

Esercizi di Ricerca Operativa

Simone Laierno

10 settembre 2014

Indice

1	18/03/2014	4
1.1	Esercizio 1	4
1.1.1	Modellizzazione	4
1.1.2	Problema in forma grafica	5
1.1.3	Forma standard	5
1.1.4	Risoluzione tramite tableau	6
1.1.5	Conclusione	9
1.1.6	Vincolo di interezza	9
1.2	Esercizio 2	9
1.2.1	Modellizzazione	10
1.2.2	Problema in forma grafica	10
1.2.3	Forma standard	11
1.2.4	Risoluzione tramite tableau	11
1.2.5	Conclusione	13
1.3	Esercizio 3	14
1.3.1	Modellizzazione	14
1.3.2	Problema in forma grafica	15
1.3.3	Forma standard	15
1.3.4	Risoluzione tramite tableau	15
1.3.5	Conclusione	17
2	31/03/2014	18
2.1	Esercizio 4	18
2.1.1	Modellizzazione	18
2.1.2	Problema in forma grafica	19
2.1.3	Forma standard	20
2.1.4	Risoluzione tramite tableau	20
2.1.5	Soluzione del problema primale	24
2.1.6	Costruzione del problema duale	24
2.1.7	Soluzione del problema duale	25
2.1.8	Vincolo di interezza	26
2.2	Esercizio 5	26
2.2.1	Problema in forma grafica	27
2.2.2	Forma standard	27
2.2.3	Risoluzione tramite tableau	27
2.2.4	Soluzione del problema	30
2.2.5	Extra - Costruzione del problema duale	30
2.2.6	Extra - Soluzione del problema duale	31
2.3	Esercizio 6	31
2.3.1	Problema in forma grafica	32
2.3.2	Forma standard	32
2.3.3	Risoluzione tramite tableau	32
2.3.4	Soluzione del problema	34
2.4	Esercizio 7	34

2.4.1	Modellizzazione	35
2.4.2	Problema in forma grafica	35
2.4.3	Forma standard	35
2.4.4	Risoluzione tramite tableau	36
2.4.5	Soluzione del problema primale	39
2.4.6	Costruzione del problema duale	40
2.4.7	Soluzione del problema duale	40
2.4.8	Vincolo di interezza	41
3	15/04/2014	42
3.1	Esercizio 4	42
3.1.1	Richiami (blandi, sempre blandi) di teoria	42
3.1.2	ILP - Tagli di Gomory	43
3.1.3	ILP - Branch and bound	45
3.2	Esercizio 7	48
3.2.1	ILP - Tagli di Gomory	48
3.2.2	ILP - Branch and bound	49
3.3	Esercizio 1	52
3.3.1	ILP - Tagli di Gomory	52
3.3.2	ILP - Branch and bound	53
4	06/05/2014	63
4.1	Esercizio 8	63
4.1.1	Ordinamento per valori $\frac{p}{w}$ decrescenti	63
4.1.2	Metodo branch and bound	64
4.1.3	Metodo della programmazione dinamica	68
4.2	Esercizio 9	69
4.2.1	Ordinamento per valori $\frac{p}{w}$ decrescenti	70
4.2.2	Metodo branch and bound	70
4.3	Metodo della programmazione dinamica	73

Introduzione

Questa è, o almeno si propone di essere, una raccolta degli esercizi proposti a lezione del corso Ricerca Operativa M tenuto dal prof. Silvano Martello all'interno del CdL di Ingegneria Informatica M dell'Università di Bologna.

Non ha pretese di esattezza, tutt'altro, ma spero sia d'aiuto a chi segue o seguirà il corso. **Qualsiasi errore, dubbio, correzione, ecc.** è più che bene accetto e può essere comunicato privatamente al mio contatto Facebook o al mio indirizzo **e-mail**: simonelaierno@gmail.com

Capitolo 1

18/03/2014

1.1 Esercizio 1

Sia dato - in linguaggio naturale - il seguente problema di ottimizzazione:

1. Un'azienda realizza due tipi di prodotti X e Y;
2. Il profitto di 1T di prodotto Y è doppio di quello di 1T di prodotto X;
3. La produzione di 1T di qualsiasi prodotto richiede 2 ore;
4. Non si può comunque produrre per più di 9 ore;
5. Non si possono produrre più di 2T di Y;
6. La produzione di X non può superare di più di una tonnellata la produzione di Y;

Si modelli il problema come un problema di programmazione lineare, lo si porti in forma standard, si realizzi una rappresentazione grafica del problema e si ottimizzi la funzione di profitto attraverso il **metodo del simplesso** affinché **si ottenga il massimo profitto dalla produzione dei prodotti** nel rispetto dei vincoli assegnati. Si utilizzi la *regola di Dantzig* per scegliere le basi su cui fare pivot.

1.1.1 Modellizzazione

Si indichi con:

- x_1 il numero di tonnellate di prodotto X;
- x_2 il numero di tonnellate di prodotto Y.

Lo scopo del nostro problema è di massimizzare i profitti ottenuti dalla produzione. Anche se non siamo a conoscenza degli esatti profitti dati da ogni prodotto, abbiamo comunque a disposizione la relazione data dalla proposizione 2, cioè la variabile x_2 rende il doppio della variabile x_1 . Possiamo quindi esprimere così la funzione di profitto:

$$\max z = x_1 + 2x_2$$

Modelliamo ora i vincoli espressi dal problema.

Le relazione 3 e 4 ci impongono di non produrre per più di 9 ore, considerando che ogni tonnellata di prodotto richiede 2 ore per essere prodotta. Perciò il vincolo sarà espresso come:

$$2x_1 + 2x_2 \leq 9$$

La relazione 5 è molto semplice, indica semplicemente che non potremo produrre più di due tonnellate di prodotto Y:

$$x_2 \leq 2$$

L'ultima relazione (6) ci impone un limite superiore alla produzione del prodotto X, che non deve superare di più di una tonnellata la produzione del prodotto Y. Perciò:

$$x_1 \leq x_2 + 1$$

Infine imponiamo il vincolo, implicito, che la produzione non può essere negativa:

$$x_1, x_2 \geq 0$$

Il modello matematico può essere quindi così riassunto:

$$\begin{aligned} \max z &= x_1 + 2x_2 \\ \text{s.t. } 2x_1 + 2x_2 &\leq 9 \\ x_2 &\leq 2 \\ x_1 &\leq x_2 + 1 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

1.1.2 Problema in forma grafica

In figura 1.1 nella pagina seguente è rappresentato graficamente il problema presentato. In giallo è rappresentato il politopo P e sono stati chiamati $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varepsilon$ i suoi cinque vertici, i quali sappiamo corrispondere ognuno ad una BFS. Inoltre in figura è riportato il verso del gradiente della funzione obiettivo. Ricordiamo che è necessario che il politopo P sia limitato nella direzione del gradiente o, più precisamente, che sia limitato nella direzione opposta al gradiente dopo aver trasformato la funzione obiettivo in una funzione di minimo. Ovviamente i due casi sono gli stessi, basti osservare che il problema è espresso equivalentemente dalle equazioni:

$$\begin{aligned} \max z &= x_1 + 2x_2 \\ \min \varphi &= -z = -x_1 - 2x_2 \end{aligned}$$

I gradienti delle due funzioni z e φ sono perciò:

$$\begin{aligned} \nabla(z) &= \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (1, 2) \\ \nabla(\varphi) &= \left(\frac{\partial \varphi}{\partial x}, \frac{\partial \varphi}{\partial y} \right) = -\nabla(z) = (-1, -2) \end{aligned}$$

I due vettori sono ovviamente uno l'opposto dell'altro e di conseguenza il gradiente di z cresce dove decresce quello di φ . I problemi sono quindi equivalenti.

1.1.3 Forma standard

Ricordiamo che un problema di **programmazione lineare in forma standard** è nella forma (matriciale):

$$\begin{aligned} \min c'x \\ Ax &= b \\ x &\geq 0 \end{aligned}$$

Cioè, la funzione obiettivo deve essere sotto forma di minimo (il che è molto semplice, dato che basta moltiplicarla per -1), i vincoli devono essere tutti espressi sotto forma di *equazioni* e tutte le variabili devono essere positive. A tal scopo introduciamo una **variabile slack** per ogni disequazione con simbolo \leq .

$$\begin{array}{rcllclclclcl} \min \varphi & = & -x_1 & & -2x_2 & & & & & & \\ \text{s.t.} & & +2x_1 & + & 2x_2 & + & \mathbf{x_3} & & & & = 9 \\ & & & & +x_2 & & & + & \mathbf{x_4} & & = 2 \\ & & +x_1 & - & x_2 & & & + & \mathbf{x_5} & & = 1 \\ & & x_1, & & x_2, & & x_3, & & x_4, & & x_5 \geq 0 \end{array}$$

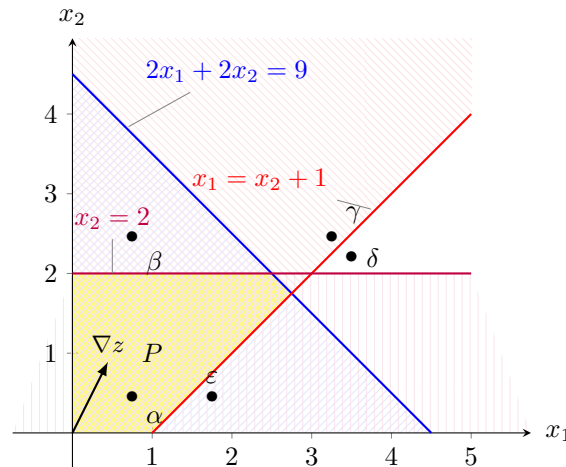


Figura 1.1: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

1.1.4 Risoluzione tramite tableau

Richiami (molto blandi) di teoria

Una **base** è determinata da una sottomatrice della matrice A dei vincoli, di dimensione $m \times n$, di n colonne linearmente indipendenti (nel **tableau** la matrice A è quella delimitata dalle due righe disegnate). Spesso l'individuazione delle colonne della prima base è semplice perché l'introduzione di variabili slack o di variabili surplus crea nella nostra matrice delle colonne con tutti 0 e solo un 1, il che rende probabile la formazione di una sottomatrice **identità**. Ricordiamo che scelta una base \mathcal{B} tale che:

$$\mathcal{B} = A_{\beta(i)}; \quad i = 1, \dots, m$$

ad essa è associata una **soluzione base** x tale che:

$$x = x_j; \quad j = 1, \dots, n; \quad x_j = 0 \quad \forall j: A_j \notin \mathcal{B}$$

cioè il valore di una variabile non in base è 0. Questa è inoltre detta una soluzione **ammissibile** (**BFS**) se si trova nelle regione ammissibile determinata dai vincoli.

Al tableau aggiungeremo in alto una riga che indicherà il **costo relativo** \bar{c}_j della colonna j -esima. Basti sapere che se facciamo in modo che $\forall A_j \in \mathcal{B}: \bar{c}_j = 0$, avremo nella prima colonna il guadagno $-\varphi$ della funzione obiettivo e in tutti gli altri avremo effettivamente i costi relativi. Per una spiegazione del perché di questo fenomeno magico, si rimanda al testo o alle slide del docente.

Si ricorda, infine, che la colonna b dei termini noti verrà inserita a sinistra. Non è indispensabile, ma una semplice convenzione.

Risoluzione

Per realizzare il **tableau** è sufficiente ricordare le regole base. La matrice A e la colonna b si riportano fedelmente sotto la loro consueta forma di matrice. Le variabili x_j sono i coefficienti della rispettiva variabile nella funzione obiettivo. Ovviamente per tutte le variabili slack e surplus, che sono state aggiunte artificialmente da noi, il loro valore è 0.

La prima colonna, una volta scelta una base che ha la forma di una matrice identità (e per ora assumeremo che sia sempre già pronta o facilmente costruibile) rappresenta banalmente la soluzione del sistema $Ix = b$ che altro non è che b stesso.

L'ultimo valore da inserire è quello di $-\varphi$, che varie a seconda delle colonne che assumeremo inizialmente come base. Se, come spesso accadrà, scegliamo tutte colonne associate a variabili slack o surplus, il loro valore non influirà sulla funzione obiettivo ed essendo tutte le altre variabili automaticamente nulle perché non sono in base, sarà nullo anche $-\varphi$. Il nostro caso attuale ricade in quest'ultimo descritto, ma se fosse stato altrimenti, avremmo semplicemente dovuto calcolare il valore di $-\varphi$ in base al valore delle variabili x_1 e x_2 .

	$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
$\overline{c_j}$	0	-1	-2	0	0	0
x_3	9	2	2	1	0	0
x_4	2	0	1	0	1	0
x_5	1	1	-1	0	0	1

Tabella 1.1: Tableau iniziale. Vertice $\alpha(0,0)$

In tabella 1.1 il tableau definitivo ricavato dal nostro problema. Si noti che le ultime 3 colonne formano già una matrice identità, perciò le assumeremo come base.

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_4, A_5\}$$

$$x = (0, 0, 9, 2, 1)$$

Per sapere in che punto dello spazio originale a due dimensioni ci troviamo, è sufficiente guardare le variabili x_1 e x_2 . È evidente che ci troviamo nell'origine, che appartiene al politopo P trovato in precedenza e che in particolare è il **vertice α** . Poiché non tutti i $\overline{c_j}$ sono non negativi, la nostra non è la BFS ottima e dobbiamo muoverci in una BFS migliore. Applicando la **regola di Dantzig**, facciamo entrare in base la colonna con il costo relativo maggiore in valore assoluto (cioè il più negativo). Nel nostro caso, prenderemo in considerazione quindi la colonna **A_2** . Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 2}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{i0}}{y_{\ell 2}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{9}{2}, \frac{2}{1} \right) = \frac{2}{1} = \frac{y_{20}}{\mathbf{y_{22}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{22} (cerchiato in tabella 1.2). Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima.

	$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	0	-1	-2	0	0
R_1	x_3	9	2	2	1	0
R_2	x_4	2	0	①	0	1
R_3	x_5	1	1	-1	0	1

Tabella 1.2: Pivoting su y_{22} . A_2 entra in base e A_4 esce.

Possiamo felicemente notare che $y_{22} = 1$, perciò nulla da fare su R_2 . Se così non fosse stato sarebbe bastato moltiplicare $R_2 R$ per un coefficiente h . Algebricamente, per far comparire uno 0 in tutti gli altri elementi della colonna A_2 , possiamo sostituire ad ogni riga la riga stessa sommata ad un'altra qualsiasi riga moltiplicata per un coefficiente k . Ovviamente la riga più comoda da sommare è la riga su cui stiamo facendo pivot R_ℓ , avendo un comodissimo 1 nella colonna interessata. Perciò possiamo riassumere che l'operazione consentita su ogni riga R_i e sulla riga di pivot R_ℓ è:

$$R_\ell \leftarrow hR_\ell$$

$$R_i \leftarrow R_i + kR_\ell$$

Queste sono dette **operazioni elementari di riga**. Applicando le regole al nostro tableau, operiamo:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + 2R_2; \\ R_1 &\leftarrow R_1 - 2R_2; \\ R_3 &\leftarrow R_3 + R_2 \end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 1.3.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	4	-1	0	0	2	0
R_1	x_3	5	2	0	1	-2	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0
R_3	x_5	3	1	0	0	1	1

Tabella 1.3: Secondo tableau. Vertice $\beta(0, 2)$

Ora che A_4 è entrato in base e A_2 ne è uscito, abbiamo una nuova base \mathcal{B} e una nuova BFS x :

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_3, A_2, A_5\} \\ x &= (0, 2, 5, 0, 3) \end{aligned}$$

Ci troviamo nel **vertice** β , ma questa non è ancora la BFS ottima. Possiamo osservare, infatti, che la colonna A_1 presenta un $\overline{c_j}$ negativo e sarà necessario fare ulteriormente pivoting su un elemento di questa. Otteniamo quindi il valore di $y_{\ell 1}$ tale che:

$$\begin{aligned} \vartheta_{\max} &= \min_{i: y_{i1} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i1}} = \frac{y_{10}}{y_{\ell 1}} \\ \vartheta_{\max} &= \min \left(\frac{5}{2}, \frac{3}{1} \right) = \frac{5}{2} = \frac{y_{10}}{\mathbf{y}_{11}} \end{aligned}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{11} (cerchiato in tabella 1.4).

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	4	-1	0	0	2	0
R_1	x_3	5	$\textcircled{2}$	0	1	-2	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0
R_3	x_5	3	1	0	0	1	1

Tabella 1.4: Pivoting su y_{11} . A_1 entra in base e A_3 esce.

Questa volta dobbiamo lavorare anche sulla riga dell'elemento pivot, dividendola per 2:

$$R_1 \rightarrow \frac{1}{2}R_1$$

Partendo dal nuovo tableau in tabella 1.5 nella pagina successiva, facciamo pivoting sulle restanti righe in questo modo:

$$\begin{aligned} R_0 &\rightarrow R_0 + R_1 \\ R_3 &\rightarrow R_3 - R_1 \end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau, quindi, è quello in tabella 1.6 nella pagina seguente. Notiamo che tutti

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	4	-1	0	0	2	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	①	0	$\frac{1}{2}$	-1	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0
R_3	x_5	3	1	0	0	1	1

Tabella 1.5: Pivoting su y_{11} . R_1 divisa per 2.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1

Tabella 1.6: Terzo tableau. Vertice $\gamma(\frac{5}{2}, 2)$

i $\overline{c_j}$ sono non negativi, perciò ci troviamo nella **BFS ottima**. La base \mathcal{B} e la soluzione x sono quindi:

$$\mathcal{B} = A_1, A_2, A_5$$

$$x = \left(\frac{5}{2}, 2, 0, 0, \frac{1}{2}\right)$$

La soluzione ottima è quella del vertice $\gamma(\frac{5}{2}, 2)$. Riassumendo, tutti i valori delle variabili in gioco sono i seguenti:

$$z = -\varphi = \frac{13}{2} = 6.5$$

$$x_1 = \frac{5}{2} = 2.5$$

$$x_2 = 2$$

1.1.5 Conclusione

La soluzione ottima consiste nel produrre 2.5T di prodotto X e 2T di prodotto Y, ottenendo un **profitto** pari a 6.5 volte quello di 1T di prodotto X.

1.1.6 Vincolo di interezza

Sezione in fase di allestimento...ci rivediamo appena il prof. spiegherà i metodi per la ILP.

1.2 Esercizio 2

Sia dato - in linguaggio naturale - il seguente problema di ottimizzazione:

1. Un'azienda chimica produce due composti, 1 e 2, composti da due sostanze chimiche A e B;
2. Un lotto di composto 1 richiede 3T di sostanza A e 3T di sostanza B;
3. Un lotto di composto 2 richiede 6T di sostanza A e 3T di sostanza B;
4. Per motivi di mercato non si possono produrre più di 3 lotti di composto 1;

5. Si hanno a disposizione 12T di composto A e 9T di composto B;
6. Il profitto di un lotto di composto A è di 12 000€;
7. Il profitto di un lotto di composto B è di 15 000€.

Si modelli il problema come un problema di programmazione lineare, lo si porti in forma standard, si realizzi una rappresentazione grafica del problema e si ottimizzi la funzione di profitto attraverso il **metodo del simplesso** affinché **si ottenga il massimo profitto dalla produzione dei prodotti** nel rispetto dei vincoli assegnati. Si utilizzi la *regola di Bland* per scegliere le basi su cui fare pivot.

1.2.1 Modellizzazione

Si indichi con:

- x_1 il numero di lotti di composto 1;
- x_2 il numero di lotti di composto 2.

Lo scopo del nostro problema è di massimizzare i profitti ottenuti dalla produzione. Per comodità di rappresentazione, stabiliamo che la funzione di profitto z esprima il profitto in **migliaia di euro**:

$$\max z = 12x_1 + 15x_2$$

Modelliamo ora i vincoli espressi dal problema.

Dalle relazioni 3, 4 e 5 possiamo dedurre i seguenti vincoli:

- Servono 3T di prodotto A per produrre un lotto di composto 1 e 6T per produrre un lotto di composto 2. In tutto non possiamo utilizzare più di 12T di prodotto A.
- Servono 3T di prodotto B per produrre un lotto di composto 1 e 3T per produrre un lotto di composto 2. In tutto non possiamo utilizzare più di 9T di prodotto B.

$$3x_1 + 6x_2 \leq 12$$

$$3x_1 + 3x_2 \leq 9$$

La relazione 4 è così facilmente esprimibile:

$$x_1 \leq 3$$

Infine imponiamo il vincolo, implicito, che la produzione non può essere negativa:

$$x_1, x_2 \geq 0$$

Il modello matematico può essere quindi così riassunto (sono state apportate semplificazioni algebriche):

$$\max z = 12x_1 + 15x_2$$

$$\text{s.t. } x_1 + 2x_2 \leq 4$$

$$x_1 + x_2 \leq 3$$

$$x_1 \leq 3$$

$$x_1, x_2 \geq 0$$

1.2.2 Problema in forma grafica

In figura 1.2 nella pagina successiva è rappresentato graficamente il problema presentato. In giallo è rappresentato il politopo P e sono stati chiamati $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ i suoi quattro vertici, i quali sappiamo corrispondere ognuno ad una BFS. Il gradiente della funzione obiettivo vale

$$\nabla(z) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (12, 15)$$

Il politopo P è, ovviamente, limitato nella direzione del gradiente (si fa notare che finora P è sempre limitato in ogni direzione, quindi qualsiasi direzione avesse il gradiente non ci sarebbero problemi).

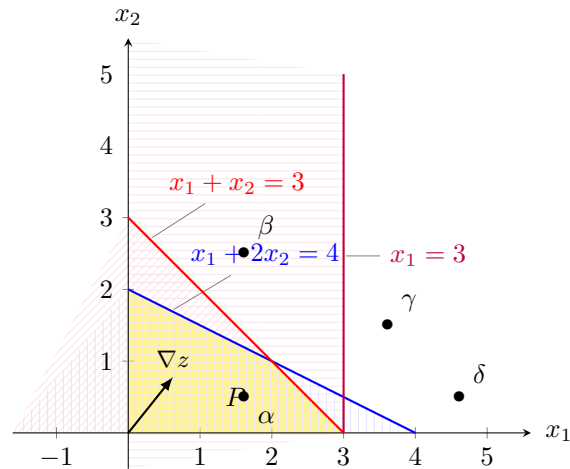


Figura 1.2: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

1.2.3 Forma standard

Ricordiamo che un problema di **programmazione lineare in forma standard** è nella forma (matriciale):

$$\begin{aligned} \min c'x \\ Ax = b \\ x \geq 0 \end{aligned}$$

Trasformiamo la funzione obiettivo z in φ tale che:

$$\varphi = -\frac{z}{3} = -4x_1 - 5x_2$$

Quindi introduciamo una **variabile slack** per ogni disequazione con simbolo \leq . Otterremo infine:

$$\begin{aligned} \min \varphi = & -4x_1 & -5x_2 \\ \text{s.t.} & +x_1 & +2x_2 & +x_3 & & = 4 \\ & +x_1 & +x_2 & & +x_4 & = 3 \\ & +x_1 & & & & +x_5 & = 3 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & \geq 0 \end{aligned}$$

1.2.4 Risoluzione tramite tableau

	$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
$\overline{c_j}$	0	-4	-5	0	0	0
x_3	4	1	2	1	0	0
x_4	3	1	1	0	1	0
x_5	3	1	0	0	0	1

Tabella 1.7: Tableau iniziale. Vertice $\alpha(0,0)$

In tabella 1.7 il tableau ricavato dal nostro problema. Si noti che le ultime 3 colonne formano già una matrice identità, perciò le assumeremo come base.

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_3, A_4, A_5\} \\ x &= (0, 0, 4, 3, 3) \end{aligned}$$

Ci troviamo nell'origine, che appartiene al politopo P trovato in precedenza e che in particolare è il **vertice** α . Poiché non tutti i \bar{c}_j sono non negativi, la nostra non è la BFS ottima e dobbiamo muoverci in una BFS migliore. Applicando la **regola di Bland**, facciamo entrare in base la colonna con l'indice minore. Nel nostro caso, prenderemo in considerazione quindi la colonna \mathbf{A}_1 . Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 1}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i1} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i1}} = \frac{y_{20}}{y_{21}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{4}{1}, \frac{3}{1}, \frac{3}{1} \right) = \frac{3}{1} = \frac{y_{20}}{\mathbf{y}_{21}} = \frac{y_{30}}{\mathbf{y}_{31}}$$

Abbiamo un **pareggio** tra gli elementi y_{21} e y_{31} . Seguendo la **regola di Bland**, sceglieremo come pivot l'elemento che farà uscire dalla base la variabile con l'**indice minore**¹. Faremo quindi pivoting sull'elemento y_{21} (cerchiato in tabella 1.8) poiché farà uscire dalla base la variabile x_4 . Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima. Poiché $y_{21} = 1$ non c'è

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	\bar{c}_j	0	-4	-5	0	0	0
R_1	x_3	4	1	2	1	0	0
R_2	x_4	3	①	1	0	1	0
R_3	x_5	3	1	0	0	0	1

Tabella 1.8: Pivoting su y_{21} . A_1 entra in base e A_4 esce.

nulla da fare su R_2 . Appliciamo le operazioni elementari di riga al nostro tableau come segue:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + 4R_2; \\ R_1 &\leftarrow R_1 - R_2; \\ R_3 &\leftarrow R_3 - R_2 \end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 1.9.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	\bar{c}_j	12	0	-1	0	4	0
R_1	x_3	1	0	1	1	-1	0
R_2	x_1	3	1	1	0	1	0
R_3	x_5	0	0	-1	0	-1	1

Tabella 1.9: Secondo tableau. Vertice $\delta(3, 0)$

Ora che A_1 è entrato in base e A_4 ne è uscito, abbiamo una nuova base \mathcal{B} e una nuova BFS x :

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_3, A_1, A_5\} \\ x &= (3, 0, 1, 0, 0) \end{aligned}$$

Ci troviamo nel **vertice** δ , ma questa non è ancora la BFS ottima. Inoltre, ci troviamo nel caso di una **base degenera**: la variabile x_5 , che è in base, ha valore nullo. Questo non dovrebbe comunque

¹Si fa notare che l'utilizzo della **regola di Bland** evita i casi di **loop** in presenza di basi degeneri durante l'algoritmo del simplesso. Questa proprietà è dimostrabile ma la dimostrazione esula dai nostri scopi.

crearci problemi in quanto stiamo applicando la regola di Bland. L'unica colonna ad avere un $\overline{c_j}$ negativo è A_2 ed è su questa che cercheremo l'elemento di pivot $y_{\ell 2}$:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{10}}{y_{\ell 2}}$$

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{1}{1}, \frac{3}{1} \right) = \frac{1}{1} = \frac{y_{10}}{\mathbf{y_{12}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{12} (cerchiato in tabella 1.10). Le operazioni di pivoting saranno:

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	12	0	-1	0	4	0
R_1	x_3	1	0	①	1	-1	0
R_2	x_1	3	1	1	0	1	0
R_3	x_5	0	0	-1	0	-1	1

Tabella 1.10: Pivoting su y_{12} . A_2 entra in base e A_3 esce.

$$R_0 \rightarrow R_0 + R_1$$

$$R_2 \rightarrow R_2 - R_1$$

$$R_3 \rightarrow R_3 + R_1$$

Il nostro nuovo tableau, quindi, è quello in tabella 1.11. Notiamo che tutti i $\overline{c_j}$ sono non negativi,

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	13	0	0	1	3	0
R_1	x_2	1	0	1	1	-1	0
R_2	x_1	2	1	0	-1	2	0
R_3	x_5	1	0	0	1	-2	1

Tabella 1.11: Terzo tableau. Vertice $\gamma(2, 1)$

perciò ci troviamo nella **BFS ottima**. La base \mathcal{B} e la soluzione x sono quindi:

$$\mathcal{B} = A_2, A_1, A_5$$

$$x = (2, 1, 0, 0, 1)$$

La soluzione ottima è quella del vertice $\gamma(2, 1)$. Riassumendo, tutti i valori delle variabili in gioco sono i seguenti:

$$z = -3\varphi = -3(-13) = 39$$

$$x_1 = 2$$

$$x_2 = 1$$

1.2.5 Conclusione

La soluzione ottima consiste nel produrre 2 lotti di composto 1 e 1 lotto di composto 2, ottenendo un **profitto** pari a 39 000€.

1.3 Esercizio 3

Sia dato - in linguaggio naturale - il seguente problema di ottimizzazione:

1. Un'azienda produce due tipi di composto A e B;
2. Il profitto del composto A è il doppio di quello del composto B;
3. Per motivi di mercato non si possono produrre più di 2T di composto A;
4. Ogni tonnellata di ogni composto contiene 1Q di sostanza base;
5. Ho a disposizione 3Q di sostanza base;
6. 1T di composto A contiene 1Q di sostanza chimica;
7. 1T di composto B contiene 2Q di sostanza chimica;
8. Ho a disposizione 5Q di sostanza chimica.

Si modelli il problema come un problema di programmazione lineare, lo si porti in forma standard, si realizzi una rappresentazione grafica del problema e si ottimizzi la funzione di profitto attraverso il **metodo del simplesso** affinché **si ottenga il massimo profitto dalla produzione dei prodotti** nel rispetto dei vincoli assegnati. Si utilizzi la *regola di Dantzig* per scegliere le basi su cui fare pivot.

1.3.1 Modellizzazione

Si indichi con:

- x_1 il numero di tonnellate di composto 1;
- x_2 il numero di tonnellate di composto 2.

Lo scopo del nostro problema è di massimizzare i profitti ottenuti dalla produzione. Anche se non siamo a conoscenza degli esatti profitti dati da ogni prodotto, abbiamo comunque a disposizione la relazione data dalla proposizione 2, cioè la variabile x_1 rende il doppio della variabile x_2 . Possiamo quindi esprimere così la funzione di profitto:

$$\max z = 2x_1 + x_2$$

Modelliamo ora i vincoli espressi dal problema.

La relazione 3 è così facilmente esprimibile:

$$x_1 \leq 2$$

Dalle relazioni 4 e 5 possiamo dedurre il seguente vincolo:

$$x_1 + x_2 \leq 3$$

Dalle relazioni 6, 7 e 8 possiamo dedurre il seguente vincolo:

$$x_1 + 2x_2 \leq 5$$

Infine imponiamo il vincolo, implicito, che la produzione non può essere negativa:

$$x_1, x_2 \geq 0$$

Il modello matematico può essere quindi così riassunto (sono state apportate semplificazioni algebriche):

$$\begin{aligned} \max z &= 2x_1 + x_2 \\ \text{s.t. } x_1 &\leq 2 \\ x_1 + x_2 &\leq 3 \\ x_1 + 2x_2 &\leq 5 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

1.3.2 Problema in forma grafica

In figura 1.3 è rappresentato graficamente il problema presentato. In giallo è rappresentato il politopo P e sono stati chiamati $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varepsilon$ i suoi cinque vertici, i quali sappiamo corrispondere ognuno ad una BFS. Il gradiente della funzione obiettivo vale

$$\nabla(z) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (2, 1)$$

Il politopo P è, ovviamente, limitato nella direzione del gradiente (si fa notare che finora P è sempre limitato in ogni direzione, quindi qualsiasi direzione avesse il gradiente non ci sarebbero problemi).

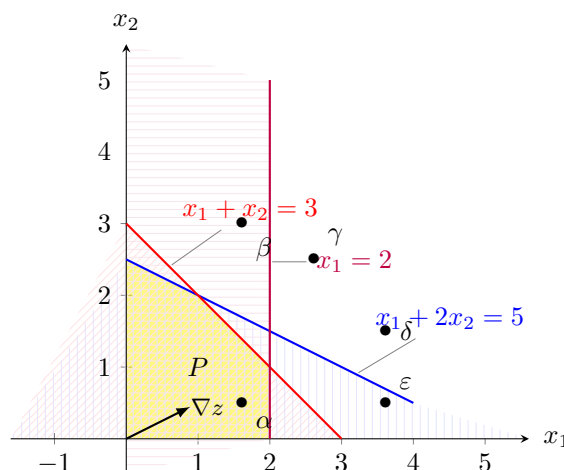


Figura 1.3: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

1.3.3 Forma standard

Ricordiamo che un problema di **programmazione lineare in forma standard** è nella forma (matriciale):

$$\begin{aligned} \min c'x \\ Ax = b \\ x \geq 0 \end{aligned}$$

Trasformiamo la funzione obiettivo z in φ tale che:

$$\varphi = -z = -2x_1 - x_2$$

Quindi introduciamo una **variabile slack** per ogni disequazione con simbolo \leq . Otterremo infine:

$$\begin{array}{llllll} \min \varphi = & -2x_1 & -x_2 & & & \\ \text{s.t.} & +x_1 & & +x_3 & & = 2 \\ & +x_1 & +x_2 & & +x_4 & = 3 \\ & +x_1 & +2x_2 & & & +x_5 = 5 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 \geq 0 \end{array}$$

1.3.4 Risoluzione tramite tableau

In tabella 1.12 nella pagina seguente il tableau ricavato dal nostro problema. Si noti che le ultime 3 colonne formano già una matrice identità, perciò le assumeremo come base.

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_3, A_4, A_5\} \\ x &= (0, 0, 2, 3, 5) \end{aligned}$$

	$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
$\overline{c_j}$	0	-2	-1	0	0	0
x_3	2	1	0	1	0	0
x_4	3	1	1	0	1	0
x_5	5	1	2	0	0	1

Tabella 1.12: Tableau iniziale. Vertice $\alpha(0,0)$

Ci troviamo nell'origine, che appartiene al politopo P trovato in precedenza e che in particolare è il **vertice α** . Poiché non tutti i $\overline{c_j}$ sono non negativi, la nostra non è la BFS ottima e dobbiamo muoverci in una BFS migliore. Applicando la **regola di Dantzig**, facciamo entrare in base la colonna il cui $\overline{c_j}$ è maggiore in valore assoluto. Nel nostro caso, prenderemo in considerazione quindi la colonna **A_1** . Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 1}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i1} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i1}} = \frac{y_{10}}{y_{11}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{2}{1}, \frac{3}{1}, \frac{5}{1} \right) = \frac{2}{1} = \frac{y_{10}}{\mathbf{y_{11}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{11} (cerchiato in tabella 1.13). Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima. Poiché $y_{11} = 1$ non c'è nulla da fare su R_1 . Appliciamo

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	0	-2	-1	0	0	0
R_1	x_3	2	(1)	0	1	0	0
R_2	x_4	3	1	1	0	1	0
R_3	x_5	5	1	2	0	0	1

Tabella 1.13: Pivoting su y_{11} . A_1 entra in base e A_3 esce.

le operazioni elementari di riga al nostro tableau come segue:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + 2R_2; \\ R_2 &\leftarrow R_2 - R_1; \\ R_3 &\leftarrow R_3 - R_1. \end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 1.14.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	4	0	-1	2	0	0
R_1	x_1	2	1	0	1	0	0
R_2	x_4	1	0	1	-1	1	0
R_3	x_5	3	0	2	-1	0	1

Tabella 1.14: Secondo tableau. Vertice $\varepsilon(2,0)$

Ora che A_1 è entrato in base e A_3 ne è uscito, abbiamo una nuova base \mathcal{B} e una nuova BFS x :

$$\begin{aligned}\mathcal{B} &= \{A_1, A_4, A_5\} \\ x &= (2, 0, 0, 1, 3)\end{aligned}$$

Ci troviamo nel **vertice** ε , ma questa non è ancora la BFS ottima. L'unica colonna ad avere un $\overline{c_j}$ negativo è A_2 ed è su questa che cercheremo l'elemento di pivot $y_{\ell 2}$:

$$\begin{aligned}\vartheta_{\max} &= \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{i0}}{y_{\ell 2}} \\ \vartheta_{\max} &= \min \left(\frac{1}{1}, \frac{3}{2} \right) = \frac{1}{1} = \frac{y_{20}}{\mathbf{y_{22}}}\end{aligned}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{22} (cerchiato in tabella 1.15). Le operazioni di pivoting saranno:

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	4	0	-1	2	0	0
R_1	x_1	2	1	0	1	0	0
R_2	x_4	1	0	①	-1	1	0
R_3	x_5	3	0	2	-1	0	1

Tabella 1.15: Pivoting su y_{22} . A_2 entra in base e A_4 esce.

$$\begin{aligned}R_0 &\rightarrow R_0 + R_2 \\ R_3 &\rightarrow R_3 - 2R_2\end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau, quindi, è quello in tabella 1.16. Notiamo che tutti i $\overline{c_j}$ sono non negativi,

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	5	0	0	1	1	0
R_1	x_1	2	1	0	1	0	0
R_2	x_2	1	0	①	-1	1	0
R_3	x_5	1	0	0	1	-2	1

Tabella 1.16: Terzo tableau. Vertice $\delta(2, 1)$

perciò ci troviamo nella **BFS ottima**. La base \mathcal{B} e la soluzione x sono quindi:

$$\begin{aligned}\mathcal{B} &= A_2, A_1, A_5 \\ x &= (2, 1, 0, 0, 1)\end{aligned}$$

La soluzione ottima è quella del vertice $\delta(2, 1)$. Riassumendo, tutti i valori delle variabili in gioco sono i seguenti:

$$\begin{aligned}z &= -\varphi = 5 \\ x_1 &= 2 \\ x_2 &= 1\end{aligned}$$

1.3.5 Conclusione

La soluzione ottima consiste nel produrre 2T di composto A e 1T di composto B ottenendo un **profitto** pari a 5 volte il profitto di 1T di composto B.

Capitolo 2

31/03/2014

I problemi saranno posti in maniera leggermente diversa, cioè quella fornita sul pdf reperibile sul sito del docente al seguente link (se il testo è effettivamente disponibile, s'intende): http://www.or.deis.unibo.it/staff_pages/martello/testi_eserciziottimizzazione.pdf. Inoltre, anche se durante l'esercitazione non è stata trovata la soluzione dei problemi duali, dato che il metodo per individuarli è stato spiegato dal prof. nella lezione subito successiva, ho ritenuto opportuno e interessante cercarle io stesso e inserirle in questo eserciziario. A maggior ragione, le soluzioni dei duali **potrebbero essere errate**, per cui chiedo ad ognuno di provare a rivederle e comunicarmi gli eventuali errori trovati. Inoltre, ho deciso - in maniera del tutto personale e arbitraria - di preporre la rappresentazione grafica alla risoluzione con tableau negli esercizi di ottimizzazione. L'unico motivo è che mi piace avere un'idea un po' più concreta di quello che sta succedendo sul piano geometrico.

2.1 Esercizio 4

Un'azienda chimica produce due tipi di composto, A e B, che danno lo stesso profitto, utilizzando una sostanza base della quale sono disponibili 8 quintali. Ogni tonnellata di composto (indipendentemente dal tipo) contiene un quintale di sostanza base. Il numero di tonnellate di composto A prodotto deve superare di almeno una unità il numero di tonnellate di composto B prodotto. Per problemi di stoccaggio non si possono produrre più di 6 tonnellate di composto A. Si associ la variabile x_1 al composto A e la variabile x_2 al composto B.

1. Definire il modello LP che determina la funzione di massimo profitto.
2. Porre il modello in forma standard e risolverlo con il metodo delle due fasi e la regola di Bland, introducendo il minimo numero di variabili artificiali. Dire esplicitamente qual è la soluzione trovata.
3. Disegnare con cura la regione ammissibile.
4. Costruire il duale del modello definito al punto 2 e ricavarne le soluzioni ottime.
5. Imporre il vincolo di interezza sulle variabili (supporre che non si possano produrre frazioni di tonnellate) e risolvere il problema con il metodo branch-and-bound. [*Questo punto non sarà analizzato perché in data di stesura del documento (04/04/2014) l'argomento non è ancora stato trattato dal prof*]

2.1.1 Modellizzazione

Si indichi con:

- x_1 il numero di tonnellate di composto A;
- x_2 il numero di tonnellate di composto B.

Lo scopo del nostro problema è di massimizzare i profitti ottenuti dalla produzione. Anche se non siamo a conoscenza degli esatti profitti dati da ogni prodotto, sappiamo che entrambi i composti portano allo stesso profitto. Possiamo quindi esprimere così la funzione di profitto:

$$\max z = x_1 + x_2$$

Modelliamo ora i vincoli espressi dal problema. Il modello matematico può essere quindi così riassunto (sono state apportate semplificazioni algebriche):

$$\begin{aligned} \max z &= x_1 + x_2 \\ \text{s.t. } x_1 + x_2 &\leq 8 \\ x_1 &\geq x_2 + 1 \\ x_1 &\leq 6 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

2.1.2 Problema in forma grafica

In figura 2.1 è rappresentato graficamente il problema presentato. In giallo è rappresentato il politopo P e sono stati chiamati $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ i suoi quattro vertici, i quali sappiamo corrispondere ognuno ad una BFS. Il gradiente della funzione obiettivo vale

$$\nabla(z) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (1, 1)$$

Il politopo P è, ovviamente, limitato nella direzione del gradiente (si fa notare che finora P è sempre limitato in ogni direzione, quindi qualsiasi direzione avesse il gradiente non ci sarebbero problemi).

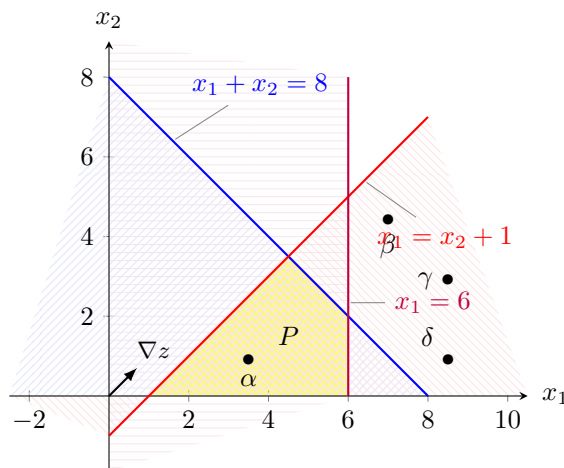


Figura 2.1: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

Possiamo osservare che anche solo dal grafico è facilmente intuibile dove si troverà la soluzione ottima. Il gradiente ∇z è **perpendicolare** allo spigolo $\overline{\beta\gamma}$, da ciò potremmo dedurre che non esiste una soluzione ottima, ma che ve ne sono infinite e tutte posizionate su questo spigolo. Riprenderemo questa considerazione in seguito, dopo aver risolto il problema con il metodo del semplice.

2.1.3 Forma standard

Ricordiamo che un problema di **programmazione lineare in forma standard** è nella forma (matriciale):

$$\begin{aligned} \min c'x \\ Ax = b \\ x \geq 0 \end{aligned}$$

Trasformiamo la funzione obiettivo z in φ tale che:

$$\varphi = -z = -x_1 - x_2$$

Quindi introduciamo una **variabile slack** per ogni disequazione con simbolo \leq e una **variabile surplus** per ogni disequazione con simbolo \geq . Otterremo infine:

$$\begin{array}{llllllll} \min \varphi = & -x_1 & -x_2 & & & & & \\ \text{s.t.} & +x_1 & +x_2 & +x_3 & & & & = 8 \\ & +x_1 & -x_2 & & -x_4 & & & = 1 \\ & +x_1 & & & & +x_5 & & = 6 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & & \geq 0 \end{array}$$

2.1.4 Risoluzione tramite tableau

	$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
$\overline{c_j}$	0	-1	-1	0	0	0
R_1	8	1	1	1	0	0
R_2	1	1	-1	0	-1	0
R_3	6	1	0	0	0	1

Tabella 2.1: Tableau iniziale.

In tabella 2.1 il tableau ricavato dal nostro problema. A differenza dei precedenti esercizi, la fortuna non è dalla nostra parte e non abbiamo nessuna sottomatrice identità a disposizione da utilizzare come base ammissibile. Si potrebbe *erroneamente* pensare che per ottenere una BFS sia sufficiente operare $R_2 \leftarrow -1 \cdot R_2$. Ma si fa subito notare che così facendo otterremo come base:

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_3, A_4, A_5\} \\ x &= (0, 0, 8, 1, 6) \end{aligned}$$

Questa **non è una BFS** in quanto ricade *all'esterno* del politopo P . Per ottenere una BFS di partenza, quindi, ricorriamo alla **fase 1 del metodo del simplesso**.

Fase 1 - aggiunta di variabili artificiali

Per ottenere una BFS aggiungiamo un numero $n' \leq m$ di variabili artificiali tali da riuscire ad ottenere una BFS nel nuovo problema con m vincoli e $n + n'$ variabili. Ipoteticamente, potremmo aggiungere sempre $n' = m$ variabili artificiali tali da formare già loro una sottomatrice identità nel tableau, ma tale metodo risulterebbe molto sveniente nel caso in cui i vincoli e le variabili fossero centinaia o migliaia. Inoltre, ma non meno importante, la traccia dell'esercizio richiede esplicitamente di **introdurre il minore numero di variabili artificiali**.

Per ridurre al minimo le variabili artificiali x_i^a , $i = 1, \dots, n'$ è sufficiente aggiungerne una per ogni colonna della matrice identità mancante nel tableau originale. Nel nostro caso manca solo la

seconda colonna e sarà quella che introdurremo con l'unica variabile artificiale x^a , trasformando il secondo vincolo in:

$$x_1 - x_2 - x_4 + x^a = 1$$

Il nostro scopo, dopo l'introduzione di x^a , sarà quello di **eliminarla** dalla base. Per far ciò bisogna fare in modo che questa valga zero e quindi introduciamo, a tale scopo, una nuova funzione obiettivo da minimizzare ψ tale che:

$$\psi = \sum_{i=1}^{n'} x_i^a = x^a$$

Scriviamo il nuovo tableau in tabella 2.2 e applichiamo il simplesso per ottimizzare la nostra funzione ψ . Abbiamo una sottomatrice identità formata dalla base:

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	0	0	0	0	0	1
R_1	x_3	8	1	1	1	0	0	0
R_2	x^a	1	1	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	6	1	0	0	0	1	0

Tabella 2.2: Nuovo tableau con la variabile artificiale x^a .

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_6, A_5\}$$

Per avere a disposizione i valori delle coordinate della BFS del nuovo problema, è necessario che:

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : A_j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

Condizione vera per ogni valore tranne y_{06} che provvediamo ad annullare tramite l'operazione elementare di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 - R_2$$

Nel nuovo tableau in figura 2.3 faremo pivoting sull'unica colonna con $\overline{c_j} < 0$, cioè su A_1 . Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 1}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i1} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i1}} = \frac{y_{i0}}{y_{\ell 1}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{8}{1}, \frac{1}{1}, \frac{6}{1} \right) = \frac{1}{1} = \frac{y_{20}}{\mathbf{y_{21}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{21} (cerchiato in tabella). Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima. Poiché $y_{21} = 1$ non c'è nulla da fare su R_2 . Appliciamo le

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-1	-1	1	0	1	0	0
R_1	x_3	8	1	1	1	0	0	0
R_2	x^a	1	(1)	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	6	1	0	0	0	1	0

Tabella 2.3: Pivoting su y_{21} . A_1 entra in base e A_6 esce.

operazioni elementari di riga al nostro tableau come segue:

$$R_0 \leftarrow R_0 + R_2;$$

$$R_1 \leftarrow R_1 - R_2;$$

$$R_3 \leftarrow R_3 - R_2.$$

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 2.4. Siamo giunti alla soluzione ottima,

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	0	0	0	0	0	1
R_1	x_3	7	0	2	1	1	0	-1
R_2	x_1	1	1	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	5	0	1	0	1	1	-1

Tabella 2.4: Secondo tableau. Vertice $\alpha(1,0)$

essendo $\overline{c_j} > 0 \quad \forall j$. Inoltre la variabile artificiale x^a non è più in base. La nuova base e la nuova soluzione sono:

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_1, A_5\}$$

$$x = (1, 0, 7, 0, 5, 0)$$

Siamo nel vertice $\alpha(1,0)$ e quindi in una BFS da cui possiamo partire per la **fase 2** del metodo del simplesso.

Fase 2 - Simplexso

Per questa fase useremo come tableau di partenza quello in tabella 2.4 sostituendo la funzione obiettivo fittizia ψ utilizzata in precedenza con la nostra vera funzione obiettivo φ . Manterremo la variabile artificiale (che si fa notare non cambia in alcun modo il nostro problema in quanto non faremo mai entrare in base) perché, come vedremo poi, il suo costo relativo finale sarà utile ai fini della soluzione del problema duale. Il tableau così ottenuto è quello in tabella 2.5 Per applicare il

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	-1	-1	0	0	0	0
R_1	x_3	7	0	2	1	1	0	-1
R_2	x_1	1	1	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	5	0	1	0	1	1	-1

Tabella 2.5: Secondo tableau. Vertice $\alpha(1,0)$ e funzione obiettivo φ .

simplesso, dobbiamo fare in modo che:

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

L'elemento y_{01} è l'unico a non essere nullo. Ovviaamo al problema con l'operazione di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 + R_1$$

Otteniamo quindi il tableau in tabella 2.6 nella pagina seguente. Per fare pivoting sceglieremo la colonna A_2 in base alla regola di Bland (avremmo scelto la stessa colonna anche con la regola di

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	1	0	-2	0	-1	0	1
R_1	x_3	7	0	2	1	1	0	-1
R_2	x_1	1	1	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	5	0	1	0	1	1	-1

Tabella 2.6: Secondo tableau. Vertice $\alpha(1,0)$

Dantzig). Cerchiamo quindi l'elemento pivot $y_{\ell 2}$.

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{i0}}{y_{\ell 2}}$$

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{7}{2}, \frac{5}{1} \right) = \frac{7}{2} = \frac{y_{10}}{\mathbf{y_{12}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{12} (cerchiato in tabella 2.7). Le operazioni elementari di riga, **in**

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	1	0	-2	0	-1	0	1
R_1	x_3	7	0	$\textcircled{2}$	1	1	0	-1
R_2	x_1	1	1	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	5	0	1	0	1	1	-1

Tabella 2.7: Terzo tableau. Vertice $\alpha(1,0)$

ordine, sono:

$$R_0 \leftarrow R_0 + R_1$$

$$R_1 \leftarrow \frac{R_1}{2}$$

$$R_2 \leftarrow R_2 + R_1$$

$$R_3 \leftarrow R_3 - R_1$$

Otterremo il tableau in tabella 2.8.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	$\frac{7}{2}$	0	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$
R_2	x_1	$\frac{9}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	$\frac{1}{2}$
R_3	x_5	$\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	$-\frac{1}{2}$

Tabella 2.8: Quarto tableau. Vertice $\beta(\frac{9}{2}, \frac{7}{2})$. A_2 entra in base al posto di A_3 , che esce.

Siamo giunti alla soluzione ottima, essendo $\overline{c_j} > 0 \quad \forall j$. La nuova base e la nuova soluzione sono:

$$\mathcal{B} = \{A_2, A_1, A_5\}$$

$$x = \left(\frac{9}{2}, \frac{7}{2}, 0, 0, \frac{3}{2} \right)$$

Siamo nel vertice $\beta(\frac{9}{2}, \frac{7}{2})$ ed appartiene, come previsto durante l'analisi geometrica, allo spigolo $\overline{\beta\gamma}$. Il valore della soluzione ottima è $\varphi = -8$, proviamo ora a calcolare il valore della soluzione con il vertice $\gamma(6, 2)$:

$$\varphi(6, 2) = -6 - 2 = -8$$

Anche il vertice γ è una soluzione ottima del nostro problema. Da ciò possiamo desumere che l'intero spigolo $\overline{\beta\gamma}$ è composto da infinite soluzioni ottime. D'altronde, spostandoci lungo $\overline{\beta\gamma}$ avanza-
 zzeremo in direzione perpendicolare al gradiente della funzione obiettivo e il valore della soluzione non può cambiare. Si fa notare infine che la nostra funzione obiettivo iniziale è:

$$z = -\varphi = 8$$

2.1.5 Soluzione del problema primale

La soluzione ottima consiste nel produrre 4.5T di composto A e 3.5T di composto B ottenendo un profitto pari a 8 volte quello di 1T di composto A (o di composto B, equivalentemente).

2.1.6 Costruzione del problema duale

Riportiamo, per comodità, il problema primale espresso in forma standard.

$$\begin{array}{llllllll} \min \varphi = & -x_1 & -x_2 & & & & & \\ \text{s.t.} & +x_1 & +x_2 & +\mathbf{x_3} & & & & = 8 \\ & +x_1 & -x_2 & & -\mathbf{x_4} & & & = 1 \\ & +x_1 & & & & +\mathbf{x_5} & & = 6 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & \geq 0 \end{array}$$

Ricordiamo che le regole base per la creazione del problema duale (considereremo solo quelle in grassetto nel caso di problemi primali in forma standard):

- **Ad ogni vincolo corrisponde una variabile duale;**
- **Ad ogni vincolo di uguaglianza, la rispettiva variabile duale è una variabile libera;**
- Ad ogni vincolo di non minoranza corrisponde una variabile duale non negativa;
- **Ad ogni variabile non negativa nel primale corrisponde un vincolo con relazione di non maggioranza nel duale;**
- Ad ogni variabile libera nel primale corrisponde un vincolo di uguaglianza nel duale.

In dettaglio, ridefiniamo in questo modo il generico problema primale in forma standard:

$$\begin{array}{ll} \min c'x \\ Ax = b \\ x \geq 0 \end{array}$$

Sia π il vettore delle variabili duali, il problema duale è il seguente:

$$\begin{array}{ll} \max \pi'b \\ \pi'A \leq c' \\ \pi' \geq 0 \end{array}$$

Ove, i vettori x, π, b, c e la matrice A sono:

$$\begin{aligned} x' &= \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 \end{bmatrix} \\ \pi' &= \begin{bmatrix} \pi_1 & \pi_2 & \pi_3 \end{bmatrix} \\ b' &= \begin{bmatrix} 8 & 1 & 6 \end{bmatrix} \\ c' &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ A &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Da ciò, il corrispondente problema duale con la sua funzione obiettivo ξ :

$$\begin{aligned} \max \xi &= +8\pi_1 & +\pi_2 & +6\pi_3 \\ \text{s.t.} & +\pi_1 & +\pi_2 & +\pi_3 & \leq -1 \\ & +\pi_1 & -\pi_2 & & \leq -1 \\ & +\pi_1 & & & \leq 0 \\ & & -\pi_2 & & \leq 0 \\ & & & +\pi_3 & \leq 0 \\ & \pi_1, & \pi_2, & \pi_3, & \geq 0 \end{aligned}$$

Per trovare la soluzione del problema duale non è necessario trasformarlo in forma standard e applicare il metodo del simplesso. Il tableau del problema primale sul quale abbiamo applicato il metodo del simplesso contiene tutte le informazioni per avere la soluzione del problema duale.

Richiami (sempre molto blandi) di teoria

Per ottenere dal tableau del problema primale la soluzione del problema duale, è sufficiente ricordare che il problema duale è ottenuto a partire dal **criterio di ottimalità**. Per questo motivo, il costo relativo nel tableau finale - corrispondente alla soluzione ottima - è così esprimibile:

$$\bar{c}_j = c_j - z_j = c_j - \pi' A_j \quad \forall j$$

Se consideriamo le colonne A_j corrispondenti alla base iniziale \mathcal{B}_0 di partenza del primo tableau - ricordando che è una matrice identità - possiamo ottenere:

$$\bar{c}_j = c_j - \pi_j \quad \forall j : A_j \in \mathcal{B}_0$$

Applicando un semplice passaggio algebrico:

$$\pi_j = c_j - \bar{c}_j$$

Ove c_j è il costo iniziale nel primo tableau e \bar{c}_j il costo relativo nel tableau finale. Nel caso in cui abbiamo fatto uso di variabili artificiali e della fase 1 del metodo del simplesso, allora per tale variabile - il cui costo è $c_j = 0$ - vale:

$$\pi_j = -\bar{c}_j$$

È importante ricordare che bisogna utilizzare il primo tableau con le variabili artificiali ma con il vettore dei costi originario in cui le variabili artificiali hanno costo nullo.

2.1.7 Soluzione del problema duale

Riportiamo nuovamente i tableau iniziale e finale rispettivamente nelle tabella 2.9 nella pagina successiva e 2.10 nella pagina seguente. La base iniziale è $\mathcal{B}_1 = A_3, A_6, A_5$. Applicando delle

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	-1	-1	0	0	0	0
R_1	x_3	8	1	1	1	0	0	0
R_2	x^a	1	1	-1	0	-1	0	1
R_3	x_5	6	1	0	0	0	1	0

Tabella 2.9: Tableau iniziale.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	$\frac{7}{2}$	0	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$
R_2	x_1	$\frac{9}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	$\frac{1}{2}$
R_3	x_5	$-\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	$-\frac{1}{2}$

Tabella 2.10: Tableau finale.

semplici sottrazioni, ricaviamo la soluzione del problema duale:

$$\pi_1 = c_3 - \overline{c_3} = -1$$

$$\pi_2 = c_6 - \overline{c_6} = 0$$

$$\pi_3 = c_5 - \overline{c_5} = 0$$

Perciò, la soluzione del problema duale è il vettore:

$$\pi' = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Per verificare la correttezza dei calcoli, applichiamo la soluzione alla funzione obiettivo del problema duale:

$$\xi(-1, 0, 0) = 8(-1) + 0 + 6(0) = -8$$

Il risultato è, come atteso, lo stesso del problema primale.

2.1.8 Vincolo di interezza

Sezione in fase di allestimento...ci rivediamo appena il prof. spiegherà i metodi per la ILP.

2.2 Esercizio 5

Sia dato il seguente modello matematico di un problema di LP:

$$\begin{aligned} \min z &= 2x_1 + x_2 \\ \text{s.t. } x_1 + x_2 &\leq 2 \\ 2x_1 + 3x_2 &\geq 6 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

- Si rappresenti accuratamente il problema in forma grafica;
- Si ricavi la forma standard;
- Si risolva il problema tramite il metodo del simplesso a due fasi utilizzando il minor numero di variabili artificiali.

2.2.1 Problema in forma grafica

In figura 2.2 è rappresentato graficamente il problema presentato. Il vertice α è l'unico punto di intersezione tra le aree del problema. Il gradiente della funzione obiettivo vale

$$\nabla(z) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (2, 1)$$

Poiché questa volta il problema è rappresentato sotto forma di minimo, saremo interessati alla limitazione del politopo nella direzione **opposta** al gradiente. A tal fine utilizziamo una funzione obiettivo ausiliaria φ tale che:

$$\varphi = -z \Rightarrow \nabla\varphi = -\nabla z = (-2, -1)$$

In realtà, della direzione ci importa poco, dato che esiste un solo punto di intersezione.

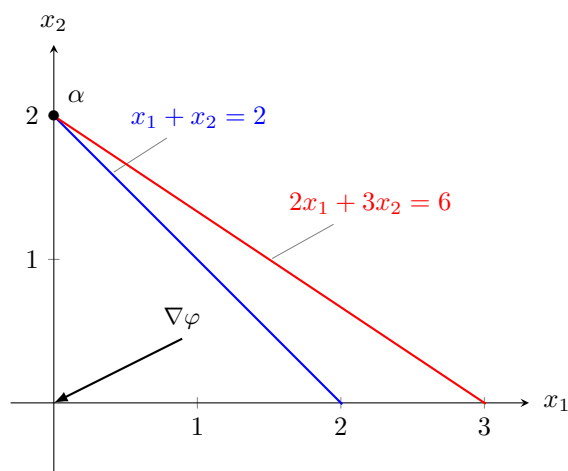


Figura 2.2: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

2.2.2 Forma standard

Aggiungendo una variabile slack e una variabile surplus, il problema in forma standard si presenta così:

$$\begin{array}{llllllll} \min z = & +2x_1 & +x_2 & & & & & \\ \text{s.t.} & +x_1 & +x_2 & +\mathbf{x_3} & & & & = 2 \\ & +2x_1 & +3x_2 & & -\mathbf{x_4} & & & = 6 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & & & \geq 0 \end{array}$$

2.2.3 Risoluzione tramite tableau

	$-z$	x_1	x_2	x_3	x_4
$\overline{c_j}$	0	2	1	0	0
R_1	2	1	1	1	0
R_2	6	2	3	0	-1

Tabella 2.11: Tableau iniziale.

In tabella 2.11 il tableau ricavato dal nostro problema. Non abbiamo nessuna sottomatrice identità a disposizione da utilizzare come base ammissibile quindi ricorriamo alla **fase 1 del metodo del simplesso** per ottenere una BFS di partenza.

Fase 1 - aggiunta di variabili artificiali

Manca solo la seconda colonna della matrice identità con cui formare la BFS di partenza e la che introdurremo con l'unica variabile artificiale x^a , trasformando il secondo vincolo in:

$$2x_1 + 3x_2 - x_4 + x^a = 6$$

Il nostro scopo, dopo l'introduzione di x^a , sarà quello di **eliminarla** dalla base. Per far ciò bisogna fare in modo che questa valga zero e quindi introduciamo, a tale scopo, una nuova funzione obiettivo da minimizzare ψ tale che:

$$\psi = \sum_{i=1}^{n'} x_i^a = x^a$$

Scriviamo il nuovo tableau in tabella 2.12 e applichiamo il simplesso per ottimizzare la nostra funzione ψ . Abbiamo una sottomatrice identità formata dalla base:

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	\bar{c}_j	0	0	0	0	0	1
R_1	x_3	2	1	1	1	0	0
R_2	x^a	6	2	3	0	-1	1

Tabella 2.12: Nuovo tableau con la variabile artificiale x^a .

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_5\}$$

Per avere a disposizione i valori delle coordinate della BFS del nuovo problema, è necessario che:

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : A_j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

Condizione vera per ogni valore tranne y_{05} che provvediamo ad annullare tramite l'operazione elementare di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 - R_2$$

Nel nuovo tableau in figura 2.13 nella pagina seguente dobbiamo scegliere su quale colonna fare pivoting. Dato che la traccia non ci specifica nulla sulla regola da utilizzare ¹ applicheremo la regola di Dantzig e sceglieremo la colonna con il \bar{c}_j più negativo, cioè A_2 . Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 2}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{00}}{y_{\ell 2}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{2}{1}, \frac{6}{3} \right)$$

Abbiamo un pareggio. Applichiamo ora la regola di Bland per risolvere il pareggio, scegliendo tra gli elementi su cui fare pivot quello con l'indice di riga minore:

$$\vartheta_{\max} = \frac{2}{1} = \frac{y_{10}}{\mathbf{y}_{12}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{12} (cerchiato in tabella). Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima. Poiché $y_{12} = 1$ non c'è nulla da fare su R_1 . Appliciamo le operazioni elementari di riga al nostro tableau come segue:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + 3R_1; \\ R_2 &\leftarrow R_2 - 3R_1. \end{aligned}$$

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-6	-2	-3	0	1	0
R_1	x_2	2	(1)	1	1	0	0
R_2	x^a	6	2	3	0	-1	1

Tabella 2.13: Pivoting su y_{12} . A_2 entra in base e A_3 esce.

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	1	0	3	1	0
R_1	x_2	2	1	1	1	0	0
R_2	x^a	0	-1	0	(-3)	-1	1

Tabella 2.14: Secondo tableau. x^a ancora in base.

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 2.14. Siamo giunti alla soluzione ottima, ma non è ancora sufficiente. Possiamo osservare, infatti, che x_3 è subentrata in base al posto di x_2 e che quindi x^a è ancora in base e noi non lo vogliamo. Se il problema fosse risolvibile dovrebbe esserlo *a prescindere* dalla variabile artificiale, cioè dovremmo essere in grado di trovare una soluzione a questo tableau con x^a fuori base. Non tutto è ancora perduto. Osserviamo che la base in cui ci troviamo ora è **degenere**, e possiamo fare entrare al posto di x^a una qualsiasi altra variabile senza creare problemi. Qualsiasi operazione elementare di riga, in tal caso, non apporterebbe modifiche al valore di $-\psi$ e rimarremmo comunque in basi ottime. Possiamo fare pivot su qualsiasi elemento di R_2 purché non sia nullo (e purché non sia la stessa variabile artificiale, ovviamente). Questa volta sceglieremo y_{23} , consapevoli che sarebbero andati bene anche y_{21} e y_{24} . Appliciamo le operazioni elementari di riga, **nell'ordine**, per completare l'operazione di pivoting:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + R_2 \\ R_2 &\leftarrow \frac{1}{3} R_2 \\ R_1 &\leftarrow R_1 + R_2 \end{aligned}$$

Otteniamo il tableau in tabella 2.15. È ancora un tableau ottimo (non poteva essere diversamente) e questa volta nessuna fastidiosa variabile artificiale è in base. La nuova base e la nuova soluzione

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	0	0	0	0	1
R_1	x_2	2	$\frac{2}{3}$	1	0	$-\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$
R_2	x^3	0	$-\frac{1}{3}$	0	1	$-\frac{1}{3}$	0

Tabella 2.15: Terzo tableau. A_3 entra in base al posto di A_5 . Vertice $\alpha(0, 2)$

sono:

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_2, A_3\} \\ x &= (0, 2, 0, 0, 0) \end{aligned}$$

Siamo nel vertice $\alpha(0, 2)$ e quindi in una BFS da cui possiamo partire per la **fase 2** del metodo del simplesso.

¹Oppure non ricordo se era stato specificato dal tutor all'inizio dell'esercizio durante la lezione [NdA]

Fase 2 - Simplexso

Per questa fase useremo come tableau di partenza quello in tabella 2.15 nella pagina precedente sostituendo la funzione obiettivo fittizia ψ utilizzata in precedenza con la nostra vera funzione obiettivo z . Manterremo la variabile artificiale (che si fa notare non cambia in alcun modo il nostro problema in quanto non faremo mai entrare in base) perché, come vedremo poi, il suo costo relativo finale sarà utile ai fini della soluzione del problema duale. Il tableau così ottenuto è quello in tabella 2.16 Per applicare il simplexso, dobbiamo fare in modo che:

		$-z$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	\bar{c}_j	0	2	1	0	0	0
R_1	x_2	2	$\frac{2}{3}$	1	0	$-\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$
R_2	x^3	0	$-\frac{1}{3}$	0	1	$-\frac{1}{3}$	0

Tabella 2.16: Quarto tableau. Vertice $\alpha(0, 2)$

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

L'elemento y_{02} è l'unico a non essere nullo. Ovviaamo al problema con l'operazione di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 - R_1$$

Otteniamo quindi il tableau in tabella 2.17. Il nostro lavoro si conclude qui in quanto $\bar{c}_j > 0 \quad \forall j >$

		$-z$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	\bar{c}_j	-2	$\frac{4}{3}$	0	0	$\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$
R_1	x_2	2	$\frac{2}{3}$	1	0	$-\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$
R_2	x^3	0	$-\frac{1}{3}$	0	1	$-\frac{1}{3}$	0

Tabella 2.17: Quarto tableau. Vertice $\alpha(0, 2)$

0 e il vertice α è già quello della soluzione ottima, come d'altronde previsto durante la soluzione per via grafica (si tratta dell'*unico* punto della regione ammissibile). La base e la soluzione sono quelle già espresse in precedenza:

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_2, A_3\} \\ x &= (0, 2, 0, 0, 0) \end{aligned}$$

2.2.4 Soluzione del problema

La soluzione del problema è:

$$z(\alpha) = z(0, 2) = 2$$

2.2.5 Extra - Costruzione del problema duale

Anche se nessuno ce l'ha chiesto, proviamo a costruire e risolvere il problema duale a quello dato. Riportiamo ora il problema primale e, per motivi di sintesi, poniamo anche una notazione più breve che ci permetterà di costruire il problema duale:

$$\begin{array}{l} \min \quad \begin{array}{|c|} \hline 2x_1 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|} \hline x_2 \\ \hline \end{array} \\ \pi_1 \quad \begin{array}{|c|} \hline x_1 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|} \hline x_2 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|} \hline x_3 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|} \hline 2 \\ \hline \end{array} \\ \pi_2 \quad \begin{array}{|c|} \hline 2x_1 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|} \hline 3x_2 \\ \hline \end{array} - \begin{array}{|c|} \hline x_4 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|} \hline 6 \\ \hline \end{array} \\ \begin{array}{|c|} \hline x_1 \\ \hline \end{array}, \begin{array}{|c|} \hline x_2 \\ \hline \end{array}, \begin{array}{|c|} \hline x_3 \\ \hline \end{array}, \begin{array}{|c|} \hline x_4 \\ \hline \end{array} \geq \begin{array}{|c|} \hline 0 \\ \hline \end{array} \end{array}$$

Ricordando che *ad ogni variabile non negativa corrisponde un vincolo duale di non maggioranza*, il problema duale, perciò, è il seguente:

$$\begin{array}{rcll}
\max \xi = & + 2\pi_1 & + 6\pi_2 & \\
\text{s.t.} & + \pi_1 & + 2\pi_2 & \leq 2 \\
& + \pi_1 & + 3\pi_2 & \leq 1 \\
& + \pi_1 & & \leq 0 \\
& & - \pi_2 & \leq 0 \\
& \pi_1, & \pi_2, & \geq 0
\end{array}$$

2.2.6 Extra - Soluzione del problema duale

Riportiamo i tableau iniziale e finale con i quali abbiamo applicato l'algoritmo del semplice.

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	2	1	0	0	0
R_1	x_3	2	1	1	1	0	0
R_2	x^a	6	2	3	0	-1	1

Tabella 2.18: Tableau iniziale con la *funzione obiettivo originaria*.

		$-z$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-2	$\frac{4}{3}$	0	0	$\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$
R_1	x_2	2	$\frac{2}{3}$	1	0	$-\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$
R_2	x^3	0	$-\frac{1}{3}$	0	1	$-\frac{1}{3}$	0

Tabella 2.19: Tableau finale.

La base iniziale è $\mathcal{B}_1 = A_3, A_5$. Applicando delle semplici sottrazioni, ricaviamo la soluzione del problema duale:

$$\begin{aligned}
\pi_1 &= c_3 - \overline{c_3} = 0 \\
\pi_3 &= c_5 - \overline{c_5} = \frac{1}{3}
\end{aligned}$$

Perciò, la soluzione del problema duale è il vettore:

$$\pi' = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

Per verificare la correttezza dei calcoli, applichiamo la soluzione alla funzione obiettivo del problema duale:

$$\xi(0, \frac{1}{3}) = 2(0) + 0 + 6(\frac{1}{3}) = 2$$

Il risultato è, come atteso, lo stesso del problema primale.

2.3 Esercizio 6

Sia dato il seguente modello matematico di un problema di LP:

$$\begin{aligned}
\min z &= -x_1 - x_2 \\
\text{s.t. } x_2 &\leq 1 \\
-x_1 + x_2 &\geq 2 \\
x_1, x_2 &\geq 0
\end{aligned}$$

- Si rappresenti accuratamente il problema in forma grafica;
- Si ricavi la forma standard;
- Si risolva il problema tramite il metodo del simplesso a due fasi utilizzando il minor numero di variabili artificiali.

2.3.1 Problema in forma grafica

In figura 2.3 è rappresentato graficamente il problema presentato. Il gradiente della funzione obiettivo vale:

$$\nabla(z) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (-1, -1)$$

Poiché questa volta il problema è rappresentato sotto forma di minimo, saremo interessati alla limitazione del politopo nella direzione **opposta** al gradiente. A tal fine utilizziamo una funzione obiettivo ausiliaria φ tale che:

$$\varphi = -z \Rightarrow \nabla\varphi = -\nabla z = (-2, -1)$$

In giallo è rappresentata l'area tra i due vincoli lineari di disuguaglianza. Notiamo che quest'area si estende nel secondo e nel terzo quadrante, perciò non rispetta i vincoli di non minoranza delle singole variabili. Ci aspettiamo una soluzione impossibile dal simplesso.

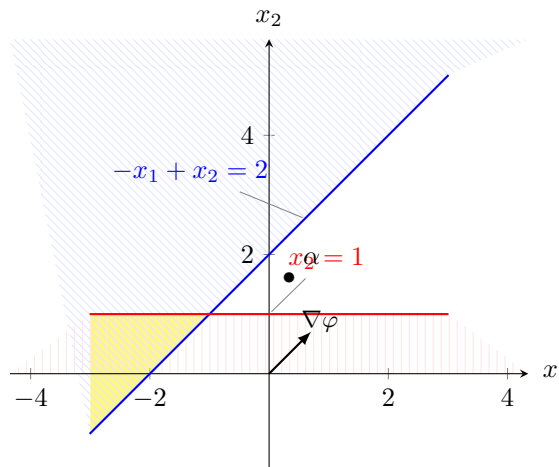


Figura 2.3: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

2.3.2 Forma standard

Aggiungendo una variabile slack e una variabile surplus, il problema in forma standard si presenta così:

$$\begin{array}{llllll} \min z = & -x_1 & -x_2 & & & \\ \text{s.t.} & & +x_2 & +\mathbf{x_3} & & = 1 \\ & -x_1 & +x_2 & & -\mathbf{x_4} & = 2 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & \geq 0 \end{array}$$

2.3.3 Risoluzione tramite tableau

In tabella 2.20 nella pagina successiva il tableau ricavato dal nostro problema. Non abbiamo nessuna sottomatrice identità a disposizione da utilizzare come base ammissibile quindi ricorriamo alla **fase 1 del metodo del simplesso** per ottenere una BFS di partenza.

	$-z$	x_1	x_2	x_3	x_4
$\overline{c_j}$	0	-1	-1	0	0
R_1	1	0	1	1	0
R_2	2	-1	1	0	-1

Tabella 2.20: Tableau iniziale.

Fase 1 - aggiunta di variabili artificiali

Manca solo la seconda colonna della matrice identità con cui formare la BFS di partenza e la introdurremo con l'unica variabile artificiale x^a , trasformando il secondo vincolo in:

$$-x_1 + x_2 - x_4 + x^a = 2$$

Il nostro scopo, dopo l'introduzione di x^a , sarà quello di **eliminarla** dalla base. Per far ciò bisogna fare in modo che questa valga zero e quindi introduciamo, a tale scopo, una nuova funzione obiettivo da minimizzare ψ tale che:

$$\psi = \sum_{i=1}^{n'} x_i^a = x^a$$

Scriviamo il nuovo tableau in tabella 2.21 e applichiamo il simplesso per ottimizzare la nostra funzione ψ . Abbiamo una sottomatrice identità formata dalla base:

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	0	0	0	0	1
R_1	x_3	1	0	1	1	0	0
R_2	x^a	2	-1	1	0	-1	1

Tabella 2.21: Nuovo tableau con la variabile artificiale x^a .

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_5\}$$

Per avere a disposizione i valori delle coordinate della BFS del nuovo problema, è necessario che:

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : A_j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

Condizione vera per ogni valore tranne y_{05} che provvediamo ad annullare tramite l'operazione elementare di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 - R_2$$

Nel nuovo tableau in figura 2.22 nella pagina successiva dobbiamo scegliere su quale colonna fare pivoting. L'unica colonna con $\overline{c_j} < 0$ è A_2 e cercheremo qui l'elemento pivot. Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 2}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{i0}}{\mathbf{y}_{12}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{1}{1}, \frac{2}{1} \right) = \frac{1}{1} = \mathbf{y}_{12}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{12} (cerchiato in tabella). Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima. Poiché $y_{12} = 1$ non c'è nulla da fare su R_1 . Appliciamo le

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-2	1	-1	0	1	0
R_1	x_2	1	0	①	1	0	0
R_2	x^a	2	-1	1	0	-1	1

Tabella 2.22: Pivoting su y_{12} . A_2 entra in base e A_3 esce.

operazioni elementari di riga al nostro tableau come segue:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + R_1; \\ R_2 &\leftarrow R_2 - R_1. \end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 2.23. Siamo nella soluzione ottima ma:

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-1	1	0	1	1	0
R_1	x_2	1	0	1	1	0	0
R_2	x^a	1	-1	0	-1	-1	1

Tabella 2.23: Secondo tableau. x^a ancora in base e $\psi \neq 0$.

- la variabile artificiale x^a è ancora fuori base;
- la soluzione ottima non è nulla.

Non vale la pena sprecare energie per far uscire dalla base la variabile artificiale. Qualunque operazione facessimo, il valore della soluzione ottima non potrebbe migliorare e quindi non potrebbe annullarsi. Ciò significa che non esistono soluzioni ammissibili al nostro problema.

2.3.4 Soluzione del problema

Il problema non ha soluzione in quanto nella fase 1 del metodo del simplesso non siamo riusciti a trovare una BFS che non coinvolga variabili artificiali.

2.4 Esercizio 7

Un'azienda produce panchine per giardini di due tipi utilizzando plastica riciclata e ricevendo un contributo statale di 40€ per ogni panchina di tipo 1 e 30€ per ogni panchina di tipo 2. La vendita di ogni panchina di tipo 1 causa una perdita di 10€, mentre quella di ogni panchina di tipo 2 dà un ricavo di 30€. I macchinari utilizzati hanno un limite produttivo di 300 panchine per ciascun tipo. L'azienda vuole ricevere almeno 12000€ di contributi statali. Si esprimano i livelli di produzione in centinaia di panchine ed i quantitativi monetari in migliaia di euro.

1. Definire il modello LP che massimizza l'introito complessivo dato dalla sola vendita delle panchine.
2. Risolvere con il metodo delle due fasi (leggere prima il punto 5), introducendo il minor numero possibile di variabili artificiali. In caso di parità, fare uscire dalla base una variabile artificiale.
3. Dare esplicitamente la soluzione trovata.
4. Disegnare con cura la regione ammissibile e indicarvi le soluzioni corrispondenti a ciascun tableau.

5. Definire il duale della forma standard del modello del punto 1 e ricavarne la soluzione dai tableau prodotti.
6. Imporre l'ulteriore vincolo che debba essere prodotto un numero intero di centinaia di panchine. Risolvere con il metodo di Gomory. [*Questo punto non sarà analizzato perché in data di stesura del documento (04/04/2014) l'argomento non è ancora stato trattato dal prof*]

2.4.1 Modellizzazione

Si indichi con:

- x_1 il numero di centinaia di panchine di tipo 1;
- x_2 il numero di centinaia di panchine di tipo 2.

Lo scopo del nostro problema è di massimizzare i profitti ottenuti **dalla sola vendita** delle panchine, quindi esclusi i contributi statali. Ricordiamo che le variabili indicano *centinaia* di panchine e che l'introito sarà calcolato in *migliaia* di euro. Facendo le opportune moltiplicazioni, la funzione di profitto sarà:

$$\max z = -x_1 + 3x_2$$

Modelliamo ora i vincoli espressi dal problema. Il modello matematico può essere quindi così riassunto (sono state apportate semplificazioni algebriche):

$$\begin{aligned} \max z &= -x_1 + 3x_2 \\ \text{s.t. } x_1 &\leq 3 \\ x_1 &\leq 3 \\ 4x_1 + 3x_2 &\geq 12 \\ x_1, x_2 &\geq 0 \end{aligned}$$

2.4.2 Problema in forma grafica

In figura 2.4 nella pagina successiva è rappresentato graficamente il problema presentato. Il gradiente della funzione obiettivo vale:

$$\nabla(z) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) = (-1, 2)$$

Il problema è in forma di massimo e rappresenteremo $\nabla(z)$ sul grafico, ricordando che nella forma standard è nella stessa direzione dell'opposto del gradiente della funzione obiettivo trasformata in funzione di minimo. In giallo è rappresentato il politopo P . Essendo un politopo, cioè limitato in ogni direzione, sarà limitato in particolare nella direzione del gradiente, qualunque essa sia.

2.4.3 Forma standard

Rendiamo la funzione di massimo z in una funzione di minimo φ :

$$\varphi = -z = \min x_1 - 3x_2$$

Introduciamo due variabili slack e una variabile surplus:

$$\begin{array}{rcllcl} \min \varphi = & x_1 & - 3x_2 & & \\ \text{s.t.} & + x_1 & & + \mathbf{x_3} & = 3 \\ & & + x_2 & & + \mathbf{x_4} & = 3 \\ & + 4x_1 + 3x_2 & & & - \mathbf{x_5} & = 12 \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & \geq 0 \end{array}$$

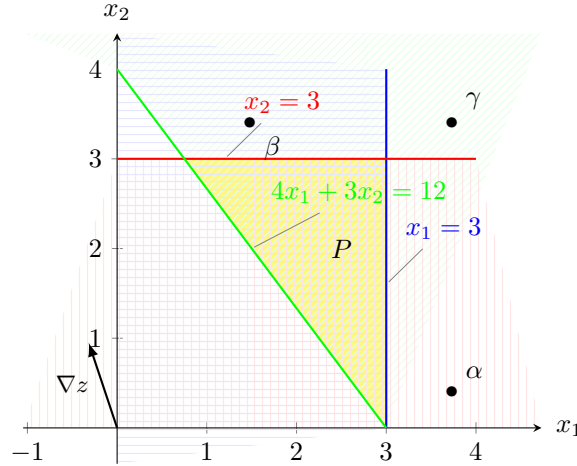


Figura 2.4: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

	$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
$\overline{c_j}$	0	1	-3	0	0	0
R_1	3	1	0	1	0	0
R_2	3	0	1	0	1	0
R_3	12	4	3	0	0	-1

Tabella 2.24: Tableau iniziale.

2.4.4 Risoluzione tramite tableau

Non abbiamo nessuna sottomatrice identità a disposizione da utilizzare come base ammissibile. Per ottenere una BFS di partenza, quindi, ricorriamo alla **fase 1 del metodo del simplesso**.

Fase 1 - aggiunta di variabili artificiali

Per ridurre al minimo le variabili artificiali x_i^a , $i = 1, \dots, n'$ è sufficiente aggiungerne una per ogni colonna della matrice identità mancante nel tableau originale. Nel nostro caso manca solo la terza colonna e sarà quella che introdurremo con l'unica variabile artificiale x^a , trasformando il terzo vincolo in:

$$4x_1 + 3x_2 - x_5 + x^a = 12$$

Il nostro scopo, dopo l'introduzione di x^a , sarà quello di **eliminarla** dalla base. Per far ciò bisogna fare in modo che questa valga zero e quindi introduciamo, a tale scopo, una nuova funzione obiettivo da minimizzare ψ tale che:

$$\psi = \sum_{i=1}^{n'} x_i^a = x^a$$

Scriviamo il nuovo tableau in tabella 2.25 nella pagina seguente e applichiamo il simplesso per ottimizzare la nostra funzione ψ . Abbiamo una sottomatrice identità formata dalla base:

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_4, A_6\}$$

Per avere a disposizione i valori delle coordinate della BFS del nuovo problema, è necessario che:

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : A_j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

Condizione vera per ogni valore tranne y_{06} che provvediamo ad annullare tramite l'operazione elementare di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 - R_3$$

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	\bar{c}_j	0	0	0	0	0	0	1
R_1	x_3	3	1	0	1	0	0	0
R_2	x_4	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x^a	12	4	3	0	0	-1	1

Tabella 2.25: Nuovo tableau con la variabile artificiale x^a .

Nel nuovo tableau in figura 2.26 faremo pivoting sulla colonna A_1 , che sarebbe la nostra scelta sia con la regola di Dantzig che con la regola di Bland. Per scegliere su quale elemento fare **pivoting**, dobbiamo ottenere il valore di $y_{\ell 1}$ tale che:

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i1} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i1}} = \frac{y_{i0}}{y_{\ell 1}}$$

Perciò, operando con gli elementi nel tableau:

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{3}{1}, \frac{12}{4} \right) = \frac{12}{4} = \frac{y_{30}}{\mathbf{y_{31}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{31} (cerchiato in tabella). In realtà avevamo un caso di **parità**, ma seguendo la regola nella traccia abbiamo fatto pivoting sull'elemento che avrebbe fatto uscire dalla base la variabile artificiale. Il nostro scopo è ora far comparire uno 0 nella colonna dell'elemento pivot in tutte le righe tranne quella in cui si trova l'elemento pivot e far comparire un 1 in quest'ultima. Appliciamo le operazioni elementari di riga (nell'ordine) al nostro tableau come

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	\bar{c}_j	-12	-4	-3	0	0	1	0
R_1	x_3	3	1	0	1	0	0	0
R_2	x_4	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x^a	12	$\textcircled{4}$	3	0	0	-1	1

Tabella 2.26: Pivoting su y_{31} . A_1 entra in base e A_6 esce.

segue:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + R_3; \\ R_3 &\leftarrow \frac{R_3}{4}; \\ R_1 &\leftarrow R_1 - R_3. \end{aligned}$$

Il nostro nuovo tableau diventa quindi quello in tabella 2.27. Siamo giunti alla soluzione ottima,

		$-\psi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	\bar{c}_j	0	0	0	0	0	0	1
R_1	x_3	0	0	$-\frac{3}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_2	x_4	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	3	1	$\frac{3}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

Tabella 2.27: Secondo tableau. Vertice $\alpha(3, 0)$

essendo $\overline{c_j} > 0 \quad \forall j$. Inoltre la variabile artificiale x^a non è più in base. La nuova base e la nuova soluzione sono:

$$\mathcal{B} = \{A_3, A_4, A_1\}$$

$$x = (3, 0, 0, 3, 0, 0)$$

Siamo nel vertice $\alpha(3, 0)$ e quindi in una BFS da cui possiamo partire per la **fase 2** del metodo del simplesso.

Fase 2 - Simplexso

Per questa fase useremo come tableau di partenza quello in tabella 2.27 nella pagina precedente sostituendo la funzione obiettivo fittizia ψ utilizzata in precedenza con la nostra vera funzione obiettivo φ . Manterremo la variabile artificiale (che si fa notare non cambia in alcun modo il nostro problema in quanto non faremo mai entrare in base) perché, come vedremo poi, il suo costo relativo finale sarà utile ai fini della soluzione del problema duale. Il tableau così ottenuto è quello in tabella 2.28 Per applicare il simplesso, dobbiamo fare in modo che:

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	1	-3	0	0	0	0
R_1	x_3	0	0	$-\frac{3}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_2	x_4	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	3	1	$\frac{3}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

Tabella 2.28: Secondo tableau. Vertice $\alpha(3, 0)$ e funzione obiettivo φ .

$$y_{ij} = 0 \quad \forall i, j : j \in \mathcal{B}, i \neq j$$

L'elemento y_{01} è l'unico a non essere nullo. Ovviao al problema con l'operazione di riga:

$$R_0 \leftarrow R_0 - R_3$$

Otteniamo quindi il tableau in tabella 2.29. Per fare pivoting sceglieremo la colonna A_2 , l'unica

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-3	0	$-\frac{15}{4}$	0	0	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_1	x_3	0	0	$-\frac{3}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_2	x_4	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	3	1	$\frac{3}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

Tabella 2.29: Secondo tableau. Vertice $\alpha(3, 0)$.

con un costo relativo negativo. Cerchiamo quindi l'elemento pivot $y_{\ell 2}$.

$$\vartheta_{\max} = \min_{i: y_{i2} > 0} \frac{y_{i0}}{y_{i2}} = \frac{y_{i0}}{y_{\ell 2}}$$

$$\vartheta_{\max} = \min \left(\frac{3}{1}, \frac{3}{\frac{3}{4}} \right) = \frac{3}{1} = \frac{y_{20}}{\mathbf{y_{22}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{22} (cerchiato in tabella 2.30 nella pagina seguente). $y_{22} = 1$, quindi

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	-3	0	$-\frac{15}{4}$	0	0	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_1	x_3	0	0	$-\frac{3}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_2	x_4	3	0	(1)	0	1	0	0
R_3	x_1	3	1	$\frac{3}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

Tabella 2.30: Terzo tableau. Vertice $\alpha(3, 0)$

le operazioni elementari di riga sono:

$$\begin{aligned}
R_0 &\leftarrow R_0 + \frac{15}{4}R_2 \\
R_1 &\leftarrow R_1 + \frac{3}{4}R_2 \\
R_3 &\leftarrow R_3 - \frac{3}{4}R_2
\end{aligned}$$

Otterremo il tableau in tabella 2.31. Siamo giunti alla soluzione ottima, essendo $\overline{c_j} > 0 \quad \forall j$. La

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{33}{4}$	0	0	0	$\frac{15}{4}$	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_1	x_3	$\frac{9}{4}$	0	0	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	$\frac{3}{4}$	1	0	0	$-\frac{3}{4}$	$-\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

Tabella 2.31: Quarto tableau. Vertice $\beta(\frac{3}{4}, 3)$

nuova base e la nuova soluzione sono:

$$\begin{aligned}
\mathcal{B} &= \{A_3, A_2, A_1\} \\
x &= (\frac{3}{4}, 3, \frac{9}{4}, 0, 0, 0)
\end{aligned}$$

Siamo nel vertice $\beta(\frac{3}{4}, 3)$ Si fa notare infine che la nostra funzione obiettivo iniziale è:

$$z = -\varphi = \frac{33}{4}$$

2.4.5 Soluzione del problema primale

La soluzione ottima consiste nel produrre 75 panchine di tipo 1 e 300 panchine di tipo 2 per un introito di 8250€.

2.4.6 Costruzione del problema duale

Riportiamo ora il problema primale e, per motivi di sintesi, poniamo anche una notazione più breve che ci permetterà di costruire il problema duale:

$$\begin{array}{rclclclcl}
 \min & \boxed{\begin{array}{c} x_1 \\ = \\ x_1 \\ + \\ + \\ 4x_1 \\ + \end{array}} & - & \boxed{\begin{array}{c} 3x_2 \\ = \\ + \\ x_2 \\ + \\ 3x_2 \\ + \end{array}} & + & \boxed{\begin{array}{c} = \\ x_3 \\ + \\ + \\ + \end{array}} & + & \boxed{\begin{array}{c} = \\ + \\ x_4 \\ + \\ + \end{array}} & - & \boxed{\begin{array}{c} = \\ + \\ + \\ x_5 \\ - \end{array}} & = & \boxed{\begin{array}{c} \text{max} \\ 3 \\ 3 \\ 12 \end{array}} \\
 \pi_1 & & & & & & & & & & & \\
 \pi_2 & & & & & & & & & & & \\
 \pi_3 & & & & & & & & & & & \\
 & \boxed{x_1} & , & \boxed{x_2} & , & \boxed{x_3} & , & \boxed{x_4} & , & \boxed{x_5} & \geq & \boxed{0}
 \end{array}$$

Ricordando che *ad ogni variabile non negativa corrisponde un vincolo duale di non maggioranza*, il problema duale, perciò, è il seguente:

$$\begin{array}{rclcl}
 \max \xi = & +3\pi_1 & +3\pi_2 & +12\pi_3 & \\
 \text{s.t.} & +\pi_1 & & +4\pi_3 & \leq 1 \\
 & & +\pi_2 & +3\pi_3 & \leq -3 \\
 & +\pi_1 & & & \leq 0 \\
 & & +\pi_2 & & \leq 0 \\
 & & & +\pi_3 & \leq 0 \\
 & \pi_1, & \pi_2, & \pi_3, & \geq 0
 \end{array}$$

2.4.7 Soluzione del problema duale

Riportiamo nuovamente i tableau iniziale e finale rispettivamente nelle tabella 2.9 a pagina 26 e 2.10 a pagina 26. La base iniziale è $\mathcal{B}_1 = A_3, A_4, A_6$. Applicando delle semplici sottrazioni,

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	0	1	-3	0	0	0	0
R_1	x_3	3	1	0	1	0	0	0
R_2	x_4	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x^a	12	4	3	0	0	-1	1

Tabella 2.32: Nuovo tableau con la variabile artificiale x^a .

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{33}{4}$	0	0	0	$\frac{15}{4}$	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_1	x_3	$\frac{9}{4}$	0	0	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	$-\frac{1}{4}$
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	$\frac{3}{4}$	1	0	0	$-\frac{3}{4}$	$-\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$

Tabella 2.33: Quarto tableau. Vertice $\beta(\frac{3}{4}, 3)$

ricaviamo la soluzione del problema duale:

$$\begin{aligned}\pi_1 &= c_3 - \overline{c_3} = 0 \\ \pi_2 &= c_6 - \overline{c_4} = -\frac{15}{4} \\ \pi_3 &= c_5 - \overline{c_6} = \frac{1}{4}\end{aligned}$$

Perciò, la soluzione del problema duale è il vettore:

$$\pi' = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{15}{4} & 0 \end{bmatrix}$$

Per verificare la correttezza dei calcoli, applichiamo la soluzione alla funzione obiettivo del problema duale:

$$\xi \left(0, -\frac{15}{4}, 0 \right) = 3(0) + 3 \left(-\frac{15}{4} \right) + 12 \left(\frac{1}{4} \right) = -\frac{45}{4} + \frac{12}{4} = -\frac{33}{4}$$

Il risultato è, come atteso, lo stesso del problema primale.

2.4.8 Vincolo di interezza

Sezione in fase di allestimento...ci rivediamo appena il prof. spiegherà i metodi per la ILP.

Capitolo 3

15/04/2014

In questo capitolo, riguardante la terza esercitazione, verranno svolti alcuni dei punti mancanti dell'esercitazione precedente. Per essere precisi, tutti quelli riguardanti il **vincolo di integrità** sulle variabili, cioè i problemi ILP. Non saranno riportati, ovviamente, gli interi esercizi ma solo i tableau finali con i quali partire per eseguire il simplesso duale. Verranno comunque creati dei riferimenti ipertestuali negli esercizi precedenti che rimanderanno alle soluzioni che di seguito apporrò.

3.1 Esercizio 4

In questa sezione riprenderemo da dove eravamo rimasti in 2.1.8 a pagina 26, risolvendo il problema ILP prima con il metodo dei **tagli di Gomory** e poi con il metodo **branch and bound** (il primo in realtà non è richiesto dalla traccia, ma lo proveremo ugualmente come utile esercitazione). Prima di ciò, è bene ricordare alcuni concetti teorici.

3.1.1 Richiami (blandi, sempre blandi) di teoria

Tagli di Gomory

Ricordiamo dato un problema ILP con **soluzione del rilassamento continuo** x^* , **eseguire un taglio** significa applicare un **vincolo** tale che:

1. **elimini** una parte della regione ammissibile **contenente** x^* ;
2. **non elimini** nessuna soluzione intera ammissibile.

Definendo:

$$f_{ij} = y_{ij} - \lfloor y_{ij} \rfloor \quad \begin{array}{l} \mathcal{B} \quad \text{base ottima} \\ \text{parte frazionaria di } y_{ij} \end{array}$$

Un **taglio di Gomory** è tale che:

$$\sum_{A_j \notin \mathcal{B}} f_{ij} x_j \geq f_{i0}$$

Ove la riga i è scelta arbitrariamente tra quelle per cui $y_{i0} \notin \mathbb{N}$. Può essere dimostrato (ma non lo faremo qui) che questo tipo di taglio rispetta i due punti citati in precedenza.

Branch and bound (da rivedere)

Come dal nome del metodo, questo metodo si compone di due parti: **branching** e **bounding**.

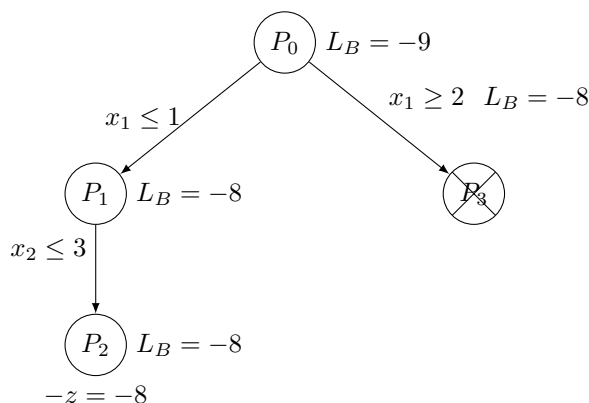
Branching L'operazione di **branching** consiste nell'imporre due **vincoli mutualmente esclusivi ed esaustivi** su una variabile x_j , data x_j^* la componente j -esima della soluzione del rilassamento continuo:

$$x_j \leq \lfloor x_j^* \rfloor \quad \vee \quad x_j \geq \lceil x_j^* \rceil$$

Unendo al problema originario alternativamente questi due vincoli, si ottengono due nuovi sottoproblemi. La soluzione migliore tra i due sarà anche la migliore in assoluto. Per risolvere i due nuovi sottoproblemi si può applicare ricorsivamente un nuovo branching.

Bounding Ogni volta che si ottiene un nuovo sottoproblema da quello originario, si risolve nuovamente il rilassamento continuo. Il rilassamento continuo di un problema costituisce un **lower bound**, poiché nessuna soluzione può essere migliore di quella offerta dal rilassamento continuo. In particolare, si può considerare come lower bound anche la sua **parte intera**. Nel momento in cui uno dei sottoproblemi offre una soluzione intera uguale a quella del rilassamento continuo, si può evitare di risolvere **tutti i sottoproblemi non ancora risolti il cui lower bound è maggiore o uguale alla soluzione appena ottenuto** in quanto nella migliore delle ipotesi potremmo trovare solo una soluzione uguale a quella appena trovata, ma non una migliore.

Rappresentazione Il metodo migliore per rappresentare la soluzione tramite branch and bound è un albero binario.



Nell'esempio, il problema P_2 ha la soluzione del rilassamento continua uguale al lower bound del problema padre. Questo rende inutile esplorare l'altro figlio del problema P_1 , in quanto non potremmo avere alcuna soluzione più bassa di -8 , come indicato dal suo lower bound. Poiché il lower bound del problema P_0 è migliore della soluzione attualmente disponibile, ha senso esplorare il suo altro figlio. Nel nostro esempio, però, il figlio P_3 ha un lower bound uguale a -8 e non c'è più possibilità di trovare una soluzione migliore di quella trovata in precedenza. Si dice, in questo caso, che il nodo P_2 **uccide** il nodo P_3 (sul quale abbiamo all'uopo apposto una croce). *Noto che è difficile spiegare in maniera generale il funzionamento del metodo branch and bound. Si spera perciò che risulti più chiaro applicandolo praticamente negli esercizi.*

3.1.2 ILP - Tagli di Gomory

Riportiamo in tabella 3.1 nella pagina successiva il tableau finale della soluzione del problema LP. Le righe R_1, R_2 ed R_3 sono valide candidate per applicare il taglio di Gomory. Scegliamo la riga R_1 :

$$\frac{1}{2}x_3 + \frac{1}{2}x_4 \geq \frac{1}{2}$$

Portiamo in forma standard il vincolo moltiplicando per -1 e aggiungendo una variabile slack s :

$$-\frac{1}{2}x_3 - \frac{1}{2}x_4 + s = \frac{1}{2}$$

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x^a
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	$\frac{7}{2}$	0	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$
R_2	x_1	$\frac{9}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	$\frac{1}{2}$
R_3	x_5	$\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	$-\frac{1}{2}$

Tabella 3.1: Tableau finale del problema LP. Rappresenta il rilassamento continuo del problema ILP.

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	$\frac{7}{2}$	0	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	0
R_2	x_1	$\frac{9}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	0
R_3	x_5	$\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	0
R_4	s	$-\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	1

Tabella 3.2: Applicazione del primo taglio di Gomory.

Il vincolo è abbastanza agevole da inserire nel tableau come in tabella 3.2 (è stata eliminata la variabile artificiale, ormai inutile). È evidente che nel tableau è ancora presente la sottomatrice identità e che la soluzione rispetta il *criterio di ottimalità* essendo tutti i $\overline{c_j}$ non negativi. L'unico intoppo è rappresentato dal valore della variabile s , che è negativo. In altri termini, siamo in una soluzione ottima ma non ammissibile. Lo strumento che fa al caso nostro ora è il **simplexso duale**, che ci porterà da una base ottima ad una nuova base sempre ottima ma più vicina all'ammissibilità. Il simplexso duale opera come il simplexso primale ma invertendo righe e colonne. Perciò, dovremo scegliere tra tutti gli elementi della *riga* i -esima con $y_{i0} < 0$ quello su cui fare pivot. A tal scopo, ridefiniamo la grandezza ϑ in tal modo:

$$\vartheta = \max_{j>0: y_{ij}<0} \left(\frac{y_{0j}}{y_{ij}} \right) = \frac{y_{0s}}{y_{is}}$$

L'elemento y_{is} sarà quello di pivoting. Nel nostro caso:

$$\vartheta = \max \left(\frac{1}{-\frac{1}{2}}, \frac{0}{-\frac{1}{2}} \right) = \frac{0}{-\frac{1}{2}} = \frac{y_{04}}{\mathbf{y_{44}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{44} , cerchiato in tabella 3.2. Le operazioni da attuare sono le consuete operazioni elementari di riga:

$$\begin{aligned} R_1 &\leftarrow R_1 + R_4 \\ R_2 &\leftarrow R_1 - R_4 \\ R_3 &\leftarrow R_3 + R_4 \\ R_4 &\leftarrow -2R_4 \end{aligned}$$

Ciò che ne risulta è il tableau in tabella 3.3 nella pagina seguente. La nuova base e la nuova soluzione sono:

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_2, A_1, A_5, A_4\} \\ x &= (5, 3, 0, 1, 1) \end{aligned}$$

La soluzione è intera ed il nostro problema di ILP è risolto nel nuovo vertice $\varepsilon(5, 3)$. Il valore della soluzione è:

$$z(\varepsilon) = -\varphi = 8$$

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	3	0	1	0	0	0	1
R_2	x_1	5	1	0	1	0	0	-1
R_3	x_5	1	0	0	-1	0	1	1
R_4	x_4	1	0	0	1	1	0	-2

Tabella 3.3: Dopo il taglio di Gomory siamo in una soluzione intera nel vertice $\varepsilon(5, 3)$.

Rappresentazione grafica

Per quanto riguarda i tagli di Gomory, la rappresentazione grafica non è agevole e immediata e se ne darà una rappresentazione solo alla fine. Il taglio, in forma di disequazione, è il seguente:

$$\frac{1}{2}x_3 + \frac{1}{2}x_4 \geq \frac{1}{2}$$

Ovviamente non è rappresentabile, in questa forma algebrica, sul piano cartesiano. Le variabili x_3 e x_4 sono rispettivamente una variabile slack e una variabile surplus, perciò possiamo fare in modo di sostituirle con le variabili reali x_1 e x_2 operando algebricamente sui vincoli in forma standard che le introducono:

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 8 \\ x_1 - x_2 - x_4 = 1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_3 = 8 - x_1 - x_2 \\ x_4 = -1 + x_1 - x_2 \end{cases}$$

Sostituiamo le due variabili nella disequazione:

$$\frac{1}{2}(8 - x_1 - x_2) + \frac{1}{2}(-1 + x_1 - x_2) \geq \frac{1}{2} \Rightarrow x_2 \leq 3$$

Così espresso il vincolo è ora facilmente rappresentabile graficamente come in figura 3.1. In giallo è

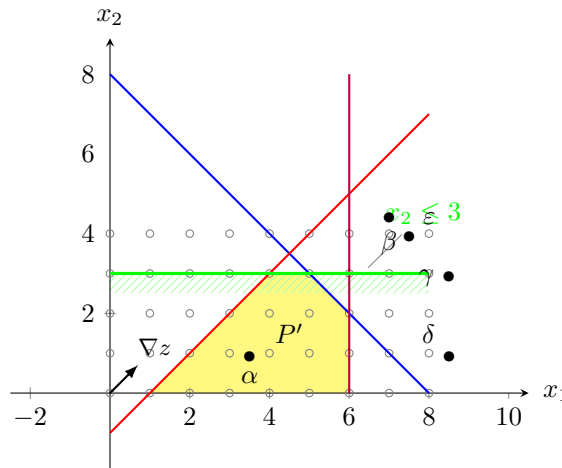


Figura 3.1: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare

rappresentato il nuovo politopo P' risultato del vecchio politopo P e del taglio di Gomory applicato.

3.1.3 ILP - Branch and bound

Il problema di LP iniziale verrà denominato P_0 . La soluzione del rilassamento continuo $x^* = (\frac{9}{2}, \frac{7}{2})$ è $-z^* = -8$, il che imporrà il nostro lower bound a $L_B = \lceil -8 \rceil = -8$.

$$\textcircled{P_0} \quad L_B = -8$$

Iniziando dalla variabile x_1 possiamo prendere in considerazione due diversi sottoproblemi derivati dall'aggiunta di uno dei due seguenti vincoli:

$$\begin{aligned} x_1 &\geq \lceil x_1^* \rceil && \Rightarrow x_1 \geq 5 \\ x_1 &\leq \lfloor x_1^* \rfloor && \Rightarrow x_1 \leq 4 \end{aligned}$$

Per convincerci che considerando questi due vincoli non si esclude nessuna soluzione e che sono mutuamente esclusivi, si faccia riferimento al grafico 3.2 e osservando che le due aree colorate in ciano e in verde non escludono nessuno dei punti interi. Esploriamo ora il figlio P_1 del problema

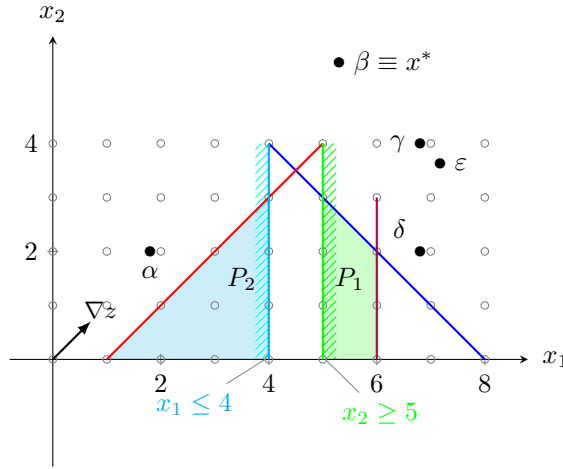
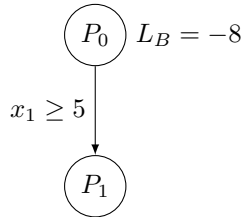


Figura 3.2: Rappresentazione cartesiana dei due sottoproblemi di P_0 .

P_0 , corrispondente al vincolo $x_1 \geq \lceil x_1^* \rceil = 5$.



In *forma standard* il vincolo può essere così espresso:

$$-x_1 + s = -5$$

In questa formula risulta molto agevole l'introduzione nel tableau iniziale di P_0 (tabella 3.1 a pagina 44) come in tabella 3.4 nella pagina seguente. Poiché $y_{41} = -5$ rovina la nostra matrice identità in base, operiamo la seguente operazione elementare di riga:

$$R_4 \leftarrow R_4 + R_2$$

Si giunge quindi al tableau in tabella 3.5 nella pagina successiva.

Si può ora procedere con il simplesso duale. L'unico elemento di R_4 negativo sul quale è possibile fare pivoting è y_{44} . Le operazioni elementari di riga sono, nell'ordine:

$$R_1 \leftarrow R_1 + R_4$$

$$R_2 \leftarrow R_2 - R_4$$

$$R_3 \leftarrow R_3 + R_4$$

$$R_4 \leftarrow -2R_4$$

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	$\frac{7}{2}$	0	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	0
R_2	x_1	$\frac{9}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	0
R_3	x_5	$\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	0
R_4	s	-5	-1	0	0	0	0	1

Tabella 3.4: Sottoproblema P_1 .

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	$\frac{7}{2}$	0	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	0
R_2	x_1	$\frac{9}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	0
R_3	x_5	$\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	1	0
R_4	s	$-\frac{1}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{2}$	0	1

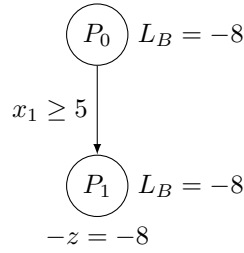
Tabella 3.5: Sottoproblema P_1 , secondo tableau.

Ne risulta il tableau in tabella 3.6. La nuova base e la nuova soluzione sono:

$$\mathcal{B} = A_2, A_1, A_5, A_4$$

$$x = (5, 3, 0, 1, 1)$$

La soluzione è intera ed il ramo attuale dell'albero è giunto ad una foglia.



Siamo fortunati perché l'attuale soluzione è uguale al lower bound del nodo *root*, il che significa che non serve cercare altre soluzioni che potrebbero essere al più uguali a quella trovata. Ne conviene

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	1	0	0	0
R_1	x_2	3	0	1	0	0	0	1
R_2	x_1	5	1	0	0	0	0	-1
R_3	x_5	1	0	0	0	0	1	1
R_4	x_4	1	0	0	-1	1	0	-2

Tabella 3.6: Siamo in una soluzione intera nel vertice $\varepsilon(5, 3)$.

infine che il vertice $\varepsilon(5, 3)$ è una soluzione ottima del problema ILP. Il valore della soluzione è:

$$z(\varepsilon) = -\varphi = 8$$

3.2 Esercizio 7

In questa sezione riprenderemo da dove eravamo rimasti in 2.4.8 a pagina 41, risolvendo il problema ILP prima con il metodo dei **tagli di Gomory** e poi con il metodo **branch and bound** (il secondo in realtà non è richiesto dalla traccia, ma lo proveremo ugualmente come utile esercitazione).

3.2.1 ILP - Tagli di Gomory

Riportiamo in tabella 3.7 il tableau finale del problema LP. Le righe R_0 , R_1 ed R_3 sono valide

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	\bar{c}_j	$\frac{33}{4}$	0	0	0	$\frac{15}{4}$	$\frac{1}{4}$
R_1	x_3	$\frac{9}{4}$	0	0	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0
R_3	x_1	$\frac{3}{4}$	1	0	0	$-\frac{2}{4}$	$-\frac{1}{4}$

Tabella 3.7: Tableau finale del problema LP. Rappresenta il rilassamento continuo del problema ILP.

candidate per un taglio di Gomory, scegliamo quindi la prima disponibile, cioè R_0 . Il taglio sarà:

$$\sum_{j \in \{4,5\}} f_{0j}x_j \geq f_{00} \Rightarrow \frac{3}{4}x_4 + \frac{1}{4}x_5 \geq \frac{1}{4}$$

Trasformiamolo ora in una forma algebricamente adatta al nostro tableau:

$$-\frac{3}{4}x_4 - \frac{1}{4}x_5 + s = -\frac{1}{4}$$

Aggiungendo questo vincolo si ottiene il tableau in tabella 3.8. La soluzione attuale rispetto il

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	\bar{c}_j	$\frac{33}{4}$	0	0	0	$\frac{15}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
R_1	x_3	$\frac{9}{4}$	0	0	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	$\frac{3}{4}$	1	0	0	$-\frac{2}{4}$	$-\frac{1}{4}$	0
R_4	s	$-\frac{1}{4}$	0	0	0	$-\frac{2}{4}$	$-\frac{1}{4}$	1

Tabella 3.8: Applicazione del primo taglio di Gomory.

criterio di ottimalità ma non è ammissibile poiché $s < 0$. Il simplesso duale ci porterà in una nuova base ottima e infine anche ammissibile. Scegliremo l'elemento di pivoting y_{is} tale che:

$$\vartheta = \max_{j>0: y_{ij}<0} \left(\frac{y_{0j}}{y_{ij}} \right) = \frac{y_{0s}}{y_{is}}$$

Nel nostro caso:

$$\vartheta = \max \left(\frac{\frac{15}{4}}{-\frac{2}{4}}, \frac{\frac{1}{4}}{-\frac{1}{4}} \right) = \max(-5, -1) = -1 = \frac{y_{05}}{\mathbf{y_{45}}}$$

Faremo pivoting sull'elemento y_{45} , cerchiato in tabella 3.8 nella pagina precedente. Attuiamo le operazioni elementari di riga:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + R_4 \\ R_1 &\leftarrow R_1 + R_4 \\ R_3 &\leftarrow R_3 - R_4 \\ R_4 &\leftarrow -4R_4 \end{aligned}$$

Il tableau che segue è quello in tabella 3.9. La soluzione del nuovo problema LP è ottima e intera,

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	8	0	0	0	3	0	1
R_1	x_3	2	0	0	1	0	0	1
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	1	1	0	0	0	0	-1
R_4	x_5	1	0	0	0	3	1	-4

Tabella 3.9: Secondo tableau. Soluzione ottima e intera al vertice $\delta(1, 3)$.

quindi è anche la soluzione del problema ILP. La nuova base, la nuova soluzione e il suo valore sono:

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_3, A_2, A_1, A_5\} \\ x &= (1, 3, 2, 0, 1) \\ z(\delta) &= -\varphi = 8 \end{aligned}$$

Rappresentazione grafica

Rappresentiamo il taglio di Gomory in funzione delle variabili x_1 e x_2 ricavandole dai vincoli espressi all'inizio:

$$\begin{cases} x_2 + x_4 = 3 \\ 4x_1 + 3x_2 - x_5 = 12 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_4 = 3 - x_2 \\ x_5 = -12 + 4x_1 + 3x_2 \end{cases}$$

Sostituiamo queste espressioni nel taglio di Gomory espresso sotto forma di disequazione:

$$\frac{3}{4}x_4 + \frac{1}{4}x_5 \geq \frac{1}{4} \Rightarrow 3(3 - x_2) + (-12 + 4x_1 + 3x_2) \geq 1 \Rightarrow x_1 \geq 1$$

In figura 3.3 nella pagina seguente è rappresentato il problema dopo il taglio. In giallo è rappresentato il nuovo politopo P' risultato del vecchio politopo P e del taglio di Gomory applicato.

3.2.2 ILP - Branch and bound

Il problema di LP iniziale verrà denominato P_0 . La soluzione del rilassamento continuo $x^* = (\frac{3}{4}, 3)$ è $-z^* = -\frac{33}{4}$, il che imposterà il nostro lower bound a $L_B = \lceil -\frac{33}{4} \rceil = -8$.

Iniziando dalla variabile x_1 possiamo prendere in considerazione due diversi sottoproblemi derivati dall'aggiunta di uno dei due seguenti vincoli (si noti che non avrebbe senso iniziare dalla variabile x_2 , che è già intera):

$$\begin{aligned} x_1 &\geq \lceil x_1^* \rceil && \Rightarrow x_1 \geq 1 \\ x_1 &\leq \lfloor x_1^* \rfloor && \Rightarrow x_1 \leq 0 \end{aligned}$$

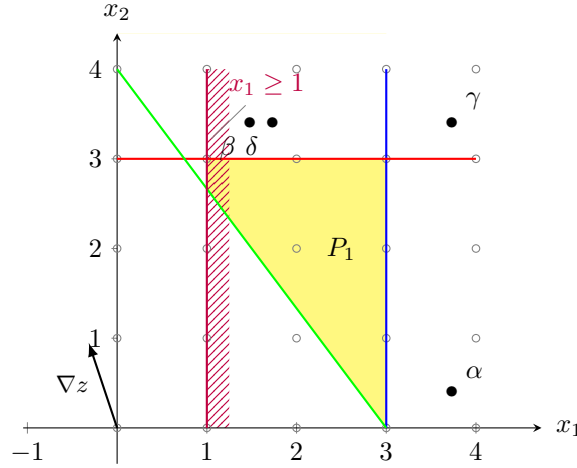


Figura 3.3: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare dopo il taglio di Gomory

$$\left(P_0 \right) L_B = -8$$

Per convincerci che considerando questi due vincoli non si esclude nessuna soluzione e che sono mutuamente esclusivi, si faccia riferimento al grafico 3.2 a pagina 46 e osservando che le due aree colorate in ciano e in verde non escludono nessuno dei punti interi.

Inizieremo, come di consueto, ad esplorare il ramo con la disequazione di maggioranza ma si noti dal grafico come l'altro ramo porterebbe evidentemente ad un nulla di fatto in quanto l'area di regione ammissibile sarebbe vuota.

N.B.: il taglio che applicheremo sarà lo stesso che abbiamo applicato in precedenza con i tagli di Gomory.

Il taglio applicato nel problema P_1 può essere così espresso in forma standard:

$$-x_1 + s = -1$$

Lo introduciamo nel tableau in tabella 3.7 a pagina 48 ottenendo quello in tabella 3.10 nella pagina successiva. Per riottenere la sottomatrice identità dobbiamo rendere $y_{41} = 0$, a tal fine operiamo:

$$R_4 \leftarrow R_4 + R_3$$

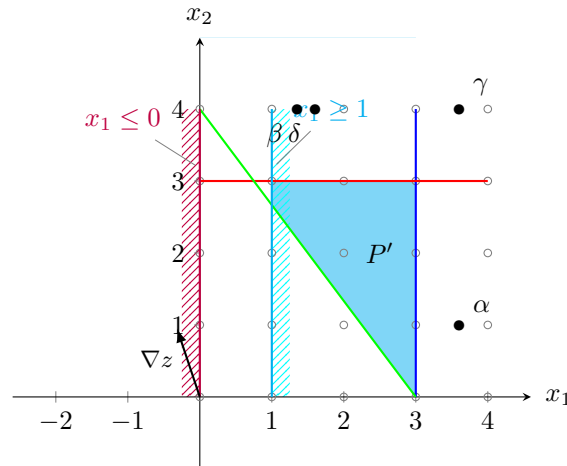
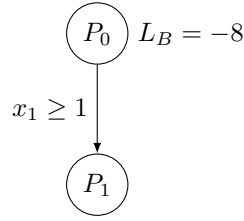


Figura 3.4: Rappresentazione cartesiana dei sottoproblemi di P_0 .



		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{33}{4}$	0	0	0	$\frac{15}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
R_1	x_3	$\frac{9}{4}$	0	0	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	$\frac{3}{4}$	1	0	0	$-\frac{2}{4}$	$-\frac{1}{4}$	0
R_4	s	-1	-1	0	0	0	0	1

Tabella 3.10: Sottoproblema P_1 .

Otterremo così il tableau in tabella 3.11. Non è sorprendente che questo tableau è **identico a**

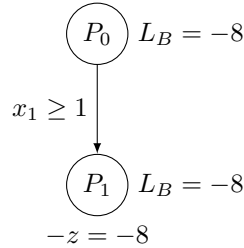
		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{33}{4}$	0	0	0	$\frac{15}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
R_1	x_3	$\frac{9}{4}$	0	0	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
R_2	x_2	3	0	1	0	1	0	0
R_3	x_1	$\frac{3}{4}$	1	0	0	$-\frac{2}{4}$	$-\frac{1}{4}$	0
R_4	s	$-\frac{1}{4}$	0	0	0	$-\frac{2}{4}$	$-\frac{1}{4}$	1

Tabella 3.11: Sottoproblema P_1 , secondo tableau.

quello in tabella 3.8 a pagina 48. Non ripeteremo i calcoli sul tableau che sarebbero identici a quelli del caso del taglio di Gomory. Riportiamo soltanto il risultato finale:

$$\begin{aligned}\mathcal{B} &= \{A_3, A_2, A_1, A_5\} \\ x &= (1, 3, 2, 0, 1) \\ z(\delta) &= -\varphi = 8\end{aligned}$$

Il nostro ramo dell'albero è giunto a una foglia.



Siamo fortunati perché l'attuale soluzione è uguale al lower bound del nodo *root*, il che significa che non serve cercare altre soluzioni che potrebbero essere al più uguali a quella trovata. Ne conviene infine che il vertice $\delta(1, 3)$ è una soluzione ottima del problema ILP. Il valore della soluzione è:

$$z(\delta) = -\varphi = 8$$

3.3 Esercizio 1

Riprenderemo l'esercizio in 1.1.6 a pagina 9. Segue la parte di traccia che richiede come affrontare il problema ILP:

1. Risolvere con l'algoritmo branch-and-bound, scegliendo per il branching la variabile frazionaria di indice massimo ed esplorando per primo il nodo corrispondente alla condizione $x_j \leq \alpha$.

Durante l'esercitazione in classe il tutor ha esplorato invece per prima la *variabile di indice minimo*, concludendo l'esercizio in tempo record. Noi esploreremo come da traccia: l'esercizio sarà più lungo ma forse didatticamente più utile. In ogni caso, come sempre, proveremo anche a utilizzare i tagli di Gomory.

3.3.1 ILP - Tagli di Gomory

Riportiamo in tabella 3.12 il tableau finale del problema LP. Applichiamo quindi il taglio di Gomory

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1

Tabella 3.12: Tableau finale del problema di LP.

sulla riga R_0 , cioè la prima disponibile:

$$\sum_{j \in \{3,4\}} f_{0j} x_j \geq f_{00} \Rightarrow \frac{1}{2} x_3 + 0 x_4 \geq \frac{1}{2}$$

Trasformiamolo in una forma algebricamente più consona:

$$-\frac{1}{2} x_3 + s = -\frac{1}{2}$$

Aggiungendo questo vincolo si ottiene il tableau in tabella 3.13. L'unico elemento su cui è possibile

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1	0
R_4	s	$-\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	0	0	1

Tabella 3.13: Applicazione del primo taglio di Gomory.

fare pivoting è y_{43} (cerchiato in tabella 3.13). Procediamo con le operazioni elementari di riga (in ordine):

$$R_0 \leftarrow R_0 + R_4$$

$$R_1 \leftarrow R_1 + R_4$$

$$R_3 \leftarrow R_3 - R_4$$

$$R_4 \leftarrow -2R_4$$

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s
R_0	$\overline{c_j}$	6	0	0	0	1	0	1
R_1	x_1	2	1	0	0	-1	0	1
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	1	0	0	0	2	1	-1
R_4	x_3	1	0	0	1	0	0	-2

Tabella 3.14: Simpleso duale dopo il taglio di Gomory. Soluzione ottima e intera al vertice $\zeta(2, 2)$.

Il tableau che otteniamo è quello in tabella 3.14. La soluzione del nuovo problema LP è ottima e intera e quindi anche la soluzione ottima del problema ILP. I nuovi valori di base, soluzione e suo valore sono:

$$\begin{aligned}\mathcal{B} &= \{A_1, A_2, A_5, A_4\} \\ x &= (2, 2, 1, 0, 1) \\ z(\zeta) &= -\varphi = 6\end{aligned}$$

Rappresentazione grafica

Rappresentiamo il taglio di Gomory in funzione delle variabili x_1 e x_2 , ricavandole dal vincolo del problema iniziale:

$$2x_1 + 2x_2 + x_3 = 9 \Rightarrow x_3 = 9 - 2x_1 - 2x_2$$

Sostituiamo nel taglio di Gomory in forma di disequazione:

$$\frac{1}{2}x_3 \geq \frac{1}{2} \Rightarrow 9 - 2x_1 - 2x_2 \geq 1 \Rightarrow x_1 + x_2 \leq 4$$

In figura 3.5 è rappresentato il problema dopo il taglio. In giallo è rappresentato il politopo P' risultato del vecchio politopo P e del taglio di Gomory applicato.

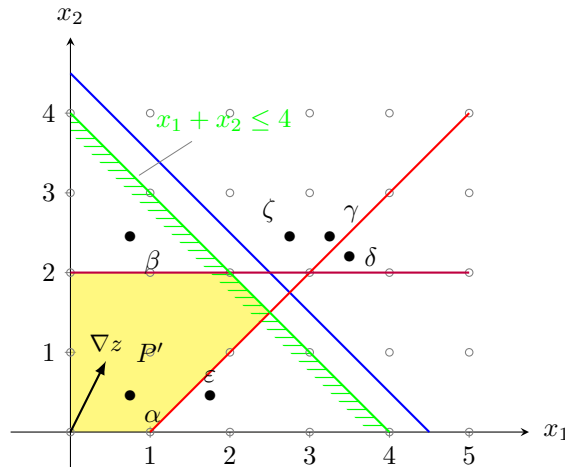


Figura 3.5: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare intera.

3.3.2 ILP - Branch and bound

Premessa: i calcoli li ho fatti io autonomamente, sono molto macchinosi ma *credo* di averli fatti bene. In ogni caso, data la laboriosità di questa parte di esercizio, fate attenzione e se

trovate errori, non esitate a inviarmi correzioni (o a fare una *push request* su *GitHub* al repository: <https://github.com/slaiero/OpResearch>). La sezione sarà suddivisa in sottosezioni per comodità, ognuna riguardante un sottoproblema diverso.

P_0

Il problema P_0 sarà quello con cui indicheremo il problema LP iniziale. La sua soluzione è anche la soluzione del rilassamento continuo del problema ILP:

$$x^* = \left(\frac{5}{2}, 2\right)$$

$$-z^* = \frac{13}{2}$$

Il rilassamento continuo imposterà il nostro *lower bound* di partenza:

$$L_B = \lceil -z^* \rceil = \left\lceil \frac{13}{2} \right\rceil = -6$$

$$\bigcirc_{P_0} L_B = -6$$

Partendo dalla variabile di indice maggiore, dal problema P_0 possiamo ricavare i seguenti due sottoproblemi:

$$P_1 = P_0 \cap x_5 \leq \lfloor x_5^* \rfloor \quad \Rightarrow x_5 \leq 0$$

$$P_2 = P_0 \cap x_5 \geq \lceil x_5^* \rceil \quad \Rightarrow x_5 \geq 1$$

I due sottoproblemi sono rappresentati in figura 3.6. Per ricavare le equazioni delle rette che rappresentano il taglio sulla variabile x_5 si procede come al solito facendo riferimento al vincolo che introduce la variabile (esprimiamo le equazioni delle rette nella loro forma cartesiana esplicita:

$$x_1 - x_2 + x_5 = 1 \Rightarrow x_5 = 1 - x_1 + x_2 \Rightarrow \begin{cases} x_5 \leq 0 \Rightarrow 1 - x_1 + x_2 \leq 0 \\ x_5 \geq 1 \Rightarrow 1 - x_1 + x_2 \geq 1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_2 \leq x_1 - 1 \\ x_2 \geq x_1 \end{cases}$$

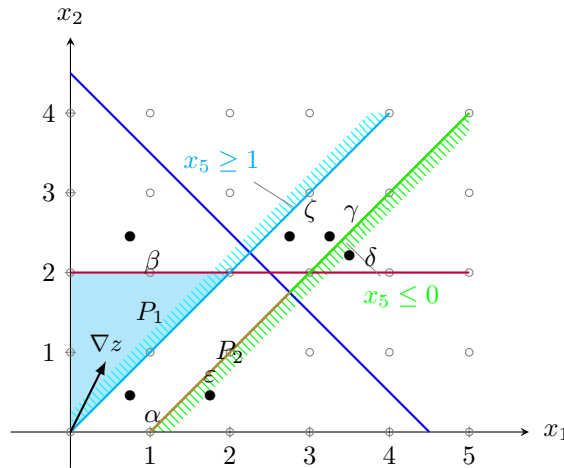
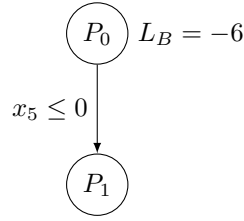


Figura 3.6: Rappresentazione cartesiana del problema di programmazione lineare intera.

Partiremo dalla relazione del problema P_1 .



P_1

Per portare all'interno del tableau di P_0 il vincolo aggiuntivo del problema P_1 , trasformiamolo in una forma standard:

$$x_5 \leq 0 \Rightarrow \mathbf{x_5 + s_1 = 0}$$

Riprendiamo il tableau in tabella 3.12 a pagina 52 e aggiungiamo il vincolo e la variabile surplus. Otterremo il tableau in tabella 3.15. Ricaviamo nuovamente la sottomatrice identità facendo sì che

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1	0
R_4	s_1	0	0	0	0	0	1	1

Tabella 3.15: Problema P_1 .

$y_{45} = 0$ con l'operazione elementare di riga:

$$R_4 \leftarrow R_4 - R_3$$

Il tableau ottenuto è quello in tabella 3.16. Per applicare il simplesso duale sulla riga R_4 l'unico

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1	0
R_4	s_1	$-\frac{1}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	$\textcircled{-2}$	0	1

Tabella 3.16: Problema P_1 , secondo tableau.

possibile elemento di pivoting è y_{44} (cerchiato in tabella 3.16). Le operazioni elementari di riga da effettuare sono, nell'ordine:

$$R_3 \rightarrow R_3 + R_4$$

$$R_4 \rightarrow -\frac{1}{2}R_4$$

$$R_0 \rightarrow R_0 - R_4$$

$$R_1 \rightarrow R_1 + R_4$$

$$R_2 \rightarrow R_2 - R_4$$

Ne risulta il tableau in tabella 3.17 nella pagina successiva. Il problema P_1 è giunto ad una

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{25}{4}$	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$
R_1	x_1	$\frac{11}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{2}$
R_2	x_2	$\frac{7}{4}$	0	1	$\frac{1}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$
R_3	x_5	0	0	0	0	0	1	1
R_4	x_4	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	1	0	$-\frac{1}{2}$

Tabella 3.17: Soluzione del problema P_1 .

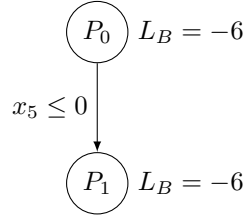
soluzione:

$$x^* = \left(\frac{11}{4}, \frac{3}{4}, 0, \frac{1}{4}, 0 \right)$$

Purtroppo questa soluzione non è intera e saremo costretti successivamente a imporre nuove condizioni sulla prossima variabile frazionaria di indice massimo: x_4 . Nel frattempo prendiamo nota della soluzione dell'attuale rilassamento continuo e calcoliamo il nuovo *lower bound*:

$$L_B = \lceil -z^* \rceil = \left\lceil -\frac{25}{4} \right\rceil = -6$$

La buona notizia, per ora, è che il *lower bound* non è peggiorato.



Le nostre possibilità di esplorazione ora sono le seguenti:

$$\begin{aligned} P_3 &= P_1 \cap x_4 \leq \lfloor x_4^* \rfloor && \Rightarrow x_4 \leq 0 \\ P_4 &= P_1 \cap x_4 \geq \lceil x_4^* \rceil && \Rightarrow x_4 \geq 1 \end{aligned}$$

Cerchiamo di rappresentare graficamente i nuovi vincoli. Come al solito, prendiamo il vincolo iniziale e sfruttiamolo per ricavare disequazioni utilizzanti solo le variabili x_1 e x_2 :

$$x_2 + x_4 = 2 \Rightarrow x_4 = 2 - x_2 \Rightarrow \begin{cases} 2 - x_2 \leq 0 \\ 2 - x_2 \geq 1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_2 \geq 2 \\ x_2 \leq 1 \end{cases}$$

Osservando il grafico in figura 3.7 nella pagina seguente risulta ovvio che P_3 non porterà ad alcun risultato ma, ahinoi, la traccia richiede l'esplorazione di questo ramo, anche perché un calcolatore non farebbe questa deduzione e si accorgerebbe solo durante l'applicazione dell'algoritmo del simplesso che il problema è impossibile. E noi faremo lo stesso.

P_3

In forma standard, il vincolo $x_4 \leq 0$ richiede l'introduzione di un'ulteriore variabile slack:

$$x_4 + s_2 = 0$$

Aggiungiamo il vincolo al tableau 3.17 ottenendo il tableau 3.18 nella pagina seguente

Rendiamo nullo l'elemento y_{54} per riottenere una sottomatrice identità da utilizzare come base.

$$R_5 \leftarrow R_5 - R_4$$

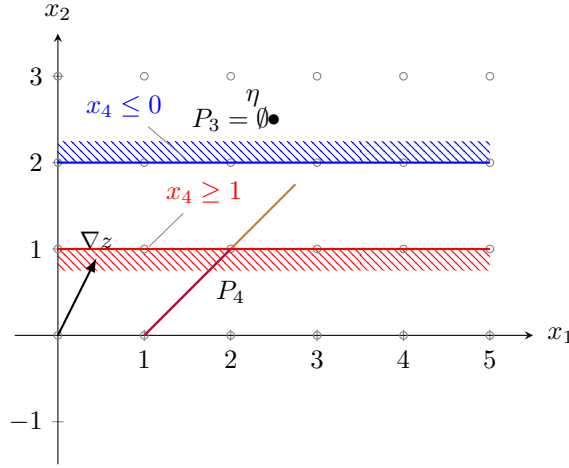


Figura 3.7: Alternative P_3 e P_4 .

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1	s_2
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{25}{4}$	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_1	x_1	$\frac{11}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_2	x_2	$\frac{3}{4}$	0	1	$\frac{1}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_3	x_5	0	0	0	0	0	1	1	0
R_4	x_4	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	1	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_5	s_2	0	0	0	0	1	0	0	1

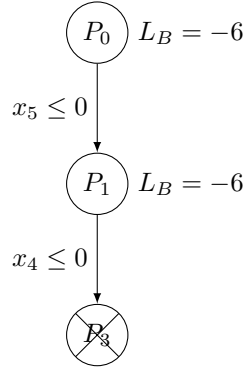
Tabella 3.18: Tableau del problema P_3 .

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1	s_2
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{25}{4}$	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_1	x_1	$\frac{11}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_2	x_2	$\frac{3}{4}$	0	1	$\frac{1}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_3	x_5	0	0	0	0	0	1	1	0
R_4	x_4	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	1	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_5	s_2	$-\frac{3}{4}$	0	0	$\frac{1}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1

Tabella 3.19: Problema P_3 , secondo tableau.

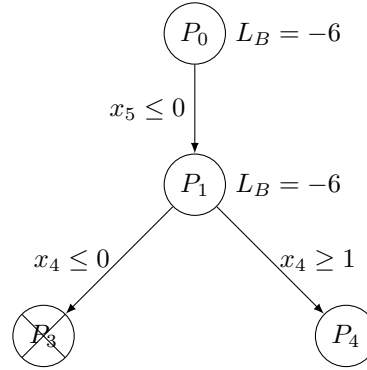
Otterremo il tableau in 3.19 nella pagina precedente.

Il nostro viaggio nel problema P_3 si conclude qui. $y_{i0} < 0$ solo per $i = 5$, ma $y_{5j} \geq j \quad \forall j$. L'algoritmo del simplesso duale ci fa sapere che in questo caso il problema primale è impossibile. Sic est.



P_4

Esploriamo il secondo figlio del nodo P_1 del nostro albero di *branch and bound*.



In forma standard, il vincolo $x_4 \geq 1$ richiede l'introduzione di una variabile surplus (ma che utilizzeremo come una variabile slack). La chiameremo comunque s_2 , senza problemi di sovrapposizione con l'omonima variabile del problema P_3 , innanzitutto perché sono problemi indipendenti, in secondo luogo perché il problema P_3 è morto e sepolto e possiamo dimenticarcelo.

$$x_4 - s_2 = 1 \Rightarrow -x_4 + s_2 = -1$$

Aggiungiamo, sempre a 3.17 a pagina 56, il nuovo vincolo ottenendo il tableau 3.20. Come di

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1	s_2
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{25}{4}$	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_1	x_1	$\frac{11}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_2	x_2	$\frac{3}{4}$	0	1	$\frac{1}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_3	x_5	0	0	0	0	0	1	1	0
R_4	x_4	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	1	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_5	s_2	-1	0	0	0	-1	0	0	1

Tabella 3.20: Tableau del problema P_4 .

consueto, ripristiniamo la sottomatrice identità:

$$R_5 \leftarrow R_5 + R_4$$

Si ottiene il tableau 3.21. Determiniamo, tramite ϑ , l'elemento della riga R_5 su cui fare pivot:

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1	s_2
R_0	\bar{c}_j	$\frac{25}{4}$	0	0	$\frac{3}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_1	x_1	$\frac{11}{4}$	1	0	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_2	x_2	$\frac{3}{4}$	0	1	$\frac{1}{4}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0
R_3	x_5	0	0	0	0	0	1	1	0
R_4	x_4	$\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	1	0	$-\frac{1}{2}$	0
R_5	s_2	$-\frac{3}{4}$	0	0	$-\frac{1}{4}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	1

Tabella 3.21: Tableau del problema P_4 .

$$\vartheta = \max_{j>0: y_{ij}<0} \left(\frac{y_{0j}}{y_{ij}} \right) = \frac{y_{0s}}{y_{is}}$$

$$\vartheta = \max \left(\frac{\frac{3}{4}}{-\frac{1}{4}}, \frac{\frac{1}{2}}{-\frac{1}{2}} \right) = \max(-3, -1) = -1 = \frac{y_{06}}{y_{56}}$$

L'elemento pivot è y_{56} , cerchiato in 3.21. Le operazioni elementari di riga sono:

$$\begin{aligned} R_1 &\leftarrow R_1 + R_5 \\ R_2 &\leftarrow R_2 - R_5 \\ R_3 &\leftarrow R_3 + R_5 \\ R_4 &\leftarrow R_4 - R_5 R_5 &\leftarrow -2R_5 \end{aligned}$$

Si ottiene il tableau 3.22. Il simplesso duale non è ancora concluso perché $y_{03} < 0$. Faremo pivoting

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1	s_2
R_0	\bar{c}_j	$\frac{11}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0	0	0	1
R_1	x_1	$\frac{7}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	0	0	0	-1
R_2	x_2	1	0	1	0	0	0	0	1
R_3	x_5	$-\frac{3}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	0	1	0	2
R_4	x_4	1	0	0	0	1	0	0	-1
R_5	s_1	$\frac{3}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	0	0	1	-2

Tabella 3.22: Secondo tableau del problema P_4 .

sull'unico elemento possibile: y_{33} . Le operazioni elementari di riga da applicare sono:

$$\begin{aligned} R_0 &\leftarrow R_0 + R_3 \\ R_1 &\leftarrow R_1 + R_3 \\ R_5 &\leftarrow R_5 + R_3 \\ R_3 &\leftarrow -2R_3 \end{aligned}$$

Si ottiene il tableau in 3.23 nella pagina successiva La soluzione è intera, perciò il nodo in cui ci

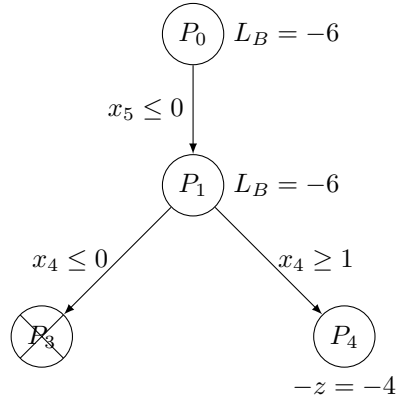
		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1	s_2
R_0	$\overline{c_j}$	4	0	0	0	0	0	0	3
R_1	x_1	2	1	0	0	0	0	0	1
R_2	x_2	1	0	1	0	0	0	0	1
R_3	x_3	3	0	0	1	0	-2	0	-4
R_4	x_4	1	0	0	0	1	0	0	-1
R_5	s_1	0	0	0	0	0	0	1	0

Tabella 3.23: Terzo tableau del problema P_4 . Soluzione intera al vertice $\eta(2, 1)$.

troviamo è una foglia dell'albero. Base, soluzione e suo valore valgono:

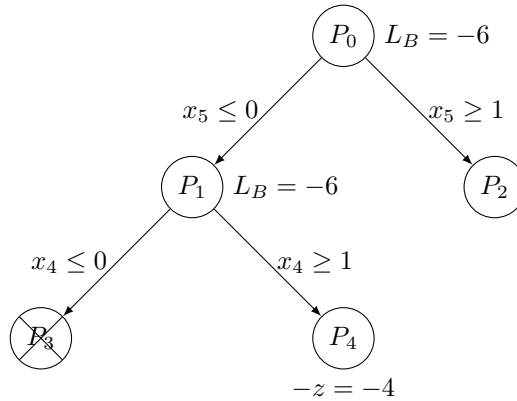
$$\begin{aligned}\mathcal{B} &= \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_6\} \\ x^* &= (2, 1, 3, 1, 0) \\ -z^* &= -4\end{aligned}$$

La soluzione attuale è $-z = -4$, ma non è necessariamente la migliore del problema *root* P_0 , il cui *lower bound* è $L_B = -6$ e ha ancora un nodo figlio che può essere esplorato.



P_2

Ritorniamo indietro ed esploriamo il figlio di P_0 corrispondente al vincolo $x_5 \geq 1$.



In forma standard il vincolo si presenta così:

$$-x_5 + s_1 = -1$$

Come al solito, non è un problema riutilizzare s_1 come variabile slack, in quanto possiamo rimuovere dalla nostra memoria i tableau precedenti. Riprendiamo il tableau 3.12 a pagina 52 e aggiungendo il vincolo otteniamo il tableau 3.24. Rendiamo $y_{45} = 0$ con l'operazione elementare di riga:

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1	0
R_4	s_1	-1	0	0	0	0	-1	1

Tabella 3.24: Tableau iniziale del problema P_2 .

$$R_4 \leftarrow R_4 + R_3$$

Otteniamo il tableau 3.25. Abbiamo poco da scegliere, a questo punto. L'unica riga su cui possiamo

		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1
R_0	$\overline{c_j}$	$\frac{13}{2}$	0	0	$\frac{1}{2}$	1	0	0
R_1	x_1	$\frac{5}{2}$	1	0	$\frac{1}{2}$	-1	0	0
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	$\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	1	0
R_4	s_1	$-\frac{1}{2}$	0	0	$-\frac{1}{2}$	2	0	1

Tabella 3.25: Problema P_2 , secondo tableau.

lavorare con il simplesso duale è R_4 e su tale riga l'unico elemento valido per il pivoting è y_{43} , cerchiato in 3.25. Le operazioni elementari di riga da applicare sono:

$$R_0 \leftarrow R_0 + R_4$$

$$R_1 \leftarrow R_1 + R_4$$

$$R_3 \leftarrow R_3 - R_4$$

$$R_4 \leftarrow -2R_4$$

Si ottiene il tableau in 3.26. Questa volta siamo giunti ad una soluzione intera abbastanza in fretta.

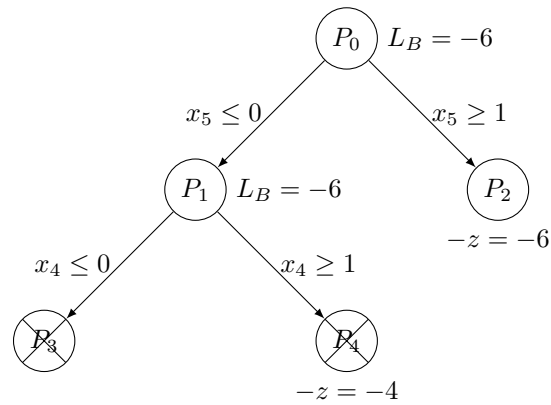
		$-\varphi$	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	s_1
R_0	$\overline{c_j}$	6	0	0	0	3	0	1
R_1	x_1	2	1	0	0	1	0	1
R_2	x_2	2	0	1	0	1	0	0
R_3	x_5	1	0	0	0	0	1	-1
R_4	x_3	1	0	0	1	-4	0	-2

Tabella 3.26: Problema P_2 , tableau finale. Vertice $\zeta(2, 2)$

Base, soluzione e suo valore sono:

$$\begin{aligned} \mathcal{B} &= \{A_1, A_2, A_5, A_3\} \\ x^* &= (2, 2, 1, 0, 1) \\ -z^* &= -6 \end{aligned}$$

Il nostro problema ILP è risolto e lo sarebbe anche se ci fossero altri rami da esplorare. Siamo giunti ad una soluzione intera uguale al *lower bound* del problema root. Ciò significa che non solo uccide tutti i nodi il cui *lower bound* o la cui soluzione sono inferiori a quella attuale, ma li ucciderebbe comunque tutti perché non potremmo trovare soluzione migliore di questa.



La soluzione ottima è quindi nel vertice $\zeta(2, 2)$ e il suo valore è $z = 6$. Esattamente come ottenuto con il metodo dei tagli di Gomory.

Capitolo 4

06/05/2014

Questo capitolo sarà una pacchia da scrivere: niente tabelle e niente grafici! Solo qualche albero e *tantissimi* numeri. Più che aver paura di errori di calcolo si rischia di fare errori di battitura, perciò invito tutti a fare attenzione ai numeri che scrivo e in caso di errore comunicare tempestivamente come sempre.

4.1 Esercizio 8

Sia dato un problema KP01 con i seguenti dati:

$$\begin{aligned}x &= (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \\p &= (35, 21, 16, 10, 3) \\w &= (18, 10, 8, 9, 5) \\c &= 20\end{aligned}$$

D'ora in poi si intendano sempre:

x il vettore delle variabili, cioè gli oggetti da introdurre nello zaino. Si ricorda che $x_i \in [0, 1] \forall i$; in altri termini, un oggetto può essere o non essere nello zaino.

p il vettore dei profitti di ogni oggetto.

w il vettore dei pesi di ogni oggetto, corrispondenti agli oggetti del vettore p .

c la capacità dello zaino.

Si massimizzi la funzione z :

$$z = \sum_{i=1}^5 p_i x_i$$

Nel rispetto del vincolo:

$$c = \sum_{i=1}^5 w_i x_i \leq 20$$

4.1.1 Ordinamento per valori $\frac{p}{w}$ decrescenti

Premettendo che qualunque metodo di risoluzione utilizziamo saremo costretti ad operare una ricerca (quasi) esaustiva, ordinare i nostri oggetti per valori decrescenti di profitto per unità di peso (e quindi $\frac{p}{w}$) può essere un'utile accortezza per ridurre i tempi di ricerca. Infatti, operando questo ordinamento, è più probabile che inseriremo nel nostro zaino gli oggetti con indice minore piuttosto che quelli con indice maggiore. Quindi eviteremo almeno in parte di esplorare inutilmente delle possibilità. *Questo non ci dà la certezza di procedere il più velocemente possibile*, ma è un utile accorgimento e non fa alcun danno. Quindi tanto vale attuarlo. Inoltre, vedremo che per il metodo

branch and bound sarà indispensabile per calcolare agevolmente gli *upper bound*. Procediamo con l'elencare tutti i rapporti:

$$\frac{p_1}{w_1} = \frac{35}{18} = 1.94 \quad \frac{p_2}{w_2} = \frac{21}{10} = 2.1 \quad \frac{p_3}{w_3} = \frac{16}{8} = 2 \quad \frac{p_4}{w_4} = \frac{10}{9} = 1.11 \quad \frac{p_5}{w_5} = \frac{3}{5} = 0.6$$

Riordiniamo quindi il vettore x :

$$x^* = (x_2, x_3, x_1, x_4, x_5)$$

Per comodità, riproponiamo il problema *ex novo* ma con gli elementi nell'ordine appena stabilito:

$$x = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$$

$$p = (21, 16, 35, 10, 3)$$

$$w = (10, 8, 18, 9, 5)$$

$$c = 20$$

4.1.2 Metodo branch and bound

Come funziona

Come ogni problema di carattere discreto, il metodo *branch and bound* può essere utilizzato per ricercarne la soluzione. In un problema KP01, ogni nodo è caratterizzato da una serie di variabili fissate e le rimanenti variabili ancora da fissare. Considerando il caso migliore delle variabili da fissare, si determina l'*upper bound* U . Supponendo di trovarci al **livello i-esimo** dell'albero e che sia stato cioè appena assegnato il valore della variabile x_i , i passi da eseguire sono i seguenti

1. Se la $x_i = 1$, allora l'*upper bound* è lo stesso del nodo padre. Altrimenti, ricalcolarlo.
2. Se quella x_i è l'ultima variabile, allora l'*upper bound* è anche la soluzione attuale z e siamo in un nodo foglia. In tal caso si controlla che non ci siano nodi con *upper bound* o soluzione peggiore della soluzione appena trovata. In tal caso, questi nodi vengono uccisi e non saranno più esplorati o considerati.
3. Se ci sono nodi foglia con una soluzione migliore dell'*upper bound* o della soluzione corrente, questo nodo muore e si risale al nodo padre.
4. Se il caso $x_{i+1} = 0$ è stato già esplorato, risalire al nodo padre (perché si suppone che $x_{i+1} = 1$ sia stato già esplorato o non fosse ammissibile).
5. Se il caso $x_{i+1} = 1$ non è stato esplorato, controllare se è un caso ammissibile. In tal caso, esplorare tale nodo.
6. Esplorare il caso $x_{i+1} = 0$.

Spiegare a parole il metodo con un unico algoritmo è difficile. Si prova di seguito a dare delle indicazioni meno sequenziali ma più comprensibili.

- Quando si entra in un nodo la prima volta, si calcola l'*upper bound* solo se si proviene da $x_i = 0$, altrimenti si *eredita* l'*upper bound* del padre. Se siamo all'ultima variabile da assegnare, abbiamo la soluzione.
- Se questo *upper bound*/soluzione è peggiore di una soluzione già trovata nell'albero, il nodo in cui ci si trova viene ucciso e si risale al nodo padre. Se abbiamo trovato una soluzione, tutti gli altri nodi con *upper bound* o soluzione inferiore a questa vengono uccisi.
- Si esplora prima $x_{i+1} = 0$, se possibile. Se non è possibile si esplora $x_{i+1} = 1$.
- Se si risale da un ramo $x_{i+1} = 0$ si può continuare a risalire in quanto abbiamo già appurato che se possibile si esplora prima il caso $x_{i+1} = 1$. Quindi, questo caso è stato già esplorato o non era esplorabile.
- Se si risale da un ramo $x_{i+1} = 1$ dobbiamo esplorare per forza il ramo $x_{i+1} = 0$.

- A fine esplorazione, saremo rimasti solo con il nodo con la soluzione ottima.

NdA: Procedendo con l'esercizio vi prometto che sarà tutto più chiaro. Non ci ho capito nulla nemmeno io quando ho iniziato a scrivere le istruzioni.

Come calcolare l'upper bound

Il calcolo dell'upper bound consiste nello scoprire qual è il massimo profitto ottenibile con il peso a disposizione a partire dalle variabili già assegnate.

Se è appena stata assegnata la variabile x_{k-1} (supponendo per convenzione che x_0 assegnato indichi che non è stata assegnata alcuna variabile), si sommano i profitti di tutte le variabili successive che entrano nello zaino senza eccedere la capacità. Infine, assegnato l'ultimo elemento possibile, il successivo viene detto *elemento critico* e se ne prende una frazione tale da riempire lo zaino col maggior profitto possibile. Questo metodo funziona solo se, ovviamente, gli oggetti sono in ordine crescente di profitto per unità di peso. Di fatto, l'*upper bound* è il **rilassamento continuo** del problema.

In termini matematici, sia c^* la **capacità attualmente occupata** dagli elementi assegnati:

$$c^* = \sum_{i=1}^{k-1} c_i x_i$$

Sia s l'**elemento critico**, ovvero il primo elemento che *non entra*. Su un insieme di n oggetti, s è tale che:

$$s \triangleq \left\{ i : c^* + \sum_{j=k}^i w_j > c \right\}$$

Sia \bar{c} la **capacità residua**:

$$\bar{c} \triangleq c - c^* - \sum_{j=k}^{s-1} w_j$$

Sia p^* il profitto attuale generato dagli elementi assegnati:

$$p^* = \sum_{i=1}^{k-1} p_i x_i$$

L'upper bound U è quindi così definito:

$$U \triangleq \left\lfloor p^* + \sum_{j=1}^{s-1} p_j + \bar{c} \frac{p_s}{w_s} \right\rfloor$$

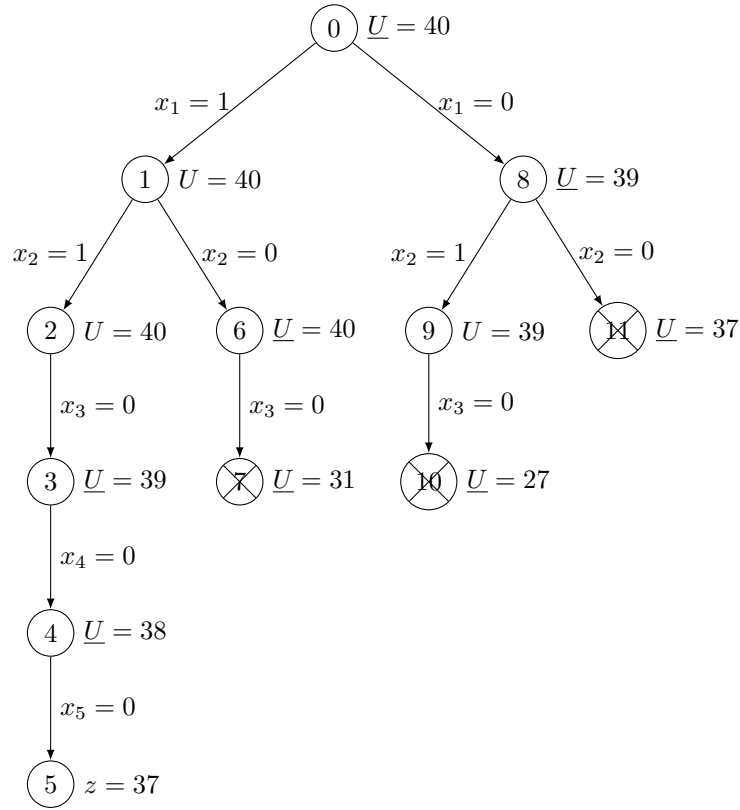
L'esercizio

Per brevità e per evitare di utilizzare miriadi di pagine solo per disegnare decine di alberi, introdurremo ora direttamente l'albero finale. Basterà seguire, durante l'esercizio, i nodi man mano che li si percorrono. Si ricorda che, per convenzione, quando un upper bound \underline{U} è sottolineato nell'albero, significa che è stato necessario calcolarlo. Altrimenti, è stato semplicemente ereditato dal padre.

Nodo 0 Calcoliamo l'upper bound del nodo *root*. Gli oggetti x_1 e x_2 entrano completamente nello zaino, lasciando una capacità residua $\bar{c} = 2$. Perciò l'elemento critico è x_3 e l'upper bound è:

$$U_0 = p_1 + p_2 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_3}{w_3} \right\rfloor = 21 + 16 + \left\lfloor 2 \frac{35}{18} \right\rfloor = 40$$

L'oggetto x_1 entra nello zaino, procediamo con l'esplorare il nodo figlio corrispondente.



Nodo 1 L'upper bound è ereditato dal padre, quindi nessun calcolo da fare. Anche la variabile x_2 entra nello zaino ed esploreremo il figlio corrispondente.

Nodo 2 L'upper bound è ereditato dal padre, quindi nessun calcolo da fare. La variabile x_3 non entra nello zaino ed esploreremo direttamente il figlio corrispondente al ramo $x_3 = 0$.

Nodo 3 Non prendendo in considerazione l'elemento x_3 , dovremmo provare a inserire l'elemento x_4 . Ma non entra, quindi diventa il nuovo elemento critico.

$$U_3 = p_1 + p_2 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_4}{w_4} \right\rfloor = 21 + 16 + \left\lfloor 2 \frac{10}{9} \right\rfloor = 39$$

Il nostro upper bound è leggermente calato. In ogni caso, l'elemento x_4 non entra nel nostro zaino e l'unica prossima opzione è esplorare il ramo $x_4 = 0$.

Nodo 4 Anche questa volta dobbiamo calcolare il nuovo upper bound. Nemmeno l'elemento x_5 entra nello zaino e diventerà il nuovo elemento critico.¹

$$U_4 = p_1 + p_2 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_5}{w_5} \right\rfloor = 21 + 16 + \left\lfloor 2 \frac{3}{5} \right\rfloor = 38$$

Abbiamo appena detto che x_5 non entra nello zaino, perciò esploreremo il ramo $x_5 = 0$

Nodo 5 Ci siamo. Siamo arrivati all'ultima variabile, non serve calcolare l'upper bound nuovamente, ma possiamo ottenere una soluzione.

$$z^* = \sum_{i=1}^5 p_i x_i = 21 + 16 = 37$$

¹Che poi, per capirci, a che serve calcolare un altro upper bound se sappiamo già che x_5 non entrerà? Tanto vale andare al prossimo nodo e calcolare la soluzione direttamente. Ma va be', calcoliamo lo stesso tutto l'ambaradan.

Fatto ciò, risaliamo fino a tornare al nodo 1. Ricordiamo che se si sale da un ramo $x_i = 0$, significa che il rispettivo ramo $x_i = 1$ è stato già esplorato o era non ammissibile, quindi si risale finché non si giunge ad un nodo tramite un ramo $x_i = 1$. Giunti al nodo 1, esploriamo il figlio corrispondente al ramo $x_2 = 0$.

Nodo 6 Siamo scesi da un ramo $x_i = 0$, quindi ricalcoliamo l'upper bound. Questa volta non prenderemo più nello zaino l'elemento x_2 e guarderemo al successivo. Purtroppo, x_3 non entra nello zaino e diventa il nostro nuovo elemento critico.

$$U_6 = p_1 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_3}{w_3} \right\rfloor = 21 + \left\lfloor 10 \frac{35}{18} \right\rfloor = 40$$

L'upper bound appena calcolato ci fa ben sperare, essendo superiore a z^* . Non entrando x_3 nello zaino, esploriamo il ramo $x_3 = 0$.

Nodo 7 L'upper bound deve essere ricalcolato. Siamo fortunati che almeno l'elemento x_4 entra nello zaino. L'elemento critico diventa x_5 .

$$U_7 = p_1 + p_4 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_5}{w_5} \right\rfloor = 21 + 10 + \left\lfloor 1 \frac{3}{5} \right\rfloor = 31$$

Possiamo notare che $U_7 \leq z^*$, il che significa che anche andando avanti nell'esplorazione potremmo trovare solo soluzioni peggiori di z^* . Queste non ci interessano, e il nodo 5 *uccide* il *nodo 7*. Risalendo, giungiamo di nuovo al nodo *root*. Esploriamo l'altro ramo del nodo 0, quello corrispondente a $x_1 = 0$.

Nodo 8 Ricalcoliamo l'upper bound. x_2 entra nello zaino ma x_3 no, diventando elemento critico.

$$U_8 = p_2 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_3}{w_3} \right\rfloor = 16 + \left\lfloor 12 \frac{35}{18} \right\rfloor = 39$$

Vale ancora la pena continuare l'esplorazione, poiché stando all'upper bound attuale potremmo trovare soluzioni migliori di z^* . x_2 entra nello zaino, quindi esploreremo per primo il ramo $x_2 = 1$.

Nodo 9 L'upper bound viene ereditato dal nodo padre, quindi non cambia. Sappiamo già che x_3 non entra nello zaino, quindi esploriamo direttamente il ramo $x_3 = 0$.

Nodo 10 L'upper bound deve essere ricalcolato. Stando alle variabili fissate finora, il prossima elemento da analizzare è x_4 . Questo entra tranquillamente nello zaino insieme ad x_2 , ma lo stesso non si può dire di x_5 che diventa elemento critico.

$$U_{10} = p_2 + p_4 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_5}{w_5} \right\rfloor = 16 + 10 + \left\lfloor 3 \frac{3}{5} \right\rfloor = 27$$

Fine del viaggio per questo ramo dell'albero. $U_9 \leq z^*$ e il nodo 5 uccide anche il nodo 10. Risaliamo l'albero fino ad arrivare al nodo 8, che aveva ancora un figlio da esplorare: quello corrispondente al ramo $x_2 = 0$.

Nodo 11 Upper bound da ricalcolare anche questa volta. x_1 e x_2 abbiamo già stabilito che non saranno introdotti nello zaino. Perciò introdurremo x_3 , che ha peso $p_3 = 18$ e non lascerà spazio per nessun altro oggetto. L'elemento critico è di conseguenza x_4 .

$$U_{11} = p_3 + \left\lfloor \bar{c} \frac{p_4}{w_4} \right\rfloor = 35 + \left\lfloor 2 \frac{10}{9} \right\rfloor = 37$$

Non è un cattivo nodo e tecnicamente potrebbe portarci ad una soluzione uguale a 37.² A noi comunque non importa se troviamo una soluzione peggiore o *al più uguale* a quella che abbiamo già ottenuto in precedenza; ce ne basta una. Quindi, da bravo serial killer, il nodo 5 ucciderà anche il nodo 11. E a questo punto tutti i rami sono stati esplorati o *potati*.

²In realtà no, ma noi facciamo finta di essere stupidi calcolatori e di non intuire il risultato.

Conclusione Il vettore della soluzione e il suo valore sono:

$$\begin{aligned}x^* &= (1, 1, 0, 0, 0) \\ z^* &= 37\end{aligned}$$

C'era la probabilità che ci fossero delle altre soluzioni con lo stesso valore, ma a noi non importa. Trovata una, ci teniamo quella.

4.1.3 Metodo della programmazione dinamica

Come funziona

Stabiliamo prima di tutto un concetto base.

L'insieme M_i è l'insieme delle coppie (o triple, vedremo poi perché) contenenti tutte le possibili combinazioni ottenibili della coppia (*peso*, *profitto*) con i primi i elementi a disposizione. Nel caso si parli di triple, e non di coppie, alla coppia (*peso*, *profitto*) viene aggiunto l'insieme di elementi utilizzati per ottenere quella coppia, diventando la tripla (*peso*, *profitto*, $\{\textit{elementi}\}$). Questo è utile se vogliamo risalire velocemente a quali elementi sono stati utilizzati per quella soluzione. In ogni caso, sia che si parli di coppie che di triple, esse assumono il nome di **stati**.

Per ottenere un insieme M_i si parte dall'insieme M_{i-1} e si aggiungono, oltre a tutti gli stati già presenti, quelli ottenibili combinando quelli già presenti insieme all'elemento i , ove si rispetti il vincolo di capacità.

In aggiunta a tutto ciò, è utile eliminare gli stati inutili o ridondanti. In altri termini, se ci sono due stati in cui uno dei due ottiene un profitto minore con un peso maggiore si può eliminare, in quanto non porterà di certo a stati migliori dell'altro. Formalmente, dati due stati:

$$\begin{aligned}S' &= (P', W') \\ S'' &= (P'', W'')\end{aligned}$$

Si dice che S' **domina** S'' se:

$$P' \geq P'' \wedge W' \leq W''$$

Non ha alcuna importanza se si utilizzano più o meno elementi per raggiungere il profitto. Questo metodo contribuirà ad alleggerire la dimensione dell'insieme M_i .

Infine, lo stato con il profitto maggiore sarà ovviamente la nostra soluzione. Se abbiamo tenuto traccia delle variabili utilizzate, queste ultime saranno le variabili da porre a 1 nella soluzione e le altre saranno poste a 0. Altrimenti, bisognerà risalire dagli stati al momento in cui è stato aggiunto un determinato stato. Questo metodo però risulta più scomodo del primo.

Durante la spiegazione dell'esercizio il procedimento risulterà chiaro in quanto è estremamente meccanico da applicare in pratica.

L'esercizio

M_0 Si parte dall'insieme M_0 che conterrà lo stato in cui non prendiamo alcun elemento.

$$M_0 = \{(\emptyset, 0, 0)\}$$

Nient'altro da fare.

M_1 Si aggiunge ad ogni stato di M_0 l'elemento x_1 , formando l'insieme M_1 .

$$M_1 = M_0 \cup (M_0 \uplus x_1) = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10)\}$$

Anche qui, nient'altro da fare. Il secondo stato è formato dallo stato di M_0 con in più l'elemento x_1 :

$$S_2 = S_1 + (\{x_1\}, 21, 10) = (\emptyset \cup \{x_1\}, 0 + 21, 0 + 10) = (\{x_1\}, 21, 10)$$

M_2 Si aggiunge ad ogni stato di M_1 l'elemento x_2 , formando l'insieme M_2 .

$$M_2 = M_1 \cup (M_1 \uplus x_2) = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10), (\{x_2\}, 16, 8), (\{x_1, x_2\}, 37, 18)\}$$

Soffermiamoci un attimo, solo questa volta, su come abbiamo formato M_2 .

$$\begin{aligned} M_1 \uplus x_2 &= \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10)\} + (\{x_2\}, 16, 8) \\ &= \{(\emptyset \cup \{x_2\}, 0 + 16, 0 + 8), (\{x_1\} \cup \{x_2\}, 21 + 16, 10 + 8)\} \\ &= \{(\{x_2\}, 16, 8), (\{x_1, x_2\}, 37, 18)\} \\ M_2 = M_1 \cup (M_1 \uplus x_2) &= \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10)\} \cup \{(\{x_2\}, 16, 8), (\{x_1, x_2\}, 37, 18)\} \\ &= \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10), (\{x_2\}, 16, 8), (\{x_1, x_2\}, 37, 18)\} \end{aligned}$$

Sperando che tutto sia chiaro, non ci soffermeremo più su come si formano i vari gruppi M_i .

M_3 Si noti che l'elemento x_3 non può coesistere con gli elementi x_1 e x_2 poiché sommando il suo peso 18 con qualsiasi altro peso si eccederebbe la capacità $c = 20$, quindi sarà presente solo da solo.

$$M_3 = M_2 \cup (M_2 \uplus x_3) = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10), (\{x_2\}, 16, 8), (\mathbf{\{x_1, x_2\}, 37, 18}), (\mathbf{\{x_3\}, 18, 0})\}$$

L'ultimo stato è dominato dal precedente poiché a parità di peso offriva un profitto maggiore.³ Lo cancelliamo, quindi, e non comparirà più nei nostri insiemi.

M_4

$$\begin{aligned} M_4 = M_3 \cup (M_3 \uplus x_4) &= \\ &= \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 21, 10), (\mathbf{\{x_2\}, 16, 8}), (\mathbf{\{x_1, x_2\}, 37, 18}), \\ &\quad (\mathbf{\{x_4\}, 10, 9}), (\mathbf{\{x_1, x_4\}, 31, 19}), (\{x_2, x_4\}, 26, 17)\} \end{aligned}$$

M_5

$$\begin{aligned} M_5 = M_4 \cup (M_4 \uplus x_5) &= \\ &= \{(\emptyset, 0, 0), (\mathbf{\{x_1\}, 21, 10}), (\{x_2\}, 16, 8), (\mathbf{\{x_1, x_2\}, 37, 18}), \\ &\quad (\{x_2, x_4\}, 26, 17), (\{x_5\}, 3, 5), (\{x_1, x_5\}, 24, 15), (\mathbf{\{x_2, x_5\}, 19, 13})\} \end{aligned}$$

Lo stato ottimo è stato evidenziato. Se ne deduce quindi che la soluzione ottima e il suo valore sono:

$$\begin{aligned} x^* &= (1, 1, 0, 0, 0) \\ z^* &= 37 \end{aligned}$$

4.2 Esercizio 9

Sia dato un problema KP01 con i seguenti dati:

$$\begin{aligned} x &= (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \\ p &= (49, 100, 36, 15, 18) \\ w &= (12, 15, 9, 4, 5) \\ c &= 30 \end{aligned}$$

³ Per indicare uno stato che ne domina un altro si useranno colori diverse per indicare dominazioni diverse. Inoltre, lo stato dominante sarà in grassetto e lo stato dominato sarà sbarrato. Si prenda come esempio il seguente insieme:

$$M_n = \{\mathbf{S_1}, \mathbf{\overline{S_2}}, \mathbf{\overline{S_3}}, \mathbf{S_4}, \mathbf{\overline{S_5}}, \mathbf{S_6}, \mathbf{\overline{S_7}}, \mathbf{S_8}\}$$

Così si indica che S_1 domina S_3 e S_5 , S_4 domina S_7 e infine S_6 domina S_2 . S_8 , invece, non domina né è dominato da nessuno stato.

Si massimizzi la funzione z :

$$z = \sum_{i=1}^5 p_i x_i$$

Nel rispetto del vincolo:

$$c = \sum_{i=1}^5 w_i x_i \leq 20$$

4.2.1 Ordinamento per valori $\frac{p}{w}$ decrescenti

Procediamo con l'elencare tutti i rapporti:

$$\frac{p_1}{w_1} = \frac{49}{12} = 4.083 \quad \frac{p_2}{w_2} = \frac{100}{15} = 6.67 \quad \frac{p_3}{w_3} = \frac{36}{9} = 4 \quad \frac{p_4}{w_4} = \frac{15}{4} = 3.75 \quad \frac{p_5}{w_5} = \frac{18}{5} = 3.6$$

Riordiniamo quindi il vettore x :

$$x^* = (x_2, x_1, x_3, x_5, x_4)$$

Per comodità, riproponiamo il problema *ex novo* ma con gli elementi nell'ordine appena stabilito:

$$\begin{aligned} x &= (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \\ p &= (100, 49, 36, 15, 18) \\ w &= (15, 12, 9, 4, 5) \\ c &= 20 \end{aligned}$$

4.2.2 Metodo branch and bound

Oramai siamo diventati *smart* e non è più necessario stare a spiegare tutto il procedimento. Inoltre saranno snellite le formule per gli upper bound che saranno solo numeriche.

Segue l'albero di branching.

Nodo 0 Calcoliamo l'upper bound del nodo *root*. Gli oggetti x_1 e x_2 entrano completamente nello zaino, lasciando una capacità residua $\bar{c} = 3$. Perciò l'elemento critico è x_3 e l'upper bound è:

$$U_0 = 100 + 49 + \left\lfloor 3 \frac{36}{9} \right\rfloor = 161$$

L'oggetto x_1 entra nello zaino, procediamo con l'esplorare il nodo figlio corrispondente.

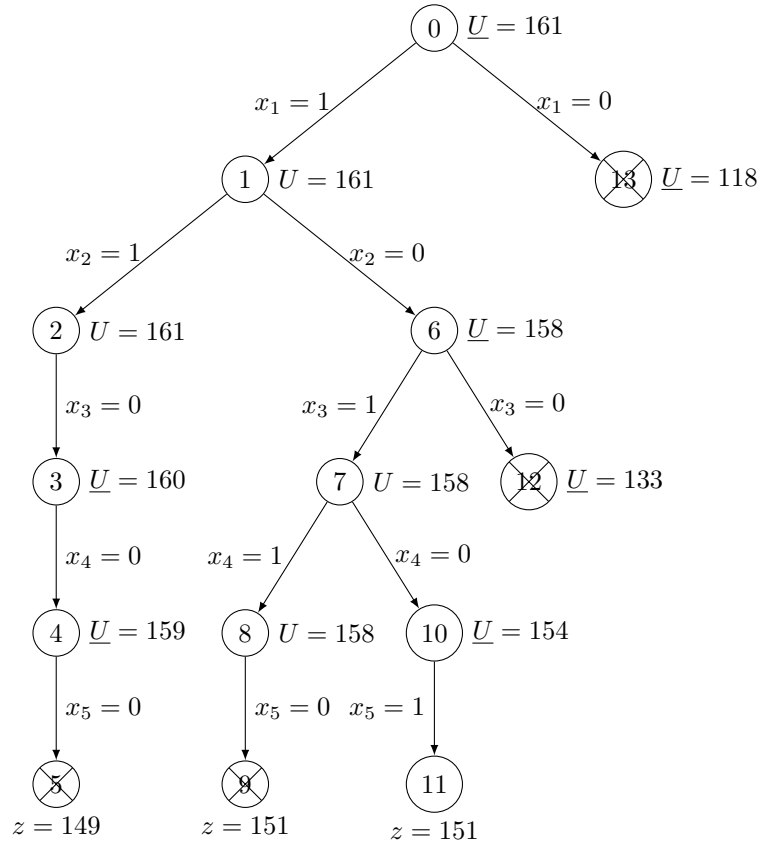
Nodo 1 L'upper bound è ereditato dal padre, quindi nessun calcolo da fare. Anche la variabile x_2 entra nello zaino ed esploreremo il figlio corrispondente.

Nodo 2 L'upper bound è ereditato dal padre, quindi nessun calcolo da fare. La variabile x_3 non entra nello zaino ed esploreremo direttamente il figlio corrispondente al ramo $x_3 = 0$.

Nodo 3 Non prendendo in considerazione l'elemento x_3 , dovremmo provare a inserire l'elemento x_4 . Ma non entra, quindi diventa il nuovo elemento critico.

$$U_3 = 100 + 49 + \left\lfloor 3 \frac{15}{4} \right\rfloor = 160$$

Il nostro upper bound è leggermente calato. In ogni caso, l'elemento x_4 non entra nel nostro zaino e l'unica prossima opzione è esplorare il ramo $x_4 = 0$.



Nodo 4 Anche questa volta dobbiamo calcolare il nuovo upper bound. Nemmeno l'elemento x_5 entra nello zaino e diventerà il nuovo elemento critico.

$$U_4 = 100 + 49 + \left\lfloor 3 \frac{18}{5} \right\rfloor = 159$$

Abbiamo appena detto che x_5 non entra nello zaino, perciò esploreremo il ramo $x_5 = 0$

Nodo 5 Siamo arrivati all'ultima variabile, non serve calcolare l'upper bound nuovamente, ma possiamo ottenere una soluzione.

$$z^* = \sum_{i=1}^5 p_i x_i = 100 + 49 = 149$$

Fatto ciò, risaliamo fino a tornare al nodo 1. Giunti ad esso, esploriamo il figlio corrispondente al ramo $x_2 = 0$.

Nodo 6 Siamo scesi da un ramo $x_i = 0$, quindi ricalcoliamo l'upper bound. Questa volta non prenderemo più nello zaino l'elemento x_2 e guarderemo al successivo. x_3 e x_4 entrano nello zaino e x_5 diventa il nostro nuovo elemento critico.

$$U_6 = 100 + 36 + 15 + \left\lfloor 2 \frac{18}{5} \right\rfloor$$

L'upper bound appena calcolato ci fa ben sperare, essendo superiore a z^* . Esploriamo il ramo $x_3 = 1$.

Nodo 7 L'upper bound è ereditato dal padre, quindi nessun calcolo da fare. Anche la variabile x_2 entra nello zaino ed esploreremo il figlio corrispondente.

Nodo 8 L'upper bound è ereditato dal padre, quindi nessun calcolo da fare. Abbiamo già stabilito prima che la variabile x_5 non entra nello zaino, perciò esploreremo direttamente il ramo $x_5 = 0$.

Nodo 9 Siamo arrivati all'ultima variabile, non serve calcolare l'upper bound nuovamente, ma possiamo ottenere una soluzione.

$$z^* = \sum_{i=1}^5 p_i x_i = 100 + 36 + 15 = 151$$

Questa soluzione è migliore di quella ottenuta al nodo 5, che perciò verrà ucciso dal nodo 9. Fatto ciò, risaliamo fino a tornare al nodo 7. Giunti ad esso, esploriamo il figlio corrispondente al ramo $x_4 = 0$.

Nodo 10 L'upper bound deve essere ricalcolato. Stando alle variabili fissate finora, il prossima elemento da analizzare è x_5 . Questo entra tranquillamente nello zaino.

$$U_1 0 = 100 + 36 + 18 = 154$$

Esploriamo il ramo $x_5 = 1$.

Nodo 11 Dato che siamo scesi dal ramo $x_5 = 1$ e che questa è l'ultima variabile, l'upper bound del padre è la soluzione del figlio (provare per credere).

$$z^* = U_1 0 = 154$$

La nostra soluzione è migliorata ulteriormente e il nodo 9 viene ucciso dall'attuale nodo 11.

Risaliamo al nodo 10. In teoria avremmo ancora da esplorare un figlio ma dato che l'upper bound del nodo 10 è uguale alla soluzione che abbiamo attualmente tra le mani, è inutile esplorare ulteriori figli. Ovviamente, se prendendo x_5 abbiamo avuto una soluzione, non prendendolo non potremo fare altro che peggiorarla. Ancora una volta, i calcolatori elettronici sono stupidi e non faranno questa intuizione.

Risaliamo quindi fino al nodo 6. Da qui esploriamo il ramo $x_3 = 0$.

Nodo 12 L'upper bound deve essere ricalcolato. Stando alle variabili fissate finora, il prossima elemento da analizzare è x_4 . Questo entra tranquillamente nello zaino e lo stesso si può dire per x_5 .

$$U_1 2 = 100 + 15 + 18 = 133$$

L'upper bound è minore della soluzione migliore trovata finora, quindi il nodo 11 uccide il nodo 12.

Risaliamo fino al nodo 0 ed esploriamo il suo figlio corrispondente al ramo $x_1 = 0$

Nodo 13 Ricalcoliamo l'upper bound. Non prenderemo in considerazione l'elemento x_1 . Senza di questo, tutti gli altri elementi entrano nello zaino.

$$U_1 3 = 49 + 36 + 15 + 18 = 118$$

Entrando tutti, questa è anche una soluzione del problema. Ma non ce ne importa granché perché è un upper bound nettamente inferiore alla soluzione trovata. Il nodo 11 ucciderà anche il nodo 13.

Tutti i rami sono stati esplorati o potati e siamo giunti ad una conclusione.

Conclusione Il vettore della soluzione e il suo valore sono:

$$\begin{aligned} x^* &= (1, 0, 1, 0, 1) \\ z^* &= 154 \end{aligned}$$

4.3 Metodo della programmazione dinamica

M_0 Si parte dall'insieme M_0 che conterrà lo stato in cui non prendiamo alcun elemento.

$$M_0 = \{(\emptyset, 0, 0)\}$$

Nient'altro da fare.

M_1 Si aggiunge ad ogni stato di M_0 l'elemento x_1 , formando l'insieme M_1 .

$$M_1 = M_0 \cup (M_0 \uplus x_1) = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 100, 15)\}$$

Anche qui, nient'altro da fare.

M_2 Si aggiunge ad ogni stato di M_1 l'elemento x_2 , formando l'insieme M_2 .

$$M_2 = M_1 \cup (M_1 \uplus x_2) = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 100, 15), (\{x_2\}, 49, 12), (\{x_1, x_2\}, 149, 27)\}$$

Nessuno stato dominante. Si passa all'insieme successivo.

M_3

$$\begin{aligned} M_3 = M_2 \cup (M_2 \uplus x_3) = \\ = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 100, 15), (\{x_2\}, 49, 12), (\{x_1, x_2\}, 149, 27), \\ (\{x_3\}, 36, 9), (\{x_1, x_3\}, 136, 24), (\{x_2, x_3\}, 85, 21)\} \end{aligned}$$

M_4

$$\begin{aligned} M_4 = M_3 \cup (M_3 \uplus x_4) = \\ = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 100, 15), (\{x_2\}, 49, 12), (\{x_1, x_2\}, 149, 27), \\ (\{x_3\}, 36, 9), (\{x_1, x_3\}, 136, 24), (\{x_4\}, 15, 4), (\{x_1, x_4\}, 115, 19), (\{x_2, x_4\}, 64, 16), \\ (\{x_3, x_5\}, 51, 13), (\{x_1, x_3, x_4\}, 151, 28)\} \end{aligned}$$

M_5

$$\begin{aligned} M_5 = M_4 \cup (M_4 \uplus x_5) = \\ = \{(\emptyset, 0, 0), (\{x_1\}, 100, 15), (\{x_2\}, 49, 12), (\{x_1, x_2\}, 149, 27), \\ (\{x_3\}, 36, 9), (\{x_1, x_3\}, 136, 24), (\{x_4\}, 15, 4), (\{x_1, x_4\}, 115, 19), \\ (\{x_3, x_5\}, 51, 13), (\{x_1, x_3, x_4\}, 151, 28), (\{x_5\}, 18, 5), (\{x_1, x_5\}, 118, 20), \\ (\{x_2, x_5\}, 67, 17), (\{x_3, x_5\}, 54, 14), (\{x_1, x_3, x_5\}, 154, 29), (\{x_4, x_5\}, 33, 9), \\ (\{x_1, x_4, x_5\}, 133, 24), (\{x_3, x_4, x_5\}, 69, 18)\} \end{aligned}$$

Lo stato ottimo è stato evidenziato. Se ne deduce quindi che la soluzione ottima e il suo valore sono:

$$\begin{aligned} x^* &= (1, 0, 1, 0, 1) \\ z^* &= 154 \end{aligned}$$