

Pauta Control 3

HA2001-1 Otoño 2010

Prof: Marcelo Leseigneur

Auxs: Víctor Verdugo
Sebastián Bustamante.

P1) a) Primero notemos que como la función es diferenciable en x_0 , podemos calcular sus derivadas direccionales como:

$$f'(x_0; s) = \langle s, \nabla f(x_0) \rangle$$

Luego, el problema de optimización asociado a encontrar las direcciones de mayor y menor crecimiento es:

$$\begin{aligned} \max \quad & \langle s, \nabla f(x_0) \rangle \\ \text{s.a.} \quad & \langle s, s \rangle = 1 \quad \leftarrow \text{Restricción de normalización.} \end{aligned}$$

Usando multiplicadores de Lagrange, tenemos que:

$$L(s, \lambda) = \langle s, \nabla f(x_0) \rangle - \lambda (\langle s, s \rangle - 1)$$

$$\Rightarrow \nabla L(s, \lambda) = \nabla f(x_0) - 2\lambda s = 0 \quad \left. \begin{array}{l} \end{array} \right\} \text{pues } \nabla f(x_0) \neq 0$$

$$\Rightarrow s = \frac{\nabla f(x_0)}{2\lambda}$$

Reemplazando en la restricción, obtenemos que:

$$\left\| \frac{\nabla f(x_0)}{2\lambda} \right\|^2 = 1 \Rightarrow \lambda = \pm \frac{\|\nabla f(x_0)\|}{2}$$

Lo cual entrega los candidatos:

$$s_1 = \frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|} \quad y \quad s_2 = -\frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|}$$

Puesto que el conjunto $\{s \in \mathbb{R}^n : \langle s, s \rangle = 1\} = \partial B(0, 1)$ es un conjunto compacto, el mínimo y el máximo son alcanzados y por lo tanto las direcciones buscadas son efectivamente s_1 y s_2 .

b) $f(x) = \log\left(\sum_{i=1}^n e^{x_i}\right)$

$$\Rightarrow \frac{\partial f}{\partial x_i}(x) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}$$

$$\Rightarrow \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(x) = \begin{cases} \frac{e^{x_i} (\sum_k e^{x_k} - e^{x_i})}{(\sum_k e^{x_k})^2} & i = j \\ -\frac{e^{x_i} e^{x_j}}{(\sum_k e^{x_k})^2} & i \neq j \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow h^t H_{f(x_0)} h &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x) h_i h_j \\ &= \sum_{i \neq j} \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x) h_i h_j + \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2}(x) h_i^2 \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{\left(\sum_k e^{x_k}\right)^2} \left[\sum_{i=1}^n e^{x_i} \left(\sum_k e^{x_k} - e^{x_i} \right) h_i^2 - \sum_{i \neq j} e^{x_i} e^{x_j} h_i h_j \right]$$

$$= \frac{1}{\left(\sum_k e^{x_k}\right)^2} \left[\left(\sum_k e^{x_k} \right) \sum_{i=1}^n e^{x_i} h_i^2 - \sum_{i=1}^n \left(h_i e^{x_i} \right)^2 - \sum_{i \neq j} e^{x_i} e^{x_j} h_i h_j \right]$$

$$= \frac{1}{\left(\sum_k e^{x_k}\right)^2} \left[\left(\sum_k e^{x_k} \right) \sum_{i=1}^n e^{x_i} h_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n e^{x_i} h_i \right)^2 \right] \quad (*)$$

Sea $(z_1, \dots, z_n) = (e^{x_1}, \dots, e^{x_n})$

$$\Rightarrow (*) = \frac{1}{\left(\sum_k z_k\right)^2} \left[\left(\sum_{i=1}^n z_i \right) \sum_{i=1}^n z_i h_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n z_i h_i \right)^2 \right]$$

Si consideramos los vectores $x_i = h_i \sqrt{z_i}$, $y_i = \sqrt{z_i}$,
 Por Cauchy-Schwarz tenemos que:

$$|\langle x, y \rangle|^2 \leq \langle x, x \rangle \cdot \langle y, y \rangle$$

$$\Rightarrow \left(\sum_{i=1}^n h_i \sqrt{z_i} \cdot \sqrt{z_i} \right)^2 \leq \left(\sum_{i=1}^n h_i^2 z_i \right) \left(\sum_{i=1}^n z_i \right)$$

$$\Rightarrow \left(\sum_{i=1}^n z_i \right) \sum_{i=1}^n z_i h_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n z_i h_i \right)^2 \geq 0$$

$$\Rightarrow (*) \geq 0 \Rightarrow h^t H_f(x) h \geq 0, \quad \forall h \in \mathbb{R}^n$$

con igualdad solo para $h=0 \Rightarrow f$ convexa.

$$c) \quad I(P_c, P_{sc}) = (18 - P_c)P_c + (10 - P_{sc})P_{sc}$$

$$C(P_c, P_{sc}) = 10 + (28 - P_c - P_{sc})^2$$

$$\Rightarrow U(P_c, P_{sc}) = 18P_c + 10P_{sc} - P_c^2 - P_{sc}^2 - 10 - (28 - P_c - P_{sc})^2$$

$\uparrow$
 utilidades

Imponemos condición de primer orden:

$$\nabla U(P_c, P_{sc}) = 0$$

$$\Rightarrow 18 - 2P_c + 2(28 - P_c - P_{sc}) = 0$$

$$10 - 2P_{sc} + 2(28 - P_c - P_{sc}) = 0$$

$$\Rightarrow (P_c^*, P_{sc}^*) = \left(\frac{41}{3}, \frac{29}{3} \right) \text{ es el único candidato.}$$

Pero $U(\cdot, \cdot)$ es una función estrictamente cóncava (pues $-U(\cdot, \cdot)$ es cuadrática $\Rightarrow$ est. convexa)
 Luego, (P_c^*, P_{sc}^*) es solución al problema de maximización restringido (única solución)