

# Optimisation non-linéaire du routage

Olivier Brun

8 février 2021

## 1 Formulation du problème

## 2 Caractérisation du Routage Optimal

## 3 Méthodes de directions admissibles

- Principe des méthodes de directions admissibles
- Méthode de Frank-Wolfe (Flow Deviation)
- Algorithme du gradient projeté

- Ensemble  $W$  de flots origine-destination (OD)
  - Le flot  $w = (s, t)$  pour origine  $s$ , pour destination  $t$  et pour demande  $r_w$ .
  - Il peut être partagé sur les chemins  $p \in P_w$  et on note  $x_p$  la quantité de flot envoyée sur le chemin  $p$

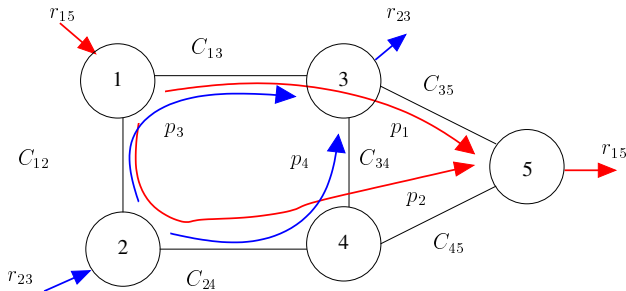
$$\sum_{p \in P_w} x_p = r_w \quad \forall w \in W$$
$$x_p \geq 0 \quad \forall p \in P_w, \forall w \in W$$

- On note  $F_{ij}$  le flot total sur le lien  $(i, j)$ .

$$F_{ij} = \sum_{p/(i,j) \in p} x_p \quad (1)$$

# Exemple

- Demandes  $r_{15}$  et  $r_{23}$  :  $W = \{(1, 5), (2, 3)\}$ 
  - Chemins de  $r_{15}$  :  $P_{15} = \{p_1, p_2\}$  où  $p_1 = \{1, 3, 5\}$  et  $p_2 = \{1, 2, 4, 5\}$
  - Chemins de  $r_{23}$  :  $P_{23} = \{p_3, p_4\}$  où  $p_3 = \{2, 1, 3\}$  et  $p_4 = \{2, 4, 3\}$
  - Contraintes :  $x_{p_1} + x_{p_2} = r_{15}$  et  $x_{p_3} + x_{p_4} = r_{23}$  avec  $x_{p_i} \geq 0$



- $F_{13} = x_{p_1} + x_{p_3}$ .

# Formulation du problème

- Trouver l'ensemble des flots  $\{x_p\}$  pour chaque demande  $r_w$  qui minimise la fonction coût,

$$D(x) = \sum_{(i,j)} D_{ij}(F_{ij}) \quad (2)$$

sous les contraintes de conservation des demandes,

$$\begin{aligned} \sum_{p \in P_w} x_p &= r_w & \forall w \in W \\ x_p &\geq 0 & \forall p \in P_w, \forall w \in W \end{aligned}$$

- Exemple typique :  $D_{i,j}(y) = y/(C_{i,j} - y)$ .

# Exemple

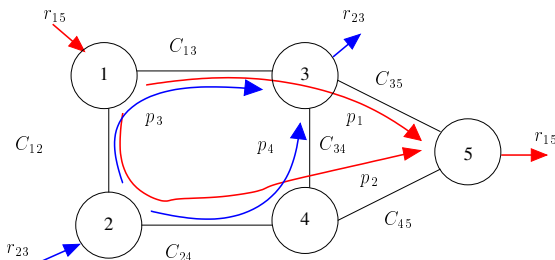
## • Minimiser

$$\frac{F_{13}}{C_{13} - F_{13}} + \frac{F_{12}}{C_{12} - F_{12}} + \frac{F_{24}}{C_{24} - F_{24}} + \frac{F_{34}}{C_{34} - F_{34}} + \frac{F_{35}}{C_{33} - F_{33}} + \frac{F_{45}}{C_{45} - F_{45}}$$

où

$$\begin{aligned} F_{13} &= x_{p_1} + x_{p_3} & F_{12} &= x_{p_2} + x_{p_3} & F_{24} &= x_{p_2} + x_{p_4} \\ F_{34} &= x_{p_4} & F_{35} &= x_{p_1} & F_{45} &= x_{p_2} \end{aligned}$$

sous les contraintes :  $x_{p_1} + x_{p_2} = r_{15}$  et  $x_{p_3} + x_{p_4} = r_{23}$  avec  $x_{p_i} \geq 0$



# Caractérisation du Routage Optimal

- Le routage optimal ne propage les flots que sur des plus courts chemins au sens de certaines métriques,
- Ces métriques dépendent du trafic sur les liens.
- Cette caractéristique intéressante du routage optimal est à la base des algorithmes que nous verrons dans la suite.

- Dérivons le coût  $D(x)$  par rapport à  $x_p$ ,

$$\begin{aligned}\frac{\partial D(x)}{\partial x_p} &= \sum_{(i,j)} \frac{\partial D_{ij}}{\partial x_p}(F_{i,j}) \\ &= \sum_{(i,j)} D'_{ij}(F_{i,j}) \frac{\partial F_{ij}}{\partial x_p}\end{aligned}$$

- Or  $\partial F_{ij}/\partial x_p = 1$  si  $(i,j) \in p$  et 0 sinon. Par conséquent,

$$\frac{\partial D(x)}{\partial x_p} = \sum_{(i,j) \in p} D'_{ij}(F_{i,j})$$

où les dérivées  $D'_{ij}$  sont évaluées pour les flots  $F_{ij}$  obtenus avec la solution  $x$ .



$$\frac{\partial D(x)}{\partial x_p} = \sum_{(i,j) \in p} D'_{ij}(F_{i,j})$$

- $\partial D(x)/\partial x_p$  apparaît comme la longueur du chemin  $p$  quand les métriques des liens du chemin sont prises égales aux dérivées premières  $D'_{ij}(F_{i,j})$  évaluées en  $x$ .
- $\partial D(x)/\partial x_p$  est appelé la longueur du chemin  $p$  au sens des dérivées premières.

# Condition d'optimalité

- Soit  $x^* = \{x_p^*\}$  une solution optimale. Considérons une demande OD  $w$  et un chemin  $p \in P_w$  tel que  $x_p^* > 0$ .
- En déviant une partie  $\delta$  du flot du chemin  $p$  sur un autre chemin  $p'$ , le coût ne peut diminuer car la solution est optimale. Au premier ordre, la variation du coût est

$$\delta \frac{\partial D(x^*)}{\partial x_{p'}} - \delta \frac{\partial D(x^*)}{\partial x_p} \geq 0$$

- Condition d'optimalité :

$$x_p^* > 0 \quad \Rightarrow \quad \frac{\partial D(x^*)}{\partial x_{p'}} \geq \frac{\partial D(x^*)}{\partial x_p} \quad \forall p' \in P_w \quad (3)$$

# Interprétation de la condition d'optimalité

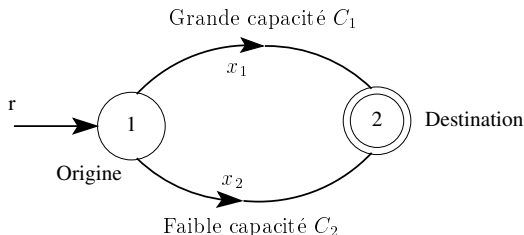
$$x_p^* > 0 \quad \Rightarrow \quad \frac{\partial D(x^*)}{\partial x_{p'}} \geq \frac{\partial D(x^*)}{\partial x_p} \quad \forall p' \in P_w$$

- La solution optimale ne propage du flot sur le chemin  $p$  que si c'est un chemin de longueur minimale au sens des dérivées premières.
- La solution optimale ne répartit une demande  $r_w$  sur plusieurs chemins que si ces chemins sont de longueurs égales (et minimales) au sens des dérivées premières.
- C'est une condition nécessaire. Elle est suffisante si les fonctions  $D_{ij}$  sont convexes.

# Exemple

- Réseau à deux liens de capacités  $C_1$  et  $C_2$ ,  $C_1 \geq C_2$ .
- Le trafic  $r$  entre 1 et 2 doit être réparti entre deux flots  $x_1$  et  $x_2$  pour minimiser la fonction coût,

$$D(x) = D_1(x) + D_2(x) \quad \text{où} \quad D_i(x) = \frac{x_i}{C_i - x_i} \quad i = 1, 2$$

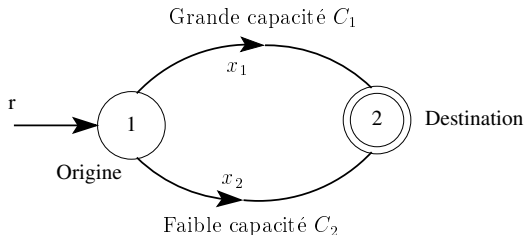


## Exemple (2)

- A l'optimum, la condition d'optimalité doit être vérifiée de même que les contraintes,

$$x_1^* + x_2^* = r, \quad x_1^* \geq 0, \quad x_2^* \geq 0$$

- Le flot  $x_1$  ne peut être inférieur à  $x_2$  ( $C_1 \geq C_2$ ). On a donc 2 cas :
  - Cas où  $x_1^* = r$  et  $x_2^* = 0$ ,
  - Cas où  $x_1^* > 0$  et  $x_2^* > 0$

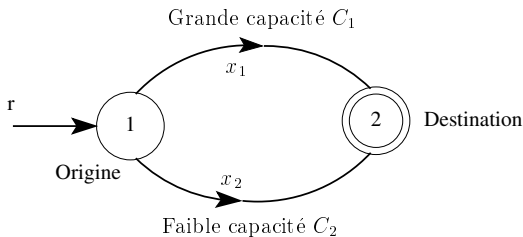


## Exemple (3) - Cas où $x_1^* = r$ et $x_2^* = 0$

- D'après la condition d'optimalité, on a  $dD_1(r)/dx_1 \leq dD_2(0)/dx_2$
- Sachant que  $D'_i(x_i) = C_i/(C_i - x_i)^2$ , on a donc :

$$\frac{C_1}{(C_1 - r)^2} \leq \frac{1}{C_2}$$

- Ce qui implique que  $r \leq C_1 - \sqrt{C_1 C_2}$ .



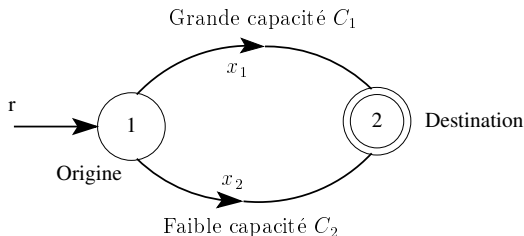
## Exemple (4) - Cas où $x_1^* > 0$ et $x_2^* > 0$

- Condition d'optimalité :  $dD_1(x_1^*)/dx_1 = dD_2(x_2^*)/dx_2$

$$\frac{C_1}{(C_1 - x_1^*)^2} \leq \frac{C_2}{(C_2 - x_2^*)^2}$$

- Cette équation et la contrainte  $x_1^* + x_2^* = r$  donnent :

$$x_1^* = \frac{\sqrt{C_1} [r - (C_2 - \sqrt{C_1 C_2})]}{\sqrt{C_1} + \sqrt{C_2}} \quad \text{et} \quad x_2^* = \frac{\sqrt{C_2} [r - (C_1 - \sqrt{C_1 C_2})]}{\sqrt{C_1} + \sqrt{C_2}}$$



- Que nous dit la condition d'optimalité ?
  - Une solution ne peut pas être optimale si une partie de la demande est routée sur un chemin de longueur non minimale.
  - Cela suggère qu'une solution non optimale peut être améliorée en déviant une partie du flot des chemins de longueurs non minimales vers les chemins de longueur minimale.
- Les méthodes de directions admissibles se basent sur cette idée
  - Elles calculent la solution optimale de routage itérativement.
  - A chaque itération, elles font décroître le coût de la solution courante en déviant du flot des chemins de longueurs non minimales vers les chemins de longueur minimale.



# Principe des méthodes de directions admissibles

- Considérons un vecteur solution  $x = \{x_p\}$  admissible, c'est-à-dire vérifiant les contraintes.
- Soit la solution  $x' = x + \beta \Delta x$  où  $\Delta x = \{\Delta x_p\}$  est une direction et  $\beta$  le pas que l'on fait dans cette direction pour modifier  $x$ .
- Cette solution  $x'$  nous intéresse si elle remplit deux conditions :
  - La solution  $x'$  est admissible.
  - Cette solution fait décroître le coût, i.e.  $D(x') \leq D(x)$ .

# Condition d'admissibilité

- $\Delta x$  est une direction admissible si  $x'$  est admissible,

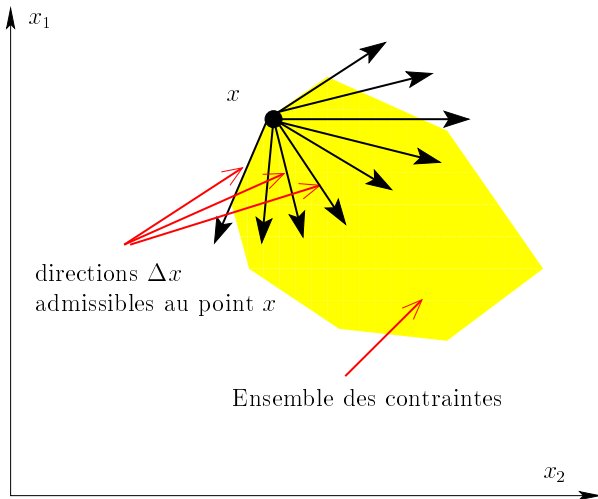
$$\begin{aligned}\sum_{p \in P_w} x'_p &= \sum_{p \in P_w} x_p + \beta \Delta x_p \\ &= \sum_{p \in P_w} x_p + \beta \sum_{p \in P_w} \Delta x_p \\ &= r_w\end{aligned}$$

- Puisque  $\sum_{p \in P_w} x_p = r_w$ , la condition pour que la direction  $\Delta x$  soit admissible est que :

$$\sum_{p \in P_w} \Delta x_p = 0 \quad \forall w \in W \quad (4)$$

- Toute augmentation du flot sur certains chemins doit être compensée par des diminutions du flot sur d'autres chemins.

# Illustration des directions admissibles



# Condition de descente

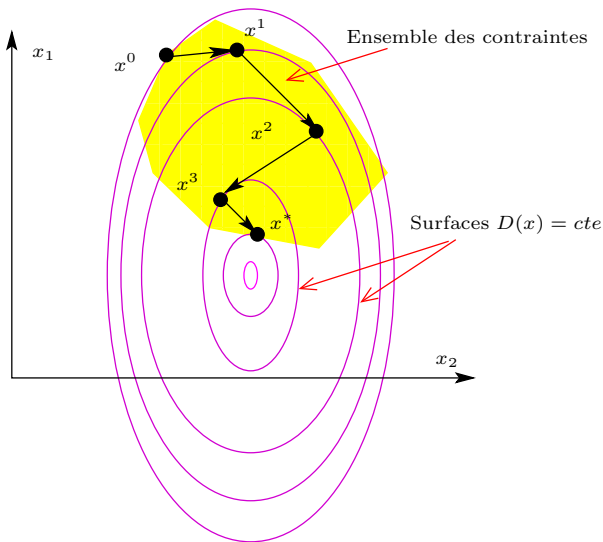
- $\Delta x$  est une direction de descente si  $D(x') \leq D(x)$
- Considérons le gradient  $\nabla D(x)$  de  $D(x)$  au point  $x$

$$\nabla D(x) = \left[ \frac{\partial D}{\partial x_1}(x), \dots, \frac{\partial D}{\partial x_n}(x) \right]^T$$

- Le gradient  $\nabla D(x)$  est normal aux surfaces isocoût  $D(x) = cte$ ,
- Le gradient  $\nabla D(x)$  représente la direction de plus forte augmentation du coût
- Les directions de descente sont “en sens inverse” du gradient
- La condition de descente s'exprime par le fait que le produit scalaire de  $\nabla D(x)$  et de  $\Delta x$  doit être négatif, i.e.

$$\sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p < 0$$

# Illustration du processus d'optimisation



- Si  $\Delta x$  est une direction admissible, i.e.  $\sum_{p \in P_w} \Delta x_p = 0$ , il suffit de prendre
  - (a)  $\Delta x_p \leq 0$  si  $p$  n'est pas un plus court chemin (PCC) au sens des dérivées premières,
  - (b)  $\Delta x_p < 0$  pour au moins un chemin non optimal  $p$ .

# Génération de directions de descente admissibles

- **Preuve** : Posons  $\ell_w = \min_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x)$  la longueur d'un PCC pour le flot  $w$  au point  $x$  et notons  $Q_w = \operatorname{argmin}_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x)$ . On a

$$\begin{aligned} \sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p &= \sum_{w \in W} \left( \sum_{p \in Q_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p + \sum_{p \in P_w \setminus Q_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p \right) \\ &= \sum_{w \in W} \left( \ell_w \sum_{p \in Q_w} \Delta x_p + \sum_{p \in P_w \setminus Q_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p \right) \\ &= \sum_{w \in W} \left( -\ell_w \sum_{p \in P_w \setminus Q_w} \Delta x_p + \sum_{p \in P_w \setminus Q_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p \right) \\ &= \sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w \setminus Q_w} \left[ \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) - \ell_w \right] \Delta x_p \\ &< 0 \end{aligned}$$

- L'itération de base est de la forme :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \beta^{(k)} \Delta x^{(k)}$$

où  $\Delta x^{(k)}$  est une direction de descente admissible et  $\beta^{(k)}$  est un pas positif dans cette direction tel que,

$$D(x^{(k)} + \beta^{(k)} \Delta x^{(k)}) < D(x^{(k)})$$

et que la solution  $x^{(k)} + \beta^{(k)} \Delta x^{(k)}$  est admissible.

- Le pas  $\beta^{(k)}$  peut être différent à chaque itération.



# Méthode de Frank-Wolfe (Flow Deviation)

- Soit  $x = \{x_p\}$  une solution admissible.
- Trouver pour chaque couple OD  $w$  un chemin de longueur minimale au sens des dérivées premières
- Soit  $\bar{x} = \{\bar{x}_p\}$  la solution obtenue en routant toutes les demandes  $r_w$  sur ces plus courts chemins
- Mettre à jour la solution  $x$  avec

$$x_p := x_p + \beta (\bar{x}_p - x_p)$$

- Le pas  $\beta$  peut être choisi de manière à minimiser le coût de la nouvelle solution,
- On peut utiliser un pas adaptatif (e.g.  $\beta := 0.8 \times \beta$  si le coût augmente et  $\beta := 1.2 \times \beta$  s'il diminue) ou un pas fixe (à éviter)

# Justification de Flow Deviation

- La direction  $\Delta x = \bar{x} - x$  est définie par

$$\Delta x_p = \begin{cases} r_w - x_q & \text{si } p = q, \\ -x_p & \text{sinon.} \end{cases}$$

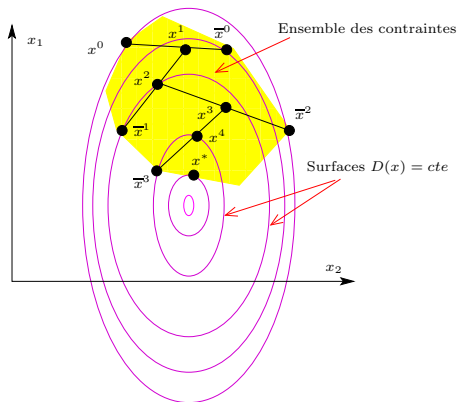
où  $q \in P_w$  est le PCC choisi pour la demande  $w$ .

- La direction  $\Delta x$  est une direction de descente car on a bien  $\Delta x_p \leq 0$  pour tout chemin  $p \neq q$ ,
- La direction  $\Delta x = \bar{x} - x$  est une direction admissible puisque

$$\sum_{p \in P_w} \Delta x_p = \Delta x_q + \sum_{p \neq q} \Delta x_p = r_w - x_q - \sum_{p \neq q} x_p = 0.$$

# Caractéristiques de Flow Deviation

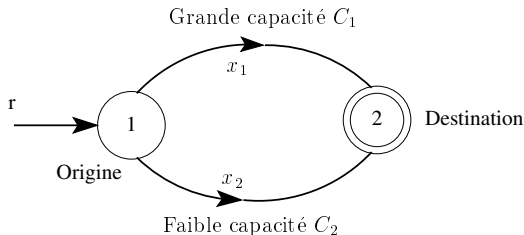
- Convergence de plus en plus lente au fur et à mesure qu'on se rapproche de l'optimum (progression en zig-zag)
- Les flots sont déviés dans des proportions égales (contrairement au gradient projeté)



# Illustration de Flow Deviation

- $C_1 = 20$  et  $C_2 = 10$ ,  $r = 8$ .
- Solution initiale  $x^0 = (4, 4)$  de coût

$$D(x) = \frac{x_1}{C_1 - x_1} + \frac{x_2}{C_2 - x_2} = \frac{4}{20 - 4} + \frac{4}{10 - 4} = 0.916$$



# Illustration de Flow Deviation : itération 1

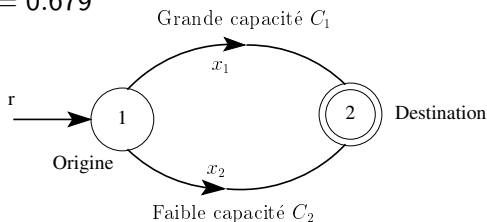
- Calcul du point extrême  $\bar{x}^0$ .

$$\frac{\partial D(x^0)}{\partial x_1} = 0.0781 \text{ et } \frac{\partial D(x^0)}{\partial x_2} = 0.2777 \Rightarrow \bar{x}^0 = (8, 0)$$

- Avec un pas  $\beta = 0.5$ , la nouvelle solution est

$$x^1 = x^0 + \beta (\bar{x}^0 - x^0) = (4, 4) + 0.5 \times (4, -4) = (6, 2)$$

- Coût :  $D(x^1) = 0.679$



# Illustration de Flow Deviation : itération 2

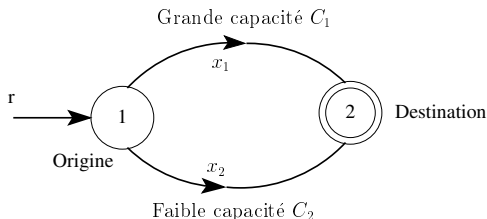
- Calcul du point extrême  $\bar{x}^1$

$$\frac{\partial D(x^1)}{\partial x_1} = 0.102 \text{ et } \frac{\partial D(x^1)}{\partial x_2} = 0.156 \Rightarrow \bar{x}^1 = (8, 0)$$

- Avec un pas  $\beta = 0.6$ , la nouvelle solution est

$$x^2 = x^1 + \beta (\bar{x}^1 - x^1) = (6, 2) + 0.6 \times (2, -2) = (7.2, 0.8)$$

- Coût :  $D(x^2) = 0.649$



# Illustration de Flow Deviation : itération 3

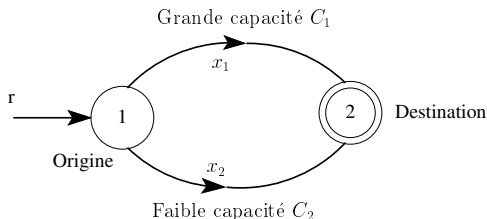
- Calcul du point extrême  $\bar{x}^2$

$$\frac{\partial D(x^2)}{\partial x_1} = 0.122 \text{ et } \frac{\partial D(x^2)}{\partial x_2} = 0.118 \Rightarrow \bar{x}^2 = (0, 8)$$

- Avec un pas  $\beta = 0.01$ , la nouvelle solution est

$$x^3 = x^2 + \beta (\bar{x}^2 - x^2) = (7.2, 0.8) + 0.01 \times (-7.2, 7.2) = (7.128, 0.872)$$

- La solution optimale est  $x^* = (7.112, 0.888)$



# Algorithme du gradient projeté

- Soit  $x = \{x_p\}$  une solution admissible.
- Faire

$$x := x + \beta \Delta x \quad \text{où} \quad \Delta x_p = -\frac{\partial D(x)}{\partial x_p} + \frac{1}{|P_w|} \sum_q \frac{\partial D(x)}{\partial x_q}$$

- Le pas  $\beta$  peut être choisi de manière à minimiser le coût de la nouvelle solution,
- On peut aussi utiliser un pas adaptatif (e.g.  $\beta := 0.8 \times \beta$  si le coût augmente et  $\beta := 1.2 \times \beta$  s'il diminue) ou un pas fixe (à éviter)



# Justification de l'algorithme du gradient projeté

- La direction  $\Delta x$  est une direction admissible.

$$\begin{aligned}\sum_{p \in P_w} \Delta x_p &= - \sum_{p \in P_w} \left( \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) - \frac{1}{|P_w|} \sum_q \frac{\partial D(x)}{\partial x_q} \right) \\&= - \sum_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) + \frac{1}{|P_w|} \sum_q \frac{\partial D}{\partial x_q}(x) \sum_{p \in P_w} 1 \\&= - \sum_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) + \frac{1}{|P_w|} \sum_q \frac{\partial D}{\partial x_q}(x) |P_w| \\&= 0.\end{aligned}$$

- On peut aussi vérifier que c'est une direction de descente, c'est-à-dire que

$$\sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} \frac{\partial D}{\partial x_p}(x) \Delta x_p < 0$$