

Curso de Optimización (DEMAT)

Tarea 7

Leslie Janeth Quincosa Ramírez

Descripción:	Fechas
Fecha de publicación del documento:	Marzo 19, 2022
Fecha límite de entrega de la tarea:	Marzo 27, 2022

Indicaciones

- Envíe el notebook que contenga los códigos y las pruebas realizadas de cada ejercicio.
- Si se requieren algunos scripts adicionales para poder reproducir las pruebas, agreguelos en un ZIP junto con el notebook.
- Genere un PDF del notebook y envíelo por separado.

Ejercicio 1 (5 puntos)

Programar el método de Gauss-Newton para resolver el problema de mínimos cuadrados no lineales

$$\min_x f(z) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m r_j^2(z),$$

donde $r_j: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ para $j = 1, \dots, m$. Si definimos la función $R: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ como

$$R(z) = \begin{pmatrix} r_1(z) \\ \vdots \\ r_m(z) \end{pmatrix},$$

entonces

$$\min_z f(z) = \frac{1}{2} R(z)^\top R(z).$$

Dar la función de residuales $R(z)$, la función Jacobiana $J(z)$, un punto inicial z_0 , un número máximo de iteraciones N , y una tolerancia $\tau > 0$.

1. Hacer $res = 0$.
2. Para $k = 0, 1, \dots, N$:
 - Calcular $R_k = R(z_k)$
 - Calcular $J_k = J(z_k)$
 - Calcular la dirección de descenso p_k resolviendo el sistema

$$J_k^\top J_k p_k = -J_k^\top R_k$$

- Si $\|p_k\| < \tau$, hacer $res = 1$ y terminar el ciclo
- Hacer $z_{k+1} = z_k + p_k$

1. Devolver $z_k, R_k, k, \|p_k\|$ y res .

1. Escriba una función que implementa el algoritmo anterior usando arreglos de Numpy.
2. Leer el archivo `puntos2D_1.npy` que contiene una matriz con dos columnas. La primera columna tiene los valores x_1, x_2, \dots, x_m y en la segunda columna los valores y_1, y_2, \dots, y_m , de modo que cada par (x_i, y_i) es un dato. Queremos ajustar al conjunto de puntos (x_i, y_i) el modelo

$$A \sin(wx + \phi)$$

por lo que la función $R(z) = R(A, w, \phi)$ está formada por los residuales

$$r_i(z) = r_i(A, w, \phi) = A \sin(wx_i + \phi) - y_i$$

para $i = 1, 2, \dots, m$

.

Programa la función $R(z)$

con $z = (A, w, \phi)$

y su Jacobiana $J(z)$

.

Nota: Puede programar estas funciones de la forma `funcion(z, paramf)`, donde `paramf` corresponda a la matriz que tiene los puntos (x_i, y_i)

. También puede pasar el arreglo `paramf` como argumento del algoritmo para que pueda evaluar las funciones.

3. Use el algoritmo con estas funciones $R(z)$

y $J(z)$

, el punto inicial $z_0 = (15, 0.6, 0)$

(esto es $A_0 = 15$

, $w_0 = 0.6$

y $\phi_0 = 0$

), un número máximo de iteraciones $N = 5000$

y una tolerancia $\tau = \sqrt{\epsilon_m}$

donde ϵ_m

es el épsilon máquina.

- Imprima el valor inicial $f(z_0) = \frac{1}{2} R(z_0)^T R(z_0)$
- .
- Ejecute el algoritmo e imprima un mensaje que indique si el algoritmo converge dependiendo de la variable res
- .
- Imprima z_k
- , $f(z_k) = \frac{1}{2} R(z_k)^T R(z_k)$
- , la norma $\|p_k\|$
- , y el número de iteraciones k realizadas.

1. Genere una gráfica que muestre a los puntos (x_i, y_i)

y la gráfica del modelo $z_k[0] \sin(z_k[1]x + z_k[2])$

, evaluando esta función en el intervalo

$$x \in [\min x_i, \max x_i]$$

1. De la gráfica de los datos, e interpretando el parámetro A

como la amplitud de la onda, se ve que $A_0 = 15$

es una buena inicialización para este parámetro. Para los otros parámetros también debe se debería usar su

interpretación para dar buenos valores iniciales. Repita las pruebas con los puntos iniciales $z_0 = (15, 1, 0)$

$y z_0 = (15, 0.6, 1.6)$

.

Solución:

In [99]:

```
# En esta celda puede poner el código de las funciones
# o poner la instrucción para importarlas de un archivo .py
import numpy as np
from numpy import linalg as LA
from numpy.linalg import eigvals
import sys
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

def GaussNewton(R, J, z0, paramf, N, tol):
    res = 0
    zk = z0
    for k in range(N):
        Rk = R(zk, paramf)
        Jk = J(zk, paramf)
        pk = np.linalg.solve(Jk.T@Jk, -Jk.T@Rk) #JTkJkp k=-JTkRk
        norm = LA.norm(pk)
        if norm < tol:
            res = 1
            break
        else:
            zk = zk + pk
            if k+1 >= N:
                res = 0
                break
    return zk, Rk, k, norm, res
```

In [100]:

```
# Pruebas del algoritmo
def R(z, paramf):
    A = z[0]
    w = z[1]
    theta = z[2]
    return A*np.sin(w*paramf.T[0]+ theta) - paramf.T[1]

def J(z, paramf):
    A = z[0]
    w = z[1]
    theta = z[2]
    A1 = np.sin(w*paramf.T[0]+ theta)
    B1 = A*np.cos(w*paramf.T[0]+ theta)*paramf.T[0]
    C1 = A*np.cos(w*paramf.T[0]+ theta)
    return np.c_[A1, B1, C1] #np.sin(w*paramf.T[0]+ theta)] #A*np.cos(w*paramf.T[0]+ thet
a)*paramf.T[0], A*np.cos(w*paramf.T[0]+ theta)]

def ReadDataAndAdjust(archivo, zk):
    datos = np.load(archivo)
    x = np.array([m[0] for m in datos])
    y = np.array([m[1] for m in datos])
    min = x.min()
    max = x.max()
    z = np.linspace(min, max, 100)
    pz = zk[0]*np.sin(zk[1]*z+zk[2])
    plt.plot(z, pz, color='m')
    plt.scatter(x, y)
    plt.title('Ajuste Gauss-Newton')
    plt.xlabel('Eje X')
    plt.ylabel('Eje Y')
    plt.show()
```

```
def Probar(archivo_A, R, J, z0, N, tol):
    paramf = np.load(archivo_A)
    r = paramf.shape[0]
    print('Número de filas:',r)
    fz0 = 0.5*R(z0, paramf).T@R(z0, paramf)
    print('f(z0):', fz0)
    zk, Rk, k, norm, res = GaussNewton(R, J, z0, paramf, N, tol)
    if res == 1:
        print('Convergió.')
    else:
        print('No convergió.')
    print('zk:', zk)
    print('f(zk):', 0.5*R(zk, paramf).T@R(zk, paramf))
    print('||pk||:', norm)
    print('k:', k)
    ReadDataAndAdjust(archivo_A, zk)
```

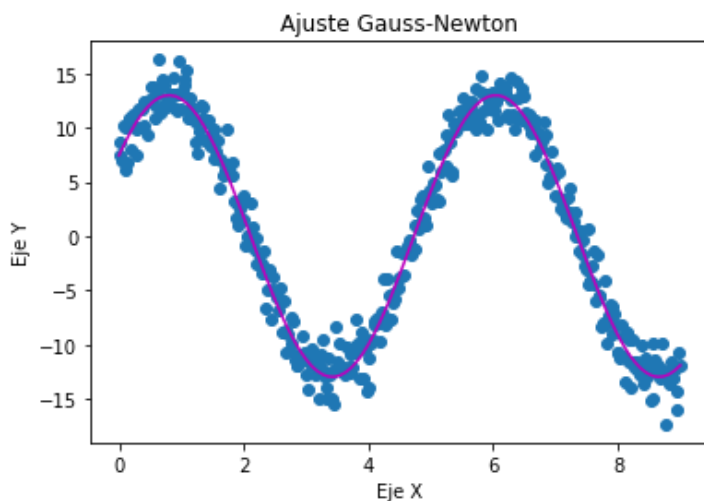
In [100]:

In [101]:

```
z0 = np.array([15, 0.6, 0])
z1 = np.array([15, 1, 0])
z2 = np.array([15, 0.6, 1.6])
eps = sys.float_info.epsilon
tol = eps**(1/2)

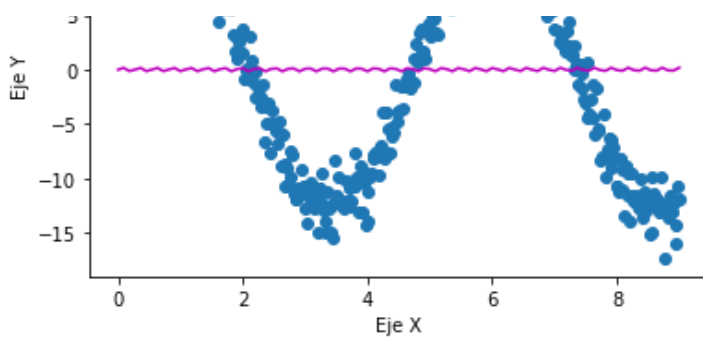
Probar("puntos2D_1.npy", R, J, z0, 50000, tol)
Probar("puntos2D_1.npy", R, J, z1, 50000, tol)
Probar("puntos2D_1.npy", R, J, z2, 50000, tol)
```

```
Número de filas: 400
f(z0): 45454.05280978729
Convergió.
zk: [12.99606648  1.19935917 -5.67317097]
f(zk): 457.1693612130722
||pk||: 1.454518968768975e-08
k: 8
```

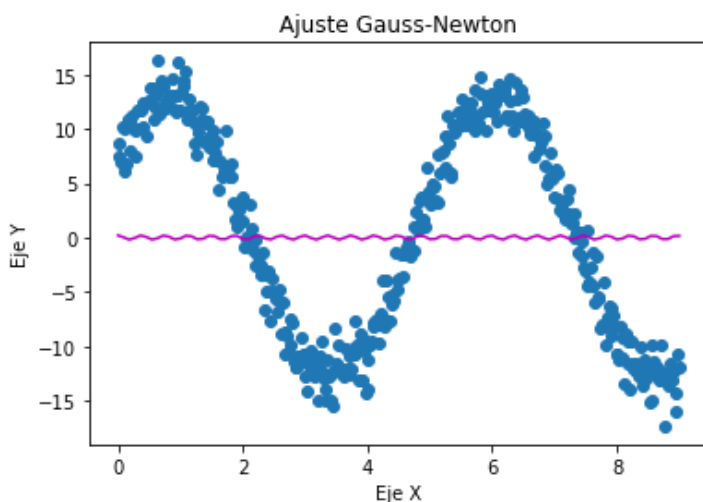


```
Número de filas: 400
f(z0): 40807.16289819636
No convergió.
zk: [ -0.1700118   23.21783424 -78.63302966]
f(zk): 18653.02330134146
||pk||: 2.032077004816657
k: 49999
```





Número de filas: 400
 $f(z_0)$: 37048.62007346928
 Convergió.
 z_k : [-0.19679603 52.28163675 -183.75409605]
 $f(z_k)$: 18651.983776007288
 $||pk||$: 1.1529286187877427e-08
 k : 54



El ajuste con el valor inicial $z_0 = (15, 0.6, 0)$ es muy bueno, la gráfica se ajusta de forma muy adecuada. La amplitud $A = 15$ es muy asertada al ver los datos que se ajustan a una amplitud similar. Por ello es más fácil que converja, y vemos que el desplazamiento de la gráfica está dado por 0 y la frecuencia angular por 0.6.

La función *seno* creada con los otros valores iniciales, no se ajustan tan bien, a pesar de estar dde que estos valores están muy cerca al punto inicial. El vector resultante de z_k nos devuelve valores que no ajustan una buena función y en un caso no converge.

Ejercicio 2 (5 puntos)

Programar el método de Levenberg-Marquart para mínimos cuadrados.

Dar la función de residuales $R(z)$
 , la función Jacobiana $J(z)$
 , un punto inicial z_0
 , un número máximo de iteraciones N
 , $\mu_{ref} > 0$
 y la tolerancia $\tau > 0$

1. Hacer $res = 0$
 y construir la matriz identidad I
 de tamaño igual a la dimensión de z_0

2. Calcular $\kappa_0 = \kappa(z_0)$

3. Calcular $J_0 = J(z_0)$

4. Calcular $f_0 = 0.5 R_0^T R_0$

5. Calcular $A = J_0^T J_0$

$$y \ g = J_0^T R_0$$

6. Calcular $\mu = \min \{ \mu_{ref} \max a_{ii} \}$

, donde a_{ii}

son los elementos de la diagonal de la matriz A

.

7. Para $k = 0, 1, \dots, N$

:

- Calcular p_k

resolviendo el sistema

$$(A + \mu I) p_k = -g$$

- Si $\|p_k\| < \tau$

, hacer $res = 1$

y terminar el ciclo.

- Calcular $z_{k+1} = z_k + p_k$

- Calcular $R_{k+1} = R(z_{k+1})$

- Calcular $f_{k+1} = 0.5 R_{k+1}^T R_{k+1}$

- Calcular el parámetro ρ

(ver las notas de la clase 16)

$$\rho = (f_k - f_{k+1}) / (q_k(x_k) - q_k(x_{k+1})) = (f_k - f_{k+1}) / (-p_k^T g + 0.5 \mu_k p_k^T p_k)$$

- Si $\rho < 0.25$

, hacer $\mu = 2\mu$

.

- Si $\rho > 0.75$

, hacer $\mu = \mu/3$

.

- Calcular $J_{k+1} = J(z_{k+1})$

- Calcular $A = J_{k+1}^T J_{k+1}$

$$y \ g = J_{k+1}^T R_{k+1}$$

.

1. Devolver el punto z_k

, f_k

, k

y res

.

1. Escriba una función que implementa el algoritmo anterior usando arreglos de Numpy.

2. Aplique este algoritmo para resolver el problema del Ejercicio 1, imprimiendo la misma información y generando la gráfica correspondiente, usando $\tau = \sqrt{\epsilon_m}$, $N = 5000$, $\mu_{ref} = 0.001$

y los tres puntos iniciales

$$z_0 = (15, 0.6, 0)$$

$$z_0 = (15, 1.0, 0)$$

$$z_0 = (15, 0.6, 1.6)$$

Solución:

In [102]:

```
# En esta celda puede poner el código de las funciones
# o poner la instrucción para importarlas de un archivo .py

def LevenbergMarquart(R, J, z0, paramf, N, muref, tol):
    res = 0
    n = z0.size
    I = np.identity(n)
    zk = z0
    Rk = R(zk, paramf)
    Jk = J(zk, paramf)
    fk = 0.5*Rk.T@Rk
    A = Jk.T@Jk
    g = Jk.T@Rk
    maxdiag = np.max(np.diag(A))
    mu = np.min(np.array([muref, maxdiag]))
    for k in range(N):
        pk = np.linalg.solve(A+mu*I, -g)
        norm = LA.norm(pk)
        if norm < tol:
            res = 1
            break
        else:
            zk = zk + pk
            Rk = R(zk, paramf)
            fk1 = 0.5*Rk.T@Rk      # $\rho = (fk - fk1) / (qk(xk) - qk(xk+1)) = (fk - fk1) / (-pTkg + 0.5\mu kp$ 
Tkpk)
            rho = (fk - fk1) / (-pk.T@g + 0.5*mu*pk.T@pk) #revisa esto fk+1
            if rho < 0.25:
                mu = 2*mu
            elif rho > 0.75:
                mu = mu/3
            Jk = J(zk, paramf)
            A = Jk.T@Jk
            g = Jk.T@Rk
    return zk, fk, k, norm, res
```

In [103]:

```
# Pruebas realizadas a la función de residuales del Ejercicio 1
```

```
def ReadDataAndAdjust(archivo, zk):
    datos = np.load(archivo)
    x = np.array([m[0] for m in datos])
    y = np.array([m[1] for m in datos])
    min = x.min()
    max = x.max()
    z = np.linspace(min, max, 100)
    pz = zk[0]*np.sin(zk[1]*z+zk[2])
    plt.plot(z, pz, color='m')
    plt.scatter(x, y)
    plt.title('Ajuste Levenberg-Marquart')
    plt.xlabel('Eje X')
    plt.ylabel('Eje Y')
    plt.show()

def Probar1(archivo_A, R, J, z0, N, tol, muref):
    paramf = np.load(archivo_A)
    r = paramf.shape[0]
    print('Número de filas:', r)
    fz0 = 0.5*R(z0, paramf).T@R(z0, paramf)
    print('f(z0):', fz0)
    zk, fk, k, norm, res = LevenbergMarquart(R, J, z0, paramf, N, muref, tol)
    if res == 1:
        print('Convergió.')
    else:
        print('No convergió.')
    print('zk:', zk)
    print('f(zk):', 0.5*R(zk, paramf).T@R(zk, paramf))
```

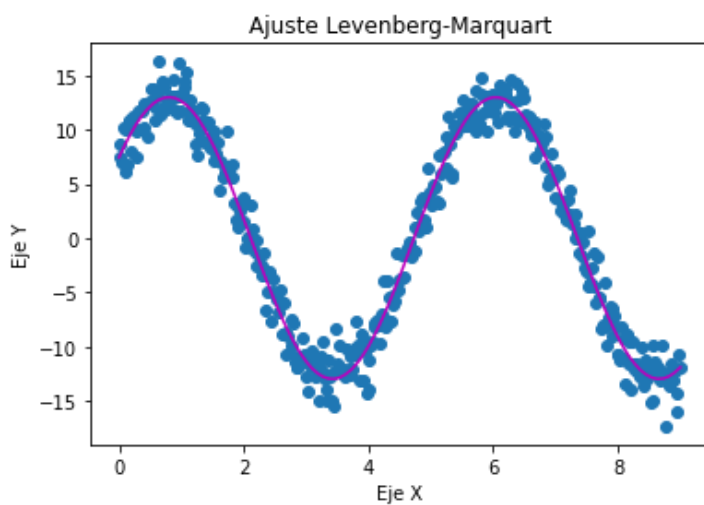
```
print('||pk||:', norm)
print('k:', k)
ReadDataAndAdjust(archivo_A, zk)
```

In [104]:

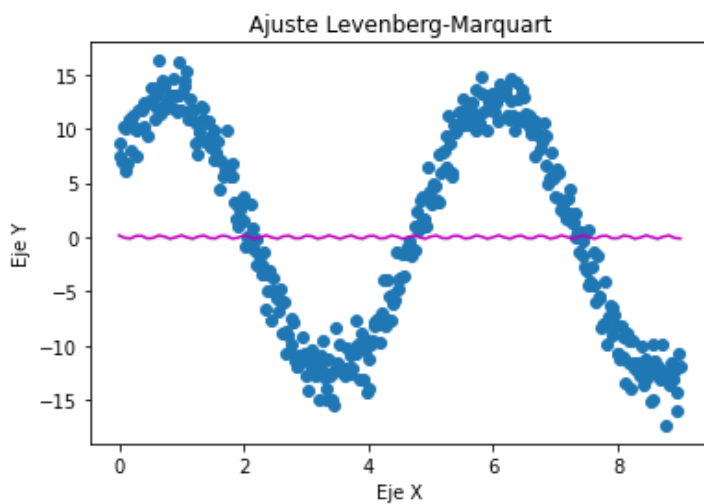
```
z0 = np.array([15, 0.6, 0])
z1 = np.array([15, 1, 0])
z2 = np.array([15, 0.6, 1.6])
eps = sys.float_info.epsilon
tol = eps**(1/2)

Probar1("puntos2D_1.npy", R, J, z0, 50000, tol, 0.001)
Probar1("puntos2D_1.npy", R, J, z1, 50000, tol, 0.001)
Probar1("puntos2D_1.npy", R, J, z2, 50000, tol, 0.001)
```

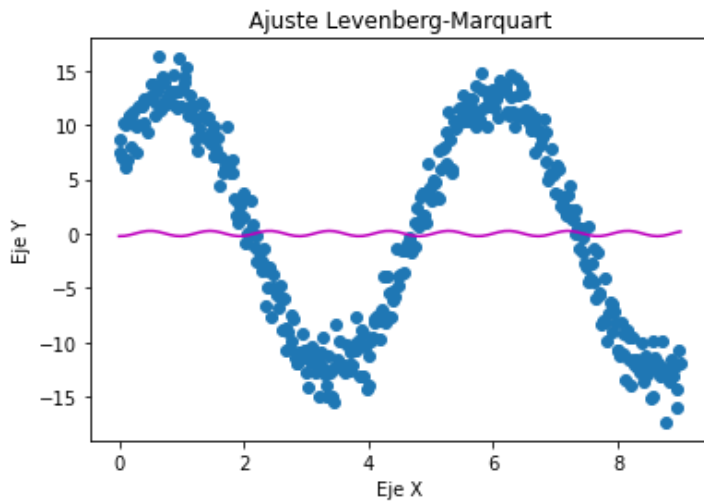
Número de filas: 400
 f(z0): 45454.05280978729
 Convergíó.
 zk: [12.99606648 1.19935917 -5.67317097]
 f(zk): 457.16936121307225
 ||pk||: 1.4553292355606329e-08
 k: 8



Número de filas: 400
 f(z0): 40807.16289819636
 Convergíó.
 zk: [1.61566084e-01 4.65280277e+02 -9.72682853e+02]
 f(zk): 18653.24681633547
 ||pk||: 1.468800314782099e-08
 k: 102



Número de filas: 400
 f(z0): 37048.62007346928
 Convergíó.
 zk: [2.44561555e-01 -1.44795531e+02 5.32641064e+02]
 f(zk): 18649.91450095571
 ||pk||: 1.1965860981504653e-08



El ajuste con el valor inicial $z_0 = (15, 0.6, 0)$

es muy bueno, la gráfica se ajusta de forma muy adecuada. La amplitud $A = 15$

es muy acertada al ver los datos que se ajustan a una amplitud similar. Por ello es más fácil que converja, y vemos que el desplazamiento de la gráfica está dado por 0

y la frecuencia angular por 0.6

.

La función *seno*

creada con los otros valores iniciales, no se ajustan tan bien, a pesar de estar dde que estos valores están muy cerca al punto inicial. El vector resultante de z_k

nos devuelve valores que no ajustan una buena función y en un caso no converge.