



UNIVERSIDADE  
DE VIGO

Departamento de Estadística  
e Investigación Operativa

# Minería de Datos, 2008-2009

## Optimización con restricciones

### Problema de Optimización con Restricciones

Lo que sigue puede verse de forma detallada, p. ej. en (Chong y Zak 2001) y (Luenberger 1984).

**Definición 1** Un problema (*Primal*) de optimización con restricciones se formula de la siguiente forma: dadas funciones  $f, \mathbf{g} = (g_1, \dots, g_r), \mathbf{h} = (h_1, \dots, h_m)^T$ , con  $f, g_i, h_j, i = 1, \dots, r, j = 1, \dots, m$ , definidas en  $\Omega \subseteq \mathbb{R}^p$ , determinar:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w} \in \Omega} f(\mathbf{w}) \text{ sujeto a:} \\ \mathbf{g}(\mathbf{w}) \leq \mathbf{0} \\ \mathbf{h}(\mathbf{w}) = \mathbf{0} \end{cases} \quad (1)$$

**Definición 2** La función  $f(\mathbf{w})$  se denomina **función objetivo o de coste**. Se denomina **región factible** la región en la que el problema está definido:  $R = \{\mathbf{w} \in \Omega : \mathbf{g}(\mathbf{w}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{h}(\mathbf{w}) = \mathbf{0}\}$ . Una restricción de desigualdad  $g_i(\mathbf{w}) \leq 0$  se dice **activa** si, en el óptimo  $\mathbf{w}^*$ , supuesto existente, verifica:  $g_i(\mathbf{w}^*) = 0$ . Se denomina **slack**, a una variable  $\xi_i \geq 0$  asociada a la restricción  $g_i(\mathbf{w}) \leq 0$  que la convierte en activa:  $g_i(\mathbf{w}) + \xi_i = 0$ . Si la restricción es activa,  $\xi_i = 0$ .

**Definición 3** Una función  $f : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$  se dice **convexa** si  $\forall \mathbf{u}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^p$  y  $\forall \lambda \in (0, 1)$  :

$$f(\lambda \mathbf{u} + (1 - \lambda) \mathbf{w}) \leq \lambda f(\mathbf{u}) + (1 - \lambda) f(\mathbf{w})$$

y **estrictamente convexa** si la desigualdad es estricta. Un conjunto  $\Omega \subseteq \mathbb{R}^p$  se dice **convexo** si  $\forall \mathbf{u}, \mathbf{w} \in \Omega$  y  $\forall \lambda \in (0, 1) : \lambda \mathbf{u} + (1 - \lambda) \mathbf{w} \in \Omega$ .

**Lema 4** Si una función  $f$  es convexa, cualquier mínimo local  $\mathbf{w}^*$  del problema sin restricciones,  $\min_{\mathbf{w} \in \Omega} f(\mathbf{w})$ , es también mínimo global.

**Demostración.**  $\forall \mathbf{u} \neq \mathbf{w}^*, \exists \lambda \in (0, 1)$ , tal que:

$$f(\mathbf{w}^*) \leq f(\lambda \mathbf{w}^* + (1 - \lambda) \mathbf{u}) \leq \lambda f(\mathbf{w}^*) + (1 - \lambda) f(\mathbf{u}) \Rightarrow f(\mathbf{w}^*) \leq f(\mathbf{u})$$

■

**Definición 5** Un problema de optimización con restricciones se dice **convexo** si  $\Omega$ , la función objetivo y todas las restricciones son convexas.

**Teorema 6 Fermat.** Una condición necesaria para que  $\mathbf{w}^*$  sea mínimo de  $f(\mathbf{w})$  (sin restricciones), con  $f$  función diferenciable en  $\mathbf{w}^*$ , es que  $\nabla_{\mathbf{w}} f(\mathbf{w}^*) = \mathbf{0}$ . Si, además,  $f$  es convexa, dicha condición es suficiente.

**Definición 7** Dado un problema de optimización con función objetivo  $f(\mathbf{w})$  y restricciones de igualdad  $\mathbf{h}(\mathbf{w}) = \mathbf{0}$ , se define la **Función de Lagrange (Lagrangiano)** como la función:

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = f(\mathbf{w}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i h_i(\mathbf{w})$$

donde los  $\lambda_i$  se denominan **coeficientes de Lagrange**.

**Teorema 8 Lagrange.** Una condición necesaria para que  $\mathbf{w}^*$  sea solución de  $\min_{\mathbf{w} \in \Omega} f(\mathbf{w})$  sujeto a  $\mathbf{h}(\mathbf{w}) = \mathbf{0}$ , con  $f, \mathbf{h}$  diferenciables en un entorno de  $\mathbf{w}^*$  es que, exista  $\boldsymbol{\lambda}^* = (\lambda_1^*, \dots, \lambda_m^*)$  tal que:

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{w}} f(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\lambda}^*) = \mathbf{0} \\ \nabla_{\boldsymbol{\lambda}} f(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\lambda}^*) = \mathbf{0} \end{cases}$$

Si, además,  $L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\lambda}^*)$  es convexa como función de  $\mathbf{w}$ , entonces dichas condiciones son suficientes.

Los coeficientes de Lagrange expresan la tasa de variación del valor óptimo  $f(\mathbf{w}^*)$  ante cambios en el valor de las restricciones, pues:

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\lambda}^*)}{\partial h_i} = \lambda_i^*, \quad i = 1 : m$$

**Definición 9** Dado un problema de optimización con restricciones de igualdad y desigualdad, (1), se define la **función de Lagrange (Lagrangiano) generalizada** como la función, con  $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_r)$ ,  $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_m)$ :

$$L(w, \alpha, \beta) = f(w) + \sum_{i=1}^r \alpha_i g_i(w) + \sum_{i=1}^m \beta_i h_i(w)$$

**Definición 10** Se define el problema de optimización **Dual**, asociado al problema (**Primal**) (1), como el problema:

$$\begin{aligned} \max_{\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}} \rho(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) &= \max_{\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}} \left\{ \inf_{\mathbf{w} \in \Omega} L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) \right\} \\ \text{sujeto a: } &\boldsymbol{\alpha} \geq \mathbf{0} \end{aligned}$$

donde  $\rho(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = \inf_{\mathbf{w} \in \Omega} L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ . Si  $(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$  es la solución óptima, se denomina **valor del problema** a:  $\rho(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$ .

**Teorema 11** Sea  $\mathbf{w} \in \Omega$  una solución factible del problema primal y  $(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$  solución factible del problema dual. Entonces:  $f(\mathbf{w}) \geq \rho(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ .

**Demostración.** Se verifica que:

$$\rho(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) \leq \inf_{\mathbf{u} \in \Omega} L(\mathbf{u}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) \leq L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = f(\mathbf{w}) + \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{g}(\mathbf{w}) + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{h}(\mathbf{w}) \leq f(\mathbf{w})$$

pues, al ser  $\mathbf{w}$  factible,  $\mathbf{g}(\mathbf{w}) \leq \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{h}(\mathbf{w}) = \mathbf{0}$  y al ser  $(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$  factible se tiene  $\boldsymbol{\alpha} \geq \mathbf{0}$ . ■

De esta forma, el valor del problema dual es siempre menor o igual que el valor del problema primal.

**Corolario 12** Si se verifica que  $f(\mathbf{w}^*) = \rho(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$ , siendo  $\mathbf{w}^*$  y  $(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$  soluciones factibles para los problemas primal y dual respectivamente, entonces  $\mathbf{w}^*$  y  $(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$  son soluciones del problema primal y dual, respectivamente, en cuyo caso:  $\alpha_i^* g_i(\mathbf{w}^*) = 0, i = 1 : r$ .

**Demostración.** La condición de óptimos para los respectivos problemas está clara pues alcanzan sus cotas inferior y superior. Además, como en la demostración del teorema anterior, por hipótesis, las desigualdades son igualdades, ha de ser  $\boldsymbol{\alpha}^{*T} \mathbf{g}(\mathbf{w}^*) = 0$ . ■

Los problemas primal y dual pueden poseer soluciones óptimas sin que se alcance la igualdad anterior, en cuyo caso, se denomina **gap de dualidad** a la diferencia  $f(\mathbf{w}^*) - \rho(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$ .

**Definición 13** Un punto  $(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$  se dice **Punto de Silla** para el Lagrangiano generalizado si  $\mathbf{w}^* \in \Omega, \boldsymbol{\alpha}^* \geq 0$  y:

$$L(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) \leq L(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*) \leq L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$$

**Teorema 14**  $(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$  es punto de silla del Lagrangiano generalizado si y sólo si  $\mathbf{w}^*$  y  $(\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*)$  son soluciones del problema primal y dual, respectivamente y no existe gap de dualidad.

**Teorema 15 Teorema de Dualidad Fuerte.** Si el problema primal (1), verifica que  $\Omega$  es convexo y las funciones  $\mathbf{g}, \mathbf{h}$  son funciones lineales,  $(\mathbf{g}(\mathbf{w}) = \mathbf{A}\mathbf{w} - \mathbf{b}, \mathbf{h}(\mathbf{w}) = \mathbf{B}\mathbf{w} - \mathbf{c})$ , entonces, el gap de dualidad es cero.

**Teorema 16 Condiciones de óptimo de Kuhn-Tucker.** Dado un problema primal (1) con dominio  $\Omega$  convexo,  $f$  diferenciable y  $\mathbf{g}, \mathbf{h}$  lineales como en el teorema anterior, entonces,  $\mathbf{w}^*$  es óptimo para el problema si y sólo si existen  $\boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*$ , tales que:

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{w}} f(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*) &= \mathbf{0} \\ \nabla_{\boldsymbol{\beta}} f(\mathbf{w}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, \boldsymbol{\beta}^*) &= \mathbf{0} \\ \alpha_i^* g_i(\mathbf{w}^*) &= 0, i = 1 : r \\ g_i(\mathbf{w}^*) &\leq 0, i = 1 : r \\ \alpha_i^* &\geq 0, i = 1 : r \end{aligned}$$

Las relaciones  $\alpha_i^* g_i(\mathbf{w}^*) = 0, i = 1 : r$  se denominan **relaciones de complementariedad de Kuhn-Tucker**, e implican que, para restricciones activas (saturadas), se verifica  $\alpha_i^* \geq 0$ , mientras que, para restricciones inactivas (no saturadas),  $\alpha_i^* = 0$ . Asimismo, al igual que con los multiplicadores de Lagrange,  $\alpha_i^*$  refleja la tasa de cambio en la función objetivo al variar el término independiente de la restricción  $g_i(\mathbf{w}^*)$ .

## Aplicación a un Programa Cuadrático

Sea el problema (primal):

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w} - \mathbf{b}^T \mathbf{w} \\ \text{sujeto a: } \mathbf{C} \mathbf{w} \leq \mathbf{d} \end{cases}$$

con  $\mathbf{A}_{p \times p}$ ,  $\mathbf{b}_{p \times 1}$ ,  $\mathbf{C}_{m \times p}$ ,  $\mathbf{d}_{m \times 1}$ . Suponiendo que la región factible no es vacía, planteamos el problema dual:

$$\max_{\alpha \geq 0} \left\{ \min_w \left\{ \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w} - \mathbf{b}^T \mathbf{w} + \alpha^T (\mathbf{C} \mathbf{w} - \mathbf{d}) \right\} \right\}$$

donde  $\alpha \in \mathbb{R}^m$  y  $\alpha \geq 0$  significa  $\alpha_i \geq 0 \forall i \in \{1 : m\}$ .

El mínimo se obtiene para  $\mathbf{w} = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{b} - \mathbf{C}^T \alpha)$  y sustituyendo esta expresión en el primal, se tiene el dual:

$$\begin{cases} \max_{\alpha} -\frac{1}{2} \alpha^T \mathbf{P} \alpha - \alpha^T \mathbf{u} - \frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{Q} \mathbf{b} \\ \text{sujeto a: } \alpha \geq 0 \end{cases}$$

donde  $\mathbf{P} = \mathbf{C} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{C}^T$ ,  $\mathbf{u} = \mathbf{d} - \mathbf{C} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}$ . De esta forma, el dual de un programa cuadrático es otro programa cuadrático pero con restricciones más sencillas.

# Bibliografía

Chong E K P y Zak S H (2001). *An Introduction to Optimization*, John Wiley.

Luenberger D E (1984). *Programación Lineal Y No Lineal*, Addison-Wesley Iberoamericana.