

In [264]:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

Exercice 1 - Q1

In [265]:

```
A = np.array([
    [1, 1, 1],
    [1,-2, 1],
    [2,-1, 1]
], np.float)
```

In [266]:

```
b = np.array([1, 0, 2], np.float)
```

Résolution du premier système : (Méthode 1)

In [267]:

```
X = np.linalg.solve(A, b)
```

In [268]:

```
X
```

Out[268]:

```
array([ 1.66666667,  0.33333333, -1.          ])
```

Résolution du premier système : (Méthode 2)

In [269]:

```
X = np.dot(np.linalg.inv(A), b)
```

In [270]:

```
X
```

Out[270]:

```
array([ 1.66666667,  0.33333333, -1.          ])
```

Exercice 1 - Q2

In [271]:

```
C = np.array([
    [3,1,-1],
    [1,1,1],
    [1,-2,2]
], np.float)
```

In [272]:

```
d = np.array([3, 3, 1], np.float)
```

Résolution du deuxième système : (Méthode 1)

Il faut calculer les valeurs de a,b, et c, solution du deuxième système

In [273]:

```
X1 = np.linalg.solve(C, d)
```

In [274]:

```
X1
```

Out[274]:

```
array([1., 1., 1.])
```

In [275]:

```
X = np.linalg.solve(A, X1)
```

In [276]:

```
X
```

Out[276]:

```
array([ 0., -0.,  1.])
```

Résolution du deuxième système : (Méthode 2)

In [277]:

```
X1 = np.dot(np.linalg.inv(C), d)
```

In [278]:

```
X1
```

Out[278]:

```
array([1., 1., 1.])
```

In [279]:

```
X = np.dot(np.linalg.inv(A),X1)
```

In [280]:

```
X
```

Out[280]:

```
array([1.11022302e-16, 5.55111512e-17, 1.00000000e+00])
```

Exercice 1 - Q3

On constate que solve a calculé une solution exacte, par rapport à inv qui a générer une erreur.

`np.linalg.solve(A, b)` ne calcule pas l'inverse de A. Au lieu de cela, il appelle une des routines qui factorise d'abord A en utilisant la décomposition LU, puis résout le système en utilisant la substitution avant et arrière.

`np.linalg.inv` utilise la même méthode pour calculer l'inverse de A. L'étape de factorisation est exactement la même que ci-dessus, mais il faut plus d'opérations en virgule flottante pour résoudre A^{-1} . De plus, si vous vouliez alors obtenir x via l'identité $A^{-1} \cdot b = x$, alors la multiplication de matrice supplémentaire entraînerait encore plus d'opérations en virgule flottante, et donc des performances plus lentes et plus d'erreur numérique.

Exercice 2

Faut résoudre le système suivant :

In [281]:

```
A = np.array([\n    [0, 0, 1],\n    [1, 1, 1],\n    [4, 2, 1]\n], np.float)
```

In [282]:

```
b = np.array([1, 4, 3])
```

In [283]:

```
X = np.linalg.solve(A, b)
```

In [284]:

```
X
```

Out[284]:

```
array([-2.,  5.,  1.])
```

Donc : $P(x) = -2x^2 + 5x + 1$

Exercice 3 - Q1

In [285]:

```
t = np.linspace(0, 10, 100)
```

In [286]:

```
X = t*np.cos(t)
```

In [287]:

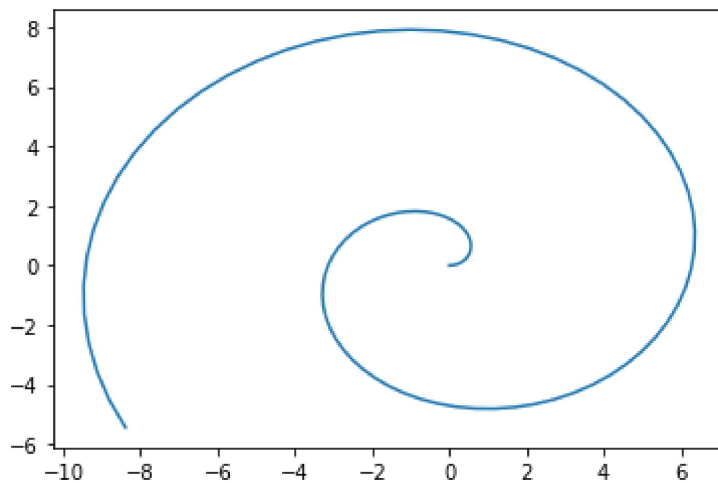
```
Y = t*np.sin(t)
```

In [288]:

```
plt.plot(X, Y)
```

Out[288]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2f2e81c6048>]



Exercice 3 - Q2

In [289]:

```
t = np.linspace(0, 10, 100)
```

In [290]:

```
u=10  
v=10  
a=5  
b=5
```

In [291]:

```
X = u + a*np.cos(t)
```

In [292]:

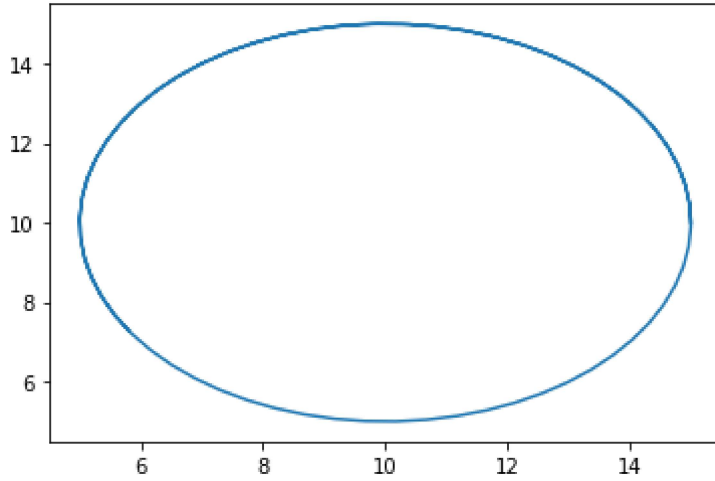
```
Y = v + b*np.sin(t)
```

In [293]:

```
plt.plot(X, Y)
```

Out[293]:

```
[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2f2e8282608>]
```



Exercice 4

Q1 :

In [294]:

```
# Première version
def est_triangulaire_sup(M) :
    n,p = M. shape
    if n!= p:
        return False
    for i in range (n):
        for j in range (i):
            if M[i,j ]!= 0:
                return False
    return True
```

In [295]:

```
# Deuxième version
def est_triangulaire_sup(M) :
    return (M == np.triu(M)). all()
```

Q2 :

In [296]:

```
def est_diagonale(M):
    n,p = M.shape
    if n != p:
        return False
    return (M == np.diag (np.diag(M))).all()
```

Q3 :

In [297]:

```
def est_inversible(M):
    return np.linalg.det(M)!=0
```

Exercice 5

Q1 :

In [298]:

```
T = np.array([
    [1, 2, 2],
    [0, 1, 1],
    [0, 0, 1]
], np.float)
```

In [299]:

```
b = np.array([1,2,1], np.float)
```

In [300]:

```
def remontee(T, b):
    X = np.zeros(b.size)
    for i in range(len(T)-1,-1, -1):
        X[i] = (b[i] - np.sum(T[i,i+1:]*X[i+1:]))/T[i,i]
    return X
```

Q2 :

In [301]:

```
def echange_ligne(A,i,j):
    """Applique l'opération élémentaire Li <-> Lj à la matrice A"""
    A[i], A[j] = np.copy(A[j]), np.copy(A[i])
```

Q3 :

In [302]:

```
def pivot_partiel(A, ind):
    n = len(A) # nbre de lignes de A
    imax = ind # indice de ligne avec pivot max
    for i in range(ind+1, n):
        if abs(A[i][ind]) > abs(A[imax][ind]):
            imax = i
    return imax
```

Q4 :

In [303]:

```
def transvection(A,i,j,mu):
    A[i] = A[i] + mu*A[j]
```

In [304]:

```
def solution_systeme(A0,b0):
    """ Renvoie la solution X du système de Cramer A0 X= b0 """
    A,b = np.copy(A0), np.copy(b0) # des copies des matrices initiales
    n = len(A)
    # Mise sous forme triangulaire
    for j in range(n-1): # on itère n-1 fois
        i0 = pivot_partiel(A,j)
        echange_ligne(A,j,i0)
        echange_ligne(b,j,i0)
        print(A)
        for i in range(j+1,n):
            x = A[i][j]/A[j][j]
            transvection(A,i,j,-x)
            transvection(b,i,j,-x) # attention b matrice colonne
        print(A)
    # phase de remontée
    return remontee(A,b)
```

Exercice 6

Q1

Le nombre d'additions et de multiplications est : $n \cdot (2p-1)$

Q2

In [305]:

```
def produit_strassen(A, B):
    n = len(A)
    if n == 1:
        return np.matrix([[A[0][0] * B[0][0]])

    A11 = A[0:n//2, 0:n//2]
    A12 = A[0:n//2, n//2:n]
    A21 = A[n//2:n, 0:n//2]
    A22 = A[n//2:n,n//2:n]
    B11 = B[0:n//2, 0:n//2]
    B12 = B[0:n//2, n//2:n]
    B21 = B[n//2:n, 0:n//2]
    B22 = B[n//2:n,n//2:n]

    M1 = produit_strassen(A11+A22,B11+B22)
    M2 = produit_strassen(A21+A22,B11)
    M3 = produit_strassen(A11,B12-B22)
    M4 = produit_strassen(A22,B21-B11)
    M5 = produit_strassen(A11+A12,B22)
    M6 = produit_strassen(A21-A11,B11+B12)
    M7 = produit_strassen(A12-A22, B21+B22)

    R = np.zeros((n,n))
    R[0:n//2, 0:n//2] = M1 + M4 - M5 + M7
    R[0:n//2, n//2:n] = M3 + M5
    R[n//2:n, 0:n//2] = M2 + M4
    R[n//2:n,n//2:n] = M1 - M2 + M3 + M6

    return R
```