

Soutenance de thèse de doctorat de l'ENS Cachan

Dimensionnement & gestion d'un stockage d'énergie

pour l'atténuation des incertitudes de production éolienne

Pierre Haessig

EDF R&D LME, laboratoire SATIE
pierre.haessig@ens-rennes.fr

ENS Rennes, 17 juillet 2014

Plan de la présentation

1. Présentation du problème
 - Contexte des EnR dans les îles
 - Cadrage du problème
 - Structure du problème
2. Modélisation
3. Gestion d'énergie du stockage
4. Dimensionnement de la capacité énergétique
5. Conclusion et perspectives

Contexte des EnR dans les îles

Les îles (Guadeloupe, La Réunion) ont des réseaux faibles (< 1 GW), où l'électricité est chère et carbonnée (Diesel : 130 €/MWh).

→ L'éolien à 110 €/MWh est économiquement pertinent, mais...

Les réseaux insulaires sont particulièrement sensibles à la **variabilité** des EnR intermittentes (éolien et PV).

Contexte des EnR dans les îles

Les îles (Guadeloupe, La Réunion) ont des réseaux faibles (< 1 GW), où l'électricité est chère et carbonnée (Diesel : 130 €/MWh).

→ L'éolien à 110 €/MWh est économiquement pertinent, mais...

Les réseaux insulaires sont particulièrement sensibles à la **variabilité** des EnR intermittentes (éolien et PV).

Traitement actuel de la variabilité :

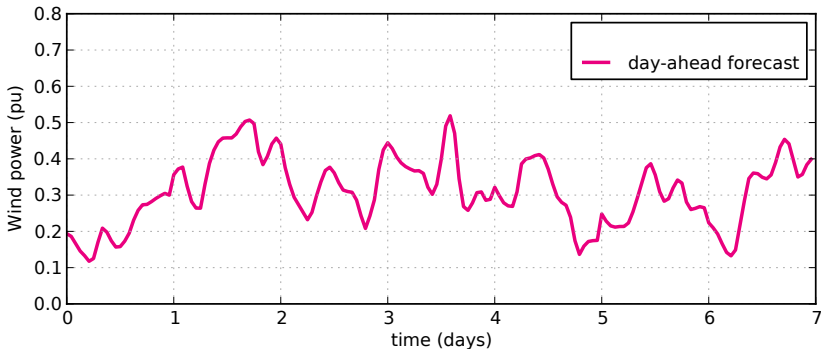
- Production : moyens flexibles, mais chers (turbines à combustion à 300 €/MWh).
- Règlementaire : "limite des 30 %" (à tout instant) du taux de production intermittente (dite "énergie fatale")

→ Limitation de la croissance des EnR

Aperçu de la variabilité éolienne

Prévision de production J+1

La production éolienne peut être prévue un jour à l'avance, grâce à des outils **météo et statistiques**.

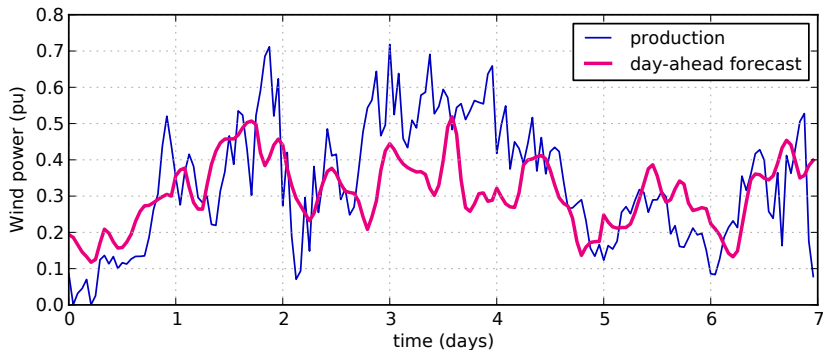


une semaine de prévision/production (moyennes 1h), en Guadeloupe

Aperçu de la variabilité éolienne

Prévision de production J+1

La production éolienne peut être prévue un jour à l'avance, grâce à des outils **météo et statistiques**.



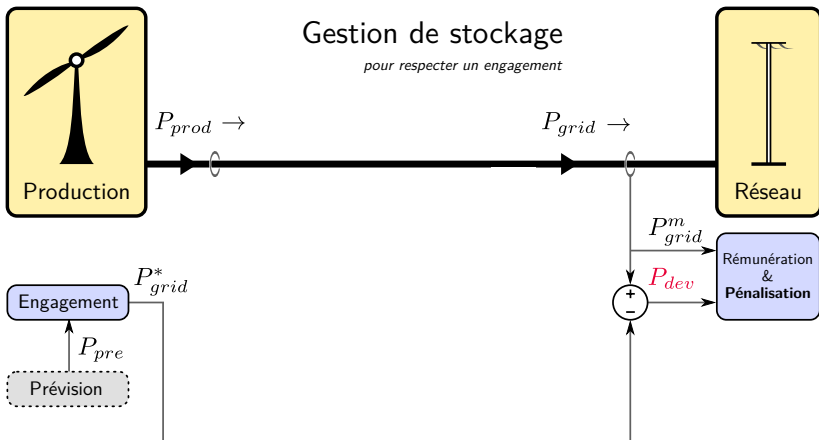
une semaine de prévision/production (moyennes 1h), en Guadeloupe

La prévision J+1 est imparfaite → erreur à compenser...

Appel d'offres EnR-stockage

un nouveau moyen de traitements de la variabilité EnR

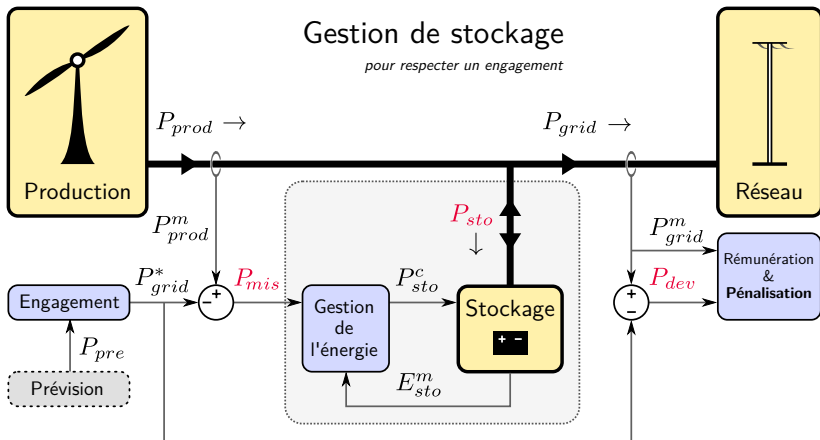
Appel d'offre de la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE)
pour des systèmes éoliens à *production garantie* :



Appel d'offres EnR-stockage

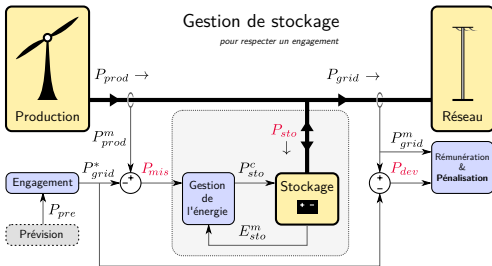
un nouveau moyen de traitements de la variabilité EnR

Appel d'offre de la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE)
pour des systèmes éoliens à *production garantie* :



Appel d'offres EnR-stockage

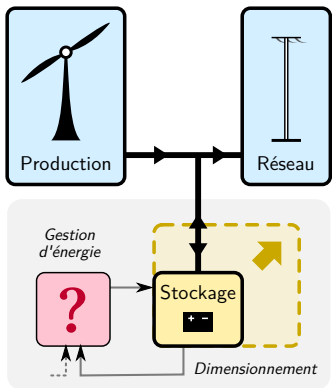
un nouveau moyen de traitements de la variabilité EnR



Garanties de production demandées par la CRE :

- réserve primaire (10 % de la puissance nominale libérable pendant 15 minutes)
- limitation des variations de la puissance
- **engagement** sur un plan de production 1 jour à l'avance.

Problématique



Comment *dimensionner* et
comment *gérer*
le système éolien-stockage ?

Un double problème d'optimisation :

- Quel dimensionnement (capacité E_{rated} et puissance P_{rated}) permet de garantir *optimalement* un engagement de production $J+1$?
- Quelle gestion appliquer, à dimensionnement donné, pour tirer le meilleur parti du stock d'énergie ?

Spécificités du problème

au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation

Spécificités du problème

au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation

Gestion d'énergie

Optimisation

Spécificités du problème

au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation

Gestion d'énergie

Optimisation

Modélisations

Spécificités du problème

au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation avec **simulations temporelles**

Gestion d'énergie

Optimisation **dynamique**

Modélisations

- système de **stockage**

Spécificités du problème au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation avec **simulations temporelles stochastiques** (Monte-Carlo)

Gestion d'énergie

Optimisation **dynamique** et **stochastique**

Modélisations

- système de **stockage**
- entrées **incertaines**

Spécificités du problème au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation avec **simulations temporelles stochastiques** (Monte-Carlo)

Gestion d'énergie

Optimisation **dynamique** et **stochastique**

Modélisations

- système de **stockage**
- entrées **incertaines**

“3 problèmes, *rarement abordés de front*”,
même dans d'autres contextes
(ex. : véhicules hybrides)

Spécificités du problème

au-delà du contexte éolien-stockage

Dimensionnement du stockage

Optimisation avec **simulations temporelles stochastiques** (Monte-Carlo)

Gestion d'énergie

Optimisation **dynamique** et **stochastique**

Modélisations

- système de **stockage**
- entrées **incertaines**

Couplage

Dimensionnement et Gestion d'énergie sont des optimisations **couplées**

“3 problèmes, *rarement abordés de front*”,
même dans d'autres contextes
(ex. : véhicules hybrides)

Plan général de la présentation

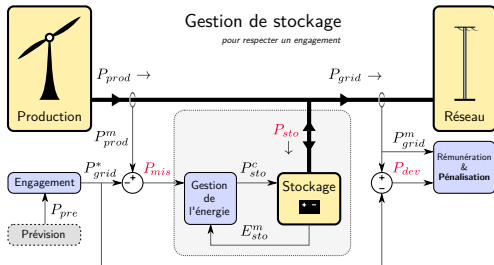
1. Présentation du problème
2. Modélisation
3. Gestion d'énergie du stockage
4. Dimensionnement de la capacité énergétique
5. Conclusion et perspectives

Plan de la présentation

1. Présentation du problème
2. **Modélisation**
 - **Modélisation temporelle de l'erreur de prévision**
3. Gestion d'énergie du stockage
4. Dimensionnement de la capacité énergétique
5. Conclusion et perspectives

Importance de l'erreur de prévision

Le stockage est là pour *compenser les erreurs de prévision*.

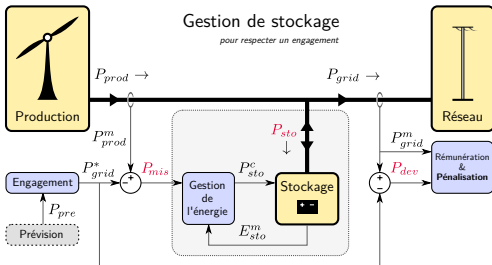


(hypothèse "engagement J+1 = prévision J+1")

$$P_{dev} = P_{grid} - P_{grid}^* = P_{mis} - P_{sto}$$

Importance de l'erreur de prévision

Le stockage est là pour *compenser les erreurs de prévision*.



(hypothèse "engagement J+1 = prévision J+1")

$$P_{dev} = P_{grid} - P_{grid}^* = P_{mis} - P_{sto}$$

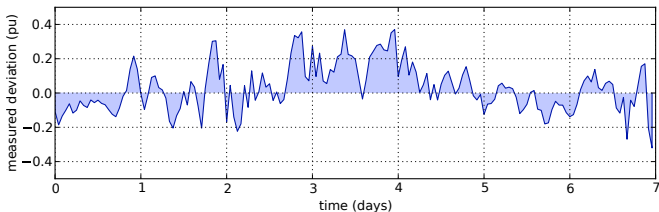
Besoin de modélisation de P_{mis}

L'erreur de prévision J+1 est la principale entrée du problème.
Il importe donc de la caractériser.

Caractérisation de l'erreur de prévision

La qualité de la prévision dépend de la complexité du terrain, de l'horizon temporel de prédiction, ...

Exemple d'un parc en Guadeloupe : écart-type de **15%** de la puissance nominale.

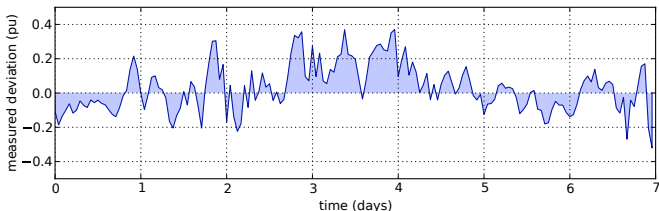


Structure temporelle : les erreurs de prévision $J+1$, heure par heure ne sont pas *indépendantes*. . .

Caractérisation de l'erreur de prévision

La qualité de la prévision dépend de la complexité du terrain, de l'horizon temporel de prédiction, ...

Exemple d'un parc en Guadeloupe : écart-type de **15%** de la puissance nominale.

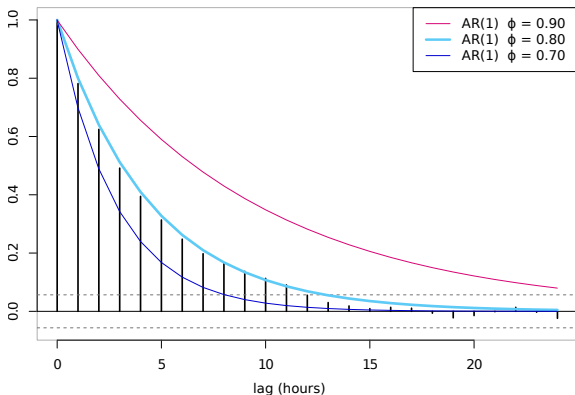


Structure temporelle : les erreurs de prévision $J+1$, heure par heure ne sont pas *indépendantes*...

... parfois *oubliée/négligée* dans la littérature !

Autocorrélation de l'erreur de prévision

La dépendance temporelle (autocorrélation) des erreurs décroît de façon exponentielle



Cette forme d'autocorrélation correspond à un processus AR(1)

Modèle autorégressif AR(1)

modèle à temps discret avec pas $\Delta_t = 1$ h

Modèle basé sur le filtrage passe-bas d'un bruit blanc $\varepsilon(k)$:

$$P_{mis}(k+1) = \phi P_{mis}(k) + \sigma_P \sqrt{1 - \phi^2} \varepsilon(k+1)$$

“autorégressif” : chaque valeur dépend de la précédente (par ϕ)

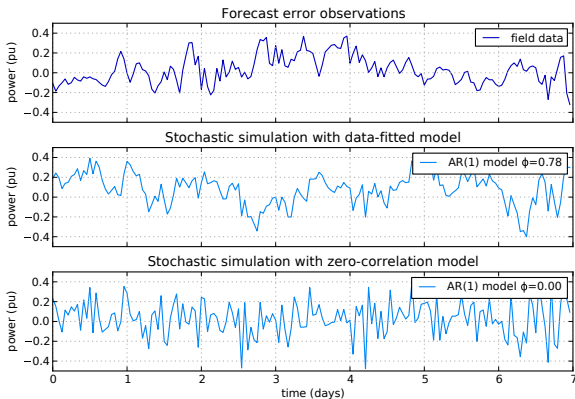
Modèle autorégressif AR(1)

modèle à temps discret avec pas $\Delta_t = 1$ h

Modèle basé sur le filtrage passe-bas d'un bruit blanc $\varepsilon(k)$:

$$P_{mis}(k+1) = \phi P_{mis}(k) + \sigma_P \sqrt{1 - \phi^2} \varepsilon(k+1)$$

“autorégressif” : chaque valeur dépend de la précédente (par ϕ)



données de terrain
→ estim. $\hat{\phi} = 0.78$
 $\hat{\sigma}_P = 0.15$ pu

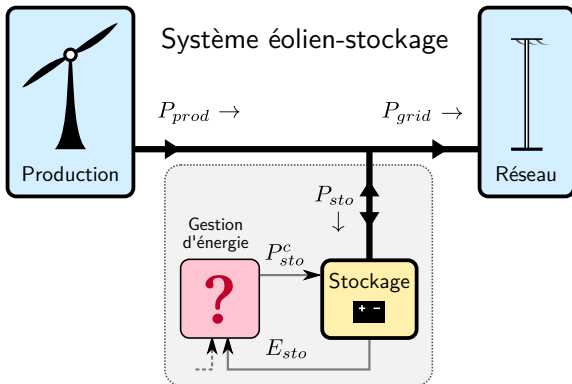
simulation **avec**
autocorrélation
 $\phi = 0.78$, ($\sigma_P = 0.15$)

simulation **sans**
autocorrélation
 $\phi = 0.0$, ($\sigma_P = 0.15$)

Plan de la présentation

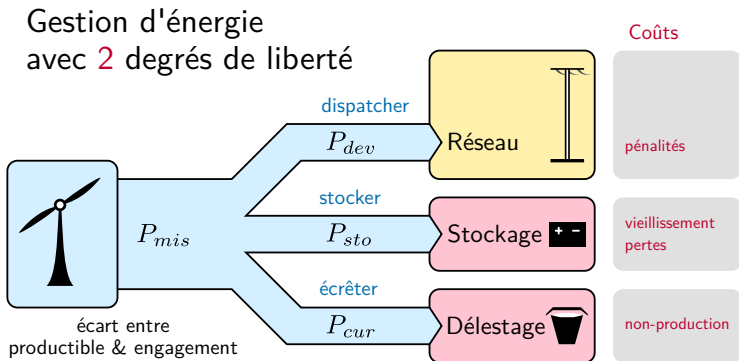
1. Présentation du problème
2. Modélisation
3. Gestion d'énergie du stockage
 - Description du problème de gestion d'énergie
 - Mise en œuvre, formalisation
 - Application à la garantie J+1
4. Dimensionnement de la capacité énergétique
5. Conclusion et perspectives

Description du problème de contrôle



Comment gérer le stockage d'énergie ?

Description du problème de contrôle



On cherche à **répartir** l'erreur de prévision^(*) P_{mis} entre : le réseau, un stockage et une consigne d'écèlement, au **coût total le plus bas**.

(*) hypothèse "engagement J+1 = prévision J+1"

Présentation de la Programmation Dynamique

L'optimisation de la gestion d'énergie est un problème d'optimisation **dynamique** et **stochastique**.

la programmation dynamique (Bellman, ~1950) est la méthode naturelle pour aborder ce type de problème

Utilisations en gestion d'énergie :

- gestion des barrages hydroélectriques (ex. chez EDF).
- gestion de véhicules hybrides (littérature).

Présentation de la Programmation Dynamique

L'optimisation de la gestion d'énergie est un problème d'optimisation **dynamique** et **stochastique**.

la programmation dynamique (Bellman, ~1950) est la méthode naturelle pour aborder ce type de problème

Utilisations en gestion d'énergie :

- gestion des barrages hydroélectriques (ex. chez EDF).
- gestion de véhicules hybrides (littérature).

Souvent utilisée pour des optimisations *déterministes*,...

ex. : profil de mission (véhicule) connu, production EnR connue [Riffonneau 2011]

... mais plus rarement dans un contexte *stochastique*

ex. : véhicule hybride [Lin 2004], ascenseur+supercondensateurs [Bilbao 2012]

Objectif de la Programmation Dynamique

Minimiser une pénalité $c(\dots)$, en **moyenne temporelle**, en **espérance** :

$$J = \frac{1}{K} \mathbb{E} \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} c(x_k, u_k, w_k) \right\} \quad \text{avec } K \rightarrow \infty$$

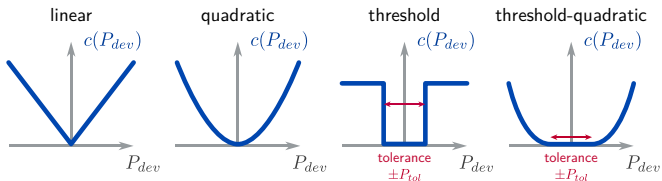
Objectif de la Programmation Dynamique

Minimiser une pénalité $c(\dots)$, en **moyenne temporelle**, en **espérance** :

$$J = \frac{1}{K} \mathbb{E} \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} c(x_k, u_k, w_k) \right\} \quad \text{avec } K \rightarrow \infty$$

et le choix de la fonction de pénalité instantanée $c(\dots)$ est **libre**.

→ On vise en particulier à pénaliser l'écart P_{dev} :



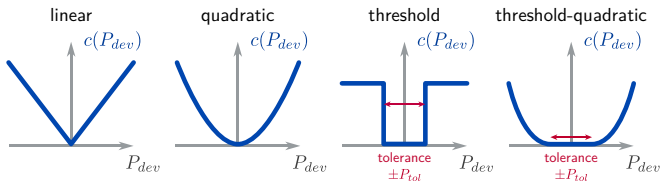
Objectif de la Programmation Dynamique

Minimiser une pénalité $c(\dots)$, en **moyenne temporelle**, en **espérance** :

$$J = \frac{1}{K} \mathbb{E} \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} c(x_k, u_k, w_k) \right\} \quad \text{avec } K \rightarrow \infty$$

et le choix de la fonction de pénalité instantanée $c(\dots)$ est **libre**.

→ On vise en particulier à pénaliser l'écart P_{dev} :



Forme à *choisir* en fonction du comportement désiré
(→ **réflexion** sur le cahier des charges de l'AO éolien-stockage)

Dynamique du système

à temps discret avec pas $\Delta_t = 1$ h

Une fonction de dynamique $f(x_k, u_k, w_k)$ modélise l'évolution de l'état x_k : "mémoires et inerties" du système.

Exemple pour l'éolien-stockage :

$$E(k+1) = E(k) + P_{sto}(k)\Delta_t \quad (\text{stockage})$$

$$P_{mis}(k+1) = \phi P_{mis}(k) + w(k) \quad (\text{processus AR(1)})$$

état	commande	perturbation stochastique
$x = E, P_{mis}$	$u = P_{sto}$	$w = \sqrt{1 - \phi^2} \varepsilon$

Contrainte sur la commande P_{sto} :

$$0 \leq E + P_{sto}\Delta_t \leq E_{rated} \quad (\text{limite de capacité du stockage})$$

L'équation dynamique $x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k)$ crée un **couplage entre les instants** \rightarrow "optimisation dynamique"

Programmation Dynamique (Stochastique)

l'optimisation proprement dite

Résolution par **minimisation récursive** à rebours : (éq. "de Bellman")

$$J_k(x_k)^* = \min_{u_k \in U(x_k)} \mathbb{E}_{w_k} \left\{ \underbrace{c(x_k, u_k, w_k)}_{\text{coût de l'instant}} + \underbrace{J_{k+1}^*(f(x_k, u_k, w_k))}_{\text{coût du futur}} \right\}$$

état futur x_{k+1}

Programmation Dynamique (Stochastique)

l'optimisation proprement dite

Résolution par **minimisation récursive** à rebours : (éq. "de Bellman")

$$J_k(x_k)^* = \min_{u_k \in U(x_k)} \mathbb{E}_{w_k} \left\{ \underbrace{c(x_k, u_k, w_k)}_{\text{coût de l'instant}} + \underbrace{J_{k+1}^*(f(x_k, u_k, w_k))}_{\substack{\text{état futur } x_{k+1} \\ \text{coût du futur}}} \right\}$$

Équation *fonctionnelle* : il faut calculer, pour **chaque valeur de l'état** x_k , la commande u_k qui minimise $J_k(x_k, u_k)$.

Programmation Dynamique (Stochastique)

l'optimisation proprement dite

Résolution par **minimisation récursive** à rebours : (éq. "de Bellman")

$$J_k(x_k)^* = \min_{u_k \in U(x_k)} \mathbb{E}_{w_k} \left\{ \underbrace{c(x_k, u_k, w_k)}_{\text{coût de l'instant}} + \underbrace{J_{k+1}^*(f(x_k, u_k, w_k))}_{\text{coût du futur}} \right\}$$

état futur x_{k+1}

Équation *fonctionnelle* : il faut calculer, pour **chaque valeur de l'état** x_k , la commande u_k qui minimise $J_k(x_k, u_k)$.

Cette minimisation produit donc une **loi de gestion** optimale :

$$u_k = \mu^*(x_k)$$

Loi de gestion *stationnaire* (μ ne dépend pas de l'instant k) pour un problème à "horizon infini" (horizon $K \rightarrow \infty$)

Contrôle en boucle fermée

Propriété importante de la Programmation Dynamique :

- elle ne donne pas une **valeur** de commande optimale (i.e. un nombre u_k^*)

Contrôle en boucle fermée

Propriété importante de la Programmation Dynamique :

- elle ne donne pas une **valeur** de commande optimale (i.e. un nombre u_k^*)
- mais une **loi de gestion** optimale (i.e. une fonction de l'état $\mu^* : x_k \mapsto u_k^*$)

Contrôle en boucle fermée

Propriété importante de la Programmation Dynamique :

- elle ne donne pas une **valeur** de commande optimale (i.e. un nombre u_k^*)
- mais une **loi de gestion** optimale (i.e. une fonction de l'état $\mu^* : x_k \mapsto u_k^*$)
→ **fondamentale en présence d'entrées stochastiques**

Contrôle en boucle fermée

Propriété importante de la Programmation Dynamique :

- elle ne donne pas une **valeur** de commande optimale (i.e. un nombre u_k^*)
- mais une **loi de gestion** optimale (i.e. une fonction de l'état $\mu^* : x_k \mapsto u_k^*$)
→ **fondamentale en présence d'entrées stochastiques**

Cette loi de gestion optimale μ^* :

1. est calculée **hors-ligne**, une fois pour toutes : calcul **lourd** (tabulation $x_k \mapsto u_k^*$ sur une grille de l'espace d'état),
2. puis est utilisée **en-ligne**, à chaque instant : calcul **simple** (ex. : interpolation multilinéaire).

Contrôle en boucle fermée

Propriété importante de la Programmation Dynamique :

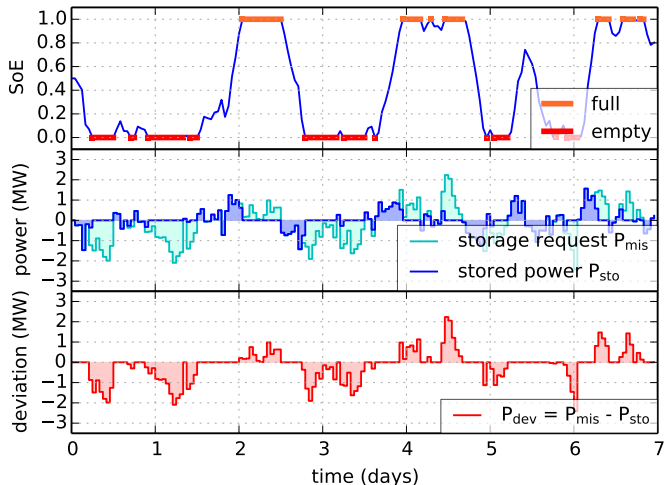
- elle ne donne pas une **valeur** de commande optimale (i.e. un nombre u_k^*)
- mais une **loi de gestion** optimale (i.e. une fonction de l'état $\mu^* : x_k \mapsto u_k^*$)
→ **fondamentale en présence d'entrées stochastiques**

Cette loi de gestion optimale μ^* :

1. est calculée **hors-ligne**, une fois pour toutes : calcul **lourd** (tabulation $x_k \mapsto u_k^*$ sur une grille de l'espace d'état),
2. puis est utilisée **en-ligne**, à chaque instant : calcul **simple** (ex. : interpolation multilinéaire).

→ Observons des simulations d'un stockage géré optimalement, avec différentes formes de pénalisation $c(\dots)$.

Trajectoires pour différentes formes de pénalisation



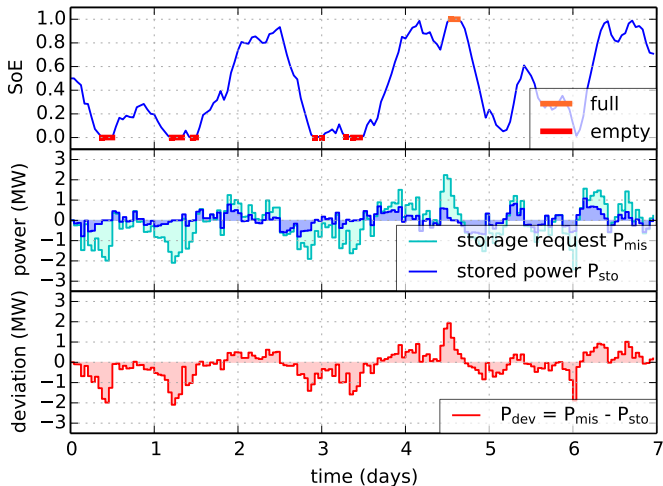
Capacité :
 $E_{rated} = 5 \text{ MWh}$

Entrée P_{mis} :
 $\sigma_P = 1 \text{ MW}$.

avant
optimisation
(optimal pour une
pénalisation linéaire)

gestion empirique “ $P_{sto} = P_{mis}$ tant que possible”

Trajectoires pour différentes formes de pénalisation

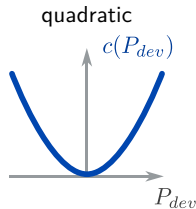


Capacité :

$$E_{rated} = 5 \text{ MWh}$$

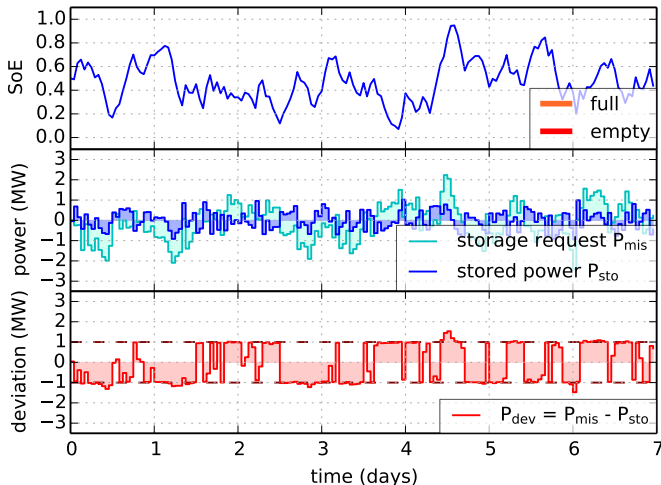
Entrée P_{mis} :

$$\sigma_P = 1 \text{ MW.}$$



gestion **optimale** pour un coût **quadratique**

Trajectoires pour différentes formes de pénalisation



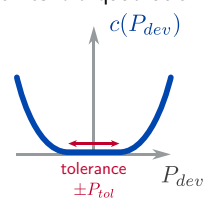
Capacité :

$$E_{rated} = 5 \text{ MWh}$$

Entrée P_{mis} :

$$\sigma p = 1 \text{ MW.}$$

threshold-quadratic

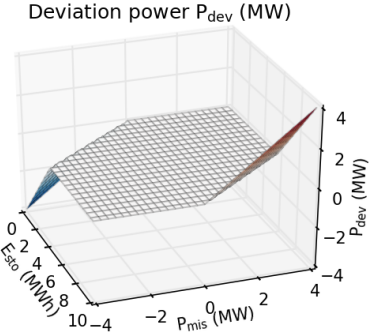
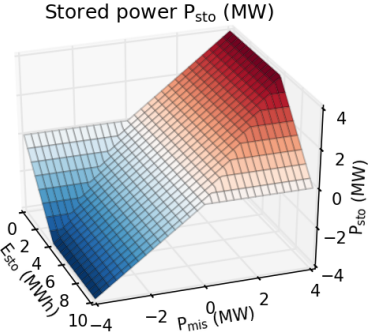


gestion **optimale** pour un coût **seuil-quadratique** à ± 1 MW

Loi de gestion pour différentes formes de pénalisation

Stockage : $P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{mis})$

Écart : $P_{dev} = P_{mis} - P_{sto}$

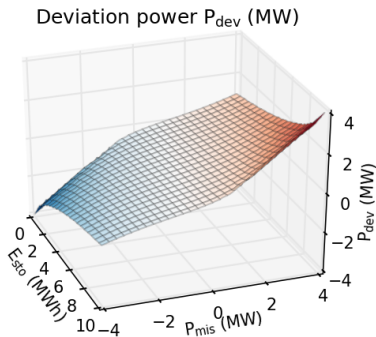
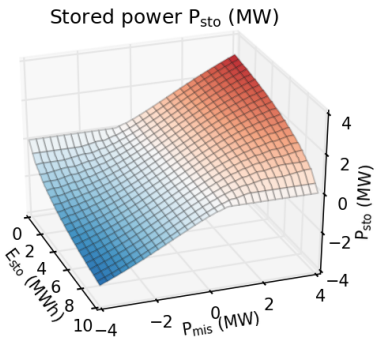


gestion empirique " $P_{sto} = P_{mis}$ tant que possible"

Loi de gestion pour différentes formes de pénalisation

Stockage : $P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{mis})$

Écart : $P_{dev} = P_{mis} - P_{sto}$



gestion **optimale** pour un coût **quadratique**

Effet du choix de la pénalisation des écarts

La programmation dynamique stochastique (SDP) permet de traiter une *large palette* de fonctions de pénalisation.

En comparant les résultats d'optimisation nous déduisons :

- la forme des pénalisations a un fort impact sur le **comportement du système** éolien-stockage

Effet du choix de la pénalisation des écarts

La programmation dynamique stochastique (SDP) permet de traiter une *large palette* de fonctions de pénalisation.

En comparant les résultats d'optimisation nous déduisons :

- la forme des pénalisations a un fort impact sur le **comportement du système** éolien-stockage
- conséquence pratique :
le règlement qui fixe les pénalités doit être rédigé pour :
 - éviter les stratégies “pirates”,
 - encourager les comportements “grid-friendly”
(ex. : éviter les seuils durs, les pénalisations non convexes).

Effet des paramètres

De même que la forme de la fonction coût, les paramètres du problème influent aussi sur la loi de gestion optimale :

- Capacité de stockage : E_{rated}
→ la loi de gestion **dépend du dimensionnement**
- Coefficient d'autocorrélation de l'entrée : ϕ
→ importance de **bien estimer** ϕ (sur des données)

Effet des paramètres

De même que la forme de la fonction coût, les paramètres du problème influent aussi sur la loi de gestion optimale :

- Capacité de stockage : E_{rated}
→ la loi de gestion **dépend du dimensionnement**
- Coefficient d'autocorrélation de l'entrée : ϕ
→ importance de **bien estimer** ϕ (sur des données)

Au-delà de ce constat :

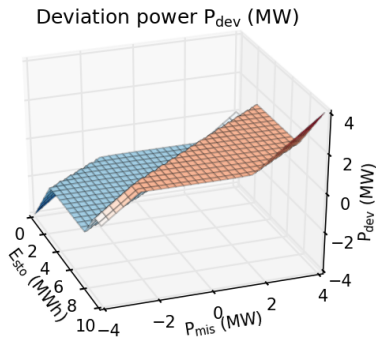
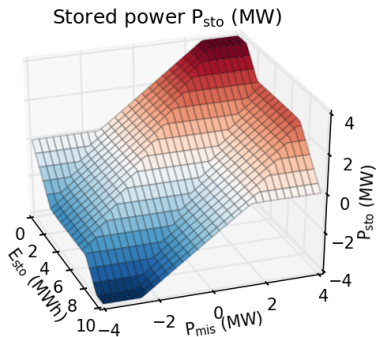
Intérêt pour le dimensionnement

Si l'on peut reconnaître une forme paramétrique simple, qui intègre la capacité, on peut se passer de l'optimisation répétée de la gestion.

Effet du coefficient d'autocorrélation

$$\text{Stockage : } P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{mis})$$

$$\text{Écart : } P_{dev} = P_{mis} - P_{sto}$$



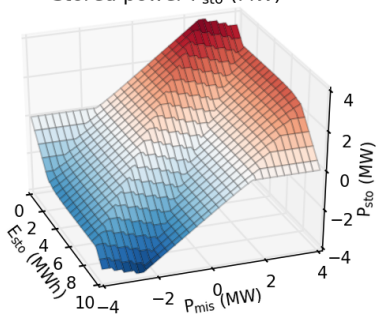
autocorrélation de l'entrée : $\phi=0.0$

Effet du coefficient d'autocorrélation

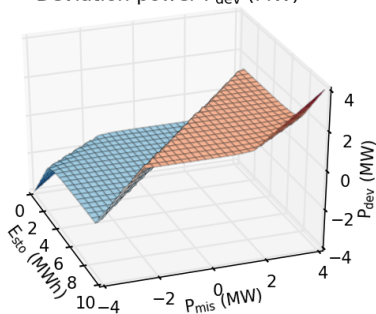
$$\text{Stockage : } P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{mis})$$

$$\text{Écart : } P_{dev} = P_{mis} - P_{sto}$$

Stored power P_{sto} (MW)



Deviation power P_{dev} (MW)

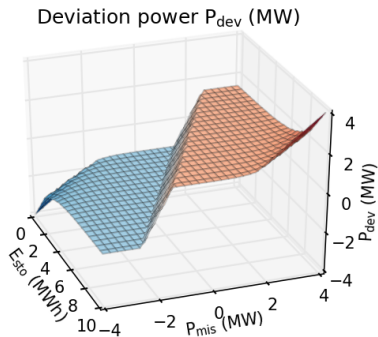
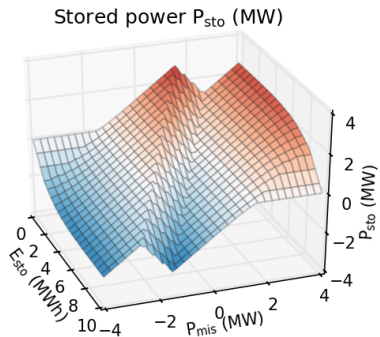


autocorrélation de l'entrée : $\phi=0.3$

Effet du coefficient d'autocorrélation

$$\text{Stockage : } P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{mis})$$

$$\text{Écart : } P_{dev} = P_{mis} - P_{sto}$$

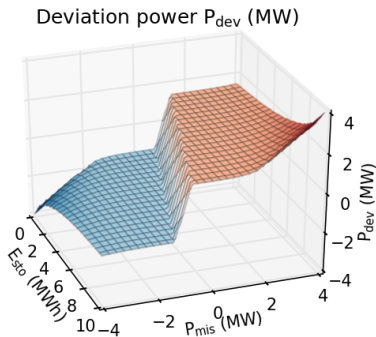
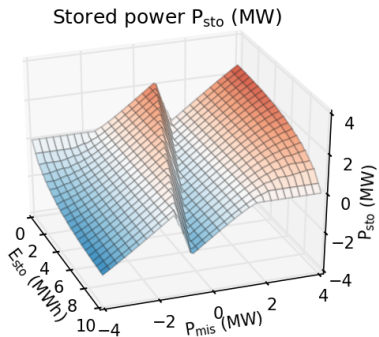


autocorrélation de l'entrée : $\phi=0.6$

Effet du coefficient d'autocorrélation

$$\text{Stockage : } P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{mis})$$

$$\text{Écart : } P_{dev} = P_{mis} - P_{sto}$$



autocorrélation de l'entrée : $\phi=0.8$

→ la **persistance** de l'erreur P_{mis} influe sur la loi de gestion.

Plan de la présentation

1. Présentation du problème
2. Modélisation
3. Gestion d'énergie du stockage
4. Dimensionnement de la capacité énergétique
 - Méthodologie
 - Effet de l'autocorrélation des erreurs
 - Dimensionnement économique
 - Interaction dimensionnement-gestion
5. Conclusion et perspectives

Méthodologie de dimensionnement

Le dimensionnement du stockage nécessite un *compromis* :

- minimisation de la capacité de stockage E_{rated}
- minimisation des écarts à l'engagement P_{dev}
→ 2 objectifs *contradictaires*

Méthodologie de dimensionnement

Le dimensionnement du stockage nécessite un *compromis* :

- minimisation de la capacité de stockage E_{rated}
- minimisation des écarts à l'engagement P_{dev}
→ 2 objectifs *contradictaires*

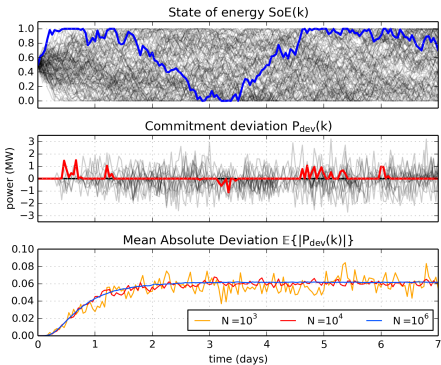
Résolutions possibles de cette contradiction :

- minimisation de la capacité de stockage, sous **contrainte** de performance
- minimisation d'une **somme pondérée** des deux objectifs (compromis économique)

Méthodologie d'estimation de la performance

2 enjeux pour l'évaluation de la performance par simulation :

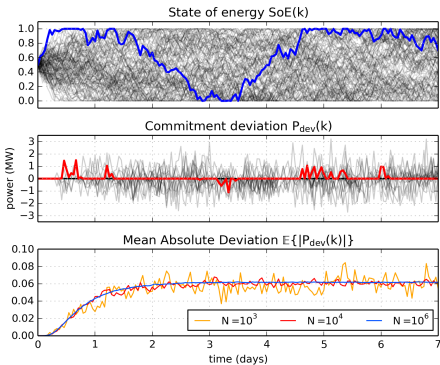
- **entrées aléatoires** → estimation *statistique*, avec beaucoup de trajectoires (Monte-Carlo)
- **système dynamique** → simulations temporelles pour “oublier” l'état initial et atteindre un état *stationnaire*.



Méthodologie d'estimation de la performance

2 enjeux pour l'évaluation de la performance par simulation :

- **entrées aléatoires** → estimation *statistique*, avec beaucoup de trajectoires (Monte-Carlo)
- **système dynamique** → simulations temporelles pour "oublier" l'état initial et atteindre un état *stationnaire*.



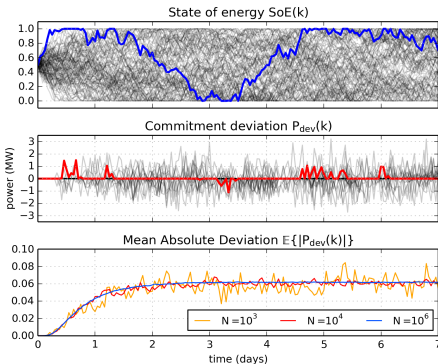
Exemple de critère de performance : écart à l'engagement, en **moyenne valeur absolue** $\|P_{dev}\|_1 = \mathbb{E}[|P_{dev}|]$.

Autres critères : pertes énergétiques, vieillissement, ...

Méthodologie d'estimation de la performance

2 enjeux pour l'évaluation de la performance par simulation :

- **entrées aléatoires** → estimation *statistique*, avec beaucoup de trajectoires (Monte-Carlo)
- **système dynamique** → simulations temporelles pour "oublier" l'état initial et atteindre un état *stationnaire*.



Exemple de critère de performance : écart à l'engagement, en **moyenne valeur absolue** $\|P_{dev}\|_1 = \mathbb{E}[|P_{dev}|]$.

Autres critères : pertes énergétiques, vieillissement, ...

Pour réduire la variance d'estimation :

- plus de trajectoires ($N = 10^x$), vectorisable
- trajectoires plus longues, *pas* vectorisable

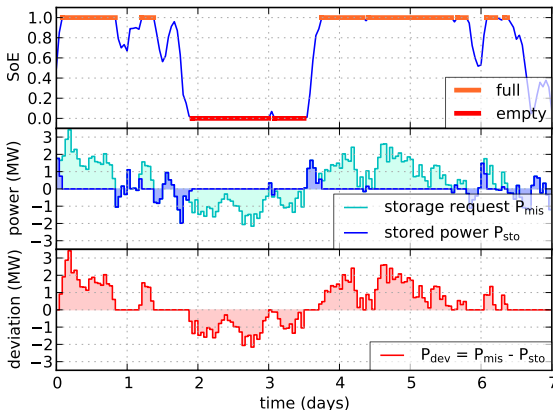
Effet de la corrélation sur le dimensionnement

Nous avons vu que :

1. les erreurs de prévision éolienne $J+1$ sont autocorrélées.
2. cette autocorrélation influe sur la gestion d'énergie optimale

→ Observons maintenant son **effet sur le dimensionnement**
(autocorrélation parfois *oubliée/négligée* dans la littérature)

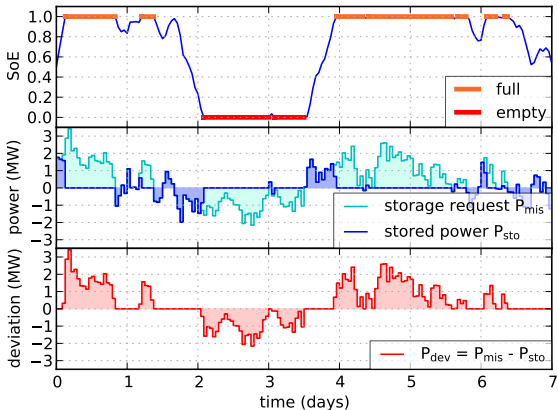
Effet de la capacité sur la performance



capacité $E_{\text{rated}} = 05 \text{ MWh}$

Paramètres fixés : amplitude d'entrée $\sigma_P = 1 \text{ MW}$, autocorrélation $\phi = 0.8$

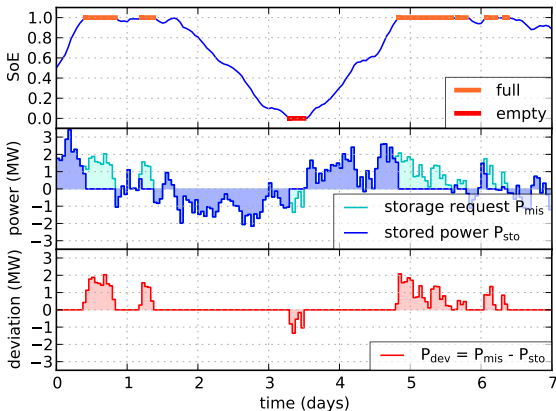
Effet de la capacité sur la performance



capacité $E_{\text{rated}} = 10 \text{ MWh}$

Paramètres fixés : amplitude d'entrée $\sigma_P = 1 \text{ MW}$, autocorrélation $\phi = 0.8$

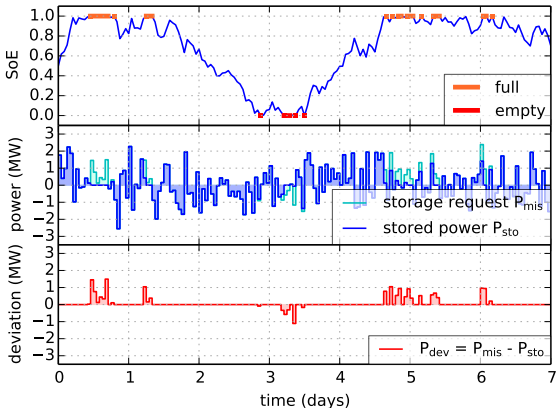
Effet de la capacité sur la performance



capacité $E_{rated} = 40$ MWh

Paramètres fixés : amplitude d'entrée $\sigma_P = 1$ MW, autocorrélation $\phi = 0.8$

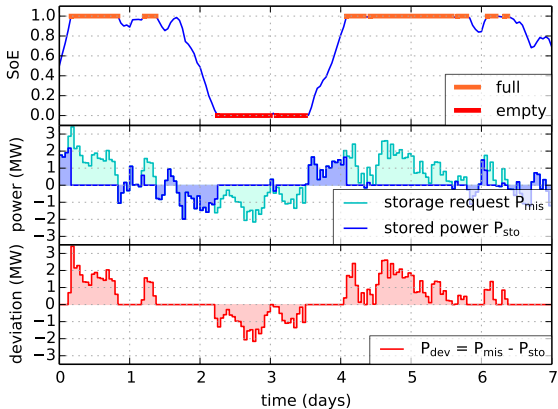
Effet de la corrélation sur la performance



autocorrélation $\phi = 0.0$

Paramètres fixés : amplitude d'entrée $\sigma_P = 1$ MW, capacité $E_{rated} = 15$ MWh

Effet de la corrélation sur la performance

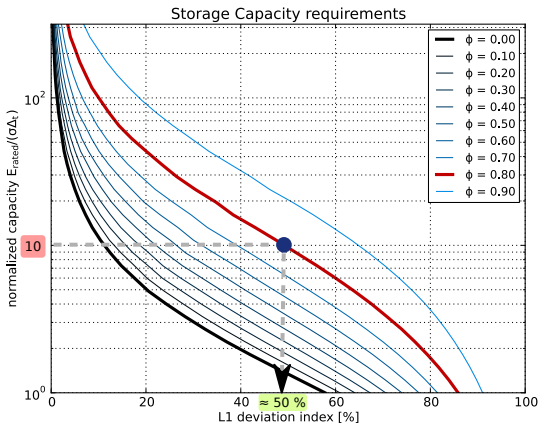


autocorrélation $\phi = 0.8$

Paramètres fixés : amplitude d'entrée $\sigma_P = 1$ MW, capacité $E_{\text{rated}} = 15$ MWh

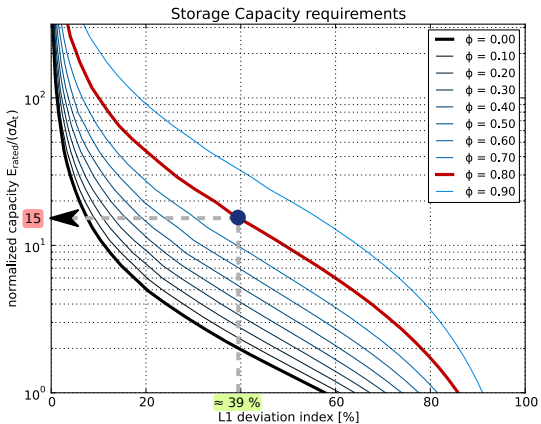
Effet de la corrélation sur le dimensionnement

On collecte la statistique $\|P_{dev}\|_1 = f(E_{rated}, \phi)$ pour 30×10 pts.



Effet de la corrélation sur le dimensionnement

On collecte la statistique $\|P_{dev}\|_1 = f(E_{rated}, \phi)$ pour 30×10 pts.



Lecture en abaque $E_{rated} = f(\|P_{dev}\|_1, \phi)$

Dimensionnement économique

Compromis entre coût du stockage et réduction de l'écart P_{dev}

Dimensionnement économique

Compromis entre coût du stockage et réduction de l'écart P_{dev}

Besoin du dimensionnement économique

L'évaluation économique nécessite un modèle plus détaillé :
estimations des pertes et du vieillissement du stockage

Dimensionnement économique

Compromis entre coût du stockage et réduction de l'écart P_{dev}

Besoin du dimensionnement économique

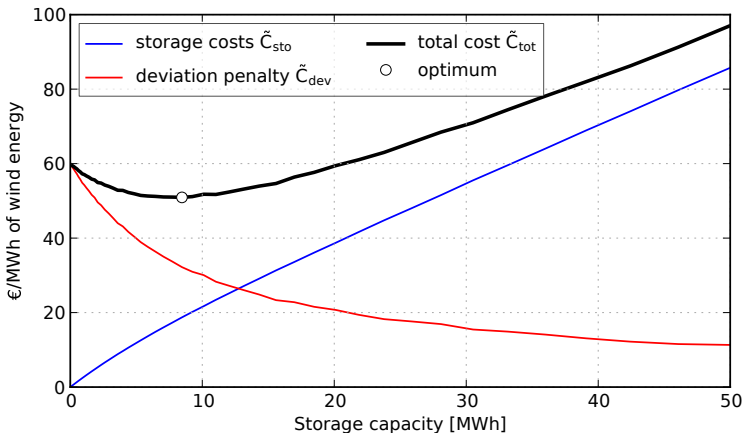
L'évaluation économique nécessite un modèle plus détaillé :
estimations des pertes et du vieillissement du stockage

Ex : dimensionnement d'une batterie Sodium-Soufre (NaS) :

1. Modélisation électro-thermique, incluant les pertes Joule et de chauffage (batterie chaude à 350°C)
2. Évaluation de la performance, pour différents dimensionnements : écart à l'engagement, pertes, ...
3. Calcul d'un coût économique incluant : investissement, vieillissement et pertes

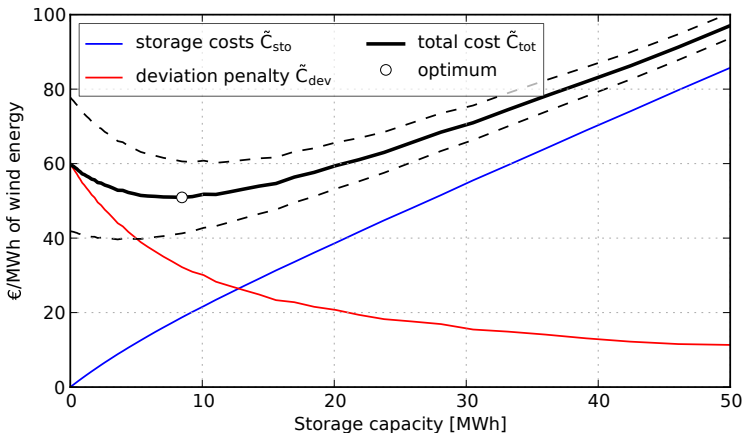
Observations sur le dimensionnement optimum

Avec une pénalité de 150 €/MWh_{dev}, la capacité optimale est 8.5 MWh, pour un coût de 50 €/MWh_{prod} (30 de pénalité, 20 de coût du stockage).



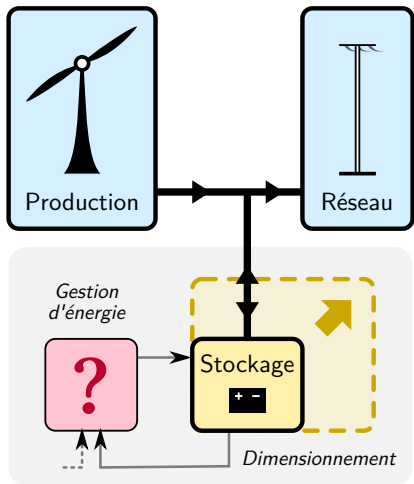
Observations sur le dimensionnement optimum

Avec une pénalité de 150 €/MWh_{dev}, la capacité optimale est 8.5 MWh, pour un coût de 50 €/MWh_{prod} (30 de pénalité, 20 de coût du stockage).



Lignes pointillées : sensibilité à une variation de $\pm 30\%$ des pénalités d'écart.

Dimensionnement & gestion d'un système



Dimensionnement & gestion d'un système de stockage

- 2 optimisations **couplées** :
- le dimensionnement dépend de la loi de gestion
 - la loi de gestion dépend du dimensionnement

Cooptimisation

La cooptimisation du *dimensionnement* d'un stockage et de la *gestion* de son énergie est un **impératif théorique**...

Solution typique : l'optimisation *imbriquée*

- pour *chaque* dimensionnement,
- optimiser la gestion

Cooptimisation

La cooptimisation du *dimensionnement* d'un stockage et de la *gestion* de son énergie est un **impératif théorique**...

Solution typique : l'optimisation *imbriquée*

- pour *chaque* dimensionnement,
- optimiser la gestion

... mais une **quasi-impossibilité pratique** :

la gestion optimale stochastique (par programmation dynamique stochastique SDP) est très coûteuse (en temps de cerveau & de temps calcul)

Cooptimisation

La cooptimisation du *dimensionnement* d'un stockage et de la *gestion* de son énergie est un **impératif théorique** . . .

Solution typique : l'optimisation *imbriquée*

- pour *chaque* dimensionnement,
- optimiser la gestion

. . . mais une **quasi-impossibilité pratique** :

la gestion optimale stochastique (par programmation dynamique stochastique SDP) est très coûteuse (en temps de cerveau & de temps calcul)

Conséquence : le dimensionnement se fait souvent avec une *gestion simplifiée* (non SDP).

Problématique

Du point de vue *théorique*, la non-utilisation de la gestion optimale stochastique (SDP) entraîne un *dimensionnement "dégradé"*.
Mais qu'en est il du point de vue *pratique et quantitatif*?

Quelle est la sensibilité du dimensionnement
du système de stockage
au choix de la loi de gestion ?

- sensibilité sur le dimensionnement
- sensibilité sur le critère de dimensionnement (coût, performance, ...)

Procédure de dimensionnement

une optimisation dégradée “en deux temps”

La procédure de dimensionnement dégradé considérée se base sur une optimisation “en deux temps” :

1. **Dimensionnement du système**, contrôlé par la loi de gestion “*de dimensionnement*” choisie.
(ex : gestion empirique, optim. stochastique, ou optim. déterministe)

Procédure de dimensionnement

une optimisation dégradée "en deux temps"

La procédure de dimensionnement dégradé considérée se base sur une optimisation "en deux temps" :

1. **Dimensionnement du système**, contrôlé par la loi de gestion "*de dimensionnement*" choisie.
(ex : gestion empirique, optim. stochastique, ou optim. déterministe)
2. **Optimisation de la performance**, à dimensionnement *fixé*, en remplaçant la loi de gestion choisie pour le dimensionnement par la loi de gestion *optimale* (SDP).

Procédure de dimensionnement

une optimisation dégradée "en deux temps"

La procédure de dimensionnement dégradé considérée se base sur une optimisation "en deux temps" :

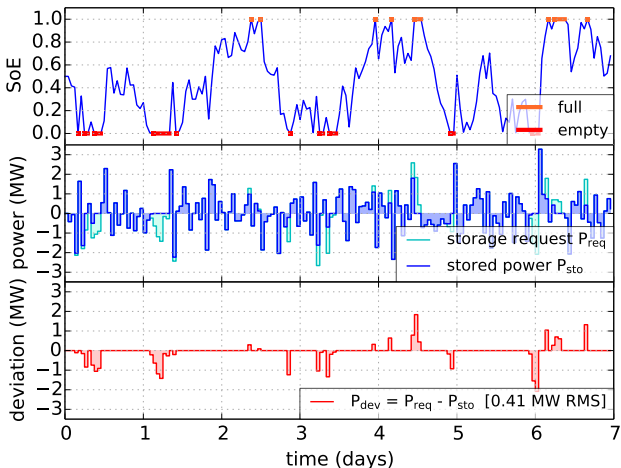
1. **Dimensionnement du système**, contrôlé par la loi de gestion "*de dimensionnement*" choisie.
(ex : gestion empirique, optim. stochastique, ou optim. déterministe)
2. **Optimisation de la performance**, à dimensionnement *fixé*, en remplaçant la loi de gestion choisie pour le dimensionnement par la loi de gestion *optimale* (SDP).

→ Procédure appliquée :

- pour trois lois de gestion : **empirique**, **SDP** et **déterministe**
- sur une plage de dimensionnement $E_{rated} = 0 - 10$ MWh
- avec une sollicitation d'entrée $\sigma_P = 1$ MW décorrélée ($\phi = 0$)

Simulations temporelles

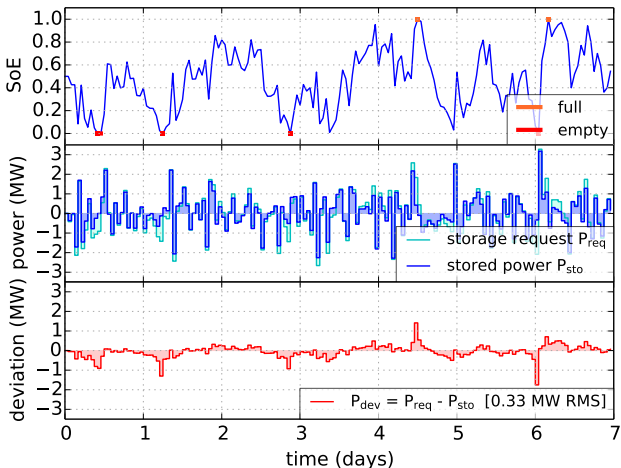
Gestion empirique



Gestion empirique " $P_{sto} = P_{req}$ tant que possible"

Simulations temporelles

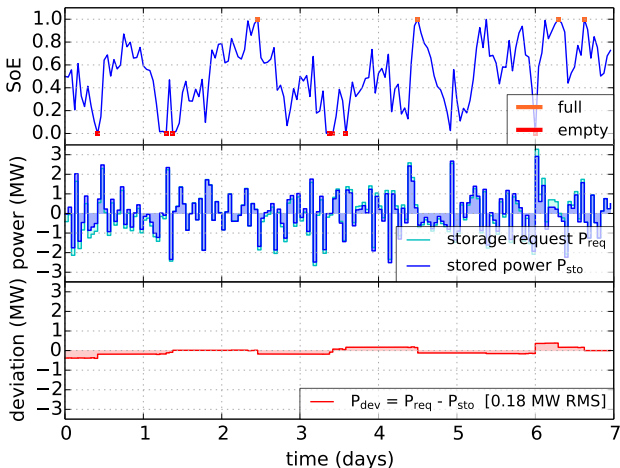
Gestion optimale stochastique (SDP)



Loi de contrôle optimale : $P_{sto} = \mu^*(E_{sto}, P_{req})$

Simulations temporelles

Optimisation déterministe



Optimisation hors-ligne, connaissant toutes les sollicitations $P_{req}(k)$

Performance fonction du dimensionnement

À partir de ces simulations temporelles, on évalue la performance du système :

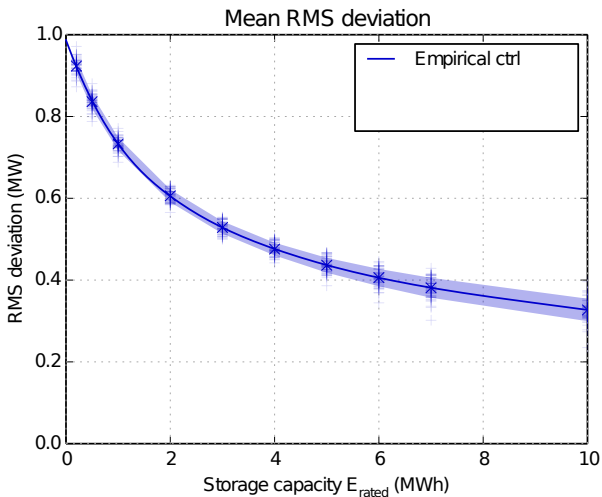
- pour chacune des trois lois de gestion étudiées,
- et pour plusieurs dimensionnements : $E_{rated} = 0 - 10$ MWh.

Performance fonction du dimensionnement

Effets de la capacité et de la loi de gestion

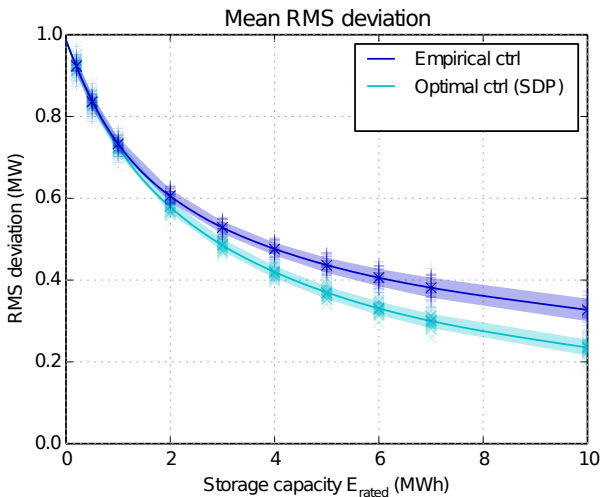
Constats :

- 1. L'écart diminue avec la capacité (résultat attendu)



Performance fonction du dimensionnement

Effets de la capacité et de la loi de gestion

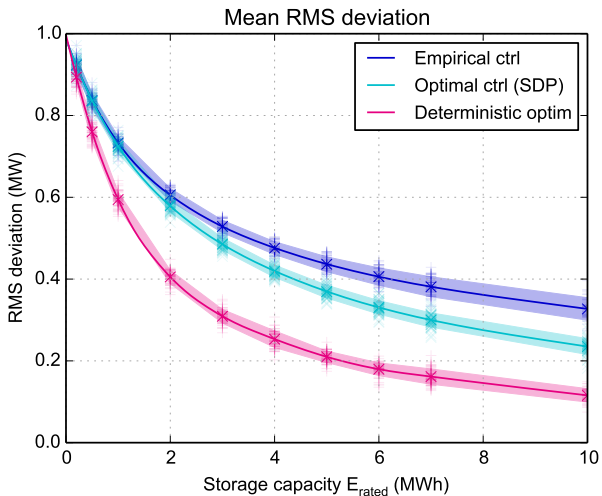


Constats :

1. L'écart diminue avec la capacité (résultat attendu)
2. gestion *SDP* meilleure que *empirique*

Performance fonction du dimensionnement

Effets de la capacité et de la loi de gestion



Constats :

1. L'écart diminue avec la capacité (résultat attendu)
2. gestion *SDP* meilleure que *empirique*
3. *optim. déterministe* (artificiellement) meilleure que *SDP* et *empirique*

Critères de dimensionnements

Nous considérons deux critères de dimensionnement “typiques” :

- Dimensionnement basé sur une contrainte
- Dimensionnement par optimisation d'un coût total

Dimensionnement basé sur une contrainte

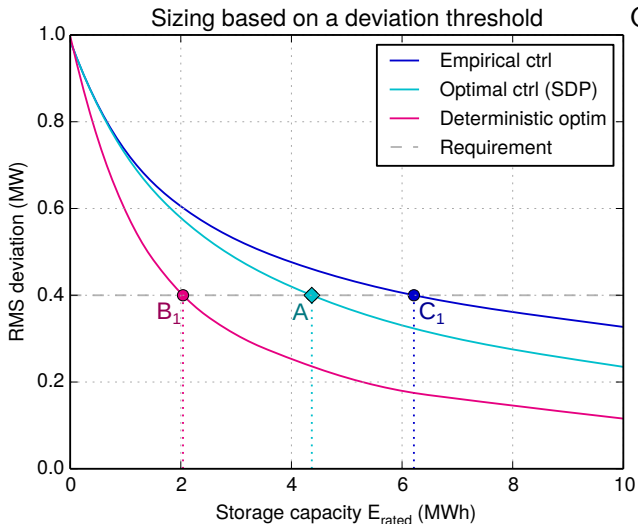
Le critère de dimensionnement pour cette procédure est une limite sur la moyenne quadratique (RMS) de l'écart P_{dev} .

La capacité choisie est la plus petite vérifiant cette condition :

$$\begin{array}{ll} \text{minimiser} & E_{rated} \\ \text{tel que} & \|P_{dev}\|(E_{rated}) < \text{seuil} \end{array}$$

Dimensionnement basé sur une contrainte

Exemple pour un seuil à 0,4 MW

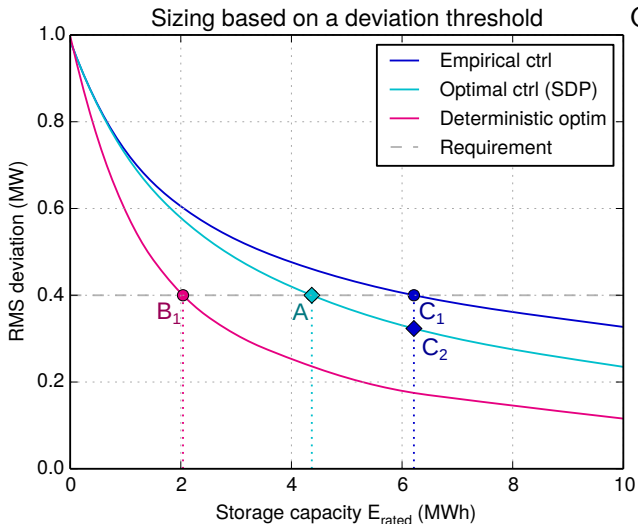


Constats :

1. Résultats **très sensibles** au choix de la loi de gestion de dimensionnement

Dimensionnement basé sur une contrainte

Exemple pour un seuil à 0,4 MW

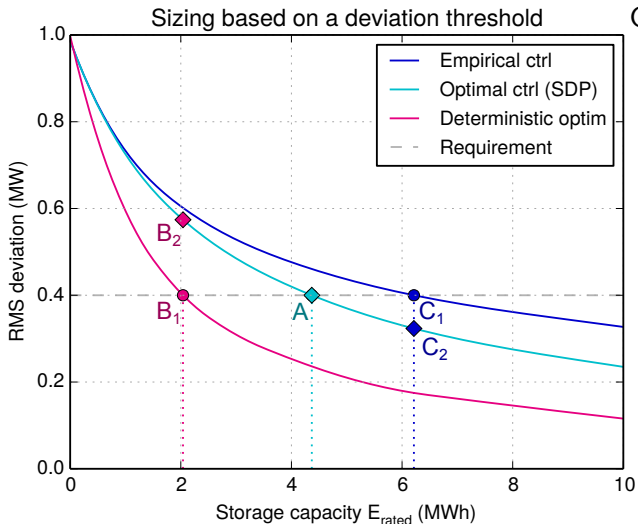


Constats :

1. Résultats **très sensibles** au choix de la loi de gestion de dimensionnement
2. gestion *empirique* → sur-dimensionnement, sur-performance (0,32 MW).

Dimensionnement basé sur une contrainte

Exemple pour un seuil à 0,4 MW



Constats :

1. Résultats **très sensibles** au choix de la loi de gestion de dimensionnement
2. gestion *empirique* → sur-dimensionnement, sur-performance (0,32 MW).
3. *optim. déterministe* → sous-dimensionnement, sous-performance (0,57 MW).

Dimensionnement par optimisation d'un coût total

Le critère de dimensionnement pour cette procédure considère un coût total où s'additionnent :

- le coût d'**investissement** du stockage $c_{batt} E_{rated}$.
- une **pénalité proportionnelle à l'écart RMS**, calculée sur la vie du système, $c_{dev} \|P_{dev}\| t_{life}$.

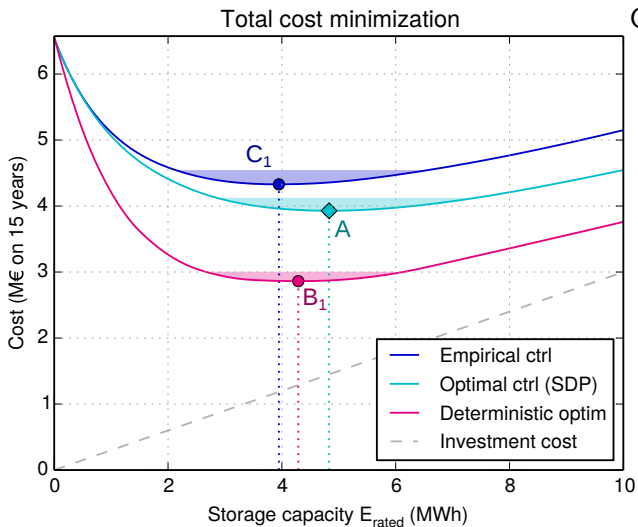
Le critère à minimiser est donc :

$$C_{tot}(E_{rated}) = c_{batt} E_{rated} + c_{dev} \|P_{dev}\| t_{life}$$

Choix des paramètres :

- $c_{batt} = 300$ k€/MWh, ~le prix d'une batterie NaS, hors surcoûts
- durée de vie $t_{life} = 15$ ans.
- pénalité d'écart $c_{dev} = 50$ €/MWh

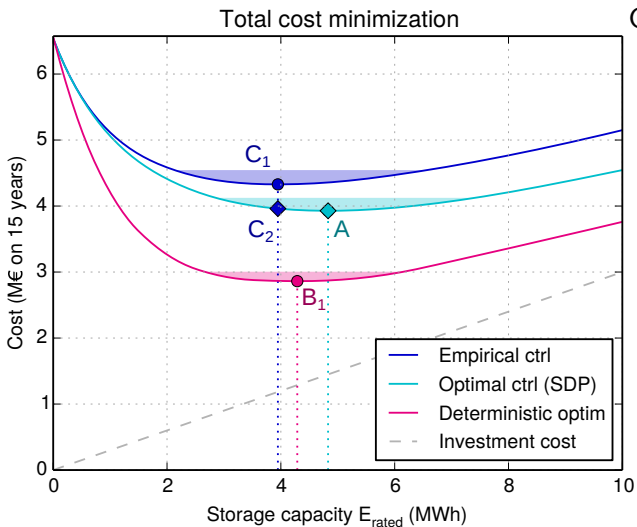
Dimensionnement par optimisation d'un coût total



Constats :

1. Résultats **peu sensibles** au choix de la loi de gestion de dimensionnement
2. dimensionnements proches à 20 % près (4,0 – 4,8 MWh)

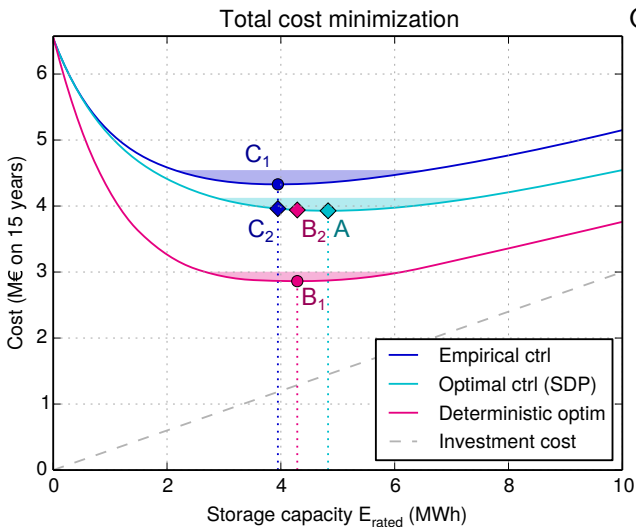
Dimensionnement par optimisation d'un coût total



Constats :

1. Résultats **peu sensibles** au choix de la loi de gestion de dimensionnement
2. dimensionnements proches à 20 % près (4,0 – 4,8 MWh)

Dimensionnement par optimisation d'un coût total



Constats :

1. Résultats **peu sensibles** au choix de la loi de gestion de dimensionnement
2. dimensionnements proches à 20 % près (4,0 – 4,8 MWh)
3. performances indiscernables : coût total = 3,9 M€/15 ans.

Conclusion et pistes d'améliorations

Effet du choix de la loi de gestion : **“ça dépend !”**

- forte sensibilité pour un dimensionnement basé sur une contrainte de performance
- faible sensibilité pour un dimensionnement basé sur la minisation d'un coût total du système

Conclusion et pistes d'améliorations

Effet du choix de la loi de gestion : **“ça dépend !”**

- forte sensibilité pour un dimensionnement basé sur une contrainte de performance
- faible sensibilité pour un dimensionnement basé sur la minisation d'un coût total du système

Quelle loi de gestion utiliser pour le dimensionnement ?

- optimisation déterministe hors-ligne : **dangereuse, car elle surestime la performance**
- gestion empirique : conservative, mais facile et sûre
- gestion empirique optimisée : **le bon compromis ?**
ex : loi de gestion paramétrique, de forme inspirée par la SDP

Plan de la présentation

1. Présentation du problème
2. Modélisation
3. Gestion d'énergie du stockage
4. Dimensionnement de la capacité énergétique
5. Conclusion et perspectives
 - Bilan
 - Prolongements
 - Perspectives

Bilan

- **Modélisations** : stockage, entrées incertaines (éoliennes), vieillissement “instantané” (adapté à la gestion optimale)

Bilan

- **Modélisations** : stockage, entrées incertaines (éoliennes), vieillissement “instantané” (adapté à la gestion optimale)
- **Optimisation de la gestion d'énergie** : analyse d'une palette de comportements, dépendant de la forme des pénalités

Bilan

- **Modélisations** : stockage, entrées incertaines (éoliennes), vieillissement “instantané” (adapté à la gestion optimale)
- **Optimisation de la gestion d'énergie** : analyse d'une palette de comportements, dépendant de la forme des pénalités
- **Optimisation du dimensionnement**, y compris l'*interaction* avec la gestion d'énergie

Prolongements

- Gestion avec **délestage de production** (→ modèle d'*usure* de l'éolienne?)

Prolongements

- Gestion avec **délestage de production** (→ modèle d'*usure* de l'éolienne?)
- Plus de données de terrain : meilleure validation de la performance (y compris fluctuations rapides)

Prolongements

- Gestion avec **délestage de production** (→ modèle d'*usure* de l'éolienne?)
- Plus de données de terrain : meilleure validation de la performance (y compris fluctuations rapides)
- Prise en compte du **vieillissement** dans la gestion optimale

Prolongements

- Gestion avec **délestage de production** (→ modèle d'*usure* de l'éolienne?)
- Plus de données de terrain : meilleure validation de la performance (y compris fluctuations rapides)
- Prise en compte du **vieillissement** dans la gestion optimale
- Co-optimisation de l'**engagement J+1** ↔ gestion en-ligne

Perspectives

- **Coûts pour le réseau** (économiques & environnementaux)

Perspectives

- **Coûts pour le réseau** (économiques & environnementaux)
- Interactions entre fermes (vision coût global)

Perspectives

- **Coûts pour le réseau** (économiques & environnementaux)
- Interactions entre fermes (vision coût global)
- **Autres moyens de flexibilité** (effacement/déplacement des consommations ?)

Perspectives

- **Coûts pour le réseau** (économiques & environnementaux)
- Interactions entre fermes (vision coût global)
- **Autres moyens de flexibilité** (effacement/déplacement des consommations ?)
- Évaluer la **valeur de la prévision**, du point de vue d'un système éolien-stockage (valeur d'usage)