

Dualité en programmation linéaire

François Schwarzenruber

10 février 2021

1 Certificat d'optimalité ?

Exemple 1 Considérons le programme linéaire suivant :

$$\begin{cases} \text{maximiser } x_1 + 6x_2 \\ x_1 \leq 200 & (1) \\ x_2 \leq 300 & (2) \\ x_1 + x_2 \leq 400 & (3) \\ x_1 + x_2 \geq 0 \end{cases}$$

Question. $(x_1, x_2) = (100, 300)$ est une solution optimale avec un objectif de 1900. Me croyez-vous ?

Réponse.

- On a : (1) + 6(2) donne $x_1 + 6x_2 \leq 200 + 300 \times 6 = 2000$.
- Mieux : 0(1) + 5(2) + 1(3) donne $x_1 + 6x_2 \leq 5 \times 300 + 400 = 1900$. Cela me certifie que 1900 est l'optimum.

Idée de généralisation. S'occuper de minimiser $200y_1 + 300y_2 + 400y_3$ sous la contrainte

$$\underbrace{(y_1 + y_3)x_1 + (y_2 + y_3)x_2}_{\geq x_1 + 6x_2?} \leq 200y_1 + 300y_2 + 400y_3$$

Quid de considérer

$$\begin{cases} \text{minimiser } 200y_1 + 300y_2 + 400y_3 \\ y_1 + y_3 \geq 1 \\ y_2 + y_3 \geq 6 \\ y_1, y_2, y_3 \geq 0 \end{cases} ?$$

2 Problème dual

Définition 2 (programme dual) A tout programme linéaire, appelé *programme primal*, on associe un programme linéaire, appelé le *programme dual*, en utilisant cette recette de cuisine :

	Programme primal	Programme dual
Variables	x_1, \dots, x_n	y_1, \dots, y_m
Matrice	A	A^t
Vecteur de droite	b	c
Fonction objectif	maximiser $c^t x$	minimiser $b^t y$
Contraintes	la i -ème contrainte $a \leq$ la i -ème contrainte $a \geq$ la i -ème contrainte $a =$ $x_j \geq 0$ $x_j \leq 0$ $x_j \in \mathbb{R}$	$y_i \geq 0$ $y_i \leq 0$ $y_i \in \mathbb{R}$ j-ème contrainte $a \geq$ j-ème contrainte $a \leq$ j-ème contrainte $a =$

Proposition 3 Le dual du dual de P est P .

Exercice 4 Donner le programme dual de

$$\begin{cases} \text{maximiser } 5x + 3y \\ -5x + 2y \leq 0 \\ x + y \leq 7 \\ x \leq 5 \\ x, y \geq 0 \end{cases}$$

3 Théorèmes de dualité

Considérons un programme primal P et son programme dual D :

$$\begin{aligned} \text{Programme primal} \\ \text{maximiser } c^t x \\ \left\{ \begin{array}{l} Ax \leq b \\ x \geq 0 \end{array} \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Programme dual} \\ \text{minimiser } b^t y \\ \left\{ \begin{array}{l} A^t y \geq c \\ y \geq 0 \end{array} \right. \end{aligned}$$

3.1 Dualité faible

Théorème 5 (de dualité faible) Pour toute solution x de P , pour toute solution y de D , $c^t x \leq b^t y$.

DÉMONSTRATION.

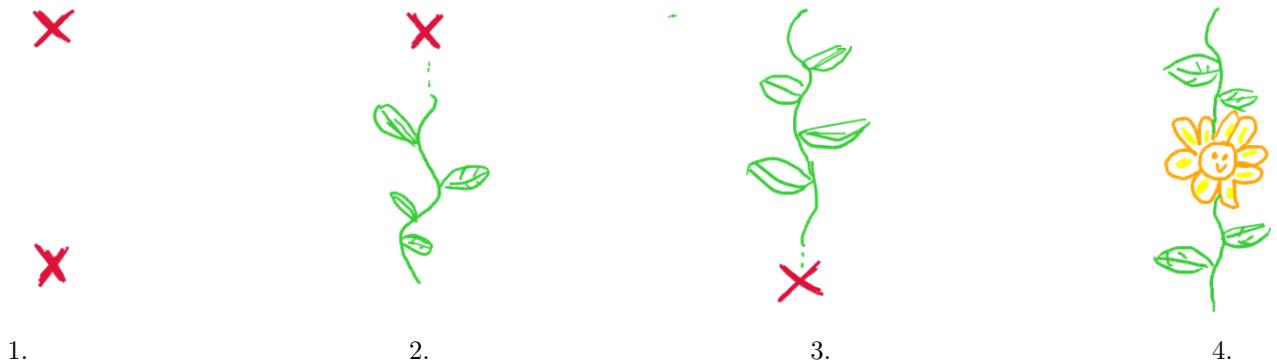
$$\begin{aligned} c^t x &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ &\leq \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} y_i \right) x_j \quad \text{par } A^t y \geq c \\ &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j y_i \\ &\leq \sum_{i=1}^m b_i y_i \quad \text{par } Ax \leq b \end{aligned}$$

■

3.2 Dualité forte

Théorème 6 (de dualité forte) On est dans l'une des quatre situations suivantes :

1. P et D n'admettent pas de solutions ;
2. P est non borné et D n'admet pas de solutions ;
3. P n'admet pas de solutions et D est non borné ;
4. P possède une solution optimale x^* , D possède une solution optimale y^* et $c^t x^* = b^t y^*$.



DÉMONSTRATION. On se ramène à ces quatre cas via le théorème de dualité faible. Par exemple, le cas P non borné et D possède une solution optimale est impossible. Il ne reste plus qu'à montrer le quatrième cas. Supposons que P possède une solution optimale x^* , montrer que D possède une solution optimale y^* et que $c^t x^* = b^t y^*$.

Exemple 7 Considérons le programme primal suivant :

$$\begin{aligned} &\text{maximiser } 5x + 3y \\ &\left\{ \begin{array}{l} -5x + 2y \leq 0 \\ x + y \leq 7 \\ x \leq 5 \\ x, y \geq 0 \end{array} \right. \end{aligned}$$

Considérons l'exécution de l'algorithme du simplexe sur le problème primal P . L'algorithme commence par mettre sous forme équationnelle :

$$\begin{array}{ll} \text{maximiser } \bar{c}^t \bar{x} \\ \left\{ \begin{array}{l} \bar{A} \bar{x} = b \\ \bar{x} \geq 0 \end{array} \right. & \text{où } \bar{c} = (c, 0, \dots, 0), \bar{A} = (A \ Id_m). \end{array}$$

Exemple 8 Voici le programme équationnel : $\begin{array}{ll} \text{maximiser } 5x + 3y \\ \left\{ \begin{array}{l} -5x + 2y + \alpha = 0 \\ x + y + \beta = 7 \\ x + \gamma = 5 \\ x, y, \alpha, \beta, \gamma \geq 0 \end{array} \right. \end{array}$

L'algorithme considère alors le tableau associé, puis exécute des pivotages jusqu'à un tableau final de base B :

$$\begin{array}{ll} \text{maximiser } obj + c'^t \bar{x}_N \\ \left\{ \begin{array}{l} \bar{x}_B = p - Q \bar{x}_N \\ \bar{x} \geq 0 \end{array} \right. & \text{où les coordonnées du vecteur } c' \text{ sont négatives.} \end{array}$$

Exemple 9 Le tableau final de base $B = \{x, y, \alpha\}$ est $\begin{array}{ll} \text{maximiser } 31 - 2\gamma - 3\beta \\ \left\{ \begin{array}{l} x = 5 - \gamma \\ y = 2 + \gamma - \beta \\ \alpha = 21 - 7\gamma + 2\beta \end{array} \right. \end{array}$

La solution basique \bar{x}^* de ce dernier tableau est telle que les n premières coordonnées x^* de \bar{x}^* forment une solution optimale du primal. On rappelle que $\bar{x}_B^* = p = \bar{A}_B^{-1}b$ et $\bar{x}_N^* = 0$; aussi $c' = \bar{c}_N - (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1} \bar{A}_N)^t$; (voir cours sur l'algorithme du simplexe).

Exemple 10 $x^* = (5, 2)$ et $\bar{x}^* = (5, 2, 21, 0, 0)$. $\bar{x}_B^* = (5, 2, 21)$.

Posons $y^* = (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1})^t$.

Exemple 11 Ici, $\bar{c}_B^t = (5, 3, 0)$. La matrice $\bar{A}_B = \begin{pmatrix} -5 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$. Son inverse est $\bar{A}_B^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & 7 \end{pmatrix}$. On trouve $y^* = \begin{pmatrix} 0 \\ 3 \\ 2 \end{pmatrix}$.

Fait 12 $c^t x^* = b^t y^*$.

DÉMONSTRATION. $c^t x^* = \bar{c}^t \bar{x}^* = \bar{c}_B^t \bar{x}_B^* + \underbrace{\bar{c}_N^t \bar{x}_N^*}_0 = \bar{c}_B^t (\bar{A}_B^{-1}b) = (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1})b = (y^*)^t b = b^t y^*$. ■

Fait 13 y^* est une solution du dual (et donc est une solution minimale).

DÉMONSTRATION. Il suffit de montrer les conditions de faisabilité $A^t y^* \geq c$ et $y^* \geq 0$, que l'on peut résumer par $\bar{A}^t y^* \geq \bar{c}$. Posons $w := \bar{A}^t y^* = \bar{A}^t (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1})^t = (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1} \bar{A})^t$. Regardons maintenant les coordonnées de w selon que c'est une coordonnée dans la base du tableau final ou non :

$$w_B = (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1} \bar{A}_B)^t = \bar{c}_B.$$

$$w_N = (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1} \bar{A}_N)^t = \bar{c}_N - c' \geq \bar{c}_N \text{ car } c' \text{ est un vecteur négatif.} \blacksquare$$

4 Plus court chemin : dualité et système physique

Vidéo 14 <https://www.youtube.com/watch?v=hnUj2zTsDFI>

Définition 15 Problème d'un plus court chemin d'une source à une destination

entrée : graphe $G = (S, A, \text{poids})$ pondéré positivement, deux sommets $s, t \in S$

sortie : le poids d'un plus court chemin depuis s vers t ; $+\infty$ sinon.

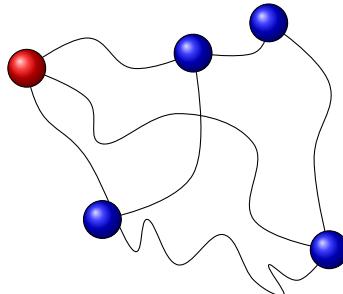
Proposition 16 Le problème d'un plus court chemin d'une source à une destination se réduit à la programmation linéaire réelle. Pour trouver un plus court chemin de s à t dans $G = (S, A, \text{poids})$, on peut résoudre l'un des programmes suivants

Programme primal

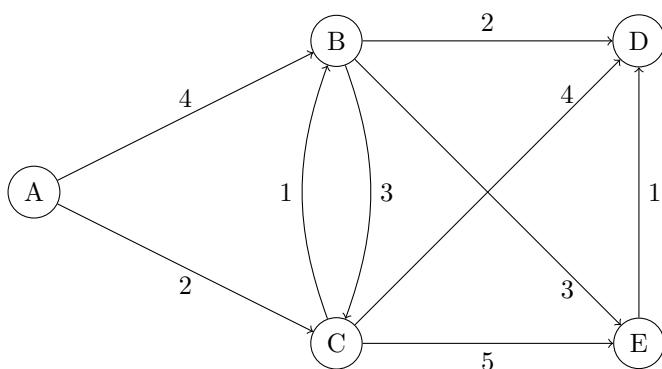
$$\begin{aligned} & \text{minimiser } \sum_{e \in A} x_e \text{poids}(e) \\ & \left\{ \begin{array}{ll} \sum_{e \text{ partant de } s} x_e - \sum_{e \text{ sortant de } s} x_e & = 1 \\ \sum_{e \text{ partant de } t} x_e - \sum_{e \text{ sortant de } t} x_e & = -1 \\ \sum_{e \text{ partant de } u} x_e - \sum_{e \text{ sortant de } u} x_e & = 0 \text{ pour tout sommet } u \notin \{s, t\} \\ x_e \geq 0 \text{ pour tout arc } e \end{array} \right. \end{aligned}$$

Programme dual

$$\begin{aligned} & \text{maximiser } d_t - d_s \\ & \left\{ \begin{array}{l} d_v - d_u \leq \text{poids}(u, v) \text{ pour tout arc } u \rightarrow v \\ d_u \in \mathbb{R} \text{ pour tout sommet } u \end{array} \right. \end{aligned}$$



Exercice 17 Donner le programme primal et dual sur le graphe suivant avec A comme source et D comme destination :



5 Matrices totalement unimodulaires

Cas où un programme à coefficients entiers admet une solution optimale entière

5.1 Définition

Définition 18 (matrice totalement unimodulaire) Une matrice est totalement unimodulaire si toute sous-matrice (en supprimant quelques lignes et/ou colonnes) carrée est de déterminant -1, 0 ou 1.

Proposition 19 Une matrice totalement unimodulaire ne contient que des -1, 0 ou 1.

Exemple 20 $\begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ est totalement unimodulaire.

Exemple 21 $\begin{pmatrix} 42 & -1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$ et $\begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ ne sont pas totalement unimodulaires.

5.2 Stabilité par ajout de vecteur unité

Proposition 22 Soit A une matrice totalement unimodulaire. La matrice \bar{A} obtenue en ajoutant un vecteur unité e_i en dernière colonne est aussi totalement unimodulaire.

DÉMONSTRATION. Calculer le déterminant d'une sous-matrice carrée en faisant un développement de Laplace selon la dernière colonne. ■

Exemple 23 $\begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$ est totalement unimodulaire.

5.3 Solution optimale entière

Théorème 24 Considérons un programme linéaire

$$\begin{array}{ll} \text{maximiser } c^t x \\ \left\{ \begin{array}{l} Ax \leq b \\ x \geq 0 \end{array} \right. \end{array} \quad \text{où } b \in \mathbb{Z}^m.$$

Si A est totalement unimodulaire, et que le programme admet une solution optimale, alors il admet une solution optimale entière $x^* \in \mathbb{Z}^n$.

Exemple 25 Si $\begin{cases} \text{maximiser } x + 3y - 5z \\ \begin{aligned} x - y &\leq 30 \\ -x + y + z &\leq 42 \\ x, y, z &\geq 0 \end{aligned} \end{cases}$ est non borné, alors il admet une solution maximale entière.

DÉMONSTRATION. Étudions l'exécution de l'algorithme du simplexe. Il travaille d'abord sur un programme équationnel où les contraintes sont $\bar{A}\bar{x} = b$ avec $\bar{A} = (A \mid Id_m)$ et $\bar{x} \in \mathbb{R}^{n+m}$. L'algorithme du simplexe trouve une base $B \in \{1, \dots, n+m\}$ telle que la solution basique associée \bar{x}^* soit définie par :

$$\begin{array}{ll} \bar{x}_B^* &= \bar{A}_B^{-1}b \\ \bar{x}_N^* &= 0 \end{array}$$

Les coefficients de \bar{A}_B^{-1} s'écrivent, via les **règles de Cramer**, comme des fractions d'entiers avec au dénominateur $\det(\bar{A}_B)$. Comme A est totalement unimodulaire, \bar{A} l'est aussi par la proposition 22. Ainsi, $\det(\bar{A}_B) \in \{-1, 0, 1\}$ (la valeur 0 est impossible car la matrice est inversible). ■

6 Théorème de König

Théorème 26 Dans un graphe biparti,

$$\text{cardinal d'un couplage maximal} = \text{cardinal d'une couverture minimal de sommets.}$$



DÉMONSTRATION. Quitte à renommer les objets, on note $\{1, \dots, n\}$ l'ensemble des sommets, et $\{1, \dots, m\}$ l'ensemble des arêtes.

1) Programme linéaire pour le couplage maximal

$$\begin{aligned} & \text{maximiser } \sum_{j=1}^m x_j \\ & \left\{ \begin{array}{l} \sum_j \text{incident à } i x_j \leq 1 \text{ pour tout sommet } i = 1..n \\ x \geq 0 \\ x \in \mathbb{Z}^m \end{array} \right. \end{aligned}$$

En posant $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ par $a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } j \text{ incident à } i \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$, ce programme se réécrit en :

$$\begin{aligned} & \text{maximiser } \sum_{j=1}^m x_j \\ & \left\{ \begin{array}{l} Ax \leq 1 \\ x \geq 0 \\ x \in \mathbb{Z}^m \end{array} \right. \end{aligned}$$

2) Programme linéaire pour la couverture minimal

$$\begin{aligned} & \text{minimiser } \sum_{i=1}^n y_i \\ & \left\{ \begin{array}{l} \sum_j \text{incident à } i y_i \geq 1 \text{ pour toute arête } j = 1..m \\ y \geq 0 \\ y \in \mathbb{Z}^n \end{array} \right. \end{aligned}$$

que l'on peut réécrire en

$$\begin{aligned} & \text{minimiser } \sum_{i=1}^n y_i \\ & \left\{ \begin{array}{l} A^t y \geq 1 \\ y \geq 0 \\ y \in \mathbb{Z}^n \end{array} \right. \end{aligned}$$

Si on avait " $\in \mathbb{R}^m$ " et " $\in \mathbb{R}^n$ " à la place " $\in \mathbb{Z}^m$ " et " $\in \mathbb{Z}^n$ ", les programmes seraient duals l'un de l'autre et cela conclurait la démonstration. Ici, on ne peut pas conclure car il n'y a pas de théorème de dualité pour la programmation linéaire entière. Mais heureusement, le lemme suivant conclut la démonstration !

Lemme 27 A est totalement unimodulaire.

DÉMONSTRATION. On pose

$$\mathcal{P}(\ell) : \text{le déterminant de toute sous-matrice de taille } \ell \times \ell \text{ de } A \text{ est dans } \{-1, 0, 1\}.$$

que l'on va démontrer par récurrence. Le cas de base $\mathcal{P}(1)$ est ok par définition de A . Supposons que $\mathcal{P}(\ell - 1)$. Montrons $\mathcal{P}(\ell)$. Considérons une sous-matrice Q de taille $\ell \times \ell$. Par définition de A , chaque colonne de A contient deux 1 (car une arête est incidente à deux sommets). Ainsi, chaque colonne de Q contient au plus deux 1. S'il y a une colonne avec que des 0, $\det(Q) = 0$. S'il y a une colonne avec un seul 1, on se ramène, à signe près, au calcul du déterminant d'une sous-matrice de A de taille $(\ell - 1) \times (\ell - 1)$, qui est par récurrence de déterminant dans $\{-1, 0, 1\}$. Enfin, toutes les colonnes de Q contiennent deux 1, alors on montre que $\det(Q) = 0$. Cela est dû au fait que le graphe est biparti. En effet, les lignes sont dépendantes : en notant (S_1, S_2) la partition de l'ensemble des sommets du graphe biparti, on a :

1. en sommant toutes les lignes correspondant aux sommets dans S_1 , on obtient le vecteur $(1, \dots, 1)$;
2. idem en sommant les lignes correspondant aux sommets dans S_2 , on obtient aussi le vecteur $(1, \dots, 1)$.



7 Correspondance entre solutions primal/dual

7.1 Coefficients magiques

Théorème 28 On obtient une solution optimale y^* du problème dual en prenant le vecteur contenant les opposés des coefficients dans c' des variables d'écart α, β, γ , dans la fonction objectif du tableau final de l'exécution du simplexe dans le problème primal.

DÉMONSTRATION. Considérons une variable d'écart i . La i -ème colonne de la matrice \bar{A} que l'on note \bar{A}_i est le i -ème vecteur unité. On a alors l'égalité $w_{N_i} = (\bar{c}_B^t \bar{A}_B^{-1} \bar{A}_i)^t = y_i^*$. Maintenant, si une variable d'écart i est dans B , alors $w_{N_i} = \bar{c}_i = 0$. Si une variable d'écart i est dans N , alors $w_{N_i} = 0 - c'_i = -c'_i$. ■

7.2 Théorème des écarts complémentaires

Théorème 29 Soit x une solution du primal et y une solution du dual. On a que x et y sont solutions optimales de leurs programmes respectifs ssi on a les deux points :

1. Pour tout i , $y_i \times (b_i - \sum_j a_{ij}x_j) = 0$;
2. Pour tout j , $x_j \times (\sum_i a_{ij}y_i - c_j) = 0$.

DÉMONSTRATION.

$$\begin{aligned}
 & x \text{ et } y \text{ solutions optimales de leurs programmes respectifs} \\
 & \Updownarrow \\
 & c^t x = b^t y \text{ (dualité forte)} \\
 & \Updownarrow \\
 & c^t x = y^t A x = b^t y \text{ (voir démo du th. de dualité faible)} \\
 & \Updownarrow \\
 & (c^t - y^t A)^t x = 0 \text{ et } y^t (b - Ax) = 0 \text{ (réécriture algébrique)} \\
 & \Updownarrow \\
 & \text{points 1 et 2}
 \end{aligned}$$

(car les coordonnées des vecteurs sont positives et \sum nombres positifs = 0 implique que ces nombres = 0)

■

8 Exercices

Exercice 30 (pâtisserie)



On considère le programme primal suivant :

maximiser profit

$$\left\{
 \begin{array}{l}
 \text{pas plus de 200 pommes} \\
 \text{pas plus de 3 poires} \\
 \text{pas plus de 4kg de chocolat} \\
 \text{pas plus de 40kg de farine} \\
 \text{pas plus de 5kg d'amande.}
 \end{array}
 \right.$$

x_i = nb de gâteau du type i

Donner le programme dual et discuter d'une interprétation économique.

$$\begin{aligned}
 & \text{maximiser } x_1 + 6x_2 + 13x_3 \\
 & \left\{
 \begin{array}{l}
 x_1 \leq 200 \\
 x_2 \leq 3 \\
 x_3 \leq 4 \\
 x_1 + x_2 + x_3 \leq 40 \\
 x_2 + 3x_3 \leq 5 \\
 x_1, x_2, x_3 \geq 0
 \end{array}
 \right.
 \end{aligned}$$

Exercice 31 Reformuler le théorème max-flow-min-cut comme une application du théorème de la dualité forte.

Exercice 32 Redémontrer le théorème de König en utilisant le théorème max-flow-min-cut.

Exercice 33 Démontrer la proposition 16.

Notes bibliographiques

La dualité est évoquée dans [DPV08] et [CLRS09]. L'explication avec le certificat provient de [DPV08]. Les démonstrations et les applications proviennent essentiellement de [GM07].

Références

- [CLRS09] Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, Ronald L. Rivest, and Clifford Stein. *Introduction to Algorithms, 3rd Edition.* MIT Press, 2009.
- [DPV08] Sanjoy Dasgupta, Christos H. Papadimitriou, and Umesh V. Vazirani. *Algorithms.* McGraw-Hill, 2008.
- [GM07] Bernd Gärtner and Jirí Matousek. *Understanding and using linear programming.* Universitext. Springer, 2007.