

Impact de la précision de modélisation du stockage thermique sur la stratégie optimale de sa gestion

Ibrahim AL ASMI^{1,2}, Roman LE GOFF LATIMIER¹, Guilhem DEJEAN², Hamid BEN AHMED¹
SATIE, UMR 8029, CNRS - ENS de Rennes¹, Eco-Tech CERAM²

RÉSUMÉ – Dans un contexte de forte pénétration des énergies renouvelables, a fortiori dans un réseau multi-énergies, le stockage thermique est une solution pertinente. Or son fonctionnement utilisant des transferts de chaleur entre plusieurs phases est complexe. Sa modélisation précise ne peut donc que difficilement être prise en compte au sein du problème de gestion optimale d'un réseau multi-énergies. Dans ce travail, nous proposons d'analyser l'impact de la précision du modèle de stockage thermique sur l'efficacité de la gestion d'un réseau de chaleur. Un modèle physique précis et deux modèles linéaires seront comparés sur un cas d'étude, ainsi qu'un métamodèle original : rapide mais capable de prendre en compte la stratification de chaleur ou les pertes thermiques en phase de charge. Ce métamodèle utilise la fonction logistique afin de réduire les dimensions de l'état du stockage. Il est basé sur une matrice d'interpolation construite préalablement à l'aide des nombreuses simulations issues du modèle physique précis. De plus, ce modèle peut être ajusté pour atteindre tous les compromis entre précision et rapidité d'évaluation.

Mots-clés – *stockage thermique, réduction de modèle, gestion optimale, programmation dynamique, chaleur fatale, réseaux multi-énergies.*

Nomenclature

T	Température, $^{\circ}C$
Q_m	Débit massique, $kg s^{-1}$
(ρC_p)	Densité énergétique volumique, $J m^{-3} K^{-1}$
k^{eff}	Conductivité thermique effective, $W m^{-1} K^{-1}$
h_v	Coefficient de transfert interstitiel, $W m^{-3} K^{-1}$
h	Coefficient de transfert surfacique, $W m^{-2} K^{-1}$
A	Surface, m^2
V	Volume, m^3
u	Vitesse du fluide, $m s^{-1}$
f	Fluide
s	Solide
w	Paroi
ext	Extérieur

1. INTRODUCTION

En France, 50 à 80 % de l'électricité (selon le secteur étudié) est consommée sous forme de chaleur [1]. Il existe donc un lien fort entre les vecteurs électrique et thermique. Aujourd'hui, le couplage entre ces deux vecteurs est rarement pris en compte lors du dimensionnement et de la gestion des réseaux énergétiques. Découpler ce problème en plusieurs réseaux mono vecteur se traduit par une sous optimalité de la solution apportée. Ce couplage se heurte néanmoins à une grande complexité technologique qui va, de la conception de chacun des composants nécessaires à un tel réseau dit «multi-énergies», à leur modélisation et à la gestion globale de l'ensemble.

Les efforts réalisés pour surmonter les difficultés d'un réseau multi-énergies se justifient par les nombreuses ressources et technologies, de stockage et de conversion, qui pourraient alors être exploitées bien plus largement qu'aujourd'hui. C'est

ainsi le cas de la chaleur fatale générée par les industries en marge de leur procédé. Celle-ci représente 3500 TWh/an à haute température ($> 150^{\circ}C$) et l'équivalent de 2450 Mt CO₂/an en termes de rejet de gaz carbonique au niveau mondial [2]. Plusieurs sources renouvelables, comme la géothermie et l'incinération de déchets, se manifestent également par d'importants gisements de chaleur. Le stockage thermique constitue lui aussi une brique importante dans la chaîne technologique d'un réseau multi-énergies. Du fait de son faible coût économique (15 \$/kWh) et environnemental (GES : 0.3 kg-eq CO₂/m³ sur cycle de vie) par rapport aux autres systèmes de stockage, il est avantageux pour stocker partiellement l'énergie [3][4].

Le stockage thermique peut être classé selon plusieurs critères :

- niveau de température : bas ($T < 150^{\circ}C$), haut ($150^{\circ} < T < 900^{\circ}C$) et ultra haut ($900^{\circ}C < T$).
- principe physique : chaleur sensible, chaleur latente, thermochimie.
- milieu de stockage et fluide de transfert utilisé : huile et roche, eau chaude, sel fondu ou encore air et roche.
- géométrie : 2-cuves (séparation physique entre le milieu chaud et froid) ou thermocline (séparation thermique au sein d'une seule cuve).

Dans ce travail, un stockage de chaleur sensible à haute température, utilisant de l'air et des céramiques est considéré. Il s'agit du système EcoStock[®] (Fig. 1) développé par Eco-Tech CERAM, une société d'ingénierie spécialisée dans le stockage thermique et l'écologie industrielle.

L'EcoStock[®] est un stockage conteneurisé et mobile, d'une capacité de 4 MWh_{th}. Il est constitué d'un milieu poreux éco-conçu à haute densité énergétique et capable de supporter la haute température.

La phase de charge de cette technologie consiste à souffler de l'air chaud à travers le milieu poreux. L'air circule en contact direct avec les solides et leur cède sa chaleur par échange



Fig. 1. EcoStock[®] de 4 MWh_{th} ($D = 2m$ et $L = 4m$).

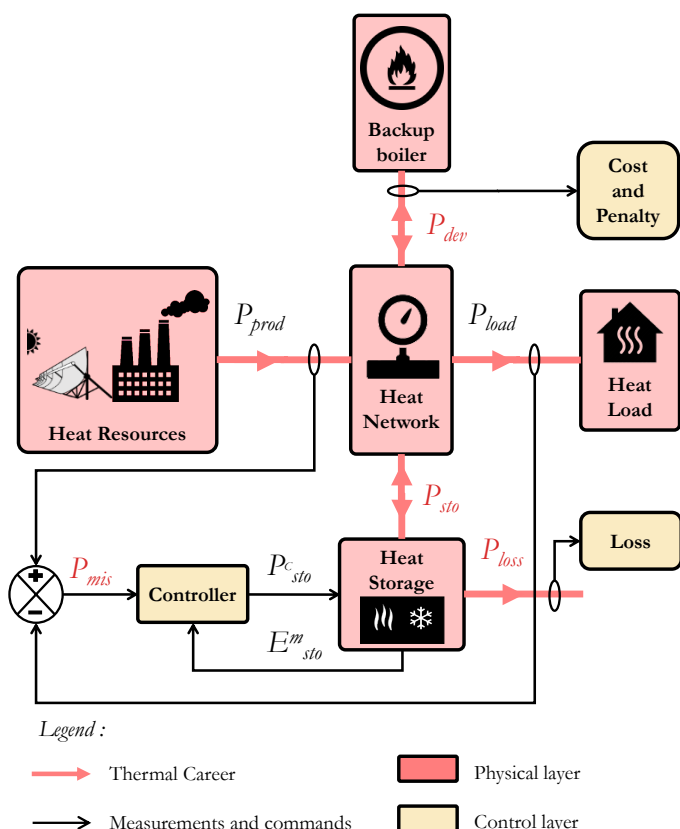


Fig. 2. Synoptique du cas d'étude de référence.

thermique. Par conséquent, la température du milieu poreux augmente. Lors de la décharge, l'énergie est récupérée par de l'air froid circulant en sens inverse à travers le milieu poreux. L'air récupère la chaleur en se réchauffant au contact du solide chaud.

Le cas d'étude décrit en Fig. 2 consiste en une source chaleur fatale non contrôlable P_{prod} et un besoin de chaleur P_{load} haute température ($600^{\circ}C$), dont la puissance est variable. Entre la production et la consommation, un EcoStock[®] est inséré afin de minimiser à la fois l'appel à la chaudière d'appoint P_{dev} en cas de surconsommation et le manque à gagner en cas de surproduction. Enfin, les pertes issues du stockage thermique P_{loss} sont elles aussi à minimiser.

Ce travail a deux grands objectifs : le premier vise à développer et valider un métamodèle performant et précis. Le second vise à comparer la performance de la stratégie de gestion optimisée à base de divers modèles sur le cas de référence Fig. 2. La comparaison se fera à l'aide d'un front de Pareto comportant deux objectifs : $\sum P_{dev}^2$ et $\sum P_{loss}^2$ sur un horizon de temps fixe. L'application des stratégies issues des différents modèles se fera à l'aide d'un modèle précis (voir section 3.1) afin d'avoir une base de comparaison unique. Ce modèle précis appelé 1D – EDP a été validé expérimentalement à l'échelle industrielle [5].

La section 2. résume l'état de l'art de l'optimisation du stockage thermique et ses modèles les plus utilisés dans la littérature. La section 3. présente les principales équations régissant les modèles sélectionnés dans la littérature : 1D – EDP, 0D – Idéal, 0D – Mixte. L'élaboration d'un métamodèle est explicitée dans la section 4 ainsi que sa validation via le modèle 1D – EDP. Dans la section 5 le cas de référence est détaillé ainsi que les données d'entrée. Les stratégies de gestion issues des différents modèles étudiés sont analysées et comparées dans la section 6. Enfin, les conclusions et les perspectives de ce travail

sont présentées dans la section 7.

2. ÉTAT DE L'ART

Les modèles de stockage thermique sont multiples, allant des modèles statiques 0D jusqu'aux modèles 2D issus de la résolution numérique des équations aux dérivés partielles (EDP), qui traduisent la conservation de l'énergie au sein du système. Parmi les modèles EDP, les modèles 1D sont les plus souvent utilisés dans la littérature. Ces modèles sont précis mais généralement gourmands en termes de temps de calcul. En général, ils sont utilisés pour des buts de simulation numérique afin d'estimer précisément les performances techniques du stockage pendant quelques cycles de fonctionnement.

Dans [6], l'auteur a développée des modèles 1D résolvant les équations de la chaleur sur les phases constituant le stockage. Il s'agit des phases : solide (roches), liquide (huile) et paroi. L'évaluation de l'état du stockage et des pertes thermiques via ces modèles est relativement coûteuse. Ces modèles ont été comparés et validés à l'aide d'un prototype d'une capacité de stockage de quelques kWh_{th}.

Un modèle analytique estimant l'état du stockage thermique, sans passer par la résolution des EDP, a été proposé dans [7]. Ce modèle, réduit significativement le temps de calcul par rapport aux autres modèles 1D. Cependant, l'auteur conclut qu'il existe des limites fortes auxquelles la modélisation analytique d'un tel système est confrontée. Un tel modèle fonctionne bien dans la limite d'un cycle partiel sans extraction de la thermocline (utilisation partielle non adaptée à la réalité industrielle). De plus, un tel modèle n'est pas capable d'estimer les pertes thermiques pendant la phase de charge.

Le stockage d'eau chaude a été modélisé à l'aide de trois modèles de différents niveaux de complexité dans [8]. Il conclut que la modélisation des pertes thermiques et des phénomènes de stratification impacte fortement la faisabilité économique des projets. Aucun travail comparatif d'optimisation n'a été effectué.

Dans la littérature, les travaux d'optimisation sur le stockage thermique sont divisés en deux catégories : optimisation de la gestion et du dimensionnement. La plupart de ces travaux utilisent des modèles 0D simplifiés afin de s'affranchir du problème du temps de calcul.

[9] [10] et [11] suggèrent une optimisation stochastique de la gestion d'un stockage thermique couplé à une source thermique alimentant un réseau de chaleur. Le stockage est représenté par un modèle 0D incluant, parfois, un terme linéaire afin d'estimer les pertes thermiques vers l'extérieur. En général, les auteurs ne différencient pas le modèle utilisé pour l'optimisation de celui de la simulation des performances. Ils concluent que ce type de modèle est adapté pour l'optimisation des systèmes à grande échelle.

L'optimisation du dimensionnement d'un système multi-énergies à l'échelle d'une région a fait l'objet de l'étude [12]. Les modèles impliqués dans cet outil sont de type 0D afin de garantir, là aussi, des temps de calculs raisonnables.

Cet examen succinct de l'état de l'art montre que la modélisation d'un stockage thermique se situe essentiellement sur deux niveaux : modèles simplistes et modèles numériques complexes. Ces deux niveaux se prêtent, à notre sens, à la co-optimisation gestion-dimensionnement d'un système énergétique avec stockage. L'objet de cette contribution est de proposer un niveau intermédiaire de modélisation du stockage adaptée à de telles études de co-optimisation.

3. MODÉLISATION DE L'ÉTAT ET DES PERTES DU STOCKAGE THERMIQUE

Afin d'optimiser avec précision un stockage thermique, il faut estimer l'évolution temporelle de l'état du stockage et les pertes thermiques. Ces pertes sont principalement dues aux échanges thermiques avec l'extérieur via les parois et les pertes liées à

la phase de charge du système. L'estimation de l'évolution de la température au sein du stockage est nécessaire afin d'éviter l'hypothèse d'une température de stockage unique (hypothèse des modèles 0D).

3.1. Modèle 1D – EDP

Ce modèle a été choisi car il représente fidèlement le stockage thermique à haute température dans ses trois phases. De plus, les résultats expérimentaux issus d'un système de stockage à échelle industrielle concorde bien avec les résultats numériques issus de ce modèle numérique [5].

Ce modèle consiste à résoudre l'équation de la chaleur sur les trois phases constituant le stockage comme montré ci-dessous en ne considérant que la variation axiale de la température.

- fluide :

$$\varepsilon (\rho C_p)_f \left(\frac{\partial T_f}{\partial t} + u \frac{\partial T_f}{\partial x} \right) = \quad \text{Eq. 1}$$

$$k_f^{\text{eff}} \frac{\partial^2 T_f}{\partial x^2} + h_v (T_s - T_f) + h_w \frac{A_{f \leftrightarrow w}}{V_f + V_s} (T_w - T_f)$$

- solide :

$$(1 - \varepsilon) (\rho C_p)_s \frac{\partial T_s}{\partial t} = \quad \text{Eq. 2}$$

$$k_s^{\text{eff}} \frac{\partial^2 T_s}{\partial x^2} + h_v (T_f - T_s) + h_w \frac{A_{s \leftrightarrow w}}{V_f + V_s} (T_w - T_s)$$

- paroi :

$$(\rho C_p)_w \frac{\partial T_w}{\partial t} = k_w \frac{\partial^2 T_w}{\partial x^2} + h_{\text{ext}} \frac{A_{w \leftrightarrow \text{ext}}}{V_w} (T_{\text{ext}} - T_w) + h_w \left(\frac{A_{f \leftrightarrow w}}{V_w} (T_f - T_w) + \frac{A_{s \leftrightarrow w}}{V_w} (T_s - T_w) \right) \quad \text{Eq. 3}$$

La résolution numérique de ces équations, par la méthode des différences finies, donne l'évolution spatio-temporelle de la température [6]. A l'aide d'un simple bilan d'énergie, il est possible de calculer les pertes thermiques aux parois et de charge (ces derniers sont proportionnels à la température de sortie du stockage). Un exemple pour une charge de 1 MW pendant 1 h est présenté en Fig. 3. Pour simplifier, une charge à température constante égale à 600°C est supposée tout au long de l'étude.

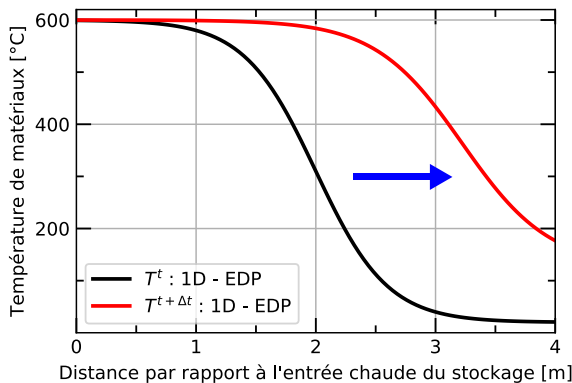


Fig. 3. Évolution de la température du stockage calculée via le modèle 1D-EDP.

Le temps de calcul du modèle est relativement long (3 s pour simuler 1 h de fonctionnement), de ce fait, le modèle est adapté à des fins de simulation à court horizon de temps et non d'optimisation.

3.2. Modèle 0D – stockage idéal

Ce modèle suppose un stockage parfait sans pertes aux parois et avec une séparation parfaite entre la zone chaude et la zone froide (l'épaisseur de la thermocline est nulle comme montré en Fig. 4).

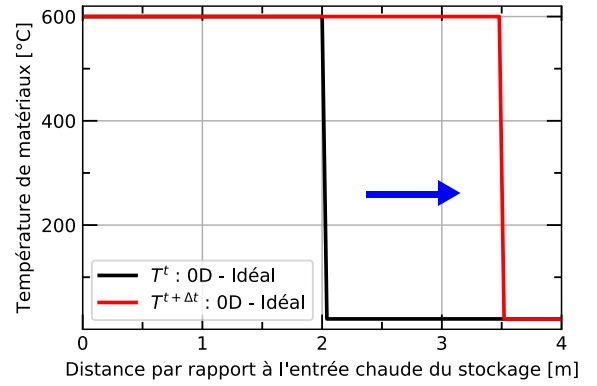


Fig. 4. Évolution de la température du stockage calculée via le modèle 0D - Idéal.

La dynamique du système selon ce modèle s'exprime de la façon suivante :

$$E_{\text{sto}}(t + \Delta t) = E_{\text{sto}}(t) + P_{\text{sto}}(t) \cdot \Delta t \quad \text{Eq. 4}$$

Les pertes thermiques du stockage sont nulles à tout moment sauf lors de la saturation du système (stockage complètement chargé, dans ce cas-là les pertes sont constantes et égales à la puissance de charge).

3.3. Modèle 0D – stockage à température homogène

Dans ce modèle, le stockage est considéré, dans sa totalité, à température uniforme. Par conséquent, la thermocline est horizontale comme montré en Fig. 5. L'évolution de l'état du stockage peut être calculée via Eq. 5.

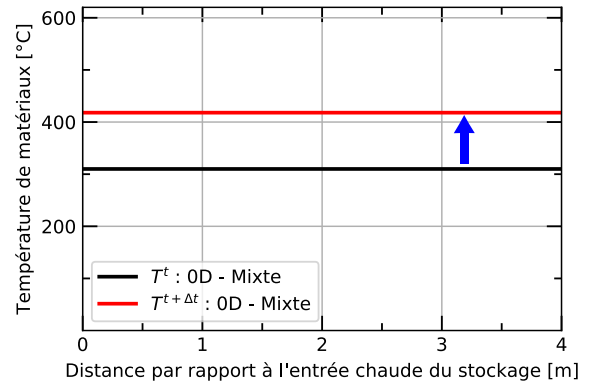


Fig. 5. Évolution de la température du stockage calculée via le modèle 0D - Mixte.

$$E_{\text{sto}}(t + \Delta t) = E_{\text{sto}}(t) + P_{\text{sto}}(t) \cdot \Delta t - P_{\text{loss}}(T_{\text{moy}}(t), P_{\text{sto}}(t)) \Delta t$$

$$\text{avec } P_{\text{loss}}(t) = Q_m C_p (T_{\text{moy}} - T_{\text{ext}}) \quad \text{Eq. 5}$$

$$\text{et } T_{\text{moy}} = \frac{E_{\text{sto}}(t)}{C_p m} + T_{\text{ext}}$$

Le temps de calcul des modèles 0D est faible, ce qui explique leur utilisation fréquente dans les travaux d'optimisation de systèmes énergétiques. Cependant, ces modèles estiment mal la température au sein du stockage (e.g. température de sortie du stockage pour le calcul de pertes).

4. ÉLABORATION D'UN MÉTAMODÈLE – 1D

Ce modèle consiste en une approximation analytique de la répartition spatiale de température $T(x)$. Il prend deux valeurs en entrée qui sont la commande P_{sto}^t et la courbe de température initiale du stockage $T(x, t)$. En général, dans les modèles 1D, la température est un vecteur de taille n_x ($n_x = 100$ dans [6]). Afin de réduire la taille du problème, nous utilisons la fonction logistique qui permet d'approximer fidèlement une courbe de température à l'aide de quatre paramètres seulement (voir Eq. 6).

$$T(x, T_{max}, T_{min}, z_c, s) = T_{max} + \frac{T_{max} - T_{min}}{1 + e^{(x-z_c)/s}} \quad \text{Eq. 6}$$

Il est donc possible de calculer un quadruplet : T_{min}, T_{max}, z_c, s pour chaque courbe de température comme montré en Fig. 6. L'interpolation linéaire, à l'aide d'une matrice établie au préalable (cette étape coûteuse est réalisée comme expliqué dans la section 4.1) nous permet de calculer l'évolution temporelle pour chaque quadruplet de valeurs à l'instant. Cela donne un autre quadruplet à l'instant $t + \Delta t$. Enfin, une utilisation de la fonction logistique inversée permet de revenir à la courbe de température finale. Par conséquent, l'état du stockage comme les pertes thermiques peuvent être calculées par un simple bilan d'énergie.

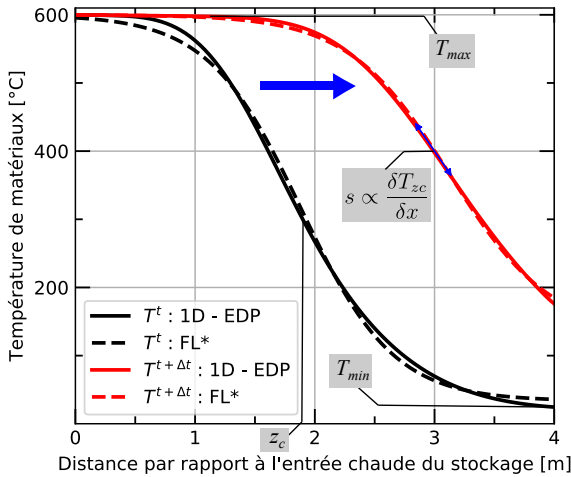


Fig. 6. Évolution de la température du stockage durant une charge de 1 MW pendant 1 h estimée par le modèle 1D - EDP et approximée via la fonction logistique*.

Le fonctionnement du métamodèle est illustré dans Fig. 7. Son utilisation, une fois construit, est rapide car il s'agit d'une simple interpolation linéaire selon quatre paramètres (0.001 s pour simuler 1 h de fonctionnement). De ce fait, le modèle est adapté pour une utilisation dans une logique d'optimisation et de simulation sur un grand horizon du temps.

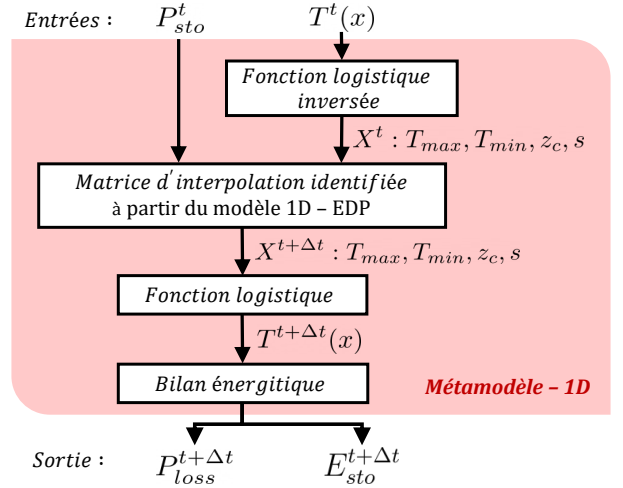


Fig. 7. Diagramme de fonctionnement du métamodèle – 1D, illustrant les grandes étapes de calcul de l'évolution d'état du système et des pertes.

4.1. Construction du métamodèle – 1D

Il s'agit d'identifier, sur la base du modèle 1D - EDP, la matrice d'interpolation de l'évolution temporelle des paramètres de la fonction logistique. La taille de cette matrice dépend de la taille des quatre vecteurs de discrétisation T_{min}, T_{max}, z_c, s , en plus de la discrétisation de la commande P_{sto} . Une simulation, via le modèle coûteux 1D - EDP, est donc requise pour chacune des combinaisons des paramètres discrétisés comme montré ci-dessous.

4.2. Validation du métamodèle – 1D

Dans cette section, les résultats de simulation obtenus avec le modèle 1D - EDP et le métamodèle – 1D pour un cycle complet de charge et décharge sont comparés. D'autre part, la sensibilité du métamodèle – 1D au niveau de discrétisation, au pas de temps du modèle et à la commande est analysée.

4.2.1. 1D – EDP vs métamodèle – 1D pour un cycle de charge et de décharge

Fig. 8 et 9 montrent, sur la base d'un cycle de charge complet, une concordance entre les résultats issus des deux modèles. L'erreur absolue moyenne est inférieure à 15°C (2.5 %) et 0.1 MW (2.5 %) pour la température du stockage et l'état d'énergie respectivement. Par conséquent, la précision du métamodèle – 1D est satisfaisante pour une charge de 1 MW pendant 5 h.

Algorithme 1 : Procédure de construction de la matrice d'identification du métamodèle

Données : $T_{min}^t \in \overline{T_{min}}, T_{max}^t \in \overline{T_{max}}, z_c^t \in \overline{z_c}, s^t \in \overline{s}, P_{sto}^t \in \overline{P_{sto}}$

Résultat : $(T_{min}^{t+\Delta t}, T_{max}^{t+\Delta t}, z_c^{t+\Delta t}, s^{t+\Delta t}) = f(T_{min}^t, T_{max}^t, z_c^t, s^t, P_{sto}^t)$

initialisation;

pour chaque $T_{min}^t, T_{max}^t, z_c^t, s^t$ **faire**

pour chaque P_{sto}^t **faire**

 calculer $T(x, t)$ avec Eq.6 ;

 calculer $T(x, t + \Delta t)$ avec Eq.1.2.3 ;

 calculer $T_{min}^{t+\Delta t}, T_{max}^{t+\Delta t}, z_c^{t+\Delta t}, s^{t+\Delta t}$ avec Eq.6 inversée

fin

fin

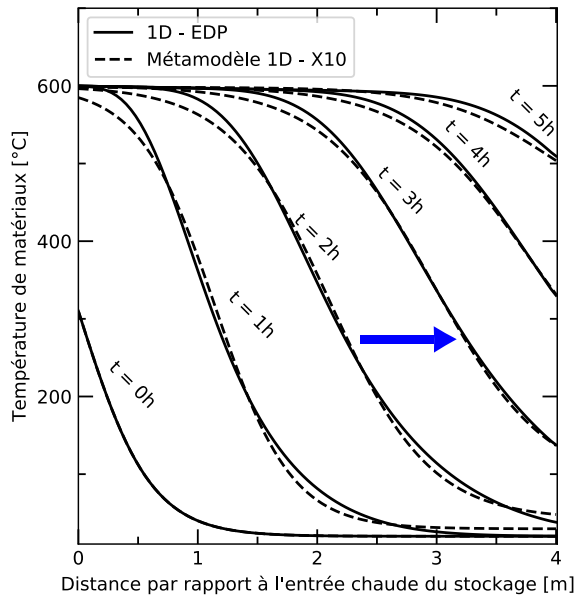


Fig. 8. Simulation de température du stockage pour une charge de 1 MW via deux modèles : 1D – EDP et métamodèle – 1D.

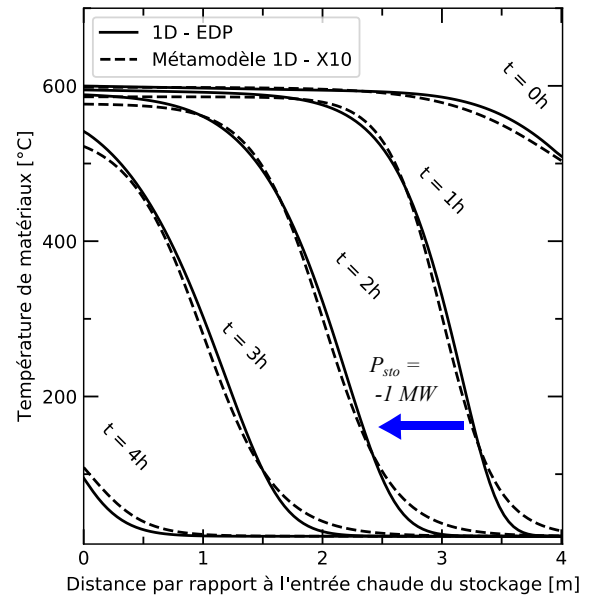


Fig. 10. Simulation de température du stockage pour une décharge de 1 MW via deux modèles : 1D – EDP et métamodèle – 1D.

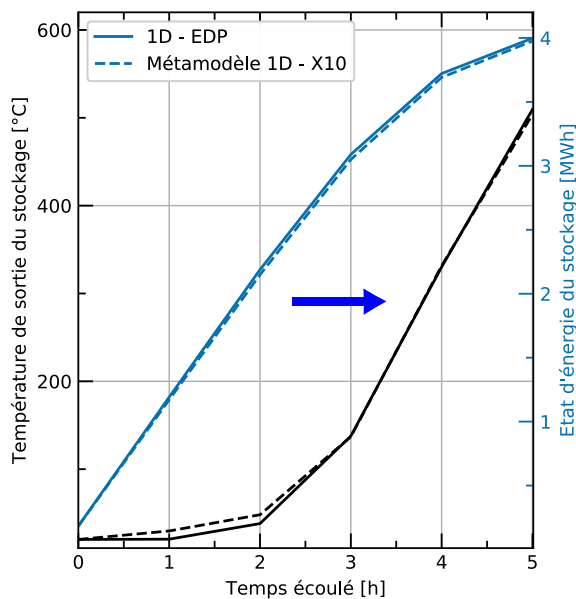


Fig. 9. Simulation de l'état d'énergie du stockage et de la température de sortie, pour une charge de 1 MW via deux modèles : 1D – EDP et métamodèle – 1D.

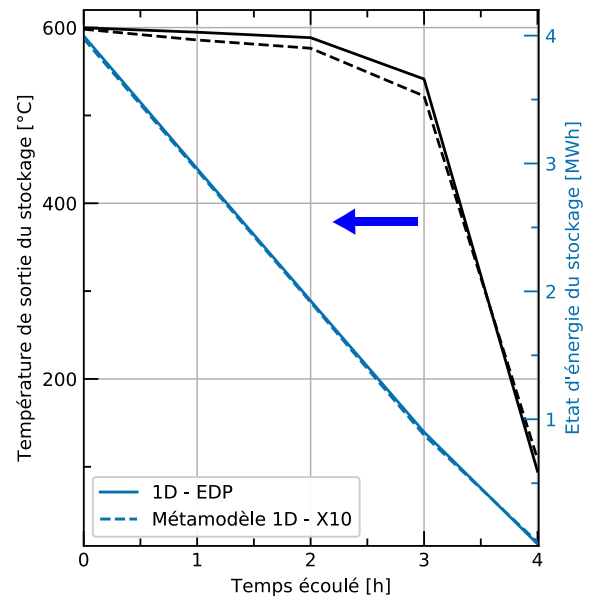


Fig. 11. Simulation de l'état d'énergie du stockage et de la température de sortie, pour une décharge de 1 MW via deux modèles : 1D – EDP et métamodèle – 1D.

Fig. 10 et 11 montrent le même type de résultat pour une décharge complète. Dans ce cas de figure, l'erreur absolue moyenne est de 50°C (8.6 %) et 0.1 MW (2.5 %) pour la température et l'état d'énergie respectivement.

4.2.2. Étude de sensibilité en fonction du niveau de discrétisation

Il s'agit de faire varier le niveau de discrétisation des paramètres constituant le métamodèle – 1D (ici quatre paramètres de la fonction logistique en plus de la commande), et d'étudier son impact sur la précision du modèle.

Pour cette étude, la charge et la décharge d'un stockage avec une puissance de 0.25 MW pendant une période de 20 h est

simulée. Le pas de temps du modèle reste inchangé ($\Delta t = 1h$). Tableau 1 détaille les différents métamodèles – 1D utilisés lors de cette étude.

Fig. 12 et 13 montrent l'évolution de l'état d'énergie et des pertes thermiques pendant la phase de charge respectivement. Les résultats sont illustrés pour différents métamodèles en fonction de données issues du modèle précis (1D – EDP).

¹ Nombre de points de discrétisation pour chaque paramètre de la fonction logistique : T_{max} , T_{min} , z_c , s .

² Nombre de points de discrétisation pour la commande P_{sto}

³ Nombre de simulations coûteuses nécessaires via le modèle 1D – EDP

⁴ Intel® Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz

Symbole	$n_{\log}$ ¹	n_{com} ²	N_{sim} ³	Temps de construction du modèle [s] ⁴
X2	2	5	80	112
X3	3	7	567	737
X5	5	11	6 875	6 187
X10	10	21	210 000	207 000

Tableau 1. Descriptif du niveau de discrétisation des métamodèles – 1D construits au cours de cette analyse.

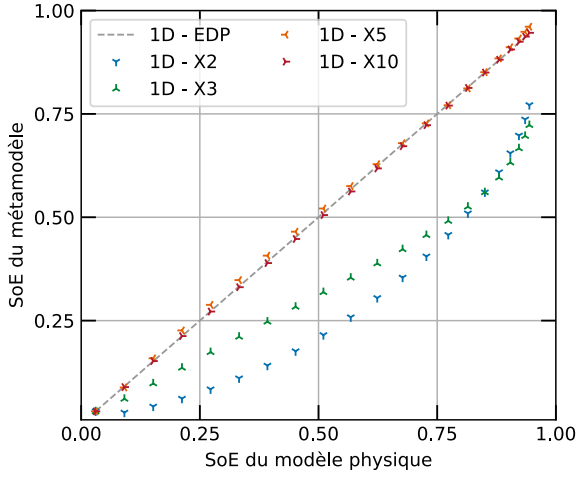


Fig. 12. Évolution de l'état du système durant une charge, estimée par les métamodèles – 1D à différents niveaux de discrétisation, et comparée à celle du modèle 1D – EDP.

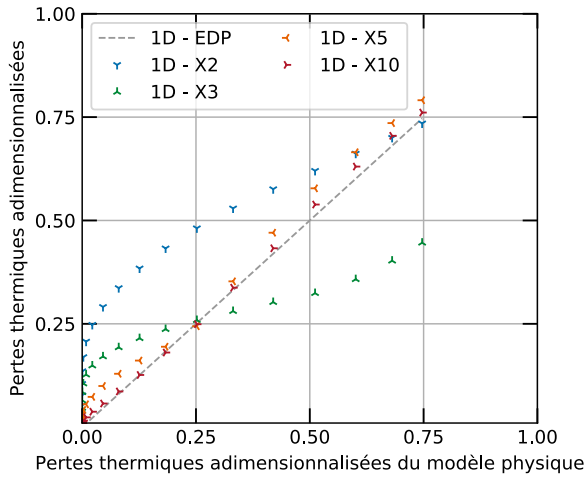


Fig. 13. Évolution des pertes thermiques durant une charge, estimées par les métamodèles – 1D à différents niveaux de discrétisation, et comparées à celles du modèle 1D – EDP.

L'erreur diminue lorsque le niveau de discrétisation du modèle augmente. L'erreur relative maximale reste inférieure à 7% et 3% pour les modèles X5 et X10 respectivement (valable pour les deux grandeurs en question : E_{sto} et P_{loss}).

Fig. 14 montre l'évolution de l'état d'énergie durant une décharge complète. À partir du modèle X5, l'erreur relative maximale reste inférieure à 4%. La précision est donc jugée satisfaisante pour des fins de simulation ou d'optimisation.

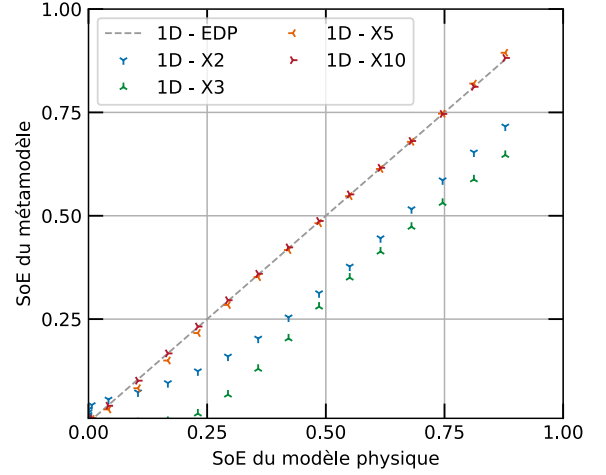


Fig. 14. Évolution de l'état du système durant une décharge, estimée par les métamodèles – 1D à différents niveaux de discrétisation, et comparée à celle du modèle 1D – EDP.

4.2.3. Étude de sensibilité en fonction de la puissance de commande.

Cette étude consiste à simuler, via le modèle 1D – EDP et le métamodèle, la charge d'un stockage thermique pour une puissance qui varie entre 0.25 et 4 MW (puissance admise maximum) comme montré dans Fig. 15.

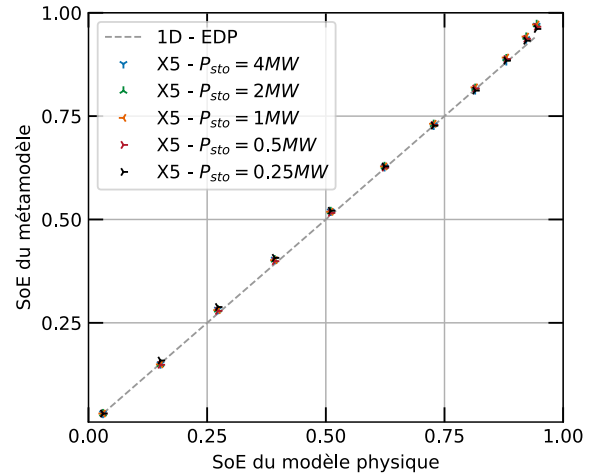


Fig. 15. Évolution de l'état du système durant une charge à puissance variable, estimée par le métamodèle – 1D – X5, et comparée à celle du modèle 1D – EDP.

La discrétisation du modèle par rapport à la commande se fait à pas variable, ce qui implique une forte discrétisation pour les valeurs proches de 0. Par conséquent, le modèle maintient un niveau de précision identique pour les différentes valeurs de puissance injectée dans le stockage. Ainsi le métamodèle – 1D X5 est performant aussi bien pour les faibles et les fortes valeurs de puissance.

5. CAS D'ÉTUDE

Dans cette section, le cas d'étude utilisé pour les travaux d'optimisation est présenté. Il s'agit du cas de figure illustré en Fig. 2. Pour rappel, il s'agit d'une source de production et une autre consommation, toutes les deux variables dans le temps. La commande à optimiser est celle du stockage thermique afin de minimiser à la fois l'appel à la chaudière d'appoint P_{dev}

en cas de surconsommation et le manque à gagner en cas de surproduction. En fin les pertes thermiques liées au stockages, sont elle aussi à minimiser.

Par simplicité, une série temporelle ajustée, de l'erreur de prévision éolienne, issue du BPA (Bonneville Power Administration) dans la région Pacific Northwest des Etats-Unis est choisie (voir Fig. 16). Cette série de puissance est supposée équivalente à l'écart entre la production et la consommation P_{mis} . Tout au long de cette étude, le problème d'optimisation est supposé déterministe.

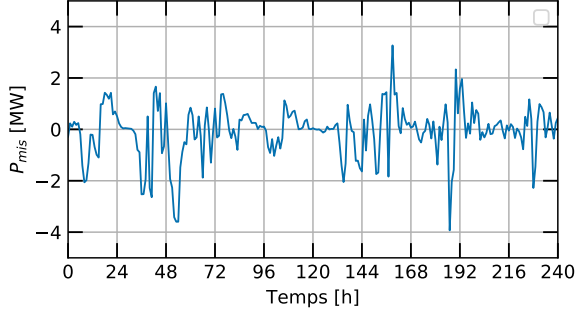


Fig. 16. Série temporelle de l'erreur de prévision de la puissance éolienne assimilée à l'écart entre la production et la consommation sur le réseau.

5.1. Formulation mathématique et méthode de résolution

Nous cherchons à optimiser la gestion du stockage thermique, décrit précédemment, sur un horizon du temps fixe. L'objectif de l'optimisation est de minimiser, la somme de la puissance de déviation sur le réseau au carré et les pertes thermiques liées au stockage au carré. Il s'agit d'une optimisation mono – objectif incluant deux termes pondérés avec la valeur α . Ce problème est soumis à des contraintes physiques qui sont décrites ci-dessous.

$$\min_{P_{sto}^{t,c}} \sum_{t=0}^T \alpha P_{dev}^2(t) + (1 - \alpha) P_{loss}^2(t)$$

tel que $\forall t \in [0, T]$

$$P_{mis}(t) = P_{prod}(t) - P_{load}(t)$$

$$P_{dev}(t) = P_{mis}(t) - P_{sto}(t)$$

$$P_{dev}(t) = P_{prod}(t) - P_{load}(t) - P_{sto}(t)$$

$$-P_{rated} \leq P_{sto}(t) \leq P_{rated}$$

$$0 \leq E_{sto}(t) \leq E_{rated}$$

$$\text{avec } P_{rated} = 4\text{MW et } E_{rated} = 4\text{MWh}$$

Eq. 7

La dynamique du stockage qui lie l'état du stockage et les pertes thermiques à la commande est estimée à l'aide d'un des trois modèles décrits dans les sections précédentes.

La résolution du problème se fait numériquement à l'aide de la programmation dynamique (principe de Bellman). L'équation ci-dessous montre les deux termes à minimiser : le coût instantané et l'anticipation du coût de futur.

$$J_t(E_{sto}^t) = \min_{P_{sto}^t} \left\{ \underbrace{c_t(E_{sto}^t, P_{sto}^t)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{J_{t+1}(f(E_{sto}^t, P_{sto}^t))}_{\text{coût futur}} \right\} \quad \text{Eq. 8}$$

6. RÉSULTATS ET COMPARAISON DES MODÈLES

La gestion optimale issue de la programmation dynamique se manifeste sous forme d'une matrice bi-dimensionnelle (le temps t et l'état d'énergie SoE) pour les modèles linéaires 0D comme montré dans Fig. 17. En revanche, les matrices de

gestion correspondant aux métamodèles sont à 5 dimensions (t, T_{max}, T_{min}, z_c et s). Pour simplifier la lecture, nous traçons ce dernier en fonction du temps et une seule dimension d'état z_c . Ces matrices sont calculées pour une valeur de $\alpha = 0.5$ et sur un horizon de temps de 24 h.

Quand le stockage est vide ($SoE = 0$), la commande optimale est toujours positive ou nulle. En revanche, quand le stockage est saturé ($SoE = 1$), la commande optimale peut être positive. Ceci est une particularité de cette technologie : nous pouvons continuer à charger après saturation en envoyant de l'air chaud au stockage qui sortira aussi chaud et sera pris en compte comme des pertes thermiques.

Il est possible de remarquer que la discrétisation du métamodèle aide à obtenir une stratégie de gestion moins approximative. La matrice de gestion du métamodèle le plus discrétisé (ici X10) ressemble fortement à la gestion issue des modèles 0D discrétisé ($n_{SoE}^{0D} = 101$).

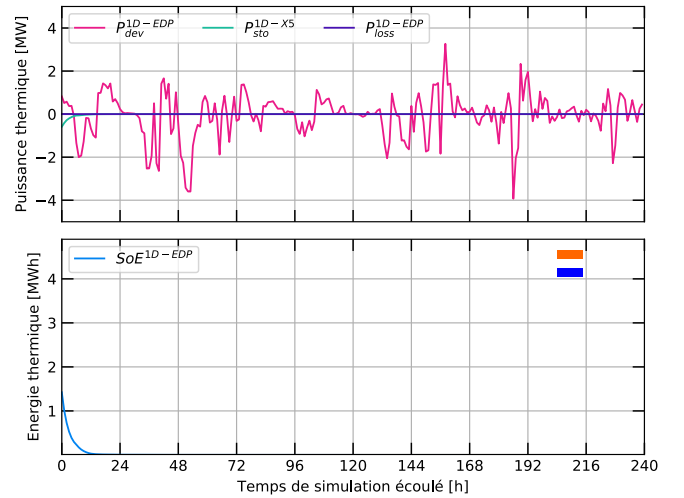


Fig. 18. Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D – EDP, de la stratégie de gestion issue du métamodèle – 1D – X5, pour $\alpha = 0$ et sur un horizon du temps de 240 h.

Dans la suite de cet article, tous les résultats d'optimisation sont issus de la simulation du modèle 1D – EDP. Le but est de valider et comparer ces stratégies de gestion entre elles dans un environnement de simulation qui soit le plus fidèle à la réalité.

Les figures Fig. 18, 19, et 20 montrent les résultats de simulation de la gestion issue d'un métamodèle X5 pour $\alpha = 0, 0.5$ et 1 respectivement. L'horizon de temps de la simulation est de 240 h. Pour $\alpha = 0$, nous remarquons que le stockage se décharge dès les premiers pas de temps et reste sans énergie afin de minimiser ses pertes. Pour $\alpha = 0.5$, le stockage est géré d'une manière à minimiser à la fois la déviation sur le réseau mais aussi les pertes thermiques. Enfin, avec un $\alpha = 1$, le seul objectif pris en compte par le stockage est la déviation sur le réseau. Nous remarquons que ce dernier mode de gestion engendre des pertes non négligeables et de même ordre de grandeur que la déviation sur le réseau.

Afin de voir l'impact du choix de modèle en fonction de la valeur de α (poids de la déviation devant les pertes thermiques dans la fonction objectif), nous avons choisi de tracer un front de Pareto. Dans Fig. 21, l'axe y représente la somme des puissances déviées sur le réseau au carré, l'axe x représente la somme des pertes thermiques sur l'horizon de temps étudié (ici 24 h) au carré. Les différents groupes de points correspondent aux différents modèles utilisés pour l'optimisation de la gestion. Les points appartenant au même groupe correspondent aux différentes valeurs de α (allant de 0 à 1).

A partir du métamodèle X5, une meilleure performance sur l'horizon du temps étudié est obtenue, en comparaison

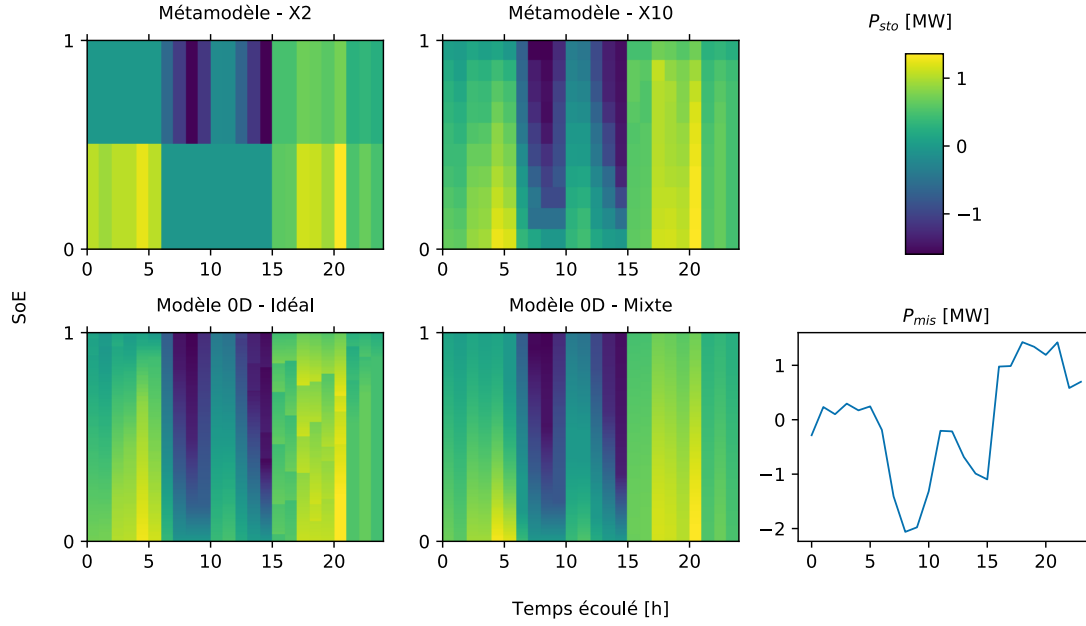


Fig. 17. Exemple de matrices de gestion issues de différents modèles : 0D – Idéal, 0D – Mixte, Métamodèles – 1D.

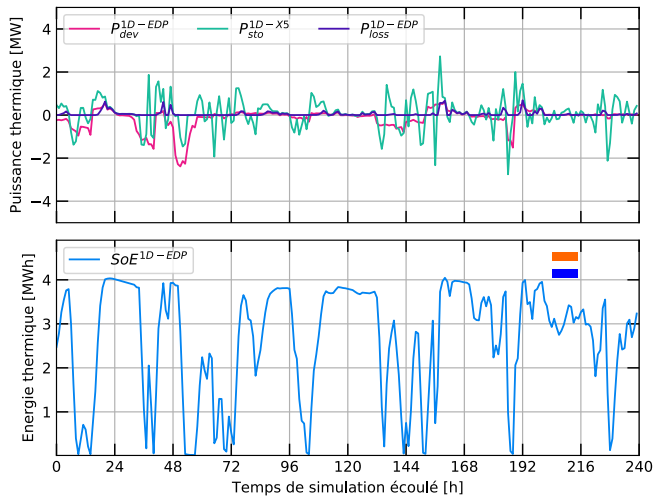


Fig. 19. Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D – EDP, de la stratégie de gestion issue du métamodèle – 1D – X5, pour $\alpha = 0.5$ et sur un horizon du temps de 240 h.

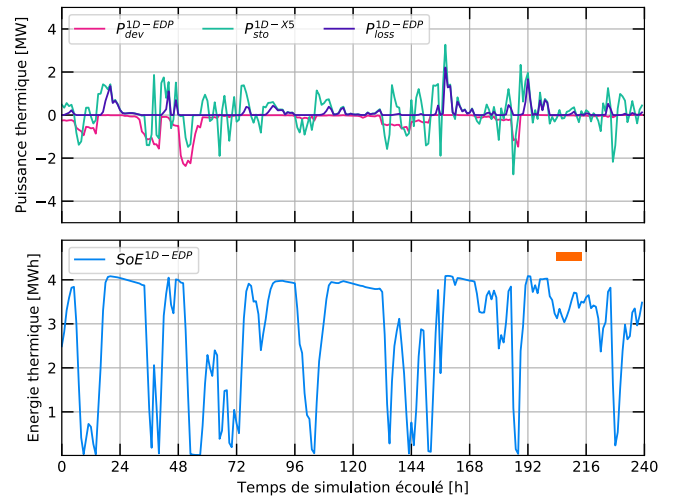


Fig. 20. Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D – EDP, de la stratégie de gestion issue du métamodèle – 1D – X5, pour $\alpha = 1$ et sur un horizon du temps de 240 h.

des modèles 0D Idéal et Mixte. Une asymptote proche du métamodèle - X10 apparaît, ce qui montre que le gain à partir de ce dernier niveau de discrétisation devient négligeable.

Il est à noter que le modèle 0D – Idéal ne permet pas d'annuler les pertes thermiques : le coût total des pertes correspondant à ce modèle n'atteint jamais zéro (à gauche de la courbe) car il ne les modélise pas.

En Tableau 2, la valeur de α est fixé à 0.5 (poids identique pour la déviation et pour les pertes thermiques dans la fonction objectif). L'étude de sensibilité montre l'évolution du coût total de la gestion en fonction du temps de calcul nécessaire, et du niveau de discrétisation du métamodèle.

Pour ce cas de figure, il est notable qu'une gestion optimale permet de réduire le coût de 48% par rapport à une gestion simplifiée (charger tant que possible et idem pour la décharge). Le temps de calcul de la gestion optimale utilisant le métamodèle augmente exponentiellement en fonction du niveau de discrétisation. Pour un métamodèle faiblement discrétisé

(X2) ce temps est de même ordre de grandeur que les modèles linéaires 0D. Le coût total de l'optimisation quant à lui, diminue largement jusqu'au modèle X3, et légèrement jusqu'au modèle X10. Le coût total lié au modèle X3 correspond à celui lié aux modèles 0D.

L'utilisation du métamodèle – X10 dans une logique d'optimisation permet de diminuer le coût total de la gestion de 2 et 4% par rapport aux gestions utilisant des modèles 0D – Idéal et 0D – Mixte respectivement. Cela est au détriment d'un temps de calcul plus important : 7 s pour les modèles 0D, 50 s pour 1D – X3 et 6 557 s pour 1D – X10.

7. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans ce travail, un métamodèle – 1D pour le stockage thermique sensible est proposé et validé sur un modèle précis 1D – EDP, lui-même validé expérimentalement sur un système industriel, un EcoStock® de 4 MWh. Les études de sensibilité

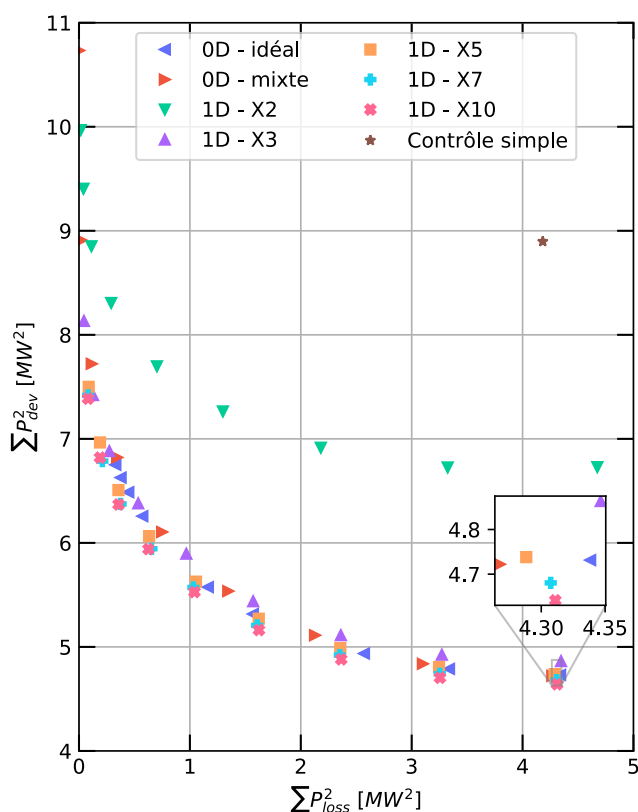


Fig. 21. Front de Pareto composé de la somme des deux objectifs : la puissance de deviation sur le réseau et les pertes thermiques au carré, cumulés sur 24 h. La simulation utilise le modèle 1D – EDP mais les stratégies de gestion sont calculées à l’aide des modèles – 0D et les métamodèles – 1D.

Tableau 2. Comparaison de temps de calcul et optimalité de résultats entre les différents modèles 0D et métamodèles étudiés.

Modèle	Temps de calcul [s]	Coût optimal [MW ²]	Réduction du coût / contrôle simple [%]
Contrôle simple	-	13.1	0
0D-Idéal	7	6.8	48
0D-Mixte	7	7	46.7
1D-X2	12	8.4	35.5
1D-X3	50	6.9	47.5
1D-X5	310	6.7	49
1D-X7	884	6.6	49.7
1D-X10	6 557	6.5	50

du métamodèle valident ses performances et montrent un bon compromis entre vitesse de calcul et précision du modèle. Le métamodèle permet de réduire significativement le temps de calcul : 1 ms pour simuler 1 h de charge via le métamodèle – 1D et 3 s pour le modèle 1D – EDP. Ce modèle est utile pour simuler les performances du stockage sur un horizon temporel très grands (plusieurs années).

Sur un cas d’étude typique, le métamodèle est comparé aux différents modèles couramment utilisés dans la littérature. Pour ce faire, des stratégies de gestion optimale sont calculées via la programmation dynamique. Ces cas sont ensuite simulés à l’aide du modèle précis 1D – EDP. Les résultats montrent que les modèles 0D donnent des résultats satisfaisants et que le métamodèle permet de gagner légèrement en précision par

rapport aux modèles 0D.

L’utilisation des modèles 0D s’avère suffisante pour optimiser la gestion. Cependant ce modèle reste insuffisant pour simuler la répartition spatiale de la température et intégrer des fonctions coûts plus fines tel que le vieillissement.

Ce travail traite un problème d’optimisation résolu à l’aide de la programmation dynamique. En perspective, il est possible de se demander : dans quelle mesure ces conclusions sont valables pour d’autres techniques d’optimisation (optimisation en ligne comme la technique MPC).

Ce travail servira de base pour traiter un problème d’optimisation d’un réseau multi-énergies. Il s’agit d’un couplage des sources de production et de consommation de chaleur et d’électricité, intégrant un stockage thermique et électrique et des systèmes de conversion «Power To Heat» et «Heat To Power» avec incertitudes.

8. RÉFÉRENCES

- [1] Ministère de la Transition Écologique et Solidaire. Données et études statistiques Pour le changement climatique, l’énergie, l’environnement, le logement, et les transports, 2019.
- [2] Bchoate. Waste Heat Recovery : Technology and Opportunities in U.S. Industry. Technical report.
- [3] Charles W. Forsberg, Daniel C. Stack, Daniel Curtis, Geoffrey Haratyk, and Nestor Andres Sepulveda. Converting excess low-price electricity into high-temperature stored heat for industry and high-value electricity production. *Electricity Journal*, 30(6) :42–52, 2017.
- [4] Fabrizio Marongiu, Stefano Soprani, and Kurt Engelbrecht. Modeling of high temperature thermal energy storage in rock beds – Experimental comparison and parametric study. *Applied Thermal Engineering*, 163(September) :114355, 2019.
- [5] Aubin Touzo, Régis Olives, Guilhem Dejean, Doan Pham Minh, Mouna El Hafi, Jean-François Hoffmann, and Xavier Py. Experimental and numerical analysis of a packed-bed thermal energy storage system designed to recover high temperature waste heat : an industrial scale up. *Journal of Energy Storage*, 32 :101894, dec 2020.
- [6] Jean-Francois Hoffmann. Stockage thermique pour centrale solaire thermodynamique à concentration mettant en oeuvre des matériaux céramiques naturels ou recyclés. dec 2015.
- [7] Thibaut Esence. Étude Et Modélisation Des Systèmes De Stockage Thermique De Type Régénératif Solide / Fluide. page 242, 2017.
- [8] A. Campos Celador, M. Odriozola, and J. M. Sala. Implications of the modelling of stratified hot water storage tanks in the simulation of CHP plants. *Energy Conversion and Management*, 52(8-9) :3018–3026, 2011.
- [9] Sam J. Cox, Dongsu Kim, Heejin Cho, and Pedro Mago. Real time optimal control of district cooling system with thermal energy storage using neural networks. *Applied Energy*, 238 :466–480, mar 2019.
- [10] John Bagterp Jørgensen, Leo Emil Sokoler, Laura Standardi, Rasmus Halvgaard, Tobias Gybel Hovgaard, Gianluca Frison, Niels Kjølstad Poulsen, and Henrik Madsen. Economic MPC for a linear stochastic system of energy units. *2016 European Control Conference, ECC 2016*, pages 903–909, 2017.
- [11] Francesca Verrilli, Seshadri Srinivasan, Giovanni Gambino, Michele Canelli, Mikko Himanka, Carmen Del Vecchio, Maurizio Sasso, and Luigi Glielmo. Model Predictive Control-Based Optimal Operations of District Heating System with Thermal Energy Storage and Flexible Loads. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 14(2) :547–557, 2017.
- [12] Gauthier Limpens, Stefano Moret, Hervé Jeanmart, and Francois Mar. EnergyScope TD : a novel open-source model for regional energy systems. *Under revision*, (December), 2019.