## Práctica 1: Regresión lineal

Realizado por Javier Gómez Moraleda y Unai Piris Ibañez

```
Imports
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl toolkits.mplot3d import Axes3D
from matplotlib import cm
from matplotlib.ticker import LinearLocator, FormatStrFormatter
from pandas.io.parsers import read csv
Carga de los datos
def carga csv(file name):
    valores = read csv(file name, header=None).to numpy()
    return valores.astype(float)
Parte 1: Regresión lineal con una variable
Solución iterativa
# Hip \acute{o}tesis h O(x)
def fun hipotesis(x, thetas):
    return thetas[0] + thetas[1] * x
# Calcula el descenso de gradiente
def descenso gradiente(X, Y, m, alpha, num iteraciones=1500):
    thetas = [0, 0]
    # Iteraciones para minimizar el coste
    for _ in range(num_iteraciones):
        sum 0 = sum 1 = 0
        for i in range(m):
            sum_0 += fun_hipotesis(X[i], thetas) - Y[i]
            sum 1 += (fun hipotesis(X[i], thetas) - Y[i]) * X[i]
        # Actualizamos valores de theta0 y theta1
        thetas[0] = thetas[0] - (alpha / m) * sum_0
        thetas[1] = thetas[1] - (alpha / m) * sum^{-1}
    # Dibuja la gráfica
    plt.plot(X, Y, "x",c='red')
    min x = min(X)
    \max x = \max (X)
```

```
min y = thetas[0] + thetas[1] * min x
    max_y = thetas[0] + thetas[1] * max_x
    plt.plot([min x, max x], [min y, max y])
    #plt.savefig("resultado.pdf")
    #plt.figure()
    return thetas
# Función de coste total
def fun coste(X, Y, m, thetas):
    sumatorio = 0
    for i in range(len(X)): # len(x) y m no es lo mismo?
        sumatorio += (fun hipotesis(X[i], thetas) - Y[i])**2
    return (sumatorio / (\overline{2}*m))
# Genera las rejillas para las gráficas
def make data(X, Y):
    step = 0.1
    Theta0 = np.arange(-10, 10, step)
    Theta1 = np.arange(-1, 4, step)
    Theta0, Theta1 = np.meshgrid(Theta0, Theta1)
    Coste = np.empty_like(Theta0)
    for i in range(len(Theta0)):
        for j in range(len(Theta0[i])):
            Coste[i][j] = fun_coste(X, Y, m, [Theta0[i, j], Theta1[i,
j]])
    return Theta0, Theta1, Coste
# Dibuja la función de coste 3D
def dibuja_coste(Theta0, Theta1, Coste):
    # Pinta la gráfica
    fig = plt.figure()
    ax = Axes3D(fig)
    surf = ax.plot surface(-Theta1, Theta0, Coste, cmap=cm.coolwarm,
                           linewidth=0, antialiased=False)
    # Add a color bar which maps values to colors.
    fig.colorbar(surf, shrink=0.5, aspect=5)
    plt.show()
# Dibuja la función de coste con una gráfica de contorno
def dibuja contorno(Theta0, Theta1, Coste, thetas):
```

```
plt.contour(Theta0, Theta1, Coste, np.logspace(-2, 3, 20),
colors='blue')
    plt.plot(thetas[0],thetas[1],'x', color = 'red')
Observando resultados
# Carga de los datos
datos = carga csv('ex1data1.csv')
alpha = 0.01
X = datos[:, 0]
Y = datos [:, 1]
# Número filas y columnas
m = (len(X))
n = 2
# Aplicamos descenso de gradiente
thetas = descenso gradiente(X, Y, m, alpha, 1500)
  25
  20
  15
  10
   5
   0
              7.5
                    10.0
                           12.5
                                  15.0
                                         17.5
       5.0
                                                20.0
                                                       22.5
# Observamos los valores theta0, theta1 y su coste
print("thetas[0]: " + str(thetas[0]))
```

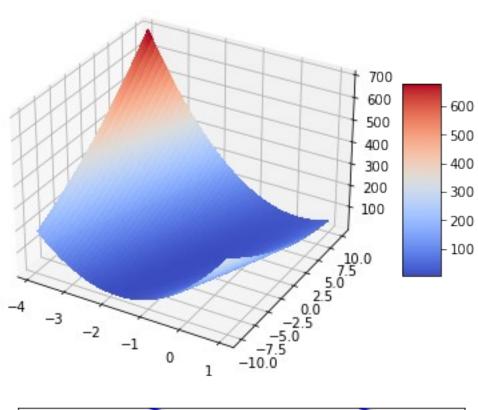
print("thetas[1]: " + str(thetas[1]))
coste = fun\_coste(X, Y, m, thetas)

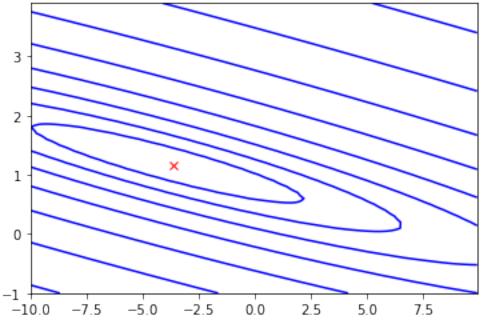
print("Coste: ", coste)

thetas[0]: -3.63029143940436 thetas[1]: 1.166362350335582 Coste: 4.483388256587727

# Dibujamos la función de coste con un gráfico 3D y otro de rejilla Theta0, Theta1, Coste = make\_data(X, Y)

dibuja\_coste(Theta0, Theta1, Coste)
dibuja\_contorno(Theta0, Theta1, Coste, thetas)

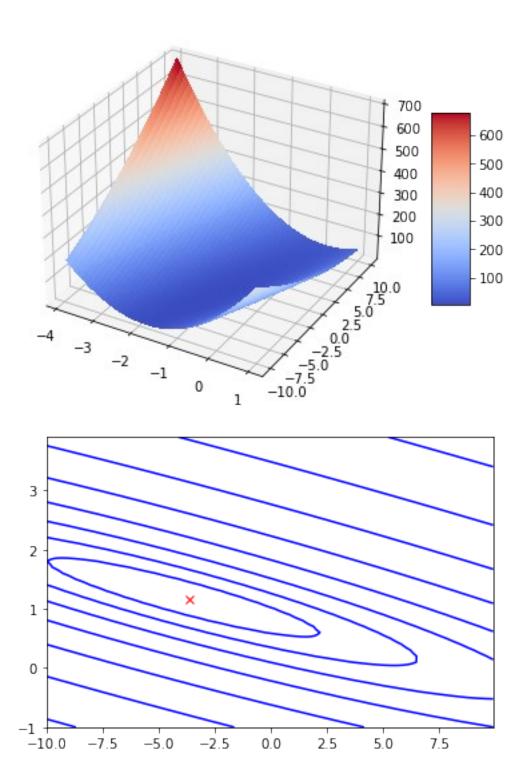




```
Solución vectorizada
```

```
# Calcula el descenso de gradiente
def descenso gradiente vec(X, Y, alpha, m, n, numinteraciones = <math>1500):
    thetas = np.zeros(n)
    for in range(numinteraciones):
        H = np.dot(X, thetas)
        Aux = (H - Y)
        for i in range(n):
            Aux i = Aux * X[:, i]
            thetas[i] -= (alpha / m) * Aux i.sum()
    # Elimino la fila de unos
    X = np.delete(X, 0, 1)
    # Dibuja la gráfica
    plt.plot(X, Y, "x",c='red')
    min x = np.min(X)
    \max x = \operatorname{np.max}(X)
    min y = thetas[0] + thetas[1] * min x
    \max y = \text{thetas}[0] + \text{thetas}[1] * \max x
    plt.plot([min x, max x], [min y, max y])
    return thetas
# Función de coste total
def fun coste vec(X, Y, Theta):
    H = np.dot(X, Theta)
    Aux = (H - Y) ** 2
    return Aux.sum() / (2 * len(X))
# Genera las rejillas para las gráficas
def make data vec(t0 range, t1 range, X, Y):
    step = 0.1
    Theta0 = np.arange(t0_range[0], t0_range[1], step)
    Theta1 = np.arange(t1 range[0], t1 range[1], step)
    Theta0, Theta1 = np.meshgrid(Theta0, Theta1)
    Coste = np.empty like(Theta0)
    for ix, iy in np.ndindex(Theta0.shape):
        Coste[ix, iy] = fun coste vec(X, Y, [Theta0[ix, iy],
Theta1[ix, iy]])
    return Theta0, Theta1, Coste
```

```
# Carga de los datos
datos = carga csv('ex1data1.csv')
X = datos[:, :-1]
Y = datos[:, -1]
# Añadimos una columna de 1's a la X
X = np.hstack([np.ones([len(X), 1]), X])
m = np.shape(X)[0] # Filas = 47
n = np.shape(X)[1] # Columnas = 2
# alpha modificado para mejor resultado
alpha = 0.01
# Aplicamos descenso de gradiente
thetas = descenso_gradiente_vec(X, Y, alpha, m, n)
  25
  20
  15
  10
   5
   0
             7.5
                                 15.0
                    10.0
                           12.5
                                        17.5
                                               20.0
                                                      22.5
# Observamos los valores theta0, theta1 y su coste
print("thetas[0]: " + str(thetas[0]))
print("thetas[1]: " + str(thetas[1]))
coste = fun coste vec(X, Y, thetas)
print("Coste: ", coste)
thetas[0]: -3.6302914394043606
thetas[1]: 1.166362350335582
Coste: 4.483388256587726
# Dibujamos la función de coste con un gráfico 3D y otro de rejilla
Theta0, Theta1, Coste = make_data_vec([-10, 10], [-1, 4], X, Y)
```

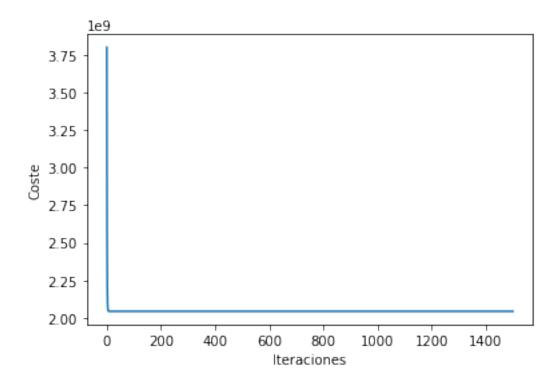


```
Parte 2: Regresión lineal con varias variables
# Ecuación para normalizar la X
def normalizar(X):
    mu = np.mean(X, axis = 0)
    sigma = np.std(X, axis = 0)
    X_{norm} = (X - mu) / sigma
    return X norm, mu, sigma
# Calcula la hipotesis: X[0]*theta0, X[1]*theta1...
def fun hipotesis 2(X,thetas):
    return np.dot(X,thetas)
# Calcula el descenso de gradiente y dibuja la gráfica del coste
def descenso gradiente 2(X, Y, alpha, m, n, numinteraciones = 1500):
    thetas = np.zeros(n)
    # Vector de costes para pintar la gráfica
    costes = []
    for j in range(numinteraciones):
        H = \text{fun hipotesis } 2(X, \text{thetas})
        Aux = (H - Y)
        for i in range(n):
            Aux_i = Aux * X[:, i]
            thetas[i] -= (alpha / m) * Aux i.sum()
        costes.append(fun coste vec(X, Y, thetas))
    # Dibuja la gráfica
    plt.plot(costes)
    plt.ylabel("Coste")
    plt.xlabel("Iteraciones")
    plt.show()
    return thetas
# Calcula los valores thetas utilizando la ecuación normal
def ecuacion normal(X,Y):
    X transpose = np.transpose(X)
    thetas = np.linalg.inv(X transpose.dot(X))
    thetas = thetas.dot(X transpose)
    thetas = thetas.dot(Y)
    return thetas
```

```
Observando resultados
# Carga de los datos
datos = carga csv('ex1data2.csv')
X = datos[:, :-1]
Y = datos[:, -1]
Cálculo por la ecuación normal
# Añadimos una columna de 1's a la X
X ec = np.hstack([np.ones([len(X), 1]), X])
# Calculamos las thetas
thetas_ec = ecuacion normal(X ec, Y)
# Calculamos la hipótesis
hipo ec = fun hipotesis 2([1, 1650, 3], \text{ thetas ec})
print("Thetas ecuacion normal: ", thetas ec)
print("Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): ", hipo_ec)
Thetas ecuacion normal: [89597.9095428
                                             139.21067402 -
8738.019112331
Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 293081.46433489426
Cálculo por descenso de gradiente
# Normalizamos los datos
X norm, mu, sigma = normalizar(X)
# Añadimos una columna de 1's a la X
X_norm = np.hstack([np.ones([len(X), 1]), X_norm])
# Número de filas y columnas
m = np.shape(X norm)[0]
n = np.shape(X norm)[1]
# Distintos valores de alpha
alphas = [1, 0.3, 0.1, 0.03, 0.01, 0.003, 0.001, 0.0003, 0.0001]
for alpha in alphas:
    thetas dg = descenso gradiente 2(X norm, Y, alpha, m, n, 1500)
    hipo_d\overline{g} = fun_hipotesis_2([1, \overline{(1650-mu[0])/sigma[0]}, (3-mu[0])/sigma[0])
mu[1])/sigma[1]], thetas dg)
    print("DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = ", alpha)
    print("\nThetas: ", thetas_dg)
    print("Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): ", hipo dq)
    diferencia = abs(hipo ec - hipo dg)
    print("\nDIFERENCIA: ", diferencia)
```

# Consideramos que si la diferencia es superior al 1%, no es
aceptable
 if(diferencia < hipo\_ec/100):</pre>

if(diferencia < hipo\_ec/100):
 print("El resultado es aceptable")
else:
 print("El resultado no es aceptable")</pre>

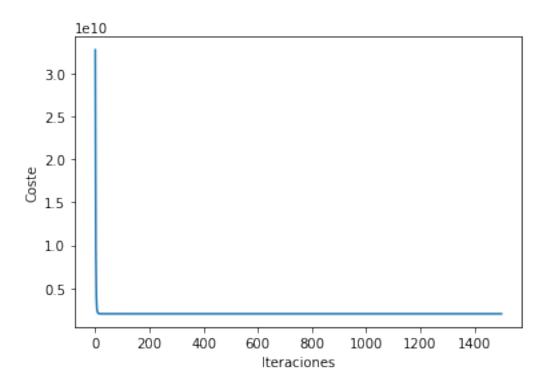


## DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 1

Thetas: [340412.65957447 109447.79646964 -6578.35485416]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 293081.4643348961

DIFERENCIA: 1.862645149230957e-09

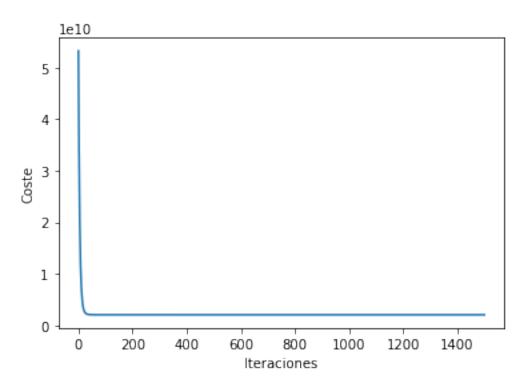


DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.3

Thetas: [340412.65957447 109447.79646964 -6578.35485416]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 293081.46433489607

DIFERENCIA: 1.8044374883174896e-09

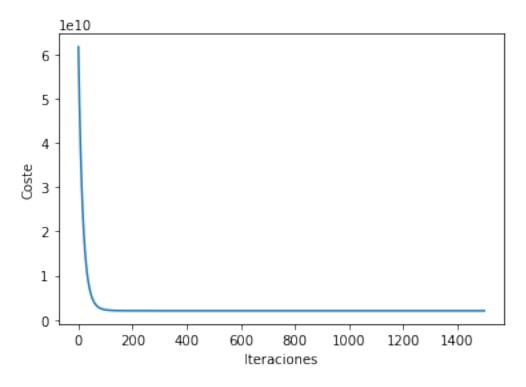


DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.1

Thetas: [340412.65957447 109447.79646964 -6578.35485416]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 293081.46433489595

DIFERENCIA: 1.6880221664905548e-09

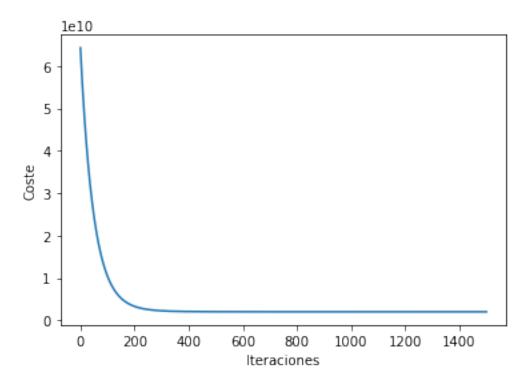


DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.03

Thetas: [340412.65957447 109447.79634183 -6578.35472634]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 293081.46436300856

DIFERENCIA: 2.8114300221204758e-05

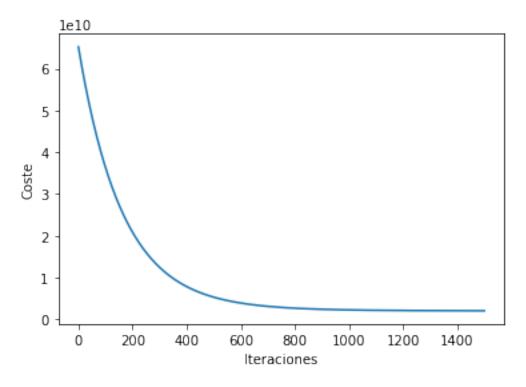


DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.01

Thetas: [340412.56301439 109370.05670466 -6500.61509507]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 293098.4666757651

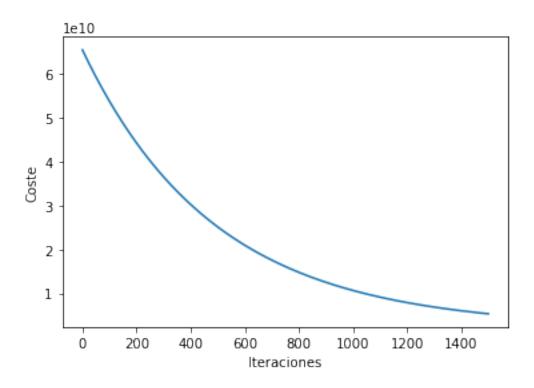
DIFERENCIA: 17.002340870851185



DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.003

Thetas: [336656.50747404 101404.39797306 1374.58561585] Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 291114.913657021

DIFERENCIA: 1966.5506778732524

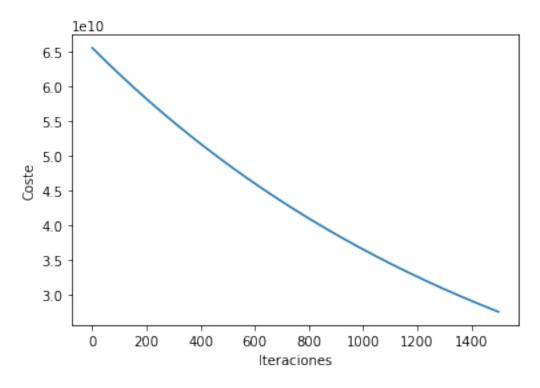


DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.001

Thetas: [264513.31219629 74523.70638344 18454.16604565]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 227100.1059679978

DIFERENCIA: 65981.35836689646 El resultado no es aceptable

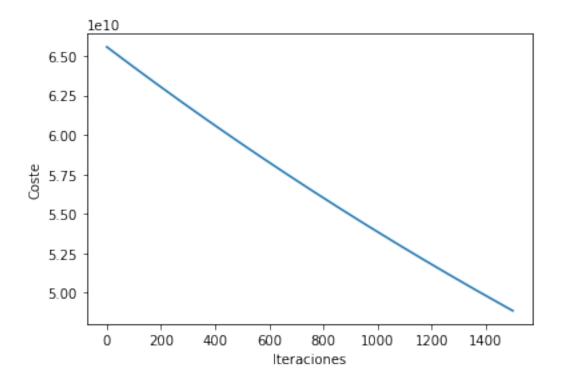


DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.0003

Thetas: [123370.61842451 36370.060444 15525.6169793 ]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 103637.73723714772

DIFERENCIA: 189443.72709774654 El resultado no es aceptable



DESCENSO DE GRADIENTE PARA ALPHA = 0.0001

Thetas: [47418.96581011 14437.3805063 7026.19844742]

Precio (1650 pies cuadrados, 3 habitaciones): 39390.684007814765

DIFERENCIA: 253690.7803270795 El resultado no es aceptable

## Conclusión

Como observamos en los resultados, con 1500 iteraciones, a partir de alpha = 0.001, el resultado no es aceptable.

Resultado ecuación normal: 293081.46\$

-> alpha = 0.001: Resultado descenso de gradiente: 227100.10\$

-> alpha = 0.0003: Resultado descenso de gradiente: 103637.73\$

-> alpha = 0.0001: Resultado descenso de gradiente: 39390.68\$

Hemos considerado un margen de error del 1% respecto al resultado de la ecuación normal, que en este caso es de 2930\$.

Como vemos, para alpha = 0.001, la diferencia es de casi 66000\$ y no llega a converger para el número de iteraciones propuestas.