### Orden del Tema

Métodos de Región de Confianza Introducción: Idea General Punto de Cauchy

#### Definición

El Punto de Cauchy es el minimizador del modelo  $m_k$  a lo largo de la dirección del máximo descenso de la funcion f, i.e.,  $-\nabla f(x_k)$ , sujeto a la región de confianza.

#### Alternativa para hallar el paso

La alternativa de solución del problema de optimización para hallar el paso recibe el nombre del Método Dogleg (Próxima clase) y está basada en el cáculo de el Punto de Cauchy .

 Para hallar el paso, se resuelve el problema de opimimización con restricciones:

$$p_k^* = \arg\min_p m_k(p) = f(x_k) + \nabla f(x_k)^T p + \frac{1}{2} p^T B_k p,$$
  
s.t.  $||p|| \le \Delta_k.$ 

Donde  $\Delta_k$  es el radio de la región de confianza.

 Aunque en principio uno busca la solución del problema anterior, en la práctica, es suficiente encontrar una aproximación de p<sub>k</sub> en la región de confianza que de un suficiente descenso del modelo para garantizar una convergencia del método.

 Para hallar el paso, se resuelve el problema de opimimización con restricciones:

$$p_k^* = \arg\min_p m_k(p) = f(x_k) + \nabla f(x_k)^T p + \frac{1}{2} p^T B_k p,$$
  
s.t.  $||p|| \le \Delta_k$ .

Donde  $\Delta_k$  es el radio de la región de confianza.

• Aunque en principio uno busca la solución del problema anterior, en la práctica, es suficiente encontrar una aproximación de  $p_k$  en la región de confianza que de un suficiente descenso del modelo para garantizar una convergencia del método.

 Para hallar el paso, se resuelve el problema de opimimización con restricciones:

$$p_k^* = \arg\min_p m_k(p) = f(x_k) + \nabla f(x_k)^T p + \frac{1}{2} p^T B_k p,$$
  
s.t.  $||p|| \le \Delta_k.$ 

Donde  $\Delta_k$  es el radio de la región de confianza.

• El Punto de Cauchy, denotado como  $p_k^C$ , nos permite cuantificar el suficiente descenso del modelo.

#### Algoritmo: Punto de Cauchy

• Encontrar el punto  $p_k^S$  que resuelve la versión lineal:

$$\mathbf{p}_{k}^{S} = \arg\min_{p} f(x_{k}) + \nabla f(x_{k})^{T} p$$
, s.t.  $||p|| \leq \Delta_{k}$ 

• Encontrar el parámetro  $\tau_k > 0$  que minimiza  $m_k(\tau_k p_k^S)$  en la región de confianza, i.e.,

$$\tau_k = \arg\min_{\tau > 0} m_k(\tau p_k^S), \text{ s.t. } \|\tau p_k^S\| \leq \Delta_k$$

• Calcular el Punto de Cauchy haciendo  $p_k^C = \tau_k p_k^S$ .

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 1)

$$\mathbf{p}_{\mathbf{k}}^{\mathbf{S}} = \arg\min_{p} f(x_{\mathbf{k}}) + \nabla f(x_{\mathbf{k}})^{T} p$$
, s.t.  $\|p\| \le \Delta_{\mathbf{k}}$ 

- La función decrece a lo largo de  $-\nabla f(x_k)^T$ , luego  $p_k^S = -\lambda \nabla f(x_k)$  con  $\lambda > 0$
- Como  $\|p_k^S\| \leq \Delta_k$ , entonces  $\lambda \leq \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$
- El máximo descenso se obtiene para  $\lambda = \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$ , por lo que  $p_k^S = -\frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|} \nabla f(x_k)$

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 1)

$$\mathbf{p}_{\mathbf{k}}^{\mathbf{S}} = \arg\min_{p} f(x_{\mathbf{k}}) + \nabla f(x_{\mathbf{k}})^{T} p$$
, s.t.  $\|p\| \le \Delta_{\mathbf{k}}$ 

- La función decrece a lo largo de  $-\nabla f(x_k)^T$ , luego  $p_k^S = -\lambda \nabla f(x_k)$  con  $\lambda>0$
- Como  $\|p_k^S\| \leq \Delta_k$ , entonces  $\lambda \leq \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$
- El máximo descenso se obtiene para  $\lambda = \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$ , por lo que  $p_k^S = -\frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|} \nabla f(x_k)$

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 1)

$$\mathbf{p}_{\mathbf{k}}^{S} = \arg\min_{p} f(x_{k}) + \nabla f(x_{k})^{T} p, \text{ s.t. } \|p\| \leq \Delta_{k}$$

- La función decrece a lo largo de  $-\nabla f(x_k)^T$ , luego  $p_k^S = -\lambda \nabla f(x_k)$  con  $\lambda > 0$
- Como  $\|p_k^S\| \leq \Delta_k$ , entonces  $\lambda \leq \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$
- El máximo descenso se obtiene para  $\lambda = \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$ , por lo que  $p_k^S = -\frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|} \nabla f(x_k)$

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 1)

$$\mathbf{p}_{\mathbf{k}}^{S} = \arg\min_{p} f(x_{\mathbf{k}}) + \nabla f(x_{\mathbf{k}})^{T} p$$
, s.t.  $\|p\| \leq \Delta_{\mathbf{k}}$ 

- La función decrece a lo largo de  $-\nabla f(x_k)^T$ , luego  $p_k^S = -\lambda \nabla f(x_k)$  con  $\lambda > 0$
- Como  $\|p_k^S\| \leq \Delta_k$ , entonces  $\lambda \leq \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$
- El máximo descenso se obtiene para  $\lambda = \frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|}$ , por lo que  $p_k^S = -\frac{\Delta_k}{\|\nabla f(x_k)\|} \nabla f(x_k)$

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

- Para hallar una fórmula cerrada para  $\tau_k$  se consideran 2 casos:
  - $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) \le 0$
  - $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) > 0$

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

- Para hallar una fórmula cerrada para  $\tau_k$  se consideran 2 casos:
  - $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) \leq 0$
  - $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) > 0$

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

- Para hallar una fórmula cerrada para  $\tau_k$  se consideran 2 casos:
  - Si  $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) \leq 0$  entonces  $m_k(\tau_k p_k^S)$  decrece a lo large de  $p_k^S$ , i.e., del  $-\nabla f(x_k)$ , y se toma a  $\tau$  como el mayor valor posible, es decir  $\tau=1$ .

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

- Para hallar una fórmula cerrada para  $\tau_k$  se consideran 2 casos:
  - Si  $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) \leq 0$  entonces  $m_k(\tau_k p_k^S)$  decrece a lo largo de  $p_k^S$ , i.e., del  $-\nabla f(x_k)$ , y se toma a  $\tau$  como el mayor valor posible, es decir  $\tau=1$ .

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

- Para hallar una fórmula cerrada para  $\tau_k$  se consideran 2 casos:
  - Si  $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) > 0$  entonces  $m_k(\tau_k p_k^S)$  es una cuadrática covexa en  $\tau$ . Si el mínimo se alcanza en el interior de la región de confianza, entonces  $\tau = \|\nabla f(x_k)\|^3/(\Delta_k \nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k))$ , en caso contrario la solución está en la frontera,  $\tau = 1$  similar al caso anterior

### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

- Para hallar una fórmula cerrada para  $\tau_k$  se consideran 2 casos:
  - Si  $\nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k) > 0$  entonces  $m_k(\tau_k p_k^S)$  es una cuadrática covexa en  $\tau$ . Si el mínimo se alcanza en el interior de la región de confianza, entonces  $\tau = \|\nabla f(x_k)\|^3/(\Delta_k \nabla f(x_k)^T B_k \nabla f(x_k))$ , en caso contrario la solución está en la frontera,  $\tau = 1$  similar al caso anterior.

#### Algoritmo: Paso a Paso (Paso 2)

• Encontrar el parámetro  $\tau_k > 0$  que minimiza  $m_k(\tau_k p_k^S)$  en la región de confianza, i.e.,

$$\underline{\tau_k} = \arg\min_{\tau \ge 0} m_k(\tau \underline{p_k^S}), \text{ s.t. } \|\tau \underline{p_k^S}\| \le \Delta_k$$

• Resumiendo:  $p_k^C = -\tau_k \frac{\Delta_k}{\|\nabla f_k\|} \nabla f_k$ .

$$\tau_k \quad = \quad \begin{cases} 1, & \text{si } \nabla f_k^T B_k \nabla f_k \leq 0 \\ \min\left(1, \frac{\|\nabla f_k\|^3}{\Delta_k \nabla f_k^T B_k \nabla f_k}\right), & \text{e.o.c.} \end{cases}$$

# Representación gráfica: Paso de Cauchy

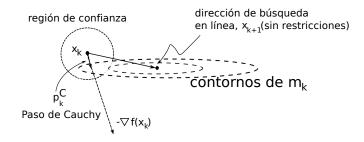


Figura: Punto de Cauchy

## Punto de Cauchy: Otra forma de calcularlo

El Punto de Cauchy es el minimizador del modelo  $m_k(p)$  a lo largo de de la dirección del máximo descendo, i.e.,  $p_k = -\lambda_k g_k$  sujeto a la región de confianza.

$$h(\lambda) := m_k(-\lambda g_k) = f_k - g_k^T g_k \lambda + \frac{1}{2} \lambda^2 g_k^T B_k g_k; \ \lambda \ge 0$$

Como  $||p|| \leq \Delta_k$  entonces

$$\|-\lambda g_k\| \le \Delta_k \implies \lambda \le \frac{\Delta_k}{\|g_k\|} =: \bar{\lambda}$$

$$\lambda_k = \arg\min_{\lambda \in [0,\bar{\lambda}]} h(\lambda)$$

#### La solucion del problema anterior es

$$\begin{array}{lll} \lambda_k & = & \begin{cases} \bar{\lambda}, & \text{si } g_k^T B_k g_k \leq 0 \\ \min\left(\bar{\lambda}, \frac{\|g_k\|^2}{g_k^T B_k g_k}\right), & \text{e.o.c.} \end{cases} \\ & = & \bar{\lambda} \begin{cases} 1, & \text{si } g_k^T B_k g_k \leq 0 \\ \min\left(1, \frac{\|g_k\|^3}{\Delta_k g_k^T B_k g_k}\right), & \text{e.o.c.} \end{cases} \\ & = & \bar{\lambda} \tau_k \end{array}$$

Resumiendo: 
$$p_k^C = -\lambda_k g_k$$
. Luego  $p_k^C = -\bar{\lambda}\tau_k g_k = -\tau_k \frac{\Delta_k}{\|g_k\|} g_k$