

Ottimizzazione dei Sistemi Complessi

G. Liuzzi¹

Giovedì 22 Marzo 2018

¹Istituto di Analisi dei Sistemi ed Informatica IASI - CNR



Un metodo generale

INPUT: $x_0, \Delta_0, \Delta_{min}, \text{maxit}, D = \{\pm e_i, i = 1, \dots, n\}$

$k \leftarrow 0$

while $k \leq \text{maxit}$ **and** $\Delta_k \geq \Delta_{min}$ **do**

if $\exists y_k \text{ s.t. } f(y_k) \leq f(x_k) - \gamma \Delta_k$ **then**

$\Delta_{k+1} \leftarrow \Delta_k$

elseif $\exists \bar{d} \in D \text{ s.t. } f(x_k + \Delta_k \bar{d}) \leq f(x_k) - \gamma \Delta_k^2$ **then**

$y_k \leftarrow x_k + \Delta_k \bar{d}, \Delta_{k+1} \leftarrow \Delta_k$

else

$y_k \leftarrow x_k, \Delta_{k+1} \leftarrow \Delta_k/2$

endif

Find $x_{k+1} \text{ s.t. } f(x_{k+1}) \leq f(y_k)$

$k \leftarrow k + 1$

end while

RETURN: $\{x_k\}, \{\Delta_k\}$ successioni di punti e passi



Metodi più avanzati

INPUT: x_0 , $\tilde{\Delta}_0^i$, Δ_{min} , maxit , $D = \{e_i, i = 1, \dots, n\}$

$k \leftarrow 0$

while $k \leq \text{maxit}$ **and** $\max\{\tilde{\Delta}_k^i\} \geq \Delta_{min}$ **do**

if $\exists y_k$ s.t. $f(y_k) \leq f(x_k) - \gamma \max\{\tilde{\Delta}_k^i\}$ **then**

$\tilde{\Delta}_{k+1}^i \leftarrow \tilde{\Delta}_k^i$, $\Delta_k^i \leftarrow \tilde{\Delta}_k^i$ (passo "pattern")

else (WARNING: bisogna forzare la convergenza)

usa le dir. in D per ridurre f

endif

Find x_{k+1} s.t. $f(x_{k+1}) \leq f(y_k)$

$k \leftarrow k + 1$

end while

RETURN: $\{x_k\}$, $\{\tilde{\Delta}_k^i\}$, $\{\Delta_k^i\}$ successioni di punti e passi



Metodi più avanzati

usa le dir. in D per ridurre f

$$y_k^1 \leftarrow x_k$$

for $i = 1, \dots, n$

if $f(y_k^i + \tilde{\Delta}_k^i d_i) \leq f(y_k^i) - \gamma(\tilde{\Delta}_k^i)^2$ then

$p_k^i \leftarrow d_i$ e calcola Δ_k^i e $\tilde{\Delta}_{k+1}^i$ mediante una espansione lungo p_k^i

elseif $f(y_k^i - \tilde{\Delta}_k^i d_i) \leq f(y_k^i) - \gamma(\tilde{\Delta}_k^i)^2$ then

$p_k^i \leftarrow -d_i$ e calcola Δ_k^i e $\tilde{\Delta}_{k+1}^i$ mediante una espansione lungo p_k^i

else $\Delta_k^i \leftarrow 0$, $p_k^i \leftarrow d_i$, $\tilde{\Delta}_{k+1}^i \leftarrow \tilde{\Delta}_k^i/2$

$$y_k^{i+1} \leftarrow y_k^i + \Delta_k^i p_k^i$$

end for

$$y_k \leftarrow y_k^{n+1}$$



Espansione lungo d_k^i con suff. decremento

Determina il più piccolo intero $j \in \{0, 1, 2, \dots\}$ tale che

$$\begin{aligned} f(y_k^i + 2^j \tilde{\Delta}_k^i p_k^i) &\leq f(y_k^i) - \gamma (2^j \tilde{\Delta}_k^i)^2, \\ f(y_k^i + 2^{j+1} \tilde{\Delta}_k^i p_k^i) &> f(y_k^i) - \gamma (2^{j+1} \tilde{\Delta}_k^i)^2 \end{aligned}$$

Poni $\Delta_k^i \leftarrow 2^j \tilde{\Delta}_k^i$ e $\tilde{\Delta}_{k+1}^i \leftarrow \Delta_k^i$

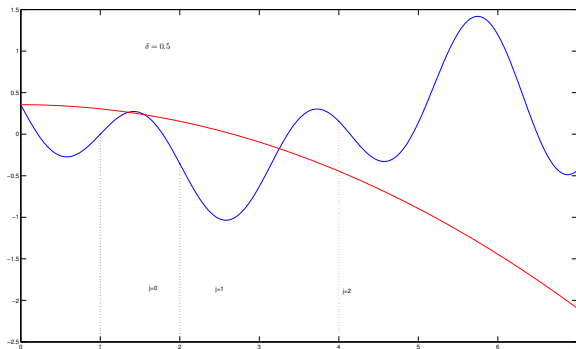


Ricerca di linea senza derivate

Siano

$$\psi(\beta) = f(y_k^i + \beta p_k^i) \text{ e}$$

$$\Psi(\beta) = f(y_k^i) - \gamma\beta^2$$



Proprietà teoriche

Se $L(x_0)$ è compatto, si può (facilmente) dimostrare che:

- La ricerca di linea restituisce un valore di j finito
- $\lim_{k \rightarrow \infty} \max\{\tilde{\Delta}_k^i, \Delta_k^i\} = 0$

Se $L(x_0)$ è compatto e f continuamente differenziabile, allora

- $\liminf_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0$ (almeno un p.to limite è stazionario)



Vi ricordo che ...

... abbiamo considerato il problema:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$$

- problema senza vincoli
- $f(x)$ continuamente differenziabile ma
- $\nabla f(x)$ non disponibile (o troppo costoso)
- ricerca di un minimo locale o punto stazionario



Perché assumiamo che $f(x)$ sia continua?

Perché se così non fosse, **non avremmo garanzia di convergenza** a punti stazionari

Esempio:

$$f(x) = \begin{cases} (x - 1)^2 & \text{se } x \neq 0 \\ 5 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Supponiamo che un metodo “compass search” parta dal punto $x_0 = -1$ con passo $\Delta_0 = 1$ e sia $D = \{+1, -1\}$



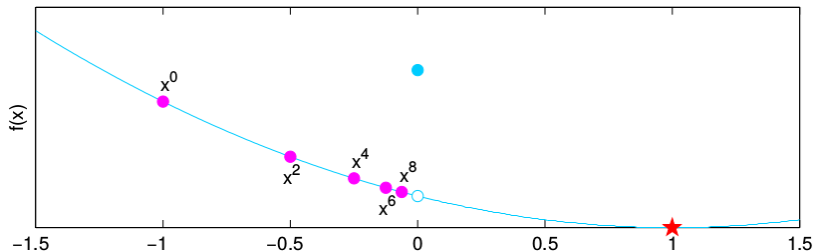
Perché assumiamo che $f(x)$ sia continua?

k	x_k	$f(x_k)$	Δ_k
0	-1	4	1
1	-1	4	0.5
2	-0.5	2.25	0.5
3	-0.5	2.25	0.25
4	-0.25	1.5625	0.25
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$2h$	-2^{-h}	$(2^{-h} + 1)^2$	2^{-h}
$2h + 1$	-2^{-h}	$(2^{-h} + 1)^2$	2^{-h-1}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots

Come si vede, quando $k \rightarrow \infty$, $x_k \rightarrow 0$ che è il punto di discontinuità ma **non stazionario**



Perché assumiamo che $f(x)$ sia continua?



Perché assumiamo che $\nabla f(x)$ sia continuo?

Perché se così non fosse, **non avremmo garanzia di convergenza** a punti stazionari

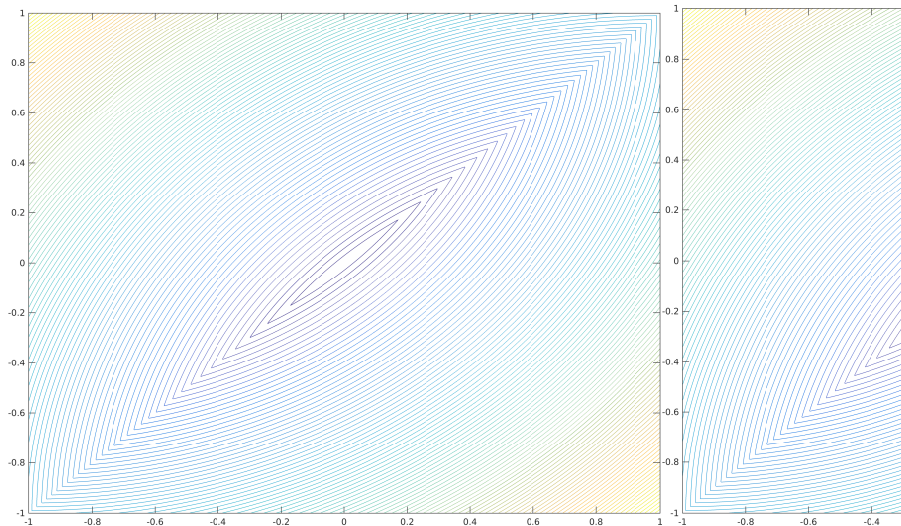
Esempio:

$$f(x) = \max \{ \|x - c_1\|^2, \|x - c_2\|^2 \}$$

con $c_1 = (1, -1)^\top$ e $c_2 = -c_1$



Perché assumiamo che $\nabla f(x)$ sia continuo?



Situazioni più complesse

- presenza di vincoli
 - “facili” (limitazioni sulle var.)
 - “difficili” ($g(x) \leq 0$, nonlineari generali)
- $f(x)$ e/o $g(x)$ continue ma non differenziabili
- presenza di più funzioni obiettivo
- presenza di variabili “discrete”
- ricerca di un minimo globale

DFL (Derivative-Free Library), download gratuito di metodi che non usano derivate prime

<http://www.iasi.cnr.it/~liuzzi/DFL>

<http://www.diag.uniroma1.it/~lucidi/DFL>



Approfondimenti

- **Introduction to Derivative-Free Optimization**
A.R.Conn, K. Scheinberg, L.N. Vicente, MPS-SIAM series on Optimization (2009)
- **Derivative-Free and Blackbox Optimization**
C. Audet, W. Hare, Springer Series in Operations Research and Financial Engineering (2017)



Problemi vincolati

Problema vincolato nonlineare generale

$$\begin{array}{ll} \min_x & f(x) \quad f : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R} \\ \text{c.v} & h(x) = 0 \quad h : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^p \quad p \leq n \\ & g(x) \leq 0 \quad g : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^m \end{array} \quad (P_0)$$

Sia \mathcal{F} l'insieme ammissibile di (P_0)

Problema con soli vincoli di uguaglianza o disuguaglianza

$$\begin{array}{ll} \min_x & f(x) \\ \text{c.v} & h(x) = 0 \end{array} \quad \begin{array}{ll} \min_x & f(x) \\ \text{c.v} & g(x) \leq 0 \end{array}$$



Definizione di minimo

Definizione (Minimo globale)

$x^* \in \mathcal{F}$ è un punto di minimo globale **stretto** quando

$$f(x^*) \leq < f(x), \quad \forall x \in \mathcal{F}, x \neq x^*$$

Definizione (Minimo locale)

$x^* \in \mathcal{F}$ è un punto di minimo locale **stretto** quando, esiste un $\epsilon > 0$ t.c.

$$f(x^*) \leq < f(x), \quad \forall x \in \mathcal{F} \cap \mathcal{B}(x^*, \epsilon), x \neq x^*$$



Problemi vincolati

Sia $x \in \mathbb{R}^n$, definiamo

- $I_-(x) = \{i : g_i(x) < 0\}$
- $I_0(x) = \{i : g_i(x) = 0\}$
- $I_+(x) = \{i : g_i(x) > 0\}$



Problemi vincolati

Trasformazioni:

$$\begin{array}{ll} \min_x & f(x) \\ \text{c.v.} & h(x) = 0 \end{array} \qquad \begin{array}{ll} \min_x & f(x) \\ \text{c.v.} & h(x) \leq 0 \\ & -h(x) \leq 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min_x & f(x) \\ \text{c.v.} & g(x) \leq 0 \end{array} \qquad \begin{array}{ll} \min_{x,y} & f(x) \\ \text{c.v.} & g_i(x) + y_i^2 = 0, \quad i = 1, \dots, m \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min_x & f(x) \\ \text{c.v.} & g(x) \leq 0 \end{array} \qquad \begin{array}{ll} \min_{x,y} & f(x) \\ \text{c.v.} & g_i(x) = y_i, \quad y_i \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \end{array}$$



Condizioni di ottimalità (richiami??)

Supponiamo:

- f, g, h continuamente differenziabili
- di conoscere un punto di **minimo locale** x^* del problema (P_0)

Quindi, x^* **ammissibile**, e.g. $g(x^*) \leq 0, h(x^*) = 0$

Allora

Teorema (Fritz-John, 1948)

Esiste un numero $\lambda_0^ \geq 0$ e dei moltiplicatori $\lambda_1^*, \dots, \lambda_m^* \geq 0, \mu_1^*, \dots, \mu_p^*$, non tutti nulli, tali che:*

$$\lambda_0^* \nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^r \mu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0,$$

$$\lambda_i^* g_i(x^*) = 0, \quad \text{per ogni } i = 1, \dots, m.$$



Condizioni di ottimalità (richiami??)

Supponiamo:

- f, g, h continuamente differenziabili
- di conoscere un punto di **minimo locale** x^* del problema (P_0)
- che in x^* i vincoli siano **regolari**

e.g. $\left\{ \nabla h_j(x^*), j = 1, \dots, p, \nabla g_i(x^*), i \in I_0(x^*) \right\}$ lin. indep.

Allora

Teorema (Kaursh, 1939, Kuhn-Tucker, 1951)

Esistono dei moltiplicatori $\lambda_1^, \dots, \lambda_m^* \geq 0, \mu_1^*, \dots, \mu_p^*$ tali che:*

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^r \mu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0,$$

$$\lambda_i^* g_i(x^*) = 0, \quad \text{per ogni } i = 1, \dots, m.$$



Esempio

$$\begin{array}{ll} \min_x & x_1 + x_2 \\ \text{c.v} & x_1^2 + x_2^2 - 2 = 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min_x & x_1 + x_2 \\ \text{c.v} & x_1^2 + x_2^2 - 2 \leq 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min_x & x_1 + x_2 \\ \text{c.v} & x_1^2 + x_2^2 - 2 \leq 0, \quad x_2 \geq 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min_x & x_1 + x_2 \\ \text{c.v} & x_2 - x_1^3 \leq 0, \quad x_2 \geq 0 \end{array}$$



Condizioni di ottimalità (richiami??)

Supponiamo:

- f, g differenziabili e **convesse**
- h **affini**, e.g. $h_j(x) = a^\top x - b = 0$

Teorema (Condizione Sufficiente)

Se $x^* \in \mathcal{F}$ e esistono dei moltiplicatori $\lambda_1^*, \dots, \lambda_m^* \geq 0, \mu_1^*, \dots, \mu_r^*$ tali che:

$$\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla g_i(x^*) + \sum_{j=1}^r \mu_j^* \nabla h_j(x^*) = 0,$$

$$\lambda_i^* g_i(x^*) = 0, \quad \text{per ogni } i = 1, \dots, m,$$

allora x^* è un minimo locale (globale) di (P_0)



Condizioni di ottimalità (richiami??)

Ci sono condizioni sufficienti di ottimo nel caso **non convesso**?

Supponiamo:

- f, g, h **due volte** continuamente differenziabili
- x^*, λ^*, μ^* soddisfano KKT

Teorema (Condizione Sufficiente)

Se $d^\top \nabla_{xx}^2 L(x^*, \lambda^*, \mu^*) d > 0$, per ogni $d \in Y^*$, $d \neq 0$

$$Y^* = \left\{ d \in \mathbb{R}^n : \begin{aligned} \nabla h_j(x^*)^\top d &= 0, j = 1, \dots, p \\ \nabla g_i(x^*)^\top d &= 0, i \in I_0(x^*), \lambda_i^* > 0, \\ \nabla g_i(x^*)^\top d &\geq 0, i \in I_0(x^*), \lambda_i^* = 0 \end{aligned} \right\}$$

allora x^ è un minimo locale stretto di (P_0)*

