

Incorporation de l'aléatoire dans l'optimisation journalière de la production d'électricité chez EDF

Nicolas Lebbe

EDF – OSIRIS (R36)

22 juin 2015 – 11 septembre 2015

Tuteurs : Wim Van Ackooij (**EDF**), Jérôme Malick (**INRIA**)



Présentation du problème

Objectif

Pénalisation

Résolution

Méthode actuelle

Régularisation

Tests

L'ensemble d'incertitude

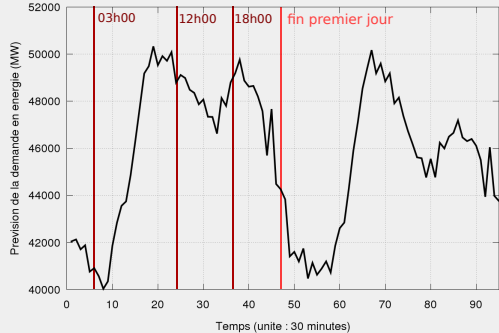
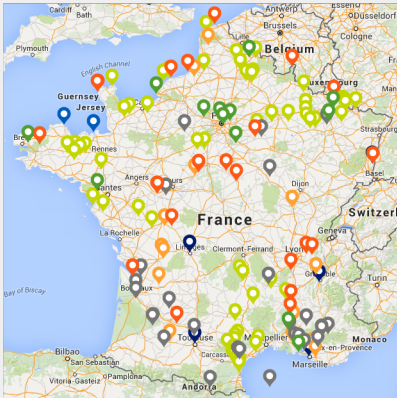
Nombre d'itérations

Programme final comparé à la demande moyenne

Conclusion

Présentation du problème

Objectif – Gestion globale des centrales électriques



Objectif – Point de vue mathématique

C'est-à-dire qu'on cherche le programme de production x optimal du problème :

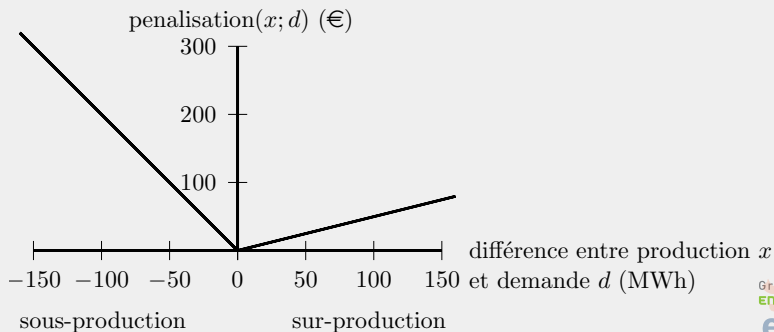
$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \Psi(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array} \quad (1)$$

Avec X_1 L'ensemble des contraintes techniques.
 $f(x)$ Le prix de ce programme.
 $\Psi(x)$ Une pénalisation de l'écart à la demande.

Comment pénaliser l'écart à la demande ?

Supposons connue la demande en énergie d à fournir.

On peut alors pénaliser l'écart entre le planning de production choisi x et la demande d par une fonction de la forme :



Demande aléatoire

... Mais la demande n'est pas vraiment connue à l'avance ...

→ On va donc désormais considérer un ensemble \mathcal{D} contenant plusieurs scénarios de demandes possibles.

Question : Comment adapter la fonction de pénalisation



Demande aléatoire – pénalisation

Choix : **Optimisation robuste.**

→ La pénalisation d'un planning de production x est donné en considérant le pire des scénarios de \mathcal{D} .

$$\Psi(x) = \max_{d \in \mathcal{D}} \text{penalisation}(x; d)$$

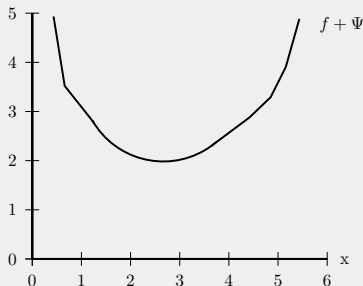
Résolution du problème

Plans sécants + dualisation 1/4

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \Psi(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Plans sécants \longrightarrow

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \check{\Psi}_k(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Dualisation \downarrow

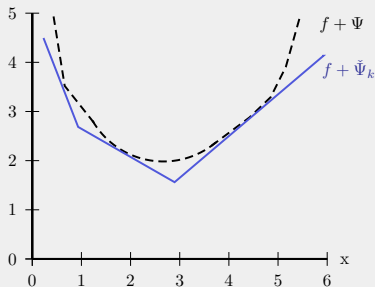
$$\begin{array}{ll} \max_{\mu \in \mathbb{R}_+^k} & \Theta_k(\mu) \\ \text{s.c.} & \sum_{i=1}^k \mu_i = 1 \end{array}$$

Plans sécants + dualisation 2/4

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \Psi(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Plans sécants \longrightarrow

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \check{\Psi}_k(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Dualisation \downarrow

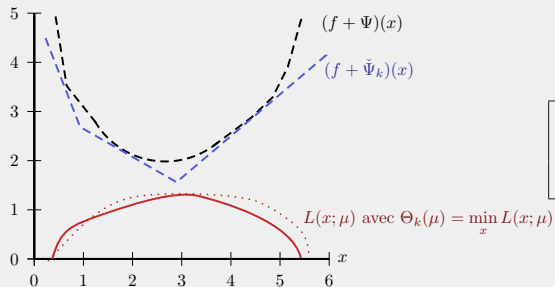
$$\begin{array}{ll} \max_{\mu \in \mathbb{R}_+^k} & \Theta_k(\mu) \\ \text{s.c.} & \sum_{i=1}^k \mu_i = 1 \end{array}$$

Plans sécants + dualisation 3/4

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \Psi(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Plans sécants \longrightarrow

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \check{\Psi}_k(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Dualisation \downarrow

$$\begin{array}{ll} \max_{\mu \in \mathbb{R}_+^k} & \Theta_k(\mu) \\ \text{s.c.} & \sum_{i=1}^k \mu_i = 1 \end{array}$$

Plans sécants + dualisation 4/4

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \Psi(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Plans sécants \longrightarrow

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \check{\Psi}_k(x) \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array}$$

Dualisation \downarrow

$\Theta_k(\mu)$ obtenu en résolvant
les n « petits » problèmes :

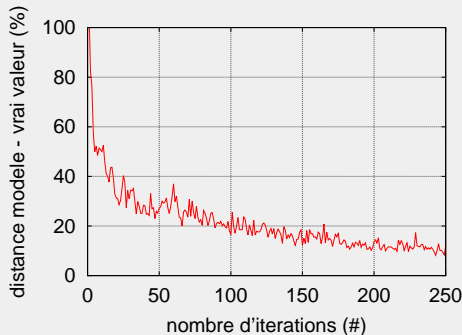
$$\min_{x_i \in X_i^1} f_i(x_i) + \text{terme-simple}(x_i)$$

$$\begin{array}{ll} \max_{\mu \in \mathbb{R}_+^k} & \Theta_k(\mu) \\ \text{s.c.} & \sum_{i=1}^k \mu_i = 1 \end{array}$$

Problèmes

Condition d'arrêt : (\hat{x} minimum du modèle)
« Distance modèle – vraie fonction en $\hat{x} < \delta_{\text{stop}}\%$ »

On observe des **oscillations** et une **lenteur de convergence**.



→ il faut régulariser la méthode.

Méthode de faisceaux

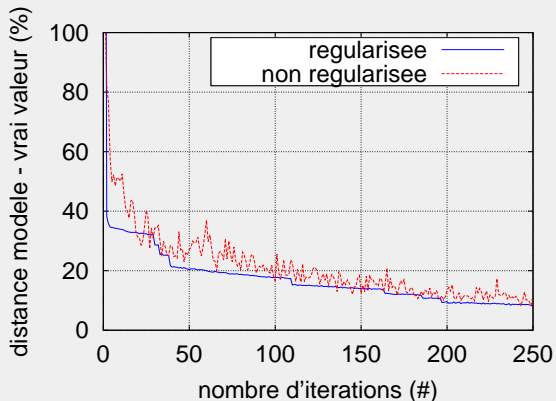
On ajoute un **terme quadratique** d'écart au meilleur itéré qui va contraindre l'algorithme à obtenir à chaque itération :

- ▶ Soit un point éloigné du meilleur déjà trouvé mais beaucoup plus intéressant.
- ▶ Soit un point proche du précédent pas très différent. (permet de raffiner le modèle localement)

Mathématiquement on arrive à la résolution de :

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) + \Psi_k(x) + \frac{1}{2t_k} \|x - \hat{x}_k\|_2^2 \\ \text{s.c.} & x \in X_1 \end{array} \quad (2)$$

Premier résultat ...



Peut-on faire mieux ?

Tests !

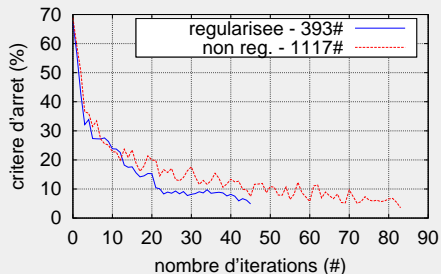
Divers scénarios possibles

Question : Quel ensemble \mathcal{D} choisir ?

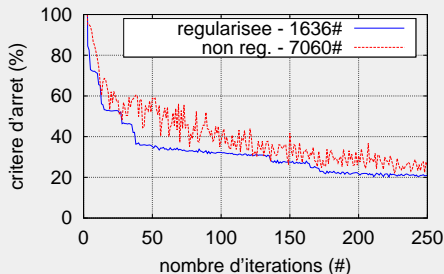
- ▶ cardinal **fini** et **petit**. (~ 50)
 $\Psi(x)$ est obtenu en testant tous les scénarios.
- ▶ cardinal **fini** mais **très grand**. (généré selon un graphe de scénarios oscillant autour de la demande moyenne)
 $\Psi(x)$ est obtenu par programmation dynamique 1D.
- ▶ cardinal **infini** mais « **forme simple** ». (par exemple une bande autour de la demande moyenne)
Une reformulation de Ψ donne alors une valeur explicite.

Tests sur données réelles – (#) Itérations (1/2)

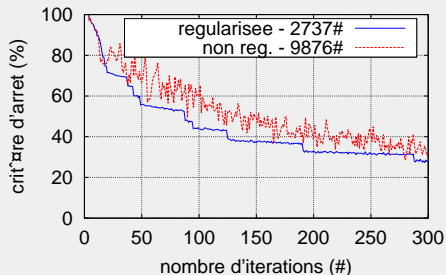
2013.01.14.13.35.18



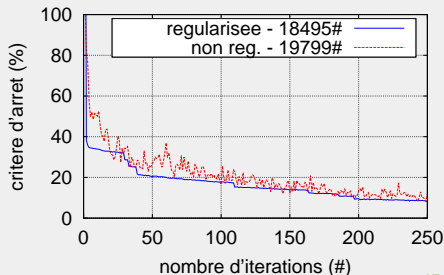
2013.03.19.13.46.08



2013.05.12.13.54.07

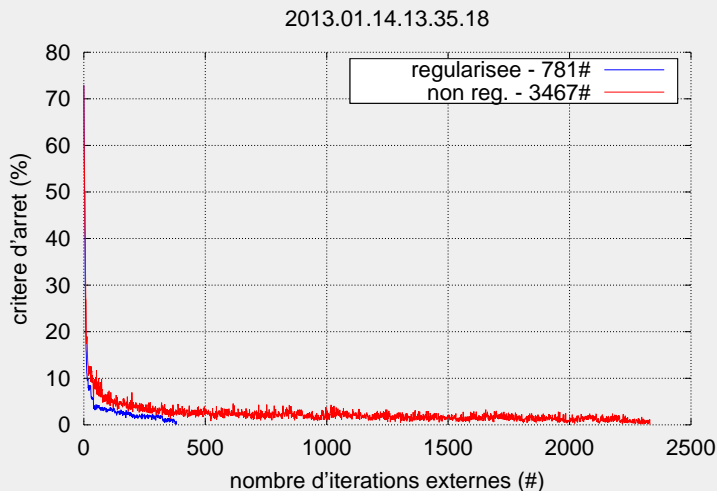


2013.12.09.13.58.33

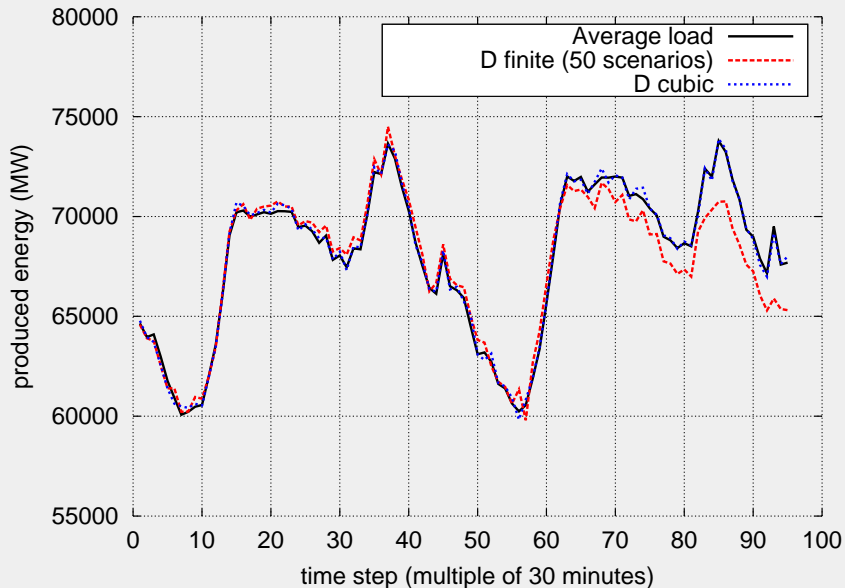


Tests sur données réelles – (#) Itérations (2/2)

Dans le cas d'un critère d'arrêt très petit (ici $\delta_{\text{to1}} = 0.1\%$)



Tests sur données réelles – Programme obtenu



Conclusion

- ▶ **Méthode de faisceaux** : stabilisation + réduction du nombre de résolution de sous-problèmes.
- ▶ **Améliorations implantées** : heuristiques de récupération primale, warm-start, bundle-management, parallélisation, pénalisation « réelles » par programmation dynamique ...
- ▶ → Il serait intéressant de tester sur d'autres ensembles d'incertitudes \mathcal{D} afin de déterminer celui qui représente le mieux la réalité.
- ▶ → La gestion du paramètre t_k de la méthode de faisceaux pourrait être amélioré.

**Merci de votre
attention**

Des questions ?