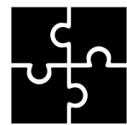


## RICERCA OPERATIVA

Prof. Marco Trubian  
6 CFU

**Luca Cappelletti**

Lecture Notes  
Year 2017/2018

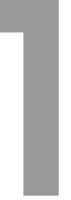


Magistrale Informatica  
Università di Milano  
Italy  
21 gennaio 2018

# Indice

<b>1 Modelli di programmazione lineare</b>	<b>3</b>
1.1 Formulazione di un modello PL . . . . .	3
1.2 Modelli di pianificazione della produzione . . . . .	3
1.3 Modelli di miscelazione . . . . .	4
1.4 Modelli di flusso su rete . . . . .	4
1.4.1 Problema di flusso a costo minimo . . . . .	4
1.4.2 Problema del cammino orientato di costo minimo . . . . .	5
1.4.3 Problema del massimo flusso . . . . .	5
1.4.4 Problema di trasporto . . . . .	5
1.4.5 Problema dell'assegnamento . . . . .	6
1.5 Modelli multi periodo . . . . .	6
1.6 Riassunto . . . . .	7
<b>2 Modelli di programmazione intera</b>	<b>8</b>
2.1 Modelli di taglio ottimo . . . . .	8
2.2 Modelli dello zaino . . . . .	8
2.3 Modelli di ottimizzazione con costi fissi di avviamento . . . . .	9
2.4 Modelli di localizzazione . . . . .	9
2.4.1 Capacitated Plant Location (CPL) . . . . .	9
2.5 Modello di caricamento di contenitori . . . . .	10
2.6 Modelli di copertura, di riempimento e di partizionamento d'insieme . . . . .	10
2.6.1 Modelli di copertura o set-covering . . . . .	10
2.6.2 Modelli di riempimento d'insieme o set-packing . . . . .	10
2.6.3 Modelli di posizionamento d'insieme o set-partitioning . . . . .	11
<b>3 Modelli di programmazione lineare</b>	<b>12</b>
3.1 Geometria poliedrale . . . . .	12
3.1.1 Combinazione di vettori . . . . .	12
3.1.2 Poliedro . . . . .	12
3.2 Problema duale . . . . .	12
3.2.1 Regole di simmetria generali . . . . .	13
3.2.2 Condizioni sufficienti di ottimalità . . . . .	13
3.2.3 Relazioni tra primale e duale . . . . .	13
3.2.4 Teorema degli scarti complementari . . . . .	13
3.3 Analisi di Sensitività . . . . .	14
3.3.1 Variazione di un costo . . . . .	14
3.3.2 Variazione di una risorsa . . . . .	14
3.3.3 Variazione di un vincolo . . . . .	14
3.3.4 Ulteriore variabile . . . . .	14
3.3.5 Ulteriore vincolo . . . . .	14
3.4 Interpretazioni economiche della dualità . . . . .	14
3.4.1 Prezzo ombra . . . . .	14
3.5 Esercizi - Risoluzione grafica di PL . . . . .	16
3.5.1 Esercizio 2.6 . . . . .	16
3.5.2 Risoluzione esercizio 2.6 . . . . .	16
3.5.3 Esercizio 2.7 . . . . .	16
3.5.4 Risoluzione esercizio 2.7 . . . . .	17
3.5.5 Esercizio 2.8 . . . . .	17
3.5.6 Risoluzione esercizio 2.8 . . . . .	17
3.5.7 Esercizio 2.9 . . . . .	18
3.5.8 Risoluzione esercizio 2.9 . . . . .	18

<b>4 Algoritmo del Simplex</b>	<b>19</b>
<b>5 Teoria di programmazione lineare intera</b>	<b>20</b>
5.1 Rilassamenti . . . . .	21
5.1.1 Rilassamento per eliminazione di vincoli . . . . .	21
5.1.2 Rilassamento lagrangiano . . . . .	21
5.1.3 Problema lagrangiano duale . . . . .	21
<b>6 Metodi di programmazione lineare intera</b>	<b>22</b>
6.1 Branch & Bound . . . . .	22
6.2 Algoritmo dei piani di taglio . . . . .	22
<b>7 Problema del massimo flusso</b>	<b>23</b>
7.1 Algoritmo di Ford e Fulkerson . . . . .	23
7.2 Taglio di capacità minima . . . . .	23
7.3 Flusso massimo a costo minimo . . . . .	23
7.4 Algoritmo di Prim . . . . .	24
<b>A Struttura del tema d'esame</b>	<b>25</b>
A.1 Primo esercizio (8 punti) . . . . .	25
A.1.1 Problema di Programmazione Lineare . . . . .	25
A.1.2 Problema di Programmazione Lineare Grafico . . . . .	26
A.2 Secondo esercizio . . . . .	26
A.2.1 Problema di Minimo con Tableau [3] . . . . .	26
A.3 Terzo Esercizio . . . . .	26
A.3.1 Problema di Programmazione Lineare Intero . . . . .	26
A.3.2 Modello di Programmazione Lineare con Grafi [3] . . . . .	26
A.3.3 Modello di Programmazione Lineare Intero [4] . . . . .	26
A.3.4 Branch & Bound, Problema dello zaino [7] . . . . .	27
A.4 Quarto esercizio: Formulare un modello di Programmazione Lineare [7] . . . . .	27
A.5 Quinto Esercizio: Grafi . . . . .	27
A.6 Domande di teoria . . . . .	28
A.6.1 Domande su Branch & Bound . . . . .	28
A.6.2 Domande su problema duale . . . . .	29
A.6.3 Domande su rilassamento del problema lineare continuo . . . . .	30
A.6.4 Domande su Analisi di sensitività . . . . .	31
A.6.5 Domande varie . . . . .	31
<b>B Temi d'esame risolti</b>	<b>32</b>
B.1 Esame del 24/01/2017 . . . . .	32
B.1.1 Esercizio 1 . . . . .	32
B.1.2 Soluzione esercizio 1 . . . . .	33
B.1.3 Esercizio 2 . . . . .	34
B.1.4 Soluzione esercizio 2 . . . . .	34
B.1.5 Esercizio 3 . . . . .	36
B.1.6 Soluzione esercizio 3 . . . . .	36



# Modelli di programmazione lineare

## 1.1 Formulazione di un modello PL

Un modello di programmazione lineare si ottiene assumendo che **funzione obiettivo** e **vincoli** e viene espresso come:

$$\begin{aligned} \min x(x) &= c_1 x_1 + \dots + c_n x_n \\ a_{11} x_1 + \dots + a_{1n} x_n &\geq b_1 \\ &\vdots \\ a_{m1} x_1 + \dots + a_{mn} x_n &\geq b_m \end{aligned}$$

Esso include anche i vincoli di non negatività delle variabili di decisione:

$$x_j \geq 0 \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}$$

In forma matriciale (compatta) il modello di PL può essere formulato nel modo seguente:

$$\begin{aligned} \min z(x) &= c^T x \\ Ax &\geq b \\ x &\geq 0 \end{aligned}$$

Dove  $c \in \mathbb{R}^n$  è il vettore dei coefficienti della funzione obiettivo mentre  $b \in \mathbb{R}^m$  è il vettore dei termini noti dei vincoli ed  $A$  è la matrice dei coefficienti delle variabili di decisione nei vincoli.

## 1.2 Modelli di pianificazione della produzione

Dato un numero di risorse  $m$  disponibile per la produzione di  $n$  prodotti,  $a_{ij}$  con  $i \in \{1, \dots, m\}$  e  $j \in \{1, \dots, n\}$  la quantità di risorsa  $i$  necessaria per produrre una unità di prodotto  $j$ ,  $b_i$  la quantità della risorsa disponibile  $i$  e  $p_j$  il profitto lordo unitario ricavabile dalla vendita di un prodotto  $j$ , il modello PL è costituito come segue:

$$\begin{aligned} \max z(x) &= \sum_{j=1}^n p_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\leq b_i \quad \forall i \in \{1, \dots, m\} \end{aligned}$$

Figura 1.1: Modello di pianificazione della produzione

### 1.3 Modelli di miscelazione

Si supponga di avere a disposizione  $n$  ingredienti, ognuno dei quali contenente una certa quantità degli  $m$  componenti,  $a_{ij}$  la quantità di componente  $i$  presente nell'ingrediente  $j$  mentre  $b_i$  rappresenta la quantità minima di componente  $i$  richiesto nella miscela. Il costo unitario dell'ingrediente  $j$  è indicato con  $c_j$ .

$$\begin{aligned} \max z(x) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\geq b_i \quad \forall i \in \{1, \dots, m\} \end{aligned}$$

Figura 1.2: Modello di miscelazione

Ulteriori vincoli tipici potrebbero essere la presenza di un componente  $i$  minore di un valore  $d_i$ :

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq d_i$$

### 1.4 Modelli di flusso su rete

#### 1.4.1 Problema di flusso a costo minimo

Dato un grafo orientato  $\mathcal{D} = (\mathcal{N}, \mathcal{A})$  dove  $\mathcal{N}$  è l'insieme dei nodi, mentre  $\mathcal{A}$  è l'insieme degli archi, si indica con  $b_i$  con  $i \in \mathcal{N}$  la fornitura (se positivo) o domanda (se negativo) del nodo  $i$  e con  $c_{ij}$ ,  $l_{ij}$  e  $u_{ij}$  rispettivamente il costo, la capacità minima e massima dell'arco  $(i, j)$ ,  $\forall (i, j) \in \mathcal{A}$ . La sestupla  $R = (\mathcal{N}, \mathcal{A}, b, c, l, u)$  si definisce **rete**.

Il vincolo afferma che la differenza tra la quantità di flusso entrante e la quantità uscente dal nodo deve essere uguale alla fornitura / domanda.

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} x_{ij} - \sum_{(j,i) \in \mathcal{A}} x_{ji} &= b_i \quad \forall i \in \mathcal{N} \end{aligned}$$

Figura 1.3: Problema di flusso a costo minimo

### 1.4.2 Problema del cammino orientato di costo minimo

Basandosi sul caso base visto nel **problema di flusso a costo minimo 1.4.1** aggiungiamo i nodi  $s$  (origine) e  $t$  (destinazione), considerando quindi  $i \neq s \neq t$  e le forniture  $b_i = 0$ ,  $b_s = 1$  e  $b_t = -1$ :

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{(s,j) \in \mathcal{A}} x_{sj} - \sum_{(j,s) \in \mathcal{A}} x_{js} &= b_s = 1 \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} x_{ij} - \sum_{(j,i) \in \mathcal{A}} x_{ji} &= b_i = 0 \quad \forall i \in \mathcal{N} \\ \sum_{(t,j) \in \mathcal{A}} x_{tj} - \sum_{(j,t) \in \mathcal{A}} x_{jt} &= b_t = -1 \end{aligned}$$

Figura 1.4: Problema del cammino orientato di costo minimo

### 1.4.3 Problema del massimo flusso

Basandosi sempre sul caso base del **problema di flusso a costo minimo 1.4.1**, poniamo i costi  $c_{ij}$ , capacità minime  $l_{ij}$  e le forniture  $b_i$  a 0. L'obiettivo posto è di inviare la massima quantità di flusso possibile da un nodo di ingresso  $s$  (detto sorgente) ed uno di uscita  $t$  (detto pozzo). Viene indicata con  $v$  la fornitura del nodo  $s$  (che non è un parametro ma una variabile dipendente dalle  $x_{ij}$ , rappresentante il flusso netto uscente da  $s$ )

$$\begin{aligned} \min z(x) &= v \\ \sum_{(s,j) \in \mathcal{A}} x_{sj} - \sum_{(j,s) \in \mathcal{A}} x_{js} &= b_s = v \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} x_{ij} - \sum_{(j,i) \in \mathcal{A}} x_{ji} &= b_i = 0 \quad \forall i \in \mathcal{N} \\ \sum_{(t,j) \in \mathcal{A}} x_{tj} - \sum_{(j,t) \in \mathcal{A}} x_{jt} &= b_t = -v \\ x_{ij} &\leq u_{ij} \quad (i, j) \in \mathcal{A} \end{aligned}$$

Figura 1.5: Problema del massimo flusso

### 1.4.4 Problema di trasporto

Dati  $n$  nodi di origine (stabilimenti di produzione) con una produzione di  $a_i, i \in \{1, \dots, n\}$  e  $m$  nodi di destinazione (punti vendita), ciascuno caratterizzato da una domanda  $b_j, j \in \{1, \dots, m\}$  ed un costo unitario di trasporto  $c_{ij}$ . L'obiettivo del problema è di determinare il quantitativo di prodotto da inviare da ciascuna origine verso ciascuna destinazione in modo tale da minimizzare il costo complessivo di trasporto rispettando i vincoli sulla quantità di prodotto disponibile in ciascuna origine e garantendo il soddisfacimento delle domande di ogni destinazione.

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^m x_{ij} &\leq a_i \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^n x_{ij} &= b_j \quad \forall j \end{aligned}$$

Figura 1.6: Problema di trasporto

Per ricondursi al caso in cui vale il vincolo  $\sum_{j=1}^m x_{ij} = a_i$  è sempre possibile aggiungere una destinazione fittizia  $m+1$  che funge da discarica.

Una variante del problema di trasporto considera la possibilità di includere  $p$  nodi intermedi di transito, che possono scambiare il materiale anche tra loro. Questo porta il numero delle origini e destinazioni a divenire  $n+p$  e  $m+p$  (ogni origine può inviare a  $p$  nuovi nodi ed ogni destinazione può ricevere da  $p$  nuovi nodi). Diviene necessario aggiungere due vincoli ulteriori per modellare i nodi  $p$  come intermedi, cioè che ogni punto di transito abbia un flusso entrante coincidente con il flusso uscente e che non ponga ulteriori limitazioni:

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{i=1}^{n+p} \sum_{j=1}^{m+p} c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^{m+p} x_{ij} &\leq a_i \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^{n+p} x_{ij} &= b_j \quad \forall j \\ \sum_{j=1}^{m+p} x_{ij} &= \sum_{j=1}^m b_j \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^{n+p} x_{ij} &= \sum_{j=1}^m b_j \quad \forall j \end{aligned}$$

Figura 1.7: Problema di trasporto con  $p$  nodi intermedi

#### 1.4.5 Problema dell'assegnamento

Supponiamo di avere  $n$  oggetti (per esempio lavoratori) ed altrettanti posti (per esempio postazioni di lavoro) associate da un costo di assegnamento  $c_{ij}$ . Il problema consiste nel determinare il modo più conveniente di assegnare ogni oggetto  $i$  ad uno e un solo posto  $j$ . Il problema è a variabili di tipo binario ( $x_{ij} \in \{0, 1\}$ ).

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} &= 1 \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^n x_{ij} &= 1 \quad \forall j \end{aligned}$$

Figura 1.8: Problema dell'assegnamento

Varianti tipiche possono essere sull'assegnare un numero oggetti diverso dal numero di posti, che vanno a modificare i vincoli di uguaglianza a  $\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq 1$ .

### 1.5 Modelli multi periodo

Modelli in cui viene utilizzata un intervallo di tempo, con  $t \in \{1, \dots, T\}$  la generica frazione di tempo, genericamente utilizzata per la minimizzazione dei costi su un intervallo o massimizzazione di un'utilità.

## 1.6 Riassunto

$$\begin{aligned}\max z(x) &= \sum_{j=1}^n p_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\leq b_i \quad \forall i \in \{1, \dots, m\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\max z(x) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\geq b_i \quad \forall i \in \{1, \dots, m\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\min z(x) &= \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} x_{ij} - \sum_{(j,i) \in \mathcal{A}} x_{ji} &= b_i \quad \forall i \in \mathcal{N}\end{aligned}$$

(a) Modello di pianificazione della produzione

(b) Modello di miscelazione

(c) Problema di flusso a costo minimo

$$\begin{aligned}\min z(x) &= \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{(s,j) \in \mathcal{A}} x_{sj} - \sum_{(j,s) \in \mathcal{A}} x_{js} &= b_s = 1 \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} x_{ij} - \sum_{(j,i) \in \mathcal{A}} x_{ji} &= b_i = 0 \quad \forall i \in \mathcal{N} \\ \sum_{(t,j) \in \mathcal{A}} x_{tj} - \sum_{(j,t) \in \mathcal{A}} x_{jt} &= b_t = -1\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\min z(x) &= v \\ \sum_{(s,j) \in \mathcal{A}} x_{sj} - \sum_{(j,s) \in \mathcal{A}} x_{js} &= b_s = v \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{A}} x_{ij} - \sum_{(j,i) \in \mathcal{A}} x_{ji} &= b_i = 0 \quad \forall i \in \mathcal{N} \\ \sum_{(t,j) \in \mathcal{A}} x_{tj} - \sum_{(j,t) \in \mathcal{A}} x_{jt} &= b_t = -v \\ x_{ij} &\leq u_{ij} \quad (i,j) \in \mathcal{A}\end{aligned}$$

(d) Problema del cammino orientato di costo minimo

(e) Problema del massimo flusso

(f) Problema di trasporto

$$\begin{aligned}\min z(x) &= \sum_{i=1}^{n+p} \sum_{j=1}^{m+p} c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^{m+p} x_{ij} &\leq a_i \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^{n+p} x_{ij} &= b_j \quad \forall j \\ \sum_{j=1}^{m+p} x_{ij} &= \sum_{j=1}^m b_j \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^{n+p} x_{ij} &= \sum_{j=1}^m b_j \quad \forall j\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\min z(x) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} &= 1 \quad \forall i \\ \sum_{i=1}^n x_{ij} &= 1 \quad \forall j\end{aligned}$$

(h) Problema dell'assegnamento

(g) Problema di trasporto con  $p$  nodi intermedi

# 2

## Modelli di programmazione intera

In questi modelli tutte o alcune variabili di decisione sono vincolate ad assumere valori interi o binari. Talvolta è possibile svincolare dall'interessezza tramite il rilassamento continuo, arrotondando poi i valori frazionari ottenuti, con un risultato trascurabile sul soddisfacimento dei vincoli.

### 2.1 Modelli di taglio ottimo

**Obiettivo:** Minimizzare lo scarto di prodotto derivato dal taglio di moduli di materiale.

Nel caso base **monodimensionale** si assume di dover tagliare moduli di dimensione  $D$  in moduli di dimensioni  $d_i, i \in \{1, \dots, m\}$ , in numero  $r_i, i \in \{1, \dots, m\}$  (per ogni dimensione  $d_i$ ). Ogni modulo standard può essere tagliato in modo differente, considerando  $n$  possibili schemi di taglio:  $a_{ij}$  sarà il numero di moduli di dimensione  $d_i$  ottenuti da un modulo standard tagliato secondo lo schema  $j$ . Per minimizzare lo sfrido (scarto) sarà quindi sufficiente minimizzare il numero di moduli tagliati.

Chiamo  $x_j$  il numero di moduli tagliati secondo lo schema  $j$ .

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{j=1}^n x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\geq r_i, \forall i \\ x_j &\geq 0, x_j \in \mathbb{N}, \forall j \end{aligned}$$

Figura 2.1: Modello di taglio ottimo

Qualora i moduli avessero più dimensioni il problema diviene molto più difficile da risolvere.

### 2.2 Modelli dello zaino

**Obiettivo:** Massimizzare il valore degli oggetti nello zaino.

Si ha un insieme di  $n$  oggetti, ciascuno con un valore  $c_j$  ed un peso  $p_j$  e uno zaino con un limite di capacità  $b$ .

Chiamo  $x_j$  la variabile binaria che indica se aggiungo o meno l'oggetto  $j - esimo$  nello zaino.

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ \sum_{j=1}^n p_j x_j &\leq b, \forall i \\ x_j &\in \{0, \dots, 1\}, \forall j \end{aligned}$$

Figura 2.2: Modello dello zaino

## 2.3 Modelli di ottimizzazione con costi fissi di avviamento

**Obiettivo:** Minimizzare i costi di avvio e di produzione.

Avviando una nuova produzione si hanno costi fissi  $f_j$  e costi per unità prodotta  $c_j$ . Rappresentiamo con  $x_j \geq 0$  il numero di prodotti che si decide di produrre, e introduciamo una variabile  $y_j \in \{1, 0\}$  che rappresenta se decidiamo o meno di produrre un prodotto  $j$  per eliminare la discontinuità all'origine causata dal costo fisso  $f_j$ . Per ogni prodotto, consideriamo una domanda  $b_j$  ed un vincolo di produzione massima  $M_j$ .

$$\begin{aligned} \min z(x, y) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j + \sum_{j=1}^n f_j y_j \\ \min z(x, y) &= \sum_{j=1}^n b_j - x_j \\ x_j &\leq M_j \forall j \end{aligned}$$

Figura 2.3: Modelli di ottimizzazione con costi fissi di avviamento

## 2.4 Modelli di localizzazione

**Obiettivo:** Posizionare centri di servizio in modo da soddisfare la domanda e minimizzare una funzione di costo.

### 2.4.1 Capacitated Plant Location (CPL)

Posizionamento di impianti di produzione o immagazzinamento di prodotti da cui deve essere trasportato il prodotto a dei punti vendita. Viene modellato tramite un grafo  $\mathcal{G} = (\mathcal{N}_1 \cup \mathcal{N}_2, \mathcal{A})$ , con  $\mathcal{N}_1$  nodi rappresentanti i siti potenziali e  $\mathcal{N}_2$  i nodi successori. Chiamiamo  $d_j, j \in \mathcal{N}_2$  la domanda del nodo successore  $j$  – esimo,  $q_i, i \in \mathcal{N}_1$  il massimo livello di attività del nodo sito candidato  $i$  – esimo,  $k_{ij}$  il costo unitario di trasporto da nodo candidato  $i$  a nodo successore  $j$ ,  $f_i$  il costo fisso di avviamento del nodo candidato  $i$ .

Chiamo  $y_i \in \{0, 1\}$  la variabile binaria rappresentante l'approvazione o meno del nodo candidato  $i$  – esimo e  $s_{ij}$  il flusso di prodotto dal nodo  $i$  a  $j$ .

$$\begin{aligned} \min z(s, y) &= \sum_{i \in \mathcal{N}_1} \sum_{j \in \mathcal{N}_2} k_{ij} s_{ij} + \sum_{i \in \mathcal{N}_1} f_i y_i \\ \sum_{i \in \mathcal{N}_1} s_{ij} &= d_j, \forall j \\ \sum_{j \in \mathcal{N}_2} s_{ij} &\leq q_i y_i, \forall i \end{aligned}$$

Figura 2.4: Capacitated Plant Location (CPL)

Modelli più completi considerano una soglia di attivazione minima per considerare l'approvazione di un nodo candidato.

## 2.5 Modello di caricamento di contenitori

Si tratta di una generalizzazione del problema dello zaino, in cui sono considerati  $n$  zaini o contenitori sempre di dimensione uguale  $q$ .

**Obiettivo:** Utilizzare meno contenitori il possibile inserendo tutti gli oggetti.

Ogni oggetto ha un peso  $p_i$ , la variabile  $x_{ij} \in \{0, 1\}$  è vera quando l'oggetto  $i$  è inserito nel contenitore  $j$  e  $y_j \in \{0, 1\}$  è vera quando il contenitore  $j$  è utilizzato.

$$\begin{aligned} \min z(x, y) & \sum_{j=1}^n y_j \\ & \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \forall i \\ & \sum_{i=1}^m p_i x_{ij} \leq q y_j, \forall j \end{aligned}$$

Figura 2.5: Modello di caricamento di contenitori

Un'alternativa di modello è considerare le capacità dei contenitori diverse  $q_j$  ed assegnare ad ogni contenitore un costo  $c_j$ .

## 2.6 Modelli di copertura, di riempimento e di partizionamento d'insieme

Definito un insieme  $I$  di  $m$  elementi ed una collezione  $C = \{C_1, \dots, C_n\}$  di sottoinsiemi di  $I$ , ognuno dei quali con un valore  $c_j$ , e una sotto-collezione  $SC$  di  $C$ . Viene usata una matrice  $A$  di dimensione  $m \times n$  detta *di copertura* il cui elemento  $a_{ij} \in \{0, 1\}$  assume valore 1 se  $i \in C_j$ .

Le variabili di decisione sono  $x_j \in \{0, 1\}$  e sono vere se  $C_j \in SC$ .

### 2.6.1 Modelli di copertura o set-covering

**Obiettivo:** Determinare una sotto-collezione  $SC$  di valore minimo, detta **copertura**, tale che ogni elemento di  $I$  appartenga ad almeno un sottoinsieme di  $SC$ .

$$\begin{aligned} \min z(x) & = \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ & \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \geq 1, \forall i \end{aligned}$$

Figura 2.6: Modelli di copertura o set-covering

### 2.6.2 Modelli di riempimento d'insieme o set-packing

**Obiettivo:** Determinare una sotto-collezione  $SC$  di valore massimo, detto **riempimento**, tale che ogni elemento di  $I$  appartenga ad al più una sotto-collezione di  $SC$ .

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\leq 1, \forall i \end{aligned}$$

Figura 2.7: Modelli di riempimento d'insieme o set-packing

### 2.6.3 Modelli di posizionamento d'insieme o set-partitioning

**Obiettivo:** Determinare una sotto-collezione  $SC$  di valore minimo, detta **partizione**, tale che ogni elemento di  $I$  appartenga esattamente ad una sotto-collezione di  $SC$ . Essa costituisce sia una **copertura** sia un **riempimento** di  $I$ .

$$\begin{aligned} \min z(x) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &= 1, \forall i \end{aligned}$$

Figura 2.8: Modelli di posizionamento d'insieme o set-partitioning

# 3

## Modelli di programmazione lineare

### 3.1 Geometria poliedrale

#### 3.1.1 Combinazione di vettori

Dati  $k$  vettori  $v^{(1)}, \dots, v^{(k)} \in \mathbb{R}^n$  e  $k$  scalari  $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ , il vettore  $v = \sum_{j=1}^k \lambda_j v^{(j)} \in \mathbb{R}^n$  si dice:

**Combinazione affine** se  $\sum_{j=1}^k \lambda_j = 1$ .

**Combinazione conica** se  $\lambda_j \geq 0 \forall j$ .

**Combinazione convessa** se è sia *conica* che *affine*.

#### 3.1.2 Poliedro

Un poliedro  $P$  è intersezione di un numero finito di semispazi.

$$P = \{x \in \mathbb{R}^n : Ax \leq b\}$$

Se il poliedro definisce un'area limitata viene chiamato **politopo**.

### 3.2 Problema duale

**Teorema 3.2.1** (Problema duale). Dato un problema  $P$  di PL in forma standard (funzione in forma di minimizzazione):

$$\begin{aligned} \min z(x) &= c^T x \\ Ax &= b \\ x &\geq 0 \end{aligned}$$

ogni soluzione ammissibile  $\tilde{x}$  di  $P$  è tale che:

$$c^T \tilde{x} \geq b^T \tilde{y}$$

dove  $\tilde{y}$  è una soluzione ammissibile del seguente problema  $D$  (detto **duale** di  $P$ ) di PL:

$$\begin{aligned} \max w(y) &= b^T y \\ A^T y &\leq c \end{aligned}$$

### 3.2.1 Regole di simmetria generali

1. A un vincolo di disegualanza primale corrisponde una variabile vincolata nel duale.
2. A una variabile vincolata in segno nel primale un vincolo di disegualanza nel duale.
3. A un vincolo di uguaglianza nel primale corrisponde una variabile libera in segno nel duale.
4. A una variabile libera in segno nel primale corrisponde un vincolo di uguaglianza nel duale.
5. Se la funzione del primale è in forma di minimo, nel duale sarà di massimo e viceversa.

Il duale del problema duale è il problema primale.

### 3.2.2 Condizioni sufficienti di ottimalità

**Teorema 3.2.2** (Condizioni sufficienti di ottimalità). Date due soluzioni  $\tilde{x}$  e  $\tilde{y}$  ammissibili rispettivamente nel problema primale e duale. Se vale la relazione 3.1:

$$c^T \tilde{x} = b^T \tilde{y}$$

Figura 3.1: Condizione sufficiente di ottimalità

allora  $\tilde{x}$  e  $\tilde{y}$  sono soluzioni ottime per i rispettivi problemi.

Una soluzione  $\tilde{x}$  è ottima se e solo se esiste una soluzione nel problema duale  $\tilde{y}$  che rispetti la relazione 3.1. In tal caso, sia  $\tilde{x}$  che  $\tilde{y}$  sono ottime.

### 3.2.3 Relazioni tra primale e duale

**Teorema 3.2.3** (Relazioni tra primale e duale). Dato un problema ed il suo duale, è vera esattamente **una** delle seguenti affermazioni:

- a) I due problemi ammettono soluzioni ottime finite,  $x^*$  e  $y^*$  rispettivamente, tali da rispettare la relazione 3.1.
- b) Il problema primale è illimitato inferiormente ed il duale è inammissibile.
- c) Il problema duale è illimitato superiormente ed il primale è inammissibile.
- d) I problemi primale e duale sono entrambi inammissibili.

### 3.2.4 Teorema degli scarti complementari

**Teorema 3.2.4** (Teorema degli scarti complementari o condizioni di ortogonalità). Date due soluzioni  $\tilde{x} \in \mathbb{R}^n$  e  $\tilde{y} \in \mathbb{R}^m$ , soluzioni ammissibili nel problema primale e duale rispettivamente ( $a_{ij} \in A$ , matrice dei coefficienti dei vincoli nei problemi), esse sono ottime se vale la relazione 3.2 (forma vettoriale di 3.1):

$$(c_j - \sum_{i=1}^m a_{ij} \tilde{y}_i) \tilde{x}_j = 0 \quad \forall j$$

Figura 3.2: Condizioni Ortogonalità

### 3.3 Analisi di Sensitività

Si tratta di un'analisi svolta *dopo* aver identificato la soluzione ottima di un problema di PL volta a determinare la qualità del modello, attraverso la modifica di coefficienti di costo  $c_j$ , di risorse  $b_k$ , dei vincoli  $a_{ij}$  oppure introducendo ulteriori variabili e/o vincoli e osservando in che modo la soluzione ottima va a variare.

#### 3.3.1 Variazione di un costo

Non modifica il poliedro del problema, la soluzione ottima precedente rimane ammisible ma potrebbe non essere più ottima.

#### 3.3.2 Variazione di una risorsa

Cambia il poliedro del problema (la regione ammisible) per cui la soluzione ottima potrebbe non essere più ammmissible

#### 3.3.3 Variazione di un vincolo

Va ad introdurre una variazione analoga alla variazione del costo, con l'aggiunta che la matrice  $A$  potrebbe diventare invertibile e quindi porterebbe la soluzione di base a non rispettare più le condizioni di ammissibilità o di ottimalità.

#### 3.3.4 Ulteriore variabile

Viene inserita come fosse una variabile precedentemente esistente con costi e coefficienti dei vincoli nulli, che quindi vengono variati con le implicazioni viste nella sezione 3.3.1 e 3.3.3.

#### 3.3.5 Ulteriore vincolo

Si procede analogamente all'aggiunta di variabile.

### 3.4 Interpretazioni economiche della dualità

Il problema duale può essere interpretato come il problema della determinazione del minimo prezzo a cui all'impresa produttrice converrebbe vendere in blocco le risorse disponibili piuttosto che utilizzarle ai fini produttivi.

#### 3.4.1 Prezzo ombra

**Definizione 3.4.1** (Prezzo ombra). Data una variazione  $\delta$  di una risorsa  $b_h$  nel problema primale, con una rispettiva variazione dell'ottimo  $\Delta z^*$ , si definisce **prezzo ombra** la variabile  $y_h^*$  del problema duale tale per cui:

$$y_h^* = \frac{\Delta z^*}{\delta}$$

Figura 3.3: Prezzo ombra

#### Massimizzazione

In un problema in cui la funzione obiettivo è da massimizzare, il prezzo ombra della risorsa  $h$  – *esima* sarà:

**Non negativo** nel caso in cui il vincolo  $h$  è del tipo  $\leq$ .

**Non positivo** nel caso in cui il vincolo  $h$  è del tipo  $\geq$ .

**Minimizzazione**

In un problema in cui la funzione obiettivo è da minimizzare , il prezzo ombra della risorsa  $h$  – *esima* sarà:

**Non negativo** nel caso in cui il vincolo  $h$  è del tipo  $\geq$ .

**Non positivo** nel caso in cui il vincolo  $h$  è del tipo  $\leq$ .

## 3.5 Esercizi - Risoluzione grafica di PL

### 3.5.1 Esercizio 2.6

$$\begin{aligned} \min z &= -x_1 + x_2 \\ x_1 + 2x_2 &\geq 10 \\ 3x_2 &\leq 6 \\ 3x_1 + 2x_2 &\geq 12 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

Figura 3.4: Esercizio 2.6

### 3.5.2 Risoluzione esercizio 2.6

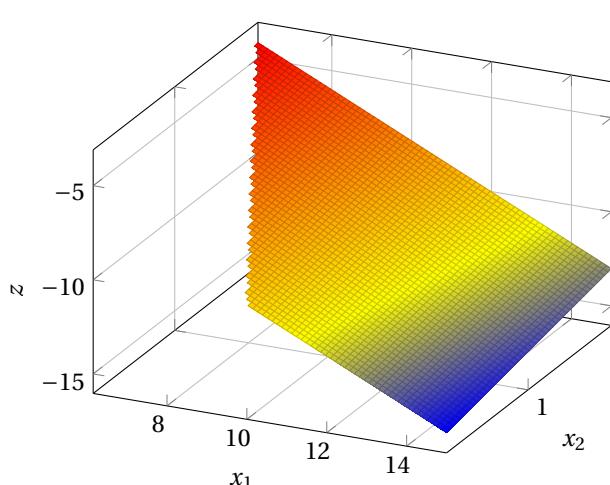
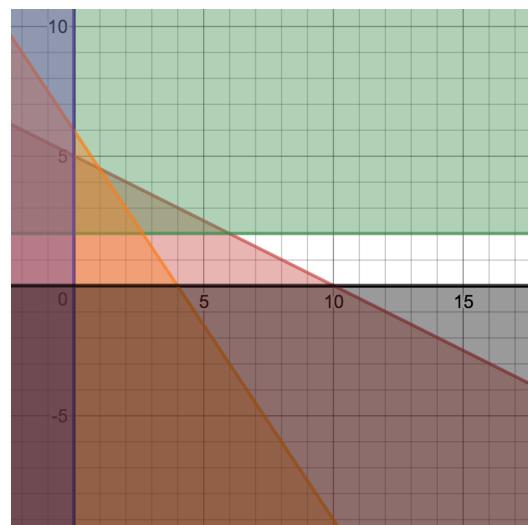
(a) La funzione  $z$ (b) I vincoli del problema nello spazio  $x_1 - x_2$ 

Figura 3.5: Risoluzione esercizio 2.6

Il minimo della funzione risulta essere  $(-\infty, 0)$  siccome la variabile  $x_1$  non è vincolata. La soluzione quindi è illimitata.

### 3.5.3 Esercizio 2.7

$$\begin{aligned} \max z &= 2x_1 + x_2 \\ x_1 + x_2 &\leq 1 \\ 9x_1 + 3x_2 &\leq 6 \\ 3x_1 + 2x_2 &\geq 1 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

Figura 3.6: Esercizio 2.7

### 3.5.4 Risoluzione esercizio 2.7

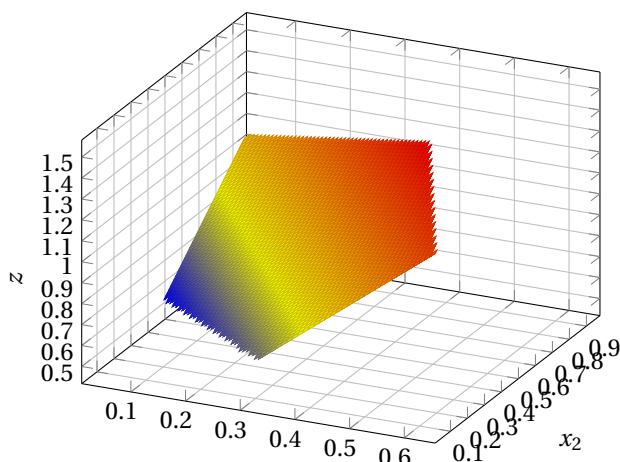
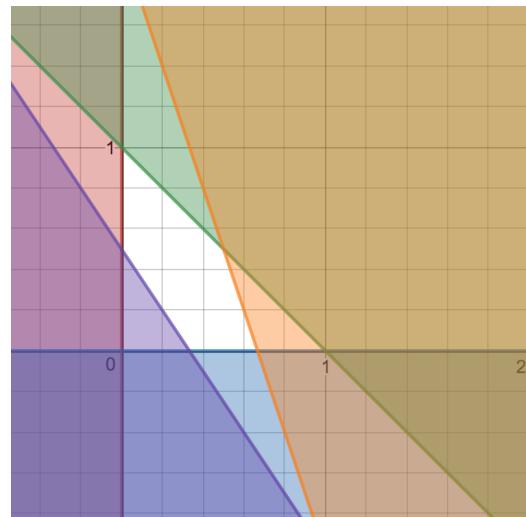
(a) La funzione  $z$ (b) I vincoli del problema nello spazio  $x_1 - x_2$ 

Figura 3.7: Risoluzione esercizio 2.7

### 3.5.5 Esercizio 2.8

$$\begin{aligned} \min z &= x_2 \\ 1x_1 + 3x_2 &\leq 8 \\ x_1 + 5x_2 &\leq 3 \\ 2x_1 - 2x_2 &\geq 7 \\ 3x_1 + 3x_2 &\geq 8 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

Figura 3.8: Esercizio 2.8

### 3.5.6 Risoluzione esercizio 2.8

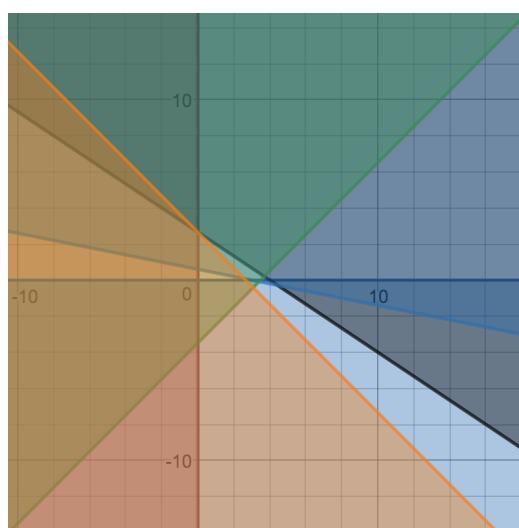
(a) I vincoli del problema nello spazio  $x_1 - x_2$ 

Figura 3.9: Risoluzione esercizio 2.8

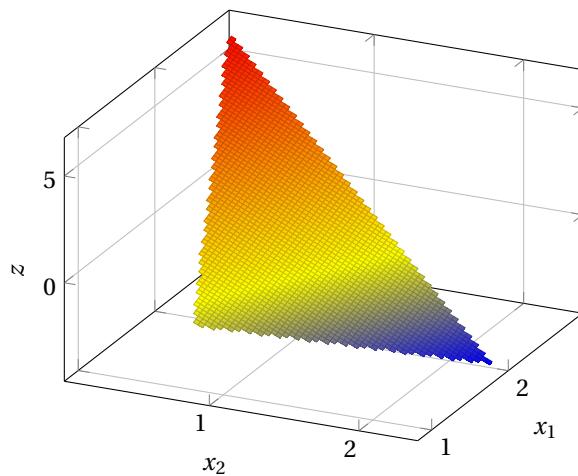
La regione ammissibile è vuota.

### 3.5.7 Esercizio 2.9

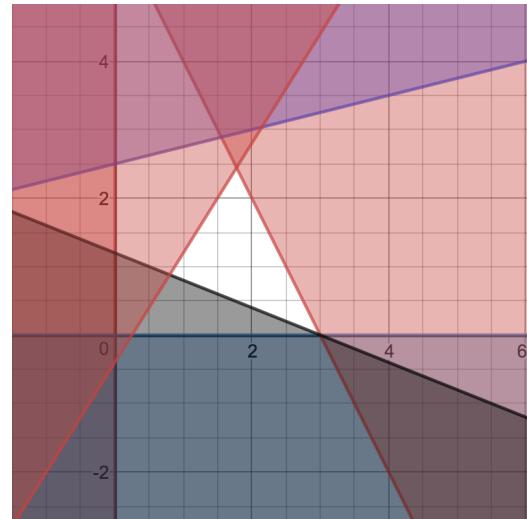
$$\begin{aligned} \min z &= 2x_1 - 3x_2 \\ 2x_1 + x_2 &\leq 6 \\ -x_1 + 4x_2 &\leq 10 \\ 2x_1 + 5x_2 &\geq 6 \\ 8x_1 - 5x_2 &\geq 2 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

Figura 3.10: Esercizio 2.9

### 3.5.8 Risoluzione esercizio 2.9



(a) La funzione  $z$



(b) I vincoli del problema nello spazio  $x_1 - x_2$

Figura 3.11: Risoluzione esercizio 2.9

Il punto di minimo è l'angolo dove l'ordinata è massima e l'ascissa minima.

$$\begin{cases} 8x_1 - 5x_2 = 2 \\ 2x_1 + x_2 = 6 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 8x_1 - 5(6 - 2x_1) = 2 \\ x_2 = 6 - 2x_1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = \frac{16}{9} \\ x_2 = 6 - \frac{32}{9} = \frac{54-32}{9} = \frac{22}{9} \end{cases}$$

Il valore di minimo della funzione risulta  $\min z = \frac{32}{9} - \frac{66}{9} = \frac{34}{9}$ .

# 4

## Algoritmo del Simplex

# 5

## Teoria di programmazione lineare intera

**Definizione 5.0.1** (Matrice unimodulare (UM)). Una matrice quadrata  $M$  di dimensione  $m$  a elementi interi con  $\det M = \pm 1$  si dice **unimodulare (UM)**.

**Definizione 5.0.2** (Matrice totalmente unimodulare (TUM)). Una matrice  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  è **totalmente unimodulare (TUM)** se tutte le sue sotto-matrici quadrate non singolari sono unimodulari.

**Teorema 5.0.3** (Condizione necessaria e sufficiente per vertici a componenti intere). Sia  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $m \leq n$  a elementi interi e rango  $m$ . Condizione necessaria e sufficiente affinché il poliedro in forma standard  $P$  abbia tutti i vertici a componenti interi per qualsiasi  $b \in \mathbb{R}^m$  a componenti intere è che ogni base sia **UM**.

**Teorema 5.0.4** (Soluzione ottima con basi UM). Una SBA ottima del rilassamento lineare di  $P$  è ottima anche per  $P$  se ogni base ammissibile di  $A$  è **UM** e  $b$  è a componenti intere.

Sfortunatamente, determinare se tutte le basi ammissibili sono **UM** è un problema esponenziale.

Nel caso in cui  $A$  sia una **TUM** vale il seguente risultato.

**Teorema 5.0.5** (Soluzione ottima con A TUM). Condizione sufficiente affinché il poliedro  $P$  abbia tutti i vertici a componenti intere, per qualsiasi  $n$  intera, è che  $A$  sia **TUM**.

Ne segue che una soluzione ottima del rilassamento continuo del poliedro  $P$ , se  $A$  è **TUM** sarà soluzione ottima anche per  $P$ .

**Teorema 5.0.6** (Proprietà di una **TUM**). Una matrice  $A$  è **TUM** se:

1. Ogni colonna ha al più due elementi diversi da 0.
2. Risulta possibile partizionare gli indici di riga in due sottoinsiemi  $R_1$  ed  $R_2$  tali che:

Se una colonna  $j$  contiene due elementi non nulli dello stesso segno, allora le corrispondenti righe non appartengono allo stesso sottoinsieme.

Se una colonna  $i$  contiene due elementi non nulli di segno opposto, allora le corrispondenti righe appartengono allo stesso sottoinsieme.

**Teorema 5.0.7.** La matrice di incidenza di un grafo orientato (digrafo) o un grafo bipartito è TUM.

## 5.1 Rilassamenti

### 5.1.1 Rilassamento per eliminazione di vincoli

Banalmente si elimina uno o più dei vincoli di  $P$  estendendo la regione ammissibile.

### 5.1.2 Rilassamento lagrangiano

La soluzione ottima del rilassamento lagrangiano fornisce una limitazione inferiore sul valore ottimo della funzione obiettivo del problema originario.

$$\begin{aligned} \min z(x) &= c^T x \\ Ax &\geq b \\ Cx &\geq d \\ x &\geq 0 \\ x &\in \mathbb{Z} \end{aligned}$$

(a) Problema di PI

$$\begin{aligned} \min_x L(\lambda, x) &= c^T x - \lambda^T (Ax - b) \\ Cx &\geq d \\ x &\geq 0 \\ x &\in \mathbb{Z} \\ \lambda &\geq 0 \end{aligned}$$

(b) Rilassamento lagrangiano  $RL_\lambda$  di  $P$

**Teorema 5.1.1.** In generale, la soluzione ottima identificata tramite un rilassamento lineare (RL) è sempre peggiore o uguale a quella identificata tramite rilassamento lagrangiano L.

$$z_{RL}^* \leq L^*$$

**Teorema 5.1.2** (Proprietà di integralità). la soluzione ottima identificata tramite un rilassamento lineare (RL) è sempre uguale a quella identificata tramite rilassamento lagrangiano L (o meglio il rilassamento lagrangiano non può arrivare ad una approssimazione migliore) se vale la **proprietà di integralità**, cioè l'inviluppo convesso dei vincoli in  $P$  è uguale all'area ammissibile nel rilassamento continuo.

### 5.1.3 Problema lagrangiano duale

Il duale lagrangiano estende alla PI il concetto di dualità ma non garantisce che gli ottimi siano uguali tra il problema primale e duale.

**Teorema 5.1.3.** L'ottimo del problema lagrangiano duale coincide con il rilassamento continuo se il poliedro dei vincoli rimasti gode della **proprietà di integralità**.

Si risolve tramite un algoritmo iterativo, detto del **sottogradiente**, un'approssimazione dell'algoritmo del gradiente necessaria perché  $L^*(\lambda)$  è generalmente non differenziabile.

**Definizione 5.1.4** (Sottogradiente). Per sottogradiente si intende il vettore:

$$s(\lambda) = -(Ax - b)$$

# 6

## Metodi di programmazione lineare intera

### 6.1 Branch & Bound

Si tratta del metodo risolutivo per PI più comune, un po' come il simplex per PL.

Si procede risolvendo molteplici rilassamenti continui di un problema LI usando il metodo del simplex.

A ogni iterazione, può accadere che:

1. L'iterazione  $i - esima$  è inammissibile.
2. Le variabili sono intere e pertanto non è necessario suddividere ulteriormente ma è stata identificata la soluzione ottima intera di questo ramo.
3. La soluzione continua identificata è inferiore alla soluzione intera identificata in un altro ramo e quindi non ha senso esplorare questa regione ulteriormente.
4. La soluzione intera ottenuta è abbastanza vicina alla soluzione continua ottima e si decide pertanto di interrompere l'algoritmo (per motivi di tempo).
5. Le variabili sono continue e quindi suddivideremo ulteriormente la regione in due sotto problemi, per esempio se la variabile intera fosse  $x = a$  andremmo a dividere tra  $x \leq \lfloor a \rfloor$  e  $x \geq \lceil a \rceil$ , quindi ripeteremo il calcolo della soluzione ottima con l'algoritmo del simplex avendo aggiunti questi vincoli.

### 6.2 Algoritmo dei piani di taglio

Banalmente si applicano iterativamente tagli di Chvatal-Gomory alla regione del problema (che sebbene inizialmente molto efficaci lo divengono sempre meno) per eliminare soluzioni non accettabili dal problema discreto ma ottime per il rilassamento continuo.

**Definizione 6.2.1** (Taglio di Gomory). Ogni soluzione ammissibile di  $P$  soddisfa la relazione:

$$x_h + \sum_{j \in \mathbb{N}} \lfloor a_{ij} \rfloor x_j \leq \lfloor b_i \rfloor$$

# 7

## Problema del massimo flusso

### 7.1 Algoritmo di Ford e Fulkerson

Si tratta di un algoritmo per calcolare il **massimo flusso** su un grafo da un nodo sorgente  $s$  ad un nodo destinazione  $t$ .

**Definizione 7.1.1** (Cammino incrementante). Un **cammino incrementante** è un cammino che ha archi con direzione positiva non pieni o archi con direzione negativa non vuoti.

L'algoritmo procede nel modo seguente:

1. Si identifica un cammino aumentante.
2. Si identifica la capacità di strozzatura, cioè quella che su questo specifico cammino limita la capacità massima.
3. Si aumenta la capacità occupata di ogni arco ed il flusso totale della differenza, ciò significa che in un cammino inverso (con freccia nella direzione inversa del flusso) il valore di flusso cala.
4. Si ripete sino a che non è più possibile identificare un cammino aumentante.

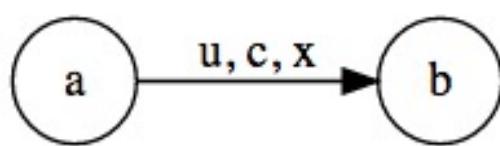
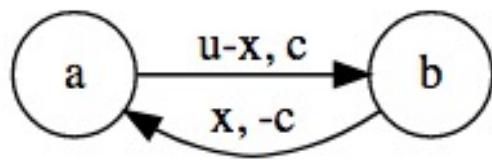
### 7.2 Taglio di capacità minima

Si tratta dell'insieme di archi che va da un sottoinsieme di nodi  $\mathcal{P}_1$  ad un secondo sottoinsieme  $\mathcal{P}_2$ , con il totale dei nodi  $\mathcal{P} = \mathcal{P}_1 \cup \mathcal{P}_2$  e  $\mathcal{P}_1 \cap \mathcal{P}_2 = \emptyset$ , cioè nessuno dei nodi in  $\mathcal{P}_1$  si trova anche in  $\mathcal{P}_2$  costruito in modo tale che esso limiti la capacità massima di flusso (insieme degli archi di strozzatura) che può andare dal nodo  $s$  a  $t$ .

Un bel sito web che risolve questo problema è <https://blocks.org/estk/9629395>.

### 7.3 Flusso massimo a costo minimo

Si tratta di riportare ogni arco  $ij$  del digrafo tra un nodo  $i$  e  $j$ , definito come  $(u_{ij}, c_{ij}, x_{ij})$ , dove  $u_{ij}$  è la massima capacità di flusso dell'arco,  $c_{ij}$  il costo per unità dell'arco e  $x_{ij}$  la quantità di flusso che effettivamente scorre sull'arco, ad una forma a due archi come segue:

(a) Arco con massima capacità  $u$ , costo  $c$  e flusso inviato  $x$ .

(b) Archi con flusso inviato e costo

Figura 7.1: Flusso massimo a costo minimo

Una volta sostituiti tutti gli archi (nei temi d'esame è possibile compilare degli archi forniti) è necessario identificare circuiti in cui la somma dei costi è negativa.

Se questi esistono, il costo non è minimo ed è possibile ridurlo re-instrandando il flusso del circuito identificato.

## 7.4 Algoritmo di Prim

Nell'algoritmo di Prim si procede con un metodo greedy: dato un set di nodi iniziali (spesso solo uno), a ogni step si sceglie il nodo con distanza minima connesso a uno dei nodi del set, lo si aggiunge al set e si ripete sino ad ottenere un albero ricoprente.

# A

## Struttura del tema d'esame

Un tema d'esame di Ricerca Operativa risulta composto da 4/5 esercizi pratici e talvolta alcune domande di teoria.

Gli argomenti più frequenti negli esercizi sono, in ordine, i seguenti:

1. Risolvere graficamente un problema di programmazione lineare. Si evidenzi il vertice ottimo e si riporti il valore di z per tutte le variabili del modello, compreso scarto e surplus. [12]
2. Risolvere mediante scarti complementari la soluzione duale del problema. [11]
3. Formulare un modello di Programmazione Lineare [11]
4. Applicare Algoritmo di Ford-Fulkerson [10]
5. Risolvere per via grafica valori per cui la composizione della base ottima non cambia. [9]
6. Trovare un taglio di capacità minima [8]
7. Branch & Bound, Problema dello zaino [7]
8. Taglio di Gomory relativo al primo vincolo del PL. [6]
9. Si costruisca un reinstradamento che vada a ridurre il costo (o se ci si trova in condizione di minimo, di aumentarlo) modificandolo solo una volta e fornire la variazione di costo così ottenuta. [6]
10. Forma canonica del Tableau [4]
11. Determinare e disegnare il flusso massimo di un grafo [4]

Seguono le tipologie di esercizi.

### A.1 Primo esercizio (8 punti)

#### A.1.1 Problema di Programmazione Lineare

1. Disegnare la regione ammissibile dai vincoli forniti. Si evidenzi il vertice ottimo e si riporti il valore di z per tutte le variabili del modello, compreso scarto e surplus. [12]

Per risoluzione grafica si intende disegnare i vincoli ed identificare così il vertice ottimo tramite intersezione dei vincoli.

Scarto e surplus è la differenza tra il valore del vincolo e il valore dell'equazione sostituito il punto di ottimo.

2. Vi sono vertici ammissibili ai quali corrispondono basi degeneri?

Una base è degenere quando nel vettore  $A_B^{-1} b$  ci sono degli zeri.

Per calcolare l'inversa di una matrice  $2 \times 2$  si usa la formula:  $A_B^{-1} = \frac{1}{\det A_B} = \begin{bmatrix} a_{22} & -a_{21} \\ -a_{12} & a_{11} \end{bmatrix}$

Nelle matrici di base  $2 \times 2$  è possibile verificare se almeno una delle due seguenti equazioni sono pari a zero per poter affermare che essa è degenere:  $a_{11}b_2 - a_{12}b_1 = 0$   $\vee$   $a_{22}b_1 - a_{21}b_2 = 0$ .

3. Risolvere per via grafica valori per cui la composizione della base ottima non cambia. [9]
4. Da quali variabili è composta la base associata al vertice di una data intersezione? [2]
5. Quanto può variare il termine noto senza che la composizione della base ottima cambi?
6. Risolvere mediante scarti complementari la soluzione duale del problema. [11]

### A.1.2 Problema di Programmazione Lineare Grafico

1. Verso dei vincoli rappresentati graficamente.
2. Risolvere per via grafica valori per cui la composizione della base ottima non cambia.

## A.2 Secondo esercizio

### A.2.1 Problema di Minimo con Tableau [3]

1. Forma canonica del Tableau [4]
2. Per quale dei valori rimanenti il Tableau corrisponde a:
  - (a) Valori per ottimo finito [3]
  - (b) Soluzione non ottima e degenere [3]
  - (c) Problema illimitato [3]
3. Disegnare la regione ammissibile al rilassamento continuo del problema. [2]
4. Individuare l'elemento di pivot individuato dal simplex duale. [2]

## A.3 Terzo Esercizio

### A.3.1 Problema di Programmazione Lineare Intero

Dato un problema di PL, si consideri una data base e si ricavi:

1. Vettore dei coefficienti di costo ridotto.
2. Verificare che la soluzione è ottima per il rilassamento lineare del problema.
3. Nel modello duale ottenuto mediante gli scarti complementari una data X, questa è ottima?
4. Porre il problema in forma canonica.
5. Calcolare il vettore della soluzione duale corrispondente.
6. Taglio di Gomory relativo al primo vincolo. [6]

### A.3.2 Modello di Programmazione Lineare con Grafi [3]

Costruire un Modello per determinare in un grafo due cicli hamiltoniani disgiunti.

### A.3.3 Modello di Programmazione Lineare Intero [4]

Fornire un modello di PLI partendo da alcuni dati forniti.

### A.3.4 Branch & Bound, Problema dello zaino [7]

Risolvere un problema dello zaino con l'algoritmo Branch & Bound con strategia Depth First con alcuni parametri dati.

## A.4 Quarto esercizio: Formulare un modello di Programmazione Lineare [7]

Date alcune informazioni si chiede di formulare un problema di Programmazione Lineare e quindi di aggiorarlo dopo aver ricevuto ulteriori informazioni.

### A.5 Quinto Esercizio: Grafi

Dati due grafi si chiede di calcolare:

1. Flusso iniziale lungo un dato arco.
2. Applicare Algoritmo di Ford-Fulkerson [10]
  - (a) Si riportino tutti i cammini aumentati, come sequenze di nodi, il corrispondente incremento di flusso e valore di flusso massimo. [4]
  - (b) Determinare e disegnare il flusso massimo di un grafo [4]
3. Trovare un taglio di capacità minima [8]
4. Determinare se il flusso massimo è inviato a costo minimo. [2]
5. Si costruisca un reinstradamento che vada a ridurre il costo (o se ci si trova in condizione di minimo, di aumentarlo) modificandolo solo una volta e fornire la variazione di costo così ottenuta. [6]
6. Si riporti il modello di programmazione matematica del generico problema di ottimizzazione appena risolto.

## A.6 Domande di teoria

### A.6.1 Domande su Branch & Bound

Si consideri una generica iterazione di un algoritmo di Branch and Bound applicato ad un problema di programmazione lineare intera con funzione obiettivo da massimizzare. Vi sono tre nodi aperti (A, B, C) e la miglior soluzione ammissibile disponibile vale 100. L'upper bound associato al nodo A vale 110, mentre quelli associati ai nodi B e C valgono rispettivamente 99 e 100.2. Sapendo che l'albero viene esplorato utilizzando la strategia best bound first si indichi quale delle seguenti affermazioni è vera

- a) il nodo A sarà il prossimo nodo espanso
- b) il nodo B sarà il prossimo nodo espanso
- c) il nodo A viene chiuso
- d) una tale situazione non si può mai verificare

Si consideri una generica iterazione di un algoritmo di Branch and Bound applicato ad un problema di programmazione lineare intera con funzione obiettivo da minimizzare. Vi sono tre nodi aperti (A, B, C). Analizzando l'ultimo nodo chiuso l'algoritmo ha identificato la miglior soluzione ammissibile disponibile, di valore 100. Il lower bound associato al nodo A vale 90, mentre quelli associati ai nodi B e C valgono rispettivamente 101 e 99.8. Sapendo che l'albero viene esplorato utilizzando la strategia best bound first si indichi quale delle seguenti affermazioni è vera

- a) il nodo A sarà il prossimo nodo espanso
- b) il nodo B sarà il prossimo nodo espanso
- c) il nodo A viene chiuso
- d) una tale situazione non si può mai verificare

Si consideri una generica iterazione di un algoritmo di Branch and Bound applicato ad un problema di programmazione lineare intera con funzione obiettivo da massimizzare. Vi sono solo tre nodi ancora aperti (A, B, C) e l'attuale valore della migliore soluzione ammissibile è 120. L'upper bound associato al nodo A vale 190.5, mentre quelli associati ai nodi B e C valgono rispettivamente 120 e 97.2. Sapendo che l'albero viene esplorato utilizzando la strategia highest first, si indichi quale delle seguenti affermazioni è vera:

- a) si possono chiudere i nodi B e C
- b) solo il nodo C può essere chiuso
- c) il nodo B sarà il prossimo nodo visitato
- d) l'algoritmo si arresta

### A.6.2 Domande su problema duale

Sia P un problema di programmazione lineare continua e sia D il suo modello duale. Quale delle seguenti affermazioni è vera? :

- a) Se P è illimitato allora D è illimitato
- b) Se D è illimitato allora P è inammissibile
- c) Se D è inammissibile allora P può avere soluzione ottima finita
- d) nessuna delle precedenti

Sia P un problema di programmazione lineare continua e sia D il suo modello duale. Quale delle seguenti affermazioni è vera? :

- a) Se P è illimitato allora D è illimitato
- b) Se D è illimitato allora P è inammissibile
- c) Se D è inammissibile allora P può avere soluzione ottima finita
- d) nessuna delle precedenti

Con riferimento al metodo a due fasi per la soluzione di problemi di PL continua, si consideri la risoluzione del problema ausiliario e si immagini che il valore ottimo di tale problema risulti positivo ( $z_{AUS}^* > 0$ ). Cosa si può dedurre con certezza per il duale D del problema originale?

- a) D è illimitato
- b) D è limitato
- c) D è o inammissibile, o illimitato
- d) D è inammissibile

### A.6.3 Domande su rilassamento del problema lineare continuo

Sia dato un problema di PLI ammissibile e se ne consideri il rilassamento continuo PLC. Quale delle seguenti affermazioni è vera :

- a) esiste sempre almeno un taglio che consente di restringere la regione ammissibile di PLC lasciando invariata quella di PLI
- b) esiste sempre un vertice intero di PLC
- c) se esiste un vertice intero di PLC, questo è un ottimo di PLI
- d) se esiste un vertice non intero di PLC, esiste un taglio valido per il problema di PLI

I Sia dato un problema di PLI ammissibile e se ne consideri il rilassamento continuo PLC. Quale delle seguenti affermazioni è vera :

- a) esiste sempre almeno un taglio che consente di restringere la regione ammissibile di PLC lasciando invariata quella di PLI
- b) esiste sempre un vertice intero di PLC
- c) se esiste un vertice intero di PLC, questo è un ottimo di PLI
- d) se esiste un vertice non intero di PLC, esiste un taglio valido per il problema di PLI

Si consideri un problema di programmazione lineare intera ed il suo rilasciamento continuo. Quale delle seguenti affermazioni è falsa:

- a) la soluzione ottima del rilassamento continuo, se arrotondata a valori interi, può essere ammissibile per il problema intero
- b) la soluzione ottima del rilassamento continuo, se arrotondata a valori interi, può essere ottima per il problema intero
- c) la soluzione ottima del rilassamento continuo, se arrotondata a valori interi, può essere inammissibile per il problema intero
- d) la soluzione ottima del rilassamento continuo, nel caso sia intera, non è necessariamente ammissibile per il problema intero

Siano dati un problema  $P_I$  di programmazione lineare a numeri interi con funzione obiettivo da massimizzare ed il corrispondente rilassamento continuo  $P_C$ . È nota una soluzione ammissibile  $\underline{x}$  di  $P_I$  di valore  $w$ . Sia  $\underline{x}_C$  la soluzione ottimale di  $P_C$  di valore  $z$ .

Se  $w=z$  se ne deduce che:

- a) la soluzione  $\underline{x}_C$  ha coordinate intere
- b) la soluzione  $\underline{x}$  è soluzione ottimale di  $P_I$
- c) tutte le soluzioni di base ammissibili di  $P_C$  hanno coordinate intere
- d) le precedenti affermazioni non si possono dedurre con certezza

#### A.6.4 Domande su Analisi di sensitività

Si consideri un problema di programmazione lineare continua con funzione obiettivo da massimizzare. Siano  $b_i$  e  $p_i$  il termine noto ed il prezzo ombra associati al vincolo  $i$ -esimo nella soluzione ottima, il cui valore è  $z$ . Dall'analisi di sensitività sappiamo che l'intervallo di variazione di  $b_i$  che lascia inalterata la base ottima vale  $[\alpha, \beta]$ . Se sommiamo la quantità  $\delta > 0$  al termine noto  $b_i$ , con  $b_i + \delta = \beta$  il valore della funzione obiettivo diviene:

- a)  $z$
- b)  $z + \delta * p_i$
- c)  $z - \delta * p_i$
- d) non si può dire con le informazioni a disposizione

Si consideri un problema di programmazione lineare continua con funzione obiettivo da minimizzare. Se sommando la quantità  $\delta > 0$  al termine noto  $b_i$  del vincolo  $i$ -esimo il valore della funzione obiettivo subisce una variazione  $\varepsilon < 0$  ne deduciamo che il vincolo era

- a) di minore uguale
- b) di maggiore uguale
- c) di uguaglianza
- d) non si può dire con le informazioni a disposizione

#### A.6.5 Domande varie

Si riportino i modelli di PLI del problema del commesso viaggiatore (TSP) e dell'albero di supporto di costo minimo (MST) su grafo non orientato  $G=(N,E)$ .

Si fornisca un modello di PLI per il problema di trovare nel grafo  $G$  sia un ciclo hamiltoniano, sia un albero di supporto. I lati scelti devono avere costo complessivo minimo e almeno metà di essi deve appartenere sia al ciclo, sia all'albero. (Suggerimento: si aggiunga una variabile per ogni lato che vale 1 se quel lato fa parte di entrambi gli alberi).

Si consideri un problema di "mix produttivo". Relativamente ai prodotti A, B, C e D, è necessario imporre la condizione che A e B vengano prodotti solo se C oppure D sono in produzione (cioè almeno uno fra C e D deve essere realizzato). Quale fra le seguenti alternative rappresenta l'insieme minimo di vincoli necessari alla corretta rappresentazione del problema come modello di programmazione lineare a numeri interi? (Se la variabile binaria  $y_i$  è uguale a 1 significa che il prodotto  $i$  è in produzione e se è uguale a 0 significa che non lo è).?

- a)  $y_C \geq y_A; y_D \geq y_B; y_C \geq y_B; y_D \geq y_A$
- b)  $y_A \leq y_C + y_D; y_B \leq y_C + y_D$
- c)  $2y_A \geq y_C + y_D; 2y_B \geq y_C + y_D$
- d)  $y_C \leq y_A; y_D \leq y_B; y_C \leq y_B; y_D \leq y_A$

# B

## Temi d'esame risolti

### B.1 Esame del 24/01/2017

#### B.1.1 Esercizio 1

Dato il seguente problema di PL, si risolva graficamente e si ottenga il valore della soluzione ottima e di tutte le variabili di scarto.

Vi sono vertici ammissibili ai quali corrispondono basi degeneri?

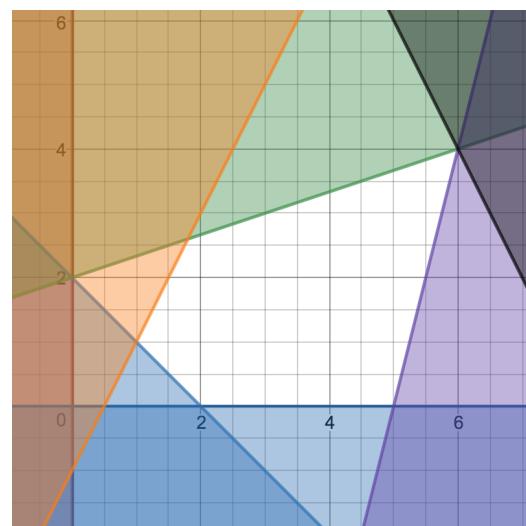
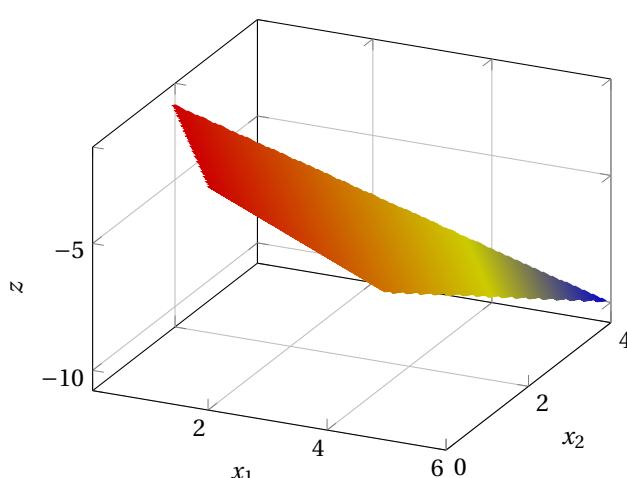
Si ricavi, per via grafica, per quali valori di  $b_3$ , inizialmente pari a  $-1$ , la **composizione** della base ottima non cambia.

$$\begin{aligned} \max \quad & -x_1 + x_2 \\ \text{s.t.} \quad & -x_1 - x_2 \leq -2 \\ & -x_1 + 3x_2 \leq 6 \\ & -2x_1 + x_2 \leq -1 \\ & 4x_1 - x_2 \leq 20 \\ & 2x_1 + x_2 \leq 16 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

Figura B.1: Esercizio 1

### B.1.2 Soluzione esercizio 1

#### Disegno l'area di definizione del problema



#### Identifico la soluzione ottima

Dall'area di definizione e dalla composizione della funzione si intuisce che il vincolo ottimo sarà quello con  $x_1$  minimo e  $x_2$  massimo. Procedo quindi a calcolare il valore assunto da  $x_1$  e  $x_2$  nell'intersezione tra il vincolo 2 e 3:

$$\begin{cases} -x_1 + 3x_2 = 6 \\ -2x_1 + x_2 = -1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} -x_1 + 3(2x_1 - 1) = 6 \\ x_2 = 2x_1 - 1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 5x_1 - 3 = 9 \Rightarrow x_1 = \frac{9}{5} \\ x_2 = 2x_1 - 1 \Rightarrow x_2 = \frac{18-5}{5} = \frac{13}{5} \end{cases}$$

La soluzione ottima si trova nel vertice tra il vincolo 2 e 3 in  $(\frac{9}{5}, \frac{13}{5})$  ed ha valore  $z = \frac{13}{5} - \frac{9}{5} = \frac{4}{5}$ .

#### Identifico basi degeneri

**Definizione B.1.1** (Determinante di matrice  $2 \times 2$ ). Risulta possibile calcolare il determinante di una matrice  $A$  di dimensione  $2 \times 2$  tramite la formula:

$$\det(A) = a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21}$$

Figura B.3: Determinante di matrice  $2 \times 2$

**Definizione B.1.2** (Inversa di matrice  $2 \times 2$ ). Risulta possibile ottenere l'inversa  $A^{-1}$  di una matrice  $A$  di dimensione  $2 \times 2$  tramite la formula:

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{bmatrix} a_{22} & -a_{21} \\ -a_{12} & a_{11} \end{bmatrix}$$

Figura B.4: Inversa di matrice  $2 \times 2$

**Definizione B.1.3** (Base degenere). Una base  $A_B$  è **degenera** quando nel risultato del vettore risultato del prodotto  $A_B^{-1}b$  appaiono degli 0.

**Definizione B.1.4** (Base degenere  $2 \times 2$ ). Dato un vettore di risorse  $b = [b_1, b_2]$ , una base  $A_B$  di dimensione  $2 \times 2$  è **degenera** quando almeno una delle seguenti relazioni è vera:

$$a_{11}b_2 - a_{12}b_1 = 0 \quad \vee \quad a_{22}b_1 - a_{21}b_2 = 0$$

**Testo se il vertice tra il vincolo 1 e 3 è degenero:**

$$v_1 : -x_1 - x_2 \leq -2$$

$$v_2 : -2x_1 + x_2 \leq -1$$

La base così ottenuta è degenere se vale la relazione B.1.4:

$$-1(-1) - (-1)(-2) \neq 0 \vee 1(-2) - (-2)(-1) = 0$$

La seconda equazione è vera, pertanto questa base è degenere.

### Analisi di sensitività

Modifica il valore di  $b_3$  significa traslare il vincolo 3, che è uno dei due che definisce il punto di ottimo  $(\frac{9}{5}, \frac{13}{5})$ . Non è pertanto possibile alterare il valore di  $b_3$  senza modificare il valore ottimo.

Per quanto riguarda la composizione della base ottima, essa rimane invariata tra  $b_{3_{max}}$  dove il vincolo  $v_3$  incontra il vincolo  $v_1$  nel punto  $(0, 2)$  e  $b_{3_{min}}$  dove il vincolo  $v_3$  incrocia  $v_4$  nel punto  $(6, 4)$ . Per calcolare il valore assunto da  $b_3$  nei due punti di interesse è sufficiente sostituire i punti nella disequazione del vincolo.

$$b_{3_{max}} = -2(0) + 1(2) = 2 \quad b_{3_{min}} = -2(6) + 1(4) = -8$$

### B.1.3 Esercizio 2

Dato il seguente problema di PL, calcolare il duale, verificare mediante **scarti complementari** se  $x = (0, 0, 3, \frac{1}{2})$  è ottima e riportare il vettore della soluzione duale corrispondente.

$$\begin{aligned} \min \quad & 2x_1 + 5x_2 + x_3 + x_4 \\ \text{s.t.} \quad & x_1 - x_2 + x_3 = 3 \\ & x_1 + x_3 + 2x_4 = 4 \\ & x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0 \end{aligned}$$

Figura B.5: Esercizio 2

### B.1.4 Soluzione esercizio 2

#### Problema duale

1. P è un problema di minimo, quindi D sarà di massimo.
2. La z di P è in funzione di 4 variabili, quindi D avrà 4 vincoli.
3. P ha 2 vincoli di uguaglianza, per cui D avrà due variabili libere  $\omega_1, \omega_2 \in \mathbb{R}$  in segno o 4 accoppiate positive  $\omega_1 = y_1 - y_2, \omega_2 = y_3 - y_4$ , con  $y_1, y_2, y_3, y_4 \geq 0$ .

$$\begin{aligned} \max \quad & 3\omega_1 + 4\omega_2 \\ \text{s.t.} \quad & \omega_1 + \omega_2 \leq 2 \\ & -\omega_1 \leq 5 \\ & \omega_1 + \omega_2 \leq 1 \\ & 2\omega_2 \leq 1 \\ & \omega_1, \omega_2 \in \mathbb{R} \end{aligned}$$

(a) Duale con variabili libere

$$\begin{aligned} \max \quad & 3(y_1 - y_2) + 4(y_3 - y_4) \\ \text{s.t.} \quad & (y_1 - y_2) + (y_3 - y_4) \leq 2 \\ & -(y_1 - y_2) \leq 5 \\ & (y_1 - y_2) + (y_3 - y_4) \leq 1 \\ & 2(y_3 - y_4) \leq 1 \\ & y_1, y_2, y_3, y_4 \geq 0 \end{aligned}$$

(b) Duale con variabili positive

Figura B.6: Problema duale

**Scarti complementari**

$$\begin{array}{lll} \omega_1(0 - 0 + 3 - 3) = 0 & & \\ \omega_1(x_1 - x_2 + x_3 - 3) = 0 & \omega_2(0 + 3 + 2\frac{1}{2} - 4) = 0 & \omega_1 = \frac{1}{2} \\ \omega_2(x_1 + x_3 + 2x_4 - 4) = 0 & 0(\omega_1 + \omega_2 - 2) = 0 & \omega_2 = \frac{1}{2} \\ x_1(\omega_1 + \omega_2 - 2) = 0 & 0(-\omega_1 - 5) = 0 & \\ x_2(-\omega_1 - 5) = 0 & 3(\omega_1 + \omega_2 - 1) = 0 & \\ x_3(\omega_1 + \omega_2 - 1) = 0 & \frac{1}{2}(2\omega_2 - 1) = 0 & \\ x_4(2\omega_2 - 1) = 0 & & \end{array}$$

(c) Semplifico

(a) Imposto sistema

(b) Sostituisco i valori della soluzione

Figura B.7: Scarti complementari

Il sistema ha soluzione, per cui la soluzione proposta  $x = (0, 0, 3, \frac{1}{2})$  è ottima.

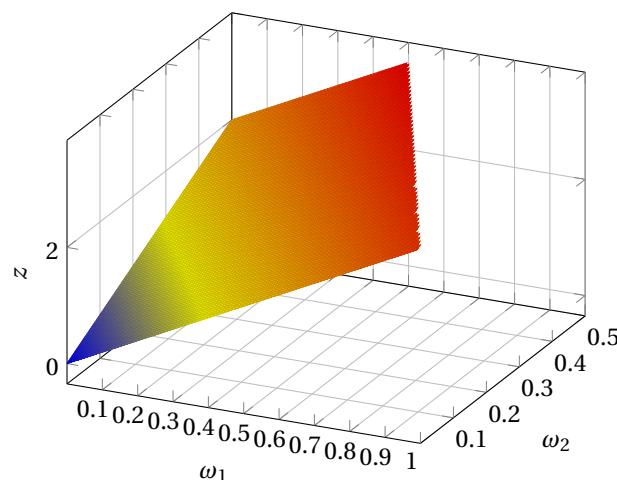
**Vettore della soluzione duale in corrispondenza dell'ottimo**

Indico le variabili di *slack* dei 4 vincoli come  $s_1, s_2, s_3$  e  $s_4$ :

$$\begin{aligned} \omega_1 &= \frac{1}{2} \\ \omega_2 &= \frac{1}{2} \\ s_1 &= 1 \\ s_2 &= -\frac{9}{2} \\ s_3 &= 0 \\ s_4 &= 0 \end{aligned}$$

**Verifico le soluzioni ottenute**

Non potendo plottare il grafico di  $P$  essendo in 4 variabili vado a disegnare il duale.

(a) La funzione  $z$  del problema  $D$ 

Nel grafico duale appare  $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$  come soluzione ottima.

### B.1.5 Esercizio 3

Dato il seguente problema di PI

### B.1.6 Soluzione esercizio 3