

# JD-MACS 2011

## Contrôle prédictif d'une chaufferie collective multi-énergie : un cas d'étude

Julien EYNARD<sup>1</sup>, Stéphane GRIEU<sup>1</sup>, Monique POLIT<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire PROMES-CNRS, Université de Perpignan Via Domitia, 52 avenue Paul Alduy, 66860 Perpignan Cedex 9, France

julien.eynard@univ-perp.fr, grieu@univ-perp.fr, polit@univ-perp.fr

**Résumé**— Les travaux présentés portent sur l'optimisation d'une chaufferie collective multi-énergie (bois, gaz et fioul), située à La Rochelle, qui fournit l'eau chaude sanitaire et le chauffage à des bâtiments publics et à des logements. Dans un premier temps, une combinaison de boîtes blanches, de boîtes grises et de boîtes noires a permis de modéliser la chaufferie via une approche modulaire. Ensuite, une cuve de stockage énergétique a été modélisée et intégrée au modèle de la chaufferie. Grâce à ces modèles et à un module de prédiction de la température extérieure et de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur, un contrôleur prédictif a été développé pour optimiser l'utilisation de la cuve de stockage et de la chaudière à bois. Les résultats obtenus en simulation montrent une réduction significative de la consommation d'énergie fossile et des émissions de CO<sub>2</sub>. L'énergie est stockée lorsque la puissance demandée est faible et utilisée lors de pics de consommation, ce qui limite l'utilisation de la chaudière à gaz-fioul.

**Mots-clés**— Chaufferie, stockage énergétique, modélisation, prédiction, réseaux de neurones, ondelettes, contrôle prédictif.

### I. INTRODUCTION

Depuis la fin du XX<sup>ème</sup> siècle, le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) [1] est le corps scientifique de référence concernant le changement climatique. Les principales observations réalisées amènent à penser que l'une des causes de ce changement est l'action anthropique, notamment l'utilisation d'énergies fossiles émettrices de Gaz à Effet de Serre (GES). Avec la fin du protocole de Kyoto en 2012, protocole qui imposait une réduction à l'échelle globale de ces émissions, l'Union Européenne a décidé, pour 2020, de promouvoir l'utilisation des énergies renouvelables [2] (20%), de réduire les émissions de GES [3] (-20%) et d'améliorer l'efficacité énergétique (+20%). Cet article présente les travaux réalisés dans le cadre du projet Opti-EnR [4] portant sur l'optimisation d'une chaufferie collective multi-énergie située à La Rochelle (France) et gérée par Cofely GDF-Suez. Celle-ci fournit l'eau chaude sanitaire et le chauffage à des logements et à des bâtiments publics. Cette chaufferie, décrite dans la section II, exploite des ressources renouvelables (bois) et fossiles (gaz et fioul). L'objectif principal du projet, terminé fin 2010, était d'optimiser le fonctionnement de cette chaufferie en minimisant le recours aux énergies fossiles. Ce dernier a pu être atteint grâce au bon déroulement des quatre tâches décrites par la figure 1. La

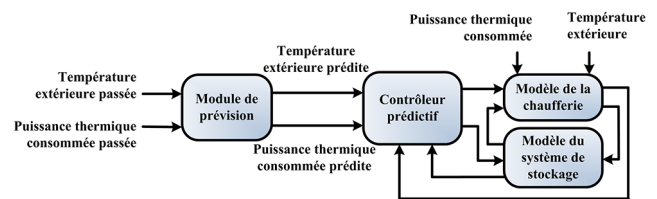


Fig. 1. Le projet Opti-EnR

première tâche (section III) a porté sur la modélisation de la chaufferie. En raison de la complexité de cette installation et des interactions entre les différents éléments qui la constituent, une approche modulaire a été choisie. Des campagnes de mesures ainsi que des méthodes de modélisation variées, permettant de développer des modèles de connaissance, paramétriques ou de type boîtes noires, ont été utilisées. L'approche la plus intéressante pour optimiser ce type de chaufferie étant d'avoir recours à un système de stockage énergétique, nous avons proposé d'intégrer au site une cuve d'eau chaude stratifiée (section IV). Enfin, un contrôleur prédictif (MPC) a été développé pour optimiser l'utilisation de cette cuve de stockage (section VI). Il exploite les modèles précédemment développés ainsi que des prédictions de la température extérieure et de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur, fournies par un module de prédiction (section V). La section VI présente les résultats obtenus en simulation et met en avant le potentiel de l'approche proposée pour la réduction de la consommation d'énergie fossile et des émissions de CO<sub>2</sub>.

### II. LA CHAUFFERIE COLLECTIVE DE LA ROCHELLE

La chaufferie collective de La Rochelle est constituée de différents éléments, représentés en noir sur la figure 2. Le circuit hydraulique du collecteur connecte les chaudières à bois (4,5 MWh) et à gaz-fioul (7 MWh), alimentées respectivement en eau par deux circulateurs ( $C_{CH1}$  and  $C_{CH2}$ ). La chaudière à gaz-fioul est d'abord alimentée en gaz puis en fioul lorsque 6000 m<sup>3</sup> de gaz ont été consommés au cours d'une journée. En effet, au delà de cette limite, le gaz est acheté à un tarif moins avantageux que le fioul. En raison du faible coût du bois, la chaudière à bois fonctionne de façon prioritaire alors que la chaudière à gaz-fioul n'est

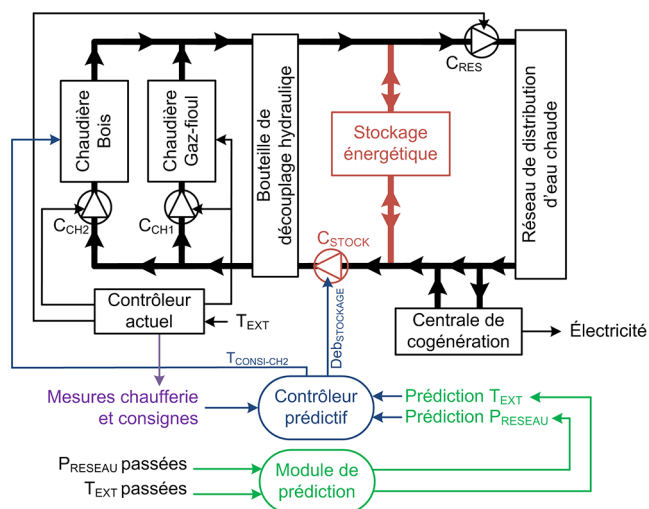


Fig. 2. Synoptique de la chaufferie et des modifications proposées

utilisée que pendant les périodes les plus froides ou pour répondre à des pics de consommation (lorsque la chaudière à bois n'est pas suffisante pour répondre à la demande). Le circuit hydraulique du réseau primaire ( $3000 \text{ m}^3$ ) permet de chauffer des bâtiments publics et des habitations, pour un équivalent de 2700 logements, et fournit de l'eau chaude sanitaire, ce qui ramène la production totale à un équivalent de 3500 logements. Ce circuit est composé d'un réseau de distribution, d'une pompe d'alimentation ( $C_{res}$ ), utilisée pour contrôler la pression différentielle du réseau, et d'une centrale de cogénération qui produit de l'électricité. Une partie de l'eau froide revenant du réseau est réchauffée par cette centrale qui consomme une quantité fixée de gaz. Un système de monitoring permet de contrôler l'utilisation des deux chaudières grâce aux mesures réalisées en temps réel au sein de la chaufferie. La bouteille de découplage hydraulique permet de connecter et d'adapter les débits de ces deux circuits, généralement différents.

### III. MODÉLISATION DE LA CHAUFFERIE

#### A. Approche globale

La modélisation d'une chaufferie collective comme celle de La Rochelle est une tâche complexe. Il est cependant possible de trouver dans la littérature quelques travaux intéressants. Curti *et al.* [5] ont ainsi proposé une approche économique et environnementale pour modéliser et optimiser un réseau de chaleur. Dias *et al.* [6] ont modélisé une chaudière à bois à partir d'une analyse énergétique et exergétique en quantifiant les types et les causes des pertes thermiques. Les principes physiques et les réseaux de neurones artificiels peuvent être utilisés conjointement, comme l'ont montré Lu *et al.* [7], pour développer un modèle non-linéaire de chaufferie. Enfin, citons les travaux de Ghaffari *et al.* [8] qui ont proposé une approche basée sur la logique floue, les réseaux de neurones artificiels et les algorithmes génétiques pour modéliser une centrale produisant de l'électricité et pour caractériser le comportement de ses sous-systèmes. En raison de la complexité du site de La Rochelle et des fortes interactions entre les différents éléments qui la constituent (les chaudières à bois et à gaz-fioul, la bouteille de découplage hydraulique, la centrale de cogénération...),

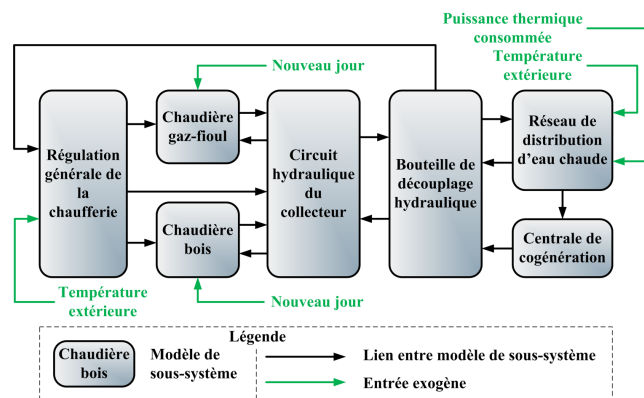


Fig. 3. Approche modulaire pour la modélisation de la chaufferie

une approche modulaire a été proposée [9]. En fonction des informations disponibles (grâce aux mesures ou en tenant compte de la connaissance experte des systèmes et des moyens de contrôle) une combinaison de modèles de types boîtes blanches, boîtes grises ou boîtes noires a été utilisée. Grâce aux boîtes blanches, les interactions entre les paramètres physiques sont décrites et les mesures sont utilisées pour valider les modèles obtenus. L'utilisation de boîtes grises [10] (la calibration d'un modèle paramétrique, défini à partir de considérations physiques et de l'analyse des propriétés dynamiques du système, en utilisant des données expérimentales [11]) ou noires (l'utilisation d'un modèle, ne s'appuyant pas sur des considérations physiques, défini à partir d'une topologie standard évolutive et calibré grâce à des relevés expérimentaux) est requise lorsque le comportement physique du système est mal connu.

#### B. Processus de modélisation

Premièrement, une phase de pré-traitement des données a permis d'éliminer les aberrations et de ré-échantillonner l'ensemble à la période d'échantillonnage de 5 minutes. Notons cependant qu'un certain nombre de variables, importantes mais non-mesurées, ont dû être estimées. Ensuite, pour chaque variable physique à modéliser, la topologie de son modèle (des équations différentielles, algébriques ou logiques) ainsi que les variables d'entrée ont été définies. Un premier processus d'optimisation a alors permis d'identifier les paramètres de ces équations grâce à la méthode de la région de confiance de Newton [12] et des moindres carrés non-linéaires [13]. Les résultats obtenus ont permis de valider les topologies choisies ou, le cas échéant, de les adapter itérativement. À partir de ces équations, dont les paramètres ont été correctement identifiés, des modèles-entités décrivant le comportement des éléments de la chaufferie (p. ex. la chaudière à bois) ont été définis par l'ensemble des variables qui leur sont attribuées. Pour les modèles de type boîtes noires, la formulation d'Hammerstein-Wiener [14] a été choisie. Un second processus d'optimisation a alors été mené à bien pour calibrer l'ensemble des paramètres de chaque modèle-entité. Enfin, ces modèles ont été combinés pour obtenir le modèle global de la chaufferie. La figure 3 présente cette approche modulaire, basée sur l'interconnexion des modèles-entités. Les résultats obtenus en simulation sont représentatifs d'un comportement cohérent pour le site modélisé au cours de la saison hivernale.

#### IV. MODÉLISATION D'UN SYSTÈME DE STOCKAGE ÉNERGÉTIQUE

##### A. Hypothèses préliminaires

L'ajout d'une unité de stockage énergétique à la chaufferie permet, lorsque la puissance demandée est importante, d'utiliser l'énergie produite en excès par la chaudière à bois pendant les périodes de faible consommation, au lieu d'enclencher immédiatement la chaudière à gaz. Ainsi, le taux de couverture fossile peut être significativement réduit par une meilleure exploitation des ressources renouvelables. De nombreux matériaux sont susceptibles d'être utilisés pour le stockage thermique, par exemple des fluides, des solides ou des Matériaux à Changement de Phase (MCP). A cause de contraintes techniques et car les MCP ont un coût élevé, sont toxiques, inflammables et présentent une puissance relativement faible, notre choix s'est porté sur un système utilisant de l'eau. En accord avec l'exploitant de la chaufferie, des hypothèses ont été établies concernant la forme cylindrique verticale de la cuve, avec un diamètre égal à sa hauteur, pour minimiser les pertes avec l'extérieur. L'isolation choisie est constituée de 10 cm de polypropylène. La cuve est enterrée pour ne pas être exposée au vent, la température souterraine étant relativement constante et pas trop basse, même en hiver ( $T^{amb} \approx 10^\circ\text{C}$ ). Il a été supposé que l'eau qui entre dans la cuve ( $T^{in}$ ) n'influence directement que les premières couches, en raison de l'utilisation d'une grille protégeant la stratification thermique.

##### B. Modélisation du système de stockage

Après avoir consulté l'état de l'art réalisé par Han *et al.* [15] concernant la modélisation de cuves de stockage thermique avec stratification verticale, nous avons choisi d'adapter et d'utiliser le modèle discrétisé proposé par Alizadeh *et al.* [16]. Ce modèle est défini par les équations (1) en mode stockage et (2) en mode déstockage, avec  $T_{i,k}$  la température de la  $i^{ieme}$  couche d'eau à l'instant  $k$ ,  $g$  le nombre de couches,  $e$  le nombre de couches affectées directement par l'entrée d'eau,  $V$  le volume d'une couche et  $\Delta V$  le débit d'eau traversant la cuve.

$$\begin{cases} (i > g - e) : T_{i,k+1} = \frac{(V - (\frac{\Delta V}{e}))T_{i,k} + (\frac{\Delta V}{e})T_k^{in} + \beta_i T_k^{amb}}{\alpha_i} \\ (i \leq g - e) : T_{i,k+1} = \frac{(V - \Delta V)T_{i,k} + \Delta V T_{i+1}(k) + \beta_i T_k^{amb}}{\alpha_i} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} (i \leq e) : T_{i,k+1} = \frac{(V - (\frac{\Delta V}{e}))T_{i,k} + (\frac{\Delta V}{e})T_k^{in} + \beta_i T_k^{amb}}{\alpha_i} \\ (i > e) : T_{i,k+1} = \frac{(V - \Delta V)T_{i,k} + \Delta V T_{i-1,k} + \beta_i T_k^{amb}}{\alpha_i} \end{cases} \quad (2)$$

##### C. Intégration du système de stockage

Après avoir défini les caractéristiques de l'unité de stockage, il a fallu décider de son intégration au sein de la chaufferie. La modification hydraulique choisie est présentée en rouge sur la figure 2. La cuve est ainsi placée entre la bouteille de découplage hydraulique et le réseau de distribution, avant la pompe d'alimentation de ce dernier et après la centrale de cogénération. Une nouvelle pompe ( $C_{stock}$ ) contrôle le débit d'eau traversant la cuve. Afin d'intégrer son modèle au modèle de la chaufferie, plusieurs modèles complémentaires ont été développés (figure 4), certaines températures et certains débits étant modifiés, comme conséquence de l'influence du système de stockage.

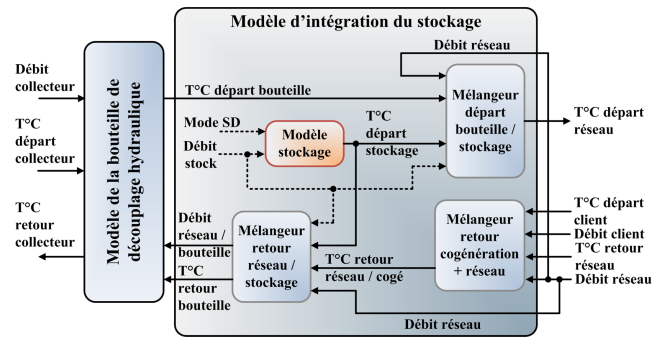


Fig. 4. Intégration du modèle du système de stockage

#### V. PRÉDICTION DES VARIABLES EXOGÈNES

##### A. Outils et méthodes

La température extérieure ( $T_{ext}$ ) et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur ( $P_{res}$ ) sont les entrées exogènes du modèle global de la chaufferie. Il est donc nécessaire de pouvoir prédire ces variables pour optimiser l'utilisation du système de stockage énergétique grâce à un contrôleur prédictif. Au cours des dernières années, de nombreuses approches pour la prédiction de température ont été proposées afin de réaliser un management prédictif de la puissance consommée. La nature à la fois complexe et non-linéaire des variations de la température, ainsi que l'abondance des données recueillies, prédisposent les outils de modélisation issus de l'intelligence artificielle à être de bons candidats pour la prédiction de ce paramètre [17, 18]. La méthode proposée, adaptée de la méthode développée par Tran *et al.* [19], dite « AMR-RNA » [20], est basée sur la notion de séries temporelles et a recours à une Analyse Multi-Résolution (AMR) par décomposition en ondelettes et aux Réseaux de Neurones Artificiels (RNA). La transformée en ondelettes discrète permet ainsi de décomposer  $M$  séquences de données passées (de  $l$  points) en sous-séquences, selon différents domaines de fréquences. Cette décomposition est réalisée grâce à un banc de filtres, constitué de filtres passe-hauts et passe-bas, permettant d'obtenir des coefficients d'approximation (les composantes basses fréquences) et de détails (les composantes hautes fréquences) selon un niveau de décomposition ( $N$ ) et un ordre d'ondelette ( $R$ ) (figure 5). À partir de ces coefficients, des Perceptrons Multi-Couches (PMC) ont été utilisés pour estimer les sous-séquences futures, d'une durée de 4h30. Comme le montre la figure 6,  $N + 1$  PMC sont ainsi nécessaires pour estimer les  $N$  sous-séquences de détails et la sous-séquence d'approximation de niveau  $N$  pour une séquence cible  $P$  à prédire. Les valeurs futures prédites pour la température extérieure ou la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur sont alors obtenues en sommant les sous-séquences (figure. 6). En substituant à la prédiction d'une séquence de variabilité importante la prédiction de ses coefficients d'ondelette, de variabilité plus faible, il est possible d'améliorer la précision obtenue. L'analyse multi-résolution permet d'isoler les tendances globales et les pseudo-périodes journalières, qui caractérisent les séries temporelles considérées, de la forte variabilité due aux phénomènes climatiques. De plus, et afin d'aider le modèle à se repérer dans le temps, les sé-

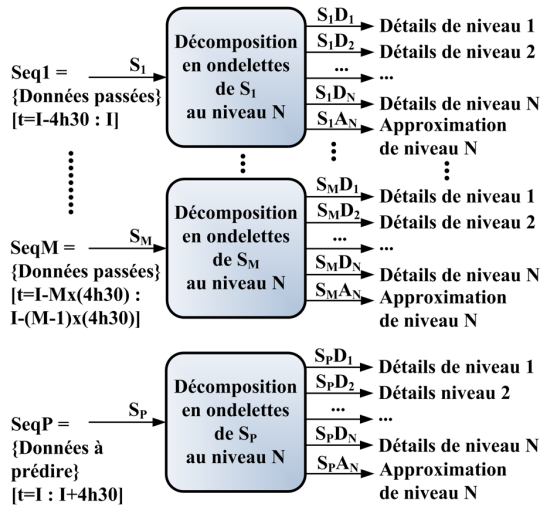


Fig. 5. Analyse multi-résolution par transformée en ondelettes

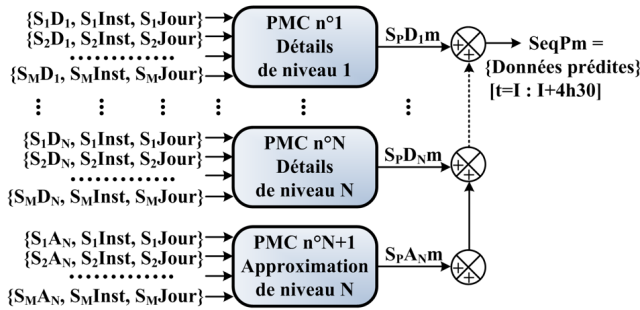


Fig. 6. Prédiction d'une séquence future par RNA

quences passées considérées ont été complétées, pour chacune de leurs composantes, par des informations temporelles : la minute du jour et le jour de l'année. Selon les valeurs de  $M$ ,  $l$  et de  $T_{SE}$ , les résultats obtenus sont plus ou moins précis. Notons que, pour la prédiction d'une série temporelle, plus l'horizon de prédiction est lointain, plus le résultat est imprécis. L'imprécision peut aussi être due au manque d'information apportée par les séquences passées ou au contraire par la prise en compte de trop de séquences antérieures. Le modèle proposé a été développé en ayant recours pour l'entraînement des réseaux de neurones à la moitié des séquences disponibles. L'autre moitié a permis leur validation. La particularité de la méthodologie est liée à l'utilisation de séquences complétées par des informations temporelles, permettant de mieux appréhender l'évolution de  $T_{out}$  et de  $P_{res}$ , ainsi que de PMC spécifiques pour estimer les coefficients d'ondelettes des données futures.

### B. Résultats de la prédiction de $T_{ext}$ and $P_{res}$

Le tableau I présente la configuration optimale utilisée pour la prédiction de  $T_{ext}$  et de  $P_{res}$  (les variables sont inversement proportionnelles), selon l'ordre de l'ondelette ( $R$ ), le niveau de décomposition ( $N$ ), le nombre de neurones cachés par réseau ( $F$ ), le nombre de séquences passées ( $M$ ) et la période de sous-échantillonnage ( $T_{SE}$ ) choisis. Le tableau II (lignes 1 et 2) spécifie, pour la période considérée (du 11/01/2009 au 04/04/2009), l'Erreur Relative Moyenne (ERM), l'Erreur Absolue Moyenne (EAM) et

le FIT (coefficient de ressemblance) obtenus avec la méthodologie AMR-RNA pour la prédiction de  $T_{ext}$  et de  $P_{res}$ . La ligne 3 du tableau présente les résultats obtenus en estimant  $P_{res}$  à partir de la température extérieure  $T_{ext}$  prédite, par simple régression linéaire. Enfin (ligne 4), une approche hybride combinant les deux approches précédentes et exploitant leurs caractéristiques temporelles propres, notamment concernant les pics de consommation, permet d'améliorer la précision obtenue pour  $P_{res}$ .

TABLE I  
CONFIGURATION OPTIMALE

Paramètre	Symbole	Valeur
Ordre de l'ondelette	R	4
Niveau de décomposition	N	5
Neurones cachés par réseau	F	5
Séquences passées	M	4
Période d'échantillonnage	$T_{SE}$	30 mn

TABLE II  
PRÉDICTION DE  $T_{ext}$  ET DE  $P_{res}$

Variable	FIT	ERM	EAM
$T_{ext}^{4H30}$	60,6 %	4,14 %	1,15 °C
$P_{res}^{4H30}$	44,7 %	6,07 %	663,6 kW
$P_{res}^{T_{ext}^{4H30}}$	38,4 %	6,94 %	758,3 kW
$P_{res}^{hyb}$	46,9 %	5,85 %	639,1 kW

## VI. CONTRÔLE DE LA CHAUFFERIE

### A. Critères d'optimisation

Des critères à minimiser ont été définis pour optimiser le fonctionnement de la chaufferie. Les équations (3-8) définissent :  $J_1$  le coût relatif à la consommation de combustible,  $J_2$  la différence positive entre la température de l'eau rejoignant le réseau ( $T_{dep-res}$ ) et sa consigne ( $T_{consi-res}$ ),  $J_3$  la consommation d'énergie (en PCI),  $J_4$  le taux de couverture fossile,  $J_5$  les émissions de  $CO_2$  et  $J_6$  les performances de la chaufferie avec système de stockage, comparées à ses performances sans système de stockage. Le tableau III présente le Prix Unitaire ( $PU$ ), l'Énergie Unitaire ( $EU$ ) et les émissions de  $CO_2$  en Analyse en Cycle de Vie Unitaire (ACVU) pour chaque combustible [21]. Notons que, pour le bois, la variable associée à sa consommation est le nombre de coups de poussoir ( $NCP$ ) introduisant le combustible dans la chaudière chaque 5 minutes (37 kg de bois en moyenne par coup de poussoir). La minimisation de l'un des critères proposés définit la stratégie de contrôle pour l'optimisation du fonctionnement de la chaufferie.  $J_6$  tient compte de façon équitable de l'ensemble des considérations relatives aux cinq premiers critères proposés.

$$J_1 = PU_{bois} \cdot NCP + PU_{gaz} \cdot V_{gaz} + PU_{FOD} \cdot V_{FOD} \quad (3)$$

$$J_2 = \frac{1}{2 \cdot N} \cdot \sum_{k=1}^N \left( \begin{array}{l} |T_{consi-res}(k) - T_{dep-res}^E(k)| \\ - (T_{dep-res}^E(k) - T_{consi-res}(k)) \end{array} \right) \quad (4)$$

$$J_3 = EU_{bois} \cdot NCP + EU_{gaz} \cdot V_{gaz} + EU_{FOD} \cdot V_{FOD} \quad (5)$$

$$J_4 = \frac{EU_{gaz} \cdot V_{gaz} + EU_{FOD} \cdot V_{FOD}}{J_3} \quad (6)$$

$$J_5 = \frac{ACVU_{bois} \cdot NCP + ACVU_{gaz} \cdot V_{gaz} + ACVU_{FOD} \cdot V_{FOD}}{J_3} \quad (7)$$

$$J_6 = \frac{1}{5} \cdot \sum_{n=1}^5 \left( 100 \cdot \frac{J_n(\text{avec stockage thermique})}{J_n(\text{sans stockage thermique})} \right) \quad (8)$$

TABLE III  
CARACTÉRISTIQUES DES COMBUSTIBLES

	Bois [-]	Gaz [m <sup>3</sup> ]	Fioul [l]
PU [€]	1,8648	0,378	0,40
EU [kW·h]	133,2	10,5	9,76
ACVU [kgCO <sub>2</sub> ]	1,7316	2,283 84	2,928

### B. Contrôle prédictif

Le contrôleur prédictif développé pour optimiser le fonctionnement du site de La Rochelle exploite les modèles de la chaufferie et de l'unité de stockage ainsi que les prédictions de la température extérieure et de la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur. Il calcule la séquence optimale des commandes à appliquer au processus sur l'horizon de prédiction en minimisant une fonction objectif. Ce type de contrôleur n'est pas intrinsèquement plus ou moins robuste que des contrôleurs classiques, mais il peut être réglé assez simplement [22]. De plus, il présente de bonnes propriétés de stabilité [23] et peut être utilisé pour contrôler des systèmes non-linéaires [24], hybrides [25] ou même rapides [26]. Il est, à ce titre, souvent utilisé pour contrôler en temps réel les processus industriels [27]. Dans notre cas, la température de consigne de la chaudière à bois ( $T_{consi-CH2}$ ) et le débit de l'eau traversant la cuve de stockage ( $Deb_{stock}$ ) sont les deux variables de commande (figure 2). Notons également que le contrôleur doit communiquer avec le système de monitoring actuellement implanté sur le site pour obtenir en temps réel les mesures réalisées à la chaufferie (figure 2). Les équations (9,10) définissent respectivement le vecteur de commande à optimiser et les contraintes liées au problème d'optimisation, avec  $p$  l'horizon de prédiction et  $c$  l'horizon de contrôle. Ainsi, l'unité de stockage ne doit pas stocker d'énergie lorsque la chaudière à gaz-fioul est enclenchée ( $Enc_{CH1} = 1$ ) alors que la stratification thermique doit toujours être protégée. Par conséquent, pour pouvoir stocker, la température de l'eau sortant de la bouteille de découplage hydraulique  $T_{dep-bout}$  doit être supérieure à la température de la couche supérieure d'eau au sein de la cuve ( $T_{sup-stock}$ ). En accord avec Cofely GDF-Suez, la fonction objectif à minimiser sur l'horizon de prédiction est  $J_1$ . La résolution du problème d'optimisation non-linéaire est réalisée grâce à un algorithme de recherche directe par motifs généralisés [28]. Cet algorithme évalue à chaque itération la valeur de la fonction

objectif en plusieurs points situés autour du point considéré à l'itération précédente, selon une grille définie par un motif fixé et étendue à un certain périmètre (qui définit donc les intervalles de la grille). Lorsque l'algorithme détermine un nouveau minimum pour la fonction parmi les évaluations faites sur cette grille, le périmètre d'étude est étendu à la prochaine itération (augmentation des intervalles de la grille). Dans le cas contraire, si aucun nouveau minimum n'est déterminé, le périmètre de recherche est restreint (diminution des intervalles de la grille). Cet algorithme a l'avantage d'être adapté à un problème d'optimisation global non-linéaire, où le gradient de la fonction est inconnu, et est communément utilisé pour la résolution de problèmes industriels complexes [29].

$$\left[ \begin{array}{l} Deb_{stock}(k/k), \dots, Deb_{stock}(k+c-1/k) \\ T_{consi-CH2}(k/k), \dots, T_{consi-CH2}(k+c-1/k) \end{array} \right] \quad (9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Modèle de la chaufferie intégrant} \\ \text{le système de stockage} \\ 0 \leq Deb_{stock} \leq Deb_{res} - 10 \\ (Enc_{CH1} = 1) \vee (T_{dep-bout} \leq T_{sup-stock} \\ \Rightarrow Deb_{stock} \leq 0 \\ 90^\circ\text{C} \leq T_{consi-CH2} \leq 97^\circ\text{C} \\ \Delta Deb_{stock}(k+h) = 0 \forall h \in \llbracket c; p-1 \rrbracket \\ \Delta T_{consi-CH2}(k+h) = 0 \forall h \in \llbracket c; p-1 \rrbracket \\ (p, c) = (54, 36) \end{array} \right. \quad (10)$$

### C. Résultats de simulation

Le contrôleur proposé a été testé en simulation pendant 45 jours, de mi-janvier à début mars. Une étude concernant l'influence du volume de la cuve de stockage a été réalisée (de 500 m<sup>3</sup> à 4000 m<sup>3</sup>). Le tableau IV présente les configurations obtenues les plus intéressantes ( $MPC_1$ ,  $MPC_2$  et  $MPC_3$ ). Les performances sont comparées aux valeurs de référence, c'est-à-dire sans système de stockage ni contrôle prédictif.

TABLE IV  
CONFIGURATIONS REMARQUABLES

Critères		Configurations			
Nom	Unité	Référence	$MPC_1$	$MPC_2$	$MPC_3$
$V_{tot}$	m <sup>3</sup>	0	1000	1500	4000
$NbCP$	-	24 635	21 260	21 203	21 482
$V_{gaz}$	m <sup>3</sup>	38 001	17 553	17 533	17 207
$V_{FOD}$	l	3287	2043	2244	2436
$J_1$	k€	61,62	47,10	47,07	47,54
$J_2$	°C	0,56	0,247	0,252	0,272
$J_3$	MW·h	3712	3036	3030	3066
$J_4$	%	11,6	6,73	6,80	6,67
$J_5$	tCO <sub>2</sub>	139,1	82,9	83,3	83,6
$J_6$	%	100	64,0	64,3	65,2

L'analyse des résultats montre que la configuration  $MPC_1$  permet de réduire la consommation de fioul de 37 % (-1244 l), l'erreur de consigne ( $J_2$ ) de 55 % (-0,313 °C), les émissions de CO<sub>2</sub> ( $J_5$ ) de 40 % (-56,2 tCO<sub>2</sub>) et le critère de performance  $J_6$  de 36 %. Avec la configuration  $MPC_2$ , la consommation de bois, le coût ( $J_1$ ) et l'énergie primaire utilisée sont respectivement réduits de 14 %, 24 % (-14,55 k€)

et 18 % (−682 MW·h). Enfin, la configuration  $MPC_3$  minimise la consommation de gaz de 55 % (−20 794 m<sup>3</sup>) et le taux de couverture fossile ( $J_4$ ) de 42,5 % (−4,93 points).

## VII. CONCLUSION

Les travaux présentés dans cet article traitent de l'optimisation du fonctionnement d'une chaufferie multi-énergie qui fournit de l'eau chaude grâce à un réseau de chaleur. La chaufferie a d'abord été modélisée par le biais de modèles de types boîtes blanches, boîtes grises ou boîtes noires, selon une approche modulaire. Cette dernière a été choisie en raison de la complexité du problème et des fortes interactions entre les différents éléments constituant la chaufferie. Ensuite, une cuve d'eau chaude avec stratification thermique a été ajoutée au circuit primaire, modélisée puis intégrée au modèle global de la chaufferie. L'objectif du projet Opti-EnR étant d'implanter un contrôleur prédictif pour optimiser le fonctionnement du site de La Rochelle, les variables exogènes au modèle global de la chaufferie (la température extérieure et la puissance thermique consommée par le réseau de chaleur) ont été prédites. Le module développé est basé sur une analyse multi-résolution par transformée en ondelettes discrète et sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels. Enfin, un contrôleur prédictif a été développé pour optimiser sur un horizon de prédiction de 4h30 l'utilisation du système de stockage et de la chaudière à bois. Ce contrôleur exploite les modèles précédemment développés et les prédictions des variables exogènes. Les résultats obtenus en simulation montrent que ce contrôleur permet de réduire de façon significative la consommation d'énergie fossile, les émissions de CO<sub>2</sub> et le coût de fonctionnement. Les travaux futurs considéreront d'autres systèmes de stockage énergétique et d'autres possibilités d'intégration au sein de la chaufferie. Différents types de contrôleurs (p. ex. flous ou neuronaux) pourront également être essayés, avant une implantation *in-situ* des outils développés.

## RÉFÉRENCES

- [1] Susan SOLOMON, Dahe QIN, Martin MANNING, Melinda MARQUIS, Kristen AVERYT, Melinda M.B. TIGNOR, Henry LeRoy Jr MILLER. et Zhenlin CHEN : Climate change 2007 the physical science basis. Rapport technique, Intergovernmental Panel on Climate Change, 2008.
- [2] EU : Directive 2009/28/EC of the European Parliament and of the Council of the 23 April 2009 on the promotion of the use of energy from renewable sources and amending and subsequently repealing Directives 2001/77/EC and 2003/30/EC, 2009.
- [3] EU : Decision No 406/2009/EC of the European Parliament and of the Council of 23 April 2009 on the effort of Member States to reduce their greenhouse gas emissions to meet the Community's greenhouse gas emission reduction commitments up to 2020, 2009.
- [4] Julien EYNARD : *Gestion optimale de l'énergie dans un système multi-source pour le chauffage de bâtiments*. Thèse de doctorat, Laboratoire ELIAUS, Université de Perpignan Via Domitia, Octobre 2010.
- [5] Vinicio CURTI, Michael R. von SPAKOVSKY et Daniel FAVRAT : An environomic approach for the modeling and optimization of a district heating network based on centralized and decentralized heat pumps, cogeneration and/or gas furnace. Part I : Methodology. *International Journal of Thermal Sciences*, 39(7):721 – 730, 2000.
- [6] R.A. DIAS et J.A.P. BALESTIERI : Energetic and exergetic analysis in a firewood boiler. *Revista De Ciencia & Tecnologia*, 12(23):15–24, 2004.
- [7] S. LU et B. W. HOGG : Dynamic nonlinear modelling of power plant by physical principles and neural networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 22(1):67 – 78, 2000.
- [8] Ali GHAFARI, Ali CHAIBAKHSH et Caro LUCAS : Soft computing approach for modeling power plant with a once-through boiler. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(6):809 – 819, 2007.
- [9] Julien EYNARD, Stéphane GRIEU et Monique POLIT : Modular approach for modelling a multi-energy district boiler. *Applied Mathematical Modelling*, In Press, Accepted Manuscript:–, 2011.
- [10] Jonas SJÖBERG, Qinghua ZHANG, Lennart LJUNG, Albert BENVENISTE, Bernard DELYON, Pierre-Yves GLORENNEC, Håkan HJALMARSSON et Anatoli JUDITSKY : Nonlinear black-box modeling in system identification : a unified overview. *Automatica*, 31(12):1691 – 1724, 1995. Trends in System Identification.
- [11] L. LJUNG et E.J. LJUNG : *System identification : theory for the user*. Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1987.
- [12] Thomas F. COLEMAN et Yuying LI : On the convergence of interior-reflective Newton methods for nonlinear minimization subject to bounds. *Mathematical Programming*, 67(1):189–224, 1994.
- [13] CT KELLEY : *Iterative methods for optimization*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1999.
- [14] Yucai ZHU : Estimation of an N-L-N Hammerstein-Wiener model. *Automatica*, 38(9):1607–1614, 2002.
- [15] Y.M. HAN, R.Z. WANG et Y.J. DAI : Thermal stratification within the water tank. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(5):1014 – 1026, 2009.
- [16] Shahab ALIZADEH : An experimental and numerical study of thermal stratification in a horizontal cylindrical solar storage tank. *Solar Energy*, 66(6):409 – 421, 1999.
- [17] A.E. RUANO, E.M. CRISPIM, E.Z.E. Conceiç AO et M.M.J.R. LÚCIO : Prediction of building's temperature using neural networks models. *Energy and Buildings*, 38(6):682 – 694, 2006.
- [18] Alberto Hernandez NETO et Flávio Augusto Sanzovo FIORELLI : Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption. *Energy and Buildings*, 40(12):2169 – 2176, 2008.
- [19] Van Giang TRAN, Stéphane GRIEU, Adama TRAORÉ, Frédéric THIÉRY, Maxime ESTABEN et Monique POLIT : Wavelets decomposition and Box-Jenkins methodology or neural networks for short-term electric consumptions forecast. In *1<sup>st</sup> Conference on Renewable Energies and Eco-Design in Electrical Engineering*. 10 & 11 Décembre, 2008.
- [20] Julien EYNARD, Stéphane GRIEU et Monique POLIT : Wavelet-based multi-resolution analysis and artificial neural networks for forecasting temperature and thermal power consumption. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, In Press, Corrected Proof:–, 2010.
- [21] ADEME : Bilan Carbone, Calcul des facteurs d'émissions. Rapport technique, Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie et Mission Interministérielle de l'Effet de Serre, 2007.
- [22] Carlos E. GARCÍA, David M. PRETT et Manfred MORARI : Model predictive control : Theory and practice—a survey. *Automatica*, 25(3):335 – 348, 1989.
- [23] D. Q. MAYNE et W. R. SCHROEDER : Robust time-optimal control of constrained linear systems. *Automatica*, 33(12):2103 – 2118, 1997.
- [24] C. KAMBHAMPATI, J. D. MASON et K. WARWICK : A stable one-step-ahead predictive control of non-linear systems. *Automatica*, 36(4):485 – 495, 2000.
- [25] Sorin OLARU, Didier DUMUR, Jean THOMAS et Marius ZAINEA : Predictive control for hybrid systems. implications of polyhedral pre-computations. *Nonlinear Analysis : Hybrid Systems*, 2(2): 510 – 531, 2008. Proceedings of the International Conference on Hybrid Systems and Applications, Lafayette, LA, USA, May 2006 : Part II.
- [26] Gabriele PANNOCCHIA, James B. RAWLINGS et Stephen J. WRIGHT : Fast, large-scale model predictive control by partial enumeration. *Automatica*, 43(5):852 – 860, 2007.
- [27] S. Joe QIN et Thomas A. BADGWELL : A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 11(7):733 – 764, 2003.
- [28] Yosef S. SHERIF et Bruce A. BOICE : Optimization by pattern search. *European Journal of Operational Research*, 78(3):277 – 303, 1994.
- [29] A.K. AL-OTHMAN et K.M. EL-NAGGAR : Application of pattern search method to power system security constrained economic dispatch with non-smooth cost function. *Electric Power Systems Research*, 78(4):667 – 675, 2008.