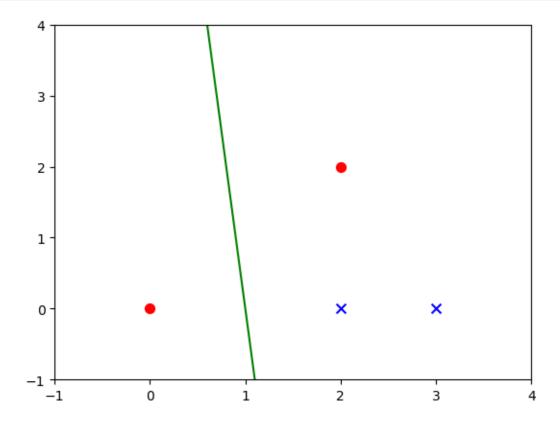
tp2-notebook

November 18, 2023

[55]: import numpy as np

```
import matplotlib.pyplot as plt
      import cvxopt
      from sklearn import svm
      from random import gauss
      from sklearn import svm
[56]: def aff_donnees(X,y,bornex,borney,s):
          for i in range(len(y)):
              if y[i] == 1:
                  plt.scatter(X[i,0],X[i,1],c='b',s=s,marker='x')
              else:
                  plt.scatter(X[i,0],X[i,1],c='r',s=s,marker='o')
          plt.xlim(bornex)
          plt.ylim(borney)
      def affichePlan(w,b,bornex):
          # il faut tracer l'équation de l'hyperplan w[0]*x1 + w[1]*x2 + b = 0
          #x vecteur 2D qui va de xmin à xmax
          \#borne \ x = [x_min, x_max]
          N = 100
          x = np.linspace(bornex[0],bornex[1],N)
          #on trace l'hyperplan w[0]*x1 + w[1]*x2 + b = y
          y = (-b-w[0]*x)/w[1]
          plt.plot(x,y,'g-')
          plt.show()
[57]: X_exemple = np.array([[0,0],[2,2],[2,0],[3,0]])
      Y_exemple =np.array( [[-1],[-1],[1],[1]])
      min_X_exemple = np.min(X_exemple[:,0])-1
      max_X_exemple = np.max(X_exemple[:,0])+1
```

[58]: aff_donnees(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],50 affichePlan([1,0.1],-1,[min_X_exemple,max_X_exemple])



PAS séparateur : on voir que une donné est du mauvais coté

```
[59]: def Resoud_primal(X,y):
    # input :
    # X : matrice des données
    # y : vecteur des labels
    # output :
    # w : paramètre de l'hyperplan séparateur
    # b : biais

#nombre de exemple de la bse
N= len(y)

#dimension de l'espace
n= len(X[0])
q = np.zeros((n+1,1))

# faire +0. permet de faire une transfrmation float
```

```
q=cvxopt.matrix(q+0.)
    P1=np.concatenate((np.zeros((1,1)),np.zeros((1,n))),axis=1) #un 0 en haut a_{\square}
 \hookrightarrow Gauche, une matrice de R(1Xn) de O en haut a droite
    P2=np.concatenate((np.zeros((n,1)),np.eye(n)),axis=1)
    P=np.concatenate((P1,P2),axis=0)
    P=cvxopt.matrix(P)
    #matrice h
    h = -1*np.ones((N,1))
    h=cvxopt.matrix(h+0.)
    for i in range(N):
        #g correspond a une ligne
        g=np.concatenate((np.reshape(-y[i],(1,1)), np.reshape(-y[i]*X[i][:
 \rightarrow],(1,2))),axis=1)
        if i==0:
            G=g
        else:
            G=np.concatenate((G, g), axis=0)
    G=cvxopt.matrix(G+0.)
    sol=cvxopt.solvers.qp(P,q,G,h)
    w=np.array(sol['x'][1:])
    b=np.array(sol['x'][0])
    return w,b
w,b=Resoud_primal(X_exemple,Y_exemple)
aff_donnees(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],50
affichePlan(w,b,[min_X_exemple,max_X_exemple])
```

```
        pcost
        dcost
        gap
        pres
        dres

        0: 3.2653e-01
        1.9592e+00
        6e+00
        2e+00
        4e+00

        1: 1.5796e+00
        8.5663e-01
        7e-01
        2e-16
        2e-15

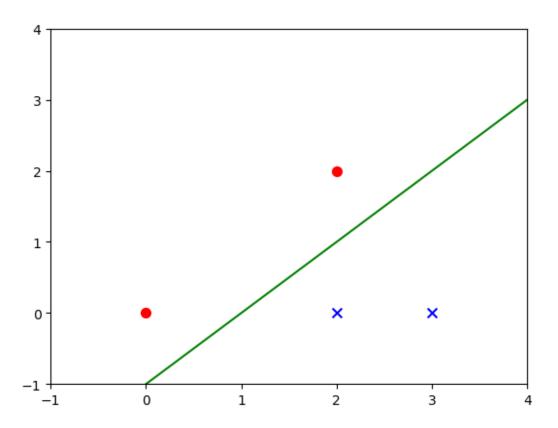
        2: 1.0195e+00
        9.9227e-01
        3e-02
        2e-16
        6e-16

        3: 1.0002e+00
        9.9992e-01
        3e-04
        1e-16
        2e-15

        4: 1.0000e+00
        1.0000e+00
        3e-06
        2e-16
        2e-15

        5: 1.0000e+00
        1.0000e+00
        3e-08
        0e+00
        1e-15

        Optimal solution found.
```



l'hyperplan semble plus cohérent

```
for i in range(N):
  g1=np.concatenate((np.reshape(-y[i],(1,1)), np.reshape(-y[i]*X[i][:
\rightarrow],(1,2))),axis=1)
  if i==0:
    G1=g1
  else:
    G1=np.concatenate((G1, g1), axis=0)
G1 = np.concatenate((G1, np.zeros((N,n+1))), axis=0)
G2 = np.concatenate((-1*np.eye(N), -1*np.eye(N)), axis=0)
G = np.concatenate((G1,G2),axis=1)
G=cvxopt.matrix(G+0.)
#renvoie un dictionnaire : on récupère les valeurs avec sol['x'] ==> vecteur_
\hookrightarrow z dans le cours
sol = cvxopt.solvers.qp(P, q, G, h)
b_souple = sol['x'][0]
w_souple = np.array(sol['x'][1:n+1])
print("w_souple = ", w_souple, "b_souple = ", b_souple)
return w_souple,b_souple
```

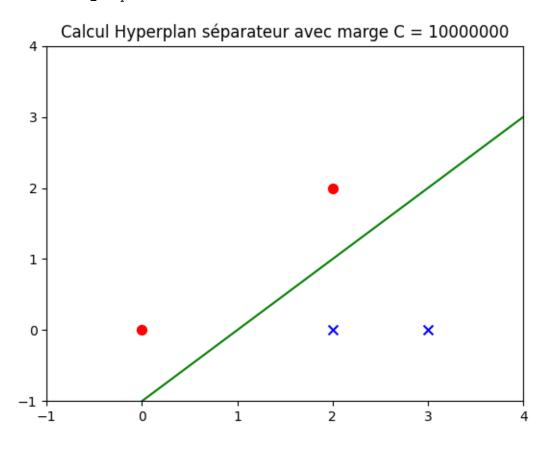
```
[61]: C = 10000000

w,b=Resoud_primal_avec_marge(X_exemple,Y_exemple,C)
plt.title("Calcul Hyperplan séparateur avec marge C = "+str(C))
aff_donnees(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],50
affichePlan(w,b,[min_X_exemple,max_X_exemple])

C = 0.1
w,b=Resoud_primal_avec_marge(X_exemple,Y_exemple,C)
plt.title("Calcul Hyperplan séparateur avec marge C = "+str(C))
aff_donnees(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],50
affichePlan(w,b,[min_X_exemple,max_X_exemple])
```

```
pcost dcost gap pres dres
0: -2.9499e+14 -2.1430e+13 9e+13 1e+07 3e-16
1: -1.4130e+13 -4.6845e+12 1e+13 7e+05 2e-09
2: 7.8990e+11 -6.8632e+11 1e+12 3e-10 3e-15
3: 1.1041e+11 -9.8884e+10 2e+11 2e-10 3e-16
4: 1.5691e+10 -1.4195e+10 3e+10 4e-11 3e-16
5: 2.2417e+09 -2.0353e+09 4e+09 3e-11 2e-16
```

```
3.2089e+08 -2.9172e+08
                            6e+08
                                  6e-12
                                         5e-16
    4.5967e+07 -4.1802e+07
                            9e+07
                                   4e-12 1e-16
    6.5873e+06 -5.9889e+06
                            1e+07
                                   2e-12
                                         2e-16
    9.4442e+05 -8.5768e+05
                            2e+06
                                   5e-13
                                         2e-16
    1.3553e+05 -1.2270e+05
                                         2e-16
10:
                            3e+05
                                   3e-13
11:
    1.9497e+04 -1.7507e+04
                           4e+04
                                   9e-14
                                         3e-16
12:
    2.8228e+03 -2.4797e+03
                            5e+03
                                   2e-14
                                         4e-16
    4.1564e+02 -3.4406e+02 8e+02
                                  5e-15
                                         3e-16
    6.3973e+01 -4.4740e+01 1e+02
                                  4e-15
                                         2e-16
15:
    1.1051e+01 -4.3704e+00 2e+01
                                         3e-16
                                   2e-15
    2.5554e+00 5.0539e-01
                            2e+00
16:
                                  4e-16
                                         5e-16
17:
    1.1211e+00 9.5749e-01 2e-01
                                   2e-16
                                         2e-16
18:
    1.0016e+00 9.9923e-01 2e-03
                                   2e-16
                                         2e-16
19:
    1.0000e+00 9.9999e-01
                            2e-05
                                  4e-16
                                         4e-16
    1.0000e+00 1.0000e+00 2e-07
                                   2e-16
                                         3e-16
Optimal solution found.
w_souple = [[ 1.00000005]
 [-1.00000009]] b_souple = -1.0000000735299208
```



pcost dcost gap pres dres
0: 3.1125e-01 1.1646e+00 1e+01 2e+00 7e+00

```
1: 7.0036e-01 4.5698e-03 7e-01 6e-02 2e-01

2: 3.9782e-01 3.1903e-01 8e-02 3e-16 6e-17

3: 3.3585e-01 3.3404e-01 2e-03 2e-16 1e-16

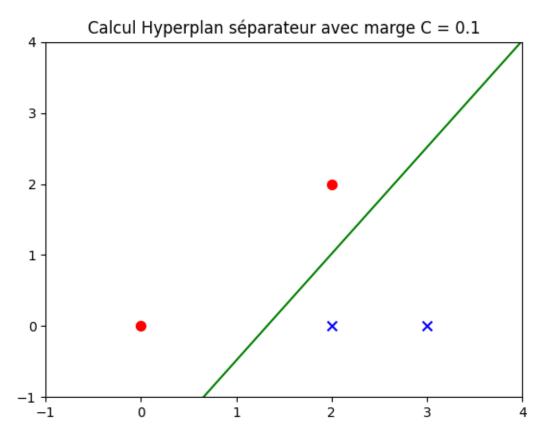
4: 3.3501e-01 3.3499e-01 2e-05 2e-16 2e-16

5: 3.3500e-01 3.3500e-01 2e-07 2e-16 3e-16

Optimal solution found.

w_souple = [[ 0.29999983]

[-0.19999997]] b_souple = -0.3965531113933242
```



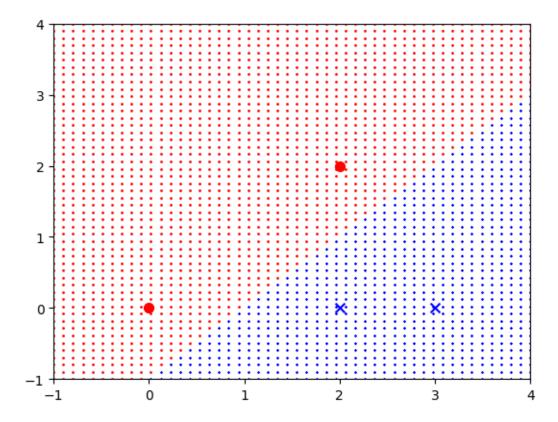
1 Avec la librairie sklearn

```
[62]: def apply_svm(X,Y,kernel_type='linear'):
    model = svm.SVC(kernel=kernel_type, C=1)
    model.fit(X, Y)
    #model.dual_coef_ ne renvoie pas quand c nul !!!

# ce sont les alpha_i*y_i
    print("model.dual_coef_ = ", model.dual_coef_)
```

```
print("model.support_vectors_ = ", model.support_vectors_)
          \#ce \ sont \ les \ indices \ des \ x_i \ tq \ alpha_i > 0
          print("model.support_ = ", model.support_)
          w = np.dot(model.dual_coef_,model.support_vectors_)
          b = Y[model.support_][0] - np.dot(w,X[model.support_][0])
          return w,b,model
      def aff_frontiere(X,y,bornex,borney,model):
          aff_donnees(X,y,bornex,borney,50)
          # xx et yy sont des matrices de coordonnées
          xx, yy = np.meshgrid(np.linspace(bornex[0], bornex[1],50), np.
       →linspace(borney[0], borney[1],50))
          xy = np.concatenate((np.reshape(xx,(xx.shape[0]*xx.shape[1],1)),np.
       \negreshape(yy,(yy.shape[0]*yy.shape[1],1))),axis=1)
          print(xy.shape)
          P = model.predict(xy)
          aff_donnees(xy,P,bornex,borney,1)
[63]: X_exemple = np.array([[0,0],[2,2],[2,0],[3,0]])
      Y_exemple =np.array( [[-1],[-1],[1],[1]])
      #on affiche le résultat
      w_svm,b_svm,model_svm=apply_svm(X_exemple,Y_exemple)
      aff_frontiere(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],
     (2500, 2)
     /home/spi-2019/.local/lib/python3.8/site-
     packages/sklearn/utils/validation.py:1183: DataConversionWarning: A column-
     vector y was passed when a 1d array was expected. Please change the shape of y
     to (n_samples, ), for example using ravel().
       y = column_or_1d(y, warn=True)
```

ce sont les x_i tq alpha_i > 0



Python nous renvoie avec sa méthode les alpha et les vecteurs supports.

- On augmente C, plus l'hyperplan fittera les données, mais la marge sera reduite
- On diminue C, plus la marge sera grande, mais l'hyperplan sera moins bien fitter

2 Exercice 5

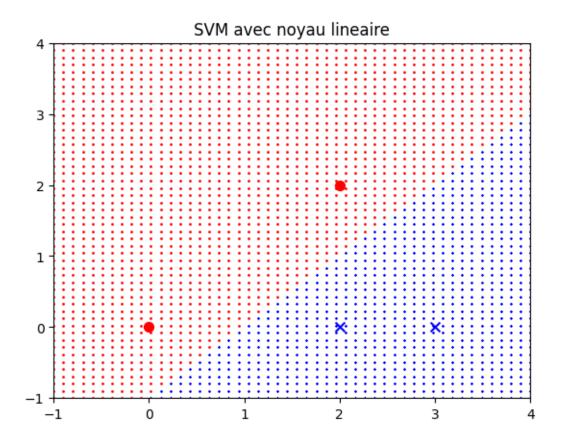
Foncionnement de la fonction aff_frontiere :

- On plot sur un graphe via la fonction aff_donnees
- Ensuite, via meshgrid, on crée un maillage de points, et on les plot sur le graphe
- ensuite, on cree xy pour reshape, pour construire des colonnes de x (N lignes, 1 colonnes) et pareil pour y
- ensuite , on fait la prediction sur chacun des points pour savoir si ils sont dans la classe 1 ou 2
- ensuite, on plot les points de la classe 1 et 2 sur le graphe

2.1 avec noyau linéaire : ok!

```
[64]: X_exemple = np.array([[0,0],[2,2],[2,0],[3,0]])
      Y_exemple =np.array( [[-1],[-1],[1],[1]])
      b,a,model_svm=apply_svm(X_exemple,Y_exemple,'linear')
      aff_frontiere(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],
      plt.title("SVM avec noyau lineaire")
     /home/spi-2019/.local/lib/python3.8/site-
     packages/sklearn/utils/validation.py:1183: DataConversionWarning: A column-
     vector y was passed when a 1d array was expected. Please change the shape of y
     to (n_samples, ), for example using ravel().
       y = column_or_1d(y, warn=True)
     (2500, 2)
```

[64]: Text(0.5, 1.0, 'SVM avec noyau lineaire')



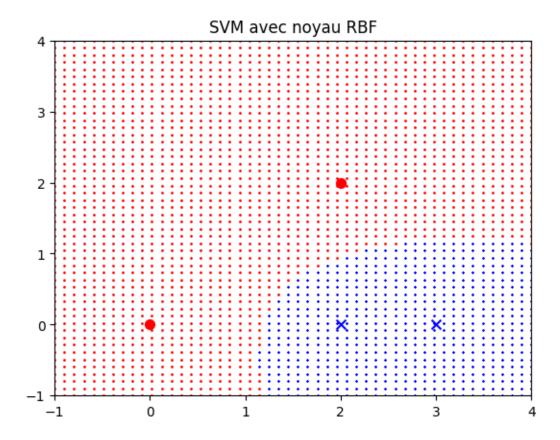
3 avec un noyau rbf: marche très bien!

```
[65]: X_exemple = np.array([[0,0],[2,2],[2,0],[3,0]])
Y_exemple =np.array( [[-1],[-1],[1],[1]])

w,b,model_rbf= apply_svm(X_exemple,Y_exemple,'rbf')
aff_frontiere(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],
plt.title("SVM avec noyau RBF")

/home/spi-2019/.local/lib/python3.8/site-
packages/sklearn/utils/validation.py:1183: DataConversionWarning: A column-
vector y was passed when a 1d array was expected. Please change the shape of y
to (n_samples, ), for example using ravel().
    y = column_or_1d(y, warn=True)
    (2500, 2)
```

[65]: Text(0.5, 1.0, 'SVM avec noyau RBF')



3.1 Expliquation du changement de dimension :

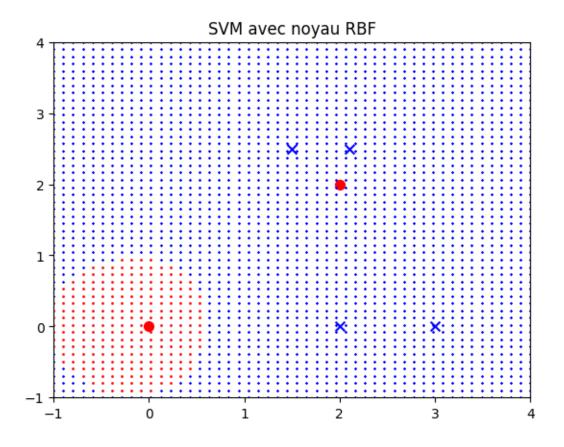
On ne sait pas quel kernel/transformation on a appliqué, mais c'est pas grave. Dans la vie reelle, on choisira le noyay qui donnera le meilleur reslutat sur la matrice de confusion.

Ajout du point [2.1 2.5]

4 On ajoute un point

```
[66]: X_exemple = np.array([[0,0],[2,2],[2,0],[3,0],[2.1,2.5],[1.5,2.5]])
Y_exemple =np.array( [[-1],[-1],[1],[1],[1],[1]])
w,b,model_rbf= apply_svm(X_exemple,Y_exemple,'rbf')
aff_frontiere(X_exemple,Y_exemple,[min_X_exemple,max_X_exemple],[min_X_exemple,max_X_exemple],
plt.title("SVM avec noyau RBF")

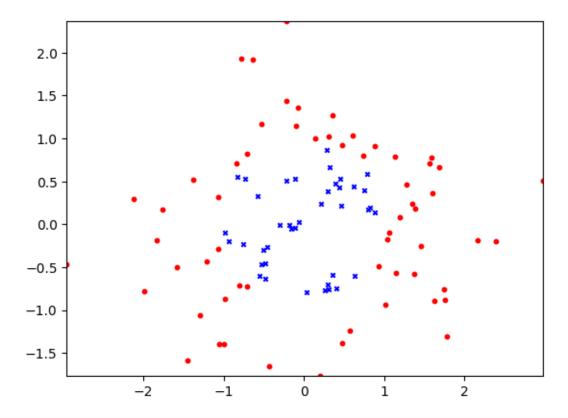
/home/spi-2019/.local/lib/python3.8/site-
packages/sklearn/utils/validation.py:1183: DataConversionWarning: A column-
vector y was passed when a 1d array was expected. Please change the shape of y
to (n_samples, ), for example using ravel().
    y = column_or_1d(y, warn=True)
    (2500, 2)
[66]: Text(0.5, 1.0, 'SVM avec noyau RBF')
```



5 Avec les datas du fichiers

```
[67]: X=np.load("data/arr_0.npy", allow_pickle=True)
Y=np.load("data/arr_1.npy", allow_pickle=True)

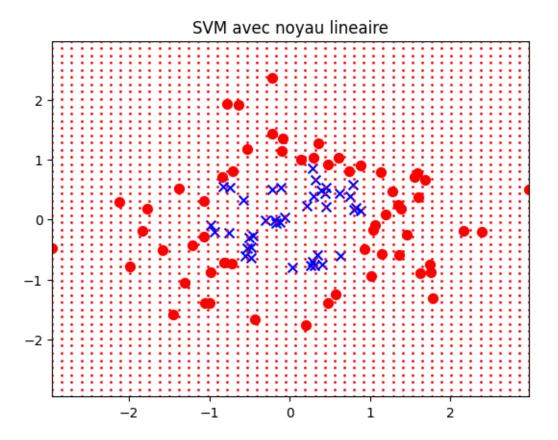
min_x = np.min(X[:,0])
max_x = np.max(X[:,0])
min_y = np.min(X[:,1])
max_y = np.max(X[:,1])
aff_donnees(X,Y,(min_x,max_x),(min_y,max_y),10)
```



```
[68]: b,a,model_svm=apply_svm(X,Y)
min_x = np.min(X[:,0])
max_x = np.max(X[:,0])

aff_frontiere(X,Y,(min_x,max_x),(min_x,max_x),model_svm)
plt.title("SVM avec noyau lineaire")
(2500, 2)
```

[68]: Text(0.5, 1.0, 'SVM avec noyau lineaire')



```
[69]: b,a,model_svm=apply_svm(X,Y,'poly')
min_x = np.min(X[:,0])
max_x = np.max(X[:,0])

aff_frontiere(X,Y,(min_x,max_x),(min_x,max_x),model_svm)
plt.title("SVM avec noyau poly")

(2500, 2)
[69]: Text(0.5, 1.0, 'SVM avec noyau poly')
```

6 Quelqus questions

- NON on ne peut pas apprendre des données non linéairement séparables avec un noyau linéaire
- un SVM avec un noyau RBF c'est bien !!!