

Computação Natural - Tarefa Computacional 1

Alexandre Rosseto Lemos

Matrícula: 2021231580

email: alexandre.rossetolemos@gmail.com

PPG (Mestrado)

Inicialização

Bibliotecas

In [1]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
from scipy.optimize import differential_evolution
from numpy import argsort
import random
from numpy.random import randn
from numpy.random import rand

# Datasets
from sklearn.datasets import load_breast_cancer, load_wine, load_iris

pd.options.display.max_columns = 50
```

Funções utilizadas na leitura dos dados

data_to_df

In [2]:

```
def data_to_df(data):
    """
    Info:
        Essa função lê os dados e transforma eles em um dataframe.
    Input:
        data: Dados obtidos através da biblioteca sklearn.datasets.
    Output:
        df: Dataframe com os dados
    """
    # Obtendo as features e target
    feat = data.data
    target = data.target
    target = target.reshape(len(target), 1)

    # Concatenando as informações
    info = np.hstack((feat, target))

    # Obtendo os nomes das features e adiciona o nome de cada coluna target
    feat_name = list(data.feature_names)
    feat_name.append('target')

    # Criando o dataframe
    df = pd.DataFrame(data = info, columns = feat_name)

    display(df.head())
    print('Shape:', df.shape)

    return df
```

Carregando os dados

In [3]:

```
# Obtendo os dados de breast cancer
data_wdbc = load_breast_cancer()
df_wdbc = data_to_df(data_wdbc)
```

	mean	radius	texture	perimeter	mean	area	smoothness	compactness	mean	concave	mean	convexity	mean	points	mean	fractal	radius	texture	perimeter	error	area
																dimension					
0	17.99	10.38	122.80	1001.0			0.11840	0.27760	0.3001	0.14710	0.2419	0.07871	1.0950	0.9053			8.589	153.40			
1	20.57	17.77	132.90	1326.0			0.08474	0.07864	0.0869	0.07017	0.1812	0.05667	0.5435	0.7339			23.98	74.08			
2	19.69	21.25	130.00	1203.0			0.09060	0.15990	0.1974	0.12790	0.2069	0.05999	0.7456	0.7869			4.585	94.03			
3	11.42	20.38	17.50	250.0			0.14250	0.28390	0.2414	0.10520	0.2597	0.09744	0.4956	1.1560			3.445	27.23			
4	20.29	14.34	135.10	1297.0			0.10030	0.13280	0.1980	0.10430	0.1809	0.05883	0.7572	0.7813			5.438	94.40			

Shape: (569, 31)

In [4]:

```
# Obtendo os dados de wine
data_iris = load_iris()
df_iris = data_to_df(data_iris)
```

	sepal length (cm)	sepal width (cm)	petal length (cm)	petal width (cm)	target
0	5.1	3.5	1.4	0.2	0.0
1	4.9	3.0	1.4	0.2	0.0
2	4.7	3.2	1.3	0.2	0.0
3	4.6	3.1	1.5	0.2	0.0
4	5.0	3.6	1.4	0.2	0.0

Shape: (150, 5)

In [5]:

```
# Obtendo os dados de wine
data_wine = load_wine()
df_wine = data_to_df(data_wine)
```

	alcohol	malic acid	ash	alkalinity of ash	magnesium	total phenols	flavanols	nonflavanoid phenols	proanthocyanins	color intensity	h
0	14.23	1.71	2.43		15.6	127.0	2.80	3.06	0.28	2.29	5.64
1	13.20	1.78	2.14		11.2	100.0	2.65	2.76	0.26	1.28	4.38
2	13.16	2.36	2.67		18.6	101.0	2.80	3.24	0.30	2.81	5.68
3	14.37	1.95	2.50		16.8	113.0	3.85	3.49	0.24	2.18	7.80
4	13.24	2.59	2.87		21.0	118.0	2.80	2.69	0.39	1.82	4.32

Shape: (178, 14)

K-means

Os valores de K para cada dataset será igual a quantidade de classes nas colunas target:

- Wine: k = 3
- Wdbc: k = 2
- Iris: k = 3

In [6]:

```
# Definindo o número de clusters a serem formados
k_wdbc = 2
k_wine = 3
k_iris = 3
```

In [7]:

```
class KMeans:
    """
    Info:
        Função que gera os centroides iniciais aleatoriamente.
    Input:
        None
    Output:
        None
    """
    # Obtem os limites máximo e mínimo das features
    self.max_lim = self.X.max().values
    self.min_lim = self.X.min().values

    # Inicializa k centroides aleatoriamente entre os limites definidos
    for i in range(self.n_clusters):
        # Gerando um ponto aleatório entre os limites definidos
        centroid.append(np.random.uniform(self.min_lim[i], self.max_lim[i]))

    # Gerando a lista com todos os centroides
    self.centroids.append(centroid)

    def inicializacao(self):
        """
        Info:
            Função que calcula as amostras pertencentes a cada cluster.
        Input:
            None
        Output:
            None
        """
        # Calculando a distância de cada amostra aos centroides
        for c in range(self.n_clusters):
            dist.append(np.linalg.norm(sample - self.centroid[c]))

        # Encontrando a menor distância e o índice do cluster
        min_value = min(dist)
        cluster = (dist.index(min_value) + 1)

        # Criando a lista dos clusters de cada amostra
        clusters.append(cluster)

    self.clusters = pd.DataFrame(data = clusters, columns = ['clusters'])

    def convergir(self):
        """
        Info:
            Função que recalcula os clusters e os centroides até que não se altere o resultado obtido.
        Input:
            None
        Output:
            None
        """
        # Recalculando os novos centroides enquanto não houver convergência
        convergence = False
        while convergence == False:
            # Juntando os clusters aos dados
            data = pd.concat([self.X, self.clusters], axis = 1)

            new_centroids = []
            for k in range(self.n_clusters):
                cluster = data[data['clusters'] == (k + 1)]

                # Removendo a coluna do cluster
                cluster = cluster.drop(columns = 'clusters')

                # Calculando o centroide para o cluster
                centroid = list(cluster.mean().values)

                # Verifica se o centroide foi calculado (!= null)
                if np.isnan(centroid[0]) == True:
                    # Caso seja nulo, não altera o valor do centroide para o cluster
                    centroid = self.centroids[k]

                new_centroids.append(centroid)

            # Verifica se os novos centroides são iguais aos antigos
            convergence = self.centroids == new_centroids

            # Recalculando os clusters
            if convergence == False:
                # Alterando os centroides dos clusters
                self.centroids = new_centroids

            # Calculando os novos clusters utilizando os novos centroides
            self.inicializacao()

    def calculate_sse_baseline(self):
        """
        Info:
            Função que calcula o SSE para os resultados obtidos apenas com K-means.
        Input:
            None
        Output:
            None
        """
        n_features = self.X.shape[1] # Número de features
        n_coords = len(self.centroids) # Número total de coordenadas de todos os centroides

        # Juntando informações de dados e clusters
        data = pd.concat([self.X, self.clusters], axis = 1)

        sse = 0
        # Variando os clusters
        for k in data['clusters'].value_counts().index.to_list():
            # Selecionando apenas as amostras do cluster k e removendo a coluna de cluster
            data_cluster = data[data['clusters'] == k].drop(columns = 'clusters')

            # Obtendo as coordenadas do centroide do cluster k
            ind = int(k - 1) * (n_coords/self.n_clusters)
            centr_coord = self.centroids[indind + n_features]

            # Calculando a distância ao quadrado das amostras ao centroide do cluster
            for i in data_cluster.index:
                sample = data_cluster.loc[i].values

                # Calculando a distância
                dist = (np.linalg.norm(sample - centr_coord) ** 2)

                cluster_err = cluster_err + dist

            sse = sse + cluster_err

        self.sse_baseline = sse

    def run(self, X):
        """
        Info:
            Função que executa os passos do algoritmo k-means.
        Input:
            X: Dados utilizados no algoritmo
        Output:
            None
        """
        # Armazenando as informações dos dados
        self.X = X

        # Gerando os centroides iniciais
        print("Gerando os centroides iniciais")
        self.inicializacao()

        # Gerando os primeiros clusters
        print("Gerando primeiros clusters")
        self.inicializacao()

        # Convergiendo
        print("Convergiendo")
        self.convergir()

        # Calculando o SSE
        print("Calculando o SSE")
        self.calculate_sse_baseline()
```

Para o dataset wine

In [8]:

```
# Rodando o algoritmo 5 vezes
kmeans_wine_list = []
kmeans_wine_clusters = []
kmeans_wine_centroids = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop: {loop+1}")

    # Definindo o modelo
    kmeans_wine = KMeans(n_clusters = k_wine)

    # Obtendo apenas as features do dataframe
    X_wine = df_wine.drop('target', axis = 1)

    # Treinando o modelo
    kmeans_wine.run(X_wine)
    print()

    # Salvando os resultados
    kmeans_wine_list.append(kmeans_wine.sse_baseline)
    kmeans_wine_clusters.append(kmeans_wine.clusters)
    kmeans_wine_centroids.append(kmeans_wine.centroids)
```

Executando loop: 1
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 2
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 3
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 4
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 5
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Para o dataset breast cancer

In [9]:

```
kmeans_wdbc_list = []
kmeans_wdbc_clusters = []
kmeans_wdbc_centroids = []
step_loop = 1 # Iterações
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop: {loop+1}")

    # Definindo o modelo
    kmeans_wdbc = KMeans(n_clusters = k_wdbc)

    # Obtendo apenas as features do dataframe
    X_wdbc = df_wdbc.drop('target', axis = 1)

    # Treinando o modelo
    kmeans_wdbc.run(X_wdbc)
    print()

    # Salvando os resultados
    kmeans_wdbc_list.append(kmeans_wdbc.sse_baseline)
    kmeans_wdbc_clusters.append(kmeans_wdbc.clusters)
    kmeans_wdbc_centroids.append(kmeans_wdbc.centroids)
```

Executando loop: 1
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 2
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 3
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 4
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 5
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Para o dataset iris

In [10]:

```
kmeans_iris_list = []
kmeans_iris_clusters = []
kmeans_iris_centroids = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop: {loop+1}")

    # Definindo o modelo
    kmeans_iris = KMeans(n_clusters = k_iris)

    # Obtendo apenas as features do dataframe
    X_iris = df_iris.drop('target', axis = 1)

    # Treinando o modelo
    kmeans_iris.run(X_iris)
    print()

    # Salvando os resultados
    kmeans_iris_list.append(kmeans_iris.sse_baseline)
    kmeans_iris_clusters.append(kmeans_iris.clusters)
    kmeans_iris_centroids.append(kmeans_iris.centroids)
```

Executando loop: 1
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 2
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 3
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 4
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Executando loop: 5
Gerando os centroides iniciais
Gerando primeiros clusters
Convergiendo
Calculando o SSE

Resultados

In [11]:

```
# Resultados de cada loop
df_kmeans = pd.DataFrame(data = {'Wine': kmeans_wine_list, 'Breast cancer': kmeans_wdbc_list, 'Iris': kmeans_iris_list})
df_kmeans.index.name = 'Loop'
df_kmeans.index.name = 'Loop'
```

Out[11]:

	Wine	Breast cancer	Iris
Loop			
1	8.397402e+07	8.828366e+08	2294.927591
2	3.665582e+07	3.595177e+08	1773.377738
3	1.281658e+07	8.828366e+08	1801.526418
4	3.281658e+07	3.595177e+08	2031.319271
5	5.986190e+07	8.828366e+08	2171.476049

In [12]:

```
# Variáveis estatísticas (média, mediana e desvio padrão)
df_stat_kmeans = pd.DataFrame(data = {'Medida': df_kmeans.mean().values, 'Mediana': df_kmeans.median().values, 'Desvio Padrão': df_kmeans.std().values})
df_stat_kmeans.index = ['Wine', 'Breast cancer', 'Iris']
```

Out[12]:

	Medida	Mediana	Desvio padrão
Wine	4.922498e+07	3.665582e+07	2.245604e+07
Breast cancer	6.735099e+08	8.828366e+08	2.866336e+08
Iris	2.014525e+03	2.031319e+03	2.275202e+02

K-Means com DE

In [31]:

```
def calcula_sse_de(centroides, *args):
    """
    Info:
        Função que calcula o SSE utilizada nos algoritmos de otimização.
    Input:
        centroides: Array com os centroides obtidos
    Output:
        sse: Soma do quadrado dos erros para todos os clusters
    """
    # Definindo variáveis
    X = args[0][0] # Amostras
    clusters = args[0][1] # Coluna com os clusters das amostras
    n_clusters = len(clusters['clusters'].value_counts()) # Número de clusters
    n_features = X.shape[1] # Número de features
    n_coords = len(centroides) # Número total de coordenadas de todos os centroides

    # Juntando informações de dados e clusters
    data = pd.concat([X, clusters], axis = 1)

    sse = 0
    # Variando os clusters
    for k in data['clusters'].value_counts().index.to_list():
        # Selecionando apenas as amostras do cluster k e removendo a coluna de cluster
        data_cluster = data[data['clusters'] == k].drop(columns = 'clusters')

        # Obtendo as coordenadas do centroide do cluster k
        ind = int(k - 1) * (n_coords/n_clusters)
        centr_coord = centroides[indind + n_features]

        # Calculando a distância ao quadrado das amostras ao centroide do cluster
        cluster_err = 0
        for i in data_cluster.index:
            sample = data_cluster.loc[i].values

            try:
                # Calculando a distância
                dist = (np.linalg.norm(sample - centr_coord) ** 2)

                cluster_err = cluster_err + dist
            except:
                pass

        # Calculando o SSE
        sse = sse + cluster_err

    return sse
```

In [32]:

```
# Definindo os limites de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_wine = []
for i in range(len(kmeans_wine_max_lim)):
    bounds_wine.append((kmeans_wine_min_lim[i], kmeans_wine_max_lim[i]))

bounds_wine = bounds_wine * k_wine

# Rodando o algoritmo 5 vezes
list_result_wine = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    result_wine = differential_evolution(func = calcula_sse_de, bounds = bounds_wine,
                                        args = (kmeans_wdbc.X, random.choice(kmeans_wdbc.clusters[ind]),
                                              strategy = 'randbin'), x0 = np.array(kmeans_wine_centroids[ind]).ravel())

    results_wine = (result_wine.x, result_wine.fun)

    # Salvando o resultado
    list_result_wine.append(result_wine.fun)
```

Executando loop 1
Executando loop 2
Executando loop 3
Executando loop 4
Executando loop 5

Para o dataset breast cancer

In [33]:

```
# Definindo os limites de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_wdbc = []
for i in range(len(kmeans_wdbc_max_lim)):
    bounds_wdbc.append((kmeans_wdbc_min_lim[i], kmeans_wdbc_max_lim[i]))

bounds_wdbc = bounds_wdbc * k_wdbc

# Executando o algoritmo 5 vezes
list_result_wdbc = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    result_wdbc = differential_evolution(func = calcula_sse_de, bounds = bounds_wdbc,
                                        args = (kmeans_wdbc.X, random.choice(kmeans_wdbc.clusters[ind]),
                                              strategy = 'randbin'), x0 = np.array(kmeans_wdbc_centroids[ind]).ravel())

    results_wdbc = (result_wdbc.x, result_wdbc.fun)

    # Salvando o resultado
    list_result_wdbc.append(result_wdbc.fun)
```

Executando loop 1
Executando loop 2
Executando loop 3
Executando loop 4
Executando loop 5

Para o dataset iris

In [34]:

```
# Definindo os limites de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_iris = []
for i in range(len(kmeans_iris_max_lim)):
    bounds_iris.append((kmeans_iris_min_lim[i], kmeans_iris_max_lim[i]))

bounds_iris = bounds_iris * k_iris

# Executando o algoritmo 5 vezes
list_result_iris = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    result_iris = differential_evolution(func = calcula_sse_de, bounds = bounds_iris,
                                        args = (kmeans_iris.X, random.choice(kmeans_iris.clusters[ind]),
                                              strategy = 'randbin'), x0 = np.array(kmeans_iris_centroids[ind]).ravel())

    results_iris = (result_iris.x, result_iris.fun)

    # Salvando o resultado
    list_result_iris.append(result_iris.fun)
```

Executando loop 1
Executando loop 2
Executando loop 3
Executando loop 4
Executando loop 5

Resultados

In [35]:

```
# Resultados de cada loop
df_kmeans_de = pd.DataFrame(data = {'Wine': list_result_wine, 'Breast cancer': list_result_wdbc, 'Iris': list_result_iris})
df_kmeans_de.index.name = 'Loop'
```

In [36]:

```
# Variáveis estatísticas (média, mediana e desvio padrão)
df_stat_kmeans_de = pd.DataFrame(data = {'Medida': df_kmeans_de.mean().values, 'Mediana': df_kmeans_de.median().values, 'Desvio Padrão': df_kmeans_de.std().values})
df_stat_kmeans_de.index = ['Wine', 'Breast cancer', 'Iris']
```

Out[36]:

	Wine	Breast cancer	Iris
Wine	2.580982e+06	2.633555e+06	117557.090514
Breast cancer	7.794310e+07	7.794310e+07	0.090763
Iris	1.062185e+02	7.885567e+01	37.470079

K-Means com ES

- Serão analisados dois tipos de ES, o μ , λ ES e o $(\mu + \lambda)$ ES

In [13]:

```
def calcula_sse_es(centroides, *args):
    """
    Info:
        Função que calcula o SSE utilizada nos algoritmos de otimização.
    Input:
        wdb: centroides: Array com os centroides obtidos
    Output:
        sse: Soma do quadrado dos erros para todos os clusters
    """
    # Definindo variáveis
    X = args[0][0] # Amostras
    clusters = args[0][1] # Coluna com os clusters das amostras
    n_clusters = len(clusters['clusters'].value_counts()) # Número de clusters
    n_features = X.shape[1] # Número de features
    n_coords = len(centroides) # Número total de coordenadas de todos os centroides

    # Juntando informações de dados e clusters
    data = pd.concat([X, clusters], axis = 1)

    sse = 0
    # Variando os clusters
    for k in data['clusters'].value_counts().index.to_list():
        # Selecionando apenas as amostras do cluster k e removendo a coluna de cluster
        data_cluster = data[data['clusters'] == k].drop(columns = 'clusters')

        # Obtendo as coordenadas do centroide do cluster k
        ind = int(k - 1) * (n_coords/n_clusters)
        centr_coord = centroides[indind + n_features]

        # Calculando a distância ao quadrado das amostras ao centroide do cluster
        cluster_err = 0
        for i in data_cluster.index:
            sample = data_cluster.loc[i].values

            try:
                # Calculando a distância
                dist = (np.linalg.norm(sample - centr_coord) ** 2)

                cluster_err = cluster_err + dist
            except:
                pass

        # Calculando o SSE
        sse = sse + cluster_err

    return sse
```

In [22]:

```
# Definindo o limite de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_wine = []
for i in range(len(kmeans_wine_max_lim)):
    bounds_wine.append((kmeans_wine_min_lim[i], kmeans_wine_max_lim[i]))

bounds_wine = np.array(bounds_wine)

# Definindo variáveis
n_iter = 100 # Total de iterações
step_size = 0.15 # Step size máximo
mu = 20 # Número de pais selecionados
lam = 60 # Tamanho da população

# Rodando o algoritmo 5 vezes
df_stat_kmeans_wine = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    # Executando o algoritmo
    best, score = es_comma(calcula_sse_es, np.array(kmeans_wine_centroids[ind]),
                           bounds_wine, n_iter, step_size, mu, lam, (kmeans_wine.X, kmeans_wine.clusters[ind]))

    # Realizando a busca de pais
    for epoch in range(n_iter):
        # Avaliando a fitness para a população
        scores = (objective(G, *args) for G in population)

        # Ordenando os scores
        ranks = argsort(argsort(scores))

        # Selecionando os índices para o melhor mu
        selected = [i for i, _ in enumerate(ranks) if ranks[i] < mu]

        # Obtendo os filhos
        children = list()
        for i in selected:
            # Verificando se os pais são a melhor solução
            if scores[i] < best_eval:
                best, best_eval = population[i], scores[i]

            # Gerando os filhos
            child = None
            while child is None or not in bounds(child, bounds):
                child = population[i] + randn(len(bounds)) * step_size
                children.append(child)

        # Substituindo a população pelos filhos
        population = children

    return [best, best_eval]
```

Para o dataset wine

In [27]:

```
# Definindo os limites de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_wine = []
for i in range(len(kmeans_wine_max_lim)):
    bounds_wine.append((kmeans_wine_min_lim[i], kmeans_wine_max_lim[i]))

bounds_wine = np.array(bounds_wine)

# Definindo variáveis
n_iter = 100 # Total de iterações
step_size = 0.15 # Step size máximo
mu = 20 # Número de pais selecionados
lam = 60 # Tamanho da população

# Rodando o algoritmo 5 vezes
df_stat_kmeans_wine = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    # Executando o algoritmo
    best, score = es_comma(calcula_sse_es, np.array(kmeans_wine_centroids[ind]),
                           bounds_wine, n_iter, step_size, mu, lam, (kmeans_wine.X, kmeans_wine.clusters[ind]))

    # Realizando a busca de pais
    for epoch in range(n_iter):
        # Avaliando a fitness para a população
        scores = (objective(G, *args) for G in population)

        # Ordenando os scores
        ranks = argsort(argsort(scores))

        # Selecionando os índices para o melhor mu
        selected = [i for i, _ in enumerate(ranks) if ranks[i] < mu]

        # Obtendo os filhos
        children = list()
        for i in selected:
            # Verificando se os pais são a melhor solução
            if scores[i] < best_eval:
                best, best_eval = population[i], scores[i]

            # Gerando os filhos
            child = None
            while child is None or not in bounds(child, bounds):
                child = population[i] + randn(len(bounds)) * step_size
                children.append(child)

        # Substituindo a população pelos filhos
        population = children

    return [best, best_eval]
```



```

Executando loop 1
Executando loop 2
Executando loop 3
Executando loop 4
Executando loop 5

Para o dataset breast cancer

In [26]:
# Definindo os limites de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_wdbd = []
for i in range(len(kmeans_wdbd.max_lim)):
    bounds_wdbd.append((kmeans_wdbd.min_lim[i], kmeans_wdbd.max_lim[i]))

bounds_wdbd = np.array(bounds_wdbd)

# Definindo variaveis
n_iter = 100 # Total de iteracoes
step_size = 0.15 # Step size maximo
mu = 20 # Numero de pais selecionados
lam = 60 # Tamanho da populacao

# Rodando o algoritmo 5 vezes
list_score_mu_lam_wdbd = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    # Executando o algoritmo
    best, score = es_comma(calcula_sse_es, np.array(kmeans_wdbd_centroids[ind]),
                           bounds_wdbd, n_iter, step_size, mu, lam, kmeans_wdbd.X, kmeans_wdbd_clusters[ind])

    # Salvando o resultado
    list_score_mu_lam_wdbd.append(score)

Executando loop 1
Executando loop 2
Executando loop 3
Executando loop 4
Executando loop 5
```

Para o dataset iris

```

In [24]:
# Definindo os limites de busca para os elementos (coordenadas) do vetor de busca
bounds_iris = []
for i in range(len(kmeans_iris.max_lim)):
    bounds_iris.append((kmeans_iris.min_lim[i], kmeans_iris.max_lim[i]))

bounds_iris = np.array(bounds_iris)

# Definindo variaveis
n_iter = 100 # Total de iteracoes
step_size = 0.15 # Step size maximo
mu = 20 # Numero de pais selecionados
lam = 60 # Tamanho da populacao

# Rodando o algoritmo 5 vezes
list_score_mu_lam_iris = []
for loop in range(5):
    print(f"Executando loop {loop + 1}")

    # Selecionando aleatoriamente um conjunto de clusters e de centroides para utilizar no algoritmo
    ind = random.choice(list(range(5)))

    # Executando o algoritmo
    best, score = es_comma(calcula_sse_es, np.array(kmeans_iris_centroids[ind]),
                           bounds_iris, n_iter, step_size, mu, lam, kmeans_iris.X, kmeans_iris_clusters[ind])

    # Salvando o resultado
    list_score_mu_lam_iris.append(score)

Executando loop 1
Executando loop 2
Executando loop 3
Executando loop 4
Executando loop 5
```

Resultados

```

In [28]:
# Resultados de cada loop
df_kmeans_es_mu_lam = pd.DataFrame(data = {'Wine': list_score_mu_lam_wine, 'Breast cancer': list_score_mu_lam_w,
                                           'Iris': list_score_mu_lam_iris})
df_kmeans_es_mu_lam.index = df_kmeans_es_mu_lam.index.values + 1
df_kmeans_es_mu_lam.index.name = 'Loop'
```

```

In [29]:
# Variáveis estatísticas (média, mediana e desvio padrão)
df_stat_kmeans_es_mu_lam = pd.DataFrame(data = {'Media': df_kmeans_es_mu_lam.mean().values, 'Mediana': df_kmeans_es_mu_lam.median().values,
                                                'Desvio Padrão': df_kmeans_es_mu_lam.std().values})
df_stat_kmeans_es_mu_lam
```

Out[29]:

	Média	Mediana	Desvio padrão
Wine	6.070895e+05	5.100956e+05	1.656324e+05
Breast cancer	3.688918e+07	2.855968e+07	1.140564e+07
Iris	3.571542e+01	3.829082e+01	5.758758e+00