Y Sarahi García González Optimización 1 Tarea 5 Problemas 1,2,3.

Ejercicio 1.

a) Encuentre los puntos estacionarios de

$$f(\bar{x}) = \chi_1^2 - \chi_2^2 + \chi_3^2 - 2\chi_1 \chi_3 - \chi_2 \chi_3 + 4\chi_1 + 12$$

1. obtenemos las derivadas parciales

$$\frac{2f}{2x_1} = 2x_1 - 2x_3 + 4$$

$$\frac{2f}{2x_2} = -2x_2 - x_3$$

$$\frac{2f}{2x_2} = 2x_3 - 2x_1 - x_2$$

2. Igualamos a cero y resolvemos el sistema

$$\frac{af}{2x_{1}} = 0, \quad \frac{2f}{2x_{2}} = 0, \quad \frac{2f}{2x_{3}} = 0 \quad \frac{2}{2x_{3}} = 0 \quad \frac{2}{2$$

(1)
$$\rightarrow X_3 = X_1 + 2$$

(3) $\rightarrow X_3 = X_1 + \frac{1}{2}X_2$ $\Rightarrow 0 = 2 - \frac{1}{2}X_2 \Rightarrow \sqrt{X_2 = 4}$

(2)
$$\Rightarrow \chi_3 = -2\chi_2 \quad \text{y} \quad \chi_2 = 4 \Rightarrow \chi_3 = -8$$

Sustituyendo en (3) $2(-8) - 2\chi_1 - (4) = 0$
 $\Rightarrow -20 = 2\chi_1 \Rightarrow \chi_1 = -10$

 \Rightarrow El único punto estacionario es $\bar{x} = (-10, 4, -8)$

3. Obtenemos las segunda derivada y construimos la Hessiana

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = 2 \qquad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 x_1} = 0 = \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}$$

$$\frac{2^2 f}{2 \times x_3^2} = 2 \qquad \frac{2^2 f}{2 \times 2 \times 3} = -1 = \frac{2^2 f}{2 \times 3 \times 2}$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = -2 \qquad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 x_3} = -2 = \frac{\partial^2 f}{\partial x_3 x_1}$$

$$HF(X) = \begin{pmatrix} 2_{1}a_{1}f & 2_{1}a_{2}f & 2_{1}a_{3}f \\ a_{2}a_{1}f & a_{2}a_{2}f & a_{2}a_{3}f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & -2 \\ 0 & -2 & -1 \\ -2 & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

4. Encontramos los eigenvalores

$$| H_f - \lambda I | = 0$$
 ~

Usamos regla de Sarrus porra calcular «

$$\begin{vmatrix} 2 - \lambda & 0 & -2 \\ 0 & -2 - \lambda & -1 \\ -2 & -1 & 2 - \lambda \end{vmatrix} = 0$$

El polinomio coracterístico tiene tres raïces reales tiene 3 raïces reales, 2 positivas y 1 negativa

```
b) \overline{X}_0 = (1,0,0) (alule X_1 usando la dirección de descenso máximo con paso exacto
       descenso máximo: Xxx1 = Xx+ dxpx con px= - Vf(Xx)
      tamaño de paso exacto: \alpha_{k} = crrg minimo f(\bar{X}_{k} + \alpha \bar{p}_{k})
                                     sujeto a d>0
1. Calcularnos la dirección de descenso Po = - Vf(X.)
     \nabla f(\bar{X}) = (2x_1 - 2x_3 + 4, -2x_2 - x_3, 2x_3 - 2x_1 - x_2)
                    \Rightarrow \nabla f(\overline{X}_{o}) = (6, 0, -2)
                   \Rightarrow \overline{P}_0 = -\nabla f(\overline{X}_0) = (-6, 0, 2)
2. Calculamos el tamaño de paso exacto \alpha_0 = \text{curg min} = f(\bar{x}_0 + \alpha \bar{p}_0)
      = arg min f(1-6d, 0, 2\alpha), \alpha > 0
     = \arg\min\left(1 - 12 d + 36 a^{2} + 4 a^{2} - 4 d + 24 a^{2} - 4 + 24 d + 12\right)
= \arg\min\left(\left(64 a^{2} - 40 d + 16\right) + 1\right) \lambda 70
         = arg min (8(8x^2-5x+2)+1) = 7  x_0 = 5/16
 3. Calallamos \overline{X}_1 = \overline{X}_0 + A_0 \overline{p}_0
              \overline{X}_1 = (1,0,0) + \frac{5}{16}(-6,0,2) = (-\frac{14}{16},0,-\frac{10}{16})
```

Ejercicio 2.

$$f(\bar{x}) = 2x_1^2 + x_2^2 - 2x_1x_2 + 2x_1^3 + x_1^4, \bar{x}_0 = (0,1)$$

- a) Si Hf es definida positiva, aplique el método de Newton, si no, aplique el algoritmo de descenso máximo.
 - 1. Derivadas parciales de primer orden

$$\frac{2f}{2x_1} = 4x_1 - 2x_2 + 6x_1^2 + 4x_1^3$$

$$\frac{2f}{2\times 2} = 2\times 2 - 2\times 1$$

2. Derivadas parciales de segundo orden

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = 4 + 12 \times_1 + 12 \times_1^2$$
, $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = 2$

$$\frac{2^2f}{2X_1X_2} = -2 = \frac{2^2f}{2X_22X_1}$$

3. Hassiana

$$+ f(x) = \begin{pmatrix} 4(3x_1^2 + 3x_1 + 1) & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix}$$

4. Determinamos si Hf (xo) es def positiva

$$HF(\overline{X_0}) = \begin{pmatrix} 4 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix} \longrightarrow Mat \quad Hermitiana \\ A = (AT)*$$

Det
$$(H_{f}(X_{o}) - XI) = (4-\lambda)(2-\lambda) - (-2)(-2)$$

$$= 8 - 4\lambda - 2\lambda + \lambda^{2} - 4 = \lambda^{2} - 6\lambda + 4$$

$$\Rightarrow \lambda = 3 \pm \sqrt{5} \quad \text{y} \quad \sqrt{5} < 3 \Rightarrow \sqrt{5} < \sqrt{9}$$

Así que: $\lambda = 3 \pm \sqrt{5} > 0$

=P ++ (xo) es real, simétrica y todos sus valores propios son reales

 \Rightarrow $H_f(\overline{X}_o)$ cs definida positiva

Je puede factoritar Cholesky pues es det positiva

5. Aplicamos el métado de Newton

Newton: $\overline{X}_{k+1} = \overline{X}_{k} + \alpha_{k} \overline{p}_{k}$ donde \overline{p}_{k} if $LL^{t} p_{k} = -\nabla f$

tamaño de paso: $d_k = 1$ pues

5.1 Calculamos el gradiente $\nabla f(\bar{X}_o) = (-2, 2)$

5.2 Encontramos la dir. de descenso $H_f(\overline{x_o}) P_E = -\overline{V_f}$ $\begin{pmatrix} 4 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ -2 \end{pmatrix}$

 $\begin{cases} 4p_1 - 2p_2 = 2 & (1) \\ -2p_1 + 2p_2 = -2 & (2) \end{cases}$

(1) $\Rightarrow p_2 = 2p_1 - 1 \Rightarrow p_2 = 2p_1 + 2(2p_1 - 1) = -2$ $\Rightarrow p_1 = 0, p_2 = -1$

S.3 Colculamos X1

 $\overline{X}_1 = (0,1) + (0,-1) = (0,0)$

b) (alcule el cambio en la fanaón objetivo $f(\bar{x}_0) = f(0,1) = 2(0)^2 + (1)^2 - 2(0)(1) + 2(0)^3 + (0)^4 = 1$ $f(\bar{x}_1) = f(0,0) = 2(0)^2 + (0)^2 - 2(0)(0) + 2(0)^3 + (0)^4 = 0$ $\Rightarrow f(\bar{x}_1) - f(\bar{x}_0) = 1$

Ejercicio 3.

a). $f(x)=\max \langle f_1(x), f_2(x) \rangle$ si $f_1 \gamma f_2$ convexas, demuestra que f cs convexa.

Como f1, f2 son convexas cumplen:

$$(\chi)$$
 X, y $\in \mathbb{R}^n \rightarrow f_1(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f_1(x) + (1-\lambda)f_1(y)$

$$(d_2)$$
 X, y $\in \mathbb{R}^n \rightarrow f_2(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f_2(x) + (1-\lambda)f_2(y)$

Sean $x,y \in \mathbb{R}^n$ arbitrarios. Como son arbitrarios podemos tener cuatro casos:

$$\frac{\text{caso 1}}{\text{f(x)}} = f_1(x) + f_2(y) = f_1(y)$$

=> se cumple d1

$$\Rightarrow f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$$

$$\frac{(aso 2)}{f(x)} = f_2(x) + f(y) = f_2(y)$$

análogo al caso 1

$$\frac{\cos 3}{3}$$
 f(x) = f₂(x) y f(y) = f₁(y) 6

3.1
$$\lambda'$$
s $\in [0,1] \cdot f(\lambda x + (1-\lambda)y) = f_1(\lambda x + (1-\lambda)y)$

$$= \sum_{i=1}^{n} f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f_i(x) + (1-\lambda)f_i(y)$$

sabemos:
$$f_1(y) = f(y)$$

$$= \sum_{i=1}^{4} f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f_i(x) + (1-\lambda)f(y)$$

• sabemos:
$$f_1(x) < f_2(x) = 0$$
 $f_2(x) - f_1(x) > 0$

$$\Rightarrow \lambda(f_2(x) - f_1(x) > 0$$

$$\uparrow \left(\lambda x + (1-\lambda)y \right) \leq \lambda f_1(x) + (1-\lambda)f(y) + \lambda \left(f_2(x) - f_1(x) \right)$$

=>
$$f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f_2(x) + (1-\lambda)f(y)$$

* Sabemos $f(x) = f_2(x)$ *

* $f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$

3.2 $\lambda's$ $\in [0,1]$ * $f(xx + (1-\lambda)y) = f_2(xx + (1-\lambda)y)$

=> $f_2(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f_2(x) + (1-\lambda)f_2(y)$

* Sabemos: $f_2(x) = f(x)$ *

* $f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f(x) + (1-\lambda)f_2(y)$

* Sabemos: $f_2(y) < f_1(y)$ * $f_1(y) = f_2(y) > 0$

* $f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f(x) + (1-\lambda)f_2(y)$

* $f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f(x) + (1-\lambda)f_1(y)$

* Sabemos $f(y) = f_1(y)$

* Sabemos $f(y) = f_1(y)$

* $f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$

* Sabemos $f(y) = f_1(y)$

* $f(xx + (1-\lambda)y) \le \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$

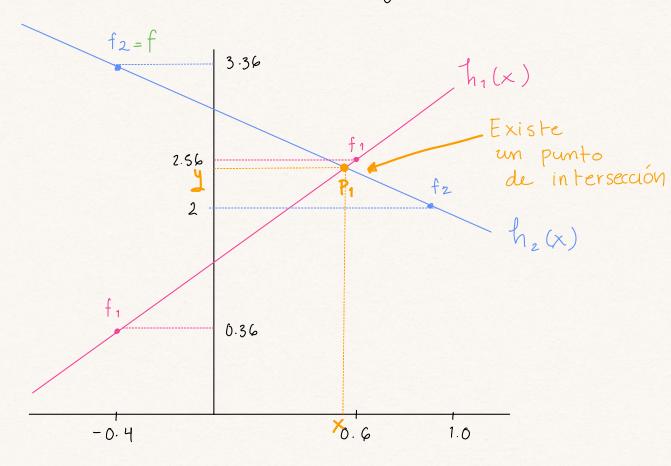
* Caso $f(x) = f_1(x) + (1-\lambda)f(y)$

caso 4. f(x) = f₁ (x) y f(y) = f₂ (y)

La prueha es análoga al caso 3.

b) Si n=1, $f_1(0.4)=0.36$, $f_1(0.6)=2.56$, $f_2(-6.4)=3.66$ y $f_2(1)=2$ identifique el intervalo mas pequeño en el que se puede garantizar el minimizador de f.

Veamos graficamente a las rectas que se forma al unir $f_1(-0.4)$, $f_1(0.6)$ y $f_2(-0.4)$, $f_2(1)$:



Veamos que al generar estas rectas, tenemos dos funciones h, y hz cuyas pendientes tienen signo contrario y como ambas pueden definirse en [-0.4,1] (de manera continua) se intersectam en un punto P1.

Como fi y fz son convexas:

 $f_1(x) \in h_1(x)$ $f_2(x) \leq h_1(x)$ $\forall x \in [-0.4, 1]$ $\Rightarrow f(x) \leq \min \{h_1(x), h_2(x)\}$ $\forall x \in [-0.4, 1]$ $y \min \{h_1(x), h_2(x)\}$ alcanza min en x.

por lo que f(x) debe alcanzar min en [-0.4, 1]