METODI E MODELLI PER LE DECISIONI

Prof. Roberto Cordone
6 CFU

Luca Cappelletti

Lecture Notes
Year 2017/2018

Magistrale Informatica
Università di Milano
Italy
3 gennaio 2018

Indice

1
Introduzione

1.1 Dispense

Sono disponibili dispense sul sito del corso.

2
Problemi di Decisione

2.1 Problemi complessi

$$P = (X, \Omega, F, f, D, \Pi)$$

Figura 2.1: Definizione formale di problema di decisione.

Queste variabili rappresentano:

1. X rappresenta l'insieme delle **alternative**, o delle **soluzioni** o anche delle **soluzioni ammissibili**.
2. Ω rappresenta insieme degli **scenari** o **esiti**.
3. F rappresenta l'insieme degli **impatti**.
4. f rappresenta la **funzione dell'impatto**.
5. D rappresenta l'insieme dei **decisori**, tipicamente un insieme finito e di dimensione bassa. Un decisore è un'entità umana, modellata quanto possibile matematicamente.
6. Π insieme delle **preferenze**.

X viene definito come:

$$X \subseteq \mathbb{R}^n \text{se } \boldsymbol{x} \in X \Rightarrow \boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix}$$

con ogni termine x_i viene chiamato o **elemento di alternativa** o **variabile di decisione**.

Ω viene definito come:

$$\Omega \subseteq \mathbb{R}^r \text{se } \boldsymbol{\omega} \in \Omega \Rightarrow \boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \dots \\ \omega_r \end{bmatrix}$$

con ogni termine ω_i viene chiamato o **elemento di scenario** o **variabile esogene**, cioè variabili che influiscono sulla configurazione del nostro sistema, non decise arbitrariamente ma provenienti dall'esterno.

F viene definito come:

$$F \subseteq \mathbb{R}^p \text{se } \boldsymbol{f} \in F \Rightarrow \boldsymbol{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \dots \\ f_p \end{bmatrix}$$

Le $f_l \in \mathbb{R}$ vengono ipotizzate ad essere intere e vengono chiamate **indicatore**, **attributo**, **criterio** o **obbiettivo**. Un **indicatore** per esempio potrebbe essere un *valore ottimo*.

La f viene definita come:

$$f(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\omega}) : X \times \Omega \to F$$

La matrice di tutte le combinazioni viene chiamata **matrice delle valutazioni**.

La Π viene definita come

$$\Pi : D \to 2^{F \times F}$$

, dove $\pi_d \subseteq F \times F$. $F \times F$ rappresenta l'insieme delle **coppie ordinate di impatti**, mentre $2^{F \times F}$ rappresenta l'insieme delle **relazioni binarie**.

Per esempio, ponendo $F = \{f, f', f''\}$, otteniamo un prodotto cartesiano:

$$F \times F = \{(f, f'), (f, f''), (f', f), (f, f''), (f'', f), (f'', f'), (f, f), (f', f'), (f'', f'')\}$$

La **preferenza** è la volontà per cui il decisore risulta disponibile a fare uno scambio.

Un esempio di preferenza è:

$$f' \preccurlyeq_d f' \Leftrightarrow (f', f'') \in \Pi_d$$

. In un ambiente ingegneristico si usa il $\preccurlyeq_d$, minimizzando i costi, mentre in un ambiente economico si cerca di massimizzare i costi $\succcurlyeq_d$.

Definizione 2.1.1 (indifferenza)**.** Due preferenze f' e f'' sono dette **indifferenti** quando:

$$f' \; f'' \Leftrightarrow \begin{cases} f' \preccurlyeq_d f'' \\ f' \succcurlyeq_d f'' \end{cases}$$

Definizione 2.1.2 (Preferenza Stretta)**.** Una preferenza f' è detta **preferenza stretta** quando:

$$f' <_d f'' \Leftrightarrow \begin{cases} f' \preccurlyeq_d f'' \\ f' \not\succcurlyeq_d f'' \end{cases}$$

Definizione 2.1.3 (Incomparabilità)**.** Due preferenze f' e f'' sono dette **incomparabili** quando:

$$f' \bowtie_d f'' \Leftrightarrow \begin{cases} f' \not\preccurlyeq_d f'' \\ f' \not\succcurlyeq_d f'' \end{cases}$$

2.2 Proprietà delle preferenze

Proprietà riflessiva

$$f \preccurlyeq f \qquad \forall f \in F$$

Proprietà di completezza

Un decisore può sempre concludere una decisione (ipotesi molto forte che talvolta porta a risultati impossibili):

$$f \not\preccurlyeq f' \Rightarrow f' \preccurlyeq f \qquad \forall f, f' \in F$$

Proprietà di anti-simmetria

$$f \preccurlyeq f' \wedge f' \preccurlyeq f \Rightarrow f' = f \qquad \forall f, f' \in F$$

Proprietà Transitiva

Solitamente i decisori non possiedono questa proprietà, anche perché è necessario modellare lo scorrere del tempo, per cui le proprietà valgono potenzialmente solo in un determinato periodo temporale. Viene generalmente considerata verificata.

$$f \preccurlyeq f' \wedge f' \preccurlyeq f'' \Rightarrow f \preccurlyeq f'' \qquad \forall f, f', f'' \in F$$

2.3 Ipotesi funzione del valore

Un decisore che ha in mente una funzione valore v, ha in mente una relazione di preferenza Π **riflessiva**, **completa**, **non necessariamente anti simmetrica** e **transitiva**. Quando una relazione possiede queste proprietà viene chiamata **ordine debole**, debole perché possono esiste dei *pari merito*. Un campo di applicazione sono i campionati sportivi.

$$\exists v : F \to \mathbb{R} : f \preccurlyeq f' \Leftrightarrow v_{(f)} \succcurlyeq v_{(f')}$$

Condizioni di preordine

Avendo le condizioni di **riflessività**, **transitività** si ottiene la condizione di **preordine**.

Ordini deboli

Avendo le condizioni di **riflessività**, **transitività** e **completezza** si ha la condizione di ordine debole, che è molto utilizzata.

Ordine parziale

Avendo le condizioni di **riflessività**, **transitività** e **antisimmetria** si ottiene la condizione di **ordine parziale**.

Ordine totale

Avendo le condizioni di **riflessività**, **transitività**, **completezza** e **antisimmetria** si ottiene la condizione di **ordine totale**.

2.4 Tabella riassuntiva

Proprietà	**Preordine**	**Ordine debole**	**Ordine parziale**	**Ordine totale**
Riflessività	✓	✓	✓	✓
Transitività	✓	✓	✓	✓
Completezza		✓		✓
Antisimmetria			✓	✓

2.5 Conto di Borda

La formula in figura 2.2 utilizzato per costruire una **funzione valore**:

$$v(f) = |\{f' \in F : f \preccurlyeq f'\}|$$

Figura 2.2: Conto di Borda

Il valore di un impatto è pari al numero di impatti cui esso è preferibile, compreso l'impatto stesso.

Quando la cardinalità dell'insieme è $\mathbb{N} \times \mathbb{R}$ è possibile ottenere una **funzione valore**, ma quando ci si trova in condizioni come $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$ che non risultano più mappabili sull'insieme $\mathbb{R}$ non risulta più possibile realizzare una **funzione valore**.

2.6 Problemi semplici

Un problema viene detto *semplice* quando essi possiedono queste caratteristiche:

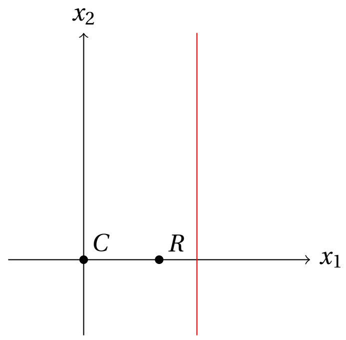
1. $\exists v(f)$ conforme
2. $|\Omega| = 1 \Rightarrow f : X \to \mathbb{R}$, cioè esiste un $f(x)$
3. $|D| = 1$
4. $X = \{x \in \mathbb{R}^n : g_j(x) \leq 0 \forall j = 1, \ldots, n\}$ con $g_j \in C^1(\mathbb{R}^n)$

3

Programmazione matematica

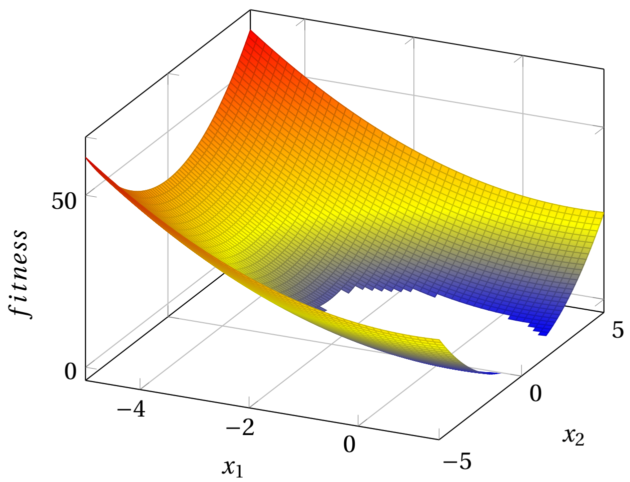
Minimizzo $f(x)$, con la condizione di $g_j(x) \leq 0 \forall j = 1 \ldots n$.

Supponiamo di voler identificare la posizione migliore di una discarica, e che il punto in cui i rifiuti vengono prodotti sia $R = (1,0)$, che in punto $C = (0,0)$ vi sia in una città e che si debba avere una distanza di almeno 2 dalla città. Inoltre, la nostra discarica deve trovarsi a sinistra di $\frac{3}{2}$, cioè $x_0 < \frac{3}{2}$, perché li vi è un confine.



La funzione di minimo che vado a definire risulta:

$$\min f(x) = \begin{cases} (x_1 - 1)^2 + x_2^2 \\ x_1^2 + x_2^2 = 4 \\ x_1 < \dfrac{3}{2} \end{cases}$$



3.1 Programmazione matematica

Definizione 3.1.1. Ottimo locale $\tilde{x}$ ottimo locale $\Leftrightarrow f(x) \geq f(\tilde{(x)}) \forall x \in \mathbb{U}_{\tilde{x},\epsilon}$

Dato $\tilde{x}$ come un **ottimo locale**, e $\xi(\alpha)$ un **arco ammissibile** con la caratteristica di:

$$\xi(0) = \tilde{x} \qquad \xi(alpha) \in X \forall \alpha \in [0, \hat{\alpha})$$

Allora vale che ξ risulta **non migliorante**:

$$f(\xi(\alpha)) \geq f(\tilde{x}) = f(\xi(0)) \forall \alpha \in [0, \hat{\alpha})$$

La formula sovra riportata può essere espressa più semplicemente tramite:

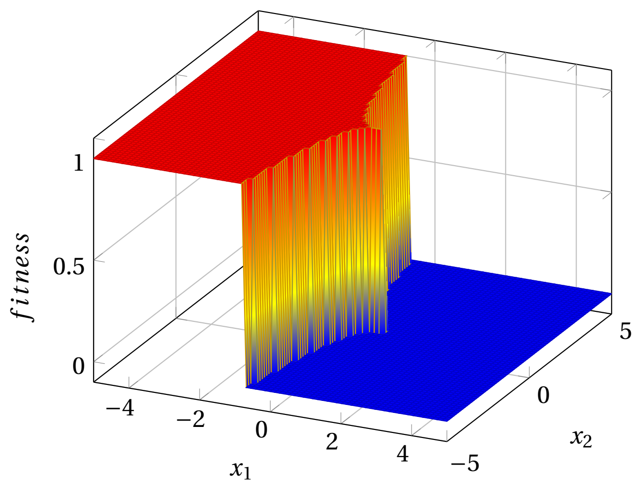
$$[\nabla f(\tilde{x})]^T P_\xi \geq \emptyset$$

Definizione 3.1.2 (Punti non regolari)**.**

$$\tilde{x} \text{ regolare } \Leftrightarrow \nabla g_j(\tilde{x}) \text{per } g_j \text{ attivo, con le varie funzioni } g_j \text{ linearmente indipendenti}$$

Definizione 3.1.3 (Punti non regolari)**.** Sono dei punti per cui non vale

$$[\nabla g_j \tilde{()}]^T P_\xi(\tilde{x}) \geq 0 \text{ per } g_j \text{ attivo } \Leftarrow \begin{cases} \xi \text{ arco ammissibile} \\ \tilde{x} \text{ ottimo locale} \end{cases} \Rightarrow [\nabla f(\tilde{x})]^T P_\xi \geq \emptyset$$



3.2 Lemma di Farkas

$$C_j = \{p \in \mathbb{R}^2 : g_j^T p \leq 0 \forall j\}$$

Figura 3.1: Cono direzioni "opposte" ai vettori g_j

$$C_f = \{p \in \mathbb{R}^2 : f^T p \leq 0 \forall j\}$$

Figura 3.2: Cono direzioni "opposte" a f

Se $\exists \mu_j \geq 0 : f = \sum_j \mu_j g_j \Leftrightarrow (C_g \subseteq C_f) - f^T p \leq 0 \forall p : g_j^T p \leq 0 \forall j$

Posso riscrivere questa formula usando i gradienti:

Se $\exists \mu_j \geq 0 : \nabla f = \sum_j \mu_j \nabla g_j \Leftrightarrow (C_g \subseteq C_f) - \nabla f^T p \leq 0 \forall p : \nabla g_j^T p \leq 0 \forall j$

che cosa è la combinazione lineare? e convessa? e conica?

3.3 Condizioni di KarushKuhnTucker (KKT)

Se $\widetilde(x)$ è un **ottimo locale** e **regolare**, allora $\exists \mu_j \geq 0 : \nabla f(\widetilde{x}) + \sum_{j:g_j \text{ attivo}} \mu_j \nabla g_j = \emptyset$

Questo viene posto a sistema con $\mu_j g_j(\widetilde{x}) = \emptyset \forall j = 1...n$:

$$\begin{cases} \exists \mu_j \geq 0 : \nabla f(\widetilde{x}) + \sum_{j:g_j \text{ attivo}} \mu_j \nabla g_j = \emptyset \\ \mu_j g_j(\widetilde{x}) = \emptyset \forall j = 1...n \\ g_j(\widetilde{x}) < 0 \Rightarrow \mu_j = 0 \\ g_j(x) \leq 0 \forall j = 1...m \end{cases}$$

3.4 Metodo dei vincoli

Dato un punto x^* **globalmente paretiano** per $\begin{cases} \min f_1 \\ \vdots \\ \min f_p \end{cases} \Rightarrow x^*$ è un **ottimo globale** per $f_l(x)$, cioè vale che $f_l(x) \leq \epsilon_l = f_l(x^*)$ con $x \in X$

3.5 Metodo Lessicografico

1. Si chiede al **decisore** di introdurre un **ordinamento totale** sugli indicatori, cioè $1, \ldots, P \rightsquigarrow \pi_1, \ldots, \pi_P$, dove π_1 viene considerato **l'indicatore principale**.
2. Vado a selezionare tutti i **cammini a costo minimo**, limitandomi all'indicatore principale: $\min_{x \in X} f_{\pi_1} \rightarrow X_1^*$
3. Continuo a cercare i cammini a costo minimo degli indicatori successivi, sino a che rimango con un'unica soluzione minimante valida. Se arrivo all'ultimo indicatore con più di una soluzione ne scelgo una a caso. La soluzione così ottenuta è **globalmente paretiana** (benchè tendenzialmente molto squilibrata e che non da un compromesso) perchè è un ottimo per tutte le funzioni.

3.6 Metodo lessicografico con livelli di aspirazione

In aggiunta al passaggio preliminare visto precedentemente fisso i **livelli di aspirazione** $\epsilon_l \quad \forall l \neq \pi_1$

3.7 Metodo del punto utopia

Viene aggiunto un punto che viene descritto dal decisore come il migliore possibile, ignorando temporaneamente i vincoli, e si va quindi ad identificare una regione paretiana come quella che ne minimizza la distanza.

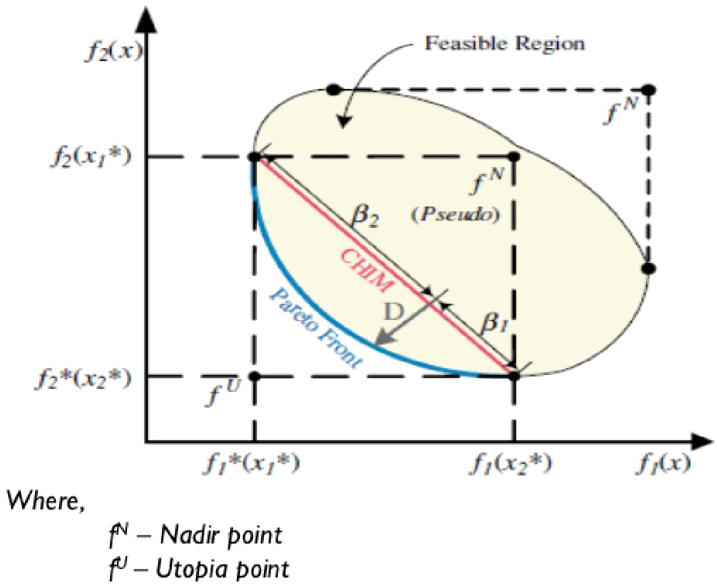


Figura 3.3: Metodo del punto utopia

4

Teoria dell'utilità a molti attributi (MAUT)

La teoria MAUT (multiple attribute utility theory) ipotizza di trovarsi nella situazione in cui un decisore è in grado di ordinare gli indicatori, creando un set Π con un ordine debole. Ipotizza inoltre l'esistenza di una funzione valore $u(f)$ conforme a Π. Spesso la $u(f)$ non si conosce ed è necessario costruire il passaggio da π a $u(f)$

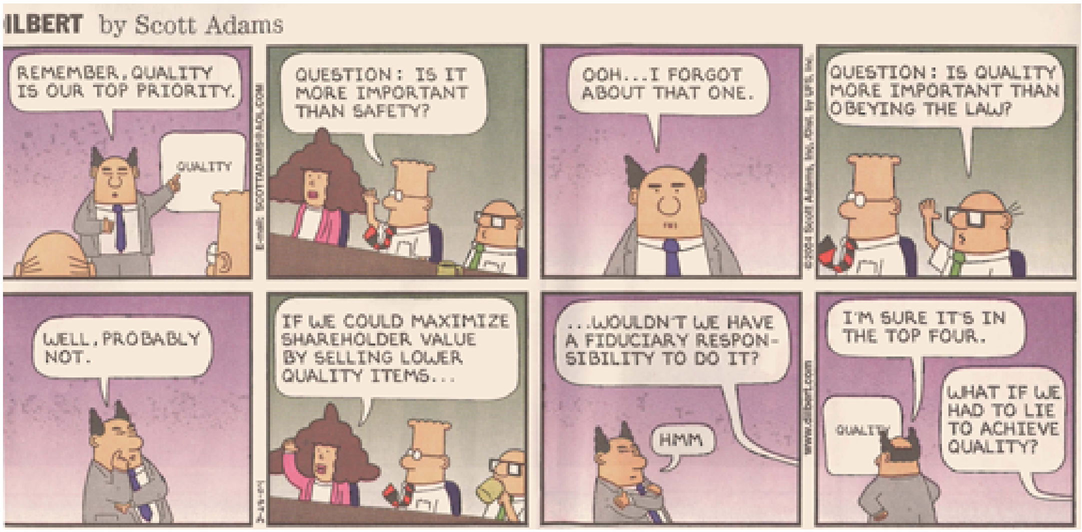


Figura 4.1: MAUT in progress

Campiono quuindi gli impatti e connetto quelli che risultano indifferenti preferenzialmente, cercando di identificare forme analitiche che le descrivano.

$$u(b) = f_1 f_2 \rightarrow u(b) = f_1^{\alpha_1} f_2^{\alpha_2}$$

Definita quindi una formula vado a verificare che valga su quei punti:

$$u(f_1) = u(f_2) \Rightarrow f_1^{\alpha_1} f_1^{\alpha_2} = f_2^{\alpha_1} f_2^{\alpha_2}$$

$$u(f) = \prod_{l=1}^{p} f_l^{\alpha_l}$$

Figura 4.2: **Funzioni di Cobb-Douglas:** descrive un consumatore, viene usata in economia

Questo procedimento diventa rapidamente insolubile all'aumentare dei decisori e degli indicatori. Viene quindi *ipotizzato* che la funzione di utilità sia **additiva**, cioè che valga:

$$u(f) = \sum_{l=1}^{p} u_l(f_l)$$

4.1 Indipendenza preferenziale

Dato un insieme $P = \{1, \dots, p\}$ degli indici, $L \subset P$ con L preferenzialmente indipendente da $P \setminus L$.

Esempio sui viaggi

Viaggiare bene prima implica voler viaggiare bene dopo?

$$\begin{bmatrix} f_L \\ f \end{bmatrix} \preceq \begin{bmatrix} f'_L \\ f \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} f_L \\ \xi \end{bmatrix} \preceq \begin{bmatrix} f'_L \\ \xi \end{bmatrix} \quad \forall f_L \forall f'_L \forall f \forall \xi$$

Esempio sui pranzi

Primo e secondo non sono preferenzialmente indipendenti.

$$f = \begin{bmatrix} primo \\ secondo \end{bmatrix}$$

A

Temi d'esame risolti

In linea di principio, gli 8 esercizi dell'esame valgono 4 punti l'uno e sono abbastanza chiaramente scanditi in sottoesercizi da 0.5, 1, 1.5, a volte 2 punti.

A.1 Tema d'esame - 11 Aprile 2017

A.1.1 Esercizio 1

Si definisca in modo formale un problema di decisione complesso (X,Ω,F,f,D,Π) descrivendo brevemente il significato dei suoi elementi.

Si indichino le proprietà di cui deve godere la relazione di preferenza Π per essere un ordine debole e si spieghi se, in tal caso, essa ammette una funzione valore conforme.

A.1.2 Soluzione esercizio 1

Un problema di decisione complesso viene descritto dalla sestupla (X,Ω,F,f,D,Π):

X L'insieme delle **soluzioni possibili**.

Ω L'insieme degli **scenari o esiti possibili**.

F L'insieme degli **impatti possibili**.

$f(x,\omega) : X \times \Omega \to F$ La **funzione impatto**.

D L'insieme dei **decisori**.

$\Pi(d) : D \to 2^{F\times F}$ La **relazione di preferenza**.

La **relazione di preferenza** Π per essere un *ordine debole* deve godere delle proprietà **riflessiva**, **transitiva** e **di completezza**.

Proprietà riflessiva Ogni impatto è **indifferente** a se stesso: $f \preceq f$.

Proprietà transitiva Se un impatto f_1 è preferibile ad un altro f_2 e questo ad un terzo f_3, allora il primo è preferibile al terzo: $f_1 \preceq f_2 \wedge f_2 \preceq f_3 \Rightarrow f_1 \preceq f_3$.

Proprietà di completezza Dati due impatti, un dei due è certamente **preferibile** all'altro, o al limite sono **indifferenti**.

Una **funzione valore** $v : F \to \mathbb{R}$ associa ad ogni impatto un valore reale, ed è conforme ad una relazione di preferenza Π quando il valore di un impatto f_1 preferibile ad un impatto f_2 è maggiore del valore dell'impatto f_2:

$$f_1 \preceq f_2 \Leftrightarrow v(f_1) \geq v(f_2) \forall f_1, v_2 \in F$$

Se una relazione di preferenza Π ammette una funzione valore, allora Π è un ordine debole.

Non vale però il contrario, per esempio un *ordine lessicografico* è un ordine totale che non ammette una funzione valore conforme.

Una relazione Π di ordine debole su F ammette una funzione valore conforme **se e solo se** $\exists \tilde{F} \subseteq F$ numerabile e denso in F.

A.1.3 Esercizio 2

Dato il problema di programmazione matematica

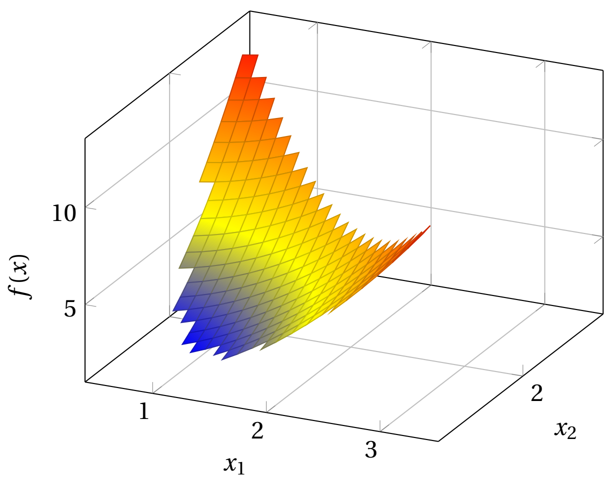
$$\begin{aligned} \min f(x) &= x_1^2 + x_2^2 \\ g_1(x) &= 1 - x_1 x_2 \le 0 \\ g_2(x) &= x_1 + x_2 - 4 \le 0 \\ g_3(x) &= -x_1 - x_2 - 2 \le 0 \end{aligned}$$

a) Si rappresenti il problema graficamente.

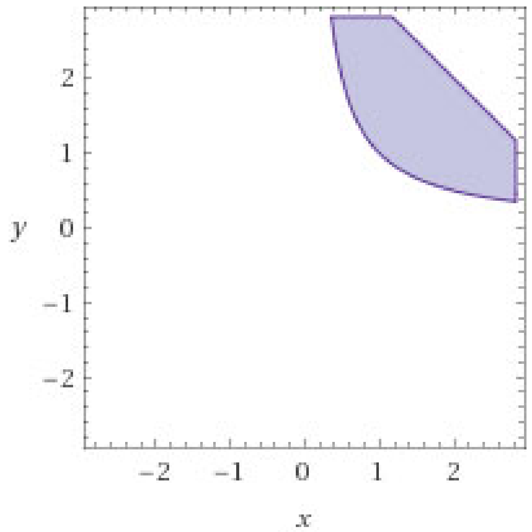
b) Si determinino gli eventuali punti non regolari o si mostri che non ne esistono.

c) Si determinino i punti candidati secondo le condizioni di KKT, e in particolare quello/i di minimo.

A.1.4 Soluzione esercizio 2



(a) La funzione $f(x)$



(b) Dominio della funzione $f(x)$

a) La funzione nel suo dominio di definizione è la seguente:

Calcolo dei punti non regolari: Calcolo i gradienti dei vincoli:

$$\nabla g_1 = \begin{bmatrix} -x_2 \\ -x_1 \end{bmatrix} \qquad \nabla g_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \nabla g_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Il gradiente ∇g_1 si annulla nell'origine, che è all'esterno del dominio di interesse (nessun vincolo è attivo in quel punto). Gli altri gradienti ∇g_2 e ∇g_3 non si annullano.

Calcolo i punti dati dall'intersezione dei vincoli a coppie:

Vincoli g_1 e g_2:

$$\begin{cases} 1 - x_1 x_2 = 0 \\ x_1 + x_2 - 4 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 1 - x_2(4 - x_2) = 0 \\ x_1 = 4 - x_2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_2^2 - 4x_2 + 1 = 0 \Rightarrow x_2 = 2 \pm \sqrt{3} \\ x_1 = 4 - x_2 \end{cases}$$

Da cui deriviamo i punti $A = (2+\sqrt{3}, 2-\sqrt{3})$ e $B = (2-\sqrt{3}, 2+\sqrt{3})$. In nessuno di questi punti la matrice realizzata accostando i gradienti risulta singolare, quindi i punti A e B sono regolari.

Vincoli g_1 e g_3:

$$\begin{cases} 1 - x_1 x_2 = 0 \\ x_1 = -x_2 - 2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 1 + x_2^2 + 2x_2 = 0 \Rightarrow x_2 = 1 \\ x_1 = -3 \end{cases}$$

Ne deriviamo il punto $C = (-3, 1)$ che nuovamente non annulla il determinante della matrice dei gradienti ed è quindi regolare.

Vincoli g_2 e g_3: I due vincoli non hanno intersezioni.

Vincoli g_1, g_2 e g_3: I tre vincoli non hanno intersezioni comuni.

Condizioni KKT

Calcolo della lagrangiana generalizzata

$$l(x) = x_1^2 + x_2^2 + \mu_1(1 - x_1 x_2) + \mu_2(x_1 + x_2 - 4) + \mu_3(-x_1 - x_2 - 2)$$

Realizzo il sistema delle condizioni KKT

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2x_1 + \mu_1 x_2 + \mu_2 + \mu_3 \\ 2x_2 + \mu_1 x_1 + \mu_2 + \mu_3 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_1(1 - x_1 x_2) = 0 \\ \mu_2(x_1 + x_2 - 4) = 0 \\ \mu_3(-x_1 - x_2 - 2) = 0 \\ 1 - x_1 x_2 \leq 0 \\ x_1 + x_2 - 4 \leq 0 \\ -x_1 - x_2 - 2 \leq 0 \\ \mu_1 \geq 0 \\ \mu_2 \geq 0 \\ \mu_3 \geq 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 2x_1 + 2x_2 + \mu_2 + \mu_3 = 0 \\ \mu_2(x_1 + x_2 - 4) = 0 \\ \mu_3(-x_1 - x_2 - 2) = 0 \\ 1 - x_1 x_2 = 0 \\ x_1 + x_2 - 4 \leq 0 \\ -x_1 - x_2 - 2 \leq 0 \\ \mu_1 = 2 \\ \mu_2 \geq 0 \\ \mu_3 \geq 0 \end{cases}$$

Caso $\mu_2 = 0 \wedge g_2 \leq 0$

$$\begin{cases} \mu_3 = -\frac{2}{x_2} - 2x_2 \Rightarrow \mu_3 = 3 \\ (1 + x_2^2)(x_2 + 1)^2 = 0 \Rightarrow x_2 = -1 \\ x_1 = \frac{1}{x_2} \Rightarrow x_1 = -1 \\ x_1 + x_2 - 4 \leq 0 \Rightarrow -6 \leq 0 \\ -x_1 - x_2 - 2 \leq 0 \Rightarrow 0 = 0 \\ \mu_1 = 2 \\ \mu_2 = 0 \\ \mu_3 = 3 \end{cases}$$

Viene identificato il punto candidato $D = (-1, -1)$.

Caso $\mu_2 > 0 \wedge g_2 = 0$

$$\begin{cases} \mu_2 = -\frac{2}{2 \pm \sqrt{3}} - 2(2 \pm \sqrt{3}) \\ \mu_3(1 + (2 \pm \sqrt{3})^2 + 2(2 \pm \sqrt{3})) = 0 \Rightarrow \mu_3 = 0 \\ x_1 = \frac{1}{x_2} \Rightarrow x_1 = \frac{1}{2 \pm \sqrt{3}} \\ 1 + x_2^2 - 4x_2 = 0 \Rightarrow x_2 = 2 \pm \sqrt{3} \\ -x_1 - x_2 - 2 \leq 0 \\ \mu_1 = 2 \\ \mu_2 > 0 \\ \mu_3 = 0 \end{cases}$$

I valori ottenuti non rispettano il vincolo $\mu_2 \geq 0$.

Calcolo del valore dei punti candidati

$$\begin{cases} f(A) = f(2+\sqrt{3}, 2-\sqrt{3}) = 14 \\ f(B) = f(2-\sqrt{3}, 2+\sqrt{3}) = 14 \\ f(C) = f(-3,-1) = 10 \\ f(D) = f(-1,-1) = 2 \end{cases}$$

Il punto di ottimo locale risulta essere D.

A.2 Tema d'esame - 14 Giugno 2016

A.2.1 Esercizio 1

Si definisca brevemente il concetto di impatto in un problema decisionale complesso, specificando che ruolo svolga nel processo decisionale.

Si descrivano alcune possibili rappresentazioni degli impatti di un problema finito (cioè con un numero finito, e piuttosto piccolo, di alternative).

Che cosa si intende dicendo che due impatti sono indifferenti? E incomparabili?

A.2.2 Soluzione esercizio 1

Gli impatti descrivono tutto ciò che è rilevante ai fine della decisione. Essi vengono modellati matematicamente tramite la **funzione impatto** $f : X \times \Omega \to F$, dove F è l'insieme degli impatti possibili, Ω quello degli esiti possibili ed X quello delle decisioni possibili.

Le componenti f_l di una funzione impatto f vengono chiamate **indicatori** e definiscono un aspetto dell'impatto.

Nel caso **finito** gli impatti possono essere rappresentati tramite la **matrice di valutazione**, le cui righe sono le *configurazioni* (x, ω) mentre le colonne sono gli *indicatori* f_l ed in ogni cella vi è il valore dell'indicatore per quella configurazione.

In alternativa è possibile utilizzare la **rosa dei venti** (A.2), un grafico bidimensionale:

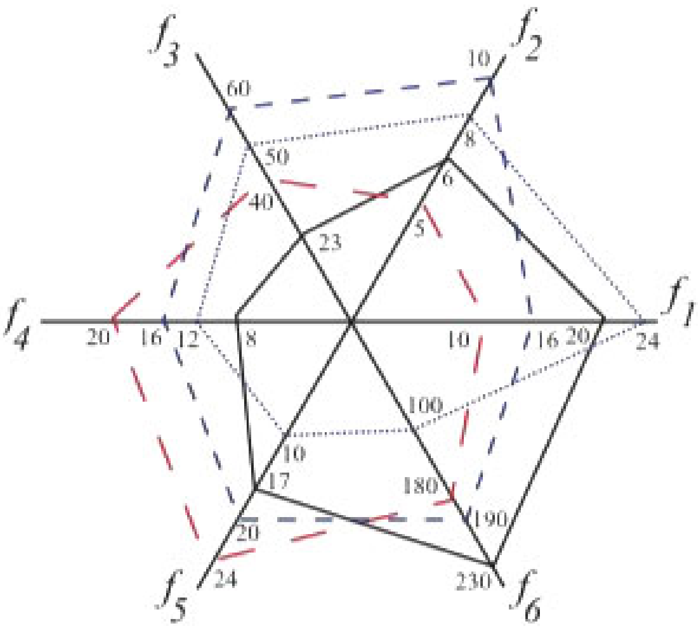


Figura A.2: Rosa dei venti

Due impatti sono **indifferenti** quando il decisore accetta di scambiarli in entrambi i versi: $f_1 \preceq f_2 \wedge f_2 \preceq f_1 \Rightarrow f_1 \approx f_2$.

Due impatti sono **incomparabili** quando il decisore non accetta di scambiarli in alcun verso: $f_1 \not\preceq f_2 \wedge f_2 \not\preceq f_1 \Rightarrow f_1 \bowtie f_2$.

A.2.3 Esercizio 2

Dato il problema di programmazione matematica

$$\begin{aligned} &\min f(x) = x_2 \\ &\quad g_1(x) = x_1^2 + (x_2-1)^2 \le 1 \\ &\quad g_2(x) = x_1 - x_2 \le -2 \end{aligned}$$

a) Si rappresenti il problema graficamente.

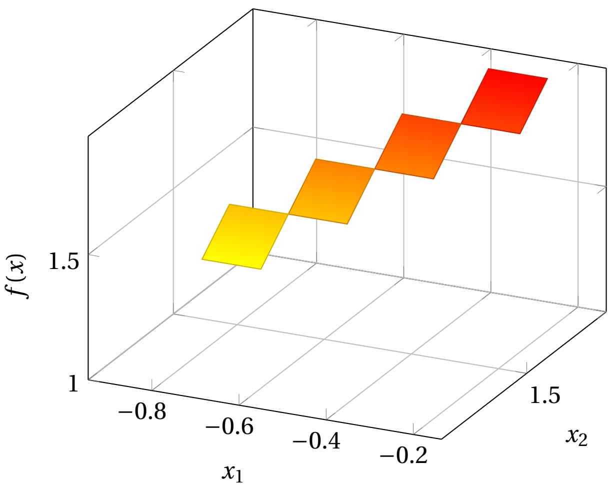
b) Si determinino gli eventuali punti non regolari.

c) Si determinino i punti candidati secondo le condizioni di KKT, e in particolare quello/i di minimo.

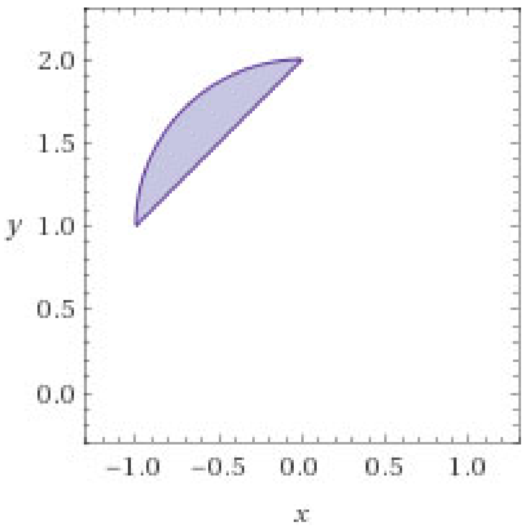
A.2.4 Soluzione esercizio 2

Riscrivo il problema

$$\begin{aligned} &\min f(x) = x_2 \\ &\quad g_1(x) = x_1^2 + x_2^2 - 2x_2 \le 0 \\ &\quad g_2(x) = 2 + x_1 - x_2 \le 0 \end{aligned}$$



(a) La funzione $f(x)$



(b) Dominio della funzione $f(x)$

Rappresentazione grafica del problema

Determino i punti non regolari

Calcolo i gradienti dei vincoli

$$\nabla g_1 = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 2x_2 - 2 \end{bmatrix} \qquad \nabla g_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Il gradiente ∇g_1 si annulla in $P = (0,1)$ in cui il vincolo g_1 non è attivo ed è pertanto regolare. Il gradiente ∇g_2 non si annulla mai.

Calcolo i punti di intersezione dei vincoli

$$\begin{cases} x_1^2 + x_2^2 - 2x_2 = 0 \\ 2 + x_1 - x_2 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} (x_2-2)^2 + x_2^2 - 2x_2 = 0 \\ x_1 = x_2 - 2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_2^2 - 4x_2 + 4 + x_2^2 - 2x_2 = 0 \\ x_1 = x_2 - 2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_2^2 - 3x_2 + 2 = 0 \Rightarrow x_2 = \frac{3\pm\sqrt{9-8}}{2} = \frac{3\pm 1}{2} \\ x_1 = x_2 - 2 \end{cases}$$

Dall'intersezione deriviamo i punti $A = (-1, 1)$ e $B = (0, 2)$. Sostituendo i punti nella matrice dei gradienti verifico che nè A nè B la rende singolare e sono pertanto regolari.

Condizioni di KKT

Costruisco la lagrangiana generalizzata

$$l(x) = x_2 + \mu_1(x_1^2 + x_2^2 - 2x_2) + \mu_2(2 + x_1 - x_2)$$

Costruisco il sistema delle condizioni KKT

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2\mu_1 x_1 + \mu_2 \\ 1 + \mu_1(2x_2 - 2) - \mu_2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_1(x_1^2 + x_2^2 - 2x_2) = 0 \\ \mu_2(2 + x_1 - x_2) = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 2x_2 \leq 0 \\ 2 + x_1 - x_2 \leq 0 \\ \mu_1 \geq 0 \\ \mu_2 \geq 0 \end{cases}$$

Per risolvere il sistema procedo con un albero di bisezione sui vincoli, partendo dal più semplice, $\mu_2 g_2$:

Caso $\mu_2 = 0 \wedge g_2 \leq 0$:

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2\mu_1 x_1 \\ 1 + \mu_1(2x_2 - 2) \end{bmatrix} = \mathbf{0} \Rightarrow x_1 = 0 \\ \mu_1(x_2^2 - 2x_2) = 0 \\ x_2^2 - 2x_2 \leq 0 \\ 2 - x_2 \leq 0 \\ \mu_1 \geq 0 \end{cases}$$

Poichè $x_1 = 0$ è uno dei punti di intersezione dei vincoli, quindi $x_2 = 2$, altrimenti cadrebbe al di fuori del dominio.

$$\begin{cases} x_1 = 0 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 = -\frac{1}{2} \\ \mu_1 \geq 0 \end{cases}$$

Il sistema risulta impossibile.

Caso $\mu_2 > 0 \wedge g_2 = 0$:

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2\mu_1(x_2-2)+\mu_2 \\ 1+\mu_1(2x_2-2)-\mu_2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \Rightarrow \mu_1 \neq 0 \\ x_2^2 - 3x_2 + 2 = 0 \\ x_1 = x_2 - 2 \\ \mu_1 > 0 \\ \mu_2 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} -2\mu_1+\mu_2 \\ 1-\mu_1-\mu_2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_2 > 0 \\ x_2 = 1 \\ x_1 = -1 \end{cases} \\ \begin{cases} \mu_2 = 0 \\ \mu_2 > 0 \\ x_2 = 2 \\ x_1 = 0 \end{cases} \\ \mu_1 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1 = \frac{\mu_2}{2} \\ \frac{\mu_2}{2} + \mu_2 = 1 \\ \mu_2 > 0 \\ x_2 = 1 \\ x_1 = -1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1 = \frac{1}{3} \\ \mu_2 = \frac{2}{3} \\ \mu_2 > 0 \\ x_2 = 1 \\ x_1 = -1 \end{cases}$$

Le condizioni KKT eliminano il punto B e confermano A come punto candidato.

Sostituisco il valore numerico dei punti Il punto A è l'ultimo candidato rimasto ed è quindi certamente l'ottimo locale. Questo è verificabile anche guardando il grafico della funzione in figura A.3a.

$$f(A) = f(-1,1) = 1$$

A.2.5 Esercizio 3

Si descriva brevemente il metodo della trasformazione inversa per enumerare le soluzioni paretiane, specificandone le condizioni di applicazione.

Si applichi tale metodo al seguente problema:

$$\begin{aligned} \max f_1 &= x_1 + x_2 \\ \max f_2 &= x_1 - x_2 \\ x_1^2 + x_2^2 &\le 1 \\ x_1 &\le 0 \end{aligned}$$

A.2.6 Soluzione esercizio 3

Metodo della trasformazione inversa

Si determina l'inversa della funzione f, $\phi : F \to X$, si sostituisce $x = \phi(x)$ nei vincoli e quindi si ottiene il sottoinsieme F^o degli impatti preferibili e da quest'ultimo si ottiene quindi la regione paretiana X^o. È applicabile solo quando $f \in \mathbb{R}^2$.

Determino l'inversa ϕ

$$\begin{cases} f_1 = x_1 + x_2 \\ f_2 = x_1 - x_2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} f_1 = 2x_1 - f_2 \\ x_2 = x_1 - f_2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = \frac{f_1+f_2}{2} \\ x_2 = \frac{f_1-2f_2}{2} \end{cases}$$

Sostituisco l'inversa nei vincoli

$$\begin{cases} \left(\frac{f_1+f_2}{2}\right)^2 + \left(\frac{f_1-2f_2}{2}\right)^2 \le 1 \\ \frac{f_1+f_2}{2} \le 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} (f_1+f_2)^2 + (f_1-2f_2)^2 \le 4 \\ f_1+f_2 \le 0 \end{cases}$$

L'immagine della regione paretiana F^o è l'insieme di punti che non ammettono altri punti nel quadrante in basso a sinistra, che in questo caso costituiscono il segmento evidenziato in rosso nella figura A.4.

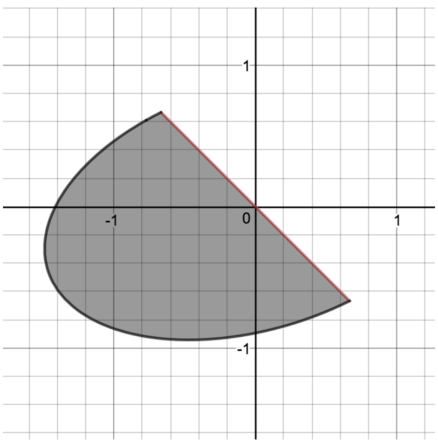


Figura A.4: In rosso l'immagine della regione paretiana.

La trasformazione inversa in questo caso è **lineare**, quindi anche la regione X^o risulterà un segmento di retta.

Determino i punti di intersezione:

$$\begin{cases} (f_1+f_2)^2 + (f_1-2f_2)^2 = 4 \\ f_1+f_2 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} (-f_2+f_2)^2 + (-f_2-2f_2)^2 = 4 \\ f_1 = -f_2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} (-3f_2)^2 = 4 \\ f_1 = -f_2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 9f_2^2 = 4 \Rightarrow \pm\frac{2}{3} \\ f_1 = -f_2 \end{cases}$$

I due punti risultano essere quindi: $A = (\frac{2}{3}, -\frac{2}{3})$ e $B = (-\frac{2}{3}, \frac{2}{3})$.

Calcolo quindi i punti che determina il segmento della regione paretiana.

$$\begin{cases} x_1 = 0 \\ x_2 = \frac{-3f_2}{2} = \pm 1 \end{cases}$$

Da cui i due punti che determinano il segmento della regione paretiana X^o sono $C = (0, -1)$ e $D = (0, 1)$.

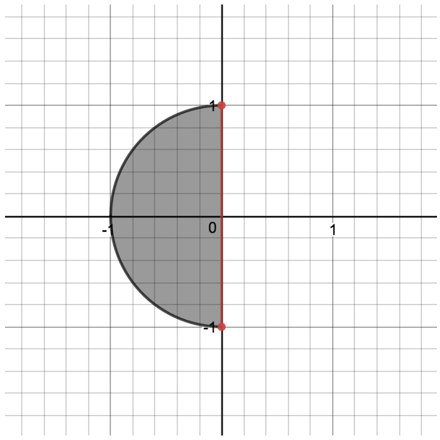
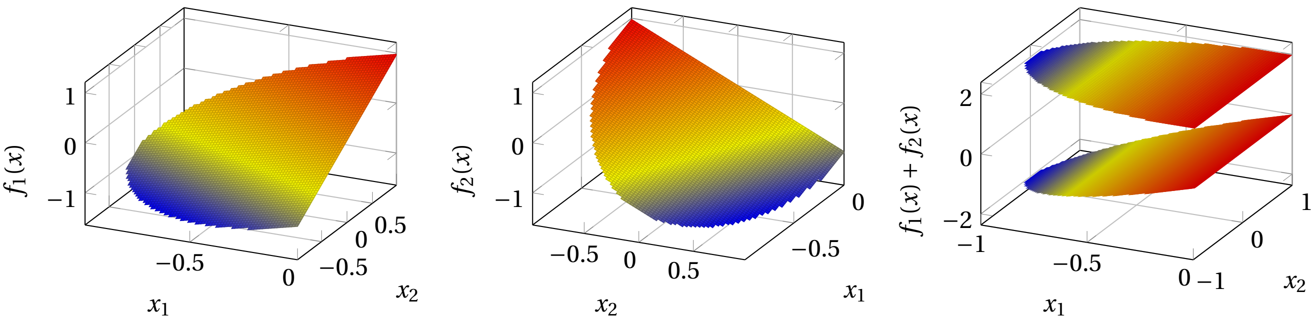


Figura A.5: In rosso la regione paretiana.

Verifico i risultati ottenuti



(a) L'indicatore $f_1(x)$ (b) L'indicatore $f_2(x)$ (c) La somma degli indicatori

I due indicatori assumono valori nella stessa magnitudo nel dominio di definizione per cui, in questo caso, è possibile stimare il massimo dei due indicatori come il massimo della funzione ottenuta sommandoli. Il risultato ottenuto è coerente con la regione paretiana evidenziata.

A.3 Tema d'esame - 22 Marzo 2016

A.3.1 Esercizio 1

Si introduca formalmente un problema di decisione complesso $(X, \Omega, F, f, D, \Pi)$, descrivendo brevemente il significato dei suoi elementi.

Si descriva brevemente la distinzione tra modelli prescrittivi e modelli descrittivi e si indichino i ruoli che essi possono svolgere in un processo decisionale complesso.

A.3.2 Soluzione esercizio 1

Un problema di decisione complesso viene descritto dalla sestupla $(X, \Omega, F, f, D, \Pi)$:

X L'insieme delle **soluzioni possibili**.

Ω L'insieme degli **scenari o esiti possibili**.

F L'insieme degli **impatti possibili**.

$f(x, \omega) : X \times \Omega \to F$ La **funzione impatto**.

D L'insieme dei **decisori**.

$\Pi(d) : D \to 2^{F \times F}$ La **relazione di preferenza**.

In un **modello prescrittivo** vengono usati come dati gli impatti e le preferenze e danno come risultato un'alternativa ottima mentre in un **modello descrittivo** vengono usati come dati la descrizione del sistema, gli scenari e le alternative e danno come risultati gli impatti. In generale, i modelli vengono utilizzati per prendere decisioni e prevederne i risultati.

A.3.3 Esercizio 2

Dato il problema di programmazione matematica

$$\begin{aligned}
\min f(x) &= (x_1+1)^2 + (x_2+\frac{1}{2})^2 \\
g_1(x) &= x_1 - x_2 \leq 0 \\
g_2(x) &= x_1 + x_2 \geq 0 \\
g_3(x) &= x_3 \geq 0
\end{aligned}$$

a) Si rappresenti il problema graficamente.

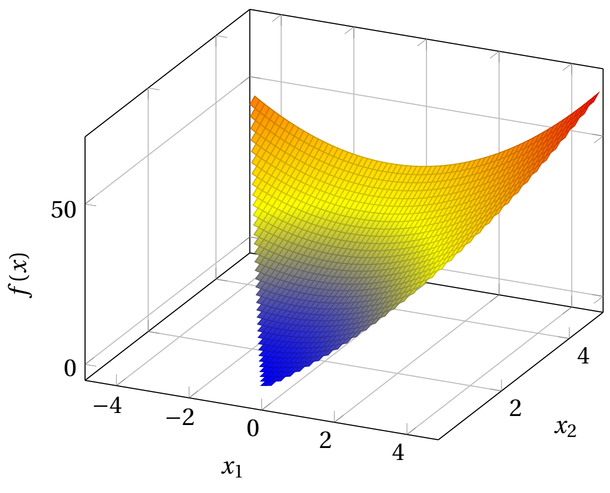
b) Si determinino gli eventuali punti non regolari.

c) Si determinino i punti candidati secondo le condizioni di KKT, e in particolare quello/i di minimo.

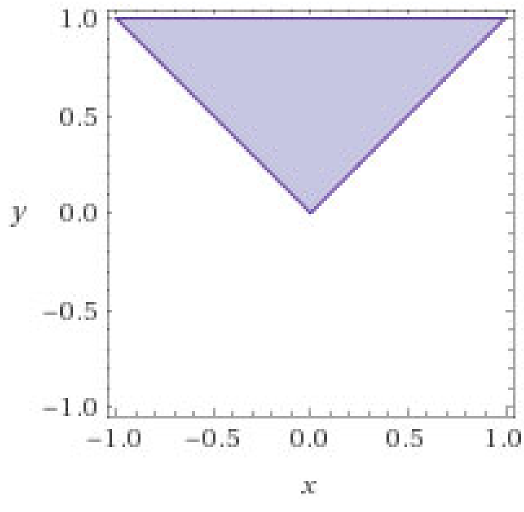
A.3.4 Soluzione esercizio 2

Riscrivo i vincoli

$$\begin{aligned}
\min f(x) &= (x_1+1)^2 + (x_2+\frac{1}{2})^2 \\
g_1(x) &= x_1 - x_2 \leq 0 \\
g_2(x) &= -x_1 - x_2 \leq 0 \\
g_3(x) &= -x_2 \leq 0
\end{aligned}$$



(a) La funzione $f(x)$



(b) Dominio della funzione $f(x)$

Rappresentazione grafica del problema

Calcolo dei punti non regolari

Calcolo i gradienti dei vincoli

$$\nabla g_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \qquad \nabla g_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix} \qquad \nabla g_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Nessuno dei gradienti si può annullare.

Calcolo dei punti di intersezione dei vincoli L'unico punto di intersezione esistente è l'origine $O = (0,0)$. Questo punto è regolare poichè non rende singolare la matrice dei gradienti (che non può mai annullarsi).

Condizioni di KKT

Costruisco la lagrangiana generalizzata

$$l(x) = (x_1+1)^2 + (x_2+\frac{1}{2})^2 + \mu_1(x_1-x_2) - \mu_2(x_1+x_2) - \mu_3 x_2$$

Costruisco il sistema delle condizioni KKT

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2(x_1+1)+\mu_1-\mu_2 \\ 2(x_2+\frac{1}{2})-\mu_1-\mu_2-\mu_3 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_1(x_1-x_2)=0 \\ \mu_2(x_1+x_2)=0 \\ \mu_3 x_2 = 0 \\ x_1-x_2 \le 0 \\ x_1+x_2 \ge 0 \\ x_2 \ge 0 \\ \mu_1 \ge 0 \\ \mu_2 \ge 0 \\ \mu_3 \ge 0 \end{cases}$$

Porre a 0 uno qualsiasi dei vincoli significa imporre pari a 0 tutti i vincoli, dato che l'origine è un punto di intersezione dei tre vincoli.

Caso $\mu_3 = 0 \wedge g_3 < 0$:

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2(x_1+1)+\mu_1-\mu_2 \\ 2(x_2+\frac{1}{2})-\mu_1-\mu_2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_1(x_1-x_2)=0 \\ \mu_2(x_1+x_2)=0 \\ x_1-x_2 \le 0 \\ x_1+x_2 \ge 0 \\ x_2 > 0 \\ \mu_1 \ge 0 \\ \mu_2 \ge 0 \\ \mu_3 = 0 \end{cases}$$

Spezzo il problema in due ulteriori sotto casi: $P_1 : g_2 < 0 \wedge \mu_2 = 0$

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 2(x_1+1)+\mu_1 \\ 2(x_2+\frac{1}{2})-\mu_1 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_1(x_1-x_2)=0 \\ x_1-x_2 \le 0 \\ x_1 > -x_2 \\ x_2 > 0 \\ \mu_1 \ge 0 \\ \mu_2 = 0 \\ \mu_3 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1+1+x_2+\frac{1}{2} = 0 \Rightarrow x_1 = -\frac{3}{2} - x_2 \\ \mu_1(x_1-x_2)=0 \\ x_1-x_2 \le 0 \\ x_1 > -x_2 \\ x_2 > 0 \\ \mu_1 \ge 0 \\ \mu_2 = 0 \\ \mu_3 = 0 \end{cases}$$

Il sistema risulta impossibile.

L'unico punto che risolve il sistema delle condizioni KKT rimane quindi l'origine.

Calcolo del valore del punto ottimo L'unico punto candidato che rimane è $O = (0, 0)$

$$f(O) = f(0, 0) = 1.25$$

A.3.5 Esercizio 3

Si descriva brevemente il metodo dei vincoli per enumerare le soluzioni paretiane, specificandone vantaggi e svantaggi.

Si applichi tale metodo al problema seguente risolvendo graficamente i sottoproblemi richiesti.

$$\begin{aligned}\min f_1(x) &= x_1^2 + x_2^2 + x_1\\ \min f_2(x) &= -x_1\\ X &= \{x : x_1 \geq 0, x_2 \geq 0, x_1 + x_2 \leq 2\}\end{aligned}$$

A.3.6 Soluzione esercizio 3

Il metodo dei vincoli

Il teorema su cui si basa questo metodo afferma che un punto di ottimo globale x^o per gli indicatori f_l è punto di ottimo globale anche per il problema costruito come:

$$\begin{aligned}&\min f_{l^*}(x)\\ &\quad f_l(x) \leq \epsilon_l = f_l(x^o) \qquad l \in \{1, \dots, p\} \setminus \{l^*\}\end{aligned}$$

Si procede vincolando al valore ottimo assunto dall'indicatore $\epsilon_l = f_l(x^o)$ l'indicatore $l - esimo$ e quindi si può identificare il valore dello standard ϵ_l e quindi x^o risolvere tramite KKT o graficamente.

Vantaggi

1. È sempre applicabile.

Svantaggi

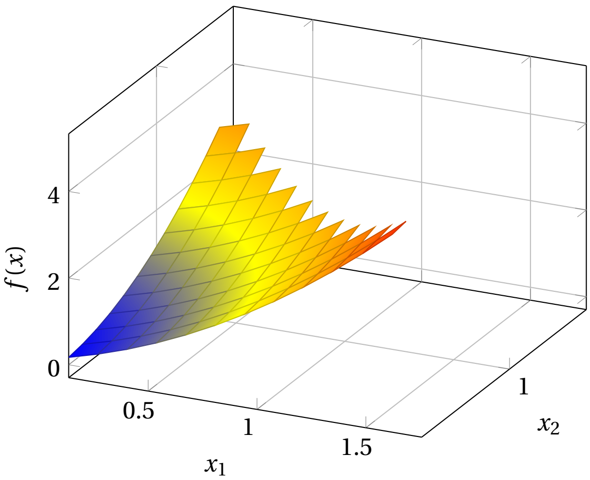
1. Produce una sovrastima di X^o.
2. In problemi con molti indicatori l'identificazione dei vari standard può risultare ardua.

Risoluzione con metodo dei vincoli

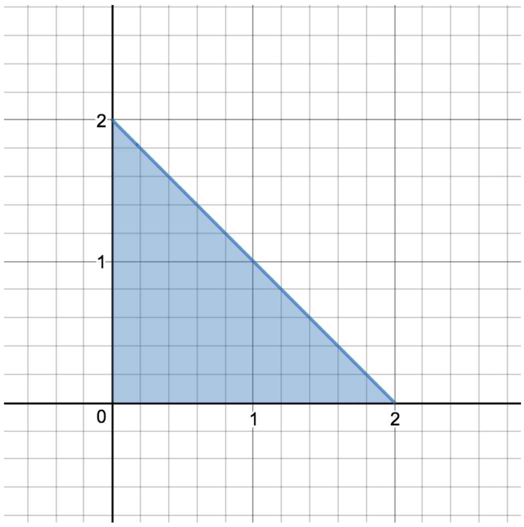
Riformulo il problema:

$$\begin{aligned}\min f_1(x) = x_1^2 + x_2^2 + x_1\\ x_1 \geq 0\\ x_2 \geq 0\\ x_1 + x_2 \leq 2\\ -x_1 \leq \epsilon_2\end{aligned}$$

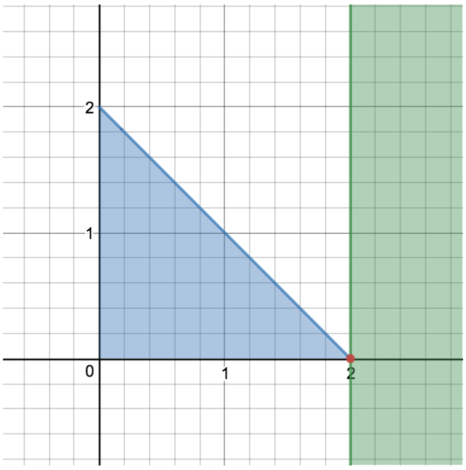
È chiaro che la funzione f_1 sia un cerchio con centro in $C = (-\frac{1}{2}, 0)$, che quindi coincide con il punto di minimo globale non vincolato. In base ai vincoli che costringono la x_1, lo standard $\epsilon_2 \in [-2, \infty)$, ma oltre $\epsilon_2 \in [-2, 0]$ i valori perdono di interesse per il problema.



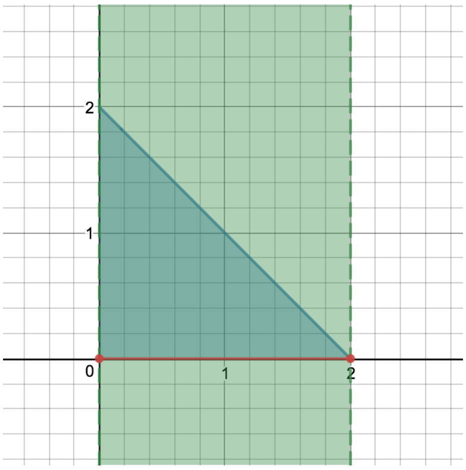
(a) La funzione $f_1(x)$ nel suo dominio



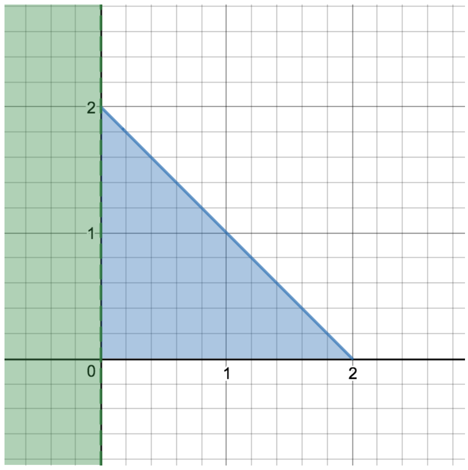
(b) Dominio delle soluzioni



(a) Caso $\epsilon_2 \geq -2$ l'unico ottimo globale è $A = (2,0)$.



(b) Caso $-2 < \epsilon_2 \leq 0$, l'ottimo si sposta gradualmente da A a $B = (0,0)$.



(c) Nel caso $\epsilon_2 > 0$ non vi sono più soluzioni nel dominio di definizione.

La regione paretiana quindi è il segmento tra il punto A e B.

A.4 Tema d'esame - 10 Febbraio 2016

A.4.1 Esercizio 1

Dato un problema decisionale con insieme di impatti $F = \{a, b, c, d, e, f\}$ e relazione di preferenza Π:

$$\Pi = \{(a,a),(a,b),(a,c),(a,d),(b,b),(b,c),(b,d),(c,b),(c,c),(c,d),(d,d),(e,b),(e,c),(e,d),(e,e),(f,b),(f,c),(f,d),(f,f)\}$$

1. Si spieghi il significato della relazione per il problema decisionale.
2. Si elenchino le proprietà principali di cui Π gode.
3. Si derivi la relazione di indifferenza associata Ind_Π.
4. Si dica se la relazione è un ordine di qualche genere e quali conseguenze questo ha sul problema decisionale.

A.4.2 Soluzione esercizio 1

1. La relazione Π è binaria, cioè specifica coppie di impatti $(f_1, f_2) : f_1 \preceq f_2$.

	a	b	c	d	e	f
a	1	1	1	1	0	0
b	0	1	1	1	0	0
c	0	1	1	1	0	0
d	0	0	0	1	0	0
e	0	1	1	1	1	0
f	0	0	1	1	0	1

Tabella A.1: Rappresentazione a tabella di Π

2. La relazione Π gode della proprietà **riflessiva** (la diagonale principale della matrice è composta da soli 1, evidenziati in verde).

	a	b	c	d	e	f
a	1	1	1	1	0	0
b	0	1	1	1	0	0
c	0	1	1	1	0	0
d	0	0	0	1	0	0
e	0	1	1	1	1	0
f	0	0	1	1	0	1

Tabella A.2: Rappresentazione a tabella di Π, con Ind_Π evidenziata.

3. La **relazione di indifferenza** Ind_Π è composta dalle coppie indifferenti, cioè che il decisore accetta di scambiare in entrambe le direzioni (nella tabella evidenziate in rosso).

$$\Pi = \{(a,a),(b,b),(b,c),(c,c),(c,b),(d,d),(e,e),(f,f)\}$$

4. Tutte le tipologie di ordine richiedono la proprietà **transitiva**, che nella relazione Π non è rispettata:

$$a \preceq b, b \preceq e \not\Rightarrow a \preceq e$$

Di conseguenza non è possibile definire una funzione valore, perchè questa richiede almeno un ordine debole come condizione necessaria.

A.4.3 Esercizio 2

Dato il problema di programmazione matematica

$$\begin{aligned} \min f(x) &= x_2^2 + x_1 - 4x_2 \\ g_1(x) &= x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 \leq 0 \\ g_2(x) &= x_2 - 2 \leq 0 \end{aligned}$$

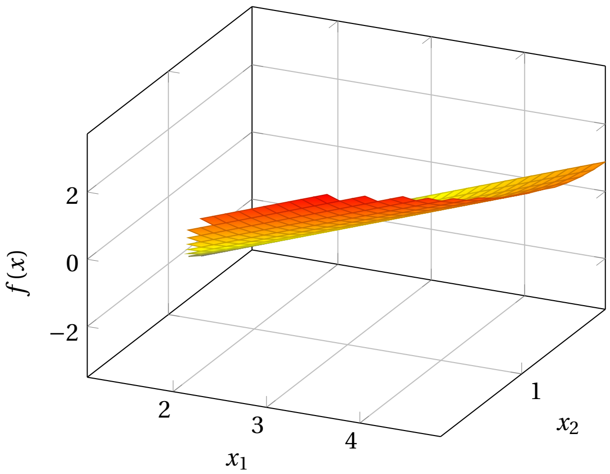
a) Si rappresenti il problema graficamente.

b) Si scrivano le condizioni di Karush-Kuhn-Tucker.

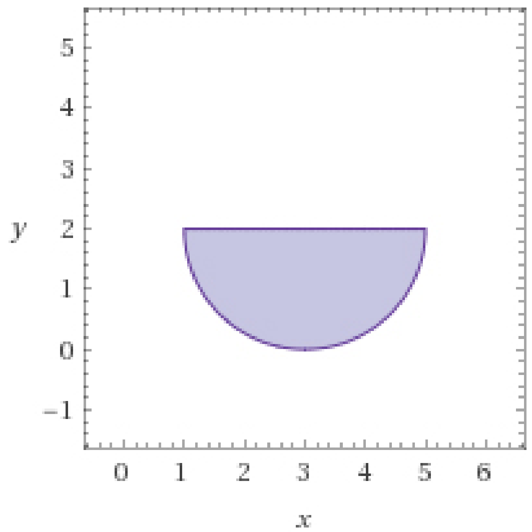
c) Si determinino i punti candidati, e in particolare quello/i di minimo.

A.4.4 Soluzione esercizio 2

a) La funzione nel suo dominio di definizione è la seguente:



(a) La funzione $f(x)$



(b) Dominio della funzione $f(x)$

b) Le condizioni di Karush-Kuhn-Tucker sono le seguenti:

Teorema A.4.1 (Condizioni di Karush-Kuhn-Tucker)**.** Sia f una funzione, h_i con $i \in \{1,\dots,s\}$ dei vincoli bilateri e g_j con $j \in \{1,\dots,m\}$ dei vincoli monolateri e sia l'insieme X definito come:

$$X = \{x \in \mathbb{R}^n : g_j(x) \leq 0, h_i(x) = 0 \quad \forall i,j\} \quad \text{e} \quad f, g_j, h_i \in C^1(X) \quad \forall i,j$$

Se x^* è un punto regolare in X e un punto di minimo locale per $f \in X$, allora esistono s moltiplicatori $\lambda_i \in \mathbb{R}$ e m $\mu_j \geq 0$ tali che:

$$\begin{aligned} \nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^{s} \lambda_i \nabla h_i(x^*) + \sum_{j=1}^{m} \mu_j \nabla g_j(x^*) &= 0 \\ \mu_j g_j(x^*) &= 0 \end{aligned}$$

c) Calcolo dei punti candidati.

Calcolo dei punti non regolari I punti regolari sono quei punti nei quali i gradienti dei vincoli attivi sono fra loro linearmente indipendenti. Punti interni alle regioni di ammissibilità sono tutti regolari. Vanno investigati i punti che annullano il gradiente.

Calcolo quindi i gradienti dei due vincoli, $\nabla g_1(x)$ e $\nabla g_2(x)$:

$$\nabla g_1(x) = \begin{bmatrix} 2x_1 - 6 \\ 2x_2 - 4 \end{bmatrix} \qquad \nabla g_2(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Il primo gradiente si annulla per $P = (x_1 = 3, x_2 = 2)$, che è posto dove si attiva il vincolo g_2 ma non g_1 ed il secondo gradiente non si annulla mai (menchemeno in P) per cui P è considerato regolare.

Identifichiamo ora i punti di intersezione dei vincoli:

$$\begin{cases} x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 = 0 \\ x_2 - 2 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1^2 + 4 - 6x_1 - 8 + 9 = 0 \\ x_2 = 2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1^2 - 6x_1 + 5 = 0 \\ x_2 = 2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = 3 \pm \sqrt{9-5} = 3 \pm 2 \\ x_2 = 2 \end{cases}$$

I punti candidati quindi sono $A = (1, 2)$ e $B = (5, 2)$.

Verifichiamo che i gradienti siano linearmente indipendenti tramite il metodo della matrice: se per uno di essi fossero dipendenti (cioè la matrice ha determinante 0) allora A non sarebbe regolare e le condizioni KKT perderebbero di validità.

$$\det M_g(A) = \det \begin{bmatrix} \nabla g_1(A) & \nabla g_2(A) \end{bmatrix} = \det \begin{bmatrix} -4 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = -4 \neq 0$$

$$\det M_g(B) = \det \begin{bmatrix} \nabla g_1(B) & \nabla g_2(B) \end{bmatrix} = \det \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = 4$$

I gradienti sono linearmente indipendenti sia in A che in B.

Calcolo della lagrangiana generalizzata La formula della lagrangiana generalizzata (figura A.11) assomiglia molto alle condizioni KKT ma si applica sulle primitive (non i gradienti).

$$l(x) = f(x) + \sum_{i=1}^{s} \lambda_i h_i(x) + \sum_{j=1}^{m} \mu_j g_j(x)$$

Figura A.11: Formula della lagrangiana generalizzata

$$\begin{aligned} l(x) &= f(x) + \mu_1 g_1(x) + \mu_2 g_2(x) \\ &= x_2^2 + x_1 - 4x_2 + \mu_1(x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9) + \mu_2(x_2 - 2) \end{aligned}$$

Costruisco il sistema delle condizioni KKT

$$\begin{cases} \nabla l(x) = \begin{bmatrix} 1 + \mu_1(2x_1 - 6) \\ 2x_2 - 4 + \mu_1(2x_2 - 4) + \mu_2 x_2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \\ \mu_1(x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9) = 0 \\ \mu_2(x_2 - 2) = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 \leq 0 \\ x_2 - 2 \leq 0 \\ \mu_1 \geq 0 \\ \mu_2 \geq 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1(2x_1 - 6) = -1 \\ 2x_2 - 4 + \mu_1(2x_2 - 4) + \mu_2 x_2 = 0 \\ \mu_2(x_2 - 2) = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 = 0 \\ x_2 \leq 2 \\ \mu_1 > 0 \\ \mu_2 \geq 0 \end{cases}$$

Notiamo che μ_1 deve essere strettamente maggiore di 0, altrimenti la prima equazione $\mu_1(2x_1 - 6) = -1$ non sarebbe rispettata. Se $\mu_1 > 0$, allora $g_1 = 0$.

Impostiamo un albero di ricerca dicotomico per risolvere il sistema, dividendo tra:

$$\mu_j = 0 \wedge g_j \leq 0 \quad \vee \quad \mu_j > 0 \wedge g_j = 0 \qquad \forall j \in \{1, \dots, m\}$$

Iniziamo scegliendo il vincolo più semplice, nel nostro caso g_2:

Caso in cui $\mu_2 = 0 \wedge g_2 \leq 0$:

$$\begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ 2x_2 - 4 + \mu_1(2x_2-4) = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 = 0 \\ x_2 \leq 2 \\ \mu_1 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ \mu_1 = -1 \\ x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 = 0 \\ x_2 \leq 2 \\ \mu_1 > 0 \end{cases}$$

Ponendo $\mu_2 = 0 \wedge g_2 \leq 0$ si ottiene che $\mu_1 = -1 \wedge \mu_1 > 0$, per cui il sistema è impossibile. Se restringiamo il caso in analisi a $\mu_2 = 0 \wedge g_2 = 0$ è possibile rispettare il vincolo $\mu_1 > 0$ proseguendo così:

$$\begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ 0 = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 = 0 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ x_1^2 + 4 - 6x_1 - 8 + 9 = 0 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ x_1^2 - 6x_1 = 5 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1 = -\frac{1}{2x_1-6} \\ x_1 = 3 \pm \sqrt{9+5} = 3 \pm \sqrt{14} \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \end{cases}$$

Solamente $x_1 = 3 - \sqrt{14}$ è accettabile poiché $\mu_1 > 0$:

$$\begin{cases} \mu_1 = -\frac{1}{3-\sqrt{14}-6} = \frac{1}{\sqrt{14}+3} = \frac{\sqrt{14}-3}{5} \\ x_1 = 3 - \sqrt{14} \\ x_2 = 2 \end{cases}$$

Ne otteniamo quindi il punto candidato $C = (3-\sqrt{14}, 2)$ con $\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{14}-3}{5} \\ 0 \end{bmatrix}$.

Caso in cui $\mu_2 > 0 \wedge g_2 = 0$:

$$\begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ 2x_2 - 4 + \mu_1(2x_2-4) + \mu_2 x_2 = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 6x_1 - 4x_2 + 9 = 0 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \\ \mu_2 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ 4 - 4 + \mu_1(4-4) + 2\mu_2 = 0 \\ x_1^2 + 4 - 6x_1 - 8 + 9 = 0 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \\ \mu_2 > 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu_1(2x_1-6) = -1 \\ \mu_2 = 0 \\ x_1^2 + 4 - 6x_1 - 8 + 9 = 0 \\ x_2 = 2 \\ \mu_1 > 0 \\ \mu_2 > 0 \end{cases}$$

Ponendo $\mu_2 > 0 \wedge g_2 = 0$ si ottiene che $\mu_2 = 0 \wedge \mu_2 > 0$, per cui il sistema è impossibile. Ne segue che il caso in analisi è impossibile.

Calcolo del valore dei punti candidati Sostituisco i punti candidati nella funzione da minimizzare ed ottengo:

$$\begin{cases} f(A) = f(1,2) = 4 + 1 - 8 = -3 \\ f(B) = f(5,2) = 4 + 5 - 8 = 1 \\ f(C) = f(3-\sqrt{14}, 2) \approx -4.74 \end{cases}$$

Il punto di ottimo locale risulta essere quello ottenuto con le condizioni di KKT, $C = (3-\sqrt{14}, 2)$.

A.4.5 Esercizio 3

Riferendosi ai problemi di programmazione a molti obiettivi:

a) Si definisca il concetto di soluzione paretiana.

b) Si elenchino i principali metodi per determinare le soluzioni paretiane.

c) Si descriva brevemente il metodo dei pesi, specificandone vantaggi e svantaggi.

A.4.6 Soluzione esercizio 3

Definizione di soluzione paretiana

Definizione A.4.2 (Soluzione paretiana)**.** Si dice soluzione paretiana qualsiasi soluzione ammissibile $x^o \in X$ tale che nessun'altra soluzione x' la domina.

$$\forall x \in X, l \in \{1, \ldots, p\} : f_l(x') > f_l(x^o) \vee f(x') = f(x^o)$$

Le soluzioni paretiane non coincidono con gli ottimo globali poiché non sono necessariamente indifferenti tra loro e non sono preferibili a tutte le altre, proprietà che invece valgono per i punti di ottimo globale.

Metodi per determinare soluzioni paretiane

I metodi sono 5:

Applicazione della definizione Vale **caso finito** è possibile risolvere costruendo il grafo di dominanza fra soluzioni.

Condizioni KKT Vale nel **caso continuo**. Le condizioni KKT (aggiungendo le opportune condizioni di normalizzazione per i pesi) producono una sovrastima di X^o.

Metodo della trasformazione inversa Utilizzabile se ci sono solo due indicatori ($f \in \mathbb{R}^2$), dato che si procede graficamente identificando gli impatti ottimi F^o e quindi tramite l'inversa della funzione f, $\phi : F \to X$ si calcola la regione paretiana X^o.

Metodo dei pesi Vale sempre e consiste nel costruire una combinazione convessa degli indicatori di un impatto e di andare a minimizzare le combinazioni. Produce una sottostima di X^o.

Metodo dei vincoli Preso uno o più indicatori f_l, li si rende disequazioni vincolate da un coefficiente ϵ_l (detto standard), che quindi si identifica via KKT o metodo grafo. Produce una sovrastima di X^o

Il metodo dei pesi

Come si procede Si sceglie uno o più impatti e si costruisce la combinazione convessa dei suoi indicatori, quindi minimizzare la sommatoria ottenuta.

Vantaggi

1. Il metodo dei pesi è sempre applicabile.
2. Non altera la regione ammissibile ma si limita ad aggiungere un obbiettivo ausiliario.

Svantaggi

1. Con problemi di grandi dimensioni il numero di pesi può diventare intrattabile.
2. Per ogni peso ω è necessario trovare tutte le soluzioni ottime.
3. Produce una sottostima di X^o.