

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

CONTRÔLEUR INTELLIGENT MULTI-AGENT POUR UN
SYSTÈME DE CHAUFFAGE ÉLECTRIQUE RÉSIDENTIEL
INTÉGRANT DES UNITÉS D'ACCUMULATION THERMIQUE

MÉMOIRE PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR

WILLIAM DEVIA

OCTOBRE 2020

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (M.Sc.A.)

Direction de recherche :

Kodjo AGBOSSOU, Ph.D.

Directeur de recherche
Université du Québec à Trois-Rivières

Jury d'évaluation :

Yves DUBÉ, Ph.D.

Professeur retraité
Université du Québec à Trois-Rivières

Karim BELMOKHTAR, Ph.D.

Chargé de projet en génie électrique
TechnoCentre Éolien, Nergica

Résumé

Les systèmes de gestion de la demande résidentielle se développent très rapidement, appuyés par les avancements dans les méthodes d'intelligence computationnelle, les appareils intelligents et les nouveaux cadres des réseaux intelligents. Ces systèmes sont une partie fondamentale pour l'implémentation des stratégies de gestion locale de la demande. Alors, ces systèmes sont encouragés par les distributeurs d'énergie pour diminuer la consommation d'énergie quotidienne en heure de pointe et permettre le déplacement de la demande en dehors des périodes critiques. Les charges thermiques du système de chauffage et chauffe-eau sont les plus énergivores dans le contexte des basses températures du Québec, alors celles-ci sont les charges ciblées du système de gestion exposé dans cette étude.

Pour pouvoir implémenter des stratégies de gestion, il est nécessaire d'abord de pouvoir prédire et d'ajuster le comportement des systèmes à optimiser. Donc, la première partie de ce travail de recherche est axée sur la modélisation des bâtiments résidentiels et des systèmes électriques de stockage thermique. Ces modèles nous permettent d'optimiser les commandes qui agissent sur les différents appareils contrôlés. Cependant, à la différence des environnements commerciaux ou industriels, dans le secteur résidentiel il y a des difficultés à obtenir l'information sur les caractéristiques physiques et géographiques de chaque résidence. Donc, pour pouvoir créer des modèles du comportement, nous devons nous servir des méthodes de régression et de découverte de paramètres basées sur l'intelligence artificielle ou apprentissage automatique. Plusieurs méthodes disponibles, dans ce travail de recherche, une implémentation des algorithmes génétiques a été développée pour trouver les paramètres thermiques

des modèles simplifiés qui nous ont permis de mettre en place des stratégies de commande prédictive.

Par ailleurs, dans ce mémoire de maîtrise, nous avons exploré l'application des algorithmes co-évolutionnaires distribués pour l'optimisation et une architecture multiagent qui a comme objectif la réduction du profil de consommation des systèmes de chauffage électrique durant les périodes de demande critique définies par le distributeur d'énergie. Cette application doit tenir compte des contraintes de confort imposées par l'occupant de la résidence et essayer de réduire les coûts d'électricité associés. Donc, la méthode appliquée est l'algorithme génétique de triage non dominé pour l'optimisation multiobjective.

L'architecture de commande et partage d'information proposée, cible les systèmes de chauffage traditionnels avec des plinthes électriques et les systèmes d'accumulation thermique, tenant compte de l'impact très important de ces systèmes sur la consommation totale d'une résidence, surtout dans des pays avec des conditions de climat nordique. Tel qu'indiqué avant, pour la province du Québec, où la pénétration des systèmes électriques de chauffage est très importante.

Des résultats obtenus dans chaque étape ont fait preuve de l'utilité des algorithmes génétiques pour la modélisation, comme pour l'implémentation de la stratégie distribuée qui a obtenu des réductions des coûts de jusqu'à 24% et des diminutions de jusqu'à 25% du rapport de la puissance crête et la puissance moyenne du profil de consommation, ceci indique que la distribution des charges a été améliorée pour atténuer la demande dans les périodes critiques, en utilisant les systèmes de stockage thermique comme une source de flexibilité.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur, Professeur Kodjo Agbossou pour ses commentaires constructifs, conseils et orientation à travers toutes les étapes de ma recherche. Je suis très reconnaissant envers lui pour son appui constant, surtout dans les périodes les plus difficiles. J'aimerais aussi, remercier Professeur Alben Cardenas, qui a surveillé de près et encadré le développement de mon travail, en apportant de merveilleuses idées et sa vaste expertise pour l'avancement de cette recherche.

Par la suite, je remercie l'équipe du projet de recherche, Professeur Souso Kelouwani, Professeur Yves Dubé et les chercheurs du Laboratoire des Technologies de l'Énergie d'Hydro-Québec pour vos commentaires et contributions lors des nos réunions et discussions périodiques. D'autre part, je veux aussi remercier les organismes subventionnaires qui ont fourni l'appui financier et les ressources pour bien achever ce travail de recherche et mon programme d'études, ces organismes sont la Fondation UQTR, le Conseil de Recherche en Sciences Naturelles et en Génie du Canada (CRSNG) et Hydro-Québec.

Je voudrais remercier également les professeurs du département de génie électrique et informatique qui ont apporté leur aide dans mon apprentissage et qui ont contribué tout au long de mes études de maîtrise. Par ailleurs, je veux m'adresser à toutes les personnes à l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène, mais très spécialement à mes collègues dans le Laboratoire d'Innovation et de Recherche en Énergie Intelligente (LIREI) avec lesquels j'ai eu le plaisir de travailler pendant ces deux années et auxquels j'aimerais remercier de tout mon cœur pour tous les bons moments que nous avons partagés.

J'aimerais dédier ce travail de recherche à :

Ma chère mère,

pour être le vent dans mes voiles qui m'a toujours poussé vers l'horizon.

Mon épouse,

pour avoir pris mon destin dans tes mains et avoir donné du sens à ma vie.

"La connaissance scientifique possède en quelque sorte des propriétés fractales : nous aurons beau accroître notre savoir, le reste – si infime soit-il – sera toujours aussi infiniment complexe que l'ensemble de départ."

Isaac Asimov

Table des matières

| | |
|---|-------------|
| Résumé | i |
| Remerciements | iii |
| Dédicace | iv |
| Table des matières | v |
| Table des figures | viii |
| Liste des tableaux | xiii |
| Acronymes | xiv |
| Nomenclature | xvii |
| Chapitre 1 - Introduction | 1 |
| 1.1 Contexte général et problématique | 1 |
| 1.2 Objectifs de la recherche | 4 |
| 1.2.1 Contributions Envisagées | 5 |
| 1.3 Méthodologie | 5 |
| 1.4 Organisation du mémoire de maîtrise | 6 |
| Chapitre 2 - Revue de littérature | 8 |
| 2.1 Stratégies de gestion de la demande | 8 |
| 2.1.1 Gestion de la demande d'énergie du côté d'utilisateur | 9 |
| 2.1.2 Système de gestion de la demande résidentielle | 11 |
| 2.2 Systèmes de stockage d'énergie | 13 |
| 2.2.1 Stockage thermique | 14 |

| | | |
|---|---|-----------|
| 2.2.2 | Configurations des systèmes de stockage thermique | 18 |
| 2.2.3 | Unités d'accumulation thermique : Briques céramiques | 20 |
| 2.3 | Techniques de modélisation | 23 |
| 2.3.1 | Modèles RC simplifiés | 26 |
| 2.4 | Stratégies de commande | 27 |
| 2.4.1 | Méthodes de commande classique | 28 |
| 2.4.2 | Méthodes de commande intelligente | 29 |
| 2.4.3 | Stratégies centralisées et décentralisées | 34 |
| 2.4.4 | Architectures multi-agent | 37 |
| 2.5 | Analyse et synthèse de la revue de littérature | 39 |
| Chapitre 3 - Méthodes proposées pour le SGDR | | 41 |
| 3.1 | Stratégie de modélisation et estimation des paramètres | 45 |
| 3.1.1 | Algorithme Génétique (AG) pour la découverte des paramètres | 46 |
| 3.1.2 | Opérateurs génétiques | 49 |
| 3.1.3 | Modélisation distribuée des pièces dans la résidence | 54 |
| 3.1.3.1 | Modèle de la pièce et le Système de plinthe électrique chauffante (PCE) | 54 |
| 3.1.3.2 | Fonction d'évaluation pour le modèle de la pièce : | 56 |
| 3.1.3.3 | Modèle du Système électrique de stockage thermique (SEST) | 57 |
| 3.1.3.4 | Fonction d'évaluation pour le modèle du SEST : | 58 |
| 3.2 | Stratégie de commande pour le SGDR | 60 |
| 3.2.1 | Algorithme génétique de tri non-dominé (NSGA-II) | 61 |
| 3.2.2 | Contrôle distribué dans les pièces de la résidence | 65 |
| 3.2.2.1 | Représentation de la trajectoire de l'agent PCE | 65 |
| 3.2.2.2 | Représentation de la trajectoire de l'agent SEST | 68 |
| 3.2.2.3 | Schéma coopératif de co-évolution | 71 |
| 3.2.2.4 | Schéma de suppression de déplacement | 72 |
| 3.3 | Résumé | 74 |
| Chapitre 4 - Validation des méthodes proposées | | 76 |
| 4.1 | Tests de l'Algorithme Génétique pour l'estimation des paramètres thermiques | 77 |

| | | |
|---------|---|------------|
| 4.1.1 | Résultats de la modélisation d'une résidence | 77 |
| 4.1.1.1 | Système d'émulation avec matériel dans la boucle | 78 |
| 4.1.1.2 | Résidence réelle dans la ville de Trois-Rivières | 81 |
| 4.1.2 | Modélisation du SEST réel | 86 |
| 4.1.2.1 | Banc d'essai | 87 |
| 4.1.2.2 | Résultats du modèle du système d'accumulation | 88 |
| 4.2 | Implémentation d'un système d'émulation sur MATLAB/Simulink | 93 |
| 4.2.1 | Modèle multicouche d'une résidence | 93 |
| 4.2.2 | Modèle plinthe chauffante | 99 |
| 4.2.3 | Modèle système d'accumulation thermique | 99 |
| 4.3 | Scénarios de référence et résultats pour le SGDR proposé | 102 |
| 4.3.1 | Scénarios de simulation | 102 |
| 4.3.2 | Résultats de la phase de découverte | 104 |
| 4.3.3 | Résultats de la stratégie distribuée | 109 |
| 4.3.3.1 | Paramètre de compromis | 112 |
| 4.3.3.2 | Réduction du pic de consommation dans les périodes critiques | 116 |
| 4.3.3.3 | Effets de coordination | 122 |
| 4.4 | Résumé | 125 |
| | Chapitre 5 - Analyse et conclusions | 127 |
| | Bibliographie | 132 |

Table des figures

| | | |
|------|--|----|
| 1-1 | Tendances indexées des émissions de GES par personne, par unité de PIB et par unité d'énergie consommée [1]. | 2 |
| 1-2 | Consommation d'énergie par utilisation finale (PJ), 2015 [1]. | 3 |
| 1-3 | Périodes de pointe quotidiennes à la province de Québec [4]. | 4 |
| 2-1 | Stratégies de demande-réponse et allocation des charges dans les Systèmes de gestion de l'énergie domestique (GED), figure extraite de [8] | 10 |
| 2-2 | Téchniques de changement du profil de demande [11]. | 10 |
| 2-3 | Architecture de base des Systèmes de gestion de la demande résidentielle [8] | 12 |
| 2-4 | Disposition des Systèmes de gestion de la demande résidentielle [16]. | 13 |
| 2-5 | Solutions de stockage d'énergie d'après l'intervalle de temps et son application [23]. | 14 |
| 2-6 | Stratégies de stockage : (a) Stockage complet ; (b) Stockage partiel - nivellement des charges ; (c) Stockage partiel - restriction de demande. [21] | 14 |
| 2-7 | Méthodes de stockage thermique : (a) Chaleur sensible (b) Chaleur latente (c) Réaction thermochimique [27]. | 15 |
| 2-8 | Volume requis pour stocker 6.7GJ dans les différents SST [21]. | 16 |
| 2-9 | Système de stockage thermique avec une combinaison des collecteurs solaires et chaudière [25]. | 17 |
| 2-10 | Schéma de la masse thermique d'une résidence [31]. | 17 |

| | | |
|------|--|----|
| 2-11 | Système de climatisation avec des MCP; (a) Refroidissement de la pièce; (b) Refroidissement du matériel [27]. | 18 |
| 2-12 | Brique isolante composée de Matériaux à changement de phase encapsulé [27]. | 19 |
| 2-13 | Différentes configurations pour intégrer les SST dans les résidences [27]. | 20 |
| 2-14 | Scénarios de contrôle de chauffage; (a) Un seul environnement homogène et une source de chaleur; (b) Système hétérogène avec plusieurs sources de chaleur. | 20 |
| 2-15 | Schéma d'une unité d'accumulation thermique [24]. | 21 |
| 2-16 | Diagramme de la circulation d'air à travers le noyau du SEST [38]. | 22 |
| 2-17 | Catégories des approches de modélisation des systèmes thermiques du bâtiment [39]. | 25 |
| 2-18 | Résumé des méthodologies de commande les plus utilisées [56]. | 30 |
| 2-19 | Distribution des stratégies de commande utilisées dans la Gestion locale de la demande (GLD) [46]. | 30 |
| 2-20 | Résumé des algorithmes d'optimisation les plus utilisés [56]. | 32 |
| 2-21 | Architecture d'un algorithme distribué de co-évolution coopérative. | 33 |
| 2-22 | Diagramme de la stratégie de la Commande Prédictive basée sur un Modèle. | 34 |
| 2-23 | Comparaison des stratégies de commande [46]. | 35 |
| 2-24 | Architectures Commande Prédictive basée sur un Modèle (CPM) [71]. | 36 |
| 2-25 | Architecture CPM distribuée [71]. | 36 |
| 2-26 | Exemple d'une architecture Système multi-agents (SMA) [83]. | 38 |
| 3-1 | Balancement des variables et contraintes avec l'Intelligence Artificielle (IA) appliquée à l'optimisation dans les SGDR. | 42 |
| 3-2 | Système de plinthe électrique chauffante (PCE) | 43 |
| 3-3 | Système électrique de stockage thermique (SEST) | 43 |
| 3-4 | Architecture multiagent d'optimisation distribuée et de contrôle du système de chauffage électrique résidentiel. | 45 |
| 3-5 | Schéma des étapes d'estimation du modèle individuel et la stratégie de contrôle distribué | 46 |

| | | |
|------|---|----|
| 3-6 | Circuit équivalent RC pour modéliser le comportement de température interne moyenne d'une résidence. | 49 |
| 3-7 | Réseau RC équivalent pour chaque pièce de la maison. | 55 |
| 3-8 | Réseau RC équivalent pour le stockage thermique électrique. | 58 |
| 3-9 | Exemple du front de compromis de Pareto | 63 |
| 4-1 | Schéma fonctionnel de la plate-forme d'émulation, extrait de [55]. | 78 |
| 4-2 | Comportement en température du système émulé et du modèle ajusté avec Algorithme Génétique (AG). | 79 |
| 4-3 | Comportement en température du système émulé et du modèle ajusté avec AG en utilisant 48 heures de données pour une autre semaine. | 80 |
| 4-4 | Vue d'installation du dispositif de sous-mesurage pour mesurer tous les circuits indépendants dans le panneau électrique de la résidence réelle étudiée [107]. | 82 |
| 4-5 | Comportement de la température dans la maison et le modèle ajusté avec AG. | 83 |
| 4-6 | Comportement de la température dans la maison et le modèle ajusté avec AG, en utilisant 48 heures de données pour une autre semaine. | 84 |
| 4-7 | Système SEST STEFFES, série 2102. Description de l'emplacement interne des différents thermocouples | 88 |
| 4-8 | Extrait des données mesurées SEST, correspondant à 31 jours de cycles de recharge et de décharge naturelle. Température moyenne du noyau (en haut) et puissance électrique tirée par le système (en bas). | 89 |
| 4-9 | Réseau RC utilisé pour créer le modèle d'émulation de l'unité SEST, la valeur des paramètres a été ajustée à l'aide des données mesurées. | 89 |
| 4-10 | Extrait de la température mesurée et modélisée T_{cr} au noyau du SEST, pour les cycles de charge et de décharge forcée, en tenant compte des pertes naturelles. | 92 |
| 4-11 | Schéma de la maison émulée et des différentes couches de séparation et d'isolation établies. | 94 |
| 4-12 | Modèle multicouche pour une pièce de la plate-forme d'émulation sous l'environnement Matlab/Simulink/Simscape, chaque pièce est connectée à la température des pièces voisines. | 97 |

| | | |
|------|--|-----|
| 4-13 | Schéma du système d'émulation multicouche pour une résidence. | 98 |
| 4-14 | Bloc pour une source de chaleur idéale. | 99 |
| 4-15 | Blocs pour le modèle d'émulation du Système de plinthe électrique chauffante (PCE). | 100 |
| 4-16 | Sous-système pour le modèle d'émulation du Système électrique de stockage thermique (SEST). | 101 |
| 4-17 | La température externe utilisée dans la période de l'étape de découverte. . . . | 106 |
| 4-18 | Point de consigne individuel appliqué au modèle émulé. | 106 |
| 4-19 | Modèle émulé résultat de la température ambiante interne du profil d'excitation appliqué. | 106 |
| 4-20 | La température extérieure utilisée pour les simulations de la stratégie de contrôle. | 111 |
| 4-21 | Irradiation solaire totale sur une surface horizontale. | 111 |
| 4-22 | Température moyenne à l'intérieur de la pièce 1, pour la période de simulation pour les différentes valeurs de α | 113 |
| 4-23 | Température moyenne à l'intérieur de la pièce 3, pour la période de simulation pour les différentes valeurs de α | 113 |
| 4-24 | Température moyenne du noyau dans le système SEST, pour les différentes valeurs de α | 113 |
| 4-25 | Profil de puissance de chauffage moyen pour la simulation sur dix jours, en utilisant une valeur de $\alpha = 0.1$ | 115 |
| 4-26 | Profil de puissance de chauffage moyen pour la simulation sur dix jours, en utilisant une valeur de $\alpha = 1.0$ | 115 |
| 4-27 | Scénario 1, sans optimisation. | 119 |
| 4-28 | Scénario 1, Stratégie appliquée avec $\alpha = 0.7$ | 119 |
| 4-29 | Scénario 2, sans optimisation. | 119 |
| 4-30 | Scénario 2, Stratégie appliquée avec $\alpha = 0.7$ | 119 |
| 4-31 | Scénario 3, sans optimisation. | 119 |
| 4-32 | Scénario 3, Stratégie appliquée avec $\alpha = 0.7$ | 119 |
| 4-33 | Profil de puissance de chauffage indépendant pour chaque pièce pendant les heures de la première période critique du premier jour. | 123 |

| | |
|--|-----|
| 4-34 Profil de puissance Scénario 1 au jour 8, sans optimisation. | 123 |
| 4-35 Profil de puissance Scénario 1 au jour 8, stratégie appliquée avec $\alpha = 0,7$. . . | 123 |
| 4-36 Profil de puissance Scénario 2 au jour 8, sans optimisation. | 123 |
| 4-37 Profil de puissance Scénario 2 au jour 8, stratégie appliquée avec $\alpha = 0,7$. . . | 123 |
| 4-38 Profil de puissance Scénario 3 au jour 8, sans optimisation. | 123 |
| 4-39 Profil de puissance Scénario 3 au jour 8, stratégie appliquée avec $\alpha = 0,7$. . . | 123 |

Liste des tableaux

| | | |
|-----|--|-----|
| 2-1 | Analogie Électrique-Thermique | 27 |
| 4-1 | Valeurs des paramètres pour la première initialisation de la population | 78 |
| 4-2 | (μ) moyenne et écart type (σ) pour 50 réalisations de l'AG, pour les deux environnements testés. | 85 |
| 4-3 | Liste des paramètres thermiques pour le modèle d'émulation SEST de la figure 4-9. | 91 |
| 4-4 | Liste des dimensions utilisées dans le modèle. | 95 |
| 4-5 | Liste des caractéristiques thermiques utilisées dans le modèle. | 95 |
| 4-6 | Paramètres thermiques estimés pour le scénario 2, avec un SEST dans la pièce 3.108 | |
| 4-7 | Moyenne (μ) et écart type (σ) pour 50 réalisations de l'AG. | 109 |
| 4-8 | Résumé des résultats avec différentes valeurs du paramètre défini par l'utilisateur α | 114 |
| 4-9 | Résumé des résultats pour chaque scénario de cas avec (*) ou sans la stratégie de co-évolution distribuée implémentée. | 116 |

Liste des algorithmes

| | | |
|---|---|----|
| 1 | Algorithme génétique | 48 |
| 2 | Schéma de sélection par tournoi $\mathcal{S}(P)$ | 51 |
| 3 | Croisement arithmétique à valeur réelle $\mathcal{C}(i_j, i_h)$ | 51 |
| 4 | Schéma de mutation $\mathcal{M}(i_j)$ | 52 |
| 5 | Algorithme génétique de tri non-dominé (NSGA-II) | 62 |

Acronymes

| Terme | Description |
|--------------|---|
| AA | Apprentissage automatique. |
| AE | Algorithmes Évolutifs. |
| AED | Algorithme Évolutif Distribué. |
| AEM | Algorithmes Évolutifs Mémétiques. |
| AEMO | Algorithme Évolutif Multi-Objectif. |
| AG | Algorithme Génétique. |
| ARMA | Autorégressif et moyenne mobile. |
| ARMAX | Autoregressive–moving-average with eXternal inputs. |
| ARX | Autoregressive with eXternal inputs. |
| CPM | Commande Prédictive basée sur un Modèle. |
| EAM | Erreur absolute moyenne. |
| EdC | État de charge. |
| EQM | Erreur quadratique moyenne. |
| FC | Facteur de crête. |
| GDD | Gestion de la demande. |
| GED | Systèmes de gestion de l'énergie domestique. |
| GLD | Gestion locale de la demande. |
| IA | Intelligence Artificielle. |

| Terme | Description |
|--------------|--|
| MCP | Matériaux à changement de phase. |
| MLI | Modulation de largeur d'impulsions. |
| NSGA-II | Algorithme génétique de tri non-dominé. |
| OEP | Optimisation de l'essaim de particules. |
| OSD | Opérateur des Systèmes de Distribution. |
| PCE | Système de plinthe électrique chauffante. |
| RC | Réseau Résistance-Capacité. |
| REI | Réseaux électriques intelligents. |
| REQM | Racine de l'erreur quadratique moyenne. |
| RNA | Réseaux de Neurones Artificielles. |
| SCL | Systèmes de chauffage des locaux. |
| SEST | Système électrique de stockage thermique. |
| SGDR | Systèmes de gestion de la demande résidentielle. |
| SMA | Système multi-agents. |
| SPL | Systèmes de production locale. |
| SSE | Systèmes de stockage d'énergie. |
| SST | Systèmes de stockage thermique. |
| TPC | Tarifcation de pic critique. |
| TTR | Tarifcation en temps réel. |
| TTU | Taux de temps d'utilisation. |

Nomenclature

| | |
|-------------------|--|
| α | Paramètre défini par l'utilisateur du compromis souhaité |
| β | Vecteur de pondération de préférence pour \tilde{T}_{in} |
| Δt | Temps d'échantillonnage |
| Δt_d | Temps d'échantillonnage pour l'horizon de recul |
| $\hat{\Phi}_{in}$ | Flux thermique estimé délivré par le SEST |
| \hat{T}_{cr} | Estimation de la température interne du noyau |
| \hat{T}_{in} | Estimation de la température intérieure de la pièce |
| λ_d | Variation de coût pour le prix modifié |
| Λ_{ag} | Prix d'incitation prévu |
| μ | Taux de mutation |
| Ω_{tou} | Prix du tarif Taux de temps d'utilisation (TTU) dans l'horizon de la fenêtre glissante |
| Φ_{cr} | Puissance de chauffage d'entrée dans le noyau du SEST |
| Φ_{db} | Gains externes produits par les perturbations |
| Φ_{in} | Flux de chaleur dû à l'appareil de chauffage |
| Π | Coût total de la pénalité de suppression de mouvement |
| π_d | Vecteur d'affectation des coûts à déplacer |

| | |
|-------------------------|--|
| ψ | Taux d'immigration |
| ρ_n | Puissance nominale de l'appareil de chauffage |
| σ^2 | Déviation de la distribution normale |
| τ | Taille de la sélection de tournois |
| $\tilde{\Omega}_{mod}$ | Prix modifié en fonction du tarif horaire |
| $\tilde{\Omega}_{norm}$ | Valeurs normalisées basées sur le vecteur de prix modifié |
| $\tilde{\Phi}_{max}^n$ | Flux de chaleur maximum prévu dans la pièce |
| $\tilde{\Phi}_{db}$ | Gains prévus produits par les perturbations |
| $\tilde{\Phi}_{in}$ | Flux de chaleur prévu dû à l'appareil de chauffage |
| \tilde{P}_{ag}^n | Profil agrégé prévu d'autres agents |
| \tilde{P}_{bh} | Consommation électrique prévue de la PCE |
| \tilde{P}_{oth} | Consommation électrique prévue d'autres charges |
| \tilde{P}_{rc} | Consommation d'énergie prévue du SEST |
| \tilde{T}_{avg} | Température moyenne prévue de la maison |
| \tilde{T}_{ex} | Température extérieure prévue |
| \tilde{T}_{in} | Température intérieure de la pièce prévue |
| \tilde{T}_{ref} | Température de consigne pour l'horizon de la fenêtre glissante |
| \tilde{W}_{in} | Vecteur de signaux de commande calculés |
| A | Nombre d'agents dans le SGDR |
| C_{cr} | Capacité thermique de l'unité SEST |
| C_{in} | Capacité thermique de la pièce |
| G | Nombre maximal de générations |
| i | Individu de la population |

| | |
|-----------------|--|
| K | Nombre d'échantillons des variables |
| N | Nombre d'individus dans la population |
| o | Nombre de fonctions objectives |
| R_{dc} | Transfert de chaleur par résistance thermique vers la pièce |
| R_{ex} | Transfert de chaleur par résistance thermique vers l'extérieur |
| R_{wl} | Transfert de chaleur par résistance thermique vers la maison |
| T_{in}^{max} | Température maximale autorisée dans la pièce |
| T_{in}^{min} | Température minimale autorisée dans la pièce |
| T_{cr}^{safe} | Température de sécurité maximale du noyau du SEST |
| T_{avg} | Température moyenne calculée de la maison |
| T_{cr} | Température interne du coeur du SEST |
| T_{ex} | Température à l'extérieur de la maison |
| T_{in} | Température intérieure de la pièce |

Chapitre 1 - Introduction

1.1 Contexte général et problématique

Dans le cadre de la gestion intelligente de la puissance électrique du secteur résidentiel, différents sujets de recherche sont abordés à l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) et plus notamment au laboratoire de l'innovation et de recherche en énergie intelligente (LIREI). Un des axes le plus importants est le développement des stratégies pour réduire la consommation d'énergie quotidienne en heure de pointe, maximiser l'efficacité énergétique et appuyer certaines fonctions du réseau, dont la réserve et la reprise, après panne. Ces axes de recherche nous poussent à trouver des solutions qui soient économiquement viables et en même temps basées sur l'état de l'art des techniques et méthodologies de commande, prévision et adaptation des systèmes énergétiques résidentiels intelligents.

Étant donnée l'importance que l'efficacité énergétique a maintenant, vers une diminution des émissions de gaz à effet de serre (GES), ce qui représente un défi des nos jours. Les gaz à effet de serre sont d'après le consensus mondial, la cause de variations climatiques et le réchauffement graduel de la planète, raison pour laquelle tous les secteurs de la société se sont engagés aux initiatives d'amélioration des procédés et optimisation de l'énergie, en réduisant ces émissions et ciblant un bilan de l'empreinte carbone plus bas liée aux activités de consommation d'énergie.

D'après les études faites à l'échelle mondiale, 78% des émissions de gaz à effet de serre sont produites par la production et consommation d'énergie. Ensuite, au Canada, plus de 81% de ces émissions de GES proviennent par ces mêmes activités [1]. Considérant le climat nordique canadien et une population dispersée à travers les vastes distances du territoire, les Canadiens consomment une grande quantité d'énergie dans les secteurs de transport et pour la climatisation et chauffage des bâtiments de toute sorte, commerciaux et résidentiels.

Cependant, grâce aux initiatives et à l'amélioration des équipements et des technologies, le Canada a réduit ces émissions de GES depuis l'année 2000 de façon considérable comme indiqué à la figure 1-1.

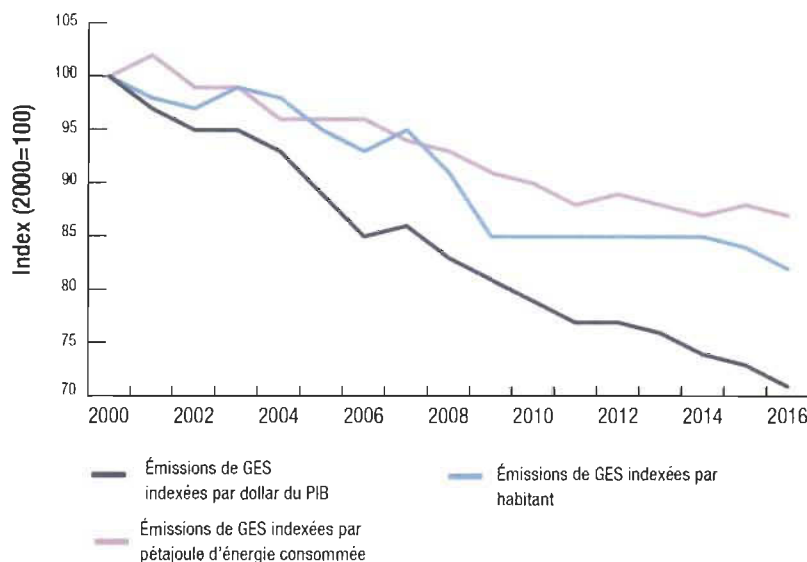


FIGURE 1-1 Tendances indexées des émissions de GES par personne, par unité de PIB et par unité d'énergie consommée [1].

Malgré ces résultats, les objectifs ciblés par les différents accords signés par le Canada n'ont pas été respectés et même l'accord de Paris sera probablement raté puisque les émissions continuent à dépasser les cibles établies [2]. Donc, des efforts supplémentaires devront être mis en place pour se rapprocher des cibles et limites nécessaires.

Seulement le secteur résidentiel avait consommé environ 170 TWh dans l'année 2015, ce qui correspond à environ 34% de la consommation totale d'électricité au Canada [1]. De cette énergie, environ 80% est utilisée pour le réchauffement des locaux et de l'eau comme indiqué par la figure 1-2.

Dans les provinces où les systèmes de chauffage et chauffe-eau électriques sont plus courants, la consommation d'énergie électrique peut s'avérer difficile à combler ou peut créer des effets négatifs sur le profil de consommation électrique. Plus précisément dans la province de Québec et d'après les données indiquées par le distributeur Hydro-Québec [3], autour de 17 MWh sont utilisés chaque année dans une résidence détachée, pour le réchauffement des chambres et de l'eau. Dans un logement ou condominium d'un immeuble d'habitations multiples cette énergie consommée peut atteindre 9.3 MWh par année. Mais pour la province

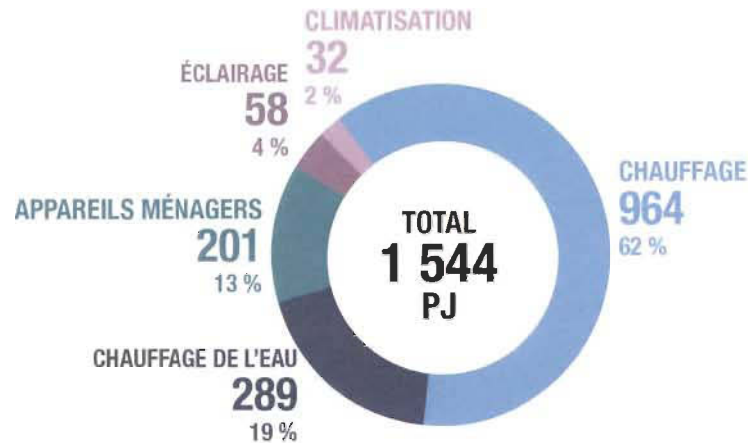


FIGURE 1-2 Consommation d'énergie par utilisation finale (PJ), 2015 [1].

du Québec, le distributeur s'intéresse surtout aux effets des pics ou pointes de consommation quotidiennes et saisonnières qui posent des problèmes sur les réseaux de transmission et distribution [4].

Maintenant, il est important de remarquer que les habitudes ou routines de gens dans les différents secteurs de l'économie ont créé un effet particulier dans la demande d'électricité, c'est la pointe journalière de consommation énergétique. Ceci est l'effet de la demande ajoutée de l'ensemble des charges électriques qui se mettent en fonctionnement en même temps dans les périodes du jour où les personnes vont normalement faire des tâches liées au début ou à la fin de sa journée de travail. Par exemple, on va prendre une douche le matin, préparer un repas le soir après être arrivé et même augmenter la température de la résidence une fois à la maison. Ces comportements vont affecter largement la demande d'énergie dans des périodes spécifiques.

Dans le cas de la province du Québec, ces périodes sont plus souvent trouvées entre le matin et le début de la soirée et uniquement pendant la saison d'hiver où les besoins énergétiques sont supérieurs [4], comme il est montré dans la figure 1-3. Cet appel de puissance comporte des frais de fonctionnement du réseau de distribution, pour pouvoir maintenir les niveaux de qualité exigés par la loi et les autorités, qui surveillent le fonctionnement des systèmes de distribution et transport électrique. Ces systèmes de transport doivent être aussi adaptés, pour combler les besoins d'énergie dans ces périodes de pic de consommation. Ce qui implique un surdimensionnement des systèmes pour appuyer la demande pendant une durée minimale.



FIGURE 1-3 Périodes de pointe quotidiennes à la province de Québec [4].

Donc, tenant compte des problématiques liées à l'utilisation de l'énergie qui sont décrites avant, il est impératif d'améliorer d'avantage l'efficacité des systèmes de chauffage et de diminuer l'impact des habitudes quotidiennes sur les périodes de pointe, pour réduire les coûts de production et transport d'électricité, le coût de l'utilisateur final et aussi pour réduire l'empreinte carbone associée à cette consommation d'énergie pour maintenir les conditions de confort dans les résidences.

1.2 Objectifs de la recherche

Concevoir une stratégie de contrôle intelligente, prédictive et adaptative pour réduire la demande d'énergie et les pics de consommation en heure de pointe. Cette stratégie doit tenir compte des prévisions de température extérieure, des besoins du distributeur en matière de la réduction de la pointe de puissance, des contraintes pour maintenir le confort des occupants et les périodes de charge/décharge d'un ou plusieurs dispositifs électriques de stockage thermique. Les objectifs spécifiques de ce projet sont :

- Modélisation des dispositifs électriques de stockage thermique par son comportement de puissance électrique dans le contexte résidentiel.
- Développement d'un algorithme de contrôle adaptatif et prédictif pour plusieurs systèmes électriques de stockage thermique, dans une approche de gestion de la demande résidentielle.
- Mise en oeuvre et validation de l'algorithme de contrôle intelligent proposé, tenant compte des prévisions des températures extérieures, confort des occupants et les exigences du réseau de distribution.

1.2.1 Contributions Envisagées

- Démontrer la capacité des systèmes électriques de stockage thermique pour appuyer les fonctions et exigences du réseau de distribution. Plus précisément, la réduction de la demande de puissance en heure de pointe, aux périodes les plus froides de l'année, dans lesquelles la problématique décrite est plus importante.
- Proposer une approche de gestion locale basée sur les méthodes d'intelligence artificielle, pour réduire la demande résidentielle à l'aide du stockage efficace de l'énergie dans les périodes de faible consommation, visant à intégrer d'éventuelles stratégies de prix d'électricité variable, permettant aux clients de faire des économies et encourageant les systèmes d'accumulation thermique résidentiels.

1.3 Méthodologie

La recherche menée dans ce travail a comme méthodologie de base la structure de travail qui suit :

Étape 1 : Revue de la bibliographie sur les différents systèmes actifs de stockage thermique et la modélisation des dispositifs électriques de stockage thermique. Cette revue de littérature a comme objectif de permettre de prendre une décision sur les caractéristiques, la disponibilité et l'utilisation des différents systèmes de stockage.

Étape 2 : Revue de littérature sur les méthodes de contrôle prédictif, algorithmes d'apprentissage automatique et d'optimisation. Par ailleurs, l'étude de la distribution de tâches de commande et l'implémentation sur les architectures multiagents de contrôle centralisé ou décentralisé. L'application de ces méthodes est le but de cette recherche.

Étape 3 : Études de méthodes et algorithmes utilisés pour la modélisation du comportement thermique d'un bâtiment, les approches de modélisation boîte noire, blanche et grise. Par ailleurs, la modélisation du comportement multiphysique des dispositifs électriques de stockage thermique et analyse des limites et possibilités du système, pour nous permettre de développer une représentation mathématique afin de simuler le

système et son impact dans les stratégies de gestion.

Étape 4 : Acquisition/construction des bases de données réelles du comportement de la puissance électrique des charges et de la température interne d'une résidence, donc par la suite ces informations nous permettront de construire un modèle de régression pour décrire le comportement et les paramètres thermiques de la résidence étudiée. Par la suite, il est aussi possible de faire une analyse de l'effet de l'occupation et les différentes perturbations internes et externes sur la puissance électrique et thermique.

Étape 5 : Proposition d'un algorithme/stratégie de gestion, tenant compte des caractéristiques du bâtiment, de la température extérieure, de la puissance produite localement, et des exigences du réseau de distribution. Cet algorithme doit être extensible aux charges électriques de stockage thermique et ultérieurement cette architecture devrait permettre l'inclusion d'autres charges hétérogènes qui soient importantes pour une stratégie de contrôle et d'optimisation résidentielle, des charges comme les systèmes de chauffe-eau et les voitures électriques. Définition des scénarios de référence qui seront utilisés pour tester la stratégie de gestion proposée.

Étape 6 : Implémentation du contrôleur sur le logiciel MATLAB/Simulink pour validation avec des données réelles de température et de puissance des autres charges de la résidence. L'environnement de Simulink nous permettra de construire un modèle d'émulation d'un bâtiment résidentiel en utilisant les libraires de description des éléments thermiques comme les différents moyens de transfert de chaleur les résistances et masses thermiques, entre autres. Également, sur Simulink nous pouvons implémenter la description mathématique de la capacité des systèmes de stockage thermique pour appuyer certaines fonctions du réseau.

1.4 Organisation du mémoire de maîtrise

La suite de ce mémoire est organisée de la manière suivante : le chapitre 2 contient la description des différentes méthodologies et stratégies de gestion de la demande implémentée

par les distributeurs et la réponse du côté de l'utilisateur. Par ailleurs, ce chapitre présente les systèmes de stockage thermiques et les possibles configurations. Finalement, dans ce chapitre, les méthodes de modélisation et commande trouvées dans la littérature pour les Systèmes de gestion de la demande résidentielle (SGDR). Ensuite le chapitre 3 montre les méthodes proposées pour la modélisation et commande de ces SGDR, les modèles des systèmes de chauffage et des systèmes électriques de stockage thermique, et l'architecture distribuée de modélisation/contrôle, en indiquant le développement de la stratégie d'optimisation utilisée dans cette étude. Après, le chapitre 4 décrit les possibles scénarios et l'ensemble des résultats pour la mise en oeuvre des méthodes proposées dans une gamme des tests variés et l'implémentation des bancs d'essai pour la modélisation des charges et le développement des modèles de simulation pour nous permettre de faire les tests nécessaires de la stratégie du SGDR proposé. Finalement, le chapitre 5 conclut sur les résultats obtenus dans les chapitres précédents et indique les recommandations et possibles travaux futurs par la suite de cette étude.

Chapitre 2 - Revue de littérature

2.1 Stratégies de gestion de la demande

Actuellement, l'efficacité énergétique et la fiabilité des réseaux de transmission électriques sont des préoccupations importantes pour l'Opérateur des Systèmes de Distribution (OSD). En raison de la demande croissante d'énergie dans le secteur résidentiel [1], les réseaux de distribution existants et la capacité des systèmes de transmission peuvent être dépassés en peu de temps. Ce scénario est plus pertinent dans les environnements où les conditions climatiques sont difficiles et une grande partie de la consommation d'énergie est liée aux exigences de confort thermique.

C'est le cas de la saison d'hiver canadienne, où au moins 62% de la consommation annuelle d'énergie résidentielle est consacrée aux Systèmes de chauffage des locaux (SCL) [1]. Plus précisément au Québec [3], où la pénétration des PCE est élevée. Ces systèmes PCE sont généralement contrôlés indépendamment dans chaque pièce par de simples contrôleurs Bang-bang ou proportionnels-intégral qui sont embarqués dans des thermostats programmables. Cependant, en raison du comportement de routine quotidienne et des préférences de température des consommateurs résidentiels, la consommation d'énergie quotidienne connaît deux pics importants de la demande [4]. Premièrement, un pic de 6 h à 11 h et un autre de 17 h à 21 h, lorsque les consommateurs augmentent le point de consigne de température interne au réveil et à l'arrivée du travail et commencent certaines activités habituelles comme la consommation d'eau chaude [5], cuisine, lessive, entre autres. Dans cette province, parfois pendant une période de pointe critique, l'OSD local devrait acheter l'électricité à des tiers pour faire face à la demande qui dépasse la capacité installée de production et de distribution du réseau. Ce problème entraîne des surcoûts dans la facture finale des consommateurs et peut également entraîner des pannes d'électricité [4].

Par conséquent, de nombreux fournisseurs d'électricité sont attirés pour augmenter l'implication des consommateurs dans la résolution de ce problème. Différentes techniques pour prendre en charge les stratégies de GLD [6], [7] sont mises en œuvre, comme la Tarification en temps réel (TTR) et les TTU en tant que des stratégies basées sur les prix. Cependant, d'autres approches s'appuient sur des stratégies basées sur des pénalités/incitatives qui pourraient également ajouter de l'élasticité à la demande d'énergie [8]. Ceci, dans le but de motiver les consommateurs à modifier leur comportement et à déplacer les charges non critiques vers des périodes hors de la pointe de demande. Dans le secteur résidentiel, ces conditions motivent un développement rapide des GED [9], [10], qui, ajoutés à la disponibilité croissante d'appareils "intelligents" ou réactifs, ont ouvert la voie aux progrès de la Gestion de la demande (GDD) résidentielle.

2.1.1 Gestion de la demande d'énergie du côté d'utilisateur

De la vaste gamme de ressources dans la littérature pour les Réseaux électriques intelligents (REI) et les techniques pour la GLD, nous pouvons extraire plusieurs motivations exposées. Premièrement, il est nécessaire que la stratégie puisse effectivement soutenir la réduction de la demande de pointe en énergie pendant les périodes critiques pour l'OSD. Entre les stratégies les plus populaires nous pouvons trouver les stratégies des tarifs variables comme les TTU, ou ToU par ses sigles en anglais et les TTR qui sont inclus dans les catégories du marché de demande-réponse, ces catégories sont présentées dans la figure 2-1 plus nous nous approchons vers la droite, les stratégies vont avoir plus d'impact sur le confort des consommateurs [6].

Par ailleurs, chaque stratégie est mieux adaptée tout en dépendant de l'échelle de temps dans laquelle le GLD fonctionnerait, comme indiqué dans la figure 2-1, où il est aussi montré la stratégie de Tarification de pic critique (TPC), et les stratégies basées sur les incitatives. Donc, chaque scénario peut entraîner des résultats qui varient d'après la stratégie choisie pour la commande, la prévision, l'ordonnance et l'optimisation. Puisque chaque stratégie a des avantages et des inconvénients soit pour les méthodes ou pour l'environnement dans lequel la GLD sera mise en place.

Comme il a été mentionné, l'un des objectifs principaux de ce travail de recherche est de chercher une façon de contrôler la température interne d'une résidence, en réduisant la

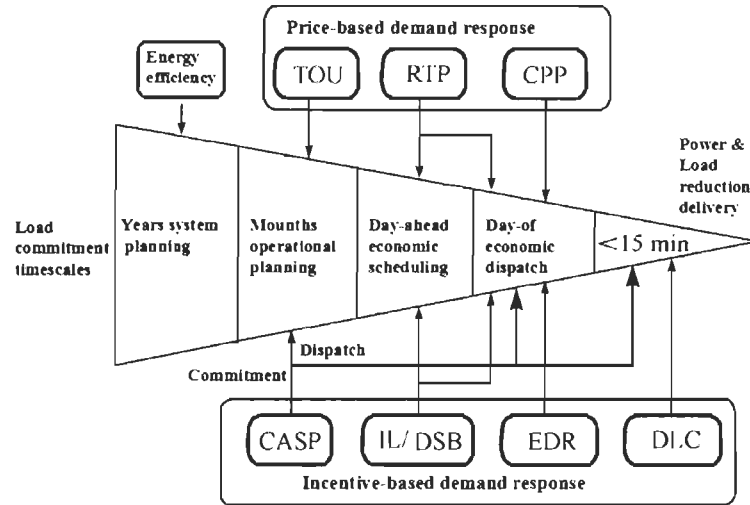


FIGURE 2-1 Stratégies de demande-réponse et allocation des charges dans les GED, figure extraite de [8]

charge de pointe, sur la base des informations des signaux transactionnels ou incitatifs ou uniquement sur le tarif établi par le fournisseur [6], [7]; ensuite, la technique mise en œuvre peut prendre en charge l'ordonnancement des charges pour déplacer les appareils flexibles hors des périodes mentionnées par écrêtage de pointe, remplissage de vallée ou une combinaison des deux [9], [11], [12], ces deux font partie d'une liste de possibles mécanismes de gestion qui sont présentés dans la figure 2-2, qui a été prise de [11], mais était originale de [12].

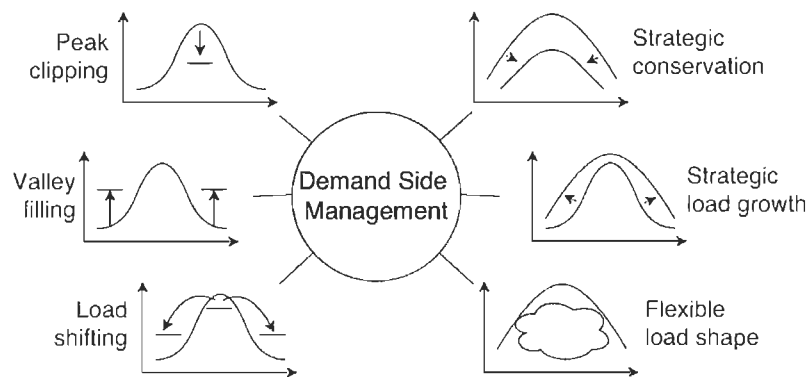


FIGURE 2-2 Techniques de changement du profil de demande [11].

Enfin, les méthodes proposées doivent profiter des tarifs de l'électricité pour diminuer la facture de l'utilisateur final, en s'assurant toujours que les contraintes de confort sont respectées pour la température de la maison.

2.1.2 *Système de gestion de la demande résidentielle*

L'avancement des technologies a poussé le développement des appareils intelligents communicants qui ont comme objectif de faciliter les tâches des occupants de la résidence, par exemple, des réfrigérateurs qui peuvent faire des achats en ligne des produits manquants, des machines à laver qui sont programmables à travers internet, des aspirateurs autonomes qui apprennent son environnement, etc. Tel avancement est aussi disponible dans les systèmes de confort de la résidence, comme les systèmes de ventilation, d'illumination et les thermostats intelligents. Ces derniers peuvent ajuster la température en fonction de l'occupation, de l'heure de la journée et des préférences des occupants, ce qui les rend capables de répondre aussi aux besoins de l'OSD [8], [13], [14]. Ceci est la base des Systèmes de gestion de l'énergie domestique dont le principal but est de sensibiliser et d'appuyer les consommateurs résidentiels pour diminuer ses coûts d'électricité, augmenter l'efficacité des maisons et réduire l'empreinte carbone de ses activités [15].

Les SGDR sont en charge de la commande des appareils qui ont une certaine flexibilité, comme ceux indiqués avant, l'architecture d'un SGDR peut être comme celle décrite dans la figure 2-3. Cependant, il existe des charges qui ne sont pas réactives aux signaux de commande ou pour lesquels une intervention empêcherait l'utilisateur de les utiliser correctement, par exemple, si un tel SGDR se proposait contrôler l'ordinateur ou le téléviseur pourrait entraîner un inconfort aux occupants. Ce problème nous permet de séparer les appareils électroménagers dans deux catégories très larges, les appareils contrôlables et les appareils non contrôlables [8], [14]. Dans la première catégorie nous pouvons aussi considérer deux autres classes, les appareils interruptibles et ceux non interruptibles [8], c'est-à-dire les appareils que non seulement peuvent être contrôlés, mais qu'une fois ils ont démarré, il est possible de les arrêter. Par exemple, nous pouvons considérer qu'une machine à laver est non interruptible si nous ne pouvons que contrôler le démarrage du lavage. Cependant, la même machine peut être considérée interruptible si nous pouvons l'arrêter entre cycles ou directement mettre en pause le lavage.

Par ailleurs, les SGDR tiennent compte des Systèmes de production locale (SPL) [8], [14], [16], pour permettre l'optimisation des ressources et des sources disponibles, en minimisant

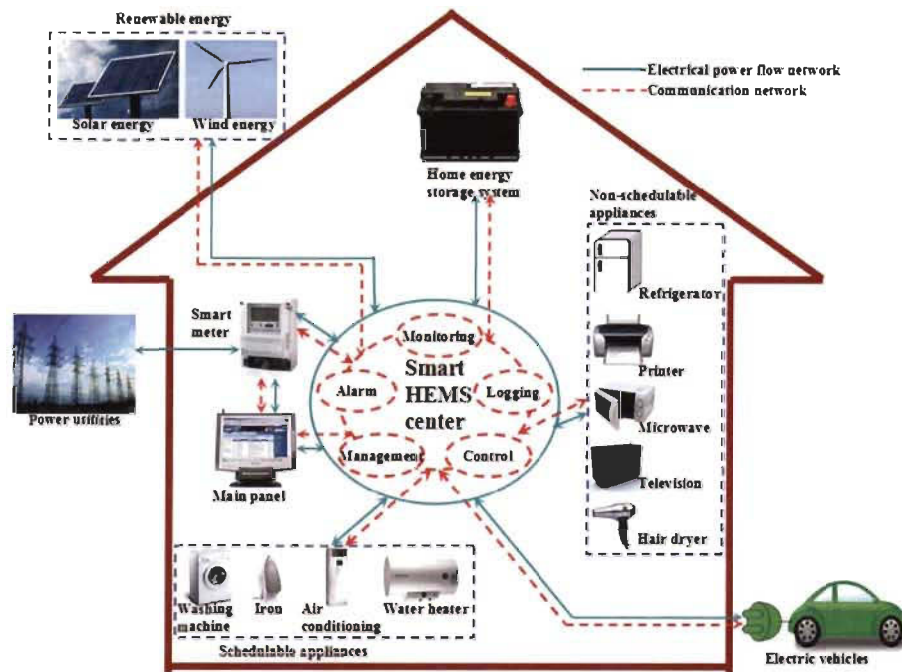


FIGURE 2-3 Architecture de base des Systèmes de gestion de la demande résidentielle [8]

les pertes de l'énergie de surplus et les coûts d'électricité, quand il est possible de passer d'une source de production locale au réseau électrique. Les SGDR doivent contrôler les cycles de recharge des technologies de stockage, comme les batteries des panneaux photovoltaïques, comme montré dans la figure 2-4. Cependant, arriver au point optimal d'opération du système est un enjeu qui a une grande quantité des variables, par exemple, les systèmes de production éolienne varient énormément la puissance délivrée, puisque le vent a un comportement stochastique et prédire une telle variation est une tâche complexe.

En revanche, le travail ici exposé n'a pas tenu en compte les SPL, donc une seule source d'énergie est considérée. Aussi, de ces catégories des appareils, mentionnés auparavant, celle qui concerne la recherche menée ici c'est la catégorie de charges contrôlables et interruptibles du SCL, qui sont considérées être commandées par des thermostats intelligents et communicants. Ces thermostats doivent pouvoir automatiser la commande des charges en tenant compte des contraintes de confort et le prix d'électricité [13]. Cependant l'architecture d'un tel système peut être définie de plusieurs façons, soit avec un calcul centralisé de la commande, décentralisé et distribué. Ces distinctions seront présentées plus tard quand les stratégies de contrôle seront présentées.

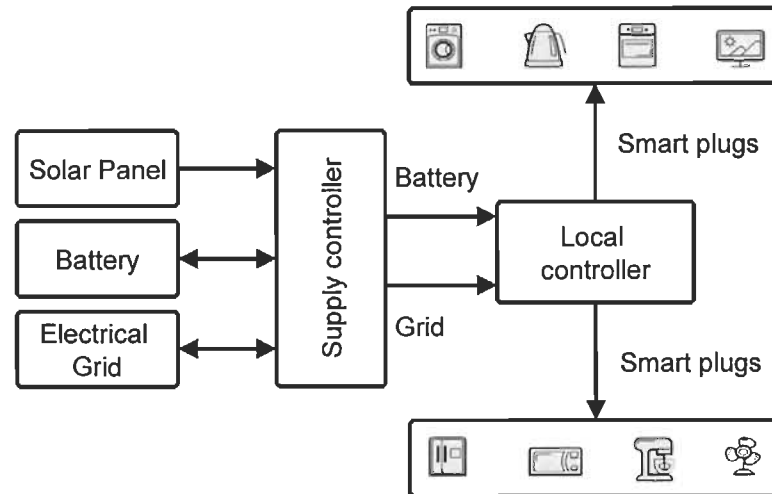


FIGURE 2-4 Disposition des Systèmes de gestion de la demande résidentielle [16].

2.2 Systèmes de stockage d'énergie

Néanmoins, les SGDR peuvent utiliser les Systèmes de stockage d'énergie (SSE), comme un moyen de gérer la demande de façon directe, et de déplacer les charges en dehors des périodes de demande critique. Cette option est étudiée dans la recherche ici présentée. Donc, le SGDR proposé doit aussi considérer les recharges et décharges de ces moyens de stockage, afin de vérifier les effets de la flexibilité ajoutée.

Le stockage d'énergie peut se faire avec plusieurs méthodes qui utilisent différents comportements physiques pour garder l'énergie, par exemple, les SSE mécaniques comme les volants d'inertie ou l'air comprimé, les SSE électrique comme les condensateurs ou les batteries [17]-[19], véhicules électriques [20] et les systèmes de stockage thermique [21], même il existe des solutions combinées qui utilisent plusieurs genres de Systèmes de stockage d'énergie [22]. Les solutions disponibles vont varier en accord avec la vitesse de décharge comme il est montré dans la figure 2-5, ce qui donne à chaque solution une application différente, soit la qualité de la puissance, l'appui aux besoins du réseau et la gestion de grandes quantités d'énergie.

Entre ces systèmes il y a plusieurs options qui pourraient être implémentées pour la gestion de la demande dans le secteur résidentiel [21], comme les batteries, les super-condensateurs et même l'hydrogène [23]. Donc, en utilisant la capacité de stockage il est possible de déplacer partiellement ou totalement la charge de la période requise, comme il est expliqué dans la

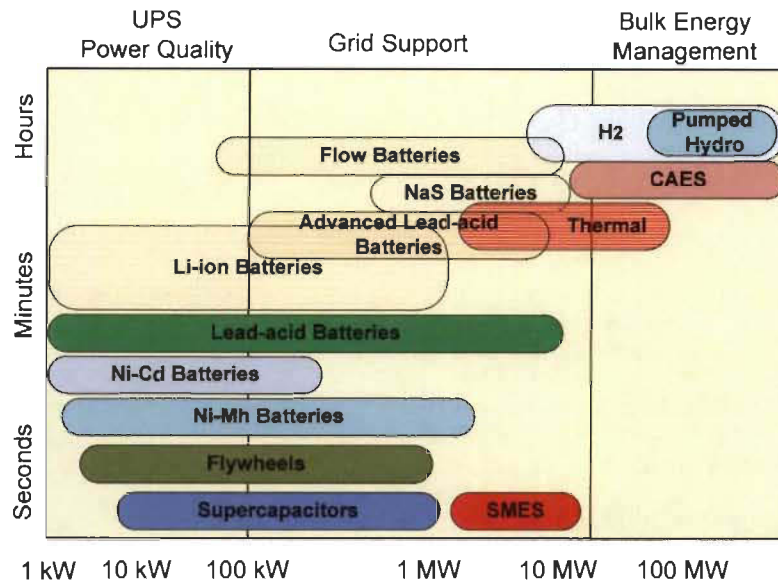


FIGURE 2-5 Solutions de stockage d'énergie d'après l'intervalle de temps et son application [23].

figure 2-6.

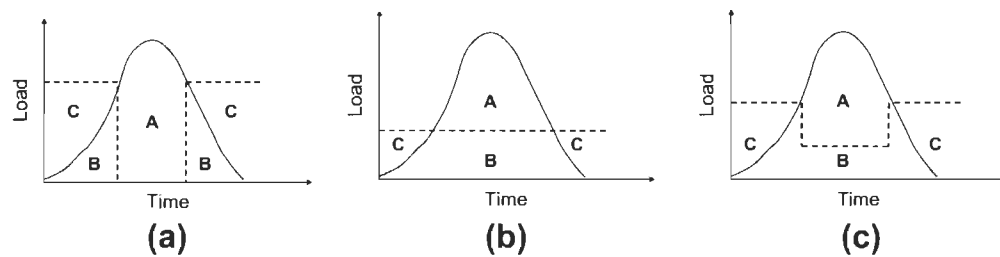


FIGURE 2-6 Stratégies de stockage : (a) Stockage complet ; (b) Stockage partiel - nivellement des charges ; (c) Stockage partiel - restriction de demande. [21]

Toutefois, une des alternatives que les chercheurs ont étudiées depuis longtemps, c'est de mettre en place des Systèmes de stockage thermique (SST) qui vont directement agir sur la température des bâtiments et logements [24], [25], ce qui va permettre de combler les besoins les plus importants du contexte suivi dans ce document-ci.

2.2.1 Stockage thermique

L'utilisation des systèmes de stockage d'énergie pour rendre flexible la demande et la réponse dans un réseau intelligent [23], c'est une autre approche qui se développe dans le

secteur énergétique et qui a démontré un grand potentiel pour améliorer la qualité de service et même rentabiliser les investissements que les distributeurs font pour mettre en place les systèmes nécessaires [26]. Le stockage d'énergie sous forme thermique est une solution qui a gagné beaucoup d'attention dans les environnements d'efficacité énergétique, pas seulement dans le secteur industriel, mais aussi dans le secteur résidentiel, grâce au fait que ces systèmes ont une meilleure fiabilité et peuvent être plus économiques qu'autres SSE [27].

Les SST peuvent être divisés en trois catégories d'après la méthode comment l'énergie est stockée dans le système [25], [27], ceci est présenté dans la figure 2-7. D'abord nous pouvons voir les SST de chaleur sensible, qui utilisent la capacité d'un matériel pour changer de température et garder cette température pour un temps tout simplement en exposant le matériel à une source de chaleur. Après, nous pouvons voir les SST de chaleur latente qui fonctionnent sous le même principe que ceux de chaleur sensible, mais le changement de température force le matériel à changer son état, de solide à liquide quand la chaleur est appliquée et l'inverse quand la restitution est souhaitée [25], ces systèmes de chaleur latente sont basés sur les Matériaux à changement de phase (MCP) [28], [29]. Finalement, les SST basés en réactions chimiques où l'énergie appliquée génère un effet qui peut être réversible et qui va libérer de nouveau l'énergie initiale appliquée dans le procès, un exemple de ces systèmes est la pompe à chaleur, qui est une solution très populaire grâce à son efficacité élevée et au fait que les pompes réversibles peuvent en même temps réchauffer ou refroidir l'environnement [21].

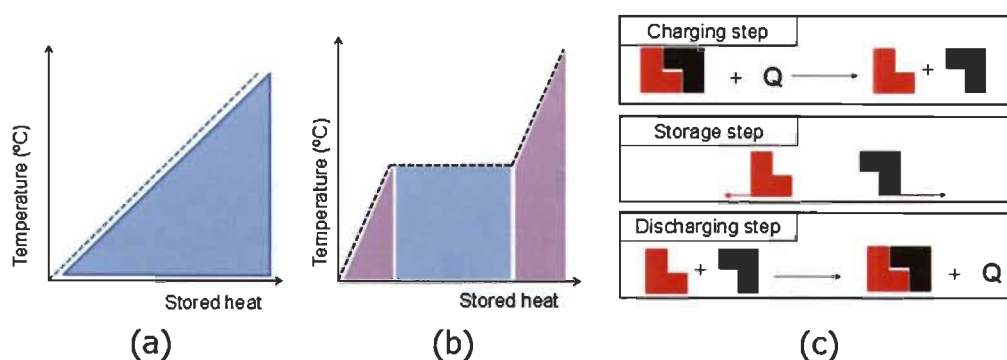


FIGURE 2-7 Méthodes de stockage thermique : (a) Chaleur sensible (b) Chaleur latente (c) Réaction thermochimique [27].

Les différents mécanismes de stockages ont des caractéristiques très particulières dans

les différents SST, ce qui les rend spécifiques à chaque application. Par exemple, le temps de recharge, capacité de stockage, intervalle de temps pendant lequel le système peut stocker l'énergie, entre autres. L'une des caractéristiques est le volume nécessaire pour pouvoir stocker l'énergie, tel qu'il est présenté dans la figure 2-8, qui indique que les systèmes de réactions thermochimiques sont très compacts [21]. Pourtant, la relation du prix est inverse et les systèmes de chaleur sensible sont beaucoup moins chers que ceux de chaleur latente ou de réaction chimique. Donc, le choix de ces possibilités va être liée aux contraintes établies par l'environnement et les ressources financières pour l'implémentation.

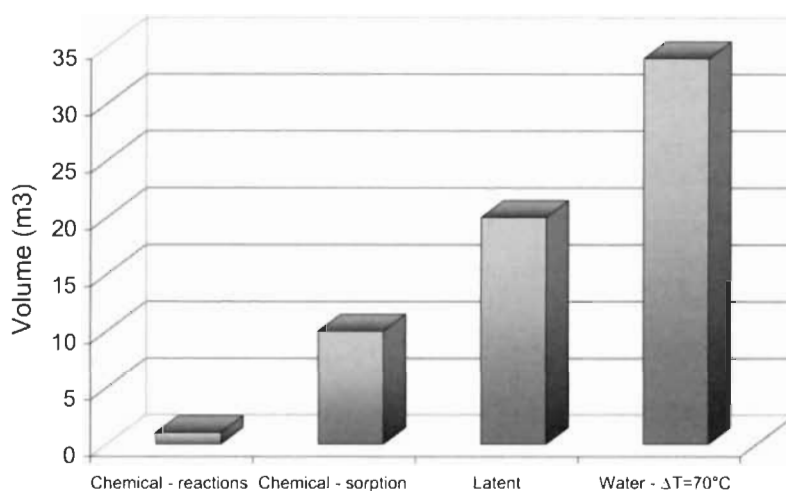


FIGURE 2-8 Volume requis pour stocker 6.7GJ dans les différents SST [21].

Parmi les systèmes disponibles pour l'implémentation dans les résidences, les SST de chaleur sensible sont très populaires, dont le moyen de stocker l'énergie se fait sous forme de chaleur dans certains éléments, par exemple, l'eau dans les réservoirs ou dans les chauffe-eau [21], [23], [25]. Cette solution a été très étudiée dans la littérature [5], [21], [25] grâce au fait que dans la plupart des résidences les systèmes de chauffe-eau sont déjà disponibles, par exemple les systèmes de chauffage résidentiel en utilisant les chauffe-eau [30] comme celui montré à la figure 2-9. Mais tenant compte la capacité de l'eau comme moyen de stockage, ces systèmes peuvent avoir des restrictions d'espace ou de quantité d'énergie stockée qui serait utilisée pour le réchauffement des pièces dans la maison.

Une autre approche prise par les chercheurs est d'utiliser directement la capacité d'accumulation de la résidence dans la masse thermique de la maison, montrée dans la figure 2-10; vu

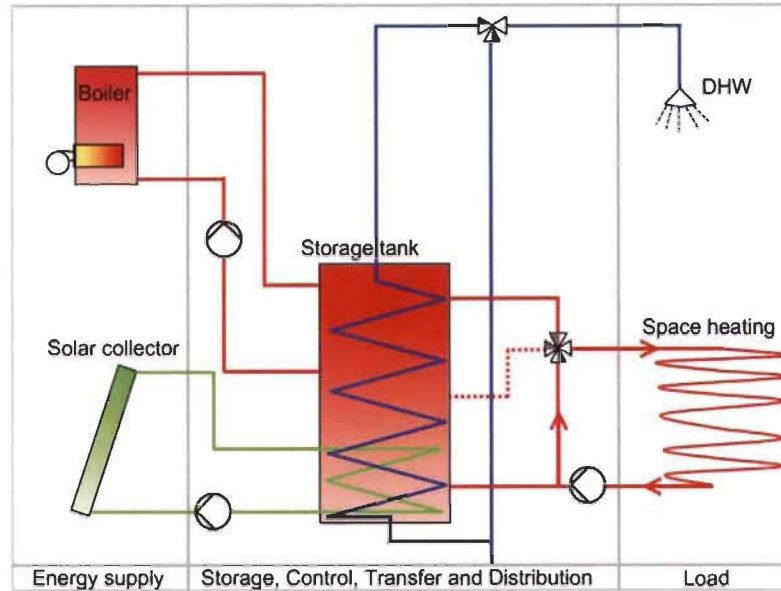


FIGURE 2-9 Système de stockage thermique avec une combinaison des collecteurs solaires et chaudière [25].

que la température à l'intérieur du logement ne décroît qu'en dépendant du niveau d'isolation thermique installée dans la résidence. Donc, un préchauffage des locaux de l'habitation peut se faire, pour déplacer la demande d'énergie des périodes critiques du jour [24], [31]. Tout en respectant les contraintes du confort des occupants et de réduction des coûts dans le cadre des tarifs d'électricité qui varient durant la journée.

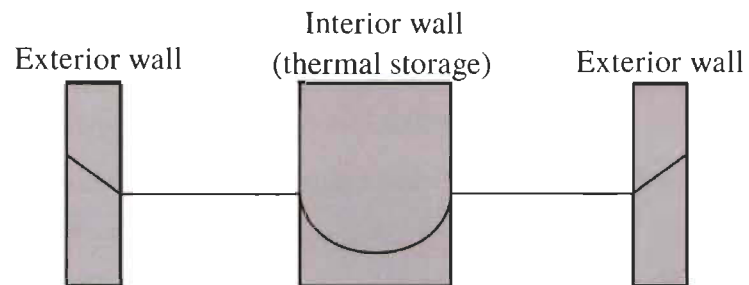


FIGURE 2-10 Schéma de la masse thermique d'une résidence [31].

Cependant, ces stratégies ne sont pas très flexibles à cause de la capacité limitée pour stocker l'énergie dans les masses thermiques des résidences, c'est-à-dire, pour pouvoir éviter l'utilisation des systèmes de chauffage électrique, la température à laquelle la résidence devrait

se préchauffer peut être dehors les paramètres de confort, ce qui s'oppose avec les intentions des occupants de maintenir une température agréable.

2.2.2 Configurations des systèmes de stockage thermique

Parmi les SST déjà indiqués ceux de chaleur sensible sont des dispositifs contrôlables et déjà offerts dans le marché, comme les chauffe-eau et les systèmes d'accumulation avec un noyau de briques céramiques [32]. Par ailleurs, les systèmes actifs basés sur les MCP [29] [28] et les systèmes de réaction réversible endothermiques/exothermiques sont encore en développement. Des systèmes de stockage thermique basés sur les MCP, sont aussi très étudiés comme une alternative passive, pour profiter des variations de température externes et ainsi diminuer les besoins de chauffage ou la climatisation résidentielle [27] comme celui montré dans la figure 2-11.

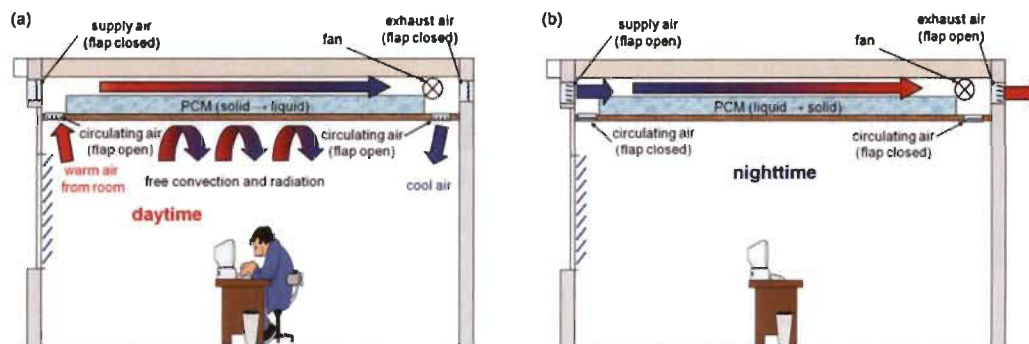


FIGURE 2-11 Système de climatisation avec des MCP; (a) Refroidissement de la pièce; (b) Refroidissement du matériel [27].

Ces MCP peuvent être aussi utilisés comme revêtements isolants des façades et parois des bâtiments, tels que montrés dans la figure 2-12, ce qui permet la diminution de l'utilisation d'énergie pour maintenir le confort. Soit dans un milieu froid, où la chaleur irradiée par le soleil dans la journée est stockée et pendant la nuit cette chaleur est libérée pour diminuer les besoins de chauffage [33]; ou soit dans un milieu chaud, où, dans la nuit, le MCP est refroidi pour que pendant la journée il permette à la maison de maintenir une température plus basse [27].

Parmi les configurations qu'il est possible de trouver dans la littérature, la figure 2-13 fait un résumé des principales [27]. Pour la plupart, ces sont des stratégies d'intégration des MCP

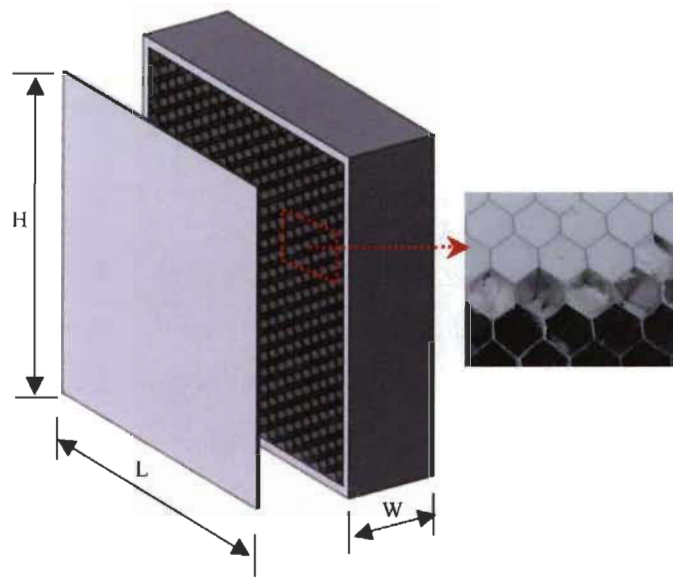


FIGURE 2-12 Brique isolante composée de Matériaux à changement de phase encapsulé [27].

qui vont agir dans la température de la résidence, mais qui requièrent un système additionnel pour combler les besoins de chauffage. Cependant, quelques systèmes comme les sols et parois chauffants peuvent être utilisés de façon indépendante en utilisant des éléments chauffants pour augmenter la température de la pièce et en même temps accumuler la chaleur dans les MCP intégrés entre les murs ou dans le sol [21].

Dans la littérature, les SST sont souvent décrits comme un seul dispositif dans la résidence [24], [34], [35], qui va fournir toutes les chambres de manière centralisée ou une approximation s'est faite pour décrire la résidence au complet comme un seul environnement avec une température générale, ceci est montré dans la figure 2-14a, ceci permet d'accélérer les calculs et faire des analyses de l'impact d'une stratégie de gestion dans un contexte de réseau agrégé. Mais, dans un contexte plus proche de celui étudié pour la province de Québec, et aussi pour d'autres territoires dans la même condition, plusieurs systèmes de chauffage électrique traditionnels, peuvent être installés dans une seule résidence, ces systèmes sont indépendants et fonctionnent aussi de façon décentralisée, comme il est présenté dans la figure 2-14b.

Par ailleurs, plusieurs systèmes de stockage peuvent être trouvés et contrôlés dans un seul bâtiment ou logement [32], comme il est aussi montré dans la figure 2-14b. Ce fait pourrait complexifier l'analyse parce que chacun des dispositifs peut avoir différentes caractéristiques notamment dans la capacité de stockage, le temps de charge et décharge et la puissance

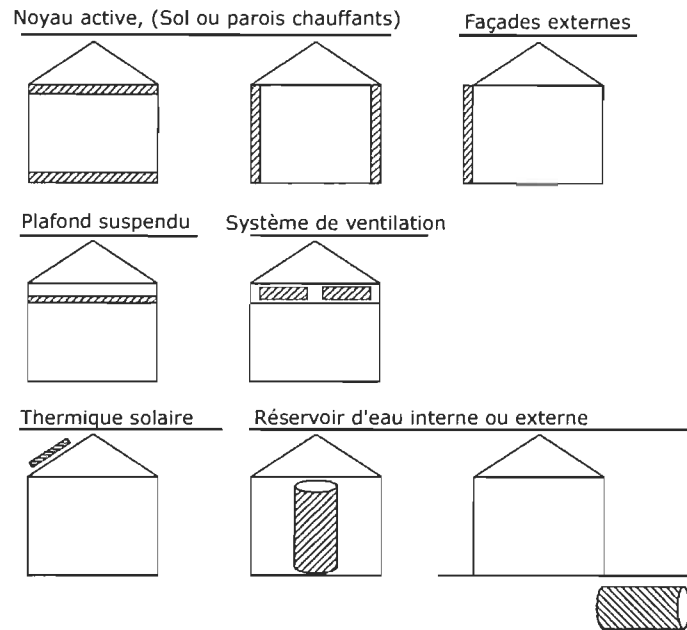


FIGURE 2-13 Différentes configurations pour intégrer les SST dans les résidences [27].

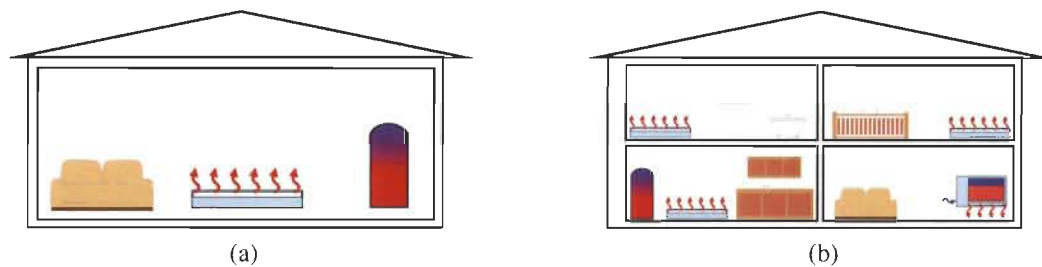


FIGURE 2-14 Scénarios de contrôle de chauffage ; (a) Un seul environnement homogène et une source de chaleur ; (b) Système hétérogène avec plusieurs sources de chaleur.

thermique disponible, tout cela relié aussi aux conditions d'isolement de la résidence. Trouver un équilibre dans le stockage et l'utilisation de l'énergie pourrait bénéficier au réseau électrique, en optimisant le stockage de chaleur durant les périodes de faible consommation.

2.2.3 Unités d'accumulation thermique : Briques céramiques

Dans le contexte ici présenté le SEST est l'une des options les plus intéressantes pour remplacer un ou plusieurs PCE, surtout face à une stratégie de gestion de la demande qui permet de prévoir les périodes de grande consommation avec assez de temps pour permettre le SGDR de faire recharger les systèmes de stockage, un exemple de cette méthodologie est montré dans [34], en utilisant la stratégie de TTU de la province de Nouvelle-Écosse a permis

au système de commande de recharger dans les périodes où le prix de l'électricité est bas pour réduire la facture des occupants.

Plusieurs travaux de recherche ont été développés au Canada dans les dernières années, pour étudier les effets de l'implémentation des SEST [36], son impact dans le réseau [34] et aussi les possibilités pour les intégrer avec des SPL [24] et dans des régions éloignées [35]. Ces travaux correspondent très bien aux scénarios établis pour le travail ici exposé, puisqu'ils partagent des conditions climatiques de l'environnement ici étudié.

De différentes options trouvées dans le marché, ces travaux ont utilisé pour la plupart, les unités d'accumulation thermique de la compagnie STEFFES, ces SEST sont très populaires dans les provinces comme la Nouvelle-Écosse et l'Ontario où les tarifications de l'électricité ont permis aux consommateurs d'avoir plus d'implication dans la gestion de la demande, tout en réduisant leurs coûts d'énergie. Le dispositif qui est utilisé dans cette recherche est l'unité de pièce 2102 de STEFFES [37]. Ce dispositif sera modélisé dans le chapitre suivant, où un modèle pour l'optimisation et un autre d'émulation seront développés, afin de nous permettre de tester l'implémentation de ces systèmes de stockage.

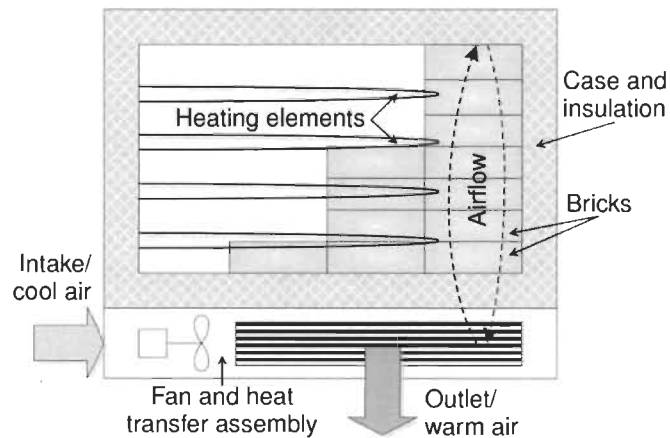


FIGURE 2-15 Schéma d'une unité d'accumulation thermique [24].

La structure basique d'un SEST est montré dans la figure 2-15, celle-ci est composée d'un noyau des briques céramiques à travers lesquels il y a des éléments chauffants qui vont augmenter la température du noyau jusqu'à 700°C , ce qui le permet de stocker plus d'énergie dans un volume réduit, comparé avec, par exemple, les systèmes de chauffe-eau[21]. Le noyau est entouré par un revêtement isolant que va maintenir la température interne du système. Dans

le dispositif il y a aussi des capteurs et des mécanismes de sécurité qui vont agir pour empêcher le système d'aller au-delà du maximum de température et ainsi éviter que le revêtement isolant fonde ou que la température au contact du système soit un danger pour les utilisateurs [37].

Aussi montré dans la figure 2-15 il est possible de voir le ventilateur qui pousse de l'air à travers le noyau pour en sortir de l'air chaud qui va par la suite réchauffer l'environnement ou la pièce qui entoure le SEST. Tel qu'indique dans [38] la circulation forcée d'air a une direction qui permet de maximiser le contact de l'air en mouvement et les faces chaudes des briques, ceci est montré dans la figure 2-16.

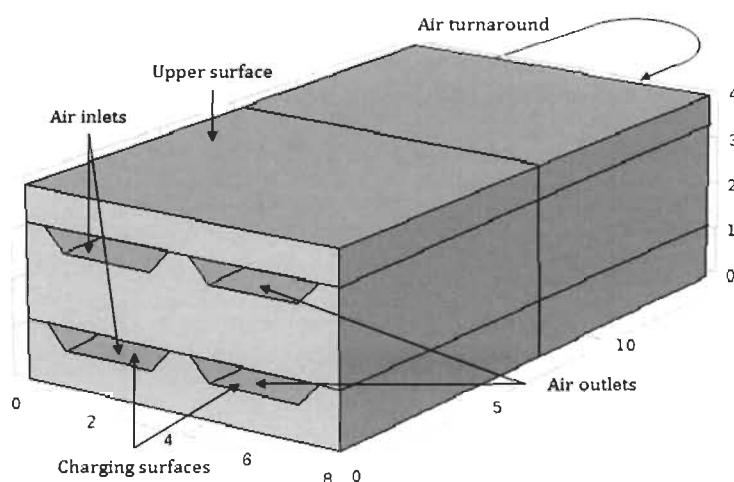


FIGURE 2-16 Diagramme de la circulation d'air à travers le noyau du SEST [38].

Ce modèle de SEST a une capacité de stockage d'autour de $13.5kWh$, et une puissance d'entrée de maximum $3.6kW$ [37]. Ce système est capable d'allumer chaque résistance de façon indépendante, ce qui veut dire que le système a une flexibilité quant à la puissance de recharge ou pour maintenir la température internet du noyau. La série 2102 de STEFFES a quatre éléments chauffants qui utilisent $800W$ chacun et peuvent être contrôlés par le module de commande du système tenant compte les besoins de chauffage dans la pièce, la température du noyau, l'état de charge indiqué par l'utilisateur et les périodes de bas prix annoncés au système avec un signal déterminé par le OSD. Un des inconvénients de ce genre de SEST, c'est le poids qu'une de ces unités peut avoir, ce que rend difficile d'installer dans des bâtiments de logement multiple, puisque la charge peut être au-delà de la capacité maximale du bâtiment.

Par exemple, l'unité ici exposée a un poids de 121kg, mais les systèmes de STEFFES d'une capacité de stockage supérieure peuvent arriver jusqu'à 313kg [37].

2.3 Techniques de modélisation

L'idée derrière SGDR est d'impliquer activement les utilisateurs d'énergie résidentielle dans ces stratégies de réseaux intelligents. Par conséquent, des méthodes adaptées pour contrôler efficacement les charges résidentielles, sans grande connaissance préalable de l'environnement et avec la moindre intervention humaine, doivent être évaluées pour permettre une régulation efficace de la température et une consommation énergétique efficace.

De la gamme variée de solutions possibles pour modéliser le comportement en température d'un bâtiment [39]-[41], il est nécessaire de rechercher celles qui pourraient être utilisées dans le déploiement sur le terrain, comme indiqué précédemment, avec peu de connaissances et de configuration préalables. De nombreuses techniques différentes peuvent être appliquées pour modéliser le comportement thermique, comme indiqué dans [39], [41], [42], ces techniques peuvent être divisées en trois catégories principales :

- Modèles physiques ou approches en boîte blanche, basés sur des descriptions détaillées des caractéristiques physiques et thermiques des bâtiments, telles que les matériaux d'isolation des murs, les fenêtres, les portes, etc. [39]-[41]. Le système est représenté par les équations de mécanique des fluides et thermodynamique, ces équations ont des paramètres qui font partie des propriétés chimiques et physiques des éléments, par exemple, le bilan des pertes de température dans un bâtiment peut être décrit à partir des équations de conservations de l'énergie thermique et les propriétés thermiques de densité, conductivité et capacité des matériaux de construction de la résidence [41]. Ces approches sont très populaires dans la simulation de bâtiments commerciaux, car des détails sur la construction peuvent être disponibles pour développer des modèles de simulation dans des logiciels comme TRNSYS et EnergyPlus.
- Après, la modélisation de boîte noire est opposée à celle de boîte blanche, dans ce cas-ci les connaissances qu'on a du système sont très restreintes ou nulles. Donc, cette approche est basée sur l'analyse statistique des données de mesures empiriques ou les méthodes d'apprentissage automatique [42], [43], qui vont déterminer un modèle de

comportement basé complètement sur le traitement d'information. Les approches de boîte noire utilisent uniquement les données disponibles des différentes variables du système, telles que les températures internes, la consommation électrique, la température et l'humidité externes, l'irradiation solaire, etc. ne nécessitent aucune connaissance du système décrit, mais des informations supplémentaires pourraient aider à analyser les résultats [40]. Ces méthodes peuvent être séparées en deux sous-catégories [39]. Premièrement, les approches d'Apprentissage automatique (AA), telles que les réseaux de neurones artificiels et les machines à vecteurs de support. Finalement, les approches des méthodes d'identification du système, telles que les modèles de représentation d'état et les modèles paramétriques comme Autorégressif et moyenne mobile (ARMA), Autoregressive with eXternal inputs (ARX), Autoregressive–moving-average with eXternal inputs (ARMAX) et Box-Jenkins, qui ont été comparées dans [44].

- Finalement, les approches hybrides ou à boîte grise sont une approche à mi-chemin entre les deux méthodologies [41] et elles offrent certains avantages par rapport aux autres, puisque cette méthodologie de modélisation permet de construire des modèles à partir de connaissances du système, mais elles utilisent aussi les données pour estimer et améliorer la précision de la description du comportement [45]. Celles-ci sont basées sur des équations physiques simplifiées, une connaissance fondamentale du système et des données pour exécuter les procédures d'identification des paramètres [39], [40], [46]. Cependant, la tâche de trouver les paramètres qui correspondent le mieux aux variations de température est normalement un problème d'optimisation non linéaire auquel de nombreuses méthodes ont été appliquées comme l'Optimisation de l'essaim de particules (OEP) [47], AG [48], Évolution différentielle auto adaptative [49], Filtres de Kalman non linéaires [50], [51], Programmation séquentielle carrée [52] et bien d'autres.

Ces approches sont résumées dans la figure 2-17, qui montre les catégories et les possibles outils utilisés pour la construction du modèle.

Néanmoins, il est nécessaire de sélectionner une approche appropriée du contexte présenté, dans laquelle il n'y a pas une connaissance approfondie des caractéristiques du système requises pour appliquer les techniques de modélisation en boîte blanche, car le SGDR devrait

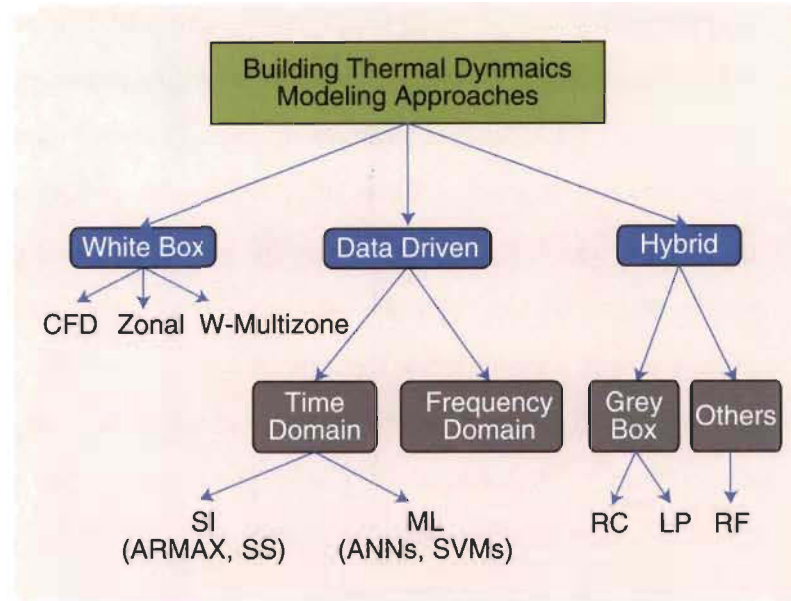


FIGURE 2-17 Catégories des approches de modélisation des systèmes thermiques du bâtiment [39].

être facile à implémenter et l'intervention humaine experte devrait être maintenue au minimum pour de telles implémentations. Par conséquent, les modèles à boîte noire et à boîte grise sont les approches les plus pratiques qui peuvent être appliquées. Mais, comme suggéré dans [39], l'extrapolation doit être évitée avec les méthodologies de boîte noire, car les modèles doivent être entraînés en utilisant des données d'exploitation très variées [42] qui incluent autant que possible les différentes conditions et plages des variables, pour permettre au système de prédire correctement le comportement de tous les scénarios présentés. Cela pourrait potentiellement prendre un temps énorme, car la dynamique de la température d'une maison est lente.

D'un autre côté, les approches de la boîte grise sont basées sur des équations physiques simplifiées qui peuvent extrapoler plus facilement le comportement du système pour différentes conditions, cela indique qu'avec des données mesurées limitées, une approximation du modèle peut être faite et il pourrait toujours fonctionner correctement pour un large éventail de scénarios. Un autre avantage important des approches de modélisation hybride est que les paramètres obtenus à partir du processus d'estimation peuvent fournir une interprétation physique du système [39], dans ce cas, les caractéristiques des propriétés thermiques du bâtiment, telles que les niveaux d'isolation et la masse thermique équivalente.

Cependant, comme présenté dans [53], il est possible d'utiliser des combinaisons des

différentes approches, en implémentant une modélisation en boîte grise pour décrire les interactions thermiques et des approches en boîte noire pour apprendre et prévoir la charge résiduelle.

2.3.1 Modèles RC simplifiés

De la liste d'approches de modélisation en boîte grise, l'une des plus courantes dans la littérature est l'analogie de Réseau Résistance-Capacité (RC) équivalente [39]-[41], [44], [47], [48], [50], [51], [54], [55], qui utilise la représentation mathématique d'un circuit RC pour décrire le comportement d'échange de température entre le bâtiment et l'extérieur. Cette technique de modélisation s'appuie sur des équations générales de bilan énergétique, et ses paramètres peuvent être estimés en utilisant moins de données de mesure, en s'attendant à une extrapolation raisonnable par rapport aux modèles basés sur des données pures. Il s'agit également d'une solution extensible, car le nombre de résistances et de capacités équivalentes peut être augmenté pour obtenir une meilleure précision de la dynamique thermique décrite [39], [47].

L'avantage représenté par ces circuits équivalents c'est qu'il permet d'implémenter des équations qui n'ont pas besoin de caractéristiques spécifiques des matériaux trouvés dans le bâtiment, puisque ces informations seraient difficiles à trouver. Aussi, en raison du fait que les propriétés physiques des matériaux changent avec le temps, il ne suffit pas de connaître ces caractéristiques, mais il faudrait aussi les ajuster par rapport aux dates d'installation entre autres problèmes inhérents des approches de boîte blanche qui ont été discutés avant. Pourtant, ces modèles RC vont reproduire avec une bonne précision les changements de températures en régime permanent et en régime transitoire.

L'analogie du circuit RC décrit le comportement en température des masses thermiques internes et l'inertie causée par les propriétés d'isolement et la résistance thermique équivalente, l'équivalence des variables trouvées dans le circuit RC et son homologue thermique est présentée dans le tableau 2-1 extrait de [44]. Les réseaux RC peuvent être stockés pour représenter avec plus de détails les différentes structures du bâtiment, le toit, les murs, les fenêtres, les portes et les pièces intérieures.

TABLEAU 2-1 Analogie Électrique-Thermique

| | Thermique | | Électrique | |
|---------|--------------------------|---------|------------------------|--------------|
| | Paramètre | Unité | Paramètre | Unité |
| Source | Température T | [K] | Tension V | [V] |
| | Flux de chaleur Σ | [W] | Courant I | [A] |
| Élément | Conductivité k | [W/K/m] | Conductivité σ | [A/V/m] |
| | Chaleur stockée Q | [J] | Charge stockée q | [C] |
| | Résistance R_{therm} | [K/W] | Résistance R_{elec} | [Ω] |
| | Capacitance C_{therm} | [J/W] | Capacitance C_{elec} | [F] |

2.4 Stratégies de commande

Plusieurs méthodologies de contrôle peuvent être utilisées pour réduire la consommation en heure de pointe, ce qui est le focus du sujet de recherche de ce mémoire-ci. Ces méthodologies sont nées dans le cadre de la gestion de la demande d'électricité du côté du consommateur final (GLD). Dans ce contexte l'objectif est de déplacer la consommation vers des périodes de faible demande d'énergie ou dans les périodes de bas prix d'une tarification d'électricité établie par le fournisseur [6], la technique implémentée peut prendre en charge l'ordonnancement des charges pour déplacer les appareils flexibles hors des périodes mentionnées par écrêtage de pic, remplissage de vallée ou une combinaison des deux [9] comme indiqué sur la figure 2-2. Enfin, les méthodes proposées doivent profiter des tarifs de l'électricité pour diminuer la facture de l'utilisateur final, en s'assurant toujours que les contraintes de confort sont respectées pour la température de la maison.

Toutes ces stratégies ont comme objectif principal, l'utilisation plus efficace des ressources disponibles, soit pour augmenter la rentabilité des systèmes de distribution et transport déjà installés ou pour diminuer l'effet de la pointe sur le réseau comme il a été expliqué avec plus de détails précédemment. Ce qui peut se traduire comme une optimisation de l'énergie demandée, disponible et les tarifs associés [11].

Des nos jours, la difficulté de trouver les stratégies appropriées pour augmenter cette efficacité est l'une des problématiques les plus souvent traitées par les différents centres et laboratoires de recherche en réseaux intelligents, innovation et transition énergétique. Pour faire

face à cette problématique, la stratégie explorée dans ce projet de maîtrise est l'implémentation des méthodes basées sur l'IA pour augmenter l'efficacité énergétique et même pour permettre aux consommateurs de réduire ses coûts d'électricité quand des tarifications variables sont adoptées.

En outre, les progrès réalisés dans les techniques de contrôle et d'IA [9], [10], [56] ont permis des recherches approfondies dans le cadre du réseau intelligent au cours des dernières décennies [39], sur l'application de nombreuses méthodes au problème énoncé plus tôt. Les SGDR sont un outil fondamental pour répondre aux besoins du réseau de distribution en modifiant la consommation des utilisateurs résidentiels, en gérant les unités de stockage d'énergie et même en injectant l'énergie disponible à partir de sources de production locale [9]. Par conséquent, on vise l'amélioration de l'utilisation de la capacité du réseau. Tout ceci pose un défi d'optimisation, où plusieurs approches peuvent être adoptées, soit avec la planification hors-ligne des charges où la commande en ligne et en temps réel.

2.4.1 Méthodes de commande classique

Les méthodes classiques de commande sont toujours très utilisées, puisqu'elles sont des méthodes simples à implémenter et largement déployées. Nous pouvons trouver d'entre les méthodes les plus populaires la commutation marche-arrêt, les contrôleurs thermostatiques, les contrôleurs proportionnels intégraux (PI), etcétera. Ces schèmes de commande sont très simples et ne servent qu'à forcer la variable mesurée à rester le plus près de la référence établie par l'utilisateur. Cependant ces contrôleurs peuvent créer des problèmes d'inefficacité énergétique à cause des instabilités et les dépassements de la référence [56]. Dans le cas des contrôleurs P, PI et PID il s'agit d'un contrôleur de boucle fermée qui permet une meilleure commande du système, mais le choix des paramètres de contrôle est une tâche primordiale, puisqu'une mauvaise configuration pourrait rendre tout le système instable [10], tenant compte des effets non-linéaires et stochastiques du système de chauffage ceci pourrait devenir une problématique.

Cependant, l'utilisation des ces schèmes de commande est très importante, et peut même représenter le cas de référence standard quand une amélioration d'efficacité est planifiée, soit pour réduire le gaspillage d'énergie ou pour améliorer les conditions de confort, dans une

résidence traditionnelle. Pour atteindre ces objectifs, de nombreuses méthodes ont été mises en œuvre, à partir des améliorations des contrôleurs classiques Bang-bang et proportionnel-intégral, et des implémentations de techniques de commande basée sur règles, logique floue et l'adaptation en ligne des paramètres du contrôleur [10], [56], [57].

Ces améliorations sont toujours un axe de recherche très pertinent, étant donné que la plupart des SCL résidentiels sont encore basés sur ces schèmes de commande, ce qui rend toute amélioration très viable pour les déployer. Toutefois, l'approche dans cette recherche est d'implémenter des méthodes de commande intelligente basées sur Intelligence Artificielle (IA)

2.4.2 Méthodes de commande intelligente

Les contrôleurs intelligents [56] basés sur des méthodes d'IA sont un sujet majeur dans le contexte SGDR et GLD, avec une solution allant des contrôleurs basés sur Logique floue, des Réseaux de Neurones Artificielles (RNA), jusqu'aux systèmes d'Apprentissage automatique modernes. Comme indiqué dans la figure 2-18, quelques méthodes de commande classique sont toujours très importantes dans les recherches, mais il y a quelques méthodologies qui se sont devenues très importantes et qui constituent la majorité des publications, celles-ci sont les Système multi-agents (SMA) et la Commande Prédictive basée sur un Modèle (CPM) [56].

Une autre approche très utilisée c'est la commande optimale, basée sur l'optimisation d'un objectif en changeant les valeurs des variables de décision, tout en gardant les contraintes établies [46]. Parmi les méthodes d'optimisation nous pouvons trouver la Programmation linéaire à nombres mixtes [18], [58], Programmation dynamique [5], [59], Programmation stochastique [20], [46], celle-ci est plus utilisée quand les effets de l'incertitude doivent être tenus en compte, afin de bien calculer la commande optimale, ces effets peuvent être, par exemple, l'incertitude de la génération d'énergie renouvelable [9]. De la grande variété des méthodes d'optimisation pour la commande optimale, le choix d'une ou autre stratégie dépendra des conditions du problème, comment ce problème peut être décrit, en nombres entiers ou continus, avec des équations linéaires ou non-linéaires et finalement, du niveau d'incertitude des variables et de la condition du système. Parmi ces méthodes, nous pouvons voir dans la figure 2-19 la distribution de l'utilisation des plus importantes.

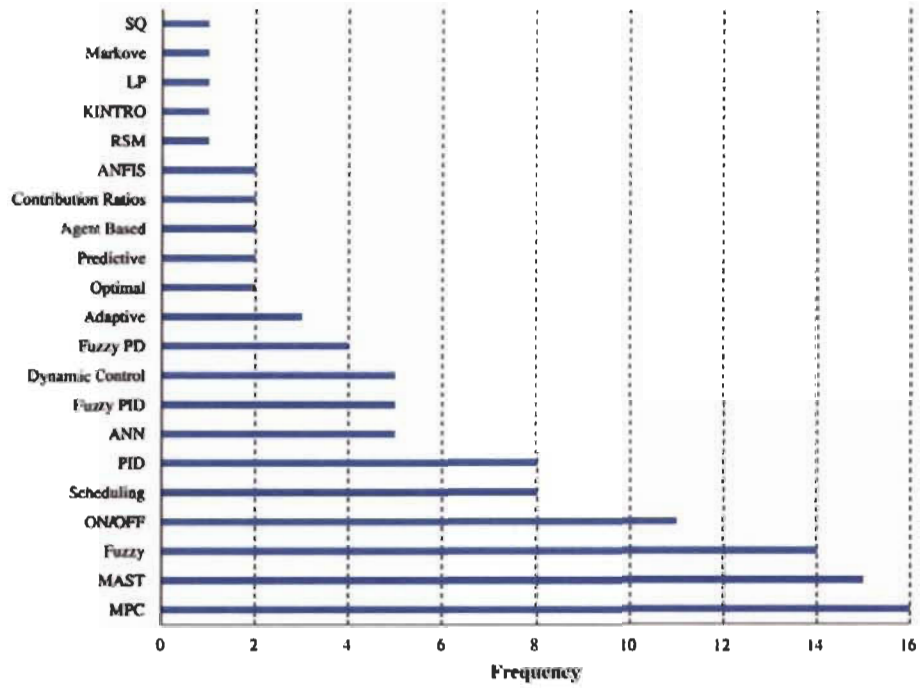


FIGURE 2-18 Résumé des méthodologies de commande les plus utilisées [56].

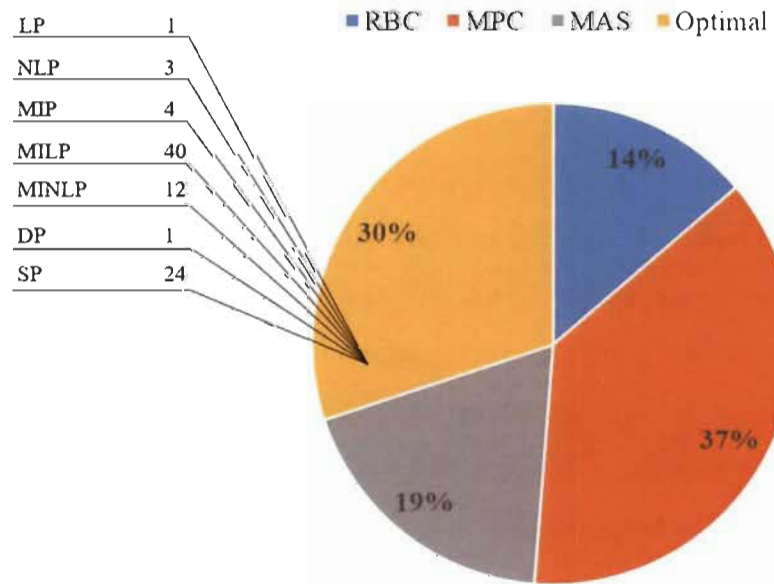


FIGURE 2-19 Distribution des stratégies de commande utilisées dans la GLD [46].

Aussi, une autre stratégie très étendue est l'utilisation des Processus de décision de Markov, qui est un schème de prise des décisions dans un environnement avec des observations périodiques ou en continu, ceci est très utile dans des systèmes définis par des actions aléatoires, mais dont les probabilités de transition ont des propriétés de Markov [9], par exemple, face aux prix d'une tarification TTR ou l'incertitude de la production d'énergie renouvelable [60].

L'application de Théorie des jeux est un sujet qui a gagné beaucoup d'attention grâce au fait que les réseaux intelligents actuels et du futur peuvent être décrits comme une interaction entre les consommateurs et l'OSD, étant donné que chaque individu est rationnel et veut minimiser une fonction indépendante [9]. Ces approches de Théorie des jeux dans le cas de la GDD vont normalement converger vers des solutions d'équilibre de Nash, ce que peuvent représenter des solutions optimales pour tous les côtés [61], [62]. Par ailleurs, la théorie des jeux peut aussi tenir compte d'un marché énergétique émergeant, où il pourrait avoir plusieurs sources, systèmes de stockage et plusieurs types de consommateurs, ce genre de jeux sont, par exemple, les jeux de Stackelberg [9].

D'un autre côté nous pouvons trouver aussi les implémentations des Méthodes Meta-heuristiques pour l'optimisation des fonctions avec des résultats assez performants, mais qui ne peuvent garantir des solutions optimales à cause des processus stochastiques dans l'exécution de l'optimisation [46]. Pourtant, l'importance de ce genre de méthodes d'optimisation se trouve dans les espaces avec des contraintes complexes, où les informations du système sont incomplètes et aussi pour les problèmes où l'optimisation avec des méthodes optimales est peu pratique à cause de la taille des ressources ou de temps disponible [9], [46], raison pour laquelle ces algorithmes font partie de l'état de l'art dans les processus d'optimisation complexe comme il est montré dans la figure 2-20 où l'importance de l'AG est montrée.

Parmi les algorithmes d'optimisation métaheuristique les plus populaires sont les Optimisation de l'essaim de particules (OEP) et les Algorithmes Évolutifs (AE) [56], ces algorithmes sont basés sur les solutions possibles, qui sont modifiées à chaque itération, pour s'approcher des solutions quasi optimales, et ils se sont basés sur les processus naturels d'évolution ou de mouvement des animaux. Maintenant, ces algorithmes sont très variés et ont permis d'implémenter des solutions, par exemple, dans des problèmes d'optimisation comme indiqué dans [59], [63]-[66]. Aussi, à l'aide des Algorithme Évolutif Multi-Objectif (AEMO) [67],

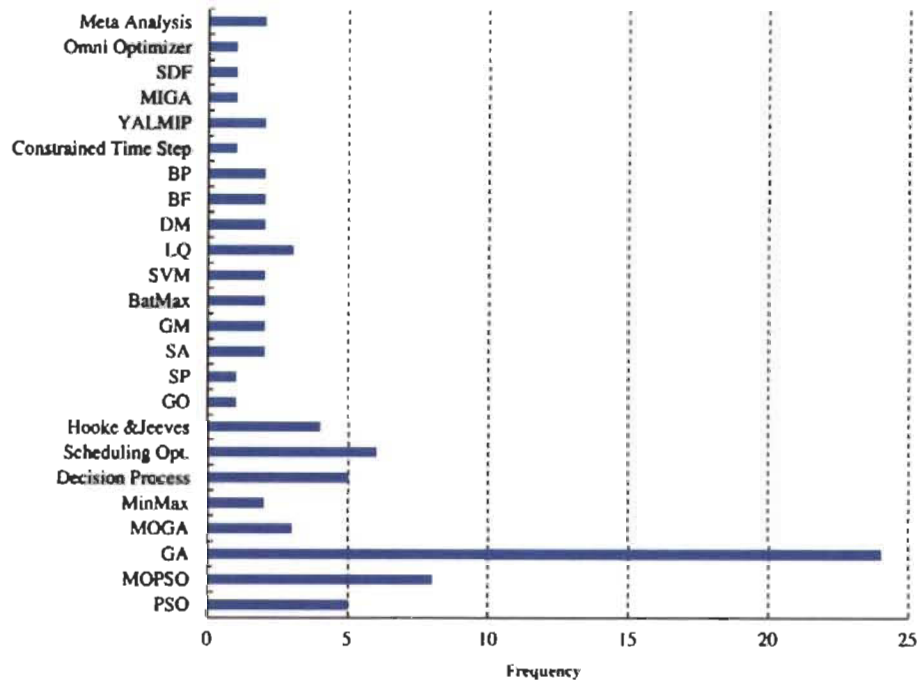


FIGURE 2-20 Résumé des algorithmes d'optimisation les plus utilisés [56].

[68], ces algorithmes permettent de trouver des solutions qui minimisent plusieurs objectifs en même temps, en cherchant les solutions qui ont une balance adéquate et qui tiennent compte des contraintes du système. Finalement, quelques études ont montré des possibilités pour la distribution des tâches d'optimisation dans plusieurs populations, cet effet est appelé Co-évolution [69], où chaque population optimise une partie du problème, et ces populations interagissent dans un environnement partagé, qui permet d'ajuster l'ensemble des solutions pour ainsi résoudre le problème d'optimisation principal, une possible architecture d'un algorithme distribuée de co-évolution coopérative est présentée dans la figure 2-21, un exemple de cette méthodologie est montré dans [70].

Tel qu'il a été indiqué avant, l'une des stratégies les plus utilisées est la Commande Prédictive basée sur un Modèle (CPM) [17], [47], [51], [54], [56], [71]-[74]. Cette méthode de commande, utilise un modèle de représentation du comportement du système, qui nous permet de faire des prédictions des variables de sortie par rapport aux entrées qui sont définies par un processus d'optimisation ou même aussi estimées, comme les prédictions de température extérieure, prévision de l'occupation à l'intérieur de l'immeuble et les configurations de réglage indiquées par les résidents [75].

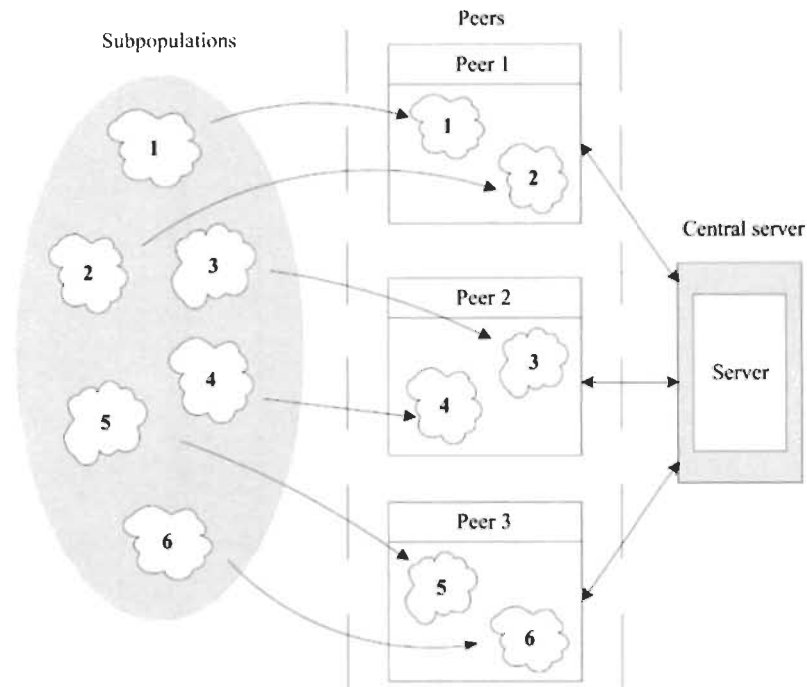


FIGURE 2-21 Architecture d'un algorithme distribué de co-évolution coopérative.

La Commande Prédictive basée sur un Modèle, est une optimisation en ligne du signal de contrôle envoyé aux systèmes, à chaque itération le système est excité avec le résultat de cette optimisation, pour après, mesurer le comportement réel obtenu du système contrôlé. En se basant sur des mesures faites, le système va s'adapter et recalculer le signal de contrôle optimisé. Cette méthodologie de commande est très robuste grâce au processus d'adaptation et très performante grâce aux optimisations récursives faites sur les variables du système [45]. Cette méthodologie est aussi connue comme la commande de fenêtre glissante, du fait que le vecteur de contrôle qui est optimisé à chaque itération, est entièrement recalculé pour donner la possibilité au système de planifier un comportement adéquat tenant compte des objectifs et des contraintes, par exemple, si les dépassements sont à éviter le CPM pourrait guider le système pour changer graduellement, à la place de tout simplement envoyer une nouvelle consigne, comme un contrôleur classique le ferait.

Aussi, la stratégie des CPM est ouverte à l'implémentation des différents algorithmes dans l'architecture de contrôle prédictif, c'est la raison pour laquelle beaucoup de différentes approches peuvent être trouvées dans la littérature. Donc, comme montré dans la figure 2-22,

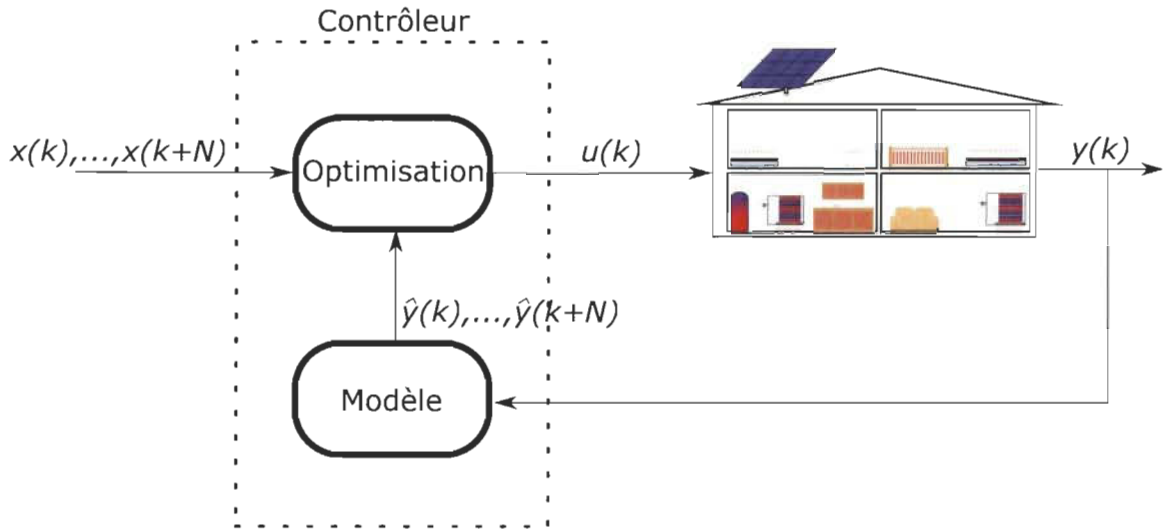


FIGURE 2-22 Diagramme de la stratégie de la Commande Prédictive basée sur un Modèle.

le contrôleur utilise deux fonctionnalités principales, un processus d'optimisation qui va calculer le vecteur de commande tenant compte de la prévision des entrées au système, la référence désirée et la prédiction du comportement du système à partir du modèle. Pourtant, dans le bloc du modèle nous pouvons placer n'importe quelle stratégie de modélisation, soit un modèle boîte noire, blanche ou hybride, comme expliquée précédemment. Ce qui laisse les options ouvertes d'après les besoins de précision et des données disponibles pour la modélisation. D'une autre part, le bloc d'optimisation peut aussi être implémenté avec plusieurs méthodologies, comme celles présentées avant. De cette façon, pour résoudre un problème d'optimisation l'architecture CPM peut être modifiée d'après les algorithmes qui fonctionnent le mieux pour le problème donné.

En résumé, les stratégies de commande qui ont démontré les résultats les plus importants dans les schèmes de contrôle actuels sont la CPM et les SMA [46]. Ces stratégies de GDD ont les meilleurs résultats de réduction des coûts et d'efficacité, comme montrées dans la figure 2-23.

2.4.3 Stratégies centralisées et décentralisées

Comme expliqué dans [17], [71], il est possible de définir des architectures centralisées, comme celles qui sont entièrement contrôlées par un seul contrôleur central. Les architectures décentralisées, en revanche, correspondent aux architectures dans lesquelles il n'y a pas un

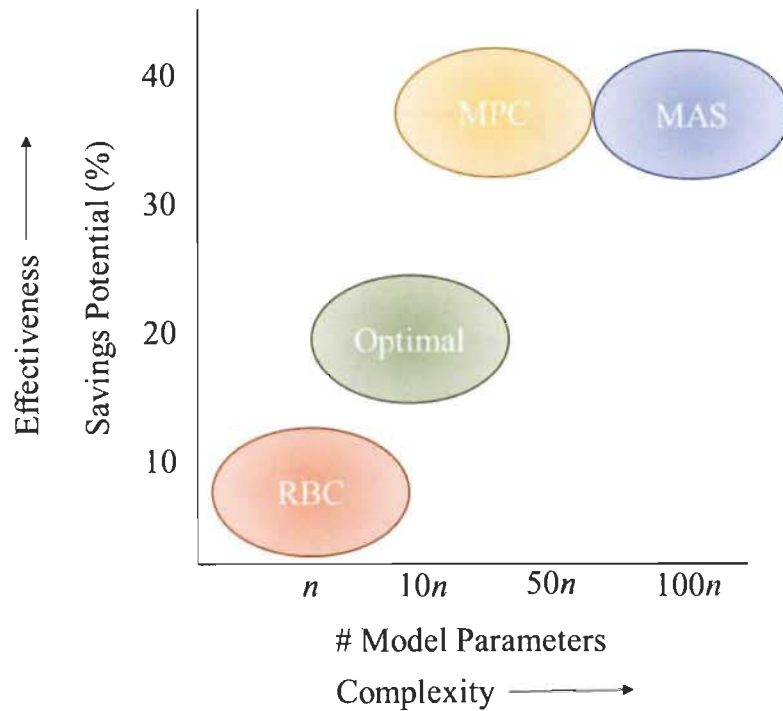


FIGURE 2-23 Comparaison des stratégies de commande [46].

contrôleur central ou une autorité supervisant le système, tous les éléments du système de contrôle sont indépendants les uns des autres, chacun fait sa tâche de commande sans avoir à échanger d'information avec les autres parties du système [17]. Ces architectures sont montrées dans la figure 2-24a and 2-24b.

Finalement, les architectures distribuées et hiérarchiques sont une combinaison des approches précédentes, dans lesquelles les agents sont en quelque sorte indépendants, mais dépendent toujours d'une autorité centrale ou d'un moyen de communication pour interagir avec les autres agents du système, cette stratégie est montrée dans la figure 2-25. Dans ce cas, les actions de chaque contrôleur peuvent être affectées par les actions des autres, ce qui pourrait augmenter l'efficacité de telle architecture de contrôle, face aux architectures centralisées qui ont besoin des ressources de calcul plus importantes, tout en gardant des résultats aussi performants comme indiqué dans [71].

Le principal avantage de ces implémentations de commande distribuées et hiérarchiques est la flexibilité des solutions [64], [76], car les processus d'optimisation locaux sont en quelque sorte affectés par des signaux externes qui font partie des couches supérieures de la topologie

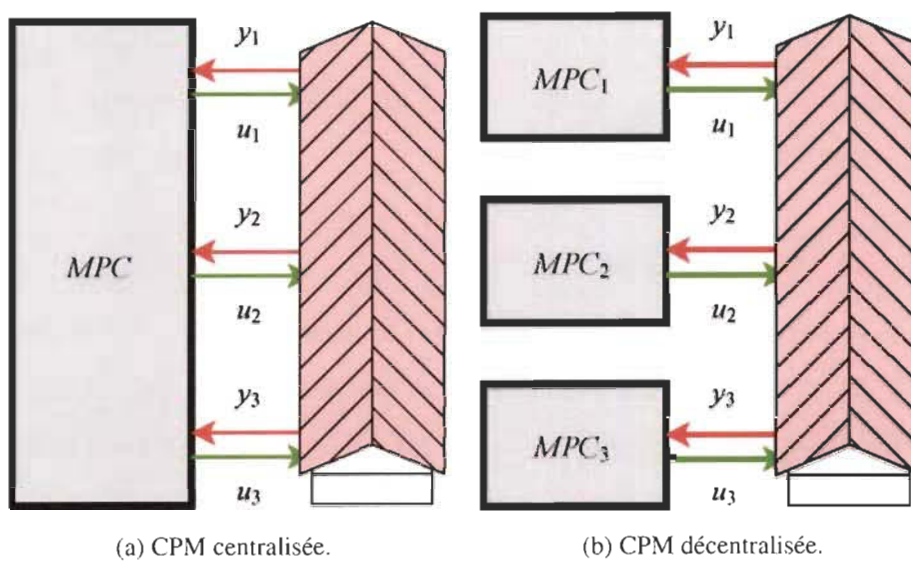


FIGURE 2-24 Architectures CPM [71].

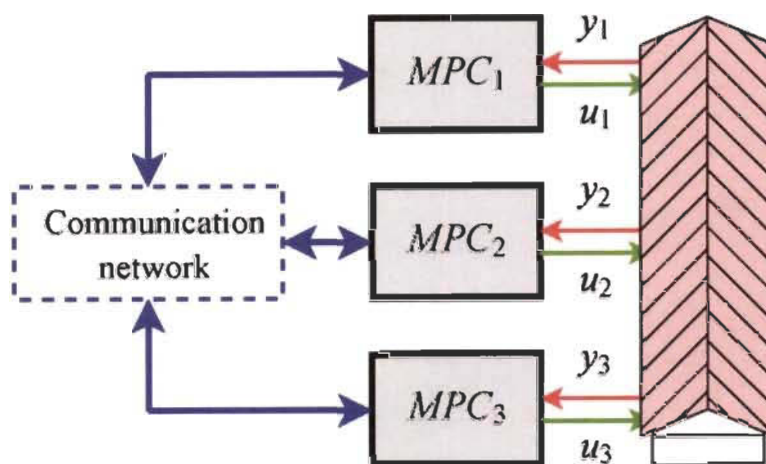


FIGURE 2-25 Architecture CPM distribuée [71].

du système entier, et permettent au SGDR de se découpler du monde extérieur. Ainsi, le OSD ne pourra communiquer qu'avec l'agent central de la maison, et ce sera celui-ci qui gère la communication interne et les objectifs pour faire face aux nécessités provenant du OSD. Cela pourrait conduire à des solutions plus sécurisées dans le cadre du réseau intelligent et réduire la charge de calcul et les retards de communication qui peuvent devenir un problème crucial de ces architectures [77], [78].

2.4.4 Architectures multi-agent

Les Systèmes multi-agents (SMA) pour le contrôle et la coordination distribués [10], [46], [77], [79]-[81] ont reçu une attention considérable, en tant que solution de processus décentralisés et distribués des futurs réseaux. À partir de [10], [79], la définition d'un agent peut être définie comme un mécanisme simple qui réagit de manière autonome à son environnement environnant. Cependant, comme indiqué dans [10], les meilleurs résultats peuvent être obtenus par des agents "rationnels" ou "intelligents", dans lesquels chaque agent réagit de manière optimale à la situation qui lui est donnée. Plusieurs architectures ont été proposées, hiérarchisées [76], [82], distribuées [78], [83] aux schémas de contrôle entièrement décentralisés [63].

Une architecture SMA est normalement implémentée lorsque des appareils et des systèmes hétérogènes sont rencontrés, en particulier les SSE [46] qui sont désormais une partie essentielle des stratégies GLD, comme montrées dans la figure 2-26. Puisque tous ces dispositifs sont nécessaires pour implémenter des systèmes de production locaux comme les photovoltaïques et éoliennes. Par ailleurs, dans des réseaux complexes, plusieurs sources peuvent être rencontrées et même des consommateurs/producteurs. La somme de toutes ces différentes charges est difficilement gérée par un contrôleur centralisé.

Alors, le contrôle optimal de température et autres variables de confort dans les systèmes de bâtiments intelligents tend vers les systèmes distribués de commande, soit SMA et commande prédictive basée sur le modèle de comportement [56]. Notamment, les SMA sont maintenant très populaires pour le contrôle distribué des systèmes de génération et stockage [84] dans les micro réseaux et les réseaux intelligents, ce qui les rendent très utiles pour la commande des systèmes proposés pour le sujet de recherche ici étudié. Ces deux techniques de contrôle ont

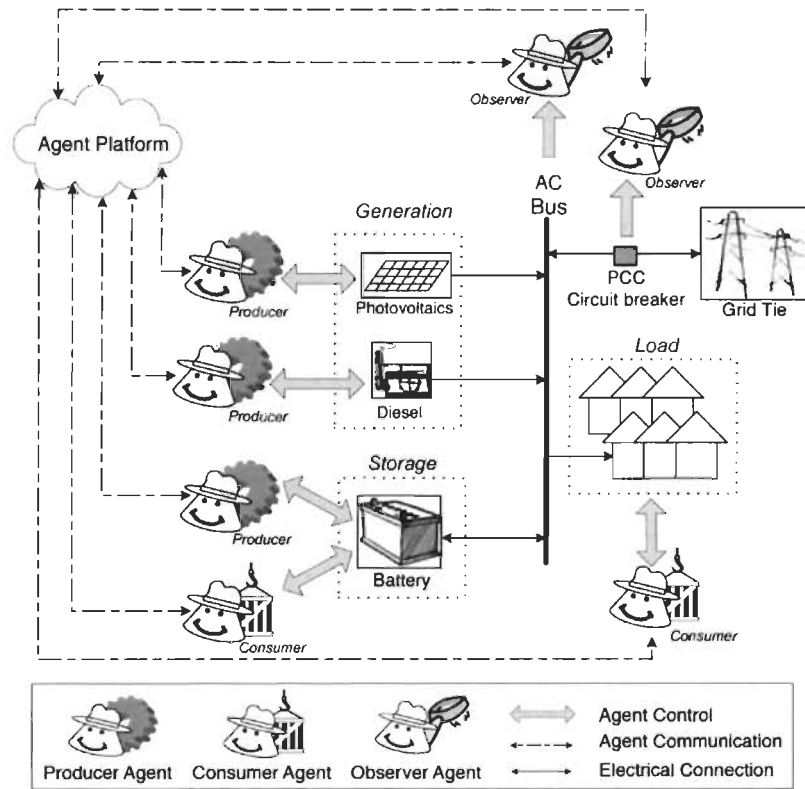


FIGURE 2-26 Exemple d'une architecture SMA [83].

démontré un grand potentiel pour optimiser et améliorer les conditions de confort dans les bâtiments commerciaux [10], mais elles sont moins étudiées dans le contexte résidentiel.

Cependant, les SMA permettent de diminuer la complexité des calculs faits dans chaque élément du système et tenant compte de la structure distribuée de cette stratégie, il est possible de déduire que le système pourrait aussi devenir plus robuste face aux défauts, contrairement aux systèmes de commande centralisée et aussi capable de résoudre des problèmes d'optimisation de ressources dans un environnement de production locale et stockage d'énergie [80].

2.5 Analyse et synthèse de la revue de littérature

À partir de la revue de littérature faite, il est possible d'extraire des options pour développer une stratégie de gestion locale pour pouvoir répondre aux besoins d'OSD. La diminution des pics de forte consommation est un des objectifs principaux de cette recherche et dans la littérature les tarifications TTU avec des SSE ont montré des résultats prometteurs. Ces travaux ont démontré aussi, une réduction des coûts d'électricité tout en gardant les niveaux de confort désirés par les occupants.

Dans la littérature, il est possible de trouver une grande variété des SSE qui ont des caractéristiques et des avantages différents. Cependant, tenant compte du contexte ici présenté où l'énergie stockée servira principalement pour réchauffer la maison, notre attention a été dirigée vers les SST qui vont permettre de stocker l'énergie sous forme de chaleur qui peut être directement fournie à la pièce. Plusieurs systèmes de stockage thermique ont été développés, mais celui qui a attiré l'attention dans cette recherche a été le SEST pour le chauffage résidentiel [35], [38]. Celle-ci est une des solutions qui s'approche le mieux de la problématique décrite et qui a gagné beaucoup d'attention ces dernières années [24]. Aussi, le SEST est une solution qui pourrait remplacer facilement les systèmes de chauffage traditionnel avec des PCE. De cette façon, une flexibilité dans la demande de la résidence est ajoutée.

Malgré son potentiel, les systèmes actifs de stockage thermique peuvent créer un effet contraire, en ajoutant un pic de demande déplacé si une stratégie de contrôle statique est utilisée pour un ensemble de dispositifs [31], [34]. Donc, il est impératif d'ajouter une stratégie de contrôle adaptatif et prédictif, tenant compte du temps de charge et décharge de plusieurs

dispositifs dans la résidence [24] et le faire de façon que ce soit plus une stratégie distribuée, qui ressemble plus aux scénarios réels décrits avant, où des charges hétérogènes peuvent être installées dans un seul immeuble. Cette stratégie doit tenir compte aussi des prévisions météorologiques et la tarification d'électricité délivrée par l'OSD pour déterminer les besoins d'énergie de la résidence et les périodes d'utilisation plus pratiques pour la recharge et décharge des SEST.

Ce chapitre présente aussi une revue des méthodologies de modélisation, ses avantages et désavantages. En utilisant ces informations, l'approche de modélisation hybride ou de boîte grise a été choisie par ses caractéristiques et sa capacité de représenter avec des équations très simples les interactions d'un système thermique qui pourrait être une tâche très complexe. L'analogie de RC équivalente a été approfondie et des exemples d'implémentation ont été aussi présentés.

Finalement, chaque aspect du processus de contrôle distribué a été expliqué. En commençant par un résumé des différentes stratégies de contrôle et algorithmes d'optimisation trouvés dans la littérature, à partir de cette revue, il a été possible de déclarer que parmi les techniques de contrôle les plus réussies pour la gestion de la demande, il y a l'application de la Commande Prédictive basée sur un Modèle et des Système multi-agents comme solutions pour le marché hétérogène de l'énergie en constante évolution. De plus, à partir des possibilités d'optimisation, les métaheuristiques ont trouvé une place très importante dans la résolution de problèmes d'optimisation difficiles, même avec plusieurs objectifs, sans égard à la complexité ou à la convexité de l'espace d'optimisation.

Chapitre 3 - Méthodes proposées pour le SGDR

Pour trouver une solution du problème d'optimisation, il est proposé, dans la recherche ici menée, d'utiliser une des variantes des algorithmes métaheuristiques, l'Algorithme Génétique (AG) qui a démontré des résultats performants dans le contexte de la problématique [56], comme montré dans la figure 3-1, la problématique se pose sur comment balancer les différentes variables et contraintes de la gestion en minimisant la puissance requise dans les périodes de pointe avec les cycles de décharges des SSE, tout en gardant le confort des occupants. Les cycles de recharge doivent être programmés tenant compte des prévisions de météo et le calcul prédictif de puissance thermique nécessaire pour assurer le confort des occupants dans les heures suivantes. De plus, les cycles de recharge ne doivent pas se chevaucher pour garantir que le profil de consommation s'aplatira efficacement.

Donc, la principale contribution de ce travail est de présenter une stratégie SGDR, en considérant les appareils PCE d'un système de chauffage traditionnel présenté sur la Fig. 3-2 et en examinant les possibilités et les inconvénients de la mise en œuvre des Système électrique de stockage thermique présentés dans la Fig. 3-3.

Le schéma de la figure 3-2 montre les composants de ce système très simple, qui utilise un élément chauffant pour augmenter la température de la pièce. Il est aussi possible d'apprécier que ce système n'a pas un ventilateur ou un autre dispositif pour faire circuler l'air, mais il se sert du mécanisme de convection naturelle de la pièce où l'air chaud pousse vers le plafond de la zone en tant que l'élément chauffant est allumé. Par ailleurs, la figure 3-3 montre les composants et la structure basique d'un système d'accumulation thermique comme celui ici étudié. Ceci composé par les différents éléments chauffants, le noyau de stockage et le ventilateur pour forcer l'air à travers le noyau.

La stratégie tient compte des tarifications d'utilisation d'électricité et du temps froid de la

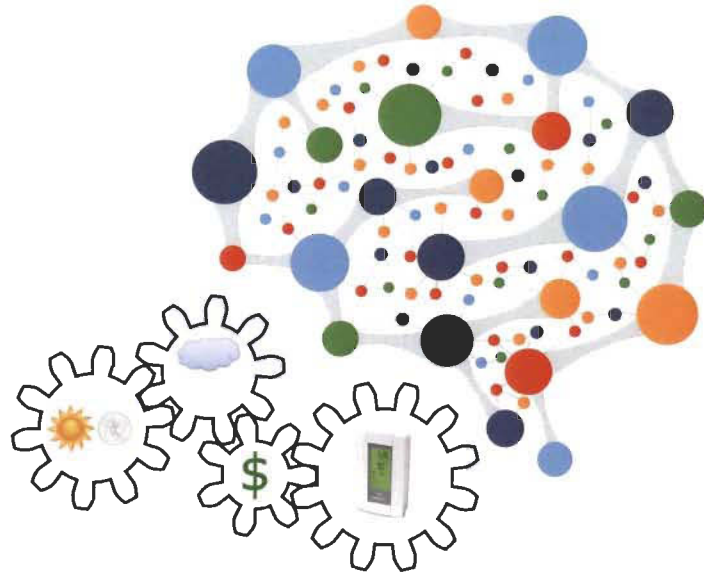


FIGURE 3-1 Balancement des variables et contraintes avec l'IA appliquée à l'optimisation dans les SGDR.

saison d'hiver canadienne pour établir les scénarios d'essai. Cette stratégie est mise en œuvre par l'application des Algorithmes Évolutifs (AE) multiobjectifs parallèles [85], [86], qui est une approche distribuée des AE typiques que l'on trouve dans la littérature [64], [63], [70], [67], [19], [68], [87]-[90].

Cette approche AE a été mise en œuvre pour calculer les modèles du système et les trajectoires de contrôle de l'horizon de recul, de plus, les architectures SMA, sont les stratégies de contrôle les plus couramment utilisées, car elles offrent les potentiels d'économies les plus considérables pouvant atteindre 40 %, tenant compte que dans ces architectures les composants individuels cherchent à optimiser son comportement en interagissant avec les autres pour trouver les meilleures solutions des systèmes très complexes comme indiqué dans [46]. Par conséquent, une combinaison de ces techniques de contrôle est proposée pour les appareils de chauffage des locaux résidentiels distribués, décrivant le problème comme une optimisation coopérative, calculant les besoins en énergie de chauffage pour chaque agent et définissant en outre des cycles de recharge-décharge pour les unités SEST. Ces méthodes ont également été appliquées avec succès pour la planification de la charge et la réduction du Facteur de crête (FC) [90].

Pour définir les trajectoires, le SGDR utilisera un modèle pour décrire le comportement des

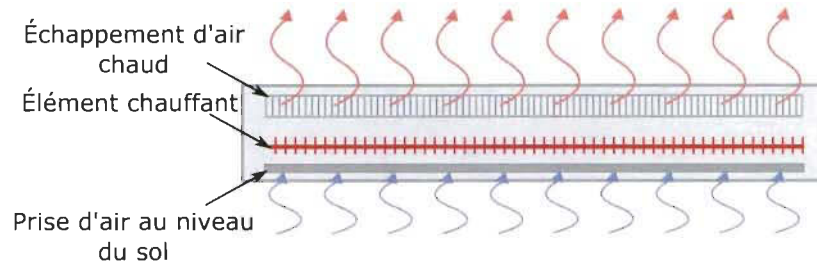


FIGURE 3-2 Système de plinthe électrique chauffante (PCE)

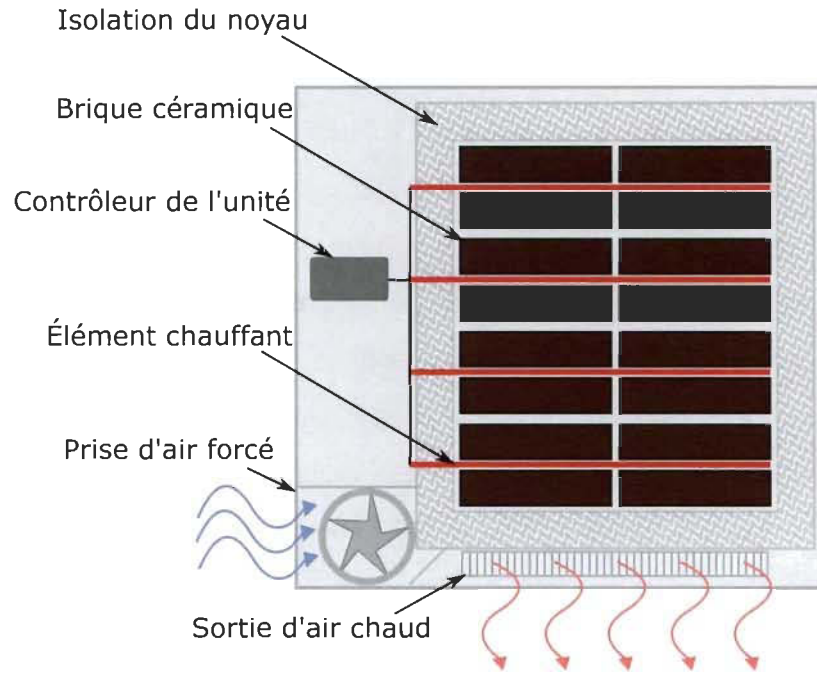


FIGURE 3-3 Système électrique de stockage thermique (SEST)

températures dans la résidence, et pour trouver ce modèle il a été aussi proposé d'utiliser une approche de modélisation hybride qui nous permettra de simplifier le procédé de découverte des paramètres grâce à sa complexité réduite, mais qui aura une précision quelque peu mineure comparativement, par exemple, aux méthodes basées sur les méthodes d'apprentissage automatique ou les modèles détaillés. Donc, une simple représentation 2R1C peut être utilisée pour chaque zone individuelle contrôlée par un agent. En outre, un modèle 2R1C simple est proposé pour décrire les interactions thermiques du système SEST avec son environnement, afin que les cycles de décharge et de recharge puissent être introduits dans le processus d'optimisation.

La stratégie de contrôle proposée peut être mise en œuvre en utilisant une architecture distribuée basée sur un agent synchrone [85] présentée sur la figure 3-4, où chaque PCE et SEST de la maison communique et échange des informations avec un agent central. Cet agent est en charge du partage des signaux entrants du OSD, de la configuration des points de consigne pour toute la maison, des prévisions météorologiques externes, des informations sur les autres agents et il établira également les règles de synchronisation et de coopération pour le processus d'optimisation. L'agent central est supposé être lié à un appareil de mesure intelligent pour mesurer la consommation d'énergie et créer des modèles de consommation des informations collectées. L'architecture proposée pourrait être mise en œuvre en tant que matériel distribué ou simplement en tant qu'environnement logiciel parallèle tel que la programmation orientée objet. La stratégie SGDR sera testée dans un environnement d'émulation avec des données réelles mesurées des profils de consommation, des variables météorologiques externes et d'autres signaux provenant d'une maison de la ville de Trois-Rivières dans la province de Québec, Canada.

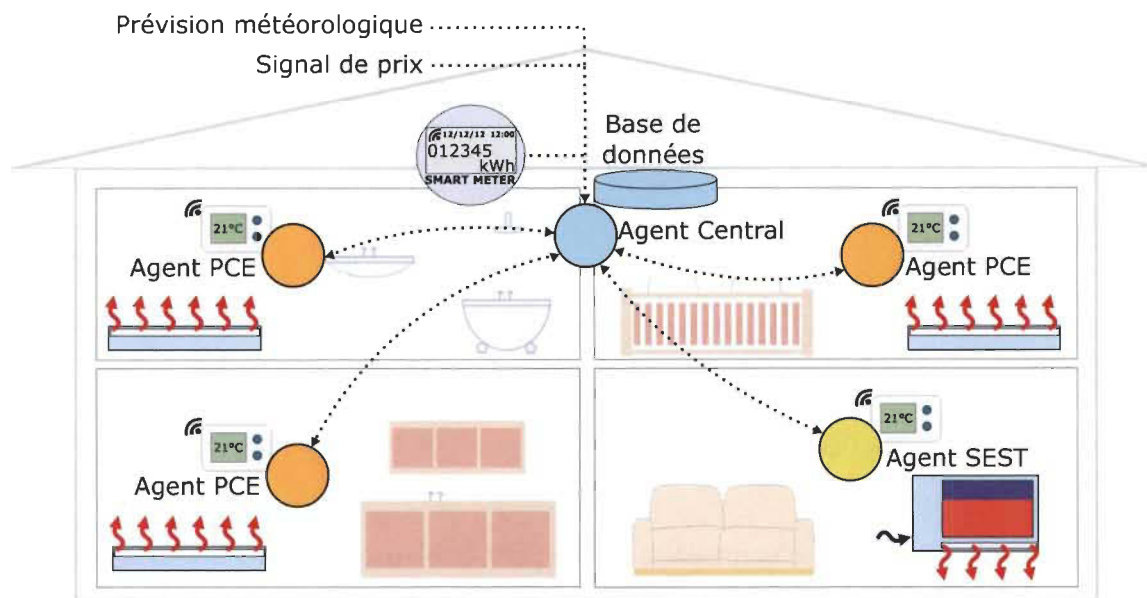


FIGURE 3-4 Architecture multiagent d'optimisation distribuée et de contrôle du système de chauffage électrique résidentiel.

3.1 Stratégie de modélisation et estimation des paramètres

Comme indiqué dans [39], l'un des principaux inconvénients des approches pour l'estimation des paramètres ou l'application des méthodes Apprentissage automatique (AA), est que les données correspondantes doivent contenir des informations riches et suffisamment excitantes pour reconstruire des représentations réalistes des interactions thermiques du système modélisé, mais normalement, les données de température sont corrélées d'une pièce à l'autre, car elles partagent dans la plupart des cas le même point de consigne programmé, ce qui induit des changements de température similaires pour toutes les pièces à des périodes synchrones. Ces comportements pourraient conduire les algorithmes à la fausse dépendance entre les variables du système, p. ex. le modèle d'une pièce pourrait indiquer que la variation de température dépend directement des changements de la température ambiante du reste de la maison. Pour faire face à ce problème, il est possible d'induire des profils d'excitation qui interagissent avec l'ensemble des températures de consigne de la maison et d'extraire pour chaque agent, suffisamment de données pour conduire à de meilleures estimations des paramètres du modèle.

Pour ce faire, l'agent central s'est vu attribuer le rôle de générateur de profil d'excitation,

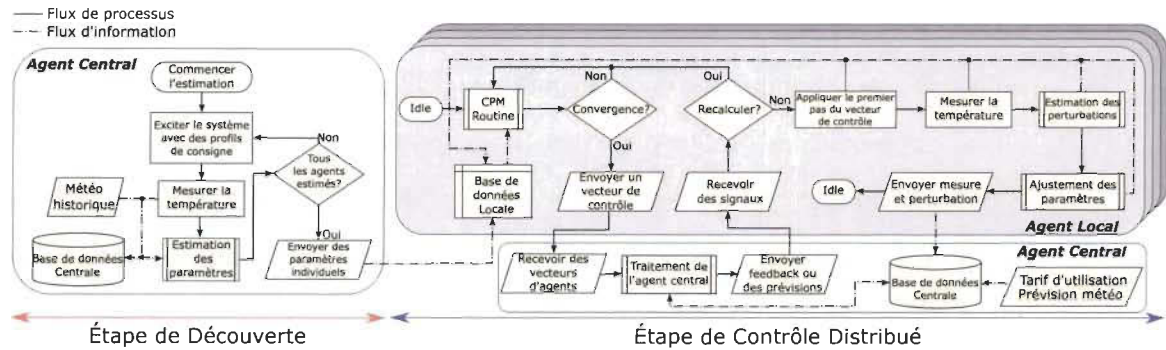


FIGURE 3-5 Schéma des étapes d'estimation du modèle individuel et la stratégie de contrôle distribué

remplaçant le point de consigne de température programmé à chaque agent dans l'architecture. En supposant que tous les appareils de chauffage de la maison sont contrôlés par le SGDR, l'agent central pourrait un par un, envoyer des points de consigne séparés à chaque agent, forçant des périodes momentanées d'augmentation et de diminution de la température, en maintenant une température constante pour le reste de la maison. De cette façon, la dynamique thermique individuelle de chaque pièce peut être découverte.

Ensuite, une fois que chaque agent a été excité par le profil généré, l'agent central pourrait lancer l'algorithme centralisé d'estimation de paramètres et renvoyer le modèle construit à chaque agent pour permettre au mécanisme d'optimisation distribuée de démarrer.

L'ensemble du processus peut être considéré comme une stratégie en deux étapes pour la modélisation et le contrôle, comme présenté dans la Fig. 3-5.

3.1.1 Algorithme Génétique (AG) pour la découverte des paramètres

L'approche présentée ici est l'AG, car cette méthode est analytiquement simple à mettre en œuvre pour les nouveaux utilisateurs, et en raison de sa nature parallèle, est également très intéressante à réaliser sur le terrain en utilisant des langages de description matérielle, ou des systèmes embarqués modernes avec un usage général et des capacités de calcul graphique.

L'Algorithme Génétique (AG), c'est une sous-catégorie des techniques d'optimisation basées sur l'évolution, qui s'inspire du processus de sélection naturelle des individus les plus aptes d'une population [91], où certains individus sont plus susceptibles de diffuser leurs gènes, car ils sont préférés aux autres par une caractéristique particulière, qui est définie

comme la fonction d'évaluation de l'espèce. Par conséquent, ces individus préférés peuvent se reproduire ou se copier avec une probabilité plus élevée. Comme indiqué dans [92], l'AG n'est pas une approche analytique de la recherche optimale, car ce n'est pas comme les méthodes d'optimisation de type gradient. Mais c'est plutôt une recherche évolutive de solutions à travers un processus stochastique. Néanmoins, la réponse optimale n'est pas indispensable lorsque des représentations moyennes et des modèles équivalents sont utilisés.

Le but des travaux montrés dans cette première partie du chapitre est l'estimation des paramètres thermiques du modèle équivalent RC pour les bâtiments résidentiels par la mise en œuvre de l'AG. Cette estimation utilise un petit ensemble de variables d'entrée, qui comprend la température intérieure et extérieure, et la puissance de chauffage électrique consommée par la résidence. En outre, l'objectif est de décrire et d'analyser plus en détail la mise en œuvre d'AG, en tirant parti de ses capacités pour trouver des valeurs adéquates pour un large éventail de problèmes d'optimisation.

L'algorithme principal est présenté dans l'algorithme 1 dans lequel une implémentation avec des nombres à double précision de virgule flottante a été utilisée pour trouver des paramètres appropriés pour représenter le comportement d'un modèle thermique. Comme expliqué dans [93] l'un des principaux problèmes d'un tel algorithme est que l'espace de recherche d'exploration initiale ne doit pas être contraint pour permettre à des solutions diverses de mieux s'adapter à des environnements modélisés très différents. Cependant, cela implique également qu'au départ, très peu de solutions sont valides. Ensuite, l'algorithme pourrait souffrir d'une perte de diversité ou d'une convergence sous-optimale, cet effet est appelé dérive génétique [92]. Donc, une exploration appropriée de l'espace de recherche doit être effectuée. En revanche, si l'exploration s'améliore, le réglage fin ou l'exploitation des solutions peuvent être découragés, c'est-à-dire que les solutions seront près de la solution optimale, mais l'algorithme sera incapable de chercher l'optimum global si l'exploitation est découragée.

Nous pouvons supposer qu'un modèle est pour être estimé, comme celui présenté sur la figure 3-6 et formulé comme l'équation (3-1), il s'agit du bilan énergétique entre la puissance calorifique introduite dans l'environnement et les pertes de transfert de chaleur et d'infiltration thermique d'un bâtiment [40], [94], ce modèle devrait nous permettre d'estimer la température

Algorithme 1: Algorithme génétique

Initialisation de la population $P = \{i_1, i_2, \dots, i_N\}$ pour N nombre d'individus

Où $i_n = \{R_{in}^n, C_{in}^n, R_{ex}^n, C_{wll}^n\} \forall n = 1, 2, \dots, N$

répéter

pour chaque $i_n \in P$ **faire**

Créer I_{ss}^n , Représentation d'états

Calculer \hat{T}_{int}^n , Température simulée

Évaluer $\mathcal{F}(i_n)$, Fonction d'évaluation

fin

Sélectionner $i_{best} = \max(\mathcal{F}(\cdot))$

Effectuer les opérations génétiques

Sélection $V_{sel} = \mathcal{S}(P)$, vecteur des sélectionnés i_n

Croisement $P_{new} = \mathcal{C}(i_j, i_h) \forall i_j, i_h \in V_{sel}$

Mutation $P_{new} = \mathcal{M}(i_j)$ pour $i_j \in P_{new}$ aléatoire

Immigration $P_{imm} = \mathcal{N}(i_{best}, \Sigma)$

Insérer $i_{best} \rightarrow P_{new}$

$P = \{P_{new}, P_{imm}\}$ Insérer dans la nouvelle population

Modifier $\mu \leftarrow i_{best}$ valeurs racine

$g = g + 1$

jusqu'à $g = G$, max génération

à l'intérieur d'une résidence si tout l'espace est considéré comme une seule masse thermique.

$$\begin{aligned} C_{in} \dot{T}_{int} &= \frac{T_{wll} - T_{int}}{R_{in}} + P_{in} \\ C_{wll} \dot{T}_{wll} &= \frac{T_{int} - T_{wll}}{R_{in}} + \frac{T_{ext} - T_{int}}{R_{ex}} \end{aligned} \quad (3-1)$$

Où T_{int} est la température interne, T_{ext} est la température à l'extérieur du bâtiment et P_{in} est le flux thermique appliqué, égal à la consommation électrique nominale de l'appareil de chauffage. La valeur R_{ex} représente la résistance thermique moyenne qui isole le bâtiment, R_{in} est la résistance thermique équivalente entre la masse interne C_{in} et la masse thermique du mur isolant C_{wll} .

Ensuite, l'expression mathématique obtenue a été réécrite en tant que modèle d'espace d'état dans (3-2).

$$\begin{bmatrix} \dot{T}_{int} \\ \dot{T}_{wll} \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} T_{int} \\ T_{wll} \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} P_{in} \\ T_{ext} \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

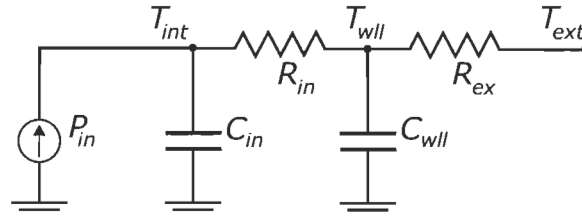


FIGURE 3-6 Circuit équivalent RC pour modéliser le comportement de température interne moyenne d'une résidence.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{C_{in}R_{in}} & \frac{1}{C_{in}R_{in}} \\ \frac{1}{C_{wll}R_{in}} & \frac{-1}{C_{wll}} \left(\frac{1}{R_{in}} + \frac{1}{R_{ex}} \right) \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{in}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{C_{wll}R_{ex}} \end{bmatrix} \quad (3-3)$$

En utilisant ces paramètres, les matrices de représentation discrète de l'espace d'état \mathbf{A}_d et \mathbf{B}_d peuvent maintenant être exprimées comme (3-4), échantillonnées avec Δt égal à 60 s.

$$\mathbf{A}_d = \exp(\mathbf{A}\Delta t) \quad \mathbf{B}_d = (\mathbf{A}_d - \mathbf{I})\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B} \quad (3-4)$$

En suite en utilisant l'AG utilisé présenté dans l'algorithme 1, les paramètres thermiques peuvent être calculés. Dans cet algorithme les valeurs de N est le nombre d'individus dans la population P et g le numéro de la génération actuelle avec un nombre maximal de G .

Les étapes de l'AG implémenté sont expliquées ci-dessous, mais elles sont principalement basées sur le système GENOCOP (Algorithme génétique pour l'optimisation numérique et les problèmes de contrainte) proposé dans [95].

3.1.2 Opérateurs génétiques

— Représentation génétique et initialisation :

Des représentations en nombre réel de l'information génétique sont utilisées dans ce travail, car la mise en œuvre est effectuée dans l'environnement MATLAB. Il est nécessaire de prendre en compte les systèmes embarqués actuels capables de gérer les opérations en virgule flottante si ces algorithmes doivent être déployés.

Ensuite, la population P est créée comme un tableau d'individus à valeur réelle i_n pour $n = 1, 2, \dots, N$. Chaque individu i_n possède quatre génotypes représentant les solutions possibles aux paramètres à estimer comme dans (3-5).

$$P = \{i_1, i_2, \dots, i_N\} \leftarrow i_n = [R_{in}^n, C_{in}^n, R_{ex}^n, C_{wll}^n] \quad (3-5)$$

Dans la première génération de l'algorithme, un ensemble de règles et de contraintes peut être appliqué pour permettre une large zone de recherche. Par conséquent, les individus sont créés en utilisant des valeurs aléatoires normalement distribuées, avec la moyenne μ_{gene} et l'écart-type σ_{gene} , pour chaque représentation génétique de l'individu i_n .

— *Fonction d'évaluation :*

Comme l'objectif de la méthode d'optimisation est de pouvoir trouver un ensemble de valeurs pour R_{in} , C_{in} , R_{ex} et C_{wll} ; qui décrit le mieux le comportement en température de la maison, la fonction d'évaluation peut être définie comme l'inverse de l'Erreur quadratique moyenne (EQM) entre la réponse en température estimée \hat{T}_{int} et la valeur réelle mesurée T_{int} , comme indiqué dans (3-6). Ces deux vecteurs sont de taille K , le nombre d'échantillons disponibles.

$$\mathcal{F}(i_n) = E[(\hat{T}_{int}^n - T_{int})^2]^{-1} \quad (3-6)$$

En choisissant le meilleur individu i_{best} pour lequel la valeur de $\mathcal{F}(\cdot)$ est maximale dans la génération actuelle et en l'insérant directement dans la prochaine population P_{new} , nous assurons qu'au moins l'individu le plus performant ne sera pas perdu, après que les opérateurs génétiques auront été appliqués à l'ensemble de la population. Ce concept est appelé "élitisme" [96].

— *Sélection :*

Dans les options proposées pour les schémas de sélection dans les algorithmes évolutionnaires [97], nous avons décidé d'utiliser le schéma de sélection par "Tournoi", qui est basée sur le concept que plusieurs individus sont choisis aléatoirement pour participer au tournoi, afin de sélectionner celui avec la valeur $\mathcal{F}(\cdot)$ la plus élevée.

Le tournoi est composé d'un ensemble Γ d'individus aléatoires i . La taille de l'ensemble Γ est définie par τ . Le schéma est décrit dans l'algorithme 2, où le vecteur des individus sélectionnés V_{sel} a la même taille que la population P .

Algorithme 2: Schéma de sélection par tournoi $\mathcal{S}(P)$

tant que $\dim(V_{sel}) < N$ **faire**
 répéter
 Insérer $i_n \rightarrow \Gamma$ pour i_n choisi aléatoirement
 jusqu'à $\dim(\Gamma) = \tau$
 pour chaque $i_n \in \Gamma$ **faire**
 si $\mathcal{F}(i_n) > \mathcal{F}(i_h) \forall i_h \in \Gamma$ **alors**
 Sélectionner i_n
 fin si
 Insérer $i_n \rightarrow V_{sel}$
 fin
fin tant que

— *Croisement :*

Le croisement arithmétique décrit dans [95] pour le système GENOCOP, est une somme pondérée des valeurs pour chaque représentation de gène. Nous avons défini les deux ensembles de parents, simplement, en divisant le vecteur d'individus sélectionnés en deux ensembles de taille égale de dimension $N/2$. Ensuite, en utilisant un individu du premier ensemble et un du deuxième ensemble, deux nouveaux descendants sont créés. Ceci est présenté dans l'algorithme 3.

Algorithme 3: Croisement arithmétique à valeur réelle $\mathcal{C}(i_j, i_h)$

Diviser V_{sel} en v_1 et v_2 avec $\dim(\cdot) = N/2$
pour chaque $i_j \in v_1$ et $i_h \in v_2$ **faire**
 Définir β le ratio de croisement aléatoire $\{\beta \in \mathbb{R} | (0, 1)\}$
 Calculer $i_{new1} = i_j \cdot \beta + i_h \cdot (1 - \beta)$
 Calculer $i_{new2} = i_h \cdot \beta + i_j \cdot (1 - \beta)$
 Insérer $i_{new1}, i_{new2} \rightarrow P_{new}$
fin

— *Mutation :*

La dernière des opérations génétiques est l'étape de mutation. Elle est définie comme l'altération stochastique d'un pourcentage donné d'individus de la population P . Étant V_{mut} l'ensemble des individus sélectionnés pour muter et $\dim(V_{mut}) = \varepsilon$ la dimension de l'ensemble donné. Ces individus et le nombre de gènes modifiés (ϑ) dans chacun sont sélectionnés au hasard. Ce schéma est présenté dans l'algorithme 4. Où, pour

chaque gène sélectionné pour la mutation, un bruit η est ajouté avec une amplitude comprise entre 0% et 10% de la valeur précédente.

Algorithme 4: Schéma de mutation $\mathcal{M}(i_j)$

Sélectionner $i_j \rightarrow V_{mut}$ bassin de mutation, $i_j \in P_{new}$
 $dim(V_{mut}) = \varepsilon$
pour chaque $i_j \in V_{mut}$ **faire**
 Définir $\vartheta \in \mathbb{Z}[[1,4]$, nombre de mutations par i_j
 de 1 **jusqu'à** ϑ **faire**
 Définir $g_{sel} \in \mathbb{Z}[[1,4]$ sélection de gènes
 Définir η bruit aléatoire
 Modifier $i_n\{g_{sel}\} = i_n\{g_{sel}\} + \eta$
 fin
fin

— *Régime d'immigration :*

Pour traiter les problèmes de convergence, un schéma d'immigration [92] est proposé, dans lequel un pourcentage de la population est remplacé par un nouvel ensemble de solutions aléatoires normalement distribuées autour des valeurs de la meilleure solution actuelle. Comme présenté dans l'algorithme 1, ce schéma d'immigration dépend des valeurs dans i_{best} et de la matrice de covariance Σ qui décrit la distribution normale utilisée pour créer les nouveaux individus.

La valeur de Σ est adaptée au fur et à mesure que la convergence est atteinte, permettant aux premières générations d'explorer efficacement une grande partie de l'espace de recherche, réduisant le risque de convergence à des valeurs sous-optimales. Ensuite, à mesure que des solutions optimales sont trouvées, la valeur de Σ peut être adaptée pour réduire la déviation des nouveaux individus dans un effort pour améliorer l'exploitation de l'espace de recherche proche de la meilleure solution actuelle. Une telle modification peut être considérée comme un AG hybride dans le contexte des Algorithmes Évolutifs Mémétiques (AEM) [98], appliqués pour améliorer le réglage fin de la meilleure solution.

Le schéma peut être défini comme suit dans l'équation (3-7) :

$$P_{imm} = \{i_1, \dots, i_{\psi N_c}\} \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$$

Where

$$\begin{aligned} \mu &= i_{best} = \{R_{in}^n, C_{in}^n, R_{ex}^n, C_{wll}^n\} \\ \Sigma &= \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2, \sigma_4^2) \end{aligned} \quad (3-7)$$

Maintenant, les valeurs de déviation pour chaque distribution sont calculées en utilisant l'ordre de grandeur du paramètre, car celles-ci peuvent être inégales. Ensuite ε modifiera l'ordre de grandeur de l'écart pour le rendre large ou étroit par rapport au vecteur moyen μ .

$$\begin{aligned} \sigma_1^2 &= 10^{(\lfloor \log_{10}(R_{in}^{best}) \rfloor + \varepsilon)} \\ \sigma_2^2 &= 10^{(\lfloor \log_{10}(C_{in}^{best}) \rfloor + \varepsilon)} \\ \sigma_3^2 &= 10^{(\lfloor \log_{10}(R_{ex}^{best}) \rfloor + \varepsilon)} \\ \sigma_4^2 &= 10^{(\lfloor \log_{10}(C_{wll}^{best}) \rfloor + \varepsilon)} \end{aligned} \quad (3-8)$$

L'adaptation du paramètre ε se fait en tenant compte du nombre de générations g_ε sans amélioration de la fonction d'évaluation. Pour chaque génération où cette amélioration n'est pas effectuée, la valeur de g_ε augmente, mais lorsqu'une meilleure solution i_{best} est trouvée, la valeur de g_ε est réinitialisée à 0.

$$\varepsilon = \begin{cases} 2 & \text{initial value, if } g_\varepsilon = 0, \\ 0 & \text{if } g_\varepsilon = 10, \\ -2 & \text{if } g_\varepsilon = 30, \\ -4 & \text{if } g_\varepsilon = 100. \end{cases} \quad (3-9)$$

De cette façon, chaque fois que la valeur de i_{best} change, une exploration est effectuée si aucune amélioration n'est trouvée, l'écart de distribution diminuera pour améliorer la recherche locale. Sachant qu'en raison de l'étape d'élitisme, la meilleure solution

actuelle est toujours enregistrée, nous garantissons qu'elle ne sera pas perdue lors de l'amélioration de l'exploration.

Ce schéma d'exploration et d'exploitation est particulièrement utile dans ce cas, où l'optimisation n'est pas contrainte pour les valeurs des paramètres.

Cet AG sera testé pour découvrir les paramètres d'une résidence réelle et d'un modèle d'émulation accélérée. Ce qui nous permettra de voir les avantages et les inconvénients des modèles RC simplifiés et aussi comme une possible solution dans le cas où telle stratégie de modélisation pourrait être utile dans le cas d'un SGDR. Ces résultats sont résumés dans le chapitre qui suit.

3.1.3 Modélisation distribuée des pièces dans la résidence

D'abord tenant compte du fait que la stratégie proposée est distribuée par pièce, de la même façon nous devons définir un modèle de chaque pièce pour nous permettre de faire de calculs de prédiction du comportement de la température à partir des vecteurs de contrôle établis et nous permettre d'optimiser ces vecteurs à partir de l'information extraite du modèle. Pour cela, dans le SMA chaque agent pourrait capturer les informations nécessaires et de façon centralisée le système peut calculer un modèle d'accord aux profils d'excitation de la température de la pièce qui ont été mentionnés avant.

3.1.3.1 Modèle de la pièce et le PCE

L'analogie du circuit RC utilisée dans ce travail pour décrire le comportement en température est présentée comme une équation du bilan énergétique entre le flux de chaleur introduit dans l'environnement et les pertes par infiltration thermique sur le bâtiment **Wang2019**, [39], [40], [46], [54]. La représentation 2RIC la plus simple peut être exprimée par (3-10). Cette équation a été proposée comme le réseau thermique choisi pour représenter chaque pièce du bâtiment résidentiel, afin de décrire très approximativement la dynamique du système, en gardant la complexité du modèle au minimum. Cependant, dans les résultats ultérieurs, une comparaison est effectuée en tenant compte d'une structure de réseau RC plus complexe.

$$C_{in}\dot{T}_{in} = \frac{T_{ex} - T_{in}}{R_{ex}} + \frac{T_{avg} - T_{in}}{R_{wl}} + \Phi_{in} + \Phi_{db} \quad (3-10)$$

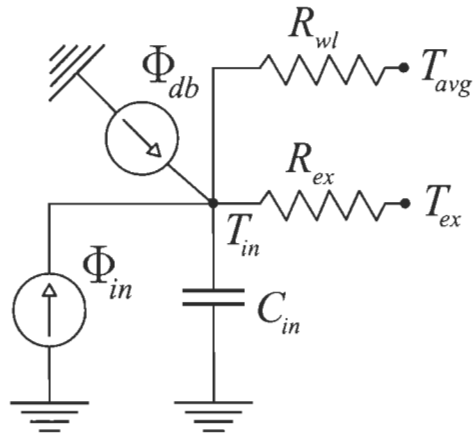


FIGURE 3-7 Réseau RC équivalent pour chaque pièce de la maison.

Pour les appareils PCE, la valeur de Φ_{in} peut être considérée comme égale à la consommation électrique, en supposant que le rendement de l'élément chauffant est de 100 %. Cette approximation nous a permis de simplifier le processus de modélisation des agents PCE. Pour les pièces contenant l'appareil SEST, la validation de la valeur de Φ_{in} est une tâche moins simple, car le SEST lui-même doit d'abord être modélisé, pour calculer le flux de chaleur entrant dans la pièce.

Φ_{db} est le gain total de toutes les sources possibles de perturbation thermique, comme celles introduites par le rayonnement solaire direct ou indirect, les gains par occupation, d'autres charges, etc. [39]. Cette variable n'est pas mesurable pour la plupart des applications réelles. Ensuite, une estimation devrait en être faite afin d'extraire les schémas possibles des gains injectés.

Dans certains cas, des interactions thermiques peuvent apparaître à l'intérieur de la maison, en raison d'une mauvaise isolation entre les pièces. Cependant, cet effet pourrait être considéré comme un échange de transfert de chaleur possible de la pièce avec la température la plus élevée à celle des alentours avec des températures plus basses. Il existe plusieurs façons de décrire cette interaction, normalement un réseau RC supplémentaire est ajouté pour approximer la réponse transitoire et en régime permanent de l'échange thermique [40]. Cependant, pour des raisons de simplicité, une seule valeur de R_{wl} sera ajoutée au réseau équivalent, représentant la dynamique de transfert de chaleur avec la température de la maison T_{avg} , le réseau RC est présenté dans la Fig. 3-7.

Les valeurs de R_{ext} , R_{wl} et C_{in} pour chaque agent doivent être trouvées en utilisant l'optimisation par AG proposé et expliqué dans les sections suivantes et le profil de température d'excitation discutée précédemment.

3.1.3.2 Fonction d'évaluation pour le modèle de la pièce :

Maintenant, pour calculer l'estimation de \hat{T}_{in}^n , on utilise les valeurs de chaque $i_n = \{R_{wl}^n, C_{in}^n, R_{ex}^n\} \forall n = 1, 2, \dots, N_c$ comme représentation génétique. Nous créons l'équation de temps discrète qui représente le système modélisé. En utilisant la discrétisation d'Euler avec le temps d'échantillonnage Δt de la description de l'équation (3-10), nous pouvons définir les matrices correspondantes A_d et B_d du modèle discret.

$$A_d^n = 1 - \left(\frac{\Delta t}{C_{in}^n} \left(\frac{R_{wl}^n + R_{ex}^n}{R_{wl}^n R_{ex}^n} \right) \right) \quad (3-11)$$

$$B_d^n = \left[\frac{\Delta t}{C_{in}^n}, \frac{\Delta t}{C_{in}^n R_{ex}^n}, \frac{\Delta t}{C_{in}^n R_{wl}^n} \right] \quad (3-12)$$

Nous pouvons calculer les valeurs discrètes correspondantes pour la représentation de l'espace d'état I_{ss}^n comme suit dans l'équation (3-13).

$$\hat{T}_{in}^n(k+1) = A_d^n \hat{T}_{in}^n(k) + B_d^n u(k)$$

Where

$$u(k) = [\Phi_{in}, T_{ex}, T_{avg}]^T \quad (3-13)$$

$$\hat{T}_{in}^n(0) = T_{in}(0)$$

La fonction d'évaluation a été définie comme l'inverse de l'Erreur absolue moyenne (EAM) entre la réponse en température estimée \hat{T}_{in}^n et la valeur réelle T_{in} , comme indiqué dans (3-14).

$$\mathcal{F}(i_n) = \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{T}_{in}^n(k) - T_{in}(k)| \right)^{-1} \quad \forall n = 1, 2, \dots, N_c \quad (3-14)$$

3.1.3.3 Modèle du SEST

Comme il a été indiqué précédemment, dans les salles où nous avons implémenté l'agent pour les SEST, le processus devrait commencer par la création d'un modèle qui peut décrire la variation de température au sein du SEST et sa connexion à l'environnement, qui dans ce cas est la température ambiante. Une approche courante pour modéliser les unités SEST consiste à définir directement des modèles mathématiques pour décrire les différents états possibles du système [35], [99]. Ces modèles indiquent une relation simple entre l'énergie disponible et la demande thermique de l'environnement. Une autre approche a été adoptée dans [34], où un modèle empirique a été construit à partir des mesures d'une unité SEST réelle, c'est modèle est l'équation décrivant la variation interne de la température centrale au fil du temps. Enfin, un modèle basé sur les équations physiques et les caractéristiques thermiques du SEST ici étudié a été développé dans [38], les variations des caractéristiques thermiques et le comportement détaillé de la température sont décrits et soutenus par une simulation numérique dynamique des fluides du flux d'air à l'intérieur du noyau et comment les gradients thermiques dans le système peuvent affecter ces caractéristiques.

Cependant, l'approche adoptée dans cet article est de représenter le SEST comme un autre réseau nRC qui décrit la dynamique de la température interne du noyau T_{cr} par rapport à la température de la pièce T_{in} . Un des avantages des systèmes de stockage d'énergie thermique est qu'ils peuvent également être considérés comme une simple masse thermique ; par conséquent, la même analogie utilisée pour le modèle des pièces peut être appliquée. Cela peut être vu sur la figure 3-8, où presque la même structure de la Fig. 3-7 a été utilisée pour modéliser l'unité SEST.

Dans ce modèle, la valeur de R_{ex} représente les pertes de chaleur produites par la différence de température entre T_{cr} et le T_{in} correspondant. Définissons ensuite l'équation équivalente pour les cycles de recharge comme l'équation (3-15).

$$C_{cr}\dot{T}_{cr} = \frac{T_{in} - T_{cr}}{R_{ex}} + \Phi_{in} \quad (3-15)$$

Maintenant, pour décrire le cycle de décharge, la résistance thermique R_{dc} représente le transfert de chaleur produit par le ventilateur forçant l'air dans le noyau. En utilisant l'analogie

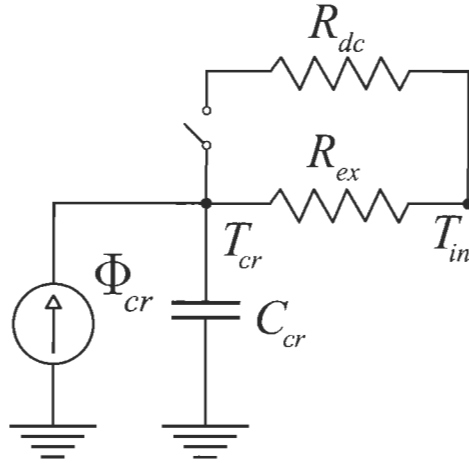


FIGURE 3-8 Réseau RC équivalent pour le stockage thermique électrique.

nRC, il est clair que chaque fois que la résistance de décharge est connectée, la charge accumulée dans la capacité passera à travers les deux résistances dans la masse thermique de la pièce, ce qui accélérera simplement la décharge de la capacité, surtout si la magnitude R_{dc} est beaucoup plus petite que la grandeur de R_{ex} , ce qui changera la constante de temps entière du circuit. Maintenant, en utilisant cette analogie simple, nous pouvons approximer le comportement thermique, dans lequel la demande de puissance et les pertes internes du SEST sont ajoutées. Ceci est exprimé dans l'équation (3-16).

$$C_{cr}\dot{T}_{cr} = \frac{T_{in} - T_{cr}}{R_{ex}} + \frac{T_{in} - T_{cr}}{R_{dc}} \quad (3-16)$$

Comme indiqué par les équations précédentes, les cycles de recharge et de décharge sont considérés comme découplés. Ainsi, la puissance de chauffage d'entrée Φ_{cr} n'est pas présente dans (3-16).

3.1.3.4 Fonction d'évaluation pour le modèle du SEST :

De même que pour le modèle de pièce, le calcul de la condition physique commence par la représentation discrète État-Espace I_{ss}^n du modèle du SEST découplé présenté dans les équations (3-15) et (3-16). Ensuite, pour chaque individu avec la représentation génétique égale à $i_n = \{R_{dc}^n, C_{cr}^n, R_{ex}^n\} \forall n = 1, 2, \dots, N_c$; nous créons les matrices discrètes A_d et B_d comme suit.

$$A_d^n = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\Delta t}{C_{cr}^n R_{ex}^n} \right) & \text{En chargeant,} \\ 1 - \left(\frac{\Delta t}{C_{cr}^n} \left(\frac{R_{dc}^n + R_{ex}^n}{R_{dc}^n R_{ex}^n} \right) \right) & \text{En déchargeant.} \end{cases} \quad (3-17)$$

$$B_d^n = \begin{cases} \left[\frac{\Delta t}{C_{cr}^n}, \frac{\Delta t}{C_{cr}^n R_{ex}^n} \right] & \text{En chargeant,} \\ \frac{\Delta t}{C_{cr}^n} \left(\frac{R_{dc}^n + R_{ex}^n}{R_{dc}^n R_{ex}^n} \right) & \text{En déchargeant.} \end{cases} \quad (3-18)$$

Ainsi, en utilisant les matrices discrètes, nous avons défini l'équation pour \hat{T}_{cr}^n comme suit :

$$\hat{T}_{cr}^n(k+1) = A_d^n \hat{T}_{cr}^n(k) + B_d^n u(k)$$

Where

$$u(k) = \begin{cases} [\Phi_{cr}, T_{in}]^T & \text{En chargeant,} \\ T_{in} & \text{En déchargeant.} \end{cases} \quad (3-19)$$

$$\hat{T}_{cr}^n(0) = T_{cr}(0)$$

Enfin, la fonction d'évaluation \mathcal{F} est définie comme précédemment, l'Erreur absolue moyenne (EAM) de la température à noyau estimée \hat{T}_{cr}^n .

$$\mathcal{F}(i_n) = \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{T}_{cr}^n(k) - T_{cr}(k)| \right)^{-1} \quad \forall n = 1, 2, \dots, N_c \quad (3-20)$$

En utilisant les équations (3-6) et (3-20), la méthode AG a été utilisée pour trouver des valeurs adéquates pour les paramètres thermiques dans chaque modèle.

Cependant, afin de trouver les paramètres des pièces où un SEST est installé, l'algorithme centralisé doit d'abord établir le modèle du SEST correspondant, car pour estimer le flux de chaleur délivré dans la pièce, il est possible de le faire en utilisant la température mesurée du noyau et de la pièce, pour obtenir une approximation comme suit dans l'équation (3-21), en fonction du cycle de fonctionnement du SEST :

$$\hat{\Phi}_{in} = \begin{cases} (T_{cr} - T_{in}) \left(\frac{1}{R_{ex}} \right) & \text{Décharge naturelle} \\ (T_{cr} - T_{in}) \left(\frac{R_{dc} + R_{ex}}{R_{dc} R_{ex}} \right) & \text{Décharge forcée} \end{cases} \quad (3-21)$$

En utilisant cette estimation du flux de chaleur entrant dans la pièce, les paramètres thermiques de ladite pièce sont trouvés avec l'approche proposée, mais cette étape supplémentaire augmentera l'incertitude du modèle calculé. Ainsi, les représentations d'une telle pièce souffriront plus probablement d'écarts, néanmoins, il est prévu que la stratégie de la fenêtre de recul ajoutée avec un temps d'échantillonnage suffisamment petit diminuera ces effets.

Ensuite, comme le montre le diagramme de la figure 3-5, une fois que les unités et les pièces SEST sont modélisées, la stratégie de contrôle prédictif distribué peut être exécutée. Cette stratégie utilise les modèles calculés, les prévisions de la température interne utilisées pour ajuster la consommation d'énergie et les vecteurs de contrôle de trajectoire pour chaque agent dans la SGDR proposée ensuite.

3.2 Stratégie de commande pour le SGDR

Le contrôle coopératif comme expliqué par [100] pourrait être vu comme une tentative de distribuer un objectif difficile dans une collection d'agents décisionnels, en utilisant des capacités de communication et de calcul limitées. Ces agents utilisent des informations détectées localement et des techniques d'optimisation pour résoudre les problèmes, où la difficulté inhérente aux approches centralisées pourrait rendre la solution irréalisable. Ensuite, considérant l'approche du CPM distribué dans [71], nous avons proposé l'application d'un AEMO comme routine d'optimisation pour le calcul de la trajectoire de l'horizon de recul pour chaque agent.

Ensuite, nous pouvons considérer le processus comme un groupe de sous-populations qui évoluent indépendamment les unes des autres. Cependant, l'approche présentée pourrait être considérée comme un schéma décentralisé, où chaque agent optimise de manière gourmande, sans prendre en considération aucun autre objectif ou les exigences des autres agents, ce qui est différent de l'approche adoptée par d'autres algorithmes de co-évolution [69], [101], où toutes les sous-populations ont le même objectif d'optimisation global, un exemple d'une

possible architecture a été présenté dans la figure 2-21. Par conséquent, sur la base de l'idée de l'AG à couplage lâche [102] expliquée dans [103], nous introduisons dans le processus d'optimisation individuel un critère global qui sera mis à jour tous les Δt_d , qui est le temps entre exécutions d'optimisation complètes, ou dans ce cas le temps d'échantillonnage du CPM.

En appliquant cela, nous garantissons qu'un degré de coopération est introduit dans la stratégie complète, où l'évolution interne de chaque agent est conduite pour atteindre également des objectifs globaux, en plus de ses propres objectifs contradictoires.

Lorsqu'il s'agit d'objectifs contradictoires, comme c'est le cas dans la plupart des problèmes d'ingénierie, il est nécessaire de trouver un compromis approprié entre ces objectifs qui satisfont aux contraintes et qui se trouvent dans l'espace des solutions réalisables. Deux concepts peuvent être utilisés pour décrire ce compromis recherché [104]. Premièrement, en tant qu'articulation a priori des préférences, ce qui implique que les objectifs sont combinés en une seule fonction, la transformant en un problème à objectif unique, avant que le processus d'optimisation ne soit exécuté. D'un autre côté, l'articulation a posteriori des préférences permet de calculer un ensemble de solutions réalisables et un processus de décision supplémentaire sélectionne un compromis commode. L'ensemble de solutions qui optimise le compromis entre les objectifs est appelé l'ensemble Pareto optimal de solutions non dominées [69], [104]. C'est cette dernière approche d'une articulation a posteriori des préférences que nous utiliserons, c'est là que les AEMO se sont révélés être un outil très efficace, capable de fournir des solutions quasi optimales, même face à des surfaces de coûts non convexes ou discontinus [69].

3.2.1 Algorithme génétique de tri non-dominé (NSGA-II)

Nous avons défini un cadre d'optimisation, en utilisant l'approche a posteriori où chaque agent utilise un paramètre défini par l'utilisateur pour choisir parmi l'ensemble de solutions calculées. Plus tard, l'agent central utilise l'ensemble de solutions sélectionné pour améliorer la coopération au sein de la stratégie.

À partir de la liste des AEMO possibles, l'Algorithme génétique de tri non-dominé (NSGA-II) [105] est considéré comme un algorithme de pointe [88] pour des problèmes avec deux ou trois objectifs. Mais, il s'est également avéré satisfaisant dans de nombreux

Algorithme 5: Algorithme génétique de tri non-dominé (NSGA-II)

- 1: **Initialisation de la population** $P = \{i_1^d, i_2^d, \dots, i_{N_d}^d\}$ pour N_d nombre d'individus
 - 2: Où $i_n^d = \tilde{W}_{in}^n = [\omega_1^n, \dots, \omega_{K_d}^n] \forall n = 1, 2, \dots, N_d$
 - 3: **répéter**
 - 4: **pour chaque** $i_n^d \in P$ **faire**
 - 5: **Calculer** \tilde{T}_{in}^n , température ambiante prévue
 - 6: **Évaluer** $\mathcal{O}_1(i_n^d), \dots, \mathcal{O}_o(i_n^d)$, fonctions objectives
 - 7: **fin**
 - 8: **Trier** à l'aide de l'opérateur de dominance $i_j^d \prec i_h^d \forall i_j^d \neq i_h^d$
 - 9: **Classer** avec distance de surpeuplement $i_j^d \prec_n i_h^d \forall i_j^d \neq i_h^d$
 - 10: **Sélectionner** $P_{old} = P$
 - 11: **Effectuer les opérations génétiques**
 - 12: **Sélection** $V_{sel} = \mathcal{S}(P)$, vecteur des sélectionnés i_n^d
 - 13: **Croisement** $P_{new} = \mathcal{C}(i_j^d, i_h^d) \forall i_j^d, i_h^d \in V_{sel}$
 - 14: **Mutation** $P_{new} = \mathcal{M}(i_j^d)$ pour $i_j^d \in P_{new}$ aléatoire
 - 15: $P = \{P_{new}, P_{old}\}$ Insérer dans la prochaine population
 - 16: $g = g + 1$
 - 17: **jusqu'à** $g = G_d$, Max génération
-

problèmes d'optimisation avec des complexités diverses [69], [103]; par exemple, dans [19], les auteurs ont utilisé l'algorithme NSGA-II pour minimiser l'inconfort, les coûts et le rapport pic/moyenne (Facteur de crête (FC)) du profil de puissance. Dans [67], les auteurs ont utilisé le NSGA-II pour optimiser les cycles de charge et de décharge des SSE afin de minimiser les coûts d'exploitation et les réductions de charge dans un micro réseau avec production d'énergie renouvelable. Ce sont des approches assez similaires à celle adoptée dans ce travail, mais mises en œuvre pour les unités SEST et les conditions correspondantes qu'ont ces dispositifs de stockage.

Le résumé du NSGA-II est présenté dans l'algorithme 5. Ici, nous avons utilisé la même notation et les mêmes variables que dans l'algorithme 1 pour souligner la similitude de la procédure principale malgré les applications très différentes. C'est, en fait, l'une des raisons qui nous amènent à une stratégie complète basée sur des Algorithmes Évolutifs, où les concepts derrière le processus d'optimisation et l'application des opérateurs génétiques sont les mêmes pour les deux problèmes exposés dans ce travail.

L'algorithme utilise le concept de dominance de Pareto indiqué précédemment, qui peut être expliqué comme suit [104].

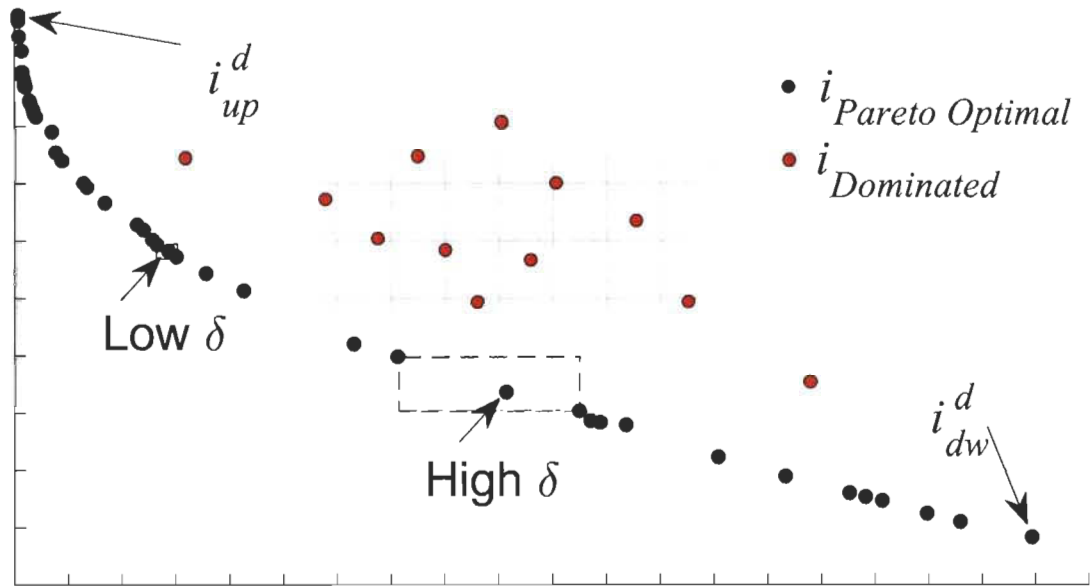


FIGURE 3-9 Exemple du front de compromis de Pareto

Compte tenu des vecteurs d'évaluations objectives

$$\mathbf{O}_j = \{\theta_1^j, \dots, \theta_o^j\}, \mathbf{O}_h = \{\theta_1^h, \dots, \theta_o^h\} \quad \forall i_j^d \neq i_h^d \in P \quad (3-22)$$

i_j^d est dit de dominer i_h^d si,

$$\forall l \in \{1, \dots, o\}, \quad \theta_l^j \leq \theta_l^h \wedge \exists l \in \{1, \dots, o\} : \theta_l^j < \theta_l^h \quad (3-23)$$

Cette vérification est résumée comme l'opérateur de dominance $i_j^d \prec i_h^d$ [105]. Une solution i_j^d est Pareto optimale si pour tout l'espace de solution possible \mathbb{S} , il n'y a pas une autre solution $i_s^d \in \mathbb{S}$ telle que $i_s^d \prec i_j^d$.

Ensuite, l'algorithme utilise une métrique de dispersion des solutions dans le front de Pareto (δ) comme mécanisme pour améliorer la répartition de la solution sur l'espace objectif réalisable, comme présenté dans la Fig. 3-9, si une solution se trouve dans une zone moins encombrée, sa valeur de δ sera plus élevée. Ensuite, cela est utilisé pour améliorer la recherche dans les zones avec moins d'individus où tous pourraient être optimaux de Pareto, alors il est défini comme l'opérateur de comparaison bondé (\prec_c) [105].

Tel que $i_j^d \prec_c i_h^d$ si :

$$\begin{aligned} \forall i_j^d \neq i_h^d \in P, \quad (i_j^d \prec i_h^d) \vee (i_j^d \not\prec i_h^d \wedge \delta(i_j^d) > \delta(i_h^d)) \\ \delta(i_{up}^d) = \infty, \delta(i_{dw}^d) = \infty \end{aligned} \quad (3-24)$$

Ensuite, en utilisant cet opérateur de comparaison encombrée, une liste classée des solutions i_n^d est faite pour appliquer la fonction de sélection par tournoi précédemment définie $\mathcal{S}(P)$ pour obtenir les meilleurs individus pour effectuer l'étape de reproduction. L'opérateur de croisement est la recombinaison à un point, expliquée dans [92], qui est une simple recombinaison des informations des parents sélectionnés.

Le mécanisme de mutation utilise un nombre normalement distribué η qui remplace la valeur des gènes sélectionnés chez l'individu choisi au hasard. Mais en faveur de la coopération, comme cela sera expliqué par la suite, la valeur de η sera définie en tenant compte du prix actuel du pas de temps pour la consommation d'énergie, sur la base d'un tarif TTU.

Le NSGA-II garde la trace de la dernière population, ainsi, à chaque génération, l'élitisme est assuré, car aucune perte de solutions possibles ne se produit d'une génération à l'autre. Cependant, cela entraîne un besoin de mémoire plus important pour l'algorithme, car il doit conserver une population d' $2N_d$ individus à chaque génération et chaque individu avec son propre vecteur \mathbf{O}_n d'évaluations des fonctions objectives.

Néanmoins, pour améliorer la diversité des solutions, après chaque optimisation exécutée à Δt_d , la population entière est effacée, seules trois solutions sont autorisées dans la prochaine itération de l'algorithme CPM. Ces solutions sont : la solution sélectionnée précédente i_{sel}^d , et les deux solutions au bord du front de Pareto (i_{up}^d et i_{dw}^d) comme présentées dans la Fig. 3-9.

Une fois les critères d'arrêt atteints à chaque itération, l'algorithme contiendra un ensemble de solutions possibles sur le front de Pareto, comme présenté dans la Fig. 3-9. Ensuite, pour sélectionner une solution appropriée i_{sel}^d , nous avons défini une fonction qui calcule les distances euclidiennes entre chaque solution dans l'espace des objectifs, et une solution de bord, par exemple, i_{up}^d comme indiqué dans l'équation (3-25). C'est ce qu'on appelle une méthode a posteriori [46], où les solutions optimales de Pareto sont d'abord calculées puis un processus de décision est exécuté.

$$i_{sel}^d = i_n^d \in P : \frac{|i_{up}^d - i_n^d|}{|i_{up}^d - i_{dw}^d|} \approx \alpha \quad \{\alpha \in \mathbb{R} : 0 < \alpha \leq 1\} \quad (3-25)$$

La valeur de α dans l'équation (3-25), est une variable défini par l'utilisateur, celle-ci contrôle le niveau de compromis souhaité entre les objectifs d'optimisation. Ce paramètre peut être modifié à tout moment en tenant compte du fait que l'ensemble de solutions est recalculé à chaque itération de l'optimisation. Ce paramètre contrôlera, par exemple, si l'agent maximise le confort ou minimise les coûts énergétiques dans la stratégie. Au fur et à mesure que l'optimisation est distribuée, une valeur différente du compromis pourrait être envoyée à chaque agent de l'architecture.

Une fois la solution i_{sel}^d sélectionnée et suivant l'approche de l'horizon de recul, seul le premier signal de contrôle est appliqué ($i_{sel}^d(1) = \omega_1^{sel}$) et l'algorithme entier est à nouveau exécuté après un temps Δt_d .

3.2.2 Contrôle distribué dans les pièces de la résidence

En sachant que cet algorithme pour le calcul des trajectoires de contrôle peut être implémenté de façon distribuée dans chaque pièce ou zone où un appareil de chauffage électrique est présent, il doit optimiser ses comportements, qu'il soit un PCE ou un SEST. C'est alors la raison pour laquelle nous devons définir des représentations du vecteur de commande dans chaque cas et établir les équations qui font partie de l'optimisation et qui seront les objectifs du NSGA-II, ceci est décrit comme suit.

3.2.2.1 Représentation de la trajectoire de l'agent PCE

Connaissant la dynamique des systèmes exprimée par l'équation (3-13), nous avons défini la représentation génétique des solutions comme un vecteur de valeurs réelles \tilde{W}_{in} , indiquant le niveau d'utilisation de la puissance disponible ρ_n . Nous pouvons le voir comme un vecteur de signaux de contrôle Modulation de largeur d'impulsions (MLI) pour chaque échantillon Δt_d . Il est décrit dans l'équation suivante.

$$\tilde{\Phi}_{in} = \rho_n \tilde{W}_{in}$$

Where

(3-26)

$$\tilde{W}_{in}^n = \{\omega_1^n, \dots, \omega_{K_d}^n\} : 0 \leq \omega^n \leq 1$$

Ensuite on détermine chaque solution individuelle $i_n^d = \tilde{W}_{in}^n \forall n = 1, 2, \dots, N_d$. Ainsi, la température prévue \tilde{T}_{in}^n est calculée en utilisant le flux de chaleur prévu de l'appareil de chauffage $\tilde{\Phi}_{in}^n$, et les vecteurs des variables prédites externes comme indiqué dans l'équation (3-27). Nous pouvons également affirmer que le flux de chaleur prévu $\tilde{\Phi}_{in}^n$ est le même que la consommation électrique prévue \tilde{P}_{bh}^n de l'appareil PCE, en supposant que l'efficacité peut être estimée à 100 %.

$$\tilde{T}_{in}^n(k+1) = A_d \tilde{T}_{in}^n(k) + B_d u(k)$$

Where

$$u(k) = [\tilde{\Phi}_{in}^n, \tilde{T}_{ex}, \tilde{T}_{avg}, \tilde{\Phi}_{db}]^T \quad (3-27)$$

$$\tilde{T}_{in}^n(0) = T_{in} \text{ current measure.}$$

Une fois que chaque \tilde{T}_{in}^n est calculé pour chaque individu de la population i_n^d , nous pouvons évaluer les objectifs \mathbf{O}_n . Nous avons défini deux objectifs \mathcal{O} pour le problème d'optimisation au sein de chaque agent, ceux-ci sont détaillés comme suit dans l'équation (3-28).

Comfort Objective :

$$\mathcal{O}_1(i_n^d) = \frac{1}{K_d} \sum_{k=1}^{K_d} \beta_k (\tilde{T}_{ref}(k) - \tilde{T}_{in}^n(k))^2 \quad (3-28)$$

Cost Objective :

$$\mathcal{O}_2(i_n^d) = \sum_{k=1}^{K_d} \Omega_{lou}(k) (\rho_n \cdot \tilde{W}_{in}^n(k)) = \Omega_{lou} \tilde{P}_{bh}^{nT}$$

Le vecteur $\beta \in \mathbb{R}$ est l'ensemble des préférences à chaque instant d'échantillonnage Δt_d . Cela signifie que pour différentes périodes de la journée, il est possible de mettre plus ou moins de pression sur l'objectif de confort. Le vecteur β pourrait également représenter d'autres variables, par exemple, il pourrait s'agir d'un vecteur binaire indiquant des périodes d'occupation prévues, de sorte que l'agent pourrait décider de ne pas suivre la température de référence lorsque la pièce est vide. Par ailleurs, ces valeurs du vecteur β pourront être

recalculées en temps réel à partir des mesures ou prévisions d'autres facteurs intervenant dans l'optimisation, par exemple, les niveaux de radiation solaire, les jours du calendrier, etc. Cependant, comme la SGDR actuelle ne possède pas de schéma de prévision de l'occupation, l'approche adoptée dans ce travail consiste simplement à définir des valeurs de préférence élevées pour les périodes où la température de consigne est également élevée, ce qui pourrait indiquer les périodes de présence des occupants dans la résidence, de plus, les préférences du confort sont articulées par le paramètre de l'utilisateur α comme mentionné auparavant.

Nous pouvons définir β comme suit, en supposant qu'une température de consigne programmée supérieure à 20°C indique la température souhaitée par les occupants à la maison :

$$\beta(k) = \begin{cases} 1 & \text{If } \tilde{T}_{ref}(k) > 20^\circ\text{C}, \\ 0.1 & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (3-29)$$

Comme exprimé dans l'équation (3-26), les valeurs des représentations génétiques sont contraintes comme $\{\omega \in \mathbb{R} : 0 \leq \omega \leq 1\}$. Ainsi, comme le schéma de mutation modifie les valeurs de ω dans l'espace de représentation, la même contrainte doit être appliquée [92].

Nous devons également tenir compte des contraintes imposées dans l'espace des coûts ou l'espace de solution, car selon la description du problème, il pourrait être possible de trouver des solutions irréalisables, qui, par exemple, ne suivent pas les lois de la physique, par exemple des sauts brusques de température ne sont pas possibles dans la dynamique thermique décrite dans ce travail. Cependant, comme les solutions dépendent de la valeur de ω et ρ_n , qui est la valeur réelle de la puissance de fonctionnement maximale de chaque appareil, les solutions irréalisables ne sont générées par aucune trajectoire possible.

Mais, nous trouverons des solutions qui ne sont pas préférables, comme des trajectoires qui dépassent les limites de ce qui a été établi comme étant la zone de températures confortables. Ensuite, les contraintes peuvent être exprimées comme suit dans l'équation (3-30) en suivant les indications trouvées dans [92], où il a été proposé qu'une pénalité soit affectée aux solutions irréalisables ou non utiles.

$$\begin{aligned} \mathcal{O}_1(i_n^d) = \mathcal{O}_2(i_n^d) = \infty \quad \forall i_n^d \in P, \\ \exists \tilde{T}_{in}^n(k) \forall k \in \{1, \dots, K_d\} : (\tilde{T}_{in}^n < T_{in}^{min}) \vee (\tilde{T}_{in}^n > T_{in}^{max}) \end{aligned} \quad (3-30)$$

On utilise dans l'équation les valeurs des températures maximales (T_{in}^{max}) et minimales (T_{in}^{min}) autorisées dans la pièce. La valeur de la pénalité a été indiquée comme ∞ uniquement à titre explicatif, dans la mise en œuvre, ces valeurs pourraient être définies comme des nombres réels suffisamment grands pour que la solution soit dominée par l'ensemble des individus $i_n^d \in P$.

De cette façon, nous satisfaisons aux exigences sans perdre la diversité de la population en retirant directement les individus de la population. Cela signifie que pendant plusieurs générations au début du processus d'optimisation, très peu de solutions sont réalisables en fonction des contraintes. Cependant, grâce à la capacité du NSGA-II, une fois le front de Pareto attendu trouvé, le nombre de solutions optimales augmenterait rapidement. De plus, si la fonction d'initialisation de la population est réalisée avec des solutions attendues ou anciennes, cela pourrait guider plus efficacement la progression de l'évolution.

3.2.2.2 Représentation de la trajectoire de l'agent SEST

Dans le cas du processus d'optimisation exécuté par l'agent de l'unité SEST, les objectifs sont égaux à ceux indiqués dans l'équation (3-28). Mais, la dynamique thermique du SEST doit également être prise en compte.

Par conséquent, pour contrôler les unités SEST, nous devons décrire la représentation génétique pour permettre les cycles de charge et de décharge du système de stockage. Pour ce faire, nous utiliserons la même approche définie dans l'équation (3-26) et la modifierons comme suit.

$$\tilde{W}_{in}^n = \{\omega_1^n, \dots, \omega_{K_d}^n\} : -1 \leq \omega^n \leq 1 \quad (3-31)$$

Nous pouvons voir que la seule différence dans (3-31) est que la valeur de ω peut aussi prendre des valeurs négatives. Ensuite, la contrainte du schéma de mutation est également contrainte à -1 et 1 , comme précédemment présenté dans l'équation (3-31). Ces valeurs négatives représentent des périodes de recharge, tandis que les valeurs positives décrivent les cycles de décharge, nous l'avons exprimé comme suit dans l'équation (3-32) :

$$\begin{aligned}
\tilde{\Phi}_{in}^n &= \begin{cases} \rho_n \tilde{W}_{in}^n & \forall \omega_k^n : 0 \leq \omega_k^n \leq 1 \\ 0 & \textit{Otherwise.} \end{cases} \\
\tilde{P}_{rc}^n &= \begin{cases} \rho_n |\tilde{W}_{in}^n| & \forall \omega_k^n : -1 \leq \omega_k^n < 0 \\ 0 & \textit{Otherwise.} \end{cases}
\end{aligned} \tag{3-32}$$

En utilisant cette représentation, nous pouvons calculer les cycles de charge et de décharge, mais aussi, nous pouvons calculer les signaux de commande MLI correspondants pour moduler efficacement la consommation et le flux de chaleur fourni.

Ensuite, en appliquant l'équation (3-27) avec les valeurs de $\tilde{\Phi}_{in}^n$ présentée dans (3-32), nous pouvons obtenir la prédiction interne de la température ambiante \tilde{T}_{in}^n . Aussi, en utilisant l'équation (3-19), nous définissons une nouvelle représentation de la dynamique thermique de la température interne du noyau du système SEST comme suit dans l'équation (3-33).

$$\tilde{T}_{cr}^n(k+1) = A_d \tilde{T}_{cr}^n(k) + B_d u(k)$$

Where

$$u(k) = \begin{cases} [\tilde{P}_{rc}^n, T_{in}]^T & \textit{If charging,} \\ T_{in} & \textit{If discharging.} \end{cases} \tag{3-33}$$

$$\tilde{T}_{cr}^n(0) = T_{cr} \textit{ current measure.}$$

Ensuite, nous avons à nouveau établi les fonctions d'objectif pour l'agent SEST comme suit dans l'équation (3-34), en utilisant la même définition pour les valeurs de β .

Comfort Objective :

$$\mathcal{O}_1(i_n^d) = \frac{1}{K_d} \sum_{k=1}^{K_d} \beta_k (\tilde{T}_{ref}(k) - \tilde{T}_{in}^n(k))^2 \quad (3-34)$$

Cost Objective :

$$\mathcal{O}_2(i_n^d) = \Omega_{lou} \tilde{P}_{rc}^n$$

Les contraintes présentées précédemment pour l'optimisation de l'agent PCE dans (3-30), s'appliquent également à l'agent SEST. Mais dans ce cas, nous devons également protéger l'unité SEST contre le dépassement de sa température maximale autorisée T_{cr}^{safe} .

$$\begin{aligned} \mathcal{O}_1(i_n^d) = \mathcal{O}_2(i_n^d) = \infty \quad \forall i_n^d \in P, \\ \exists \tilde{T}_{cr}^n(k) \forall k \in \{1, \dots, K_d\} : \tilde{T}_{cr}^n > T_{cr}^{safe} \end{aligned} \quad (3-35)$$

Il est également nécessaire de garantir que le SEST a suffisamment d'énergie stockée pour répondre à la demande de la pièce, sinon, ce sera une solution irréalizable. Pour vérifier cela, il est nécessaire de calculer le flux de chaleur maximum prévu $\tilde{\Phi}_{max}^n$, que le SEST pourrait fournir en fonction du différentiel de température avec la pièce, cela est décrit par l'équation (3-36).

$$\tilde{\Phi}_{max}^n = \frac{\tilde{T}_{cr}^n - \tilde{T}_{in}^n}{R_{dc}} \quad (3-36)$$

Ensuite, la contrainte pour la solution infaisable est définie dans l'équation (3-37).

$$\begin{aligned} \mathcal{O}_1(i_n^d) = \mathcal{O}_2(i_n^d) = \infty \quad \forall i_n^d \in P, \\ \exists \tilde{\Phi}_{in}^n(k) \forall k \in \{1, \dots, K_d\} : \tilde{\Phi}_{in}^n > \tilde{\Phi}_{max}^n \end{aligned} \quad (3-37)$$

Ces conditions supplémentaires rendent le processus d'optimisation plus complexe pour l'agent SEST, car de nombreuses solutions dans les premières générations seront considérées comme irréalizables. Cependant, comme indiqué précédemment, un bon processus d'initialisation pourrait potentiellement conduire à de meilleurs résultats.

3.2.2.3 Schéma coopératif de co-évolution

La comparaison faite dans [103] montre que la principale différence entre un Algorithme Évolutif Distribué (AED) et l'architecture SMA est que les sous-objectifs de l'AED sont égaux à l'objectif global du système. Cependant, une architecture SMA peut avoir des objectifs différents pour chaque agent et l'objectif global est le reflet des solutions combinées, comme c'est le cas de cette SGDR ici proposée. Par conséquent, comme expliqués précédemment, nous avons introduit un critère global pour promouvoir le comportement coopératif des agents. Ceci a été réalisé grâce à une adaptation du prix envoyé à l'agent.

Définissons tout d'abord l'exemple de vecteur \tilde{P}_{ag}^a pour l'agent $a = 1$ contenant le profil agrégé de tous les autres agents.

$$\tilde{P}_{ag}^1 = \sum_{a=1}^A \tilde{P}_{rc}^a(k) \quad (3-38)$$

$$\forall a \in \{1, \dots, A\} : a \neq 1$$

Maintenant, en utilisant ce profil de puissance agrégé de la consommation de tous les autres agents dans l'architecture SMA, nous pouvons calculer un vecteur de pénalité / incitation appelé Λ_{ag} comme dans l'équation (3-39).

$$\Lambda_{ag} = \lambda_d \frac{(\tilde{P}_{ag}^a - \overline{\tilde{P}_{ag}^a})}{\max(\tilde{P}_{ag}^a)} \quad (3-39)$$

Cela créera un vecteur avec des valeurs de prix positives et négatives, qui seront ajoutées au coût prédéfini basé sur le tarif TTU Ω_{tou} comme dans (3-40). Ce schéma de mutation favorisera des solutions répondant mieux aux exigences de la SGDR, en adaptant les solutions au comportement global des autres agents.

$$\tilde{\Omega}_{mod} = \Omega_{tou} + \Lambda_{ag} \quad (3-40)$$

Les valeurs de $\tilde{\Omega}_{mod}$ diffèrent d'un agent à l'autre, ce qui rend le processus d'optimisation distribuée unique pour chacun, améliorant le comportement coopératif souhaité parmi les

agents de l'architecture SGDR proposée.

3.2.2.4 Schéma de suppression de déplacement

Un autre problème important qui doit être résolu, dans le cas d'horizons de recul couplés dynamiquement, est la possibilité qu'un agent change soudainement son vecteur de contrôle prévu d'une itération à une autre, ce qui, en raison du nouveau critère global Λ_{ag} , pourrait créer un effet de l'instabilité des autres solutions [100].

Pour résoudre ce problème, une solution a été décrite dans [106], la méthode est appelée suppression de déplacement, qui détermine un coût pour pénaliser les écarts des trajectoires précédemment définies. Nous avons établi un vecteur de coût π_d qui applique la pénalité indiquée aux changements dans la nouvelle trajectoire $\tilde{\Phi}_{in}^{new}$ par rapport à l'ancienne $\tilde{\Phi}_{in}^{old}$.

$$\Pi = \sum_{k=1}^{K_d-1} \pi_d^k (\tilde{\Phi}_{in}^{old}(k+1) - \tilde{\Phi}_{in}^{new}(k)) \quad (3-41)$$

Comme le vecteur $\tilde{\Phi}_{in}^{old}$ était la trajectoire précédemment calculée, il a un décalage d'une heure d'échantillonnage unitaire k . Par conséquent, la valeur de $\tilde{\Phi}_{in}^{new}(K_d)$ correspondant à la dernière valeur du flux de chaleur prévu nouvellement calculé, il est libre de prendre n'importe quelle valeur, car elle ne fait pas partie de l'ancienne trajectoire. De plus, les valeurs du vecteur π_d pourraient être constantes ou une fonction décroissante dans le temps pour permettre des ajustements du futur lointain dans la fenêtre d'horizon en recul.

Par conséquent, la forme finale de la fonction objectif de minimisation des coûts combine le coût global adapté dans (3-40) et la pénalité déterminée par la méthode de suppression des mouvements de l'équation (3-41). Ceci est décrit ensuite dans les équations (3-42) et (3-43) comme la nouvelle fonction objective de minimisation des coûts dans chaque agent :

Final Cost Objective EBH agent :

$$\mathcal{O}_2(i_n^d) = \tilde{\Omega}_{mod} \tilde{P}_{bh}^n + \Pi \quad (3-42)$$

Final Cost Objective ETS agent :

$$\mathcal{O}_2(i_n^d) = \tilde{\Omega}_{mod} \tilde{P}_{rc}^{nT} + \Pi \quad (3-43)$$

Ces équations remplacent respectivement l'objectif de coût des fonctions (3-28) et (3-34).

Enfin, afin d'améliorer la coopération dans le système, le schéma de mutation interne des algorithmes est modifié pour prendre en compte la valeur du nouveau prix de $\tilde{\Omega}_{mod}$. Ceci a été réalisé en prenant les valeurs finales dans le vecteur $\tilde{\Omega}_{mod}$ et en appliquant une normalisation de mise à l'échelle des caractéristiques Min-Max.

$$\begin{aligned} \tilde{\Omega}_{norm} &= \frac{\tilde{\Omega}_{mod} - \min(\tilde{\Omega}_{mod})}{\max(\tilde{\Omega}_{mod}) - \min(\tilde{\Omega}_{mod})} \\ &: \{\tilde{\Omega}_{mod}^1, \dots, \tilde{\Omega}_{mod}^K\} \in [0, 1] \end{aligned} \quad (3-44)$$

Ensuite, en utilisant ces valeurs, il est possible de définir la moyenne de la distribution normale utilisée pour générer les gènes avec des mutations η^k dans l'algorithme NSGA-II comme suit dans les équations (3-45) et (3-46) à chaque point d'échantillonnage k du vecteur d'horizon de recul.

Pour l'optimisation de l'agent PCE :

$$\begin{aligned} \eta_{ebh}^k &\sim \mathcal{N}(1 - \tilde{\Omega}_{norm}(k), 1) \\ &: \eta_{ebh}^k \in [0, 1] \end{aligned} \quad (3-45)$$

Pour l'optimisation de l'agent SEST :

$$\begin{aligned} \eta_{ets}^k &\sim \mathcal{N}(2\tilde{\Omega}_{norm}(k) - 1, 1) \\ &: \eta_{ets}^k \in [-1, 1] \end{aligned} \quad (3-46)$$

Ces équations passées représentent comment le schéma de mutation proposé pour l'algorithme NSGA-II, améliore le réglage fin des solutions en mutant les individus par un processus stochastique guidé. De plus, cela augmente la possibilité d'une coopération réussie,

par exemple, pour le processus d'optimisation PCE, la probabilité que le nouveau gène η_{ebh}^k soit autour de zéro est élevée lorsqu'il existe un prix normalisé $\tilde{\Omega}_{norme}(k)$ proche de un, et chaque fois que ce prix est proche de zéro, la probabilité que η_{ebh}^k soit proche d'un augmente.

D'un autre côté, la définition précédente du vecteur de contrôle pour l'agent SEST dans l'équation (3-31), crée un effet contraire sur les valeurs requises pour le schéma de mutation, car les valeurs positives du vecteur de contrôle représentent les transferts de chaleur vers la salle, où il n'y a pas de consommation d'énergie électrique. Par conséquent, pour l'algorithme SEST, chaque fois que le prix $\tilde{\Omega}_{norme}(k)$ est bas, les valeurs de η_{ets}^k doivent être, de préférence, négatives pour permettre à la période de recharge d'utiliser des périodes de faible consommation à l'horizon. De plus, lorsque le prix est élevé, des valeurs positives permettront à l'agent de fournir l'énergie thermique requise à la pièce.

3.3 Résumé

Dans ce chapitre, la base du schéma de contrôle et découverte des paramètres dans une architecture distribuée a été proposée. Par conséquent, une architecture SMA distribuée est indiquée comme le schéma de contrôle qui convient le mieux à l'approche souhaitée pour les travaux de cette recherche. De plus, chaque agent intègre une stratégie de contrôle CPM basée sur les algorithmes d'optimisation AEMO pour optimiser à la fois le confort et les coûts énergétiques, de sorte que chaque agent devrait être capable de trouver des solutions Pareto presque optimales pour les conditions données. De plus, comme indiqué, les agents PCE et SEST se voient attribuer des objectifs d'optimisation différents, ce qui est l'avantage fondamental d'une architecture SMA, où chaque agent peut avoir des objectifs individuels différents ou même des algorithmes d'optimisation différents tout en faisant partie de la stratégie de contrôle complète.

Dans ce chapitre nous avons aussi développé la mise en œuvre d'un algorithme génétique appliqué à l'estimation des paramètres thermiques dans les bâtiments résidentiels. La méthode a été décrite étape par étape, garantissant qu'elle peut être facilement traduite en tout autre problème d'optimisation et fournira un point de départ pour d'autres travaux. Par ailleurs, les opérateurs génétiques peuvent être reproduits dans le cas de l'optimisation des trajectoires de contrôle, tenant compte que la différence entre le AG de base et le NSGA-II se pose

uniquement dans le procédé de sélection d'après les résultats des fonctions d'évaluation, et une fois que les individus sont choisis les mêmes opérateurs génétiques peuvent être implémentés. Cependant, quelques réglages ont été apportés dans les opérateurs génétiques des deux cas pour améliorer l'efficacité de l'algorithme vers des solutions souhaitées, c'est à dire, pour améliorer la capacité d'exploitation des algorithmes.

Comme présenté ici, le simple modèle 2R2C utilisé pourrait approximer le comportement de la température moyenne d'une résidence au complet, ceci sera testé dans le chapitre qui suit, ce qui pourrait être utile pour les stratégies où plusieurs maisons sont contrôlées, et des calculs rapides sont nécessaires, par exemple, lors de l'étude des stratégies de contrôle de la centrale combinée de chaleur et d'électricité ou dans les micro réseaux avec des ressources partagées de production et de stockage. Cependant, si un contrôle optimal à l'intérieur de la maison doit être mis en œuvre, des techniques de modélisation beaucoup plus précises doivent être étudiées.

Finalement, dans le chapitre, une deuxième stratégie de modélisation distribuée a été proposée pour trouver des modèles individuels de chaque zone ou pièce de la résidence. En utilisant le même algorithme AG sera proposé et implémenté sur la SGDR. Cette modélisation sera développée sous les mêmes principes ici exposés, cependant son objectif n'est pas l'émulation ou simulation de la résidence au complet, mais la simulation simplifiée des comportements pour l'optimisation des signaux de commande dans chaque agent du SMA. Ces modèles individuels sont des représentations simplifiées 2R1C qui nous permettent d'estimer les effets sur la température dans l'intervalle du contrôleur CPM causés par les possibles trajectoires calculées par le NSGA-II.

Les scénarios de test et les résultats de ces méthodes proposées pour la commande et la découverte de paramètres seront présentés dans le prochain chapitre.

Chapitre 4 - Validation des méthodes proposées

Dans le chapitre précédent nous avons montré comment en utilisant l'Algorithme Génétique nous pouvons faire face aux deux problématiques liées à la stratégie de gestion présentée dans ce travail de recherche, c'est-à-dire, la modélisation des pièces individuelles de la maison et le calcul des vecteurs de contrôle qui optimisent le comportement de la température du système de chauffage.

Dans le chapitre présent, différents scénarios de test et d'utilisation des méthodes proposées sont montrés pour démontrer les résultats obtenus avec les méthodes présentées auparavant. Donc, une première partie de la validation sera, la mise en oeuvre de l'AG pour la découverte des paramètres thermiques des modèles équivalents dans deux exemples, un bâtiment résidentiel réel et un autre émulé.

Par la suite, l'algorithme est de nouveau utilisé pour estimer les paramètres d'un modèle équivalent du Système électrique de stockage thermique, ceci est utilisé pour construire un environnement de simulation sur Simulink, qui nous permettra de faire des tests accélérés de la stratégie de gestion et du SGDR.

Après le développement de l'environnement de simulation et l'implémentation des différents modèles sur Matlab/Simulink/Simscape, les scénarios de test sont indiqués, pour effectuer les simulations du SGDR dans des conditions qui sont comparables à la réalité du cas du Québec et en général dans les endroits du climat nordique. Dans ces conditions de simulation, les tarifs de prix d'électricité sont aussi indiqués.

Finalement, les résultats de la stratégie de découverte des paramètres et de commande distribuée sont présentés, tenant compte des différentes configurations qui ont été définies et en comparant chaque scénario avec sa contre-part non optimisée pour nous permettre de visualiser les effets du SGDR sur les profils de consommation et la distribution de l'utilisation

des charges de chauffage.

4.1 Tests de l'Algorithme Génétique pour l'estimation des paramètres thermiques

Comme il a été indiqué avant, deux scénarios de test sont présentés pour démontrer le fonctionnement flexible de l'AG. D'abord, en utilisant un modèle simplifié 2R2C nous avons fait l'analyse du comportement thermique d'une résidence réelle située à la ville de Trois-Rivières, cela en utilisant l'algorithme décrit à la section 3.1.1. Également, le même modèle de représentation a été choisi pour décrire le comportement d'un modèle d'émulation développé à l'intérieur de notre groupe de travail [55].

Par la suite, nous avons changé la structure du vecteur génétique pour inclure plus de valeurs d'un modèle 4R2C et nous avons appliqué de nouveau l'algorithme pour faire l'estimation des paramètres thermiques d'un Système électrique de stockage thermique. Cette représentation mathématique nous a permis de créer un modèle de simulation sur Simulink, avec lequel les étapes suivantes de modélisation et commande centralisée ont été réalisées.

Pour pouvoir faire la capture des données réelles dans chaque cas de modélisation montrée dans cette section, nous avons utilisé un dispositif de sous-mesurage développé dans le groupe de travail [107], qui permet de capturer les signaux les plus importants, comme, la température interne de la résidence et la puissance utilisée dans chaque circuit électrique de la résidence. Quelques modifications ont été apportées à ce dispositif pour nous laisser construire un banc d'essai qui capturerait les informations des variables du SEST, c'est-à-dire les températures internes du système et la puissance soutirée par les éléments chauffants qui agissent sur les briques céramiques à l'intérieur du noyau du système de stockage.

4.1.1 Résultats de la modélisation d'une résidence

L'AG est régi par un ensemble relativement large de paramètres de configuration. Ceux-ci peuvent être ajustés pour améliorer une caractéristique déterminée de la méthode. Pour ces paramètres, les valeurs couramment utilisées dans la littérature ont été établies et présentées dans le tableau 4-1. De plus, dans ce tableau, les valeurs moyennes initiales de la racine μ_{gne} sont indiquées, par exemple, μ_{Rin} est la moyenne initiale et σ_{Rin} l'écart de la distribution normale utilisée pour créer la première génération de gènes représentant R_{in} .

TABLEAU 4-1 Valeurs des paramètres pour la première initialisation de la population

| Variable | N inds. | K taille | G gens. | τ sel. | ε mut. | $\mu_{Rin}(\sigma_{Rin})$ | $\mu_{Cin}(\sigma_{Cin})$ | $\mu_{Rex}(\sigma_{Rex})$ | $\mu_{Cwll}(\sigma_{Cwll})$ |
|-----------------|-----------|------------|-----------|-------------|--------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|-----------------------------|
| Valeur initiale | 60 | 10080 | 100 | 5 | 20% N | 1e1(10%) | 10e3(10%) | 1e1(10%) | 100e3(10%) |

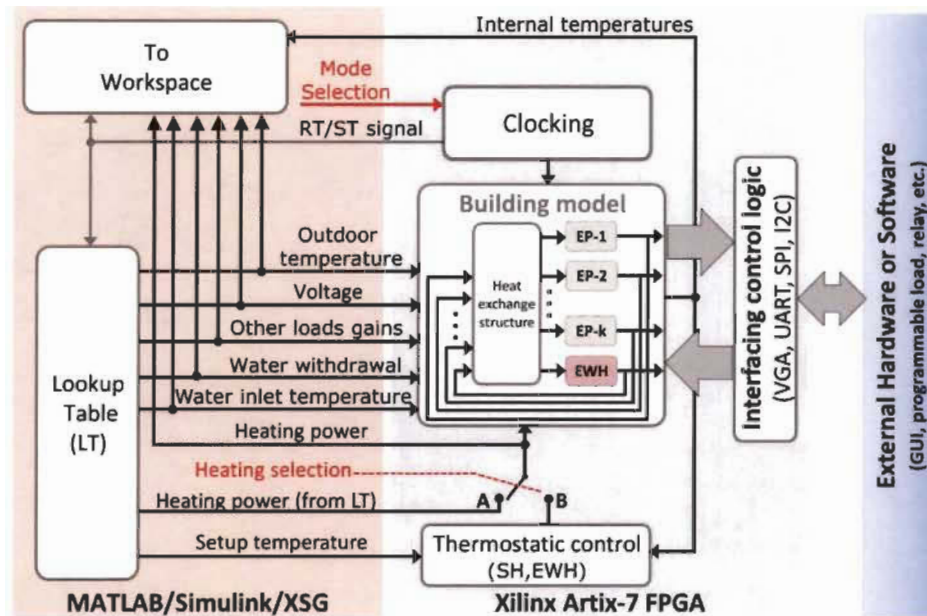
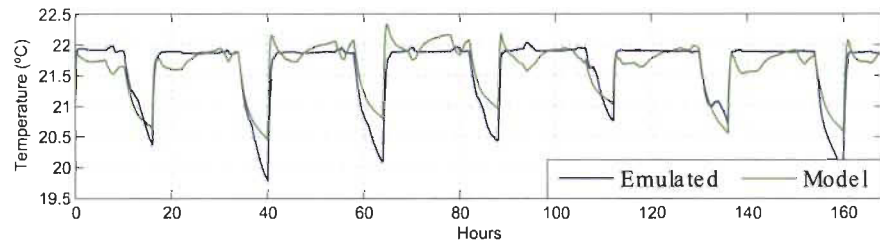


FIGURE 4-1 Schéma fonctionnel de la plate-forme d'émulation, extrait de [55].

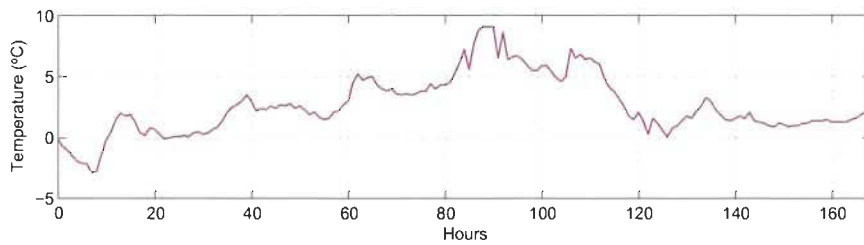
4.1.1.1 Système d'émulation avec matériel dans la boucle

Tout d'abord, nous avons utilisé la plate-forme d'émulation accélérée présentée dans [55], pour décrire les interactions thermiques de chaque zone dans le modèle résidentiel. Le schéma du principe de cette architecture est présenté sur la figure 4-1, où une représentation complète a été implémentée pour une résidence régulière à huit zones. La plate-forme ajoute l'effet des gains internes et externes, en utilisant des variables météorologiques, des profils d'occupation, la consommation d'énergie d'autres appareils et des températures de consigne avec un recul pendant la nuit.

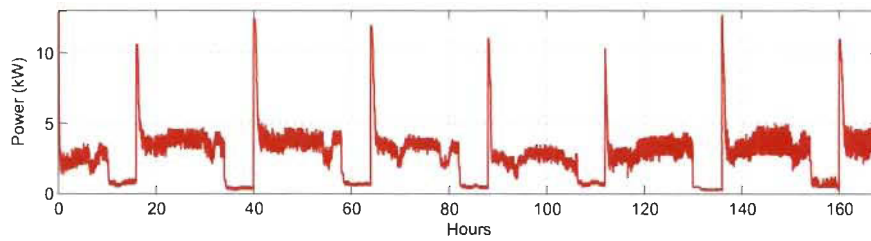
Les signaux résultants présentés dans la figure 4-2a décrivent le comportement de température moyenne du modèle émulé et du modèle estimé en utilisant les mêmes données qui ont été utilisées pour le processus d'optimisation. La figure 4-2b représente la température extérieure et la figure 4-2c est la consommation totale d'énergie de chauffage dans le bâtiment résidentiel émulé.



(a) Comportement de la température moyenne.

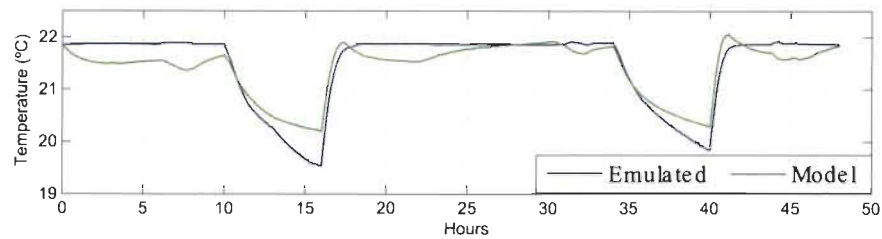


(b) Température extérieure pour une saison d'hiver typique.

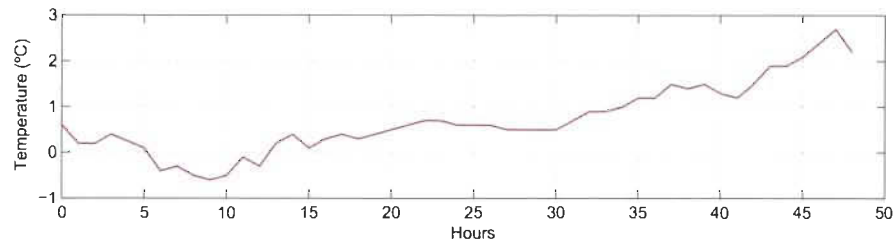


(c) Puissance de chauffage électrique totale pour la maison émulée.

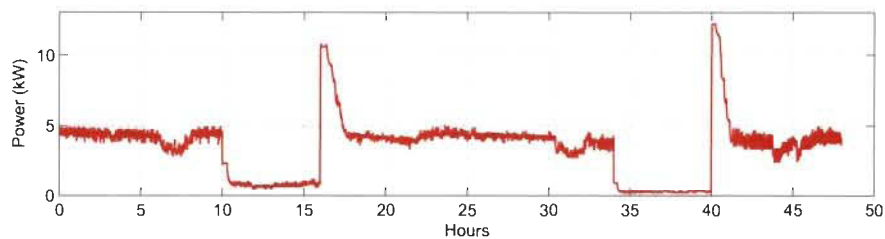
FIGURE 4-2 Comportement en température du système émulé et du modèle ajusté avec AG.



(a) Comportement de la température moyenne.



(b) Température extérieure pour une saison d'hiver typique.



(c) Puissance de chauffage électrique totale pour la maison émulée.

FIGURE 4-3 Comportement en température du système émulé et du modèle ajusté avec AG en utilisant 48 heures de données pour une autre semaine.

Par la suite, la Fig. 4-3a montre les résultats du modèle obtenu dans une petite fenêtre de temps de 48 heures échantillonnées à $\Delta t = 60s$, pour une semaine aléatoire des données extraites. Ces résultats corroborent qu'il a été possible d'approximer le comportement en température en utilisant ce modèle thermique d'ordre réduit avec les paramètres ajustés. Cependant, ce comportement moyen ne reflète pas l'inertie thermique appropriée trouvée dans la maison émulée, ce qui peut être une conséquence de la simplification effectuée et du fait que d'autres gains n'aient pas été pris en considération, car ils ne sont généralement pas mesurables ou elles sont difficiles à identifier.

4.1.1.2 *Résidence réelle dans la ville de Trois-Rivières*

En utilisant l'architecture de sous-mesure décrite dans [107], il a été possible d'enregistrer les variables requises pour un scénario de cas réel. Comme présenté sur la figure 4-4, le système de sous-mesurage utilise un FPGA pour traiter les signaux mesurés, profitant de l'implémentation rapide et parallèle de la description matérielle. Après, via le Raspberry Pi, les données sont reçues et stockées dans une base de données SQL pour une analyse plus approfondie. Le système dispose également d'un serveur Web intégré, qui permet aux propriétaires d'accéder à une vue en temps réel de leur consommation d'énergie.

Ce système a été installé pour capturer des données réelles d'une résidence dans la ville de Trois-Rivières dans la province de Québec, Canada. Les variables collectées étaient la température intérieure de la pièce, la puissance totale agrégée et la consommation d'énergie dans chacun des circuits mesurés. La période enregistrée comprend la saison d'hiver de l'année 2018. La figure 4-4 présente la vue du système de sous-mesurage installé à côté du panneau électrique principal de la maison.

Des signaux importés dans l'environnement MATLAB, comme la température ambiante mesurée et la puissance de chauffage totale sont présentées dans les figures 4-5a et 4-5c. Il est clair que les signaux réels mesurés sont affectés par beaucoup plus de perturbations que les résultats émulsés.

Comme présenté précédemment pour l'exemple avec la plate-forme d'émulation, l'AG est appliqué à une semaine de données en phase d'optimisation. Une fois la limite de 100 générations est atteinte, les paramètres ajustés sont à nouveau simulés et le tracé vert de la figure 4-5a est obtenu face aux entrées des figures 4-5b et 4-5c.

Ensuite, 48 heures de données mesurées ont été prises à partir d'une semaine aléatoire pour tester le modèle. Les résultats de la température interne du modèle équivalent sont présentés dans la figure 4-6a et les entrées de la température externe et de la puissance de chauffage totale sont montrées dans des figures 4-6b et 4-6c respectivement. Ici, le modèle ne suit pas les variations rapides de la mesure réelle, qui est également affectée par des changements soudains de température qui n'ont pas été rencontrés dans la maison émulée. Mais, l'AG était néanmoins capable d'estimer des valeurs proches du comportement.

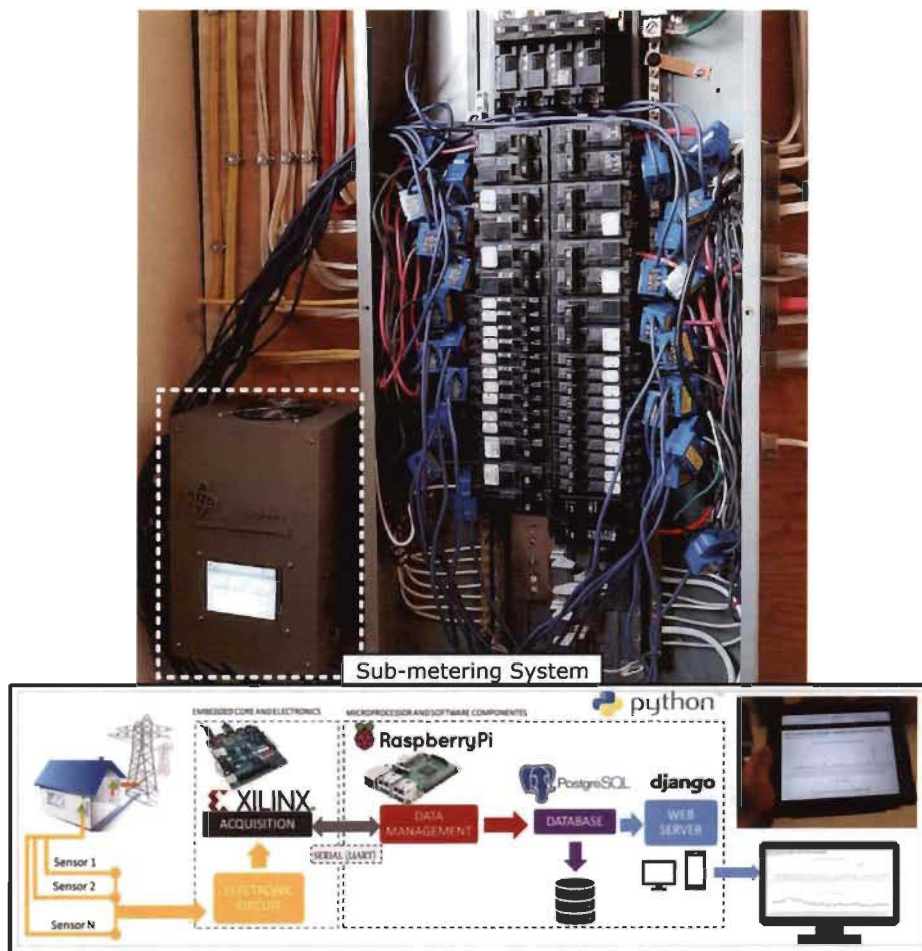
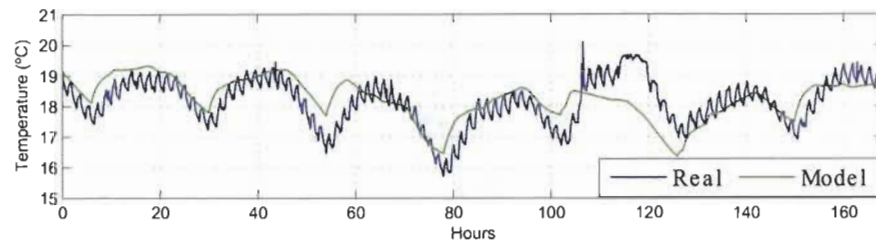
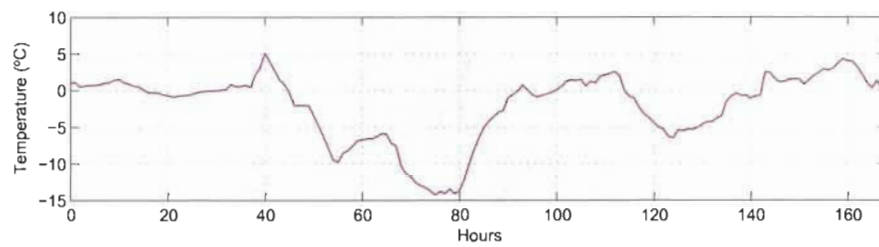


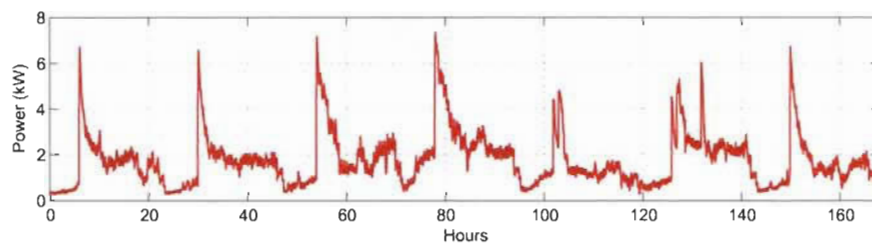
FIGURE 4-4 Vue d'installation du dispositif de sous-mesurage pour mesurer tous les circuits indépendants dans le panneau électrique de la résidence réelle étudiée [107].



(a) Comportement de la température moyenne.

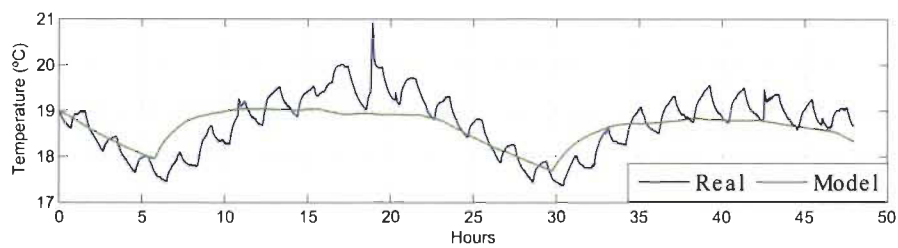


(b) Température extérieure pour une saison d'hiver typique.

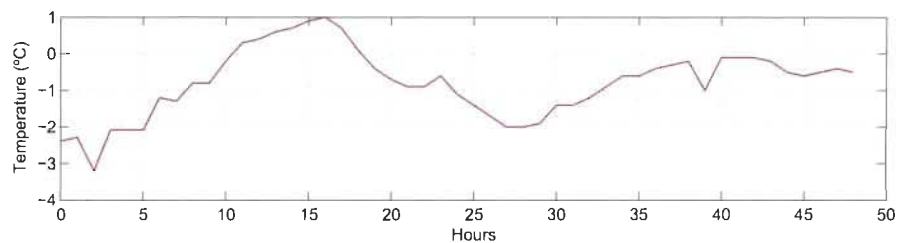


(c) Puissance de chauffage électrique totale pour la maison réelle.

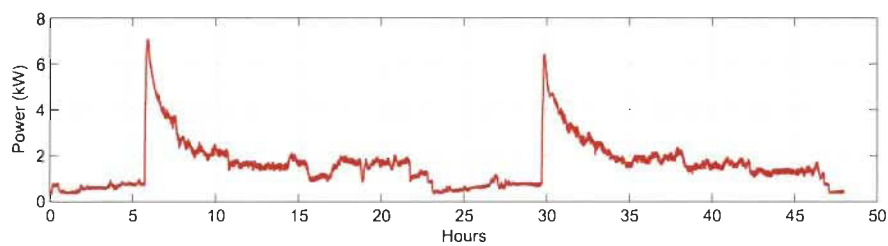
FIGURE 4-5 Comportement de la température dans la maison et le modèle ajusté avec AG.



(a) Comportement de la température moyenne.



(b) Température extérieure pour une saison d'hiver typique.



(c) Puissance de chauffage électrique totale pour la maison réelle.

FIGURE 4-6 Comportement de la température dans la maison et le modèle ajusté avec AG, en utilisant 48 heures de données pour une autre semaine.

Par la suite, le tableau 4-7 résume les résultats de 50 réalisations différentes de l'AG pour calculer les paramètres en utilisant les mêmes variables d'initialisation. Les valeurs présentées sont la moyenne et l'écart type du EQM et l'ensemble des paramètres recherchés. Les résultats de ce tableau indiquent que l'algorithme avait trouvé des valeurs avec un écart relativement faible et un EQM similaire. Cela indique que l'AG est capable d'un degré raisonnable de répétabilité malgré son processus stochastique. Cependant, pour R_{in} dans le test de données réelles, l'écart est plus élevé, ce qui pourrait être un signe de la difficulté que la méthode a pour représenter le comportement anormal de cette température.

TABLEAU 4-2 (μ) moyenne et écart type (σ) pour 50 réalisations de l'AG, pour les deux environnements testés.

| | | EQM | R_{in} | C_{in} | R_{ex} | C_{wll} |
|----------------------|----------|---------|----------|----------|----------|-----------|
| Maison émulée | μ | 0.055 | 0.415 | 1.28E4 | 6.240 | 9.06E4 |
| | σ | 0.002 | 0.028 | 2.62E2 | 0.059 | 6.85E3 |
| Maison réelle | μ | 0.429 | 2.724 | 2.36E4 | 8.691 | 3.31E-6 |
| | σ | 9.37E-5 | 2.988 | 281.15 | 2.988 | 2.27E-5 |

Les résultats des deux scénarios sont convaincants par rapport à ce que l'on attend d'un modèle à boîte grise, comme le réseau équivalent RC pour décrire l'échange de chaleur. Une extrapolation raisonnable du comportement moyen à court terme a été obtenue pour le modèle obtenu avec l'AG, en utilisant les mêmes variables d'initialisation, ce qui est nécessaire si l'algorithme doit être déployé dans d'autres maisons sans connaissances supplémentaires ou préalables.

Des simulations avec des ensembles de données plus étendus ont également été testées. Cependant, la déviation commence à s'accumuler, causée par l'effet des perturbations non mesurées. Ensuite, même si la courbe suit le même schéma, sa valeur est divergente.

Néanmoins, à partir des résultats obtenus, il est possible de voir que, malgré que l'algorithme n'est pas contraint pour l'espace de recherche, il est capable de modifier les valeurs racines imposées pour rechercher des solutions plus appropriées. Qu'il s'agisse ou non d'approximations précises des propriétés thermiques de la maison, cela est moins important, car l'objectif de ce travail est de pouvoir représenter le système sur la base des informations disponibles et non de trouver des caractéristiques thermiques réelles.

De plus, un facteur important est que la température mesurée par le système de sous-mesurage se trouve dans la pièce où le panneau électrique est installé et non dans la moyenne de toute la maison. En règle générale, cette pièce se trouve dans la zone du sous-sol et elle n'est généralement pas chauffée activement, ce qui signifie que les variations de température indiquées dans le signal sont plus probablement causées par un échange de température avec les autres zones voisines. Cependant, cet effet aurait pu être évité en mesurant la température des différentes pièces pour calculer une moyenne fiable de la maison.

4.1.2 Modélisation du SEST réel

Le SEST est l'une des charges qui doivent être implémentées dans le SGDR. Cependant, ce dispositif ne peut pas être mis en œuvre aussi simple que les plinthes chauffantes, car il est nécessaire de capturer les variations de température internes et les interactions thermiques réalistes avec la pièce. Par conséquent, un modèle d'émulation supplémentaire est nécessaire pour représenter le système de stockage thermique et pour nous permettre d'exécuter des simulations sur les différentes stratégies de contrôle qui peuvent être utilisées sur cet appareil.

Pour décrire un véritable système SEST, une configuration expérimentale a été construite pour valider les différents modes de fonctionnement et signaux de contrôle qui sont fournis au système utilisé. Dans ce travail, le système SEST mesuré était l'unité de chambre STEFFES 2102 [37], qui a une capacité totale estimée de 13,5 kWh et quatre éléments de chauffage interne qui sont contrôlés indépendamment par une unité de commande interne, ce qui donne au système une flexibilité dans la quantité d'énergie consommée, par exemple, le système peut utiliser un seul élément chauffant en utilisant environ 800 W ou l'ensemble des éléments, consommant 3,6 kW. Cet appareil nous permet de configurer manuellement la température de consigne de la pièce et l'État de charge (EdC), et le contrôleur gère les éléments chauffants pour maintenir une température interne moyenne pendant les périodes de recharge, permettant au système de fournir la chaleur totale stockée dans la pièce aux périodes de pointe indiquées.

Pour empêcher le système de se recharger dans lesdites périodes de pointe, le SEST a une entrée de signal binaire qui indique si le système est dans une période hors pointe, il est donc autorisé à se recharger jusqu'à l'EdC configuré, ou si la recharge du système est interdite.

Un système SEST similaire a été étudié dans [38], mais l'approche adoptée dans ce travail consistait à décrire par une description physique les différentes propriétés thermiques du système et les effets des gradients de température internes et de la vitesse du volume d'air à travers le système. L'approche adoptée dans le présent travail était d'utiliser des mesures réelles du système dans des conditions variées de configuration EdC, pour extraire une description mathématique pouvant être implémentée dans l'environnement Simulink pour émuler le système de stockage.

4.1.2.1 Banc d'essai

En utilisant le dispositif de sous-mesurage décrit dans [107], il a été possible de capturer des variables électriques telles que la tension aux bornes SEST, la consommation de courant par le système dans les cycles de recharge et de décharge, la consommation d'énergie et la fréquence ; cet appareil nous a également permis de mesurer la température de la pièce. Cependant, pour décrire le système SEST, il était nécessaire d'installer deux mesures de température supplémentaires pour obtenir les variations de température interne du noyau.

Par conséquent, comme présentés dans la Fig. 4-7, deux thermocouples à immersion de type K ont été introduits dans les emplacements indiqués, pour obtenir la dynamique thermique interne du système à la partie inférieure et supérieure du noyau. Ce faisant, nous pouvons ensuite faire la moyenne de ces températures pour créer une approximation plus fiable de la température moyenne interne du système SEST.

En utilisant cette configuration pour l'acquisition de données, un total de 1400 heures de données de fonctionnement ont été saisies pour le système SEST, dans plusieurs conditions pour l'état de charge souhaité, les cycles de décharge forcée, les cycles de recharge et les périodes de décharge naturelle, comme l'extrait présenté sur la figure 4-8, où seuls les cycles de recharge et de décharge naturelle ont été testés. À partir de cette figure, il est possible de voir la dynamique très lente du système, ce qui implique un bon niveau d'isolation du noyau et la possibilité de stocker la chaleur pendant plusieurs heures sans recharge et avec de pertes mineures. L'un des principaux avantages du stockage thermique est le fait que ces pertes sont directement introduites dans la pièce où il est installé, ce qui nous permet de considérer que l'efficacité du système est également proche de 100%, puisque presque toute l'énergie

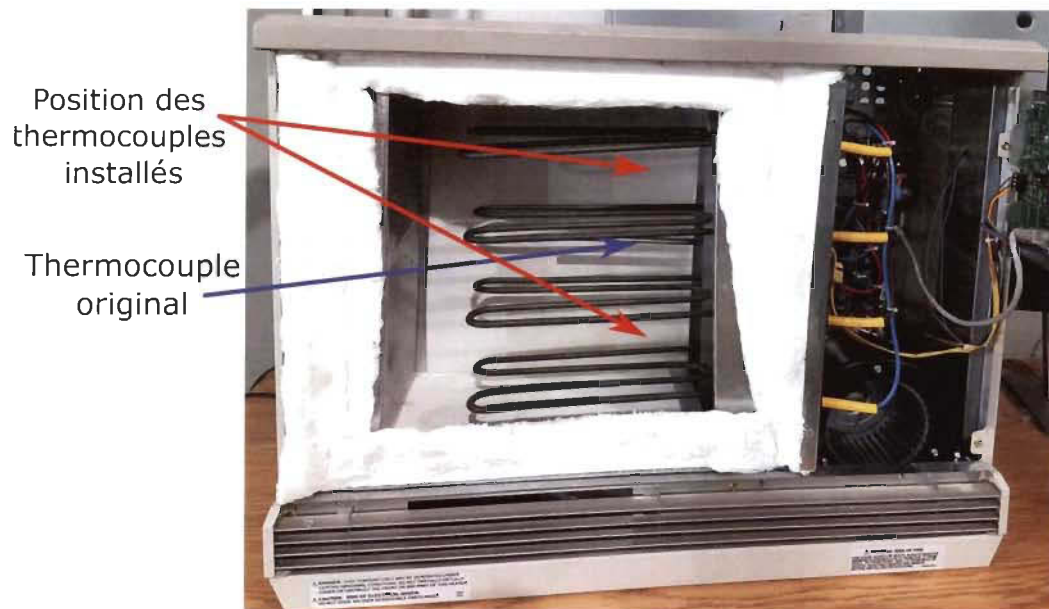


FIGURE 4-7 Système SEST STEFFES, série 2102. Description de l'emplacement interne des différents thermocouples

électrique utilisée par le système SEST est transférée à la température de la pièce, soit par les pertes naturelles, soit par le processus de décharge forcée.

4.1.2.2 Résultats du modèle du système d'accumulation

En utilisant la base de données des variables électriques et thermiques mesurées pour le système SEST, un réseau RC plus élaboré a été proposé et une description mathématique a été développée, pour décrire aussi précisément que possible les variations moyennes de la température dans le noyau. Compte tenu du fait que le système SEST lui-même peut également être considéré comme une masse thermique et une couche isolante, un système 4R2C a été utilisé pour représenter les variations attendues du système. Le réseau RC est présenté dans la Fig. 4-9.

Comme indiqué sur la figure 4-9, les valeurs des résistances sont dynamiques. Les valeurs des résistances équivalentes R_{dsc1} et R_{dsc1} , sont liées à l'activation du ventilateur qui force l'air à travers le système, déchargeant rapidement l'énergie stockée dans le noyau. De plus, la résistance interne R_{ins1} inclura l'effet de la température interne SEST sur ses propres caractéristiques thermiques.

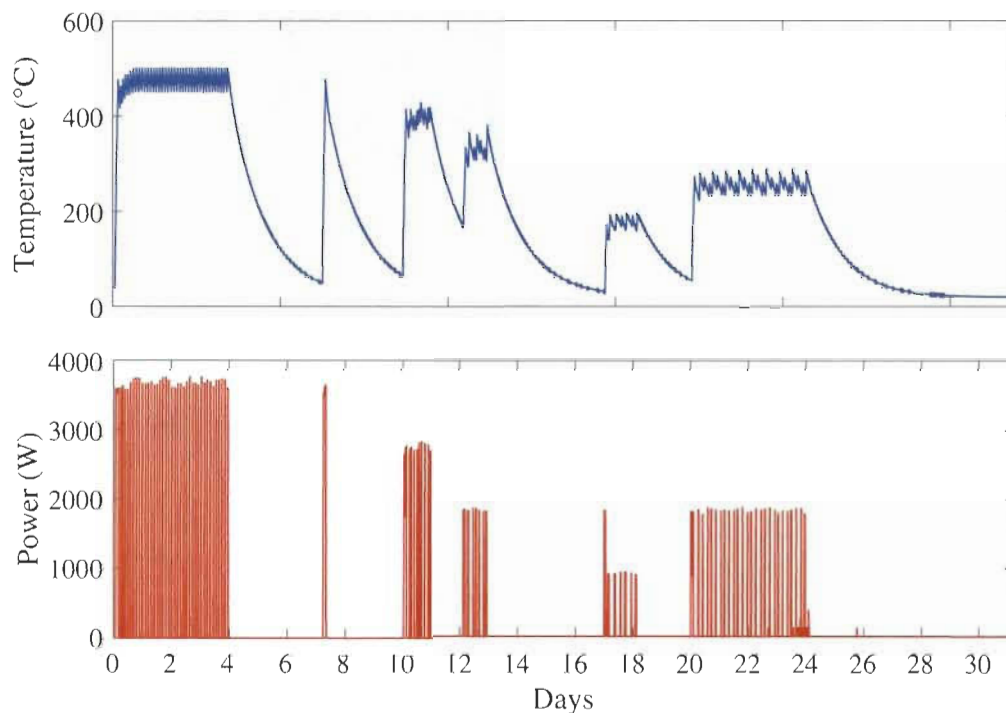


FIGURE 4-8 Extrait des données mesurées SEST, correspondant à 31 jours de cycles de recharge et de décharge naturelle. Température moyenne du noyau (en haut) et puissance électrique tirée par le système (en bas).

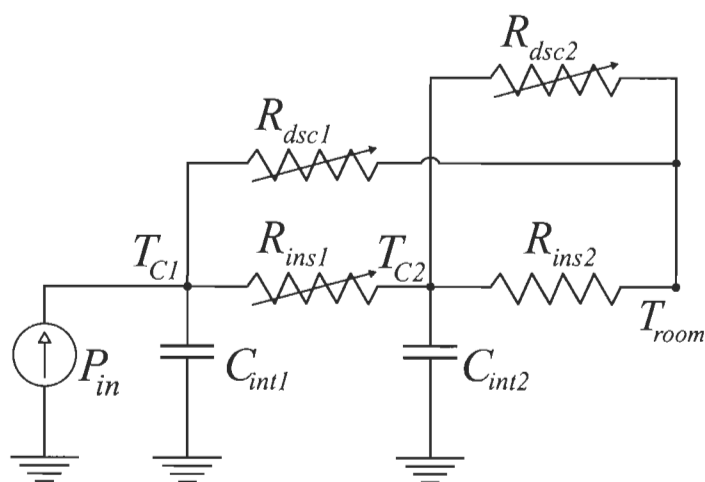


FIGURE 4-9 Réseau RC utilisé pour créer le modèle d'émulation de l'unité SEST, la valeur des paramètres a été ajustée à l'aide des données mesurées.

$$\begin{bmatrix} T_{C1}(t) \\ T_{C2}(t) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} T_{C1}(t-1) \\ T_{C2}(t-1) \end{bmatrix} + B \begin{bmatrix} P_{in}(t-1) \\ \Phi_{out1}(t-1) \\ \Phi_{out2}(t-1) \\ T_{room}(t-1) \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

Tel que,

$$T_{cr}(t) = \frac{T_{C1}(t) - T_{C2}(t)}{2} \quad (4-2)$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{-1}{R_{ins1}C_{int1}} & \frac{1}{R_{ins1}C_{int1}} \\ \frac{1}{R_{ins1}C_{int2}} & \frac{-1}{C_{int2}} \left(\frac{1}{R_{ins1}} + \frac{1}{R_{ins2}} \right) \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{int1}} & \frac{-1}{C_{int1}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-1}{C_{int2}} & \frac{1}{R_{ins2}C_{int2}} \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

$$\begin{aligned} \Phi_{out1}(t) &= \frac{T_{C1}(t) - T_{room}(t)}{R_{dsc1}} \\ \Phi_{out2}(t) &= \frac{T_{C2}(t) - T_{room}(t)}{R_{dsc2}} \end{aligned} \quad (4-5)$$

Le résumé des paramètres trouvés par le processus d'identification à l'aide de l'AG est présenté dans le tableau 4-3, où les valeurs des paramètres statiques sont données directement, et les équations empiriques pour les dynamiques sont énoncées. En raison de l'effet non linéaire de la température interne sur ses propres caractéristiques thermiques, plusieurs niveaux de EdC ont été utilisés pour estimer son effet et en utilisant l'outil d'ajustement de la boîte à outils d'identification de MATLAB, nous avons associé la variation de la température centrale moyenne aux variations dans la résistance interne R_{ins1} comme indiqué dans le tableau. L'équation utilisée est une exponentielle décroissante qui indique que la conductivité thermique augmente avec la température du matériau, un tel effet pourrait être le résultat des propriétés des matériaux céramiques métalliques composites comme indiqué dans [108]. Cette équation et les autres équations empiriques ont été intégrées dans l'AG pour trouver les valeurs

TABLEAU 4-3 Liste des paramètres thermiques pour le modèle d'émulation SEST de la figure 4-9.

| Paramètres thermiques | |
|-----------------------|--|
| C_{int1} | $3.3548 \times 10^4 J/K$ |
| C_{int2} | $8.0062 \times 10^4 J/K$ |
| R_{ins2} | $0.7267 K/W$ |
| R_{ins1} | $1.9257e^{(-13.159 \times 10^{-4} T_{cr}(t))} K/W$ |
| R_{dsc1} | $666.4896 \left(\frac{1}{P_{blw}(t)} \right)^3 K/W$ |
| R_{dsc2} | $490.9248 \left(\frac{1}{P_{blw}(t)} \right)^3 K/W$ |

des constantes.

D'un autre côté, les équations utilisées pour représenter les résistances équivalentes de décharge étaient associées à la puissance utilisée par le ventilateur P_{blw} , qui faisait partie des variables mesurées capturées par le dispositif de sous-mesure. L'approche adoptée dans [38] était de mesurer la vitesse de l'air à travers le noyau, mais une telle mesure n'était pas disponible dans le banc d'essai construit. Selon la P_{blw} mesure, dans les cycles de décharge normaux utilisés pour corriger les écarts de température, le système utilise environ 30W pour forcer l'air à travers le système.

Une comparaison du comportement obtenu par la représentation proposée et de la température interne mesurée T_{cr} est présentée dans la figure 4-10, où la période extraite est composée par recharge successive, décharge naturelle et décharge forcée cycles.

Le modèle résultant a été testé pour avoir une métrique d'erreur Racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM) de 8,3636 °C, ce qui est acceptable compte tenu du fait que la température interne du noyau T_{cr} peut atteindre des valeurs allant jusqu'à 650 °C. Le modèle mathématique et les paramètres calculés sont utilisés dans le système d'émulation pour représenter le SEST, cela est décrit dans la section qui suit.

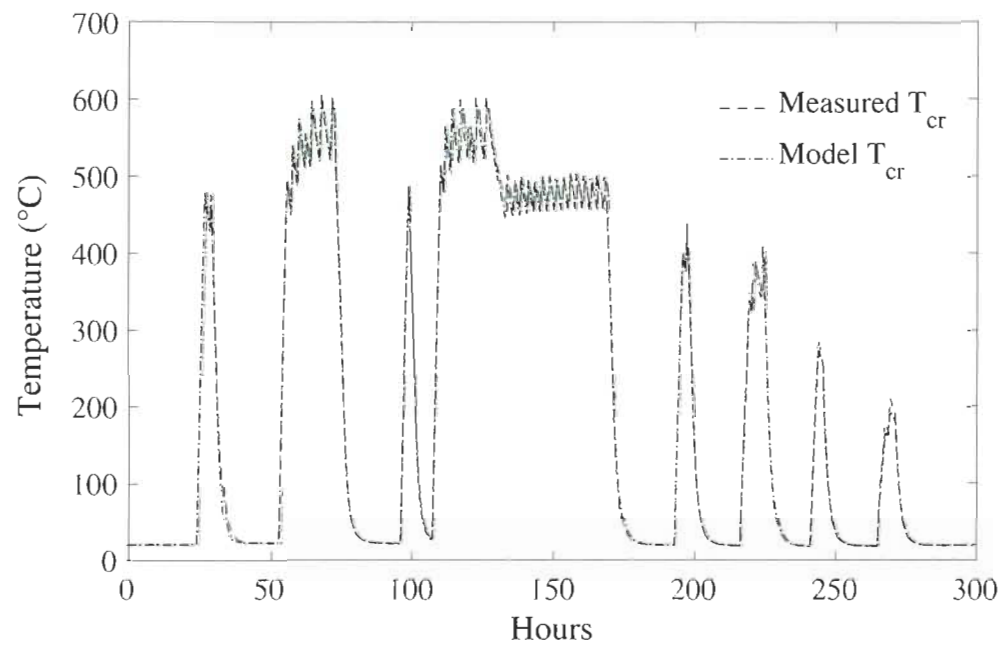


FIGURE 4-10 Extrait de la température mesurée et modélisée T_{cr} au noyau du SEST, pour les cycles de charge et de décharge forcée, en tenant compte des pertes naturelles.

4.2 Implémentation d'un système d'émulation sur MATLAB/Simulink

Étant donné que les scénarios utilisés auparavant pour tester la performance de l'AG ne nous permettaient pas de faire les simulations nécessaires avec différentes configurations et charges de chauffage pour tester la stratégie de gestion, nous avons décidé de développer une plate-forme d'émulation basée sur des modèles multicouches et en utilisant les outils de Simulink, pour nous donner aussi la possibilité d'ajouter le modèle du SEST que nous avons trouvé précédemment. Cette plate-forme nous permet aussi de représenter de plus près le comportement thermique d'un environnement résidentiel avec des caractéristiques typiques d'isolation et de matériaux que l'on retrouve dans les maisons au Canada. Ensuite, les modèles des différents appareils du SCL sont introduits dans la plate-forme pour créer différents scénarios et tester comment le système pourrait répondre aux différentes stratégies de contrôle.

Les simulations ultérieures vont être comparées en utilisant le coût final et l'énergie utilisée au cours de la période d'étude, ainsi qu'avec deux métriques décrites après, qui peuvent nous permettre de comparer les performances de la stratégie en termes de maintien du confort et de réduction réelle des pics.

4.2.1 *Modèle multicouche d'une résidence*

Tout d'abord, en utilisant la même approche adoptée dans [55], un modèle multicouche représentant les caractéristiques typiques de l'isolation et de la construction d'une maison dans la province de Québec a été élaboré. Un diagramme qui représente l'environnement émulé est présenté dans la Fig. 4-11, dans laquelle il est possible de voir que les murs extérieurs sont recouverts de briques en céramique, une couche de matériau isolant et une couche de gypse sont également trouvées. Pour les séparations entre les pièces, seules les couches de bois et de gypse sont indiquées, et enfin, chaque pièce a une fenêtre qui nous permet de représenter les pertes de chaleur causées par les constructions de fenêtres typiques. Ce diagramme de la Fig. 4-11 n'est pas une représentation précise des dimensions de chaque pièce du modèle d'émulation final ni des appareils PCE et SEST installés, car plusieurs scénarios seront pris en considération.

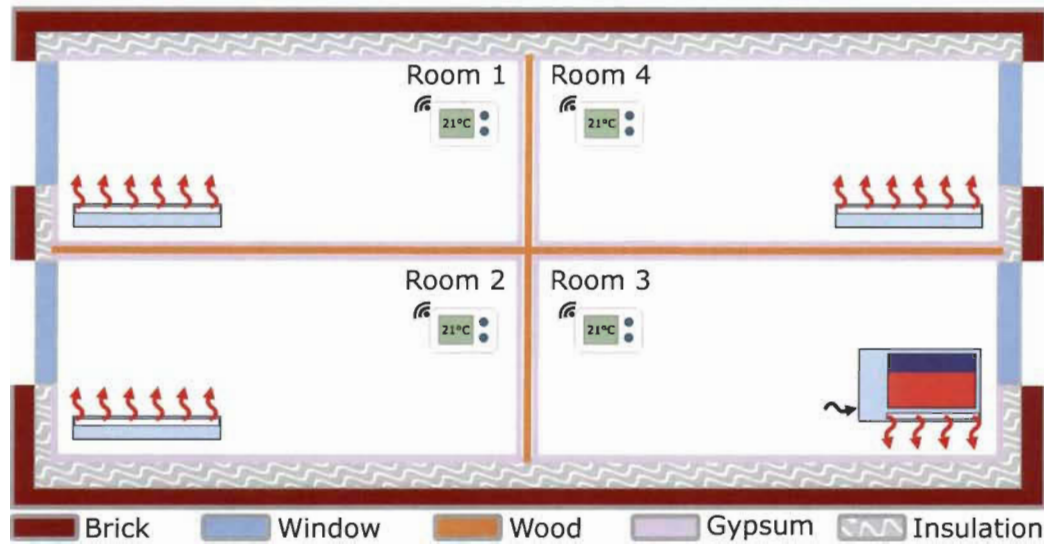


FIGURE 4-11 Schéma de la maison émulée et des différentes couches de séparation et d'isolation établies.

Les valeurs des dimensions des murs, des surfaces et des fenêtres sont présentées dans le tableau 4-4. De plus, les caractéristiques thermiques des matériaux du modèle de maison sont présentées dans 4-5. En utilisant les dimensions et les paramètres de ces tableaux, les résistances et masses thermiques qui composent le système d'émulation ont été calculées comme suit :

$$R = \frac{R_{VAL}}{A_s} \quad (4-6)$$

$$C = \rho_A \times A_s \times c_p$$

Où A_s est la surface, R_{VAL} est la valeur R extraite du tableau 4-5, ρ_A est la densité de surface moyenne et c_p la chaleur spécifique du matériau.

En utilisant les résultats pour les résistances thermiques et les masses, le modèle d'émulation a été implémenté dans MATLAB/Simulink comme présenté dans la Fig. 4-12, en utilisant la bibliothèque Simscape de représentations thermiques pour les masses, les sources et les résistances qui composent le modèle multicouche. Chaque couche est décrite comme un réseau 2RIC, dans la figure 4-12, il est possible de voir qu'il n'y a qu'une seule résistance entre chaque autre masse, car elle est partagée et contiendra la somme des résistances équivalentes

TABLEAU 4-4 Liste des dimensions utilisées dans le modèle.

| | Dimensions | | | |
|----------------|--------------|-------------|-------------|---------------------------|
| | Longueur (m) | Largeur (m) | Hauteur (m) | Fenêtre (m ²) |
| Pièce 1 | 3 | 4 | 2.44 | 1.8 × 1.3 |
| Pièce 2 | 3 | 4 | 2.44 | 1.8 × 1.3 |
| Pièce 3 | 5 | 4 | 2.44 | 1.6 × 2.8 |
| Pièce 4 | 5 | 4 | 2.44 | 1.4 × 2.0 |

TABLEAU 4-5 Liste des caractéristiques thermiques utilisées dans le modèle.

| Volume du matériau | Propriétés thermiques | | |
|-----------------------------|--|---------------------------------|----------------------------------|
| | Densité (kg/m ³) | Chaleur spécifique (J/(kgK)) | |
| l'Air | 1.225 | 1005.4 | |
| Bois | 650 | 1700 | |
| Matériau de la couche | Densité de la région (kg/m ²) | Chaleur spécifique (J/(kgK)) | Valeur R (m ² K/W) |
| Briques | 182.9 | 840 | 0.07 |
| Gypse | 244.12 | 837.2 | 0.10 |
| Bois | 10.4 | 1700 | 0.141 |
| Isolation des murs | 2.30 | 317.33 | 0.8653 |
| Isolation du plafond | 3.86 | 533.07 | 1.4535 |
| Fenêtre | - | - | 0.3436 |

pour chaque couche. Ensuite, les parois reliant la température extérieure sont composées par un réseau 4R3C représentant l'échange thermique de la température intérieure de la pièce avec la température extérieure à travers les différentes couches.

Par ailleurs, un autre réseau 4R3C a été assemblé pour représenter les variations dues à l'échange de chaleur à travers le toit. Il est possible de voir que la fenêtre est représentée comme une simple résistance thermique, c'est une hypothèse faite pour résumer les pertes de chaleur provoquées par les infiltrations provoquées par cet élément. Les constructions de fenêtres plus sophistiquées à triple ou quadruples vitrages, remplies d'un gaz à faible conductivité sont beaucoup plus complexes, et pour décrire leur comportement, il est nécessaire d'ajouter une masse thermique équivalente, cependant, cela ne fait pas partie de la portée de ces travaux.

De plus, la masse interne de la pièce est décomposée en deux, premièrement, la masse d'air correspondant à 95% sur le volume intérieur de la pièce et le bois correspondant aux 5% restants. De cette façon, nous pouvons ajouter l'effet du mobilier pour introduire ce type de dynamisme dans le modèle d'émulation. Enfin, au bas du diagramme présenté sur la figure 4-12, nous avons établi que la température interne est également affectée par la température des pièces environnantes. Pour ce faire, un simple réseau 2R1C est ajouté entre le nœud de masse interne et la température d'entrée des autres pièces. Dans l'exemple affiché, la salle 1 est voisine des salles 2 et 4, puis deux réseaux 2R1C ont été mis en œuvre.

Afin de perturber la température du modèle, un gain de chaleur est introduit dans chaque pièce, comme une simple perturbation produite par l'irradiation solaire dans une relation linéaire, cela est également présenté sur la Fig. 4-12, où la variable d'entrée du rayonnement solaire [109] est multipliée par une valeur constante et est introduite dans le nœud de masse interne comme source de chaleur idéale. Néanmoins, les gains causés par le rayonnement solaire dans une vraie maison sont un processus non linéaire complexe à calculer [110], où l'angle d'incidence, la pièce et les orientations des fenêtres sont impliqués. Il est également affecté par les conditions météorologiques et l'ombrage des nuages, ce qui ajoute un facteur de stochasticité au processus déjà non linéaire.

Le modèle émulé est également alimenté par de vrais signaux de mesure de la température extérieure provenant du serveur présenté dans [109], qui contient les informations de quelques stations météorologiques de la province de Québec. Les informations extraites de ce serveur

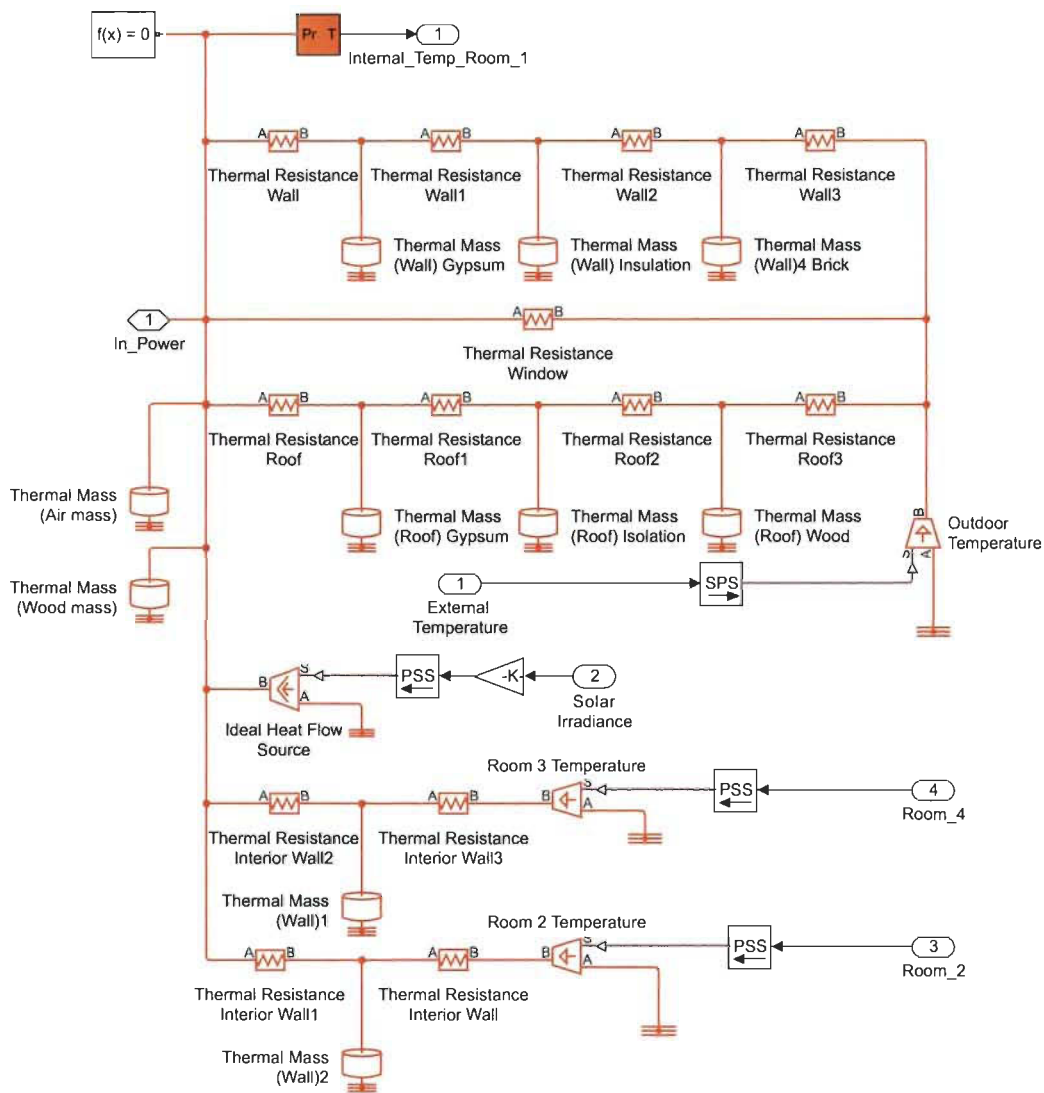


FIGURE 4-12 Modèle multicouche pour une pièce de la plate-forme d’émulation sous l’environnement Matlab/Simulink/Simscape, chaque pièce est connectée à la température des pièces voisines.

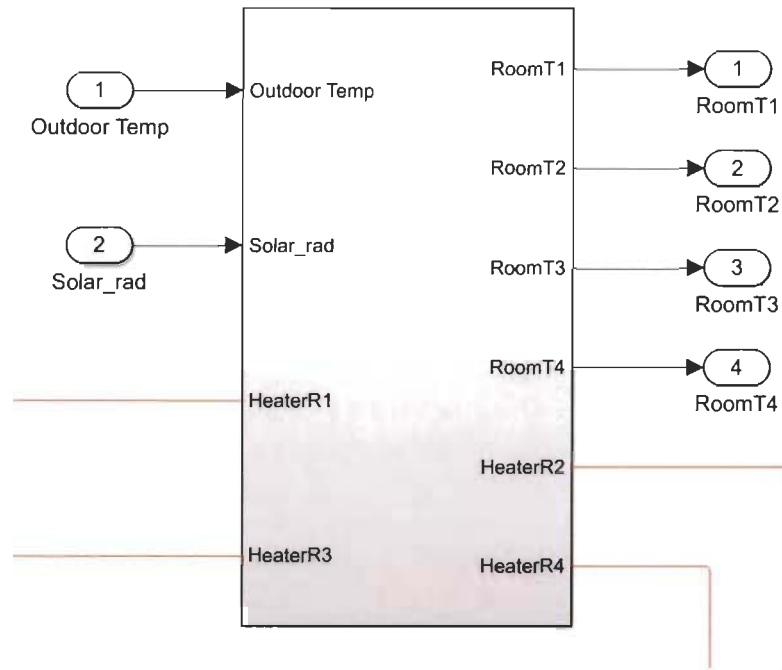


FIGURE 4-13 Schéma du système d'émulation multicouche pour une résidence.

incluent également l'humidité relative, le rayonnement solaire, la vitesse du vent et d'autres variables liées aux conditions météorologiques. Cependant, pour ce travail, seuls la température externe et le rayonnement solaire ont été introduits dans le système, car les effets des autres variables sont normalement plus difficiles à extraire et à inclure dans l'environnement de simulation développé.

Le modèle présenté dans la Fig. 4-12 représente uniquement l'isolation physique et la structure multicouche pour chaque pièce. En utilisant les mêmes outils de Simulink, nous avons connecté les quatre pièces du modèle d'émulation et le sous-système présenté dans la figure 4-13 qui contient toutes les pièces et ses interconnexions, ce qui nous permet d'envoyer des signaux d'entrée de chaleur et nous pouvons récupérer à la sortie les mesures de la température interne de chaque pièce, ce qui laisse contrôler de façon indépendante la température de chaque chambre.

Cette entrée de chaleur peut être modélisée avec un bloc de source de chaleur idéale, tel qu'il est montré dans la figure 4-14. Donc, il suffit d'envoyer un signal avec la valeur du flux de chaleur entrant dans chaque pièce et ils sont contrôlés soit par un simple contrôleur à hystérésis ou soit par un contrôleur de MLI. Dans les deux cas, le temps d'échantillonnage

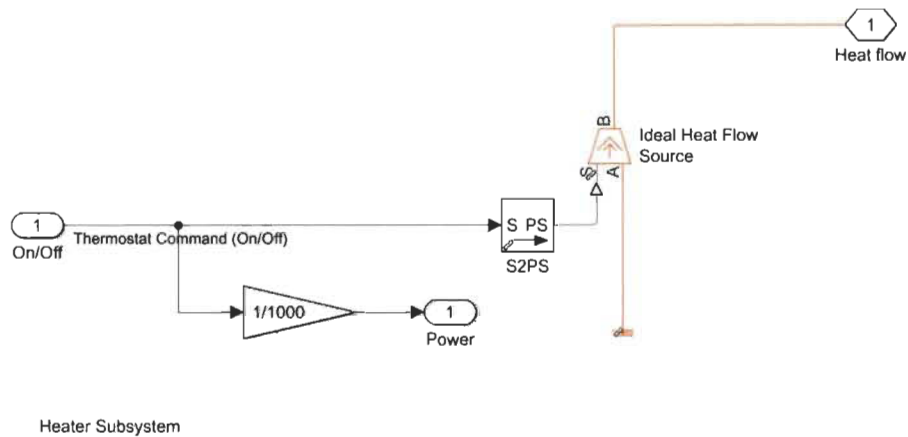


FIGURE 4-14 Bloc pour une source de chaleur idéale.

pour les contrôleurs est de 15s.

Les appareils de chauffage utilisés pour ces travaux sont les systèmes PCE et SEST. Dans le premier cas, on suppose que le radiateur est modélisé comme un simple gain prenant en compte la puissance nominale de l'appareil et que l'efficacité de la charge est de 100%. Cette charge PCE est contrôlée par l'un des contrôleurs indiqués, induisant des cycles ALLUMÉ-ÉTEINT qui maintiendront la température interne proche de la température de consigne configurée pour les scénarios de référence où il n'y a pas de processus d'optimisation. En revanche, dans les scénarios où l'architecture multiagent est implémentée, le contrôleur MLI est utilisé, car la sortie du processus d'optimisation est un signal de commande de la puissance d'entrée requise.

4.2.2 *Modèle plinthe chauffante*

Maintenant, pour pouvoir tester des scénarios de référence il est nécessaire d'établir des modèles d'émulation pour les charges PCE qui sont les systèmes de chauffage traditionnel. Donc, il est possible de modéliser ce système très simplement comme un bloc de commande et un gain qui représente la puissance de chauffage nominale du PCE installé dans une pièce donnée, tel qu'il était proposé dans [55].

4.2.3 *Modèle système d'accumulation thermique*

Finalement, le Système électrique de stockage thermique (SEST) doit être aussi implémenté sur Simulink, il faut tenir compte que ce dispositif a plus de fonctionnalités en comparaison

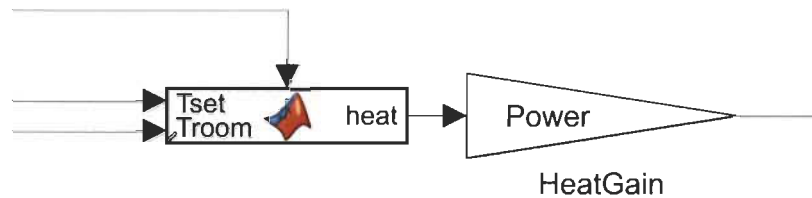


FIGURE 4-15 Blocs pour le modèle d'émulation du Système de plinthe électrique chauffante (PCE).

du PCE, puisqu'il est capable de consommer et stocker l'énergie de façon flexible, mais aussi grâce au fait que le système utilise un ventilateur pour forcer l'air à travers le noyau, il peut réchauffer une pièce très rapidement.

Pour pouvoir intégrer le SEST dans le modèle d'émulation développé sur Simulink nous pouvons nous servir des équations présentées avant et des paramètres calculés à partir du modèle mathématique proposé et les paramètres thermiques trouvés avec l'AG. Comme il a été déjà indiqué dans le chapitre deux, le SEST est un système très complexe qui ne peut pas être facilement modélisé en utilisant des équations simples, raison pour laquelle les auteurs ont tendance à utiliser plutôt des outils de calcul et simulations des fluides pour pouvoir simuler le dispositif [38]. Cependant, une simplification nous a permis de décrire le système de façon réaliste et avec une erreur acceptable, nous avons proposé que le modèle ait ces modes de recharge et décharge découplés, ceci est une hypothèse faite régulièrement pour diminuer les temps de calcul ou pour faciliter le problème d'optimisation [24], [34], [35]. Chaque mode d'opération a ses propres paramètres qui ont été ajustés en fonction des mesures faits dans le banc d'essai, ceci est aussi une des contributions faites dans cette recherche, puisque dans la plupart des cas, comme dans les références avant indiquées, les équations sont basées tout simplement à un processus de charge et décharge linéaire, ce qui n'est pas le cas dans le comportement réel du SEST, puisque différents facteurs modifient les variations de l'état de charge, comme nous avons présenté avant dans la description mathématique du système.

La description mathématique de l'équation (4-1) est implémentée dans Simulink, en utilisant une table de recherche pour obtenir les paramètres dynamiques précédemment calculés, et elle a été ajoutée au système d'émulation de la maison créée précédemment, ce sous-système est présenté dans la figure 4-16, où les entrées du bloc sont la température de la

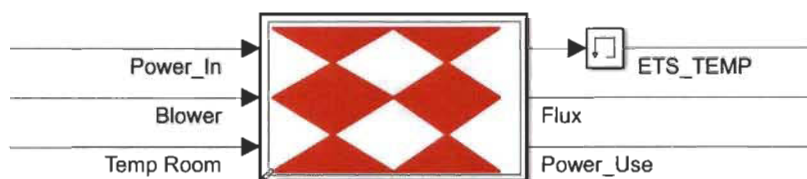


FIGURE 4-16 Sous-système pour le modèle d'émulation du Système électrique de stockage thermique (SEST).

pièce où il est intégré et les signaux de commande des éléments chauffants et du ventilateur. Les sorties du bloc sont la température interne du système et le flux de chaleur qui est injecté dans la pièce. Ce sous-système est conçu pour nous permettre d'implémenter et de tester les différents scénarios et stratégies de contrôle distribuées proposées dans ce travail.

Enfin, pour rapprocher le modèle d'émulation du système réel, le comportement et fonctionnement du contrôleur interne du SEST de STEFFES a également été étudié lors des mesures effectuées. À partir des résultats obtenus, certaines règles récurrentes ont été saisies. Tout d'abord, lorsque le signal binaire de pointe est activé, le système SEST est complètement découplé de l'énergie électrique et ne peut pas tirer aucune puissance, puis en utilisant ce signal, les cycles de charge et de décharge peuvent être contrôlés. Une autre caractéristique importante mise en évidence pour la commande du système SEST est que l'état de charge configuré indiqué par l'utilisateur est également utilisé comme moyen de limiter la puissance consommée pour le système. Par exemple, lorsqu'un EdC de 25 % ou moins a été configuré, le système n'a utilisé que deux résistances pour chauffer le système, et une seule à chaque fois pour maintenir la température interne, réduisant la puissance totale consommée à 25 % de la puissance nominale du système, de cette manière pour chaque 25% d'augmentation du EdC configuré, la puissance utilisée par le système a également augmenté de 25%. Ce comportement pourrait être utilisé pour ajouter de la flexibilité au SEST, permettant des cycles de recharge lents avec un impact moindre sur la puissance de crête du système de chauffage. Après, dans les simulations montrées dans les sections qui suivent, le SGDR utilise ces aspects de flexibilité des charges pour contrôler la puissance électrique consommée et la chaleur délivrée aux pièces de la résidence.

4.3 Scénarios de référence et résultats pour le SGDR proposé

Dans cette section, la stratégie de contrôle multiagent a été testée dans plusieurs conditions et différents scénarios. Cependant, la première étape pour ce faire est de développer les scénarios qui nous permettent d'effectuer facilement des essais sur la stratégie et de comparer le comportement dans des conditions similaires. De plus, étant donnée la variation lente des systèmes thermiques réels, il est assez difficile de tester plusieurs scénarios et stratégies différents, car de telles expériences pourraient potentiellement prendre des mois à compléter, et les variables et conditions externes peuvent altérer les performances d'une expérience donnée, ce qui rend les comparaisons irréalisables.

4.3.1 Scénarios de simulation

Trois scénarios de cas ont été définis pour comparer les résultats de la stratégie proposée :

- Cas 1 : Le système d'émulation utilise uniquement des appareils PCE pour chauffer la maison, ce scénario a une faible flexibilité, mais indiquera comment de simples stratégies de contrôle intelligent peuvent modifier le comportement et les performances d'une maison sans aucune capacité de stockage.
- Cas 2 : Ce scénario prend en considération la mise en œuvre d'une seule unité SEST dans l'une des plus grandes salles, dans ce cas dans la pièce 3. Le système SEST offrira une flexibilité supplémentaire au SCL, ce qui pourrait réduire le pic du profil de puissance.
- Cas 3 : Le dernier scénario du test prendra en considération deux SEST pour vérifier comment la flexibilité supplémentaire modifiera le profil de puissance consommé par le système de chauffage. De plus, comme la charge SEST consommerait normalement une puissance considérable, il est nécessaire que les deux SEST agissent de manière coordonnée pour réduire efficacement le pic de l'effet de rebond.

Pour ces scénarios, la puissance nominale utilisée dans chaque charge est décrite comme suit :

- Pièce 1 : La puissance pour la charge PCE est de 2,5 kW.
- Pièce 2 : La puissance pour la charge PCE est de 2,5 kW.

- Pièce 3 : La puissance pour la charge PCE est de 3,6 kW
- Pièce 4 : La puissance pour la charge PCE est de 3,0 kW.
- Lorsque le SEST est implémenté et remplace une charge PCE, il prend la puissance nominale indiquée pour le système SEST, qui est de 3,6 kW.

De plus, les scénarios décrits ci-dessus sont soumis au même tarif TTU pour les variations de prix de l'électricité. Il est basé sur le taux de TTU de la province de l'Ontario [111], qui est présenté dans l'équation (4-7). Cependant, pour ces simulations, on a supposé que les prix variaient de la même manière pour tous les jours du test.

$$\Omega_{tou} = \begin{cases} 13.4 \text{ c/kWh} & \text{de 7 :00 à 11 :00} \\ 9.4 \text{ c/kWh} & \text{de 11 :00 à 17 :00} \\ 13.4 \text{ c/kWh} & \text{de 17 :00 à 19 :00} \\ 6.5 \text{ c/kWh} & \text{de 19 :00 à 7 :00} \end{cases} \quad (4-7)$$

Premièrement, la mesure de l'Erreur absolue moyenne (EAM), entre la température de la pièce et le point de consigne indiquera l'écart par rapport aux préférences souhaitées des occupants. La métrique est présentée comme suit dans (4-8) :

$$EAM = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |T_{in}(k) - T_{ref}(k)| \quad (4-8)$$

Par ailleurs, pour comparer les pics créés par le SCL dans les différents scénarios, le rapport pic-moyenne ou Facteur de crête [19], et les profils de puissance ont été analysés pour extraire les résultats les plus pertinents pour la mise en œuvre de la stratégie et pour afficher les résultats possibles du processus d'optimisation. Le FC est défini comme décrit ensuite dans l'équation (4-9).

$$FC = \frac{P_{agg}^{max}}{P_{agg}^{mean}} \quad (4-9)$$

Soit P_{agg}^{max} la consommation électrique maximale et P_{agg}^{mean} étant la consommation moyenne, pour toute la période de simulation.

4.3.2 Résultats de la phase de découverte

Comme expliqué précédemment, chaque fois que les paramètres d'une seule pièce doivent être extraits, il est crucial de créer un profil d'excitation individuel, qui permet à la méthode d'identification de corrélérer la température avec la consommation électrique interne et non avec les changements de température des autres pièces de la maison. En raison de la simplicité du modèle proposé, cet effet peut être présent et conduire à une représentation du modèle qui ne suit pas les signaux de commande, ce qui pourrait produire des températures d'inconfort ou des prévisions de consommation d'énergie erronées. Par conséquent, la façon dont il a été mis en œuvre dans ce travail était d'établir une température confortable commune pour tous les agents de l'architecture en forçant les changements de température individuellement. Cependant, il n'est pas possible de placer ces points de variation trop loin des limites de confort minimum, qui doivent être respectées tout au long du processus de découverte.

Afin d'établir des limites pour le profil d'excitation et pour l'algorithme d'optimisation dans la phase de contrôle distribué et en utilisant les recommandations de la norme ASHRAE 55 (1992), une température de confort optimale pour l'hiver pourrait être supposée être d'environ 22 °C, pour une humidité relative de 50 % et des vêtements appropriés plus isolés, courants pendant les saisons froides, comme indiqué dans [112]. Cependant, comme présenté dans [113], un tel confort thermique peut changer en fonction de l'évolution des modèles utilisés pour le calculer, car d'autres versions de la norme ASHRAE 55 indiquent qu'une température optimale hivernale pourrait être trouvée autour de 24,5 °C. Cependant, ce travail sera basé sur les informations de la version 2017 de la norme ASHRAE 55, où un modèle simple est décrit pour décrire un pourcentage d'acceptabilité de 80 % de la température interne par rapport à la température moyenne mensuelle externe, dans des bâtiments à ventilation naturelle [114]. C'est-à-dire que les limites trouvées pour les températures moyennes mensuelles les plus basses peuvent être établies à près de 18 °C comme température minimale et près de 24 °C à la température maximale.

Température de réglage pour la modélisation : Les profils d'excitation peuvent être définis tenant compte des limites de confort indiquées précédemment, de manière à différencier le comportement interne de la température de chaque pièce et les facteurs externes. Le profil

de température d'excitation utilisé pour ce travail est présenté comme suit :

$$\tilde{T}_{ref} = \begin{cases} 22^{\circ}\text{C} & \text{Température de consigne commune} \\ 25^{\circ}\text{C} & \text{Température de consigne maximale} \\ 18^{\circ}\text{C} & \text{Température de consigne minimale} \end{cases} \quad (4-10)$$

Le profil utilise une température de confort minimale de 18°C comme indiqué par les limites de confort vues précédemment. Cependant, la température maximale du point de consigne pour le profil d'excitation a été établie à 25°C , en raison de la dynamique plus rapide de l'augmentation de la température, qui est encore proche des limites de confort indiquées. De toute façon, ces températures d'excitation se répètent seulement une fois par pièce, six heures à 25°C , suivi de six heures à 18°C et de nouveau 25°C pour six heures, après ceci la température est gardé à 22°C , ce qui est une température plus confortable. En utilisant les données extraites de ces 18 heures d'excitation nous espérons pouvoir capturer la dynamique thermique de chaque pièce.

Le profil est ensuite envoyé chaque jour à un agent différent, à partir de minuit, en tenant compte du fait que de nombreuses dynamiques du comportement thermique sont lentes. Cependant, on a supposé qu'en une journée entière, ces dynamiques internes pouvaient être mises en évidence. Comme il est présenté dans la Fig. 4-18, chaque agent reçoit un jour différent de manière aléatoire. Cette stratégie pourrait être utilisée lorsque l'ensemble du système de gestion est établi en même temps. Mais, si les agents sont installés dans des cas différents, il serait nécessaire de permettre à l'agent central de passer outre les signaux de contrôle interne des autres agents pendant la phase de contrôle distribué, afin de permettre aux anciens agents de maintenir la température de consigne commune et le nouvel agent à être excité en utilisant le profil. Le profil de température extérieure utilisé à cette étape est présenté à la figure 4-17, correspondant à un profil typique des premiers jours de janvier dans la ville de Trois-Rivières, Québec. Ces informations ont été extraites de [109] comme indiqué précédemment.

Il est possible de voir dans les figures 4-18, 4-17 et 4-19 que le profil d'excitation démarre après 24 heures, c'est pour laisser le modèle d'émulation arriver à un état stationnaire, car

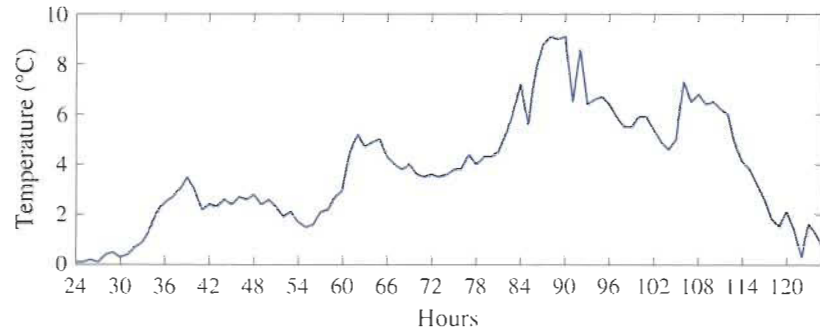


FIGURE 4-17 La température externe utilisée dans la période de l'étape de découverte.

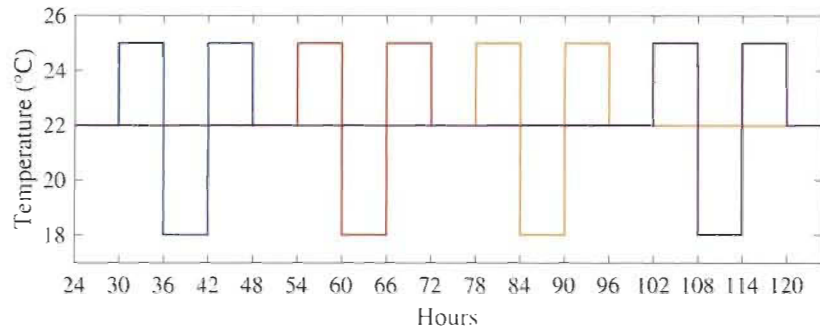


FIGURE 4-18 Point de consigne individuel appliqué au modèle émulé.

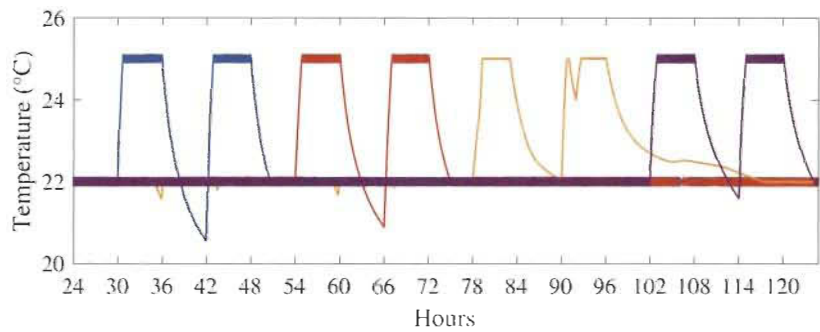


FIGURE 4-19 Modèle émulé résultat de la température ambiante interne du profil d'excitation appliqué.

les conditions initiales du système étaient supposées toutes égales à 22 °C. De plus, il était nécessaire d'établir des conditions initiales aux états du système d'émulation du SEST, égales à la même température ambiante de 22 °C, ainsi, ces 24 premières heures ont été utilisées pour donner également au SEST un cycle complet de charge et décharge vers un EdC final aux alentours de 25 % au bout de ces 24 heures, cela nous a permis de retrouver également les paramètres thermiques du SEST dans le modèle de simulation, et de démarrer le processus d'optimisation du contrôle distribué avec un état de charge relativement bas, ceci parce qu'il a été vérifié que maintenir un état de charge élevé peut augmenter la température de la pièce au-delà de la température de consigne à cause des pertes naturelles du SEST.

Les résultats de température interne correspondants sont présentés sur la figure 4-19, où la dynamique résultante de chaque pièce est résumée. À partir de ces résultats, il est possible de voir que les variations de température sont affectées par la température extérieure, par exemple, pour la période entre l'heure 84 et 90, la température extérieure est plus élevée, ce qui permet à la température ambiante de diminuer plus lentement. Cette simulation correspond au deuxième scénario du test indiqué précédemment, car il a été choisi pour être le scénario le plus probable dans les maisons réelles avec un SEST, où la plus grande pièce est celle qui sera chauffée à l'aide du système de stockage, en raison des investissements considérables nécessaires pour acheter et installer de tels appareils [34]. De plus, ce scénario nous a permis de voir l'effet de l'incertitude supplémentaire créée par la nécessité d'estimer le flux de chaleur délivré, à partir du modèle du SEST, pour pouvoir estimer les paramètres de la pièce où il est installé.

Une fois que le profil a été envoyé à chaque pièce, l'algorithme d'estimation du modèle est déclenché à l'agent central, pour obtenir les paramètres des agents impliqués. L'agent central utilise les informations partagées sur la dynamique de la température et la puissance d'entrée mesurée pour chaque appareil du système de chauffage. La seule exigence supplémentaire pour l'agent SEST est que les paramètres du SEST soient calculés en premier, et en utilisant le modèle simplifié pour la dynamique du SEST, le flux de chaleur délivré dans la pièce est estimé en utilisant (3-21).

Les premiers résultats obtenus dans le processus d'estimation ont été utilisés comme paramètres thermiques des modèles nécessaires au processus d'optimisation distribuée dans tous les scénarios décrits précédemment. Ces valeurs sont indiquées dans le tableau 4-6. Étant

TABLEAU 4-6 Paramètres thermiques estimés pour le scénario 2, avec un SEST dans la pièce 3.

| | EAM °C | R_{wt}/R_{cr} (K/kW) | C_{in} (MW.s/K) | R_{ex} (K/kW) |
|----------------|-------------|---------------------------|----------------------|--------------------|
| Pièce 1 | 0.1240 | 5.015 | 1.8596 | 54.251 |
| Pièce 2 | 0.1218 | 4.667 | 1.8878 | 65.292 |
| Pièce 3 | 0.1852 | 5.137 | 3.2166 | 30.234 |
| Pièce 4 | 0.1478 | 3.148 | 3.1895 | 87.194 |
| SEST | 10.917 | 134.936 | 67.9741 | 1.1834 |

donné que les SEST ajoutent de l'incertitude aux paramètres estimés de la pièce, ce tableau nous a permis de vérifier l'effet dudit problème dans l'estimation des paramètres de la pièce avec le SEST. En outre, on utilise la métrique d'erreur absolue moyenne comme référence pour vérifier l'écart de la température interne estimée et la mesure réelle de chaque modèle pour la fenêtre de 24 heures du profil d'excitation.

Enfin, les résultats de plusieurs réalisations sont présentés dans le tableau 4-7 pour le deuxième scénario choisi précédemment. Cela montre la convergence de l'algorithme autour de résultats similaires, malgré le processus stochastique utilisé par l'AG, ce qui pourrait indiquer qu'une analyse des possibles valeurs standard de construction et de dimensions des pièces pourrait être établie préalablement pour accélérer les calculs de l'AG ou pour permettre le système de gestion d'assumer un modèle initial et le raffiner en utilisant les données obtenues du fonctionnement de la stratégie de contrôle, mais cette possibilité reste susceptible aux corrélations des variables de températures avant mentionnées.

Comme indiqué par les valeurs du tableau 4-7, des résultats très similaires sont obtenus à chaque fois, pour les pièces où une mesure directe de la puissance de chauffage entrant dans les systèmes est disponible. Cependant, pour la troisième pièce, l'écart est plus important, car le processus nécessite, d'abord, d'estimer le modèle du SEST, cela implique que les différences dans les résultats du modèle du SEST se reflètent dans la répétabilité des valeurs du modèle de la pièce, néanmoins, ces résultats donnent toujours des résultats de l'EAM similaires à ceux des autres pièces.

TABLEAU 4-7 Moyenne (μ) et écart type (σ) pour 50 réalisations de l'AG.

| | | EAM $^{\circ}C$ | R_{wl}/R_{dc} (K/kW) | C_{in} ($MW.s/K$) | R_{ex} (K/kW) |
|----------------|----------|-----------------------|-------------------------------|--------------------------|------------------------|
| Pièce 1 | μ | 0.1240 | 5.015 | 1.8596 | 54.251 |
| | σ | 6.32×10^{-7} | 0.002 | $0.251e-3$ | 0.024 |
| Pièce 2 | μ | 0.1218 | 4.667 | 1.8878 | 65.292 |
| | σ | 1.35×10^{-7} | 0.002 | $0.691e-3$ | 0.056 |
| Pièce 3 | μ | 0.1852 | 5.137 | 3.2166 | 30.234 |
| | σ | 2.27×10^{-4} | 0.077 | 0.0249 | 0.435 |
| Pièce 4 | μ | 0.1478 | 3.148 | 3.1895 | 87.194 |
| | σ | 1.17×10^{-7} | 0.001 | $1.483e-3$ | 0.099 |
| SEST 1 | μ | 10.917 | 134.936 | $67.9741e-3$ | $1.1834e3$ |
| | σ | 1.71×10^{-5} | 0.0236 | 0.0084 | 0.154 |

4.3.3 Résultats de la stratégie distribuée

Une fois les résultats de l'estimation terminés, le processus d'optimisation distribué peut être déclenché et en utilisant les modèles thermiques précédemment estimés pour chaque pièce et le SEST, la simulation des scénarios correspondante a été testée dans les différentes conditions.

Le pas de temps discret pour la fenêtre de contrôle de l'horizon de recul a été établi comme $\Delta t_d = 300$ secondes ou 5 minutes, car il est considéré qu'un pas de temps plus long pourrait entraîner des écarts plus importants de la température et de la puissance prévues calculées par le modèle simple utilisé pour décrire la variation de température de la pièce. Un pas de temps plus petit, en revanche, pourrait être trop rapide pour laisser le contrôleur agir sur la température de la pièce, conduisant alors à de fausses exigences énergétiques, et il nécessitera également plus de capacités de calcul afin d'optimiser les trajectoires de contrôle de la stratégie.

De plus, comme indiqué précédemment, la simulation a été exécutée dans un environnement Simulink sans capacités parallèles, l'algorithme NSGA-II pour l'optimisation distribuée a fonctionné en moyenne pendant 7 secondes pour chaque agent. La simulation a été exécutée à l'aide d'un ordinateur portable x64 Core i7 à 2,5 GHz. Par conséquent, lorsque l'on considère la fenêtre de temps $\Delta t_d = 5$ minutes, qui a été décrite précédemment, il est possible de penser qu'il aurait suffisamment de temps pour contenir la surcharge de communication et

les éventuelles exigences de protocole d'une stratégie véritablement distribuée avec moins de ressources informatiques dédiées.

Ensuite, la température de consigne programmée pour la maison est décrite comme suit, elle est utilisée tout au long de la période de test et est également appliquée aux différents scénarios, chaque pièce pourrait avoir un profil de température différent, mais supposant le profil indiqué, il devient un problème plus complexe que si par exemple toutes les pièces changent dans des horaires différents :

$$\tilde{T}_{ref} = \begin{cases} 22 & \text{de } 07 :00 \text{ à } 09 :00 \\ 20 & \text{de } 09 :00 \text{ à } 17 :00 \\ 22 & \text{de } 17 :00 \text{ à } 22 :00 \\ 18 & \text{de } 22 :00 \text{ à } 07 :00 \end{cases} \quad (4-11)$$

La période utilisée pour les simulations comprend 10 jours avec une variation exceptionnelle de la température extérieure, car elle atteint environ $12,6^{\circ}\text{C}$ et $-13,1^{\circ}\text{C}$, dans un intervalle de moins de quatre jours. Ces valeurs ont été extraites du même serveur que précédemment, pour la ville de Trois-Rivières. Comme présenté dans les Fig. 4-20 et Fig. 4-21, les variables météorologiques externes utilisées qui sont communes à tous les scénarios testés sont affichées.

Pour permettre à l'algorithme NSGA-II d'optimiser en fonction des variables prédites du système, il a fallu créer un vecteur de température extérieure prédite \tilde{T}_{ex} à chaque itération, en prenant les mesures de température réelles et en ajoutant un bruit blanc avec un écart de 1°C . Par conséquent, l'incertitude est ajoutée à la valeur prédite, mais la stratégie de recul de l'horizon doit s'adapter à cet effet en tenant compte du fait que la météo est également une variable assez lente du système.

Les températures de consigne programmées et les prix des TTU sont directement pris en compte dans le processus selon les valeurs données pour la prochaine fenêtre d'optimisation à chaque itération, selon les variables programmées dans les équations (4-7) et (4-11).

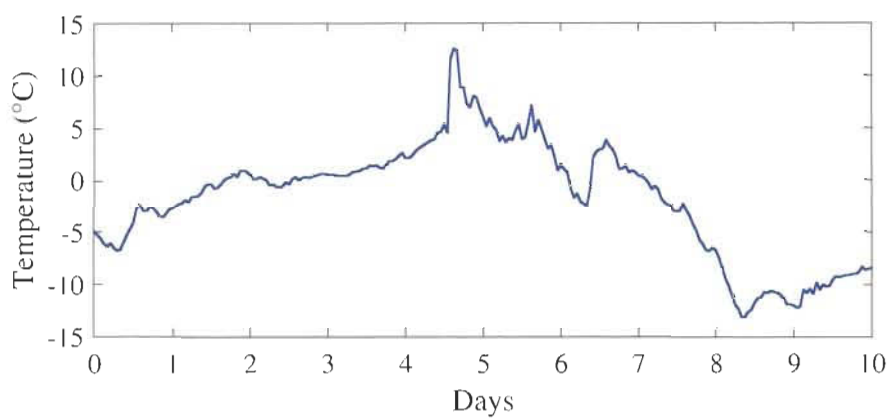


FIGURE 4-20 La température extérieure utilisée pour les simulations de la stratégie de contrôle.

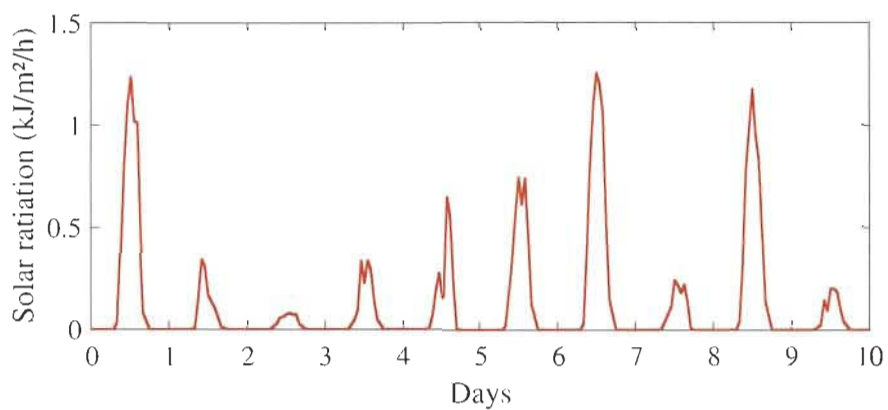


FIGURE 4-21 Irradiation solaire totale sur une surface horizontale.

4.3.3.1 Paramètre de compromis

La première étape du processus de simulation a été de faire ressortir l'effet du paramètre utilisateur α sur les conditions de confort de la température interne, de l'énergie utilisée et du coût final du système de chauffage. De plus, il a été étudié comment le paramètre affecte la capacité du système à aplatir le profil de consommation du SCL.

Pour valider cela, le scénario 2 a été choisi à nouveau et plusieurs simulations ont été lancées avec des conditions identiques, mais variant à chaque fois la valeur du paramètre défini par l'utilisateur α .

Comme présenté dans les figures 4-22, 4-23 et 4-24, les résultats du balayage sur le paramètre α sont présentés dans la température interne moyenne résultante pour la pièce numéro 1, numéro 3 et la température interne moyenne du système SEST dans cette dernière pièce. Le paramètre a un impact sur les performances du système, particulièrement clair pour les pièces avec des appareils PCE comme dans la Fig. 4-22. Dans de telles pièces, la température interne est réduite par rapport au point de consigne attendu, lorsque le paramètre de compromis α est configuré plus petit. Cela a été expliqué en utilisant la figure de front de Pareto 3-9, où, à partir de l'ensemble des solutions possibles trouvées avec l'algorithme NSGA-II, le paramètre est utilisé pour trouver une solution convaincante qui ajuste correctement une préférence entre les concurrents objectifs de confort et de coût.

En revanche, pour les pièces où le système SEST est installé, le confort et les objectifs de coûts sont en quelque sorte découplés. Ils ont été visualisés sur la Fig. 4-23, où la différence de la température interne moyenne finale n'a pas de relation directe avec la valeur de α . Cependant, l'impact qui a été mis en évidence pour ces agents contrôlant les appareils SEST est que la variable présentant l'impact était la température centrale moyenne du SEST, comme le montre la Fig. 4-24, où l'augmentation de α limite la température interne du noyau. Cela pourrait être considéré comme contraire au comportement attendu, car plus le confort est grand, plus la consommation du SEST est faible. Mais cela s'explique par le fait que les pertes de chaleur continues du SEST dans la pièce empêchent la température ambiante d'atteindre les faibles valeurs souhaitées des périodes creuses, comme pendant la nuit, les valeurs les plus élevées du paramètre α ont imposé une restriction sur la température centrale, essayant de

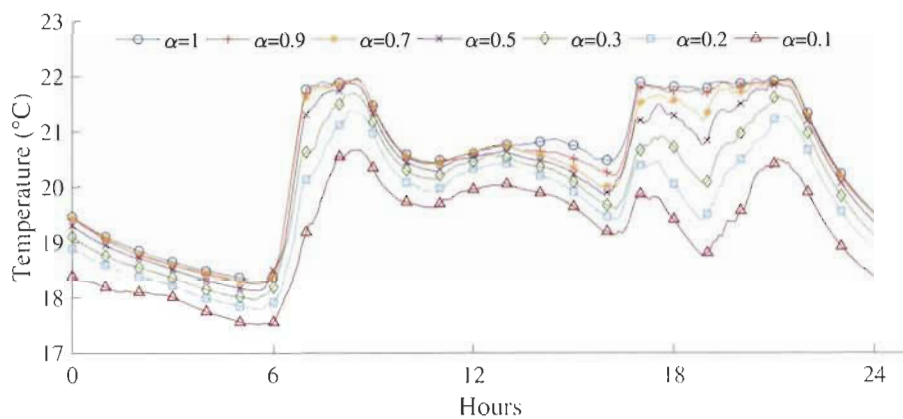


FIGURE 4-22 Température moyenne à l'intérieur de la pièce 1, pour la période de simulation pour les différentes valeurs de α

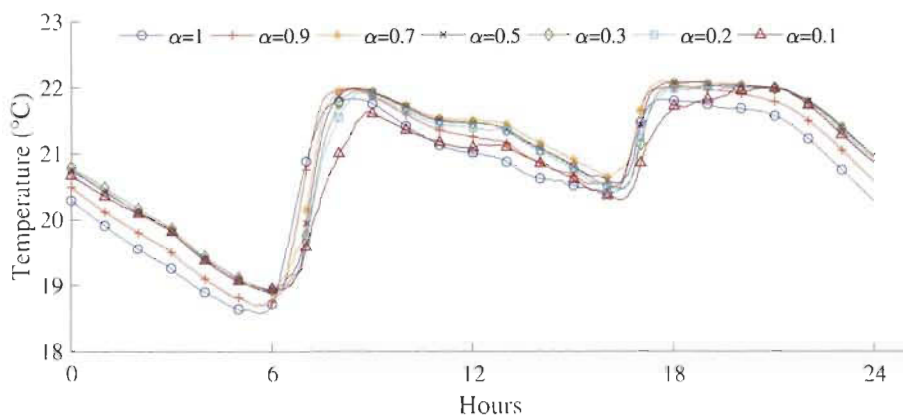


FIGURE 4-23 Température moyenne à l'intérieur de la pièce 3, pour la période de simulation pour les différentes valeurs de α

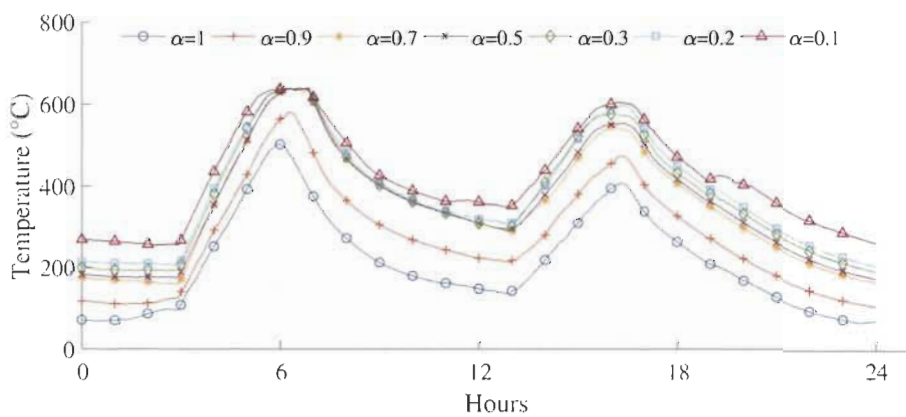


FIGURE 4-24 Température moyenne du noyau dans le système SEST, pour les différentes valeurs de α

TABLEAU 4-8 Résumé des résultats avec différentes valeurs du paramètre défini par l'utilisateur α

| | Coût (\$) | Énergie utilisée (<i>kWh</i>) | EAM Pièce 1 (°C) | EAM Pièce 3 (°C) |
|----------------|--------------|------------------------------------|---------------------|---------------------|
| $\alpha = 1.0$ | 45.1209 | 512.7416 | 0.8129 | 1.0875 |
| $\alpha = 0.9$ | 45.0481 | 514.0099 | 0.8306 | 1.1583 |
| $\alpha = 0.7$ | 44.6641 | 515.1122 | 0.8780 | 1.3218 |
| $\alpha = 0.5$ | 44.2525 | 510.2862 | 0.9065 | 1.3205 |
| $\alpha = 0.3$ | 43.4158 | 500.7465 | 1.0012 | 1.3486 |
| $\alpha = 0.2$ | 42.5493 | 492.8186 | 1.0776 | 1.3378 |
| $\alpha = 0.1$ | 40.9869 | 476.3295 | 1.2151 | 1.3403 |

permettre à la température de se rapprocher de 18 °C. Lorsque le paramètre est réglé pour permettre des solutions moins confortables, le SEST atteint sa température maximale nominale de 650 °C, pour permettre au système d'atteindre facilement les exigences de confort des périodes de pointe, malgré le confort diminué pendant les périodes creuses.

Certes, de tels résultats ont été obtenus d'après les choix faits pour les fonctions objectives, des objectifs supplémentaires ou différents pourraient être étudiés, mais cela dépassera la portée de cette recherche. Par conséquent, ces interprétations supplémentaires sont laissées aux perspectives de travail futur et d'amélioration pour la stratégie.

Après l'analyse des figures du balayage des paramètres des valeurs de α , le tableau 4-8 présente le résumé de tous les résultats les plus importants obtenus pour les différentes valeurs qui ont été essayées. Cela indique clairement la relation directe avec le prix et l'énergie consommée, qui sont des objectifs communs. En outre, il présente la mesure de l'erreur absolue moyenne pour indiquer le niveau d'augmentation de l'inconfort observé dans la pièce causée par le compromis des solutions dans le front de Pareto.

Finalement, pour visualiser plus clairement l'effet de α sur le profil de puissance moyen du système de chauffage, les figures 4-25 et 4-26, présentent la valeur la plus basse et la plus élevée pour le paramètre α respectivement. Ces figures montrent le profil de puissance moyen et l'intervalle de confiance à 95 % obtenus pour l'ensemble des simulations de dix jours.

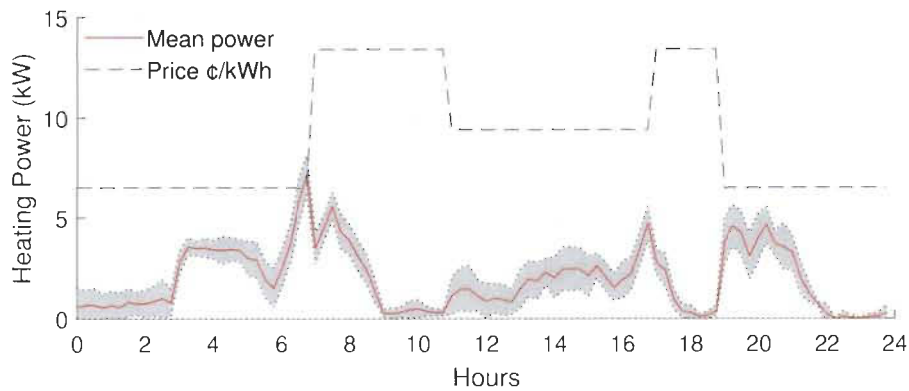


FIGURE 4-25 Profil de puissance de chauffage moyen pour la simulation sur dix jours, en utilisant une valeur de $\alpha = 0.1$.

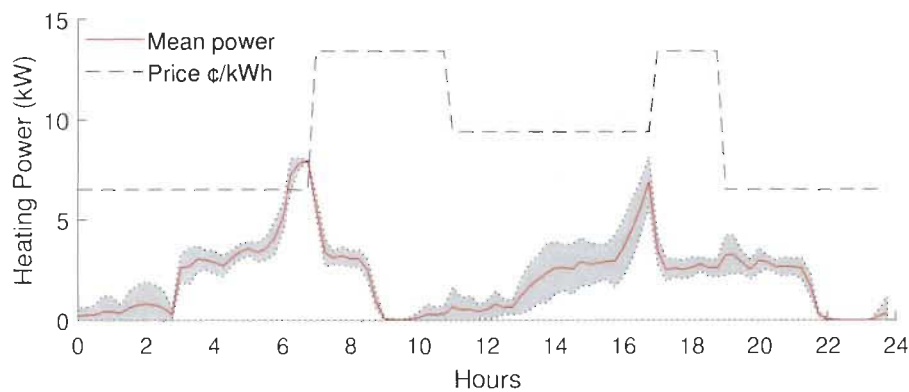


FIGURE 4-26 Profil de puissance de chauffage moyen pour la simulation sur dix jours, en utilisant une valeur de $\alpha = 1.0$.

L'information qui peut être extraite de ces deux figures est qu'une baisse notable est observée dans le profil de puissance moyenne, lorsque la valeur de α est égale à 0.1, en particulier dans la deuxième période de pointe de la journée, où la fenêtre de temps réduite permet des variations de température plus flexibles, car la dynamique du système est suffisamment lente. Cependant, pour la première et la plus longue fenêtre temporelle de la période de pointe, les résultats sont assez similaires, les résultats pour le cas où α est de 0.1, montrent une plus grande réduction des valeurs maximales, indiquant plus de flexibilité aux différentes plages de températures, mais les résultats pour $\alpha = 1.0$ signifient un contrôle plus strict de la température ; les valeurs maximales et minimales sont donc plus cohérentes pendant toute la simulation.

TABLEAU 4-9 Résumé des résultats pour chaque scénario de cas avec (*) ou sans la stratégie de co-évolution distribuée implémentée.

| | Coût final (\$) | Réduction des coûts (%) | Énergie totale SCL <i>kWh</i> | Variation d'énergie (%) | FC - | Réduction FC (%) |
|---------------|--------------------|----------------------------|----------------------------------|----------------------------|---------|---------------------|
| Cas 1 | 55.9810 | - | 513.6688 | - | 4.5753 | - |
| Cas 1* | 46.8756 | 16.2651 | 508.9798 | -0.9128 | 3.7780 | 17.4260 |
| Cas 2 | 52.0113 | 7.0911 | 534.9477 | 4.1425 | 3.7441 | 18.1670 |
| Cas 2* | 44.6641 | 20.2155 | 515.1122 | 0.2810 | 3.4187 | 25.2795 |
| Cas 3 | 48.8458 | 12.7456 | 557.2699 | 8.4882 | 4.1500 | 9.2942 |
| Cas 3* | 42.8480 | 23.4596 | 525.8779 | 2.3769 | 3.482 | 23.87688 |

4.3.3.2 Réduction du pic de consommation dans les périodes critiques

À partir des résultats obtenus auparavant, nous avons utilisé la valeur de $\alpha = 0.7$ comme constante aux simulations effectuées en utilisant les trois scénarios de référence avec et sans l'optimisation distribuée basée sur le NSGA-II co-évolutif. Par conséquent, six cas différents sont présentés ensuite. La valeur de α a été choisie tout simplement pour donner plus de poids au confort, mais gardant aussi une certaine flexibilité dans le système.

En suite, en utilisant les mêmes conditions externes et les températures de consigne programmées indiquées précédemment, les résultats des simulations sont résumés dans le tableau 4-9, où le cas 1 sans stratégie d'optimisation a été pris comme référence pour tous les autres, car cela représente le scénario typique trouvé dans le contexte étudié dans ce travail pour la province de Québec. Dans ce tableau, l'ordre présenté est le cas numéro 1, où seuls les appareils PCE ont été pris en compte. Ensuite, le cas numéro 2 utilise un seul système SEST, comme il serait normalement rencontré dans les implémentations réelles. Enfin, le troisième scénario a pris en compte deux systèmes SEST pour vérifier la flexibilité supplémentaire et pour montrer les effets contraires possibles que de telles implémentations pourraient introduire.

L'analyse faite de ces résultats a commencé par prendre chaque scénario séparément pour comparer les performances obtenues lors de la mise en œuvre de la stratégie d'optimisation co-évolutive distribuée. Ensuite, pour le cas 1, où seuls des appareils PCE ont été utilisés dans chaque pièce, le processus d'optimisation a une faible flexibilité de la charge, car les appareils PCE n'ont pas de stockage intrinsèque, ce sont des solutions plus réactives.

Cependant, le processus d'optimisation décide de déplacer la consommation la plus élevée

en dehors de la période de pointe et d'utiliser l'énergie pour maintenir la température souhaitée, plutôt que de la changer. Cela a modifié le profil de puissance du système de chauffage de manière efficace, mais pourrait également entraîner des réductions de coûts, car la plupart de l'énergie utilisée pour chauffer la pièce se trouvait pendant les périodes de prix bas et de prix moyen. Les résultats du tableau tiennent compte du fait que les occupants acceptent de diminuer légèrement le confort pour réduire le coût de la facture énergétique, ce qui dans le scénario testé conduit à une baisse des coûts de 16,3 % pour la période de 10 jours.

De plus, le FC a été réduit de 17,4 %, ce qui peut être vu en comparant les profils de puissance moyenne des figures 4-27 et 4-28 où la référence et les scénarios optimisés sont présentés respectivement. Sur ces figures, on voit clairement comment le processus d'optimisation évite le pic et réduit la consommation d'énergie pendant les périodes définies par le prix élevé de l'électricité.

Plus tard, en regardant les résultats du cas 2 dans le tableau 4-9, il a été possible de voir que, par rapport au scénario typique, les solutions optimisées et non optimisées présentaient une diminution du rapport pic/moyenne. Cela a été réalisé grâce à la mise en œuvre du SEST, en indiquant au système que le signal de pointe du SEST est actif lorsque le prix est égal à 13,4 c/kWh. Cela limite la consommation d'énergie pendant ces périodes pour les deux tests du cas numéro 2, les scénarios typique et optimisé.

Cependant, le processus d'optimisation, comme indiqué précédemment, pousse le pic de consommation hors de la période de pointe, ce qui réduit le coût de l'électricité consommée pendant la fenêtre de simulation, où le scénario de référence diminue le coût en 7,1 %, mais le processus d'optimisation améliore encore la réduction en diminuant le coût de 20,2 %.

La métrique FC pour les scénarios optimisés et non optimisés est réduite par rapport au scénario typique défini dans le cas 1. Mais la réduction est plus importante avec la stratégie multiagent, car elle donne jusqu'à 25,3 % de réduction.

Un autre résultat important indiqué dans le tableau 4-9 pour le cas 2, est que la consommation d'énergie du système augmente à la fois dans les cas de référence et optimisés. Cela s'explique par le fait que le processus de décharge naturelle affectant le SEST est inévitable, et cela se produit également pendant des périodes où aucun flux de chaleur ne devrait entrer dans la pièce, par exemple lorsque la température de consigne diminue. Mais, la consommation

d'énergie supplémentaire est beaucoup moins importante dans le cas où le processus d'optimisation distribuée a été mis en œuvre, puisque la nature prédictive de la stratégie indique au SEST de se recharger uniquement lorsque les futurs besoins en chaleur l'exigent, cela améliore l'efficacité énergétique de la solution.

Enfin, le dernier scénario numéro 3 est comparé, pour vérifier l'effet d'une flexibilité accrue proportionnée par un SEST supplémentaire dans l'environnement émulé. Ces résultats sont également présentés dans le tableau 4-9, où le coût est encore réduit pour les cas optimisés et réguliers, mais la réduction finale des coûts est plus importante avec un SEST et la stratégie d'optimisation qu'avec deux SEST et contrôle régulier. Cela nous permet de déduire que malgré l'investissement reflété dans l'installation de deux SEST, les économies finales pourraient être améliorées en installant plutôt les capacités de mesure et de calcul correspondantes nécessaires pour mettre en place un SGDR comme celui proposé dans ce travail, en tenant compte du fait que les capacités pourraient être moins coûteuses, étant distribuées et avec une charge de calcul relativement faible.

Néanmoins, ces analyses financières dépassent le cadre des travaux ci-exposés, mais il est clair qu'une bonne estimation des besoins de la maison est nécessaire pour décider du nombre d'appareils de stockage qui pourraient être installés, car les économies seront limitées avec l'augmentation de la pénétration des SEST, voire moins importantes.

Maintenant, analyser les figures, qui correspondent à chaque scénario testé avec et sans la stratégie d'optimisation distribuée basée sur des architectures des SMA, qui sont présentés sur les figures 4-27 et 4-32. Pour le premier scénario ne prenant en compte que les appareils PCE les résultats sont présentés sur les figures 4-27 et 4-28. Les figures 4-29 et 4-30 présentent le deuxième scénario avec un seul SEST. Et enfin Figs. 4-31 et 4-32 présentent le dernier scénario avec deux SEST implémentés.

Pour le premier scénario de référence avec uniquement des charges PCE et sans stratégie d'optimisation, la Fig. 4-27 présente le profil de consommation électrique moyenne typique d'une maison avec une consigne de température programmée. Il s'agit d'un profil courant où les pics matinaux sont plus longs, car les températures de confort programmées pendant la nuit sont beaucoup plus basses. En utilisant cela, la comparaison correspondante est faite avec les résultats de la Fig. 4-28 où la stratégie implémentée a été définie avec $\alpha = 0.7$ pour donner

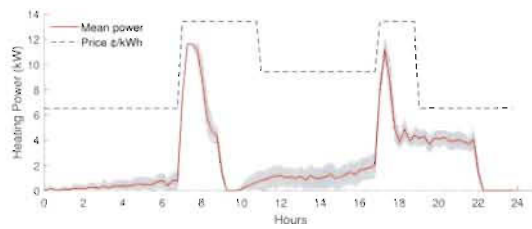


FIGURE 4-27 Scénario 1, sans optimisation.

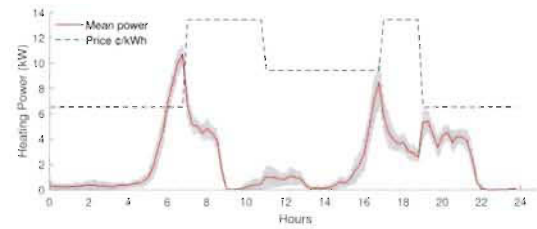
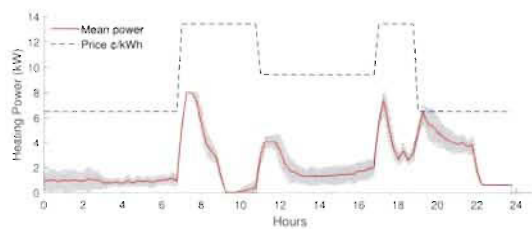
FIGURE 4-28 Scénario 1, Stratégie appliquée avec $\alpha = 0.7$.

FIGURE 4-29 Scénario 2, sans optimisation.

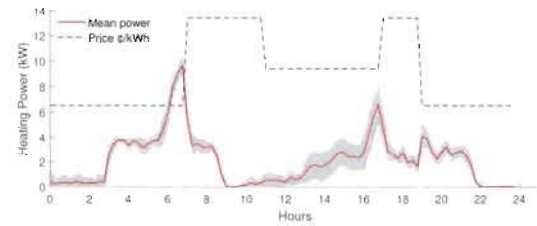
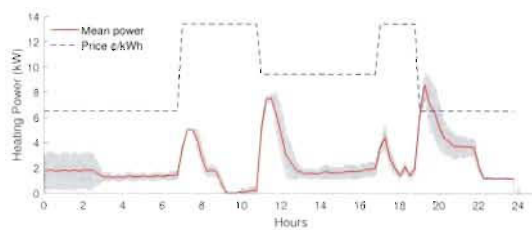
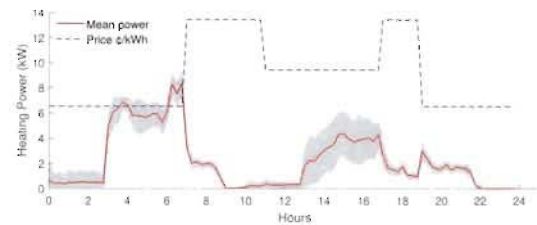
FIGURE 4-30 Scénario 2, Stratégie appliquée avec $\alpha = 0.7$.

FIGURE 4-31 Scénario 3, sans optimisation.

FIGURE 4-32 Scénario 3, Stratégie appliquée avec $\alpha = 0.7$.

au processus d'optimisation une certaine flexibilité, cependant comme indiqué précédemment dans la Fig.4-22, la température moyenne reste proche du point de consigne souhaité, ce qui implique qu'un niveau de confort acceptable est atteint. La comparaison de ces deux figures a permis de mettre en évidence le déplacement de la charge de puissance de chauffage en dehors de la période de pointe, représenté par le prix élevé de l'électricité.

Cependant, la charge n'est pas bien répartie, mais elle est simplement déplacée, cela pourrait aider à faire face au problème des périodes de demande de pointe pour une pénétration faible à moyenne de ces architectures et stratégies, mais pour une pénétration élevée des dites stratégies de contrôle, le résultat agrégé sera un troisième pic dans le profil de la demande quotidienne. Ceci est une simple conséquence de la flexibilité limitée des appareils PCE.

Maintenant, en regardant les résultats obtenus pour le deuxième scénario, en commençant par le cas non optimisé de la Fig. 4-29, il est clair que les besoins énergétiques du SEST étaient complètement distribués dans les périodes creuses. Cela entraîne une baisse de la demande de pointe, un profil plus distribué et des économies de coûts, car l'énergie utilisée pour recharger le SEST provient des périodes de prix inférieures. Cependant, la nature non prédictive du contrôle basé sur des règles du SEST agit de manière réactive, en rechargeant complètement le système dès qu'il entre dans une période hors pointe sans tenir compte de la possibilité que cette énergie ne soit pas nécessaire pour les prochaines heures. Cela a conduit le scénario non optimisé à une plus grande consommation d'énergie, comme présenté précédemment dans le tableau 4-9, car le SEST doit compenser les pertes de décharge naturelles pendant les heures où l'énergie n'est pas nécessaire, puis il se recharge régulièrement pour garder sa température interne du noyau.

D'un autre côté, lorsque la stratégie d'optimisation distribuée a été mise en œuvre pour les agents PCE et l'agent SEST, les résultats présentent un comportement de puissance moyenne très différent comme présenté sur la Fig. 4-30. Lorsque la recharge du SEST est déplacée avant la période de pointe et non après, comme c'était le cas pour le cas non optimisé, le processus de recharge démarre lorsqu'un futur changement de température est présenté dans l'horizon des fenêtres du processus d'optimisation, que pour cette stratégie était de 4 heures comme indiqué. Ceci, comme expliqué précédemment, pourrait être bénéfique pour le profil de puissance agrégé vu par l'OSD, si la pénétration des éléments optimisés et non optimisés

est équilibrée, pour les implémentations des SEST. Cependant, les résultats de la réduction pendant les périodes de pointe sont significatifs, car ils combinent le fait que les charges PCE sont déplacées vers l'extérieur et pour maintenir la température de référence, le SEST a déjà l'énergie nécessaire pour satisfaire le point de consigne de température, qui ne laisse à l'intérieur de la période de pointe que la consommation d'énergie minimale pour maintenir les conditions de confort.

Le troisième scénario proposé, présenté dans la Fig. 4-31 pour le cas non optimisé, est similaire au cas présenté précédemment pour un seul SEST. Cependant, dans ce cas, comme il existe deux SEST, l'effet de rebond créé par les périodes de recharge des systèmes de stockage est plus important et pourrait potentiellement conduire à un troisième pic sur le profil de puissance agrégé vu par le OSD, entraînant des conditions sous-optimales pour le réseau de distribution. Cependant, en raison de la flexibilité ajoutée par les appareils SEST, les besoins en énergie dans les périodes de demande critique sont considérablement réduits.

Enfin, la stratégie d'optimisation distribuée a été mise en œuvre pour ce troisième scénario, et ses résultats sont présentés sur la Fig. 4-32, où la consommation d'énergie pendant la période de pointe est largement diminuée, mais en conséquence, l'utilisation de l'énergie augmente avant le début des périodes critiques. Malgré ce fait, le profil de puissance moyen avant le premier événement critique est d'environ 6 kW, ce qui est inférieur aux 7,2 kW supplémentaires des deux SEST, et en tenant compte du fait que les autres charges PCE sont périodiquement activées pour maintenir la température interne. Cela nous permet de conclure que le SEST ne se met pas simplement en marche chaque fois que les exigences d'augmentation de température apparaissent, mais à la place, l'algorithme a essayé d'équilibrer les différentes charges, en tenant compte de la vitesse de charge et des besoins PCE et en programmant les composants durant les périodes creuses. Ceci est plus clairement mis en évidence dans ce scénario, et c'est une conséquence du comportement de co-évolution implémenté dans l'algorithme via l'architecture multiagent distribuée.

De plus, avant la deuxième période critique de la journée, la puissance moyenne est proche de 4 kW, car les besoins énergétiques attendus pour éviter la consommation de pointe sont plus faibles. Cependant, la température de consigne est plus élevée à cette période, comme indiqué dans (4-11), où la température de 22 °C est maintenue de 17h00 à 22h00. Mais dans

cette période où il n'y a pas de restriction de prix, l'algorithme a la possibilité d'alterner les périodes de recharge et de décharge sans restriction ou de simplement décharger toute l'énergie disponible, car il n'y a pas de demande supplémentaire à l'horizon de la fenêtre pendant la nuit.

4.3.3.3 Effets de coordination

La coopération pour la planification indiquée précédemment pour le troisième scénario est illustrée sur la Fig. 4-33, où les heures précédentes de la première période de pointe sont affichées pour chaque charge indépendante de l'architecture multiagent pendant le premier jour. C'est un exemple de la façon dont la stratégie distribuée utilise le terme dit coopératif dans l'optimisation co-évoluée pour tenter de répartir la consommation d'énergie et de limiter les pics possibles créés par la recharge des SEST ou l'augmentation des besoins en température. Ce n'est en aucun cas une solution optimale, car la stratégie laisse des périodes sans utilisation et dans d'autres la recharge des deux SEST coïncide. Mais dans un aperçu général, c'est un résultat significatif, car la plupart des périodes de recharge des SEST alternent entre eux, et lorsque la période critique s'approche, la recharge est suspendue pour permettre aux appareils PCE d'entrer en action. Par conséquent, cela implique que l'utilisation de la stratégie distribuée décrite dans ce travail a permis non seulement d'optimiser pour les coûts d'énergie et d'électricité la formulation multi objective représentée dans chaque pièce, mais aussi un bon niveau de réactivité aux besoins des autres charges de chauffage est atteinte.

De tels résultats sont également mis en évidence dans les figures 4-34 à 4-39, où pour chaque scénario la référence et les stratégies multiagents optimisées sont comparées. Les résultats présentés correspondent au jour numéro 8, qui a la température externe la plus basse de toute la période de simulation.

Les résultats du premier scénario présenté aux figures 4-34 et 4-35 indiquent que malgré le processus d'optimisation, peu de coopération peut être réalisée en raison du manque de flexibilité des charges PCE, donc le PAR est réduit, mais l'objectif principal des agents est de placer leur propre profil de consommation hors de la période de pointe de la demande. Ce qui en retour pourrait être considéré comme un comportement égoïste, favorisé par la force des conditions que l'algorithme doit achever.

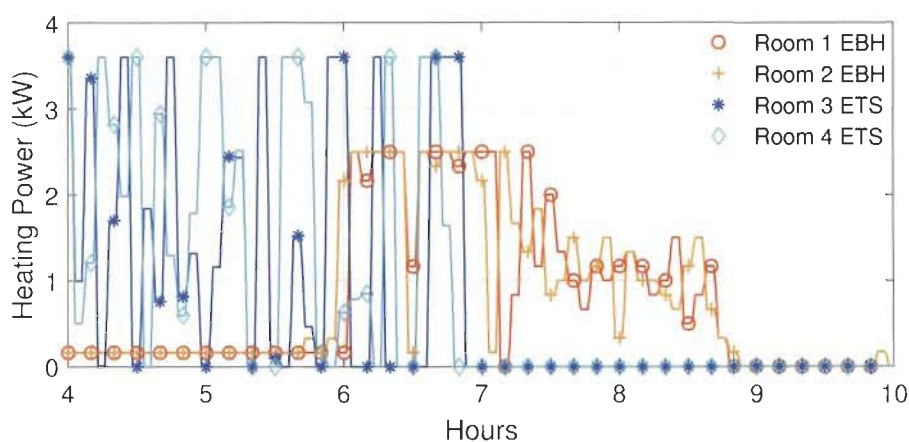


FIGURE 4-33 Profil de puissance de chauffage indépendant pour chaque pièce pendant les heures de la première période critique du premier jour.

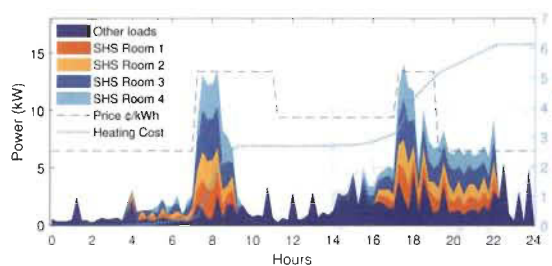


FIGURE 4-34 Profil de puissance Scénario 1 au jour 8, sans optimisation.

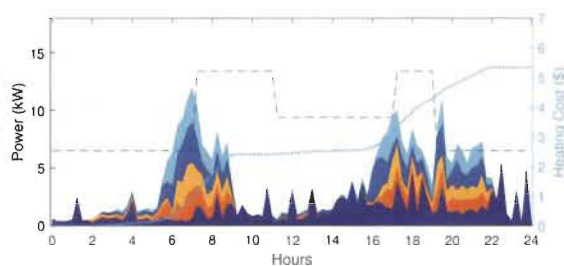


FIGURE 4-35 Profil de puissance Scénario 1 au jour 8, stratégie appliquée avec $\alpha = 0,7$.

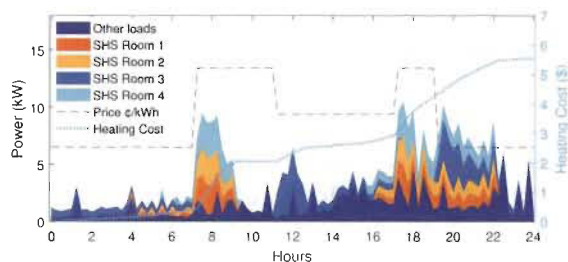


FIGURE 4-36 Profil de puissance Scénario 2 au jour 8, sans optimisation.

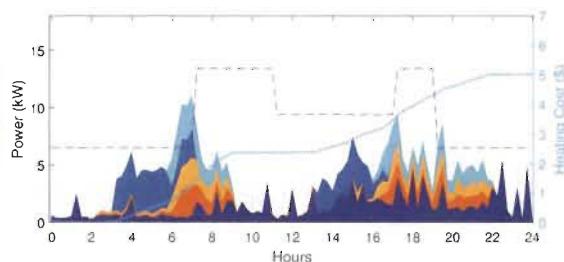


FIGURE 4-37 Profil de puissance Scénario 2 au jour 8, stratégie appliquée avec $\alpha = 0,7$.

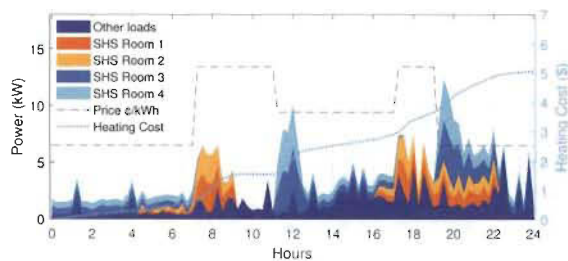


FIGURE 4-38 Profil de puissance Scénario 3 au jour 8, sans optimisation.

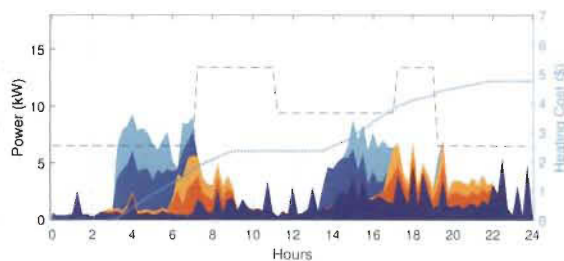


FIGURE 4-39 Profil de puissance Scénario 3 au jour 8, stratégie appliquée avec $\alpha = 0,7$.

Plus tard, les résultats du deuxième scénario présenté aux Fig. 4-36 et 4-37 pour les cas typiques et optimisés respectivement indiquent comment le contrôle prédictif déplace la consommation de la charge SEST flexible avant la période de pointe pour tenter de recharger uniquement ce qu'elle a jugé nécessaire, mais aussi, il est possible pour cette charge de coopérer avec les autres, elle fait sa recharge avant la hausse de la demande énergétique des charges PCE. Cela est particulièrement clair après la deuxième période de pointe, où l'effet de rebond est plus évident dans le cas non optimisé.

Finalement, le troisième scénario avec une flexibilité accrue ajoutée par le deuxième SEST est présenté sur les figures 4-38 et 4-39. Les résultats indiquent que malgré le comportement prédictif et coopératif qui a été présenté précédemment pour le deuxième scénario, le cas avec deux SEST se décline en deux comportements qui dépendent des exigences imposées par le signal de prix. Tout d'abord, compte tenu de la longue période de pointe du matin, les systèmes doivent se recharger complètement au préalable. Par conséquent, les deux systèmes utilisent l'énergie de manière égoïste, ajoutant leurs consommations sans une coopération claire. Cependant, avant la période de pointe de l'après-midi, les systèmes estiment un besoin beaucoup plus faible pour dépasser cette période, puis les agents SEST planifient leurs consommations à un certain EdC, de sorte que l'un des SEST se recharge plus tôt dans l'après-midi, suivi du deuxième SEST, pour enfin donner le tour aux charges PCE les instants précédant le début de la période de pointe. Donc, dans ce scénario, les deux types de comportements ont été remarqués lors de la journée, le comportement égoïste du matin et le comportement coopératif de l'après-midi.

Les résultats donnés indiquent que les agents pourraient réaliser une stratégie auto-organisée qui pourrait être coopérative lorsque l'exigence est faible ou égoïste si lesdites exigences sont plus difficiles d'accomplir.

Comme indiqué dans [51], divers facteurs peuvent produire une variation du modèle linéaire créé par l'approche RC simplifiée, mais la stratégie indiquée précédemment a été mise en œuvre pour faire face à ces problématiques à travers la fenêtre de contrôle prédictive du CPM.

Par ailleurs, la variable du rayonnement solaire a été utilisée comme perturbation influençant la température ambiante de chaque pièce. Par conséquent, il est prévu que les perturbations

se produiront pendant la journée, ce qui est normalement le cas dans une maison typique.

4.4 Résumé

Dans ce chapitre les résultats des algorithmes proposés sont montrés. D'abord quelques comparaisons sont faites pour mettre en oeuvre l'AG pour la modélisation et pour présenter les différents résultats obtenus, pour un modèle de maison émulée et une résidence réelle mesurée. Ici, l'algorithme était capable d'estimer les paramètres R et C qui correspondaient au comportement requis. Cependant, comme discuté, les résultats pourraient ne pas être optimaux globaux, compte tenu du processus stochastique de calcul. Néanmoins, l'algorithme était capable de fournir des solutions relativement bonnes dans chaque test effectué et celles-ci étaient répétitives dans les différentes exécutions.

Par ailleurs, un banc d'essai a été implémenté pour étudier le comportement et faire une modélisation du système de stockage thermique. Ces mesures ont été utilisées pour faire l'estimation des paramètres thermiques d'un modèle proposé pour le SEST, de nouveau, en utilisant une version modifiée de l'AG décrit dans le chapitre antérieur. Ce modèle a été après intégré avec les modèles multicouches des pièces de la résidence et les modèles des PCE dans Simulink, ces représentations sont basées sur le travail présenté dans [55]. Ce système d'émulation nous a permis de faire une analyse de l'impact des différentes charges et de la stratégie de gestion.

Par la suite, quelques scénarios de test ont été proposés pour analyser le fonctionnement de la stratégie distribuée de modélisation et de contrôle, dans chaque scénario des cas optimisés et non optimisés ont été simulés, ceci nous a permis de voir les effets du SGDR basé sur les SMA. Dans le cas des agents PCE, le processus d'optimisation a déterminé la quantité d'énergie électrique nécessaire dans la fenêtre d'optimisation, afin de conserver le confort souhaité par l'occupant et exprimé avec le paramètre α . En revanche, les agents SEST se sont vu confier la tâche supplémentaire de déterminer les meilleures périodes de recharge pour éviter non seulement de se recharger pendant les périodes critiques, mais aussi de le faire sans nuire au confort. Ce dernier scénario a été particulièrement difficile à optimiser, car les trajectoires n'expriment pas directement le EdC demandé, donc l'algorithme a utilisé l'objectif de coût énergétique, pour être le plus efficace possible avec l'énergie thermique stockée au

noyau du système. Ces trajectoires ont été obtenues grâce aux processus de l'algorithme NSGA-II, qui est un algorithme de pointe, qui a fourni des solutions très satisfaisantes et a été en mesure de trouver de bons scénarios de compromis pour l'articulation a posteriori des solutions souhaitées, pour les deux types d'appareils de chauffage ici étudiés.

Finalement, le processus de coévolution des solutions des agents à travers une méthode d'évolution faiblement couplée nous a permis de mettre en évidence certains comportements émergents vers un système coopératif, où chaque agent est quelque peu affecté par les décisions de ses pairs, puis il décide également comment optimiser afin de garder ses objectifs en tenant compte des besoins des autres. Cela était particulièrement clair dans le cas où deux systèmes SEST se rechargent avec suffisamment de temps avant le début de la prochaine période critique, mais ils ne se superposaient pas l'un à l'autre comme on pouvait s'y attendre d'un environnement non coopératif, mais ces systèmes se relayaient ce qui implique que la stratégie de co-évolution des solutions pourrait améliorer le FC grâce au processus coopératif que le SMA a créé.

Chapitre 5 - Analyse et conclusions

Dans ce travail, un Systèmes de gestion de la demande résidentielle a été proposé pour les appareils de chauffage, basé sur une architecture du Système multi-agents et un schéma d'optimisation distribuée coévolutive qui emploie la Commande Prédictive basée sur un Modèle, utilisée pour créer les trajectoires de contrôle qui optimisent les objectifs proposés de confort et coût. Les résultats présentés précédemment tenaient compte des conditions météorologiques et des paramètres thermiques typiques de la province de Québec, Canada. Par conséquent, le SGDR proposé commence par une découverte initiale des paramètres des modèles simplifiés équivalents, qui ont permis de mettre en œuvre un contrôle prédictif. La stratégie de contrôle distribué a pris le coût et l'écart par rapport à la température de consigne comme objectifs de compromis optimisés à l'aide de l'algorithme NSGA-II à l'intérieur de chaque agent, dans le but de déplacer la charge de chauffage hors des périodes de demande critique.

La première partie de ce travail a commencé par un examen des possibilités de mise en œuvre d'une technique de modélisation basée sur des informations et des mesures limitées. Grâce à l'analyse de plusieurs options, les méthodes hybrides de modélisation thermique ont été choisies comme les outils les plus efficaces dans l'environnement décrit, car elles nécessitent beaucoup moins d'informations sur la construction, les matériaux et les dimensions, par rapport aux autres méthodes ; mais, il a également besoin de moins de mesures passées pour décrire le comportement des variables de température, ce qui est crucial pour la mise en œuvre dans des scénarios réels. Cependant, cela vient au prix d'une précision de prédiction inférieure, ce qui a orienté nos travaux vers les techniques de contrôle prédictif de l'horizon de recul qui pourraient contrer l'effet de l'incertitude dans la description du modèle. Pour n'utiliser cette prédiction qu'à titre indicatif d'un éventuel comportement futur, mais grâce

aux caractéristiques des méthodes de contrôle CPM, les écarts ont pu être corrigés à chaque pas de temps.

À partir de la liste des méthodes et algorithmes possibles qui pourraient être utilisés pour trouver les paramètres thermiques de la technique de modélisation proposée, la méthode mise en œuvre était l'Algorithme Génétique. Cet algorithme a été utilisé, car l'approche adoptée pour la stratégie de contrôle comprenait également un autre des Algorithmes Évolutifs, ce qui a facilité la mise en œuvre du processus de modélisation en tant que réutilisation de la méthode déjà développée. De plus, l'application de méta heuristiques pour trouver les paramètres thermiques des modèles RC hybrides est un moyen déjà très populaire pour résoudre des réseaux complexes et pour traiter les non-linéarités que pose un tel processus d'optimisation. Les résultats de cette implémentation ont été présentés dans les premières sections du chapitre 3, dans lequel certaines comparaisons avec des données réelles et émulées ont été testées dans le processus de modélisation d'un comportement de la température moyenne d'une résidence entière, qui a montré de bonnes approximations des variables. Par ailleurs, l'algorithme a été utilisé pour déterminer aussi les paramètres d'un modèle équivalent qui représentait le Système électrique de stockage thermique, avec lequel nous avons été capables de pouvoir implémenter et simuler le système de stockage pour faire des tests de la stratégie de gestion.

Cependant, quant au SGDR proposé, les modèles qui ont été calculés à l'aide de l'AG sont les modèles simplifiés de chaque pièce de la résidence, ceci pour pouvoir mettre en place la CPM. Pourtant, en raison de la simplicité des modèles de pièce individuels proposés, une autre technique ou méthode pourrait être utilisée, par exemple, certains algorithmes des moindres carrés, tels que l'algorithme de moindres carrés récursifs. Mais l'AG a été conservé afin de permettre aux futures implémentations d'utiliser des réseaux RC plus complexes, ce qui pourrait conduire à de meilleures estimations et éventuellement à des fenêtres temporelles et de pas de temps plus longs dans la stratégie de contrôle, car l'incertitude du modèle pourrait être quelque peu réduite. D'ailleurs, les effets des perturbations n'ont pas été estimés, puisqu'ils sont des processus stochastiques très complexes, mais pouvoir l'estimer et les prédire pourrait améliorer la prévision de la charge nécessaire pour réchauffer la maison et permettrait aussi d'étendre le temps du pas de calcul de la stratégie, par exemple, 30 minutes ou plus à la place de 5 minutes, ou même, pourrait nous permettre de faire une optimisation optimale hors-ligne.

Cependant pour ce faire, un modèle plus détaillé de description du comportement thermique devrait être mis en place. Par conséquent, si de meilleurs résultats devaient être obtenus, la méthode peut être remplacée par une approche d'apprentissage automatique plus complexe qui prendrait en compte plus de variables, comme les jours de la semaine, l'heure de la journée, les profils ou mesures d'occupation possibles, etc.

Ensuite, dans les autres sections du chapitre 4, la stratégie a été conduite par un schéma d'échange d'informations très simple, mais il a été capable de créer des comportements émergents de l'optimisation co-évoluée, où les charges avec une capacité de stockage se rechargeaient uniquement avec l'énergie nécessaire pour surmonter les périodes de pointe critique, diminuant également le chevauchement avec l'utilisation du profil de puissance des PCE et entre les deux SEST. Ces résultats prometteurs nous conduisent vers un algorithme de planification des charges et d'optimisation coopérative non seulement pour les appareils de chauffage, mais également extensible à d'autres charges contrôlables avec une consommation électrique élevée, par exemple, les chauffe-eau électriques et les véhicules électriques. Ceci est possible, car l'architecture SMA distribuée permet à chaque autre charge d'avoir ses propres fonctions objectives ou même différentes méthodes d'optimisation sans changer le processus des autres agents. De plus, grâce à l'application d'un tarif horaire, le système a réalisé des réductions de coûts considérables et l'efficacité énergétique a été améliorée entre les scénarios établis.

Il est possible de voir que les résultats présentés nous montrent une réduction des coûts d'électricité jusqu'à 24% et une diminution de 25% du FC, ce qui nous montre que la solution n'a pas seulement modifié le profil, mais elle a été aussi capable de réduire la consommation au complet et redistribuer les charges flexibles. De plus, lorsque l'on regarde des résultats similaires obtenus par des CPM distribués, des stratégies SMA et d'autres techniques d'optimisation, des résultats assez similaires sont obtenus, variant entre 10% et 30% de réductions d'énergie pour la plupart des cas [16], [71]-[73], en raison de la nature prédictive des algorithmes utilisés. Cependant, les réductions de coûts sont, pour la plupart, largement affectées par la méthode GLD mise en œuvre dans toutes les autres études, qui pourrait inclure des Tarification en temps réel (TTR) ou des Taux de temps d'utilisation (TTU), par exemple, des économies encore plus importantes ont été signalées dans [34] pour le tarif

TTU de la province de la Nouvelle-Écosse au Canada, réalisant jusqu'à 45% de réduction de la facture énergétique des consommateurs.

Ces résultats-ci sont également affectés par la recherche inhérente de coopération introduite dans l'architecture du système de gestion de l'énergie, qui conduit à des résultats sous-optimaux du point de vue individuel, mais ont pu améliorer la coordination entre les appareils, en déplaçant la majeure partie de la consommation vers l'extérieur des périodes de pointe. Également, pour les cas avec des capacités de stockage, le processus de recharge a été déplacé encore plus loin pour permettre aux charges réactives d'avoir la fenêtre de temps nécessaire pour satisfaire aux exigences de consigne. Ce résultat de la coopération est atteint même si la relation entre les agents est faiblement couplée et la procédure de co-évolution n'agit qu'à chaque pas de temps, en tenant compte des trajectoires prédites définies par les autres agents. D'autres travaux, par exemple ceux qui ont des approches théoriques du jeu, nécessitent généralement une interaction et une négociation beaucoup plus rapides entre les joueurs ou, dans ce cas, les agents.

Comme indiqué précédemment, les résultats présentés tout au long de ce travail n'étaient pas destinés à être optimaux, une recherche plus intensive serait nécessaire pour obtenir de tels résultats, malgré le fait que l'algorithme NSGA-II soit suffisamment efficace pour trouver des solutions optimales de Pareto pour les conditions données. Néanmoins, l'espace de recherche est affecté à chaque itération par le comportement des autres agents, et en raison des nombreuses incertitudes, l'environnement pourrait facilement dévier du comportement attendu. Ensuite, étant donné ce fait, l'importance d'un horizon en recul ou d'une stratégie CPM gagne un intérêt particulier, et pour une telle stratégie, les algorithmes en ligne ou rapides sont mieux adaptés.

Une autre remarque importante extraite des résultats de ce travail est que pour sortir le pic d'une période spécifique, il est possible de créer le même pic à d'autres périodes de la journée, c'est l'effet rebond. Cependant, combiné avec des capacités de stockage proportionnées par les SEST, il a été possible de redistribuer davantage la consommation et d'aplatir efficacement le profil de puissance obtenu. Néanmoins, dans [34], une autre préoccupation a été exprimée, où en raison d'une pénétration plus élevée des SEST, un autre pic important est apparu lié aux besoins en énergie de rebond et des schémas de contrôle basés sur des règles naïves de ces

systèmes. Mais, cet effet pourrait être surmonté en mettant en œuvre des stratégies prédictives intelligentes qui ne rechargent pas les systèmes de stockage en se basant uniquement sur les tarifs de l'électricité, mais aussi en optimisant la demande d'énergie en fonction des prévisions météorologiques et de la charge estimée, comme c'est le cas des SGDR ici étudiés.

Compte tenu du fait que la méthode présentée ici est discrète dans le temps et la représentation génétique des trajectoires de puissance est continue, si ces trajectoires étaient également discrétisées, des représentations génétiques plus simplistes pourraient être mises en œuvre, ce qui accélérerait potentiellement le temps de calcul, mais réduirait la liberté de l'algorithme de choisir des valeurs optimales. Cependant, comme une analyse de la charge de calcul dépassait le cadre de ce travail, cette analyse est laissée aux perspectives des travaux futurs.

De plus, une analyse plus approfondie des effets des autres techniques GLD et des scénarios de réseau intelligent doivent être évalués, afin de vérifier comment la tarification en temps réel (TTR), la négociation en ligne avec le OSD local ou différentes stratégies plus récentes pourraient être incorporées au SGDR proposé, pour prouver ses effets sur le profil de puissance local et sur la demande agrégée vue par le système de distribution. De cette façon, une architecture plus générale pourrait être étudiée et proposée pour n'importe quel scénario de référence.

Bibliographie

- [1] RNCAN, *Energy Fact Book 2018-2019*, Natural Resources, Government of Canada, nov. 2018.
- [2] B. d'audit législatif PARTICIPANTS, *Perspectives sur l'action contre les changements climatiques au Canada*, 2018. adresse : <https://www.oag.mb.ca/fr/rapports-daudit/rapport/perspectives-sur-laction-contre-les-changements-climatiques-au-canada/>.
- [3] HYDRO-QUÉBEC, *Consumption based on the home's specific features*, 2019. adresse : <http://www.hydroquebec.com/residential/customer-space/electricity-use/tools/electricity-use.html>.
- [4] ———, *Residential peak consumption during the winter season*, 2019. adresse : <http://www.hydroquebec.com/residential/customer-space/electricity-use/winter-electricity-consumption.html>.
- [5] M. A. ZUNIGA ALVAREZ, K. AGBOSSOU, A. CARDENAS, S. KELOUWANI et L. BOULON, « Demand Response Strategy Applied to Residential Electric Water Heaters Using Dynamic Programming and K-Means Clustering », *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 3029, n° c, p. 1-1, 2019. DOI : 10.1109/TSTE.2019.2897288. adresse : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8633397/>.

- [6] P. PALENSKY et D. DIETRICH, « Demand side management : Demand response, intelligent energy systems, and smart loads », *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, t. 7, n° 3, p. 381-388, 2011. DOI : 10.1109/TII.2011.2158841.
- [7] H. SHAREEF, M. S. AHMED, A. MOHAMED et E. AL HASSAN, « Review on Home Energy Management System Considering Demand Responses, Smart Technologies, and Intelligent Controllers », *IEEE Access*, t. 6, p. 24 498-24 509, 2018. DOI : 10.1109/ACCESS.2018.2831917.
- [8] B. ZHOU, W. LI, K. W. CHAN, Y. CAO, Y. KUANG, X. LIU et X. WANG, « Smart home energy management systems : Concept, configurations, and scheduling strategies », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 61, p. 30-40, 2016. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.047>. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032116002823>.
- [9] R. DENG, Z. YANG, M. Y. CHOW et J. CHEN, « A survey on demand response in smart grids : Mathematical models and approaches », *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, t. 11, n° 3, p. 570-582, 2015. DOI : 10.1109/TII.2015.2414719.
- [10] A. I. DOUNIS et C. CARASCOS, « Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment-A review », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 13, n° 6-7, p. 1246-1261, 2009. DOI : 10.1016/j.rser.2008.09.015.
- [11] L. GELAZANSKAS et K. A. GAMAGE, « Demand side management in smart grid : A review and proposals for future direction », *Sustainable Cities and Society*, t. 11, p. 22-30, 2014. DOI : 10.1016/j.scs.2013.11.001. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.scs.2013.11.001><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2210670713000632>.
- [12] C. W. GELLINGS, « The Concept of Demand-Side Management for Electric Utilities », *Proceedings of the IEEE*, t. 73, n° 10, p. 1468-1470, 1985. DOI : 10.1109/PROC.1985.13318.

- [13] R. FORD, M. PRITONI, A. SANGUINETTI et B. KARLIN, « Categories and functionality of smart home technology for energy management », *Building and Environment*, t. 123, p. 543-554, 2017. DOI : 10.1016/j.buildenv.2017.07.020. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.07.020><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360132317303062>.
- [14] R. S. et M. V., « HEM algorithm based smart controller for home power management system », *Energy and Buildings*, t. 131, p. 184-192, 2016. DOI : 10.1016/j.enbuild.2016.09.026. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.09.026><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S037877881630826X>.
- [15] A. NILSSON, M. WESTER, D. LAZAREVIC et N. BRANDT, « Smart homes, home energy management systems and real-time feedback : Lessons for influencing household energy consumption from a Swedish field study », *Energy and Buildings*, t. 179, p. 15-25, 2018. DOI : 10.1016/j.enbuild.2018.08.026. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.08.026><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778818311691>.
- [16] M. SHAKERI, M. SHAYESTEGAN, H. ABUNIMA, S. M. REZA, M. AKHTARUZZAMAN, A. R. ALAMOUD, K. SOPIAN et N. AMIN, « An intelligent system architecture in home energy management systems (HEMS) for efficient demand response in smart grid », *Energy and Buildings*, t. 138, p. 154-164, 2017. DOI : 10.1016/j.enbuild.2016.12.026. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.12.026>.
- [17] K. WORTHMANN, C. M. KELLETT, P. BRAUN, L. GRÜNE et S. R. WELLER, « Distributed and Decentralized Control of Residential Energy Systems Incorporating Battery Storage », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 6, n° 4, p. 1914-1923, 2015. DOI : 10.1109/TSG.2015.2392081.
- [18] B LOKESHGUPTA et S SIVASUBRAMANI, « Multi-objective home energy management with battery energy storage systems », *Sustainable Cities and Society*, t. 47, n° June 2018, p. 101458, 2019. DOI : 10.1016/j.scs.2019.101458. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101458><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2210670718312496>.

- [19] A. H. SHARIFI et P. MAGHOULI, « Energy management of smart homes equipped with energy storage systems considering the PAR index based on real-time pricing », *Sustainable Cities and Society*, t. 45, n° October 2017, p. 579-587, 2019. DOI : 10.1016/j.scs.2018.12.019. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S221067071731329X>.
- [20] X. WU, X. HU, X. YIN et S. J. MOURA, « Stochastic Optimal Energy Management of Smart Home With PEV Energy Storage », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 9, n° 3, p. 2065-2075, 2018. DOI : 10.1109/TSG.2016.2606442.
- [21] A. ARTECONI, N. J. HEWITT et F. POLONARA, « State of the art of thermal storage for demand-side management », *Applied Energy*, t. 93, p. 371-389, 2012. DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.12.045. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2011.12.045>.
- [22] S. IKEDA et R. OOKA, « Metaheuristic optimization methods for a comprehensive operating schedule of battery, thermal energy storage, and heat source in a building energy system », *Applied Energy*, t. 151, p. 192-205, 2015. DOI : 10.1016/j.apenergy.2015.04.029. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.04.029><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261915004845>.
- [23] E. OZDEMIR, S. OZDEMIR, K. ERHAN et A. AKTAS, « Energy storage technologies opportunities and challenges in smart grids », *2016 International Smart Grid Workshop and Certificate Program, ISGWCP 2016*, p. 1-6, 2016. DOI : 10.1109/ISGWCP.2016.7548263.
- [24] S. WONG, N. LÉVESQUE, V. DELISLE, A. GAGNÉ et L.-p. PROULX, « Using the Thermal Energy Storage Potential of Residential Homes for ToU Rate Savings and Demand Response », 2017.
- [25] I. SARBU, « A Comprehensive Review of Thermal Energy Storage », *Sustainability*, t. 10, n° 2, p. 191, 2018. DOI : 10.3390/su10010191. adresse : <http://www.mdpi.com/2071-1050/10/1/191>.

- [26] A. S. A. AWAD, T. H. M. EL-FOULY et M. M. A. SALAMA, « Optimal ESS Allocation and Load Shedding for Improving Distribution System Reliability », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 5, n° 5, p. 2339-2349, 2014. DOI : 10.1109/TSG.2014.2316197. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6813652>.
- [27] A. DE GRACIA et L. F. CABEZA, « Phase change materials and thermal energy storage for buildings », *Energy and Buildings*, t. 103, p. 414-419, 2015. DOI : 10.1016/j.enbuild.2015.06.007. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.06.007>.
- [28] A. SHARMA, V. V. TYAGI, C. R. CHEN et D. BUDDHI, « Review on thermal energy storage with phase change materials and applications », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 13, n° 2, p. 318-345, 2009. DOI : 10.1016/j.rser.2007.10.005. arXiv : 1008.0209v1.
- [29] V. V. TYAGI et D. BUDDHI, « PCM thermal storage in buildings : A state of art », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 11, n° 6, p. 1146-1166, 2007. DOI : 10.1016/j.rser.2005.10.002.
- [30] Y. HAN, R. WANG et Y. DAI, « Thermal stratification within the water tank », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 13, n° 5, p. 1014-1026, 2009. DOI : 10.1016/j.rser.2008.03.001. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032108000385>.
- [31] R. KAMYAR et M. M. PEET, « Optimal Thermostat Programming for Time-of-Use and Demand Charges With Thermal Energy Storage and Optimal Pricing for Regulated Utilities », *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 32, n° 4, p. 2714-2723, 2017. DOI : 10.1109/TPWRS.2016.2618374. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7592920/>.
- [32] Z. BROKA, J. KOZADAJEVS, A. SAUHATS, D. P. FINN et W. J. TURNER, « Modelling residential heat demand supplied by a local smart electric thermal storage system », *2016 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of*

- Riga Technical University, RTUCON 2016*, n° 646116, 2016. DOI : 10.1109/RTUCON.2016.7763128.
- [33] B. DELCROIX, « Matériaux à changement de phase : caractérisation des propriétés physiques, essais 2013-2014 dans les cabanons du LTE et modélisation inverse de la conduction au sein de l'enveloppe d'une MEEB », Laboratoire des technologies de l'énergie, rapp. tech. LTE-RT-2014-0063, 2014.
- [34] M. A. MOFFET, F. SIROIS, G. JOOS et A. MOREAU, « Central electric thermal storage (ETS) heating systems : Impact on customer and distribution system », in *PES T&D 2012*, IEEE, 2012, p. 1-7. DOI : 10.1109/TDC.2012.6281536. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6281536/>.
- [35] P. S. SAUTER, B. V. SOLANKI, C. A. CANIZARES, K. BHATTACHARYA et S. HOHMANN, « Electric Thermal Storage System Impact on Northern Communities' Microgrids », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 1, p. 852-863, 2019. DOI : 10.1109/TSG.2017.2754239. adresse : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8039528/>.
- [36] A. M. SYED, « Electric Thermal Storage Option for Nova Scotia Power Customers : A Case Study of a Typical Electrically Heated Nova Scotia House », *Energy Engineering*, t. 108, n° 6, p. 69-79, 2011. DOI : 10.1080/01998595.2011.10412169. adresse : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01998595.2011.10412169>.
- [37] *Owner's and Installer's Manual for Room Heating Units*, 1200340, Rev. 21, STEFFES. adresse : <http://www.steffes.com/wp-content/uploads/2016/09/2100SeriesOwnerInstallersManual.pdf>.
- [38] N. T. JANSSEN, R. A. PETERSON et R. W. WIES, « Generalized Heat Flow Model of a Forced Air Electric Thermal Storage Heater Core », *Journal of Thermal Science and Engineering Applications*, t. 9, n° 4, p. 041 008, 2017. DOI : 10.1115/1.4036366. adresse : <http://thermalscienceapplication.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?doi=10.1115/1.4036366>.

- [39] E. ATAM et L. HELSEN, « Control-Oriented Thermal Modeling of Multizone Buildings : Methods and Issues : Intelligent Control of a Building System », *IEEE Control Systems*, t. 36, n° 3, p. 86-111, 2016. DOI : 10.1109/MCS.2016.2535913.
- [40] X. LI et J. WEN, « Review of building energy modeling for control and operation », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 37, p. 517-537, 2014. DOI : 10.1016/j.rser.2014.05.056. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.056><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032114003815>.
- [41] A. FOUCQUIER, S. ROBERT, F. SUARD, L. STÉPHAN et A. JAY, « State of the art in building modelling and energy performances prediction : A review », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 23, p. 272-288, 2013. DOI : 10.1016/j.rser.2013.03.004. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032113001536>.
- [42] M. BOURDEAU, X. qiang ZHAI, E. NEFZAOUI, X. GUO et P. CHATELLIER, « Modeling and forecasting building energy consumption : A review of data-driven techniques », *Sustainable Cities and Society*, t. 48, n° November 2018, p. 101 533, 2019. DOI : 10.1016/j.scs.2019.101533. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101533><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2210670718323862>.
- [43] Y. WEI, X. ZHANG, Y. SHI, L. XIA, S. PAN, J. WU, M. HAN et X. ZHAO, « A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 82, n° May 2017, p. 1027-1047, 2018. DOI : 10.1016/j.rser.2017.09.108. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.09.108><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S136403211731362X>.
- [44] H. PARK, N. MARTAJ, M. RUELLAN, R. BENNACER et E. MONMASSON, « Modeling of a building system and its parameter identification », *Journal of Electrical Engineering and Technology*, t. 8, n° 5, p. 975-983, 2013. DOI : 10.5370/JEET.2013.8.5.975.

- [45] M. KILLIAN et M. KOZEK, « Ten questions concerning model predictive control for energy efficient buildings », *Building and Environment*, t. 105, p. 403-412, 2016. DOI : 10.1016/j.buildenv.2016.05.034. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.05.034><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360132316301925>.
- [46] H. FONTENOT et B. DONG, « Modeling and control of building-integrated micro-grids for optimal energy management – A review », *Applied Energy*, t. 254, n° July, p. 113 689, 2019. DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.113689. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113689><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261919313765>.
- [47] E. O'DWYER, L. DE TOMMASI, K. KOURAMAS, M. CYCHOWSKI et G. LIGHTBODY, « Modelling and disturbance estimation for model predictive control in building heating systems », *Energy and Buildings*, t. 130, p. 532-545, 2016. DOI : 10.1016/j.enbuild.2016.08.077. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778816307897>.
- [48] S. WANG et X. XU, « Simplified building model for transient thermal performance estimation using GA-based parameter identification », *International Journal of Thermal Sciences*, t. 45, n° 4, p. 419-432, 2006. DOI : 10.1016/j.ijthermalsci.2005.06.009. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1290072905001614>.
- [49] Z. YANG, X. LI, C. P. BOWERS, T. SCHNIER, K. TANG et X. YAO, « An efficient evolutionary approach to parameter identification in a building thermal model », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C : Applications and Reviews*, t. 42, n° 6, p. 957-969, 2012. DOI : 10.1109/TSMCC.2011.2174983.
- [50] P. RADECKI et B. HENCEY, « Online Model Estimation for Predictive Thermal Control of Buildings », *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, t. 25, n° 4, p. 1414-1422, 2017. DOI : 10.1109/TCST.2016.2587737. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7551202/>.

- [51] M. MAASOUMY, M. RAZMARA, M. SHAHBAKHTI et A. S. VINCENTELLI, « Handling model uncertainty in model predictive control for energy efficient buildings », *Energy and Buildings*, t. 77, p. 377-392, 2014. DOI : 10.1016/j.enbuild.2014.03.057. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.03.057>.
- [52] M. GOUDA, S. DANAHER et C. UNDERWOOD, « Building thermal model reduction using nonlinear constrained optimization », *Building and Environment*, t. 37, n° 12, p. 1255-1265, 2002. DOI : 10.1016/S0360-1323(01)00121-4. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360132301001214>.
- [53] B. DONG, Z. LI, S. M. RAHMAN et R. VEGA, « A hybrid model approach for forecasting future residential electricity consumption », *Energy and Buildings*, t. 117, p. 341-351, 2016. DOI : 10.1016/j.enbuild.2015.09.033. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.09.033><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778815302735>.
- [54] Y. MA, A. KELMAN, A. DALY et F. BORRELLI, « Predictive Control for Energy Efficient Buildings with Thermal Storage : Modeling, Stimulation, and Experiments », *IEEE Control Systems*, t. 32, n° 1, p. 44-64, 2012. DOI : 10.1109/MCS.2011.2172532. adresse : <https://ieeexplore.ieee.org/document/6153586/>.
- [55] C. GUZMAN, K. AGBOSSOU et A. CARDENAS, « Real-Time Emulation of Residential Buildings by Hardware Solution of Multi-Layer Model », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 4, p. 4037-4047, 2019. DOI : 10.1109/TSG.2018.2848727. adresse : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8388266/>.
- [56] P. H. SHAIKH, N. B. M. NOR, P. NALLAGOWNDEN, I. ELAMVAZUTHI et T. IBRAHIM, « A review on optimized control systems for building energy and comfort management of smart sustainable buildings », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 34, p. 409-429, 2014. DOI : 10.1016/j.rser.2014.03.027. arXiv : arXiv:1011.1669v3. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.03.027><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032114001889>.
- [57] Y. WANG, J. KUCKELKORN et Y. LIU, « A state of art review on methodologies for control strategies in low energy buildings in the period from 2006 to 2016 »,

- Energy and Buildings*, t. 147, p. 27-40, 2017. DOI : 10.1016/j.enbuild.2017.04.066. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778817303547>.
- [58] F. DE ANGELIS, M. BOARO, D. FUSELLI, S. SQUARTINI, F. PIAZZA et Q. WEI, « Optimal home energy management under dynamic electrical and thermal constraints », *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, t. 9, n° 3, p. 1518-1527, 2013. DOI : 10.1109/TII.2012.2230637.
- [59] A. KHALID, N. JAVAID, M. GUIZANI, M. ALHUSSEIN, K. AURANGZEB et M. ILAHI, « Towards Dynamic Coordination among Home Appliances Using Multi-Objective Energy Optimization for Demand Side Management in Smart Buildings », *IEEE Access*, t. 6, p. 19 509-19 529, 2018. DOI : 10.1109/ACCESS.2018.2791546.
- [60] T. H. CHANG, M. ALIZADEH et A. SCAGLIONE, « Real-time power balancing via decentralized coordinated home energy scheduling », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 4, n° 3, p. 1490-1504, 2013. DOI : 10.1109/TSG.2013.2250532.
- [61] A. H. MOHSENIAN-RAD, V. W. WONG, J. JATSKEVICH, R. SCHOBER et A. LEON-GARCIA, « Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 1, n° 3, p. 320-331, 2010. DOI : 10.1109/TSG.2010.2089069.
- [62] O. KILKKI, A. ALAHÄIVÄLÄ et I. SEILONEN, « Optimized control of price-based demand response with electric storage space heating », *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, t. 11, n° 1, p. 281-288, 2015. DOI : 10.1109/TII.2014.2342032.
- [63] B. CELIK, R. ROCHE, D. BOUQUAIN et A. MIRAOUI, « Decentralized neighborhood energy management with coordinated smart home energy sharing », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 9, n° 6, p. 6387-6397, 2018. DOI : 10.1109/TSG.2017.2710358.
- [64] ZHUANG ZHAO, WON CHEOL LEE, YOAN SHIN et KYUNG-BIN SONG, « An Optimal Power Scheduling Method for Demand Response in Home Energy Management System », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 4, n° 3, p. 1391-1400, 2013. DOI : 10.1109/tsg.2013.2251018.

- [65] D. MOLINA, C. LU, V. SHERMAN et R. G. HARLEY, « Model predictive and genetic algorithm-based optimization of residential temperature control in the presence of time-varying electricity prices », *IEEE Transactions on Industry Applications*, t. 49, n° 3, p. 1137-1145, 2013. DOI : 10.1109/TIA.2013.2252873.
- [66] N. JAVAID, I. ULLAH, M. AKBAR, Z. IQBAL, F. A. KHAN, N. ALRAJEH et M. S. ALABED, « An Intelligent Load Management System with Renewable Energy Integration for Smart Homes », *IEEE Access*, t. 5, p. 13 587-13 600, 2017. DOI : 10.1109/ACCESS.2017.2715225.
- [67] H. FARZIN, M. FOTUHI-FIRUZABAD et M. MOEINI-AGHTAIE, « A Stochastic Multi-Objective Framework for Optimal Scheduling of Energy Storage Systems in Microgrids », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 8, n° 1, p. 117-127, 2017. DOI : 10.1109/TSG.2016.2598678.
- [68] N. JAVAID, I. ULLAH, M. AKBAR, Z. IQBAL, F. A. KHAN, N. ALRAJEH et M. S. ALABED, « An Intelligent Load Management System with Renewable Energy Integration for Smart Homes », *IEEE Access*, t. 5, p. 13 587-13 600, 2017. DOI : 10.1109/ACCESS.2017.2715225.
- [69] K. C. TAN, Y. J. YANG et C. K. GOH, « A distributed cooperative coevolutionary algorithm for multiobjective optimization », *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, t. 10, n° 5, p. 527-549, 2006. DOI : 10.1109/TEVC.2005.860762.
- [70] M. A. A. PEDRASA, T. D. SPOONER et I. F. MACGILL, « Coordinated scheduling of residential distributed energy resources to optimize smart home energy services », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 1, n° 2, p. 134-143, 2010. DOI : 10.1109/TSG.2010.2053053.
- [71] P.-D. MOROŞAN, R. BOURDAIS, D. DUMUR et J. BUISSON, « Building temperature regulation using a distributed model predictive control », *Energy and Buildings*, t. 42, n° 9, p. 1445-1452, 2010. DOI : 10.1016/j.enbuild.2010.03.014. arXiv : 0402594v3 [arXiv:cond-mat]. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778810000915>.

- [72] C. CHEN, J. WANG, Y. HEO et S. KISHORE, « MPC-based appliance scheduling for residential building energy management controller », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 4, n° 3, p. 1401-1410, 2013. DOI : 10.1109/TSG.2013.2265239.
- [73] R. MISSAOUI, H. JOUMAA, S. PLOIX et S. BACHA, « Managing energy Smart Homes according to energy prices : Analysis of a Building Energy Management System », *Energy and Buildings*, t. 71, n° 2014, p. 155-167, 2014. DOI : 10.1016/j.enbuild.2013.12.018. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.12.018>.
- [74] A. AFRAM et F. JANABI-SHARIFI, « Theory and applications of HVAC control systems - A review of model predictive control », *Building and Environment*, t. 72, p. 343-355, 2014. DOI : 10.1016/j.buildenv.2013.11.016. adresse : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360132313003363>.
- [75] H. THIEBLEMONT, F. HAGHIGHAT, R. OOKA et A. MOREAU, « Predictive control strategies based on weather forecast in buildings with energy storage system : A review of the state-of-the art », *Energy and Buildings*, t. 153, p. 485-500, 2017. DOI : 10.1016/j.enbuild.2017.08.010. adresse : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778816320333><http://www.actapress.com/PaperInfo.aspx?paperId=456241><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778816320333>.
- [76] B. JIANG et Y. FEI, « Smart home in smart microgrid : A cost-effective energy ecosystem with intelligent hierarchical agents », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 6, n° 1, p. 3-13, 2015. DOI : 10.1109/TSG.2014.2347043.
- [77] Y. HAN, K. ZHANG, H. LI, E. A. A. COELHO et J. M. GUERRERO, « MAS-Based Distributed Coordinated Control and Optimization in Microgrid and Microgrid Clusters : A Comprehensive Overview », *IEEE Transactions on Power Electronics*, t. 33, n° 8, p. 6488-6508, 2018. DOI : 10.1109/TPEL.2017.2761438.
- [78] H. YANG, L. YIN, Q. LI, W. CHEN et L. ZHOU, « Multiagent-based coordination consensus algorithm for state-of-charge balance of energy storage unit », *Computing*

- in Science and Engineering*, t. 20, n° 2, p. 64-77, 2018. DOI : 10.1109/MCSE.2017.3301217.
- [79] S. D. J. MCARTHUR, E. M. DAVIDSON, V. M. CATTERSON, A. L. DIMEAS, N. D. HATZIARGYRIOU, F. PONCI et T. FUNABASHI, « Multi-Agent Systems for Power Engineering Applications ; Part I : Concepts, Approaches, and Technical Challenges », *Power Systems, IEEE Transactions on*, t. 22, n° 4, p. 1743-1752, 2007. DOI : 10.1109/TPWRS.2007.908471.
- [80] S. SHARMA, B. K. PANIGRAHI et A. VERMA, « A Smarter Method for Self-Sustainable Buildings : Using Multiagent Systems as an Effective Alternative for Managing Energy Operations », *IEEE Consumer Electronics Magazine*, t. 7, n° 2, p. 32-41, 2018. DOI : 10.1109/MCE.2017.2713646. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/document/8287041/>.
- [81] J. CAI, D. KIM, R. JARAMILLO, J. E. BRAUN et J. HU, « A general multi-agent control approach for building energy system optimization », *Energy and Buildings*, t. 127, p. 337-351, 2016. DOI : 10.1016/j.enbuild.2016.05.040. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.05.040>.
- [82] Z. XU, D. S. CALLAWAY, Z. HU et Y. SONG, « Hierarchical Coordination of Heterogeneous Flexible Loads », *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 31, n° 6, p. 4206-4216, 2016. DOI : 10.1109/TPWRS.2016.2516992.
- [83] C. M. COLSON et M. H. NEHRIR, « Comprehensive real-time microgrid power management and control with distributed agents », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 4, n° 1, p. 617-627, 2013. DOI : 10.1109/TSG.2012.2236368.
- [84] V. N. COELHO, M. WEISS COHEN, I. M. COELHO, N. LIU et F. G. GUIMARÃES, « Multi-agent systems applied for energy systems integration : State-of-the-art applications and trends in microgrids », *Applied Energy*, t. 187, p. 820-832, 2017. DOI : 10.1016/j.apenergy.2016.10.056. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.10.056>.

- [85] E.-g. TALBI, « A unified view of parallel multi-objective evolutionary algorithms », *Journal of Parallel and Distributed Computing*, t. 133, p. 349-358, 2019. DOI : 10.1016/j.jpdc.2018.04.012. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2018.04.012><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S074373151830279X>.
- [86] X. GE, Q.-L. HAN, D. DING, X.-M. ZHANG et B. NING, « A survey on recent advances in distributed sampled-data cooperative control of multi-agent systems », *Neurocomputing*, t. 275, p. 1684-1701, 2018. DOI : 10.1016/j.neucom.2017.10.008. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.10.008><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S092523121731634X>.
- [87] M. RAGER, C. GAHM et F. DENZ, « Energy-oriented scheduling based on Evolutionary Algorithms », *Computers & Operations Research*, t. 54, p. 218-231, 2015. DOI : 10.1016/j.cor.2014.05.002. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2014.05.002><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054814001312>.
- [88] H. LEI, R. WANG, T. ZHANG, Y. LIU et Y. ZHA, « A multi-objective co-evolutionary algorithm for energy-efficient scheduling on a green data center », *Computers & Operations Research*, t. 75, p. 103-117, 2016. DOI : 10.1016/j.cor.2016.05.014. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2016.05.014><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0305054816301216>.
- [89] D. WANG, X. ZHANG, K. QU, T. YU, Z. PAN et Q. LIU, « Pareto tribe evolution with equilibrium-based decision for multi-objective optimization of multiple home energy management systems », *Energy and Buildings*, t. 159, p. 11-23, 2018. DOI : 10.1016/j.enbuild.2017.10.072. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.10.072><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778817314184>.
- [90] S. N. MAKHADMEH, A. T. KHADER, M. A. AL-BETAR, S. NAIM, A. K. ABASI et Z. A. A. ALYASSERI, « Optimization methods for power scheduling problems in smart home : Survey », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 115, n° July,

- p. 109 362, 2019. DOI : 10.1016/j.rser.2019.109362. adresse : <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109362><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032119305702>.
- [91] Z. MICHALEWICZ, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, 3, 1996, t. 24, p. 121-130. DOI : 10.1007/978-3-662-03315-9.
- [92] K. F. MAN, K. S. TANG et S. KWONG, « Genetic algorithms : Concepts and applications », *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 43, n° 5, p. 519-534, 1996. DOI : 10.1109/41.538609.
- [93] S. WANG et X. XU, « Simplified building model for transient thermal performance estimation using GA-based parameter identification », t. 45, p. 419-432, 2006. DOI : doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2005.06.009.
- [94] E. RAMIREZ-LABOREO, C. SAGUES et S. LLORENTE, « Thermal modeling, analysis and control using an electrical analogy », in *22nd Mediterranean Conference on Control and Automation*, IEEE, 2014, p. 505-510. DOI : 10.1109/MED.2014.6961423. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6961423/>.
- [95] Z. MICHALEWICZ, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, 3, 1996, t. 24, p. 121-130. DOI : 10.1007/978-3-662-03315-9.
- [96] J. VASCONCELOS, J. RAMIREZ, R. TAKAHASHI et R. SALDANHA, « Improvements in genetic algorithms », *IEEE Transactions on Magnetics*, t. 37, n° 5, p. 3414-3417, 2001. DOI : 10.1109/20.952626.
- [97] L THIELE et T BLICKLE, « A comparison of selection schemes used in genetic algorithms », *TIK Report of Swiss Federal Insititute of Technology*, 1995.
- [98] W.E. HART, N. KRASNOGOR et J. SMITH, « Memetic Evolutionary Algorithms », in *Recent Advances in Memetic Algorithms*, sér. Studies in Fuzziness and Soft Computing, W. E. HART, J. E. SMITH et N. KRASNOGOR, éd., t. 166, Berlin/Heidelberg : Springer-Verlag, 2005, chap. 1, p. 4-29. DOI : 10.1007/3-540-32363-5. adresse : <http://link.springer.com/10.1007/3-540-32363-5>.

- [99] S. WONG et J.-P. PINARD, « Opportunities for Smart Electric Thermal Storage on Electric Grids With Renewable Energy », *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 8, n° 2, p. 1-9, 2016. DOI : 10.1109/TSG.2016.2526636. adresse : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7419882/>.
- [100] J. S. SHAMMA et G. ARLSAN, « Dimensions of Cooperative Control », in *Cooperative Control of Distributed Multi-Agent Systems*, 2007, chap. 1, p. 1-19. DOI : 10.1002/9780470724200.
- [101] M. A. POTTER et K. A. JONG, « A cooperative coevolutionary approach to function optimization », p. 249-257, 1994. DOI : 10.1007/3-540-58484-6_269. arXiv : 9780201398298. adresse : [http://link.springer.com/10.1007/3-540-58484-6{_}269](http://link.springer.com/10.1007/3-540-58484-6_{_}269).
- [102] F. SEREDYNSKI, « Loosely coupled distributed genetic algorithms », in *Parallel Problem Solving from Nature — PPSN III*, Y. DAVIDOR, H.-P. SCHWEFEL et R. MÄNNER, éd., Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 1994, p. 514-523.
- [103] Y. J. GONG, W. N. CHEN, Z. H. ZHAN, J. ZHANG, Y. LI, Q. ZHANG et J. J. LI, « Distributed evolutionary algorithms and their models : A survey of the state-of-the-art », *Applied Soft Computing Journal*, t. 34, n° 2013, p. 286-300, 2015. DOI : 10.1016/j.asoc.2015.04.061. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2015.04.061>.
- [104] C. M. FONSECA et P. J. FLEMING, « Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms - Part I : A unified formulation », *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A :Systems and Humans.*, t. 28, n° 1, p. 26-37, 1998. DOI : 10.1109/3468.650319.
- [105] K DEB, S AGRAWAL, A PRATAP et T MEYARIVAN, « A fast and elitist multi-objective genetic algorithm : NSGA-II », *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, t. 6, n° 2, p. 181-197, 2002. DOI : 10.1109/4235.996017.
- [106] W. B. DUMBAR, « Distributed Receding Horizon Control : Stability via move suppression », in *Cooperative Control of Distributed Multi-Agent Systems*, 2007, chap. 4, p. 63-79. DOI : 10.1002/9780470724200.

- [107] C. GUZMAN, L. RUEDA, G. ROMERO, S. BISCANS, K. AGBOSSOU et A. CARDENAS, « Enabling winter behavior analysis on electrically heated residential buildings by smart sub-metering », *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*, t. 2018-Febru, p. 1213-1218, 2018. DOI : 10.1109/ICIT.2018.8352351.
- [108] J. LI, Q. YU, W. SUN, R. ZHANG, D. ICHIGOZAKI, K. WANG et J.-F. LI, « Ceramic/Metal Composites with Positive Temperature Dependence of Thermal Conductivity », *Journal of Physics : Conference Series*, t. 419, n° 1, p. 012 050, 2013. DOI : 10.1088/1742-6596/419/1/012050. adresse : <http://stacks.iop.org/1742-6596/419/i=1/a=012050?key=crossref.462824866a1b27a773933383d6e095cc>.
- [109] SIMEB, *Weather Data for Building Energy Simulation*. adresse : <https://www.simeb.ca/>.
- [110] S. STAMP, H. ALTAMIRANO-MEDINA et R. LOWE, « Measuring and accounting for solar gains in steady state whole building heat loss measurements », *Energy and Buildings*, t. 153, p. 168-178, 2017. DOI : 10.1016/j.enbuild.2017.06.063. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.06.063>.
- [111] ONTARIO-ENERGY-BOARD, *Managing costs with time-of-use rates*, 2019. adresse : <https://www.oeb.ca/rates-and-your-bill/electricity-rates/managing-costs-time-use-rates>.
- [112] C. KE, « Fanger's thermal comfort and draught models », *Institute for Research in Construction National Research Council of Canada, Ottawa, KIA 0R6, Canada IRC Research Report RR-162 October*, t. 10, 2003.
- [113] N. DJONGYANG, R. TCHINDA et D. NJOMO, « Thermal comfort : A review paper », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 14, n° 9, p. 2626-2640, 2010. DOI : 10.1016/j.rser.2010.07.040.
- [114] E. HALAWA et J. VAN HOOFF, « The adaptive approach to thermal comfort : A critical overview », *Energy and Buildings*, t. 51, p. 101-110, 2012. DOI : 10.1016/j.enbuild.2012.04.011. adresse : <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.04.011>.