

# Ottimizzazione dei Sistemi Complessi

G. Liuzzi<sup>1</sup>

Mercoledì 15 Aprile 2020

---

<sup>1</sup>Istituto di Analisi dei Sistemi ed Informatica IASI - CNR

# Tanto per cominciare

Consideriamo il problema con soli vincoli di uguaglianza

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

Funzione Lagrangiana:  $L(x, \mu) = f(x) + \mu^\top h(x)$

con gradiente (vi ricordo):

$$\begin{aligned} \nabla_x L(x, \mu) &= \nabla f(x) + \nabla h(x) \mu \\ \nabla_\mu L(x, \mu) &= h(x) \end{aligned}$$

Perciò, le C.N. di ottimo si possono riassumere in:  $\nabla L(x, \mu) = 0$

# Tanto per cominciare

Consideriamo il problema con soli vincoli di uguaglianza

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{c.v.} \quad & h(x) = 0 \end{aligned}$$

Funzione Lagrangiana:  $L(x, \mu) = f(x) + \mu^\top h(x)$

con gradiente (vi ricordo):

$$\begin{aligned} \nabla_x L(x, \mu) &= \nabla f(x) + \nabla h(x) \mu \\ \nabla_\mu L(x, \mu) &= h(x) \end{aligned}$$

Perciò, le C.N. di ottimo si possono riassumere in:  $\nabla L(x, \mu) = 0$

# Tanto per cominciare

Consideriamo il problema con soli vincoli di uguaglianza

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

Funzione Lagrangiana:  $L(x, \mu) = f(x) + \mu^T h(x)$

con gradiente (vi ricordo):

$$\begin{aligned} \nabla_x L(x, \mu) &= \nabla f(x) + \nabla h(x) \mu \\ \nabla_\mu L(x, \mu) &= h(x) \end{aligned}$$

Perciò, le C.N. di ottimo si possono riassumere in:  $\nabla L(x, \mu) = 0$

# Tanto per cominciare

Consideriamo il problema con soli vincoli di uguaglianza

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

Funzione Lagrangiana:  $L(x, \mu) = f(x) + \mu^\top h(x)$

con gradiente (vi ricordo):

$$\begin{aligned} \nabla_x L(x, \mu) &= \nabla f(x) + \nabla h(x) \mu \\ \nabla_\mu L(x, \mu) &= h(x) \end{aligned}$$

Perciò, le C.N. di ottimo si possono riassumere in:  $\nabla L(x, \mu) = 0$

# Quindi ...

Punti che soddisfano le C.N. di ottimo sono punti staz. della funzione Lagrangiana  $L(x, \mu)$  !!

**Idea:** minimizzare  $L(x, \mu)$  sullo spazio  $\mathbb{R}^{n+p}$  per determinare  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  tale che  $\nabla L(\bar{x}, \bar{\mu}) = \mathbf{0}$

**Purtroppo:**  $L(x, \mu)$  è lineare rispetto alle variabili duali  $\mu$  !!

# Quindi ...

Punti che soddisfano le C.N. di ottimo sono punti staz. della funzione Lagrangiana  $L(x, \mu)$  !!

**Idea:** minimizzare  $L(x, \mu)$  sullo spazio  $\mathbb{R}^{n+p}$  per determinare  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  tale che  $\nabla L(\bar{x}, \bar{\mu}) = \mathbf{0}$

**Purtroppo:**  $L(x, \mu)$  è lineare rispetto alle variabili duali  $\mu$ !!

## Quindi ...

Punti che soddisfano le C.N. di ottimo sono punti staz. della funzione Lagrangiana  $L(x, \mu)$  !!

**Idea:** minimizzare  $L(x, \mu)$  sullo spazio  $\mathbb{R}^{n+p}$  per determinare  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  tale che  $\nabla L(\bar{x}, \bar{\mu}) = \mathbf{0}$

**Purtroppo:**  $L(x, \mu)$  è lineare rispetto alle variabili duali  $\mu$ !!



## Però ...

Siano:  $x^*$  un minimo locale (regolare) del problema e  $\mu^*$  i moltiplicatori di KKT associati.

**Supponiamo** di conoscere i moltiplicatori  $\mu^*$  ottimi e di voler determinare  $x^*$ .

Cosa succede se tentiamo di minimizzare la funzione  $L(x, \mu^*)$  su  $\mathbb{R}^n$ ?

**Purtroppo:** spesso si ottiene un punto  $\bar{x} \neq x^*$  e tale che  $h(\bar{x}) \neq 0!!$

## Però ...

Siano:  $x^*$  un minimo locale (regolare) del problema e  $\mu^*$  i moltiplicatori di KKT associati.

**Supponiamo** di conoscere i moltiplicatori  $\mu^*$  ottimi e di voler determinare  $x^*$ .

Cosa succede se tentiamo di minimizzare la funzione  $L(x, \mu^*)$  su  $\mathbb{R}^n$ ?

**Purtroppo:** spesso si ottiene un punto  $\bar{x} \neq x^*$  e tale che  $h(\bar{x}) \neq 0!!$

# Esempio

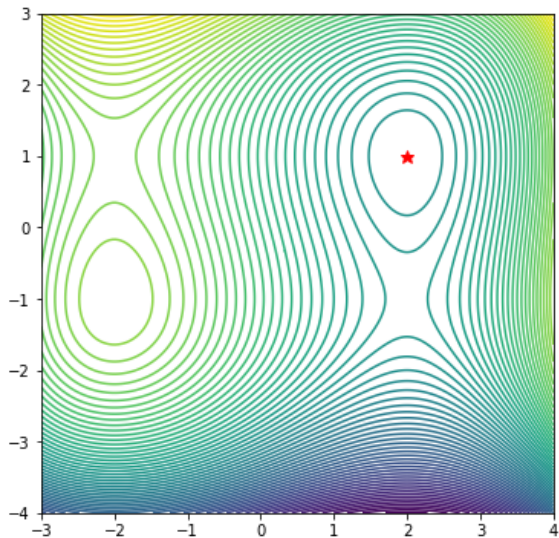
Consideriamo per un momento il problema

$$\begin{aligned} \min \quad & x_1^3 + x_2^3 \\ \text{s.t.} \quad & x_1 - 2 = 0 \\ & x_2 - 1 = 0 \end{aligned}$$

Il punto di minimo globale del problema è (ovviamente) il punto  $x^* = (2, 1)^\top$  con moltiplicatori  $\mu_1^* = -12$ ,  $\mu_2^* = -3$

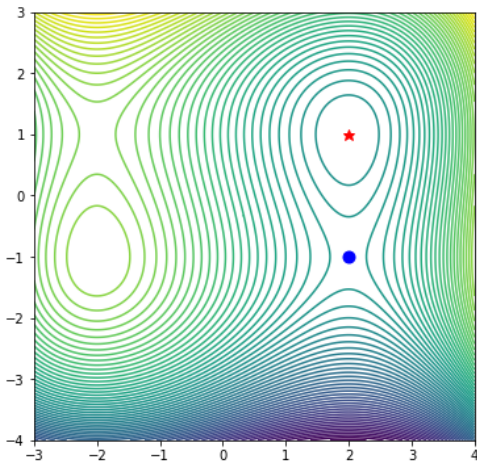
$$L(x, \mu^*) = x_1^3 + x_2^3 - 12(x_1 - 2) - 3(x_2 - 1)$$

# Esempio



# Esempio

Una minimizzazione locale della funzione  $L(x, \mu^*)$  a partire dal punto  $x_0 = (0, -1)^\top$  produce il punto  $\bar{x} = (2, -1)^\top \notin \mathcal{F}$  !!



# Allora?

Bisogna modificare  $L(x, \mu^*)$  “aggiungendo” un termine che consenta di penalizzare la violazione dei vincoli ...

$$\begin{aligned}L_a(x, \mu; \epsilon) &= L(x, \mu) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2 \\ &= f(x) + \mu^\top h(x) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2\end{aligned}$$

**Esempio:**

$$L_a(x, \mu^*, \epsilon) = x_1^3 + x_2^3 - 12(x_1 - 2) - 3(x_2 - 1) + \frac{1}{\epsilon}(x_1 - 2)^2 + \frac{1}{\epsilon}(x_2 - 1)^2$$

Una minimizzazione di  $L_a(x, \mu^*, \epsilon)$  con  $\epsilon = 0.5$  a partire da  $x_0 = (0, -1)^\top$  produce la soluzione globale  $x^*$

# Allora?

Bisogna modificare  $L(x, \mu^*)$  “aggiungendo” un termine che consenta di penalizzare la violazione dei vincoli ...

$$\begin{aligned}L_a(x, \mu; \epsilon) &= L(x, \mu) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2 \\ &= f(x) + \mu^\top h(x) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2\end{aligned}$$

**Esempio:**

$$L_a(x, \mu^*, \epsilon) = x_1^3 + x_2^3 - 12(x_1 - 2) - 3(x_2 - 1) + \frac{1}{\epsilon}(x_1 - 2)^2 + \frac{1}{\epsilon}(x_2 - 1)^2$$

Una minimizzazione di  $L_a(x, \mu^*, \epsilon)$  con  $\epsilon = 0.5$  a partire da  $x_0 = (0, -1)^\top$  produce la soluzione globale  $x^*$

# Allora?

Bisogna modificare  $L(x, \mu^*)$  “aggiungendo” un termine che consenta di penalizzare la violazione dei vincoli ...

$$\begin{aligned}L_a(x, \mu; \epsilon) &= L(x, \mu) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2 \\ &= f(x) + \mu^\top h(x) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2\end{aligned}$$

**Esempio:**

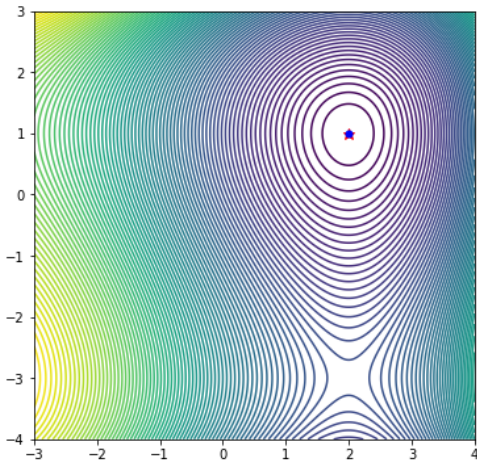
$$L_a(x, \mu^*, \epsilon) = x_1^3 + x_2^3 - 12(x_1 - 2) - 3(x_2 - 1) + \frac{1}{\epsilon}(x_1 - 2)^2 + \frac{1}{\epsilon}(x_2 - 1)^2$$

Una minimizzazione di  $L_a(x, \mu^*, \epsilon)$  con  $\epsilon = 0.5$  a partire da  $x_0 = (0, -1)^\top$  produce la soluzione globale  $x^*$



# Esempio

Una minimizzazione di  $L_a(x, \mu^*, \epsilon)$  con  $\epsilon = 0.5$  a partire da  $x_0 = (0, -1)^\top$  produce la soluzione globale  $x^*$



# Lagrangiano aumentato

$$L_a(x, \mu; \epsilon) = L(x, \mu) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2$$

*con gradiente*

$$\begin{aligned}\nabla_x L_a(x, \mu; \epsilon) &= \nabla_x L(x, \mu) + \frac{2}{\epsilon} \nabla h(x) h(x) \\ \nabla_\mu L_a(x, \mu; \epsilon) &= \nabla_\mu L(x, \mu) = h(x)\end{aligned}$$

# Lagrangiano aumentato

$$L_a(x, \mu; \epsilon) = L(x, \mu) + \frac{1}{\epsilon} \|h(x)\|^2$$

*con gradiente*

$$\begin{aligned}\nabla_x L_a(x, \mu; \epsilon) &= \nabla_x L(x, \mu) + \frac{2}{\epsilon} \nabla h(x) h(x) \\ \nabla_\mu L_a(x, \mu; \epsilon) &= \nabla_\mu L(x, \mu) = h(x)\end{aligned}$$

# Prima proprietà

## Proposizione

*Per ogni valore  $\epsilon > 0$ , ogni punto staz. di  $L_a(x, \mu; \epsilon)$  è un punto di KKT del problema originario e viceversa*

**Dim.:** Sia  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  un punto t.c.  $\nabla L_a(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ . Allora, dalla espr. del gradiente risulta, banalmente:  $h(\bar{x}) = 0$  e quindi  $\nabla_x L(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ , ovvero  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  è un punto di KKT.

Supponiamo ora che  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  sia un punto di KKT e quindi, in particolare,  $h(\bar{x}) = 0$  e  $\nabla_x L(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ . Allora, dalla espr. del gradiente di  $L_a$  si ricava nuovamente  $\nabla L_a(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ . □

# Prima proprietà

## Proposizione

*Per ogni valore  $\epsilon > 0$ , ogni punto staz. di  $L_a(x, \mu; \epsilon)$  è un punto di KKT del problema originario e viceversa*

**Dim.:** Sia  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  un punto t.c.  $\nabla L_a(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ . Allora, dalla espr. del gradiente risulta, banalmente:  $h(\bar{x}) = 0$  e quindi  $\nabla_x L(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ , ovvero  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  è un punto di KKT.

Supponiamo ora che  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  sia un punto di KKT e quindi, in particolare,  $h(\bar{x}) = 0$  e  $\nabla_x L(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ . Allora, dalla espr. del gradiente di  $L_a$  si ricava nuovamente  $\nabla L_a(\bar{x}, \bar{\mu}) = 0$ . □

## Seconda proprietà

Indichiamo con  $\mathcal{G}(\mathcal{C})$  l'insieme dei punti di minimo globale del problema

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ \text{s.t. } x \in \mathcal{F} \cap \mathcal{C} \end{aligned}$$

Supponiamo:

- che esista  $\mathcal{C} \subseteq \mathbb{R}^n$  compatto tale che  $\mathcal{G}(\mathcal{C}) \subseteq \overset{\circ}{\mathcal{C}}$
- $\bar{x} \in \mathcal{G}(\mathcal{C})$  e  $\bar{\mu}$  moltiplicatori di KKT associati

### Proposizione

Allora per valori sufficiente piccoli di  $\epsilon$ ,  $\bar{x}$  è un minimo globale non vincolato di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon)$  su  $\mathcal{C}$

**Dim.** Per contraddizione, supponiamo che per ogni  $k \in \mathbb{N}$  esiste un  $\epsilon_k \leq 1/k$  ed un punto  $x_k$  di minimo globale di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon_k)$  su  $\mathcal{C}$  tale che

$$L_a(x_k, \bar{\mu}; \epsilon_k) < L_a(\bar{x}, \bar{\mu}; \epsilon_k) = f(\bar{x})$$

## Seconda proprietà

Indichiamo con  $\mathcal{G}(\mathcal{C})$  l'insieme dei punti di minimo globale del problema

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ \text{s.t. } x \in \mathcal{F} \cap \mathcal{C} \end{aligned}$$

Supponiamo:

- che esista  $\mathcal{C} \subseteq \mathbb{R}^n$  compatto tale che  $\mathcal{G}(\mathcal{C}) \subseteq \overset{\circ}{\mathcal{C}}$
- $\bar{x} \in \mathcal{G}(\mathcal{C})$  e  $\bar{\mu}$  moltiplicatori di KKT associati

### Proposizione

Allora per valori sufficiente piccoli di  $\epsilon$ ,  $\bar{x}$  è un minimo globale non vincolato di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon)$  su  $\mathcal{C}$

**Dim.** Per contraddizione, supponiamo che per ogni  $k \in \mathbb{N}$  esiste un  $\epsilon_k \leq 1/k$  ed un punto  $x_k$  di minimo globale di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon_k)$  su  $\mathcal{C}$  tale che

$$L_a(x_k, \bar{\mu}; \epsilon_k) < L_a(\bar{x}, \bar{\mu}; \epsilon_k) = f(\bar{x})$$

## Seconda proprietà – segue

Quindi

$$f(x_k) + \bar{\mu}^\top h(x_k) + \frac{1}{\epsilon_k} \|h(x_k)\| < f(\bar{x}).$$

Ora  $\{x_k\}$  è tutta contenuta in un compatto, quindi ammette punti di accumulazione. Esiste quindi certamente una sottosuccessione convergente, che rinominiamo  $\{x_k\}$ , tale che

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = \hat{x}.$$

Deve pertanto risultare

$$\lim_{k \rightarrow \infty} L_a(x_k, \bar{\mu}; \epsilon_k) \leq f(\bar{x})$$

ovvero  $h(\hat{x}) = 0$  e  $f(\hat{x}) \leq f(\bar{x})$ , ovvero anche il punto  $\hat{x}$  è minimo globale del problema su  $\mathcal{C}$ . Quindi  $\hat{x} \in \overset{\circ}{\mathcal{C}}$ . Ma allora, per  $k$  suff. elevato  $x_k \in \overset{\circ}{\mathcal{C}}$ . E allora  $\nabla_x L_a(x_k, \bar{\mu}; \epsilon) = 0$ . Di conseguenza,  $(x_k, \bar{\mu})$  è una coppia di KKT per il problema, tale che per cui

$$L_a(x_k, \bar{\mu}; \epsilon_k) = f(x_k) < f(\bar{x})$$

che contraddice il fatto che  $\bar{x}$  è minimo globale del problema. □



# Terza proprietà

Sia  $\bar{x}$  una sol. del problema vincolato originale tale che:

- $\bar{x}$  è un punto regolare per i vincoli
- la coppia di KKT  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  soddisfa le C.S. del II ordine

## Proposizione

*Per valori sufficientemente piccoli di  $\epsilon > 0$ ,  $\bar{x}$  è un minimo locale stretto di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon)$*

**N.B.** è necessario conoscere  $\bar{\mu}$ !

# Terza proprietà

Sia  $\bar{x}$  una sol. del problema vincolato originale tale che:

- $\bar{x}$  è un punto regolare per i vincoli
- la coppia di KKT  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  soddisfa le C.S. del II ordine

## Proposizione

Per **valori sufficientemente piccoli di  $\epsilon > 0$** ,  $\bar{x}$  è un minimo locale stretto di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon)$

N.B. è necessario conoscere  $\bar{\mu}$ !

# Terza proprietà

Sia  $\bar{x}$  una sol. del problema vincolato originale tale che:

- $\bar{x}$  è un punto regolare per i vincoli
- la coppia di KKT  $(\bar{x}, \bar{\mu})$  soddisfa le C.S. del II ordine

## Proposizione

Per **valori sufficientemente piccoli di**  $\epsilon > 0$ ,  $\bar{x}$  è un minimo locale stretto di  $L_a(x, \bar{\mu}; \epsilon)$

**N.B.** è necessario conoscere  $\bar{\mu}$ !

# Esempio

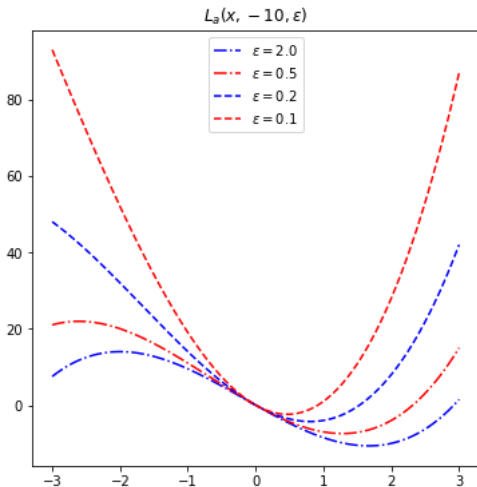
Consideriamo il problema

$$\begin{array}{ll} \min & x^3 \\ \text{s.t.} & x = 0 \end{array}$$

per cui risulta (banalmente)  $x^* = 0$  e  $\mu^* = 0$

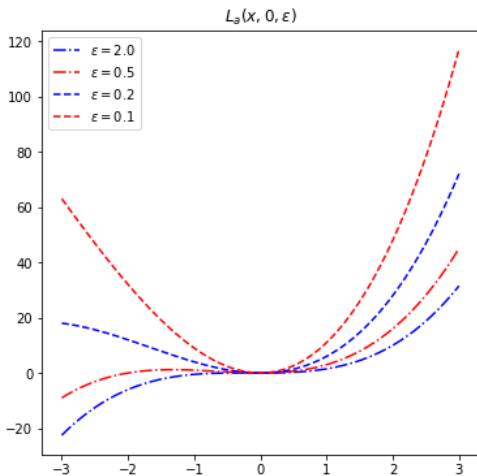
# Esempio

Andamenti della funzione  $L_a(x, -10; \epsilon)$  per  $\epsilon = 2, 0.5, 0.2, 0.1$



# Esempio

Andamenti della funzione  $L_a(x, 0; \epsilon)$  per  $\epsilon = 2, 0.5, 0.2, 0.1$



# Esempio

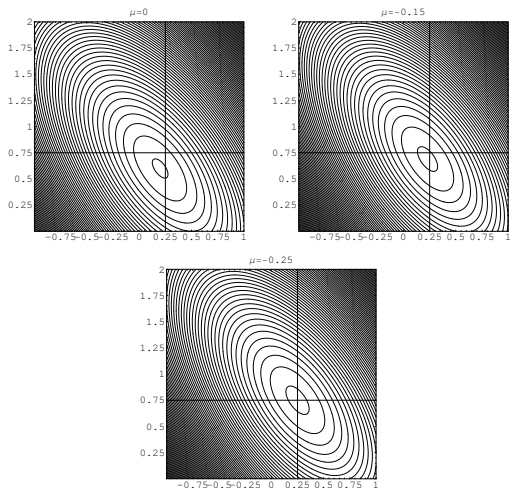
Consideriamo il problema

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2}x^2 + \frac{1}{6}y^2 \\ \text{s.t.} \quad & x + y = 1 \end{aligned}$$

Calcolare la soluzione del problema  $(x^*, y^*, \mu^*)$

## Esempio

Curve di livello di  $L_a(x, y, \bar{\mu}; \epsilon)$  per  $\epsilon = 1$  a  $\bar{\mu} = 0, -0.15, -0.25$





# Metodo di soluzione

## Algoritmo SEQLAGR

**Dati:**  $\epsilon_0 > 0$ ,  $\beta > 1$ ,  $\{\tau_k\} \rightarrow 0$ ,  $\rho > 0$ ,  $\mu_0$ , maxit

**for**  $k = 0, 1, \dots, \text{maxit}$

    Calcola  $x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$

    if  $\|\nabla L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| < \rho$  then

$x^* \leftarrow x_k$ ,  $\mu^* \leftarrow \mu_k$ , STOP

    endif

**endfor**

**Return:** miglior coppia trovata  $(x^*, \mu^*)$

## Metodo di soluzione

**Algoritmo** SEQLAGR

**Dati:**  $\epsilon_0 > 0$ ,  $\beta > 1$ ,  $\{\tau_k\} \rightarrow 0$ ,  $\rho > 0$ ,  $\mu_0$ , maxit

**for**  $k = 0, 1, \dots, \text{maxit}$

Calcola  $x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$

**if**  $\|\nabla L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| < \rho$  **then**

$x^* \leftarrow x_k$ ,  $\mu^* \leftarrow \mu_k$ , STOP

**endif**

$\epsilon_{k+1} = \epsilon_k / \beta$

Calcola  $\mu_{k+1}$

**endfor**

**Return:** miglior coppia trovata  $(x^*, \mu^*)$

## Metodo di soluzione

**Algoritmo SEQLAGR**

**Dati:**  $\epsilon_0 > 0$ ,  $\beta > 1$ ,  $\{\tau_k\} \rightarrow 0$ ,  $\rho > 0$ ,  $\mu_0$ , maxit

**for**  $k = 0, 1, \dots, \text{maxit}$

Calcola  $x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$

**if**  $\|\nabla L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| < \rho$  **then**

$x^* \leftarrow x_k$ ,  $\mu^* \leftarrow \mu_k$ , STOP

**endif**

$\epsilon_{k+1} = \epsilon_k / \beta$

Calcola  $\mu_{k+1}$

**endfor**

**Return:** miglior coppia trovata  $(x^*, \mu^*)$

# Metodo di soluzione

## Algoritmo SEQLAGR

**Dati:**  $\epsilon_0 > 0$ ,  $\beta > 1$ ,  $\{\tau_k\} \rightarrow 0$ ,  $\rho > 0$ ,  $\mu_0$ , maxit

**for**  $k = 0, 1, \dots, \text{maxit}$

Calcola  $x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$

**if**  $\|\nabla L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| < \rho$  **then**

$x^* \leftarrow x_k$ ,  $\mu^* \leftarrow \mu_k$ , STOP

**endif**

$\epsilon_{k+1} = \epsilon_k / \beta$

Calcola  $\mu_{k+1}$

**endfor**

**Return:** miglior coppia trovata  $(x^*, \mu^*)$

# Aggiornamento del moltiplicatore

Come si passa da  $\mu_k$  a  $\mu_{k+1}$ ?

Supponiamo di aver calcolato  $x_k$  e supponiamo anche che  $x_k$  sia stazionario per la funzione  $L_a(x, \mu_k; \epsilon_k)$  cioè

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = 0$$

Ovvero

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \left( \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right) = 0$$

Se definiamo  $\mu_{k+1} = \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k)$  risulterà

$$\nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \mu_{k+1} = 0$$

per cui  $x_k$  soddisfa la condizione di stazionarietà a meno della condizione  $h(x_k) = 0$

## Aggiornamento del moltiplicatore

Come si passa da  $\mu_k$  a  $\mu_{k+1}$ ?

Supponiamo di aver calcolato  $x_k$  e supponiamo anche che  $x_k$  sia stazionario per la funzione  $L_a(x, \mu_k; \epsilon_k)$  cioè

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = 0$$

Ovvero

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \left( \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right) = 0$$

Se definiamo  $\mu_{k+1} = \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k)$  risulterà

$$\nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \mu_{k+1} = 0$$

per cui  $x_k$  soddisfa la condizione di stazionarietà a meno della condizione  $h(x_k) = 0$

## Aggiornamento del moltiplicatore

Come si passa da  $\mu_k$  a  $\mu_{k+1}$ ?

Supponiamo di aver calcolato  $x_k$  e supponiamo anche che  $x_k$  sia stazionario per la funzione  $L_a(x, \mu_k; \epsilon_k)$  cioè

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = 0$$

Ovvero

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \left( \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right) = 0$$

Se definiamo  $\mu_{k+1} = \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k)$  risulterà

$$\nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \mu_{k+1} = 0$$

per cui  $x_k$  soddisfa la condizione di stazionarietà a meno della condizione  $h(x_k) = 0$

## Metodo di soluzione - Metodo dei Moltiplicatori

**Algoritmo SEQLAGR**

**Dati:**  $\epsilon_0 > 0$ ,  $\beta > 1$ ,  $\{\tau_k\} \rightarrow 0$ ,  $\rho > 0$ ,  $\mu_0$ , maxit

**for**  $k = 0, 1, \dots, \text{maxit}$

Calcola  $x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$

**if**  $\|\nabla L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| < \rho$  **then**

$x^* \leftarrow x_k$ ,  $\mu^* \leftarrow \mu_k$ , STOP

**endif**

$\epsilon_{k+1} = \epsilon_k / \beta$

$$\mu_{k+1} = \mu_k + \frac{2h(x_k)}{\epsilon_k}$$

**endfor**

**Return:** miglior coppia trovata  $(x^*, \mu^*)$



# Proprietà di convergenza

## Teorema

Assumiamo che:

- $\{\epsilon_k\} \rightarrow 0, \{\tau_k\} \rightarrow 0$
- per ogni  $k, x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$
- per ogni  $k, x_k \in D$  compatto,  $\mu_k \in A$  compatto
- per ogni  $x \in D$ , i gradienti  $\nabla h_j(x), \forall j$ , sono lin. indipendenti.

Allora, se  $x^*$  è un punto limite di  $\{x_k\}$ , i.e.  $\exists K$  s.t.

$$\lim_{k \rightarrow \infty, k \in K} x_k = x^*$$

$x^*$  è un punto di KKT con molt.  $\mu^*$  t.c.

$$\left\{ \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right\}_K \rightarrow \mu^*$$

# Proprietà di convergenza

## Teorema

Assumiamo che:

- $\{\epsilon_k\} \rightarrow 0, \{\tau_k\} \rightarrow 0$
- per ogni  $k, x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$
- per ogni  $k, x_k \in D$  compatto,  $\mu_k \in A$  compatto
- per ogni  $x \in D$ , i gradienti  $\nabla h_j(x), \forall j$ , sono lin. indipendenti.

Allora, se  $x^*$  è un punto limite di  $\{x_k\}$ , i.e.  $\exists K$  s.t.

$$\lim_{k \rightarrow \infty, k \in K} x_k = x^*$$

$x^*$  è un punto di KKT con molt.  $\mu^*$  t.c.

$$\left\{ \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right\}_K \rightarrow \mu^*$$

# Proprietà di convergenza

## Teorema

Assumiamo che:

- $\{\epsilon_k\} \rightarrow 0, \{\tau_k\} \rightarrow 0$
- per ogni  $k, x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$
- per ogni  $k, x_k \in D$  compatto,  $\mu_k \in A$  compatto
- per ogni  $x \in D$ , i gradienti  $\nabla h_j(x), \forall j$ , sono lin. indipendenti.

Allora, se  $x^*$  è un punto limite di  $\{x_k\}$ , i.e.  $\exists K$  s.t.

$$\lim_{k \rightarrow \infty, k \in K} x_k = x^*$$

$x^*$  è un punto di KKT con molt.  $\mu^*$  t.c.

$$\left\{ \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right\}_K \rightarrow \mu^*$$

# Proprietà di convergenza

## Teorema

Assumiamo che:

- $\{\epsilon_k\} \rightarrow 0, \{\tau_k\} \rightarrow 0$
- per ogni  $k, x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$
- per ogni  $k, x_k \in D$  compatto,  $\mu_k \in A$  compatto
- per ogni  $x \in D$ , i gradienti  $\nabla h_j(x), \forall j$ , sono lin. indipendenti.

Allora, se  $x^*$  è un punto limite di  $\{x_k\}$ , i.e.  $\exists K$  s.t.

$$\lim_{k \rightarrow \infty, k \in K} x_k = x^*$$

$x^*$  è un punto di KKT con molt.  $\mu^*$  t.c.

$$\left\{ \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right\}_K \rightarrow \mu^*$$

# Proprietà di convergenza

## Teorema

Assumiamo che:

- $\{\epsilon_k\} \rightarrow 0, \{\tau_k\} \rightarrow 0$
- per ogni  $k, x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$
- per ogni  $k, x_k \in D$  compatto,  $\mu_k \in A$  compatto
- per ogni  $x \in D$ , i gradienti  $\nabla h_j(x), \forall j$ , sono lin. indipendenti.

Allora, se  $x^*$  è un punto limite di  $\{x_k\}$ , i.e.  $\exists K$  s.t.

$$\lim_{k \rightarrow \infty, k \in K} x_k = x^*$$

$x^*$  è un punto di KKT con molt.  $\mu^*$  t.c.

$$\left\{ \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right\}_K \rightarrow \mu^*$$

# Proprietà di convergenza

## Teorema

Assumiamo che:

- $\{\epsilon_k\} \rightarrow 0, \{\tau_k\} \rightarrow 0$
- per ogni  $k, x_k$  t.c.  $\|\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k)\| \leq \tau_k$
- per ogni  $k, x_k \in D$  compatto,  $\mu_k \in A$  compatto
- per ogni  $x \in D$ , i gradienti  $\nabla h_j(x), \forall j$ , sono lin. indipendenti.

Allora, se  $x^*$  è un punto limite di  $\{x_k\}$ , i.e.  $\exists K$  s.t.

$$\lim_{k \rightarrow \infty, k \in K} x_k = x^*$$

$x^*$  è un punto di KKT con molt.  $\mu^*$  t.c.

$$\left\{ \mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) \right\}_K \rightarrow \mu^*$$

# Dimostrazione

**Dim.** Rinominiamo  $\{x_k\}$  la sottosucc. convergente a  $x^*$ .

Dalla espressione del gradiente risp.  $x$  di  $L_a(x, \mu_k; \epsilon_k)$  possiamo scrivere

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \tilde{\mu}_k$$

dove si è posto

$$\mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) = \tilde{\mu}_k$$

Per ipotesi, per  $k$  suff. elevato, la matrice  $\nabla h(x_k)$  ha colonne lin. indipendenti.  
Quindi  $\nabla h(x_k)^\top \nabla h(x_k)$  è invertibile

Quindi, possiamo ottenere  $\tilde{\mu}_k$

$$\tilde{\mu}_k = (\nabla h(x_k)^\top \nabla h(x_k))^{-1} \nabla h(x_k)^\top (\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) - \nabla f(x_k))$$

# Dimostrazione

**Dim.** Rinominiamo  $\{x_k\}$  la sottosucc. convergente a  $x^*$ .

Dalla espressione del gradiente risp.  $x$  di  $L_a(x, \mu_k; \epsilon_k)$  possiamo scrivere

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \tilde{\mu}_k$$

dove si è posto

$$\mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) = \tilde{\mu}_k$$

Per ipotesi, per  $k$  suff. elevato, la matrice  $\nabla h(x_k)$  ha colonne lin. indipendenti.  
Quindi  $\nabla h(x_k)^\top \nabla h(x_k)$  è invertibile

Quindi, possiamo ottenere  $\tilde{\mu}_k$

$$\tilde{\mu}_k = (\nabla h(x_k)^\top \nabla h(x_k))^{-1} \nabla h(x_k)^\top (\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) - \nabla f(x_k))$$



# Dimostrazione

**Dim.** Rinominiamo  $\{x_k\}$  la sottosucc. convergente a  $x^*$ .

Dalla espressione del gradiente risp.  $x$  di  $L_a(x, \mu_k; \epsilon_k)$  possiamo scrivere

$$\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \tilde{\mu}_k$$

dove si è posto

$$\mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) = \tilde{\mu}_k$$

Per ipotesi, per  $k$  suff. elevato, la matrice  $\nabla h(x_k)$  ha colonne lin. indipendenti.

Quindi  $\nabla h(x_k)^\top \nabla h(x_k)$  è invertibile

Quindi, possiamo ottenere  $\tilde{\mu}_k$

$$\tilde{\mu}_k = (\nabla h(x_k)^\top \nabla h(x_k))^{-1} \nabla h(x_k)^\top (\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) - \nabla f(x_k))$$

# Dimostrazione – continua

Ora, siccome per ipotesi  $\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) \rightarrow \mathbf{0}$ , otteniamo

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \tilde{\mu}_k = \mu^* = -(M(x^*)^\top M(x^*))^{-1} M(x^*)^\top \nabla f(x^*)$$

e quindi da  $\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \tilde{\mu}_k$  otteniamo

$$\nabla f(x^*) + \nabla h(x^*) \mu^* = \mathbf{0}$$

# Dimostrazione – continua

Ora, siccome per ipotesi  $\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) \rightarrow \mathbf{0}$ , otteniamo

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \tilde{\mu}_k = \mu^* = -(M(x^*)^\top M(x^*))^{-1} M(x^*)^\top \nabla f(x^*)$$

e quindi da  $\nabla_x L_a(x_k, \mu_k; \epsilon_k) = \nabla f(x_k) + \nabla h(x_k) \tilde{\mu}_k$  otteniamo

$$\nabla f(x^*) + \nabla h(x^*) \mu^* = \mathbf{0}$$

# Dimostrazione – continua

Dal fatto che  $\tilde{\mu}_k \rightarrow \mu^*$ , ricordando le espressioni di  $\tilde{\mu}_k$

$$\mu_k + \frac{2}{\epsilon_k} h(x_k) = \tilde{\mu}_k$$

e per il fatto che  $\epsilon_k \rightarrow 0$ , otteniamo che  $h(x^*) = 0$ . □