
Approche statistique à l'optimisation de plans de production

V. Guigues, R. Hildebrand, A. Iouditski

LMC

LMC-SMS

Problématique

Contexte: Prise de décision dans un environnement incertain.

LMC-SMS

Problématique

Contexte: Prise de décision dans un environnement incertain.

- Modélisation

Problématique

Contexte: Prise de décision dans un environnement incertain.

- Modélisation
- Analyse statistique

Problématique

Contexte: Prise de décision dans un environnement incertain.

- Modélisation
- Analyse statistique
- Algorithmes de résolution

Problématique

Contexte: Prise de décision dans un environnement incertain.

- Modélisation
- Analyse statistique
- Algorithmes de résolution
- Contrôle de qualité de solutions

Problème type

*Planification de production
de l'électricité hydraulique a moyen terme*

LMC-SMS

Problème type

*Planification de production
de l'électricité hydraulique a moyen terme*

- *Tache:* Planifier la production pour la semaine 21/11/05 – 27/11/05;

Problème type

*Planification de production
de l'électricité hydraulique a moyen terme*

- *Tache*: Planifier la production pour la semaine 21/11/05 – 27/11/05;
- *Objectif*: minimiser les coûts de production sous des contraintes de fonctionnement et de satisfaction de la demande → prévisions à l'horizon d'un an;

Problème type

Planification de production de l'électricité hydraulique a moyen terme

- *Tache:* Planifier la production pour la semaine 21/11/05 – 27/11/05;
- *Objectif:* minimiser les coûts de production sous des contraintes de fonctionnement et de satisfaction de la demande → prévisions à l'horizon d'un an;
- *Paramètres incertains:*

Problème type

Planification de production de l'électricité hydraulique a moyen terme

- *Tache:* Planifier la production pour la semaine 21/11/05 – 27/11/05;
- *Objectif:* minimiser les coûts de production sous des contraintes de fonctionnement et de satisfaction de la demande → prévisions à l'horizon d'un an;
- *Paramètres incertains:*
 - consommation électrique

Problème type

Planification de production de l'électricité hydraulique à moyen terme

- *Tache:* Planifier la production pour la semaine 21/11/05 – 27/11/05;
- *Objectif:* minimiser les coûts de production sous des contraintes de fonctionnement et de satisfaction de la demande → prévisions à l'horizon d'un an;
- *Paramètres incertains:*
 - consommation électrique
 - les apports d'eau dans les réservoirs

Problème type

Planification de production de l'électricité hydraulique a moyen terme

- *Tache:* Planifier la production pour la semaine 21/11/05 – 27/11/05;
- *Objectif:* minimiser les coûts de production sous des contraintes de fonctionnement et de satisfaction de la demande → prévisions à l'horizon d'un an;
- *Paramètres incertains:*
 - consommation électrique
 - les apports d'eau dans les réservoirs
 - disponibilité d'usines de production...

Problème jouet

Si d_j est la demande à satisfaire le jour j , on aboutit au problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \min_{v, w \in^n} \quad & [J(v_0) = \sum_{j=1}^n \psi_j(d_j - 1^T w_j)] \\ \text{s.c.} \quad & 0 \leq w_j \leq \bar{w}_j, \quad v_j \geq \underline{v}_j, \quad j = 1, \dots, n, \\ & v_j = v_{j-1} - w_j + a_j, \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

où v_0 est le volume initial dans les réservoirs.

Problème jouet

Si d_j est la demande à satisfaire le jour j , on aboutit au problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \min_{v, w \in \mathbb{R}^n} \quad & [J(v_0) = \sum_{j=1}^n \psi_j(d_j - 1^T w_j)] \\ \text{s.c.} \quad & 0 \leq w_j \leq \bar{w}_j, \quad v_j \geq \underline{v}_j, \quad j = 1, \dots, n, \\ & v_j = v_{j-1} - w_j + a_j, \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

où v_0 est le volume initial dans les réservoirs. Ici

- $v_j \in \mathbb{R}^d$ est l'état du système;
- $w_j \in \mathbb{R}^d$ est la commande;
- $a_j \in \mathbb{R}^d$ et $d_j \in \mathbb{R}$ sont les apports et les demandes incertains.

Approche actuelle

- modélisation des processus d'incertitudes (a et d) par des processus stochastiques;

Approche actuelle

- modélisation des processus d'incertitudes (a et d) par des processus stochastiques;
- résolution du problème par la méthode de programmation dynamique, c.-à-d.

Approche actuelle

- modélisation des processus d'incertitudes (a et d) par des processus stochastiques;
- résolution du problème par la méthode de programmation dynamique, c.-à-d.
 - discretisation de l'espace d'état;

Approche actuelle

- modélisation des processus d'incertitudes (a et d) par des processus stochastiques;
- résolution du problème par la méthode de programmation dynamique, c.-à-d.
 - discretisation de l'espace d'état;
 - Calcule "backward" de la fonction de Bellman

$$f_j(v_{j-1}, w_j) = E \left(\sum_{i=j}^n \psi_i(d_i - 1^T w_i) \right), \quad j = n, \dots, 1,$$

Approche actuelle

- modélisation des processus d'incertitudes (a et d) par des processus stochastiques;
- résolution du problème par la méthode de programmation dynamique, c.-à-d.
 - discretisation de l'espace d'état;
 - Calcule "backward" de la fonction de Bellman

$$f_j(v_{j-1}, w_j) = E \left(\sum_{i=j}^n \psi_i(d_i - 1^T w_i) \right), \quad j = n, \dots, 1,$$

- Calcule "forward" des commandes

$$w_j = \arg \min_w f_{j-1}(v_{j-1}, w), \quad j = 1, \dots, n.$$

Approche actuelle

- modélisation des processus d'incertitudes (a et d) par des processus stochastiques;
- résolution du problème par la méthode de programmation dynamique, c.-à-d.
 - discretisation de l'espace d'état;
 - Calcule "backward" de la fonction de Bellman

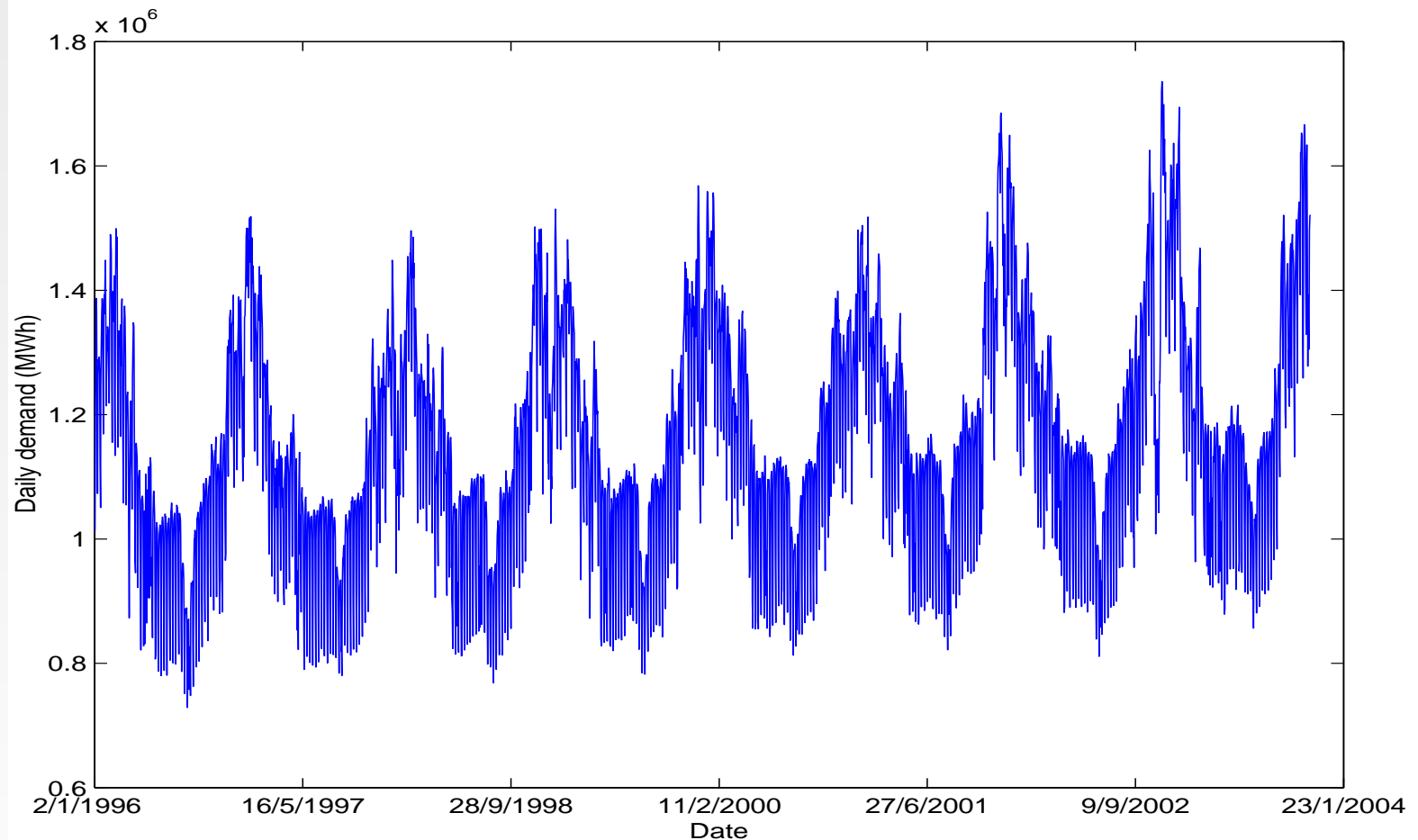
$$f_j(v_{j-1}, w_j) = E \left(\sum_{i=j}^n \psi_i(d_i - 1^T w_i) \right), \quad j = n, \dots, 1,$$

- Calcule "forward" des commandes

$$w_j = \arg \min_w f_{j-1}(v_{j-1}, w), \quad j = 1, \dots, n.$$

Nota: cf. équations différentielles stochastiques rétrogrades.

Processus de demandes



Consommation journalière en France entre 1996 et 2003

Problèmes majeurs

- *Explosion de complexité avec la dimension de l'état* – si ϵ la précision relative, la complexité de la solution augmente en $O(\epsilon^{-2(d+1)})$.

Solution préconisée: modélisation “creuse” du processus – “arbre de scenarios”;

Problèmes majeurs

- *Explosion de complexité avec la dimension de l'état* – si ϵ la précision relative, la complexité de la solution augmente en $O(\epsilon^{-2(d+1)})$.

Solution préconisée: modélisation “creuse” du processus – “arbre de scenarios”;

- algorithmique non-convexe “d'élagage” du modèle – complexité prohibitive même en petite dimension,

Problèmes majeurs

- *Explosion de complexité avec la dimension de l'état* – si ϵ la précision relative, la complexité de la solution augmente en $O(\epsilon^{-2(d+1)})$.

Solution préconisée: modélisation “creuse” du processus – “arbre de scenarios”;

- algorithmique non-convexe “d'élagage” du modèle – complexité prohibitive même en petite dimension,
- construction de l'arbre par un “expert” – l'impossibilité de le faire “online” et prendre en compte les données récentes.

Problèmes majeurs

- *Explosion de complexité avec la dimension de l'état* – si ϵ la précision relative, la complexité de la solution augmente en $O(\epsilon^{-2(d+1)})$.

Solution préconisée: modélisation “creuse” du processus – “arbre de scenarios”;

- algorithmique non-convexe “d'élagage” du modèle – complexité prohibitive même en petite dimension,
 - construction de l'arbre par un “expert” – l'impossibilité de le faire “online” et prendre en compte les données récentes.
- L'instabilité des solutions primales et duales.

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre
 - intégrer des données récentes pour affiner le modèle du processus;

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre
 - intégrer des données récentes pour affiner le modèle du processus;
 - mesurer l’influence des erreurs dans les paramètres sur la qualité du plan;

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre
 - intégrer des données récentes pour affiner le modèle du processus;
 - mesurer l’influence des erreurs dans les paramètres sur la qualité du plan;
- concevoir une algorithmique adaptée –

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre
 - intégrer des données récentes pour affiner le modèle du processus;
 - mesurer l’influence des erreurs dans les paramètres sur la qualité du plan;
- concevoir une algorithmique adaptée –
 - numériquement efficace,

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre
 - intégrer des données récentes pour affiner le modèle du processus;
 - mesurer l’influence des erreurs dans les paramètres sur la qualité du plan;
- concevoir une algorithmique adaptée –
 - numériquement efficace,
 - produisant des solutions (duales) stables,

Objectif du projet

- Proposer une *modélisation simplifiée (et raisonnable) du problème* qui admet un traitement “automatique”, c.-à-d.
- un cadre d’analyse statistique du problème, qui doit permettre
 - intégrer des données récentes pour affiner le modèle du processus;
 - mesurer l’influence des erreurs dans les paramètres sur la qualité du plan;
- concevoir une algorithmique adaptée –
 - numériquement efficace,
 - produisant des solutions (duales) stables,
 - de précision contrôlée.

Candidat: modélisation robuste

Soit un problème incertain

$$(P) \quad \min_x c^T x, \quad \text{s.c.} \quad f(x, \zeta) \leq 0, \quad x \in X.$$

Principe de base:

- on suppose que le paramètre incertain ζ (dans notre cas $\zeta = (d_j, a_j), j = 1, \dots, n$) soit dans un ensemble Z d'incertitude:
 $\zeta \in Z$;

Candidat: modélisation robuste

Soit un problème incertain

$$(P) \quad \min_x c^T x, \quad \text{s.c.} \quad f(x, \zeta) \leq 0, \quad x \in X.$$

Principe de base:

- on suppose que le paramètre incertain ζ (dans notre cas $\zeta = (d_j, a_j), j = 1, \dots, n$) soit dans un ensemble Z d'incertitude: $\zeta \in Z$;
- Transformer le problème (P) en son homologue robuste (PR):

Candidat: modélisation robuste

Soit un problème incertain

$$(P) \quad \min_x c^T x, \quad \text{s.c.} \quad f(x, \zeta) \leq 0, \quad x \in X.$$

Principe de base:

- on suppose que le paramètre incertain ζ (dans notre cas $\zeta = (d_j, a_j), j = 1, \dots, n$) soit dans un ensemble Z d'incertitude: $\zeta \in Z$;
- Transformer le problème (P) en son homologue robuste (PR):
 - transformer les contraintes incertaines

$$f(x, \zeta) \leq 0, \quad \zeta \in Z$$

en contraintes *robustes*: $\sup_{\zeta \in Z} f(x, \zeta) \leq 0$.

Candidat: modélisation robuste

Avantages: nombreux

– cadre mathématique “propre”, stabilité de solutions, problèmes structurés – méthodes de résolution efficaces, qualification d’ensembles d’incertitudes, etc.

Candidat: modélisation robuste

Avantages: nombreux

– cadre mathématique “propre”, stabilité de solutions, problèmes structurés – méthodes de résolution efficaces, qualification d’ensembles d’incertitudes, etc.

Défaut: approche très conservative

– des grand ensembles d’incertitude donne des problèmes infaisable.

Modélisation robuste ajustée

$$x = (u, v) \begin{cases} u : \text{variables non ajustables;} \\ v : \text{variables ajustables.} \end{cases}$$

- Problème d'optimisation incertain:

$$(P) \quad \min_{(u,v)} \{c^T u \quad : \quad (u, v) \in X, f(u, v, \zeta) \leq 0\}_{\zeta \in Z} .$$

Modélisation robuste ajustée

$$x = (u, v) \begin{cases} u : \text{variables non ajustables;} \\ v : \text{variables ajustables.} \end{cases}$$

- Problème d'optimisation incertain:

$$(P) \min_{(u,v)} \{c^T u : (u, v) \in X, f(u, v, \zeta) \leq 0\}_{\zeta \in Z}.$$

- Homologue robuste:

$$(PR) \min_{u,v} \{c^T u : \exists v : (u, v) \in X, f(u, v, \xi) \leq 0, \forall \zeta \in Z, \}.$$

Modélisation robuste ajustée

$$x = (u, v) \begin{cases} u : \text{variables non ajustables;} \\ v : \text{variables ajustables.} \end{cases}$$

- Problème d'optimisation incertain:

$$(P) \min_{(u,v)} \{c^T u : (u, v) \in X, f(u, v, \zeta) \leq 0\}_{\zeta \in Z} .$$

- Homologue robuste:

$$(PR) \min_{u,v} \{c^T u : \exists v : (u, v) \in X, f(u, v, \xi) \leq 0, \forall \zeta \in Z, \}.$$

- Homologue robuste ajusté:

$$(PRA) \min_{u,v} \{c^T u : \forall \zeta \in Z, \exists v \mid (u, v) \in X, f(u, v, \zeta) \leq 0, \}.$$

Modélisation robuste ajustée

Dans notre cas: au jour j les réalisations des demandes et des apports (d_i, a_i) , $i = 1, \dots, j$ sont connus. Ainsi, la commande w_j peut être “ajustée” en fonction des $(d^j, a^j) = (d_1, \dots, d_j; a_1, \dots, a_j)$:

$$w_j = w_j(d^j, a^j).$$

- solutions moins conservatives, ensembles de faisabilité plus grands;

Modélisation robuste ajustée

Dans notre cas: au jour j les réalisations des demandes et des apports (d_i, a_i) , $i = 1, \dots, j$ sont connus. Ainsi, la commande w_j peut être “ajustée” en fonction des $(d^j, a^j) = (d_1, \dots, d_j; a_1, \dots, a_j)$:

$$w_j = w_j(d^j, a^j).$$

- solutions moins conservatives, ensembles de faisabilité plus grands;
- problèmes plus durs à résoudre (on connaît la solution efficace en cas de problème linéaire avec Z polytopique).

Modélisation robuste ajustée affinement

- On pose: $v = w + W\zeta$,
Le *Homologue robuste ajusté affinement* est définie par:

$$(PRAA) \quad \min_{u,w,W} \{ c^T u : f(u, w + W\zeta) \leq 0 \quad \forall (\zeta \in Z) \}.$$

Modélisation robuste ajustée affinement

- On pose: $v = w + W\zeta$,

Le *Homologue robuste ajusté affinement* est définie par:

$$(PRAA) \quad \min_{u, w, W} \{ c^T u : f(u, w + W\zeta) \leq 0 \quad \forall (\zeta \in Z) \}.$$

- Variables non ajustables: w_1 .

Modélisation robuste ajustée affinement

- On pose: $v = w + W\zeta$,

Le *Homologue robuste ajusté affinement* est définie par:

$$(PRAA) \quad \min_{u, w, W} \{ c^T u : f(u, w + W\zeta) \leq 0 \quad \forall (\zeta \in Z) \}.$$

- Variables non ajustables: w_1 .
- Dans notre cas: schéma de dépendance:

$$w_j = \tilde{w}_j + \sum_{i=1}^j W_{ij}^{(d)} d_i + \sum_{i=1}^j W_{ij}^{(a)} a_i.$$

Modélisation robuste ajustée affinement

- On pose: $v = w + W\zeta$,

Le *Homologue robuste ajusté affinement* est définie par:

$$(PRAA) \quad \min_{u, w, W} \{ c^T u : f(u, w + W\zeta) \leq 0 \quad \forall (\zeta \in Z) \}.$$

- Variables non ajustables: w_1 .
- Dans notre cas: schéma de dépendance:

$$w_j = \tilde{w}_j + \sum_{i=1}^j W_{ij}^{(d)} d_i + \sum_{i=1}^j W_{ij}^{(a)} a_i.$$

- Ensembles d'incertitude: ellipsoidal, polytopique, contraintes de boîte, etc.

Modélisation robuste ajustée affinement

Avantages:

- moins conservatrice par rapport à la modélisation robuste,

LMC-SMS

Modélisation robuste ajustée affinement

Avantages:

- moins conservative par rapport à la modélisation robuste,
- dans des nombreux cas d'ensemble d'incertitude donne des problèmes "bien structurés" – algorithmique efficace...

Modélisation robuste ajustée affinement

Avantages:

- moins conservative par rapport à la modélisation robuste,
- dans des nombreux cas d'ensemble d'incertitude donne des problèmes "bien structurés" – algorithmique efficace...

Défauts:

- sous-optimal,
- dimension qui grandit très rapidement – dans le cas du problème réel EDF, la taille est $O(10^6)$.

Application au problème EDF

- Données “rénormalisées”: 456 scénarios fournis.
- PRA – homologue robuste ajusté: utilise l’enveloppe convexe des scénarios,
- PRAA – ajusté affinement avec contraintes de boîte,
- ARB – optimisation sur un arbre de scénarios (méthode, utilisée par EDF),
- OPT – solution optimale.

	PRA	PRAA	Arbre	Opt
mean ($\times 10^{-8}$)	4.54	4.7	4.65	4.12
std ($\times 10^{-7}$)	0.11	0.36	4.46	1.27

Coût moyen et écart type des coûts sur les 456 scénarios.

Application au problème EDF

- Données “rénormalisées”: 456 scénarios fournis.
- PRA – homologue robuste ajusté: utilise l’enveloppe convexe des scénarios,
- PRAA – ajusté affinement avec contraintes de boîte,
- ARB – optimisation sur un arbre de scénarios (méthode, utilisée par EDF),
- OPT – solution optimale.

	PRA	PRAA	Arbre	Opt
mean ($\times 10^{-8}$)	4.54	4.7	4.65	4.12
std ($\times 10^{-7}$)	0.11	0.36	4.46	1.27

Coût moyen et écart type des coûts sur les 456 scénarios.

Application au problème EDF

- Données réelles.
- PR – homologue robuste, ensemble d’incertitude défini par des contraintes de boîte sur la prédiction,
- PRAA – homologue robuste ajusté affinement sur 24 jours, même ensemble d’incertitude,
- OPT – plan optimal.

	PR	PRAA	OPT
Moyenne ($\times 10^{-8}$)	4.91	4.67	4.07

Coût moyen sur l’année 2002.

Modélisation mixte

Objectif: proposer une modélisation en “mélangeant” les approches stochastiques et robustes.

- Réduit le “conservatisme” de l’approche robuste – permet de diminuer la taille de l’ensemble Z d’incertitude en les traitant comme des variables aléatoires;

Modélisation mixte

Objectif: proposer une modélisation en “mélangeant” les approches stochastiques et robustes.

- Réduit le “conservatisme” de l’approche robuste – permet de diminuer la taille de l’ensemble Z d’incertitude en les traitant comme des variables aléatoires;
- admet une algorithmique (relativement) efficace;

Modélisation mixte

Objectif: proposer une modélisation en “mélangeant” les approches stochastiques et robustes.

- Réduit le “conservatisme” de l’approche robuste – permet de diminuer la taille de l’ensemble Z d’incertitude en les traitant comme des variables aléatoires;
- admet une algorithmique (relativement) efficace;
- rend possible d’intégrer facilement le calcul statistique pour des séries temporelles des apports et de demandes;

Exemple: problème jouet

Soit la demande

$$d_j = \bar{d}_j + \delta_j + \eta_j,$$

avec

- \bar{d}_j , composante prévisible (connue *a priori*),

Exemple: problème jouet

Soit la demande

$$d_j = \bar{d}_j + \delta_j + \eta_j,$$

avec

- \bar{d}_j , composante prévisible (connue *a priori*),
- η_j , composante aléatoire, indépendante (complètement imprévisible),
 $E(\eta_j) = 0$, $\text{Var}(\eta_j) = \sigma_j^2$,

Exemple: problème jouet

Soit la demande

$$d_j = \bar{d}_j + \delta_j + \eta_j,$$

avec

- \bar{d}_j , composante prévisible (connue *a priori*),
- η_j , composante aléatoire, indépendante (complètement imprévisible),
 $E(\eta_j) = 0$, $\text{Var}(\eta_j) = \sigma_j^2$,
- δ_j , composante incertaine, $\delta \in \Delta_j$.

Exemple: problème jouet

Soit la demande

$$d_j = \bar{d}_j + \delta_j + \eta_j,$$

avec

- \bar{d}_j , composante prévisible (connue *a priori*),
 - η_j , composante aléatoire, indépendante (complètement imprévisible),
 $E(\eta_j) = 0$, $\text{Var}(\eta_j) = \sigma_j^2$,
 - δ_j , composante incertaine, $\delta \in \Delta_j$.
-
- On admet que la commande w_j dépend de $\bar{d} = (\bar{d}_1, \dots, \bar{d}_n)$ mais pas de $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_n)$ ni de $\eta = (\eta_1, \dots, \eta_m)$.

Problème jouet

On obtient le problème “mixte” suivant :

$$\min_{v, w \in^n} [I(v_0) = \sum_{j=1}^n \max_{\delta_j \in \Delta_j} \varphi_j(\bar{d}_j + \delta_j - 1^T w_j)]$$

$$\begin{aligned} \text{s.c.} \quad & 0 \leq w_j \leq \bar{w}_j, \quad v_j \geq \underline{v}_j, & j = 1, \dots, n, \\ & v_j = v_{j-1} - w_j + a_j, & j = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

où $\varphi_j(x) = E\psi_j(x + \eta_j)$.

Problème jouet

On obtient le problème “mixte” suivant :

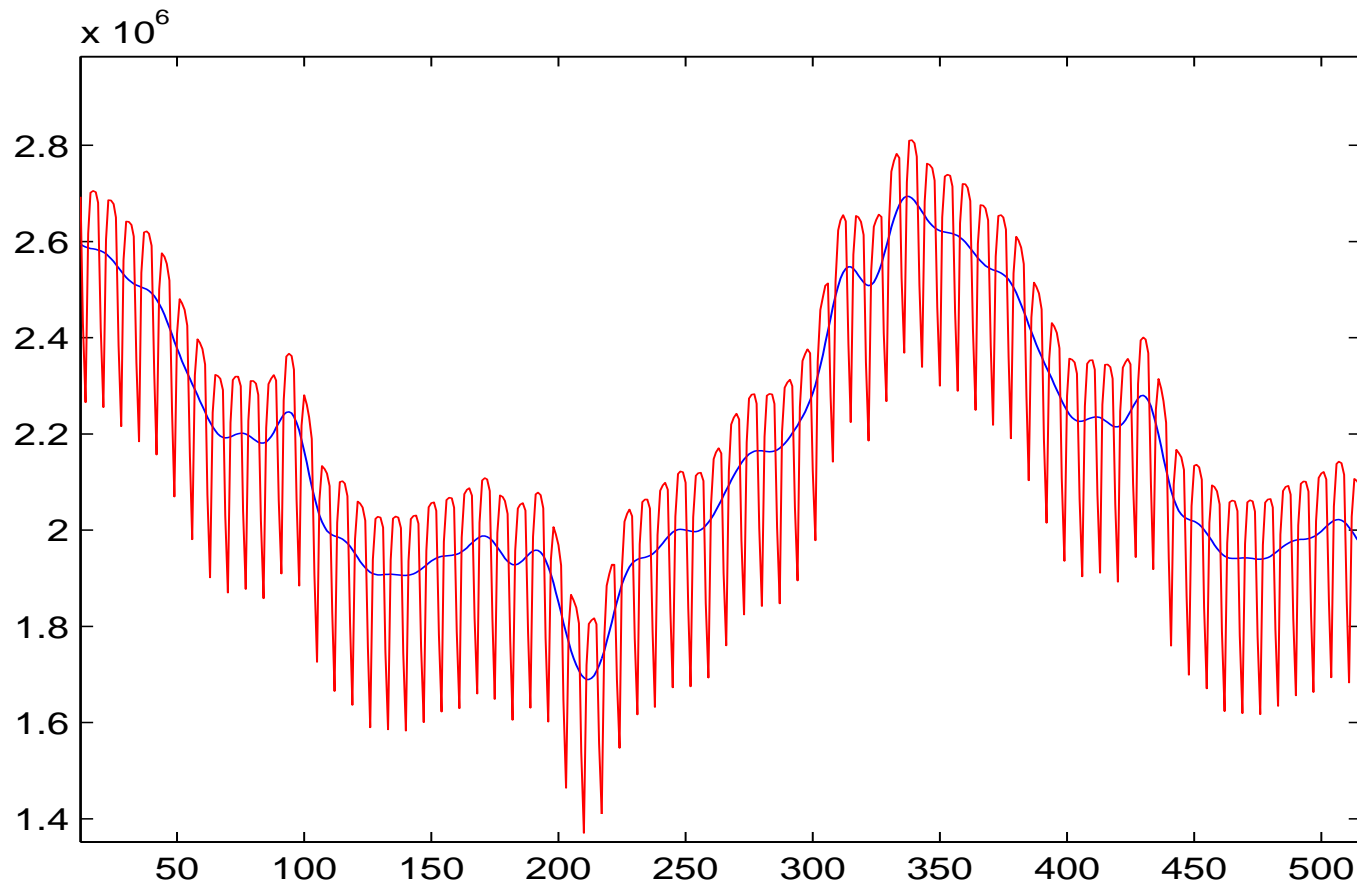
$$\begin{aligned} \min_{v, w \in \mathbb{R}^n} \quad & [I(v_0) = \sum_{j=1}^n \max_{\delta_j \in \Delta_j} \varphi_j(\bar{d}_j + \delta_j - 1^T w_j)] \\ \text{s.c.} \quad & 0 \leq w_j \leq \bar{w}_j, \quad v_j \geq \underline{v}_j, \quad j = 1, \dots, n, \\ & v_j = v_{j-1} - w_j + a_j, \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

où $\varphi_j(x) = E\psi_j(x + \eta_j)$.

Analyse statistique:

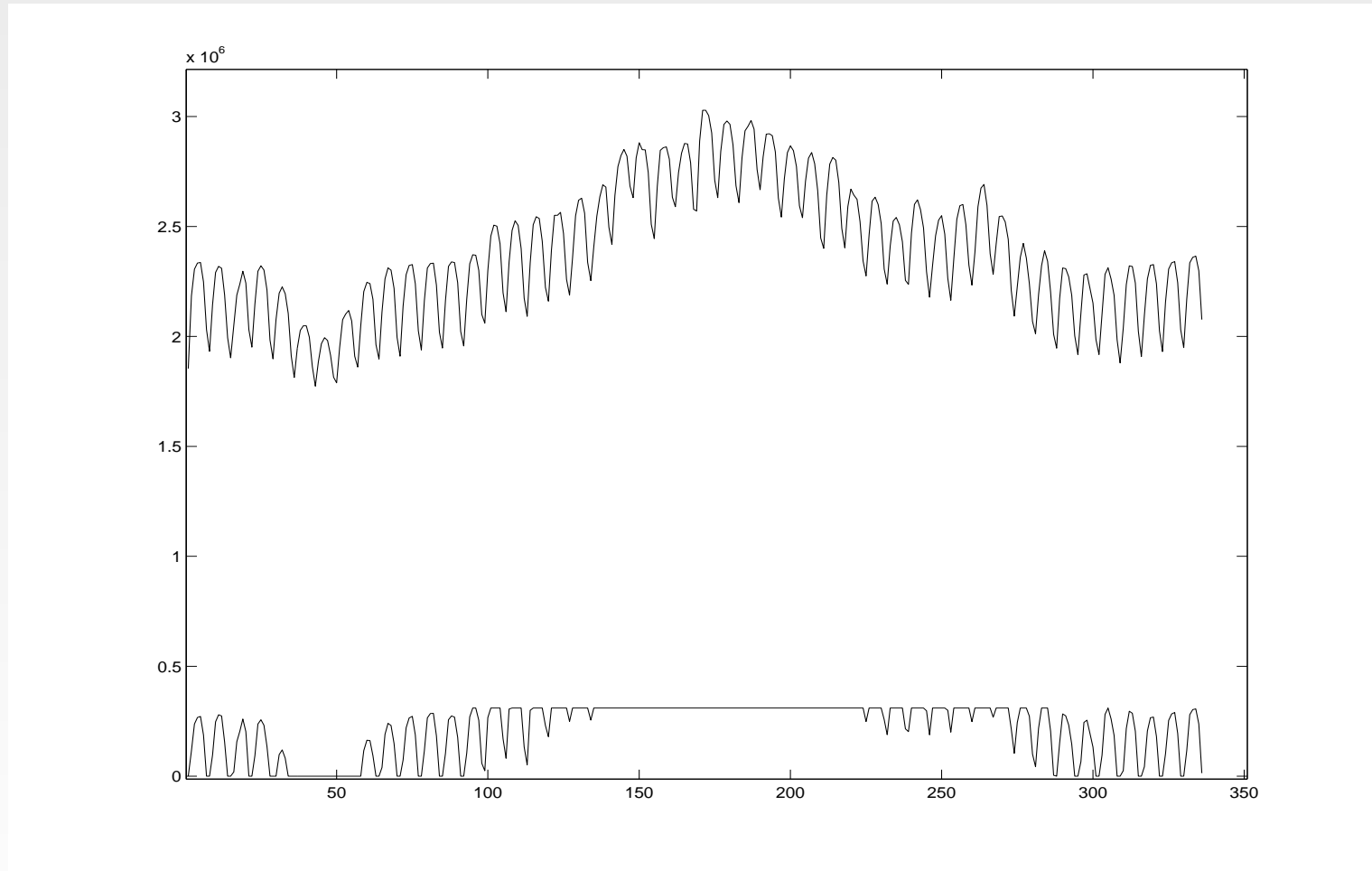
- construction l'estimation \bar{d} de la demande, des ensembles d'incertitude Δ_j et des volatilités σ ;
- choix de loi de η_j – minimax sur une classe.

Application au problème EDF



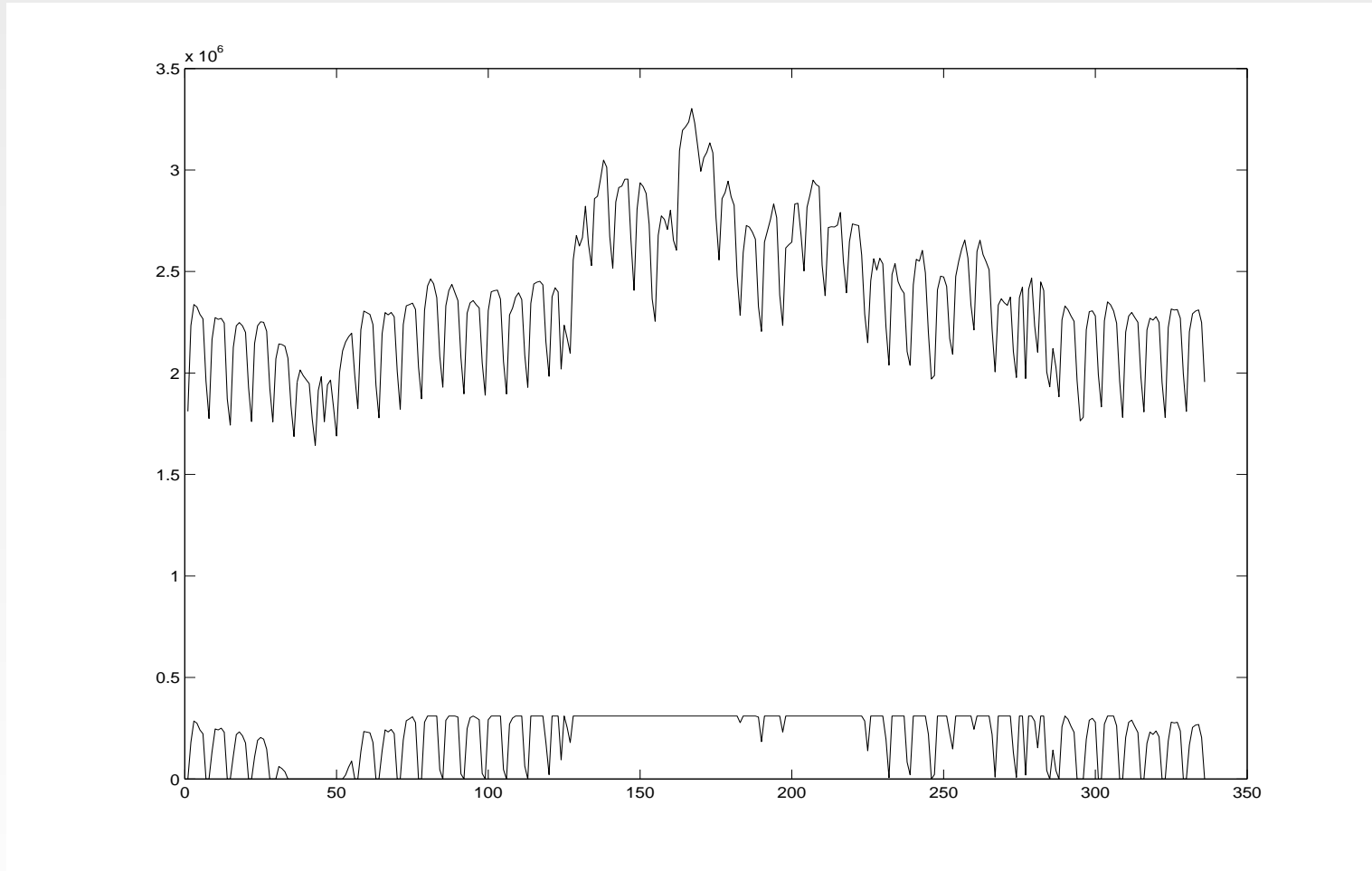
Predicteur de la demande: tendances annuelle et hebdomadaire

Application au problème EDF



Demande en électricité et plan de production (demande prédite)

Application au problème EDF



Demande en électricité et plan de production (demande réelle)

Application au problème EDF

- SD – commande optimale avec la demande estimée,
- OPT – commande optimale avec la demande réelle.

	coût $\times 10^{-9}$	coût réel $\times 10^{-9}$
SD	3.7459	2.6380
OPT		2.6136

Intervenants

- V. Guigues, R. Hildebrand, A. Iouditski, S. Lambert-Lacroix (LMC);

LMC-SMS

Intervenants

- V. Guigues, R. Hildebrand, A. Iouditski, S. Lambert-Lacroix (LMC);
- Yu. Golubev, O. Lepski (LATP);

Intervenants

- V. Guigues, R. Hildebrand, A. Iouditski, S. Lambert-Lacroix (LMC);
- Yu. Golubev, O. Lepski (LATP);
- C. Lemarechal (INRIA Rhône-Alpes);

LMC-SMS

Intervenants

- V. Guigues, R. Hildebrand, A. Iouditski, S. Lambert-Lacroix (LMC);
- Yu. Golubev, O. Lepski (LATP);
- C. Lemarechal (INRIA Rhône-Alpes);
- Yu. Nesterov (CORE, UCL), A. Nemirovski (Technion-GTech).