

**Universidad de Guadalajara**

Centro Universitario de Ciencias Exactas e Ingenierías  
División de Tecnologías para la Integración Ciber-Humana

**I7039 Seminario de Solución de Problemas de Inteligencia Artificial I**

**Actividad 1.**

**Método de Newton y Gradiente Descendiente**

Lisbeth Abigail Martínez Castillo

218292645

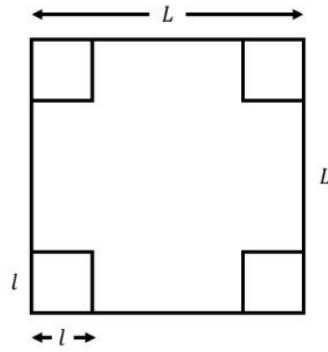
Dr. José de Jesús Hernández Barragán

12 de febrero de 2023

## Objetivo

### Parte 1.

Obtener el valor para  $l$  de tal forma que maximice el volumen de la figura, sabiendo que  $L = 20$  centímetros, por medio del método de Newton. El resultado debe ser físicamente posible de implementar.



### Parte 2.

Realizar un programa de cómputo que encuentre el mínimo global de las siguientes funciones utilizando el método de Gradiente Descendiente:

$$a) f(x, y) = xe^{-x^2-y^2}, x, y \in [-2, 2]$$

$$b) f(x) = \sum_{i=1}^d (x_i - 2)^2, d = 2$$

## Resultados

### Parte 1.

La función objetivo es definida por:

$$f(x) = (20 - 2x)(20 - 2x)x$$

Que a su vez es equivalente a:

$$f(x) = 4x^3 - 80x^2 + 400x$$

Es necesario obtener su primera derivada, pues nos indica la tasa de cambio de la función

$$f'(x) = 12x^2 - 160x + 400$$

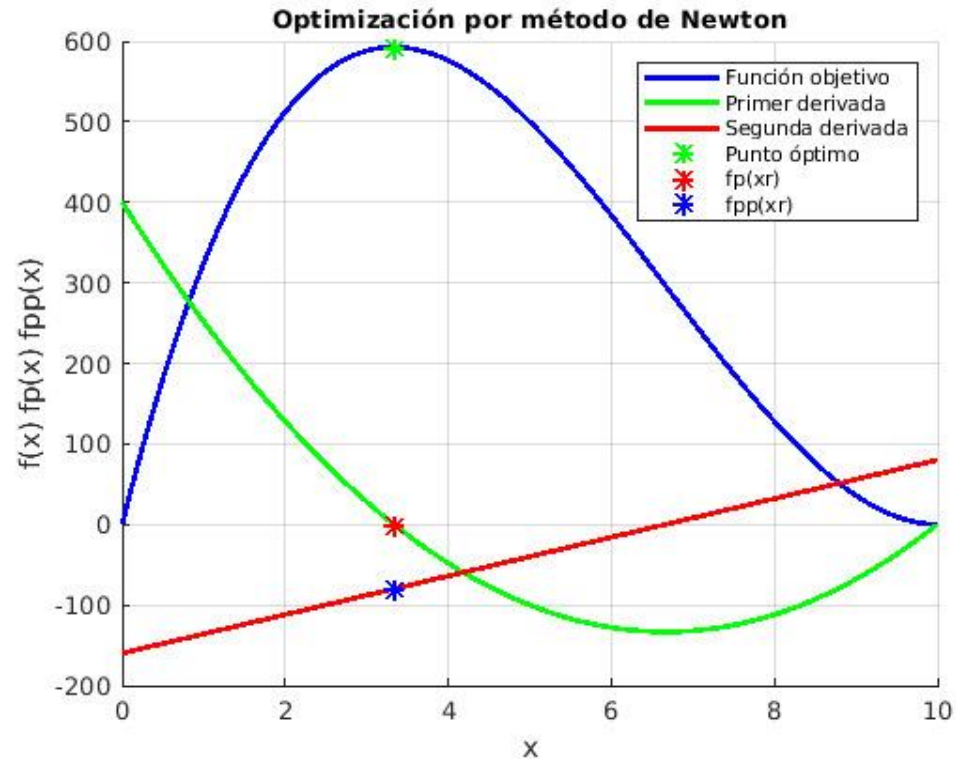
La segunda derivada nos indica si los puntos obtenidos en la primera derivada donde la tasa de cambio es 0, son máximos o mínimos:

$$f''(x) = 24x - 160$$

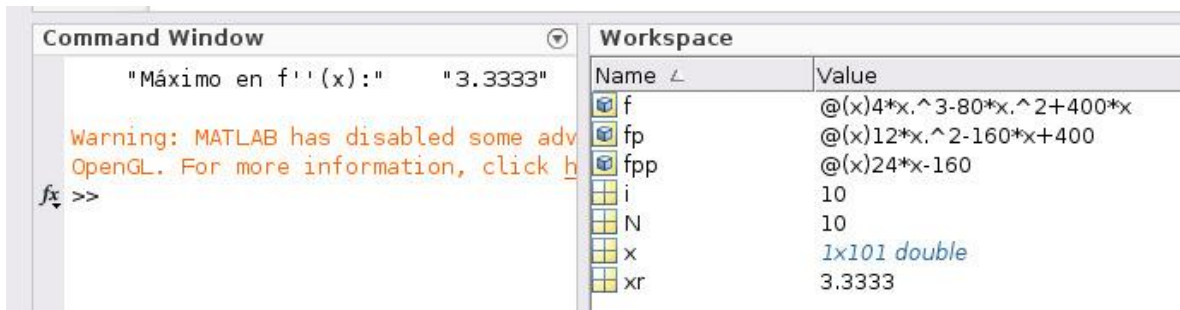
El espacio de búsqueda queda definido como

$$x_l = 0, x_u = 0$$

### Gráfica obtenida



### Valores obtenidos



### *Parte 2.*

Para optimizar funciones multidimensionales se puede utilizar el método de Gradiente Descendiente

Función objetivo a:

$$f(x, y) = xe^{-x^2-y^2}$$

Derivada parcial respecto a x:

$$\frac{\partial}{\partial x} = e^{-x^2-y^2} - 2e^{-x^2-y^2}x^2$$

Derivada parcial respecto a y:

$$\frac{\partial}{\partial y} = -2e^{-x^2-y^2}xy$$

Con las derivadas parciales se construirá el gradiente:

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix}$$

El método de Gradiente Descendiente aproxima el óptimo de una función por medio de la siguiente ecuación:

$$x_{i+1} = x_i - h \nabla f(x_i)$$

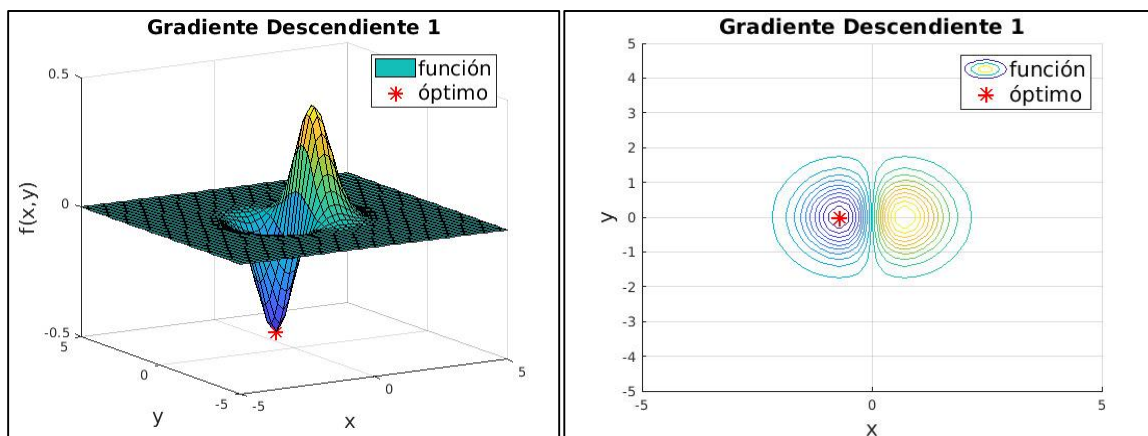
Donde  $h$  es un valor que amplifica el resultado del gradiente en la iteración  $i$ .

Para los siguientes valores iniciales:

$$x_i = (-1, 1), \quad h = 0.1$$

Los resultados son los siguientes:

Gráficas obtenidas



### Valores obtenidos

Command Window	Workspace																												
<pre>&gt;&gt; xi  xi =      -0.7071      0.0000  &gt;&gt; f(xi(1,1),xi(2,1))  ans =      -0.4289  fx &gt;&gt;</pre>	<table><tr><th>Name</th><th>Value</th></tr><tr><td>ans</td><td>-0.4289</td></tr><tr><td>f</td><td>@(x,y)x.*exp(-x.^2-y.^2)</td></tr><tr><td>fpx</td><td>@(x,y)exp(-x.^2-y.^2)-2*exp(-x...</td></tr><tr><td>fpy</td><td>@(x,y)(-2*exp(-x.^2-y.^2))*(x*y)</td></tr><tr><td>Gxy</td><td>[-4.4409e-16;7.2721e-20]</td></tr><tr><td>h</td><td>0.1000</td></tr><tr><td>i</td><td>500</td></tr><tr><td>x</td><td>50x50 double</td></tr><tr><td>x_lim</td><td>1x50 double</td></tr><tr><td>xi</td><td>[-0.7071;7.7508e-20]</td></tr><tr><td>y</td><td>50x50 double</td></tr><tr><td>y_lim</td><td>1x50 double</td></tr><tr><td>z</td><td>50x50 double</td></tr></table>	Name	Value	ans	-0.4289	f	@(x,y)x.*exp(-x.^2-y.^2)	fpx	@(x,y)exp(-x.^2-y.^2)-2*exp(-x...	fpy	@(x,y)(-2*exp(-x.^2-y.^2))*(x*y)	Gxy	[-4.4409e-16;7.2721e-20]	h	0.1000	i	500	x	50x50 double	x_lim	1x50 double	xi	[-0.7071;7.7508e-20]	y	50x50 double	y_lim	1x50 double	z	50x50 double
Name	Value																												
ans	-0.4289																												
f	@(x,y)x.*exp(-x.^2-y.^2)																												
fpx	@(x,y)exp(-x.^2-y.^2)-2*exp(-x...																												
fpy	@(x,y)(-2*exp(-x.^2-y.^2))*(x*y)																												
Gxy	[-4.4409e-16;7.2721e-20]																												
h	0.1000																												
i	500																												
x	50x50 double																												
x_lim	1x50 double																												
xi	[-0.7071;7.7508e-20]																												
y	50x50 double																												
y_lim	1x50 double																												
z	50x50 double																												

Función objetivo b:

$$f(x) = \sum_{i=1}^d (x_i - 2)^2, d = 2$$

Se reescribe como:

$$f(x, y) = (x - 2)^2 + (y - 2)^2$$

Derivada parcial respecto a x:

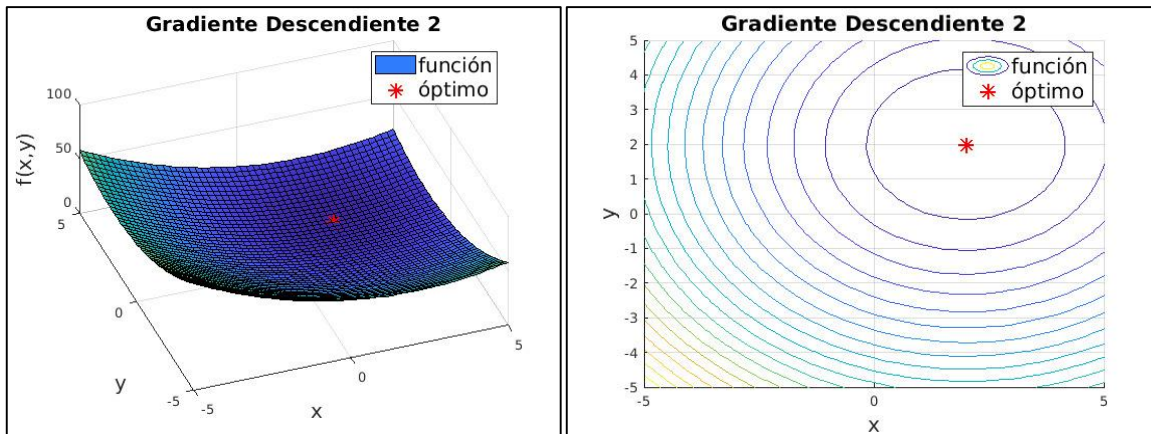
$$\frac{\partial}{\partial x} = 2(x - 2)$$

Derivada parcial respecto a y:

$$\frac{\partial}{\partial y} = 2(y - 2)$$

Aplicando el mismo algoritmo explicado anterior obtenemos los siguientes resultados:

## Gráficas obtenidas



## Valores obtenidos

Command Window	Workspace																												
<pre>&gt;&gt; xi xi =     2.0000     2.0000  &gt;&gt; f(xi(1,1),xi(2,1))  ans =     3.3196e-19  fx &gt;&gt;</pre>	<table><tr><th>Name</th><th>Value</th></tr><tr><td>ans</td><td>3.3196e-19</td></tr><tr><td>f</td><td>@(x,y)(x-2).^2+(y-2).^2</td></tr><tr><td>fpx</td><td>@(x,y)2*(x-2)</td></tr><tr><td>fpy</td><td>@(x,y)2*(y-2)</td></tr><tr><td>Gxy</td><td>[1.0185e-09;1.0185e-09]</td></tr><tr><td>h</td><td>0.1000</td></tr><tr><td>i</td><td>100</td></tr><tr><td>x</td><td>50x50 double</td></tr><tr><td>x_lim</td><td>1x50 double</td></tr><tr><td>xi</td><td>[2.0000;2.0000]</td></tr><tr><td>y</td><td>50x50 double</td></tr><tr><td>y_lim</td><td>1x50 double</td></tr><tr><td>z</td><td>50x50 double</td></tr></table>	Name	Value	ans	3.3196e-19	f	@(x,y)(x-2).^2+(y-2).^2	fpx	@(x,y)2*(x-2)	fpy	@(x,y)2*(y-2)	Gxy	[1.0185e-09;1.0185e-09]	h	0.1000	i	100	x	50x50 double	x_lim	1x50 double	xi	[2.0000;2.0000]	y	50x50 double	y_lim	1x50 double	z	50x50 double
Name	Value																												
ans	3.3196e-19																												
f	@(x,y)(x-2).^2+(y-2).^2																												
fpx	@(x,y)2*(x-2)																												
fpy	@(x,y)2*(y-2)																												
Gxy	[1.0185e-09;1.0185e-09]																												
h	0.1000																												
i	100																												
x	50x50 double																												
x_lim	1x50 double																												
xi	[2.0000;2.0000]																												
y	50x50 double																												
y_lim	1x50 double																												
z	50x50 double																												

## Conclusión

Existen diversas razones para la aplicación de métodos de optimización, por ejemplo, nos permiten encontrar soluciones óptimas a diversas problemáticas multidisciplinares, por lo tanto, esto desarrolla propuestas eficientes en términos de recursos; gracias a ellos podemos mejorar la toma de decisiones, predecir o prevenir resultados, mejorar la calidad de productos como lo planteaba el problema inicial y con la ayuda de herramientas de cómputo es posible la automatización de este proceso.

Tenemos a la disposición diversos métodos, todos ellos con diferentes características, es importante seleccionar el adecuado conforme a la problemática planteada considerando sus atributos.

Dentro de mi investigación pude encontrar que el método de Newton es eficiente en términos de tiempo de cálculo y puede converger fácilmente cuando las funciones son suaves y cuadráticas, pero puede ser sensible a la condición inicial y divergir si no se selecciona correctamente. Por otra parte, el método gradiente descendiente es escalable para grandes

conjuntos de datos, pero este método puede ser sensible a la elección de la tasa de aprendizaje y puede converger lentamente si la función es compleja o tiene múltiples mínimos locales.