

HEC MONTRÉAL

**Stockage d'électricité en Ontario: potentiel d'arbitrage d'énergie et réduction des
coûts d'ajustements globaux pour les grands consommateurs**

par

Philippe Beaudoin

**M. Mario Samano
HEC Montréal
Directeur de recherche**

**Sciences de la gestion
(Spécialisation Économie Appliquée)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences
(M. Sc.)*

Juillet 2021
© Philippe Beaudoin, 2021

Résumé

Le premier objectif de ce mémoire est d'analyser les revenus potentiels d'arbitrage d'un système de stockage d'énergie pour le marché d'électricité ontarien en utilisant le prix horaire agrégé de l'électricité sur la période 2015 à 2019. En faisant d'abord l'hypothèse d'une connaissance parfaite du prix, l'opération du système de stockage est optimisée pour déterminer les revenus potentiels maximums d'arbitrage d'un système avec une durée de décharge variant entre 1 et 48h de stockage. Une analyse de la volatilité du prix horaire intrajournalier est effectuée pour expliquer les variations de revenus d'arbitrage d'une année à l'autre. L'incertitude sur le prix est aussi considérée en faisant sa prédiction par apprentissage automatique *Extreme Gradient Boosting* sur plusieurs horizons de planification. L'optimisation est effectuée dans un schéma horaire d'horizon de planification glissant pour mettre à jour les prédictions du prix et les données de prix réelles sont utilisées pour évaluer la performance du modèle.

L'horizon de planification glissant et les prédictions du prix sont aussi employés dans un second modèle d'optimisation à objectifs multiples visant à maximiser l'arbitrage d'énergie et minimiser les frais de demande appelés coûts d'ajustement globaux pour un grand consommateur d'électricité ontarien. Le second objectif du mémoire est de déterminer la quantité optimale de stockage et la rentabilité d'un tel projet pour réduire la facture d'électricité des consommateurs. Les résultats montrent qu'une batterie lithium-ion avec 3h de stockage maximise le taux de rendement interne sur cinq ans atteignant 46,2%. Une analyse de sensibilité est effectuée et montre qu'au moins trois périodes de pointes sur cinq doivent être capturées pour assurer la rentabilité du projet.

Abstract

The first objective of this thesis is to analyze the potential energy arbitrage revenues of an energy storage system for the Ontario electricity market using the hourly price of electricity (HOEP) over the period 2015 to 2019. By first assuming a perfect foresight for the price, the operation of the storage system is optimized to determine the potential arbitrage revenue of a system with a rated discharge duration from 1 to 48 hours of storage. An analysis of the volatility of the intra-day hourly price is performed to explain the variations in revenue. Uncertainty is also carried out in the analysis by predicting electricity price with the machine learning technique Extreme Gradient Boosting (XGB) over several planning horizons. Optimization is performed in a rolling planning horizon time scheme to update price predictions. The actual market price data is used to evaluate the performance of the optimization strategy used.

The rolling horizon and price predictions are also used in a second multi-objective optimization model aimed at maximizing energy arbitrage and minimizing demand charges called global adjustment costs for a large consumer in Ontario market. The second objective of the thesis is to determine the optimal amount of storage and the profitability of such a project to reduce consumers' electricity bills. The results show that a lithium-ion battery with 3h of storage maximizes the internal rate of return over five years reaching 46.2%. A sensitivity analysis of the peak periods captured is performed and shows that at least three out of the five peak periods should be captured to ensure profitability of the project.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	iii
Liste des tableaux	vii
Liste des figures	ix
Liste des abréviations	xi
Remerciements	xiii
Introduction	1
Revue de la littérature	5
2.1 Stockage de l'électricité par les consommateurs	5
2.1.1 Potentiel d'arbitrage d'énergie	5
2.1.2 Réduction des frais de demande de pointe	8
2.1.3 Prédiction du prix et incertitude	9
3 Données	13
3.1 Le marché d'électricité ontarien	13
3.1.1 Fonctionnement du marché et du système de prix	15
3.2 Les consommateurs d'électricité	17
3.3 Données	19

3.3.1	Données de marché	19
3.3.2	Données météorologiques	22
4	Modèles et méthodologie	25
4.1	Valeur d'arbitrage selon la capacité de stockage avec information parfaite	26
4.1.1	Caractéristiques d'une unité de stockage	26
4.1.2	Optimisation de l'arbitrage d'énergie	27
4.1.3	Volatilité du prix de l'électricité	29
4.2	Valeur d'arbitrage avec incertitude	31
4.2.1	Prévision du prix de l'électricité	32
4.2.2	Optimisation par horizon de planification glissant	34
4.3	Quantité optimale de stockage et minimisation des coûts d'ajustement globaux	37
4.3.1	Simulation d'une demande d'un consommateur de classe A	37
4.3.2	Minimisation des coûts annuels d'un consommateur de classe A	39
4.3.3	Contraintes et minimisation des coûts en deux étapes	42
4.4	Programmation des modèles	44
5	Résultats	47
5.1	Opération de stockage	47
5.2	Valeur d'arbitrage selon la capacité de stockage avec information parfaite	49
5.3	Valeur d'arbitrage avec incertitude	52
5.3.1	Relation entre l'horizon de planification et la VAE	52
5.3.2	Valeur d'arbitrage avec prévision du prix	54
5.4	Quantité de stockage optimale et rentabilité	63
5.4.1	Minimisation des coûts en deux étapes	64
5.4.2	Sensibilité au nombre d'heures de stockage	67
5.4.3	Sensibilité aux 5 périodes de pointe capturées	70
	Conclusion	73

Bibliographie

77

Annexe : Informations et résultats additionnels

i

Liste des tableaux

3.1	Moyennes de la demande totale, provinciale et du prix horaire de l'électricité en Ontario entre 2015 et 2019. Les écarts-types sont présentés entre parenthèses.	20
5.1	Volatilité quotidienne moyenne du prix de marché. Les indices de volatilité sont exprimés sur un intervalle de temps représenté par $h \in 1, 12, 24$. Par exemple, la valeur de $h = 1$ montre la volatilité du prix d'une heure à l'autre.	51
5.2	Valeurs d'arbitrage obtenues de 2016 à 2019 selon la stratégie de prévision du prix par données historiques utilisée. L'efficacité (en pourcentage) est déterminée en fonction de la VAE maximale théorique obtenue avec l'HOEP réel.	56
5.3	Erreur de prévision des différentes techniques de prévision du prix utilisées.	59
5.4	Description des neuf modèles utilisés pour l'optimisation de la VAE par horizon de planification glissant. Les modèles sont créés à partir de combinaisons des modèles de prédiction <i>XGB</i> . Les crochets représentent l'inclusion du type de prédiction sur l'horizon de planification.	61
5.5	Valeurs d'arbitrage obtenues pour les neuf modèles d'optimisation. L'efficacité des modèles (en pourcentage) présentés est calculée en fonction du maximum d'arbitrage obtenu avec les données réelles du prix. Les résultats sont obtenus pour une efficacité énergétique de 86% avec 12 heures de stockage. La longueur de l'horizon de planification glissant utilisé pour chaque modèle est représentée par la colonne Horizon du tableau.	61
5.6	Paramètres du modèle de minimisation des coûts totaux d'électricité (\$ CAN).	64

5.7	Résultats de la minimisation des coûts annuels pour la première étape (information parfaite) et de la deuxième étape (avec incertitude) pour 2019 (\$ CAN).	65
5.8	Résultats de l'opération de la batterie pendant les 5 pics de demande obtenus pour la deuxième étape en 2019.	67
5.9	Résultats de l'opération de la batterie pendant les 5 pics de demande obtenus pour la deuxième étape en 2019 avec 2 et 3 heures de stockage.	69
5.10	Comparaison des coûts annuels totaux d'électricité (\$ CAN) payés avec 3h de stockage aux coûts initiaux sans stockage pour 2019.	70
A.1	Listes des variables utilisées et créées pour la prévision du prix par XGBoost	i
A.2	Minimisation des coûts annuels (\$ CAN) avec 2 h de stockage	ii
A.3	Minimisation des coûts annuels pour 2019 (\$ CAN)	iii

Liste des figures

3.1	Évolution du prix moyen en Ontario selon l'heure de la journée entre 2015 et 2019.	21
3.2	Évolution du prix moyen de l'électricité en Ontario selon le jour de la semaine entre 2015 et 2019.	22
3.3	Évolution du coût total de l'électricité décomposé entre le prix de marché et les coûts d'ajustement globaux pour la période 2008 à 2019	23
3.4	Température et prix de l'électricité.	23
3.5	Température et demande totale ontarienne.	24
4.1	Illustration de l'horizon de planification glissant	36
4.2	Demande ontarienne comparée à la demande d'un consommateur de classe A simulée.	38
5.1	Opération du système de stockage pour une semaine d'août en 2019. La courbe bleue représente l'énergie nette déchargée. La courbe orange représente l'évolution du prix horaire de l'électricité HOEP.	48
5.2	Valeur d'arbitrage d'énergie annuelle en \$/kW de puissance selon la capacité de stockage.	50
5.3	Valeur marginale d'arbitrage d'énergie annuelle en \$/kW de puissance selon la capacité de stockage.	52
5.4	Valeur d'arbitrage d'énergie obtenue selon la longueur de l'horizon de planification utilisé pour l'optimisation en 2019.	54

5.5	Comparaison de la valeur d'arbitrage d'énergie obtenue par le modèle XGB_1 , le prix historique retardé de 24h et le prix réel de marché. L'efficacité (en pourcentage) est exprimée pour le modèle XGB_1 par rapport à la valeur d'arbitrage obtenue avec le prix réel de marché.	57
5.6	Valeurs prédites du prix de l'électricité obtenues par le modèle XGB_1 pour 2016.	60
5.7	Illustration graphique de l'enchaînement des valeurs prédites du prix utilisées par les modèles XGB_g ($g = 1, 6, 12, 24$) et le prix historique $HOEP_{t-168}$	63
5.8	Détails des différents coûts payés et du rendement du stockage selon le nombre d'heures de stockage utilisé pour 2019.	68
5.9	Sensibilité des coûts d'ajustement globaux payés en fonction du nombre de périodes de demande de pointe capturées par le modèle avec une batterie de 6,75 MW et 20,26 MWh.	71

Liste des abréviations

AEMO Australia Energy Market Operator

CAG Coûts d'ajustement globaux

CPM Commande prédictive à base de modèle

EÉ Efficacité énergétique

HEC Hautes études commerciales

ICI Industrial Conservation Initiative

PJM Pennsylvania-New Jersey-Maryland Interconnection

IESO Independent Electricity System Operator

SSE Système de stockage d'énergie

VAE Valeur d'arbitrage d'énergie

VMAE Valeur marginale d'arbitrage d'énergie

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier mon directeur de mémoire, Monsieur Mario Samano. Je te remercie de ta grande accessibilité et de l'intérêt que tu as montré pour ce projet de recherche. Dès notre première rencontre, tu m'as conseillé et présenté des avenues de recherches qui ont grandement façonné l'orientation qu'a prise ce mémoire. Je tiens aussi à te remercier pour ton écoute et tes conseils vis-à-vis ma recherche d'emploi. Cette expérience aura été enrichissante en grande partie par la belle collaboration que nous avons développée.

Je remercie aussi infiniment mes parents, mon frère et amis pour leur soutien tout au long de la réalisation de ce travail. Ce mémoire aura été un défi de taille, mais sa réalisation a été plus facile et agréable à vos côtés. Vos conseils ont assurément influencé où j'en suis aujourd'hui.

Introduction

Les marchés d'électricité ont connu beaucoup de changements depuis quelques années, propulsés par des préoccupations grandissantes sur les impacts environnementaux de la production d'énergie et les avancées technologiques dans le domaine des énergies renouvelables. Pour réduire la consommation d'énergie de sources fossiles, les gouvernements ont mis en place diverses mesures pour favoriser l'intégration des énergies renouvelables dans la production d'électricité dans un effort de décarbonisation de l'économie. Par sa nature, la production d'énergie de source renouvelable dépend des conditions environnementales, mais aussi, des saisons, ce qui rend la production variable comparativement à celle obtenue de source fossile (Bassett et collab., 2018). Une croissante intégration de celles-ci soulève des enjeux vis-à-vis un déséquilibre entre l'offre et la demande dans les marchés d'électricité pour lesquels l'offre et la demande doivent coïncider. Le stockage de l'électricité est alors une option efficace pour balancer la production d'énergie renouvelable, particulièrement l'énergie solaire et éolienne, envoyée sur le réseau électrique. Le stockage d'électricité engendre aussi de nombreux autres bénéfices tels qu'une réduction de la facture d'électricité pour les consommateurs, une réduction de la consommation lors des périodes de pointe, réduire le besoin en investissements supplémentaires en transmission et distribution sur le réseau et permet notamment de maintenir la stabilité électrique sur le réseau (Anuta et collab., 2014). Couplé à la production d'énergie de source renouvelable dans un micro-réseau électrique, le stockage d'électricité permet d'augmenter la rentabilité des projets d'énergie renouvelable en réduisant notamment les périodes de réduction de puissance causées par la capacité de transmission limitée du ré-

seau (Denholm et Mai, 2019). Avec la demande grandissante pour le stockage d'énergie, propulsée par des opportunités techniques et économiques considérables, les coûts de stockage ont fortement diminué lors des dernières années ce qui a augmenté davantage le potentiel économique de cette technologie.

Au Canada, le marché d'électricité ontarien est reconnu comme étant un des marchés où le stockage d'électricité est le plus profitable (Canadian Energy Research Institute, 2019). Celui-ci a connu une vague de croissance de la production d'énergie renouvelable engendrée par le *Green Energy and Economy Act* en 2009 par lequel des feed-in-tariff (FIT) sont mis en place pour les projets d'énergie renouvelable leurs garantissant des prix à la production supérieurs au prix de marché pour une durée de 20 ans. Couplé à de nombreux contrats signés avec des centrales au gaz naturel, la capacité de génération du réseau a cru et par conséquent, a augmenté la compétition et poussé le prix de marché à la baisse. Les coûts d'ajustement globaux, initialement créés pour financer les investissements dans le réseau électrique ont alors beaucoup augmenté pour compenser l'écart entre le prix de marché et les taux fixes signés avec les générateurs. En 2020, 13% de l'électricité produite était de source éolienne ou solaire tandis qu'environ 25% des coûts d'ajustement globaux servaient à financer la production de ces deux sources d'énergie (IESO, 2021a) (IESO, 2021e). Malgré la baisse du prix de marché, les coûts d'ajustements ont augmenté davantage lors des dernières années ce qui a poussé la facture d'électricité à la hausse pour les consommateurs. Le prix de l'électricité incluant les coûts d'ajustements globaux a augmenté de 37% pour les consommateurs industriels et de 118% pour les consommateurs commerciaux entre la période 2008 et 2019. Pour résoudre la problématique des coûts d'électricité croissants, les autorités ontariennes ont mis en place une série de mesures dont l'*Industrial Conservative Initiative*, qui par sa structure, permet aux grands consommateurs d'électricité de réduire leurs coûts d'ajustement globaux en réduisant leur consommation d'électricité lors de périodes de demande de pointes sur le réseau. Ce programme donne un incitatif financier important aux grands consommateurs d'investir

dans des systèmes de stockage d'électricité pour des applications derrière-le-compteur¹ (Rivard, 2019). Enfin, les variations de prix de l'électricité constituent une opportunité de générer des revenus nets d'arbitrage d'énergie par le stockage d'énergie. L'arbitrage d'énergie consiste à acheter l'électricité lorsque le prix est faible et à la revendre lorsque le prix est plus élevé. Par sa structure et son interconnexion avec les marchés voisins, le prix horaire de marché est très volatil en Ontario ce qui favorise la mise en place de stockage d'électricité (Zareipour et collab., 2007).

Ce mémoire vise à analyser la rentabilité du stockage de l'électricité pour les grands consommateurs d'électricité dans le marché de l'Ontario dans un contexte d'incertitude sur la réalisation future des conditions de marché. Pour ce faire, le potentiel d'arbitrage d'énergie est d'abord étudié pour déterminer la valeur de l'arbitrage selon la capacité de stockage employée. Ce travail montre qu'avec un horizon de planification d'une semaine et 16 heures de stockage la presque totalité de l'arbitrage d'énergie théorique peut être capturé. L'opération d'un système de stockage est optimisée sur une base annuelle avec un horizon glissant en utilisant des valeurs prédites du prix de l'électricité obtenues par *Extreme Gradient Boosting*. Ce modèle considérant l'incertitude du prix parvient à capturer jusqu'à 53% de l'arbitrage d'énergie potentiel dans le marché. Pour prendre en compte la nature particulière de la tarification de l'électricité en Ontario, les coûts d'ajustement globaux sont inclus dans un modèle de minimisation des coûts totaux d'énergie pour un grand consommateur ontarien. Cette démarche permet de quantifier le potentiel d'arbitrage d'énergie dans le marché, et d'obtenir la quantité optimale de stockage en fonction de la demande de pointe qui minimise les coûts d'électricité d'un consommateur équipé d'un système de stockage d'énergie (SSE). Selon nos résultats, le stockage d'électricité derrière-le-comptoir peut être très rentable en Ontario en grande partie à cause du potentiel de réduction des coûts d'ajustement globaux. Notre modèle montre qu'avec 3h de stockage et une stratégie de prévision des épisodes de pointe par analyse historique, un rendement annuel d'au moins 40% peut être attendu. Ces résultats expliquent

1. Le stockage derrière-le-compteur permet aux consommateurs d'utiliser l'énergie emmagasinée sans passer par le réseau électrique.

et confirment le fort engouement du stockage chez les grands consommateurs ontariens pour réduire leurs coûts.

La première partie de ce travail présente une revue de littérature visant à décrire sommairement la façon dont le stockage derrière-le-comptoir par les consommateurs est rapporté dans la littérature. Cette partie vise aussi à décrire certains articles qui seront en partie répliqués dans ce mémoire. La deuxième partie présente le marché d'électricité ontarien et les données utilisées dans le cadre de cette recherche. La troisième partie détaille la méthodologie et les techniques de programmation employées. Finalement, dans la quatrième partie, les résultats obtenus sont présentés et leurs implications spécifiques au marché d'électricité ontarien sont discutées.

Revue de la littérature

L'intérêt pour le stockage de l'électricité engendré par les nombreux bénéfices potentiels qu'il peut apporter a suscité un fort engouement de la part du milieu de la recherche académique et des participants aux marchés d'électricité. Selon la perspective des consommateurs, les principaux bénéfices du stockage de l'électricité sont l'arbitrage d'énergie, la réduction des frais de demande de pointe et la possibilité d'assurer la fiabilité du service électrique lors de pannes sur le réseau (Balducci et collab., 2018). Puisque ce mémoire se concentre sur cette perspective, la littérature rapportant les opportunités économiques pour les consommateurs sera d'abord parcourue. Une revue de la valeur d'arbitrage, des techniques d'optimisation et des techniques de prévision du prix y sont présentées.

2.1 Stockage de l'électricité par les consommateurs

2.1.1 Potentiel d'arbitrage d'énergie

L'application principale du stockage d'énergie dans un marché d'électricité repose sur l'arbitrage d'énergie. Cette application tire ainsi profit de la volatilité du prix de marché de l'électricité. Dans ce travail, nous supposons que l'énergie ne peut pas être revendue sur le réseau, mais qu'elle est plutôt utilisée par un consommateur pour réduire la quantité d'énergie achetée sur le réseau pour satisfaire à ses besoins énergétiques quand le prix est élevé. Aussi, nous traitons le marché comme exogène. L'opérateur d'unité de stockage est donc considéré comme un « price-taker » et nous assumons que le comportement indivi-

duel de stockage n'affecte pas l'équilibre de marché. Cette hypothèse est plausible si la capacité de stockage est marginale en proportion de la demande totale. Néanmoins, selon l'hypothèse retenue pour ce travail, plusieurs petites unités de stockage peuvent conjointement avoir un impact sur la demande totale et donc, sur le prix de l'énergie (Awad et collab., 2014).

Dans la littérature économique sur le stockage, plusieurs articles se sont intéressés à la valeur de l'arbitrage d'énergie sur un marché d'électricité. La plupart des travaux sur le sujet étudient l'arbitrage en fonction du nombre d'heures de stockage. Cette méthodologie est basée sur le fait que l'arbitrage d'énergie s'effectue en profitant des variations de prix d'une période à l'autre. Ainsi, la capacité de charge ou de décharge exprimée en heures de stockage influence directement le potentiel d'arbitrage sur le marché. Plus le nombre d'heures de stockage est important, plus le système de stockage peut profiter des fluctuations de prix journalier. D'abord, Sioshansi et collab. (2009) ont étudié l'arbitrage et sa relation avec le nombre d'heures de stockage et l'efficacité énergétique du système de stockage en posant l'hypothèse d'une connaissance parfaite du prix futur pour le marché de Pennsylvania-New Jersey-Maryland Interconnection (PJM). Avec 12 heures de stockage, ces auteurs obtiennent une valeur d'arbitrage se situant entre 60\$/kW et 110\$/kW par année avec une efficacité énergétique de 80% entre 2002 et 2007 dans le marché en temps réel. De leur côté, Staffell et Rustomji (2016) ont démontré qu'une augmentation de l'efficacité énergétique a un effet positif important sur l'arbitrage et que la valeur marginale d'arbitrage capturée diminue fortement lorsque plus de 10h de stockage sont considérées. Cette sensibilité à l'efficacité énergétique et à la capacité de stockage est aussi montrée par Sioshansi et collab. (2009). Bradbury et collab. (2014) reprennent la méthodologie utilisée dans les travaux de Sioshansi et collab. (2009) pour déterminer les caractéristiques d'un système de stockage d'énergie (puissance et capacité de recharge) en maximisant le taux de rendement interne des projets avec comme source de revenus l'arbitrage de prix pour sept marchés d'électricité aux États-Unis. Ces auteurs testent leur méthodologie sur différentes technologies de stockage pour évaluer l'impact des coûts d'infrastructure et

des caractéristiques propres à chaque technologie sur les taux de rendement interne obtenus. Leurs résultats montrent que la taille optimale des systèmes de stockage varie entre 1 et 4 heures de stockage. Les auteurs montrent aussi que les caractéristiques optimales des systèmes de stockage d'énergie (SSE) sont davantage influencées par les caractéristiques technologiques et les coûts que par la volatilité du prix qui augmente le rendement du stockage en plus faible proportion. La diminution des coûts de puissance est le facteur principal pouvant augmenter le rendement du stockage de l'électricité selon les auteurs Bradbury et collab. (2014).

Plusieurs études ont étudié l'arbitrage dans une perspective de connaissance parfaite des conditions futures de marché. Néanmoins, cette analyse ne montre que la valeur théorique d'arbitrage. Pour prendre en compte l'incertitude et refléter les conditions réelles de marché, Sioshansi et collab. (2009) déterminent le potentiel d'arbitrage d'énergie en utilisant le prix horaire deux semaines à l'avance comme approximation du prix futur. De façon similaire, McConnell et collab. (2015) utilisent le prix horaire de la journée précédente pour le marché australien. Ces auteurs obtiennent des valeurs d'arbitrage entre 85% et 90% de la valeur obtenue avec une connaissance parfaite du prix futur. De façon similaire, Salles et collab. (2017) utilisent les prix déterminés dans le marché à 24 heures (*Day-Ahead-Market settlement*) pour l'interconnexion PJM comme prédiction du prix de l'électricité pour la journée suivante et leur modèle parvient à capturer entre 76% et 85% des revenus d'arbitrage potentiels dans le marché en temps réel avec 10 heures de stockage et 95% d'efficacité énergétique pour la période 2008 - 2014. Selon l'analyse financière effectuée par les auteurs, les coûts d'installation au moment de la publication de l'article en 2017 étaient trop élevés pour permettre la rentabilité du stockage sur une durée de vie de projet de 20 ans, avec des revenus provenant uniquement de l'arbitrage d'énergie. En utilisant une prédiction du prix basée sur la moyenne journalière et saisonnière de l'année précédente, Staffell et Rustomji (2016) parviennent à capturer 88% de l'arbitrage d'énergie potentielle avec le prix futur obtenu par les prédictions pour le marché d'électricité du Royaume-Uni. Staffell et Rustomji (2016) concluent aussi qu'avec des coûts techno-

logiques de 1000\$/kW et de 700\$/kWh, pour une efficacité de 90%, l'arbitrage seul ne génère pas suffisamment de revenus pour rentabiliser le stockage. Bassett et collab. (2018) arrivent à une conclusion similaire en étudiant les revenus d'arbitrage obtenus en Ontario avec un système de 1MW et 1 MWh de capacité sur la période 2005 à 2015. Il ressort de ces études qu'une réduction des coûts jumelée à de plus nombreuses sources de revenus doit être considérée pour rendre les projets de stockage rentables. Néanmoins, ces auteurs soutiennent que la rentabilité est étroitement liée aux coûts d'investissement du stockage. Ainsi, avec des coûts plus bas et de meilleures prédictions du prix de l'électricité, la rentabilité pourrait considérablement augmenter et rendre les projets viables.

2.1.2 Réduction des frais de demande de pointe

Un autre bénéfice du stockage d'énergie dans la perspective des consommateurs est la réduction des frais de demande de pointe d'énergie. La réduction de la demande de pointe est un des services procurant le plus de valeur en termes de réduction de coûts pour le réseau électrique (Balducci et collab., 2018). Les frais de demande de pointe sont mis en place de façon à financer les installations de génération et de distribution du réseau électrique nécessaires pour répondre à la demande des consommateurs. Ces frais sont chargés en fonction de la demande de pointe des consommateurs pour que ceux-ci paient en fonction de leur contribution au besoin supplémentaire d'investissement dans les infrastructures électriques. Les frais sont typiquement basés sur la consommation maximale en kW sur une période de facturation déterminée et ceux-ci varient entre 30 et 70% de la facture finale des consommateurs dans les différents marchés d'électricité dérèglementés (NREL, 2017). En Ontario, ces frais de demande sont appelés coûts d'ajustement globaux et représentent en moyenne plus de 80% des coûts totaux d'électricité (IESO, 2021c). La stratégie de tarification de la demande de pointe incite les consommateurs à réduire leur consommation de pointe ce qui bénéficie à l'ensemble du réseau, mais aussi, favorise les initiatives de stockage.

La littérature rapporte aussi des travaux qui se sont penchés sur les perspectives de

réduction de ces frais de demande. Hanna et collab. (2014) ont développé un modèle d'optimisation linéaire de la recharge d'un système de stockage d'énergie (SSE) combiné à une production d'énergie photovoltaïque pour minimiser les frais de demande mensuels payés sur le marché californien. En combinant des prédictions de la demande d'énergie et de la production d'énergie solaire, leur modèle parvient à réduire entre 11% et 25% la demande de pointe (kW) selon le moment de l'année. En considérant des coûts d'investissement en stockage de 300\$/kW et 300\$/kWh, le NREL (2017) a trouvé que les batteries avec 0,5 h de stockage permettent un retour sur l'investissement plus élevé dans un contexte d'information parfaite sur la demande future. Ceci s'explique principalement par le fait que les coûts d'investissement augmentent de façon linéaire avec le nombre d'heures de stockage. Ces coûts sont alors minimisés lorsque le nombre d'heures de stockage est faible tout en réduisant la demande de pointe. Le NREL (2017) explique que cet objectif de minimisation des frais de demande réduit aussi les frais énergétiques en créant de l'arbitrage puisque les périodes de demande de pointe coïncident généralement avec des prix d'électricité plus élevés. Néanmoins, en raison de l'importance des frais de demande sur la facture totale d'électricité, le phénomène d'arbitrage prend moins d'importance.

2.1.3 Prédiction du prix et incertitude

La prédiction du prix de l'électricité est un élément important pour les participants dans le marché. Elle permet aux acteurs de prévoir les flux monétaires, de planifier la production d'électricité et d'évaluer la rentabilité potentielle de projets d'investissement comme le stockage. Étant donné l'importance d'obtenir des prédictions fiables du prix de l'électricité, de nombreux modèles de prévisions ont été étudiés dans la littérature. Weron (2014) recense plusieurs groupes de modèles utilisés pour prédire le prix dont l'approche multi-agent par laquelle des agents hétérogènes interagissent sur le marché pour former un équilibre entre l'offre et la demande, l'approche fondamentale qui modélise les impacts structurels sur le prix, l'approche statistique et économétrique, et l'approche par

intelligence informatique. Dans le cadre de leur recherche sur le marché de l'Ontario, Zareipour et collab. (2006) développent des modèles statistiques multivariés de régression dynamique et de fonction de transfert pour prédire le prix 3 heures et 24 heures avant sa réalisation. Leurs résultats montrent que ces modèles permettent d'obtenir des prévisions significativement plus précises que celles publiées par l'organisme régulateur de marché. Comme le mentionnent Hong et collab. (2016), le prix de l'électricité est devenu de plus en plus volatile et plus difficile à prédire qu'auparavant. Désormais, plusieurs facteurs autres que la demande tels que le niveau de congestion sur les lignes de transmission, les pannes sur le réseau et la température influencent le prix de marché ce qui rend sa prédiction plus difficile.

L'apprentissage automatique est une méthode de plus en plus populaire pour permettre notamment de prendre en compte les dynamiques complexes non-linéaires déterminant le prix. Plus récemment, dans un article comparant l'efficacité des modèles statistiques à des modèles d'apprentissage automatique, Lago et collab. (2018) ont montré la performance significativement plus élevée des modèles d'apprentissage automatique pour prédire le prix de l'électricité dans le marché EPEX en Belgique. Les auteurs expliquent leurs résultats par la présence d'importants pics et des non-linéarités dans les données. La prédiction du prix est aussi importante dans un contexte de stockage de l'électricité puisqu'elle permet de refléter les conditions de marché en ajoutant un niveau d'incertitude sur le prix futur utilisé pour faire l'arbitrage.

Pour prendre en compte le niveau d'incertitude généré par les prédictions du prix de l'électricité, une technique couramment utilisée dans la littérature est l'utilisation d'un horizon de planification glissant (*rolling horizon*) permettant par itération de changer les paramètres du modèle d'optimisation en fonction des informations les plus à jour. Cette façon d'étudier les problèmes s'inscrit dans une stratégie d'optimisation appelée commande prédictive à base de modèle (CPM) (*Model Predictive Control*) (Camacho et Alba, 2013). Dans le domaine de l'énergie, cette commande a beaucoup été utilisée pour étudier la gestion de la production et de la demande énergétique dans un micro-réseau électrique

puisqu'elle permet de considérer plusieurs niveaux d'incertitude (génération de source renouvelable, demande flexible, prix de l'électricité) et d'être utilisée dans des problèmes à objectifs multiples (Palma-Behnke et collab., 2013) (Silvente et collab., 2015). Enfin, (Chitsaz et collab., 2017) ont développé un modèle optimisant l'opération d'un SSE à batteries derrière-le-compteur sur un horizon de planification glissant détenu par un grand consommateur ontarien achetant l'électricité sur le marché en temps réel. En utilisant un horizon de planification glissant s'ajustant sur une base intra-horaire de 5 minutes, correspondant au délai minimal pour lequel le *Market Clearing Price* est déterminé dans le marché ontarien, leur modèle parvient à utiliser les informations de marché les plus à jour et à prédire plus efficacement les fortes variations du prix pour maximiser l'arbitrage d'énergie. Les auteurs utilisent un modèle autorégressif avec variables exogènes pour prédire le prix et ils parviennent à capturer 62% de la valeur d'arbitrage obtenue avec le prix réel de marché en 2015. La méthodologie utilisée par Chitsaz et collab. (2017) sera répliquée dans ce travail en utilisant un horizon glissant sur une base horaire puisque nous utiliserons des données météorologiques disponibles pour chaque heure seulement pour prédire le prix.

Cette brève revue de la littérature montre certaines techniques employées pour étudier le stockage derrière-le-compteur dans un marché d'électricité. La méthodologie utilisée par certains des auteurs précédemment mentionnés sera en partie reproduite dans le cadre de ce mémoire pour d'abord comprendre les facteurs influençant la valeur du stockage dans le marché ontarien et par la suite, évaluer la rentabilité du stockage en posant des hypothèses similaires à celles utilisées par Kadri et Mohammadi (2020) afin de réduire les coûts d'ajustement globaux payés par les consommateurs.

Chapitre 3

Données

Pour estimer la valeur du stockage de l'électricité dans le marché ontarien, les données les plus importantes à obtenir sont celles du prix de l'électricité et des différents coûts reliés à la consommation d'électricité sur le marché. Le prix de l'électricité et les coûts de consommation varient substantiellement à travers les différents marchés d'Amérique du Nord. Ainsi, cette partie débute par la description du marché de l'électricité ontarien et son fonctionnement pour permettre de comprendre comment est fixé le prix de marché et de quelles façons celui-ci s'applique aux différentes catégories de consommateurs.

3.1 Le marché d'électricité ontarien

Il y a plus de vingt ans, le marché d'électricité ontarien était dominé par la présence d'Ontario Hydro, un monopole d'État intégré verticalement et responsable de fournir les besoins en génération, transmission et distribution d'électricité dans la province. Vers la fin des années 1990, Ontario Hydro affichait un important niveau d'endettement garanti par l'État et la production d'électricité dépassait la demande année après année. De plus, plusieurs décideurs politiques commençaient à entrevoir le modèle de monopole d'État comme inefficace et réclamaient une dérèglementation de l'industrie basée sur la compétition de marché. Cette dérèglementation favorisant la fixation plus efficace d'un prix de

marché, aux consommateurs d'être mieux informés et de faciliter l'investissement (Trebilcock et Hrab, 2003). La fin des années 90 marque aussi une période au cours de laquelle plusieurs régions du Commonwealth comme l'Alberta, le Royaume-Uni, l'Australie et la Nouvelle-Zélande ont choisi d'adopter un modèle de marché d'électricité déréglementé. Ainsi, en 1998, le gouvernement ontarien décide de réformer le marché d'électricité en mettant en place l'Electricity Act (Gouvernement de l'Ontario, 1998). Cette réforme mène à la division d'Ontario Hydro en deux entités qui demeurent propriété du gouvernement provincial : Hydro Ontario hérite du travail de transmission et de distribution et Ontario Power Generation (OPG) obtient la propriété des installations de production d'électricité ce qui lui procure 90% des installations totales de production à ce moment. Pour superviser le marché de l'électricité, deux entités sont créées : l'Ontario Energy Board (OEB) et l'Independent Electricity System Operator (IESO). La réforme fait aussi en sorte de diviser le prix de l'électricité en ses différentes composantes pour augmenter la transparence. Le prix total de l'électricité est alors séparé en des frais de transmission, de distribution et les coûts liés à la production de l'énergie correspondant au prix horaire de marché (HOEP). Le premier rôle de l'OEB est de fixer les tarifs de transmission et de distribution d'électricité des producteurs de façon à couvrir les coûts d'investissement, d'expansion et les coûts opérationnels et de maintenance du réseau de transmission et de distribution. À ce jour, l'OEB est aussi responsable d'encadrer la production d'électricité, d'offrir les permis aux producteurs et de conseiller le gouvernement provincial en ce qui a trait aux nouvelles politiques énergétiques à adopter. De son côté, l'IESO est responsable d'opérer le marché, de déterminer le prix de marché en fonction de l'offre et la demande, et de diriger l'électricité produite vers les consommateurs à travers le réseau de transmission (Ontario Energy Board, 2021) (IESO, 2021h).

Le réseau électrique ontarien se divise en deux types : le réseau de transmission et le réseau de distribution. Le réseau de transmission est composé des lignes à haute tension de 50 kV. Il distribue l'électricité des grands générateurs d'électricité vers des sous-stations électriques dans les villes et les communautés. Les grands générateurs sont ceux avec une

capacité de production de 20 MW et plus et sont majoritairement des centrales nucléaires, au gaz et éoliennes. Les plus grands consommateurs industriels sont connectés aux lignes à haute tension et achètent leur électricité directement dans le marché en temps réel (*Spot*). Les lignes à haute tension de la province sont connectées aux provinces voisines par des lignes d'interconnexions permettant à l'électricité d'être importée et exportée. Ces lignes sont connectées avec le Québec, le Manitoba et les états américains de New York, Michigan et Minnesota. Le réseau de distribution relie et transporte l'électricité des sous-stations électriques aux consommateurs commerciaux et résidentiels dans des lignes à bas voltage. Ce sont les compagnies locales de distribution qui possèdent les infrastructures pour convertir l'électricité de haut à bas voltage et opèrent le réseau de distribution. Ces compagnies achètent l'électricité sur le marché spot et la revendent aux consommateurs. De plus petits générateurs d'électricité, principalement des producteurs d'énergie solaire, sont aussi connectés au réseau de distribution pour répondre à la demande (IESO, 2021g).

3.1.1 Fonctionnement du marché et du système de prix

Le marché ontarien fonctionne selon un système d'enchères dans lequel le prix de l'électricité varie en temps réel en fonction de la demande et de la quantité offerte. Quotidiennement, l'IESO émet des prévisions horaires de la demande pour le lendemain et les 30 prochains jours. Ces prévisions sont envoyées aux participants du marché et permettent aux firmes productrices et importatrices de déterminer les quantités d'électricité qu'elles seront prêtes à offrir sur le marché et à quel prix. L'offre des producteurs est détaillée de façon à indiquer la quantité offerte et le prix correspondant pour chaque heure de la journée suivante. Chaque générateur d'électricité doit soumettre entre 2 et 20 offres pour chaque heure. (IESO, 2021d). Les offres horaires doivent être soumises entre 6h00 et 10h00 de la journée précédente dans le cadre du *Day-Ahead-Commitment Process*.

Parallèlement, les plus importants consommateurs et exportateurs d'électricité soumettent les quantités et le prix auxquels ils sont prêts à acheter l'électricité sur le marché. Les plus importants consommateurs, les « dispatchable loads », ont une demande d'éner-

gie élastique ce qui leur permet d'ajuster leur consommation toutes les 5 minutes selon les directives de l'IESO. Lorsque le prix de l'électricité est supérieur au prix qu'ils sont prêts à payer, ils reçoivent un signal de diminuer leur consommation et doivent alors vendre l'énergie non consommée à l'IESO. Ceci survient lorsque le système réduit subitement sa production (IESO, 2021f). Selon les offres des producteurs, la demande des grands consommateurs et la demande des autres consommateurs prédites, l'IESO choisit la combinaison de quantités offertes qui permet de satisfaire à la demande à moindre coût pour chaque intervalle de cinq minutes pour chaque heure de la journée. Puisque certains générateurs font face à des coûts d'opération plus élevés, le prix de marché de l'électricité augmente à mesure que des formes de génération plus coûteuses sont retenues pour répondre à la demande. Pour chaque période de cinq minutes, l'offre la plus chère retenue pour satisfaire la demande devient le prix de compensation du marché (*Market Clearing Price*) et chaque producteur sélectionné reçoit ce prix de la part de l'IESO pour ses quantités offertes. Pour chaque heure, la moyenne des douze prix pour chaque période de cinq minutes représente le prix horaire moyen (HOEP)¹ et celui-ci est appliqué comme prix de détail de l'électricité à travers le marché (Power Advisory LLC, 2021). D'autres frais sont aussi chargés aux consommateurs en fonction de leur consommation d'électricité comme des frais de transmission, de distribution et des coûts d'ajustement globaux (CAG). Les CAG servent à financer la construction de nouvelles infrastructures électriques dans la province pour s'assurer que l'offre d'électricité sera suffisante dans le futur. Ces frais sont chargés différemment selon le type de consommateur et s'élèvent en moyenne à 80% de la facture d'électricité des consommateurs industriels et commerciaux (Bassett et collab., 2018).

1. Le terme HOEP désigne en anglais « Hourly Ontario Electricity Price ». Ce terme sera utilisé pour désigner le prix de marché de l'électricité en Ontario.

3.2 Les consommateurs d'électricité

Puisque ce travail s'intéresse à l'arbitrage d'énergie que peuvent capturer les consommateurs avec le stockage de l'électricité derrière-le-compteur, il est important de bien identifier les différentes catégories de consommateurs. Le prix payé par chaque type de consommateur varie ce qui influence l'arbitrage d'énergie potentiel pour ces types de consommateurs et est donc important à considérer.

Les « dispatchable loads » (DL) représentent le groupe de consommateur dont la consommation peut varier facilement selon les directives de l'IESO. Ces consommateurs ne sont donc pas considérés comme des « price-takers » puisqu'ils agissent comme réserve dans le marché pour l'IESO et diminuent leur consommation quand la génération d'énergie baisse sous la demande. Les DL ne paient pas l'HOEP mais plutôt le prix de compensation de marché puisqu'ils ajustent leur consommation aux 5 minutes. Les grands consommateurs d'électricité de type « wholesale », consommant 250 000 kWh et plus par an, paient l'HOEP pour l'énergie consommée. Ce type de consommateurs se divise en deux groupes : Les consommateurs de classe A et de classe B. Les consommateurs sont considérés de type A si leur pointe de consommation mensuelle moyenne est de 1 MW et plus. Les consommateurs de classe A ont la possibilité de s'enregistrer auprès du « Industrial Conservation Initiative » (ICI) qui est un programme permettant aux industries et commerces de type A de payer les CAG en fonction de leur consommation de pointe (MW) lors de certaines périodes. Plus précisément, en participant à ce programme, leur consommation pendant les 5 périodes de demande de pointe de l'année précédente est utilisée pour calculer leur facteur de demande de pointe (FDP). Ce FDP correspond à la part de la consommation d'électricité attribuable au consommateur pendant les 5 périodes de pointe et est multiplié par les CAG mensuels annoncés par l'IESO. Ainsi, ce programme permet aux participants de réduire leur FDP et par le fait même les coûts d'ajustements globaux en réduisant leur consommation pendant les épisodes de demande de pointe et bénéficie au réseau puisqu'il réduit les coûts d'investissements dans les infrastructures électriques. Pour aider les participants à anticiper les périodes de pointe, l'IESO publie

un « Peak Tracker » qui indique si, selon les prévisions de la demande, les heures à venir peuvent être parmi les 10 épisodes de demande de pointe de l'année en cours.

De leur côté, les consommateurs classe B sont représentés par les consommateurs qui payent le prix horaire de marché, mais ayant une consommation de pointe moyenne de moins de 1 MW. Ceux-ci paient les CAG en fonction de leur consommation totale annuelle (MWh). Depuis 2017, les consommateurs classe B avec une demande de pointe de 0,5 MW et plus peuvent participer au ICI et payer les CAG de la même façon que les consommateurs classe A. Enfin, la dernière catégorie de consommateurs se définit par les consommateurs résidentiels et commerciaux. Ces consommateurs paient l'électricité à un taux fixe défini selon le moment de la journée appelé *Time-of-Use*. Selon ce système de tarification, la journée est divisée en trois périodes selon l'intensité de la demande soit : la période de pointe, la période de mi-pointe et la période hors pointe. Le prix est plus élevé en période de pointe et plus faible en période hors pointe. Ce système de prix vise entre autres à inciter les consommateurs à réduire leur consommation d'électricité en période de forte demande au profit des périodes avec une demande typiquement plus faible. Les plus petits consommateurs peuvent aussi choisir de payer l'électricité selon une tarification différenciée (*Tiered Pricing*) en fonction de leur niveau de consommation. Les consommateurs paient alors un prix constant pour leur électricité jusqu'à atteindre un certain niveau à partir duquel le prix augmente à un niveau supérieur et devient constant. Les CAG payés par les plus petits consommateurs sont inclus dans les prix chargés selon les systèmes de tarification *Time-of-Use* et *Tiered Pricing*.

3.3 Données

3.3.1 Données de marché

Demande et prix de l'électricité

Les données horaires sur la demande totale et provinciale ainsi que le prix horaire de marché de l'électricité sont disponibles sur le site de l'IESO. La moyenne et l'écart-type pour chaque année utilisée sont présentés dans la Tableau 3.1. La demande totale de marché correspond à la demande provinciale plus les exportations nettes. Entre 2015 et 2019, la demande d'électricité a été passablement stable tandis que le prix moyen de l'électricité a été plus volatil, variant entre 14 et 22 dollars canadiens d'une année à l'autre. L'Ontario a aussi été un exportateur net d'électricité sur la même période et l'énergie fut principalement exportée vers les marchés voisins, soit les états du Michigan et de New York (Régie de l'énergie, 2021). Une particularité additionnelle du marché d'électricité ontarien est la présence de prix négatifs causés entre autres par les contrats signés entre l'IESO et les producteurs d'énergie renouvelable leur garantissant un prix de vente fixe (*Feed-in-Tarifs*). Ceci survient en période de faible demande et lorsque la production d'énergie éolienne dépasse la demande. Les producteurs, avec les contrats de production leur garantissant un revenu minimal, peuvent parfois avoir intérêt à vendre sous leur coût marginal réel de production. Ainsi, l'intersection entre l'offre et la demande (market clearing price) peut mener à un prix d'équilibre négatif.

Enfin, les Figures 3.1 et 3.2 permettent d'observer la variation du prix moyen de l'électricité entre les jours de la semaine et les heures de la journée. D'abord, dans la Figure 3.1, on remarque que le prix suit une tendance similaire entre 2015 et 2019 à savoir, une hausse entre 8h00 et 11h00, suivi d'une baisse entre 12h00 et 15h00 et d'une nouvelle hausse entre 16h00 et 21h00. Entre 22h00 et 6h00, le prix moyen est à son plus bas pendant la journée. Cette tendance du prix suit en partie la tendance de la demande qui atteint son maximum entre 16h00 et 21h00 lorsque les résidents reviennent du travail et que la demande augmente. La tendance moyenne du prix de l'électricité permet d'observer un

Année	HOEP (\$ CAN/MWh)	Demande totale (MWh)	Demande Ontario (MWh)
2015	21,66 (35,32)	18 154 (2401)	15 641 (2344)
2016	14,90 (32,16)	18 007 (2302)	15 595 (2415)
2017	14,14 (32,25)	17 189 (2042)	15 079 (2173)
2018	22,44 (22,13)	17 766 (2133)	15 689 (2319)
2019	16,72 (23,55)	17 632 (2128)	15 422 (2266)

TABLE 3.1 – Moyennes de la demande totale, provinciale et du prix horaire de l'électricité en Ontario entre 2015 et 2019. Les écarts-types sont présentés entre parenthèses.

potentiel diurne d'arbitrage d'énergie. Ceci permet de penser qu'avec quelques heures de stockage seulement, un SSE peut capturer l'arbitrage de prix en rechargeant l'énergie lors du creux de mi-journée. Dans un tel contexte, la présence de deux périodes de pointe journalière permet de capturer autant d'arbitrage qu'avec une évolution du prix en forme de cloche, mais en limitant les coûts engendrés par le besoin d'une grande capacité de stockage. Enfin, la Figure 3.2 montre la variation du prix moyen entre les jours de la semaine. De façon générale, le prix diminue la fin de semaine ce qui signifie que l'arbitrage d'énergie peut aussi s'effectuer sur une base interjournalière dans la province.

Coûts d'ajustement globaux

Les données sur les coûts d'ajustement globaux payés par type de consommateur sont aussi disponibles sur le site de l'IESO. Plus précisément, comme ce travail s'intéresse aux consommateurs de classe A, nous utilisons les coûts d'ajustements globaux mensuels que

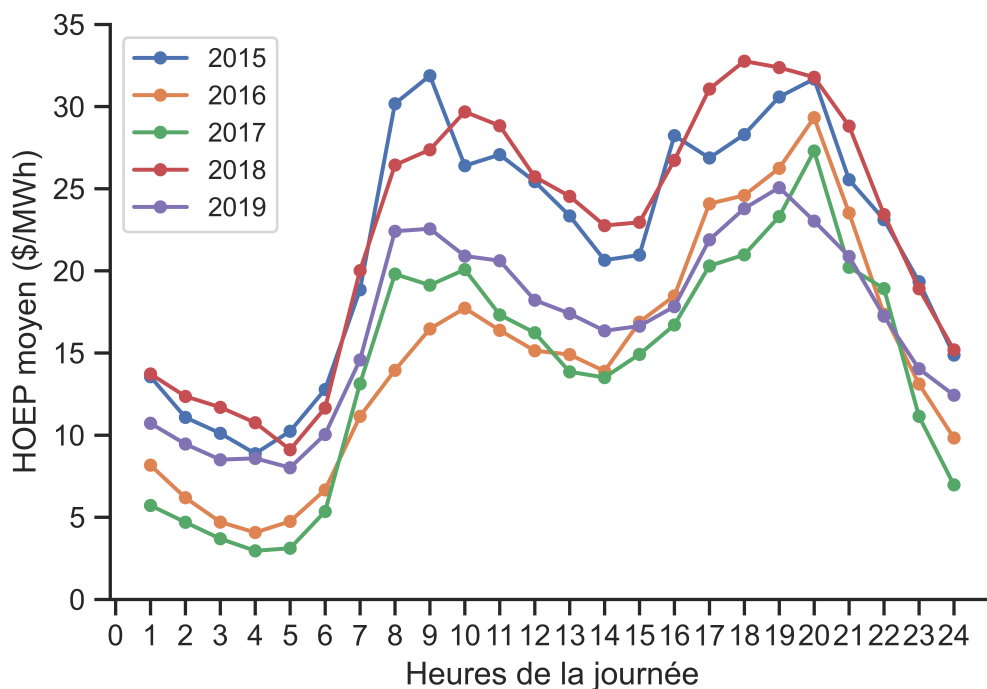


FIGURE 3.1 – Évolution du prix moyen en Ontario selon l’heure de la journée entre 2015 et 2019.

nous additionnons pour obtenir le total annuel qui est multiplié par le facteur de demande de pointe pour obtenir la part payée par le consommateur (IESO, 2021b).

Les CAG sont particuliers au marché d’électricité de l’Ontario puisqu’ils servent à couvrir les coûts d’infrastructure du réseau en comblant la différence entre les revenus de marché provenant du HOEP et les coûts de production des générateurs d’électricité. Comme on peut le voir dans la Figure 3.3, les CAG augmentent quand le HOEP moyen diminue pour couvrir les frais des générateurs conformément aux contrats à taux fixe signés avec l’IESO (IESO, 2021c). Depuis 2016, les CAG représentent en moyenne plus de 80% du coût total de l’électricité en Ontario ce qui en fait une composante très importante de la facture des consommateurs.

2. Les données utilisées pour préparer la Figure 3.3 sont tirées de IESO (2021c)

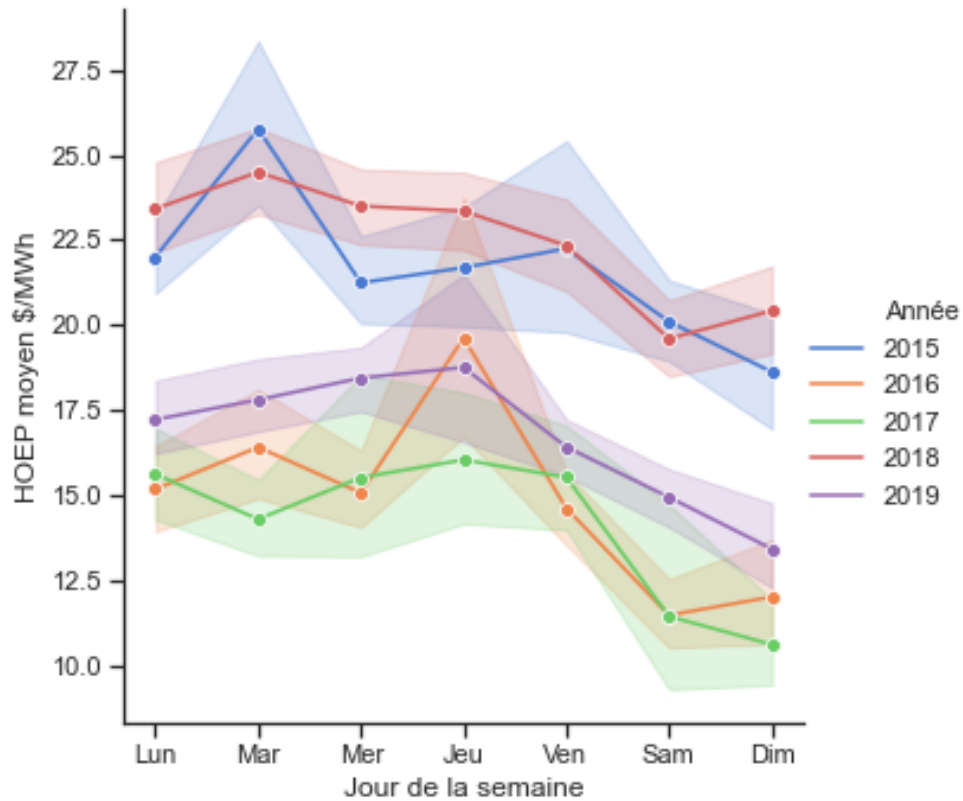


FIGURE 3.2 – Évolution du prix moyen de l’électricité en Ontario selon le jour de la semaine entre 2015 et 2019.

3.3.2 Données météorologiques

Plusieurs facteurs externes au marché de l’électricité peuvent avoir un impact sur la demande et le prix de l’électricité, notamment les facteurs climatiques. La température extérieure est le facteur climatique ayant l’impact le plus important sur la demande puisque les périodes de grand froid ou de chaleur extrême augmentent les besoins en chauffage et en climatisation (Hahn et collab., 2009). Cet impact de la température sur la demande se traduit généralement par un effet sur les prix. Pour l’illustrer, les données de températures historiques horaires pour la ville de Toronto, disponibles sur le site d’Environnement Canada sont utilisées (Gouvernement du Canada, 2021). Ces données, disponibles sur une base horaire mensuelle, ont été collectées et additionnées pour la période allant de 2015 à 2019. Les données météorologiques de la ville de Toronto ont été choisies puisque 47,9%

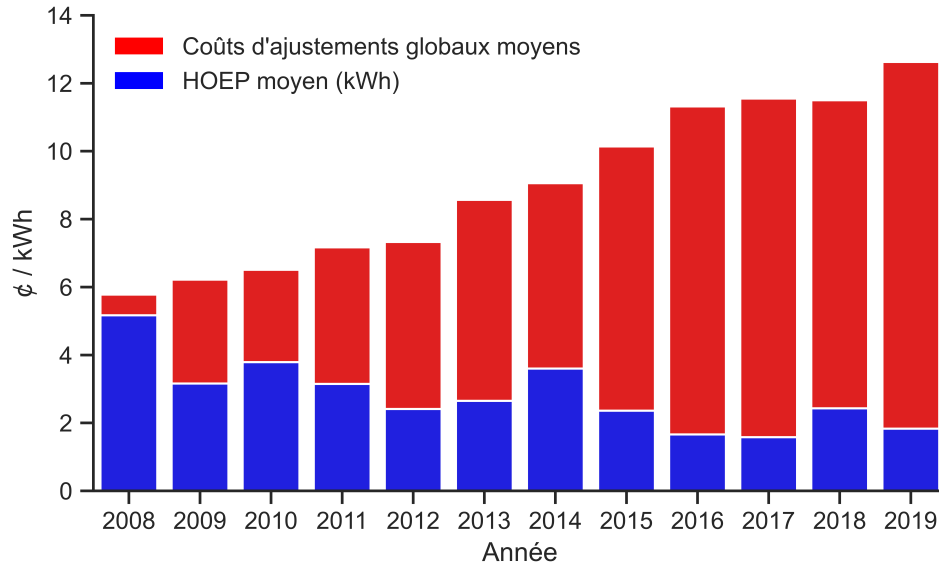


FIGURE 3.3 – Évolution du coût total de l'électricité de 2008 à 2009².

de la population de l'Ontario vit dans la grande région de Toronto (Gouvernement de l'Ontario, 2021). Les variations de température dans cette région sont alors susceptibles d'affecter la demande totale d'électricité dans la province.

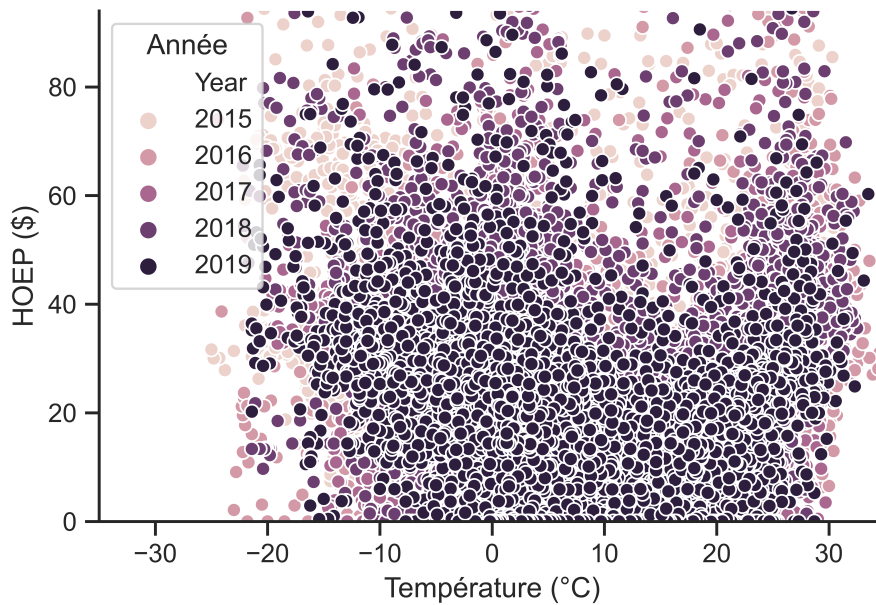


FIGURE 3.4 – Température et prix de l'électricité.

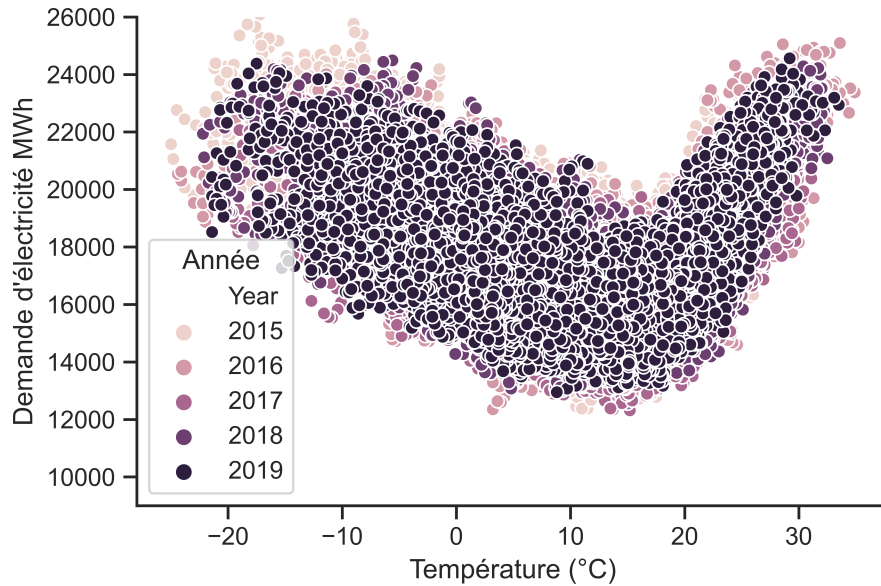


FIGURE 3.5 – Température et demande totale ontarienne.

Dans les Figures 3.4 et 3.5, la relation entre la température, la demande et le prix est illustrée. On remarque que lorsque la température se situe sous 0°C ou au-dessus de 20°C, la demande d'énergie augmente, ce qui reflète les besoins en chauffage et climatisation plus importants à ces moments. Il est aussi possible d'observer ce phénomène avec le prix de l'électricité mais de façon moins prononcée. Dans la Figure 3.4, 99% des données de prix cumulatives sont montrées pour 2015 à 2019. Les données correspondant au 1% des prix les plus élevés sont enlevées pour mieux observer la relation entre le prix et la température. On observe que le prix de l'électricité augmente aussi par période de basse et haute températures, mais cette relation est moins forte que dans le cas de la demande. Ceci s'explique par le fait que plusieurs autres facteurs tels que la capacité de génération en service et le prix du gaz naturel affectent aussi le prix de marché de l'électricité. Néanmoins, la température a un effet considérable sur le prix de l'électricité et l'inclusion de cette variable dans nos données pour prédire le prix de l'électricité est pertinente.

Chapitre 4

Modèles et méthodologie

Comme mentionné dans la revue de littérature, la valeur de l'arbitrage d'énergie sera estimée comme l'ont fait Sioshansi et collab. (2009). La valeur de l'arbitrage d'énergie est déterminée en posant l'hypothèse d'une connaissance parfaite du prix futur de l'électricité en temps réel. Aussi, l'analyse sera répétée en faisant l'hypothèse que le prix de marché de l'électricité n'est pas connu à l'avance. Contrairement aux auteurs, une technique plus complexe sera utilisée pour prédire le prix de l'électricité et ainsi estimer l'arbitrage d'énergie selon les prévisions obtenues. La méthodologie modifiée permet d'éviter que l'utilisation des données historique, comme l'on fait Sioshansi et collab. (2009) pour prédire le prix de l'électricité, mène à des erreurs de prévision importantes pour le marché ontarien. Plusieurs prévisions à court et moyen terme sont réalisées par apprentissage automatique et sont utilisées pour prendre en considération l'incertitude présente dans le problème. Pour utiliser ces différentes prédictions du prix, une stratégie de commande prédictive à base de modèle est développée pour permettre d'utiliser l'information la plus à jour pour chaque itération de l'optimisation. La qualité des prévisions de prix obtenues sera montrée de même que l'efficacité à capturer le potentiel d'arbitrage d'énergie. Enfin, en utilisant le meilleur modèle pour capturer la valeur d'arbitrage d'énergie, la capacité optimale de stockage pour un grand consommateur d'électricité est déterminée tout en analysant le taux de rendement interne du projet.

4.1 Valeur d'arbitrage selon la capacité de stockage avec information parfaite

Une des applications les plus connues du stockage de l'énergie est l'utilisation de petites unités de stockage comme moyen d'arbitrage sur le marché. L'arbitrage s'effectue en achetant l'énergie lorsque le prix est bas et en revendant quand le prix est plus élevé. En utilisant de petites unités de stockage, le niveau de charge et de décharge d'énergie est faible ce qui permet d'émettre l'hypothèse que le prix d'équilibre de marché n'est pas affecté puisque l'impact sur la demande totale est minime. L'unité de stockage est donc un *price-taker*. Dans ce type d'application, l'arbitrage d'énergie est parfois étudié dans un contexte d'information parfaite, c'est-à-dire que le prix futur de l'électricité est connu à l'avance. C'est ce qu'ont fait Sioshansi et collab. (2009) dans leur analyse portant sur le potentiel d'arbitrage dans le marché de PJM. Ces auteurs ont d'abord évalué l'arbitrage en considérant le prix futur comme une valeur connue pour ensuite le comparer à l'arbitrage obtenu en utilisant les valeurs historiques du prix de manière à simuler l'incertitude à laquelle les acteurs du marché font face. Cette méthodologie sera d'abord répliquée pour le marché de l'Ontario afin d'observer si la valeur historique du prix peut permettre de capturer efficacement la valeur actuelle de l'arbitrage d'énergie en Ontario.

4.1.1 Caractéristiques d'une unité de stockage

Les systèmes de stockage d'énergie (SSE) sont généralement caractérisés par trois composantes importantes soit la capacité énergétique (MWh), la capacité de puissance (MW) et l'efficacité. La capacité énergétique représente le niveau maximal d'énergie pouvant être stocké par le système alors que la capacité de puissance correspond au niveau maximal d'énergie pouvant être chargée ou déchargée par heure. Le ratio de capacité énergétique sur capacité de puissance peut aussi être exprimé en heures, c'est-à-dire, combien d'heures le SSE peut charger, à pleine capacité de puissance, avant d'atteindre sa capacité énergétique maximale. La capacité énergétique de stockage sera exprimée ainsi dans

cette partie. Enfin, l'efficacité représente la fraction de l'énergie stockée pouvant être déchargée. Il existe d'autres caractéristiques attribuables aux SSE mais elles ne seront pas détaillées. En effet, seules celles énoncées plus haut seront utilisées dans notre modèle comme l'on fait Sioshansi et collab. (2009) pour étudier la valeur théorique maximale d'arbitrage d'énergie. Toutefois, il est possible d'obtenir plus de renseignements vis-à-vis ces autres caractéristiques en consultant Ibrahim et collab. (2008). Il est important de mentionner que la formulation du modèle peut s'appliquer à différentes technologies de stockage puisque l'arbitrage d'énergie y est représenté dans sa forme la plus générale. Enfin, les deux principales caractéristiques de la rentabilité du stockage dans une perspective d'arbitrage d'énergie sont l'efficacité énergétique et les heures de stockages. Le nombre d'heures de stockage optimal peut être considéré comme une variable endogène puisqu'une plus grande efficacité énergétique augmentera le ratio de puissance sur capacité. Néanmoins, plusieurs combinaisons de capacité, puissance et efficacité énergétiques sont techniquement compatibles (Mongird et collab., 2019). Ainsi, pour évaluer la relation entre l'arbitrage et la capacité, le nombre d'heures de stockage sera considéré comme exogène dans la première partie de ce travail. Ceci permettra d'évaluer la relation entre la valeur d'arbitrage capturée et le nombre d'heures de stockage.

4.1.2 Optimisation de l'arbitrage d'énergie

Pour obtenir la valeur maximale annuelle de l'arbitrage d'énergie du stockage selon la capacité, la différence de valeur entre l'énergie stockée et l'énergie déchargée est maximisée sous contraintes. Soit p_t le prix de l'électricité (HOEP), d_t la quantité d'énergie déchargée, c_t la quantité d'énergie chargée dans la batterie, s_t la quantité d'énergie stockée au temps t , κ le niveau de capacité de puissance et h , comme le nombre d'heures de pleine capacité de puissance. L'optimisation de l'arbitrage d'énergie est effectuée pour chaque année en assumant d'abord une connaissance parfaite du prix p_t . Pour comparer nos résultats à ceux de Sioshansi et collab. (2009), l'optimisation s'effectue sur un horizon de planification annuel pour déterminer la valeur théorique maximale d'arbitrage d'éner-

gie potentielle. Ainsi, le nombre de périodes T est égal à 8760 à l'exception de 2016 où $T = 8784$ puisque 2016 est une année bissextile.

La valeur d'arbitrage d'énergie par nombre d'heures de stockage considéré, VAE_h , est divisée par la capacité de puissance κ du SSE pour rendre les résultats indépendants de la capacité de puissance choisie. Comme la capacité énergétique maximale est définie par $h \cdot \kappa$, on peut diviser VAE_h et la capacité par κ afin d'obtenir la VAE_h en fonction de la capacité en heures de stockage seulement ce qui est le but visé dans cette partie.

Le modèle s'exprime sous une forme linéaire comme suit :

$$VAE_h = \max_{c,d} \left(\sum_{t=1}^T p_t (d_t - c_t) \right) / \kappa,$$

et celui-ci est sujet aux contraintes suivantes :

Définition du niveau de stockage ($\forall t = 1, 2, \dots, T$) :

$$s_t = s_{t-1} + \eta \cdot c_t - d_t,$$

Capacité de charge et décharge du SSE par heure ($\forall t = 1, 2, \dots, T$) :

$$d_t, c_t \in [0, \kappa],$$

Capacité maximale du SSE ($\forall t = 1, 2, \dots, T$) :

$$s_t \in [0, h \cdot \kappa].$$

La contrainte du niveau de stockage montre que l'énergie stockée à la période t correspond au niveau d'énergie disponible à la période précédente, auquel est additionné la charge nette d'énergie. La quantité d'énergie chargée c_t est multipliée par l'efficacité énergétique d'un cycle complet (*round-trip*), η , pour prendre en compte la perte d'énergie

entre la charge et la décharge. L'énergie chargée est multipliée par η seulement puisque nous posons l'hypothèse que l'efficacité à la décharge est de 100% (Sioshansi et collab., 2009). L'efficacité énergétique (η) signifie qu'à un niveau de 80%, 10 heures de charge sont nécessaires pour décharger 8 heures d'énergies. La contrainte de charge et de décharge montre que l'énergie entrante et sortante du SSE doit être positive et inférieure ou égale à la capacité de puissance maximale κ .

Comme l'on montré Sioshansi et collab. (2009), l'EE influence positivement la VAE capturée par unité de capacité de stockage. Dans cette partie, une EE de $\eta = 100\%$ sera utilisée pour évaluer le potentiel maximal d'arbitrage. Ceci permettra entre autres de comparer les résultats au maximum théorique potentiel pour le marché de l'Ontario. Selon un article de Mongird et collab. (2019), l'efficacité moyenne d'une batterie lithium-ion en 2018 est de 86% et les projections pour 2025 sont similaires. Cette valeur d'EE sera d'ailleurs utilisée dans les parties subséquentes pour évaluer la VAE avec incertitude et contraintes. Toutefois, l'analyse de la VAE avec $\eta = 100\%$ est pertinente puisqu'avec les développements technologiques importants dans le secteur des batteries, le niveau d'EE observé pourrait augmenter. Certains auteurs utilisent en effet une EE de 95% dans leurs travaux pour refléter la hausse d'efficacité attendue dans les prochaines années pour les batteries lithium-ion (Salles et collab., 2017). Enfin, par sa formulation, les résultats du modèle seront indépendants de la valeur de κ choisie. Ainsi, un SSE avec 1 MW et 4 MWh capturera la même VAE par heure de stockage qu'un SSE avec 2 MW et 8 MWh. Une valeur de $\kappa = 1$ est utilisée pour simplifier le modèle.

4.1.3 Volatilité du prix de l'électricité

Pour analyser les variations de la VAE d'une année à l'autre, il est pertinent d'analyser la volatilité du HOEP à travers le temps puisque l'arbitrage d'énergie est directement influencé par les variations du prix horaire de marché. Typiquement, la volatilité du prix est utilisée pour décrire les fluctuations du prix d'une commodité. Celle-ci est habituellement mesurée par la différence du prix d'un jour à l'autre. Dans un article paru en 2007,

Zareipour et collab. (2007) définissent la volatilité basée sur l'écart-type du logarithme de la différence de prix entre deux périodes à travers le temps pour le marché d'électricité de l'Ontario. La différence de prix d'une période à l'autre dénoté h se définit par $r_{h,t}$ où p_t est le prix au temps t et l'estimation de la volatilité historique est représentée par $\sigma_{h,T}$;

$$r_{h,t} = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-h}}\right) = \ln(p_t) - \ln(p_{t-h}),$$

$$\sigma_{h,T} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N_o} (r_{h,t} - \bar{r}_{h,T})^2}{N_o - 1}},$$

où N_o est le nombre d'observations et $\bar{r}_{h,T}$ est la moyenne de $r_{h,t}$ sur l'horizon T . Cette définition de la volatilité suppose que $r_{h,t}$ est une variable aléatoire indépendante et distribuée de manière identique. Dans leur article, les auteurs utilisent un horizon T de 24 heures pour évaluer la volatilité journalière du prix de l'électricité. C'est également ce qui est fait dans ce travail. Ainsi, l'indice de volatilité journalier devient :

$$\sigma_{h,24}(d) = \sqrt{\frac{\sum_{t=1+24 \times (d-1)}^{24 \times d} (r_{h,t} - \bar{r}_{h,24})^2}{23}},$$

où $d \in \{1, 2, \dots, 366\}$ est l'index du jour de l'année. Comme l'ont fait les auteurs, la volatilité sera estimée avec le logarithme moyen de la différence de prix à chaque heure ($h = 1$) et à chaque jour ($h = 24$). Puisque nous utilisons des données annuelles, 8760 valeurs pour $r_{h,t}$ sont obtenues pour chaque h et pour chaque année. Par ailleurs, puisque nous évaluons la volatilité sur une période de 24 h, 365 valeurs différentes de $\bar{r}_{h,T}$ sont obtenues. Enfin, par sa définition, la formule pour $\sigma_{h,24}(d)$ retourne 365 valeurs par année¹.

Pour déterminer un lien entre la volatilité du prix et la valeur d'arbitrage capturée par plusieurs heures de stockage, la volatilité sera aussi estimée pour des intervalles de prix de 6, 12 et 18 heures ($h = 6, 12, 18$). Ce choix est motivé par l'analyse des périodes de

1. Le code utilisé pour créer les indices de volatilité est disponible ici : https://github.com/Philippe-Beaudoin/Electricity-Storage-Thesis-Ontario/blob/main/Price_volatility_index.ipynb

pointe du prix de l'électricité en Ontario. On peut observer sur la Figure 3.2 que l'HOEP suit une forme en V entre 8h00 et 20h00. En moyenne, il y a donc une première période de pointe le matin suivit d'une baisse et d'une seconde période de pointe plus tard pendant la journée. Ainsi, l'analyse de la volatilité intrajournalière est pertinente puisque l'écart de prix moyen entre périodes hors-pointe et de pointe pour les douze premières heures de la journée semble différent d'une année à l'autre.

4.2 Valeur d'arbitrage avec incertitude

L'estimation de la VAE en utilisant les données du prix en temps réel nous permet d'obtenir une estimation de la valeur théorique maximale de l'arbitrage d'énergie sur le marché d'électricité ontarien. Toutefois, puisque le prix de l'électricité n'est pas connu à l'avance, la VAE capturée à l'aide du prix actuel est surestimée. Comme le mentionnent Balducci et collab. (2018), les méthodes estimant la valeur de l'arbitrage ne doivent pas chercher la valeur absolue maximale (prix connu) mais plutôt la valeur maximale ajustée en fonction du risque. Il est alors justifié de tenter de prédire le prix de l'électricité et d'utiliser les prévisions du prix pour obtenir la VAE qu'un opérateur de SSE pourrait capturer avec incertitude vis-à-vis la réalisation du prix futur. Aussi, pour refléter les conditions d'opérations réelles d'un opérateur de SSE, un horizon de planification inférieur à une année doit être considéré. Ceci permet de prendre en compte le fait qu'il n'est pas possible d'anticiper le prix de l'électricité plusieurs jours et semaines à l'avance.

Une technique couramment employée dans la littérature pour prédire le prix est l'utilisation de la valeur passée du prix comme prédiction de la valeur actuelle. L'utilisation du prix historique permet de représenter la difficulté de prédiction du prix en créant une certaine marge d'erreur. En utilisant cette technique, McConnell et collab. (2015) et Sioshansi et collab. (2009) parviennent à capturer 85% de la VAE obtenue avec les données réelles du prix de l'électricité pour les marchés de l'AEMO (Australia Energy Market Operator) et PJM en utilisant les données du prix deux semaines à l'avance et

la veille. Cette méthode est pertinente pour ces marchés mentionnés puisque le prix suit une tendance très similaire d'une journée et d'une semaine à l'autre ce qui explique le haut pourcentage de VAE obtenu. Toutefois, cette méthode d'approximation du prix futur de l'électricité est nettement moins efficace dans le cadre de ce mémoire pour le marché de l'Ontario en raison de la plus forte volatilité du prix comparativement à celle observée dans les marchés d'électricité voisins tels New York, la Nouvelle-Angleterre et PJM (Zareipour et collab., 2006). Ainsi, la simple réalisation passée du prix ne peut servir d'estimation adéquate pour le prix actuel ce qui sera montré dans le chapitre 5. Une technique de prévision plus complexe d'apprentissage automatique sera utilisée pour faire la prévision du HOEP et évaluer la VAE qu'un opérateur ontarien de SSE pourrait capturer.

4.2.1 Prévision du prix de l'électricité

La prévision du prix de l'électricité est un élément crucial pour les différents participants dans un marché d'électricité. Prédire efficacement le prix de l'électricité permet aux consommateurs d'anticiper les périodes de consommation de pointe et réduire leur consommation pour diminuer leurs coûts. Du côté des producteurs, la prévision du prix et de la demande permet de soumettre de meilleures offres sur le marché et pour les opérateurs de SSE, de réduire la consommation de pointe tout en maximisant l'arbitrage d'énergie. Avec la disponibilité de beaucoup de données et de séries temporelles, les entreprises ont un incitatif à utiliser des outils d'apprentissage automatique pour améliorer leurs prédictions. Différentes techniques d'apprentissage automatique se sont montrées plus efficaces pour prédire le prix et la demande d'électricité (Lago et collab., 2018). C'est d'ailleurs le cas du modèle d'apprentissage automatique *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) qui s'est montré plus efficace que le modèle ARIMA pour prédire le prix de l'électricité au Royaume-Uni dans un contexte d'optimisation pour la consommation d'énergie d'une batterie (Preniqi et collab., 2020). Enfin, par sa popularité croissante dans le domaine de l'apprentissage automatique appliqué au domaine de l'énergie de même que par sa rapidité et sa simplicité d'exécution, l'*Extreme Gradient Boosting* sera la méthode

utilisée pour faire la prévision du prix de l'électricité en Ontario. Néanmoins, l'objectif de ce travail n'étant pas de trouver la meilleure technique de prévision possible, il est probable que d'autres techniques permettent d'obtenir une meilleure estimation du prix en utilisant une technique différente et des données différentes.

Extreme Gradient Boosting : XGB

Le modèle XGB est une technique d'apprentissage automatique utilisant le *Gradient Boosting*. Le *Gradient Boosting* fait référence à une classe d'algorithmes d'apprentissage automatique appelée *ensemble*. Ce type d'algorithme est généralement utilisé pour la modélisation prédictive de problèmes de classification ou de régression. Ce travail l'utilisera dans un contexte de régression puisque le prix de l'électricité est une variable continue. Selon cette technique, les *ensembles* sont construits à partir de modèles d'arbre de décision. Les arbres sont ensuite ajoutés un par un à l'ensemble d'arbres et leur configuration est ajustée pour corriger les erreurs de prédiction faites par les modèles précédents. Ce processus est appelé *boosting* dans la littérature sur l'apprentissage automatique. Les modèles sont ajustés en utilisant un algorithme d'optimisation appelé *Gradient Descent* qui, en trouvant le minimum local d'une fonction de perte différentiable, permet d'obtenir les coefficients du modèle minimisant cette fonction de perte qui représente l'erreur de prévision dans la majorité des cas (Brownlee, 2020) (Ruder, 2016).

Pour estimer le modèle, les données pour chaque année étudiée sont divisées en plusieurs échantillons. Cette opération vise à créer plusieurs sous-échantillons d'apprentissage et de test pour estimer le modèle. Au total, 183 échantillons par année sont créés de la manière suivante :

$$[Train_{t-359, i} : Train_{t, i}], \quad [Test_{t+1, i} : Test_{t+48, i}],$$

où $t \in (1, 48, 96, \dots, 8784)$ représente l'index de l'heure de l'année, et $i \in (1, 2, \dots, 183)$ représente l'index du sous-échantillon². Les échantillons i ont une taille de 408 périodes

². 8784 représente le nombre d'heures pour l'année bissextile 2016. Pour 2015 et 2017-2019, il y avait 8760 heures donc $i = 183$ est de taille 24h comparativement à 48h en 2016.

chacun divisée ainsi : les 360 premières heures (15 jours) sont utilisées pour construire le sous-échantillon *train* tandis que les 48 heures suivantes font partie du sous-échantillon *test*. Pour chaque i , le modèle XGBoost est entraîné sur les données d'apprentissage et est ensuite estimé sur les données de test. Les estimations faites sur les données test pour chaque i sont conservées et regroupées pour chaque année. Par exemple, notre premier sous-échantillon débute avec $t = 1$ équivalent à 01 :00 le 1er janvier 2016. Notre sous-échantillon *train* se compose alors des 360 heures entre le 24 décembre 2015 00 :00 et le 1er janvier 2016 01 :00 et le sous échantillon des 48 heures suivantes. Cette méthode permet d'obtenir des sous-échantillons d'apprentissage et de test relativement petits ce qui améliore la qualité de la prévision hors échantillon.

Variables utilisées

Comme il est souvent fait en apprentissage automatique avec les méthodes de type régression, un nombre important de régresseurs a été créé à partir des données disponibles. Le prix de l'électricité (HOEP), la demande totale de marché et la température ont été utilisées pour créer des variables de retard et des variables différenciées retardées de celles-ci. Des variables temporelles sont aussi incluses comme le jour de la semaine, l'heure de la journée, le mois et l'année. Au total, 224 variables ont été utilisées comme entrant au modèle. Une liste détaillée des variables incluses est disponible dans le Tableau A.1 de l'Annexe.

4.2.2 Optimisation par horizon de planification glissant

Pour prendre en compte l'incertitude liée au problème de stockage, il est important de considérer un horizon de planification pour l'optimisation de l'opération du SSE. L'utilisation d'un horizon de planification court ou moyen terme reflète le fait qu'un opérateur de SSE ne peut prédire le prix de l'électricité plusieurs périodes à l'avance pour efficacement capturer la VAE, et ce, particulièrement pour le marché de l'Ontario. Puisque le prix de l'électricité est volatil en Ontario, il est difficile d'obtenir une prédiction efficace

à long terme. Ainsi, une stratégie d'optimisation par horizon glissant est développée pour prendre en compte l'incertitude et permettre d'utiliser à la fois les prévisions à moyen terme moins précises et les prévisions à court terme plus précises. Cette stratégie permet entre autres d'utiliser les informations les plus à jour disponibles à chaque itération de l'optimisation pour réduire l'incertitude vis-à-vis la réalisation future du prix et capturer le maximum de VAE.

Commande prédictive à base de modèle

Pour modéliser l'horizon de planification glissant, l'optimisation sera effectuée par commande prédictive à base de modèle (CPM)³. La CPM est une stratégie de contrôle de processus utilisée pour représenter et optimiser le comportement d'un système dynamique. Cette technique a d'abord été utilisée dans la littérature pour représenter et optimiser le processus dynamique de prise de décision sur les variables et les entrants dans une industrie. Plus récemment, cette technique est aussi utilisée pour représenter des problèmes énergétiques et de stockage (Chitsaz et collab., 2017) (Riffonneau et collab., 2011) (Silvente et collab., 2015). Cette stratégie de contrôle utilise l'optimisation pour prédire les variables du modèle permettant le meilleur comportement prédit par le système sur un horizon de prédiction temporel à court terme. Après l'optimisation, seuls les résultats obtenus pour un court horizon de contrôle prédéfini sont conservés et l'horizon de prédiction pour l'optimisation est avancé d'une période. Ce processus est répété jusqu'à atteindre la fin de l'horizon de temps total. Dans le contexte du stockage de l'électricité, la CPM permet d'anticiper des événements futurs tels que les variations du prix de l'électricité et le comportement de charge du système attendu dans les périodes subséquentes. Enfin, cette stratégie d'horizon glissant permet aussi de réduire l'incertitude vis-à-vis les prédictions utilisées dans le modèle.

Pour bien comprendre le fonctionnement de la CPM, on peut l'illustrer comme présenté dans la Figure 4.1. D'abord, l'horizon de prédiction (PH) est défini et cet horizon est

3. Commande prédictive à base de modèle désigne le terme *Model Predictive Control* (MPC) en anglais.

utilisé pour optimiser le système en fonction des paramètres et données les plus à jour disponibles à ce moment. L'horizon de contrôle (CH) est aussi défini et celui-ci représente la période pour laquelle le résultat de l'optimisation du système sur l'horizon de prédiction sera conservé. Enfin, l'horizon de prédiction est avancé d'une période dans le temps soit la longueur de l'horizon de contrôle. Ceci est répété jusqu'à ce que l'horizon de contrôle atteigne la fin de l'horizon de planification.

Dans ce travail, la durée de l'horizon de contrôle choisi est d'une heure ce qui représente le plus court horizon possible puisque les données utilisées sont sur une base horaire. Ce choix d'horizon vise aussi à garder en mémoire seulement les variables optimisées pour la même période que la meilleure prédiction du prix disponible qui est celle de la période suivante. Ainsi, pour chaque année étudiée, le modèle sera optimisé pour un horizon de planification annuel donc avec 8760 et 8784 itérations pour 2016.

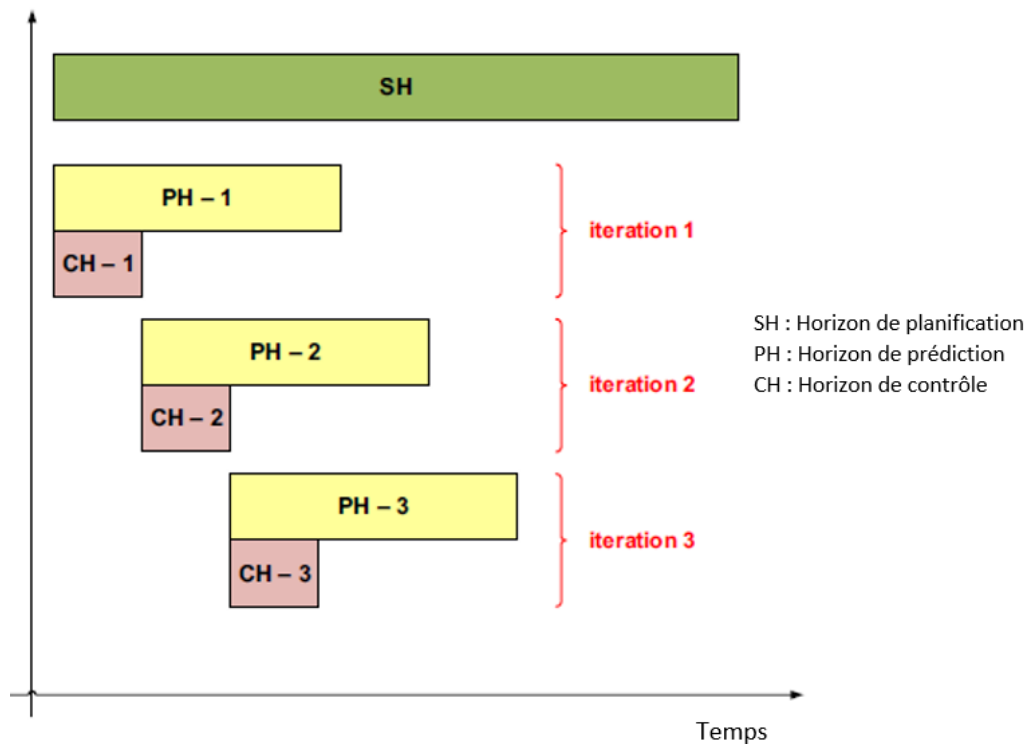


FIGURE 4.1 – Illustration de l'horizon de planification glissant⁴.

4. La Figure 4.1 est tirée de Silvente et collab. (2015)

4.3 Quantité optimale de stockage et minimisation des coûts d'ajustement globaux

Le stockage de l'énergie peut apporter plusieurs bénéfices à ses utilisateurs tels que l'arbitrage d'énergie, mais aussi, il permet de réduire les frais liés à l'utilisation des infrastructures électriques qui comprennent entre autres les frais de demande⁵. Les frais de demande se divisent en des frais de transmission, des frais de distribution et des coûts d'ajustement globaux (CAG). Par l'arbitrage d'énergie, le stockage permet aussi de réduire les épisodes de consommation de pointe propres à chaque consommateur.

Comme les CAG sont chargés en fonction de la consommation lors des cinq plus grandes périodes de demande de pointe provinciale, les consommateurs de classe A ont un incitatif à utiliser le stockage pour espérer réduire leur consommation à ces moments. Considérant l'ajout des CAG dans la structure de coûts de l'électricité, il devient intéressant de déterminer la quantité de stockage minimisant les coûts d'énergie et d'ajustement globaux. Ainsi, la fonction objective est modifiée pour prendre en compte ce nouveau type de coût. Enfin, l'approche utilisée pour évaluer la quantité optimale de stockage se concentre seulement sur les coûts et les bénéfices privés individuels qu'apporte le stockage de l'électricité. À long-terme, lorsque les systèmes de stockage doivent être remplacés ou réparés, d'autres considérations que celles présentées sont à considérer. Contrairement à Sioshansi et collab. (2009) et Carson et Novan (2013), les impacts du stockage sur les bénéfices sociaux ne sont pas considérés dans l'analyse du niveau optimal de stockage pour un consommateur type.

4.3.1 Simulation d'une demande d'un consommateur de classe A

Pour déterminer la quantité optimale de stockage, il faut d'abord obtenir la consommation d'électricité d'un consommateur de classe A. À défaut d'avoir accès à des données horaires sur la demande d'un grand consommateur ontarien, celle-ci est simulée en

5. Les frais de demande font référence aux *Demand Charges* en anglais.

divisant la demande totale de marché, soit la demande ontarienne plus les exportations nettes, par un facteur permettant d'obtenir une demande de pointe mensuelle moyenne d'au moins 5 MWh puisqu'un tel consommateur se qualifie automatiquement pour le *Industrial Conservation Initiative*. Ainsi, la demande totale de marché est divisée par 3 500 ce qui permet d'obtenir une demande de pointe mensuelle moyenne de 6,3 MW en 2019. Définie ainsi, la demande simulée suit de très près la tendance de la demande ontarienne comme montré dans la Figure 4.2.

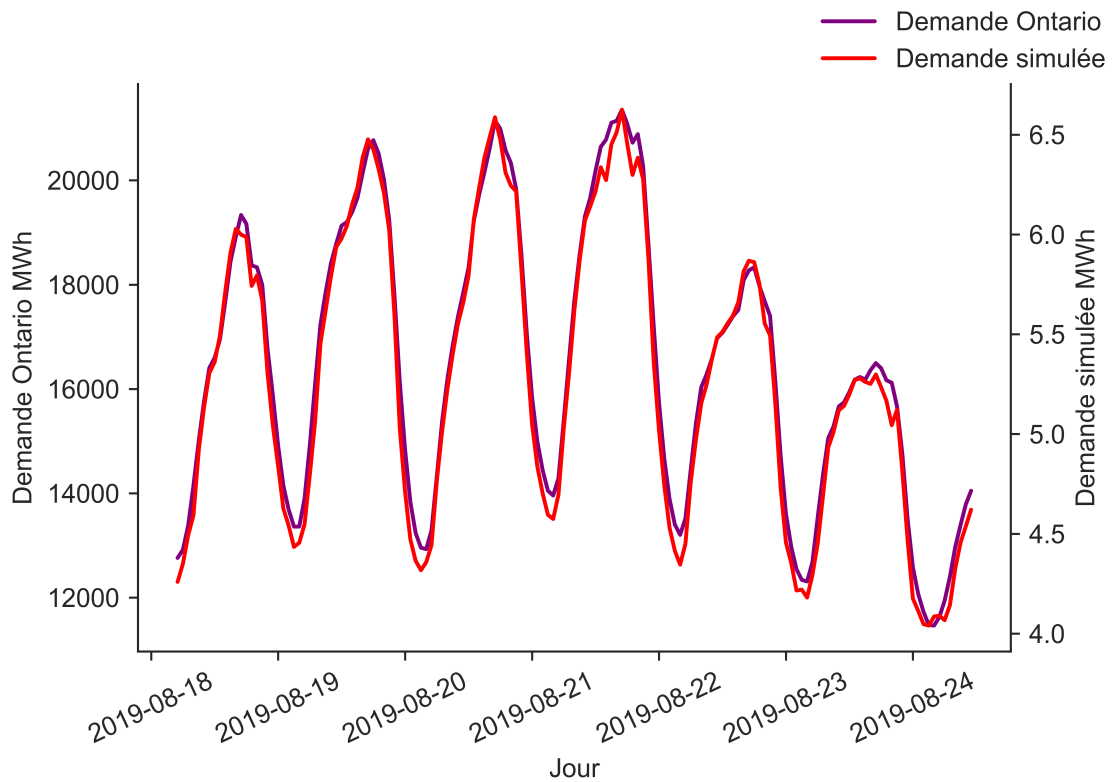


FIGURE 4.2 – Demande ontarienne comparée à la demande d'un consommateur de classe A simulée.

4.3.2 Minimisation des coûts annuels d'un consommateur de classe

A

Dans cette sous-section, un second modèle d'optimisation est développé à partir du modèle d'arbitrage d'énergie pour prendre en compte l'effet des coûts d'ajustements globaux sur la taille et l'opération optimale annuelle d'un SSE à batterie. Cet effet est représenté par *ECAG*. La fonction objective inspirée du modèle développé par Kadri et Mohammadi (2020) s'exprime ainsi :

$$\min_{c_t, d_t, K, S} \{CCB + CE + ECAG\}.$$

Cette formulation implique que l'arbitrage d'énergie est représenté ici par la minimisation des coûts énergétiques (*CE*), qui avec une capacité de stockage, permet de déplacer la consommation d'électricité dans le temps pour effectuer l'arbitrage d'énergie. Enfin, les frais de transmission et distribution n'ont pas été inclus dans les coûts du problème puisqu'ils représentent une faible proportion des coûts totaux. Ces coûts sont peu susceptibles d'affecter les résultats puisqu'ils représentent moins de 4% des coûts totaux selon l'analyse de Kadri et Mohammadi (2020).

Coûts d'investissement annuels pour la batterie (*CCB*)

Les coûts d'investissements annuels d'un SSE à batterie lithium-ion sont représentés par *CCB*. Pour obtenir la valeur présente annuelle des coûts, un taux d'intérêt r de 6% est utilisé comme Kadri et Mohammadi (2020). Ces coûts incluent la puissance optimale annuelle K et la capacité énergétique optimale annuelle S , toutes deux obtenues par le problème de minimisation et sont multipliées par les coûts de puissance et de capacité RP en \$/MW et RC en \$/MWh;

$$CCB = (RP \cdot K + RC \cdot S) \cdot \frac{r}{1 - (1 + r)^{-N_y}},$$

$$K = \max \kappa_t, \quad t \in T,$$

$$S = \max s_t, \quad t \in T.$$

Coûts annuels énergétiques (CE)

Les coûts annuels énergétiques pour un consommateur de classe A sont calculés sur une base horaire en multipliant la quantité d'énergie nette consommée QEN_t par le prix de l'électricité p_t . La quantité d'énergie nette consommée horaire QEN_t correspond à la demande énergétique du consommateur de classe A, D_t^A , à laquelle est additionnée l'énergie chargée c_t et est soustraite l'énergie déchargée d_t ;

$$QEN_t = D_t^A + c_t - d_t,$$

$$CE = \sum_{t=1}^T QEN_t \cdot p_t.$$

Coûts annuels d'ajustement globaux (CAG) et consommation d'énergie de pointe (ECAG)

Les CAG sont calculés en fonction de la consommation coïncidant avec les cinq plus grandes périodes de demande de pointe sur le marché provincial (Ω_{5PH}). La consommation correspondante est utilisée pour calculer le facteur de demande de pointe (FDP) correspondant à la part de la demande du consommateur de classe A dans la demande ontarienne totale (D^{Ont}) lors des cinq périodes de pointe⁶. Le FDP sert alors à allouer la part des CAG aux consommateurs en fonction de leur consommation de pointe ;

$$FDP = \frac{\sum_{q=1}^5 D_q^A}{\sum_{q=1}^5 D_q^{Ont}} \quad q \in \Omega_{5PH},$$

$$CAG = \sum_{m=1}^{12} FDP \cdot CAG_m.$$

Puisque les cinq épisodes de demande de pointe provinciaux ne sont pas connus à l'avance, il est nécessaire d'adopter une stratégie pour anticiper ces épisodes et indiquer à l'algorithme que la demande d'énergie doit être minimisée à ces moments. Pour ce faire, Jiang et collab. (2014) ont développé un modèle probabiliste à l'aide des prédictions court

6. La consommation totale de marché pendant les cinq plus grandes périodes de pointe annuelle est représentée par $\sum_{q=1}^5 D_q^{Ont}$, et elle désigne l'*Allocated Quantity of Energy Withdrawn (AQEW)* en anglais.

terme de la demande de l'IESO permettant de prédire si la demande ontarienne dépassera un seuil critique établi. Leur modèle développé selon la théorie du *optimal stopping* permet de déterminer la probabilité qu'un des 5 pics de demande se produise le lendemain tout en ajustant le seuil critique au courant de l'année à l'aide de prédictions de la demande à court terme sur 14 jours. Avec leur modèle, Jiang et collab. (2014) parviennent à prédire 94% des 5 pics de demande annuels entre 2006 et 2013 sur le marché ontarien. Pour augmenter la précision de l'algorithme et limiter l'horizon de recherche, la période de recherche de périodes de pointe est limitée à la période de l'année entre mai et septembre pendant les jours de semaine puisque les pics se sont historiquement produits pendant l'été. Toutefois, sur l'horizon temporel utilisé dans ce travail, certaines des 5 périodes de pointe annuelles se sont produites l'hiver en janvier et février et parfois lors des jours de fin de semaine. D'autres acteurs du marché ontarien ont utilisé des stratégies plus simples pour réduire les frais d'ajustement globaux payés (Winders, 2012). L'Université Western a cherché à diminuer sa consommation d'électricité en réduisant le plus possible la climatisation dans la majorité des établissements sur le campus entre 14h00 et 18h00, de la fin juin jusqu'à la fin du mois d'août. Cette stratégie visait à réduire la consommation d'énergie lors des périodes annuelles les plus susceptibles de faire partie des cinq périodes de pointe provinciale. De cette façon, l'université estimait réduire sa facture d'électricité annuelle de 500 000\$ (Winders, 2012).

Pour anticiper les périodes de demande de pointe potentielle, une technique simple est utilisée dans ce travail. Inspiré de l'analyse historique sur l'occurrence des 5 périodes de pointe effectives (Ω_{5PH}), on remarque que la presque totalité des pics se sont produits lors des mois de janvier, février, juillet, août et septembre entre 12h00 et 14h00 et entre 17h00 et 20h00 de 2015 à 2019. En regardant les données historiques jusqu'en 2010, on remarque que cette règle est aussi valide si l'on inclut 16h00 à l'intervalle de temps. Ceci nous permet de créer une variable dichotomique prenant la valeur de 1 si le moment de la journée t se retrouve dans une période potentielle de demande de pointe provinciale Ω_{PH} correspondant à un ensemble de prévision de Ω_{5PH} . Autrement, lorsque t n'est pas une

période de pointe potentielle, cette variable prend la valeur de 0. Pour réduire le nombre de périodes de pics potentiels, les périodes de pointes identifiées sont limitées à celles se situant entre 17h00 et 20h00, mais aussi lorsque la température chute sous -11°C et lorsque le prix dépasse 52\$ CAN. Au total, 141 heures sont identifiées comme périodes de pointe potentielles pour l'année 2019. Pour s'assurer que l'algorithme minimise la quantité d'énergie consommée pendant les périodes de pointes potentielles, la quantité nette d'énergie consommée QEN_t est multipliée par un facteur de pénalité W lorsque $t = ph$. Ces épisodes sont alors représentés par QEN_{ph} . Chaque ph correspond à une période de pointe prédite parmi les 141 heures identifiées dans l'année (Ω_{PH});

$$ECAG = \sum_{ph=1}^{PH} QEN_{ph} \cdot W.$$

Dans l'équation plus haut, $ECAG$ représente la somme de l'énergie consommée qui est susceptible d'influencer les coûts d'ajustement globaux payés par le consommateur. En minimisant $EGAC$, l'algorithme peut minimiser le facteur de demande de pointe (FDP) utilisé pour calculer les coûts d'ajustements globaux totaux payés (CAG) qui sont obtenus une fois l'optimisation terminée. Ainsi, minimiser $ECAG$ minimise CAG . L'optimisation s'effectue ainsi puisque que l'opérateur de stockage ne connaît pas à l'avance les cinq épisodes de pointe dans le marché.

Par la définition de $ECAG$, l'algorithme cherche à minimiser la quantité d'énergie consommée pendant les épisodes de pointe potentiels en déchargeant l'énergie stockée dans la batterie. Enfin, pour prendre en compte l'effet du stockage sur les coûts d'ajustements globaux, CAG est calculé avant et après l'optimisation selon QEN_t^{pre} et QEN_t^{post} pour quantifier les coûts évités.

4.3.3 Contraintes et minimisation des coûts en deux étapes

Les contraintes opérationnelles du SSE dans cette partie sont les mêmes que celles énoncées dans le modèle de maximisation de la VAE en sous-section 4.1.2. Toutefois, avec l'ajout de la demande du consommateur de classe A D_t^A , nous ajoutons l'hypothèse

que le consommateur ne peut vendre l'énergie stockée sur le réseau électrique. L'énergie déchargée d_t doit donc être inférieure ou égale à la demande à la période t ce qui limite la QEN_t à des valeurs strictement positives ;

$$QEN_t \geq 0.$$

Pour minimiser les coûts d'énergie de façon réaliste, donc maximiser l'arbitrage d'énergie, l'objectif est d'utiliser la stratégie d'optimisation par horizon de planification glissant pour prendre en compte l'incertitude d'un opérateur de SSE. Puisque cette stratégie implique plusieurs horizons de planification dans une année, cela signifie qu'une valeur optimale pour K et S est obtenue pour chaque itération. Puisque l'intérêt est de déterminer la puissance et la capacité optimale annuelle de la batterie, nous procéderons d'abord par la minimisation des coûts sur un horizon de planification annuel en ayant une connaissance parfaite du prix futur de l'électricité et des cinq périodes de demande de pointe provinciale. Cette opération permet d'obtenir la puissance et la capacité de stockage avec vision parfaite dans le futur K^{vp} et S^{vp} . Ces variables sont ensuite utilisées comme paramètres pour à nouveau minimiser les coûts totaux annuels avec incertitude sur le prix de l'électricité et les périodes de demande de pointe utilisés pour calculer les CAG. Le prix de l'électricité p_t utilisé est alors celui obtenu par les prévisions du prix XGBoost.

Enfin, pour analyser la sensibilité des résultats de la minimisation des coûts totaux avec incertitude en fonction des paramètres K^{vp} et S^{vp} obtenus, une contrainte sur le nombre d'heures de stockage est ajoutée comme dans la section sous-section 4.1.2 ;

$$h \leq s_t / \kappa_t, \quad h \in [1, 4].$$

Selon cette contrainte, on peut s'attendre à ce que les coûts totaux obtenus avec stockage et information parfaite augmentent avec le nombre d'heures de stockage puisque les coûts d'investissement sont définis de façon linéaire par rapport à la puissance et à la capacité de la batterie. Néanmoins, dans la minimisation avec incertitude, le nombre de périodes où l'algorithme doit minimiser la consommation d'énergie est nettement plus

grand, ce qui implique un besoin de plus d'heures de stockage. Ainsi, plusieurs heures de stockage peuvent permettre d'augmenter les chances de capturer les épisodes effectifs de demande de pointe et donc de réduire les CAG d'où la pertinence de l'analyse de sensibilité sur h . Les résultats sont ainsi comparés pour différentes valeurs de h .

4.4 Programmation des modèles

La programmation des modèles présentés est faite dans le langage Python avec Pyomo qui est une bibliothèque d'optimisation sous contraintes disponible gratuitement et développée par Hart et collab. (2017), permettant de formuler, résoudre et analyser des modèles d'optimisation complexes. Pyomo permet de formuler des problèmes en définissant des paramètres, des variables, des contraintes et des fonctions objectives de façon similaire à comment elles peuvent être écrites à la main. Par sa rapidité d'exécution et son accessibilité, Pyomo est une alternative pertinente aux outils d'optimisation commerciaux plus connus comme GAMS. Pyomo a aussi été développé pour résoudre des problèmes d'optimisation dans le domaine de l'énergie et est d'ailleurs utilisé par plusieurs organismes gouvernementaux Américains dans le secteur de l'énergie⁷. Pyomo a aussi été utilisé par plusieurs chercheurs depuis 2015 pour résoudre des problèmes d'optimisation dans le domaine de l'énergie (Pfenninger et Pickering, 2018) (Nguyen et Byrne, 2017) (Ariss et collab., 2016).

La programmation du modèle XGBoost est aussi faite en langage Python. XGBoost a été développé par Chen et Guestrin (2016) pour résoudre des problèmes d'apprentissage automatique complexes en assemblant plusieurs algorithmes ayant de faibles performances pour en créer un plus efficace pour prédire une variable d'intérêt. XGBoost se différencie des techniques similaires en étant plus rapide pour traiter l'information. Il existe une librairie disponible gratuitement appelée *xgboost* permettant d'exécuter l'algorithme

7. Pyomo est entre autres utilisé par les chercheurs du Sandia National Laboratories, du Federal Energy Regulatory Agency, du National Energy Technology Laboratory et du National Renewable Energy Laboratory.

en Python⁸. Pour chaque sous-échantillon d'apprentissage i , la paramétrisation optimale du modèle XGBoost est déterminée par validation croisée aléatoire avec enchaînement. Le modèle optimal est ensuite estimé sur le sous-échantillon test i et les valeurs prédites sont conservées. Cette opération aussi appelée *hyperparameter tuning* est répétée pour chaque échantillon i . Les lecteurs intéressés peuvent y trouver les codes en format *Jupyter Notebook* avec des commentaires détaillés expliquant les calculs effectués de même que la préparation des données sur un dossier github tel que présenté [ici](#).

8. <https://github.com/dmlc/xgboost/tree/master/python-package/xgboost>

Chapitre 5

Résultats

5.1 Opération de stockage

Avant de présenter les résultats, il est important de montrer que notre modèle d'optimisation réagit de la façon attendue aux variations observées quant au prix de l'électricité soit, lorsque le prix diminue, le SSE devrait charger l'énergie et à l'inverse décharger l'énergie lorsque le prix monte. Pour montrer cette réaction face au prix, la quantité d'énergie chargée et déchargée est mesurée par le niveau de décharge nette du SSE en pourcentage de sa capacité de puissance. Dans les sections suivantes, une capacité de puissance maximale de recharge et de décharge de 1 MW a été utilisée pour l'analyse de la valeur d'arbitrage d'énergie (VAE). La capacité énergétique du SSE a été analysée pour des valeurs variant entre 1 et 48MWh. En choisissant 1 MW de capacité de puissance, il devient plus facile et intuitif d'exprimer la capacité énergétique en heures de stockage, représenté par le ratio de capacité énergétique sur la capacité de puissance. L'opération de recharge du SSE avec 12 heures de stockage, obtenue par le modèle d'optimisation est montrée pour une semaine d'activité en août 2019 dans la Figure 5.1.

La courbe orange montre l'évolution du prix horaire de l'électricité et la courbe bleue l'énergie nette déchargée. On peut observer que quand le prix de l'électricité augmente, la décharge nette d'énergie est positive tandis qu'elle est négative lorsque le prix diminue

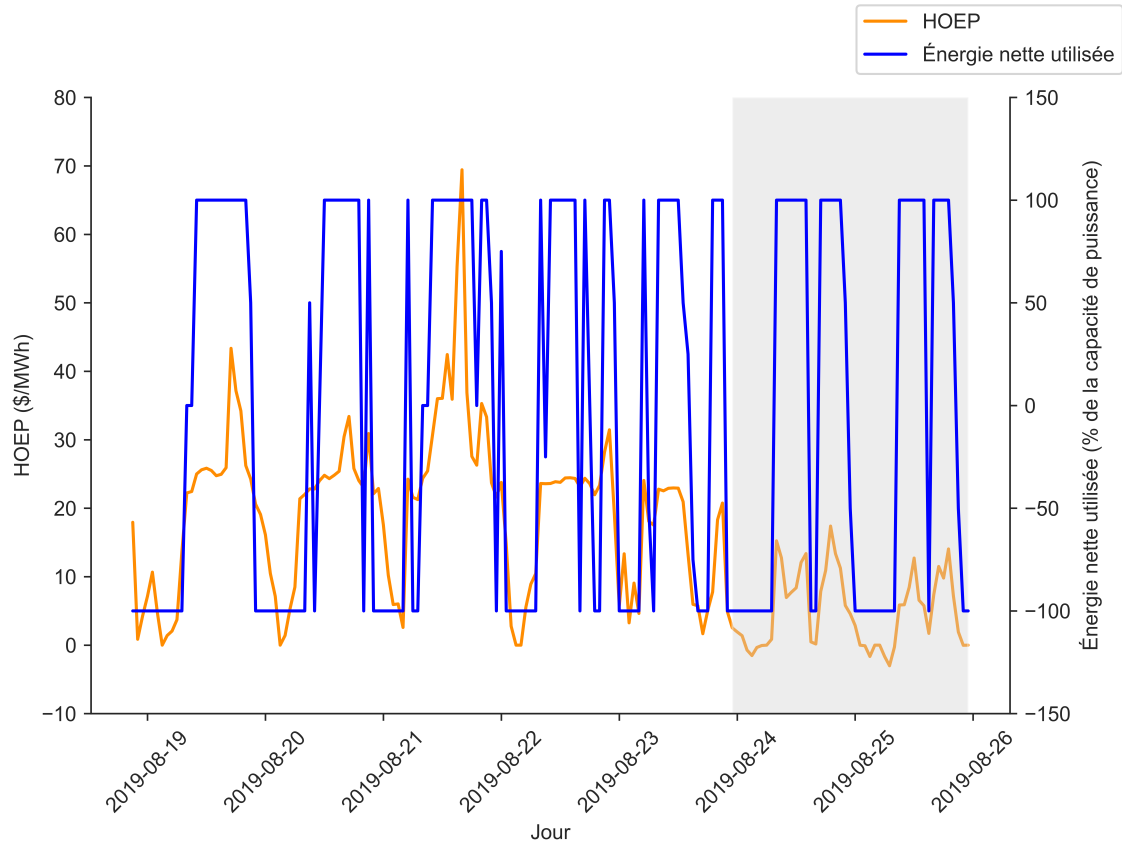


FIGURE 5.1 – Opération du système de stockage pour une semaine d’août en 2019. La courbe bleue représente l’énergie nette déchargée. La courbe orange représente l’évolution du prix horaire de l’électricité HOEP.

ce qui correspond aux résultats attendus pour maximiser l’arbitrage. La Figure 5.1 permet aussi d’observer la variation de prix pendant la journée et entre les différents jours de la semaine puisque la zone grise désigne les jours de fin de semaine. La majeure partie de l’arbitrage d’énergie s’effectue de façon journalière puisque le SSE se recharge dans les premières et dernières heures de la journée, lorsque le prix diminue, et décharge l’énergie pendant le jour lorsque le prix augmente. Avec une efficacité énergétique « round-trip » de 100%, on obtient une corrélation entre l’HOEP et l’énergie nette déchargée de 0,34 alors qu’elle est de 0,44 avec une efficacité énergétique de 60%.

L’arbitrage d’énergie semble aussi s’effectuer entre les jours de la semaine puisque

la décharge nette s'effectue avec une tendance similaire, mais à un niveau d'intensité différent pour les jours de fin de semaine. Ainsi, l'optimisation sera réalisée sur un horizon de planification de plusieurs jours pour analyser le potentiel d'arbitrage entre les jours de la semaine possible avec une capacité énergétique de stockage importante.

5.2 Valeur d'arbitrage selon la capacité de stockage avec information parfaite

De 2015 à 2019, l'optimisation de la VAE est réalisée sur un horizon de planification annuel en posant l'hypothèse que le prix réel de marché de l'électricité est connu à l'avance. Ceci nous permet d'estimer le potentiel maximal d'arbitrage d'énergie qu'il serait possible de capturer sur le marché d'électricité ontarien en fonction de la capacité de stockage. Cette relation est montrée dans la Figure 5.2 et la VAE obtenue est exprimée en \$/kW - année.

On observe que plus le nombre d'heures de stockage augmente, plus la VAE augmente, ce qui suit la logique attendue. Pour 2015 à 2019, la VAE obtenue avec une heure de stockage est relativement similaire d'une année à l'autre se situant entre 17 et 22 \$ /kW. À mesure que le nombre d'heures de stockage augmente, la courbe de VAE croît rapidement pour atteindre un point de flexion à partir duquel la croissance diminue et tend à devenir presque linéaire. La forme des courbes de VAE est similaire d'une année à l'autre mais les VAE obtenues varient, passant de 65\$ /kW en 2019 à 93\$ /kW en 2018 pour 12 heures de stockage. Ces variations peuvent en partie être expliquées par la différence de prix de l'électricité en période de pointe et hors pointe, par sa volatilité et par le prix des autres ressources faisant partie de la composition énergétique dans la province (Sioshansi et collab., 2009). En observant la variation du HOEP selon le moment de la journée dans la Figure 5.3, on observe que l'écart de prix entre les 6 premières heures de la journée et les 8 heures suivantes est plus important en 2015, en 2017 et en 2018. Lors de la deuxième période de pointe entre 14h00 et 20h00, le HOEP se maintient à un

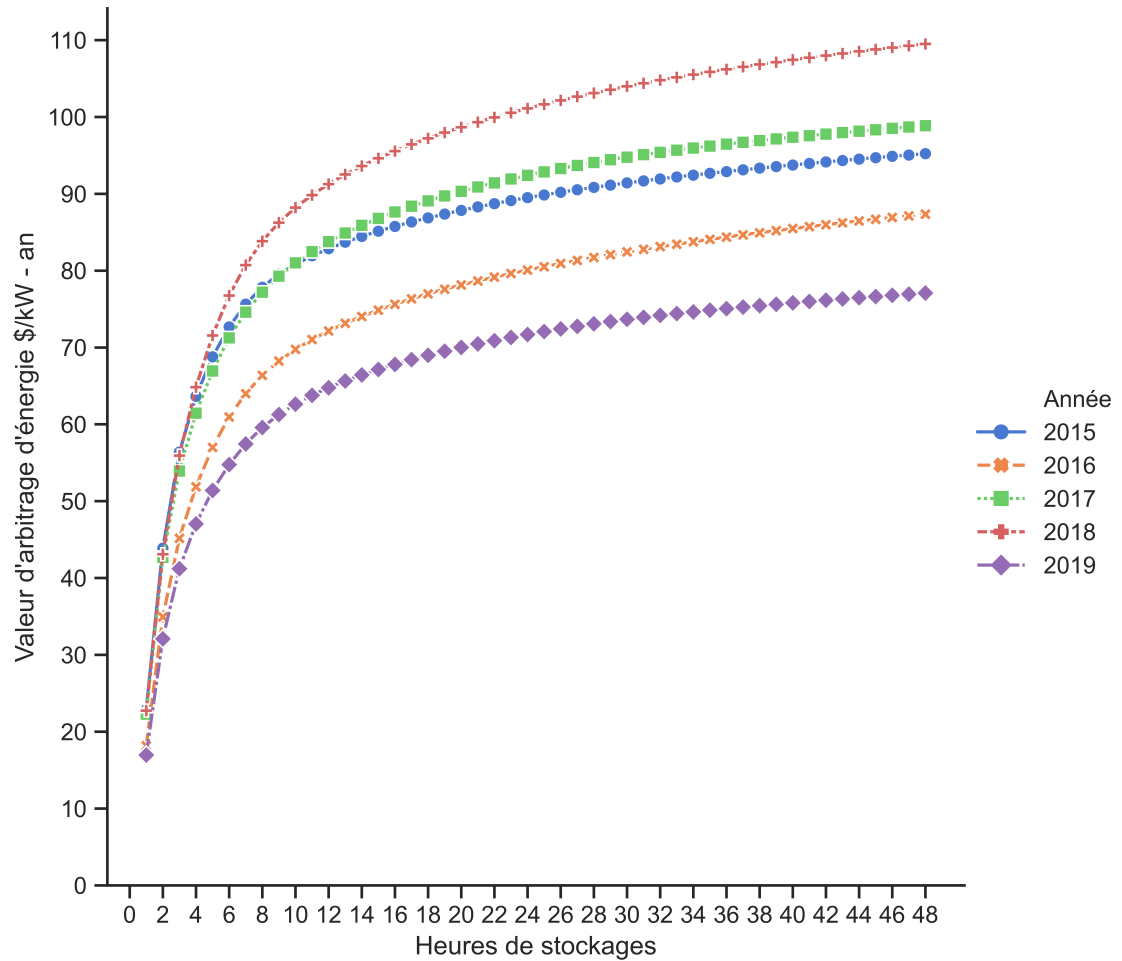


FIGURE 5.2 – Valeur d’arbitrage d’énergie annuelle en \$/kW de puissance selon la capacité de stockage.

niveau supérieur plus longtemps en 2018 comparativement aux autres années, ce qui peut expliquer la VAE plus élevée obtenue. Les pics observés dans les données de prix sont plus importants pour certaines années, ce qui augmente le potentiel d’arbitrage d’énergie capturable avec stockage, particulièrement en début de journée.

Le niveau de volatilité du prix présenté dans le Tableau 5.1 peut aussi expliquer les variations de la VAE. Entre 1 et 4 heures de capacité de stockage, on observe que la VAE est presque identique pour 2015, 2017 et 2018 puisque les courbes de la Figure 5.2 se superposent. Ceci peut s’expliquer par le fait que la volatilité quotidienne moyenne d’une

heure à l'autre est très similaire pour ces années. Avec plus de 6 heures de stockage, on remarque que la VAE obtenue est supérieure pour 2017 et 2018 puisque la volatilité entre périodes de 6,12 et 18 heures est plus élevée pour ces années comparativement à 2015, 2016 et 2019. Une plus grande capacité de stockage permet alors de capturer ces variations de prix journalières plus importantes en 2017 et particulièrement en 2018.

	$\bar{\sigma}_{1,24}$	$\bar{\sigma}_{6,24}$	$\bar{\sigma}_{12,24}$	$\bar{\sigma}_{18,24}$	$\bar{\sigma}_{24,24}$
2015	0.121	0.212	0.224	0.221	0.175
2016	0.098	0.189	0.199	0.194	0.149
2017	0.121	0.221	0.229	0.225	0.182
2018	0.120	0.220	0.232	0.225	0.172
2019	0.100	0.175	0.183	0.182	0.148

TABLE 5.1 – Volatilité quotidienne moyenne du prix de marché. Les indices de volatilité sont exprimés sur un intervalle de temps représenté par $h \in 1, 12, 24$. Par exemple, la valeur de $h = 1$ montre la volatilité du prix d'une heure à l'autre.

L'arbitrage d'énergie est un concept important pour évaluer la valeur du stockage dans un marché, mais elle peut aussi servir d'indicateur pour la quantité optimale de stockage. Dans la Figure 5.3, la valeur marginale d'arbitrage d'énergie (VMAE) par heure de stockage supplémentaire est calculée en prenant la différence entre la VAE obtenue d'une heure de stockage à l'autre. Les VMAE obtenues montrent qu'à partir de 16 heures de stockage, la VAE capturée se situe près de zéro. Ainsi, en considérant seulement l'arbitrage d'énergie et sachant que les coûts de capacité augmentent de façon linéaire en fonction de la capacité, le nombre d'heures optimal de stockage se situe sous 16 heures pour le marché de l'Ontario. Toutefois, la capacité optimale n'est pas universelle puisqu'elle dépendra des coûts fixes et variables qui diffèrent beaucoup d'une technologie à l'autre ce qui affecte le coût marginal par heure de stockage supplémentaire (Mongird et collab., 2019).

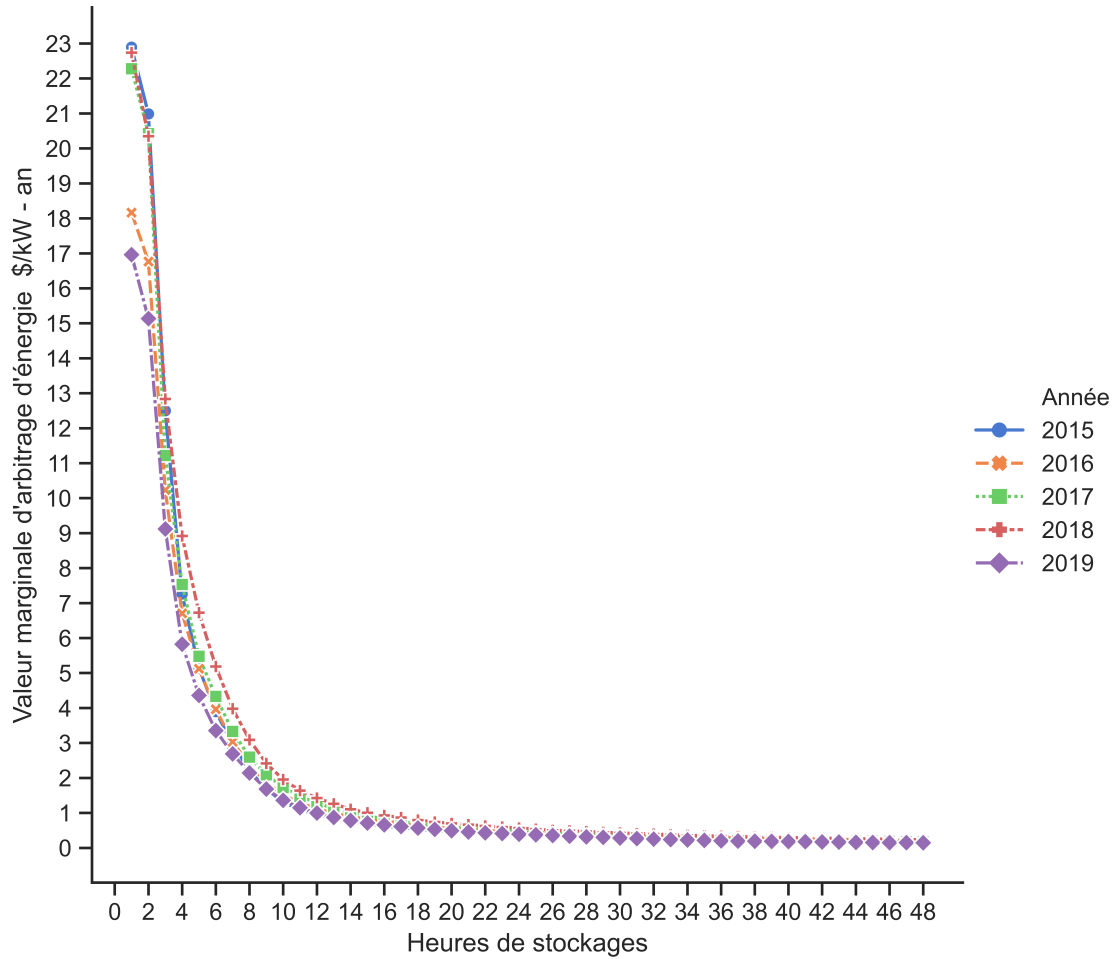


FIGURE 5.3 – Valeur marginale d’arbitrage d’énergie annuelle en \$/kW de puissance selon la capacité de stockage.

5.3 Valeur d’arbitrage avec incertitude

5.3.1 Relation entre l’horizon de planification et la VAE

Comme décrit dans la section 4.2, définir un horizon de planification permet de représenter le comportement réel d’un opérateur de SSE tout en simulant le niveau d’incertitude présent dans le marché. Pour comprendre l’impact du choix de l’horizon de planification sur la VAE capturée, plusieurs optimisations ont été effectuées sur différents horizons. Pour chaque horizon étudié, le modèle d’optimisation de la VAE est lancé n fois,

n étant le nombre d'horizons de planification nécessaires pour atteindre une année complète d'opération du SSE. Le niveau initial de stockage dans la batterie lors du premier horizon de planification est fixé à $\kappa/2$, soit la moitié de la capacité énergétique maximale. À la fin de chaque horizon de planification, le niveau d'énergie stocké restant est conservé et utilisé comme valeur initiale d'énergie dans le SSE pour l'horizon suivant. Ceci permet de reproduire le fonctionnement réel d'un SSE et de s'assurer que la valeur de l'énergie est conservée d'une itération à l'autre. La valeur réelle du prix de l'électricité est utilisée pour calculer la VAE ce qui permet d'observer l'impact de l'horizon de planification de façon isolée. La VAE capturée selon le nombre d'heures de stockage en fonction de la taille de l'horizon de planification en 2019 est montrée dans la Figure 5.4 considérant une efficacité énergétique de 86%.

La Figure 5.4 permet de constater que l'horizon de planification a un impact sur la VAE capturée. Cet impact est beaucoup plus important lorsque l'horizon de planification est court. Pour 12 heures de stockage, on observe qu'un horizon de planification de 12h capture 70,7% de la VAE obtenue avec une simulation annuelle (8760h), et 86,5% pour un horizon de 24h. Pour un horizon de planification d'une semaine et plus, la VAE capturée représente plus de 97,5% de la VAE annuelle potentielle. Ces résultats suivent la logique attendue puisqu'un horizon plus court réduit la quantité d'information disponible sur les fluctuations de prix futur pour optimiser l'opération du SSE. Aussi, on remarque que plus le nombre d'heures de stockage est petit, moins un horizon de planification plus court diminue la part de la VAE potentielle capturée. Ceci s'explique par le fait que même avec un grand horizon de planification, la faible capacité de stockage limite le potentiel d'arbitrage comme le montre la forme des courbes. Enfin, les courbes montrent qu'un horizon de planification de quelques jours permet de capturer presque la totalité de la VAE potentielle, peu importe le niveau de stockage considéré.

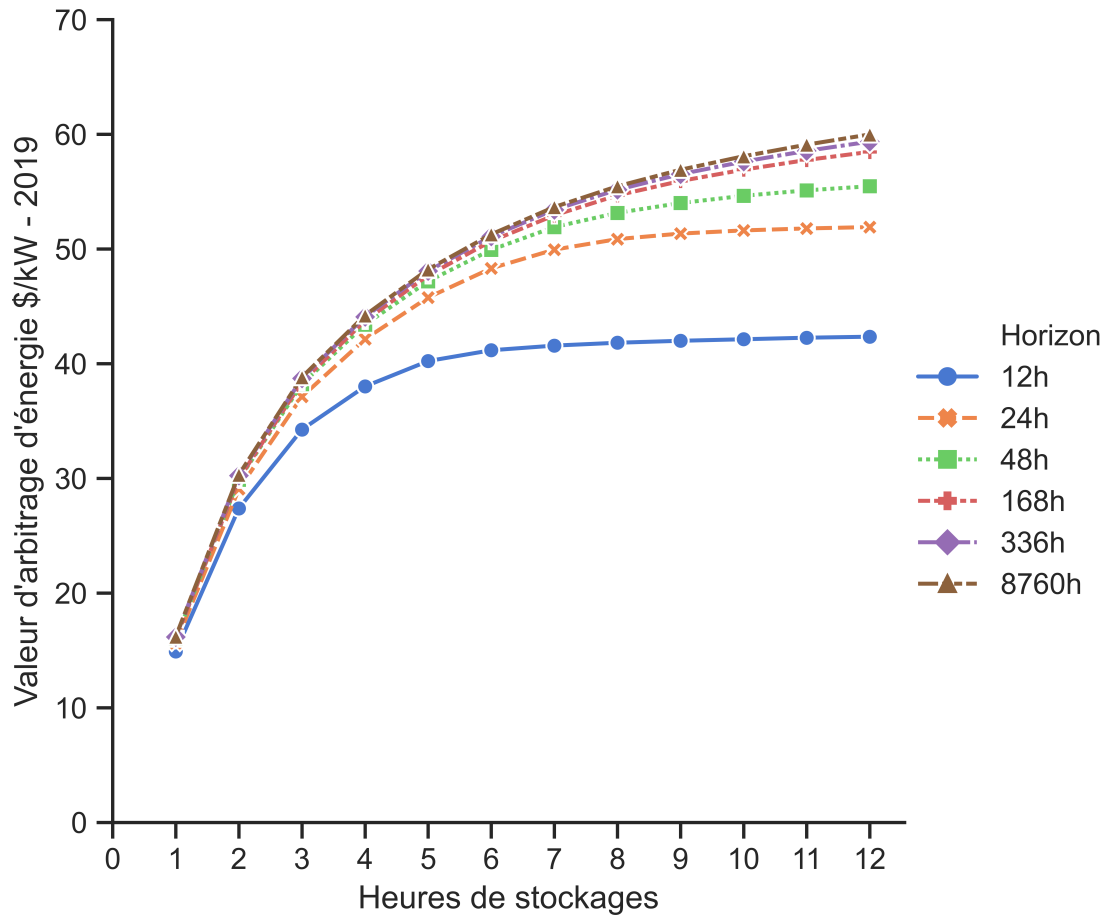


FIGURE 5.4 – Valeur d’arbitrage d’énergie obtenue selon la longueur de l’horizon de planification utilisé pour l’optimisation en 2019.

5.3.2 Valeur d’arbitrage avec prévision du prix

Pour capturer de façon réaliste la VAE, il est important de prédire le prix de l’électricité. La partie précédente a démontré que l’horizon de planification avait un impact important lorsqu’un horizon de moins d’un jour est considéré. Ceci montre un arbitrage entre la qualité de la prévision du prix et l’horizon de planification utilisé pour l’optimisation de la VAE. En effet, de façon intuitive, on peut s’attendre à ce qu’une prévision long-terme du prix soit moins efficace qu’une prévision court terme. Toutefois, un horizon de planification plus long permet d’anticiper davantage de variations futures du prix ce qui augmente le potentiel d’arbitrage. Sachant que pour utiliser un grand horizon de

planification il faut obtenir une estimation long-terme du prix, il existe alors un arbitrage entre la qualité de la prévision et la longueur de l'horizon de planification choisi. Pour évaluer l'efficacité des prédictions du prix sur l'arbitrage, l'estimation de la VAE avec prix historique sera comparée à celle obtenue par apprentissage automatique. Enfin, ces deux types de prévisions seront combinées dans un horizon de planification glissant pour permettre à la fois d'utiliser un horizon long-terme tout en utilisant les prévisions du prix court terme plus efficaces.

Prévision du prix par données historiques

Pour répliquer la méthode d'estimation de la VAE par prédiction simple du prix de l'électricité comme l'on fait Sioshansi et collab. (2009) et Salles et collab. (2017), le prix historique pour 24h, 168h et 360h auparavant a été utilisé pour estimer la VAE et la comparer au potentiel maximal d'arbitrage du marché de l'Ontario obtenu avec vision parfaite du prix et horizon de planification annuel. Un élément important à considérer est la longueur de l'horizon de planification qui découle du prix historique choisi. Par exemple, choisir le prix de la semaine précédente (168h auparavant) comme prédiction du prix actuel limite l'horizon à une taille maximale d'une semaine puisqu'autrement, l'information sur le prix passé n'est pas disponible à la fin de l'optimisation. L'horizon de planification choisi peut être inférieur à l'horizon de prédiction du prix, mais puisqu'un horizon de planification plus grand implique une plus grande VAE capturée, l'horizon maximal selon le prix historique choisi est considéré. Les résultats des optimisations de la VAE avec prix historique sont présentés dans le Tableau 5.2.

On remarque que la valeur d'arbitrage capturée avec le prix 24h auparavant est plus importante qu'avec le prix 168 et 360 heures auparavant pour 2016 à 2019 en proportion de la valeur maximale potentielle. Le taux de VAE capturée est aussi décroissant entre 2016 et 2019. Ceci s'explique en partie par la volatilité plus importante du prix d'une journée à l'autre en 2017 et 2018 défini par $\bar{\sigma}_{24,24}$ dans le Tableau 5.1. Une plus grande volatilité est associée à davantage d'épisodes de prix très élevés ou très faibles. Dans un

Prévision	2019		2018		2017		2016		Horizon
	VAE	Eff %	VAE	Eff %	VAE	Eff %	VAE	Eff %	
HOEP retardé 24h	19,5	32,5	31,6	37,5	34,2	42,6	33,0	48,6	24h
HOEP retardé 168h	17,7	29,5	28,2	33,5	31,5	39,3	31,2	46,0	168h
HOEP retardé 360h	17,5	29,2	27,6	32,6	19,2	23,9	29,9	44,0	360h
HOEP réel	60,0	100	84,2	100	80,2	100	67,9	100	8760h

TABLE 5.2 – Valeurs d’arbitrage obtenues de 2016 à 2019 selon la stratégie de prévision du prix par données historiques utilisée. L’efficacité (en pourcentage) est déterminée en fonction de la VAE maximale théorique obtenue avec l’HOEP réel.

contexte où la valeur retardée du prix est utilisée comme prédiction, une plus forte volatilité du prix en temps réel engendre de plus grandes erreurs de prévision qui réduisent le gain d’arbitrage ou même le rendent négatif lors que la prévision va à contresens du mouvement du prix réel observé. Par exemple, il est possible que l’algorithme anticipe de fortes hausses de prix reflétées par les données retardées de 168 heures et décharge beaucoup d’énergie lors de ces périodes tandis que le prix réel effectif est nettement inférieur ce qui affecte négativement le gain d’arbitrage. Ces résultats permettent de constater qu’en utilisant différentes valeurs historiques du prix de l’électricité, il est possible de capturer entre 23,9 et 48,6% de la VAE potentielle ce qui est nettement inférieur au 85% et plus obtenu par Sioshansi et collab. (2009) et McConnell et collab. (2015) pour les marchés de PJM et AEMO. Ces résultats montrent que l’utilisation de la valeur historique du prix ne réussit qu’en partie à capturer le plein potentiel d’arbitrage d’énergie pour le marché de l’Ontario ce qui laisse place à la recherche d’autres méthodes. Pour aider les acteurs du marché à anticiper le prix, l’IESO publie une heure avant sa réalisation le *Pre-Dispatch Price (PDP)* correspondant à la prédiction horaire du prix de marché. Selon l’analyse de (Chitsaz et collab., 2017) en 2014 et 2015, le PDP annoncé une heure à l’avance par l’IESO montrait une erreur moyenne de plus de 40% par rapport à la valeur observée du HOEP. Ce résultat renforce aussi le besoin de développer une méthode de prédiction du prix plus efficace pour le marché ontarien.

Prévision du prix par XGBoost

Pour améliorer la VAE capturée avec prévision du prix, la méthode d'apprentissage automatique XGBoost est utilisée pour générer différentes prévisions. D'abord, pour générer le meilleur modèle de prévision possible avec les données collectées, toutes les 224 variables créées sont fournies au modèle. Les variables contemporaines sont exclues pour permettre de faire la prévision du prix pour la prochaine heure. La prévision obtenue est appelée XGB_1 . La VAE capturée avec 12 heures de stockage avec une efficacité énergétique de 86% sur un horizon de planification annuel utilisant cette prévision est présentée dans la Figure 5.5.

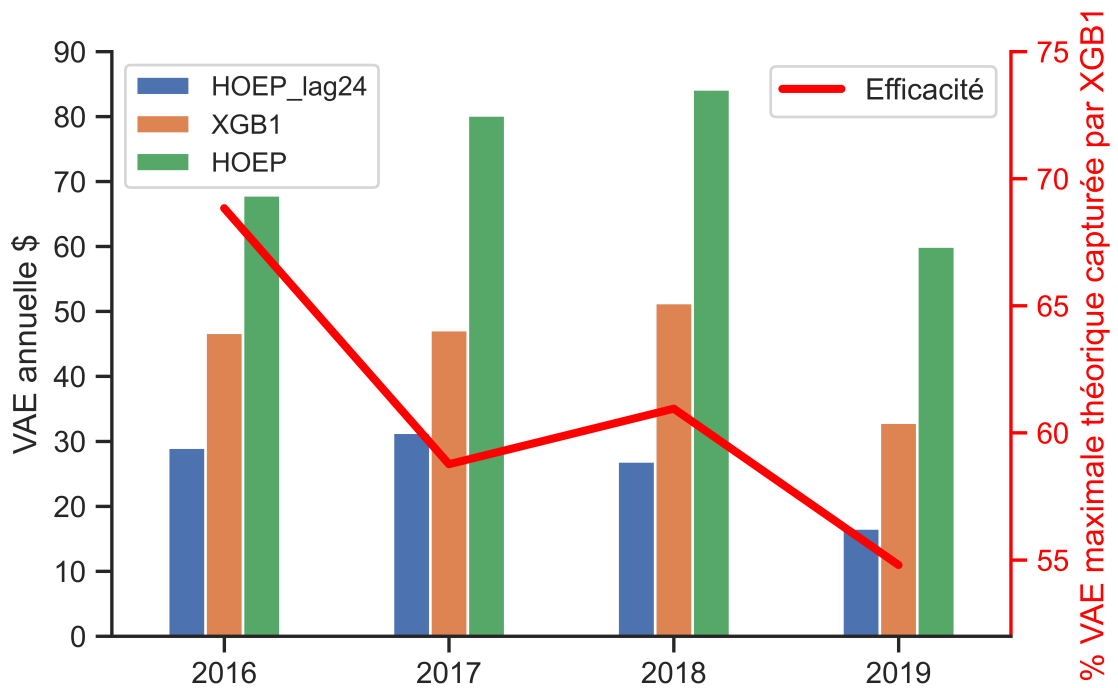


FIGURE 5.5 – Comparaison de la valeur d'arbitrage d'énergie obtenue par le modèle XGB_1 , le prix historique retardé de 24h et le prix réel de marché. L'efficacité (en pourcentage) est exprimée pour le modèle XGB_1 par rapport à la valeur d'arbitrage obtenue avec le prix réel de marché.

Les résultats montrent que la prévision du prix par XGB_1 permet de capturer une part significativement plus grande de la VAE potentielle avec un horizon de planifica-

tion annuel variant entre 55% en 2019 et 68% en 2016. Ces valeurs sont inférieures au 85% obtenu dans d'autres marchés d'électricité, mais sont une amélioration par rapport à l'utilisation des prix historiques considérant la volatilité de prix plus forte en Ontario ce qui rend la prédiction du prix plus difficile. Ce constat montre que ce type de prévision est justifiable pour évaluer la VAE avec incertitude sur le prix. Toutefois, puisque seules les données contemporaines sont exclues des intrants, le modèle ne peut générer des prévisions hors échantillon pour plus d'une période ce qui limite la taille de l'horizon de planification à une période. Pour effectuer l'arbitrage, l'algorithme doit pouvoir analyser les fluctuations de prix pour plusieurs périodes dans le futur et plus l'horizon de planification est grand, plus le potentiel d'arbitrage augmente. Pour corriger cette lacune du modèle XGB_1 tel qu'utilisé, l'optimisation de la VAE est effectuée par stratégie de commande prédictive à base de modèle qui permet d'utiliser un horizon de planification glissant mettant à jour les informations à chaque période. Enfin, pour augmenter la taille de l'horizon de planification, d'autres prévisions obtenues XGBoost sont faites en restreignant le nombre d'informations sur les valeurs historiques du prix, de la demande et de la température utilisées comme intrants pour obtenir des prévisions à plus long terme. Au total, quatre modèles XGBoost sont créés de la façon suivante : les modèles XGB_i pour $i \in 1, 6, 12, 24$ permettant de faire respectivement de prédire du prix pour les i prochaines périodes. Pour chaque modèle, les variables pour les périodes $t - i + 1$ sont exclues des intrants pour faire la prévision. Ceci permet à chaque modèle de faire la prévision du prix pour les périodes t à $t + i$ puisque l'on fait l'hypothèse que le prix est observé au temps t . Pour évaluer la qualité de prévision de ces différents modèles, la racine carrée de l'erreur moyenne au carré (RMSE) est calculée pour les modèles XGB_i et les valeurs retardées du HOEP sont présentées dans le Tableau 5.3.

Selon le RMSE, on remarque que les modèles XGB_i prédisent avec plus de précision le prix actuel de l'électricité que les valeurs retardées du HOEP. Les valeurs prédites du prix obtenues par XGB_1 comparativement au HOEP observé sont illustrées dans la Figure 5.6 pour deux semaines du mois d'août en 2016. La prévision XGB_1 reproduit

Prévision	RMSE (\$ CAN)				Horizon
	2019	2018	2017	2016	
XGB_1	22,3	18,8	36,1	31,4	1h
XGB_6	23,4	22,6	37,4	34,5	6h
XGB_{12}	25,3	22,8	37,0	35,6	12h
XGB_{24}	28,4	24,0	36,9	35,6	24h
HOEP retardé 24h	29,3	24,4	48,0	41,8	24h
HOEP retardé 168h	30,1	27,4	48,9	42,8	168h
HOEP retardé 360h	30,6	28,3	50,2	43,3	360h
HOEP					
Moyenne	16,7	22,4	14,1	14,9	
Écart-type	23,6	22,1	36,3	32,2	
Max	1028,5	365	1822	1619,6	
Min	-56,3	-4,4	-67,1	-9,8	

TABLE 5.3 – Erreur de prévision des différentes techniques de prévision du prix utilisées.

assez bien les fluctuations de prix observées et même certains pics de prix. On remarque également que parmi les modèles XGB_i , plus la valeur de i est faible, plus la qualité de prévision augmente. Cela s'explique par le fait que le modèle XGB_i a été estimé avec plus d'information récente sur le prix, la demande et la température que le modèle XGB_x pour $x > i$. Le Tableau 5.3 permet aussi d'observer l'arbitrage entre la qualité de la prévision et la longueur de l'horizon de planification. En utilisant des données historiques pour prédire le prix, la qualité de la prévision diminue comparativement aux modèles XGB réduisant ainsi le potentiel d'arbitrage. Toutefois, l'horizon de planification maximal dans un schéma statique augmente ce qui inversement augmente le potentiel d'arbitrage par rapport aux modèles XGB .

Afin d'utiliser les prévisions XGBoost dans un horizon moyen-terme dynamique, la commande prédictive à base de modèle est modélisée en considérant toutes les prévisions du Tableau 5.3 à l'exception du HOEP retardé 24h. La prévision XGB_{24} est choisie au lieu du HOEP retardé 24h puisque son RMSE est plus faible pour toutes les années observées. Enfin, neuf modèles utilisant différentes combinaisons de prédictions du prix sont créés pour analyser la relation entre la qualité de prévision utilisée, la longueur de l'horizon de

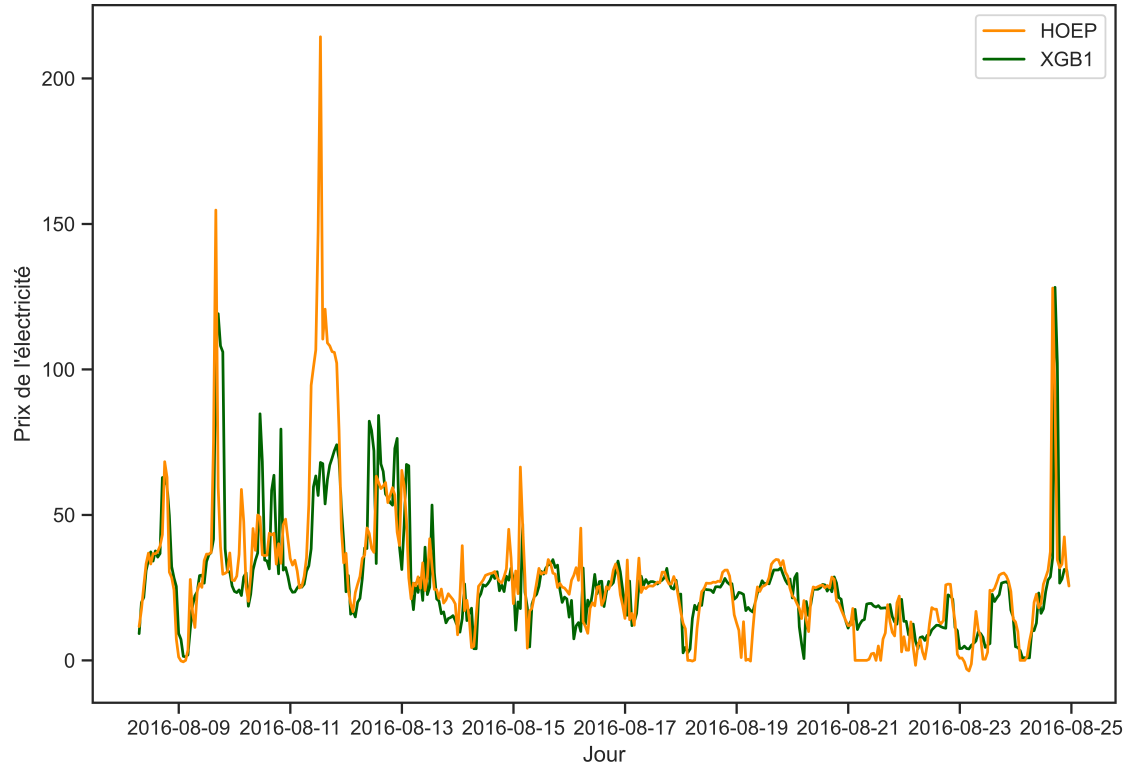


FIGURE 5.6 – Valeurs prédites du prix de l'électricité obtenues par le modèle XGB_1 pour 2016.

planification et le pourcentage de VAE potentielle capturée. Les prédictions du prix de l'électricité utilisées dans chaque modèle sont décrites dans le Tableau 5.4.

Pour chaque modèle, le prix utilisé pour optimiser la VAE au temps t est celui de la meilleure prévision disponible à ce moment sur l'horizon de planification parmi les prévisions retenues. Ainsi, pour le modèle M6 par exemple, l'HOEP prédit pour $t + i$ est obtenu par XGB_1 pour $i = 1$, la prévision XGB_6 est utilisée pour $i \in [2, 6]$, XGB_{12} pour $i \in [7, 12]$, XGB_{24} pour $i \in [13, 24]$, $HOEP_{t-168}$ pour $i \in [25, 168]$ et $HOEP_{t-360}$ pour $i \in [169, 360]$ sur un horizon de 360 heures. Logiquement, on devrait s'attendre à ce que le modèle M6 capture plus efficacement la VAE puisque les meilleures prévisions disponibles au temps $t + i$ sont utilisées. Les résultats des modèles d'optimisations sont montrés dans le Tableau 5.5.

Modèles	Prédictions utilisées ¹					
	XGB ₁	XGB ₆	XGB ₁₂	XGB ₂₄	HOEP _{t-168}	HOEP _{t-360}
M1	✓		✓			
M2	✓			✓		
M3			✓		✓	
M4	✓		✓		✓	
M5	✓			✓	✓	✓
M6	✓	✓	✓	✓	✓	
M7	✓		✓		✓	✓
M8	✓		✓	✓	✓	✓
M9	✓		✓	✓	✓	

TABLE 5.4 – Description des neuf modèles utilisés pour l’optimisation de la VAE par horizon de planification glissant. Les modèles sont créés à partir de combinaisons des modèles de prédiction *XGB*. Les crochets représentent l’inclusion du type de prédiction sur l’horizon de planification.

Modèles	2019		2018		2017		2016		Horizon
	VAE	Eff %	VAE	Eff %	VAE	Eff %	VAE	Eff %	
M1	23,9	39,8	35,0	41,6	36,8	45,9	32,0	47,1	12h
M2	25,3	42,2	35,3	41,2	37,8	47,1	31,2	46,0	24h
M3	9,9	16,5	27,2	32,3	22,9	28,6	26,7	39,3	168h
M4	26,6	44,3	37,8	44,9	40,4	50,4	34,8	51,3	168h
M5	24,3	40,1	35,4	42,0	38,3	47,8	34,3	50,5	360h
M6	25,0	41,7	36,9	43,8	41,4	51,6	36,3	53,4	168h
M7	26,3	43,8	37,7	44,8	40,5	50,5	35,5	52,3	360h
M8	25,3	42,2	37,0	43,9	41,7	52,0	35,3	52,0	360h
M9	25,3	42,2	37,0	43,9	41,7	52,0	35,3	52,0	168h

TABLE 5.5 – Valeurs d’arbitrage obtenues pour les neuf modèles d’optimisation. L’efficacité des modèles (en pourcentage) présentés est calculée en fonction du maximum d’arbitrage obtenu avec les données réelles du prix. Les résultats sont obtenus pour une efficacité énergétique de 86% avec 12 heures de stockage. La longueur de l’horizon de planification glissant utilisé pour chaque modèle est représentée par la colonne Horizon du tableau.

Un premier constat est que les modèles avec un horizon de 168h capturent plus efficacement la VAE que les modèles avec 360h. Ceci s’explique par le fait qu’un horizon de 168h est suffisant pour capturer la majeure partie du potentiel d’arbitrage tel que montré dans la Figure 5.4 et que les variations passées du prix au-delà de 168h affectent peu

l'opération de stockage contemporaine du SSE. En comparant les modèles M8 et M9, on remarque que l'ajout de la prévision $HOEP_{t-360}$ n'augmente pas la VAE capturée. Un second constat est que l'inclusion de la prévision XGB_1 pour prédire le prix de la prochaine heure est importante. En comparant M3 aux autres modèles, on remarque que celui-ci capture moins efficacement la VAE lorsque la prévision XGB_1 est exclue. Enfin, les modèles permettant d'atteindre le plus haut taux d'efficacité sont M4 pour 2019 et 2018, M9 pour 2017 et M6 pour 2016. Comparativement au modèle M4, M6 et M9 incluent la prévision XGB_{24} sur l'horizon de planification. Le niveau d'efficacité plus élevé de ces modèles pour 2016 et 2017 s'explique entre autres par le fait qu' XGB_{24} a un RMSE plus faible que $HOEP_{t-168}$ et donc, utiliser XGB_{24} au lieu du $HOEP_{t-168}$ pour prédire le prix en $t + i$ pour $i \in [13, 24]$ permet d'obtenir une prévision du prix plus efficace.

Enfin, les sauts dans la prévision du prix que l'on observe d'une prévision du prix à l'autre peuvent expliquer la meilleure performance du modèle M4 pour 2018 et 2019. Les combinaisons de prix prédites par les prévisions $XGB_{1,6,12,24}$ et la valeur retardée du HOEP de 168h sont présentées pour la même période pour 2016 et 2019 dans la Figure 5.7. Les traits foncés représentent les données de prix utilisées dans le modèle M6 dans l'horizon glissant tandis que les traits pointillés représentent l'évolution de la tendance pour chacune des prévisions utilisées. Pour 2016, on remarque que la prévision XGB_6 en jaune a un niveau assez similaire au trait pointillé vert et le trait jaune représente une baisse du prix ce qui reproduit en partie la tendance baissière du HOEP entre 14h00 et 19h00 le 2019-07-07. Inclure XGB_6 au lieu de XGB_{12} pour prédire le prix entre la deuxième et la sixième heure de l'horizon de planification reproduit la tendance du HOEP tout en ayant une prévision plus près du HOEP que celle obtenue par le trait pointillé vert. Pour 2019, on remarque que la prédiction XGB_6 montre une baisse de prix anticipée alors que l'HOEP (trait noir) augmente sur la même période. On observe aussi une baisse du prix anticipé entre le passage du trait rouge (prévision XGB_{24}) au trait mauve (HOEP retardé 168h) ce qui représente un mouvement de prix contraire à celui observé pour l'HOEP. En anticipant ces mouvements de prix, l'algorithme charge ou décharge

l'énergie de façon contraire à ce qu'il aurait fait en connaissant le prix réel ce qui diminue la VAE capturée. Cet exemple montre que l'utilisation de plusieurs prédictions différentes du prix peut causer des sauts dans les données de prix prédits et affecter la VAE ce qui explique en partie l'efficacité variable du modèle M6.

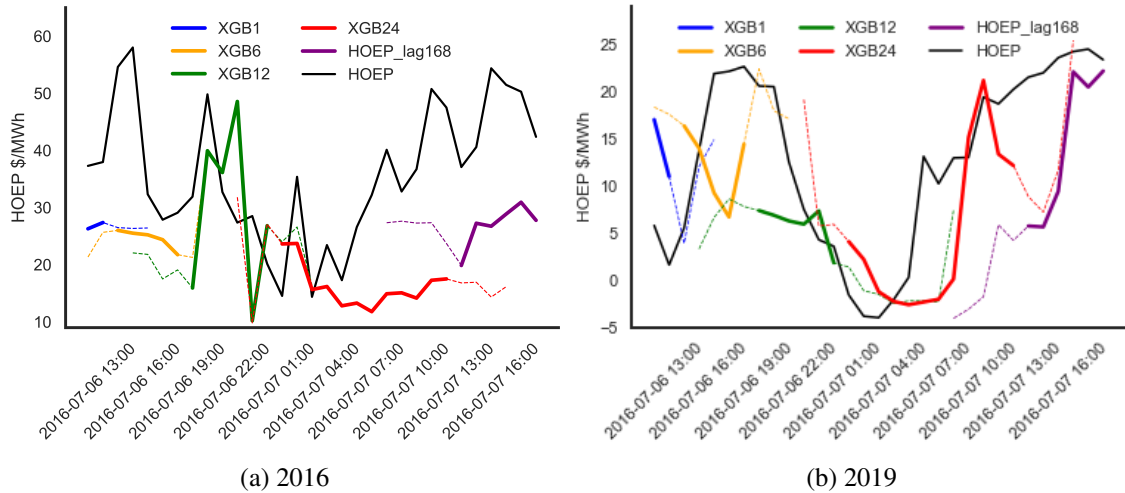


FIGURE 5.7 – Illustration graphique de l'enchaînement des valeurs prédites du prix utilisées par les modèles XGB_g ($g = 1, 6, 12, 24$) et le prix historique $HOEP_{t-168}$.

Cette section du travail montre une technique de prévision du prix par XGBoost combinée à une stratégie d'optimisation par horizon glissant pour capturer la valeur d'arbitrage d'énergie dans le marché ontarien. Les modèles montrés ne visent pas à être les meilleures techniques existantes pour capturer l'arbitrage mais constituent une amélioration par rapport à la prévision du prix par valeur historique. Enfin, les modèles sont simples et utilisent des données de marché facilement disponibles.

5.4 Quantité de stockage optimale et rentabilité

Après avoir déterminé un modèle pour capturer l'arbitrage d'énergie, il est pertinent de l'inclure dans le problème de minimisation des coûts d'ajustement globaux. Pour estimer les paramètres optimaux de la batterie, le modèle de minimisation des coûts est d'abord estimé en faisant l'hypothèse d'une connaissance parfaite du prix futur de l'électricité

et des cinq périodes de demande de pointe provinciale. Les paramètres utilisés lors de l'optimisation sont définis dans le Tableau 5.6.

Nombre d'années d'opération (N_y)	5 ans
Coûts de puissance de la batterie (RP)	125 000 \$/MWh
Coûts de capacité de la batterie (RC)	344 000 \$/MWh
Taux d'intérêt (r)	6%
Efficacité énergétique (η)	86%

TABLE 5.6 – Paramètres du modèle de minimisation des coûts totaux d'électricité (\$ CAN).

Ces paramètres sont les mêmes que ceux utilisés par Kadri et Mohammadi (2020) dans leur modèle de minimisation des coûts d'ajustement globaux. Dans l'optimisation, les contraintes techniques sur le nombre de cycle maximal de recharge et le niveau d'énergie minimal à conserver dans la batterie (*Depth of Discharge*) ne sont pas incluses puisque l'objectif est d'évaluer la relation entre le nombre d'heures de stockage et la rentabilité dans une perspective maximale de réduction des CAG et des coûts énergétiques. De telles contraintes techniques sont généralement incluses dans des analyses similaires sur le stockage de l'électricité (Kadri et Mohammadi, 2020)(Ariss et collab., 2016). Notre modèle optimise l'opération de la batterie sans prendre en compte qu'un nombre plus grand de cycles augmente l'arbitrage d'énergie, mais réduit la durée de vie de la batterie. Pour prendre en considération cet élément, la durée de vie du projet est fixée à 5 ans ce qui est sous la durée de vie moyenne d'une batterie lithium-ion située à l'heure actuelle entre 10 et 15 ans (Mongird et collab., 2019). Ceci prend alors en compte le fait que l'algorithme aura intérêt à adopter un comportement de charge/décharge intensif ce qui réduit la durée de vie de la batterie.

5.4.1 Minimisation des coûts en deux étapes

Pour déterminer la quantité de stockage minimisant les coûts totaux pour la demande d'électricité simulée d'un consommateur de classe A, nous procédons en deux étapes.

D'abord, l'optimisation s'effectue pour l'année 2019 dans un contexte d'information parfaite sur le prix futur de l'électricité et des 5 évènements de demande de pointe annuels. Ensuite, à l'aide des caractéristiques optimales K et S obtenues, l'optimisation est faite à nouveau avec les valeurs de K et S comme paramètres en utilisant la règle de prédiction des 5 pics de demande et en utilisant le modèle M4 d'optimisation de la VAE par horizon de planification glissant pour minimiser les coûts totaux. Le modèle M4 est retenu puisque c'est le modèle maximisant la VAE capturée en 2019 (voir Tableau 5.5). Nous procédons à l'optimisation en deux étapes puisque l'optimisation en une seule étape avec l'horizon glissant impliquerait 8760 valeurs optimales, une pour chaque itération, pour les caractéristiques de la batterie. En utilisant les valeurs K et S comme paramètres fixes dans la deuxième étape, ce problème est évité. Les résultats pour les deux optimisations sont présentés dans le Tableau 5.7.

2019	Information parfaite	Avec incertitude
	Première étape	Deuxième étape
Coûts d'ajustement globaux	0,0\$	2 326 618\$
Coûts énergétiques	637 960\$	762 160\$
Coûts d'investissement	781 313\$	781 313\$
Coûts totaux	1 419 273\$	3 870 091\$
FDP	0,0	0.000 179
K	7,02 MW	7,02 MW
S	7,02 MWh	7,02 MWh
h	1 heure	1 heure
Rendement annuel	70,84%	20,48%
Revenus d'arbitrage	151 506\$	27 202\$

TABLE 5.7 – Résultats de la minimisation des coûts annuels pour la première étape (information parfaite) et de la deuxième étape (avec incertitude) pour 2019 (\$ CAN).

Les résultats de la première étape montrent que les coûts d'ajustement globaux (CAG) sont réduits à zéro puisque la demande nette d'énergie pendant les 5 périodes de pointes est nulle avec 7,02 MW et 7,02 MWh de stockage. Dans un contexte d'information parfaite, une heure de stockage minimise les coûts totaux et les coûts d'investissement. Avec une valeur de K de 7,02 MW, la plus forte demande de pointe dans l'année D_t^A enre-

gistrée le 2019-07-29 à 17h00 est complètement absorbée par l'énergie déchargée (voir Tableau 5.9). Une fois les paramètres optimaux de la batterie trouvés, ceux-ci sont utilisés pour l'optimisation avec incertitude. On remarque que les CAG demeurent importants et les coûts énergétiques sont supérieurs à ceux obtenus avec information parfaite. D'abord, les CAG sont plus élevés puisque la capacité de stockage S n'est pas suffisante pour couvrir plusieurs heures de demande de pointe consécutives. Comme la stratégie de prédiction des 5 périodes de pointe identifie plusieurs périodes de pointe potentielles consécutives dans l'année, l'algorithme doit décharger l'énergie sur plusieurs heures consécutives pour espérer minimiser la quantité nette d'énergie lors des périodes de pointe réelles. Avec seulement une heure de stockage, la capacité de stockage est insuffisante et la batterie ne réduit qu'en partie la quantité d'énergie consommée pendant les périodes de pointe ce qui réduit peu le FDP utilisé pour calculer les CAG.

En regardant les résultats du Tableau 5.8, on remarque que l'algorithme décharge l'énergie pendant trois pics de demande sur cinq pour une rentabilité annuelle de 20,48%. L'algorithme décharge l'énergie lors de certains pics et en rate certains autres puisque, parallèlement à la minimisation des CAG, l'algorithme effectue aussi l'arbitrage d'énergie. Ainsi, la batterie ne décharge pas d'énergie le 2019-07-20 à 17h00, car le prix de l'électricité prévu par XGBoost dans les heures suivantes augmente tout en étant des heures de pointe potentielles pour lesquelles l'énergie nette consommée doit être minimisée. À l'inverse, l'énergie stockée est complètement déchargée le 2019-07-29 à 17h00 puisque c'est un pic potentiel et le prix anticipé futur diminue à partir de 18h00 et pour les heures subséquentes. Ces résultats permettent de soulever un écart important entre l'efficacité du stockage avec information parfaite et celui avec incertitude sur le prix et la demande de pointe. Une heure de stockage minimise les coûts d'investissement et est suffisante pour capturer les 5 périodes de demande de pointe lorsque celles-ci sont connues à l'avance tout en procurant une rentabilité annuelle de 70,84%. Néanmoins, avec incertitude, une heure de stockage n'est pas suffisante pour permettre à l'algorithme de décharger efficacement l'énergie lors des 141 périodes de pointes potentielles ph . L'algorithme rate

certaines périodes de pointe réelles ce qui porte le rendement annuel à 20,48%.

Date	ph	QEN_t	D_t^A	c_t	d_t	s_t	HOEP
2019-07-04 18h00	1	6,27	6,67	0,0	0,40	6,61	24,26
2019-07-05 17h00	1	6,52	6,91	0,0	0,39	6,63	32,97
2019-07-19 12h00	1	0,0	6,75	0,0	6,75	2,64	27,60
2019-07-20 17h00	1	6,56	6,56	0,0	0,0	7,02	60,28
2019-07-29 17h00	1	0,0	7,02	0,0	7,02	0,0	41,83

Note : QEN_t, D_t^A, c_t et d_t sont exprimées en MWh.
HOEP et s_t sont exprimés en \$CAN et en MW.

TABLE 5.8 – Résultats de l’opération de la batterie pendant les 5 pics de demande obtenus pour la deuxième étape en 2019.

5.4.2 Sensibilité au nombre d’heures de stockage

Puisqu’une heure de stockage ne permet pas de capturer l’entièreté des périodes de pointe, il devient intéressant d’évaluer la sensibilité des résultats au nombre d’heures de stockage. Pour ce faire, une contrainte est ajoutée lors de l’optimisation de la première étape pour garantir un nombre d’heures de stockage minimal. La première étape permet alors d’obtenir les paramètres optimaux de la batterie tout en ayant un nombre d’heures de stockage minimum variant entre 2 et 4 heures ;

$$h \leq \frac{s_t}{k_t} \quad h \in [2, 3, 4].$$

Encore une fois, les variables K et S obtenues sont utilisées comme paramètres dans la deuxième optimisation avec incertitude. Les résultats obtenus avec incertitude sont présentés dans la Figure 5.8.

On remarque d’abord que les CAG payés diminuent à mesure que le nombre d’heures de stockage augmente. Puisque notre règle de prédiction des périodes de pointes identifie plusieurs heures potentielles successives, un plus grand nombre d’heures de stockage permet de stocker à l’avance davantage d’énergie qui peut être déchargée sur une plus longue période et diminuer la QEN consommée lors des 5 périodes de pointe provinciales réelles. Ensuite, les coûts énergétiques diminuent en fonction du nombre d’heures

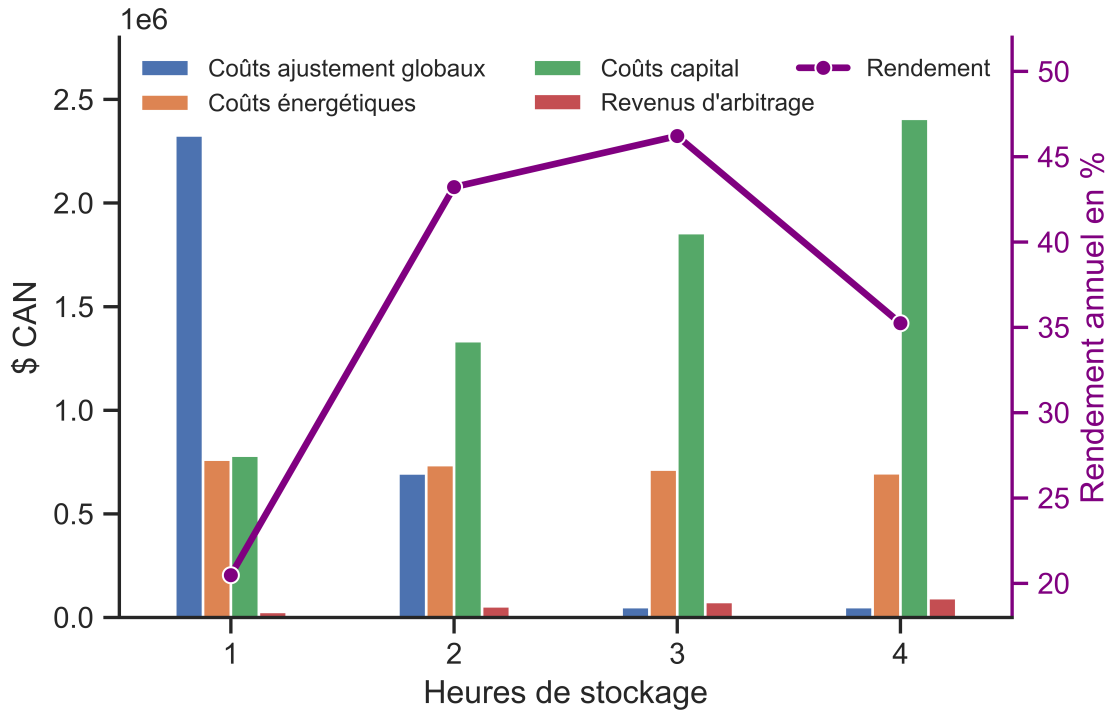


FIGURE 5.8 – Détails des différents coûts payés et du rendement du stockage selon le nombre d’heures de stockage utilisé pour 2019.

puisque le potentiel d’arbitrage augmente avec les heures de stockage tel que montré dans la sous-section 5.3.1. À l’inverse, les revenus d’arbitrage d’énergie augmentent quand les coûts énergétiques baissent puisque la somme de la *QEN* annuelle est constante dans le modèle. On remarque aussi que les coûts d’investissement augmentent de façon constante avec les heures de stockage, car les coûts de batterie sont modélisés de façon linéaire. Enfin, le rendement annuel est maximisé avec trois heures de stockage pour un rendement de 46,21%. En comparant les résultats avec deux et trois heures de stockage, on remarque que l’algorithme parvient à décharger une quantité d’énergie nettement plus importante pendant les pics avec 3h de stockage ce qui réduit les coûts d’ajustements payés et augmente la rentabilité annuelle. Les résultats montrent que 4h de stockage ne permettent pas de réduire davantage les coûts d’ajustement, mais augmentent les coûts d’investissement réduisant la rentabilité annuelle. Ces résultats sont comparables avec ceux obtenus par

Staffell et Rustomji (2016). Dans leur étude sur le potentiel d'arbitrage dans le marché d'électricité du Royaume-Uni, ces auteurs déterminent que le niveau de stockage optimal se situe entre 2,5 et 3,3 heures de stockage pour les batteries lithium-ion en 2016.

Également, il est important de mentionner que les résultats vis-à-vis les rendements obtenus selon le nombre d'heures de stockage sont fortement liés à notre technique de prévision des périodes de pointe. Par exemple, une règle de prévision plus précise identifiant un nombre moins important de périodes de pointe potentielle aurait pu mener à un rendement supérieur avec 2h de stockage puisque les coûts d'investissement sont alors moins élevés.

	Date	ph	QEN_t	D_t^A	c_t	d_t	s_t	HOEP
$h \geq 2$ $K = 6,91$ $S = 13,82$	2019-07-04 18h00	1	6,27	6,67	0,0	0,0	6,61	24,26
	2019-07-05 17h00	1	6,52	6,91	0,0	6,91	6,91	32,97
	2019-07-19 12h00	1	0,0	6,75	0,0	6,75	7,06	27,60
	2019-07-20 17h00	1	5,57	6,56	0,0	0,89	12,93	60,28
	2019-07-29 17h00	1	0,11	7,02	0,0	6,91	6,91	41,83
$h \geq 3$ $K = 6,75$ $S = 20,26$	2019-07-04 18h00	1	0,0	6,67	0,0	6,67	6,61	24,26
	2019-07-05 17h00	1	0,16	6,91	0,0	6,75	13,51	32,51
	2019-07-19 12h00	1	0,0	6,75	0,0	6,75	13,51	27,60
	2019-07-20 17h00	1	0,0	6,56	0,0	6,56	12,93	60,28
	2019-07-29 17h00	1	0,27	7,02	0,0	6,75	13,39	41,83

Note :

QEN_t , D_t^A , c_t et d_t sont exprimées en MWh.
HOEP et s_t sont exprimés en \$CAN et en MW.

TABLE 5.9 – Résultats de l'opération de la batterie pendant les 5 pics de demande obtenus pour la deuxième étape en 2019 avec 2 et 3 heures de stockage.

Enfin, dans le Tableau 5.10, les coûts minimisés avec 3h de stockage sont comparés aux coûts initiaux sans stockage. On constate que l'algorithme parvient à réduire les coûts d'ajustement globaux de 98,8% avec la méthode de prévision des 5 périodes de pointe provinciale annuelle. Un autre élément important à observer est que les coûts énergétiques diminuent seulement de 9,5% comparativement aux coûts initiaux. Par la formulation du modèle, 141 périodes de demande de pointe potentielle ph sont identifiées et l'algorithme cherche à minimiser l'énergie consommée à ces moments puisque les coûts d'ajustement

représentent la part la plus importante des coûts totaux. Toutefois, le prix de l'électricité n'est pas nécessairement à son maximum journalier lors des pointes de demande puisque la corrélation entre le prix et la demande est plus faible dans le marché d'électricité de l'Ontario qu'ailleurs. Ainsi, pour maximiser l'arbitrage, la batterie aurait potentiellement intérêt à charger à d'autres moments que pendant les pointes prédites ce qui réduit la valeur d'arbitrage capturée par rapport au maximum potentiel. Ceci s'explique aussi de façon analytique en divisant les revenus d'arbitrage obtenus de 75 315\$ par la puissance de la batterie K exprimée en kWh. Ce faisant, on obtient une valeur d'arbitrage d'énergie (VAE) de 11,16\$ / kW pour l'année 2019 avec 3 heures de stockage². Cette valeur est inférieure au 41,21\$/kW obtenu dans la Figure 5.2 pour 3 heures de stockage en 2019. Ainsi, l'algorithme sacrifie en partie l'arbitrage d'énergie pour miser sur la réduction des coûts d'ajustements globaux, car la pénalité imposée pour l'énergie consommée pendant les pointes potentielles est plus grande que le gain d'arbitrage d'énergie.

2019	Sans stockage	Avec 3h de stockage
Coûts d'ajustement globaux	4 077 639\$	50 163\$
Coûts énergétiques	789 363\$	714 048\$
Coûts d'investissement		1 855 028\$
Coûts totaux	4 867 001\$	2 619 255\$
FDP	0,000 314	0,000 003 86
K		6,75 MW
S		20,26 MWh
Revenus d'arbitrage		75 315\$
Rendement annuel		46,21%

TABLE 5.10 – Comparaison des coûts annuels totaux d'électricité (\$ CAN) payés avec 3h de stockage aux coûts initiaux sans stockage pour 2019.

5.4.3 Sensibilité aux 5 périodes de pointe capturées

En comparant les résultats obtenus avec 1h, 2h et 3h de stockage, on remarque l'impact de la quantité d'énergie nette consommée pendant les 5 périodes de pointe sur la

². Cette valeur est obtenue en faisant 75 315\$ / 6750 kW pour pouvoir la comparer aux valeurs d'arbitrage obtenues dans la section 5.2

rentabilité annuelle du stockage. Pour évaluer la sensibilité des résultats aux périodes de pointes capturées, l'optimisation avec 3h heure de stockage a été effectuée en forçant l'algorithme à rater certaines périodes de pointe pour en évaluer l'effet sur les coûts d'ajustements payés. La Figure 5.9 présente les résultats selon le nombre de pics capturés.

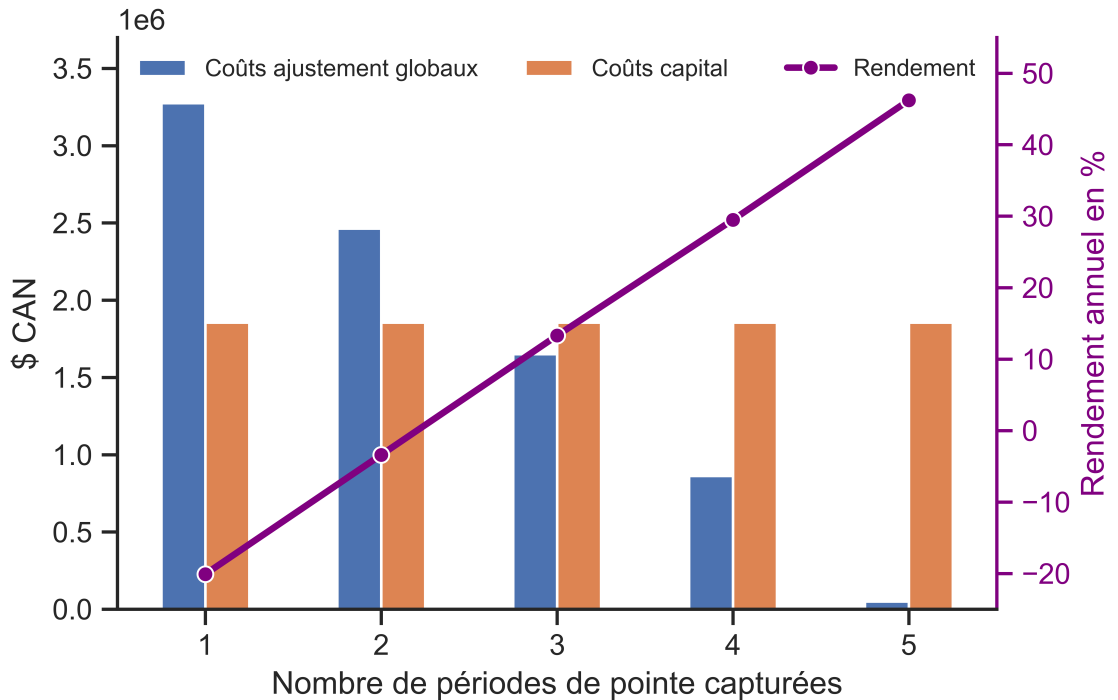


FIGURE 5.9 – Sensibilité des coûts d’ajustement globaux payés en fonction du nombre de périodes de demande de pointe capturées par le modèle avec une batterie de 6,75 MW et 20,26 MWh.

On remarque d’abord que le rendement obtenu augmente de façon linéaire avec les périodes de pointes capturées. Ceci s’explique par le fait que la demande de pointe est relativement constante pendant les 5 épisodes de pointe provinciaux. Ainsi, le rendement marginal par période de pointe capturée est constant. Aussi, la Figure 5.9 permet d’observer que pour être rentable, le système de stockage doit être en mesure de décharger efficacement l’énergie dans au moins 3 périodes de demande de pointe sur 5 avec 3h de stockage. Autrement, si l’algorithme rate 3 périodes de pointes et plus, les coûts d’ajustements globaux restants sont supérieurs aux coûts annuels d’investissement dans un SSE ce

qui conduit à des scénarios d'investissement non rentable. Aussi, plus le nombre d'heure de stockage est grand, plus le nombre de périodes de pointes ratées aura un effet négatif sur la rentabilité puisque les coûts initiaux augmentent avec les heures de stockage.

Conclusion

Le marché d'électricité a connu beaucoup de changements depuis quelques années. Un des virages les plus importants fut celui engendré par le *Green Energy and Economy Act* en 2009 par lequel des Feed-In-Tariff (FIT) sont mis en place pour les projets d'énergie renouvelable garantissant des prix fixes à long terme. Pour financer ces contrats et les investissements dans le réseau, une surtaxe sur le prix de marché est mise en place et appelée coûts d'ajustements globaux. Lors des récentes années, ces coûts ont substantiellement augmenté, et, par leur mode de tarification selon la demande de pointe pour les grands consommateurs industriels, ces coûts sont devenus un important incitatif au stockage de l'électricité. Ce mémoire évalue le potentiel de réduction des coûts d'électricité pour les grands consommateurs ontariens. Pour se faire, ce mémoire étudie le potentiel d'arbitrage d'énergie de même que le potentiel de réduction des coûts d'ajustement globaux dans une perspective de minimisation des coûts totaux.

Inspiré de la littérature sur le stockage de l'énergie, la valeur d'arbitrage d'énergie dans le marché de l'Ontario est estimée et est mise en relation avec la capacité de stockage exprimée en heures de stockage et l'horizon de planification. Cette analyse permet de constater qu'un horizon de planification d'une semaine avec 12h de stockage permet de capturer la majeure partie du potentiel d'arbitrage dans le marché ontarien. Pour analyser le potentiel d'économie d'énergie qu'un grand consommateur d'énergie pourrait obtenir dans des conditions de marché, un modèle de prévision du prix de l'électricité par apprentissage automatique appelé *Extreme Gradient Boosting* est développé et les prédictions sont utilisées dans une stratégie d'optimisation par horizon de planification glissant.

Cette méthode permet de combiner des prévisions court et moyen terme du prix tout en augmentant la durée de l'horizon de planification du stockage d'électricité. Le modèle développé parvient à capturer plus de la moitié de la valeur d'arbitrage potentielle du marché pour certaines années.

Pour compléter l'analyse, les coûts d'ajustements globaux sont inclus dans le modèle avec pour objectif d'à la fois minimiser les coûts énergétiques et les coûts d'ajustement globaux. Les résultats des modèles de minimisation montrent qu'avec une quantité de stockage adéquate selon la demande de pointe, le stockage de l'électricité peut parvenir à substantiellement réduire les coûts d'électricité des grands consommateurs dans le marché de l'Ontario. La rentabilité élevée du stockage observée dans les résultats est fortement tributaire de la façon dont les coûts d'ajustement globaux sont alloués dans le marché selon l'*Industrial Conservation Initiative*. En étant capable de prédire efficacement les cinq épisodes de demande de pointe provinciale annuelle, les consommateurs peuvent espérer réduire leur facture d'électricité de près de la moitié. En effet, avec une règle de prédiction simple basée sur les événements historiques, notre modèle capture l'entièreté de la demande d'un consommateur type lors des périodes de pointe avec 3h de stockage. Néanmoins, des techniques de prédiction plus complexes par apprentissage automatique existent et permettent de prédire plus efficacement les pointes de demande ce qui permettrait potentiellement à un consommateur de réduire la forte majorité de ses coûts d'ajustement globaux avec des coûts initiaux moins importants.

Enfin, puisque la rentabilité du stockage repose fortement sur la réduction des coûts d'ajustement en Ontario, il est important de suivre l'évolution de ces coûts dans les prochaines années. La tarification actuelle créer un incitatif très important au stockage de l'électricité derrière-le-compteur ce qui peut éventuellement mener à un usage inefficace du système de génération, de transmission et de distribution dans la province (Rivard, 2019). L'étude de Power Advisory LLC (2020) mentionne également qu'une réforme de la tarification des coûts d'ajustement globaux devrait être faite pour envoyer un signal de prix plus transparent et aider à obtenir le niveau optimal de stockage dans le marché. Dans

son budget 2020, le gouvernement ontarien a d'ailleurs procédé à des changements au niveau de la tarification des coûts d'ajustement globaux. Pour les consommateurs de classe A, leur facture d'électricité annuelle devrait diminuer de 14% à la suite de ce changement effectif depuis janvier 2021 (Gouvernement de l'Ontario, 2020). Cette baisse des CAG pourrait diminuer la rentabilité du stockage d'électricité pour cette catégorie de consommateur.

Aussi, notre analyse a fait l'hypothèse que le stockage d'électricité d'un consommateur n'affecte pas l'équilibre de marché. Avec l'engouement et les incitatifs grandissants pour le stockage en Ontario, une hausse de l'énergie stockée combinée au programme de *Demand Response* mènera probablement le stockage de l'électricité à avoir un impact significatif sur l'équilibre de marché. Avec l'attrait grandissant pour le stockage en Ontario, il est possible qu'avec l'implantation de plusieurs SSE indépendants opérant pour maximiser les profits d'arbitrage d'énergie de façon indépendante, un lissage des prix s'effectue et réduise les profits d'arbitrages pour l'ensemble du marché. Cruise et collab. (2018) ont d'ailleurs observé ce phénomène dans un modèle de compétition à la Cournot avec des données de prix britannique. Leurs résultats montrent que plusieurs SSE avec une grande capacité de stockage pourraient éroder totalement le potentiel d'arbitrage dans le marché. Bien que le marché ontarien se différencie par ses coûts d'ajustement globaux, cet élément d'analyse pourrait faire l'objet de recherches futures de même que l'effet de la compétition entre SSE sur l'occurrence des 5 épisodes annuels de demande de pointe dans le réseau.

Bibliographie

- Anuta, O. H., P. Taylor, D. Jones, T. McEntee et N. Wade. 2014, «An international review of the implications of regulatory and electricity market structures on the emergence of grid scale electricity storage», *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 38, p. 489–508.
- Ariss, R., J. Buard, M. Capelo, B. Duverneuil et A. Hatchuel. 2016, «Cost-optimization of battery sizing and operation», *University of California, Berkeley*.
- Awad, A. S., J. D. Fuller, T. H. El-Fouly et M. M. Salama. 2014, «Impact of energy storage systems on electricity market equilibrium», *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 5, n° 3, p. 875–885.
- Balducci, P. J., M. J. E. Alam, T. D. Hardy et D. Wu. 2018, «Assigning value to energy storage systems at multiple points in an electrical grid», *Energy & Environmental Science*, vol. 11, n° 8, p. 1926–1944.
- Bassett, K., R. Carriveau et D. S.-K. Ting. 2018, «Energy arbitrage and market opportunities for energy storage facilities in ontario», *Journal of Energy Storage*, vol. 20, p. 478–484.
- Bradbury, K., L. Pratson et D. Patiño-Echeverri. 2014, «Economic viability of energy storage systems based on price arbitrage potential in real-time us electricity markets», *Applied Energy*, vol. 114, p. 512–519.

- Brownlee, J. 2020, *Extreme Gradient Boosting (XGBoost) Ensemble in Python*.
<https://machinelearningmastery.com/extreme-gradient-boosting-ensemble-in-python/>.
- Camacho, E. F. et C. B. Alba. 2013, *Model predictive control*, Springer science & business media.
- Canadian Energy Research Institute. 2019, *Electricity Storage Systems : Applications and Business Cases*. https://ceri.ca/assets/files/Study180_FullReport.pdf.
- Carson, R. T. et K. Novan. 2013, «The private and social economics of bulk electricity storage», *Journal of Environmental Economics and Management*, vol. 66, n° 3, p. 404–423.
- Chen, T. et C. Guestrin. 2016, «Xgboost : A scalable tree boosting system», dans *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, p. 785–794.
- Chitsaz, H., P. Zamani-Dehkordi, H. Zareipour et P. P. Parikh. 2017, «Electricity price forecasting for operational scheduling of behind-the-meter storage systems», *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, n° 6, p. 6612–6622.
- Cruise, J. R., L. Flatley et S. Zachary. 2018, «Impact of storage competition on energy markets», *European Journal of Operational Research*, vol. 269, n° 3, p. 998–1012.
- Denholm, P. et T. Mai. 2019, «Timescales of energy storage needed for reducing renewable energy curtailment», *Renewable energy*, vol. 130, p. 388–399.
- Gouvernement de l’Ontario. 2020, *2020 - Ontario Budget - Chapter 1, Section C : Recover — Creating the Conditions for Growth*. <https://budget.ontario.ca/2020/chapter-1c.html#section-1>.
- Gouvernement de l’Ontario. 2021, *Chapitre 1 : Tendances et projections démographiques*. <https://www.ontario.ca/fr/document/rapport-sur-les-perspectives-economiques-long-terme-de-lontario/chapitre-1-tendances-et-projections-demographiques>.

- Gouvernement de l'Ontario. 1998, *Electricity Act, 1998, S.O. 1998, c. 15, Sched. A*.
<https://www.ontario.ca/laws/statute/98e1>.
- Gouvernement du Canada. 2021, *Données historiques*.
https://climat.meteo.gc.ca/historical_data/search_historic_data_f.html.
- Hahn, H., S. Meyer-Nieberg et S. Pickl. 2009, «Electric load forecasting methods : Tools for decision making», *European journal of operational research*, vol. 199, n° 3, p. 902–907.
- Hanna, R., J. Kleissl, A. Nottrott et M. Ferry. 2014, «Energy dispatch schedule optimization for demand charge reduction using a photovoltaic-battery storage system with solar forecasting», *Solar Energy*, vol. 103, p. 269–287.
- Hart, W. E., C. D. Laird, J.-P. Watson, D. L. Woodruff, G. A. Hackebeil, B. L. Nicholson et J. D. Sirola. 2017, *Pyomo—optimization modeling in python*, vol. 67, 2^e éd., Springer Science & Business Media.
- Hong, T., P. Pinson, S. Fan, H. Zareipour, A. Troccoli et R. J. Hyndman. 2016, «Probabilistic energy forecasting : Global energy forecasting competition 2014 and beyond»,
.
- Ibrahim, H., A. Ilinca et J. Perron. 2008, «Energy storage systems—characteristics and comparisons», *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 12, n° 5, p. 1221–1250.
- IESO. 2021a, *2020 Year in Review*. <https://www.ieso.ca/en/Corporate-IESO/Media/Year-End-Data>.
- IESO. 2021b, *Data Directory - Price*. <https://www.ieso.ca/-/media/Files/IESO/Power-Data/data-directory/Global-Adjustment-Components-Costs-Consumption-by-Class.ashx>.
- IESO. 2021c, *Global Adjustment (GA)*. <https://www.ieso.ca/en/Power-Data/Price-Overview/Global-Adjustment>.

- IESO. 2021d, *How the Wholesale Electricity Price is Determined*. <https://www.ieso.ca/learn/electricity-pricing/how-the-wholesale-electricity-price-is-determined>.
- IESO. 2021e, *Monthly Market Report : Global Adjustment*. <https://www.ieso.ca/en/Power-Data/Monthly-Market-Report>.
- IESO. 2021f, *Real-time Energy Market*. <https://www.ieso.ca/en/sector-participants/market-operations/markets-and-related-programs/real-time-energy-market>.
- IESO. 2021g, *Supply Overview*. <https://www.ieso.ca/en/Power-Data/Supply-Overview/Transmission-Connected-Generation>.
- IESO. 2021h, *What We Do*. <https://www.ieso.ca/en/Learn/About-the-IESO/What-We-Do>.
- Jiang, Y. H., R. Levman, L. Golab et J. Nathwani. 2014, «Predicting peak-demand days in the ontario peak reduction program for large consumers», dans *Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems*, p. 221–222.
- Kadri, A. et F. Mohammadi. 2020, «Energy storage optimization for global adjustment charge reduction in ontario», *Journal of Energy Storage*, vol. 30, p. 101 491.
- Lago, J., F. De Ridder et B. De Schutter. 2018, «Forecasting spot electricity prices : Deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms», *Applied Energy*, vol. 221, p. 386–405.
- McConnell, D., T. Forcey et M. Sandiford. 2015, «Estimating the value of electricity storage in an energy-only wholesale market», *Applied Energy*, vol. 159, p. 422–432.
- Mongird, K., V. V. Viswanathan, P. J. Balducci, M. J. E. Alam, V. Fotedar, V. S. Koritarov et B. Hadjerioua. 2019, «Energy storage technology and cost characterization report», cahier de recherche, Pacific Northwest National Lab.(PNNL), Richland, WA (United States).

- Nguyen, T. A. et R. H. Byrne. 2017, «Maximizing the cost-savings for time-of-use and net-metering customers using behind-the-meter energy storage systems», dans *2017 North American Power Symposium (NAPS)*, IEEE, p. 1–6.
- NREL. 2017, *Identifying Potential Markets for Behind-the-Meter Battery Energy Storage : A Survey of U.S. Demand Charges*. <https://www.nrel.gov/docs/fy17osti/68963.pdf>.
- Ontario Energy Board. 2021, *About us*. <https://www.oeb.ca/about-us>.
- Palma-Behnke, R., C. Benavides, F. Lanas, B. Severino, L. Reyes, J. Llanos et D. Sáez. 2013, «A microgrid energy management system based on the rolling horizon strategy», *IEEE Transactions on smart grid*, vol. 4, n° 2, p. 996–1006.
- Pfenninger, S. et B. Pickering. 2018, «Calliope : a multi-scale energy systems modelling framework», *Journal of Open Source Software*, vol. 3, n° 29, p. 825.
- Power Advisory LLC. 2020, *Unlocking Potential : An Economic Valuation of Energy Storage in Ontario*. <https://energystoragecanada.org/unlocking-potential>.
- Power Advisory LLC. 2021, *Ontario Wholesale Electricity Market Price Forecast*. <https://www.oeb.ca/sites/default/files/rpp-wholesale-electricity-market-price-forecast-20201013.pdf>.
- Prentiqi, V., B. K. Mishra, D. Thakker, E. Feigl, G. Mokryani, A. Abdullatif et S. Konur. 2020, «Comparative study of shortterm electricity price forecasting models to optimise battery consumption», dans *2020 International Conferences on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData) and IEEE Congress on Cybermatics (Cybermatics)*, IEEE, p. 342–349.
- Riffonneau, Y., S. Bacha, F. Barruel et S. Ploix. 2011, «Optimal power flow management for grid connected pv systems with batteries», *IEEE Transactions on sustainable energy*, vol. 2, n° 3, p. 309–320.

- Rivard, B. 2019, «Don't leave me stranded : What to do with ontario's global adjustment?», *Ivey Business School*. Policy Brief, July 2019.
- Ruder, S. 2016, «An overview of gradient descent optimization algorithms», *arXiv preprint arXiv :1609.04747*.
- Régie de l'énergie. 2021, *Profils énergétiques des provinces et territoires – Ontario*. <https://www.cer-rec.gc.ca/fr/donnees-analyse/marches-energetiques/profils-energetiques-provinces-territoires/profils-energetiques-provinces-territoires-ontario.html>.
- Salles, M. B., J. Huang, M. J. Aziz et W. W. Hogan. 2017, «Potential arbitrage revenue of energy storage systems in pjm», *Energies*, vol. 10, n° 8, p. 1100.
- Silvente, J., G. M. Kopanos, E. N. Pistikopoulos et A. Espuña. 2015, «A rolling horizon optimization framework for the simultaneous energy supply and demand planning in microgrids», *Applied Energy*, vol. 155, p. 485–501.
- Sioshansi, R., P. Denholm, T. Jenkin et J. Weiss. 2009, «Estimating the value of electricity storage in pjm : Arbitrage and some welfare effects», *Energy economics*, vol. 31, n° 2, p. 269–277.
- Staffell, I. et M. Rustomji. 2016, «Maximising the value of electricity storage», *Journal of Energy Storage*, vol. 8, p. 212–225.
- Trebilcock, M. J. et R. Hrab. 2003, «What will keep the lights on in ontario : responses to a policy short-circuit», *Commentary-CD Howe Institute*, p. 191–193.
- Weron, R. 2014, «Electricity price forecasting : A review of the state-of-the-art with a look into the future», *International journal of forecasting*, vol. 30, n° 4, p. 1030–1081.
- Winders, J. 2012, *Seeking ways to reduce electricity consumption*. <https://news.westernu.ca/2012/06/seeking-ways-to-reduce-electricity-consumption/>.

Zareipour, H., K. Bhattacharya et C. A. Canizares. 2007, «Electricity market price volatility : The case of ontario», *Energy Policy*, vol. 35, n° 9, p. 4739–4748.

Zareipour, H., C. A. Cañizares, K. Bhattacharya et J. Thomson. 2006, «Application of public-domain market information to forecast ontario’s wholesale electricity prices», *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, n° 4, p. 1707–1717.

Annexe : Informations et résultats additionnels

TABLE A.1 – Listes des variables utilisées et créées pour la prévision du prix par XGBoost

Variables			
Prix	Demande	Température	Temps
Hour	Month	Season	Date
HOEP_lag1	MktDem_lag1	Temp(C)_lag1	Hour
HOEP_lag2	MktDem_lag2	Temp(C)_lag2	Year
HOEP_lag3	MktDem_lag3	Temp(C)_lag3	Month
...	Weekday
HOEP_lag48	MktDem_lag48	Temp(C)_lag48	
HOEP_lag168	MktDem_lag168		
HOEP_lag360	MktDem_lag360		
HOEP_diff_12-24	MktDem_diff_12-24	Temp(C)_diff_12-24	
HOEP_diff_12-24_lag1	MktDem_diff_12-24_lag1	Temp(C)_diff_12-24_lag1	
HOEP_diff_12-24_lag2	MktDem_diff_12-24_lag2	Temp(C)_diff_12-24_lag2	
...	
HOEP_diff_12-24_lag12	MktDem_diff_12-24_lag12	Temp(C)_diff_12-24_lag12	
HOEP_diff_24-48	MktDem_diff_24-48		
HOEP_diff_24-48_lag1	MktDem_diff_24-48_lag1		
HOEP_diff_24-48_lag2	MktDem_diff_24-48_lag2		
...	...		
HOEP_diff_24-48_lag12	MktDem_diff_24-48_lag12		

TABLE A.2 – Minimisation des coûts annuels (\$ CAN) avec 2 h de stockage

Sans stockage		Avec stockage		
2019	Coûts d'ajustement globaux	4 077 639	Coûts d'ajustement globaux	13 230
	Coûts énergétiques	789 363	Coûts énergétiques	735 490
			Coûts d'investissement	1 333 211
	Coûts totaux	4 867 001	Coûts totaux	2 856 870
	FDP	0,000 314	FDP	0,000 001 09
			K	6,91 MW
			S	13,82 MWh
			Rendement annuel	43,22%
2018	Coûts d'ajustement globaux	3 318 846	Coûts d'ajustement globaux	1 361 985
	Coûts énergétiques	1 059 967	Coûts énergétiques	975 524
			Coûts d'investissement	1 300 511
	Coûts totaux	4 378 813	Coûts totaux	3 638 021
	FDP	0,000 296	FDP	0,000 122
			K	13,48 MWh
			S	6,74 MW
			Rendement annuel	16,92%

Note : Les résultats de la minimisation en deux étapes avec 2h de stockage sont montrés pour 2019 et 2018. Les résultats avec stockage sont comparés à ceux du statu quo. Les résultats pour 2018 montrent un rendement nettement inférieur à celui obtenu pour 2019 qui s'explique par le fait que la stratégie de prédiction des périodes de pointe capture 4 pointes sur 5 contrairement à 5/5 pour 2019. Ces résultats montrent la sensibilité du rendement annuel au nombre de périodes de pointe provinciales (Ω_{SPH}) pour lesquelles l'énergie est déchargée complètement.

TABLE A.3 – Minimisation des coûts annuels pour 2019 (\$ CAN)

2019	Information parfaite	Avec incertitude
	Première étape	Deuxième étape
h > 2		
Coûts d’ajustement globaux	13 196	694 978
Coûts énergétiques	574 727	735 497
Coûts d’investissement	1 333 212	1 333 212
Coûts totaux	1 921 134	2 763 687
FDP	0,000 001 02	0,000 005 4
K	6.91MW	6.91MW
S	13.82MWh	13.82MWh
h	2 heures	2 heures
Rendement annuel	60,53%	43,22%
Revenus d’arbitrage	214 635	53 865
h > 3		
Coûts d’ajustement globaux	50 163	50 163
Coûts énergétiques	538 504	714 048
Coûts d’investissement	1 855 027	1 855 028
Coûts totaux	2 443 694	2 619 255
FDP	0,000 003 86	0,000 003 86
K	6,75 MW	6,75 MW
S	20,26 MWh	20,26 MWh
h	3 heures	3 heures
Rendement annuel	49,81%	46,21%
Revenus d’arbitrage	250 891	75 315
h > 4		
Coûts d’ajustement globaux	50 240	50 240
Coûts énergétiques	510 617	696 069
Coûts d’investissement	2 406 565	2 406 565
Coûts totaux	2 967 422	3 152 873
FDP	0,000 003 87	0,000 003 87
K	6,75MW	6,75MW
S	27,01MWh	27,01MWh
h	4 heures	4 heures
Rendement annuel	39,03%	35,22%
Revenus d’arbitrage	278 745	93 293

Note : Les résultats de la minimisation en deux étapes en faisant varier le nombre d’heures de stockage minimal à considérer. En comparant les résultats avec 3 heures et 4 heures de stockage, on remarque qu’avec 4h de stockage, les Coûts d’investissement augmentent tandis que les coûts d’ajustement globaux évités ne diminuent pas. 3h de stockage permet d’obtenir le plus taux de rendement annuel.

