



HAL
open science

Gestion décentralisée des interactions complexes entre producteurs et consommateurs d'énergie électrique

Hala Alsalloum

► **To cite this version:**

Hala Alsalloum. Gestion décentralisée des interactions complexes entre producteurs et consommateurs d'énergie électrique. Energie électrique. Université de Technologie de Troyes; Université Libanaise, 2021. Français. NNT : 2021TROY0008 . tel-03808743

HAL Id: tel-03808743

<https://theses.hal.science/tel-03808743>

Submitted on 10 Oct 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse
de doctorat
de l'UTT

Hala ALSALLOUM

**Gestion décentralisée
des interactions complexes entre
producteurs et consommateurs
d'énergie électrique**

Champ disciplinaire :
Sciences pour l'Ingénieur

2021TROY0008

Année 2021

Thèse en cotutelle avec l'Université Libanaise - Beyrouth - Liban



THESE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR

de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES

en SCIENCES POUR L'INGENIEUR

Spécialité : SYSTEMES SOCIOTECHNIQUES

présentée et soutenue par

Hala ALSALLOUM

le 11 février 2021

**Gestion décentralisée des interactions complexes
entre producteurs et consommateurs d'énergie électrique**

JURY

M. Hacene FOUCHAL	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Président
M. Samir AKNINE	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
M. Stéphane GALLAND	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
Mme Élise BONZON	MAITRE DE CONFERENCES	Examinatrice
M. Jacques DEMERJIAN	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Examineur
M. Moez ESSEGHIR	MAITRE DE CONFERENCES	Examineur
Mme Leïla MERGHEM-BOULAHIA	PROFESSEURE DES UNIVERSITES	Directrice de thèse
Mme Rana RAHIM	MAITRE DE CONFERENCES (LIBAN) - HDR	Directrice de thèse

Remerciements

La thèse a définitivement changé ma vie en évoluant personnellement et professionnellement, me permettant de développer la passion de participer activement et de faire avancer le discours de la recherche. J'aimerais remercier les nombreuses personnes qui ont rendu cette thèse possible.

Premièrement, mes directrices de thèse, Leila Merghem Boulahia, et Rana Rahim Amoud qui ont travaillé d'arrache-pied pour soutenir notre thèse et m'ont inspiré par leur savoir et leur curiosité illimités. Elles m'ont toujours soutenu et pris le plus de temps possible pour répondre à mes questions et me donner les meilleurs conseils pour réussir ma formation.

Je remercie les membres du jury, d'avoir accepté d'être les relecteurs de cette thèse, Monsieur Samir AKNINE et Monsieur Stéphane GALLAND. Mes remerciements vont également aux examinateurs Monsieur Moez ESSEGHIR, Monsieur Hacène FOUCHAL, Monsieur Jacques DEMERJIAN, et Madame Elise BONZON, ce fut un grand plaisir de faire partie de ce jury.

Je tiens également à remercier l'Université de Technologie de Troyes et l'Université Libanaise, pour la bonne ambiance de travail. En plus, je remercie tous mes amis aussi pour les nombreux bons moments passés ensemble, en particulier pour ceux qui m'ont encouragé pendant mon séjour.

Un grand merci à mon fiancé et mon futur mari AHMAD ELRAI et à ma famille pour leurs encouragements, leur soutien et leurs sacrifices. Sans eux, ce travail n'aurait jamais été possible. Leur soutien, leur tolérance, leur loyauté, leur affection et leur amour inébranlable sont incontestablement les conditions nécessaires pour que je puisse exercer mes activités avec efficacité.

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	I
LISTE DES FIGURES.....	VII
LISTE DES TABLEAUX	IX
SYMBOLES	X
RESUME	1
ABSTRACT	2
INTRODUCTION.....	4
Contexte général.....	4
Contributions de la thèse	6
Organisation de la thèse	7
CHAPITRE 1 GESTION ET DISTRIBUTION DE L'ENERGIE DANS LES RESEAUX INTELLIGENTS : CONCEPTS ET DEFINITION.....	10
1.1 Introduction.....	10
1.2 Gestion de l'énergie.....	10
1.3 Gestion de la demande	11
1.4 Gestion de la réponse à la demande	13
1.5 Transfert de l'énergie	14
1.6 Pro-consommateurs	15
1.6.1 Micro-grids	15
1.6.2 Producteur d'énergie.....	16
1.7 Tarification dynamique.....	16

1.7.1	Créneaux de prix.....	17
1.7.2	Tarification des pics de consommation	18
1.7.3	Tarification en temps réel.....	18
1.8	Conclusion	20
CHAPITRE 2 METHODES D’OPTIMISATION DE LA GESTION D’ENERGIE		22
2.1	Introduction.....	22
2.2	Techniques d’optimisation pour la gestion de l’énergie.....	22
2.3	Programmation Linéaire	23
2.3.1	Programmation Linéaire en nombres entiers.....	24
2.3.2	Programmation linéaire mixte.....	24
2.4	Optimisation heuristique.....	25
2.5	Optimisation des essaims de particules	26
2.6	Théorie des jeux	26
2.6.1	Jeux coopératifs.....	27
2.6.2	Jeux non-coopératifs	27
2.6.3	Jeu stratégique « Stackelberg Game »	28
2.6.4	Équilibre de Nash.....	29
2.7	Systèmes multi-agents.....	29
2.8	Modélisations mathématiques	30
2.8.1	Maximisation de la fonction d’utilité.....	30
2.8.2	Minimisation de la fonction du coût payé.....	31
2.8.3	Maximisation de la fonction d’utilité et minimisation de la fonction du coût	32
2.9	Classification des méthodes d’optimisation.....	33
2.9.1	Minimisation du coût d’énergie	33
2.9.2	Minimisation de la consommation d’énergie.....	35
2.9.3	Minimisation du coût et de la consommation d’énergie.....	36
2.10	Centralisation et Décentralisation de la décision prise dans les réseaux intelligents	39
2.10.1	Gestion d’énergie centralisée	39
2.10.2	Gestion d’énergie décentralisée	40

2.11	Contexte de travail et solution proposée	41
2.12	Conclusion	44

CHAPITRE 3 STMPP : MODELISATION DES INTERACTIONS ENTRE LES PRODUCTEURS D'ENERGIE ET LES DIFFERENTS TYPES DE CONSOMMATEURS..... **46**

3.1	Introduction	46
3.2	Problématique et solution proposée	46
3.3	Scénario mis en œuvre	47
3.4	Interactions entre les consommateurs et les producteurs	49
3.4.1	Côté consommateur	49
3.4.2	Côté producteur	51
3.4.3	Jeu de Stackelberg STMPP	52
3.5	Allocation d'Énergie AE	55
3.6	Interprétation mathématique	57
3.7	Algorithme distribué	57
3.8	Résultats obtenus	59
3.9	Conclusion	64

CHAPITRE 4 PGPET : TRANSFERT D'ENERGIE ENTRE LES PRO-CONSOMMATEURS..... **68**

4.1	Introduction	68
4.2	Motivations	68
4.3	Approche décentralisée proposée	70
4.3.1	Interactions entre les vendeurs et la grille : PGET	71
4.3.2	Interactions entre les pro-consommateurs PPET	74
4.3.3	Démarche utilisée.....	76
4.4	Résultats	79

4.5	Prioriser les pro-consommateurs	82
4.5.1	Algorithme modifié avec des priorités	83
4.6	Conclusion	90
CHAPITRE 5 UNE ETUDE HIERARCHIQUE DE LA GESTION DE L'ENERGIE BASEE SUR LA THEORIE DES JEUX		93
5.1	Introduction	93
5.2	Motivations	93
5.3	Scénario mis en œuvre	96
5.3.1	Côté vendeur	97
5.3.2	Côté acheteur	97
5.3.3	Côté producteur	98
5.4	Interactions entre les Pro-consommateurs : Pr2Pr	99
5.4.1	Côté acheteur	99
5.4.2	Côté vendeur	101
5.4.3	Équilibre de Nash.....	102
5.5	Interactions entre les producteurs et les acheteurs : P2C	103
5.5.1	Côté acheteur	103
5.5.2	Côté producteur	104
5.5.3	Existence et unicité de l'équilibre de Stackelberg dans notre jeu	104
5.6	Algorithme distribué	106
5.7	Résultats et analyse	108
5.8	Conclusion	114
CONCLUSION GENERALE		116
PERSPECTIVES		117
REFERENCES		119
ANNEXE A : DEMANDE OPTIMALE D'ENERGIE		129

ANNEXE B : CONDITION SUFFISANTE DU SYSTEME..... 132

ANNEXE C : PRIX OPTIMAL DE L'ENERGIE..... 133

Liste des figures

Figure 1-1 : Les différentes techniques de DSM [12]	12
Figure 1-2 : Les principaux composants et le transfert d'énergie dans les SG.....	16
Figure 2-1 : La centralisation dans SG	40
Figure 2-2 : La décentralisation dans SG	41
Figure 2-3 : Le contexte du travail.....	42
Figure 2-4 : (a) Le résumé de DRM dans les réseaux intelligents :1) les programmes ; 2) les problèmes ; et 3) les approches (b) notre contexte proposé	43
Figure 3-1 : Le scénario utilisé	48
Figure 3-2 : Les étapes de STMPP.....	58
Figure 3-3 : La variation de la consommation de l'énergie en fonction du nombre de consommateurs pour STMPP et NRT (scénario 1)	61
Figure 3-4 : La variation du prix unitaire pour 10 consommateurs pour STMPP et NRT (scénario 1) ..	61
Figure 3-5 : La variation de l'énergie consommée en KWh du producteur p1 en fonction du nombre des consommateurs à t=1 (scénario 2)	61
Figure 3-6 : La variation des prix en euros en fonction du nombre de consommateurs pour p=1 à t=1(scénario 2).....	61
Figure 3-7 : La variation des prix totaux en euros pour les 5 producteurs d'énergie	62
Figure 3-8 : La variation de la consommation de l'énergie en fonction du nombre des producteurs .	62
Figure 3-9 : La comparaison entre trois scénarios	63
Figure 3-10 : La variation du coût total payé en fonction du nombre des industriels pour AE et STMPP	63
Figure 3-11 : La variation de la satisfaction des consommateurs en fonction du nombre de producteurs pour AE et STMPP	63
Figure 3-12 : Variation de la satisfaction des producteurs en fonction du nombre des consommateurs avec N=500, pour une demande de 100 KWh des industriels	64
Figure 3-13 : Variation de la satisfaction des producteurs en fonction du nombre des consommateurs avec N=800, pour une demande de 100 KWh des industriels	64
Figure 4-1 : Le modèle du système proposé	71
Figure 4-2 : Le coût payé par les consommateurs pour 3 scénarios différents : deux vendeurs choisis, un seul vendeur et Game ST	80
Figure 4-3 : Le coût total payé par les consommateurs en fonction de la variation du nombre des acheteurs pour PGPET et Game ST	80
Figure 4-4 : La variation du coût total payé pour PGPET et Game ST	80

Figure 4-5 : La variation de la demande énergétique de la grille en fonction du nombre de vendeurs si nous choisissons un, deux vendeurs	82
Figure 4-6 : La variation de la satisfaction des consommateurs acheteurs en fonction de la variation de l'énergie stockée	82
Figure 4-7 : La variation du prix pour les algorithmes sans et avec priorités en fonction des itérations pour la priorité $P1$	88
Figure 4-8 : La variation du prix pour les algorithmes sans et avec priorités en fonction des itérations pour la priorité $P2$	88
Figure 4-9 : Le nombre d'itérations demandé pour atteindre l'équilibre en fonction du nombre de pro-consommateurs	88
Figure 4-10 : La variation du surplus d'énergie en fonction du nombre de pro-consommateurs.....	88
Figure 4-11 : La variation du coût total en fonction du nombre de pro-consommateurs pour les trois algorithmes : Sans priorité ROBET, avec priorité PROBET et l'algorithme ETWP	89
Figure 4-12 : La variation de coût total payé en fonction du nombre des itérations pour notre algorithme PROBET et ETWP	90
Figure 5-1 : Le scénario proposé	96
Figure 5-2 : Les deux étapes de Stackelberg Game.....	106
Figure 5-3 : Les demandes optimales pour 5 acheteurs dans P2C.....	110
Figure 5-4 : Les prix optimaux pour 3 producteurs d'énergie pour P2C	110
Figure 5-5 : La variation de la fonction d'utilité des acheteurs pour P2C et EM.....	111
Figure 5-6 : Le nombre d'itérations demandé pour atteindre les décisions optimales en fonction de la variation du nombre de pro-consommateurs.....	111
Figure 5-7 : Les prix optimaux pour 3 vendeurs pour Pr2Pr	112
Figure 5-8 : Le coût total payé en fonction de la variation des nombre de pro-consommateurs pour Pr2Pr et ET	112
Figure 5-9 : Le coût total payé en fonction de la variation du nombre des pro-consommateurs pour P2C, Pr2Pr et Pr2Pr/P	113
Figure 5-10 : La variation du nombre d'itérations en fonction de la variation de nombre des pro-consommateurs pour P2C, Pr2Pr, et Pr2Pr/P.....	113
Figure 5-11 : La variation du temps d'exécution pour atteindre l'équilibre de Nash en fonction du nombre des pro-consommateurs.....	114

Liste des Tableaux

Tableau 1-1 : Comparaison entre les différentes stratégies de tarifications	19
Tableau 2-1 : Différentes fonctions utilisées dans la littérature	32
Tableau 2-2 : Différence entre les références citées pour la minimisation du coût de l'énergie	34
Tableau 2-3 : Différence entre les références citées pour la minimisation de la consommation d'énergie.....	36
Tableau 2-4 : Différence entre les références citées pour la minimisation de la consommation et le coût d'énergie	38
Tableau 3-1 : Algorithme distribué proposé exécuté par chaque producteur et consommateur	59
Tableau 3-2 : Paramètres utilisés	60
Tableau 4-1 : Paramètres utilisés	79
Tableau 4-2 : Algorithme distribué de transfert d'énergie entre les acheteurs et les vendeurs	86
Tableau 4-3 : Paramètres utilisés	87
Tableau 5-1 : Comparaison entre les approches centralisée/décentralisée et notre approche	96
Tableau 5-2 : Algorithme Distribué pour la demande et le prix.....	107
Tableau 5-3 : Paramètres utilisés	109

Symboles

Abréviations

SG	Smart Grid (réseaux intelligents)
ToU	Time Of Use (les créneaux de prix)
CPP	Critical Peak Pricing (la tarification des pics de consommation)
RTP	Real Time Pricing (Prix en temps réel)
DSM	Demand Side Management (gestion de la demande)
DRM	Demand Response Management (gestion de la réponse à la demande)
GT	Game Theory (théorie de jeux)
LP	Linear Programming (programmation linéaire)
ILP	Integer Linear Programming
MILP	Mixed Integer Linear Programming
PSO	Particle Swarm Optimization
HO	Heuristic Optimization
SMA	Système Multi Agents
CO ₂	Dioxyde de Carbone
DER	Distributed Energy Resources
DP	Dynamic Pricing
PAR	Peak to Average Ratio
ICT	Information and Communication Technologies

Nomenclature

N	Nombre des consommateurs (Chapitre 3) et pro-consommateurs (Chapitre 4-5)
N_p	Nombre des producteurs

N_b	Nombre des acheteurs
N_s	Nombre des vendeurs
T	Nombre des intervalles de temps
T	Indice d'un intervalle de temps
S	Indice d'un vendeur
B	Indice d'un acheteur
G	Indice de la grille
N	Indice d'un consommateur
D	Distance
P	Indice d'un producteur
K	Indice de priorité
$P_{s,t}$	Prix donné par un vendeur s à l'intervalle de temps t
$P_{p,t}$	Prix donné par un producteur p à l'intervalle de temps t
$P_{g,t}^v$	Prix donné par la grille g à un intervalle de temps t pour vendre l'énergie
$P_{g,t}^a$	Prix donné par la grille g à un intervalle de temps t pour acheter l'énergie
$EN_{b,t}$	Energie demandée par l'acheteur b à l'intervalle de temps t
$AS_{s,t}$	Surplus d'énergie pour le vendeur n à l'intervalle de temps t
$AP_{p/g,t}$	Energie valable chez le producteur p/ la grille g à un intervalle de temps t
$E_{s,b,t}$	Energie consommée par l'acheteur b du vendeur s à l'intervalle de temps t
$E_{b/n,p/g,t}$	Energie consommée par l'acheteur b/ consommateur n du producteur p/ la grille g à l'intervalle de temps t
$E_{s,g,t}$	Energie achetée par la grille g du vendeur s à l'intervalle de temps t
$U_{b,t}^{P2C}$	Fonction d'utilité de l'acheteur b pour la partie P2C (interactions des acheteurs et des producteurs) à l'intervalle de temps t
$U_{b,t}^{Pr2Pr}$	Fonction d'utilité de l'acheteur b pour la partie Pr2Pr (interactions des acheteurs et des vendeurs) à l'intervalle de temps t
$U_{b,t}^{Total}$	Fonction d'utilité globale de l'acheteur b à l'intervalle de temps t
$U_{s,t}$	Fonction d'utilité du vendeur s à l'intervalle de temps t

$U_{n,t}$	Fonction d'utilité du consommateur n à l'intervalle de temps t
$U_{p/g,t}$	Fonction d'utilité du producteur p/ grille g à l'intervalle de temps t
$E_{n,t}$	Consommation locale d'énergie du pro-consommateur n à un intervalle de temps t
$A_{n,t}$	Energie produite du pro-consommateur n à un intervalle de temps t
$C_{b/n,t}$	Budget de l'acheteur b/consommateur n à l'intervalle de temps t

Lettre Grecque

μ	Multiplicateurs de Lagrange
$\alpha_{b/n}$	Paramètre d'ajustement spécifique pour chaque vendeur b/ consommateur n
ν_n	Paramètre d'ajustement spécifique pour chaque consommateur n
β_s	Pourcentage de consommation pour chaque vendeur s

Résumé

Cette thèse porte sur la proposition d'une approche décentralisée pour la gestion de la demande d'énergie dans le cadre des smart grids. L'objectif principal est de promouvoir les économies d'énergie et l'utilisation des ressources énergétiques propres, tout en incitant les utilisateurs à participer activement à la gestion de la demande. A cet égard, la maîtrise de la consommation énergétique devient une priorité. Elle s'applique à plusieurs niveaux depuis le quartier jusqu'à la ville. Les travaux présentés dans cette thèse se situent dans ce cadre. Nous présentons en premier une modélisation des comportements divers des agents présents au sein du marché de l'énergie, basée sur la théorie des jeux tout en prenant en compte plusieurs contraintes comme l'hétérogénéité de producteurs et de consommateurs présents, et les contraintes spatiales et temporelles. Ensuite, nous essayons de répondre à leurs besoins en : (1) optimisant la demande de l'énergie (de la part des consommateurs qui deviennent eux-mêmes des producteurs d'énergie grâce à l'intégration des énergies renouvelables) et (2) son prix (de la part des producteurs). Enfin, nous proposons des algorithmes distribués partagés entre les joueurs pour atteindre un état stable du jeu. Des comparaisons avec des scénarios conventionnels connus dans ce domaine ont montré l'efficacité de nos contributions.

Mots clés : réseaux intelligents, théorie des jeux, systèmes distribués, pro-consommateurs

Abstract

This thesis focuses on the proposal of a decentralized approach for managing energy demand in the context of smart grids. The main objective is to promote energy savings and the use of clean energy resources, while encouraging users to actively participate in demand management. In this regard, controlling energy consumption becomes a priority. It applies at several levels from the neighborhood to the city. The work presented in this thesis falls within this framework. We first present a modeling of the various behaviors of the agents present within the energy market, based on game theory while taking into account several constraints such as the heterogeneity of producers and consumers present, and the spatial and temporal constraints. Then, we try to meet their needs by: (1) optimizing the demand for energy (from consumers' side who themselves become energy producers through the integration of renewable energies) and (2) its price (from producers' side). Finally, we propose distributed algorithms shared between players to achieve a stable state of the game. Comparisons with conventional scenarios known in this field have shown the effectiveness of our contributions.

Keywords: smart grids, game theory, distributed systems, prosumers

Introduction

Contexte général

Les besoins en énergie augmentent avec l'augmentation de la population et le développement économique. Différents secteurs ont connu une hausse considérable de la consommation d'énergie au cours de ces dernières années comme le secteur de transports, le secteur industriel et résidentiel. L'intégration des véhicules électriques a également augmenté la charge. Les producteurs d'énergie ne sont plus capables d'assurer la quantité demandée. Alors que le réseau traditionnel ne peut plus supporter toutes ces charges, le réseau électrique intelligent est une solution émergente qui intègre les énergies renouvelables, les compteurs intelligents et les nouvelles technologies d'information et de communication. Les réseaux électriques intelligents (Smart Grid (SG))¹ arrivent comme une solution pour combiner la technologie numérique avec le transfert de l'électricité. Smart Grid est conçu comme un réseau électrique capable d'acheminer l'électricité de manière contrôlée et intelligente des points de production aux consommateurs considérés comme une partie intégrante du SG. Ces derniers peuvent modifier leurs habitudes d'achat et leur comportement en fonction des informations reçues, et des incitations offertes.

En plus, Smart Grid est un système électrique capable de prendre des décisions intelligentes dans différentes parties de l'infrastructure électrique afin de maintenir un environnement d'exploitation stable. Il s'agit d'une mise à niveau du réseau traditionnel comportant les mêmes fonctions de base avec différentes améliorations. Nous remarquons un flux unidirectionnel dans l'actuel grid où l'énergie est acheminée de la part des producteurs vers les consommateurs. Or, avec le nouveau réseau, grâce à l'intégration des énergies renouvelables, un flux bidirectionnel existe entre les producteurs et les consommateurs. Ces derniers gagnent le pouvoir de bien contrôler leurs consommations et deviennent des consommateurs actifs. Les objectifs des smart grids sont divers, les plus essentiels sont : (1) sensibiliser les consommateurs et les producteurs d'énergie à la maîtrise de la demande en électricité, (2) sécuriser la qualité de l'énergie, (3) faciliter l'intégration des moyens de production en énergies renouvelables, et (4) participer à l'essor du véhicule électrique.

La première brique du smart grid est la gestion de l'énergie car elle joue un rôle clé dans l'avenir des réseaux intelligents. Récemment, les chercheurs de la gestion de l'énergie ont développé divers modèles mathématiques pour optimiser la réponse à la demande. Ces systèmes de la gestion de l'énergie peuvent être utilisés pour répondre à l'état du réseau et aux demandes de tarification,

¹ Smart Grid et réseaux intelligents demeurent avoir le même sens

encourageant par la suite, les consommateurs à utiliser efficacement l'énergie et à éviter d'atteindre des consommations d'électricité importantes, ce qui se traduit par une efficacité énergétique ainsi que des économies financières pour les consommateurs et les producteurs. DSM (Demand Side Management), DRM (Demand Response Management), la gestion de la demande et de l'offre sont les composantes clés des réseaux intelligents. L'objectif principal est de trouver la demande et le prix optimaux pour les consommateurs et les producteurs, de définir le profil de charge, de réduire la production d'énergie et de minimiser les factures des consommateurs. De plus, DSM assure l'équilibre entre consommation et production d'électricité. Par conséquent, la gestion de l'énergie favorise l'interaction et la réactivité des consommateurs, qui peuvent offrir un large éventail d'avantages potentiels sur le fonctionnement et l'expansion du système et sur l'efficacité du marché énergétique.

Des technologies et des systèmes innovants, tels que les compteurs intelligents, les contrôleurs d'énergie, les systèmes de communication, sont en plein essor, dont les recherches sont très actives. Vu l'importance des SG, une prise de conscience générale a été générée surtout dans les pays en pleine croissance. En conséquence, l'évolution au niveau numérique et communication à part la diversité des entités présentes dans le SG provoque la complexité du système. Deux solutions se présentent : soit, une demande d'une nouvelle infrastructure plus intelligente qui est généralement coûteuse, soit, une gestion intelligente de l'énergie sera une nécessité surtout avec l'intégration des systèmes de production décentralisés. Dans la seconde option, la solution passe par un déploiement de nouvelles technologies au niveau de la production et de la consommation. Pour assurer une flexibilité du réseau, les centrales de traitement des données doivent interagir en temps réel. Grâce aux méthodes d'optimisation diverses, nous arrivons à trouver des solutions, non seulement les meilleures mais qui répondent aux caractéristiques du modèle et qui soient faisables. La communication bidirectionnelle entre les producteurs et les consommateurs pour envoyer les flux d'énergie et recevoir des informations de contrôle et de retour d'informations a pris un autre aspect dans les réseaux intelligents notamment parce qu'elle permet aux consommateurs de communiquer entre eux. Un nouveau terme apparaît ainsi dans les nouveaux réseaux intelligents, « les pro-consommateurs », qui partagent également l'énergie en excès générée par les sources d'énergie renouvelables avec le réseau et/ou avec d'autres consommateurs. Ils sont non seulement un acteur important des futurs réseaux, mais ils jouent également un rôle essentiel dans la gestion de la demande ce qui aidera à comprendre et à analyser l'impact des acheteurs sur les réseaux intelligents.

En outre, le processus de partage de l'énergie entre consommateurs/consommateurs et producteurs d'énergie implique deux éléments clés : les technologies de l'information et de la communication et les techniques d'optimisation. Plusieurs options, la plupart sans fil, sont disponibles pour le transfert d'informations entre les consommateurs et les producteurs. Afin d'optimiser le transfert de l'énergie,

différentes techniques d'optimisation sont appropriées et ont été proposées dans la littérature. En plus, une gestion décentralisée des données et de l'énergie devient une nécessité, mais, qui en revanche alourdit le système et le rend de plus en plus complexe. Ainsi, la notion des microgrids apparaît dans laquelle chaque microgrid sera responsable de l'alimentation d'une zone géographique bien définie.

Enfin, la tarification dynamique est un enjeu central dans les réseaux intelligents surtout en temps réel, car le coût de production de l'électricité dépend du temps d'utilisation ; il est plus élevé pendant les heures de pointe et plus bas pendant les heures creuses.

Contributions de la thèse

Nos travaux dans cette thèse s'intéressent à la gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents. Nous nous focalisons sur l'importance du consommateur en maximisant son gain, tout en tenant compte des gains des autres. La théorie des jeux est la méthode utilisée dans notre thèse. Notre but est de répondre à la question suivante : Comment gérer intelligemment l'énergie de sorte qu'un équilibre existe entre la production et la consommation vu la diversité des entités présentes et la décentralisation des données dans un système complexe ? Nos principales contributions sont les suivantes :

1. Nous proposons une nouvelle méthode pour modéliser les interactions entre les consommateurs et les producteurs d'énergie en se basant sur la théorie de jeux. Elle prend en considération les interactions complexes qui résultent de la diversité des consommateurs et des producteurs qui interagissent entre eux. Nous ajoutons des contraintes spatiales et temporelles et nous divisons notre travail en des intervalles de temps, chacune d'une heure (chapitre 3).
2. Nous étudions le transfert d'énergie entre les pro-consommateurs eux-mêmes. En plus de l'interaction consommateur-producteur, nous avons intégré la partie de la communication entre consommateurs eux-mêmes. En premier, les consommateurs proposent d'abord leur surplus d'énergie aux producteurs, puis aux autres consommateurs car le prix de l'énergie vendue aux producteurs est plus élevé que celui indiqué aux consommateurs (chapitre 4).
3. Afin de donner une description cohérente et uniforme de notre travail, nous avons proposé un modèle hiérarchique complet qui englobe les transferts d'énergie des deux parties précédentes : la première revient à définir la façon optimale avec laquelle la décision sur les

prix et les demandes se fait entre les consommateurs eux-mêmes, et la deuxième revient à transférer l'énergie entre les producteurs et les autres consommateurs qui ont encore besoin de l'énergie (chapitre 5).

Organisation de la thèse

Cette thèse est formée de 5 chapitres, organisée de la façon suivante :

- **Le chapitre 1** présente l'état de l'art des recherches dans le domaine des réseaux intelligents. Nous avons détaillé les points qui nous aident à bien situer notre travail par rapport à la littérature. Nous commençons par une vue d'ensemble sur les réseaux intelligents. Puis, nous définissons la gestion de l'énergie, qui est le cœur de notre travail.
- **Le chapitre 2** montre les différentes méthodes de tarification dynamique ainsi que les diverses méthodes d'optimisation utilisées dans les Smart Grid en se focalisant sur les concepts de la théorie des jeux.
- **Le chapitre 3** est dédié à notre première contribution STMP, qui représente la modélisation des interactions entre les consommateurs et les producteurs d'énergie. Nous exposons les détails de notre approche et démontrons les résultats obtenus par simulation. Il est clair que notre approche permet de réduire la consommation de l'énergie, ainsi que la facture de l'énergie.
- **Le chapitre 4** présente la modélisation des interactions entre les consommateurs eux-mêmes et avec les producteurs d'énergie. Nos algorithmes sont nommés PPET, et PGET qui résument Prosumer-Prosumer Energy Trading, et Prosumer-Grid Energy Trading. Ils montrent la façon avec laquelle les pro-consommateurs vendeurs répartissent leur surplus d'énergie de façon optimale entre les producteurs d'énergie et les pro-consommateurs acheteurs. Puis, nous priorisons les acheteurs en leur donnant le privilège d'une réduction de prix suivant leur état. Au sein de ce chapitre, nous présentons les principaux travaux de l'état de l'art effectués, et nous détaillons la méthode utilisée et les résultats obtenus.
- **Le chapitre 5** est dédié à la dernière contribution de notre thèse. Il explique la hiérarchie globale entre les deux approches mentionnées ci-dessus. Nous présentons un modèle complet qui apporte des évolutions dans les deux directions : (1) les interactions entre les pro-consommateurs, (2) les interactions entre les producteurs et les pro-consommateurs. Les pro-consommateurs sont divisés en acheteurs et vendeurs suivant leur état de stockage sachant que les acheteurs essaient d'assurer la grande

partie de leur déficit d'énergie auprès des vendeurs puis des producteurs d'énergie. Nous nous positionnons par rapport à la littérature en montrant l'efficacité de notre approche par les résultats obtenus.

Enfin, nous concluons notre manuscrit en donnant les perspectives qui peuvent ouvrir la porte sur de nouveaux sujets.

CHAPITRE 1	GESTION ET DISTRIBUTION DE L'ENERGIE DANS LES RESEAUX INTELLIGENTS : CONCEPTS ET DEFINITION.....	10
1.1	Introduction.....	10
1.2	Gestion de l'énergie.....	10
1.3	Gestion de la demande.....	11
1.4	Gestion de la réponse à la demande.....	13
1.5	Transfert de l'énergie.....	14
1.6	Pro-consommateurs.....	15
1.6.1	Micro-grids.....	15
1.6.2	Producteur d'énergie.....	16
1.7	Tarification dynamique.....	16
1.7.1	Créneaux de prix.....	17
1.7.2	Tarification des pics de consommation.....	18
1.7.3	Tarification en temps réel.....	18
1.8	Conclusion.....	20

Chapitre 1 Gestion et distribution de l'énergie dans les réseaux intelligents : Concepts et définition

1.1 Introduction

Récemment dans la plupart des pays, le système électrique procède désormais à des changements importants. L'évolution de la population et de la consommation énergétique alourdit l'ancien système [1]. En conséquence, nous assistons à l'émergence d'un nouveau système électrique nommé « le réseau électrique intelligent ou Smart Grid (SG) », dans lequel coexistent de nouvelles technologies et une autonomie plus diverse en termes d'exploitation du réseau. Une introduction aux bases des systèmes électriques et à ses concepts et paradigmes est vitale pour la compréhension des recherches menées dans le cadre de cette thèse. Ce chapitre est consacré à l'analyse de la gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents. En plus, les systèmes de gestion de l'offre et de la demande sont brièvement décrits. Nous définissons ensuite les problématiques abordées dans cette thèse. Nous détaillons les méthodes de tarification dynamique avant de les comparer afin de justifier notre choix. De plus, nous présentons les principales entités qui interagissent dans le contexte de la gestion d'énergie.

1.2 Gestion de l'énergie

En raison des défis auxquels sont confrontés le réseau électrique et ses gestionnaires, la gestion de l'énergie est l'une des applications les plus cruciales du réseau intelligent ; ceci a donc retenu l'attention des chercheurs et industriels. En particulier, le plus grand besoin provient de l'augmentation de la demande énergétique résidentielle avec l'émergence des véhicules électriques, l'augmentation du coût du carburant et la raréfaction des ressources naturelles. Actuellement, la consommation énergétique du secteur résidentiel représente environ 30 à 40% de la consommation totale d'énergie sur l'ensemble du territoire [2]. En règle générale, le réseau électrique est surdimensionné afin de supporter les périodes de pointe de consommation énergétique, qui n'ont lieu que quelques heures par an [3]. En effet, 20% de la capacité de production d'électricité seulement est disponible de manière latente pour répondre à la demande de pointe, qui se produit 5% du temps [4]. Ainsi, pour répondre à ces demandes occasionnelles de pointe, les producteurs d'énergie ont été obligés d'accroître leur capacité de production afin de satisfaire tous les consommateurs et leur fournir l'énergie nécessaire. Vu ces problématiques, la gestion de l'énergie est devenue un des éléments clés dans les smart grids. Ses objectifs les plus importants sont la réduction du coût de l'électricité en gérant

la consommation d'énergie, le développement environnemental et social, et l'augmentation de la fiabilité et la réduction des problèmes liés aux infrastructures. L'énergie doit être bien gérée de manière à garantir la qualité de l'énergie fournie et sa livraison, l'intégration des énergies renouvelables et la capacité des consommateurs à produire leurs propres énergies.

La gestion de l'énergie est une innovation essentielle dans le monde de l'énergie qui permet une pénétration plus forte des énergies renouvelables. La courbe de consommation est donc ajustée en fonction de plusieurs éléments pouvant avoir une influence sur le comportement des consommateurs et des producteurs. Pour cela, des technologies avancées sont utilisées afin de réduire les coûts, réduire la consommation d'énergie, améliorer le profil de la demande, contrôler les émissions de gaz à effet de serre [5]. La gestion de l'énergie peut être appliquée dans les phases génération, transmission, distribution et consommation de l'énergie. En effet, de nombreux travaux ont abordé cette question dans la littérature en développant des programmes de réponse à la demande [6,7] . La gestion de l'énergie implique donc toutes les actions qui influencent la demande énergétique, telles que la gestion de la demande ou Demand Side Management DSM et la gestion de l'offre à la demande ou Demand Response Management DRM, expliquées dans les sections suivantes.

1.3 Gestion de la demande

Le concept de gestion de la demande ou *Demand Side Management* (DSM) comprend toutes les actions qui visent à modifier le profil de la demande du consommateur, en temps et/ou en forme, pour correspondre à l'offre, tout en visant une intégration efficace des ressources énergétiques renouvelables [8] [9] afin d'équilibrer la production et la consommation d'énergie. La gestion de la demande est l'une des principales fonctions d'un réseau intelligent car elle permet aux consommateurs de prendre des décisions éclairées concernant leurs consommations d'énergie et aide les producteurs d'énergie à réduire la demande en heure de pointe et à remodeler le profil de charge. De plus, la DSM peut également être employée pour faciliter l'intégration de la génération distribuée qui peut produire des économies importantes à la fois dans la production et la transmission d'énergie [10]. Les autres avantages de la DSM incluent l'élimination des pannes d'électricité, la réduction des coûts opérationnels et la diminution des émissions de dioxyde de carbone (CO₂) [11]. La DSM consiste à décaler les charges d'une heure de pointe à une autre lorsque les prix sont moins élevés. La machine à laver, par exemple, peut-être mise en marche pendant la nuit lorsque les prix sont moins élevés que pendant la journée. Différents types de DSM existent (Figure 1-1) :

- Écrêtage de pointe (*Peak Clipping*)
- Remplissage de la vallée (*Valley Filling*)
- Transfer de charge (*Load Shifting*)

- Conservation stratégique (*Strategic Conservation*)
- Croissance stratégique de la charge (*Strategic Load Growth*)
- Forme de charge flexible (*Flexible Load Shape*)

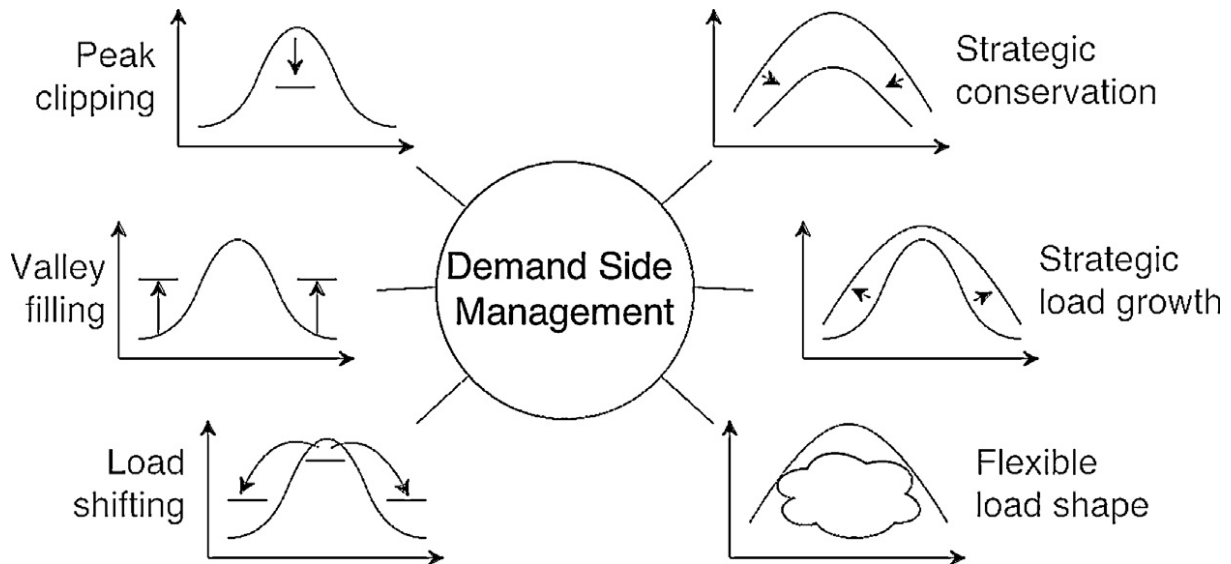


Figure 1-1 : Les différentes techniques de DSM [12]

Les techniques *Peak Clipping* et *Valley Filling* sont axées sur la réduction des différences entre les niveaux de charge de pointe et ceux de charge creuse pour atténuer la charge de pointe, et augmenter la sécurité du réseau intelligent. *Peak Clipping* [13] est une technique de contrôle direct de la charge pour réduire les charges de pointe, tandis que *Valley Filling* applique un contrôle direct de la charge en période creuse.

Load Shifting [4] est la technique de gestion de la charge la plus largement appliquée dans les réseaux de distribution actuels. Elle consiste à déplacer les charges faites en heures de pointe aux heures creuses.

De son côté, *Strategic Conservation* [14] vise à optimiser la forme de la charge grâce à l'application des méthodes de réduction de la demande directement chez les consommateurs. Le système de gestion et de distribution doit être capable de confronter ce type de stratégie en planifiant le bon fonctionnement du réseau à long terme.

Strategic Load Growth [14] optimise la réponse quotidienne en cas d'introduction d'une demande importante au-delà de la technique de *Valley Filling*. Il s'agit d'une solution de planification et d'exploitation visant à équilibrer la demande croissante et les processus de construction de

l'infrastructure nécessaire qui accompagnent la croissance de la charge. Le futur réseau intelligent doit fournir ainsi l'infrastructure nécessaire à la croissance stratégique de la charge.

Flexible Load Shape [15] dépend principalement de la fiabilité du réseau intelligent. En effet, les systèmes de gestion de réseau intelligent identifient les consommateurs avec des charges flexibles qui souhaitent être contrôlés pendant les périodes critiques en échange de diverses incitations. Des études doivent être menées pour prévoir la forme de charge, qui comprend les activités liées à la demande et prévues sur l'horizon de planification.

Avec ces différents types de DSM, les consommateurs se trouvent obligés de décaler le fonctionnement de leurs tâches des périodes de pointe aux périodes creuses réduisant ainsi leur confort. Une tâche urgente sera accomplie à une heure déterminée, peut-être en heure de pointe. Dans ces conditions, le consommateur devra payer une somme non négligeable. Une seconde méthode efficace consiste à négocier le prix de l'énergie pour en optimiser les demandes tout en conservant le fonctionnement de leurs appareils. Ceci diffère des méthodes existantes dans la littérature puisqu'elle prend en compte le confort des consommateurs. Par conséquent, elle est intéressante pour l'efficacité du réseau intelligent. Dans ce contexte, nous abordons ce point de vue dans les sections suivantes.

1.4 Gestion de la réponse à la demande

La gestion de la réponse à la demande (*Demand Response Management* DRM) est un type particulier de gestion de la demande (DSM) qui fait référence à «des changements dans la consommation d'électricité des consommateurs par rapport à leurs habitudes de consommation normales en réponse à l'évolution du prix de l'électricité, ou à des paiements incitatifs conçus pour réduire la consommation d'électricité lorsque les prix du marché sont élevés ou lorsque la fiabilité du système est compromise »[16]. Les objectifs essentiels de la DRM sont : (1) améliorer la fiabilité du réseau électrique, (2) réduire la consommation d'électricité en période de pointe, et (3) augmenter l'efficacité énergétique. La gestion de la réponse à la demande est de plus en plus considérée essentielle au bon fonctionnement du marché de l'électricité et fait partie du concept de réseau intelligent [17]. L'évolution des Technologies de l'Information et de la Communication permet de mettre en place un système hautement réactif. La DRM utilise souvent des mécanismes incitant les consommateurs à réduire leur demande afin d'éviter les pics de consommation en heure de pointe. Les avantages de la DRM peuvent être :

- A. Liés à la fiabilité : ce sont les avantages perçus par les consommateurs par rapport à la probabilité d'une réduction involontaire de la consommation.

- B. Liés à la sécurité du système : les opérateurs du système sont dotés de moyens plus souples pour faire face aux imprévus et garantir la sécurité pour les participants.
- C. Liés aux performances du marché : la DRM empêche les producteurs d'électricité d'exercer leur monopole sur le marché afin d'éviter de graves pénuries.

1.5 Transfert de l'énergie

La production d'énergie de nos jours n'est plus limitée aux sources d'énergie de l'ancien système électrique, qui sont non renouvelables telles que le charbon, le pétrole et le gaz naturel qui furent les principales sources d'énergie. Cependant, ces ressources s'épuisent rapidement et deviennent de plus en plus chères, impliquant que l'énergie issue de ces sources n'est plus en mesure de répondre aux demandes grandissantes causées par une population croissante. En outre, les sources d'énergie non renouvelables ne sont pas écologiques et entraînent un niveau élevé d'émission de carbone. Tous ces facteurs ont motivé l'émergence de diverses sources d'énergie renouvelables telles que l'énergie solaire à travers des panneaux solaires et l'énergie du vent grâce à l'implantation d'éoliennes qui entraînent moins de pollution. Ces dernières sont également plus économiques que leurs homologues, car elles sont moins coûteuses. De plus, les sources d'énergie renouvelables aident à réduire la charge imposée au réseau principal en fournissant une partie de la demande à travers l'énergie produite et consommée localement [18]. La propagation des ressources en énergies renouvelables a ouvert la porte au transfert énergétique distribué entre les consommateurs. En conséquence, cette nouvelle transition deviendra le plus important système d'alimentation de la prochaine génération. Nous pensons qu'au sein du réseau de distribution de la prochaine génération, les modèles les plus pertinents sont les plateformes locales d'échange d'énergie qui seront mises en pratique et révolutionneront les écosystèmes énergétiques globaux. Ainsi, le transfert d'énergie représente l'interaction directe entre les différentes entités, où l'énergie provenant de ressources énergétiques distribuées (*Distributed Energy Resources, DER*) à petite échelle dans des logements, des bureaux, des usines, etc., est échangée entre les pro-consommateurs², les consommateurs et les producteurs [19]. Ce type d'échange est rendu possible via les technologies de l'information et de la communication. Inversement au système traditionnel où le flux est délivré dans une communication à sens unique depuis la génération à la distribution, dans un réseau intelligent, le flux passe par des communications bidirectionnelles par lesquelles les consommateurs peuvent également participer à la production de l'électricité.

² Définis dans la partie suivante 1.6

En conséquence, plusieurs types d'échange d'énergie existent dans le contexte des *smart grids*, dont les plus importants qui ont donné lieu à un nombre de débats significatifs dans la littérature [20] sont cités :

1. L'échange d'énergie entre *Micro-grids* et Producteurs [21], noté M2P ;
2. L'échange d'énergie entre Pro-consommateurs [22], noté Pr2Pr ;
3. L'échange d'énergie entre Producteurs et Consommateurs [23], noté P2C ;
4. L'échange d'énergie entre les *Micro-grids* et les Consommateurs d'énergie [24], noté M2C.

Dans ce qui suit, les différents acteurs mentionnés, les pro-consommateurs, les producteurs d'énergie et les *micro-grids*, sont détaillés.

1.6 Pro-consommateurs

Contrairement aux consommateurs passifs qui se contentent de consommer l'énergie sans interagir avec les autres acteurs du système électrique, les pro-consommateurs, en plus de consommer l'énergie, génèrent de l'énergie verte et partagent le surplus avec les autres pro-consommateurs et/ou avec les producteurs de l'énergie et la grille. Ceux-ci peuvent être classés en trois types : résidentiel, commercial et industriel. Un nombre considérable de consommateurs d'énergie a déjà initié la production d'énergie verte et le partage de l'énergie. Cette intégration a plusieurs effets positifs socialement et écologiquement car elle diminue le coût de l'électricité et atténue les émissions de carbone. Le pro-consommateur peut être :

- Un producteur d'énergie qui se suffit de sa propre production d'énergie ;
- Un vendeur d'énergie qui a un surplus d'énergie ;
- Un acheteur auquel son stock d'énergie ne suffit pas, qui devient équivalent à un consommateur passif.

1.6.1 Micro-grids

Un *micro-grid* est un ensemble de générateurs et de systèmes de stockage connectés et capables de fonctionner indépendamment du réseau électrique. Il peut être assimilé à une cellule active du réseau, car il est doté d'un système de contrôle local qui régit les échanges d'énergie entre les charges, les générateurs et le réseau externe. Il sera responsable d'alimenter chaque zone géographique par l'électricité. De plus, il peut rester en configuration d'îlotage intentionnel, désactivant les charges, acceptant de faire partie d'un programme de « réduction de charge » [25].

1.6.2 Producteur d'énergie

Les producteurs d'énergie sont ceux qui produisent l'énergie. Dans notre thèse, les producteurs d'énergie peuvent être les *micro-grids*, la grille et les producteurs d'énergie renouvelables.

La Figure 1-2 montre les différents participants dans le marché de l'énergie, les flux bidirectionnels des données et de l'énergie entre les entités.

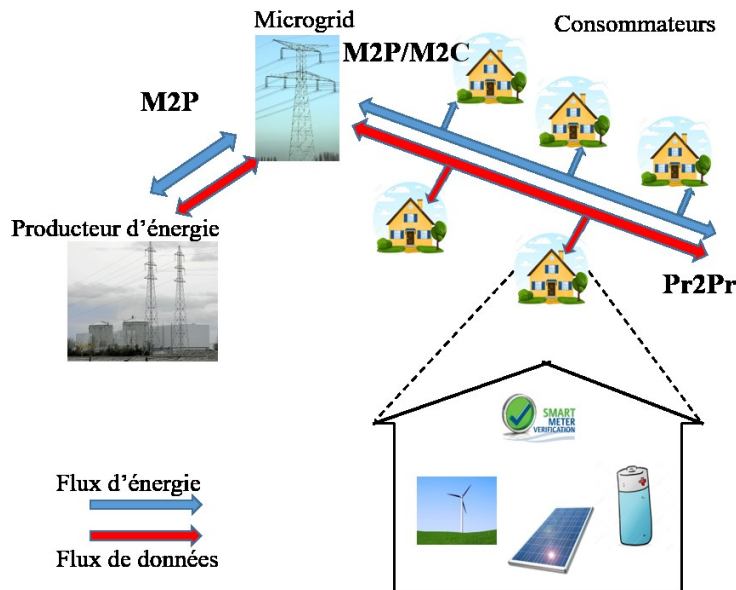


Figure 1-2 : Les principaux composants et le transfert d'énergie dans les SG

1.7 Tarification dynamique

Dans le réseau électrique actuel, les producteurs ont pour habitude de fixer un prix à l'énergie pour toute heure de la journée, utilisant ainsi le prix de l'énergie comme une arme pour accroître leurs bénéfices. Ainsi, les consommateurs paient ce qu'ils consomment passivement. Avec la nouvelle tarification dynamique (*Dynamic Pricing DP*), une communication existe entre les consommateurs et les producteurs, comme le montre la Figure 1-2. En plus, l'intégration des compteurs intelligents permet aux utilisateurs de surveiller leurs consommations et facilite la transmission de ses valeurs réelles. Le DP est une stratégie de tarification intelligente dans laquelle les producteurs établissent des prix flexibles en fonction de l'accord prix/demande, des offres de prix des concurrents, de la durée, des conditions météorologiques et d'autres contraintes. La tarification intelligente est l'un des outils les plus efficaces pour encourager les consommateurs à consommer l'énergie judicieusement et plus efficacement. D'une part, les consommateurs sont désormais plus disposés à participer aux programmes DSM : ils tentent ainsi de modifier leur planification de consommation d'énergie en

augmentant l'utilisation des appareils ménagers aux heures creuses. D'autre part, le DP joue essentiellement sur l'ajustement des prix qui se fait via des algorithmes prenant en compte les contraintes des acteurs qui sont généralement les consommateurs et les producteurs. Le DP permet une amélioration significative du *smart grid* grâce à la participation active des consommateurs, désormais appelés «pro-consommateurs ». Cela conduit à une amélioration de l'efficacité du système énergétique en offrant des avantages économiques et environnementaux. Dans cette section, nous détaillerons les différences entre les trois catégories essentielles de la tarification dynamique : les créneaux de prix (*Time of Use Pricing*), la tarification des pics de consommation (*Critical Peak Pricing*) et la tarification en temps réel (*Real Time Pricing*).

1.7.1 Créneaux de prix

Dans les récents travaux, les créneaux de prix (*Time of Use*, ToU) ont gagné une importance significative dans les secteurs industriel et résidentiel [26]. Le ToU fait référence à une structure tarifaire qui divise la journée en périodes de pointe et hors pointe [27], avec la période de pointe correspondant aux moments où la consommation d'énergie est élevée, généralement le jour. La période creuse correspond aux moments où les consommateurs sont presque inactifs, généralement la nuit. Le prix de chaque période est préétabli et constant ; typiquement, le prix de l'énergie est plus cher en période de pointe que les périodes creuses parce que chaque période révèle le niveau de la demande en énergie. Les consommateurs dans ce cas sont conscients des fluctuations des prix et arrivent à planifier leurs tâches d'une façon à les décaler aux heures creuses pour bénéficier d'un prix moins élevé. Généralement, les tâches des heures de pointe sont urgentes. Les sources d'énergie utilisées pour répondre à ces charges dans le système reposent sur des carburants efficaces et onéreux, tels que le diesel, le pétrole ou le gaz naturel, par rapport à la charge hors pointe ou à la charge moyenne, moins importante, qui peut être décalée, comme hydroélectrique ou solaire, géothermique, et nucléaire [28]. D'autres formes complexes de ToU impliquent des variations saisonnières. En outre, les périodes de pointe et les périodes creuses varient en fonction des exigences dynamiques du système et des conditions météorologiques [29]. Les prix dans le régime ToU pour les périodes en pointe et les périodes creuses sont fixés des mois auparavant, et offrent donc aux consommateurs le temps de planifier leur calendrier de consommation d'énergie. Le but principal de la tarification ToU est de réduire la consommation pendant les heures de pointe et de récupérer le coût de production de l'énergie. Si les consommateurs sont correctement informés de la dynamique de ce système de tarification, une charge importante peut être réduite. Les principaux défis de la ToU comprennent : (1) la détermination des heures de pointe, et (2) la détermination du prix pour chaque période.

1.7.2 Tarification des pics de consommation

La tarification des pics de consommation (*Critical Peak Pricing*, CPP) est une forme modifiée de ToU. Le CPP est conçu pour certaines périodes spéciales appelées périodes de pointe où la consommation d'énergie est élevée. Par exemple, pendant l'été, avec l'augmentation de la température, la consommation d'énergie augmente en raison de l'utilisation du climatiseur [30]. Pour différencier les ToU du CPP, le premier est spécifié pour certaines périodes de la journée, tandis que le dernier est spécifié pour certaines périodes de l'année. Certains travaux combinent ces deux catégories. Le CPP est généralement de 16 jours/an ou 6 heures/jour. Par exemple, Dominion Virginia Power peut déclencher un événement CPP 25 fois par an, pour un maximum de 5 heures par événement et un maximum de 125 heures par an [31]. Cela concerne des périodes spécifiques de l'année où la demande en énergie est très élevée par rapport au reste des périodes de pointe de l'année, ce qui oblige, d'une part, le producteur à augmenter le prix de l'énergie pour ces périodes et de l'autre, le consommateur à payer ce prix. Habituellement, le jour de pointe critique est annoncé un jour avant. De plus, le CPP peut être déclaré pour un certain nombre de jours au cours d'une année. Le CPP joue un rôle crucial dans la stabilité du système car le prix de l'électricité pendant la période de pointe du CPP est élevé et, naturellement, le consommateur préférera réduire sa consommation au cours de cette période [32]. Cela réduira la charge de pointe et le système pourra fonctionner de manière plus flexible. Le CPP peut être utilisé souvent en combinaison avec le ToU. Ce système de tarification peut être bénéfique à la fois pour les producteurs et les consommateurs s'ils sont au courant de la période critique de l'année / du jour. Cependant, les principaux défis du CPP sont les suivants : (1) généralement, la période de pointe critique et le prix de pointe critique ne coïncident pas ; (2) une nouvelle charge de pointe peut apparaître dans les périodes de non-CPP.

1.7.3 Tarification en temps réel

Les ToU et CPP sont deux tarifs qui fixent les prix à l'avance. Pour le ToU, les prix sont annoncés pour les heures de la journée, tandis que le CPP est lié à certaines périodes de l'année. Pour être plus efficace, la tarification en temps réel constitue une solution reflétant les conditions réelles [33]. La tarification en temps réel (*Real Time Pricing*, RTP) est différente du ToU et du CPP qui se définissent par des périodes qui correspondent à un prix élevé de l'énergie. Avec le RTP, les changements dans les prix de l'électricité se font en temps réel, comme son nom l'indique ; ainsi le consommateur peut connaître les prix chaque dizaine de minutes. En conséquence, le RTP a été mis en œuvre avec succès dans les secteurs industriel et commercial [34]. Les consommateurs sont informés du prix à tout moment et cela les incite à modifier l'utilisation de l'électricité par rapport au signal de prix reçu.

En revanche, même si le RTP est une tarification en temps réel, ce qui est considéré positif [35], certaines références, comme [36], constatent que dans certains cas, le RTP est une arme à double tranchant. Avec la communication bidirectionnelle entre les consommateurs et les producteurs, un grand nombre de messages est transmis, ce qui entraîne des problèmes sur le réseau, tels que des pertes de messages, des attaques et des retards de transmission. Pour cette raison, lorsque l'application ne peut supporter ces contraintes, les chercheurs préfèrent utiliser le CPP ou le ToU.

Tableau 1-1 : Comparaison entre les différentes stratégies de tarifications

	ToU	CPP	RTP
Participation des consommateurs	+	+	++
Prédiction des prix	+	+	-
Taux d'énergie réduit	-	+	++
Complexité	2	3	1

Dans ce qui suit, ToU, CPP, et RTP (Tableau 1-1) sont comparés selon 4 critères:

- La participation des consommateurs : Lors de l'utilisation des ToU et CPP, les consommateurs ne sont pas actifs comme dans le RTP en raison de la nature du modèle de tarification. Dans le modèle RTP, à chaque itération de l'algorithme, la consommation d'énergie change de sorte que les prix soient modifiés simultanément. Cependant, pour les deux premières méthodes, la prévision des heures de pointe est prédéfinie pour certaines périodes et les consommateurs connaissent à l'avance les prix.
- La prédiction des prix : Les prix en CPP et ToU sont prévus alors qu'avec le RTP, il existe une négociation entre les consommateurs et les producteurs pour obtenir un prix et une demande optimaux. Surtout, avec l'intégration des énergies renouvelables, la production d'énergie devient de nature stochastique et intermittente.
- Le taux de réduction d'énergie consommée : Dans le RTP, la moyenne de réduction d'énergie est beaucoup plus importante qu'avec ToU et CPP. Participer en temps réel et réagir de manière dynamique aux changements de prix diminuent la consommation d'énergie.
- La complexité : Dans un ordre croissant de complexité, ToU vient en premier, suivi de CPP et enfin RTP. En réalité, lorsqu'un traitement en temps réel est nécessaire, ceci génère nécessairement un nombre important de messages. Les consommateurs

seraient dès lors plus engagés dans leur économie d'énergie, et plus réactifs et voudraient de ce fait connaître le prix du marché à chaque itération.

Pour appliquer ces différentes stratégies de DP, des méthodes mathématiques sont indispensables à la résolution des problèmes de la gestion d'énergie. La modélisation au sein de la gestion de l'énergie est étudiée dans le Chapitre 2. Elle est représentée par une fonction objective, et une technique d'optimisation spécifique à chaque problème, étudié avec des contraintes différentes pour modéliser le problème d'optimisation.

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, les différents sous-systèmes du réseau électrique conventionnel sont décrits, ainsi que les défis qui affectent l'ensemble du secteur de l'énergie et les nouvelles contraintes qui conduisent à la transition vers un nouveau réseau. Nous avons présenté la gestion de l'énergie au sein des réseaux intelligents, les différents participants dans ce système et les méthodes de tarification appliquées pour décider le prix de l'énergie.

Néanmoins, il reste nécessaire de détailler les méthodes mathématiques qui ont permis cette évolution des SG. Par conséquent, résoudre un problème lié à l'énergie par les méthodes mathématiques facilitera la perception de futures améliorations des réseaux intelligents. Le chapitre 2 inclut donc une étude de l'état de l'art des méthodes d'optimisation existantes qui modélisent et fournissent les solutions nécessaires pour les interactions complexes dans le cadre du SG.

CHAPITRE 2 METHODES D'OPTIMISATION DE LA GESTION D'ENERGIE.... 22

2.1	Introduction.....	22
2.2	Techniques d'optimisation pour la gestion de l'énergie	22
2.3	Programmation Linéaire	23
2.3.1	Programmation Linéaire en nombres entiers.....	24
2.3.2	Programmation linéaire mixte.....	24
2.4	Optimisation heuristique	25
2.5	Optimisation des essaims de particules	26
2.6	Théorie des jeux	26
2.6.1	Jeux coopératifs.....	27
2.6.2	Jeux non-coopératifs	27
2.6.3	Jeu stratégique « Stackelberg Game »	28
2.6.4	Équilibre de Nash.....	29
2.7	Systèmes multi-agents.....	29
2.8	Modélisations mathématiques	30
2.8.1	Maximisation de la fonction d'utilité.....	30
2.8.2	Minimisation de la fonction du coût payé.....	31
2.8.3	Maximisation de la fonction d'utilité et minimisation de la fonction du coût	32
2.9	Classification des méthodes d'optimisation.....	33
2.9.1	Minimisation du coût d'énergie	33
2.9.2	Minimisation de la consommation d'énergie.....	35
2.9.3	Minimisation du coût et de la consommation d'énergie.....	36
2.10	Centralisation et Décentralisation de la décision prise dans les réseaux intelligents	39
2.10.1	Gestion d'énergie centralisée	39
2.10.2	Gestion d'énergie décentralisée	40
2.11	Contexte de travail et solution proposée.....	41
2.12	Conclusion	44

Chapitre 2 Méthodes d'optimisation de la gestion d'énergie

2.1 Introduction

La tarification dynamique et intelligente est une caractéristique primordiale du réseau intelligent, devenue possible par l'intégration de compteurs intelligents, comme vu dans le Chapitre 1. Ce qui a donné lieu à une tarification qui tient en compte des coûts et qui est basée sur l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement en électricité livrée à un endroit, une quantité et une période donnés. Cependant, la mise en œuvre de la gestion de la demande et de la réponse à la demande dans le réseau intelligent repose essentiellement sur la promotion de l'efficacité, de la sécurité et de la durabilité globales du système en optimisant la capacité de l'infrastructure existante tout en facilitant l'intégration de nouvelles technologies. Ces dernières servent d'outils de base pour faciliter l'optimisation de la demande d'énergie et de son prix. De ce fait, nous définissons dans ce chapitre les différentes méthodes d'optimisation qui existent dans les SG avec leurs problématiques pour finalement identifier la solution proposée dans cette thèse.

2.2 Techniques d'optimisation pour la gestion de l'énergie

Par définition, l'optimisation est assimilée au processus de recherche des conditions donnant le bénéfice maximum ou le coût minimum d'un processus [16]. L'objectif d'un problème d'optimisation est de trouver un ensemble de variables qui minimisent (ou maximisent) une fonction (ou un ensemble de fonctions) de cet ensemble de variables, alors que ces variables sont soumises à un ensemble de contraintes. L'ensemble de variables est appelé le vecteur de conception, tandis que la fonction est désignée comme fonction objective. Le vecteur de conception est défini par les variables du problème spécifique de la gestion de l'offre et la demande. Des efforts de recherche considérables ont été déployés sur l'optimisation et le contrôle du réseau intelligent. Plusieurs critères entrent dans la classification des méthodes d'optimisation selon la nature des variables et les éléments du modèle [37]. Par exemple, si la fonction objective est non linéaire et que les variables sont discrètes, nous parlons alors d'optimisation non linéaire discrète. Les problèmes présents dans le système électrique concernant les énergies renouvelables sont des problèmes stochastiques puisque la nature intermittente de ces dernières varie d'un temps à autre [16].

Les problèmes d'optimisation sont divisés entre l'optimisation statique et l'optimisation dynamique.

1. L'optimisation statique pour laquelle la fonction objective ne dépend que des valeurs des variables à un instant donné.
2. L'optimisation dynamique pour laquelle la fonction objective dépend des décisions prises antérieurement, ainsi que de l'état actuel du système électrique. Ce type d'optimisation est réalisé sur un intervalle de temps donné.

Avec l'élargissement des buts visés dans le domaine de la gestion de l'énergie appliquée dans les *smart grids*, nous citons la minimisation de la consommation énergétique, la minimisation des factures énergétiques et la maximisation du bien-être social qui groupe les deux qui sont présentés en détails dans la section 2.9. Le consommateur devient un levier important dans les SG. Il peut être en même temps un producteur d'énergie avec des possibilités de stockage grâce à la communication bidirectionnelle présente entre les consommateurs et les producteurs d'énergie. De plus, un nombre important de contraintes apparaît telles que la variété des producteurs et la variation des types de consommateurs (résidentiels, industriels et commerciaux) et leur engagement à s'impliquer dans le système. En sus, les contraintes locales, la distance géographique et le temps jouent des rôles essentiels dans la décision. Cette diversité d'acteurs entraîne une augmentation du nombre d'objectifs. Pour être efficace en termes d'incitation aux consommateurs et aux producteurs, il devient essentiel de prendre toutes ces exigences en compte. Ainsi, l'optimisation à objectif unique ne peut gérer tous ces défis. L'optimisation à multiples objectifs (*Multi Objectives Optimization*, MOOP) traite des changements au sein du SG. L'objectif du MOOP dans le réseau intelligent est (1) de minimiser la consommation d'énergie, (2) de minimiser les coûts de facturation et (3) d'optimiser le confort des consommateurs, qui sont conflictuels et incommensurables. Dans les paragraphes suivants, nous présentons : la programmation linéaire, la programmation linéaire en nombres entiers, la programmation linéaire en nombres entiers mixtes, l'optimisation heuristique (algorithme génétique) et l'optimisation en essaim des particules, qui sont abordées successivement.

2.3 Programmation Linéaire

La programmation linéaire (*Linear Programming*, LP) est l'une des techniques d'optimisation utilisées dans les réseaux intelligents pour la gestion de l'énergie. Elle est utilisée pour trouver une solution optimale aux problèmes ayant des fonctions objectives et des contraintes en tant que fonctions linéaires de variables de décision [38]. De nombreux chercheurs ont appliqué la LP à diverses applications de gestion de l'énergie, principalement pour réduire la consommation d'énergie et le coût de l'énergie [39]. Cependant, cette technique ne peut répondre à ces deux exigences surtout avec la complexité des contraintes qui doivent s'appliquer. George B. Dantzig a introduit la LP en 1947 [40]. Dans [41], la LP est utilisée pour réduire la consommation de charge de pointe sur une base horaire.

Les auteurs ont proposé un système dans lequel le réseau, les véhicules électriques hybrides rechargeables, le système de stockage d'énergie et le système de gestion optimisée de l'énergie sont connectés les uns aux autres. L'optimisation est appliquée à l'énergie stockée dans le système de stockage afin de réduire la consommation de charge de pointe. Le système proposé a permis une réduction de 38% de la charge de pointe. De plus, la technique LP est utilisée pour une gestion optimale des coûts de facturation et de la demande en énergie. Les auteurs de [42] ont formulé un problème d'optimisation en utilisant le coût de facturation de l'énergie consommée par jour, en tant que fonction de coût. Afin de minimiser les coûts de facturation tout en répondant de manière optimale à la demande en énergie, une planification optimale des appareils entre réseau intelligent, batterie et unité de gestion de l'énergie a été définie. L'optimisation linéaire proposée dans [43] est basée sur les systèmes de stockage d'énergie et les sources d'énergie renouvelables. L'originalité du présent travail est de minimiser les coûts énergétiques du consommateur en vendant le surplus d'énergie à un prix inférieur par rapport à celui du producteur.

2.3.1 Programmation Linéaire en nombres entiers

Une autre technique utilisée dans les réseaux intelligents pour l'optimisation de la gestion de l'énergie est la programmation linéaire en nombres entiers (*Integer Linear Programming, ILP*). L'ILP permet de formuler un grand nombre de problèmes. Les auteurs ont proposé un mécanisme de planification de la consommation utilisant l'ILP pour la minimisation de la charge de pointe chez l'utilisateur final dans un réseau intelligent, à la fois pour les appareils à commutation de puissance et les adaptations de durée. Dans [44], le système proposé comporte trois composants principaux : compteur intelligent, interférences des consommateurs et appareils ménagers. Le compteur intelligent joue un rôle clé dans le système proposé car il collecte les données de consommation des appareils et le plan de consommation des consommateurs via l'interface utilisateur. Basé sur les données collectées, l'algorithme d'optimisation a été effectué par le compteur intelligent. Pour la formulation mathématique, le mécanisme de planification de la consommation a été défini comme une fonction d'optimisation linéaire afin de minimiser la charge horaire.

2.3.2 Programmation linéaire mixte

La programmation linéaire mixte en nombres entiers (*Mixed Integer Linear Programming, MILP*) est une technique d'optimisation qui a été utilisée pour la gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents. La MILP est différente des autres techniques de programmation linéaire car des variables entières et non entières sont impliquées. Elle ne produit généralement qu'une seule solution optimale alors que d'autres techniques peuvent en produire plusieurs [45]. Dans [46], des algorithmes d'optimisation énergétiques basés sur les MILP ont été proposés afin de réduire les coûts et

d'économiser la consommation de l'énergie. Le coût total de l'électricité chez l'utilisateur final est défini comme une fonction de coût du problème d'optimisation, qui doit être minimisée à l'aide de la MILP. Les algorithmes permettent aux consommateurs de mettre à jour leur coût de facturation. Les auteurs ont discuté un modèle d'horizon temporel et effectué des simulations. En outre, ils ont discuté les impacts sur les consommateurs, la durabilité du réseau intelligent et les politiques de tarification dynamique. Les auteurs de [47] ont formulé une programmation non linéaire à nombres entiers mixtes en utilisant un tarif de prix en temps réel en prenant en compte des intervalles de temps à 30 minutes les uns des autres. Les auteurs [48] ont proposé une gestion de l'énergie des bâtiments intelligents basée sur la programmation linéaire à objectifs multiples mixtes afin de minimiser le coût énergétique. Comparé au système de production d'énergie conventionnel, l'utilisation de leur système à base de micro grids proposé permet d'économiser environ 92% des coûts totaux, 93% du coût de l'alimentation en énergie et 85% du coût total des émissions. L'analyse proposée comprend un certain nombre de contraintes, telles que l'occupation, et l'énergie génératrice d'incertitudes liées aux énergies renouvelables qui sont des contraintes intérieures.

2.4 Optimisation heuristique

L'optimisation heuristique (*Heuristic Algorithm*, HA) est une technique d'optimisation basée sur l'intelligence artificielle. Elle a été développée sur la base de la théorie de l'évolution de Darwin [49]. L'optimisation heuristique est un outil puissant pour résoudre des problèmes insolubles qui incluent naturellement une incertitude. Pour la HA, il n'est pas nécessaire d'avoir les propriétés globales des fonctions objectives et de leurs dérivées. Par exemple, l'algorithme génétique (*Genetic Algorithm*, GA) est une méthode largement utilisée en optimisation heuristique qui utilise des mécanismes inspirés de l'évaluation de processus biologiques (génétique naturelle et sélection) ; elle calcule la valeur optimale en recherchant dans l'espace des solutions [50]. Le GA commence à partir de chromosomes générés aléatoirement connus sous le nom de population, puis la nouvelle population est générée à partir de chromosomes générés précédemment par rapport à la fonction de mise en forme (*Fitness Function*). Ce processus se poursuit jusqu'à ce que les meilleures sources soient identifiées ou que les conditions d'arrêt soient remplies. Le GA est utilisé pour les problèmes ardues où les techniques d'optimisation conventionnelles ne proposent pas de solutions faciles et viables [51]. Dans [52], un modèle de contrôle de charge des chauffages, ventilation et climatisation avec un système de génération d'énergie hybride renouvelable et de stockage d'énergie utilisant le GA est présenté afin de minimiser les coûts et rendre le système plus efficace. Le modèle proposé est évalué sur différents cas d'études pour la validation de la méthodologie. Les résultats de la simulation du

schéma montrent que le système offre des avantages économiques et gère l'énergie efficacement. Une revue complète des algorithmes heuristiques est présentée dans [53].

2.5 Optimisation des essaims de particules

L'optimisation des essaims de particules (*Particle Swarm Optimization, PSO*) est une technique basée sur les essaims, qui est également utilisée pour la gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents. La PSO utilise un processus global de recherche aléatoire, qui part d'un ensemble de solutions constitué de groupes de particules [54], [55]. Elle a été développée en 1995 par J. Kennedy et R. Eberhart. Contrairement aux autres méthodes, la PSO ne nécessite pas des variables initiales cohérentes. Elle est conçue pour des applications faciles à implémenter et à programmer. Compte tenu des critères susmentionnés, de nombreux auteurs ont utilisé la PSO pour la conception et le fonctionnement optimaux des systèmes hybrides. Dans [56], l'algorithme de la PSO est utilisé pour le problème de répartition économique avec un scénario de réseau d'énergie renouvelable multi-sources comprenant un système d'énergie solaire, un système d'énergie éolienne, un système de batterie et une connexion au réseau de distribution. Dans [57], les auteurs ont utilisé la PSO pour minimiser les coûts opérationnels d'un *micro-grid*. Un algorithme flou d'optimisation par essaim de particules auto-adaptatif (*Fuzzy Swarm Adaptif Particle Swarm Optimization, FSAPSO*) a été proposé à cet effet. Le problème a été modélisé comme un problème multi-objectif non linéaire prenant en compte diverses contraintes d'égalité et d'inégalité. Dans [14], les auteurs ont suggéré d'utiliser la technique d'optimisation des essaims de particules dans trois zones de charge, c'est-à-dire résidentielles, commerciales et industrielles. Ils prouvent que la PSO est capable de réduire les coûts et les pointes de charge davantage que l'optimisation heuristique. À cet égard, la théorie des jeux est l'une des méthodes d'optimisation les plus répandues dans le domaine des *smart grids* [58].

2.6 Théorie des jeux

La théorie des jeux (*Game Theory, GT*) est un outil mathématique qui analyse les stratégies des situations de compétition où le résultat de l'action d'un joueur dépend des actions des autres joueurs [59]. C'est un cadre analytique et conceptuel formel d'un ensemble d'outils mathématiques utilisé pour étudier les interactions complexes entre acteurs actifs indépendants. Cette théorie est largement utilisée depuis plusieurs décennies dans différentes disciplines, dont l'économie, la politique, la psychologie et l'ingénierie [60]. La théorie des jeux est l'un des outils d'analyse utilisés pour la gestion du réseau intelligent. En raison de l'impossibilité de prédire l'étendue de la coopération des utilisateurs, des systèmes efficaces peuvent être conçus pour faire face à cette situation avec l'utilisation de la théorie des jeux. Elle peut être considérée comme un recueil de données analytiques,

et des outils qui permettent de comprendre les phénomènes qui sont observés lorsque les décideurs interagissent. La GT a été utilisée pour la formulation de la procédure de consommation d'énergie qui résulte en un coût minimum de l'électricité. La théorie des jeux peut être divisée en deux types : 1) jeu coopératif développé dans section 2.6.1 et 2) jeu non-coopératif développé dans la section 2.6.2.

2.6.1 Jeux coopératifs

Ce type de jeu est généralement utilisé lorsqu'il est possible de faire coopérer les acteurs. La coopération dans ce type de jeu peut prendre différentes formes : (1) la coopération des producteurs pour répondre à la demande d'énergie et réduire les pics de charge, (2) la coopération des consommateurs afin de maximiser les revenus de chacun, et (3) la coopération entre les consommateurs et les producteurs afin d'optimiser les stratégies entre les uns et les autres [61]. Presque toutes les recherches indiquent que ce type de jeu peut conduire à maximiser les revenus des acteurs. Dans un scénario de coopération, les acteurs prennent des décisions adéquates afin de maximiser leurs profits. En outre, pour les jeux dans lesquels les acteurs sont autorisés à communiquer et à recevoir des informations, il peut être intéressant d'adopter des approches totalement coopératives. Les jeux coopératifs permettent d'examiner les moyens qui incitent les joueurs indépendants à agir ensemble en tant qu'entité unique pour améliorer leur position dans le jeu [62]. En substance, les jeux coopératifs fournissent des outils qui permettent aux acteurs de décider avec qui coopérer. Cependant, dans l'étude en temps réel, tous les acteurs ont un point de vue égoïste. Il devient irréaliste de concevoir que tous les acteurs travaillent comme une entité. Chacun veut gagner plus que les autres, ce qui mène à l'apparition de jeux non-coopératifs.

2.6.2 Jeux non-coopératifs

Dans les jeux non-coopératifs, les acteurs travaillent séparément sans communiquer les uns avec les autres. Ces jeux sont catégorisés entre les jeux statiques et les jeux dynamiques. Les jeux statiques sont des jeux dans lesquels les notions de temps ou d'information n'affectent pas les choix des acteurs. Ainsi, dans un contexte statique, un jeu non-coopératif peut être considéré comme un processus unique dans lequel les acteurs ne prennent leurs actions qu'une fois (simultanément ou à différents moments) [63]. En revanche, les jeux dynamiques sont des jeux dans lesquels les acteurs ont des informations sur les choix de chacun, qui mènent à des actions sur plusieurs périodes où le temps joue un rôle central dans la prise de décision [64]. La théorie des jeux non-coopératifs a pour objectif de fournir des algorithmes et des techniques permettant de résoudre ces problèmes d'optimisation et de caractériser les résultats des joueurs, notamment lorsque ces derniers font des choix d'actions non-coopératives, sans coordination, ni communication [65]. Les inconvénients de ces types de jeux sont divers. Il existe le risque que l'un des acteurs soit malhonnête en donnant de fausses informations,

affectant ainsi la décision des autres, en particulier dans les jeux dynamiques. Dans le contexte de l'identification du prix de l'énergie, il reste difficile de calculer la demande et le prix optimaux.

Les jeux coopératifs et non-coopératifs peuvent être des systèmes d'information parfaits ou imparfaits. Dans le schéma d'information parfait, tous les acteurs connaissent les stratégies que chaque acteur adopte dans le jeu. Cela conduit à un manque de confidentialité. Habituellement, les auteurs n'utilisent pas ce type de jeu, en particulier lorsque les questions de confidentialité sont devenues essentielles dans les travaux actuels [66]. Pour les jeux à information imparfaite, les acteurs ne connaissent pas les stratégies des autres même s'ils connaissent l'ensemble des stratégies présentes dans le jeu. Cependant, la stratégie que chaque acteur adoptera à chaque itération est inconnue dans le jeu.

Nous utilisons la théorie de jeu non-coopératif **Stackelberg Game** dans la présente étude.

2.6.3 Jeu stratégique « Stackelberg Game »

Le jeu stratégique ou *Stackelberg Game* est un jeu stratégique dans lequel, en premier, les chefs (*leaders*) jouent, puis les suiveurs (*followers*) les suivent séquentiellement. Cette théorie fut conçue en 1943 par Heinrich Freiherr Von Stackelberg. Le *leader* sait que le *follower* attend son action. Et le *follower* s'engage à identifier la meilleure réponse en conséquence de la décision d'un *Stackelberg leader*. D'habitude, le *leader* est la personne, ou un ensemble de personnes, qui a le pouvoir de prendre une décision dont l'action a une valeur importante qui pousse les *followers* à la suivre. Une fois l'action prise, le *leader* ne peut plus la changer. Le *follower* d'habitude est la personne ou l'ensemble de personnes, qui suivent les décisions des *leaders* [67]. Par exemple, dans les interactions qui régissent les consommateurs et les producteurs, ces derniers sont les *leaders* qui décident du prix de l'énergie ; les premiers sont d'habitude les *followers* qui décident d'une façon optimale leur demande énergétique. En règle générale, la réponse à la demande implique l'interaction de deux acteurs : 1) la grille/les producteurs d'énergie, et 2) tous les consommateurs [68]. Un grand nombre d'études sur la DRM (*Demand Response Management*) existantes se concentre sur la relation entre le producteur d'électricité et les consommateurs, et/ou sur les interactions entre consommateurs. Cependant, le cas des sources d'énergie multiples et de la concurrence entre elles attire l'attention des chercheurs vers un scénario de plusieurs vendeurs et de plusieurs acheteurs, chacun d'entre eux visant à maximiser leurs gains individuels [69]. Par exemple, chaque producteur maximisera ses revenus en fixant le prix de l'électricité approprié ; et sur la base de ces prix, chaque consommateur choisira le producteur d'électricité convenable et la quantité à acheter, afin de maximiser son bien-être. Dû à la complexité de telles interactions, certains jeux hiérarchiques sophistiqués doivent être mis à profit pour surligner le problème de la DRM entre plusieurs vendeurs et plusieurs acheteurs, comme les jeux de Stackelberg

[70], dans lequel les producteurs jouent un jeu non-coopératif et les consommateurs, un jeu évolutif, convergeant vers un seul équilibre de Nash ou plusieurs.

Par rapport aux autres méthodes, la théorie des jeux permet d'étudier la diffusion décentralisée des données et des énergies entre les joueurs tout en étudiant les modèles dynamiques, même avec une grande diversité des joueurs et un temps d'évaluation long. Pour assurer la satisfaction des joueurs, un équilibre doit être assuré dans le jeu, comme dans [70]. La section suivante est consacrée à le détailler.

2.6.4 Équilibre de Nash

Dans les théories de jeux, l'équilibre de Nash (*Nash Equilibrium*, NE) est l'équilibre qui protège les joueurs [71]. C'est l'état pour lequel ils arrivent à trouver le compromis entre les différents objectifs d'une fonction d'utilité qui représente le niveau de confort/satisfaction obtenu par l'utilisateur en fonction de plusieurs contraintes, notamment la consommation de l'énergie et le prix. Il fut nommé d'après le mathématicien John Forbes Nash Jr. L'équilibre de Nash est l'un des concepts majeurs de solution pour la théorie des jeux en général, et les jeux non-coopératifs en particulier. Il s'agit d'un état dans lequel aucun acteur ne peut améliorer son utilité en modifiant unilatéralement sa stratégie, puisque les stratégies de tous les autres acteurs sont fixes. L'équilibre de Nash présente à la fois des avantages et des inconvénients [72]. Un tel état peut être atteint par les joueurs de manière distribuée avec peu ou pas de coopération. Cependant, un jeu non-coopératif peut avoir plusieurs équilibres de Nash, et choisir un équilibre efficace peut requérir des choix vitaux. Les chercheurs qui travaillent avec la théorie des jeux utilisent le concept d'équilibre de Nash pour analyser le résultat de l'interaction stratégique de plusieurs décideurs. En d'autres termes, cela permet de prévoir ce qui se passerait si plusieurs personnes ou plusieurs institutions prennent des décisions en même temps, et si le résultat pour chacune d'elles dépend des décisions des autres [73]. Il devient indispensable de déterminer l'équilibre de Nash lors de l'utilisation de la théorie des jeux pour tester que l'algorithme converge bien vers un optimal.

2.7 Systèmes multi-agents

Le système multi-agents (Multi Agent System, MAS) a été largement anticipé comme une technique raisonnable pour traiter des systèmes distribués à multiples aspects comme les réseaux électriques intelligents. Ainsi, de nombreuses approches distribuées ont été proposées par les chercheurs pour programmer les productions d'énergie et ont accompli leurs tâches de gestion appropriées au niveau de la distribution [74]. Les systèmes multi-agents (MAS) sont des systèmes constitués d'un groupe d'agents autonomes capables d'interagir les uns avec les autres. Ces agents

peuvent avoir un objectif global à résoudre ensemble, ou ils peuvent individuellement atteindre leurs propres objectifs [75]. La caractéristique particulière est d'atteindre leur (s) but (s) en coordonnant leurs actions. Les systèmes multi-agents, qui sont également considérés comme faisant partie de l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD), sont naturellement censés agir et collaborer dans un environnement distribué et différent. Le MAS peut être défini comme un système composé de deux ou plusieurs agents interagissant dans un environnement commun. Il fournit une plate-forme permettant d'utiliser une combinaison d'outils mathématiques et de l'intelligence artificielle pour décider des actions optimales des agents. Chaque agent présente trois caractéristiques typiques : la réactivité, la proactivité et les capacités sociales [76]. Les auteurs [77] ont utilisé les systèmes multi-agents afin d'équilibrer la production et la consommation d'énergie tout en maintenant un état stable du système. Les travaux de [78] utilisent les MAS avec 4 types d'agents : (1) un agent producteur, (2) un agent consommateur, (3) un agent de stockage et (4) un agent grille, dans le contexte d'une gestion décentralisée du stockage d'énergie. Une revue sur les SMA [79] souligne la tendance à mettre en œuvre les systèmes multi-agents dans plusieurs domaines comme le transfert d'énergie en temps réel et plusieurs autres domaines des réseaux électriques intelligents.

Comme déjà vu dans les sections précédentes, la réponse à la demande implique l'interaction entre les producteurs et les consommateurs, de sorte que leurs comportements doivent être modélisés de façon mathématique. En conséquence, différents problèmes apparaissent ; ceux-ci sont définis et associés à de potentielles solutions.

2.8 Modélisations mathématiques

Dans plusieurs domaines de la technologie et des sciences tels que l'ingénierie, les sciences physiques, financières, une question est fréquemment posée : quel est le meilleur moyen d'atteindre un objectif optimal ? Une simple réponse se traduit par la modélisation des systèmes présents.

Pour les réseaux intelligents, les interactions deviennent de plus en plus complexes et cette interrogation peut être exprimée par la modélisation de ces interactions soit par une fonction d'utilité soit par des fonctions de coût afin de trouver les solutions optimales.

Dans cette section, nous détaillons les problématiques associés à notre travail : (1) la maximisation de la fonction d'utilité, (2) la minimisation de la fonction du coût payé, et (3) le compromis entre les deux.

2.8.1 Maximisation de la fonction d'utilité

Avec cette diversité des méthodes d'optimisation utilisées au sein des *smart grids* que ce soit pour la tarification dynamique ou d'autres aspects, des problèmes mathématiques apparaissent. Les

comportements des différents acteurs devraient donc être modélisés. Afin d'assurer une meilleure modélisation, les fonctions d'utilité sont considérées adéquates pour ce type de problématique [80]. Du point de vue social, la grille a pour but d'augmenter le confort de chaque consommateur et de réduire les dépenses imposées aux producteurs. Par exemple, l'objectif de [35] est de maximiser le bien-être social du réseau, c'est-à-dire maximiser la satisfaction des entités présentes, sachant que la demande d'énergie est limitée par la capacité d'offre [81]. Les auteurs de [29] impliquent en outre le coût de l'utilisation de piles rechargeables et des véhicules électriques dans la fonction d'utilité, car l'introduction du stockage d'énergie pourrait encore améliorer les performances de la réponse à la demande. Du point de vue utilisateurs, il est souhaitable d'augmenter le niveau de leur satisfaction en minimisant la facture d'électricité. Par exemple, l'objectif de [35] est de maximiser le bien-être individuel de l'utilisateur. La fonction d'utilité est donc formulée comme une différence entre ses revenus et son paiement. De même, le travail [38] consiste à maximiser le profit des exploitations des véhicules électriques comme source d'énergie, tout en minimisant leurs coûts de recharge. Ainsi, le choix des fonctions d'utilité influe sur le système applicatif en fonction des contraintes existantes.

Une autre fonction également utilisée dans le domaine de la gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents, à part la fonction d'utilité vue dans cette section, est la fonction de coût. Sa définition est présentée dans la section suivante.

2.8.2 Minimisation de la fonction du coût payé

La fonction de coût est généralement croissante et strictement convexe. Du point de vue des producteurs de l'électricité, il est souhaitable de réduire les frais de production et de livraison d'électricité. L'objectif dans [36] et [37] est de minimiser la fonction de coût imposée à la compagnie d'électricité. Un autre objectif est de minimiser le « PAR, *Peak to Average Ratio* » du système, qui est un indicateur critique de l'efficacité et de la stabilité des réseaux intelligents. Ainsi, la formulation du problème implique le bon choix des fonctions de coûts utilisées en groupant les deux buts visés. Du point de vue du consommateur, il est souhaitable de réduire sa facture d'électricité individuelle pour le fonctionnement des appareils ménagers [39]. Par exemple, l'objectif de [40] est de minimiser la facture énergétique d'un climatiseur afin de maintenir la température intérieure dans une zone définie par le consommateur. De même, l'étude faite dans [41] tente de minimiser le coût d'opération d'un chauffe-eau à la condition que la température de l'eau atteigne la contrainte de confort prédéterminée. Les études de [28] et [42] introduit en outre le coût de l'attente en temps (coût de dérangement) du chauffe-eau afin de minimiser les coûts pour faire un compromis entre le confort de l'utilisateur et son paiement. Ainsi, l'objectif est de réduire non seulement la facture d'électricité de

l'utilisateur, mais également le temps d'attente lié à un fonctionnement optimal des appareils ménagers.

2.8.3 Maximisation de la fonction d'utilité et minimisation de la fonction du coût

Dans la plupart des nouveaux travaux, nous assistons de plus en plus à la nécessité d'assurer les deux fonctions en simultanée. C'est le rôle des solutions multi-objectifs : assurer la maximisation des gains, malgré qu'une minimisation du coût soit importante pour le producteur et le consommateur. Ainsi, plusieurs études ont été menées dans cet axe. La plupart traite ce dilemme d'une façon centralisée qui sera détaillée dans la section 2.9, en focalisant la tâche sur un agrégateur qui est responsable des traitements de tous les messages entre les producteurs et les consommateurs. Dans la partie suivante, nous abordons les trois buts essentiels de la gestion de l'énergie : la minimisation de l'énergie consommée, la réduction du coût (c.à.d. de la facture des consommateurs) et la combinaison des deux. Les différentes méthodes pour chaque but sont comparées.

Tableau 2-1 : Différentes fonctions utilisées dans la littérature

Modèle du coût de l'énergie/ fonction d'utilité	Paramètres	But d'optimisation
Fonctions logarithmiques [82]		
$C_h(L_h) = c(L_h) + \text{Log} \left(1 - \frac{L_h}{k} \right)$ [83]	L_h est la demande totale des consommateurs pour chaque heure h , k est un nombre constant et $c(L_h)$ est un coefficient de prix donné par les producteurs d'énergie	Minimiser la consommation de l'énergie pour toutes les itérations
$C_h(L_h) = \alpha + \log(L_h + 1)$ [64]	α est défini par les producteurs d'énergie et L_h représente la demande globale des consommateurs pour un temps h	Maximiser la fonction d'utilité de tous les consommateurs
Fonctions quadratiques [35]		
$C_h = \alpha * L_h^2 + \mu * L_h + \omega$ [84]	α, μ, ω sont des paramètres bien spécifiés	Minimiser le coût de l'énergie en maximisant la fonction d'utilité des consommateurs qui sont opposés.
$C_h = \alpha_{day/night} * L_h^2$ [85]	$\alpha_{day/night}$ est une constante définie par les producteurs	Minimiser le coût de l'énergie en maximisant la fonction d'utilité des consommateurs pour la période d'expérience jour et nuit

Le Tableau 2-1 représente les différentes fonctions utilisées pour modéliser celles des utilités et des coûts. Il y existe des fonctions logarithmiques et des fonctions quadratiques. Les formules mathématiques résumées ci-dessous sont le plus souvent utilisées dans les recherches académiques de DR. Ces fonctions sont les plus utilisées dans la modélisation des comportements des consommateurs et producteurs que nous les avons abordées dans notre thèse. Il se peut qu'il y ait un écart entre la recherche académique et la mise en pratique. Par exemple, pour un système de puissance réel, des facteurs plus réalistes tels que les exigences physiques de durée et d'attente doivent être intégrés dans la modélisation de la fonction de coût/utilité.

Dans cette section, nous avons mis en évidence les problèmes mathématiques liés à la modélisation des interactions complexes des acteurs dans les SG. En plus, après avoir déterminé les différents types d'optimisation utilisés dans la gestion de l'énergie au sein des réseaux intelligents, nous classifions ces méthodes suivant des objectifs ciblés distincts, présentés dans la section suivante.

2.9 Classification des méthodes d'optimisation

Nous classifions les méthodes d'optimisation en trois parties, définies en fonction de leurs apports dans la gestion de l'énergie. L'application des méthodes d'optimisation dans ce domaine a gagné beaucoup l'attention des recherches qui ont abouti à des divers buts. Nous citons et détaillons la minimisation de la consommation de l'énergie, et du coût ainsi que la combinaison de ces deux objectifs.

2.9.1 Minimisation du coût d'énergie

Étant donné que la tarification est l'une des questions clés de la gestion de l'énergie, de nombreuses recherches ont eu pour objectif de minimiser le coût de l'électricité. Par exemple, dans un secteur résidentiel, pour atteindre un coût énergétique optimal, il est important de choisir un calendrier optimal pour les charges, tel que transférer des tâches qui ne sont pas urgentes aux heures creuses pour bénéficier des prix plus bas.

Dans ce contexte, les auteurs de [86] ont proposé une programmation linéaire mixte à nombres entiers. Ils l'ont évaluée sur des agrégateurs de charge avec différents utilisateurs finaux. Ils considèrent un système de tarification du temps d'utilisation. Chaque consommateur choisit la programmation énergétique optimale en fonction des prix indiqués par l'agrégateur de charge. En réalité, les recherches sont dirigées vers la théorie des jeux [87] [16]. Dans ce jeu, les consommateurs sont les joueurs et les stratégies sont les actions. Une théorie des jeux est présentée dans [88] où

différents consommateurs et fournisseurs interagissent pour obtenir le prix optimal adapté aux besoins du consommateur. Les méthodes heuristiques comme algorithmes génétiques sont également utiles dans ce contexte pour réduire le coût de l'électricité [89]. Dans [90], les auteurs ont développé un problème d'optimisation multi-objectif afin de minimiser le coût de l'électricité entre le réseau et les consommateurs résidentiels, et le rapport pointe/moyenne. Ils ont utilisé un algorithme génétique pour déterminer la planification optimale des appareils des consommateurs résidentiels.

Après avoir examiné les contributions de la littérature scientifique, il convient de noter que l'algorithme génétique aborde des problèmes complexes lorsque le temps de calcul disponible nécessite des solutions en temps quasi réel [91]. Les auteurs de [92] ont proposé un algorithme hybride basé sur l'optimisation de l'essaim de particules binaires et l'algorithme génétique afin de minimiser le coût de la gestion de la charge résidentielle. En se basant sur le Tableau 2-2 spécifiquement sur le temps de calcul des méthodes d'optimisation et leurs avantages, la GT, l'optimisation heuristique, les algorithmes hybrides (optimisation de l'essaim de particules et algorithmes génétiques) et la programmation linéaire en nombres entiers mixtes sont classés de la meilleure à la pire méthode.

Tableau 2-2 : Différence entre les références citées pour la minimisation du coût de l'énergie

Référence	Année	Technique	Méthode	Itérations/temps d'exécution	Avantages
[86]	2018	MILP	Programmation mathématique	---	Stockage d'énergie
[88]	2018	GT	Lagrange	10-15 itérations	500 consommateurs
[89]	2017	algorithme hybride heuristique	--	32 s GA 13s BPSO=88s	<ul style="list-style-type: none"> 1-50 maison(s) Peak to Average Ratio (PAR) est plus important dans BPSO que GA
[90]	2019	GA	méthode stochastique	---	<ul style="list-style-type: none"> 400 consommateurs résidentiels Consommateur et grille point de vue
[92]	2017	algorithme hybride heuristique	Programmation dynamique	<ul style="list-style-type: none"> •GA 0.68 •BPSO 0.59s •GAPSO 0.55s •DP 0.7s 	<ul style="list-style-type: none"> Plusieurs maisons Temps d'attente minimal pour GAPSO

2.9.2 Minimisation de la consommation d'énergie

En ce qui concerne la consommation de l'énergie, la demande mondiale en électricité devrait augmenter de plus de 150% d'ici 2050 dans le scénario de référence datant de 2010 de l'Agence internationale de l'énergie (AIE) [93], de sorte que l'électricité produite ne sera plus suffisante. Pour cette raison, un fort effort se dirige vers la minimisation de la consommation de l'énergie. Par conséquent, les consommateurs sont invités à minimiser leur consommation durant les heures pointes et de déplacer leurs tâches à des heures où les prix sont moins élevés comme mentionné dans l'introduction à la DSM. Ainsi, la plupart des études dans cette partie aborde plutôt la gestion de l'énergie domestique.

Une programmation linéaire en nombre entier est proposée dans [94] pour gérer le confort de l'utilisateur en minimisant sa consommation d'énergie. Cependant, dans cette approche, la méthode d'optimisation est limitée à une seule période, c'est-à-dire une heure, sans tenir compte des contraintes sous-optimales provenant de la division temporelle. Les auteurs de [95] appliquent la programmation linéaire mixte de nombres entiers pour optimiser la planification des appareils ménagers en utilisant la tarification dynamique en créneaux de prix. Leur but est de minimiser la consommation d'énergie. Cependant, il faut un nombre important d'itérations pour atteindre les calendriers optimaux pour chaque consommateur. Dans [96], les auteurs ont développé une programmation linéaire décentralisée à nombres entiers mixtes pour le secteur résidentiel. Ils intègrent la production d'énergie renouvelable, le système de stockage de batterie avec pénétration de véhicules électriques afin d'obtenir un planning optimal pour minimiser les factures des consommateurs. Dans [97], l'optimisation heuristique est utilisée. Une méthode de distribution est développée entre les consommateurs ; chacun a pour objectif de réduire sa consommation électrique en ajustant ses charges. Également dans [98], les auteurs ont développé un algorithme méta-heuristique afin de minimiser la consommation d'énergie dans un environnement résidentiel complexe comprenant plusieurs foyers dotés d'une variété d'appareils intelligents. Dans [99], une approche théorique du jeu basée sur la non-coopération est proposée pour optimiser l'utilisation de l'énergie au sein de communautés résidentielles à énergie photovoltaïque distribuée. Dans [100], les auteurs ont proposé un système multi-agents pour optimiser la fiabilité du système tout en considérant le compromis de l'équilibrage de charge. Le

Tableau 2-3 montre la liste de références citées avec leurs paramètres de calcul et leurs avantages. La comparaison rapportée indique que la méthode heuristique est la meilleure en termes d'évolutivité et que la programmation linéaire en nombres entiers mixtes est la meilleure en ce qui concerne la

fonction de réactivité. Les quatre méthodes mentionnées ci-dessus sont utiles avec des objectifs multi-contraintes.

Pour maintenir l'équilibre entre la consommation d'énergie et le coût de l'énergie, il devient essentiel de regrouper ces deux objectifs, menant à la section 2.9.3.

Tableau 2-3 : Différence entre les références citées pour la minimisation de la consommation d'énergie

Référence	Année	Algorithme	Méthode	Itérations/temps d'exécution	Avantages
[94]	2012	ILP	Programmation mathématique	--	Charge de pointe est plus grande de 19% de la charge journalière
[95]	2018	MILP	Programmation mathématique	--	Stockage d'énergie
[96]	2017	MILP	Logiciel commercial	0.3≈0.75s (1 maison)	500 consommateurs
[97]	2017	GA-BPSO	Programme utilisant la formulation de problèmes de sac à dos	--	10, 50 and 100 maisons
[101]	2016	GT	Programme des auteurs	20 itérations pour définir PAR 150 consommateurs– moyenne 50 s– pour le prix 55 itérations pour 150 consommateurs)	Plusieurs consommateurs

2.9.3 Minimisation du coût et de la consommation d'énergie

Au vu de l'évolution des technologies de l'information et de la communication modernes et avancées dans les réseaux intelligents, répondre à un seul objectif, tel que décrit dans les sections précédentes 2.9.1 et 2.9.2, n'est plus suffisant. Améliorer la fiabilité du réseau en réduisant les coûts énergétiques et en équilibrant l'offre et la demande devient donc une nécessité étant donné que les producteurs et les consommateurs interagissent les uns avec les autres dans un environnement distribué afin de déterminer les prix et les demandes énergétiques optimaux qui convergent vers un accord gagnant-gagnant bénéfique aux deux entités. Pour résoudre ce dilemme multi-objectif, malgré que ces deux objectifs soient souvent contradictoires, les recherches utilisent parfois un algorithme hybride, tel que la décomposition du problème en sous-problèmes : chaque partie est alors traitée selon une méthode différente [102]. Un autre point de vue consiste à choisir une méthode

d'optimisation basée sur Pareto en définissant des relations entre les sous-solutions³. Dans [103], une programmation linéaire en nombres entiers mixtes est utilisée et évaluée dans un scénario incluant les consommateurs résidentiels. Ils hiérarchisent leurs tâches afin de réduire la consommation d'énergie et de minimiser le coût de l'énergie en temps réel. Dans [64,85], la théorie des jeux est appliquée. Les consommateurs et les producteurs négocient, dans deux niveaux de jeu de Stackelberg, le prix et la consommation d'énergie en utilisant respectivement les versions coopératives et non-coopératives. Une caractéristique essentielle du jeu proposé est la convergence vers la valeur optimale en utilisant la méthode lagrangienne en quelques itérations. Dans [104], une version modifiée de l'optimisation de l'essaim de particules est utilisée. Il s'agit d'un algorithme de recherche itératif qui vise à améliorer la solution des consommateurs en suivant un ensemble de règles prédéfinies et simples. Ils appliquent la méthode d'optimisation améliorée de l'essaim de particules en tenant en compte le confort des consommateurs. Le scénario sur lequel ils ont testé leur méthode, est formé de deux maisons intelligentes différentes comportant respectivement 10 et 11 appareils, incluant un véhicule électrique en tant que charge résidentielle importante. Dans [105], les auteurs ont développé un algorithme heuristique avec les deux systèmes de tarification, RTP et CPP, afin de minimiser le coût de l'électricité et le rapport pointe/moyenne (*Peak to Average Ratio*, PAR). Dans [106], les auteurs ont développé une théorie des jeux coopérative intégrant les énergies renouvelables afin de trouver un compromis entre consommation et facture énergétique. En fait, ils résolvent leur problème en utilisant la programmation linéaire mixte à nombres entiers. Dans [107], les auteurs ont utilisé un système multi agent coopératif dans une coalition d'énergie pour établir un transfert d'énergie économique et équitable entre les agents en intégrant les énergies renouvelables. Dans [108], un problème d'optimisation convexe est formulé pour réduire le coût payé par les utilisateurs finaux et pour faire rebondir les charges de pointe. Les auteurs dans [109] ont proposé un système multi-agents entre les pro-consommateurs pour différentes raisons : (1) augmenter la consommation locale des pro-consommateurs, et (2) diminuer leurs factures d'énergie, en utilisant une méthode de direction alternée des multiplicateurs dans une architecture décentralisée. Le Tableau 2-4 montre que le GT est la meilleure méthode en raison de la grande évolutivité et de la réactivité par rapport aux essais de particules, la programmation linéaire en nombres entiers mixtes, à l'optimisation convexe et à l'algorithme heuristique.

³ Le Pareto est utile pour identifier sur quelles causes agir en priorité pour améliorer de façon significative la situation. On évitera ainsi de gaspiller de l'énergie sur ce qui a peu d'impact.

Après avoir déterminé les objectifs principaux de la gestion de l'énergie avec ses problématiques, une question se pose : comment déterminer la consommation et le prix de l'énergie optimaux ? À travers quel point de vue, la décision des prix et des demandes est-elle prise ?

Pour répondre à cette question, deux méthodologies sont détaillées dans la section suivante.

Tableau 2-4 : Différence entre les références citées pour la minimisation de la consommation et le coût d'énergie

Référence	Année	Algorithme	Méthode	Itérations/ temps d'exécution	Avantages
[85]	2010	GT	Méthode du point intérieur	22 itérations (2 itérations par consommateur)	17% réduction de PAR-18% réduction de prix
[104]	2018	PSO	Programmation mathématique	--	2 maisons intelligentes
[106]	2017	GT	MINLP (Programmation non linéaire en nombres entiers mixtes)	--	5 consommateurs avec énergies renouvelables
[102]	2018	GA	Programmation mathématique	2000s	<ul style="list-style-type: none"> intégration des algorithmes d'apprentissage 100 consommateurs approche décentralisée
[103]	2018	MILP	GAMS/Cplex	2.42-5.3 s en fonction de la volonté d'accepter HEMS et des types de profils de charges)	Multiple consommateurs
[64]	2013	GT	Lagrange	10 itérations for 3 producteurs and 5 consommateurs	--
[110]	2015	GA	Programme des auteurs	--	<ul style="list-style-type: none"> Consommateur résidentiel- industriel et commercial 21-26% PAR 17-27% réduction du coût
[108]	2018	Optimisation convexe	Programme des auteurs	--	<ul style="list-style-type: none"> Approche distribuée schéma différent pour définir le PAR et la réduction des coûts

2.10 Centralisation et Décentralisation de la décision prise dans les réseaux intelligents

Deux méthodes de gestion de l'énergie existent au sein des *smart grids*. Nous les différencions en fonction de la manière par laquelle la décision est prise entre les entités. Dans le contexte de la gestion de l'énergie, la centralisation implique l'existence d'une entité qui est responsable de prendre une décision vis-à-vis de la répartition de l'énergie entre les différents acteurs. Au contraire, la décentralisation requiert de répartir les tâches entre eux. Dans cette section, nous différencions les deux approches à travers le prisme des interactions entre les consommateurs et les producteurs d'une part, et de l'autre des interactions entre les pro-consommateurs.

2.10.1 Gestion d'énergie centralisée

Dans un système centralisé, les décisions locales sont généralement prises centralement en disposant des informations de tous les acteurs du marché par le contrôleur central comme le montre la Figure 2-1. Les algorithmes centralisés augmentent le temps d'exécution et ne conviennent pas à un grand nombre d'acteurs sur le marché. Un système centralisé nécessite également trop d'échanges de données en temps réel pour le déploiement fréquent de la DSM. Les auteurs de [111] ont formulé une optimisation basée sur les enchères entre les *micro-grids* dans un réseau de distribution *Peer-to-Peer*. Ce mécanisme d'enchères permet de personnaliser les comportements des *micro-grids*. Dans [112], trois acteurs sont présents dans un système centralisé : (1) un opérateur de marché combiné, (2) un réseau de distribution constitué de plusieurs *micro-grids* domestiques connectées toutes (3) à la grille. Pour modéliser les interactions entre les participants et mettre en œuvre cette structure complète, un problème d'optimisation centralisé et multi-objectif est résolu en utilisant une théorie de jeu statique et non-coopératif. Dans [113], les auteurs utilisent à la fois des algorithmes centralisés et distribués afin de tester l'efficacité de leur proposition. Ils ont utilisé la théorie des jeux entre les producteurs d'énergie et les consommateurs afin de minimiser la consommation de l'énergie et le coût payé.

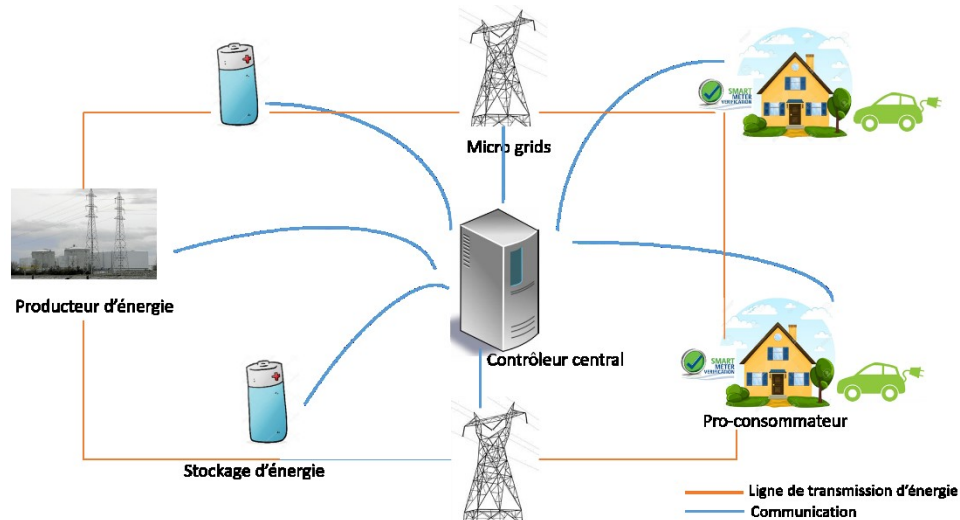


Figure 2-1 : La centralisation dans SG

2.10.2 Gestion d'énergie décentralisée

La décision décentralisée est généralement répartie entre les acteurs de SG comme le montre la Figure 2-2. Chacun sera responsable d'effectuer une tâche précise. Les approches distribuées peuvent être utilisées pour trouver la décision optimale globale en permettant aux agents locaux de partager de manière itérative des informations via des liaisons de communication à deux voies. Dans ces approches, tous les acteurs parviennent à un accord lorsqu'ils s'accordent sur la valeur de l'information partagée. Dans [114], les auteurs ont proposé un algorithme distribué entre les consommateurs et un producteur d'énergie en temps réel. Ces derniers déterminent à chaque créneau horaire la demande optimale en énergie, le chargement et le déchargement de la batterie et l'approvisionnement en énergie sans révéler ni échanger leurs informations personnelles. Dans [64], les auteurs ont proposé un algorithme distribué entre les consommateurs et différents producteurs dans le but de déterminer le prix et la demande optimaux en se basant sur le jeu de Stackelberg. Ainsi, la confidentialité des données est conservée. Un nouvel algorithme distribué sans partage d'informations entre les pro-consommateurs est proposé. Il converge vers un équilibre de Nash dans lequel chaque pro-consommateur est en mesure de réaliser son bénéfice optimal avec une petite erreur additive [115]. Dans [116], les auteurs ont comparé les méthodes centralisées et décentralisées. Ils ont déterminé que la centralisation est une arme contre la sécurité. Celle-ci requiert un contrôle complet des informations des participants, qui sont les consommateurs et les producteurs d'énergie. Dans notre thèse, nous avons utilisé une approche décentralisée et distribuée entre les producteurs et les consommateurs. Ceci minimise le temps de calcul et facilite la tâche de la répartition des données [117].

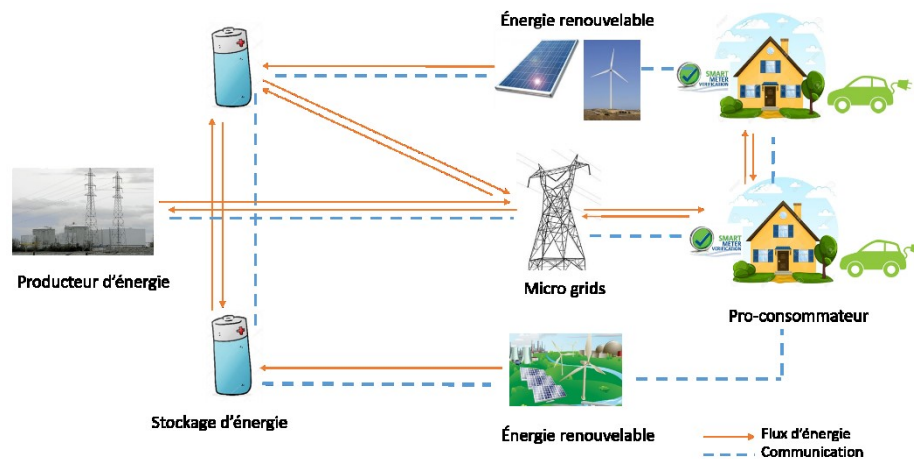


Figure 2-2 : La décentralisation dans SG

Après avoir déterminé les problématiques liées à la gestion de l'énergie dans les SG du point de vue énergétique dans le Chapitre 1, et du point de vue de la modélisation dans le Chapitre 2, la méthode sélectionnée dans notre thèse est présentée dans la section suivante.

2.11 Contexte de travail et solution proposée

Dans cette partie, nous définissons notre contexte de travail : les entités présentes, la méthodologie et les fonctions utilisées. Les principales entités sont les pro-consommateurs et les producteurs d'énergie au sein de la grille. La méthodologie repose sur la modélisation des comportements des différentes entités en se basant sur les différentes contraintes qui doivent être prises en considération, telles que les spatiales et temporelles (distance et temps), le budget consacré à chaque consommateur, et les contraintes de stockage. Nous utilisons soit des fonctions d'utilités, soit des fonctions de coûts. Le choix des fonctions est une importante partie de l'étude car elle modélise les préférences des entités. Nous simulons les interactions entre les consommateurs et les producteurs d'une part, et celles entre les pro-consommateurs d'autre part, et enfin une approche hiérarchique en groupant les deux afin d'assurer un compromis entre le prix et la consommation de l'énergie. Nous utilisons la théorie de jeu, en prenant en considération la décentralisation des données dans un environnement de systèmes multi-agents où les agents sont les joueurs. Les consommateurs ont le privilège de décider eux-mêmes leur propre calendrier, leur propre producteur d'énergie et pro-consommateurs, tout en gardant les bénéfices d'une approche centralisée.

La Figure 2-4 récapitule ce chapitre et illustre les outils de notre thèse. La Figure 2-3 présente les interactions entre les pro-consommateurs (acheteur et vendeur qui seront traités dans les chapitres qui suivent) et les producteurs que nous détaillons dans chaque chapitre. Les numéros entre parenthèses représentent les numéros des chapitres.

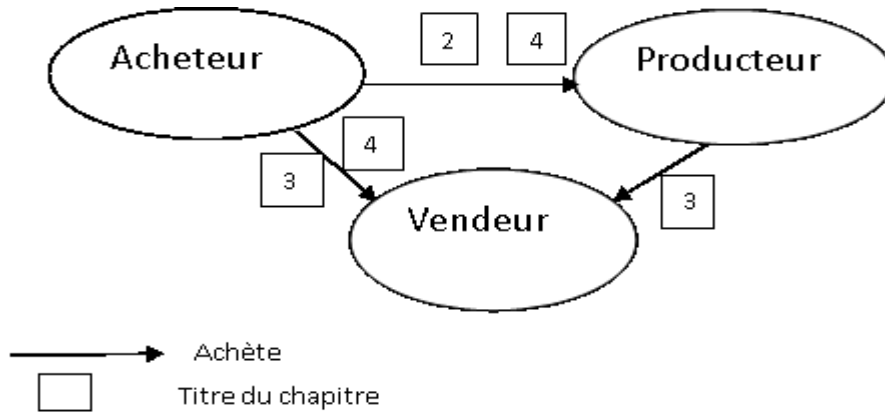
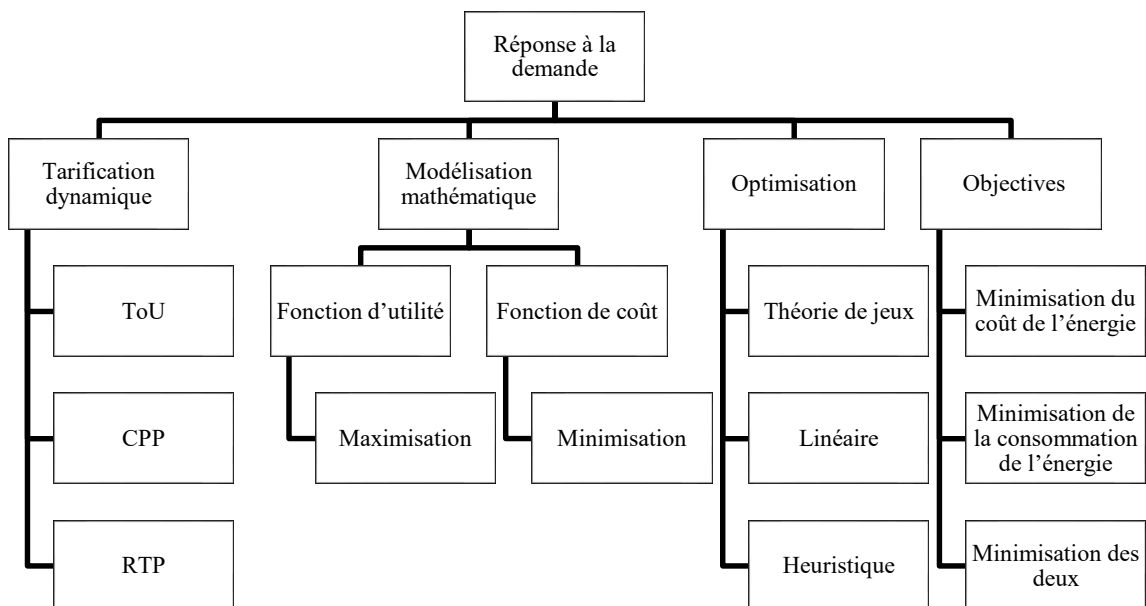
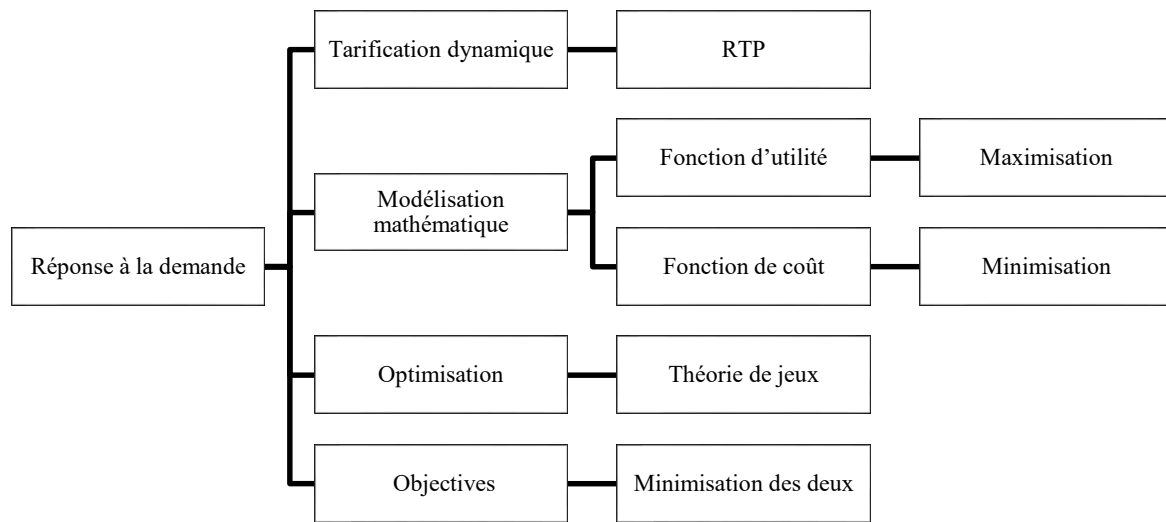


Figure 2-3 : Le contexte du travail



(a)



(b)

Figure 2-4 : (a) Le résumé de DRM dans les réseaux intelligents :1) les programmes ; 2) les problèmes ; et 3) les approches (b) notre contexte proposé

2.12 Conclusion

Généralement, les réseaux électriques sont des réseaux compliqués à grande échelle qui ont un comportement complexe, dynamique et non linéaire, qui change continuellement dans le temps et l'espace. Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes d'optimisation et les techniques de programmation qui permettent de comprendre le comportement du système dans des conditions statiques et dynamiques afin d'assurer son bon fonctionnement.

Le chapitre suivant représente la première contribution de cette thèse au sujet, grâce à l'inclusion d'une intégration de la théorie de jeu dans un contexte défini. Celui-ci englobe une diversité de consommateurs et de producteurs qui interagissent pour optimiser la production et le prix de l'énergie d'une façon dynamique.

CHAPITRE 3	STMPP : MODELISATION DES INTERACTIONS ENTRE LES	
	PRODUCTEURS D'ENERGIE ET LES DIFFERENTS TYPES DE	
	CONSOMMATEURS.....	46
3.1	Introduction.....	46
3.2	Problématique et solution proposée	46
3.3	Scénario mis en œuvre	47
3.4	Interactions entre les consommateurs et les producteurs	49
3.4.1	Côté consommateur	49
3.4.2	Côté producteur	51
3.4.3	Jeu de Stackelberg STMPP	52
3.5	Allocation d'Énergie AE.....	55
3.6	Interprétation mathématique.....	57
3.7	Algorithme distribué.....	57
3.8	Résultats obtenus	59
3.9	Conclusion	64

Chapitre 3 **STMPP : Modélisation des interactions entre les producteurs d'énergie et les différents types de consommateurs**

3.1 Introduction

Les interactions entre les consommateurs et les producteurs sont l'un des points les plus essentiels dans la littérature de la gestion de l'énergie. Le but essentiel est de maintenir un équilibre entre la consommation et la production de l'énergie malgré l'intégration des énergies renouvelables. Ainsi, une diversification des producteurs existe. Chaque micro grid sera responsable de la distribution de l'énergie dans une zone géographique bien spécifique. En plus, les interactions entre un grand nombre de consommateurs de différents types (résidentiels, commerciaux, et industriels) avec les différents types de producteurs, qu'ils soient des micro-grids ou la grille, engendreront des fluctuations de prix. La gestion de la demande est un élément clé du réseau intelligent puisqu'elle améliore la fiabilité et l'efficacité du réseau. Différents protocoles sont introduits pour résoudre ce problème. D'une part, certains chercheurs ont proposé de changer dynamiquement ou de déplacer la consommation d'électricité des périodes où le prix est élevé vers les périodes de prix inférieur [118] [119]. D'autre part, d'autres ont décidé d'optimiser les demandes et les prix afin de garantir une meilleure efficacité du système. La résolution du problème se complique surtout en temps réel comme déjà vu dans le chapitre précédent. Avec la diversité des méthodes d'optimisation utilisées, nous avons eu recours à une méthode qui modélise ces interactions complexes en utilisant la théorie des jeux, et spécifiquement Stackelberg Game.

Dans ce chapitre, notre méthode sera présentée en montrant en premier l'état de l'art des interactions des consommateurs et des producteurs, les motivations derrière notre choix, le scénario utilisé et finir par les résultats obtenus.

3.2 Problématique et solution proposée

Récemment, les travaux de recherche s'attaquent à la résolution des différents conflits entre les consommateurs et les producteurs. Le compromis entre maximiser le profit des consommateurs et les producteurs demeure une tâche difficile puisque le profit des deux est contradictoire [120]. Les consommateurs préfèrent assurer leurs besoins énergétiques à un coût minimal, tandis que les producteurs d'énergie ont intérêt à maximiser leur profit tout en vendant leurs productions avec un prix élevé. Dans [121], les auteurs ont modélisé les interactions des consommateurs en présence d'un

seul producteur d'énergie d'une manière décentralisée. Un agrégateur nommé HLM « Home Load Management », spécifique pour chaque consommateur, communique avec le producteur afin de changer le profil de charge en se basant sur les prix offerts ; une optimisation à double niveau ainsi est proposée. Dans [122], les auteurs ont proposé une technique de gestion de l'énergie dans le réseau intelligent avec plusieurs producteurs d'énergie afin de minimiser les coûts d'électricité pour les consommateurs. Leur méthode consiste à affecter un seul producteur à un consommateur. Une approche de double décomposition est exploitée pour trouver une solution efficace. Dans [123], les auteurs ont étudié le cas de DRM avec plusieurs producteurs et consommateurs de types multiples, où la relation des producteurs est modélisée comme étant un jeu non coopératif, et les consommateurs qu'ils soient résidentiels, commerciaux ou industriels paient un prix fixe. Ils ont proposé un algorithme qui converge vers un état stable dans lequel l'équilibre entre l'offre et la demande d'énergie est atteint. Un modèle concave a été utilisé pour modéliser la fonction d'utilité. De même pour [70], bien que la seule différence est que les auteurs ont concentré leur étude sur les consommateurs résidentiels.

Dans la plupart des recherches dans la gestion de l'énergie, le but est de minimiser la facture énergétique en programmant quotidiennement les appareils individuels des consommateurs. En outre, ils priorisent le fonctionnement de leurs appareils en les divisant en des tâches de priorités diverses. Par exemple, ils écalent le fonctionnement de la machine à un temps creux où les prix sont moins élevés. Cependant, les tâches urgentes ne peuvent pas être décalées, ce qui oblige les consommateurs à les faire fonctionner pendant les heures où le prix est élevé. Ainsi, un inconfort des consommateurs est causé du point de vue factures et tâches à finir.

Plusieurs défis existent donc dans la littérature. Dans notre approche, nous avons essayé d'en proposer une basée sur la théorie de jeux qui s'applique sur toutes sortes de consommateurs en les diversifiant par leurs budgets et leurs types. Notre point de vue se concentre sur les consommateurs qui changent leurs demandes énergétiques en fonction des prix offerts par les producteurs d'énergie. Contrairement à un grand nombre de travaux dans la littérature où la maximisation des bénéfices repose sur le point de vue des producteurs d'énergie, nous proposons un modèle distribué entre producteurs et consommateurs.

3.3 Scénario mis en œuvre

Dans cette partie, nous définissons les interactions entre les consommateurs et les producteurs d'énergie qu'ils soient la grille ou les micro-grilles. Nous commençons notre problématique par définir les consommateurs selon leurs types et leurs consommations. Les industriels viennent en premier

puisque, de nos jours, l'industrie 4.0 est en évolution et tout est devenu relié à l'internet ou plus précisément l'IoT (*Internet Of Things*). Ensuite, le secteur commercial vient en second et en dernier, c'est le secteur résidentiel qui a normalement une consommation modérée par rapport aux autres secteurs. Ainsi, pour présenter une approche applicable quel que soit le type de consommateur, nous avons introduit une préférence nommée Imp_n qui désigne la priorité des consommateurs avec :

$$\begin{aligned}
 & Imp_{ni}(\text{importance accordée aux industriels}) \\
 & > Imp_{nc}(\text{importance accordée aux commerciaux}) \\
 & > Imp_{nr}(\text{importance accordée aux résidentiels})
 \end{aligned}$$

Elle représente la contribution des consommateurs dans le système. En plus, nous avons intégré une préférence au sein de chaque type de consommateur α_n , et ω_n , décrite dans la section suivante. La démarche proposée est divisée en deux parties : (1) déterminer l'énergie allouée de la part des producteurs pour les différents types de consommateurs, (2) déterminer le prix convenable proposé pour vendre l'énergie qui va dépendre de la nature des consommateurs passifs présents.

Ainsi, notre contribution consiste en un scénario où différents types de consommateurs et différents types de producteurs communiquent entre eux. Notre choix est justifié par l'importance de ce point dans la gestion de l'énergie [64]. La Figure 3-1 schématise le scénario abordé.

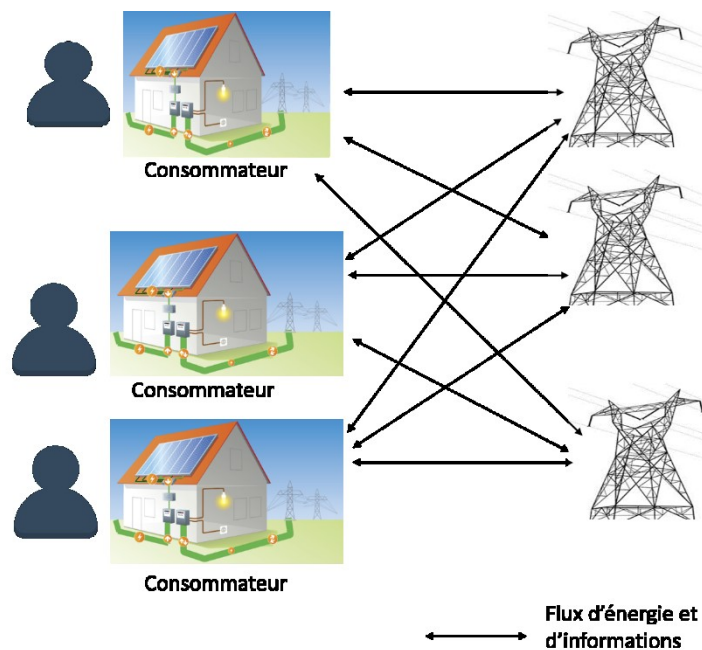


Figure 3-1 : Le scénario utilisé

Nous considérons N consommateurs et N_p producteurs d'énergie. La journée est divisée en 24 heures donc $t = 1, T = \{1,2,3, \dots, 24\}$. Notre approche nommée, STMP (Stackelberg Multi Period multi Provider) a plusieurs avantages : (1) travaille en temps réel, (2) intègre la diversité des consommateurs et producteurs, (3) la prise de décision est en fonction des données que les acteurs reçoivent, (4) minimise les coûts payés par les consommateurs, et (5) équilibre entre la production et la consommation tout en maximisant les profits des producteurs d'une façon décentralisée et distribuée. Dans ce qui suit, une étude approfondie de notre méthode STMP sera étudiée qui a pour but d'atteindre les objectifs mentionnés.

3.4 Interactions entre les consommateurs et les producteurs

Dans cette section, nous allons présenter la partie mathématique de la résolution. Une modélisation des comportements des consommateurs et des producteurs sera présentée afin de maximiser leurs profits du transfert d'énergie entre eux. Une fonction d'utilité sera accordée à chacun d'entre eux, avec les différentes contraintes qui doivent être prises en considération pour les satisfaire. Le but est de minimiser les factures d'électricité et de répartir les demandes entre les producteurs afin d'assurer un équilibre entre production et consommation. Cette section est divisée entre le côté consommateur et le côté producteur.

3.4.1 Côté consommateur

Plusieurs fonctions existent pour modéliser les consommateurs comme vu dans la section 2.8 du 2^{ème} chapitre. Nous comparons dans cette partie deux fonctions utilisées : la fonction logarithmique et la fonction quadratique. Ces fonctions modélisent la satisfaction des consommateurs en ce qui concerne leur consommation d'énergie.

Les propriétés qui doivent être présentes dans une fonction d'utilité sont diverses :

- Propriété 1 : Les fonctions utilitaires ne sont pas décroissantes. C'est pourquoi les consommateurs sont toujours intéressés à consommer plus d'énergie, si possible, jusqu'à atteindre leur niveau de consommation maximum. Mathématiquement, cela signifie que :

$$\frac{\partial U_{n,t}}{\partial E_{n,p,t}} \geq 0.$$

- Propriété 2 : L'avantage marginal des consommateurs est une fonction non croissante et nous avons $\frac{\partial^2 U_{n,t}}{\partial E_{n,p,t}} \leq 0$.

- Propriété 3 : Nous devons pouvoir classer les clients en fonction de leur importance. Dans notre modélisation, nous supposons que, pour une consommation d'énergie fixe, un plus

grand paramètre de préférence équivaut à une plus grande satisfaction, qui peut être exprimé

$$\text{par, } \frac{\partial U_{n,t}}{\partial Imp_n} \geq 0, \frac{\partial U_{n,t}}{\partial \omega_n} \geq 0, \frac{\partial U_{n,t}}{\partial \alpha_n} \geq 0.$$

- Propriété 4 : Nous supposons que nous nous attendons généralement à ce qu'une consommation d'énergie nulle n'apporte aucun avantage, ainsi $U_{n,t}(E_{n,p,t} = 0) = 0$.

D'après ces propriétés, nous avons défini nos fonctions d'utilité qu'elle soit logarithmique ou quadratique.

Pour la fonction logarithmique qui sert à donner plus d'équité entre les consommateurs [64], la fonction d'utilité des consommateurs demeure :

$$U_n = Imp_n(\alpha_n \sum_T \sum_{N_p} \ln(E_{n,p,t} + v_n)) \quad (3-1)$$

Avec $E_{n,p,t}$, la demande d'énergie du consommateur n , du producteur p , à un temps t . v_n, α_n sont des paramètres d'ajustement spécifiques pour chaque consommateur. Pour trouver la valeur optimale de la demande en fonction des prix des producteurs, nous utilisons les multiplicateurs de Lagrange. Ainsi, l'objectif est de maximiser la satisfaction globale des consommateurs pour 24 heures. Donc, maximiser la satisfaction de chaque fonction d'utilité pour chaque consommateur, pour une heure, revient à maximiser la satisfaction globale. Pour simplifier le calcul, au lieu de calculer la fonction d'utilité pour toute une journée, nous avons choisi de la diviser en des créneaux horaires d'une heure chacun. Ainsi, le problème d'optimisation est tel que :

$$\text{Max } U_{n,t} \quad (3-2)$$

$$\text{s. t. } \sum_{N_p} E_{n,p,t} * P_{p,t} < C_{n,t} \quad (3-3)$$

Avec $P_{p,t} > 0$

Avec $U_{n,t} = Imp_n(\alpha_n \sum_{N_p} \ln(E_{n,p,t} + v_n))$, $C_{n,t}$ représente le budget associé à chaque intervalle de temps pour chaque consommateur, et qui peut être prédit suivant l'historique de consommation de chaque consommateur n , et $P_{p,t}$ représente le prix du producteur p pour l'intervalle de temps t .

La contrainte (3-3) assure que le budget consacré pour la demande énergétique ne dépasse pas un certain seuil, ce qui permet aux consommateurs de choisir les producteurs avec les prix les moins élevés pour assurer leurs demandes.

Concernant la fonction quadratique pour modéliser les consommateurs, $U_{n,t}$ désigne la fonction d'utilité du consommateur n à un intervalle de temps t . Le but est de maximiser le gain de tous les consommateurs, ainsi,

$$\text{Max } U_{n,t} \quad (3-4)$$

Avec

$$U_{n,t} = \begin{cases} \text{Imp}_n(\omega_n E_{n,p,t}) - \frac{\gamma_n}{2} E_{n,p,t}^2 & \text{si } 0 \leq E_{n,p,t} \leq \frac{\omega_n}{\gamma_n} \\ \frac{\omega_n^2}{2\gamma_n} & \text{si } E_{n,p,t} \geq \frac{\omega_n}{\gamma_n} \end{cases} \quad (3-5)$$

Avec Imp_n représente l'importance des consommateurs selon leur type, qui est déjà expliqué au-dessus. Une consommation d'énergie plus élevée révèle une importance plus significative. Ainsi, les consommateurs industriels auront le privilège d'obtenir une quantité plus importante de l'énergie du producteur, que celle qui sera allouée aux autres secteurs (commerce et résidentiel).

Nous différencions entre les consommateurs selon les paramètres γ et ω , qui sont spécifiques à chaque type de consommateur et leurs caractéristiques. En particulier, γ caractérise l'indice de sensibilité au changement de profit dans le cas où il se produit un changement dans l'énergie consommée, et ω représente l'indicateur du profit marginal que chaque consommateur gagnerait (ou perdrait) en augmentant (ou diminuant) la consommation d'énergie d'une unité. En d'autres termes, ces paramètres indiquent le taux du changement de profit en fonction de la consommation d'énergie variable. Comme déjà mentionné, nous optimisons la fonction objective pour chaque consommateur qui revient à maximiser la fonction totale, donc le problème d'optimisation est :

$$\text{Max } U_{n,t} \quad (3-6)$$

$$\text{s. t. } \sum_{N_p} E_{n,p,t} * P_{p,t} < C_{n,t} \quad (3-7)$$

avec $E_{n,p,t} > 0$

Dans ce qui suit, nous présentons le côté producteur, qui est notamment la partie leader du jeu.

3.4.2 Côté producteur

Les producteurs d'énergie (grille et micro grids) représentent la source principale d'énergie. Les micro-grilles ont généralement leur propre ressource d'énergie, ainsi que des limites définissables qui

les font essentiellement de petites échelles localisées, qui sont séparées du réseau électrique principal, mais encore interconnectés avec celui-ci [124]. La fonction d'utilité des producteurs est formulée comme suit :

$$U_p = \sum_N \sum_T E_{n,p,t} * P_{p,t} \quad (3-8)$$

Elle représente le gain que chaque producteur aura en vendant $E_{n,p,t}$ au prix $P_{p,t}$ qui est relatif au temps réel d'exécution. Nous la sommons pour tous les consommateurs et pour une journée entière. Comme déjà vu, au lieu de maximiser la fonction globale, nous optimisons le gain d'un seul producteur pour une heure. Ainsi, le problème d'optimisation devient :

$$\text{Max } U_{p,t} \quad (3-9)$$

$$s. t. \sum_N E_{n,p,t} < AP_{p,t} \quad (3-10)$$

avec $AP_{p,t} > 0, U_{p,t} = \sum_N E_{n,p,t} * P_{p,t}$.

Avec $AP_{p,t}$ signifie *Available Power*, la quantité d'énergie que le producteur d'énergie p possède à un instant t . Les contraintes impliquées permettent aux producteurs de bien contrôler la quantité d'énergie à vendre en limitant la vente à leur énergie produite. Dans le cas de déficit d'énergie, ils peuvent communiquer avec les pro-consommateurs. C'est ce que nous allons étudier dans le chapitre suivant.

Dans ce qui suit, nous détaillons la démarche suivie pour atteindre la demande et le prix optimaux.

3.4.3 Jeu de Stackelberg STMPP

Pour appliquer le jeu hiérarchique dans cette problématique, nous allons définir les leaders et les followers du jeu. Puisque le leader a un pouvoir selon la définition donnée dans le chapitre 2, et puisque les producteurs d'énergie ont le pouvoir de préciser le prix, ces derniers sont les leaders du jeu. Les consommateurs deviennent les followers du jeu. Ils suivent la décision des prix pour en fixer la demande énergétique auprès de chaque producteur. Les stratégies sont donc le prix et la demande. Nous résolvons notre problème d'une manière théorique pour en tirer l'équation associée à la consommation de l'énergie et les prix et nous utilisons Lagrange pour relaxer les contraintes. Nous commençons notre algorithme par la partie follower pour définir la demande énergétique. Puis, nous déterminons le prix optimal en maximisant le gain des producteurs.

3.4.3.1 Demande optimale

Le Lagrange appliqué sur le problème d'optimisation de la part des consommateurs pour la fonction objective logarithmique, revient à détailler les contraintes de la manière suivante :

$$L_n = Imp_n \left(\alpha_n \sum_{N_p} \ln(v_n + E_{n,p,t}) \right) - \mu_1 \left(\sum_{N_p} E_{n,p,t} * P_{p,t} - C_{n,t} \right) + \mu_{n,2} * E_{n,p,t} \quad (3-11)$$

Avec μ qui désigne les multiplicateurs de Lagrange.

La dérivée de 1^{er} ordre nous permet d'écrire :

$$\frac{\partial L_n}{\partial E_{n,p,t}} = 0 \quad \forall n \in N$$

Avec

$$\mu_1 * \left(\sum_{N_p} E_{n,p,t} * P_{p,t} - C_{n,t} \right) = 0$$

$$\mu_{n,2} * E_{n,p,t} = 0 \quad \forall n \in N$$

D'où l'équation définitive des demandes optimales qui prendra la forme suivante (dans l'annexe A, se trouve la démarche détaillée qui a abouti à l'équation (3-12)) :

$$E_{n,p,t} = \frac{C_{n,t} + \sum_{N_p} P_{p,t}}{N_p * P_{p,t}} - 1 \quad (3-12)$$

Pour la fonction d'utilité quadratique, pour obtenir la consommation de manière théorique, nous résolvons le Lagrange associé au problème dans (3-6).

$$\frac{\partial L}{\partial E_{n,p,t}} = 0 \quad \forall n \in N \quad (3-13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial E_{n,p,t}} = Imp_n \omega_n - \gamma_n E_{n,p,t} - \mu_1 \sum_{N_p} P_{p,t} + \mu_{2,n} = 0 \quad (3-14)$$

$$\mu_1 \sum_{N_p} E_{n,p,t} * P_{p,t} - C_{n,t} = 0 \quad (3-15)$$

$$\mu_{2,n} * E_{n,p,t} = 0 \quad (3-16)$$

Avec $E_{n,p,t} > 0$, donc $\mu_{2,n} = 0$,

$$E_{n,p,t} = \frac{Imp_n \omega_n - \mu_1 P_{p,t}}{\gamma_n} \quad (3-17)$$

$$\frac{Imp_n \omega_n}{\sum_{N_p} P_{p,t}} - \frac{C_{n,t} \gamma_n}{\sum_{N_p} P_{p,t}^2} = \mu_1 \quad (3-18)$$

En substituant l'équation (3-18) dans l'équation (3-17), nous obtenons l'équation de la consommation énergétique relative à chaque consommateur dans ce qui suit :

$$\frac{Imp_n \omega_n}{\gamma_n} + \frac{C_{n,t} \gamma_n P_{p,t}}{\sum_{N_p} P_{p,t}^2} - \frac{Imp_n \omega_n P_{p,t}}{\sum_{N_p} P_{p,t}} = E_{n,p,t} \quad (3-19)$$

En étudiant l'équation de la demande énergétique de chaque consommateur, nous pouvons l'écrire sous la forme suivante :

$$\frac{Imp_n \omega_n}{\gamma_n} \left(1 - \frac{P_{p,t}}{\sum_{N_p} P_{p,t}}\right) + \frac{C_{n,t} \gamma_n P_{p,t}}{\sum_{N_p} P_{p,t}^2} = E_{n,p,t} \quad (3-20)$$

Nous remarquons que la consommation est proportionnelle à l'importance accordée au consommateur, et au budget de chacun, et inversement proportionnelle au prix de l'énergie.

Ainsi, une équation bien spécifique à la demande est établie avec prise en compte de l'importance accordée aux consommateurs. Après avoir donc déterminé la demande optimale de la part des consommateurs, il est nécessaire de déterminer les prix de la part des producteurs.

3.4.3.2 Prix optimal

Conformément à la démarche suivie dans la section précédente, nous allons relaxer les contraintes liées à la capacité de production pour chaque producteur. L'équation du Lagrange, appliquée sur le problème d'optimisation du côté leaders, nous permet d'obtenir le prix optimal en se basant sur la demande optimale fournie par les consommateurs :

$$L_p = \sum_N E_{n,p,t} * P_{p,t} - \mu_p \left(\sum_N E_{n,p,t} - AP_{p,t} \right) \quad (3-21)$$

Après une résolution mathématique détaillée dans l'annexe C, le prix de l'énergie sera formulé suivant l'équation suivante :

$$P_{p,t} = Imp_n * \frac{N^{n-1} C_{n,t}}{|M|} \sum_{g \neq N, g \in N} (AP_{g,t} + N) \quad (3-22)$$

Ainsi en examinant cette équation, le prix est toujours proportionnel à l'importance des consommateurs. Ceci permet d'avoir une diversification des prix selon les besoins des consommateurs, contrairement à la plupart des travaux où un prix toujours fixe est attribué aux consommateurs quels que soient leurs types et budgets.

Dans la section suivante, le problème énergétique sera résolu d'un autre point de vue. Ce qui a été traité, jusque-là, est la modélisation mathématique des systèmes complexes existants au sein du marché de l'énergie plus spécifiquement le comportement des producteurs et des consommateurs tout en augmentant leurs profits. En outre, dans la section 3.5, le problème est résolu du point de vue producteur, en d'autres termes, ce dernier sera capable de diviser sa production d'énergie suivant son intérêt en allouant la plus grande quantité respectivement pour les industriels, les commerciaux et les résidentiels.

3.5 Allocation d'Énergie AE

Dans cette section, nous définissons la demande optimale d'énergie de point de vue producteur différemment des études faites dans les sections précédentes où la solution est répartie entre consommateurs et producteurs. Le problème d'optimisation revient à maximiser le profit des consommateurs tout en prenant en compte que (1) l'énergie allouée de la part des producteurs au consommateur est égale ou inférieure à sa demande (équation (3-10)), (2) les demandes totales reçues des consommateurs de chaque producteur seront inférieures à sa capacité maximale de production.

$$\sum_N E_{n,p,t} \leq AP_{p,t} \quad (3-23)$$

La compétition est surtout présente dans le cas où la consommation totale du producteur d'énergie est inférieure à la somme totale demandée des consommateurs $\sum_N E_{n,p,t} > AP_{p,t}$ qui est le cas où le producteur est une source d'énergie renouvelable et qu'elle ne possède pas assez de production.

En appliquant Lagrange comme outils mathématiques, le problème d'optimisation se transforme en :

$$L = Imp_n(\omega_n E_{n,p,t}) - \frac{\gamma_n}{2} E_{n,p,t}^2 - \mu_2 \left(\sum_N E_{n,p,t} - AP_{p,t} \right) + \mu_3 E_{n,p,t} \quad (3-24)$$

Avec μ qui désigne les multiplicateurs de Lagrange.

La première dérivée par rapport à $E_{n,p,t}$ est formulée comme suit :

$$\frac{\partial L}{\partial E_{n,p,t}} = Imp_n \omega_n - \gamma_n E_{n,p,t} - \mu_1 - \mu_2 + \mu_3 = 0 \quad (3-25)$$

Avec

$$\mu_1 (E_{n,p,t} - EN_{n,t}) = 0 \quad (3-26)$$

$$\mu_2 \left(\sum_N E_{n,p,t} - AP_{p,t} \right) = 0 \quad (3-27)$$

$$\mu_3 E_{n,p,t} = 0 \quad (3-28)$$

Il est clair que la fonction objective et les contraintes d'inégalité sont différentiables et convexes, et les contraintes d'égalité sont affines. Dans ce qui suit, nous formulons l'équation de la fonction optimale de l'énergie.

Avec $0 < E_{n,p,t} < EN_{n,t}$, ainsi μ_1, μ_3 sont nuls, et la valeur optimale de l'énergie sera comme suit :

$$E_{n,p,t} = \frac{Imp_n \omega_n - \mu_2}{\gamma_n} \quad (3-29)$$

En substituant l'équation trouvée dans (3-27), nous obtenons la formule de :

$$\sum_N Imp_n * \omega_n - AP_{p,t} \sum_N \gamma_n = \mu_2 \quad (3-30)$$

Maintenant, nous substituons l'équation (3-30) dans (3-29), nous trouvons la formule optimale de l'énergie telle que :

$$E_{n,p,t} = \frac{Imp_n \omega_n - \sum_N Imp_n * \omega_n + AP_{p,t} \sum_N \gamma_n}{\gamma_n} \quad (3-31)$$

$$E_{n,p,t} = \frac{-\sum_{g,g \neq n, g \in N} Imp_g * \omega_g + AP_{p,t} \sum_N \gamma_n}{\gamma_n} \quad (3-32)$$

En la comparant avec celles obtenues dans la section 3.4.3.1, nous remarquons que, du point de vue du producteur, pour accorder à chaque consommateur une énergie, ce dernier doit connaître l'importance de tous ses consommateurs, pour en décider son énergie allouée. Alors que, de point de vue du consommateur, pour décider son énergie demandée, il se base sur le prix fourni par le producteur et son budget.

Ainsi, avec l'équation (3-32), le producteur doit connaître toutes les préférences des autres consommateurs pour lui accorder une énergie en fonction de sa production. Par une approche basée

sur l'allocation d'énergie, le producteur, dans le but d'augmenter ses profits, bloque des quantités bien déterminées à chaque consommateur en fonction des importances des participants.

Sur le marché de l'électricité, le niveau de consommation d'énergie et la satisfaction varient d'un consommateur à l'autre, à différents moments de la journée. Le comportement des consommateurs indépendamment de leurs types, peut être modélisé par la fonction d'utilité pour représenter le niveau de satisfaction des utilisateurs en microéconomie. La fonction d'utilité est souvent exprimée par la fonction quadratique ou logarithmique comme vu dans la section 2.8 du chapitre 2. Ces fonctions sont non décroissantes et leurs avantages marginaux ne sont pas croissants. Par conséquent, sans perte de généralité, nous adoptons également la fonction d'utilité avec bénéfice marginal linéaire pour représenter l'utilité de l'utilisateur, tandis que le consommateur consomme $E_{n,p,t}$ des producteurs. Nous pouvons définir des paramètres appropriés, par exemple un nombre largement suffisant de ω et un nombre inférieur de γ , afin de refléter une demande plus élevée des consommateurs.

3.6 Interprétation mathématique

Nous avons proposé un algorithme de consommation d'énergie optimal, autonome et réparti, basé sur des incitations, afin de minimiser le coût de l'énergie. Cet algorithme a également pour but d'équilibrer la charge lorsque plusieurs consommateurs partagent une source d'énergie commune, contrairement à la plupart des stratégies DSM existantes qui se concentrent uniquement sur les interactions entre les consommateurs et les producteurs sans discriminer les prix offerts aux différents types de consommateurs. Pour inciter les consommateurs à se comporter de la manière souhaitée, en d'autres termes, minimiser le coût énergétique, nous avons proposé une tarification intelligente pour modéliser les interactions entre les entités présentes qui conduisent automatiquement à un profil de charge global optimal.

Cependant, cet algorithme nécessite un transfert de certaines informations qui sont privées pour certains consommateurs, comme la fonction d'utilité, les priorités des autres consommateurs, les prix des producteurs, etc. Pour cette raison, nous proposons, dans ce qui suit, un algorithme distribué qui ne nécessite que des échanges de messages délimités entre les entités lorsque chacun d'eux essaie de maximiser ses gains dans un cadre théorique du jeu.

3.7 Algorithme distribué

Cette section est consacrée à un algorithme distribué entre les consommateurs et les producteurs. Pour respecter la confidentialité de ces derniers, il est indispensable de protéger leurs données surtout avec les nombreuses attaques qui peuvent modifier les informations et engendrer de nombreuses

modifications de la part de la consommation ou même des prix. Par la suite, les consommateurs et également les producteurs ne sont plus satisfaits. Pour faire face à ce problème, un algorithme distribué est proposé afin de modéliser les interactions complexes présentes.

La Figure 3-2 schématise notre méthode proposée nommée STMP. Ses principales étapes sont les suivantes :

- Les producteurs initialisent un prix en premier en se basant sur l'historique de $t - 1$, et sont d'habitude les leaders du jeu.
- Les consommateurs répondent suivant les prix offerts en envoyant les demandes aux producteurs, et sont les followers du jeu.
- Les producteurs réajustent leur prix et calculent leur nouveau prix pour l'intervalle de temps suivant en utilisant l'équation (3-33).
- Chaque producteur vérifie s'il reste de son énergie produite.

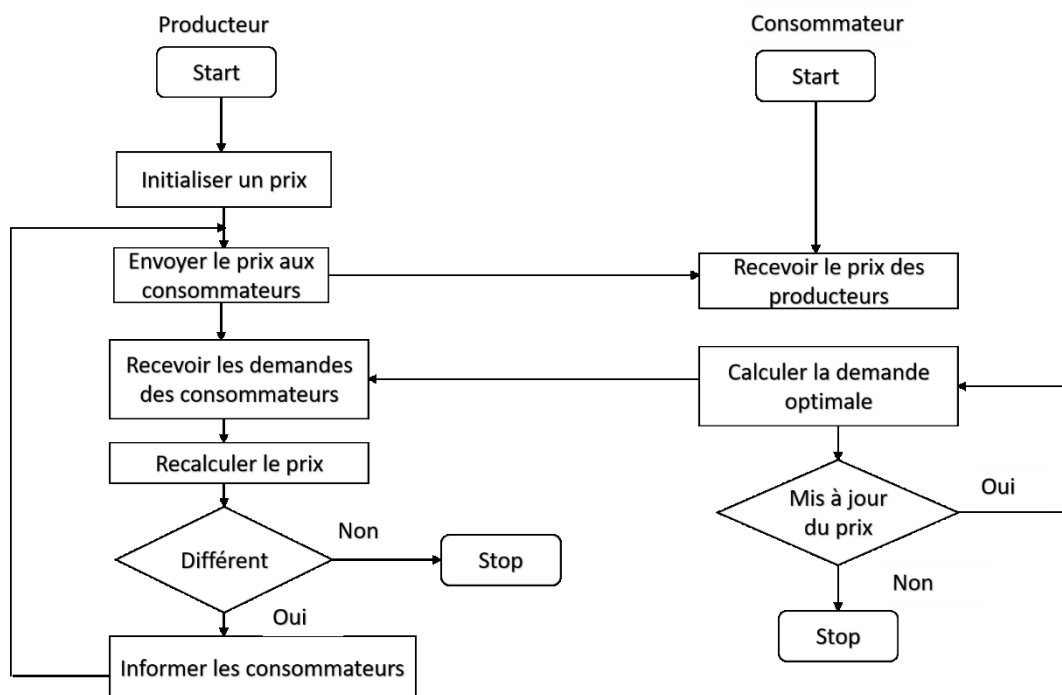


Figure 3-2 : Les étapes de STMP

Tableau 3-1 : Algorithme distribué proposé exécuté par chaque producteur et consommateur

STMPP

À $t=0$, les producteurs initialisent leur prix $P_{p,0} \forall n$

Pour $t = 1 \dots 24$

Pour $n = 1 \dots N$

Consommateur

Faire

1. Résoudre (3-9)
2. Transmettre $E_{n,p,t}$ pour le producteur p

Fin

Producteur

1. Calculer $P_{p,t+1}$ en utilisant (3-33) // chercher le prix pour le nouvel intervalle de temps $t+1$
2. Si $(P_{p,t} - P_{p,t+1} = 0)$ // il n'y a pas de changement dans le prix
Fin si
3. Sinon
4. Envoyer le nouveau prix $P_{p,t+1}$ aux consommateurs

Incrémenter t

Fin pour

$$P_{p,t+1} = P_{p,t} + \frac{\sum_{N_b} E_{b,p,t} - AP_{p,t}}{\omega_p} \quad (3-33)$$

3.8 Résultats obtenus

Cette section est consacrée à la présentation et l'analyse des résultats de notre méthode. Dans nos simulations, nous avons choisi d'utiliser Matlab et pour tester l'efficacité de notre méthode, nous avons proposé deux scénarios différents. Tableau 3-2 les représente. Les simulations sont toutes faites

sur Hp-16 Go RAM and a processor Intel(R), Core(TM) i5-6600U CPU @ 2.30 GHz 2.40 GHz et Hp-32 Go RAM and a processor Intel(R), Core(TM) i7-6600U CPU @ 2.60 GHz 2.70 GHz.

Tableau 3-2 : Paramètres utilisés

	Scénario 1	Scénario 2
Consommateurs	10	50
Producteurs	5	5
Intervalle de temps	24	24
Itérations	10	15
Énergie demandée	0.5-2.7 kWh	1.8-15 kWh
Prix de l'énergie	3-7 centimes/KWh	0.7-4.5 centimes/KWh

Les prix de l'énergie que les producteurs offrent sont compris entre 3 centimes/ kWh et 7 centimes/KWh pour le scénario 1 alors que pour le scénario 2, les prix varient de 0.7 centimes/KWh et 4.5 centimes/KWh⁴.

Après avoir déterminé les différents scénarios utilisés dans STMP, nous montrons son efficacité en le comparant avec un autre algorithme de la littérature présenté dans [64], qu'on l'appelle NRT (Non Real Time algorithm) qui est basé sur une interaction entre un producteur et des consommateurs. Ainsi, il va y avoir un prix notamment plus élevé en le comparant avec le cas où une diversité de producteurs existe. Nous illustrons les résultats pour une période de la journée, c'est-à-dire pour une heure.

La Figure 3-3 représente la variation de la consommation de l'énergie en fonction du nombre de consommateurs pour STMP et NRT pour 10 consommateurs du producteur numéro 1 à t=13h. Ces résultats sont en relation avec la Figure 3-4 qui prouve que le producteur numéro 6 offre le prix le plus inférieur par rapport aux d'autres producteurs, ce qui donne une plus grande consommation. Il est bien clair que les prix pour chaque consommateur sont différents. Chacun d'entre eux reçoit un prix bien déterminé de la part des producteurs.

Les Figure 3-5 et Figure 3-6 sont corrélées. La Figure 3-5 représente la consommation de l'énergie en kWh d'un producteur en fonction du nombre des consommateurs. La Figure 3-6 représente la variation des prix en euros en fonction du nombre des consommateurs. Nous remarquons que la demande énergétique est en forte relation avec les prix. Dans la Figure 3-6, pour le consommateur 29, le prix proposé est minimal, à peu près 0.7 cents/KWh, ainsi, la consommation est la plus grande de 17 kWh,

Agence France Electricity est un site dédié aux informations reliées à l'énergie en France. ⁴

ce qui prouve la relation entre les stratégies des joueurs dans la théorie des jeux. En se basant sur le prix des leaders, les followers, choisissent leur stratégie optimale.

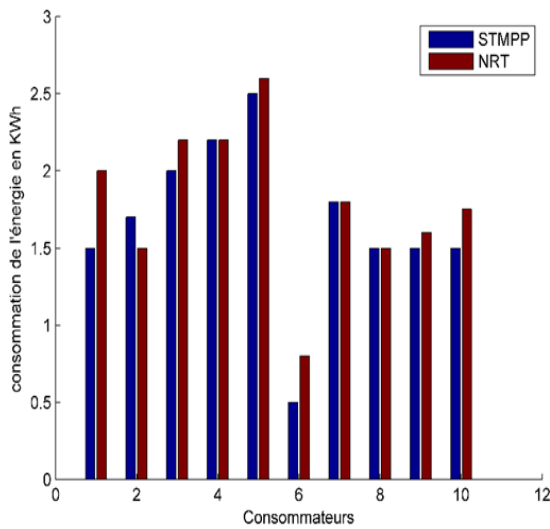


Figure 3-3 : La variation de la consommation de l'énergie en fonction du nombre de consommateurs pour STMP et NRT (scénario 1)

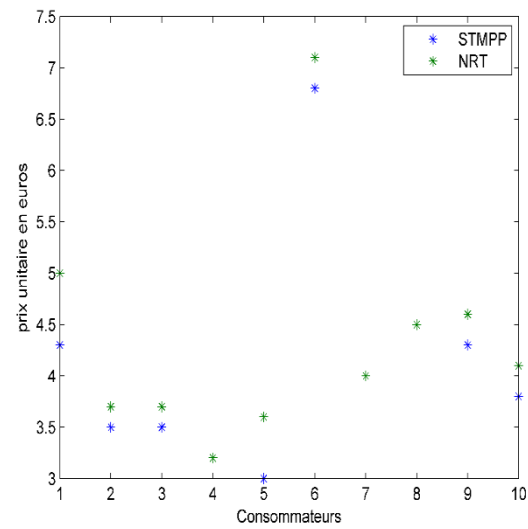


Figure 3-4 : La variation du prix unitaire pour 10 consommateurs pour STMP et NRT (scénario 1)

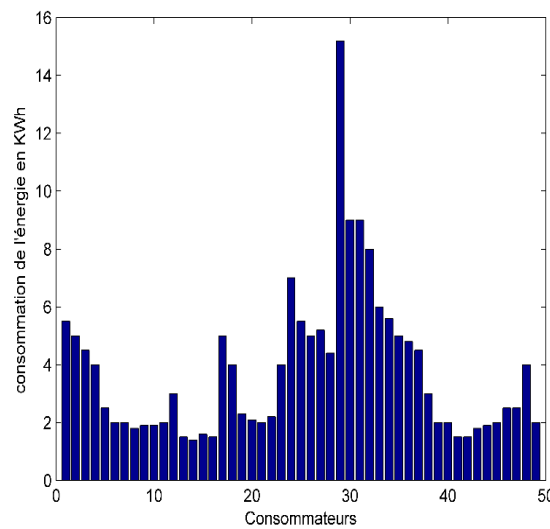


Figure 3-5 : La variation de l'énergie consommée en KWh du producteur p1 en fonction du nombre des consommateurs à t=1 (scénario 2)

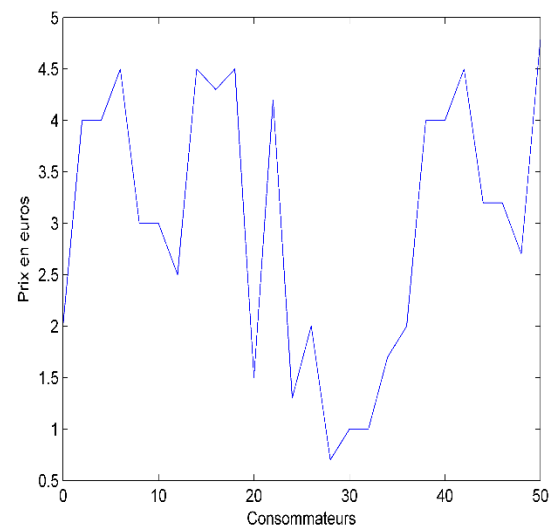


Figure 3-6 : La variation des prix en euros en fonction du nombre de consommateurs pour p=1 à t=1(scénario 2)

La Figure 3-7 représente la variation des prix totaux en euros des 5 producteurs. Nous remarquons que le producteur 5 offre le prix minimal par rapport aux autres car il possède le plus d'énergie produite (AP), et a donc intérêt à vendre sa production avec un prix modéré.

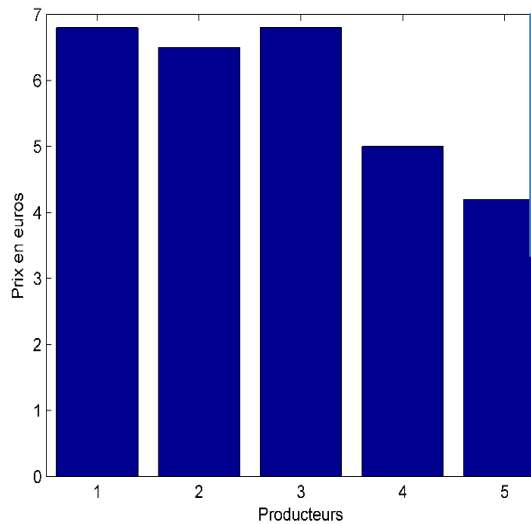


Figure 3-7 : La variation des prix totaux en euros pour les 5 producteurs d'énergie

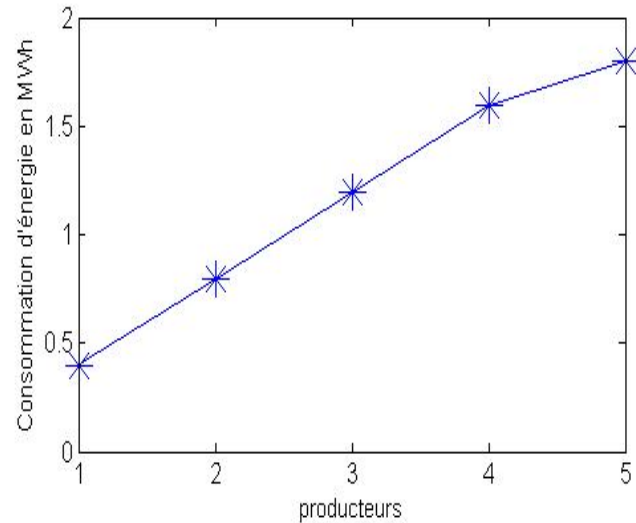


Figure 3-8 : La variation de la consommation de l'énergie en fonction du nombre des producteurs

La Figure 3-8 représente la variation de la consommation de l'énergie en fonction du nombre de producteurs. Nous remarquons que la consommation de l'énergie du producteur 5 est plus importante que celle des autres producteurs. Ceci revient au fait que le prix offert par ce dernier est le moins élevé par rapport aux autres. Ainsi, la consommation augmente. Par conséquent, notre algorithme est bien efficace pour minimiser le prix payé.

Pour tester l'efficacité de notre approche, elle est comparée à d'autres approches standards utilisées dans la littérature. La Figure 3-9 représente une comparaison entre notre approche STMPP, où nous considérons un prix fixe de l'énergie, et celui de l'allocation de l'énergie noté AE qui fixe une partie de l'énergie de la part des producteurs pour chaque type de consommateur. Nous remarquons qu'en appliquant le prix fixe standard de la littérature, les consommateurs sont obligés de payer une grande somme puisque le producteur est le seul responsable des tarifs de l'énergie. Or, en appliquant notre méthode STMPP, les consommateurs paient moins qu'avec AE vue dans la section 3.5. En effet, en appliquant une allocation d'énergie, les producteurs fixent déjà des prix bien élevés surtout aux industriels (Figure 3-10). Or avec STMPP, il y a toujours une négociation du prix entre les consommateurs et les producteurs. Certainement, le prix est plus élevé pour les industriels que les autres consommateurs. La Figure 3-11 représente la satisfaction des consommateurs en fonction de la variation du nombre de producteurs pour STMPP et AE. Nous remarquons que la satisfaction est plus importante avec STMPP, ce qui prouve que STMPP prend en compte la diversité des consommateurs et leur attribuent des prix bien modérés qu'avec AE qui se limite à augmenter le profit des producteurs en négligeant celui des consommateurs. Or STMPP est en compromis entre les deux comme vu dans l'algorithme distribué.

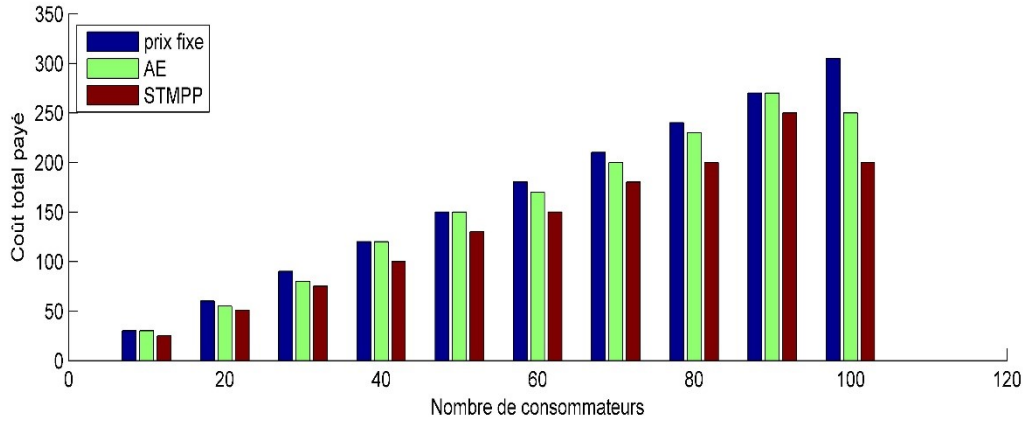


Figure 3-9 : La comparaison entre trois scénarios

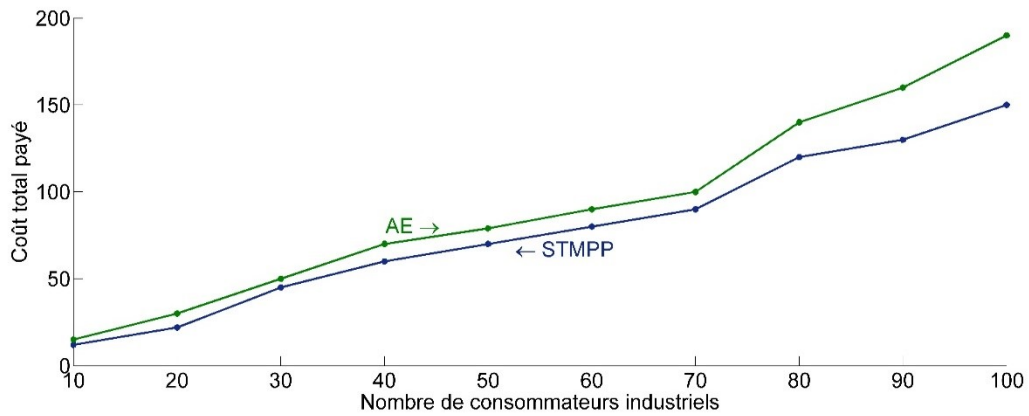


Figure 3-10 : La variation du coût total payé en fonction du nombre des industriels pour AE et STMP

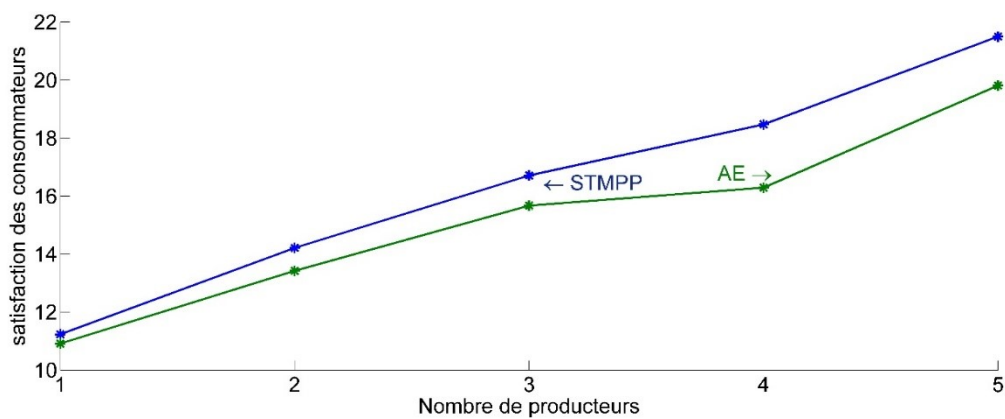


Figure 3-11 : La variation de la satisfaction des consommateurs en fonction du nombre de producteurs pour AE et STMP

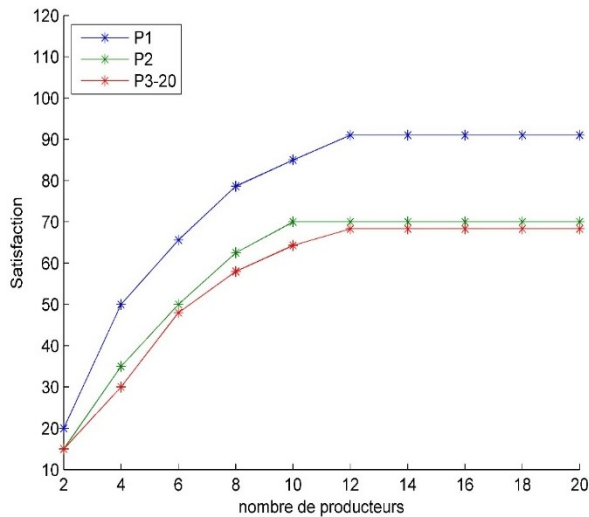


Figure 3-12 : Variation de la satisfaction des producteurs en fonction du nombre des consommateurs avec $N=500$, pour une demande de 100 KWh des industriels

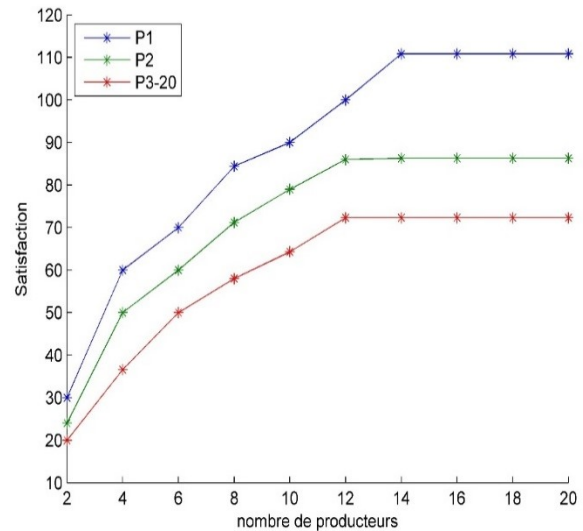


Figure 3-13 : Variation de la satisfaction des producteurs en fonction du nombre des consommateurs avec $N=800$, pour une demande de 100 KWh des industriels

Les Figure 3-13 et Figure 3-12 représentent la variation de la satisfaction des producteurs en fonction du nombre des consommations pour $N=800$, $N=500$ respectivement pour $AP_1 = 30$, $AP_2 = 20$, $AP_{3-20} = 10$, Imp_n égales pour une demande de 100 KWh des industriels. Nous remarquons que la satisfaction augmente en augmentant le nombre des consommateurs mais le système se sature à un moment donné (pour 12 consommateurs avec $N=500$, et 14 producteurs pour $N=800$) car les consommateurs sont satisfaits à un moment donné et n'ont plus besoin de l'énergie même si le nombre de producteurs augmente.

3.9 Conclusion

Ce chapitre a montré les interactions entre les consommateurs et les producteurs d'énergie. Nous avons introduit une nouvelle méthode basée sur la théorie des jeux afin que les joueurs soient incités à équilibrer entre la production et la consommation de l'énergie d'une part, et d'autre part minimiser la facture des consommateurs en les classifiant. Nous avons étudié le problème de la gestion de la réponse à la demande avec plusieurs producteurs d'énergie. Les consommateurs sont différenciés par leurs budgets, ainsi, les consommateurs industriels possèdent un budget plus élevé en comparaison aux commerciaux et résidents. Ces derniers ajustent les demandes en se basant sur le prix de l'énergie pour choisir les producteurs convenables. Un algorithme de gestion est proposé pour permettre un

état stable dans lequel l'équilibre entre l'offre et la demande est atteint. Dans le chapitre suivant, le cas où les consommateurs deviennent actifs et se transforment en pro-consommateurs est étudié.

CHAPITRE 4 PGPET : TRANSFERT D'ENERGIE ENTRE LES PRO- CONSOMMATEURS.....	68
4.1 Introduction	68
4.2 Motivations	68
4.3 Approche décentralisée proposée	70
4.3.1 Interactions entre les vendeurs et la grille : PGET	71
4.3.2 Interactions entre les pro-consommateurs PPET	74
4.3.3 Démarche utilisée.....	76
4.4 Résultats.....	79
4.5 Prioriser les pro-consommateurs.....	82
4.5.1 Algorithme modifié avec des priorités	83
4.6 Conclusion	90

Chapitre 4 **PGPET : Transfert d'énergie entre les pro-consommateurs**

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons détaillé les interactions entre les consommateurs et les producteurs d'énergie. Nous avons prouvé que le scénario proposé minimise le prix de l'énergie en optimisant la demande énergétique de chaque consommateur même avec la diversité des producteurs. Or, avec l'évolution de la technologie et l'intégration des énergies renouvelables, les consommateurs deviennent eux-mêmes des producteurs d'énergie. La possibilité des interactions entre eux devient alors possible. Par conséquent, la dépendance auprès des producteurs d'énergie sera restreinte et la facture d'énergie des consommateurs diminuera. Ces derniers profiteront des stockages de l'énergie réalisés chez chacun d'entre eux. Dans ce chapitre, nous étudierons le transfert d'énergie entre les pro-consommateurs. Nous allons définir notre scénario en commençant par présenter les failles dans l'état de l'art, afin de continuer par évaluer les performances de l'approche proposée. Nous proposons un modèle basé sur la théorie de jeux pour maximiser les gains des joueurs. Ces joueurs sont soit des consommateurs, soit des producteurs d'énergie ; et ont des profits contradictoires. Nous comparons ensuite notre méthode à d'autres méthodes utilisées dans la littérature. Enfin, nous concluons notre chapitre.

4.2 Motivations

Les producteurs de nos jours sont incapables de faire face aux défis de la croissance énergétique. Le rôle actif des consommateurs, notamment nommés « pro-consommateurs » se présente comme un remède pour produire de l'énergie et la vendre grâce aux systèmes de stockage intégrés dans les réseaux intelligents. Le surplus d'énergie provenant de ce pro-consommateur générant de l'énergie renouvelable dans son environnement domestique est soit utilisé par un pro-consommateur pour une utilisation future, soit négocié avec des réseaux d'énergie intelligents ou avec des clients intéressés [1].

Dans la partie 1.5 (Transfert de l'énergie), nous avons introduit une vue d'ensemble sur l'échange d'énergie dans le contexte des réseaux intelligents où une diversité de transferts d'énergie existe. Dans cette partie, nous allons détailler les travaux concernant l'interaction entre les pro-consommateurs vendeurs et les pro-consommateurs acheteurs. Cette interaction représente une source d'intérêt des études surtout avec l'importance des énergies renouvelables dans le futur.

Les auteurs de [125] ont proposé un modèle basé sur la théorie des jeux pour concevoir un système de prise de décision hiérarchique sous la forme d'un jeu Stackelberg multi-leader/multi-follower. Ils ont montré que les comportements des consommateurs et des producteurs basés sur des fonctions d'utilité bien conçues convergent vers une solution d'équilibre unique. Cela leur a permis de maximiser les profits de tous les consommateurs et les producteurs participants. Les auteurs de [126] ont étudié le jeu non coopératif de Stackelberg entre des utilisateurs résidentiels, un agrégateur et une grille essentielle pour échanger le surplus d'énergie. Chaque utilisateur est équipé d'une ou de plusieurs ressources énergétiques distribuées. Dans [127], les auteurs ont proposé un modèle basé sur la théorie des jeux permettant de vendre le surplus d'énergie des consommateurs provenant de ressources renouvelables d'une façon optimale. Les auteurs de [128] ont étudié le comportement des acheteurs et des vendeurs dans un jeu non-coopératif au cours du processus de négociation d'énergie. Deux algorithmes itératifs sont proposés pour la mise en œuvre des jeux où dans chacun des jeux, un état d'équilibre existe. La méthode proposée est appliquée à un microgrid de petite communauté avec des systèmes de stockage d'énergie de type photovoltaïque.

Dans [129], les auteurs ont proposé un système de tarification de vente/achat d'énergie qui exploite une stratégie de tarification dynamique dépendant du temps afin de procurer des avantages à la fois aux producteurs et à leurs consommateurs dans l'objectif de maximiser le bien-être social total. Ils ont modélisé le problème de tarification sous la forme d'un double problème d'optimisation convexe. Les auteurs ont conçu un algorithme de tarification dépendant du temps réparti et efficace pouvant améliorer la satisfaction des consommateurs, la confidentialité et l'évolutivité du système. Des algorithmes distribués efficaces avec une procédure de négociation sont mis en œuvre. L'approche proposée offre une situation gagnant-gagnant prometteuse pour les producteurs d'énergie et leurs consommateurs.

En général, les travaux mentionnés peuvent être classés en plusieurs catégories en fonction de la solution utilisée, des parties impliquées, ainsi que des différents objectifs et des contraintes prises en compte dans le processus de transfert.

Dans [128], les auteurs ont proposé un modèle de transfert d'énergie Pair-à-Pair entre les pro-consommateurs divisés en acheteurs et vendeurs. Deux compétitions existent : (1) entre les vendeurs ; et (2) entre les acheteurs. La concurrence des prix entre les vendeurs est conçue comme un jeu non coopératif. La théorie des jeux évolutionniste est utilisée pour modéliser la dynamique des acheteurs pour la sélection des vendeurs. Ces derniers possèdent des batteries pour stocker l'énergie qui provient des photovoltaïques. De plus, un jeu de Stackelberg multi-leader/multi-follower est utilisé pour modéliser les interactions entre acheteurs et vendeurs.

En se penchant sur les nombreux travaux de recherche lancés dans ce domaine, nous constatons que ces recherches ont bien évolué le domaine de transfert d'énergie entre consommateurs. Néanmoins, peu de travaux ont abordé la diversité des vendeurs afin d'assurer la demande énergétique des acheteurs. En plus, dans la plupart des recherches, le mécanisme adopté est centralisé où un agrégateur est responsable de rassembler toutes les informations nécessaires afin d'atteindre un objectif spécifique. En général, les systèmes centralisés peuvent garantir des solutions optimales étant donné que toutes les informations requises sont disponibles. Cependant, ces techniques d'optimisation sont très difficiles à résoudre analytiquement en raison de la quantité importante de données et les différentes contraintes du système utilisé telles que sa capacité.

Ainsi, afin d'assurer la meilleure gestion d'énergie au niveau des interactions vendeurs-acheteurs sachant que les pertes d'énergie sont proportionnelles à la distance qui jouera un rôle essentiel dans notre algorithme, nous avons développé un algorithme qui a pour but de :

- Minimiser la facture des consommateurs acheteurs,
- Choisir les vendeurs adéquats pour les acheteurs, il est aussi important de choisir convenablement leur nombre tout en considérant leur stockage d'énergie,
- Prioriser les acheteurs en discriminant les prix de l'énergie pour chaque vendeur.

4.3 Approche décentralisée proposée

Comme il est bien connu, dans un réseau électrique intelligent, les consommateurs sont intégrés dans la décision de leur consommation. Un flux bidirectionnel existe entre eux et la grille différemment du modèle actuel dans lequel l'énergie circule d'une façon directionnelle de la grille vers les consommateurs.

Les principaux acteurs dans notre approche sont les pro-consommateurs et la grille. En se basant sur la quantité d'énergie que chacun possède, les pro-consommateurs sont divisés entre pro-consommateurs vendeurs et pro-consommateurs acheteurs de l'énergie. Nous considérons donc un scénario dans lequel ces derniers communiquent entre eux pour optimiser le prix de l'énergie, ainsi que pour choisir les meilleurs pro-consommateurs vendeurs tout en prenant en considération la distance qui les sépare. Notre choix est justifié par l'importance accordée à la tarification dynamique vue dans la partie 1.7 (Tarification dynamique). Notre algorithme sera lancé chaque heure. Nous avons bien choisi d'illustrer l'efficacité du système en le comparant à d'autres approches utilisées dans la littérature.

Puisque la théorie des jeux répond aux enjeux des producteurs et des consommateurs, et vu la diversité des algorithmes proposés, nous devons fournir la meilleure solution possible. Ainsi, notre proposition a plusieurs avantages telles que : (1) l'utilisation des stockages d'énergie de la part de chaque pro-consommateur, (2) la diminution de la dépendance à la grille, (3) la minimisation des coûts payés, et (4) la diminution des pertes d'énergie en choisissant le consommateur vendeur le plus proche. Nous avons divisé notre algorithme en deux étapes : (1) les interactions entre les consommateurs et la grille lors d'un besoin de l'énergie ; cette partie est nommée (Prosumer-Grid Energy Trading, PGET), (2) les interactions entre les pro-consommateurs pour assurer le déficit d'énergie avec le prix minimal en comparaison avec celui offert par la grille ; cette deuxième partie est nommée (Prosumer-Prosumer Energy Trading, PPET). Nous avons proposé une approche décentralisée où la décision n'est pas prise par une seule entité. En plus, chaque consommateur est responsable de sa propre décision. Notre algorithme de gestion de l'énergie est basé sur la théorie du jeu où chaque joueur fait ses propres calculs et prend ses décisions localement. Plus précisément, les acheteurs envoient leurs consommations d'énergie aux vendeurs qui mettent à jour le coût de l'énergie et le leur renvoient. Les utilisateurs ne révéleront aucune information sur leur consommation d'énergie à d'autres utilisateurs, ce qui les motive à participer au jeu et qui ajoute de la flexibilité d'une manière qui donne aux consommateurs le choix de prioriser soit le confort, les économies, ou parvenir à un équilibre entre eux. La Figure 4-1 illustre les interactions essentielles avec les variables de décision.

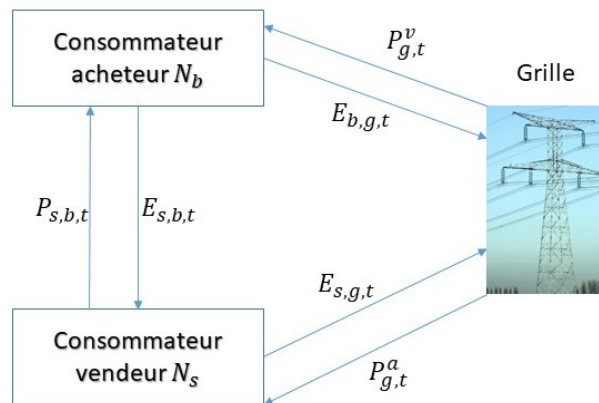


Figure 4-1 : Le modèle du système proposé

4.3.1 Interactions entre les vendeurs et la grille : PGET

En effet, nous avons commencé notre modèle par les interactions entre les pro-consommateurs et la grille pour plusieurs raisons. Comme connu, la grille vend l'énergie avec un prix plus élevé en comparaison avec le prix des pro-consommateurs [130]. Si nous considérons le point de vue des vendeurs, ils ont intérêt à vendre la totalité de leur surplus d'énergie à la grille avec un prix plus élevé

que celui proposé par les acheteurs. Ainsi, dans cette section, nous allons proposer un algorithme décentralisé, basé sur la théorie des jeux. Dans notre modèle, la capacité des consommateurs/producteurs à s'adapter à la variation achat/vente conduit au contrôle de la volatilité des prix, considéré comme un problème essentiel dans le domaine électrique. Nous supposons qu'une journée est divisée en 24 créneaux horaires, chacun d'une heure, $t = 1, T = 24$. La satisfaction des joueurs qui participent à notre algorithme est une contrainte essentielle, pour cela, nous utilisons des fonctions d'utilité qui servent d'outils de mesure. La question qui se pose est donc : comment diviser la quantité d'énergie entre les acheteurs et la grille d'une façon optimale ?

La fonction d'utilité des vendeurs d'énergie peut prendre la forme suivante :

$$U_{s,t} = \ln(1 + E_{s,t}) + AS_{s,t} * P \quad (4-1)$$

$$U_{s,t} = \ln(1 + E_{s,t}) + (A_{s,t} - E_{s,t}) * P \quad (4-2)$$

Avec

$$AS_{s,t} = A_{s,t} - E_{s,t} \quad (4-3)$$

$A_{n,t}$ est la quantité d'énergie produite par un consommateur à l'heure t . $E_{n,t}$ est la quantité d'énergie demandée pour l'utilisation locale pour l'heure t . Trois cas se présentent :

- $AS_{n,t} = 0$ dans ce cas, la quantité d'énergie produite par le consommateur à l'heure t est égale à celle nécessaire pour remplir ses besoins à cette heure ; le consommateur n'est alors ni vendeur ni acheteur. Pour l'itération suivante, il n'a pas besoin de communiquer ni avec la grille, ni les producteurs, ni les consommateurs.
- $AS_{n,t} < 0$ dans ce cas, la quantité d'énergie produite par le consommateur à l'heure t ne suffira pas pour remplir ses besoins à cette heure ; le consommateur devient alors acheteur de l'énergie. Une interaction avec les autres consommateurs ou la grille sera nécessaire pour l'itération suivante.
- $AS_{n,t} > 0$ dans ce cas, la quantité d'énergie produite par le consommateur à l'heure t est supérieure à celle dont il a besoin pour remplir ses besoins à cette heure ; le consommateur devient alors vendeur de l'énergie. Il peut jouer le rôle d'un producteur d'énergie pour vendre son excès d'énergie soit à la grille, soit aux consommateurs.

Indépendamment de la source qui va acheter l'énergie, P désigne le prix avec lequel le vendeur vend son énergie. Il peut être égal à $P_{g,t}^a$ ou $P_{s,b,t}$ qui sont les prix offerts à la grille ou aux acheteurs

respectivement. L'équation (4-2) groupe le gain que le pro-consommateur gagne de sa propre consommation $\ln(1 + E_{s,t})$ et de la vente de l'énergie qu'elle soit vendue aux pro-consommateurs acheteurs ou à la grille $AS_{s,t} * P$. Nous supposons que le prix de vente de l'énergie pour la grille ($P_{g,t}^a$) est fixe.

Il est essentiel de mentionner que les pro-consommateurs déterminent en premier leurs demandes locales optimales. En effet, les vendeurs ont intérêt à utiliser leurs propres excès d'énergie pour leurs propres besoins pour différentes raisons : (1) minimiser la dépendance auprès des producteurs d'énergie, (2) minimiser leur facture d'énergie. En fonction de ces demandes, l'excès d'énergie sera ensuite vendu soit aux consommateurs, soit à la grille. Donc, nous appliquons la première dérivée à l'équation (4-1),

$$\frac{\partial U_{s,t}}{\partial E_{s,t}} = 0 \quad (4-4)$$

$$\frac{1}{1 + E_{s,t}} - P = 0 \quad (4-5)$$

$$E_{s,t} = \frac{1}{P} - 1 \quad (4-6)$$

L'équation (4-6) représente la valeur optimale d'énergie que le vendeur doit consommer. Elle relie clairement son processus de prise de décision au prix fixé qu'il s'agit de la grille ou des acheteurs. Nous remarquons que la quantité d'énergie choisie pour être consommée est inversement proportionnelle au prix. En conséquence, pour un plus haut prix, il serait plus enclin à vendre le surplus d'énergie en réduisant la consommation locale et vice versa pour augmenter le gain du vendeur. Le reste sera $A_{s,t} - \frac{1}{P} - 1$. Cette somme sera partagée entre la grille d'une part et les pro-consommateurs acheteurs d'autre part. La seule contrainte qui est prise en considération est la quantité d'énergie demandée de la part de la grille, surtout quand le nombre de vendeurs augmente. Ainsi, la grille assurera son besoin des deux plus proches vendeurs puisque c'est elle qui fixe le prix de l'énergie $P_{g,t}^a$. Comme déjà mentionné, les contraintes spatiales et temporelles sont indispensables pour obtenir des valeurs bien optimales pour la satisfaction des deux acteurs (pro-consommateurs et la grille). Tout d'abord, nous avons fixé une distance d'environ 1 Km entre les pro-consommateurs eux-mêmes et entre les pro-consommateurs et la grille, semblable aux distances dans un quartier. Il est important de mentionner que les surplus que chaque vendeur possède, influent sur les valeurs optimales (prix et demande).

Après avoir déterminé la demande optimale locale pour chaque vendeur, et après avoir transféré l'énergie entre la grille et les deux plus proches vendeurs, une partie des vendeurs ne participe pas au

jeu soit à cause de la distance, soit à cause de leur stock d'énergie. Donc, dans ce qui suit le nombre de vendeurs sera restreint à $N_{s1} \leq N_s$.

4.3.2 Interactions entre les pro-consommateurs PPET

La deuxième partie du travail repose sur les interactions entre les pro-consommateurs eux-mêmes. En se basant sur l'équation (4-3), le nombre restant des vendeurs et des acheteurs est connu. La fonction d'utilité globale qui modélise le gain des vendeurs est présentée comme suit :

$$U_{s,t} = P_{g,t}^a * E_{s,g,t} + \sum_{N_b} E_{s,b,t} * P_{s,b,t} + \ln(1 + E_{s,t}) \quad (4-7)$$

Elle groupe la somme suivante : (1) le gain de la vente avec la grille $P_{g,t}^a * E_{s,g,t}$ si elle existe, sinon $E_{s,g,t} = 0$, (2) le gain de la vente avec les N_b pro-consommateurs acheteurs $\sum_{N_b} E_{s,b,t} * P_{s,b,t}$ s'il existe, et (3) le gain suite à la consommation locale de l'énergie $\ln(1 + E_{s,t})$.

$P_{g,t}^a$ est le prix offert à la grille par le vendeur s à un temps t , $P_{s,b,t}$ est le prix offert au consommateur acheteur b par le vendeur s à un temps t . Avec $P_{g,t}^a > P_{s,b,t}$.

D'habitude, une fonction bien spécifique calcule les prix unitaires en centimes/KWh, surtout si les prix sont fixés en avance par le marché de l'énergie comme (Day Ahead Pricing, DAP) où les prix sont prédéterminés dans le jour précédent. Or, les prix de notre système sont issus en temps réel, RTP, basé sur « Agence France Electricité » en déterminant un prix optimal permettant les interactions requises. Notre problème d'optimisation est formulé comme suivant :

$$\text{Max } U_{s,t} \quad (4-8)$$

$$\text{s. t. } E_{s,g,t} + \sum_{N_b} E_{s,b,t} \leq AS_{s,t} \quad (4-9)$$

Du côté des acheteurs d'énergie, la fonction de coût est donnée selon la forme suivante :

$$U_{b,t}^{Total} = \sum_{N_s} P_{s,b,t} * E_{s,b,t} + P_{g,t}^v * E_{b,g,t} \quad (4-10)$$

Elle modélise le prix à payer pour la consommation d'énergie. Ainsi, chaque acheteur a intérêt à minimiser son coût, avec $E_{b,g,t} = EN_{b,t} - \sum_{N_s} E_{s,b,t}$. D'où le problème d'optimisation devient :

$$\text{Min } U_{b,t}^{Total} \quad (4-11)$$

$$s. t. \sum_{N_s} E_{s,b,t} + E_{b,g,t} = EN_{b,t} \quad (4-12)$$

La fonction d'utilité de la grille est formulée comme suit :

$$U_{g,t} = \sum_{N_b} P_{g,t}^v * E_{b,g,t} - P_{g,t}^a * E_{s,g,t} \quad (4-13)$$

Néanmoins, si le prix offert par les vendeurs est supérieur à celui de la grille, la quantité vendue sera diminuée ou même nulle. Et inversement, s'il est inférieur, les vendeurs auront intérêt à augmenter leurs consommations locales. Par conséquent, le choix du prix devrait se situer dans un intervalle raisonnable pour encourager l'échange d'énergie entre les pro-consommateurs. Toutefois, si l'énergie produite ne suffit pas pour répondre à leurs propres besoins, ils doivent acheter le reste de l'énergie de la grille principale avec le prix qu'elle a fixé. Pour des raisons de simplicité, nous fixons le nombre de vendeurs à deux. Chaque acheteur communique alors avec les deux vendeurs qui lui sont les plus proches. Ainsi, nous introduisons un paramètre k qui est défini comme suit :

$k =$

{0.7 correspond au vendeur dans la même zone géographique proposant le prix le moins élevé
 {0.3 correspond au vendeur dans la même zone géographique proposant le second prix moins élevé

À cet égard, nous optimisons le prix :

$$\sum_{N_s} P_{s,b,t} * k \sum_{N_b} E_{s,b,t} + P_{g,t}^v * \left(EN_{b,t} - \sum_{N_s} E_{s,b,t} \right) \quad (4-14)$$

$$\sum_{N_s} P_{s,b,t} * k (AS_{s,t} - E_{s,g,t}) + P_{g,t}^v * \left(EN_{b,t} - \sum_{N_s} E_{s,b,t} \right) \quad (4-15)$$

$$k \sum_{N_s} P_{s,b,t} * (AS_{s,t} - A_{s,t} + E_{s,t}) + P_{g,t}^v * \left(EN_{b,t} - k \sum_{N_s} \sum_{N_b} E_{s,b,t} \right) \quad (4-16)$$

$$k \sum_{N_s} P_{s,b,t} * (AS_{s,t} - A_{s,t} + E_{s,t}) + P_{g,t}^v \quad (4-17)$$

$$* \left(EN_{b,t} - k \sum_{N_s} (AS_{s,t} - A_{s,t} + E_{s,t}) \right)$$

$$k \sum_{N_s} (P_{s,b,t} * AS_{s,t} - P_{s,b,t} * A_{s,t} + P_{s,b,t} * E_{s,t}) + P_{g,t}^v * EN_{b,t} \quad (4-18)$$

$$- k P_{g,t}^v \sum_{N_s} AS_{s,t} + k P_{g,t}^v \sum_{N_s} A_{s,t} - k P_{g,t}^v \sum_{N_s} E_{s,t}$$

Pour trouver le prix que chaque vendeur propose en le comparant à celui proposé par la grille, nous cherchons la dérivée de (4-18) par rapport à $P_{s,b,t}$:

$$k \sum_{N_s} AS_{s,t} - k \sum_{N_s} A_{s,t} + k N_s + k P_{g,t}^v \sum_{N_s} \frac{1}{P_{s,b,t}^2} = 0 \quad (4-19)$$

$$P_{s,b,t} = \sqrt[2]{\frac{P_{g,t}^v}{AS_{s,t} - 1}} \quad (4-20)$$

Nous arrivons ainsi à définir les prix que chaque vendeur proposera pour vendre son surplus aux acheteurs en tenant compte des autres vendeurs et en respectant la condition $P_{s,b,t} < P_{g,t}^v$.

4.3.3 Démarche utilisée

Les vendeurs et les acheteurs communiquent entre eux. Chaque vendeur envoie une requête contenant la quantité d'énergie qu'il souhaite vendre. Chaque vendeur signale le prix de vente qu'il propose en se basant sur un prix unitaire. Généralement ce prix unitaire est inférieur au prix unitaire de l'énergie vendue par la grille ou les autres producteurs. Il dépend de chaque vendeur et il le détermine par rapport au marché de l'énergie. Dans la plupart des cas, le nombre d'acheteurs est supérieur au nombre de vendeurs. La capacité de stocker de l'énergie pour un consommateur est d'habitude faible [131]. Les consommateurs utilisent déjà leur excès d'énergie pour leur propre utilisation. Dans notre cas, la grille ou les producteurs d'énergie (par exemple les micro-grilles), au niveau local plus précisément au niveau du marché de détail, sont considérés comme des acheteurs de l'énergie. Mais, ces derniers sont les followers dans le jeu. En conséquence, ils vont payer un prix

plus élevé que celui payé par les consommateurs. Donc, la première étape est de vendre l'énergie aux producteurs ou à la grille pour maximiser leurs gains. Ces derniers vont choisir les vendeurs les plus proches pour éviter toute perte d'énergie causée par l'effet joules. Ensuite, les interactions entre consommateurs auront lieu. Les vendeurs vérifient de nouveau s'il existe un stock d'énergie pour le vendre à un acheteur. Ils lui proposent un prix moins élevé par rapport à celui proposé par la grille. L'acheteur à son tour choisit les deux vendeurs les plus proches en favorisant 70% de l'énergie demandée du moins cher et le reste du plus cher. Ensuite, il communique avec la grille si un besoin d'énergie est encore nécessaire. L'algorithme ci-dessous représente une distribution de tâches entre les pro-consommateurs et la grille.

Algorithme distribué**Vendeur**

Pour $t=1 \dots 24$

1. Calculer $AS_{s,t}$
2. Calculer l'énergie optimale à consommer suivant $E_{s,t}$
3. Diffuser les surplus à la grille

Grille

1. Définir les vendeurs ayant une distance $< 1\text{Km}$
2. Diffuser le prix offert $P_{g,t}^a$
3. Calculer la demande des deux plus proches vendeurs suivant $AP_{g,t}$

Vendeur

1. Définir le reste du surplus à vendre aux acheteurs suivant $AS_{s,t} - E_{s,g,t}$
2. Calculer le prix offert aux acheteurs suivant (4-20)
3. Diffuser les requêtes des prix aux acheteurs

Acheteur

1. Recevoir les prix des vendeurs
2. Définir les vendeurs les plus proches
3. Déterminer 0.7 du surplus le moins cher et 0.3 du surplus le second (en même temps, les vendeurs réactualisent leur surplus après chaque itération)
4. Calculer $EN_{b,t} - \sum_{N_s} E_{s,b,t}$
5. Si $EN_{b,t} - \sum_{N_s} E_{s,b,t} = 0$
6. Stop
7. Sinon
8. Envoyer la requête d'énergie demandée à la grille

Grille

1. Recevoir les demandes des acheteurs
2. Envoyer le prix $P_{g,t}^v$

Fin sinon

Fin pour

4.4 Résultats

Dans cette section, nous allons détailler les résultats obtenus suite à l'application de notre proposition (notre démarche énergétique proposée). Le Tableau 4-1 représente les paramètres utilisés dans notre système. L'énergie demandée varie de 10 à 30 KWh pour chaque intervalle de temps. Or, le stockage de l'énergie est entre 5 et 10 KWh. Ce qui signifie que les vendeurs ne seront pas toujours capables de répondre aux besoins des acheteurs. Le prix offert par la grille pour acheter l'énergie des vendeurs est inférieur à celui de vente de l'énergie aux acheteurs. La grille a toujours intérêt à augmenter son profit en proposant des prix de vente élevés. Par rapport aux vendeurs, le prix offert aux acheteurs est d'habitude inférieur à celui de la grille pour encourager les interactions entre eux et diminuer la dépendance de la grille. En premier lieu, nous considérons 7 acheteurs et 6 vendeurs afin de pouvoir comparer notre algorithme à un algorithme proposé dans la littérature. Ensuite, nous augmentons le nombre d'acheteurs et celui des vendeurs afin de tester l'évolution du système.

Tableau 4-1 : Paramètres utilisés

	Bande inférieure	Bande supérieure
Energies demandées	10 KWh	30 KWh
Energies stockées	5 KWh	10 KWh
$P_{g,t}^v$	10 centimes/KWh	28 centimes/KWh
$P_{g,t}^a$	7 centimes/KWh	10 Centimes/KWh
$P_{s,b,t}$	6 centimes/KWh	20 centimes/KWh

Afin d'évaluer les performances de notre algorithme PGPET (Prosumer-Grid-Prosumer Energy Trading), nous le comparons à l'algorithme Game ST proposé dans [130]. La comparaison sera effectuée sur les différents paramètres suivants :

- Le coût total payé : c'est le coût payé par les acheteurs pendant une heure. Moins cette valeur est élevée plus l'algorithme est efficace. Nous avons comparé les deux algorithmes en fonction du nombre des consommateurs et du nombre d'itérations.
- La satisfaction des vendeurs : calculée en fonction des coûts payés.

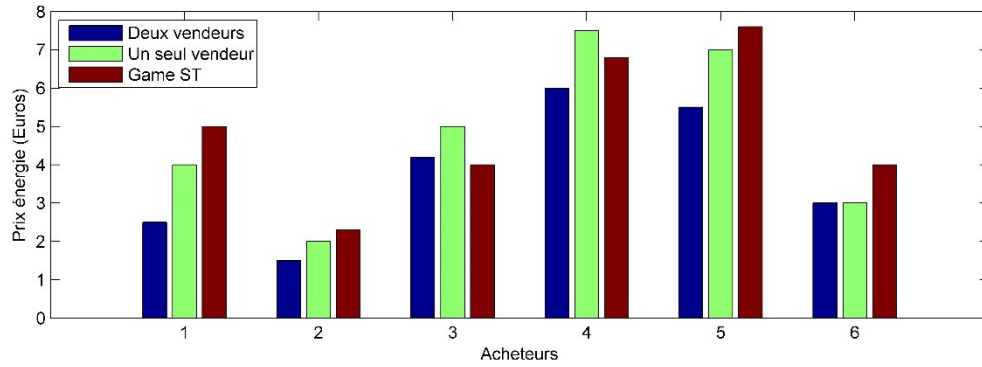


Figure 4-2 : Le coût payé par les consommateurs pour 3 scénarios différents : deux vendeurs choisis, un seul vendeur et Game ST

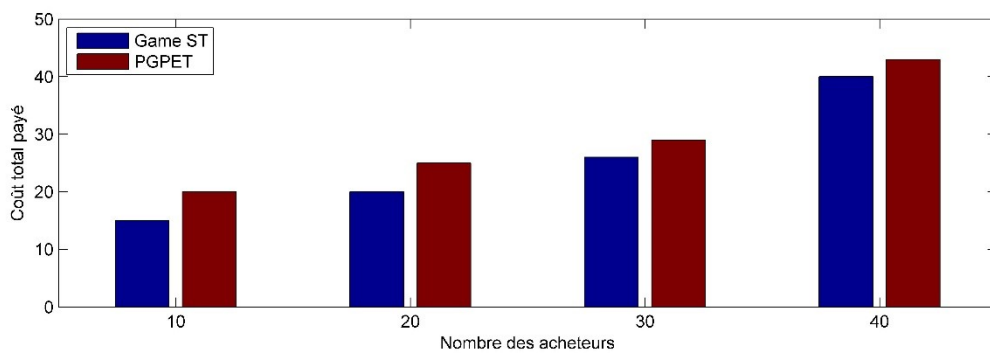


Figure 4-3 : Le coût total payé par les consommateurs en fonction de la variation du nombre des acheteurs pour PGPET et Game ST

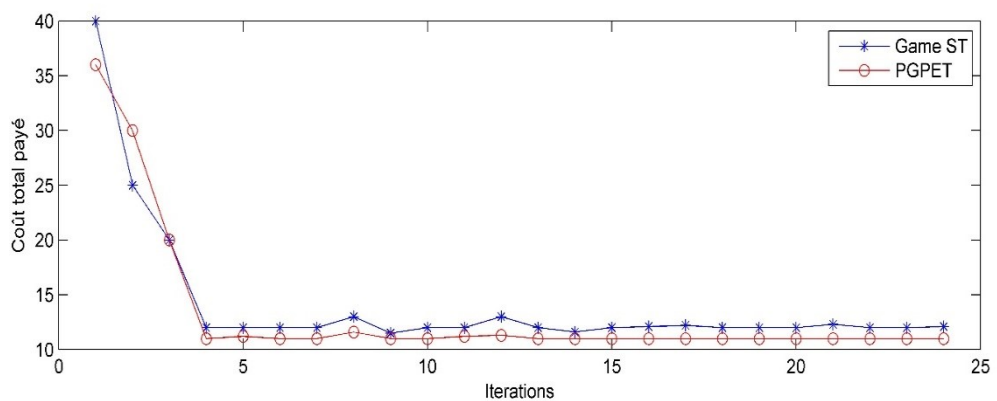


Figure 4-4 : La variation du coût total payé pour PGPET et Game ST

La Figure 4-2 représente le coût payé par les consommateurs pour les trois scénarios différents : deux vendeurs choisis, un seul vendeur et Game ST. D’après les résultats obtenus, nous pouvons remarquer

que notre algorithme PGPET est le plus efficace en termes de minimisation du coût payé. Ceci est dû à l'application des contraintes de la distance, du prix minimal simultanément, c'est-à-dire chaque acheteur choisit les deux vendeurs qui lui sont les plus proches et qui proposent le prix minimal. Ainsi, nous minimisons les pertes sur les lignes de transmission.

Figure 4-3 représente la variation du coût total payé par les acheteurs ou consommateurs en variant leur nombre et ceci a été réalisé pour PGPET et Game ST. Nous remarquons qu'en augmentant le nombre d'acheteurs de 10 à 40, la somme totale des coûts payés augmente respectivement avec l'augmentation de la demande énergétique. Lorsque la répartition géographique devient plus étroite, un nombre plus important de vendeurs sera impliqué. En comparant notre approche PGPET avec celle proposée dans la littérature Game ST, nous remarquons que PGPET économisera plus que Game ST en termes de prix payé. Il est important de noter que l'économie assurée du coût payé est un critère essentiel pour affirmer l'utilité de l'approche, mais, en plus, nous devons évaluer le temps nécessaire qu'elle met pour converger. Pour valider que notre approche est réalisable, nous avons montré dans la Figure 4-4 le nombre d'itérations demandé pour atteindre un état stable. Cet état est atteint quand les acheteurs choisissent les vendeurs convenables et assurent leur demande énergétique soit de leur part ou de la part de la grille. Nous remarquons que le nombre d'itérations demandé pour PGPET est inférieur à celui de Game ST : 15 itérations pour PGPET contre 20 itérations pour Game ST. Ceci prouve que, d'une part, notre approche est simple et d'autre part, qu'elle assure la diversité des sources d'énergie (consommateurs et grille).

La Figure 4-5 représente la dépendance à la grille de notre approche utilisée. Elle montre la variation de la demande énergétique en intégrant le fait de communiquer avec les vendeurs. Nous remarquons, qu'en augmentant le nombre de vendeurs, la probabilité que chaque acheteur assurera ses besoins de la part des pro-consommateurs augmente. Ainsi, le recours à la grille diminuera, surtout en appliquant notre approche PGPET qui permettra l'interaction avec deux vendeurs et non pas un vendeur unique. PGPET a permis d'avoir une diminution remarquable à peu près de 20 KWh par rapport à la méthode Game ST (Stackelberg Game) permettant un seul vendeur. Dans la Figure 4-6, nous évaluons la satisfaction des acheteurs en fonction de la variation du stockage de l'énergie. Nous remarquons une satisfaction plus importante par l'application de notre approche en se basant sur le principe de deux vendeurs au lieu d'un seul. Ceci revient à plusieurs raisons : (1) une diminution du prix payé par chaque acheteur due à la communication entre les pro-consommateurs, et (2) une diminution de la dépendance auprès de la grille due à l'augmentation du nombre de vendeurs.

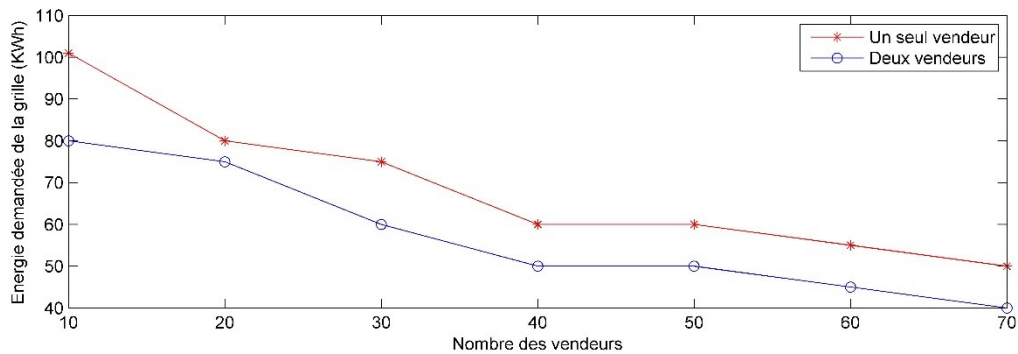


Figure 4-5 : La variation de la demande énergétique de la grille en fonction du nombre de vendeurs si nous choisissons un, deux vendeurs

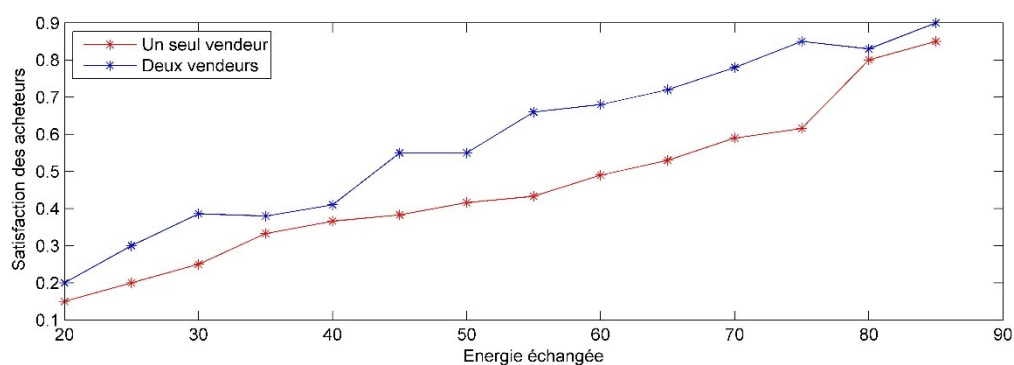


Figure 4-6 : La variation de la satisfaction des consommateurs acheteurs en fonction de la variation de l'énergie stockée

Dans cette section, la proposition s'est focalisée sur la méthode optimale qui aide le vendeur à augmenter son profit tout en minimisant le coût payé par les acheteurs en choisissant les vendeurs les plus proches avec un prix modéré imposé suivant les surplus des vendeurs. Au lieu de se limiter à ce prix, dans le cadre d'une modélisation plus dynamique, nous avons ajouté une particularité aux vendeurs en leur attribuant des priorités, qui est traitée dans la section suivante.

4.5 Prioriser les pro-consommateurs

Un nombre important de travaux ont permis d'améliorer le système de gestion de l'énergie grâce aux systèmes de tarification. Néanmoins, nous avons pensé à prioriser les pro-consommateurs en fonction de leur consommation d'énergie. Comprendre les différentes représentations des consommateurs fournit des informations importantes pour la conception de systèmes énergétiques intelligents. Nous soulignons que le fait de les inciter à participer à la gestion de l'énergie réduira la dépendance à l'égard d'un grand réseau principal (la grille). Par conséquent, une réduction de la facture énergétique sera remarquable. Mais, si nous prenons l'exemple de deux voisins acheteurs qui

communiquent avec deux autres voisins vendeurs, par conséquent, la distance qui les sépare est la même. Alors, la plus grande quantité d'énergie de la part des vendeurs (70% de surplus) sera donnée à quel acheteur ? Qui est-ce que qui devrait profiter de la plus grande quantité d'énergie ? Dans cette situation, les priorités peuvent définir un niveau de préférence numérique ou une autre préférence indiquant un choix préféré de la part des vendeurs en choisissant les acheteurs préférés, ou de la part des consommateurs en choisissant l'ordre convenable des appareils. En particulier, le vendeur peut utiliser les priorités, et éventuellement d'autres données reçues de son historique, pour décider l'acheteur convenable lorsqu'une réduction de prix est requise. Par exemple, les acheteurs qui sont déjà des consommateurs d'un même vendeur pour des itérations successives, auront des réductions sur le prix de l'énergie, en les incitant ainsi à participer au processus d'échange d'énergie. Dans cette section, nous allons répondre à la question suivante : Quelles sont les priorités convenables à choisir de la part des vendeurs qui servent à augmenter leurs profits auprès des acheteurs ?

4.5.1 Algorithme modifié avec des priorités

Etant donné que les vendeurs et la grille sont les sources d'énergie, notre proposition vise à intégrer la priorité de la part des vendeurs. Comme connu, la grille vend de l'énergie à un prix plus élevé par rapport aux consommateurs. Par conséquent, il est raisonnable de supposer que seuls les vendeurs seront principalement intéressés à prioriser les acheteurs de l'énergie pour satisfaire leurs besoins, et obtenir le reste, en cas de nécessité, de la part de la grille. D'autre part, comme la grille est la source d'énergie inévitable que tous les consommateurs sont obligés à solliciter en cas de déficit d'énergie, aucun besoin n'existera pour qu'elle intègre de priorités spécifiques.

Les priorités, qui seront alors intégrées au système, sont :

- Priorité P_1 . C'est une priorité réservée à l'acheteur qui a le besoin le plus élevé d'énergie. En d'autres termes, plus l'acheteur aura une demande d'énergie élevée, plus il sera servi en premier et aura une diminution de prix d'un certain seuil qui sera fixé lors de l'exécution. La question qui se pose à cet égard : comment le vendeur pourrait-il augmenter ses revenus de cette manière ? N'est-il pas plus avantageux pour lui de vendre le surplus d'énergie à un prix plus élevé ? Une simple réponse peut être formulée : en proposant un prix inférieur, un nouvel acheteur sera ajouté à sa liste de consommateurs et la concurrence deviendra plus dure entre les vendeurs.
- Priorité P_2 . Cette priorité groupe des priorités successives pour les autres N pro-consommateurs acheteurs d'un vendeur s . Nous les classons selon leurs demandes énergétiques. Par exemple, pour les pro-consommateurs acheteurs qui ont les 10 premières

demandes les plus élevées (autre que l'acheteur ayant P1), nous donnons à chacun une réduction. Ces réductions seront attribuées d'une façon décroissante à ces pro-consommateurs de telle sorte que le premier de la liste aura 10% de réduction sur le prix de l'énergie, le second 9% et ainsi de suite.

Le choix derrière ces priorités est justifié par le fait qu'en les choisissant, nous prenons en compte la maximisation de la satisfaction des pro-consommateurs. D'un côté, nous maximisons les avantages du vendeur en incitant les nouveaux consommateurs à acheter l'énergie auprès de lui (priorité 1) et en préservant ses anciens acheteurs (priorité 2). De l'autre côté, nous maximisons le gain des acheteurs en leur donnant une priorité. À cette fin, P_1 priorité 1 > P_2 priorité 2. La possibilité pour un acheteur d'obtenir une priorité des vendeurs augmente lorsque nous augmentons le nombre de vendeurs. Il va y avoir plus de choix pour les acheteurs avec l'intégration de nombreux vendeurs, surtout en ce qui concerne la distance et leur distribution. En plus, la quantité d'énergie à échanger augmentera. Chaque acheteur peut être prioritaire avec une priorité P_1 et/ou P_2 ou sans priorité. En étant prioritaire il choisira donc la priorité la plus élevée, et par conséquent le prix le plus bas proposé. Par exemple, si un acheteur b_1 possède la plus grande demande d'énergie et en même temps, pour les deux itérations précédentes $t - 1, t - 2$, il était un acheteur du même vendeur s_1 , il obtiendrait alors la priorité 1 et 2 respectivement. À cette fin, l'acheteur b_1 choisira la priorité la plus élevée qui est P_2 , c'est-à-dire le prix de l'énergie le plus bas.

Pour faire face à ce problème, nous nous sommes intéressés par prioriser les consommateurs eux-mêmes. Ainsi, ils seront capables d'accomplir leurs tâches aisément. Nous augmentons par la suite leur confort en leur offrant des réductions sur le prix de l'énergie.

4.5.1.1 Description de l'algorithme

Les agents qui communiquent dans notre algorithme sont la grille, les acheteurs et les vendeurs. Nous modélisons le comportement de chacun d'eux en prenant en considération les autres agents. La fonction d'utilité qui englobe le gain des vendeurs dans cette partie ne comprend que le gain apporté de la part des acheteurs pro-consommateurs. Nous conservons donc l'équation de la partie précédente :

$$U_{s,t} = \sum_{N_b} E_{s,b,t} * P_{s,b,t} \quad (4-21)$$

Elle représente la fonction d'utilité du vendeur s à un intervalle de temps t .

La fonction du coût des acheteurs englobe 2 parties :

- Le coût payé aux vendeurs,
- Le coût payé à la grille.

$$U_{b,t} = \sum_{N_s} E_{s,b,t} * P_{s,b,t} + E_{b,g,t} * P_{g,t}^v \quad (4-22)$$

L'équation ci-dessus représente la fonction de coût de l'acheteur b à un intervalle de temps t .

La fonction d'utilité de la grille est :

$$U_{g,t} = \sum_{N_b} E_{b,g,t} * P_{g,t}^v \quad (4-23)$$

C'est le gain de la grille en communiquant avec les acheteurs quand les vendeurs ne possèdent pas la quantité demandée d'énergie.

Dans ce qui suit, nous formulons le problème d'optimisation que nous résolvons. Pour les vendeurs, le but est de maximiser leurs gains :

$$Max U_{s,t} \quad (4-24)$$

$$s. t. \sum_{N_b} E_{s,b,t} \leq AS_{s,t} \quad (4-25)$$

Avec $P_{s,b,t} > 0 \forall s \in N_s$

Pour les acheteurs, le but est de minimiser le coût total payé aux vendeurs et à la grille.

$$Min U_{b,t} \quad (4-26)$$

Pour la grille, le but est de maximiser son profit.

$$Max U_{g,t} \quad (4-27)$$

$$s. t. \sum_{N_b} E_{b,g,t} \leq AP_{g,t} \quad (4-28)$$

Avec $P_{g,t}^v > 0$.

Les étapes de notre algorithme distribué sont présentées dans le Tableau 4-2.

Tableau 4-2 : Algorithme distribué de transfert d'énergie entre les acheteurs et les vendeurs

Pour $t=1...T$

Acheteur

1. Transmettre les requêtes des énergies demandées de la part des acheteurs aux vendeurs

Vendeur**Input** : les demandes énergétiques des acheteurs**Output** : les prix pour chaque acheteur

1. Recevoir la matrice des demandes de tous les acheteurs
2. Pour $b=1...N_b$
3. Ranger les pro-consommateurs dans un ordre décroissant de leurs demandes énergétiques dans une matrice
Fin Pour
4. Pour $i=1...5$ // i est l'indice des acheteurs dans leur ordre décroissant d'énergie
 1. Mis à jour du prix trouvé $P_{s,b,t} = \mathbf{0}.i * P_{s,b,t}$
 Fin pour
5. Pour $i=6...N_b$
 1. Résoudre le problème d'optimisation dans (4-24)
 Fin pour
6. Envoyer les prix aux acheteurs

Acheteur**Input** : l'ensemble des vendeurs**Output** : le vendeur convenable

1. Recevoir les prix de chaque vendeur
2. Choisir le vendeur avec le prix minimal
3. Si $(EN_{b,t} - E_{s,b,t} > \mathbf{0})$

Grille

1. Recevoir les matrices des demandes de la part des acheteurs
2. Résoudre le problème d'optimisation dans (4-27)
3. Envoyer les prix aux acheteurs
Fin si

Sinon

2. **Incrémenter** t

Fin pour

4.5.1.2 Simulations et résultats

Dans cette section, nous allons définir les paramètres utilisés et les résultats obtenus en appliquant le concept des priorités. Les performances de l'algorithme d'échange d'énergie proposé sont évaluées

à l'aide de Matlab. Le Tableau 4-3 représente les paramètres utilisés qui sont déjà pris de l'Electricité De France (EDF). Pour évaluer le comportement de l'algorithme proposé dans différentes situations, nous exécutons plusieurs simulations avec différents paramètres. Nous fixons d'abord le nombre de vendeurs et d'acheteurs afin de calculer la facture énergétique réalisée pour l'approche proposée et l'optimisation centralisée. Nous modifions ensuite à la fois le pourcentage de vendeurs et le nombre de consommateurs afin d'étudier leur effet sur la performance de l'algorithme proposé.

Tableau 4-3 : Paramètres utilisés

	Borne inférieure	Borne supérieure
Energie demandée	10 KWh	17 KWh
Surplus d'énergie	10 KWh	30 KWh
Prix unitaire	10 centimes	20 centimes

L'algorithme proposé est évalué en fonction des éléments suivants :

- Facture énergétique : représente la facture énergétique de l'acheteur individuel telle que calculée dans l'équation (4-10).
- Coût du système : est calculé comme la somme totale des factures d'énergie des acheteurs.
- Equilibre : représente le nombre moyen d'itérations que l'algorithme nécessite pour arriver à un état stable : C'est lorsque tous les acheteurs décident de ne pas modifier leur demande énergétique et aucun acheteur n'envoie un nouveau vecteur de prix. À ce point, le jeu s'arrête et l'équilibre est atteint.

La Figure 4-7 montre le prix en euros payé par l'acheteur qui a la demande d'énergie la plus élevée du vendeur choisi à différents créneaux horaires. Nous comparons les deux systèmes : avec priorité noté PROBET (Prioritized pROsumer Based Energy Trading) et sans priorité noté ROBET (pROsumer Based Energy Trading). Comme indiqué, nous constatons que, lors de l'application de la condition de priorité, le prix sera inférieur à celui payé lorsqu'aucune priorité ne sera appliquée. Du côté acheteur, ce résultat est attendu étant donné qu'il est trivial que l'acheteur sera plus satisfait lorsqu'il réduira ses factures d'énergie.

La Figure 4-8 présente les résultats de la deuxième priorité appliquée qui montre que P_2 n'est pas aussi efficace que P_1 . Cependant, pour certains créneaux horaires, l'application de P_2 augmentera le prix payé par l'acheteur. Cela signifie que le vendeur choisi peut parfois être un vendeur ordinaire, c'est-à-dire le vendeur qui ne lui offre pas une priorité. En conséquence, le prix optimal

chez le vendeur ordinaire est inférieur au prix avec priorité P_2 d'un autre vendeur. Cela revient à plusieurs facteurs tels que la quantité d'énergie en surplus, la demande énergétique locale, etc.

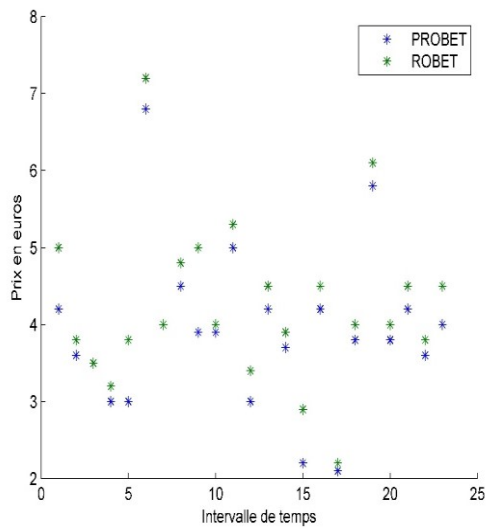


Figure 4-7 : La variation du prix pour les algorithmes sans et avec priorités en fonction des itérations pour la priorité P_1

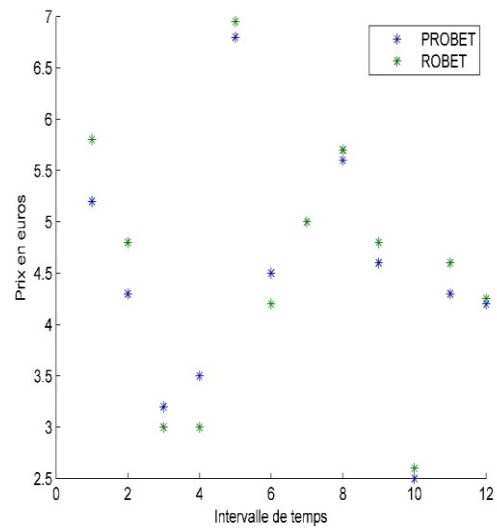


Figure 4-8 : La variation du prix pour les algorithmes sans et avec priorités en fonction des itérations pour la priorité P_2

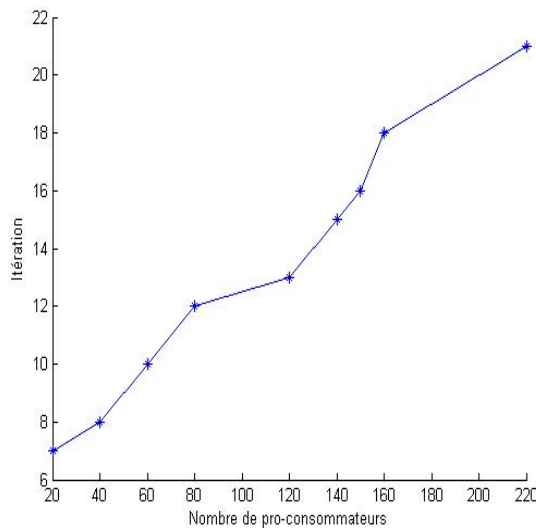


Figure 4-9 : Le nombre d'itérations demandé pour atteindre l'équilibre en fonction du nombre de pro-consommateurs

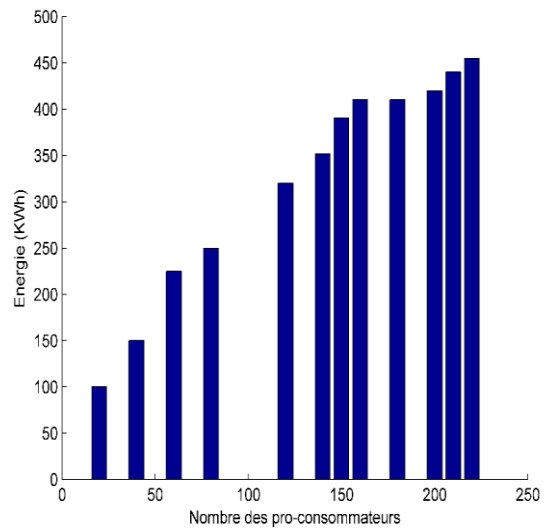


Figure 4-10 : La variation du surplus d'énergie en fonction du nombre de pro-consommateurs

La Figure 4-9 montre le nombre d'itérations nécessaire pour converger avec l'augmentation du nombre de pro-consommateurs. Nous remarquons une augmentation linéaire plutôt

qu'exponentielle d'itérations. La Figure 4-10 montre la quantité d'énergie échangée par rapport au nombre des pro-consommateurs. De toute évidence, une augmentation du nombre de pro-consommateurs augmentera la chance d'avoir plus de vendeurs, ce qui signifie qu'il y a plus d'énergie échangée (plus d'énergie stockée). Les acheteurs ont plus de chances de gagner une priorité P_1 ou une priorité P_2 .

Dans la Figure 4-11, le coût total payé par rapport au nombre de pro-consommateurs est illustré pour trois scénarios différents : (1) notre approche proposée avec priorité notée PROBET (Prioritized pROsumer Based Energy Trading), (2) notre approche proposée sans priorité notée ROBET (pROsumer Based Energy Trading) et (3) le travail cité dans [10] nommé ETWP (Energy Trading Without Priority) basé sur l'interaction entre pro-consommateurs. Comme nous le voyons sur la Figure 4-11, le coût total payé avec la contrainte de priorité est inférieur respectivement à celui sans priorité qui à son tour est inférieur au coût obtenu avec ETWP. Ainsi, notre algorithme est plus efficace en termes de minimisation des factures énergétiques. À mesure que le nombre de consommateurs augmentera, les acheteurs disposeront de plus de ressources, ce qui augmentera la possibilité pour chaque acheteur d'être prioritaire pour un ou plusieurs vendeurs.

La Figure 4-12 présente le coût total en euros par rapport à notre approche proposée avec priorité et ETWP. Lorsque le nombre de vendeurs est égal à 20, notre solution proposée atteint l'équilibre après environ 10 itérations alors qu'ETWP mettra environ 30 itérations pour se stabiliser, ce qui signifie que notre approche est dans ce cas de scénarios 3 fois plus rapide qu'ETWP (nous nous sommes contentés de la comparer avec un exemple standard de la littérature).

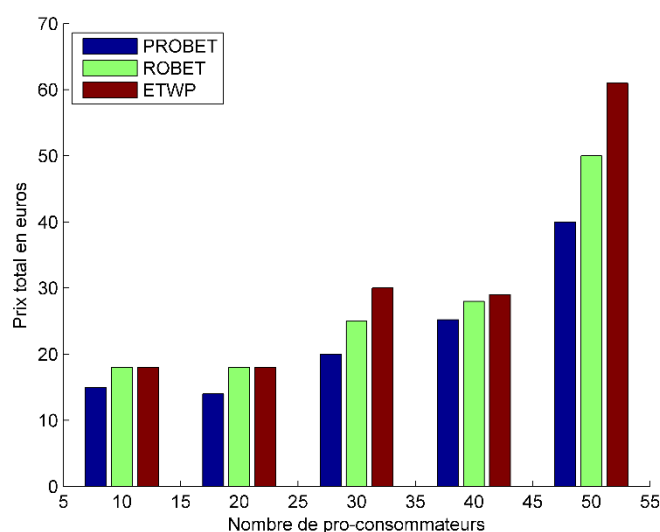


Figure 4-11 : La variation du coût total en fonction du nombre de pro-consommateurs pour les trois algorithmes : Sans priorité ROBET, avec priorité PROBET et l'algorithme ETWP

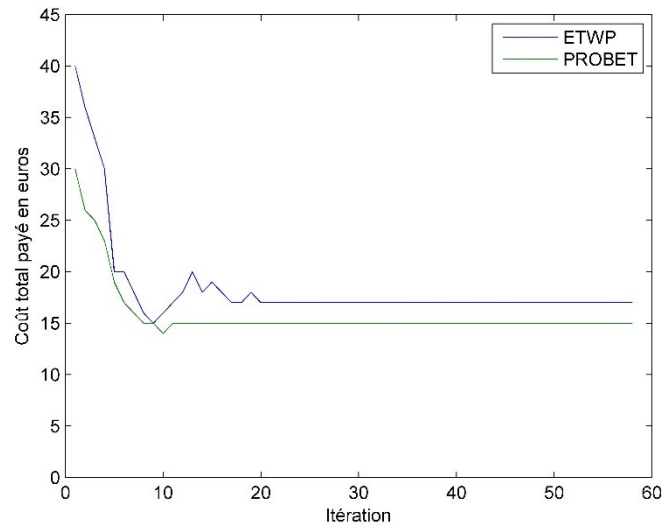


Figure 4-12 : La variation de coût total payé en fonction du nombre des itérations pour notre algorithme PROBET et ETWP

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé à la fois un algorithme de transfert d'énergie centralisé et distribué basé sur la théorie des jeux. Cet algorithme consiste en l'achat de l'énergie supplémentaire stockée auprès de vendeurs proches à un prix raisonnable. L'objectif pour les acheteurs est de minimiser leur facture énergétique en sélectionnant les meilleurs vendeurs en termes de coût et de différentes contraintes. Tout d'abord, le problème est formulé en une optimisation centralisée, puis une solution distribuée est proposée pour le résoudre. Ensuite, nous avons ajouté des priorités pour les acheteurs afin d'avoir le privilège à des réductions de prix. À l'aide des simulations approfondies, une comparaison du coût total du système ainsi que les factures de chaque acheteur ont été établies. De plus, nous étudions également le temps de convergence de l'algorithme proposé et le nombre minime d'itérations par un acheteur pour que l'algorithme converge.

Dans le chapitre suivant, nous allons répondre à la question suivante : Comment profiter des deux interactions afin de satisfaire les entités présentes ? Quelles contraintes ajouter et quelles sont les méthodes convenables à utiliser pour modéliser la problématique de la gestion de l'énergie ?

CHAPITRE 5	UNE ETUDE HIERARCHIQUE DE LA GESTION DE L'ENERGIE	
BASEE SUR LA THEORIE DES JEUX		93
5.1	Introduction	93
5.2	Motivations	93
5.3	Scénario mis en œuvre	96
5.3.1	Côté vendeur	97
5.3.2	Côté acheteur	97
5.3.3	Côté producteur	98
5.4	Interactions entre les Pro-consommateurs : Pr2Pr	99
5.4.1	Côté acheteur	99
5.4.2	Côté vendeur	101
5.4.3	Équilibre de Nash	102
5.5	Interactions entre les producteurs et les acheteurs : P2C	103
5.5.1	Côté acheteur	103
5.5.2	Côté producteur	104
5.5.3	Existence et unicité de l'équilibre de Stackelberg dans notre jeu	104
5.6	Algorithme distribué	106
5.7	Résultats et analyse	108
5.8	Conclusion	114

Chapitre 5 Une étude hiérarchique de la gestion de l'énergie basée sur la théorie des jeux

5.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté nos travaux concernant les interactions entre les consommateurs et les producteurs d'énergie (Chapitre 3), et les interactions entre les consommateurs en tant que producteurs d'énergie (Chapitre 4). Dans ce chapitre, nous allons profiter de ces deux interactions pour proposer un modèle hiérarchique pour la gestion de l'énergie en utilisant un jeu non coopératif pour une meilleure répartition de l'énergie entre les producteurs et les pro-consommateurs. L'objectif principal de l'algorithme est de déterminer, d'une manière autonome et décentralisée, la consommation et le prix respectifs des pro-consommateurs et des producteurs, en tenant compte de leur distribution géographique. Des simulations approfondies sont réalisées pour évaluer les performances du modèle d'optimisation et de l'approche proposée. Dans ce qui suit, nous justifions notre choix en exposant nos motivations, le scénario utilisé et les résultats.

5.2 Motivations

Dans le but de proposer une hiérarchie entre les interactions complexes qui régissent les réseaux intelligents, nous proposons un algorithme décentralisé qui diffère des travaux existant en termes de modèle choisi, de méthodologie utilisée et des règles permettant d'obtenir la solution souhaitée afin de déterminer la cohérence entre les interactions producteur-pro-consommateur et pro-consommateur-pro-consommateur. Les auteurs dans [126] ont proposé un jeu de Stackelberg non coopératif entre les consommateurs résidentiels et un contrôleur afin d'explorer leurs échanges d'énergie les uns avec les autres ainsi qu'avec la grille. En se basant sur les propriétés du jeu, ils ont montré que le maximum d'avantages, en termes de réduction du coût total, est obtenu lorsqu'on a un équilibre unique du jeu. Les auteurs dans [132] ont évalué l'échange d'énergie entre des acheteurs et des vendeurs qui sont des micro grids virtuels. Ils ont abordé le jeu de Stackelberg pour déterminer le prix et la demande optimaux. En outre, une coopération entre les consommateurs est proposée dans [133]. Les auteurs ont modélisé les fonctions d'utilité des pro-consommateurs et d'un système d'énergie centralisé. La coalition se situe au niveau des pro-consommateurs pour vendre et acheter l'énergie entre eux d'une manière qu'ils auront recours au système centralisé dans le cas d'un déficit. Dans [134], les auteurs ont utilisé les enchères pour modéliser le transfert d'énergie entre un vendeur et plusieurs acheteurs d'énergie, et entre des fournisseurs. Les auteurs dans [135] ont proposé un modèle de tarification basé sur le jeu de Stackelberg entre des micro-grids et des pro-consommateurs

avec des panneaux photovoltaïques au cas où une nécessité exige, les micro-grids interagissent avec les fournisseurs d'énergie, et également avec les pro-consommateurs pour vendre et acheter de l'énergie. Dans [136], les auteurs proposent une gestion centralisée de l'énergie où un agent intermédiaire contrôle l'échange d'énergie entre les pro-consommateurs. Ils ont utilisé les techniques d'apprentissage par renforcement basées sur des stratégies intelligentes avec une capacité d'apprentissage. Dans le même esprit où un agent intermédiaire est responsable de l'échange d'énergie, les auteurs de [137] proposent une méthode hybride, en temps réel, basée sur le jeu de Stackelberg et la programmation stochastique. Leur but est d'échanger l'énergie entre les pro-consommateurs qui possèdent un stockage d'énergie des panneaux solaires, un contrôleur d'échange de l'énergie et une grille.

À cette fin, nous soulignons que la gestion de la demande et la minimisation de la consommation d'énergie, ainsi que la minimisation des factures d'énergie ne sont pas nouvelles dans le paradigme du réseau intelligent. Dans les références susmentionnées, les auteurs ont apporté des contributions importantes dans le domaine de la gestion de l'énergie. Des économies de coût et d'énergie remarquables sont réalisées, que ce soit dans les parties Pr2Pr (interactions des Pro-consommateur-Pro-consommateur ou en anglais Prosumer2Prosumer) ou P2C (interactions Producteur-Consommateur ou en anglais Provider2Consumer)⁵. En revanche, peu de recherches ont été menées pour une hiérarchie complète qui comprend l'influence d'une partie sur l'autre. Par exemple, un budget doit être bien choisi en respectant les diverses contraintes entre les Pr2Pr et P2C pour diviser les demandes énergétiques d'une façon optimale. Les recherches sont plutôt divisées en deux parties : soit les travaux de recherche concernant la modélisation des interactions entre producteurs et consommateurs, soit ils s'intéressent à la modélisation du transfert d'énergie entre les pro-consommateurs.

Cependant, nous proposons de combiner les deux parties susmentionnées pour mettre l'accent sur l'utilisation des énergies renouvelables du point de vue des pro-consommateurs d'une façon décentralisée. Ainsi, notre approche proposée diffère des travaux existants en termes de modèle choisi, de la méthodologie utilisée et des ensembles de règles permettant d'obtenir la solution souhaitée. Par conséquent, dans ce travail, nous cherchons à compléter les travaux existants en fournissant une étude hiérarchique Pr2Pr/P (Prosumer-à-Prosumer/Producteur) incorporant les systèmes de P2C et de Pr2Pr.

Pour la partie P2C (interaction producteur à consommateur), différentes propositions sont suggérées :

⁵ Dans ce qui suit, les annotations Pr2Pr et P2C seront largement utilisées

1. Différents types de consommateurs existent dans le système en fonction du budget de chacun.
2. L'intégration des énergies renouvelables ouvre la porte à la diversité des sources d'énergie.
3. Grâce à la communication bidirectionnelle entre les consommateurs et les producteurs, ils échangent davantage d'informations afin de mieux gérer leur énergie et de réaliser des économies. Le comportement actif des consommateurs incite les producteurs à leur donner plus de facilités pour gagner plus de consommateurs comme signe de participation.

Pour la partie Pr2Pr (interaction de pro-consommateur à pro-consommateur), de nombreuses études ont été effectuées, mais nos travaux diffèrent des travaux existants de différents points de vue. Nous visons à maximiser la satisfaction de l'acheteur tout en maximisant les revenus du vendeur. En conséquence, nous abordons les problèmes suivants :

1. La limitation à un seul vendeur. Dans la littérature existante, les acheteurs ne choisissent qu'un seul vendeur auprès duquel ils vont acheter l'énergie nécessaire. Cependant, la pression énorme résultant de ce fait diminue les chances de différents vendeurs de participer au négoce d'énergie, ce qui entraîne une réduction des économies d'énergie et une augmentation des coûts.
2. L'ensemble des contraintes. Différentes études existent sur la gestion de l'énergie, où la demande et le prix de l'énergie sont les seules limites ; notre travail fournit des informations utiles sur le comportement des parties prenantes. Nous prenons en considération un ensemble de contraintes (distance, budget, prix) aux deux niveaux du système (Pr2Pr et P2C) et étudions l'influence de l'un sur l'autre pour garantir la faisabilité de l'étude.

Le Tableau 5-1 représente une comparaison entre l'approche centralisée, décentralisée et notre approche en termes de planification énergétique, de méthodologie, de transfert d'énergie et de communication avec un agent externe.

Tableau 5-1 : Comparaison entre les approches centralisée/décentralisée et notre approche

	Approche centralisée	Approche décentralisée	Notre approche
Planification énergétique	Centrale	Locale	Locale
Méthodologie	Optimisation	Optimisation locale	Théorie de jeux basée sur une optimisation locale
Transfert d'énergie	Avec une unité centrale	Avec les pro-consommateurs	Avec les pro-consommateurs et les producteurs d'énergie
Communication avec un agent externe	Oui	Non	Non

5.3 Scénario mis en œuvre

Notre algorithme proposé est divisé en deux parties : La première partie est nommée Pr2Pr (Prosumer to Prosumer interactions) qui modélise les interactions entre les consommateurs, tandis que La deuxième partie est nommée P2C (Provider to Consumer interactions) comme le montre la Figure 5-1. Nous priorisons l'acheteur tout en tenant compte de maximiser le profit des vendeurs et des producteurs d'énergie. Notre tâche consiste à se rendre compte des contraintes qui engendreront les deux parties du modèle proposé, les influences de l'une sur l'autre, et leurs priorités.

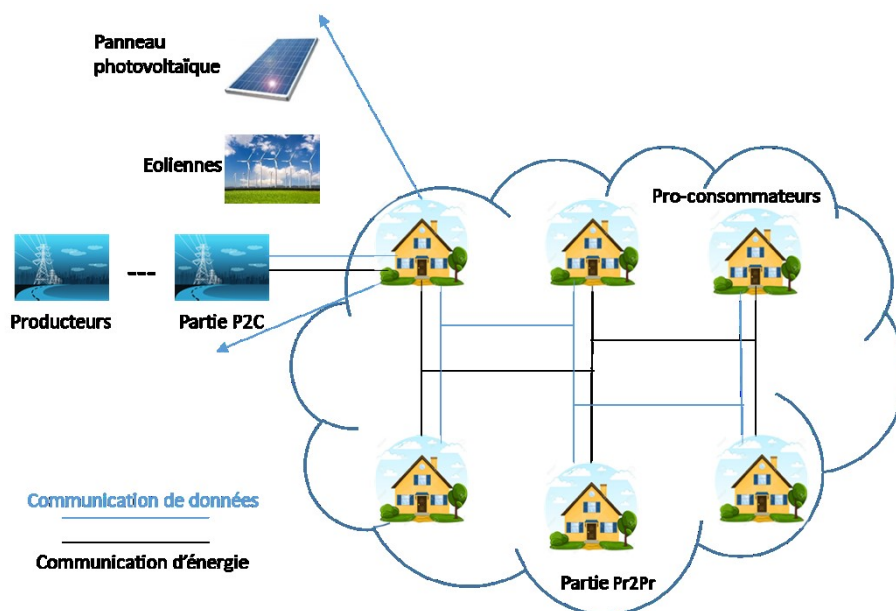


Figure 5-1 : Le scénario proposé

Nous considérons un scénario avec N_p producteurs, et N consommateurs (N_s vendeurs, N_b acheteurs). Un vendeur est un pro-consommateur qui a un surplus d'énergie à vendre aux acheteurs. Il est considéré comme un petit producteur d'énergie doté d'une ou plusieurs sources d'énergie

renouvelable telles que des panneaux photovoltaïques ou éoliens. Un acheteur est un pro-consommateur qui a un manque d'énergie à acheter des producteurs / pro-consommateurs. Tous les acheteurs appartiennent à l'ensemble B et les vendeurs appartiennent à S avec $S \cap B = \phi$. Cette affirmation signifie qu'un acheteur ne peut pas être en même temps un acheteur et un vendeur. Dans les cas les plus compliqués, il se peut qu'un vendeur achète de l'énergie des producteurs d'énergie dans les heures creuses, où le prix de l'énergie n'est pas assez élevé. Notre journée est composée de 24 intervalles de temps ($T = 24, t = 1$). Dans P2C, les leaders sont les producteurs d'énergie et les followers sont les consommateurs qui décident leurs consommations en se référant à la stratégie proposée par les premiers (prix). Dans Pr2Pr, les leaders sont les pro-consommateurs vendeurs, et les followers sont les pro-consommateurs acheteurs.

5.3.1 Côté vendeur

La fonction d'utilité d'un vendeur s à un intervalle de temps t est formulée comme suit :

$$U_{s,t} = \beta_s * P_{s,t} * AS_{s,t} \quad (5-1)$$

Avec $0 < \beta_s < 1$

Les paramètres utilisés dans cette fonction sont :

- β_s Représente le pourcentage de consommation pour chaque vendeur s
- $P_{s,t}$ représente le prix donné par le vendeur s à l'intervalle de temps t
- $AS_{s,t}$ (*Available Surplus*) représente le surplus disponible que le vendeur n possède à un intervalle de temps t

Cette fonction d'utilité représente le gain des vendeurs de la communication entre eux et les acheteurs.

$$\beta_s = \frac{\sum_{N_b} E_{s,b,t}}{AS_{s,t}} \quad (5-2)$$

Avec $E_{s,b,t}$ est l'énergie demandée par le pro-consommateur acheteur b au vendeur s à l'intervalle de temps t .

5.3.2 Côté acheteur

La fonction d'utilité du vendeur b à un intervalle de temps t est formulée comme suit :

$$U_{b,t}^{Total} = U_{b,t}^{P2C} + U_{b,t}^{Pr2Pr} \quad (5-3)$$

Elle est divisée en deux parties :

- La première partie $U_{b,t}^{P2C}$ représente la fonction d'utilité de l'acheteur b à l'intervalle de temps t , qui englobe la partie des transactions de l'énergie entre consommateurs et producteurs.
- La deuxième partie $U_{b,t}^{Pr2Pr}$ représente la fonction d'utilité de l'acheteur b à l'intervalle de temps t qui englobe la partie des transactions de l'énergie entre les pro-consommateurs.

$$U_{b,t}^{P2C} = \alpha_b \sum_{N_p} \ln(1 + E_{b,p,t}) \quad (5-4)$$

$$U_{b,t}^{Pr2Pr} = \alpha_b \sum_{N_s} \ln(1 + E_{s,b,t}) \quad (5-5)$$

Les paramètres de la fonction sont :

- α_b représente un paramètre d'ajustement spécifique pour chaque vendeur b .
- $E_{b,p,t}$ représente l'énergie demandée du producteur p à l'intervalle de temps t .

Le choix du logarithmique est justifié par le fait qu'il est le plus convenable pour visualiser les concepts de solution et fournir des solutions d'équilibre sous forme fermée. Selon l'étude faite dans [138], en comparant les fonctions d'utilité logarithmique, exponentielle, potentielle, quadratique, et linéaire, ils ont trouvé que le logarithmique augmente la satisfaction des consommateurs et aide à minimiser la facture électrique.

5.3.3 Côté producteur

La fonction d'utilité utilisée pour le producteur d'énergie p à un intervalle de temps t est formulée comme suit :

$$U_{p,t} = \sum_{N_b} E_{b,p,t} * P_{p,t} \quad (5-6)$$

$P_{p,t}$ qui désigne le prix que le producteur p propose aux acheteurs à un intervalle de temps t . Cette fonction englobe la partie des transactions de l'énergie entre les acheteurs et le producteur p .

Après avoir déterminé les fonctions d'utilité des producteurs et des pro-consommateurs, et présenté le scénario abordé, les sections 5.4 et 5.5 ont pour objet respectivement de présenter le contexte des

interactions entre les pro-consommateurs entre eux d'une part et entre eux et les producteurs d'autre part.

5.4 Interactions entre les Pro-consommateurs : Pr2Pr

En effet, l'un des principaux défis consiste à mettre au point un système de gestion de l'énergie approprié regroupant les interactions entre ces deux entités dans l'environnement des réseaux intelligents. Par conséquent, il est nécessaire de commencer par le mécanisme d'échange d'énergie entre les pro-consommateurs pour différentes raisons. L'acheteur, n'ayant pas un surplus d'énergie, doit acheter toute l'énergie dont il a besoin des vendeurs et des producteurs. Dans des cas typiques, les producteurs vendront de l'énergie produite à un prix plus élevé que celui donné par les pro-consommateurs. À cette fin, chaque acheteur serait principalement intéressé à acheter de l'énergie des vendeurs et le reste de ses besoins, le cas échéant, aux producteurs.

5.4.1 Côté acheteur

Par conséquent, l'objectif de chaque acheteur est de maximiser sa fonction d'utilité :

$$\text{Max } U_{b,t}^{Total} \quad (5-7)$$

$$\text{s. t. } \sum_{N_s} E_{s,b,t} + \sum_{N_p} E_{b,p,t} = EN_{b,t} \quad (5-8)$$

$$\sum_{N_s} P_{s,t} * E_{s,b,t} + \sum_{N_p} P_{p,t} * E_{b,p,t} \leq C_{b,t} \quad (5-9)$$

Avec $E_{s,b,t} \geq 0$, $E_{b,p,t} \geq 0$

Les paramètres de cette fonction sont :

- $EN_{b,t}$ qui désigne la quantité maximale dont l'acheteur b a besoin pour l'intervalle de temps t , $EN_{b,t} \geq 0$.
- $C_{b,t} > 0$, représente le budget consacré par l'acheteur b , à l'intervalle de temps t pour assurer son déficit d'énergie pour ses propres besoins.

Ainsi, le problème d'optimisation de l'acheteur, OP_{buyer} , devient :

$$\text{Max } U_{b,t}^{Pr2Pr} \quad (5-10)$$

$$s. t. \sum_{N_s} E_{s,b,t} \leq EN_{b,t} \quad (5-11)$$

$$\sum_{N_s} P_{s,t} * E_{s,b,t} \leq C_{b,t} \quad (5-12)$$

$$E_{s,b,t} \geq 0 \quad (5-13)$$

OP_{buyer} est un problème convexe. En conséquence, la solution stationnaire est unique et optimale. Dans notre contexte, lorsque la consommation d'énergie est égale à $EN_{b,t}$, le prix payé sera égal à $C_{b,t}$. Ainsi, la deuxième étape de notre étude hiérarchique proposée n'est pas nécessaire. Cela signifie que l'acheteur achète toute l'énergie dont il a besoin grâce au mécanisme de négociation d'énergie avec les vendeurs. Il n'a pas besoin de communiquer avec les producteurs dans l'intervalle de temps actuel. La contrainte (5-12) garantit la relation entre le budget maximum et les demandes énergétiques. En utilisant des multiplicateurs de Lagrange, nous convertissons le problème d'optimisation comme suit :

$$L_{buyer} = \alpha_b \sum_{N_s} \ln(1 + E_{s,b,t}) - \mu_{b,1} \left(\sum_{N_s} E_{s,b,t} - EN_{b,t} \right) - \mu_{b,2} \left(\sum_{N_s} P_{s,t} * E_{s,b,t} - C_{b,t} \right) + \mu_{b,3} * E_{s,b,t} \quad (5-14)$$

Avec $\mu_{b,i}$ qui représentent les multiplicateurs de Lagrange. En appliquant les conditions nécessaires de Krush-kuhn-Tucker,

$$\frac{\partial L_{buyer}}{\partial E_{s,b,t}} = 0 \quad \forall s \in N_s \quad (5-15)$$

$$\mu_{b,1} * \sum_{N_s} E_{s,b,t} - EN_{b,t} = 0 \quad (5-16)$$

$$\mu_{b,2} \left(\sum_{N_s} P_{s,t} * E_{s,b,t} - C_{b,t} \right) = 0 \quad (5-17)$$

$$\mu_{b,3} * E_{s,b,t} = 0 \quad \forall s \in N_s \quad (5-18)$$

$$\mu_{b,2} > 0, \mu_{b,1}, \mu_{b,3} \geq 0$$

D'après l'annexe A, nous obtenons l'énergie formulée sous la forme suivante :

$$E_{s,b,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} - 1 \quad (5-19)$$

Les conditions nécessaires et suffisantes pour assurer la faisabilité de l'algorithme, et qui permettent de respecter les marges entre le budget que chaque consommateur s'engage à payer pour l'énergie avec sa quantité nécessaire pour ses propres utilisations se résument dans (annexe B) :

$$C_{b,t} = N_s * \sum_{N_s} P_{s,t} (EN_{b,t} + N_s) - \sum_{N_s} P_{s,t} \quad (5-20)$$

5.4.2 Côté vendeur

Il est important de signaler que $\beta_s * AS_{s,t} = \sum_{N_b} E_{s,b,t}$. Du point de vue des producteurs d'énergie, ces derniers veulent maximiser leurs profits. Ainsi, le problème d'optimisation est formulé comme suit :

$$Max U_{s,t} \quad (5-21)$$

$$s. t. \sum_{N_b} E_{s,b,t} \leq AS_{s,t} \quad (5-22)$$

$$P_{s,t} > 0 \forall s \in N_s, \forall t \in T \quad (5-23)$$

La contrainte dans (5-22) garantit que la somme totale des énergies que les acheteurs prennent de l'acheteur s doit être inférieure à la totalité des surplus qu'il en a.

En appliquant Lagrange, le problème d'optimisation se transforme en :

$$L_{seller} = P_{s,t} * \sum_{N_b} E_{s,b,t} - \mu_{seller,1} \left(\sum_{N_b} E_{s,b,t} - AS_{s,t} \right) - \mu_{seller,2} P_{s,t} \quad (5-24)$$

Avec μ_{seller} représente les multiplicateurs de Lagrange spécifiques pour chaque vendeur s .

L'optimalité de premier ordre est : $\frac{\partial L_{seller}}{\partial P_{s,t}} = 0$.

Cette équation nous donne N_s équations. En résolvant ces dernières, nous obtenons la valeur optimale des prix et des demandes pour chaque vendeur b à l'intervalle de temps t . Nous notons que $P_{s,t}^* = \{P_{1,t}^*, P_{2,t}^*, \dots, P_{N_s,t}^*\}$ et $E_{s,b,t}^* = \{E_{s,1,t}^*, E_{s,2,t}^* \dots E_{s,N_b,t}^*\}$ sont les significations, respectivement des prix et demandes.

Le prix optimal d'après l'annexe C, prendra la forme suivante :

$$P_{s,t} = \frac{C + N_b \sum_{g \in N_s, g \neq s} P_{s,t}}{N_s(AS_{s,t}) + N_b(N_s - 1)} \quad (5-25)$$

$$\forall t \in T, \forall s \in N_s$$

Avec $C = \sum_{N_b} C_b$. Pour trouver les solutions des équations, nous transformons les problèmes d'optimisation en une matrice qui prend la forme suivante :

$$M = \begin{bmatrix} AS_{1,t} + Y & -Z & \dots & -Z \\ -Z & AS_{2,t} + Y & \dots & -Z \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -Z & -Z & \dots & AS_{N_s,t} + Y \end{bmatrix} \quad (5-26)$$

Avec $P_{n,t} = \{P_{1,t}, P_{2,t}, \dots, P_{N_s,t}\}$, $Y = N_b(N_s - 1)/N_s$, $Z = N_b/N_s$, et $L = C/N_s$. La matrice M (5-26) est une matrice strictement et diagonalement dominante et inversible. Elle a des entrées positives en diagonal, alors son déterminant sera positif. Donc, sa solution unique sera : $P_{s,t} = M^{-1} * L$.

La preuve

$$AS_{s,t} + Y - (N_s - 1)Z = AS_{s,t} + N_b \left(\frac{N_s - 1}{N_s} \right) - (N_s - 1) \frac{N_b}{N_s} = AS_{s,t} > 0$$

La solution unique des prix est donc :

$$P_{s,t} = \frac{N_s^{N_s-1} C}{|M|} \sum_{g \neq s, g \in N_s} (AS_{g,t} + N_b) \quad (5-27)$$

5.4.3 Équilibre de Nash

La théorie de jeux se base essentiellement sur l'équilibre de jeux pour garantir une solution unique, comme vu dans le Chapitre 2. Nous vérifions que si le prix change de $P_{s,t}$ à $P'_{s,t} = P_{s,t} + \delta_{P_{s,t}}$, les demandes changent de $E_{s,b,t}$ à $E'_{s,b,t}$.

$$E'_{s,b,t} = C_{b,t} + \left(\frac{\sum_{g \neq s, g \in N_s} P_{s,t} + P'_{s,t}}{N_s * P'_{s,t}} \right) - 1 \quad (5-28)$$

La différence entre les prix demeure :

$$E_{s,b,t} - E'_{s,b,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{g \neq s, g \in N_s} P_{s,t}}{N_s} \left(\frac{P'_{s,t} - P_{s,t}}{P_{s,t} * P'_{s,t}} \right) \quad (5-29)$$

$E_{s,b,t} - E'_{s,b,t} > 0$. Les acheteurs consomment moins quand les prix augmentent et vice versa. La différence entre les fonctions d'utilité devient :

$$U'_{s,t} - U_{s,t} = P'_{s,t} \sum_{N_b} E'_{s,b,t} - P_{s,t} \sum_{N_b} E_{s,b,t} = -\frac{N_s - 1}{N_s} N_b \delta_{P_{s,t}} \quad (5-30)$$

Nous remarquons que $U'_{s,t} < U_{s,t}$, alors nous constatons que le prix optimal obtenu dans (5-27) est la solution unique et la meilleure.

5.5 Interactions entre les producteurs et les acheteurs : P2C

Les followers dans cette partie sont les acheteurs pro-consommateurs qui n'ont pas reçu toutes leurs consommations de la part des pro-consommateurs vendeurs dans la partie Pr2Pr, $N_b^{P2C} \leq N_b$. Les leaders sont les producteurs d'énergie.

5.5.1 Côté acheteur

Dans cette partie, le problème d'optimisation est :

$$\text{Max } U_{b,t}^{P2C} \quad (5-31)$$

$$s. t. \sum_{N_p} P_{p,t} E_{b,p,t} \leq C_{b,t}^{P2C} \quad (5-32)$$

$$\sum_{N_p} E_{b,p,t} = EN_{b,t}^{P2C} \quad (5-33)$$

Avec $E_{b,p,t} > 0$, $EN_{b,t}^{P2C} = EN_{b,t} - \sum_{N_s} E_{s,b,t}$, $C_{b,t}^{P2C} \leq C_{b,t} - \sum_{N_s} P_{s,t} E_{s,b,t}$. $EN_{b,t}^{P2C}$ représente la quantité d'énergie demandée dans P2C, et $C_{b,t}^{P2C}$ représente le budget mis par les pro-consommateurs acheteurs dans P2C également. En effet, comme déjà vu dans la partie Pr2Pr et montré dans l'équation (5-20), une relation existe entre le budget de chaque consommateur et l'énergie demandée. Dans ce cas, les marges entre le budget et la consommation sont prises en compte dans P2C. Nous avons garanti la faisabilité du système dans (5-20). Nous avons formulé la demande optimale des consommateurs sous la forme suivante :

$$E_{b,p,t} = \frac{C_{b,t}^{P2C} + \sum_{N_p} P_{p,t}}{N_p * P_{p,t}} - 1 \quad (5-34)$$

5.5.2 Côté producteur

L'objectif essentiel pour les producteurs d'énergie est d'augmenter leurs profits. Ils planifient de vendre plus d'énergie aux consommateurs tout en augmentant le prix unitaire. C'est l'esprit de concurrence qui domine entre les producteurs. Or, avec notre proposition basée sur la théorie des jeux qui modélise les interactions complexes des joueurs, nous garantissons un gain pour tous (producteurs et consommateurs). Le problème d'optimisation des producteurs est formulé comme suit :

$$\text{Max } U_{p,t} \quad (5-35)$$

$$\text{s. t. } \sum_{N_b^{P2C}} E_{b,p,t} \leq AP_{p,t} \quad (5-36)$$

Avec $P_{p,t} > 0$, $AP_{p,t}$ représente Available Power, l'énergie produite que chaque producteur p possède. Comme trouvé dans la première partie de notre algorithme, le prix sera formulé comme suit :

$$P_{p,t} = \frac{N_p^{N_p-1} C_{b,t}^{P2C}}{|M_p|} \sum_{g \neq p, g \in N_p} (AP_{g,t} + N_b^{P2C}) \quad (5-37)$$

$$\forall p \in N_p$$

$$\text{Avec } P_{p,t} = \{P_{1,t}, P_{2,t}, \dots, P_{N_p,t}\}, M_p P_{p,t} = F_1, F_1 = C_{b,t}^{P2C} / N_p, Y_1 = N_b^{P2C} (N_p - 1) / N_p,$$

$$Z_1 = N_b^{P2C} / N_p.$$

$$M_p = \begin{bmatrix} AP_{1,t} + Y_1 & -Z_1 & \dots & -Z_1 \\ -Z_1 & AP_{2,t} + Y_1 & \dots & -Z_1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -Z_1 & -Z_1 & \dots & AP_{N_p,t} + Y_1 \end{bmatrix} \quad (5-38)$$

5.5.3 Existence et unicité de l'équilibre de Stackelberg dans notre jeu

Dans notre système, les producteurs et les pro-consommateurs génèrent de l'énergie via les grosses centrales et les batteries (systèmes de stockage) respectivement. Nous avons proposé un modèle qui prend en compte les aspects financiers des échanges d'énergie entre eux. Notre jeu proposé permet de sélectionner les meilleurs prix et consommation de chaque partenaire. Il permet le choix optimal des stratégies de la part des followers et des leaders. Notre objectif est de fournir un mécanisme décentralisé non-coopératif qui s'approche de la réalité et maximise les gains. Γ_{leader} ($\Gamma_{seller,n}, \Gamma_{provider,p}$) désigne la stratégie des leaders (pro-consommateurs vendeurs et les

producteurs), $\Gamma_{follower}(\Gamma_{buyer})$ désigne la stratégie des followers. Pour prouver que nos solutions obtenues sont les optimales, nous vérifions que :

$$U_{s,t}(P_{s,t}^*, P_{-s,t}^*) \geq U_{s,t}(P_{s,t}, P_{-s,t}^*) \quad (5-39)$$

$\forall P_{s,t} \in \Gamma_{leader}$ (Pr2Pr)

$$U_{p,t}(P_{p,t}^*, P_{-p,t}^*) \geq U_{p,t}(P_{p,t}, P_{-p,t}^*) \quad (5-40)$$

$\forall P_{p,t} \in \Gamma_{leader}$ (P2C)

Supposons que $E_{s,b,t}^*$ et $E_{b,p,t}^*$ représentent les demandes optimales pour Pr2Pr et P2C respectivement,

$$E_{s,b,t} = \{\tau_{buyer,s,t} \in \Gamma_{buyer}; U_{b,t}^{Pr2Pr}(P_{s,t}, \tau_{buyer,s,t}) \geq U_{b,t}^{Pr2Pr}(P_{s,t}, E_{s,b,t})\} \quad (5-41)$$

$\forall s \in N_s$ (Pr2Pr), $\forall t \in T$

$$E_{b,p,t} = \{\tau_{buyer,p,t} \in \Gamma_{buyer}; U_{b,t}^{P2C}(P_{p,t}, \tau_{buyer,p,t}) \geq U_{b,t}^{P2C}(P_{p,t}, E_{b,p,t})\} \quad (5-42)$$

$\forall p \in N_p$ (P2C), $\forall t \in T$

Avec $\tau_{buyer,s,t} = E_{s,b,t}^*$, $\tau_{buyer,p,t} = E_{b,p,t}^*$.

Ces stratégies sont les stratégies optimales des followers qui sont les réponses aux prix optimaux proposés par les leaders. Les ensembles $(P_{s,t}^*, E_{s,b,t}^*)$ et $(P_{p,t}^*, E_{b,p,t}^*)$ sont les équilibres du jeu Stackelberg utilisés dans notre modèle. Pour prouver le caractère unique de l'équilibre de Stackelberg, nous devons prouver que le jeu choisi parmi les producteurs ou les vendeurs (côté leader) possède un équilibre de Nash unique. Donc, les critères sont les suivants :

1. Le prix sélectionné est un sous-ensemble non vide, convexe et compact de certains espaces euclidiens R^k .
2. $U_{s,t}$ et $U_{p,t}$ sont continuellement consécutives dans le prix et concaves en $P_{s,t}$ et $P_{p,t}$, $\forall s \in N_s, \forall p \in N_p$.
3. Les dérivées de second ordre de $U_{s,t}$ et $U_{p,t}$ par rapport à $P_{s,t}$ et $P_{p,t}$ sont successivement :

$$\frac{\partial^2 U_{s,t}}{\partial P_{s,t}^2} = 0 \quad \forall s \in N_s, \forall t \in T \quad (5-43)$$

$$\frac{\partial^2 U_{p,t}}{\partial P_{p,t}^2} = 0 \forall p \in N_p, \forall t \in T \quad (5-44)$$

Par conséquent, les fonctions d'utilité sont concaves dans le prix. Donc, l'équilibre de Nash existe.

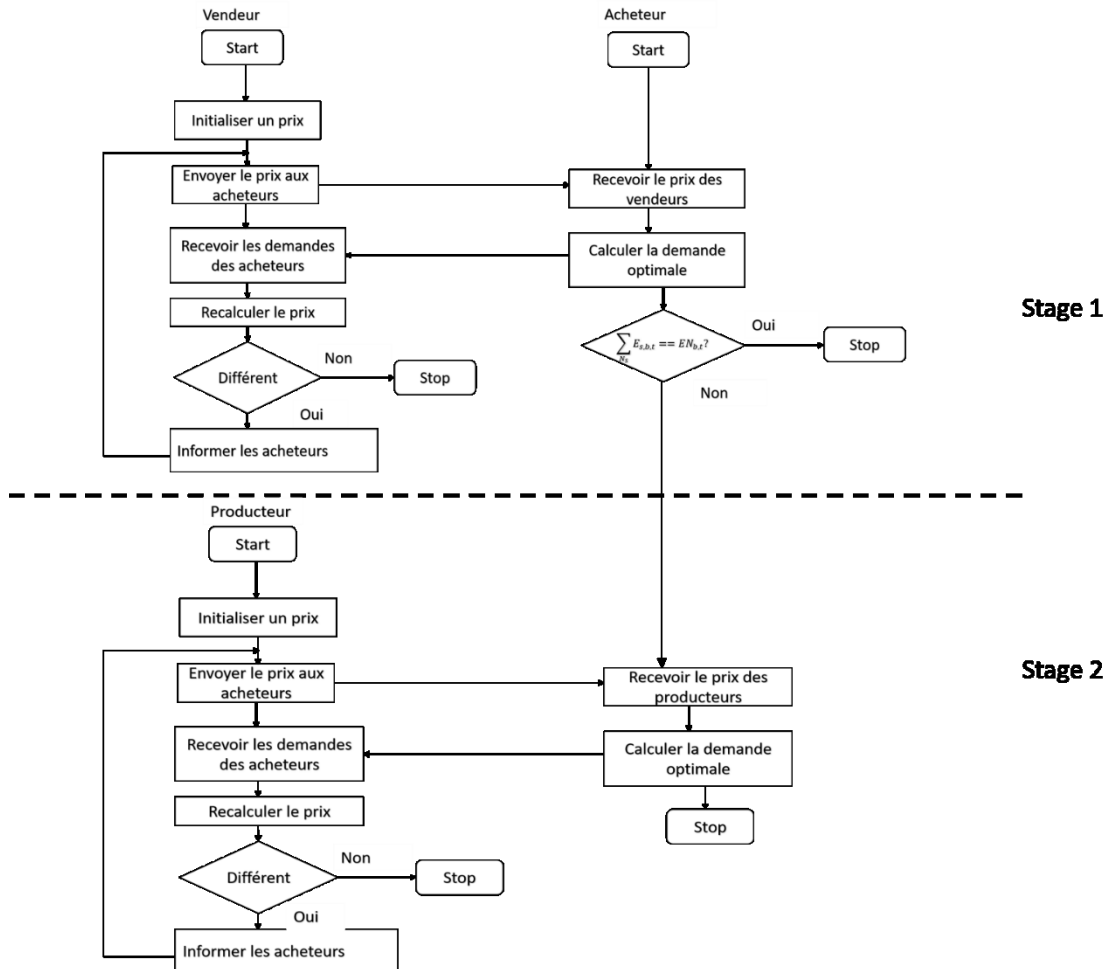


Figure 5-2 : Les deux étapes de Stackelberg Game

La Figure 5-2 représente les deux étapes de notre démarche. Nous cherchons à déterminer le point d'équilibre de P2C séparément de Pr2Pr qui admet à son tour un autre équilibre de Nash.

5.6 Algorithme distribué

Dans cette partie, nous allons proposer un algorithme distribué, différemment de la section précédente, où tous les joueurs dépendent des autres. Les prix des pro-consommateurs et des producteurs d'énergie dépendent des surplus que les autres possèdent. En même temps, les demandes d'énergie optimales trouvées de la part des acheteurs dépendent du prix que tous les leaders proposent. Pour éviter ce conflit, qui diminue la confidentialité, un algorithme distribué est proposé. La démarche reste intacte. Nous commençons tout d'abord par la partie des interactions

entre les pro-consommateurs. Ensuite, nous basculons sur la 2^{ème} partie du travail. Le prix proposé par les vendeurs, pour l'itération suivante sera formulé comme suit :

$$P_{s,t+1} = P_{s,t} + \frac{\sum_{N_b} E_{s,b,t} - AS_{s,t}}{\theta_s} \quad (5-45)$$

Avec θ_s qui est un paramètre d'ajustement. Il est un nombre suffisamment large.

Tableau 5-2 : Algorithme Distribué pour la demande et le prix

Output : la quantité d'énergie optimale de chaque acheteur et le prix optimal proposé par les vendeurs et les producteurs à la fois

Pour $t=1...T$

Acheteur

1. Définir l'ensemble des vendeurs ayant une distance entre eux et les vendeurs $< D$ mètres
 2. Résoudre le problème d'optimisation de (5-10)
 3. Transmettre $E_{s,b,t}$ aux vendeurs
-

Vendeur

1. Recevoir les requêtes des acheteurs
 2. Résoudre le problème d'optimisation de (5-21)
 3. Calculer le prix de l'énergie $P_{s,t}$
 4. Envoyer les requêtes contenant les prix pour les acheteurs
 5. Mettre à jour les prix suivant (5-45)
4. Si $\sum_{N_s} E_{s,b,t} = EN_{b,t}$
- Fin si
- Sinon
5. Définir l'ensemble des producteurs ayant une distance entre eux et les producteurs $< D$ mètres
 6. Résoudre le problème d'optimisation basé sur (5-31)

7. Transmettre $E_{b,p,t}$ aux producteurs**Producteur**

1. Recevoir les matrices de demandes des acheteurs
2. Résoudre le problème d'optimisation basé sur (5-35) pour obtenir les prix
3. Transmettre $P_{p,t}$
4. Mettre à jour le prix après chaque transfert basé sur (5-46)

Fin pour

Lorsqu'un vendeur met à jour son prix, il le renvoie aux acheteurs pour qu'ils ajustent leur consommation auprès des autres vendeurs. Après un certain nombre d'itérations, généralement au début de chaque intervalle de temps, les valeurs de prix de chaque vendeur convergent. Nous remarquons que la quantité d'énergie produite de la part des producteurs et le surplus d'énergie de la part des vendeurs vont influencer la valeur du prix. Lorsque les vendeurs ont un surplus d'énergie important, ils le vendront à un prix inférieur par rapport à la situation dans laquelle le surplus est faible.

Selon le même raisonnement, les acheteurs qui ont encore besoin d'énergie communiqueront avec les producteurs. Ces derniers ajusteront le prix et le reste de l'énergie disponible pour la prochaine itération en fonction de l'équation suivante :

$$P_{p,t+1} = P_{p,t} + \frac{\sum_{N_b} E_{b,p,t} - AP_{p,t}}{\omega_p} \quad (5-46)$$

Avec ω_p est un nombre suffisamment large.

La section suivante est dédiée à la présentation des résultats de notre contribution.

5.7 Résultats et analyse

Dans cette section, nous évaluons notre approche proposée, en utilisant Matlab. Pour donner une analyse cohérente des résultats, nous étudions en premier chaque partie à part, c'est-à-dire, nous évaluons les performances de la partie P2C et Pr2Pr séparément. Puis, nous comparons leurs résultats obtenus avec l'algorithme hiérarchique que nous désignons par Pr2Pr/P. Les critères d'évaluation sont :

- 1 Le coût total payé : il représente le coût que tous les pro-consommateurs acheteurs paient pour l'énergie. Nous donnons une vision globale de l'algorithme proposé puisque nous visons le gain global des acheteurs. Dans notre algorithme, nous nous concentrons sur la

maximisation du gain d'un acheteur. En effet, maximiser le gain d'un seul acheteur revient à maximiser la totalité des gains surtout que nous avons un jeu Stackelberg où les joueurs prennent en considération les décisions des autres.

- 2 Le nombre d'itérations : c'est le nombre d'itérations demandé pour atteindre l'optimal. Il englobe la moyenne des itérations des 24 intervalles de temps. Nous évaluons la différence entre les trois méthodes : P2C, Pr2Pr, et Pr2Pr/P.

Nous évaluerons notre travail en observant la réponse des acheteurs, autrement dit leurs demandes en se basant sur la décision des leaders (les vendeurs et les producteurs), qui est le prix. Du côté des leaders, nous examinerons les prix optimaux donnés en fonction de leur excès d'énergie et de leur production, ainsi que les contraintes des pro-consommateurs. Nous montrerons également la convergence de l'algorithme distribué proposé. Nous supposons que $\alpha_b = 1$ en tant que valeur typique puisque la différence entre les acheteurs se fait à l'aide de leurs budgets. Pour ω_p et θ_n , dans la littérature, plusieurs recherches ont évalué l'influence de leurs valeurs sur la vitesse de convergence en les faisant varier entre 10 et 50. Nous supposons utiliser 50 comme valeur dans notre travail pour ces deux paramètres afin de diminuer le temps de convergence. Le Tableau 5-3 décrit les paramètres utilisés dans notre contexte. Les intervalles des valeurs utilisées sont basés sur les statistiques établies par « Agence France Electricité »⁶.

Tableau 5-3 : Paramètres utilisés

	Borne inférieure	Borne supérieure
$EN_{b,t}$ (KWh)	10	30
$P_{n/p,t}$ (centimes)	6	20
$AS_{n,t}$ (KWh)	10	50
N	10	200
Nombre de simulations	-	30

Pour évaluer la performance de notre approche proposée, nous divisons nos résultats numériques en trois parties. Chacune est indépendante des autres :

⁶ Agence France Electricité est un site dédié à l'information liée à l'énergie en France.

1. La partie P2C. Nous exécutons plusieurs simulations avec différents paramètres. Tout d'abord, nous fixons le nombre de pro-consommateurs. Ensuite, nous évaluons les demandes et les prix optimaux pour les acheteurs et les producteurs, respectivement, sans exécuter la partie Pr2Pr. Deuxièmement, nous faisons varier le nombre de futurs consommateurs afin d'évaluer l'évolutivité du système (Figure 5-3, Figure 5-4, Figure 5-5).
2. La partie Pr2Pr. Nous soulignons l'existence des vendeurs et des acheteurs uniquement sans l'intervention des producteurs. Nous évaluons la facture énergétique payée par les acheteurs (Figure 5-6, Figure 5-7, Figure 5-8).
3. L'algorithme global Pr2Pr/P. Ayant un aperçu sur les propriétés du jeu Stackelberg proposé, nous montrons ses performances en termes de réduction du coût total payé par rapport aux deux parties susmentionnées. Cela signifie le coût payé par les acheteurs aux vendeurs et producteurs (Figure 5-9, Figure 5-10).

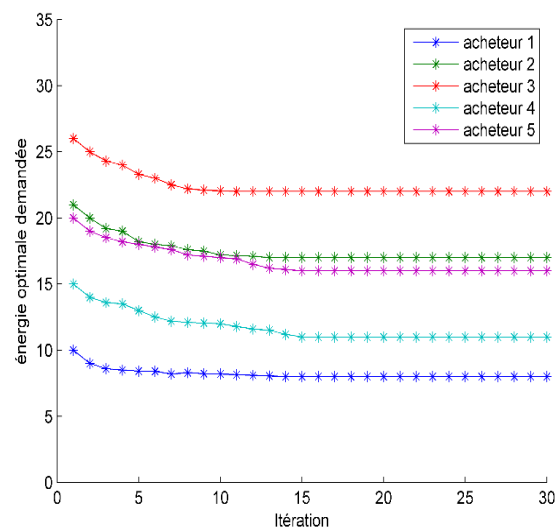


Figure 5-3 : Les demandes optimales pour 5 acheteurs dans P2C

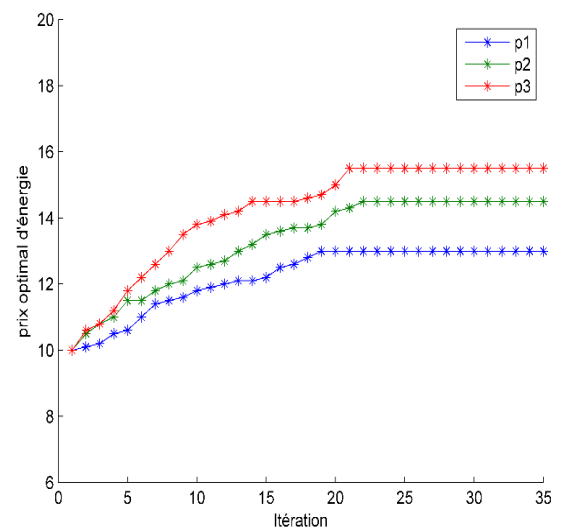


Figure 5-4 : Les prix optimaux pour 3 producteurs d'énergie pour P2C

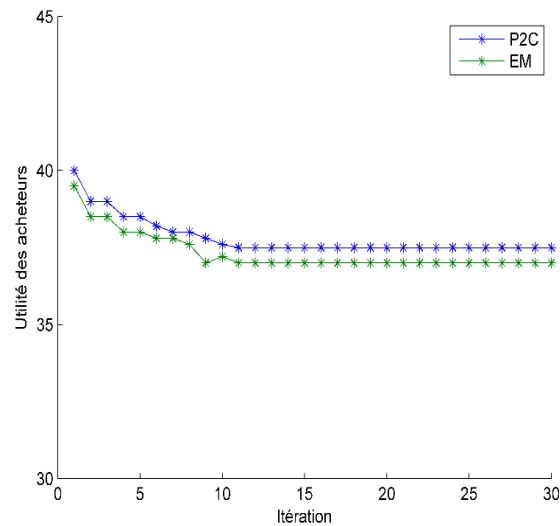


Figure 5-5 : La variation de la fonction d'utilité des acheteurs pour P2C et EM

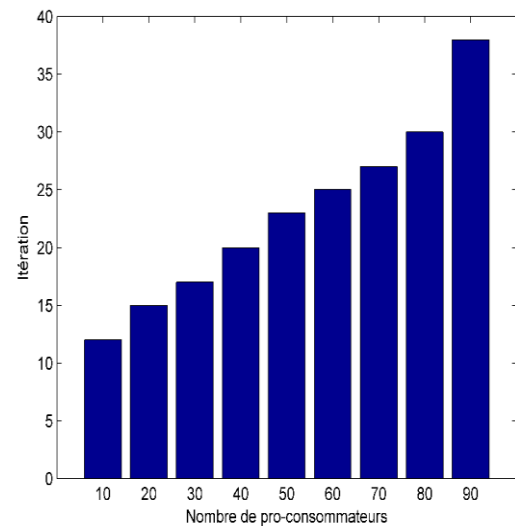


Figure 5-6 : Le nombre d'itérations demandé pour atteindre les décisions optimales en fonction de la variation du nombre de pro-consummateurs

Les Figure 5-3, Figure 5-4, Figure 5-5, montrent les résultats obtenus à partir de la partie P2C de l'algorithme distribué. Dans ce scénario, le nombre d'acheteurs est fixé à 5 et le nombre de producteurs à 3. Les résultats montrent que l'énergie optimale requise (voir Figure 5-3) et le prix optimal (voir Figure 5-4) peuvent être atteints très rapidement (10, 20 itérations respectivement). Les acheteurs atteignent leur meilleure valeur de leur fonction d'utilité en jouant leurs meilleures stratégies par rapport à la réponse du prix offert par les producteurs. Dans la Figure 5-5, nous comparons notre travail avec l'algorithme de gestion de l'énergie présenté dans [25], noté par EM. Nous pouvons évidemment constater que les acheteurs seront plus satisfaits en appliquant notre algorithme P2C que de l'algorithme EM car P2C prend en compte différentes contraintes telles que le seuil de distance. Cependant, les deux atteignent l'équilibre simultanément. Dans la Figure 5-6, nous varions le nombre de pro-consummateurs et évaluons le nombre d'itérations nécessaires pour atteindre l'équilibre. Nous remarquons que le nombre d'itérations augmentera avec le nombre de pro-consummateurs. Il est naturel de penser que la valeur initiale du prix affectera également la vitesse de convergence. Nous essayons différentes valeurs initiales. Plus la valeur est loin du prix optimal, plus le système met du temps à atteindre l'équilibre.

Pour la partie Pr2Pr, les Figure 5-7, et Figure 5-8 montrent la convergence de l'algorithme proposé. Pour être homogène dans la présentation des résultats, nous essayons dans cette partie de prendre le même scénario que P2C avec 3 vendeurs et 5 acheteurs. Dans la Figure 5-7, nous présentons le prix optimal de l'énergie par rapport au nombre d'itérations. Nous remarquons que le prix optimal obtenu est inférieur à celui de P2C, par exemple pour s1, le prix optimal est de 10,5 centimes, alors que pour p1, il est de 12,8 centimes, comme pour les deux autres vendeurs et producteurs. Cela est dû au fait que le budget voté pour l'interaction avec les vendeurs est inférieur à celui voté pour l'interaction entre les producteurs. Dans la Figure 5-8, nous comparons notre travail avec le système de négociation d'énergie présenté dans [22], nommé ET. Nous constatons que, lorsque nous appliquons notre algorithme Pr2Pr avec l'augmentation du nombre de pro-consommateurs, le coût total du système est inférieur à l'algorithme ET. Cela signifie que les acheteurs paient moins avec l'algorithme Pr2Pr. Le résultat le plus impressionnant est que lorsque le nombre de pro-consommateurs est de 50, le coût total pour ET est de 60, cependant, pour Pr2Pr, il devient 40. La réduction des coûts est due à la distribution locale et régionale de la production d'énergie avec les différents vendeurs, ainsi, les pertes d'électricité diminueront et les pro-consommateurs éviteront la dépendance d'une seule source d'énergie de prix plus élevé.

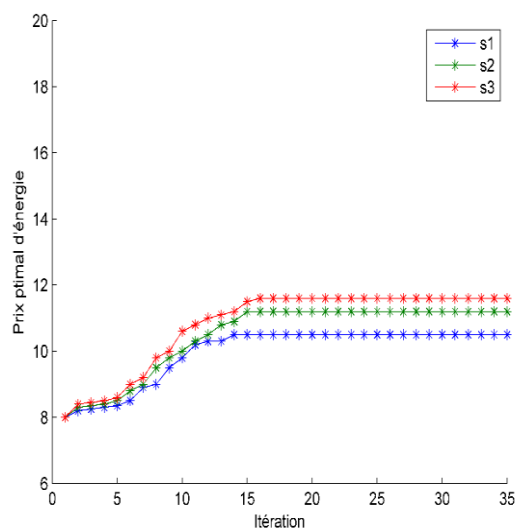


Figure 5-7 : Les prix optimaux pour 3 vendeurs pour Pr2Pr

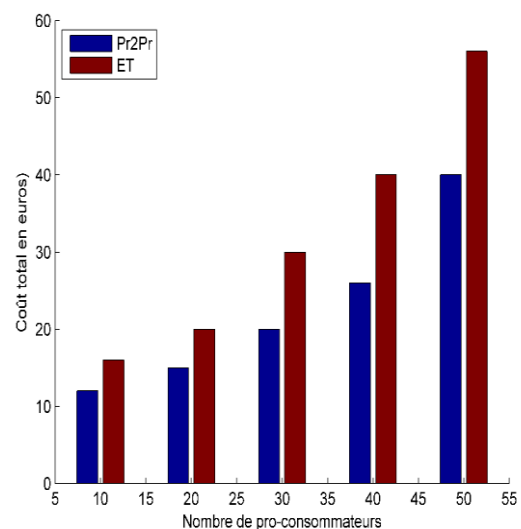


Figure 5-8 : Le coût total payé en fonction de la variation des nombre de pro-consommateurs pour Pr2Pr et ET

Les Figure 5-9 et Figure 5-10 sont dédiées à l'algorithme Pr2Pr/P. Pour étudier l'évolutivité et la convergence de l'algorithme proposé dans différents contextes, nous faisons varier le nombre de pro-consommateurs de 50 à 800. La Figure 5-9 montre le coût total payé en euros du système pour P2C,

Pr2Pr et Pr2Pr/P. Il est important de noter que P2C, Pr2Pr et Pr2Pr/P sont disposés dans un ordre décroissant, de l'algorithme le plus cher à l'algorithme le moins cher en termes de coût total du système, ce qui accentue l'importance des communications entre les vendeurs et les producteurs. La Figure 5-10 montre le nombre d'itérations par rapport au nombre de pro-consommateurs. Lorsque le nombre de consommateurs augmente, le système contient plus d'acheteurs et de vendeurs. Dans ce cas, chaque acheteur, vendeur et producteur sera capable de résoudre son problème d'optimisation local. En revanche, le système Pr2Pr/P met plus de temps que P2C et Pr2Pr. Cependant, lorsque le nombre de vendeurs augmentera, les acheteurs disposeront de plus de ressources, ce qui augmentera le temps d'équilibre pour la partie Pr2Pr. Par conséquent, le nombre d'itérations sera plus petit pour P2C puisque le nombre de producteurs ne sera pas aussi grand que le nombre de vendeurs.

La Figure 5-11 représente la variation du temps d'exécution pour atteindre l'équilibre de Nash en fonction du nombre des pro-consommateurs pour les trois contributions proposées, STMPP (62 secondes), PGPET (75 secondes), et Pr2Pr/P (90 secondes) rangées par ordre croissant de complexité. Nous remarquons que le temps d'exécution augmente pour les trois méthodes proposées en augmentant le nombre de pro-consommateurs. Or, ce qui rend Pr2Pr/P le plus complexe est le fait que les pro-consommateurs doivent bien choisir entre les producteurs et les pro-consommateurs pour vendre/acheter de l'énergie afin d'assurer leurs demandes. Mais, le temps d'exécution reste toujours raisonnable puisque l'architecture proposée est distribuée.

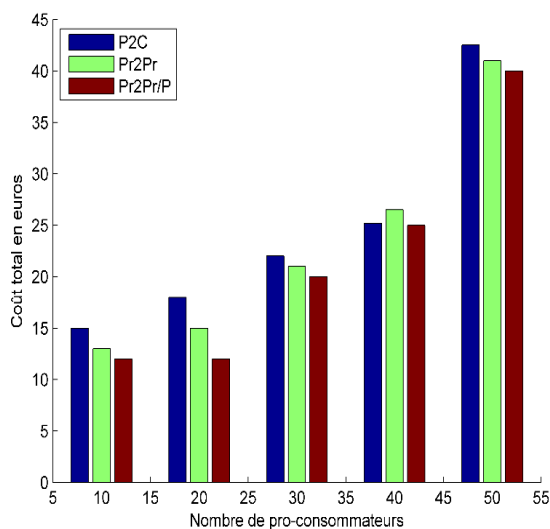


Figure 5-9 : Le coût total payé en fonction de la variation du nombre des pro-consommateurs pour P2C, Pr2Pr et Pr2Pr/P

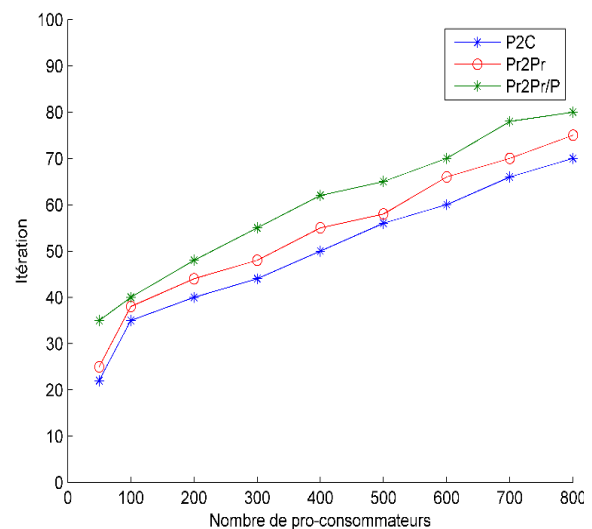


Figure 5-10 : La variation du nombre d'itérations en fonction de la variation de nombre des pro-consommateurs pour P2C, Pr2Pr, et Pr2Pr/P

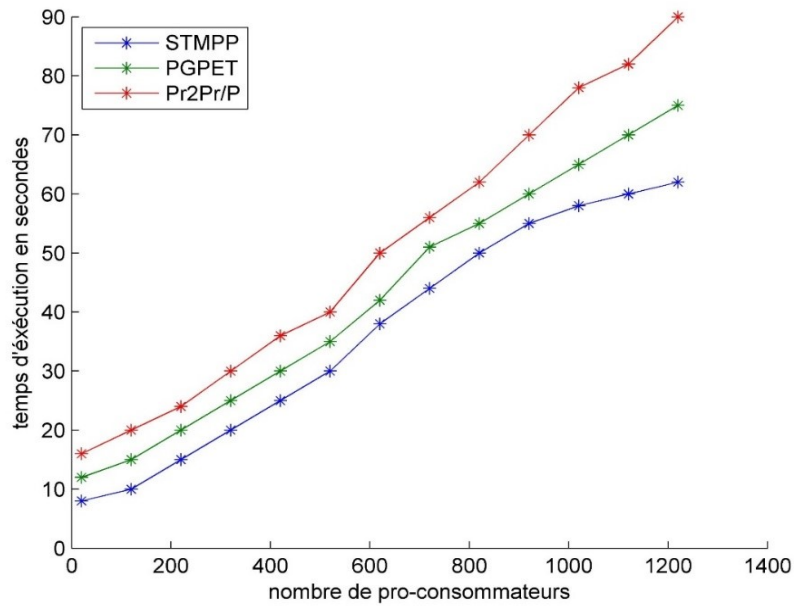


Figure 5-11 : La variation du temps d'exécution pour atteindre l'équilibre de Nash en fonction du nombre des pro-consommateurs

5.8 Conclusion

Le futur réseau intelligent (SG) est considéré comme un système d'alimentation complexe et avancé, où les consommateurs d'énergie sont connectés non seulement aux producteurs d'énergie (par exemple, les entreprises de services publics), mais aussi à des réseaux locaux d'énergie (par exemple aux consommateurs avec stockage grâce aux flux bidirectionnels d'énergie). Ce chapitre vise à négocier l'énergie hybride dans un marché composé de divers producteurs d'énergie et pro-consommateurs. L'existence d'énergie locale offre de nouvelles opportunités aux consommateurs d'énergie et aux vendeurs d'énergie distribués d'effectuer l'échange local de l'énergie de sorte qu'ils puissent tous en tirer profit.

Nous avons proposé, dans ce chapitre, une étude hiérarchique dans laquelle des entités telles que des producteurs, des pro-consommateurs, se font concurrence en fixant le prix de l'énergie et la consommation. Nous avons démontré une méthode viable basée sur la théorie des jeux en modélisant les fonctions d'utilité dans lesquelles différentes contraintes devraient être prises en compte dans les deux parties de notre travail. Premièrement, dans le schéma Pr2Pr, les pro-consommateurs interagissent les uns avec les autres pour définir la relation entre le prix et la demande sur la base du jeu de Stackelberg. Deuxièmement, dans la partie P2C, les acheteurs doivent demander l'énergie restante aux producteurs. Ils définissent le prix optimal et la demande. Nous avons montré que l'algorithme proposé converge bien vers un équilibre.

Conclusion générale

Le réseau intelligent est une innovation du réseau électrique traditionnel qui est prévu pour résoudre ses principaux inconvénients. Son émergence a été motivée par différents facteurs tels que, (1) l'introduction des énergies renouvelables en tant que solution pour remplacer/compléter les énergies fossiles, (2) le comportement actif des consommateurs devenus pro-consommateurs, (3) la décentralisation des données et des flux, (4) l'évolution des systèmes d'information et de communication et plusieurs autres facteurs qui ont aidé à la transition de l'ancien réseau au smart grid. De nouvelles méthodes de tarification sont devenues indispensables à jouer un rôle clé dans DSM afin que le système fonctionne efficacement. La gestion de l'offre et de la demande est la réponse des consommateurs à l'évolution des prix de l'électricité. Elle aide le système à fonctionner de manière fiable et efficace afin d'assurer un équilibre entre la production et la consommation. Les producteurs d'énergie et les consommateurs profitent à la fois de la gestion de l'offre et de la demande. Par exemple, elle permet aux consommateurs de réduire leurs factures d'énergie en choisissant leurs habitudes de consommation d'énergie. Elle permet également aux producteurs de s'aligner sur l'offre à la demande sans la nécessité de moderniser l'infrastructure électrique existante. De plus, elle aide à réduire le nombre de pannes générées en atténuant et en équilibrant la consommation d'énergie pendant les différentes périodes de la journée.

Concernant le point (1), il y a eu une variété de producteurs d'énergie pour fournir et produire l'énergie avec des prix bien modérés en les comparant aux grands producteurs et à la grille. Pour le point (2), une diversité de consommateurs existe dans l'environnement du réseau intelligent. Les industriels, les résidentiels et les commerciaux ont souvent des objectifs parfois différents. Ce qui rend le système de plus en plus complexe surtout en parlant d'un système dynamique. Pour le point (3), la centralisation des anciens réseaux a créé beaucoup de défis. Le flux d'énergie a été acheminé dans un seul sens, de la production vers la consommation. Une seule entité a été responsable de gérer les demandes des consommateurs et un seul flux unidirectionnel existe. Nous comprenons tous qu'une optimisation décentralisée est très coûteuse. Concernant le point (4), c'est grâce aux évolutions apportées dans le domaine de l'optimisation que les différents objectifs attendus du nouveau réseau sont atteints, surtout avec la complexité des interactions entre les entités, de la dynamique des tarifications avec l'intégration des compteurs intelligents.

Perspectives

Suite aux travaux réalisés dans cette thèse, plusieurs sujets peuvent être abordés dans le futur. Pour continuer ce que nous avons commencé, nous proposons d'introduire l'apprentissage dans les différents algorithmes pour réagir facilement à certaines situations critiques. Par exemple, pour STMPP, la différence entre les types de consommateurs devrait être prise en considération. Une priorité devrait être prise pour l'échange d'énergie afin de satisfaire tous les besoins. Un algorithme d'apprentissage sera nécessaire pour différencier les consommateurs en se basant sur un certain seuil. En plus, nous pensons que l'intégration des systèmes de stockage de la part des consommateurs avec des algorithmes de prédiction est une extension potentielle pour notre travail. Le consommateur sera capable de prédire son stockage qui lui permet d'acheter l'énergie avec un prix moins élevé dans les heures non creuses s'il connaît en avance son état de production. Par ailleurs, nous pouvons, dans le même esprit de la théorie des jeux, étudier l'influence des coopérations entre les différents producteurs d'énergie et/ou entre les consommateurs pour améliorer la satisfaction de ces deux entités.

En raison de l'importance potentielle de ce domaine de recherche, de nombreuses activités seront menées au cours des prochaines années. Les méthodes de tarification et d'optimisation sont les principales préoccupations dans l'environnement du réseau intelligent. Plusieurs travaux seront proposés pour améliorer les problématiques existantes.

Références

- [1] E. Espe, V. Potdar, E. Chang, Prosumer Communities and Relationships in Smart Grids: A Literature Review, Evolution and Future Directions, *Energies*. 11 (2018) 2528. doi:10.3390/en11102528.
- [2] H.T. Haider, O.H. See, W. Elmenreich, A review of residential demand response of smart grid, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 59 (2016) 166–178. doi:10.1016/j.rser.2016.01.016.
- [3] M. Tanaka, Real-time pricing with ramping costs: A new approach to managing a steep change in electricity demand, *Energy Policy*. 34 (2006) 3634–3643. doi:10.1016/j.enpol.2005.07.012.
- [4] M.A. López, S. de la Torre, S. Martín, J.A. Aguado, Demand-side management in smart grid operation considering electric vehicles load shifting and vehicle-to-grid support, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 64 (2015) 689–698. doi:10.1016/j.ijepes.2014.07.065.
- [5] R.J. Tom, S. Sankaranarayanan, J.J.P.C. Rodrigues, Smart Energy Management and Demand Reduction by Consumers and Utilities in an IoT-Fog-Based Power Distribution System, *IEEE Internet Things J.* 6 (2019) 7386–7394. doi:10.1109/JIOT.2019.2894326.
- [6] H. Alsalloum, L. Merghem-Boulahia, R. Rahim, A systematical analysis on the dynamic pricing strategies and optimization methods for energy trading in smart grids, *Int. Trans. Electr. Energy Syst.* (2020) e12404. doi:10.1002/2050-7038.12404.
- [7] R. Sharifi, S.H. Fathi, V. Vahidinasab, A review on Demand-side tools in electricity market, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 72 (2017) 565–572. doi:10.1016/j.rser.2017.01.020.
- [8] T. Logenthiran, D. Srinivasan, T.Z. Shun, Demand Side Management in Smart Grid Using Heuristic Optimization, *IEEE Trans. Smart Grid.* 3 (2012) 1244–1252. doi:10.1109/TSG.2012.2195686.
- [9] S. Kakran, S. Chanana, Smart operations of smart grids integrated with distributed generation: A review, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 81 (2018) 524–535. doi:10.1016/j.rser.2017.07.045.
- [10] K. Wang, H. Li, S. Maharjan, Y. Zhang, S. Guo, Green Energy Scheduling for Demand Side Management in the Smart Grid, *IEEE Trans. Green Commun. Netw.* 2 (2018) 596–611. doi:10.1109/TGCN.2018.2797533.
- [11] H.A. Gabbar, *Energy conservation in residential, commercial, and industrial facilities*, John Wiley & Son, n.d.
- [12] L. Gelazanskas, K.A.A. Gamage, Demand side management in smart grid: A review and proposals for future direction, *Sustain. Cities Soc.* (2014). doi:10.1016/j.scs.2013.11.001.
- [13] T. Logenthiran, D. Srinivasan, T.Z. Shun, Multi-Agent System for Demand Side Management in smart grid, in: 2011 IEEE Ninth Int. Conf. Power Electron. Drive Syst., IEEE, 2011: pp. 424–429. doi:10.1109/PEDS.2011.6147283.
- [14] I. Gupta, G.N. Anandini, M. Gupta, An hour wise device scheduling approach for demand side management in smart grid using particle swarm optimization, in: 2016 Natl. Power Syst. Conf., IEEE, 2016: pp. 1–6. doi:10.1109/NPSC.2016.7858965.
- [15] M.N.Q. Macedo, J.J.M. Galo, L.A.L. de Almeida, A.C. de C. Lima, Demand side management using artificial neural networks in a smart grid environment, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 41 (2015)

- 128–133. doi:10.1016/j.rser.2014.08.035.
- [16] J.S. Vardakas, N. Zorba, C. V. Verikoukis, A Survey on Demand Response Programs in Smart Grids: Pricing Methods and Optimization Algorithms, *IEEE Commun. Surv. Tutor.* 17 (2015) 152–178. doi:10.1109/COMST.2014.2341586.
- [17] S. Gyamfi, S. Krumdieck, T. Urmee, Residential peak electricity demand response—Highlights of some behavioural issues, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 25 (2013) 71–77. doi:10.1016/j.rser.2013.04.006.
- [18] M.M. Eissa (SIEEE), Protection techniques with renewable resources and smart grids—A survey, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 52 (2015) 1645–1667. doi:10.1016/j.rser.2015.08.031.
- [19] C. Zhang, J. Wu, Y. Zhou, M. Cheng, C. Long, Peer-to-Peer energy trading in a Microgrid, *Appl. Energy.* 220 (2018) 1–12. doi:10.1016/j.apenergy.2018.03.010.
- [20] J. Abdella, K. Shuaib, Peer to Peer Distributed Energy Trading in Smart Grids: A Survey, *Energies.* 11 (2018) 1560. doi:10.3390/en11061560.
- [21] A. Safdarian, M. Fotuhi-Firuzabad, M. Lehtonen, F. Aminifar, Optimal Electricity Procurement in Smart Grids With Autonomous Distributed Energy Resources, *IEEE Trans. Smart Grid.* 6 (2015) 2975–2984. doi:10.1109/TSG.2015.2413901.
- [22] Q. Zhang, T. Gao, Q. Cui, F. Fu, D. Xu, T. Gao, Research on Decision-making of Demand-side Energy Consumption Plan Based on Game Theory, *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 242 (2019) 052030. doi:10.1088/1755-1315/242/5/052030.
- [23] A. Talwariya, P. Singh, M. Kolhe, S.K. Sharma, A Game Theory Approach and Tariff Strategy for Demand Side Management, in: 2018 3rd Int. Conf. Work. Recent Adv. Innov. Eng., IEEE, 2018: pp. 1–5. doi:10.1109/ICRAIE.2018.8710409.
- [24] Z. Li, Y. Liu, D. Liu, X. Ding, M. Zhang, Y. Liu, A Differential Game Model of Energy Demand Side Management for Micro Grid, in: 2019 IEEE Int. Conf. Energy Internet, IEEE, 2019: pp. 351–355. doi:10.1109/ICEI.2019.00068.
- [25] R. Miceli, Energy Management and Smart Grids, *Energies.* 6 (2013) 2262–2290. doi:10.3390/en6042262.
- [26] Y. Wang, L. Li, Time-of-use electricity pricing for industrial customers: A survey of U.S. utilities, *Appl. Energy.* 149 (2015) 89–103. doi:10.1016/j.apenergy.2015.03.118.
- [27] W.W. Hogan, Time of Use Rates and Real-Time Prices, (2014) 1–8.
- [28] A.R. Khan, A. Mahmood, A. Safdar, Z.A. Khan, N.A. Khan, Load forecasting, dynamic pricing and DSM in smart grid: A review, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 54 (2016) 1311–1322. doi:10.1016/j.rser.2015.10.117.
- [29] L.P. Qian, Y. Wu, Y.J.A. Zhang, J. Huang, *Smart Grid*, CRC Press, 2017. doi:10.1201/b19664.
- [30] A. Chandan, V. Potdar, C. Nandi, Pricing Mechanisms for Energy Management in Smart Cities, in: Springer, Cham, 2018: pp. 71–103. doi:10.1007/978-3-319-76669-0_4.
- [31] L. Huang, S. Xu, X. Wang, X. Huo, H. Zheng, Dynamic optimized decision model of smart utilization for typical public building employing critical peak pricing, in: 2016 China Int. Conf. Electr. Distrib., IEEE, 2016: pp. 1–5. doi:10.1109/CICED.2016.7576357.

- [32] S.C. Park, Y.G. Jin, H.Y. Song, Y.T. Yoon, Designing a critical peak pricing scheme for the profit maximization objective considering price responsiveness of customers, *Energy*. 83 (2015) 521–531. doi:10.1016/j.energy.2015.02.057.
- [33] A.-H. Mohsenian-Rad, A. Leon-Garcia, Optimal Residential Load Control With Price Prediction in Real-Time Electricity Pricing Environments, *IEEE Trans. Smart Grid*. 1 (2010) 120–133. doi:10.1109/TSG.2010.2055903.
- [34] J. Shu, R. Guan, L. Wu, B. Han, A Bi-Level Approach for Determining Optimal Dynamic Retail Electricity Pricing of Large Industrial Customers, *IEEE Trans. Smart Grid*. 10 (2019) 2267–2277. doi:10.1109/TSG.2018.2794329.
- [35] P. Samadi, A.-H. Mohsenian-Rad, R. Schober, V.W.S. Wong, J. Jatskevich, Optimal Real-Time Pricing Algorithm Based on Utility Maximization for Smart Grid, in: 2010 First IEEE Int. Conf. Smart Grid Commun., IEEE, 2010: pp. 415–420. doi:10.1109/SMARTGRID.2010.5622077.
- [36] H.B. da Silva, L.P. Santiago, On the trade-off between real-time pricing and the social acceptability costs of demand response, *Renew. Sustain. Energy Rev*. 81 (2018) 1513–1521. doi:10.1016/j.rser.2017.05.219.
- [37] F.Y. Melhem, Optimization methods and energy management in smart grids, 2018.
- [38] M.S. Bazaraa, J.J. Jarvis, H.D. Sherali, Linear Programming and Network Flows, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA, 2009. doi:10.1002/9780471703778.
- [39] M.R. Alam, M. St-Hilaire, T. Kunz, Cost optimization via rescheduling in smart grids — A linear programming approach, in: 2013 IEEE Int. Conf. Smart Energy Grid Eng., IEEE, 2013: pp. 1–6. doi:10.1109/SEGE.2013.6707909.
- [40] M. Jaradat, M. Jarrah, Y. Jararweh, M. Al-Ayyoub, A. Bouselham, Integration of renewable energy in demand-side management for home appliances, in: 2014 Int. Renew. Sustain. Energy Conf., IEEE, 2014: pp. 571–576. doi:10.1109/IRSEC.2014.7059843.
- [41] J.Y. Lee, S.G. Choi, Linear programming based hourly peak load shaving method at home area, in: 16th Int. Conf. Adv. Commun. Technol., Global IT Research Institute (GIRI), 2014: pp. 310–313. doi:10.1109/ICACT.2014.6778971.
- [42] W.-N. Tan, M.T. Gan, Z.L. Tan, Optimization models for demand-side and supply-side scheduling in smart grids, in: 2016 IEEE 16th Int. Conf. Environ. Electr. Eng., IEEE, 2016: pp. 1–5. doi:10.1109/EEEIC.2016.7555476.
- [43] H. Turker, I. Colak, Multiobjective optimization of Grid- Photovoltaic- Electric Vehicle Hybrid system in Smart Building with Vehicle-to-Grid (V2G) concept, in: 2018 7th Int. Conf. Renew. Energy Res. Appl., IEEE, 2018: pp. 1477–1482. doi:10.1109/ICRERA.2018.8567002.
- [44] Z. Zhu, J. Tang, S. Lambotharan, W.H. Chin, Z. Fan, An integer linear programming and game theory based optimization for demand-side management in smart grid, in: 2011 IEEE GLOBECOM Work. (GC Wkshps), IEEE, 2011: pp. 1205–1210. doi:10.1109/GLOCOMW.2011.6162372.
- [45] A.C. Luna, N.L. Diaz, M. Graells, J.C. Vasquez, J.M. Guerrero, Mixed-Integer-Linear-Programming-Based Energy Management System for Hybrid PV-Wind-Battery Microgrids: Modeling, Design, and Experimental Verification, *IEEE Trans. Power Electron*. 32 (2017) 2769–2783. doi:10.1109/TPEL.2016.2581021.

- [46] M. Killian, M. Zauner, M. Kozek, Comprehensive smart home energy management system using mixed-integer quadratic-programming, *Appl. Energy*. 222 (2018) 662–672. doi:10.1016/j.apenergy.2018.03.179.
- [47] E. Shirazi, S. Jadid, Optimal residential appliance scheduling under dynamic pricing scheme via HEMDAS, *Energy Build.* 93 (2015) 40–49. doi:10.1016/j.enbuild.2015.01.061.
- [48] H. Golpîra, S.A.R. Khan, A multi-objective risk-based robust optimization approach to energy management in smart residential buildings under combined demand and supply uncertainty, *Energy*. 170 (2019) 1113–1129. doi:10.1016/j.energy.2018.12.185.
- [49] B. Khan, P. Singh, Selecting a Meta-Heuristic Technique for Smart Micro-Grid Optimization Problem: A Comprehensive Analysis, *IEEE Access*. 5 (2017) 13951–13977. doi:10.1109/ACCESS.2017.2728683.
- [50] Z. Iqbal, N. Javaid, M.R. Khan, I. Ahmed, Z.A. Khan, U. Qasim, Cost and Load Reduction Using Heuristic Algorithms in Smart Grid, in: 2016 30th Int. Conf. Adv. Inf. Netw. Appl. Work., IEEE, 2016: pp. 24–30. doi:10.1109/WAINA.2016.160.
- [51] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan, A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II, *IEEE Trans. Evol. Comput.* 6 (2002) 182–197. doi:10.1109/4235.996017.
- [52] A. Arabali, M. Ghofrani, M. Etezadi-Amoli, M.S. Fadali, Y. Baghzouz, Genetic-Algorithm-Based Optimization Approach for Energy Management, *IEEE Trans. Power Deliv.* 28 (2013) 162–170. doi:10.1109/TPWRD.2012.2219598.
- [53] U. Latif, N. Javaid, S.S. Zarin, M. Naz, A. Jamal, A. Mateen, Cost Optimization in Home Energy Management System Using Genetic Algorithm, Bat Algorithm and Hybrid Bat Genetic Algorithm, in: 2018 IEEE 32nd Int. Conf. Adv. Inf. Netw. Appl., IEEE, 2018: pp. 667–677. doi:10.1109/AINA.2018.00102.
- [54] B. Chopard, M. Tomassini, Particle Swarm Optimization, in: *Nat. Comput. Ser.*, 2018: pp. 97–102. doi:10.1007/978-3-319-93073-2_6.
- [55] J. Soares, M. Silva, T. Sousa, Z. Vale, H. Morais, Distributed energy resource short-term scheduling using Signaled Particle Swarm Optimization, *Energy*. 42 (2012) 466–476. doi:10.1016/j.energy.2012.03.022.
- [56] C. Keles, B.B. Alagoz, A. Kaygusuz, Multi-source energy mixing for renewable energy microgrids by particle swarm optimization, in: 2017 Int. Artif. Intell. Data Process. Symp., IEEE, 2017: pp. 1–5. doi:10.1109/IDAP.2017.8090163.
- [57] A.A. Moghaddam, A. Seifi, T. Niknam, Multi-operation management of a typical micro-grids using Particle Swarm Optimization: A comparative study, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 16 (2012) 1268–1281. doi:10.1016/j.rser.2011.10.002.
- [58] W. Saad, Z. Han, H.V. Poor, T. Başar, *Game Theoretic Methods for the Smart Grid*, (2012).
- [59] W. Tushar, T.K. Saha, C. Yuen, T. Morstyn, M.D. McCulloch, H.V. Poor, K.L. Wood, A Motivational Game-Theoretic Approach for Peer-to-Peer Energy Trading in the Smart Grid, (2019).
- [60] M.K. Sohrabi, H. Azgomi, A Survey on the Combined Use of Optimization Methods and Game Theory, *Arch. Comput. Methods Eng.* (2018) 1–22. doi:10.1007/s11831-018-9300-5.
- [61] S. Bera, S. Misra, D. Chatterjee, C2C: Community-Based Cooperative Energy Consumption in

- Smart Grid, *IEEE Trans. Smart Grid*. 9 (2018) 4262–4269. doi:10.1109/TSG.2017.2653245.
- [62] S. Fan, Z. Li, J. Wang, L. Piao, Q. Ai, Cooperative Economic Scheduling for Multiple Energy Hubs: A Bargaining Game Theoretic Perspective, *IEEE Access*. 6 (2018) 27777–27789. doi:10.1109/ACCESS.2018.2839108.
- [63] H. Ehtamo, Dynamic noncooperative game theory, *J. Econ. Dyn. Control*. 21 (1997) 1113–1116. doi:10.1016/S0165-1889(97)00025-0.
- [64] S. Maharjan, Q. Zhu, Y. Zhang, S. Gjessing, T. Basar, Dependable Demand Response Management in the Smart Grid: A Stackelberg Game Approach, *IEEE Trans. Smart Grid*. 4 (2013) 120–132. doi:10.1109/TSG.2012.2223766.
- [65] A. Loni, F.-A. Parand, A survey of game theory approach in smart grid with emphasis on cooperative games, in: 2017 IEEE Int. Conf. Smart Grid Smart Cities, IEEE, 2017: pp. 237–242. doi:10.1109/ICSGSC.2017.8038583.
- [66] Y. Dai, Y. Gao, H. Gao, H. Zhu, Real-time pricing scheme based on Stackelberg game in smart grid with multiple power retailers, *Neurocomputing*. 260 (2017) 149–156. doi:10.1016/j.neucom.2017.04.027.
- [67] Z. Liu, Stackelberg leadership with demand uncertainty, *Manag. Decis. Econ.* (2005). doi:10.1002/mde.1226.
- [68] X. He, A. Prasad, S.P. Sethi, G.J. Gutierrez, A survey of Stackelberg differential game models in supply and marketing channels, *J. Syst. Sci. Syst. Eng.* 16 (2007) 385–413. doi:10.1007/s11518-007-5058-2.
- [69] Y. Dai, Y. Gao, H. Gao, H. Zhu, A demand response approach considering retailer incentive mechanism based on Stackelberg game in smart grid with multi retailers, *Int. Trans. Electr. Energy Syst.* 28 (2018) e2590. doi:10.1002/etep.2590.
- [70] B. Chai, J. Chen, Z. Yang, Y. Zhang, Demand Response Management With Multiple Utility Companies: A Two-Level Game Approach, *IEEE Trans. Smart Grid*. 5 (2014) 722–731. doi:10.1109/TSG.2013.2295024.
- [71] S. Bahrami, A. Mohammadi, *Smart Microgrids*, Springer International Publishing, Cham, 2019. doi:10.1007/978-3-030-02656-1.
- [72] A. Mohammadi, S. Rabinia, A Comprehensive Study of Game Theory Applications for Smart Grids, Demand side Management Programs and Transportation Networks, in: *Smart Microgrids*, 2019. doi:10.1007/978-3-030-02656-1_5.
- [73] B. GAO, X. LIU, C. WU, Y. TANG, Game-theoretic energy management with storage capacity optimization in the smart grids, *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*. 6 (2018) 656–667. doi:10.1007/s40565-017-0364-2.
- [74] M.W. Khan, J. Wang, L. Xiong, Optimal energy scheduling strategy for multi-energy generation grid using multi-agent systems, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 124 (2021) 106400. doi:10.1016/j.ijepes.2020.106400.
- [75] P. Caillou, S. Aknine, S. Pinson, Searching Pareto Optimal Solutions for the Problem of Forming and Restructuring Coalitions in Multi-Agent Systems, *Gr. Decis. Negot.* 19 (2010) 7–37. doi:10.1007/s10726-009-9183-9.

- [76] E. Samadi, A. Badri, R. Ebrahimpour, Decentralized multi-agent based energy management of microgrid using reinforcement learning, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 122 (2020) 106211. doi:10.1016/j.ijepes.2020.106211.
- [77] G. Basso, Approche à base d'agents pour l'ingénierie et le contrôle de micro-réseaux, Université de Technologie de Belfort-Montbeliard, 2013. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00982342> (accessed March 18, 2021).
- [78] J. Klaimi, Gestion multi-agents des smart grids intégrant un système de stockage : cas résidentiel, Université de Technologie de Troyes ; Université libanaise, 2017. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02418250> (accessed March 18, 2021).
- [79] V.N. Coelho, M. Weiss Cohen, I.M. Coelho, N. Liu, F.G. Guimarães, Multi-agent systems applied for energy systems integration: State-of-the-art applications and trends in microgrids, *Appl. Energy.* 187 (2017) 820–832. doi:10.1016/j.apenergy.2016.10.056.
- [80] R. Deng, Z. Yang, M.-Y. Chow, J. Chen, A Survey on Demand Response in Smart Grids: Mathematical Models and Approaches, *IEEE Trans. Ind. Informatics.* 11 (2015) 570–582. doi:10.1109/TII.2015.2414719.
- [81] L. Jiang, S. Low, Real-time demand response with uncertain renewable energy in smart grid, in: 2011 49th Annu. Allert. Conf. Commun. Control. Comput. Allert. 2011, 2011. doi:10.1109/Allerton.2011.6120322.
- [82] Z.M. Fadlullah, D.M. Quan, N. Kato, I. Stojmenovic, GTES: An optimized game-theoretic demand-side management scheme for smart grid, *IEEE Syst. J.* (2014). doi:10.1109/JSYST.2013.2260934.
- [83] H.M. Soliman, A. Leon-Garcia, Game-Theoretic Demand-Side Management With Storage Devices for the Future Smart Grid, *IEEE Trans. Smart Grid.* 5 (2014) 1475–1485. doi:10.1109/TSG.2014.2302245.
- [84] J.S. Obando-Ceron, R. Moreno-Chuquen, Impacts of Demand Response Under Wind Power Uncertainty in Network-Constrained Electricity Markets, in: 2018 IEEE ANDESCON, IEEE, 2018: pp. 1–5. doi:10.1109/ANDESCON.2018.8564707.
- [85] A.-H. Mohsenian-Rad, V.W.S. Wong, J. Jatskevich, R. Schober, A. Leon-Garcia, Autonomous Demand-Side Management Based on Game-Theoretic Energy Consumption Scheduling for the Future Smart Grid, *IEEE Trans. Smart Grid.* 1 (2010) 320–331. doi:10.1109/TSG.2010.2089069.
- [86] S. Ahmadian, H. Malki, A.R. Sadat, Modeling Time of Use Pricing for Load Aggregators Using New Mathematical Programming with Equality Constraints, in: 2018 5th Int. Conf. Control. Decis. Inf. Technol., IEEE, 2018: pp. 38–44. doi:10.1109/CoDIT.2018.8394778.
- [87] M.R. Alam, M. St-Hilaire, T. Kunz, Computational Methods for Residential Energy Cost Optimization in Smart Grids, *ACM Comput. Surv.* 49 (2016) 1–34. doi:10.1145/2897165.
- [88] H. ALSalloum, A. ELMasri, L. Merghem-Boulahia, R. Rahim, Demand Side Management in Smart Grids: A Stackelberg Multi Period Multi Provider Game, in: 2018 9th IFIP Int. Conf. New Technol. Mobil. Secur., IEEE, Paris, 2018: pp. 1–5. doi:10.1109/NTMS.2018.8328687.
- [89] N. Javaid, S. Javaid, W. Abdul, I. Ahmed, A. Almogren, A. Alamri, I. Niaz, A Hybrid Genetic Wind Driven Heuristic Optimization Algorithm for Demand Side Management in Smart Grid, *Energies.* 10 (2017) 319. doi:10.3390/en10030319.

- [90] W.-Y. Chiu, J.-T. Hsieh, C.-M. Chen, Pareto Optimal Demand Response Based on Energy Costs and Load Factor in Smart Grid, *IEEE Trans. Ind. Informatics*. (2019) 1–1. doi:10.1109/TII.2019.2928520.
- [91] Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, *Choice Rev. Online*. (2013). doi:10.5860/choice.27-0936.
- [92] N. Javaid, F. Ahmed, I. Ullah, S. Abid, W. Abdul, A. Alamri, A. Almogren, Towards Cost and Comfort Based Hybrid Optimization for Residential Load Scheduling in a Smart Grid, *Energies*. 10 (2017) 1546. doi:10.3390/en10101546.
- [93] M.A. Brown, S. Zhou, M. Ahmadi, Smart grid governance: An international review of evolving policy issues and innovations, *Wiley Interdiscip. Rev. Energy Environ*. 7 (2018) e290. doi:10.1002/wene.290.
- [94] Ziming Zhu, Jie Tang, S. Lambotharan, Woon Hau Chin, Zhong Fan, An integer linear programming based optimization for home demand-side management in smart grid, in: 2012 IEEE PES Innov. Smart Grid Technol., IEEE, 2012: pp. 1–5. doi:10.1109/ISGT.2012.6175785.
- [95] S. Aslam, N. Javaid, M. Asif, U. Iqbal, Z. Iqbal, M.A. Sarwar, A mixed integer linear programming based optimal home energy management scheme considering grid-connected microgrids, in: 2018 14th Int. Wirel. Commun. Mob. Comput. Conf., IEEE, 2018: pp. 993–998. doi:10.1109/IWCMC.2018.8450462.
- [96] F.Y. Melhem, O. Grunder, Z. Hammoudan, N. Moubayed, Optimal residential load scheduling model in smart grid environment, in: 2017 IEEE Int. Conf. Environ. Electr. Eng. 2017 IEEE Ind. Commer. Power Syst. Eur. (EEEIC / I&CPS Eur., IEEE, 2017: pp. 1–6. doi:10.1109/EEEIC.2017.7977436.
- [97] N. Javaid, M. Naseem, M.B. Rasheed, D. Mahmood, S.A. Khan, N. Alrajeh, Z. Iqbal, A new heuristically optimized Home Energy Management controller for smart grid, *Sustain. Cities Soc*. 34 (2017) 211–227. doi:10.1016/j.scs.2017.06.009.
- [98] Z.A. Khan, A. Zafar, S. Javaid, S. Aslam, M.H. Rahim, N. Javaid, Hybrid meta-heuristic optimization based home energy management system in smart grid, *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput*. 10 (2019) 4837–4853. doi:10.1007/s12652-018-01169-y.
- [99] C. Li, W. Cai, H. Luo, Power Consumption Strategy in Smart Residential District with PV Power Based on Non-cooperative Game, in: Springer, Singapore, 2018: pp. 264–273. doi:10.1007/978-981-13-2381-2_25.
- [100] Y. Ren, D. Fan, Q. Feng, Z. Wang, B. Sun, D. Yang, Agent-based restoration approach for reliability with load balancing on smart grids, *Appl. Energy*. 249 (2019) 46–57. doi:10.1016/j.apenergy.2019.04.119.
- [101] S. Sofana Reka, V. Ramesh, A demand response modeling for residential consumers in smart grid environment using game theory based energy scheduling algorithm, *Ain Shams Eng. J*. 7 (2016) 835–845. doi:10.1016/j.asej.2015.12.004.
- [102] F. Meng, X.-J. Zeng, Y. Zhang, C.J. Dent, D. Gong, An integrated optimization + learning approach to optimal dynamic pricing for the retailer with multi-type customers in smart grids, *Inf. Sci. (Ny)*. 448–449 (2018) 215–232. doi:10.1016/j.ins.2018.03.039.
- [103] C.H. Antunes, V. Rasouli, M.J. Alves, A. Gomes, A Mixed-integer Linear Programming Model for Optimal Management of Residential Electrical Loads under Dynamic Tariffs, in: 2018 Int. Conf.

- Smart Energy Syst. Technol., IEEE, 2018: pp. 1–6. doi:10.1109/SEST.2018.8495670.
- [104] A. Rezaee Jordehi, Enhanced leader particle swarm optimisation (ELPSO): a new algorithm for optimal scheduling of home appliances in demand response programs, *Artif. Intell. Rev.* (2019) 1–31. doi:10.1007/s10462-019-09726-3.
- [105] M. Awais, N. Javaid, K. Aurangzeb, S. Haider, Z. Khan, D. Mahmood, Towards Effective and Efficient Energy Management of Single Home and a Smart Community Exploiting Heuristic Optimization Algorithms with Critical Peak and Real-Time Pricing Tariffs in Smart Grids, *Energies*. 11 (2018) 3125. doi:10.3390/en11113125.
- [106] B. Lokeshgupta, S. Sivasubramani, Cooperative game theory approach for multi-objective home energy management with renewable energy integration, *IET Smart Grid*. 2 (2019) 34–41. doi:10.1049/iet-stg.2018.0094.
- [107] I.F.G. Reis, I. Gonçalves, M.A.R. Lopes, C.H. Antunes, A multi-agent system approach to exploit demand-side flexibility in an energy community, *Util. Policy*. 67 (2020) 101114. doi:10.1016/j.jup.2020.101114.
- [108] N. Shaukat, Z. Ali, N.A. Khan, G. Ahmad Sardar Sidhu, Efficient Energy Management Techniques in Emerging Smart Grid Environment, in: 2018 IEEE 7th Int. Conf. Power Energy, IEEE, 2018: pp. 298–303. doi:10.1109/PECON.2018.8684042.
- [109] M. Vinyals, M. Velay, M. Sisinni, A multi-agent system for energy trading between prosumers, in: *Adv. Intell. Syst. Comput.*, Springer Verlag, 2018: pp. 79–86. doi:10.1007/978-3-319-62410-5_10.
- [110] M. Awais, N. Javaid, N. Shaheen, Z. Iqbal, G. Rehman, K. Muhammad, I. Ahmad, An Efficient Genetic Algorithm Based Demand Side Management Scheme for Smart Grid, in: 2015 18th Int. Conf. Network-Based Inf. Syst., IEEE, 2015: pp. 351–356. doi:10.1109/NBiS.2015.54.
- [111] N. Wang, W. Xu, Z. Xu, W. Shao, Peer-to-Peer Energy Trading among Microgrids with Multidimensional Willingness, *Energies*. 11 (2018) 3312. doi:10.3390/en11123312.
- [112] M. Javadi, M. Marzband, M. Funsho Akorede, R. Godina, A. Saad Al-Sumaiti, E. Pouresmaeil, A Centralized Smart Decision-Making Hierarchical Interactive Architecture for Multiple Home Microgrids in Retail Electricity Market, *Energies*. 11 (2018) 3144. doi:10.3390/en11113144.
- [113] F. Ye, Y. Qian, R.Q. Hu, A Real-Time Information Based Demand-Side Management System in Smart Grid, *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.* 27 (2016) 329–339. doi:10.1109/TPDS.2015.2403833.
- [114] M. Hu, J.-W. Xiao, S.-C. Cui, Y.-W. Wang, Distributed real-time demand response for energy management scheduling in smart grid, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 99 (2018) 233–245. doi:10.1016/j.ijepes.2018.01.016.
- [115] S.R. Etesami, W. Saad, N.B. Mandayam, H.V. Poor, Stochastic Games for the Smart Grid Energy Management With Prospect Prosumers, *IEEE Trans. Automat. Contr.* 63 (2018) 2327–2342. doi:10.1109/TAC.2018.2797217.
- [116] H.K. Nguyen, J. Bin Song, Z. Han, Distributed Demand Side Management with Energy Storage in Smart Grid, *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.* 26 (2015) 3346–3357. doi:10.1109/TPDS.2014.2372781.
- [117] J. Yang, Z.Y. Dong, F. Wen, G. Chen, Y. Qiao, A Decentralized Distribution Market Mechanism

- Considering Renewable Generation Units with Zero Marginal Costs, *IEEE Trans. Smart Grid.* (2019) 1–1. doi:10.1109/TSG.2019.2942616.
- [118] M. Ghahramani, B. Mohammadi-ivatloo, Application of Load Shifting Programs in Next Day Operation of Distribution Networks, *Oper. Distrib. Energy Resour. Smart Distrib. Networks.* (2018) 161–177. doi:10.1016/B978-0-12-814891-4.00007-2.
- [119] N. Mohammad, Y. Mishra, Demand-Side Management and Demand Response for Smart Grid, in: Springer, Singapore, 2019: pp. 197–231. doi:10.1007/978-981-13-1768-2_6.
- [120] Z. Baharlouei, M. Hashemi, Demand Side Management challenges in smart grid: A review, in: 2013 Smart Grid Conf., IEEE, 2013: pp. 96–101. doi:10.1109/SGC.2013.6733807.
- [121] A. Safdarian, M. Fotuhi-Firuzabad, M. Lehtonen, Optimal Residential Load Management in Smart Grids: A Decentralized Framework, *IEEE Trans. Smart Grid.* 7 (2016) 1836–1845. doi:10.1109/TSG.2015.2459753.
- [122] A. Malik, Z. Ali, A. Awan, A. Abo-Khalil, G. Sidhu, Achieving Cost Minimization and Fairness in Multi-Supplier Smart Grid Environment, *Energies.* 11 (2018) 1367. doi:10.3390/en11061367.
- [123] Z. Yang, L. Wang, Demand Response Management for multiple utility companies and multi-type users in smart grid, in: 2016 35th Chinese Control Conf., IEEE, 2016: pp. 10051–10055. doi:10.1109/ChiCC.2016.7554946.
- [124] S. Khan, D. Paul, P. Momtahan, M. Alokaily, Artificial intelligence framework for smart city microgrids: State of the art, challenges, and opportunities, in: 2018 Third Int. Conf. Fog Mob. Edge Comput., IEEE, 2018: pp. 283–288. doi:10.1109/FMEC.2018.8364080.
- [125] K. Han, J. Lee, J. Choi, Evaluation of Demand-Side Management over Pricing Competition of Multiple Suppliers Having Heterogeneous Energy Sources, *Energies.* 10 (2017) 1342. doi:10.3390/en10091342.
- [126] W. Tushar, B. Chai, C. Yuen, D.B. Smith, K.L. Wood, Z. Yang, H.V. Poor, Three-Party Energy Management With Distributed Energy Resources in Smart Grid, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 62 (2015) 2487–2498. doi:10.1109/TIE.2014.2341556.
- [127] N. Yaagoubi, H.T. Mouftah, Energy trading in the smart grid: A distributed game-theoretic approach, *Can. J. Electr. Comput. Eng.* (2017). doi:10.1109/CJECE.2016.2583923.
- [128] A. Paudel, K. Chaudhari, C. Long, H.B. Gooi, Peer-to-Peer Energy Trading in a Prosumer-Based Community Microgrid: A Game-Theoretic Model, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 66 (2019) 6087–6097. doi:10.1109/TIE.2018.2874578.
- [129] T.-C. Chiu, Y.-Y. Shih, A.-C. Pang, C.-W. Pai, Optimized Day-Ahead Pricing With Renewable Energy Demand-Side Management for Smart Grids, *IEEE Internet Things J.* 4 (2017) 374–383. doi:10.1109/JIOT.2016.2556006.
- [130] N. Yaagoubi, H.T. Mouftah, Energy Trading In the smart grid: A game theoretic approach, in: 2015 IEEE Int. Conf. Smart Energy Grid Eng., IEEE, 2015: pp. 1–6. doi:10.1109/SEGE.2015.7324593.
- [131] M. Giulietti, L. Grossi, E. Trujillo Baute, M. Waterson, Analyzing the Potential Economic Value of Energy Storage, *Energy J.* 39 (2018). doi:10.5547/01956574.39.SI1.mgiu.
- [132] R. Hao, Q. Ai, T. Guan, Y. Cheng, D. Wei, Decentralized price incentive energy interaction

- management for interconnected microgrids, *Electr. Power Syst. Res.* 172 (2019) 114–128. doi:10.1016/j.epsr.2019.03.004.
- [133] W. Tushar, T.K. Saha, C. Yuen, T. Morstyn, Nahid-Al-Masood, H.V. Poor, R. Bean, Grid Influenced Peer-to-Peer Energy Trading, *IEEE Trans. Smart Grid.* (2019) 1–1. doi:10.1109/TSG.2019.2937981.
- [134] J.S. PankiRaj, A. Yassine, S. Choudhury, An Auction Mechanism for Profit Maximization of Peer-to-Peer Energy Trading in Smart Grids, *Procedia Comput. Sci.* 151 (2019) 361–368. doi:10.1016/j.procs.2019.04.050.
- [135] N. Liu, X. Yu, C. Wang, J. Wang, Energy Sharing Management for Microgrids With PV Prosumers: A Stackelberg Game Approach, *IEEE Trans. Ind. Informatics.* 13 (2017) 1088–1098. doi:10.1109/TII.2017.2654302.
- [136] T. Chen, W. Su, Indirect Customer-to-Customer Energy Trading With Reinforcement Learning, *IEEE Trans. Smart Grid.* 10 (2019) 4338–4348. doi:10.1109/TSG.2018.2857449.
- [137] N. Liu, M. Cheng, X. Yu, J. Zhong, J. Lei, Energy-Sharing Provider for PV Prosumer Clusters: A Hybrid Approach Using Stochastic Programming and Stackelberg Game, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 65 (2018) 6740–6750. doi:10.1109/TIE.2018.2793181.
- [138] A. Samimi, M. Nikzad, M. Mohammadi, Real-time electricity pricing of a comprehensive demand response model in smart grids, *Int. Trans. Electr. Energy Syst.* 27 (2017) e2256. doi:10.1002/etep.2256.

Annexe A : Demande Optimale d'énergie

Dans cette partie, nous allons définir la démarche suivie pour déterminer la demande optimale d'un consommateur n ou d'un acheteur b d'un producteur p ou d'un vendeur s , utilisée dans les chapitres 3 et 5. Nous supposons que nous avons deux vendeurs ou producteurs d'énergie et ensuite, nous la généralisons pour un nombre N_s/N_p de vendeurs/producteurs ou N consommateurs.

D'après la formule (5-14),

$$L_{buyer} = \alpha_b \sum_{N_s} \ln(1 + E_{s,b,t}) - \mu_{b,1} \left(\sum_{N_s} E_{s,b,t} - EN_{b,t} \right) - \mu_{b,2} \left(\sum_{N_s} P_{s,b,t} * E_{s,b,t} - C_{b,t} \right) + \mu_{b,3} * E_{s,b,t}$$

Avec $\mu_{b,2} > 0$, $\mu_{b,1}, \mu_{b,3} \geq 0$ (N.B. $\mu_{b,2} > 0$, de sorte que la contrainte du prix est une contrainte qui influe sur le choix optimal de l'énergie demandée de chaque acheteur. En plus $\mu_{b,1} \geq 0$, puisque la demande énergétique assurée de la part des vendeurs est, à fort probable, inférieure à la demande totale de chaque acheteur (équation (A.1)).

$$\mu_{b,1} \left(\sum_{N_s} E_{s,b,t} - EN_{b,t} \right) = 0 \quad (A.1)$$

$$\mu_{b,2} \left(\sum_{N_s} P_{s,t} * E_{s,b,t} - C_{b,t} \right) = 0 \quad (A.2)$$

$$\mu_{b,3} * E_{s,b,t} = 0 \quad \forall s \in N_s \quad (A.3)$$

Nous cherchons la dérivée du premier ordre de Lagrange,

$$\frac{\partial L_{buyer}}{\partial E_{s,b,t}} = 0 \quad \forall s \in N_s \quad (A.4)$$

$$\frac{\alpha_b}{1 + E_{s,b,t}} - \mu_{b,1} - \mu_{b,2} P_{s,t} + \mu_{b,3} = 0 \quad (A.5)$$

Quatre cas se présentent pour pouvoir obtenir la demande optimale d'énergie de la part de chaque acheteur. Nous les présentons chacun à part dans ce qui suit.

Cas 1 : $E_{1,b,t}, E_{2,b,t} > 0$. Dans ce cas, $\mu_{b,1} = \mu_{b,3} = 0$. En les remplaçant dans l'équation (A.5), nous obtenons la formule suivante :

$$E_{s,b,t} = \frac{\alpha_b}{P_{s,t} * \mu_{b,2}} - 1 \quad \forall s \in N_s \quad (\text{A.6})$$

En substituant $E_{s,b,t}$ dans (A.2) , nous cherchons la valeur du multiplicateur $\mu_{b,2}$,

$$\frac{1}{\mu_{b,2}} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{2 * \alpha_b} \quad (\text{A.7})$$

Indépendamment des multiplicateurs de Lagrange, nous cherchons la formule de la consommation de l'énergie en substituant (A.7) dans (A.6), nous obtenons :

$$E_{s,b,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{2 * P_{s,t}} - 1 \quad (\text{A.8})$$

Cas 2 : $E_{1,b,t} > 0, E_{2,b,t} = 0$, d'après (A.8), nous obtenons que $\mu_{b,3} = 0$ pour $s=2$ et $\mu_{b,1} = 0$:

$$\frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{2 * P_{2,t}} = 1 \quad (\text{A.9})$$

$$E_{1,b,t} = \frac{\alpha_b}{\mu_{b,2} * P_{1,t}} - 1 \quad (\text{A.10})$$

En substituant (A.10) dans (A.2), nous trouvons que :

$$\mu_{b,2} \left(\frac{\alpha_b}{\mu_{b,2}} - P_{1,t} - C_{b,t} \right) = 0 \quad (\text{A.11})$$

En définissant $\mu_{b,2} > 0$, alors, $\frac{\alpha_b}{\mu_{b,2}} - P_{1,t} - C_{b,t} = 0$ qui nous donne la valeur de $\mu_{b,2} = \frac{\alpha_b}{C_{b,t} + P_{1,t}}$. En l'utilisant dans (A.10) :

$$E_{1,b,t} = \frac{C_{b,t} + P_{1,t}}{P_{1,t}} - 1 = \frac{C_{b,t}}{P_{1,t}} \quad (\text{A.12})$$

En changeant la forme de l'équation (A.12), cette dernière sera écrite de la façon suivante :

$$E_{1,s,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{2 * P_{1,t}} + \frac{C_{b,t} - \sum_{N_s} P_{s,t}}{2 * P_{1,t}} \quad (\text{A.13})$$

De (A.9), nous obtenons $P_{2,t} - P_{1,t} = C_{b,t}$, ainsi,

$$E_{1,b,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{2 * P_{1,t}} + \frac{(P_{2,t} - P_{1,t}) - (P_{2,t} + P_{1,t})}{2 * P_{1,t}}$$

En simplifiant, la formule de l'énergie demandée prendra la forme :

$$E_{1,b,t} = \frac{C_{b,t} + (P_{1,t} + P_{2,t})}{2 * P_{1,t}} - 1 \quad (\text{A.14})$$

(Même forme que trouvée dans le cas 1)

Cas 3 : $E_{2,b,t} > 0, E_{1,b,t} = 0$, la même démarche trouvée dans le cas 2 est appliquée et nous obtenons,

$$E_{2,b,t} = \frac{C_{b,t} + (P_{1,t} + P_{2,t})}{2 * P_{2,t}} - 1 \quad (\text{A.15})$$

Cas 4 : $E_{1,b,t} = 0, E_{2,b,t} = 0$ représente un cas extrême avec $C_{b,t} = 0$ et $P_{s,t} = \infty$ qui n'est pas applicable.

Donc, pour généraliser la formule d'énergie obtenue $E_{2,b,t}$, pour N consommateurs (**Chapitre 3**), N_s/N_p vendeurs/producteurs (**Chapitre 5**), la demande d'énergie optimale est :

$$E_{n,p,t} = \frac{C_{n,t} + \sum_{N_p} P_{p,t}}{N_p * P_{p,t}} - 1 \quad (\text{A.16})$$

$$E_{s,b,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} - 1 \quad (\text{A.17})$$

$$E_{b,p,t} = \frac{C_{b,t} + \sum_{N_p} P_{p,t}}{N_p * P_{p,t}} - 1 \quad (\text{A.18})$$

Annexe B : Condition suffisante du système

Dans cette annexe, nous allons démontrer la relation entre le budget consacré à la consommation de l'énergie pour un vendeur b à un intervalle de temps t .

Le cas optimal dans notre approche est d'assurer la quantité totale de l'énergie demandée de la part des pro-consommateurs avec un prix inférieur à celui offert par la grille, ainsi :

$$\sum_{N_s} \left(\frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} - 1 \right) = EN_{b,t} \quad (\text{B.1})$$

$$\sum_{N_s} \left(\frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} \right) = EN_{b,t} + N_s \quad (\text{B.2})$$

$$\frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s} * \sum_{N_s} \frac{1}{P_{s,t}} = EN_{b,t} + N_s \quad (\text{B.3})$$

$$C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t} = N_s * \sum_{N_s} P_{s,t} (EN_{b,t} + N_s) \quad (\text{B.4})$$

$$C_{b,t} = N_s * \sum_{N_s} P_{s,t} (EN_{b,t} + N_s) - \sum_{N_s} P_{s,t} \quad (\text{B.5})$$

Annexe C : Prix optimal de l'énergie

Dans cette partie, nous allons détailler la démarche mathématique utilisée pour obtenir le prix optimal de l'énergie de la part des vendeurs et des producteurs d'énergie obtenus dans (5-27) et (5-37), après avoir défini les demandes énergétiques optimales dans les équations trouvées dans (5-19) et (5-34).

Le problème d'optimisation à résoudre, vu dans les chapitres 3 et 5, est le suivant :

$$\text{maximiser la fonction d'utilité des producteurs} \quad (\text{C.1})$$

$$s. t. \sum_{N_b} E_{s,b,t} \leq AS_{s,t} \quad (\text{C.2})$$

Avec $P_{s,t} > 0 \forall s \in N_s, \forall t \in T$. La fonction de Lagrange est :

$$L_{seller} = P_{s,t} * \sum_{N_b} E_{s,b,t} - \mu_{seller,1} \left(\sum_{N_b} E_{s,b,t} - AS_{s,t} \right) - \mu_{seller,2} P_{s,t} \quad (\text{C.3})$$

$$\mu_{seller,1} \left(\sum_{N_b} E_{s,b,t} - AS_{s,t} \right) = 0 \quad (\text{C.4})$$

$$\mu_{seller,2} P_{s,t} = 0 \quad (\text{C.5})$$

De l'équation ci-dessus, on peut trouver que $\mu_{seller,2} = 0$. En substituant l'équation de la demande énergétique demandée dans la formule (C.2), nous trouvons :

$$\sum_{N_b} \frac{C_{b,t} + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} - 1 = AS_{s,t} \quad (\text{C.6})$$

$$\frac{C + \sum_{N_s} P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} - N_b - AS_{s,t} = 0 \quad (\text{C.7})$$

$$\frac{C + \sum_{N_s} P_{s,t} - N_b * N_s * P_{s,t} - AS_{s,t} * N_s * P_{s,t}}{N_s * P_{s,t}} = 0 \quad (\text{C.8})$$

$$C + \sum_{g \neq p, g \in N_p} P_{s,t} + P_{s,t} - N_b * N_s * P_{s,t} - AS_{s,t} * N_s * P_{s,t} = 0 \quad (\text{C.9})$$

$$C + \sum_{g \neq p, g \in N_p} P_{s,t} = P_{s,t} (N_s * N_b + N_s * AS_{s,t} - 1) \quad (\text{C.10})$$

$$P_{s,t} = \frac{C + \sum_{g \neq p, g \in N_p} P_{s,t}}{N_s * N_b + N_s * AS_{s,t} - 1} \quad (\text{C.11})$$

$$P_{s,t} = \frac{C + \sum_{g \neq p, g \in N_p} P_{s,t}}{N_s * N_b + N_s * AS_{s,t} - 1} \quad (C.12)$$

Ainsi, l'équation présentée ci-dessus peut être écrite sous la forme suivante :

$$M * P_{s,t} = L \quad (C.13)$$

$$\text{Et } P_{s,t} = M^{-1} * L$$

Avec

$$M = \begin{bmatrix} AS_{1,t} + Y & -Z & \dots & -Z \\ -Z & AS_{2,t} + Y & \dots & -Z \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -Z & -Z & \dots & AS_{N_s,t} + Y \end{bmatrix}$$

Avec $P_{n,t} = \{P_{1,t}, P_{2,t}, \dots, P_{N_s,t}\}$, $Y = N_b(N_s - 1)/N_s$, $Z = N_b/N_s$, et $L = C/N_s$. Puisque M est inversible, alors la solution pour trouver les prix des producteurs prendra la forme $P_{s,t} = M^{-1} * L$. M possède plusieurs propriétés : (1) strictement et diagonalement dominante et (2) inversible. Elle a des entrées positives en diagonale, alors son déterminant sera positif. Donc, sa solution unique sera :

La preuve

$$AS_{s,t} + Y - (N_s - 1)Z = AS_{s,t} + N_b \left(\frac{N_s - 1}{N_s} \right) - (N_s - 1) \frac{N_b}{N_s} = AS_{s,t} > 0$$

La solution unique des prix donc est :

$$P_{s,t} = \frac{N_s^{N_s-1} C}{|M|} \sum_{g \neq s, g \in N_s} (AS_{g,t} + N_b) \quad (C.14)$$

Pour généraliser, le prix optimal pour les producteurs deviendra :

$$P_{n,t} = Imp_n * \frac{N^{n-1} C}{|M|} \sum_{g \neq n, g \in N} (AP_{g,t} + N) \quad \text{chapitre 3}$$

$$P_{p,t} = \frac{N_p^{N_p-1} C_{b,t}^{P2C}}{|M_p|} \sum_{g \neq p, g \in N_p} (AP_{g,t} + N_b^{P2C}) \quad \text{chapitre 5}$$

Hala ALSALLOUM

Doctorat : Systèmes SocioTechniques

Année 2021

Gestion décentralisée des interactions complexes entre producteurs et consommateurs d'énergie électrique

Cette thèse porte sur la proposition d'une approche décentralisée pour la gestion de la demande d'énergie dans le cadre des *smart grids*. L'objectif principal est de promouvoir les économies d'énergie et l'utilisation des ressources énergétiques propres, tout en incitant les utilisateurs à participer activement à la gestion de la demande. A cet égard, la maîtrise de la consommation énergétique devient une priorité. Elle s'applique à plusieurs niveaux depuis le quartier jusqu'à la ville. Les travaux présentés dans cette thèse se situent dans ce cadre. Nous présentons en premier une modélisation des comportements divers des agents présents au sein du marché de l'énergie, basée sur la théorie des jeux tout en prenant en compte plusieurs contraintes comme l'hétérogénéité de producteurs et de consommateurs présents, et les contraintes spatiales et temporelles. Ensuite, nous essayons de répondre à leurs besoins en : (1) optimisant la demande de l'énergie (de la part des consommateurs qui deviennent eux-mêmes des producteurs d'énergie grâce à l'intégration des énergies renouvelables) et (2) son prix (de la part des producteurs). Enfin, nous proposons des algorithmes distribués partagés entre les joueurs pour atteindre un état stable du jeu. Des comparaisons avec des scénarios conventionnels connus dans ce domaine ont montré l'efficacité de nos contributions.

Mots clés : réseaux électriques intelligents – services de l'électricité, tarifs – consommation d'énergie, gestion – systèmes à paramètres répartis – théorie des jeux – consommateurs.

Decentralized Management of Complex Interactions between Producers and Consumers of Electrical Energy

This thesis focuses on the proposal of a decentralized approach for managing energy demand in the context of smart grids. The main objective is to promote energy savings and the use of clean energy resources, while encouraging users to actively participate in demand management. In this regard, controlling energy consumption becomes a priority. It applies at several levels from the neighborhood to the city. The work presented in this thesis falls within this framework. We first present a modeling of the various behaviors of the agents present within the energy market, based on game theory while taking into account several constraints such as the heterogeneity of producers and consumers present, and the spatial and temporal constraints. Then, we try to meet their needs by: (1) optimizing the demand for energy (from consumers' side who themselves become energy producers through the integration of renewable energies) and (2) its price (from producers' side). Finally, we propose distributed algorithms shared between players to achieve a stable state of the game. Comparisons with conventional scenarios known in this field have shown the effectiveness of our contributions.

Keywords: smart power grids – electric utilities, rates – distributed parameter systems – game theory – consumers – energy consumption, management.

Thèse réalisée en partenariat entre :

