Régularisation pour le problème de gestion de production court-terme avec 2 étapes

Nicolas Lebbe

EDF – OSIRIS (R36)

22 juin 2015 – 11 septembre 2015

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

Présentation du problème

Objectif – Point de vue général

On cherche à déterminer le « meilleur » programme de production électrique au court-terme (c'est-à-dire pour les deux prochains jours) pour toutes les unités de production.

« Meilleur » :

- Le moins cher ...
- Tout en respectant la demande en énergie ...
- Et les contraintes techniques.

Objectif – Point de vue mathématique

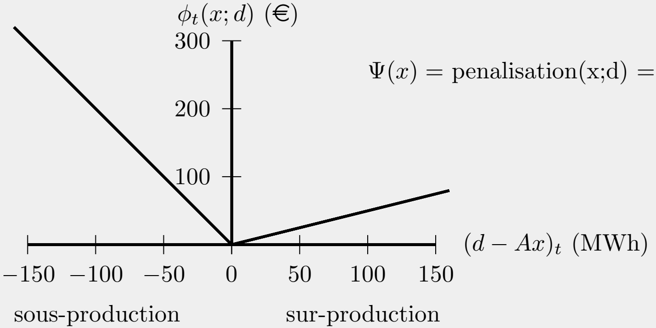
C'est-à-dire qu'on cherche le programme de production x **optimal du problème** :

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

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



$$\Psi(x) = \text{penalisation(x;d)} = \sum_{t=1}^{T} \phi_t(x;d)$$

Demande aléatoire

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

$\rightarrow$ 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**.

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

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

Résolution du problème

Plans sécants + dualisation

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

$$\Big\downarrow \textit{Dualisation}$$

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

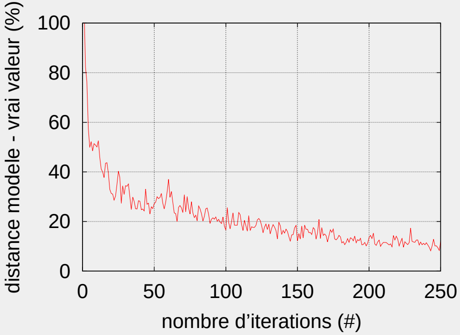
$$\min_{x_i \in X_i^1} f_i(x_i) + \text{easy-term}(x_i)$$

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

Problèmes

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

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



$\rightarrow$ il faut **régulariser** la méthode.

Méthode de faisceaux

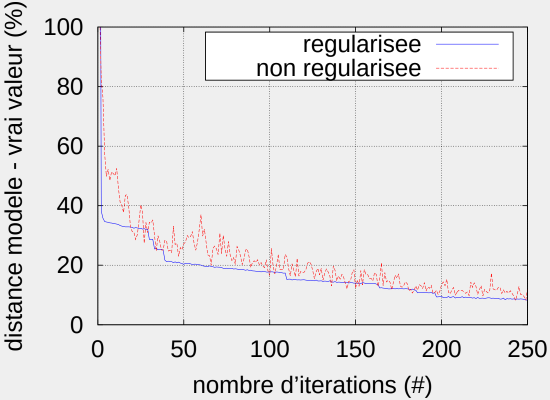
On ajoute un **terme quadratique** d'écart au meilleur itéré qui va contraindre l'algorithme à obtenir à chaque itération :

- 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 :

$$\boxed{\begin{array}{ll} \min & f(x) + \check{\Psi}_k(x) + \frac{1}{2t_k}\|x - \hat{x}_k\|_2^2 \\ s.c. & x \in X_1 \leftarrow \textbf{non convexe !} \end{array}} \qquad (2)$$

Premier résultat ...



Peut-on faire mieux ?

Améliorations

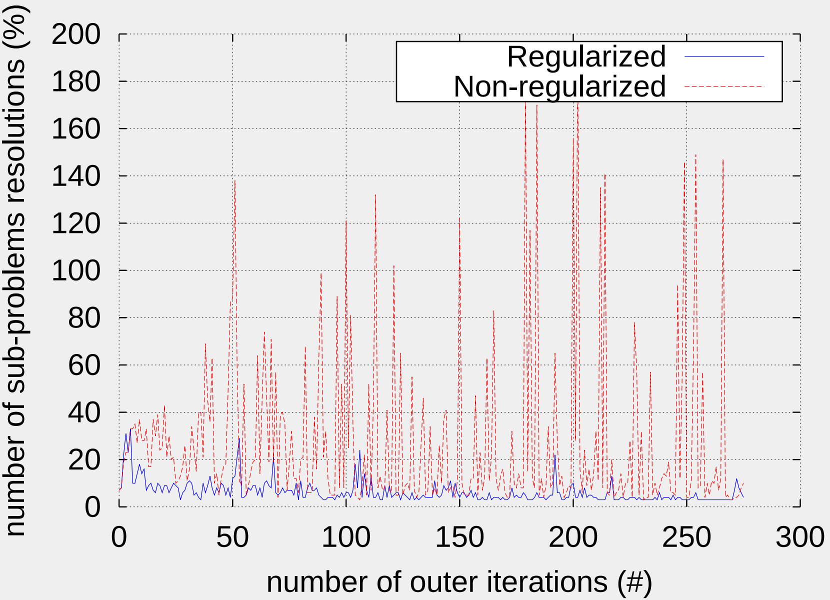
Démarrage à chaud

A chaque itération k de l'algorithme :
Recherche du minimum du modèle par plans sécants $\check{\Psi}_k$.
Pour cela : maximisation du dual Θ_k.
Pour cela : modèle du dual type plans sécants, dualisation etc.

On peut utiliser le modèle de Θ_k pour démarrer Θ_{k+1} !

La régularisation permet de « prendre de meilleur décisions ».
$\rightarrow$ Le Warm-start devrait donc **être plus intéressant pour l'algorithme régularisé**.

Tests sur données réelles – (#) Résolution sous-problèmes



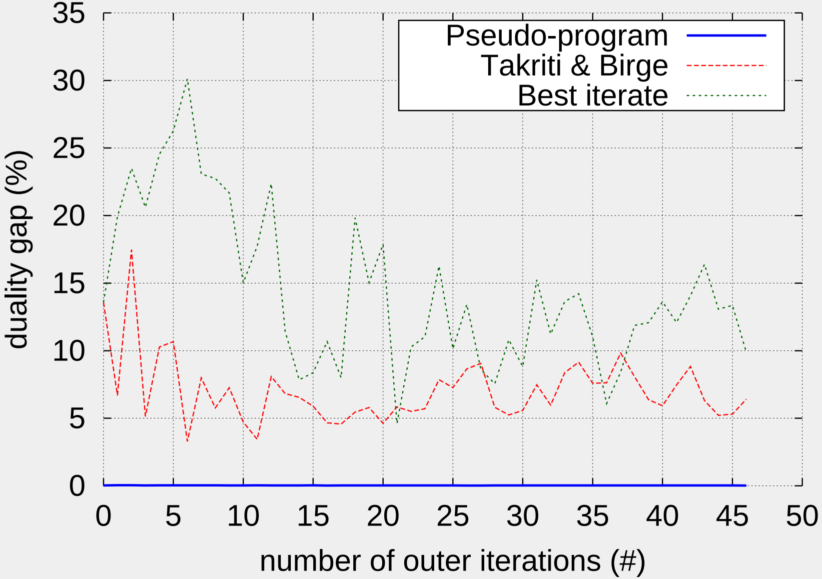
Meilleur itéré, pseudo programme, Takriti & Birge ...

Saut de dualité $\neq 0$ **!**

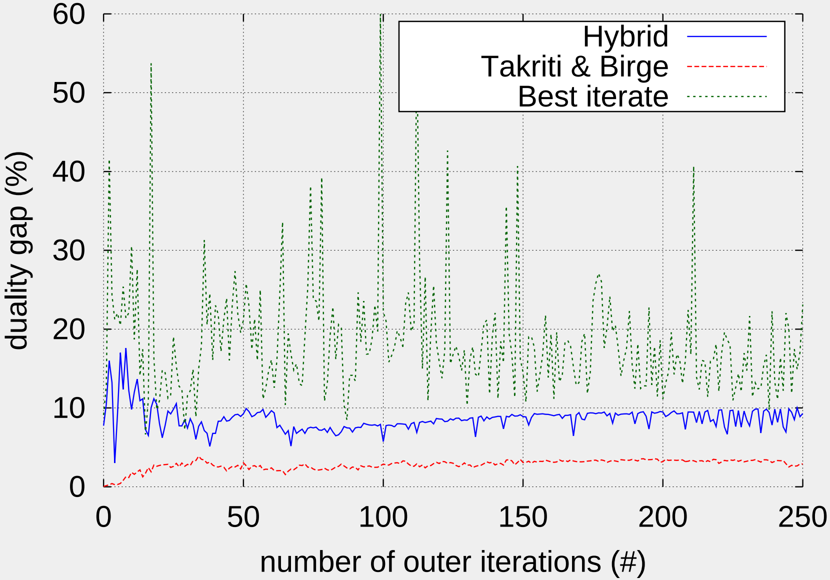
Maximisation du dual : $\max_{\mu} \Theta_k(\mu) = \max_{\mu} \min_{x \in X^1} L(\mu, x)$.
À μ_{opt} maximisant le dual on associe $x(\mu_{opt})$.

Peut-on obtenir un meilleur programme réalisable que $x(\mu_{opt})$?
$\rightarrow$ **Oui**

Tests sur données réelles – (%) Saut de dualité (simple)



Tests sur données réelles – (%) Saut de dualité (complet)



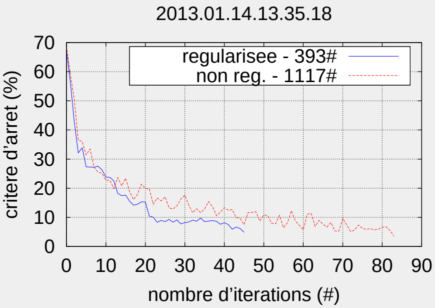
Tests !

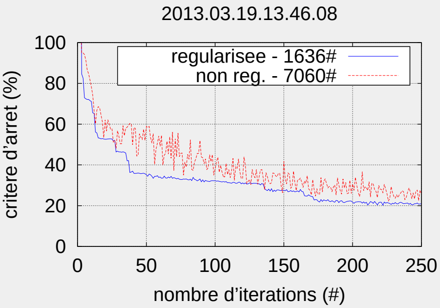
Divers scénarios possibles

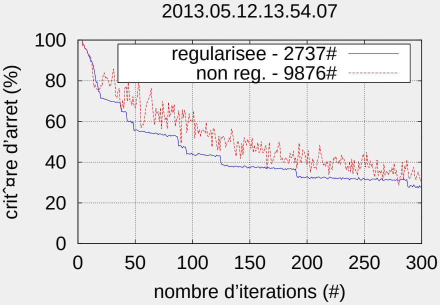
Question : Quel ensemble $\mathcal{D}$ choisir ?

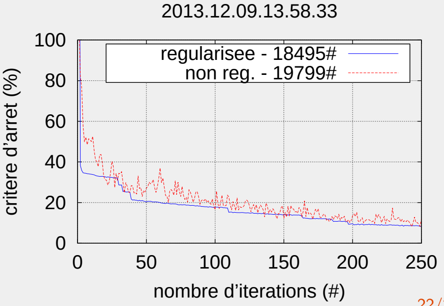
- cardinal **fini** et **petit**. (~ 50)
  $\Psi(x)$ est obtenu en testant tous les scénarios.
- cardinal **fini** mais **très grand**. (généré selon un graphe de scénarios oscillant autour de la demande moyenne)
  $\Psi(x)$ est obtenu par programmation dynamique 1D.
- cardinal **infini** mais **« forme 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)



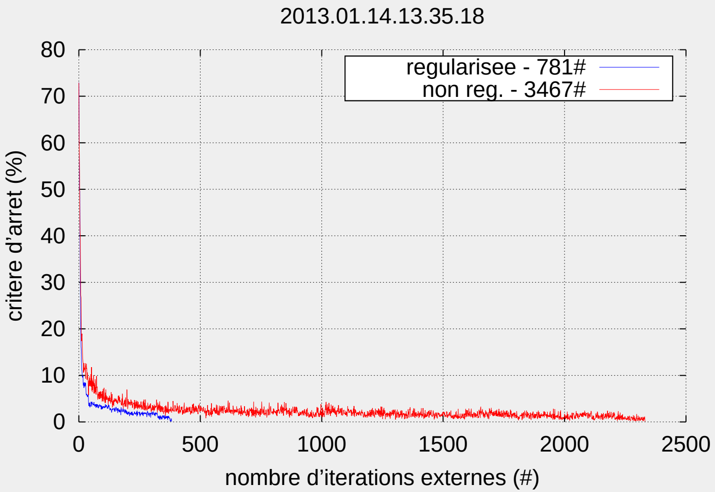




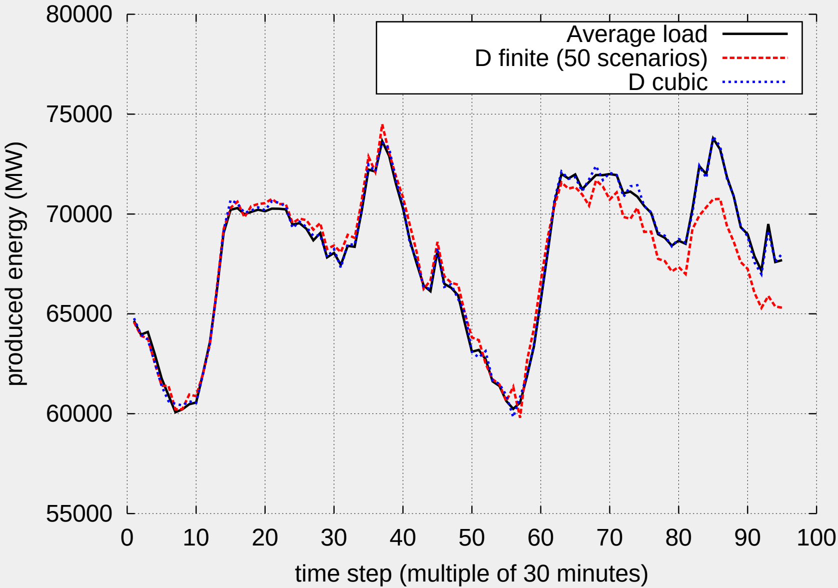


Tests sur données réelles – (#) Itérations (2/2)

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



Tests sur données réelles – Programme obtenu



Conclusion

- **Méthode de faisceaux :** stabilisation + réduction du nombre de résolutions de sous-problèmes avec le warm-start.
- **Heuristique récupération primale :** avec Takriti & Birge
  $\sim$ 5.0% de saut de dualité
  ... mais à un certain prix (temps de calcul).
- $\rightarrow$ Il faut tester sur d'autres ensembles d'incertitude $\mathcal{D}$!
- $\rightarrow$ La gestion du paramètre t_k pourrait être amélioré.

Merci de votre attention

Des questions ?