Il Lemma di Farkas

Gabriele Rastello

17 aprile 2020

Indice

1	Problemi lineari	J
2	Dualità e Lemma di Farkas	4
	2.1 Problemi lineari duali e Teorema di Dualità	4
	2.2 Il Lemma di Farkas	4
	2.3 Dimostrazione del Teorema di Dualità dal Lemma di Farkas	4
	2.9 Dimostrazione dei Teorema di Duanta dai Lemma di Larkas	

1 Problemi lineari

Linear programming, surprisingly, is not directly related to computer programming.

Jiri Matousek, Bernd Garter

Sono problemi lineari tutti quei problimi in cui ci si prefigge di trovare il valore massimo (o minimo) che una certa funzione lineare di n variabili può assumere, dato un qualche numero di vincoli (anche essi lineari) su queste variabili. Prima di definire formalmente un problema lineare consideriamo un esempio.

Esempio 1.1.

Massimizza
$$x_1 + x_2$$
rispetto ai vincoli
$$x_1, x_2 \ge 0$$
$$x_2 - x_1 \le 1$$
$$x_1 + 6x_2 \le 15$$
$$4x_1 - x_2 \le 10$$

In \mathbb{R}^2 ogni vincolo individua un semipiano. La zona di \mathbb{R}^2 su cui vogliamo massimizzare $x_1 + x_2$ è dunque l'intersezione di tutti questi semipiani ed è rappresentata in Figura 1.1. Osserviamo che quest'area non è vuota e che è un poligono convesso. Esiste dunque una

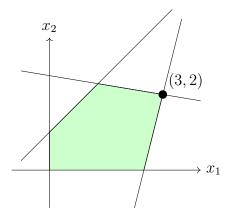


Figura 1.1

coppia (x_1^*, x_2^*) che massimizza $x_1 + x_2$; la coppia in questione può essere ottenuta cercando quale punto del poligono si trova "più distante" nella direzione di massima crescita della funzione (data dal suo gradiente (1,1)). Otteniamo così $x_1^* = 3, x_2^* = 2$ e infine che il valore massimo di $x_1 + x_2$ rispetto ai vincoli dati è 5.

Definizione 1.2. Un **problema lineare** consiste in una funzione lineare di n variabili detta **funzione obiettivo** (o **funzione di costo**) e in un insieme di m vincoli lineari. La funzione obiettivo ha la forma $\mathbf{c}^T\mathbf{x} = c_1x_1 + \ldots + c_nx_n$ per qualche $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$; lo stesso si applica ai vincoli. Dare un problema lineare è allora equivalente a dare un vettore $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$, una matrice $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ e un vettore $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$. Scriveremo compattamente

Massimizza
$$\mathbf{c}^T \mathbf{x}$$
 rispetto ai vincoli $A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$.

Osservazione 1.3. La Definizione 1.2 è del tutto generale. Infatti un problema di minimizzazione può essere trasformato in uno di massimizzazione cambiando segno alla funzione obiettivo. I vincoli espressi tramite un'uguaglianza $\mathbf{a}^T\mathbf{x} = b$ sono equivalenti alla coppia di disuguaglianze $\mathbf{a}^T\mathbf{x} \geq b$, $\mathbf{a}^T\mathbf{x} \leq b$. Ed infine le disuguaglianze possono essere espresse tutte quante nella forma $\mathbf{a}^T\mathbf{x} \leq b$.

Definizione 1.4. Un vettore $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ che soddisfa tutti i vincoli di un problema lineare è una soluzione possibile per il problema. Un problema è soddisfacibile se ammette una soluzione possibile ed è insoddisfacibile altrimenti. Una soluzione possibile $\mathbf{x}^* \in \mathbb{R}^n$ è una soluzione ottimale se $\mathbf{c}^T\mathbf{x}^*$ è massimo tra i valori $\mathbf{c}^T\mathbf{x}$ con \mathbf{x} soluzione possibile.

Osservazione 1.5. Va osservato che, generalmente, un sistema lineare può avere più di una soluzione ottimale; come esempio si considerino i vincoli dell'Esercizio 1.1 applicati però alla funzione obiettivo $\frac{1}{6}x_1 + x_2$. È inoltre vero che, anche se un sistema è soddisfacibile, possono non esistere soluzioni ottimali; come esempio basta rimuovere i vincoli $x_1 + 6x_2 \le 15$ e $4x_1 - x_2 \le 10$ dall'Esercizio 1.1.

Definizione 1.6. Se un problema lineare ammette (almeno) una soluzione ottimale allora è detto **limitato**; se non ne ammette viene detto **illimitato**.

Concludiamo la sezione con un esempio di applicazione dei problemi lineari all'analisi numerica (in particolare alla regressione lineare) e con un'osservazione sulla difficoltà computazionale della ricerca di soluzioni (possibili e ottimali) ad un dato problema lineare.

Esempio 1.7. Dato un insieme di punti $\{(x_i, y_i): i = 1, ..., n\}$ di \mathbb{R}^2 è possibile ottenere l'equazione di una retta che si avvicina il più possibile ai punti dati usando il *metodo dei minimi quadrati*. L'intera tecnica è basata sul cercare $a, b \in \mathbb{R}$ tali che

$$\sum_{i=1}^{n} (ax_i + b - y_i)^2$$

sia minimo. Un metodo alternativo (e per certi lati migliore) consiste nel minimizzare direttamente la somma degli errori in valore assoluto:

$$\sum_{i=1}^{n} |ax_i + b - y_i|. \tag{*}$$

Seppure questa quantità non sia lineare il problema può essere ridotto ad un problema lineare. Si consideri infatti il problema

Minimizza
$$e_1 + \ldots + e_n$$

rispetto ai vincoli $e_i \ge ax_i + b - y_i$
 $e_i \ge -(ax_i + b - y_i)$, con $i = 1, \ldots, n$.

Le variabili qui sono a, b, e_1, \ldots, e_n . Ogni e_i è una variabile ausiliaria che rappresenta l'errore relativo al punto (x_i, y_i) ; infatti i vincoli ci assicurano che

$$e_i \ge \max(ax_i + b - y_i, -(ax_i + b - y_i)) = |ax_i + b - y_i|.$$

Nel caso di una soluzione ottimale tutte queste disuguaglianze devono valere come uguaglianze, altrimenti sarebbe possibile ridurre ulteriormente il corrispettivo e_i . Ne consegue che una soluzione ottimale del problema fornisce una retta che minimizza (*).

Osservazione 1.8. Consideriamo un problema lineare generico

Massimizza
$$\mathbf{c}^T \mathbf{x}$$
 rispetto ai vincoli $A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$.

e supponiamo di sapere che $0 \le \mathbf{c}^T \mathbf{x} \le M$ per un $M \in \mathbb{R}$ e ogni soluzione possibile \mathbf{x} . Supponiamo inoltre di avere una procedura che ci permetta di sapere quando un arbitrario problema lineare è soddisfacibile. Allora possiamo approssimare il valore massimo di $\mathbf{c}^T \mathbf{x}$ con una tecnica di ricerca binaria:

- (1) aggiungiamo al problema iniziale il vincolo $\mathbf{c}^T \mathbf{x} \geq \frac{M}{2}$ e determiniamo se questo nuovo problema è soddisfacibile,
- (2) se lo è allora il massimo di $\mathbf{c}^T \mathbf{x}$ si trova tra $\frac{M}{2}$ e M, altrimenti si trova tra 0 e $\frac{M}{2}$,
- (3) ripetendo i passi (1) e (2) su questo nuovo intervallo possiamo molto velocemente localizzare il massimo.

Questo ci dice che, computazionalmente, il problema di ricerca di una soluzione ottimale è tanto difficile quanto quello di ricerca di una soluzione qualunque.

2 Dualità e Lemma di Farkas

2.1 Problemi lineari duali e Teorema di Dualità

Osservazione 2.1. Consideriamo un problema lineare

Massimizza
$$\mathbf{c}^T \mathbf{x}$$
 rispetto ai vincoli $A\mathbf{x} < \mathbf{b}$. (P)

Per ogni x_i si considerino due variabili y_i, y_i' e si sostituisca ogni occorrenza di x_i nel problema con $y_i - y_i'$. Aggiungendo i vincoli $\mathbf{y}, \mathbf{y}' \geq 0$ si ottiene un secondo problema lineare

Massimizza
$$\mathbf{c'}^T \mathbf{z}$$

rispetto ai vincoli $A' \mathbf{z} \leq \mathbf{b'}$
 $\mathbf{z} \geq 0$ (P^*)

nelle variabili \mathbf{y}, \mathbf{y}' (qui rappresentate come un unico gruppo \mathbf{z} per semplicità) che è del tutto equivalente al sistema di partenza. Infatti una soluzione del primo fornisce una soluzione del secondo perché ogni numero reale può essere scritto come differenza di due reali positivi; mentre ogni soluzione del secondo fornisce una soluzione del primo ottenuta come $x_i = y_i - y_i'$. È dunque sempre possibile supporre che un problema lineare sia dato nella forma (P^*) .

2.2 Il Lemma di Farkas

2.3 Dimostrazione del Teorema di Dualità dal Lemma di Farkas

Riferimenti bibliografici

[1] Jiri Matousek & Bernd Gartner, *Understanding and Using Linear Programming*, Springer, 2007.