



- Les problèmes ne se présentent pas toujours sous une forme qui soit naturellement linéaire.
- Toutefois comme la PL est une technique très efficace, il est souvent avantageux de « reformuler » un problème de manière à ce qu'il soit linéaire.
- On présente donc ici quelques trucs et astuces en vrac...
- À noter que leur efficacité dépend de chaque solveur et de leur capacité à effectuer un prétraitement sur les modèles.
- Cette section est tirée du chapitre 6 du livre AIMMS-modeling.



## Valeur absolue: un exemple

- La valeur absolue représente souvent une *déviation* (un écart positif ou négatif) par rapport à une cible souhaitée.
- Prenons l'exemple d'une régression linéaire:
  - On veut déterminer la droite qui permet le mieux possible d'expliquer un ensemble de points  $(v_i, w_i)$
  - Les coefficients de la droite sont donnés par a et b de sorte que w = av + b (a est la pente de la droite et b est l'ordonnée à l'origine).
  - Le problème de la régression linéaire est posé comme suit :

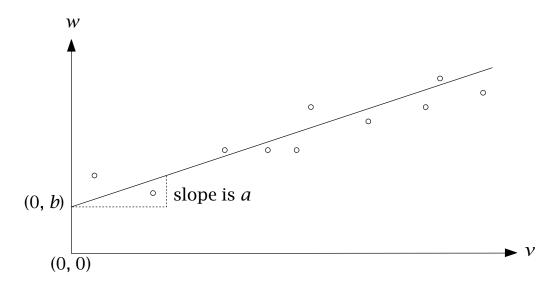
Minimize: 
$$f(z)$$
  
Subject to:

$$w_j = av_j + b - z_j \qquad \forall j \in J$$



#### Valeur absolue: un exemple

• Dans ce modèle  $z_j$  représente la différence entre  $av_j + b$  (la prédiction de la droite) et  $w_j$  (l'observation réelle). C'est en quelque sorte l'erreur d'approximation par une droite.



Minimize: Subject to:

$$w_i = av_i + b - z_i \qquad \forall j \in J$$

f(z)

On minimise f(z), une fonction de l'erreur qui

$$f(z) = \sum_{j \in J} z_j^2$$

$$f(z) = \sum_{j \in J} |z_j|$$

$$f(z) = \max_{j \in J} |z_j|$$







Soit le problème linéaire suivant (le signe  $\leq$  signifie  $\leq$  ou  $\geq$ ):

Minimize 
$$\sum_{j \in J} x_j |c_j|$$
  $c_j > 0$   
Subject to  $\sum_{j \in J} a_{ij} x_j \le b_j$   $\forall i \in I$ 

• La valeur absolue n'étant pas une fonction linéaire, il faut trouver une manière de s'en débarrasser...







## Objectif minimax

Considérons le modèle suivant (le signe  $\leq$  signifie  $\leq$  ou  $\geq$ ):

$$\min \qquad \max_{k \in K} \sum_{j \in J} c_{kj} x_j$$

subject to

$$\sum_{j \in J} a_{ij} x_j \ge b_i \qquad \forall i \in I$$
$$x_j \ge 0 \qquad \forall j \in J$$

- Si par exemple on a  $K = \{1,2,3\}$  et  $J = \{1,2\}$  alors l'objectif sera :
  - Minimiser  $\max(c_{11}x_1 + c_{12}x_2, c_{12}x_2 + c_{22}x_2, c_{31}x_1 + c_{32}x_2)$
- On retrouve ce type de problème lorsqu'on veut réduire le pire cas, comme l'erreur maximum, la violation maximale, etc.





# POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

#### Objectif fractionnaire

Considérons le modèle suivant :

$$\min \left( \sum_{j \in J} c_j x_j + \alpha \right) / \left( \sum_{j \in J} d_j x_j + \beta \right)$$

subject to.

$$\sum_{j \in J} a_{ij} x_j \le b_i \qquad \forall i \in I$$
$$x_j \ge 0 \qquad \forall j \in J$$

- Ici nous avons un ratio de deux termes linéaires, et tout le reste du modèle est linéaire. Il faut donc transformer l'objectif.
- On retrouve ce genre de modèle lorsqu'on traite des données financières par exemple (taux de rendement).

