe que contenga los valores a procesar, mientras se que guardan las etiquetas de texto en el vector original de datos o en otro lugar conocido para su procesamiento posterior.

```
# Se quitan las columnas fecha y región, que se dejarán como etiquetas posteriores.
data = data.drop(['fecha'],axis=1)
data = data.drop(['Region'],axis=1)
data.info()
 <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4945 entries, 0 to 4944
Data columns (total 6 columns):
                                                        Non-Null Count Dtype
       Generacion Termica actual (MU)
                                                       4945 non-null
                                                                              float64
       Generacion Termina Estimada (MU) 4945 non-null
Generacion Eolica Actual (MU) 4945 non-null
Generacion Eolica Estimada (MU) 4945 non-null
                                                                              float64
float64
                                                                              float64
       Hidro Generacion Actual (MU)
                                                        4945 non-null
                                                                              float64
5 Hidro Generacion Estimada (MU)
dtypes: float64(6)
                                                       4945 non-null
memory usage: 231.9 KB
 # Ahora que se tienen todos los valores numéricos, se normalizan los datos en un rango adecuado y se vuelven a obtener sus métricas: data_norm = (data - data.min())/(data.max()-data.min())
```

Ahora que se tienen todos los valores numéricos, se normalizan los datos en un rango adecuado y se vuelven a obtener sus métricas:
data_norm (data - data.min())/(data.max()-data.min())
data_norm.describe()

Generacion Termica actual (MU) Generacion Termica Estimada (MU) Generacion Eolica Actual (MU) Hidro Generacion Actual (MU) Hidro Generacion Estimada (MU)

3		Generacion Termica actual (MU)	Generacion Termica Estimada (MU)	Generacion Eolica Actual (MU)	Generacion Eolica Estimada (MU)	Hidro Generacion Actual (MU)	Hidro Generacion Estimada (MU)
	count	4945.000000	4945.000000	4945.000000	4945.000000	4945.000000	4945.000000
	mean	0.427599	0.393717	0.325185	0.289667	0.210214	0.193374
	std	0.277194	0.268103	0.320132	0.263419	0.213587	0.206462
	min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
	25%	0.330804	0.290266	0.000000	0.000000	0.077168	0.058659
	50%	0.435767	0.366154	0.365580	0.372390	0.151870	0.126504
	75%	0.489430	0.461790	0.494908	0.477557	0.246444	0.241079
	max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

Se puede observar que ahora los datos tienen valores entre cero y uno, max y min.

Ahora con este preprocesamiento se tienen datos ordenados, numéricos y normalizados, listos para un agrupamiento óptimo.

```
In [224- # Configuración del modelo HDBSCAN (una forma es aplicar fit_predict para evitar setear algunos parámetros)
# un ejemplo de configuración manual es: hdbscan_model = hdbscan.HDBSCAN(algorithm='best', alpha=1.0, approx_min_span_tree=True, leaf_size=40, metric='euclidean', min_cluster_size=650, min_samp
# Obtenemos el modelo
hdbscan_auto = hdbscan.HDBSCAN(min_cluster_size=700) # Selección empirica de un único parámetro, que es intuitivo y fácil de probar.

# Aplicar el modelo a los datos normalizados
cluster_labels = hdbscan_auto.fit_predict(data_norm)

# Podemos llamar a visualizar a las etiquetas de los grupos creados y analizar el conteo de estas etiquetas y su asignación con una tabla cruzada
pd.crosstab(cluster_labels, columns='Cantidad Elementos')
```

row_0

-1 671

0 916

1 991

2 957

3 1410

Se puede observar que con esta configuración de parámetros, HDBSCAN encuentra varios clusters con diferentes cantidades de elementos. HDBSCAN no tiene dificultades reconociendo los datos atípicos o outliers del dataset, como se puede ver en la agrupacion -1. Esta es una de las principales fortalezas del método.

```
## Ahora se grafican estos resultados:
hdbscan_auto.condensed_tree_.plot()
```

ut[225... <AxesSubplot:ylabel='\$\\lambda\$ value'>

```
- 4000

- 4000

- 3000 B

- 3000 B

- 2000 B

- 112 - 1000
```

Este método crea un atributo label_ dentro del modelo clustering generado. Se agrega esta calificación al archivo original del Dataset:

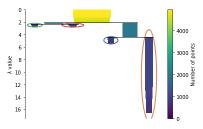
data['HDBSCAN clusters'] = cluster_labels data.head()

	Generacion Termica actual (MU)	Generacion Termica Estimada (MU)	Generacion Eolica Actual (MU)	Generacion Eolica Estimada (MU)	Hidro Generacion Actual (MU)	Hidro Generacion Estimada (MU)	HDBSCAN clusters
0	624.23	484.21	30.36	35.57	273.27	320.81	-1
1	1106.89	1024.33	25.17	3.81	72.00	21.53	-1
2	576.66	578.55	62.73	49.80	111.57	64.78	3
3	441.02	429.39	38.94	36.45	85.94	69.36	3
4	29.11	15.91	0.00	0.00	24.64	21.21	1

Visualización de los clusters Generados

Ahora se pueden colorear los clusters generados en la imagen.

```
In [227— hdbscan_auto.condensed_tree_.plot(select_clusters=True, selection_palette('deep',10))
```



```
In [228... # EL otro enfoque mencionado, es a partir de los datos estadísticos que mejor representen las relaciones del dataset, para ello se puede hacer uso del Análisis de Componentes Principales (PCA) from sklearn.decomposition import PCA
```

```
# Dos componentes principales
pca = PCA(n_components=2)
# Aplicar transformacion
pca_data = pca.fit_transform(data_norm)
# Obtener DataFrame ordenado
pca_df = pd.DataFrame(data= pca_data, columns=['Componente_1', 'Componente_2'])
# Aplicar el modelo clustering HDBSCAN y obtener etiquetas ordenadas
hdbscan_auto_PCA = hdbscan.HDBSCAN(min_cluster_size=60)
labels = pd.DataFrame(data= hdbscan_auto_PCA.fit_predict(pca_df), columns=['HDBSCANS_tabels'])
# Agregar etiquetas de agrupaciones y dataframe en un solo arreglo
pca_df = pd.concat([pca_df, labels], axis=1)
```

Graficar el dataframe procesado

Ahora se configura la figura plot a mostrar con estos datos obtenidos

```
fig = plt.figure(figsize= (7,7))
grafico = fig.add_subplot(1,1,1)
grafico.set_xlabel('Componente 1',fontsize = 12 )
grafico.set_ylabel('Componente 2',fontsize = 12 )
grafico.set_title('Componente principales - Clustering HDBSCAN',fontsize = 20 )
grafico.set_title('Componentes principales - Clustering HDBSCAN',fontsize = 20 )
Colores = np.arnay(["blue", "orange", "green", "yellow","red", "brown", "purple", "pink", "grey"])
grafico.scatter(x=pca_df.Componente_1 , y=pca_df.Componente_2 , c=Colores[pca_df.HDBSCANS_Labels], s=40)
plt.show()
```

Componentes principales - Clustering HDBSCAN 0.8 0.4 0.4 0.0 -0.2 -0.4 -0.6 -0.8 -0.6 -0.4 -0.2 Componente 1

Guardar los datos generados

Se procede a guardar el dataframe en formato csv. COmo se modifico el archido inicial, ahora se carga el original, se agregan las etiquetas generadas y se vuelve a guardar como csv ya con el clustering realizado.

10... csv = pd.read_csv('../datasets/generación energía por tipo region.csv',engine='python')
csv['InBSCAN_clusters'] = hdbscan_auto.labels_
csv.to_csv('../Results/energy-HDBSCAN.csv') # Se crea un archivo csv en la carpeta Results

Ejercicios/ Experimentos propuestos

- 1. Elija diferentes valores aleatorios para el número mínimo de clusters a implementar en el modelo HDBSCAN ¿Cómo cambia el resultado? ¿Qué se nota?
- 2. Investigue cuales son los parámetros configurables del método HDBSCAN (los mostrados en el comentario del codigo) y qué determinan cada uno de ellos.
- 3. Implemente el modelo HDBSCAN con estos parámetros seteados a su parecer. ¿Qué cambia?
- 4. Explique las ventajas y desventajas que tiene el algorítmo HDBSCAN. Puede investigar diferentes fuentes.
- 5. Aumente el número de PCA a 3 componentes y grafiquelo en 3 Dimensiones. ¿Qué es lo que cambio y que se esta añadiendo?