Quadrinôme:

- ABDESSAMED BOULARIACHE
- KEMOUM Meroua
- MAHIDDINE Mohamed Amine
- TAZIR REDA

TP 8 Distribution Gaussienne

Dans ce TP, nous aimerions explorer le classifieur base sur les distributions gaussiennnes pour une classification binaire.

Importation des librairies necessaires au travail

```
In [149... import numpy as np
    import matplotlib.pyplot as plt
    from numpy import random
    from sklearn.metrics import f1_score
```

Lecture des fichiers de données

Pour ce TP, nous allons lire les données à partir d'un fichier csv.

```
In [150... # données
    #X = np.genfromtxt('X.csv', delimiter=',', dtype=float)
    #X.shape
```

Dans ces données (data), les 2 premières colonnes representent les caracteristiques de l'ensemble d'entrainement.

Chaque ligne represente un exemple de notre ensemble de données.

```
In [151... X = np.genfromtxt('Xval.csv', delimiter=',', dtype=float)
X.shape
Out[151]:

In [152... Y = np.genfromtxt('yval.csv', delimiter=',', dtype=float)[:, np.newaxis]
Y.shape
Out[152]:
(307, 1)
```

Entrainement

dans cette partie nous allons calculer les parametres de la disribution gaussienne de chaque caracteristique.

```
In [153... def split(arr, cond):
```

```
return [arr[cond], arr[~cond]]
In [154... X0, X1 = split(X, Y[:,0] == 0) #Séparer entre les caracteristiques qui donnent 0 comme r
In [155... plt.scatter(X0[:,0],X0[:,1], marker ='x')
plt.scatter(X1[:,0],X1[:,1], marker ='o')
Out[155]:

// Continue:

// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Continue:
// Contin
```

Mettons un lien avec ce que nous avons appris en regression linéaire

15

20

25

10.0

7.5

5.0

5

plt.scatter(X[:,1],prob[:,1])

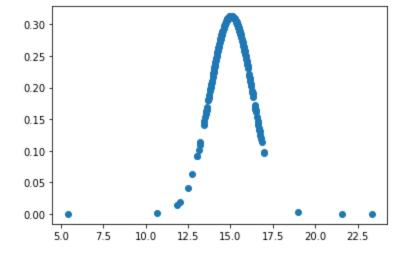
<matplotlib.collections.PathCollection at 0x2504aee4640>

In [160...

Out[160]:

10

```
m = np.mean(X, axis=0)
In [156...
          v = np.var(X, axis=0)
In [157...
          def calculProba(X,m,v):
               return (1 / (np.sqrt(2 * v * np.pi))) * np.exp(- np.power(X - m, 2) / (2 * v))
In [158...
          prob = calculProba(X, m, v)
In [159...
          plt.scatter(X[:,0],prob[:,0])
          <matplotlib.collections.PathCollection at 0x2504e3701f0>
Out[159]:
          0.25
          0.20
          0.15
          0.10
          0.05
          0.00
                               10
                                      15
```



Choisir le epsilon

```
In [161... f1_scores = []
    proba = calculProba(X, m, v)
    yproba = proba[:,0]*proba[:,1]
    for epsilon in np.arange(0, 1, 0.0001):
        y_pred = np.ones(yproba.shape)
        y_pred[yproba >= epsilon] = 0
        f1_scores.append((epsilon, f1_score(Y, y_pred)))

    proba_univariee = yproba

In [162... f1_scores.sort(key=lambda x: x[1])
    meilleur_epsilon = f1_scores[-1]

In [163... print(meilleur_epsilon)
    (0.0004, 0.87500000000000001)
```

Gaussienne multivariée

```
In [164...
         def calculProbaMultivariate(X):
             cov = np.cov(X.T)
             det cov = np.linalg.det(cov) #determinant of the covariance matrix
             inv cov = np.linalg.inv(cov) #inverse of the covariance matrix
             m = np.mean(X, axis=0) #mean matrix
             return (1 / np.sqrt(2 * np.pi * det_cov)) * np.exp((- 1/2) * (((X - m) @ inv_cov) *
In [165... | f1_scores = []
         prob multivariate = calculProbaMultivariate(X)
         for epsilon in np.arange(0, 1, 0.0001):
             y_pred = np.ones(prob_multivariate.shape)
             y pred[prob multivariate >= epsilon] = 0
             f1 scores.append((epsilon, f1 score(Y, y pred)))
         f1 scores.sort(key=lambda x: x[1])
In [166...
         meilleur epsilon = f1 scores[-1]
In [167... print(meilleur_epsilon)
         (0.0018000000000000002, 0.875000000000001)
```

resultat

on a obtenu différent thresholds en testant les deux gaussiennes

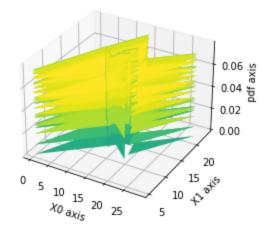
```
In [169... from scipy.stats import multivariate_normal from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
```

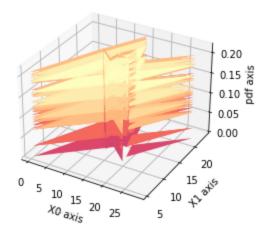
Visualiser en 3D des gaussiennes univariées et la gaussienne multivariée

```
In [170... proba_univariee = np.reshape(proba_univariee, Y.shape)

In [171... #Make a 3D plot
    fig = plt.figure()

    ax1 = plt.subplot(projection='3d')
    ax1.plot_surface(X[:, 0], X[:, 1], proba_univariee ,cmap='viridis',linewidth=0)
    ax1.set_xlabel('X0 axis')
    ax1.set_ylabel('X1 axis')
    ax1.set_zlabel('pdf axis')
    plt.show()
```





Travail à faire

- 1) Nous aimerions bien choisir le epsilon, ceci est fait en analysant le score F1 obtenu precedenmment
- 2) nous aimerions appliquer une gaussienne multivariée à nos caracterisques; et comparer les deux résultats (multiplication des gaussiennes univariées, et gaussienne multivariée)
- 3) Nous aimerions visualiser en 3D la multiplication des gaussiennes univariées et la gaussienne multivariée pour comparaison.
- 4) **En Bonus PAS obligatoire** : nous aimerions utiliser la loi de Bayes afin de classifier nos exemples. Pour cela, voir le cours.