

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

DÉVELOPPEMENT DE MÉTHODOLOGIES POUR LA GESTION
ÉNERGÉTIQUE DE GROUPES DE CONSOMMATEURS
RÉSIDENTIELS DANS LE CONTEXTE D'UN MARCHÉ
D'ÉNERGIE TRANSACTIONNELLE AU COMPTANT

THÈSE PRÉSENTÉE
COMME EXIGENCE PARTIELLE DU
DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
SAMEER SABIR

NOVEMBRE 2025

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

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

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

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (PH.D.)

Direction de recherche :

Prof. Kodjo AGBOSSOU

Directeur de recherche

Prof. Sousso KELOUWANI

Codirecteur de recherche

Jury d'évaluation :

Prof. Kodjo AGBOSSOU

Directeur de recherche

Prof. Sousso KELOUWANI

Codirecteur de recherche

Prof. Miloud BAGAA

Président du jury

Prof. Michel LEMAIRE

Évaluateur interne

Prof. Miloud REZKALLAH

Évaluateur externe

Thèse soutenue le 2 octobre 2025

Remerciements

Je rends grâce à ALLAH, le Tout-Puissant, le Très Miséricordieux, pour Sa sagesse infinie, Sa force et Sa patience, qui m'ont accordé la clarté d'esprit nécessaire à l'accomplissement de ce doctorat. J'exprime également ma profonde gratitude à Son Messager, le Prophète Muhammad (S.A.W.), dont les enseignements continuent d'éclairer la voie d'une vie guidée par la droiture et le sens.

Au cours de mes années à l'Université du Québec à Trois-Rivières, j'ai eu la chance de rencontrer des personnes dont le soutien constant et les précieux conseils ont marqué mon parcours.

Je souhaite avant tout exprimer ma sincère reconnaissance à mon directeur de recherche, le professeur Kodjo Agbossou, pour son accompagnement attentif, ses conseils éclairés et ses encouragements continus. Ses remarques constructives ont grandement contribué à l'avancement de mes travaux et à mon développement personnel et académique. J'adresse également mes remerciements les plus sincères à mon co-directeur, le professeur Souso Kelouwani, pour son expertise technique, sa disponibilité et ses conseils pertinents qui ont enrichi chacune des étapes de cette recherche.

Je témoigne une gratitude infinie à mes parents pour leur amour inconditionnel, leurs prières et leurs sacrifices, qui ont rendu ce parcours possible. Leur confiance et leur soutien ont été la pierre angulaire de ma réussite. Mes remerciements les plus profonds vont aussi à mon épouse et à mon fils, pour leur patience, leur affection et leur compréhension, qui m'ont soutenu tout au long de cette aventure exigeante mais enrichissante.

Je remercie également le Dr Nilson Henao pour son encadrement dévoué et pour les échanges approfondis qui ont grandement enrichi mes réflexions. J'exprime aussi ma gratitude à Kossi Landry Adjanoahun et à Amen Bakpo pour la révision du français.

Je tiens à souligner la collaboration et l'esprit d'équipe des membres du Laboratoire d'Innovation et de Recherche en Énergie Intelligente (LIREI), dont le partage de connaissances et la camaraderie ont largement contribué à la qualité de mes travaux. Ma gratitude s'étend aussi aux chercheurs du Laboratoire des Technologies de l'Énergie (LTE) d'Hydro-Québec pour leurs précieuses contributions et leur disponibilité.

Enfin, je remercie chaleureusement les organismes qui ont soutenu cette recherche, notamment Hydro-Québec (LTE), la Fondation UQTR, le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) et Mitacs, dont l'appui financier a été déterminant dans la réalisation de ce projet doctoral.

Résumé

Satisfaire la demande de pointe en énergie demeure un défi majeur pour les fournisseurs d'électricité, en particulier dans les régions froides comme le Québec, où les conditions hivernales extrêmes entraînent des hausses significatives de la demande lorsque les températures descendent en dessous de zéro degré celsius. Dans ces conditions, les consommateurs résidentiels dépendent principalement du chauffage électrique, provoquant des pics de demande substantiels sur le réseau. L'intégration de systèmes avancés de gestion de l'énergie domestique (HEMS¹) dans les habitations facilite une gestion bidirectionnelle et transactionnelle de la demande (DSM²), offrant une approche pratique pour maîtriser les pointes de demande. Cependant, la mise en œuvre de stratégies DSM² sur les marchés de l'énergie au comptant en temps réel, impliquant un grand nombre de consommateurs résidentiels, soulève des défis liés à la complexité computationnelle, à la stabilité des solutions et à l'évaluation précise de la flexibilité des agents résidentiels intelligents

Cette recherche propose des méthodes de calcul efficaces pour la résolution du problème de détermination du gagnant (WDP³) dans le marché de l'énergie transactionnelle au comptant, garantissant des opérations fiables de l'agrégateur au sein du réseau de distribution. L'étude explore des mécanismes visant à optimiser les opérations du marché et à gérer la congestion, permettant la vente des excédents d'énergie ou la gestion locale de la demande DSM² via un marché de flexibilité local, réduisant ainsi les coûts pour les consommateurs et augmentant la rentabilité des agrégateurs. La recherche analyse comment la participation des consommateurs

1. HEMS est l'abréviation de « Home Energy Management Systems », en anglais (Systèmes de gestion de l'énergie domestique, en français).

2. DSM est l'abréviation de « Demand-Side Management », en anglais (Gestion de la demande, en français).

3. WDP est l'abréviation de « Winner Determination Problem », en anglais (Problème de détermination du gagnant, en français).

résidentiels aux marchés au comptant au niveau de la distribution peut améliorer la fiabilité du réseau, maîtriser la demande de pointe et réduire les coûts énergétiques. Contrairement aux contrats de détail à tarif fixe, les marchés au comptant offrent aux consommateurs l'avantage de profiter des fluctuations des prix de gros en achetant de l'énergie lorsque les prix sont bas et en ajustant leur consommation pendant les périodes de prix élevés. Ce travail propose des méthodologies d'optimisation de la gestion énergétique pour des groupes de consommateurs résidentiels, avec un agrégateur interagissant avec le gestionnaire du réseau électrique, responsable des réseaux de production, de transmission et de distribution.

Compte tenu du rôle centralisé du gestionnaire du réseau électrique et du court laps de temps précédant l'échange d'énergie en temps réel, un mécanisme d'enchères unilatérales et non itératif est introduit pour permettre des interactions efficaces entre les consommateurs et les agrégateurs. Le WDP³ dans les enchères combinatoires, qui vise à sélectionner l'ensemble optimal d'offres, peut maximiser le profit de l'agrégateur. Cependant, résoudre ce problème à l'aide d'une approche combinatoire triviale est coûteux en termes de calcul et devient irréaliste à mesure que le nombre de participants et d'offres augmente. En effet, l'augmentation du nombre de consommateurs et d'offres entraîne une expansion exponentielle de l'espace de recherche, rendant la recherche de la solution optimale de plus en plus difficile dans un délai raisonnable. Pour relever ce défi, la recherche propose des méthodes d'accélération du processus de compensation du marché, permettant à l'agrégateur d'optimiser ses profits tout en réduisant les coûts pour les consommateurs lorsque des surplus d'énergie sont disponibles.

Lors des événements de demande de pointe, l'agrégateur facilite un marché local de flexibilité pour acquérir des offres de réduction de consommation des consommateurs, contribuant ainsi à atténuer la congestion du réseau. La sélection des combinaisons d'offres permettant d'atteindre les objectifs de réduction de la charge tout en maintenant la rentabilité constitue un problème (NP¹) -difficile, rendant le WDP³ particulièrement complexe. Cette thèse propose une méthodologie permettant d'annoncer les gagnants dans un délai de cinq minutes, offrant à l'agrégateur la possibilité de maximiser ses profits, de minimiser la demande de pointe et d'assurer le bon fonctionnement du réseau.

1. NP est l'abréviation de « Nondeterministic Polynomial time », en anglais (Temps polynomial non déterministe, en français).

Enfin, la thèse aborde l'incertitude liée à l'exécution en temps réel des offres par les consommateurs résidentiels. Un algorithme est proposé afin de minimiser les pénalités imposées par l'opérateur du système de distribution (DSO¹) en tenant compte de la variabilité de l'exécution des offres, aidant ainsi l'agrégateur à prendre des décisions éclairées. Cette approche garantit le bon fonctionnement du marché au comptant, permettant au gestionnaire du réseau électrique de gérer efficacement la demande de pointe sans nécessiter d'investissements importants dans la modernisation des infrastructures.

1. DSO est l'abréviation de « Distribution System Operator », en anglais (Opérateur de système de distribution, en français).

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Tableau des matières	ix
Tableau des figures	ix
Liste des acronymes	xiii
Liste des symboles	xvii
Liste des algorithmes	1
Chapitre 1 - Introduction	2
1.1 Contexte général	2
1.2 Motivation.....	10
1.3 Problématique de la thèse	10
1.3.1 Problème général :	10
1.3.2 Problèmes spécifiques :	14
1.4 Objectifs et Contributions Attendues.....	16
1.4.1 Objectifs général :	17
1.4.2 Objectifs spécifiques :	17
1.4.3 Contributions	19
1.5 Méthodologie de Recherche.	20
1.6 Données et environnement de recherche	21
1.7 Structure de la thèse	22

Chapitre 2 - État de l'art	24
2.1 Allocation d'énergie dans les marchés au comptant activés par l'énergie transactionnelle.	24
2.1.1 Enjeux du problème de détermination des gagnants dans les marchés au comptant	25
2.1.2 Approches méthodologiques récentes.	25
2.2 Acquisition de réductions d'énergie dans les marchés de flexibilité au comptant.	29
2.2.1 Gestion de la congestion à travers les marchés de flexibilité au comptant activés par l'énergie transactionnelle.	30
2.2.2 Marchés de flexibilité locale.	31
2.2.3 Approches de programmation linéaire en nombres entiers mixtes.	33
2.2.4 Méthodologies basées sur l'apprentissage automatique.	33
2.2.5 Techniques basées sur des méta-heuristiques.	34
2.3 Approches pour gérer l'incertitude dans le marché de flexibilité.	36
2.3.1 Approche basée sur les contraintes de chance :	36
2.3.2 Approche basée sur l'optimisation robuste.	38
2.3.3 Approche basée sur l'optimisation stochastique.	39
2.3.4 Cadre basé sur les enchères.	40
2.4 Résumé du chapitre.	43
Chapitre 3 - Marché comptant pour la gestion de l'énergie (Marché de l'énergie)	44
3.1 Cadre d'interaction	46
3.1.1 Opérateur du système de distribution	47
3.1.2 Agents résidentiels	48
3.1.3 Langage d'enchère	51
3.1.4 Hypothèses générales de modélisation	52
3.1.5 Agent agrégateur	53
3.1.6 Hypothèses spécifiques au marché de l'énergie	54
3.2 Méthodologie	54
3.2.1 Problème de détermination du gagnant	54

3.2.2	Marché de l'énergie	55
3.2.2.1	Processus d'allocation de l'agrégateur	55
3.2.2.2	Méthodologie proposée	57
3.3	Résumé du chapitre.....	61
Chapitre 4 - Marché comptant pour la gestion de l'énergie (Marché de flexibilité)		63
4.1	Méthodologies	63
4.1.1	Marché de flexibilité locale	65
4.1.1.1	Modèle du marché de flexibilité comptant (sous contrainte)	65
4.1.1.2	Problème de détermination du gagnant de l'enchère	66
4.1.1.3	Approximation des offres XOR	68
4.1.1.4	Algorithme de détermination du gagnant	70
4.1.2	Résolution du problème de détermination du gagnant sous incertitude	73
4.1.2.1	Modèle du marché de flexibilité comptant (sous incertitude)	74
4.1.2.2	Le SFMA en tant qu'agent enchérisseur	76
4.1.2.3	Problème de détermination du gagnant de l'enchère sous incertitude	77
4.1.2.4	Approche déterministe	78
4.1.2.5	Approche proposée prenant en compte la pénalité du DSO .	79
4.2	Résumé du chapitre.....	83
Chapitre 5 - Résultats et discussion		84
5.0.1	Paramètres des agents résidentiels	84
5.0.2	Paramètres transmis du DSO à l'agrégateur	86
5.0.3	Paramètres transmis de l'agrégateur aux agents résidentiels	87
5.1	Résultats des méthodologies proposées.....	89
5.1.1	Résultats de la résolution du problème de détermination du gagnant sur le marché de l'énergie	89
5.1.1.1	Comparaison des profits	89
5.1.1.2	Comparaison de l'allocation d'énergie	90
5.1.1.3	Efficacité computationnelle	92

5.1.2	Résultats de la résolution du problème de détermination du gagnant sur le marché de la flexibilité	94
5.1.2.1	Résultats de profit du SFMA	96
5.1.2.2	Comparaison des pertes de profit	97
5.1.2.3	Complexité computationnelle	99
5.1.2.4	Temps de réponse	102
5.1.3	Résultats de la résolution du problème de détermination du gagnant en présence d'incertitudes dans l'exécution des offres	103
5.1.3.1	Acquisition de flexibilité	104
5.1.3.2	Comparaison des pénalités	106
5.1.3.3	Comparaison des profits	107
5.1.3.4	Chance de participation	108
5.1.3.5	Temps de calcul	110
5.2	Résumé du chapitre.....	111
Chapitre 6 - Conclusion et recommandations		112
6.1	Conclusions.....	112
6.2	Recommandations.....	114
6.3	Publications.....	117

Tableau des figures

1-1	Participation des consommateurs résidentiels avec un agrégateur.	9
1-2	Capacité de production d'énergie électrique (source : [49], [50]).	11
1-3	Consommation d'énergie électrique (source : [51], [52]).	12
1-4	Stratégies existantes de gestion de la demande (source : [57], [58]).	13
1-5	Importations d'énergie (source : [59]).	14
1-6	Problème de recherche.	15
1-7	Marché au comptant d'énergie transactionnelle pour les consommateurs résidentiels.	17
3-1	Développement progressif des objectifs et de leur intégration dans le cadre méthodologique global.	45
3-2	Processus décisionnel de l'agrégateur sur le marché comptant basé sur les offres des agents résidentiels (source : [61]).	47
3-3	Comparaison entre la fonction de coût originale et son approximation par la série de Taylor.	58
3-4	Écart entre la fonction de coût approximative et la fonction de coût originale.	59
4-1	Interaction de l'agrégateur du marché de flexibilité comptant (SFM) avec le DSO ¹ et les agents résidentiels en langage de modélisation unifié (source : [62]).	66
4-2	Bornes de réduction agrégée des offres des RA pour chaque créneau du marché de flexibilité comptant.	67

4-3	Approximation de l'ensemble d'enchères (récompense, réduction) des agents résidentiels.	69
4-4	Modèle du marché de flexibilité comptant.	75
4-5	Chronologie des interactions entre le SFMA et les agents résidentiels (RA).	75
4-6	Distributions ajustées des écarts de consommation énergétique.	80
5-1	Comparaison des profits du côté de l'agrégateur	90
5-2	Différence de profit du côté de l'agrégateur par rapport à la CCA	90
5-3	Comparaison de l'allocation d'énergie du côté de l'agrégateur	91
5-4	Différence d'allocation d'énergie du côté de l'agrégateur par rapport à la CCA	91
5-5	Comparaison des temps de calcul du côté de l'agrégateur	92
5-6	Processus de prise de décision de l'agrégateur dans le marché comptant	93
5-7	Réduction d'énergie sous la demande du DSO pour jusqu'à cent agents résidentiels	95
5-8	Comparaison des profits du SFMA sous la demande de réduction du DSO pour un nombre allant jusqu'à cent agents résidentiels.	97
5-9	Comparaison des réductions d'énergie de toutes les approches parmi sept agents résidentiels avec un ensemble d'offres aléatoire et une demande de réduction fixe.	98
5-10	Comparaison des profits obtenus par toutes les approches parmi sept agents résidentiels avec un ensemble d'offres aléatoire et une demande de réduction fixe.	99
5-11	Comparaison des pertes de profit en pourcentage pour trois méthodes par rapport à l'approche combinatoire.	100
5-12	Comparaison des temps de calcul pour toutes les approches.	100
5-13	Illustration des différentes approches de prise de décision sur l'ensemble de l'espace de recherche.	101
5-14	Plateforme de co-simulation pour l'interaction entre les RA et le SFMA.	102
5-15	Comparaison de la demande énergétique avec l'approvisionnement en flexibilité.	104
5-16	Comparaison des écarts de réduction d'énergie.	105

5-17	Comparaison des pénalités dans le cas déterministe et avec l'approche proposée.	106
5-18	Comparaison des profits dans le cas déterministe et avec l'approche proposée.	107
5-19	Mise à jour adaptative de la chance de participation basée sur l'incertitude du consommateur dans l'exécution des offres.	109
5-20	Comparaison des temps d'exécution du WDP dans le cas déterministe et avec l'approche proposée.	110

Liste des acronymes

ACO	Optimisation par colonie de fourmis (Ant Colony Optimization)
ADMM	Méthode des directions alternées de multiplicateurs (Alternating Direction Method of Multipliers)
BEMS	Système de gestion de l'énergie du bâtiment (Building Energy Management System)
BESS	Système de stockage d'énergie par batterie (Battery Energy Storage System)
CB	Communautaire (Community-Based)
CCA	Enchère combinatoire conventionnelle (Conventional Combinatorial Auction)
CM	Gestion de la congestion (Congestion Management)
CSA	Enchère combinatoire unilatérale (Combinatorial Single-Sided Auction)
CVaR	Valeur conditionnelle à risque (Conditional Value at Risk)
DER	Ressources énergétiques distribuées (Distributed Energy Resources)
DERA	Agrégateur de ressources énergétiques distribuées (Distributed Energy Resources Aggregator)
DP	Programmation dynamique (Dynamic Programming)
DSM	Gestion de la demande (Demand-Side Management)
DSO	Opérateur de système de distribution (Distribution System Operator)

EBH	Chauffages électriques à plinthes (Electric Baseboard Heaters)
ESH	Chauffages électriques d'espace (Electric Space Heaters)
ETS	Stockage thermique électrique (Electric Thermal Storage)
EV	Véhicules électriques (Electric Vehicles)
GNN	Réseaux de neurones graphiques (Graph Neural Networks)
HEMS	Systèmes de gestion de l'énergie domestique (Home Energy Management Systems)
ICT	Technologies de l'information et de la communication (Information and Communication Technology)
IGDT	Théorie de la décision en présence de lacunes d'information (Information Gap Decision Theory)
IL	Apprentissage par imitation (Imitation Learning)
IPGA	Algorithme parthéno-génétique amélioré (Improved Partheno-Genetic Algorithm)
LFM	Marché de flexibilité locale (Local Flexibility Market)
MILP	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes (Mixed Integer Linear Program)
MIP	Programmation en nombres entiers mixtes (Mixed-Integer Programming)
MWCP	Problème de clique pondérée maximale (Maximum Weighted Clique Problem)
NP	Temps polynomial non déterministe (Nondeterministic Polynomial Time)
OLS	Moindres carrés ordinaires (Ordinary Least Squares)
P2P	Pair-à-pair (Peer-to-Peer)
PAB	Paiement au prix proposé (Pay-as-Bid)

PAC	Païement au prix uniforme (Pay-as-Clear)
PHEV	Véhicules hybrides rechargeables (Plug-in Hybrid Electric Vehicles)
PSO	Optimisation par essais particuliers (Particle Swarm Optimization)
PSO-GA	Algorithme génétique d'optimisation par essais particuliers (Particle Swarm Optimization–Genetic Algorithm)
QUBO	Optimisation quadratique non contrainte binaire (Quadratic Unconstrained Binary Optimization)
RA	Agents résidentiels (Residential Agents)
RL	Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning)
SFA	Agrégateur de flexibilité comptant (Spot Flexibility Aggregator)
SFM	Marché de flexibilité comptant (Spot Flexibility Market)
SFMA	Agrégateur du marché de flexibilité comptant (Spot Flexibility Market Aggregator)
SM	Marché au comptant (Spot Market)
SMES	Stockage mobile d'énergie partagé (Shared Mobile Energy Storage)
SSR	Somme des carrés des résidus (Sum of Squared Residuals)
TCL	Charges thermostatiquement contrôlées (Thermostatically Controlled Loads)
TE	Énergie transactive (Transactive Energy)
TEF	Cadre d'énergie transactive (Transactive Energy Framework)
TESM	Marché comptant d'énergie transactive (Transactive Energy Spot Market)
UPA	Enchère au prix uniforme (Uniform Price Auction)
URA	Enchère à récompense uniforme (Uniform Reward Auction)

WDP	Problème de détermination du gagnant (Winner Determination Problem)
WDRO	Optimisation robuste basée sur la distance de Wasserstein (Wasserstein Distance-Based Distributionally Robust Optimization)
WT	Éoliennes (Wind Turbines)

Liste des symboles

Indices

i	Indice de particule (PSO/GA).
j	Indice d'agent résidentiel.
k	Indice de point de prix ou d'incitation.
t	Indice de temps discret.

Ensembles

J	Ensemble des agents résidentiels.
K	Ensemble des points de prix ou d'incitation.

Paramètres

a, b, c	Coefficients de la fonction de coût quadratique $C(y) = ay^2 + by + c$.
c_1, c_2	Coefficients d'accélération (cognitive et sociale) dans PSO.
δ	Seuil admissible de déviation individuelle.
ξ_k	Taux de compensation (par kWh réduit) fixé par le DSO.
α	Coefficient de sensibilité de la probabilité de participation.
$\beta_d^{\text{ETS}}, \beta_o^{\text{ETS}}, \beta_z^{\text{ETS}}$	Coefficients du modèle thermique ETS.
$\beta_{\text{br}}^{\text{ETS}}, \beta_{\text{ind}}^{\text{ETS}}$	Coefficients liés aux fréquences des briques et de l'intérieur (ETS).
$\sigma_{\text{br}}^j, \sigma_{\text{ind}}^j$	Fréquences dominantes moyennes (briques/intérieur) pour l'agent j .

w_{damp}	Facteur d'amortissement de la vitesse (PSO).
$F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$	Objectif de réduction d'énergie requis par le DSO.
N	Nombre total d'agents résidentiels.
N_{unc}	Nombre de scénarios d'incertitude.
P_s	Taux de pénalité appliqué par le DSO.

Variables

$C_j(t)$	Probabilité de participation de l'agent j au temps t .
$d_t^{\text{EBH},j}$	Consommation EBH (chauffage à plinthes) de l'agent j .
$d_{\text{br},t}^{\text{ETS},j}$	Consommation ETS (briques) de l'agent j .
$d_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j}$	Consommation ETS (appoint) de l'agent j .
E_t^{dev}	Déviations énergétique entre la flexibilité fournie et celle attendue.
F_{measured}	Flexibilité effectivement fournie, mesurée par le DSO.
$F_{\text{rep,det}}^{\text{DSO}}$	Flexibilité rapportée (cas déterministe).
$F_{\text{rep,prop}}^{\text{DSO}}$	Flexibilité rapportée (cas stochastique).
$g_{\text{best}}^{x^i}$	Meilleure position globale (PSO) atteinte par l'essaim.
$\hat{D}_{j,t}^{\text{flex}}$	Demande flexible estimée pour l'agent j .
$\hat{D}_{j,t}^{\text{non-flex}}$	Demande non flexible estimée pour l'agent j .
$\hat{D}_{j,t}^{\text{total}}$	Demande totale estimée (flexible + non flexible).
M_{t-1}^{cons}	Consommation totale mesurée au temps $t - 1$.
$p_{\text{best}}^{x^i}$	Meilleure position personnelle (PSO) de la particule i .
q_k^j	Demande énergétique de l'agent j au point de prix k .
$R_{k,t}^j$	Réduction proposée par l'agent j au point k .
$R_{j,t}^{\text{chosen}}$	Réduction retenue (sélectionnée) pour l'agent j .
u_k^j	Variable binaire indiquant si l'offre k de l'agent j est sélectionnée.
U_t^j	Utilité de confort de l'agent j .

v_{iter}	Vitesse (PSO) à l'itération courante.
X_{iter}^i	Position (PSO) de la particule i .
x^j	Contribution de demande énergétique de l'agent j .
x_j^{new}	Déviation maximale observée mise à jour pour l'agent j .
y	Allocation énergétique agrégée.
z_j	Contribution (scénario) de l'agent j dans y .
\bar{x}^j	Demande moyenne de l'agent j .
\bar{y}	Demande agrégée moyenne.
π_k^j	Prix d'énergie transmis à l'agent j (point k).
$\pi_k^{\text{incnt},j}$	Incitation proposée (niveau k) à l'agent j .
$\pi_{\text{det}}^{\text{incnt},j}$	Incitation optimale déterministe pour j .
$\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$	Incitation optimale issue de l'optimisation stochastique pour j .
ψ_t	Paramètre de préférence de confort au temps t .
$\xi_j^{(i)}$	Réalisation d'incertitude (scénario i) pour l'agent j .
$T_t^{\text{EBH},j}$	Température intérieure (zone) chauffée par EBH pour l'agent j .
$T_{\text{br},t}^{\text{ETS},j}$	Température des briques (ETS) pour l'agent j .
$T_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j}$	Température intérieure (ETS) pour l'agent j .
$T_t^{\text{ext},j}$	Température extérieure pour l'agent j .
$T_{\text{sp}}^{*,j}$	Température de consigne de l'agent j .

Fonctions

$C(y)$	Fonction de coût de fourniture d'énergie.
$f_{\text{chosen}}^j(\cdot)$	Fonction d'approximation de l'offre de flexibilité de l'agent j .
$f_{\text{sel}}^j(\cdot)$	Fonction d'approximation (forme sélectionnée) pour l'agent j .
$\mathbb{E}[\cdot]$	Valeur espérée.
$W(\cdot)$	Fonction objectif interne au problème stochastique.

Liste des algorithmes

1	Allocation énergétique basée sur la sélection des offres par l'agrégateur	60
2	Détermination des offres gagnantes fondée sur la demande de réduction éner- gique du DSO ¹	72
3	Détermination du gagnant sous incertitude liée à l'exécution des offres de flexibilité	82

Chapitre 1 - Introduction

Cette thèse porte sur un marché au comptant basé sur l'énergie transactionnelle pour la gestion de l'énergie des maisons intelligentes. Celles-ci sont équipées d'un système de gestion de l'énergie qui génère des offres de demande et contrôle l'énergie électrique destinée aux besoins thermiques tout en maintenant le confort des occupants. Plus précisément, la recherche se concentre sur le rôle de l'agrégateur dans le marché au comptant basé sur l'énergie transactionnelle, lequel gère un groupe de consommateurs résidentiels afin d'atteindre les objectifs fixés par le gestionnaire du réseau électrique propriétaire des réseaux de production, de transmission et de distribution. L'objectif principal de ce travail est de développer des méthodologies de résolution du WDP³ et de concevoir des algorithmes pour gérer la demande de pointe dans le réseau de distribution. Une résolution efficace du WDP³ permet aux consommateurs de bénéficier des prix du marché au comptant, réduisant ainsi leurs factures d'énergie tout en obtenant des récompenses pour la réduction de la congestion, et ce, sans compromettre leur confort. Ce chapitre présente un aperçu du contexte de recherche, des objectifs de l'étude, des méthodologies adoptées, de l'infrastructure de recherche et de la structure de la thèse.

1.1 Contexte général

L'impact alarmant du changement climatique causé par les émissions de carbone a mis en évidence la nécessité urgente de prendre des mesures concrètes pour faire face à ce problème, car il affecte directement les habitats humains à travers des conditions météorologiques extrêmes [1], [2]. L'un des accords les plus notables, l'Accord de Paris, fixe pour objectif de limiter l'augmentation de la température mondiale à 1,5 degré Celsius par rapport à la température moyenne de l'ère préindustrielle [3]. L'objectif mondial de réduction des émissions de carbone et d'atteinte de la trajectoire des 1,5 degré Celsius d'ici 2050 a conduit à des efforts

accrus en faveur de la décarbonisation à l'échelle mondiale. De nombreux pays investissent massivement dans la transition énergétique pour soutenir ces efforts de décarbonisation. Dans le contexte du Québec, au Canada, la province bénéficie de son statut de plus grand producteur d'hydroélectricité du pays, ce qui constitue une source importante d'électricité propre. Bien que l'électricité représente une part substantielle du mix énergétique québécois, environ 50 % de la consommation d'énergie de la province repose encore sur des combustibles fossiles émetteurs de gaz à effet de serre [4]. Cela concerne près de 90 % des véhicules qui dépendent encore du carburant, un nombre considérable de bâtiments utilisant toujours le gaz ou le mazout pour le chauffage, ainsi que plusieurs usines n'ayant pas encore effectué la transition vers des sources d'énergie alternatives au charbon [4].

L'électrification des transports et du chauffage résidentiel dans de nombreux pays a considérablement contribué à l'augmentation de la consommation d'énergie [5]. La décarbonisation du Québec nécessite un effort substantiel pour étendre l'électrification des transports et réduire les émissions des bâtiments. Une étude indique que d'ici 2035, 75 % de la consommation d'électricité supplémentaire sera consacrée aux efforts de décarbonisation du Québec [4]. Par conséquent, une augmentation significative de l'utilisation d'appareils électriques gourmands en énergie a été constatée [6]. L'Agence internationale pour les énergies renouvelables préconise fortement l'abandon progressif des méthodes de production d'électricité émettrices de carbone, telles que les centrales thermiques [2]. La compensation de cet abandon devrait être assurée par le recours accru aux sources d'énergie renouvelable et par une utilisation efficace de l'énergie électrique grâce à l'optimisation des systèmes de distribution d'électricité [2]. Ces mesures visent à répondre à la demande croissante d'électricité tout en réduisant l'empreinte carbone. L'optimisation énergétique efficace du réseau de distribution électrique doit permettre de gérer les événements de consommation de pointe [7]. Les secteurs industriel, résidentiel, commercial et des transports figurent parmi les principaux domaines de consommation d'électricité, le secteur résidentiel jouant un rôle particulièrement important dans la consommation d'énergie électrique [8], [9], [10].

L'augmentation de l'utilisation des sources d'énergie renouvelable contribue à la réduction des émissions de gaz à effet de serre. Toutefois, il est essentiel de mettre en place des stratégies

de gestion de la demande afin de minimiser les coûts liés à l'infrastructure de nouvelle génération [2]. Par le passé, la gestion de ces problématiques reposait sur des approches unilatérales (descendantes), où le gestionnaire du réseau électrique de services publics concevait des stratégies telles que la tarification selon l'heure de consommation (time-of-use pricing) ou la tarification en période de pointe critique (critical peak pricing), sans véritable participation bidirectionnelle des consommateurs [11]. Cependant, grâce aux avancées des infrastructures de communication et des systèmes de gestion de l'énergie domestique [12], un intérêt croissant émerge pour une participation interactive entre les consommateurs et le gestionnaire du réseau électrique, permettant d'atteindre un double objectif : soutenir les besoins du réseau de distribution tout en minimisant les coûts et l'inconfort des consommateurs [13], [14]. Le gestionnaire du réseau électrique peut mettre en place différents marchés de l'électricité, comprenant plusieurs régions, chacune possédant un réseau de distribution spécifique adapté aux charges des consommateurs.

L'essor des ressources énergétiques distribuées, telles que les panneaux photovoltaïques (PV), les éoliennes (WT), les systèmes de stockage d'énergie par batterie (BESS¹) et les systèmes de gestion de l'énergie domestique HEMS¹, transforme progressivement le réseau électrique traditionnel en un marché plus interactif. Dans ce nouveau cadre, les producteurs peuvent vendre leur surplus d'énergie aux consommateurs, tandis que le gestionnaire du réseau peut acquérir de la flexibilité auprès des utilisateurs résidentiels afin de mieux gérer la demande pendant les périodes de pointe [15], [16]. Ces interactions offrent de nouvelles opportunités aux consommateurs et au gestionnaire du réseau électrique, facilitant le partage d'énergie tout en garantissant le bon fonctionnement du réseau électrique.

Ces interactions sont couramment appelées systèmes d'énergie transactionnelle (TE²), un concept qui repose sur l'utilisation de techniques économiques et de contrôle pour gérer les flux énergétiques au sein du système électrique existant [17]. Il existe quatre niveaux opérationnels : résidentiel, micro-réseau, réseau local et régional. À chaque niveau, des interactions ont lieu entre différents acteurs afin d'atteindre des objectifs spécifiques, tels que la gestion de la demande, la réduction de la congestion du réseau, le commerce de l'énergie et

1. BESS est l'abréviation de « Battery Energy Storage System », en anglais (Système de stockage d'énergie par batterie, en français).

2. TE est l'abréviation de « Transactive Energy », en anglais (Énergie transactive, en français).

la diminution des émissions de carbone [18]. Le flux d'énergie dans un réseau électrique est continu, ce qui entraîne des exigences opérationnelles variables à chaque instant [19]. Lorsque l'échelle temporelle varie de quelques minutes à plusieurs heures, cette approche offre la possibilité d'exploiter la réponse à la demande pour mieux gérer la charge dans le système de distribution [19].

Les différentes interactions entre consommateurs, producteurs et gestionnaire du réseau électrique peuvent être classées selon différents types de marchés, qui varient en fonction de l'échelle temporelle utilisée pour gérer la demande [19], [20]. Ces marchés de TE² comprennent notamment le marché Full peer-to-peer (P2P¹) [21], le marché P2P¹ communautaire [22], le marché P2P¹ hybride [23], le marché local [24], le marché à terme/marché futur [18] et le marché au comptant [17], [18]. Dans les marchés Full P2P¹, les consommateurs et les producteurs échangent directement de l'énergie entre eux, sans entité intermédiaire dans le processus [21]. Ce type de marché nécessite que les participants prennent leurs décisions en fonction de leurs préférences, notamment en matière de réduction des émissions de carbone et d'utilisation d'énergies renouvelables. Toutefois, il présente un défi en termes de temps de convergence, puisqu'aucun agent centralisé ne régule les transactions [20]. Dans les marchés communautaires (CB), un gestionnaire de communauté joue le rôle d'agent centralisé entre les consommateurs et les producteurs [22]. Ces marchés sont plus proches du système électrique actuel et facilitent l'exploitation du réseau. Cependant, des recherches supplémentaires sont nécessaires pour résoudre les défis liés à la synchronisation entre les échanges internes et les acteurs des niveaux supérieurs [20]. Dans les marchés hybrides, les échanges sont réalisés selon un mécanisme P2P¹ au niveau supérieur, tandis qu'au niveau inférieur, ils fonctionnent comme des marchés communautaires [23]. Dans les marchés à terme ou marchés futurs, le commerce de l'énergie repose sur des prévisions de la demande énergétique future. À l'inverse, dans les marchés au comptant, les transactions énergétiques ont lieu juste avant l'échange d'énergie en temps réel, généralement dans un délai de cinq à quinze minutes.

L'architecture de contrôle du système de TE² peut être classée en quatre grandes catégories : centralisée, décentralisée, distribuée hiérarchique et distribuée non hiérarchique [25], [26]. Dans l'architecture de contrôle centralisée, une seule entité est responsable de la gestion

1. P2P est l'abréviation de « Peer-to-Peer », en anglais (Pair-à-pair, en français).

des consommateurs résidentiels. Étant donné que les décisions sont prises par une entité unique, la solution tend à se rapprocher de l'optimum. Cependant, cette approche pose des problèmes de performance computationnelle lorsque le nombre de participants devient élevé [25], [27], [28], [29]. Dans l'architecture de contrôle décentralisée, les utilisateurs finaux participent en partageant des informations pertinentes avec des agents locaux. Cette architecture est avantageuse en termes d'évolutivité et de flexibilité [30]. Toutefois, les décisions prises peuvent ne pas toujours être optimales pour la performance globale du réseau [31]. L'architecture de contrôle distribuée hiérarchique segmente la prise de décision en différents niveaux [22], permettant une gestion plus structurée du réseau. À l'inverse, l'architecture de contrôle distribuée non hiérarchique fonctionne sans coordinateur central et favorise une interaction accrue entre les participants [32]. Cependant, cette interaction accrue peut engendrer des problèmes de coordination [25].

Le système de TE^2 , contrairement au système électrique conventionnel, implique une communication et un flux d'énergie bidirectionnels. Dans un système TE^2 , le schéma de tarification dépend généralement de la demande énergétique des consommateurs, qui est élevée en soirée lorsque les systèmes photovoltaïques (PV) ne peuvent plus produire d'énergie, ce qui exerce une pression sur le réseau électrique. La tarification peut également être influencée par des contraintes liées aux lignes de distribution et à la capacité du réseau. Le mécanisme de détermination du prix d'équilibre du marché dans un système TE^2 est généralement mis en œuvre selon trois approches : la tarification uniforme, la théorie des jeux et les enchères [20].

Dans un schéma de tarification uniforme, tous les clients situés dans une même zone géographique paient le même prix, bien que ce prix puisse varier entre différentes régions. Un modèle utilisant la programmation linéaire en nombres entiers mixtes a été proposé pour faciliter la formation du prix d'équilibre du marché [33]. De plus, certaines études recommandent l'application d'une tarification uniforme afin de réduire les factures des consommateurs [34]. La théorie des jeux est une autre approche de formation du prix d'équilibre du marché utilisée dans les systèmes de TE^2 . La théorie des jeux se divise généralement en jeux coopératifs et non coopératifs. Les jeux coopératifs sont ceux où tous les participants collaborent pour atteindre un équilibre [35]. Dans ce type de jeu, la matrice de gains est construite en intégrant les interactions entre les participants. Ce processus d'évaluation se poursuit jusqu'à ce qu'un point

d'équilibre de Nash soit atteint. Cependant, en raison de la nature continue des transactions dans les systèmes TE², il devient difficile de déterminer avec précision un point d'équilibre exact [36]. Les jeux non coopératifs [37], tels que le jeu de Stackelberg [38] et le modèle de Cournot [39], ne nécessitent pas un point d'équilibre obligatoire. Dans ces modèles, un acteur principal (leader) prend des décisions stratégiques, tandis que les autres participants (followers) adaptent leurs stratégies en réponse aux décisions du leader.

Dans les enchères, la concurrence entre les participants peut renforcer leur confiance dans le marché. Les stratégies d'enchères optimales peuvent être établies soit en utilisant l'approche de la théorie des jeux pour fixer le prix des transactions, soit en exploitant les données historiques des participants aux enchères, ou encore par une estimation basée sur le prix actuel [36]. Dans une approche basée sur les enchères, les participants soumettent leurs offres auprès de l'enchérisseur dans le but de réduire leurs factures d'électricité [40]. De plus, les enchères sont classées selon plusieurs catégories, notamment les enchères statiques et dynamiques, les enchères ouvertes (enchères anglaises/néerlandaises), les enchères à offres scellées (premier prix/deuxième prix), les enchères bilatérales, les enchères unilatérales [36] et les enchères combinatoires [41], [42].

Dans une enchère statique, les offres sont scellées et les participants n'ont aucune connaissance des offres des autres. Les enchères statiques se divisent en deux catégories : à tarification discriminatoire et à tarification non discriminatoire. Dans le premier cas, les participants sont rémunérés en fonction de leur prix d'enchère, tandis que dans le second, un prix uniforme est appliqué à tous les participants [36]. Dans une enchère dynamique, les participants sont informés des offres des autres et ajustent stratégiquement leurs enchères en fonction de ces informations [36]. Dans une enchère ouverte, l'enchère anglaise repose sur des offres ascendantes, tandis que l'enchère néerlandaise se caractérise par des offres descendantes [36].

L'enchère à offre scellée est une enchère non discriminatoire qui peut être classée en deux types : une enchère au premier prix, où la résolution du WDP³ se fait sur la base de la dernière offre gagnante, et une enchère au deuxième prix, où la résolution du WDP³ se fait sur la base de la première offre perdante [36]. Dans une enchère bilatérale, les consommateurs et les producteurs soumettent leurs offres simultanément [43]. Dans une enchère unilatérale,

les consommateurs soumettent des offres auprès d'un enchérisseur pour obtenir de l'énergie et ajuster leur consommation afin de fournir de la flexibilité [44], [45]. L'enchère combinatoire permet aux agents d'enchères d'analyser la structure logique complexe des offres des participants, facilitant ainsi l'évaluation des offres qui s'alignent avec les objectifs de l'entité intermédiaire entre le gestionnaire du réseau électrique et les consommateurs [41]. De plus, cette approche offre un avantage aux participants en leur permettant d'exprimer leurs préférences avec un niveau de détail accru [46].

Les consommateurs peuvent participer à ces enchères en soumettant des offres, qui sont exprimées à l'aide de langages d'enchères [41]. Ces langages permettent aux consommateurs de formuler leurs choix de manière plus efficace et intuitive [46]. Il existe plusieurs façons d'exprimer les offres à l'aide d'opérateurs logiques, notamment les enchères atomiques, les enchères AND, OR et XOR [41]. Dans une enchère atomique, un participant soumet une seule offre dans l'enchère, représentant une quantité et sa valeur correspondante [41]. Dans une enchère AND, le participant combine plusieurs offres à l'aide de l'opérateur logique AND. L'agent d'enchère, également appelé agent agrégateur, qui fait l'interface entre les consommateurs et le gestionnaire du réseau électrique, sélectionne alors plusieurs offres répondant aux critères de sélection [41]. À l'inverse, dans une enchère OR, le participant soumet un ensemble d'offres reliées par un opérateur logique OR, ce qui permet à l'agent d'enchère de transmettre plusieurs offres gagnantes aux participants. Les participants ont également la possibilité de choisir une offre parmi un ensemble d'offres basées sur XOR. Dans le langage d'enchères basé sur XOR, les participants soumettent plusieurs offres atomiques combinées avec l'opérateur logique XOR [41]. Cela signifie que l'agent d'enchère peut sélectionner une seule offre gagnante parmi l'ensemble soumis et la transmettre aux participants [41]. La participation des consommateurs résidentiels à une enchère combinatoire avec un agrégateur dans un marché au comptant est illustrée dans la Figure 1-1.

La Figure 1-1 illustre la participation de plusieurs agrégateurs en fonction de leur localisation géographique avec le gestionnaire du réseau électrique. Chaque agrégateur regroupe un nombre variable de maisons participantes, chacune étant équipée d'un système intelligent de gestion de l'énergie domestique capable de contrôler les charges flexibles, telles que les charges de régulation des thermostats. Dans le cadre d'un marché au comptant de courte durée,

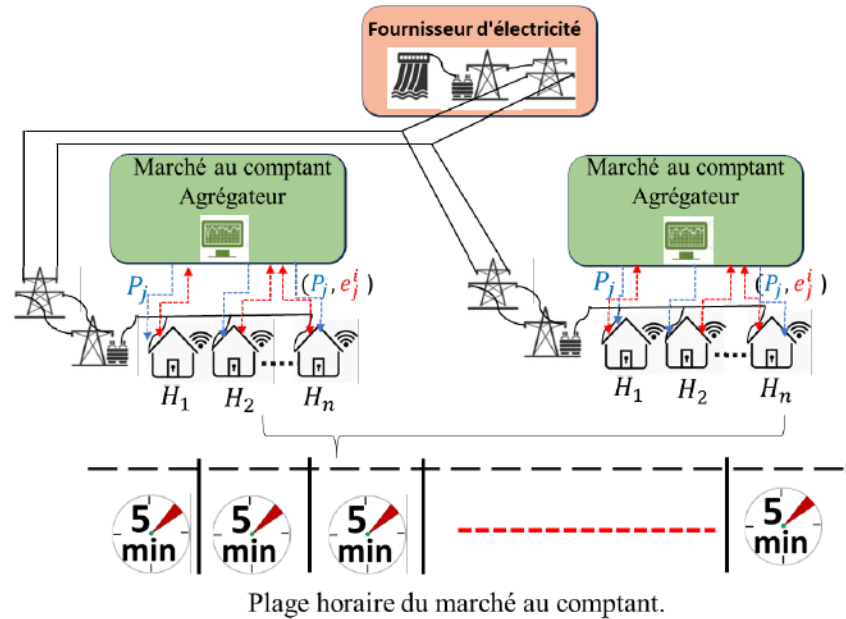


FIGURE 1-1 Participation des consommateurs résidentiels avec un agrégateur.

qui se déroule de cinq à quinze minutes avant chaque échange d'énergie en temps réel, les consommateurs résidentiels participent à une enchère combinatoire unilatérale. L'agrégateur du marché au comptant peut poursuivre différents objectifs, tels que la vente d'énergie en période de faible consommation et la réduction de la charge en période de pointe. Pour atteindre ces objectifs, l'agrégateur transmet différents niveaux de prix aux participants, les incitant à soumettre des offres pour leur demande énergétique en fonction de chaque prix proposé, comme illustré dans la Figure 1-1.

Le processus de sélection des gagnants dans ces enchères combinatoires est appelé le WDP³ [47], [48]. L'objectif du WDP est d'identifier les combinaisons optimales d'offres soumises par les participants afin de maximiser les objectifs de l'agrégateur tout en respectant les contraintes du système [48]. Le WDP dans le cadre des enchères combinatoires relève généralement de la catégorie des problèmes NP-difficiles, en particulier lorsque le nombre de participants augmente, rendant son évaluation complexe dans un délai restreint [48].

1.2 Motivation

Une variété de stratégies est essentielle pour inciter les consommateurs résidentiels à adopter des comportements favorisant l'efficacité énergétique, tels que le déplacement de leur consommation en dehors des périodes de pointe et la réduction de leur usage durant les pics hivernaux. Ces stratégies doivent être conçues de manière à motiver les consommateurs à participer, sans compromettre leur confort ou leur qualité de vie. Le plan d'action pour la décarbonisation du Québec précise que le gestionnaire du réseau électrique vise à accroître la participation des clients résidentiels à ces initiatives d'économie d'énergie pour atteindre un million de participants d'ici 2035 [4]. Cet objectif devrait permettre aux consommateurs de réaliser des économies significatives sur leurs factures d'électricité tout en contribuant aux efforts plus larges de décarbonisation.

Pour encourager les changements souhaités dans la consommation énergétique, il est possible de proposer des options tarifaires personnalisées adaptées aux habitudes des clients. Ces tarifs peuvent être accompagnés d'incitatifs visant à réduire l'usage de l'énergie durant les périodes de pointe. De plus, un mécanisme efficace de résolution du WDP³ est essentiel pour assurer le bon fonctionnement du marché au comptant entre l'agrégateur et un grand nombre de consommateurs résidentiels. Cette interaction permettra des ajustements en temps réel, incitant les consommateurs à déplacer leur consommation d'énergie vers des périodes optimales. À terme, cela favorisera une participation accrue aux efforts de conservation de l'énergie et améliorera l'efficacité globale du système.

1.3 Problématique de la thèse

1.3.1 Problème général :

Pour assurer le bon fonctionnement du réseau de distribution d'électricité, l'opérateur de la demande doit mettre en œuvre divers programmes de gestion de la demande. Ces programmes visent à garantir un accès équitable à l'énergie, y compris lors des périodes de pointe tout au long de l'année. Par exemple, le Québec, l'une des provinces du Canada, est le plus grand producteur d'hydroélectricité du pays. Il dispose d'une capacité de production électrique de plus de 37 200 MW, comme illustré dans la Figure 1-2(a) [49]. Au Québec, l'énergie

hydroélectrique représente environ 94 % de la production totale d'électricité, comme le montre la Figure 1-2(b) [50].

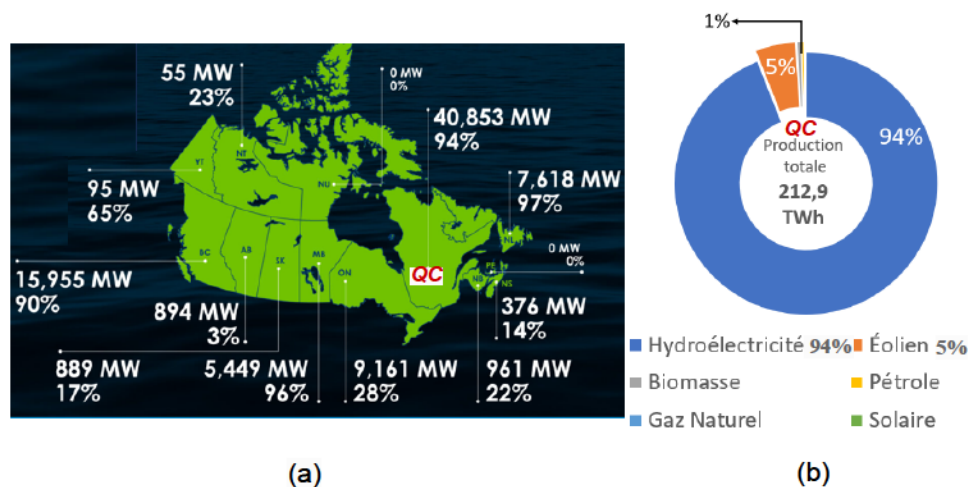


FIGURE 1-2 Capacité de production d'énergie électrique (source : [49], [50]).

La consommation résidentielle représente une part importante de la consommation totale d'électricité, atteignant environ 38 %, selon le rapport annuel publié en 2023 par «Hydro-Québec», le gestionnaire du réseau électrique du Québec, comme illustré dans la Figure 1-3(a) [51]. L'analyse des données publiées par le gestionnaire du réseau électrique montre que le chauffage des espaces et l'eau chaude sanitaire constituent les principaux usages énergétiques. Ensemble, ils représentent environ 64 % de la consommation annuelle d'énergie, comme l'illustre la Figure 1-3(b) [52].

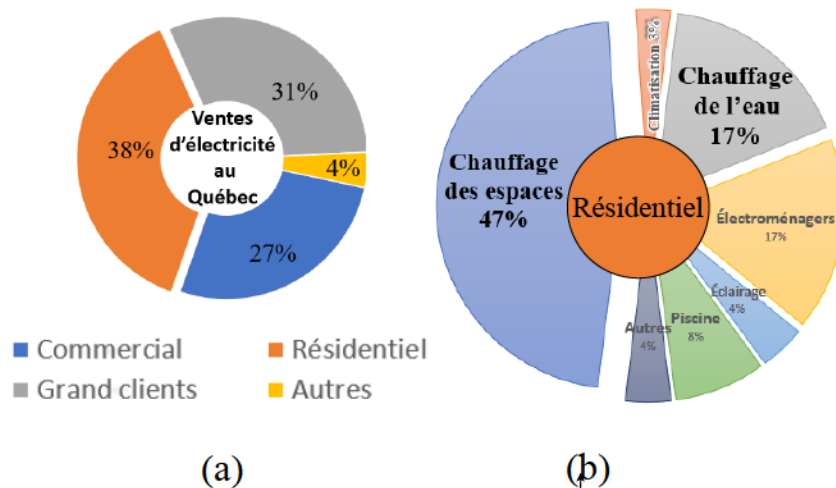


FIGURE 1-3 Consommation d'énergie électrique (source : [51], [52]).

La forte consommation d'énergie durant la période hivernale, qui s'étend généralement sur environ un tiers de l'année, de décembre à mars, entraîne des événements de demande de pointe sur le réseau de distribution électrique. Par exemple, durant l'hiver 2023, la demande en électricité a atteint jusqu'à 42 700 MW, dépassant le record de l'hiver précédent, qui était d'environ 40 500 MW [53]. Cette augmentation persistante de la demande énergétique est principalement due aux conditions météorologiques rigoureuses, entraînant une chute des températures, tandis que les consommateurs résidentiels continuent d'utiliser l'énergie pour maintenir leur confort. Pour remédier à cette situation, Hydro-Québec encourage les consommateurs à participer à divers programmes de gestion de la demande visant à réduire la consommation d'énergie pendant les périodes de pointe extrêmes.

Pour atténuer la pression sur le réseau électrique durant les périodes de pointe, le gestionnaire du réseau électrique adopte des mesures visant à inciter les consommateurs à déplacer leur consommation d'énergie vers les heures creuses. Par exemple, cette étude examine des initiatives visant à encourager les propriétaires de véhicules électriques à recharger leurs véhicules en dehors des périodes de forte demande, notamment durant les mois d'hiver où la consommation est élevée [54]. Un schéma de tarification dynamique proposant des réductions allant jusqu'à 30 % en dessous du tarif standard est mis en place pour inciter les consommateurs à privilégier une utilisation hors pointe [55]. De plus, le gestionnaire du réseau électrique encourage l'utilisation des appareils énergivores, comme les sèche-linges, durant les périodes

de moindre consommation, en particulier lors des périodes les plus froides de l'année [56].

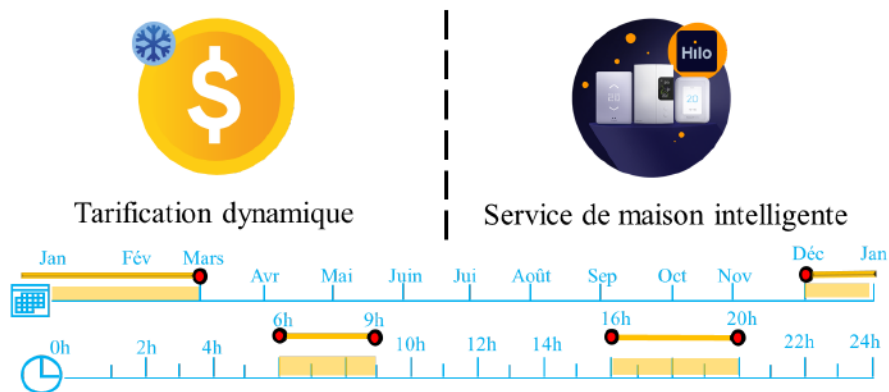


FIGURE 1-4 Stratégies existantes de gestion de la demande (source : [57], [58]).

La Figure 1-4 illustre différents types de programmes, tels que la tarification dynamique ou les services de maison intelligente basés sur Hilo, qui contribuent à la réduction de la consommation d'énergie durant les périodes de pointe [57], [58]. Toutefois, l'utilisation de ces types de programmes, où les consommateurs ne participent pas de manière active et interactive (bidirectionnelle) mais suivent plutôt des plans préétablis, ne permet pas de répondre efficacement aux exigences de gestion de la demande. Cela entraîne un recours continu et coûteux aux importations d'électricité en provenance de sources voisines, comme illustré dans la Figure 1-5 [59]. De plus, il est nécessaire d'acheter de l'énergie sur les marchés à court terme [60]. Pour répondre à la demande énergétique et éviter des situations où la demande excède l'offre, pouvant potentiellement provoquer une panne du réseau de distribution, il devient impératif de s'appuyer sur des importations onéreuses en provenance de centrales électriques utilisant du gaz naturel liquéfié comme source d'appoint [60].

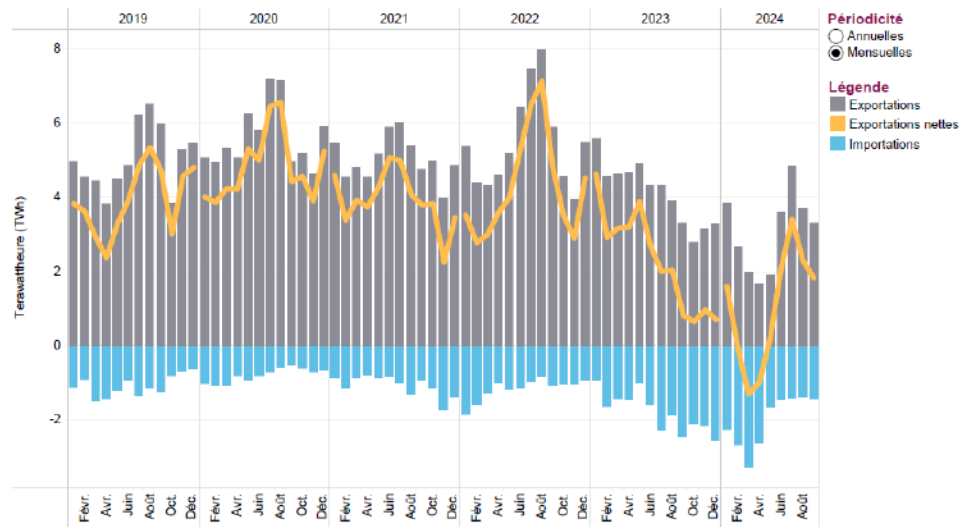


FIGURE 1-5 Importations d'énergie (source : [59]).

1.3.2 Problèmes spécifiques :

Pour gérer efficacement les pointes de demande énergétique tout en reportant les investissements coûteux dans des capacités de production supplémentaires, il est essentiel de permettre aux consommateurs de participer activement à la gestion de la demande. Cela nécessite un mécanisme de marché efficace permettant aux agrégateurs de coordonner efficacement les charges flexibles de nombreux consommateurs résidentiels. Le défi central réside dans la résolution du WDP³ dans le cadre d'une enchère combinatoire unilatérale, où l'agrégateur doit sélectionner les combinaisons optimales d'offres parmi un grand nombre de participants afin de maximiser le profit tout en respectant les contraintes du réseau, comme illustré dans la Figure 1-6.

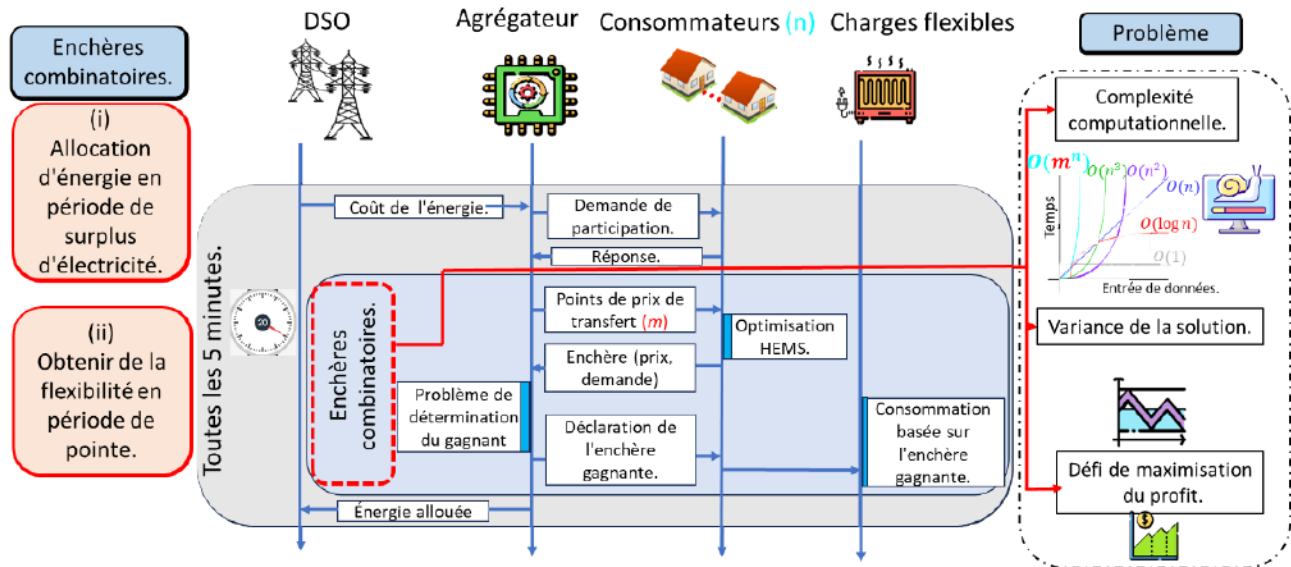


FIGURE 1-6 Problème de recherche.

Ce problème est intrinsèquement complexe en raison des trois défis interdépendants suivants :

- **Complexité computationnelle :** Le WDP³ est NP¹-difficile, avec un espace de solutions qui croît de manière exponentielle à mesure que le nombre de consommateurs et la granularité des offres augmentent. Trouver des solutions rapides et évolutives demeure un défi majeur pour les marchés en temps réel opérant sur des intervalles de cinq à quinze minutes.
- **Variabilité et stabilité des solutions :** Les méthodes métaheuristiques peuvent introduire une variabilité dans les résultats, conduisant à des allocations inconsistantes et à des profits imprévisibles pour l'agrégateur. Assurer la stabilité des solutions est essentiel pour garantir la fiabilité du marché et la confiance des participants.
- **Maximisation du profit en présence d'incertitude :** Les offres de flexibilité des agents résidentiels sont soumises à des incertitudes en temps réel, dues au comportement des consommateurs, à la disponibilité réelle de la flexibilité et aux conditions externes. Les agrégateurs doivent intégrer ces incertitudes dans le processus de sélection des offres afin de minimiser les pénalités, maintenir la rentabilité et assurer le soutien aux services réseau, tels que la gestion de la congestion.

La *flexibilité* désigne la capacité d'un système électrique à ajuster sa production ou sa consommation d'électricité en réponse aux variations de la demande. Elle peut se manifester sous différentes formes, notamment la flexibilité de puissance, la flexibilité de tension, la flexibilité de transfert et la flexibilité énergétique. Dans le cadre de cette thèse, l'analyse se concentre sur la flexibilité énergétique, c'est-à-dire la capacité des consommateurs résidentiels à ajuster ou différer leur consommation d'énergie afin de contribuer à l'équilibre entre la production et la demande.

Relever ces défis nécessite le développement de nouveaux algorithmes capables d'approximer efficacement la solution au WDP³ avec une charge computationnelle réduite, de garantir des résultats stables et proches de l'optimal, et d'intégrer la gestion de l'incertitude afin d'aligner les résultats du marché avec les conditions réelles du réseau.

Les travaux antérieurs se sont principalement concentrés sur la formulation classique du WDP³ sans traiter simultanément les aspects de complexité, de stabilité et d'incertitude dans un cadre unifié. Cette lacune met en évidence le besoin de méthodes plus agiles permettant d'assurer la cohérence des résultats tout en réduisant la charge computationnelle. Cette recherche repose sur l'hypothèse que des techniques d'approximation et d'optimisation adaptées peuvent fournir des solutions quasi optimales suffisamment rapides pour des marchés en temps réel.

1.4 Objectifs et Contributions Attendues

Pour répondre au problème identifié, cette thèse vise à développer un algorithme permettant à un agrégateur de gérer l'énergie en quasi temps réel dans un cadre d'énergie transactionnelle, facilitant ainsi la participation d'un grand nombre de consommateurs. Les systèmes d'énergie transactionnelle comprennent généralement deux types de marchés : les marchés à terme et les marchés au comptant. Les marchés à terme permettent des échanges d'énergie à long terme pour une utilisation future, tandis que les marchés au comptant supportent des transactions d'énergie immédiates juste avant l'échange d'énergie en temps réel. Cette recherche examine spécifiquement l'interaction de l'agrégateur avec les consommateurs dans le contexte du marché comptant de l'énergie transactionnelle.

1.4.1 Objectifs général :

L'objectif principal de cette recherche est de réduire la complexité computationnelle de la résolution du problème de détermination des gagnants dans une enchère combinatoire unilatérale entre les consommateurs résidentiels et l'agrégateur. Au-delà de l'efficacité computationnelle, l'algorithme proposé vise à garantir la stabilité des solutions. En minimisant le temps de calcul nécessaire à la sélection des offres, l'agrégateur peut identifier rapidement les offres optimales, maximisant ainsi son profit tout en soutenant les opérations du réseau telles que la gestion de la congestion et la participation au marché de l'énergie.

1.4.2 Objectifs spécifiques :

Cette recherche explore les méthodologies de résolution du WDP³ dans le marché au comptant d'énergie transactionnelle, en mettant l'accent sur les scénarios impliquant un grand nombre de consommateurs résidentiels, comme illustré dans la Figure 1-7, et en tenant compte des exigences du DSO¹. L'étude porte sur la participation des utilisateurs résidentiels au marché au comptant juste avant l'échange d'énergie en temps réel, leurs interactions avec un agrégateur du marché au comptant pour le commerce de l'énergie, ainsi que l'exécution en temps réel des offres gagnantes.

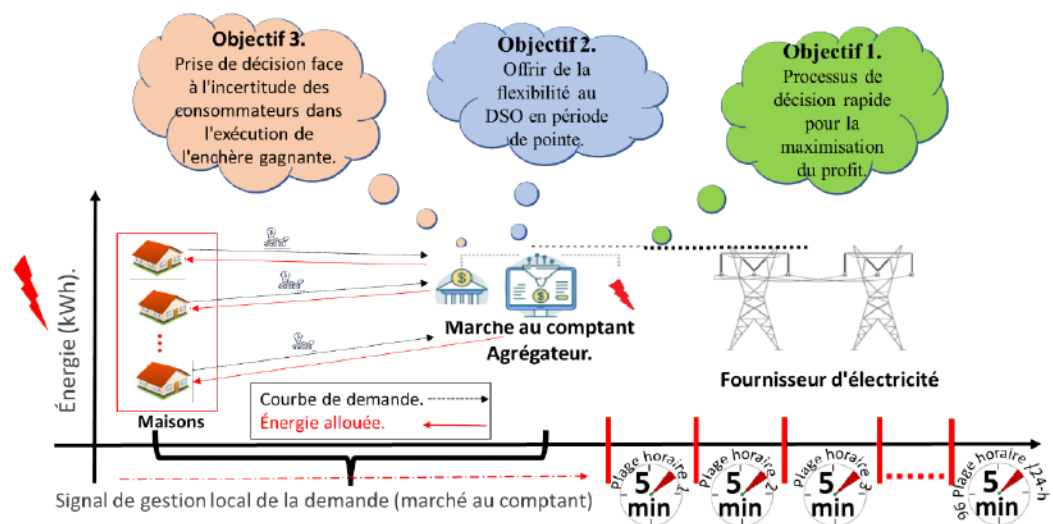


FIGURE 1-7 Marché au comptant d'énergie transactionnelle pour les consommateurs résidentiels.

Les objectifs spécifiques de cette recherche sont détaillés comme suit :

1. Développer un processus de prise de décision efficace pour l'agrégateur du marché au comptant d'énergie transactionnelle (TESM¹), comprenant notamment la résolution du problème de détermination des gagnants dans une enchère combinatoire unilatérale, afin de maximiser les profits tout en garantissant une allocation optimale de l'énergie.
2. Développer une méthode visant à réduire les coûts computationnels tout en respectant la contrainte d'achat maximal de flexibilité lors de la résolution du WDP³ dans un marché de flexibilité basé sur une enchère combinatoire unilatérale. L'objectif est d'aider l'agrégateur du marché au comptant à acquérir de la flexibilité en sélectionnant des offres de réduction récompensée des consommateurs afin de diminuer la demande énergétique de pointe.
3. Évaluer l'impact de l'incertitude des consommateurs dans l'exécution en temps réel des offres sur la performance du TESM¹. Proposer un algorithme permettant à l'agrégateur de rapporter la flexibilité au DSO¹, afin de réduire les pénalités liées aux écarts après la résolution du WDP³.

Le premier objectif est la résolution rapide du problème de détermination des gagnants dans le marché de l'énergie. En effet, un processus décisionnel rapide est essentiel, car chaque créneau temporel dans le marché au comptant est très court, généralement compris entre cinq et quinze minutes avant le début de l'échange d'énergie en temps réel. Ainsi, l'agrégateur du marché au comptant doit sélectionner rapidement les offres des consommateurs résidentiels tout en maximisant ses profits afin d'assurer la viabilité économique de l'opération. Le deuxième objectif est de fournir de la flexibilité au DSO¹. Cette flexibilité peut être achetée auprès des consommateurs résidentiels. L'agrégateur du marché au comptant doit réduire la complexité computationnelle du processus de sélection des offres des consommateurs résidentiels afin de respecter le profil de réduction de la demande énergétique imposé par le DSO¹ en période de pointe. Le troisième objectif porte sur l'évaluation de l'impact de l'incertitude liée à l'exécution de l'énergie allouée ou de la flexibilité fournie par les consommateurs résidentiels en temps réel sur la performance du mécanisme d'énergie transactionnelle. Les trois objectifs

1. TESM est l'abréviation de « Transactive Energy Spot Market », en anglais (Marché comptant d'énergie transactive, en français).

sont directement alignés avec les approches méthodologiques proposées dans cette thèse. Le premier repose sur une approximation par série de Taylor visant à accélérer la résolution du problème de détermination des gagnants dans le marché de l'énergie. Le deuxième introduit une méthode d'optimisation par gradient pour améliorer la convergence dans le marché de flexibilité tout en respectant les contraintes imposées par le DSO. Enfin, le troisième applique une approche d'optimisation stochastique permettant d'intégrer l'incertitude dans le processus de sélection des offres. Ensemble, ces contributions comblent les principales lacunes identifiées dans la littérature et assurent une cohérence avec la méthodologie générale décrite à la Section 1.5.

1.4.3 Contributions

Les principales contributions de cette thèse sont résumées comme suit :

1. Une nouvelle méthode pour les agrégateurs du marché au comptant afin de réaliser la résolution du WDP³ dans les enchères combinatoires unilatérales pour l'allocation d'énergie à chaque créneau temporel. Cette méthode utilise une approximation en série de Taylor multivariable pour dériver des fonctions de coût individuelles pour les utilisateurs. Ces fonctions de coût approximées sont ensuite exploitées pour sélectionner des offres spécifiques à chaque utilisateur, permettant ainsi des transactions plus rapides sur le marché au comptant tout en garantissant la rentabilité de l'agrégateur.
2. Un algorithme est proposé pour réduire la complexité computationnelle du WDP³ dans le marché de flexibilité au comptant, permettant aux agrégateurs d'acheter de la flexibilité auprès des clients résidentiels. Cette méthode convertit les offres de flexibilité en fonctions basées sur des récompenses et utilise une optimisation par gradient pour sélectionner les offres. Cette approche permet aux agrégateurs d'atteindre les réductions d'énergie requises dans un délai acceptable.
3. Une méthodologie est développée pour minimiser les pénalités imposées par le DSO¹ à l'agrégateur du marché au comptant en raison de l'incertitude des consommateurs dans l'exécution des offres de flexibilité gagnantes. Le WDP³ est résolu à l'aide d'une approche d'optimisation stochastique. Cette approche garantit la sélection de l'offre maximisant le profit de l'agrégateur du marché au comptant.

1.5 Méthodologie de Recherche.

Pour répondre à la problématique, la première étape a consisté en une revue approfondie de la littérature afin d'acquérir une compréhension détaillée de la participation des consommateurs résidentiels au marché au comptant. Cette revue a permis d'examiner les défis abordés dans les recherches antérieures, d'analyser les projets pilotes et d'identifier les perspectives de recherche futures. De plus, plusieurs études ont mis en évidence le rôle du gestionnaire du réseau électrique qui, en raison de son contrôle sur les infrastructures de production, de transmission et de distribution, joue soit le rôle de vendeur exclusif d'énergie, soit celui d'acheteur unique de flexibilité.

En s'appuyant sur ces connaissances, il a été conclu qu'une approche d'interaction non itérative serait la plus appropriée pour des créneaux temporels de courte durée. Par conséquent, un mécanisme d'enchères unilatérales et ponctuelles a été choisi pour engager les participants à chaque instance du marché au comptant. Différentes méthodes ont été évaluées, et leurs limitations ont été identifiées. Par la suite, des algorithmes améliorés ont été développés pour répondre à des critères clés, tels que l'accélération de la résolution du WDP³, la stabilité des solutions et la gestion efficace de l'incertitude. Enfin, des études de simulation utilisant des données réelles de foyers ont été menées pour évaluer la performance des solutions proposées.

1. Les consommateurs résidentiels génèrent des ensembles d'offres basées sur leurs préférences de prix, qui déterminent leur demande énergétique. Ces consommateurs soumettent plusieurs offres dans un format d'enchère spécifié, qui sont transmises à l'agrégateur du marché au comptant pour chaque créneau temporel. Après avoir reçu toutes les offres des participants et les paramètres pertinents des fonctions de coût du DSO¹, l'agrégateur calcule la demande énergétique moyenne pour chaque consommateur. Avec ces informations, l'agrégateur utilise une approximation en série de Taylor multivariable pour affiner l'ensemble des offres et identifier l'offre gagnante optimale pour chaque consommateur, dans le but de maximiser le profit global.
2. Pour gérer la congestion du réseau de distribution, l'agrégateur du marché au comptant propose une plateforme de flexibilité locale pour les consommateurs ayant des charges flexibles, leur permettant de gagner des récompenses tout en réduisant la congestion

du réseau. L'ensemble des offres de chaque consommateur, composé de plusieurs paires de récompenses-réductions, est paramétré à l'aide de diverses fonctions convexes. La fonction qui correspond le mieux aux données est sélectionnée. Durant chaque créneau temporel du marché de flexibilité au comptant, le DSO¹ envoie à l'agrégateur la compensation monétaire pour l'achat de flexibilité auprès des consommateurs, ainsi que le niveau de flexibilité maximal requis. Cela sert de contrainte lors de la résolution du WDP³ dans l'enchère combinatoire. Avec ces informations et la fonction de récompense approximée, l'agrégateur utilise l'optimisation par gradient pour déterminer la valeur optimale de la récompense. Cette méthode permet d'identifier les offres optimales dans l'ensemble des offres de chaque consommateur, maximisant la rentabilité de l'agrégateur tout en respectant les contraintes de l'enchère unilatérale.

3. Un algorithme de résolution du WDP³ est proposé pour traiter l'incertitude dans l'exécution des offres de flexibilité gagnantes des consommateurs résidentiels. Ce dernier étend le cadre précédent de résolution du WDP³ du marché de flexibilité en intégrant l'incertitude dans les offres gagnantes. L'agrégateur met à jour dynamiquement une base de données d'incertitude pour chaque consommateur. En utilisant cette base de données, l'agrégateur génère plusieurs échantillons via une approche de Monte Carlo. En appliquant une méthode d'optimisation stochastique et en résolvant le WDP³, l'algorithme identifie la valeur optimale de flexibilité à rapporter au DSO¹. Cette approche permet de minimiser les pénalités imposées par le DSO¹ tout en maximisant le profit de l'agrégateur.

1.6 Données et environnement de recherche

Le volet données de cette recherche inclut les enregistrements de consommation d'énergie des consommateurs résidentiels, leurs préférences, la localisation géographique des habitations ainsi que la zone thermique associée à chaque maison. Ces données ont été collectées au Québec, accompagnées des relevés météorologiques pour la saison hivernale. Par ailleurs, l'environnement de recherche comprend également la plateforme de simulation TE ainsi que

la maison expérimentale accessible au laboratoire LIREI, mise à disposition par l'Institut de recherche sur l'hydrogène de l'Université du Québec à Trois-Rivières.

1.7 Structure de la thèse

Cette thèse est organisée en cinq chapitres, avec la structure de chaque chapitre présentée comme suit :

- **Chapitre 2** : Ce chapitre fournit une revue approfondie de la littérature existante relative aux trois objectifs de recherche. Il commence par discuter de l'état de l'art dans l'allocation d'énergie, en se concentrant sur les avancées récentes dans les stratégies d'enchères, la maximisation des profits et les méthodes computationnelles utilisées pour optimiser la distribution de l'énergie. Le chapitre explore ensuite la résolution du WDP³ dans les marchés de flexibilité, abordant spécifiquement les approches pour résoudre le WDP³, qui est central pour le bon fonctionnement du marché.

Enfin, le chapitre examine les défis liés à la gestion de l'incertitude dans les marchés de flexibilité, mettant en lumière les différentes techniques et méthodologies développées pour gérer cette incertitude et garantir des prévisions et une prise de décision précises sur le marché.

- **Chapitre 3** : Ce chapitre est consacré à la modélisation et à la résolution du WDP³ de l'agrégateur dans le cadre d'une enchère combinatoire unilatérale (CSA¹) appliquée au marché de l'énergie. Il décrit le modèle d'interaction entre les agents résidentiels (RA²), l'agrégateur et le DSO¹, ainsi que le langage d'enchères et les hypothèses clés soutenant la conception du marché. Ce chapitre se concentre sur la première méthodologie, fondée sur une approximation par séries de Taylor, pour résoudre le WDP³ dans le marché de l'énergie tout en réduisant la complexité computationnelle et en assurant une allocation efficace de l'énergie.

1. CSA est l'abréviation de « Combinatorial Single-Sided Auction », en anglais (Enchère combinatoire unilatérale, en français).

2. RA est l'abréviation de « Residential Agent », en anglais (Agents résidentiels, en français).

- **Chapitre 4** : Ce chapitre étend la méthodologie précédente au marché de flexibilité, en abordant deux contextes : la résolution du WDP³ sous contraintes de flexibilité imposées par le DSO¹, et la prise de décision en présence d'incertitude dans l'exécution des offres. Les approches d'optimisation par gradient et stochastique y sont présentées pour modéliser l'acquisition et la fourniture de flexibilité. L'objectif est d'évaluer la performance et l'adaptabilité de l'agrégateur dans un cadre opérationnel plus réaliste, où les contraintes de réseau et les aléas de consommation sont pris en compte.
- **Chapitre 5** : Ce chapitre présente les résultats des méthodologies proposées à travers des études de simulation. Les simulations reposent sur des intervalles de marché comptant de cinq minutes et modélisent des RA² équipés de charges thermiques en tant que ressources flexibles. L'évaluation intègre les principaux paramètres du marché, notamment les structures d'enchères et les valeurs définies par le DSO¹ telles que les coefficients de coût, les taux d'incitation et les facteurs de pénalité. L'analyse couvre les trois objectifs principaux de la thèse, à savoir les enchères énergétiques, la fourniture de flexibilité et la gestion de l'incertitude, en évaluant la performance de l'agrégateur en termes de profit, de temps de réponse et d'efficacité computationnelle. Les résultats montrent que les méthodes proposées surpassent les approches heuristiques, permettant une allocation d'énergie plus précise, une rentabilité accrue et une complexité computationnelle nettement réduite. Ces approches demeurent évolutives et efficaces pour les opérations en temps réel des marchés comptants impliquant des charges thermiques résidentielles flexibles.
- **Chapitre 6** : Enfin, ce chapitre présente les conclusions de ce travail de recherche, ainsi que des recommandations et des suggestions pour des recherches futures.

Chapitre 2 - État de l'art

Ce chapitre fournit une revue complète de la littérature en lien avec les trois objectifs de recherche principaux. La première sous-section discute de la littérature relative au premier objectif, en mettant l'accent sur les développements récents dans l'allocation d'énergie. Cela inclut la mise en lumière des stratégies d'enchères, des techniques de maximisation des profits et des méthodes computationnelles visant à améliorer l'allocation de l'énergie [61]. La deuxième sous-section présente la littérature pertinente pour le deuxième objectif, qui se concentre sur les mécanismes de résolution du problème de détermination du gagnant dans les marchés de flexibilité. Elle met l'accent sur les solutions au WDP³, un facteur essentiel pour atteindre une performance optimale du marché [62]. Enfin, la dernière sous-section aborde la littérature relative au troisième objectif, traitant de l'incertitude dans les marchés de flexibilité. Elle passe en revue diverses méthodologies visant à gérer l'incertitude dans la prise de décision dans de telles conditions.

2.1 Allocation d'énergie dans les marchés au comptant activés par l'énergie transactionnelle.

Les systèmes d'énergie transactionnelle jouent un rôle central dans la participation significative des utilisateurs finaux aux futurs marchés locaux de l'électricité. Dans le cadre des réseaux intelligents, ces systèmes offrent un accès à divers mécanismes de marché, permettant aux participants de s'engager activement. Dans les marchés au comptant, les agrégateurs peuvent interagir plus fréquemment avec les clients, ce qui augmente la rentabilité des échanges [17]. De plus, ces systèmes permettent aux utilisateurs de soumettre des offres de manière dynamique et de tirer parti des fluctuations en temps réel des prix de l'énergie de gros, un avantage qui n'est pas disponible dans les contrats de facturation traditionnels. En conséquence,

les clients peuvent réduire leurs coûts énergétiques dans de telles structures de marché [17], [63].

2.1.1 *Enjeux du problème de détermination des gagnants dans les marchés au comptant*

Dans les marchés de l'électricité, le commerce de l'énergie repose souvent sur des méthodes basées sur des enchères, telles que les enchères combinatoires à double et à enchère unilatérale. Dans ces cadres, l'agrégateur identifie les offres gagnantes grâce au WDP³. Alors que les enchères combinatoires à double côté impliquent plusieurs acheteurs et plusieurs vendeurs [64], les enchères unilatérales comportent soit plusieurs acheteurs avec un seul vendeur, soit l'inverse [65]. Dans les enchères unilatérales, l'agrégateur doit évaluer toutes les combinaisons d'offres, ce qui rend le WDP³ de plus en plus complexe à mesure que le nombre d'offres augmente. Ce processus, souvent modélisé à l'aide d'approches telles que l'optimisation binaire quadratique sans contrainte (QUBO¹) [66] ou le problème du sac à dos 0-1 [67], est coûteux en termes de calcul et classé comme un problème NP¹-difficile [68], [69], [70].

Le défi est amplifié dans les marchés au comptant, où les décisions doivent être prises dans une fenêtre de temps très courte de 5 minutes avant l'échange d'énergie en temps réel [71], [72]. Ce délai limité nécessite des algorithmes de prise de décision efficaces pour gérer les fortes exigences computationnelles du WDP³ tout en assurant le bon déroulement des opérations du marché dans les délais impartis [73].

2.1.2 *Approches méthodologiques récentes.*

Les études récentes se sont concentrées sur l'amélioration des opérations du marché au comptant en augmentant les profits des participants [74]. Par exemple, le problème d'allocation d'énergie a été examiné dans [75], visant à maximiser les profits du gestionnaire du réseau électrique tout en tenant compte des stratégies d'enchères des participants. Une approche basée sur la théorie de la sélection optimale de portefeuille a été proposée dans [76] pour gérer les risques des fournisseurs d'électricité, mais elle a rencontré des difficultés pour estimer de

1. QUBO est l'abréviation de « Quadratic Unconstrained Binary Optimization », en anglais (Optimisation quadratique non contrainte binaire, en français).

manière précise les distributions probabilistes des prix du marché. Dans [77], un modèle de prise de décision à court terme utilisant la mesure de la valeur conditionnelle à risque (CVaR¹) a été développé pour traiter les risques d'enchères horaires pour les détaillants d'électricité sur les marchés en temps réel. Bien que cette méthode intègre les systèmes de stockage d'énergie par batterie BESS¹, elle n'a pas permis de traiter efficacement les risques d'enchères associés.

Dans [78], un cadre pour les enchères et les offres a été développé pour une centrale hybride combinant photovoltaïque, éolien, stockage d'énergie par batterie et stockage d'énergie par air comprimé dans les marchés intrajournaliers et à jour. Cette approche utilisait un modèle stochastique-intervalle pour gérer les incertitudes liées aux paramètres stochastiques et d'intervalle. L'étude dans [79] a introduit un modèle de dispatch visant à maximiser le profit d'un système intégré biomasse-solaire concentré. Le modèle utilisait la Valeur Conditionnelle à Risque CVaR¹ pour gérer les risques dans la distribution des profits et la Théorie de la Décision en Présence de Lacunes d'Information (IGDT²) pour traiter les incertitudes liées à la production d'énergie solaire. Dans [80], une stratégie basée sur la CVaR¹ a été proposée pour améliorer les profits dans les marchés intrajournaliers et à jour. [81] a exploré des stratégies d'arbitrage énergétique pour les BESS¹ dans ces marchés, utilisant une contrainte de dominance stochastique du second ordre pour gérer les incertitudes des prix du marché à travers des méthodes de prise de décision floues.

Dans les études récentes, diverses approches ont été explorées pour relever les défis des marchés de l'électricité au comptant. Un modèle de planification des ressources stochastiques pour la recharge des Véhicules Électriques Hybrides Rechargeables (PHEV³) a été proposé dans [82], se concentrant sur les incertitudes des prix dans le marché au comptant. Cependant, il n'a pas pris en compte les effets de la demande des PHEV³ sur les opérations du système électrique. De même, [83] a appliqué le modèle de jeu de Cournot pour décrire les stratégies d'enchères des producteurs d'énergie. Bien que le modèle optimisait les actifs de génération, il se concentrait principalement sur le côté de la production, négligeant le rôle des utilisateurs

1. CVaR est l'abréviation de « Conditional Value at Risk », en anglais (Valeur conditionnelle à risque, en français).

2. IGDT est l'abréviation de « Information Gap Decision Theory », en anglais (Théorie de la décision en présence de lacunes d'information, en français).

3. PHEV est l'abréviation de « Plug-in Hybrid Electric Vehicles », en anglais (Véhicules hybrides rechargeables, en français).

finaux. Dans [84], une stratégie optimale d'achat d'énergie pour un gestionnaire du réseau électrique dans le marché de l'électricité de gros des Philippines a été développée. Pourtant, cette approche ne prenait pas en compte les incertitudes de la demande affectant le gestionnaire du réseau électrique. De même, dans [85], une étude du marché au comptant italien visait à maximiser le profit des acteurs participants, mais négligeait les consommateurs résidentiels. L'analyse comparative dans [86] et [72] s'est concentrée sur la participation au marché de l'énergie dans les marchés au comptant, explorant les problèmes d'enchères et d'allocation. Les modèles économiques pour les enchères et la gestion des ressources ont été largement discutés dans la littérature [87]. Dans [88], un algorithme génétique multi-objectifs a été introduit pour les enchères inversées combinatoires dans les énergies renouvelables, avec des comparaisons de performance contre la méthode heuristique de branchement et de bornes. De plus, [89] a examiné le WDP³ pour les acteurs énergivores dans les enchères combinatoires. Enfin, [90] a proposé un modèle d'optimisation stochastique multi-étapes pour résoudre les problèmes d'enchères combinatoires pour les gestionnaires de production dans les marchés de l'électricité au comptant.

Diverses méthodes ont été explorées pour optimiser l'allocation des ressources tout en minimisant le temps de calcul. Une approche notable dans [91] utilisait un algorithme heuristique basé sur la décomposition lagrangienne, appliqué au marché de l'énergie pour les actions de gestion de la demande. Dans [92], un cadre d'enchères combinatoires a été introduit pour une communauté collaborant avec un opérateur de stockage d'énergie. Cet opérateur a abordé le WDP³ NP-difficile en employant un schéma d'approximation entièrement polynomial visant à maximiser le bien-être social. De plus, [65] a présenté une approche hybride d'Optimisation par Essaims Particulaires-Algorithmes Génétiques (PSO-GA¹) pour résoudre le problème du partage de l'énergie entre les foyers en utilisant des enchères XOR. Bien que cette méthode ait bien fonctionné pour 30 maisons, son temps de calcul de plus de 2 minutes la rendait peu pratique pour un nombre plus important de foyers dans les créneaux de 5 à 15 minutes typiques des marchés au comptant.

Dans [64], une approche méta-heuristique a été utilisée pour résoudre le WDP³ pour

1. PSO-GA est l'abréviation de « Particle Swarm Optimization–Genetic Algorithm », en anglais (Algorithme génétique d'optimisation par essaims particulaires, en français).

les enchères XOR dans le cadre du commerce de micro-réseaux impliquant jusqu'à 30 enchérisseurs. La question de l'enchère double [64] peut être simplifiée en une enchère combinatoire unilatérale [65] en considérant un scénario avec un seul vendeur (équipé de stockage d'énergie) et plusieurs acheteurs résidentiels interagissant avec un enchérisseur. Afin de trouver l'équilibre de Nash dans de tels paramètres, les auteurs de [93] ont introduit une méthode impliquant la décomposition de l'optimisation combinatoire en utilisant les transformations de Walsh-Fourier dans les marchés de l'électricité et du gaz naturel. Cependant, cette approche devient de plus en plus coûteuse en termes de calcul à mesure que le nombre de participants augmente. Dans [47], un algorithme génétique hybride a été proposé pour la gestion de la demande dans les micro-réseaux, intégrant des enchères XOR des participants. Malheureusement, cette solution est devenue saturée lorsqu'elle a été étendue à une base d'utilisateurs plus large. Pour les enchères combinatoires, le WDP³ a été abordé à l'aide de méthodes méta-heuristiques, y compris l'algorithme hybride de la colonie de fourmis, comme proposé dans [94]. De plus, dans [95], les auteurs ont présenté un algorithme hybride d'Optimisation par Colonie de Fourmis (ACO¹) pour résoudre le problème NP-difficile des enchères combinatoires, bien qu'au prix de durées d'exécution plus longues. Enfin, dans [96], une stratégie d'échantillonnage à tête lourde a été combinée avec l'Apprentissage par Imitation (IL²) pour résoudre le WDP³ dans les enchères combinatoires. Ils ont également suggéré d'améliorer le processus d'évaluation en utilisant IL conjointement avec l'Apprentissage par Renforcement (RL³), bien que cette approche fasse face au défi des durées de formation prolongées.

Pour les enchères combinatoires, l'Algorithme Parthéno-Génétique Amélioré (IPGA⁴) a été proposé, mais son efficacité diminue à mesure que le nombre d'utilisateurs augmente. Une augmentation de 50 utilisateurs entraîne une forte augmentation du temps d'exécution, ce qui le rend inadapté aux marchés au comptant à court terme [97]. De même, l'Optimisation par

1. ACO est l'abréviation de « Ant Colony Optimization », en anglais (Optimisation par colonie de fourmis, en français).

2. IL est l'abréviation de « Imitation Learning », en anglais (Apprentissage par imitation, en français).

3. RL est l'abréviation de « Reinforcement Learning », en anglais (Apprentissage par renforcement, en français).

4. IPGA est l'abréviation de « Improved Partheno-Genetic Algorithm », en anglais (Algorithme parthéno-génétique amélioré, en français).

Essais Particuliers (PSO¹), bien qu'étant un algorithme méta-heuristique largement adopté, rencontre des problèmes de convergence prématurée même lorsqu'il est modifié [98]. Une autre limitation importante du PSO¹, comme le note [99], est son coût computationnel élevé et son incapacité à atteindre de manière fiable un optimum global.

Le tableau 2-1 fournit une comparaison détaillée de l'approche proposée pour le premier objectif avec les recherches antérieures, en abordant spécifiquement l'allocation d'énergie dans le marché au comptant à travers les enchères combinatoires.

TABLEAU 2-1 Comparaison des méthodes d'enchères combinatoires dans la littérature pertinente.

Référence	Application	Structure du marché	Type d'enchère	Langage d'enchère	Méthodes
[64]	Échange entre micro-réseaux multiples	À jour	Enchère double	XOR	Algorithme génétique et optimisation par essais particuliers
[65]	Partage de stockage d'énergie	Intrajournalier	Enchère unilatérale	XOR	Algorithme évolutif hybride
[47]	Gestion de l'élagage de la charge	À jour	Enchère distribuée	XOR	Optimisation par essais particuliers et algorithme génétique hybride
[92]	Stockage d'énergie partagé	À jour	Enchère distribuée	XOR	Schéma d'approximation polynomial complet
[100]	Systèmes photovoltaïques	Au comptant	Enchère double	–	Appariement des offres
Objectif 1	Charge de contrôle du thermostat	Au comptant	Enchère unilatérale	XOR	Approximation par séries de Taylor multivariées

2.2 Acquisition de réductions d'énergie dans les marchés de flexibilité au comptant.

La gestion de la congestion (CM²) dans les réseaux de distribution est cruciale pour prévenir les surcharges lorsque la demande en électricité dépasse la capacité disponible du réseau. Ce déséquilibre peut mettre sous pression les infrastructures clés, telles que les transformateurs et les lignes de distribution, entraînant des coûts opérationnels plus élevés, des perturbations d'alimentation et une efficacité globale réduite du réseau [101], [102]. Ces défis

1. PSO est l'abréviation de « Particle Swarm Optimization », en anglais (Optimisation par essais particuliers, en français).

2. CM est l'abréviation de « Congestion Management », en anglais (Gestion de la congestion, en français).

sont encore amplifiés dans les régions plus froides, où la demande de chauffage augmente, et l'utilisation croissante des Véhicules Électriques (EV¹) exerce une pression supplémentaire sur le système [103].

Les stratégies de CM² se classent généralement en trois catégories : contrôle direct, basé sur les prix et basé sur le marché [101], [104]. L'approche de contrôle direct permet aux opérateurs de réseau de gérer les charges en coupant l'alimentation, en réduisant la consommation ou en redirigeant l'électricité pour équilibrer le réseau [105]. D'autre part, les méthodes basées sur les prix, telles que les tarifs selon l'heure d'utilisation, offrent des incitations financières aux consommateurs, les encourageant à ajuster leur consommation d'énergie pendant les périodes de pointe en réponse à la variation des prix de l'électricité [106]. Enfin, les stratégies basées sur le marché exploitent des incitations économiques pour aligner l'offre avec la demande, les marchés de flexibilité incitant les consommateurs à déplacer leur consommation d'énergie en dehors des périodes de congestion, réduisant ainsi la congestion du réseau [107], [108].

Au lieu de l'expansion traditionnelle du réseau, qui est coûteuse et nécessite une planification importante [109], les DSO¹ se tournent de plus en plus vers des solutions innovantes. Afin de relever ces défis de manière plus efficace, les DSO¹ explorent des solutions innovantes, telles que l'intégration des Technologies de l'Information et de la Communication (ICT²) et le développement de nouveaux marchés pour obtenir de la flexibilité du réseau [110].

2.2.1 *Gestion de la congestion à travers les marchés de flexibilité au comptant activés par l'énergie transactionnelle.*

Le Cadre d'Énergie transactionnelle (TEF³) permet un équilibrage efficace du réseau en permettant une communication bidirectionnelle entre les opérateurs de réseau et les participants à travers des signaux économiques [111]. Il joue un rôle crucial dans les réseaux de distribution, aidant à gérer la régulation de la tension, la congestion, et le développement des Marchés de

1. EV est l'abréviation de « Electric Vehicles », en anglais (Véhicules électriques, en français).

2. ICT est l'abréviation de « Information and Communication Technology », en anglais (Technologies de l'information et de la communication, en français).

3. TEF est l'abréviation de « Transactive Energy Framework », en anglais (Cadre d'énergie transactive, en français).

Flexibilité au Comptant (SFM¹) pour l'intégration des charges flexibles [112]. De plus, le TEF³ permet aux agents agrégateurs de demande de représenter des groupes de consommateurs offrant de la flexibilité. Cette section explore la littérature existante sur les SFM¹, où les agents agrégateurs gèrent des enchères permettant aux clients de soumettre des offres de flexibilité [113]. Ces enchères peuvent être à double côté, impliquant plusieurs fournisseurs et consommateurs, ou unilatérales, avec un fournisseur et de nombreux consommateurs [114]. Dans les zones où un seul gestionnaire du réseau électrique supervise la production, la transmission et la distribution [115], les enchères unilatérales sont préférées pour faciliter l'interaction directe des consommateurs avec le gestionnaire du réseau électrique [116].

La revue de littérature suivante, abordant le deuxième objectif, examine les études sur les marchés de flexibilité pour la gestion de la congestion. Elle explore également diverses méthodes, notamment les techniques d'optimisation, les approches d'apprentissage automatique et les algorithmes méta-heuristiques utilisés pour la résolution du problème de détermination du gagnant dans les marchés basés sur des enchères.

2.2.2 *Marchés de flexibilité locale.*

Les auteurs dans [117] proposent un marché de flexibilité basé sur l'énergie transactionnelle pour la CM², où les agrégateurs contrôlent les charges des consommateurs en tant que stockage virtuel unifié afin d'optimiser les profits, au détriment de la réduction du contrôle individuel des consommateurs. Un marché de flexibilité au niveau de la distribution pour gérer les imprévus du marché de l'énergie à jour suivant est introduit dans [107], bien que des événements inattendus en temps réel puissent encore augmenter les coûts pour le DSO¹. Pour y remédier, [118] suggère un cadre de planification basé sur le marché visant à réduire les coûts computationnels dans la gestion de la congestion en temps réel. Dans ce cadre, les consommateurs soumettent leurs préférences de réduction de charge et leurs limites de recharge de véhicules électriques à l'agrégateur, bien que cette approche puisse limiter la flexibilité pour ajuster les plans de recharge. De plus, [119] discute de la manière dont les consommateurs, équipés de systèmes de gestion de l'énergie, utilisent l'induction inverse et la programmation dynamique adaptative

1. SFM est l'abréviation de « Spot Flexibility Market », en anglais (Marché de flexibilité comptant, en français).

pour soumettre des offres de flexibilité basées sur la tarification de localisation de distribution du DSO¹. Pour optimiser la tarification et la répartition de l'énergie, le DSO¹ utilise une approximation par séries de Taylor pour simplifier les contraintes et effectue un flot optimal de puissance.

Dans [120], le DSO¹ et les agrégateurs collaborent pour établir un marché d'enchères unilatérales pour la CM², où un mécanisme de tarification uniforme est utilisé pour la résolution du problème de détermination du gagnant. Les agrégateurs gèrent directement les charges des consommateurs afin de fournir des services de flexibilité. Cependant, cette approche néglige la nécessité de négocier avec les consommateurs, qui sont les véritables fournisseurs de flexibilité. Dans la gestion de la congestion en temps réel, [121] souligne que les agrégateurs collaborent avec le DSO¹ pour contrôler les charges des consommateurs et gérer les échanges de charges avec d'autres agrégateurs, avec une compensation basée sur le nombre d'échanges effectués. Cependant, ce système ne prend pas en compte la volonté des consommateurs de participer à ces échanges.

Les consommateurs, d'autre part, gèrent leurs charges dans le marché de flexibilité horaire en temps réel en soumettant des offres pour la réduction de la consommation [122]. L'agrégateur trie ces offres selon le prix, sélectionnant uniquement celles inférieures au prix d'équilibre du marché, tout en excluant les offres supérieures, même si les consommateurs sont toujours prêts à fournir de la flexibilité. Dans [123], un marché de flexibilité locale (LFM¹) basé sur l'énergie transactionnelle est proposé, où les consommateurs soumettent des offres à un agrégateur, qui les transmet ensuite à un agrégateur de marché central pour la résolution du WDP³. Ce marché est résolu à l'aide d'un programme en nombres entiers mixtes, et les récompenses sont distribuées en fonction du prix d'équilibre du marché. Les offres non acceptées, cependant, ne reçoivent aucune compensation. Les agrégateurs gèrent également les charges des consommateurs pour soumettre des offres de flexibilité dans un marché de flexibilité pour la gestion de la congestion, comme décrit dans [124]. Cependant, les détails de l'algorithme de résolution du WDP³ utilisé par l'opérateur du marché local pour traiter ces offres d'agrégateurs n'ont pas été fournis.

1. LFM est l'abréviation de « Local Flexibility Market », en anglais (Marché de flexibilité locale, en français).

2.2.3 *Approches de programmation linéaire en nombres entiers mixtes.*

Dans [125], les auteurs ont présenté une approche théorique des jeux pour l'élagage de charge, qui a ensuite été reformulée en un programme linéaire en nombres entiers mixtes (MILP¹). Ce modèle a été conçu pour aider les détaillants à optimiser leurs profits en acquérant de la flexibilité auprès des consommateurs dans les marchés de gestion de la demande. Cependant, à mesure que le nombre de consommateurs augmente dans le modèle, le nombre de variables entières et de contraintes croît, ce qui entraîne une charge computationnelle considérable. Il convient de noter que l'approche a été testée avec seulement trois consommateurs, ce qui limite sa scalabilité et son applicabilité aux marchés plus larges.

Dans [126], un MILP¹ stochastique a été développé pour permettre aux communautés équipées de pompes à chaleur électriques de fournir de la flexibilité du côté de la demande. L'approche proposée est efficace pour gérer la congestion tout en garantissant que le confort des consommateurs reste dans les limites convenues pendant les événements de pointe. Cependant, sa complexité computationnelle la rend inadaptée à une utilisation dans les SFM¹. Dans [127], un cadre d'optimisation basé sur le MILP¹ a été introduit pour les agrégateurs de demande, se concentrant sur la fourniture de flexibilité en pénalisant les clients. Cependant, ce cadre ne prend pas en compte les contraintes d'utilisation spécifiques des appareils individuels ni les incertitudes liées au comportement des consommateurs, limitant ainsi son applicabilité.

2.2.4 *Méthodologies basées sur l'apprentissage automatique.*

Dans [128], une technique d'apprentissage automatique a été introduite pour aider les agrégateurs à maximiser les profits en sélectionnant les offres optimales des consommateurs résidentiels dans une enchère combinatoire, améliorant ainsi le WDP³. Cette méthode améliore l'efficacité de la prise de décision en prédisant les meilleures offres pour réussir l'enchère. Dans [129], un cadre de RL³ multi-agent a été employé pour le commerce local d'énergie dans un marché d'enchères continu de 15 minutes. Bien que cette approche permette un entraînement rapide, elle nécessite un réglage précis des hyperparamètres pour optimiser les performances et s'adapter aux conditions dynamiques du marché.

1. MILP est l'abréviation de « Mixed Integer Linear Program », en anglais (Programmation linéaire en nombres entiers mixtes, en français).

Dans [130], une approche de RL³ profond a été proposée pour les marchés de l'énergie basés sur des enchères, avec des résultats de simulation démontrant la rentabilité pour tous les participants. Cependant, cette approche ne traite pas des solutions dans un espace d'action continu, ce qui limite son applicabilité dans des environnements plus dynamiques. Une revue récente [131] met en lumière l'utilisation des algorithmes d'apprentissage automatique pour résoudre des problèmes combinatoires dans le secteur de l'énergie, mais souligne les défis persistants liés à la scalabilité et à la précision dans les mises en œuvre réelles. Ces méthodes d'apprentissage automatique visent généralement à résoudre le problème d'optimisation hors ligne, mais elles rencontrent des difficultés avec le réentraînement lorsque les conditions des enchères ou le nombre de participants changent.

2.2.5 *Techniques basées sur des méta-heuristiques.*

Une revue exhaustive dans [132] discute de l'application des méthodes d'intelligence computationnelle, en particulier des techniques méta-heuristiques comme l'optimisation par essais particuliers et les algorithmes génétiques, pour résoudre les problèmes d'optimisation dans les marchés locaux de l'électricité. Bien que ces méthodes soient efficaces pour traiter des problèmes complexes, elles impliquent souvent de nombreuses itérations et produisent des solutions pouvant varier en raison de la nature stochastique inhérente au processus de recherche. De même, une revue récente de la littérature dans [133] explore les mécanismes de résolution du WDP³ dans les marchés de flexibilité locale, mettant en évidence le défi persistant de la complexité computationnelle comme une limitation importante dans ce domaine.

Dans [134], un algorithme d'optimisation par colonie de fourmis multi-couches est proposé pour optimiser la planification des ressources énergétiques et minimiser les coûts opérationnels dans les micro-réseaux autonomes via des enchères unilatérales dans les marchés locaux de l'énergie. Cependant, comme le souligne [135], la mise en œuvre réelle de tels algorithmes reste limitée par la complexité computationnelle, qui continue de représenter un défi majeur. De plus, [136] discute de la manière dont les méthodes méta-heuristiques, bien qu'efficaces pour réduire la complexité computationnelle, compromettent souvent l'optimalité des solutions.

Dans le contexte des enchères combinatoires, [137] introduit une approche évolutionnaire guidée par des contraintes pour aborder les défis de la résolution des enchères inversées

TABLEAU 2-2 Résumé des cadres de résolution du problème de détermination du gagnant basés sur les enchères dans les études récentes.

Référence	Objectif	Enchère entre consommateurs et agrégateur	Temps de résolution du WDP ³	Offres XOR	Tous les consommateurs assignés	Éviter le contrôle direct de la charge	Scalable Plus de 50 consommateurs	Stabilité de l'algorithme
[88]	Éviter les pannes de courant	✓	SM	×	×	✓	✓	×
[65]	Fournir de la capacité de stockage d'énergie	✓	DA	✓	✓	✓	×	×
[47]	Réduire la charge en offrant des incitations	✓	DA	✓	✓	✓	×	×
[138]	Minimiser le coût du commerce d'énergie	✓	DA	✓	✓	✓	×	×
[117]	CM ² utilisant la flexibilité des VE	×	SM	×	×	×	✓	✓
[120]	CM ² dans le réseau de distribution	×	SM	×	×	×	✓	✓
Objectif 2	Fourniture de flexibilité au DSO ¹ .	✓	SM	✓	✓	✓	✓	✓

combinatoires pour les actifs de production d'électricité et les lignes de transmission. Cette approche est particulièrement pertinente pour l'optimisation des WDP³. De plus, [88] et [47] explorent des thèmes similaires, en se concentrant spécifiquement sur l'utilisation des enchères inversées combinatoires pour gérer la demande de pointe en électricité, offrant ainsi des perspectives pertinentes pour le travail actuel. Par ailleurs, [61] propose une solution qui utilise l'approximation par séries de Taylor pour atténuer la complexité computationnelle, permettant à un agrégateur de maximiser son profit dans des enchères combinatoires unilatérales. À travers ces études, les approches méta-heuristiques et les algorithmes d'approximation sont systématiquement appliqués pour réduire la charge computationnelle, passant de la complexité exponentielle à la complexité en temps polynomial.

Le tableau 2-2 présente une comparaison entre le travail actuel et la littérature connexe. Plusieurs limitations des méthodes de l'état de l'art sont les suivantes :

- Les approches méta-heuristiques nécessitent davantage d'itérations pour atteindre la solution optimale à mesure que le nombre de participants augmente, ce qui entraîne des WDP³ plus lents, susceptibles de dépasser les contraintes de temps des SFM¹ de courte

durée.

- La solution au WDP³ peut présenter une variabilité significative à chaque itération en raison de la nature stochastique du processus de recherche dans certains algorithmes méta-heuristiques.

2.3 Approches pour gérer l'incertitude dans le marché de flexibilité.

Cette section présente une revue de la littérature sur les méthodologies de gestion des incertitudes dans les LFM¹, en portant une attention particulière aux méthodes d'optimisation avec contraintes de chance, aux méthodes robustes et aux méthodes d'optimisation stochastiques utilisées dans les WDP³. Étant donné que cette thèse adopte un cadre de marché basé sur les enchères qui inclut le WDP³ pour sa résolution, la revue explore également les recherches pertinentes sur les incertitudes associées au WDP³ dans les marchés basés sur des enchères.

2.3.1 Approche basée sur les contraintes de chance :

Dans le cadre des LFM¹, [139] propose une approche pour la gestion de la congestion qui prend en compte les incertitudes. Cette méthode aborde le problème des LFM¹ de manière décentralisée entre plusieurs DSO¹, en utilisant la Méthode des Directions Alternées de Multiplicateurs (ADMM¹). Elle intègre l'optimisation linéaire avec contraintes de chance pour modéliser les incertitudes inhérentes aux ressources énergétiques distribuées renouvelables (DER²) et applique ce cadre pour gérer les échanges de flexibilité entre divers DSO¹. La référence [140] utilise une approche d'optimisation avec contraintes de chance pour traiter les incertitudes liées à la production d'énergie renouvelable et à la variabilité de la demande dans le contexte des LFM¹. Les auteurs proposent un outil pour soutenir les DSO¹ dans l'identification de la flexibilité qui peut être demandée au niveau de la distribution dans les scénarios LFM¹.

Dans [141], un problème d'optimisation stochastique est formulé comme un problème de gestion de la congestion combinatoire avec contraintes de chance pour les transformateurs

1. ADMM est l'abréviation de « Alternating Direction Method of Multipliers », en anglais (Méthode des directions alternées de multiplicateurs, en français).

2. DER est l'abréviation de « Distributed Energy Resources », en anglais (Ressources énergétiques distribuées, en français).

de distribution, en tenant compte de l'intégration des DER² des consommateurs tels que les photovoltaïques (PV), l'énergie éolienne et le stockage par batterie. L'objectif de l'opérateur de système est de minimiser les coûts opérationnels tout en soulageant la congestion. L'étude utilise la théorie des copules gaussiennes pour modéliser les corrélations de prévisions et emploie un PSO¹ pour résoudre le problème, bien que la qualité de la solution demeure incertaine. La référence [142] développe un modèle d'optimisation avec contraintes de chance pour évaluer l'implication du stockage d'énergie mobile partagé (SMES¹) dans les opérations du réseau. En incorporant des incertitudes liées aux sources d'énergie renouvelable, l'étude aborde le problème de la MILP¹ en utilisant un algorithme de décomposition. Les résultats indiquent que les propriétaires de SMES¹ peuvent maximiser leurs profits grâce à une enchère stratégique, ce qui conduit finalement à une meilleure efficacité du réseau et à des résultats économiques améliorés.

Dans [143], l'auteur présente une stratégie pour déterminer la flexibilité optimale, qui traite les incertitudes à travers un modèle de génération de données avec contraintes de chance. L'ensemble de flexibilité est d'abord estimé sous forme d'ellipsoïde, qui est ensuite affiné en une forme plus précise et polytope en utilisant lemme de Farkas afin de satisfaire les exigences du marché. Cependant, l'étude n'explore pas les intervalles de confiance pour l'ensemble de flexibilité, ce qui reste un domaine ouvert pour des investigations futures. Dans [144], la fourniture de capacités de réserve au réseau de distribution est réalisée par l'agrégation de chauffages électriques d'espace (ESH²), gérés par un agrégateur. Pour déterminer les points opérationnels optimaux de ces chauffages, une formulation avec contraintes de chance est utilisée, prenant en compte des incertitudes telles que les variations de température extérieure et les fluctuations des prévisions de puissance. L'objectif principal est de réduire les coûts énergétiques tout en garantissant que les contraintes opérationnelles soient satisfaites avec une probabilité spécifiée. Dans [145], l'auteur propose une approche avec contraintes de chance pour gérer la congestion dans le marché à jour suivant. Cette méthode aborde les incertitudes provenant des erreurs de prévision de la charge et des fluctuations des prix du

1. SMES est l'abréviation de « Shared Mobile Energy Storage », en anglais (Stockage mobile d'énergie partagé, en français).

2. ESH est l'abréviation de « Electric Space Heaters », en anglais (Chauffages électriques d'espace, en français).

marché. Le problème est résolu à l'aide d'un algorithme génétique, visant à minimiser les coûts. Cependant, l'aléa inhérent au processus de mutation de l'algorithme génétique introduit une variabilité, affectant la cohérence des solutions.

2.3.2 *Approche basée sur l'optimisation robuste.*

Dans [124], les auteurs proposent une méthode pour l'implication des agrégateurs dans les LFM¹, abordant des incertitudes telles que les fluctuations des prix de l'énergie, la production photovoltaïque (PV) et les demandes de charge. La solution proposée est basée sur un MILP¹ et utilise l'optimisation robuste pour prendre en compte ces incertitudes. Cependant, le modèle restreint le contrôle des consommateurs sur leurs appareils pendant la participation au LFM¹, car l'agrégateur gère les paramètres des appareils des consommateurs lors de ces événements. Dans [146], les auteurs démontrent que dans certains scénarios, où des contraintes d'intégralité sont présentes dans les modèles déterministes, les problèmes d'optimisation combinatoire robuste impliquant des incertitudes dépendant des décisions peuvent être résolus efficacement en temps polynomial, bien que ces problèmes soient NP-difficiles.

Dans [147], un cadre est introduit pour aborder la question de la fourniture de réserves de fréquence en utilisant la gestion de la demande pour fournir des réserves de flexibilité au réseau. Ce cadre utilise l'optimisation robuste avec des ensembles d'incertitude ajustables pour tenir compte des incertitudes exogènes, traitant ces ensembles comme des variables de décision liées au prix d'équilibre du marché. En limitant les ensembles d'incertitude à des familles convexes, la complexité computationnelle du problème est réduite. Dans [148] et [149], l'auteur explore un MILP¹ qui inclut des ensembles d'incertitude ajustables binaires pour évaluer la robustesse et le potentiel de flexibilité des consommateurs dont les besoins en énergie thermique sont satisfaits par des pompes à chaleur, avec l'énergie fournie à la fois par le réseau de distribution et des panneaux solaires. L'étude de cas révèle que bien que le contrôle en boucle ouverte offre une efficacité computationnelle, il produit des résultats sous-optimaux en termes de maintien des limites de température intérieure souhaitées.

Dans le contexte de la gestion à jour suivant, [150] introduit une méthode pour améliorer l'efficacité computationnelle dans l'optimisation robuste basée sur la distance de Wasserstein, qui traite les incertitudes liées aux prix du marché et à la production d'énergie renouvelable. En

appliquant des approximations internes et en utilisant une approximation de Bonferroni pour les contraintes de chance conjointes, l'approche accélère considérablement les calculs, par un facteur de neuf. Cependant, la méthode rencontre des difficultés lorsqu'elle tente de capturer pleinement les corrélations entre diverses incertitudes. Dans [104], l'auteur présente une approche d'optimisation robuste conçue pour un LFM¹ incitatif à jour suivant. Cette méthode garantit la faisabilité des solutions sous incertitude, optimisant la stratégie de l'opérateur de micro-réseau. Elle prend en compte les fluctuations de prix en temps réel dans le LFM¹, visant à maximiser le profit de l'opérateur tout en gérant l'incertitude.

2.3.3 Approche basée sur l'optimisation stochastique.

Dans [151], l'auteur présente un modèle de programmation linéaire stochastique basé sur des scénarios pour les agrégateurs de petits prosommateurs dans le marché des réserves. Ce modèle, basé sur un système de paiement au prix proposé, traite les incertitudes liées aux prix du marché et à la flexibilité, permettant aux agrégateurs d'optimiser leurs profits. Grâce à des simulations impliquant 2 500 prosommateurs, la méthode démontre son efficacité. Cependant, le modèle ne prend pas en compte les enchères directes ou la résolution du WDP³ entre les prosommateurs et les agrégateurs, ce qui limite sa considération des véritables fournisseurs de flexibilité. L'étude dans [152] explore un système de gestion de l'énergie d'un bâtiment résidentiel (BEMS¹) qui utilise un cadre basé sur des transactions pour acquérir de la flexibilité de charge auprès des consommateurs. L'approche réduit les incertitudes entre la demande d'énergie et la production photovoltaïque (PV) sur site, tout en minimisant les pénalités pour le DSO¹. En utilisant la méthode big-M pour linéariser les équations non linéaires, le modèle résout un MILP¹ en utilisant l'optimisation de pré-planification stochastique et des techniques de réduction de scénarios. Malgré son efficacité pour minimiser les coûts pour le BEMS¹, l'étude ne permet pas d'étendre la flexibilité supplémentaire au DSO¹.

Dans [153], l'auteur met en lumière les défis liés à l'agrégation de petites charges, telles que les véhicules électriques et les climatiseurs, en particulier lorsque les dynamiques sous-jacentes ne sont pas complètement capturées et lorsque les informations de l'agrégateur sont limitées.

1. BEMS est l'abréviation de « Building Energy Management System », en anglais (Système de gestion de l'énergie du bâtiment, en français).

Pour traiter ces incertitudes, l'auteur propose un modèle qui permet à l'agrégateur de minimiser les coûts de recharge dans la planification à jour suivant. Cela est réalisé en formulant un problème d'optimisation stochastique avec des contraintes probabilistes, garantissant que le confort des consommateurs reste intact. Dans [154], l'accent est mis sur la manière dont le DSO¹ gère la congestion en acquérant des services de flexibilité auprès d'un Agrégateur de Ressources Énergétiques Distribuées (DERA¹) via un marché local de flexibilité en ligne. L'approche proposée par l'auteur utilise la programmation stochastique, incorporant des scénarios pondérés pour traiter les incertitudes liées à la production d'énergie renouvelable et à la demande fluctuante. Bien que l'étude détaille le processus de compensation pour les services de flexibilité fournis par le DERA¹, elle n'explore pas le mécanisme par lequel ce paiement est distribué aux DER² individuelles sous le contrôle de l'agrégateur.

2.3.4 *Cadre basé sur les enchères.*

Une revue récente [155] examine les différentes sources d'incertitude dans les systèmes énergétiques et explore des approches pour permettre la flexibilité à travers les consommateurs d'énergie. Les auteurs reconnaissent que, malgré des avancées significatives dans la gestion des facteurs incertains, il reste encore un besoin de recherches supplémentaires pour aborder les différents défis posés par les conceptions et structures de marché variées. Dans [156], une méthode innovante est proposée pour le contrôle de la fréquence du côté de la demande dans les marchés des services auxiliaires, qui utilise un cadre basé sur des enchères combinatoires. Ce système facilite le commerce d'énergie peer-to-peer P2P¹ en temps réel entre micro-réseaux, avec l'objectif double de maintenir la régulation dynamique et de réduire les coûts opérationnels. Pour trouver la solution optimale dans ce marché d'enchères, les auteurs utilisent un PSO¹.

Une autre approche, présentée dans [157], se concentre sur une enchère combinatoire double conçue pour les réseaux de distribution basse tension, fonctionnant sur un modèle de marché à une heure d'avance. Cette configuration permet le partage des services énergétiques provenant des DER², avec pour objectif de réduire les coûts pour les consommateurs. Le

1. DERA est l'abréviation de « Distributed Energy Resources Aggregator », en anglais (Agrégateur de ressources énergétiques distribuées, en français).

processus d'enchères intègre à la fois les prix de l'énergie et les réductions des émissions, en utilisant une règle d'enchère XOR. Le DSO¹ fait correspondre ces offres avec les fournisseurs DER tels que les panneaux photovoltaïques (PV), les éoliennes et les systèmes de stockage par batterie, dans le but de maximiser le bien-être social. Étant donné la complexité de la maximisation du bien-être social, identifiée comme un problème NP-difficile, les auteurs proposent un algorithme génétique comme solution. Dans [158], l'auteur aborde le WDP³ dans un scénario d'enchères combinatoires sous des conditions d'incertitude des prix. Une nouvelle formulation est introduite en utilisant la théorie de l'incertitude, combinée au concept de clique maximale α . Cela transforme le problème en un problème de clique pondérée maximale (MWCP¹). L'offre gagnante est déterminée en résolvant le MWCP¹ dans un intervalle de confiance prédéfini, permettant des résultats plus précis dans des environnements incertains.

Dans [159], un cadre pour le TE² est introduit, permettant aux opérateurs de système de gérer la flexibilité du réseau à travers un système d'enchères impliquant des agrégateurs et des propriétaires de véhicules électriques (VE). L'objectif des agrégateurs est d'optimiser les profits en utilisant la ADMM¹, ce qui leur permet de résoudre le problème d'enchères de manière distribuée et itérative. Cependant, ce modèle ne prend pas en compte les incertitudes associées aux comportements de charge des VE. En revanche, [160] présente une plateforme conçue pour un opérateur de système monopsoniste, abordant la congestion des transformateurs dans le contexte de l'imprévisibilité des parcs éoliens. La solution proposée utilise un marché basé sur des enchères dans lequel une station de compression de gaz électrique agit en tant que fournisseur de flexibilité. Pour traiter l'incertitude, un problème de vendeur de nouvelles est intégré dans le cadre des enchères. Cependant, cette approche ne prend pas en compte les processus de résolution du WDP³ et l'allocation des compensations, en particulier lorsque de nombreuses petites DER² sont impliquées.

Une approche différente se trouve dans [161], où un mécanisme d'enchères double avec prix uniforme est utilisé pour la résolution du WDP³, facilitant la gestion de la congestion dans le marché local de l'énergie grâce aux consommateurs résidentiels équipés de pompes à chaleur. Le marché fonctionne avec une période de résolution du WDP³ de 15 minutes, mais il

1. MWCP est l'abréviation de « Maximum Weighted Clique Problem », en anglais (Problème de clique pondérée maximale, en français).

TABLEAU 2-3 Gestion de l'incertitude dans la résolution du problème de détermination des gagnants basé sur les enchères : comparaison de la littérature.

Référence	Objectif	Incertitude Considérée	Type d'Enchère Combinatoire	Interaction Agrégateur-Consommateur	Marché en Temps Réel	Règle d'Enchère XOR	Grand Nombre de Consommateurs	Résolution Non-Itératif des Enchères
[156]	Contrôle de la fréquence dans les services auxiliaires	×	Double sens	×	✓	×	×	✓
[157]	Partage des DER entre les consommateurs	×	Double sens	×	✓	✓	✓	×
[159]	Flexibilité pour le réseau de distribution	×	Enchères bilatérales	✓	✓	×	✓	×
[62]	Résolution du marché accéléré pour la flexibilité	×	Unilatérales	✓	✓	✓	✓	✓
[161]	Équilibrage du réseau électrique	×	Double sens	✓	✓	×	×	✓
[160]	Gestion de la congestion des transformateurs	✓	Unilatérales	✓	×	×	×	✓
Objectif 3	Approvisionnement en flexibilité basé sur l'incertitude	✓	Unilatérales	✓	✓	✓	✓	✓

ne traite pas des incertitudes liées à l'exécution en temps réel des offres de flexibilité. Dans [162], une enchère unilatérale de type Vickrey-Clarke-Groves est proposée pour aborder les contraintes de capacité dans les marchés de flexibilité. Ce modèle démontre que le DSO¹ peut bénéficier de l'engagement avec les agrégateurs, bien que le DSO puisse se retrouver à payer plus que prévu pour la gestion de la capacité, ce qui pourrait dissuader une participation accrue dans ce cadre basé sur des enchères.

Enfin, [62] introduit une méthode accélérée de résolution du WDP³ pour les scénarios déterministes, se concentrant spécifiquement sur ce problème dans une enchère combinatoire unilatérale pour les marchés de flexibilité au comptant. Dans ce cadre, les offres de réduction d'énergie XOR des consommateurs résidentiels sont transformées en une fonction basée sur des incitations, avec une technique d'optimisation basée sur le gradient utilisée pour dériver la solution optimale.

Le tableau 2-3 fournit un aperçu des études sur la résolution du problème de détermination des gagnants dans les marchés basés sur des enchères combinatoires. Un certain nombre de ces études abordent les incertitudes, utilisant souvent des techniques méta-heuristiques. Cependant,

ces méthodes tendent à produire une variabilité des solutions et peuvent être intensives en calcul, ce qui les rend moins adaptées aux applications en temps réel dans les marchés au comptant.

2.4 Résumé du chapitre.

Ce chapitre fournit un examen approfondi de la littérature associée aux trois objectifs de recherche, offrant des perspectives sur les défis liés au sujet. Le premier objectif, qui se concentre sur l'allocation d'énergie, révèle l'adoption généralisée des approches méta-heuristiques. Bien que ces méthodes montrent un potentiel prometteur, elles sont entravées par des problèmes tels que l'incapacité à contrôler le nombre d'itérations nécessaires pour parvenir à la meilleure solution. Le deuxième objectif, qui examine les mécanismes de résolution du WDP³ dans les marchés de flexibilité, met en évidence que de nombreuses stratégies reposent sur des méthodes méta-heuristiques. Cependant, ces approches peinent à faire face à l'augmentation des demandes computationnelles à mesure que le nombre de participants croît, limitant leur applicabilité dans des environnements de marché au comptant en temps réel. Le troisième objectif, qui explore l'incertitude dans les marchés de flexibilité, montre que diverses méthodologies visent à gérer l'incertitude, mais conduisent souvent à des résultats incohérents. Ces solutions ont tendance à produire des résultats variables et des prédictions de profit peu fiables pour les agrégateurs, en particulier lorsqu'elles sont appliquées à des contextes à grande échelle ou à des marchés au comptant. En résumé, le chapitre souligne que, bien que les méthodes méta-heuristiques pour la résolution des marchés basés sur des enchères combinatoires offrent un potentiel, elles sont confrontées à des défis pratiques importants, tels que l'incohérence des solutions, le coût computationnel élevé et les problèmes de scalabilité.

Chapitre 3 - Marché comptant pour la gestion de l'énergie (Marché de l'énergie)

Ce chapitre présente le mécanisme de résolution du problème de détermination du gagnant mis en œuvre par l'agrégateur dans le cadre d'une CSA¹ au sein d'un marché comptant. L'analyse porte spécifiquement sur les modalités de participation des consommateurs résidentiels par la soumission d'offres, ainsi que sur le processus d'optimisation par lequel l'agrégateur sélectionne les offres gagnantes. Afin de définir rigoureusement le cadre de référence, ce chapitre établit le schéma d'interaction entre les agents résidentiels (RA²), l'agrégateur et le DSO¹, en précisant notamment la structure formelle du langage d'enchère utilisé. Il présente également un ensemble d'hypothèses fondamentales servant de fondement à la modélisation du marché et à la conception des mécanismes d'enchère développés par la suite.

L'objectif principal de cette thèse consiste à élaborer une méthodologie visant à réduire la complexité computationnelle de la résolution du WDP³ dans un marché comptant, dans le cadre de la gestion des offres résidentielles par un agrégateur. Le principal défi repose sur la résolution efficiente du WDP³, un problème reconnu comme étant NP-difficile.

Afin d'assurer la continuité entre la méthodologie générale présentée à la Section 1.5 et les développements méthodologiques détaillés dans ce chapitre, il convient de préciser que les trois approches proposées s'inscrivent dans une même démarche de recherche. Chacune d'elles vise à résoudre le problème de détermination du gagnant dans un contexte opérationnel particulier : le premier correspond au marché de l'énergie et s'appuie sur une approximation par série de Taylor pour réduire la complexité du modèle, le second traite le marché de flexibilité à l'aide d'une méthode d'optimisation par gradient pour améliorer la convergence des solutions, tandis que le troisième aborde la gestion de l'incertitude en adoptant une approche

2. RA est l'abréviation de « Residential Agents », en anglais (Agents résidentiels, en français).

d'optimisation stochastique pour modéliser les aléas liés à l'exécution des offres. Cette structure progressive permet d'examiner la performance de la méthodologie sous différentes conditions de marché tout en maintenant une cohérence globale avec le cadre conceptuel défini précédemment.

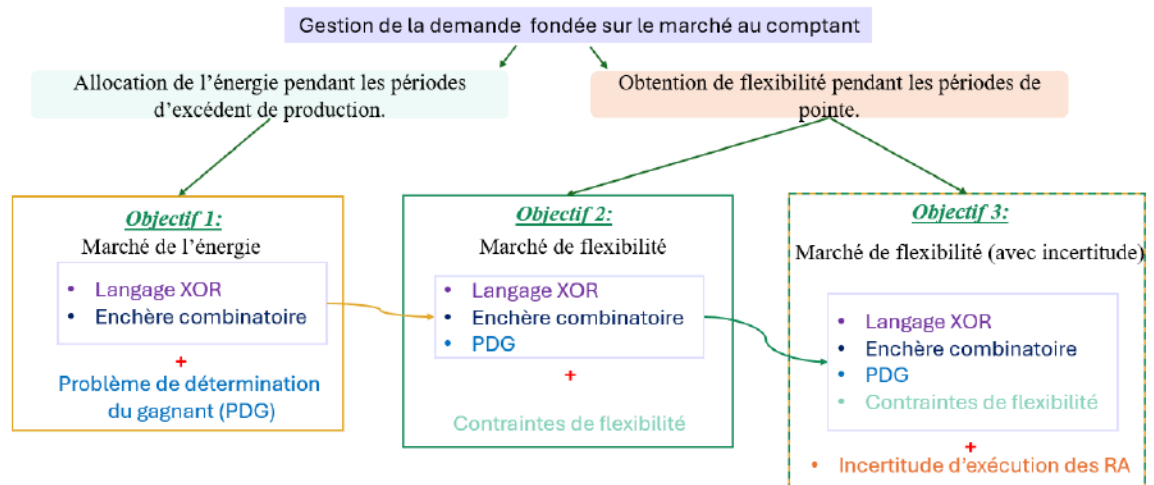


FIGURE 3-1 Développement progressif des objectifs et de leur intégration dans le cadre méthodologique global.

Cette structuration hiérarchique illustre la logique d'évolution du travail de recherche, où chaque objectif constitue une étape complémentaire vers la résolution du problème global de détermination du gagnant. Elle met également en évidence la manière dont les contributions successives, bien que fondées sur des contextes distincts, participent à la construction d'un cadre méthodologique unifié pour la gestion énergétique fondée sur le marché au comptant. Cette problématique est abordée à travers trois sous-problèmes principaux : (i) la résolution du WDP³ dans un marché de l'énergie visant la gestion de la demande résidentielle, (ii) l'exploitation d'un marché de flexibilité locale LFM¹ sous des contraintes de flexibilité définies par le DSO, et (iii) la minimisation des pénalités associées à la non-fourniture de la flexibilité engagée par les agents résidentiels.

Compte tenu de l'intractabilité computationnelle des approches exactes, cette étude propose des méthodes fondées sur l'approximation, permettant de maintenir la tractabilité algorithmique tout en préservant l'efficacité du marché ainsi que la rentabilité opérationnelle de l'agrégateur. L'approche développée permet à ce dernier de prendre des décisions quasi-optimales à partir des offres formulées par les ménages, d'assurer des profits prévisibles

pour chaque créneau temporel du marché, et de garantir une rapidité de traitement même en présence d'un grand nombre de participants.

3.1 Cadre d'interaction

Cette section analyse un cadre de gestion de l'énergie résidentielle dans lequel les consommateurs interagissent avec un agrégateur opérant sur un marché comptant. L'agrégateur coordonne ses actions avec le DSO¹ afin d'atteindre des objectifs de gestion énergétique. Le marché comptant fonctionne par intervalles de cinq à quinze minutes et intervient en amont de la consommation d'énergie en temps réel. L'objectif principal de l'agrégateur consiste à maximiser ses profits par une allocation efficace de l'énergie. Les consommateurs résidentiels sont équipés de HEMS¹, permettant de piloter les charges flexibles. Ces systèmes reposent sur des réseaux de communication fiables assurant un échange d'informations fluide et continu. En outre, chaque bâtiment résidentiel est modélisé de manière distincte, les usagers présentant des préférences hétérogènes en matière d'arbitrage entre confort et économies d'énergie selon les créneaux horaires.

La figure 3-2 illustre le cadre d'interaction entre l'agent de gestion de la demande du réseau d'énergie transactionnelle et les consommateurs résidentiels dans le contexte du marché comptant. Le processus débute par la transmission, par l'agrégateur, d'informations relatives aux points de prix destinées aux consommateurs résidentiels. À partir de ces données, ainsi que des températures extérieures, des paramètres propres à chaque bâtiment et des préférences individuelles, chaque consommateur résout un problème d'optimisation convexe afin de déterminer la demande énergétique associée à chaque point de prix. Ces demandes sont ensuite structurées sous forme d'offres, puis transmises à l'agrégateur selon un format d'enchère prédéfini.

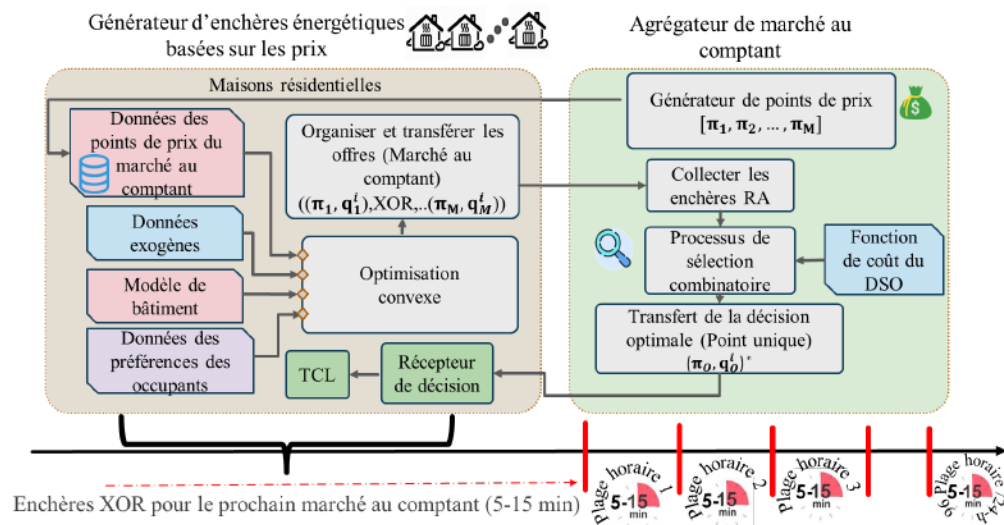


FIGURE 3-2 Processus décisionnel de l'agrégateur sur le marché comptant basé sur les offres des agents résidentiels (source : [61]).

3.1.1 Opérateur du système de distribution

Le DSO¹ est responsable de la propriété et de l'exploitation des infrastructures de production, de transport et de distribution d'électricité. Il assure une alimentation électrique fiable, sécurisée et adéquate à l'ensemble des consommateurs raccordés. Il supervise la surveillance et la mesure de la consommation énergétique sur l'ensemble du réseau, et acquiert des services de flexibilité par l'intermédiaire d'un agrégateur.

Dans le contexte des marchés de l'énergie, où l'agrégateur sélectionne les offres dans le but de maximiser ses profits, le DSO¹ fournit des paramètres de coût énergétique afin de favoriser une prise de décision fondée sur des critères économiques. Dans le cadre des marchés de flexibilité, lorsque la demande dépasse la capacité du réseau, le DSO¹ déclenche un événement de congestion visant à prévenir toute surcharge des lignes basse tension et à maintenir la stabilité du réseau. Afin de répondre à cette contrainte opérationnelle, le DSO¹ sollicite une réduction de la demande auprès de l'agrégateur du marché de flexibilité comptant (SFMA¹).

Le DSO¹ supporte deux catégories de coûts : les coûts opérationnels et les coûts transactionnels. Les coûts opérationnels (C_o) sont associés à l'approvisionnement en énergie externe à

1. SFMA est l'abréviation de « Spot Flexibility Market Aggregator », en anglais (Agrégateur du marché de flexibilité comptant, en français).

coût élevé ou à l'activation de centrales de pointe. Les coûts transactionnels correspondent aux compensations financières (ξ_k) versées au SFMA¹, calculées comme une proportion des recettes énergétiques du DSO¹. L'acquisition de flexibilité s'avère économiquement avantageuse lorsque l'inégalité $\xi_k < C_o$ est vérifiée.

Lors des périodes de pointe, si la production locale se révèle insuffisante et que les importations externes engendrent des coûts élevés ou risquent de provoquer une hausse des tarifs pour les consommateurs, le DSO¹ peut envisager le recours à la flexibilité côté demande par l'intermédiaire de l'agrégateur. En cas de non-fourniture de la flexibilité engagée en temps réel, le DSO¹ applique une pénalité (P_t) à l'agrégateur, destinée à compenser le surcoût lié à l'approvisionnement en énergie plus onéreuse requis pour rééquilibrer la demande.

3.1.2 Agents résidentiels

Chaque consommateur résidentiel participant au marché comptant (SM¹) est équipé d'un HEMS¹, qui permet d'estimer la demande énergétique, de soumettre des offres sur le marché de l'énergie ou sur le LFM¹, et d'exécuter les allocations obtenues à l'issue des résultats d'enchères. L'ensemble des agents résidentiels est représenté par $\{RA^j \mid j = 1, \dots, N\}$, où N désigne le nombre total de participants. Lors de la réception de signaux de prix ou d'incitation $\pi_k^j / \pi_k^{\text{incent},j}$ transmis par l'agrégateur, chaque RA^j les exprime sous la forme $\{\pi_k^j / \pi_k^{\text{incent},j} \mid k = 1, \dots, M\}$, où M représente le nombre total de points de prix ou d'incitation discrets. Les agents résidentiels pilotent des charges thermiques flexibles, telles que les chauffages électriques à plinthes (EBH²) et les systèmes de stockage thermique électrique (ETS³), afin de réguler les zones thermiques. En réponse au tarif énergétique π^{tariff} , chaque RA^j estime sa demande en charge thermique flexible $\hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}}$ pour le prochain créneau temporel du SM¹. La dynamique thermique dans les zones chauffées à l'aide d'EBH² suit un modèle thermique linéaire, tel que défini en (3.1).

$$T_t^{\text{EBH},j} = \alpha_z^{\text{EBH}} T_{t-1}^{\text{EBH},j} + \alpha_d^{\text{EBH}} d_t^{\text{EBH},j} + \alpha_o^{\text{EBH}} T_t^{\text{ext},j} \quad (3.1)$$

-
1. SM est l'abréviation de « Spot Market », en anglais (Marché au comptant, en français).
 2. EBH est l'abréviation de « Electric Baseboard Heaters », en anglais (Chauffages électriques à plinthes, en français).
 3. ETS est l'abréviation de « Electric Thermal Storage », en anglais (Stockage thermique électrique, en français).

La température intérieure de la zone thermique pour le j^e agent résidentiel est notée $T_t^{\text{EBH},j}$. La consommation énergétique associée au EBH² est représentée par $d_t^{\text{EBH},j}$. La température extérieure est indiquée par $T_t^{\text{ext},j}$. Les coefficients α_z^{EBH} , α_d^{EBH} et α_o^{EBH} décrivent respectivement les rendements liés à l'absorption, à la dissipation et à la transmission de l'énergie thermique. La dynamique thermique au sein d'une zone chauffée par un système de ETS³ suit l'équation thermique définie dans 3.2 [163].

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} T_{\text{br},t}^{\text{ETS},j} \\ T_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j} \end{bmatrix} &= \beta_z^{\text{ETS}} \begin{bmatrix} T_{\text{br},t-1}^{\text{ETS},j} \\ T_{\text{ind},t-1}^{\text{ETS},j} \end{bmatrix} + \beta_d^{\text{ETS}} \begin{bmatrix} d_{\text{br},t}^{\text{ETS},j} \\ d_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j} \end{bmatrix} \\ &+ \beta_o^{\text{ETS}} \begin{bmatrix} T_t^{\text{ext},j} \end{bmatrix} + \beta_{\text{ind}}^{\text{ETS}} \begin{bmatrix} \sin(\sigma_{\text{ind}}^j) \\ \cos(\sigma_{\text{ind}}^j) \end{bmatrix} + \beta_{\text{br}}^{\text{ETS}} \begin{bmatrix} \sin(\sigma_{\text{br}}^j) \\ \cos(\sigma_{\text{br}}^j) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.2)$$

La température des briques à l'intérieur du ETS³ pour le j^e agent résidentiel est notée $T_{\text{br},t}^{\text{ETS},j}$. La température intérieure de la zone thermique chauffée par l'ETS³ pour ce même agent est représentée par $T_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j}$. La consommation énergétique nécessaire au maintien de la température des briques dans le système ETS³ est désignée par $d_{\text{br},t}^{\text{ETS},j}$, tandis que $d_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j}$ correspond à la consommation énergétique de l'élément de chauffage d'appoint utilisé pour maintenir la température intérieure conformément aux préférences du consommateur. La fréquence dominante moyenne des résidus de température intérieure et de température des briques est respectivement représentée par σ_{ind}^j et σ_{br}^j . Les paramètres β_z^{ETS} , β_d^{ETS} , β_o^{ETS} , $\beta_{\text{ind}}^{\text{ETS}}$ et $\beta_{\text{br}}^{\text{ETS}}$ sont estimés à partir de données expérimentales réelles.

L'utilité de confort de chaque agent résidentiel, représentée par U_t^j pour RA^j, est évaluée à chaque créneau temporel du SM¹ en fonction de la consommation énergétique. Cette utilité dépend de la préférence ψ_t propre à chaque RA^j, laquelle est influencée par le tarif énergétique π^{tariff} , tel que défini dans les équations (3.3) et (3.4). Afin de maximiser leur confort, les agents consomment de l'énergie pour maintenir la température intérieure à proximité de leur consigne individuelle $T_{\text{sp}}^{*,j}$, ou bien réduisent leur consommation en acceptant un écart par rapport à cette consigne, permettant ainsi de diminuer les coûts énergétiques.

$$U_t^j \left(\hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex,EBH}} \right) = \psi_t^{\text{EBH}} \left(T_t^{\text{EBH}}(d_t^{\text{EBH}}) - T_{\text{sp}}^{\text{EBH}} \right)^2 \quad (3.3)$$

$$U_t^j \left(\hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex,ETS}} \right) = \psi_t^{\text{ETS}} \left(T_t^{\text{ETS}} (d_t^{\text{ETS}}) - T_{\text{sp}}^{\text{ETS}} \right)^2 \quad (3.4)$$

Avant chaque période du SM¹, chaque agent résidentiel estime sa demande totale en charge thermique flexible pour le créneau temporel suivant, en réponse à la sollicitation de l'agrégateur. Afin de maximiser son utilité, chaque RA^j résout le problème d'optimisation défini dans l'équation (3.5), en tenant compte du tarif énergétique π^{tariff} . Une fois le problème d'optimisation résolu, la demande en charge thermique flexible est déterminée à l'aide de l'équation $\hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}} = d_t^{\text{EBH},j} + d_{\text{br},t}^{\text{ETS},j} + d_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j}$ [62].

$$\begin{aligned} & \underset{\hat{D}_{(j,t+1)}^{\text{flex}}}{\text{maximize}} && U_t^j \left(\hat{D}_{(j,t+1)}^{\text{flex}} \right) - \pi^{\text{tariff}} \hat{D}_{(j,t+1)}^{\text{flex}} \\ & \text{s.t.} && 0 \leq d_t^{\text{EBH},j} \leq d_{t,\text{max}}^{\text{EBH},j} \\ & && 0 \leq d_{\text{br},t}^{\text{ETS},j} \leq d_{\text{br},\text{max}}^{\text{ETS},j} \\ & && 0 \leq d_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j} \leq d_{\text{ind},\text{max}}^{\text{ETS},j} \\ & && T_{\text{min}}^{\text{EBH}} \leq T_t^{\text{EBH},j} \leq T_{\text{max}}^{\text{EBH}} \\ & && T_{\text{br},\text{min}}^{\text{ETS}} \leq T_{\text{br},t}^{\text{ETS},j} \leq T_{\text{br},\text{max}}^{\text{ETS}} \\ & && T_{\text{ind},\text{min}}^{\text{ETS}} \leq T_{\text{ind},t}^{\text{ETS},j} \leq T_{\text{ind},\text{max}}^{\text{ETS}} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Lorsqu'un RA² participe au SM¹ pour soumettre des offres énergétiques, il reçoit jusqu'à dix points de prix distincts π_k^j , ordonnés selon une séquence décroissante [92], [164], [165]. L'agent détermine la demande énergétique correspondante q_k^j en fonction des préférences de l'utilisateur, des températures intérieure et extérieure, ainsi que des signaux de prix reçus. Il transmet ensuite le profil prix–demande résultant à l'agrégateur après avoir résolu le problème d'optimisation défini dans (3.6).

$$\begin{aligned} & \underset{q_k^j, \forall k \in K}{\text{maximize}} && \left(U_t^j(q_k^j) - \pi_k^j q_k^j \right) \\ & \text{s.t.} && q_k^j \in [0, q_{\text{max}}^j], \\ & && T_t^{*,j} \in [T_{\text{min}}^{*,j}, T_{\text{max}}^{*,j}]. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Pour la fourniture de flexibilité sur le SM¹, le HEMS¹ de chaque RA² détermine l'offre de flexibilité optimale en résolvant la formulation présentée dans (3.7).

$$\begin{aligned}
& \underset{R_{k,t}^j, \forall k \in K}{\text{maximize}} && \left(U_t^j \left(\hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}} - R_{k,t}^j \right) + \left(\pi_k^{\text{incent},j} + \pi^{\text{tariff}} \right) R_{k,t}^j - \pi^{\text{tariff}} \hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}} \right) \\
& \text{s.t.} && \hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}} - R_{k,t}^j \geq 0, \\
& && R_{k,t}^j > 0.
\end{aligned} \tag{3.7}$$

Les consommateurs proposent des réductions de consommation énergétique en fonction de leur demande thermique flexible. Pour chaque point d'incitation π_k^{incent} , le HEMS¹ calcule l'offre de flexibilité correspondante $R_{k,t}^j$ en résolvant le problème d'optimisation présenté dans (3.7). En évaluant l'ensemble des points d'incitation, le HEMS¹ génère un profil complet d'offres de flexibilité.

3.1.3 Langage d'enchère

Cette section présente le langage d'enchère utilisé par les RA² pour soumettre leurs offres sur le SM¹. Le cadre proposé adopte une structure d'enchères combinatoires afin de permettre une participation au marché à la fois expressive et flexible. Dans cette structure, différents langages d'enchère, tels que AND, OR et XOR, définissent les relations entre les offres atomiques [166]. L'opérateur AND impose à l'agent résidentiel d'exécuter l'ensemble des offres acceptées, tandis que l'opérateur OR autorise l'acceptation de n'importe quel sous-ensemble. En revanche, l'opérateur XOR contraint le SFMA¹ à sélectionner au plus une paire réduction–récompense par RA², simplifiant ainsi le processus décisionnel et favorisant la maximisation des profits. Cette étude adopte le langage d'enchère de type OR exclusif (XOR) afin d'augmenter le niveau d'expressivité par rapport aux formats d'enchères atomiques traditionnels. Dans le cas atomique, l'agent soumet une seule paire d'offre (π_1^j, q_1^j) représentant le prix proposé et la demande énergétique correspondante pour le créneau temporel suivant. Le format basé sur XOR permet, en revanche, la soumission de plusieurs paires (π_k^j, q_k^j) , chacune correspondant à un point prix–demande distinct [164], [165]. L'agrégateur sélectionne ensuite une seule offre parmi l'ensemble, permettant ainsi une allocation optimale sous contraintes du système.

Dans le cadre des enchères énergétiques, l'ensemble des offres soumises par le RA² est défini comme suit :

$$RA_{\text{bid set}}^j = (\pi_1^j, q_1^j) \text{ XOR } \dots \text{ XOR } (\pi_M^j, q_M^j), \quad (3.8)$$

De manière analogue, dans le cadre des enchères de flexibilité :

$$RA_{\text{bid set}}^j = (\pi_1^{\text{incent},j}, R_1^j) \text{ XOR } \dots \text{ XOR } (\pi_M^{\text{incent},j}, R_M^j). \quad (3.9)$$

où $\pi_k^{\text{incent},j}$ désigne l'incitation et R_k^j la réduction de demande correspondante. Ce langage d'enchère permet aux agents résidentiels d'exprimer efficacement des préférences complexes, tout en permettant à l'agrégateur de sélectionner les offres de manière optimale dans le cadre du fonctionnement du marché.

3.1.4 Hypothèses générales de modélisation

Les hypothèses générales retenues dans cette recherche s'appliquent à l'ensemble des trois contextes étudiés, à savoir le marché de l'énergie, le marché de flexibilité et la gestion de l'incertitude. Elles sont formulées comme suit :

- **Structure du marché :** le TESM¹ repose sur un mécanisme d'enchère combinatoire unilatérale dans lequel l'agrégateur agit comme unique acheteur d'énergie ou de flexibilité auprès des RA².
- **Communication et information :** il est supposé que des canaux de communication fiables existent entre l'agrégateur, le DSO¹ et les RA², permettant l'échange bidirectionnel d'informations (prix, offres, signaux de flexibilité) sans délai significatif.
- **Comportement des agents :** les RA² réagissent de manière rationnelle aux signaux de prix transmis par l'agrégateur et soumettent des offres cohérentes avec leurs capacités énergétiques ou flexibles disponibles.
- **Rationalité économique :** chaque acteur du marché (agrégateur, RA², DSO¹) cherche à maximiser son bénéfice tout en respectant les contraintes physiques et opérationnelles du réseau de distribution.

3.1.5 Agent agrégateur

L'agrégateur transmet un ensemble de points de prix, $\mathbf{P} := \{\pi_k^j, k = 1, \dots, M\}$, à un groupe de N agents résidentiels pour chaque créneau temporel de 5 à 15 minutes précédant l'échange d'énergie en temps réel. Le vecteur de prix \mathbf{P} est uniforme pour l'ensemble des agents résidentiels. Soit $\mathbf{Q}^j := \{q_k^j, k = 1, \dots, M\}$ l'ensemble des offres énergétiques soumises par le j^{e} agent résidentiel dans un groupe de M agents. Chaque élément q_k^j de cet ensemble correspond à la demande énergétique du j^{e} agent au point de prix associé π_k^j dans le vecteur \mathbf{P} . Le format d'enchère XOR soumis par les agents résidentiels à l'agrégateur du marché comptant implique que ce dernier ne peut sélectionner qu'une seule paire offre-prix parmi l'ensemble des offres XOR soumises par chaque agent résidentiel. Cette méthode permet à l'agrégateur de maximiser significativement ses profits. Dans le cadre du marché comptant pour l'allocation d'énergie, l'allocation totale y est ainsi déterminée en agrégeant les offres sélectionnées provenant de l'ensemble des N agents résidentiels présents sur le marché.

$$y = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M u_k^j q_k^j \quad (3.10)$$

Lacune de la littérature relative au marché de l'énergie

L'analyse comparative présentée dans le tableau 2-1 met en évidence une lacune majeure dans les approches existantes appliquées au marché de l'énergie. Les travaux antérieurs ne proposent pas de mécanisme permettant de résoudre efficacement le WDP³ tout en assurant un équilibre entre précision et rapidité de calcul, en particulier dans un environnement de marché en temps quasi réel. La littérature actuelle ne considère pas non plus la participation massive de RA² dans un cadre d'enchères combinatoires unilatérales adapté au TESM¹. L'approche développée dans cette thèse comble cette lacune en introduisant une méthode d'approximation fondée sur les séries de Taylor multivariées, qui réduit la complexité computationnelle tout en maintenant la stabilité et la fiabilité des résultats pour l'allocation énergétique.

3.1.6 Hypothèses spécifiques au marché de l'énergie

Les hypothèses spécifiques associées au premier objectif de recherche concernent la modélisation du marché de l'énergie dans le cadre du TESM¹. Elles se formulent comme suit :

- **Infrastructure du réseau de distribution** : le réseau opéré par le DSO¹ est considéré comme exempt de contraintes de capacité pendant les périodes d'excédent de production, assurant ainsi la disponibilité de l'énergie pour tous les RA² connectés.
- **Paramètres du marché** : pour chaque créneau temporel, l'agrégateur reçoit une seule fois les paramètres de coût du DSO¹ et les offres de demande énergétique des RA². Ces valeurs demeurent constantes durant l'intervalle d'échange correspondant.
- **Soumission et sélection des offres** : les RA² soumettent leurs offres énergétiques en réponse aux signaux de prix publiés par l'agrégateur. Ce dernier sélectionne les combinaisons d'offres gagnantes selon le WDP³, de manière à maximiser son profit tout en respectant les contraintes opérationnelles du marché.

3.2 Méthodologie

Cette section présente tout d'abord l'objectif général, à savoir le WDP³ de l'agrégateur. La complexité computationnelle associée est ensuite examinée. Afin de relever ce défi, l'objectif général est décomposé en trois cas spécifiques, pour lesquels des méthodologies adaptées sont proposées en vue d'une mise en œuvre efficace par l'agrégateur opérant sur le marché comptant.

3.2.1 Problème de détermination du gagnant

Le WDP³ associé à la sélection d'enchères de type XOR, qui vise à maximiser le profit de l'agrégateur, est formulé à l'aide d'une variable binaire de décision u_k^j pour le j^e agent résidentiel. La variable u_k^j est fixée à 1 pour l'offre k^e sélectionnée dans Q^j , et à 0 pour toutes les autres offres. Cette formulation (3.11) s'exprime sous la forme d'un problème de programmation en nombres entiers [167].

$$\begin{aligned}
& \underset{u_k^j, \forall k \in K, \forall j \in J}{\text{maximize}} && \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M u_k^j q_k^j \pi_k^j - C(y) \\
& \text{s.t.} && \sum_{k=1}^M u_k^j = 1, \\
& && u_k^j \in \{0, 1\}.
\end{aligned} \tag{3.11}$$

La fonction de coût $C(y)$ est une fonction non linéaire représentant l'énergie agrégée sélectionnée. Le problème d'optimisation, dont l'objectif est la maximisation du profit, est formulé comme un problème de recherche d'indices, où il s'agit de déterminer la meilleure décision binaire (0 ou 1) correspondant à l'indice des offres de type XOR [168]. L'allocation optimale dans l'équation (3.11), qui fait intervenir une fonction de coût quadratique, est reconnue comme un problème d'optimisation quadratique non contrainte binaire QUBO¹ [169]. L'agrégation énergétique y constitue une fonction élément par élément du vecteur Q^j , ce qui rend les termes q_k^j non séparables dans l'équation (3.10). Par conséquent, l'agrégateur doit sélectionner une seule offre dans l'ensemble d'offres de type XOR pour chaque consommateur résidentiel. Cette non-séparabilité augmente la complexité computationnelle du problème d'optimisation de l'agrégateur sur le marché comptant, comme l'illustre l'équation (3.11).

3.2.2 *Marché de l'énergie*

Cette section formalise le WDP³ dans le cadre d'une enchère combinatoire unilatérale pour le marché de l'énergie, puis présente la méthodologie proposée pour résoudre efficacement ce WDP³.

3.2.2.1 *Processus d'allocation de l'agrégateur*

L'effet de couplage introduit par la fonction de coût non linéaire dans l'équation (3.11) accroît considérablement la complexité computationnelle de la résolution du WDP³ dans les enchères combinatoires unilatérales. Le terme de revenu $\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M u_k^j q_k^j \pi_k^j$ représente le revenu total perçu par l'agrégateur, calculé comme la somme linéaire des paires offre–quantité sélectionnées auprès de chaque RA². En revanche, le coût associé à l'allocation énergétique peut prendre deux formes distinctes. Dans le cas linéaire, la demande énergétique agrégée

$\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M w_k^j q_k^j$ est contrainte par la capacité maximale du système, Q_{\max} , afin de garantir que l'énergie totale sélectionnée ne dépasse pas cette limite. Dans le cas non linéaire, la fonction de coût $C\left(\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M w_k^j q_k^j\right)$ introduit une relation quadratique avec la demande énergétique agrégée. Dans les CCA¹, cette fonction de coût non linéaire est généralement de nature quadratique [170], [171], et s'exprime comme suit :

$$C(y) = ay^2 + by + c \quad (3.12)$$

La fonction de coût initiale de l'agrégateur, $C(y)$, représente une expression quadratique associée à la fourniture de la demande énergétique agrégée, définie par les coefficients $a > 0$ et $b, c \geq 0$. Cette équation est dite quadratique car le coût de l'énergie est modélisé sous la forme d'une fonction polynomiale du second degré. Cette formulation assure la convexité du coût marginal, ce qui reflète le comportement réel du système électrique : le coût augmente de manière croissante avec la demande énergétique. Ce modèle de coût quadratique est couramment utilisé pour représenter soit le coût de production réel, soit un tarif artificiel simplifié dans les marchés au comptant. Cette formulation quadratique est largement adoptée en raison de sa tractabilité computationnelle dans les problèmes d'optimisation [171]. L'effet de couplage dans la fonction de coût quadratique (3.12) résulte des demandes énergétiques des agents résidentiels, qui dépendent des prix. Afin d'analyser ce couplage, la fonction peut être développée et reformulée comme suit :

$$C(y) = a \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j + b \sum_{j=1}^N x_j + c \quad (3.13)$$

Les termes $x_i x_j$ pour $i \neq j$ représentent des termes de couplage, ou non séparables, indiquant la demande énergétique à différents niveaux de prix. Avec N agents résidentiels participant au marché comptant, il existe N termes de couplage de ce type. Le profit de l'agrégateur est déterminé par la différence entre le revenu et le coût. Afin de maximiser le profit dans l'équation (3.11), l'agrégateur doit identifier la combinaison optimale entre le terme de revenu $\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M w_k^j q_k^j \pi_k^j$ et le terme de coût $C\left(\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M w_k^j q_k^j\right)$, de manière à maximiser le revenu tout en minimisant le coût. Le second terme, qui implique la fonction de coût quadratique non linéaire (3.12), introduit une complexité supplémentaire, car cette

fonction est non séparable. Par conséquent, les méthodes d'optimisation directionnelle ne peuvent pas être appliquées, ce qui rend le problème d'optimisation de nature NP-difficile.

3.2.2.2 Méthodologie proposée

Pour remédier à cette problématique, nous proposons d'approximer la fonction de coût quadratique non linéaire à l'aide d'un développement en série de Taylor d'ordre deux à variables multiples. La fonction de coût (3.12) peut ainsi être représentée, dans le cadre de cette approximation, comme suit :

$$\begin{aligned}
C_t(y) \approx & C(\bar{y}) + \frac{\partial C(\bar{y})}{\partial x^j}(x^j - \bar{x}^j) + \frac{\partial C(\bar{y})}{\partial y^{-j}}(y^{-j} - \bar{y}^{-j}) \\
& + \frac{\partial^2 C(\bar{y})}{\partial (x^j)^2}(x^j - \bar{x}^j)^2 + \frac{\partial^2 C(\bar{y})}{\partial (y^{-j})^2}(y^{-j} - \bar{y}^{-j})^2 \\
& + \frac{\partial^2 C(\bar{y})}{\partial x^j \partial y^{-j}}(x^j - \bar{x}^j)(y^{-j} - \bar{y}^{-j}) + \text{Termes d'ordre supérieur.}
\end{aligned} \tag{3.14}$$

L'équation (3.14) repose sur une approximation par série de Taylor multivariable appliquée à la fonction de coût quadratique afin d'obtenir une fonction de coût individuelle pour chaque agent résidentiel. Cette approximation permet d'éliminer les termes de couplage issus des dérivées croisées de second ordre, simplifiant ainsi la structure du problème de détermination du gagnant. Le but est de réduire la complexité computationnelle tout en conservant la cohérence du comportement marginal du coût global dans le marché au comptant d'énergie. Dans ce contexte, \bar{y} désigne la moyenne agrégée des ensembles Q^j transmis par chaque agent résidentiel, tandis que $C(\bar{y})$ représente l'évaluation de \bar{y} conformément à l'équation (3.12). Le terme x^j fait référence à l'ensemble de la demande énergétique spécifique d'un logement donné, et \bar{x}^j représente la demande énergétique moyenne correspondante, définie comme suit :

$$\bar{x}^j = \frac{\sum_{k=1}^M q_k^j}{M} \tag{3.15}$$

En fonction de la valeur de \bar{x}^j pour chaque logement, la fonction de coût individuelle approxime la fonction de coût initiale au point d'évaluation dérivé de l'équation (3.15). Le terme $y^{-j} = y - x^j$ représente la demande énergétique de l'ensemble des autres agents résidentiels,

tandis que $\bar{y}^{-j} = \bar{y} - \bar{x}^j$ désigne leur demande énergétique moyenne correspondante. Afin d'atténuer les effets indésirables du terme de couplage dans l'équation (3.14), le terme de couplage d'ordre deux est exclu. Cela conduit à une version simplifiée de l'équation (3.14) donnée par :

$$C_{\text{aprx.}}(y) \approx C(\bar{y}) + \frac{\partial C(\bar{y})}{\partial x^j}(x^j - \bar{x}^j) + \frac{\partial C(\bar{y})}{\partial y^{-j}}(y^{-j} - \bar{y}^{-j}) + \frac{\partial^2 C(\bar{y})}{\partial (x^j)^2}(x^j - \bar{x}^j)^2 + \frac{\partial^2 C(\bar{y})}{\partial (y^{-j})^2}(y^{-j} - \bar{y}^{-j})^2. \quad (3.16)$$

Étant donné que la fonction de coût (3.12) est de nature quadratique, l'approximation par série de Taylor tronquée dans l'équation (3.16) est limitée au second ordre. Cette approximation contribue de manière significative à la séparation des termes sous une forme additive. Plus précisément, elle permet à l'agrégateur de résoudre le problème d'optimisation directionnelle (3.11) et d'obtenir une solution précise, contrairement aux méthodes d'optimisation heuristiques généralement employées dans les travaux antérieurs.

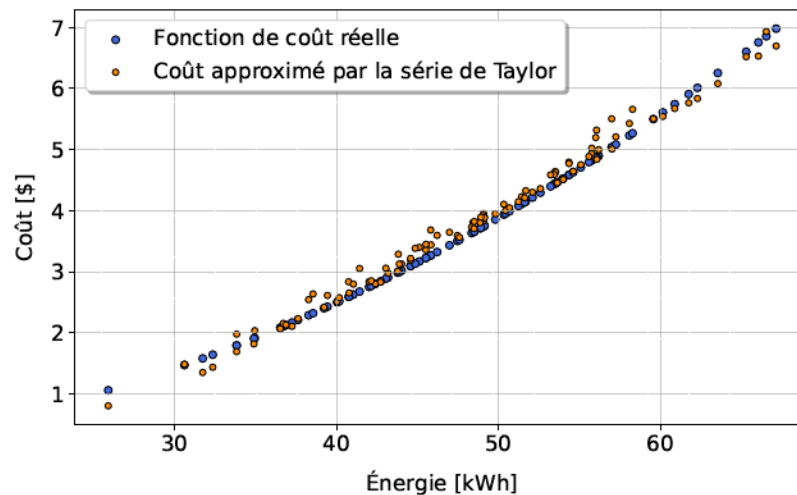


FIGURE 3-3 Comparaison entre la fonction de coût originale et son approximation par la série de Taylor.

En appliquant l'équation (3.16), l'agrégateur peut déterminer l'allocation optimale des points de prix pour chaque RA^2 de manière indépendante, éliminant ainsi l'influence des points d'offre des autres RA^2 . La fonction de coût proposée dans l'équation (3.16) fonctionne

indépendamment des charges flexibles utilisées par les RA² pour générer leurs offres de demande, telles que le stockage thermique, les charges contrôlées par thermostat et le stockage électrique. La figure 3-3 compare la fonction de coût originale (en bleu) à la fonction de coût approximative (en orange) obtenue par la méthode proposée. La légère dispersion observée entre la fonction de coût réelle et son approximation par la série de Taylor provient de la suppression des termes d'ordre supérieur dans l'expansion polynomiale. Lorsque le produit $((x_j - \bar{x}_j)(y_{-i} - \bar{y}_{-i}))$ est positif, l'approximation sous-estime le coût réel, ce qui est bénéfique pour les consommateurs. À l'inverse, lorsque ce produit est négatif, le coût approximatif est légèrement supérieur au coût réel, ce qui correspond à une surestimation conservatrice favorable à l'agrégateur. Cette différence reste faible, confirmant la validité de l'approximation utilisée pour le calcul des coûts individuels. Par ailleurs, la figure 3-4 illustre la différence entre les fonctions de coût approximative et originale.

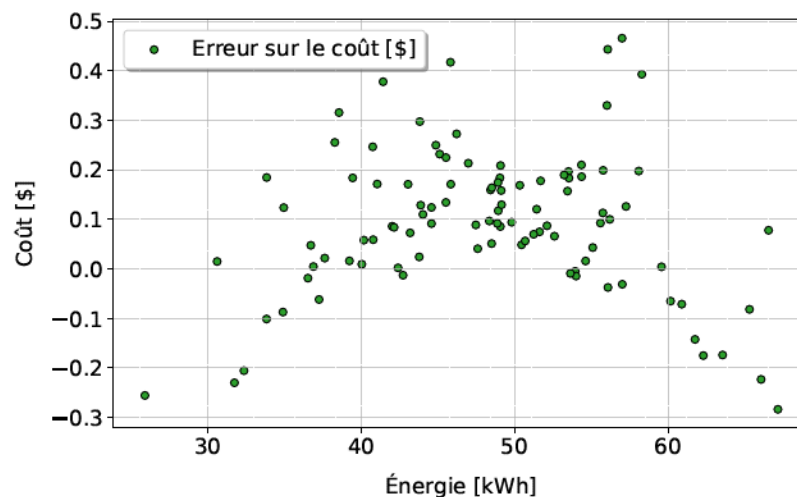


FIGURE 3-4 Écart entre la fonction de coût approximative et la fonction de coût originale.

Comme l'illustre la figure 3-4, les erreurs positives sont avantageuses pour l'agrégateur, car la fonction de coût approximative conduit alors à un coût supérieur au coût réel. À l'inverse, les erreurs négatives sont favorables aux consommateurs, dans la mesure où elles génèrent des marges qui se traduisent par des bonus en leur faveur.

Enchère combinatoire unilatérale

Ce travail met en œuvre un marché fondé sur une enchère combinatoire unilatérale afin de déterminer hiérarchiquement l'allocation énergétique optimale. Il convient de souligner que l'approche est non itérative, ce qui signifie qu'aucune négociation n'est engagée. L'agrégateur utilise l'algorithme 1 pour identifier la combinaison optimale prix-énergie pour chaque agent résidentiel, maximisant ainsi le profit global. Au cours du processus d'allocation combinatoire, l'agrégateur transmet les points de prix à chaque consommateur résidentiel avant le créneau temporel suivant.

Algorithme 1: Allocation énergétique basée sur la sélection des offres par l'agrégateur

Entrée : Points d'offre prix-énergie de tous les RA

Sortie : Allocation énergétique pour chaque RA

Étape 1 : Calculer le point d'évaluation \bar{x}^j pour chaque RA participant à l'aide de l'équation (3.15);

for $j = 1, 2, \dots, N$ **do**

for $k = 1, 2, \dots, M$ **do**

Étape 2 : Calculer le coût individuel pour le j^{e} RA à l'aide de l'équation (3.16);

Étape 3 : Calculer l'utilité du j^{e} RA en utilisant l'expression $u_k^j q_k^j \pi_k^j$;

Étape 4 : Calculer le profit associé à chaque point de prix k^{e} ;

end

Étape 5 : Déterminer l'offre gagnante pour le j^{e} RA qui maximise le profit;

end

Étape 6 : Sélectionner la paire prix-énergie (π_k^j, q_k^j) spécifique pour chaque logement;

Étape 7 : Allouer l'énergie à chaque RA selon l'étape 6;

Chaque utilisateur génère dix points distincts de demande énergétique associés à des prix, conformément à sa propre fonction objective, puis les transmet à l'agrégateur. À la réception de ces points d'offre, l'agrégateur attend que chaque RA² envoie ses points de demande spécifiques. Une fois l'ensemble des offres collectées, l'agrégateur agrège les demandes correspondant à chaque point de prix. Enfin, il évalue toutes les combinaisons uniques possibles

d'allocation énergétique et sélectionne celle qui maximise le profit global.

L'étape 5 de l'algorithme 1 garantit que l'agrégateur du marché comptant sélectionne l'offre maximisant le profit. L'agrégateur vise à optimiser son profit en calculant le coût associé à chaque point d'offre de demande énergétique transmis, sur la base de l'approximation de la fonction de coût obtenue par le développement en série de Taylor. Ce processus est appliqué à chacun des M points de prix transmis par l'agrégateur. À l'étape 4 de l'algorithme 1, le profit associé à chaque combinaison d'offres est évalué, et l'étape 5 assure la sélection de l'offre générant le profit maximal, fournissant ainsi la solution optimale selon cette approche. L'algorithme proposé 1 permet d'obtenir une solution optimale en n'évaluant que $M \times N$ combinaisons, ce qui permet d'atteindre un profit proche de celui obtenu par l'enchère combinatoire conventionnelle (CCA¹). En revanche, la CCA¹, utilisée comme référence pour le WDP³, nécessite l'évaluation de M^N combinaisons afin de déterminer le profit maximal pour l'agrégateur [172].

L'approche combinatoire permet à chaque RA² de recevoir une décision individualisée en termes de couple prix-énergie, tandis que l'enchère au prix uniforme (UPA²) [173] applique un même prix à l'ensemble des RA². Dans le cadre de l'UPA², lors de la résolution de l'équation (3.11), la variable binaire de décision u_k^j est identique pour tous les RA², c'est-à-dire $u_1^j = u_2^j = \dots = u_M^j = 1$ pour le k^e point de prix. L'agrégateur additionne alors la demande de chaque RA² au point de prix spécifique π_k^j afin de calculer l'utilité $\pi_k^j q_k^j$. Par la suite, le coût d'allocation énergétique est évalué à l'aide de l'équation (3.12). La demande énergétique q_k^j correspondant au point de prix π_k^j générant le profit maximal est alors sélectionnée comme point de décision. Par conséquent, l'UPA² peut être considérée comme un cas particulier de l'approche combinatoire.

3.3 Résumé du chapitre

Ce chapitre a présenté la modélisation du marché au comptant pour la gestion de l'énergie, en abordant la résolution du WDP³ dans un cadre d'enchères combinatoires unilatérales.

1. CCA est l'abréviation de « Conventional Combinatorial Auction », en anglais (Enchère combinatoire conventionnelle, en français).

2. UPA est l'abréviation de « Uniform Price Auction », en anglais (Enchère au prix uniforme, en français).

L'approche proposée, fondée sur une approximation par séries de Taylor, permet de réduire la complexité computationnelle tout en assurant une allocation efficace de l'énergie. Les hypothèses du modèle, ainsi que l'analyse comparative des travaux existants, ont démontré la pertinence de cette contribution pour la gestion énergétique résidentielle. Le chapitre suivant étend cette méthodologie au marché de flexibilité, où les contraintes liées à l'achat de flexibilité et la gestion de l'incertitude sont intégrées afin d'évaluer la robustesse du mécanisme proposé.

Chapitre 4 - Marché comptant pour la gestion de l'énergie (Marché de flexibilité)

Introduction

Ce chapitre prolonge les travaux présentés au chapitre précédent en appliquant la méthodologie développée au contexte du marché de flexibilité. Alors que le chapitre précédent s'est concentré sur l'allocation de l'énergie pendant les périodes d'excédent de production, le présent chapitre examine la fourniture de flexibilité pendant les périodes de pointe. L'objectif est d'adapter le mécanisme de résolution du WDP³ afin de prendre en compte les contraintes liées à l'achat de flexibilité imposées par le DSO¹, ainsi que l'incertitude associée à l'exécution réelle des offres des RA². Cette extension permet d'évaluer la capacité du cadre méthodologique global à soutenir la gestion énergétique résidentielle dans des conditions opérationnelles plus dynamiques et soumises à des variations de flexibilité.

4.1 Méthodologies

Lacune de la littérature relative au marché de flexibilité (sous contrainte)

Le Tableau 2-2 met en évidence une lacune importante dans les approches existantes appliquées au marché de flexibilité. Les études antérieures abordent principalement la gestion de la charge ou la flexibilité de certaines ressources, mais elles ne proposent pas de mécanisme d'enchère combinatoire unilatérale capable d'intégrer explicitement les contraintes imposées

par le DSO¹. Aucun travail recensé ne permet à l'agrégateur de résoudre efficacement le WDP³ tout en respectant les limites d'achat de flexibilité et en garantissant la stabilité des résultats pour un grand nombre de RA². L'approche développée dans cette thèse comble cette lacune en introduisant une méthode d'optimisation par gradient, assurant à la fois la convergence de la solution et la conformité aux contraintes de flexibilité définies par le DSO¹.

Hypothèses spécifiques au marché de flexibilité (sous contrainte)

Les hypothèses spécifiques associées au deuxième objectif de recherche concernent la modélisation du marché de flexibilité dans le cadre du SFM¹. Elles se formulent comme suit :

- **Engagement contractuel des agents** : chaque agent résidentiel RA² signe un contrat préalable avec le SFMA¹, l'engageant à exécuter la réduction de charge déterminée par les résultats de l'enchère. Cette obligation contractuelle garantit la crédibilité des offres et la fiabilité du mécanisme de marché.
- **Canal de communication** : il est supposé qu'un canal de communication fiable existe entre le SFMA¹, les RA² et le DSO¹, permettant un échange bidirectionnel et en temps quasi réel des informations relatives aux signaux de récompense, aux offres de flexibilité et aux contraintes de réseau.
- **Paramètres temporels du marché** : chaque créneau temporel du SFM¹ est d'une durée de cinq minutes. Le SFMA¹ émet dix niveaux discrets de signaux de récompense, en cohérence avec les études antérieures ayant démontré la pertinence d'une granularité de dix paliers incitatifs pour la gestion de la demande.
- **Contraintes de flexibilité** : l'agrégateur SFMA¹ sélectionne les offres gagnantes en respectant la contrainte d'achat maximal de flexibilité fixée par le DSO¹. Cette contrainte garantit que la flexibilité acquise ne dépasse pas le volume requis pour maintenir la stabilité du réseau de distribution.

4.1.1 *Marché de flexibilité locale*

Cette section présente une méthodologie de gestion de la congestion, répondant au deuxième objectif de cette thèse. Elle commence par décrire le mécanisme de résolution du WDP³ utilisé par un agrégateur opérant sur un marché de flexibilité comptant basé sur les enchères, en tenant compte des limites de flexibilité maximale pouvant être acquise auprès des consommateurs. Les marchés de flexibilité comptant, qui fonctionnent en amont des échanges d'énergie en temps réel, soutiennent la gestion de la demande en réduisant la consommation pendant les périodes de pointe. Pour satisfaire les contraintes du réseau, les agrégateurs doivent sélectionner rapidement les offres de réduction optimales, une tâche computationnellement complexe en raison de la difficulté du WDP³. Pour y remédier, la méthodologie proposée reformule les offres de flexibilité des consommateurs sous forme d'une fonction fondée sur la récompense et applique des techniques d'optimisation basées sur le gradient afin de résoudre efficacement le WDP³. Cette approche permet aux agrégateurs d'atteindre les réductions d'énergie ciblées tout en respectant les exigences du réseau, améliorant ainsi l'efficacité opérationnelle des marchés de flexibilité comptant.

4.1.1.1 *Modèle du marché de flexibilité comptant (sous contrainte)*

Dans [174], l'auteur présente divers modèles d'affaires pour la gestion de la congestion reposant sur la collaboration entre le DSO¹ et l'agrégateur, notamment des approches isolées, fondées sur les tarifs, itératives, ou basées sur le marché. Le présent travail adopte une approche fondée sur le marché, car elle offre une rentabilité supérieure pour le SFMA¹ [174]. Dans ce cadre, les RA² gèrent les charges flexibles des clients et interagissent avec le SFMA¹, comme illustré à la figure 4-1 [47]. Durant la phase de planification, les RA² soumettent leur prévision de demande énergétique pour une période donnée, ce qui permet d'établir une ligne de base de consommation que le DSO¹ utilise pour coordonner les opérations du réseau. Avant le début des échanges d'énergie en temps réel, le SFMA¹ fournit des points de récompense, incitant les RA² à formuler des offres de réduction de consommation sur la base de ces incitations. Ce processus suit une enchère combinatoire unilatérale, dans laquelle chaque RA² soumet des offres en utilisant un langage d'enchère XOR, ce qui contraint le SFMA¹ à sélectionner

au plus une seule offre par ensemble. Les objectifs principaux du SFMA¹ sont de maximiser le profit et de satisfaire la demande de réduction transmise par le DSO¹ avant la période de marché.

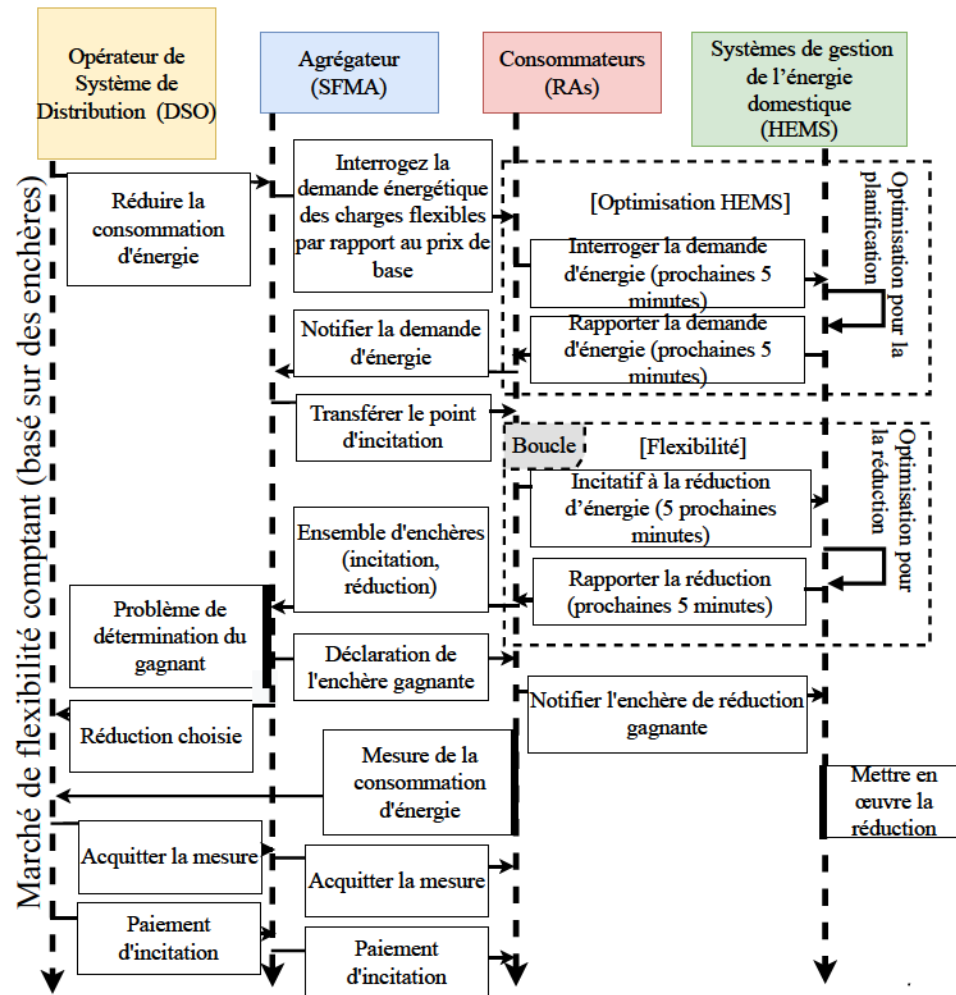


FIGURE 4-1 Interaction de l'agrégateur du marché de flexibilité comptant (SFMA) avec le DSO¹ et les agents résidentiels en langage de modélisation unifié (source : [62]).

4.1.1.2 Problème de détermination du gagnant de l'enchère

Dans une enchère combinatoire, le WDP³ impose aux agents enchérisseurs d'évaluer l'ensemble des combinaisons possibles d'offres atomiques, afin d'identifier l'ensemble optimal respectant les règles d'allocation tout en maximisant le profit [175]. Les offres gagnantes, dans l'ensemble d'enchères de chaque participant, sont celles qui génèrent le profit le plus

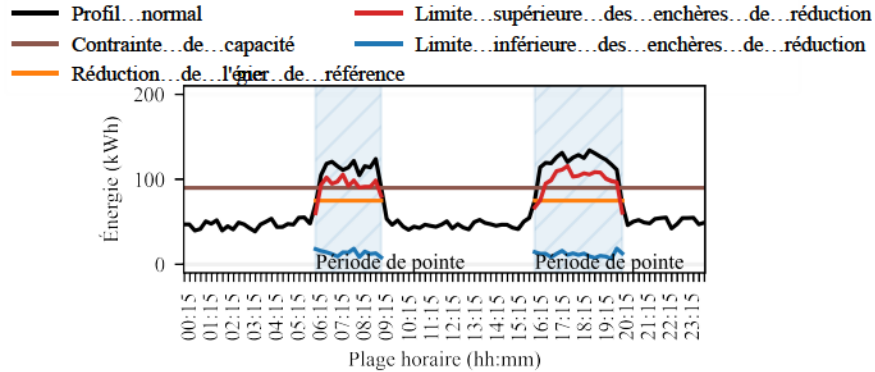


FIGURE 4-2 Bornes de réduction agrégée des offres des RA pour chaque créneau du marché de flexibilité comptant.

élevé parmi les combinaisons réalisables. Dans le cadre du SFM¹, le WDP³ est déterminé à partir des points d'offre discrets de type récompense–réduction soumis par les RA². À chaque créneau temporel, le SFMA¹ peut recevoir une demande de réduction énergétique émise par le DSO¹ afin d'atténuer la congestion du réseau. Cette demande doit se situer dans un intervalle de réduction admissible, comme illustré à la figure 4-2 [127]. La courbe rouge représente la réduction maximale agrégée possible, correspondant aux offres maximales de chaque RA². De même, la courbe bleue indique la réduction énergétique minimale totale offerte. Il est important de noter que la réduction agrégée minimale ne peut être nulle, car chaque RA² participant doit être affecté à une réduction, et les offres nulles ne sont pas autorisées.

Le SFMA¹ vise à maximiser son profit en calculant la différence entre le paiement reçu du DSO¹ et les récompenses attribuées aux RA² [176]. Par conséquent, l'équation (4.1) formule le WDP³ du marché de flexibilité comptant comme un problème d'optimisation combinatoire.

$$\begin{aligned}
& \underset{\pi_k^{\text{incnt},j}, \forall j \in J}{\text{maximize}} && \xi_k \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M b_k^j e_k^{j,\text{red}} \pi_k^{\text{incnt},j} - \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M b_k^j e_k^{j,\text{red}} \pi_k^{\text{incnt},j} \\
& \text{s.t.} && \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M b_k^j e_k^{j,\text{red}} \pi_k^{\text{incnt},j} \leq E_{\text{ref}}^{\text{DSO}}, \\
& && \sum_{j=1}^N \min_k(e_k^{j,\text{red}}) \leq E_{\text{ref}}^{\text{DSO}} \leq \sum_{j=1}^N \max_k(e_k^{j,\text{red}}), \\
& && \sum_{k=1}^M b_k^j = 1, \\
& && b_k^j \in \{0, 1\}.
\end{aligned} \tag{4.1}$$

Pendant la période de pointe, le SFMA¹ reçoit une compensation ξ_k par kilowattheure réduit de la part du DSO¹, dans la limite de la demande $E_{\text{ref}}^{\text{DSO}}$ [47], [177]. La variable binaire b_k^j , qui ne peut prendre que les valeurs 0 ou 1, garantit que seule une offre de l'ensemble des offres soumises par chaque RA² dans l'équation (3.8) est sélectionnée.

Dans la littérature, l'approche naïve pour résoudre le WDP³ avec des offres de type XOR dans une enchère unilatérale repose sur une recherche combinatoire exhaustive. Certaines études proposent des méthodes méta-heuristiques, mais celles-ci compromettent l'optimalité et introduisent une variabilité des résultats en raison du caractère stochastique des processus de recherche. Le présent travail surmonte ces limitations en recourant à une optimisation par points intérieurs, avec une fonction de récompense approchée pour modéliser les offres des RA². Une approche connexe présentée dans [61] propose une approximation de la fonction de coût, mais sans intégrer de contraintes. Les sous-sections suivantes détaillent l'algorithme complet du WDP³ et explorent les approximations possibles des ensembles d'offres XOR.

4.1.1.3 Approximation des offres XOR

Les RA² participant au SFM¹ doivent respecter les règles d'enchère en soumettant des offres de réduction uniques pour chaque point de récompense, selon un ordre croissant [165]. Une fois ces ensembles d'offres reçus, le SFMA¹ les approxime à l'aide d'une fonction basée sur la récompense, notée f_{sel}^j . Les fonctions sélectionnées peuvent être linéaire, exponentielle ou à puissance fractionnaire, en fonction des caractéristiques de l'ensemble d'offres. Afin de

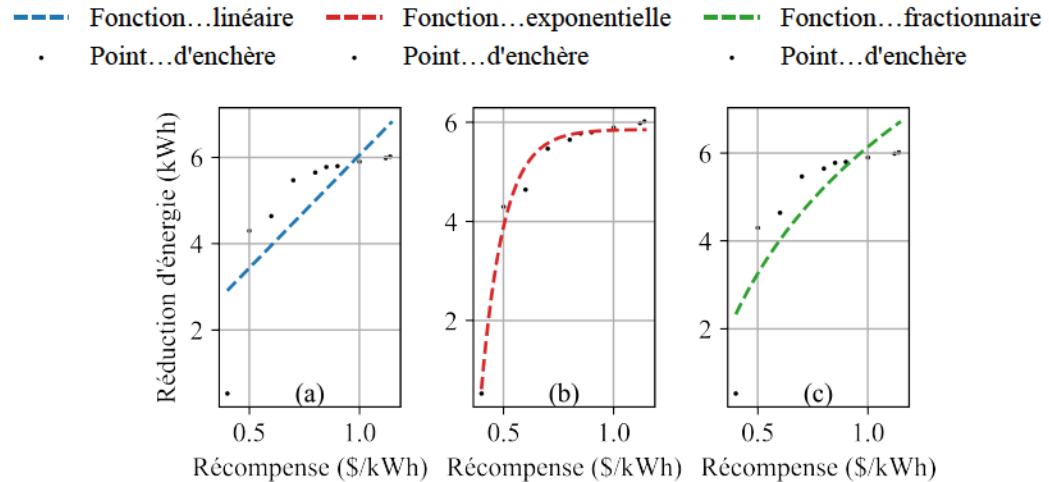


FIGURE 4-3 Approximation de l'ensemble d'enchères (récompense, réduction) des agents résidentiels.

déterminer l'ajustement optimal, les paramètres de la fonction sont estimés en minimisant la somme des carrés des résidus (SSR), telle que définie dans l'équation (4.2). Le SFMA¹ évalue les trois types de fonctions et sélectionne celle dont la SSR est la plus faible pour chaque RA².

$$\underset{\theta^j}{\text{minimize}} \quad SSR = \sum_{k=1}^M \left(e_k^{j,\text{red}} - f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}, \theta_j) \right)^2 \quad (4.2)$$

Pendant la période de pointe, le SFMA¹ ajuste les taux de récompense en fonction de la réduction proposée [178]. Avant chaque échange d'énergie en temps réel, l'agrégateur obtient le paramètre ξ_k ainsi que la réduction demandée, garantissant ainsi la disponibilité de toutes les données nécessaires à la résolution du WDP³. Les solveurs à points intérieurs ont démontré leur efficacité pour traiter des problèmes d'optimisation similaires [179].

Fonction de récompense linéaire

Dans ce scénario, la fonction basée sur la récompense permet d'approximer les offres du RA² conformément à l'équation (4.3). À titre d'illustration, la figure 4-3.a présente un exemple dans lequel un RA² soumet des offres de réduction d'énergie sous forme de points discrets. Le SFMA¹ applique ensuite l'équation (4.3) pour générer la courbe de régression linéaire correspondante, représentée par la ligne pointillée bleue.

$$f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}, [\alpha_j^{\text{lin}}, \beta_j^{\text{lin}}]) = \alpha_j^{\text{lin}} \pi_k^{\text{incnt},j} + \beta_j^{\text{lin}} \quad (4.3)$$

Fonction de récompense exponentielle

Les contraintes sur $e_k^{j,\text{red}}$ empêchent les fonctions linéaires de représenter avec précision certains ensembles d'enchères. Par conséquent, le SFMA¹ peut approximer l'ensemble d'offres XOR à l'aide d'une fonction de récompense exponentielle, telle que définie dans l'équation (4.4). Par exemple, les points d'enchère du RA² illustrés dans la figure 4-3.b correspondent davantage à une régression exponentielle. Les paramètres de la fonction sont optimisés en minimisant la SSR.

$$f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}, [\alpha_j^{\text{exp}}, \beta_j^{\text{exp}}, \gamma_j^{\text{exp}}]) = -\alpha_j^{\text{exp}} e^{-\beta_j^{\text{exp}} \pi_k^{\text{incnt},j}} + \gamma_j^{\text{exp}} \quad (4.4)$$

Fonction de récompense à puissance fractionnaire

Pour certains ensembles d'offres de réduction énergétique soumis par les RA², ni la régression linéaire ni la régression exponentielle ne permettent d'ajuster de manière satisfaisante la fonction de base f_{sel}^j . Dans de tels cas, le SFMA¹ applique une fonction de récompense à puissance fractionnaire, telle que définie dans l'équation (4.5). La figure 4-3.c illustre ce scénario, avec l'approximation représentée en vert. Les paramètres α_j^{frc} , β_j^{frc} et γ_j^{frc} sont déterminés en minimisant la SSR.

$$f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}, [\alpha_j^{\text{frc}}, \beta_j^{\text{frc}}, \gamma_j^{\text{frc}}]) = \alpha_j^{\text{frc}} \left(\pi_k^{\text{incnt},j} \right)^{\beta_j^{\text{frc}}} + \gamma_j^{\text{frc}}, \quad 0 < \beta_j^{\text{frc}} < 1 \quad (4.5)$$

4.1.1.4 Algorithme de détermination du gagnant

Une fois que l'ensemble discret d'offres des RA², défini par l'équation (3.8), est approximé à l'aide d'une fonction basée sur la récompense, selon l'équation (4.3), (4.4) ou (4.5), l'équation du WDP³ donnée en (4.1) peut être restructurée comme indiqué dans l'équation (4.6).

$$\begin{aligned}
& \underset{\pi_k^{\text{incnt},j}, \forall j \in J}{\text{maximize}} && \xi_k \sum_{j=1}^N f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}) - \sum_{j=1}^N \pi_k^{\text{incnt},j} f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}) \\
& \text{s.t.} && \sum_{j=1}^N f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}) \leq E_{\text{ref}}^{\text{DSO}}, \\
& && \sum_{j=1}^N \min_k(e_k^{j,\text{red}}) \leq E_{\text{ref}}^{\text{DSO}} \leq \sum_{j=1}^N \max_k(e_k^{j,\text{red}}).
\end{aligned} \tag{4.6}$$

L'approximation de l'ensemble d'enchères de type XOR à l'aide d'une fonction de récompense f_{sel}^j dépendant de $\pi_k^{\text{incnt},j}$ permet de garantir qu'une seule offre est sélectionnée pour chaque agent résidentiel RA². Cette approximation satisfait la relation $f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}) \approx e_k^{j,\text{red}}$ pour chaque point de récompense $k \in K$ attribué à chaque RA², $j \in J$. Le second terme, $\sum_{j=1}^N \pi_k^{\text{incnt},j} (f_{\text{sel}}^j(\pi_k^{\text{incnt},j}))$, représente les paiements du SFMA¹ versés aux RA². En fonction de la fonction sélectionnée pour chaque RA², ce terme peut être de forme affine ou convexe, comme décrit à l'étape 2 de l'algorithme 2. Après résolution de l'équation (4.6) et obtention de la solution optimale $\pi_*^{\text{incnt},j}$, la valeur correspondante $f_{\text{sel}}^{j,*} = f_{\text{sel}}^j(\pi_*^{\text{incnt},j})$ peut ne pas correspondre exactement à une offre du jeu d'enchères discret $RA_{\text{bid set}}^j$. Pour remédier à cela, le SFMA¹ calcule la différence entre $f_{\text{sel}}^{j,*}$ et l'ensemble des points d'enchères, puis identifie l'indice de l'offre la plus proche, tel que défini dans l'équation (4.7). L'algorithme 2 décrit l'ensemble du processus de détermination des offres optimales dans une enchère combinatoire unilatérale sous contrainte de réduction énergétique. À chaque créneau temporel du SFM¹, le SFMA¹ met à jour la fonction approximée (étape 1 de l'algorithme 2) sur la base de l'ensemble d'offres des RA² afin de déterminer l'offre gagnante.

$$RA_{\text{index}}^j = \underset{j \in J}{\text{argmin}} \left[|e_1^{j,\text{red}} - f_{\text{sel}}^{j,*}|, \dots, |e_M^{j,\text{red}} - f_{\text{sel}}^{j,*}| \right] \tag{4.7}$$

Algorithme 2: Détermination des offres gagnantes fondée sur la demande de réduction énergétique du DSO¹

Entrée : Demande de réduction énergétique de référence émise par le DSO¹.

Entrée : Ensembles d'offres provenant de tous les RA participants.

Sortie : Combinaison d'offres gagnantes.

begin

for $j = 1, 2, \dots, N$ **do**

Étape 1 : Approximer l'ensemble d'offres de chaque agent résidentiel à l'aide d'une fonction de réduction basée sur la récompense f_{sel}^j selon l'équation (4.3), (4.4) ou (4.5);

Étape 2 : Sélectionner, pour chaque RA, la fonction f_{sel}^j correspondant à la plus faible valeur de SSR;

end

Étape 3 : Résoudre le WDP à l'aide de l'équation (4.6);

Étape 4 : Identifier l'indice de l'offre optimale pour chaque RA à l'aide de l'équation (4.7);

end

Étape 5 : Annoncer aux RA l'offre gagnante extraite de $RA_{\text{bid set}}^j$ selon (3.8);

Étape 6 : Confirmer l'allocation d'énergie réduite auprès du DSO¹;

La littérature propose diverses approches pour résoudre les problèmes non convexes dans le cadre des enchères combinatoires, notamment les réseaux de neurones graphiques (GNN¹), les méthodes méta-heuristiques, la programmation en nombres entiers mixtes, ainsi que les techniques de type branch-and-cut. Les contraintes entières du WDP³ rendent ce dernier intrinsèquement non convexe et de complexité NP-difficile [180]. Pour relever ce défi, [180] propose l'utilisation de GNN¹ afin d'analyser la distribution de probabilité et de faire correspondre les offres des marchés locaux de flexibilité énergétique à des solutions optimales dans un cadre d'apprentissage supervisé. Dans [181], les auteurs introduisent une recherche génétique méta-heuristique pour l'optimisation non convexe, en s'appuyant sur une sélection aléatoire pour améliorer la fonction objectif. Toutefois, en l'absence d'information sur le

1. GNN est l'abréviation de « Graph Neural Networks », en anglais (Réseaux de neurones graphiques, en français).

gradient, cette méthode présente un risque de convergence vers des optima locaux. Un cadre primal-dual pour les enchères non convexes sur le marché de l'électricité au jour le jour est présenté dans [182], exploitant les capacités de traitement parallèle offertes par des solveurs avancés de MILP¹. En outre, [183] améliore l'algorithme branch-and-cut en introduisant de nouvelles inégalités valides, permettant ainsi de réduire efficacement la taille du problème avant le calcul et d'améliorer l'efficacité dans la résolution du WDP³.

4.1.2 Résolution du problème de détermination du gagnant sous incertitude

Cette section traite le troisième objectif de la thèse en étendant la méthodologie de gestion de la congestion introduite dans le cadre du LFM¹. Alors que l'objectif précédent portait sur la sélection déterministe des offres, l'attention se porte désormais sur l'incertitude en temps réel liée à l'exécution des offres. Une approche fondée sur l'optimisation stochastique est proposée pour permettre à l'agrégateur d'assurer une gestion fiable de la congestion dans un contexte incertain.

Lacune de la littérature relative au marché de flexibilité (sous incertitude)

Le Tableau 2-3 met en évidence une lacune significative dans la littérature portant sur la prise en compte de l'incertitude dans les mécanismes d'enchères appliqués au marché de flexibilité. La majorité des travaux existants se concentrent sur des enchères bilatérales ou à double sens et ne considèrent pas explicitement les incertitudes liées à l'exécution réelle des offres de flexibilité par les RA². Aucun modèle recensé ne permet à l'agrégateur de gérer efficacement ces incertitudes sans compromettre la performance économique du marché. La méthodologie proposée dans cette thèse comble cette lacune en introduisant une approche d'optimisation stochastique permettant à l'agrégateur d'ajuster la sélection des offres selon les probabilités d'exécution et les contraintes de flexibilité imposées par le DSO¹, assurant ainsi une meilleure cohérence décisionnelle du SFM¹.

Hypothèses spécifiques au marché de flexibilité (sous incertitude)

Les hypothèses spécifiques associées au troisième objectif de recherche concernent la modélisation du marché de flexibilité soumis à l'incertitude dans le cadre du SFM¹. Elles se formulent comme suit :

- **Participation volontaire des agents** : la participation au SFM¹ est volontaire. Les agents résidentiels RA² sont rémunérés en fonction de leur consommation d'énergie effective, sans pénalité financière directe en cas de non-fourniture exacte de la flexibilité engagée.
- **Canal de communication** : il est supposé qu'un canal de communication fiable existe entre chaque RA² et le SFMA¹, garantissant la transmission bidirectionnelle des offres, des signaux de prix et des informations liées à l'exécution de la flexibilité.
- **Gestion temporelle de la congestion** : la durée de la gestion de la congestion est déterminée par le DSO¹, chaque créneau temporel du SFM¹ étant subdivisé en intervalles de cinq minutes pour l'échange d'informations et la mise à jour des signaux de flexibilité.
- **Paramètres de compensation** : dans chaque marché au comptant de flexibilité, le DSO¹ fournit au SFMA¹ les paramètres associés à la flexibilité requise, au facteur de pénalité et à la rémunération correspondante, afin d'assurer une coordination économique cohérente entre les acteurs.

4.1.2.1 Modèle du marché de flexibilité comptant (sous incertitude)

La figure 4-4 illustre le modèle d'interaction de l'agrégateur du marché de flexibilité comptant. Le gestionnaire du réseau électrique agit en tant que DSO¹, doté d'une connaissance approfondie des caractéristiques du réseau. Grâce à une infrastructure de comptage avancée, le DSO¹ surveille la consommation énergétique de chaque consommateur connecté. Les consommateurs résidentiels reçoivent de l'électricité du DSO¹ et sont facturés en fonction de leur consommation individuelle.

Lorsque la congestion du réseau est imminente, le DSO¹ fait appel à l'agrégateur pour acquérir de la flexibilité auprès des consommateurs résidentiels via le marché de flexibilité comptant, dans le but d'atténuer les contraintes sur le réseau. Cette étude introduit un cadre

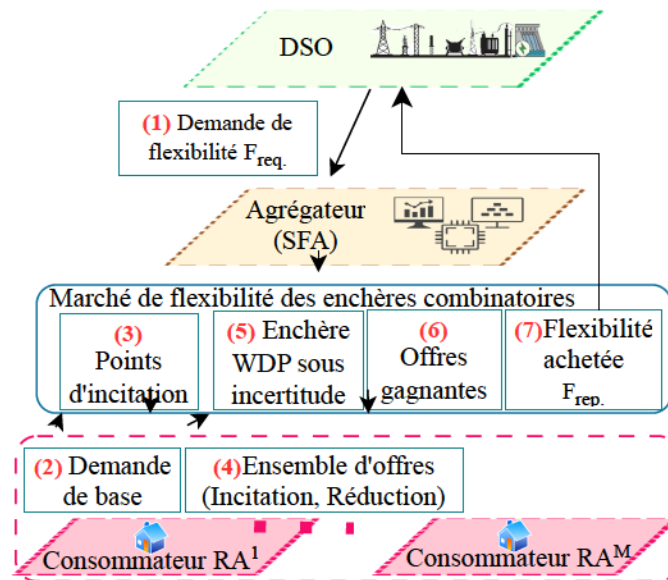


FIGURE 4-4 Modèle du marché de flexibilité comptant.

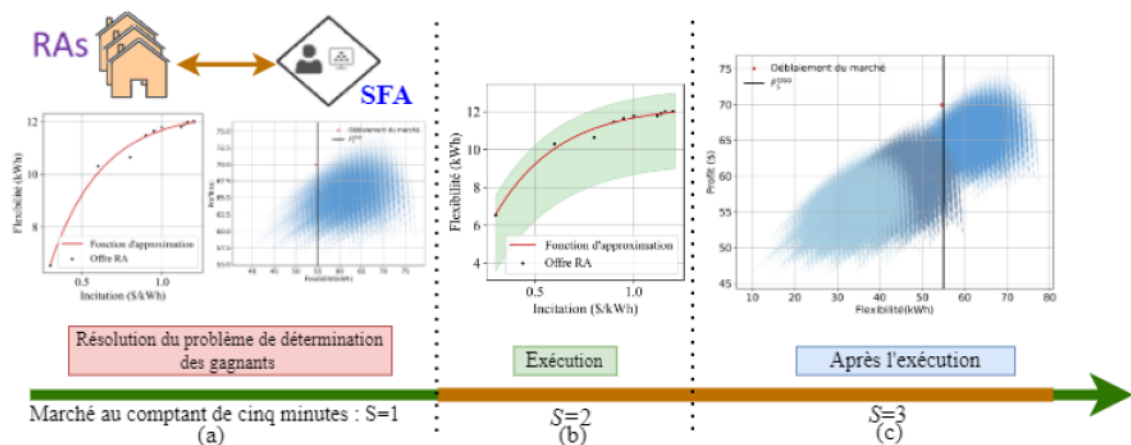


FIGURE 4-5 Chronologie des interactions entre le SFMA et les agents résidentiels (RA).

d'enchère unilatérale non itératif, appliqué à chaque court créneau temporel du marché comptant. Le SFMA¹ cherche à maximiser son profit en fournissant des services de flexibilité au DSO¹. La participation des consommateurs est volontaire à chaque créneau, leur permettant de soumettre des offres de réduction de consommation énergétique. Les participants reçoivent une compensation financière en contrepartie des réductions d'énergie effectuées.

4.1.2.2 Le SFMA en tant qu'agent enchérisseur

Le SFMA¹ organise un marché fondé sur une enchère unilatérale afin de se procurer de la flexibilité par la réduction de la consommation énergétique, conformément aux besoins du DSO¹ en matière de gestion de la congestion. Des enchères sont organisées toutes les cinq minutes, chacune correspondant à un échange d'énergie en temps réel de cinq minutes à venir. Le nombre de créneaux temporels, noté S , dépend de la durée nécessaire au DSO¹ pour gérer la congestion. L'interaction entre le DSO¹, le SFMA¹ et les consommateurs suit initialement trois étapes successives : la résolution du WDP³, l'exécution et la post-exécution. Avec le temps, ces étapes s'effectuent de manière simultanée.

Lors de la première étape, illustrée à la figure 4-5(a), à l'instant t , le DSO¹ informe le SFMA¹ de ses besoins en flexibilité, notés $F_{\text{req},t+1}^{\text{DSO}}$. Le SFMA¹ sollicite alors des offres de flexibilité de la part de tous les consommateurs participants situés dans sa zone géographique. Chaque consommateur doit soumettre sa demande énergétique totale estimée, $\hat{D}_{j,t+1}^{\text{total}}$, pour l'échange en temps réel à venir, conformément à l'équation (4.8). Cette demande comprend à la fois la charge de chauffage flexible, $\hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}}$, et la charge non flexible, $\hat{D}_{j,t+1}^{\text{non-flex}}$.

$$\hat{D}_{j,t+1}^{\text{total}} = \hat{D}_{j,t+1}^{\text{flex}} + \hat{D}_{j,t+1}^{\text{non-flex}} \quad (4.8)$$

À l'instant $t+1$, le SFMA¹ fournit aux consommateurs une série de points d'incitation et leur demande de soumettre des offres de flexibilité pour chacun de ces points, selon un ordre croissant. À $t+2$, le SFMA¹ conclut l'enchère combinatoire unilatérale en sélectionnant les offres $R_{j,t+1}^{\text{chosen}}$ qui maximisent son profit tout en satisfaisant les objectifs de réduction énergétique fixés par le DSO¹. Les offres retenues sont ensuite communiquées aux consommateurs, avec la précision des niveaux de réduction d'énergie requis. Simultanément, le SFMA¹ transmet au DSO¹ la demande agrégée A_{t+1}^{demand} donnée par (4.9), calculée à partir des offres sélectionnées.

$$A_{t+1}^{\text{demand}} = \sum_{j=1}^N \hat{D}_{j,t+1}^{\text{total}} - \sum_{j=1}^N R_{j,t+1}^{\text{chosen}} \quad (4.9)$$

Comme illustré à la figure 4-5(b), la phase d'exécution débute lorsque les agents résidentiels RA² s'efforcent de réduire leur consommation énergétique conformément aux offres gagnantes. Toutefois, des erreurs d'estimation, causées par des limitations dans les modèles de prévision des RA² ou par des comportements imprévus des consommateurs, peuvent entraîner des écarts. Par conséquent, la consommation énergétique effectivement mesurée, M_{t-1}^{cons} , telle que définie dans l'équation (4.10), peut différer de la réduction spécifiée dans les offres gagnantes à la fin de la période d'exécution, comme le montre la figure 4-5(b).

$$M_{t-1}^{\text{cons}} = \sum_{j=1}^N D_{j,t-1}^{\text{total}} - \sum_{j=1}^N R_{j,t-1}^{\text{chosen}} \quad (4.10)$$

Lors de la phase de post-exécution, le DSO¹ évalue la consommation énergétique réelle. Si la consommation mesurée M_{t-1}^{cons} dépasse la demande A_{t+1}^{demand} anticipée lors de la résolution du WDP³, le DSO¹ inflige une pénalité au SFMA¹. Cette déviation énergétique, notée E_{t+1}^{dev} et définie dans l'équation (4.11), reflète la différence entre la flexibilité effectivement fournie et celle attendue, comme illustré à la figure 4-5(b). Cette déviation réduit ensuite le profit réalisé par le SFMA¹, comme le montre la figure 4-5(c).

$$E_{t+1}^{\text{dev}} = M_{t-1}^{\text{cons}} - A_{t+1}^{\text{demand}} \quad (4.11)$$

4.1.2.3 Problème de détermination du gagnant de l'enchère sous incertitude

Le WDP³ consiste à sélectionner les offres maximisant le profit de l'agrégateur tout en satisfaisant les exigences de flexibilité du DSO¹ dans le cadre d'une enchère combinatoire. En raison de sa nature NP-difficile, la résolution du WDP³ dans des créneaux temporels courts devient de plus en plus ardue à mesure que le nombre de participants augmente, particulièrement lorsque l'incertitude des offres est prise en compte. La figure 4-5(b) illustre que les réductions d'énergie en temps réel dévient fréquemment des prévisions initiales. En conséquence, le SFMA¹ s'expose à des pénalités imposées par le DSO¹ pour non-réalisation de la flexibilité, ce qui réduit son profit, comme l'indiquent les points de profit décroissants de la figure 4-5(c). Pour préserver sa rentabilité, le SFMA¹ doit prendre en compte le WDP³ dans un contexte d'incertitude.

4.1.2.4 Approche déterministe

Le SFMA¹ applique la méthodologie d'approximation présentée dans [62] afin de résoudre efficacement l'enchère combinatoire unilatérale et d'accélérer la résolution du problème de détermination du gagnant. Dans un scénario déterministe où les incertitudes des RA² sont négligées, le WDP³ suppose que le SFMA¹ réalisera exactement les réductions d'énergie promises par les participants, comme illustré à la figure 4-5(a). En utilisant l'approche proposée dans [62], les offres des participants sont modélisées en fonction des incitations fournies, lesquelles sont ensuite intégrées dans le cadre d'optimisation (4.12). Le WDP³ déterministe s'exprime ainsi.

$$\begin{aligned}
& \underset{\pi_{\det}^{\text{incnt},j}, \forall j \in J}{\text{maximize}} && \xi_k \sum_{j=1}^N f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\det}^{\text{incnt},j}) - \sum_{j=1}^N \pi_{\det}^{\text{incnt},j} f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\det}^{\text{incnt},j}) \\
& \text{s.t.} && 0 < \sum_{j=1}^N f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\det}^{\text{incnt},j}) \leq F_{\text{req}}^{\text{DSO}} \\
& && \sum_{j=1}^N \min_k(R_{k,t}^j) \leq F_{\text{req}}^{\text{DSO}} \leq \sum_{j=1}^N \max_k(R_{k,t}^j)
\end{aligned} \tag{4.12}$$

La fonction $f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\det}^{\text{incnt},j})$ propose une approximation linéaire de l'ensemble d'offres de l'agent résidentiel RA² [62]. Cet ensemble d'offres est représenté comme une fonction fondée sur les incitations, en appliquant l'approximation linéaire décrite dans l'équation (4.13) [62].

$$f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\det}^{\text{incnt},j}, [\alpha_j, \beta_j]) = \alpha_j \pi_{\det}^{\text{incnt},j} + \beta_j \tag{4.13}$$

En résolvant l'équation (4.12), la valeur optimale de l'incitation, $\pi_{\det}^{(*\text{incnt},j)}$, est déterminée pour chaque RA_j. À partir de cette valeur, le SFMA¹ applique la fonction fondée sur l'incitation pour calculer la flexibilité correspondante. La flexibilité optimale obtenue auprès de chaque consommateur s'exprime par $f_j^{(*\text{chosen})} = f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\det}^{(*\text{incnt},j)})$ [62]. Si la valeur calculée n'appartient pas à l'ensemble d'offres du RA², le SFMA¹ identifie l'offre disponible la plus proche en utilisant l'équation (4.14) et communique cette sélection à tous les RA² participants [62].

$$\mathcal{R}\mathcal{A}_{\text{index}}^j = \underset{j \in J}{\operatorname{argmin}} \left[|R_{1,t}^{(j)} - f_{\text{chosen}}^{j,*}|, \dots, |R_{M,t}^{(j)} - f_{\text{chosen}}^{j,*}| \right] \quad (4.14)$$

Après résolution de l'équation (4.12), le SFMA¹ consolide les offres sélectionnées selon l'indice identifié dans (4.14). La flexibilité totale acquise, notée $F_{\text{rep,det}}^{\text{DSO}}$, est ensuite communiquée au DSO¹, conformément à la définition donnée dans l'équation (4.15).

$$F_{\text{rep,det}}^{\text{DSO}} = \sum_{j=1}^N \mathcal{R}\mathcal{A}^j[\mathcal{R}\mathcal{A}_{\text{index}}^j] \quad (4.15)$$

Suite à l'exécution en temps réel lors d'une instance du marché comptant, illustrée à la figure 4-5(c), le DSO¹ mesure la flexibilité effectivement fournie, notée F_{measured} . Si la flexibilité fournie est inférieure à l'engagement, le DSO¹ applique une pénalité au SFMA¹, calculée selon l'équation (4.16).

$$\text{Pen}_{\text{det}}^{\text{SFA}} = P_t \left[F_{\text{measured}} - F_{\text{rep,det}}^{\text{DSO}} \right]^+ \quad (4.16)$$

4.1.2.5 Approche proposée prenant en compte la pénalité du DSO

Pour prendre en compte l'incertitude liée à la flexibilité des consommateurs, le problème d'optimisation défini en (4.12) est reformulé comme indiqué en (4.17). Étant donné que la flexibilité en temps réel peut varier en raison de facteurs externes échappant au contrôle de l'agrégateur, cette reformulation permet d'améliorer la précision de la prise de décision.

$$\begin{aligned} & \underset{F_{\text{rep,prop}}^{\text{DSO}}}{\operatorname{maximize}} \quad \mathbb{E}[W(F_{\text{req}}^{\text{DSO}}, \xi)] \\ & \text{s.t.} \quad 0 < F_{\text{rep,prop}}^{\text{DSO}} \leq F_{\text{req}}^{\text{DSO}} \end{aligned} \quad (4.17)$$

L'expression $W(F_{\text{req}}^{\text{DSO}}, \xi^{(i)})$ intègre un terme de pénalité dans l'équation (4.18) afin de prendre en compte l'incertitude liée à l'exécution des offres de flexibilité des RA². En utilisant les fonctionnalités d'optimisation partielle du cadre CVXPY, le problème reformulé en (4.18) est résolu sur plusieurs scénarios d'incertitude [184]. La solution retenue est celle qui maximise le profit tout en considérant les pénalités imposées par le DSO¹. Ces pénalités s'appliquent lorsque la flexibilité en temps réel s'écarte des valeurs engagées en raison de l'incertitude.

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[W(F_{\text{req}}^{\text{DSO}}, \xi)] &\approx \frac{1}{N_{\text{unc}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{unc}}} W(F_{\text{req}}^{\text{DSO}}, \xi^{(i)}) \\
W(\cdot) = \text{maximize}_{\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}, \forall j \in J} &\quad \xi_k F_{\text{rep,prop}}^{\text{DSO}} - P_t(F_{\text{rep,prop}}^{\text{DSO}} - y)^+ - C(y) \\
\text{s.t.} \quad z_j &= f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}) + \xi_j, \quad \forall j \in J, \\
y &= \sum_{j=1}^N z_j, \\
C(y) &= \sum_{j=1}^N \pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j} f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}), \\
0 < \sum_{j=1}^N f_{\text{chosen}}^j(\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}) &\leq F_{\text{req}}^{\text{DSO}}, \\
\pi_{\text{prop,min}}^{\text{incnt},j} &\leq \pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j} \leq \pi_{\text{prop,max}}^{\text{incnt},j}, \quad \forall j \in J.
\end{aligned} \tag{4.18}$$

Le SFMA¹ établit une base de données initiale permettant de suivre la participation de chaque agent résidentiel RA² à la résolution du problème de détermination du gagnant dans le marché de l'énergie, en enregistrant l'écart entre la demande de référence déclarée et la consommation énergétique réelle. Pour modéliser ces écarts, il utilise des distributions de type normale, loi t, Laplace, lognormale, gamma et exponentielle [185], en sélectionnant le modèle le mieux ajusté, noté $\mathcal{U}_{\text{model}}^j$. Un exemple pour un RA² spécifique est illustré à la figure 4-6.

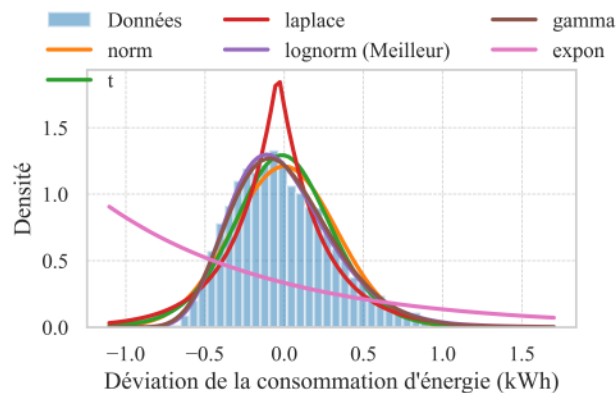


FIGURE 4-6 Distributions ajustées des écarts de consommation énergétique.

La variable $\xi_j^{(i)}$ représente une réalisation unique issue du modèle ajusté $\mathcal{U}_{\text{model}}^j$, reflétant l'incertitude dans l'exécution des offres de flexibilité des RA². Pour prendre en compte

cette incertitude, $N_{\text{unc}} = 30$ réalisations sont générées selon la distribution sélectionnée. Une optimisation stochastique est ensuite appliquée pour résoudre le problème défini en (4.18), visant à déterminer un ensemble unique d'incitations optimales $\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$ assurant la meilleure performance sur l'ensemble des scénarios d'incertitude. En intégrant l'impact attendu des résultats incertains, cette approche ajuste les incitations afin de minimiser les pénalités potentielles. L'ensemble d'incitations $\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$ peut différer de $\pi_{\text{det}}^{\text{incnt},j}$, car il tient compte de l'effet des pénalités. En utilisant $\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$, le SFMA¹ applique les équations (4.13) et (4.14) pour identifier l'offre de flexibilité sélectionnée. Cette offre est ensuite communiquée aux RA² participants, tandis que la flexibilité reportée $F_{\text{rep,prop}}$ est transmise au DSO¹.

Mise à jour adaptative de la base de données initiale

Pour prendre en compte les écarts incertains de flexibilité du j^{e} agent résidentiel RA², le SFMA¹ met à jour de manière continue la base de données de l'agrégateur. À mesure que de nouvelles données sur les écarts réels sont collectées, l'agrégateur révisé la valeur maximale observée x_j pour chaque consommateur, conformément à la définition donnée dans l'équation (4.19).

$$x_j^{\text{new}} = \max(x_j(t), x_j(t-1)) \quad (4.19)$$

Les observations d'incertitude précédentes pour le j^{e} agent résidentiel RA² sont notées $x_j(t-1)$. Afin de garantir la précision, l'agrégateur met à jour x_j^{new} en sélectionnant la valeur la plus élevée entre la mesure actuelle et la déviation maximale observée dans les derniers échantillons.

Algorithme 3: Détermination du gagnant sous incertitude liée à l'exécution des offres de flexibilité

Entrée : Ensemble des consommateurs J ; modèle d'incertitude $\mathcal{U}_{\text{model}}^j$; paramètre de sensibilité α ; seuil de déviation admissible δ ; nombre d'échantillons N

Sortie : Incitations optimales $\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$; incertitude mise à jour x_j^{new} ; probabilité de participation ajustée $C_j(t)$

begin

Étape 1 : Échantillonner l'ensemble d'incertitude pour chaque $j \in J$;

for $j = 1, 2, \dots, |J|$ **do**

for $i = 1, 2, \dots, N$ **do**

 Tirer un échantillon $\xi_j^{(i)} \sim \mathcal{U}_{\text{model}}^j$;

end

end

Étape 2 : Résoudre l'optimisation stochastique (4.18) et obtenir $\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$;

Étape 3 : Communiquer $F_{\text{rep,prop}}$ au DSO¹;

Étape 4 : Annoncer l'offre gagnante aux RA² selon $\pi_{\text{prop}}^{\text{incnt},j}$;

Étape 5 : Mettre à jour la base de données : $x_j^{\text{new}} \leftarrow \max(x_j(t), x_j(t-1))$

 d'après (4.19);

if $x_j(t) > x_j(t-1)$ **then**

$x_j^{\text{new}} \leftarrow x_j(t)$;

end

Étape 6 : Ajuster la probabilité de participation $C_j(t)$ selon (4.20);

for *chaque* $j \in J$ **do**

if $x_j^{\text{new}} \leq \delta$ **then**

$C_j(t) \leftarrow 100$;

end

else

$C_j(t) \leftarrow \max(0, 100 - \alpha(x_j^{\text{new}} - \delta))$;

end

end

end

Probabilité de participation

Au départ, chaque RA² dispose d'une probabilité complète de participation au processus d'enchères sur le marché de flexibilité comptant, comme indiqué dans l'équation (4.20).

$$C_j(t) = \begin{cases} 100, & \text{si } x_j^{\text{new}}(t) \leq \delta, \\ \max(0, 100 - \alpha(x_j^{\text{new}}(t) - \delta)), & \text{si } x_j^{\text{new}}(t) > \delta. \end{cases} \quad (4.20)$$

Au début du premier créneau du marché comptant, tous les consommateurs bénéficient de la probabilité maximale de participation. Au fil du temps, l'agrégateur suit les écarts en temps réel $x_j^{\text{new}}(t)$ pour chaque consommateur et les compare à la déviation maximale observée $x_j(t-1)$, représentant la plus grande incertitude enregistrée pour le consommateur j jusqu'au créneau précédent. Lorsque l'incertitude observée $\xi_j(t)$ dépasse un seuil prédéfini δ , la probabilité de participation $C_j(t)$ diminue. Ce seuil constitue une valeur de référence fixant les limites admissibles des écarts. Par ailleurs, le paramètre α est une constante positive régulant le taux de décroissance de la probabilité de participation en fonction de l'augmentation de l'incertitude des offres $\xi_j(t)$. Le processus complet de gestion du problème de détermination du gagnant WDP³ dans l'acquisition de flexibilité sous incertitude est détaillé dans l'algorithme 3.

4.2 Résumé du chapitre

Ce chapitre a porté sur la modélisation et la résolution du WDP³ dans le cadre des marchés de flexibilité. Deux configurations ont été étudiées : le marché de flexibilité soumis à des contraintes d'achat de flexibilité et le marché de flexibilité tenant compte de l'incertitude liée à l'exécution réelle des offres des RA². Dans la première configuration, une approche d'optimisation par gradient a été développée afin de réduire la complexité computationnelle tout en respectant les contraintes de flexibilité définies par le DSO¹. Dans la seconde, une formulation d'optimisation stochastique a été introduite pour intégrer les variations aléatoires de la flexibilité fournie et ajuster la sélection des offres selon les probabilités d'exécution. Ces contributions permettent au SFMA¹ d'améliorer la cohérence de ses décisions et de renforcer la fiabilité du processus de sélection dans des conditions de marché dynamiques.

Chapitre 5 - Résultats et discussion

Ce chapitre évalue les méthodologies proposées pour accélérer la résolution du problème de détermination du gagnant dans des marchés comptants habilités à l'énergie transactionnelle. Chaque approche est analysée au travers de simulations du WDP³, utilisant des modèles thermiques de RA² paramétrés à partir de données réelles de demande énergétique provenant de foyers situés dans une ville du Québec, Canada. Les simulations reposent sur des intervalles de marché comptant de cinq minutes. L'évaluation débute par la définition des paramètres de simulation des RA², incluant la structure des offres et les caractéristiques de flexibilité. Sont ensuite présentés les paramètres du gestionnaire du système de distribution DSO¹, tels que les fonctions de coût, les signaux d'incitation et les facteurs de pénalité. Les résultats sont analysés en fonction de trois objectifs principaux : les enchères énergétiques, la fourniture de flexibilité et la gestion de l'incertitude, en mettant l'accent sur le profit de l'agrégateur, la réactivité et la performance computationnelle. Des indicateurs de temps de réponse sont également inclus afin d'évaluer l'applicabilité en temps réel. Les conclusions démontrent que les méthodes proposées surpassent les approches heuristiques de référence en réalisant des profits d'agrégateur plus élevés, des allocations énergétiques plus précises et des coûts computationnels nettement réduits. Le cadre supporte une large gamme d'environnements côté demande, incluant des charges résidentielles flexibles et des systèmes thermostatiquement contrôlés, permettant ainsi des opérations de marché comptant évolutives et efficaces.

5.0.1 Paramètres des agents résidentiels

Les RA² utilisent des EBH² ainsi que des ETS³ comme charges flexibles pour participer au marché comptant via des offres d'énergie ou de flexibilité.

Pour la modélisation basée sur les EBH, les paramètres thermiques des RA² sont calibrés à l'aide de données réelles de consommation énergétique et de température intérieure collectées dans des habitations résidentielles du Québec, Canada, en 2018. Les paramètres α_z^{EBH} , α_d^{EBH} , et α_o^{EBH} dans l'équation (3.1) représentent respectivement les efficacités d'absorption thermique, de dissipation et de perte globale. Ces paramètres ont été dérivés de données expérimentales fournies par Hydro-Québec et estimés à l'aide de la méthode des moindres carrés ordinaires (OLS¹).

Le tableau 5-1 résume les paramètres thermiques des agents résidentiels modélisés.

TABLEAU 5-1 Paramètres thermiques pour les habitations équipées de chauffages électriques à plinthes (EBH)

RA#	α_z^{EBH}	α_d^{EBH}	α_o^{EBH}	RA#	α_z^{EBH}	α_d^{EBH}	α_o^{EBH}
1	0.9968	0.1320	0.0033	16	0.9958	0.1926	0.0062
2	0.9993	0.0710	0.0039	17	0.9987	0.0483	0.0016
3	0.9995	0.0277	0.0006	18	0.9995	0.0181	0.0008
4	0.9986	0.0639	0.0019	19	0.9985	0.0746	0.0023
5	0.9984	0.1097	0.0031	20	0.9955	0.2998	0.0070
6	0.9957	0.1637	0.0067	21	0.9956	0.1441	0.0046
7	0.9963	0.1114	0.0037	22	0.9973	0.1276	0.0045
8	0.9994	0.0308	0.0009	23	0.9967	0.1492	0.0054
9	0.9940	0.1684	0.0047	24	0.9997	0.0279	0.0006
10	0.9991	0.0617	0.0026	25	0.9983	0.1097	0.0038
11	0.9998	0.0562	0.0011	26	0.9963	0.1115	0.0036
12	0.9975	0.1513	0.0057	27	0.9931	0.1699	0.0043
13	0.9967	0.1458	0.0042	28	0.9998	0.0566	0.0011
14	0.9935	0.2789	0.0066	29	0.9965	0.1458	0.0041
15	0.9997	0.0081	0.0003	30	0.9960	0.1924	0.0061

Les données relatives au stockage thermique électrique ETS³ ont été enregistrées à des intervalles d'une minute dans la Maison Expérimentale située au Québec, Canada. L'étude a analysé les performances de l'ETS en termes de bruit opérationnel, d'efficacité énergétique, de comportement des zones thermiques, ainsi que des interactions avec les chauffages électriques d'espace à plinthes EBH², en tenant compte des systèmes de convection forcée et naturelle.

1. OLS est l'abréviation de « Ordinary Least Squares », en anglais (Moindres carrés ordinaires, en français).

Cette étude se concentre sur les données issues d'une unité ETS à convection naturelle. La méthodologie complète de modélisation et d'estimation des paramètres est détaillée dans [163]. Chaque agent résidentiel RA^j utilise un système de gestion de l'énergie domestique HEMS¹, qui conserve une base de données en série temporelle de sa consommation de charge non flexible. À l'aide du module de prévision Prophet [186], RA^j prédit sa demande non flexible à venir, notée $\hat{D}_{j,t+1}^{\text{non-flex}}$.

5.0.2 Paramètres transmis du DSO à l'agrégateur

Afin de faciliter la résolution du problème de détermination du gagnant dans le marché de l'énergie, le DSO fournit à l'agrégateur les coefficients de la fonction de coût quadratique définie en (3.12). Les valeurs correspondantes sont présentées dans le tableau 5-2.

TABLEAU 5-2 Coefficients de la fonction de coût de l'agrégateur

Min (kWh)	Max (kWh)	a	b	c
0	10	0.0137	0.001	0.01
10	20	0.0069	0.001	0.01
20	30	0.0046	0.001	0.01
30	40	0.0034	0.001	0.01
40	50	0.0027	0.001	0.01
50	60	0.0023	0.001	0.01
60	70	0.00195	0.001	0.01
70	80	0.0017	0.001	0.01
80	90	0.00153	0.001	0.01

Dans le cadre des LFM¹, le DSO¹ fournit au SFMA¹ l'objectif de réduction d'énergie requis $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ ainsi que le taux de compensation ξ_k pour la période de pointe. Ces deux paramètres influencent directement la rentabilité du SFMA¹. Étant donné que $\pi_k^{\text{incnt},j} < \xi_k, \forall j$, le SFMA¹ conserve une marge bénéficiaire positive.

Le tableau 5-3 présente les objectifs de réduction d'énergie en fonction du nombre d'agents résidentiels RA^2 participants et liste les valeurs des paramètres utilisées dans l'équation (4.1).

TABLEAU 5-3 Demande de réduction d'énergie de référence

No. of RA	$F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ (kWh)	ξ_k	No. of RA	$F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ (kWh)	ξ_k
3	10.5	1.4	15	49	1.5
4	12	1.5	20	73.5	1.55
5	13	1.56	30	104	1.59
6	15.2	1.57	40	145	1.7
7	26	1.58	60	190	1.6
8	25.2	1.7	80	300	1.9
10	32.5	1.5	100	380	3.2

Dans les cas où la flexibilité réellement fournie en temps réel au DSO¹ est inférieure à la quantité engagée par l'agrégateur en raison de l'incertitude liée à l'exécution des offres gagnantes des RA², le DSO communique à l'agrégateur du SFMA¹ le niveau de flexibilité requis, le taux de compensation ainsi que le facteur de pénalité applicable. Ces paramètres permettent à l'agrégateur de prendre des décisions éclairées en présence d'incertitude. Les valeurs utilisées dans l'équation (4.18) sont résumées dans le tableau 5-9.

5.0.3 Paramètres transmis de l'agrégateur aux agents résidentiels

Pour les RA² participant au marché comptant via des offres d'énergie, le tableau 5-4 présente les points de prix transmis par l'agrégateur du marché comptant. À la réception de ces valeurs, chaque RA^j répond en soumettant un ensemble de dix paires prix–demande énergétique π_k^j, q_k^j avant le début du créneau temporel suivant. Ces offres sont générées en fonction du paramètre de flexibilité ψ_t^* défini dans (3.3) et (3.4), et conformément à la fonction objectif du RA présentée en (3.6).

TABLEAU 5-4 Points de prix transmis par l'agrégateur

Prix	π_1^j	π_2^j	π_3^j	π_4^j	π_5^j	π_6^j	π_7^j	π_8^j	π_9^j	π_{10}^j
\$/kWh	1.14	1.12	1.00	0.90	0.85	0.80	0.70	0.60	0.50	0.40

Le tableau 5-5 présente les paramètres de simulation utilisés à la fois pour la méthodologie proposée, qui approxime l'offre de flexibilité sous forme d'une fonction basée sur la récompense dans (4.6), et pour l'algorithme HybridPSOGA utilisé à des fins de comparaison. HybridPSOGA est une approche itérative qui initialise un essaim de particules, chacune étant

assignée à un indice de position aléatoire. À chaque itération, les particules mettent à jour leur position X_{iter}^i en fonction de leur meilleur personnel $p_{best}^{x^i}$ et du meilleur global $g_{best}^{x^i}$. Cette mise à jour suit un mécanisme fondé sur la vitesse v_{iter+1} , telle que définie en (5.1) [187].

$$X_{iter+1}^i = X_{iter}^i + v_{iter+1} \quad (5.1)$$

où la mise à jour de la vitesse est donnée par (5.2) :

$$v_{iter+1} = w_{damp}v_{iter} + c_1r_1(p_{best}^{x^i} - X_{iter}^i) + c_2r_2(g_{best}^{x^i} - X_{iter}^i) \quad (5.2)$$

Les variables r_1 et r_2 sont générées aléatoirement dans l'intervalle $[0, 1]$. Afin d'améliorer l'optimisation, un algorithme génétique affine les particules présentant les meilleures positions, tandis qu'un facteur de mutation $m_{ut, fac}$ introduit des variations en mutant leurs positions [65].

TABLEAU 5-5 Paramètres utilisés dans la simulation

Méthode	Paramètre	Description	Valeur	Réf.
Approche proposée	max_nfev	Limite maximale d'évaluations pour l'ajustement de courbe	10 000	[64]
Hybrid PSOGA	c_1, c_2	Coefficients d'apprentissage	2.05, 2.05	[187], [65]
	w_{damp}	Taux d'amortissement du poids	0.9	
	$m_{ut, fac}$	Pourcentage de mutation dans la population	20	
	population	Taille de la population	100	
	itération	Nombre maximal d'itérations	100	

Tous les agents résidentiels participants reçoivent des points de récompense identiques pour les réductions de demande, lesquels sont communiqués comme indiqué dans le tableau 5-6.

TABLEAU 5-6 Points de récompense envoyés aux agents résidentiels

Point de récompense	$\pi_1^{incnt, j}$	$\pi_2^{incnt, j}$	$\pi_3^{incnt, j}$	$\pi_4^{incnt, j}$	$\pi_5^{incnt, j}$
\$/kWh	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8
Point de récompense	$\pi_6^{incnt, j}$	$\pi_7^{incnt, j}$	$\pi_8^{incnt, j}$	$\pi_9^{incnt, j}$	$\pi_{10}^{incnt, j}$
\$/kWh	0,85	0,9	1,0	1,12	1,14

Toutes les simulations sont réalisées en Python dans des conditions identiques afin de garantir une comparaison équitable des performances. Elles sont exécutées sur un système équipé d'un processeur Intel Core i7-10700T (2,00 GHz) et de 32 Go de mémoire vive. En raison des contraintes computationnelles, la méthode de recherche combinatoire exhaustive est appliquée uniquement aux scénarios impliquant jusqu'à huit agents résidentiels.

5.1 Résultats des méthodologies proposées

Cette section est organisée en trois sous-sections, chacune présentant les résultats d'une méthodologie proposée : (i) la résolution du problème de détermination du gagnant dans le marché de l'énergie pour la gestion de la demande résidentielle, (ii) l'opération au sein de LFM¹ sous des contraintes de flexibilité imposées par le DSO, et (iii) la minimisation des pénalités en cas de non-fourniture de la flexibilité engagée par les agents résidentiels, comme introduit dans le chapitre précédent.

5.1.1 Résultats de la résolution du problème de détermination du gagnant sur le marché de l'énergie

5.1.1.1 Comparaison des profits

La figure 5-1 illustre le profit réalisé par l'agrégateur après résolution du WDP³ en utilisant la méthode proposée, PSO, UPA et CCA, pour un créneau temporel de quinze minutes dans un scénario spécifique de marché comptant. Dans le cadre de l'UPA, l'agrégateur applique un même point de prix à tous les participants afin de maximiser le profit réalisable. En revanche, la méthode d'enchère combinatoire permet à l'agrégateur d'allouer des points de prix individuels à chaque agent résidentiel RA². En effet, l'agrégateur évalue le profit pour toutes les combinaisons possibles d'allocation d'énergie, ce qui conduit à des allocations prix-énergie distinctes pour chaque participant. Comme le montre la figure 5-1, les approches d'enchères combinatoires (CCA et la méthode proposée) produisent systématiquement les profits les plus élevés par rapport aux autres méthodes, les profits augmentant avec le nombre de maisons participantes H_i (où $i = \{1, 2, 3, \dots, 30\}$). Toutefois, l'évaluation de la CCA est limitée à sept maisons en raison du temps de calcul élevé, ce qui la rend peu pratique pour les

marchés comptants en temps réel. De plus, la méthode PSO (représentée en bleu) affiche une enveloppe de profit incohérente, car il s'agit d'une approche méta-heuristique qui introduit de l'incertitude à chaque itération. Les différences de profits entre les méthodes comparées sont mises en évidence dans la figure 5-2.

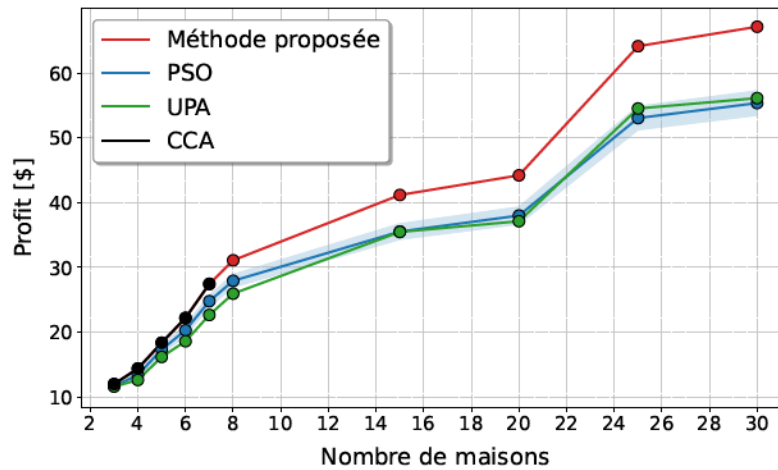


FIGURE 5-1 Comparaison des profits du côté de l'agrégateur

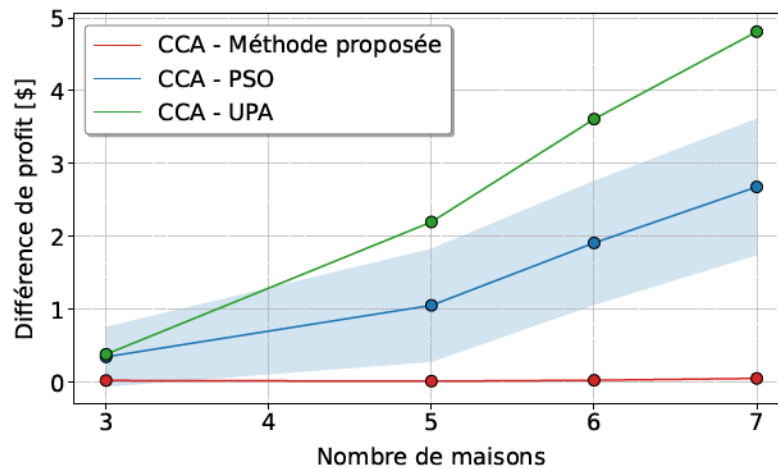


FIGURE 5-2 Différence de profit du côté de l'agrégateur par rapport à la CCA

5.1.1.2 Comparaison de l'allocation d'énergie

La figure 5-3 présente une comparaison de l'allocation d'énergie entre les quatre méthodes pour les RA² participant à l'enchère énergétique du marché comptant. La méthode proposée,

issue de l'algorithme 1, fournit systématiquement l'allocation d'énergie la plus efficace, en particulier lorsque le nombre de maisons augmente.

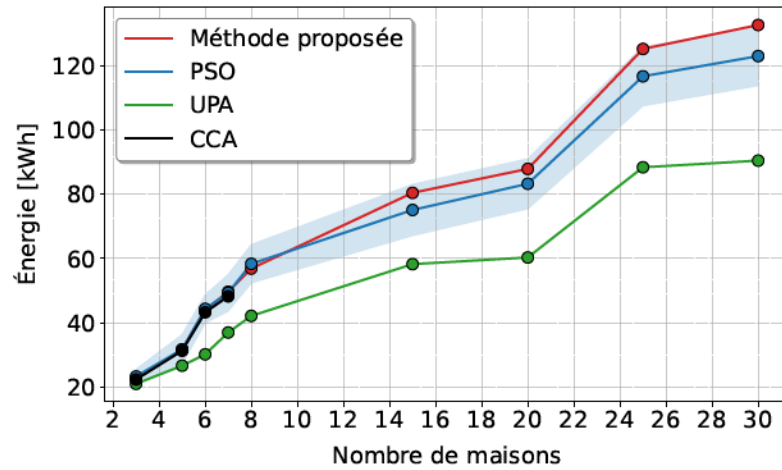


FIGURE 5-3 Comparaison de l'allocation d'énergie du côté de l'agrégateur

La figure 5-4 illustre la différence d'allocation d'énergie entre trois techniques comparées à la CCA. La trajectoire de l'UPA (en vert) montre une divergence significative, tandis que la différence entre la méthode proposée (en rouge) et la CCA demeure presque négligeable. De même, la différence pour la méthode PSO (en bleu) est également minimale. Cependant, bien que proche de la méthode proposée, l'approche PSO [65] présente une variance élevée, conduisant à des résultats moins fiables dans l'allocation d'énergie.

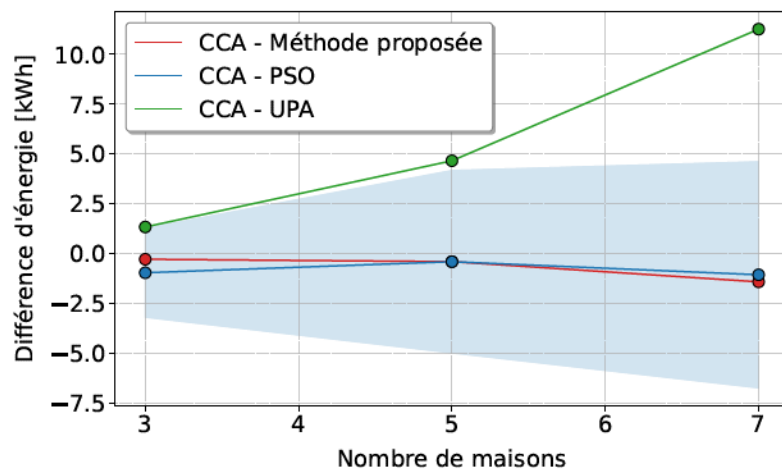


FIGURE 5-4 Différence d'allocation d'énergie du côté de l'agrégateur par rapport à la CCA

5.1.1.3 Efficacité computationnelle

Bien que la méthode combinatoire conventionnelle permette d'atteindre un profit plus élevé et une meilleure allocation d'énergie, son principal inconvénient réside dans le temps de calcul excessif, qui devient rapidement prohibitif à mesure que le nombre de participants augmente. La complexité M^N indique qu'à mesure que N (le nombre de maisons) croît, le nombre de points d'allocation possibles augmente de manière exponentielle. Cela nécessite l'évaluation de chaque point d'énergie agrégée afin d'atteindre le profit maximal, ce qui rend la méthode peu pratique pour les marchés d'énergie transactionnelle en temps réel, en particulier pour des créneaux temporels de cinq à quinze minutes.

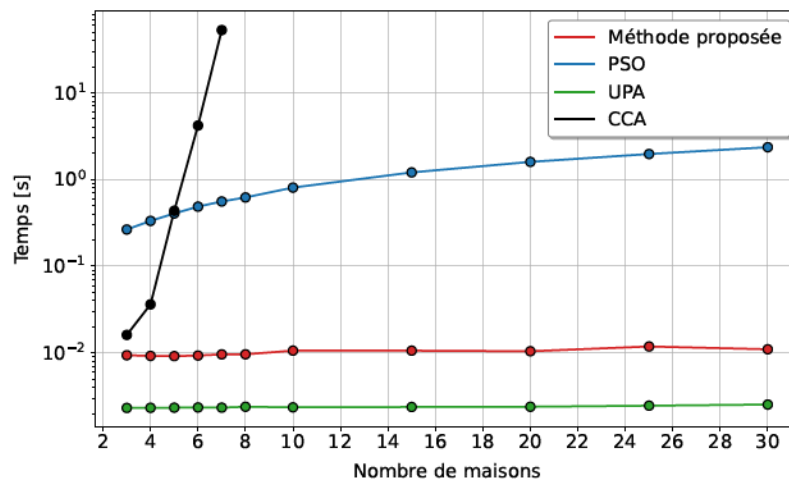


FIGURE 5-5 Comparaison des temps de calcul du côté de l'agrégateur

La figure 5-5 illustre le temps de calcul pour chaque méthode en fonction de l'augmentation du nombre de maisons. On constate que le temps de calcul de la CCA augmente de manière significative dès que le nombre de participants dépasse six, ce qui témoigne de son inefficacité. En revanche, l'algorithme PSO maintient un temps de calcul plus raisonnable, bien qu'il reste supérieur à celui de la méthode proposée et de l'UPA.

Considérons une étude de cas impliquant six maisons, notées H_i où $i = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$, participant au marché comptant. Avec six maisons ($N = 6$) et dix points de prix ($M = 10$), il existe 10^6 combinaisons possibles d'allocation d'énergie, comme illustré à la figure 5-6. La courbe magenta représente la fonction de coût (3.12), tandis que les points rouges

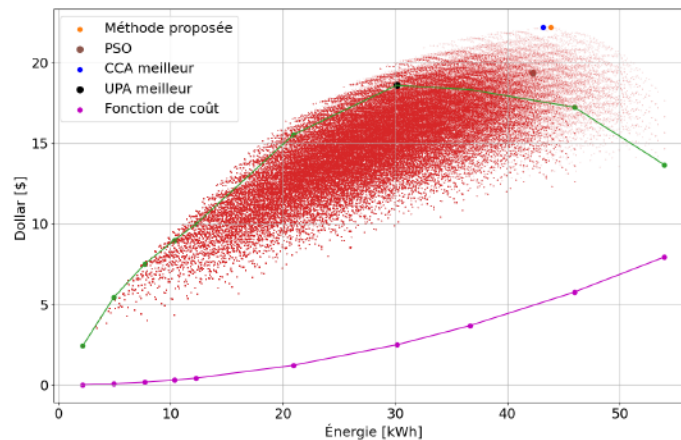


FIGURE 5-6 Processus de prise de décision de l'agrégateur dans le marché comptant

correspondent à toutes les 10^6 combinaisons possibles. Le point bleu indique le profit global maximal de 22,20 \$, atteint via la CCA, tandis que le point orange montre un profit de 22,18 \$ obtenu avec la méthode proposée. Les approches UPA et PSO fournissent des profits maximaux de 18,59 \$ et 19,21 \$ respectivement, représentés par les points noir et marron. Le temps de calcul pour résoudre la CCA avec six maisons était de sept secondes. Cependant, lorsque le problème a été étendu à sept maisons, le temps de calcul a augmenté de manière significative à une minute et vingt secondes, comme montré à la figure 5-5. Au-delà de sept maisons, le temps de calcul continue de croître de manière exponentielle, rendant la résolution impraticable, comme l'indique la tendance en noir dans la figure 5-5. En revanche, en utilisant l'algorithme proposé 1 pour le même scénario, le temps de calcul a été réduit à seulement trois millisecondes, avec un résultat de profit proche de celui de la CCA. Ainsi, la méthode proposée a démontré une efficacité computationnelle supérieure tout en offrant des profits quasi-optimaux et une meilleure allocation d'énergie pour chaque agent résidentiel dans le marché comptant d'énergie transactionnelle.

En complément, il est important de noter que les approches combinatoires classiques, telles que l'enchère combinatoire conventionnelle (CCA), présentent une complexité computationnelle élevée de l'ordre de $\mathcal{O}(M^N)$, en raison de la recherche exhaustive sur toutes les combinaisons possibles d'offres. L'algorithme proposé dans cette thèse réduit cette complexité à $\mathcal{O}(M \times N)$ évaluations seulement, en simplifiant le processus de sélection des offres tout en

conservant un niveau de profit quasi optimal pour l'agrégateur. Cette amélioration explique la rapidité du processus de décision observée à la Figure 5-5, où le temps de calcul demeure inférieur à cinq minutes même pour un grand nombre de participants.

5.1.2 Résultats de la résolution du problème de détermination du gagnant sur le marché de la flexibilité

Cette section évalue la performance de la méthodologie proposée pour résoudre le WDP³ sous une demande de réduction d'énergie spécifiée. Le DSO¹ précise l'objectif de réduction d'énergie $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ ainsi que le taux de compensation ξ_k pour la période de pointe, deux paramètres influençant le profit du SFMA¹. Le tableau 5-3 présente les demandes de réduction d'énergie en fonction du nombre de RA² participants au marché de flexibilité comptant.

TABLEAU 5-7 Réductions d'énergie en kWh sous la contrainte $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$

	Nombre d'agents résidentiels (RA)					
	3	4	5	6	7	8
$F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$	10,5	12	12,8	15,2	26	25,2
Limites des offres (max)	24,38	32,40	38,42	47,44	56,46	66,48
Limites des offres (min)	4,70	5,50	6,03	7,57	8,90	11,23
Méthode proposée	7,27	9,55	12,16	14,59	23,67	24,89
Méthode combinatoire	10,36	11,96	12,30	14,73	25,88	25,01
Programmation dynamique (DP)	10,17	11,4	12,18	14,61	25,88	24,89
Hybrid PSOGA (μ)	10,1	11,66	12,43	14,3	25,97	24,73
Hybrid PSOGA (σ)	0,003	0,11	0,20	2,16	0,04	0,44
URA	6,35	8,66	6,03	7,57	17,82	21,25

À titre de comparaison, les résultats obtenus avec d'autres méthodes sont également présentés, notamment la recherche combinatoire exhaustive pour l'enchère combinatoire unilatérale (CSA), l'algorithme hybride d'optimisation par essaims particulaires et algorithme génétique (HybridPSOGA) [188], l'enchère à récompense uniforme (URA), et la programmation dynamique (DP). L'enchère au prix uniforme [173] a été adaptée en URA, où, au lieu de transmettre un point de prix, le SFMA envoie des points de récompense, permettant une soumission plus flexible des offres. Dans cette approche, le marché est résolu en attribuant la même récompense à tous les participants. HybridPSOGA suit les méthodologies décrites dans [65] et

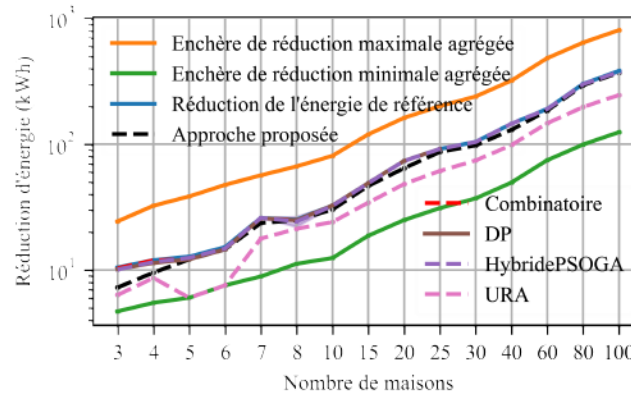


FIGURE 5-7 Réduction d'énergie sous la demande du DSO pour jusqu'à cent agents résidentiels

[189]. L'approche combinatoire, bien que exhaustive, évalue toutes les combinaisons possibles d'offres avant de sélectionner les gagnants. Cependant, elle souffre de la malédiction de la dimensionnalité, ce qui la rend peu pratique pour le marché de flexibilité comptant, où une résolution rapide du problème de détermination des gagnants est requise. La programmation dynamique, autre algorithme de recherche, améliore l'efficacité en évitant des évaluations inutiles. Par conséquent, la programmation dynamique surpasse l'approche combinatoire dans la plupart des scénarios en réduisant significativement le temps de calcul.

Les résultats indiquent que la méthode combinatoire est la plus efficace, car elle correspond étroitement à la demande de réduction. HybridPSOGA atteint une moyenne (μ) similaire à celle de l'approche combinatoire, mais présente une variance (σ). En revanche, la méthode proposée fournit de manière constante des réductions d'énergie conformes à la demande du DSO. L'URA obtient les performances les plus faibles, ses réductions réalisées s'écartant significativement de l'objectif fixé. L'attribution de la même récompense à tous les participants s'avère être une stratégie inefficace, car elle ne tient pas compte des préférences individuelles des agents résidentiels RA^2 ni de leur flexibilité.

La figure 5-7 prolonge l'analyse en comparant les réductions d'énergie obtenues par différentes méthodes pour jusqu'à 100 agents résidentiels participants. Comme mentionné précédemment, les méthodes de recherche combinatoire deviennent impraticables à mesure que le nombre d'agents résidentiels augmente. La zone ombrée en violet illustre la variance des résultats obtenus par HybridPSOGA.

5.1.2.1 Résultats de profit du SFMA

Le tableau 5-8 compare le profit du SFMA obtenu selon différentes méthodes. L'approche combinatoire génère le profit maximal possible tout en respectant les contraintes. La méthode basée sur la programmation dynamique (DP) atteint une rentabilité similaire, comme le montre le tableau 5-8. HybridPSOGA produit également un profit, bien que sujet à une certaine variance. Étant donné que la méthode proposée aligne étroitement la réduction d'énergie sur la référence demandée, elle surpasse l'URA et HybridPSOGA en termes de rentabilité. Cet avantage devient d'autant plus marqué à mesure que le nombre d'agents résidentiels augmente. Bien que les approximations des offres XOR empêchent d'atteindre une optimalité absolue, elles fournissent néanmoins des résultats satisfaisants par rapport à la méthode combinatoire.

TABLEAU 5-8 Profit du SFMA en unités monétaires (\$) sous la contrainte $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$

	Nombre d'agents résidentiels (RA)					
	3	4	5	6	7	8
Méthode proposée	6,12	9,31	12,93	15,66	23,90	28,63
Approche combinatoire	8,78	10,90	13,24	15,96	25,83	29,29
Programmation dynamique (DP)	8,29	10,41	12,98	15,71	25,83	28,63
Hybrid PSOGA (μ)	5,55	8,41	10,80	12,28	18,63	24,23
Hybrid PSOGA (σ)	0,003	0,11	0,20	2,16	0,04	0,44
URA	5,72	8,66	7,00	8,85	19,26	25,50

La figure 5-8 illustre l'évolution du profit du SFMA¹ en fonction du nombre d'agents résidentiels participants, pouvant aller jusqu'à 100. La méthode proposée surpasse systématiquement HybridPSOGA et URA. Bien que la variance de HybridPSOGA fluctue selon les scénarios, elle atteint parfois des résultats proches de l'optimal. En revanche, le profit de l'URA dépend directement de l'écart entre la réduction d'énergie réalisée et la demande du DSO.

HybridPSOGA atteint des réductions d'énergie proches de la demande de référence du DSO. Toutefois, sa variance plus élevée en termes de profit provient en partie des combinaisons d'offres qui fournissent la même réduction d'énergie à des coûts variables.

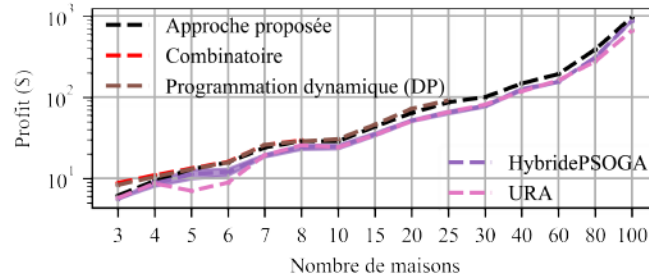


FIGURE 5-8 Comparaison des profits du SFMA sous la demande de réduction du DSO pour un nombre allant jusqu'à cent agents résidentiels.

5.1.2.2 Comparaison des pertes de profit

L'efficacité de la méthode proposée est évaluée à travers plusieurs simulations, où sept consommateurs soumettent aléatoirement des ensembles d'offres (3.8) dans le marché d'enchères de flexibilité. Dans chaque scénario, $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ est fixé à 25 kWh et ξ_k est fixé à 1,58 \$.

La figure 5-9(a) illustre que l'approche combinatoire respecte systématiquement la contrainte $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$. De même, la figure 5-9(b) confirme que la résolution de (4.6) dans le domaine continu satisfait également la contrainte d'achat de flexibilité. Dans la figure 5-9(c), l'algorithme proposé 2, représenté en vert sarcelle, démontre la conformité avec $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ lors du passage de la solution continue de (4.6) à un ensemble d'offres discret (3.8). Dans l'ensemble des scénarios aléatoires, environ 48 % des valeurs dépassent $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$. L'importance de cette déviation dépend de l'espacement des offres dans l'ensemble d'enchères des agents résidentiels (3.8). Un espacement plus grand des offres accroît la probabilité de dépasser $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$, tandis qu'un espacement rapproché améliore le respect de la contrainte, facilitant ainsi une réduction agrégée qui reste dans les limites. L'algorithme ajusté 2, présenté en gris dans la figure 5-9(c), garantit le respect de la contrainte en modifiant $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ en $F_{\text{req, new}}^{\text{DSO}} = F_{\text{req}}^{\text{DSO}} - \kappa$. Le paramètre κ est ajusté en continu pour maintenir la conformité lors de la conversion des solutions continues en offres discrètes. De plus, HybridPSOGA, représenté en violet moyen dans la figure 5-9(c), satisfait avec succès la contrainte $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$ dans tous les scénarios.

La figure 5-10 illustre le profit généré par l'approche combinatoire pour le WDP, représentée en vert olive. Cette méthode sert de référence pour l'optimisation du WDP. Le profit obtenu

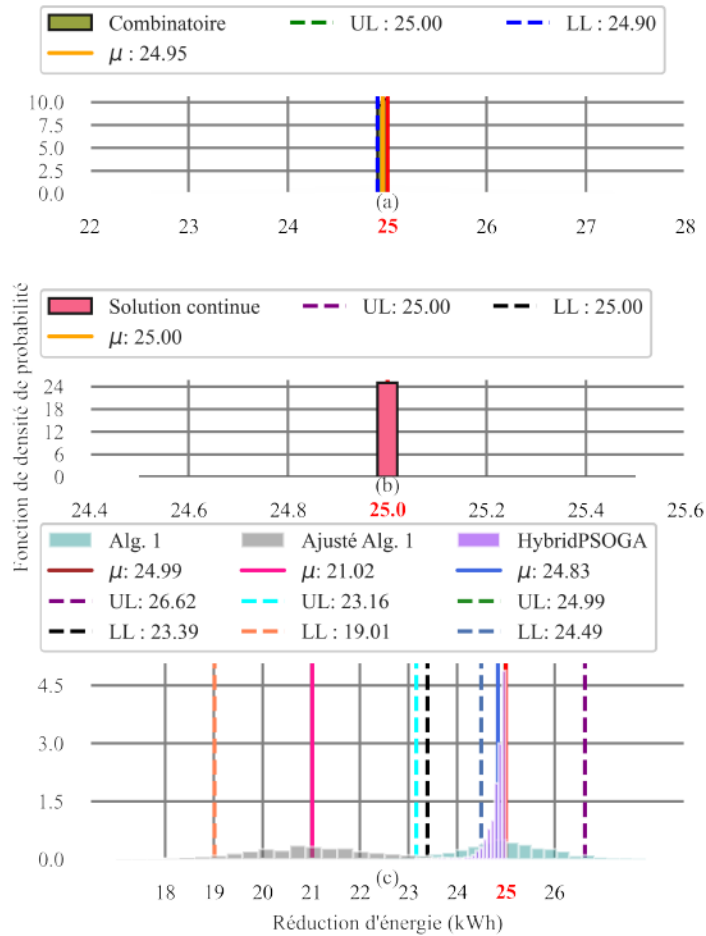


FIGURE 5-9 Comparaison des réductions d'énergie de toutes les approches parmi sept agents résidentiels avec un ensemble d'offres aléatoire et une demande de réduction fixe.

via l'algorithme 2 est présenté en vert sarcelle, tandis que l'algorithme ajusté 2, garantissant le respect des contraintes, est représenté en gris. Bien que la version ajustée assure la conformité aux contraintes, elle produit un profit moyen inférieur à celui de l'algorithme 2. Le profit obtenu avec HybridPSOGA est représenté en violet.

L'analyse évalue les pertes de profit en pourcentage par rapport à la solution combinatoire. L'histogramme présenté dans la figure 5-11 expose les résultats des pertes de profit pour l'algorithme 2, l'algorithme ajusté 2 et HybridPSOGA, représentés respectivement en vert sarcelle, gris et violet moyen. La méthodologie proposée permet au SFMA d'obtenir une meilleure performance financière que celle des deux algorithmes ajustés et HybridPSOGA. Cet avantage est particulièrement marqué dans les SFM de courte durée, offrant un équilibre optimal entre rapidité de résolution du problème de détermination des gagnants et efficacité

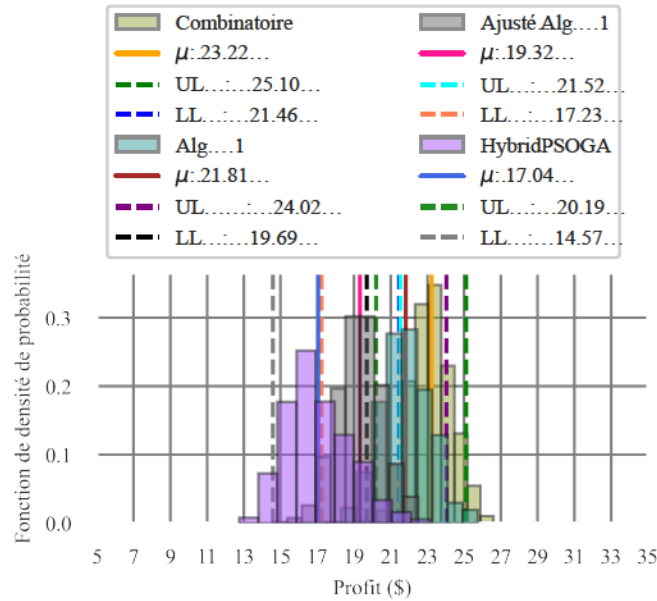


FIGURE 5-10 Comparaison des profits obtenus par toutes les approches parmi sept agents résidentiels avec un ensemble d’offres aléatoire et une demande de réduction fixe.

financière.

5.1.2.3 Complexité computationnelle

La minimisation de la complexité computationnelle est cruciale pour le SFMA, notamment lorsqu’il doit gérer un grand nombre de consommateurs. Comme souligné dans [190], les agrégateurs collaborent fréquemment avec plus de mille clients résidentiels, rendant le temps de résolution du problème de détermination des gagnants un facteur déterminant pour assurer des opérations continues et fiables. Le SFMA¹ doit sélectionner rapidement les offres optimales afin de maximiser le profit tout en satisfaisant les demandes du DSO¹.

La figure 5-12 compare les temps d’exécution des algorithmes analysés, mettant en évidence l’avantage net de la méthodologie proposée par rapport aux approches combinatoires et DP, toutes deux affectées par la malédiction de la dimensionnalité à mesure que le nombre de RA² augmente. Étant donné que chaque RA soumet $M = 10$ offres, la méthode combinatoire présente une complexité temporelle de $\mathcal{O}(M^N)$, tandis que le solveur à points intérieurs utilisé dans l’approche proposée fonctionne avec une complexité de $\mathcal{O}(\sqrt{N} \ln(N/\omega))$ pour

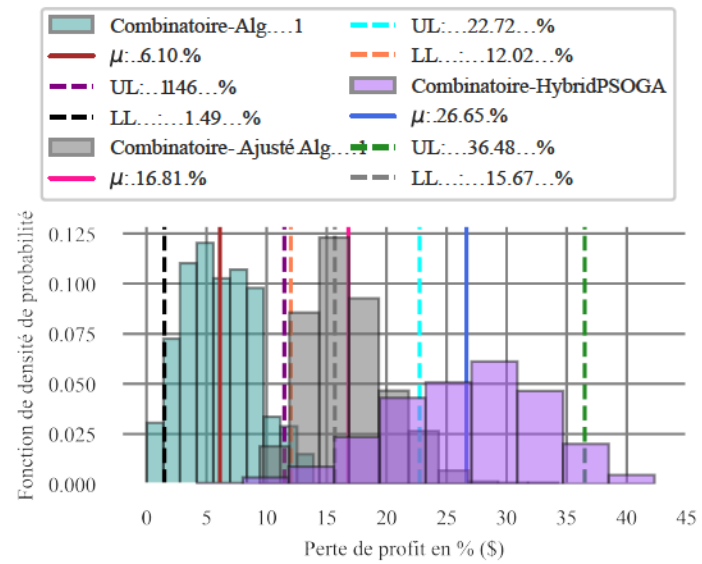


FIGURE 5-11 Comparaison des pertes de profit en pourcentage pour trois méthodes par rapport à l’approche combinatoire.

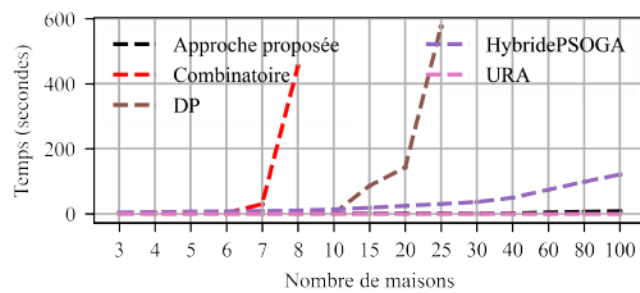


FIGURE 5-12 Comparaison des temps de calcul pour toutes les approches.

une précision ω [191]. De plus, la méthode proposée dépasse en rapidité d'exécution l'algorithme HybridPSOGA dans tous les scénarios évalués. Les paramètres de l'algorithme HybridePSOGA¹, tels que la taille de la population, le facteur de mutation et les coefficients d'apprentissage, sont présentés dans le Tableau 5-5. L'utilisation d'un solveur à points intérieurs dans l'approche proposée permet d'éliminer la phase d'exploration itérative propre à HybridePSOGA, tout en conservant une précision numérique contrôlée grâce au paramètre de tolérance ω , fixé entre 10^{-3} et 10^{-6} . Cette configuration offre un compromis efficace entre rapidité et stabilité, comme l'illustre la Figure 5-12, où le temps de calcul demeure stable même pour un grand nombre de consommateurs.

La figure 5-13 illustre le processus de prise de décision sur l'ensemble de l'espace de recherche selon différentes méthodes, dans le cas de la participation de six agents résidentiels RA² auprès du SFMA¹ sous la contrainte $F_{\text{req}}^{\text{DSO}}$.

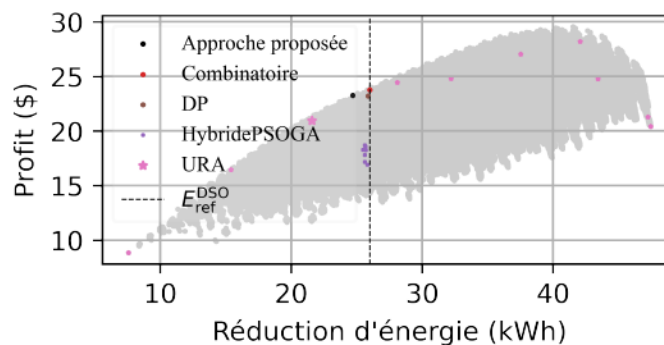


FIGURE 5-13 Illustration des différentes approches de prise de décision sur l'ensemble de l'espace de recherche.

Dans la figure 5-13, tous les résultats possibles de profit issus de l'approche combinatoire sont représentés par des points gris, tandis que l'offre optimale maximisant le profit est mise en évidence en rouge. L'URA, qui ne forme pas de combinaisons d'enchères, sert de méthode de référence. Chaque agrégation est évaluée selon des points d'incitation discrets, indiqués par des astérisques roses, le profit maximal respectant les contraintes étant signalé par un grand astérisque rose. Bien que l'URA accélère la résolution du problème de détermination des gagnants, elle se limite à seulement dix valeurs possibles de profit, ce qui entraîne des pertes de profit significatives par rapport à l'approche combinatoire. La méthode DP démarre d'une solution basée sur l'URA, mais devient coûteuse en termes de calcul au-delà de 25 maisons

participantes. HybridPSOGA respecte les contraintes, mais génère des niveaux de profit variables en raison des fluctuations dans les combinaisons d'enchères. L'approche proposée, qui approxime les offres résidentielles à l'aide d'une fonction basée sur les récompenses, suit de près la solution combinatoire globale tout en assurant une cohérence des résultats à travers les itérations.

5.1.2.4 Temps de réponse

Le temps de réponse est mesuré à l'aide d'une plateforme de co-simulation utilisant des dispositifs Raspberry Pi 4B+ en tant que RA, comme illustré à la figure 5-14. Avant d'exécuter l'algorithme 2 pour résoudre le WDP³, l'agrégateur interagit deux fois avec les RA, selon le schéma présenté à la figure 5-14. Lors de la première étape, chaque agent résidentiel lance le thread 1 afin d'optimiser la déclaration de la demande énergétique de base, avec un temps d'exécution maximal d'environ 17,67 secondes par agent [192]. L'agrégateur attend ensuite la réponse de l'ensemble des agents résidentiels, ce qui nécessite jusqu'à 21,69 secondes pour un système comprenant 100 habitations. Cette phase d'interaction totale s'élève ainsi à 39,36 secondes.

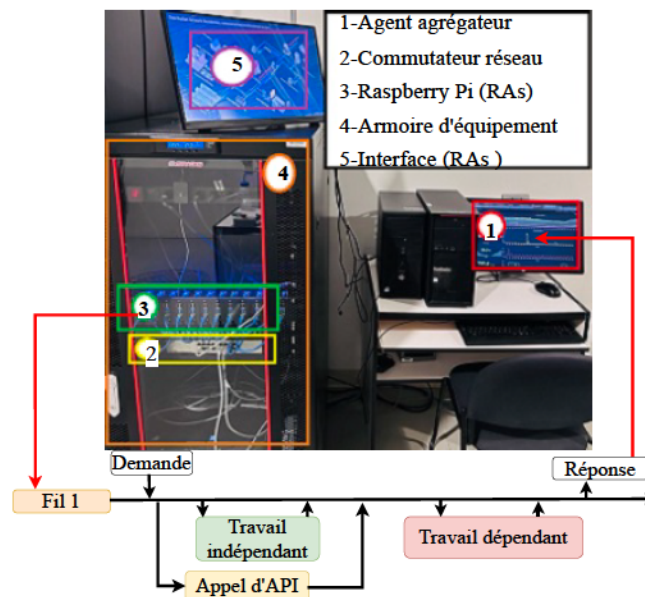


FIGURE 5-14 Plateforme de co-simulation pour l'interaction entre les RA et le SFMA.

Ensuite, l'agrégateur transmet les ensembles de points d'incitation à l'ensemble des RA², déclenchant leurs processus d'optimisation afin de déterminer les réductions d'énergie. Les temps d'exécution et de communication restent similaires, ajoutant ainsi environ 39,36 secondes. L'agrégateur exécute ensuite l'algorithme 2 pour résoudre le WDP³, permettant au gestionnaire du réseau DSO¹ de gérer la congestion au sein du marché de flexibilité comptant. Le temps total estimé pour les interactions et l'exécution de l'algorithme 2 est d'environ 80,24 secondes pour un maximum de 100 RA, ce qui représente 26,75 % de la durée d'un créneau temporel de 5 minutes du SFM. Le temps restant permet de prendre en compte les fluctuations du marché en temps réel, d'éventuels retards, ou un nombre accru d'agents participants.

Afin de valider la faisabilité pratique des algorithmes développés dans cette thèse, ceux-ci ont été intégrés dans la plateforme ouverte ORFLEX (*Open Platform for Rapid Testing and Deploying Local Flexibility Markets*) [193]. Cette plateforme edge-cloud, fondée sur des outils open-source tels que OpenFaaS, Redis, InfluxDB et MicroK8s, permet le déploiement rapide et l'évaluation des marchés de flexibilité locale. L'infrastructure distribuée, exécutée sur un cluster de Raspberry Pi et un serveur local, offre la possibilité d'évaluer la performance des algorithmes dans un environnement quasi-opérationnel en considérant les délais de communication et la montée en charge. Les résultats ont montré une stabilité du temps de déblaiement du marché (environ 1,3–1,6 s) et une évolutivité satisfaisante jusqu'à 60 participants, démontrant la pertinence pratique du cadre méthodologique développé dans cette thèse.

5.1.3 Résultats de la résolution du problème de détermination du gagnant en présence d'incertitudes dans l'exécution des offres

Cette section présente les résultats de simulation évaluant l'efficacité de la méthode proposée pour la résolution du problème de détermination du gagnant face aux incertitudes dans l'exécution des offres de flexibilité des agents résidentiels. Avant chaque période de gestion de congestion en temps réel, le DSO¹ informe les SFMA¹ du niveau de flexibilité requis, du taux de compensation et du facteur de pénalité applicable. Après l'opération en temps réel, le DSO évalue les réductions d'énergie réellement fournies et applique des pénalités si la flexibilité fournie est inférieure aux engagements. Le tableau 5-9 présente les cibles

de flexibilité de référence, ainsi que les valeurs monétaires de compensation et de pénalité correspondantes, en fonction du nombre d'agents participants.

TABLEAU 5-9 Demande de flexibilité de référence émise par le DSO

RA	F_{req}^{DSO} [kWh]	ξ_k	P_s	RA	F_{req}^{DSO} [kWh]	ξ_k	P_s
30	3.47	2.8	1.4	130	15.00	4.0	1.8
40	4.79	2.8	1.5	140	16.33	4.1	1.8
50	6.18	2.9	1.2	150	17.15	4.2	1.7
70	8.42	3.6	1.7	170	19.47	4.3	1.8
80	9.66	3.9	1.6	180	20.67	4.4	1.9
100	11.79	4.0	1.9	200	23.04	4.4	1.9

5.1.3.1 Acquisition de flexibilité

La relation entre la demande anticipée, la consommation d'énergie mesurée et la demande de référence déclarée met en évidence l'impact de l'approvisionnement en flexibilité des RA² dans le marché de flexibilité comptant sur la réduction énergétique globale.

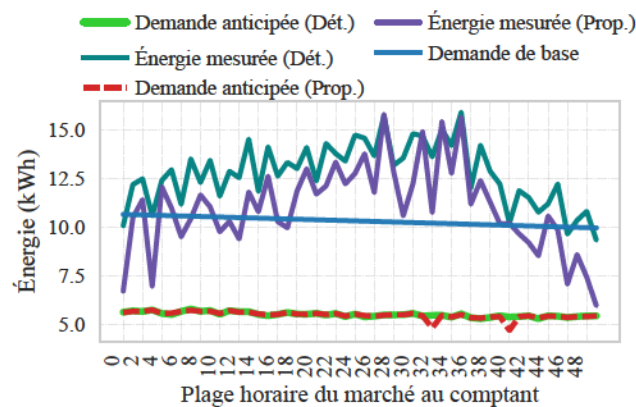


FIGURE 5-15 Comparaison de la demande énergétique avec l'approvisionnement en flexibilité.

Dans la Figure 5-15, la courbe bleu foncé illustre la demande énergétique de base agrégée, déclarée par quarante RA² avant chaque créneau horaire en temps réel du marché de flexibilité comptant. Cette base représente la demande énergétique cumulée projetée par les RA² pour le créneau à venir. La courbe vert clair correspond à la demande anticipée après résolution du WDP³ dans un cadre déterministe [62] visant à l'approvisionnement en flexibilité. Par ailleurs, la courbe vert sarrcelle foncé indique la consommation énergétique réelle mesurée dans ce même scénario déterministe. Comme montré, la consommation en temps réel dépasse à la

fois la demande anticipée et la base déclarée, mettant en évidence l'impact de la non prise en compte de l'incertitude lors de la résolution du problème de détermination du gagnant par enchère combinatoire.

Dans la Figure 5-15, la courbe rouge présente les résultats de la résolution du WDP obtenus en intégrant l'incertitude grâce à l'algorithme proposé 3. En prenant en compte les pénalités imposées par le DSO, cet algorithme permet à l'agrégateur du marché de flexibilité comptant de résoudre le problème de détermination du gagnant tout en sélectionnant des offres de flexibilité mieux ajustées à la consommation énergétique réelle. La courbe violet foncé représente la consommation mesurée selon cette approche, illustrant sa capacité à intégrer l'incertitude liée à la déclaration de la demande de base et aux pénalités du DSO. Comparée au scénario déterministe, où l'incertitude de la demande des consommateurs est ignorée lors du WDP basé sur une enchère combinatoire, cette consommation mesurée est significativement plus faible.

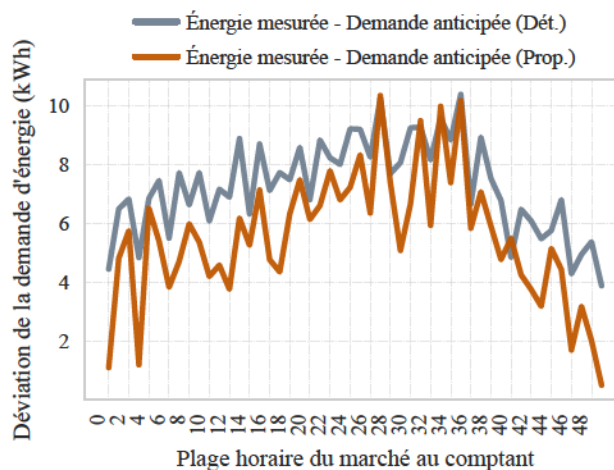


FIGURE 5-16 Comparaison des écarts de réduction d'énergie.

Dans la Figure 5-16, la différence entre la consommation d'énergie mesurée et anticipée est présentée pour le cas déterministe sans gestion de l'incertitude (en gris) ainsi que pour l'approche proposée (en orange). Ce graphique, issu de cinquante instances du marché spot, montre des écarts systématiquement plus faibles lorsque l'incertitude est prise en compte. Le Tableau 5-10 synthétise la déviation entre la consommation anticipée et mesurée dans le marché de flexibilité comptant, en fonction de la demande de flexibilité de référence du DSO. En comparant la méthode proposée à l'approche déterministe [62], qui effectue la résolution du

problème de détermination du gagnant sans tenir compte de l'incertitude, ce tableau quantifie la réduction en pourcentage des écarts. Cette évaluation prend en considération différents niveaux de participation des consommateurs au sein du SFMA¹, avec et sans prise en compte de l'incertitude.

TABLEAU 5-10 Effet de la prise en compte de l'incertitude sur la déviation de la demande énergétique

Nombre de RA	Dét.	Prop.	% de réduction	Nombre de RA	Dét.	Prop.	% de réduction
30	5,43	3,87	29,26 %	130	24,54	19,11	22,13 %
40	7,25	5,54	23,52 %	140	26,79	19,98	25,39 %
50	8,75	6,73	23,11 %	150	28,60	20,45	28,48 %
70	12,08	8,83	26,87 %	170	31,83	23,62	25,79 %
80	13,70	10,12	26,12 %	180	34,02	26,56	21,94 %
100	17,59	13,08	25,63 %	200	38,18	27,21	28,72 %

Dét. = Résolution déterministe du marché, Prop. = Approche stochastique tenant compte de l'incertitude, % de réduction = Diminution en pourcentage de la déviation énergétique après prise en compte de la flexibilité.

5.1.3.2 Comparaison des pénalités

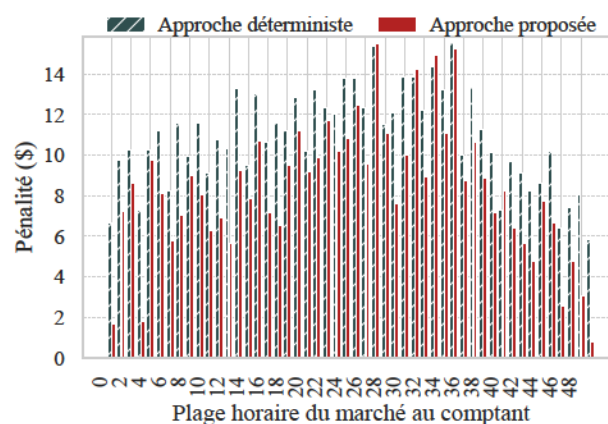


FIGURE 5-17 Comparaison des pénalités dans le cas déterministe et avec l'approche proposée.

Dans la Figure 5-17, l'impact de l'incertitude sur la déclaration de flexibilité au DSO est quantifié, mettant en évidence les pénalités encourues dues aux écarts entre la flexibilité déclarée et la flexibilité réellement fournie. Ces pénalités augmentent proportionnellement

à la grandeur de cet écart. Comme l'illustre la Figure 5-15, l'approche déterministe entraîne une consommation d'énergie mesurée supérieure à la demande anticipée, ce qui engendre des pénalités plus élevées, représentées en gris ardoise dans la Figure 5-17. Le diagramme à barres rouges illustre les pénalités lorsque l'incertitude est prise en compte. Dans ce scénario, l'agrégateur ajuste la flexibilité déclarée afin d'aligner la consommation d'énergie anticipée après flexibilité avec la consommation réelle. En conséquence, les pénalités indiquées par le diagramme à barres rouges sont systématiquement inférieures à celles en gris ardoise, qui correspondent à l'approche déterministe sans prise en compte de l'incertitude.

5.1.3.3 Comparaison des profits

Dans la Figure 5-18, le profit réalisé par quarante RA² au sein de l'agrégateur de flexibilité comptant est comparé sur cinquante occurrences du marché comptant. La courbe en violet foncé illustre le profit obtenu lorsque l'incertitude est prise en compte, tandis que la courbe en bleu sarcelle foncé représente le profit réalisé dans le scénario déterministe.

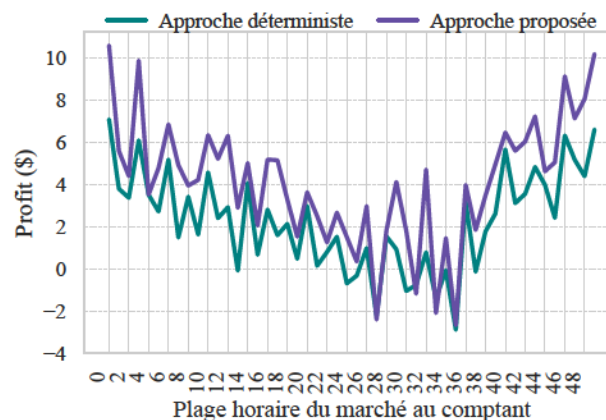


FIGURE 5-18 Comparaison des profits dans le cas déterministe et avec l'approche proposée.

Dans le Tableau 5-11, l'augmentation en pourcentage du profit est quantifiée en tenant compte de l'incertitude dans le problème de détermination du gagnant de l'enchère combinatoire. Ces résultats démontrent la capacité de la méthode proposée à améliorer la rentabilité par rapport à l'approche déterministe.

L'analyse de Monte-Carlo a été réalisée sur une période de deux semaines, impliquant quatorze journées distinctes avec quarante RA. Les résultats présentés dans les tableaux 5-12

TABLEAU 5-11 Effet de la prise en compte de l'incertitude sur l'augmentation du profit

Nombre d'RA	Déterministe	Proposé	% Augm.	Nombre d'RA	Déterministe	Proposé	% Augm.
30	91,44	165,08	80,53	130	753,13	1137,82	51,07
40	113,54	205,57	81,04	140	895,36	1376,17	53,70
50	353,72	429,29	21,36	150	1124,69	1665,86	48,11
70	467,40	674,59	44,32	170	1273,43	1860,77	46,12
80	765,07	972,18	27,07	180	1263,06	1834,17	45,21
100	655,03	994,67	51,85	200	1383,02	2216,52	60,26

Déterministe = Cas déterministe, Proposé = Méthode proposée avec prise en compte de l'incertitude, % Augm. = Pourcentage d'augmentation du profit.

TABLEAU 5-12 Comparaison des occurrences de profits négatifs entre les approches déterministe et proposée sur une période de deux semaines de simulation.

Jour	Déterministe	Proposée	Jour	Déterministe	Proposée
1	5	2	8	9	3
2	10	6	9	13	5
3	11	7	10	10	4
4	10	2	11	10	3
5	10	3	12	10	7
6	9	4	13	10	3
7	3	1	14	11	4

et 5-13 montrent que la méthode proposée réduit significativement le nombre d'occurrences de profits négatifs et améliore la rentabilité moyenne de l'agrégateur d'environ 82,27 %. Cette analyse permet ainsi de confirmer, d'un point de vue théorique et statistique, les avantages de la méthodologie proposée pour la prise en compte de l'incertitude dans le marché de flexibilité.

5.1.3.4 Chance de participation

Les RA² ne subissent aucune pénalité de la part du SFMA¹ lorsque leur flexibilité réalisée s'écarte des valeurs prévues après la résolution du problème de détermination du gagnant. En revanche, le mécanisme proposé de chance de participation identifie les RA² présentant des écarts significatifs dans leurs offres. En se basant sur les données de flexibilité réalisée, le SFMA¹ ajuste dynamiquement la probabilité de participation de chaque RA². Initialement,

TABLEAU 5-13 Comparaison de l'augmentation des bénéfices pour les approches déterministes et proposées.

Jour	Déterministe (\$)	Proposé(\$)	% Augm.	Jour	Déterministe (\$)	Proposé(\$)	% Augm.
1	140.88	231.39	64.24	8	114.28	200.22	75.22
2	117.24	211.70	80.58	9	95.39	197.16	107.32
3	107.00	193.50	80.85	10	113.38	205.32	81.08
4	115.27	215.68	87.10	11	121.90	215.00	76.37
5	113.54	198.89	75.16	12	115.75	267.93	131.75
6	112.04	201.74	80.11	13	114.98	212.18	84.53
7	166.15	244.48	47.14	14	113.62	204.99	80.42

tous les RA² bénéficient de la chance de participation maximale, avec un seuil de déviation $\delta = 0,02$ autorisant une variation de 2%. Ce seuil est communiqué à l'ensemble des RA² afin des inciter à rapprocher leur flexibilité réalisée des valeurs déclarées, afin de maintenir leur admissibilité à la participation.

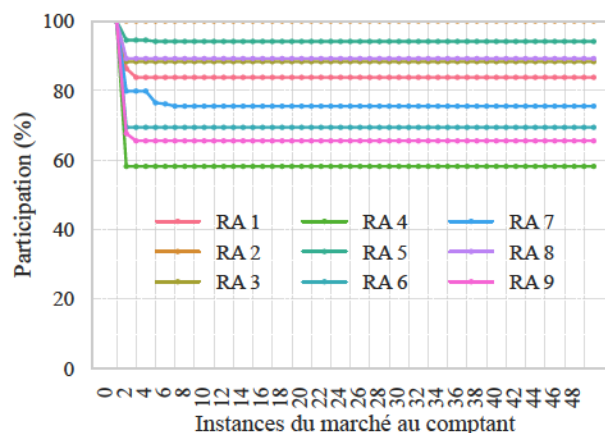


FIGURE 5-19 Mise à jour adaptative de la chance de participation basée sur l'incertitude du consommateur dans l'exécution des offres.

Les RA² voient leur probabilité de participation diminuer lorsque la flexibilité réalisée dépasse les niveaux d'écart précédemment observés. La Figure 5-19 illustre la baisse des chances de participation pour différents RA², en fonction de leurs niveaux respectifs de déviation.

5.1.3.5 Temps de calcul

Le temps de calcul nécessaire pour résoudre le problème de détermination du gagnant en enchère combinatoire unilatérale est illustré dans la Figure 5-20, comparant le scénario déterministe (représenté en bleu sarcelle foncé) à l'approche proposée (représentée en violet foncé).

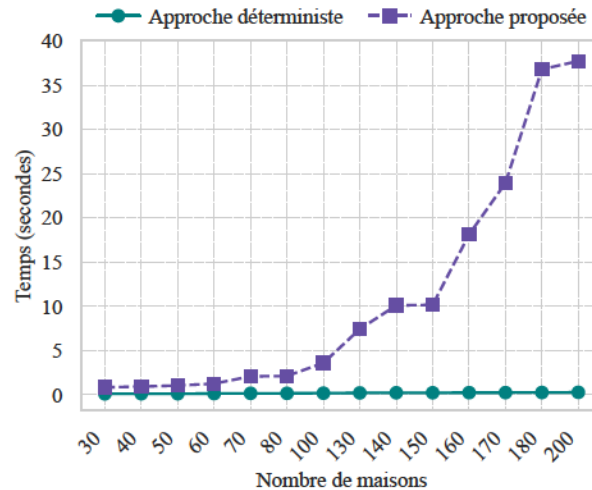


FIGURE 5-20 Comparaison des temps d'exécution du WDP dans le cas déterministe et avec l'approche proposée.

Chaque instance du marché de flexibilité comptant correspond à un créneau d'environ cinq minutes. La méthode de résolution du problème de détermination du gagnant présentée dans [62], qui ne prend pas en compte l'incertitude, fonctionne rapidement, nécessitant moins de 2,5 secondes pour jusqu'à 200 maisons. Cependant, comme le montrent les Figures 5-17 et 5-18, cette approche engendre des pénalités plus élevées et une réduction des profits en raison de son incapacité à gérer l'incertitude. En revanche, la méthode proposée traite jusqu'à 200 participants en environ 40 secondes. Cette performance témoigne d'un temps de résolution du problème de détermination du gagnant raisonnable tout en assurant une plus grande précision dans la déclaration des achats de flexibilité auprès du DSO. De plus, cette approche offre des profits supérieurs et des pénalités réduites comparativement à la méthode déterministe.

5.2 Résumé du chapitre

Ce chapitre présente les résultats des méthodologies proposées pour résoudre le problème de détermination du gagnant auquel est confronté un agrégateur dans des marchés comptants d'énergie transactionnelle. Les résultats démontrent que les méthodes proposées réduisent significativement la complexité computationnelle dans trois scénarios distincts, comparativement aux approches combinatoires exhaustives et heuristiques. Ces méthodologies permettent une allocation précise de l'énergie et une acquisition efficace de la flexibilité, offrant un avantage net par rapport aux solutions heuristiques. Les solutions proposées sont polyvalentes et applicables à divers environnements côté demande, incluant les bâtiments résidentiels à charges flexibles et les communautés équipées de systèmes thermostatiquement contrôlés. Elles soutiennent également la prise de décision en situation d'incertitude, garantissant une gestion efficace de la congestion et une performance constante de l'agrégateur. Dans l'ensemble, ces méthodes fournissent un cadre évolutif et adaptatif pour la résolution du problème de détermination du gagnant dans les systèmes énergétiques en temps réel basés sur des enchères.

Chapitre 6 - Conclusion et recommandations

Ce chapitre présente une conclusion approfondie en revenant sur les objectifs de recherche établis pour cette thèse et en résumant les principales contributions apportées en lien avec chaque objectif. De plus, il propose des recommandations pour les futures orientations de recherche pouvant être explorées. Enfin, le chapitre se termine par une liste détaillée des publications issues de la thèse.

6.1 Conclusions

Cette thèse propose une méthodologie permettant à un agrégateur opérant dans un marché comptant quasi temps réel de gérer les ressources côté demande dans le cadre de l'énergie transactionnelle. Un nouvel algorithme de résolution du WDP³ a été introduit pour les marchés de l'énergie et de la gestion de la congestion, accompagné d'un mécanisme d'interaction garantissant la satisfaction des exigences des consommateurs résidentiels. Ce travail présente un cadre d'enchère combinatoire unilatérale pour le processus de résolution du problème de détermination du gagnant. Étant donné que la sélection d'offres combinatoires discrètes dans un laps de temps restreint de cinq minutes est impraticable, la thèse aborde ce problème NP¹-difficile en proposant une procédure innovante qui approxime les offres à l'aide d'une fonction fondée sur les incitations ou les prix afin de déterminer efficacement les offres gagnantes. De plus, une méthodologie a été développée pour gérer l'incertitude dans le marché d'enchères combinatoires lors de l'exécution en temps réel des offres gagnantes.

Ce travail est ensuite étendu en concevant un processus de résolution du problème de détermination du gagnant pour les enchères combinatoires dans les scénarios de gestion de la congestion, sous réserve des contraintes maximales de flexibilité imposées par le gestionnaire du réseau électrique DSO¹. Afin d'encourager la participation des consommateurs, aucune

pénalité financière n'a été imposée. À la place, un mécanisme de possibilité de participation a été introduit pour informer les consommateurs que des prévisions énergétiques inexactes peuvent réduire leur probabilité de participation future. Ce mécanisme aide l'agrégateur à minimiser les pénalités imposées par le DSO¹ en sélectionnant les consommateurs ayant des possibilités de participation plus élevées. Enfin, la thèse évalue l'impact de l'algorithme proposé pour la résolution du problème de détermination du gagnant sur divers indicateurs de performance, notamment la réduction du temps de traitement à mesure que le nombre de participants augmente et l'amélioration de la rentabilité de l'agrégateur. Elle examine également la diminution des écarts énergétiques après l'acquisition de flexibilité, rendue possible par l'intégration de l'incertitude dans ce processus.

Ce travail introduit un nouveau mécanisme non itératif en une seule étape pour la résolution du problème de détermination du gagnant. Ce mécanisme est conçu pour les opérations de marché transactionnel impliquant des consommateurs équipés de HEMS¹. Ces derniers sont capables de contrôler les EBH² ainsi que les ETS³, spécifiquement dans le climat froid du Québec, au Canada. La technique de participation proposée permet aux consommateurs de générer des offres pour leurs charges flexibles en réponse à un ensemble de points d'incitation fournis par l'agrégateur du marché comptant. Avec une durée de marché comptant de cinq minutes, les consommateurs peuvent interagir fréquemment avec l'agrégateur de flexibilité comptant, mettant à profit leur flexibilité disponible pour réduire leurs coûts énergétiques tout en soutenant le réseau de distribution. La solution se concentre sur l'évaluation de l'approche proposée en utilisant des zones thermiques chauffées par EBH² et ETS³, calibrées avec des données expérimentales réelles. L'algorithme développé assure une résolution rapide du problème de détermination du gagnant dans des délais très courts. En outre, les résultats de simulation démontrent l'efficacité du processus de résolution du problème de détermination du gagnant à travers diverses études de cas, notamment pour le marché de l'énergie et le marché de la flexibilité dans différents scénarios. Les deux marchés présentent des temps de résolution rapides, avec une exécution en moins de 20 millisecondes pour jusqu'à 200 maisons sur un créneau de cinq minutes. Cette performance permet à l'agrégateur d'opérer efficacement ces marchés, en adéquation avec les exigences du réseau de distribution.

En outre, ce travail propose un mécanisme de résolution du problème de la gestion de la

congestion qui intègre l'incertitude liée à l'exécution des offres gagnantes des consommateurs résidentiels. Le marché d'enchères combinatoires unilatérales est résolu à l'aide d'une approche de programmation stochastique, où l'agrégateur maintient une base de données contenant la distribution d'incertitude de chaque consommateur. Lors de la tenue de l'enchère, l'agrégateur utilise ces informations pour améliorer le processus de résolution du problème de détermination des gagnants. Cette approche réduit considérablement les pénalités encourues par l'agrégateur de flexibilité comptant. Pour optimiser davantage la performance du marché, l'agrégateur met continuellement à jour la base de données d'incertitude des consommateurs, en s'adaptant aux nouvelles données au fil du temps. La thèse présente également un mécanisme d'aide à la décision permettant à l'agrégateur de sélectionner les offres en tenant compte de l'incertitude des consommateurs, des pénalités potentielles et des politiques monétaires du DSO¹ lors de l'acquisition de flexibilité. De plus, cette recherche a développé une méthodologie de modélisation et d'estimation des paramètres spécifiquement adaptée aux consommateurs résidentiels utilisant des systèmes ETS³. Cette méthodologie améliore la précision de l'estimation des paramètres, permettant une meilleure anticipation de la demande énergétique et une estimation plus précise de la flexibilité disponible pour la soumission d'offres dans le marché de flexibilité comptant. L'algorithme proposé permet une gestion efficace de la congestion en acquérant de la flexibilité et en rapportant la demande anticipée au DSO après la résolution du problème de détermination des gagnants. Lorsque les mesures en temps réel sont effectuées, la demande réelle s'aligne étroitement avec la demande anticipée, réduisant ainsi les écarts énergétiques après l'acquisition de flexibilité. Cette amélioration de la précision renforce la visibilité du DSO sur l'état du réseau lors des opérations en temps réel. Les résultats montrent que les écarts énergétiques après l'acquisition de flexibilité sont réduits jusqu'à 29 %, tandis que le profit de l'agrégateur augmente jusqu'à 81 %.

6.2 Recommendations

Cette thèse constitue une première étape vers des recherches futures sur les marchés d'énergie transactionnelle non itératifs conçus pour des créneaux temporels de courte durée. Toutefois, plusieurs opportunités de recherche restent à explorer afin d'évaluer les implications plus larges des résultats obtenus, qui reposent sur les hypothèses formulées dans cette étude.

Des investigations supplémentaires sont essentielles pour soutenir la mise en œuvre pratique du mécanisme de résolution du problème de détermination des gagnants proposé.

— **Marché de flexibilité comptant avec marché à terme :**

Analyse du mécanisme d'interaction entre le marché comptant et les contrats du marché à terme afin d'améliorer l'efficacité de la résolution du problème de détermination des gagnants dans le marché de l'énergie. La résolution séquentielle du problème de détermination des gagnants dans le marché comptant, combinée à une analyse de performance en parallèle avec les contrats du marché à terme à long terme, permet d'optimiser l'exploitation et la planification du réseau de distribution.

— **Multiplés agrégateurs de flexibilité comptant et DSO :**

Cette thèse étudie le mécanisme d'interaction entre un grand nombre de consommateurs et un seul agrégateur de flexibilité comptant. Toutefois, dans les régions où plusieurs agrégateurs et gestionnaires du réseau électrique opèrent, des recherches futures pourraient examiner les interactions et la coordination entre ces différents acteurs. Elles pourraient également explorer les processus de résolution du problème de détermination des gagnants afin d'évaluer la performance globale du système.

— **Marché de flexibilité comptant avec d'autres services auxiliaires :**

Cette thèse examine principalement les consommateurs facturés en fonction de leur consommation énergétique. La procédure rapide de résolution du problème de détermination des gagnants développée dans ce travail améliore considérablement l'efficacité des échanges. Elle peut faciliter l'interaction entre un grand nombre de consommateurs et d'agrégateurs pour la fourniture de services supplémentaires. Ces services incluent notamment les offres de régulation de tension, les offres de puissance réactive et les offres liées aux niveaux de consommation énergétique des consommateurs disposant de ressources à base d'onduleurs.

— **Impact de l'incertitude :**

Cette thèse aborde la question de l'incertitude liée aux consommateurs dans l'exécution des offres en réduisant la participation de ceux présentant de fortes déviations. Elle vise également à les informer et à les inciter à adopter une consommation énergétique

en temps réel plus précise et mieux alignée sur la demande anticipée. La conception de points d'incitation spécifiques pour les consommateurs est recommandée comme prochaine étape afin d'évaluer si des incitations adaptées peuvent réduire l'incertitude lors de l'exécution. Cette approche implique l'analyse des ensembles de données sur l'incertitude des consommateurs, l'examen de la densité des déviations et l'adaptation des points d'incitation pour chaque participant.

- **Extension des simulations à d'autres ressources énergétiques distribuées :** Une perspective de recherche consisterait à étendre les simulations à d'autres types de ressources énergétiques distribuées, telles que les véhicules électriques, les systèmes photovoltaïques et les unités de stockage hybrides. Une telle extension permettrait d'évaluer la généralisabilité des méthodologies développées et d'analyser leur performance dans des contextes opérationnels plus variés et représentatifs des futurs réseaux intelligents.
- **Agrégateur de flexibilité avec d'autres ressources flexibles :**
L'évaluation du potentiel de flexibilité des consommateurs et l'analyse de l'impact de l'incertitude permettent aux agrégateurs de flexibilité de collaborer avec des systèmes de stockage d'énergie mobile. Ces systèmes peuvent être déployés stratégiquement au sein du réseau de distribution afin de fournir une flexibilité supplémentaire pendant les périodes de pointe du réseau. La résolution du problème de détermination des gagnants avec des systèmes de stockage d'énergie mobile dans le marché comptant peut favoriser le bon fonctionnement du réseau de distribution.
- **Anticipation du potentiel de flexibilité des consommateurs :** En exploitant les résultats du problème de détermination des gagnants, les soumissions initiales d'offres et la consommation de flexibilité mesurée, l'agrégateur dispose d'informations précieuses sur le comportement de soumission des consommateurs. Ces données peuvent être utilisées pour constituer une base de connaissances complète et améliorer les stratégies de décision futures. Cette base de données fournit des informations permettant à l'agrégateur d'anticiper le potentiel futur de flexibilité des consommateurs. L'exploitation de ces informations permet à l'agrégateur d'optimiser la prise de décision, améliorant ainsi l'efficacité de l'acquisition de flexibilité et garantissant l'énergie discrète.

- **Validation expérimentale à travers des tests pilotes** : Une piste de recherche future serait de valider expérimentalement les résultats de cette étude à travers des tests pilotes réalisés en collaboration avec des partenaires industriels, tels que le programme Hilo d'Hydro-Québec. De tels essais permettraient d'évaluer la performance réelle du mécanisme de détermination des gagnants dans des conditions opérationnelles et de favoriser le transfert des connaissances vers des applications concrètes dans les réseaux électriques intelligents.

6.3 Publications

Les résultats et les contributions de cette thèse ont été partagés à travers les articles publiés suivants :

1. Sabir, Sameer, et al. "A bid selection model for computational cost reduction of transactive energy aggregator in smart grids." *2022 North American Power Symposium (NAPS)*. IEEE, 2022.
2. Sabir, Sameer, et al. "A computationally efficient method for energy allocation in spot markets with application to transactive energy systems." *IEEE Access*, vol. 10, pp. 111351-111362, 2022.
3. Sabir, Sameer, et al. "Modeling and Parameter Estimation of Electric Thermal Storage utilizing Residual Components for Residential Consumer." *2024 IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech)*. IEEE, 2024.
4. Sabir, Sameer, et al. "A Clearing Mechanism with Reduced Computational Complexity for Spot Flexibility Markets." *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2024.

Bibliographie

- [1] X. ZHANG et al., « Immediate actions on coal phaseout enable a just low-carbon transition in China's power sector, » *Applied Energy*, t. 308, p. 118 401, 2022.
- [2] A. DHABI, « IRENA (2023), World Energy Transitions Outlook 2023 : 1.5° C Pathway, » *International Renewable Energy Agency*, 2023.
- [3] C. A. HOROWITZ, « Paris agreement, » *International Legal Materials*, t. 55, n° 4, p. 740-755, 2016.
- [4] HYDRO-QUÉBEC, *Towards a Decarbonized and Prosperous Québec : Action Plan 2035*, Accessed : 2024-11-15, 2023.
- [5] K. PURNELL, A. BRUCE et I. MACGILL, « Impacts of electrifying public transit on the electricity grid, from regional to state level analysis, » *Applied Energy*, t. 307, p. 118 272, 2022.
- [6] J.-J. JIANG, B. YE, Z.-Z. ZENG, J.-G. LIU et X. YANG, « Potential and roadmap of CO2 emission reduction in urban buildings : Case study of Shenzhen, » *Advances in Climate Change Research*, t. 13, n° 4, p. 587-599, 2022.
- [7] C. SILVA, P. FARIA, Z. VALE et J. CORCHADO, « Demand response performance and uncertainty : A systematic literature review, » *Energy Strategy Reviews*, t. 41, p. 100 857, 2022.
- [8] P. NEJAT, F. JOMEHZADEH, M. M. TAHERI, M. GOHARI et M. Z. A. MAJID, « A global review of energy consumption, CO2 emissions and policy in the residential sector (with an overview of the top ten CO2 emitting countries), » *Renewable and sustainable energy reviews*, t. 43, p. 843-862, 2015.

- [9] P.-H. LI et S. PYE, « Assessing the benefits of demand-side flexibility in residential and transport sectors from an integrated energy systems perspective, » *Applied energy*, t. 228, p. 965-979, 2018.
- [10] CANADA ENERGY REGULATOR, *Provincial and Territorial Energy Profiles - Canada*, [Accessed : 2024-11-14], 2023.
- [11] T. BOSSMANN et E. J. ESER, « Model-based assessment of demand-response measures—A comprehensive literature review, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 57, p. 1637-1656, 2016.
- [12] D.-M. HAN et J.-H. LIM, « Design and implementation of smart home energy management systems based on zigbee, » *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, t. 56, n° 3, p. 1417-1425, 2010.
- [13] O. M. BUTT, M. ZULQARNAIN et T. M. BUTT, « Recent advancement in smart grid technology : Future prospects in the electrical power network, » *Ain Shams Engineering Journal*, t. 12, n° 1, p. 687-695, 2021.
- [14] Y. WU, Y. WU, J. M. GUERRERO et J. C. VASQUEZ, « Digitalization and decentralization driving transactive energy Internet : Key technologies and infrastructures, » *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 126, p. 106 593, 2021.
- [15] C. BUSSAR et al., « Large-scale integration of renewable energies and impact on storage demand in a European renewable power system of 2050—Sensitivity study, » *Journal of Energy Storage*, t. 6, p. 1-10, 2016.
- [16] A. SAAD AL-SUMAITI, M. H. AHMED et M. M. SALAMA, « Smart home activities : A literature review, » *Electric Power Components and Systems*, t. 42, n° 3-4, p. 294-305, 2014.
- [17] R. B. MELTON, « GridWise Transactive Energy Framework (V. 1.1), » Pacific Northwest National Laboratory (PNNL), Richland, WA (United States), rapp. tech., 2019.
- [18] O. ABRISHAMBAF, F. LEZAMA, P. FARIA et Z. VALE, « Towards transactive energy systems : An analysis on current trends, » *Energy Strategy Reviews*, t. 26, p. 100 418, 2019.

- [19] A. von MEIER, « Challenges to the integration of renewable resources at high system penetration, » 2014.
- [20] Q. HUANG et al., « A review of transactive energy systems : Concept and implementation, » *Energy Reports*, t. 7, p. 7804-7824, 2021.
- [21] T. MORSTYN, A. TEYTELBOYM et M. D. MCCULLOCH, « Bilateral contract networks for peer-to-peer energy trading, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 2, p. 2026-2035, 2018.
- [22] M. N. AKTER, M. A. MAHMUD et A. M. T. OO, « A hierarchical transactive energy management system for microgrids, » in *2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*, 2016, p. 1-5. DOI : [10.1109/PESGM.2016.7741099](https://doi.org/10.1109/PESGM.2016.7741099).
- [23] T. LIU, X. TAN, B. SUN, Y. WU, X. GUAN et D. H. TSANG, « Energy management of cooperative microgrids with P2P energy sharing in distribution networks, » in *2015 IEEE international conference on smart grid communications (SmartGridComm)*, IEEE, 2015, p. 410-415.
- [24] G. C. OKWUIBE, A. S. GAZAFROUDI, E. MENGELKAMP, S. HAMBRIDGE, P. TZSCHEUTSCHLER et T. HAMACHER, « Advanced clustering approach for peer-to-peer local energy markets considering prosumers' preference vectors, » *IEEE Access*, t. 11, p. 33 607-33 627, 2023.
- [25] R. LI et al., « Ten questions concerning energy flexibility in buildings, » *Building and Environment*, t. 223, p. 109 461, 2022.
- [26] A. ALIZADEH, I. KAMWA, A. MOEINI et S. M. MOHSENI-BONAB, « Energy management in microgrids using transactive energy control concept under high penetration of Renewables ; A survey and case study, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 176, p. 113 161, 2023.
- [27] K. KASPAR, M. OUF et U. EICKER, « A critical review of control schemes for demand-side energy management of building clusters, » *Energy and Buildings*, t. 257, p. 111 731, 2022.

- [28] D. PATTEEUW, G. P. HENZE et L. HELSEN, « Comparison of load shifting incentives for low-energy buildings with heat pumps to attain grid flexibility benefits, » *Applied energy*, t. 167, p. 80-92, 2016.
- [29] B. CELIK, R. ROCHE, S. SURYANARAYANAN, D. BOUQUAIN et A. MIRAOUI, « Electric energy management in residential areas through coordination of multiple smart homes, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 80, p. 260-275, 2017.
- [30] A. VANDERMEULEN, B. van der HEIJDE et L. HELSEN, « Controlling district heating and cooling networks to unlock flexibility : A review, » *Energy*, t. 151, p. 103-115, 2018.
- [31] M. HU, F. XIAO et S. WANG, « Neighborhood-level coordination and negotiation techniques for managing demand-side flexibility in residential microgrids, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 135, p. 110-128, 2021.
- [32] H. BASTAMI, M. R. SHAKARAMI et M. DOOSTIZADEH, « A non-hierarchical ATC framework for parallel scheduling of active distribution network with multiple autonomous microgrids, » *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 133, p. 107-123, 2021.
- [33] D. I. CHATZIGIANNIS, G. A. DOURBOIS, P. N. BISKAS et A. G. BAKIRTZIS, « European day-ahead electricity market clearing model, » *Electric Power Systems Research*, t. 140, p. 225-239, 2016.
- [34] R. FERNÁNDEZ-BLANCO, J. M. ARROYO et N. ALGUACIL, « Consumer payment minimization under uniform pricing : A mixed-integer linear programming approach, » *Applied energy*, t. 114, p. 676-686, 2014.
- [35] Z. LIU, J. GAO, H. YU et X. WANG, « Operation mechanism and strategies for transactive electricity market with multi-microgrid in grid-connected mode, » *IEEE Access*, t. 8, p. 594-603, 2020.
- [36] A. K. DAVID et F. WEN, « Strategic bidding in competitive electricity markets : a literature survey, » in *2000 Power Engineering Society Summer Meeting (Cat. No. 00CH37134)*, IEEE, t. 4, 2000, p. 2168-2173.

- [37] K. ANOH, S. MAHARJAN, A. IKPEHAI, Y. ZHANG et B. ADEBISI, « Energy peer-to-peer trading in virtual microgrids in smart grids : A game-theoretic approach, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 11, n° 2, p. 1264-1275, 2019.
- [38] M. YOSHIHARA, T. NAMERIKAWA et Z. QU, « Non-cooperative optimization of charging scheduling of electric vehicle via stackelberg game, » in *2018 57th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)*, IEEE, 2018, p. 1658-1663.
- [39] B. A. BHATTI et R. BROADWATER, « Energy trading in the distribution system using a non-model based game theoretic approach, » *Applied Energy*, t. 253, p. 113 532, 2019.
- [40] C. LONG, J. WU, C. ZHANG, L. THOMAS, M. CHENG et N. JENKINS, « Peer-to-peer energy trading in a community microgrid, » in *2017 IEEE power & energy society general meeting*, IEEE, 2017, p. 1-5.
- [41] N. NISAN, « Bidding languages, » *Combinatorial auctions*, p. 400-420, 2006.
- [42] D. C. PARKES, *Iterative combinatorial auctions : Achieving economic and computational efficiency*. University of Pennsylvania, 2001.
- [43] W. EL-BAZ, P. TZSCHEUTSCHLER et U. WAGNER, « Integration of energy markets in microgrids : A double-sided auction with device-oriented bidding strategies, » *Applied energy*, t. 241, p. 625-639, 2019.
- [44] Z. LI, M. SHAHIDEHPOUR, A. ALABDULWAHAB et Y. AL-TURKI, « Valuation of distributed energy resources in active distribution networks, » *The Electricity Journal*, t. 32, n° 4, p. 27-36, 2019.
- [45] T. MORSTYN et M. D. MCCULLOCH, « Multiclass energy management for peer-to-peer energy trading driven by prosumer preferences, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 34, n° 5, p. 4005-4014, 2018.
- [46] P. CRAMTON, Y. SHOHAM et R. STEINBERG, « An overview of combinatorial auctions, » *ACM SIGecom Exchanges*, t. 7, n° 1, p. 3-14, 2007.
- [47] B. H. ZAIDI et al., « Incentive based load shedding management in a microgrid using combinatorial auction with iot infrastructure, » *Sensors*, t. 21, n° 6, p. 1935, 2021.

- [48] D. LEHMANN, R. MÜLLER et T. SANDHOLM, « The winner determination problem, » *Combinatorial auctions*, p. 297-318, 2006.
- [49] WATERPOWER CANADA, *Hydropower in Canada : Our Coast-to-Coast-to-Coast Clean Energy Advantage*, [Accessed : 2024-11-14], 2022.
- [50] C. E. R. (CER), *Profils Énergétiques des Provinces et Territoires – Québec*, Online, Accessed : 2024-11-16, 2024.
- [51] HYDRO-QUÉBEC, *Rapport Annuel 2023*, Online, Accessed : 2024-11-16, 2023.
- [52] HYDRO-QUÉBEC, *Sustainability Report 2022*, [Accessed : 2024-11-14], 2022.
- [53] CBC NEWS, *Extreme Cold Pushes Quebec Hydro Consumption to Record Levels*, [Accessed : 2024-11-14], 2023.
- [54] HYDRO-QUÉBEC, *Off-peak Electric Vehicle Charging*, Online, Accessed : 2024-11-16, 2024.
- [55] HYDRO-QUÉBEC, *Rate Flex D Billing Information*, Online, Accessed : 2024-11-16, 2024.
- [56] HYDRO-QUÉBEC, *Electricity Consumption of Household Devices*, Online, Accessed : 2024-11-16, 2024.
- [57] H. ENERGIE, *Hilo or Dynamic Pricing : Which Method Suits You Best ?* Accessed : 2024-11-14, 2023.
- [58] HYDRO-QUÉBEC, *Using Energy More Wisely in Cold Weather*, [Accessed : 2024-11-14], 2024.
- [59] CANADA ENERGY REGULATOR, *Electricity Trade Summary*, [Accessed : 2024-11-14], 2024.
- [60] HYDRO-QUÉBEC, *Electricity Supply Plan 2020-2029*, [Accessed : 2024-11-14], 2020.
- [61] S. SABIR, S. KELOUWANI, N. HENAO, K. AGBOSSOU, M. FOURNIER et S. H. NAGARSHETH, « A computationally efficient method for energy allocation in spot markets with application to transactive energy systems, » *IEEE Access*, t. 10, p. 111 351-111 362, 2022.

- [62] S. SABIR et al., « A Clearing Mechanism with Reduced Computational Complexity for Spot Flexibility Markets, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2024.
- [63] E. A. N. Z. electricity MARKET, *Electricity spot market*, 2022.
- [64] B. H. ZAIDI et S. H. HONG, « Combinatorial double auctions for multiple microgrid trading, » *Electrical Engineering*, t. 100, p. 1069-1083, 2018.
- [65] B. H. ZAIDI, D. M. S. BHATTI et I. ULLAH, « Combinatorial auctions for energy storage sharing amongst the households, » *Journal of Energy Storage*, t. 19, p. 291-301, 2018.
- [66] M. LEWIS et F. GLOVER, « Quadratic unconstrained binary optimization problem preprocessing : Theory and empirical analysis, » *Networks*, t. 70, n° 2, p. 79-97, 2017.
- [67] V. POIRRIEZ, N. YANEV et R. ANDONOV, « A hybrid algorithm for the unbounded knapsack problem, » *Discrete Optimization*, t. 6, n° 1, p. 110-124, 2009.
- [68] M. XIA, J. STALLAERT et A. B. WHINSTON, « Solving the combinatorial double auction problem, » *European Journal of Operational Research*, t. 164, n° 1, p. 239-251, 2005.
- [69] S. ARORA et B. BARAK, *Computational complexity : a modern approach*. Cambridge University Press, 2009.
- [70] Y. ZHOU, « A decomposition-based multi-objective tabu search algorithm for tri-objective unconstrained binary quadratic programming problem, » in *2017 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*, IEEE, t. 1, 2017, p. 101-107.
- [71] Q. ZHANG, J. LU, Z. YANG et M. TU, « A deep learning based real-time load forecasting method in electricity spot market, » in *Journal of Physics : Conference Series*, IOP Publishing, t. 1176, 2019, p. 062 068.

- [72] Z. HUI et al., « The study of spot electricity trading in view of big dispatching mode and market monitoring measurements, » in *2018 International Conference on Power System Technology (POWERCON)*, IEEE, 2018, p. 708-713.
- [73] D. TOQUICA, K. AGBOSSOU, N. HENAO, R. MALHAMÉ, S. KELOUWANI et F. AMARA, « Prevision and planning for residential agents in a transactive energy environment, » *Smart Energy*, t. 2, p. 100 019, 2021.
- [74] J. M. ZEPTER, A. LÜTH, P. C. DEL GRANADO et R. EGGING, « Prosumer integration in wholesale electricity markets : Synergies of peer-to-peer trade and residential storage, » *Energy and Buildings*, t. 184, p. 163-176, 2019.
- [75] M. LIU, F. F. WU et Y. NI, « Market allocation between bilateral contracts and spot market without financial transmission rights, » in *2003 IEEE Power Engineering Society General Meeting (IEEE Cat. No. 03CH37491)*, IEEE, t. 2, 2003, p. 1007-1011.
- [76] D. FENG, D. GAN, J. ZHONG et Y. NI, « Supplier asset allocation in a pool-based electricity market, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 22, n° 3, p. 1129-1138, 2007.
- [77] J. C. DO PRADO et U. CHIKEZIE, « A decision model for an electricity retailer with energy storage and virtual bidding under daily and hourly CVaR assessment, » *IEEE access*, t. 9, p. 106 181-106 191, 2021.
- [78] H. KHALOIE, A. ANVARI-MOGHADDAM, N. HATZIARGYRIOU et J. CONTRERAS, « Risk-constrained self-scheduling of a hybrid power plant considering interval-based intraday demand response exchange market prices, » *Journal of Cleaner Production*, t. 282, p. 125 344, 2021.
- [79] H. KHALOIE, F. VALLÉE, C. S. LAI, J.-F. TOUBEAU et N. D. HATZIARGYRIOU, « Day-ahead and intraday dispatch of an integrated biomass-concentrated solar system : A multi-objective risk-controlling approach, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 37, n° 1, p. 701-714, 2021.

- [80] H. KHALOIE, M. MOLLAHASSANI-POUR et A. ANVARI-MOGHADDAM, « Optimal behavior of a hybrid power producer in day-ahead and intraday markets : A bi-objective CVaR-based approach, » *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 12, n° 2, p. 931-943, 2020.
- [81] H. KHALOIE, J.-F. TOUBEAU, F. VALLÉE, C. S. LAI, L. L. LAI et M. YAN, « Battery storage energy arbitrage under stochastic dominance constraints : A new benchmark selection approach, » in *2021 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2021 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe)*, IEEE, 2021, p. 1-6.
- [82] Z. DING, Y. LU, L. ZHANG, W.-J. LEE et D. CHEN, « A stochastic resource-planning scheme for PHEV charging station considering energy portfolio optimization and price-responsive demand, » *IEEE Transactions on Industry Applications*, t. 54, n° 6, p. 5590-5598, 2018.
- [83] J. WU, X. GUAN, F. GAO et G. SUN, « A game theoretic model for equilibrium pricing of futures electricity contracts, » in *2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting-Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century*, IEEE, 2008, p. 1-7.
- [84] M. B. J. JIMENEZ et A. C. NERVES, « Optimal allocation of spot market and bilateral contract transactions through quantity declaration adjustments, » in *2013 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, IEEE, 2013, p. 1-6.
- [85] T. HUANG, L. GIOACCHINI, F. GUAIANA, S. HUANG, B. VALENTE et G. P. DOMIZIANI, « A hybrid data-and-simulation-based analysis of the participants' behavior potential in the Italian spot electricity markets, » in *2020 55th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, IEEE, 2020, p. 1-6.
- [86] Z. CAI, H. CUI, B. HAN, G. ZHANG, Y. LU et Y. DAI, « Analysis and outlook of future Chinese electricity spot market model, » in *2020 Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES)*, IEEE, 2020, p. 875-880.

- [87] R. BUYYA, D. ABRAMSON, J. GIDDY et H. STOCKINGER, « Economic models for resource management and scheduling in grid computing, » *Concurrency and computation : practice and experience*, t. 14, n° 13-15, p. 1507-1542, 2002.
- [88] S. K. SHIL et S. SADAOUI, « Meeting peak electricity demand through combinatorial reverse auctioning of renewable energy, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 6, n° 1, p. 73-84, 2018.
- [89] Y. K. PENYA et N. R. JENNINGS, « Combinatorial markets for efficient energy management, » in *IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology*, IEEE, 2005, p. 626-632.
- [90] C. CORCHERO, F.-J. HEREDIA et E. MIJANGOS, « Efficient solution of optimal multimarket electricity bid models, » in *2011 8th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, IEEE, 2011, p. 244-249.
- [91] G. TSAOUSOGLOU et al., « Demand response as a service : Clearing multiple distribution-level markets, » *IEEE Transactions on Cloud Computing*, t. 10, n° 1, p. 82-96, 2021.
- [92] W. ZHONG, K. XIE, Y. LIU, C. YANG et S. XIE, « Multi-resource allocation of shared energy storage : A distributed combinatorial auction approach, » *IEEE transactions on smart grid*, t. 11, n° 5, p. 4105-4115, 2020.
- [93] S. CHEN, A. J. CONEJO, R. SIOSHANSI et Z. WEI, « Equilibria in electricity and natural gas markets with strategic offers and bids, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 35, n° 3, p. 1956-1966, 2019.
- [94] R. GAN, Q. GUO, H. CHANG et Y. YI, « Ant colony optimization for winner determination in combinatorial auctions, » in *Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007)*, IEEE, t. 4, 2007, p. 441-445.
- [95] J. WU, M. FAN, Y. LIU, Y. ZHOU, N. YANG et M. YIN, « A hybrid ant colony algorithm for the winner determination problem, » *Math. Biosci. Eng.*, t. 19, n° 3, p. 3202-3222, 2022.

- [96] C. PENG et B. LIAO, « Heavy-head sampling for fast imitation learning of machine learning based combinatorial auction solver, » *Neural Processing Letters*, t. 55, n° 1, p. 631-644, 2023.
- [97] J. BAI et Z. MING, « Heuristic and algorithm for mixed multi-unit combinatorial auctions, » in *11th Joint International Conference on Information Sciences*, Atlantis Press, 2008, p. 739-744.
- [98] T. M. SHAMI, A. A. EL-SALEH, M. ALSWAITI, Q. AL-TASHI, M. A. SUMMAKIEH et S. MIRJALILI, « Particle swarm optimization : A comprehensive survey, » *Ieee Access*, t. 10, p. 10 031-10 061, 2022.
- [99] K. Y. LEE et J.-B. PARK, « Application of particle swarm optimization to economic dispatch problem : advantages and disadvantages, » in *2006 IEEE PES power systems conference and exposition*, IEEE, 2006, p. 188-192.
- [100] G. C. OKWUIBE, M. WADHWA, T. BRENNER, P. TZSCHEUTSCHLER et T. HAMACHER, « Analysis of key performance indicators for local electricity markets' design, » *IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, t. 44, n° 4, p. 411-422, 2021.
- [101] M. A. F. GHAZVINI et al., « Congestion management in active distribution networks through demand response implementation, » *Sustainable Energy, Grids and Networks*, t. 17, p. 100 185, 2019.
- [102] L. NI, F. WEN, W. LIU, J. MENG, G. LIN et S. DANG, « Congestion management with demand response considering uncertainties of distributed generation outputs and market prices, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 5, n° 1, p. 66-78, 2017.
- [103] R. FONTEIJN, P. H. NGUYEN, J. MORREN et J. SLOOTWEG, « Demonstrating a generic four-step approach for applying flexibility for congestion management in daily operation, » *Sustainable Energy, Grids and Networks*, t. 23, p. 100 378, 2020.

- [104] M. BABAGHEIBI, S. JADID et A. KAZEMI, « An Incentive-based robust flexibility market for congestion management of an active distribution system to use the free capacity of Microgrids, » *Applied Energy*, t. 336, p. 120 832, 2023.
- [105] A. HAQUE, M. NIJHUIS, G. YE, P. H. NGUYEN, F. W. BLIEK et J. G. SLOOTWEG, « Integrating direct and indirect load control for congestion management in LV networks, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 1, p. 741-751, 2017.
- [106] R. J. HENNIG, L. J. de VRIES et S. H. TINDEMANS, « Congestion management in electricity distribution networks : Smart tariffs, local markets and direct control, » *Utilities Policy*, t. 85, p. 101 660, 2023.
- [107] A. ESMAT, J. USAOLA et M. Á. MORENO, « Distribution-level flexibility market for congestion management, » *Energies*, t. 11, n° 5, p. 1056, 2018.
- [108] I. BOULOUMPASIS, D. STEEN et al., « Congestion management using local flexibility markets : Recent development and challenges, » *2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT-Europe)*, p. 1-5, 2019.
- [109] E. M. CESEÑA et P. MANCARELLA, « Practical recursive algorithms and flexible open-source applications for planning of smart distribution networks with demand response, » *Sustainable Energy, Grids and Networks*, t. 7, p. 104-116, 2016.
- [110] A. HAQUE, P. NGUYEN, W. KLING et F. BLIEK, « Congestion management in smart distribution network, » in *2014 49th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, IEEE, 2014, p. 1-6.
- [111] S. CHEN et C.-C. LIU, « From demand response to transactive energy : state of the art, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 5, n° 1, p. 10-19, 2017.
- [112] J. HU, G. YANG, K. KOK, Y. XUE et H. W. BINDNER, « Transactive control : a framework for operating power systems characterized by high penetration of distributed energy resources, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 5, n° 3, p. 451-464, 2017.

- [113] W. J. BURKE et D. M. AUSLANDER, « Residential electricity auction with uniform pricing and cost constraints, » in *41st North American Power Symposium*, IEEE, 2009, p. 1-6.
- [114] J. C. BERNARD, T. MOUNT et W. SCHULZE, « Alternative auction institutions for electric power markets, » *Agricultural and Resource Economics Review*, t. 27, n° 2, p. 125-131, 1998.
- [115] F. PELLETIER et A. FARUQUI, « Does dynamic pricing work in a winter-peaking climate? A case study of Hydro Quebec, » *The Electricity Journal*, t. 35, n° 2, p. 107-110, 2022.
- [116] I. BOULOUMPASIS, N. MIRZAEI ALAVIJEH, D. STEEN et A. T. LE, « Local flexibility market framework for grid support services to distribution networks, » *Electrical Engineering*, t. 104, n° 2, p. 401-419, 2022.
- [117] J. HU, G. YANG, C. ZIRAS et K. KOK, « Aggregator operation in the balancing market through network-constrained transactive energy, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 34, n° 5, p. 4071-4080, 2018.
- [118] M. MENGHWAR, J. YAN, Y. CHI, M. A. AMIN et Y. LIU, « A market-based real-time algorithm for congestion alleviation incorporating EV demand response in active distribution networks, » *Applied Energy*, t. 356, p. 122-133, 2024.
- [119] M. N. FAQIRY, L. WANG et H. WU, « HEMS-enabled transactive flexibility in real-time operation of three-phase unbalanced distribution systems, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 7, n° 6, p. 1434-1449, 2019.
- [120] C. ZHANG, Y. DING, N. C. NORDENTOFT, P. PINSON et J. ØSTERGAARD, « FLECH: A Danish market solution for DSO congestion management through DER flexibility services, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 2, n° 2, p. 126-133, 2014.
- [121] S. HUANG et Q. WU, « Real-time congestion management in distribution networks by flexible demand swap, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 9, n° 5, p. 4346-4355, 2017.

- [122] R. FAIA et al., « A Simulation of Market-based Non-frequency Ancillary Service Procurement Based on Demand Flexibility, » *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, t. 11, n° 3, p. 781-792, 2023.
- [123] M. S. H. NIZAMI, M. HOSSAIN et K. MAHMUD, « A nested transactive energy market model to trade demand-side flexibility of residential consumers, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 12, n° 1, p. 479-490, 2020.
- [124] C. A. CORREA-FLOREZ, A. MICHIORRI et G. KARINIOTAKIS, « Optimal participation of residential aggregators in energy and local flexibility markets, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 11, n° 2, p. 1644-1656, 2019.
- [125] M. ZUGNO, J. M. MORALES, P. PINSON et H. MADSEN, « A bilevel model for electricity retailers' participation in a demand response market environment, » *Energy Economics*, t. 36, p. 182-197, 2013.
- [126] N. GOOD et P. MANCARELLA, « Flexibility in multi-energy communities with electrical and thermal storage : A stochastic, robust approach for multi-service demand response, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 1, p. 503-513, 2017.
- [127] F. WANG, X. GE, K. LI et Z. MI, « Day-ahead market optimal bidding strategy and quantitative compensation mechanism design for load aggregator engaging demand response, » *IEEE transactions on industry applications*, t. 55, n° 6, p. 5564-5573, 2019.
- [128] S. SABIR, S. KELOUWANI, S. S. HOSSEINI, N. HENAO, M. FOURNIER et K. AGBOSSOU, « A Bid Selection Model for Computational Cost Reduction of Transactive Energy Aggregator in Smart Grids, » in *2022 North American Power Symposium (NAPS)*, IEEE, 2022, p. 1-6.
- [129] D. QIU, J. WANG, Z. DONG, Y. WANG et G. STRBAC, « Mean-field multi-agent reinforcement learning for peer-to-peer multi-energy trading, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 38, n° 5, p. 4853-4866, 2022.

- [130] F. ZHANG et Q. YANG, « Energy trading in smart grid : A deep reinforcement learning-based approach, » in *2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, IEEE, 2020, p. 3677-3682.
- [131] X. YANG et al., « A review : machine learning for combinatorial optimization problems in energy areas, » *Algorithms*, t. 15, n° 6, p. 205, 2022.
- [132] P. S. GEORGILAKIS, « Review of computational intelligence methods for local energy markets at the power distribution level to facilitate the integration of distributed energy resources : State-of-the-art and future research, » *Energies*, t. 13, n° 1, p. 186, 2020.
- [133] X. JIN, Q. WU et H. JIA, « Local flexibility markets : Literature review on concepts, models and clearing methods, » *Applied Energy*, t. 261, p. 114 387, 2020.
- [134] M. MARZBAND, E. YOUSEFNEJAD, A. SUMPER et J. L. DOMÍNGUEZ-GARCÍA, « Real time experimental implementation of optimum energy management system in standalone microgrid by using multi-layer ant colony optimization, » *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, t. 75, p. 265-274, 2016.
- [135] S. MOHSENI, A. C. BRENT, S. KELLY et W. N. BROWNE, « Demand response-integrated investment and operational planning of renewable and sustainable energy systems considering forecast uncertainties : A systematic review, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 158, p. 112 095, 2022.
- [136] G. TSAOUSOGLU, J. S. GIRALDO et N. G. PATERAKIS, « Market mechanisms for local electricity markets : A review of models, solution concepts and algorithmic techniques, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 156, p. 111 890, 2022.
- [137] F. N. KAZAMA, A. F. R. ARAUJO, P. de BARROS CORREIA et E. GUERRERO-PEÑA, « Constraint-guided evolutionary algorithm for solving the winner determination problem, » *Journal of Heuristics*, t. 27, p. 1111-1150, 2021.
- [138] S. M. B. H. ZAIDI, A. AHMED, M. B. SOHAIL, S. H. H. SHAH, A. AHMED et I. HUSSAIN, « Energy Trading for Shared Facility Control of a Smart Community Using Auction Process, » in *2019 7th International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, IEEE, 2019, p. 1-4.

- [139] Á. PAREDES, J. A. AGUADO et P. RODRÍGUEZ, « Uncertainty-aware trading of congestion and imbalance mitigation services for multi-DSO local flexibility markets, » *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 14, n° 4, p. 2133-2146, 2023.
- [140] E. PRAT, I. DUKOVSKA, R. NELLIKATH, M. THOMA, L. HERRE et S. CHATZIVASILEIADIS, « Network-aware flexibility requests for distribution-level flexibility markets, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 39, n° 2, p. 2641-2652, 2023.
- [141] J. SAGER et A. NIESSE, « Combinatorial Chance-constrained Economic Optimization of Distributed Energy Resources, » 2024.
- [142] Z. LU, X. XU, Z. YAN, M. SHAHIDEHPOUR, W. SUN et D. HAN, « Distributionally Robust Chance Constrained Optimization Method for Risk-based Routing and Scheduling of Shared Mobile Energy Storage System with Variable Renewable Energy, » *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2024.
- [143] S. TAHERI, V. KEKATOS, S. VEERAMACHANENI et B. ZHANG, « Data-driven modeling of aggregate flexibility under uncertain and non-convex device models, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 13, n° 6, p. 4572-4582, 2022.
- [144] M. VRAKOPOULOU, B. LI et J. L. MATHIEU, « Chance constrained reserve scheduling using uncertain controllable loads Part I : Formulation and scenario-based analysis, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 10, n° 2, p. 1608-1617, 2017.
- [145] M. HOJJAT et M. H. JAVIDI DB, « Probabilistic congestion management considering power system uncertainties using chance-constrained programming, » *Electric Power Components and Systems*, t. 41, n° 10, p. 972-989, 2013.
- [146] A. N. ARSLAN et M. POSS, « Uncertainty reduction in robust optimization, » *Operations Research Letters*, p. 107-131, 2024.
- [147] X. ZHANG, M. KAMGARPOUR, A. GEORGHIOU, P. GOULART et J. LYGEROS, « Robust optimal control with adjustable uncertainty sets, » *Automatica*, t. 75, p. 249-259, 2017.

- [148] Y. LI, N. YORKE-SMITH et T. KEVICZKY, « Robust Optimal Control With Binary Adjustable Uncertainties, » in *2024 European Control Conference (ECC)*, IEEE, 2024, p. 3721-3727.
- [149] Y. LI, N. YORKE-SMITH et T. KEVICZKY, « Unlocking Energy Flexibility From Thermal Inertia of Buildings : A Robust Optimization Approach, » in *2023 62nd IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, IEEE, 2023, p. 2555-2562.
- [150] W. LIU, R.-p. LIU, S. CHEN, Q. WANG et Z. YANG, « Data-Driven Energy and Reserve Management of Prosumers under Multi-Uncertainties, » *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024.
- [151] C. MANNA et A. SANJAB, « A decentralized stochastic bidding strategy for aggregators of prosumers in electricity reserve markets, » *Journal of Cleaner Production*, t. 389, p. 135 962, 2023.
- [152] H. SABER, H. RANJBAR, S. FATTAHEIAN-DEHKORDI, M. MOEINI-AGHTAIE, M. EHSAN et M. SHAHIDEHPOUR, « Transactive energy management of V2G-capable electric vehicles in residential buildings : An MILP approach, » *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 13, n° 3, p. 1734-1743, 2022.
- [153] J. L. MATHIEU, M. G. VAYÁ et G. ANDERSSON, « Uncertainty in the flexibility of aggregations of demand response resources, » in *IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, IEEE, 2013, p. 8052-8057.
- [154] V. A. EVANGELOPOULOS, I. I. AVRAMIDIS et P. S. GEORGILAKIS, « Flexibility services management under uncertainties for power distribution systems : Stochastic scheduling and predictive real-time dispatch, » *Ieee Access*, t. 8, p. 38 855-38 871, 2020.
- [155] M. LU, Y. SUN, G. KOKOGIANNAKIS et Z. MA, « Design of flexible energy systems for nearly/net zero energy buildings under uncertainty characteristics : A review, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 205, p. 114 828, 2024.

- [156] J. LIU, S. Y. SAMSON, H. HU et H. TRINH, « A combinatorial auction energy trading approach for VPPs consisting of interconnected microgrids in demand-side ancillary services market, » *Electric Power Systems Research*, t. 224, p. 109 694, 2023.
- [157] K. ABEDRABBOH, A. KARAKI et L. AL-FAGIH, « A combinatorial double auction for community shared distributed energy resources, » *IEEE Access*, t. 11, p. 28 355-28 369, 2023.
- [158] M. SAFARI et A. DOLATI, « On the Winner Determination Problem with Uncertain Bids' Prices, » *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions A : Science*, t. 46, n° 4, p. 1265-1273, 2022.
- [159] C. QI, C.-C. LIU, X. LU, L. YU et M. W. DEGNER, « Transactive energy for EV owners and aggregators : mechanism and algorithms, » *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, t. 14, n° 3, p. 1849-1865, 2023.
- [160] J. BELLENBAUM, J. HÖCKNER et C. WEBER, « Designing flexibility procurement markets for congestion management—investigating two-stage procurement auctions, » *Energy Economics*, t. 106, p. 105 775, 2022.
- [161] Z. YOU, S. D. LUMPP, M. DOEPFERT, P. TZSCHEUTSCHLER et C. GOEBEL, « Leveraging flexibility of residential heat pumps through local energy markets, » *Applied Energy*, t. 355, p. 122 269, 2024.
- [162] C. HEINRICH, C. ZIRAS, T. V. JENSEN, H. W. BINDNER et J. KAZEMPOUR, « A local flexibility market mechanism with capacity limitation services, » *Energy Policy*, t. 156, p. 112 335, 2021.
- [163] S. SABIR et al., « Modeling and Parameter Estimation of Electric Thermal Storage utilizing Residual Components for Residential Consumer, » in *2024 IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech)*, IEEE, 2024, p. 144-150.
- [164] M. KOHANSAL et H. MOHSENIAN-RAD, « A closer look at demand bids in California ISO energy market, » *IEEE Transactions on Power Systems*, t. 31, n° 4, p. 3330-3331, 2015.

- [165] G. RUAN, H. ZHONG, B. SHAN et X. TAN, « Constructing demand-side bidding curves based on a decoupled full-cycle process, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 12, n° 1, p. 502-511, 2020.
- [166] N. NISAN, « Bidding languages, » *Combinatorial auctions*, p. 400-420, 2005.
- [167] X. QIAN, M. HUANG, J. TU et X. WANG, « An improved particle swarm optimization algorithm for winner determination in multi-attribute combinatorial reverse auction, » in *Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation*, IEEE, 2014, p. 605-609.
- [168] B. OTTENS et U. ENDRISS, « Comparing winner determination algorithms for mixed multi-unit combinatorial auctions, » 2008.
- [169] E. BOROS, P. L. HAMMER et G. TAVARES, « Local search heuristics for quadratic unconstrained binary optimization (QUBO), » *Journal of Heuristics*, t. 13, p. 99-132, 2007.
- [170] A. J. WOOD, B. F. WOLLENBERG et G. B. SHEBLÉ, *Power generation, operation, and control*. John Wiley & Sons, 2013.
- [171] A.-H. MOHSENIAN-RAD, V. W. WONG, J. JATSKEVICH, R. SCHOBBER et A. LEON-GARCIA, « Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid, » *IEEE transactions on Smart Grid*, t. 1, n° 3, p. 320-331, 2010.
- [172] D. PORTER, S. RASSENTI, A. ROOPNARINE et V. SMITH, « Combinatorial auction design, » *Proceedings of the National Academy of Sciences*, t. 100, n° 19, p. 11 153-11 157, 2003.
- [173] R. D. ZIMMERMAN, « Uniform price auctions and optimal power flow, » *Matpower Technical Note, Feb*, t. 1, p. 12-19, 2010.
- [174] F. MARTÍN-MARTÍNEZ, J. BOAL, Á. SÁNCHEZ-MIRALLES, C. B. ROBLES et R. RODRÍGUEZ-VILCHES, « Technical deployment of aggregator business models, » *Heliyon*, t. 10, n° 9, 2024.

- [175] D. LEHMANN, R. MÜLLER et T. SANDHOLM, « The winner determination problem, » *Combinatorial auctions*, p. 297-318, 2005.
- [176] G. HUG, S. KAR et C. WU, « Consensus+ innovations approach for distributed multiagent coordination in a microgrid, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 6, n° 4, p. 1893-1903, 2015.
- [177] L. GKATZIKIS, I. KOUTSOPOULOS et T. SALONIDIS, « The role of aggregators in smart grid demand response markets, » *IEEE Journal on selected areas in communications*, t. 31, n° 7, p. 1247-1257, 2013.
- [178] HILO BY HYDRO-QUÉBEC, *Electricity demand response*, <https://www.hiloenergie.com/en-ca/help-center/rewards/how-it-works/how-are-my-rewards-calculated/>, Last accessed on 2023-05-19, 2023.
- [179] A. WÄCHTER et L. T. BIEGLER, « On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming, » *Mathematical programming*, t. 106, p. 25-57, 2006.
- [180] A. M. AHMED, F. ELIASSEN et Y. ZHANG, « Combinatorial Auctions and Graph Neural Networks for Local Energy Flexibility Markets, » in *2023 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT EUROPE)*, IEEE, 2023, p. 1-6.
- [181] P. HAJELA, « Genetic search-an approach to the nonconvex optimization problem, » *AIAA journal*, t. 28, n° 7, p. 1205-1210, 1990.
- [182] M. MADANI et M. VAN VYVE, « A MIP framework for non-convex uniform price day-ahead electricity auctions, » *EURO Journal on Computational Optimization*, t. 5, n° 1, p. 263-284, 2017.
- [183] L. F. ESCUDERO, M. LANDETE et A. MARÍN, « A branch-and-cut algorithm for the winner determination problem, » *Decision Support Systems*, t. 46, n° 3, p. 649-659, 2009.
- [184] A. ALI, J. Z. KOLTER, S. DIAMOND et S. P. BOYD, « Disciplined Convex Stochastic Programming : A New Framework for Stochastic Optimization., » in *UAI*, 2015, p. 62-71.

- [185] P. VIRTANEN et al., « SciPy 1.0 : fundamental algorithms for scientific computing in Python, » *Nature methods*, t. 17, n° 3, p. 261-272, 2020.
- [186] S. J. TAYLOR et B. LETHAM, « Forecasting at scale, » *The American Statistician*, t. 72, n° 1, p. 37-45, 2018.
- [187] G. PRANAVA et P. PRASAD, « Constriction coefficient particle swarm optimization for economic load dispatch with valve point loading effects, » in *2013 international conference on power, energy and control (ICPEC)*, IEEE, 2013, p. 350-354.
- [188] H. GARG, « A hybrid PSO-GA algorithm for constrained optimization problems, » *Applied Mathematics and Computation*, t. 274, p. 292-305, 2016.
- [189] J. IZQUIERDO, I. MONTALVO, R. PÉREZ et V. S. FUERTES, « Design optimization of wastewater collection networks by PSO, » *Computers & Mathematics with Applications*, t. 56, n° 3, p. 777-784, 2008.
- [190] K. VATANPARVAR et M. A. AL FARUQUE, « Design space exploration for the profitability of a rule-based aggregator business model within a residential microgrid, » *IEEE Transactions on Smart Grid*, t. 6, n° 3, p. 1167-1175, 2014.
- [191] F. A. POTRA et S. J. WRIGHT, « Interior-point methods, » *Journal of computational and applied mathematics*, t. 124, n° 1-2, p. 281-302, 2000.
- [192] J. A. DOMINGUEZ, K. AGBOSSOU, N. HENAO, S. H. NAGARSHETH, J. CAMPILLO et L. RUEDA, « Distributed stochastic energy coordination for residential prosumers : Framework and implementation, » *Sustainable Energy, Grids and Networks*, t. 38, p. 101-134, 2024.
- [193] J. DOMINGUEZ, S. SABIR, N. HENAO, K. AGBOSSOU, J. OVIEDO-CEPEDA et J. CAMPILLO, « ORFLEX : Open Platform for Rapid Testing and Deploying Local Flexibility Markets, » in *IECON 2024-50th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, IEEE, 2024, p. 1-6.