

## Introducción a la optimización con algoritmos

### Ejercicios

#### Preliminares

1. Demostrar que si  $f \in \mathcal{C}^2(\mathbb{R}^n)$ ,  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  entonces  $\nabla f(y) - \nabla f(x) = \int_0^1 \nabla^2 f(x + t(y - x))(y - x)dt$ .
2. Demostrar que si  $F \in \mathcal{C}^1(\mathbb{R}^n)$ ,  $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  entonces  $F(y) - F(x) = \int_0^1 J(x + t(y - x))(y - x)dt$  siendo  $J$  la matriz Jacobiana de  $F$ .
3. Demostrar que si  $A$  es simétrica definida positiva y  $x \in \mathbb{R}^n$  entonces  $\lambda_{\min}(A) \leq \frac{x^T Ax}{\|x\|^2} \leq \lambda_{\max}(A)$  siendo  $\lambda_{\min}(A)$  y  $\lambda_{\max}(A)$  el menor y el mayor autovalor de  $A$  respectivamente.
4. Norma de matrices.

Dada una matriz  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  se define  $\|A\| = \sup_{x \in \mathbb{R}^n, x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} = \sup_{\|x\|=1} \|Ax\|$ . Luego, las normas usuales de vectores  $\|\cdot\|_1$ ,  $\|\cdot\|_2$  y  $\|\cdot\|_\infty$  inducen normas de matrices y se puede probar que:

$$a) \|A\|_1 = \max_{j=1, \dots, n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|.$$

$$b) \|A\|_\infty = \max_{i=1, \dots, n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|.$$

$$c) \|A\|_2 = (\lambda_{\max}(A^T A))^{1/2} \text{ donde } \lambda_{\max} \text{ es el mayor autovalor de la matriz.}$$

5. Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , entonces
  - a)  $Nu(A) = (R(A^T))^\perp$ .
  - b)  $Nu(A)$  y  $R(A^T)$  son conjuntos convexos y cerrados.
6. Sea  $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ,  $m < n$  una matriz de rango  $m$ . Demostrar  $A^T A$  es no singular.

#### Problemas sin restricciones

7. Encontrar, si existen, los maximizadores y minimizadores locales de la función  $f(x_1, x_2) = x_1^3 + x_2^3 - 3x_1x_2$ . Existen maximizadores y minimizadores globales?.
8. Sea  $f(x_1, x_2) = (x_2 - x_1^2)^2 + x_1^5$ . Mostrar que  $f$  tiene un único punto estacionario que no es maximizador ni minimizador de  $f$ .
9. Considere la función cuadrática  $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + c$  donde  $A$  es simétrica,  $b \in \mathbb{R}^n$ ,  $c \in \mathbb{R}$ . Sea  $x^*$  minimizador local de  $f$ . Probar que  $x^*$  es minimizador global.
10. Considere el sistema no lineal

$$f_i(x) = 0, \quad f_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, i = 1, \dots, m.$$

Cómo resolvería el sistema mediante un problema de minimización sin restricciones?.

11. Sea  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $f \in \mathcal{C}^2(\mathbb{R})$ ,  $f'(0) < 0$  para todo  $x \in \mathbb{R}$ . Sea  $\alpha \in (0, 1)$ . Probar que, para todo  $x > 0$ ,  $f(x) \leq f(0) + \alpha x f'(0)$ .

12. Considere la función cuadrática  $q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $q(x) = \frac{1}{2}x^T A x + b^T x$  siendo  $A$  simétrica definida positiva. Muestre que si un método de direcciones de descenso con búsqueda lineal exacta es utilizado para minimizar  $q$  entonces la longitud óptima del paso, a partir de un punto  $x$  en la dirección de descenso  $d$ , es  $t = -\frac{d^T \nabla q(x)}{d^T A d}$ .

13. El criterio de Armijo exige un  $t \in \mathbb{R}$  para el cual

$$\phi(t) = f(x + td) \leq f(x) + \alpha t d^T \nabla f(x) = \phi(0) + \sigma_1 t \phi'(0)$$

con  $\sigma_1 \in (0, 1)$ . Si  $f$  es una función cuadrática entonces  $\phi$  es una parábola. Demuestre que si el minimizador de la parábola cumple la condición con  $\sigma_1 = 1/2$ .

14. Sean  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $x, d \in \mathbb{R}^n$ ,  $\lambda > 0$  tales que  $x + \lambda d$  cumple la condición de Armijo. Sea  $0 < \mu < \lambda$ . Cumple  $\mu$  la condición de Armijo? Pruebelo o de un contraejemplo.

15. Considere la función  $f(x, y) = x - y + 2x^2 + 2xy + y^2$ .

a) Muestre que  $d = (-1, 0)$  es una dirección de descenso para  $f$  en  $(0, 0)$ . Analizar cual es el paso óptimo que se puede dar en esa dirección para hacer decrecer el valor de  $f$  utilizando búsqueda exacta.

b) Para la dirección de máximo decrecimiento en  $(0, 0)$  determinar el intervalo de paso máximo que se puede dar en esa dirección a partir de  $(0, 0)$  para hacer decrecer el valor de  $f$  utilizando la regla de Armijo con parámetro  $\sigma_1 = 1/4$ .

16. Considere la función  $f(x, y) = 2x^2 + y^2 - 2xy + 2x^3 + x^4$ .

a) Verificar que  $d = (0, 1)$  es una dirección de descenso para  $f$  a partir de  $(0, -2)$ .

b) Para la dirección a partir de  $(0, -2)$  considerada en a), el valor  $t = 1$  verifica la regla de Armijo con parámetro  $\sigma_1 = 4/5$ ? Para que valores de  $\sigma_1$  el valor de longitud de paso  $t = 1$  verifica la regla de Armijo?

17. Considere la función  $f(x, y) = (x - 2y)^2 + x^4$ . Calcular la dirección de Newton en el punto  $(2, 1)$ . Cumple el valor  $t = 1$  la regla de Armijo con parámetro  $\sigma_1 = 1/5$ ?

18. En el proceso de minimizar una función  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $f \in \mathcal{C}^1(\mathbb{R}^n)$ , el iterado  $x_k$  se obtuvo haciendo una búsqueda lineal a lo largo de la dirección  $d_{k-1} \neq 0$ . Determinar una dirección  $d_k$  ortogonal a  $d_{k-1}$ , de descenso a partir de  $x_k$  que sea una combinación lineal de  $d_{k-1}$  y  $-\nabla f(x_k)$ . ( $d_k = -\nabla f(x_k) + \beta d_{k-1}$  con  $\beta$  tal que  $d_k^T d_{k-1} = 0$ )

19. Sea  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $f \in \mathcal{C}^1(\mathbb{R}^n)$ . Para  $k \in \mathbb{N}$  definimos  $x_{k+1} = x_k - \lambda_k \nabla f(x_k)$  donde  $\lambda_k \geq \bar{\lambda} > 0$  para todo  $k \geq 0$ . Suponiendo que  $\{x_k\}$  converge a  $x^*$ , demostrar que  $\nabla f(x^*) = 0$ .

20. Considere el siguiente método:

- Dado  $x_k$ . Calcular  $d_k$  como se indica a continuación.

- Hacer  $t = 1$ .

Si  $f(x_k + td_k) \leq f(x_k) + \frac{1}{2} t d_k^T \nabla f(x_k)$  (\*) hacer  $x_{k+1} = x_k + td_k$ ,

Sino, reemplazar  $t$  por  $t/2$  hasta que se verifique (\*)

Sea  $f(x, y) = x^2 + y^2 - xy$ ,  $x_0 = (2, 0)$

a) Dibuje algunas curvas de nivel de  $f$ .

- b) Hacer dos iteraciones del método utilizando la dirección de Cauchy. Dibuje los iterados obtenidos en el plano en el cual están las curvas de nivel de  $f$ . Que observa?
- c) Resuelva el problema mediante el uso de la dirección de Newton. Que observa? Porque?

### Problemas con restricciones de Igualdad

21. Listar los puntos KKT de la función  $f(x_1, x_2, x_3) = -x_1^2 - 4x_2^2 - 16x_3^2$  sobre la restricción  $h(x) = 0$  en los siguientes casos;

- a)  $h(x) = x_1 - 1$ ,  
 b)  $h(x) = x_1x_2 - 1$ ,

22. Resolver el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x^2 + y^2 + 3xy + 6x + 19y \\ \text{s.a} & 3y + x = 5. \end{array}$$

23. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & f(x) \\ \text{s.a} & a_i^T x - b_i = 0, i = 1, \dots, m. \end{array}$$

- Mostrar que para cualquier punto factible  $x$ ,  $T^{lin}(x) = T(x)$ .
- Demostrar que la regularidad no es necesaria para demostrar la existencia de multiplicadores de Lagrange en un minimizador local.

24. Demostrar que si  $x^*$  es un minimizador local regular entonces los multiplicadores de Lagrange son únicos.

25. Probar que si  $x^*$  es un minimizador local de  $f$  sujeto a  $h(x) = 0$  entonces existen escalares  $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_m$  no todos nulos al mismo tiempo tales que

$$\lambda_0 \nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla h_i(x^*) = 0.$$

26. Construir un ejemplo donde un punto cumpla las condiciones necesarias de primer y segundo orden pero que no sea minimizador local del problema.

27. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & f(x) \\ \text{s.a} & h(x) = 0. \end{array}$$

Sea  $x^*$  un minimizador local regular del problema tal que  $\nabla f(x^*) = 0$ . Calcule los multiplicadores de Lagrange. Que tipo de solución es  $x^*$ ?

28. Sean  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m, f, g \in \mathcal{C}^2$ . Sea  $x^*$  tal que  $h(x^*) = 0, \nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla h_i(x^*) = 0$  y  $\nabla^2 f(x^*) > 0$ . Esto implica que  $x^*$  es un minimizador local de  $f$  sujeto a  $h(x) = 0$ ? Demuestrelo o de un contraejemplo.

29. Construir un ejemplo donde la solución sea un punto no regular pero que cumple las condiciones de Lagrange.

30. Considere el siguiente problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1^2 + 2x_2^2 \\ \text{s.a} & x_1 + x_2 = 2. \end{array}$$

Encuentre un punto que cumpla las condiciones KKT y verifique que es el minimizador del problema. Resolver el mismo problema usando como función objetivo la función  $x_1^3 + x_2^3$ .

31. Resolver los siguientes problemas. En todos los casos analizar si los puntos factibles cumplen alguna condición de calidad.

$$a) \quad \begin{array}{ll} \text{Min} & x_1^2 + x_2^2 \\ \text{s.a} & (x_1 - 1)^3 = x_2^2 \end{array}$$

Se cumplen las condiciones KKT en la solución?

$$b) \quad \begin{array}{ll} \text{Min} & \frac{x_1^3}{3} + x_2 \\ \text{s.a} & x_1^2 + x_2^2 = 1 \end{array}$$

Es necesario analizar las condiciones de segundo orden para encontrar la solución?

32. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1^2 + 4x_1x_2 + x_2^2 \\ \text{s.a} & x_1^2 + x_2^2 = 1 \end{array}$$

- Usando las condiciones KKT, encontrar una solución del problema. Interpretar las condiciones KKT geoméricamente en  $x^*$ . Como son las curvas de nivel de  $f$ ?
- Analizar si se verifican las condiciones de segundo orden.
- Tiene el problema una única solución?

### Problemas con restricciones de desigualdad

33. Dado el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & -x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_2 \geq x_1^2 \end{array}$$

Mostrar que en el óptimo se cumplen las condiciones KKT.

34. Demostrar que si  $x^*$  es un minimizador local de  $f$  sujeto a  $g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, p$  y  $A(x^*)$  es el conjunto de restricciones activas entonces  $x^*$  es un minimizador local del siguiente problema con restricciones de igualdad:

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & f(x) \\ \text{s.a} & g_i(x) = 0, i \in A(x^*). \end{array}$$

35. Considere las siguientes restricciones:

$$x_1 \geq 0, x_2 \geq 0, x_2 - (x_1 - 1)^2 \leq 0.$$

Pruebe que  $(1, 0)$  es factible pero no es regular.

Defina una función objetivo para la cual  $(1, 0)$  sea la solución y se verifiquen las condiciones KKT.

36. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & f(x) \\ \text{s.a} & g_1(x) \leq 0, g_2(x) \leq 0. \end{array}$$

Suponga que  $\tilde{x}$  es un minimizador regular del problema. De ejemplos de problemas donde se cumple lo siguiente:

- $g_1(\tilde{x}) = 0, g_2(\tilde{x}) = 0$ ;
- $g_1(\tilde{x}) < 0, g_2(\tilde{x}) = 0$ ;
- $g_1(\tilde{x}) < 0, g_2(\tilde{x}) < 0$ ; en este caso, que tipo de solución es  $\tilde{x}$ ?

d)  $g_1(\tilde{x}) = 0, g_2(\tilde{x}) = 0$  y uno de los multiplicadores es cero. Que implica esto?

37. Sean  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m, h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ . Considere los problemas:

$$(P) \quad \begin{array}{ll} \text{Min} & f(x) \\ \text{s.a} & g(x) \leq 0. \end{array}$$

$$(Q) \quad \begin{array}{ll} \text{Min} & f(x) \\ \text{s.a} & h(x) = 0. \end{array}$$

Muestre como transformar (P) en (Q) y viceversa.

38. Como en el caso de restricciones de igualdad, demostrar que si los gradientes  $\nabla g_i(x^*), i \in A(x^*)$  son linealmente independientes entonces  $T(x^*) = T^{lin}(x^*)$ .

39. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1 \\ \text{s.a} & (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 \leq 1 \\ & (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 \leq 1 \end{array}$$

Se cumplen las condiciones KKT en la solución? Observe que las condiciones KKT no son condiciones necesarias de optimalidad para problemas convexos.

40. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_1 x_2 = 0 \\ & x_1 \geq 0, x_2 \geq 0 \end{array}$$

Mostrar que  $x^* = (0, 0)$  es KKT pero no cumple la condición  $T(x^*) = T^{lin}(x^*)$ . Esto implica que esta no es la condición de calidad más débil que existe en la literatura.

41. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & (x_1 - \frac{9}{4})^2 + (x_2 - 2)^2 \\ \text{s.a} & x_1^2 - x_2 \leq 0 \\ & x_1 + x_2 \leq 6 \end{array}$$

- Escribir las condiciones KKT y verificar que estas condiciones se cumplen en el punto  $x^* = (\frac{3}{2}, \frac{9}{4})$ .
- Interpretar las condiciones KKT geoméricamente en  $x^*$ .
- Analizar las condiciones suficientes de segundo orden.
- Mostrar geoméricamente que  $x^*$  es el único minimizador global.

42. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1 x_2 \\ \text{s.a} & x_1 \leq x_2 \end{array}$$

- Mostrar que se cumplen las condiciones KKT en el punto  $x^* = (0, 0)$ .
- Analizar si se verifican las condiciones necesarias de segundo orden en el tangente  $T(x^*) = \{d : \nabla g_i(x^*)^T d = 0, \forall i \in A(x^*)\} - \{0\}$ .
- Analizar si se verifican las condiciones suficientes de segundo orden.
- Es  $x^*$  es un minimizador local?

43. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & (x_1 - 1)^2 + x_2^2 \leq 1 \\ & -(x_1 - 2)^2 - x_2^2 \leq -4 \end{array}$$

Mostrar que  $(0, 0)$  es solución pero que no es regular ni se cumplen las condiciones KKT.

44. Considere el problema

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(x, y) \\ \text{s.a} \quad & x^3 + y \leq 0 \\ & -x^4 - y \leq 0. \end{aligned}$$

Suponiendo que  $f(x, y)$  es diferenciable y que  $\frac{\partial f}{\partial x}(0, 0) = 0$ ,  $\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x}(0, 0) > 0$ , mostrar que  $(0, 0)$  es un punto KKT. Es  $(0, 0)$  un minimizador local del problema? Es  $(0, 0)$  un punto regular?

### Convexidad

45. Sea  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ , una función convexa en  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ ,  $\Omega$  un conjunto convexo. Mostrar que el conjunto de los minimizadores de  $f$  es un conjunto convexo.

46. Sea  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  diferenciable en  $\Omega$  convexo. Probar que  $f$  es convexa si y solo si

$$\begin{aligned} a) \quad & f(y) \geq f(x) + (y - x)^T \nabla f(x) \quad \forall x, y \in \Omega. \\ b) \quad & \nabla f(x)^T (y - x) \leq \nabla f(y)^T (y - x) \quad \forall x, y \in \Omega. \end{aligned}$$

47. Demostrar que un punto estacionario de una función  $f$  convexa es un minimizador global.

48. Sea  $f$  dos veces diferenciable en  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  abierto y convexo. Probar que  $f$  es convexa si y solo si  $\nabla^2 f(x) \geq 0, \forall x \in \Omega$ .

### Problemas con cotas en las variables

49. Demostrar que si  $x^*$  es un minimizador del problema con restricciones de cotas en las variables:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(x) \\ \text{s.a} \quad & l \leq x \leq u \end{aligned} \tag{1}$$

entonces

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*) &\geq 0 & \text{si } x_i^* = l_i \\ \frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*) &\leq 0 & \text{si } x_i^* = u_i \\ \frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*) &= 0 & \text{si } l_i < x_i^* < u_i. \end{aligned}$$

Mostrar geoméricamente la condición.

50. Para  $\Omega = \{x \in \mathbb{R}^n : l \leq x \leq u\}$ , demostrar que  $(P_\Omega(x))_i = \min\{\max\{x_i, l_i\}, u_i\}$ . Mostrar que  $x^*$  es KKT del problema (1) si y solo si  $\mathcal{P}_\Omega(x^* - \nabla f(x^*)) - x^* = 0$ .

51. Resolver los siguientes problemas, a partir del punto inicial mencionado, aplicando el método del gradiente proyectado con la siguiente búsqueda de Armijo

$$\begin{aligned} t = 1 \\ \text{Si } f(x_k + td_k) \leq f(x_k) + \frac{1}{2}t \nabla f(x_k)^T d_k \text{ entonces } x_{k+1} = x_k + td_k \\ \text{Si no, reemplazar } t \text{ por } t/2 \text{ y repetir.} \end{aligned}$$

$$\begin{array}{lll} \text{Min} & x_1 + x_2 & \text{Min} \quad x_1 - x_2 & \text{Min} \quad x_1^2 + x_2^2 \\ a) \text{ s.a} & 1 \leq x_1 \leq 3 & b) \text{ s.a} & 1 \leq x_1 \leq 3 & c) \text{ s.a} & 0 \leq x_1 \leq 4 \\ & 1 \leq x_2 \leq 2. & & 1 \leq x_2 \leq 2. & & 1 \leq x_2 \leq 3. \\ x_0 = (3, 2) & & x_0 = (3, 1) & & x_0 = (4, 3) \end{array}$$

### Métodos de penalidad, barrera y Lagrangiano aumentado

52. Mostrar que las funciones barrera logaritmica e inversa son convexas si cada  $g_i(x)$  es convexa.

53. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & -30x_1 + 3x_1^2 - 8x_2 + 2x_2^2 \\ \text{s.a} & 3x_1 + 2x_2 \leq 6. \end{array}$$

Calcular la solución mediante la aplicación del método de barrera logaritmica. Calcular el multiplicador de Lagrange asociado.

54. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & 2x_1^2 + 9x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + x_2 \geq 4. \end{array}$$

Mostrar que si se utiliza el método de barrera inversa, entonces  $(x_1^k, x_2^k) \rightarrow x^*$  cuando  $\mu_k \rightarrow 0$ .

55. Mostrar que  $P(x) = \|g(x)_+\|_\infty$  es una función de penalidad donde  $g_i(x)_+ = \max\{0, g_i(x)\}$ .

56. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1^2 - x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + x_2 = 6, x_1 \geq 0. \end{array}$$

Mostrar que si se utiliza el método de penalidad con la función de penalidad cuadrática, entonces  $(x_1^k, x_2^k) \rightarrow x^*$  cuando  $\rho_k \rightarrow 0$ .

57. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & x_1^2 + x_2^2 \\ \text{s.a} & x_1 + x_2 = 1. \end{array}$$

- Mostrar que si se utiliza el método de penalidad cuadrática, entonces la solución se alcanza en el límite.
- Mostrar que existe  $\rho$  para el cual  $x^*$  es minimizador local de la función de penalidad exacta  $l_1$ .

58. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & 1/2(x_1^2 - x_2^2) - 4x_2 \\ \text{s.a} & x_2 = 0. \end{array}$$

- Mostrar que  $(0, 0)$  es solución pero no es minimizador local de la función de Lagrange  $l(x, \lambda^*)$ .
- Mostrar que existe  $\bar{\rho}$  para el cual  $(0, 0)$  es minimizador de la función Lagrangiana aumentada  $L(x, \lambda^*, \rho)$  para todo  $\rho \geq \bar{\rho}$ . Cuanto vale  $\bar{\rho}$ ?
- Hacer 3 iteraciones el método de Lagrangiano aumentado comenzando con  $x_0 = (0, 1), \rho_0 = 1, \lambda_0 = 0$ . Demostrar que  $\lambda_{k+1} - \lambda^* = \frac{\lambda_k - \lambda^*}{1 - \rho_k}$ . Hay convergencia?

59. Considere el problema

$$\begin{array}{ll} \text{Min} & 2x_1^2 + 2x_1x_2 + x_2^2 - 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 = 0. \end{array}$$

- Calcule la solución  $(x^*, \lambda^*)$ .
- Existe  $\bar{\rho} > 0$  para el cual  $x^*$  es minimizador de la función Lagrangiana aumentada  $L(x, \lambda^*, \rho)$  para todo  $\rho \geq \bar{\rho}$ ? Si existe, calcularlo.
- Hacer 3 iteraciones el método de Lagrangiano aumentado comenzando con  $x_0 = (0, 0), \rho_0 = 1, \lambda_0 = 0$ . Hay convergencia?