

1. EJERCICIOS

Definición 1. A una función $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es cuadrática si es de la forma

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T Q \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x} + c$$

donde $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$, $c \in \mathbb{R}$.

En muchas de las tareas abajo, la función f es cuadrática como en Definición 1.

1. Aplicación 1: El problema de mínimos cuadrados (lineales) *regularizados*.

Sea $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, entonces el problema es encontrar $\mathbf{x}_\star \in \mathbb{R}^n$ tal que

$$f(\mathbf{x}_\star) = \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} f(\mathbf{x}) \quad \text{donde} \quad f(\mathbf{x}) \stackrel{\text{def}}{=} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{x}\|_2^2$$

y $\mu > 0$ es un parámetro. La función f es una función cuadrática.

Encuentre, Q, \mathbf{b}, c y muestre que Q es simétrica positiva definida.

Nota: Sin el termino *azul*, la solución puede ser no única (ver SVD, Cálculo Numérico).

2. Supón que f es una función cuadrática con una matriz simétrica positiva definida $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Demuestre que $\phi(\alpha) \stackrel{\text{def}}{=} f(\mathbf{x} + \alpha \mathbf{d})$ es un polinomio cuadrático en α que siempre tiene un mínimo en el parámetro α_\star . Además, si \mathbf{d} es dirección de descenso, entonces el mínimo de ϕ está en $\alpha_\star > 0$.

$$\text{Resultado: } \alpha_\star = \frac{-\mathbf{d}^T \nabla f(\mathbf{x})}{\mathbf{d}^T Q \mathbf{d}}$$

3. Supón que $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T Q \mathbf{x}$ donde $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz simétrica positiva semi-definida. Muestra que f es convexa en \mathbb{R}^n . Ayuda, para $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ muestre que

$$f(\mathbf{y} + \alpha(\mathbf{x} - \mathbf{y})) - \alpha f(\mathbf{x}) - (1 - \alpha)f(\mathbf{y}) \leq 0$$

para todo $\alpha \in [0, 1]$.

Ayuda: Considerar en el apartado anterior.

4. Supón que $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T Q \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$ donde $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ y $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz simétrica positiva definida. Sea \mathbf{x}_\star el mínimo (global) único. Demuestre que

$$f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_\star) = \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_\star\|_Q^2 \quad \text{donde} \quad \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_\star\|_Q^2 \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_\star)^T Q (\mathbf{x} - \mathbf{x}_\star).$$

Ayuda: Use primero $\nabla f(\mathbf{x}_\star) = \mathbf{0}$ para encontrar una expresión para $\mathbf{b}^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_\star)$.

5. Supón que $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^T Q \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$ donde $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ y $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz simétrica positiva definida. Sean $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ fijo, $\mathbf{d} \stackrel{\text{def}}{=} -\nabla f(\mathbf{x})$ y $\phi(\alpha) \stackrel{\text{def}}{=} f(\mathbf{x} + \alpha \mathbf{d})$.

a) Muestre que

$$\phi(\alpha) = \phi(0) + \frac{1}{2}\alpha^2 \mathbf{d}^T Q \mathbf{d} - \alpha \mathbf{d}^T \mathbf{d}.$$

b) Encuentre el paso óptimo α_* que minimiza a la función $\phi(\alpha)$.

c) Usando el paso óptimo $\alpha_* = \frac{\mathbf{d}^T \mathbf{d}}{\mathbf{d}^T Q \mathbf{d}}$, muestre que

$$\phi(\alpha_*) = \phi(0) - \frac{1}{2} \frac{(\mathbf{d}^T \mathbf{d})^2}{\mathbf{d}^T Q \mathbf{d}}$$

d) Demuestre que $\mathbf{d}^T Q^{-1} \mathbf{d} = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_*\|_Q^2$. Además, usando la tarea anterior

$$\|\mathbf{x} + \alpha_* \mathbf{d} - \mathbf{x}_*\|_Q^2 = \left(1 - \frac{(\mathbf{d}^T \mathbf{d})^2}{(\mathbf{d}^T Q \mathbf{d})(\mathbf{d}^T Q^{-1} \mathbf{d})}\right) \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_*\|_Q^2$$

e) La identidad en d) es poderosa.

Demuestre, que si $\mathbf{x} - \mathbf{x}_*$ es un eigenvector de Q , entonces $\mathbf{x} + \alpha_* \mathbf{d} = \mathbf{x}_*$.

Ayuda: Para a) se usa $\mathbf{d} = -\nabla f(\mathbf{x}) = -(Q\mathbf{x} + \mathbf{b})$ (similar a 2.),

para d) considere c), 5. y $\nabla f(\mathbf{x}) - \nabla f(\mathbf{x}_*) = Q(\mathbf{x} - \mathbf{x}_*)$,

para e) considere d) y $\nabla f(\mathbf{x}) - \nabla f(\mathbf{x}_*) = Q(\mathbf{x} - \mathbf{x}_*)$.

2. OTRA APLICACIÓN

El problema de Fermat-Weber.

El objetivo de este problema es encontrar una posición óptima $\mathbf{x}_* \in \mathbb{R}^n$ cuya distancia a distintos puntos $\mathbf{a}^i \in \mathbb{R}^n$, $i = 1, \dots, m$ con pesos w_i (de Ingles: *weights*) es mínima. El vector \mathbf{x}_* debe ser solución del problema:

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \left(f(\mathbf{x}) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^m w_i \|\mathbf{a}^i - \mathbf{x}\|_2 \right).$$

Ejemplo: El vector \mathbf{x}_* puede ser una posición de un almacén, con el fin de reducir gastos de transporte. Los pesos w_i pueden contener información sobre como se convierte la norma de taxi a la norma euclidiana y gastos de usar una calle o un medio de transporte.

El problema se puede resolver con una iteración de punto fijo diseñada por *Weiszfeld (1937)*. Esta iteración construye (de manera explícita) una sucesión $\{\mathbf{x}^k\}_{k \geq 0}$ empezando en $\mathbf{x}^0 \notin \{\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^m\}$. Cada punto \mathbf{x}^{k+1} de la sucesión coincide con la solución del problema

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \left(g(\mathbf{x}) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^m w_i \frac{\|\mathbf{a}^i - \mathbf{x}\|_2^2}{\|\mathbf{a}^i - \mathbf{x}^k\|_2} \right).$$

En caso que $f(\mathbf{x}^0) < \min \{|f(\mathbf{a}^j)| : j = 1, \dots, m\}$, todos los puntos de acumulación de la sucesión son puntos estacionarios.

Referencia: Introduction to non-linear optimization, Beck, p. 68-72.