

Quelle importance du choix de la loi de gestion pour dimensionner un système de stockage d'énergie ?

Pierre HAESSIG^{*,§}, Bernard MULTON^{*}, Hamid BEN AHMED^{*}, Stéphane LASCAUD[§]

^{*}ENS Rennes – laboratoire SATIE, [§]EDF R&D (LME)

RÉSUMÉ – Beaucoup de systèmes énergétiques nécessitent une loi de gestion pour leur bon fonctionnement. Le réglage de cette loi nécessite souvent beaucoup de ressources et la loi résultante dépend généralement du dimensionnement. Comme une étude de dimensionnement nécessite d'évaluer la performance du système pour beaucoup de dimensionnements différents, le concepteur est souvent amené à utiliser des lois de gestion simplifiées lors de la phase de dimensionnement. Quelle est la sensibilité du résultat obtenu vis-à-vis de ce choix ? Pour étudier cette question, fondamentale et très présente dans les systèmes énergétiques, du couplage entre dimensionnement et gestion, nous nous appuyons sur l'exemple d'une étude de dimensionnement de stockage d'énergie dans un contexte éolien (atténuation d'erreurs de prévision à caractère incertain). Nous testons différents choix de loi de gestion et comparons le dimensionnement et la performance obtenus. Nous observons que, selon la procédure de dimensionnement choisie, la performance finale du système varie tantôt faiblement (< 1%) tantôt fortement avec, dans le pire cas, une dégradation de la performance de près de 50% !

Mots-clés – Dimensionnement de Stockage d'Énergie, Gestion d'Énergie, Optimisation Dynamique, Programmation Dynamique, Contrôle Stochastique, Couplage Dimensionnement-Gestion

1. LE CONTEXTE

Dans le cadre de travaux sur l'utilisation d'un système de stockage d'énergie pour garantir la production d'une ferme éolienne 24 h à l'avance, nous sommes amenés à optimiser le dimensionnement d'un stockage (choix de la capacité E_{rated}) ainsi que sa gestion¹ (choix de la puissance à stocker à chaque instant). La figure 1 décrit les flux d'énergie et les signaux utilisés, sachant que nous nous concentrons dans cet article sur le bloc "Stockage". Sur cette figure, le bon fonctionnement du système éolien-stockage est mesuré par l'écart à l'engagement P_{dev} , qui doit être le plus petit possible (au sens d'une moyenne quadratique ou d'une fonction de pénalisation plus complexe). Quant au bon dimensionnement du système, il se mesure par des critères mêlant : coût des écarts (pénalisation de P_{dev}), coût du système sur cycle de vie (investissement et usure), ainsi que le coût des pertes dues au système de stockage. Jusqu'à présent, nous avons traité séparément (comme cela est souvent fait) l'optimisation du dimensionnement [1, 2] et l'optimisation de la gestion [3] (contrôle optimal stochastique grâce à la programmation dynamique).

Notons que la question de l'optimisation conjointe "dimen-

1. nous choisissons pour cet article de parler indifféremment de "loi de gestion", "loi de contrôle" ou de "stratégie". Dans d'autres contextes, par exemple le contrôle par des boucles imbriquées, ces notions sont parfois distinguées. Cette distinction n'est pas nécessaire ici, car le système d'étude simplifié que nous considérons pour cet article n'est géré que par une unique loi.

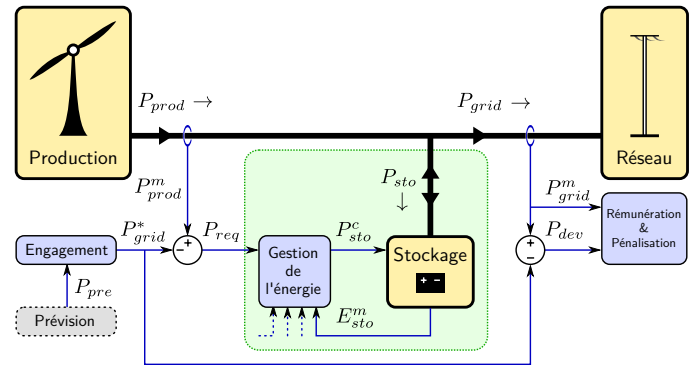


Fig. 1 – Système éolien-stockage, contexte de la présente étude de dimensionnement et gestion de stockage

sionnement & gestion" n'est de loin pas restreinte à des problèmes de stockage couplé à des énergies renouvelables (EnR). Elle apparaît également pour d'autres systèmes énergétiques, avec ou sans stockage, tels que par exemple :

- véhicule hybride : dimensionnement et gestion de la chaîne de traction (moteur thermique, machine(s) électrique(s) et stockage(s)) pour minimiser la consommation sur cycle [4].
- récupération d'énergie des vagues : dimensionnement du système génératrice-convertisseur et choix de la "stratégie de récupération" (choix de la consigne de couple à chaque instant) pour optimiser la récupération [5].

Plus généralement, le problème fondamental sous-jacent est celui du couplage qui existe entre l'optimisation de la conception d'un système et l'optimisation de son contrôle [6].

2. DESCRIPTION DU PROBLÈME

Les optimisations du dimensionnement et de la gestion d'un système de stockage d'énergie sont des problèmes couplés. Ce couplage a été analysé d'un point de vue théorique au sein de la communauté de la conception mécatronique par Fathy et al.[6], mais ce problème concerne de nombreux domaines et, à notre connaissance, peu de travaux ont été publiés sur cette question, pourtant fondamentale.

Conséquence de ce couplage, il est nécessaire, a priori, de co-optimiser le dimensionnement et la gestion pour atteindre la conception et la performance optimales. Malheureusement, le traitement conjoint de ces deux optimisations est généralement lourd et ce sont donc plutôt des approches séparées ou bien séquentielles (i.e. optimisation du contrôle, puis du dimensionnement, quitte à reboucler) qui sont préférées. D'un point de vue théorique, ces approches simplificatrices ne garantissent pas

d'arriver à l'optimum [6]. Face à ce constat, nous choisissons d'étudier la question du couplage d'un point de vue *pratique et quantitatif*, adapté à notre problème particulier de stockage.

En effet, la gestion optimale d'un système face à des entrées incertaines (dans notre cas, un stockage face à l'erreur de prévision éolienne) nécessite d'utiliser un outil du contrôle optimal stochastique : la programmation dynamique stochastique (SDP) [7]. Cependant, la mise en œuvre de la SDP peut être très lourde, car elle nécessite à la fois des ressources de modélisation du système (temps de cerveau) et de calcul de la loi de gestion optimale (temps d'ordinateur).

La SDP est appliquée pour la gestion optimale d'énergie par exemple dans des contextes EnR [3] ou véhiculaires [8], tant que le nombre de variables d'état reste faible. Dès que la structure de problème se complexifie, l'application de la SDP sans approximation devient généralement impossible (e.g. "Curse of Dimensionality" [7]). Qui plus est, la loi de gestion optimale doit être, en général, recalculée pour chaque dimensionnement !

Par conséquent, le dimensionnement se fait souvent sur un système contrôlé par une loi de gestion *sous-optimale* que nous appellerons génériquement "*loi de gestion empirique*". Une loi empirique est a priori moins performante que la loi optimale. Cependant, la performance d'une telle gestion n'est pas forcément beaucoup moins bonne, d'autant plus que les lois empiriques sont souvent définies avec des paramètres réglables que l'on peut optimiser. Par exemple, Aubry et al. utilisent une "stratégie de récupération" à 2 paramètres [5], Caux et al. utilisent un contrôleur flou [9]. Dans les deux cas, une métaheuristique optimise les degrés de liberté du contrôleur pour améliorer la performance.

À l'opposé de ces gestions empiriques, il peut également être tentant, dans une phase de dimensionnement, de remplacer la loi de gestion par une *optimisation déterministe*. Dans le contexte d'un véhicule, elle consiste par exemple à supposer connu à l'avance le profil de mission. Par rapport à l'optimisation stochastique, il n'y a pas besoin de modéliser les entrées incertaines. Les flux d'énergie peuvent alors être optimisés *hors-ligne* [10], mais ces flux ne peuvent servir de consignes *en-ligne* que si le profil de mission effectif suit rigoureusement le profil prévu, car il n'y a pas de rétroaction². En conséquence, l'optimisation déterministe *surestime* la performance réelle du système si celui-ci est soumis à de l'aléa au cours de son fonctionnement.

Problématique Nous venons d'identifier 3 familles de lois de gestion :

1. la gestion optimale stochastique (SDP),
2. la gestion empirique qui sous-estime la performance, et
3. l'optimisation déterministe qui la surestime.

Comme la SDP est très gourmande en calcul, nous partons de l'idée qu'il n'est pas toujours possible d'utiliser cette gestion optimale. Par conséquent, nous supposons que *la gestion optimale SDP est remplacée, pendant la phase de dimensionnement, par une gestion empirique ou déterministe*.

À cause du couplage dimensionnement-gestion [6], le dimensionnement obtenu avec cette gestion "de dimensionnement"

2. L'approche Model Predictive Control (MPC) est une façon d'ajouter de la rétroaction à l'optimisation déterministe en la répétant périodiquement. Le MPC est ainsi une forme particulièrement sophistiquée de gestion empirique. Riffonneau et al. ont ainsi utilisé un MPC basé sur la programmation dynamique déterministe pour gérer un système PV-stockage [11].

est *a priori différent* du dimensionnement optimal, sans que cette différence soit quantifiable a priori. C'est pourquoi, sur un exemple particulier de système de stockage, nous nous concentrons donc sur la question suivante :

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

Originalité Bien que le dimensionnement et la gestion soient souvent traités de façon séparée, il existe des travaux de *co-optimisation* (par exemple Kim et al. dans un contexte véhiculaire [4], avec une paramétrisation de la loi de gestion SDP). Par contre, nous n'avons pas connaissance d'une *étude de sensibilité quantitative* sur le choix de la loi de gestion pour le dimensionnement.

3. DÉMARCHE DE L'ÉTUDE

Pour étudier la sensibilité du dimensionnement, nous fixons une définition "formelle" de la *procédure de dimensionnement* du système. La procédure que nous considérons nécessite tout d'abord de choisir :

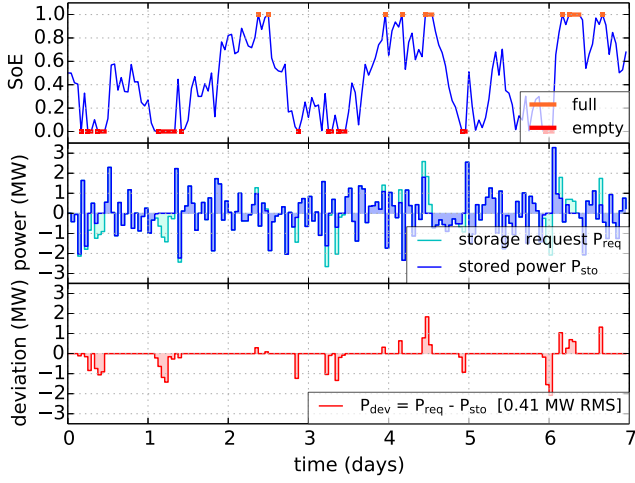
- un critère de performance en fonctionnement, pour quantifier la performance de la loi de gestion du système.
- un critère de dimensionnement. Comme détaillé à la partie 4, le critère de dimensionnement prend généralement en compte le critère de performance. Cela peut se faire soit par *pondération* (ex. : un coût total qui additionne investissement et fonctionnement (7)), ou par *contrainte* (ex. : minimiser la capacité, sous contrainte d'une performance meilleure qu'un seuil donné).
- une loi (ou famille de lois) de gestion *pour le dimensionnement*. Celle-ci n'est pas forcément optimale par rapport au critère de performance du système.

La problématique de l'étude est justement de questionner l'influence de ce dernier choix, mais nous allons voir que le choix du critère de dimensionnement joue également un rôle important. Une fois ces choix fixés, la procédure de dimensionnement se fait en deux temps :

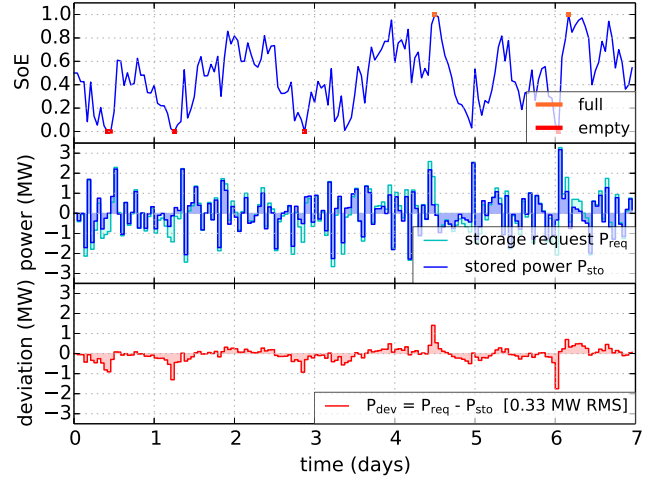
1. **Dimensionnement du système**, contrôlé par la loi de gestion "*de dimensionnement*" choisie.
Typiquement, le critère de dimensionnement est évalué sur toute la plage des dimensionnements jugés possibles. Si la famille de lois de gestion choisie comporte des degrés de liberté, ceux-ci sont optimisés pour *chaque* dimensionnement. Enfin, le choix du meilleur dimensionnement se fait avec le critère de dimensionnement choisi.
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).

Remarquons que le dernier point est crucial. Il traduit l'idée que "*je néglige en partie la loi de gestion pour dimensionner le système, car je pourrai m'y pencher après*". Cette procédure est nommée "séquentielle" par Reyer dans sa classification des méthodes de co-optimisation [6]. Le but de cette étude est de questionner numériquement la validité de cette idée empirique.

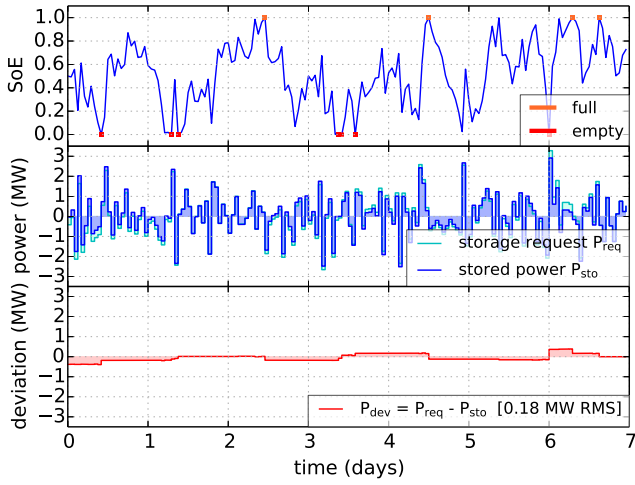
Cas étudiés La procédure de dimensionnement étant formalisée, nous l'appliquons pour 3 choix de loi de gestion (SDP, empirique et déterministe), vis-à-vis de 2 critères de dimensionnement. En effet, en laissant libre le choix du critère, notre procédure permet d'étudier différentes variantes et de les comparer. Nous comparons les résultats obtenus en termes de :



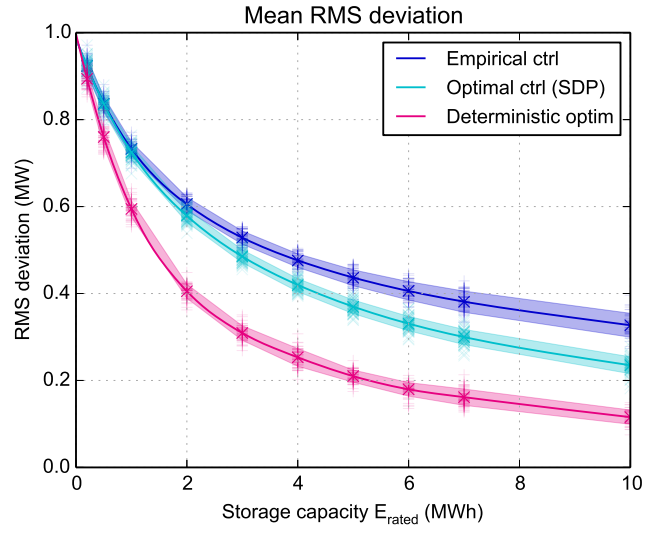
(a) contrôle empirique



(b) contrôle optimal stochastique (SDP)



(c) optimisation déterministe



(d) écart RMS

Fig. 2 – Trajectoires d'un système de stockage de 5 MWh pour trois lois de gestion, face à la même sollicitation (perturbation non autocorrélée, à pas d'une heure, d'écart-type $\sigma_P = 1$ MW). SoE : état d'énergie relatif à la capacité énergétique E_{rated} . Les puissances P_{req} (sollicitation d'entrée), P_{sto} (absorbée par le stockage) et P_{dev} (écart à l'engagement après action du stockage) sont représentées figure 1.

BAS DROIT : performance moyenne (en terme d'écart RMS) de chaque loi de gestion, fonction de la capacité de stockage.

- dimensionnement : le choix d’une loi de gestion “de dimensionnement” change-t-il fortement le dimensionnement ?
- performance : le choix d’une loi de gestion “de dimensionnement” change-t-il fortement la performance du système (après passage à la loi de gestion optimale) ?

Système étudié Inspiré de la figure 1, nous avons simulé un système de stockage soumis à une sollicitation aléatoire $P_{req}(k)$ (“storage request”) à pas d’1 heure et d’écart-type 1 MW (sollicitation non autocorrélée). L’objectif du stockage est d’absorber au mieux cet écart en stockant une puissance $P_{sto}(k)$ telle que l’écart

$$P_{dev} = P_{req} - P_{sto} \quad (1)$$

soit le plus faible possible *en moyenne quadratique* (RMS). Nous choisissons de quantifier la performance en fonctionnement du système avec un critère d’écart quadratique :

$$\|P_{dev}\|^2 = \mathbb{E}[P_{dev}^2] = \frac{1}{N} \mathbb{E} \left\{ \sum_{k=0}^{N-1} P_{dev}^2(k) \right\} \quad \text{avec } N \rightarrow \infty \quad (2)$$

La présence d’une entrée aléatoire donne à ce problème de gestion d’énergie son caractère *stochastique*. Cette optimisation est également de nature *dynamique*, car l’énergie stockée E est régie par une équation dynamique :

$$E(k+1) = E(k) + P_{sto}(k)\Delta_t \quad (3)$$

où $\Delta_t = 1$ h est le pas de temps de ce modèle à temps discret. Il s’agit d’un modèle de stockage d’énergie idéal : sans pertes et sans dégradation dans le temps.

Pour finir la modélisation, notons que la variable de commande P_{sto} ne peut pas toujours être choisie égale à la sollicitation P_{req} (pour annuler l’écart P_{dev}), car l’énergie stockée doit vérifier, à chaque instant k , la double contrainte :

$$0 \leq E(k) \leq E_{rated} \quad (4)$$

qui correspond aux *limites énergétiques* du stockage. Au vu de ces limites, on peut définir l’état d’énergie $SoE = E/E_{rated}$, compris entre 0 (vide) et 1 (plein).

Résultats de simulation Pour visualiser le comportement du système, la figure 2 présente des simulations temporelles d’un système de stockage de 5 MWh sur 1 semaine face à la même sollicitation $P_{req}(k)$, mais géré par 3 lois différentes :

- fig. 2a : gestion empirique “ $P_{sto} = P_{req}$ tant que possible”, c’est-à-dire annulation de l’erreur P_{dev} (1), tant que l’état d’énergie du stockage le permet. Cette gestion est très simple d’emploi (aucun paramètre à régler), mais n’anticipe pas l’évolution de l’état d’énergie.
- fig. 2b : gestion optimale stochastique (SDP) vis-à-vis du coût quadratique (2).
- fig. 2c : optimisation déterministe du profil de puissance stockée $P_{sto}(k)$, *spécifiquement pour ce profil* de sollicitation P_{req} .

Chaque trajectoire temporelle est présentée en 3 panneaux :

1. en haut, l’état d’énergie SoE , avec mise en évidence de l’état vide (rouge) et plein (orange),
2. au milieu, la sollicitation d’entrée P_{req} (3 fois identique) et la commande P_{sto} qui est 3 fois différente, car dépendant de la loi de gestion de l’énergie, et
3. en bas, l’écart P_{dev} , accompagné de la valeur numérique de l’écart RMS (i.e. l’estimation de $\|P_{dev}\|$ sur cette trajectoire).

En plus de ces trajectoires, le graphique 2d synthétise la performance de chaque loi en terme d’écart RMS $\|P_{dev}\|$ pour des capacités de stockage entre 0 et 10 MWh (les gestions optimales sont recalculées pour chaque dimensionnement).

D’un point de vue qualitatif, les séries temporelles 2a et 2b permettent de comparer la gestion empirique et la gestion optimale par SDP. La première n’anticipe pas l’évolution de l’état d’énergie, ce qui engendre des saturations brutales (ex. : stockage vide sur la période 1,2 – 1,4j, entraînant brusquement des écarts P_{dev} négatifs). Inversement, la gestion SDP prend en compte l’état d’énergie pour choisir volontairement des écarts P_{dev} non nuls qui permettent d’avoir moins de saturations du stockage, et donc moins de “grands écarts”.

D’un point de vue quantitatif, nous observons que, toutes lois de gestions confondues, c’est tout d’abord l’augmentation de la capacité E_{rated} qui améliore la performance de fonctionnement : l’écart $\|P_{dev}\|$ qui vaut 1 MW (i.e. σ_P) en l’absence de stockage ($E_{rated} = 0$ MWh) est divisé par deux pour $E_{rated} = 4$ MWh, avec la gestion empirique. La gestion optimale SDP apporte une amélioration supplémentaire de 10 à 20 % grâce à la réduction du nombre de “grands écarts” et ce gain augmente d’ailleurs avec les grandes capacités³. L’optimisation déterministe, qui utilise la connaissance parfaite des futures sollicitations P_{req} , améliore encore la performance d’un facteur 2. Bien sûr, cette amélioration est artificielle, car lors du véritable fonctionnement en ligne du système, le futur n’est pas connu.

Remarque : les bandes colorées sont une indication de la variabilité de la performance que nous n’exploitons pas dans cette étude (variabilité due au caractère stochastique des variables). Plus précisément, l’évaluation de la performance a été faite avec $N = 50$ simulations temporelles d’une durée de deux mois, avec une séquence d’entrée $P_{req}(k)$ tirée aléatoirement (approche Monte-Carlo). La bande colorée représente l’écart-type entre les différentes trajectoires.

4. RÉSULTATS DE SENSIBILITÉ

Pour étudier la sensibilité du dimensionnement au choix de la loi de gestion, nous avons considéré deux critères de dimensionnement possibles. Dans les deux cas, la performance du système est l’écart RMS $\|P_{dev}\|$, que la gestion doit minimiser. Cependant, la minimisation de cet écart est *contradictoire* avec la minimisation de la capacité de stockage E_{rated} (cette contradiction entre “réduction du dimensionnement” et “augmentation de la performance” est assez générale dans les problèmes de conceptions de systèmes).

C’est donc au critère de dimensionnement de résoudre cette contradiction. Nous considérons deux procédures usuelles et nettement différentes pour résoudre cette contradiction :

3. explication empirique : “plus le stockage est de grande capacité, plus la gestion optimisée de son énergie porte ses fruits”.

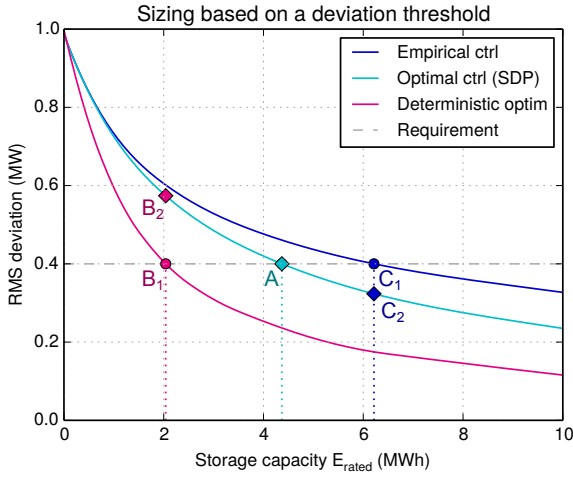


Fig. 3 – Dimensionnements basés sur le respect d’une contrainte de performance (écart RMS inférieur à 0.4 MW), avec 3 lois de gestion “de dimensionnement” différentes.

- minimiser la capacité de stockage, en prenant l’écart comme une *contrainte* à respecter (§4.1), ou bien
- pondérer cet écart et la capacité pour former un *coût total* à minimiser (§4.2).

Une autre procédure possible serait de ne pas chercher à résoudre la contradiction entre dimensionnement et performance, mais de plutôt générer une famille de solutions : un front de Pareto. Nous ne traitons pas ici cette troisième voie, mais cela pourrait susciter un prolongement de cette étude.

4.1. 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 :

$$\text{minimiser } E_{rated} \quad (5)$$

$$\text{tel que } \|P_{dev}\|(E_{rated}) < \text{seuil} \quad (6)$$

La figure 3 illustre cette approche pour un seuil fixé à 0.40 MW. Le dimensionnement est donc obtenu par simple intersection des courbes de performance $\|P_{dev}\|(E_{rated})$ avec une horizontale placée au seuil souhaité.

Observations pour le dimensionnement : la capacité obtenue dépend fortement de la loi de gestion. Par rapport à un dimensionnement optimal de 4.4 MWh (A), la gestion déterministe sous-estime la capacité nécessaire à 2.0 MWh (-53%) (B1) alors que la gestion empirique la surestime à 6.2 MWh (+42%) (C1).

Une fois la capacité choisie, notre procédure d’optimisation séquentielle suppose que l’on réapplique la gestion optimale SDP à dimensionnement fixé. Pour la gestion empirique, cela améliore la performance, mais pour l’optimisation déterministe qui anticipe à tort le futur, la performance est dégradée.

Observations pour la performance : tout comme le dimensionnement, la performance finale du système de stockage est également fortement affectée. Par rapport au seuil visé de 0.40 MW, le dimensionnement basé sur la gestion déterministe aboutit à un écart RMS moyen de 0.57 MW (+44%) (B2) et la contrainte technique fixée au départ n’est pas respectée. La gestion empirique aboutit à un écart de 0.32 MW (-19%) (C2), nettement en dessous de la contrainte grâce au surdimensionnement.

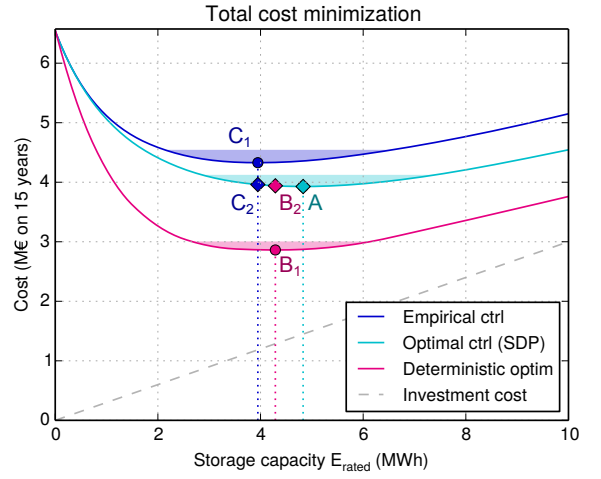


Fig. 4 – Dimensionnements par minimisation du coût total du système (somme pondérée des coûts de la capacité et des écarts). Les plages colorées marquent les zones où le coût est inférieur à 105 % du minimum.

ment.

Nous mettons donc en évidence la forte sensibilité du dimensionnement au choix de la loi de gestion lorsque la performance joue comme une contrainte. Dans ce cadre, il semble donc profitable de passer du temps à développer une loi de gestion optimale (SDP) ou quasi optimale (loi paramétrique de forme bien choisie [4]).

4.2. 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 $c_{batt}E_{rated}$. Nous prenons $c_{batt} = 300 \text{ k€}/\text{MWh}$, soit environ le prix d’une batterie Sodium-Soufre, hors surcoûts liés au génie civil et autres contraintes de protection de l’environnement.
- une pénalité proportionnelle à l’écart RMS, calculée sur la vie du système, $c_{dev}\|P_{dev}\|t_{life}$, avec $c_{dev} = 50 \text{ €/MWh}$ et $t_{life} = 15 \text{ ans}$.

Le critère à minimiser est donc :

$$C_{tot}(E_{rated}) = c_{batt}E_{rated} + c_{dev}\|P_{dev}\|(E_{rated})t_{life} \quad (7)$$

La figure 4 illustre cette approche, avec les trois fonctions coûts pour chacune des trois lois de gestion. Le terme de coût d’investissement, qui est commun aux trois, est tracé en ligne tirée.

Observations pour le dimensionnement : Selon les lois de gestion, les fonctions coûts sont nettement différentes en valeur. Cependant, les capacités qui minimisent chaque coût sont assez proches : par rapport à un dimensionnement optimal de 4.8 MWh (A), la gestion déterministe donne 4.3 MWh (-11%) (C1) et la gestion empirique 4.0 MWh (-18%) (B1).

Observations pour la performance : Lorsque l’on réapplique la gestion optimale aux différents dimensionnements, les coûts obtenus (B2, C2) sont quasi indiscernables de l’optimum (3.9 M€ sur 15 ans), car tous les dimensionnements se trouvent dans la zone où la dérivée est quasi nulle.

Ainsi, avec cette méthode de dimensionnement basé sur la minimisation d’un coût total, le choix de la loi de gestion semble peu influencer le résultat. Se restreindre à la gestion empirique (très simple à mettre en œuvre) se révèle donc un choix très

pertinent.

Remarquons pour finir que la position de l'optimum de (7) est liée à la *pente* du coût des pénalités ($d\|P_{dev}\|/dE_{rated}$) et qu'il est difficile de dire comment cette pente serait modifiée si les paramètres du problème devaient varier. En conséquence, il nous semble difficile de dire quelle est la généralité de cette observation d'une faible sensibilité au choix de la loi de gestion.

5. CONCLUSION

En considérant un système de stockage simplifié, nous avons étudié la sensibilité du dimensionnement de la capacité énergétique vis-à-vis du choix de la loi de gestion utilisée en phase de dimensionnement.

Nous montrons que dans le cas d'un dimensionnement sous contrainte de performance, la loi de gestion utilisée joue un rôle majeur. Inversement, lors d'une minimisation du coût total, nous observons une faible sensibilité du résultat final. La généralisation de cette faible sensibilité à d'autres situations (autre sollicitation d'entrée, par exemple avec autocorrélation non nulle, ou autre critère de pénalisation de l'écart, par exemple avec tolérance, ou encore prise en compte des pertes et du vieillissement...) est malheureusement difficile à évaluer.

De façon générale, l'utilisation d'une optimisation déterministe qui néglige l'aspect stochastique, même si ça n'est que pour le dimensionnement, se révèle dangereuse. En effet, la surestimation de la performance peut mener à un sous-dimensionnement artificiel du stockage qui empêche le système d'atteindre la performance attendue en condition réelle (c'est-à-dire avec des entrées stochastiques imprévisibles).

Inversement, une gestion empirique est plus sûre, car plus conservative. En particulier, nous relevons l'intérêt d'une *gestion paramétrique*, soit de structure empirique, soit inspirée d'un calcul d'optimisation SDP (non traité dans cet article). L'utilisation de paramètres optimisables peut permettre de s'approcher de l'optimum "à moindres frais" (de modélisation et de calculs), ce qui est très intéressant en particulier dans un contexte de dimensionnement. L'exemple de Kim et al. [4] pour la gestion d'énergie d'un véhicule hybride hydrogène-supercondensateurs est à ce titre particulièrement intéressant.

Pistes d'amélioration de l'étude Pour nous concentrer sur l'influence du choix de la loi de gestion de dimensionnement, nous avons volontairement choisi un système d'étude extrêmement simplifié. En particulier, il devait être suffisamment simple pour pouvoir calculer, dans un but de comparaison, le dimensionnement optimal basé sur la gestion optimale par programmation dynamique stochastique (SDP). Un dimensionnement basé sur une gestion SDP est rarement possible en général, car l'application répétée de la SDP est très consommatrice de ressources.

Nous avons donc choisi un système de stockage pour lequel nous avons négligé de nombreux phénomènes qui, usuellement, ont une grande influence sur le dimensionnement. En particulier, nous ne prenons en compte ni les pertes de stockage/déstockage ni l'usure. De plus, nous considérons une entrée aléatoire non autocorrélée, alors qu'il s'avère que l'autocorrélation de la sollicitation a un très grand impact sur le dimensionnement[1].

En conséquence, les résultats numériques des dimensionnements présentés aux parties 4.1 et 4.2 n'ont pas vocation à être représentatifs d'un bon dimensionnement en général. Nous

avons néanmoins pris garde à ce que les ordres de grandeur obtenus soient raisonnables pour un système de stockage associé à une ferme éolienne d'une puissance nominale $P_{nom} = 10$ MW.

- [1] 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," *Wind Energy*, Sep. 2013, available online.
- [2] P. Haessig, B. Multon, H. Ben Ahmed, S. Lascaud, and L. Jamy, "Aging-aware NaS battery model in a stochastic wind-storage simulation framework," in *IEEE PowerTech 2013 Conference, Grenoble, France*, Jun. 2013.
- [3] P. Haessig, T. Kovaltchouk, B. Multon, H. Ben Ahmed, and S. Lascaud, "Computing an Optimal Control Policy for an Energy Storage," in *6th European Conference on Python in Science (EuroSciPy 2013)*, Brussels, Belgium, Aug. 2013, pp. 51–58.
- [4] M.-J. Kim and H. Peng, "Power management and design optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 165, no. 2, pp. 819–832, 2007.
- [5] J. Aubry, H. Ben Ahmed, and B. Multon, "Sizing Optimization Methodology of a Surface Permanent Magnet Machine-Converter System Over a Torque-Speed Operating Profile : Application to a Wave Energy Converter," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 59, no. 5, pp. 2116–2125, 2012.
- [6] H. K. Fathy, J. A. Reyer, P. Y. Papalambros, and A. Ulsov, "On the coupling between the plant and controller optimization problems," in *Proceedings of the 2001 American Control Conference*, Arlington, VA, vol. 3, 2001, pp. 1864–1869.
- [7] D. P. Bertsekas, *Dynamic Programming and Optimal Control*, 3rd ed. Athena Scientific, 2005.
- [8] M. J. Kim, H. Peng, C.-C. Lin, E. Stamos, and D. Tran, "Testing, modeling, and control of a fuel cell hybrid vehicle," in *Proceedings of the 2005 American Control Conference*, Portland, OR, vol. 6, 2005, pp. 3859–3864.
- [9] S. Caux, W. Hankache, M. Fadel, and D. Hissel, "On-line fuzzy energy management for hybrid fuel cell systems," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 35, no. 5, pp. 2134–2143, 2010.
- [10] Y. Gaoua, S. Caux, and P. Lopez, "Energy Management for an Electric Vehicle Based on Combinatorial Modeling," in *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM 2013)*, Rabat, Maroc, Oct. 2013, p. 9.
- [11] Y. Riffonneau, S. Bacha, F. Barruel, and S. Ploix, "Optimal Power Flow Management for Grid Connected PV Systems With Batteries," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 2, no. 3, pp. 309–320, July 2011.