1. Introducción

En esta práctica he utilizado los algoritmos de clasificación KMeans y DBSCAN sobre un sistema X de 1000 elementos con dos estados cada uno. Para ello he utilizado las implementaciones de estos algoritmos de la librería scikit-learn.

2. Método y datos

Como datos he utilizado el sistema X proporcionado en la plantilla:

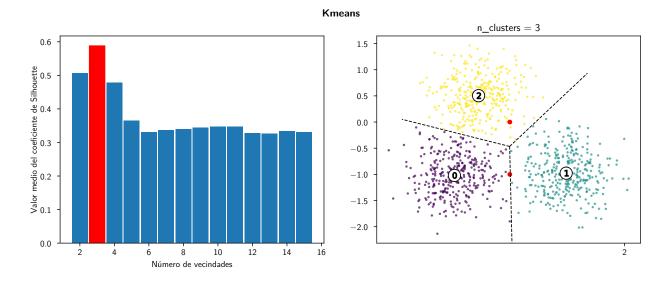
```
# Datos
centers = [[-0.5, 0.5], [-1, -1], [1, -1]]
```

El programa está dividido en funciones que aislan las distintas funcionalidades del mismo y permiten la reutilización y variación de parámetros del código:

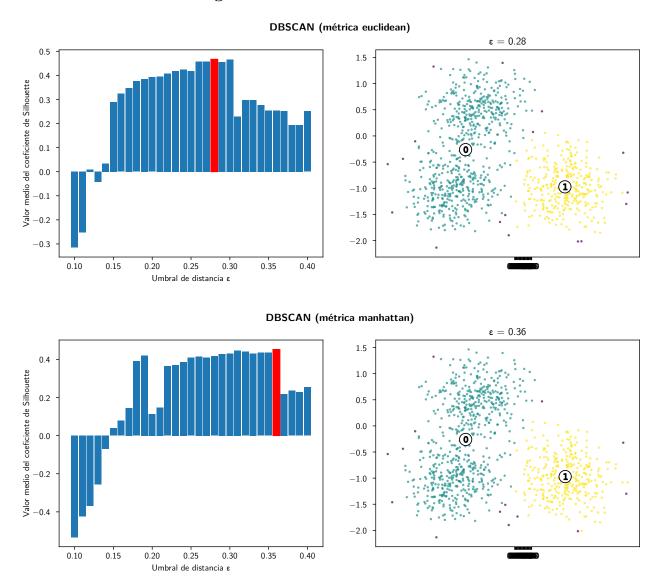
- kmeans_silhouettes y dbscan_silhouettes: Dado un sistema y un conjunto de parámetros (n para KMeans y ϵ para DBSCAN) calcula las vecindades correspondientes, con sus valores medios de los coeficientes de Silhouette.
- kmeans_elegir_n_clusters y dbscan_elegir_ɛ: Devuelve el índice del valor máximo de los coeficientes de Silhouette calculados anteriormente. Además también dibuja la gráfica de los distintos valores de los coeficientes de Silhouette al variar el parámetro del algoritmo, destacando el rojo el valor máximo.
- dbscan_cluster_centroids: Calcula los centroides de las vecindades calculadas con DBSCAN, útiles para pintar las etiquetas en las gráficas.
- plot_clusters: Gráfica de las vecindades.
- plot_voronoi: Gráfica del diagrama de voronoi.
- apartado1 y apartado2: Gestión de los plots y llamadas a las funciones anteriores.

3. Resultados

3.1. Clasificación con algoritmo KMeans y predicción de nuevos estados



3.2. Clasificación con algoritmo DBSCAN



4. Código

El siguiente código con la implementación también está adjunto en la entrega y disponible, junto con esta memoria, en un repositorio git en el siguiente enlace: github.com/haztecaso/gcomp22.

```
import matplotlib.pyplot as plt
     import numpy as np
from scipy.spatial import Voronoi, voronoi_plot_2d, qhull
from sklearn.cluster import KMeans, DBSCAN
from sklearn.datasets import make_blobs
10
11
12
      from sklearn.metrics import silhouette_score
      from timeit import default_timer as timer
15
16
      def kmeans_silhouettes(X, ns):
    silhouettes = []
    clusters = []
17
18
19
                 n_clusters in ns:
kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters, random_state=0).fit(X)
labels = kmeans.labels_
20
21
22
                  silhouettes.append(silhouette_score(X, labels))
23
                  clusters.append(kmeans)
24
            return silhouettes, clusters
25
26
27
           dbscan_silhouettes(X, &s, metric):
silhouettes = []
clusters = []
28
29
30
31
            for ε in εs:
```

```
db = DBSCAN(eps=ε, min_samples=10, metric=metric).fit(X)
                labels = db.labels
                if len(set(labels)) > 1:
34
                     silhouettes.append(silhouette_score(X, labels))
35
                     clusters.append(db)
36
          return silhouettes, clusters
37
38
     def kmeans_elegir_n_clusters(ns, silhouettes, ax = None):
    silhouettes_max_index = silhouettes.index(max(silhouettes))
 40
41
42
          if ax:
               ax.set_xlabel("Número de vecindades")
ax.set_ylabel("Valor medio del coeficiente de Silhouette")
43
44
                bars = ax.bar(ns, silhouettes, width=(ns[1]-ns[0])*.9)
               bars[silhouettes_max_index].set_color('r')
               plt.xticks(ns)
47
          return silhouettes_max_index
48
49
50
     def dbscan_elegir_\epsilon(\epsilon s, silhouettes, metric, ax = None):
51
          silhouettes_max_index = silhouettes.index(max(silhouettes))
53
          if ax:
               ax.set_xlabel("Umbral de distancia ε")
ax.set_ylabel("Valor medio del coeficiente de Silhouette")
bars = ax.bar(εs, silhouettes, width=(εs[1]-εs[0])*.9)
54
55
56
                bars[silhouettes_max_index].set_color('r')
57
               plt.xticks(εs)
59
          return silhouettes_max_index
60
61
     def dbscan_cluster_centroids(X, clusters):
    labels = set(clusters.labels_)
    core_samples_mask = np.zeros_like(clusters.labels_, dtype=bool)
    core_samples_mask[clusters.core_sample_indices_] = True
    return np.asarray([np.mean(X[(clusters.labels_==l)], axis=0) for l in labels if not l == -1])
62
63
65
66
67
68
     def plot clusters(X, clusters, centers, ax = None):
69
          if ax is None:
70
          _, ax = plt.subplots()
labels = clusters.labels_
72
          ax.scatter(
73
                    X[:, 0],
X[:, 1],
marker=".",
74
75
 76
                     s=30,
                     1 w = 0.
78
                    alpha=0.7.
79
                     c=labels.astype(float),
80
                     edgecolor="k
81
82
          # Etiquetas de los clusters
84
          ax.scatter(
85
               centers[:, 0],
86
                centers[:, 1],
87
               marker="o",
88
                c="white",
                s = 200,
               edgecolor="k",
91
92
          for i, c in enumerate(centers):
93
                ax.scatter(c[0], c[1], marker=f"${i}$", alpha=1, s=50, edgecolor="k")
     def plot_voronoi(clusters, centers, ax = None):
97
          if ax is None:
               _, ax = plt.subplots()
98
99
          lims = (ax.get_xlim(), ax.get_ylim()) # Hack para que voronoi_plot_2d no cambie la escala de la gráfica.
100
101
               # Diagrama de voronoi construido a partir de los centros de las vecindades
                vor = Voronoi(centers)
103
                voronoi_plot_2d(vor, show_vertices = False, point_size=0, ax=ax)
104
105
               ax.set xlim(*lims[0]); ax.set ylim(*lims[1]) # Hack para que voronoi plot 2d no cambie la escala de la gráfica.
106
          except qhull.QhullError:
107
               print("ERROR: No se ha podido crear el diagrama de Voronoi, quizás debido a se hayan proporcionado menos de 3 vecindades.
109
110
     def apartado1(X):
111
          fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1,2)
fig.suptitle(f"Kmeans", fontweight="bold")
112
113
          # Posibles valores de vecindades
115
          ns = range(2,16)
116
          t1 = timer()
117
          # Cálculo del coeficiente de silhouette de cada n
118
          silhouettes, kmeans_clusters_list = kmeans_silhouettes(X, ns)
119
          t2 = timer()
120
          # Selecciono el valor de n con mayor coeficiente de silhouette
122
```

```
n_clusters_index = kmeans_elegir_n_clusters(ns, silhouettes, ax1)
kmeans_clusters = kmeans_clusters_list[n_clusters_index]
123
125
             t3 = t\overline{i}mer()
126
             # Gráfica de la clasificación, con colores y líneas de separación del diagrama de Voronoi
127
            centers = kmeans_clusters.cluster_centers_
128
             ax2.set_title(f"n_clusters = {ns[n_clusters_index]}")
129
             plot_clusters(X, kmeans_clusters, centers, ax2) # Vecindades
130
131
             t4 = timer()
             plot_voronoi(kmeans_clusters, centers, ax2)
                                                                                     # Diagrama de Voronoi
132
             t5 = timer()
133
134
             # Apartado 3
135
            test_{data} = [[0,0], [0, -1]]
            print("Apartado 3:")
for x, label in zip(test data, kmeans_clusters.predict(test_data)):
    ax2.scatter(x[0], x[1], alpha=1, s=20, color="r")
    print(f"- El punto {x} pertenece a la vecindad {label}")
137
138
139
140
            print()
141
             t6 = timer()
            # Tiempos de ejecución
print(f"""Tiempos KMeans
144
145
146
      Cálculo de los coeficientes de silhouette:
                                                                                      {t2-t1}
147
      Seleccionando el valor de n:
                                                                                       {t3-t2}
148
      Gráfica de la clasificación y diagrama de Voronoi:
                                                                                      {t4-t3}
      Gráfica del diagrama de Voronoi:
Predicción de 3 estados nuevos:
150
                                                                                       {t5-t4}
151
                                                                                      {t6-t5}
      TOTAL:
                                                                                      {t6-t1}
152
153
154
      def apartado2(X, metric):
156
            fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1,2) fig.suptitle(f"DBSCAN (métrica {metric})", fontweight="bold") # Posibles umbrales de distancia \varepsilon
157
158
159
            \epsilon s = np.linspace(0.1, 0.4, 31)
160
161
            t1 = timer() # Cálculo del coeficiente de silhouette de cada \varepsilon silhouettes, dbscan_clusters_list = dbscan_silhouettes(X, \varepsilons, metric)
163
164
165
166
167
            \# Selecciono el valor de \epsilon con mayor coeficiente de silhouette
            \begin{array}{l} \epsilon\_index = dbscan\_elegir\_\epsilon(\epsilon s, \ silhouettes, \ metric, \ ax1) \\ dbscan\_clusters = dbscan\_clusters\_list[\epsilon\_index] \end{array}
169
170
            t3 = t\overline{i}mer()
171
172
             centers = dbscan_cluster_centroids(X, dbscan_clusters)
173
            # Gráfica de la clasificación, con colores y líneas de separación del diagrama de Voronoi ax2.set_title(f"\epsilon = \{\epsilon s[\epsilon_index]:.2f\}") centers = dbscan_cluster_centroids(X, dbscan_clusters) plot_clusters(X, dbscan_clusters, centers, ax2)
175
176
177
178
             t4 = timer()
179
            # Tiempos de ejecución
print(f""Tiempos DBSCAN (métrica {metric})
181
182
183
      Cálculo de los coeficientes de silhouette:
                                                                         {t2-t1}
184
      Seleccionando el valor de \epsilon:
                                                                          {t3-t2}
185
                                                                          {t4-t3}
      Gráfica de la clasificación:
      TOTAL:
                                                                          {t4-t1}
188
189
190
191
      def main():
192
            # Datos
193
             centers = [[-0.5, 0.5], [-1, -1], [1, -1]]
194
            X, _ = make_blobs(n_samples=1000, centers=centers, cluster_std=0.4, random_state=0)
195
196
            apartado1(X)
apartado2(X, 'euclidean')
apartado2(X, 'manhattan')
197
198
200
            plt.show()
201
202
            __name__ == "__main__":
203
```