

**Système de stockage
associé à une production éolienne**
méthodologie de dimensionnement intégrant
l'incertitude de prévision de la ressource

Pierre Haessig, Stéphane Lascaud,
Bernard Multon, Hamid Ben Ahmed

EDF R&D, ENS Cachan SATIE
contact : pierre.haessig@ens-cachan.fr

Conférence Capénergies – Aix-en-Provence, 22 octobre 2012

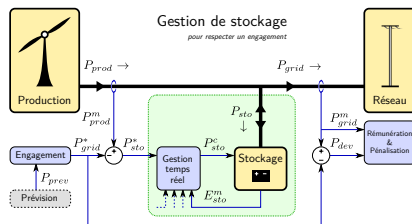
Plan de la présentation

- 1 Introduction du contexte
- 2 Variabilité de l'énergie éolienne
 - Variabilité rapide (< 1 heure)
 - Variabilité lente (> 1 heure)
 - Prédiction J+1
 - Modélisation stochastique de l'erreur
- 3 Dimensionnement de Stockage
 - Compenser l'erreur de prédiction
 - Simulation de stockage
 - Dimensionnement d'un stockage
- 4 Nos enjeux et perspectives
 - Pénalisation des écarts à l'engagement
 - Vieillessement du stockage
 - Loi de gestion du stockage

Plan de la présentation

- 1 Introduction du contexte
- 2 Variabilité de l'énergie éolienne
- 3 Dimensionnement de Stockage
- 4 Nos enjeux et perspectives

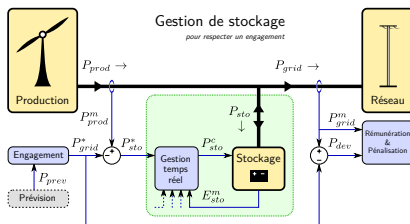
Système de production éolien avec stockage



Intérêts possibles d'un système éolien-stockage :

- permettre un fonctionnement éolien îloté (micro-réseau)
- améliorer la stabilité du réseau où l'éolien est inséré.
- améliorer le bilan environnemental *global* de l'insertion d'éoliennes dans un réseau (par le remplacement de moyens de production de pointe fortement émetteurs de CO2)

Contexte industriel



Appel d'offre de la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE) pour des systèmes éoliens "avec services" :

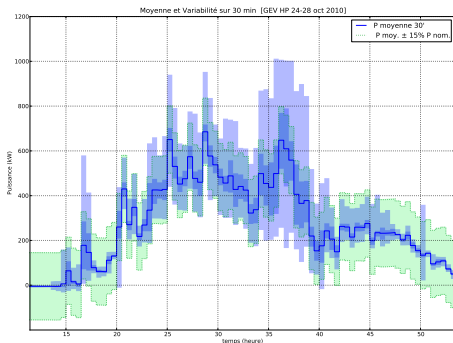
- réserve primaire (10 % de la puissance nominale libérable pendant 15 minutes)
- limitation des variations de la puissance
- **engagement** sur un plan de production 1 jour à l'avance.

Plan de la présentation

- 1 Introduction du contexte
- 2 Variabilité de l'énergie éolienne
 - Variabilité rapide (< 1 heure)
 - Variabilité lente (> 1 heure)
 - Prévision J+1
 - Modélisation stochastique de l'erreur
- 3 Dimensionnement de Stockage
- 4 Nos enjeux et perspectives

Variabilité rapide de production (< 1 heure)

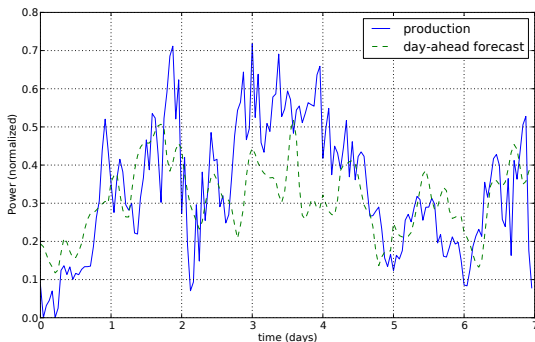
La production d'énergie éolienne présente une *grande variabilité*.



Sur le terrain, ces variations rapides de la puissance ne sont ni prévisibles, ni même *mesurées*! (sauf projet Pégase...)

Variabilité lente de production (> 1 heure)

Les variations lentes sont bien mesurées et on peut chercher à les prévoir (météo + statistiques).



Sur le terrain, les outils de prévision se déploient progressivement.

Qualité de la prévision

en terme d'écart-type de l'erreur

La qualité de la prévision augmente sensiblement avec *l'étalement géographique* des parcs considérés :

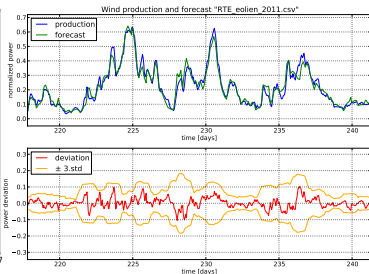
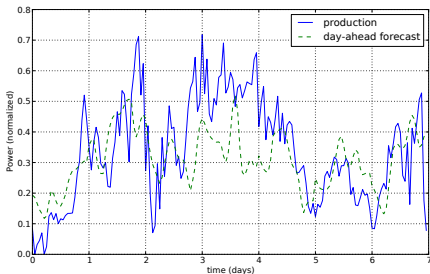
- à l'échelle de la France métropolitaine : 3 % (prévision RTE)
- à l'échelle d'un seul parc en Guadeloupe : 15 % (prévision Metnext)

l'écart entre prévision et production effective est ici mesuré en terme d'écart-type, normalisé par la puissance installée.

Qualité de la prévision

en terme d'écart-type de l'erreur, visuellement

un seul parc vs. un territoire :

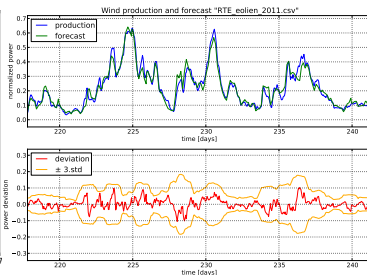
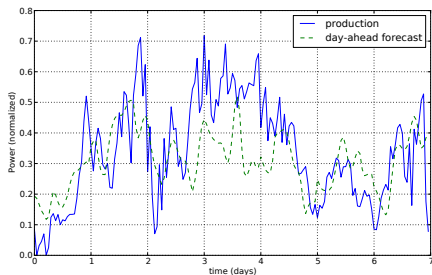


note 1 : les mesures sont moyennées au même pas que celui de la prévision (1 heure)

Qualité de la prévision

en terme d'écart-type de l'erreur, visuellement

un seul parc vs. un territoire :



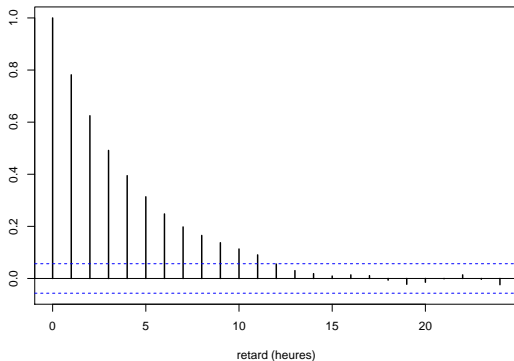
note 1 : les mesures sont moyennées au même pas que celui de la prévision (1 heure)

note 2 : les erreurs de prévision entre 2 heures successives ne sont **pas indépendantes**.

Autocorrélation de l'erreur de prévision

Observons cette dépendance temporelle :

autocorrélation des erreurs de prévision J+1
Grand Maison, J 275 – J 325

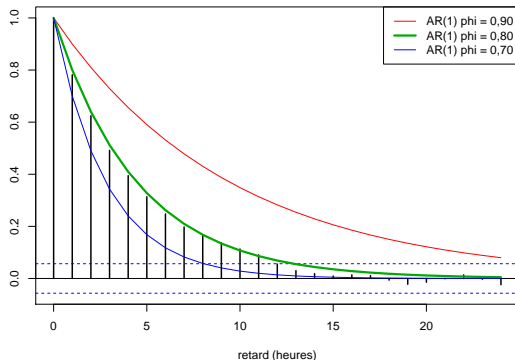


l'autocorrélation décroît de façon exponentielle

Autocorrélation de l'erreur de prévision

Observons cette dépendance temporelle :

autocorrélation des erreurs de prévision J+1
Grand Maison, J 275 – J 325



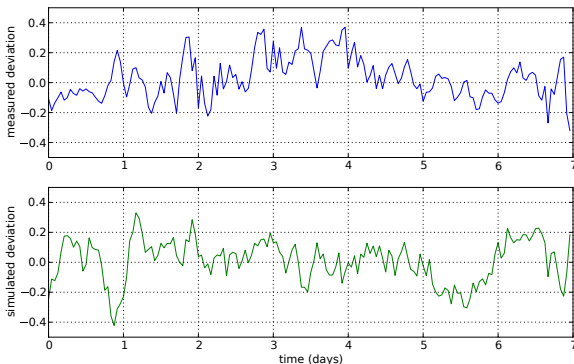
Cette forme d'autocorrélation correspond à un processus AR(1)

Modèle autorégressif AR(1)

Modèle basé sur le filtrage linéaire (IIR) d'un bruit blanc $\varepsilon(k)$:

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

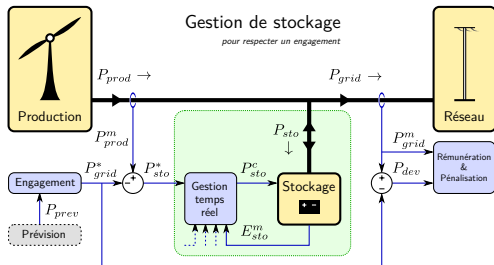
autorégressif : chaque instant est lié à l'instant précédent par le coefficient $\phi \in]-1, 1[$



Plan de la présentation

- 1 Introduction du contexte
- 2 Variabilité de l'énergie éolienne
- 3 Dimensionnement de Stockage
 - Compenser l'erreur de prévision
 - Simulation de stockage
 - Dimensionnement d'un stockage
- 4 Nos enjeux et perspectives

Écart à l'engagement

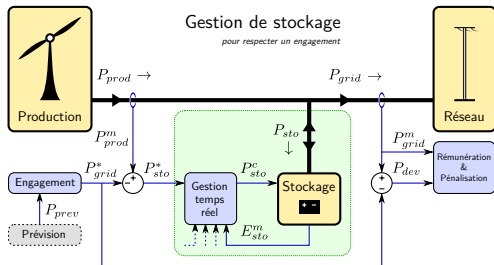


Le producteur doit rester au plus près de son engagement P_{grid}^* .
On définit donc l'écart à l'engagement :

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

...qui devrait être "petit" à chaque instant.

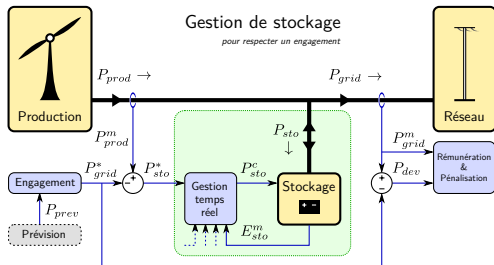
Consigne idéale de stockage



Pour respecter parfaitement l'engagement ($P_{dev} = 0$), le stockage devrait idéalement absorber :

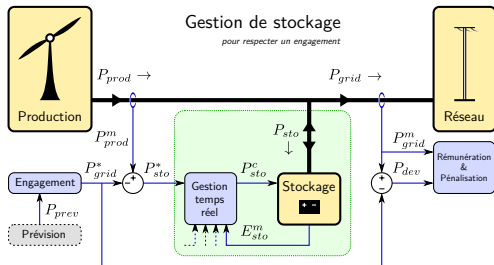
$$P_{sto}^* = P_{prod} - P_{grid}^*$$

Consigne idéale de stockage



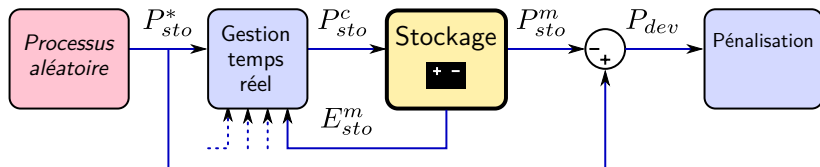
Cette consigne idéale P_{sto}^* est égale à l'erreur de prévision P_{err} (si l'engagement est égal à la prévision)

Consigne idéale de stockage



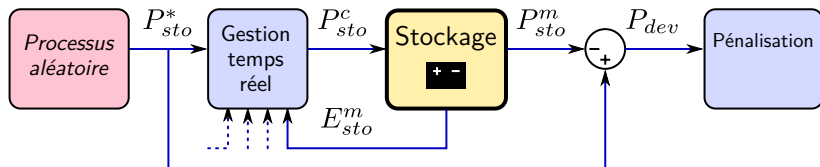
Cette consigne idéale P_{sto}^* est égale à l'erreur de prévision P_{err} (si l'engagement est égal à la prévision)
 ...d'où l'intérêt d'avoir modélisé cette erreur (processus autorégressif)

Simulation stochastique



l'entrée est générée avec le processus autorégressif AR(1)

Simulation stochastique

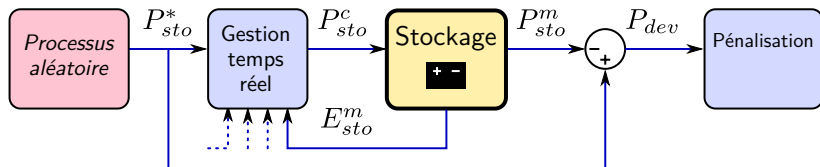


l'entrée est générée avec le processus autorégressif AR(1)

La batterie idéale est un intégrateur :

$$E_{sto}(k+1) = E_{sto}(k) + P_{sto}^*(k+1) \cdot \Delta_t$$

Simulation stochastique



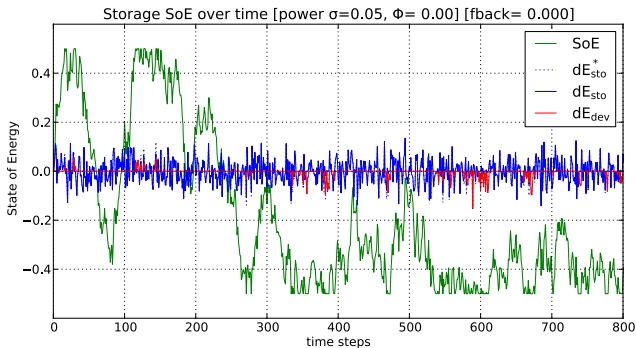
l'entrée est générée avec le processus autorégressif AR(1)

La batterie idéale est un intégrateur *qui sature* :

$$E_{sto}(k+1) = f_{sat}\left(E_{sto}(k) + P_{sto}^*(k+1)\Delta_t\right)$$

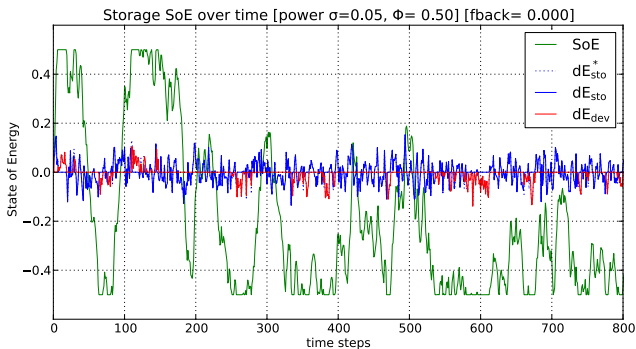
Simulation stochastique

À capacité de stockage fixée, la **corrélation** joue un rôle très important



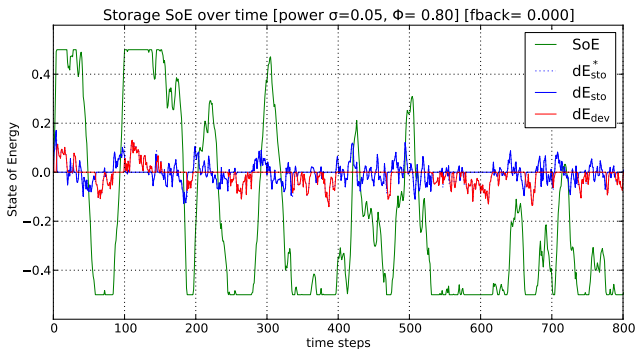
Simulation stochastique

À capacité de stockage fixée, la **corrélation** joue un rôle très important



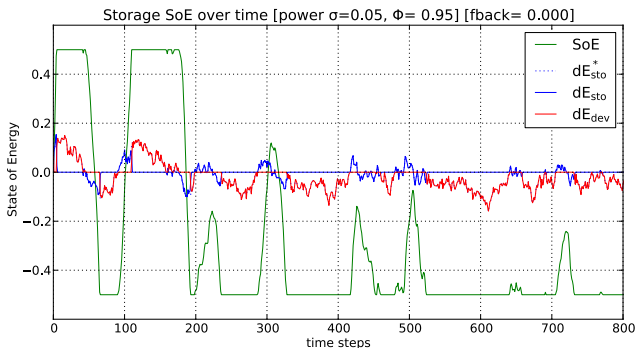
Simulation stochastique

À capacité de stockage fixée, la **corrélation** joue un rôle très important



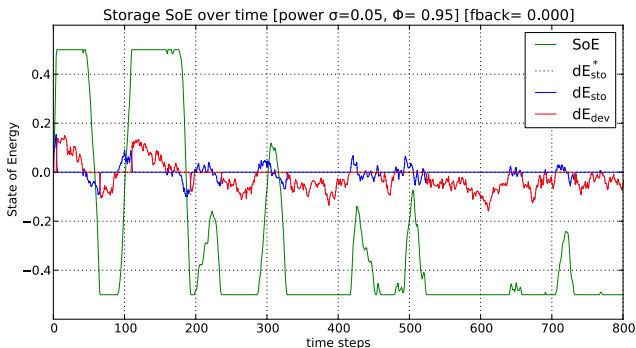
Simulation stochastique

À capacité de stockage fixée, la **corrélation** joue un rôle très important



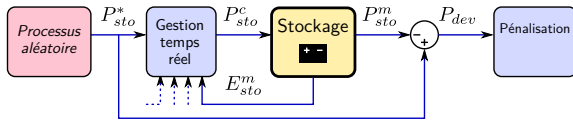
Simulation stochastique

À capacité de stockage fixée, la **corrélation** joue un rôle très important

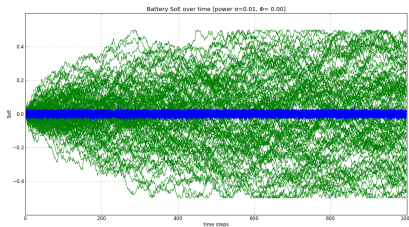


d'où l'intérêt d'une modélisation temporelle *paramétrique*

Simulation stochastique



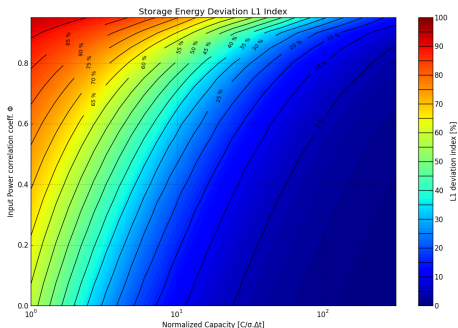
Grâce au modèle stochastique, on génère de nombreuses trajectoires :



On peut alors estimer statistiquement les critères de pénalisation

Analyse paramétrique de la performance

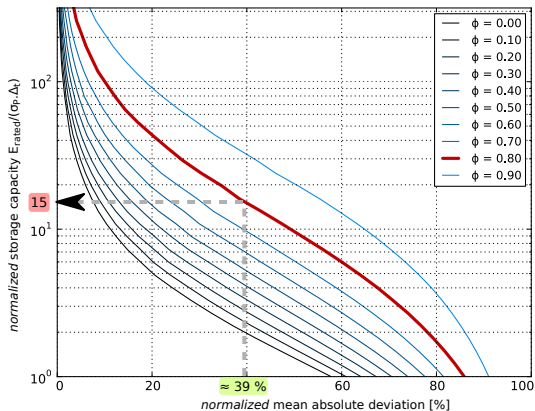
On balaye différentes valeurs de ϕ et de capacité en calculant à chaque fois les critères de pénalisation.



On peut ensuite inverser la relation : trouver la capacité de stockage qui permette d'atteindre un niveau de performance donné

Besoin en stockage

Capacité de stockage nécessaire,
fonction du **niveau de performance souhaité**



pour différentes valeurs de ϕ .

Exemple de dimensionnement

Pour un parc de puissance nominale 10 MW, on suppose que l'erreur de prévision J+1 est de 10 % : $\sigma_P = 1$ MW

Exemple de dimensionnement

Pour un parc de puissance nominale 10 MW, on suppose que l'erreur de prévision $J+1$ est de 10 % : $\sigma_P = 1$ MW

De plus, avec un pas de temps $\Delta_t = 1$ h, on identifie $\phi = 0.80$.

Exemple de dimensionnement

Pour un parc de puissance nominale 10 MW, on suppose que l'erreur de prévision $J+1$ est de 10 % : $\sigma_P = 1$ MW

De plus, avec un pas de temps $\Delta_t = 1$ h, on identifie $\phi = 0.80$.

Pour que l'écart soit réduit à 39 % de sa valeur initiale, il faut une capacité normalisée de **15** (cf. courbes).

Exemple de dimensionnement

Pour un parc de puissance nominale 10 MW, on suppose que l'erreur de prévision $J+1$ est de 10 % : $\sigma_P = 1$ MW

De plus, avec un pas de temps $\Delta_t = 1$ h, on identifie $\phi = 0.80$.

Pour que l'écart soit réduit à 39 % de sa valeur initiale, il faut une capacité normalisée de **15** (cf. courbes).

Il faut donc une capacité de :

$$E_{rated} = 15\sigma_P\Delta_t = 15 \text{ MWh}$$

Exemple de dimensionnement

Pour un parc de puissance nominale 10 MW, on suppose que l'erreur de prévision $J+1$ est de 10 % : $\sigma_P = 1$ MW

De plus, avec un pas de temps $\Delta_t = 1$ h, on identifie $\phi = 0.80$.

Pour que l'écart soit réduit à 39 % de sa valeur initiale, il faut une capacité normalisée de **15** (cf. courbes).

Il faut donc une capacité de :

$$E_{rated} = 15\sigma_P\Delta_t = 15 \text{ MWh}$$

(c'est beaucoup...)

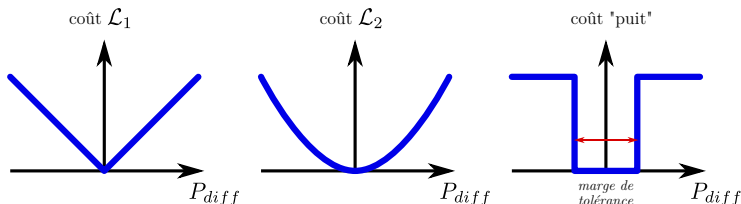
Plan de la présentation

- 1 Introduction du contexte
- 2 Variabilité de l'énergie éolienne
- 3 Dimensionnement de Stockage
- 4 **Nos enjeux et perspectives**
 - Pénalisation des écarts à l'engagement
 - Vieillessement du stockage
 - Loi de gestion du stockage

Choix du critère de pénalisation

À partir du signal d'écart à l'engagement P_{dev} , un critère de pénalisation peut-être calculé :

- critères continu : \mathcal{L}_1 , \mathcal{L}_2 , ...
- critères discontinu : "puit", appel d'offre (compliqué), ...



Choix du critère de pénalisation

Quelques enjeux du choix du critère :

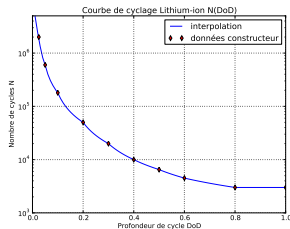
- mathématiques : problèmes de *convexité*, minima locaux,
→ stratégie de gestion non lisse
- pratiques : *rédigable* dans un cahier des charges,
techniquement *mesurable* (résolution temporelle limitée)
- économiques : problèmes de sur/sous-dimensionnement du
stockage, rentabilité de la ferme éolienne

Prise en compte du vieillissement

Choix d'un type de modèle de vieillissement de batterie parmi

- **modèle de connaissance** : modélisation physique/chimique/thermique des processus en jeu.
- **modèle de comportement** : approche empirique basée sur des résultats d'expérience

Les documentations constructeurs sont ténues, et se résument le plus souvent à des courbes $N_{cycles}(DoD)$.



Prise en compte du vieillissement

approche comptage des cycles

Approche qui s'appuie sur les courbes constructeurs de **tenue en cyclage** : $N_{cycles}(DoD)$.

Les cycles k sont pondérés par leur profondeur DoD_k :

$$SoH = \sum_k \frac{1}{N_{cycles}(DoD_k)}$$

Prise en compte du vieillissement

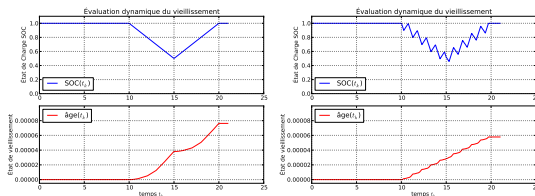
approche comptage des cycles

Approche qui s'appuie sur les courbes constructeurs de **tenue en cyclage** : $N_{cycles}(DoD)$.

Les cycles k sont pondérés par leur profondeur DoD_k :

$$SoH = \sum_k \frac{1}{N_{cycles}(DoD_k)}$$

Question ouverte : comment compter les cycles dans le cas où ceux-ci ne sont pas clairement identifiés



Prise en compte de l'effet du vieillissement

Le vieillissement se traduit par une **dégradation** des paramètres du système de stockage (e.g. Capacité ↘ et Résistance ↗). Cela peut même avoir un effet d'emballement !

Pour la modélisation comportementale, on doit alors choisir entre :

- “boucle ouverte” : simple comptage du vieillissement
- “boucle fermée” : comptage + dérive des paramètres

Prise en compte de l'effet du vieillissement

Le vieillissement se traduit par une **dégradation** des paramètres du système de stockage (e.g. Capacité ↘ et Résistance ↗). Cela peut même avoir un effet d'emballement !

Pour la modélisation comportementale, on doit alors choisir entre :

- “boucle ouverte” : simple comptage du vieillissement
- “boucle fermée” : comptage + dérive des paramètres

La prise en compte de la dégradation des paramètres est préférable, mais nécessite une loi de dégradation...

Exemple de modèle de dégradation linéaire en cyclage :

$$C = C_0 \left(1 - a \frac{N_{cycles}}{N_{max}} \right), \quad a = 0.2?$$

Choix de la loi de gestion (contrôle) du stockage

Choisir une loi $P_{sto} = f(SoE, \dots)$ optimale au sens d'un critère

- approche paramétrique : trouver θ tq $f_{\theta}(x) = \theta.x$ soit optimale (peut se faire en utilisant directement des séries de données)
- approche programmation dynamique stochastique (nécessite une modélisation de l'aléa)

Choix de la loi de gestion (contrôle) du stockage

Choisir une loi $P_{sto} = f(SoE, \dots)$ optimale au sens d'un critère

- approche paramétrique : trouver θ tq $f_{\theta}(x) = \theta.x$ soit optimale (peut se faire en utilisant directement des séries de données)
- approche programmation dynamique stochastique (nécessite une modélisation de l'aléa)

Enjeux du choix : complexité numérique, interprétabilité de la stratégie, robustesse de la stratégie, ...

Conclusion

Ce qui marche :

- modélisation stochastique d'un système éolien + stockage
- prise en compte de la *dépendance temporelle* des erreurs de prévision $J+1$
- → méthode de *prédimensionnement* de la capacité

Ce qui reste à faire :

Conclusion

Ce qui marche :

- modélisation stochastique d'un système éolien + stockage
- prise en compte de la *dépendance temporelle* des erreurs de prévision $J+1$
- → méthode de *prédimensionnement* de la capacité

Ce qui reste à faire :

- beaucoup...!

Références

Quelques articles sur le lien entre stockage et *dépendance temporelle* des erreurs :

- P. Haessig, B. Multon, H. Ben Ahmed, S. Lascaud, and P. Bondon, “Energy storage sizing for wind power : impact of the autocorrelation of day-ahead forecast errors” (*article en soumission*)
- P. Pinson, H. Madsen, H. A. Nielsen, G. Papaefthymiou, and B. Klöckl, “From probabilistic forecasts to statistical scenarios of short-term wind power production”, *Wind Energy*, vol. 12, no. 1, pp. 51–62, 2009
- P. Pinson, G. Papaefthymiou, B. Klöckl, and J. Verboomen, “Dynamic sizing of energy storage for hedging wind power forecast uncertainty”, in *Power Energy Society General Meeting*, 2009, pp. 1–8.