

Université du Québec
Institut National de la Recherche Scientifique
Énergie, Matériaux et Télécommunications

Génération distribuée dans un réseau électrique intelligent : une approche suivant la théorie des jeux

Par

Ahmed Belgana

Mémoire présenté pour l'obtention du grade
Maître ès sciences (M.Sc.) en télécommunications

Jury d'évaluation

Directeur de recherche	Prof. Martin Maier, INRS-ÉMT
Examineur interne	Prof. Long Le, INRS-ÉMT
Examineur externe	Prof. Fabrice Labeau, McGill

Remerciements

Je tiens à exprimer tout d'abord mes remerciements et ma gratitude à mon encadrant, le professeur Martin Maier, pour ses encouragements et ses remarques pertinentes ainsi que pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il m'a consacrés tout au long de cette maîtrise. J'ai largement profité de sa pédagogie, de sa méthodologie et de ses conseils constructifs pour l'élaboration de ce mémoire.

J'exprime aussi ma reconnaissance sincère à tous mes collègues du laboratoire "Optical Zeitgeist Laboratory" de l'Institut national de la recherche scientifique qui ont collaboré d'une façon ou d'une autre à la réalisation de ce travail.

Mes remerciements s'adressent également au Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (NSERC) pour leur soutien financier mis en oeuvre par le professeur Martin Maier et aux enseignants tout au long de mon parcours académique.

Enfin, mes vifs remerciements se tournent vers ma famille qui m'a soutenu et encouragé durant toute de ma vie et particulièrement à ma tendre et belle Camille.

Résumé

Le réseau électrique actuel évolue pour devenir une combinaison de plusieurs microsources interconnectées, combinant des sources d'énergie solaire, des sources d'énergie éolienne, ainsi que d'autres sources d'énergie renouvelable. L'utilisation de telles microsources dans le réseau électrique pose encore des problèmes vu leur nature intermittente et stochastique. Les énergies renouvelables promettent de répondre à la demande croissante en énergie tout en réduisant les émissions de carbone. L'utilisation des énergies renouvelables pour satisfaire toute la demande d'électricité au même coût que la parité réseau n'est pas encore possible à cause du coût élevé d'investissement, d'où la nécessité de trouver un compromis entre l'utilisation de deux sources d'énergie, l'une renouvelable et l'autre non renouvelable, ce qui permettrait aux consommateurs d'avoir l'électricité à un coût abordable tout en réduisant les émissions de carbone. La théorie des jeux a fait ses preuves dans différents champs d'application et commence de plus en plus à être vue comme un des cadres mathématiques les plus prometteurs pour résoudre ce type de problèmes dans le contexte des réseaux électriques intelligents. Les approches évolutionnaires ont été largement déployées comme des méthodes de recherche heuristiques pour résoudre et optimiser des problèmes scientifiques complexes.

L'utilisation des microsources devient une nécessité non seulement pour répondre à la demande en électricité, mais aussi pour réduire les émissions de carbone. Pourtant, il n'existe pas encore un mécanisme efficace de distribution de l'électricité. Cette thèse propose deux algorithmes de distribution d'électricité en supposant l'existence d'un marché libre où plusieurs microsources peuvent

alimenter plusieurs consommateurs. Le premier est un mécanisme de tarification basé sur la théorie des jeux de potentiel. Le deuxième est un modèle analytique basé sur le modèle de Stackelberg avec plusieurs meneurs et plusieurs suiveurs, chacun avec plusieurs fonctions objectives. Nous avons développé un algorithme basé sur les algorithmes évolutionnaires pour trouver les stratégies Pareto optimales pour maximiser le profit des meneurs tout en minimisant les émissions de carbone. Nous avons implémenté différents scénarios de distribution et de marchés par le biais des simulations pour les deux mécanismes. Nous avons aussi examiné plusieurs paramètres de performance tels que les pertes de ligne, le profit des producteurs d'électricité et le niveau des émissions de carbone.

Les résultats obtenus suggèrent que l'utilisation d'un mécanisme de distribution d'électricité en temps réel améliore l'efficacité du réseau. Ils démontrent que notre modèle prend en compte les pertes de ligne, le coût en temps réel et le niveau de production pour optimiser le coût global de la production, maximiser les profits et minimiser les émissions de carbone. Le modèle proposé sera très utile pour la gestion de la demande en temps réel.

Mots-clés

Algorithme évolutionnaire, microsource, marché libre d'électricité, réseau électrique intelligent, jeu de Stackelberg, tarification en temps réel.

Abstract

Future power grids are anticipated to be a combination of interconnected microsources leveraging solar, wind, and plug-in electrical vehicles. However, connecting microsources to the power grid entails the issue of tradability due to their sporadic and stochastic nature, as typically witnessed with renewable energy sources. The emergence of microsource holds promise to reduce the carbon emissions and exploit more renewables in order to meet the worldwide growing electrical energy demands. However, there exist several challenges such as optimizing the tradeoff between the use of renewable and non renewable energy sources to leverage affordable electric power, while minimizing carbon emissions. On the other hand, game theory is viewed as one of the promising analytical frameworks to deal with the aforementioned issues in the context of smart grids. Game theoretic approaches have been widely used in various scientific domains and recently also increasingly in smart grids, whereby evolutionary paradigms have been widely deployed as a popular heuristic search method to solve and optimize complex real-life scientific problems. A promising approach is the development of such evolutionary algorithms and game theoretic approaches in the context of open energy markets.

The need for microsource becomes a necessity in order to meet the growing demand of electricity. However, there is still much debate on how the electricity trading should be coordinated in Smart Grid and the use of renewable energy sources (RESs). This thesis proposes two trading schemes for an anticipated open energy market where multiple utility companies feeding multiple consu-

mers coexist. The first mechanism is a pricing mechanism for interconnected smart microsources based on *potential game theory*. The second algorithm is an analytic model of a multi-leader and multi-follower Stackelberg game approach based on a bi-level hybrid multi-objective evolutionary algorithm (BL-HMOEA) to find optimal strategies that maximize the profit of utilities and minimize carbon emissions in an open energy market among interconnected microsources. We implement different scenarios of trading mechanism and markets by means of analysis and simulation of both models. This study examines several performance metrics, such as total power losses, profit of utilities and carbon emissions.

The obtained results suggest that the adoption of a real-time decentralized electricity trading mechanism is proved to be more effective and shows that our model captures the energy losses, real-time cost, and production to optimize the overall losses and total production costs in an open energy market. The proposed models will be most beneficial for handling demand side management in real time.

Keywords

Bi-level multi-objective evolutionary algorithm, microgrids, open energy market, smart grid, Stackelberg game, real-time pricing.

Table des matières

1	Introduction	16
1.1	Contexte et objectifs	16
1.2	Le réseau électrique intelligent	17
1.2.1	European Technology Platforms (ETPs)	17
1.2.2	European Electricity Grid Initiative (EEGI)	18
1.2.3	Electric Power Research Institute (EPRI)	19
1.2.4	Centrale électrique virtuelle «Virtual Power Plant» (VPP)	20
1.2.5	Demande Active «Active Demand» (AD) et Réseau de Distribution Actif «Active Distribution Network» (ADINE)	20
1.3	Directions de recherche	23
1.4	Méthodologie	24
1.5	Structure du mémoire	24
2	Revue de la littérature	25
2.1	Introduction	25
2.2	Introduction à la théorie des jeux	25
2.3	Algorithmes évolutionnaires	28
2.4	Solutions intégrant à la fois la théorie des jeux et les algorithmes évolutionnaires	31

2.5	Contribution	31
3	Jeux de tarification à plusieurs objectifs entre des microgrids intelligents inter-connectés	33
3.1	Introduction	33
3.2	Analyse par la théorie des jeux	34
3.2.1	Hypothèses	34
3.2.2	Théorie des jeux	37
3.3	Résultats des simulations	38
3.3.1	Analyse pour un seul consommateur	39
3.3.2	Analyse pour plusieurs consommateurs	41
3.4	Conclusions	44
4	Jeu de Stackelberg basé sur un algorithme évolutionnaire hybride pour un marché libre d'électricité.	46
4.1	Introduction	46
4.2	Modèle du Système	48
4.2.1	Hypothèses	48
4.2.2	Analyse du modèle pour les microsources (meneurs)	49
4.2.3	Analyse du modèle pour les consommateurs (suiveurs)	50
4.2.4	Interaction des microsources et des consommateurs : jeu de Stackelberg . . .	52
4.2.5	L'existence de l'équilibre de Stackelberg	52
4.3	Optimisation du jeu de Stackelberg en utilisant BL-HMOEA	53
4.4	Résultats de simulations	57
4.5	Conclusions	60

5	Interaction des microsources et des consommateurs en considérant les pertes de ligne : Jeu de Stackelberg.	61
5.1	Introduction	61
5.2	Modèle	61
5.2.1	Le modèle pour les meneurs	62
5.2.2	Modèle pour les suiveurs	62
5.3	Résultats	62
5.4	Conclusion	65
6	Conclusions et perspectives futures	67
6.1	Conclusions	67
6.2	Perspectives futures	69
7	Publications	76
7.1	Article présenté dans la conférence <i>IEEE Power & Energy Society General Meeting</i> , National Harbor, MD, USA, Jul. 2014	76
7.2	Journal accepté pour publication au <i>IEEE Transactions on Smart Grid</i> , Oct. 2014 .	82

Table des figures

1.1	Le démonstrateur du réseau électrique intelligent de l'EPRI [1].	19
1.2	Architecture de l'ADDRESS [2].	21
1.3	Architecture de l'ADINE [3].	22
2.1	Architecture du SG [4].	26
2.2	Principe des algorithmes évolutionnaires [5].	29
3.1	Architecture du marché libre proposé.	35
3.2	L'effet de la variation du coût sur la contribution des deux microsources.	40
3.3	Effet de la variation de la distance sur la contribution des microsources.	40
3.4	L'énergie maximale disponible par microsource.	42
3.5	Coût de production par microsource.	42
3.6	Distribution de l'énergie selon l'heure de la journée pour le consommateur 1.	43
3.7	Distribution de l'énergie selon l'heure de la journée pour le consommateur 2.	43
3.8	Coût des pertes selon l'heure de la journée pour la région 1.	44
3.9	Coût des pertes selon l'heure de la journée pour la région 2.	44
4.1	Organigramme du BL-HMOEA.	56
4.2	Les distributions de Pareto des coûts de génération en fonction des profits, pour chaque meneur.	58

4.3	Les distributions de Pareto des émissions de carbone en fonction des coûts, pour chaque suiveur.	59
5.1	Le profit en fonction du coût de production pour le meneur 1.	63
5.2	Le profit en fonction du coût de production pour le meneur 2.	64
5.3	Les pertes de ligne en fonction des émissions de carbone pour les suiveurs.	65
5.4	Les émissions de carbone en fonction du coût pour les suiveurs.	65

Liste des tableaux

3.1	Distances entre les consommateurs et les microsources.	41
4.1	EF et LCOE.	57
4.2	Paramètres et valeurs du BL-HMOEA.	57
5.1	Paramètres des Simulations.	63

Nomenclature

APO	À plusieurs objectifs
AD	Active Demand
ADINE	Active Distribution Network
ADDRESS	Active Distribution network with full integration of Demand and distributed energy RESourceS
BL-HMOEA	Bi-Level Hybrid Multi-Objective Evolutionary Algorithm
NSERC	Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada
DSM	Demand Side Management
DSO	Distribution System Operators
EPD	Electric Power Dispatch
EPRI	Electric Power Research Institute
EF	Emissions Factor
EEGI	European Electricity Grid Initiative
ETPs	European Technology Platforms
FENIX	Flexible Electricity Network to Integrate the eXpected energy evolution

FEXR	Follower EXternal Repository
FPBR	Follower Particle Best Repository
HMOEA	Hybrid Multi-Objective Evolutionary Algorithm
LEXR	Leader EXternal repository
LPBR	Leader Particle Best Repository
LCOE	Levelized Cost Of Energy
NE	Nash Equilibrium
NSGA	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm
PSO	Particle Swarm Optimization
PEVs	Plug-in Electric Vehicles
RES	Renewable Energy Source
SG	Smart Grid
SPEA	Strength Pareto Evolutionary Algorithm
VPP	Virtual Power Plant

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte et objectifs

Le réseau électrique subit actuellement le plus grand changement depuis l'interconnexion de plusieurs centrales électriques sur une large zone. Récemment, une vision d'un réseau électrique moderne communément appelé réseau électrique intelligent «Smart Grid» (SG) est en train de prendre forme dans plusieurs pays [6–16]. L'émergence de ces visions à travers le monde donne naissance à plusieurs définitions de ce que pourrait être le réseau électrique de demain. Tout le monde s'entend pour dire que ce dernier sera la convergence des deux réseaux : le réseau électrique et celui des télécommunications. Cette caractéristique fondamentale du SG le rend extrêmement flexible, mais rend sa modélisation et son analyse plus compliquées.

Le cycle de vie de l'énergie électrique peut être subdivisé en trois phases : la génération, la transmission et la distribution. La transmission de l'électricité générée dans des stations de production par le biais de lignes de transmission entraîne inévitablement des pertes. Afin de minimiser ces pertes de transmission, industriels et chercheurs se sont intéressés à la génération distribuée «Distributed Generation» (DG). En effet, cette solution vise la production d'électricité tout en mi-

nimisant la distance avec le consommateur final. Ainsi, le regroupement d'une ou plusieurs sources d'énergie, appelées microsources, et des zones de consommation électrique permettra de créer de petits réseaux électriques appelés «microgrids».

La planification, l'intégration et la gestion de la DG sont des défis à relever pour gérer les microgrids de manière plus efficace. L'optimisation de l'intégration des microsources dans le réseau électrique ne reposera donc plus sur l'optimisation d'une fonction objective centralisée, le réseau électrique de demain permettant l'interconnexion de plusieurs microgrids. Dans la prochaine section, nous introduirons plus en détail ce réseau électrique intelligent.

1.2 Le réseau électrique intelligent

Les défis énergétiques que le monde doit relever dans les prochaines années vont changer la manière dont nous produisons, transportons et consommons notre électricité. Des changements fondamentaux s'imposent pour répondre à la demande grandissante en électricité, et ce, tout en minimisant nos émissions de gaz à effet de serre. Les initiatives suivantes ont été mises en oeuvre pour répondre à ces enjeux spécifiques.

1.2.1 European Technology Platforms (ETPs)

Les European Technology Platforms (ETPs) sont des forums regroupant plus de 4000 partenaires, visant à développer des projets de recherche. Les projets développés doivent contribuer à créer une vision unifiée du futur réseau électrique européen. Les ETPs couvrent un large éventail de technologies et de domaines de recherche. Ceci leur permet de se positionner comme des acteurs de choix dans l'écosystème européen de l'innovation. Les projets suivent trois étapes : la recherche, le développement et enfin, la création d'un démonstrateur.

Les projets développés par ETPs ont pour objectifs de :

- Réduire le pic d'utilisation de l'électricité ;
- Réduire les pertes d'électricité ;
- Encourager les manufacturiers à produire des appareils électroménagers intelligents ;
- Prévenir les pannes du réseau électrique.

L'une des conclusions principales de ces projets est que la DG serait la meilleure solution pour les pays du centre de l'Europe, contrairement aux pays nordiques où l'utilisation de l'hydroélectricité serait la solution à privilégier.

1.2.2 European Electricity Grid Initiative (EEGI)

L'initiative EEGI est un programme de recherche et de développement échelonné sur neuf ans, proposé par les opérateurs de la transmission et de la distribution d'électricité en Europe. La fonction de ce programme est d'accélérer l'innovation et le développement du réseau électrique. Les objectifs des projets développés par cette initiative sont :

- Augmenter la capacité de la DG ;
- Favoriser l'intégration du réseau électrique national dans un réseau basé sur le marché ;
- Faciliter une participation active des consommateurs dans le marché, dans le but de garantir une utilisation efficace de l'énergie ;
- Créer de nouvelles opportunités d'affaires pour de nouveaux joueurs.

L'initiative EEGI s'intéresse beaucoup à la standardisation et à l'interopérabilité des réseaux. Afin de couvrir tous les aspects du réseau électrique, un modèle divisé en cinq niveaux a été proposé. Le premier niveau couvre la transmission, le second couvre la distribution, alors que les niveaux trois à cinq concernent la consommation.

1.2.3 Electric Power Research Institute (EPRI)

L'EPRI a développé un démonstrateur pour permettre aux chercheurs d'étudier l'impact de l'intégration de la DG dans le réseau électrique (Fig. 1.1). Ce démonstrateur permet de stocker l'énergie, d'intégrer les énergies renouvelables et de faire de la gestion de la demande «Demand Side Management» (DSM). Les principaux objectifs de ce démonstrateur sont :

- Aider à définir le rôle de la DG et les prérequis de son intégration dans différents environnements ;
- Déterminer les prérequis nécessaires à l'implantation de la DSM ;
- Fournir la base pour le développement des normes.

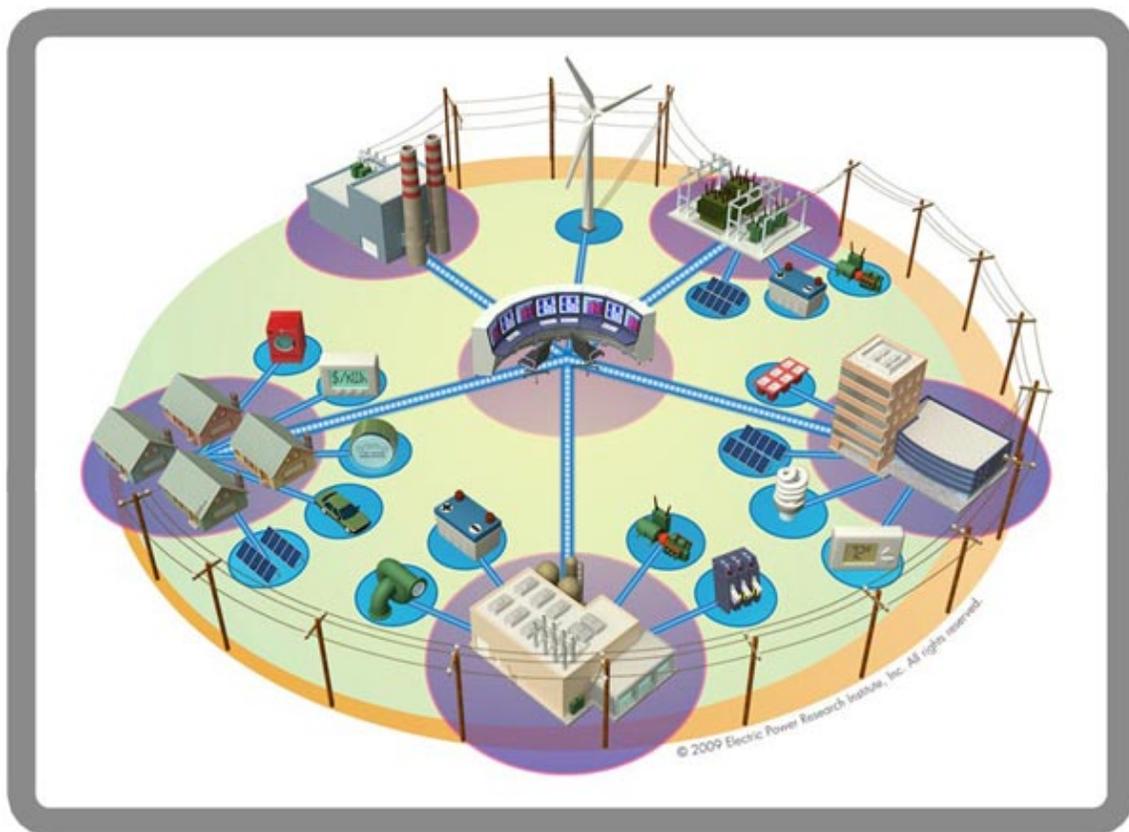


FIGURE 1.1 – Le démonstrateur du réseau électrique intelligent de l'EPRI [1].

D'autres initiatives ont vu le jour dans certains pays comme la Chine, l'Inde et le Canada [17,18]. Suite à toutes ces initiatives, trois architectures pour le futur réseau électrique intelligent ont émergé. Ces architectures seront décrites en détail dans les sections 1.2.4 et 1.2.5.

1.2.4 Centrale électrique virtuelle «Virtual Power Plant» (VPP)

En pratique, la politique actuelle d'intégration de la DG et des énergies renouvelables est basée sur une approche qui préconise l'existence d'un contrôle centralisé de la génération et l'existence d'un contrôle passif des systèmes de distribution. Cette approche freine l'intégration fluide et flexible de la DG, augmente le coût d'investissement et d'opération du réseau électrique et a un impact majeur sur la sécurité et l'intégrité du système. Pour remédier à ces inconvénients, les stations de génération distribuée doivent opérer de manière autonome par rapport au réseau actuel [18]. Cette nouvelle approche représente une transition importante : nous passons d'un contrôle centralisé de centaines de générateurs à un nouveau contrôle distribué permettant d'opérer des centaines de milliers de générateurs nommés VPP. Cette approche a été testée dans le projet «Flexible Electricity Network to Integrate the eXpected energy evolution» (FENIX).

1.2.5 Demande Active «Active Demand» (AD) et Réseau de Distribution Actif «Active Distribution Network» (ADINE)

L'AD va jouer un rôle très important dans le futur réseau électrique, car elle permet d'offrir un modèle commercial et technique [18]. Le projet «Active Distribution network with full integration of Demand and distributed energy RESources» (ADDRESS) est une implémentation du concept de l'AD.

La figure 1.2 représente l'architecture de l'ADDRESS. La partie verte en haut de la figure schématise la consommation. L'élément «energy box» permet de contrôler les appareils électroménagers, la DG et le stockage d'énergie. Cet élément est la fenêtre sur le monde extérieur. Les agrégateurs

«aggregator» sont l'interface entre les consommateurs et le marché de l'électricité. Ils jouent donc un rôle important :

- Ils collectent des informations ;
- Ils permettent aux consommateurs et aux producteurs d'échanger des informations comme le prix en temps réel, l'énergie disponible et la demande ;
- Ils permettent une optimisation de l'utilisation de l'énergie.

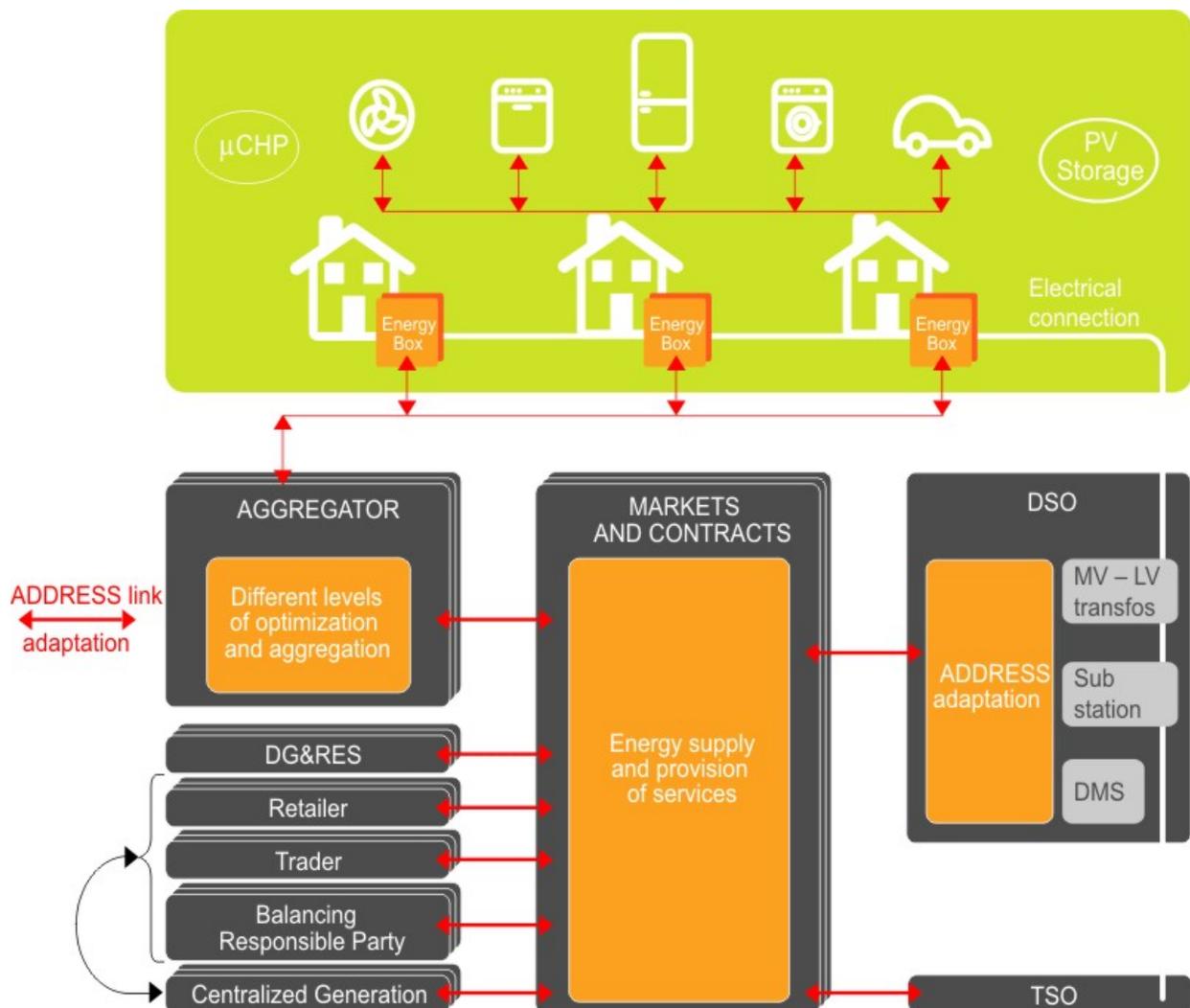


FIGURE 1.2 – Architecture de l'ADDRESS [2].

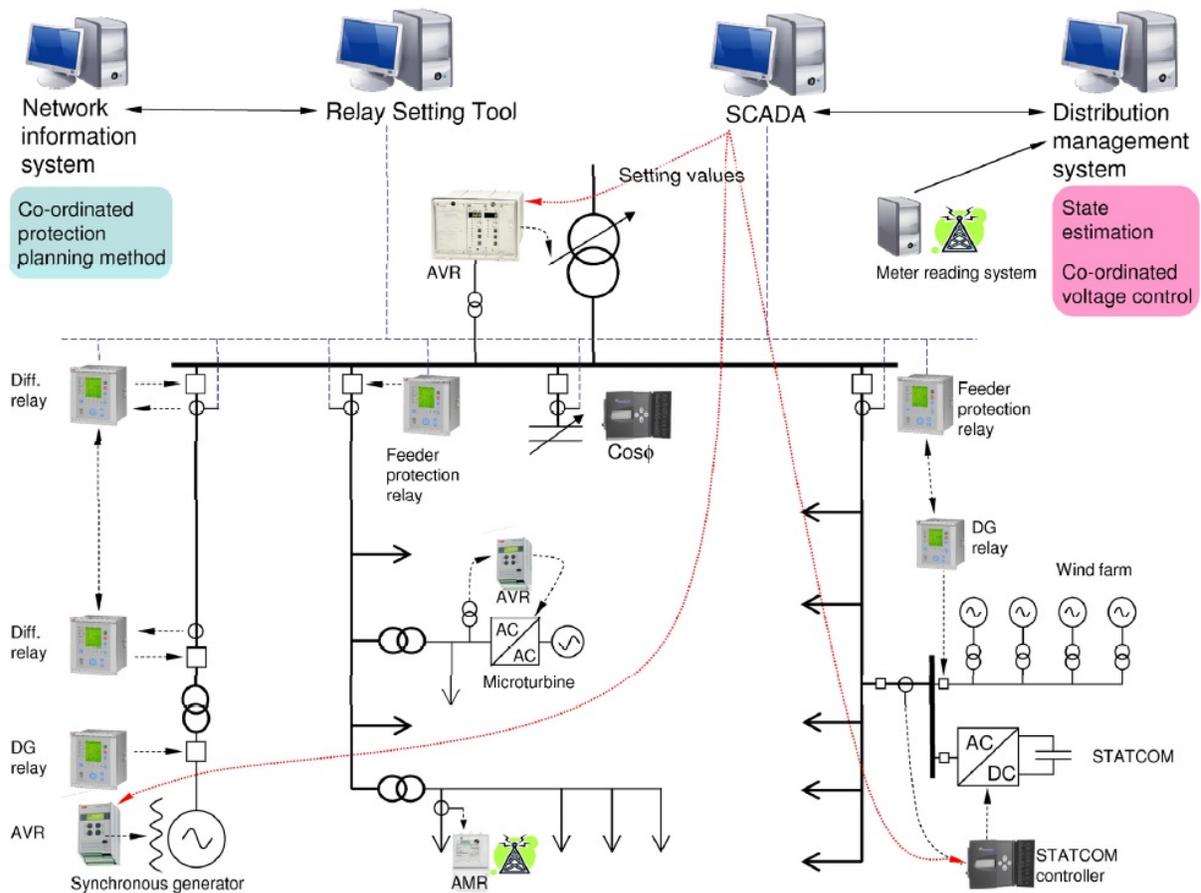


FIGURE 1.3 – Architecture de l'ADINE [3].

Le cœur de l'architecture, la section intitulée «Markets and Contracts», modélise tous les types de relations commerciales pouvant exister entre les participants actifs, pour différents produits :

- Relations d'approvisionnement en énergie ;
- Relations d'équilibrage de la charge ;
- Relation d'allègement de la congestion du réseau.

Les opérateurs du système de distribution «Distribution System Operators» (DSO) assurent la sécurité des opérations du réseau. Une autre variante de cette architecture est nommée le réseau de distribution actif «Active Distribution Network» (ADINE).

L'objectif derrière l'architecture ADINE (Fig. 1.3) est de rendre le réseau plus flexible, plus

intelligent et plus coopératif. Pour ce faire, ce dernier est équipé d'éléments de contrôle, d'éléments permettant la récolte d'informations ainsi que d'éléments de mesure et de télécommunications. ADINE requiert aussi une architecture VPP pour permettre une gestion distribuée du réseau.

Bref, nous remarquons que, quelle que soit l'architecture ou l'initiative, il existe présentement une volonté d'introduire plus d'énergies renouvelables par le biais de la DG. Nous avons donc choisi de nous intéresser à cette problématique particulière.

1.3 Directions de recherche

Ce mémoire propose deux nouvelles approches pour permettre la distribution d'énergie dans un marché libre. Ces approches sont basées sur la théorie des jeux et sur les algorithmes évolutionnaires.

Les contributions de ce mémoire sont les suivantes :

- Nous proposons un nouveau modèle adapté au marché libre d'électricité où plusieurs fournisseurs coexistent.
- Nous proposons deux approches d'optimisation. La première tient compte des pertes de ligne, de la production et du coût. Dans la seconde, on considère aussi le type de source d'énergie (renouvelable ou non), afin de minimiser les émissions de carbone.
- Un algorithme basé sur les algorithmes évolutionnaires est proposé pour chercher l'équilibre dans des jeux de Stackelberg. La particularité de notre algorithme est de parvenir à la distribution de Pareto pour des jeux avec plusieurs meneurs et plusieurs suiveurs, chacun ayant plusieurs objectifs. Notre algorithme pourrait aussi être utilisé pour résoudre d'autres problèmes de ce type.

1.4 Méthodologie

Dans ce travail, nous allons d'abord modéliser notre marché libre et notre réseau électrique en utilisant la théorie des jeux. Par la suite, nous optimiserons notre modèle pour trouver la ou les meilleure(s) stratégie(s) pour répondre aux besoins des consommateurs. Pour y parvenir, nous formulerons tout d'abord mathématiquement les fonctions objectives et les différentes contraintes considérées dans l'algorithme proposé. L'organigramme décrivant les étapes d'exécution de l'algorithme sera également fourni. Les simulations des algorithmes seront réalisées à notre laboratoire «*Optical Zeitgeist Laboratory*». L'implémentation sera effectuée en utilisant le logiciel *Matlab*. Plusieurs études de cas seront réalisées dans ce mémoire afin de prouver la validité de notre algorithme.

1.5 Structure du mémoire

Nous avons structuré ce mémoire comme suit :

- Le chapitre 2 est consacré à une revue de la littérature relative à l'utilisation de la théorie des jeux comme outil de modélisation et d'optimisation.
- Le chapitre 3 présente des jeux de tarification à plusieurs objectifs entre des microgrids intelligents interconnectés. Les résultats de ce chapitre ont été présentés à la conférence *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, National Harbor, MD, USA, Jul. 2014.
- Le chapitre 4 présente une approche du jeu de Stackelberg basée sur un algorithme évolutionnaire hybride pour un marché libre d'électricité. Les résultats de ce chapitre ont été acceptés pour publication dans le journal *IEEE Transactions on Smart Grid*, Oct. 2014.
- Le chapitre 5 reprend le même modèle que le chapitre 4 en considérant les pertes de ligne.
- Le chapitre 6 présente la conclusion du mémoire.

Chapitre 2

Revue de la littérature

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous ferons un tour d’horizon des différents travaux d’envergure réalisés dans le domaine des SG. Dans un premier temps, nous introduirons la théorie des jeux et son utilité dans le domaine des SG. Puis, nous introduirons les algorithmes évolutionnaires et leur application dans le domaine des SG. Par la suite, nous présenterons différentes solutions intégrant la théorie des jeux et les algorithmes évolutionnaires aux SG. Finalement, nous présenterons brièvement notre contribution.

2.2 Introduction à la théorie des jeux

Pendant plusieurs décennies, la théorie des jeux a été utilisée pour faire la conception et l’analyse des systèmes dans le domaine des télécommunications [19]. Selon Walid Saad *et al.* [4], la théorie des jeux va devenir naturellement un outil important pour la modélisation, l’analyse et l’optimisation des SG. En effet, la théorie des jeux constitue un cadre théorique permettant de relever les défis intrinsèques au développement du SG. Ces défis sont les suivants :

- Opérer de manière distribuée les nœuds de communication et de contrôle ;
- Gérer la nature hétérogène du SG, typiquement composé de compteurs intelligents, d'électroménagers intelligents, de microsources, de véhicules électriques... (Fig. 2.1) ;
- Développer des algorithmes qui soient à la fois distribués et peu complexes.

La théorie des jeux est une branche des mathématiques appliquées. Le nombre des participants au jeu est fini. Chacun des participants est conscient que ses actions peuvent affecter les autres joueurs.

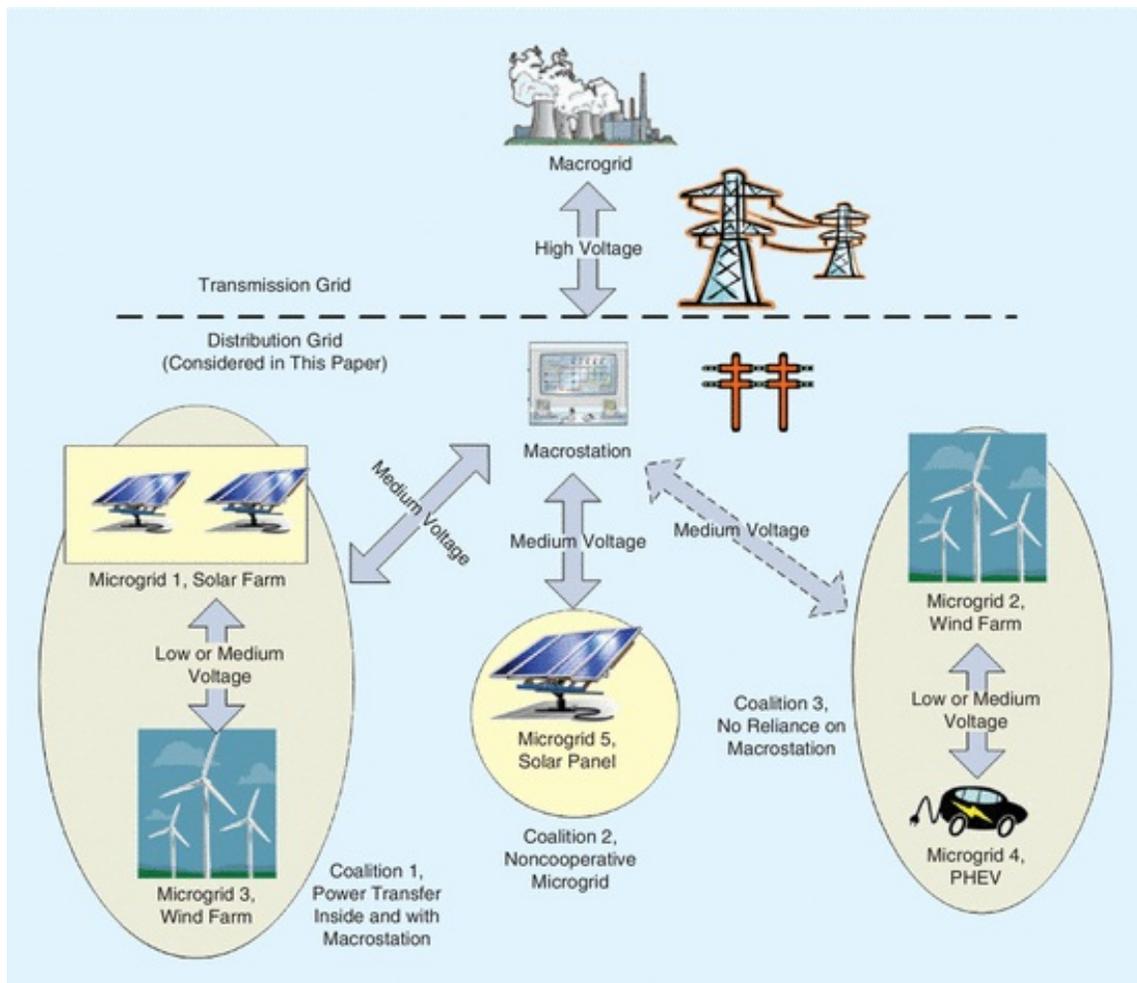


FIGURE 2.1 – Architecture du SG [4].

Nous présenterons maintenant les différentes notions théoriques nécessaires à la bonne compréhension de notre revue de la littérature. Les jeux sont classifiés en deux types : les jeux non coopératifs et les jeux coopératifs. Dans un jeu non coopératif, les participants sélectionnent leurs stratégies respectives sans consulter les autres participants. Au contraire, dans un jeu coopératif, les joueurs ont la possibilité de consulter les autres joueurs et de négocier pour obtenir le maximum de bénéfices. Également, il est important de noter que les joueurs peuvent avoir un ou plusieurs objectifs. Dans le cas où les joueurs ont un seul objectif, on recherchera systématiquement l'équilibre de Nash 'Nash Equilibrium' (NE). Supposons un jeu non coopératif avec au moins deux participants. Si tous les joueurs ont choisi une stratégie et qu'aucun des participants n'augmente son profit s'il est le seul à changer sa stratégie, alors le jeu est dit en NE. Au contraire, dans le cas où les joueurs ont plusieurs objectifs, on tentera plutôt d'obtenir la distribution de Pareto. Une dernière notion importante est celle du jeu de Stackelberg. Le jeu de Stackelberg est un jeu sur deux niveaux puisque les meneurs et les suiveurs ne jouent pas simultanément. Les meneurs jouent en premier tandis que les suiveurs jouent en second.

Nous présenterons maintenant plusieurs applications possibles de la théorie des jeux dans le cadre des SG. Nous verrons que cinq aspects principaux seront optimisés à travers l'ensemble de ces modèles :

- La diminution des pertes de ligne ;
- L'augmentation des revenus des microsources ;
- La diminution des coûts de production ;
- La diminution de la facture des consommateurs ;
- La diminution des émissions de gaz à effet de serre.

Il est important de noter que l'ensemble des modèles qui seront présentés ici sont basés sur des jeux non coopératifs. Saad *et al.* [20] ont proposé un modèle mathématique pour minimiser les pertes de ligne. Cependant, leur modèle ne prend pas en considération les revenus des microsources.

Pour remédier à cet inconvénient, Kasbekar et Sarkar [21] ont introduit un jeu de tarification où les microgrids qui ont un surplus d'énergie rivalisent pour vendre le maximum d'énergie aux microgrids qui en ont besoin. Ce scénario suppose que chaque consommateur soit connecté à une seule microsource. Même si cela est vrai pour le réseau actuel, l'existence d'un marché libre où un consommateur peut être connecté à plusieurs microsources dans le futur est probable [22–24]. Les approches citées ont été adaptées pour résoudre des problèmes d'optimisation à un seul objectif. Dans la mesure où nous voulons optimiser deux objectifs, un algorithme basé sur la théorie des jeux modifiée pour minimiser simultanément le coût de production et les émissions est introduit dans [25]. Dans ce cas, au lieu d'avoir une solution optimale, on obtient un ensemble de solutions sous forme d'une distribution de Pareto. C'est le rôle de l'entité qui prend la décision de choisir une solution optimale appartenant à cette distribution de Pareto. Contrairement aux approches classiques de résolution de problèmes à plusieurs objectifs, le jeu de potentiel (décrit plus en détail dans le chapitre suivant) permet de combiner plusieurs objectifs sous forme d'un seul objectif. Ceci permet d'avoir une seule solution à la place d'une distribution de Pareto [19]. Cette particularité a motivé notre travail présenté dans le Chapitre 3. Nous y avons développé un modèle à deux objectifs. En utilisant la théorie des jeux de potentiel, même en optimisant plusieurs objectifs, on a un seul NE, donc une solution unique.

2.3 Algorithmes évolutionnaires

Au cours des deux dernières décennies, les algorithmes évolutionnaires ont gagné beaucoup de popularité. Inspirés de la théorie de l'évolution de Darwin, ils proposent une solution basée sur le principe d'une population qui évolue après chaque génération (itération). Les raisons de cette popularité sont nombreuses.

- Les algorithmes évolutionnaires ne requièrent aucune information pour pouvoir calculer la dérivée. L'état initial est choisi arbitrairement.

- Ces algorithmes sont simples à implémenter.
- Ils peuvent être appliqués dans plusieurs champs et dans plusieurs domaines.

L'évolution de la population des solutions est résumée dans la figure 2.2. Comme vous le constatez, un algorithme évolutionnaire est un algorithme répétitif qui se résume en 4 étapes :

1. Population de base générée aléatoirement ;
2. Évaluation de la population ;
3. Sélection des meilleures solutions dans la population ;
4. Croisement et mutation des éléments composant la population (chromosomes).

L'implémentation de ces étapes diffère d'un algorithme à un autre.

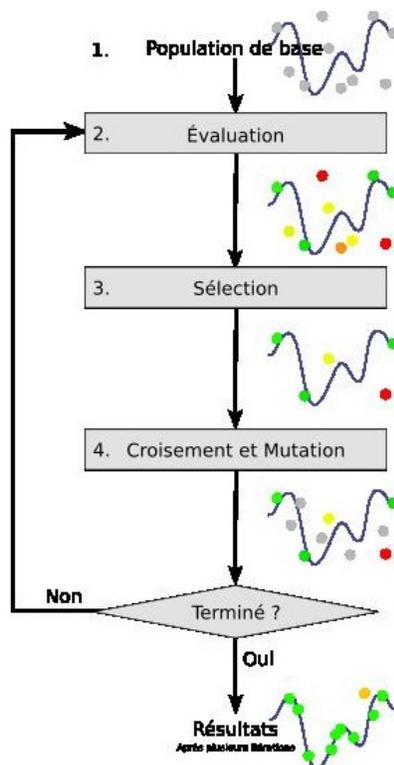


FIGURE 2.2 – Principe des algorithmes évolutionnaires [5].

Les problèmes d'optimisation évoqués dans le chapitre 1 sont des problèmes à plusieurs objectifs (APO). La résolution des problèmes d'optimisation APO aboutit souvent à une distribution de Pareto. Dans cette optique, il devient de plus en plus naturel d'adopter un algorithme évolutionnaire, car, à chaque itération, on trouve une nouvelle population qui permet d'optimiser simultanément l'ensemble des objectifs.

Les algorithmes évolutionnaires les plus utilisés dans la littérature sont :

- Particle swarm optimization (PSO) [26];
- Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA) [27];
- Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) [28].

Dans son étude [29], Abido a comparé les performances de SPEA et NSGA. Il a affirmé que les algorithmes évolutionnaires ont le potentiel de résoudre des problèmes d'optimisation dans le domaine des SG. Les auteurs de [30] ont utilisé l'algorithme PSO pour résoudre le problème de distribution de l'énergie électrique «Electric Power Dispatch» (EPD) et pour minimiser le coût d'exploitation. Le même algorithme a été utilisé dans [31] pour minimiser simultanément le coût de production et les émissions de gaz à effet de serre. Dans [32], l'algorithme SPEA est utilisé pour planifier l'implémentation de la DG. Les auteurs ont proposé un nouveau cadre théorique pour optimiser la taille et la localisation des microsources. De plus, Yang *et al.* [33] ont développé un mécanisme de tarification basé sur le temps d'usage (time-of-use) et la DSM. Les deux objectifs de ce modèle sont de réduire le coût de production pour le fournisseur de service et de maximiser les bénéfices du consommateur. Dans la prochaine section, nous décrirons l'utilisation de ces algorithmes dans le SG.

2.4 Solutions intégrant à la fois la théorie des jeux et les algorithmes évolutionnaires

La combinaison des objectifs des fournisseurs et des consommateurs a ouvert la porte à de nouveaux scénarios. Nous avons vu que la théorie des jeux de Stackelberg permet d'avoir une optimisation sur deux niveaux. Dans le premier niveau, les meneurs optimisent leurs objectifs tandis que, dans le deuxième niveau, les suiveurs optimisent leurs objectifs. Tushar *et al.* [34] ont proposé un algorithme basé sur le jeu non coopératif de Stackelberg pour étudier le problème d'échange d'énergie entre le SG et des voitures électriques «plug-in electric vehicles» (PEVs). Dans ce modèle, le SG essaie d'optimiser son prix afin de maximiser son revenu, tandis que les PEVs choisissent la quantité d'électricité achetée pour satisfaire leur besoin en optimisant le coût. Par ailleurs, les auteurs de [35] ont formulé un problème à deux niveaux pour étudier l'impact des prix et de la variation de la demande sur la production. Les auteurs de [36] ont étudié le problème de la DSM entre plusieurs fournisseurs d'électricité et plusieurs consommateurs. K producteurs d'électricité jouent un jeu non coopératif de sélection des prix pour converger au prix optimal pour chaque producteur. En même temps, N consommateurs cherchent leur réponse optimale aux stratégies des producteurs. Le but est de maximiser les bénéfices de tous les joueurs. De même, dans [37], les auteurs ont proposé un modèle de jeu de Stackelberg pour analyser l'interaction entre un revendeur d'électricité et un consommateur. D'autre part, les auteurs de [38] ont proposé un algorithme interactif pour gérer la DSM dans un marché avec plusieurs producteurs.

2.5 Contribution

Notez que la plupart des travaux mentionnés considèrent soit la consommation, soit la production pour optimiser la distribution d'énergie. Peu d'études [36–38] ont présenté un modèle analytique

considérant à la fois la consommation et la production. Donc, un modèle permettant de trouver les stratégies Pareto optimales pour maximiser les profits des producteurs, minimiser le coût des consommateurs et minimiser les émissions de carbone est encore manquant. Dans le chapitre 4, nous proposons un algorithme pour répondre à ce besoin.

Chapitre 3

Jeux de tarification à plusieurs objectifs entre des microgrids intelligents interconnectés

3.1 Introduction

Le réseau électrique actuel évolue pour devenir une combinaison de centaines de microsources interconnectées en introduisant la DG. Cependant, la nature intermittente des énergies renouvelables et l'imprédictibilité de la consommation en électricité impliquent qu'une microsource ne peut pas garantir une alimentation permanente à ses consommateurs. Typiquement, les besoins du consommateur seront satisfaits par les microsources les plus proches. Ceci introduit un nouveau paradigme pour le marché de l'électricité. Une nouvelle architecture s'installe, dans laquelle plusieurs fournisseurs d'électricité peuvent coexister. Ce nouveau marché d'électricité est un marché libre.

Étant donné les bénéfices d'avoir un marché libre pour l'électricité, dans ce chapitre, nous proposons un modèle en temps réel avec plusieurs fournisseurs d'énergie connectés à plusieurs consom-

mateurs, en utilisant la théorie des jeux. Cette approche émerge comme un cadre mathématique pour concevoir et modéliser le SG [4]. La fonction objective proposée ne tient pas seulement compte des pertes de ligne, mais aussi de la production et du coût. Le chapitre sera structuré comme suit : dans la section 3.2, on présente notre algorithme à plusieurs objectifs pour la tarification, la section 3.3 présente les résultats des simulations et une conclusion du chapitre est présentée dans la section 3.4.

3.2 Analyse par la théorie des jeux

Dans cette section, nous proposons un nouveau modèle mathématique basé sur la théorie des jeux pour un marché libre. L'architecture proposée dans la figure 3.1 est composée de deux éléments principaux.

1. Les consommateurs : ils sont répartis en plusieurs groupes distribués. Ainsi, la demande globale sera cumulée pour un ensemble de quartiers, pour une zone industrielle ou pour une zone de banque de données.
2. Les microsources : les nombreuses microsources peuvent être à base d'énergie solaire, d'énergie éolienne ou de charbon.

3.2.1 Hypothèses

Pour modéliser notre réseau, on suppose qu'on a :

$\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ et $\mathcal{C} = \{1, 2, \dots, M\}$ qui désignent respectivement le groupe de tous les fournisseurs et les consommateurs. À chaque moment t , chaque producteur $n \in \mathcal{N}$ produit P_n^t avec une capacité maximale (l'énergie disponible) $P_n^{t,max}$, en respectant l'Eq.(3.1).

$$P_n^t \leq P_n^{t,max}, \quad \forall n \in \mathcal{N}. \quad (3.1)$$

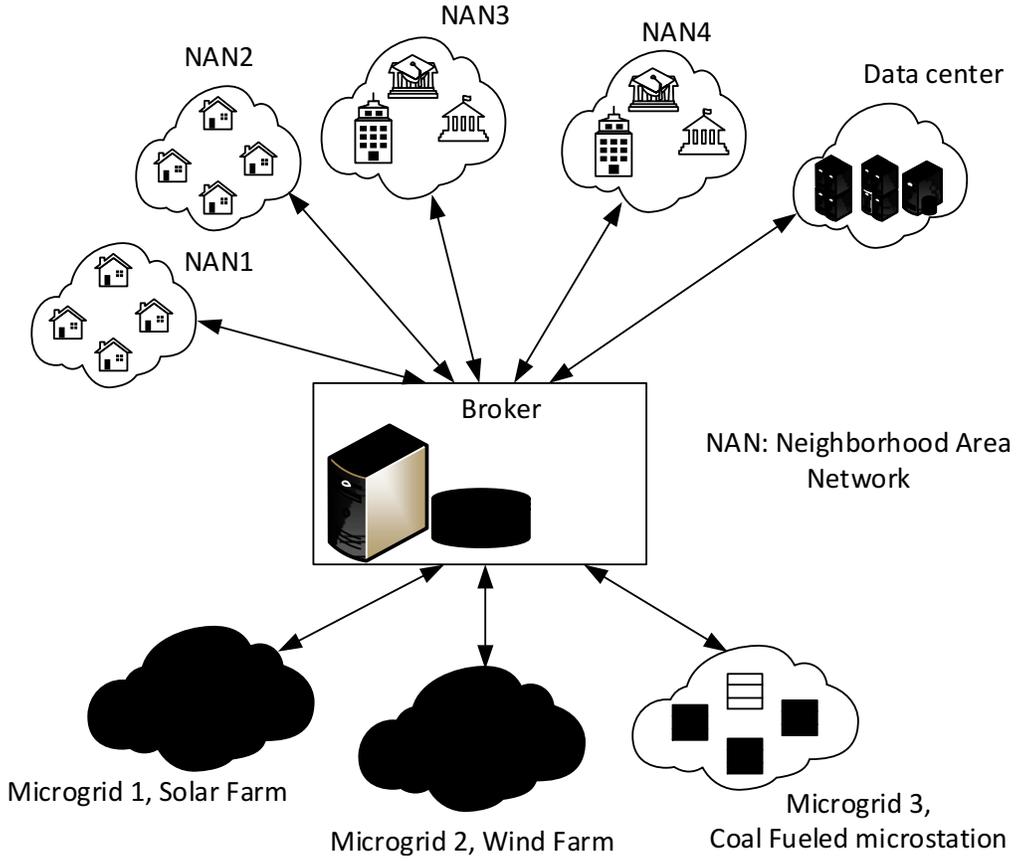


FIGURE 3.1 – Architecture du marché libre proposé.

1. Chaque consommateur est connecté à au moins une microsource, comme indiqué par l'Eq.(3.2).
On définit \mathcal{N}_c comme étant l'ensemble des microsources connectées au même consommateur c :

$$\mathcal{N}_c \neq \emptyset, \quad \forall c \in \mathcal{C} \quad (3.2)$$

2. Chaque microsource est connectée à au moins un consommateur, comme indiqué par l'Eq.(3.3).
On définit \mathcal{C}_n comme étant l'ensemble des consommateurs connectés à la même microsource n :

$$\mathcal{C}_n \neq \emptyset, \quad \forall n \in \mathcal{N}. \quad (3.3)$$

3. À un moment donné t , le maximum d'énergie disponible excède la demande plus les pertes de ligne Eq.(3.4) :

$$\begin{cases} \sum_{c \in \mathcal{C}_n} P_{n,c}^t + P_{n,c}^{t,loss} \leq P_n^{t,max}, & \forall n \in \mathcal{N}; \\ \sum_{n \in \mathcal{N}_c} P_{n,c}^t = D_c^t, & \forall c \in \mathcal{C}, \end{cases} \quad (3.4)$$

où $P_{n,c}^t$ dénote l'énergie reçue par le consommateur c à partir de la microsource n à un temps t . La somme de l'énergie reçue de tous les fournisseurs permet de satisfaire la demande D_c^t du consommateur c . $P_{n,c}^{t,loss}$ représente les pertes de ligne. L'énergie perdue $P_{n,c}^{t,loss}$ est donnée par l'Eq.(3.5) [20], où β désigne la résistance de ligne par unité de longueur reliant la microsource n au consommateur c , $L_{n,c}$ est la longueur les séparant et $I_{n,c}$ est le courant de ligne :

$$P_{n,c}^{t,loss} = \beta L_{n,c} I_{n,c}^2. \quad (3.5)$$

Le courant de ligne $I_{n,c}$ peut être défini par rapport à la puissance $P_{n,c}$ et la tension $U_{n,c}$ comme suit :

$$I_{n,c} = \frac{P_{n,c}^t}{U_{n,c}}. \quad (3.6)$$

4. À un moment donné t , C_n^t désigne le coût en temps réel par unité de puissance pour la microsource n . Le coût total $C_n^{t,total}$ peut alors être calculé comme suit :

$$C_n^{t,total} = C_n^t \left(\sum_{c \in \mathcal{C}_n} P_{n,c}^t + P_{n,c}^{t,loss} \right). \quad (3.7)$$

5. Tous les prix sont normalisés par rapport à la parité réseau. La parité réseau est définie comme le seuil auquel une microsource fournit l'électricité aux consommateurs au même prix que le réseau électrique actuel.

On fixe β à 0.2 Ohm/km et on suppose que la tension de transmission est $U_{n,c} = 22$ kV. Les valeurs choisies sont des valeurs pratiques pouvant s'appliquer à plusieurs réseaux électriques [20].

3.2.2 Théorie des jeux

Jeux non coopératifs

On définit $\Gamma = (\mathcal{N}, (\mathcal{S}_n)_{n \in \mathcal{N}}, (u_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}))_{n \in \mathcal{N}})$ comme étant une forme normale stratégique pour notre jeu, tel que :

- \mathcal{N} est l'ensemble des joueurs. On suppose que \mathcal{N} est non-vidé et fini.
- \mathcal{S}_n est l'ensemble des stratégies disponibles pour le joueur n . Quand l'ensemble des stratégies est fini, le jeu est un jeu fini. Sinon, le jeu est infini. Dans notre cas, puisque les stratégies disponibles pour le joueur n sont comprises dans l'intervalle continu $[0, P_n^{t,max}]$ le jeu est infini.
- $u_n : \mathcal{S} \rightarrow \mathbb{R}$ est la fonction profit pour le joueur n , avec $\mathcal{S} = \mathcal{S}_1 \times \dots \times \mathcal{S}_n \times \dots \times \mathcal{S}_N$ le produit cartésien de l'ensemble des stratégies disponibles. On considère que $u_n = C_n^{t,total}$.
- s_n est la stratégie du joueur n .
- \mathbf{s}_{-n} est le vecteur des stratégies des tous les joueurs sauf le joueur n .

Nous allons nous baser sur la théorie des jeux de potentiel pour prouver que le minimum de la somme des fonctions u_n représente un NE pour toutes les microsources.

Jeux de potentiel

Le jeu de potentiel «Potential Game» est une classe spéciale de jeu non coopératif. Dans ce type de jeu, la détermination du NE est équivalente à l'optimisation d'une seule fonction appelée fonction de potentiel «Potential Function». On définit formellement un jeu de potentiel comme [19] :

Définition 1 *Le jeu Γ est dit jeu de potentiel exact s'il existe une fonction de potentiel exacte ϕ :*

$\mathcal{S} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que, $\forall n \in \mathcal{N}$ on a :

$$\phi(x, \mathbf{s}_{-n}) - \phi(z, \mathbf{s}_{-n}) = u_n(x, \mathbf{s}_{-n}) - u_n(z, \mathbf{s}_{-n}), \quad \forall x, z \in \mathcal{S}_n, \quad \forall \mathbf{s}_{-n} \in \mathcal{S} \quad (3.8)$$

On définit la fonction ϕ comme :

$$\phi = \sum_{n \in \mathcal{N}} u_n = \sum_{n \in \mathcal{N}} C_n^{t, total}. \quad (3.9)$$

Nous utilisons le corollaire 1 ci-dessous [19] pour prouver l'existence de NE.

Corollaire 1 *Pour le jeu de potentiel infini (avec un nombre fini de joueurs), le NE existe si :*

1. ϕ est supérieure semi-continue en \mathcal{S} ;
2. \mathcal{S}_n sont des espaces compacts.

Pour utiliser le résultat du corollaire 1, notre jeu doit satisfaire les deux conditions énoncées ci-haut.

Comme ϕ est continue en \mathcal{S} , ϕ est donc supérieure semi-continue en \mathcal{S} . Selon le théorème de Heine-Borel [39], tout sous-ensemble fermé et borné de \mathbb{R} est un sous-ensemble compact donc \mathcal{S}_n sont compacts.

Le jeu de potentiel Γ avec la fonction de potentiel ϕ a un avantage particulier, car tous les minimums de la fonction de potentiel correspondent à des NEs. En d'autres termes, tous les minimums sont des équilibres naturels et tous les équilibres naturels sont des minimums de la fonction de potentiel [40].

3.3 Résultats des simulations

Dans cette section, nous illustrons l'efficacité du modèle proposé par le biais de simulations. Pour ce faire, nous considérons deux scénarios. Nous évaluons d'abord le modèle pour un seul consom-

mateur, puis nous généralisons notre analyse à plusieurs consommateurs. Dans chaque scénario, on minimise la fonction ϕ équivalente du système.

3.3.1 Analyse pour un seul consommateur

Considérons un seul consommateur alimenté par deux microsources. L'objectif de cette simulation est de montrer l'effet de la distance et du prix en minimisant les pertes de ligne.

Analyse du coût

Afin de simuler l'effet du coût, on fixe les valeurs C_1^t , $L_{1,1}$ et $L_{2,1}$ et on fait varier le coût seulement pour la deuxième microsource C_2^t . Dans ce cas, on prend deux microsources à 20 Km (c.-à-d. $L_{1,1} = L_{2,1} = 20Km$) du consommateur et on fixe le coût de la première microsource à 1 (c.-à-d. $C_1^t = 1$). La figure 3.2 montre le coût total de l'électricité de chaque microsource u_1 et u_2 ainsi que le coût total pour le réseau ϕ . On remarque que, quand le coût pour la microsource #2 est moins que 10% de la parité réseau, elle réussit à répondre à plus de 90% de la demande. Quand le coût de l'énergie augmente à trois fois la parité réseau, elle répond à moins de 40% de la demande. L'effet non linéaire de ces résultats s'explique par le caractère non linéaire des pertes. Bref, pour toutes ces raisons, notre modèle donne une solution optimale par rapport au coût.

Analyse de l'effet de la distance

Contrairement au premier scénario, ici, on fixe le même coût pour les microsources (c.-à-d. $C_1^t = C_2^t = 1$), en variant la distance d'une seule microsource et en fixant la première à 20 km (c.-à-d. $L_{1,1} = 20km$) du consommateur. La figure 3.3 représente le coût total pour chaque microsource u_1 et u_2 et le coût total pour le réseau ϕ . Quand la distance séparant la microsource #2 et le consommateur est nulle, le consommateur achète toute son électricité chez la microsource #2, car les pertes de ligne sont nulles. Plus la distance augmente, plus on observe un partage de l'électricité

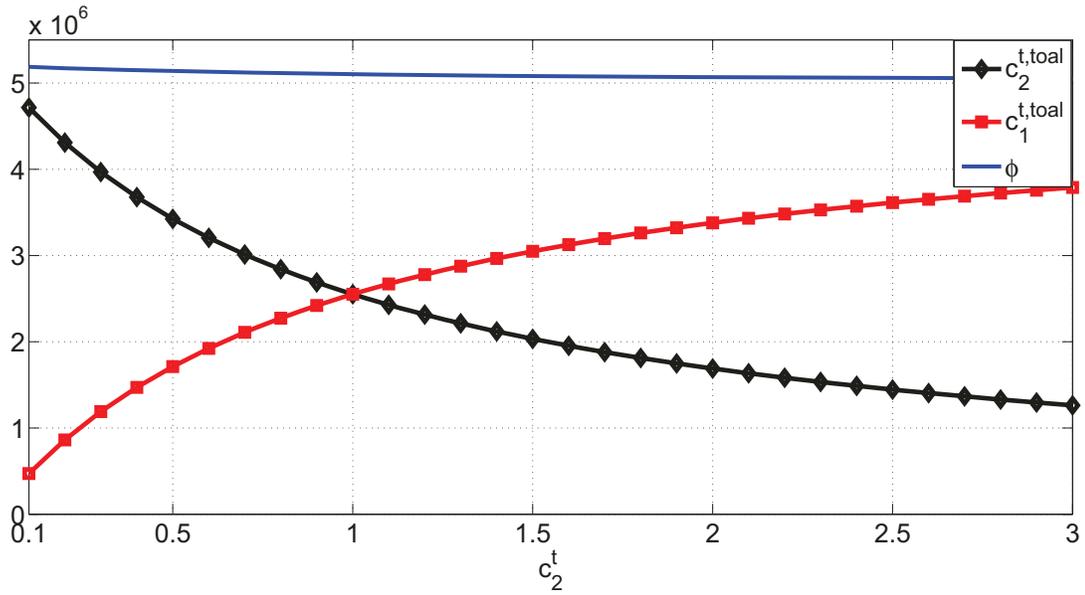


FIGURE 3.2 – L’effet de la variation du coût sur la contribution des deux microsources.

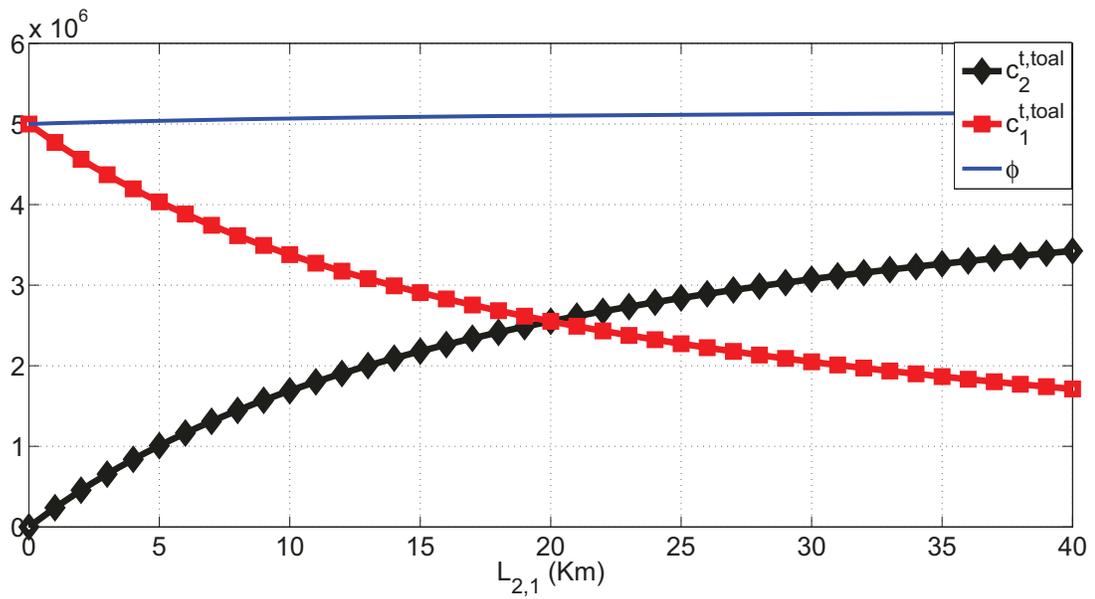


FIGURE 3.3 – Effet de la variation de la distance sur la contribution des microsources.

entre la microsource #1 et la microsource #2. Quand les deux microsources sont équidistantes, soit à 20 km du consommateur, les deux microsources se partagent équitablement la demande. Ceci prouve que notre modèle donne une solution optimale par rapport aux pertes de ligne.

3.3.2 Analyse pour plusieurs consommateurs

Dans ce scénario, on étudie la coexistence de plusieurs microsources interconnectées avec plusieurs consommateurs. On considère deux consommateurs et quatre microsources. Le tableau 3.1 regroupe les distances considérées entre les microsources et les consommateurs.

Tableau 3.1 – Distances entre les consommateurs et les microsources.

	Consommateur 1	Consommateur 2
microsource 1	25 km	38.4 km
microsource 2	50 km	61 km
microsource 3	55.9 km	29.15 km
microsource 4	59.9 km	52.2 km

La figure 3.4 représente l'énergie disponible par microsource durant une journée. La microsource #2 est une ferme solaire produisant de l'énergie durant les heures d'ensoleillement.

De plus, la figure 3.5 montre l'évolution du coût durant une journée.

On fixe le coût de production de la microsource #4 à la parité réseau. Le coût des microsources restantes est uniformément distribué sur $[0, \text{parité réseau}]$. Les figures 3.6 et 3.7 montrent l'évolution des contributions de chaque source d'énergie pour répondre à la demande du consommateur 1. Ces contributions tiennent compte de la distance des microsources au consommateur, de l'énergie disponible dans chaque microsource et du coût de l'énergie fixé par chaque microsource. Les figures 3.8 et 3.9 illustrent quant à elles les pertes.

Par exemple, dans la figure 3.6 à 10 :00 AM, la microsource #2 fournit plus de puissance au consommateur #1 que les autres microsources, car elle est la plus proche (regardez aussi le tableau

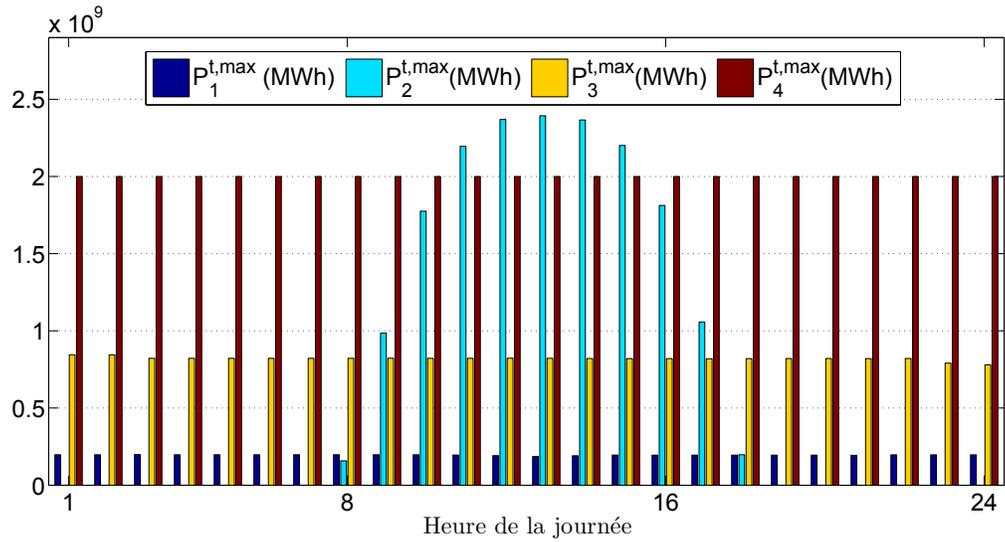


FIGURE 3.4 – L'énergie maximale disponible par microsource.

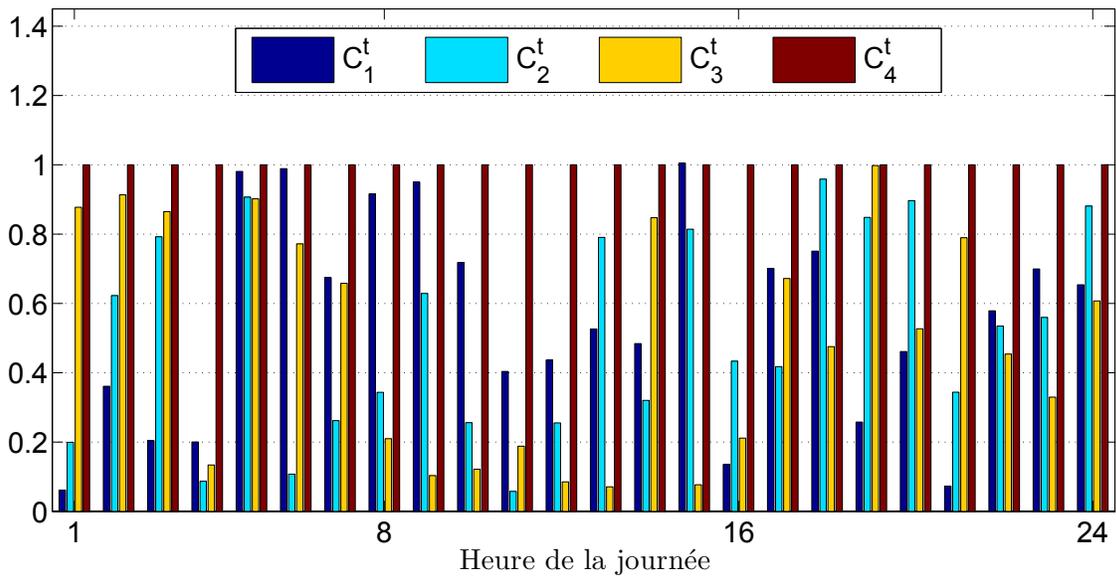


FIGURE 3.5 – Coût de production par microsource.

3.1). Le reste de l'énergie demandée par le consommateur #1 est fournie par la microsource #3, car elle propose le prix le plus bas (Fig. 3.5). D'autre part, durant les heures de pointe, de 7 :00

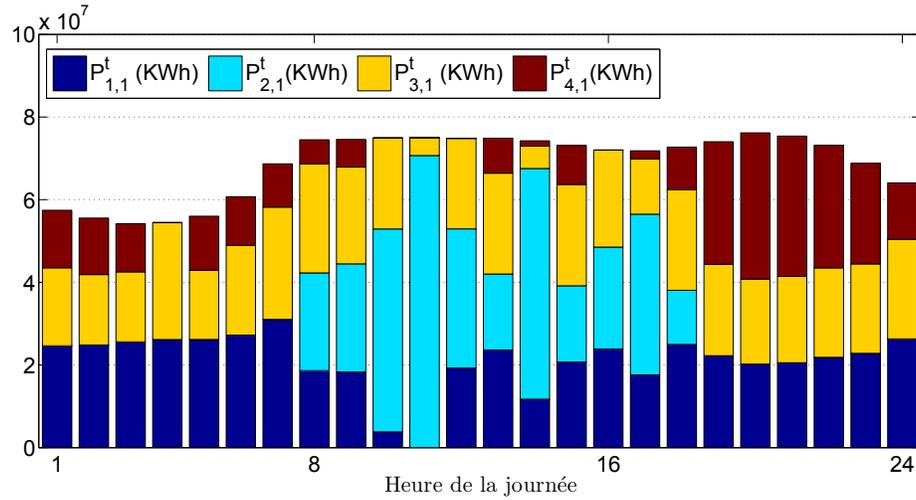


FIGURE 3.6 – Distribution de l’énergie selon l’heure de la journée pour le consommateur 1.

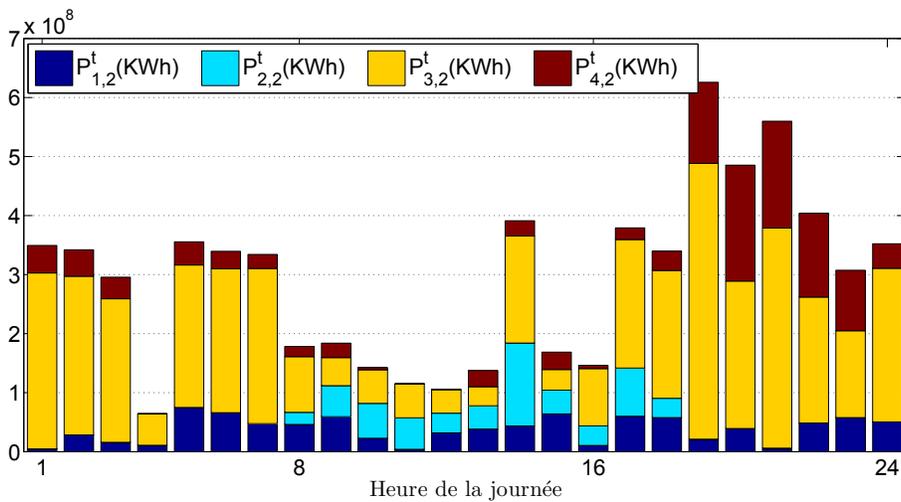


FIGURE 3.7 – Distribution de l’énergie selon l’heure de la journée pour le consommateur 2.

PM à 10 :00 PM, on a une plus grande demande, donc toutes les microsources à l’exception de la microsource #2 fournissent de l’énergie, même si les pertes et le coût sont élevés. En résumé, nos résultats démontrent que l’algorithme minimise le coût et les pertes dans le réseau.

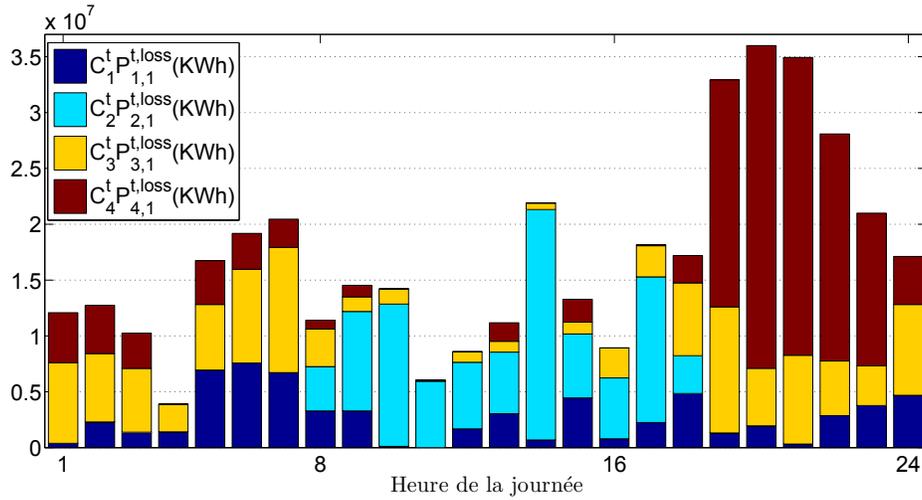


FIGURE 3.8 – Coût des pertes selon l’heure de la journée pour la région 1.

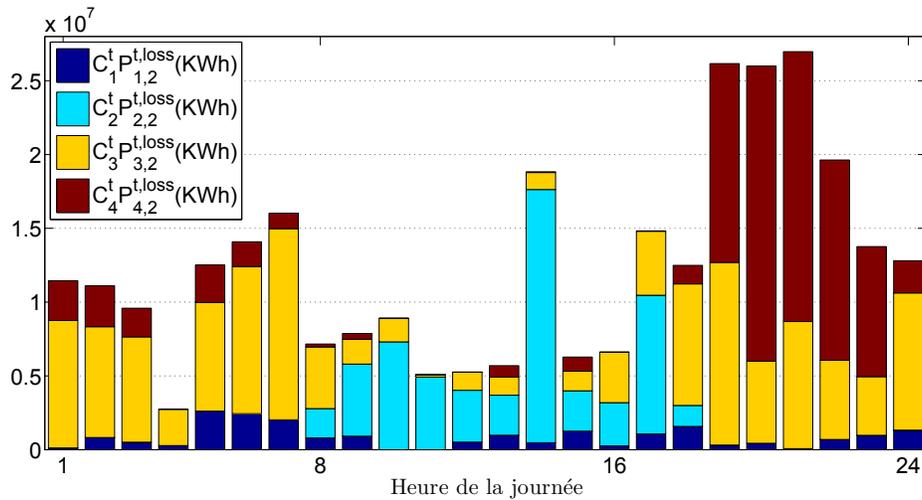


FIGURE 3.9 – Coût des pertes selon l’heure de la journée pour la région 2.

3.4 Conclusions

Les microsources représentent une solution prometteuse pour réduire les émissions de carbone et pour répondre à la demande croissante d’énergie. En général, il est difficile de prédire avec précision la production d’énergie renouvelable. De plus, la minimisation des pertes et du coût total est difficile

quand les microsources sont distribuées géographiquement. Dans ce chapitre, nous avons développé un nouveau modèle pour l'échange d'énergie basé sur la théorie des jeux. Nous avons montré par le biais de simulations que ce modèle permet de réduire les coûts et les pertes de ligne. Dans le chapitre suivant, une version améliorée de cet algorithme est présentée en utilisant un jeu de Stackelberg.

Chapitre 4

Jeu de Stackelberg basé sur un algorithme évolutionnaire hybride pour un marché libre d'électricité.

4.1 Introduction

La gestion de l'électricité et la planification du réseau électrique deviennent de plus en plus complexes à cause de la demande grandissante d'électricité. L'intégration des technologies de l'information dans le système électrique ainsi que l'intégration de la DG basée sur les énergies renouvelables (p. ex., panneaux photovoltaïques et éoliennes) représentent l'une des solutions les plus prometteuses pour assurer une exploitation optimale du réseau électrique. Mais en raison de la nature intermittente des énergies renouvelables, ces dernières ne peuvent garantir une production d'énergie constante, car leur production dépend principalement de la disponibilité de la source renouvelable.

Le marché de l'électricité tel que nous le connaissons aujourd'hui peut évoluer pour devenir un

marché libre, où plusieurs fournisseurs d'électricité indépendants coexisteront [38, 41]. Par conséquent, on doit définir une nouvelle stratégie de distribution d'électricité afin de minimiser le coût total de l'énergie et les émissions de gaz à effet de serre. En effet, les microsources ont besoin d'une stratégie efficace pour satisfaire la demande des clients et pour augmenter leur profit. Ceci nous a motivés à utiliser un modèle basé sur le jeu de Stackelberg pour modéliser l'interaction entre plusieurs microsources (meneurs) et plusieurs consommateurs (suiveurs). Les meneurs compétitionnent pour maximiser leur profit, tandis que les suiveurs adaptent leur consommation en fonction du coût et de la disponibilité de l'énergie. Le problème d'optimisation à plusieurs objectifs sur deux niveaux qui en résulte est difficile à résoudre en utilisant les algorithmes classiques d'optimisation. Nous avons donc développé un algorithme basé sur les algorithmes évolutionnaires pour résoudre ce type de problèmes.

Les algorithmes évolutionnaires APO sont appropriés pour résoudre les problèmes d'optimisation à cause de leur simplicité, de leur vitesse de convergence ainsi que de leur robustesse. Les approches basées sur une distribution de Pareto c.-à-d., nondominated sorted genetic algorithm (NSGA-II) and strength Pareto evolutionary algorithm (SPE2)) [42] ne permettent pas une optimisation sur deux niveaux.

La contribution principale de ce chapitre est de développer un modèle analytique du marché ouvert en utilisant l'approche du jeu de Stackelberg. Le modèle proposé vise à maximiser les profits des microsources, tout en minimisant les émissions à effet de serre et la facture des consommateurs.

Le chapitre sera structuré comme suit. Dans la section 4.2, nous décrivons l'architecture du système, nous formulons le modèle du jeu de Stackelberg et nous illustrons l'équilibre de Nash. La section 4.3 présente l'optimisation de l'algorithme proposé BL-HMOEA. Les résultats des simulations sont présentés dans la section 4.4. Finalement, la section 4.5 conclut ce chapitre.

4.2 Modèle du Système

Dans cette section, nous décrivons notre modèle du marché et nous développons notre modèle mathématique. On considère N microsources en compétition pour maximiser leur profit. Ces microsources peuvent être constituées de panneaux photovoltaïques, d'éoliennes, de micro turbines à gaz ou de piles à combustible. Les sources d'énergie sont catégorisées suivant la nature de la source, renouvelable ou non renouvelable. Les consommateurs, quant à eux, peuvent être des habitants, des commerces ou des industriels. La figure 3.1 (voir chapitre précédent) montre le scénario considéré.

On suppose que la communication est bidirectionnelle entre la source et la demande. Afin de modéliser l'interaction entre les deux niveaux, nous allons formuler le problème comme un jeu de Stackelberg. Les suiveurs reçoivent le prix et l'énergie disponible de chaque meneur. Ils leur font alors une proposition. En fonction de cette proposition, les meneurs adaptent leur production et leur coût. Ils sont alors en mesure de faire une nouvelle proposition aux suiveurs. Les suiveurs réajustent la distribution de leur demande entre les meneurs et leur envoient ces nouvelles propositions. Le cycle est ainsi répété jusqu'à ce que l'équilibre soit obtenu.

4.2.1 Hypothèses

Nous réutilisons ici les hypothèses du chapitre précédent en faisant la distinction entre les sources d'énergie renouvelable et les sources d'énergie non renouvelable.

1. Soit $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ et $\mathcal{C} = \{1, 2, \dots, M\}$ qui dénotent respectivement l'ensemble des microsources et l'ensemble des consommateurs. La production est composée de deux sous-ensembles, \mathcal{N}^r , le sous-ensemble des microsources à énergie renouvelable, et \mathcal{N}^{nr} , le sous-ensemble des microsources à énergie non renouvelable :

$$\mathcal{N} = \mathcal{N}^r \cup \mathcal{N}^{nr}. \quad (4.1)$$

4.2.2 Analyse du modèle pour les microsources (meneurs)

Les meneurs ont trois objectifs et deux contraintes :

1. Objectifs :

- Minimiser les coûts de production GC_n^t :

$$\arg \min_{s_n} (GC_n^t); \quad (4.2)$$

Où,

$$GC_n^t = LCOE_n P_n^t; \quad (4.3)$$

«Levelized Cost of Energy» (LCOE) dénote le coût moyen actualisé de la production d'électricité. Il est utilisé pour comparer les coûts de production à partir de différentes sources.

LCOE est donné par [43] :

$$LCOE_n = \frac{\sum_{y=1}^Y \frac{(\chi_y + \mu_y + \xi_y)}{(1+\Re)^y}}{\sum_{y=1}^Y \frac{\varepsilon_y}{(1+\Re)^y}}. \quad (4.4)$$

Le paramètre χ_y représente l'investissement, μ_y désigne les dépenses d'exploitation et de maintenance, ξ_y représente les dépenses de carburant, ε_y représente la production d'électricité, \Re est le taux d'actualisation et Y est la durée de vie du système.

- Maximiser le profit PRF_n^t :

$$\arg \max_{s_n} (PRF_n^t); \quad (4.5)$$

Où,

$$PRF_n^t = \sum_{c \in \mathcal{C}_n} C_n^t P_{n,c}^t - GC_n^t, \quad \forall n \in \mathcal{N}. \quad (4.6)$$

- Minimiser les émissions de carbone EM_n^t :

$$\arg \min_{s_n} (EM_n^t); \quad (4.7)$$

Où,

$$EM_n^t = EF_n P_n^t; \quad (4.8)$$

Où, EF_n le facteur d'émission «Emissions Factor» (EF)(en $g - CO_2/kWh$) [32] et P_n^t est l'énergie produite.

2. Contraintes :

- À un moment donné t , le maximum d'énergie disponible excède la demande, ce qui est exprimé comme suit :

$$\sum_{c \in \mathcal{C}_n} P_{n,c}^t \leq P_n^{t,max}, \quad \forall n \in \mathcal{N}, \quad (4.9)$$

$P_{n,c}^t$ dénote l'énergie produite par la microsource n pour alimenter le consommateur c à un temps t . On néglige ici les pertes. Ces pertes seront considérées dans le chapitre suivant.

- À tout moment, l'intervalle du coût est borné par un coût minimal et un coût maximal :

$$C_n^{t,min} \leq C_n^t \leq C_n^{t,max}, \quad \forall n \in \mathcal{N}. \quad (4.10)$$

Dans notre jeu, la stratégie s_n du joueur n est composée de deux valeurs $[P_n^t, C_n^t]$.

4.2.3 Analyse du modèle pour les consommateurs (suiveurs)

Dans ce modèle, nous avons deux types de fonctions objectives. La première fonction objective est égoïste, puisque chacun des suiveurs cherche à minimiser son coût de l'énergie. Au contraire, la seconde fonction objective est commune, car ce sont tous les suiveurs qui veulent minimiser les émissions de gaz à effet de serre.

1. Objectifs :

- Minimiser le coût de l'énergie B_c^t :

$$\arg \min_{s_c} (B_c^t) ; \quad (4.11)$$

Où,

$$B_c^t = \sum_{n \in \mathcal{N}_c} C_n^t P_{n,c}^t. \quad (4.12)$$

- L'objectif commun des consommateurs est de minimiser les émissions de gaz à effet de serre.

Donc, ils utilisent le minimum possible d'énergies non renouvelables α :

$$\arg \min_{s_c} (\alpha) . \quad (4.13)$$

Où,

$$\alpha = \sum_{n \in \mathcal{N}^{nr}} P_n^t. \quad (4.14)$$

2. Contrainte :

- Afin de satisfaire leurs besoins en énergie, la contrainte suivante doit être satisfaite :

$$\sum_{n \in \mathcal{N}_c} P_{n,c}^t = D_c^t. \quad (4.15)$$

Les émissions de chaque consommateur CEM_c^t sont définies comme :

$$CEM_c^t = \sum_{n \in \mathcal{N}_c} EF_n P_{n,c}^t. \quad (4.16)$$

Dans notre jeu, la stratégie s_c du joueur c est composée des valeurs de $P_{n,c}^t$ tel que, $n \in \mathcal{N}_c$. Par exemple, si $\mathcal{N}_c = \{1,2\}$ alors, $s_c = [P_{1,c}^t, P_{2,c}^t]$.

4.2.4 Interaction des microsources et des consommateurs : jeu de Stackelberg

En ce qui concerne le comportement des consommateurs et des microsources, nous adoptons le modèle d'un jeu de Stackelberg. Le jeu de Stackelberg est composé de deux niveaux de joueurs. Les microsources se comportent comme des meneurs, tandis que les consommateurs agissent comme des suiveurs. Tout d'abord, les meneurs annoncent leurs prix et le maximum d'énergie qu'ils comptent produire. Ensuite, chaque suiveur choisit de manière indépendante les meilleures stratégies de consommation d'énergie pour réduire sa facture. Puis, tous ensemble, les suiveurs collaborent pour minimiser les émissions de carbone (le deuxième objectif des suiveurs est un objectif collectif, car ils doivent donner une seule réponse aux meneurs). Enfin, les meneurs optimisent leur prix et leur production afin de maximiser les profits en fonction de la réponse des suiveurs et ils les annoncent. Ce mécanisme est ainsi répété jusqu'à ce que nous obtenions l'équilibre de Stackelberg.

Le jeu entre les microsources est un jeu non coopératif afin de choisir le prix optimal et la production optimale. On définit $\Gamma_n = (\mathcal{N}, (\mathcal{S}_n)_{n \in \mathcal{N}}, (u_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}))_{n \in \mathcal{N}})$ et $\Gamma_c = (\mathcal{C}, (\mathcal{S}_c)_{c \in \mathcal{C}}, (u_c(s_c, \mathbf{s}_{-c}))_{c \in \mathcal{C}})$ comme une forme normale (stratégique) de notre jeu de Stackelberg telle que Γ_n et Γ_c soient les meneurs et les suiveurs du jeu, respectivement. \mathcal{N} , $(\mathcal{S}_n)_{n \in \mathcal{N}}$ et $(u_n(s_n, \mathbf{s}_{-n}))_{n \in \mathcal{N}}$ représentent l'ensemble non vide et fini des meneurs, l'espace des profils de stratégies et l'ensemble des fonctions de profits pour les meneurs, respectivement. \mathcal{C} , $(\mathcal{S}_c)_{c \in \mathcal{C}}$ et $(u_c(s_c, \mathbf{s}_{-c}))_{c \in \mathcal{C}}$ représentent l'ensemble non vide et fini des suiveurs, l'espace des profils de stratégies et l'ensemble des fonctions de profits pour les suiveurs.

4.2.5 L'existence de l'équilibre de Stackelberg

Le NE existe pour notre jeu si [36] :

1. \mathcal{S}_n sont des sous-ensembles d'un espace euclidien \mathbb{R}^2 , $\forall n \in \mathcal{N}$ non vide, convexe et compact ;

2. GC_n^t , PRF_n^t , et EM_n^t sont continus dans \mathcal{S}_n et concaves dans s_n , $\forall n \in \mathcal{N}$;
3. \mathcal{S}_c sont des sous-ensembles d'un espace euclidien $\mathbb{R}^{|\mathcal{N}_c|}$, $\forall c \in \mathcal{C}$ non vide, convexe et compact ;
4. B_c^t sont continus dans \mathcal{S}_c et concaves dans s_c , $\forall c \in \mathcal{C}$.

Dans le jeu ci-dessus, l'ensemble des stratégies pour les meneurs Eq.(4.9 et 4.10) est un sous-ensemble de l'espace euclidien \mathbb{R}^2 non vide, convexe et compact pour chaque meneur. A partir des Eq.(4.2, 4.5 et 4.7), nous avons GC_n^t , PRF_n^t , et EM_n^t qui sont continus dans S_n . Les dérivés de second ordre par rapport à P_n^t sont tous nuls :

$$\frac{\partial^2 GC_n^t}{\partial P_n^{t^2}} = 0, \frac{\partial^2 REV_n^t}{\partial P_n^{t^2}} = 0 \text{ et } \frac{\partial^2 EM_n^t}{\partial P_n^{t^2}} = 0, \forall n \in \mathcal{N}. \quad (4.17)$$

Par conséquent, l'équilibre de Nash existe pour les meneurs. De la même manière, l'ensemble des stratégies pour les suiveurs Eq.(4.15) est un sous-ensemble de l'espace euclidien $\mathbb{R}^{|\mathcal{N}_c|}$ non vide, convexe et compact . L'équation Eq.(4.11), montre que B_c^t est continue dans \mathcal{S}_c et que la dérivée de second ordre par rapport à $P_{n,c}^t$ est nulle :

$$\frac{\partial^2 B_c^t}{\partial P_{n,c}^{t^2}} = 0, \forall n \in \mathcal{N}_c \text{ et } \forall c \in \mathcal{C}. \quad (4.18)$$

Par conséquent, l'équilibre de Nash existe pour les suiveurs. On peut donc aussi affirmer que cet équilibre existe pour le jeu en entier [36].

4.3 Optimisation du jeu de Stackelberg en utilisant BL-HMOEA

Dans cette section, nous développons l'algorithme BL-HMOEA pour résoudre le jeu de Stackelberg avec plusieurs meneurs et plusieurs suiveurs. Nous avons adapté l'algorithme «Hybrid Multi-Objective Evolutionary Algorithm» (HMOEA) proposé dans [44] dans le cas d'une optimisation

sur deux niveaux. Les étapes suivies dans le BL-HMOEA sont définies dans [44].

Require: EF, LCOE and available power.

Ensure: Optimize the leader objective functions.

- 1: Set the leaders and followers number, variable number, number of objectives and population size. Similarly, set the size of leader external repository (LEXR), probability of mutation (P_m), probability of crossover (P_c), leader range, follower demand, parameters of cross over operator.
- 2: Generate the leader's initial population of chromosomes randomly as described by Nebro *et al.* [45].
- 3: Execute the second level of the BL-HMOEA of the follower.
- 4: Choose the best solution from the follower's external repository (FEXR) output by optimizing the shared objectives as given by the Eq.(4.13).
- 5: Evaluate the leader population members and store the results in the leader particle best repository (LPBR).
- 6: Evaluate the leader population members and store the nondominated solutions in the leader external repository (LEXR).
- 7: **for** (Gen=2 to leaderGen) **do**
- 8: Improve the LEXR.
- 9: Leader population mutation.
- 10: Execute the second level of the BL-HMOEA.
- 11: Choose the best solution from the FEXR output by optimizing the shared objectives as given by the Eq.(4.13).
- 12: Evaluate each leader solution in the N population.
- 13: Update the best archive of individual leader in the population (LPBR).
- 14: Update the LEXR.
- 15: **end for**

Algorithm 1: Le premier niveau du BL-HMOEA

Premièrement, on initialise toutes les variables (ligne 1 de algorithme 1), le nombre des meneurs et des suiveurs, le nombre de fonctions objectives, la taille de la population, la taille des registres externes (LEXR, FEXR), la probabilité de mutation (P_m), la probabilité de croisement (P_c), l'intervalle pour les variables des meneurs, la demande des suiveurs et les paramètres des opérateurs de croisement. On définit les chromosomes des meneurs par l'ensemble $[P_n^t, C_n^t]$ et les chromosomes des suiveurs comme $(P_{n,c}^t)$ avec $n \in \mathcal{N}_c$. Les registres externes (LEXR, FEXR) sont utilisés pour stocker les solutions non dominées durant la recherche.

Par la suite, (ligne 2 de algorithme 2), on génère la génération initiale des suiveurs, tel que décrit

Require: Leader chromosomes and demand.

Ensure: Optimize the follower selfish objective function as given by the Eq.(4.11).

```
1: for (leader chromosomes in the leader populations) do
2:   Generate the follower initial population of chromosomes randomly.
3:   Evaluate the population and store in the FPBR.
4:   Each chromosome denotes a strategy of the follower then evaluates population members
   and stores the nondominated solutions in the FEXR.
5:   for (Gen=1 to FollowerGen) do
6:     Improve the FEXR.
7:     Follower population mutation.
8:     Evaluate each follower solution in the population.
9:     Update the best archive of individual follower in the population(FPBR).
10:    Update the FEXR.
11:   end for
12: end for
```

Algorithm 2: Le deuxième niveau du BL-HMOEA

par Nebro *et al.* dans [45]. On exécute alors le deuxième niveau du BL-HMOEA (algorithme 2). La variable d'entrée du niveau deux est la population des meneurs qui a été générée. Les suiveurs choisissent seulement les chromosomes satisfaisant la contrainte de l'Eq.(4.9) et génèrent leurs populations de manière aléatoire. Les suiveurs évaluent chaque chromosome généré et l'ajoutent à leur registre FPBR.

On exécute la boucle interne de l'algorithme 2 (lignes 5-12). L'amélioration du registre FEXR et la procédure de mutation sont décrites dans [44]. Après l'exécution de l'algorithme 2, nous obtenons un ensemble de solutions pour les suiveurs, car chaque suiveur a sa propre fonction objective. La meilleure solution est celle qui minimise Eq.(4.15). Ceci permet d'avoir une seule solution, car les suiveurs possèdent un objectif commun. Cette solution est utilisée par les meneurs pour évaluer leurs fonctions objectives. Par conséquent, on exécute la boucle interne de l'algorithme 1 (lignes 7-15). Les détails de l'algorithme sont décrits dans [44]. La figure 4.1 résume l'algorithme BL-HMOEA.

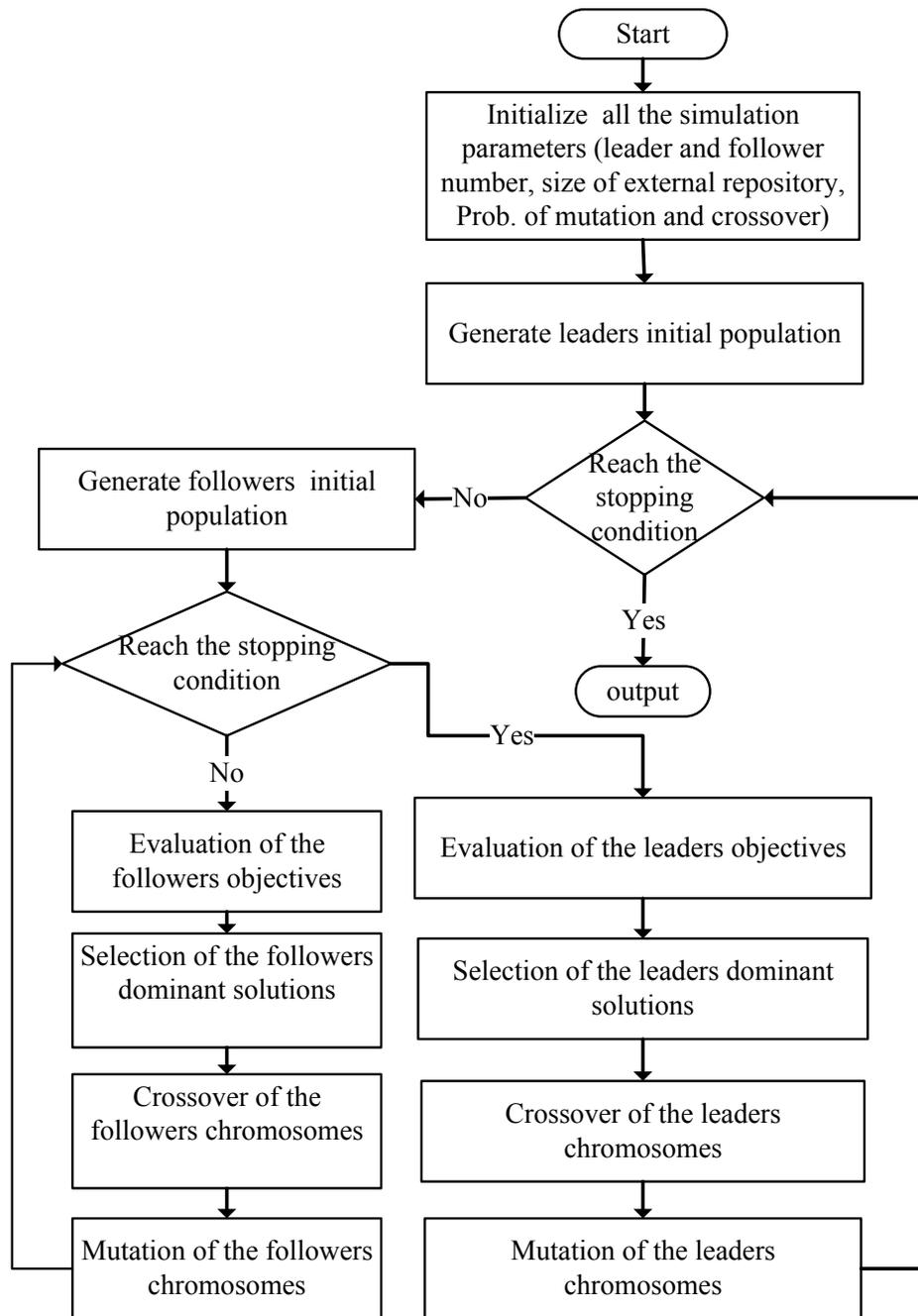


FIGURE 4.1 – Organigramme du BL-HMOEA.

Tableau 4.1 – EF et LCOE.

Type de microsource	Facteur d'émissions (kg-CO ₂ /kWh)	LCOE (USD/MWh)
Générateur diesel	0.85 [46]	100.1 [47]
Photovoltaïque	0.23 [46]	144.3 [47]

Tableau 4.2 – Paramètres et valeurs du BL-HMOEA.

Parameters	Values
Taille de la Population des meneurs et suiveurs	100
Nombre de générations pour les meneurs et suiveurs	100
Taille du registre externe	100
Probabilité de mutation	0.01
Probabilité de cross-over	0.9

4.4 Résultats de simulations

Dans cette section, nous présentons les résultats des simulations dans le but d'évaluer la validité de l'algorithme proposé. Il faut noter que la quantité de CO₂ émise est calculée par rapport à l'énergie produite en (kg/kWh). Le tableau 4.1 donne les valeurs choisies pour les EF et LCOE pour chaque type de microsource. Le tableau 4.2 présente les valeurs utilisées pour les paramètres de l'algorithme BL-HMOEA.

Nous posons ici les données de base de notre scénario. Dans ce scénario, on considère 3 meneurs et 5 suiveurs. La première microsource génère de l'énergie non renouvelable alors que les autres microsources génèrent de l'énergie renouvelable. On considère aussi les valeurs suivantes : $C_1^{t,min} = 110$ USD/MWh, $C_1^{t,max} = 220.22$ USD/MWh, $C_2^{t,min} = C_3^{t,min} = 302.03$ USD/MWh, $C_2^{t,max} = C_3^{t,max} = 360.75$ USD/MWh, $P_1^{t,max} = 0.06$ MWh, $P_2^{t,max} = 0.015$ MWh, $P_3^{t,max} = 0.05$ MWh, $D_1^t = 0.007$ MWh, $D_2^t = 0.013$ MWh, $D_3^t = 0.025$ MWh, $D_4^t = 0.015$ MWh, $D_5^t = 0.033$ MWh, $LCOE_1 = 100.1$ USD/MWh, $LCOE_2 = LCOE_3 = 144.3$ USD/MWh, $EF_1 = 0.87$ kg-CO₂/kWh et $EF_2 = EF_3 = 0.23$ kg-CO₂/kWh.

Au fil des paragraphes suivants, nous tenterons de vérifier la validité de notre algorithme en recherchant des corrélations connues et logiques au sein des résultats des simulations. Nous analyserons d’abord la validité de notre algorithme du point de vue des meneurs. Le profit de chaque meneur est lié aux coûts de génération. En effet, le coût de génération est directement proportionnel à la production. Par ailleurs, on peut prouver que lorsque la production augmente, le profit augmente aussi. Il y a donc couplage entre le profit et le coût de génération. On s’attend à ce que la distribution de Pareto de nos résultats mette ce couplage en évidence. Or, c’est bien le cas. La figure 4.2 présente une mise en relation entre le coût de génération et le profit pour l’ensemble des solutions non dominées, pour chacun des meneurs. Cette figure montre que le meneur #1 triple son profit quand son coût de génération augmente de 50%. Quant au meneur #2, il double son profit s’il double son coût de génération. De manière similaire, le meneur #3 double son profit quand son coût de génération augmente de 60%. Par conséquent, le couplage entre le coût de génération et le profit est bien respecté, ce qui prouve en partie la validité de notre algorithme.

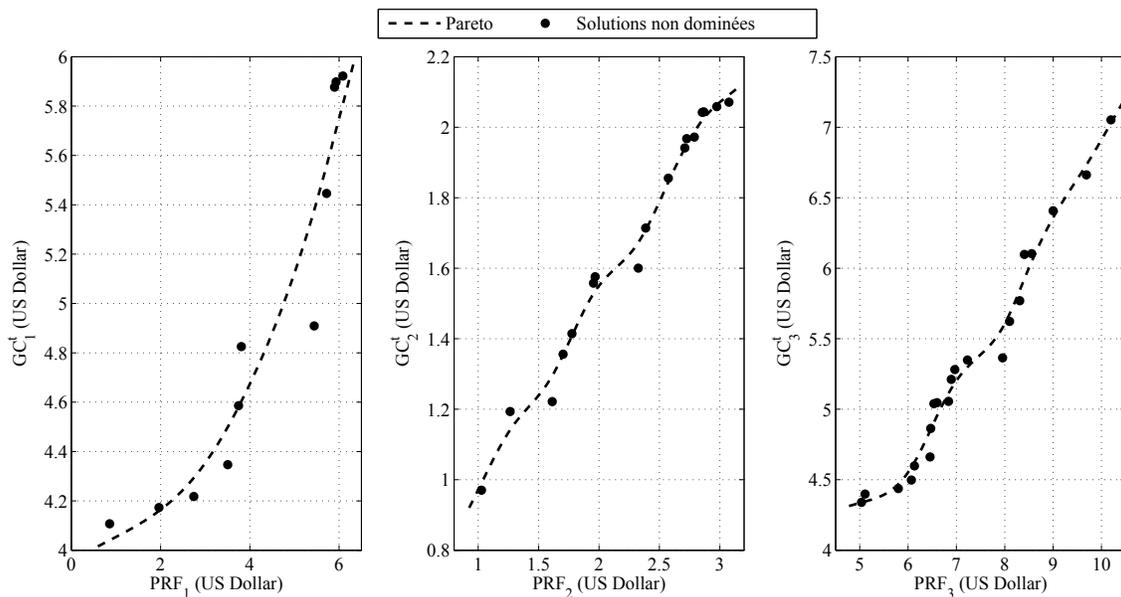


FIGURE 4.2 – Les distributions de Pareto des coûts de génération en fonction des profits, pour chaque meneur.

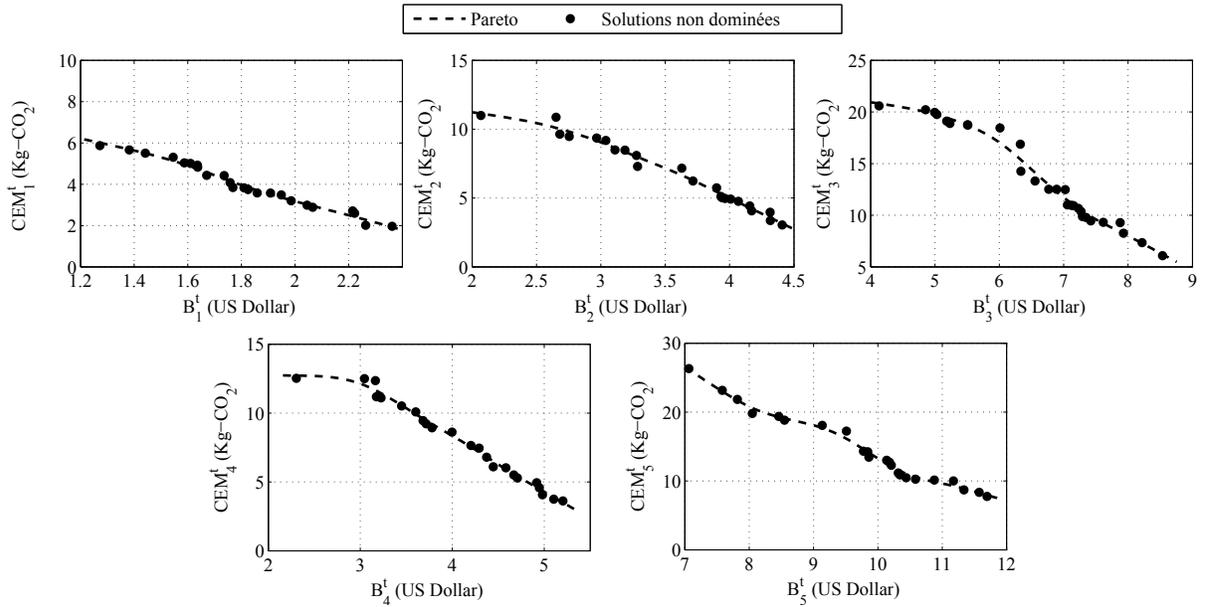


FIGURE 4.3 – Les distributions de Pareto des émissions de carbone en fonction des coûts, pour chaque suiveur.

Nous procéderons maintenant à l'analyse de la validité de notre algorithme du point de vue des suiveurs. La facture du consommateur est liée aux émissions de gaz à effet de serre. En effet, la facture sera plus élevée si le client consomme majoritairement des énergies renouvelables, elle baissera s'il consomme principalement des énergies non renouvelables. De plus, une consommation forte en énergies non renouvelables fera aussi augmenter les émissions en gaz à effet de serre. Ainsi, on comprend bien que lorsqu'on augmente la facture du consommateur, on diminue forcément les émissions en gaz à effet de serre. C'est justement cette tendance qui est observée dans la figure 4.3. On observe que le suiveur #1 est capable de diviser ses émissions par trois s'il double le montant de sa facture, que les émissions du suiveur #2 sont linéaires par rapport à ses coûts et que le suiveur #3 diminue ses émissions par un facteur de 4 lorsque sa facture augmente de 125%. Ainsi, le couplage postulé entre la valeur de la facture du consommateur et les émissions en gaz à effet de serre est bien observé, ce qui valide notre algorithme du point de vue des suiveurs.

Bref, nos résultats montrent que notre algorithme est capable d'optimiser de manière efficace

le compromis entre les émissions de carbone, le coût de production, les profits et la facture de consommation.

4.5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons développé un jeu de Stackelberg entre des microsources (meneurs) et des consommateurs (suiveurs) pour étudier un marché libre pour l'électricité. Nous avons montré que nous sommes capables de minimiser les émissions de carbone, le coût de production et la facture des consommateurs. Dans le prochain chapitre, nous allons utiliser l'algorithme développé dans ce chapitre pour, cette fois-ci, minimiser les pertes de ligne.

Chapitre 5

Interaction des microsources et des consommateurs en considérant les pertes de ligne : Jeu de Stackelberg.

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous utilisons le modèle du chapitre précédent en prenant en considération les pertes de ligne. Le chapitre sera structuré comme suit. Dans la section 5.2, nous décrirons notre modèle. Dans la section 5.3, nous présenterons les résultats des simulations. Finalement, dans la section 5.4, nous présenterons la conclusion de ce chapitre.

5.2 Modèle

Pour prendre en considération les pertes de ligne, une seule modification sera apportée à notre modèle.

5.2.1 Le modèle pour les meneurs

1. Objectifs :

- Le coût de production GC_n^t est fonction de LCOE, de l'énergie produite et des pertes :

$$GC_n^t = LCOE_n \left(\sum_{c \in \mathcal{C}_n} P_{n,c}^t + P_{n,c}^{t,loss} \right), \quad (5.1)$$

2. Contraintes :

- À tout moment t , le maximum de l'énergie disponible est supérieur à la demande plus les pertes :

$$\sum_{c \in \mathcal{C}_n} P_{n,c}^t + P_{n,c}^{t,loss} \leq P_n^{t,max}, \quad \forall n \in \mathcal{N}. \quad (5.2)$$

5.2.2 Modèle pour les suiveurs

Pour le modèle des suiveurs, on considère le même modèle que celui décrit dans le chapitre précédent.

La figure 4.1 montre l'organigramme de l'algorithme adopté pour résoudre ce problème.

5.3 Résultats

Dans cette section, nous démontrons la robustesse de l'algorithme proposé par le biais de simulations. Les paramètres de la simulation sont les mêmes que ceux utilisés dans le chapitre précédent sauf qu'on ne considère que deux microsources et trois consommateurs. Le meneur #1 a une source d'énergie non renouvelable, contrairement au meneur #2. La demande des consommateurs est telle que $D_1^t = D_2^t = D_3^t = 10KW$. Les valeurs de LCOE et EF sont présentées dans le tableau (5.1).

Les figures 5.1 et 5.2 montrent le profit en fonction du coût de production pour les meneurs #1 et #2. Le meneur #1 a une source d'énergie non renouvelable, contrairement au meneur #2.

Tableau 5.1 – Paramètres des Simulations.

	microsource #1	microsource #2
LCOE (USD/MWh)	100	144
EF (Kg-CO2/kWh)	0.85	0.23

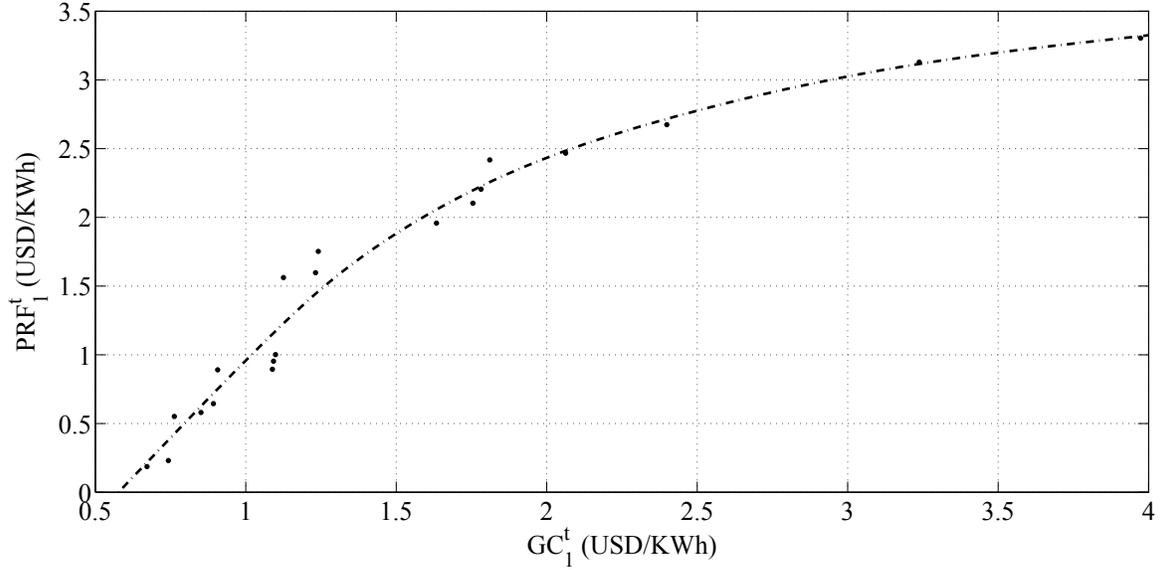


FIGURE 5.1 – Le profit en fonction du coût de production pour le meneur 1.

Puisque les suiveurs minimisent les émissions de carbone, le meneur #1 parvient à vendre moins d'électricité que le meneur #2, ce qui fait que le meneur #2 fait trois fois plus de profit que le meneur #1.

La mise en relation des pertes de ligne avec les émissions de carbone peut nous amener à nous questionner sur le prix à payer pour diminuer les pertes. La figure 5.3 montre les pertes de ligne en fonction des émissions de carbone pour les suiveurs #1, #2 et #3. Le suiveur #1 est à une distance de 25 km du meneur #1 et à une distance de 100 km du meneur #2. On observe que, pour que le suiveur #1 réduise ses émissions, il engendre plus de pertes de ligne. On observe aussi que le minimum d'émissions correspond à la valeur la plus élevée des pertes. Contrairement au suiveur

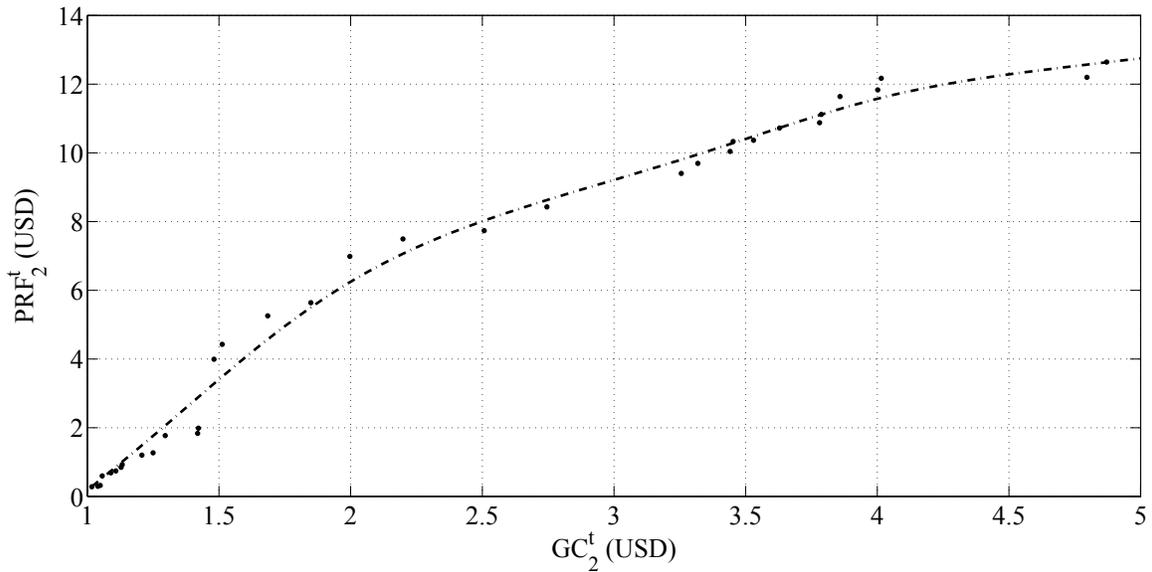


FIGURE 5.2 – Le profit en fonction du coût de production pour le meneur 2.

#3, le suiveur #1 est plus proche de la source d'énergie renouvelable. Dans ce cas, plus les pertes augmentent, plus les émissions en carbone augmentent également. Pour le suiveur #2, le minimum des pertes correspond à la division parfaite de la demande entre la source d'énergie renouvelable et la source d'énergie non renouvelable, car il est équidistant des deux sources. Pour réduire ses émissions, le suiveur #2 doit augmenter ses pertes de ligne. Bref, le prix à payer pour diminuer les pertes de ligne, c'est de tolérer une augmentation relative des émissions de gaz à effet de serre.

La figure 5.4 illustre les émissions de carbone en fonction du coût pour les suiveurs. Pour tous les suiveurs, les émissions de carbone diminuent alors que leur facture augmente, car la source d'énergie renouvelable est plus chère que la source d'énergie non renouvelable.

Bref, le modèle proposé permet de tenir compte des pertes de ligne, des émissions de carbone, du profit des microsources et du coût pour les consommateurs.

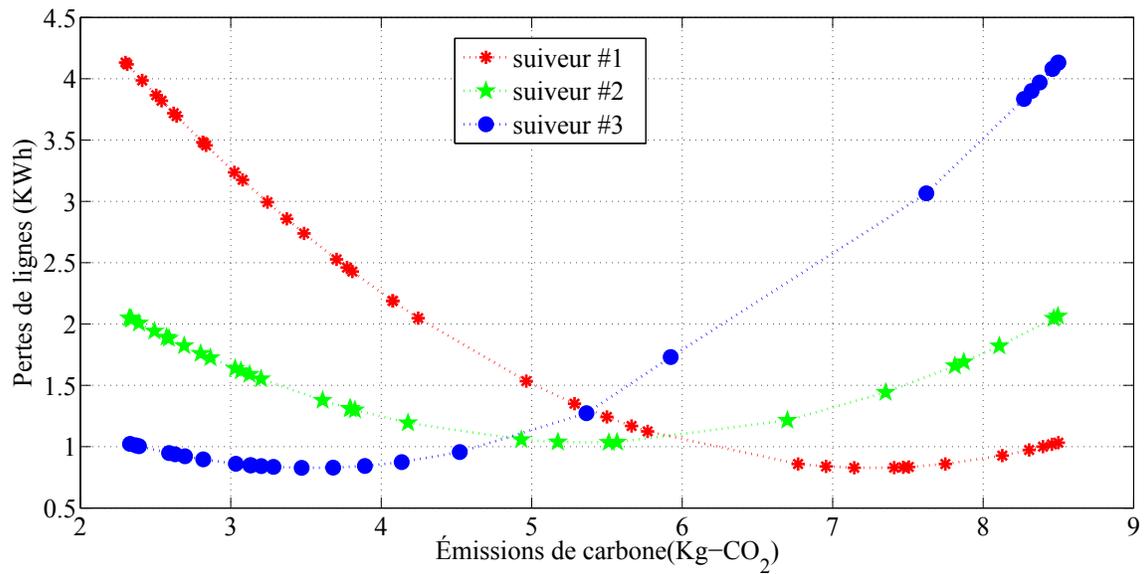


FIGURE 5.3 – Les pertes de ligne en fonction des émissions de carbone pour les suiveurs.

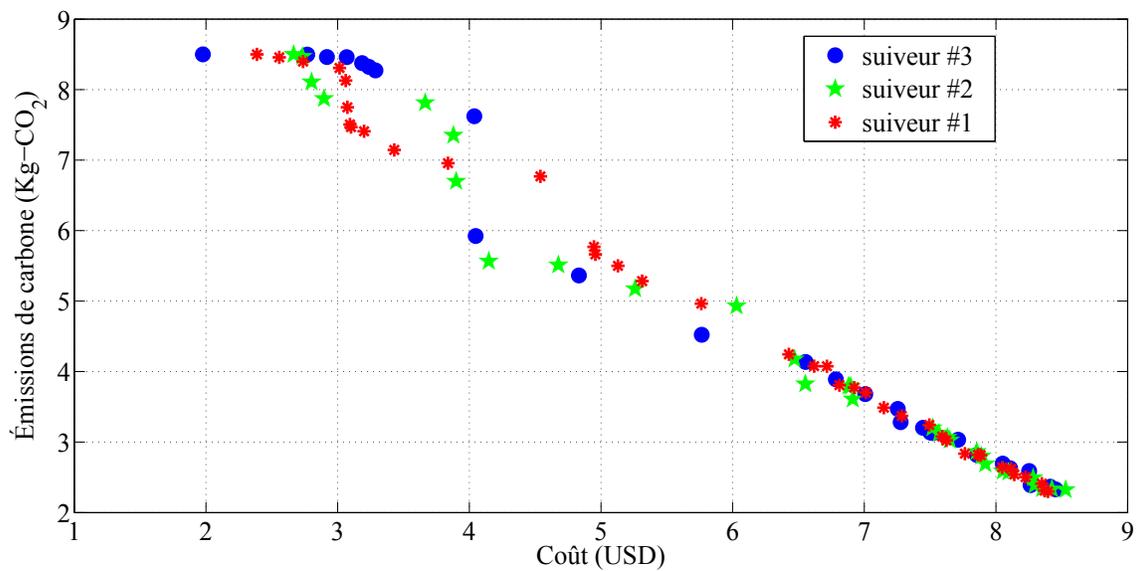


FIGURE 5.4 – Les émissions de carbone en fonction du coût pour les suiveurs.

5.4 Conclusion

En raison de la nature intermittente de la production des énergies renouvelables, la réduction des pertes de ligne et des coûts est complexe. Dans ce chapitre, nous avons étudié un marché libre

où plusieurs microsources et plusieurs consommateurs coexistent. Nous avons formulé ce marché comme un jeu de Stackelberg et nous avons optimisé le jeu en utilisant un algorithme évolutionnaire APO hybride. Les résultats des simulations ont montré que le modèle proposé permet de tenir compte des pertes de ligne, des émissions de carbone, du profit des microsources et du coût pour les consommateurs.

Chapitre 6

Conclusions et perspectives futures

6.1 Conclusions

Rappelons que, dans ce mémoire, nous avons commencé par formuler un modèle général du réseau électrique intelligent SG. Ensuite, nous avons développé notre premier jeu de tarification à plusieurs objectifs entre des microgrids interconnectées dans le chapitre 3. Puis, nous avons amélioré notre modèle en proposant un modèle sur deux niveaux sous forme d'un jeu de Stackelberg. Nous avons également présenté un nouvel algorithme BL-HMOEA pour résoudre ce type de problème basé sur les algorithmes évolutionnaires dans le chapitre 4. Par la suite, nous avons présenté un autre modèle dans lequel nous tenons aussi compte des pertes de ligne, dans le chapitre 5. Afin d'analyser les performances de nos modèles ainsi que de nos algorithmes, nous avons utilisé Matlab. Après avoir défini les paramètres et les données utilisés pour modéliser le profil de la demande d'énergie des consommateurs et le profil de la production pour différentes sources d'énergie, nous avons réussi à obtenir les distributions de Pareto pour chacun des scénarios.

Les contributions majeures de ce mémoire de thèse sont nombreuses.

- Nous proposons un nouveau modèle adapté au marché libre d'électricité où plusieurs micro-

sources coexistent. En effet, la planification, l'intégration et la gestion de la DG sont des défis à relever pour gérer les microgrids de manière plus efficace. L'optimisation de l'intégration des microsources sur le réseau électrique ne sera donc plus basée sur l'optimisation d'une fonction objective centralisée.

- Nous proposons deux approches d'optimisation. La première tient compte des pertes de ligne, de la production et du coût. Ceci est important pour avoir une distribution de l'énergie optimale entre les microsources et les consommateurs. Dans la seconde, nous considérons aussi le type de la source d'énergie, renouvelable ou non, pour parvenir à minimiser les émissions de carbone. Ceci permet de maximiser l'utilisation des énergies renouvelables. La demande croissante en énergie peut être comblée par l'intégration de nouvelles microsources à base d'énergie renouvelable.
- Un algorithme basé sur les algorithmes évolutionnaires est proposé pour chercher l'équilibre dans des jeux de Stackelberg. La particularité de notre algorithme est de trouver la distribution de Pareto pour des jeux avec plusieurs meneurs et plusieurs suiveurs chacun avec plusieurs objectifs. Notre algorithme peut être utilisé pour résoudre d'autres problèmes de ce type. Nous avons donné deux exemples d'utilisation de cet algorithme dans les chapitres 4 et 5. Nous avons montré que notre algorithme BL-HMOEA converge par le biais de simulations.

La viabilité pratique du projet est le talon d'Achille de ce mémoire, car nous avons utilisé uniquement des outils de simulation. L'utilisation d'un modèle miniaturisé d'un réseau électrique intelligent permettrait de valider les résultats. C'est une étape intéressante pour la suite de ce projet.

6.2 Perspectives futures

Le travail de ce mémoire ouvre la porte à plusieurs perspectives futures. Une prochaine étape intéressante pourrait être de faire le test pratique des algorithmes proposés, par exemple en se basant sur une région métropolitaine alimentée par plusieurs petits producteurs locaux d'électricité. Il serait aussi souhaitable de quantifier l'impact du déploiement des énergies renouvelables sur les émissions de gaz à effet de serre. De plus, il serait important de créer un filtre nous permettant de choisir une solution à partir de la distribution de Pareto obtenue par nos algorithmes. Aussi, aucun de nos modèles ne permet aux consommateurs de modifier leur demande. Il pourrait donc être intéressant d'intégrer la DSM à notre algorithme.

Également, on pourrait élargir l'utilisation de l'algorithme BL-HMOEA pour résoudre d'autres problèmes avec plusieurs meneurs et plusieurs suiveurs, chacun avec plusieurs objectifs. Ainsi, cet algorithme pourrait être utilisé pour la cinquième génération des réseaux mobiles ou des problèmes du nuage mobile. L'algorithme BL-HMOEA pourrait aussi être généralisé pour obtenir un algorithme général pour des jeux à plus que deux niveaux.

Bibliographie

- [1] EPRI. [Online]. Available : <http://smartgrid.epri.com/Demo.aspx>
- [2] ADDRESS. [Online]. Available : http://www.addressfp7.org/index.html?topic=project_architecture
- [3] O. Samuelsson, S. Repo, R. Jessler, J. Aho, M. Karenlampi, and A. Malmquist, “Active distribution network - demonstration project adine,” in *Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe), 2010 IEEE PES*, Oct 2010, pp. 1–8.
- [4] W. Saad, Z. Han, H. Poor, and T. Basar, “Game-theoretic methods for the smart grid : An overview of microgrid systems, demand-side management, and smart grid communications,” *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 29, no. 5, pp. 86–105, 2012.
- [5] Bayo, *Schema simple algorithme genetique*, 2005. [Online]. Available : http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/4/42/Schema_simple_algorithme_genetique.png
- [6] Fang, Xi and Misra, Satyajayant and Xue, Guoliang and Yang, Dejun, “Smart grid - the new and improved power grid : A survey,” *IEEE, Communications Surveys Tutorials*, vol. 14, no. 4, pp. 944–980, Fourth Quarter, 2012.
- [7] B. Akyol and H. Kirkham and S. Clements and M. Hadley, “A Survey of Wireless Communications for the Electric Power System,” *Prepared for the U.S. Department of Energy*, Jan. 2010.

- [8] Todd Baumeister, “Literature Review on Smart Grid Cyber Security, Technical Report,” Dec. 2010.
- [9] H. Brown and S. Suryanarayanan, “A survey seeking a definition of a smart distribution system,” in *North American Power Symposium (NAPS)*, Oct. 2009, pp. 1–7.
- [10] Thomas M. Chen, “Survey of Cyber Security Issues in Smart Grids,” *Cyber Security, Situation Management, and Impact Assessment II; and Visual Analytics for Homeland Defense and Security II (part of SPIE DSS 2010)*, pp. 77 090D–1–77 090D–11, Apr. 2010.
- [11] V. C. Gungor and F. C. Lambert, “A survey on communication networks for electric system automation,” *Computer Networks*, vol. 50, no. 7, pp. 877–897, May. 2006.
- [12] Sebastian Rohjansand and Mathias Uslar and Robert Bleiker and José González and Michael Specht and Thomas Suding and Tobias Weidelt, “Survey of Smart Grid Standardization Studies and Recommendations,” *IEEE SmartGridComm’10*, pp. 583–587, Dec. 2010.
- [13] Jorge Vasconcelos, “Survey of Regulatory and Technological Developments Concerning Smart Metering in the European Union Electricity Market,” *EUI RSCAS PP*, 2008.
- [14] Wenye Wang and Yi Xu and Mohit Khanna, “A survey on the communication architectures in smart grid,” *Computer Networks*, vol. 55, pp. 3604–3629, July 2011.
- [15] Joshua Wong and Andrea Vargas and Ken Chadha and Arjun Devdas and Cheng Lin and Jigdel Kuyee, “Integrated Design and Implementation of Toronto’s Smart Distribution Grid,” *IEEE SmartGridComm’10*, pp. 455–460, Oct. 2010.
- [16] Jay Taneja and David Culler and Prabal Dutta, “Towards Cooperative Grids : Sensor/Actuator Networks for Renewables Integration,” *IEEE SmartGridComm’10*, pp. 531–536, Oct. 2010.
- [17] T. Bi, S. Liu, Z. Huang, and N. Hadjsaid, “The implication and implementation of smart grid in china,” in *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, 2010, pp. 1–5.

- [18] M. Hashmi, S. Hanninen, and K. Maki, "Survey of smart grid concepts, architectures, and technological demonstrations worldwide," in *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Latin America), 2011 IEEE PES Conference on*, 2011, pp. 1–7.
- [19] Z. Han, and D. Niyato, and W. Saad, and T. Basar, and A. Hjørungnes,, *Game Theory in Wireless and Communication Networks Theory, Models, and Applications*. Cambridge University Press, Jan. 2012.
- [20] W. Saad, Z. Han, and H. Poor, "Coalitional Game Theory for Cooperative Micro-Grid Distribution Networks," in *Proc., IEEE International Conference on Communications (ICC) Workshops*, June 2011, pp. 1–5.
- [21] G. Kasbekar and S. Sarkar, "Pricing Games among Interconnected Microgrids," in *Proc., IEEE Power and Energy Society General Meeting*, July 2012, pp. 1–8.
- [22] E. Koliou, C. Eid, and R. Hakvoort, "Development of Demand Side Response in Liberalized Electricity Markets : Policies for Effective Market Design in Europe ," in *Proc., International Conference on the European Energy Market (EEM)*, May 2013, pp. 1–8.
- [23] S. Bu, F. Yu, and P. Liu, "Dynamic Pricing for Demand-side Management in the Smart Grid," in *Proc., IEEE Online Conference on Green Communications (GreenCom)*, Sept. 2011, pp. 47–51.
- [24] C. Huang and S. Sarkar, "Dynamic Pricing for Distributed Generation in Smart Grid," in *Proc., IEEE Green Technologies Conference*, Apr. 2013, pp. 422–429.
- [25] F. A. Mohamed and H. N. Koivo, "Multiobjective optimization using modified game theory for online management of microgrid," *European Transactions on Electrical Power*, vol. 21, no. 1, pp. 839–854, Jan. 2011.
- [26] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, vol. 4, Nov 1995, pp. 1942–1948 vol.4.

- [27] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : Nsga-ii," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, Apr 2002.
- [28] E. Zitzler and L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms : a comparative case study and the strength pareto approach," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 4, pp. 257–271, Nov 1999.
- [29] M. Abido, "Multiobjective Evolutionary Algorithms for Electric Power Dispatch Problem," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 10, no. 3, pp. 315–329, June 2006.
- [30] J.-B. Park, K.-S. Lee, J.-R. Shin, and K. Lee, "A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch with Nonsmooth Cost Functions," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 1, pp. 34–42, Feb. 2005.
- [31] S. Agrawal, K. Panigrahi, and M. Tiwari, "Multiobjective Particle Swarm Algorithm With Fuzzy Clustering for Electrical Power Dispatch," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 5, pp. 529–541, Oct. 2008.
- [32] K. Pokharel, M. Mokhtar, and J. Howe, "A Multi-Objective Planning Framework for Optimal Integration of Distributed Generations," in *Proc., IEEE Third PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe), Berlin, Germany*, Oct. 2012, pp. 1–8.
- [33] P. Yang, G. Tang, and A. Nehorai, "A Game-Theoretic Approach for Optimal Time-of-Use Electricity Pricing," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 2, pp. 884–892, May 2013.
- [34] W. Tushar, W. Saad, H. Poor, and D. Smith, "Economics of Electric Vehicle Charging : A Game Theoretic Approach," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 1767–1778, Dec. 2012.

- [35] G. Asimakopoulou, A. Dimeas, and N. Hatziargyriou, “Leader-Follower Strategies for Energy Management of Multi-Microgrids,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 4, pp. 1909–1916, Dec. 2013.
- [36] Maharjan, S. and Quanyan Zhu and Yan Zhang and Gjessing, S. and Basar, T., “Dependable Demand Response Management in the Smart Grid : A Stackelberg Game Approach,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 1, pp. 120–132, Mar. 2013.
- [37] S. Bu and F. R. Yu, “A Game-Theoretical Scheme in the Smart Grid With Demand-Side Management : Towards a Smart Cyber-Physical Power Infrastructure,” *Emerging Topics in Computing, IEEE Transactions on*, vol. 1, no. 1, pp. 22–32, June 2013.
- [38] B. Chai, J. Chen, Z. Yang, and Y. Zhang, “ Demand Response Management With Multiple Utility Companies : A Two-Level Game Approach,” *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 5, no. 2, pp. 722–731, Mar. 2014.
- [39] R. G. Bartle and D. R. Sherbert, *Introduction to Real Analysis, Fourth Edition*. Wiley, Jan. 2011.
- [40] O. Carbonell-Nicolau and R. P. McLean, “Refinements of Nash Equilibrium in Potential Games,” *Theoretical Economics*, Apr. 2013.
- [41] A. Belgana, B. P. Rimal, and M. Maier, “Multi-objective pricing game among interconnected smart microgrids,” in *Proc., IEEE Power and Energy Society General Meeting, National Harbor, MD, USA*, July 2014.
- [42] G. B. Lamont, M. P. Kleeman, and R. O. Day, *MULTI-OBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHMS FOR COMPUTER SCIENCE APPLICATIONS*, Dec. 2004.
- [43] W. Short, D. Packey, and T. Holt, “A Manual for the Economic Evaluation of Energy Efficiency and Renewable Energy Technologies,” *The U.S. Department of Energy, National Renewable Energy Laboratory*, vol. NREL/TP-462-5173, Mar. 1995.

- [44] L. Tang and X. Wang, “A Hybrid Multiobjective Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization Problems,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 17, no. 1, pp. 20–45, Feb. 2013.
- [45] A. J. Nebro, F. Luna, E. Alba, B. Dorronsoro, J. J. Durillo, and A. Beham, “Abyss : Adapting scatter search to multiobjective optimization,” *Trans. Evol. Comp.*, vol. 12, no. 4, pp. 439–457, Aug. 2008.
- [46] Y. A. Katsigiannis and P. S. Georgilakis, “A multiobjective evolutionary algorithm approach for the optimum economic and environmental performance of an off-grid power system containing renewable energy sources,” *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*, vol. 10, no. 5, pp. 1233–1240, May 2008.
- [47] US Energy Information, Administration (EIA) of the Department of Energy (DOE), “Levelized cost of new generation resources in the annual energy outlook 2013,” in *Annual Energy Outlook 2013 (AE02013)*, Jan. 2013, pp. 1–5.

Chapitre 7

Publications

- 7.1 Article présenté dans la conférence *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, National Harbor, MD, USA, Jul. 2014

Cet article a dû être retiré de la version électronique en raison de restrictions liées au droit d'auteur.

7.2 Journal accepté pour publication au *IEEE Transactions on Smart Grid*, Oct. 2014

Cet article a dû être retiré de la version électronique en raison de restrictions liées au droit d'auteur.