

Titre: Optimisation d'une stratégie de gestion de la demande de puissance en utilisant différentes sources de stockage thermique dans un agrégat de bâtiments
Title:

Auteur: Nicolas Bernier
Author:

Date: 2022

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Bernier, N. (2022). Optimisation d'une stratégie de gestion de la demande de puissance en utilisant différentes sources de stockage thermique dans un agrégat de bâtiments [Master's thesis, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/10472/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/10472/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Michaël Kummert, & François Bouffard
Advisors:

Programme: Génie énergétique
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Optimisation d'une stratégie de gestion de la demande de puissance en utilisant
différentes sources de stockage thermique dans un agrégat de bâtiments**

NICOLAS BERNIER

Département de génie mécanique

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie énergétique

Août 2022

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Optimisation d'une stratégie de gestion de la demande de puissance en utilisant
différentes sources de stockage thermique dans un agrégat de bâtiments**

présenté par **Nicolas BERNIER**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Hanane DAGDOUGUI, présidente

Michaël KUMMERT, membre et directeur de recherche

François BOUFFARD, membre et codirecteur de recherche

José A. CANDANEDO IBARRA, membre externe

REMERCIEMENTS

J'aimerais d'abord remercier mon directeur de recherche, Michaël Kummert, pour son ouverture et ses conseils. Je suis particulièrement reconnaissant de l'opportunité de collaboration à l'international avec plusieurs chercheurs dans le contexte de l'annexe 82 de l'AEI, et de m'avoir accompagné virtuellement dans une série de rencontres à l'heure du petit-déjeuner en Europe.

Un merci spécial aussi à mon codirecteur de recherche, François Bouffard, pour autant son optimiste à l'égard des solutions proposées que son pragmatisme par rapport à mes idées les plus ambitieuses.

Je tiens aussi à exercer ma gratitude envers le partenaire industriel du projet, Brainbox AI, pour le support, l'appui financier et aussi les échanges enrichissants avec l'ensemble de l'équipe.

Bruno Marcotte, ce fut un plaisir d'explorer avec toi les rudiments au plus profond du code source de TRNSYS pour le projet de compatibilité avec Python. Merci aussi à l'ensemble des membres du *Bee-lab* pour leur dynamisme malgré le contexte à distance!

J'aimerais aussi remercier chaleureusement Hanane Dagdougui pour l'opportunité d'enseignement des laboratoires du cours ENE6301. Ehsan Rezaei, la préparation du matériel des laboratoires à tes côtés a été une expérience très formatrice et je t'en remercie.

Finalement, je tiens à souligner l'implication de la Direction des immeubles de l'UdeM pour le travail relatif à la modélisation du campus MIL.

RÉSUMÉ

La lutte aux changements climatiques constitue l'un des enjeux les plus critiques de l'ère moderne. Pour diminuer considérablement les émissions de gaz à effet de serre, la plupart des secteurs de l'économie doivent être électrifiés et l'électricité doit être produite par des sources d'énergies propres. Cependant, énergies propres signifient souvent énergies renouvelables intermittentes et l'intégration de ces types d'énergies aux réseaux électriques présente des défis opérationnels importants. Bien entendu, l'équilibre entre la demande et la production doit être maintenu en tout temps, et historiquement, c'est la production qui suivait la demande malgré son profil très peu constant. Il semblerait pourtant bénéfique de renverser ce paradigme avec l'avènement des réseaux énergétiques intelligents. Considérant la nature stochastique de la production et de la demande, une source de stockage est essentielle dans l'équation, de sorte à éliminer les désynchronisations entre les deux composantes du système en plus de pouvoir pallier l'incertitude des prédictions.

L'environnement bâti étant l'un des consommateurs les plus importants d'énergie à travers le globe, ce mémoire de maîtrise se concentre sur les stratégies du côté de la demande, plus particulièrement sur l'écrêtage des pointes de puissance des bâtiments connectés au réseau électrique. En utilisant la masse thermique déjà présente dans les bâtiments, il semble possible de suivre le profil de production électrique sans nécessiter d'investissements majeurs de capitaux. Pour considérer plusieurs facteurs comme le confort thermique ou bien l'efficacité énergétique dans la fonction à optimiser, le modèle d'optimisation utilisé dans ce projet de recherche se base sur des prédictions de l'inertie thermique calculées via des techniques d'apprentissage machine avec Python. Ainsi, en utilisant les données historiques de n'importe quel bâtiment, un algorithme de contrôle optimal est en mesure d'envoyer des commandes aux systèmes électromécaniques de sorte à optimiser son profil de consommation pour répondre aux besoins du réseau électrique.

Ce mémoire présente les résultats des différents scénarios simulés avec le logiciel de modélisation TRNSYS pour une saison hivernale. L'interopérabilité entre TRNSYS et Python est possible grâce au développement d'un outil informatique développé dans le cadre de cette recherche. Les études de cas mettent en valeur les avantages et les inconvénients environnementaux, économiques et opérationnels d'une alimentation biénergie ou bien purement électrique. Les résultats montrent que les systèmes biénergie sont ceux qui présentent la meilleure flexibilité pendant des événements de pointe de puissance tout en minimisant l'im-

pact sur le confort des occupants. Toutefois, du point de vue environnemental, les systèmes biénergie émettent plus de 6 fois plus de CO_2 que le scénario de référence entièrement électrique. Les stratégies de contrôle valorisant l'inertie thermique dans les bâtiments présentent une émission de CO_2 très similaire au scénario de référence, mais sont un peu moins flexibles. Par exemple, le scénario de contrôle heuristique peut en moyenne réduire la demande de puissance pendant les événements de pointe de 92%, en augmentant la pointe de puissance avant l'évènement de 200% et en perturbant le confort thermique de 3 °C par rapport à la consigne habituelle de chauffage. Le scénario de contrôle optimal peut en moyenne réduire la demande de puissance pendant les événements de pointe de 89%, en limitant l'augmentation de la pointe avant l'évènement à 45% et avec les mêmes perturbations thermiques que le scénario précédent. Du point de vue économique, le scénario de contrôle heuristique s'avère de 30% à 50% plus onéreux que le scénario biénergie, alors que le scénario de contrôle optimal est jusqu'à 15% plus cher. Il est observé aussi que l'agrégation des bâtiments dans un microréseau, via une stratégie de contrôle décentralisée pendant un événement de pointe, permet de réduire la demande maximale de puissance de 19%, mais en doublant quasiment la consommation d'énergie comparativement à des bâtiments opérant en silos. Finalement, il en ressort que la présence de véhicules électriques chargeant dès le début de la journée dans le stationnement augmente la pointe maximale journalière de 17%. L'utilisation d'un algorithme de contrôle optimisant la charge/décharge des véhicules électriques permet d'écrêter 89% de la puissance moyenne pendant un événement de pointe en limitant l'augmentation de la pointe maximale journalière à 40%.

Ces résultats montrent donc que des stratégies de contrôle optimisées permettent d'exploiter au mieux la flexibilité énergétique fournie par la masse thermique inhérente aux bâtiments et à leurs systèmes, ainsi que la flexibilité énergétique offerte par les systèmes biénergie. Les stratégies proposées permettent également d'intégrer les véhicules électriques dans cette optimisation, en évitant l'impact négatif que la charge des batteries pourrait avoir sur le réseau sans stratégie de contrôle optimisée.

ABSTRACT

There is a consensus among the scientific community when it comes to fighting climate change: the future needs to be electrified and the grid needs to be powered by clean energy. However, clean energy often means intermittent renewable energy, and its integration into the grid comes with a few operational challenges. An equilibrium between the power supply and the demand has to be maintained at all times, and historically, the supply has been following the demand even if it has been spiking daily. It is worth reversing the perspective: what if the demand can be flexible and adapt to the supply according to the resources' availability? Given the stochastic nature of the supply and demand, one can only achieve such a paradigm with a means of storage allowing to achieve the energy transfer when the supply and demand are asynchronous and to act as a buffer to account for prediction uncertainties.

Since the built environment is one of the main energy consumers, this thesis focuses mainly on demand-side strategies, especially load shifting, applied to Grid-Interactive Efficient Buildings (GEBs). By leveraging the thermal mass already inside commercial buildings, it becomes possible to adapt to the needs of the grid without additional financial investments. To ensure thermal comfort and energy efficiency, the optimization scheme is based on a thermal inertia prediction model using machine learning techniques in Python. Using historical data of buildings, a dedicated optimal control-based algorithm is able to send commands to the electromechanical components of a building to optimize its load profile to suit the grid's needs.

This thesis shows the results of different simulations performed for an institutional building located in Montréal during a winter season, using the TRNSYS modelling software paired with a Python script acting as the controller. The co-simulation between TRNSYS and Python is enabled by a new TRNSYS component that was created as part of this work. These different case studies shed light on the pros and cons from an environmental, economic, and operational point of view of a dual-energy system and a purely electrical system. The results show that the dual-energy system is the one with the overall best flexibility score; it can achieve shifting of the entire load during a peak event without disturbing the occupants' thermal comfort and is the most viable financial option. However, on the other hand, this scenario generates at least 6 times more CO₂ than the fully electrical reference scenario. The other control strategies that use thermal inertia of building properties have the same environmental footprint as the reference scenario, and the heuristic control scenario can achieve an average peak shaving of 92% during specific events by increasing the

demand before the event by 200% and deviating from the temperature set point by 3 °C. The optimal control scenario can reduce the average power demand by 89% during an event by increasing the pre-event peak by 45%, and its impact on thermal comfort is the same as the previous scenario. From an economic standpoint, the heuristic control scenario has an operation cost ranging from 30% to 50% more expensive than the dual-energy scenario, and the optimal control scenario costs up to 15% more. Furthermore, it was observed that coordinating aggregated buildings with a decentralized control scheme in a microgrid can reduce the maximum power demand during an event by 19%, with as a trade-off double the energy consumption compared to a scenario where buildings operate completely independently of one another. Finally, simulations including electrical vehicles showed that when charging upon arrival, the maximum demand power of a building increases by 17% compared to the case without electrical vehicles. The use of an optimal controller for the charge / discharge of the electric vehicle fleet allows for a reduction of 89% of the average power during a peak event, with a 40% increase of the daily peak demand.

The results of this thesis show that optimized control strategies can harness the flexibility offered by the thermal mass inherently present in commercial buildings and their systems, as well as the flexibility offered by multicarrier systems (gas + electricity). The proposed strategies can integrate electric vehicles into the optimisation problem, avoiding the negative impact that those vehicles would have during peak demand events.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	vi
TABLE DES MATIÈRES	viii
LISTE DES TABLEAUX	xi
LISTE DES FIGURES	xii
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xv
LISTE DES ANNEXES	xvi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Éléments de la problématique	1
1.2 Objectifs de recherche	2
1.3 Plan du mémoire	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Flexibilité et résilience	5
2.2 Tarification de l'électricité	8
2.3 Digitalisation et contrôle	9
2.4 Stockage thermique	11
2.5 Microréseau intelligent	14
2.6 Résumé du chapitre	16
CHAPITRE 3 MODÉLISATION ÉNERGÉTIQUE	17
3.1 Développement d'un outil permettant l'interopérabilité de TRNSYS et Python	17
3.1.1 Pertinence de Python	17
3.1.2 Pertinence de TRNSYS	17
3.1.3 Développement du <i>type</i> TRNSYS avec CFFI	18
3.2 Modélisation avec TRNSYS	22
3.2.1 Architecture de base	25

3.2.2	Meilleure isolation de l'enveloppe	29
3.2.3	Système de chaudières entièrement électriques	29
3.2.4	Système biénergie de chaudières	30
3.2.5	Stationnement de véhicules électriques	31
3.2.6	Agrégat de bâtiments	32
3.3	Résumé du chapitre	33
CHAPITRE 4 CARACTÉRISATION DE LA FLEXIBILITÉ ÉNERGÉTIQUE . . .		34
4.1	Définition de la flexibilité énergétique opérationnelle	34
4.1.1	Observation de la dynamique thermique d'un bâtiment réel	35
4.1.2	Observation de la dynamique thermique d'un bâtiment dans une simulation TRNSYS	40
4.2	Développement d'un modèle prédictif pour quantifier la flexibilité d'un bâtiment	43
4.2.1	Architecture du réseau de neurones	43
4.2.2	Analyse des résultats de prédiction	46
4.3	Analyse des signaux incitatifs à la flexibilité	51
4.4	Résumé du chapitre	54
CHAPITRE 5 STRATÉGIES DE CONTRÔLE		55
5.1	Scénarios de référence	56
5.2	Scénarios de contrôle heuristique	58
5.2.1	Scénario 1.1 : purge d'air frais et préchauffage des zones	58
5.2.2	Scénario 1.2 : chaudière d'appoint au gaz naturel	66
5.3	Scénarios de contrôle prédictif	67
5.3.1	Scénario 2.1 : coordination des zones pour écrêter la demande totale maximale en chauffage	67
5.3.2	Scénario 2.2 : coordination d'un agrégat de bâtiment pour écrêter la demande totale maximale en chauffage	71
5.3.3	Scénario 2.3 : utilisation des prédictions pour améliorer le confort thermique	73
5.4	Scénario de contrôle optimal	74
5.4.1	Scénario 3.1 : optimisation de la demande de puissance maximale journalière	74
5.4.2	Scénario 3.1 + EVs : optimisation de la demande de puissance maximale journalière en présence de véhicules électriques	76
5.5	Analyse économique et environnementale	80
5.6	Résumé de chapitre	83

CHAPITRE 6 CONCLUSION	84
6.1 Synthèse des travaux	84
6.2 Limitations de l'étude	86
6.3 Améliorations futures	87
RÉFÉRENCES	88
ANNEXES	95

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Détails des zones modélisées dans TRNBuild	23
Tableau 3.2	Détails des matériaux de l'architecture de référence	25
Tableau 3.3	Débit d'air neuf minimal par zones selon ASHRAE 62.1	27
Tableau 3.4	Capacité maximale d'occupation des zones principales	28
Tableau 3.5	Composition de l'agrégat de bâtiments modélisés	32
Tableau 4.1	Paramètre du modèle de fonction exponentielle pour 5 zones	38
Tableau 4.2	Caractéristiques des différents modèles de réseaux de neurones	50
Tableau 4.3	Structure tarifaire catégorie M	51
Tableau 4.4	Liste des événements GDP utilisée pour l'hiver 2022	52
Tableau 4.5	Structure du crédit alloué par tranches de puissance écrêtée	53
Tableau 5.1	Différentes variantes du scénario 1.1	63
Tableau 5.2	Puissance moyenne écrêtée et indice FI des différentes architectures pour l'événement GDP d'avant-midi	65
Tableau 5.3	Puissance moyenne écrêtée et indice FI des différentes architectures pour l'événement GDP d'après-midi	65
Tableau 5.4	Puissance maximale et consommation d'énergie du scénario 2.1	70
Tableau 5.5	Résultats des stratégies pour écrêter la pointe pendant les événements GDP	72

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Schéma d'un microréseau [1]	14
Figure 3.1	Schéma des dépendances du nouveau <i>type</i>	18
Figure 3.2	Capture d'écran du message d'erreur dans le code Python affiché dans le studio TRNSYS	21
Figure 3.3	Vue aérienne de côté du campus MIL sur <i>Google Earth</i> et modélisation 3D Sketchup	22
Figure 3.4	Vue aérienne du dessus du campus MIL sur <i>Google Earth</i> et modélisation Sketchup	22
Figure 3.5	Localisation des zones thermiques du modèle - partie 1	24
Figure 3.6	Localisation des zones thermiques du modèle - partie 2	24
Figure 3.7	Horaire d'occupation des salles de classe	26
Figure 3.8	Horaire d'éclairage des corridors et vestibules	26
Figure 3.9	Modélisation de la boucle d'eau chaude du bâtiment dans TRNSYS .	30
Figure 3.10	Modélisation de la boucle d'eau chaude du bâtiment dans TRNSYS .	31
Figure 4.1	Inertie de la masse thermique des zones et de la boucle d'eau	34
Figure 4.2	Constante de temps d'une zone	36
Figure 4.3	Différentes températures d'équilibre en fonction de la température extérieure	37
Figure 4.4	Différentes constantes de temps d'une zone en fonction de la température extérieure	37
Figure 4.5	fonction exponentielle estimée avec les données empiriques du recul nocturne pour 5 zones distinctes	38
Figure 4.6	Différentes constantes de temps d'une zone en fonction de la température extérieure dans la simulation TRNSYS	40
Figure 4.7	Différentes températures d'équilibre en fonction de la température extérieure dans la simulation TRNSYS	41
Figure 4.8	fonction exponentielle estimée avec les données de la simulation TRNSYS du recul nocturne pour 5 zones distinctes	41
Figure 4.9	Réseau de neurones pour la modélisation en boîte noire	44
Figure 4.10	Différentes méthodes de modélisation des données de sortie du modèle thermique en boîte noire	45
Figure 4.11	Exemple de résultat de la méthode 1 de modélisation	46
Figure 4.12	Exemple de résultat de la méthode 2 de modélisation	47

Figure 4.13	Exemple de résultat de la méthode 3 de modélisation	47
Figure 4.14	Comparaison entre prédiction et valeur réelle de température pour zone auditorium-1-2	48
Figure 4.15	Comparaison entre prédiction et valeur réelle de température pour zone tampon-4	49
Figure 4.16	Comparaison entre prédiction et valeur réelle de température pour la boucle d'eau	49
Figure 5.1	Profil de puissance en chauffage du scénario de référence pour la journée du 4 janvier 2022	56
Figure 5.2	Profil de puissance en chauffage du scénario de référence et du scénario référence +EVs pour la journée du 21 janvier 2022	57
Figure 5.3	Profil du point de consigne de température et du débit d'air frais pendant une journée d'événements GDP	59
Figure 5.4	Profil de la concentration de CO ₂ pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1	60
Figure 5.5	Effet de l'occupation sur la température pendant une journée d'événements GDP	61
Figure 5.6	Profils de température des diverses zones pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1	62
Figure 5.7	Profil de la demande en chauffage pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1	63
Figure 5.8	Profil de la demande en chauffage pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1	64
Figure 5.9	Profil de la demande en chauffage du scénario 1.2 GDP pendant une journée d'événements GDP	66
Figure 5.10	Profil des températures des zones coordonnées optimalement pour réduire la demande de puissance maximale pendant un événement GDP	68
Figure 5.11	Profil des demandes en chauffage des zones coordonnées optimalement pour réduire la demande de puissance maximale pendant un événement GDP	68
Figure 5.12	Comparaison entre la demande en chauffage pendant un événement GDP pour une stratégie non optimisée et une stratégie optimisée à cet effet	69
Figure 5.13	Profil de la demande en chauffage d'un agrégat de bâtiments coordonnés et d'un agrégat de bâtiments non coordonnés	72

Figure 5.14	Profil de la température d'une zone et de la demande de chauffage en considérant le confort des usagers	73
Figure 5.15	Profil de la demande en chauffage d'un bâtiment avec une stratégie d'optimisation pour écrêter la pointe pré-événement GDP	75
Figure 5.16	Occupation du stationnement de véhicules électriques en matinée . . .	76
Figure 5.17	Profil de la demande de puissance du bâtiment en présence de véhicules électriques qui chargent	76
Figure 5.18	Chargement et déchargement optimal des batteries des véhicules électriques du stationnement	77
Figure 5.19	Profil de la demande de puissance de différents scénarios en présence de véhicules électriques qui chargent	78
Figure 5.20	Comparaison entre les deux stratégies optimisant la demande de puissance pré-événement GDP avec et sans véhicules électriques	79
Figure 5.21	Analyse économique de différents scénarios de flexibilité énergétique .	80
Figure 5.22	Analyse économique pour une journée d'hiver avec événements GDP en présence de véhicules électriques	81
Figure 5.23	Analyse économique et environnementale de différents scénarios de flexibilité énergétique	82

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

GEBs	Grid-Interactive Efficient Buildings
ASHRAE	American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers
CVAC	Chauffage, Ventilation, Air Climatisé
PID	Proportionnel-Intégral-Dérivé
MCP	Matériaux à Changement de Phase
ARX	Autoregressive-Exogenous
RC	Résistance-Capacitance
AIE	Agence International de l'Énergie
CFFI	C Foreign-Function-Interface
DLL	dynamically-linked library
.csv	Comma-separated values
UdeM	Université de Montréal
NECB	National Energy Code of Canada for Buildings
COP	Coefficient of Performance
EQM	Erreur quadratique moyenne
GDP	Gestion de la demande de puissance
MILP	Mixed integer and linear programming
FO	indice de Flexibilité énergétique Opérationnelle
V2B	Vehicle-to-building
EV	Electric Vehicle

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Formulation mathématique des stratégies de contrôle optimal	95
----------	---	----

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La gestion de la demande de puissance est un enjeu crucial pour les distributeurs électriques dans un contexte d'électrification de l'économie et de pénétration élevé des énergies renouvelables dans le mix énergétique. À une époque fortement marquée par la digitalisation et l'automatisation, les acteurs de la scène énergétique ont plus d'options en matière de flexibilité qu'auparavant alors que la production était sans cesse ajustée à la consommation. Les stratégies de gestion du côté de la demande sont de plus en plus utilisées de sorte à se soumettre aux signaux incitatifs provenant du réseau. Considérant que le secteur du bâtiment est globalement l'un des plus grands consommateurs d'énergie et que plusieurs acteurs politiques se sont engagés à entamer son électrification, ce mémoire de recherche se concentre sur l'application d'une stratégie de gestion de la demande de puissance dans les bâtiments connectés au réseau électrique. La plupart des technologies de stockage étant onéreuses à ce jour, la stratégie à l'étude met l'accent sur l'utilisation de la masse thermique déjà présente dans les bâtiments pour bénéficier de sa flexibilité, et ce, à très faible coût. Cette stratégie repose sur un algorithme de contrôle optimal et nécessite ainsi une visibilité constante sur les données thermodynamiques du bâtiment via une série de capteurs.

1.1 Éléments de la problématique

Dans des efforts de réduction d'émission de gaz à effet de serre, plusieurs politiques énergétiques misent de façon prépondérante sur l'électrification des bâtiments et des modes de transport. Cependant, cette électrification risque d'accroître fortement la consommation globale d'électricité et la plupart des plans se rapportent alors à l'efficacité énergétique pour réduire la pression sur les infrastructures électriques sans pour autant accroître les moyens de production. Au Québec, les infrastructures et les équipements électriques sont dimensionnés dans le but de répondre aux pointes électriques de demande qui ne représentent qu'un ensemble de périodes marginales, ce qui constitue une dépense importante en opération ainsi que des investissements initiaux significatifs. De plus, pour balancer la demande en période de pointes, il arrive qu'Hydro-Québec doive importer de l'électricité de l'extérieur de la province, électricité pouvant avoir une empreinte carbone supérieure à celle produite localement à l'aide d'énergies renouvelables, ce qui n'est pas désirable dans un contexte de décarbonation. Bref, les pointes de puissance constituent un enjeu majeur pour les distributeurs électriques. Ensuite, plus globalement, la pénétration des énergies renouvelables intermittentes dans le réseau nécessite une plus grande flexibilité de la part des consommateurs, et souvent un

médium de stockage, en raison de l'utilisation de ressources ayant un profil stochastique. Des stratégies de gestion de la puissance à même les bâtiments, donc du côté du consommateur, peuvent répondre à ces deux problématiques, c'est-à-dire la pression sur le réseau engendrée par l'électrification et la forte pénétration anticipée d'énergie renouvelable dans le mix énergétique. Cependant, en hiver, l'électricité compétitionne difficilement avec le gaz naturel pour le chauffage, ce dernier ayant une meilleure densité de stockage pour lisser les pointes, une meilleure flexibilité ainsi qu'un prix plus faible. Les technologies de stockage sur lesquelles reposent les techniques de gestion de la demande dans les bâtiments électrifiés doivent se faire à faible coût pour satisfaire à l'argument économique. Heureusement, les bâtiments sont fondamentalement équipés de quelques sources de stockage, par exemple, outre le volume d'air de chaque zone, les parois opaques (murs, planchers) et les meubles dans les zones ayant une forte masse thermique, tout comme les boucles d'eau avec leur forte capacité calorifique. Une stratégie de la sorte s'échelonne facilement puisqu'une grande quantité de bâtiments possèdent déjà les atouts permettant un stockage thermique sans addition d'équipement. Par la suite, en agrégeant stratégiquement ces piles thermiques ensemble, dans un réseau de microréseaux, il est possible d'effacer les pointes électriques et de compenser à l'intermittence de la plupart des énergies renouvelables. Finalement, une stratégie mettant en valeur les voitures électriques est développée afin que ces dernières servent de source de stockage additionnelle et non de fardeau sur la demande de puissance du bâtiment qui les héberge.

1.2 Objectifs de recherche

L'objectif principal de la recherche est de caractériser la flexibilité énergétique de certains archétypes de bâtiments selon différentes architectures de systèmes de Chauffage, Ventilation, Air Climatisé (CVAC). Ensuite, dans le but d'écarter la demande de puissance durant les pointes et ainsi réduire la pression globale sur le réseau électrique avec l'impact environnemental le plus faible, une série d'algorithmes de contrôle heuristique et optimal sont développés afin de réduire la facture énergétique des bâtiments. Ces bâtiments sont d'abord considérés individuellement, avec et sans présence de véhicules électriques, et par la suite, collectivement dans le cas d'une opération en agrégat. Les séquences de contrôle reposent sur une source de stockage thermique, déjà présente dans le bâtiment et ne nécessitant pas d'investissements initiaux, ou bien utilisent une source de chauffage d'appoint au gaz naturel, et le confort des occupants est considéré tout comme les enjeux financiers. La recherche appliquée se concentre sur le chauffage des bâtiments dans un climat froid continental humide.

La méthodologie est prévue en quatre étapes, avec un mélange de composantes quantitatives et qualitatives. La première étape est la modélisation énergétique et comprend le développement d'un outil permettant l'interaction entre Python et TRNSYS ainsi que la conception d'une série de modèles TRNSYS pour représenter différents archétypes de bâtiments. Les différentes architectures comprennent un système biénergie, une chaudière électrique, une isolation très performante de l'enveloppe, des véhicules électriques et un agrégat de bâtiments. La seconde étape est de caractériser la flexibilité énergétique. Une caractérisation plus générale est d'abord établie dans la revue de littérature, et une formulation plus opérationnelle pouvant être utilisée en entrée par les algorithmes de contrôle est ensuite désignée. Un modèle en boîte noire est ensuite développé pour effectuer la prédiction de l'indicateur préalablement défini et les signaux incitatifs à la flexibilité auxquels réagiront les algorithmes sont analysés dans le cadre de la structure tarifaire d'Hydro-Québec. Finalement, les stratégies de contrôle sont élaborées selon différents objectifs cherchant à profiter au réseau électrique, aux occupants des bâtiments et aux gestionnaires de ces derniers. Ces stratégies sont divisées en 3 catégories : contrôle heuristique, prédictif et optimal. Finalement, une analyse économique et environnementale est réalisée pour valider la performance en termes de flexibilité des différents scénarios de contrôle et des différentes architectures CVAC.

1.3 Plan du mémoire

Le mémoire est divisé en 6 chapitres. La revue de littérature (chapitre 2) suit la présente introduction. Ensuite, le troisième chapitre porte sur la modélisation énergétique. Le quatrième chapitre englobe la caractérisation de la flexibilité énergétique. Le cinquième chapitre concerne les stratégies de contrôle développées et les résultats. Finalement, le sixième chapitre est la conclusion.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

L'électrification des différents secteurs de l'économie, entre autres le transport, ajoute de la pression sur le réseau et le concept de flexibilité énergétique du côté de la demande est proposé comme une solution pour soulager le réseau dans un contexte de résilience et de développement durable. Grâce à des algorithmes sophistiqués, les bâtiments sont en mesure de répondre à différents signaux incitatifs du réseau, souvent sous la forme d'un signal de prix, de sorte à moduler leur demande stratégiquement. Pour ce faire, le stockage thermique est l'une des sources présentant le plus de bénéfices techno-économiques. Un bâtiment équipé de technologies d'imotique peut être considéré comme un microréseau, et un ensemble de bâtiments de la sorte regroupé sous un agrégateur peut être considéré comme un réseau de microréseaux. La modernisation des réseaux énergétiques grâce à la digitalisation tend à se structurer autour d'une topologie non linéaire et d'une architecture de contrôle et de balancement variée, alors que les systèmes de stockage et la production décentralisée sont de plus en plus présents. C'est le concept de réseaux énergétiques intelligents. Ce chapitre expose explicitement les concepts préalablement mentionnés dans la littérature scientifique moderne.

2.1 Flexibilité et résilience

Le concept de flexibilité et de résilience est un sujet d'actualité dans le contexte de transition énergétique et de lutte contre les changements climatiques. La résilience a été explorée en profondeur par Attia et al (2021) [2]. Une distinction évidente entre résilience et flexibilité est la durée de son application, la résilience étant généralement définie sur un plus long intervalle, alors que la flexibilité peut s'effectuer durant un très bref horizon. Dans le contexte énergétique, la flexibilité peut être quantifiée au niveau du réseau, autant du côté du transport, de la distribution, ou bien de la production [3], [4] [5]. Du côté de la demande, certaines études se concentrent sur la flexibilité en chauffage [6] alors que d'autres traitent plutôt des systèmes biénergie [7] [8]. Certains s'intéressent aussi à l'agrégation des charges individuelles [9]. L'Agence International de l'Énergie (AIE) a dédié une annexe entière sur la question, à savoir comment définir, caractériser et optimiser la flexibilité énergétique [10]. La définition obtenue est la suivante :

« The Energy Flexibility of a building is the ability to manage its demand and generation according to local climate conditions, user needs, and energy network requirements. Energy Flexibility of buildings will thus allow for demand side management/load control and thereby demand response based on the requirements of the surrounding energy networks. »

—

La flexibilité énergétique d'un bâtiment est caractérisée par son habilité à régir sa demande et sa production en fonction des conditions météorologiques locales, des besoins des usagers et des requis des réseaux d'énergie. La flexibilité énergétique d'un bâtiment doit ainsi aller de pair avec la gestion de la demande de puissance et permettre de participer à des événements de réponse à la demande pour satisfaire au besoin de réseaux d'énergie environnants.

Plusieurs chercheurs se sont alors intéressés à quantifier la flexibilité énergétique. Junker et al. (2018) ont introduit deux métriques dans le contexte, soit la fonction de flexibilité (FF) et l'indice de flexibilité (FI) [11].

$$FF(t) = \sum_{k=0}^t h_k$$

h_k étant la fonction d'impulsion en réponse au signal de pénalité

$$\begin{aligned} FI(t) &= 1 - \frac{C_1}{C_0} \\ C_0 &= \sum_{t=0}^N \lambda^t u_t^0 \\ C_1 &= \sum_{t=0}^N \lambda^t u_t^1 \end{aligned}$$

λ^t étant la pénalité sur la consommation à l'instant t .

u_t^0 étant l'énergie consommée pendant l'intervalle de temps t avec un contrôleur ignorant le signal de pénalité.

u_t^1 étant l'énergie consommée pendant l'intervalle de temps t avec un contrôleur considérant le signal de pénalité.

De leur côté, Le Dreau et Heiselberg (2016) proposent la fonction de flexibilité (FF) suivante [12] :

$$FF = \frac{\int^{l_{lowprice}} Q_{heating} dt - \int^{l_{highprice}} Q_{heating} dt}{\int^{l_{lowprice}} Q_{heating} dt + \int^{l_{highprice}} Q_{heating} dt}$$

$Q_{heating}$ représentant la puissance de chauffage.

$l_{lowprice}/l_{highprice}$ représentant des indices de prix discrétisés, low représente un prix sous le premier quartile et $high$ représente un prix au deçà du troisième quartile.

Johra et al. (2019) utilisent l'équation suivante pour caractériser la flexibilité de leur stratégie de contrôle [13] :

$$F = \left[\left(1 - \frac{\%High}{\%High_{ref}} \right) + \left(1 - \frac{\%Medium}{\%Medium_{ref}} \right) \right] \frac{100}{2}$$

$\%High$ et $\%Medium$ représentant les moyennes de chauffage, relativement au total annuel de chauffage, en faisant usage du stockage thermique pendant des périodes où les signaux de prix sont respectivement élevés et modérés.

$\%High_{ref}$ et $\%Medium_{ref}$ représentant les moyennes de chauffage, relativement au total annuel de chauffage, sans usage de stratégie impliquant du stockage thermique pendant des périodes où les signaux de prix sont respectivement fort et moyen.

Arteconi et al. (2019) présentent l'indicateur de performance de flexibilité (FPI), qui se distingue des autres en incluant des composantes propres au confort de l'utilisateur et plus large quant aux besoins du réseau [14] :

$$FPI = 0.25(p_1 t_{res}^* + p_2 P_{res}^* - p_3 t_{rec}^* + p_4 \eta_{DR})$$

$t_{res}^* = \frac{t_{res}}{24}$, soit le temps de réponse à un événement de réponse à la demande.

$P_{res}^* = \frac{|P_{res}|}{P_{rated}}$, soit la puissance appelée relativement à la puissance maximale du système.

$t_{rec}^* = \frac{t_{rec}}{24}$, soit le temps de recouvrement suite à un événement de réponse à la demande.

$\eta_{DR} = \frac{E_{DR}}{E_{ref}}$, soit l'énergie consommée pendant l'événement de réponse à la demande relativement à l'énergie qui aurait été normalement consommée.

p_1 , p_2 , p_3 et p_4 représentent des coefficients, les deux premiers sont relatifs aux intérêts du réseau alors que les deux derniers concernent le confort des usagers.

Tous les indicateurs préalablement détaillés sont adimensionnels. Reynders et al. (2017) proposent un indicateur indiquant la quantité d'énergie pouvant être déplacée pendant un événement de réponse à la demande [15] :

$$C_{ADR} = \int_0^{l_{ADR}} (Q_{ADR} - Q_f) dt$$

l_{ADR} étant la durée de l'événement de réponse à la demande.

Q_{ADR} et Q_f étant respectivement la puissance pendant l'événement et la puissance de référence.

Les auteurs mettent aussi de l'avant un autre indicateur, le *Power Shifting Capability (PSC)* qui met en relation la différence entre la puissance de référence et la puissance durant l'événement et le temps requis pour atteindre l'une des deux bornes sur la température. Cet indicateur est exprimé sous forme graphique. Finalement, Reynders et al. (2018) analysent en détail les différentes formulations de la flexibilité et en proposent plusieurs autres dans différents contextes, surtout adaptés pour pouvoir être prédits [16].

Une nouvelle annexe de l'AIE, la 82, étudie aussi la flexibilité et la résilience sous divers angles. Je contribue aux sections portant sur la demande énergétique des bâtiments individuels et sur le stockage des bâtiments individuels et agrégés d'une revue de littérature en collaboration avec différents chercheurs à l'international.

2.2 Tarification de l'électricité

Une façon efficace d'induire la flexibilité dans l'opération des systèmes électromécaniques des bâtiments est via un signal de prix [17]. Il existe plusieurs types de tarification incitant à la gestion de la demande de puissance ; cela peut être en imposant un coût sur la plus grande pointe de puissance mensuelle comme au Québec, via des événements spéciaux d'écrêtage de pointe [18], ou bien avec une tarification dynamique ou semi-dynamique avec le principe de *Time of Use* comme en Ontario [19]. Deux parties prenantes du secteur énergétique québécois se sont aussi récemment alliées pour proposer un tarif biénergie pour promouvoir l'utilisation du gaz naturel pendant les périodes de pointes électriques [20]. Dans le cas où une source d'énergie alternative n'est pas disponible, les gestionnaires de bâtiment recourent souvent au délestage durant les pointes électriques, bien que d'autres approches plus sophistiquées fondées sur des algorithmes commencent à prendre de l'importance, approches impliquant souvent du stockage d'énergie dans le but de préserver le confort thermique et la qualité de l'air tout en diminuant substantiellement la consommation d'énergie pendant certaines périodes déterminées.

2.3 Digitalisation et contrôle

Les systèmes CVAC sont généralement opérés de façon déterministe avec des boucles fermées de contrôle, c'est-à-dire que la commande est envoyée en réaction à la lecture de l'observation. Dans les bâtiments, c'est au niveau de la zone que le point de consigne sur la température est initialement désigné et il s'ensuit un effet cascade de commandes et d'ajustement au niveau des différents niveaux de systèmes CVAC de sorte à réduire le plus possible l'écart entre la température et le point de consigne dans la zone. Les contrôleurs Proportionnel-Intégral-Dérivé (PID) sont souvent utilisés à cette fin puisqu'ils s'avèrent une option rapide et peu coûteuse de faire du contrôle en boucle fermée. Historiquement, ces contrôleurs étaient pneumatiques. L'avènement de la régulation numérique et de l'infrastructure immotique dans les bâtiments a permis l'accumulation massive de données et a ainsi ouvert la porte à des options de contrôle plus sophistiquées. Le protocole de communication le plus répandue dans l'industrie est BACnet, régie par l'*American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (ASHRAE)* [21].

Le contrôle prédictif repose sur la prédiction de données permettant d'optimiser les opérations à l'instant présent en connaissance du futur. Ce type de contrôle a révélé des économies d'énergie substantielles en comparaison avec l'approche de contrôle réactif. L'intelligence artificielle semble jusqu'à maintenant être bien adaptée pour obtenir des prédictions dans le contrôle des bâtiments intelligents. Il est possible d'obtenir des prédictions en reposant exclusivement sur les données disponibles et en supposant la corrélation entre les paramètres. C'est alors un modèle de boîte noire. Morovat et al. (2022) explorent des stratégies de contrôle prédictives pour le chauffage d'un bâtiment institutionnel avec des systèmes électriques au Québec [22]. L'application ressemble d'ailleurs à celle de l'étude réalisée dans le cadre de ce mémoire, à la différence de l'utilisation de thermopompes et de planchers radiants dans l'article alors que les systèmes modélisés pour le projet de recherche du mémoire sont des chaudières. Il est aussi possible de créer des modèles de boîte grise en imposant des relations physiques entre certains paramètres, souvent grâce à un modèle espace-état, ce qui force une corrélation induite tout en laissant le modèle estimer la corrélation entre les autres paramètres. Différentes architectures de modèle sont adaptées à différents types et intervalles de prédiction [23]. Les données prédites varient en fonction de l'objectif, cela peut être la température, la demande de puissance électrique, les données météorologiques, l'occupation, le prix de l'électricité. Une fois les paramètres futurs estimés, une méthode de recherche opérationnelle permet de résoudre le problème d'optimisation afin d'envoyer les commandes. Des approches linéaires sont plus souvent utilisées en raison de leur vitesse d'exécution, comme la programmation linéaire ou la

programmation en nombre entier. La programmation dynamique est aussi utilisée dans le but de simplifier la résolution du problème global en le divisant en plusieurs sous-modèles [24]. Même s'il est possible d'obtenir des prédictions suffisamment précises, les données requises ne sont pas toujours disponibles. Pour nuancer le caractère stochastique de certains paramètres ou le manque de données, il est possible de recourir à l'agrégation pour permettre la simplification avec la loi des grands nombres. C'est une approche qui est parfois utilisée pour la gestion de la demande de puissance dans un système multi-agent multi-objectif alors que les données nécessaires ne sont pas toujours disponibles à cause de contraintes technologiques et légales, entre autres concernant la vie privée [25]. Dans certains cas, l'agrégation permet aussi de réduire l'erreur de prédiction, comme démontré dans l'étude de Shaqour et al. (2022) portant sur la prédiction des demandes de puissance pour dans le secteur résidentiel [26].

Différentes stratégies de contrôle sont déployées pour différents objectifs d'optimisation. La plupart des études portent sur la minimisation de la consommation d'énergie et de la demande de puissance en réponse à un signal de pénalité, soit de prix ou bien d'émission de CO₂. Les stratégies de contrôle suggérées touchent plus souvent qu'autrement le chauffage et la climatisation [27] [28], deux catégories de système représentant généralement une grosse partie de la consommation des CVAC. Les approches de contrôle thermostatiques en changeant les points de consigne sont souvent à l'étude [29]. Certaines études font aussi mention de la ventilation et de la qualité de l'air, comme [30]. Watson et al. (2006) effectuent aussi un tour d'horizon rigoureux des différentes stratégies réactives pour écrêter la demande de puissance dans des événements de pointes, en prenant soin d'étudier aussi l'impact de l'éclairage [31]. Les serres sont aussi un type de bâtiment souvent à l'étude en raison de leur forte consommation d'énergie [32].

2.4 Stockage thermique

Le stockage d'énergie est un élément crucial à la flexibilité. Il permet d'amortir une désynchronisation entre la production et la demande. Ainsi, si bien coordonné, le stockage permet à la demande de suivre l'offre et non le contraire comme c'est le cas dans les réseaux électriques traditionnels. Il existe plusieurs formes de stockage d'énergie ; mécanique, chimique, thermique. Le stockage thermique peut être divisé en trois catégories, soit sensible, latent et thermochimique [33]. Il existe aussi une distinction entre les systèmes de stockage actif et passif, le premier étant caractérisé par un transfert de chaleur forcée mécaniquement, alors que le second inclut entre autres les radiations solaires, la convection naturelle et les différences de températures. [34] [35]. La chaleur latente est caractérisée par un changement de phase, c'est le principe derrière les systèmes de réfrigération. Du côté du stockage, on parle surtout des Matériaux à Changement de Phase (MCP), des matériaux homogènes compactés sur une couche mince dans le but que le transfert de chaleur soit approximé unidimensionnel. Ce type de stockage procure une forte densité énergétique pour des différentiels de température faibles et sa compacité permet son installation dans les cavités des murs ce qui le rend non esthétiquement invasif [13]. Les MCP peuvent s'avérer une option efficace en ajout à différentes autres options passives de stockage thermique comme démontré par [36]. Le stockage thermique sensible se manifeste généralement dans les boucles d'eau des bâtiments, directement dans la tuyauterie ou bien dans les chaudières, les refroidisseurs ou les réservoirs, dans l'air des pièces ou bien dans les matériaux de construction de l'enveloppe ou dans les meubles. Bampoulas et al. (2020) s'intéressent aussi au potentiel de flexibilité des unités résidentielles et effectuent une série d'expérimentations pour quantifier le potentiel de différentes sources de stockage, thermique ou non [37].

La plupart des recherches s'intéressent au stockage thermique soit au niveau de la pièce ou de la boucle d'eau, mais très peu étudie leur effet combiné. Kathirgamanathan et al. (2018) étudient le comportement d'une stratégie de contrôle de refroidissement sur une période d'une heure au niveau de la boucle d'eau froide jumelée avec un relâchement du point de consigne de température au niveau de la pièce [38]. Il en ressort principalement qu'il est impossible de quantifier la flexibilité de ces deux stratégies de façon mutuellement exclusive lors de simulations et que la combinaison des deux stratégies n'améliore pas considérablement la flexibilité selon le critère de quantification utilisé en comparaison avec la stratégie au niveau de la boucle d'eau qui donne déjà de bons résultats. Du côté de la flexibilité au niveau de la boucle d'eau, Finck et al. (2018) s'intéressent aux thermopompes couplées avec différents systèmes comme un réservoir d'eau ou bien un réservoir de MCP pour en évaluer

le potentiel de flexibilité [39]. Sinha et al. (2020) présentent un modèle de stratification des réservoirs d'eau permettant ainsi la modélisation de leur stockage thermique à des fins d'utilisation pour de la gestion de demande de puissance comme réalisé dans l'étude de Tamam et al. (2020) avec des chauffe-eaux [40] [41]. Drakhtenjani et al. (2015) suggèrent différents modèles en boîte grise d'ordre allant jusqu'à 4 pour représenter la dynamique thermique des bâtiments dans le but d'alimenter des modèles de contrôle prédictifs [42]. Ces modèles, soit purement Résistance-Capacitance (RC) ou bien optimisée avec des termes effectifs calibrés en fonction des données mesurées et des propriétés initialement définies des matériaux, nécessitent de posséder beaucoup d'information sur les propriétés thermiques de la matière dans le bâtiment, information qui n'est pas toujours facilement accessible. Dehkordi et Candanedo (2016) proposent alors des modèles espace-états de premier ordre pour représenter la dynamique thermique des pièces sans avoir besoin des propriétés thermiques des matériaux tels que la résistance et la capacitance [43]. Ces modèles s'apparentant à des modèles en boîte noire sont beaucoup plus accessibles puisqu'ils sont alimentés par des coefficients déduits de données disponibles via le système immotique du bâtiment. Ils nécessitent quand même de connaître la position relative des zones dans le bâtiment pour situer spatialement les zones connexes et sélectionner leurs paramètres en entrée du modèle, ainsi que l'orientation des zones pour la sélection des paramètres météorologiques adéquats. La méthode n'est donc pas purement axée sur les données acquises via le système immotique du bâtiment. Cette façon de faire implique aussi de modéliser chaque zone séparément, ce qui peut signifier une quantité importante de modèles pour un grand bâtiment multizone. Autrement, du côté de la flexibilité à même les pièces des bâtiments, Johra et al. (2019) comparent l'influence de l'enveloppe, de la masse structurale et du contenu des pièces d'une habitation sur la flexibilité énergétique en chauffage [13]. Dans le contexte de l'étude, c'est l'enveloppe, représentant la résistance thermique, qui semble avoir le plus grand impact sur la flexibilité, suivie par l'inertie thermique, représentant la capacité thermique, surtout induite par des MCP. Dans les scénarios à l'étude, les meubles influencent grandement la flexibilité énergétique et du fait même que l'hypothèse de pièce vide souvent utilisée pour les simulations énergétiques ne tient pas pour les petits bâtiments.

Les bâtiments sont constitués d'une multitude de différents matériaux et leur architecture rend parfois la tâche difficile d'évaluer avec précision leurs propriétés thermiques. Certaines études ont ainsi été réalisées afin de regrouper ces différentes composantes dans une ou des constantes effectives décrivant avec une exactitude suffisante les comportements thermiques observés dans les bâtiments, mais il ne semble pas y avoir consensus sur la définition d'un indice effectif unifié. John et al. (2018) suggèrent une méthode purement empirique pour

quantifier la constante de temps effective de plusieurs maisons en Amérique du Nord [44]. La constante de temps est alors définie comme étant la capacité du bâtiment à retenir sa chaleur et donne une indication sur le temps requis pour que le bâtiment retrouve un équilibre thermique suite à des perturbations. La constante de temps représente alors le temps requis pour que le bâtiment soit à 63% de sa valeur finale de température dans des conditions de chute de température sans perturbation. Palmer et al. (2021) proposent une méthode reposant sur l'analyse *Autoregressive-Exogenous (ARX)* de séries temporelles de sorte à identifier deux différentes constantes de temps effectives en analysant plus spécifiquement les reculs nocturnes de température grâce à un processus de Markov caché [45]. Bref, il semble y avoir un besoin pour développer des modèles de boîte noire basés sur les données pour quantifier la dynamique thermique des pièces des bâtiments avec peu d'information dans le but d'alimenter des algorithmes prédictifs pour réaliser de la gestion de la demande de puissance grâce au stockage thermique disponible dans les bâtiments.

Comme mentionné précédemment, un élément important de la flexibilité est le respect des besoins des usagers. Autrement dit, les événements de flexibilité énergétique doivent avoir un impact minimal sur le confort des usagers. Klem et al. (2021) ont réalisé une étude sur la perception des usagers d'un bâtiment institutionnel en matière de confort thermique durant des événements de gestion de demande de puissance faisant usage d'une stratégie de préchauffage [46]. La bande morte sur le point de consigne ayant été élargie de $2\text{ }^{\circ}\text{C}$, le sondage a révélé que les usagers n'étaient pas moins confortables durant l'événement qu'à d'autres moments durant la journée.

2.5 Microréseau intelligent

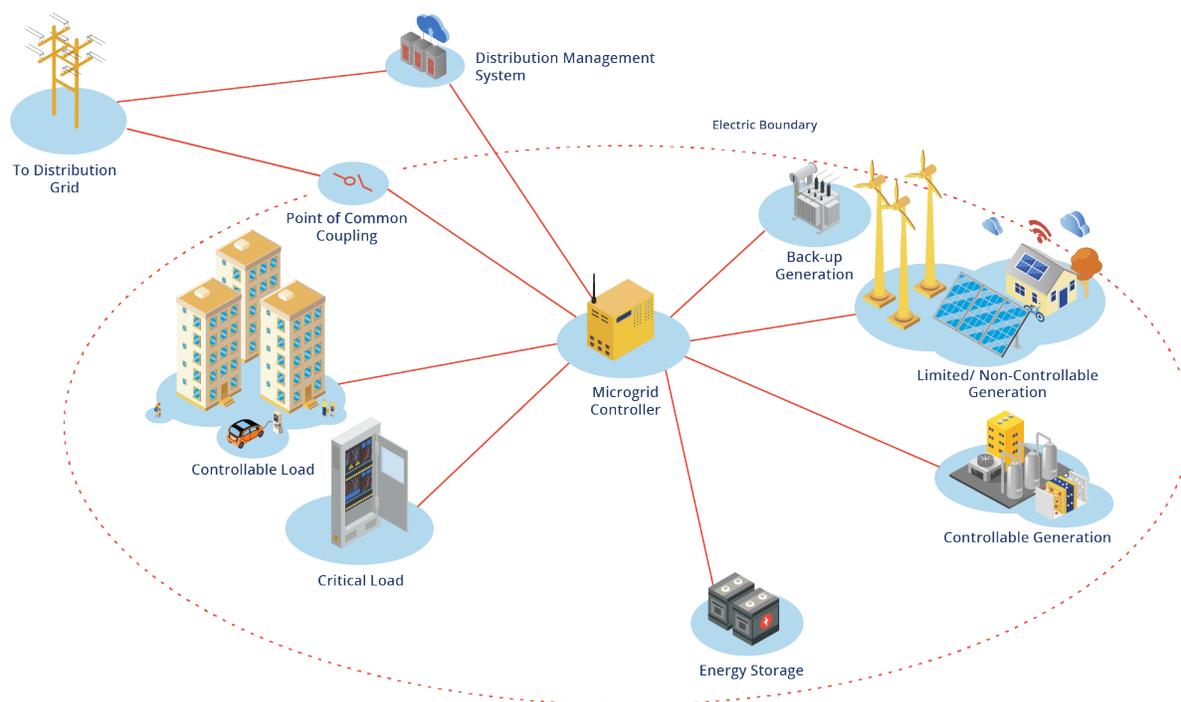


Figure 2.1 Schéma d'un microréseau [1]

Les microréseaux intelligents sont au cœur de la transition énergétique puisqu'ils permettent de réduire la dépendance au réseau central conventionnel. Un microréseau est un petit groupe de charges interconnectées, de systèmes de stockage et de ressources énergétiques distribuées fonctionnant comme un seul système qui agit dans certaines limites électriques. De façon générale, les microréseaux sont entièrement contrôlables et peuvent opérer en connexion au réseau ou bien en mode îloté. Un réseau de microréseaux constitue un ensemble de microréseaux, typiquement géographiquement proches, qui sont physiquement interconnectés les uns aux autres selon différentes topologies et peuvent ainsi s'échanger de l'énergie. Un des avantages principaux des microréseaux est leur résilience ; ils peuvent être autosuffisants pour une durée donnée, ou bien ils peuvent interagir avec le réseau principal pour éviter les déséquilibres de ce dernier, soit en injectant de l'énergie provenant de sources locales, ou bien en réduisant la demande à des moments clés. Les microréseaux sont d'autant plus importants dans un contexte de flexibilité puisqu'ils fournissent l'infrastructure requise pour le contrôle de charges agrégées au niveau des bâtiments [47].

Les opérations de ces systèmes sont souvent catégorisées en trois schémas de contrôles, soit centralisé, décentralisé ou bien distribué. Dans le cas du contrôle centralisé, un seul contrôleur reçoit l'information de tous les systèmes et prend les décisions. Cette structure nécessite des infrastructures de communication très robustes, et souvent coûteuses en pratique, puisque les systèmes dépendent entièrement des commandes du contrôleur central pour opérer. Considérant que l'entité centrale reçoit toute l'information des systèmes desservis, cela peut soulever des enjeux de vie privée, surtout dans un contexte de microréseau avec bâtiments résidentiels. Ce schéma s'avère toutefois très performant pour atteindre les objectifs collectifs. Rezaei et Dagdougui (2019) présentent une stratégie de contrôle centralisée faisant interagir voitures électriques et systèmes CVAC [48]. Pour le contrôle décentralisé, chaque système a son propre contrôleur qui reçoit l'information de l'agrégat et décide en silo de ce qu'il en fait. Ce schéma nécessite moins de télécommunication et se veut ainsi plutôt fiable. Toutefois, il s'agit d'un système très complexe à optimiser et à contrôler, en raison de la multitude de prises de décision indépendantes en simultanée qui viennent brouiller les cartes de l'agent en charge de coordonner l'agrégat. Tang et al. (2019) suggèrent une stratégie de contrôle décentralisée reposant sur la théorie des jeux [49]. Pour le contrôle distribué, ce schéma se situe entre le centralisé et le décentralisé, étant composé uniquement de contrôleurs locaux ayant une vision partielle de l'agrégat, qui décide collectivement des actions à entreprendre pour le bien commun et en considérant les contraintes locales. Blondin et Hale (2020) se concentrent sur un algorithme multi-agent multi-objectif pour le contrôle distribué [50].

Du côté de l'intégration des voitures électriques, Roselli et Maurizio explorent des stratégies focalisées sur la recharge des véhicules électrique d'un bâtiment en présence de panneaux solaires (2016) [51]. Said (2016) introduit un algorithme de contrôle pour coordonner la charge et décharge de voitures électriques dans un stationnement [52]. Lee et Park (2017) développent aussi un algorithme de coordination de charge et décharge de véhicules électriques dans le but précis de favoriser la pénétration des énergies renouvelables et de lisser la pointe de puissance du microréseau [53]. Finalement, Barone et al. (2022) étudient le comportement de charge et décharge du véhicule électrique d'un usager entre la maison et le bureau en fonction des signaux de prix [54].

2.6 Résumé du chapitre

En résumé, la littérature scientifique couvre en profondeur l'ensemble des sujets explorés dans ce mémoire dans un contexte différent de celui du Québec. Plusieurs recherches sont réalisées dans des climats plus chauds, en refroidissement, alors qu'il y a peu d'expérimentations dans des conditions de températures extrêmes froides. Dans le même ordre d'idées, les recherches considèrent souvent une structure tarifaire d'électricité différente de celle du Québec qui a une composante concentrée sur la pointe et qui offrira bientôt un tarif biénergie. Certaines méthodes pour caractériser la flexibilité assument une tarification dynamique, ce qui n'est pas encore le cas au Québec pour les bâtiments commerciaux et institutionnels. Ensuite, beaucoup de recherches portent sur la modélisation du profil thermique des bâtiments, mais la plupart de ces modèles sont complexes et nécessitent d'avoir accès à de l'information sur les propriétés thermiques des matériaux et l'architecture du bâtiment, information qui n'est pas toujours facilement accessible. Aussi, les différents systèmes CVAC sont souvent explorés individuellement selon leur potentiel de flexibilité, alors que l'impact de la combinaison de ces systèmes n'est pas très couvert à ce jour. Finalement, la revue de littérature a relevé plusieurs cas prenant en compte l'intégration de véhicules électriques dans les microréseaux mais seulement quelques-uns se concentrent sur le concept de *Vehicle-to-building (V2B)* à l'échelle d'un bâtiment universitaire en cherchant à optimiser les intérêts du bâtiment. Ce scénario qui devient de plus en plus pertinent dans le contexte québécois d'électrification des transports sera exploré plus en profondeur dans les prochains chapitres. Ce mémoire vise à compléter les études présentées dans cette section.

CHAPITRE 3 MODÉLISATION ÉNERGÉTIQUE

3.1 Développement d'un outil permettant l'interopérabilité de TRNSYS et Python

3.1.1 Pertinence de Python

Par sa simplicité et sa nature libre d'accès, Python est rapidement devenu l'un des langages de programmation les plus utilisés pour la science des données. Ce langage de programmation est d'autant plus intéressant quand on regarde la proactivité de sa communauté qui échange fréquemment en ligne sur des astuces ou bien des problématiques liées à certaines bibliothèques [55]. C'est entre autres ce qui distingue Python de certaines de ses alternatives, comme Julia qui s'avère plus rapide [56], mais ayant beaucoup moins d'utilisateurs. Avec son interface web *Jupyter Notebook* facile d'utilisation, la manipulation de données se fait très rapidement et la modélisation ainsi que l'entraînement de réseaux de neurones y sont très accessibles.

3.1.2 Pertinence de TRNSYS

TRNSYS est un logiciel de simulation énergétique de systèmes avec dynamique transitoire représenté par une série de fonctions de transfert. C'est l'un des logiciels les plus utilisés pour la modélisation énergétique. TRNSYS est aussi le logiciel le plus sophistiqué en ce qui a trait à la modélisation de composantes solaires, tout en ayant un temps de calcul et une précision respectable [57] [58]. Son interface usager est facile à utiliser, et son outil de dessin en trois dimensions interagissant avec Sektchup est très pratique. Pour réaliser cette étude, j'ai hésité entre EnergyPlus, Modélica et TRNSYS, mais mon choix s'est arrêté sur le dernier en raison de sa bibliothèque très exhaustive de composantes CVAC, surtout en comparaison avec Modélica qui ne se concentre pas exclusivement sur les simulations énergétiques. Sa facilité d'utilisation, surtout par rapport à son interface graphique, m'était aussi plus familière que celle d'EnergyPlus. Cependant, TRNSYS présentait une lacune importante ; il n'était pas possible de faire interagir un code Python et d'appeler certaines de ses bibliothèques durant une routine de simulation. Le premier élément de ce projet de recherche porte donc sur le développement d'un outil, un *type* dans le jargon TRNSYS, pour assurer l'interaction entre un modèle de contrôle prédictif en Python et une simulation TRNSYS.

3.1.3 Développement du *type* TRNSYS avec CFFI

Le code source de TRNSYS est en Fortran. Il est possible pour des sous-routines Fortran d'interpréter du code C. Il existe peu d'options pour faire interagir Fortran et Python, mais il existe déjà quelques bibliothèques permettant l'interaction entre Python et C. L'une de ces bibliothèques est *C Foreign-Function-Interface (CFFI)* et c'est sur cette librairie que le *type* développé repose. Elle permet d'envelopper le code Python en C pour l'utiliser de façon intégrée. Le processus s'effectue sans devoir coder en C, qui sert simplement de langage intermédiaire. À l'aide de la fonction de construction de *CFFI*, un fichier *dynamically-linked library (DLL)* est créé et c'est ce fichier qui sera éventuellement appelé par le programme Fortran [59]. Pour que tout fonctionne sans faute, il faut déclarer les fonctions de conversion dans 3 langages distincts :

1. L'entête en C, un fichier ou une variable qui définit les arguments des fonctions Fortran en C
2. Le fichier de construction en Python, fichier générant la DLL en C avec les fonctions typiques à Python (.py), surtout au niveau de l'échange de données, c'est-à-dire la conversion des variables selon leur nature
3. Le bloc d'interfaces, de routines et de fonction du côté du programme Fortran (.f90) faisant référence aux fonctions de Python embarquées en C. Dans notre cas, c'est le *type* TRNSYS qui contient cette partie de code.

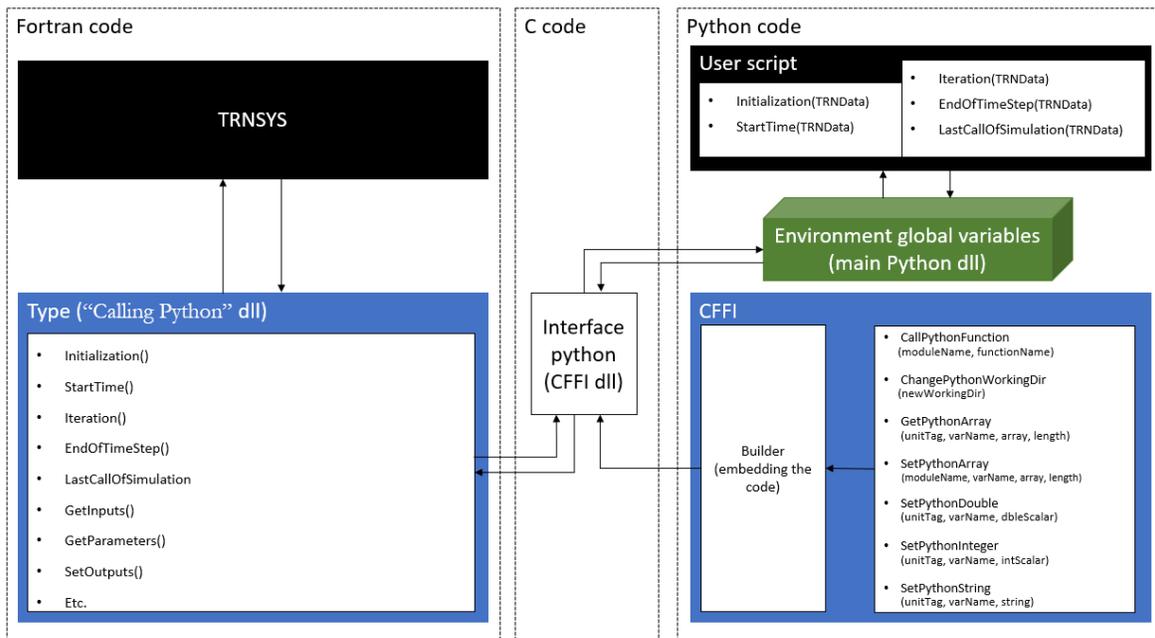


Figure 3.1 Schéma des dépendances du nouveau *type*

Ainsi, (Brenowitz) propose un cadre prédéfini pour standardiser les variables échangées entre les langages [60]. L'idée est de créer un dictionnaire du côté de Python et d'y stocker les variables en prédéfinissant leur nature. Cela évite donc d'avoir à envelopper toutes les fonctions Python pour pouvoir les utiliser en C, seulement certaines fonctions seront appelées et ces fonctions appelleront alors les autres fonctions Python en prenant soin d'aller chercher les données pertinentes et de ne transmettre que celles-ci, après conversion, au programme Fortran. C'est ce qu'on voit dans la figure 3.1 dans la partie *CFFI*. Seulement 7 fonctions ont été développées pour gérer l'interaction entre Python et Fortran via du code C :

1. *CallPythonFunction* : fonction prenant en entrée le nom du module à appeler et le nom de la fonction du module à exécuter. Le module peut être soit global, c'est-à-dire sur le *PATH* ou le *PYTHONPATH* de la machine et donc importable de n'importe où, ou bien local, c'est-à-dire au même endroit que le fichier *.dck* de la simulation.
2. *ChangePythonWorkingDir* : fonction, prenant un chemin en entrée, permettant d'ajouter un chemin sur le *PYTHONPATH* pour pouvoir y importer les modules. Le chemin sera seulement ajouté de façon temporaire et il sera automatiquement supprimé à la fin de la simulation.
3. *GetPythonArray* : fonction recevant un vecteur en entrée et effectuant la conversion des données de ce dernier pour réception
4. *SetPythonArray* : fonction recevant un vecteur en entrée et effectuant la conversion des données de ce dernier pour envoi
5. *SetPythonDouble* : fonction recevant un scalaire de type double en entrée et effectuant la conversion des données de ce dernier pour envoi
6. *SetPythonInteger* : fonction recevant un nombre entier en entrée et effectuant la conversion des données de ce dernier pour envoi
7. *SetPythonString* : fonction recevant une chaîne de caractères en entrée et effectuant la conversion des données de ce dernier pour envoi

Ces fonctions sont celles qu'on retrouve dans la DLL CFFI. Une fois cette DLL générée, il n'est pas possible de modifier les fonctions. Après modification dans les fonctions codées en Python, il faudrait reconstruire la CFFI. Seulement une fonction permet à Python de lire des données de Fortran et ces données doivent être contenu dans un vecteur, alors que Python peut envoyer des données de différentes natures à Fortran. Les fonctions ont été développées de sorte à être large et ainsi englober la plupart des scénarios imaginables, pour ne pas avoir à recréer la DLL constamment. Les fonctions Python et le script pour construire la DLL ont des dépendances avec les bibliothèques *numpy* et *cff* et il faut donc prendre soin d'installer ces

dernières sur la machine avant de manipuler le *type*. Ce dernier est compatible avec toutes les versions de Python, l'important étant que la version de Python installée par l'utilisateur soit la même que celle utilisée pour générer la DLL en utilisant CFFI.

Une fois la DLL CFFI créée, il est possible d'échanger de l'information entre les deux langages. C'est Fortran qui appelle l'interface Python qui est déguisé en C, et non le contraire. Ainsi, le code Fortran est constitué d'une multitude de sous routines qui représentent les différents stades d'une simulation TRNSYS :

1. *Initialization* : permet un échange d'information en tout début de simulation. Cela permet de définir des variables, ou bien aller chercher de l'information propre à la simulation.
2. *StartTime* : permet un échange d'information en tout début de simulation. Cela permet entre autres pour déclarer l'état initial de certaines variables
3. *Iteration* : permet un échange d'information au début de chaque pas de temps. Les valeurs envoyées sont utilisées pour atteindre la convergence à chaque appel itératif pendant un pas de temps.
4. *EndOfTimeStep* : permet un échange d'information au début de chaque pas de temps. Utile pour enregistrer de l'information à la fin du pas de temps ou bien pour envoyer une commande pour le début du pas de temps suivant.
5. *LastCallOfSimulation* : permet un échange d'information à la fin de la simulation.

Le fichier Python personnalisé de l'utilisateur doit ainsi contenir des fonctions miroirs du même nom appelés aux moments opportuns de la simulation. En effet, les sous-routines Fortran appellent les fonctions Python du même nom en utilisant l'interface de la DLL CFFI qui a une fonction pour appeler les modules Python et leur fonction. Le nom du fichier personnalisé Python doit être précisé dans les informations du *type* dans le studio TRNSYS, tout comme le nombre de variables en entrée et en sortie.

Pour installer le *type* dans TRNSYS, il suffit de télécharger un fichier zip contenant tous les fichiers pertinents et de les copier aux bons endroits dans le répertoire principal de TRNSYS. Plusieurs exemples sont proposés pour que l'utilisateur puisse se pratiquer à manipuler le *type* et il y a aussi un fichier exécutable de disponible pour tester l'environnement de l'utilisateur afin de vérifier l'installation des dépendances et les bonnes versions.

Le nouveau *type* développé est facile d'utilisation et s'intègre bien aux simulations TRNSYS. Il est aussi très facile de stocker des données dans des fichiers externes durant les

simulations grâce à certaines bibliothèques Python, comme *Pandas*, qui permet d'enregistrer des jeux de données dans un fichier *Comma-separated values (.csv)* en une seule ligne de code. Un autre avantage de ce *type* est au niveau de l'identification des erreurs. Puisque la DLL Python est appelée directement par TRNSYS, celle-ci ouvre une boîte de dialogue pour afficher les erreurs quand il y en a. Cela permet de facilement identifier les problèmes dans le code Python directement à partir du studio TRNSYS, ce qui permet de sauver beaucoup de temps.

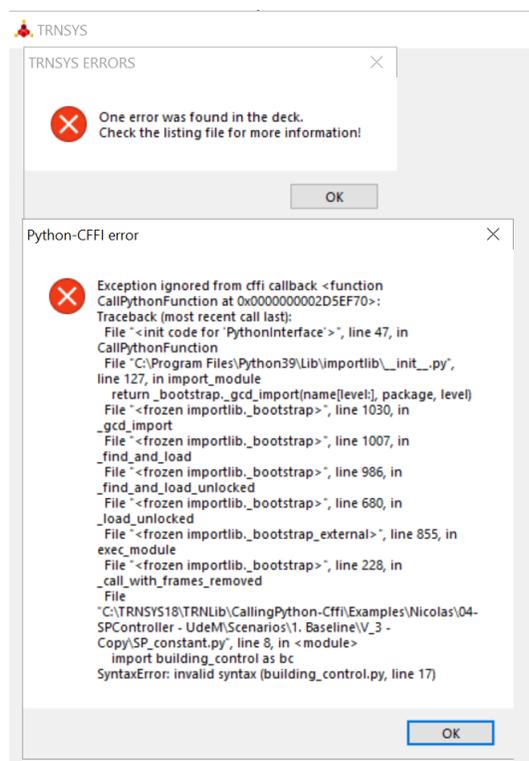


Figure 3.2 Capture d'écran du message d'erreur dans le code Python affiché dans le studio TRNSYS

Finalement, le nouveau *type* s'exécute rapidement. Même pour des utilisations faisant appel à des bibliothèques d'intelligence artificielle et faisant intervenir des modèles de réseaux neuronaux complexes, la simulation s'effectue en moins d'une minute pour quatre mois avec un pas de temps de 5 minutes. Ainsi, le *type* se prête bien à la fonction de contrôleur intelligent et c'est ainsi qu'il est utilisé pour le travail de recherche présenté dans ce mémoire.

L'outil peut être téléchargé via le site *Zenodo* (<https://doi.org/10.5281/zenodo.6523078>). Le guide de l'utilisateur couvre en détail l'installation.

3.2 Modélisation avec TRNSYS

Le bâtiment modélisé pour simuler différentes stratégies de contrôle de gestion de la demande de puissance est inspiré du campus MIL de l'Université de Montréal (UdeM). Le bâtiment est situé dans le quartier Outremont de la ville de Montréal. C'est un bâtiment institutionnel de $239\,000\text{ m}^2$ qui opère dans la zone climatique IECC 6A, c'est-à-dire dans un climat humide et chaud en été et très froid en hiver. On compte généralement entre 4000 et 5000 degrés jour de chauffage (référence à $18\text{ }^{\circ}\text{C}$) par année. Le chauffage est biénergie, la centrale thermique est équipée de chaudières électriques et de chaudières au gaz naturel. La puissance électrique est limitée à 2.5 MW ; diverses séquences de contrôle permettent de maintenir la demande électrique en deçà de cette valeur, sinon un système de génératrice est aussi présent pour prendre le relais au besoin.



Figure 3.3 Vue aérienne de côté du campus MIL sur *Google Earth* et modélisation 3D Sketchup



Figure 3.4 Vue aérienne du dessus du campus MIL sur *Google Earth* et modélisation Sketchup

Il est important de préciser que le bâtiment modélisé ne cherche pas à représenter parfaitement le bâtiment réel, ce n'est pas un jumeau virtuel. Le bâtiment réel sert de référence pour le dimensionnement et les différentes hypothèses de modélisation. L'étude se concentre exclusivement sur le pavillon d'enseignement et le pavillon des sciences, le bloc mauve dans les Figures 3.3 et 3.4, est ainsi modélisé comme un groupe d'ombrage. La géométrie du bâtiment a été simplifiée pour alléger les calculs du modèle en simulation, surtout au niveau des murs à angles et des arrondis. L'architecture a été abrégée, toutes les zones de classe du pavillon enseignement ont été regroupées dans une seule zone. Les corridors et vestibules ont aussi été regroupés, mais les dimensions des auditoriums ont été conservées. Le modèle Sketchup du pavillon d'enseignement est divisé en 10 zones thermiques présentées au Tableau 3.1.

Tableau 3.1 Détails des zones modélisées dans TRNBuild

ID	Zone	Superficie [m²]	Volume [m³]	Capacitance [kJ/K]	Orientation	Fenêtre [m²]
1	auditorium_1_2	715	6652	7982	SO	0
2	auditorium_3	715	4216	5060	SO	0
3	auditorium_4	715	4470	5364	SO	0
4	auditorium_5	715	4296	5155	SO	0
5	Enseignement_Classes	1178	17896	21475	NE-NO-SO	73+777
6	Vestibule_principal	99	1502	1802	N	295
7	Tampon_1	54	815	979	NO	90
8	Tampon_2	75	2056	2467	NO	71
9	Tampon_3	78	2145	2574	N	275
10	Tampon_4	80	2191	2630	SE	668

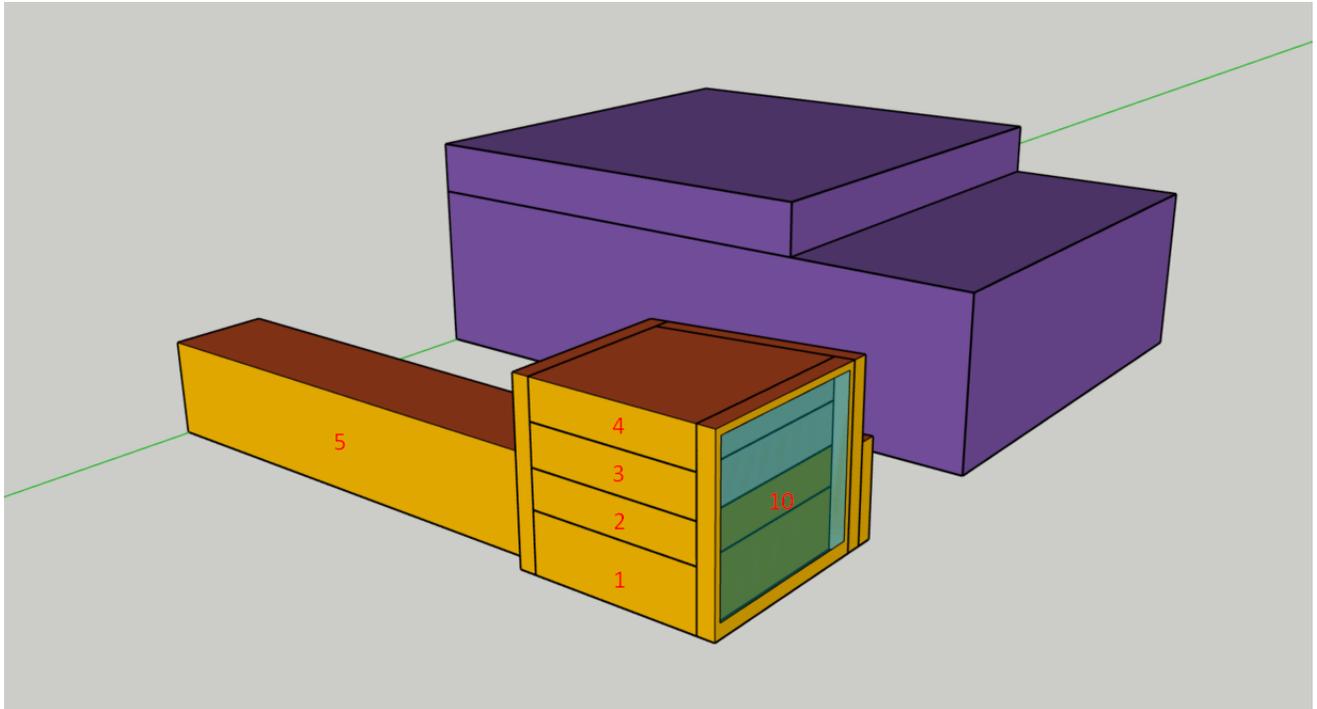


Figure 3.5 Localisation des zones thermiques du modèle - partie 1

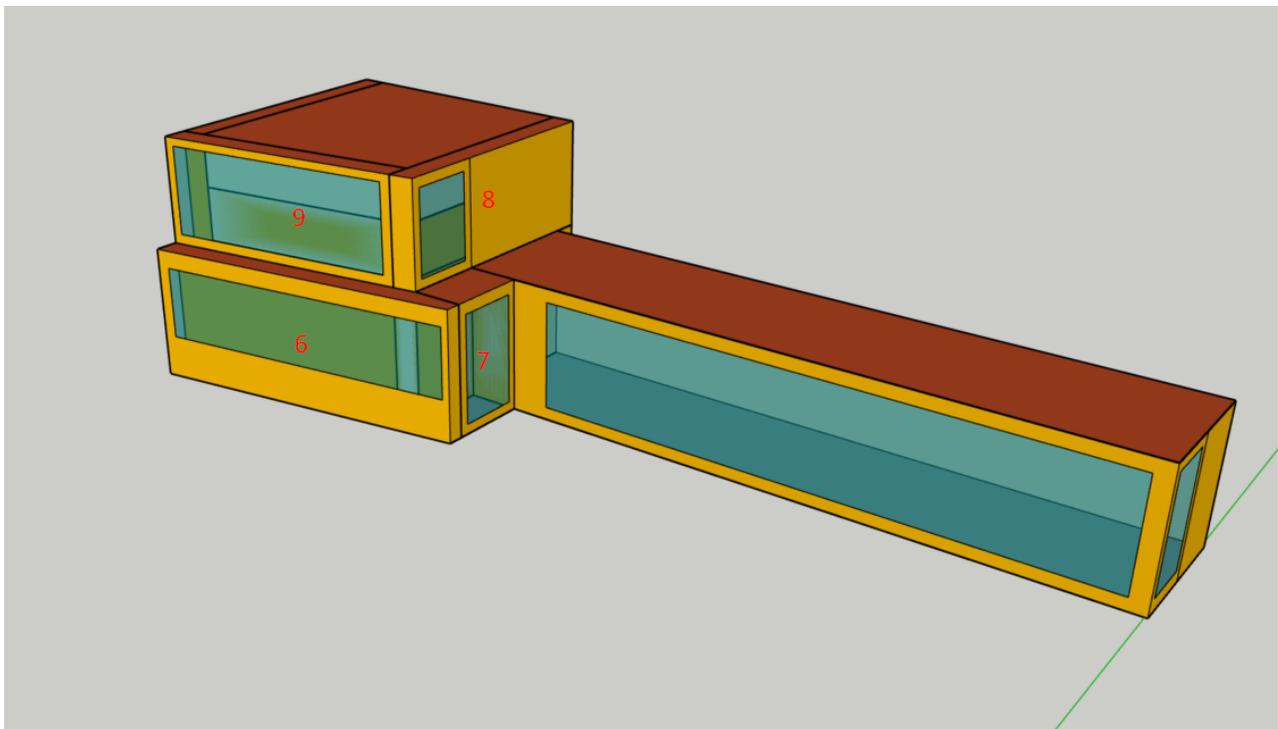


Figure 3.6 Localisation des zones thermiques du modèle - partie 2

Les zones tampons et la zone vestibule sont modélisées séparément mais ne sont qu'une seule zone en réalité. Pour ce faire, le mur virtuel entre celles-ci possède une épaisseur presque négligeable et possède une résistance thermique très faible. Aussi, ces zones sont reliées au niveau de la ventilation via la fonction TRNBuild *coupling air flow* qui permet de définir un certain débit d'air qui partagé entre deux zones. L'ensemble des volumes d'air est configuré de sorte à ce qu'il y a un mélange d'air commun entre ces zones.

Un des objectifs de l'étude est de comparer la flexibilité énergétique de différentes configurations de systèmes CVAC. La prochaine section montre les détails des différents modèles d'architecture CVAC élaborés.

3.2.1 Architecture de base

Les matériaux de l'architecture de référence sont inspirés des plans d'architecture du campus MIL. Les murs extérieurs sont en briques, les murs rideaux sont équipés de portions tympans très isolées et les fenêtres sont à double épaisseur avec verre *Low-e*. Les matériaux ont les propriétés suivantes :

Tableau 3.2 Détails des matériaux de l'architecture de référence

Type de construction	Épaisseur [m]	valeur R [m ² K/W]
EXT_WALL	0.094	20
EXT_ROOF	0.090	22
GROUND_FLOOR	0.376	4
ADJ_WALL	0.126	3
ADJ_CEILING	0.260	1
ADJ_WALL_AUDI	0.1	0.4
CURT_WALL	0.146	2
ADJ_WALL_THIN	0.000	0.25

L'horaire d'occupation utilisée est tiré d'une librairie de TRNSYS pour une classe d'université, mais le maximum d'occupation a été réduit à 75%, ce qui reflète mieux la situation actuelle observée sur place. L'occupation commence tôt en matinée et se termine tard en soirée. Le National Energy Code of Canada for Buildings (NECB) 2020 considère que l'occupation demeure élevée durant la période du midi pour les écoles, mais la situation dans le pavillon d'enseignement du campus MIL ressemble plus au cas d'un bureau alors que la cafétéria est à l'extérieur du pavillon, donc on s'attend à ce que l'occupation diminue durant la période du midi [61]. Sinon, l'occupation est moindre durant la fin de semaine.

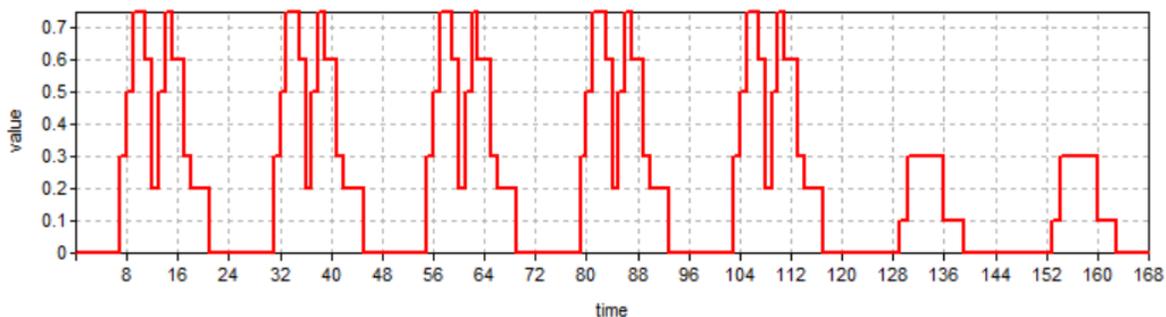


Figure 3.7 Horaire d'occupation des salles de classe

Puisque l'université est un bâtiment public ouvert 24/7, l'horaire d'éclairage est défini pour que l'éclairage ne soit jamais nul. Pour les corridors et vestibules, qui se trouvent sur le périmètre fenestré du bâtiment, on considère ainsi que l'éclairage est à son plus bas durant la journée en raison de l'éclairage naturel.

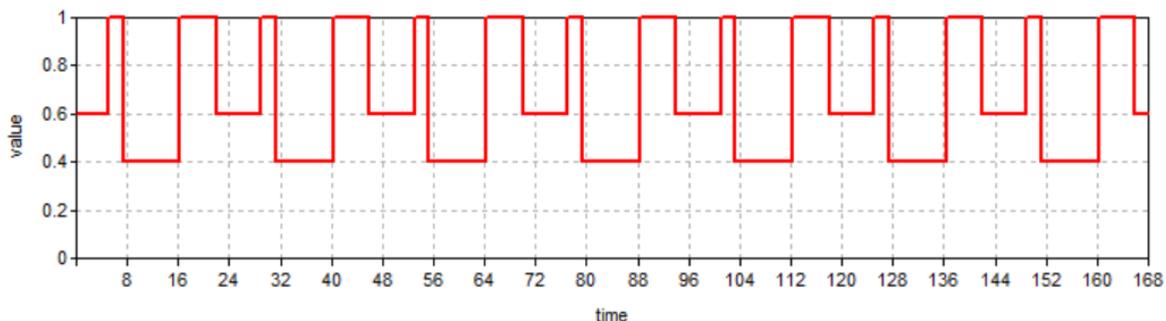


Figure 3.8 Horaire d'éclairage des corridors et vestibules

Les auditoriums et salles de classe ont un horaire d'éclairage qui début à 6 :30 et se termine à 21 :30, soit un peu avant et un peu après l'horaire d'occupation. On considère que les lumières sont à leur pleine capacité pendant cette période.

L'infiltration est considérée constante à 0.25 changement d'air par heure.

L'air d'alimentation dans les zones est conditionné à $13\text{ }^{\circ}\text{C}$ et les unités de traitement d'air sont équipés d'un humidificateur qui garantit une valeur absolue de 0.0035 kg/kg d'humidité dans l'air. L'énergie requise pour la distribution de l'air, soit au niveau des ventilateurs, n'est pas considéré dans l'étude. Seules les chaleurs sensible et latente sont considérées. Le débit d'alimentation d'air neuf est calculé en dehors de TRNSYS et chaque zone est ainsi associée à une variable en entrée qui sert de débit d'air en m^3/h . Les débits minimaux pour garantir

une qualité d'air acceptable ont été calculés selon les normes ASHRAE pour un *lecture hall* et un *corridor* en prenant soin d'additionner les requis par occupant et par superficie :

Tableau 3.3 Débit d'air neuf minimal par zones selon ASHRAE 62.1

Zone	Débit min (occupant) [m ³ /h]	Débit min (superficie) [m ³ /h]
auditorium_1_2	4104	772
auditorium_3	3762	772
auditorium_4	2052	772
auditorium_5	2052	772
Enseignement_Classes	15048	3817

Le débit d'air neuf pour les corridors et vestibules est approximé à $1.06 \text{ m}^3/\text{h m}^2$ en ne considérant que la superficie pour le calcul.

Le niveau de CO₂ par zone, en fonction du débit d'air neuf et de l'occupation, est calculé via un script Python et est enregistré dans un chiffrier pour chaque pas de temps. La concentration de l'air extérieur à Montréal est estimée à 400 ppm [62]. Lorsqu'il y a un débit d'air neuf, la concentration de CO₂ est estimée selon l'équation suivante :

$$C_z(t) = (C_0 + \frac{\dot{N}}{\dot{V}_0})(1 - e^{-\frac{\dot{V}_0 t}{V}}) + C_i e^{-\frac{\dot{V}_0 t}{V}}$$

Et lorsqu'il n'y a pas de ventilation :

$$C_z(t) = C_i + \frac{\dot{N}t}{V}$$

$C_z(t)$: concentration dans la pièce à l'instant t

C_0 : Concentration de l'air extérieur

C_i : Concentration initiale dans la zone

\dot{N} : Taux de génération de CO₂ par les occupants

\dot{V}_0 : Débit d'air frais

V : Volume de la pièce

Le chauffage est propre à chaque zone. La valeur de la puissance de chauffage sensible est limitée par zone. Une simulation a été effectuée au préalable sur un hiver complet avec un point de consigne en chauffage constant à $22 \text{ }^\circ\text{C}$ de sorte à identifier la demande en chauffage maximale qui servira de limite supérieure pour le chauffage. Ensuite, des variables d'entrée

représentant le point de consigne en chauffage ont été configurés pour chaque zone et ces variables sont liés aux régimes de chauffage pour chaque zone. Le contrôle s’effectue donc de façon thermostatique par variation du point de consigne. Aucun régime de refroidissement n’est utilisé dans les simulations puisqu’elles ont lieu durant l’hiver seulement et le bâtiment ne présente aucune zone interne nécessitant du refroidissement en hiver.

Les gains sont divisés en trois catégories :

- Occupants
- Équipement
- Éclairage

Le gain des occupants est tiré de la librairie de TRNSYS qui repose sur les normes ASHRAE 2009 pour une personne assise et qui effectue une activité de faible intensité. On parle ainsi d’un total de 115 W de chaleur, ajusté à 95 W, soit 65 W en chaleur sensible et 30 W en chaleur latente. On considère que les corridors et vestibules ne sont pas occupés. Les auditoriums et la zone de classe sont représentés de la façon suivante :

Tableau 3.4 Capacité maximale d’occupation des zones principales

Zone	capacité maximale	source
auditorium_1_2	300	plans d’architecture
auditorium_3	275	plans d’architecture
auditorium_4	150	plans d’architecture
auditorium_5	150	plans d’architecture
Enseignement_Classes	1100	estimation p/r à superficie (ASHRAE)

Les capacités des auditoriums ont été validées avec les plans d’architecture. Pour la zone qui regroupe plusieurs salles de classe, la superficie au plancher de la zone, multiplié par le nombre d’étages, soit trois, divisé par deux pour prendre en compte les superficies utilisées pour du rangement et comme corridor, a été utilisé pour estimer l’occupation en considérant le facteur de 0.65 personne par m^2 de l’ASHRAE 2009. Le gain des occupants par zone consiste en le nombre d’occupants multiplié par le gain d’un occupant multiplié par l’horaire d’occupation.

Pour l’éclairage, la densité par défaut du modèle, relative à la superficie des zones, a été utilisé pour chaque zone.

Finalement, on estime que chaque étudiant à un ordinateur portable en sa possession et que cet équipement émet 30W de chaleur par convection. Un gain d’équipement constant de

$5\text{W}/\text{m}^2$ dans les corridors et vestibules pour tenir en compte des appareils électroniques qui sont allumés en tout temps.

Ainsi, la demande en chauffage du bâtiment est constituée de la demande de chauffage sensible à même les pièces (Q_{HEAT}) et la demande en chauffage sensible et latente pour conditionner l'air des unités de ventilation (Q_{AHU_H}). L'architecture de référence considère donc que cette demande est comblée entièrement par des appareils de chauffage terminal électriques ayant une efficacité de 100%.

3.2.2 Meilleure isolation de l'enveloppe

Pour cette variante du modèle *Architecture de base*, l'isolation des murs est augmentée à R-40, le toit à R-50 et la dalle de sol à R-30, en plus d'avoir des fenêtres triples épaisseurs *low-e*.

3.2.3 Système de chaudières entièrement électriques

Un des objectifs de l'étude est de quantifier la flexibilité énergétique combiné de l'inertie thermique dans les pièces et de la boucle d'eau. Ainsi, l'interaction entre les deux systèmes est modélisée par un simple échangeur de chaleur. Celui-ci reçoit entrée la somme des demandes de chauffage du bâtiment et retire l'énergie de la boucle d'eau à débit constant grâce au *type 682*, ce qui résulte en une baisse de la température de l'eau. Cette composante est reliée à ses deux extrémités par deux tuyaux, modélisés par le *type 31*, de 40 mètres de longueur et 0.3 mètre de diamètre intérieur. Il est important de tenir compte des pertes de chaleur dans la tuyauterie puisqu'elles constituent une bonne proportion des pertes du système. Ensuite, la chaudière électrique est représentée par deux composantes, soit le *type 138* et le *type 534-NoHX*, étant respectivement un échangeur de chaleur avec un contrôleur intégré pour faire varier le point de consigne de la température de l'eau et un réservoir d'eau modélisé comme ayant une température uniforme et donc un seul nœud thermique. Une seule chaudière effective est modélisée avec un réservoir de 0.5 mètre cube et une hauteur de 1.5 mètre. La capacité de la chaudière est limitée à 1.5MW et le débit est maintenu constant à 85 000 kg/h pour assurer une différence de température de 5 °C entre l'alimentation et le retour avec une consigne de 70 °C. La chaudière est dimensionnée de sorte à représenter un agrégat de différentes chaudières fonctionnant en parallèle comme on retrouve généralement dans les bâtiments. Cette architecture reprend le modèle de bâtiment avec les propriétés de l'enveloppe décrite par le modèle *Meilleure isolation de l'enveloppe*

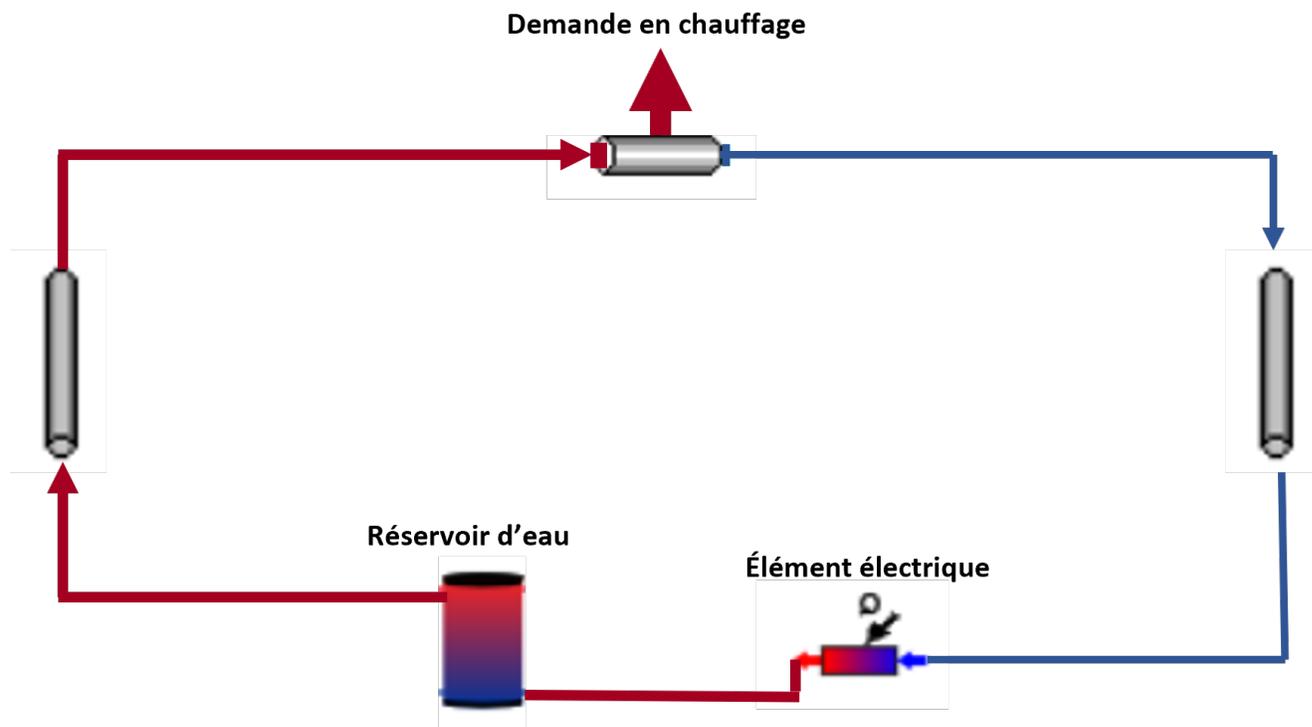


Figure 3.9 Modélisation de la boucle d'eau chaude du bâtiment dans TRNSYS

3.2.4 Système biénergie de chaudières

La chaudière au gaz est modélisée de la même façon que la chaudière électrique (*type 138*) mais sans réservoir. Des valves 3 voies sont ajoutées aux jonctions entre la branche de la chaudière électrique et celle au gaz naturel, les *type 11f* et *type 11h* sont utilisés dans TRNSYS à cette fin. Un Coefficient of Performance (COP) estimé à 95% est utilisé pour mieux représenter les pertes thermiques de la chaudière à combustion au gaz naturel mais n'est pas considéré dans TRNSYS ; il est appliqué par la suite aux données de consommation de la chaudière.

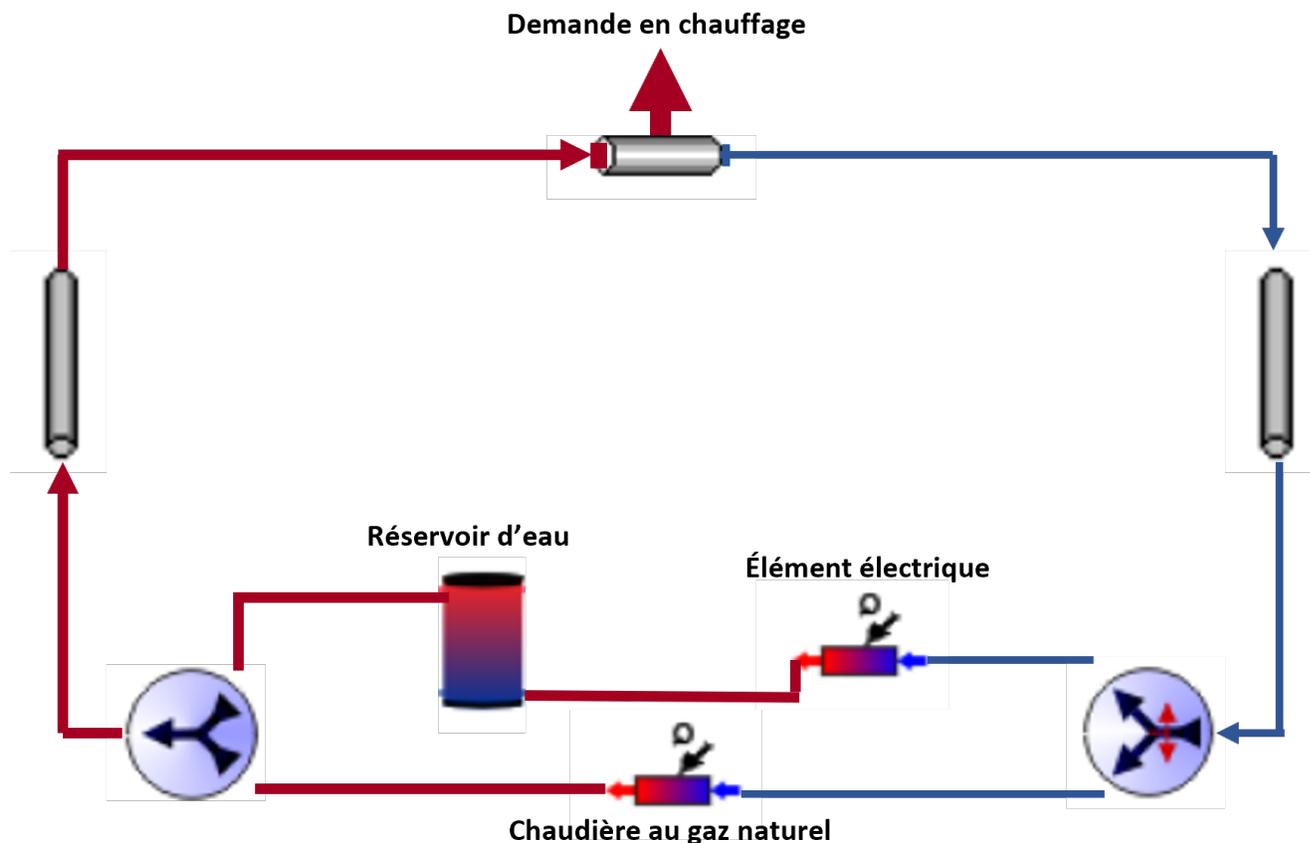


Figure 3.10 Modélisation de la boucle d'eau chaude du bâtiment dans TRNSYS

3.2.5 Stationnement de véhicules électriques

Cette architecture utilise le modèle *Système de chaudières entièrement électriques* mais avec ajout d'un stationnement de véhicules électriques. Le stationnement intérieur du campus MIL compte 24 cases au niveau P1 et 30 cases au niveau P2. Pour le bâtiment modélisé, on considère ainsi 54 cases de stationnement et on estime qu'un peu plus du tiers de ces cases sont réservés pour des véhicules électriques et sont donc munis de bornes électriques de niveau 2 de 10 kW, soit 20 cases de stationnement. On considère que les voitures électriques ont propriétés électriques suivantes :

- Capacité : variation en 20 et 60 kWh
- Efficacité de chargement/déchargement : 95%
- Nombre maximal de cycles de recharge : 5000

Les voitures électriques arrivent dans le stationnement avant 8:00 et quittent graduellement à partir de 16:00.

3.2.6 Agrégat de bâtiments

Cette architecture combine certaines des architectures préalablement développées pour un total de 9 bâtiments dans l'agrégat. Le modèle *Meilleure isolation de l'enveloppe* est présent à 2 reprises (ID bâtiment 1 et 2) alors que le modèle *Système de chaudières entièrement électriques* est présent à 7 reprises :

Tableau 3.5 Composition de l'agrégat de bâtiments modélisés

ID bâtiment	Max consigne température pièce [C]	Min consigne température eau [C]
1	25	NA
2	26	NA
3	27	70
4	26	70
5	25	75
6	25	70
7	25	65
8	23	70
9	23	70

3.3 Résumé du chapitre

Ce chapitre montre en profondeur les étapes de modélisation énergétique pour supporter les simulations. D'abord, un outil permettant l'interaction entre le langage de programmation Python et le simulateur TRNSYS a été élaboré à l'aide de la librairie CFFI. Ensuite, un modèle de bâtiment inspiré du campus MIL à Outremont a été développé. Le bâtiment de 5 étages est à usage institutionnel et est divisé en 10 zones thermiques, la moitié étant des salles de cours et l'autre des vestibules et corridors. Finalement, une série de modèles représentant différents systèmes CVAC a été développée à des fins de comparaison au niveau du potentiel de flexibilité énergétique suite à des simulations impliquant diverses stratégies de contrôle détaillées au chapitre suivant. Parmi ces modèles, on retrouve une chaudière électrique, un système biénergie, des véhicules électriques et un agrégat de bâtiment.

CHAPITRE 4 CARACTÉRISATION DE LA FLEXIBILITÉ ÉNERGÉTIQUE

4.1 Définition de la flexibilité énergétique opérationnelle

Une série de différentes méthodes pour mesurer la flexibilité ont été introduites au Chapitre 2. Ces indicateurs s'avèrent particulièrement utiles pour quantifier la flexibilité et ainsi comparer différentes stratégies de contrôle a posteriori, mais elles sont difficilement utilisables pour alimenter un algorithme de contrôle. Pour optimiser l'usage de l'énergie à l'avance en fonction de la variation d'un signal de prix et du confort des usagers, une modélisation thermique est requise pour représenter la capacité de ce médium de stockage. Dans le cadre de ce mémoire, l'indice de Flexibilité énergétique Opérationnelle (FO) est défini comme le temps requis pour que la température d'une zone chute sous la limite minimale de température suite à une interruption spontanée du chauffage. Cet indice peut être estimé pour une zone ou bien pour le bâtiment en entier. Dans le cas du bâtiment, l'indice est le plus petit des indices de ses zones, ou autrement dit, l'indice de la zone la plus limitante en termes de flexibilité. En présence d'une boucle d'eau chaude, l'inertie de cette dernière agit comme un amortisseur pour le bâtiment, c'est-à-dire que la chaleur stockée dans la boucle d'eau permet d'alimenter en chauffage les zones qui ont le moins d'inertie thermique pendant un événement, jusqu'à ce que la boucle d'eau atteigne sa température minimale d'opération. Ce phénomène est illustré à la Figure 4.1.

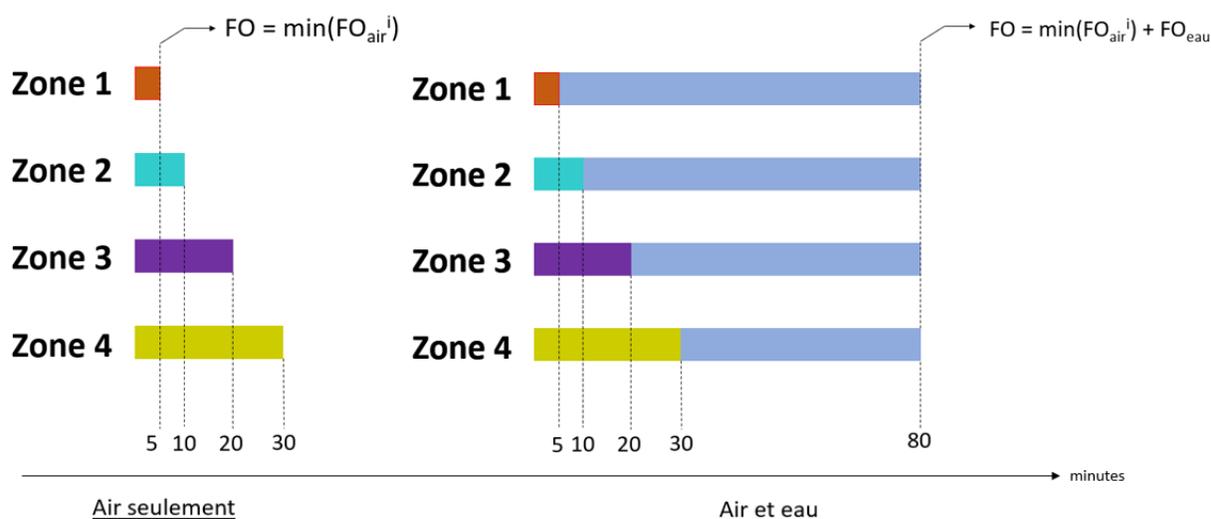


Figure 4.1 Inertie de la masse thermique des zones et de la boucle d'eau

4.1.1 Observation de la dynamique thermique d'un bâtiment réel

Pour favoriser l'implémentation à grande échelle, un modèle simple d'utilisation est préférable. En physique, la constante de temps représente un indicateur de la réponse d'un système face à une perturbation et repose généralement, dans le contexte de la température d'un bâtiment, sur une formulation de premier ordre. Dans des conditions de recul nocturne en régime permanent, autrement dit la nuit quand la température extérieure est stable, cette représentation mathématique du profil thermique d'une zone semble suffisamment précise pour l'application désirée. Cependant, la plupart, voire la totalité, des événements de pointes du réseau se déroule dans la journée, alors que les bâtiments sont occupés et qu'il y a des gains solaires et autres. Ces gains brisent la condition de régime permanent et viennent donc déstabiliser l'équilibre du modèle. Cela poserait certes problème dans un contexte de refroidissement, mais pas forcément pour du chauffage à l'hiver. Puisque les gains thermiques additionnels durant la journée permettent de réduire la charge de chauffage du système CVAC, et que les événements de pointes se produisent généralement pendant des journées très froides et que la majorité des zones sont en chauffages, il serait potentiellement commode d'utiliser la constante de temps comme limite inférieure du temps requis pour que la température d'une zone chute jusqu'à un certain point lorsque le chauffage est à l'arrêt. Bien entendu, en raison des gains thermiques additionnels durant la journée, le temps réel requis serait nécessairement supérieur à la constante de temps. Cette modélisation heuristique pourrait satisfaire les conditions de certains algorithmes de contrôle faisant de la coordination de charges agrégées en fonction du niveau de l'indice de flexibilité opérationnelle.

En hiver, le flux de chaleur des zones s'écoule principalement vers l'extérieur, l'endroit avec la température la plus basse, jusqu'à atteindre l'équilibre thermique. Outre ce transfert de chaleur, le modèle repose sur l'hypothèse que les zones sont adiabatiques à leur entourage. Les données proviennent d'un bâtiment institutionnel basé au centre-ville de Montréal entre décembre 2021 et mars 2022. Le bâtiment est soumis à un recul nocturne et les systèmes CVAC sont à l'arrêt la nuit. La constante de temps est alors calculée en estimant l'ordre des paramètres d'une fonction exponentielle aux données empiriques de sorte à minimiser la déviation standard. Seules les constantes de temps avec un R^2 supérieur à 95% sont conservées. La fonction exponentielle est décrite de la façon suivante :

$$T(t) = T_{equilibre} + (T_0 - T_{equilibre})e^{-\frac{t}{\tau}}$$

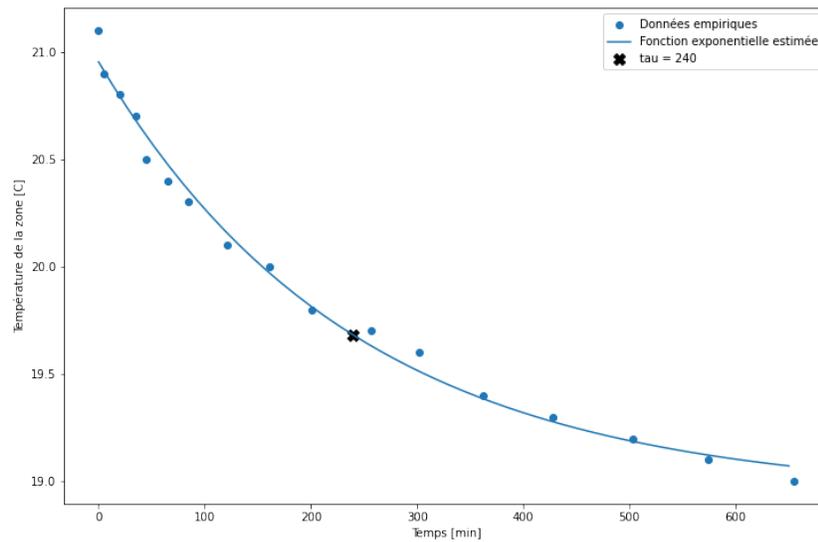


Figure 4.2 Constante de temps d'une zone

On remarque ici avec les données empiriques que la température de la zone dans des conditions de recul nocturne a bel et bien l'allure d'une courbe exponentielle décroissante.

Théoriquement, lorsque le système CVAC est à l'arrêt et que les gains thermiques sont nuls en raison de l'absence d'occupation et d'ensoleillement à ce moment de la journée, on peut estimer la température d'équilibre comme suit :

$$T_{equilibre} = T_{ext}$$

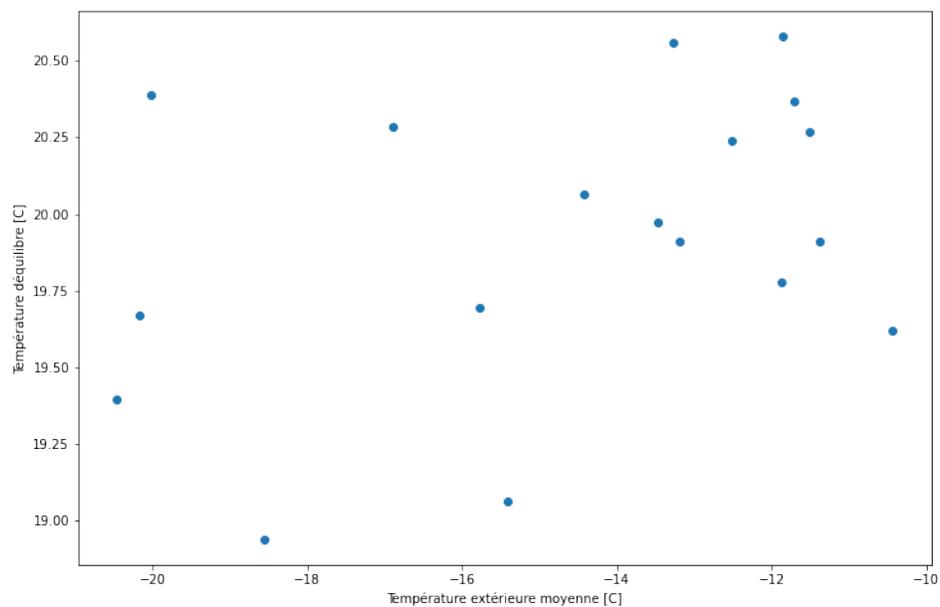


Figure 4.3 Différentes températures d'équilibre en fonction de la température extérieure

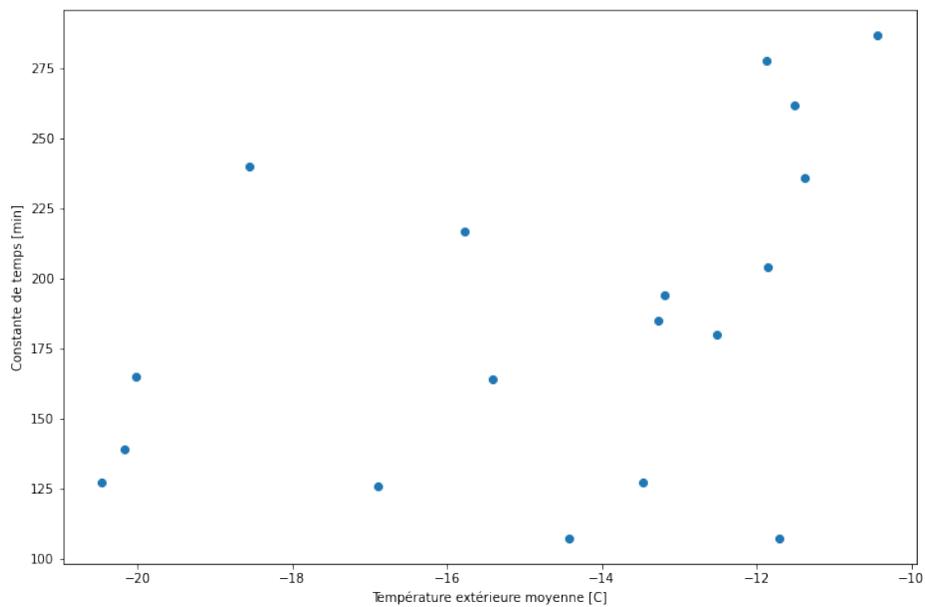


Figure 4.4 Différentes constantes de temps d'une zone en fonction de la température extérieure

On constate ainsi que la constante de temps ne semble pas forcément constante dans l'exemple. On s'attendrait à ce que pour une température extérieure donnée et une température initiale donnée (T_0), la température d'équilibre devrait être la même et la constante de temps devrait ainsi être la même. Ce n'est pas ce qui est observé dans les Figures 4.3 et 4.4 alors qu'en plus d'être très éparpillées, les données ne présentent pas de tendance claire.

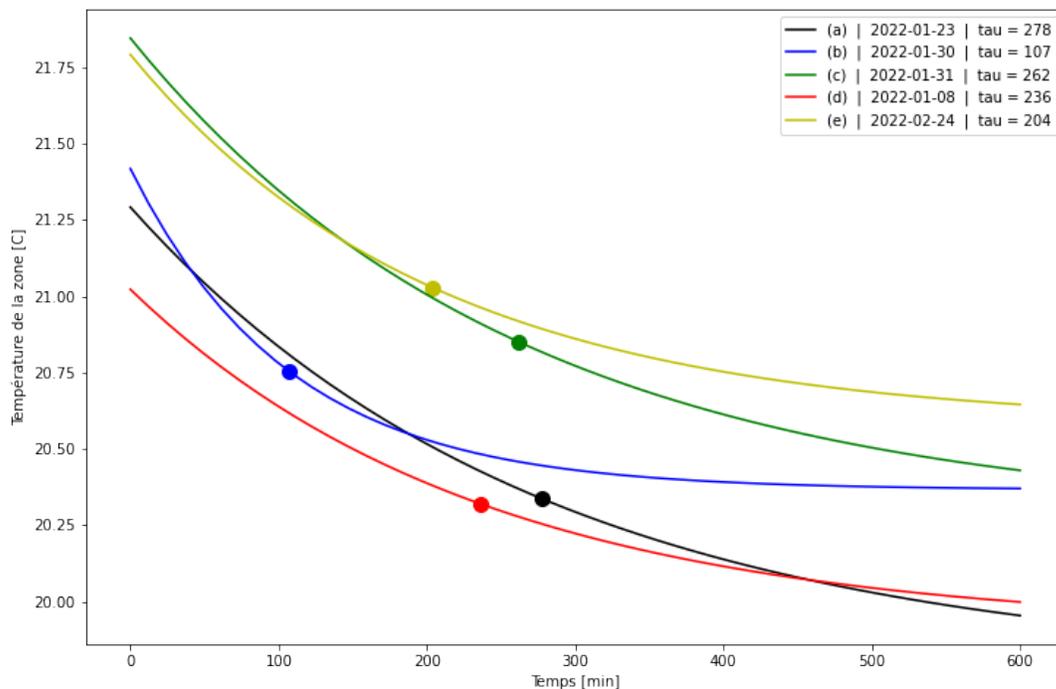


Figure 4.5 fonction exponentielle estimée avec les données empiriques du recul nocturne pour 5 zones distinctes

Tableau 4.1 Paramètre du modèle de fonction exponentielle pour 5 zones

Zone	τ	T_0	$T_{asymptote}$	T_{extmoy}	T_{extmin}	T_{extmax}	R^2
(a)	278	21.29	19.78	-11.87	-7.53	-16.74	98.9%
(b)	107	21.42	20.36	-11.71	-10.85	-12.83	97.5%
(c)	262	21.85	20.27	-11.52	-8.24	-15.33	98.7%
(d)	236	21.02	19.91	-11.37	-7.62	-14.74	98.5%
(e)	262	21.79	20.58	-11.85	-9.84	-12.69	98.6%

Cette variation de la constante de temps, pour des températures d'équilibre et des températures initiales similaires, est d'autant plus notable dans la Figure 4.5.

Cela montre que le modèle ne s'applique pas bien sur une longue période de temps puisqu'il se base sur l'hypothèse que la température extérieure est constante durant la période à laquelle le recul nocturne est appliqué, ce qui diffère de la réalité observée alors que la température extérieure varie considérablement durant la nuit. De plus, il semble y avoir de l'incertitude quant à la validation du modèle. L'hypothèse comme quoi tous les gains thermiques dans la zone sont nuls ne semble pas bien collée aux observations, ce qui porte à croire qu'il y a potentiellement d'autres sources de chaleur qui ne sont pas forcément connues. Il est plausible que certains équipements demeurent en fonction à toute heure dans la journée dans le bâtiment, ce qui aurait un impact sur le bilan thermique. Les variations sont probablement aussi dues à la capacitance effective qui n'est pas forcément constante en réalité dans un bâtiment. La constante de temps du modèle suggérée est fonction de la capacitance thermique effective et de la résistance thermique effective :

$$\tau = R_{eff}C_{eff}$$

La capacitance effective de la masse d'air dans la zone peut varier si des portes ou des fenêtres ont été laissés ouvertes. Elle dépend aussi de la masse thermique des meubles dans les zones et il est possible que certains meubles aient été déplacés d'une pièce à une autre entre deux observations espacées dans le temps. La résistance peut aussi varier périodiquement si des fenêtres sont laissées ouvertes ou bien s'il y a des rénovations majeures de l'enveloppe qui en changeraient ses propriétés thermiques ou sa forme.

4.1.2 Observation de la dynamique thermique d'un bâtiment dans une simulation TRNSYS

Pour mieux vérifier la validité du modèle thermique simplifié, il est préférable de l'utiliser dans un contexte respectant ses conditions de recul nocturne avec une température extérieure uniforme dans le temps et une constance des propriétés thermiques. Il est possible de fixer les paramètres sensibles en faisant usage d'un logiciel de simulation énergétique tel que TRNSYS. Cela permet de maintenir les gains thermiques nuls ainsi que de fixer les capacitances et résistances thermiques effectives. Seules les observations avec une différence inférieure à 4 °C entre le maximum de la température extérieure et le minimum ont été considérés pour l'analyse.

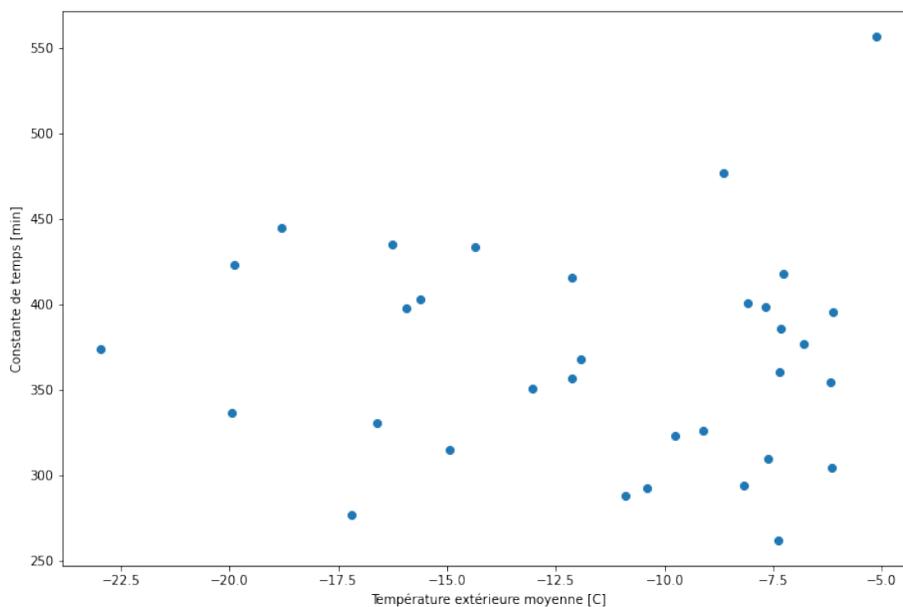


Figure 4.6 Différentes constantes de temps d'une zone en fonction de la température extérieure dans la simulation TRNSYS

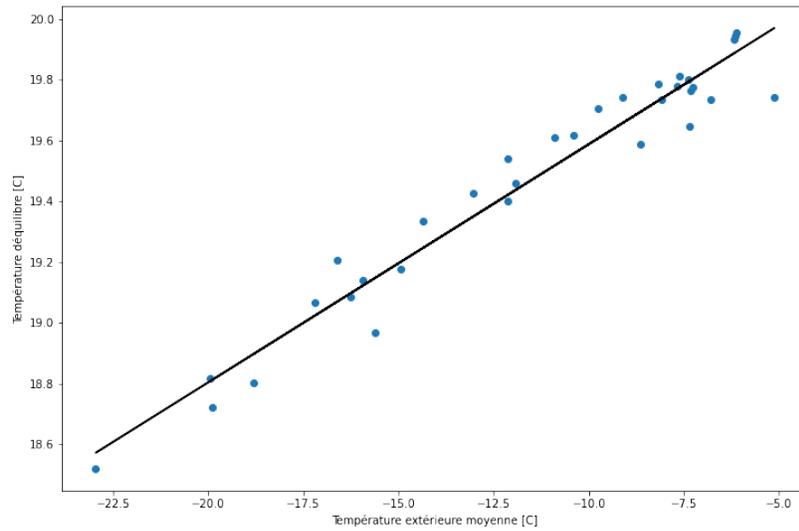


Figure 4.7 Différentes températures d'équilibre en fonction de la température extérieure dans la simulation TRNSYS

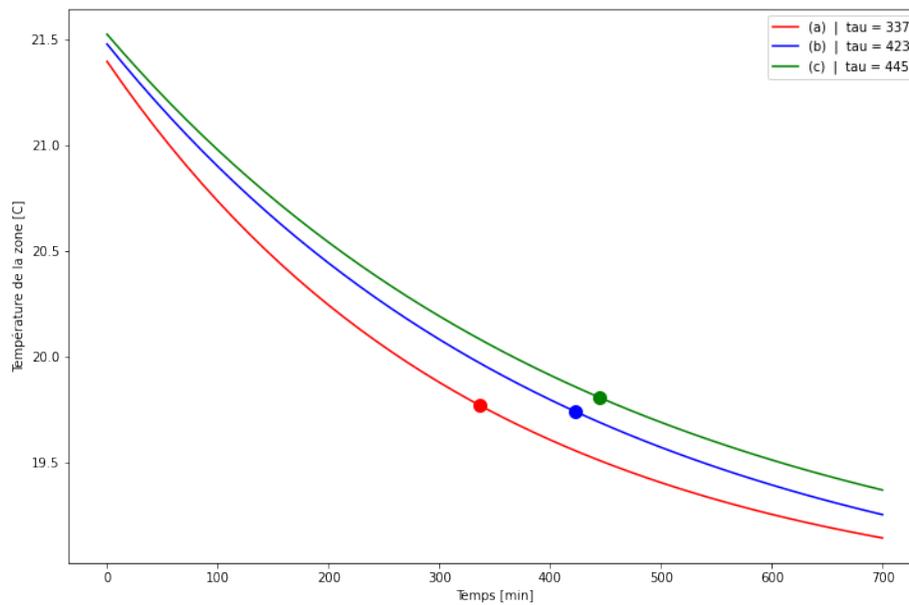


Figure 4.8 fonction exponentielle estimée avec les données de la simulation TRNSYS du recul nocturne pour 5 zones distinctes

On voit que les constantes de temps et les courbes sont plus similaires pour des températures d'équilibre similaires et également que les températures d'équilibre sont plus corrélées à la température extérieure en raison des gains internes constants. Le modèle semble ainsi mieux adapté avec certains paramètres fixés, mais la diversité des résultats montre que le modèle de température n'est pas ajusté à la dynamique observée pour un bâtiment multizone et que d'autres paramètres doivent être ajoutés pour mieux la caractériser. Les observations montrent que les transferts de chaleur avec les pièces avoisinantes sont assez importants et cette dynamique devrait être considérée dans le modèle de température. Bref, il semblerait qu'un modèle de premier ordre ne soit pas suffisamment précis pour modéliser la température d'une zone ; la constante de temps effective est trop simplificatrice pour bien représenter la dynamique thermique d'une zone dans un bâtiment complexe. De surcroît, les modèles physiques relativement précis pour caractériser la chute de température dans une pièce de bâtiment sont complexes et nécessitent de connaître la valeur de certaines propriétés thermiques qui sont souvent difficiles à quantifier, comme pour la capacitance thermique des meubles, ou bien difficile à interpréter, comme pour l'enveloppe qui n'a pas toujours une forme simple. Un modèle en boîte noire paraît donc mieux adapté au contexte pour estimer le profil de température des pièces dans un bâtiment multizone considérant l'incertitude de certaines propriétés physiques.

4.2 Développement d'un modèle prédictif pour quantifier la flexibilité d'un bâtiment

4.2.1 Architecture du réseau de neurones

Un modèle en boîte noire est développé pour modéliser le profil de température du bâtiment dans certaines conditions pour les différents scénarios. Les données d'entraînement utilisées pour le modèle proviennent des résultats de simulation avec TRNSYS. Le pas de temps doit être un diviseur entier de 15 minutes puisque c'est l'intervalle de temps utilisé par Hydro-Québec pour les pointes de puissance. Un pas de temps de 5 minutes est ainsi utilisé pour caractériser la dynamique thermique de façon suffisamment granulaire sans pour autant augmenter le temps de calcul de façon considérable. Plusieurs simulations sont effectuées avec les données météorologiques d'une année typique avec les données de la station située à McTavish avant 2016. Un script Python est employé pour faire varier les consignes de température de façon aléatoire des zones thermiques du modèle TRNSYS à des moments aléatoires de la journée avec pour but de diversifier les observations pour favoriser l'apprentissage de la dynamique thermique du bâtiment par le modèle pour éviter que ce dernier surajuste ses pondérations. Il est courant d'observer des baisses du point de consigne l'hiver dans les bâtiments en fin de soirée alors que l'occupation diminue, mais il est moins commun de voir ce phénomène durant la journée. Pour mieux représenter la réalité, 60% des simulations pour générer les données d'entraînement ont effectué un recul nocturne, alors que 20% ont abaissé le point de consigne de température le matin et 20% l'ont fait à différent moment durant la journée. Les prédictions sont effectuées avec un pas de temps de 5 minutes pour un horizon de 3 heures, soit la durée des événements matinaux de Gestion de la demande de puissance (GDP) d'Hydro-Québec. Chaque paramètre du modèle est exprimé à l'instant t et aussi aux 5 minutes jusqu'à $t + 180$ minutes, pour un total de 18 occurrences. Un script Python est utilisé pour manipuler les données pour ce que chaque ligne présente les paramètres au temps t en plus de leur décalage temporel de 5 minutes jusqu'à la fin de l'intervalle de temps. Le modèle de prédiction se concentre sur les événements de chute de température en temps froid, c'est-à-dire sous $0\text{ }^{\circ}\text{C}$, et puisque la première lecture du modèle après avoir abaissé le point de consigne se révèle souvent erronée en raison du moyennage de la température par le logiciel entre deux pas de temps, les données de température des zones au temps $t+5$ ne sont pas utilisées dans le modèle.

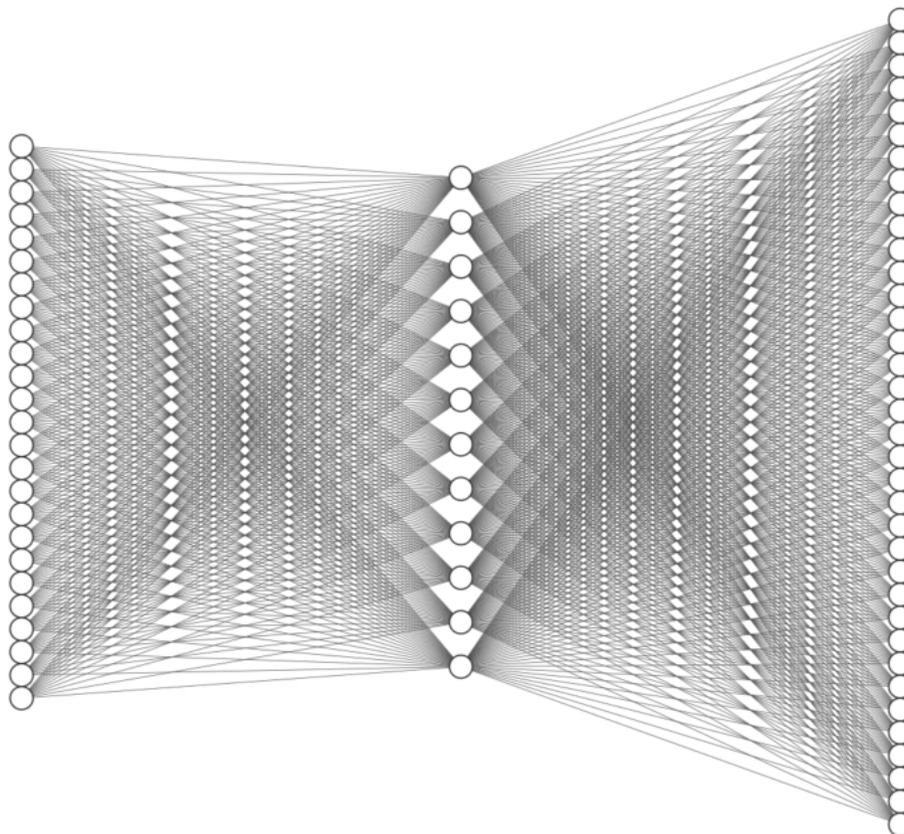


Figure 4.9 Réseau de neurones pour la modélisation en boîte noire

La Figure 4.9 montre l'architecture du modèle comportant une couche profonde, une couche d'entrée et une couche de sortie. La quantité de neurones représentée pour chaque couche est analogue à celle modélisée avec un ratio de 1 :5, donc 125 neurones en entrée, 60 neurones dans la couche profonde et 180 en sortie. Les paramètres utilisés en entrée pour le modèle sont les suivants :

- Températures des zones x au temps t
- Différence entre la température extérieure et la moyenne de température des zones
- Température extérieure aux temps $t...t+180$
- Humidité relative aux temps $t...t+180$
- Radiations solaires aux temps $t...t+180$
- Horaire d'occupation général aux temps $t...t+180$
- Horaire d'éclairage des auditoriums et salles de classe aux temps $t...t+180$
- Horaire d'éclairage des corridors et vestibules aux temps $t...t+180$

Les entrées du modèle représentent les paramètres ayant une incidence sur la température interne de la pièce, soit la température extérieure et les gains thermiques exprimés, soit directement par les radiations solaires, ou bien indirectement avec les horaires d'occupation et d'éclairage.

Les données sont normalisées selon la formule suivante pour favoriser un meilleur entraînement du modèle : $x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$

Le jeu de données est divisé en 3 parties : 60% pour l'entraînement, 20% pour les tests et 20% pour la validation. L'optimiseur Adam est utilisé avec un rythme d'apprentissage de 0.00001. La fonction d'erreurs est représentée par l'Erreur quadratique moyenne (EQM). La fonction sigmoïde est utilisée comme activation pour les neurones.

Différentes méthodes ont été explorées concernant la forme des prédictions. Les données de sortie ont été modélisées dans un premier temps directement comme les températures des zones à différents pas de temps et, dans un second temps, comme la différence entre la température initiale de chaque zone et la température aux différents pas de temps et finalement comme la différence de température entre chaque pas de temps.

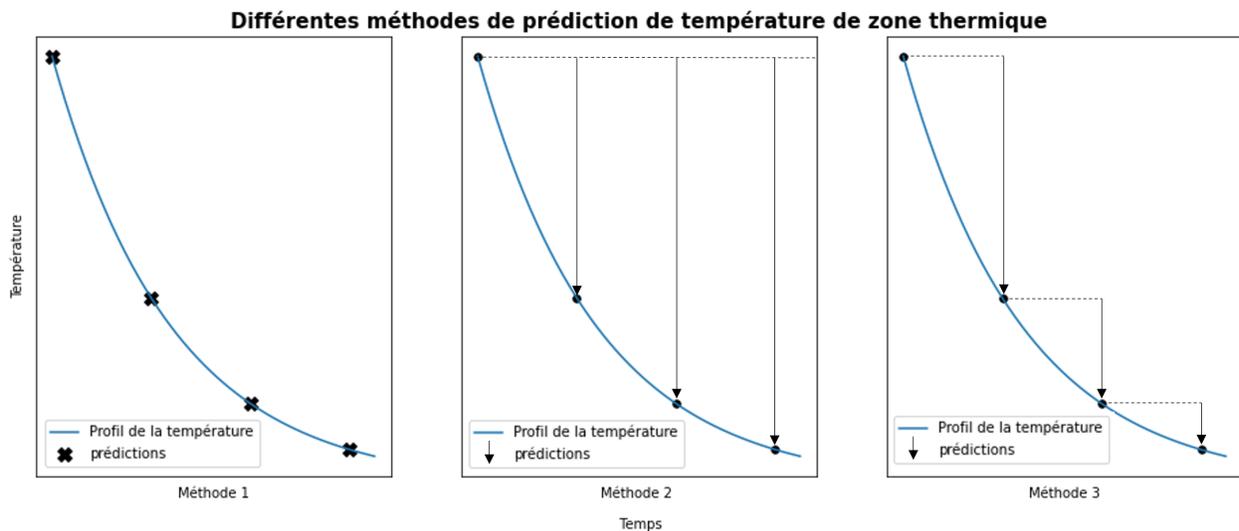


Figure 4.10 Différentes méthodes de modélisation des données de sortie du modèle thermique en boîte noire

4.2.2 Analyse des résultats de prédiction

La première méthode est celle qui présente les résultats les moins consistants d'un pas de temps à l'autre pour une même zone. Avec cette méthode, la dynamique entre ces paramètres n'est pas imposée au modèle et il arrive du fait même que la température à un certain pas de temps soit grandement supérieure à celle au pas précédent, ce qui n'est pas très commun quand le chauffage est coupé en hiver, à moins qu'il y ait un nouveau gain thermique soudain. C'est en bonne partie ce qui explique les oscillations dans la figure 4.10.

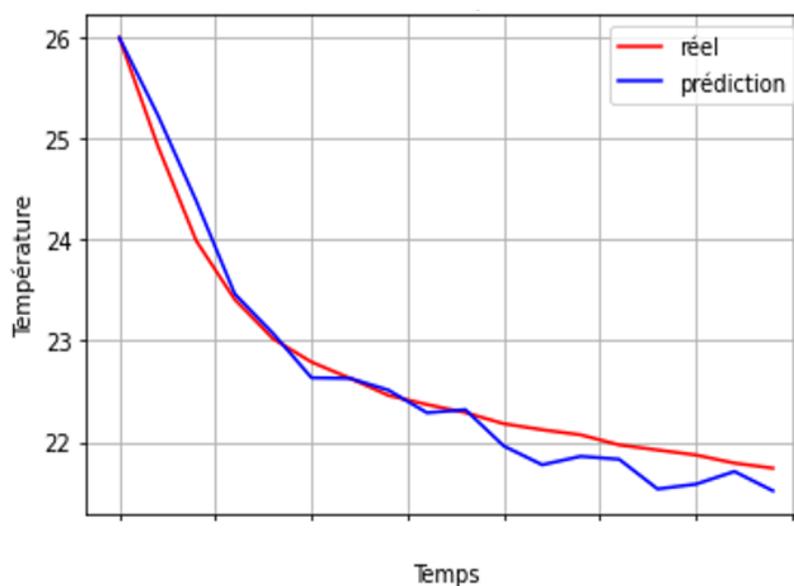


Figure 4.11 Exemple de résultat de la méthode 1 de modélisation

La méthode 2 présente déjà un profil plus réaliste. En imposant au modèle une relation entre la température aux différents pas de temps pour une zone donnée et sa température initiale, le profil de la température semble mieux adapté alors que celle-ci tend à demeurer décroissante comme attendue.

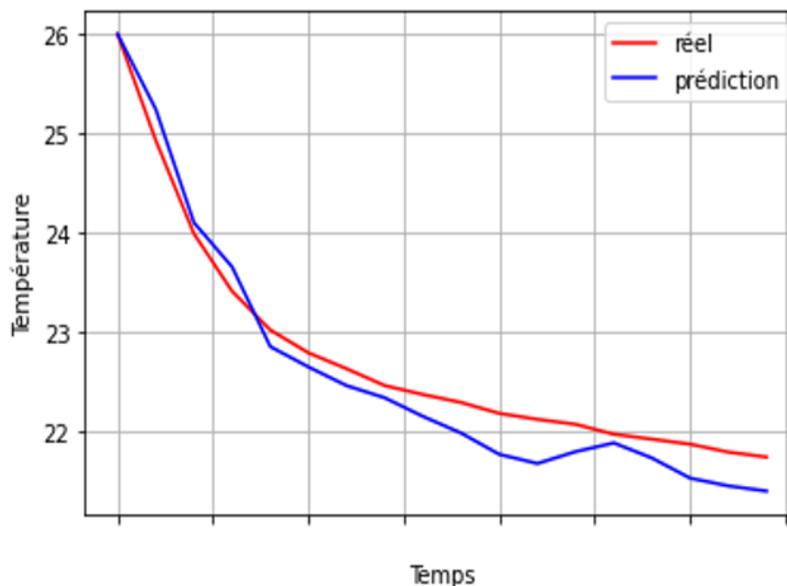


Figure 4.12 Exemple de résultat de la méthode 2 de modélisation

C'est la méthode 3 qui présente les meilleurs résultats. En exprimant les variables de sortie comme la différence de température entre chaque pas de temps, on vient imposer la dynamique de flux thermique décroissant au modèle pour une zone donnée. En effet, puisque le transfert de chaleur est exprimé entre chaque pas de temps par une différence de température, ce choix semble naturellement bien adapté.

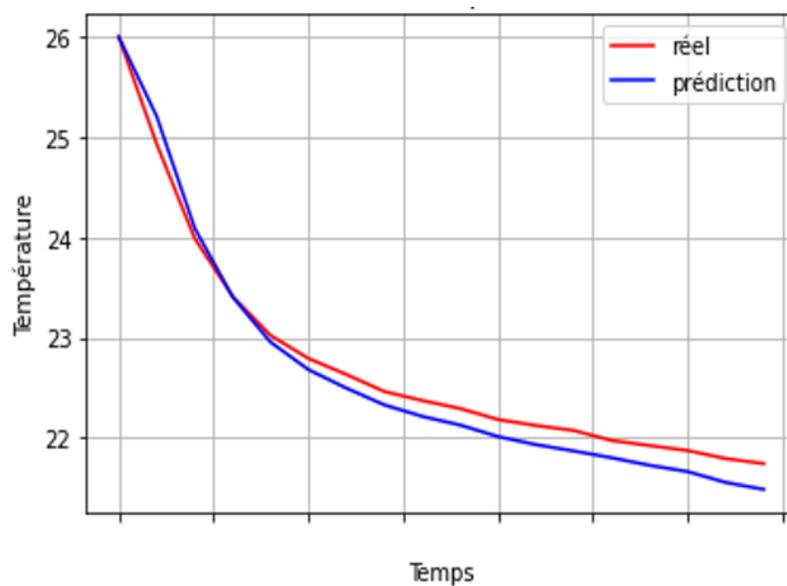


Figure 4.13 Exemple de résultat de la méthode 3 de modélisation

La dernière méthode est donc celle qui a été choisie pour la suite dans une version plus raffinée afin de modéliser le scénario de base ainsi que le scénario avec une meilleure isolation du bâtiment. Le modèle ayant été entraîné sur des données météorologiques différentes, l'étape suivante a été de vérifier que le modèle extrapole bien dans d'autres conditions météorologiques et au moment des événements GDP. Les Figures 4.14 et 4.15 montrent une comparaison entre les prédictions et les résultats réels pour la journée du 4 janvier 2022 dans une simulation TRNSYS pour deux zones différentes. Les prédictions sont effectuées à l'avance avec les données initiales à l'heure du début de l'événement GDP et le modèle renvoie les prédictions de température allant du début d'événement jusqu'à la fin en considérant un pas de temps de 5 minutes. Le point de consigne de température est abaissé à $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ au début de l'événement résultant en l'interruption du chauffage. La température décroît alors jusqu'à l'atteinte de la limite inférieure de température de $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ et se stabilise alors autour de celle-ci. C'est pourquoi les températures des observations dans le graphique convergent vers cette valeur, la température est maintenue ainsi à cause de la reprise du chauffage. Le modèle en boîte noire considère de son côté une chute libre sans limite inférieure de la température ; il ne considère pas le point de consigne de la température, mais bien l'état du système. L'objectif est alors d'utiliser le vecteur de prédictions de la température alors que le chauffage est à l'arrêt et d'en déduire l'indice FO représenté par l'intersection entre la courbe de prédictions de température et une droite constante à $20\text{ }^{\circ}\text{C}$. Cela signifie que seulement les prédictions de température avant d'atteindre $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ nous intéressent et c'est pourquoi l'horizon présenté dans ces figures s'arrête à 60 minutes alors que les températures, outre celles de la partie droite de la Figure 4.14, ont déjà franchi le seuil critique.

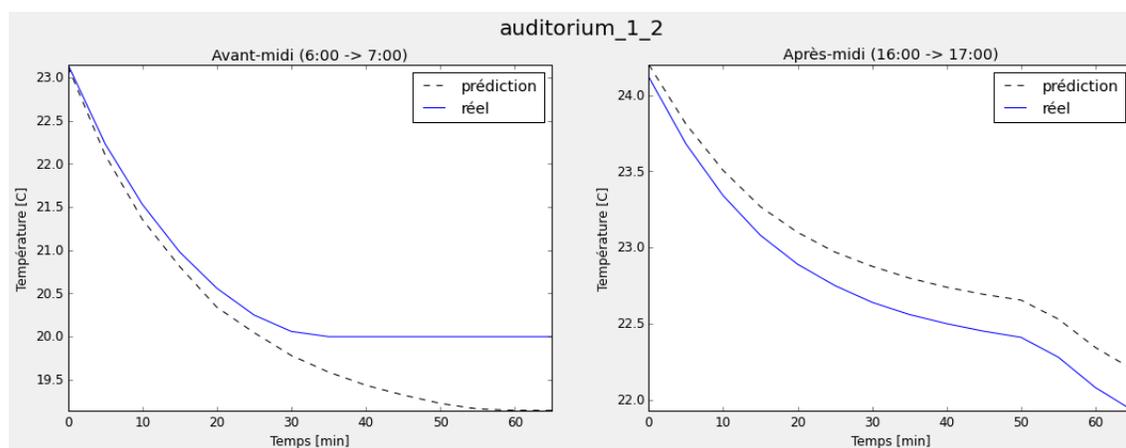


Figure 4.14 Comparaison entre prédiction et valeur réelle de température pour zone auditorium-1-2

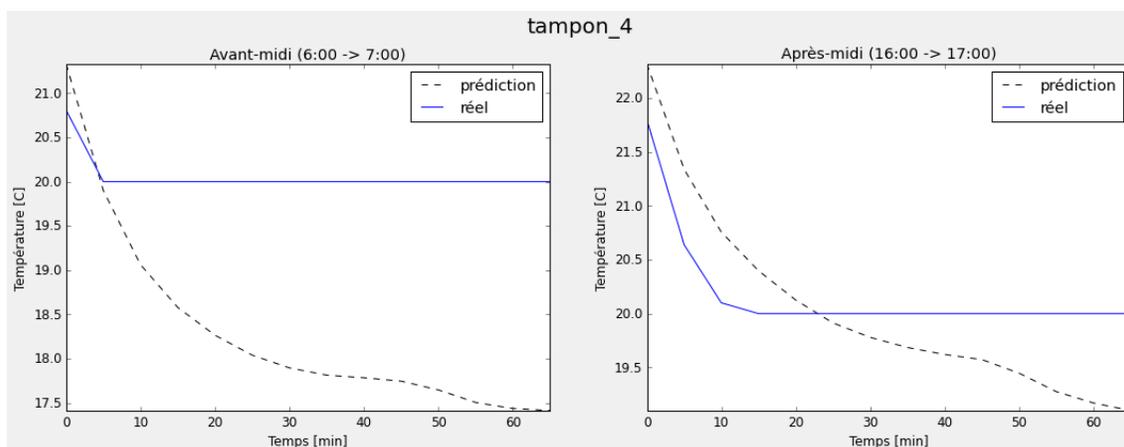


Figure 4.15 Comparaison entre prédiction et valeur réelle de température pour zone tampon-4

Enfin, un autre modèle est développé pour prédire la température de la boucle d'eau dans des conditions similaires d'abaissement du point de consigne. Les données en sortie sont la différence de température entre chaque pas de temps de la boucle d'eau, donc 18 valeurs, et les données en entrée sont les mêmes que pour le modèle précédent, en addition de la température initiale à la sortie de la chaudière électrique. Selon le même principe que pour les prédictions de la température des zones, on ne s'intéresse ici qu'aux prédictions avant que la température n'atteigne la limite inférieure acceptable, tournant généralement autour de 70 °C, afin d'obtenir l'indice FO.

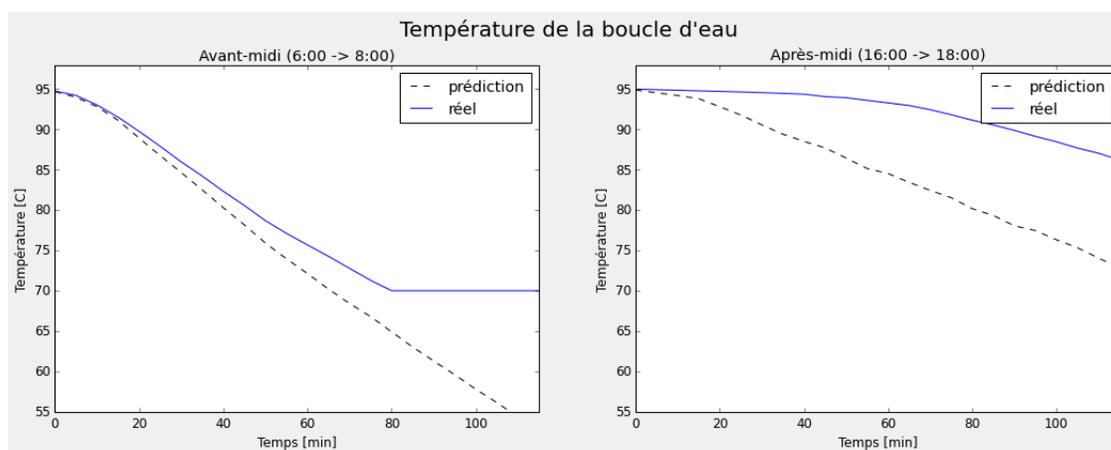


Figure 4.16 Comparaison entre prédiction et valeur réelle de température pour la boucle d'eau

Le modèle de boucle d'eau partage les mêmes variables en entrée que les deux autres modèles de température des zones. L'objectif est qu'il interprète indirectement la dynamique

thermique des zones en fonction des paramètres en entrée en plus des pertes thermiques de la tuyauterie de sorte à estimer la température de la boucle d'eau à chaque pas de temps. Pour éviter le surajustement, une fonction d'arrêt prématuré de l'entraînement est implémentée afin que l'entraînement arrête automatiquement dès que la validation de celui-ci révèle qu'il atteint un niveau de précision satisfaisant. Le nombre d'*epochs*, ou autrement dit d'itérations par lot de données, varie donc d'un modèle à l'autre. La précision des modèles est évaluée à l'aide de l'EQM. Les modèles ont les caractéristiques présentées dans le Tableau 4.2.

Tableau 4.2 Caractéristiques des différents modèles de réseaux de neurones

Modèle	epoch	EQM
base	674	0.0075
isolation+	375	0.0052
boucle d'eau	237	0.0037

Une étude de sensibilité n'a pas été réalisée directement, mais l'impact de la modification des hyperparamètres et des variables d'entrée et de sortie a été considéré afin de calibrer le modèle. Le choix des paramètres d'entrée a été influencé par une matrice de corrélation des paramètres. Finalement, les résultats ont été validés qualitativement en comparant les prédictions aux données réelles dans l'environnement de simulation pour confirmer la généralisation du modèle.

4.3 Analyse des signaux incitatifs à la flexibilité

Le bâtiment modélisé présente une demande maximale de 1.5MW et tombe donc dans la catégorie M de tarification d'Hydro-Québec. La structure de prix de l'électricité est présentée dans le Tableau 4.3.

Tableau 4.3 Structure tarifaire catégorie M

Énergie 1ère tranche	5,227 ¢/kWh
Énergie 2e tranche	3,876 ¢/kWh
Puissance	15,154 \$/kW

La facturation est appliquée mensuellement. La première tranche d'énergie, allant de 0 jusqu'à 210 000 kWh, est plus onéreuse que le reste de l'énergie consommée. La puissance tarifée est la plus grande puissance enregistrée du mois sur une période de 15 minutes, soit le pas de temps de lecture du compteur électrique [63], ou bien 65% de la puissance maximale mesurée durant l'année de facturation si celle-ci est supérieure à la pointe mensuelle. Une pointe de puissance importante a ainsi des répercussions sur la facture tout au long de l'année.

Les événements GDP se produisent durant l'hiver, entre le 1er décembre et le 31 mars, durant les jours de semaine [18]. Les événements peuvent se produire le matin entre 6:00 et 21:00 ou bien le soir en 16:00 et 20:00 et les acteurs du programme reçoivent un préavis quelques heures à l'avance. Le maximum d'événements par jour est de 2 et le nombre d'heures maximal d'événements durant un hiver est de 100 h. La liste des événements GDP pour l'hiver 2022 n'étant pas disponible publiquement au moment de faire les simulations, la liste présentée dans le Tableau 4.4 a été utilisée pour les simulations.

Tableau 4.4 Liste des événements GDP utilisée pour l'hiver 2022

Début événement GDP	Durée [h]	Température moyenne [C]
1/3/2022 16:00	4	-18.07
1/3/2022 6:00	3	-15.25
1/4/2022 16:00	4	-11.47
1/4/2022 6:00	3	-4.19
1/10/2022 16:00	4	-13.32
1/11/2022 16:00	4	-24.53
1/11/2022 6:00	3	-21.11
1/12/2022 16:00	4	-15.80
1/12/2022 6:00	3	-10.79
1/14/2022 16:00	4	-16.15
1/17/2022 6:00	3	-10.90
1/19/2022 6:00	3	-14.70
1/21/2022 16:00	4	-24.17
1/21/2022 6:00	3	-20.62
1/24/2022 6:00	3	-23.63
1/26/2022 6:00	3	-21.87
1/27/2022 6:00	3	-18.00
2/1/2022 6:00	3	-16.93
2/14/2022 16:00	4	-17.03
2/14/2022 6:00	3	-13.75
2/15/2022 6:00	3	-15.17
2/16/2022 6:00	3	-9.50
2/25/2022 6:00	3	-12.73

Pour être admissible au crédit, le bâtiment participant au programme doit participer à au moins 4 événements durant l'hiver et la puissance écrêtée doit être d'au moins 15 kW de moins en moyenne que le scénario de référence. C'est la moyenne des puissances à un intervalle de 15 minutes qui est utilisée pendant l'événement et comparée à la puissance moyenne de référence afin d'obtenir la puissance écrêtée. Ensuite, la puissance moyenne de tous les événements de l'hiver est moyennée de nouveau de sorte à obtenir un seul chiffre moyen de puissance écrêtée pour l'hiver au complet. Le crédit est alors accordé par tranches de la puissance moyenne totale de la façon présentée au Tableau 4.5.

Tableau 4.5 Structure du crédit alloué par tranches de puissance écrêtée

Tranche de puissance [kW]	crédit alloué [\$/kW]
$x < 15$	0
$x \geq 15$ et $x \leq 199$	66.69
$x > 199$ et $x \leq 599$	61.56
$x > 599$ et $x \leq 1199$	56.43
$x > 1199$ et $x \leq 1799$	51.30
$x \geq 1799$	46.17

La somme des crédits par tranche constitue alors le montant total donné par Hydro-Québec au participant pour sa flexibilité énergétique. La formule de la puissance écrêtée étant récompensée est définie de la façon suivante :

$$P_{GDP} = \frac{\sum_e \left(\frac{\sum_{N_i} P_{r,t}}{N_i} - \frac{\sum_{N_i} P_{e,t}}{N_i} \right)}{N_e}$$

e représentant chaque événement GDP

i représentant chaque intervalle de 15 minutes pendant un événement GDP

N_e représentant nombre d'événements GDP

N_i représentant nombre d'intervalles de 15 minutes dans 1 événement GDP

P_{GDP} étant la puissance écrêtée étant récompensée

$P_{e,t}$ et $P_{r,t}$ étant respectivement la puissance pendant l'événement et la puissance de référence, définie par Hydro-Québec sur la base d'une régression linéaire des données historiques en fonction de la température extérieure.

Cette formulation sera utilisée dans le chapitre suivant pour quantifier de façon absolue la flexibilité des scénarios répondant aux événements GDP. L'indice de flexibilité (FI), présenté au Chapitre 2.1, sera aussi utilisé. Cet indice est équivalent à la puissance écrêtée étant récompensée, mais de façon relative à la puissance de référence.

$$\begin{aligned} FI(t) &= 1 - \frac{C_1}{C_0} \\ C_0 &= \sum_{t=0}^N \lambda^t u_t^0 \\ C_1 &= \sum_{t=0}^N \lambda^t u_t^1 \end{aligned}$$

4.4 Résumé du chapitre

En résumé, un indice de flexibilité énergétique opérationnelle (FO) a été défini de sorte à alimenter des algorithmes sophistiqués de contrôle. Pour prédire la valeur de cet indice, il faut connaître le profil de la température de l'ensemble des zones d'un bâtiment. Dans un premier temps, une modélisation heuristique de la dynamique thermique des bâtiments a été explorée et écartée après l'avoir invalidée avec des observations provenant d'un bâtiment montréalais et d'une simulation TRNSYS. Par la suite, un modèle en boîte noire a été raffiné et validé dans une simulation TRNSYS. Finalement, les signaux incitant à la flexibilité au Québec via une récompense tarifaire dans une formule d'événements de pointe ont été analysés pour être utilisés dans les scénarios et les algorithmes de contrôle présentés au prochain chapitre.

CHAPITRE 5 STRATÉGIES DE CONTRÔLE

Une série de différentes stratégies de contrôle ont été explorées dans cette étude de sorte à minimiser la demande de puissance moyenne en chauffage lors des périodes de pointe. Certaines de ces stratégies font usage des prédictions alors que d'autres sont simplement réactives. Seules les demandes en chauffage sont considérées et sont divisées en 3 catégories, soit le chauffage des zones, le chauffage de la boucle d'eau et le conditionnement de l'air frais. Ce choix a été fait pour mettre l'accent sur les charges contrôlables ayant un potentiel fort de flexibilité. Les autres charges sont constantes ou bien trop faibles pour être considérées. La puissance des ventilateurs n'est pas prise en compte puisque son profil devrait être semblable à celui du conditionnement de l'air neuf, et la puissance en pompage de la boucle d'eau n'a pas non plus été considérée puisque le système opère à débit constant. Les simulations, sauf celles impliquant les véhicules électriques, ont été réalisées sur l'horizon d'un hiver complet, soit du 1er décembre 2021 au 31 mars 2022. Les graphiques présentés dans cette section sont souvent limités à une seule journée de sorte à mieux faire ressortir les tendances journalières des profils illustrés. La journée du 4 janvier est utilisée pour la première section (Scénarios de contrôle heuristique), et ensuite c'est la journée du 21 janvier qui est mise en lumière, soit la journée la plus froide de l'hiver avec le 11 janvier. La logique est que si les stratégies de contrôle s'avèrent bénéfiques pour la journée la plus froide de l'hiver, elles devraient bien performer aussi pour les autres journées. Les journées sélectionnées ont deux événements GDP et il est donc intéressant de voir les stratégies de contrôle à l'œuvre dans ce contexte.

5.1 Scénarios de référence

Le scénario de référence avec lequel les différents autres scénarios sont comparés consiste à maintenir la température à une consigne de $22\text{ }^{\circ}\text{C}$ dans les zones en permanence et est simulé avec le modèle *Système de chaudières entièrement électriques*. Les Figures 5.1 et 5.2 montrent l'allure de la demande en chauffage pendant la journée du 4 janvier et du 21 janvier dans la zone auditorium_1_2. On considère ici dans un contexte d'électrification du chauffage des bâtiments que le scénario de référence est purement électrique. En pratique, il est plus commun de voir des chaudières au gaz naturel, un système biénergie ou pour de plus petits bâtiments, des thermopompes. L'objectif est d'évaluer le potentiel de flexibilité de plusieurs stratégies de contrôle électrique ou biénergie en comparaison avec une stratégie entièrement électrique.

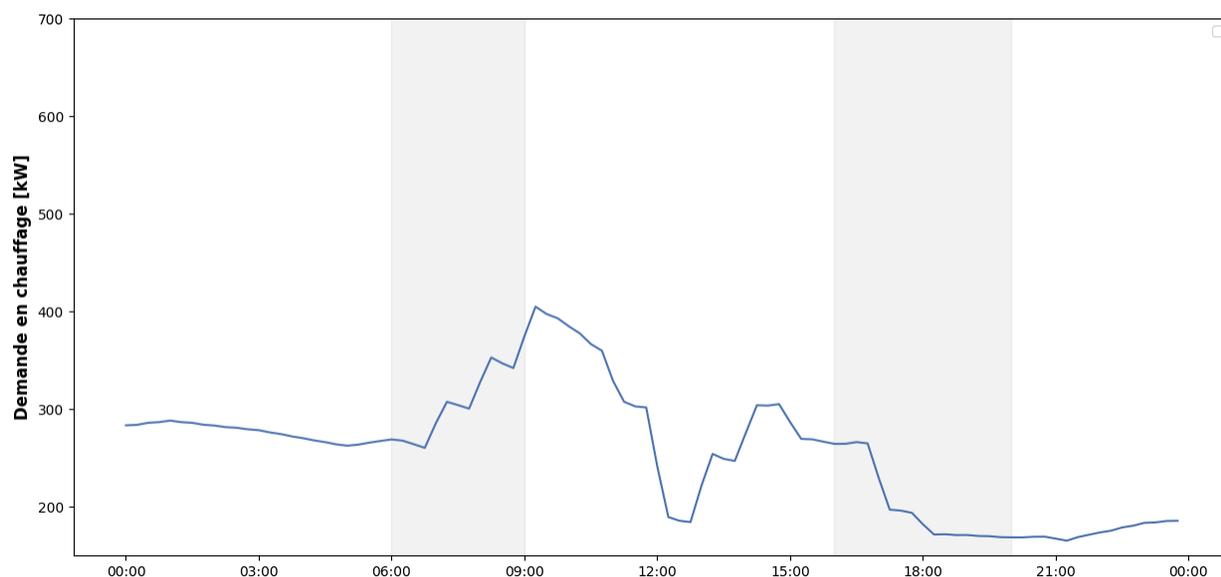


Figure 5.1 Profil de puissance en chauffage du scénario de référence pour la journée du 4 janvier 2022

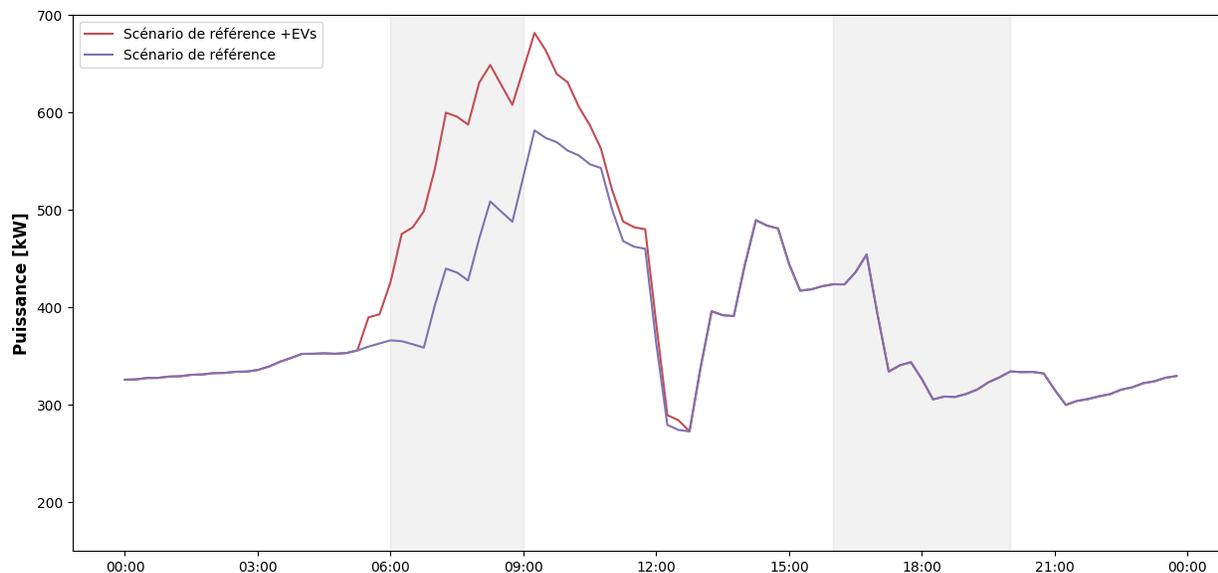


Figure 5.2 Profil de puissance en chauffage du scénario de référence et du scénario référence +EVs pour la journée du 21 janvier 2022

Sans surprise, la demande de puissance est supérieure pour la journée du 21 janvier alors qu'il fait plus froid. Les marches que l'on voit dans les graphiques sont marquées par un changement du niveau d'occupation de la pièce. Les personnes arrivant dans la pièce dégagent de la chaleur qui a pour effet d'augmenter la température. En contrepartie, ces personnes dégagent du CO_2 et la concentration augmente, nécessitant un plus grand débit d'air neuf. La chaleur requise pour conditionner l'air neuf semble contrebalancer le gain thermique des occupants, résultant donc en un besoin supérieur en chauffage. La Figure 5.2 met aussi en évidence le profil de la demande en chauffage du scénario de référence sans véhicule électrique et la demande totale du bâtiment dans le cas du scénario de référence avec véhicules électriques. Ce dernier est en fait le profil de la demande en chauffage du scénario de référence auquel s'ajoute la demande en chargement des véhicules électriques. Le scénario de référence +EVs est simulé avec le modèle *Stationnement de véhicules électriques*.

5.2 Scénarios de contrôle heuristique

Le terme heuristique signifie ici que la stratégie de contrôle agit en connaissance d'un signal de prix communiqué à l'avance, mais elle n'utilise pas de prédictions à proprement dit pour ajuster son comportement à chaque pas de temps. Autrement dit, les séquences de contrôle des stratégies décrites dans cette section sont préétablies, une journée avec un événement GDP constitue simplement un cas différent dans l'organigramme de contrôle de l'algorithme. C'est pourquoi *heuristique* est préféré à *prédictif* pour cette section.

5.2.1 Scénario 1.1 : purge d'air frais et préchauffage des zones

La purge de l'air dans les zones occupées est effectuée de sorte à couper l'apport en air neuf durant la période de pointe et ainsi diminuer l'énergie requise pour la conditionner alors que le préchauffage des zones consiste à augmenter la consigne de température pour ensuite la relâcher à un moment stratégique résultant en une interruption du chauffage durant l'événement. Le matin, alors que les zones sont principalement inoccupées puisque l'événement est prévu tôt, la purge avant l'événement n'est pas nécessaire. Pour les événements en fin de journée, seulement 2 zones, soit l'auditorium_3 et la section de classes, ont besoin d'une purge une heure avant l'événement. L'auditorium_3 a alors un débit d'air neuf 3.75 fois son débit minimal requis et la section de classe a un débit 3 fois son débit d'air neuf minimal requis. Concernant le préchauffage, la température est augmentée à 25 °C avant l'événement, la consigne changeant une heure avant le début de ce dernier. Ensuite, le chauffage est interrompu alors que la consigne est maintenue à 20 °C durant l'événement. Les deux stratégies sont illustrées à la Figure 5.3, le préchauffage étant à gauche et la purge à droite. Les événements GDP sont sur fond grisé sur la figure.

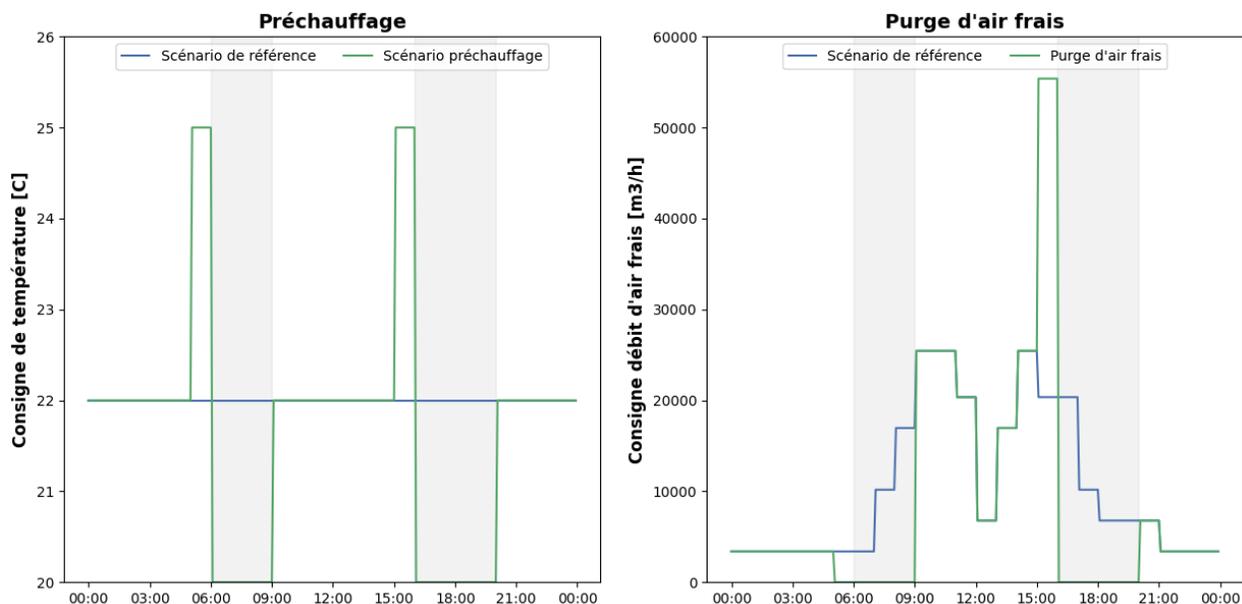


Figure 5.3 Profil du point de consigne de température et du débit d'air frais pendant une journée d'événements GDP

Dans le cas de la stratégie de préchauffage, la consigne de température est constante alors que l'on voit clairement la consigne augmenter tout juste avant l'événement et ensuite redescendre pendant l'événement pour effacer la demande en chauffage. Dans le cas du débit d'air neuf, il est modulé en fonction du profil d'occupation pour le scénario de référence, donc il monte graduellement le matin à mesure que les étudiants vont en classe, ensuite il y a une pause sur l'heure du dîner et il redescend en fin de journée. La stratégie de purge suit un profil similaire entre les deux événements, mais le débit d'air frais est nul pendant les événements de pointe. Avant l'événement d'après-midi, le débit augmente drastiquement pour réduire la concentration de CO_2 dans les zones.

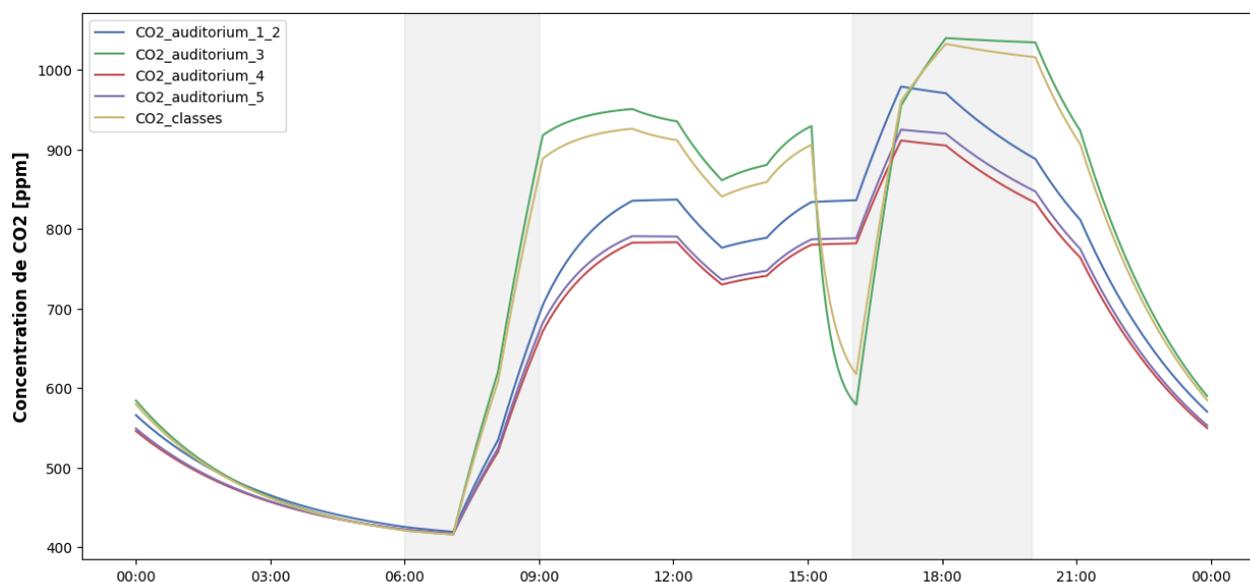


Figure 5.4 Profil de la concentration de CO₂ pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1

Seules la zone auditorium_3 et la zone de classes sont affectées par la stratégie de purge, puisque les autres zones sont en mesure de maintenir leur concentration de CO₂ sous la barre des 1000 ppm malgré les coupures d'apport en air neuf pendant les événements GDP comme on voit sur la Figure 5.4. Le matin, l'occupation est moindre et donc la concentration de CO₂ dans les zones n'est pas très élevée, la purge n'est donc pas nécessaire. On voit toutefois qu'en fin de journée, celle-ci est bel et bien requise ; même en partant d'une concentration autour de 600 ppm, les deux zones stationnent un peu au-dessus de 1000 ppm durant l'événement GDP.

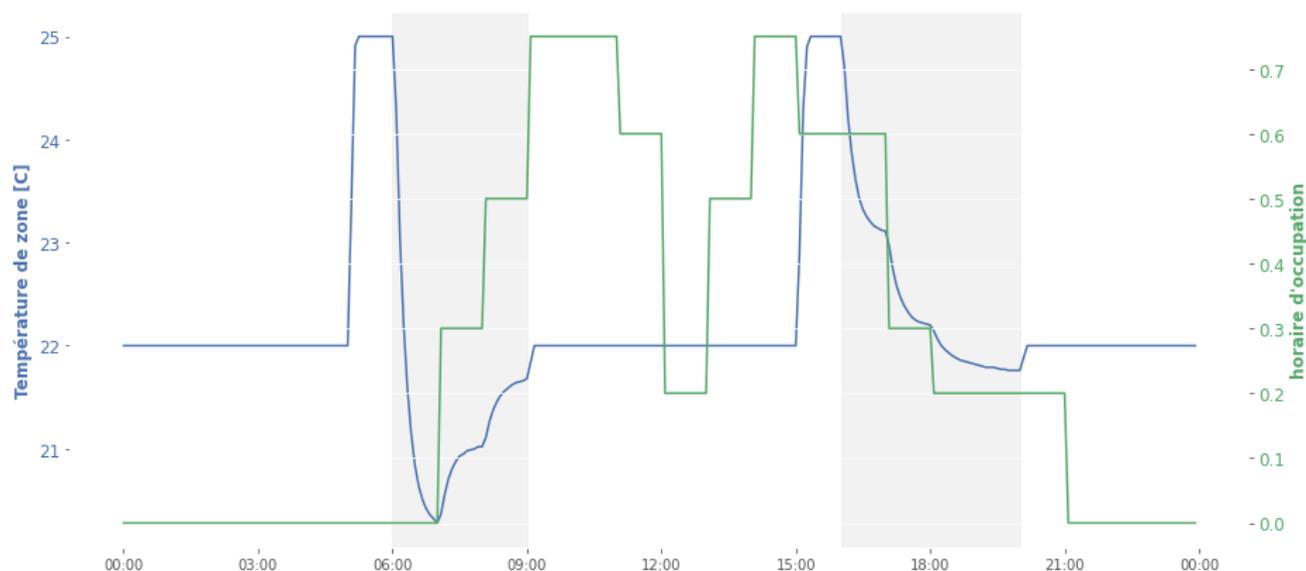


Figure 5.5 Effet de l'occupation sur la température pendant une journée d'événements GDP

On peut observer dans la Figure 5.5 que l'occupation semble avoir une incidence considérable sur la température de la zone en exemple, alors que la température augmente quand l'occupation augmente le matin et diminue quand l'occupation diminue en fin de journée. Cela montre donc que la stratégie de préchauffage et d'interruption du chauffage pendant les événements GDP s'avère particulièrement efficace en fin de journée puisque l'occupation y est supérieure. On peut donc en déduire que l'occupation est favorable à la flexibilité dans le contexte du chauffage, par contre il faut faire attention avec cette conclusion puisque la charge des appareils n'est pas considérée dans ce graphique. Il est donc possible que les ordinateurs portables apportés avec les étudiants soient branchés et cette charge non contrôlable aurait alors un impact négatif sur la demande moyenne de puissance durant l'événement GDP et annulerait potentiellement les bienfaits de l'occupation sur le potentiel de flexibilité.

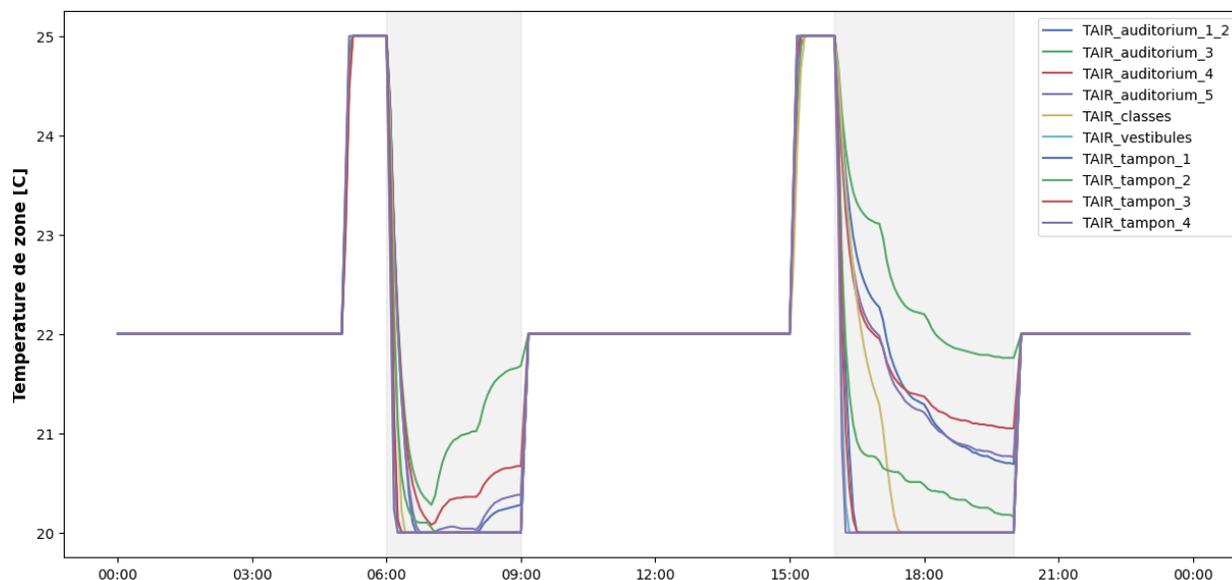


Figure 5.6 Profils de température des diverses zones pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1

Pendant les interruptions de chauffage, on voit bien sur la Figure 5.6 que les températures décroissent assez rapidement vers le point de consigne minimum pour le matin, tandis que pour certaines zones, elles demeurent au-dessus de ce dernier pendant toute la durée de l'événement le soir. Les zones non occupées, comme les vestibules et les zones tampons, ont donc tendance à voir leur température chuter plus rapidement. Ces zones sont aussi sur le périmètre du bâtiment et la fenestration y est importante, donc les pertes de chaleur y sont considérables.

Les deux stratégies présentées préalablement permettent de réduire la demande en chauffage pendant les événements GDP. Il faut toutefois faire attention à ne pas effectuer une purge trop importante en même temps que le préchauffage puisque cela créerait une pression importante sur les appareils de chauffage ayant une capacité limitée. Un apport important en air frais à $13\text{ }^{\circ}\text{C}$ pourrait venir contrer les efforts de préchauffage et cette stratégie ne pourra pas être pleinement exécutée. Une fois combinées et bien coordonnées, les deux stratégies offrent un potentiel de flexibilité significatif comme on le voit sur la Figure 5.7.

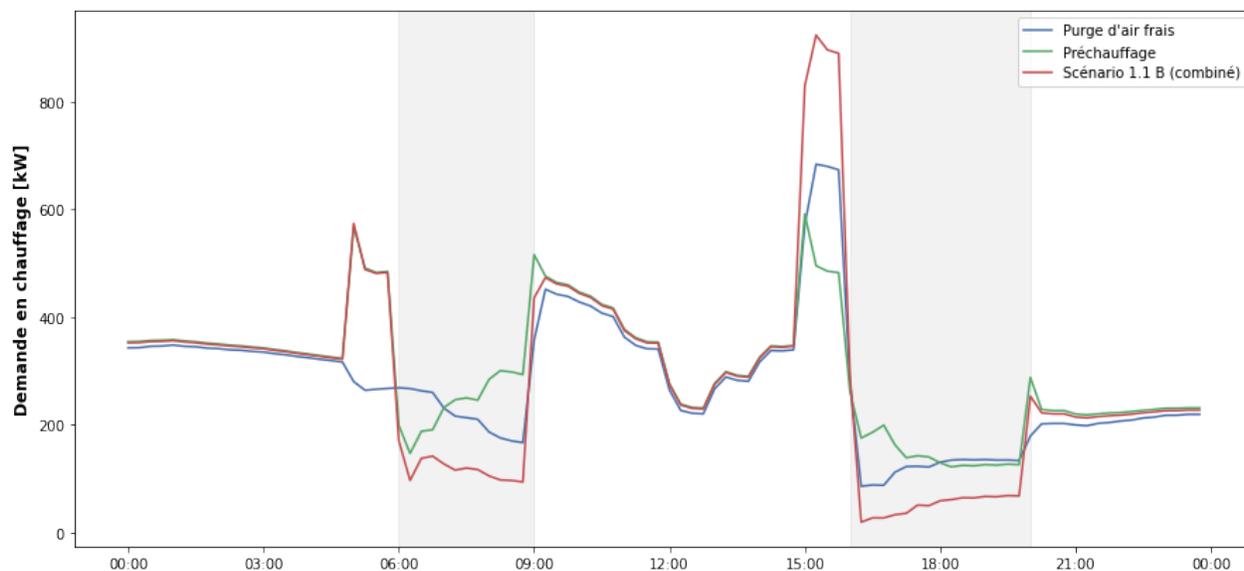


Figure 5.7 Profil de la demande en chauffage pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1

Le scénario 1.1, utilisé à titre de référence dans les autres sections, est la combinaison de la stratégie de purge d'air frais et de préchauffage des zones. Il s'avère une option simple et très efficace pour réduire la puissance moyenne durant des événements de pointe. 5 variantes existent pour ce scénario ; la stratégie de contrôle est la même, mais le modèle varie.

Tableau 5.1 Différentes variantes du scénario 1.1

ID de scénario	Modèle d'architecture
1.1 B	<i>Architecture de base</i>
1.1 I	<i>Meilleure isolation de l'enveloppe</i>
1.1 E	<i>Système de chaudières entièrement électriques</i>
1.1 AG	<i>Agrégat de bâtiments</i>
1.1 +EVs	<i>Stationnement de véhicules électriques</i>

Différentes architectures ont été mises à l'épreuve pour démontrer leur flexibilité. Les scénarios comparés dans cette section sont les variantes B, I et E. Le scénario 1.1 B est le scénario combiné illustré à la Figure 5.7.

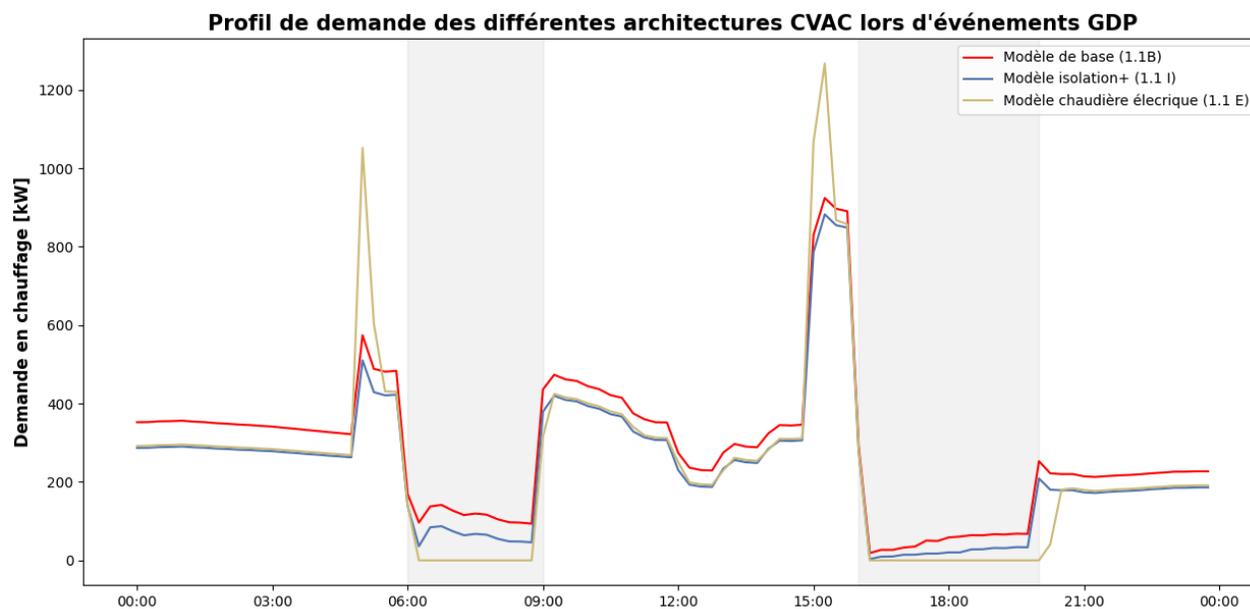


Figure 5.8 Profil de la demande en chauffage pendant une journée d'événements GDP pour le scénario 1.1

L'architecture de base (scénario 1.1 B) est celle qui semble avoir le moins de potentiel d'écrêtage de puissance durant les événements de pointe; elle garde moins bien sa chaleur que l'architecture plus isolée comme on voit sur la Figure 5.8. La meilleure architecture est celle avec l'ajout de l'inertie de la boucle d'eau combinée à celle des pièces (scénario 1.1 E), permettant d'écrêter l'entièreté de la puissance. On voit néanmoins qu'en ajoutant le préchauffage de la boucle d'eau dans cette architecture, la pointe de puissance pré-événement est encore plus importante. Comme on le voit dans la Figure 5.7, il semblerait qu'en cherchant à augmenter la flexibilité en ajoutant des systèmes, cela résulte aussi en une augmentation de l'appel de puissance tout juste avant l'événement. Les scénarios plus sophistiqués présentés à la prochaine section chercheront à optimiser ce facteur.

Tableau 5.2 Puissance moyenne écrêtée et indice FI des différentes architectures pour l'événement GDP d'avant-midi

Architecture	P_{GDP} [kW]	FI
Base	197	0.65
Isolation+	247	0.81
Chaudières électriques	304	1

Tableau 5.3 Puissance moyenne écrêtée et indice FI des différentes architectures pour l'événement GDP d'après-midi

Architecture	P_{GDP} [kW]	FI
Base	152	0.75
Isolation+	181	0.9
Chaudières électriques	201	1

Même si l'événement du matin est plus court que celui de l'après-midi, les valeurs de P_{GDP} dans le Tableau 5.2 sont plus grandes à cause de l'occupation qui nettement moindre à ce moment et le système de chauffage doit donc compenser pour l'absence de ce gain thermique. L'indice FI pour le meilleur des scénarios, soit le scénario 1.1 E, est de 1, signifiant que 100% de l'énergie du scénario de référence est économisée pendant l'événement. Autrement dit, la puissance moyenne est réduite de 100%.

5.2.2 Scénario 1.2 : chaudière d'appoint au gaz naturel

Les systèmes biénergie peuvent s'avérer particulièrement efficaces et économiques pour assumer la charge de chauffage durant les événements de pointes. Il n'est pas rare au Québec de voir une salle mécanique avec à la fois des chaudières électriques et des chaudières d'appoint au gaz naturel. La source primaire d'énergie est alors l'électricité et les chaudières au gaz naturel prennent le relais pendant des événements de pointe, comme les événements GDP, ou bien quand la température est sous un certain seuil, généralement entre $-12\text{ }^{\circ}\text{C}$ et $-15\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Dans ce scénario, la chaudière au gaz naturel est démarrée et l'entièreté du débit d'eau est dirigé vers cette dernière dès que la température extérieure tombe sous le seuil de $-15\text{ }^{\circ}\text{C}$. La chaudière électrique est alors mise à l'arrêt. Ce scénario est référé comme le scénario 1.2 T. Une variante semblable au scénario précédent est aussi développée alors que la chaudière au gaz naturel est activée seulement pendant les événements de pointe. C'est le scénario 1.2 GDP que l'on peut voir en action à la Figure 5.9.

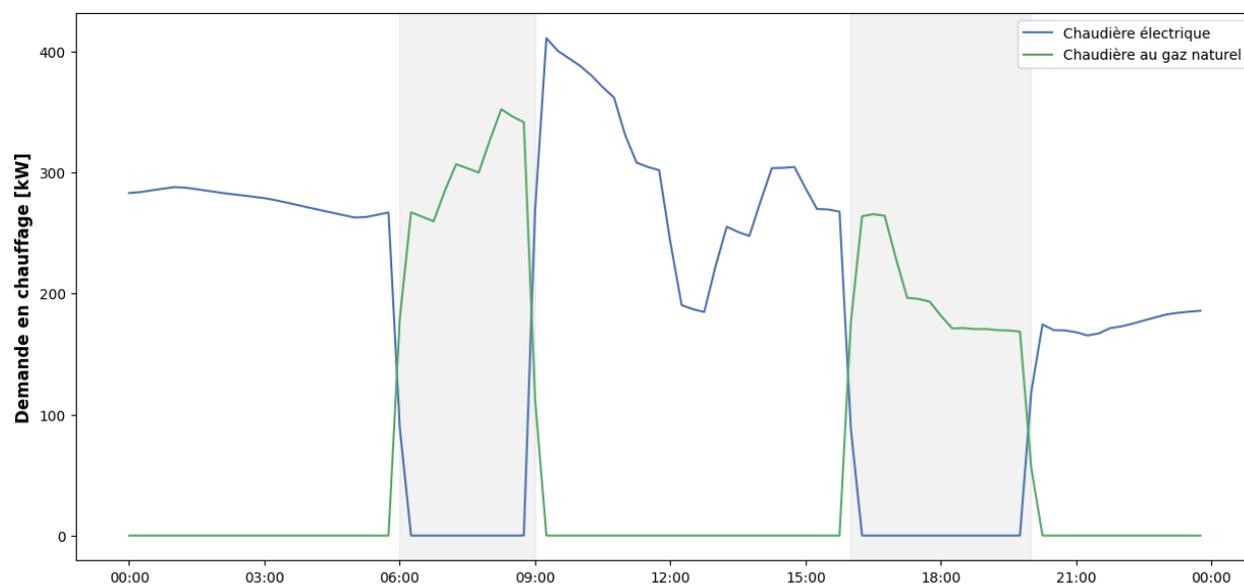


Figure 5.9 Profil de la demande en chauffage du scénario 1.2 GDP pendant une journée d'événements GDP

L'indice FI pour ce scénario est de 1, signifiant que l'entièreté de l'énergie du scénario de référence est effacée pendant l'événement. L'indice FO est infini, autrement dit l'écrêtage de puissance n'est pas limité dans le temps puisqu'elle ne repose pas sur une technique valorisant l'inertie ou quelconque source de stockage qui se vide dans le temps, ce qui est un avantage majeur.

5.3 Scénarios de contrôle prédictif

Les stratégies de contrôle heuristique employées sont efficaces pour écrêter la demande durant les événements sous la forme utilisée par Hydro-Québec, c'est-à-dire alors que c'est la moyenne de puissance qui est considérée pendant les événements et pour laquelle un incitatif financier important est donné. Dans ce cas, la pointe de puissance maximale n'est pas pénalisée, mais certains autres distributeurs d'électricité offrent des incitatifs ou encore des pénalités en fonction de ce paramètre. Ainsi, dans un premier temps, les prédictions de l'indice FO sont employées de sorte à répandre la demande non écrêtée sur l'entièreté de l'horizon de l'événement. Les scénarios 2.1 et 2.2 servent à réduire la demande maximale de puissance pendant un événement GDP. Autrement, les prédictions de l'indice FO peuvent être utilisées dans le but de minimiser les perturbations thermiques affectant le confort des usagers. Si l'indice FO, représentant la durée pour laquelle les zones sont en mesure de demeurer au-dessus de la limite minimale de température pendant une interruption de chauffage, est supérieur ou égal à la durée de l'événement, cela signifie que le préchauffage pourrait être moins intense et que le système aurait tout de même assez de flexibilité pour écrêter l'entièreté de la puissance moyenne durant l'événement de pointe. C'est sur quoi se concentre le scénario 2.3

5.3.1 Scénario 2.1 : coordination des zones pour écrêter la demande totale maximale en chauffage

Dans ce scénario, un algorithme d'optimisation est utilisé par coordonner l'abaissement des consignes d'une zone à l'autre pour minimiser la pointe de puissance et la consommation d'électricité. L'algorithme utilise en entrée une estimation de la charge de chauffage requise pour maintenir la température sur le point de consigne. Il a été observé que la puissance de chauffage requise pour maintenir la température en équilibre est linéairement proportionnelle à la température. La valeur de puissance utilisée est donc une extrapolation de la puissance mesurée à 22 °C au moment d'exécuter le modèle de prédiction. Ce scénario est simulé avec le modèle *Meilleure isolation de l'enveloppe*. Les détails de la formulation mathématique du problème d'optimisation se trouvent à l'Annexe A.

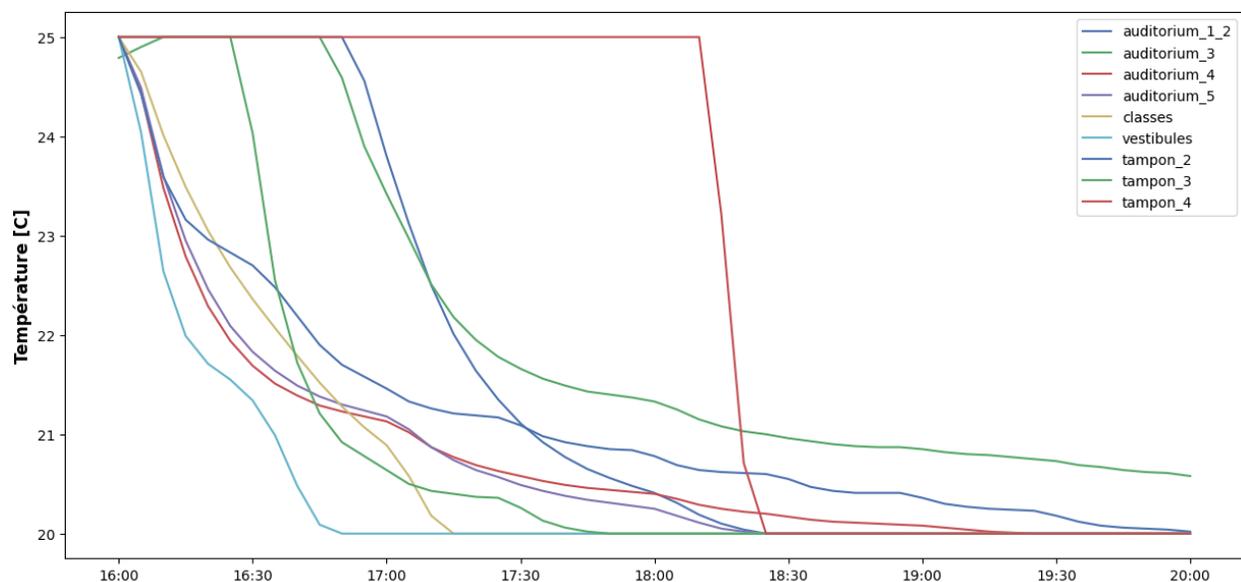


Figure 5.10 Profil des températures des zones coordonnées optimalement pour réduire la demande de puissance maximale pendant un événement GDP

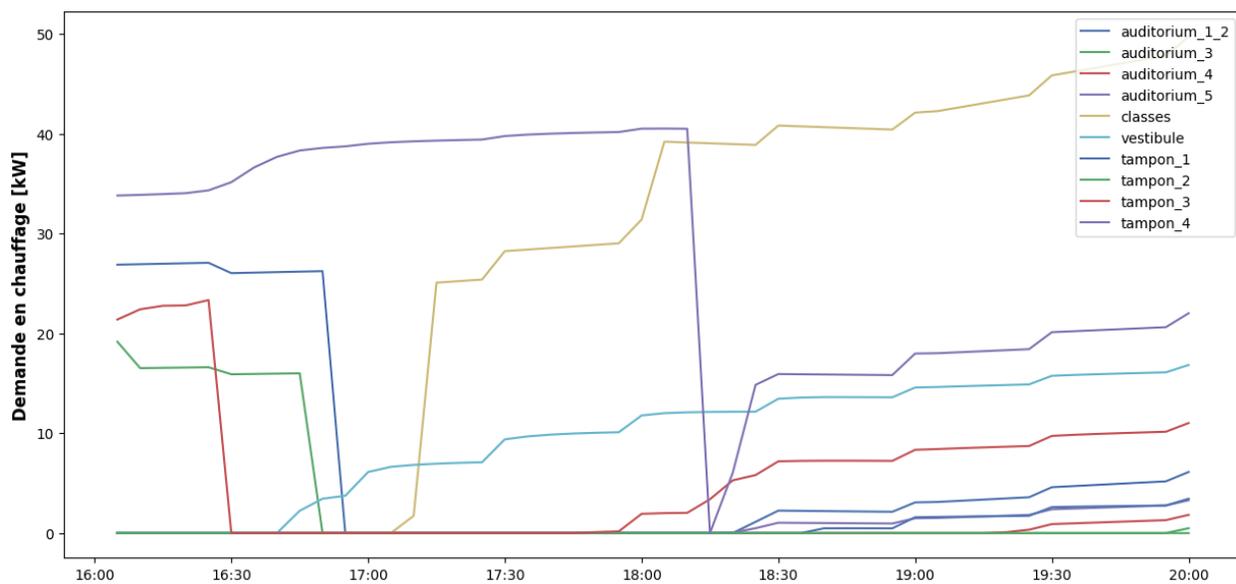


Figure 5.11 Profil des demandes en chauffage des zones coordonnées optimalement pour réduire la demande de puissance maximale pendant un événement GDP

On voit bien la coordination des zones dans les Figures 5.10 et 5.11. La zone auditorium_5 est maintenue chargée à sa capacité maximale pendant plus d'une heure pour compenser le faible indice FO de la zone classes. Il semblerait y avoir une certaine erreur de prédiction pour la zone auditorium_5 puisque sa température atteint $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ quelques pas de temps après l'interruption du chauffage. Il peut être avantageux de maintenir une zone à son point de consigne maximale en début d'événement dans la mesure où cela permet d'éviter que sa demande en chauffage s'active en même temps que les autres en fin d'événement. Autrement, l'amplitude des pertes thermiques est trop importante à haute température pour justifier de maintenir une zone dans cet état. La zone auditorium_3 semble avoir une meilleure prédiction puisqu'elle demeure sans chauffage jusqu'à la fin de l'événement et la décision de la maintenir à $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ en début d'événement semble donc optimal.

Le phénomène de pointe significative pendant l'événement GDP est d'autant plus probable pour les stratégies de préchauffage puisque la capacité des zones à conserver leur chaleur est limitée à un laps de temps relativement court. Il est alors possible que toutes les zones aient besoin d'activer le chauffage à la fin de l'événement, comme on le voit pour le scénario 1.1 I de la Figure 5.11. Cette pointe demeure toutefois moindre que la pointe créée avant l'événement et ne risque donc pas de devenir la pointe la plus importante du mois qui serait tarifée, mais pourrait tout de même s'avérer néfaste dans un contexte où c'est la pointe maximale et non moyenne qui est considérée durant l'événement GDP.

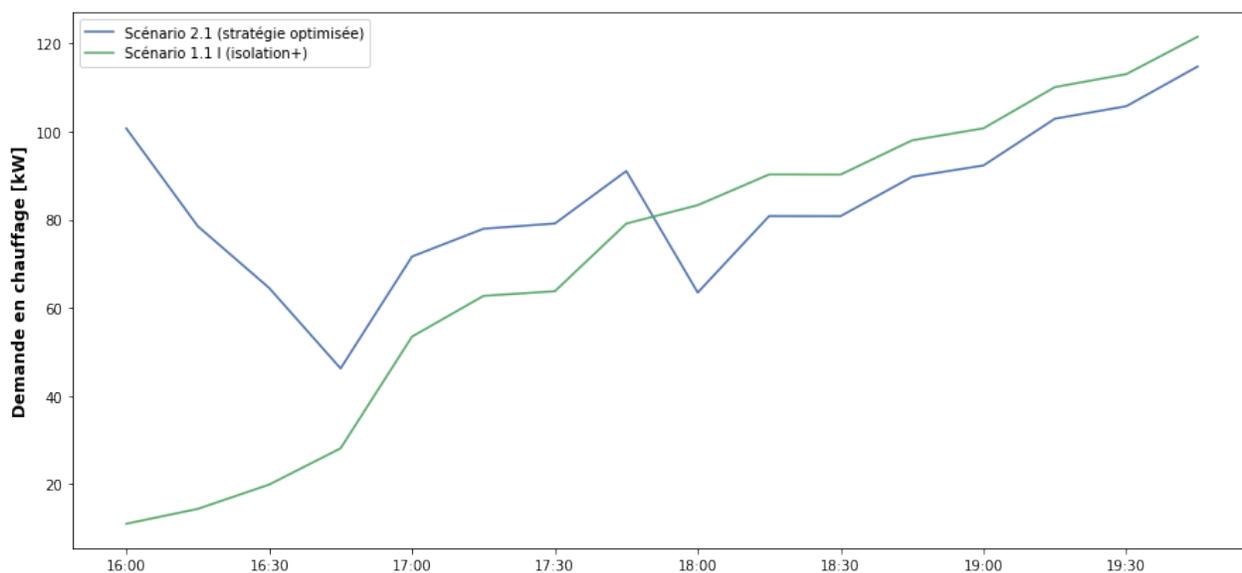


Figure 5.12 Comparaison entre la demande en chauffage pendant un événement GDP pour une stratégie non optimisée et une stratégie optimisée à cet effet

Tableau 5.4 Puissance maximale et consommation d'énergie du scénario 2.1

Scénario	Puissance maximale [kW]	Consommation d'énergie [kWh]
2.1 (optimisé)	115	324
1.1 I	122	265

La diminution de puissance maximale dans la Figure 5.12 n'est pas considérable, mais elle est bien réelle. Toutefois, on constate que la consommation d'énergie est considérablement supérieure pour le scénario optimisé. En effet, pour pouvoir répartir la demande sur l'horizon de l'événement, certaines zones doivent être maintenues à leur point de consigne supérieur en début d'événement. Le principe est similaire à celui d'une batterie qui demeurerait pleinement chargée pendant un moment pour ensuite se vider dans les instants qui suivent, avec comme différence que le stockage thermique comporte des pertes thermiques qui augmentent proportionnellement en fonction de l'écart entre la température de la zone et la température extérieure. Ainsi, plus la batterie a de la capacité, plus sa température est élevée dans le cas du stockage thermique, et plus la consommation d'énergie pour la maintenir dans cet état de charge sera élevée. Bref, il n'est pas évident de minimiser simultanément la consommation et la puissance à l'aide du stockage thermique. Les données utilisées pour entraîner le modèle de prédictions de température considèrent que les zones abaissent toutes leur point de consigne en même temps, ce qui veut dire que les prédictions sur lesquelles repose le problème d'optimisation sont moins précises pour le cas où les zones sont désynchronisées dans leur action initiale. Une opération en agrégat, alors que chaque bâtiment relâche l'ensemble des points de consigne de température de toutes ses zones en même temps à un moment stratégique, semble une bonne alternative pour pallier les problématiques du présent scénario.

5.3.2 Scénario 2.2 : coordination d'un agrégat de bâtiment pour écrêter la demande totale maximale en chauffage

Ce scénario implique un schéma de contrôle décentralisé, alors qu'un agent reçoit certaines informations des bâtiments et leur renvoie une suggestion de trajectoire pour les points de consignes de température de l'ensemble des zones pendant l'événement GDP dans le but de réduire la demande totale maximale de puissance. L'information fournie par les bâtiments est une prédiction de la durée pour laquelle l'ensemble des zones est en mesure de demeurer sans chauffage tout en restant au-dessus de la consigne de température minimale, la demande en chauffage du bâtiment tout juste avant la transmission de l'information, et le ratio de puissance de chauffage entre la température maximale et la température à ce moment-là, tout comme de puissance de chauffage entre la température minimale et la température au même moment. Le problème est formulé comme le précédent, à la différence près que FO n'est pas considéré par zone, mais bien par bâtiment. La valeur de FO pour un bâtiment est la valeur minimale du FO de chaque zone. Pour ce scénario, les valeurs de FO sont obtenues dans un premier temps via une simulation pour chaque bâtiment, les valeurs sont ensuite utilisées dans un problème d'optimisation dans CPLEX afin d'obtenir les signaux optimaux pour chaque bâtiment et de nouvelles simulations sont réalisées pour chaque bâtiment en suivant les signaux incitatifs. Ce scénario est simulé avec le modèle *Agrégat de bâtiments*. L'architecture avec chaudière électrique semble avoir un avantage considérable pour ce scénario puisque l'inertie de l'eau est en mesure de venir amortir la demande des zones ayant un plus faible indice FO, comme démontré dans la Figure 4.1

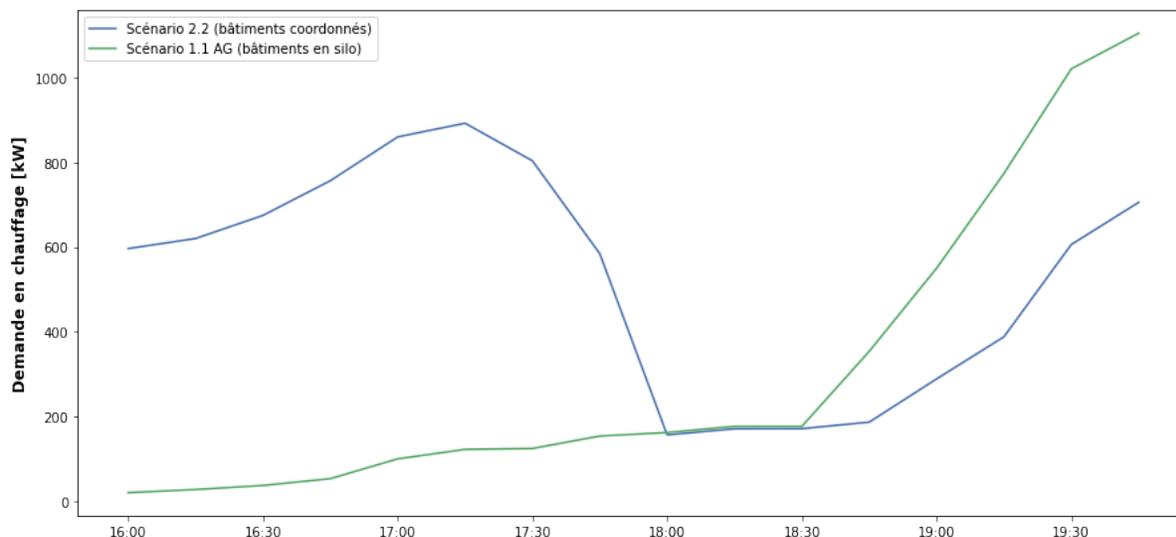


Figure 5.13 Profil de la demande en chauffage d'un agrégat de bâtiments coordonnés et d'un agrégat de bâtiments non coordonnés

Encore une fois, on voit bien dans la Figure 5.13 que la réduction de la demande maximale de puissance se fait au détriment de la consommation d'énergie. Cependant, cette différence est moins marquée que pour le scénario précédent.

Tableau 5.5 Résultats des stratégies pour écrêter la pointe pendant les événements GDP

Stratégie	Puissance maximale [kW]	Consommation d'énergie [kWh]
Scénario 2.1 x9 (zones coordonnées)	1033	2918
Scénario 2.2 (bâtiments coordonnés)	899	2065
Scénario 1.1 AG	1105	1055

Le Tableau 5.5 révèle que le scénario avec bâtiments coordonnés (2.2) a une réduction de sa puissance maximale de 19% par rapport au scénario non agrégé non coordonné (1.1 AG), et une augmentation de sa consommation d'énergie d'environ 100%. Le scénario avec les zones coordonnées seulement (2.1) a une réduction de la puissance maximale de 7% par rapport au scénario 1.1 AG et une augmentation de sa consommation d'énergie d'environ 200%. Il semble donc plus avantageux, autant un niveau de la puissance que de la consommation, de faire la coordination au niveau des bâtiments au lieu de le faire au niveau des zones.

5.3.3 Scénario 2.3 : utilisation des prédictions pour améliorer le confort thermique

Ce scénario utilise les prédictions de température de chaque zone afin de minimiser la déviation du point de consigne avant les événements GDP. Si les prédictions montrent que l'ensemble des zones est en mesure de traverser l'événement entier sans chauffage et en demeurant au-dessus de la limite critique, le point de consigne en entrée du modèle prédictif est abaissé de $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ de sorte à obtenir de nouvelles prédictions et ainsi de suite.

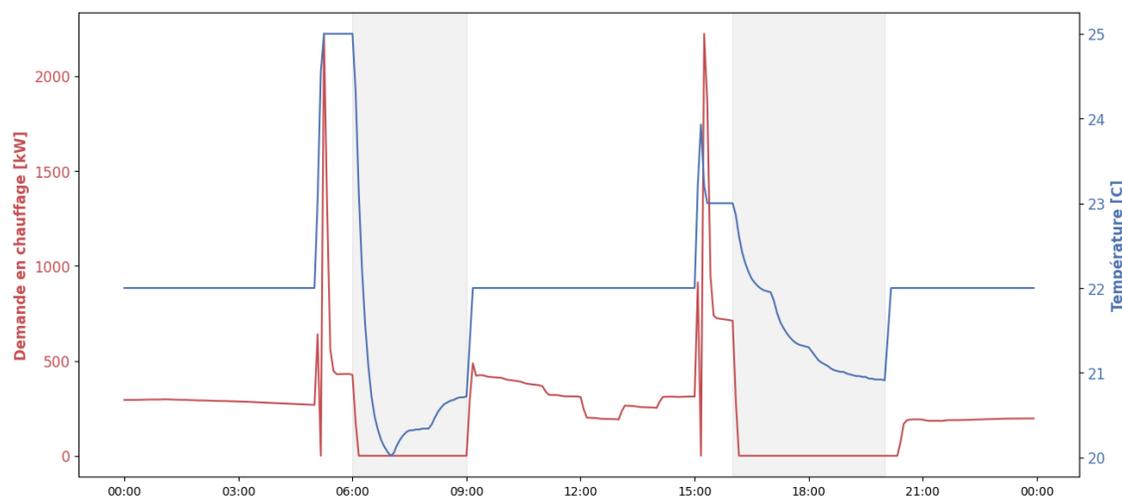


Figure 5.14 Profil de la température d'une zone et de la demande de chauffage en considérant le confort des usagers

On voit dans la Figure 5.14 qu'au début de la période de préchauffage pour l'événement en après-midi, le signal est de $25\text{ }^{\circ}\text{C}$, et ensuite le modèle s'ajuste et la température descend à $23\text{ }^{\circ}\text{C}$. La température de la zone demeure comme prévu au-dessus de $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ pendant la durée totale de l'événement avec un préchauffage à $23\text{ }^{\circ}\text{C}$, ce qui signifie qu'elle présente le même niveau de flexibilité qu'avec un préchauffage à $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ tout en offrant un meilleur confort pour les occupants. Une amélioration pour cette stratégie serait de ne pas utiliser la valeur de $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ par défaut au départ pour ensuite réduire en fonction des prédictions, mais bien de partir du premier incrément à $22.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ et d'augmenter la consigne au besoin. Cela permettrait d'éviter une pointe non nécessaire. Cette pointe demeure quand même inférieure à la pointe qui aurait été générée avec une température à $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ puisqu'on voit bien dans la figure que la température ne dépasse pas $24\text{ }^{\circ}\text{C}$ pour l'événement en fin d'après-midi. Pour l'événement du matin, la prédiction semble bonne puisque l'indice FO est inférieur à la durée de l'événement et l'algorithme de contrôle maintient le chauffage au maximum possible avant l'événement pour recharger la pile thermique à sa pleine capacité.

5.4 Scénario de contrôle optimal

Une autre considération importante pour l'ensemble des scénarios préalablement présentés est de ne pas créer une pointe avant ou après l'événement puisque la plus grande pointe enregistrée pendant le mois est fortement tarifée par Hydro-Québec même quand celle-ci n'est pas pendant un événement de pointe.

5.4.1 Scénario 3.1 : optimisation de la demande de puissance maximale journalière

Ce scénario utilise à nouveau un algorithme de *Mixed integer and linear programming (MILP)* pour coordonner le préchauffage des zones et de la boucle d'eau pour minimiser la pointe et la consommation d'électricité. La puissance de chauffage requise pour maintenir l'équilibre thermique en fonction de la consigne est estimée de la même façon que dans le premier scénario, et la puissance de chauffage requise pour augmenter la température d'une zone est approximée grâce à la différence de température entre les deux pas de temps et de la capacitance effective de l'air de la pièce, une propriété estimée par TRNSYS en utilisant la géométrie du modèle du bâtiment. Pour les puissances de chauffage des zones, on considère que celle-ci peut être divisée en 2 catégories, soit la puissance requise pour maintenir la température sur la consigne et puissance requise pour augmenter la température. Du côté de la boucle d'eau, on ne considère que la puissance requise pour augmenter la température de l'eau d'alimentation, en négligeant la variation des pertes thermiques de la tuyauterie, qui ont un faible impact sur la consommation totale d'énergie. Ce scénario est simulé avec le modèle *Système de chaudières entièrement électriques* et se concentre sur une période de 3 heures avant l'événement du matin et de 7 heures avant l'événement du soir. Les détails de la formulation mathématique du problème d'optimisation se trouvent à l'Annexe A.

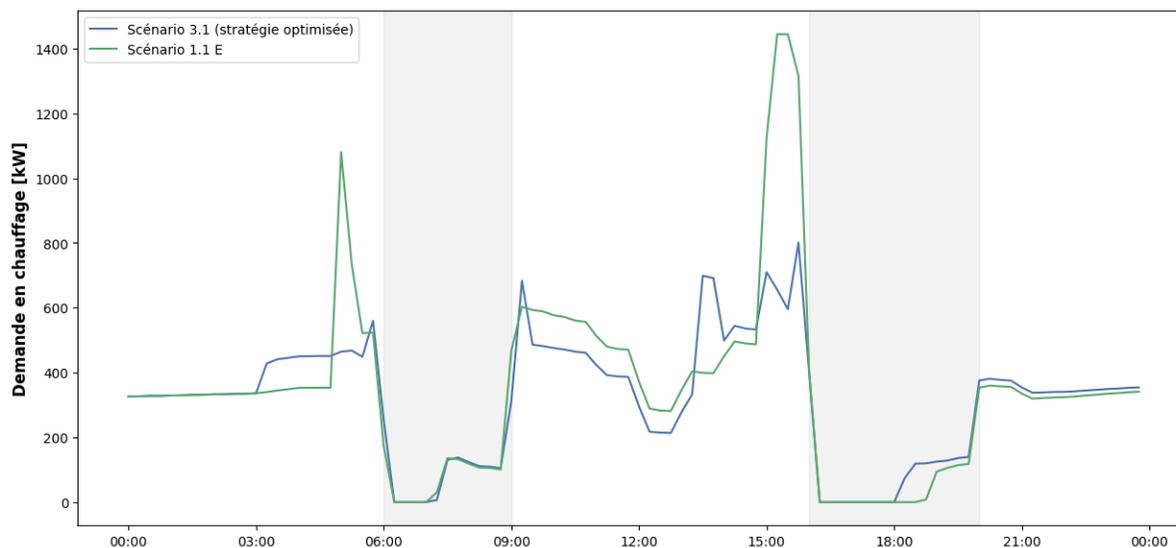


Figure 5.15 Profil de la demande en chauffage d'un bâtiment avec une stratégie d'optimisation pour écrêter la pointe pré-événement GDP

Dans le scénario optimisé (3.1), le préchauffage commence plus tôt et se fait de façon plus graduelle. Le contrôleur cherche aussi à minimiser la consommation d'énergie et pondère les composantes en fonction du prix de celles-ci. Le scénario optimisé augmente en moyenne la pointe maximale journalière de 45% en comparaison avec le scénario de référence, tandis que le scénario de contrôle heuristique l'augmente de 200%. On voit toutefois pour l'événement du soir que la puissance moyenne pendant l'événement est supérieure avec la stratégie optimisée; le contrôleur n'a pas réussi à atteindre les conditions initiales pour minimiser la puissance moyenne durant l'événement. Le scénario optimisé (3.1) obtient un indice FI de 0.89, tandis que le scénario de contrôle heuristique (1.1 E) obtient un indice FI de 0.92. Le premier des scénarios est ainsi en mesure de déplacer 925 kWh d'énergie avant l'événement et présente un indice FO de 133 minutes, alors que le second scénario peut déplacer en moyenne 965 kWh et maintenir l'interruption de chauffage pendant 151 minutes. Les modèles utilisés pour estimer la dynamique du bâtiment sont très simplistes et peuvent présenter une certaine erreur. Toutefois, le profil de demande de façon générale durant la journée semble assez optimal et les coûts totaux associés devraient se montrer inférieurs. En effet, puisque l'optimiseur cherche à minimiser un profil, même si l'ordre de grandeur de ce dernier varie entre le modèle et la réalité, la séquence de contrôle demeurera optimale même si l'ordre de grandeur est différent. L'important est d'être cohérent dans la modélisation pour chaque composante et leur estimation.

5.4.2 Scénario 3.1 + EVs : optimisation de la demande de puissance maximale journalière en présence de véhicules électriques

Finalement, une série de scénarios intègrent les voitures électriques connectées au bâtiment pour se charger, ce qui augmente donc la pression sur le réseau électrique de ce dernier. Le moment de leur arrivée, tout comme leur état de charge lors de leur arrivée au stationnement, est aléatoire. La Figure 5.16 montre un exemple de l'occupation du stationnement le matin.

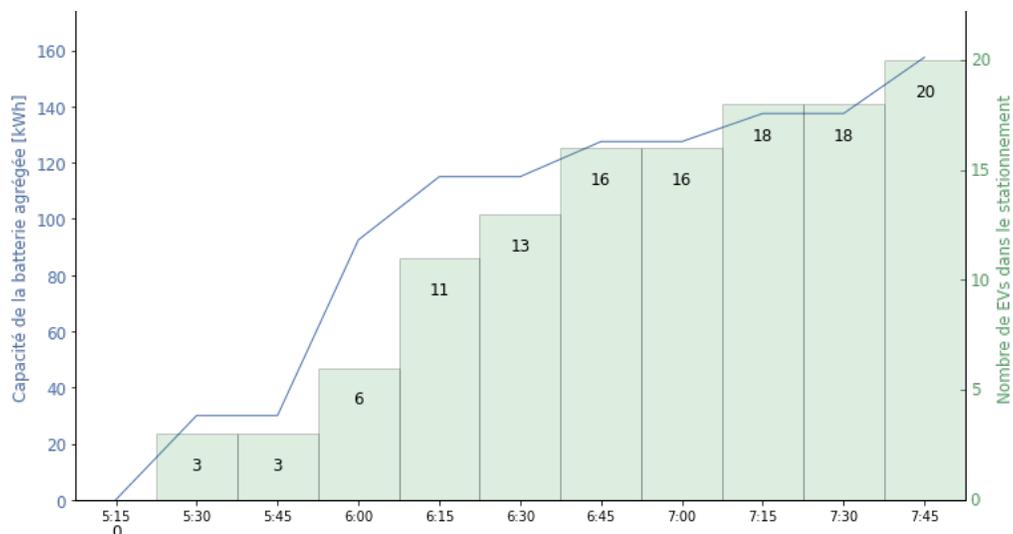


Figure 5.16 Occupation du stationnement de véhicules électriques en matinée

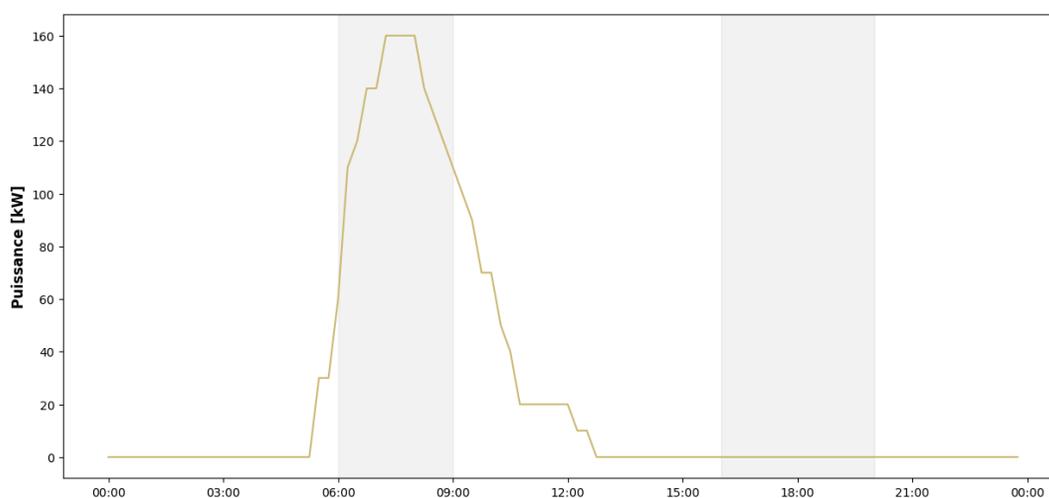


Figure 5.17 Profil de la demande de puissance du bâtiment en présence de véhicules électriques qui chargent

Les références à des scénarios avec le suffixe *+ EVs* signifient que le scénario utilisé est celui spécifié mais avec l'ajout de la demande de puissance des voitures électriques comme présenté à la Figure 5.17. Ces scénarios ont été simulés pour seulement une journée afin de démontrer l'impact des véhicules électriques sur la flexibilité du bâtiment.

Le scénario 3.1 + EVs met donc en valeur un algorithme de MILP qui cherche encore une fois à minimiser la demande et la consommation, mais en se servant cette fois-ci des batteries des voitures électriques à son avantage. La connexion des véhicules électriques au bâtiment peut présenter soit une opportunité ou un défi. En effet, si les véhicules arrivent au même moment et se mettent à charger, cela peut considérablement augmenter la demande de puissance du bâtiment, et parfois, à de bien mauvais moments. Dans l'exemple de la Figure 5.17, le chargement des voitures se produit au cours d'un événement GDP, ce qui n'est pas du tout favorable. La pointe de puissance maximale est aussi amplifiée de 17% en comparaison au scénario de référence. Il est possible toutefois d'optimiser non pas seulement le moment auquel charger les véhicules électriques, mais aussi utiliser leurs batteries à des moments opportuns pour le bâtiment afin d'écrêter sa pointe de puissance. Bien entendu, une redevance versée aux propriétaires des véhicules pour chaque cycle de charge/décharge est considérée et il est garanti que l'ensemble des batteries soient pleinement chargées en fin de journée avant que les voitures commencent à partir de 16:00. Ce scénario est simulé avec le modèle *Stationnement de véhicules électriques*. Le problème est formulé de la même façon que le précédent, avec l'ajout des contraintes et objectifs associés aux véhicules électriques. Les détails se trouvent à l'annexe A.

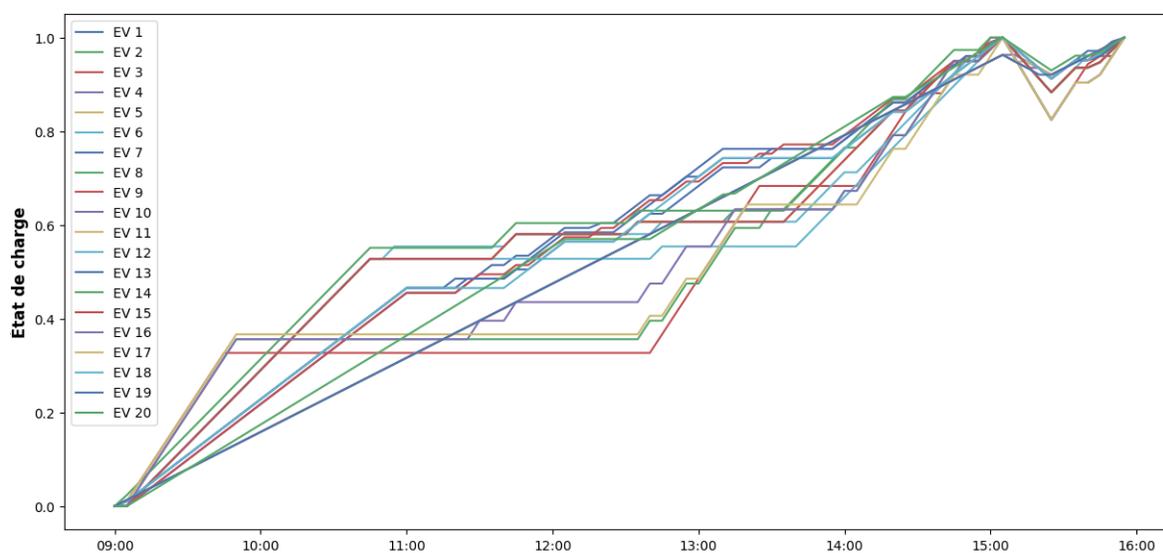


Figure 5.18 Chargement et déchargement optimal des batteries des véhicules électriques du stationnement

Comme on le voit dans la Figure 5.18, les véhicules électriques arrivent avec un état de charge presque nul et doivent repartir avec une batterie pleinement chargée ; leur profil de puissance est donc principalement croissant et les batteries n'ajoutent donc pas une flexibilité significative. Tout juste avant le début de l'événement en fin d'après-midi, il est toutefois important de noter que les batteries des voitures électriques déchargent pendant un peu de temps. Cela coïncide avec le moment choisi par le contrôleur pour effectuer la purge d'air neuf, qui doit être fait dans la dernière heure avant l'événement pour abaisser suffisamment le niveau de la concentration en CO_2 . C'est donc l'énergie des batteries qui est utilisée pour conditionner l'air frais et chauffer les partiellement les pièces et la boucle d'eau qui doivent avoir atteint leur point de consigne au moins un cycle avant le début de l'événement.

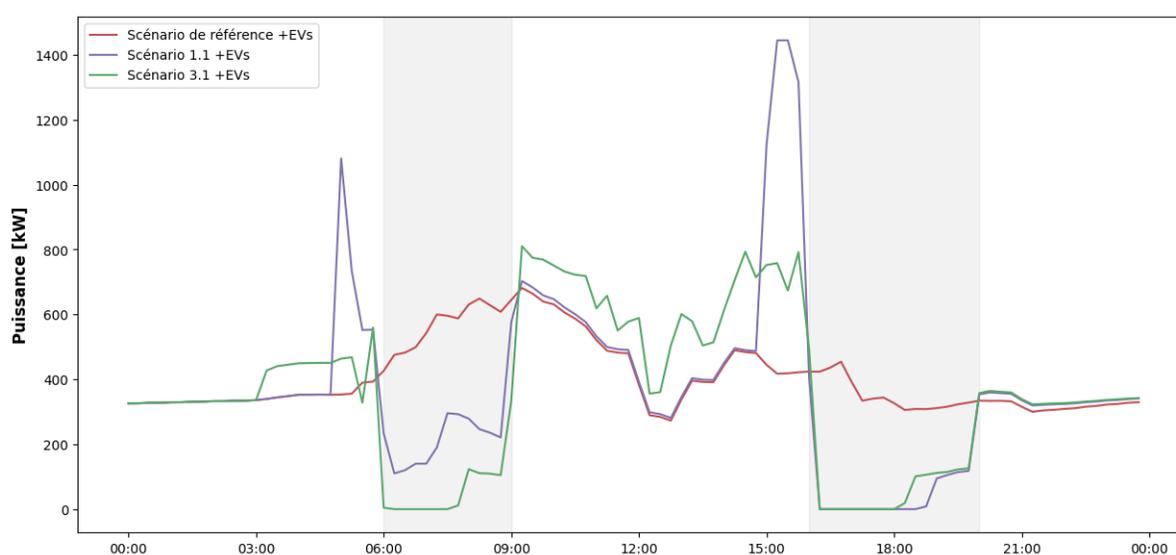


Figure 5.19 Profil de la demande de puissance de différents scénarios en présence de véhicules électriques qui chargent

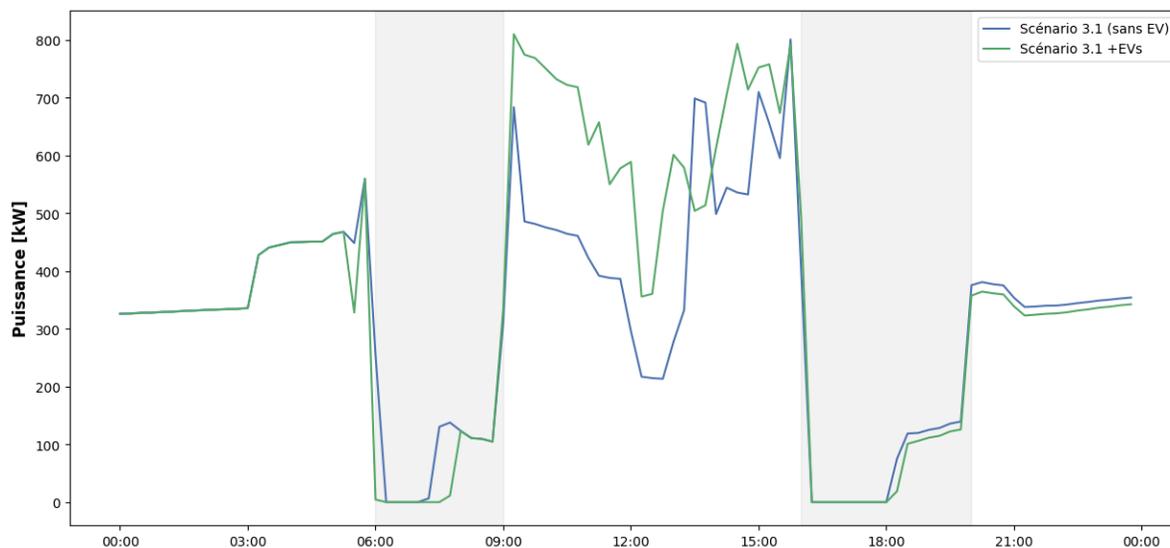


Figure 5.20 Comparaison entre les deux stratégies optimisant la demande de puissance pré-événement GDP avec et sans véhicules électriques

On voit bien dans la Figure 5.19 que le scénario optimisé (3.1 + EVs) se distingue des autres par l'utilisation de l'énergie de la flotte de véhicules électriques pendant le premier événement GDP de la journée. Ensuite, la stratégie cherche à maintenir la puissance sous un certain seuil, mais on constate aussi dans la Figure 5.20 que la consommation totale d'énergie est plus grande avec les voitures électriques que sans les voitures électriques. Le scénario optimal de charge/décharge des véhicules électriques (3.1 +EVs) permet d'augmenter de 53% la puissance moyenne écrêtée pendant l'événement GDP en comparaison au scénario de contrôle heuristique (1.1 + EVs). Ledit scénario est en mesure d'atteindre cette performance durant l'événement GDP, tout en garantissant un chargement complet des véhicules électriques avant 16:00, en limitant l'augmentation de la demande de puissance maximale à 40% de la valeur du scénario de référence +EVs, ce qui est très semblable au scénario optimal sans véhicule électrique (3.1) présenté à la Figure 5.20. Ce qui ressort de ces résultats est que dans ce contexte, le gain à optimiser l'utilisation de la batterie des voitures électriques pour réaliser de l'effacement de pointe n'est pas si important, mais les bénéfices perdus en incitatif sont très considérables si on laisse les voitures chargées dès leur arrivée dans le stationnement. Le stockage thermique semble présenter un potentiel de flexibilité meilleur.

5.5 Analyse économique et environnementale

Une analyse économique a été réalisé d'abord pour les scénarios biénergie, le scénario de contrôle heuristique (1.1 E) et le scénario de contrôle optimal 3.1.

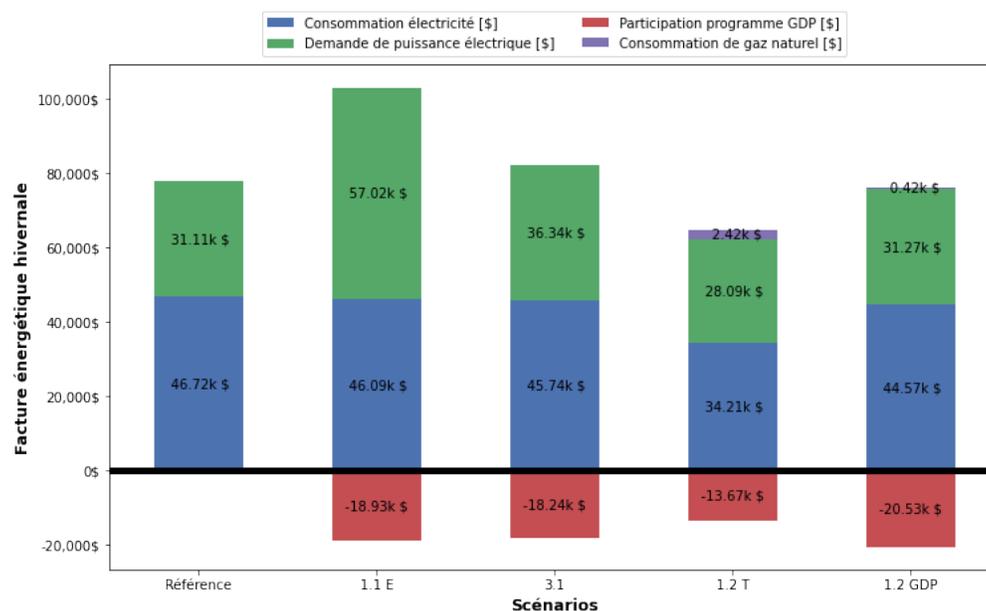


Figure 5.21 Analyse économique de différents scénarios de flexibilité énergétique

On remarque que le scénario *1.2 GDP* est celui qui reçoit le maximum admissible de bénéfices pour les événements GDP et s'avère ainsi le plus financièrement avantageux. Le coût explicité dans la Figure 5.21 est le coût d'opération. Le coût d'acquisition de la chaudière au gaz naturel avec 95% d'efficacité monte autour de 180 000\$ pour combler les besoins en période de pointe allant jusqu'à 450 kW. Si on considère une durée de vie de 25 ans de l'équipement, cela revient à 7200\$/année. Le prix du gaz naturel utilisé pour l'analyse est celui d'Énergir pour janvier 2022 et le prix n'a cessé d'augmenter depuis [64]. Malgré un prix élevé à ce moment comparativement à la moyenne annuelle des années précédentes, on voit bien que le gaz naturel reste très peu cher pour le chauffage, à comparer à l'électricité. Le scénario *3.1* tombe en deuxième dans le palmarès financier ; il revient 15% plus coûteux que le scénario biénergie *1.2 GDP*, ou bien pratiquement au même prix si on considère le prix d'acquisition de la chaudière au gaz naturel. Le scénario de contrôle optimal (3.1) ne nécessite pas de coûts supplémentaires puisqu'il utilise les équipements déjà en place. C'est d'ailleurs l'un des objectifs de ce mémoire de faire valoir l'utilisation du stockage thermique à même le bâtiment afin de minimiser les investissements financiers. Sinon, en comparaison avec le scénario de référence, le scénario de contrôle heuristique (1.1 E) est le seul à revenir

plus cher que le scénario de référence. Cela signifie qu'il est très important financièrement de surveiller la pointe créée avant l'événement par le préchauffage, dans ce cas-ci elle est tellement importante qu'elle vient contrebalancer les bénéfices économiques de la puissance écrêtée pendant l'événement. Le scénario de contrôle optimal (3.1) revient à 82% la facture énergétique du scénario de référence, alors que le scénario biénergie (1.2 GDP) revient à 72% et le scénario biénergie se basant sur la température extérieure (1.2 T) à 66%. Même si les simulations impliquant les voitures électriques n'ont été réalisées que pour une journée, les conclusions économiques tirées semblent relativement probantes. L'énergie étant tarifée de façon journalière, la pointe de puissance de façon mensuelle et les bénéfices des événements GDP de façon saisonnière, il n'était pas possible de comparer les résultats économiques avec les quantités absolues. Dans le but de démontrer les impacts des différentes stratégies sur les différentes composantes de la facture, les résultats ont été extrapolés pour l'hiver au complet, un peu comme si la température de décembre à mars était sous la barre de $-25\text{ }^{\circ}\text{C}$. On peut avoir une idée de l'impact de la simplification en comparant la valeur du scénario de référence de la Figure 5.21 avec la Figure 5.22. Ce scénario est le même dans les deux cas et on voit donc que le coût augmente évidemment avec la simplification estimée en fonction de la journée la plus froide de l'hiver. L'objectif ici est de pouvoir comparer les scénarios simulés dans une proportion raisonnable des composantes de la facture et il semble que l'importance relative soit conservée.

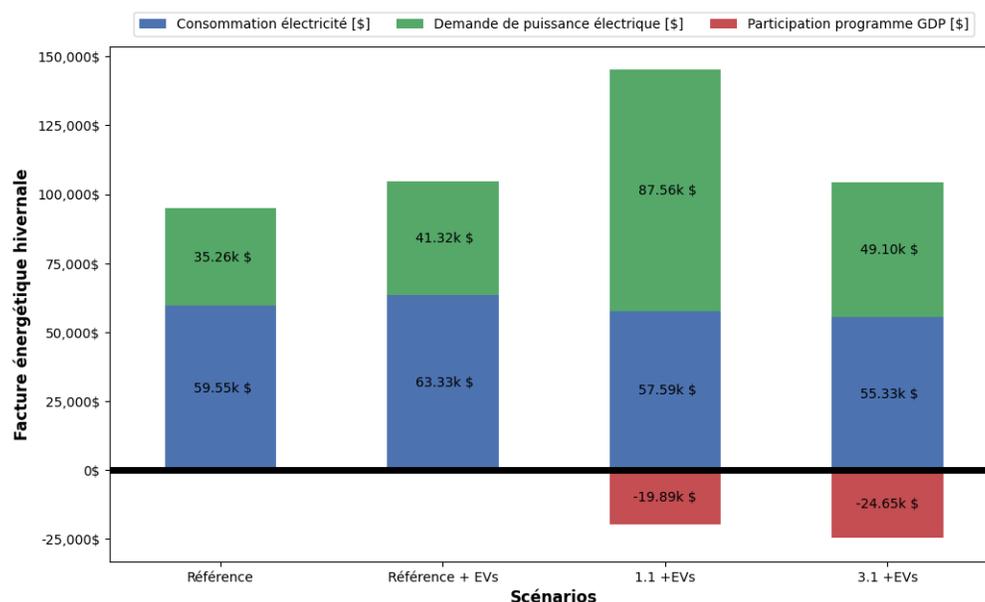


Figure 5.22 Analyse économique pour une journée d'hiver avec événements GDP en présence de véhicules électriques

Évidemment, le chargement des voitures électriques entraîne des coûts supplémentaires, surtout un niveau de la pointe. Les bénéfices économiques de la participation du scénario *1.1 +EVs* à l'événement matinal GDP étaient déjà contrebalancés par le coût de la pointe créée avant l'événement sans les voitures électriques comme on le voit à la Figure 5.21, l'effet est encore plus notable avec les voitures électriques. Il ressort néanmoins qu'il est possible d'épargner en effectuant la recharge des véhicules électriques à un autre moment que pendant l'événement GDP alors que le scénario optimal (*3.1 + EVs*) revient moins cher que le scénario de référence *+EVs*. Dans ce cas, le retour financier de la participation aux événements GDP est conservé et il est possible de réaliser des économies grâce à la flexibilité.

Du côté de l'analyse environnementale effectuée sur l'hiver complet, les données de la plateforme WattTime ont été utilisées pour quantifier les émissions de CO₂ des différents scénarios électriques [65]. Les données ont été validées avec les données générales publiées par Hydro-Québec [66]. Les émissions de CO₂ pour le gaz naturel proviennent de l'Agence de Protection Environnementale des États-Unis [67].

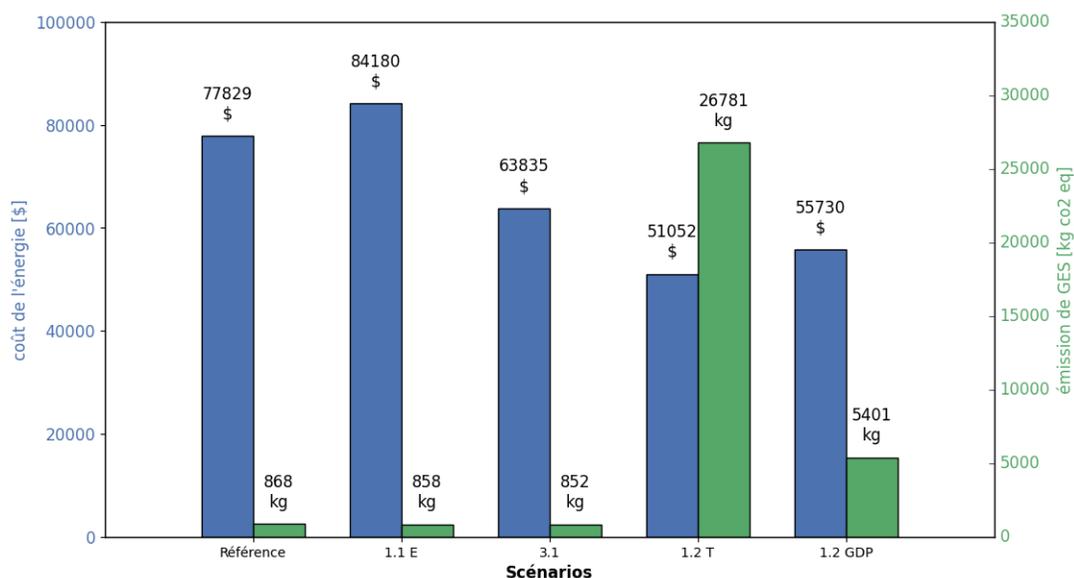


Figure 5.23 Analyse économique et environnementale de différents scénarios de flexibilité énergétique

Sans surprise, les scénarios biénergie (*1.2 T* et *1.2 GDP*) émettent considérablement plus de CO₂ que les scénarios à l'électricité. Pour être plus précis, le scénario biénergie (*1.2 GDP*) émet 6.2 fois plus de CO₂ que le scénario de référence et le scénario biénergie (*1.2 T*) en émet environ 31 fois plus.

5.6 Résumé de chapitre

En résumé, plusieurs scénarios basés sur différentes stratégies de contrôle selon des objectifs distincts ont été présentés dans ce chapitre. Le scénario de contrôle heuristique 1.1, et ses variantes utilisant différentes architectures CVAC, se concentrent exclusivement sur la réduction de la puissance moyenne durant les événements GDP, ce qui ne se révèle pas une stratégie financièrement avantageuse en raison de la forte pointe créée tout juste avant le début de l'événement pour se préparer à l'événement. Le scénario 3.1 cherche à minimiser à la fois la puissance moyenne pendant l'événement GDP et la puissance maximale journalière et se montre l'un des meilleurs scénarios sur le plan financier. Les scénarios biénergie sont de loin les plus flexibles, ayant un indice FI de 1 et FO à l'infini, mais émettent considérablement plus de CO₂ que tous les autres scénarios. Des scénarios plus expérimentaux ont aussi été développés pour satisfaire des critères non couverts par la tarification actuelle d'Hydro-Québec. Par exemple, les scénarios 2.1 et 2.2 aspirent à minimiser la demande maximale de puissance pendant les événements GDP en coordonnant stratégiquement le relâchement des points de consignes des zones ou bien des bâtiments dans le cas d'un contrôle décentralisé en agrégat. La coordination en agrégat s'est montrée considérablement plus performante pour réduire la demande maximale de puissance, mais cela doit inévitablement se faire en augmentant significativement la consommation d'énergie pour les deux scénarios. Ensuite, le scénario 3.1 utilise les prédictions de température pour déterminer le point de consigne le mieux adapté en préchauffage pour tirer le plus de flexibilité tout en minimisant les perturbations thermiques sur le confort des occupants. Finalement, un scénario intégrant la charge et la décharge de véhicules électriques a été explorés et une conclusion forte intéressante est que dans le contexte simulé, les véhicules électriques offrent très peu de gain en flexibilité en comparaison au stockage thermique puisque les véhicules arrivent avec un état de charge presque nul et doivent repartir plein et donc charger toute la journée. En revanche, ne pas optimiser le moment de la charge de la flotte de véhicules électriques résulte en une perte de bénéfices financiers importants pendant les événements GDP.

CHAPITRE 6 CONCLUSION

6.1 Synthèse des travaux

L'objectif principal de ce mémoire est de caractériser la flexibilité énergétique et de mettre en application des stratégies de contrôle pour écrêter la demande de puissance dans les bâtiments et ainsi réduire la pression sur le réseau électrique. La caractérisation de la flexibilité a été explorée dans un premier temps via une revue de littérature révélant l'indicateur FI utilisé par la suite pour exprimer les résultats, en plus d'une revue de littérature plus générale en collaboration avec différents chercheurs membres de l'AIE portant sur la flexibilité et la résilience dans le domaine énergétique. Cette initiative se concrétisera avec un article scientifique. Dans un second temps, la flexibilité a été caractérisée de façon plus granulaire afin d'être utilisée comme variable d'entrée dans des algorithmes de contrôle. Dans ce contexte, elle est représentée par l'indicateur FO et est définie comme la durée à laquelle une zone est en mesure de maintenir sa température au-dessus de sa limite minimum de température pendant l'interruption du chauffage et cette dynamique thermique est estimée par un modèle en boîte noire. Le réseau de neurones est élaboré avec la librairie *tensorflow* de Python pour prédire le profil de température de chaque zone et de la boucle d'eau chaude d'un bâtiment pendant les événements d'interruption de chauffage s'étalant sur 3 à 4 heures. Le modèle a été développé en considérant peu de paramètres seulement, et c'est pourquoi seuls les données météorologiques et les horaires ont été utilisés en entrée du modèle, deux catégories généralement assez accessibles.

Ensuite, le volet étude de cas, qui se concentre sur le contexte québécois en hiver, contribue à démontrer qu'il est possible avec l'électricité, à l'aide du contrôle optimal et du stockage thermique, de compétitionner avec le gaz naturel pour le chauffage sur le plan opérationnel, économique et bien sûr, environnemental. Dans le but de tester divers scénarios et différents types de système CVAC, le premier élément de la recherche a été de développer un archétype de bâtiment à l'aide de Sketchup et de TRNSYS pour effectuer des simulations. Puisque certains des algorithmes de contrôle développés utilisent des prédictions avec un modèle d'intelligence artificielle, Python semblait le meilleur candidat comme langage de programmation, mais TRNSYS n'était pas compatible. Le second élément de la recherche a alors été de développer un outil permettant la communication entre Python et TRNSYS. Ce nouveau *type* semble d'ailleurs déjà très bien accueilli dans la communauté de TRNSYS, avec plus de 100 téléchargements à ce jour.

Enfin, les différents algorithmes de contrôle ont été testés dans le modèle de simulation TRNSYS et analysés sous l'angle environnemental et économique. Une autre contribution de ce projet de recherche est dans la nature des scénarios novateurs. Par exemple, les systèmes biénergie utilisant le gaz naturel en appoint et l'électricité comme source primaire ne sont pas très communs en dehors du Québec et présentent pourtant un potentiel de flexibilité important. L'étude révèle que ces scénarios sont ceux qui ont le meilleur potentiel de flexibilité et qui sont les plus économiques. Par contre, ils ont bien sûr une empreinte écologique nettement supérieure, qui pourrait cependant être acceptable dans une phase transitionnelle vers un secteur du bâtiment décarboné. Un autre scénario marquant dans ce travail est le scénario de contrôle optimal combinant l'inertie thermique des zones et de la boucle d'eau pour maximiser l'utilisation des sources de stockage déjà disponibles, et donc à très faible coût, dans le bâtiment. Cette façon de faire avec seulement des équipements électriques permet d'atteindre un niveau de flexibilité satisfaisant les besoins du réseau électrique, en écrêtant la puissance moyenne d'un événement de pointe d'au moins 89% et en limitant l'augmentation de la demande de puissance maximale journalière à une augmentation de 45% de celle du scénario de référence tout en épargnant 18% du coût de la facture. De plus, l'électrification du secteur du transport étant en plein essor, une série de scénarios intégrant une flotte de véhicules électriques a été simulée. Il en ressort que le potentiel de flexibilité, toute proportion gardée, de la flotte de véhicules électriques n'est pas considérable en comparaison avec le potentiel du stockage thermique. Toutefois, ne pas optimiser le moment de la recharge des véhicules électriques peut entraîner des pertes financières importantes. Enfin, d'autres objectifs focalisés sur le confort thermique et la réduction de la pointe de puissance pendant un événement GDP ont aussi été étudiés. Il est notamment observé que l'agrégation des bâtiments dans un microréseau permet de réduire la demande maximale de puissance de 19% pendant un événement de pointe, mais en doublant presque la consommation d'énergie comparativement à des bâtiments opérant en silos.

6.2 Limitations de l'étude

La limitation principale de la recherche est liée au recours à la modélisation énergétique des bâtiments pour tester les stratégies - il aurait bien sûr été préférable de pouvoir analyser des résultats expérimentaux. Les logiciels de modélisation sont assez sophistiqués pour bien représenter la réalité, mais il n'en demeure pas moins que les simulations s'effectuent dans un environnement contrôlé, stable et sans facteur stochastique. Aussi, les simulateurs sont sujets à certaines erreurs numériques et ont recours à des estimations qui peuvent nuire aux résultats ou bien induire de faux biais. Considérant la perfection des données provenant du simulateur, il n'est pas idéal d'utiliser ces dernières pour entraîner un modèle en boîte noire puisqu'il y a un risque de surajustement et le modèle pourrait ne pas bien s'échelonner à d'autres contextes. Il y a aussi un risque d'erreur d'apprentissage du modèle sur l'interprétation des valeurs moyennes sur un pas de temps de TRNSYS. Cette allure non naturelle est apprise par le modèle peut être remarquée par la suite dans les prédictions, ce qui rend la validation des résultats avec des données réelles moins évidente. Autrement, les modèles thermiques utilisés sont très simples de sorte à pouvoir être développés avec peu d'information sur le bâtiment. Cela peut s'avérer une bonne chose, notamment au niveau du temps de calcul, mais cela signifie aussi que la marge d'erreur risque d'être plus importante. Ces modèles reposent entre autres sur l'hypothèse que certains paramètres comme la température extérieure demeureront constants sur l'horizon de prédiction ou d'optimisation, ce qui est peu réaliste. L'amplitude et le moment de la purge d'air frais ont été limités de sorte à linéariser le problème d'optimisation au niveau de la formulation de la concentration de CO₂ en fonction du temps et de l'occupation. L'utilisation d'un solveur non linéaire permettrait une meilleure flexibilité de ce paramètre et probablement de meilleurs résultats. Du côté du microréseau, il faudrait considérer l'infrastructure de communication et ses limitations dans la simulation des bâtiments en agrégat. Finalement, les scénarios intégrant la flotte de voitures électriques devraient être simulés sur un hiver entier au lieu d'une seule journée pour que les résultats soient plus probants.

6.3 Améliorations futures

Cette recherche ouvre la porte à une multitude de recherches potentielles en continuation, ne serait-ce qu'en répétant les expérimentations en levant une partie des hypothèses simplificatrices émises. La principale ouverture serait certainement de tester les stratégies à l'étude et les algorithmes de contrôle dans un vrai bâtiment. Si ce n'est pas possible, il faudrait faire les simulations avec plus d'incertitude sur les paramètres et plus de paramètres stochastiques en plus d'induire du bruit dans les données et de la latence dans la réaction des systèmes CVAC. Ensuite, les tests ont été réalisés dans un environnement hivernal et les stratégies ont été établies pour le chauffage exclusivement ; il serait donc pertinent d'analyser le potentiel d'adaptation de certains concepts clés pour la climatisation, ou bien pour la ventilation et le pompage, et les autres charges électriques devraient être considérés dans le problème d'optimisation. D'autres systèmes pourraient aussi être ajoutées pour augmenter la flexibilité et la résilience du microréseau, comme des panneaux solaires ou bien des batteries électriques. Dans le même ordre d'idée, les solutions proposées se prêtent bien au contexte tarifaire québécois, avec des événements connus à l'avance d'écrêtage de puissance moyenne, mais il serait intéressant de transposer les expérimentations à d'autres contextes tarifaires ou signaux incitatifs, comme la tarification dynamique, ou bien en fonction de l'empreinte carbone du réseau électrique à différents moments de la journée. Pour le Québec, il serait pertinent de refaire les simulations avec le nouveau tarif biénergie pour la clientèle commerciale, quand celui-ci sera rendu public. Par la suite, les besoins du réseau électrique en ce qui concerne l'équilibre des charges et la régulation de la tension pourraient être pris davantage en considération dans les stratégies de contrôle à la portée des bâtiments pour favoriser l'intégration des énergies renouvelables et de la production décentralisée. Il serait aussi très intéressant de se pencher plus en détail sur la masse critique de bâtiments agrégés nécessaire pour avoir un véritable impact sur le réseau électrique et constituer une centrale virtuelle considérable. Finalement, considérant le potentiel du stockage thermique des bâtiments pour diminuer la pression sur les réseaux électriques dans un contexte de décarbonation du chauffage des bâtiments, il serait pertinent que les matériaux présentant une grande capacité thermique soient considérés en amont, dès le début du processus de conception.

RÉFÉRENCES

- [1] J. Nachbar. Microgrids for fleet electrification. [En ligne]. Disponible : <https://sepapower.org/knowledge/microgrids-for-fleet-electrification/>
- [2] S. Attia, R. Levinson, E. Ndong, P. Holzer, O. Berk Kazanci, S. Homaei, C. Zhang, B. W. Olesen, D. Qi, M. Hamdy et P. Heiselberg, “Resilient cooling of buildings to protect against heat waves and power outages : Key concepts and definition,” *Energy and Buildings*, vol. 239, publisher : Elsevier Ltd.
- [3] H. Nosair et F. Bouffard, “Flexibility envelopes for power system operational planning,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 6, n°. 3, p. 800–809, conference Name : IEEE Transactions on Sustainable Energy.
- [4] T. Korpela, J. Kaivosoja, Y. Majanne, L. Laakkonen, M. Nurmoranta et M. Vilkkko, “Utilization of district heating networks to provide flexibility in CHP production,” *Energy Procedia*, vol. 116, p. 310–319. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610217322841>
- [5] K. Hedegaard, B. V. Mathiesen, H. Lund et P. Heiselberg, “Wind power integration using individual heat pumps – analysis of different heat storage options,” *Energy*, vol. 47, n°. 1, p. 284–293. [En ligne]. Disponible : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544212007086>
- [6] K. M. Luc, A. Heller et C. Rode, “Energy demand flexibility in buildings and district heating systemsa literature review,” *Advances in Building Energy Research*, vol. 13, n°. 2, p. 241–263, publisher : Taylor and Francis Ltd.
- [7] M. Azimi et A. Salami, “A new approach on quantification of flexibility index in multi-carrier energy systems towards optimally energy hub management,” *Energy*, vol. 232, publisher : Elsevier Ltd.
- [8] M. J. O’Malley, M. B. Anwar, S. Heinen, T. Kober, J. McCalley, M. McPherson, M. Muratori, A. Orths, M. Ruth, T. J. Schmidt et A. Tuohy, “Multicarrier energy systems : Shaping our energy future,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 108, n°. 9, p. 1437–1456. [En ligne]. Disponible : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9103958/>
- [9] M. Waseem, I. A. Sajjad, S. S. Haroon, S. Amin, H. Farooq, L. Martirano et R. Napoli, “Electrical demand and its flexibility in different energy sectors,” *Electric Power Components and Systems*, vol. 48, n°. 12, p. 1339–1361, publisher : Bellwether Publishing, Ltd.

- [10] S. Jensen, A. Marszal-Pomianowska, R. Lollini, W. Pasut, A. Knotzer, P. Engelmann, A. Stafford et G. Reynders, “IEA EBC annex 67 energy flexible buildings,” *Energy and Buildings*, vol. 155, p. 25–34. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778817317024>
- [11] R. G. Junker, A. G. Azar, R. A. Lopes, K. B. Lindberg, G. Reynders, R. Relan et H. Madsen, “Characterizing the energy flexibility of buildings and districts,” *Applied Energy*, vol. 225, p. 175–182. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191830730X>
- [12] J. Le Dreau et P. Heiselberg, “Energy flexibility of residential buildings using short term heat storage in the thermal mass,” *Energy*, vol. 111, p. 991–1002, publisher : Elsevier Ltd.
- [13] H. Johra, P. Heiselberg et J. L. Dreau, “Influence of envelope, structural thermal mass and indoor content on the building heating energy flexibility,” *IEEE Energy and Buildings*, vol. 183, p. 325–339, publisher : Elsevier Ltd.
- [14] A. Arteconi, A. Mugnini et F. Polonara, “Energy flexible buildings : A methodology for rating the flexibility performance of buildings with electric heating and cooling systems,” *Applied Energy*, vol. 251, p. 113387. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191931061X>
- [15] G. Reynders, J. Diriken et D. Saelens, “Generic characterization method for energy flexibility : Applied to structural thermal storage in residential buildings,” *Applied Energy*, vol. 198, p. 192–202.
- [16] G. Reynders, R. Amaral Lopes, A. Marszal-Pomianowska, D. Aelenei, J. Martins et D. Saelens, “Energy flexible buildings : An evaluation of definitions and quantification methodologies applied to thermal storage,” *Energy and Buildings*, vol. 166, p. 372–390. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877881732947X>
- [17] P. Fitzpatrick, F. D’Ettorre, M. De Rosa, M. Yadack, U. Eicker et D. Finn, “Influence of electricity prices on energy flexibility of integrated hybrid heat pump and thermal storage systems in a residential building,” *Energy and Buildings*, vol. 223, p. 110142.
- [18] Hydro-Québec. Option de gestion de la demande de puissance (GDP). [En ligne]. Disponible : <https://www.hydroquebec.com/affaires/espace-clients/tarifs/option-gestion-demande-puissance.html>
- [19] Ontario Energy Board. Electricity rates. [En ligne]. Disponible : <https://www.oeb.ca/consumer-information-and-protection/electricity-rates>

- [20] S. Harbec. Synergie renforcée entre hydro-québec et Énergir pour le chauffage. [En ligne]. Disponible : <https://www.ledevoir.com/economie/592655/synergie-renforcee-pour-le-chauffage>
- [21] S. T. Bushby, “BACnetTM : a standard communication infrastructure for intelligent buildings,” *Automation in Construction*, vol. 6, n^o. 5, p. 529–540. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926580597000290>
- [22] N. Morovat, A. K. Athienitis, J. A. Candanedo et B. Delcroix, “Model-based control strategies to enhance energy flexibility in electrically heated school buildings,” *Buildings*, vol. 12, n^o. 5, p. 581. [En ligne]. Disponible : <https://www.mdpi.com/2075-5309/12/5/581>
- [23] Y. Peng, A. Rysanek, Z. Nagy et A. Schlueter, “Case study review : Prediction techniques in intelligent HVAC control systems,” accepted : 2019-05-14T11 :17 :12Z. [En ligne]. Disponible : <https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20.500.11850/130722>
- [24] D. Lee, S. Lee, P. Karava et J. Hu, “Approximate dynamic programming for building control problems with occupant interactions,” dans *2018 Annual American Control Conference (ACC)*, p. 3945–3950, ISSN : 2378-5861.
- [25] F. Malandra, A. Kizilkale, F. Sirois, B. Sansò, M. Anjos, M. Bernier, M. Gendreau et R. Malhamé, “Smart distributed energy storage controller (smartDESC),” *Energy*, vol. 210, p. 118500. [En ligne]. Disponible : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S036054422031608X>
- [26] A. Shaqour, T. Ono, A. Hagishima et H. Farzaneh, “Electrical demand aggregation effects on the performance of deep learning-based short-term load forecasting of a residential building,” *Energy and AI*, vol. 8, p. 100141. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666546822000052>
- [27] C. Ling, Q. Ge, J. Lu, Z. Ming et S. Deyu, “Research on control strategy of electric heat storage boiler based on multi-agent,” dans *2016 IEEE International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE)*, p. 508–512.
- [28] A. Arteconi, D. Costola, P. Hoes et J. Hensen, “Analysis of control strategies for thermally activated building systems under demand side management mechanisms,” *Energy and Buildings*, vol. 80, p. 384–393.
- [29] R. Yin, E. C. Kara, Y. Li, N. DeForest, K. Wang, T. Yong et M. Stadler, “Quantifying flexibility of commercial and residential loads for demand response using setpoint changes,” *Applied Energy*, vol. 177, p. 149–164. [En ligne]. Disponible : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261916306870>

- [30] K. O. Aduda, T. Labeodan, W. Zeiler, G. Boxem et Y. Zhao, “Demand side flexibility : Potentials and building performance implications,” *Sustainable Cities and Society*, vol. 22, p. 146–163. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210670716300245>
- [31] D. S. Watson, S. Kiliccote, N. Motegi et M. A. Piette, “Strategies for demand response in commercial buildings,” *2006 ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings*, p. 13.
- [32] Y. Achour, A. Ouammi, D. Zejli et S. Sayadi, “Supervisory model predictive control for optimal operation of a greenhouse indoor environment coping with food-energy-water nexus,” *IEEE Access*, vol. 8, p. 211 562–211 575. [En ligne]. Disponible : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9253647/>
- [33] A. Arteconi, N. Hewitt et F. Polonara, “State of the art of thermal storage for demand-side management,” *Applied Energy*, vol. 93, p. 371–389. [En ligne]. Disponible : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261911008415>
- [34] L. Navarro, A. de Gracia, D. Niall, A. Castell, M. Browne, S. J. McCormack, P. Griffiths et L. F. Cabeza, “Thermal energy storage in building integrated thermal systems : A review. part 2. integration as passive system,” *Renewable Energy*, vol. 85, p. 1334–1356. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148115300860>
- [35] L. Navarro, A. de Gracia, S. Colclough, M. Browne, S. McCormack, P. Griffiths et L. F. Cabeza, “Thermal energy storage in building integrated thermal systems : A review. part 1. active storage systems,” *Renewable Energy*, vol. 88, p. 526–547.
- [36] N. J. Hewitt, “Heat pumps and energy storage – the challenges of implementation,” *Applied Energy*, vol. 89, n^o. 1, p. 37–44. [En ligne]. Disponible : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261910005489>
- [37] A. Bampoulas, M. Saffari, F. Pallonetto, E. Mangina et D. Finn, “A generic energy flexibility evaluation framework to characterise the demand response potential of residential buildings,” accepted : 2020-09-03T09 :28 :21Z. [En ligne]. Disponible : <https://researchrepository.ucd.ie/handle/10197/11534>
- [38] A. Kathirgamanathan, K. Murphy, M. De Rosa, E. Mangina et D. Finn, “Aggregation of energy flexibility of commercial buildings,” *2018 eSim IPBSA Conference*.
- [39] C. Finck, R. Li, R. Kramer et W. Zeiler, “Quantifying demand flexibility of power-to-heat and thermal energy storage in the control of building heating systems,” *Applied Energy*, vol. 209, p. 409–425. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261917316112>

- [40] R. Sinha, B. Bak-Jensen, J. Radhakrishna Pillai et H. Zareipour, “Flexibility from electric boiler and thermal storage for multi energy system interaction,” *Energies*, vol. 13, n^o. 1, p. 98, number : 1, Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute. [En ligne]. Disponible : <https://www.mdpi.com/1996-1073/13/1/98>
- [41] A. I. Tammam, M. F. Anjos et M. Gendreau, “Balancing supply and demand in the presence of renewable generation via demand response for electric water heaters,” *Annals of Operations Research*, vol. 292, n^o. 2, p. 753–770. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03580-1>
- [42] A. Saberi Derakhtenjani, J. A. Candanedo, Y. Chen, V. R. Dehkordi et A. K. Athienitis, “Modeling approaches for the characterization of building thermal dynamics and model-based control : A case study,” *Science and Technology for the Built Environment*, vol. 21, n^o. 6, p. 824–836. [En ligne]. Disponible : <https://doi.org/10.1080/23744731.2015.1057060>
- [43] V. R. Dehkordi et J. A. Candanedo, “State-space modeling of thermal spaces in a multi-zone building,” dans *4th International High Performance Buildings Conference, 2016*.
- [44] C. John, C. Vallianos, J. Candanedo et A. Athienitis, “Estimating time constants for over 10,000 residential buildings in north america : towards a statistical characterization of thermal dynamics,” dans *Healthy, Intelligent and Resilient Buildings and Urban Environments*. International Association of Building Physics (IABP), p. 1383–1388. [En ligne]. Disponible : <https://surface.syr.edu/ibpc/2018/posters/17>
- [45] J. Palmer Real, C. Rasmussen, R. Li, K. Leerbeck, O. M. Jensen, K. B. Wittchen et H. Madsen, “Characterisation of thermal energy dynamics of residential buildings with scarce data,” *Energy and Buildings*, vol. 230, p. 110530. [En ligne]. Disponible : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778820317503>
- [46] C. Klemm, F. Tull et L. Smith, “Demand management and building occupant response to changes in heating and cooling.” [En ligne]. Disponible : https://bridges.monash.edu/articles/report/Demand_Management_and_Building_Occupant_Response_to_changes_in_heating_and_cooling_/15123402/1
- [47] S. Riaz et P. Mancarella, “Modelling and characterisation of flexibility from distributed energy resources,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 37, n^o. 1, p. 38–50, conference Name : IEEE Transactions on Power Systems.
- [48] E. Rezaei et H. Dagdougui, “A network of BIMGs participating in demand response using EVs and HVAC units,” dans *2019 IEEE 7th International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE)*. IEEE, p. 235–239. [En ligne]. Disponible : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8859787/>

- [49] Rui Tang, Hangxin Li et Shengwei Wang, “A game theory-based decentralized control strategy for power demand management of building cluster using thermal mass and energy storage,” *Applied Energy*, vol. 242, p. 809–20, place : Netherlands Publisher : Elsevier B.V.
- [50] M. J. Blondin et M. Hale, “An algorithm for multi-objective multi-agent optimization,” dans *2020 American Control Conference, ACC 2020, July 1, 2020 - July 3, 2020*, ser. Proceedings of the American Control Conference, vol. 2020-July. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., p. 1489–1494.
- [51] C. Roselli et M. Sasso, “Integration between electric vehicle charging and PV system to increase self-consumption of an office application,” vol. 130, p. 130–140. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890416309463>
- [52] O. I. Aloqaily, I. Al-Anbagi, D. Said et H. T. Mouftah, “Flexible charging and discharging algorithm for electric vehicles in smart grid environment,” dans *2016 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, p. 1–6, ISSN : 1558-2612.
- [53] J. Lee et G.-L. Park, “Integrated coordination of electric vehicle operations and renewable energy generation in a microgrid,” *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 7, p. 706–712.
- [54] G. Barone, A. Buonomano, C. Forzano, G. F. Giuzio, A. Palombo et G. Russo, “Energy virtual networks based on electric vehicles for sustainable buildings : System modelling for comparative energy and economic analyses,” vol. 242, publisher : Elsevier Ltd.
- [55] C. El Hachimi, S. Belaqqiz, S. Khabba et A. Chehbouni, “Data science toolkit : An all-in-one python library to help researchers and practitioners in implementing data science-related algorithms with less effort,” *Software Impacts*, vol. 12, p. 100240. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665963822000124>
- [56] K. Gao, G. Mei, F. Piccialli, S. Cuomo, J. Tu et Z. Huo, “Julia language in machine learning : Algorithms, applications, and open issues,” *Computer Science Review*, vol. 37, p. 100254. [En ligne]. Disponible : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S157401372030071X>
- [57] D. Mazzeo, P. Romagnoni, N. Matera, G. Oliveti, C. Cornaro et L. De Santoli, “Accuracy of the most popular building performance simulation tools : Experimental comparison for a conventional and a PCM-based test box,” p. 4530–4537. [En ligne]. Disponible : http://www.ibpsa.org/proceedings/BS2019/BS2019_210381.pdf
- [58] M. Wetter, C. Haugstetter, S. Lane et E. Hartford, “Modelica versus trnsys, a comparison between an equation-based and a procedural modeling language for building energy simulation,” dans *Proc. of the 2nd SimBuild Conference*, p. 8.

- [59] Overview, CFFI 1.15.0 documentation. [En ligne]. Disponible : <https://cffi.readthedocs.io/en/latest/overview.html>
- [60] N. Brenowitz. Calling python from fortran (not the other way around). [En ligne]. Disponible : <https://www.noahbrenowitz.com/post/calling-fortran-from-python/>
- [61] National Research Council Canada. National energy code of canada for buildings : 2020. [En ligne]. Disponible : <https://nrc-publications.canada.ca/eng/view/object/?id=af36747e-3eee-4024-a1b4-73833555c7fa>
- [62] R. Massé, M.-A. Maranda et M. Pinard, *Ventilation et transmission de la COVID-19 en milieu scolaire et en milieu de soins*. [En ligne]. Disponible : <http://collections.banq.qc.ca/ark:/52327/4220899>
- [63] Hydro-Québec. Tarif m affaires. [En ligne]. Disponible : <https://www.hydroquebec.com/affaires/espace-clients/tarifs/tarif-m-general-clientele-moyenne-puissance-tarifcation.html>
- [64] Énergir. Le prix du gaz naturel et son historique. [En ligne]. Disponible : <https://www.energir.com/fr/grandes-entreprises/prix-du-gaz-naturel/prix-et-historique/>
- [65] WattTime. Introduction, API reference. [En ligne]. Disponible : <https://www.watttime.org/api-documentation/#introduction>
- [66] Hydro-Québec. GHG emissions and electricity. [En ligne]. Disponible : <https://www.hydroquebec.com/sustainable-development/specialized-documentation/ghg-emissions.html>
- [67] U.S. Environmental Protection Agency. Greenhouse gases equivalencies calculator, calculations and references. [En ligne]. Disponible : <https://www.epa.gov/energy/greenhouse-gases-equivalencies-calculator-calculations-and-references>

ANNEXE A FORMULATION MATHÉMATIQUE DES STRATÉGIES DE CONTRÔLE OPTIMAL

Formulation mathématique du problème d'optimisation du scénario 2.1

Ensembles :

Indices de temps :

$$t : \varepsilon T \begin{cases} \{1...36\}, & \text{si matin (3 heures par tranche de 5 minutes)} \\ \{1...48\}, & \text{si soir (4 heures par tranche de 5 minutes)} \end{cases}$$

Indices de zone :

$$i : \varepsilon I\{1...10\}$$

Constantes :

FO_i : Estimation du nombre de pas de temps pour lequel la zone i demeure au-dessus de la température minimale admissible sans chauffage. Ces constantes sont obtenues grâce aux prédictions de températures

r_{min} : ratio utilisé par rapport à la puissance de chauffage requise pour maintenir la température à $22^\circ C$ pour une température à $25^\circ C$. Ratio est le même pour toutes les zones, ratio = 1.22

r_{max} : ratio utilisé pour la puissance de chauffage requise à $25^\circ C$ comparativement à celle pour maintenir la température à $22^\circ C$. Ratio est considéré le même pour toutes les zones, ratio = 0.86

b_i : ratio utilisé pour comparer les puissances de chauffage des différentes zones. Ce ratio est estimé à l'aide des capacités de chauffage maximale de chaque zone.

Variable décisionnelles :

$$S_{max_{it}} = \begin{cases} 1, & \text{si le point de consigne de la zone est au maximum} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$$S_{mid_{it}} = \begin{cases} 1, & \text{si le chauffage de la zone est à l'arrêt} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$$S_{min_{it}} = \begin{cases} 1, & \text{si le point de consigne de la zone est au minimum} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

P_{it} : Puissance relative de chaque zone i à chaque pas de temps t

$pointe$: Puissance maximale durant l'événement

objectif :

$$\min[P_{max}]$$

s.t :

$$\forall_{i \in I} \forall_{t \in T} \begin{cases} s_{max_{it}} + s_{mid_{it}} + s_{min_{it}} = 1 \\ P_{it} = b_i * (s_{min_{it}} r_{min} + s_{max_{it}} r_{max}) \end{cases}$$

$$\forall_{i \in I} \forall_{t \in T+1} \begin{cases} s_{max_{it}} - s_{max_{i(t-1)}} \leq 0 \\ 0 \leq s_{min_{it}} - s_{min_{i(t-1)}} \end{cases}$$

$$\forall_{i \in I} \left\{ \sum s_{mid_i} = FO_i \right.$$

$$\forall_{t \in T} \left\{ \sum P_i \leq P_{max} \right.$$

Formulation mathématique du problème d'optimisation du scénario 3.1

Ensembles :

Indices de temps :

$$t : \varepsilon T \begin{cases} \{1...36\}, & \text{si matin (3 heures avant le début de l'événement GDP par tranche de 5 minute)} \\ \{1...84\}, & \text{si soir (7 heures avant le début de l'événement GDP par tranche de 5 minutes)} \end{cases}$$

Indices de zone :

$$i : \varepsilon I\{1...10\}$$

Constantes :

C_{E_1} : Coût de l'énergie pour la première tranche (0.05227 \$/kwh)

C_{E_2} : Coût de l'énergie pour la deuxième tranche (0.03876 \$/kwh)

C_P : Coût de la puissance (15.154 \$/kw)

a_{au3} : Débit volumique d'air frais requis pour purger la zone auditorium 3 (11 335 m³/h)

a_{cl} : Débit volumique d'air frais requis pour purger la zone auditorium classe (37 730 m³/h)

m_f : Débit massique d'eau constant de la boucle d'eau (85 000 kg/h)

cp_{eau} : capacité calorifique de l'eau (0.00116 kW/kg c)

cp_{air} : capacité calorifique de l'air (0.0002794 kW/kg c)

ρ_{air} : densité l'air (1.23 kg/m³)

T_{ext} : Température extérieure (C)

δt : différence entre deux pas de temps de 5 minutes (5/60 h)

q_{e_i} : puissance de chauffage requise pour maintenir la température à 22 °C pour chaque zone i

q_{max_i} : puissance de chauffage maximale de chaque zone i ([108, 89, 75, 69, 306, 42, 17, 39, 61, 63] kW)

cap_i : capacité thermique de chaque zone i ([1.85, 1.41, 1.49, 1.43, 5.97, 0.50, 0.27, 0.69, 0.72, 0.73] kW/C)

t_i : Température initiale de chaque zone i

Variable décisionnelles :

$$ba_{au3t} = \begin{cases} 1, & \text{si la zone auditorium 3 est en mode purge au temps t} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$$ba_{clt} = \begin{cases} 1, & \text{si la zone classe est en mode purge au temps t} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

qa_{au3t} : puissance de chauffage requise pour conditionner l'air frais pour la zone auditorium 3 pour chaque pas de temps t

qa_{clt} : puissance de chauffage requise pour conditionner l'air frais pour la zone classe pour

chaque pas de temps t

t_{it} : température de chaque zone i à chaque pas de temps t

q_{it} : Puissance totale de chauffage de chaque zone i à chaque pas de temps t

$q_{heat_{it}}$: Puissance de chauffage pour augmenter la température de chaque zone i à chaque pas de temps t

t_{boil_t} : température d'alimentation de la boucle d'eau

q_{boil_t} : Puissance de l'élément chauffant de la chaudière électrique pour chaque pas de temps t

P_{max} : Puissance maximale durant l'événement

objectif :

$$\min [C_P P_{max} + 210000 C_{E_1} + (\sum E_t - 210000) C_{E_2}]$$

s.t :

$$t_{boil_0} = 70$$

$$t_{boil_{-3:-1}} = 95$$

$$q_{boil_0} = 0$$

$$4 \leq \sum ba_{au3_t}$$

$$4 \leq \sum ba_{cl_t}$$

$$ba_{au3_{0:-12}} = 0$$

$$ba_{cl_{0:-12}} = 0$$

$$\forall_{t \in T+1} \begin{cases} t_{boil_t} = \frac{q_{boil_t}}{cp_{eau} m_f} + t_{boil_{t-1}} \\ qa_{au3_t} = ba_{au3_t} a_{au3} \rho_{air} cp_{air} (22 - T_{ext}) \\ qa_{cl_t} = ba_{cl_t} a_{cl} \rho_{air} cp_{air} (22 - T_{ext}) \end{cases}$$

$$\forall_{i \in I} \begin{cases} t_{i0} = temp_i \\ t_{i(-2:-1)} = 25 \\ q_{i0} = q_{e_i} \end{cases}$$

$$\forall_{i \in I} \forall_{t \in T+1} \begin{cases} q_{it} \leq q_{max_i} \\ q_{it} = (0.043 t_{it} + 0.053) q_{e_i} + q_{heat_{it}} \\ t_{it} = t_{i(t-1)} + \frac{\delta t 0.5 q_{heat_{it}}}{cap_i} \end{cases}$$

$$\forall_{i \in I} \forall_{t \in T+1} \begin{cases} E_t = \delta t (q_{it} + qa_{au3_t} + qa_{cl_t} + q_{boil_t}) \\ q_{it} + qa_{au3_t} + qa_{cl_t} + q_{boil_t} \leq P_{max} \end{cases}$$

Formulation mathématique du problème d'optimisation du scénario 3.1 + EVs

Ensembles :

Indices de voiture électrique (EV) :

$$v : \varepsilon V\{1...20\}$$

Constantes :

$P_{ch_{max}}$: Puissance de la borne de recharge (10 kW)

EV_{cap_i} : capacité de la batterie du véhicule électrique (nombre aléatoire dans [20,30,40,50,60] kWh)

ηb : efficacité de chargement et de déchargement (0.95)

N_{bat} : Nombre de cycles maximal des batteries de véhicules électriques sur leur durée de vie (5000)

C_{bat} : Coût des batteries des voitures électriques (15000\$)

Variable décisionnelles :

$$s_{ch_{vt}} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule électrique } v \text{ charge au pas de temps } t \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$$s_{dh_{vt}} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule électrique } v \text{ décharge au pas de temps } t \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$p_{ch_{vt}}$: puissance de chargement pour le véhicule v pour chaque pas de temps t

$p_{dh_{vt}}$: puissance de déchargement pour le véhicule v pour chaque pas de temps t

SOC_{vt} : État de charge de la batterie du véhicule v pour chaque pas de temps t

$pgrid_t$: Puissance totale échangée avec le réseau électrique pour chaque pas de temps t

objectif :

$$\min[C_P P_{max} + 210000 C_{E1} + (\sum pgrid_t \delta t - 210000) C_{E2} + \sum \frac{C_{bat}}{2N_{bat}} (p_{ch_{vt}} \eta b + \frac{p_{dh_{vt}}}{\eta b})]$$

s.t :

$$\forall_{v \in V} \begin{cases} SOC_{v0} = 0 \\ SOC_{v(-1)} = 1 \end{cases}$$

$$\forall_{v \in V} \forall_{t \in T} \begin{cases} p_{ch_{vt}} \leq s_{ch_{vt}} P_{ch_{max}} \\ p_{dh_{vt}} \leq s_{dh_{vt}} P_{ch_{max}} \\ s_{ch_{vt}} + s_{dh_{vt}} \leq 1 \end{cases}$$

$$\forall_{v \in V} \forall_{t \in T+1} \begin{cases} SOC_{vt} = SOC_{v(t-1)} + \frac{\eta b \delta t p_{ch_{vt}}}{EV_{cap_i}} - \frac{\delta t p_{dh_{vt}}}{\eta b EV_{cap_i}} \end{cases}$$

$$\forall_{v \in V} \forall_{i \in I} \forall_{t \in T} \begin{cases} pgrid_t = q_{it} + qa_{au3t} + qa_{clt} + q_{boilt} + p_{ch_{vt}} + p_{dh_{vt}} \\ pgrid_t \leq P_{max} \end{cases}$$