



HAL
open science

Gestion multi-agents des smart grids intégrant un système de stockage : cas résidentiel

Joelle Klaimi

► **To cite this version:**

Joelle Klaimi. Gestion multi-agents des smart grids intégrant un système de stockage : cas résidentiel. Energie électrique. Université de Technologie de Troyes; Université Libanaise, 2017. Français. NNT : 2017TROY0006 . tel-02418250

HAL Id: tel-02418250

<https://theses.hal.science/tel-02418250>

Submitted on 18 Dec 2019

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

Joelle KLAIMI

Gestion multi-agents des *smart grids* intégrant un système de stockage : cas résidentiel

Spécialité :

Ingénierie Sociotechnique des Connaissances, des Réseaux
et du Développement Durable

2017TROY0006

Année 2017

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



THESE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES

**Spécialité : INGENIERIE SOCIOTECHNIQUE DES CONNAISSANCES,
DES RESEAUX ET DU DEVELOPPEMENT DURABLE**

présentée et soutenue par

Joelle KLAIMI

le 16 février 2017

Gestion multi-agents des *smart grids* intégrant un système de stockage : cas résidentiel

JURY

M. S. MARTIN	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Président
Mme H. CHAOUCHI	PROFESSEURE TELECOM SUD PARIS	Rapporteur
M. M. IBRAHIM	ENSEIGNANT CHERCHEUR	Examineur
M. A. JRAD	PROFESSEUR	Directeur de thèse
M. R. LANGAR	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Examineur
Mme L. MERGHEM-BOULAHIA	MAITRE DE CONFERENCES - HDR	Directrice de thèse
Mme R. RAHIM-AMOUD	ENSEIGNANT CHERCHEUR	Directrice de thèse
M. S.-M. SENOUCI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur

Remerciements

”Soyons reconnaissants aux personnes qui nous donnent du bonheur ; elles sont les charmants jardiniers par qui nos âmes sont fleuries. **Marcel Proust**”. Il est difficile de rédiger un seul paragraphe de remerciements surtout lorsque je réalise tout ce que je dois à tant de personnes que j’ai eu le plaisir de croiser ces trois dernières années.

Mes premiers remerciements vont à mes trois directeurs de thèse pour la confiance qu’ils m’ont accordée en acceptant d’encadrer ce travail, pour leurs multiples conseils et pour toutes les heures qu’ils ont consacrées à diriger cette recherche. Je remercie Leila Merghem-Boulahia qui fut pour moi une directrice attentive et disponible. Sa compétence, sa rigueur scientifique et sa clairvoyance m’ont beaucoup appris et resteront des moteurs de mon travail de chercheur. Je remercie également Rana Rahim-Amoud pour le temps qu’elle a consacré pour m’encadrer et pour ses conseils scientifiques précieux. Je remercie Akil Jrad pour sa présence encourageante.

Mes vifs remerciements vont à Hakima Chaouchi et Sidi-Mohammed Senouci, d’avoir accepté de rapporter mon travail. Je les remercie pour la lecture approfondie et l’évaluation de cette thèse. Je remercie également Marc Ibrahim, Rami Langar et Steven Martin qui ont accepté d’évaluer ce travail en tant qu’examineurs.

Je remercie également Mohammad Khalil, le directeur du centre Azm de recherche qui a été la première personne qui a cru en moi et m’a encouragé pour faire une thèse. Je remercie aussi tous les membres du centre Azm et tous mes collègues qui ont créé une bonne ambiance de travail durant ces 3 années. Mes remerciements vont aussi aux membres de l’équipe ERA de l’UTT pour leur accueil chaleureux.

De grands remerciements à mes amis troyens (ils sont nombreux et se reconnaîtront) ou plutôt ma famille Troyenne, qui m’ont apportés le support, le soutien et la joie. Merci en particulier à Zeinab. Merci à mes amis qui m’ont toujours encouragée et soutenue et particulièrement Chaza qui a été toujours présente pour moi.

Les mots les plus simples étant les plus forts, j'adresse toute mon affection à ma famille. J'adresse de tout mon cœur mes remerciements à ma mère Georgette et à mon père Elie, qui ont joué un rôle essentiel pendant mon parcours, sans qui aucune réussite n'aurait été possible. Leur intelligence, leur confiance, leur tendresse, leur amour m'ont toujours guidée. Je remercie également mes deux frères Kamil et Rami qui m'ont poussé toujours vers la réussite.

Enfin, mes remerciements vont à une personne que rien ne pourrait récompenser, cet acteur principal derrière la réussite de ce travail, la personne qui a tout sacrifié et qui était toujours de mon côté, à mon merveilleux fiancé Hanna.

Table des matières

Remerciements	I
Table des figures	VII
Liste des tableaux	XI
Résumé	1
Abstract	3
Introduction générale	5
1 Réseaux électriques intelligents	9
1.1 Introduction	9
1.2 Contraintes du système électrique unidirectionnel	11
1.2.1 Paysage énergétique et environnemental actuel	11
1.2.2 Problématiques auxquelles doit faire face le secteur énergétique	13
1.2.3 Besoin d'un réseau plus interactif	14
1.3 Evolution du système électrique : émergence du concept de smart grids	14
1.3.1 Une plaque énergétique avec plusieurs fonctionnalités .	15
1.3.2 Caractéristiques et fonctionnalités des réseaux intelli- gents	16
1.4 Conclusion	21
2 Gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents : Définitions et objectifs	23
2.1 Introduction	24
2.2 Désagrégation de la demande énergétique	24

2.3	Intégration des énergies renouvelables dans les smart grids . . .	26
2.3.1	Energies renouvelables utilisées dans les smart grids . . .	26
2.3.2	Avantages et problèmes des énergies renouvelables . . .	27
2.4	Satisfaction des demandes énergétiques	28
2.4.1	Définition de la gestion de l'énergie dans les smart grids	28
2.4.2	DR : un programme de gestion de l'énergie dans les smart grids	29
2.5	Systèmes de stockage intelligents	31
2.5.1	Définition et caractéristiques des systèmes de stockage intelligents	31
2.5.2	Les différents types de systèmes de stockage	32
2.6	Objectifs de la gestion de l'énergie	34
2.7	Conclusion	35
3	Gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents : Solutions existantes et besoins	37
3.1	Introduction	37
3.2	Les outils utilisés pour la gestion de l'énergie	38
3.2.1	Les systèmes multi-agents (SMA)	38
3.2.2	Prédiction de l'énergie et stratégies de contrôle en temps réel pour la gestion de l'énergie sans SMA	44
3.2.3	Algorithmes d'optimisation utilisés pour la gestion de l'énergie	48
3.3	Limites des algorithmes existants	50
3.4	Besoin d'une nouvelle solution pour la gestion de l'énergie . .	51
3.5	Solution proposée pour une meilleure intégration des énergies renouvelables	52
3.6	Conclusion	53
4	ANEMAS : Gestion de l'énergie à base d'agents dans les smart grids	55
4.1	Introduction	55
4.2	Motivations	56
4.3	Scénario mis en œuvre	57
4.4	Approche décentralisée pour la gestion de l'énergie dans les smart grids	58
4.4.1	Proposition de gestion multi-niveaux de l'énergie	59
4.4.2	Système multi-agents utilisé : Scénarios et conditions à prendre en considération	61
4.4.3	Description de l'algorithme proposé : ANEMAS	64

4.5	Evaluation des performances de l'approche proposée	70
4.5.1	Paramètres des simulations réalisées	71
4.5.2	Description et discussion des résultats obtenus	72
4.6	Conclusion	76
5	BADIS : Maximiser la durée de vie de la batterie avec un système multi-agents	77
5.1	Introduction	77
5.2	Scénario mis en œuvre	78
5.3	Approche pour minimiser la fréquence de décharge de la batterie	79
5.3.1	Nécessité d'augmenter la durée de vie de la batterie .	80
5.3.2	Description de BADIS	81
5.4	Intégration de l'algorithme d'allocation équitable de l'énergie	84
5.5	Evaluation des performances de BADIS	86
5.5.1	Paramètres des simulations	86
5.5.2	Description et analyse des résultats des simulations . .	88
5.6	Conclusion	96
6	LOMI : Minimiser les pertes d'énergie au sein des smart grids	97
6.1	Introduction	97
6.2	Motivations	98
6.3	Minimiser les pertes au sein des smart grids	98
6.3.1	Identification des pertes dans les smart grids	99
6.3.2	Description de LOMI	101
6.4	Evaluation des performances de LOMI	106
6.4.1	Scénarios et paramètres des simulations	107
6.4.2	Résultats numériques et analyse	107
6.5	Conclusion	114
7	Intégration d'un algorithme d'optimisation dans la gestion de l'énergie	115
7.1	Introduction	115
7.2	Optimisation de l'achat de l'énergie	116
7.2.1	Algorithmes génétiques	116
7.2.2	Définition du modèle d'optimisation	117
7.2.3	Algorithme d'optimisation génétique modifié (AGM) .	119
7.2.4	Résultats des simulations	124
7.2.4.1	Paramètres des simulations	124
7.2.4.2	Résultats numériques	125

7.3	Négociation niveau 2	128
7.3.1	Problématique à résoudre	128
7.3.2	Proposition de gestion de l'énergie au niveau 2	129
7.3.3	Résultats	131
7.4	Conclusion	133
	Conclusion générale	135
	Perspectives	137
	Liste des publications	139
	Bibliographie	141

Table des figures

1.1	Evolution de la consommation mondiale en électricité (source EDF [1])	10
1.2	Utilisation des ressources énergétiques en France durant l'année 2015 [2]	12
1.3	Sous-systèmes du marché électrique (de [3], ENEDIS)	13
1.4	Configuration électrique unidirectionnelle	15
1.5	Caractéristiques d'une batterie	18
2.1	Répartition de la consommation mondiale d'électricité (inspiré de [4])	25
2.2	Répartition de la consommation d'électricité en France (inspiré de [1])	25
2.3	Illustration de la production décentralisée	27
2.4	Illustration de l'intégration du véhicule électrique dans le réseau [5]	34
3.1	Comportement de base d'un agent	39
3.2	Architecture du système proposé dans Nagata <i>et al.</i> [6]	43
3.3	Architecture des agents de stockage dans Alberola <i>et al.</i> [7]	46
3.4	Tâches des agents dans notre proposition	53
4.1	Exemple de positionnement de quelques capteurs et agents (adaptée de [8])	58
4.2	Étapes de la proposition ANEMAS	59
4.3	Architecture multi-niveaux pour la gestion de l'énergie au sein des smart grids	60
4.4	Agents du système proposé	62
4.5	Algorithme de l'AGgr	66
4.6	Coût de l'énergie avec le scénario 1	73
4.7	Utilisation des ressources pour ANEMAS (scénario 1)	74

4.8	Prix journalier de l'énergie dans le cas où le nombre de producteurs augmente de 0 à 10 (5 consommateurs)	74
4.9	Prix journalier de l'énergie dans le cas où le nombre de producteurs augmente de 0 à 10 (10 consommateurs)	75
4.10	Prix journalier de l'énergie dans le cas où le nombre de consommateurs augmente 5-30	75
5.1	Illustration du scénario considéré	79
5.2	Résumé de l'algorithme long terme de l'agent de stockage . .	83
5.3	Demandes des consommateurs en kWh	87
5.4	Valeurs de sortie de l'éolienne durant les deux saisons (automne et été, valeurs météo de [9])	88
5.5	Valeurs de sortie de la photovoltaïque durant les deux saisons (automne et été, valeurs météo de [9])	88
5.6	Variation de la somme des coûts incombés aux consommateurs durant une journée complète en automne (cas où chaque consommateur est un producteur; nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	89
5.7	Variation de la somme des coûts incombés aux consommateurs durant une journée complète en été (cas où chaque consommateur est un producteur; nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	89
5.8	Variation de la somme des coûts des consommateurs durant une journée complète en automne (scénario 3 : 10 consommateurs, 0 à 10 producteurs)	90
5.9	Variation de la somme des coûts des consommateurs durant une journée complète en été (scénario 3 : 10 consommateurs, 0 à 10 producteurs)	91
5.10	Coût de l'énergie durant chaque période d'une journée complète pour un scénario de 20 consommateurs et 20 producteurs durant l'été	91
5.11	Utilisation du stockage et de la grille en automne (Nombre de consommateurs = Nombre de producteurs)	92
5.12	Utilisation du stockage et de la grille en été (Nombre de consommateurs = Nombre de producteurs)	93
5.13	Pourcentage de minimisation de décharge de la batterie pendant l'été et l'automne en augmentant le nombre des consommateurs (Nombre de consommateurs = Nombre de producteurs)	94

5.14	Pourcentage de minimisation de décharge de la batterie pendant l'été et l'automne en augmentant le nombre des producteurs (pour 10 consommateurs)	94
5.15	Pourcentage de demandes satisfaites en automne en utilisant l'algorithme d'allocation équitable (5 producteurs et 10 consommateurs)	95
6.1	Distance entre les nœuds	100
6.2	Étapes de l'algorithme en ligne de l'agent producteur	102
6.3	Étapes de l'algorithme LOMI	104
6.4	Exemple de recherche de l'agent producteur avec $R_{max} = R_2$	105
6.5	Variation du coût total de l'énergie pendant une journée d'automne (5 consommateurs)	109
6.6	Variation du coût total de l'énergie pendant une journée d'été (5 consommateurs)	109
6.7	Variation quotidienne de la perte d'énergie en été (5 consommateurs)	109
6.8	Variation quotidienne de la perte d'énergie en automne (5 consommateurs)	109
6.9	Variation quotidienne des messages échangés durant l'automne (5 consommateurs)	109
6.10	Variation quotidienne des messages échangés durant l'été (5 consommateurs)	109
6.11	Variation du coût quotidien durant l'automne (100 consommateurs)	111
6.12	Variation du coût quotidien durant l'été (100 consommateurs)	111
6.13	Variation quotidienne de la perte des producteurs durant l'automne (100 consommateurs)	111
6.14	Variation quotidienne de la perte des producteurs durant l'été (100 consommateurs)	111
6.15	Variation quotidienne des messages échangés durant l'automne (100 consommateurs)	112
6.16	Variation quotidienne des messages échangés durant l'été (100 consommateurs)	112
6.17	Variation quotidienne du coût durant l'automne (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	112
6.18	Variation quotidienne du coût durant l'été (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	112
6.19	Variation quotidienne des pertes des producteurs durant l'automne (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	113

6.20	Variation quotidienne des pertes des producteurs durant l'été (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	113
6.21	Variation quotidienne des messages échangés durant l'automne (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	113
6.22	Variation quotidienne des messages échangés durant l'été (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)	113
7.1	Interaction des agents en utilisant un algorithme d'optimisation	118
7.2	Interactions entre les agents du système	120
7.3	Représentation binaire d'un chromosome	122
7.4	Prix total d'énergie en centimes, nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)	126
7.5	Prix total d'énergie en centimes, nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)	126
7.6	Perte d'énergie en kWh, nombre de producteur=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)	126
7.7	Perte d'énergie en kWh, nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)	126
7.8	Gain de producteurs en centimes, nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)	127
7.9	Gain de producteurs en centimes, nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)	127
7.10	Nombre d'itérations quand le nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)	127
7.11	Nombre d'itérations quand le nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)	128
7.12	Prix de l'énergie pour les scénarios 1 et 2	132
7.13	Quantité d'énergie non satisfaite pour les scénarios 1 et 2	132

Liste des tableaux

4.1	Exemple de décomposition des consommations en niveaux de priorité	63
4.2	Périodes de la journée	64
4.3	Exemple de calcul de EN_{st}	68
4.4	Scénarios choisis	71
4.5	Prix durant les périodes de pics	72
5.1	Paramètres du système de stockage	82
5.2	Scénarios simulés	87
5.3	Paramètres des simulations extraits de [1, 10, 9]	87
5.4	Entités du scénario considéré	95
6.1	Paramètres de l'agent producteur	103
6.2	Scénarios implémentés	107
7.1	Définition des paramètres	122
7.2	Scénarios mis en œuvre	125
7.3	Définition des paramètres de l'agent grille	130
7.4	Scénarios mis en œuvre	131

Résumé

Cette thèse s'intéresse à la gestion décentralisée à l'aide des systèmes multi-agents de l'énergie, notamment de sources renouvelables, dans le contexte des réseaux électriques intelligents (smart grids). Nos travaux de recherche visent à minimiser la facture énergétique des consommateurs en se focalisant sur deux verrous essentiels que nous nous proposons de lever : (1) résoudre le problème de l'intermittence des énergies renouvelables ; (2) minimiser les pertes d'énergie. Pour pallier le problème d'intermittence des énergies renouvelables et dans le but de maintenir un coût énergétique peu onéreux même lors des pics d'utilisation, nous avons intégré un système de stockage intelligent. Nous avons, en effet, proposé des algorithmes permettant d'utiliser les systèmes de stockage intelligents et la négociation multi-agents pour réduire la facture énergétique tout en conservant un taux de décharge minimal de la batterie et une perte énergétique minimale. La validation par simulation de nos contributions a montré que celles-ci répondent aux enjeux identifiés, notamment en réduisant le coût de l'énergie pour les consommateurs en comparaison aux travaux de l'état de l'art.

Mots-clés : Réseaux électriques intelligents ; Energies renouvelables ; Intelligence artificielle répartie ; Systèmes à paramètres répartis.

Abstract

This thesis focuses on the decentralized management using multi-agent systems of energy, including renewable energy sources, in the smart grid context. Our research aims to minimize consumers' energy bills by answering two key challenges : (1) handle the problem of intermittency of renewable energy sources; (2) reduce energy losses. To overcome the problem of renewable resources intermittency and in order to minimize energy costs even during peak hours, we integrated an intelligent storage system. To this end, we propose many algorithms in order to use intelligent storage systems and multi-agent negotiation algorithm to reduce energy cost while maintaining a minimal discharge rate of the battery and minimal energy loss. The validation of our contributions has shown that our proposals respond to the identified challenges, including reducing the cost of energy for consumers, in comparison to the state of the art.

Keywords : Smart power grids; Renewable energy sources; Distributed artificial intelligence; Distributed parameter systems.

Introduction générale

Le système électrique connaît de profondes mutations telles que l'augmentation de la consommation d'électricité due aux nouveaux usages et à l'intégration des énergies renouvelables pour diminuer l'émission de gaz à effet de serre. La nouvelle génération de réseaux électriques, e.g. le réseau électrique intelligent ou le smart grid, vise à intégrer de manière efficace les actions de l'ensemble des utilisateurs (producteurs et consommateurs) afin de garantir un approvisionnement électrique durable, sûr et au moindre coût. Un des avantages des smart grids réside dans l'intégration d'une couche d'information et de communication rendant les différents composants du réseau communicants, ce qui permet l'interaction entre les acteurs du système électrique (producteurs, consommateurs, etc.), l'échange d'informations de manière bidirectionnelle et l'optimisation de l'utilisation des réseaux électriques. Par ailleurs, ces réseaux intelligents possèdent plusieurs caractéristiques telles que l'intégration des énergies renouvelables et des pro-consommateurs. Par comparaison aux énergies fossiles, les énergies renouvelables sont des énergies naturelles qui se renouvellent à l'échelle humaine mais qui sont intermittentes et irrégulières.

Le smart grid s'occupe de l'optimisation des réseaux, tout en ayant comme souci principal le maintien de l'équilibre entre production et consommation. Le besoin de la gestion intelligente de l'énergie est notamment lié à la problématique d'équilibre de la production renouvelable et de la consommation sur le réseau électrique. La gestion de l'énergie fournit les fonctions et les stratégies qui affectent les différentes ressources (production renouvelable, stockage, etc.) aux consommateurs du système afin d'optimiser le coût de l'énergie. Pour assurer une solution intelligente de la gestion de l'énergie, nous proposons d'intégrer les systèmes multi-agents dans le système de gestion de l'énergie. Cependant, la gestion de l'énergie dans les smart grids soulève plusieurs besoins notamment l'équilibre entre l'offre et la demande, la minimisation de l'utilisation de la grille surtout durant les périodes de pointe, la minimisation des pertes en ligne

de l'énergie, l'augmentation autant que possible de la durée de vie des systèmes de stockage et la minimisation du nombre de messages échangés pour de meilleures performances du réseau. Nous visons à travers cette thèse à assurer au maximum ses besoins et à fournir une solution à ces problématiques d'actualité qui combleront les limitations des propositions existantes en adoptant une approche multi-agents.

Afin de réaliser nos objectifs, nous décomposons la gestion de l'énergie en plusieurs niveaux, à savoir le niveau des consommateurs, le niveau des stockages, le niveau de la grille. En premier lieu, nous proposons ANEMAS qui négocie l'achat de l'énergie afin de trouver la combinaison optimale de sources d'énergie pour chaque consommateur. En second lieu, nous avons essayé d'augmenter la durée de vie d'une batterie tout en minimisant le nombre de charges et de décharges de cette dernière et avons proposé dans ce but un algorithme nommé BADIS. Notre proposition LOMI est présentée en troisième lieu et a pour but principal de minimiser la perte d'énergie par effet de Joule. Finalement, nous avons présenté une proposition qui répartit de manière optimale les énergies renouvelables entre les consommateurs. Nous avons en effet proposé un algorithme génétique modifié (AGM) qui a pour but de minimiser le nombre d'itérations que met l'algorithme génétique à trouver la solution optimale.

Organisation du rapport

Ce manuscrit est divisé en sept chapitres et organisé comme suit : les trois premiers chapitres introduisent le concept des smart grids et présentent leurs caractéristiques et fonctionnalités, ainsi que les outils provenant du domaine des systèmes multi-agents et des systèmes de stockage dans les smart grids. En outre, ils mettent également l'accent sur l'état de l'art de la gestion de l'énergie au sein des smart grids. De plus, nous exposons une architecture de gestion d'un smart grid décentralisée utilisant une approche multi-agents. Nous préconisons en effet un double niveau de planification pour la gestion de l'énergie dans un smart grid : la planification à long terme ou "offline algorithm" et la planification à court terme ou "online algorithm". D'une part, les agents ont pour tâche de prédire les données pour une journée complète et de prendre les décisions adéquates en se basant sur ces données. D'autre part, les systèmes multi-agents agissent également durant une courte durée pour garantir un équilibre en temps réel.

Le quatrième chapitre est dédié à notre contribution ANEMAS.

Dans ce chapitre, nous introduisons notre approche de gestion de l'énergie au sein des smart grids en intégrant des systèmes multi-agents et des systèmes de stockage afin de réaliser une approche efficace de distribution de l'énergie. Nous exposons les détails de notre approche et présentons les résultats de son évaluation qui ont montré qu'ANEMAS réussit à réduire les factures des consommateurs et l'utilisation de la grille en heures de pointe.

Le cinquième chapitre présente notre deuxième contribution BADIS qui s'intéresse à l'augmentation de la durée de vie de la batterie du système de stockage tout en maintenant une facture minimale pour les consommateurs. Ce chapitre décrit la manière avec laquelle l'agent incorporé dans le système de stockage se charge d'évaluer les demandes et de choisir parmi elles. L'agent décide alors en premier lieu la quantité d'énergie à vendre aux consommateurs durant une période précise en se basant sur les prix de l'énergie. En second lieu, il choisit parmi les demandes des consommateurs la combinaison à satisfaire. En outre, cet agent prend la décision de charger sa batterie ou non durant une période donnée en se basant sur le prix de l'énergie, sur son état de charge et sur sa durée de vie. Les résultats ont montré que cette approche a réussi à augmenter la durée de vie de la batterie.

Le sixième chapitre présente notre troisième contribution LOMI qui s'intéresse à minimiser les pertes en ligne des énergies. En effet, l'agent incorporé au sein des ressources de production a pour rôle de minimiser le trajet parcouru par l'énergie afin de minimiser les pertes. Ainsi, les décisions de l'agent producteur sont basées sur le choix d'une combinaison qui minimise le trajet parcouru. En cas d'excès d'énergie, cet agent essaie de le vendre en recherchant un acheteur parmi les entités les plus proches et il augmente son rayon de recherche petit à petit tant qu'il possède un excès d'énergie. Les résultats ont montré que cette proposition réussit à minimiser les pertes énergétiques sans augmenter la facture du consommateur.

Le septième chapitre présente notre dernière contribution qui propose un algorithme d'optimisation qui peut être utilisé dans le premier et le second niveau de gestion de l'énergie. Les agents grille, consommateurs et producteurs utilisent l'algorithme proposé qui est basé sur un algorithme génétique afin d'optimiser leurs choix. En outre, une négociation au niveau de la grille est ajoutée en intégrant notre algorithme génétique modifié afin de réaliser une combinaison optimale des demandes de la grille.

A la fin de ce manuscrit, nous tirons nos conclusions et présentons les perspectives que nous avons identifiées afin d'enrichir ce travail.

Chapitre 1

Réseaux électriques intelligents

Sommaire

1.1	Introduction	9
1.2	Contraintes du système électrique unidirectionnel	11
1.2.1	Paysage énergétique et environnemental actuel	11
1.2.2	Problématiques auxquelles doit faire face le secteur énergétique	13
1.2.3	Besoin d'un réseau plus interactif	14
1.3	Evolution du système électrique : émergence du concept de smart grids	14
1.3.1	Une plaque énergétique avec plusieurs fonctionnalités	15
1.3.2	Caractéristiques et fonctionnalités des réseaux intelligents	16
1.4	Conclusion	21

1.1 Introduction

Le secteur de l'énergie a connu une croissance impressionnante au cours des quarante dernières années. Durant 38 ans, la consommation en électricité a été multipliée par 3,3 (Figure 1.1) [1], et les prochaines décennies devront connaître une croissance plus importante si les modes de consommation n'évoluent pas. Les études prévoient en effet une augmentation de la demande énergétique de 40% d'ici 2040 [11].

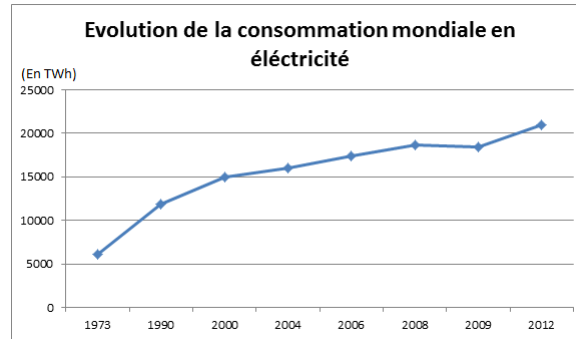


FIGURE 1.1 – Evolution de la consommation mondiale en électricité (source EDF [1])

L'augmentation de la dépendance électrique est liée à l'évolution de la population (sept milliards d'êtres humains en 2015, neuf en 2050) [12] et au développement des économies émergentes. Les énergies fossiles constituent actuellement la principale source d'énergie [13]. Cependant, elles ne cessent de décroître et ne pourront plus satisfaire, à elles seules, les futures demandes en électricité. En plus, le secteur énergétique représente un principal contributeur aux émissions de gaz à effet de serre. Selon des statistiques d'EDF (Électricité de France), les émissions des gaz toxiques liées à la consommation d'énergie arrivent en tête et présentent 25% de la totalité des émissions mondiales [1]. Pour limiter les effets néfastes du réchauffement climatique, les états se sont fixés pour objectif de favoriser l'émergence des "ressources propres" dans leur secteur d'énergie. A titre d'exemple, l'Union Européenne (UE) a adopté des objectifs dits des "3x20" visant à augmenter l'efficacité énergétique de 20%, à réduire les émissions de CO_2 de 20% et à faire passer à 20% la part de production des énergies renouvelables d'ici 2020 [5].

Pour faire face aux mutations du paysage énergétique, le système électrique a évolué vers ce qu'on appelle le "smart grid" ou le réseau électrique intelligent. Les réseaux intelligents consistent à fusionner la structure physique des réseaux actuels avec le réseau de la communication en intégrant les technologies d'information et de communication (TIC). L'intégration des nouvelles technologies de l'information et de communication rendra le réseau plus communicant tout en assurant une livraison d'électricité plus efficace, économiquement fiable et sûre [5]. Les TIC visent à optimiser toutes les mailles du réseau électrique en basse, haute et moyenne tension afin d'augmenter l'efficacité énergétique de l'ensemble du réseau. Dans l'idéal, ces ou-

tils informatiques essaient de lisser les pics de production d'énergie renouvelable (éoliennes, photovoltaïques, etc.) survenant à des heures précises de la journée.

Dans ce chapitre nous reviendrons tout d'abord sur l'architecture des réseaux électriques traditionnels. Ensuite, nous détaillerons les caractéristiques et les fonctionnalités des smart grids.

1.2 Contraintes du système électrique unidirectionnel

Cette section a pour but de présenter les ressources énergétiques actuelles et leurs effets sur l'environnement.

1.2.1 Paysage énergétique et environnemental actuel

Actuellement, les énergies fossiles représentent la part la plus importante de la consommation de l'énergie. En plus des énergies fossiles, certains pays tels que la France utilisent le nucléaire comme principale source de production de l'électricité. Les énergies fossiles (pétrole, gaz et charbon) ainsi que les énergies nucléaires, ou autrement dit les énergies non renouvelables, sont des énergies épuisables et ne se renouvellent pas. En effet, les énergies fossiles sont issues de roches formées par la fossilisation de végétaux enfouis, et stockées dans le sous-sol durant plusieurs millions d'années. Par conséquent, ces énergies sont des énergies épuisables et riches en carbone, libéré sous forme de CO_2 lors de leur combustion. En effet, la production d'énergie à partir des combustibles fossiles, en plus d'épuiser les réserves disponibles, déverse des millions de tonnes de gaz à effet de serre dans l'atmosphère. L'impact de la combustion d'énergie sur les émissions CO_2 a grandi au fil du temps. Quant au nucléaire, il laisse une empreinte profonde sur l'environnement et la nature de par les accidents qui peuvent survenir lors de son utilisation.

Selon le GIEC (Groupe Intergouvernemental d'Etude sur le Climat), le réchauffement climatique pourrait entraîner des phénomènes climatiques extrêmes de plus en plus fréquents, la hausse des températures, la fonte des glaces ou encore l'élévation du niveau des mers [14]. Un changement climatique rapide pourrait être extrêmement préjudiciable pour de nombreuses espèces végétales et animales qui verront leur milieu naturel évoluer plus vite que leur capacité d'adaptation ne leur permet. Le bouleversement du climat aurait bien entendu des conséquences considérables sur la production

agricole et sur l'économie. La lutte contre le réchauffement climatique est un des plus importants défis actuels auxquels doit se confronter l'humanité. Les conséquences du réchauffement climatique sont multiples et ont divers degrés d'impact et de réversibilité. On pourra citer entre autres que l'on peut s'attendre à une fonte des glaces aux pôles, à des phénomènes naturels extrêmes plus fréquents, à une mise en péril d'espèces animales et florales, etc. La cause principale de ce dérèglement climatique, de la perturbation des écosystèmes et l'exploitation des ressources naturelles, est très probablement l'activité humaine.

En se basant sur des études du commissariat général au développement durable en 2015 [2], les énergies non renouvelables, le pétrole, le gaz et le charbon représentaient à eux 90% du mix énergétique primaire. Cependant, la domination incontestable du pétrole s'est peu à peu atténuée au cours des dernières années, notamment au profit du gaz qui a connu une croissance soutenue. La part du charbon dans le mix énergétique primaire a, quant à elle, enregistré une légère augmentation. Enfin, les énergies alternatives (renouvelables), malgré leur progression, peinent encore à s'imposer comme de grands acteurs du secteur (Figure 1.2).

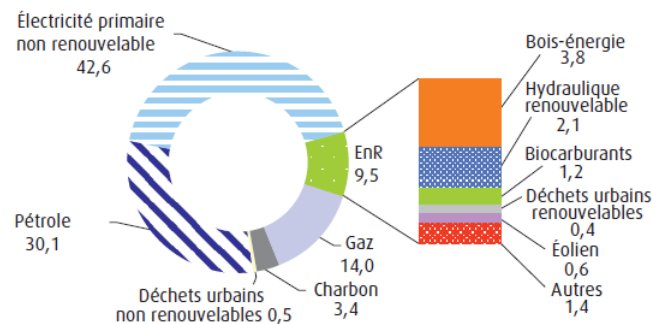


FIGURE 1.2 – Utilisation des ressources énergétiques en France durant l'année 2015 [2]

Toutefois, ces observations générales concernent des mix énergétiques et électriques globaux et ne reflètent pas les différences qui peuvent apparaître à des échelles régionales et nationales. En effet, bien que les pays de l'OCDE (Organisation de Coopération et de Développement Economique) tendent à réduire la part des énergies fossiles, l'augmentation de consommation d'énergie fortement carbonée dans les pays à économie émergente constitue un obstacle à une réduction drastique de l'utilisation de ces ressources à une échelle globale.

1.2.2 Problématiques auxquelles doit faire face le secteur énergétique

Depuis ses débuts dans le 20^{ème} siècle, la structure et l'organisation du réseau électrique ont subi une évolution très lente [15]. Les états ont développé leurs systèmes électriques à partir d'un schéma de production centralisé. Ce système électrique est décomposé en quatre sous-systèmes : la génération, le transport, la distribution et la consommation [16]. La génération a toujours été centralisée et réalisée au sein de centrales de grande capacité de production. Pour répondre à l'énorme demande énergétique, plusieurs moyens de production d'énergie sont utilisés au niveau de la production. L'ensemble de ces énergies peut être converti en deux grandes parties : (1) les énergies non renouvelables telles que les combustibles fossiles, le nucléaire, le charbon, le gaz, et (2) les énergies renouvelables telles que l'énergie éolienne, photovoltaïque, hydraulique, etc. [1, 17]. L'électricité circule du point de production jusqu'aux consommateurs par l'intermédiaire de lignes électriques aériennes ou souterraines haute tension (HT). Les lignes haute tension permettent de limiter les pertes d'énergie pour le transport de quantités importantes d'électricité sur de longues distances [3].

Une fois sur le réseau de distribution, l'électricité haute tension alimente directement les clients industriels. Pour les autres clients (particuliers, commerçants, artisans, etc.), elle est convertie en basse tension (BT) par des postes de transformation avant de leur être livrée [3]. La Figure 1.3 montre une vue globale des sous-systèmes électriques.

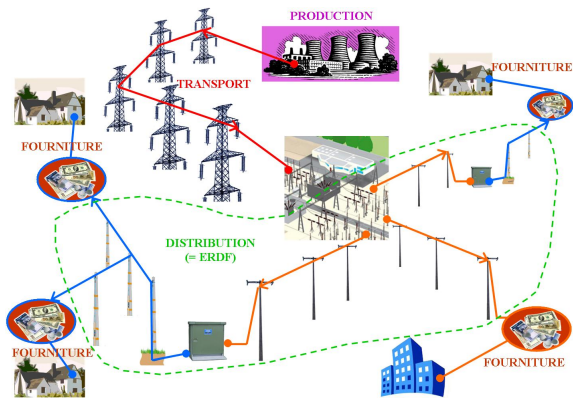


FIGURE 1.3 – Sous-systèmes du marché électrique (de [3], ENEDIS)

1.2.3 Besoin d'un réseau plus interactif

Afin de gérer le réseau électrique, il est nécessaire de procéder à des changements importants sans en perturber le fonctionnement. Cela se traduit dans le cadre de la grille¹ par la mise en place d'un réseau de capteurs et compteurs intelligents pour communiquer les données de production et consommation afin d'assurer l'équilibre entre l'offre et la demande. Le réseau électrique intelligent sera alors communicant et interactif. En France, ENEDIS, principal distributeur d'énergie, a lancé le projet Linky en 2007 afin d'équiper 35 millions de clients d'ici 2021 de compteurs intelligents [3]. Le compteur dit intelligent est un ensemble de capteurs qui permettent de fournir en temps réel la consommation énergétique d'une zone définie et permet en plus des actions de gestion en temps réel sur la consommation du foyer. L'installation du compteur Linky dans les foyers aurait des avantages pour tous les acteurs du réseau selon ENEDIS. D'une part, Linky réduirait les coûts de gestion pour les gestionnaires de réseaux. D'autre part, ces compteurs réduiraient les fraudes et les réclamations auprès des fournisseurs, et autoriseraient une diversification des offres proposées aux clients grâce à la richesse des informations supplémentaires qui seront récoltées. En ce qui concerne les producteurs, un tel équipement rendrait possible une meilleure gestion des pics de consommation et une simplification de l'installation d'énergies renouvelables. Enfin, pour les clients, les factures seront établies directement d'après leur consommation réelle. La notion de réseau plus efficace a pris une dimension planétaire et l'expression smart grid recouvre des dimensions différentes : certains y verront une solution numérique en aval du compteur et destinée majoritairement aux clients résidentiels alors que d'autres considèrent qu'il s'agit d'une vision globale, transcendant la structure actuelle du marché énergétique pour générer des bénéfices économiques, environnementaux et sociétaux pour tous. La section suivante a pour but de définir le nouveau réseau interactif communément appelé smart grid.

1.3 Evolution du système électrique : émergence du concept de smart grids

Les smart grids, littéralement réseaux intelligents, se définissent en tant que réseaux électriques capables de répondre aux nouvelles exigences du

1. Dans ce manuscrit, les termes smart grid, grille et réseau électrique intelligent seront utilisés d'une manière interchangeable.

marché électrique.

Bien qu'il n'existe pas de définition unique des smart grids, cette section a pour vocation de définir les smart grids et leurs caractéristiques pour ensuite décrire les outils et services de ces réseaux.

1.3.1 Une plaque énergétique avec plusieurs fonctionnalités

Au-delà des défis qui concernent l'ensemble du secteur énergétique, le secteur électrique est également confronté à de nouvelles contraintes : augmentation de la consommation d'électricité due aux nouveaux usages, multiplication des producteurs raccordés aux réseaux en raison de la libéralisation du marché de l'électricité, intégration des énergies de sources renouvelables intermittentes due aux nouveaux objectifs en matière d'émission de gaz à effet de serre. En même temps, le système électrique doit continuer à répondre aux exigences en termes de qualité de l'alimentation et de service, d'équilibre offre-demande et de sûreté du système électrique [5, 18]. Afin de répondre à ces exigences, le système électrique doit donc s'adapter à cette nouvelle donnée et ce sur tous les niveaux de son architecture.

Le système énergétique actuel a une architecture centralisée et permet aux flux d'énergie d'être unidirectionnels ; de la production vers la consommation (Figure 1.4). Le déploiement des smart grids accompagne la modernisation des réseaux et des infrastructures vers une architecture décentralisée. L'objectif est d'intégrer une multitude de sources d'énergies renouvelables, de toutes tailles, et de permettre de nouveaux modes d'utilisation et de stockage de l'électricité. A l'intérieur de ce réseau électrique évolué, le consommateur final disposera d'outils et de services lui permettant de connaître sa consommation et d'interagir en temps réel.

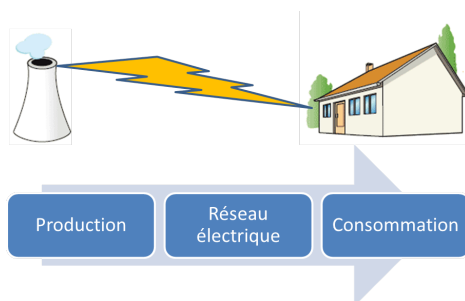


FIGURE 1.4 – Configuration électrique unidirectionnelle

Dans [15], la commission européenne définit les smart grids comme étant

des réseaux d'électricité qui visent à intégrer de manière efficiente les actions et les comportements de l'ensemble des utilisateurs qui y sont raccordés (producteurs et consommateurs) afin de garantir un système rentable et durable, présentant de faibles pertes et un niveau élevé de qualité et de sécurité d'approvisionnement.

Le déploiement des smart grids permet plusieurs avantages dus à l'interaction entre les acteurs du système électrique tout en gérant le flux d'information et d'énergie de manière bidirectionnelle. Cette interaction optimise ainsi l'utilisation des réseaux électriques en ayant une connaissance plus fine des charges. Au sein des smart grids, la circulation de l'information et de l'électricité entre les différents composants du réseau (consommateurs, compagnies d'électricité, etc.) est bidirectionnelle, ce qui permet d'harmoniser la gestion. De ce fait, ces réseaux sont en mesure de garantir une exploitation plus efficace du système (à la fois en termes d'énergies et de coûts) en vue des exigences futures [19, 20]. Les smart grids font appel à l'intelligence énergétique en associant les TIC qui devront être implémentées dans la production, le transport et la distribution d'électricité mais également chez les consommateurs [21, 22, 23]. Les systèmes communicants, en parallèle des réseaux de distribution, ainsi que l'intelligence embarquée doivent permettre un meilleur ajustement entre production et consommation d'électricité et l'intégration des énergies renouvelables [24].

Ces réseaux intelligents possèdent plusieurs caractéristiques telles que l'intégration des énergies renouvelables, des pro-consommateurs, etc. La section suivante a pour but de décrire ces caractéristiques.

1.3.2 Caractéristiques et fonctionnalités des réseaux intelligents

Dans cette partie nous exposerons les caractéristiques des smart grids.

Emergence des énergies renouvelables et notion de pro-consommateur

Par comparaison aux énergies fossiles, les énergies renouvelables sont les énergies naturelles qui se renouvellent à l'échelle humaine. En plus, elles diminuent l'émission de gaz toxiques, et par conséquent contribuent à la diminution de la pollution. Toutefois ces énergies sont intermittentes et irrégulières [25].

A la fois consommateur et producteur, le pro-consommateur désigne l'interrelation étroite entre le producteur et le consommateur. Les consomma-

teurs installent chez eux les sources de production d'énergie renouvelables (éoliennes, photovoltaïques, etc.). En outre, dans les smart grids, les consommateurs peuvent tenir compte des informations en temps réel et même s'engager dans l'achat et la vente d'énergie en ligne tout en profitant d'un environnement automatiquement ajusté à leur comportement et leurs objectifs d'économie d'énergie [26].

D'autres composants sont utilisés dans les smart grids et seront détaillés dans la partie suivante.

Composants utilisés au sein des smart grids

L'évolution recherchée vers un système plus intelligent se caractérise par une multitude de composants imbriqués de la production à la consommation. Ces réseaux ne sont plus unidirectionnels et peuvent être assimilés à une véritable plaque énergétique.

Les compteurs intelligents Les "smart-meters" ou compteurs intelligents, déjà déployés à large échelle dans certains pays, constituent une importante étape dans la mise en œuvre et le déploiement de ces réseaux intelligents. Cette technologie doit inciter les consommateurs finaux à économiser l'électricité et encourager la maîtrise de la production décentralisée. Le compteur intelligent est un dispositif de comptage avancé et son principal rôle est le suivi en détail et en temps réel de la consommation électrique d'un consommateur (un bâtiment, une entreprise, un habitat, etc.). En outre, un compteur intelligent est communicant et pourra transmettre par différents canaux (Internet, etc.) les informations recueillies. Le déploiement des smart-meters devrait permettre de mieux connaître les postes de consommation électrique et aider donc à faire réduire les factures électriques. Le suivi en temps réel aide à la facturation de l'énergie, mais aussi à la facturation distinguée en fonction de la demande en électricité (pics de consommation) [27].

On peut conclure que les compteurs intelligents sont donc un des leviers de la transformation des réseaux de distribution électrique en réseaux intelligents.

Les batteries Le caractère intermittent des énergies renouvelables rend difficile l'équilibrage de l'offre et de la demande, alors que c'est essentiel pour le bon fonctionnement du réseau électrique. Les dispositifs de stockage² d'énergie représentent une des solutions palliant l'aspect aléatoire

2. Dans ce manuscrit, les termes batterie, dispositifs de stockage et stockage sont utilisés d'une manière interchangeable.

de la production renouvelable. Ils peuvent lisser les variations dans la production et la demande et simplifier grandement le fonctionnement de la grille [28]. Dans un contexte opérationnel, le stockage de l'énergie est utilisé pour stocker le surplus d'électricité afin de le réinjecter lors des périodes de faible production et/ou de forte consommation. D'un point de vue financier, le stockage d'énergie est traité comme un instrument d'arbitrage : il se charge lorsque les prix d'énergie de la grille sont faibles et se décharge lorsque ces prix sont élevés [29]. Il existe plusieurs types de dispositifs de stockage d'énergie : mécanique, thermo-dynamique, électrochimique et électromagnétique ; chacun avec ses propres caractéristiques. Les caractéristiques des batteries sont présentées dans la Figure 1.5 et comprennent la taille de la batterie, la vitesse limite de charge et de décharge du stockage, la profondeur de décharge, la température et l'état de santé de la batterie [29]. Dans les zones résidentielles, le stockage d'énergie est pratiquement synonyme de batteries. En raison de la popularité des véhicules hybrides rechargeables émergents, la batterie d'un PHEV ("Plug-in Hybrid Electric Vehicle") peut être traitée comme un stockage d'électricité temporaire pour les consommateurs résidentiels. Dans les futurs systèmes de transport intelligent, les véhicules seront équipés d'unités spéciales leur donnant la capacité de communiquer en sans-fil. En outre, il est prévu que les véhicules électriques prennent une partie importante du marché du futur.

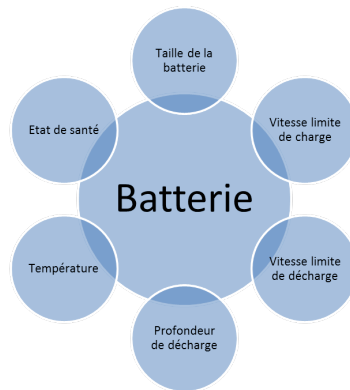


FIGURE 1.5 – Caractéristiques d'une batterie

Un véhicule électrique est un véhicule dont la propulsion est assurée par un moteur fonctionnant exclusivement à l'énergie électrique. Ce type de véhicules a pour intérêt de réduire la pollution locale dans les zones urbaines, de décroître les émissions de gaz à effet de serre qui accentuent le

réchauffement de la planète, de diminuer les consommations de carburant et de diversifier les approvisionnements énergétiques [30]. Il existe plusieurs types de véhicules électriques : le véhicule tout électrique (ou à batterie), le véhicule hybride (ou électrique à autonomie prolongée), le véhicule hybride rechargeable (ou véhicule hybride plug-in) et le véhicule à pile à combustible.

Le déploiement à grande échelle des véhicules électriques pourrait avoir un effet considérable sur la courbe de charge, particulièrement en période de pointe, si les recharges des véhicules n'étaient pas correctement réparties dans le temps. Le développement du véhicule électrique suivant un modèle de "Grid-to-Vehicle (G2V)" était dans le but de minimiser les risques d'augmentation des pics de consommation qui est un modèle qui permet à un véhicule électrique de contrôler sa charge. Le G2V permettrait de pallier les risques d'augmentation des pics de consommation mais mènerait toutefois à accroître la consommation totale d'électricité. D'autre part, le déploiement des véhicules électriques est fortement contraint aujourd'hui par leur coût d'investissement. A cette première barrière viennent s'ajouter les problématiques d'autonomie et d'acceptabilité. Pour faire face aux problèmes cités, les infrastructures de recharge doivent être développées en nombre suffisant pour pouvoir intégrer le véhicule électrique d'où le concept de "Vehicle-to-Grid(V2G)". Le V2G consiste en un échange bidirectionnel d'énergie entre le véhicule et le réseau [31]. Les véhicules n'étant utilisés en moyenne que 4% du temps sur une journée, un véhicule électrique, durant le temps restant, pourrait constituer un moyen de stockage supplémentaire pour les réseaux électriques.

Les centrales virtuelles de production (VPP) La Centrale Virtuelle de Production ou VPP ("Virtual Power Plant") est définie par une agrégation de petites unités de production décentralisées utilisant des sources d'énergie différentes. La VPP est un concept qui combine la production décentralisée et le stockage. Il s'agit donc d'une représentation plus flexible des unités décentralisées qui peut être utilisée pour réaliser des contrats sur les marchés de gros. Ainsi, le fonctionnement de chaque unité de production est optimisé en tenant compte de l'ensemble de la VPP pour maximiser les opportunités de production et de revenus. Cette mobilisation de production d'énergie décentralisée permet donc aux producteurs indépendants de s'intégrer dans le marché de l'électricité. Ce concept de centrale virtuelle rend les unités de production décentralisées visibles pour les opérateurs de réseaux et constitue une structure qui permet aux agrégateurs

d'intégrer la production décentralisée [32, 33]. Ce type d'agrégation de petites unités de production décentralisée pourrait également, à terme, venir concurrencer les unités de production centralisée actuelles.

Les microgrids Un microgrid est un système électrique de basse ou moyenne tension qui intègre les énergies renouvelables comme une ressource d'énergie primaire, des systèmes de stockage intelligents. Les microgrids peuvent donc représenter la meilleure façon d'intégrer les ressources renouvelables et permettre la participation des consommateurs dans le marché de l'électricité [34]. Les microgrids visent donc à améliorer la production d'énergie et à l'offrir aux consommateurs locaux tout en maintenant une infrastructure électrique plus stable [35]. Ils peuvent être utilisés dans deux modes : (1) connecté au réseau, ou (2) de manière isolée [35].

Après avoir décrit les composants utilisés au sein des smart grids, le paragraphe suivant a pour but de résumer les architectures de communication dans ces derniers.

Architectures et technologies de communication dans les smart grids

Le smart grid est un réseau de réseaux, dans lequel les systèmes et les sous-systèmes sont connectés pour fournir les services entre les différentes entités intelligentes du système. Au sein de chaque réseau du smart grid, une structure composée de différents types de réseaux tels que les HAN ("Home Area Networks"), les BAN ("Building Area Networks"), les IAN ("Industrial Area Networks"), les NAN ("Neighborhood Area Networks"), les FAN ("Field Area Networks") et les WAN ("Wide Area Networks") est mise en œuvre [36].

Les WAN sont les réseaux étendus qui fournissent la communication entre les backbones des réseaux intelligents et couvrent une longue distance à partir du centre de contrôle pour les NAN/FAN. Les réseaux étendus WAN permettent la communication avec les appareils d'automatisation et de distribution, en utilisant diverses technologies de communication telles que les technologies filaires (fibre optique) ou les technologies non filaires qui peuvent être également utilisées à cause de leur couverture étendue et de leur haut débit [36, 37].

Les NAN, nommés également FAN, sont des réseaux qui gèrent les informations entre les réseaux étendus et les réseaux locaux. Ces réseaux utilisent les communications filaires ou sans fil et collectent puis prennent en charge les informations des clients appartenant au même quartier ou à une même

entreprise. En outre, la zone de couverture des réseaux NAN/FAN dépend des applications.

Les HAN, BAN et IAN permettent la communication entre les NAN/FAN et les appareils électriques. En plus, ces réseaux communiquent avec divers appareils intelligents (les appareils électroménagers, les stations de gestion de l'énergie, les sources d'énergie, etc.) et se connectent à un réseau de services publics via des compteurs intelligents ou d'autres appareils. Ces réseaux ont pour rôle de prendre en charge divers services énergétiques comme le contrôle de la charge et la tarification en temps réel. Les exigences en matière de communication principale se caractérisent par une faible consommation électrique, un faible coût, une structure simple et une communication sécurisée.

Dans le réseau électrique intelligent, plusieurs protocoles peuvent être utilisés pour la communication au sein de ces réseaux. Dans certains cas, les communications sans fil ont des avantages par rapport aux technologies filaires, telles que le faible coût des infrastructures et la facilité de connexion aux zones difficiles ou inaccessibles. Cependant, la nature de la voie de transmission peut entraîner l'atténuation du signal. D'autre part, les solutions filaires n'ont pas de problèmes d'interférences et leurs fonctions ne dépendent pas de piles, ce qui est souvent le cas des solutions sans fil [15].

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement présenté le fonctionnement et l'architecture du réseau électrique, ainsi que les nouveaux concepts qui y seront ajoutés pour le faire évoluer vers un réseau intelligent. Nous avons exposé les caractéristiques de ce réseau et avons passé en revue les outils qui sont nécessaires à son déploiement tels que les compteurs intelligents, les batteries, etc. ainsi que diverses technologies de communication. Enfin, dans le prochain chapitre nous allons détailler le problème rencontré avec l'intégration des ressources énergétiques renouvelables et les outils tels que les systèmes de stockage intelligents qui permettent une meilleure intégration de ces ressources dans le réseau électrique.

Chapitre 2

Gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents : Définitions et objectifs

Sommaire

2.1	Introduction	24
2.2	Désagrégation de la demande énergétique	24
2.3	Intégration des énergies renouvelables dans les smart grids	26
2.3.1	Energies renouvelables utilisées dans les smart grids	26
2.3.2	Avantages et problèmes des énergies renouvelables	27
2.4	Satisfaction des demandes énergétiques	28
2.4.1	Définition de la gestion de l'énergie dans les smart grids	28
2.4.2	DR : un programme de gestion de l'énergie dans les smart grids	29
2.5	Systèmes de stockage intelligents	31
2.5.1	Définition et caractéristiques des systèmes de stockage intelligents	31
2.5.2	Les différents types de systèmes de stockage	32
2.6	Objectifs de la gestion de l'énergie	34
2.7	Conclusion	35

2.1 Introduction

L'introduction croissante dans les smart grids des énergies renouvelables et les changements de mode de vie avec l'apparition, par exemple, des véhicules électriques, des panneaux solaires, etc. bousculent la chaîne énergétique et impliquent une évolution progressive du réseau électrique à tous les niveaux. Vue la diversité des sources de productions et afin d'effectuer un choix pertinent entre ces sources et d'encourager les consommateurs à adopter une consommation intelligente, les chercheurs se sont intéressés à la gestion d'énergie dans les smart grids.

Dans le but d'adapter l'offre à la demande, les smart grids vont mettre en place la gestion de l'énergie qui a pour rôle d'optimiser le coût qu'incombe aux utilisateurs et de bénéficier de toute la quantité d'énergie renouvelable produite. La mise en œuvre des programmes de gestion de l'énergie dans les smart grids devra permettre de diminuer la consommation énergétique totale et de piloter des composantes spécifiques telles que les compteurs intelligents et les pro-consommateurs.

Ce chapitre est consacré à l'analyse du contexte de la gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents afin de mettre en évidence les problématiques que pose l'intégration des énergies renouvelables.

2.2 Désagrégation de la demande énergétique

Afin de pouvoir représenter au mieux les différents programmes de gestion de l'énergie, la demande électrique a été désagrégée en quatre secteurs : (1) le secteur industriel, (2) le secteur résidentiel et tertiaire, (3) le secteur du transport et (4) le quatrième secteur regroupant tout ce qui reste (agricole, etc.). Au niveau mondial (Figure 2.2), la demande électrique est largement dominée par le secteur résidentiel et tertiaire qui représente 40% de la consommation totale de l'énergie. En outre, ce secteur représente 69% de la consommation totale de l'énergie en France selon EDF [1] (Figure 2.2). Afin d'évaluer les apports potentiels de gestion de l'énergie, les différents secteurs ont été désagrégés suivant les usages qui leur sont propres. D'où, l'intérêt porté dans cette thèse pour le secteur résidentiel, qui constitue le principal poste de demande.

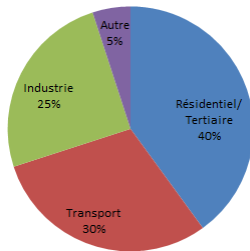


FIGURE 2.1 – Répartition de la consommation mondiale d'électricité (inspiré de [4])

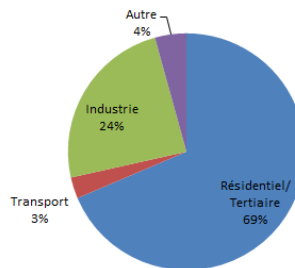


FIGURE 2.2 – Répartition de la consommation d'électricité en France (inspiré de [1])

Secteur résidentiel En France, le secteur résidentiel et tertiaire représente 69% de la consommation électrique (Figure 2.2). Un bâtiment peut être à usage tertiaire (commerces, bureaux, écoles, hôpitaux), à usage résidentiel ou mixte. Le secteur résidentiel peut être défini comme l'ensemble des locaux à vocation de logement qui n'appartiennent pas au secteur tertiaire, et qui peut ensuite se diviser en trois catégories qui se distinguent par le type d'occupation du logement : résidence principale, résidence secondaire et logements vacants, catégories au sein desquelles on distingue usuellement les maisons individuelles et les immeubles collectifs. Le périmètre du secteur résidentiel ainsi défini, pose ensuite la question des consommations énergétiques des ménages à lui associer. En effet, l'énergie nécessaire aux activités des ménages peut être consommée directement au sein des logements ou en dehors, soit directement par les ménages soit indirectement par les entités produisant les biens et services consommés par ces ménages. Les consommations d'énergie sont dites directes quand elles sont consommées par le ménage et indirectes quand elles le sont en amont de la chaîne de production de biens et de services. Par ailleurs, il est important de noter que la consommation d'électricité peut être rattachée aux consommations directes et indirectes suivant l'objet d'étude. En effet, celle-ci est principalement issue de la transformation d'énergies primaires (gaz, pétrole, charbon, Uranium enrichi et bois) en une énergie transportable et commercialisable. Ainsi, l'électricité est un vecteur d'énergie pour lequel il est possible de comptabiliser soit l'énergie consommée à son origine, auquel cas cette consommation est en dehors du secteur résidentiel et peut être considérée comme indirecte, soit l'électricité à son stade final, c'est-à-dire celle mesurée aux compteurs des particuliers, auquel cas cette consommation est à l'intérieur du secteur

résidentiel et peut donc être considérée comme directe.

L'objet de notre étude étant d'évaluer dans quelle mesure la solution des smart grids peut contribuer à la gestion de l'énergie, la section suivante a pour but d'analyser les différentes sources d'énergies renouvelables intégrées à la nouvelle génération des réseaux électriques.

2.3 Intégration des énergies renouvelables dans les smart grids

En résumé, cette section a pour but de mettre en évidence les avantages et les inconvénients majeurs du déploiement des énergies renouvelables. Par comparaison aux énergies fossiles, les énergies renouvelables sont les énergies naturelles qui se renouvellent à l'échelle humaine et qui diminuent l'émission des gaz toxiques, d'où la diminution de la pollution. Par contre, ces énergies sont intermittentes et irrégulières [25]. Dans la première sous-section, on introduira les différents types d'énergies renouvelables utilisées dans les réseaux électriques tandis que la seconde sous-section présentera les avantages et les problèmes rencontrés avec ces énergies renouvelables.

2.3.1 Énergies renouvelables utilisées dans les smart grids

Les réseaux électriques actuels ont été conçus pour transporter l'énergie des grosses centrales productrices aux consommateurs. L'architecture du système électrique a donc commencé à évoluer avec un nombre croissant d'installations renouvelables. Dans ce qui suit, sont données les énergies renouvelables [38] :

L'énergie solaire : l'énergie solaire peut être représentée sous forme d'énergie thermique ou sous forme d'énergie photovoltaïque. Les énergies thermiques captent le rayonnement solaire pour augmenter la température d'un objet alors que les énergies photovoltaïques transforment les rayonnements solaires en électricité à l'aide de l'effet photo-électrique.

L'énergie éolienne : l'énergie éolienne utilise les énergies mécaniques produites par les mouvements de différentes masses d'air.

L'énergie hydraulique : l'énergie hydraulique transforme les énergies de l'eau en énergies mécaniques utilisées pour produire de l'électricité.

La biomasse : la biomasse désigne l'ensemble des matières organiques d'origine végétale, animale ou fongique, qui sont des sources

d'énergies par combustion ou transformation chimique. La biomasse est une énergie renouvelable à condition que la quantité d'énergie produite excède la quantité d'énergie utilisée pour la produire.

La géothermie : la terre possède en son centre un noyau d'une température supérieure à 5000 °C produisant une quantité de chaleur importante grâce à une radioactivité naturelle.

Ces énergies renouvelables sont peu polluantes mais possèdent quelques inconvénients tels que leur disponibilité irrégulière et discontinue.

2.3.2 Avantages et problèmes des énergies renouvelables

Dans la dernière décennie, les innovations technologiques et les évolutions économiques et environnementales ont suscité un gain d'intérêt pour la production décentralisée [39, 40]. L'étude de Pepermans *et al.* [39] met en exergue plusieurs facteurs qui ont conduit à l'utilisation des énergies décentralisées tels que la libéralisation du marché d'électricité qui a permis la création de nouveaux acteurs de production et de commercialisation de l'énergie. Les ressources distribuées peuvent être installées du côté du client [41] et comprennent les énergies renouvelables telles que l'énergie éolienne, l'énergie photovoltaïque, etc. [42]. La Figure 2.3 représente un exemple qui montre l'intégration des énergies renouvelables au sein des ménages. La particularité des énergies renouvelables réside dans la non diminution de leurs ressources après utilisation de cette dernière à une échelle humaine [43].

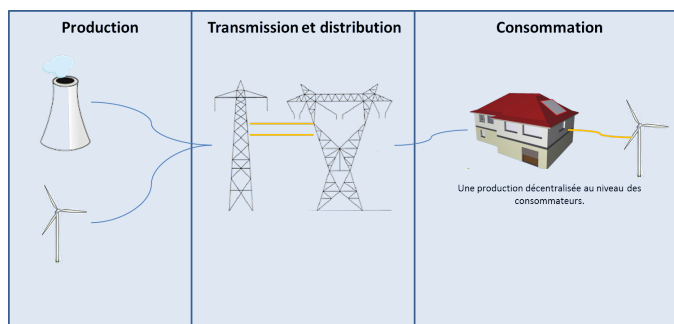


FIGURE 2.3 – Illustration de la production décentralisée

Cependant, l'intégration importante des énergies renouvelables dans les réseaux électriques pose plusieurs problèmes d'ordre technique, surtout pour les gestionnaires de réseaux. Le premier problème se résume dans la localisation des installations de production. En effet, l'insertion de la production

décentralisée conduit à un fonctionnement bidirectionnel des réseaux traditionnellement conçus pour acheminer l'énergie que dans un seul sens. En revanche, lorsque le taux de pénétration des énergies renouvelables augmente, des déséquilibres peuvent survenir [5], ce qui pose un autre problème concernant la gestion des moyens de production intermittents dans le système électrique. Ce problème d'intermittence touche de nombreuses sources renouvelables, et se définit dans un système électrique qui utilise les énergies renouvelables par la différence entre la production et la consommation. L'intermittence et le caractère non pilotable et le besoin de gestion de l'équilibre production/consommation à la maille locale constituent de vrais défis pour les gestionnaires de réseau de distribution et imposent une évolution de la gestion du système électrique.

Le but de notre travail est d'utiliser un système qui fournit les besoins en temps réel aux consommateurs et qui résout le problème d'intermittence de l'énergie en minimisant les coûts d'achat et les pertes énergétiques. Pour continuer à favoriser l'implantation de générateurs d'énergies renouvelables et amorcer ainsi l'ébauche d'une transition énergétique, une gestion plus intelligente des sources de production et des consommations doit être envisagée. La gestion de l'énergie ne vise pas à réduire la consommation énergétique des consommateurs, mais à ajuster la consommation, le stockage et l'achat de l'énergie. La section suivante a pour but de souligner les points importants de la gestion de l'énergie dans les smart grids.

2.4 Satisfaction des demandes énergétiques

Dans cette section, nous revenons sur l'intérêt récent suscité par la gestion de l'énergie (DR : "Demand Response") au sein des smart grids pour l'intégration des énergies renouvelables et décentralisées, et nous décrivons ensuite les outils de DR destinés aux secteurs résidentiel et tertiaire.

2.4.1 Définition de la gestion de l'énergie dans les smart grids

La gestion de l'énergie constitue l'un des enjeux clés liés au développement des réseaux intelligents. On opère ici une différenciation entre les concepts de maîtrise de la demande (MDE) et de gestion de l'énergie à travers des programmes de DR. Tous deux répondent à une notion d'efficacité énergétique, mais leurs modalités d'application et impacts respectifs sont à distinguer. La MDE a pour objectif de diminuer la demande énergétique,

moyennant un certain coût. Il s'agit par exemple de recourir à des travaux de rénovation et d'isolation du logement, de remplacer les équipements énergétiques par des équipements moins gourmands, etc.

La DR revêt une dimension résolument orientée vers les usages électriques, en mesure d'être modifiés en fonction des évolutions du prix de l'énergie ou des contraintes d'exploitation. La DR est elle-même un terme général sous lequel on regroupe plusieurs mesures comme les tarifications dynamiques ou les programmes incitatifs ("incentive-based") de gestion de l'énergie. Selon [44, 45], un programme de DR se réfère à toute méthode envisageable pour apporter une incitation économique à un consommateur, qui reflète de manière plus précise le prix des marchés de gros et dépend de la possibilité de faire varier le prix de détail sur du court terme. Au-delà de son effet sur les marchés de gros, l'activation de la demande peut également faciliter les activités des gestionnaires de réseaux en participant davantage aux mécanismes d'ajustement et au marché des services systèmes. En matière de réglementation, certaines dispositions ont été prises pour favoriser le développement de DR.

2.4.2 DR : un programme de gestion de l'énergie dans les smart grids

Afin de continuer à favoriser l'intégration du renouvelable, les réseaux doivent être gérés de manière plus réactive et respectueuse des contraintes d'équilibre. Le contrôle des flux d'énergie est au cœur de la gestion des smart grids. Une gestion des consommations au moyen de charges programmables ou délectables apparaît comme une solution efficace à la maîtrise des flux à travers le DR.

Dans les réseaux électriques actuels, la demande énergétique est de nature stochastique [28]. Dans les réseaux intelligents du futur, l'intermittence de production causée par l'utilisation à grande échelle des énergies de nature renouvelable déplacera le caractère incertain vers le niveau de production [5] et plusieurs programmes de gestion spécifiques de l'énergie seront adoptés. La DR permet la participation des consommateurs dans les marchés de l'électricité et ses programmes changent l'utilisation électrique des utilisateurs finaux pour répondre aux variations de prix durant la journée [46, 47, 48, 49, 50]. En outre, la DR est une solution pour lisser les demandes énergétiques et surtout en heures de pointe ou lorsque la fiabilité du système est compromise permettant aussi la réduction du coût de l'énergie. En d'autres termes, les programmes de DR, ont pour but de moduler la charge énergétique en (1) décalant les charges vers les heures creuses ce

qui peut réduire le confort des utilisateurs, (2) écrêtant les pointes ou (3) remplissant les creux [46, 48]. En effet, les technologies de DR aident à la surveillance active et au contrôle dynamique de la consommation d'électricité. Ces technologies comprennent les compteurs intelligents qui sont l'un des exemples les plus connus dont le rôle consiste à mesurer les prix dans un intervalle de temps précis et d'envoyer ces mesures aux consommateurs afin de réduire et/ou de modifier l'utilisation durant les périodes de pointe. En outre, les compteurs intelligents permettent également de délivrer de nouvelles informations que peuvent utiliser les fournisseurs d'électricité. Cette information pourra être présentée aux consommateurs par l'intermédiaire de dispositifs d'affichage à la maison, qui aident les consommateurs à suivre et comprendre leur consommation d'énergie. Ainsi, le déploiement du DR et les technologies des réseaux intelligents peuvent conduire à des niveaux d'efficacité énergétique plus élevés et plus durables.

L'efficacité énergétique se réfère généralement à des dispositifs qui offrent un niveau important de sorties en utilisant moins d'énergie. L'efficacité énergétique se concentre habituellement sur la réduction de la consommation globale d'énergie, pas seulement à certains moments. La DR améliore l'efficacité globale du système d'électricité, mais diffère de l'efficacité énergétique traditionnelle en ce qu'elle est plus dynamique et contrôlable, ce qui signifie qu'elle peut être utilisée pour répondre à la demande croissante.

Selon la littérature, certaines préoccupations découragent les consommateurs de participer aux programmes du DR. Ces problèmes peuvent être résumés par [47] : (1) l'incertitude du prix (2) la viabilité économique de la participation à un programme de DR.

Dans cette thèse, nous cherchons à augmenter le confort des consommateurs, la gestion de l'énergie en ce qui nous concerne, ne vise pas à réduire la consommation énergétique. Dans la littérature, nous pouvons trouver de nombreuses définitions de la gestion de l'énergie mais en se basant sur les définitions données dans [29, 51, 52, 53], nous avons pu créer notre propre définition de la gestion de l'énergie qui est la suivante : "La gestion de l'énergie est définie comme un ensemble de stratégies et de fonctions qui peuvent ajuster et optimiser l'utilisation de l'énergie. Ces fonctions augmentent l'efficacité énergétique et permettent de coordonner les sources d'énergie. En outre, la gestion de l'énergie est le processus d'observation, de contrôle et de conservation de la consommation d'électricité dans un bâtiment, un quartier, etc., qui devrait être en mesure d'optimiser les coûts et de minimiser le risque de perte de l'excès de production".

Plusieurs outils tels que les systèmes de stockage intelligents jouent un rôle important dans la gestion de l'énergie. Nous allons présenter, dans la sec-

tion suivante les systèmes de stockage pour surligner leur importance dans les systèmes de gestion de l'énergie au sein des smart grids.

2.5 Systèmes de stockage intelligents

Cette section est consacrée à la présentation des systèmes de stockage intelligents et à la description de leur rôle dans la gestion de l'énergie dans les smart grids.

2.5.1 Définition et caractéristiques des systèmes de stockage intelligents

Pour augmenter l'efficacité des énergies renouvelables (solaire, éolienne, photovoltaïque, etc.) dans le réseau, il est important de développer des systèmes de stockage afin de gérer les pics de production des énergies renouvelables. Le stockage de l'énergie est un moyen bien connu d'ajustement de la consommation en ajoutant un degré de liberté supplémentaire pour contrôler les profils de puissance en fonction du bilan consommation/production. Ainsi, le stockage de l'énergie est défini comme étant le moyen qui aide à placer une quantité d'énergie dans une batterie afin de l'utiliser dans un temps futur. L'intégration des systèmes de stockage de l'énergie est importante afin de valoriser les énergies alternatives, sûres et renouvelables, mais par nature intermittentes. Les technologies de stockage sont nombreuses, chacune d'entre elles a ses propres caractéristiques et peuvent, en fonction de leurs caractéristiques, aider de différentes manières à la gestion de l'énergie dans les smart grids [54]. Le recours aux systèmes de stockage est l'une des solutions complémentaires qui visent à réduire l'utilisation nécessaire d'énergie en moyenne durant les pointes de consommation [55, 56]. En outre, le déploiement du stockage aurait de multiples avantages tels que [54, 55, 56] : (1) le gain environnemental lié au déploiement à grande échelle d'énergie verte (2) l'indépendance vis-à-vis des ressources fossiles qui pourra amener à un avantage économique sur le long terme (3) la disponibilité du stockage à un coût compétitif et à grande échelle qui pourra donc être un facteur clé pour répondre à l'augmentation de la pénétration des énergies renouvelables et à la variabilité de la demande. Au niveau de la consommation, l'ajout d'un système de stockage favoriserait la possibilité d'effacement des pics de consommation. De plus, le stockage pourrait notamment contribuer à une meilleure intégration de la production renouvelable intermittente en stockant les surplus d'électricité afin de les réinjecter lors des périodes de faible production et/ou de forte consommation et également contribuer à

diminuer la dépendance aux énergies fossiles [55, 56].

L'utilité du stockage de l'électricité ne fait plus débat aujourd'hui, plusieurs problématiques devront être résolues avant que celui-ci ne soit déployé à grande échelle ; quelles sont les technologies les plus prometteuses ? Quel sera le modèle économique du stockage d'électricité ? Les réponses à ces questions seront présentées dans le paragraphe suivant.

2.5.2 Les différents types de systèmes de stockage

La situation actuelle des systèmes de stockage d'énergie électrique est caractérisée par : a) l'utilisation commune de stockage qu'il s'agisse d'une grande pompe hydraulique ou de petites batteries et d'autres appareils, b) les nouvelles technologies disponibles sont au stade de prototype, c) les outils de planification pour aider à la compréhension des dispositifs de stockage ne sont pas reconnus et d) l'intégration du système ainsi que l'électronique de puissance doivent être améliorées [57]. Les dispositifs de stockage d'énergie devraient notamment résoudre l'aspect aléatoire de la production de l'énergie. Ils peuvent lisser les variations dans la production et la demande et peuvent grandement simplifier le fonctionnement de la grille [28]. Dans un contexte opérationnel, le stockage de l'énergie est utilisé pour stocker le surplus d'électricité. Du point de vue de la finance, le stockage d'énergie est traité comme un instrument d'arbitrage : il se charge lorsque les prix d'énergie de la grid sont faibles et se décharge lorsque ces prix sont élevés [29]. Dans les zones résidentielles, le stockage d'énergie est pratiquement synonyme de batteries [58].

Aujourd'hui, les recherches sur le sujet du stockage sont légion telles que les recherches présentées dans Colak *et al.* [59], Venkataramani *et al.* [60] et Déde *et al.* [61]. En témoignent les nombreux travaux lancés tant à l'échelle française qu'à l'échelle européenne, plusieurs appels à projets autour de plusieurs modes de stockage de l'énergie (électrochimique, thermique, mécanique, magnétique, pneumatique, etc.) sont présentés au niveau européen et introduisent le stockage dans la gestion de l'énergie, aussi bien au niveau de l'habitat que des sites industriels et des réseaux intelligents [57]. En France, les entreprises et les particuliers ont le droit de produire de l'électricité et de la stocker, mais ce uniquement pour leur propre usage. Ils peuvent l'injecter dans le réseau, en la revendant à EDF mais cette législation est susceptible d'évoluer dans le cadre de l'émergence des smart grids. Au niveau français, le stockage est également considéré comme un élément clé à prendre en compte dans les années à venir et de nouvelles solutions de stockage sont expérimentées dans les différents démonstrateurs : Millener

[62], Nice Grid [63], Pégase [64], les batteries de véhicules Autolib de Bolloré [65], etc. Huit acteurs sont unis en 2012 pour réaliser le projet de stockage de l'énergie nommé Venteea qui a été présenté et retenu dans le cadre de l'appel à manifestation d'intérêt du programme "Réseaux Électriques Intelligents" lancé par l'État et l'ADEME en 2011 [66]. Le premier démonstrateur de ce projet a vu le jour en 2015 dans l'Aube où une très grande batterie a été reliée à deux parcs éoliens au Sud de Troyes. En effet, ENEDIS, Schneider Electric et Saft constituent le consortium à la tête de l'installation de cette batterie dite intelligente car elle a la capacité de s'adapter aux pics croissants ou décroissants de l'approvisionnement grâce à un système de pilotage énergétique qui communique avec le réseau électrique. Un autre projet de stockage d'énergie par batterie (BESS) est réalisé par Saft qui s'est joint à Alstom en 2013 pour mettre en œuvre une solution de stockage d'énergie qui inclut également un système de gestion d'énergie intelligente développée par Alstom, MaxSine TM eStorage, permettant de gérer le flux d'électricité en fonction des besoins du réseau ou la stocke dans la batterie fournie par Saft [67]. Finalement, la société américaine Tesla Motors, constructeur de véhicules électriques, lance une batterie lithium-ion baptisée "PowerWall" [68]. Le PowerWall est une batterie qui stocke l'énergie solaire et met à disposition cette électricité au moment de manque de production.

En effet, les travaux de recherche et de développement en cours visent à améliorer les performances techniques et économiques des technologies de stockage d'énergie. Il s'agit notamment, d'une part, de réduire les pertes d'autodécharge des volants d'inertie et des super-capacités et, d'autre part, d'augmenter la durée de vie de la batterie [28, 69, 70].

En raison de la popularité des véhicules hybrides rechargeables, la batterie d'un PHEV peut être considérée comme un stockage d'électricité temporaire pour les consommateurs résidentiels [71]. L'arrivée des véhicules électriques est un élément clé de la gestion des réseaux électriques intelligents. Le véhicule électrique pourrait donc représenter une capacité additionnelle de stockage de l'énergie et il sera donc possible, pendant les périodes où les véhicules électriques seront branchés au réseau d'utiliser leur capacité de stockage pour servir les consommateurs et surtout pendant les heures creuses. Il s'agit du "Vehicule-to-Grid" ou V2G qui utilise la batterie du véhicule électrique comme un stockage mobile. Par ailleurs, l'état du système électrique devra être pris en compte lors de la charge ou de la décharge du véhicule. En effet, la recharge d'un véhicule électrique lors des pointes de consommation, en hiver à 19 heures, constituerait une difficulté supplémentaire pour l'équilibre du système électrique. La Figure 2.4 représente l'intégration du véhicule électrique dans le réseau.

Les véhicules électriques présents dans l'industrie automobile sont : les véhicules électriques purs (Electric Vehicles-EVs) ; les véhicules électriques hybrides (Hybrid Electric Vehicle-HEVs) ; les véhicules électriques hybrides rechargeables (Plug-in Hybrid Electric Vehicles-PHEVs) ; les véhicules électriques dotés d'une Pile à Combustible (PAC) (Fuel Cell Vehicles-FCVs) et les véhicules électriques à PAC rechargeables sur les réseaux électriques (Plug-in Fuel Cell Vehicles-PFCVs) [72].

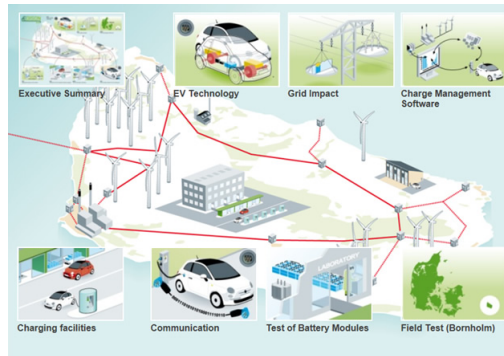


FIGURE 2.4 – Illustration de l'intégration du véhicule électrique dans le réseau [5]

Afin de réaliser une meilleure gestion de l'énergie dans les smart grids en intégrant les systèmes de stockage intelligents, plusieurs objectifs doivent être satisfaits. La section suivante a pour but de présenter ces objectifs.

2.6 Objectifs de la gestion de l'énergie

Afin d'intégrer efficacement les énergies renouvelables dans le système électrique, la gestion de l'énergie offre plusieurs perspectives d'économies sur des horizons de long et court terme. Par ailleurs, les centrales assurant la production de l'énergie sont des ressources de production non renouvelables, plus émettrices de gaz toxiques tel que le CO_2 . La gestion de l'énergie devrait donc contribuer à diminuer les émissions des gaz toxiques. A court terme, les objectifs de la gestion de l'énergie sont définis comme suit :

- Réduire la facture énergétique des consommateurs : la modulation de la demande devrait permettre de limiter les variations horaires du coût marginal de production, et donc du prix de l'électricité.
- Résoudre le problème d'intermittence des énergies renouvelables : la gestion de l'énergie devrait permettre d'équilibrer production et

consommation sur le réseau électrique qui intègre les producteurs d'énergie renouvelable intermittente.

- Réduire l'utilisation de la grille en heures de pointe : la gestion de l'énergie devrait permettre de minimiser l'accès à la grille durant les heures qui sont prédites comme heures de pointe. Cette minimisation se fait en utilisant des systèmes de stockage qui agrègent l'énergie renouvelable en excès et qui stockent l'énergie de la grille durant les périodes où l'utilisation de la grille est faible.

A plus long terme, le recours à ces centrales de pointe pourrait être réduit en raison de leur remplacement partiel grâce à la gestion de l'énergie. Ainsi, certains des investissements nécessaires dans des capacités de pointe, utilisés uniquement sur des périodes restreintes de l'année, pourront être diminués. Finalement, les informations récupérées et échangées au sein des entités du smart grid contribuent à la gestion de l'énergie car ces informations rendent le réseau suffisamment autonome pour une prise de décision décentralisée. En outre, l'agrégation de ces données sur un intervalle de temps précis a pour objectif de prédire l'état de consommation et de production du système pour pouvoir assurer une meilleure optimisation du coût de l'énergie.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit l'ensemble des stratégies de gestion de l'énergie tel qu'il est implémenté dans les smart grids. En plus, nous avons décrit les outils qui servent à une meilleure gestion de l'énergie tels que les systèmes de stockage. En plus, nous avons détaillé les objectifs de cette thèse. Dans le prochain chapitre, nous détaillons les solutions présentées dans la littérature pour une meilleure gestion de l'énergie.

Chapitre 3

Gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents : Solutions existantes et besoins

Sommaire

3.1	Introduction	37
3.2	Les outils utilisés pour la gestion de l'énergie	38
3.2.1	Les systèmes multi-agents (SMA)	38
3.2.2	Prédiction de l'énergie et stratégies de contrôle en temps réel pour la gestion de l'énergie sans SMA	44
3.2.3	Algorithmes d'optimisation utilisés pour la gestion de l'énergie	48
3.3	Limites des algorithmes existants	50
3.4	Besoin d'une nouvelle solution pour la gestion de l'énergie	51
3.5	Solution proposée pour une meilleure intégration des énergies renouvelables	52
3.6	Conclusion	53

3.1 Introduction

Un réseau électrique intelligent collecte des données à partir de différentes entités afin d'obtenir une utilisation optimale de l'énergie. Le développement

des systèmes multi-agents devra jouer un rôle majeur dans la gestion de l'énergie dans les smart grids. Les travaux qui se sont intéressés à la gestion de l'énergie peuvent être classés en deux grandes catégories. Dans la première catégorie, les travaux se sont focalisés sur la résolution de ce problème d'une manière centralisée en intégrant une entité centrale qui prend la décision pour la totalité du système. Dans la deuxième catégorie, les travaux utilisent un algorithme décentralisé d'optimisation qui présente plusieurs effets négatifs sur le système et surtout sur la complexité de l'implémentation, le temps de réponse et le nombre d'itérations mis en œuvre pour aboutir à la bonne solution.

Dans ce chapitre, nous présentons en premier lieu les outils qui permettent une meilleure gestion de l'énergie du smart grid. Nous résumons en second lieu l'état de l'art de l'optimisation et son utilité pour la gestion de l'énergie. Ensuite, nous définissons notre contexte de travail, les problématiques considérées ainsi que l'approche que nous avons adoptée et qui est basée sur les systèmes multi-agents permettant ainsi de mettre en œuvre une gestion décentralisée de l'énergie.

3.2 Les outils utilisés pour la gestion de l'énergie

Cette section est consacrée à la présentation des outils aidant à la gestion de l'énergie au sein des smart grids. En outre, elle présente les algorithmes de la littérature tout en surlignant leurs avantages et limites.

Nous commençons par présenter les systèmes multi-agents et leur importance pour la gestion de l'énergie dans les smart grids.

3.2.1 Les systèmes multi-agents (SMA)

Les systèmes multi-agents sont un domaine issu de la rencontre de l'intelligence artificielle et des systèmes distribués. Cette discipline a vu le jour pour résoudre certains problèmes qui sont distribués de manière inhérente et n'acceptent qu'une résolution distribuée (gestion de trafic aérien, gestion d'un réseau électrique, etc.).

Dans cette sous-section, nous allons décrire les concepts qui découlent du domaine de recherche que constituent les systèmes multi-agents.

Définition d'un agent

Dans la littérature, on trouve une multitude de définitions des agents. Elles se ressemblent toutes, mais diffèrent selon le type d'application pour

laquelle est conçu l'agent. L'idée consiste à résoudre un problème distribué en utilisant une entité intelligente nommée agent. En effet, les agents sont des entités qui ont leur propre intelligence et autonomie et qui interagissent dans un environnement en suivant leurs perceptions. Chaque agent a sa propre perception de l'environnement et prend ses décisions sur cette base. En outre, il perçoit son environnement grâce à des capteurs et agit sur l'environnement grâce à des actionneurs (Figure 3.1) [73]. L'environnement d'un agent peut être physique (par exemple, le système d'alimentation) et donc observable grâce à des capteurs, ou il peut être informatique ou virtuel (par exemple, les sources de données, ressources informatiques, etc.), observables à travers les appels système ou les messages [74]. Les agents peuvent avoir différents niveaux d'intelligence; certains peuvent être dotés d'une intelligence simple tandis que d'autres peuvent disposer de mécanismes de pensée beaucoup plus complexes.

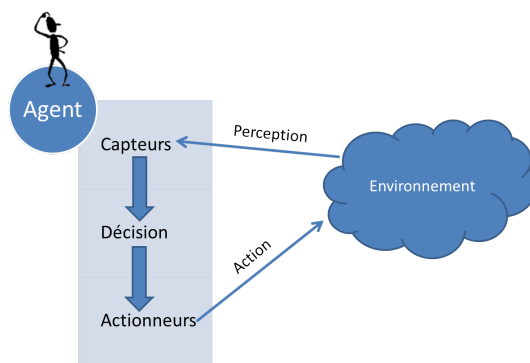


FIGURE 3.1 – Comportement de base d'un agent

Les capacités d'un agent sont déterminées par les propriétés qu'ils possèdent. Pour qu'un agent soit intelligent, il doit être capable de réaliser des actions autonomes flexibles et doit se caractériser par [74] :

La réactivité : un agent intelligent devrait pouvoir percevoir son environnement et réagir à ses changements, que ce soit la modification des objectifs de l'utilisateur ou des ressources disponibles.

La proactivité : un agent intelligent est capable, sur sa propre initiative, de se fixer des buts pour atteindre ses objectifs.

La sociabilité : un agent intelligent devrait avoir la capacité d'interagir avec d'autres agents de façon coopérative ou compétitive pour atteindre ses buts.

Un agent intelligent peut avoir d'autres caractéristiques optionnelles, telles

que la mobilité, la bienveillance et l'apprentissage.

Définition des systèmes multi-agents

Les systèmes multi-agents sont utiles pour une gamme d'applications, y compris le diagnostic, la restauration du système d'alimentation, la simulation du marché, le contrôle et l'automatisation de réseau [74]. Un système multi-agents est composé de plusieurs agents qui interagissent entre eux pour assurer le bon fonctionnement du système dans lequel ils sont intégrés. Les SMA sont utilisés en général lorsque le problème est trop complexe pour être résolu par un seul système à cause de limitations logicielles ou matérielles, en particulier, si les composants entretiennent des relations multiples entre elles. Les SMA représentent un excellent outil pour assurer un contrôle autonome dans un système largement distribué et dont les caractéristiques sont largement dynamiques.

En outre, il est généralement préférable de faire coopérer plusieurs entités du système afin de résoudre le problème par une équipe. Chaque entité a une perception et des compétences limitées qui ne lui permettent pas individuellement de résoudre le problème, d'où l'utilisation de la coopération et de la coordination par les agents. L'interaction a lieu d'habitude dans un environnement commun où les agents ont diverses zones d'influence, ou en d'autres termes diverses parties de l'environnement sur lesquelles ils peuvent agir. En interagissant dans un environnement partagé, les agents doivent coordonner leurs actions et utiliser des mécanismes de résolution de conflits, comme des protocoles de négociation ou d'enchères [6, 75, 76] dont un aperçu sera présenté dans le paragraphe suivant.

Algorithmes de négociation dans les smart grids

Une des principales propriétés de l'agent est celle d'interagir avec les autres agents. Ces interactions sont généralement définies comme étant toute forme d'action exécutée au sein de la société qui a pour effet de modifier le comportement d'un autre agent [77]. Elles donnent à l'agent la possibilité de participer à la satisfaction d'un but global et lui permet alors d'évoluer vers un de ses objectifs. Le présent paragraphe a pour but de présenter l'activité de négociation en général ainsi que ses composants, son processus, ses types et ses formes.

Définition de la négociation : La négociation est un mécanisme de résolution des conflits, par lequel deux ou plusieurs agents dans un SMA in-

teragissent dans le but d'atteindre un arrangement mutuellement acceptable [77, 78, 79]. Cette solution acceptable peut être conclue sur une répartition d'un ensemble de ressources financières ou matérielles dont disposent les agents. Les composants principaux de la négociation sont [80] :

1. Le langage utilisé par les agents participants : le langage de négociation est composé d'un ensemble de primitives de communication.
2. Le protocole suivi par les agents dans le processus de négociation : le protocole de négociation est formé des participants dans la négociation, des propositions que les participants peuvent faire, des états de la négociation et d'une règle pour déterminer quand on est arrivé à un accord ou la condition d'arrêt.
3. L'objet de négociation : c'est un objet abstrait qui comprend les attributs qu'on veut négocier. Par exemple, dans certains cas il s'agit de négocier uniquement le prix, mais dans d'autres cas il faut aussi négocier plusieurs attributs comme le temps nécessaire pour satisfaire une commande.
4. La procédure de décision que chaque agent utilise pour déterminer ses positions, concessions, et critères pour l'accord : c'est par définition le modèle que l'agent utilise pour prendre des décisions durant la négociation. La partie la plus importante de la prise des décisions dans ce cas est la stratégie de négociation qui permet de déterminer quelle primitive de négociation l'agent doit choisir à un certain moment.

Types et formes de négociation : La négociation peut prendre différentes formes, de la négociation la plus basique à la plus complexe. Le niveau le plus faible en termes de négociation est un système dans lequel cette négociation est réduite à sa plus simple expression. C'est notamment le cas dans la négociation dite à prendre ou à laisser [81] dans laquelle une offre est formulée qui sera soit acceptée, soit refusée, mais sans autoriser de révision. La négociation s'arrête après cette offre. Le "Contract Net Protocol" est une négociation de niveau plus élevé, puisqu'il consiste en un appel d'offres de la part d'un agent appelé manager [82, 83]. Différentes offres sont alors proposées au manager par des contractants, mais seulement l'une d'elles est choisie par le manager sans autre formulation si aucune offre ne convient. Cette négociation commence à un niveau supérieur, où plusieurs offres sont échangées, des contre-propositions sont formulées et des concessions sont faites par les différentes parties impliquées. Les enchères [73] font

partie de ces négociations à un niveau certes élémentaire, puisqu'aucune concession n'est faite par l'une des parties et surtout parce que le résultat n'est satisfaisant que pour le vendeur et l'acheteur ayant gagné l'enchère, les autres participants n'ayant rien obtenu. Les systèmes de vote font également partie des négociations dans une forme élémentaire puisqu'une seule intervention des participants est nécessaire pour réaliser la procédure de vote [84, 85]. Les négociations combinées, les négociations multi-niveaux [86, 87] et les négociations par argumentation constituent un niveau supérieur dans les différentes formes de négociation.

Après avoir brièvement introduit les agents, les SMA et les algorithmes de négociation, nous allons voir comment ces outils sont utilisés au sein des smart grids.

Gestion de l'énergie avec les systèmes multi-agents

L'IEEE Power Engineering Society [74] affirme que l'approche multi-agents peut jouer un rôle important dans le secteur de l'énergie. En effet, le contrôle distribué des SMA apporte beaucoup d'avantages à la gestion autonome et décentralisée des smart grids.

Le smart grid a pour but d'ouvrir le marché de l'électricité notamment en intégrant les pro-consommateurs qui seront en mesure de vendre de l'électricité au réseau. Ainsi, des techniques de négociation de vente et d'achat de l'énergie seront utilisées et développées dans les smart grids. Les travaux de recherche de Vytelingum *et al.* [88] ont développé plusieurs stratégies de négociation pour le smart grid, en utilisant l'enchère double ou "Continuous Double Auction". En effet, il y a une adaptation de cette enchère au marché électrique pour définir la politique d'acceptation des offres dans le marché électrique et les données nécessaires pour les agents afin de stimuler la compétition entre eux. Les mécanismes proposés permettent de faire face aux demandes imprévues et à l'augmentation de la capacité de production, tout en ayant un taux d'efficacité élevé. Une négociation entre les entités du système proposé afin de réduire les coûts de l'énergie est présentée dans [6]. Le prix de vente (SP0) et le prix d'achat (BP0) sont deux paramètres annoncés par l'exploitant du réseau. L'unité de commande du réseau intelligent (SGC) dans ce système vise à négocier et à optimiser les prix d'achat pour les consommateurs (Figure 3.2). En outre, les unités de production et les unités de consommation appartiennent au réseau intelligent et ajustent SPi et BPi après négociation avec d'autres unités sur la base du prix de la grille, de leurs coûts d'exploitation et de la demande de charge. Cependant, cet algorithme est centralisé et n'intègre pas l'utilisation

des systèmes de stockage.

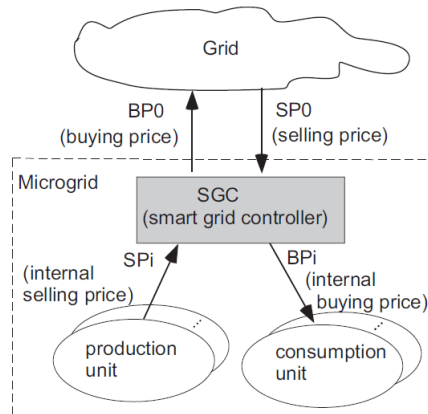


FIGURE 3.2 – Architecture du système proposé dans Nagata *et al.* [6]

De même, les auteurs de [52] utilisent trois types d'agents pour assurer la gestion de l'énergie dans les smart grids : (1) l'agent producteur qui a pour rôles de surveiller les puissances, de déterminer le coût de la puissance fourni par le composant et de communiquer des informations à d'autres agents. (2) L'agent consommateur qui a pour rôles de surveiller la quantité de puissance consommée par le composant, de déterminer la quantité instantanée de la puissance active et réactive, et de négocier l'achat de l'énergie. (3) L'agent observateur qui a pour rôles de surveiller des paramètres spécifiques au sein du réseau, et de communiquer des informations à d'autres agents en ce qui concerne l'état du nœud. Dans cette proposition, les agents de consommation négocient le coût pour assurer le choix optimal, en prenant en considération les priorités des données. Par contre, ce travail de recherche n'utilise pas les systèmes de stockage pour en profiter en cas de pointe de consommation. El Nabouch *et al.* [89] suggèrent de leur part l'utilisation des enchères de premier prix pour arriver au choix optimal de la source qui minimise le coût d'achat de l'énergie. Cependant, comme dans [52], cette proposition ne prend pas en considération le stockage.

La technologie PowerMatcher, qui est un mécanisme de coordination basé sur les SMA, a été utilisée par Kok *et al.* [90]. La gestion de l'énergie dans ce système est basée sur l'utilisation des véhicules électriques dont la problématique considérée est celle de la coordination de l'offre et de la demande dans un réseau électrique où la génération devient de plus en plus distribuée. L'application du PowerMatcher dans le contexte d'un microgrid

a permis de réduire la part de production d'électricité dont la source est un générateur diesel.

Certains travaux utilisent les SMA sans développer d'algorithmes de négociation. Parmi ces recherches, nous pouvons citer le travail de Logenthiran *et al.* [91] qui a pour objectif de développer et simuler un système multi-agents qui permet à un marché de l'énergie de fonctionner dans les deux modes, connecté et non connecté à la grille, en utilisant les DSM (DSM : "Demand Side Management"). En effet, le microgrid maximise son gain en optimisant l'échange d'énergie avec le réseau principal. Ainsi, pour le fonctionnement en mode non connecté, le microgrid répond à la demande d'énergie locale à l'aide de sa production d'énergie locale et minimise les pertes d'énergie. En mode connecté, le microgrid échange également de l'énergie avec le réseau principal au prix du marché. Le système multi-agents dans cet algorithme est donc utilisé afin de planifier en temps réel l'énergie produite et de contrôler le système de stockage.

3.2.2 Prédiction de l'énergie et stratégies de contrôle en temps réel pour la gestion de l'énergie sans SMA

Il est important de prévoir, de manière précise, la demande et la consommation de l'énergie des participants (producteurs et consommateurs) dans le réseau électrique. Cette connaissance aide à la décision tout en permettant d'optimiser les opérations et le temps [92]. En effet, la plupart des prédictions sont effectuées sur 24 intervalles de temps, correspondant chacun à une heure de la journée et est souvent appliquée pour prédire les conditions météorologiques, les niveaux de charge et les prix du marché.

Définition de la prédiction de l'énergie

Dans le contexte des réseaux intelligents, la décision est basée sur l'échange d'informations entre les entités du système pour gérer l'offre et la demande, ce qui rend la prédiction un élément clé dans la prise de la décision dans ce type de réseaux. En effet, chaque région a sa propre production d'énergie renouvelable et sa propre consommation d'énergie en fonction de la période de l'année et de l'heure de la journée. Sur la base des productions d'énergie précédentes, le comportement du réseau peut être prévu et estimé. Plusieurs facteurs influencent les prédictions dans le réseau électrique : (1) la situation météorologique (température, climat, etc.), (2) l'activité économique d'où la nécessité d'énormes modifications de prévisions de charge pendant les périodes de vacances, (3) les heures normales de tra-

vail, etc. En effet, les méthodes classiques de prévision de demande sont basées sur les informations météorologiques et les données historiques de consommation et sont utilisées pour obtenir un système moins complexe. Les informations prédites sont exactement celles utilisées par le réseau de gestion intelligent pour améliorer l'efficacité du système électrique [20, 93, 94]. Plusieurs chercheurs ont utilisé des algorithmes mathématiques (programmation quadratique, théorie des jeux, etc.) afin d'obtenir les prédictions nécessaires [21].

La prédiction dans le domaine de gestion de l'énergie

Dans la littérature, on trouve un certain nombre d'algorithmes qui proposent l'utilisation des systèmes de stockage dans la gestion de l'énergie des réseaux intelligents [95]. De même, des efforts de recherche sont portés sur les prédictions de la consommation d'énergie dans le domaine résidentiel pour une période de 24 heures [96, 97]. Cependant, une solution complète de gestion de l'énergie exige une compréhension globale de la précision des prédictions pour différentes entités, ainsi que pour différents horizons de temps (heure, jour ou semaine). Subramanian *et al.* [98] utilisent les prédictions nommées "day-ahead" afin de réaliser les plans de tarification pour gérer des charges de l'énergie résidentielle et d'optimiser les services d'énergie dans les réseaux intelligents. Ce travail utilise des données historiques à partir des ressources du monde réel pour calibrer le modèle sous-jacent et mesurer la qualité de précision du modèle. L'algorithme proposé a pour but principal de réduire les coûts des consommateurs tout en déplaçant de façon optimale les consommations de l'heure de pointe vers une autre période, réduisant ainsi la nécessité de l'utilisation énorme de l'énergie durant cette période. En outre, dans [99], il y a une proposition qui vise à faire un contrôle prédictif nommé "Model Predictive Control (MDC)" pour la gestion de l'énergie dans le smart grid afin de minimiser la fonction de coût. Une programmation de l'utilisation de la batterie est déterminée en fonction de nombreux paramètres. Néanmoins, cet algorithme n'intègre pas les avantages des systèmes de stockage intelligents.

Afin de réduire l'intermittence des ressources photovoltaïques, Kanchev *et al.* [51] ont développé un algorithme de gestion de l'énergie en se basant sur les données prédites et ont utilisé deux technologies de stockage au niveau des consommateurs pour permettre la gestion de la demande du réseau et l'intégration efficace des énergies renouvelables. Les batteries sont les premières technologies de stockage, qui sont utilisées pour assurer une réserve d'énergie pour l'exploitant du réseau. En outre, les super-condensateurs sont

considérés comme les deuxièmes technologies de stockage dans cet algorithme et sont utilisés pour équilibrer les variations rapides de puissance provenant du générateur photovoltaïque et de la commande de fréquence primaire. Une stratégie a été présentée afin de contrôler les systèmes de stockage en fonction des ressources renouvelables (ressources photovoltaïques) et des exigences de la grille. Dans cette stratégie, une planification de la puissance opérationnelle déterministe a affecté la puissance horaire des générateurs conventionnels et photovoltaïques. La stratégie présentée repose sur des prédictions de centrales photovoltaïques et de la consommation.

La gestion de l'énergie dans les smart grids en utilisant les SMA et les prédictions

Dans [7], les auteurs ont proposé un algorithme intégrant de nombreux agents de stockage comme le montre la Figure 3.3, dans lequel ils se sont servis des prédictions des prix de l'énergie et des consommations des utilisateurs afin de pouvoir stocker l'énergie nécessaire. En outre, chaque agent de stockage a pour but de choisir l'intervalle de temps optimal pour acheter de l'énergie à partir de la grille, qui correspond à la période où le prix prédit de la grille est faible. De plus, tous les consommateurs achètent leurs demandes des agents de stockage afin qu'ils n'aient pas accès au réseau. Dans cet algorithme, les auteurs visent à minimiser le prix de l'énergie. Néanmoins, cet algorithme ne prend pas en considération l'utilisation des ressources renouvelables et ne considère pas le cas où le consommateur préfère acheter l'énergie directement à partir de la grille afin de minimiser les pertes énergétiques.

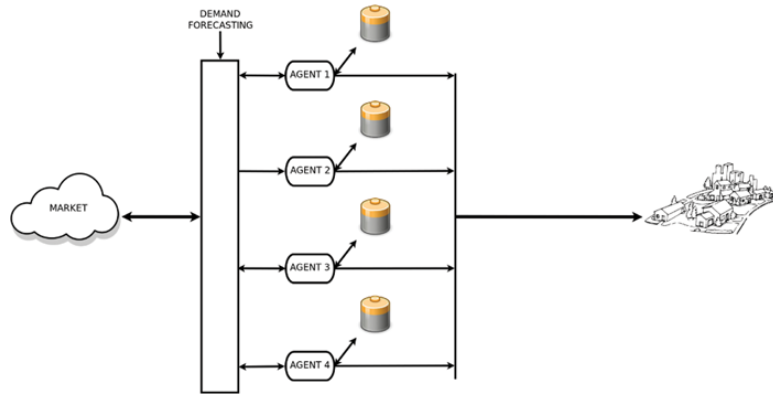


FIGURE 3.3 – Architecture des agents de stockage dans Alberola *et al.* [7]

D'autres études ont proposé des mécanismes de contrôle basé sur les SMA

qui visent à intégrer les préférences des consommateurs dans la gestion de la demande tel que le travail présenté dans [100], qui utilise le contrôle nommé "homeostatic". En effet, tous les agents dans cet algorithme représentent les consommateurs et peuvent communiquer avec le réseau et optimiser la consommation d'énergie, sur la base des données agrégées et prédites. En se basant sur les données prédites, le stockage choisit le meilleur moment pour se charger. Cet algorithme permet de contrôler un système contenant des fournisseurs d'énergie renouvelable opérant dans le réseau et un certain nombre de maisons individuelles. Cette approche réduit la facture énergétique mais peut également réduire le confort des utilisateurs et ne prend pas en considération les pertes d'énergie surtout en utilisant un grand nombre de systèmes de stockage.

D'autre part, Rose *et al.* [94] ont développé un nouveau mécanisme d'optimisation nommé "Sum of Others' plus Max (SOM)" qui est basé sur l'agrégation des informations prédites par une entité centrale afin de prendre la décision concernant la vente et l'achat de l'énergie. Ce mécanisme utilise un agent centralisé qui regroupe toutes les informations prédites sur la base desquelles il achète et agrège toute l'énergie nécessaire pour le système. Afin d'encourager les agents à déclarer leurs vraies valeurs à l'agent central, ce dernier récompense les agents d'un budget qui est égal aux économies réalisées en utilisant l'information des agents. En utilisant l'algorithme SOM, l'agent central distribue les gains aux agents d'une manière équilibrée. Néanmoins, la centralisation peut remettre en cause l'évolutivité de l'algorithme et constitue l'inconvénient majeur de cette proposition.

Wang *et al.* [93] ont développé leur algorithme de gestion de l'énergie afin de contrôler le stockage présent dans le système. Le contrôle est réalisé en adoptant un algorithme qui ajuste les prédictions futures en cas d'une perturbation (nouveau consommateur dans le réseau, panne d'une unité de production, etc.). Les auteurs ont utilisé un système distribué afin de contrôler les systèmes de stockage d'énergie en se basant sur les prédictions de la production photovoltaïque. Cet algorithme ajuste à chaque laps de temps toutes les valeurs des prédictions au cas où une perturbation se produit. Les valeurs prédites ont servi à développer un algorithme qui permet de planifier le plan de charge et de décharge des systèmes de stockage. Cependant, cet algorithme n'a pas pris en considération l'interaction intelligente entre les consommateurs. D'une façon similaire, un algorithme de gestion de l'énergie a été proposé dans [101]. Cet algorithme réduit le coût de l'énergie pour les consommateurs et résout le problème des ressources renouvelables intermittentes dans le contexte du smart grid. L'algorithme proposé utilise les prédictions afin de déterminer la meilleure façon de maintenir le réseau. En

outre, une opération d'optimisation en temps réel est proposée pour tenir compte des exigences de fonctionnement qui permet de modifier les valeurs prévues. Pour résoudre le problème de d'utilisation élevée de données dans les systèmes de gestion de l'énergie existants, les auteurs utilisent une architecture d'apprentissage à base de réseaux de neurones entièrement connectés. De cette façon, il devient possible de réduire le temps de calcul nécessaire pour prévoir le calendrier optimal de production et de prix des charges sensibles. Cependant, cet algorithme n'utilise pas l'interaction intelligente entre les consommateurs.

En effet, plusieurs recherches citées ci-dessus ne prennent pas en compte les effets des perturbations sur l'algorithme de gestion de l'énergie, telles que [51, 98, 99, 102]. Afin d'avoir un choix optimal pour la gestion de l'énergie, plusieurs chercheurs ont utilisé des algorithmes mathématiques tels que les algorithmes génétiques pour optimiser le coût de l'énergie. La section suivante a pour rôle de définir brièvement les algorithmes d'optimisation et de décrire leur apport dans la gestion de l'énergie dans les smart grids.

3.2.3 Algorithmes d'optimisation utilisés pour la gestion de l'énergie

Les algorithmes d'optimisation consistent à trouver la combinaison adéquate des valeurs d'entrée d'une fonction qui minimise ou maximise sa valeur de sortie sous contraintes. En effet, l'utilisation d'un algorithme d'optimisation ne signifie pas nécessairement trouver la solution la mieux adaptée à un problème spécifique, mais cette solution doit également être faisable et doit répondre aux caractéristiques du problème.

La théorie des jeux permet une analyse formelle des problèmes posés par une interaction stratégique d'un groupe d'agents rationnels poursuivant leurs propres buts. Cette théorie se définit par un ensemble d'outils capables d'analyser les situations dans lesquelles l'action optimale pour un agent dépend des anticipations qu'il constitue en se basant sur la décision d'un autre agent. L'objectif principal de la théorie des jeux est de déterminer une stratégie optimale pour chacun des agents, de prédire l'équilibre du jeu et de trouver comment aboutir à une situation optimale. Les travaux sur la théorie des jeux proposent également une gestion de l'énergie distribuée.

L'un des algorithmes les plus efficaces pour l'optimisation dans les SMA est l'algorithme génétique (AG). Les algorithmes génétiques sont initiés dans les années 1970 par John Holland et sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur les phénomènes naturels dérivés de la génétique tels que le croisement, la mutation et la sélection. En effet, ces algorithmes aident à

assurer des solutions aux problèmes n'ayant pas de solutions calculables en temps raisonnable de façon analytique ou algorithmique. Un grand nombre de solutions autrement nommées génotypes sera créé et ces solutions seront ensuite évaluées pour choisir l'optimale.

Un nombre important d'algorithmes dans la littérature utilise l'optimisation pour une meilleure gestion de l'énergie au niveau des smart grids ou des microgrids. Plusieurs recherches ont utilisé la théorie des jeux pour la gestion de la demande [93, 100, 103]. Ainsi, Ibars *et al.* [104] contrôlent la demande durant les périodes de pointe en utilisant la tarification dynamique. En plus, la théorie des jeux est utilisée pour le contrôle de la congestion du réseau. Les auteurs ont montré que le jeu pouvait converger pour atteindre un équilibre de Nash en un nombre fini d'étapes. Caron *et al.* [105] ont proposé un algorithme qui se base sur la tarification dynamique qui encourage les consommateurs à obtenir, à un niveau agrégé, un meilleur profil de charge pour les distributeurs, et d'étudier à quel point il est possible d'obtenir un profil lissé en fonction de la quantité d'informations qu'ils partagent. Cet algorithme utilise un jeu coopératif dans lequel les clients ont accès à la charge totale instantanée sur le réseau et des stratégies stochastiques sont mises en place pour améliorer le gain global. La recherche dans [106] a fait valoir le fait que l'utilisation de dispositifs de stockage économise de l'énergie. Dans ce travail, tous les consommateurs résidentiels sont modélisés par des agents autonomes ("Smarthome"), chargés de déplacer leur consommation afin de maximiser les revenus résidentiels. Une technique de gestion des systèmes de stockage à base d'agents a été proposée dont le but est de permettre d'analyser l'équilibre de Nash d'un réseau électrique et concevoir de nouvelles stratégies d'apprentissage de stockage à base d'agents qui s'adaptent aux conditions du marché. Cependant, cette recherche ne prend pas en considération le confort des utilisateurs.

En outre, un système de contrôle de la charge basé sur la programmation linéaire (LP) a été proposé dans [102]. Le principal objectif de cette recherche est de minimiser la facture des consommateurs, grâce à un système à base d'optimisation et de contrôle de la charge résidentielle qui utilise la tarification en temps réel. En utilisant les prix moyens des périodes précédentes, un prix unitaire sera estimé pour les futures périodes. Ce système combine la prédiction des prix et de la consommation afin de planifier la demande et prendre une décision optimale. Ghosh *et al.* [107] ont développé un algorithme incitatif optimal pour plusieurs niveaux du réseau qui vise à réduire de la demande énergétique globale en minimisant le coût total.

Pour la gestion de la demande résidentielle, l'algorithme d'O'Neill *et al.* [108] réduit les coûts énergétiques résidentiels et lisse la consommation en utili-

sant des techniques d'apprentissage par renforcement estimant l'impact des prix de l'énergie et des décisions futures de consommation sur les coûts à long terme et les horaires d'utilisation des appareils. Les prix de l'énergie et l'utilisation des appareils sont modélisés à l'aide de chaînes de Markov et ne supposent pas la connaissance de la structure ou les probabilités de transition de ces chaînes. Ce travail montre qu'il est possible de s'adapter aux préférences des consommateurs et des modifications de prix.

Par ailleurs, Vandoorn *et al.* [109] présentent une stratégie de contrôle dans un micro-grid isolé en privilégiant les énergies renouvelables et en tenant compte de leur caractère intermittent. La solution proposée assure la flexibilité dans la répartition de l'énergie pour garantir la stabilité du réseau. Notons qu'il existe d'autres travaux qui proposent l'utilisation d'algorithmes d'optimisation [110], de heuristiques [111] et d'algorithmes génétiques [112, 113, 114].

3.3 Limites des algorithmes existants

Les travaux que nous avons présentés dans les sections précédentes ont d'une part traité de l'usage des SMA pour introduire de l'intelligence aux différents niveaux d'un smart grid et se sont intéressés, d'autre part, à l'utilisation et l'utilité d'algorithmes de prédiction et d'optimisation dans les réseaux électriques intelligents afin d'assurer la gestion de l'énergie. Cependant, malgré le besoin plus que justifié d'une gestion décentralisée de l'énergie dans le contexte des smart grids, plusieurs auteurs ont suggéré l'utilisation d'une entité centrale qui agrège les données et prend la décision pour le système entier [6, 94]. Par ailleurs, les travaux qui ont proposé un algorithme pour la gestion de l'énergie complètement décentralisée n'ont pas utilisé de stockage intelligent qui permet de stocker l'excès de production [6, 52, 89, 99]. Plusieurs recherches ont eu recours au décalage de l'utilisation de l'énergie, ce qui va à l'encontre du confort de l'utilisateur [98, 100, 106]. D'autres ont utilisé les algorithmes d'optimisation de l'énergie pour arriver à une solution optimale d'achat ou de vente de l'énergie mais ces algorithmes sont complexes et nécessitent un grand nombre d'itérations pour aboutir à la configuration optimale [93, 100, 103, 110, 111, 112, 113, 114]. Enfin, presque tous les algorithmes présentés n'ont pas pris en considération les pertes d'énergie dans le cas d'utilisation d'algorithmes distribués.

Cependant, malgré le besoin d'une gestion décentralisée de l'énergie au sein des smart grids, nous remarquons que très peu, voire aucun, de travaux de recherche se sont intéressés à l'utilisation de l'approche multi-agents

complètement distribuée qui négocie à plusieurs niveaux l'achat et la vente de l'énergie tout en minimisant les pertes d'énergie. Il y a donc un réel besoin d'une solution de gestion de l'énergie répondant aux besoins du réseau électrique en termes de gestion décentralisée proactive et prenant en considération les contraintes imposées par le réseau.

3.4 Besoin d'une nouvelle solution pour la gestion de l'énergie

Dans le contexte des smart grids et particulièrement celui du réseau de consommation, l'équilibre d'énergie constitue une problématique majeure, identifiée par de nombreux chercheurs. En effet, avec l'intégration des ressources énergétiques renouvelables, on se trouve face à un besoin de gestion et de maîtrise de l'énergie à cause de l'intermittence de ces ressources. Ce besoin est notamment lié à la problématique d'équilibre de la production et de la consommation sur le réseau électrique. Dans cette thèse, nous visons à intégrer efficacement les énergies renouvelables dans le système électrique et avons, dans ce sens, développé un ensemble d'algorithmes qui aident dans la gestion de l'énergie dans le smart grid en minimisant les effets d'intermittence et en maximisant l'intégration de l'énergie dite verte. Les besoins auxquelles ce travail vise à répondre peuvent être résumés comme suit [1, 3, 5] :

Besoin 1 : garantir l'équilibre entre l'offre et la demande en intégrant un système de stockage intelligent.

Besoin 2 : optimiser le coût d'achat de l'énergie et la facture des consommateurs.

Besoin 3 : minimiser l'utilisation de la grille surtout durant les périodes de pointe.

Besoin 4 : minimiser la perte en ligne de l'énergie.

Besoin 5 : maximiser autant que possible le gain des producteurs.

Besoin 6 : augmenter autant que possible la vie des systèmes de stockage.

Besoin 7 : minimiser le nombre de messages échangés pour de meilleures performances du réseau.

A notre connaissance, aucun des travaux issus de la littérature n'a fourni une solution qui pourrait répondre à ces besoins dans le cadre d'un smart grid. Nous visons à travers cette thèse à répondre à un maximum de ces besoins et à fournir une solution à ces problématiques d'actualité qui comble les limitations des propositions existantes en adoptant une approche multi-agents, qui est naturellement adaptée aux systèmes distribués et qui leur apporte l'autonomie qui leur est nécessaire.

3.5 Solution proposée pour une meilleure intégration des énergies renouvelables

Comme nous l'avons vu dans les sections précédentes, les systèmes de stockage intelligents font partie intégrante des smart grids. Afin de gérer les flux énergétiques de toutes les entités du système et de décentraliser leur traitement, nous adoptons une approche multi-agents. En effet, les SMA sont capables d'apporter l'intelligence et l'autonomie nécessaires à cette gestion. Selon le contexte dans lequel ils sont déployés, ces entités devront exécuter certaines tâches plutôt que d'autres. Nous adoptons dans notre solution des agents intelligents dont chacun est organisé en 3 couches : (1) la couche de connaissance qui présente les connaissances du monde que manipule l'agent ainsi que les opérations de cet agent ; c'est la partie code de l'agent ou la partie programmable. (2) La couche d'interaction et de négociation qui permet de gérer la communication avec différents agents du SMA. (3) La couche cognitive qui permet d'adapter le comportement d'un agent, par exemple par apprentissage. En outre, cette couche récupère les informations nécessaires à la prise de décision. Dans notre modèle, les agents sont des entités logicielles embarquées dans la grille, les compteurs intelligents des maisons connectées, les systèmes de production et le système de stockage. La communication d'informations entre les agents se fait par un échange compréhensible de plusieurs messages tels que :

- **Inform message** : ce message est échangé entre tous les agents du système afin de communiquer des informations utiles pour atteindre l'objectif de gestion.
- **Request message** : ce message est échangé entre tous les agents du système afin de demander l'énergie aux sources d'énergie.
- **Agree request message** : ce message est envoyé par un agent qui accepte la demande provenant d'un autre agent.
- **Refuse request message** : ce message est envoyé par un agent qui refuse la demande d'un autre agent.
- **Call for proposal message** : ce message est utilisé pour lancer un appel à propositions lors des négociations.
- **Propose message** : ce message est utilisé pour proposer une solution de négociation.
- **Accept proposal message** : ce message est envoyé par un agent qui accepte la proposition provenant d'un autre agent lors d'une négociation.
- **Refuse proposal message** : ce message est envoyé par un agent

qui refuse la proposition provenant d'un autre agent lors d'une négociation.

La Figure 3.4 résume le fonctionnement et les tâches de nos agents. Notre SMA prédit les prix de l'énergie, les productions des énergies renouvelables (RE) et les consommations des utilisateurs pour un jour (prédictions Day-ahead) en utilisant un algorithme de prédiction défini dans le chapitre suivant et planifie, sur la base de ces informations, les actions et tâches à effectuer. Il est nécessaire que notre SMA agisse durant des intervalles de temps plus courts durant la journée en prenant en considération les prix en temps réel ("Real-Time Pricing ou RTP"), les productions et les consommations en temps réel.

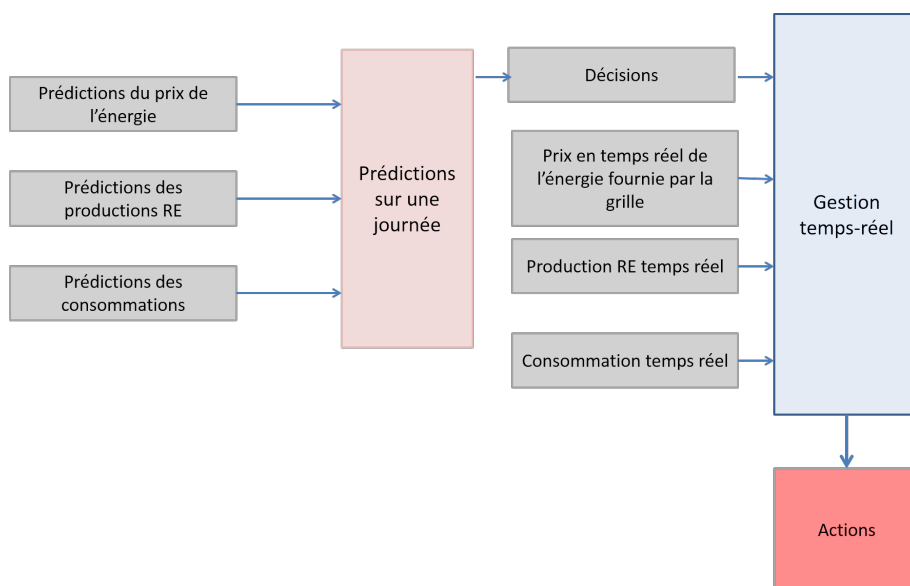


FIGURE 3.4 – Tâches des agents dans notre proposition

3.6 Conclusion

Ce chapitre a mis l'accent sur les divers outils permettant dans la gestion de l'énergie dans le contexte des smart grids. Nous avons ainsi présenté les algorithmes qui permettent d'assurer l'équilibre production-consommation d'une manière optimale. Après avoir identifié le besoin de la gestion de l'énergie et l'équilibre offre-demande dans les smart grids, nous nous sommes attardés sur les travaux existants dans la littérature qui ont traité la ges-

tion de l'énergie dans ce contexte. En plus, nous avons mis en évidence les besoins de gestion d'un smart grid et proposé une architecture de gestion décentralisée basée sur les systèmes multi-agents. Le chapitre suivant est consacré à notre contribution associée à la gestion de l'énergie au sein d'un smart grid en utilisant des systèmes de stockage intelligents et des algorithmes de négociation.

Chapitre 4

ANEMAS : Gestion de l'énergie à base d'agents dans les smart grids

Sommaire

4.1	Introduction	55
4.2	Motivations	56
4.3	Scénario mis en œuvre	57
4.4	Approche décentralisée pour la gestion de l'énergie dans les smart grids	58
4.4.1	Proposition de gestion multi-niveaux de l'énergie	59
4.4.2	Système multi-agents utilisé : Scénarios et conditions à prendre en considération	61
4.4.3	Description de l'algorithme proposé : ANEMAS	64
4.5	Evaluation des performances de l'approche proposée	70
4.5.1	Paramètres des simulations réalisées	71
4.5.2	Description et discussion des résultats obtenus	72
4.6	Conclusion	76

4.1 Introduction

Nous avons mis en évidence, dans les chapitres précédents, le rôle et l'importance des systèmes multi-agents et des algorithmes de négociation dans les smart grids, en particulier pour la gestion de l'énergie dans un

système qui utilise des ressources d'énergie renouvelables distribuées et intermittentes. Nous avons aussi identifié le besoin de gestion efficace et intelligente de l'énergie pour réduire le coût payé par les consommateurs et les pertes énergétiques et pour augmenter le confort des utilisateurs et l'efficacité du système.

Dans ce chapitre, seront présentées les méthodes de gestion de l'énergie, en utilisant un réseau bidirectionnel intelligent, sur lesquelles s'appuie la stratégie de contrôle de l'énergie. Dans un premier temps, nous présenterons nos motivations et les scénarios traités. Ensuite, nous présenterons la procédure de planification pour une journée (appelée procédure "offline" ou proactive) qui minimise la facture énergétique en fonction des prévisions de consommation/production et des tarifs de l'énergie réalisés chaque jour. Dans la troisième partie, sera présentée la gestion à court terme (appelée procédure "online" ou réactive) qui a pour objectif d'adapter sur un temps court (typiquement une heure) l'utilisation des ressources énergétiques afin de l'ajuster au profil optimal prévu par les procédures offline, et ce malgré les erreurs de prédiction de la production et de la consommation. Les différentes simulations comparent notre approche à d'autres algorithmes de la littérature présentés dans le chapitre précédent en termes de prix et d'utilisation des ressources énergétiques.

4.2 Motivations

Les systèmes de gestion de l'énergie visent à organiser et planifier l'utilisation des ressources énergétiques distribuées présentes dans un système électrique. Il est important de rappeler qu'on ne dispose pas à ce jour d'une méthode susceptible de résoudre tous les cas d'une façon optimale et distribuée. Il existe un certain nombre de problèmes génériques que nous avons identifiés dans le chapitre 3, qui se différencient par les caractéristiques des travaux à réaliser ou des ressources disponibles pour les réaliser, des méthodes spécifiques peuvent être alors associées à la résolution de chacun de ces problèmes. Le travail présenté dans ce chapitre décrit un algorithme visant à prendre en compte la robustesse et la flexibilité d'une gestion dynamique par la définition et la mise en œuvre d'un système d'aide à la décision. Nous proposons une structure d'agents cognitifs qui exécutent les fonctions de gestion et permettent de planifier des tâches des ressources et d'adapter les plans générés en fonction des perturbations ou des aléas de production. La solution d'aide à la décision a deux objectifs : (1) minimiser le coût d'achat de l'énergie par les consommateurs et (2) minimiser l'accès

à la grille surtout durant les heures de pointe.

Pour bien positionner les buts de l'algorithme proposé dans ce chapitre, nous présenterons le scénario d'application dans la prochaine section.

4.3 Scénario mis en œuvre

Notre contribution consiste en un système multi-agents qui exploite les données dont il dispose dans le contrôle et l'ordonnancement des tâches d'utilisation d'énergie pour une gestion intelligente de celle-ci. Cependant, nous avons choisi d'illustrer l'application de notre SMA en considérant un cas des consommateurs résidentiels munis ou pas de ressources renouvelables. Notre choix est justifié par l'importance de ce secteur dans la consommation énergétique mentionné dans [1, 4, 115, 116, 117] ainsi que par les besoins et les dépendances croissantes de l'énergie [118] et surtout dans le domaine résidentiel. Il est crucial que les composants du système choisi soient surveillés et contrôlés, notamment par le biais de capteurs et d'actionneurs. Nous considérons donc un réseau dans lequel les agents récupèrent les données récoltées par les capteurs déployés sur différentes entités telles que des éoliennes, un système de stockage, un lave-linge, etc. (cf. Figure 4.1). Les capteurs sont installés sur les différents composants et surveillent un certain nombre de paramètres. Les particularités des agents dans notre système sont les suivantes : (1) ces agents ne sont pas déployés aléatoirement, leur position (x,y) est connue, (2) ces agents sont hétérogènes, (3) chaque agent peut utiliser des données d'un ou plusieurs capteurs lors de la prise de décision. Dans ce qui suit, nous allons considérer qu'une activité correspond à la détection d'une demande énergétique, qui peut être signalée comme prioritaire ou non selon son importance et son urgence. Tenant compte des besoins et objectifs que nous avons identifiés au chapitre 3, nous introduisons dans la section suivante notre algorithme de gestion et de contrôle de l'énergie en utilisant des informations récoltées par les capteurs déployées sur les entités et analysées par les agents afin de prendre une décision optimale.

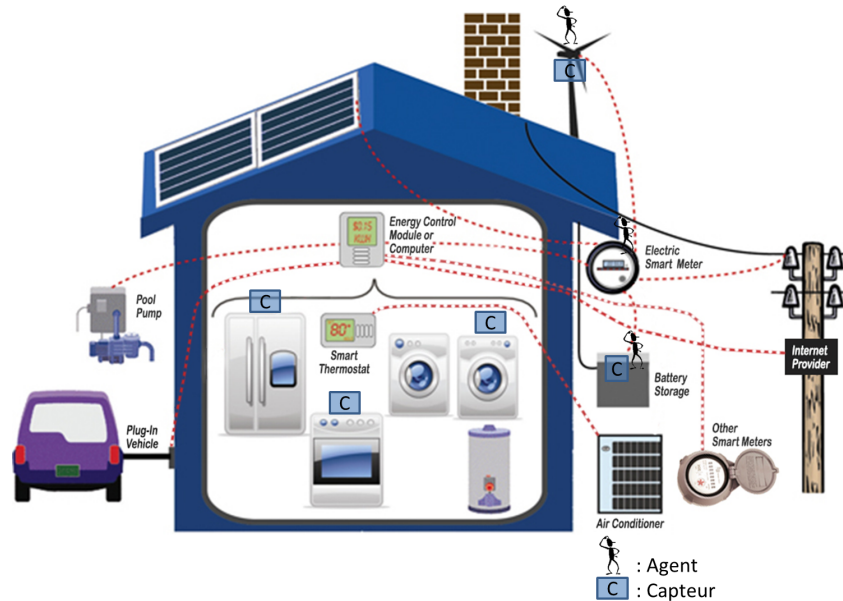


FIGURE 4.1 – Exemple de positionnement de quelques capteurs et agents (adaptée de [8])

4.4 Approche décentralisée pour la gestion de l'énergie dans les smart grids

Le comportement d'ordonnancement et de contrôle de nos agents est régi par l'algorithme ANEMAS ("Agent-based eNERgy MAnagement in Smart grids") qui est un algorithme de gestion de l'énergie dans un système hybride formé de différents types d'entités. Cette proposition a plusieurs avantages à savoir : (1) l'utilisation de systèmes de stockage intelligents, (2) la détermination de l'importance des données captées, (3) une prise de décisions en fonction des données captées, (4) une minimisation importante du coût de l'énergie, (5) une minimisation de l'utilisation de la grille surtout durant les pics de consommation.

Pour cela, nous divisons notre algorithme ANEMAS en deux étapes (cf. Figure 4.2) : (1) l'étape proactive qui est responsable de la prédiction des données, leur analyse et la planification qui se base sur ces données, (2) l'étape réactive qui pour chaque intervalle de temps d'une heure, ajuste les prédictions et prend toutes les décisions concernant l'achat et la vente de l'énergie.

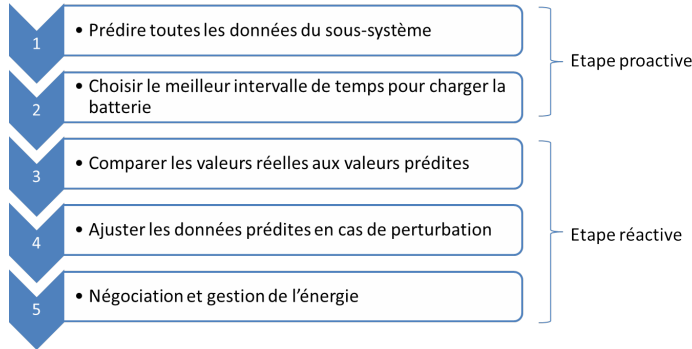


FIGURE 4.2 – Étapes de la proposition ANEMAS

On choisit une période de $\Delta t=24$ heures (un jour) pour évaluer notre système (durée de l'étape proactive). En outre, on divise la journée en des intervalles de temps d'une durée égale à 1 heure tels que $t \in T$, alors on définit $T=\{0, 1, \dots, 23\}$ et la période de l'étape réactive est $\Delta t' =1$ heure. En plus, nous utilisons l'algorithme de prédiction défini dans [100], dans lequel à chaque Δt , l'agent producteur (l'agent consommateur respectivement) prévoit toute sa production (consommation respectivement) pour la journée en cours (jour i) en fonction de ses données historiques. Les données pour chaque $t \in T$ ($t = 1$ heure) sont calculées selon les équations (4.1, 4.2), et représentent la moyenne sur les k jours précédents pour une période t (nous choisissons $k = 3$).

$$Production_t = \frac{1}{k} * \sum_{j=i-k}^{j=i-1} Production_t^j \quad (4.1)$$

$$Consommation_t = \frac{1}{k} * \sum_{j=i-k}^{j=i-1} Consommation_t^j \quad (4.2)$$

Dans ce qui suit, nous commençons par présenter la proposition de la décomposition de la gestion de l'énergie en plusieurs niveaux, qui sera adoptée tout le long de ce manuscrit, pour passer ensuite à la présentation de notre algorithme ANEMAS.

4.4.1 Proposition de gestion multi-niveaux de l'énergie

Afin de parvenir à une meilleure coordination entre les éléments du smart grid (consommateurs, producteurs, systèmes de stockage, etc.), nous proposons un nouveau mécanisme multi-niveaux pour la gestion de l'énergie (des

études telle que [119] ont présenté une idée sur le mécanisme multi-niveaux). Cette nouvelle architecture est conçue pour minimiser la facture des consommateurs en minimisant les coûts de l'énergie à plusieurs niveaux. Notre proposition considère quatre niveaux distincts de gestion de l'énergie présentés dans la Figure 4.3. En effet, la performance et la latence du système changent avec le nombre de niveaux choisi.

Premier niveau de gestion de l'énergie Dans ce niveau, le sous-système est composé des producteurs, des consommateurs et des systèmes de stockage. Ce niveau est caractérisé par une gestion de l'énergie interne entre tous les composants du sous-système en tenant compte de la consommation prévue ainsi que de la production de tous les producteurs et de la grille. Dans ce niveau, l'objectif principal de l'ensemble du sous-système est de minimiser le coût de l'énergie. En se basant sur les données prédites, les consommateurs choisissent intelligemment entre les producteurs, les systèmes de stockage et la grille pour satisfaire leurs besoins. En outre, un producteur a pour but de maximiser ses gains, en choisissant la meilleure façon pour vendre sa production. Dans ce chapitre et les chapitres 5, 6 et la première partie du chapitre 7, nous proposons des algorithmes pour la gestion de l'énergie dans le premier niveau de notre architecture.

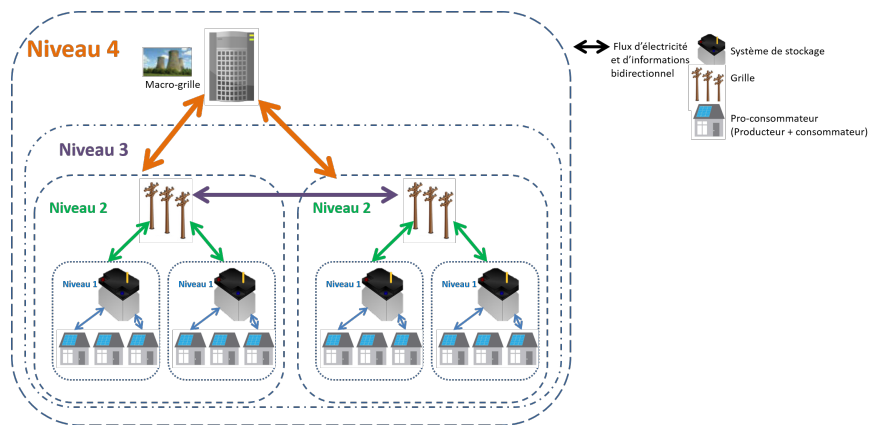


FIGURE 4.3 – Architecture multi-niveaux pour la gestion de l'énergie au sein des smart grids

Deuxième niveau de gestion de l'énergie En effet, un réseau régional a un certain nombre de sous-systèmes qui appartiennent à son

propre réseau. Par conséquent, il est responsable de satisfaire les besoins de tous ses sous-systèmes. Dans le deuxième niveau, le réseau régional recueille tous les besoins de son réseau et applique sa proposition en considérant toutes les exigences. Dans le chapitre 7, on propose des algorithmes pour la gestion de l'énergie dans le deuxième niveau de notre architecture.

Troisième niveau de gestion de l'énergie Le troisième niveau vise à mettre en œuvre la coopération entre de nombreux réseaux régionaux. Cela permet à un réseau régional de coopérer et de négocier avec le réseau voisin afin de satisfaire ses exigences sans demander de l'énergie à la macro-grille. De cette façon, cette architecture permet d'obtenir les profits les plus élevés possibles.

Quatrième niveau de gestion de l'énergie Une macro-grille a un certain nombre de réseaux régionaux qui appartiennent à son propre réseau. Par conséquent, elle est responsable de satisfaire les besoins de tous ces réseaux (ou autrement dit sous-réseaux). Dans ce niveau, la macro-grille recueille tous les besoins de son réseau et applique sa proposition en considérant toutes les exigences.

En effet, ANEMAS est un algorithme de gestion de l'énergie se trouvant en premier niveau de l'architecture présentée en haut. Dans la sous-section suivante nous présentons les conditions à prendre en considération en utilisant ANEMAS (et les propositions qui suivront dans les chapitres suivants) ainsi que les étapes le définissant.

4.4.2 Système multi-agents utilisé : Scénarios et conditions à prendre en considération

Notre proposition de gestion de l'énergie se caractérise par la coopération interne entre chaque élément du sous-système et la grille afin de réduire la facture des consommateurs.

Dans les paragraphes suivants, nous allons détailler notre système multi-agents.

Choix du système multi-agents

Dans un sous-système qui appartient au premier niveau de gestion de l'énergie (cf. sous-section 4.4.1), les agents sont des entités logicielles embarquées dans la grille, les compteurs intelligents des utilisateurs à domicile, les systèmes de production et le système de stockage. Dans notre modèle,

on propose d'implémenter 4 types d'agents présentés dans la Figure 4.4 : (1) l'agent grille implémenté dans la grille (2) l'agent stockage implémenté dans un système de stockage¹ (3) l'agent consommateur implémenté dans les compteurs intelligents dont sont dotés les immeubles résidentiels (4) l'agent producteur implémenté dans les ressources d'énergie renouvelables.

En effet, la grille représente les grandes compagnies de générateurs qui sont les principales sources d'énergie. Par conséquent, elle a pour objectif de vendre de l'énergie aux consommateurs et/ou au système de stockage en réponse à une demande de leur part. En outre, elle achète l'énergie en excès des producteurs quand elle reçoit une proposition d'acheter cette énergie. L'agent producteur vise à contrôler la vente de l'énergie qu'il produit, alors que l'agent consommateur est chargé de négocier l'achat d'énergie avec d'autres consommateurs et producteurs. Enfin, l'agent de stockage est chargé de contrôler l'achat de l'énergie stockée dans le système de stockage et la vente d'énergie aux consommateurs quand il y a un manque de production.

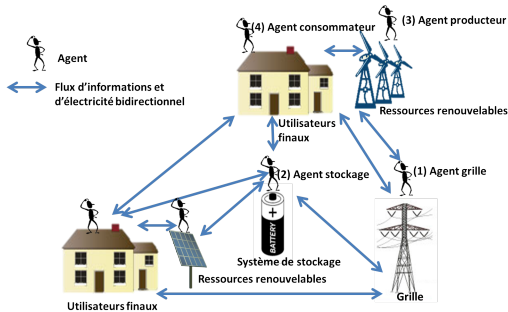


FIGURE 4.4 – Agents du système proposé

Nous proposons plusieurs conditions qui doivent être prises en considération pour fournir une gestion autonome et décentralisée de l'énergie dans le contexte du smart grid. On propose de décomposer les données des consommateurs en plusieurs priorités afin de minimiser les consommations en heures de pics. La sous-section suivante a pour rôle de définir les priorités utilisées et de les expliquer.

1. Dans cet algorithme, nous proposons un système de stockage composé de batteries. Quelques exemples de ces batteries sont présentés dans [120, 121, 122].

Communication à base des priorités

Dans notre proposition et tout au long de cette thèse, on décompose les consommations en plusieurs niveaux de priorité selon leur urgence. On définit trois niveaux de priorité $\{Pr_1, Pr_2, Pr_3\}$ dont les activités ayant comme priorité " Pr_1 " sont les activités les plus prioritaires et celles ayant comme priorité " Pr_3 " sont les moins prioritaires. Chaque consommateur a plusieurs entités qui consomment de l'énergie (e.g. lave-linge, ordinateurs, télévisions) et afin de minimiser sa facture, il divise ses consommations en plusieurs niveaux de priorité selon ses préférences. Notons que chaque consommateur a sa propre décomposition de niveaux de priorité qui diffère des autres consommateurs du système. Le Tableau 4.1 présente un exemple de décomposition des consommations en niveaux de priorité pour un utilisateur quelconque.

Tableau 4.1 – Exemple de décomposition des consommations en niveaux de priorité

Niveaux de priorité	Pr_1	Pr_2	Pr_3
Consommations	Chauffage Réfrigérateur	Lave-linge Four	Ordinateur Télévision

Enfin, nous considérons que chaque activité a un niveau de priorité qui sera évalué par le consommateur et les décisions seront prises en fonction de ces priorités. Nous surlignons les effets et l'importance de ces niveaux de priorité dans le chapitre 7 lors de la description d'un algorithme qui optimise les coûts en utilisant les niveaux de priorité.

En plus de la prise en compte des priorités des activités de consommation d'énergie, la période à laquelle cette activité doit avoir lieu est d'une grande importance.

Division de la journée en plusieurs périodes

Une pointe de consommation électrique est la consommation la plus élevée d'un réseau électrique pendant une période définie (jour, mois, saison, etc.). Elle dépend de la localisation et de la période étudiée et de la difficulté de stockage de l'électricité qui pose des problèmes particuliers aux gestionnaires de réseaux et aux producteurs d'électricité.

Par ailleurs, la demande globale d'électricité suit des cycles journaliers,

hebdomadaires et saisonniers, basés notamment sur une combinaison de facteurs, dont la succession du jour et de la nuit, le climat, l'activité économique. On distingue trois principaux types de périodes de pointe : (1) les pointes journalières qui se produisent souvent en fin de journée, lorsque les utilisateurs rentrent du travail. La pointe sera plus accentuée dans les réseaux où le chauffage de l'eau et les appareils électroménagers utilisent l'électricité plutôt que le gaz (2) les pointes hebdomadaires qui se produisent durant le week-end et (3) les pointes saisonnières qui peuvent survenir et être produites selon les saisons.

Dans ce manuscrit, on s'intéresse aux pics journaliers. Le Tableau 4.2 est un exemple de la décomposition d'une journée en 3 différentes période : (1) la période creuse ("Off-Peak" ou OP), (2) la période de faible charge ("Low-Peak" ou LP) et la période de pointe ("High-Peak" ou HP).

Tableau 4.2 – Périodes de la journée

	OP	LP	HP
Heure	00 :00 to 12 :59	13 :00 to 19 :59	20 :00 to 23 :59
Caractéristiques	Faible consommation d'énergie et faible prix	Consommation énergétique commence à augmenter ainsi que les coûts	Consommation énergétique atteint son maximum et les prix de l'achat de l'énergie deviennent élevés

Durant l'OP, les demandes en énergie sont très faibles et il en est de même pour le coût. Cependant, durant le LP, les demandes énergétiques et les coûts commencent à augmenter. Enfin, durant le HP, les demandes énergétiques sont importantes et les coûts deviennent très importants. En utilisant ces 3 périodes, nous proposons ANEMAS qui sera présenté et détaillé dans les sous-sections suivantes.

4.4.3 Description de l'algorithme proposé : ANEMAS

Comme nous l'avons justifié dans les parties précédentes, pour atteindre nos objectifs de gestion, nous utilisons une architecture multi-agents. Tous les agents de notre modèle sont en concurrence les uns avec les autres afin de maximiser leurs profits. En outre, les consommateurs coopèrent ensemble et avec toutes les ressources d'énergie (producteurs et grille) et avec le système de stockage d'énergie dans leur réseau afin d'établir un accord qui réponde

à leurs objectifs de coût minimal.

Algorithme de l'agent grille

La grille représente la principale source d'énergie, avec de grands générateurs électriques appartenant aux grandes compagnies générant des énergies non renouvelables. En effet, un réseau électrique est composé de fournisseurs d'électricité et des consommateurs qui sont reliés par des lignes de transport et de distribution. Quand la plupart des gens parlent de l'énergie de la "grille", ils font référence au système de transport d'électricité. Dans notre proposition, l'agent grille (AGgr) a un rôle précis, qui consiste à vendre de l'énergie aux consommateurs résidentiels et/ou aux systèmes de stockage en cas de besoin. Cette grille achète aussi la production d'énergie renouvelable en excès à partir des sources de production renouvelables. Dans ce contexte, l'AGgr peut recevoir deux types de messages : (1) les messages d'achat et (2) les messages de vente. Les messages d'achat ont pour rôle de demander de l'énergie à partir de la grille et sont envoyés par les consommateurs et les systèmes de stockage. Quant aux messages de vente, ils contiennent la demande de vente d'énergie renouvelable en excès.

L'algorithme de l'AGgr est décrit dans la Figure 4.5 et ses paramètres sont :

- $MaxGridEnergy(t)$: capacité maximale de la grille (en kWh).
- $RequestedEnergy(t)$: quantité d'énergie demandée par un consommateur (en kWh).
- $GridEnergy(t)$: énergie instantanée de la grille (en kWh).
- $EnergyToSell(t)$: énergie à vendre à la grille par un producteur (en kWh).

Comme le montre le travail de recherche résumé dans [91], la grille peut contrôler la quantité maximale d'énergie qu'elle vend afin de gérer la consommation d'énergie. En effet, l'AGgr peut recevoir une demande des consommateurs pour leur vendre de l'énergie quand il y a un manque dans la production d'énergie renouvelable (cf. Figure 4.5). Au cas où l'énergie de la grille est suffisante, elle satisfait les demandes des consommateurs ($GridEnergy(t) \geq RequestedEnergy(t)$) et au cas échéant ($GridEnergy(t) < RequestedEnergy(t)$) elle refuse la demande du consommateur ou la satisfait partiellement. Au cas où l'agent AGgr reçoit un message de la part d'un producteur qui souhaite lui vendre l'énergie et si la grille peut supporter cette énergie ($MaxGridEnergy(t) - GridEnergy(t) \geq EnergyToSell(t)$), alors l'agent grille accepte la demande.

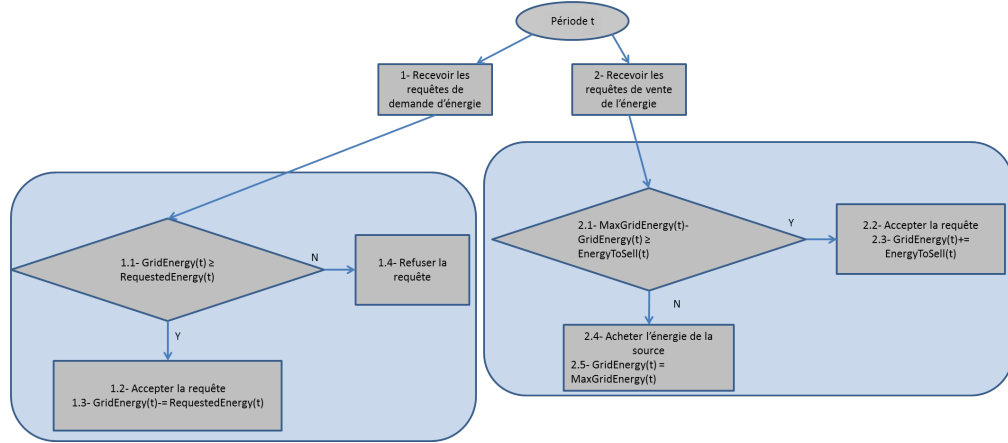


FIGURE 4.5 – Algorithme de l'AGgr

Algorithme de l'agent de stockage

L'agent de stockage (AGst) est chargé de fournir de l'énergie aux consommateurs pendant les heures de pointe ou en cas de manque d'énergie. En cas d'excès de production, cet agent stocke l'énergie en excès qui peut être utilisée plus tard afin de réduire les coûts de l'énergie. L'agent de stockage doit respecter plusieurs paramètres, présentés ci-après, concernant la quantité d'énergie à stocker afin de répondre aux besoins des utilisateurs :

- SOC_{min} : état de charge minimal de la batterie (en kWh).
- SOC_{max} : état de charge maximal de la batterie (en kWh).
- PR : prix de l'énergie achetée de la grille (en centimes/kWh).
- $PR(t)$: prix de l'énergie achetée de la grille durant la période t (en centimes/kWh).
- PR_{min} : prix minimal de l'énergie achetée de la grille (en centimes/kWh).
- $Peak$: somme des pics de consommation prédits (en kWh).
- $SOC(t)$: état de charge instantané de la batterie (en kWh).
- $D(j)$: énergie demandée durant la période j (en kWh).
- $RE(j)$: énergie produite durant la période j (en kWh).
- EN_{st} : énergie à stocker (en kWh).
- t_{peak} : temps correspondant à la consommation maximale au cours d'une journée.

Les étapes de l'agent de stockage sont présentées dans l'algorithme 1.

Dans le Tableau 4.3, nous montrons un exemple pour expliquer le calcul

Algorithm 1 Algorithmme de l'agent de stockage

```

 $EN_{st} \leftarrow \max(Peak - SOC(t_{peak}) - RE(t_{peak}), \sum_{j=i}^{23} D(j) - \sum_{j=i}^{23} (RE(j)) - SOC(t)); //$ 
Montant de l'énergie à stocker afin de satisfaire toutes les demandes (de la période actuelle (t)
à la période 23)
si  $PR = PR_{min}$  alors
  si  $EN_{st} \leq SOC_{max}$  alors
    RequestCharge( $EN_{st}$ ); //L'agent de stockage demande une quantité d'énergie égale à
     $EN_{st}$  de la grille
  sinon
    RequestCharge( $SOC_{max}$ ); //L'agent de stockage demande une quantité d'énergie égale
    à  $SOC_{max}$  de la grille
  fin si
sinon //PR n'est pas égal à  $PR_{min}$ 
  si  $SOC(t) < EN_{st}$  et  $PR(t) < PR(t+1)$  alors //Si le stockage ne peut pas répondre à
  toutes les demandes et en plus le prix de l'énergie à la période t + 1 est supérieur au prix
  de l'énergie à la période t
    si  $RE(t+1) < D(t+1)$  et  $D(t+1) - RE(t+1) \geq SOC_{max} - SOC(t)$  alors
      RequestCharge( $D(t+1) - RE(t+1)$ ); //S'il y a un espace dans le système de stockage
      ( $SOC_{max} - SOC(t)$ ) pour charger l'énergie nécessaire ( $D(t+1) - RE(t+1)$ ), alors
      l'agent de stockage demande une quantité d'énergie égale à  $D(t+1) - RE(t+1)$  de la
      grille
    fin si
  fin si
  GoToNextPeriod();
fin si

```

ler d' EN_{st} . On suppose que $Peak - SOC(t_{peak}) - RE(t_{peak}) = Peak - \sum_{j=0}^{t_{peak}-1} (RE(j) - D(j)) - RE(t_{peak})$ et nous considérons que durant la période 0 le prix de l'énergie est minimal, de sorte que l'agent de stockage calcule l'énergie à stocker. Pour simplifier l'exemple, nous considérons seulement 3 périodes. Comme montré dans l'exemple, la période de pic correspond à la période 1. Normalement, la batterie doit stocker le manque d'énergie qui pourrait se produire (=3 dans cet exemple, ligne 4 du tableau 4.3) mais dans la période de pointe le consommateur peut avoir un manque d'énergie que le stockage ne peut pas satisfaire. Dans la période HP, la demande peut être supérieure à $Peak - SOC(t_{peak}) - RE(t_{peak})$ (=5 dans cet exemple, ligne 5 du tableau 4.3) et elle est supérieure à 3, alors le système de stockage doit stocker 5 kWh (qui correspond au max (5,3)) à la période 0.

Après avoir calculé EN_{st} , l'agent de stockage demande une quantité d'énergie égale à EN_{st} de la grille quand $PR = PR_{min}$. Au moment où PR n'est pas égal à PR_{min} et si le stockage ne peut pas répondre à toutes les demandes et en plus le prix de l'énergie à la période t + 1 est supérieur au prix de l'énergie à la période t ($PR(t) < PR(t+1)$) alors, l'agent de stockage demande une quantité d'énergie égale à $D(t+1) - RE(t+1)$ de la grille.

Tableau 4.3 – Exemple de calcul de EN_{st}

Période (t)	0	1	2
$D(t)(kWh)$	3	12	8
$RE(t)(kWh)$	2	8	10
$\sum_{j=0}^2 D(j) - \sum_{j=0}^2 (RE(j)) - SOC(t)$	$(3+12+8)-(2+8+10)-0 = 3$		
$Peak - SOC(t_{peak}) - RE(t_{peak})$	$12-(2-3)-(8)=5$		

Algorithme de l'agent consommateur

Dans notre proposition, nous considérons que les agents consommateurs (AGco) sont déployés dans les maisons connectées. A chaque période, l'agent consommateur divise ses demandes en trois niveaux de priorité : (1) la priorité 1 est la plus grande priorité et ses demandes ne devraient pas être retardées ou abandonnées, (2) la priorité 2 est la priorité moyenne et ses demandes peuvent être retardées pour un court laps de temps (1 heure) (3) et, enfin, la priorité 3 est la plus basse et ses demandes peuvent être retardées pour un temps supérieur au temps de retard pour la priorité 2. En effet, toutes les activités avec priorités 2 et 3 peuvent être retardées respectivement avec un retard moyen (MD) et un faible retard (LD). MD et LD seront choisis afin de maintenir le confort des consommateurs. En d'autres termes, MD et LD ont chacun une valeur maximale, fixée par l'administrateur du système, qui sera choisie de telle sorte que l'activité sera satisfaite.

Cas 1 : Décision pour les données les plus prioritaires. Afin de maintenir le confort des utilisateurs, les données avec priorité 1 sont satisfaites au premier lieu. Chaque consommateur vise à satisfaire ses demandes avec un coût minimal. Afin de minimiser les coûts des utilisateurs, nous avons utilisé un algorithme de négociation dont le rôle est de choisir la meilleure combinaison des consommateurs et des ressources renouvelables qui réduit les factures énergétiques. La stratégie de négociation proposée est expliquée ci-dessous :

1. L'agent consommateur reçoit à chaque période la production et les données de consommation des agents présents dans le système.
2. L'agent consommateur j calcule la fonction d'utilité $f(j)$ qui est initialisée à 0 au début de calcul s'il n'est pas un pro-consommateur ou s'il l'est mais l'énergie produite par sa propre production renouvelable ne satisfait pas ses demandes propres ($RE_j < D_j$). Les étapes de calcul de $f(j)$ sont définies comme suit :
 - (a) Tant que la demande de l'agent j n'est pas satisfaite ($D_j > 0$),

le consommateur ou pro-consommateur j choisit d'acheter ses demandes auprès des sources les plus proches (P_{ji} est minimale) qui proposent le prix le moins cher (C_{ji} est minimale où i est le nombre du pro-consommateur et $0 < i \leq NbProsumers$ et $i \neq j$). Le consommateur j pourrait donc faire plusieurs tours pour calculer sa fonction d'utilité et faire la combinaison des ressources renouvelables en choisissant à chaque tour le pro-consommateur i qui vérifie la contrainte ($\min(C_{ji} * P_{ji} * D_{ji})$) et après, il augmente sa fonction d'utilité de $\frac{P_{ji}}{1 + \frac{C_{ji} * D_{ji}}{D_{ji}}}$ d'où $f(j)+ = \frac{P_{ji}}{1 + \frac{C_{ji} * D_{ji}}{D_{ji}}}$.

Après le changement de la fonction d'utilité, cet agent diminue l'énergie demandée de D_{ji} ($D_j = D_j - D_{ji}$).

- (b) Après avoir satisfait ses propres demandes, un consommateur essaie de combiner les productions et les consommations de façon à répondre aux demandes des autres consommateurs avec un prix minimal.

Où :

- $f(j)$: fonction d'utilité de l'agent j .
 - $NbProsumers$: nombre total de pro-consommateurs (prosumers).
 - $NbConsumers$: nombre total de consommateurs.
 - P_{ji} : priorité qui augmente si la ressource est plus proche du consommateur, nous considérons $P_{ii} = 1$ et $P_{ij} = P_{ji}$.
 - D_{ji} : énergie maximale qui peut être achetée par le consommateur j du pro-consommateur i .
 - C_{ji} : coût de l'énergie renouvelable. Nous considérons $C_{ii} = 0$.
3. L'agent consommateur envoie sa proposition à tous les autres agents consommateurs dans son réseau.
 4. Lorsque l'agent consommateur reçoit toutes les propositions, il choisit celle avec la plus grande fonction d'utilité et effectue les achats en fonction de cette proposition.

Lorsque la négociation se termine, et après l'achat d'énergie à partir des ressources renouvelables, l'agent consommateur suit les étapes définies ci-après afin de satisfaire tous ses besoins en énergie au prix le plus bas :

- Quand il y a un manque dans la production renouvelable, l'agent consommateur envisage d'acheter l'énergie avec le coût minimal. Pour atteindre cet objectif, il compare les coûts de stockage et de la grille et choisit le moins élevé des deux.
- Dans cet algorithme, si le prix de la grille est inférieur au prix de stockage, l'agent consommateur envoie une demande d'achat d'énergie

à partir de la grille.

- Lorsque les coûts de stockage sont inférieurs au coût de la grille et l'énergie de stockage disponible peut répondre aux demandes des consommateurs, l'agent consommateur envoie une demande au système de stockage pour satisfaire ses besoins.
- Lorsque la grille et le stockage ne peuvent pas satisfaire les demandes des utilisateurs l'activité sera alors abandonnée. En effet, cette situation est très rare et doit être évitée.

Cas 2 : Décision pour les données de priorité faible ou moyenne.

Les données de priorité 2 ou 3 sont satisfaites après les données de priorité 1. Dans ce cas, si la grille et le système de stockage ne peuvent pas satisfaire la demande, l'activité sera retardée de MD pour les demandes de priorité 2 et de LD pour les demandes de priorité 3. Cette activité sera supprimée si le délai maximum égal à 1 heure pour la priorité 2 et à 2 heures pour la priorité 3 est atteint.

Algorithme de l'agent producteur

Les agents producteurs (AGpr) sont introduits dans les unités de production renouvelables (photovoltaïque, éoliennes). Pour chaque période t , l'agent producteur vise à satisfaire les demandes des consommateurs. Par conséquent, si le producteur est un agent pro-consommateur (prosumer), il satisfait ses propres demandes (`MeetSelfDemands()`), avant de pouvoir aider les autres consommateurs (`MeetDemands()`). S'il ne s'agit pas d'un prosumer, cet agent va essayer en premier lieu de satisfaire les demandes des consommateurs (`MeetDemands()`) et si l'énergie produite dépasse les besoins de ces consommateurs ($EnergyProduced > UsersDemands$), il vend l'énergie à la grille ou au système de stockage (`ChargeGrid()` et `ChargeStorage()`). Les étapes régissant le fonctionnement de l'agent producteur sont présentées dans l'algorithme 2.

4.5 Evaluation des performances de l'approche proposée

Afin d'évaluer les performances de notre proposition, nous avons réalisé des simulations avec JADE (Java Agent Development Framework) [123].

Algorithm 2 Algorithme de l'agent producteur

```

si IsProsumer=true alors //Si c'est un prosumer
    MeetSelfDemands(); //Répond à ses propres demandes
fin si
si EnergyProduced > 0 alors //Production est supérieure à zéro
    MeetDemands(); //Satisfaire les demandes des consommateurs
    si EnergyProduced > UsersDemands alors //S'il y a un excès de l'énergie produite
        StorageNeedsEnergy alors //Si le système de stockage peut stocker de l'énergie
            ChargeStorage(); //Vendre la production au système de stockage
        sinon
            si GridNeedsEnergy alors //Si la capacité de la grille n'est pas maximale
                ChargeGrid(); //Vendre la production à la grille
            sinon
                GoNextPeriod();
            fin si
        fin si
    sinon
        GoNextPeriod();
    fin si
fin si

```

4.5.1 Paramètres des simulations réalisées

Dans cette proposition, nous avons choisi de mettre en œuvre un système formé d'un agent grille, d'un agent pour chaque consommateur, d'un agent pour le système de stockage et d'un agent pour chaque pro-consommateur ou producteur. Pour nos simulations, nous considérons sept scénarios. Le Tableau 4.4 présente les scénarios choisis.

Tableau 4.4 – Scénarios choisis

Scenario	1	2	3	4	5	6	7
Consommateurs	5	5	10	15	20	25	30
Producteurs	3 prosumers	[0-10]	[0-10]	15	20	25	30
Stockage	1	1	1	1	1	1	1
Grille	1	1	1	1	1	1	1

Le scénario 1 est simple avec 1 agent grille, 5 agents consommateurs, 3 agents producteurs et 1 agent de stockage. Dans les scénarios 2 et 3, nous faisons varier le nombre de producteurs de 0 à dix, pour respectivement cinq consommateurs et dix consommateurs. Enfin, nous augmentons le nombre de consommateurs de 15 à 30 dans les scénarios 4, 5, 6 et 7 et considérons que chaque consommateur est un pro-consommateur c'est à-dire, chaque consommateur a au moins une source d'énergie renouvelable.

Les périodes de consommation au cours de la journée sont scindées en : la période OP, la période LP et la période HP. En outre, la journée est divisée

en 24 périodes et les prix de la grille varient entre 10 centimes/kWh et 22 centimes/kWh et l'énergie éolienne (notre énergie renouvelable utilisée dans ces simulations) a des prix qui varient entre 7 centimes/kWh et 14 centimes/kWh [1]. Les heures de pointe sont représentées dans le Tableau 4.5.

Tableau 4.5 – Prix durant les périodes de pics

Période	OP	LP	HP
Heure	00 :00 à 12 :59	13 :00 à 19 :59	20 :00 à 23 :59
Prix de la grille (centimes/kWh)	10 à 17	17 à 21	10 à 22
Prix de l'éolienne (centimes/kWh)	7 à 14	8 à 10	7 à 8

4.5.2 Description et discussion des résultats obtenus

Après avoir montré les différents scénarios considérés, l'efficacité d'ANEMAS sera montrée en le comparant à un système de facturation classique utilisé dans la plupart des systèmes d'alimentation électrique où tous les consommateurs ou une partie d'entre eux paient un prix fixe par unité d'électricité indépendamment du coût de production au moment de la consommation. Ce système est appelé "cas conventionnel" dans ce qui suit. De plus, nous comparons notre algorithme avec une approche qui utilise les ressources renouvelables uniquement sans utiliser les systèmes de stockage et que l'on appelle "cas RE".

Tout d'abord, nous illustrons les résultats des simulations pour une journée. Les premières simulations sont effectuées en utilisant le scénario 1 et les résultats sont donnés dans les Figures 4.6 et 4.7. La Figure 4.6 montre les prix des consommations durant une journée complète avec les trois algorithmes définis. Pendant la journée, la facture des consommateurs est réduite grâce à l'utilisation des énergies renouvelables ou du système de stockage. Pendant les heures de l'OP, la réduction du coût est très élevée ; elle atteint 90% en utilisant ANEMAS et 60% en utilisant le cas RE en comparaison avec le cas conventionnel. Cette réduction diminue et atteint 75% en utilisant ANEMAS dans la période HP (période 21), alors que pendant cette même période, la diminution du coût en utilisant le cas RE est de 16%. Avec les deux algorithmes (ANEMAS et cas RE), il n'y a plus de réduction des coûts aux périodes 22 et 23. La diminution des factures est due à l'utilisation des ressources renouvelables pour le cas RE. L'augmentation de la demande et la diminution de la production entraînent une diminution du pourcentage de réduction des prix dans les périodes LP et HP. Par conséquent, en pas-

sant de LP à HP, la facture des consommateurs augmente pour atteindre les coûts de réseau. De plus, nous constatons qu'en utilisant ANEMAS les coûts sont inférieurs aux coûts dans le cas RE. Cette réduction est due à l'utilisation de systèmes de stockage en plus des ressources renouvelables et à l'achat d'énergie stockée lorsque les coûts sont faibles, ce qui réduit l'accès à la grille et les coûts des utilisateurs deviennent en conséquence minimaux, même pendant les périodes HP (période 21, par exemple).

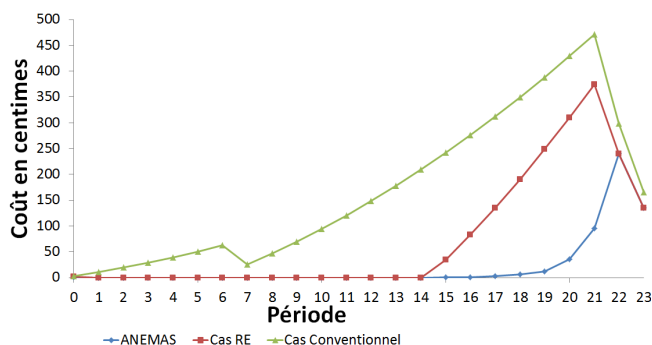


FIGURE 4.6 – Coût de l'énergie avec le scénario 1

La Figure 4.7 montre l'utilisation de toutes les ressources pendant la journée avec ANEMAS. Notre algorithme n'utilise pas la grille pendant l'OP et le LP (utilisation du réseau est égale à zéro) mais favorise les ressources renouvelables et si ces ressources ne répondent pas à toutes les exigences, il utilise le stockage. L'utilisation de stockage commence à augmenter durant la période 15, suite à l'augmentation de la consommation et la diminution de la production pendant ces périodes. En outre, l'utilisation de la grille augmente en heures de pointe et après la période 21 l'utilisation de stockage est nulle alors que l'utilisation de la grille augmente. Ce changement est dû au fait que la quantité d'énergie stockée atteint sa valeur minimale pendant les heures de HP.

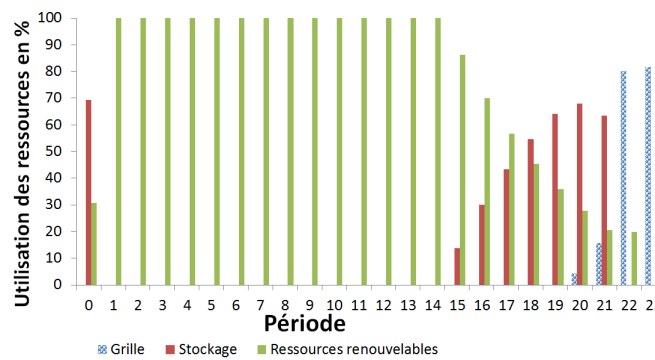


FIGURE 4.7 – Utilisation des ressources pour ANEMAS (scénario 1)

Pour montrer l'importance de l'utilisation d'un système de stockage intelligent, nous augmentons le nombre de producteurs de zéro à dix dans un système composé de cinq consommateurs. La Figure 4.8 représente les coûts de l'énergie dans le cas étudié. La minimisation des coûts varie entre 0% et 70% (Figure 4.8) pour le cas RE. En outre, en utilisant ANEMAS, la minimisation des coûts varie entre 73% et 85% (Figure 4.8). En effet, ces chiffres montrent qu'en augmentant le nombre de producteurs, nous pouvons minimiser le prix payé par les consommateurs.

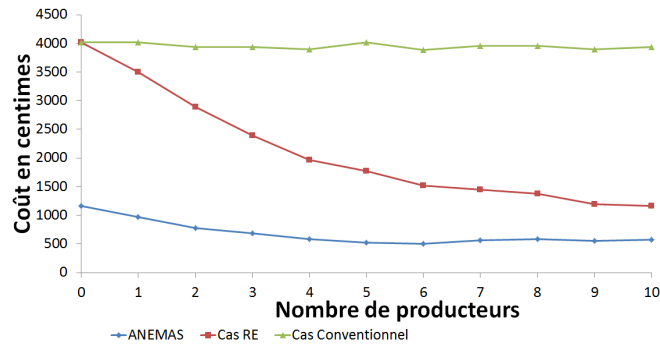


FIGURE 4.8 – Prix journalier de l'énergie dans le cas où le nombre de producteurs augmente de 0 à 10 (5 consommateurs)

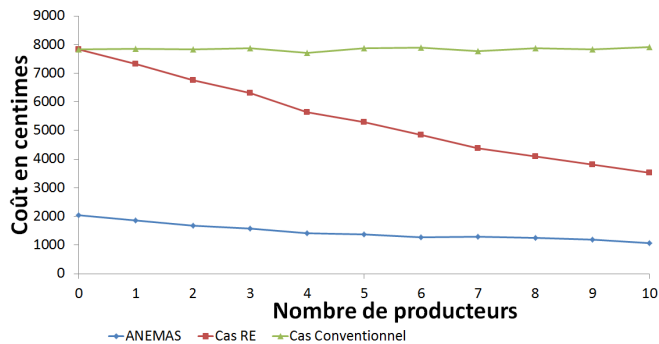


FIGURE 4.9 – Prix journalier de l'énergie dans le cas où le nombre de producteurs augmente de 0 à 10 (10 consommateurs)

Pour tester l'efficacité de notre approche, nous augmentons le nombre de consommateurs 5-30 (scénarios 2 à 7). Nous considérons que chaque consommateur est un pro-consommateur. La Figure 4.10 montre que lors de l'augmentation à la fois du nombre des consommateurs et des producteurs ensemble, le coût d'achat d'énergie diminue à environ 56% pour le cas RE et de 86% avec ANEMAS. Ces résultats montrent que notre approche reste efficace même en augmentant le nombre d'acteurs.

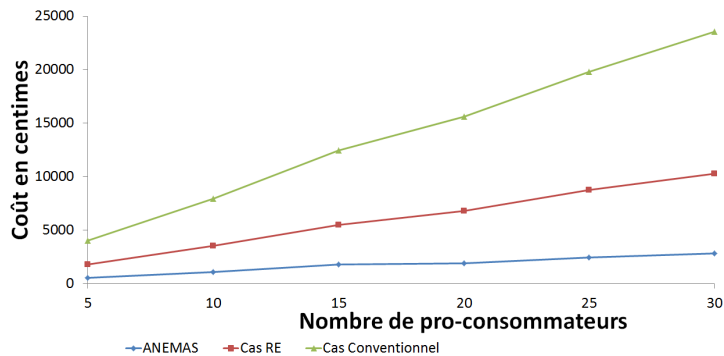


FIGURE 4.10 – Prix journalier de l'énergie dans le cas où le nombre de pro-consommateurs augmente 5-30

Ces résultats montrent que, lorsque le nombre de consommateurs augmente, la réduction des coûts et l'utilisation de la grille restent les mêmes.

4.6 Conclusion

Ce chapitre a exposé un premier comportement des agents cognitifs défini dans le chapitre 3 en ce qui concerne la gestion de l'énergie au niveau des consommateurs dans un smart grid. En particulier, nous avons considéré un premier scénario d'application qui est celui des utilisateurs résidentiels qui jouent un rôle primordial dans la consommation énergétique. Dans ce contexte, le comportement de nos agents est régi par l'algorithme ANEMAS grâce auquel les agents évaluent les données captées au niveau des consommateurs, des producteurs, du stockage et de la grille. Selon ces données captées, les agents planifient et décident leur schéma d'actions à entreprendre. Ce chapitre a ensuite présenté l'étude des performances de notre proposition ANEMAS à travers des simulations. Nous avons considéré plusieurs scénarios et avons fait varier le nombre d'agents de tous types confondus. Les résultats ont montré que notre proposition a nettement réduit le coût de l'énergie durant la journée pour les consommateurs ainsi que l'utilisation de la grille en heures de pointe.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à l'amélioration de notre proposition en considérant les effets de charge et de décharge sur la durée de vie de la batterie.

Chapitre 5

BADIS : Maximiser la durée de vie de la batterie avec un système multi-agents

Sommaire

5.1	Introduction	77
5.2	Scénario mis en œuvre	78
5.3	Approche pour minimiser la fréquence de décharge de la batterie	79
5.3.1	Nécessité d’augmenter la durée de vie de la batterie	80
5.3.2	Description de BADIS	81
5.4	Intégration de l’algorithme d’allocation équitable de l’énergie	84
5.5	Evaluation des performances de BADIS	86
5.5.1	Paramètres des simulations	86
5.5.2	Description et analyse des résultats des simulations	88
5.6	Conclusion	96

5.1 Introduction

Avec la loi sur la transition énergétique et la croissance verte adoptée par plusieurs pays et surtout par les pays de l’union européen, le mix énergétique va se verdifier afin d’atteindre des objectifs tels que la réduction de la part des énergies non vertes (nucléaire, fossiles) et la réduction des émissions de gaz à

effet de serre [124, 125]. Dans ce contexte, plusieurs ressources de production décentralisée sont utilisées dans le réseau électrique telles que les éoliennes, les photovoltaïques, etc. En effet, si les énergies renouvelables et les smart grids sont sous le feu des projecteurs, le stockage reste un sujet méconnu bien qu'il soit un élément clé du verdissement de l'électricité et présente plusieurs avantages pour un réseau électrique. Bref, le stockage de l'électricité est une des réponses à la diminution des énergies fossiles et à l'intermittence des énergies renouvelables et il a un rôle important pour assurer la continuité de l'approvisionnement en énergie [126]. En effet, l'électricité ne se stocke pas ou peu, ce qui pose des limites au développement des énergies renouvelables et jusqu'aux années 1980, les moyens de conversion permettant le stockage du courant alternatif étaient excessivement coûteux, voire très peu fiables ou inexistantes [5].

Afin d'assurer une meilleure gestion de l'énergie dans un réseau intelligent tout en intégrant les ressources renouvelables, nous développons dans ce chapitre, un système de stockage qui combine une batterie de stockage d'énergie et un logiciel informatisé. Dans le but d'augmenter la durée de vie de la batterie tout en conservant les prix minimaux pour les consommateurs, on utilise un agent intelligent implémenté dans le système de stockage afin de : (1) minimiser le coût d'achat de l'énergie par les consommateurs, (2) augmenter autant que possible la durée de vie de la batterie, (3) distribuer l'énergie stockée dans le système de stockage d'une façon équitable entre les consommateurs afin d'encourager tous les consommateurs à participer à l'algorithme défini.

Dans le reste de ce chapitre, nous allons d'abord exposer notre scénario d'application, pour ensuite détailler l'approche proposée et enfin évaluer ses performances.

5.2 Scénario mis en œuvre

La Figure 5.1 présente le scénario de communication avec le système de stockage que nous avons considéré pour illustrer notre algorithme. En premier lieu, nous supposons la présence d'un réseau domestique ou Home Area Network (HAN) dans lequel les appareils électriques utilisés communiquent avec le compteur intelligent et lui envoient leurs données d'utilisation. En second lieu, les compteurs dans une zone résidentielle précise connectés à un réseau de voisinage ou Neighborhood Area Network (NAN) envoient, chacun à part, leurs demandes en énergie au système de stockage. Dans ce scénario, on s'intéresse aux données relatives aux demandes d'énergies et on considère

qu'un agent consommateur est implémenté dans chaque maison connectée au niveau de son compteur intelligent. L'agent consommateur a pour rôle de collecter les données et de prendre les décisions intelligentes concernant l'entité vers laquelle adresser la demande d'énergie en premier lieu (système de stockage ou grille). Les agents consommateurs dans un NAN communiquent ensemble afin de négocier l'achat de l'énergie. En outre, l'agent du système de stockage récupère les données de la zone résidentielle et de la grille afin de choisir la quantité d'énergie à décharger sur une période précise pour garantir aux consommateurs un prix d'achat minimal et pour minimiser la fréquence de charge et de décharge de sa batterie. L'agent de stockage utilise les données de la grille telles que le prix de l'énergie et les prédictions des prix durant une journée complète. En plus, plusieurs données des agents consommateurs telles que les demandes réelles, les demandes prédites, etc. sont prises en considération dans la décision prise par l'agent de stockage.

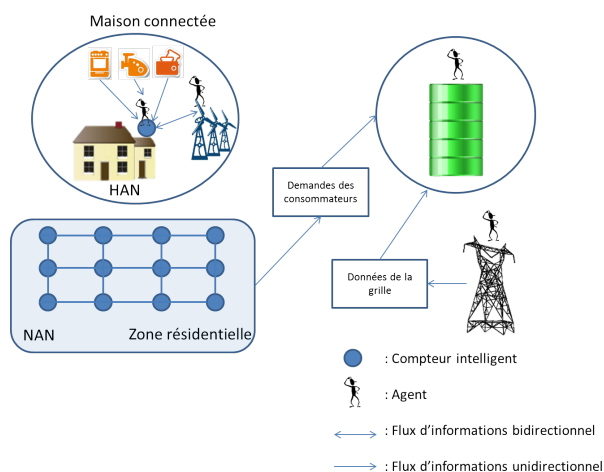


FIGURE 5.1 – Illustration du scénario considéré

La section suivante a pour but de présenter et détailler notre proposition pour augmenter la durée de vie d'un système de stockage.

5.3 Approche pour minimiser la fréquence de décharge de la batterie

Le comportement de l'agent de stockage est régi par BADIS ("BAttery DIScharging algorithm") qui a pour but de minimiser la fréquence de

charge/décharge d'une batterie afin d'augmenter sa durée de vie tout en maintenant une facture minimale des consommateurs.

Dans cette section, nous commençons en premier lieu par exposer les caractéristiques et les besoins d'une batterie pour augmenter sa durée de vie, pour présenter ensuite le fonctionnement de l'algorithme BADIS.

5.3.1 Nécessité d'augmenter la durée de vie de la batterie

L'utilisation des systèmes de stockage est d'une importance capitale dans les systèmes électriques d'aujourd'hui qui intègrent les énergies renouvelables d'une manière croissante. Un système de stockage est formé de batteries dont il existe une large variété avec des types et des capacités assez différents. L'utilisation des systèmes de stockages est de plus en plus croissante dans le domaine résidentiel. Les batteries des systèmes de stockage doivent respecter plusieurs paramètres tels que le DoD, la température, l'efficacité, etc. Pour une batterie, il semble très difficile de calculer la durée de vie de son cycle de charge et de décharge et cela dépend de nombreux paramètres tels que : l'entretien de la batterie, la profondeur de décharge de la batterie, la température de la batterie, etc. L'un des facteurs les plus importants est la profondeur de décharge (DoD : "Depth of Discharge") de la batterie. Par définition, la DoD de la batterie (en pourcentage) est l'inverse de l'état de charge de la batterie. En d'autres termes, lorsqu'une batterie est à 60% d'état de charge, la profondeur de décharge est de 40% (la somme de l'état de charge et de la DoD est égale à 100%). Les performances d'une batterie s'évaluent aussi en nombre de cycles que celle-ci peut fournir à une profondeur de décharge déterminée. Pour optimiser les performances d'une batterie, il est donc conseillé de minimiser le niveau de décharge. En considérant que toutes les valeurs influençant la durée de vie de la batterie sont constantes, la durée de vie totale de la batterie est inversement proportionnelle à la quantité de DoD par cycle [127]. Par exemple, une batterie qui se décharge constamment à 90% de DoD, a une durée de vie beaucoup moins élevée que celle d'une batterie déchargée à seulement 50%.

La minimisation de la décharge de la batterie permet d'augmenter sa durée de vie et de minimiser la facture énergétique des consommateurs dans un système électrique. En effet, les consommateurs ont pour premier but de minimiser leur facture et d'être satisfaits de la quantité d'énergie demandée, d'où l'intérêt de notre proposition (BADIS) qui vise à intégrer un agent intelligent au niveau du système de stockage afin de minimiser la fréquence de décharge de la batterie sans affecter, pour autant, la facture des consommateurs, ce qui minimise à long terme le prix payé pour le remplacement

des batteries. la facture des consommateurs. Pour réaliser son but, cet agent récupère plusieurs données de son entourage qui lui sont nécessaires pour prendre la bonne décision. BADIS est expliqué en détail dans la section suivante et ses performances sont analysées dans la section 5.5.

5.3.2 Description de BADIS

Dans un système électrique formé de consommateurs, de producteurs, d'un système de stockage et d'une grille, nous implémentons des agents cognitifs dans chaque entité du système afin de rendre le réseau plus coopératif. Avec BADIS, un algorithme qui fonctionne sur l'agent de stockage est implémenté, les algorithmes des autres types d'agent (agents consommateurs, agents producteurs et agent de la grille) restent intacts et sont les mêmes que ceux décrits dans le chapitre précédent. Le système de stockage est censé répondre aux besoins des consommateurs lorsque la production d'énergie renouvelable n'est pas suffisante. En se basant sur les données prédites (consommations, productions, coûts, etc.), l'agent de stockage choisit la meilleure période pour recharger sa batterie à partir de la grille. En outre, en cas d'excès de production, cet agent stocke l'énergie en excès pour l'utiliser plus tard dans le but de réduire la facture des consommateurs et la quantité d'énergie demandée à la grille. Nous avons développé deux types d'algorithmes pour l'agent de stockage : (1) le premier est un algorithme de long terme dit "offline" et (2) le second est de court terme dit "online". En effet, l'agent de stockage doit prendre en compte de nombreux paramètres, présentés et définis dans le Tableau 5.1.

L'algorithme offline de l'agent de stockage qui a déjà été présenté dans le chapitre précédent suit les étapes identifiées dans la Figure 5.2. En premier lieu, au début de chaque période de 24 heures, l'agent de stockage recueille toutes les données prédites de tous les agents (agents consommateurs, agents producteurs et agent grille) (1)¹. (2) En second lieu, l'agent de stockage utilise ces données prédites pour choisir la période optimale (t_{min}) pour charger sa batterie (t_{min} correspond à l'heure où on prévoit le prix le moins élevé). (3) En troisième lieu, l'agent de stockage calcule la quantité d'énergie à stocker et cette quantité est définie par l'équation $EN_{st} = SOC_{max} - SOC(t)$. En effet, dans ce chapitre nous simplifions le calcul de EN_{st} et supposons que toute la quantité qui manque sera chargée dans le système de stockage au moment où ce dernier décide de demander de l'énergie.

Après avoir chargé EN_{st} , l'agent de stockage met à jour son prix par kWh

1. Ces chiffres correspondent à ceux utilisés dans la Figure 5.2.

Tableau 5.1 – Paramètres du système de stockage

Paramètre	Définition
SOC_{min}	valeur minimale du stockage (en kWh)
SOC_{max}	valeur maximale du stockage (en kWh)
$Pr(t)_G$	prix de l'énergie de la grille à l'instant t (en centimes/kWh)
Pr_{min}	prix minimal de l'énergie de la grille (en centimes/kWh)
$Pr(t)_E$	prix de l'énergie achetée du système de stockage au moment t (en centimes/kWh)
$Pr(t)_S$	prix de l'énergie stockée (en centimes/kWh)
$MaxC_{peak}$	prix de l'énergie à l'instant du pic (en centimes)
$Peak$	somme de l'énergie demandée par tous les consommateurs à l'instant du pic (en kWh)
$SOC(t)$	valeur de charge instantanée de la batterie (en kWh)
$D(t)$	demande en énergie des consommateurs à l'instant t (en kWh)
$RE(t)$	énergie renouvelable produite au moment t (en kWh)
EN_{st}	énergie à stocker (en kWh)
t_{peak}	heure où le prix de la grille est maximal durant la journée
t_{min}	heure où le prix de la grille est minimal durant la journée
$D(t)_{st}$	demandes énergétiques reçues par le stockage durant une période t (en kWh)
$R(t)_x$	pourcentage des demandes non satisfaites par le stockage pour le consommateur x
$P(t)_x$	pourcentage d'énergie que le consommateur x stocke dans la batterie à l'instant t
$QR(t)_x$	demandes en kWh refusées pour le consommateur x à l'instant t
$QD(t)_x$	toutes les demandes du consommateur x (en kWh) à l'instant t
$Q(t)_x$	quantité d'énergie que le consommateur x stocke à l'instant t
$Qt(t)_x$	quantité totale d'énergie stockée dans le système de stockage (en kWh) à l'instant t

$(Pr(t)_S)$ selon l'équation (5.1).

$$Pr(t)_S = \frac{Pr(t)_S * SOC(t) + EN_{st} * Pr(t)_E}{SOC(t) + EN_{st}} \quad (5.1)$$

Dans notre proposition, nous considérons que le prix de l'énergie stockée dans le système de stockage varie en fonction du prix de l'énergie chargée. En effet, le système de stockage a un prix au moment t par kWh défini par $Pr(t)_S$ de sorte que le prix total de l'énergie dans le système de stockage est $Pr(t)_S * SOC(t)$. Ainsi, lors du stockage d'une quantité d'énergie égale à EN_{st} qui a un prix au moment t égal à $Pr(t)_E$, le prix de l'énergie totale dans le système de stockage au moment t (en centimes) est $Pr(t)_S * SOC(t) + EN_{st} * Pr(t)_E$ et l'énergie totale dans le système de stockage au moment t est égale à $SOC(t) + EN_{st}$. Par conséquent, nous pouvons calculer le prix par kWh dans le système de stockage comme étant le rapport entre le prix total de l'énergie stockée et la quantité totale de l'énergie présente dans le système de stockage (équation (5.1)).

L'agent de stockage vise à minimiser la fréquence de charge et de décharge de la batterie afin de maximiser sa durée de vie [128]. Dans ce but, nous avons

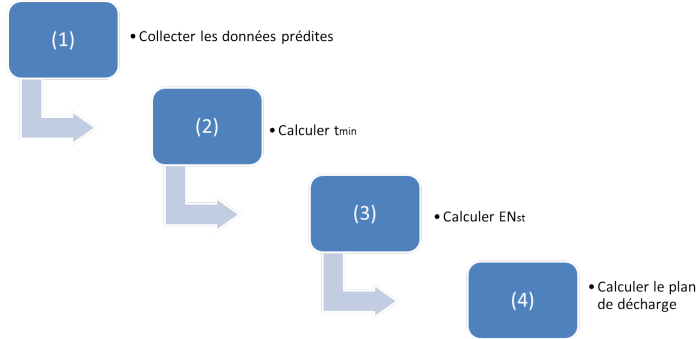


FIGURE 5.2 – Résumé de l’algorithme long terme de l’agent de stockage

proposé l’algorithme de décharge BADIS qui vise à minimiser le nombre de décharge de la batterie à chaque période en fonction des besoins en énergie et en fonction des prix de la grille afin de maintenir une facture minimale des consommateurs. En outre, BADIS minimise le prix de l’énergie en particulier aux heures de pointe tout en conservant l’énergie avec des prix bas pour l’utiliser dans les heures de pointe. (4)² Nous définissons la fréquence de décharge de la batterie au moment t par $Discharging(t)$ qui est calculé selon l’équation (5.2). Dans cette proposition, nous considérons qu’à chaque période t , le système de stockage peut satisfaire les demandes des consommateurs jusqu’à $Discharging(t) * SOC_{max}$.

$$Discharging(t) = \frac{1}{1 + exp(-\frac{1}{\tau(t)})} \quad (5.2)$$

Où :

$$\tau(t) = \frac{MaxC_{peak} - (D(t) - RE(t)) * Pr(t)_G}{MaxC_{peak}} \quad (5.3)$$

$$MaxC_{peak} = (Peak - RE(t_{peak})) * Pr(t_{peak})_G \quad (5.4)$$

Où : $Peak - RE(t_{peak}) > 0$ et $Pr(t_{peak})_G > 0$

La décharge de la batterie du système de stockage doit être minimisée en particulier lorsque le prix de la grille est faible, ce qui permet d’accéder à la grille même si le stockage est plein lorsque les coûts du réseau sont faibles. Afin de planifier la décharge de la batterie, nous calculons une variable τ (équation (5.3)), qui représente la différence entre le coût de l’énergie qui ne peut pas être satisfaite par les ressources renouvelables pendant la

2. Ces chiffres correspondent à ceux utilisés dans la Figure 5.2.

période de pointe ($MaxC_{peak}$) et le coût de l'énergie qui ne peut pas être satisfait par des ressources renouvelables au temps t . En d'autres termes, cette variable (τ) représente le rapport entre le coût durant la période t ($(D(t) - RE(t)) * Pr(t)_G$) et le coût maximal de l'énergie ($MaxC_{peak}$). Cette variable permet à l'agent de stockage de prédire le pourcentage de décharge d'énergie durant une période t (équation (5.2)). Nous avons choisi l'équation sigmoïde³ pour planifier la décharge de la batterie durant toutes les périodes de la journée. Par conséquent, le résultat de cette équation est compris entre 0 et 1 et augmente lorsque les coûts augmentent.

L'algorithme en ligne de l'agent de stockage reste quant à lui intact (voir section 4.4.3). Au début de chaque période t , l'agent de stockage adopte un algorithme en ligne pour minimiser la facture énergétique de tous les consommateurs en temps réel et répartir équitablement sa capacité de stockage entre les consommateurs. L'algorithme de charge ou algorithme en ligne de l'agent de stockage a pour but de charger sa batterie lorsque le prix de l'énergie est prévu d'être minimal ($Pr(t)_G = Pr_{min}$). En plus, cet agent demande l'énergie de la grille pour charger le système de stockage quand le coût de la grille est acceptable et que le stockage n'a pas suffisamment d'énergie pour satisfaire les demandes prévues.

5.4 Intégration de l'algorithme d'allocation équitable de l'énergie

Le smart grid offre aux consommateurs la possibilité de produire leur propre électricité sur place à partir des systèmes d'énergie renouvelables et de consommer ainsi moins d'électricité fournie par le réseau. En plus, l'excès de production peut être stocké dans une batterie afin de servir ces consommateurs ultérieurement dans le but de minimiser la facture des consommateurs ainsi que la pollution causée par les énergies non renouvelables. Durant les périodes de forte demande d'énergie, le système de stockage ne peut pas répondre à toutes les demandes des consommateurs et il devient nécessaire de décider quelles demandes seront satisfaites par le stockage. Le plus simple est de répondre aux demandes en mode FIFO ("First-In First-Out") qui consiste à traiter les demandes selon leur ordre d'arrivée. Cela aura une influence sur les modalités de calcul des tarifs des réseaux, qui doivent être équitables, refléter les coûts, encourager l'efficacité énergétique, soutenir les objectifs en matière d'énergies renouvelables tout en étant simples et transparents pour les consommateurs. Conscients des répercussions des tarifs pratiqués sur le

3. L'équation sigmoïde est une fonction avec une condition limite entre 0 et 1.

comportement des consommateurs, nous avons développé une fonction qui vise à distribuer l'énergie stockée dans le système de stockage d'une façon équitable. Cette fonction est réalisée par l'agent de stockage intelligent qui prend la décision de la vente de l'énergie stockée et dont l'algorithme est détaillé dans ce qui suit.

Algorithm 3 Algorithme pour la distribution équitable de l'énergie stockée

```

CollectAllConsumersRequest(); //Collecter les demandes des consommateurs durant une
période précise.
si  $SOC(t) > SOC_{max} * (1 - Discharging(t))$  alors
    //La batterie n'est pas vide.
    si  $D(t)_{st} \leq SOC(t) - SOC_{max} * (1 - Discharging(t))$  alors
        //La demande est plus petite que la quantité d'énergie que le stockage peut vendre.
        SatisfyAllRequests(); //Satisfaire toutes les demandes.
    sinon
        //La demande est plus grande que la quantité d'énergie que le stockage peut vendre.
        SatisfyRequestsFollowingTheirPriority(); //Les demandes seront classifiées selon la fonc-
tion d'utilité définie dans l'équation 6.7.
    fin si
sinon
    RefuseAllRequests(); //Le stockage ne peut pas vendre d'énergie.
fin si

```

En premier lieu, chaque agent de stockage met dans la file d'attente toutes les demandes des consommateurs durant une période (utilisation de la fonction `CollectAllConsumersRequest()`). Si l'agent possède de l'énergie nécessaire pour répondre aux besoins de tous les consommateurs, il le fait en respectant l'ordre d'arrivée des demandes. Par contre, s'il trouve que la quantité d'énergie demandée est plus grande que l'énergie que peut vendre le stockage durant la période t ($D(t)_{st} > SOC(t) - SOC_{max} * (1 - Discharging(t))$), il trie à nouveau les demandes dans la file d'attente par ordre d'utilité croissant (utilisation de la fonction `SatisfyRequestsFollowingTheirPriority()`). Cette utilité est calculée selon l'équation (6.7) et a pour but de donner une priorité élevée à la demande qui satisfait le plus possible les contraintes de l'agent de stockage. Dans notre cas, l'agent de stockage prend en considération deux obligations : (1) la première se définit par la participation du consommateur ($P(t)_x$) dans la charge de la batterie (au cas où il s'agit d'un pro-consommateur), car dans le cas où le pro-consommateur a un excès d'énergie qui a été stocké, il est plus prioritaire que les autres consommateurs (2) la seconde contrainte se définit par le nombre de fois où l'agent de stockage a refusé la demande du consommateur x ($R(t)_x$) afin que le consommateur x bénéficie du stockage dans son propre système.

$$U(t)_x = (1 + R(t)_x)(1 + P(t)_x) \quad (5.5)$$

$$R(t)_x = \frac{QR(t)_x}{QD(t)_x} \quad (5.6)$$

$$P(t)_x = \frac{Q(t)_x}{Qt(t)_x} \quad (5.7)$$

La fonction d'utilité augmente quand la participation du pro-consommateur dans la charge de la batterie augmente ($P(t)_x$). En outre, le stockage a pour but principal de satisfaire les demandes de tous les consommateurs identifiés dans le système auquel il appartient, d'où le fait que la fonction d'utilité est proportionnelle au nombre de refus des demandes d'un consommateur x ($R(t)_x$).

Pour conclure, dans cet algorithme, nous cherchons à récompenser tous les consommateurs qui contribuent à recharger la batterie et éviter la famine de ceux qui ne participent pas à la charge de la batterie. Les paramètres des simulations et les résultats seront présentés dans la section suivante.

5.5 Evaluation des performances de BADIS

Cette section est consacrée à l'évaluation des performances de notre proposition simulée avec JADE et à la présentation des résultats obtenus.

5.5.1 Paramètres des simulations

Dans les simulations réalisées pour évaluer les performances de BADIS, nous adoptons la même répartition des agents que celle présentée dans le chapitre 4, à savoir 1 agent par grille, 1 agent pour chaque consommateur, 1 agent pour chaque producteur et 1 agent pour le système de stockage. En outre, dans tous les scénarios énumérés dans cette section, nous considérons que chaque producteur est un pro-consommateur ; il s'agit donc d'un consommateur qui possède une ressource renouvelable. Le Tableau 5.2 présente les scénarios pris en considération pour évaluer BADIS. Nous augmentons le nombre de consommateurs et de producteurs de 5 dans le scénario 1. Dans le scénario 2, nous considérons que nous avons 50 consommateurs et 50 producteurs alors que dans le scénario 3, nous choisissons de varier le nombre de producteurs de 0 à 10 (10 consommateurs). Le Tableau 5.3 présente quelques paramètres de simulation sachant que dans nos scénarios, nous considérons un pic le matin (à 8 heures) et un autre durant la nuit (à 21 heures), comme illustré sur la Figure 5.3.

Tableau 5.2 – Scénarios simulés

Scénario	Consommateurs	Producteurs	Système de stockage	Grille
1	[5-20]	[5-20]	1	1
2	50	50	1	1
3	10	[0-10]	1	1

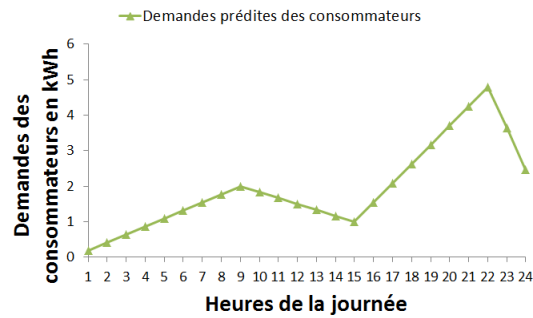


FIGURE 5.3 – Demandes des consommateurs en kWh

Afin de mettre en évidence l’efficacité de notre proposition, nous comparons les valeurs des simulations durant deux saisons différentes (automne et été) lorsque les sorties des photovoltaïques et des éoliennes varient considérablement. Dans notre modèle, nous utilisons deux types d’énergie renouvelable : le photovoltaïque (PV) qui a une puissance maximale pendant l’été et l’éolienne qui a une puissance maximale pendant l’automne [9]. Les deux Figures 5.4 et 5.5 présentent les valeurs de sortie des ressources éoliennes et photovoltaïques durant les deux saisons mises en œuvre [9]. En plus, les données de nos simulations (demandes des consommateurs, prix des énergies, sorties des énergies renouvelables, etc.) sont les moyennes des données collectées durant les deux saisons simulées. Ces données sont extraites durant l’année 2014 [1, 10, 9]. Les résultats des simulations sont

Tableau 5.3 – Paramètres des simulations extraits de [1, 10, 9]

Consommateurs	demandes entre 0.2 kWh et 4.8 kWh
Eolienne	coûts entre 7 centimes/kWh et 10 centimes/kWh
Photovoltaïque	coûts entre 7 centimes/kWh et 10 centimes/kWh
Système de stockage	2.8 kWh pour chaque consommateur
Grille	coûts entre 10 centimes/kWh et 22 centimes/kWh

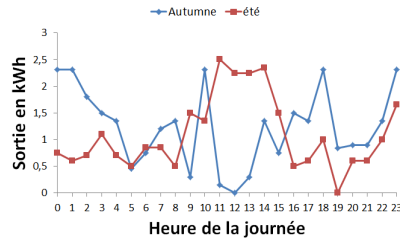


FIGURE 5.4 – Valeurs de sortie de l'éolienne durant les deux saisons (automne et été, valeurs météo de [9])

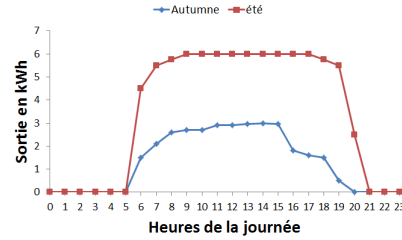


FIGURE 5.5 – Valeurs de sortie de la photovoltaïque durant les deux saisons (automne et été, valeurs météo de [9])

données pour une journée complète choisie aléatoirement et répartie en 24 intervalles de temps $t \in \{0, \dots, 23\}$.

5.5.2 Description et analyse des résultats des simulations

Afin d'évaluer les performances de BADIS, nous le comparons à notre algorithme ANEMAS et à deux autres algorithmes de la littérature. Les algorithmes suivants font donc l'objet de comparaison :

ANEMAS : Nous comparons BADIS à ANEMAS afin de prouver que BADIS n'affecte pas la facture des consommateurs.

Cas conventionnel : Nous comparons BADIS au cas conventionnel qui est adopté par la plupart des pays où les consommateurs achètent leurs demandes de la grille avec un coût fixe. On compare BADIS avec le cas conventionnel afin de souligner l'importance de l'utilisation des ressources renouvelables et du système de stockage pour la minimisation de la facture des consommateurs.

Algorithme de Colson *et al.* [52] : BADIS est comparé à cet algorithme qui vise à gérer l'énergie dans les smart grids sans intégrer des agents de stockage. Cette comparaison est importante pour montrer le rôle des systèmes de stockage dans la gestion de l'énergie au niveau des smart grids.

Algorithme homeostatic [100] : Nous comparons BADIS avec cet algorithme qui vise à gérer l'énergie dans les smart grids en utilisant des agents de stockage, afin de souligner l'efficacité de notre proposition en la comparant avec une proposition récente qui utilise les systèmes de stockage.

En premier lieu, nous comparons les factures des consommateurs pour vérifier qu'avec notre algorithme la facture des consommateurs reste minimale. Les résultats de tous les scénarios simulés sont présentés dans les

Figures 5.6, 5.7, 5.8, 5.9. On simule en premier les deux scénarios 1 et 2 dont les résultats sont présentés dans les Figures 5.6 et 5.7, qui donnent une comparaison du prix total de toutes les périodes de la journée obtenus avec les 5 algorithmes durant les 2 saisons simulées.

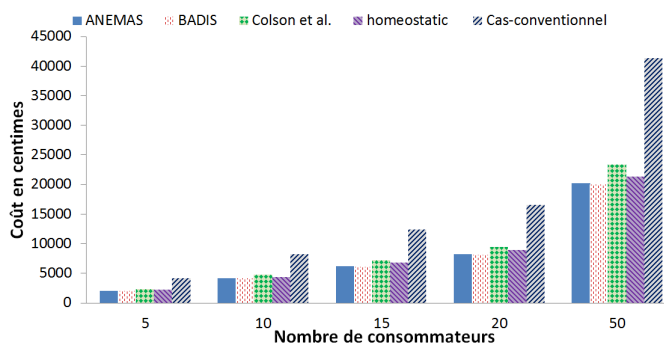


FIGURE 5.6 – Variation de la somme des coûts incombés aux consommateurs durant une journée complète en automne (cas où chaque consommateur est un producteur ; nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

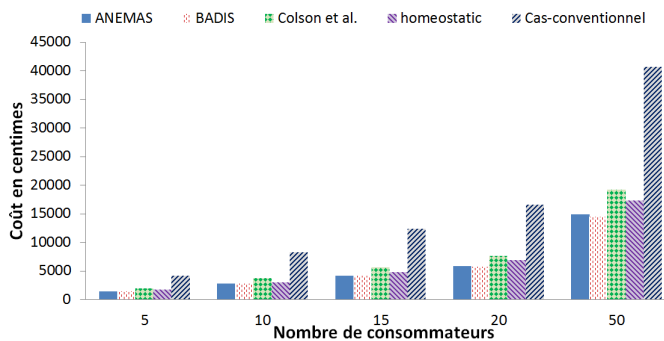


FIGURE 5.7 – Variation de la somme des coûts incombés aux consommateurs durant une journée complète en été (cas où chaque consommateur est un producteur ; nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

On peut distinguer une minimisation qui atteint 43%, 48% et 52% par rapport au cas conventionnel (scénario 2) en implémentant Colson *et al.*, homeostatic, ANEMAS et BADIS respectivement. De plus, ANEMAS et BADIS présentent une minimisation qui atteint 6% par rapport à homeostatic et 14% par rapport à l’algorithme de Colson *et al.* La minimisation du coût en

utilisant l'algorithme de Colson *et al.* est due à l'utilisation de l'algorithme de négociation qui vise à distribuer l'énergie renouvelable produite d'une façon optimale. En outre, cette minimisation augmente en utilisant l'algorithme homeostatic grâce à l'intégration des systèmes de stockage. ANEMAS de son côté diminue les coûts grâce à l'utilisation du système de stockage et de l'algorithme de négociation qui vise à distribuer d'une manière optimale l'énergie renouvelable produite. Les résultats montrent en effet qu'ANEMAS et BADIS ont une minimisation de coût élevée par rapport aux deux autres algorithmes, car ils intègrent tous les deux un algorithme de négociation et un système de stockage. En outre, ANEMAS a utilisé un système de stockage pour partager toute l'énergie stockée avec l'ensemble du système. Cette minimisation est plus importante au cours de l'été en raison de la forte pénétration de l'énergie photovoltaïque. En utilisant BADIS, la facture des consommateurs n'a pas augmenté même si on a diminué la capacité de décharge de la batterie, grâce à l'algorithme de décharge qui a pu conserver une quantité non négligeable de l'énergie stockée pour l'utiliser durant les périodes où le prix de la grille est élevé.

Les Figures 5.8 et 5.9 présentent les factures des consommateurs pour une journée en simulant le scénario 3 (pour 10 consommateurs, on fait varier le nombre de producteurs de 0 à 10) en implémentant les algorithmes présentés au début de cette section. D'après les résultats, on peut distinguer une minimisation de 4% par rapport au cas conventionnel pour 0 producteur (en automne et en été), due à la présence d'un stockage intelligent qui se recharge avec un coût minimal et revend l'énergie stockée lorsque le coût de la grille est maximal.

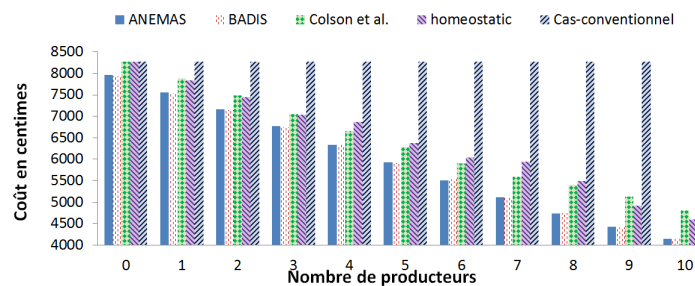


FIGURE 5.8 – Variation de la somme des coûts des consommateurs durant une journée complète en automne (scénario 3 : 10 consommateurs, 0 à 10 producteurs)

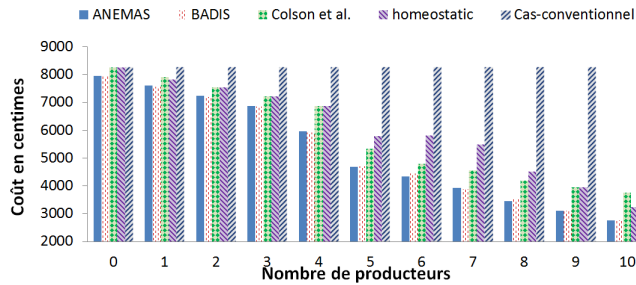


FIGURE 5.9 – Variation de la somme des coûts des consommateurs durant une journée complète en été (scénario 3 : 10 consommateurs, 0 à 10 producteurs)

Comme l’indique les Figures 5.8 et 5.9, les coûts baissent avec l’augmentation du nombre de producteurs à cause de l’augmentation de la production d’énergie renouvelable et nos propositions (ANEMAS et BADIS) donnent des performances nettement meilleures que les autres algorithmes (Colson *et al.* et homeostatic).

Pour montrer l’importance et l’influence de BADIS et d’ANEMAS, on a mis en évidence la variation du coût pendant chaque période d’une journée complète pour un scénario composé de 20 consommateurs et 20 producteurs durant l’été. Sur la Figure 5.10 on peut voir les coûts des consommateurs pour chaque heure de la journée en implémentant les algorithmes définis ci-dessus.

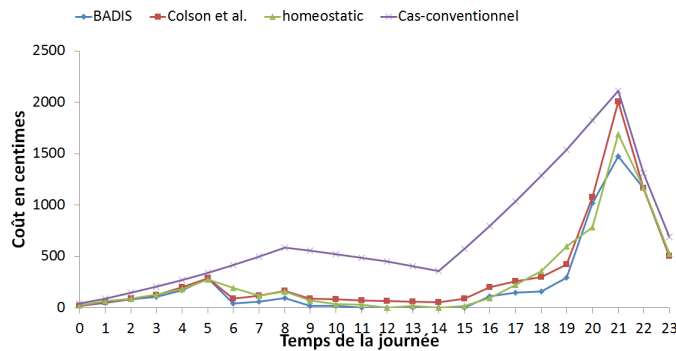


FIGURE 5.10 – Coût de l’énergie durant chaque période d’une journée complète pour un scénario de 20 consommateurs et 20 producteurs durant l’été

Pendant la journée, la réduction de la facture des consommateurs est due à l'utilisation des énergies renouvelables ou du système de stockage. Pendant les heures de faible consommation (LP), la réduction du coût est très élevée (elle est égale à 100% en utilisant BADIS) car la production d'énergie renouvelable est beaucoup plus élevée que la demande. En utilisant Colson *et al.*, cette minimisation atteint 80%. En outre, la diminution des coûts atteint presque 100% seulement pour les périodes 12 et 14 en utilisant l'algorithme homeostatic, car durant ces périodes le stockage a pu satisfaire les demandes avec un coût minimal. En effet, la diminution du coût est plus importante à l'aide de BADIS en raison du stockage et de l'utilisation de l'algorithme de négociation. Par conséquent, en passant à la période du HP, la facture des consommateurs augmente pour atteindre les coûts conventionnels. De plus, nous constatons qu'en utilisant BADIS, la réduction du coût d'achat de l'énergie est due à l'utilisation de systèmes de stockage avec des ressources renouvelables et l'achat d'énergie stockée lorsque les coûts sont faibles, ce qui réduit l'accès à la grille même pendant les périodes HP (période 21 par exemple).

Les deux Figures 5.11 et 5.12 illustrent l'utilisation de la grille et du stockage en implémentant ANEMAS et BADIS durant les deux saisons simulées (automne et été respectivement). Nous pouvons voir que l'utilisation de la grille avec ANEMAS est inférieure à celle avec BADIS dans les deux saisons. Ces résultats sont dus au régime de décharge adopté qui limite l'accès au stockage afin de maximiser la durée de vie de la batterie et augmente donc l'utilisation de la grille en comparaison avec ANEMAS.

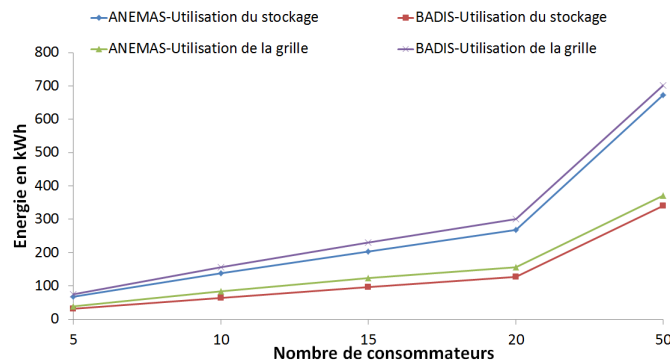


FIGURE 5.11 – Utilisation du stockage et de la grille en automne (Nombre de consommateurs = Nombre de producteurs)

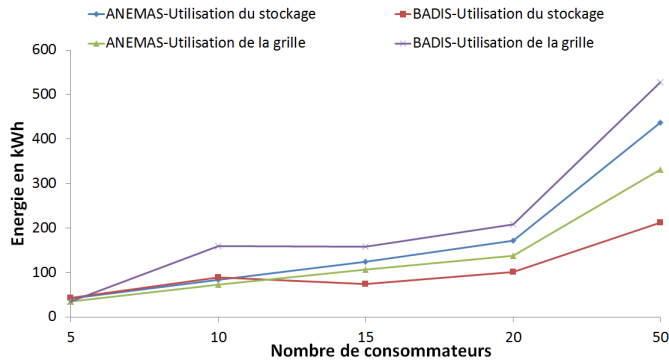


FIGURE 5.12 – Utilisation du stockage et de la grille en été (Nombre de consommateurs = Nombre de producteurs)

En utilisant l’algorithme de décharge, on ne voit aucun effet sur les coûts pendant la journée parce que l’utilisation du stockage d’énergie est proportionnelle au prix de la grille de telle sorte que le coût total de l’énergie pendant la journée ne soit pas affecté.

Afin d’évaluer l’importance de l’algorithme de décharge, nous avons étudié le pourcentage de réduction de la charge de la batterie au cours d’une journée. La Figure 5.13 présente la minimisation du taux de décharge en simulant les scénarios 1 et 2 au cours des deux saisons considérées et en comparant les résultats de BADIS à ceux d’ANEMAS. On peut remarquer que ce taux est égal à 40% pour le scénario 1 au cours de l’été et à 50% au cours de l’automne (Figure 5.13). A cause de la faible production d’énergie renouvelable durant l’automne et de la forte demande d’énergie émanant du système de stockage, la diminution de la décharge est plus faible en automne qu’en été. La Figure 5.14 indique le pourcentage de la réduction de la fréquence de décharge pour le scénario 3. En augmentant le nombre de producteurs de 0 à 10, la diminution de la fréquence de décharge varie de 40% à 60% (Figure 5.14, cette diminution est due au choix aléatoire fait entre les photovoltaïques et les éoliennes dans le système). En effet, cette diminution de la fréquence de décharge de la batterie permet d’augmenter la durée de vie de la batterie [128].

Afin d’évaluer les performances de l’algorithme d’allocation équitable, nous simulons un scénario composé de 10 consommateurs et 5 producteurs. Les caractéristiques de ces consommateurs sont présentées dans le Tableau 5.4.

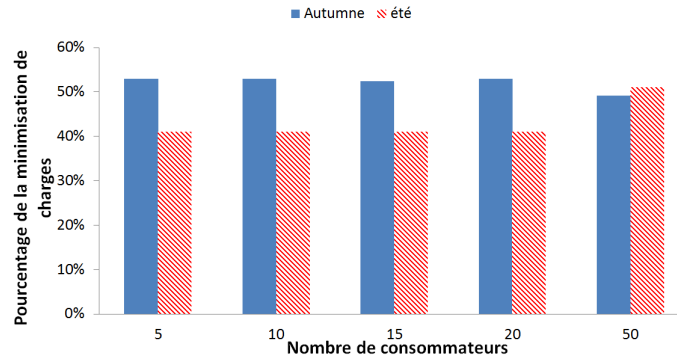


FIGURE 5.13 – Pourcentage de minimisation de décharge de la batterie pendant l’été et l’automne en augmentant le nombre des consommateurs (Nombre de consommateurs = Nombre de producteurs)

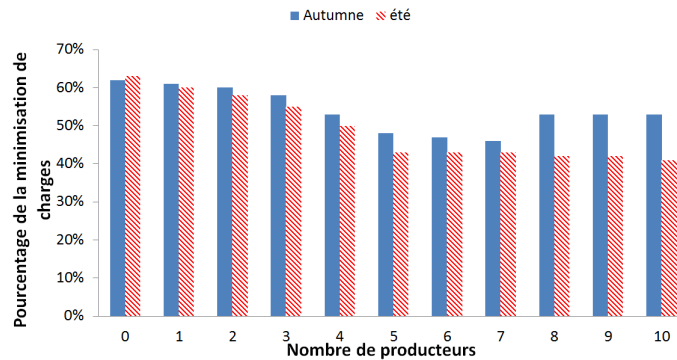


FIGURE 5.14 – Pourcentage de minimisation de décharge de la batterie pendant l’été et l’automne en augmentant le nombre des producteurs (pour 10 consommateurs)

La Figure 5.15 présente le pourcentage de demandes satisfaites par le système de stockage, pour chaque consommateur, sachant que le pourcentage des demandes satisfaites est le rapport entre les demandes satisfaites par le système de stockage et le nombre de demandes que le système de stockage a reçu de ce consommateur en question. Nous pouvons remarquer qu’en utilisant FIFO (ANEMAS), les demandes sont satisfaites selon leur ordre d’arrivée. Les résultats montrent que l’algorithme d’allocation équitable améliore fortement la gestion du système de stockage. Ainsi, l’énergie stockée est répartie d’une façon équitable entre tous les consomma-

Tableau 5.4 – Entités du scénario considéré

ID du consommateur	Pro-consommateur ?	photovoltaïque	Eolienne
1	✓	x	✓
2	✓	x	✓
3	✓	✓	x
4	✓	✓	x
5	✓	✓	x
6	x	x	x
7	x	x	x
8	x	x	x
9	x	x	x
10	x	x	x

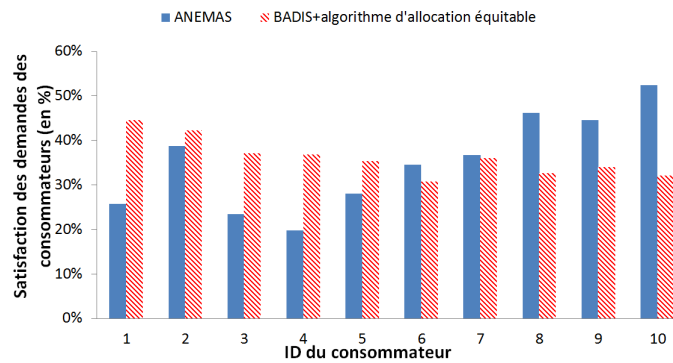


FIGURE 5.15 – Pourcentage de demandes satisfaites en automne en utilisant l’algorithme d’allocation équitable (5 producteurs et 10 consommateurs)

teurs et si un consommateur participe à la recharge de la batterie (cas des consommateurs 1, 2, 3, 4 et 5), il a le droit d’utiliser plus d’énergie stockée que les autres consommateurs. En outre, si un consommateur ne participe pas à la charge de la batterie, il a moins de chances d’être satisfait. Les résultats de cet algorithme montrent que les consommateurs 1 et 2 ont le pourcentage de satisfaction le plus élevé (40%) parce qu’ils possèdent une éolienne et contribuent donc plus activement à la charge du système de stockage. Les consommateurs 3, 4 et 5 participent à la charge de la batterie, mais leur participation est inférieure à celle des consommateurs 1 et 2 parce qu’ils possèdent une photovoltaïque dont la sortie n’est pas très importante à l’automne. Par conséquent, le pourcentage pour les propriétaires de photovoltaïques est de 35% (moins de 40%). Enfin, les consommateurs 6, 7, 8, 9 et 10 ne participent pas à la charge de la batterie, mais 30% environ de

leurs demandes sont satisfaites.

5.6 Conclusion

Les systèmes de stockage intelligents constituent l'un des piliers du nouveau réseau électrique intégrant les énergies renouvelables intermittentes. Il est en effet important de stocker l'excès de productions renouvelables durant les heures creuses et de les utiliser durant les heures de pointe. En plus, il est nécessaire de stocker l'énergie et de l'utiliser d'une manière efficace afin d'augmenter la durée de vie de la batterie.

Ce chapitre a abordé la question de l'augmentation de la durée de vie d'une batterie en minimisant la fréquence de charges et de décharges de cette dernière. Cela est fait tout en conservant un prix minimal pour les consommateurs en utilisant un agent de stockage qui analyse les données et les demandes et planifie sa fréquence de décharge par rapport au prix du marché électrique. Les décisions de l'agent de stockage sont alors basées sur des données récupérées des autres agents dans le système. Nous avons identifié une relation entre la fréquence de décharge de la batterie, le prix de l'énergie et la demande énergétique dans une période précise afin de choisir la quantité d'énergie que le stockage peut utiliser dans une période précise. En outre, ce chapitre a présenté un algorithme de l'agent de stockage permettant de distribuer d'une manière équitable la quantité d'énergie sur les consommateurs. Cependant, il y a plusieurs facteurs qui influencent le coût de l'énergie, tels que les pertes énergétiques qui augmentent avec la distance parcourue par l'énergie. Un coût supplémentaire de l'énergie en termes de nombre de messages échangés et de latence s'ajoute au système. Ce coût doit être pris en considération surtout qu'on utilise des systèmes multi-agents et des algorithmes de négociation dans un système composé d'entités de types différents, ce qui risque d'engendrer un nombre non négligeable de messages. Le chapitre suivant vise à proposer un algorithme qui minimise les pertes énergétiques et le nombre de messages échangés entre les agents. En se basant sur un nombre réduit d'informations et en utilisant un algorithme génétique modifié, chaque agent optimise ses propres coûts.

Chapitre 6

LOMI : Minimiser les pertes d'énergie au sein des smart grids

Sommaire

6.1	Introduction	97
6.2	Motivations	98
6.3	Minimiser les pertes au sein des smart grids	98
6.3.1	Identification des pertes dans les smart grids	99
6.3.2	Description de LOMI	101
6.4	Evaluation des performances de LOMI	106
6.4.1	Scénarios et paramètres des simulations	107
6.4.2	Résultats numériques et analyse	107
6.5	Conclusion	114

6.1 Introduction

Les chapitres précédents ont proposé des solutions visant à résoudre le problème d'intermittence des énergies renouvelables en intégrant des systèmes de stockage. Une approche de gestion de l'énergie a été proposée en utilisant les SMA afin d'introduire une intelligence dans la prise de décision notamment concernant la charge et la décharge du système de stockage pour augmenter sa durée de vie. Ce chapitre présente une proposition qui vise à augmenter l'efficacité énergétique définie par le rapport entre l'énergie directement utilisée (dite énergie utile) et l'énergie consommée (en général,

supérieure à l'énergie utile, du fait des pertes). Notre but principal est de réduire les pertes énergétiques dans les smart grids tout en minimisant le chemin parcouru par l'énergie pour arriver à sa destination finale (consommateurs, système de stockage, etc.).

Dans ce chapitre, nous exposerons en premier lieu l'intérêt de minimiser les pertes énergétiques et le scénario utilisé. Par la suite, nous présentons LOMI ("LOss MInimization algorithm"), notre nouvelle proposition qui vise à minimiser les pertes pour augmenter l'efficacité énergétique, et pour finir nous décrivons et analysons les résultats des simulations.

6.2 Motivations

L'électricité subit des pertes, lors de son transport du point de production vers le point de livraison, qui sont impossibles à éviter et qui dépendent de la valeur du courant, de la distance de transport et des caractéristiques du réseau. On parle alors des pertes en ligne qu'il est primordial à optimiser. Selon les travaux de recherche [129, 130, 131, 132], les pertes en électricité ont plusieurs origines : (1) les pertes provenant de l'affaiblissement de l'énergie lorsqu'un courant électrique circule dans les matériaux de liaison (2) les pertes provenant du transport d'électricité qui font chauffer les câbles, nommées "pertes à effet joules" (3) les pertes causées par les conditions climatiques (4) les pertes provenant des postes de transformation.

Plusieurs facteurs influencent la quantité d'énergie perdue en ligne, rendant l'optimisation du chemin parcouru par l'électricité d'une grande importance. Afin de minimiser le chemin parcouru par l'électricité et de réduire par voie de conséquence les pertes, nous proposons d'utiliser un mécanisme permettant de trouver un tel chemin. Pour réaliser notre but, nous utilisons un scénario composé des quatre types d'agents utilisés dans les chapitres précédents : l'agent grille, l'agent consommateur, l'agent producteur et l'agent stockage. L'algorithme proposé sera mis en œuvre par les agents producteurs dont la position est connue et est utilisée lors du choix du chemin.

Dans la partie suivante, nous détaillerons la problématique de perte d'électricité et notre proposition qui a pour objectif de minimiser ces pertes.

6.3 Minimiser les pertes au sein des smart grids

Dans cette section nous présentons l'intérêt de la minimisation des pertes énergétiques ainsi que notre proposition dont le but principal est de mini-

miser ces pertes.

6.3.1 Identification des pertes dans les smart grids

Une fois que l'énergie électrique est générée, elle doit être déplacée chez les consommateurs par qui elle sera utilisée. Ceci est connu sous le nom de la transmission et distribution de l'électricité [133]. En réalité, l'électricité ne peut pas être acheminée jusqu'au consommateur final sans pertes. La distribution est généralement le phénomène englobant les sous-stations et les lignes d'alimentation qui acheminent l'électricité du réseau de haute tension. Le long du chemin, une partie de l'énergie fournie par le générateur est perdue en raison de la résistance des fils et de l'équipement à travers desquels l'électricité passe et la majeure partie de cette énergie est convertie en chaleur. Selon ENEDIS [3] et RTE [134], le réseau de transport et de distribution de l'électricité affiche une perte qui pourra atteindre environ 8 à 9% de l'électricité acheminée. En incluant l'autoconsommation des postes de transformation et les pertes non techniques, les pertes d'électricité en France entre le lieu de production et de consommation avoisinent 10% en moyenne. La perte d'énergie est un problème important au sein du réseau intelligent et entre les consommateurs individuels, les producteurs et les systèmes de stockage [135]. Par conséquent, un algorithme efficace est nécessaire pour réduire les pertes d'énergie causées par des lignes de transmission. Pour commencer, on considère que la perte d'énergie entre deux nœuds i et j (par exemple le consommateur et le producteur) est proportionnelle à la distance d'où l'équation (6.1). En se basant sur les recherches définies dans [136, 137, 138], l'équation 6.2 est adoptée pour définir les pertes en ligne. En effet, les pertes (W_{ij}) sont proportionnelles à la résistivité (r) au carré du courant (I^2) au temps (T) et à la distance parcourue (d_{ij}). Pour simplifier le calcul et pour mettre l'accent sur l'importance de la minimisation de la distance parcourue par l'énergie, on considère que le produit $r * I^2 * T$ est équivalent à une constante qu'on nomme K_l (équation 6.3) d'où l'équation 6.2.

$$W_{ij} = K_l * d_{ij} \quad (6.1)$$

$$W_{ij} = r * I^2 * T * d_{ij} \quad (6.2)$$

$$K_l = r * I^2 * T \quad (6.3)$$

Où :

- r : la résistance par unité de longueur de la ligne de distribution (en $\Omega.m$).
- I : le courant de la ligne (en Ampère).
- T : le temps en heures.
- W_{ij} : la perte d'énergie entre deux nœuds i et j (en kWh).
- K_l : la perte d'énergie dans les lignes de transmission (en kWh/mètres), calculée en fonction de la distance et selon les recherches [136, 137, 138].
- d_{ij} : la distance entre les 2 nœuds i et j (en mètres).

Dans l'équation (6.1), on peut voir que la perte augmente lorsque la distance entre les deux nœuds augmente. On suppose également que chaque ligne de transmission a un taux de perte lié à sa résistance interne. En outre, on considère que la distance entre deux nœuds i et j (d_{ij}) est présentée par une ligne directe entre ces deux nœuds comme indiqué dans la Figure 6.1 et nous pouvons noter que $d_{ij} = d_{ji}$.

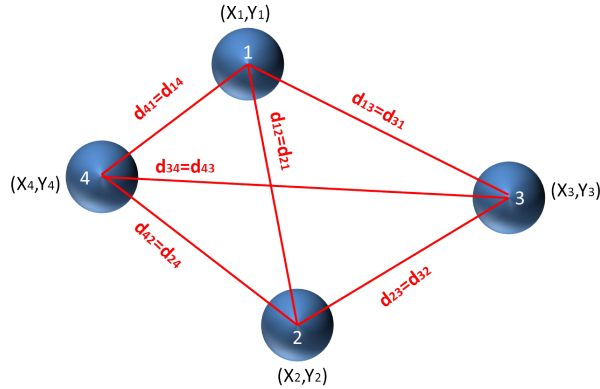


FIGURE 6.1 – Distance entre les nœuds

Nous considérons que chaque nœud a deux coordonnées définies par (X_i, Y_i) et la distance entre deux nœuds i et j est calculée selon l'équation (6.4).

$$d_{ij} = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2} \quad (6.4)$$

Pour résoudre le problème de perte d'énergie, notre objectif est de réduire la distance parcourue par l'énergie.

6.3.2 Description de LOMI

Notre proposition de gestion d'énergie se caractérise par la coopération entre chaque élément du sous-système et la grille. Cette section met en évidence notre proposition de gestion de l'énergie qui aide à minimiser les pertes énergétiques. En effet, les algorithmes de l'agent grille et des agents consommateurs restent intacts (voir chapitres 4 et 5). L'agent grille a un rôle précis, qui se définit par la vente et l'achat de l'énergie alors que l'agent consommateur a pour rôle de choisir la meilleure combinaison de ressources énergétiques qui satisfait ses besoins avec un coût minimal et négocie son choix avec les autres agents consommateurs du système. L'agent producteur dans cette nouvelle proposition intègre de nouvelles fonctionnalités afin de minimiser ses pertes énergétiques et dont l'algorithme est détaillé dans la sous-section suivante.

Algorithme de l'agent producteur

Tout au long de ce manuscrit, nous avons considéré que nos producteurs sont des sources d'énergie renouvelables et spécialement des photovoltaïques (PV) ou des éoliennes. En outre, les petites sources d'énergie distribuées à proximité des consommateurs font d'eux des pro-consommateurs. À chaque Δt , l'agent producteur prédit sa production sur une journée complète (journée i) selon l'équation 4.1. Ensuite, ces prédictions seront envoyées à l'agent de stockage afin qu'il puisse prendre les décisions à propos de la charge de sa batterie en fonction de ces données. Afin de prendre une décision efficace, l'agent producteur suit les étapes de son algorithme en ligne, défini dans la Figure 6.2, qui consistent à :

- (1)¹ Satisfaire les demandes de son agent consommateur s'il s'agit d'un pro-consommateur.
- (2) Satisfaire les consommateurs et/ou le système de stockage les plus proches en appliquant LOMI, en cas d'excès de production d'énergie, si les consommateurs du système ont besoin d'énergie.
- (3) Vendre l'énergie en excès au système de stockage ou à la grille au cas où les consommateurs sont tous satisfaits.

Tout d'abord, l'agent producteur répond à ses propres demandes s'il est pro-consommateur. En général, l'agent producteur cherche à maximiser ses bénéfices ($Profit(t)_{p_i}$) en réduisant ses pertes ($W_{p_i}(t)$) selon les équations 6.5 et 6.6. L'équation 6.5 montre que le gain est proportionnel au prix de vente de l'énergie ($Pr(t)_{p_i}$) et à la somme de l'énergie vendue aux consom-

1. Ces chiffres sont ceux présentés dans la Figure 6.2

mateurs, au système de stockage et à la grille ($\sum_{j=1}^n (\eta_{ij} * E_{c_j}) + \eta_{iS} * E_S + \eta_{iG} * E_G$). En effet, $\eta_{ij} * E_{c_j}$ est égale à 0 si le producteur n'a pas vendu d'énergie au consommateur j et à E_{c_j} s'il lui a vendu. La même explication s'applique pour le stockage ($\eta_{iS} * E_S$) et la grille ($\eta_{iG} * E_G$). De même pour l'équation 6.6, la perte est proportionnelle à la perte d'énergie dans les lignes de transmission (K_l) et à la distance parcourue par l'énergie vers les consommateurs, le système de stockage et la grille ($\sum_{j=1}^n (\eta_{ij} * d_{p_i, c_j}) + \eta_{iS} * d_{p_i, S} + \eta_{iG} * d_{p_i, G}$). En effet, $\eta_{ij} * d_{p_i, c_j}$ est égale à 0 si le producteur n'a pas vendu d'énergie au consommateur j et à d_{p_i, c_j} s'il lui a vendu. La même explication s'applique pour le stockage ($\eta_{iS} * d_{p_i, S}$) et la grille ($\eta_{iG} * d_{p_i, G}$). Quand un producteur p_i n'a pas besoin d'utiliser sa propre production, il choisit le système de consommation et/ou de stockage le plus proche afin de vendre son surplus d'énergie et de minimiser ses pertes en appliquant LOMI. Si un producteur a un surplus de production d'énergie et tous les consommateurs du système aussi que le système de stockage sont satisfaits, il choisit de vendre cette énergie à la grille.

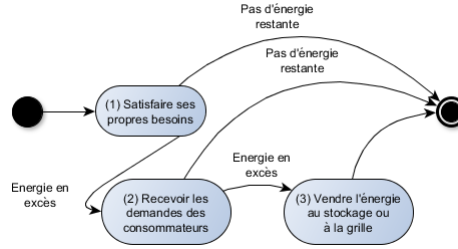


FIGURE 6.2 – Etapes de l'algorithme en ligne de l'agent producteur

Le Tableau 6.1 montre tous les paramètres utilisés par l'agent producteur dans sa prise de décision.

$$Profit(t)_{p_i} = Pr(t)_{p_i} * \left(\sum_{j=1}^n (\eta_{ij} * E_{c_j}) + \eta_{iS} * E_S + \eta_{iG} * E_G \right) \quad (6.5)$$

$$W_{p_i}(t) = K_l * \left(\sum_{j=1}^n (\eta_{ij} * d_{p_i, c_j}) + \eta_{iS} * d_{p_i, S} + \eta_{iG} * d_{p_i, G} \right) \quad (6.6)$$

Afin de minimiser ses pertes, l'agent producteur p_i cherche à vendre son excès de production aux consommateurs et/ou au système de stockage les plus proches et suit donc les étapes de l'algorithme LOMI présenté dans

Tableau 6.1 – Paramètres de l'agent producteur

Paramètre	Définition
n	nombre total de consommateurs
η_{ij}	une variable booléenne définie à 0 si le consommateur j n'achète pas l'énergie du producteur i et 1 dans le cas contraire
η_{iS}	une variable booléenne définie à 0 si le système de stockage n'achète pas l'énergie du producteur i et 1 dans le cas contraire
η_{iG}	une variable booléenne définie à 0 si la grille i n'achète pas l'énergie du producteur i et 1 dans le cas contraire
$Profit(t)_{p_i}$	gain du producteur p_i à une période t (en centimes)
E_{c_j}	énergie que le producteur p_i vend au consommateur c_j (en kWh)
E_S	énergie que le producteur p_i vend au système de stockage (en kWh)
E_G	énergie que le producteur p_i vend à la grille (en kWh)
$Pr(t)_{p_i}$	prix de l'énergie produite par le producteur p_i durant la période t (en centimes/kWh)
$W_{p_i}(t)$	perte d'énergie du producteur p_i durant la période t (en kWh)
d_{p_i,c_j}	distance entre le producteur p_i et le consommateur c_j (en mètres)
$d_{p_i,S}$	distance entre le producteur p_i et le système de stockage (en mètres)
$d_{p_i,G}$	distance entre le producteur p_i et la grille (en mètres)
R	rayon de recherche du producteur durant une itération
R_1	rayon de recherche maximal du producteur durant une itération
R_{min}	rayon de recherche minimal du producteur
R_{max}	rayon de recherche maximal du producteur

la Figure 6.3. L'agent producteur fixe d'abord son rayon de recherche R à R_{min} et R_1 à 0 (1)² et s'il y a un excès de production d'énergie (2), il envoie un message de "call for proposal" (3) aux consommateurs et au système de stockage qui se trouvent dans un rayon R . Ce message contient l'énergie disponible du producteur et le prix qu'il propose³. Ensuite, l'agent producteur attend des messages de réponse (des messages "propose") de la part des consommateurs et/ou du système de stockage (4), à la réception desquels (5), l'agent producteur choisit le consommateur ou système de stockage le plus proche permettant de minimiser ses pertes (équation (6.6)) et lui envoie un message d'accord ("accept proposal"), (6). De leur part, les consommateurs envoient une requête de demande d'énergie ("Request message") aux producteurs de sorte que leur coût d'achat soit minimal. Si l'excès de production est supérieur à l'énergie demandée, par les consommateurs et le système de stockage, dans le rayon R ou si cet agent n'a pas reçu de message de demandes de la part des consommateurs, le producteur augmente son rayon de recherche R (7) et envoie à nouveau le message "call for proposal" à tous les consommateurs et les systèmes de stockage qui existent

2. Ces chiffres sont ceux présentés dans la Figure 6.3 et définis dans le Tableau 6.1.

3. Ces prix dépendent des heures de la journée, de la quantité d'énergie produite et de la demande d'énergie.

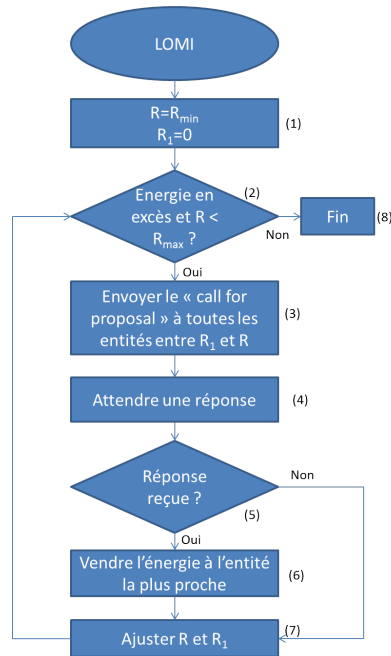


FIGURE 6.3 – Étapes de l’algorithme LOMI

entre R et R_1 et exécute à nouveau le même algorithme (LOMI)⁴. L’agent producteur continue ses recherches afin de vendre l’énergie en excès jusqu’à ce qu’il atteigne le rayon maximal du système R_{max} ⁵ ou que l’énergie en excès soit vendue, auquel cas LOMI s’arrête (8). Si LOMI s’arrête alors que le producteur possède encore de l’énergie en excès, il choisit de vendre cet excès à la grille.

Pour plus de précisions, la Figure 6.4 présente un exemple de la recherche de l’agent producteur, dans lequel $R_{max} = R_2$ ⁶.

En premier lieu, l’agent producteur envoie son call for proposal aux agents dans un rayon plus petit que R_1 ; il s’agit des agents consommateurs 1 et 2 dans ce cas. En second lieu, après avoir reçu les réponses de ces agents

4. R est augmenté à chaque itération de $\frac{R_{max}}{\text{NombreMaximalIteration}}$ où NombreMaximalIteration est le nombre maximal d’itérations que fait un producteur pour atteindre R_{max} et ce nombre est fixé par l’agent.

5. R_{max} est le rayon maximal du système ou la distance entre le producteur et l’entité la plus éloignée du système duquel il fait partie. En effet, les bordures de chaque sous-système sont précisées par l’administrateur.

6. R_2 est un rayon utilisé dans cette exemple pour expliquer comment se fait la recherche et la sélection des agents.

("Request messages"), et si le producteur a toujours un excès, il envoie son call for proposal à tous les agents avec un rayon inférieur à R_2 et supérieur à R_1 , c'est-à-dire aux agents consommateurs 3, 4, 5, 6, 7, 8 et l'agent de stockage.

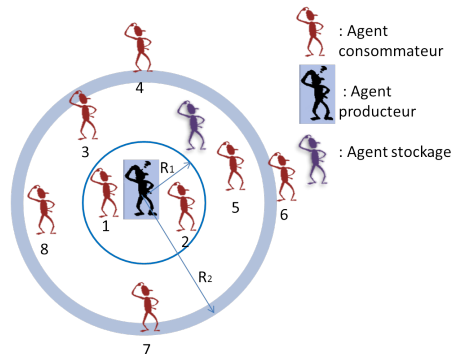


FIGURE 6.4 – Exemple de recherche de l'agent producteur avec $R_{max} = R_2$

En raison de la capacité de production limitée de chaque producteur, et compte tenu de la nature stochastique de la plupart des demandes, les producteurs ne peuvent pas traiter les demandes d'énergies entrantes immédiatement après leur arrivée. Par conséquent, toutes les demandes d'énergie sont placées dans une file d'attente jusqu'à ce qu'elles puissent être traitées.

Après avoir décrit l'algorithme de l'agent producteur, nous présentons dans la sous-section suivante la nouvelle fonction ajoutée à l'agent de stockage qui permet de minimiser les pertes énergétique lors de l'approvisionnement des consommateurs qui lui ont demandé de l'énergie.

Algorithme de l'agent de stockage

L'agent de stockage joue un grand rôle dans le réseau intelligent en fournissant l'énergie demandée par les consommateurs lorsque la production d'énergie renouvelable est insuffisante. Dans ce contexte et en se basant sur les données prédites, l'agent de stockage choisit le meilleur moment pour recharger sa batterie à partir de la grille. En outre, en cas d'excès de production, cet agent stocke l'énergie pour pouvoir l'utiliser plus tard. Nous avons développé dans les chapitres précédents (chapitres 4 et 5) un algorithme en ligne et un autre hors ligne régissant le fonctionnement de l'agent de stockage. Dans cette sous-section, nous allons expliquer une nouvelle fonc-

tion de l'agent de stockage qui prend en considération la minimisation du trajet de l'énergie stockée afin de minimiser les pertes. Pour minimiser ces pertes, l'agent de stockage met en file d'attente toutes les demandes des consommateurs. Dans le cas où les demandes sont plus grandes que la quantité d'énergie que le système de stockage peut vendre durant la période t , l'agent de stockage classe les demandes selon leur priorité pour satisfaire en premier lieu la demande avec la plus grande priorité. La priorité est donnée sous forme d'une fonction d'utilité définie dans l'équation 6.7.

$$U(t)_x = DR(t)_x * CR(t)_x \quad (6.7)$$

$$DR(t)_x = \frac{1}{\frac{DC_x(t)}{DC(t)_t}} \quad (6.8)$$

$$CR(t)_x = \frac{Pr_x(t)}{Pr_{max}} \quad (6.9)$$

Où :

- $DR(t)_x$: le rapport entre l'énergie demandée par un consommateur x et l'énergie totale demandée durant une période t .
- $CR(t)_x$: le rapport entre le coût de l'énergie du consommateur x et le prix maximal de l'énergie.
- $DC_x(t)$: les demandes en kWh du consommateur x durant la période t .
- $DC(t)_t$: toutes les demandes durant la période t (en kWh).
- $Pr_x(t)$: le coût de l'énergie en centimes/kWh pour le consommateur x durant la période t .
- Pr_{max} : le prix maximal de l'énergie en centimes/kWh.

La fonction d'utilité est proportionnelle aux coûts incombés aux consommateurs. Afin de minimiser les pertes d'énergie entre le système de stockage et les consommateurs, cette fonction d'utilité augmente lorsque la distance entre le système de stockage et le consommateur x diminue.

La section suivante a pour but d'évaluer les performances de nos propositions par simulations.

6.4 Evaluation des performances de LOMI

Cette section est consacrée à l'évaluation des performances de notre proposition qui a été simulée sous JADE. Dans la sous-section suivante, nous présentons les scénarios et les paramètres des simulations.

6.4.1 Scénarios et paramètres des simulations

Dans les simulations réalisées pour évaluer les performances de LOMI, nous adoptons la même répartition des agents que celle présentée dans les chapitres précédents. Pour rappel, nous implémentons 1 agent par grille, 1 agent par consommateur, 1 agent par producteur et 1 agent pour le système de stockage. En outre, dans tous les scénarios énumérés dans cette section, nous considérons que chaque producteur est un pro-consommateur ; c'est donc une ressource renouvelable détenue par un consommateur. Le Tableau 6.2 présente les scénarios pris en considération pour évaluer LOMI. Nous augmentons le nombre de producteurs de 0 à 5 pour 5 consommateurs dans le scénario 1. Dans les scénarios 2, 3, 4, 5 et 6 nous implémentons 10, 15, 30, 50, et 100 consommateurs respectivement et nous considérons que le nombre de consommateurs est égal au nombre de producteurs. Dans les scénarios 7 et 8 nous choisissons de réduire le nombre de producteurs (100 puis 50 puis 3 producteurs dans le scénario) afin d'évaluer les performances de notre algorithme.

Les paramètres des simulations sont ceux présentés dans le chapitre 5 (section 5.5.1).

Tableau 6.2 – Scénarios implémentés

Scénario	Consommateurs	Producteurs	Stockage	Grille
1	5	[0-5]	1	1
2	10	10	1	1
3	15	15	1	1
4	30	30	1	1
5	50	50	1	1
6	100	100	1	1
7	100	50	1	1
8	100	3	1	1

6.4.2 Résultats numériques et analyse

Afin d'évaluer les performances de LOMI, nous le comparons à notre algorithme ANEMAS et à un autre algorithme de la littérature.

ANEMAS : Nous comparons LOMI à ANEMAS afin de montrer que LOMI minimise les pertes énergétiques et la facture des consommateurs.

Cas conventionnel : Nous comparons LOMI au cas conventionnel qui est adopté par la plupart des pays où les consommateurs achètent leurs demandes de la grille avec un coût fixe. Nous comparons LOMI avec le cas conventionnel afin de surligner l'importance de la minimisation des pertes

énergétiques.

Algorithme de Colson *et al.* [52] : LOMI est comparé à cet algorithme qui vise à gérer l'énergie dans les smart grids sans intégrer des agents de stockage et sans prendre en considération les pertes. Cette comparaison est importante pour montrer le rôle des systèmes de stockage dans la gestion de l'énergie au niveau des smart grids et dans la minimisation des pertes.

Pour évaluer l'efficacité de notre proposition, on compare tous les algorithmes cités ci-dessus durant les deux saisons (automne et été) où les sorties des ressources renouvelables utilisées varient d'une manière significative. Tout d'abord, nous illustrons les résultats des simulations pour une journée de fonctionnement. La première série de simulations est effectuée à l'aide du scénario 1. Les Figures 6.5 et 6.6 montrent la minimisation des coûts en utilisant tous les algorithmes cités ci-dessus durant les deux saisons simulées (automne et été, respectivement) et en les comparant avec le cas conventionnel. En automne, nous pouvons remarquer une minimisation des coûts qui atteint 63% en implémentant LOMI, 60% en implémentant ANEMAS et 40% en implémentant Colson *et al.* (scénario 1). En outre, cette réduction augmente à 93% en été en utilisant LOMI, 73% en utilisant ANEMAS et 52% avec l'algorithme de Colson *et al.* En effet, le coût s'améliore pendant l'été car il y a une augmentation de la production d'énergie renouvelable ce qui minimise en conséquence le coût d'achat d'énergie à partir de la grille. Les Figures 6.7 et 6.8 présentent les pertes d'énergie durant les deux saisons et pour tous les algorithmes mis en œuvre. Selon ces deux figures, nous pouvons constater que les pertes des producteurs augmentent lorsque le nombre de producteurs augmente pour tous les algorithmes et durant les deux saisons. Toutefois, en utilisant LOMI, nous pouvons remarquer que cette augmentation reste faible parce que la distribution d'énergie dans LOMI dépend de la distance et prend en compte la minimisation de la perte de chaque source d'énergie. Les pertes de production augmentent de 0 à 5 kWh durant l'automne et de 0 à 8 kWh durant l'été en utilisant LOMI alors que cette valeur augmente de 0 à 28 kWh durant l'automne et de 0 à 147 kWh durant l'été avec ANEMAS et de 0 à 39 kWh durant l'automne et de 0 à 161 kWh durant l'été avec l'algorithme de Colson *et al.* En effet, parmi tous les algorithmes présentés ci-dessus, seul LOMI prend en considération la minimisation de la distance parcourue et permet donc une minimisation remarquable des pertes d'énergies. Pour les deux autres algorithmes (ANEMAS et Colson *et al.*), le choix du consommateur à qui l'excès d'énergie sera vendu dépend d'autres paramètres (e.g. prix) que les pertes d'énergie, ce qui explique les résultats obtenus. Les Figures 6.9 et 6.10 présentent le nombre de messages échangés entre les agents du système en utilisant tous

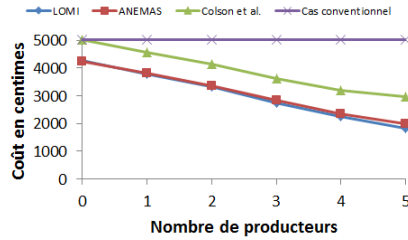


FIGURE 6.5 – Variation du coût total de l'énergie pendant une journée d'automne (5 consommateurs)

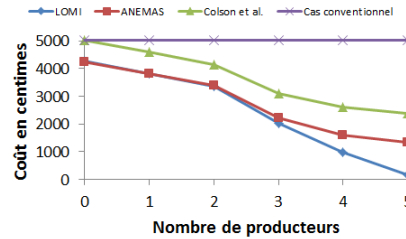


FIGURE 6.6 – Variation du coût total de l'énergie pendant une journée d'été (5 consommateurs)

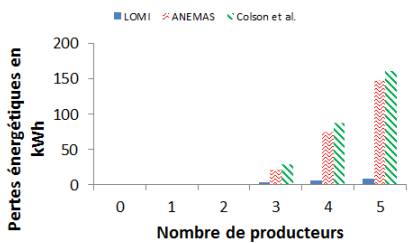


FIGURE 6.7 – Variation quotidienne de la perte d'énergie en été (5 consommateurs)

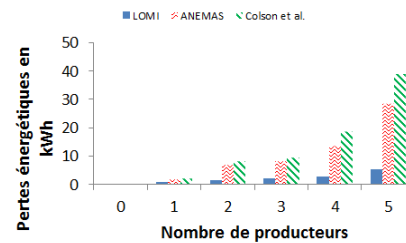


FIGURE 6.8 – Variation quotidienne de la perte d'énergie en automne (5 consommateurs)

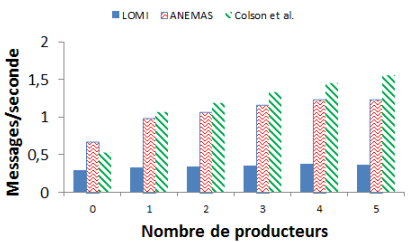


FIGURE 6.9 – Variation quotidienne des messages échangés durant l'automne (5 consommateurs)

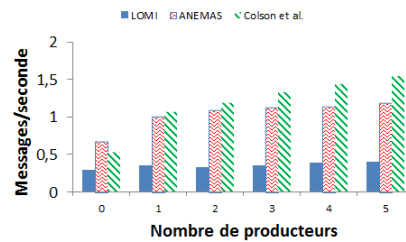


FIGURE 6.10 – Variation quotidienne des messages échangés durant l'été (5 consommateurs)

les algorithmes définis au début de cette sous-section durant l'automne et l'été, respectivement. Ces résultats montrent une grande différence entre le nombre de messages/seconde⁷ en implémentant les algorithmes évalués. Ce paramètre permet d'évaluer la minimisation de l'utilisation de la bande passante en implémentant LOMI. Les résultats montrent que LOMI a les valeurs les plus petites de messages échangés (0,29 à 0,39 messages/seconde durant l'automne et l'été) alors que les deux autres algorithmes ont des valeurs de messages échangés qui varient entre 0,5 et 1,5 messages/seconde durant les deux saisons. Avec ANEMAS et Colson *et al.*, les messages de l'agent producteur et de la négociation des consommateurs sont envoyés à tous les agents consommateurs du réseau. Le nombre de messages/seconde pour ANEMAS peut dépasser des fois celui de Colson *et al.* et ce dépassement n'a pas une règle précise car il dépend en effet de la combinaison des consommateurs choisis par chaque algorithme et de l'énergie disponible de chaque producteur. Ces paramètres sont aléatoires et diffèrent d'un algorithme à un autre durant la même période d'où l'explication de la variation du nombre de messages/seconde pour ANEMAS et Colson *et al.* et l'augmentation de ce paramètre dans un des algorithmes par rapport à l'autre aléatoirement (des fois le nombre de messages/seconde pour ANEMAS < nombre de messages/seconde pour l'algorithme de Colson *et al.* alors que des fois c'est l'inverse qui se produit). Avec LOMI, les messages de l'agent producteur et de la négociation des consommateurs sont envoyés à un nombre limité d'entités d'où la minimisation du nombre de messages échangés. Avec l'augmentation du nombre de producteurs, nous pouvons remarquer que les résultats sont de plus en plus efficaces et ceci est dû au fait que la production d'énergie renouvelable augmente quand il y a plus de producteurs.

En second lieu et pour évaluer l'efficacité de notre proposition, nous modifions le nombre de producteurs (100, 50 et 3) pour 100 consommateurs. La deuxième série de simulations est réalisée à l'aide de scénarios 6, 7 et 8 dont les résultats sont donnés dans les Figures 6.11, 6.13 et 6.15 (automne) et les Figures 6.12, 6.14 et 6.16 (été). Les Figures 6.11 et 6.12 montrent la minimisation des coûts en utilisant les algorithmes cités ci-dessus durant les deux saisons (automne et été respectivement). En automne, nous pouvons remarquer une minimisation des coûts atteignant 65% avec LOMI, 61% avec ANEMAS et 34% avec l'algorithme de Colson *et al.* De plus, en été cette minimisation augmente à 89% en utilisant LOMI, 69% avec ANEMAS et 36% avec l'algorithme de Colson *et al.* Les Figures 6.13 et 6.14 montrent les pertes des producteurs dans les deux saisons et pour tous les algorithmes

7. C'est le nombre de messages global par seconde

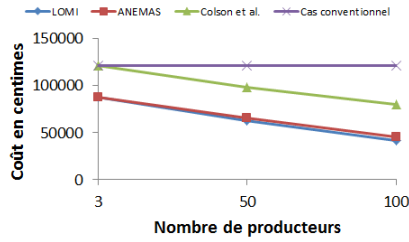


FIGURE 6.11 – Variation du coût quotidien durant l'automne (100 consommateurs)

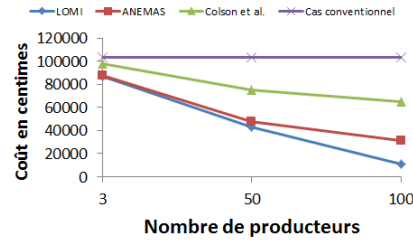


FIGURE 6.12 – Variation du coût quotidien durant l'été (100 consommateurs)

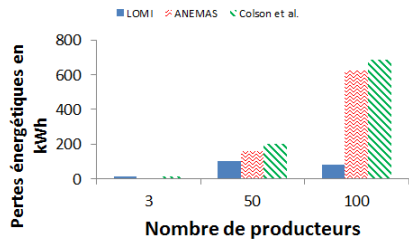


FIGURE 6.13 – Variation quotidienne de la perte des producteurs durant l'automne (100 consommateurs)

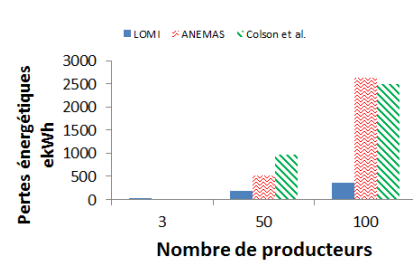


FIGURE 6.14 – Variation quotidienne de la perte des producteurs durant l'été (100 consommateurs)

mis en œuvre. En se basant sur les résultats, nous pouvons constater que les pertes de tous les producteurs augmentent lorsque le nombre de producteurs augmente pour tous les algorithmes et durant les deux saisons. La perte augmente de 13 à 80 kWh durant l'automne et de 9 à 357 kWh durant l'été en utilisant LOMI alors que cette valeur augmente de 14 à 629 kWh en automne et de 7 à 2648 kWh en été en utilisant ANEMAS et de 18 à 690 kWh en automne et de 31 à 2506 kWh en été avec l'algorithme de Colson *et al.* Cette perte est plus importante en été à cause de la quantité de production renouvelable qui augmente en été et fait augmenter avec elle les pertes de transport. Les deux Figures 6.15 et 6.16 présentent le nombre de messages échangés entre les agents utilisant les trois algorithmes simulés en automne et en été. En se basant sur les résultats on peut constater que LOMI a les valeurs minimales de messages échangés (17 à 47 messages/seconde en automne et en été) et les deux autres algorithmes ont des valeurs de messages échangés qui varient entre 239 et 540 messages/seconde dans les

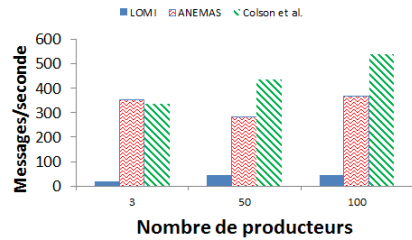


FIGURE 6.15 – Variation quotidienne des messages échangés durant l’automne (100 consommateurs)

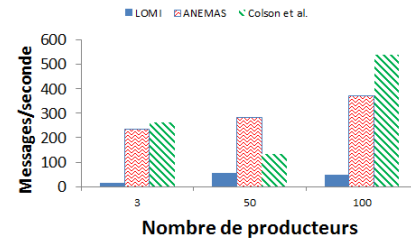


FIGURE 6.16 – Variation quotidienne des messages échangés durant l’été (100 consommateurs)

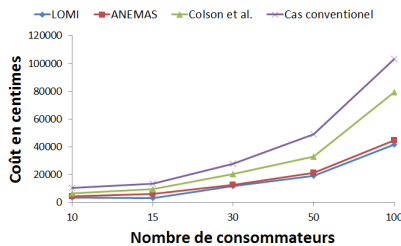


FIGURE 6.17 – Variation quotidienne du coût durant l’automne (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

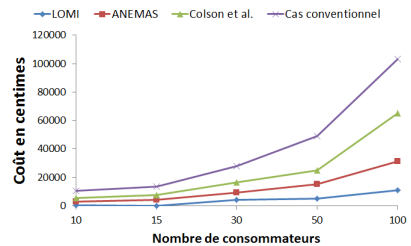


FIGURE 6.18 – Variation quotidienne du coût durant l’été (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

deux saisons. Les résultats deviennent de plus en plus efficaces à cause de l’augmentation du nombre de producteurs, qui entraîne une augmentation de production des énergies renouvelable. Enfin, pour évaluer l’efficacité de notre proposition, nous augmentons le nombre de consommateurs de 10 à 100. La troisième série de simulations est réalisée à l’aide des scénarios 1 à 6 et les résultats sont donnés dans les figures 6.17, 6.19 et 6.21 (automne) et les figures 6.18, 6.20 et 6.22 (été). Les Figures 6.17 et 6.18 montrent la minimisation des coûts en utilisant tous les algorithmes cités ci-dessus durant les deux saisons (automne et été respectivement). En automne, une réduction des coûts atteint 75% avec LOMI, 59% avec ANEMAS et 40% avec Colson *et al.* De plus, en été cette minimisation augmente jusqu’à 96% avec LOMI, 75% avec ANEMAS et 50% avec l’algorithme de Colson *et al.*

Les Figures 6.19 et 6.20 montrent que les pertes d’énergies augmentent lorsque le nombre de producteurs augmente pour les algorithmes et dans

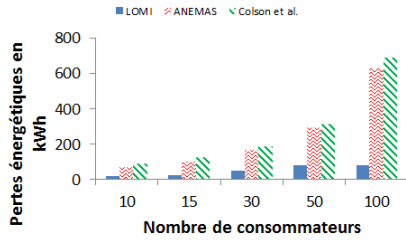


FIGURE 6.19 – Variation quotidienne des pertes des producteurs durant l’automne (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

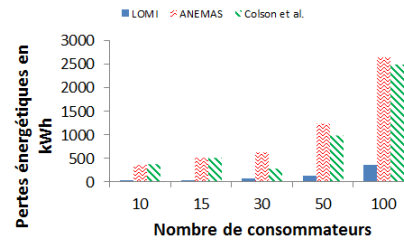


FIGURE 6.20 – Variation quotidienne des pertes des producteurs durant l’été (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

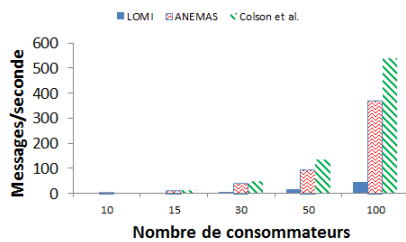


FIGURE 6.21 – Variation quotidienne des messages échangés durant l’automne (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

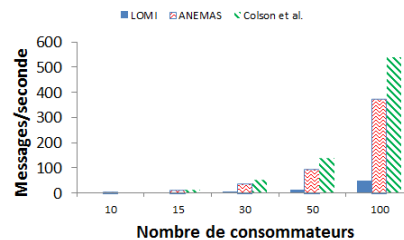


FIGURE 6.22 – Variation quotidienne des messages échangés durant l’été (nombre de consommateurs=nombre de producteurs)

les deux saisons. Avec LOMI, ces augmentations vont de 5 à 80 kWh en automne et de 8 à 357 kWh en été tandis qu'avec ANEMAS le changement est de 28 à 629 kWh en automne et de 647 à 2648 kWh en été et avec l'algorithme de Colson *et al.* 39 à 690 kWh en automne et de 141 à 2506 kWh en été.

Finalement, les deux figures 6.21 et 6.22 présentent le nombre de messages échangés entre les agents du système en utilisant tous les algorithmes évalués pour l'automne et l'été, respectivement. Ces résultats montrent une grande différence entre le nombre de messages/seconde pour tous les algorithmes utilisés. Nous pouvons constater que LOMI a les valeurs minimales en termes de messages échangés (0,3 à 47 messages/seconde en automne et en été) et les deux autres algorithmes ont des valeurs de messages échangés qui varient entre 1,2 et 540 messages/seconde dans les deux saisons. Un nombre croissant de producteurs donne des résultats plus efficaces car la production renouvelable augmente. Ces résultats sont dus à la production d'énergie renouvelable qui augmente en augmentant le nombre de producteurs dans le système.

En effet, l'utilisation du système de stockage joue un rôle majeur dans la réduction des prix, surtout en été où la production renouvelable est élevée (les Figures 6.5, 6.6, 6.11, 6.12, 6.17 et 6.18). En outre, LOMI permet de minimiser le chemin de l'énergie, de réduire les pertes d'énergie (les Figures 6.8, 6.7, 6.13, 6.14, 6.19 et 6.20) en gérant la vente d'électricité produite en fonction de la distance entre le producteur et le consommateur, et d'une manière aléatoire.

6.5 Conclusion

Tout au long de ce chapitre, nous avons présenté notre proposition LOMI qui permet la minimisation de la perte en détaillant les pertes d'énergie et leurs effets sur le prix de l'énergie. Ensuite, nous avons évalué par simulation les performances de notre proposition notamment en la comparant à une approche coopérative qui n'intègre ni la négociation ni la prise en considération de la perte énergétique. Les résultats des simulations ont montré que LOMI permet d'améliorer l'utilisation globale de l'énergie en réduisant de manière considérable les pertes d'énergie. Ces résultats ont également prouvé que notre approche permet d'améliorer les performances en minimisant le nombre de messages échangés entre les entités du système. Dans le chapitre suivant, nous proposons une deuxième solution pour la gestion de l'énergie en intégrant les algorithmes génétiques.

Chapitre 7

Intégration d'un algorithme d'optimisation dans la gestion de l'énergie

Sommaire

7.1	Introduction	115
7.2	Optimisation de l'achat de l'énergie	116
7.2.1	Algorithmes génétiques	116
7.2.2	Définition du modèle d'optimisation	117
7.2.3	Algorithme d'optimisation génétique modifié (AGM)	119
7.2.4	Résultats des simulations	124
7.3	Négociation niveau 2	128
7.3.1	Problématique à résoudre	128
7.3.2	Proposition de gestion de l'énergie au niveau 2	129
7.3.3	Résultats	131
7.4	Conclusion	133

7.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons proposé un ensemble d'algorithmes permettant d'intégrer efficacement les ressources énergétiques distribuées et des systèmes de stockage d'énergie dans un smart grid. Le fonctionnement simultané de la grille, des producteurs et des consommateurs dont les besoins sont variables, est contrôlé par les algorithmes de gestion de

l'énergie dont le rôle principal est de déterminer de manière autonome, heure par heure, la quantité d'énergie optimale qui sera fournie par la grille pour satisfaire les besoins énergétiques des consommateurs. Dans ce chapitre, nous proposons un modèle de gestion destiné à déterminer les stratégies optimales de fonctionnement qui minimisent les coûts de l'énergie et garantissent une meilleure utilisation des ressources renouvelables telles que l'éolienne et la photovoltaïque. Après avoir optimisé la gestion de l'énergie au niveau des consommateurs (au niveau 1), nous montrerons l'intérêt d'optimiser l'énergie au niveau 2 (niveau de la grille).

Ce chapitre est décomposé en deux parties. La première a pour rôle de décrire l'algorithme d'optimisation proposé afin d'assurer une meilleure répartition de l'énergie renouvelable et la seconde présente une négociation multi-agents au sein de l'agent grille en utilisant la méthode d'optimisation définie dans la première partie.

7.2 Optimisation de l'achat de l'énergie

Dans cette section, nous proposons une architecture multi-agents pour une gestion optimale en utilisant un algorithme génétique modifié (AGM).

7.2.1 Algorithmes génétiques

Un algorithme d'optimisation consiste à trouver les entrées adéquates d'une fonction qui minimisent ou maximisent sa valeur sous contraintes, ce qui signifie de trouver la solution la mieux adaptée à un problème spécifique et qui permet de répondre aux exigences du problème. Dans la plupart des cas, un problème d'optimisation se divise naturellement en deux phases : une phase de recherche des solutions admissibles suivie d'une phase de recherche de la solution à coût optimal parmi ces dernières. Au niveau des smart grids, il existe de nombreux travaux de recherche qui intègrent l'optimisation comme déjà vu dans le chapitre 3. La complexité en taille ou en structure, de l'espace de recherche et de la fonction à optimiser, conduit à utiliser plusieurs méthodes de résolution.

Notre objectif est de construire un modèle distribué autonome pour la gestion de l'énergie en utilisant un algorithme génétique. L'usage d'un algorithme génétique est adapté à une exploration rapide et globale d'un espace de recherche de taille importante et permet de fournir plusieurs solutions. Les algorithmes génétiques utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique naturelle, même si les processus naturels auxquels ils font référence

sont beaucoup plus complexes. On parlera ainsi d'individu dans une population, représenté par un chromosome constitué de gènes qui contiennent les caractères héréditaires de cet individu. Les principes de sélection, de croisement et de mutation s'inspirent des processus naturels de même nom.

Pour un problème d'optimisation donné, un individu représente un point de l'espace à qui on associe la valeur du critère à optimiser. Ensuite, on génère de façon itérative des individus sur lesquels on applique des processus de sélection, de croisement et de mutation. La sélection a pour but de favoriser l'élément le plus adapté de la population par rapport à un critère donné alors que, le croisement et la mutation assurent l'exploration de l'espace d'états. On commence par générer une population aléatoire d'individus et pour passer d'une génération K à la génération $K + 1$, les opérations suivantes sont effectuées. Dans un premier temps, la population est reproduite par sélection. Ensuite, on applique un croisement à une paire d'individus. Un opérateur de mutation est également appliqué à une certaine proportion de la population. Enfin, les nouveaux individus sont évalués et intégrés à la population de la génération suivante. En effet, plusieurs critères d'arrêt de l'algorithme sont possibles : le nombre de générations peut être fixé a priori ou l'algorithme peut être arrêté lorsque la population n'évolue plus suffisamment. Pour utiliser un algorithme génétique sur un problème d'optimisation, on doit donc disposer d'un principe de codage des individus, d'un mécanisme de génération de la population initiale et d'opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace de recherche [139].

Dans la suite, nous exposons notre proposition d'optimisation basée sur les algorithmes génétiques.

7.2.2 Définition du modèle d'optimisation

Dans cette section, on décrit le modèle d'optimisation du système de gestion d'énergie pour un smart grid, présenté dans la Figure 7.1. En premier lieu, les prédictions pour une journée complète sont obtenues permettant de prendre des décisions pour chaque heure de la journée en question. Les données en temps réel et les décisions prises pour la journée complète sont utilisées pour décider les actions que devra réaliser le système. Sur une période d'une heure, tous les agents de notre système multi-agents (agents consommateurs, agents producteurs, agent stockage et agent grille) interagissent et coopèrent pour assurer une gestion de l'énergie, en considérant les contraintes techniques telles que les pertes d'énergie qui peuvent se produire en transmettant l'énergie entre un point de départ et un point d'ar-

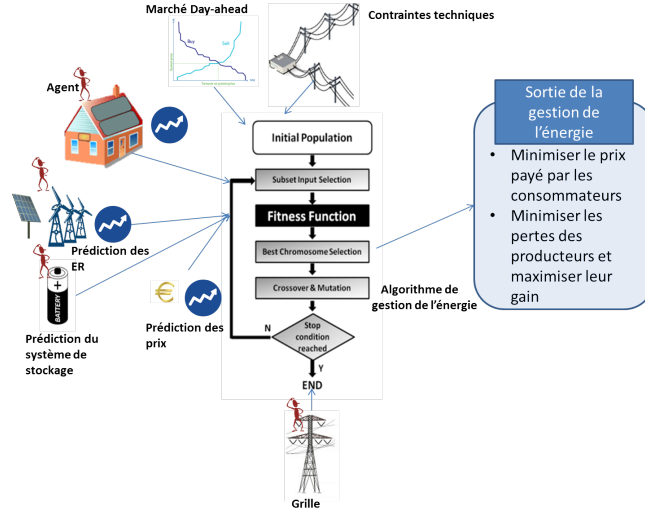


FIGURE 7.1 – Interaction des agents en utilisant un algorithme d’optimisation

rivée [135]. D’où, la nécessité de concevoir un algorithme qui optimise les pertes d’énergie causées par les lignes de transmission. La fonction d’utilité de l’algorithme d’optimisation peut représenter la perte, le gain ou le coût d’une entité du système (consommateur, producteur, etc.). Dans ce contexte, nous avons choisi l’algorithme génétique pour assurer la gestion optimale de l’énergie pour sa simplicité d’implémentation. Cependant, cet algorithme nécessite un grand nombre d’itérations pour atteindre la solution optimale, pour cela nous avons adapté l’algorithme génétique qui devient un AGM (**A**lgorithme **G**énétique **M**odifié) afin de minimiser le nombre d’itérations et d’obtenir rapidement la solution.

Fonctions de coût et d’émissions proposées En premier lieu, chaque consommateur a pour but d’optimiser son coût d’achat de l’énergie défini dans l’équation 7.1 ($Cost(t)_i$) dans laquelle le coût total d’exploitation des ressources énergétiques distribuées et le coût d’achat de l’énergie fournie par le réseau et le stockage sont considérés.

$$Cost(t)_i = CostR(t)_i + CostG(t)_i + CostS(t)_i \quad (7.1)$$

Les paramètres de l’équation 7.1 sont définis comme suit :

- $CostR(t)_i$: le coût de l’énergie achetée auprès des ressources renouvelables par le consommateur i durant la période t (en centimes).

- $CostG(t)_i$: le coût de l'énergie achetée auprès de la grille par le consommateur i durant la période t (en centimes).
- $CostS(t)_i$: le coût de l'énergie achetée auprès du système de stockage par le consommateur i durant la période t (en centimes).

Comme déjà défini dans les chapitres précédents, les pertes d'un producteur sont la somme de ses pertes de transmission. En effet, la perte entre un producteur m et un consommateur n augmente lorsque la distance physique entre eux augmente. Par ailleurs, le gain d'un producteur m est égal à la somme de tous ses gains. Le but d'un producteur m est donc d'augmenter son gain et de minimiser ses pertes, ce qui fait appel à une optimisation multi-objectifs (équations 7.2 et 7.3). Dans ce cas, on a plusieurs solutions possibles nommées frontière de pareto, parmi lesquelles il faut choisir la meilleure.

$$loss_m(t) = \sum_{q=0}^{q_{max}} loss_{mn}(t) \quad (7.2)$$

$$Profit_m(t) = \sum_{q=0}^{q_{max}} Pr_{mn}(t) \quad (7.3)$$

Les paramètres des équations 7.2 et 7.3 sont définis comme suit :

- $loss_m(t)$: la perte d'énergie pour un producteur m durant un laps de temps t .
- $loss_{mn}(t)$: la perte d'énergie durant la transmission d'un producteur m à un consommateur n pendant un laps de temps t .
- q_{max} : nombre total des consommateurs.
- $Profit_m(t)$: le gain d'énergie pour un producteur m durant un laps de temps t .
- $Pr_{mn}(t)$: le gain d'énergie durant la transmission d'un producteur m à un consommateur n pendant un laps de temps t .

Dans le reste de cette section, nous allons décrire l'algorithme d'optimisation qui vise à résoudre les équations ci-dessus.

7.2.3 Algorithme d'optimisation génétique modifié (AGM)

Au début, les agents prédisent les données de productions et de consommations ainsi que les prix (Figure 7.2, étape 1). Ensuite, l'agent de stockage récupère les données (Figure 7.2, étape 2) et choisit la meilleure période pour se charger (Figure 7.2, étape 3). Si un agent consommateur a sa propre unité de production d'énergie renouvelable, il envoie un message de demande à son agent producteur pour satisfaire ses besoins $D_n(t)$ (Figure

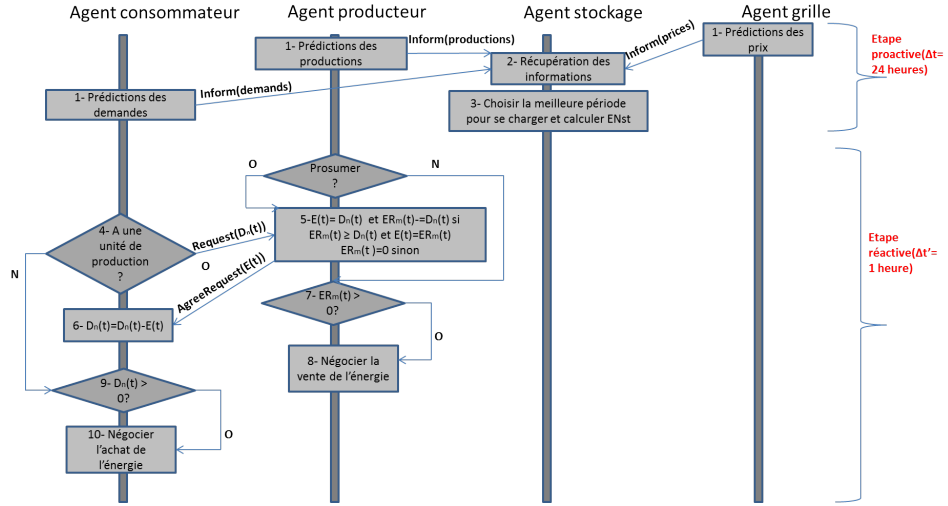


FIGURE 7.2 – Interactions entre les agents du système

7.2, étape 4). Après réception du message d'accord (Figure 7.2, étape 5), l'agent consommateur peut encore avoir des demandes d'énergie à satisfaire ($D_n(t) - E(t) > 0$) (Figure 7.2, étapes 6 et 9). Afin de satisfaire ses demandes sans trop augmenter sa facture, l'agent consommateur négocie l'achat d'énergie avec d'autres consommateurs dans son propre réseau (Figure 7.2, étape 10). Les étapes de l'algorithme de négociation de l'agent consommateur sont présentées dans l'algorithme 4. Ainsi, un agent consom-

Algorithm 4 Algorithme de négociation de l'agent consommateur

```

SendCFP() //Envoyer le "call for proposal message" à tous les consommateurs et les producteurs du réseau considéré.
Wait( $\tau$ ) //Attendre un temps de réponse  $\tau$ .
ReceiveInform() //Recevoir les "inform messages".
si Timeout alors
    //Quand le temps  $\tau$  prend fin.
    AGM(); //Combiner les consommateurs et les producteurs afin de minimiser le coût du consommateur en question.
fin si
SendProposition(); //Envoyer "propose message" à tous les consommateurs du système.
ReceivePropositions(); //Recevoir les "propose message" des consommateurs.
ChooseTheBestSolution(); //Choisir la solution avec la plus grande fonction d'utilité.

```

mateur reçoit dans une période τ des messages de réponse des autres consommateurs et des producteurs et les met dans une file d'attente. Ces messages contiennent les demandes des consommateurs ainsi que la production

d'énergie en excès des producteurs. L'agent consommateur choisit ensuite la meilleure combinaison entre les ressources de production qui permet de satisfaire ses demandes (la combinaison qui minimise ses propres frais, selon l'équation 7.1 et qui tient compte de ses préférences et contraintes) et envoie sa fonction d'utilité à tous les consommateurs qui participent à la négociation. En outre, l'agent consommateur reçoit la fonction d'utilité des autres consommateurs. Tous les consommateurs se mettent d'accord sur la meilleure solution, qui possède la plus grande fonction d'utilité et l'adoptent. Après avoir choisi la meilleure combinaison des producteurs et des consommateurs, l'agent consommateur peut recevoir des messages de proposition d'un ou de plusieurs producteurs. Ensuite, il choisit le meilleur prix entre les propositions des producteurs et le résultat de la négociation. L'agent consommateur choisit entre le système de stockage et la grille pour satisfaire les besoins que les ressources renouvelables n'ont pas pu prendre en charge.

Si l'agent producteur, après avoir satisfait les demandes de son propre consommateur, a un excès de production ($ER_m(t) > 0$) il peut suivre les étapes de l'algorithme 5. L'agent producteur envoie une requête à tous les

Algorithm 5 Négociation de l'agent producteur

```

SendQuery() //Envoyer une requête à tous les consommateurs de son réseau.
Wait( $\tau$ ) //Attendre un temps  $\tau$  pour récupérer les messages de réponse.
ReceiveInform() //Recevoir les "inform messages" des consommateurs.
si Timeout alors
    //Le temps  $\tau$  prend fin.
    AGM(); //Choisir la combinaison des consommateurs qui minimise ses pertes et maximise
    son gain.
fin si
SendProposition(); //Envoyer la proposition aux consommateurs.
    
```

consommateurs dans son réseau. Après avoir reçu les messages de réponse des consommateurs, il met ces réponses dans une file d'attente afin de choisir la meilleure combinaison des consommateurs qui minimise ses propres pertes (équation 7.2) et maximise ses propres gains (équation 7.3). Ensuite, il envoie une proposition aux consommateurs choisis et attend une réponse. Lorsque les demandes de tous les consommateurs sont satisfaites, chaque agent producteur choisit entre le système de stockage et la grille de telle sorte qu'il puisse maximiser son gain ($\max(Pr_{mSt}(t), Pr_{mGr}(t))$) et minimiser les pertes d'énergie ($\min(loss_{mSt}(t), loss_{mGr}(t))$) lors de la vente de son excès. Le Tableau 7.1 présente les paramètres du système.

Tableau 7.1 – Définition des paramètres

Paramètre	Définition
t_{min}	le temps où le coût est minimal (en centimes)
$Pr(t)_S$	prix de l'énergie stockée (en centimes/kWh)
EN_{st}	énergie à stocker (en kWh)
$E(t)$	énergie envoyée d'un producteur à un consommateur (en kWh)
$D(t)_n$	demandes du consommateur n (en kWh)
$ER_m(t)$	productions du producteur m (en kWh)
$loss_{mSt}(t)$	perte d'énergie durant la transmission d'un producteur m au système de stockage durant un laps de temps t (en kWh)
$loss_{mGr}(t)$	perte d'énergie durant la transmission d'un producteur m à la grille durant un laps de temps t (en kWh)

Afin de choisir la solution optimale, les agents consommateurs et producteurs utilisent l'optimisation génétique modifiée présentée dans le paragraphe suivant.

Optimisation génétique modifiée Afin d'atteindre la solution optimale tout en réduisant le nombre d'itérations utilisées, nous développons un algorithme génétique modifié (AGM) décrit dans l'algorithme 6. En premier,

Algorithm 6 AGM

```

GeneratePopulation(); //Générer la population.
Croisement();
Mutation();
n est un pourcentage (exemple 15%) pour préciser qu'une solution est optimale si elle est optimale pour les n% itérations qui suivent.
ChooseTheOptimalSolution(); //Choisir la solution qui est optimale pour  $\frac{n * MaxIteration}{100}$  itérations

```

notre proposition vise à utiliser la simplicité de l'algorithme génétique tout en minimisant le nombre d'itérations utilisées pour arriver à une solution optimale. On adopte une représentation binaire pour la population mise en œuvre (Figure 7.3) dans laquelle le bit 0 est le bit de poids faible et le 1 représente le bit de poids fort. Un agent consommateur (producteur res-

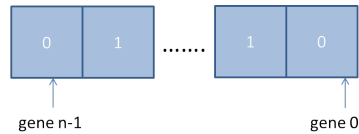


FIGURE 7.3 – Représentation binaire d'un chromosome

pectivement) reçoit la quantité de productions (les consommations respectivement) pour choisir la meilleure combinaison qui satisfait ses demandes

et crée sa population (`GeneratePopulation()`). On adopte la représentation binaire de la population (présentée ci-dessus), par exemple si un consommateur reçoit un message de 2 producteurs (P1,P2) pour en choisir la combinaison qui lui est convenable, sa population est dans ce cas : (00), (01), (10) et (11). Après création de la population, l'agent consommateur (respectivement producteur) fera le croisement (`Croisement()`) et la mutation (`Mutation()`) pour sélectionner un choix parmi la population afin de calculer la valeur de sa fonction d'utilité. Le croisement et la mutation sont définis ci-dessous.

Croisement Afin de minimiser le nombre d'itérations, la fonction de croisement est basée sur un processus d'apprentissage. Le filtre proposé présente un poids pour chaque bit dans le chromosome. Ce poids est le nombre de propositions acceptées par le producteur ou le consommateur à l'agent qui est en liaison avec ce bit. Par exemple, si un consommateur reçoit un message de 2 producteurs (P1,P2) et a accepté d'acheter de l'énergie du producteur P1 4 fois et du P2 1 fois alors les poids seront (4,1). Par conséquent, les gènes du chromosome sont choisis en fonction du nombre de propositions acceptées afin de faire un apprentissage et de sélectionner la proposition optimale en un temps minimal.

Mutation Durant cette étape, nous choisissons de changer un bit 0 en 1 si nécessaire. Nous considérons que chaque bit représente un producteur ou un consommateur. Dans notre mutation, nous calculons la distance minimale entre le consommateur (producteur respectivement) et les producteurs (consommateurs respectivement) qui occupent les bits de la solution choisie. Quand on trouve la distance minimale, nous inversons le bit 0 en 1. Après sélection de l'individu et calcul de la fonction d'utilité, il faut voir si cet individu présente la solution optimale pour arrêter le calcul (`ChooseTheOptimalSolution()`). En effet, une solution est optimale si elle reste optimale pour les $n\%$ itérations qui suivent. Pour l'agent producteur, on rencontre le problème d'optimisation multi-objectif [140] dont la solution est présentée dans le paragraphe suivant.

La solution de la frontière de pareto On adopte la méthode basée sur la logique floue "Fuzzy set theory" définie dans [141] qui a été mise en œuvre pour obtenir efficacement une solution Pareto-optimale. Lors de la mise en œuvre, l'algorithme proposé présente un mécanisme flou pour extraire une solution optimale. En raison de l'imprécision de la décision,

une fonction d'appartenance (μ_i) pour chaque objectif o est définie où :

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{si } F_i \leq F_i^{min} \\ \frac{F_i^{max} - F_i}{F_i^{max} - F_i^{min}}, & \text{si } F_i^{min} < F_i < F_i^{max} \\ 0, & \text{si } F_i \geq F_i^{max} \end{cases} \quad (7.4)$$

F_i^{min} et F_i^{max} sont les valeurs minimales et maximales de la i -ième fonction objectif. Pour choisir la meilleure solution, une fonction d'appartenance normalisée est calculée selon l'équation 7.5.

$$\mu_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_{obj}} \mu_i}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_{obj}} \mu_i^j} \quad (7.5)$$

N_{obj} est le nombre de fonctions objectif à optimiser (maximiser ou minimiser), et est égal à 2 dans notre cas (maximiser le gain et minimiser les pertes) et M est le nombre de solutions non dominées¹. La meilleure solution de compromis est celle maximisant μ_k .

Nous avons simulé plusieurs scénarios afin de démontrer l'efficacité de notre proposition. La sous-section suivante présente les paramètres et les résultats des simulations réalisées.

7.2.4 Résultats des simulations

Comme dans les chapitres précédents, JADE a été utilisé pour évaluer les performances de l'algorithme proposé en termes de nombre de messages échangés, des perturbations causées, des pertes et des gains énergétiques.

7.2.4.1 Paramètres des simulations

Dans les simulations réalisées pour évaluer les performances d'AGM, nous adoptons la même répartition des agents que celle présentée dans les chapitres précédents. Pour rappel, nous implémentons 1 agent par grille, 1 agent par consommateur, 1 agent par producteur et 1 agent pour le système de stockage. En outre, dans tous les scénarios énumérés dans cette section, nous considérons que chaque producteur est un pro-consommateur qui détient donc une ressource renouvelable. Le Tableau 7.2 présente les scénarios pris en considération pour évaluer AGM. Dans les scénarios 1, 3 et 5, nous considérons que 50% des agents sont des producteurs alors que

1. Soit X et Y deux solutions. On dira que X domine Y si, pour tout objectif j , on a $z^j(X) \leq z^j(Y)$, avec au moins une inégalité stricte.

dans les autres scénarios, ce pourcentage est égal à 100%. Le pourcentage de producteurs d'énergie éolienne et les producteurs de PV sont choisis de manière aléatoire. Les paramètres des simulations sont ceux présentés dans

Tableau 7.2 – Scénarios mis en œuvre

Scénario	Consommateurs	Producteurs	Stockage	Grille
1	10	5	1	1
2	10	10	1	1
3	50	25	1	1
4	50	50	1	1
5	100	50	1	1
6	100	100	1	1

le chapitre 5 (section 5.5.1).

7.2.4.2 Résultats numériques

Afin de prouver l'efficacité de notre algorithme, nous comparons notre proposition à l'algorithme de Colson *et al.* [52] ainsi qu'à l'algorithme ANEMAS présenté dans le chapitre 4. Nous comparons également le nombre d'itérations de l'algorithme génétique modifié AGM à un algorithme génétique de la littérature AG.

Tout d'abord, nous illustrons les résultats des simulations pour une journée complète. Les Figures 7.4 et 7.5 montrent les coûts de l'énergie avec les scénarios 2, 4 et 6 pendant les deux saisons simulées (automne et d'été). Nous pouvons remarquer une minimisation des coûts qui a pu atteindre 20% en implémentant AGM en automne et 40% en été en le comparant à ANEMAS. En effet, cette réduction des coûts est due à la combinaison optimale de sources de production qui choisit les sources adéquates qui ont un prix minimal et proches du consommateur en question. En outre, cette minimisation est plus importante au cours de l'été en raison de la forte pénétration des énergies photovoltaïques (voir la Figure 5.5). Les Figures 7.6 et 7.7 montrent les pertes d'énergie en utilisant les trois algorithmes pendant les deux saisons simulées (automne et d'été). Les résultats montrent une minimisation des pertes qui atteint 45% en utilisant AGM en automne et 75% en été en le comparant avec ANEMAS. En effet, cette minimisation est due à la combinaison réalisée par chaque producteur qui choisit les consommateurs les plus proches et qui minimisent la totalité des pertes et accepte leurs demandes d'énergie.

Les Figures 7.8 et 7.9 montrent les gains des producteurs en implémentant

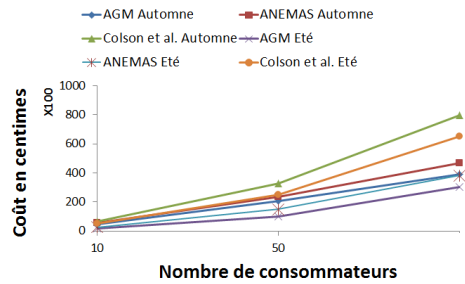


FIGURE 7.4 – Prix total d'énergie en centimes, nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)

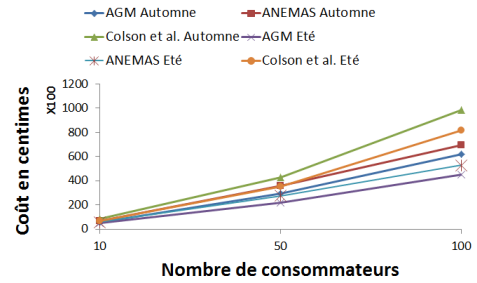


FIGURE 7.5 – Prix total d'énergie en centimes, nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)

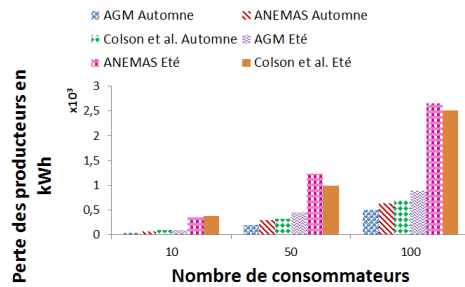


FIGURE 7.6 – Perte d'énergie en kWh, nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)

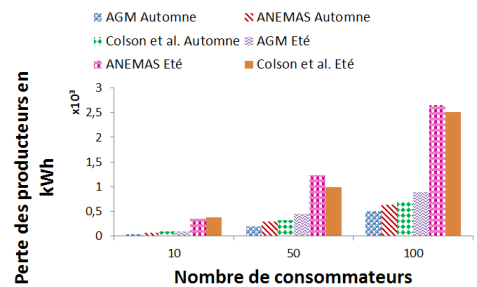


FIGURE 7.7 – Perte d'énergie en kWh, nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)

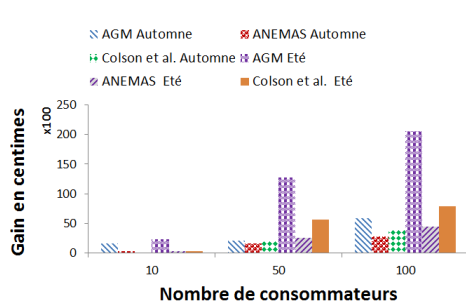


FIGURE 7.8 – Gain de producteurs en centimes, nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)

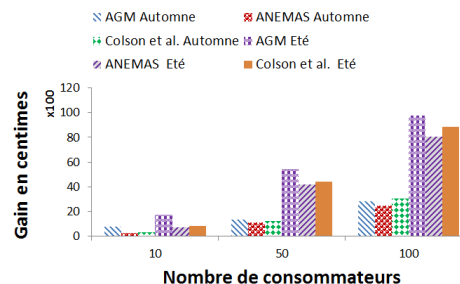


FIGURE 7.9 – Gain de producteurs en centimes, nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)

les trois algorithmes durant les deux saisons simulées (automne et été). Les résultats montrent en effet une minimisation des pertes qui atteint 86% en implémentant AGM en automne et en été en le comparant à l'algorithme ANEMAS. Enfin, les deux figures 7.10 et 7.11 représentent le nombre d'itérations en utilisant AG et AGM durant deux saisons (automne et d'été). Ces résultats montrent que la minimisation du nombre d'itérations a pu atteindre 85% en utilisant AGM en automne et en été en le comparant avec AG. Cette minimisation est due à l'apprentissage qu'adopte AGM.

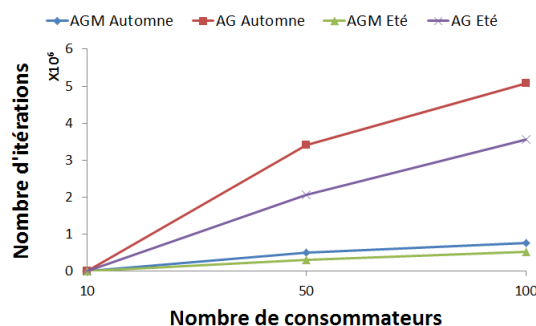


FIGURE 7.10 – Nombre d'itérations quand le nombre de producteurs=nombre de consommateurs (scénarios 2, 4 et 6)

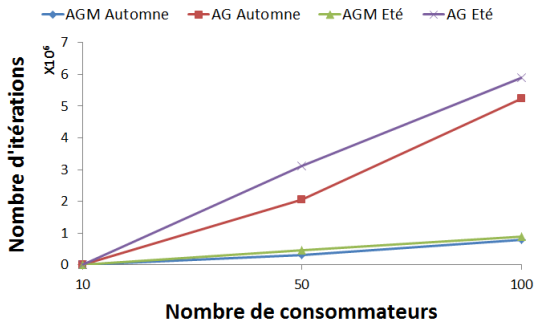


FIGURE 7.11 – Nombre d’itérations quand le nombre de producteurs=la moitié du nombre de consommateurs (scénarios 1, 3 et 5)

7.3 Négociation niveau 2

Cette section présente un algorithme de gestion de l’énergie au second niveau présenté dans la section 4.4.1. La solution proposée est basée sur AGM.

En premier lieu, nous présentons la problématique puis nous exposons notre modèle et les résultats des simulations réalisées.

7.3.1 Problématique à résoudre

L’augmentation du nombre de systèmes de stockage aura des répercussions sur la demande en énergie et par conséquent sur la production d’électricité. Ainsi, il est nécessaire d’installer une infrastructure communicante et intelligente avec les systèmes de stockage afin d’améliorer leur rentabilité. Il est important de prendre en considération les fonctionnalités offertes par le smart grid en termes de gestion de l’énergie et d’optimisation de la consommation d’énergie entre la grille et toute autre entité électrique suivant différentes politiques de prix.

Plusieurs recherches ont recours à l’intégration des systèmes de stockages sous forme de véhicules électriques tels que les travaux détaillés dans [93, 142, 143, 144, 145, 146], qui visent à assurer une meilleure gestion de l’énergie en utilisant la communication VE/grille, ces communications peuvent engendrer des pertes et un grand nombre de messages échangés.

Dans ce qui suit, nous allons présenter la proposition de la communication basée sur les files d’attente et proposons ensuite une négociation qui aidera à choisir l’entité à satisfaire par la grille durant une période t et nous présenterons enfin les résultats des simulations.

7.3.2 Proposition de gestion de l'énergie au niveau 2

Le smart grid offre l'opportunité de gérer l'équilibre du réseau que ce soit par la sollicitation permanente des sources d'énergie renouvelables et de stockage ou en agissant en priorité sur la consommation.

Notre proposition vise à limiter la quantité d'énergie utilisée par la grille durant une période t . Pour minimiser les effets de cette limitation, on divise les données des consommateurs en 3 priorités expliquées dans le chapitre 4. Les données de priorité 1 sont les données les plus prioritaires, celles de priorité 2 sont moins prioritaires et peuvent être décalées d'une période et les données de priorité 3 sont les moins prioritaires et peuvent être décalées de 2 périodes. Après leur décalage, les données de priorité 2 deviennent des données de priorité 1 et les données de priorité 3 deviennent de priorité 2. L'agent de consommation satisfait en premier lieu les données de priorité 1, suivies des données de priorité 2 et finalement celles de priorité 3.

Dans cette partie, on s'intéresse à l'agent grille, qui n'a désormais plus un rôle simplifié mais est de plus en plus cognitif et gère les communications et les demandes. Selon plusieurs recherches, la grille pourrait limiter l'énergie délivrée aux consommateurs afin de minimiser l'accès à la grille durant les heures de pics. Les données non prioritaires seront de ce fait décalées pour être satisfaites pendant la période où le prix est acceptable. L'algorithme de négociation de l'agent grille est défini par l'algorithme 7.

Algorithm 7 Algorithme de négociation de l'agent grille

```
ReceiveRequests() //Reçoit les demandes des consommateurs et des systèmes de stockage de  
son réseau.  
Wait( $\tau$ ) //Mettre en file d'attente les demandes durant  $\tau$ .  
si TimeOut alors  
    //Quand le temps  $\tau$  prend fin.  
    AGM(); //Combiner les consommateurs et les systèmes de stockage de façon à optimiser  
    les pertes de la grille et à distribuer l'énergie d'une façon équitable.  
fin si  
SendAcceptRequests(); //Envoyer les messages d'accord aux consommateurs et aux systèmes  
de stockage.
```

Le Tableau 7.3 présente les paramètres de l'agent grille.

Tableau 7.3 – Définition des paramètres de l’agent grille

Paramètre	Définition
q	le numéro de la zone (ou du sous-système)
i	le numéro du consommateur de la zone
$loss_{grille}(t)$	perte totale de la grille (en kWh)
e_{max}	nombre d’entités maximal (consommateurs et stockages)
$loss_{grille \rightarrow n}$	perte entre la grille et l’entité n (en kWh)
$U_{i,q}$	utilité de l’entité i dans la zone q
$Q_{i,q}$	énergie demandée par l’entité i de la zone q (en kWh)
Pr_q	priorité de la zone q
$T_{i,q}$	temps de décalage de la demande de l’entité i
$PRi^{st,cons}$	priorité de l’entité ¹
T_{ini}	temps initial de la demande
T_d	temps actuel de la demande

En premier lieu, l’agent grille fixe la quantité d’énergie à vendre aux entités de son système. En effet, cet agent pourrait recevoir des demandes de plusieurs sous-systèmes alors on décompose les sous-systèmes en 3 priorités qu’on nomme priorités de la zone de données $(Pr1, Pr2, Pr3) = (3, 2, 1)$. L’agent grille reçoit les demandes des consommateurs et des systèmes de stockage et les met dans une file d’attente. Normalement, les données sont satisfaites en adoptant le FIFO (“First In First Out”) mais tout au long de cette étude on vise à optimiser 7.6 et donc à minimiser les pertes de la grille.

$$loss_{grille}(t) = \sum_{j=0}^{e_{max}} loss_{grille \rightarrow j}(t) \quad (7.6)$$

En second lieu, afin de distribuer l’énergie de la grille d’une façon équitable il est nécessaire de maximiser la fonction d’utilité définie dans l’équation 7.7.

$$U_{i,q} = Q_{i,q} * Pr_q * T_{i,q} * PRi^{st,cons} \quad (7.7)$$

Le problème d’optimisation dans ce cas est un problème d’optimisation multi-objectif défini dans la section précédente. On adopte la logique floue pour choisir la meilleure combinaison entre les consommateurs et les systèmes de stockage à satisfaire (section 7.2.3). La grille a pour premier but de minimiser ses propres pertes énergétiques qui sont causées par la transmission de l’énergie de la grille à l’entité de consommation (stockage ou consommateur). Le second but de l’agent grille est de négocier la vente de l’énergie afin de fournir une distribution équitable aux consommateurs. De ce fait, la fonction d’utilité est proportionnelle à la quantité d’énergie demandée ($Q_{i,q}$), à la priorité de la zone d’où provient la demande (Pr_q),

1. Un consommateur est plus prioritaire qu’un système de stockage.

à la priorité de l'entité ($PR_i^{st,cons}$). Dans notre modèle, cette priorité est égale à 1 si l'entité qui demande l'énergie est un système de stockage et à 2 s'il s'agit d'un consommateur car les données des consommateurs sont plus urgentes que celles du stockage. Ci-dessous une définition de quelques paramètres.

- q est la zone de données
- Priorités de la zone de données $(Pr1, Pr2, Pr3) = (3, 2, 1)$
- Temps de décalage $T_{i,q} = 1 + (T_{ini} - T_d)$

7.3.3 Résultats

Afin d'évaluer les performances de notre proposition, nous simulons notre proposition sous JADE et nous utilisons les mêmes paramètres que ceux du chapitre 5. Le Tableau 7.4 présente les scénarios pris en considération pour évaluer cet algorithme. Dans tous les scénarios on a 3 sous-systèmes et 3 systèmes de stockage, on utilise les priorités 1 et 2 pour les zones. Dans les scénarios 1 et 2 on a dans chaque sous-système 10 consommateurs et 5 producteurs et les priorités des sous-systèmes sont 111² et 121³ respectivement. Afin de prouver l'efficacité de notre algorithme, nous comparons

Tableau 7.4 – Scénarios mis en œuvre

Scénario	Consommateurs	Producteurs	Stockage	Grille	Zones	Priorités
1	30	15	3	1	3	111
2	30	15	3	1	3	211

notre proposition à un traitement en FIFO (ANEMAS et traitement FIFO). Nous comparons également le nombre d'itérations de l'algorithme génétique modifié AGM à l'algorithme génétique de la littérature AG.

Tout d'abord, nous illustrons les résultats de la simulation pour une journée complète. La Figure 7.12 présente le prix de l'énergie pour une journée complète pour les scénarios 1 et 2. Ce prix est en centimes et il est exprimé pour la totalité de la quantité d'énergie satisfaite. On peut remarquer que le prix en utilisant FIFO correspond toujours à la valeur la plus élevée car la satisfaction des demandes est aléatoire et donne beaucoup de pertes. Pour les autres algorithmes, on pourra distinguer qu'il y a une différence de prix pour le scénario 211 entre les zones car elles sont satisfaites en se basant sur

2. Les 3 sous-systèmes ont une priorité égale à 1.

3. Le sous-système 1 a la priorité 1, le 2 a la priorité 2 et le 3 a la priorité 1.

les priorités et dans l'autre scénario (111) les zones sont satisfaites presque de la même manière car elles sont de même priorité. La Figure 7.13 présente

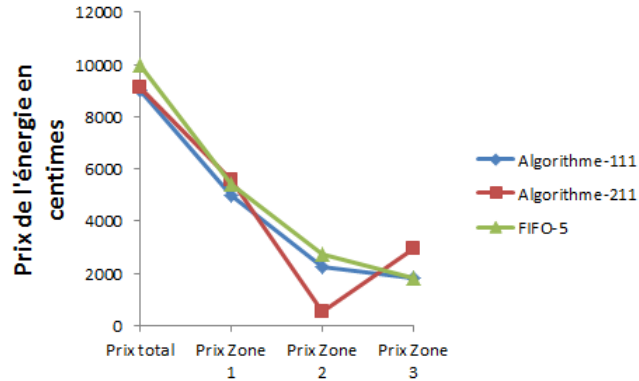


FIGURE 7.12 – Prix de l'énergie pour les scénarios 1 et 2

la quantité d'énergie non satisfaite à cause de la limitation de l'énergie de la grille. Cette quantité est maximale en utilisant FIFO car la satisfaction est aléatoire tandis que dans les autres scénarios, la satisfaction est basée sur la priorité, la minimisation des pertes et le temps de décalage. Pour toutes ces conditions, on peut distinguer une perte égale à zéro pour la zone 1 en utilisant le scénario 2 mais cette perte augmente en utilisant le scénario 1 car cette zone est de même priorité que les autres zones du système (priorité 1).

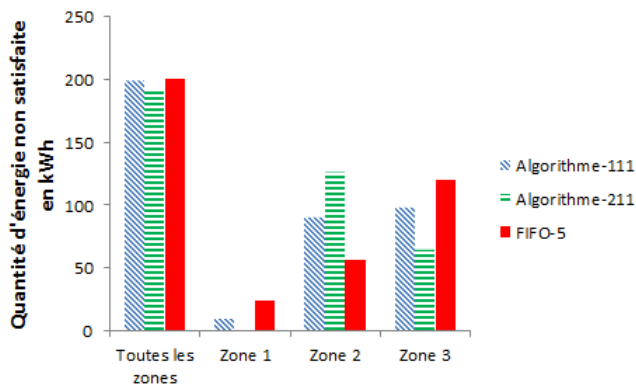


FIGURE 7.13 – Quantité d'énergie non satisfaite pour les scénarios 1 et 2

7.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté un modèle d'optimisation pour une répartition optimale des énergies sur les différentes sources renouvelables, à savoir le système de stockage et le réseau principal, qui tient compte simultanément du coût, de gain et pertes des énergies renouvelables comme objectifs concurrentiels. Le modèle d'optimisation proposé pour la gestion de l'énergie dans les smart grids est analysé puis résolu en utilisant un algorithme génétique. L'exécution efficace de la méthodologie proposée et son comportement sont formulés en détails pour une variation quotidienne de la demande et compte tenu de l'effet de conditions météorologiques saisonnières sur le profil des besoins de la charge. En outre, la seconde partie a présenté un algorithme de négociation de la vente de l'énergie au niveau de la grille, qui vise à minimiser l'utilisation de l'énergie durant les heures de pointe.

Conclusion générale

Ce manuscrit a présenté les travaux effectués dans le cadre de ma thèse portant sur la gestion décentralisée de l'énergie en utilisant des systèmes multi-agents et des systèmes de stockage intelligents dans le contexte des smart grids. Tout au long de cette thèse, nous avons intégré efficacement les énergies renouvelables dans le système électrique. Nous avons aussi identifié le besoin de la gestion intelligente de l'énergie qui est en effet lié à la problématique d'équilibre de la production renouvelable et de la consommation sur le réseau électrique. D'où, les trois premiers chapitres de ce manuscrit qui ont introduit le concept de smart grid et détaillé le rôle des systèmes multi-agents et des systèmes de stockage intelligents dans les smart grids. Ainsi, nous avons exposé les caractéristiques et fonctions du smart grid et avons passé en revue les différents outils du domaine des technologies de l'information et de la communication nécessaires à son déploiement. Nous avons ainsi mis l'accent sur l'importance des algorithmes de gestion de l'énergie dans un smart grid et les problèmes rencontrés et non traités dans la littérature.

Dans le chapitre 4, nous avons identifié les défis et les problématiques liés au déploiement des énergies renouvelables dans le système électrique et avons, par conséquent, introduit une architecture décentralisée basée sur les systèmes multi-agents et les systèmes de stockage pour la gestion de l'énergie. Nous avons présenté une première contribution appelée ANEMAS qui est basée sur la négociation entre les consommateurs du système en utilisant des agents cognitifs déployés au sein de toutes les entités présentes dans le système. En utilisant ANEMAS, les agents ont pour rôle d'évaluer les données captées par les entités afin de planifier et décider les actions à entreprendre. Les simulations ont montré l'efficacité d'ANEMAS qui a pu atteindre ses buts en termes de minimisation des coûts des consommateurs et de minimisation de l'accès à la grille en heures de pointe.

Nous nous sommes intéressés dans le chapitre 5 à la gestion de l'énergie afin de conserver une plus grande durée de vie du système de stockage uti-

lisé. Dans ce but, nous avons proposé l'algorithme BADIS qui permet de minimiser le nombre de charges et de décharges du système de stockage. L'augmentation de la durée de vie de la batterie a été réalisée en conservant un prix minimal aux consommateurs tout en utilisant un agent de stockage qui analyse les données et les demandes et planifie son taux de décharge par rapport au prix du marché. Notre proposition a réussi à faire une relation entre le taux de décharge de la batterie, le prix de l'énergie et la demande énergétique dans une période précise. La quantité d'énergie disponible sur une période précise étant limitée, nous avons doté l'agent de stockage d'un algorithme qui lui permet de distribuer d'une façon équitable cette énergie aux consommateurs. Avec cette contribution, nous avons pu augmenter de plus que 50% la durée de vie de la batterie.

Le chapitre 6 a été consacré à la présentation de l'algorithme LOMI, que nous avons proposé dans le but de minimiser les pertes, qui a permis de minimiser d'une façon intelligente le trajet parcouru par l'énergie pour atteindre le point de destination. En outre, les simulations ont montré que LOMI permet d'améliorer l'utilisation globale de l'énergie et également les performances en minimisant également le nombre de messages échangés entre les entités du système.

Par ailleurs, nous nous sommes intéressés dans le chapitre 7 à l'optimisation du coût, du gain et des pertes des énergies. Nous avons présenté dans ce chapitre, une proposition pour une répartition optimale des énergies renouvelables et avons proposé ainsi d'utiliser un algorithme génétique modifié afin de minimiser le nombre d'itérations nécessaires pour trouver la solution optimale. Ce modèle utilise un simple apprentissage pour atteindre une solution optimale en un temps très court. En outre, nous avons présenté un algorithme de négociation de la vente de l'énergie au niveau de la grille, qui tient en compte la minimisation de l'utilisation de l'énergie durant les heures de pointe. Les résultats de simulations montrent l'efficacité de ces deux propositions en termes de minimisation du nombre d'itérations de l'algorithme génétique, d'optimisation du coût incombés aux consommateurs et de minimisation de l'accès à la grille.

Pour la suite, nous avons identifié plusieurs perspectives qui visent à améliorer et à enrichir ce travail et qui sont détaillées dans la section suivante.

Perspectives

Suite aux travaux réalisés dans le cadre de cette thèse, plusieurs perspectives à court et à long termes sont envisagées.

Deux axes majeurs peuvent être distingués pour guider les extensions des travaux présentés dans cette thèse : (1) L'axe contrôle et gestion de réseaux électriques qui vise à exploiter le potentiel des systèmes multi-agents afin de résoudre les problèmes liés à l'intermittence des énergies renouvelables et d'assurer un coût minimal de l'énergie. Nous avons en effet défini, dans cette thèse, la formulation du problème d'équilibre offre-demande et proposé quelques solutions qui peuvent être améliorées. (2) L'axe de gestion des données électriques qui vise à optimiser les données échangées au sein des smart grids afin de minimiser les usages des TIC qui représentent 2% des émissions mondiales des gaz à effet de serre et plus de 13% de la consommation électrique française. Plusieurs perspectives à ce sujet seront présentées ci-dessous.

En premier lieu, durant cette thèse nous avons présenté un modèle pour l'optimisation du coût de l'énergie qui est réalisé en plusieurs niveaux (niveau consommateur, niveau stockage, niveau grille, etc.). Au niveau de la grille, il y a une pénétration massive des consommateurs, des systèmes de stockage et des véhicules électriques sur le marché. On peut remarquer aussi une augmentation notamment importante des interactions avec la grille, les interactions stockage/grille et consommateurs/grille. Comme perspectives à court terme, nous nous intéressons à l'optimisation du temps de réponse afin d'augmenter l'efficacité du système. En effet, les systèmes de stockage et les VE peuvent avoir un fort impact sur la grille intelligente par la puissance demandée pour leur rechargement. L'idée est basée sur la recherche et la conception d'un nouveau modèle d'interaction pour gérer les demandes, qui puisse répondre aux différentes demandes possibles d'énergie avec une satisfaction acceptable voire même plus fine du point de vue temps et prix de recharge. De ce fait, notre vision pour gérer les demandes au niveau de la grille est d'utiliser les files d'attente et de minimiser le temps d'attente dans

ces files en utilisant les priorités des demandes. En effet, il faut trouver une décomposition temporelle optimale à chaque période et cette décomposition doit satisfaire les demandes avec un temps d'attente minimal.

En outre, à court terme, nous visons définir une architecture convenable de fog computing afin de permettre la gestion des données au niveau des consommateurs; cette architecture utilisera les systèmes de stockage virtuels pour stocker les données. Après la définition de l'architecture, il faut définir en premier lieu un algorithme d'apprentissage afin de minimiser le nombre de messages échangés entre les entités du système ce qui minimisera l'utilisation du réseau. En second lieu, il sera nécessaire de proposer un modèle de minimisation de la taille des données conservées dans le système de stockage virtuel ainsi que celle des données échangées entre les entités. Ce modèle permettra d'optimiser l'utilisation de la mémoire du système de stockage virtuel.

A long terme, nous pourrons proposer un modèle d'apprentissage qui se base sur les prédictions, les solutions historiques et les résultats précédents des négociations et adopter ce modèle selon les contraintes de chaque niveau de gestion de l'énergie afin de minimiser le temps de réponse, le coût du réseau (en termes de messages échangés) et d'augmenter l'efficacité énergétique et cela peut être réalisé en utilisant des architectures telles que le fog et le cloud computing.

Ajoutons, à long terme, un modèle et une architecture plus généralisés pour tous les niveaux du système électrique pourront être proposés. En plus, plusieurs méthodes de compression, d'apprentissage et de négociation peuvent être proposées selon les contraintes de chaque niveau et selon les algorithmes utilisés dans chaque niveau. En effet, ces modèles aident à minimiser autant que possible le taux des messages échangés et l'utilisation du réseau. En outre, ils minimisent les émissions des gaz à effet de serre causées par l'échange des messages à chaque niveau et surtout que le nombre d'entités qui s'intègrent au réseau électrique augmente et que chaque entité possède son propre adresse IP et communique avec les autres entités du réseau séparément.

Ce paragraphe conclut notre manuscrit qui a présenté les travaux avec lesquels nous avons tenté de répondre aux enjeux identifiés mais c'est surtout un tremplin pour un domaine en plein essor et dont les recherches sont très actives.

Liste des publications

Publication dans des journaux internationaux référencés

1. **J. Klaimi**, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, A. Jrad, "Energy Management Algorithms in Smart Grids : State of the art and emerging trends", International journal of artificial intelligence & applications (IJAIA), volume 7, number 4, july 2016
2. **J. Klaimi**, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, A. Jrad, "A Novel Loss-based energy management approach for Smart Grids using Multi-agent Systems and Intelligent Storage Systems", Knowledge and Information Systems (KAIS), soumis
3. **J. Klaimi**, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, "A storage-based scheme for distributed energy management in the smart grids", Journal of Computer Science and Technology, soumis

Publication dans des journaux nationaux référencés

4. **J. Klaimi**, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, "Contribution des systèmes multi-agents pour une meilleure gestion de l'énergie dans les smart grids", accepté dans le journal national Gestion et contrôle intelligents des réseaux

Publications dans des congrès internationaux avec articles étendus

5. **J. Klaimi**, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, A. Jrad, M. Esseghir, "An intelligent storage-based energy management approach for smart grids", The 12th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications, (Wimob 2016), New york, USA
6. **J. Klaimi**, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, A. Jrad, "An Agent-based approach for energy management in smart-grids". Workshop on Multi-agent Based Applications for Smart Grids and Sustainable Energy Systems (MASGES) at PAAMS'2015 (13th International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems), Springer, pp. 225-236, Salamanca, Espagne, juin 2015 (version étendue sélectionnée dans un chapitre de livre international)

7. J. Klaimi, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, A. Jrad, "An energy management approach for smart-grids using intelligent storage systems", the Fifth International Conference on Digital Information and Communication Technology and its Applications (DICTAP2015), Beyrouth, Liban, IEEE, pp 26 – 31. 29-31 mai 2015

Publications dans des congrès nationaux avec articles résumés

8. J. Klaimi, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, "Contribution des systèmes multi-agents pour une meilleure gestion de l'énergie dans les smart grids", congrès des nouvelles architectures pour les communications (DNAC 2016), Paris, France, Décembre 2016

9. J. Klaimi, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, A. Jrad, "Stratégie à base d'agents pour une meilleure gestion de l'énergie dans les réseaux intelligents du futur". Troisièmes journées franco-libanaises 2015, Beyrouth, Liban, octobre 2015

Autres produits scientifiques : chapitre de livre international

10. J. Klaimi, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, "Energy management in the smart grids via intelligent storage systems", Dans "Agent-Based Modeling of Sustainable Behaviors", ABM-SB2016, accepté

Bibliographie

- [1] EDF. <http://france.edf.com/france-45634.html>, 2015.
- [2] Chiffres clés de l'énergie Édition 2015. Technical report, Commissariat général au développement durable, 2016.
- [3] ENEDIS. <http://www.enedis.fr/>, 2017.
- [4] potentielsolaire. <http://potentielsolaire.com/>, 2015.
- [5] CRE. <http://www.smartgrids-cre.fr/>, 2015.
- [6] T. Nagata, Y. Ueda, and M. Utatani. A multi-agent approach to smart grid energy management. In *IPEC, 2012 Conference on Power Energy*, pages 327–331, Dec 2012.
- [7] J. M. Alberola, V. Julián, and A. García-Fornes. A self-configurable agent-based system for intelligent storage in smart grid. volume 365 of *Communications in Computer and Information Science*, pages 240–250. 2013.
- [8] digikey. <http://www.digikey.com/en/articles/techzone/2012/apr/modular-choices-simplify-and-futureproof-m2m-wifi-and-zigbee-connectivity>, 2012.
- [9] A. Ben Jemaa, N. Essounbouli, and A. Hamzaoui. Optimum sizing of hybrid pv/wind/battery installation using a fuzzy pso. In *Environmental Friendly Energies and Applications (EFEA), 2014 3rd International Symposium on*, pages 1–6, 2014.
- [10] Pedro Crespo Del Granado, Stein W Wallace, and Zhan Pang. The value of electricity storage in domestic homes : a smart grid perspective. *Energy Systems*, 5(2) :211–232, 2014.
- [11] International Energy Agency (IEA). <https://www.iea.org>, 2015.
- [12] <http://www.statistiques-mondiales.com>, 2016.
- [13] V. Prema and K.U. Rao. Predictive models for power management of a hybrid microgrid 2014 ; a review. In *Advances in Energy Conversion*

- Technologies (ICAECT), 2014 International Conference on*, pages 7–12, Jan 2014.
- [14] RFI. <http://www.rfi.fr/>, 2015.
- [15] V.C. Gungor, D. Sahin, T. Kocak, S. Ergut, C. Buccella, C. Cecati, and G.P. Hancke. Smart grid technologies : Communication technologies and standards. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 7(4) :529–539, Nov 2011.
- [16] D. Boroyevich, I. Cvetkovic, R. Burgos, and Dong Dong. Intergrid : A future electronic energy network ? *Emerging and Selected Topics in Power Electronics, IEEE Journal of*, 1(3) :127–138, Sept 2013.
- [17] La production d’électricité d’origine renouvelable dans le monde. Technical report, Observ’ER et la fondation énergie pour le monde avec le soutien financier d’EDF, 2013.
- [18] M. Attia, H. Sedjelmaci, S. Senouci, and E. Aglzim. Game model to optimally combine electric vehicles with green and non-green sources into an end-to-end smart grid architecture. *Journal of Network and Computer Applications*, 72 :1–13, 2016.
- [19] F. Ye, Y. Qian, and R.Q. H. Energy efficient self-sustaining wireless neighborhood area network design for smart grid. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 6(1) :220–229, Jan 2015.
- [20] C.W. Potter, A. Archambault, and K. Westrick. Building a smarter smart grid through better renewable energy information. In *Power Systems Conference and Exposition, 2009. PSCE '09. IEEE/PES*, pages 1–5, March 2009.
- [21] K. Mets, M. Strobbe, T. Verschueren, T. Roelens, F. De Turck, and C. Develder. Distributed multi-agent algorithm for residential energy management in smart grids. In *Network Operations and Management Symposium (NOMS), 2012 IEEE*, pages 435–443, April 2012.
- [22] J.O. Petinrin and M. Shaaban. Smart power grid : Technologies and applications. In *Power and Energy (PECon), 2012 IEEE International Conference on*, pages 892–897, Dec 2012.
- [23] A. Laube, S. Martin, D. Quadri, and K. Alagha. *Optimal Flow Aggregation for Global Energy Savings in Multi-hop Wireless Networks*, pages 124–137. 2016.
- [24] High-Level Advisory Group on ICT for Smart Electricity Distribution Networks. ICT for a low carbon economy, smart electricity distribution networks. Technical report, European Commission, 2009.

- [25] J. Klaimi, L. Merghem-Boulahia, R. Rahim-Amoud, and A. Jrad. An energy management approach for smart-grids using intelligent storage systems. In *Digital Information and Communication Technology and its Applications (DICTAP), 2015 Fifth International Conference on*, pages 26–31, April 2015.
- [26] S. Karnouskos. Future smart grid prosumer services. In *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe), 2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on*, pages 1–2, Dec 2011.
- [27] S. Depuru, L. Wang, V. Devabhaktuni, and N. Gudi. Smart meters for power grid : Challenges, issues, advantages and status. In *Power Systems Conference and Exposition (PSCE), 2011 IEEE/PES*, pages 1–7, March 2011.
- [28] Y. Ghiassi-Farrokhfal, S. Keshav, and C. Rosenberg. Toward a realistic performance analysis of storage systems in smart grids. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 6(1) :402–410, Jan 2015.
- [29] Y. Guo, M. Pan, and Y. Fang. Optimal power management of residential customers in the smart grid. *Parallel and Distributed Systems, IEEE Transactions on*, 23(9) :1593–1606, Sept 2012.
- [30] Y. Zhou, N. M., X. Qian, and Y. M. A weighted fair queuing algorithm for charging electric vehicles on a smart grid. In *Online Conference on Green Communications (GreenCom), 2013 IEEE*, pages 132–136, Oct 2013.
- [31] J. Garcia-Villalobos, I. Zamora, J.I. San Martin, F.J. Asensio, and V. Aperribay. Plug-in electric vehicles in electric distribution networks : A review of smart charging approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 38 :717 – 731, 2014.
- [32] O. Palizban, K. Kauhaniemi, and J. M. Guerrero. Microgrids in active network management—part i : Hierarchical control, energy storage, virtual power plants, and market participation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 36 :428 – 439, 2014.
- [33] M. Vasirani, R. Kota, R.L.G. Cavalcante, S. Ossowski, and N.R. Jennings. An agent-based approach to virtual power plants of wind power generators and electric vehicles. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 4(3) :1314–1322, Sept 2013.
- [34] P. Toma, P. Dorin, E. Radu, and M. Daniel. Sizing photovoltaic-wind smart microgrid with battery storage and grid connection. In *Automation, Quality and Testing, Robotics, 2014 IEEE International Conference on*, pages 1–5, May 2014.

- [35] D.Jia, Q. Wei, L. Song, and G. Huo. Brittleness analysis of microgrid. In *Strategic Technology (IFOST), 2011 6th International Forum on*, volume 1, pages 473–475, Aug 2011.
- [36] M. Kuzlu and M. Pipattanasomporn. Assessment of communication technologies and network requirements for different smart grid applications. In *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2013 IEEE PES*, pages 1–6, Feb 2013.
- [37] K. Khawam, M. Ibrahim, J. Cohen, S. Lahoud, and S. Tohme. Individual vs. global radio resource management in a hybrid broadband network. In *2011 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pages 1–6, June 2011.
- [38] G.DE OLIVEIRA. Approche hybride d’optimisation pour la gestion d’énergie dans le bâtiment, 2013.
- [39] G. Pepermans, J. Driesen, D. Haeseldonckx, R. Belmans, and W. D’haeseleer. Distributed generation : definition, benefits and issues. *Energy Policy*, 33(6) :787 – 798, 2005.
- [40] K. Alanne and A. Saari. Distributed energy generation and sustainable development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 10(6) :539 – 558, 2006.
- [41] T. Ackermann, G. Andersson, and L. Söder. Distributed generation : a definition1. *Electric Power Systems Research*, 57(3) :195 – 204, 2001.
- [42] H. Jiayi, J. Chuanwen, and X. Rong. A review on distributed energy resources and microgrid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12(9) :2472 – 2483, 2008.
- [43] C. Alvial-Palavicino, N. Garrido-Echeverría, G. Jiménez-Estévez, L. Reyes, and R. Palma-Behnke. A methodology for community engagement in the introduction of renewable based smart microgrid. *Energy for Sustainable Development*, 15(3) :314 – 323, 2011.
- [44] H.A. Aalami, M. Parsa Moghaddam, and G.R. Yousefi. Evaluation of nonlinear models for time-based rates demand response programs. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 65 :282 – 290, 2015.
- [45] R. Deng, Z. Yang, M. Y. Chow, and J. Chen. A survey on demand response in smart grids : Mathematical models and approaches. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(3) :570–582, 2015.
- [46] P. Siano. Demand response and smart grids—a survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30(0) :461 – 478, 2014.

- [47] M.C. Falvo, G. Graditi, and P. Siano. Electric vehicles integration in demand response programs. In *Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM), 2014 International Symposium on*, pages 548–553, June 2014.
- [48] M.H. Albadi and E.F. El-Saadany. A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 78(11) :1989 – 1996, 2008.
- [49] J. S. Vardakas, N. Zorba, and C. V. Verikoukis. A survey on demand response programs in smart grids : Pricing methods and optimization algorithms. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 17(1) :152–178, 2015.
- [50] S. Sofana Reka and V. Ramesh. A smart survey on demand response potential in global energy market. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(S9), 2015.
- [51] H. Kanchev, Di Lu, F. Colas, V. Lazarov, and B. Francois. Energy management and operational planning of a microgrid with a pv-based active generator for smart grid applications. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 58(10) :4583–4592, Oct 2011.
- [52] C.M. Colson and M.H. Nehrir. Algorithms for distributed decision-making for multi-agent microgrid power management. In *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, pages 1–8, July 2011.
- [53] N. Javaid, I. Khan, M.N. Ullah, A. Mahmood, and M.U. Farooq. A survey of home energy management systems in future smart grid communications. In *Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications (BWCCA), 2013 Eighth International Conference on*, pages 459–464, Oct 2013.
- [54] N.S. Wade, P.C. Taylor, P.D. Lang, and P.R. Jones. Evaluating the benefits of an electrical energy storage system in a future smart grid. *Energy Policy*, 38(11) :7180 – 7188, 2010.
- [55] Battery energy storage for smart grid applications. Technical report, EUROBAT, 2013.
- [56] The future role and challenges of energy storage. Technical report, EUROPEAN COMMISSION DIRECTORATE-GENERAL FOR ENERGY.
- [57] A. Mohd, E. Ortjohann, A. Schmelter, N. Hamsic, and D. Morton. Challenges in integrating distributed energy storage systems into future smart grid. In *Industrial Electronics, 2008. ISIE 2008. IEEE International Symposium on*, pages 1627–1632, June 2008.

- [58] A. Kawashima, R. Sasaki, T. Yamaguchi, S. Inagaki, A. Ito, and T. Suzuki. Energy management systems based on real data and devices for apartment buildings. In *Industrial Electronics Society, IECON 2015 - 41st Annual Conference of the IEEE*, pages 003212–003217, 2015.
- [59] I. Colak, Se. Sagiroglu, G. Fulli, M. Yesilbudak, and C. Covrig. A survey on the critical issues in smart grid technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 54 :396 – 405, 2016.
- [60] G. Venkataramani, P. Parankusam, V. Ramalingam, and J. Wang. A review on compressed air energy storage – a pathway for smart grid and polygeneration. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 62 :895 – 907, 2016.
- [61] A. Dedé, D. D. Giustina, G. Massa, M. Pasetti, and S. Rinaldi. A smart pv module with integrated electrical storage for smart grid applications. In *2016 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*, pages 895–900, June 2016.
- [62] Millenaire. <http://www.corse-energia.fr>, 2016.
- [63] Nice Grid. <http://www.nicegrid.fr/>, 2016.
- [64] Pegase. <http://www.fp7-pegase.com/>, 2016.
- [65] AUTOLIB. <http://www.autolib.eu/>, 2017.
- [66] Venteea. <http://www.venteea.fr>, 2016.
- [67] SAFT. <http://www.saftbatteries.com/>, 2016.
- [68] TESLA. <http://www.tesla.com/>, 2017.
- [69] B. Zakeri and S. Syri. Electrical energy storage systems : A comparative life cycle cost analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 42 :569 – 596, 2015.
- [70] B. Cui, D. Gao, S. Wang, and X. Xue. Effectiveness and life-cycle cost-benefit analysis of active cold storages for building demand management for smart grid applications. *Applied Energy*, 147 :523 – 535, 2015.
- [71] Y. Zhang, M. E. Haque, and M. A. Mahmud. Control and charge management of a grid-connected photovoltaic system with plug-in hybrid vehicle as energy storage. In *2015 IEEE Power Energy Society General Meeting*, pages 1–5, 2015.
- [72] Sustainable options for electric vehicle technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41 :1277 – 1287, 2015.

- [73] M.H. Cintuglu, H. Martin, and O.A. Mohammed. Real-time implementation of multiagent-based game theory reverse auction model for microgrid market operation. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 6(2) :1064–1072, March 2015.
- [74] S.D.J. McArthur, E.M. Davidson, V.M. Catterson, A.L. Dimeas, N.D. Hatziargyriou, F. Ponci, and T. Funabashi. Multi-agent systems for power engineering applications part i : Concepts, approaches, and technical challenges. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 22(4) :1743–1752, Nov 2007.
- [75] G.H. Merabet, M. Essaaidi, H. Talei, M.R. Abid, N. Khalil, M. Madkour, and D. Benhaddou. Applications of multi-agent systems in smart grids : A survey. In *Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2014 International Conference on*, pages 1088–1094, April 2014.
- [76] A. Sharma, S. C. Srivastava, and S. Chakrabarti. A multi-agent-based power system hybrid dynamic state estimator. *Intelligent Systems, IEEE*, 30(3) :52–59, May 2015.
- [77] J. Ferber. *Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective*. InterEditions, 1995.
- [78] M. Wooldridge. *An Introduction to MultiAgent Systems*. Wiley Publishing, 2nd edition, 2009.
- [79] G. Lo Nigro, M. Bruccoleri, and U. La Commare. *Designing and Evaluating Value Added Services in Manufacturing E-Market Places*, chapter Negotiation Models in Manufacturing E-Marketplaces, pages 97–117. 2005.
- [80] S. S. Fatima, M. Wooldridge, and N. R. Jennings. An agenda-based framework for multi-issue negotiation. *Artificial Intelligence*, 152(1) :1 – 45, 2004.
- [81] F. Alsrheed, A. El Rhalibi, M. Randles, and M. Merabti. Intelligent agents for automated cloud computing negotiation. In *Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2014 International Conference on*, pages 1169–1174, April 2014.
- [82] T. Knabe, M. Schillo, and K. Fischer. Improvements to the fipa contract net protocol for performance increase and cascading applications. In *In International Workshop for Multi-Agent Interoperability at the German Conference on AI (KI-2002)*, 2002.
- [83] J. Kodama, T. Hamagami, H. Shinji, T. Tanabe, T. Funabashi, and H. Hirata. Multi-agent-based autonomous power distribution network

- restoration using contract net protocol. *Electrical Engineering in Japan*, 166(4) :56–63, 2009.
- [84] J. Pitt, L. Kamara, M. Sergot, and A. Artikis. Voting in multi-agent systems. *The Computer Journal*, 49(2) :156–170, 2006.
- [85] J. Pitt and A. Diaconescu. Structure and governance of communities for the digital society. In *Autonomic Computing (ICAC), 2015 IEEE International Conference on*, pages 279–284, July 2015.
- [86] J. E. Hernández, J. Mula, R. Poler, and A. C. Lyons. Collaborative planning in multi-tier supply chains supported by a negotiation-based mechanism and multi-agent system. *Group Decision and Negotiation*, 23(2) :235–269, 2013.
- [87] A. Omezzine, S. Tazi, N. Bellamine, B. Saoud, K. Drira, and G. Cooperman. Towards a dynamic multi-level negotiation framework in cloud computing. In *Cloud Technologies and Applications (Cloud-Tech), 2015 International Conference on*, pages 1–8, June 2015.
- [88] P. Vytelingum, S. D. Ramchurn, T. D. Voice, A. Rogers, and N. R. Jennings. Trading agents for the smart electricity grid. In *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems : Volume 1 - Volume 1*, AAMAS '10, pages 897–904, 2010.
- [89] D. El Nabouch, N. Matta, R. Rahim-Amoud, and L. Merghem-Boulaia. An agent-based approach for efficient energy management in the context of smart houses. In *Highlights on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*, volume 365, pages 375–386. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [90] K. Kok, B. Roossien, P. MacDougall, O. van Pruissen, G. Venekamp, R. Kamphuis, J. Laarakkers, and C. Warmer. Intelligent energy management using powermatcher : Recent results from field deployments and simulation studies. In *Electricity Distribution (CIRED 2013), 22nd International Conference and Exhibition on*, pages 1–4, June 2013.
- [91] T. Logenthiran and D. Srinivasan. Multi-agent system for market based microgrid operation in smart grid environment. *Dept. of Elec. & Comp. Science, National University of Singapore*, 2011.
- [92] C. Changsong, D. Shanxu, C. Tao, L. Bangyin, and Y. Jinjun. Energy trading model for optimal microgrid scheduling based on genetic algorithm. In *Power Electronics and Motion Control Conference, 2009. IPEMC '09. IEEE 6th International*, pages 2136–2139, 2009.

- [93] W. Yanzhi, L. Xue, and M. Pedram. Adaptive control for energy storage systems in households with photovoltaic modules. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 5(2) :992–1001, March 2014.
- [94] H. Rose, A. Rogers, and E. H. Gerding. A scoring rule-based mechanism for aggregate demand prediction in the smart grid. In *Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 2*, AAMAS '12, pages 661–668, 2012.
- [95] P. Vytelingum, T. D. Voice, S. D. Ramchurn, A. Rogers, and N. R. Jennings. Theoretical and practical foundations of large-scale agent-based micro-storage in the smart grid. *J. Artif. Int. Res.*, 42 :765–813, 2011.
- [96] N. Cuong Truong, L. Tran-Thanh, E. Costanza, and S. D. Ramchurn. Towards appliance usage prediction for home energy management. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Future Energy Systems*, e-Energy '13, pages 287–288, 2013.
- [97] N. C. Truong, J. McInerney, L. Tran-Thanh, E. Costanza, and S. D. Ramchurn. Forecasting multi-appliance usage for smart home energy management. In *23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2013)*, April 2013.
- [98] S. Subramanian, S. Ghosh, J.R.M. Hosking, R. Natarajan, and Xiaoxuan Zhang. Dynamic price optimization models for managing time-of-day electricity usage. In *Smart Grid Communications (Smart-GridComm), 2013 IEEE International Conference on*, pages 163–168, Oct 2013.
- [99] P. Ionela and Z. Enrico. A model predictive control framework for reliable microgrid energy management. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 61(0) :399 – 409, 2014.
- [100] S. Ramchurn, P. Vytelingum, A. Rogers, and N. Jennings. Agent-based homeostatic control for green energy in the smart grid. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(4) :35 :1–35 :28, July 2011.
- [101] C. Cecati, C. Buccella, P. Siano, and A. Piccolo. Optimal operation of smart grids with demand side management. In *Industrial Technology (ICIT), 2013 IEEE International Conference on*, pages 2010–2015, Feb 2013.
- [102] A.-H. Mohsenian-Rad and A. Leon-Garcia. Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(2) :120–133, Sept 2010.

- [103] A. H. Mohsenian-Rad, V. W. S. Wong, J. Jatskevich, R. Schober, and A. Leon-Garcia. Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(3) :320–331, Dec 2010.
- [104] C. Ibars, M. Navarro, and L. Giupponi. Distributed demand management in smart grid with a congestion game. In *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, pages 495–500, Oct 2010.
- [105] S. Caron and G. Kesidis. Incentive-based energy consumption scheduling algorithms for the smart grid. In *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, pages 391–396, Oct 2010.
- [106] P. Vytelingum, T. D. Voice, S. D. Ramchurn, A. Rogers, and N. R. Jennings. Agent-based micro-storage management for the smart grid. May 2010.
- [107] S. Ghosh, J. Kalagnanam, D. Katz, M. Squillante, X. Zhang, and E. Feinberg. Incentive design for lowest cost aggregate energy demand reduction. In *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, pages 519–524, Oct 2010.
- [108] D. O’Neill, M. Levorato, A. Goldsmith, and U. Mitra. Residential demand response using reinforcement learning. In *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on*, pages 409–414, Oct 2010.
- [109] T. L. Vandoorn, B. Renders, L. Degroote, B. Meersman, and L. Vandevelde. Active load control in islanded microgrids based on the grid voltage. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2(1) :139–151, March 2011.
- [110] I. Mauser, J. Müller, F. Allerdig, and H. Schmeck. Adaptive building energy management with multiple commodities and flexible evolutionary optimization. *Renewable Energy*, 87, Part 2 :911 – 921, 2016.
- [111] G. Graditi, M. L. Di Silvestre, R. Gallea, and E. Riva Sanseverino. Heuristic-based shiftable loads optimal management in smart microgrids. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(1) :271–280, 2015.
- [112] N. Shaheen, N. Javaid, Z. Iqbal, K. Muhammad, K. Azad, and F. A. Chaudhry. A hybrid algorithm for energy management in smart grid. In *Network-Based Information Systems (NBIS), 2015 18th International Conference on*, pages 58–63, 2015.

- [113] B. Yuce, Y. Rezgui, and M. Mourshed. Ann-ga smart appliance scheduling for optimised energy management in the domestic sector. *Energy and Buildings*, 111 :311 – 325, 2016.
- [114] S. K. Polaki, M. Reza, and D. S. Roy. A genetic algorithm for optimal power scheduling for residential energy management. In *Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2015 IEEE 15th International Conference on*, pages 2061–2065, June 2015.
- [115] M. A. A. Pedrasa, T. D. Spooner, and I. F. MacGill. Coordinated scheduling of residential distributed energy resources to optimize smart home energy services. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(2) :134–143, 2010.
- [116] J. Stragier, L. Hauttekeete, and L. De Marez. Introducing smart grids in residential contexts : Consumers’ perception of smart household appliances. In *Innovative Technologies for an Efficient and Reliable Electricity Supply (CITRES), 2010 IEEE Conference on*, pages 135–142, 2010.
- [117] O. A. Sianaki, O. Hussain, T. Dillon, and A. R. Tabesh. Intelligent decision support system for including consumers’ preferences in residential energy consumption in smart grid. In *2010 Second International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation*, pages 154–159, 2010.
- [118] C. Gao and M. A. Redfern. A review of voltage control in smart grid and smart metering technologies on distribution networks. In *Universities’ Power Engineering Conference (UPEC), Proceedings of 2011 46th International*, pages 1–5, Sept 2011.
- [119] H. Morais, T. Pinto, Z. Vale, and I. Praca. Multilevel negotiation in smart grids for vpp management of distributed resources. *Intelligent Systems, IEEE*, 27(6) :8–16, Nov 2012.
- [120] sma. <http://www.sma.de/fr/solutions-de-stockage.html>, 2016.
- [121] aegps. <http://www.aegps.fr/smart-grids/stockage-energie-batterie/>, 2016.
- [122] tritec. <http://www.tritec-energy.com/fr>, 2016.
- [123] JADE. <http://jade.tilab.com/>, 2015.
- [124] A.J.D. Rathnayaka, V.M. Potdar, O. Hussain, and T. Dillon. Identifying prosumer’s energy sharing behaviours for forming optimal prosumer-communities. In *Cloud and Service Computing (CSC), 2011 International Conference on*, pages 199–206, Dec 2011.

- [125] D. Connolly, H. Lund, and B.V. Mathiesen. Smart energy europe : The technical and economic impact of one potential 100 *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60 :1634 – 1653, 2016.
- [126] M.S. Hossain, N.A. Madloul, N.A. Rahim, J. Selvaraj, A.K. Pandey, and Abdul Faheem Khan. Role of smart grid in renewable energy : An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60 :1168 – 1184, 2016.
- [127] H. H. Abdeltawab and Y. A. R. I. Mohamed. Market-oriented energy management of a hybrid wind-battery energy storage system via model predictive control with constraint optimizer. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(11) :6658–6670, 2015.
- [128] H. Liang, B. Jun Choi, W. Zhuang, and X. Shen. Optimizing the energy delivery via v2g systems based on stochastic inventory theory. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 4(4) :2230–2243, 2013.
- [129] B. Amanulla, S. Chakrabarti, and S. N. Singh. Reconfiguration of power distribution systems considering reliability and power loss. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 27(2) :918–926, 2012.
- [130] R. S. Rao, K. Ravindra, K. Satish, and S. V. L. Narasimham. Power loss minimization in distribution system using network reconfiguration in the presence of distributed generation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(1) :317–325, 2013.
- [131] D. Q. Hung and N. Mithulananthan. Multiple distributed generator placement in primary distribution networks for loss reduction. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60(4) :1700–1708, 2013.
- [132] E. Dall’Anese, H. Zhu, and G. B. Giannakis. Distributed optimal power flow for smart microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(3) :1464–1475, 2013.
- [133] N. Radzi, R. Bansal, Z. Dong, and M. Hassan. Integrating the transmission loss component with the distribution factors enhanced transmission pricing method for efficient transmission use of system charges. *Electric Power Components and Systems*, 43(1) :10–21, 2015.
- [134] RTE. <http://www.rte-france.com/>, 2015.
- [135] C. Wei, Z.M. Fadlullah, N. Kato, and I. Stojmenovic. On optimally reducing power loss in micro-grids with power storage devices. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 32(7) :1361–1370, 2014.
- [136] W. Anguan and N. Baoshan. *Line Loss Analysis and Calculation of Electric Power Systems*, chapter Calculation of Line Loss by Current Load Curve. John Wiley & Sons Singapore Pte Ltd, 2016.

-
- [137] W. Anguan and N. Baoshan. *Change Law for the Electric Energy Losses of Power Grids*, chapter Calculation of Line Loss by Power Load Curve. John Wiley & Sons Singapore Pte Ltd, 2016.
- [138] W. Anguan and N. Baoshan. *Calculation of High-voltage Power Grid Losses*, chapter Calculation of Line Loss by Power Load Curve. John Wiley & Sons Singapore Pte Ltd, 2016.
- [139] O. Botero and H. Chaouchi. Rfid network topology design based on genetic algorithms. In *2011 IEEE International Conference on RFID-Technologies and Applications*, pages 300–305, Sept 2011.
- [140] N. Mejri, M. Ayari, R. Langar, and L. Saidane. Reservation-based multi-objective smart parking approach for smart cities. In *2016 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2)*, pages 1–6, Sept 2016.
- [141] M. A. Abido. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 10(3) :315–329, June 2006.
- [142] B. Asare-Bediako, W. L. Kling, and P. F. Ribeiro. Integrated agent-based home energy management system for smart grids applications. In *IEEE PES ISGT Europe 2013*, pages 1–5, Oct 2013.
- [143] F. Berthold, A. Ravey, B. Blunier, D. Bouquain, S. Williamson, and A. Miraoui. Design and development of a smart control strategy for plug-in hybrid vehicles including vehicle-to-home functionality. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 1(2) :168–177, 2015.
- [144] Z. Wang, L. Wang, A. I. Dounis, and R. Yang. Integration of plug-in hybrid electric vehicles into building energy management system. In *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pages 1–8, 2011.
- [145] C. Pang, P. Dutta, and M. Kezunovic. Bevs/phevs as dispersed energy storage for v2b uses in the smart grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(1) :473–482, 2012.
- [146] M. M. A. Abdelaziz, M. F. Shaaban, H. E. Farag, and E. F. El-Saadany. A multistage centralized control scheme for islanded micro-grids with pevs. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 5(3) :927–937, 2014.

Joelle KLAIMI

Doctorat : Ingénierie Sociotechnique des Connaissances, des Réseaux et du Développement Durable

Année 2017

Gestion multi-agents des *smart grids* intégrant un système de stockage : cas résidentiel

Cette thèse s'intéresse à la gestion décentralisée à l'aide des systèmes multi-agents de l'énergie, notamment de sources renouvelables, dans le contexte des réseaux électriques intelligents (*smart grids*). Nos travaux de recherche visent à minimiser la facture énergétique des consommateurs en se focalisant sur deux verrous essentiels que nous nous proposons de lever : (1) résoudre le problème de l'intermittence des énergies renouvelables; (2) minimiser les pertes d'énergie. Pour pallier le problème d'intermittence des énergies renouvelables et dans le but de maintenir un coût énergétique peu onéreux même lors des pics d'utilisation, nous avons intégré un système de stockage intelligent. Nous avons, en effet, proposé des algorithmes permettant d'utiliser les systèmes de stockage intelligents et la négociation multi-agents pour réduire la facture énergétique tout en conservant un taux de décharge minimal de la batterie et une perte énergétique minimale. La validation par simulation de nos contributions a montré que celles-ci répondent aux enjeux identifiés, notamment en réduisant le coût de l'énergie pour les consommateurs en comparaison aux travaux de l'état de l'art.

Mots clés : réseaux électriques intelligents - énergies renouvelables - intelligence artificielle répartie - systèmes à paramètres répartis.

Multi-agent Management of Smart Grids Integrating a Storage System: Residen- tial Case

This thesis focuses on the decentralized management using multi-agent systems of energy, including renewable energy sources, in the smart grid context. Our research aims to minimize consumers' energy bills by answering two key challenges: (1) handle the problem of intermittency of renewable energy sources; (2) reduce energy losses. To overcome the problem of renewable resources intermittency and in order to minimize energy costs even during peak hours, we integrated an intelligent storage system. To this end, we propose many algorithms in order to use intelligent storage systems and multi-agent negotiation algorithm to reduce energy cost while maintaining a minimal discharge rate of the battery and minimal energy loss. The validation of our contributions has shown that our proposals respond to the identified challenges, including reducing the cost of energy for consumers, in comparison to the state of the art.

Keywords: smart power grids - renewable energy sources - distributed artificial intelligence - distributed parameter systems.

Thèse réalisée en partenariat entre :



Ecole Doctorale "Sciences et Technologies"