

APLICACIÓN DEL MÉTODO DE DESCENSO DE MAYOR PENDIENTE PARA OPTIMIZAR FUNCIONES DE VARIAS VARIABLES.

¹Julio Cesar Romero Pabon, ²Humberto Barrios E., ³María J. Ortega Wilches.

¹Universidad del Atlántico, ²Universidad Popular del Cesar, ³Universidad de la Costa CUC.

¹julioromero@mail.uniatlantico.edu.co, ²hbarrios@unicesar.edu.co, ³mortega22@cuc.edu.co

Resumen

Los Métodos de Optimización Basados en Derivadas, son técnicas básicas utilizadas en la solución iterativa de problemas de optimización sin restricciones. Ofrecen la forma más simple y directa de resolver estos problemas, en términos prácticos son una referencia con relación a la dificultad de implementación y velocidad de convergencia. En general, las técnicas avanzadas se comparan con estas técnicas básicas. La estructura que presentan estos métodos con:

1. Se inicia en un punto.
2. Se determina la dirección de descenso mediante una regla fija. (Primera diferencia entre Algoritmos)
3. Y luego se desplaza hacia el mínimo en esa dirección. (Búsqueda lineal).

La forma general de los métodos básicos de descenso se puede expresar como, $\vec{x}_{i+1} = \vec{x}_i + \alpha \vec{d}$.

Palabras claves: optimización, minimizar, maximizar y gradiente.

Abstract

Derivative Based Optimization Methods are basic techniques used in the iterative solution of unrestricted optimization problems. They offer the simplest and most direct way of solving these problems, in practical terms they are a reference in relation to the difficulty of implementation and speed of convergence. In general, advanced techniques are compared with these basic techniques. The structure of these methods with:

1. It starts at one point.
2. The direction of descent is determined by a fixed rule. (First difference between Algorithms)
3. And then it moves towards the minimum in that direction. (Linear Search).

The general form of the basic methods of descent can be expressed as, $\vec{x}_{i+1} = \vec{x}_i + \alpha \vec{d}$

Keywords: optimization, minimize, maximize, and gradient.

1. Introducción

Las técnicas de búsqueda lineal son realmente procedimientos de optimización para una sola variable, y que es realizado repetidamente en problemas de varias variables. La elección de una dirección de búsqueda tiene un alto costo computacional, es por ello que los métodos de descenso basados en gradiente sufren modificaciones con el objeto de minimizar o reducir el número de cálculos de gradiente, Hessiano, e inversión de matrices.

La modificación fundamental consiste en reducir el problema a uno de optimización a lo largo de la dirección de descenso. Específicamente se debe resolver el sub-problema de optimización:

Encontrar α

$$\min_{\alpha} (f(x_{i-1} - \alpha \vec{d}))$$

Donde \vec{d} es la dirección de descenso. Hallado el α óptimo se inicia una nueva iteración de descenso.

Este sub-problema es sensiblemente más sencillo que la optimización general ya que es un problema de una dimensión con una única variable α .

La elección de un método adecuado de búsqueda lineal es de gran importancia en un algoritmo de optimización. La búsqueda lineal es responsable de un alto porcentaje del costo de la evaluación de la función objetivo. Estos métodos pueden ser con o sin uso de derivadas.

2. ANÁLISIS DEL MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN

2.1. MÉTODO DEL DESCENSO MÁS RÁPIDO

Este método, denominado también método del gradiente, es una de las técnicas más antiguas para minimizar una función definida en un espacio multidimensional. Su filosofía es muy sencilla: la dirección contraria a la del vector gradiente en un punto es la dirección de más rápido decrecimiento de la función en ese punto.

El procedimiento a seguir es el siguiente:

1. Se selecciona un punto inicial x_i sobre la superficie, se determina el gradiente $\nabla f(x_i)$ en ese punto, y se multiplica dicho gradiente por menos uno, para que el vector gradiente apunte hacia el mínimo de la función y no hacía el máximo de la misma.
2. Para determina un nuevo punto, se hace uso del algoritmo iterativo del método de mayor pendiente, el cual esta dado por fórmula: $\vec{x}_{i+1} = \vec{x}_i - \alpha \nabla f(x_i)$, donde α es un número positivo que minimiza la $f(x_i - \alpha \nabla f(x_i))$. Esto significa que a partir del punto se busca en la dirección del gradiente negativo, hasta un nuevo punto x_{i+1} , el cual representa el mínimo de esa recta.
3. Se repite el paso 2 hasta que se encuentre un punto x_{i+1} tal que $\nabla f(x_i + 1) = 0$.

El método de la máxima pendiente, es un método muy usado por su sencillez. Para ciertos tipos de funciones puede zigzaguear mucho y ser lento. Únicamente requiere primeras derivadas. Es un método de

descenso. Dado un punto crítico x_i se escoge la dirección d_i como mejor dirección local de descenso en x_i . Sean: λ un valor fijo, positivo y suficientemente pequeño, $d \neq 0$ una dirección tal que $\|d\|_2 = 1$,

$$f(x_i + \lambda d) = f(x_i) + \lambda f'(x_i)^T d + \frac{\lambda^2}{2} f''(x_i) d_i \cdots$$

La expresión anterior depende únicamente de d y como λ es pequeño se puede aproximar por

$$\psi(d) = f(x_i) + \lambda f''(x_i)^T d$$

Para escoger d de manera óptima local, hay que resolver

$$\begin{aligned} \text{mín } \psi(d) &= f(x_i) + \lambda f''(x_i)^T d \\ \|d\|^2 - 1 &= 0 \end{aligned}$$

La función ψ es afín, luego convexa y la función que define la igualdad es estrictamente convexa. Las condiciones necesarias de KKT (karush-Kuhn-Tucker) dan:

$$\lambda f'(x_i) + 2v_1 d = 0$$

Si se escogen

$$\begin{aligned} d &= -\frac{f'(x_i)}{\|f'(x_i)\|_2} \\ v_1 &= \frac{\lambda \|f'(x_i)\|_2}{2} > 0 \end{aligned}$$

Se cumplen las condiciones necesarias y suficientes de KKT. Como las direcciones $-\frac{f'(x_i)}{\|f'(x_i)\|_2}$ y $-f'(x_i)$ son equivalentes se puede tomar la segunda como la dirección de d_i , lo que garantiza que sea una dirección de descenso. El algoritmo se puede esquematizar así:

```

dato :  $x_0, \varepsilon_g, \text{Maxit}, \dots$ 
Para  $k = 0, \dots, \text{Maxit}$ 
Si  $\|f'(x_k)\| \leq \varepsilon_g$  ent parar
 $d_k = -f'(x_k)$ 
 $\lambda_k^+ = \arg \text{mín } f(x_k + \lambda d_k), \lambda > 0$ 
 $x_{k+1} = x_k + \lambda_k^+ d_k$ 
Fin para  $k$ 
    
```

No siempre este método funciona bien, ni si quiera para funciones cuadráticas. A continuación se presentan los resultados del programa realizado en Matlab para la aplicación de este método.

Proposición 1. : Sean $f(x) = \frac{1}{2} x^T H x + c^T x$, con H definida positiva, x^+ el único minimizador global, $\lambda_1 > 0$ el valor propio de H más grande, $\lambda_n > 0$ el valor de H más pequeño, $\{x_k\}$ una sucesión determinada por el método del descenso más pendiente, $k = k_2(H) = (\rho(H^T H))^{1/2} \geq 1$, el condicionamiento o número de condición espectral de H (para matrices definidas positivas $k = \frac{\lambda_1}{\lambda_n}$). Entonces

$$f(x_{k+1}) - f(x^+) \leq \frac{(\lambda_1 - \lambda_n)^2}{(\lambda_1 + \lambda_n)^2} (f(x_{k+1}) - f(x^+))$$

$$f(x_{k+1}) - f(x^+) \leq \frac{(k-1)^2}{(k+1)^2} (f(x_{k+1}) - f(x^+))$$

$$x_k \rightarrow x^+$$

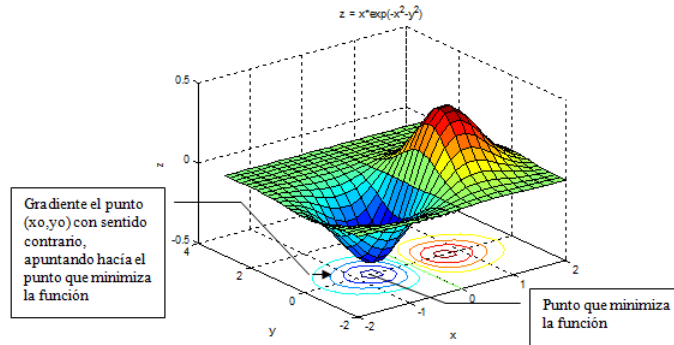
$$(x_{k+1} - x_k)(x_k - x_{k-1}) = 0$$

$$f'(x_k)^T f'(x_{k-1}) = 0$$

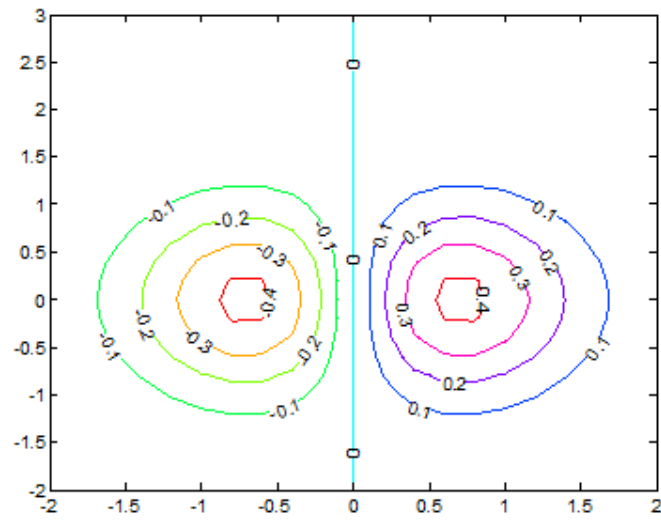
Según los resultados anteriores, el método del descenso de mayor pendiente tiene convergencia global. La sucesión $\{f(x_k)\}$ tiene convergencia lineal. La tasa de convergencia está acotada superiormente por $\frac{(k-1)^2}{(k+1)^2} = \frac{(\lambda_1 - \lambda_n)^2}{(\lambda_1 + \lambda_n)^2}$. Es decir, entre más pequeño sea el condicionamiento (más cercano a 1), se garantiza una tasa de convergencia menor, o sea, una convergencia más rápida. Dicho de otra forma, la convergencia será mejor cuando λ_1 y λ_n sean semejantes. El caso "perfecto" se tiene cuando $\lambda_1 = \lambda_n$, o sea $k = 1$, . Dos pasos consecutivos son ortogonales, o sea, la sucesión de puntos $\{x_k\}$ avanza formando ángulos de 90 grados.

2.2. Calcular el mínimo de la función $z = xe^{-x^2-y^2}$

Para el analizar esta situación, se procedió de la siguiente forma: Primero se elaboró la gráfica de la función en Matlab, con sus respectivas curvas de contornos:



Gráfica de curvas de contornos en le plano xy



3. PROGRAMACIÓN DEL MÉTODO DE MAYOR PENDIENTE

PROGRAMACIÓN DEL MÉTODO DE MAYOR PENDIENTE

```

function mayo=pendiente
clc
clear all
syms x y a
diap('
                                UNIVERSIDAD DEL ZULIA')
diap('
                                OPTIMIZACION ')
diap('
                                PROYECTO 1')
diap(' ')
diap('
                                METODO DE DESCENSO DE MAYOR PENDIENTE ')
diap('
                                APLICADO A LA.FUNCION...F(X,Y)-X*EXP(-X^2-Y^2)
                                ')

diap(' ')
diap('FUNCION A MINIMIZAR')
diap(' ')
%f=x*exp(-x^2-y^2)
%f=2*x^2+3*y^2+x-2*y-5
f=input('f = ')
diap(' ')
diap('Formula del Método de descenso de mayor pendiente:   Xi+1=Xi-
a*(transpuesta del gradiente), con  0 < a <1')
diap(' ')

format short
diap('Punto inicial')
xo=input('xo = ')
%xo=[-0.2 -0.05]
%xo=[1 1]
X(1)=xo(1);
Y(1)=xo(2);
diap('
Num Iter.   x   y   f(x)   dx   dy   alfa   Tiempo (seg)')
diap('
-----')
%for i=[1:30]
tol=1;
i=0;
while tol>10^-6
    i=i+1;
    if i>30
        diap(' ')
        diap('Escriba otro punto inicial')
        F(i)=0;
        X(i+1)=[0];
        Y(i+1)=[0];
        tiempo(i)=0;
        break
    end
    tic;
    %i;
    clear x y, syms x y
    f;
    d--(jacobian(f));
    x=xo(1);
    y=xo(2);
    %fx=eval(f);
    d=eval(d);
    x=xo(1)+a*d(1);
    y=xo(2)+a*d(2);
    fa=eval(f);

```

```

dfa=diff(fa);
if dfa==0
    disp('No hay más iteraciones')
    n=i-1;
    if n==0
        i-1
    else
        i=n
    end
    break

else
A=eval(solve(dfa));
and

if A(1)>0
    A=A(1);
else
    if A(2)>0
        A=A(2);
    else
        disp('Alfa es negativo, Pruebe con otro punto inicial')
        break
    end
end

X(i+1)=X(i)+A*d(1);
Y(i+1)=Y(i)+A*d(2);
xo=[X(i+1) Y(i+1)];
clear x y; sym x y
x=xo(1);
y=xo(2);
fxl=eval(f);
format long
disp(sprintf(' %d %d %d %d %0.6f %0.6f %0.6d %0.4d', i,
xo(1),xo(2),fxl,d(1),d(2),A,toc))
disp('_____');
tiempo(i)=toc;
%tol=abs(fx-fxl);
tol=norm([d(1) d(2)]);
F(i)=fxl;
and

mini=min(F);
tiemp=0;
for i=1:i
    tiemp=tiemp(i)+tiemp;
    if F(i)==mini
        Numero_de_iteraciones=i
        x=X(i+1);
        y=Y(i+1);
        Punto_Minimo_X_Y=[x, y]
        Minimo_de_f=mini
        Tiempo_seg=tiemp
    end
end
and

```

4. APLICACIÓN DEL MÉTODO DE DESCENSO DE MAYOR PENDIENTE PROGRAMADO

FUNCIONA MINIMIZAR
 $f = x \cdot \exp(x^2 - y^2)$

Fórmula del Método de descenso de mayor pendiente: $X_{i+1} = X_i - (\alpha) \cdot (\text{transpuesta del gradiente})$, con $0 < \alpha < 1$

Punto inicial: $x_0 = [0.1 \ 0.5]$

Iter.	x	y	f(x)	dx	dy	alfa	Tiempo (sg)
1	-6.781630e-001	5.794044e-001	3.060576e-001	-0.755631	0.077105	1.029819	1.4100e-001
2	-7.366823e-001	5.914670e-003	-4.281274e-001	0.036190	-0.354662	1.617003	7.8000e-002
3	6.999656e-00	1.406821e-001	4.204342e-001	0.049632	-0.005064	28.946142	3.1000e-002
4	-7.214644e-003	7.071048e+000	1.391842e-024	-0.012071	-0.118295	58.585409	4.6000e-002
5	-1.145984e+000	-6.954847e+000	-3.034234e-022	-0.000000	0.000000	5.903453e+021	3.1000e-002

Minimo = -0.42812744816046

Numero_de_iteraciones = 2

Punto_Minimo_X_Y = (-0.73668234791615 0.00591466979227)

Minimo_de_f = -0.42812744816046

Tiempo_Total_seg = 0.219000000000000

4.1. CALCULO DEL MÍNIMO DE LA FUNCIÓN

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

UTILIZANDO EL COMANDO DE MATLAB `fminunc`

La instrucción en Matlab para esta función fueron:

```
clc
%Punto inicial
x0 = [-1; -1];
%Opciones
options=optimset('Display','iter');
%Calcula los mínimos con el comando fminunc
f = fminunc('x(1)*exp(-x(1)^2-x(2)^2)',x0,options)
```

Los resultados fueron:

Iteration	Func-count	f(x)	Step-size	Gradient's infinity-norm
0	3	-0.135335		0.271
1	9	-0.37501	3.92279	0.448
2	12	-0.401885	1	0.258
3	15	-0.426968	1	0.0554
4	21	-0.428876	0.37464	0.00354
5	24	-0.428882	1	0.000595
6	27	-0.428882	1	1.11e-006

Optimization terminated: relative infinity-norm of gradient less than options.TolFun.

```
f =
-0.7071
0.0000
```


4.2. CALCULO DEL MÍNIMO DE LA FUNCIÓN

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

UTILIZANDO EL COMANDO DE MATLAB `fminsearch`

La instrucción en Matlab para esta función fueron:

```

clc
#Punto inicial
x0 = [-1, -1];
#Opciones
options=optimset('Display','iter');
#Calcula los mínimos con el comando fminunc
F=fminsearch('x(1)*exp(-x(1)^2-x(2)^2)',x0,options)
    
```

Iteration	Func-count	min f(x)	Procedure
0	1	-0.135335	
1	3	-0.135335	initial simplex
2	5	-0.150573	expand
3	7	-0.176359	expand
4	9	-0.21288	expand
5	11	-0.288762	expand
6	12	-0.288762	reflect
7	14	-0.319814	reflect
8	16	-0.381601	expand
9	17	-0.381601	reflect
10	19	-0.427337	reflect
11	21	-0.427337	contract inside
12	23	-0.427337	contract outside
13	24	-0.427337	reflect
14	26	-0.427337	contract outside
15	28	-0.427337	contract outside
16	30	-0.428613	contract inside
17	31	-0.428613	reflect
18	33	-0.428613	contract inside
19	35	-0.428787	contract inside
20	37	-0.428826	contract inside
21	39	-0.428862	contract inside
22	41	-0.428862	contract inside
23	43	-0.428872	contract outside
24	45	-0.428881	contract inside
25	47	-0.428881	contract outside
26	49	-0.428881	contract inside
27	50	-0.428881	reflect
28	52	-0.428881	contract outside
29	54	-0.428882	contract inside
30	56	-0.428882	contract inside
31	58	-0.428882	contract outside
32	60	-0.428882	contract inside
33	62	-0.428882	contract inside
34	64	-0.428882	contract outside
35	66	-0.428882	contract inside
36	68	-0.428882	contract inside

Optimization terminated:
 the current x satisfies the termination criteria using OPTIONS.TolX of 1.000000e-004
 and F(X) satisfies the convergence criteria using OPTIONS.TolFun of 1.000000e-004
 F =-0.7071

5. CALCULAR EL MÍNIMO DE LA FUNCIÓN CUADRÁTICA CONSTRUIDA

Ahora se generará una función cuadrática, partiendo de $f(X) = X^TAX + b^T X + C$, en donde $X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$, A es una matriz de 2×2 definida positiva, b es un vector de 2×1 , y c es un número real.

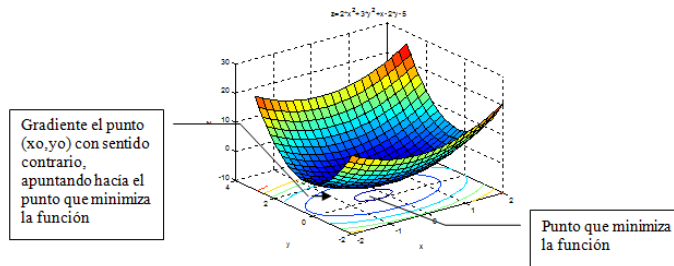
$$f(x, y) = (x, y) \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + (1, -2) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - 5$$

$$f(x, y) = (2x, 3y) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + (x - 2y) - 5$$

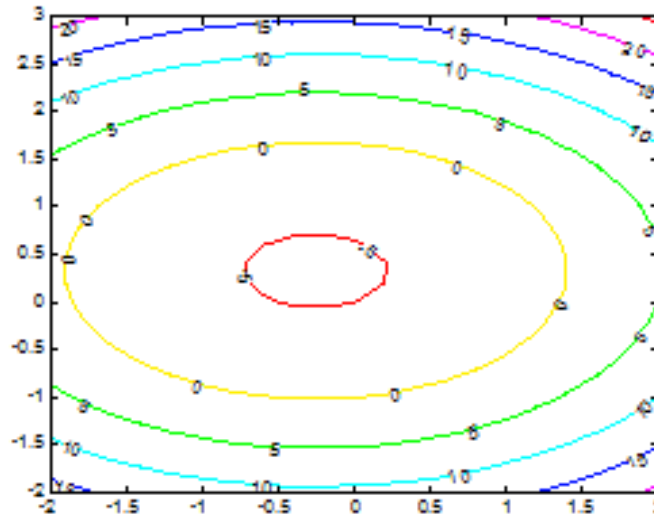
$$f(x, y) = (2x^2, 3y^2) + (x - 2y) - 5$$

$$f(x, y) = 2x^2 + 3y^2 + x - 2y - 5$$

Para el analizar esta situación, se procedió de la siguiente forma:
Primero se elaboró la gráfica de la función en Matlab, con sus respectivas curvas de contornos:



Gráfica de curvas de contornos en el plano xy



6. APLICACIÓN DEL MÉTODO DE DESCENSO DE MAYOR PENDIENTE PROGRAMADO

FUNCIÓN A MINIMIZAR: $f(x, y) = 2x^2 + 3y^2 + x - 2y - 5$

Punto inicial: $x_0 = [1 \ 1]$

Num Iter.	\bar{x}	y	f(x)	dx	dy	alfa	Tiempo (sg)
1	-4.591837e-002	1.632653e-001	-5.288265e+000	-5.000000	-4.000000	2.091837e-001	1.1000e-001
2	-2.023174e-001	3.587641e-001	-5.451846e+000	-0.816327	1.020408	1.915888e-001	4.7000e-002
3	-2.422151e-001	3.268459e-001	-5.458086e+000	-0.190730	-0.152584	2.091837e-001	3.1000e-002
4	-2.481811e-001	3.343034e-001	-5.458324e+000	-0.031140	0.038925	1.915888e-001	4.7000e-002
5	-2.497030e-001	3.330859e-001	-5.458333e+000	-0.007276	-0.005820	2.091837e-001	3.1000e-002
6	-2.499306e-001	3.333703e-001	-5.458333e+000	-0.001188	0.001485	1.915888e-001	3.2000e-002
7	-2.499887e-001	3.333239e-001	-5.458333e+000	-0.000278	-0.000222	2.091837e-001	3.2000e-002
8	-2.499974e-001	3.333347e-001	-5.458333e+000	-0.000045	0.000057	1.915888e-001	3.1000e-002
9	-2.499996e-001	3.333330e-001	-5.458333e+000	-0.000011	-0.000008	2.091837e-001	4.7000e-002
10	-2.499999e-001	3.333334e-001	-5.458333e+000	-0.000002	0.000002	1.915888e-001	3.1000e-002
11	-2.500000e-001	3.333333e-001	-5.458333e+000	-0.000000	-0.000000	2.091837e-001	3.1000e-002

Numero de iteraciones = 11
 Punto_Mínimo_X_Y = [-0.24999998351630 0.33333331959692]
 Mínimo_de_f = -5.45833333333333
 Tiempo_seg = 0.470000000000000

6.1. CALCULO DEL MÍNIMO DE LA FUNCIÓN

$$f(x, y) = 2x^2 + 3y^2 + x - 2y - 5$$

UTILIZANDO EL COMANDO DE MATLAB `fminunc`

La instrucción en Matlab para esta función fueron:

```

clc
%Punto inicial
x0 = [-1; -1];
%Opciones
options=optimset('Display','iter');
%Calcula los mínimos con el comando fminunc
f = fminunc('2*x(1)^2+3*x(2)^2+x(1)-2*x(2)-5',x0,options)

```

Los resultados fueron:

Iteration	Func-count	f(x)	Step-size	Gradient's infinity-norm
0	3	6	10	
1	6	-3	0.1	4
2	9	-5.43973	1	0.357
3	12	-5.4574	1	0.0682
4	15	-5.45833	1	0.000923
5	18	-5.45833	1	1.74e-005
6	21	-5.45833	1	5.96e-008

Optimization terminated: relative infinity-norm of gradient less than options.TolFun.

```

f=
-0.24999999941883
0.33333333244343

```

6.2. CALCULO DEL MÍNIMO DE LA FUNCIÓN

$$f(x, y) = 2x^2 + 3y^2 + x - 2y - 5$$

UTILIZANDO EL COMANDO DE MATLAB `fminsearch`

La instrucción en Matlab para esta función fueron:

```
clc
#Punto inicial
x0 = [-1; -1];
#Opciones
options=optimset('Display','iter');
#Calcula los mínimos con el comando fminunc
f = fminsearch ('2*x(1)^2+3*x(2)^2+x(1)-2*x(2)-5',x0,options)
```

Los resultados fueron:

Iteration	Func-count	min F(x)	Procedure
0	1	6	
1	3		initial simplex
2	5	4.30425	expand
3	7	3.33281	expand
4	9	0.378209	expand
5	11	-1.07139	expand
6	13	-1.33826	reflect
7	15	-1.68404	contract outside
8	17	-1.68404	contract inside
9	19	-2.33154	expand
10	21	-2.4268	expand
11	23	-3.04214	expand
12	24	-3.04214	reflect
13	26	-5.26467	expand
14	27	-5.26467	reflect
15	29	-5.41425	contract outside
16	31	-5.41425	contract inside
17	33	-5.42982	contract inside
18	35	-5.44739	contract inside
19	37	-5.4549	contract inside
20	39	-5.4549	contract inside
21	41	-5.45691	contract outside
22	43	-5.45783	contract inside
23	45	-5.45783	contract inside
24	47	-5.45817	contract outside
25	49	-5.45829	contract inside
26	51	-5.45829	contract inside
27	53	-5.4583	contract outside
28	55	-5.45832	contract inside
29	57	-5.45833	contract inside
30	58	-5.45833	reflect
31	60	-5.45833	contract inside
32	62	-5.45833	contract inside
33	64	-5.45833	contract inside
34	66	-5.45833	contract inside
35	68	-5.45833	contract inside
36	70	-5.45833	contract inside
37	72	-5.45833	contract inside
38	74	-5.45833	contract outside
39	76	-5.45833	contract inside
40	78	-5.45833	contract outside
41	80	-5.45833	contract inside
42	82	-5.45833	contract inside

Optimization terminated: the current x satisfies the termination criteria using OPTIONS.TolX of 1.000000e-004 and F(X) satisfies the convergence criteria using OPTIONS.TolFun of 1.000000e-004
 F = -0.24697083324146
 0.33334375955274

7. Conclusiones.

El método analizado del descenso más rápido, es un método de optimización local, debido a que está basado únicamente en información proveniente de las derivadas de la función. Esto significa que si la función objetivo es multimodal, es decir, tiene varios mínimos locales y globales, el método encontrará aquel mínimo (global o local) que esté más cercano al punto inicial seleccionado.

En la práctica se utilizan estrategias de descenso que utilizan varios métodos, de la siguiente manera:

1. Se emplea el método de Newton clásico, si no hay descenso (esto lo responde búsqueda lineal).

2. Se emplea el método de Levenberg-Marquardt con un λ inicial, $\lambda_K = 0,001$, si no hay descenso se incrementa en una razón, $\lambda_K = \beta\lambda_K$.
3. Si no hay descenso después de varios intentos, se emplea el método del descenso más rápido.

Referencias

- [1] David E. Luenberger. *PROGRAMACIÓN LINEAL Y NO LINEA*. Editorial Addison-Wesley. Iberoamericana. Capítulo 7.
- [2] Richard L. Burden y J. Douglas Faires. *ANALISIS NUMERICO*. Editorial Math Learning. Pág. 628-633.
- [3] Héctor Manuel Mora Escobar. 3. *PROGRAMACION NO LINEA Y DINAMICA*. Editorial Universidad Nacional de Colombia. Pág. 201-2010.