APRENDIZAJE AUTOMATICO
GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA
UNIVERSIDAD DE GRANADA

Memoria Práctica 1

José Luis Molina Aguilar

30 de marzo de 2022

Índice

Índice de figuras

Índice de tablas

1. Ejercicio 1. Ejercicios Sobre la Búsqueda Iterativa de Óptimos

En esta practica vamos a emplear el algoritmo de **Gradiente Descenciente**, esta es una tecnica que se utiliza para encontrar optimos de funciones de forma iterativa. En nuestro caso nos interesa minimizar la funciones de Error por lo que podemos utilizar esta metodologia para ello. **Gradiente Descenciente** necesita de una punto inicial sobre el cual iniciar la busqueda del minimo (local), de este punto dependera el minimo local que encontremos, ademas necesitaremos de un factor llamado learning rate (η) el cual determina la distancia que avanzamos en cada paso. Es muy importante definir un buen valor para el learning rate ya que:

- Si η es muy pequeño : Necesitaremos muchas iteraciones/tiempo para llegar al objetivo
- Si η es muy grande : No convergerá a ninguna solucion porque podria saltar el minimo o incluso alejarse del optimos.
- Si η es variable : Podremos definir un η mayor al principio cuando estemos mas alejados del minimo e ir reduciendolo conforme nos acercamos al minimo.

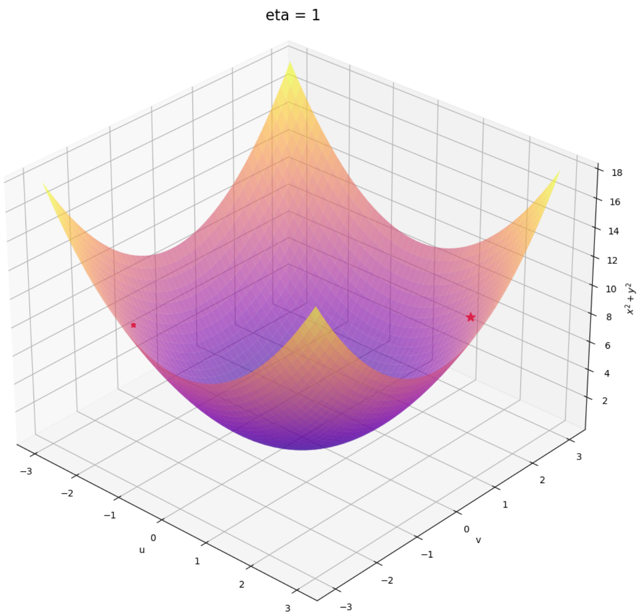
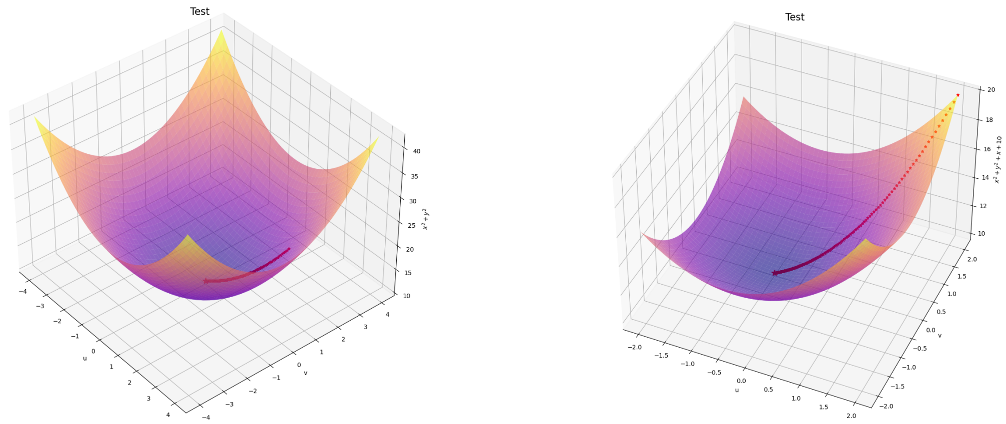


Figura 1.1: $\eta = 1$

Como podemos ver en la imagen 1.5, al tener un learning rate alto, los valores que vamos obteniendo en cada paso no nos llevan a ningun lugar, pasa de $(2,2)$ hasta $(-2,-2)$ en cada iteracion. Normalmente este valor esta entre el rango de $0{,}1 - 0{,}01$ y en nuestro caso lo dejaremos fijo.



(a) $x^2 + y^2$ (b) $x^2 + y^2 + x + 10$

Figura 1.2: Gradiente Descenciente

1.1. Implementacion del Algoritmo de Gradiente Descenciente

La clave del gradiente sera $\frac{\partial E_{in}(w)}{\partial w_j}$, donde en este caso E_{in} sera la funcion de error dentro de la muestra con respecto a w, w es un parámetro que minimiza la función.
Entonces el algoritmo ira actualizando los coordenadas (w) de la siguiente forma
$w_j = w_j - \eta \frac{\partial E_{in}(w)}{\partial w_j}$ hasta un cierto numero de iteraciones o una precision dada.

1.2. Ejercicio2

1.2.1. Calculo analitico de $E(u, v)$

Considerando la funcion $E(u, v) = (u \cdot v \cdot e^{-u^2 - v^2})^2$ sobre la cual tendremos que aplicar el Gradiente Descenciente para encontrar su minimo, necesitaremos calcular sus derivadas parciales.

- $\frac{\partial E}{\partial u} = -2u(2u^2 - 1) \cdot v^2 \cdot e^{-2(u^2+v^2)}$
- $\frac{\partial E}{\partial v} = -2u^2 v(2v^2 - 1) \cdot e^{-2(u^2+v^2)}$

Ahora que tenemos las derivadas parciales podemos crear el gradiente de esta funcion, en nuestro caso un array cuyas dos componentes seran los pesos a minimizar $np.array(\frac{\partial E}{\partial u}, \frac{\partial E}{\partial v})$

1.2.2. Valor inferior a 10^{-8} en $E(u,v)$

Como condiciones iniciales tenemos que comenzamos en $(u,v) = (0{,}5, -0{,}5)$ con un $\eta = 0{,}1$.

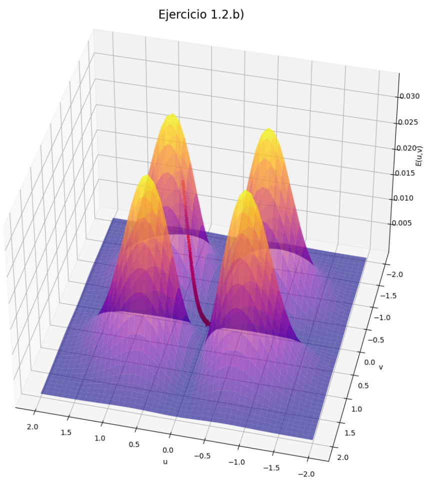


Figura 1.3: Encontrando Minimo de $E(u,v)$

En mi caso partiendo de los datos iniciales, encuentro en 25117 Iteraciones un valor menor al error dado.

1.2.3. Coordenadas del minimo obtenido

Tras haber haber obtenido un error menor a 10^{-8} las coordenadas obtenidas para el minimo son $(0{,}010000842574554563, -0{,}010000842574554563)$

1.3. Calculos para $f(x,y) = x^2 + 2y^2 + 2sin(2\pi x)sin(\pi y)$

En esta grafica podemos ver lo lejos que se han quedado de encontrar el minimo (los valores que alcanzan el 0 son que han encontrado el minimo) con un numero maximo de 50 iteraciones para diferentes valores de η eje horizontal Como podemos ver para valores entre 0.05 y 0.07 y para valores superiores a 0.08 ya no es capaz de acercarse al minimo

1.3.1. 3a

textooooooooo textooooooooo

1.3.2. 3b

FALTA COMENTAR LAS DEPENDENCIAS SOBRE EL PUNTO INICIAL

1.4. conclusion sobre la verdadera dificultad de encontrar el mınimo global de una funcion arbitraria

2. Regresion Lineal

Referencias

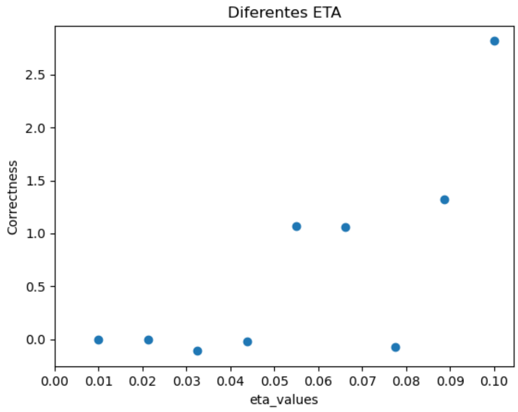


Figura 1.4: Distancia al minimo

[1,1]		[-0.5 -0.5]		[2.1 -2.1]		[-3. 3.]		[-2. 2.]	
0,01	0,1	0,01	0,1	0,01	0,1	0,01	0,1	0,01	0,1
[0.73075 , 0.41438]	[1.37033, 0.13176]	[-0.73075, -0.41438]	[-1.54924, -0.21839]	[1.66511, -1.17278]	[0.50900, 0.63400]	[-2.18880, 0.58683]	[-0.84751, -0.57242]	[-1.66433, 1.17127]	[-1.66098, -0.52553]

Figura 1.5: Resultados para $\eta = 0{,}01$ y $\eta = 0{,}1$