

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة فرحات عباس — سطيف
Université Ferhat Abbas — Sétif

THÈSE

Présentée à la Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Electrotechnique
Pour l'obtention du Diplôme de

Doctorat en Sciences

En Electrotechnique
Option : Réseaux électriques

Par

SAYAH Samir

THÈME

**Application de l'Intelligence Artificielle pour le
Fonctionnement Optimal des Systèmes Electriques**

Soutenue le :

devant le jury composé de :

Mr. BOUKTIR	Tarek	Prof. à l'université de Sétif	Président
Mr. ZEHAR	Khaled	Prof. à l'université de Sétif	Rapporteur
Mr. HAMOUDA	Abdellatif	M.C. à l'université de Sétif	Co-rapporteur
Mr. ABDESSEMED	Rachid	Prof. à l'université de Batna	Examineur
Mr. CHAGHI	Abdelaziz	Prof. à l'université de Batna	Examineur
Mr. ZEBODJ	Youcef	Prof. à l'université de Bejaïa	Examineur

RESUME

L'Écoulement de Puissance Optimal (OPF) est l'un des outils les plus importants dans la planification et le contrôle du fonctionnement des réseaux électriques modernes. La procédure de l'OPF consiste à planifier les variables de contrôle d'un système électrique afin d'optimiser une fonction objectif sujette à un ensemble d'exigences physiques et opérationnelles. Mathématiquement, le problème de l'OPF peut être considéré comme un large problème d'optimisation non linéaire avec contraintes. Durant des années, les chercheurs ont proposé plusieurs techniques numériques d'optimisation pour résoudre le problème de l'OPF. Ces techniques présentent plusieurs inconvénients majeurs, notamment une convergence difficile voire impossible et la sensibilité au point initial pour les problèmes non linéaires, discontinus et non convexes. De plus, la majorité de ces approches sont basées sur des formulations simplifiées, qui ne reflètent pas exactement le problème étudié et par conséquent elles ne peuvent pas être implémentées dans les situations pratiques.

Dans les années récentes, les techniques de calcul intelligentes se sont imposées comme des méthodes puissantes et efficaces dans la résolution de plusieurs problèmes d'optimisation jugés difficiles. Ces techniques offrent plusieurs caractéristiques remarquables par rapport aux méthodes d'optimisation classiques. Parmi les qualités des méthodes intelligentes, on peut citer leur capacité de chercher la solution dans des espaces non convexes avec des maxima multiples et isolés, la convergence globale, la robustesse et la capacité naturelle d'une recherche parallèle.

Cette thèse est consacrée à l'élaboration d'une approche basée sur une nouvelle méthode évolutionnaire appelée algorithme à évolution différentielle modifiée (MDEA) pour le traitement du problème de l'OPF avec des caractéristiques de coût discontinues et non convexes. Des modifications sont introduites dans la règle de

mutation de l'algorithme original à évolution différentielle (DEA), permettant d'améliorer sa vitesse de convergence avec une meilleure qualité de la solution.

Afin de vérifier la validité de cette nouvelle technique, elle a été appliquée sur des réseaux standards IEEE avec trois types de courbes de coût. Les résultats de simulations montrent que la nouvelle approche proposée (MDEA) donne de meilleurs résultats comparés à ceux publiés récemment dans la littérature.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je ne pourrais pas commencer les remerciements sans évoquer la personne qui m'a encadré tout au long de ces quatre années : le Professeur Khaled ZEHAR, directeur du laboratoire QUERE. Au travers de nos discussions, il m'a apporté une compréhension plus approfondie des divers aspects du sujet. Je salue aussi sa souplesse, son ouverture d'esprit et sa bonne humeur qui ont su me laisser une large marge de liberté pour mener à bien ce travail de recherche.

Toute ma gratitude à mon co-encadreur, Dr. Abdellatif HAMOUDA, pour ses conseils précieux, ses orientations judicieuses, ainsi que ses suggestions et critiques qui ont facilités l'achèvement du présent travail.

Je désire également exprimer ma profonde gratitude au Professeur Tarek BOUKTIR qui m'a honoré en acceptant d'être président de ce jury ainsi qu'aux Professeurs Rachid ABDESSEMED, Abdelaziz CHAGHI et Youcef ZEBODJ qui m'ont honoré en acceptant d'être examinateurs dans ce jury.

Je ne voudrais pas oublier mon ami et frère Mr. Zahir SAHLI, que je remercie chaleureusement pour son soutien continu dans la réalisation de ce projet.

Ma gratitude va de plus à mes collègues de travail Mr. Hichem HAMPLA et Nouri Belhouchet qui n'ont pas cessé de m'encourager afin de finaliser cette thèse.

J'aimerais remercier vivement le Prof. Aziz HAMZAOU, le Dr. Najib Essounbouli ainsi que toute l'équipe d'automatique du Centre de Recherche en STIC à l'IUT de Troyes (Université de Reims) pour m'avoir accueilli durant mes stages au sein de leur laboratoire et pour les diverses discussions que j'ai pu avoir avec eux qui ont facilité l'achèvement de ce travail.

Ma plus grande gratitude et reconnaissance vont bien sûr à mes parents pour m'avoir offert la possibilité d'effectuer mes études dans les meilleures conditions.

Enfin, je désire adresser mes remerciements à toutes les personnes qui, par leur assistance, ont contribué de près ou de loin à rendre possible la réalisation de cette recherche.

PUBLICATIONS

- **Articles de journaux**

1. "Optimal power flow with environmental constraint using a fast successive linear programming algorithm: application to the Algerian power system," *International Journal of Energy Conversion & Management*, Vol. 49, No. 11, November 2008, pp. 3362-3366.
2. "Modified differential evolution algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions," *International Journal of Energy Conversion & Management*, Vol. 49, No. 11, November 2008, pp. 3036-3042.
3. "Economic load dispatch with security constraints of the Algerian power system using successive linear programming method," *Leonardo Journal of Sciences*, Issue 9, July – December 2006, pp. 73-86.
4. "Using evolutionary computation to solve the economic load dispatch problem," *Leonardo Journal of Sciences*, Issue 12, January – June 2008, pp. 67-78.

- **Articles de conférences**

1. "Optimisation de l'écoulement de puissance par les ensembles flous appliqués aux réseaux électriques à moyenne échelle," *2^{ème} Conférence Internationale sur l'Electrotechnique ICEL'2005*, Université des Sciences et Technologies d'Oran (USTO), 13-14 Novembre 2005.
2. "Application de la théorie des ensembles flous à l'optimisation de la fonction multi objective environnementale/économique dans les systèmes électriques," *2^{ème} Conférence Internationale sur les Systèmes Electriques ICES'06*, C.U. d'Oum El Bouaghi, 8-10 Mai 2006.

3. "Effets des batteries de condensateurs sur la performance harmonique d'un réseau électrique radial," *2^{ème} Conférence Internationale sur les Systèmes Electriques ICES'06*, C.U. d'Oum El Bouaghi, 8-10 Mai 2006.
4. "Dispatching économique avec contraintes de sécurité par la programmation linéaire, ", *4^{ème} Conférence Internationale sur le Génie Electrique CEE 2006*, Université de Batna, 7-8 Novembre 2006.
5. "A successive linear programming based method for solving the optimal power flow problem," *International Meeting on Electronics and Electrical Science and Engineering IMESE'06*, University of Djelfa, November 4-6, 2006.
6. "State variable method for computing bus harmonic voltage for radial distribution networks," *International Meeting on Electronics and Electrical Science and Engineering IMESE'06*, University of Djelfa, November 4-6, 2006.
7. "Differential evolution algorithm for economic load dispatch considering valve point-effect," *2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering*, University of Laghouat, April 21-23, 2008.
8. "Audit énergétique pour l'utilisation rationnelle de l'énergie dans l'industrie : Application à la semoulerie (S.P.A.C) de sétif », *2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering*, University of Laghouat, April 21-23, 2008.
9. "Sensibility-based heuristic method for shunt capacitors sizing and locating in distribution feeders", *3rd International Conference on Electrical Engineering Design and Technologies ICEEDT'09*, October 31 – November 2, 2009, Sousse, Tunisia.

SOMMAIRE

Introduction générale	1
Objectifs et contributions de la thèse	4
Plan de la thèse	4
Chapitre 1 : Fonctionnement optimal des systèmes électro-énergétiques	6
1.1. Introduction	6
1.2. Problème du Dispatching Economique	7
1.3. Modélisation des caractéristiques entrée – sortie des générateurs	9
1.4. Critère d’optimalité du dispatching économique	10
1.5. Variantes de la caractéristique du coût de combustible	12
1.5.1. Caractéristique avec l’effet d’ouverture des vannes	13
1.5.2. Caractéristique avec plusieurs types de combustibles	14
1.5.3. Caractéristique avec des zones de fonctionnements prohibées	15
Chapitre 2 : Problème de l’écoulement de puissance	16
2.1. Introduction	16
2.2. Aperçu sur l’architecture des réseaux électriques	17
2.3. Modélisation des composants du réseau électrique	18
2.3.1. Générateurs	18
2.3.2. Lignes de transmission	19
2.3.3. Transformateurs de puissance	20
2.3.4. Charges électriques	21
2.3.5. Eléments shunts	21
2.4. Formulation des équations de l’écoulement de puissance	22
2.5. Problème de l’écoulement de puissance	24

2.6. Méthodes de Résolution du problème de l'écoulement de puissance	26
2.6.1. Méthode de Newton – Raphson	26
2.6.2. Méthode découplée rapide	29
2.7. Transits et pertes de puissance dans les lignes	30
Chapitre 3 : Problème de l'écoulement de puissance optimal	32
3.1. Introduction	32
3.2. Domaines d'application de l'écoulement de puissance optimal	33
3.3. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal	35
3.3.1. Variables de contrôle	35
3.3.2. Variables d'état	36
3.3.3. Fonction objectif	37
3.3.4. Contraintes d'égalité	37
3.3.5. Contraintes d'inégalité	38
3.4. Méthodes conventionnelles d'optimisation de l'écoulement de puissance	42
3.4.1. Méthodes du gradient	44
3.4.2. Méthodes de Newton	47
3.4.3. Méthodes quasi-Newtoniennes	51
3.4.4. Méthode de programmation linéaire	52
3.4.5. Méthodes de points intérieurs	54
3.5. Méthodes modernes d'optimisation de l'écoulement de puissance	56
Chapitre 4 : Solution de l'écoulement de puissance optimal par l'algorithme à évolution différentielle modifié	58
4.1. Introduction	58
4.2. Principe général des algorithmes évolutionnaires	60
4.3. Description de l'algorithme à évolution différentielle (DEA)	62
4.3.1. Initialisation	64

4.3.2. Mutation	64
4.3.3. Croisement	65
4.3.4. Sélection	66
4.4. Variantes de l'algorithme à évolution différentielle	67
4.5. Algorithme à évolution différentielle modifié (MDEA)	67
4.6. Manipulation des contraintes	68
4.7. Application	70
Chapitre 5 : Application numérique et résultats	74
5.1. Introduction	74
5.2. Cas d'étude no. 1 : système test à 6 jeux de barres	75
5.3. Cas d'étude no. 2 : système test IEEE à 30 jeux de barres	79
5.3.1. Cas 2.1 : courbes de coûts quadratiques	80
5.3.2. Cas 2.2 : courbes de coûts quadratiques par morceaux	85
5.3.3. Cas 2.3 : courbes de coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales	90
Conclusion générale	96
Bibliographie	98
Annexe : Données des réseaux test	106
A.1. Réseau électrique à 6 jeux de barres	106
A.2. Réseau électrique IEEE à 30 jeux de barres	107
Nomenclature	109

INTRODUCTION GENERALE

1. Introduction générale

L'électricité est la forme d'énergie indispensable aux activités humaines et constitue un facteur clé dans l'économie du monde moderne. Les besoins en énergie électrique des pays industrialisés ne cessent d'augmenter, et ce à l'inverse des ressources d'énergie qui sont en continuelle diminution. La planification des systèmes électriques consiste à élaborer des scénarios d'évolution de la demande d'énergie électrique et à choisir l'infrastructure permettant d'y répondre à savoir, quels moyens de production, de transport, de distribution et d'exploitation doivent être mis en œuvre et quand ils doivent l'être. L'exploitation des systèmes électriques consiste à utiliser de la meilleure manière les installations existantes. Les principes qui doivent guider ces activités sont la sécurité de fonctionnement et l'économie.

Depuis l'ouverture du marché de l'électricité à la concurrence, les activités de production, de transport et de distribution sont séparées. En ce qui concerne la production, plusieurs compagnies gèrent chacune, de manière concurrentielle, leur parc de générateurs et développent une activité commerciale d'achat et de vente d'énergie électrique. Un réseau de transport ou un réseau de distribution constitue un monopole de fait pour une aire géographique donnée. Il n'est, en effet, pas raisonnable d'envisager un dédoublement des coûteuses infrastructures de ces réseaux de transmission de l'énergie électrique. Par contre, plusieurs sociétés peuvent jouer le rôle d'intermédiaire entre les consommateurs et les fournisseurs d'électricité. Ce nouveau marché dérégulé incite les compagnies d'électricité à chercher de nouveaux moyens pour réduire leurs coûts d'exploitation.

Le fonctionnement optimal et efficace des systèmes électriques représente donc

l'une des priorités absolues pour les compagnies d'électricité qui dépensent des sommes d'argent colossales dans le combustible nécessaire à la production de l'énergie électrique. A titre d'exemple, une grande compagnie (avec un pic de charge annuel de 10 000 MW), peut dépenser en moyenne jusqu'à 1.5 billions de dollars par an [1]. Donc, l'utilisation rationnelle du combustible disponible est d'une grande importance, non seulement parce que la plupart des combustibles représentent des sources d'énergie non renouvelables, mais aussi ceci peut engendrer des réductions importantes dans les frais d'exploitation.

Avec la demande croissante de l'énergie électrique et l'augmentation des prix du combustible, les compagnies d'électricité travaillent sans cesse pour garantir à leurs clients un approvisionnement continu et fiable en énergie électrique à des prix compétitifs. Afin d'atteindre cet objectif, les opérateurs du réseau ont besoin d'ajuster constamment les variables de commande du système électrique (à savoir, consignes de puissance des générateurs, prises des transformateurs, ...etc.). Cette tâche extrêmement difficile est exécutée par la fonction Ecoulement de Puissance Optimal (souvent désignée par l'appellation anglaise, *Optimal Power Flow*) au niveau des centres de conduites des réseaux électriques. L'écoulement de puissance optimal ou répartition optimale des puissances, souvent abrégé OPF est par conséquent, l'outil informatique de base permettant au gestionnaire du réseau de déterminer les conditions de fonctionnement sécurisé et économique du système électro-énergétique. La procédure de l'OPF utilise des méthodes basées sur la programmation mathématique afin de déterminer le réglage optimal des variables de contrôle du système et ce, en satisfaisant un ensemble d'exigences spécifiées de fonctionnement et de sécurité.

En général, le problème de l'OPF est un problème d'optimisation avec contraintes qui est très difficile à résoudre. En raison de son importance dans les applications de planification et de fonctionnement des systèmes électro-énergétiques, des efforts importants de recherches ont été consacrés au

développement de procédures d'OPF efficaces et robustes. D'habitude, ces méthodes supposent que la caractéristique du coût de combustible des générateurs est une fonction continue et convexe. Cependant, il existe des situations où il est impossible ou non réaliste de représenter les caractéristiques du coût de combustible par des fonctions convexes. Cette situation apparaît surtout dans la présence de l'effet d'ouverture des vannes d'admissions, d'unités à plusieurs types de combustibles ou d'unités avec zones de fonctionnements prohibées. De là, les recherches se sont focalisées sur de nouvelles méthodes permettant une meilleure prise en charge des fonctions coût de combustible discontinues et non convexes.

Dans les années récentes, les techniques de calcul intelligentes, en particulier les méthodes évolutionnaires, se sont imposées comme des méthodes puissantes et efficaces dans la résolution de plusieurs problèmes d'optimisation jugés difficiles. Ces techniques offrent plusieurs caractéristiques remarquables par rapport aux méthodes d'optimisation classiques. Parmi les qualités des méthodes intelligentes, on peut citer leur capacité de chercher la solution dans des espaces non convexes avec des maxima multiples et isolés, la convergence globale, la robustesse et la capacité naturelle d'une recherche parallèle. En particulier, ces techniques sont bien appropriées pour traiter les problèmes d'optimisation extrêmement difficiles (ou impossible) à résoudre en utilisant les méthodes d'optimisation conventionnelles.

Beaucoup de chercheurs se sont intéressés au domaine du calcul évolutionnaire et à leur application aux divers problèmes liés au fonctionnement des systèmes électro-énergétiques. Les résultats des recherches se sont avérés fructueux et très prometteurs, en particulier, le problème de l'écoulement de puissance optimal semble bien adapté à ces techniques, en raison de sa nature fortement non-linéaire et non convexe.

Le travail présenté dans cette thèse vise à développer une nouvelle procédure de la fonction écoulement de puissance optimal (OPF) basée sur un algorithme évolutionnaire récent. Parmi les algorithmes évolutionnaires actuellement

disponibles, on a choisi l'algorithme à évolution différentielle (DEA), à cause de sa simplicité et sa puissance. Afin d'améliorer les performances de ce dernier, des modifications ont été apportées à l'algorithme original pour avoir un nouvel algorithme à évolution différentielle modifié (MDEA).

2. Objectifs et contributions de la thèse

La contribution principale de ce travail de recherche est l'élaboration d'une procédure efficace capable de résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) en présence de générateurs avec des caractéristiques de coût non conventionnelle. Spécifiquement, il s'agit de développer une approche basée sur une nouvelle méthode évolutionnaire connue par l'évolution différentielle modifiée (MDEA). Cette dernière est testée avec succès sur différents cas de figures qui sont extrêmement difficile voire impossible à résoudre en utilisant les techniques conventionnelles, en raison de l'espace de solution du problème qui est non linéaire, discontinu et non convexe.

La technique proposée est capable de fournir à la fin du processus d'optimisation, une famille de solutions physiquement réalisables de par la nature des contraintes et d'une précision acceptable sur le plan pratique. Cette caractéristique est particulièrement utile dans le cas où, pour des raisons imprévues, il est impossible d'implémenter la meilleure solution globale obtenue. Dans cette situation, l'opérateur du réseau peut choisir une solution différente parmi la population de la génération finale, sans recourir à la procédure d'optimisation.

3. Plan de la thèse

La présente thèse est structurée autour de six chapitres à savoir :

Le chapitre 1 aborde le problème du fonctionnement optimal des systèmes électro-énergétiques. Ce chapitre traite en particulier le problème du dispatching économique, le critère d'optimalité, et la modélisation des caractéristiques entrée –

sortie des unités de production thermiques. En plus, plusieurs variantes de la représentation des caractéristiques de courbes de coût du combustible sont discutées à la fin du chapitre.

Le chapitre 2 est consacré à l'étude du problème de l'écoulement de puissance (ou écoulement de charge). Ce chapitre trouve sa justification dans la nécessaire détermination de l'état du système électrique en régime stationnaire. Spécifiquement, le second chapitre présente la modélisation de quelques éléments du réseau ainsi que la méthode de résolution de Newton – Raphson et la méthode découplée.

Le chapitre 3 donne une revue détaillée du problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF). Essentiellement, la formulation mathématique du problème de l'OPF est présentée, suivi de quelques variantes de celui-ci. En plus il nous a paru indispensable de clore ce chapitre par une synthèse des méthodes classiques les plus utilisées pour la solution du problème de l'écoulement de puissance optimal.

Le chapitre 4 discute l'approche proposée basée sur l'algorithme à évolution différentielle pour la solution du problème de l'écoulement de puissance optimal. Le principe général des algorithmes évolutionnaires est discuté au début du chapitre suite à quoi, les avantages offerts par ces algorithmes par rapport aux méthodes conventionnelles sont exposés. Une classe de ces algorithmes, l'algorithme à évolution différentielle ainsi que sa version modifiée, sont décrits en détail. Ces derniers constituent la base de l'approche proposée qui est exposée à la fin de ce chapitre.

Le chapitre 5 présente les résultats de simulations de la démarche proposée pour la solution du problème de l'OPF. La validation de ces résultats est montrée et discutée à travers plusieurs études de cas.

Enfin, on termine ce manuscrit par une conclusion générale de ce travail de recherche avec quelques perspectives envisagées.

CHAPITRE 1

FONCTIONNEMENT OPTIMAL DES SYSTEMES ELECTRO-ENERGETIQUES

1.1. Introduction

L'exploitation des réseaux électriques pose de nombreux problèmes d'ordre technique et économique. L'exploitant du réseau doit assurer en tout temps et en tout lieu la couverture de l'énergie demandée, de garantir une qualité acceptable de la puissance livrée et de procurer une sécurité d'alimentation élevée avec un coût aussi faible que possible. L'apparition de la crise d'énergie et les prix de plus en plus chers des combustibles ont donné au fonctionnement optimal ou économique des systèmes d'énergie électrique une position importante dans l'industrie de l'électricité. Le problème qui se pose donc est, comment répartir la charge totale du système parmi les unités de générations disponibles de manière à minimiser le coût de production. Au début des années 20, le "Dispatching Economique" était proposé comme approche afin de répartir la puissance active produite entre les groupes thermiques de la manière la plus économique, compte tenu des coûts marginaux de production et des pertes du réseau. Seule la contrainte d'égalité production = consommation + pertes était conservée, et le problème était traité en actif. Les pertes de transmission qui sont des fonctions approximativement quadratiques des puissances générées, sont introduites sous forme de facteurs de pénalité dans la fonction coût à minimiser.

A la fin des années 50, le problème de l'écoulement de puissance a fait sa première apparition [2]. L'objectif de l'écoulement de puissance est de déterminer les tensions complexes des jeux de barres, à partir desquelles toutes les autres grandeurs telles que les puissances transitant par les lignes de transport et les pertes de puissance peuvent être calculées. Durant les années 60, l'optimisation est apparu

comme une exigence et a été appliquée à l'écoulement de puissance. Un "Ecoulement de Puissance Optimal" (OPF) est destiné à trouver une solution de l'écoulement de puissance qui optimise une fonction de performance comme le coût du combustible, ou les pertes de transmission, tout en veillant à respecter les limites physiques imposées par les équipements du système (voir chapitre 3). Une solution de l'écoulement de puissance est alors obtenue qui, d'une part, est réalisable physiquement, et d'autre part, offre une valeur minimum de la fonction objectif.

Ce chapitre traite le problème du fonctionnement économique des systèmes électro-énergétiques, où seules les unités thermiques seront considérées. Le paragraphe 1.2 introduit les notions fondamentales du problème du dispatching économique. Le paragraphe 1.3 présente la modélisation conventionnelle des caractéristiques entrée – sortie des générateurs, alors que le paragraphe 1.4 décrit le critère d'optimalité du dispatching des puissances. Enfin, le paragraphe 1.5 illustre plusieurs variantes qui existent des caractéristiques de coût de combustibles.

1.2. Problème du Dispatching Economique

L'objectif principal du dispatching économique est de trouver la contribution en puissance active de chaque groupe de production du système électrique, de sorte que le coût total de production soit minimisé pour n'importe quelle condition de charge. Le coût de production d'une unité varie en fonction de la puissance fournie par l'unité considérée.

Pour un système électro-énergétique avec NG unités de production, le coût total du combustible est simplement égal à la somme des coûts du combustible des différentes unités, soit :

$$C_T = \sum_{i=1}^{NG} C_i(P_{Gi}) \quad (1.1)$$

où P_{Gi} est la puissance active du générateur i , $C_i(P_{Gi})$ représente le coût du combustible (en \$/h) de l'unité i et C_T correspond au coût total du combustible (en

\$/h). Il est évident que la somme de toutes les puissances actives générées, doit être égale à la charge totale du système plus les pertes totale de transmission. Cette distribution doit en plus respecter les limites admissibles de production (P_{Gi}^{\min} et P_{Gi}^{\max}) de chaque générateur. Par conséquent, le problème du dispatching économique s'énonce mathématiquement comme il suit :

$$\min \quad C_T \quad (1.2)$$

$$\text{sujet à } \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} = P_D + P_L \quad (1.3)$$

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, NG \quad (1.4)$$

où P_D est la puissance totale demandée (charge du système) et P_L représente les pertes totale de transmission.

La valeur exacte des pertes de transmission ne peut être obtenue qu'à partir d'une étude de l'écoulement de puissance (voir chapitre 2). Néanmoins, dans les études du dispatching économique on exprime souvent les pertes de transmission en fonction des puissances actives générées. Cette technique est communément appelée la méthode des coefficients B . Dans cette approche, les pertes sont approximées par la formule de Kron [1] :

$$P_L = \sum_{i=1}^{NG} B_{ij} P_{Gi} P_{Gj} + \sum_{i=1}^{NG} B_{i0} P_{Gi} + B_0 \quad (1.5)$$

où les termes B_{ij} , B_{i0} et B_0 sont appelés coefficients des pertes ou les coefficients B . Les coefficients des pertes ne sont pas constants, mais varient suivant les conditions de fonctionnement du système. Cependant, des résultats acceptables peuvent être obtenus si les conditions de fonctionnement actuelles sont relativement proches de celles pour lesquelles les coefficients B ont été calculés. Il existe plusieurs méthodes basées sur l'étude de l'écoulement de puissance qui permettent de calculer les coefficients de pertes [1], [3].

1.3. Modélisation des caractéristiques entrée – sortie des générateurs

La caractéristique entrée – sortie d’une unité thermique est représentée par un graphe qui relie le taux du combustible à l’entrée (en Btu/h) avec la puissance électrique à la sortie (en MW) de l’unité. La forme de cette courbe est déterminée sur la base des données collectées à partir des essais effectués sur l’unité génératrice. Il est souvent usuel d’utiliser le taux du coût de combustible (en \$/h) au lieu du taux du combustible (en Btu/h). Cette conversion est accomplie en multipliant le taux du combustible par le prix du combustible (en \$/Btu). La caractéristique qui en résulte et que nous montrons dans la Figure 1.1, est connue sous le nom de courbe de coût du combustible. Généralement, pour représenter cette dernière caractéristique, on adopte une fonction quadratique de la forme :

$$C_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (1.6)$$

où a_i , b_i et c_i sont les coefficients de coût de l’unité génératrice i .

Une autre caractéristique importante des unités thermiques, largement utilisée dans les études du fonctionnement des systèmes électro-énergétiques, est la courbe de l’accroissement du coût de combustible. Cette caractéristique est obtenue en dérivant la courbe de coût du combustible qui est exprimée en \$/MWh.

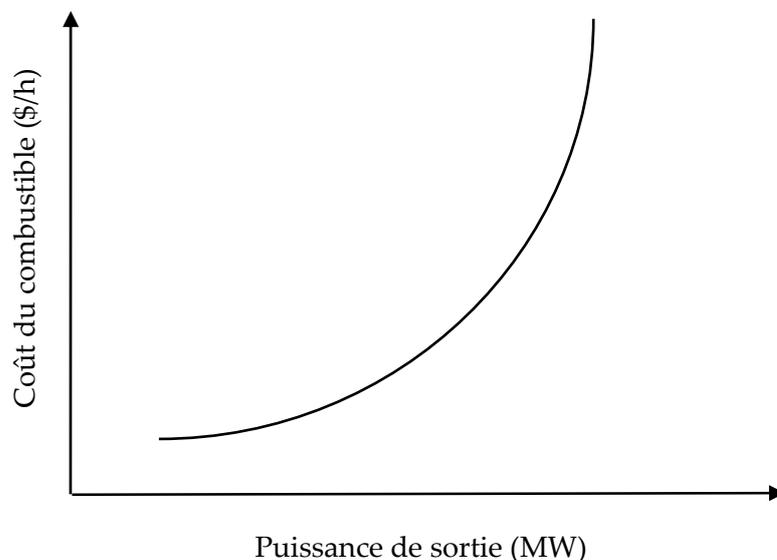


Figure 1.1 : Courbe typique de coût du combustible d’une unité thermique

L'accroissement du coût de combustible, représente le coût supplémentaire du combustible (en \$/h) pour augmenter la puissance active de l'unité de 1 MW ; ou le gain en coût (en \$/h) pour diminuer la puissance active de l'unité de 1 MW. La Figure 1.2 montre une caractéristique typique de l'accroissement du cout de combustible pour une unité de génération thermique.

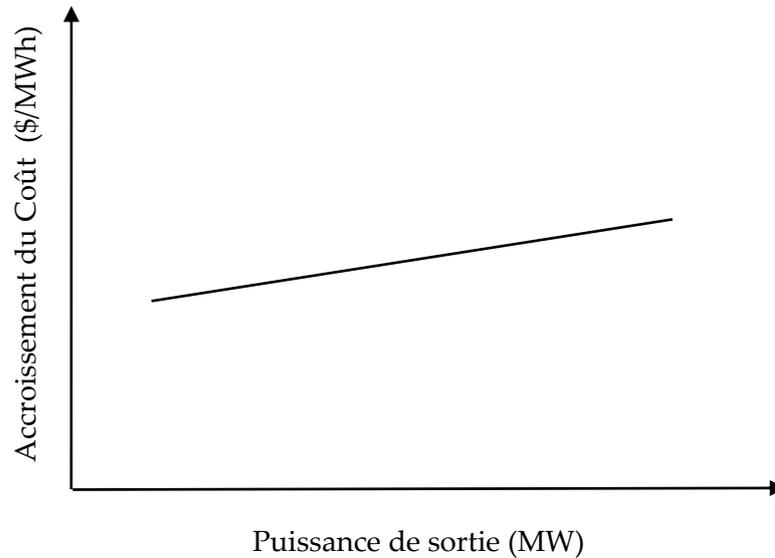


Figure 1.2 : Courbe typique de l'accroissement du coût de combustible

1.4. Critère d'optimalité du dispatching économique

Le dispatching économique est évidemment un problème d'optimisation avec contraintes, qui peut être résolu en utilisant différentes techniques. Le critère pour un fonctionnement optimal est obtenu en introduisant la fonction auxiliaire suivante :

$$L = \sum_{i=1}^{NG} C_i (P_{Gi}) + \lambda \left(P_D + P_L - \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} \right) \quad (1.7)$$

où L est la fonction de coût augmentée (ou fonction de Lagrange), et λ le multiplicateur de Lagrange associé à la contrainte de l'équilibre des puissances actives.

Les conditions nécessaires pour un minimum sont données par le système suivant :

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} - P_D - P_L = 0 \quad (1.8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} + \lambda \left(\frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} - 1 \right) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, NG \quad (1.9)$$

Notons que la dérivée partielle de la fonction de Lagrange par rapport à λ nous donne la contrainte d'équilibre des puissances actives. L'équation (1.9) réarrangée donne :

$$\lambda = \left(\frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} \right) \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right)^{-1} = \left(\frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} \right) (L_i), \quad i = 1, 2, \dots, NG \quad (1.10)$$

avec

$$L_i = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right)^{-1} \quad (1.11)$$

L_i est appelé facteur de pénalité du générateur i .

Par conséquent, le critère d'optimalité d'un dispatching économique peut être énoncé de la manière suivante :

L'optimum est atteint si le produit de l'accroissement de coût $\partial C_i / \partial P_{Gi}$ et le facteur de pénalité L_i est le même pour toutes les unités du système. Dans le cas où plusieurs unités atteignent leurs limites de production, on leur assignera les limites correspondantes et elles seront écartées de l'ensemble des unités productrices. Les unités qui restent, continuent à fonctionner suivant le critère énoncé plus haut.

La solution optimale du dispatching économique, revient donc à résoudre le système d'équations composé par (1.8) et (1.9). Comme les pertes de transmission sont fonction des puissances actives générées, ce système d'équation nécessite une technique itérative. Parmi ces techniques on peut citer la méthode du gradient, la programmation linéaire, la programmation quadratique et la méthode de Newton.

Dans le calcul du dispatching économique, il est parfois judicieux de négliger les pertes de transmission, si tous les générateurs sont localisés dans une seule centrale ou sont très proche géographiquement. Dans ces conditions, le problème est allégé et on peut le résoudre analytiquement :

En remplaçant C_i par l'expression quadratique (1.6) dans l'équation (1.9), on obtient :

$$\sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} - P_D = 0 \quad (1.12)$$

$$b_i + 2c_i P_{Gi} - \lambda = 0, \quad i = 1, 2, \dots, NG \quad (1.13)$$

En substituant les valeurs de P_{Gi} dans la contrainte d'égalité (1.12), on a :

$$\lambda = \frac{P_D + \sum_{i=1}^{NG} \frac{b_i}{2c_i}}{\sum_{i=1}^{NG} \frac{1}{2c_i}} \quad (1.14)$$

Cette dernière valeur de λ qui représente l'accroissement optimal du coût de combustible, est remplacée dans les équations (1.13) pour calculer les consignes optimales des puissances à générer.

1.5. Variantes de la caractéristique du coût de combustible

La forme conventionnelle de la caractéristique du coût de combustible des unités thermiques est généralement représentée par un polynôme du 2^{ème} ordre (conformément à l'équation 1.6). Ce type de fonction possède la propriété avantageuse d'être convexe ce qui simplifie grandement le problème du dispatching économique et augmente le nombre de techniques qui peuvent être appliquées à sa résolution. Dans ce cas, il est possible d'aboutir à une solution avec un minimum global en utilisant une technique convenable. Pour certains cas, la représentation quadratique est inadaptée, d'où la nécessité de développer des modèles plus précis pour obtenir de meilleurs résultats. En effet, la présence de situations liées au fonctionnement des unités thermiques, tels que l'effet d'ouverture des vannes,

unités à plusieurs types de combustibles ou unités avec zones de fonctionnement prohibées, rend impossible ou non pratique l'adoption du modèle quadratique.

1.5.1. Caractéristique avec l'effet d'ouverture des vannes

D'habitude, les grandes centrales thermiques disposent de plusieurs vannes d'admission de vapeur, qui sont utilisées pour le contrôle de la puissance délivrée par l'unité. Chaque fois que l'on commence à ouvrir une vanne d'admission, on enregistre une augmentation soudaine des pertes et il en résulte alors des ondulations dans la courbe de coût du combustible. Avec l'ouverture graduelle de la vanne, ces pertes diminuent progressivement jusqu'à ce que la vanne soit complètement ouverte. La Figure 1.3 montre la courbe de coût typique d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur.

L'effet d'ouverture de vanne est souvent modélisé en ajoutant une composante sinusoïdale à la fonction quadratique de base [4], [5] :

$$C_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 + \left| d_i \sin \left(e_i (P_{Gi}^{\min} - P_{Gi}) \right) \right| \quad (1.15)$$

où a_i, b_i, c_i, d_i et e_i sont les coefficients de coût de l'unité génératrice i .

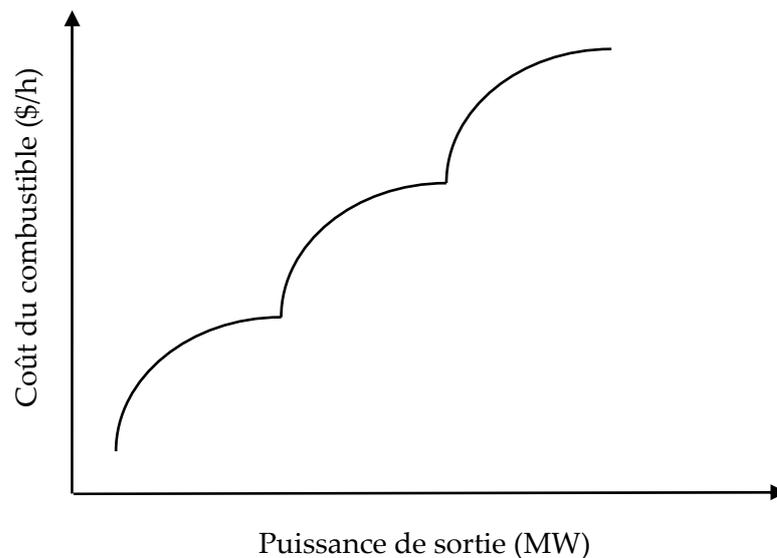


Figure 1.3 : Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur

Ce type de problème est extrêmement difficile à résoudre avec les techniques conventionnelles comme la technique du gradient, du fait des changements brusques et des discontinuités présents dans la courbe de l'accroissement de coût.

1.5.2. Caractéristique avec plusieurs types de combustibles

Parfois, les unités thermiques sont capables de fonctionner avec plusieurs types de combustibles. Dans ces conditions, la caractéristique de coût est constituée de plusieurs morceaux de fonctions quadratiques (Fig. 1.4), qui s'écrivent [6], [7] :

$$C_i(P_{Gi}) = \begin{cases} a_{i,1} + b_{i,1}P_{Gi} + c_{i,1}P_{Gi}^2 & \text{combustible 1, } P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi,1} \\ a_{i,2} + b_{i,2}P_{Gi} + c_{i,2}P_{Gi}^2 & \text{combustible 2, } P_{Gi,1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi,2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{i,k} + b_{i,k}P_{Gi} + c_{i,k}P_{Gi}^2 & \text{combustible k, } P_{Gi,k-1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \quad (1.16)$$

où $a_{i,k}$, $b_{i,k}$ et $c_{i,k}$ sont les coefficients de coût de l'unité i avec le combustible k .

Ce modèle est communément appelé *modèle quadratique par morceaux*. Le combustible le plus économique est représenté par le morceau le plus inférieur de la courbe. Ce type de fonction est également difficile voire impossible à traiter via les techniques standards.

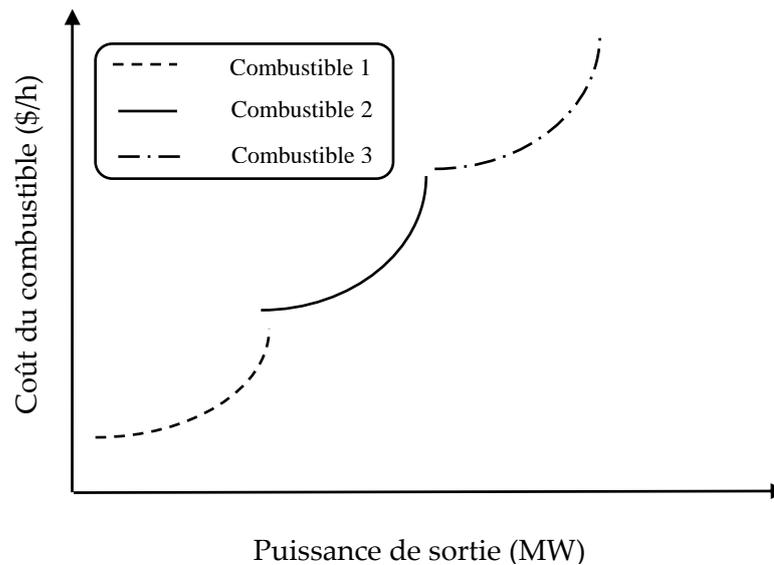


Figure 1.4 : Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par trois types de combustible

1.5.3. Caractéristique avec des zones de fonctionnements prohibées

Généralement, on admet que la puissance fournie par les unités thermiques peut être ajustée d'une manière continue dans le domaine de fonctionnement du générateur ($P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}$). Dans la pratique, les unités thermiques peuvent avoir des régions de fonctionnement indésirables pour des problèmes liés à l'instabilité ou des limitations physiques de fonctionnement au niveau des composants des machines. Ces régions créent des discontinuités au niveau de la courbe de coût du combustible, étant donné que l'unité doit fonctionner à l'intérieur de certaines plages spécifiées (Fig. 1.5). Ce type de fonction est caractérisé par un espace de solution non convexe.

Les intervalles de fonctionnement pour une unité thermique avec des zones de fonctionnement prohibées sont données par [8], [9] :

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi,1}^L \\ P_{Gi,k-1}^U \leq P_{Gi} \leq P_{Gi,k}^L, \quad k = 2, 3, \dots, n_i \\ \vdots \\ P_{Gi,n_i}^U \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{array} \right. \quad (1.17)$$

où n_i est le nombre de zones prohibées de l'unité i . $P_{Gi,k}^L$ et $P_{Gi,k}^U$ sont, respectivement, la borne inférieure et la borne supérieure de la zone de fonctionnement prohibée k .

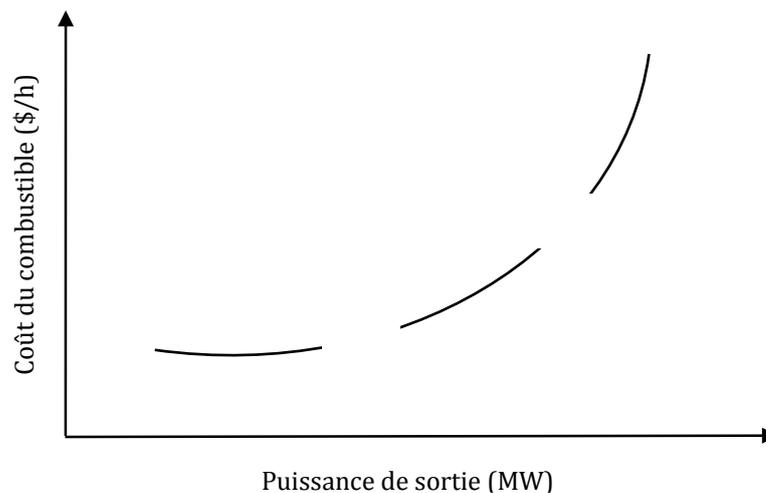


Figure 1.5 : Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec des zones de fonctionnements prohibées

CHAPITRE 2

PROBLEME DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE

2.1. Introduction

Les études du problème de l'écoulement de puissance connu aussi par l'écoulement de charge, constituent la colonne vertébrale de toute analyse et conception d'un système électro-énergétique. Ces études sont nécessaires pour la planification et les développements futurs des réseaux et aussi pour assurer un fonctionnement fiable des systèmes existants. L'objectif général de ce chapitre est l'étude du fonctionnement du système électrique en régime permanent. On a en effet besoin de connaître à un instant donné l'état du système électrique en régime stationnaire, soit pour analyser dans une situation donnée l'adéquation à la demande des capacités de production et de transport, soit pour servir de point de départ (état initial) à des simulations de régimes dynamiques comme le calcul des courants de courts circuit et l'analyse de la stabilité transitoire. Le but du calcul de l'écoulement de puissance est de déterminer, en régime triphasé permanent équilibré, les modules et phases des tensions en tout point du réseau. En utilisant ces valeurs, on peut calculer les puissances actives et réactives transitant par les lignes de transport et les transformateurs ainsi que les pertes de transmission.

En 1956, Ward et Hall [2] proposèrent le premier programme informatique pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance. Depuis lors, les chercheurs ont dépensé des efforts considérables pour développer des méthodes de calcul plus efficaces et plus fiables.

La formulation mathématique du problème de l'écoulement de puissance fait apparaître un système d'équations algébriques non linéaires, qui expriment l'injection des puissances actives et réactives en fonction des modules et phases des

tensions des jeux de barres. En raison de leur non linéarité, la résolution de ces équations algébriques nécessite une technique itérative de calcul. Actuellement, les méthodes de résolution les plus couramment utilisées sont celles de Newton – Raphson et la méthode découplée qui seront discutées en détail au sein de ce chapitre.

Le calcul de l'écoulement de puissance discuté dans ce chapitre porte sur les systèmes électriques fonctionnant en régime triphasé permanent équilibré. La section 2.2 donne un résumé sur la structure générale des réseaux électriques. La section 2.3 présente les modèles de quelques composants des réseaux électriques. La dérivation des équations de l'écoulement de puissance est détaillée dans la section 2.4. La section 2.5 explique les notions fondamentales du problème de l'écoulement de puissance, tandis que la section 2.6 décrit les techniques de solution les plus réputées que sont la méthode de Newton – Raphson, et la méthode découplée. Enfin, la section 2.7 montre la façon de calculer les puissances qui transitent par les lignes de transmission, une fois que les tensions complexes des jeux de barres ont été déterminées.

2.2. Aperçu sur l'architecture des réseaux électriques

Le réseau de transport et d'interconnexion à très haute tension (400 kV, 225 kV) forme un ensemble maillé sur lequel sont raccordés les grandes centrales (>300 MW). Il est complété par un réseau de répartition à haute tension (60 kV à 150 kV) exploité soit en bouclé fermée, soit le plus souvent en boucle ouverte et sur lequel se raccordent des centrales électriques de moindre puissance, ainsi que les grands utilisateurs industriels (>100 MVA). On trouve ensuite un réseau de distribution (de 20 kV à 400 V) desservant la clientèle (petites et moyennes entreprises, commerces, secteurs résidentiels, ...etc.) à travers des postes de répartition. Ce réseau de distribution est généralement de structure radiale, éventuellement bouclable dans les zones urbaines pour assurer la continuité de service.

L'alimentation d'une grande agglomération se fait en général par une boucle à 380 kV ou 225 kV alimentée par le réseau d'interconnexion et sur laquelle sont raccordés des postes abaisseurs vers le réseau de répartition. Sur ce réseau de répartition sont branchés des postes abaisseurs (postes de répartition) vers le réseau de distribution (15 kV à 20 kV), qui est bouclé ou bouclable et enfin le réseau basse tension de structure radiale alimentant les consommateurs (en triphasé ou en monophasé).

2.3. Modélisation des composants du réseau électrique

Un réseau de transport ou de distribution électrique contient un ensemble de composants qu'on doit modéliser afin d'établir les équations qui gouvernent le système électrique. Dans les sections qui suivent, on va exposer quelques modèles algébriques de base relatifs aux composants du réseau qui sont nécessaires pour le calcul de l'écoulement de puissance.

2.3.1. Générateurs

Dans l'analyse de l'écoulement de puissance, les générateurs sont modélisés comme des injecteurs de courants. Dans l'état stationnaire, un générateur est généralement contrôlé de sorte que la puissance active injectée au jeu de barres et la tension aux bornes du générateur soient maintenues constantes. La puissance active délivrée par le générateur est réglée à travers le contrôle de la turbine, qui doit être dans les limites de la capacité du système turbine – générateur. La tension est liée principalement à l'injection de la puissance réactive au jeu de barres de production, et comme le générateur doit fonctionner dans les limites de sa courbe de capacité réactive $Q(P)$, il n'est pas possible de régler la tension en dehors de certaines limites admissibles [10].

2.3.2. Lignes de transmission

La ligne de transmission est représentée par le modèle en π à paramètres concentrés (Fig. 2.1). Ces paramètres spécifiques pour des lignes ou des câbles avec une configuration donnée, dépendent de la nature des conducteurs et de leurs géométries. Ce modèle est caractérisé par les paramètres suivants [3]:

- L'impédance série par phase \bar{z}_{km} (en Ω) :

$$\bar{z}_{km} = r_{km} + jx_{km} \quad (2.1)$$

où r_{km} et x_{km} sont, respectivement, la résistance et la réactance série de la ligne entre les jeux de barres k et m .

- L'admittance shunt par phase \bar{y}_{km}^{sh} (en Siemens) :

$$\bar{y}_{km}^{sh} = g_{km}^{sh} + jb_{km}^{sh} \quad (2.2)$$

où g_{km}^{sh} et b_{km}^{sh} sont, respectivement, la conductance et la susceptance shunts de la ligne entre les jeux de barres k et m .

Dans les études de l'écoulement de puissance, on a souvent besoin de l'admittance série \bar{y}_{km} des lignes, qui est donnée par :

$$\bar{y}_{km} = \frac{1}{r_{km} + jx_{km}} = g_{km} + jb_{km} \quad (2.3)$$

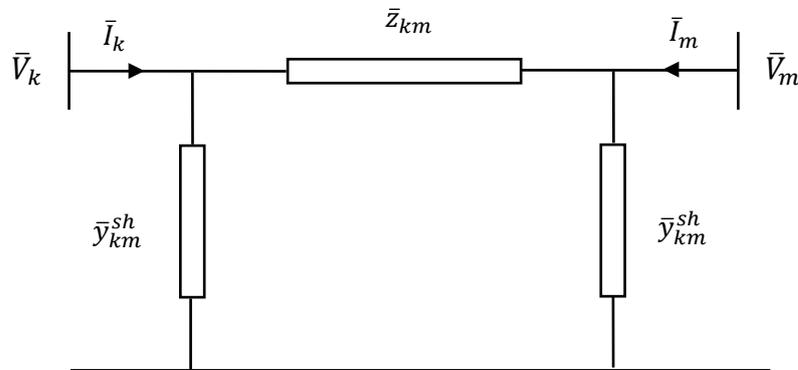


Figure 2.1 : Modèle en π d'une ligne de transmission

où g_{km} et b_{km} sont, respectivement, la conductance et la susceptance séries de la ligne entre les jeux de barres k et m . Dans la plupart des cas, la valeur de g_{km}^{sh} est si petite, qu'on peut la négliger

2.3.3. Transformateurs de puissance

En général, les transformateurs de puissance haute tension sont munis de prises réglables en charge afin de maintenir un niveau de tension acceptable et d'assurer la régulation de la puissance active et réactive transitant sur les lignes de transports. Ce type de transformateur est généralement représenté par une admittance branchée en série avec un transformateur idéal d'un rapport de transformation complexe [3] (Fig. 2.2).

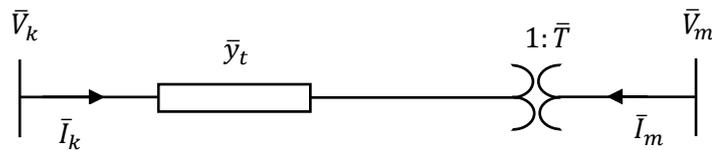


Figure 2.2 : Modèle du transformateur muni de prises réglables en charge

Les équations des tensions nodales du transformateur peuvent être écrites sous la forme :

$$\begin{bmatrix} \bar{I}_k \\ \bar{I}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_t & -\bar{y}_t/\bar{T} \\ -\bar{y}_t/\bar{T}^* & \bar{y}_t/\bar{T}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{V}_k \\ \bar{V}_m \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

où

\bar{y}_t est l'admittance du transformateur exprimée en unités relatives p.u. (dans la base du transformateur),

$\bar{T} = T e^{j\phi_t}$, représente le rapport de transformation complexe,

ϕ_t est l'angle de déphasage introduit par le transformateur entre les jeux de barres k et m .

On note que dans la Figure 2.2, le réglage du transformateur est disposé du côté du jeu de barres m .

Dépendant du rapport de transformation \bar{T} s'il est réel ou complexe, le transformateur est dit en phase ($\phi_t = 0$) ou déphaseur ($\phi_t \neq 0$). Dans le cas où \bar{T} est réel, le circuit équivalent du transformateur en phase est représenté dans la Figure 2.3 [3]. Donc, le transformateur est facilement intégré dans le modèle du réseau, par une modification directe de la matrice admittance nodale du système en incorporant les éléments correspondants du schéma équivalent représenté dans la Figure 2.3.

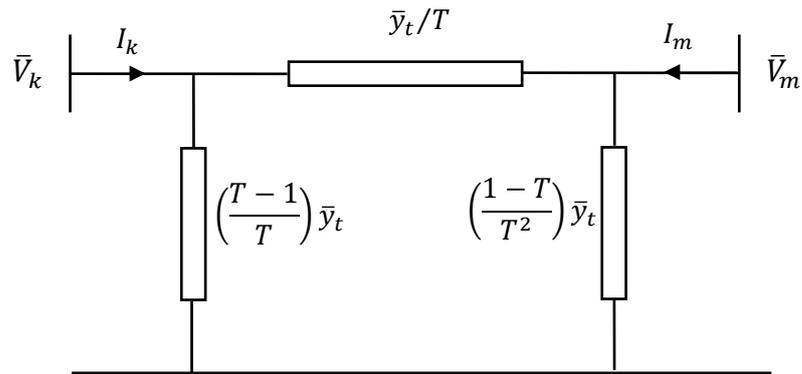


Figure 2.3 : Circuit équivalent du transformateur en phase

2.3.4. Charges électriques

Les charges électriques reflètent souvent des postes de répartition (sous-stations) qui alimentent des réseaux de distribution. Ces charges sont connectées au réseau à travers des transformateurs munis de prises réglables en charge où, le niveau de tension de la charge est maintenu pratiquement constant. Dans ce travail, les charges sont modélisées par des injections négatives de puissance dans les jeux de barres.

2.3.5. Eléments shunt

Dans la plupart des cas, les éléments shunt sont des dispositifs destinés à la compensation de l'énergie réactive et la tenue de la tension, à savoir : batteries de condensateurs et inductances fixes, compensateurs synchrones ou compensateurs

statiques (SVC). Chaque élément connecté au réseau sera modélisé, suivant le cas, par une admittance équivalente ou une injection de puissance.

2.4. Formulation des équations de l'écoulement de puissance

Dans cette partie, toutes les grandeurs sont exprimées en valeurs relatives (système per unit ou p.u.), à partir d'une puissance apparente triphasée de base et de la tension nominale composée de chaque jeu de barres, avec une tension de base par niveau de tension.

Pour un réseau électrique avec N jeux de barres, les équations des tensions nodales du système sont exprimées par la relation matricielle :

$$\begin{bmatrix} \bar{I}_1 \\ \bar{I}_2 \\ \vdots \\ \bar{I}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{Y}_{11} & \bar{Y}_{12} & \cdots & \bar{Y}_{1N} \\ \bar{Y}_{21} & \bar{Y}_{22} & \cdots & \bar{Y}_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{Y}_{N1} & \bar{Y}_{N2} & \cdots & \bar{Y}_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{V}_1 \\ \bar{V}_2 \\ \vdots \\ \bar{V}_N \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

ou encore

$$I_{bus} = Y_{bus} V_{bus} \quad (2.6)$$

où $I_{bus} = [\bar{I}_1 \ \cdots \ \bar{I}_N]^T$ est le vecteur $N \times 1$ des courants complexes injectés à chaque jeu de barres, $V_{bus} = [\bar{V}_1 \ \cdots \ \bar{V}_N]^T$ est le vecteur $N \times 1$ des tensions complexes de chaque jeu de barres et Y_{bus} est la matrice admittance nodale $N \times N$ du système.

La matrice admittance nodale est formée sur la base des composants du réseau électrique (lignes de transmission, transformateurs, batteries de condensateurs et réactances), représentés par leurs modèles discutés dans la section 2.2. Chaque composant du réseau peut être connecté entre deux jeux de barres i et m , ou entre un jeu de barres i et le jeu de barres de référence (jeu de barres 0). Les éléments de la matrice admittance peuvent être obtenus en fonction des admittances des composants du réseau, en appliquant les règles suivantes :

- \bar{Y}_{ii} , l'élément diagonal ii , est égal à la somme des admittances de tous les composants connectés au jeu de barres i , soit :

$$\bar{Y}_{ii} = \sum_{\substack{m=0 \\ m \neq i}}^N \bar{y}_{im} \quad (2.7)$$

- \bar{Y}_{im} , l'élément hors diagonale im , est égal à la somme négative des admittances de tous les composants connectés entre les jeux de barres i et m , c'est à dire :

$$\bar{Y}_{im} = - \sum_{m \neq i} \bar{y}_{im} \quad (2.8)$$

D'après (2.5), le courant net injecté à un jeu de barres i , peut s'écrire :

$$\bar{I}_i = \sum_{m=1}^N \bar{Y}_{im} \bar{V}_m, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.9)$$

Les grandeurs complexes \bar{V}_m et \bar{Y}_{im} sont représentées sous la forme polaire ou rectangulaire suivantes :

$$\bar{V}_m = V_m \cos \delta_m + jV_m \sin \delta_m = e_m + jf_m \quad (2.10)$$

$$\bar{Y}_{im} = Y_{im} \cos \theta_{im} + jY_{im} \sin \theta_{im} = G_{im} + jB_{im} \quad (2.11)$$

où δ_m est la phase de la tension au jeu de barres m (mesurée par rapport à une certaine référence des phases), θ_{im} est la phase (ou l'argument) de l'élément im de la matrice admittance, e_m et f_m sont, respectivement, la partie réelle et la partie imaginaire de \bar{V}_m , G_{im} et B_{im} sont, respectivement, la partie réelle (ou conductance) et la partie imaginaire (ou susceptance) de \bar{Y}_{im} .

L'expression de la puissance apparente \bar{S}_i injectée à un jeu de barres i s'obtient par :

$$\bar{S}_i = P_i + jQ_i = \bar{V}_i \bar{I}_i^* = \bar{V}_i \sum_{m=1}^N \bar{Y}_{im}^* \bar{V}_m^*, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.12)$$

où P_i et Q_i sont, respectivement, l'injection des puissances active et réactive au jeu de barres i .

En remplaçant (2.10) et (2.11) dans (2.12), on a :

$$P_i = \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.13)$$

$$Q_i = \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.14)$$

Cet ensemble de $2N$ équations non linéaires constitue la forme polaire des équations de l'écoulement de puissance. Pour un profil de tension et une topologie du réseau donnés, ces équations donnent les injections de la puissance active P_i et la puissance réactive Q_i au niveau d'un jeu de barres i . Ces dernières sont décrites par les relations :

$$P_i = P_{Gi} - P_{Di}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.15)$$

$$Q_i = Q_{Gi} - Q_{Di}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.16)$$

où P_{Gi} , P_{Di} , Q_{Gi} et Q_{Di} sont, respectivement, la puissance générée, la puissance demandée, la puissance réactive générée et la puissance demandée au jeu de barres i .

Finalement, les équations d'équilibre de puissance sont de la forme :

$$P_{Gi} = P_{Di} + \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.17)$$

$$Q_{Gi} = Q_{Di} + \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.18)$$

2.5. Problème de l'écoulement de puissance

Il y a quatre grandeurs fondamentales associées à chaque jeu de barres i du réseau, à savoir : module de tension V_i , phase de tension δ_i , puissance active injectée P_i et puissance réactive injectée Q_i . Pour chaque jeu de barres, deux variables doivent être spécifiées au préalable et les deux autres sont à calculer. Les modules et les phases des tensions inconnues sont appelés variables d'état. L'état du système n'est déterminé qu'après avoir calculer ces valeurs.

Dans l'analyse de l'écoulement de puissance, les jeux de barres du système sont classés en trois catégories :

- **Jeu de barres de référence :** Ce jeu de barres connu aussi par le jeu de barres balancier ou bilan, est choisi parmi ceux où un générateur est connecté. Le rôle de ce jeu de barres est de fournir la puissance supplémentaire nécessaire pour compenser les pertes de transmission, car celles-ci ne sont pas connues d'avance. En plus, ce jeu de barres sert de référence pour les phases des tensions. Par convention, ce jeu de barres est identifié par le jeu de barres no. 1, dont le module et la phase de tension sont toujours spécifiés ($V_1 = 1$ p.u. et $\delta_1 = 0$). Donc, les puissances P_1 et Q_1 sont inconnues, du fait que P_{G1} et Q_{G1} ne sont pas spécifiées d'avance. Par conséquent, les équations d'équilibre de puissance pour le jeu de barres de référence ne sont pas explicitement incluses dans la formulation du problème de l'écoulement de puissance. Cependant, P_1 et Q_1 peuvent être calculées d'après (2.13) et (2.14) après avoir obtenu la solution du problème.
- **Jeu de barres à tension contrôlée :** Chaque jeu de barres du système dont le module de tension est maintenue constant, est considéré comme un jeu de barres à tension contrôlée ou jeu de barres générateur. Ce type de jeux de barres peut inclure des jeux de barres auxquels des générateurs, des batteries de condensateurs, des compensateurs statiques (SVC) ou des transformateurs avec prises réglables sont raccordés. Au niveau de ce jeu de barres, P_i et V_i sont des grandeurs spécifiées. Donc, Q_i n'est pas connue à l'avance étant donné que Q_{Gi} est inconnue. Par conséquent, seule l'équation d'équilibre de puissance active est incluse dans la formulation du problème. La valeur correspondante de δ_i est calculée par l'algorithme de l'écoulement de puissance. Une fois la solution du problème est obtenue, Q_i est calculée d'après (2.14).
- **Jeu de barres de charge :** Chaque jeu de barres du système dont l'injection des puissances actives et réactives sont données, est considéré comme un jeu de

barres de charge. Donc, il est évident que les deux équations d'équilibre de puissance pour chaque jeu de barres de charge sont explicitement considérées dans la formulation du problème. La procédure de l'écoulement de puissance donne les valeurs de V_i et δ_i .

On note que pour un réseau de N jeux de barres avec NG jeux de barres à tension contrôlée (ou générateur), le problème de l'écoulement de puissance implique la solution d'un système de $2N - NG - 2$ équations. Le nombre des variables d'état (V_i et δ_i) est aussi $2N - NG - 2$. Dans ces conditions, le système d'équation est bien posé. Toutefois, cela ne garantit pas qu'une solution existe en raison de la non-linéarité des équations. Il peut alors y avoir une solution unique, des solutions multiples ou aucune solution.

2.6. Méthodes de Résolution du problème de l'écoulement de puissance

La méthode initialement utilisée était la méthode de Gauss-Seidel, qui a l'inconvénient de converger en un nombre d'itérations proportionnel à la taille du réseau. Actuellement, la méthode universellement adoptée est la méthode de Newton – Raphson ou la méthode découplée rapide, dont le nombre d'itérations requis pour obtenir une solution est indépendant de la taille du réseau étudié. Ces dernières sont décrites dans les sections suivantes.

2.6.1. Méthode de Newton – Raphson

Cette méthode implique des résolutions répétées d'un système d'équations linéaires, qui sont une approximation linéaire du système original d'équations non linéaires décrit par (2.13) et (2.14). Cette approximation linéaire est obtenue par un développement en série de Taylor des expressions (2.13) et (2.14). On est ainsi conduit à formuler le système linéaire :

$$\Delta P_i = \sum_{m=1}^N \left(\frac{\partial P_i}{\partial \delta_m} \Delta \delta_m + \frac{\partial P_i}{\partial V_m} \Delta V_m \right), \quad i = 2, \dots, N \quad (2.19)$$

$$\Delta Q_i = \sum_{m=1}^N \left(\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_m} \Delta \delta_m + \frac{\partial Q_i}{\partial V_m} \Delta V_m \right), \quad i = 2, \dots, N \quad (2.20)$$

ou sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{N} \\ \mathbf{J} & \mathbf{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

où \mathbf{H} , \mathbf{N} , \mathbf{J} et \mathbf{L} sont, respectivement, des sous-matrices de dimension $(N-1) \times (N-1)$, $(N-1) \times (N-NG-1)$, $(N-NG-1) \times (N-1)$ et $(N-NG-1) \times (N-NG-1)$. Ces sous-matrices forment la matrice Jacobienne du système.

Les éléments diagonaux de la matrice Jacobienne sont calculés par:

$$H_{ii} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (2.22)$$

$$N_{ii} = \frac{\partial P_i}{\partial V_i} = 2V_i Y_{ii} \cos \theta_{ii} + \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_m Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (2.23)$$

$$J_{ii} = \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_i} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (2.24)$$

$$L_{ii} = \frac{\partial Q_i}{\partial V_i} = -2V_i Y_{ii} \sin \theta_{ii} - \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_m Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}). \quad (2.25)$$

De la même manière, les éléments hors diagonaux de la matrice Jacobienne sont :

$$H_{im} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_m} = -V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (2.26)$$

$$N_{im} = \frac{\partial P_i}{\partial V_m} = V_i Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (2.27)$$

$$J_{im} = \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_m} = -V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (2.28)$$

$$L_{im} = \frac{\partial Q_i}{\partial V_m} = -V_i Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}). \quad (2.29)$$

La procédure de calcul de l'écoulement de puissance en utilisant la méthode de Newton – Raphson est résumée dans les étapes suivantes :

1. Initialiser le compteur d'itération, $k = 0$
2. Affecter des valeurs initiales aux modules et phases des tensions, $V_i^{(0)}$ et $\delta_i^{(0)}$.
D'habitude, les valeurs initiales sont $V_i^{(0)} = 1$ p.u. et $\delta_i^{(0)} = 0$.
3. Calculer le vecteur des écarts de puissances $\Delta P_i^{(k)}$ et $\Delta Q_i^{(k)}$ comme suit :

$$\Delta P_i^{(k)} = P_i^{spec} - P_i^{(k)} \quad (2.30)$$

$$\Delta Q_i^{(k)} = Q_i^{spec} - Q_i^{(k)}. \quad (2.31)$$

Les écarts de puissances représentent la différence entre l'injection des puissances spécifiées et la valeur actuelle de l'injection des puissances calculées sur la base des formules (2.13) et (2.14), en fonction des valeurs actuelles des variables d'état.

4. Vérifier la convergence. Si le vecteur des écarts de puissance est inférieur à une certaine précision, $|\Delta P_i^{(k)}| \leq \varepsilon$ et $|\Delta Q_i^{(k)}| \leq \varepsilon$, stop. Sinon, continuer.
5. Calculer les éléments de la matrice Jacobienne (**H**, **N**, **J** et **L**) à partir de (2.22)-(2.29).
6. Résoudre le système (2.21) par rapport à $[\Delta \delta, \Delta \mathbf{V}]^T$, par l'inversion directe de la matrice jacobienne ou par la technique de factorisation triangulaire et l'élimination gaussienne.
7. Calculer les nouvelles estimations des variables d'états :

$$V_i^{(k+1)} = V_i^{(k)} + \Delta V_i^{(k)} \quad (2.32)$$

$$\delta_i^{(k+1)} = \delta_i^{(k)} + \Delta \delta_i^{(k)}. \quad (2.33)$$

8. Incrémenter k de 1 et retourner à l'étape 3.

Il faut noter que si la puissance réactive générée au niveau d'un jeu de barres à tension contrôlée dépasse sa limite minimale ou maximale, celui-ci change de type et sera considéré comme un jeu de barres de charge. La puissance réactive générée

est assignée à la limite dépassée et le module de la tension devient alors une inconnue qui doit être calculée.

2.6.2. Méthode découplée rapide

La méthode de Newton – Raphson converge localement, c'est-à-dire que le point de départ de l'algorithme $(V_i^{(0)}, \delta_i^{(0)})$ doit se trouver suffisamment proche de la solution. Son intérêt réside dans sa grande précision et sa vitesse de convergence qui est quadratique. Par contre, le calcul du Jacobien et sa factorisation à chaque itération peuvent demander un temps important sur ordinateur. Diverses techniques ont été mises en œuvre pour réduire cet inconvénient. L'une de ces approches largement utilisées, connue sous le nom de méthode découplée rapide, a été proposée par Stott et Alsac en 1974 [11]. Cette méthode est extrêmement rapide, puisqu'elle réduit considérablement les efforts de calcul, sans pour autant affecter la précision de calcul. Cette méthode est une variante simplifiée de Newton – Raphson, et elle est basée sur quelques approximations qui sont souvent valides sur le plan pratique.

En pratique, les puissances actives dépendent peu des modules des tensions et les puissances réactives dépendent peu des phases des tensions. Ceci est d'autant plus vrai que les phases restent petites (réseau peu chargé), et les rapports R_{km}/X_{km} faibles (réseaux à haute tension). Dans ces conditions, on peut négliger les sous-matrices \mathbf{N} et \mathbf{J} , ce qui conduit à remplacer la résolution du système linéaire (2.21) par celle de deux systèmes linéaires découplés [3]:

$$\Delta \mathbf{P} = \mathbf{H} \Delta \boldsymbol{\delta} \quad (2.34)$$

$$\Delta \mathbf{Q} = \mathbf{L} \Delta \mathbf{V} \quad (2.35)$$

On admet les hypothèses suivantes dans la suite du développement [3]:

$$B_{im} \gg G_{im} \quad (2.36)$$

$$\delta_i - \delta_m \approx 0 \quad (2.37)$$

$$V_i V_m = V_i \quad (2.38)$$

$$Q_i \ll B_{ii} V_i^2 \quad (2.39)$$

Avec ces approximations, les éléments de \mathbf{H} et de \mathbf{L} peuvent être simplifiée et deviennent :

$$H_{im} = -V_i B_{im} \quad (2.40)$$

$$H_{ii} = -V_i B_{ii} \quad (2.41)$$

$$L_{im} = -V_i B_{im} \quad (2.42)$$

$$L_{ii} = -V_i B_{ii} \quad (2.43)$$

Dans ces conditions, les systèmes d'équations (2.34) et (2.35) s'écrivent :

$$\frac{\Delta \mathbf{P}}{\mathbf{V}} = -\mathbf{B}' \Delta \delta \quad (2.44)$$

$$\frac{\Delta \mathbf{Q}}{\mathbf{V}} = -\mathbf{B}'' \Delta \mathbf{V} \quad (2.45)$$

où \mathbf{B}' et \mathbf{B}'' sont des matrices constantes et réelles, représentant les parties imaginaires de la matrice admittance nodale Y_{bus} .

Les équations (2.44) et (2.45) sont résolus successivement et le processus itératif est arrêté lorsque les écarts des puissances sont dans la tolérance spécifiée. Pour converger, la technique découplée rapide nécessite plus d'itérations que celle de Newton – Raphson. Par contre, la solution est rapidement obtenue, étant donné qu'elle exige moins de temps de calcul par itération. Il est cependant à noter que la convergence de la méthode découplée rapide est linéaire et elle n'est pas garantie, surtout pour les systèmes dont la résistance des lignes est non négligeable devant la réactance (R/X faible).

2.7. Transits et pertes de puissance dans les lignes

Le calcul des transits de puissance et les pertes au niveau des lignes, constitue la dernière étape dans l'analyse de l'écoulement de puissance. Pour cela on considère le modèle en π d'une ligne reliant les jeux de barres k et m , montré dans la

Figure 2.4. Le courant de ligne \bar{I}_{km} mesuré au jeu de barres k , définit positif de k vers m , est obtenu par :

$$\bar{I}_{km} = \bar{I}_l + \bar{I}_{k0} = (\bar{V}_k - \bar{V}_m)\bar{y}_{km} + \bar{V}_k\bar{y}_{k0} \quad (2.46)$$

De même, Le courant de ligne \bar{I}_{mk} mesuré au jeu de barres m , définit positif de m vers k , s'écrit :

$$\bar{I}_{mk} = -\bar{I}_l + \bar{I}_{m0} = (\bar{V}_m - \bar{V}_k)\bar{y}_{km} + \bar{V}_m\bar{y}_{m0} \quad (2.47)$$

Les puissances apparentes \bar{S}_{km} s'écoulant du jeu de barres k vers m , et \bar{S}_{mk} circulant du jeu de barres m vers k , sont :

$$\bar{S}_{km} = \bar{V}_k\bar{I}_{km}^* = \bar{V}_k(\bar{V}_k^* - \bar{V}_m^*)\bar{y}_{km}^* + V_k^2\bar{y}_{k0}^* \quad (2.48)$$

$$\bar{S}_{mk} = \bar{V}_m\bar{I}_{mk}^* = \bar{V}_m(\bar{V}_m^* - \bar{V}_k^*)\bar{y}_{km}^* + V_m^2\bar{y}_{m0}^* \quad (2.49)$$

La puissance complexe $\Delta\bar{S}_{km}$ perdue dans la ligne $k - m$ due à la transmission est obtenue en faisant la somme algébrique des écoulements de puissances déterminés par les équations (2.48) et (2.49), soit :

$$\Delta\bar{S}_{km} = \bar{S}_{km} + \bar{S}_{mk} \quad (2.50)$$

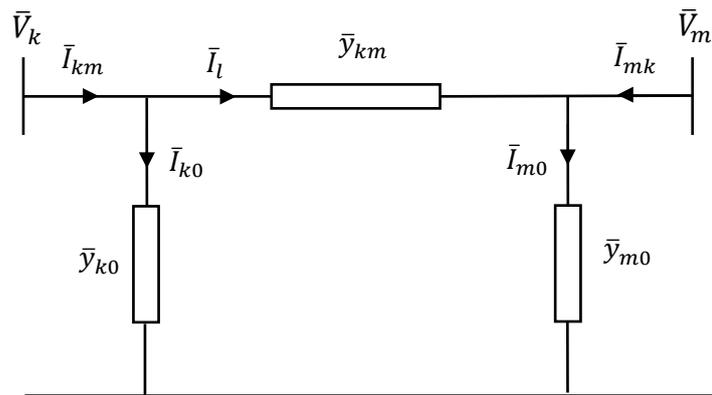


Figure 2.4 : Transits de puissances sur une ligne de transmission

CHAPITRE 3

PROBLEME DE L'ECOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL

3.1. Introduction

De nos jours, les réseaux électriques sont de plus en plus complexes en faisant intervenir des dizaines, voire des centaines de générateurs et des centaines ou des milliers de lignes de transport et de transformateurs. Donc, il est nécessaire de faire appel à des outils informatiques spécialisés pour chercher le point de fonctionnement optimal du système. Ce programme de calcul connu par l'Écoulement de Puissance Optimal (souvent désigné par l'appellation anglaise, *Optimal Power Flow* ou OPF) est un outil d'optimisation important intégré au système de gestion de l'énergie (*Energy Management System* ou EMS) au niveau des centres de conduite des réseaux électriques. Le rôle de la fonction OPF est de déterminer, par un processus itératif, la valeur des variables de commande, telles que les consignes de puissance des générateurs et les prises de réglage des transformateurs, afin de minimiser une fonction objectif, par exemple le coût global d'exploitation ou les pertes de puissance, en tenant compte de certaines contraintes techniques du système à savoir, les domaines de fonctionnement des générateurs, les tensions et les courants admissibles des lignes, des transformateurs et de l'appareillage (disjoncteurs, sectionneurs), ainsi que les contraintes environnementales (émission de polluants gazeux comme le SO₂ et le NO_x).

Le problème de la répartition optimale des puissances (OPF) est l'un des principaux problèmes rencontrés par les ingénieurs d'études des réseaux électriques qui utilisent les outils de la recherche opérationnelle. Depuis le début des années 60, la plupart des méthodes d'optimisation non linéaire ont été expérimentées pour le résoudre. Le problème de l'OPF a été introduit pour la première fois par Carpentier

en 1962 sous la forme d'un dispatching économique contraint [12]. Une formulation plus générale de ce problème a vu le jour en 1968 grâce à Dommel et Tinney [13]. Depuis lors, le problème de l'OPF a connu un grand intérêt de la part des chercheurs afin d'élaborer des méthodes plus fiables et plus efficaces, basées sur diverses techniques d'optimisation.

Ce chapitre est dédié à une revue complète et détaillée du problème de l'OPF. Le paragraphe 3.2 présente quelques applications de la procédure de l'OPF. La formulation mathématique conventionnelle de ce problème est introduite dans le paragraphe 3.3. Le paragraphe 3.4 présente une brève revue de littérature sur l'OPF, suivi d'une étude de quelques méthodes classiques, les plus réputées, de solution du problème de l'OPF.

3.2. Domaines d'application de l'écoulement de puissance optimal

Les applications de la fonction écoulement de puissance optimal peuvent être classées en applications d'exploitation et celles de planification. Dans le domaine d'exploitation, on distingue les applications d'ordre économiques et celles d'ordre technique. Dans chaque catégorie on trouve plusieurs applications, dont les plus courantes sont :

Minimisation du coût de combustible

Le point de départ de l'OPF est la minimisation des coûts d'exploitation des réseaux électriques. La minimisation du coût de combustible est le principal objectif dans cette catégorie. Le but étant de trouver les puissances optimales à générer par les centrales de façon à minimiser le coût total du combustible [14]-[15].

Minimisation des pertes

La minimisation des pertes de transmission est considérée aussi comme l'un des objectifs qui permet une réduction des coûts. Cet objectif ainsi que la minimisation du coût de combustible sont les objectifs les plus couramment utilisés [16].

Amélioration du profil de tension

En général, les tensions sont bornées entre des limites supérieures et inférieures dans les contraintes d'inégalité. Cependant, il existe d'autres formulations où le but est de déterminer les paramètres de contrôle pour minimiser la somme des déviations de tension au niveau des jeux de barres de charge [17].

Amélioration de la stabilité de tension

L'amélioration du profil de tension ne garantit pas une sécurité optimale du système. En effet, des problèmes d'instabilité de tension ont été rencontrés dans des systèmes ayant un profil de tension acceptable [18]. La sécurité de tension est assurée si un système est capable de maintenir constamment une tension acceptable au niveau de tous les jeux de barre du système, dans les conditions de fonctionnement normale, après une augmentation de charge, après un changement de configuration ou lorsque le système est soumis à une perturbation. Cet objectif a fait l'objet de plusieurs travaux de recherches où il a été formulé de différentes manières [19].

Maximisation de la puissance transmissible

Maximiser le transfert de puissance est un objectif appréciable pour les systèmes interconnectés. Il peut aider à minimiser les coûts d'exploitation des systèmes électriques en plus d'autres avantages tel que l'amélioration de la fiabilité. Cet objectif est mieux géré par un ajustement optimal des sources de puissance réactives [20]. Cependant, l'intégration des dispositifs à base de semi conducteurs (FACTS) dans la procédure de l'OPF, peut apporter une amélioration considérable de la capacité de transfert de puissance [21].

3.3. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal

Le problème de l'OPF est considéré comme un problème d'optimisation non linéaire avec contraintes. Un tel problème s'écrit sous la forme d'un programme mathématique non linéaire de la forme :

$$\min \quad f(x, u) \quad (3.1)$$

$$\text{sujet à } g(x, u) = 0 \quad (3.2)$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (3.3)$$

$$x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \quad (3.4)$$

$$u^{\min} \leq u \leq u^{\max} \quad (3.5)$$

dans lequel x représente le vecteur des n_s variables d'état, u est le vecteur des n_c variables de contrôle, $f(x, u)$ représente la fonction objectif à optimiser, $g(x, u) = 0$ traduisent les r contraintes d'égalité, et $h(x, u) \leq 0$ représentent les m contraintes d'inégalité. x^{\min} , x^{\max} , u^{\min} , et u^{\max} sont les limites admissibles des variables de décisions correspondantes.

3.3.1. Variables de contrôle

Ce sont les variables du problème qui peuvent être ajustées afin d'optimiser la fonction objectif et satisfaire les contraintes. Ces variables peuvent inclure :

- les puissances actives générées par les alternateurs,
- les puissances réactives générées par les alternateurs,
- les modules des tensions des jeux de barres générateurs,
- les positions des prises de réglage des transformateurs en phase,
- les phases des transformateurs déphaseurs,
- les puissances transitant par les lignes à haute tension à courant continu (HVDC),
- les puissances réactives délivrées par les compensateurs synchrones,
- les puissances réactives fournies par les compensateurs statiques (SVC),
- les puissances réactives des batteries/bobines de compensation,

- les puissances nettes échangées entre les systèmes interconnectés.

Une attention particulière doit être adressée au type des variables de contrôle. En effet, certaines variables de contrôle sont de nature discrète (elles ne sont ajustables que par des pas discrets). Parmi les exemples de ces variables nous citons, la position des prises de réglage des transformateurs en phase, la phase des transformateurs déphaseurs, et la taille des batteries de condensateurs ou des bobines. Actuellement, la plupart des approches de l'OPF considèrent que toutes les variables sont de nature continue, et une fois la solution optimale obtenue, chaque variable discrète est arrondie à la valeur de réglage discrète la plus proche. Cependant, cette procédure présente plusieurs carences. En effet, il n'y a aucune garantie que la solution arrondie soit la solution optimale, ce qui fait que cette dernière peut devenir non réalisable (c'est-à-dire que quelques contraintes peuvent être violées). En plus, arrondir les variables discrètes ne convient pas pour contrôler les dispositifs avec une taille large du pas, comme les batteries de condensateurs et les bobines. Une solution possible pour remédier à ces problèmes est d'utiliser une représentation exacte des variables de contrôle discrètes. Dans ces conditions, le problème de l'OPF doit être formulé comme un problème d'optimisation non linéaire impliquant à la fois des variables de contrôles continues et discrètes. Ce type de problèmes d'optimisation est communément appelée problèmes de programmation non linéaire mixte [22].

3.3.2. Variables d'état

Ce sont les variables du problème qui dépendent des variables de contrôle. Ces variables sont essentiellement les modules des tensions des jeux de barres de charges, et les phases des tensions de tous les jeux de barres (sauf le jeu de barres de référence). L'état de fonctionnement d'un système électrique est complètement déterminé par les variables de contrôle et les variables d'état.

3.3.3. Fonction objectif

La fonction objectif représente le critère (ou l'index de performance) utilisé pour l'optimisation. On peut citer quelques fonctions objectifs usuelles dans les études de l'OPF, qui sont :

- coûts de production minimum,
- pertes actives de transmission minimum,
- pertes réactives de transmission minimum,
- écart minimum par rapport au point de fonctionnement actuel ou optimal,
- puissances actives transmissibles maximum,
- émissions minimum des gaz,
- coûts de puissance réactive injectée minimum (afin de déterminer l'emplacement optimal pour l'installation de nouvelles batteries ou bobines),
- coûts de puissance active injectée minimum (afin de déterminer l'emplacement optimal pour l'installation de nouvelles unités de productions).

3.3.4. Contraintes d'égalité

Ces contraintes sont traduites par les lois physiques gouvernant le système électrique. En régime stationnaire, la puissance générée doit satisfaire la demande de charge plus les pertes de transmission. Cet équilibre énergétique est décrit par les équations d'équilibre de l'écoulement de puissance, déjà discutées dans le chapitre 2, et qui sont formulées par :

$$P_{Gi} = P_{Di} + \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}), \quad \forall i \in \mathcal{N}_s \quad (3.6)$$

$$Q_{Gi} = Q_{Di} + \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}), \quad \forall i \in \mathcal{N}_l \quad (3.7)$$

où \mathcal{N}_s est l'ensemble des jeux de barres du système (excepté le JDB de référence) et \mathcal{N}_l est l'ensemble des jeux de barres de charge.

Conformément à ce qui a été avancé au chapitre 2, paragraphe 2.5, l'équation d'équilibre de puissance relative au jeu de barres de référence ainsi que celles des puissances réactives des jeux de barres à tensions contrôlées n'ont pas été incluses dans (3.6) et (3.7).

3.3.5. Contraintes d'inégalité

Les contraintes d'inégalité reflètent les limites admissibles de fonctionnement des éléments physiques du système. Ces contraintes peuvent inclure des limites sur des variables de décision, ou des limites sur des fonctions non linéaires. Ces limites ne doivent pas être violées, afin d'assurer la sécurité du système. Les contraintes d'inégalité habituelles peuvent inclure :

- **Limites des puissances actives et réactives des générateurs** : Les puissances actives et réactives délivrées par les unités thermiques doivent être maintenues dans des limites admissibles. Ces limites sont imposées par certaines limitations thermiques et opérationnelles au niveau de chaque unité :

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}, \quad \forall i \in \mathcal{N}_g \quad (3.8)$$

$$Q_{Gi}^{\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{\max}, \quad \forall i \in \mathcal{N}_g \quad (3.9)$$

où

P_{Gi}^{\min} est la limite minimale de puissance active générée au niveau du JDB i ,

P_{Gi}^{\max} est la limite maximale de puissance active générée au niveau du JDB i ,

Q_{Gi}^{\min} est la limite minimale de puissance réactive générée au niveau du JDB i ,

Q_{Gi}^{\max} est la limite maximale de puissance réactive générée au JDB i ,

\mathcal{N}_g est l'ensemble des indices de tous les JDB générateurs.

- **Limites des puissances réactives de compensation** : Les puissances réactives procurées par les sources purement réactives comme les batteries de compensation, les bobines, les compensateurs statiques de puissance réactive (SVC) ou les compensateurs synchrones sont bornées par des valeurs minimales et maximales :

$$Q_{Ci}^{\min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci}^{\max}, \quad \forall i \in \mathcal{N}_c \quad (3.10)$$

où

Q_{Ci}^{\min} est la limite minimale de puissance réactive de compensation au JDB i ,

Q_{Ci}^{\max} est la limite maximale de puissance réactive de compensation au JDB i ,

\mathcal{N}_c est l'ensemble des JDB munis de sources de compensation réactive.

- **Limites des modules de tension** : Pour des raisons de sécurité et de stabilité du système électrique, les fluctuations de tension sont indésirables. Donc, il est en général important de maintenir la tension au niveau de tous les jeux de barres dans des limites admissibles, à savoir :

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max}, \quad \forall i \in \mathcal{N} \quad (3.11)$$

où

V_i^{\min} est la limite minimale du module de tension au niveau du JDB i ,

V_i^{\max} est la limite maximale du module de tension au niveau du JDB i ,

\mathcal{N} est l'ensemble des JDB du système.

- **Limites de réglage des prises des transformateurs en phase** : Les transformateurs dotés de prises de réglage sont utilisés pour le réglage des modules des tensions, et la régulation du flux des puissances réactives. Les positions de ces prises sont limitées par deux valeurs l'une minimale et l'autre maximale et que nous écrivons comme il suit :

$$T_{im}^{\min} \leq T_{im} \leq T_{im}^{\max}, \quad \forall (i, m) \in \mathcal{N}_t \quad (3.12)$$

où

T_{im}^{\min} est la limite minimale du régleur du transformateur entre les JDB i et m ,

T_{im}^{\max} est la limite maximale du régleur du transformateur entre les JDB i et m ,

\mathcal{N}_t est l'ensemble des paires d'indices ordonnées (i, m) de tous les JDB de départ et d'arrivée auxquels les transformateurs réglables sont raccordés.

- **Limites de réglage des phases des transformateurs déphaseurs** : Les transformateurs déphaseurs sont utilisés pour le réglage des phases des tensions

et par conséquent réguler le flux des puissances actives. Le déphasage introduit par ce type de transformateurs est limité par un minimum et un maximum :

$$\phi_{im}^{\min} \leq \phi_{im} \leq \phi_{im}^{\max}, \quad \forall (i, m) \in \mathcal{S}_t \quad (3.13)$$

où

ϕ_{im}^{\max} est la limite maximale de l'angle de déphasage du transformateur entre les JDB i et m ,

ϕ_{im}^{\min} est la limite minimale de l'angle de déphasage du transformateur entre les JDB i et m ,

\mathcal{S}_t est l'ensemble des paires d'indices ordonnées (i, m) de tous les JDB de départ et d'arrivée auxquels les transformateurs réglables sont raccordés.

- **Limites des écoulements de puissance:** Afin d'assurer la sécurité dans le fonctionnement du système électrique, les branches (lignes de transport ou transformateurs) ne doivent en aucun cas être surchargés. Donc, l'écoulement de puissance sur chaque branche est limité par une valeur maximum qui est généralement spécifiée. Ces restrictions sont généralement conditionnées par les limites thermiques des composants du réseau, ou par des considérations de sécurité. Généralement, il s'agit des limites des puissances apparentes transitant sur les branches qui sont de la forme :

$$S_{im} \leq S_{im}^{\max}, \quad \forall (i, m) \in \mathcal{S}_b \quad (3.14)$$

où

S_{im}^{\max} est la limite maximale de puissance apparente entre les JDB i et m ,

\mathcal{S}_b est l'ensemble des paires d'indices ordonnées (i, m) de tous les JDB de départ et d'arrivée du système.

Les expressions générales des puissances écoulées sur une branche $i - m$, sont calculées à l'aide des formules :

$$P_{im} = T_{im}^2 g_{im} V_i^2 - T_{im} V_i V_m [g_{im} \cos(\delta_i - \delta_m + \phi_{im}) + b_{im} \sin(\delta_i - \delta_m + \phi_{im})] \quad (3.15)$$

$$Q_{im} = -T_{im}^2 V_i^2 (b_{im} + b_{im}^{sh}) - T_{im} V_i V_m [g_{im} \sin(\delta_i - \delta_m + \phi_{im}) - b_{im} \cos(\delta_i - \delta_m + \phi_{im})] \quad (3.16)$$

$$S_{im} = \sqrt{P_{im}^2 + Q_{im}^2} \quad (3.17)$$

où g_{km} , b_{km} et b_{im}^{sh} sont, respectivement, la conductance série, la susceptance série et la conductance shunt de la branche connectée entre les JDB k et m .

- **Limites d'émissions des gaz** : Le fonctionnement des unités de production thermiques peut avoir des conséquences néfastes sur l'environnement. En effet, le processus de combustion qui a lieu au niveau de ces unités peut libérer une quantité importante de polluants gazeux dans l'atmosphère, essentiellement sous la forme de dioxyde de carbone (CO_2), d'oxyde de soufre (SO_x) et d'oxyde de nitrogène (NO_x). Ces polluants gazeux sont très nuisibles à la santé des êtres humains et à l'environnement. Afin de limiter le taux de ces émissions, on peut inclure dans le problème d'optimisation de l'OPF, des contraintes relatives aux émissions des gaz toxiques. A cette fin, une fonction d'émission due à chaque polluant est nécessaire pour chaque unité de production. Les chercheurs [23]-[25] ont utilisé plusieurs modèles mathématiques pour représenter les fonctions émissions de ces polluants, qui sont généralement exprimées en fonction des puissances actives générées. En général, les contraintes d'émissions peuvent être formulées par :

$$E_p = \sum_{i \in \mathcal{N}_g} E_{i,p}(P_{Gi}) \leq E_p^{\max}, \quad \forall p \in \mathcal{E} \quad (3.18)$$

où

p est l'indice du polluant,

E_p représente l'émission totale due au polluant p ,

$E_{i,p}$ est la fonction émission de l'unité i due au polluant p ,

E_p^{\max} est la limite maximale de l'émission due au polluant p ,

\mathcal{E} est l'ensemble d'indices de tous les polluants existants.

3.4. Méthodes conventionnelles d'optimisation de l'écoulement de puissance

Le problème de l'écoulement de puissance optimal a eu une longue histoire pour son développement. Il y a plus de quarante ans passés, Carpentier introduisit une formulation du problème du dispatching économique comprenant des contraintes sur les tensions et d'autres contraintes de fonctionnement [12]. Dans son approche (connue par la méthode d'injection), il posa le problème du dispatching économique comme un problème d'optimisation non linéaire, et utilisa la technique du gradient réduit généralisé. En 1968, Dommel et Tinney introduisirent un problème d'optimisation comprenant le dispatching économique classique contrôlé par les équations de l'écoulement de puissance et des contraintes de fonctionnement, où ils ont utilisé la technique du gradient réduit pour résoudre les conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker [13]. Cette formulation a été nommée plus tard problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF). Depuis lors, cette dernière a connu un essor considérable comme en témoigne la littérature. D'excellentes synthèses des méthodes de résolution et de leurs applications sont proposées dans [26]–[28].

En général, il serait difficile de classer d'une manière précise et approfondie toutes les approches parues dans la littérature, car beaucoup emploient une combinaison de méthodologies spécifiques. Toutefois, nous allons essayer de donner dans cette partie, un aperçu sur certaines méthodes trouvées dans la littérature qui nous paraissent importantes dans le présent travail. Les techniques classiques appliquées au problème de l'OPF, peuvent être classifiées en deux groupes. Le premier représente la famille des méthodes d'optimisation non linéaire (ou programmation non linéaire) qui sont basées sur la théorie du calcul différentiel où le gradient et/ou le Hessien sont utilisés pour guider la procédure de recherche afin de localiser la solution optimale. Le deuxième groupe inclut les méthodes de programmation linéaire, qui sont fondées sur les techniques du simplexe et du point intérieur. Sans doute, toutes les techniques de programmation mathématiques

publiées dans la littérature ont été appliquées au problème de l'OPF. Toutefois, les techniques les plus intéressantes sont :

1. Les approches basées sur la technique du gradient réduit [13], [29]-[32] qui traitent les problèmes d'optimisations impliquant des fonctions objectifs et des contraintes de natures non linéaires. Dans ces méthodes, les contraintes de sécurité sont prises en compte à l'aide de fonctions de pénalités incluses dans la fonction objectif, qui est ainsi artificiellement étendue. Ceci peut occasionner quelques problèmes à l'utilisation du fait que les contraintes ne sont vérifiées qu'approximativement. Généralement, les techniques du gradient présentent plusieurs inconvénients, tels que les problèmes de convergence, l'instabilité et la complexité des algorithmes.
2. La technique de programmation quadratique [33]-[37] qui est une classe spéciale de la programmation non linéaire où la fonction objectif est une approximation quadratique avec des contraintes linéaires. Ces techniques utilisent les dérivées du deuxième ordre pour améliorer la vitesse de convergence ainsi que la procédure quasi-Newtonienne, ou une approximation du Hessien est faite. Cependant, dans les méthodes quasi-Newtonniennes la matrice Hessienne réduite construite itérativement est une matrice pleine, ce qui peut rendre ces méthodes trop lentes si le nombre de variables est important.
3. Les méthodes Newtoniennes [38]-[42] dans lesquelles, au lieu de résoudre le problème non linéaire original, on procède à la résolution du problème résultant des conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker. Les contraintes d'égalité sont prises en charge par la méthode des multiplicateurs de Lagrange, alors que les contraintes d'inégalité sont ajoutées à travers des termes pénalisant la fonction objectif. Les méthodes de Newton sont privilégiées pour leur convergence quadratique. Cependant, la difficulté majeure de ces méthodes réside dans l'identification efficace des contraintes d'inégalité actives, ainsi que la sensibilité aux conditions initiales.

4. La méthode de programmation linéaire [16], [24], [43]-[46] qui est basée sur la linéarisation des contraintes et de la fonction objectif, où la technique du simplexe (ou ses variantes) est utilisée. La méthode de programmation linéaire a l'avantage d'être extrêmement rapide, même pour les grands réseaux. Par contre, la linéarisation des équations du réseau et de la fonction objectif affecte la précision des résultats. Il est parfois nécessaire d'effectuer plusieurs programmes linéaires successifs pour améliorer la précision, d'où une perte partielle de rapidité de résolution.
5. Les méthodes de points intérieurs [47]-[50], où les contraintes d'inégalités sont au départ converties en contraintes d'égalités par l'introduction des variables d'écart. La fonction de Lagrange est formulée pour satisfaire les contraintes d'égalité, alors que les contraintes d'inégalité sont ajoutées à travers des fonctions barrières de type logarithmique. Les conditions de Kuhn-Tucker du problème modifié sont alors formulées comme des équations non linéaires, qui peuvent être résolues par la méthode itérative de Newton. Une caractéristique intéressante des méthodes du point intérieur est leur faculté à traiter les inégalités non linéaires sans recourir à une identification de l'ensemble des contraintes actives, comme dans les méthodes de Newton. L'expérience a montré que cette technique est efficace pour les problèmes de grande taille comme ceux de l'OPF cependant, si le pas n'est pas correctement choisi, le sous-problème linéaire peut avoir une solution non réalisable dans le domaine non linéaire original. En plus, cette méthode présente une sensibilité aux conditions initiales et dans la plupart des cas, elle est incapable de résoudre les problèmes fortement non linéaires.

3.4.1. Méthodes du gradient

Les méthodes du gradient, connues aussi par les méthodes de descente, sont des méthodes itératives basées sur la recherche du minimum d'une fonction en suivant la ligne de plus grande pente associée à la fonction objectif. La direction de descente

associée à cette ligne est donnée par le gradient de la fonction objectif. L'idée est donc de minimiser une fonction objective $f(\mathbf{X})$ à travers une suite de points destinées à converger vers la solution optimale du problème. Le passage d'un point à un autre se fait suivant la direction de descente $\mathbf{P}^{(k)}$, avec un pas fixe ou variable $\alpha^{(k)}$. Le processus itératif est arrêté s'il n'y a pas d'amélioration de la solution. La direction de recherche est donc donnée par $\mathbf{P}^{(k)} = -\nabla f(\mathbf{X}^{(k)})$, et le vecteur des variables de décision \mathbf{X} est actualisé en utilisant la formule suivante :

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k)} + \alpha^{(k)}\mathbf{P}^{(k)} \quad (3.19)$$

Il y a plusieurs méthodes pour déterminer la valeur du pas de descente $\alpha^{(k)}$. En général, on propose un choix du pas optimal qui rend la fonction objectif minimale le long de la direction de recherche choisie. C'est-à-dire, choisir $\alpha^{(k)}$ qui permet de minimiser $f(\mathbf{X}^{(k)} + \alpha^{(k)}\mathbf{P}^{(k)})$.

L'application de cette méthode au problème de l'OPF, exige la formulation de la fonction de Lagrange pour satisfaire les contraintes d'égalité où sont intégrées des fonctions de pénalité pour satisfaire les contraintes d'inégalité. La fonction de Lagrange prend alors la forme :

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \lambda) = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \lambda^T \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + w(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (3.20)$$

où

$$w(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \sum_i \varphi_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}),$$

$\varphi_i(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ est la fonction de pénalité associée à la contrainte d'inégalité active (forcée) i ,

λ représente le vecteur des multiplicateurs de Lagrange associé aux contraintes d'égalité.

Les conditions nécessaires d'optimalité sont formulées par :

$$\nabla_{\mathbf{x}} L = \frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} + \left[\frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{x}} \right]^T \lambda + \frac{\partial w}{\partial \mathbf{x}} = 0 \quad (3.21)$$

$$\nabla_u L = \frac{\partial L}{\partial u} = \frac{\partial f}{\partial u} + \left[\frac{\partial g}{\partial u} \right]^T \lambda + \frac{\partial w}{\partial u} = 0 \quad (3.22)$$

$$\nabla_\lambda L = \frac{\partial L}{\partial \lambda} = g(x, u) = 0 \quad (3.23)$$

Les étapes principales de l'approche du gradient, adopté par Dommel et Tinney [13], sont :

1. Initialiser le vecteur des variables de contrôle u .
2. Trouver une solution réalisable de l'écoulement de puissance (c'est-à-dire, obtenir le vecteur des variables d'état x), garantissant la satisfaction de (3.23).
3. Résoudre (3.21) par rapport aux multiplicateurs de Lagrange λ :

$$\lambda = - \left[\left(\frac{\partial g}{\partial x} \right)^T \right]^{-1} \left[\frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial w}{\partial x} \right] \quad (3.24)$$

4. Remplacer λ dans (3.22) pour obtenir le gradient de L par rapport aux variables de contrôle :

$$\nabla_u L = \frac{\partial L}{\partial u} = \frac{\partial f}{\partial u} + \left[\frac{\partial g}{\partial u} \right]^T \lambda + \frac{\partial w}{\partial u} \quad (3.25)$$

5. Vérifier la convergence. Si le gradient devient inférieur à une certaine tolérance de convergence prédéfinie $\|\nabla_u L\| \leq \varepsilon$, arrêter le processus itératif sinon, aller à l'étape 6.
6. Calculer le vecteur d'ajustement des variables de contrôle le long de la direction négative du gradient :

$$\Delta u = -\alpha \left[\frac{\partial L}{\partial u} \right] \quad (3.26)$$

où le pas de descente α est un scalaire dont la valeur doit être déterminée à chaque itération. Ce paramètre joue un rôle très important dans cet algorithme. En effet, si le pas est trop petit, l'algorithme converge très lentement. D'autre part, si la valeur utilisée du pas est trop grande, l'algorithme risque d'être instable et il peut par conséquent diverger.

7. Actualiser le vecteur des variables de contrôle :

$$\mathbf{u}^{new} = \mathbf{u}^{old} + \Delta \mathbf{u} \quad (3.27)$$

8. Retourner à l'étape 2.

Dans la littérature, Il existe plusieurs variantes de la méthode du gradient qui se distinguent par la manière dont la direction de recherche est calculée. Les méthodes à base du gradient les plus couramment utilisées pour résoudre le problème de l'OPF sont la méthode du gradient réduit généralisée, la méthode de la plus grande pente et la méthode du gradient conjugué.

La technique du gradient a pour avantage d'être très facile à mettre en œuvre. Malheureusement, cette méthode présente plusieurs insuffisances notamment, les conditions de convergence qui sont assez lourdes et la méthode est en général assez lente lorsqu'elle est appliquée aux réseaux de très grandes tailles.

3.4.2. Méthodes de Newton

La méthode de Newton est une méthode très puissante à cause de sa convergence rapide, en particulier si l'estimation initiale de la solution $\mathbf{X}^{(0)}$ est suffisamment proche de la solution optimale \mathbf{X}^* . L'idée de cette méthode est de minimiser, à chaque itération k , une approximation quadratique de la fonction objectif originale $f(\mathbf{X})$ au voisinage de l'estimation actuelle de la solution $\mathbf{X}^{(k)}$. L'approximation quadratique de $f(\mathbf{X})$ est obtenue à partir du développement en série de Taylor à l'ordre 2 :

$$f(\mathbf{X}^{(k+1)}) \cong f(\mathbf{X}^{(k)}) + [\nabla f(\mathbf{X}^{(k)})]^T [\Delta \mathbf{X}^{(k+1)}] + \frac{1}{2} [\Delta \mathbf{X}^{(k+1)}]^T [\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})] [\Delta \mathbf{X}^{(k+1)}] \quad (3.28)$$

où

$\Delta \mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k+1)} - \mathbf{X}^{(k)}$ est le vecteur de correction de \mathbf{X} ,

$\nabla f(\mathbf{X}^{(k)})$ est le vecteur gradient de f évalué au point $\mathbf{X}^{(k)}$,

$\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})$ est la matrice Hessienne de f évaluée au point $\mathbf{X}^{(k)}$.

La condition nécessaire de premier ordre pour un minimum est que les dérivées partielles de (3.28), par rapport à $\mathbf{X}^{(k+1)}$, soient égales à zéro :

$$\nabla f(\mathbf{X}^{(k+1)}) = \nabla f(\mathbf{X}^{(k)}) + [\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})]\Delta\mathbf{X}^{(k+1)} = 0 \quad (3.29)$$

Si la matrice Hessienne est régulière (inversible), l'équation (3.29) peut être résolue pour obtenir une solution améliorée $\mathbf{X}^{(k+1)}$, où :

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k)} - [\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})]^{-1} \nabla f(\mathbf{X}^{(k)}) \quad (3.30)$$

Cette équation représente la formule classique de Newton. Dans cette dernière, la direction de recherche ainsi que la taille du pas sont générées par $[\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})]^{-1} \nabla f(\mathbf{X}^{(k)})$. Il faut noter que la direction de recherche est une ligne de descente si la matrice Hessienne $\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})$ est définie positive.

Afin de garantir que le point stationnaire \mathbf{X}^* , satisfaisant (3.29), est un minimum local, la condition d'optimalité suffisante de second ordre doit être examinée. En effet, selon cette condition, le point stationnaire \mathbf{X}^* est un minimum local strict si la matrice Hessienne est définie positive.

L'application de la méthode de Newton au problème de l'OPF, nécessite l'utilisation de la fonction de Lagrange et les conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker [1]. La fonction de Lagrange L est exprimée par :

$$L(\mathbf{z}) = f(\mathbf{y}) + \lambda^T \mathbf{g}(\mathbf{y}) + \mu^T \mathbf{h}(\mathbf{y}) \quad (3.31)$$

où

$$\mathbf{z} = [\mathbf{y} \quad \lambda \quad \mu]^T,$$

\mathbf{y} est le vecteur des variables d'état et de contrôle ($\mathbf{y} = [\mathbf{x}, \mathbf{u}]^T$),

λ et μ représentent les vecteurs des multiplicateurs de Lagrange.

Il faut signaler que dans l'expression de L , il faut inclure seulement les contraintes d'inégalités $h_i(\mathbf{y})$ qui sont actives (c'est-à-dire pour lesquelles : $\mu_i \geq 0$ et $h_i(\mathbf{y}) = 0$).

Les conditions nécessaires d'optimalité de Kuhn-Tucker sont comme suit [1] :

$$\nabla_y L(\mathbf{z}) = 0 \quad (3.32)$$

$$\nabla_\lambda L(\mathbf{z}) = 0 \quad (3.33)$$

$$\nabla_\mu L(\mathbf{z}) = 0 \quad (3.34)$$

$$\mu_i \geq 0 \text{ si } h_i(\mathbf{y}) = 0, \text{ (contrainte d'inégalité active)} \quad (3.35)$$

$$\mu_i = 0 \text{ si } h_i(\mathbf{y}) \leq 0, \text{ (contrainte d'inégalité inactive)} \quad (3.36)$$

Les équations précédentes peuvent être réécrites sous la forme :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{W} & \mathbf{J}_\lambda^T & \mathbf{J}_\mu^T \\ \mathbf{J}_\lambda & 0 & 0 \\ \mathbf{J}_\mu & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{y} \\ \Delta \lambda \\ \Delta \mu \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \nabla_y L \\ \nabla_\lambda L \\ \nabla_\mu L \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

où

$\Delta \mathbf{y}$ est le vecteur de correction de \mathbf{y} ,

$\Delta \lambda$ est le vecteur de correction de λ ,

$\Delta \mu$ est le vecteur de correction de μ ,

\mathbf{W} est la matrice Hessienne de L par rapport à \mathbf{y} ,

\mathbf{J}_λ est la matrice Jacobienne de $\nabla_\lambda L$ par rapport à \mathbf{y} ,

\mathbf{J}_μ est la matrice Jacobienne de $\nabla_\mu L$ par rapport à \mathbf{y} ,

$\nabla_\lambda L$ est le vecteur gradient de L par rapport à λ ,

$\nabla_\mu L$ est le vecteur gradient de L par rapport à μ .

ou encore :

$$\mathbf{H}\Delta \mathbf{z} = -\mathbf{d} \quad (3.38)$$

où

\mathbf{z} est le vecteur qui contient \mathbf{y} , λ et μ ,

$\Delta \mathbf{z}$ est le vecteur de correction de \mathbf{z} ,

\mathbf{H} est la matrice Hessienne de L ,

\mathbf{d} est le vecteur gradient de L .

Les étapes de base de l'algorithme de Newton appliqué à l'OPF sont :

1. Choisir une estimation initiale $\mathbf{z}^{(0)}$.

2. Déterminer les contraintes d'inégalités actives et inactives en utilisant les informations des multiplicateurs de Lagrange.
3. Calculer le Gradient et le Hessien du Lagrangien.
4. Résoudre l'équation : $H\Delta z = -d$, par rapport à Δz .
5. Calculer la nouvelle solution améliorée par : $z^{new} = z^{old} + \Delta z$.
6. Vérifier le critère de convergence : si $\|\Delta z\| \leq \varepsilon$ continuer, sinon retourner à l'étape 3.
7. Vérifier que les contraintes d'inégalités violées ont été bien ajustées (activées). Si c'est le cas, le problème est résolu, sinon, retourner à l'étape (2).

Il faut noter que dans l'approche de Newton, les équations obtenues à partir des conditions d'optimalité de premier ordre, sont résolues simultanément en utilisant la méthode de Newton et ce contrairement à l'approche du gradient utilisée par Dommel et Tinney, où seules les équations de l'écoulement de puissance sont résolues par la méthode de Newton, ce qui rend cette dernière beaucoup plus rapide que celle du gradient. Malheureusement, la méthode de Newton peut avoir des problèmes de convergence dus à la difficulté dans l'identification des contraintes d'inégalité actives. Une mauvaise sélection des contraintes actives, peut mener à une convergence lente et oscillatoire voire à une divergence. En plus, cette méthode souffre de plusieurs inconvénients majeurs, tels que :

- la convergence vers la solution optimale n'est pas garantie, si l'estimation actuelle $z^{(k)}$ est loin de la solution optimale z^* , et il peut arriver que la matrice Hessienne ne soit pas définie positive,
- la nécessité d'un espace mémoire important pour stocker les éléments de la matrice Hessienne,
- Il est difficile et quelquefois impossible de calculer la matrice Hessienne,
- Il est nécessaire d'inverser la matrice Hessienne à chaque itération, ce qui demande d'importants efforts de calculs,
- l'algorithme n'est pas défini aux points où la matrice Hessienne est singulière,

- un système linéaire doit être résolu à chaque itération.

Ces caractéristiques rendent la méthode peu pratique pour des problèmes complexes impliquant un grand nombre de variables. Afin de surmonter ces difficultés, les méthodes de type quasi-Newton sont alors proposées en alternative.

3.4.3. Méthodes quasi-Newtoniennes

On a vu dans la méthode itérative de Newton qu'il faut évaluer la matrice Hessienne $\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})$, composée des dérivées partielles du second ordre de f , qui varie à chaque itération en fonction du vecteur \mathbf{X} . Pour éviter ces opérations coûteuses en temps de calcul, les méthodes quasi-Newtoniennes proposent de remplacer la matrice Hessienne ou son inverse $[\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})]^{-1}$ par une autre matrice approximative définie positive, en utilisant seulement les dérivées premières de f . Si \mathbf{M} désigne une approximation de $[\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})]^{-1}$, l'équation (3.30) devient :

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k)} - \alpha^{(k)} \mathbf{M}^{(k)} \nabla f(\mathbf{X}^{(k)}) \quad (3.39)$$

où $\alpha^{(k)}$ est le pas optimal de déplacement le long de la ligne de descente $[-\mathbf{M}^{(k)} \nabla f(\mathbf{X}^{(k)})]$, à l'itération k . Ce pas est déterminé en effectuant une recherche linéaire [51].

L'actualisation de \mathbf{M} s'obtient par la formule :

$$\mathbf{M}^{(k+1)} = \mathbf{M}^{(k)} + \Delta \mathbf{M}^{(k)} \quad (3.40)$$

où $\Delta \mathbf{M}^{(k)}$ désigne la correction à ajouter à $\mathbf{M}^{(k)}$.

Dans la littérature, de nombreuses formules itératives ont été proposées pour le calcul de $\Delta \mathbf{M}^{(k)}$ en commençant par une matrice initiale $\mathbf{M}^{(1)}$, qui est souvent égale à la matrice identité. Ces matrices approchées doivent maintenir la symétrie et le caractère défini positif. Les formules les plus connues sont celles de Davidon–Fletcher–Powell (DFP) et Broydon–Fletcher–Goldfarb–Shanno (BFGS). L'expérience a montré que la formule de BFGS est plus efficace et numériquement plus stable [51]. Cette formule s'exprime :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{M}^{(k+1)} = \mathbf{M}^{(k)} + & \left(1 + \frac{[\boldsymbol{\gamma}^{(k)}]^T \mathbf{M}^{(k)} \boldsymbol{\gamma}^{(k)}}{[\Delta \mathbf{X}^{(k)}]^T \boldsymbol{\gamma}^{(k)}} \right) \frac{\Delta \mathbf{X}^{(k)} [\Delta \mathbf{X}^{(k)}]^T}{[\Delta \mathbf{X}^{(k)}]^T \boldsymbol{\gamma}^{(k)}} \\
 & - \left(\frac{(\Delta \mathbf{X}^{(k)} [\boldsymbol{\gamma}^{(k)}]^T \mathbf{M}^{(k)} + \mathbf{M}^{(k)} \boldsymbol{\gamma}^{(k)}) [\Delta \mathbf{X}^{(k)}]^T}{[\Delta \mathbf{X}^{(k)}]^T \boldsymbol{\gamma}^{(k)}} \right)
 \end{aligned} \tag{3.41}$$

où $\boldsymbol{\gamma}^{(k)} = \nabla f(\mathbf{X}^{(k+1)}) - \nabla f(\mathbf{X}^{(k)})$.

Les approches quasi-Newtoniennes sont basées sur l'algorithme suivant :

1. Choisir un point initial $\mathbf{X}^{(1)}$ et une matrice $\mathbf{M}^{(1)}$ définie positive. Souvent, on prend $\mathbf{M}^{(1)}$ égale à la matrice identité. Initialiser le compteur d'itérations $k = 1$.
2. Calculer le gradient $\nabla f(\mathbf{X}^{(k)})$ au point $\mathbf{X}^{(k)}$ et déterminer la direction de descente : $\mathbf{P}^{(k)} = -\mathbf{M}^{(k)} \nabla f(\mathbf{X}^{(k)})$.
3. Effectuer une recherche linéaire pour trouver le pas optimal $\alpha^{(k)}$ le long de la direction de descente calculée, et actualiser la solution en utilisant la formule : $\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k)} + \alpha^{(k)} \mathbf{P}^{(k)}$.
4. Vérifier l'optimalité de $\mathbf{X}^{(k+1)}$. Si $\|\nabla f(\mathbf{X}^{(k)})\| \leq \varepsilon$ (ε est la tolérance de calcul), on prend la solution optimale \mathbf{X}^* égale à $\mathbf{X}^{(k+1)}$ et on arrête le processus. Sinon allez à l'étape 5.
5. Actualiser la matrice $\mathbf{M}^{(k)}$ en utilisant la formule (3.41).
6. Incrémenter le compteur d'itération de 1 ($k = k + 1$) et retourner à l'étape 2.

3.4.4. Méthode de programmation linéaire

Pendant de nombreuses années, la programmation linéaire a été reconnue comme une technique très fiable, efficace, et robuste pour la résolution d'un ensemble important de problèmes d'optimisation. La caractéristique essentielle d'un programme linéaire est que la fonction objective et toutes les contraintes sont des fonctions linéaires des variables de décision. Par conséquent, dans la notation matrice – vecteur, un problème de programmation linéaire s'énonce ainsi :

$$\min \quad \mathbf{C}^T \mathbf{y} \quad (3.42)$$

$$\text{sujet à } \mathbf{A} \mathbf{y} = \mathbf{b} \quad (3.43)$$

$$\mathbf{D} \mathbf{y} \leq \mathbf{e} \quad (3.44)$$

$$\mathbf{y} \geq 0 \quad (3.45)$$

où \mathbf{y} est un vecteur colonne de dimension n des variables de décision, \mathbf{C} est un vecteur colonne de dimension n , \mathbf{A} est une matrice de dimension $m \times n$, \mathbf{D} est une matrice de dimension $r \times n$, \mathbf{b} est un vecteur colonne de dimension m , et \mathbf{e} est un vecteur colonne de dimension r .

La méthode du simplexe, introduite par Dantzig en 1947, est probablement l'algorithme le plus célèbre en optimisation, conçu pour résoudre les problèmes d'optimisation linéaire. L'idée de l'algorithme consiste à partir d'un sommet quelconque de l'espace de solution réalisable et d'aller à chaque itération à un sommet adjacent s'il est possible d'en trouver un meilleur pour la fonction objectif. S'il n'y a pas d'amélioration de l'objectif, l'algorithme s'arrête en concluant que le sommet courant est optimal.

L'application de la méthode de programmation linéaire pour résoudre le problème de l'OPF suggère la linéarisation de celui-ci. En effet, le problème non linéaire original est résolu à travers une succession d'approximations linéaires, formulées par :

$$\min \quad f'(x^{(0)} + \Delta x, u^{(0)} + \Delta u) \quad (3.46)$$

$$\text{sujet à } g'(x^{(0)} + \Delta x, u^{(0)} + \Delta u) = 0 \quad (3.47)$$

$$h'(x^{(0)} + \Delta x, u^{(0)} + \Delta u) \leq 0 \quad (3.48)$$

$$x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \quad (3.49)$$

$$u^{\min} \leq u \leq u^{\max} \quad (3.50)$$

où

$x^{(0)}$ et $u^{(0)}$ sont les valeurs initiales de x et u ,

Δx et Δu sont les incréments (corrections) de x et u ,

f' est l'approximation linéaire de la fonction objectif originale,

g' et h' sont les approximations linéaires des contraintes non linéaires originales.

L'algorithme de programmation linéaire successive appliqué au problème de l'OPF, se résume dans les étapes suivantes [24], [52]:

1. Résoudre le problème de l'écoulement de puissance, pour obtenir une solution réalisable satisfaisant les contraintes d'égalité.
2. Linéariser la fonction objectif et les contraintes d'inégalités, autour de la solution de l'écoulement de puissance, et formuler le sous programme linéaire (3.46)-(3-50).
3. Résoudre le sous programme linéaire et obtenir les corrections optimales des variables de contrôle.
4. Actualiser les variables de contrôle.
5. Obtenir une nouvelle solution de l'écoulement de puissance, en utilisant les nouvelles variables de contrôle.
6. Procéder à un test de convergence. Si les incréments des variables de contrôle sont inférieurs à une certaine tolérance, la solution est atteinte. Sinon, retourner à l'étape 2.

3.4.5. Méthodes de points intérieurs

Les méthodes de points intérieurs ont capté l'attention des chercheurs depuis 1984, quand Karmarkar a introduit un nouvel algorithme pour résoudre les problèmes de programmation linéaire. L'algorithme de Karmarkar adopte une approche qui est complètement différente de celle du simplexe. En effet, au lieu de chercher la solution optimale en se déplaçant d'un sommet à un autre de la région faisable, la méthode de Karmarkar suit un chemin à travers l'intérieur de la région réalisable. Karmarkar a démontré que pour des problèmes de grande taille, sa méthode était 50 fois plus rapide que celle du simplexe de Dantzig.

L'idée de base de la méthode de Karmarkar est d'utiliser des fonctions barrières pour décrire l'ensemble des solutions qui est convexe par définition du problème. L'expérience indique que la méthode de points intérieurs est l'algorithme le plus adapté lorsqu'il s'agit de résoudre des problèmes d'optimisation de grande taille comme ceux de l'OPF.

La méthode de points intérieurs est fondée sur trois parties principales :

- une méthode de barrière pour l'optimisation avec des contraintes d'inégalités,
- la méthode de Lagrange pour l'optimisation avec des contraintes d'égalités, et
- la méthode de Newton pour résoudre les conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker.

Après la transformation des contraintes d'inégalité en contraintes d'égalité en introduisant des variables d'écart positifs, on augmente la fonction de coût avec une fonction barrière. La fonction barrière est une fonction continue qui augmente sans limite si l'une des variables d'écart approche de zéro à partir de valeurs positives (de l'intérieur de leur région faisable). La fonction barrière la plus utilisée est la fonction logarithmique. Dans ces conditions, le problème de l'OPF peut être posé par :

$$\min \quad f(x, u) - \tau \sum_{i=1}^m \ln s_i \quad (3.51)$$

$$\text{sujet à } g(x, u) = 0 \quad (3.52)$$

$$h(x, u) + s = 0 \quad (3.53)$$

où

τ est une grandeur scalaire, appelée paramètre de barrière, qui est forcée de prendre la valeur zéro quand l'algorithme converge,

s est le vecteur des variables d'écart,

s_i est la variable d'écart numéro i .

Il est à noter que les limites des variables d'état et de contrôle sont incluses dans les m contraintes d'inégalité $h(x, u) \leq 0$.

La fonction de Lagrange associée à cette nouvelle formulation s'écrit :

$$L = f(x, u) - \tau \sum_{i=1}^m \ln s_i + \lambda^T g(x, u) + \mu^T (h(x, u) + s) \quad (3.54)$$

où λ et μ représentent les vecteurs relatifs aux multiplicateurs de Lagrange.

La solution de (3.51)-(3.53) est caractérisée par un point stationnaire du lagrangien (3.54), devant satisfaire les conditions d'optimalité de 1^{er} ordre de Kuhn-Tucker :

$$\nabla_x L = \nabla_x f(x, u) + [\nabla_x g(x, u)]^T \lambda + [\nabla_x h(x, u)]^T \mu = 0 \quad (3.55)$$

$$\nabla_u L = \nabla_u f(x, u) + [\nabla_u g(x, u)]^T \lambda + [\nabla_u h(x, u)]^T \mu = 0 \quad (3.56)$$

$$\nabla_\lambda L = g(x, u) = 0 \quad (3.57)$$

$$\nabla_\mu L = h(x, u) + s = 0 \quad (3.58)$$

$$\nabla_s L = -\tau \frac{1}{s_i} + \mu_i = 0, \quad \text{pour } i = 1, 2, \dots, m \quad (3.59)$$

La condition complémentaire (3.59) est remplacée par la forme matricielle :

$$\mu s = \tau e \quad (3.60)$$

où e représente le vecteur unité (ses éléments sont tous égal à 1) de dimension appropriée.

La dernière étape consiste à résoudre les équations non linéaires (3.55)-(3.58) et (3.60) par la méthode itérative de Newton [47].

3.5. Méthodes modernes d'optimisation de l'écoulement de puissance

Vue les limitations des méthodes conventionnelles, la nécessité de l'introduction de nouvelles techniques capables de surmonter les problèmes que posent les méthodes classiques est impératif. Les méthodes qui offrent cette possibilité sont les méthodes intelligentes (métaheuristiques). Les métaheuristiques sont des méthodes d'optimisation stochastiques récemment développées, et sont souvent issus des domaines de la recherche opérationnelle ou de l'intelligence artificielle. Une grande variété de ces techniques a été appliquée au problème de l'OPF, comme les

algorithmes génétiques [14], [22], les algorithmes évolutionnaires [15], [53], la recherche taboue [17], [54], l'optimisation par essais particuliers [55]-[56], les algorithmes à évolution différentielle [57]-[59], le recuit simulé [60], les colonies de fourmis [61], et les systèmes immunitaires [62]. La majorité de ces techniques sont inspirées du monde du vivant comme par exemple l'optimisation par essais particuliers qui s'appuie sur un modèle permettant de simuler le déplacement d'un groupe d'oiseaux. La référence [63] offre une bonne revue de littérature sur les techniques de calcul intelligentes appliquées au problème de l'écoulement de puissance optimal.

Parmi les techniques intelligentes citées plus haut, on a adopté l'algorithme à évolution différentielle qui fera l'objet de l'étude du chapitre suivant.

CHAPITRE 4

SOLUTION DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL

PAR L'ALGORITHME A EVOLUTION DIFFERENTIELLE MODIFIE

4.1. Introduction

Les phénomènes physiques ou biologiques ont été à la source d'inspiration de nombreux algorithmes d'optimisations modernes faisant partie de l'intelligence artificielle. Ainsi, les réseaux de neurones artificiels s'inspirent du fonctionnement du cerveau humain, l'algorithme du recuit simulé de la thermodynamique et les algorithmes évolutionnaires de l'évolution darwinienne des populations biologiques. Introduit il y a plus de 40 ans, le domaine des algorithmes évolutionnaires a connu un grand développement ces dernières années. Ces derniers utilisent itérativement des processus aléatoires, et font ainsi évoluer un ensemble des solutions à un problème donné, dans l'optique de trouver les meilleurs résultats.

Depuis les années soixante, plusieurs tendances d'algorithmes évolutionnaires sont apparues qui se classent en 3 catégories, les algorithmes génétiques [14], la programmation évolutionnaire [15], [53] et les stratégies d'évolution [64]. Chacun de ces algorithmes manipule une population dont la taille reste inchangée au long de l'évolution. Ils ont un principe de base commun, qui caricature le principe de l'évolution biologique d'une population d'individus, établie par Darwin. En effet, seulement les individus les mieux adaptés à un environnement donné survivent à la sélection naturelle et peuvent ainsi se reproduire. L'itération de ce principe pendant plusieurs générations devrait faire apparaître dans la population les individus les plus adaptés à leur environnement, c'est-à-dire les optimaux pour la fonction objectif (ou fonction de performance). En termes mathématiques, l'environnement

est la fonction objectif à optimiser, et elle constitue la seule information requise aux algorithmes évolutionnaires, ce qui leur permet de traiter une grande variété de problèmes numériques, impossibles à traiter avec les méthodes d'optimisation classiques.

L'algorithme à évolution différentielle (DEA) est une nouvelle approche évolutionnaire qui a été récemment développées par Storn et Price en 1995 [65]. Cet algorithme est simple mais puissant, surpassant un grand nombre de techniques de recherche stochastique globale existantes. Il est généralement considéré comme un outil d'optimisation précis, rapide et robuste. L'avantage principal du DEA est sa simplicité permettant ainsi une implémentation facile pour l'optimisation globale dans des espaces continus. Ces caractéristiques nous ont encouragés à adopter cet algorithme dans notre travail de recherche.

En général, le problème de l'OPF est un problème d'optimisation avec contraintes qui est très difficile à résoudre. En raison de son importance dans les applications de planification et de fonctionnement des systèmes électro-énergétiques, des efforts importants de recherches ont été consacrés au développement de procédures efficaces et robustes de l'OPF. D'habitude, ces méthodes partent sur l'hypothèse que la caractéristique du coût de combustible des générateurs est une fonction continue et convexe. Les problèmes de minimisation convexe sur des ensembles convexes peuvent être parfaitement résolus par les méthodes classiques de recherche locale, comme celles discutées dans le chapitre 3, où on a la garantie d'avoir un minimum local unique, qui représente aussi le minimum global.

En réalité, le problème de l'OPF est un problème non convexe. Cette non convexité se manifestent à cause de :

- fonctions de coût non convexes, du fait de l'effet d'ouverture des vannes ou du fait des unités avec plusieurs types de combustibles,
- l'ensemble faisable non convexe des puissances actives des générateurs du à la présence de zones de fonctionnements prohibées,

- non linéarité des contraintes d'égalité de l'écoulement de puissance,
- variables de contrôle discrète, comme les dispositifs de commutation shunt, dispositifs FACTS, prises des transformateurs réglables, ...etc.

En général, les problèmes d'optimisation non convexe présentent plusieurs minima locaux, et les techniques de recherche locales ne peuvent pas repérer le minimum global car, elles peuvent être piégées dans l'un de ces minimums locaux.

Pour prévenir les défaillances des méthodes classiques, le présent chapitre est consacré au développement d'une nouvelle approche basée sur une version améliorée de l'algorithme à évolution différentielle (MDEA), pour le traitement du problème de l'OPF avec des caractéristiques de coût discontinues et non convexes. Les variables de contrôle sont les puissances actives et réactives générées, les tensions des jeux de barres à tensions contrôlées et les prises des transformateurs réglables. Ce chapitre commence par donner un aperçu général sur les algorithmes évolutionnaires, suivi d'une description détaillée de l'algorithme à évolution différentielle. Afin d'en améliorer les performances, une version modifiée est proposée. Par la suite, la méthodologie adoptée pour la manipulation des contraintes est décrite. A la fin du chapitre, l'application des techniques proposées est présentée en détail.

4.2. Principe général des algorithmes évolutionnaires

Comme on l'a déjà cité, les algorithmes évolutionnaires travaillent sur une population de solutions candidates et ce à la différence de la plupart des méthodes traditionnelles, qui manipulent en général un point unique de l'espace de recherche. Le but principal est de rechercher dans l'espace de solution, un élément ayant la meilleure adaptation à l'environnement posé. Chaque élément est appelé individu ou chromosome. Une population est donc constituée d'un ensemble d'individus. La procédure algorithmique commence par créer une population initiale d'individus. Ensuite, ces derniers sont soumis à des changements aléatoires pour créer des

descendants (nouvelles solutions candidates). Cette variation aléatoire comprend généralement une opération de mutation et une opération de croisement. Après, les individus en concurrence sont évalués au moyen d'une fonction de performance dont la tâche principale est de fournir une mesure du degré d'adaptation de chaque individu à son environnement. Enfin, une opération de sélection permet de décider quels individus seront conservés en tant que parents pour la génération suivante. Ce processus est répété pendant un certain nombre de générations ou jusqu'à ce qu'un critère de convergence particulier soit satisfait, en espérant que les optima de la fonction objectif apparaissent dans la population. La Figure 4.1 montre la structure de base d'un algorithme évolutionnaire [64].

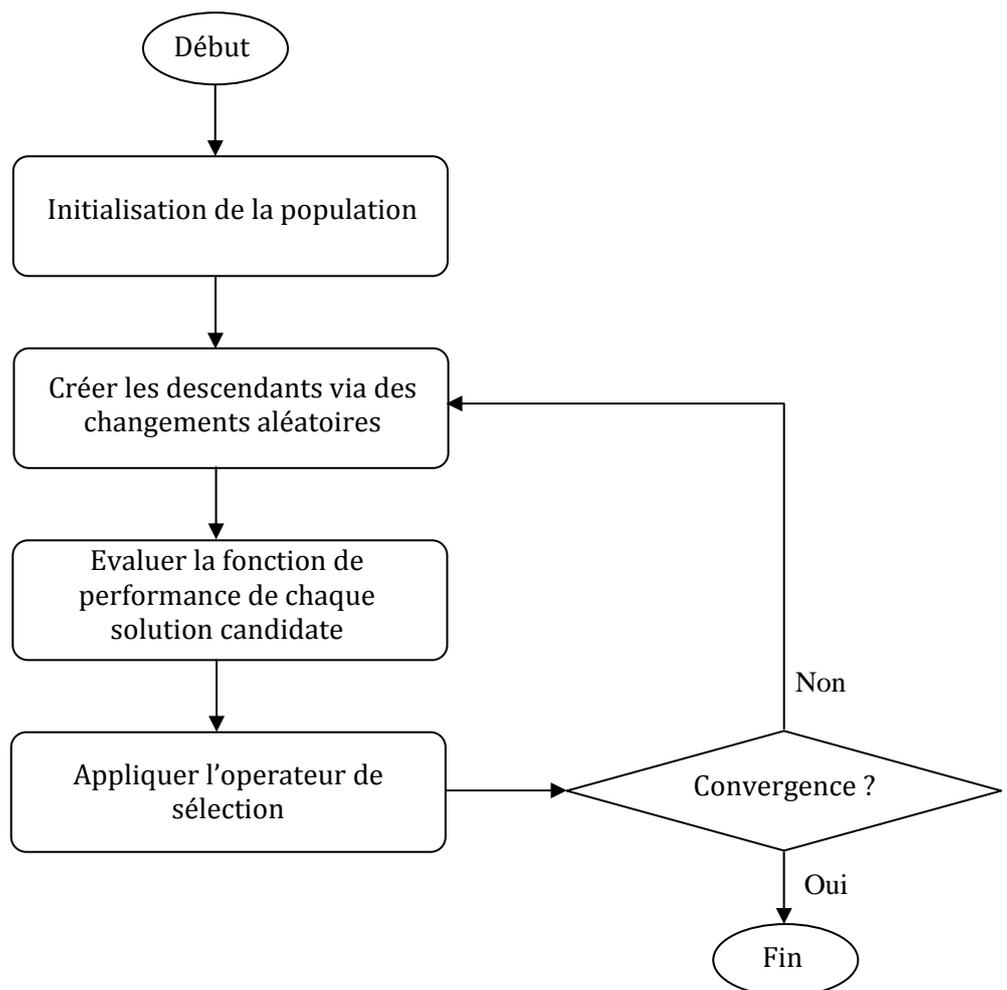


Figure 4.1 : Structure générale d'un algorithme évolutionnaire

Les algorithmes évolutionnaires offrent plusieurs avantages, particulièrement pour les problèmes d'optimisations complexes qui sont souvent difficiles à résoudre via les méthodes traditionnelles. Les avantages majeurs sont :

- les algorithmes évolutionnaires sont capables de traiter des fonctions non différentiables, non linéaires, et multimodales car dans le processus d'optimisation, ils n'ont pas besoin d'informations sur le gradient,
- en raison de leur capacité de recherche parallèle, les algorithmes évolutionnaires ne sont pas influencés par le choix des conditions initiales, et par conséquent ils sont moins susceptibles d'être piégé dans un optimum local.
- facilité d'utilisation, c'est-à-dire que quelques paramètres suffisent pour contrôler le processus d'optimisation,
- bonnes propriétés de convergence, c'est-à-dire que l'algorithme est stable, et la convergence est uniforme vers le même minimum global et ce après plusieurs essais consécutifs.

4.3. Description de l'algorithme à évolution différentielle (DEA)

Classée parmi les méthodes métaheuristiques stochastiques d'optimisations, l'algorithme à évolution différentielle (DEA) est une technique relativement récente, conçue pour optimiser des problèmes sur les domaines continus [65]-[66]. Cet algorithme est inspiré des algorithmes génétiques et les stratégies évolutionnistes combinées avec une technique géométrique de recherche. Les algorithmes génétiques changent la structure des individus en utilisant la mutation et le croisement, alors que les stratégies évolutionnistes réalisent l'auto-adaptation par une manipulation géométrique des individus. Ces idées ont été mises en œuvre grâce à une opération, simple et pourtant puissante, de mutation de vecteurs proposée en 1995 par Storn et Price. Depuis, l'évolution différentielle est devenue

une méthode incontournable, surpassant un grand nombre de techniques existantes de recherche stochastique globale, pour une grande quantité de problèmes réels.

Dans cette approche, chaque variable de décision est représentée dans le chromosome (ou individu) par un nombre réel. Comme dans tout algorithme évolutionnaire, la population initiale du DEA est générée aléatoirement, puis évaluée. Après cela, le processus de sélection prend place. Au cours de la phase de sélection, trois parents sont choisis et ils génèrent un seul enfant (ou descendant) qui est en concurrence avec un parent pour déterminer lequel subsistera à la génération suivante. Le DEA génère un seul enfant (au lieu de deux comme dans les algorithmes génétiques) en ajoutant le vecteur de différence pondérée entre deux parents à un troisième parent. Si le vecteur résultant donne une plus faible valeur de la fonction objectif que celle donnée par un membre prédéterminé de la population, le vecteur nouvellement généré remplace le vecteur auquel il a été comparé.

Une tâche d'optimisation avec un nombre de paramètres égal à D , peut être représentée par un vecteur de dimension D . Initialement, une population de N_p vecteurs solution est créée de façon aléatoire. Cette population est améliorée successivement au cours de G générations, par l'application des opérateurs de mutation, de croisement et de sélection, pour atteindre une solution optimale [65]-[66]. Les principales étapes de l'algorithme à évolution différentielle sont données ci-dessous:

Initialisation

Evaluation

Répéter

Mutation

Croisement

Evaluation

Sélection

Jusqu'à (*les critères d'arrêt soient satisfaits*)

4.3.1. Initialisation

Afin d'établir un point de départ pour le processus d'optimisation, une population initiale doit être créée. Généralement, chaque paramètre de décision dans n'importe quel vecteur de la population initiale, est initialisé par une valeur aléatoire dans ses limites correspondantes de fonctionnement réalisable :

$$X_{j,i}^{(0)} = X_j^{\min} + \eta_j (X_j^{\max} - X_j^{\min}), \quad i = 1, \dots, N_p, \quad j = 1, \dots, D \quad (4.1)$$

où η_j désigne un nombre aléatoire de distribution uniforme dans la plage $[0, 1]$, généré pour chaque nouvelle valeur de j . X_j^{\max} et X_j^{\min} sont, respectivement, les limites supérieure et inférieure du $j^{\text{ème}}$ paramètre de décision.

Après que la population initiale ait été créée, elle évolue à travers les opérations de mutation, de croisement et de sélection.

4.3.2. Mutation

Contrairement aux autres algorithmes évolutionnaires, le DEA n'utilise pas des fonctions de densité de probabilité prédéfinies (comme celle de Gauss et de Cauchy) pour générer des perturbations aux niveaux de la population. Au lieu de cela, le DEA s'appuie sur la population elle-même pour fournir des perturbations sous forme d'incrémentes avec des grandeurs et des orientations appropriées. L'opérateur de mutation crée les vecteurs mutants X'_i en perturbant un vecteur aléatoire X_a avec la différence de deux autres vecteurs aléatoires X_b et X_c , selon la formule suivante :

$$X'_i{}^{(G)} = X_a^{(G)} + C_m (X_b^{(G)} - X_c^{(G)}), \quad i = 1, \dots, N_p \quad (4.2)$$

où a, b et c sont des indices aléatoires, tels que $a, b, c \in \{1, \dots, N_p\}$ et $a \neq b \neq c \neq i$. Il convient de noter que les nouveaux index aléatoires de a, b et c doivent être générées pour chaque valeur de i . Le facteur de pondération C_m , appelé constante de mutation, est un paramètre de contrôle de l'algorithme, appartenant à l'intervalle $[0, 2]$, qui est utilisé pour ajuster le taux de perturbation dans l'opération de mutation et améliorer la convergence de l'algorithme. La figure 4.2 montre un

exemple bidimensionnel qui illustre les différents vecteurs utilisés dans l'opération de mutation.

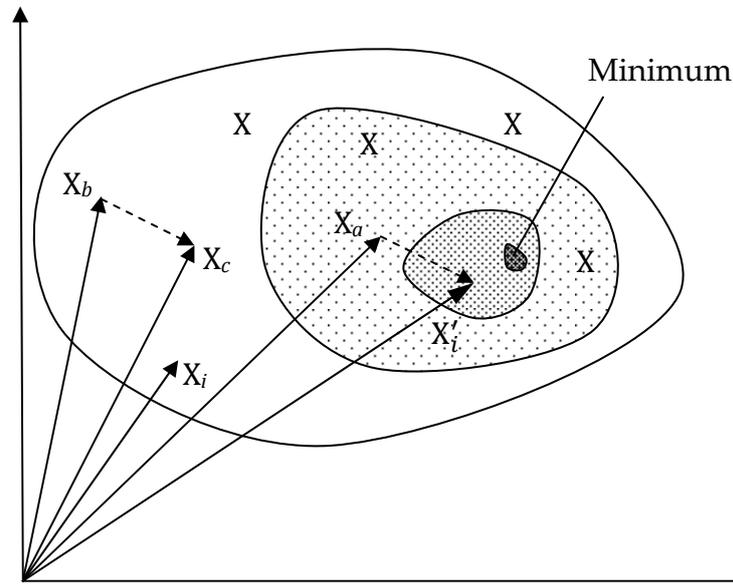


Figure 4.2 : Interprétation géométrique bidimensionnelle de la phase de mutation

4.3.3. Croisement

Afin d'accroître la diversité dans les paramètres des vecteurs mutants, l'opérateur de croisement crée des vecteurs d'essais X'_i en combinant les paramètres de chaque vecteur mutant X'_i avec ceux du vecteur parent correspondant X_i , suivant une distribution de probabilité binomiale donnée par la forme :

$$X''_{j,i}^{(G)} = \begin{cases} X'_{j,i}^{(G)}, & \text{si } \rho_j \leq C_r \text{ ou } j = q \\ X_{j,i}^{(G)} & \text{sinon,} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, N_p, \quad j = 1, \dots, D \quad (4.3)$$

où ρ_j désigne un nombre aléatoire uniformément distribué dans l'intervalle $[0, 1]$, généré pour chaque nouvelle valeur de j . C_r est la constante de croisement, choisie généralement dans l'intervalle $[0, 1]$. Cette dernière permet de contrôler la probabilité que le vecteur d'essai vient du vecteur mutant au lieu du vecteur parent.

q est un indice aléatoire, généré pour chaque valeur de i , utilisé afin de garantir que le vecteur d'essai prend au moins un paramètre du vecteur mutant. L'opération de croisement permet de maintenir la diversité dans la population, empêchant ainsi la convergence vers les minima locaux. La figure 4.3 montre un exemple du mécanisme de croisement pour des vecteurs à 7 dimensions.

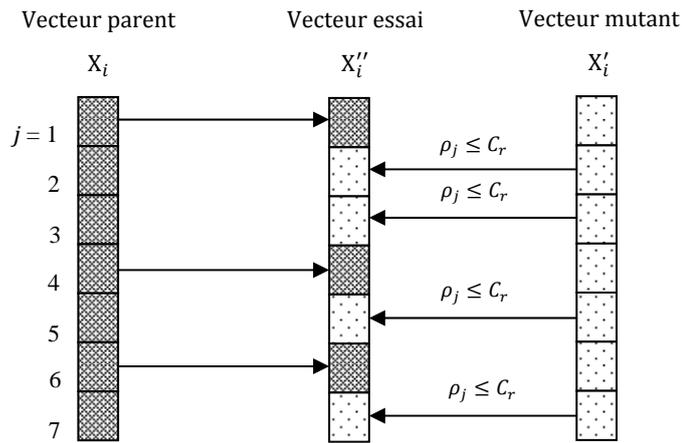


Figure 4.3 : Exemple de l'opération de croisement

4.3.4. Sélection

Le rôle de l'opérateur de sélection est de choisir les individus ou vecteurs qui feront partie de la population de la génération suivante. Cet opérateur compare la fonction de performance du vecteur essai avec celle du vecteur parent correspondant, et choisit celui qui donne de meilleurs résultats :

$$X_i^{(G+1)} = \begin{cases} X_i''^{(G)} & \text{si } f(X_i''^{(G)}) \leq f(X_i^{(G)}) \\ X_i^{(G)} & \text{sinon} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, N_p \quad (4.4)$$

Ce processus d'optimisation est répété pour plusieurs générations, permettant aux individus d'améliorer leur fonction de performance en explorant l'espace de solutions dans l'optique de chercher les valeurs optimales.

4.4. Variantes de l'algorithme à évolution différentielle

Price et Storn ont proposé plusieurs variantes du DEA de base qui sont désignées par la notation DE/x/y/z, où :

- x spécifie le type de vecteur de base, c'est-à-dire celui devant participer à la phase de mutation, qui peut être « rand » (un vecteur aléatoire est choisi) ou « best » (le vecteur qui présente la meilleure fonction de performance est choisi),
- y est le nombre de paires de vecteurs utilisés dans le processus de perturbation,
- z désigne le schéma adopté dans la procédure de croisement, qui peut être « bin » pour des expériences binomiales ou « exp » pour des expériences exponentielles d'ordre supérieur.

En utilisant cette désignation, la stratégie décrite précédemment est DE/rand/1/bin.

L'expérience a montré que la meilleure stratégie est DE/best/2/bin, dont la formule de mutation prend la forme :

$$X_i'^{(G)} = X_{\text{best}}^{(G)} + C_m \left(X_a^{(G)} - X_b^{(G)} + X_c^{(G)} + X_d^{(G)} \right), \quad i = 1, \dots, N_p \quad (4.5)$$

où X_a , X_b , X_c et X_d sont des vecteurs aléatoires, choisi à partir de l'ensemble $\{1, \dots, N_p\}$, et qui sont différents les uns des l'autres. X_{best} est la meilleure solution trouvée lors de la génération G . Cette stratégie améliore considérablement la vitesse de convergence de l'algorithme. Toutefois, si le problème d'optimisation est multimodal, cette stratégie peut conduire à une convergence prématurée de l'algorithme.

4.5. Algorithme à évolution différentielle modifié (MDEA)

Cette version modifiée du DEA, a été proposée par Kaelo et Ali [67]. Comme discuté précédemment, dans la formulation originale du DEA, trois vecteurs aléatoires sont choisis pour la phase de mutation dont un est pris comme vecteur de base. Cette stratégie explore l'espace de recherche, mais en contre partie elle réduit la vitesse de convergence de l'algorithme. Aussi, dans la phase de mutation, le

facteur de pondération (ou constante de mutation) C_m utilise une valeur positive et fixe comprise généralement entre 0 et 2 [65]-[66]. Cela a un effet de restreindre l'exploration de l'espace de recherche dans une région déterminée.

Pour surmonter ces limitations, la première modification à apporter au DEA est de remplacer le vecteur aléatoire de base $X_a^{(G)}$, dans la règle de mutation (4.2), avec le meilleur vecteur parmi les trois, noté $X_{tb}^{(G)}$. Les deux vecteurs qui restent sont utilisés pour calculer le vecteur différentiel dans (4.2). Cette procédure permet d'explorer la région au voisinage de chaque point $X_{tb}^{(G)}$, pour chaque mutation d'un point. Cela permet de maintenir la dynamique de l'exploration et en même temps d'accélérer la convergence [67]. Aussi, au lieu d'utiliser un facteur de mutation C_m constant au cours du processus du DEA, nous utilisons, pour chaque point muté, un facteur de mutation aléatoire dans l'intervalle $[-1, -0.4] \cup [0.4, 1]$ [67]. Cette caractéristique de localisation permet d'intensifier progressivement la procédure de recherche amenant à une convergence rapide, lorsque les points dans l'espace de solution forment un groupe de solutions potentielles autour du minimum global. Cette version du DEA est appelée algorithme à évolution différentielle avec localisation aléatoire (DEARL) [67].

4.6. Manipulation des contraintes

La majorité des algorithmes évolutionnaires, comme l'algorithme à évolution différentielle, ont été conçues pour résoudre des problèmes d'optimisation sans contraintes. Afin de manipuler les différentes contraintes d'un problème d'optimisation, il est proposé dans la littérature plusieurs méthodes [68]. Ces méthodes sont en général classées en 4 groupes :

1. Méthodes basées sur la préservation de la faisabilité,
2. Méthodes basées sur les fonctions de pénalités,
3. Méthodes faisant une distinction entre les solutions faisables et non faisables,
4. Méthodes hybrides.

En général, les deux premières approches sont les plus utilisées dans les algorithmes de l'optimisation non linéaire. Dans notre travail, on a adopté ces deux approches, suivant le type de contraintes rencontrées. En effet, pour les contraintes de limitation des variables de décision, on s'est appuyé sur la méthode de préservation de la faisabilité, alors que pour les autres contraintes d'égalité et d'inégalité on a introduit des fonctions de pénalités.

Une stratégie utilisée pour explorer seulement l'espace de solution faisable, est de générer et maintenir les solutions candidates dans la région faisable [69]:

$$X_{j,i}^{(G)} = \begin{cases} X_{j,i}^{\min} & \text{si } X_{j,i}^{(G)} \leq X_{j,i}^{\min} \\ X_{j,i}^{\max} & \text{si } X_{j,i}^{(G)} \geq X_{j,i}^{\max}, \\ X_{j,i}^{(G)} & \text{sinon} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, N_p \quad (4.6)$$

Les fonctions de pénalités permettent de transformer le problème avec contraintes en un problème sans contraintes. La fonction objectif $f(X)$ sera alors pénalisée et remplacée par une nouvelle fonction de performance $F(X)$, à chaque fois qu'il y a violation des contraintes d'égalité et d'inégalité. La nouvelle fonction de performance s'écrit :

$$F(X) = f(X) + G(X) + H(X) \quad (4.7)$$

$G(X)$ et $H(X)$ sont les fonctions de pénalité des contraintes d'égalité et d'inégalité.

Les fonctions de pénalité utilisées dans ce travail sont de type extérieur, et sont obtenues par [70] :

$$G(X) = \omega \sum_{i=1}^r (g_i(X))^2 \quad (4.8)$$

$$H(X) = \vartheta \sum_{i=1}^m (h_i^-(X))^2 \quad (4.9)$$

où ω et ϑ sont de nouveaux paramètres de contrôle, qui doivent être définis au préalable par l'utilisateur et restent constantes pendant le processus d'optimisation.

$h_i^-(X)$ est la valeur de la $i^{\text{ème}}$ contrainte d'inégalité (violée), dont l'expression est :

$$h_i^-(X) = \max\{0, h_i(X)\} \quad (4.10)$$

4.7. Application

Le problème de l'OPF étant déjà été posé par les formules (3.1)-(3.5) (voir chapitre 3), il faut définir les variables d'état et les variables de contrôles mises en jeu. Le vecteur x des variables d'état est composé de la puissance active P_{G1} du générateur de référence, les tensions V_L des jeux de barres de charge, les puissances réactives Q_G des générateurs et les puissances apparentes S_l transitant par les lignes de transmissions. Donc, le vecteur d'état sera exprimé par :

$$x^T = [P_{G1}, V_{L1} \dots V_{LNL}, Q_{G1} \dots Q_{GNG}, S_{l1} \dots S_{lNB}] \quad (4.11)$$

où NL , NG et NB sont, respectivement, le nombre de jeux de barres de charge, le nombre de générateurs et le nombre de lignes de transmissions.

Le vecteur u des variables d'état comporte les puissances actives générées P_G sauf celle du jeu de barres de référence, les tensions V_G des générateurs et les prises T des transformateurs variables. Le vecteur de contrôle s'obtient par:

$$u^T = [P_{G2} \dots P_{GNG}, V_{G1} \dots V_{GNG}, T_1 \dots T_{NT}] \quad (4.12)$$

où NT représente le nombre de transformateurs réglables.

Dans ce travail de recherche, l'objectif est de minimiser le coût d'exploitation associé à la production de l'énergie électrique. Donc, la fonction objectif totale f du système électrique est tout simplement égale à la somme des modèles de coût du combustible des différentes unités, soit :

$$f = \sum_{i=1}^{NG} f_i \text{ (\$/h)} \quad (4.13)$$

où f_i est la fonction coût du combustible du $i^{\text{ème}}$ générateur.

Les contraintes d'égalité $g(x, u) = 0$ sont traduites par l'ensemble des équations non linéaires de l'écoulement de puissance (2.17) et (2.18), alors que les contraintes d'inégalité $h(x, u) \leq 0$ incluent :

a) les contraintes des générateurs

$$V_{Gi}^{\min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi}^{\max}, \quad \forall i \in NG \quad (4.14)$$

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}, \quad \forall i \in NG \quad (4.15)$$

$$Q_{Gi}^{\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{\max}, \quad \forall i \in NG \quad (4.16)$$

b) les contraintes des transformateurs

$$T_i^{\min} \leq T_i \leq T_i^{\max} \quad \forall i \in NT \quad (4.17)$$

c) les contraintes de sécurité :

$$V_{Li}^{\min} \leq V_{Li} \leq V_{Li}^{\max}, \quad \forall i \in NL \quad (4.18)$$

$$S_{li} \leq S_{li}^{\max}, \quad \forall i \in NB \quad (4.19)$$

Afin de résoudre le problème de l'OPF à l'aide de l'algorithme à évolution différentielle, la structure du chromosome (individu) doit être définie au préalable. La Figure 4.4 montre la structure du chromosome utilisée dans notre application.

Puissances des générateurs			Tensions des générateurs			Prises des transformateurs		
P_{G2}	P_{G3}	V_{G1}	V_{G2}	T_1	T_2

Figure 4.4 : Structure du chromosome

Il convient de mentionner que les variables de contrôle seront générées dans leurs limites admissibles en utilisant la stratégie décrite dans le paragraphe 4.6. Afin de manipuler les contraintes d'inégalité des variables d'état, comprenant les puissances active et réactive du jeu de barres de référence, les tensions des jeux de barres de charge et la puissance transitant sur les lignes de transmission, la fonction objectif augmentée (fonction de performance) est calculée par :

$$F_t = \sum_{i=1}^{NG} f_i + K_P (P_{G1} - P_{G1}^{\text{lim}})^2 + K_Q (Q_{G1} - Q_{G1}^{\text{lim}})^2 + K_V \sum_{i=1}^{NL} (V_{Li} - V_{Li}^{\text{lim}})^2 + K_S \sum_{i=1}^{NB} (S_{li} - S_{li}^{\text{lim}})^2 \quad (4.20)$$

où K_P, K_Q, K_V et K_S représentent les facteurs de pénalité, et x^{lim} est la valeur limite de la variable dépendante x qui est définie par :

$$x^{\text{lim}} = \begin{cases} x^{\text{max}} & \text{si } x > x^{\text{max}} \\ x^{\text{min}} & \text{si } x < x^{\text{min}} \end{cases} \quad (4.21)$$

Il faut noter que les contraintes sur la puissance réactive de chaque générateur, à l'exclusion du jeu de barres de référence, ne sont pas incluses dans la fonction de performance (4.20). Ces contraintes seront prises en charge au niveau de la fonction écoulement de puissance.

L'organigramme général utilisé pour la résolution du problème de l'OPF via les méthodes à évolution différentielle (DEA et MDEA) est montré dans la Figure 4.5. La procédure de l'écoulement de puissance est appliquée pour chaque solution candidate afin d'évaluer sa fonction de performance et déterminer les variables d'état. La procédure d'optimisation s'arrête si le nombre de génération atteint une valeur maximale prédéterminée G^{max} ou si la meilleure solution candidate dans la population ne s'améliore pas au bout d'un nombre prédéterminé de générations.

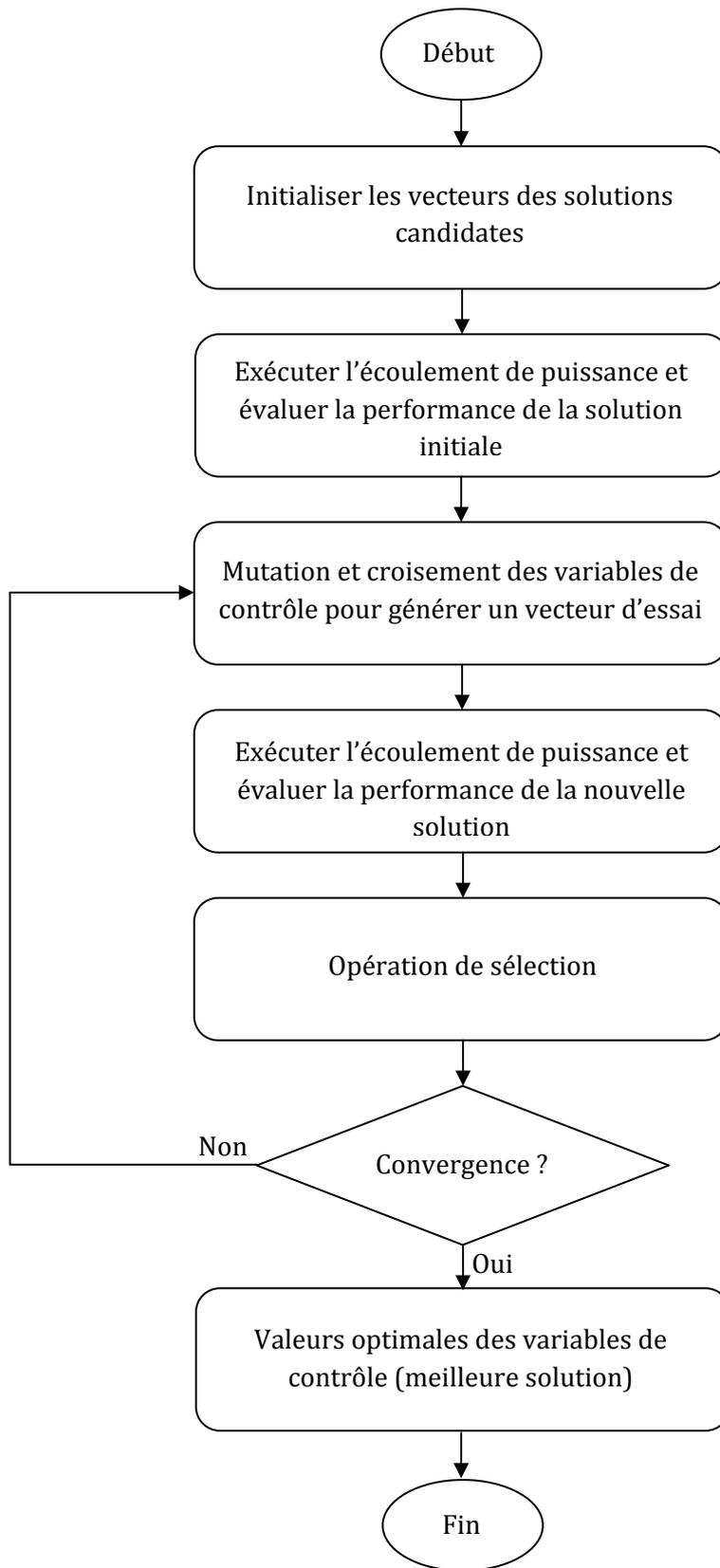


Figure 4.5 : Organigramme général des algorithmes MDEA et DEA pour la solution de l'écoulement de puissance optimal (OPF)

CHAPITRE 5

APPLICATION NUMERIQUE ET RESULTATS

5.1. Introduction

Ce chapitre présente les résultats numériques relatifs à l'application de l'approche proposée à base de l'algorithme à évolution différentielle modifié (MDEA), conçue pour optimiser l'écoulement de puissance. Dans le but de bien illustrer l'efficacité et la robustesse de la dite approche, deux études de cas ont été effectuées. Dans le premier cas, on a considéré le réseau test à 6 jeux de barres, décrit dans la référence [42], utilisant le modèle quadratique pour les courbes de coût. Dans le second cas, on a adopté le réseau standard IEEE à 30 jeux de barres, donné dans la référence [29], avec trois types différents de courbe de coût des générateurs, à savoir, le modèle quadratique (cas 2.1), le modèle quadratique par morceaux (cas 2.2) et le modèle quadratique avec composante sinusoïdale (cas 2.3). Les résultats obtenus par la méthode proposée ont été comparés d'une part avec ceux basées sur l'algorithme à évolution différentielle (DEA) et d'autre part avec les résultats trouvés par d'autres approches dédiées à la résolution du problème de l'OPF. En raison de la nature stochastique de l'approche proposée, et pour chaque cas étudié, deux séries de 20 essais ont été effectuées pour chaque algorithme, que se soit pour le DEA ou sa version améliorée (MDEA). La tolérance de l'écoulement de puissance a été fixée à 10^{-4} p.u.

Les approches proposées ont été développées sous environnement Matlab version 7.1, en utilisant un ordinateur doté d'un processeur Intel Pentium IV 3.0 GHz et une mémoire vive de 512 MO. Chaque programme inclut une procédure efficace pour le calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de Newton – Raphson.

5.2. Cas d'étude no. 1 : système test à 6 jeux de barres

Ce cas d'étude est basé sur le système électrique à 6 jeux de barres, montré dans la Figure 5.1. Ce système est constitué de 7 lignes de transmissions et 4 unités génératrices [14], [42]. Les données des lignes et des charges de ce réseau sont consignées en annexe. Les courbes de coût des générateurs sont modélisées par des fonctions quadratiques données par (1.6). Le jeu de barres 1 est pris comme référence. Les limites assignées à chaque variable sont données comme il suit [14], [60]:

- modules des tensions : 0.95 – 1.05 p.u. pour les jeux de barres générateurs et 0.90 – 1.10 p.u. pour les jeux de barres de charge;
- puissances actives des unités : 50 – 250 MW;
- puissances réactives des unités : $\pm 75\%$ de la puissance active maximale de l'unité (soit un facteur de puissance égal à 0.8);
- charges des lignes de transmissions : 100 MVA pour toutes les lignes, sauf la ligne (4 – 5) dont la limite est de 50 MVA.

Les paramètres de contrôle du MDEA sont donnés dans le Tableau 5.1. Le coût moyen obtenu en utilisant le MDEA vaut 7872.323 \$/h avec un écart type de 0.005%. La Figure 5.2 montre que parmi les 20 solutions obtenues, 16 sont en dessous de la valeur moyenne, avec un coût minimum égale à 7872.256 \$/h. Cette analyse indique que le MDEA est stable. Le temps moyen d'exécution était de 3.83 secondes (voir Figure 5.3). Aussi, il est important de préciser que pour tous les essais effectués, la convergence a été atteinte sans aucune violation des contraintes.

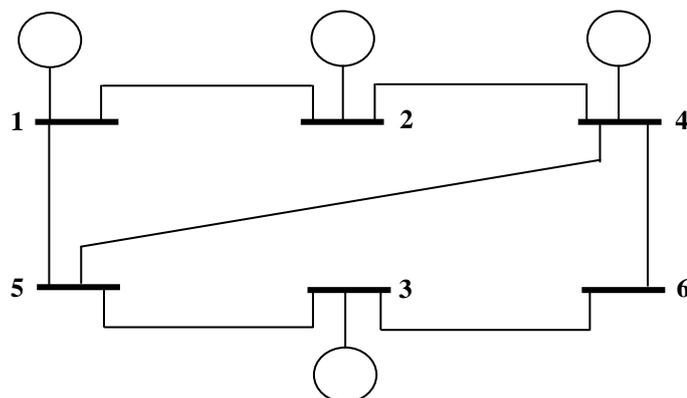


Figure 5.1 : Réseau test à 6 jeux de barres

Tableau 5.1 : Paramètres de contrôle du MDEA – ligne à 6 JDB

Paramètre	Valeur
Taille de la population N_p	16
Constante de croisement C_r	0.75
Nombre maximum de générations G^{\max}	160
Facteur de pénalité de la puissance active du JDB de référence K_P	100
Facteur de pénalité de la puissance réactive du JDB de référence K_Q	100
Facteur de pénalité des modules de tension K_V	50
Facteur de pénalité des puissances des lignes de transmission K_S	8×10^6

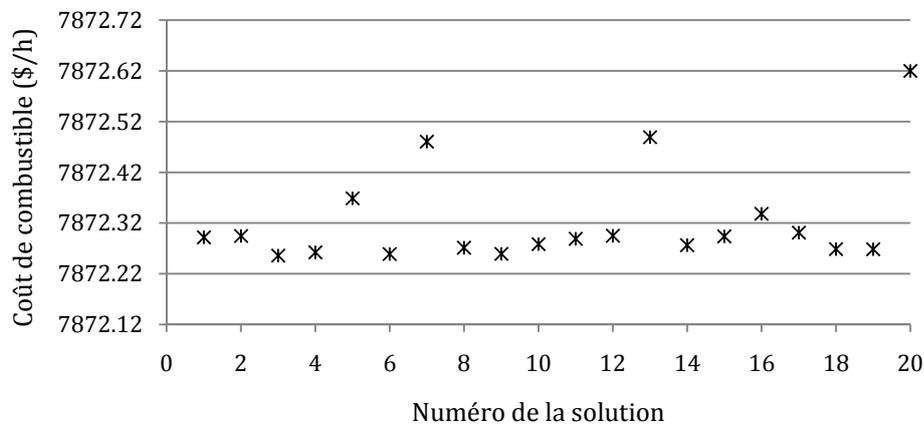


Figure 5.2 : Solutions finales des 20 essais du MDEA – ligne à 6 JDB

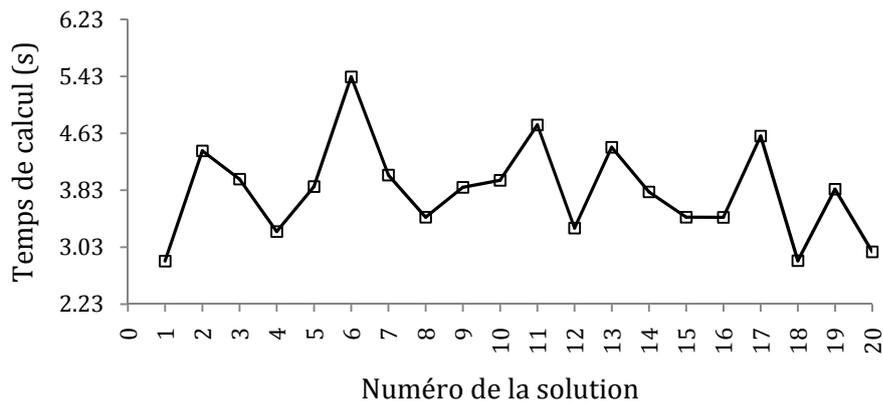


Figure 5.3 : Temps d'exécutions des 20 essais du MDEA – ligne à 6 JDB

Les Tableaux 5.2 et 5.3 présentent la solution complète de l'écoulement de puissance pour l'essai qui a engendré le meilleur coût et pour laquelle la convergence a été

atteinte après 140 générations et 4.00 secondes. La caractéristique de convergence de la meilleure solution fournie par le MDEA est montrée dans la Figure 5.4.

Tableau 5.2 : Solution de l'écoulement de puissance – ligne à 6 JDB

JDB	Tension (p.u.)	Phase (degré)	Génération		Charge	
			MW	Mvar	MW	Mvar
1	1.0483	0.0	123.971	62.438	100	20
2	1.0500	2.079	195.269	3.587	100	20
3	1.0174	-3.240	109.187	53.964	100	20
4	1.0277	-0.150	179.106	20.414	100	20
5	1.0049	-2.244	0.0	0.0	100	50
6	0.9982	-3.844	0.0	0.0	100	10

Tableau 5.3: Puissance transitant par les lignes – réseau test à 6 JDB

Ligne	De	Vers	P (MW)	Q (Mvar)	S (MVA)	Pertes de transmission	
						MW	Mvar
1	1	2	-40.456	17.807	44.202	0.726	-0.750
2	1	5	64.427	24.631	68.975	1.752	1.395
3	2	4	54.087	2.143	54.129	1.065	-0.028
4	3	5	-11.309	20.771	23.650	0.233	-1.578
5	3	6	20.496	13.193	24.375	0.241	-1.550
6	4	5	49.817	4.249	49.998	0.951	-0.165
7	4	6	82.311	-1.664	82.328	2.566	3.079
Pertes totales						7.533	0.403

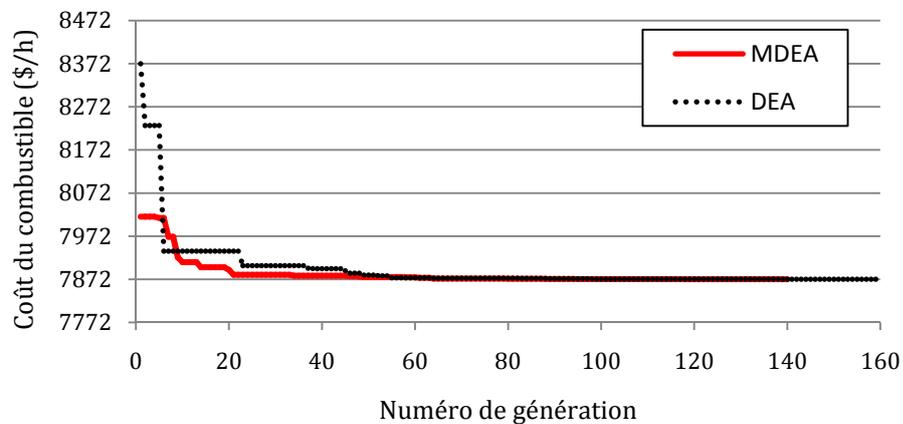


Figure 5.4 : Convergence du MDEA et DEA – système à 6 JDB

La meilleure solution obtenue par le DEA est exposée dans le Tableau 5.4, avec les paramètres suivants : $C_m = 0.70$, $C_r = 0.75$, $N_p = 16$ et $G^{\max} = 160$. La comparaison des caractéristiques de convergence est présentée dans la Figure 5.4. Il est clair, d'après cette figure, que les deux algorithmes MDEA et DEA convergent pratiquement vers la même solution, mais le MDEA atteint la solution optimale avec une vitesse de convergence plus rapide (140 générations pour le MDEA soit un temps de 4.00 secondes contre, 160 générations pour le DEA c'est-à-dire un temps de 4.37 secondes).

Une comparaison de la meilleure solution obtenue par le MDEA avec l'état initial calculé par la méthode de Newton-Raphson (NR), les résultats du dispatching classique combiné avec l'écoulement de puissance standard (ED+LF), ceux réalisés par Weber [42] et ceux utilisant les algorithmes génétiques (OPFGA) [14] et le recuit simulé (OPFSA) [60], est incluse dans le Tableau 5.4. On remarque que les solutions données par l'état initial et le dispatching classique combiné avec l'écoulement de puissance standard (ED+LF) donnent les plus faibles coûts. Par ailleurs, ces solutions ne sont pas acceptables, du fait que les charges des lignes 4 – 5 et 4 – 6 ne sont pas dans leurs limites admissibles (deux quantités violées). D'autre part, le Tableau 5.4 montre que le MDEA donne la meilleure solution globale réalisable avec moins de temps d'exécution, par rapport aux autres techniques.

Tableau 5.4 : Comparaison des différentes méthodes d'optimisation – système à 6 JDB

	Etat initial (NR)	ED + LF	Weber [42]	OPFGA [14]	OPFSA [60]	DEA	MDEA
P_{G1} (MW)	91.00	99.74	160.39	152.325	131.80	123.366	123.971
P_{G2} (MW)	196.00	216.17	133.00	151.656	190.98	195.074	195.269
P_{G3} (MW)	86.00	50.00	143.00	118.091	109.15	109.818	109.187
P_{G4} (MW)	237.00	250.00	169.00	187.089	178.24	179.240	179.106
Total (MW)	610.00	615.91	605.78	609.162	610.17	607.498	607.533
Coût (\$/h)	7811.70	7860.00	8062.00	7987.176	7938.00	7872.300	7872.256
Pertes (MW)	10.00	15.91	5.38	9.208	8.83	7.498	7.533
Temps de calcul (s)	–	–	–	31	26	4.37	4.00
Quantités violées	2	2	0	0	0	0	0

Ces résultats démontrent la faculté de l'approche proposée à trouver la solution réalisable la plus économique du problème de l'OPF, avec un minimum de temps de calcul, comparée aux méthodes d'optimisation classique et non classique.

5.3. Cas d'étude no. 2 : système test IEEE à 30 jeux de barres

La Figure 5.5 montre le réseau standard IEEE à 30 jeux de barres, utilisé pour cette simulation. Les données de ce système sont données dans [29] et reportées en annexe. Ce système alimente 20 charges de 283.40 MW et comprend 41 lignes de transmissions, six générateurs connectés aux jeux de barres no. 1, 2, 5, 8, 11 et 13, deux batteries de condensateurs fixes aux jeux de barres no. 10 et 24 ainsi que quatre transformateurs en phase muni de prises réglables au niveau des lignes no. 11, 12, 15 et 36, dont la plage de réglage allouée est de $\pm 10\%$. La limite inférieure de tension de tous les jeux de barre est de 0.95 p.u. alors que la limite supérieure est de 1.05 p.u. pour le jeu de barres de référence et tous les jeux de barres de charge. Tous les jeux de barres générateurs ont une limite maximum de tension égale à 1.10 p.u. Les batteries de compensation variables ont été ignorées.

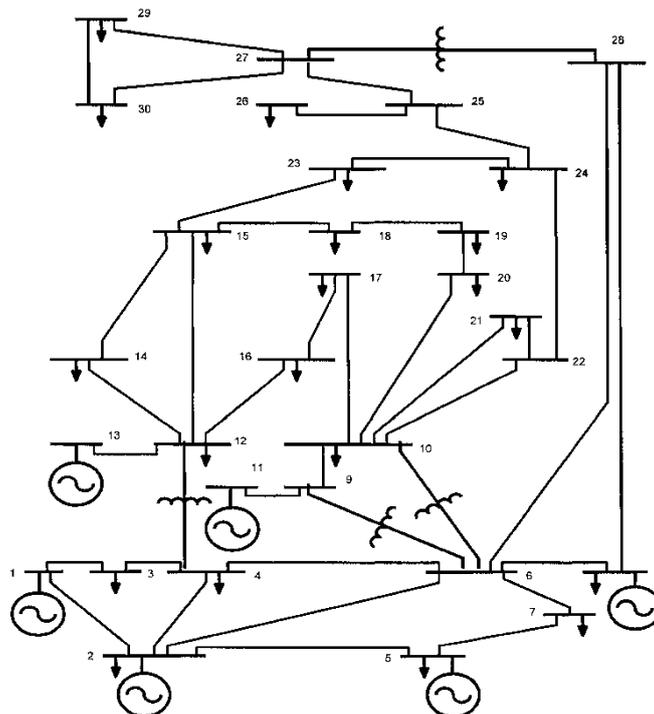


Figure 5.5 : Réseau test IEEE à 30 jeux de barres

Dans tous les cas qui suivent, le jeu de barres 1 est pris comme référence. Trois types de courbes de coût, à savoir, le modèle quadratique, le modèle quadratique par morceaux et le modèle quadratique avec composante sinusoïdale, sont considérés :

5.3.1. Cas 2.1 : courbes de coûts quadratiques

Dans ce cas, les caractéristiques de coût du combustible de toutes les unités génératrices sont modélisées par des fonctions quadratiques conventionnelles données par (1.6), pour lesquelles les coefficients de coût sont portés sur le Tableau 5.5. Les paramètres de contrôle du MDEA sont montrés dans le Tableau 5.6. Les coûts de production associés à chaque solution finale de chaque essai sont représentés dans la Figure 5.6. D'après cette figure, on peut remarquer que le coût d'exploitation est quasiment le même pour les 20 essais. En effet, le coût moyen vaut 802.382 \$/h, avec un minimum de 802.376 \$/h et un maximum de 802.404 \$/h (soit un écart type de 0.004%). Le temps moyen de calcul relatif aux 20 essais est de 23.07 secondes (voir Figure 5.7). Ces résultats traduisent la bonne propriété de convergence de l'algorithme MDEA.

Tableau 5.5 : Coefficients de coût des générateurs – modèle quadratique

JDB	P_G^{\min} (MW)	P_G^{\max} (MW)	Q_G^{\min} (Mvar)	Q_G^{\max} (Mvar)	Coefficients de coût		
					a	b	c
1	50	200	-20	200	0	2.00	0.00375
2	20	80	-20	100	0	1.75	0.01750
5	15	50	-15	80	0	1.00	0.06250
8	10	35	-15	60	0	3.25	0.00834
11	10	30	-10	50	0	3.00	0.02500
13	12	40	-15	60	0	3.00	0.02500

Tableau 5.6 : Paramètres de contrôle du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des modèles de coûts quadratiques

Paramètre	Valeur
Taille de la population N_p	18
Constante de croisement C_r	0.50
Nombre maximum de générations G^{\max}	160
Facteur de pénalité de la puissance active du JDB de référence K_P	100
Facteur de pénalité de la puissance réactive du JDB de référence K_Q	100
Facteur de pénalité des modules de tension K_V	10^5
Facteur de pénalité des puissances des lignes de transmission K_S	50

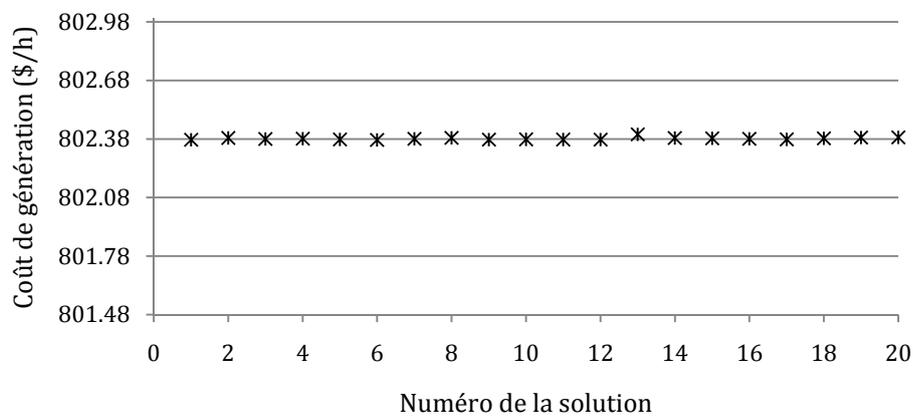


Figure 5.6 : Solutions finales des 20 essais du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

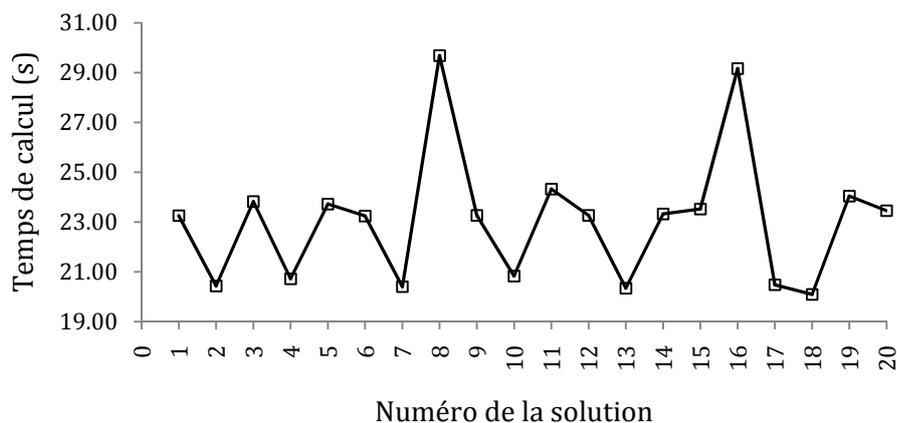


Figure 5.7 : Temps de calculs relatifs aux 20 essais du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

Le Tableau 5.7 présente une récapitulation des résultats d'optimisation pour la solution donnant le plus faible coût, où elle a convergé après 120 générations et 23.25 secondes (voir Figure 5.8). Comme montré dans le Tableau 5.7, le coût de production optimisé par le MDEA a été réduit de 11% et ce, par rapport à l'état initial où la méthode de Newton – Raphson a été utilisée. L'important gain financier réalisé alors est supérieur à 850 000 \$ par an.

Il est important de signaler que toutes les contraintes de sécurité sont restées dans leurs limites tolérables, notamment les puissances actives et réactives des générateurs (Fig. 5.9), les modules des tensions aux jeux de barres (Fig. 5.10) et la charge en MVA des lignes de transport (Fig. 5.11).

Tableau 5.7 : Résultats d'optimisation de l'algorithme MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

Variable	Limites		Etat initial (NR)	MDEA
	Inferieure	Supérieure		
P_{G1} (MW)	50	200	98.8	175.974
P_{G2} (MW)	20	80	80.0	48.884
P_{G5} (MW)	15	50	50.0	21.510
P_{G8} (MW)	10	35	20.0	22.240
P_{G11} (MW)	10	30	20.0	12.251
P_{G13} (MW)	12	40	20.0	12.000
V_{G1} (MW)	0.95	1.05	1.050	1.0500
V_{G2} (p.u.)	0.95	1.10	1.045	1.0382
V_{G5} (p.u.)	0.95	1.10	1.010	1.0113
V_{G8} (p.u.)	0.95	1.10	1.010	1.0191
V_{G11} (p.u.)	0.95	1.10	1.050	1.0951
V_{G13} (p.u.)	0.95	1.10	1.050	1.0837
T_{11}	0.90	1.10	0.978	0.9866
T_{12}	0.90	1.10	0.969	0.9714
T_{15}	0.90	1.10	0.932	0.9972
T_{36}	0.90	1.10	0.968	0.9413
Coût du combustible (\$/h)			900.76	802.376
Pertes de transmission (MW)			5.39	9.459
Temps d'exécution (s)			-	23.25

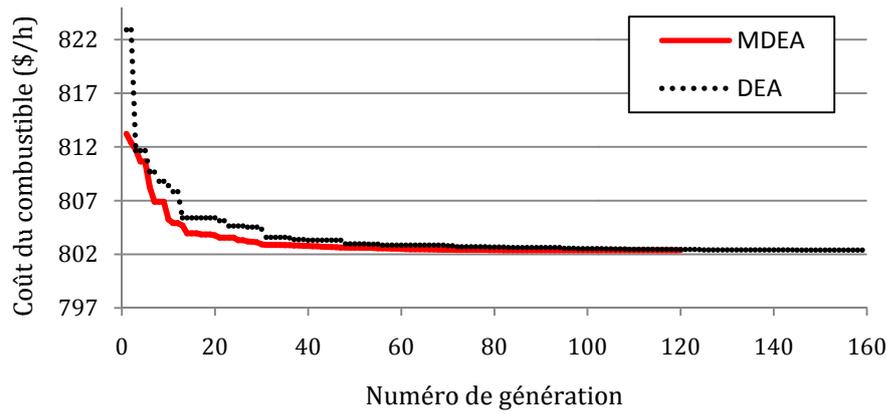


Figure 5.8 : Convergence du MDEA et DEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

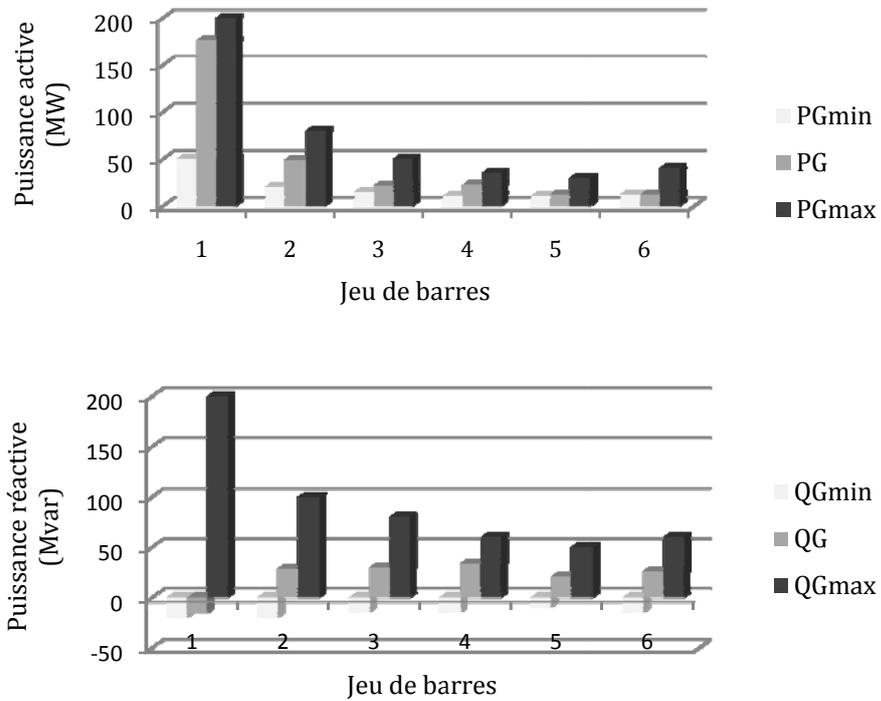


Figure 5.9 : Puissances optimales des générateurs obtenues par le MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

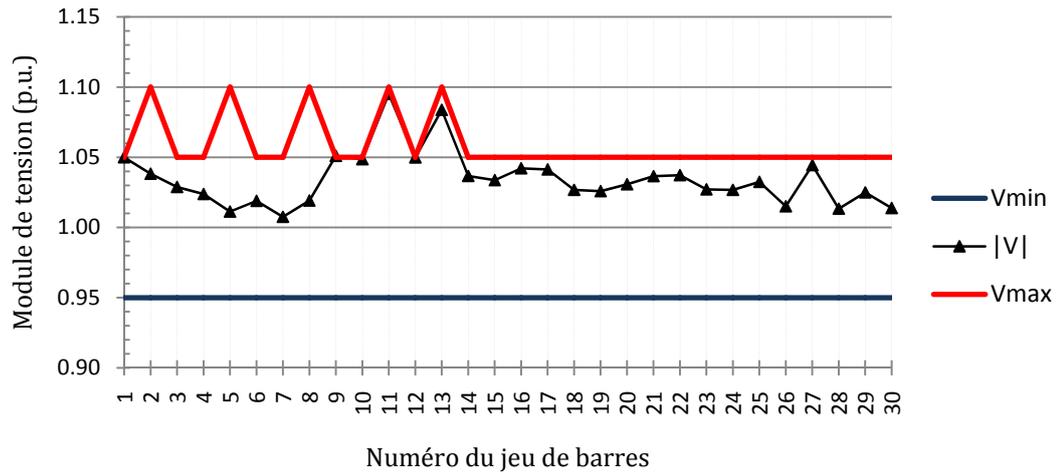


Figure 5.10 : Profil de tension – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

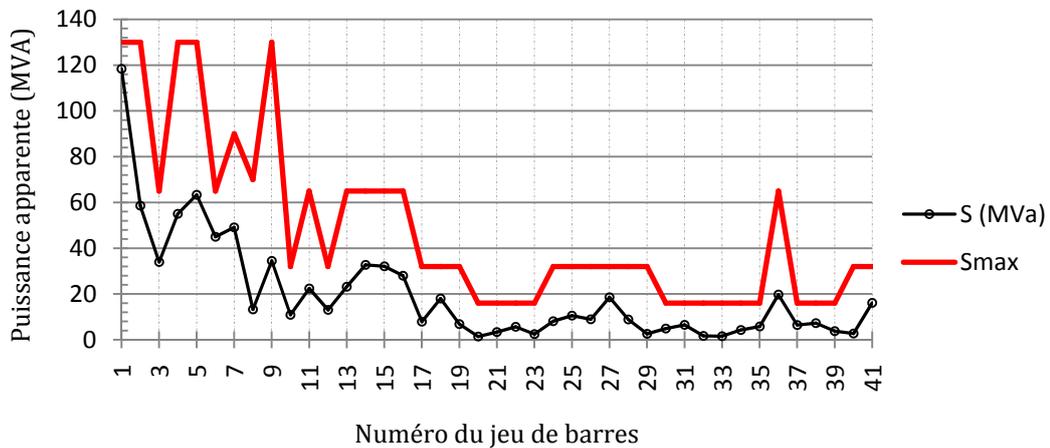


Figure 5.11 : Charge des lignes de transmission – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

Le Tableau 5.8 montre la meilleure solution fournie par le DEA, qui a été paramétré avec $C_m = 0.70$, $C_r = 0.70$, $N_p = 18$ et $G^{\max} = 160$, dont la caractéristique de convergence est montrée dans la Figure 5.8. Il est clair une fois de plus, que le MDEA est supérieur au DEA du point de vu qualité de solution et rapidité de convergence.

Les résultats de l'approche proposée ont été comparés à ceux publiés dans la littérature, utilisant la programmation non linéaire (NLP) [29], la programmation évolutionnaire (EP) [15], le recuit simulé (SA) [60], la recherche taboue (TS) [17] et la programmation évolutionnaire améliorée (IEP) [71] (voir Tableau 5.8). On peut

remarquer d'après le Tableau 5.8 que les résultats obtenus par le MDEA sont comparables à ceux cités dans la littérature. Néanmoins, il est impératif de noter que la meilleure solution donnée par Abido [17] viole la limite inférieure de la puissance réactive du jeu de barres de référence par 1.66 Mvar, alors que dans l'article de Roa-Sepulveda [60], la tolérance de l'écoulement de puissance a été fixée à 0.01 p.u. qu'on a jugé insuffisante. En plus, on constate que le temps de calcul de l'approche proposée est nettement meilleur que ceux des autres techniques heuristiques. En conclusion, on peut affirmer que le MDEA est capable de trouver des solutions plus précises et plus fiables que celles fournies par les autres techniques heuristiques.

Tableau 5.8 : Comparaison des différentes méthodes d'optimisation – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques

	NLP [29]	EP [15]	SA [60]	TS [17]	IEP [71]	DEA	MDEA
P_{G1} (MW)	176.26	173.848	173.15	176.04	176.2358	176.009	175.974
P_{G2} (MW)	48.84	49.998	48.54	48.76	49.0093	48.801	48.884
P_{G5} (MW)	21.51	21.386	19.23	21.56	21.5023	21.334	21.510
P_{G8} (MW)	22.15	22.630	12.81	22.05	21.8115	22.262	22.240
P_{G11} (MW)	12.14	12.928	11.64	12.44	12.3387	12.460	12.251
P_{G13} (MW)	12.00	12.000	13.21	12.00	12.0129	12.000	12.000
Total (MW)	292.90	292.79	278.58	292.85	292.9105	292.866	292.859
Coût de production (\$/h)	802.40	802.62	799.45	802.29	802.465	802.394	802.376
Pertes de transmission (MW)	9.48	–	9.20	–	–	9.466	9.459
Temps moyen d'exécution (s)	–	51.4	760	–	594.08	36.61	23.07

5.3.2. Cas 2.2 : courbes de coûts quadratiques par morceaux

Afin de modéliser des centrales fonctionnant avec plusieurs types de combustibles, les caractéristiques de coût des unités génératrices connectées aux jeux de barres 1 et 2, sont représentées via des fonctions quadratiques par morceaux [15] (voir paragraphe 1.5.2). Les coefficients de coût de ces deux unités sont donnés dans le Tableau 5.9. Les paramètres de contrôle du MDEA sont présentés dans le Tableau 5.10. La valeur du coût obtenu est entre la valeur minimale de

647.846 \$/h, et la valeur maximale de 650.664 \$/h. La Figure 5.12 montre que 75% des solutions obtenues sont en dessous du coût moyen de 648.356 \$/h, représentant un écart type de 0.52%. La convergence a été atteinte au bout d'un temps moyen égal à 37.05 secondes (Fig. 5.13). Ces chiffres reflètent une bonne tenue de convergence du MDEA.

Tableau 5.9 : Coefficients de coût des unités 1 et 2 – modèle quadratique par morceau

JDB	Zones de fonctionnement		Coefficients de coût		
	de (MW)	vers (MW)	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>
1	50	140	55.0	0.70	0.0050
	140	200	82.5	1.05	0.0075
2	20	55	40.0	0.30	0.0100
	55	80	80.0	0.60	0.0200

Tableau 5.10 : Paramètres de contrôle du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des modèles de coûts quadratiques par morceaux

Paramètre	Valeur
Taille de la population N_p	20
Constante de croisement C_r	0.85
Nombre maximum de générations G^{\max}	160
Facteur de pénalité de la puissance active du JDB de référence K_P	100
Facteur de pénalité de la puissance réactive du JDB de référence K_Q	100
Facteur de pénalité des modules de tension K_V	10^4
Facteur de pénalité des puissances des lignes de transmission K_S	50

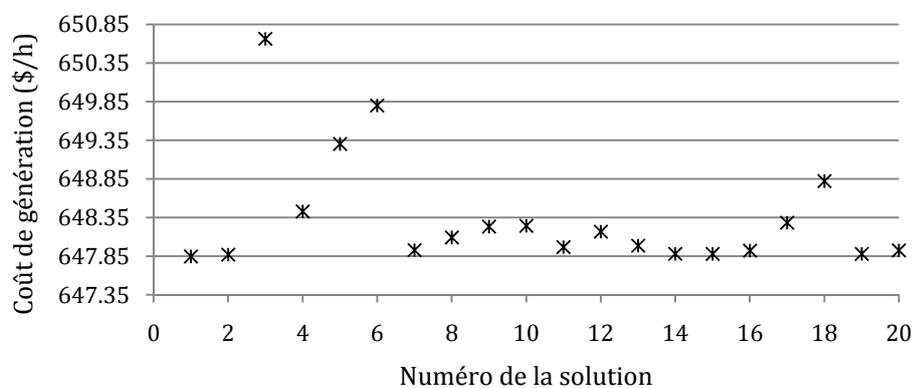


Figure 5.12 : Solutions finales des 20 essais du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

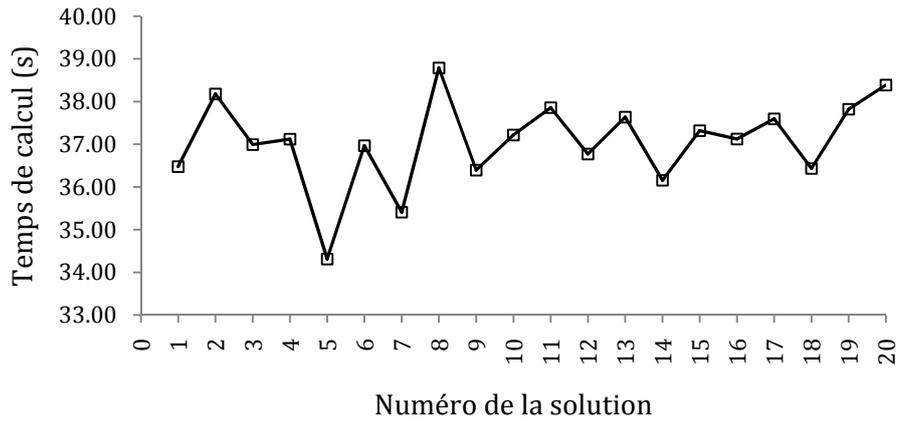


Figure 5.13 : Temps d'executions des 20 essais du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

Le Tableau 5.11 montre les résultats de simulation relatifs à la meilleure solution trouvée où le temps mis pour arriver à la convergence est de 36.48 secondes et ce au bout de 160 générations. La variation du coût total de cette dernière est montrée dans la Figure 5.14. En exploitant le Tableau 5.11, on remarque que le coût du combustible optimisé par le MDEA est nettement inférieur à celui de l'écoulement de puissance conventionnel de NR (647.846 \$/h contre 843.55 \$/h). On peut conclure que l'optimisation des puissances actives nous a permis de réaliser un gain remarquable de 1 690 882 \$ par année, et ce en respectant toutes les contraintes de sécurité du problème (voir Figures 5.15, 5.16 et 5.17).

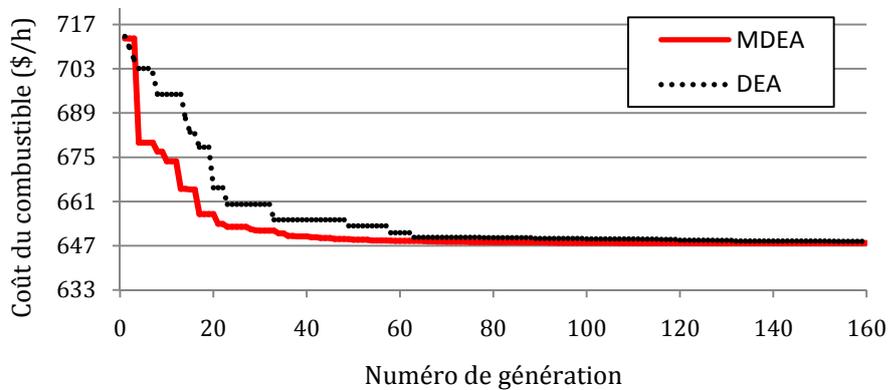


Figure 5.14 : Convergence du MDEA et DEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

Tableau 5.11 : Résultats d'optimisation de l'algorithme MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

Variable	Limites		Etat initial (NR)	MDEA
	Inferieure	Supérieure		
P_{G1} (MW)	50	200	98.8	140.000
P_{G2} (MW)	20	80	80.0	55.000
P_{G5} (MW)	15	50	50.0	24.000
P_{G8} (MW)	10	35	20.0	34.989
P_{G11} (MW)	10	30	20.0	18.044
P_{G13} (MW)	12	40	20.0	18.462
V_{G1} (p.u.)	0.95	1.05	1.050	1.0500
V_{G2} (p.u.)	0.95	1.10	1.045	1.0400
V_{G5} (p.u.)	0.95	1.10	1.010	1.0139
V_{G8} (p.u.)	0.95	1.10	1.010	1.0259
V_{G11} (p.u.)	0.95	1.10	1.050	1.0940
V_{G13} (p.u.)	0.95	1.10	1.050	1.0773
T_{11}	0.90	1.10	0.978	0.9714
T_{12}	0.90	1.10	0.969	1.0046
T_{15}	0.90	1.10	0.932	0.9902
T_{36}	0.90	1.10	0.968	0.9494
Coût du combustible (\$/h)			843.55	647.846
Pertes de transmission (MW)			5.39	7.095
Temps d'exécution (s)			-	36.48

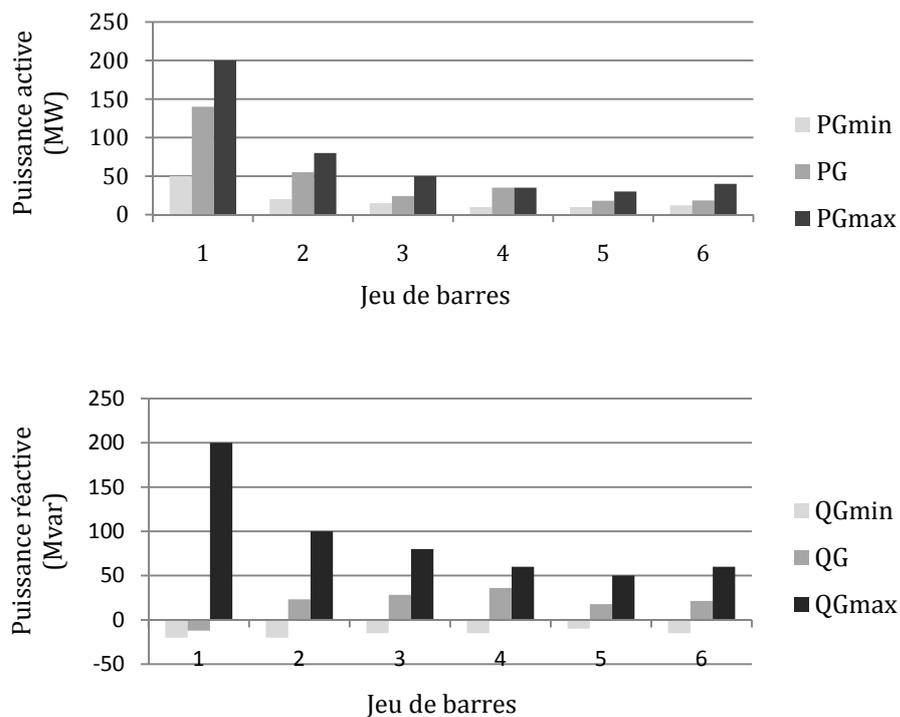


Figure 5.15 : Puissances optimales des générateurs obtenues par le MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

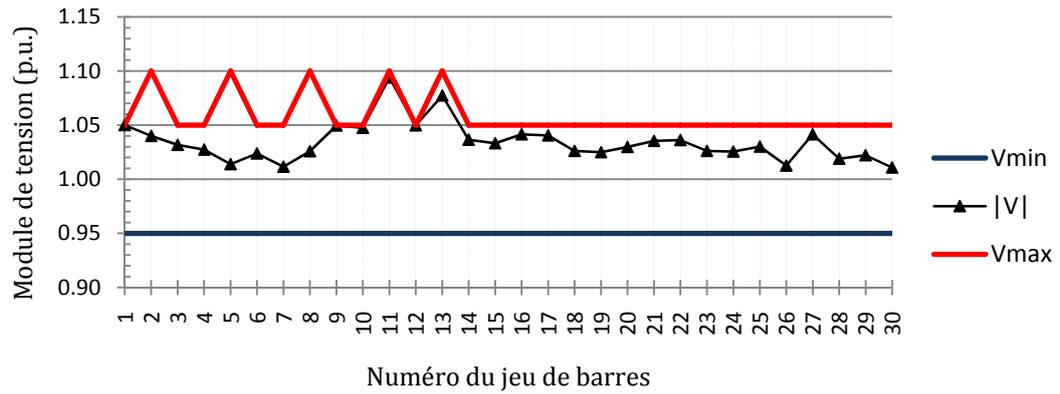


Figure 5.16 : Profil de tension – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

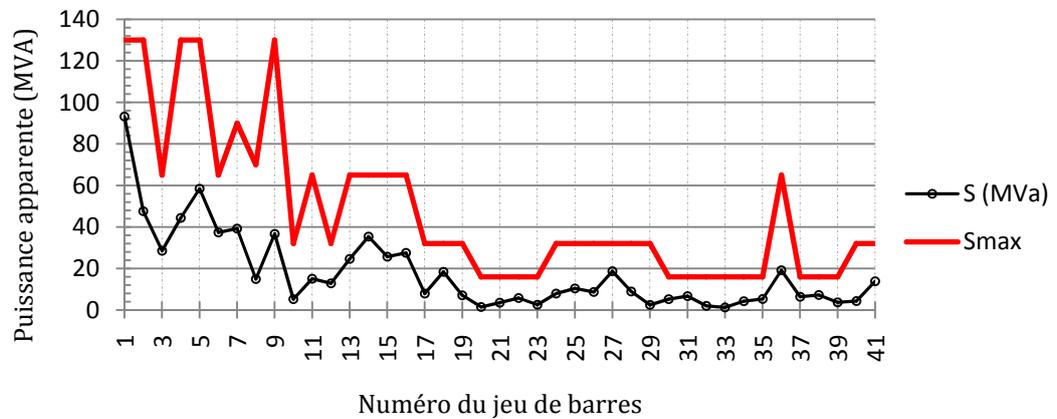


Figure 5.17 : Charge des lignes de transmission – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

La meilleure solution donnée par le DEA est présentée dans le Tableau 5.12, utilisant les paramètres de réglage suivant : $C_m = 0.40$, $C_r = 0.70$, $N_p = 20$ et $G^{\max} = 160$. D'après la Figure 5.14 (page 87), on voit que le MDEA est performant par rapport au DEA.

Pour des fins de comparaison, les résultats publiés utilisant la programmation évolutionnaire (EP) [15], l'optimisation par essaims de particules (PSO) [55] et la programmation évolutionnaire améliorée (IEP) [71], sont également inclus dans le Tableau 5.12. On peut observer que le coût minimum obtenu via le MDEA est meilleur que celui donné par la programmation évolutionnaire améliorée (IEP) et proche de ceux trouvés par la programmation évolutionnaire (EP) et l'optimisation par essaims de particules (PSO), avec un temps d'exécution moindre.

Tableau 5.12 : Comparaison des différentes méthodes d'optimisation – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques par morceaux

	EP [15]	PSO [55]	IEP [71]	DEA	MDEA
P_{G1} (MW)	140.000	140.00	139.9962	139.961	140.000
P_{G2} (MW)	55.000	55.000	54.9849	54.984	55.000
P_{G5} (MW)	24.165	24.15	23.2558	23.910	24.000
P_{G8} (MW)	35.000	35.00	34.2794	34.291	34.989
P_{G11} (MW)	18.773	18.51	17.5906	21.161	18.044
P_{G13} (MW)	17.531	17.79	20.7012	16.202	18.462
Total (MW)	290.469	290.45	290.8081	290.509	290.495
Coût (\$/h)	647.79	647.69	649.312	648.384	647.846
Pertes (MW)	–	–	–	7.109	7.095
Temps moyen d'exécution (s)	51.6	–	602.56	37.14	37.05

Ces résultats corroborent l'aptitude de l'approche proposée à trouver des solutions précises au problème de l'OPF pour des modèles de courbes de coûts quadratiques par morceaux.

5.3.3. Cas 2.3 : Courbes de coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

Dans ce cas, un terme sinusoïdal est ajouté aux courbes de coût quadratiques des unités génératrices alimentant les jeux de barres 1 et 2 afin de refléter l'effet d'ouverture des vannes [4] (voir paragraphe 1.5.1). Les coefficients de ces unités sont présentés dans le Tableau 5.13. Les paramètres de contrôle du MDEA sont montrés dans le Tableau 5.14. La moyenne du coût obtenu vaut 942.501 \$/h. Les coûts minimum et maximum trouvés sont, respectivement, 930.793 \$/h et 954.073 \$/h, avec un écart type de 5.41%, ce qui reflète une bonne caractéristique convergence (Fig. 5.18). La moyenne du temps de convergence a été de 41.85 secondes (voir Figure 5.19).

Tableau 5.13 : Coefficients de coût des unités 1 et 2: modèle quadratique avec composante sinusoïdale

Bus	P_G^{\min} (MW)	P_G^{\max} (MW)	Q_G^{\min} (Mvar)	Q_G^{\max} (Mvar)	Cost coefficients				
					a	b	c	d	e
1	50	200	-20	200	150.0	2.00	0.0016	50.00	0.0630
2	20	80	-20	100	25.0	2.50	0.0100	40.00	0.0980

Tableau 5.14 : Paramètres de contrôle du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des modèles de coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

Paramètre	Valeur
Taille de la population N_p	20
Constante de croisement C_r	0.75
Nombre maximum de générations G^{\max}	150
Facteur de pénalité de la puissance active du JDB de référence K_p	500
Facteur de pénalité de la puissance réactive du JDB de référence K_Q	500
Facteur de pénalité des modules de tension K_V	10^4
Facteur de pénalité des puissances des lignes de transmission K_S	2×10^5

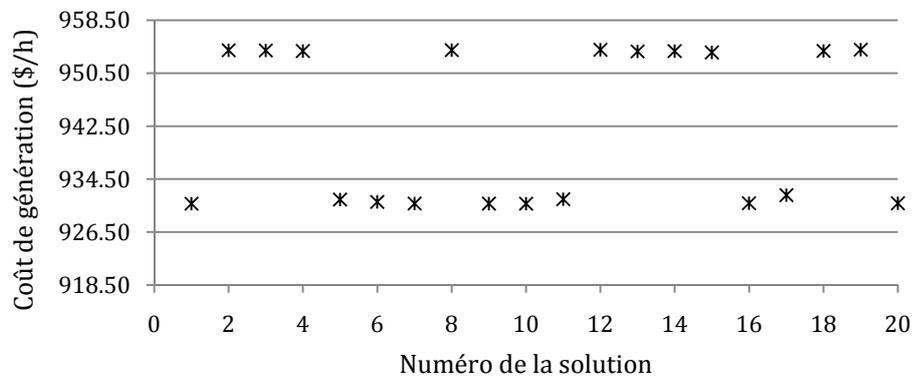


Figure 5.18 : Solutions finales des 20 essais du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

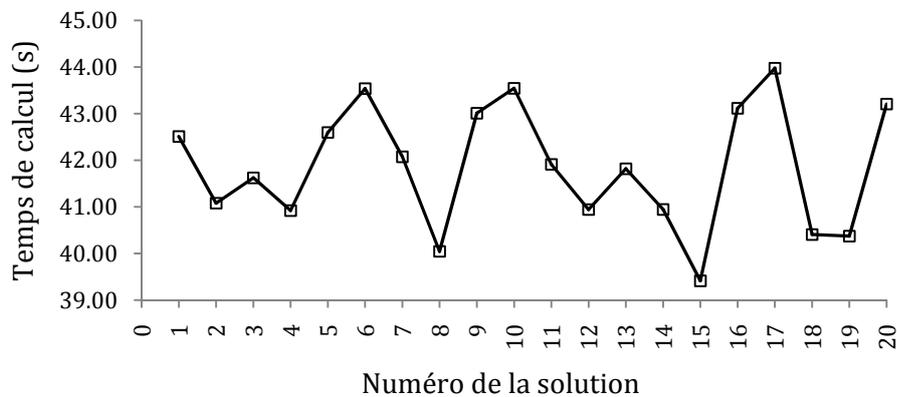


Figure 5.19 : Temps de calculs relatifs aux 20 essais du MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

La convergence pour la meilleure solution trouvée par le MDEA a été obtenue au bout de 150 générations et un temps égal à 43 secondes (Fig 5.20). Le détail de cette dernière solution est donné dans le Tableau 5.15 qui montre une amélioration considérable du coût de production optimisé par le MDEA par rapport à l'écoulement de puissance non optimisé (état initial). En effet, le bénéfice réalisé après optimisation par le MDEA est plus de 1 339 692 \$ par an. Les Figures 5.21, 5.22 et 5.23, montrent que toutes les variables de décision sont dans leurs limites admissibles.

Tableau 5.15 : Résultats d'optimisation de l'algorithme MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

Variable	Limites		Etat initial (NR)	MDEA
	Inferieure	Supérieure		
P_{G1} (MW)	50	200	98.8	197.426
P_{G2} (MW)	20	80	80.0	52.037
P_{G5} (MW)	15	50	50.0	15.000
P_{G8} (MW)	10	35	20.0	10.000
P_{G11} (MW)	10	30	20.0	10.001
P_{G13} (MW)	12	40	20.0	12.000
V_{G1} (p.u.)	0.95	1.05	1.050	1.0371
V_{G2} (p.u.)	0.95	1.10	1.045	1.0130
V_{G5} (p.u.)	0.95	1.10	1.010	0.9648
V_{G8} (p.u.)	0.95	1.10	1.010	1.0320
V_{G11} (p.u.)	0.95	1.10	1.050	1.0982
V_{G13} (p.u.)	0.95	1.10	1.050	1.0890
T_{11}	0.90	1.10	0.978	1.0969
T_{12}	0.90	1.10	0.969	1.0909
T_{15}	0.90	1.10	0.932	1.0991
T_{36}	0.90	1.10	0.968	1.0021
Coût du combustible (\$/h)			1085.85	930.793
Pertes de transmission (MW)			5.39	13.064
Temps d'exécution (s)			-	43.01

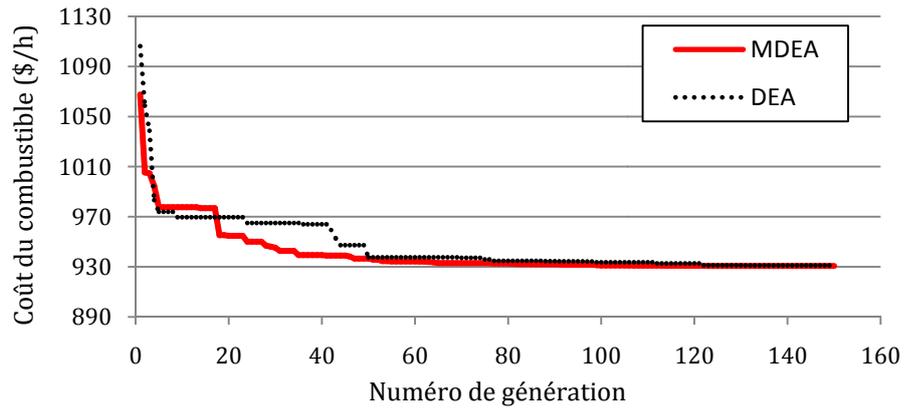


Figure 5.20 : Convergence du MDEA et DEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

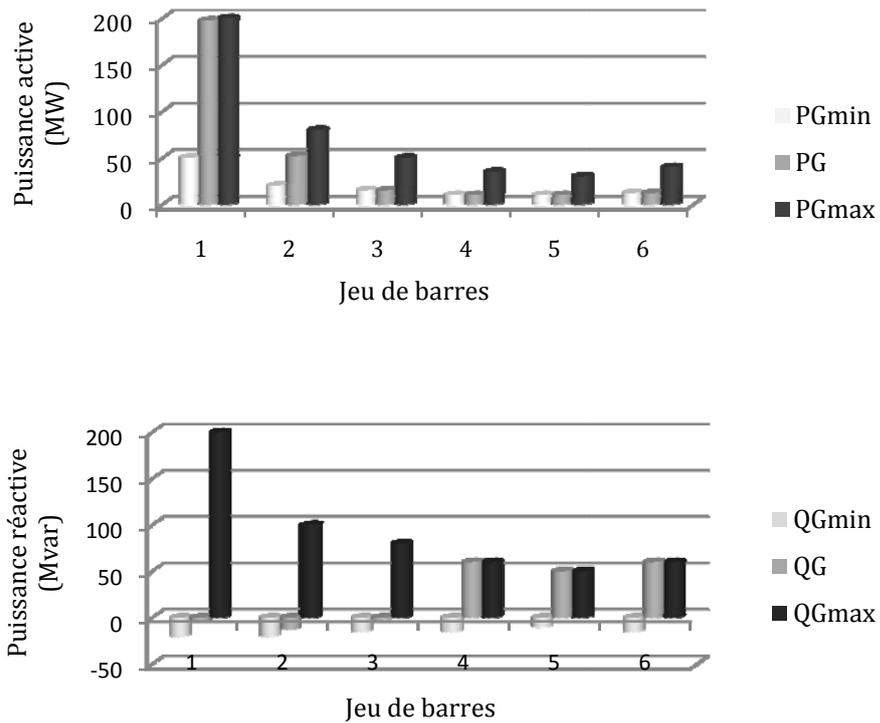


Figure 5.21 : Puissances optimales des générateurs obtenues par le MDEA – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

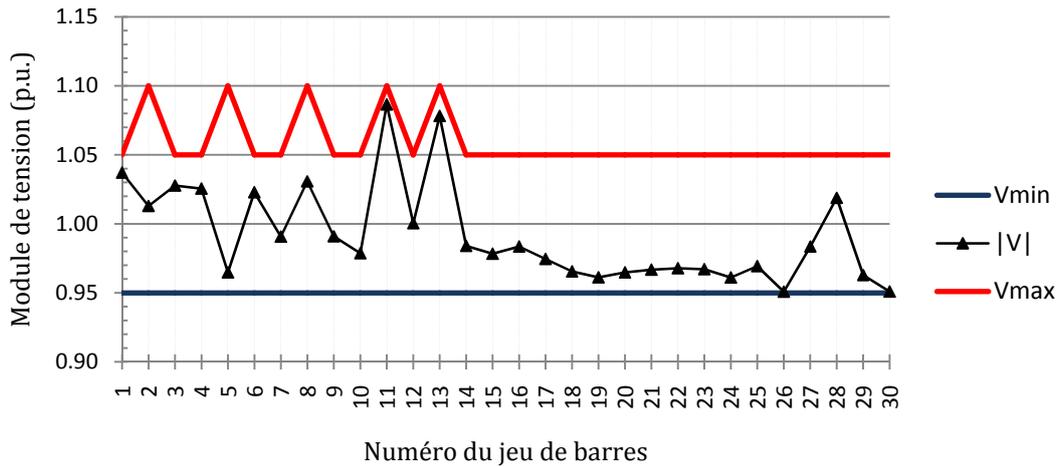


Figure 5.22 : Profil de tension – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

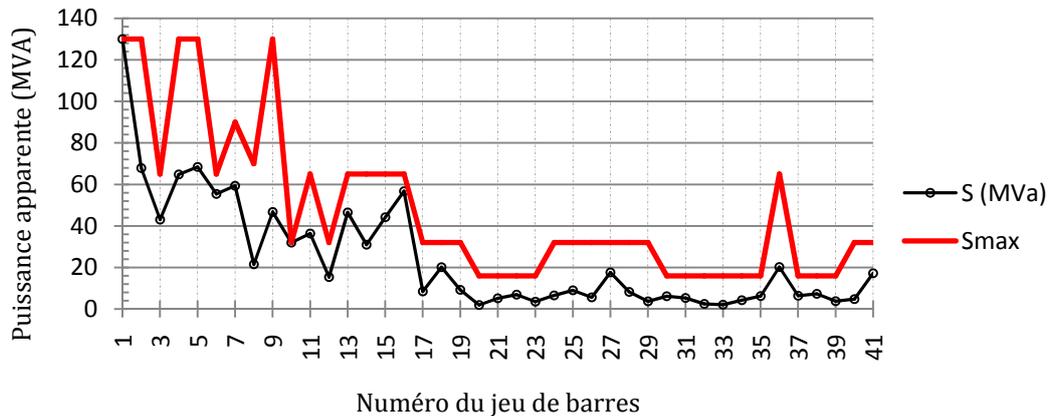


Figure 5.23 : Charge des lignes de transmission – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

La meilleure solution calculée par le DEA est présentée dans le Tableau 5.16, avec les paramètres suivant : $C_m = 0.70$, $C_r = 0.70$, $N_p = 20$ et $G^{\max} = 150$. En termes de vitesse de convergence, la Figure 5.20 (page 93) montre que la méthode MDEA surclasse le DEA en atteignant la solution finale au bout d'un temps plus petit.

Afin d'apprécier l'efficacité de l'approche proposée, on a comparé les résultats obtenus par le MDEA avec ceux qui figurent dans la littérature, basées sur la programmation évolutionnaire (EP) [15], la recherche taboue (TS) [17] et la programmation évolutionnaire améliorée (IEP) [71] (voir Tableau 5.16). Il est clair

que le MDEA donne un coût meilleur que celui trouvé par la programmation évolutionnaire améliorée (IEP). Par contre, les coûts trouvés par les techniques de la programmation évolutionnaire (EP), et la recherche taboue (TS), publiés respectivement par Yuryevich [15] et Abido [17] sont moindres.

Cependant, il est important de signaler que ces dernières solutions violent en partie quelques contraintes de sécurité que d'ailleurs confirme Ongsakul [71]. En effet, la meilleure solution donnée dans Yuryevich [15] est non réalisable, car elle viole la limite inférieure de la puissance réactive du jeu de barres de référence Q_{G1} par 252.04% et provoque une surcharge de 17.0% au niveau de la ligne de transmission 1 – 2. Par ailleurs, la solution fournie par la recherche taboue (TS) provoque une surcharge de 4.1% sur la puissance transmise par la ligne 1 – 2.

Ces résultats confirment que l'approche proposée est capable de trouver des solutions précises et réalisables, même en présence d'unités dont les courbes de coût considèrent l'effet d'ouverture des vannes d'admission.

Tableau 5.16 : Comparaison des différentes méthodes d'optimisation – ligne IEEE à 30 JDB avec des fonctions coûts quadratiques avec composantes sinusoïdales

	EP [15]	TS [17]	IEP [71]	DEA	MDEA
P_{G1} (MW)	199.600	200.00	149.7331	196.989	197.426
P_{G2} (MW)	20.000	39.65	52.0571	51.995	52.037
P_{G5} (MW)	22.204	20.42	23.2008	15.000	15.000
P_{G8} (MW)	24.122	12.47	33.4150	10.006	10.000
P_{G11} (MW)	14.420	10.00	16.5523	10.015	10.001
P_{G13} (MW)	13.001	12.00	16.0875	12.000	12.000
Total (MW)	297.877	294.54	291.0458	296.005	296.464
Coût (\$/h)	919.89	919.72	953.573	931.085	930.793
Pertes (MW)	–	–	–	12.605	13.064
Temps moyen d'exécution (s)	–	–	–	44.96	41.85

CONCLUSION GENERALE

Le travail de recherche présenté dans cette thèse est une contribution à l'optimisation du fonctionnement des réseaux de transmission à haute tension. Une nouvelle approche évolutionnaire basée sur l'algorithme à évolution différentielle a été développée dans l'optique de résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF). Des améliorations ont été proposées à l'algorithme à évolution différentielle (DEA) original à travers des modifications de la règle de mutation de ce dernier permettant d'améliorer sa vitesse de convergence, sans compromettre la qualité de solution. Les résultats de simulations montrent que le nouvel algorithme développé à savoir l'évolution différentielle modifiée (MDEA) est nettement meilleur que l'original du point de vue rapidité de convergence vers l'optimum global.

Contrairement aux techniques classiques qui sont basées sur des modèles simplifiés des composants des systèmes électriques, la procédure d'optimisation développée prend en charge des modèles plus pratiques comme la nature non convexe et discontinue des caractéristiques de coût des unités de production, notamment le fonctionnement avec plusieurs types de combustibles et l'effet d'ouverture des vannes. En plus, l'approche proposée permet de fournir à la fin du processus d'optimisation, une famille de solutions physiquement réalisables de par la nature des contraintes et d'une précision acceptable sur le plan pratique. Cette caractéristique est particulièrement utile dans le cas où, pour des raisons imprévues, il est impossible d'implémenter la meilleure solution globale obtenue. Dans cette situation, l'opérateur du réseau peut choisir une solution différente parmi la population de la génération finale, sans relancer la procédure d'optimisation.

L'approche proposée a été appliquée aux réseaux tests à 6 jeux de barres et IEEE à 30 jeux de barres. Les résultats obtenus sont d'une précision acceptable du point de vue pratique et requiert un temps de calcul court pour obtenir les valeurs optimales des équipements de contrôle. La comparaison des résultats obtenus par l'approche proposée avec ceux publiés récemment dans la littérature, confirme son efficacité et sa robustesse pour trouver des solutions précises et physiquement réalisables de l'écoulement de puissance optimal sans aucune restriction sur la forme des courbes de coût de combustible.

En perspective, on prévoit d'appliquer cette approche pour la résolution d'autres problèmes rencontrés dans le domaine d'exploitation des réseaux de transmission, comme l'amélioration du plan de tension, la réduction des pertes de puissances et les émissions des gaz toxiques dans l'environnement.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A.J. Wood, B.F. Wollenberg, *Power generation operation and control*, Second Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, 1996.
- [2] J.B. Ward, H.W. Hale, "Digital computer solution of power flow problems," *Transactions AIEE*, Part III, Vol. 75, June 1956, pp. 398-404.
- [3] H. Saadat, *Power system analysis*, Second Edition, McGraw-Hill International Editions, 2004.
- [4] D.C. Walters, G.B. Sheblé, "Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 8, No. 3, August 1993, pp. 1325-1332.
- [5] H. Da-kuo, W. Fu-li, M. Zhi-zhong, "Hybrid genetic algorithm for economic dispatch with valve point effect," *International Journal of Electric Power Systems Research*, Vol. 78, No. 4, April 2008, pp. 626-633.
- [6] C.E. Lin, G.L. Viviani, "Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-103, No. 6, June 1984, pp. 1170-1175.
- [7] C. Chiang, "Improved genetic algorithm for power economic dispatch of units with valve-point effect and multiple fuels," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 20, No. 4, November 2005, pp. 1690-1699.
- [8] F.N. Lee, A.M. Breipohl, "Reserve constrained economic dispatch with prohibited operating zones," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 8, No. 1, February 1993, pp. 246-254.
- [9] S.O. Orero, M.R. Irving, "Economic dispatch of generators with prohibited operating zones: a genetic algorithm approach," *IEE Proceedings, Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 6, No. 6, November 1996, pp. 529-534.

- [10] C.A. Gross, *Power system analysis*, Second Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, 1986.
- [11] B. Stott, O. Alsac, "Fast decoupled load flow," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-93, No. 3, May/June 1974, pp. 859-869.
- [12] J. Carpentier, "Contribution à l'étude du dispatching économique," *Bulletin de la Société Française des Electriciens*, Vol. 3, Aout 1962, pp. 431-447.
- [13] H.W. Dommel, W.F. Tinney, "Optimal power flow solutions," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-87, No. 5, October 1968, pp. 1866-1876.
- [14] M.S. Osman, M.A. Abo-Sinna, A.A. Mousa. "A solution to the optimal power flow using genetic algorithm," *International Journal of Applied Mathematics and Computation*, Vol. 155, No. 2, August 2004, pp. 391-405.
- [15] J. Yuryevich , K.P. Wong, "Evolutionary programming based optimal power flow algorithm," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, No. 4, 1999, pp. 1245-1250.
- [16] O. Alsac, J. Bright, M. Prais, B. Stott, "Further developments in LP-based optimal power flow," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 5, No. 3, August 1990, pp. 697-711.
- [17] M.A. Abido, "Optimal power flow using tabu search algorithm," *International Journal of Electric Power Components and Systems*, Vol. 30, No. 5, 2002, pp. 469-483.
- [18] T.J. Overbye, C.L. Demarco, "Voltage security enhancement using energy based sensitivities," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 6, No. 3, August 1991, pp. 1196-1202.
- [19] C. Canizares, W. Rosehart, , A. Berizzi, C. Bovo, "Comparison of voltage security constrained optimal power flow techniques," *Proceedings of 2001 IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, Vancouver, BC, Canada, Vol. 3, July 2001, pp. 1680-1685.
- [20] M. Eghbal, N. Yorino, Y. Zoka, E.E. El-Araby, "Application of multi-objective evolutionary optimization algorithms to reactive power planning problem",

- IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 4, No. 5, August 2009, pp. 625-632.
- [21] M. Rashidinejad, H. Farahmand, M. Fotuhi-Firuzabad, A.A. Gharaveisi, "ATC enhancement using TCSC via artificial intelligent techniques", *Journal of Electric Power Systems Research*, Vol. 78, No. 1, January 2008, PP. 11-20.
- [22] A.G. Bakirtzis, P.N. Biskas, C.E. Zoumas, V. Petridis, "Optimal power flow by enhanced genetic algorithm," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 17, No. 2, May 2002, pp. 229-236.
- [23] J.H. Talaq, F. El-Hawary, M.E. El-Hawary, "Minimum emission power flow," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 9, No. 1, February 1994, pp. 429-435.
- [24] K. Zehar, S. Sayah, "Optimal power flow with environmental constraint using a fast successive linear programming algorithm: Application to the Algerian power system," *International Journal of Energy Conversion & Management*, Vol. 49, No. 11, November 2008, pp. 3362-3366.
- [25] S. Sayah, K. Zehar, "Application de la théorie des ensembles flous à l'optimisation de la fonction multi- objective environnementale/économique dans les systèmes électriques," *Proceedings de la Deuxième Conférence Internationale sur les Systèmes Electriques ICES'06*, Oum El Bouaghi, Algérie, Vol. 1, Mai 2006, pp. 178-183.
- [26] M. Huneault, F.D. Galiana, "A survey of the optimal power flow literature," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 6, No.2, May 1991, pp. 762-770.
- [27] J.A. Momoh, M.E. El-Hawary, R. Adapa, "A review of selected optimal power flow literature to 1993 Part I: Nonlinear and quadratic programming approaches," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, No.1, February 1999, pp. 96-104.
- [28] J.A. Momoh, M.E. El-Hawary, R. Adapa, "A review of selected optimal power flow literature to 1993 Part II: Newton, linear programming and interior point methods," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, No.1, February 1999, pp. 105-111.

- [29] O. Alsac, B. Stott, "Optimal load flow with steady-state security," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-93, No. 3, May 1974, pp. 745-51.
- [30] K.Y. Lee, Y.M. Park, J.L. Ortiz, "A united approach to optimal real and reactive power dispatch," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-104, No. 5, May 1985, pp. 1147-1153.
- [31] M.G. Murlithi, "Optimal power flow for the high voltage network of the Kenya power system," *Proceedings of the 4th IEEE AFRICON Conference*, Stellenbosch, South Africa, Vol. 1, September 1996, pp. 162-168.
- [32] R. Divi, H.K Kesavan, "A shifted penalty function approach for optimal load-flow," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-101, No. 9, September 1982, pp. 3502-3512.
- [33] R.C. Burchett, H.H. Happ, D.R. Vierath, "Quadratically convergent optimal power flow," *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-103, No. 11, November 1984, pp. 3267-3275.
- [34] K. Aoki, A. Nishikori, R. Yokoyama, "Constrained load flow using recursive quadratic programming," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 2, No. 1, February 1987, pp. 8-16.
- [35] J. Nanda, D.P. Kothari, S.C. Srivastava, "New optimal power-dispatch algorithm using Fletcher's quadratic programming method," *IEE Proceedings C, Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 136, No. 3, May 1989, pp. 153-161.
- [36] J.A. Momoh, "A generalized quadratic-based model for optimal power flow," *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Cambridge, MA, USA, Vol. 1, November 1989, pp. 261-271.
- [37] N. Grudinin, "Combined quadratic-separable programming OPF algorithm for economic dispatch and security control," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 12, No. 4, November 1997, pp. 1682-1688.

- [38] D.I. Sun, B. Ashley, B. Brewer, A. Hughes, W. F. Tinney, "Optimal power flow by Newton approach," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. PAS-103, No. 10, October 1984, pp. 2864-2875.
- [39] A. Santos, G.R.M. da Costa, "Optimal power flow solution by Newton's method applied to an augmented Lagrangian function," *IEE Proceedings, Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 142, No. 1, January 1995, pp. 33-36.
- [40] G.A. Maria, J.A. Findlay, "A Newton optimal power flow program for Ontario Hydro EMS," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 2, No. 3, August 1987, pp. 576-582.
- [41] R.M Jan, N. Chen, "Application of the fast Newton-Raphson economic dispatch and reactive power/voltage dispatch by sensitivity factors to optimal power flow," *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 10, No. 2, June 1995, pp. 293-301.
- [42] J.D. Weber, *Implementation of a Newton-Based Optimal Power Flow into a Power System Simulation Environment*, Master Thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, 1997.
- [43] B. Stott, J.L Marinho, "Linear programming for power-system network security applications," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. PAS-98, No. 3, May 1979, pp. 837-848.
- [44] R. Mota-Palomino, V.H. Quintana, "Sparse reactive power scheduling by a penalty function-linear programming technique," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 1, No. 3, August 1986, pp. 31-39.
- [45] S.K. Mukherjee, A. Recio, C. Douligieris, "Optimal power flow by linear programming based optimization," *Proceedings of IEEE Southeastcon'92*, Birmingham, AL, USA, Vol. 2, April 1992, pp. 527-529.
- [46] S. Sayah, K. Zehar, "Economic load dispatch with security constraints of the Algerian power system using successive linear programming method," *Leonardo Journal of Sciences*, Issue 9, July-December 2006, pp. 73-86.

- [47] L.S. Vargas, V.H. Quintana, A. Vannelli "A tutorial Description of an Interior Point Method and its Applications to Security-Constrained Economic Dispatch," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 8, No. 3, August 1993, pp. 1315-1324.
- [48] G.L. Torres, V.H. Quintana, "Optimal power flow by a nonlinear complementary method," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 15, No. 3, August 2000, pp. 1028-1032.
- [49] X. Yan, V.H. Quintana, "Improving an interior point based OPF by dynamic adjustments of step sizes and tolerances," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, No. 2, May 1999, pp. 709-717.
- [50] J.A. Momoh, J.Z. Zhu, "Improved interior point method for OPF problems," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, No. 3, August 1999, pp. 1114-1120.
- [51] R. Fletcher, *Practical methods of optimization*, Second Edition, John Wiley & Sons, , New York, NY, 2000.
- [52] S. Sayah, *Application des ensembles flous à la répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques*, Mémoire de Magister, Université de Sétif, 2006.
- [53] Y.R. Sood, "Evolutionary programming based optimal power flow and its validation for deregulated power system analysis," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 29, No. 1, 2007, pp. 65-75.
- [54] W.M. Lin, F.S. Cheng, M.T. Tsay, "An improved tabu search for economic dispatch with multiple minima," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 17, No. 1, February 2002, pp. 108-112.
- [55] M.A. Abido, "Optimal power flow using particle swarm optimization," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 24, No. 7, 2002, pp. 563-571.
- [56] D.N. Jeyakumar, T. Jayabarathi, T. Raghunathan, "Particle swarm optimization for various types of economic dispatch problems," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 28, No. 1, 2006, pp. 36-42.

- [57] S. Sayah, K. Zehar, "Modified differential evolution algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions," *International Journal of Energy Conversion & Management*, Vol. 49, No. 11, November 2008, pp. 3036-3042.
- [58] S. Sayah, K. Zehar, Z. Sahli, "Differential Evolution Algorithm for Economic Load Dispatch Considering Valve Point-Effect," *Proceedings of the 2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering*, University of Laghouat, April 2008.
- [59] M. Basu, "Optimal power flow with FACTS devices using differential evolution," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 30, No. 2, 2008, pp. 150-156.
- [60] C.A. Roa-Sepulveda, B.J. Pavez-Lazo "A solution to the optimal power flow using simulated annealing," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 25, No. 1, 2003, pp. 47-57.
- [61] J.G. Vlachogiannis, N.D. Hatziargyriou, K.Y. Lee, "Ant colony system-based algorithm for constrained load flow problem," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 20, No. 3, August 2005, pp. 1241-1249.
- [62] L.S. Coelho, V.C. Mariani, "Chaotic artificial immune approach applied to economic dispatch of electric energy using thermal units," *International Journal of Chaos, Solitons & Fractals*, Vol. 40, No. 5, June 2009, pp. 2376-2383.
- [63] M.R. Alrashidi, M.E. El-Hawary, "Applications of computational intelligence techniques for solving the revived optimal power flow problem," *International Journal of Electric Power Systems Research*, Vol. 79, No. 4, April 2009, pp. 694-702.
- [64] K.Y. Lee, F.F. Yang, "Optimal reactive power planning using evolutionary algorithms : a comparative study for evolutionary programming, evolutionary strategy, genetic algorithm, and linear programming," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 13, No. 1, February 1998, pp. 101-108.
- [65] R. Storn, K. Price, "Differential Evolution – a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces," *Technical Report TR 95-012*, Berkley, USA: International Computer Science Institute, 1995.

- [66] R. Storn, K. Price, "Differential Evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of Global Optimization*, Vol. 11, No. 4, 1997, pp. 341-359.
- [67] P. Kaelo, M.M. Ali, "A numerical study of some modified differential evolution algorithms," *European Journal of Operational Research*, Vol. 169, No. 3, 2006, pp. 1176-1184.
- [68] Z. Michalewicz, "A survey of constraint handling techniques in evolutionary computation methods," *Proceedings of the 4th Annual Conference on Evolutionary Programming*, MIT Press, Cambridge, 1995, pp. 135-155.
- [69] J. Lampinen, "A constraint handling approach for the differential evolution algorithm," *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Programming CEC'02*, Honolulu, HI, USA, Vol. 2, 2002, pp. 1468-1473.
- [70] S.S. Rao, *Engineering optimization, theory and practice*, Fourth Edition, John Wiley & Sons, , New Jersey, 2009.
- [71] W. Ongsakul, T. Tantimaporn, "Optimal power flow by improved evolutionary programming," *Journal of Electric Power Components and Systems*, Vol. 34, no. 1, 2006, pp. 79-95.

ANNEXE

DONNEES DES RESEAUX TEST

A.1. Réseau électrique à 6 jeux de barres

Tableau A.1 : Données des branches du système test à 6 jeux de barres

Branches	Jeux de barres		r (p.u.)	x (p.u.)	b^{sh} (Totales) (p.u.)	Puissances nominales (MVA)
1	1	2	0.04	0.08	0.02	100
2	1	5	0.04	0.08	0.02	100
3	2	4	0.04	0.08	0.02	100
4	3	5	0.04	0.08	0.02	100
5	3	6	0.04	0.08	0.02	100
6	4	5	0.04	0.08	0.02	50
7	4	6	0.04	0.08	0.02	100

Tableau A.2 : Données des jeux de barres du système test à 6 jeux de barres

Jeux de barres	Charges	
	P_D (p.u.)	Q_D (p.u.)
1	1.0	0.2
2	1.0	0.2
3	1.0	0.2
4	1.0	0.2
5	1.0	0.5
6	1.0	0.1

A.2. Réseau électrique IEEE à 30 jeux de barres

Tableau A.3 : Données des branches du système test IEEE à 30 jeux de barres

Branches	Jeux de barres		r (p.u.)	x (p.u.)	b^{sh} (Totales) (p.u.)	Puissances nominales (MVA)
1	1	2	0.0192	0.0575	0.0264	130
2	1	3	0.0452	0.1852	0.0204	130
3	2	4	0.0570	0.1737	0.0184	65
4	3	4	0.0132	0.0379	0.0042	130
5	2	5	0.0472	0.1983	0.0209	130
6	2	6	0.0581	0.1763	0.0187	65
7	4	6	0.0119	0.0414	0.0045	90
8	5	7	0.0460	0.1160	0.0102	70
9	6	7	0.0267	0.0820	0.0085	130
10	6	8	0.0120	0.0420	0.0045	32
11	6	9	0.0000	0.2080	0	65
12	6	10	0.0000	0.5560	0	32
13	9	11	0.0000	0.2080	0	65
14	9	10	0.0000	0.1100	0	65
15	4	12	0.0000	0.2560	0	65
16	12	13	0.0000	0.1400	0	65
17	12	14	0.1231	0.2559	0	32
18	12	15	0.0662	0.1304	0	32
19	12	16	0.0945	0.1987	0	32
20	14	15	0.2210	0.1997	0	16
21	16	17	0.0824	0.1932	0	16
22	15	18	0.1070	0.2185	0	16
23	18	19	0.0639	0.1292	0	16
24	19	20	0.0340	0.0680	0	32
25	10	20	0.0936	0.2090	0	32
26	10	17	0.0324	0.0845	0	32
27	10	21	0.0348	0.0749	0	32
28	10	22	0.0727	0.1499	0	32
29	21	22	0.0116	0.0236	0	32
30	15	23	0.1000	0.2020	0	16
31	22	24	0.1150	0.1790	0	16
32	23	24	0.1320	0.2700	0	16
33	24	25	0.1885	0.3292	0	16
34	25	26	0.2544	0.3800	0	16
35	25	27	0.1093	0.2087	0	16
36	28	27	0.0000	0.3960	0	65
37	27	29	0.2198	0.4153	0	16
38	27	30	0.3202	0.6027	0	16
39	29	30	0.2399	0.4533	0	16
40	8	28	0.0636	0.2000	0.0214	32
41	6	28	0.0169	0.0599	0.0065	32
42	10	10	0.0000	-5.2600	-	-
43	6	28	0.0169	-25.000	-	-

Tableau A.4 : Données des jeux de barres du système test IEEE à 30 jeux de barres

Jeux de barres	Charges	
	P_D (p.u.)	Q_D (p.u.)
1	0.000	0.000
2	0.217	0.127
3	0.024	0.012
4	0.076	0.016
5	0.942	0.190
6	0.000	0.000
7	0.228	0.109
8	0.300	0.300
9	0.000	0.000
10	0.058	0.020
11	0.000	0.000
12	0.112	0.075
13	0.000	0.000
14	0.062	0.016
15	0.082	0.025
16	0.035	0.018
17	0.090	0.058
18	0.032	0.009
19	0.095	0.034
20	0.022	0.007
21	0.175	0.112
22	0.000	0.000
23	0.032	0.016
24	0.087	0.067
25	0.000	0.000
26	0.035	0.023
27	0.000	0.000
28	0.000	0.000
29	0.024	0.009
30	0.106	0.019

NOMENCLATURE

JDB	Jeu de barres
NR	Newton–Raphson
DFP	Davidon–Fletcher–Powell
BFGS	Broydon–Fletcher–Goldfarb–Shanno
DEA	Algorithme à évolution différentielle
MDEA	Algorithme à évolution différentielle modifié
DEARL	Algorithme à évolution différentielle avec localisation aléatoire
C_T	Coût total du combustible (en \$/h)
C_i	Coût du combustible (en \$/h) de l'unité i
P_{Gi} et Q_{Gi}	Puissance active et réactive du générateur i
NG	Nombre total de générateurs
P_{Gi}^{\min} et P_{Gi}^{\max}	Limites min. et max. de puissance active du générateur i
Q_{Gi}^{\min} et Q_{Gi}^{\max}	Limites min. et max. de puissance réactive du générateur i
P_D	Puissance active totale demandée (charge)
P_L	Pertes actives de transmission
B_{ij} , B_{i0} et B_0	Coefficients de pertes
B	Matrice des pertes
a_i , b_i , c_i , d_i et e_i	Coefficients de coût de l'unité génératrice i
$a_{i,k}$, $b_{i,k}$ et $c_{i,k}$	Coefficients de coût de l'unité génératrice i avec le combustible k
L	Fonction de coût augmentée (ou fonction de Lagrange)
λ	Multiplicateur de Lagrange associé à la contrainte d'égalité
L_i	Facteur de pénalité du générateur i
n_i	Nombre des zones prohibées de l'unité i .
$P_{Gi,k}^L$ et $P_{Gi,k}^U$	Bornes inférieure et supérieure de la zone prohibée k de l'unité i
\bar{z}_{km}	Impédance série par phase de la ligne $k - m$
r_{km} et x_{km}	Résistance et réactance série de la ligne $k - m$
\bar{y}_{km}^{sh}	Admittance shunt par phase de la ligne $k - m$
g_{km}^{sh} et b_{km}^{sh}	Conductance et susceptance shunts de la ligne $k - m$.
\bar{y}_{km}	Admittance série de la ligne $k - m$
g_{km} et b_{km}	Conductance et susceptance séries de la ligne $k - m$.
\bar{y}_t	Admittance du transformateur
$\bar{T} = T e^{j\phi_t}$	Rapport de transformation complexe
T	Module du rapport de transformation
ϕ_t	Angle de déphasage introduit par le transformateur
I_{bus}	Vecteur des courants complexes injectés aux jeux de barres
V_{bus}	Vecteur des tensions complexes des jeux de barres
Y_{bus}	Matrice admittance nodale
\bar{Y}_{im}	Élément im de la matrice admittance
\bar{y}_{im}	Admittance de la branches im

\bar{I}_i	Courant net injecté à un jeu de barres i
\bar{V}_m	Tension d'un jeu de barres m
V_m et δ_m	Module et phase de la tension au jeu de barres m
Y_{im} et θ_{im}	Module et argument de l'élément im de la matrice admittance
e_m et f_m	Partie réelle et imaginaire de la tension au jeu de barres m
G_{im} et B_{im}	Conductance et susceptance de l'élément im de la matrice admittance
\bar{S}_i	Puissance apparente injectée à un jeu de barres i
P_i et Q_i	Injection des puissances active et réactive au jeu de barres i
N	Nombre total de jeu de barres
P_{Di} et Q_{Di}	Puissance active et réactive demandée au jeu de barres i
NG	Nombre de jeux de barres à tension contrôlée (JDB générateur)
H, N, J et L	Sous matrices du Jacobien
$\Delta P_i^{(k)}$ et $\Delta Q_i^{(k)}$	Vecteur écarts de puissances actives et réactives à l'itération k
$\Delta V_i^{(k)}$ et $\Delta \delta_i^{(k)}$	Accroissements des module et phase de tension au JDB i à l'itération k
B' et B''	Matrices susceptance
\bar{I}_{km}	Courant de la ligne $k-m$ mesuré au jeu de barres k
\bar{I}_l	Courant de ligne qui traverse l'admittance \bar{y}_{km} (de k vers m)
\bar{I}_{k0}	Courant qui traverse l'admittance shunt \bar{y}_{k0}
\bar{S}_{km}	Puissances apparentes transitant sur la ligne $k - m$ (de k vers m)
P_{im} et Q_{im}	Puissances active et réactive transitant sur la ligne $k - m$ (de k vers m)
$\Delta \bar{S}_{km}$	Pertes de puissance apparente au niveau de la ligne $k - m$
f	Fonction objectif
f_i	Fonction coût du combustible du $i^{\text{ème}}$ générateur.
g	Ensemble des contraintes d'égalité
h	Ensemble des contraintes d'inégalité
g_i	$i^{\text{ème}}$ contrainte d'égalité
h_i	$i^{\text{ème}}$ contrainte d'inégalité
u	Vecteur des variables de contrôle
x	Vecteur des variables d'état
n_c	Nombre de variables de contrôle
n_s	Nombre de variables d'état
r	Nombre de contraintes d'égalité g
m	Nombre de contraintes d'inégalité h
u^{\min} et u^{\max}	Limites max. et min. des variables de contrôle
x^{\min} , x^{\max}	Limites max. et min. des variables de d'état
\mathcal{N}_s	Ensemble des indices de tous les JDB sauf le JDB de référence
\mathcal{N}_l	Ensemble des indices de tous les jeux de barres de charge
\mathcal{N}_g	Ensemble des indices de tous les JDB générateurs
\mathcal{N}_c	Ensemble des indices de tous les JDB munis de sources réactives
\mathcal{N}	Ensemble des indices de tous les JDB du système
\mathcal{N}_t	Ensemble des paires d'indices ordonnées (i, m) de tous les JDB de départ et d'arrivée des transformateurs réglables
\mathcal{N}_b	Ensemble des paires d'indices ordonnées (i, m) de tous les JDB de départ et d'arrivée du système
\mathcal{E}	Ensemble d'indices de tous les polluants existants

Q_{Ci}^{\min} et Q_{Ci}^{\max}	Limites min. et max. de puissance réactive de compensation au JDB i
V_i^{\min} et V_i^{\max}	Limites min. et max. du module de tension au niveau du JDB i ,
T_{im}^{\min} et T_{im}^{\max}	Limites min. et max. du régulateur du transformateur entre les JDB i et m
ϕ_{im}^{\min} et ϕ_{im}^{\max}	Limites min. et max. de l'angle de déphasage du transformateur entre les JDB i et m
S_{im}^{\max}	Limite maximale de puissance apparente entre les JDB i et m
p	Indice du polluant
E_p	Emission totale due au polluant p
$E_{i,p}$	Fonction émission de l'unité i due au polluant p
E_p^{\max}	Limite maximale des émissions totales dues au polluant p
$\mathbf{X}^{(k)}$	Vecteur des variables de décision à l'itération k
$\mathbf{P}^{(k)}$	Vecteur de direction de descente à l'itération k
$\alpha^{(k)}$	Taille du pas de descente à l'itération k
∇	Opérateur du gradient
∇^2	Matrice Hessienne
∇_x	Gradient par rapport aux variables x
λ	Vecteur des multiplicateurs de Lagrange des contraintes d'égalité
w	Fonction égale à la somme des termes de pénalités
φ_i	Fonction de pénalité associée à la contrainte d'inégalité active i
Δu	Vecteur de correction des variables de contrôle
u^{new} et u^{old}	Nouveau et ancien vecteur de contrôle
\mathbf{X}^*	Vecteur solution optimale des variables de décision
$\Delta \mathbf{X}$	Vecteur de correction des variables de décision
y	Vecteur des variables d'état et de contrôle ($y = [x, u]^T$)
μ	Vecteur des multiplicateurs de Lagrange associé contraintes d'inégalité
z	Vecteur des variables de décision, $z = [y \ \lambda \ \mu]^T$
$\Delta y, \Delta \lambda, \Delta \mu$ et Δz	Vecteurs de correction de y, λ, μ et z
\mathbf{W}	Matrice Hessienne de L par rapport à y
\mathbf{J}_λ	Matrice Jacobienne de $\nabla_\lambda L$ par rapport à y
\mathbf{J}_μ	Matrice Jacobienne de $\nabla_\mu L$ par rapport à y
H	Matrice Hessienne de L
d	Vecteur gradient de L
M	Matrice approximative de l'inverse du Hessien $[\nabla^2 f(\mathbf{X}^{(k)})]^{-1}$
$\Delta M^{(k)}$	Matrice de correction de M
f'	Approximation linéaire de f
g'	Approximation linéaire de g
h'	Approximation linéaire de h
τ	Paramètre de barrière
s	Vecteur des variables d'écart
s_i	Variable d'écart numéro i
D	Nombre de paramètres de décision
N_p	Taille de la population
G	Numéro de génération
G^{\max}	Nombre de générations maximum
$X_{j,i}$	$j^{\text{ème}}$ élément de l'individu i

X_j^{\max} et X_j^{\min}	Limites supérieure et inférieure du $j^{\text{ème}}$ paramètre de décision
η_j	Nombre aléatoire de distribution uniforme dans la plage [0, 1]
C_m	Constante de mutation appartenant à l'intervalle [0, 2]
$X_i^{(G)}$	Vecteur mutant à la génération G
$X_a^{(G)}, X_b^{(G)}$ et $X_c^{(G)}$	Vecteurs aléatoires à la génération G
$X_{j,i}^{\prime\prime(G)}$	$j^{\text{ème}}$ élément de l'individu i du vecteur d'essai à la génération G
ρ_j	Nombre aléatoire uniformément distribué dans l'intervalle [0, 1]
C_r	Constante de croisement, appartenant à l'intervalle [0, 1]
q	Indice aléatoire
$X_{\text{best}}^{(G)}$	Meilleure solution trouvée à la génération G
$X_{tb}^{(G)}$	Meilleur vecteur parmi $X_a^{(G)}, X_b^{(G)}$ et $X_c^{(G)}$
$F(X)$	Fonction de performance
$G(X)$ et $H(X)$	Fonctions de pénalité des contraintes d'égalité et d'inégalité
ω et ϑ	Facteurs de pénalité des contraintes d'égalité et d'inégalité
h_i^-	$i^{\text{ème}}$ contrainte d'inégalité violée
V_L	Vecteur des modules de tension des jeux de barres de charge
Q_G	Vecteur des puissances réactives des générateurs
S_l	Vecteur des puissances apparentes des lignes de transmissions
P_G	Vecteur des puissances actives générées, sauf celle du JDB de référence
V_G	Vecteur des tensions des jeux de barres générateurs
T	Vecteur des prises des transformateurs variables
NL	nombre de jeux de barres de charge
NB	nombre de lignes de transmissions
NT	Nombre de transformateurs réglables
K_P, K_Q, K_V et K_S	Facteurs de pénalité de P, Q, V et S
x^{lim}	Valeur limite de la variable dépendante x
x^{min} et x^{max}	Limites minimale et maximale sur la variable dépendante x

التوزيع الأمثل للقدرة من بين الوسائل المهمة في مجال التخطيط و التحكم في تشغيل أنظمة الطاقة الكهربائية العصرية. الهدف من هذه الوسيلة هو إيجاد متغيرات التحكم الخاصة بتسيير الشبكات الكهربائية من أجل تحسين دالة هدف التي تكون خاضعة لمجموعة من المتطلبات المادية والتشغيلية. رياضياً، يمكن اعتبار مسألة التوزيع الأمثل للقدرة على أنه مسألة تحسين واسعة غير خطية خاضعة لعدة قيود. في خلال سنوات، اقترح الباحثون العديد من تقنيات التحسين الرقمية لحل مشكلة التوزيع الأمثل للقدرة. هذه التقنيات لها سلبيات عديدة، من بينها التقارب الصعب أو المستحيل والحساسية من النقطة البدائية بالنسبة للمشاكل الخطية وغير المحدبة. علاوة على ذلك، فإن غالبية هذه المناهج تقوم على أساس صيغ مبسطة، والتي لا تعبر بدقة عن المشكلة قيد الدراسة، وبالتالي لا يمكن تطبيقها في الحالات العملية .

في السنوات الأخيرة، برزت تقنيات الحساب الذكية على أنها أساليب قوية وفعالة في حل مشاكل تحسين عديدة تعتبر صعبة. هذه التقنيات توفر العديد من الصفات الملمتة للانتباه مقارنة مع الأساليب التقليدية. من بين مزايا الطرق الذكية ، قدرتها على البحث على الحل في فضاءات غير محدبة، التقارب الإجمالي ، المتانة والقدرة الطبيعية للبحث الموازي. هذه الأطروحة مكرسة لإعداد تقنية تطويرية جديدة تعرف بالتفاضلية التطورية المعدلة لعلاج مسألة التوزيع الأمثل للقدرة مع خاصيات تكلفة غير مستمرة و غير محدبة. للتحقق من فعالية هذه المنهجية تم تطبيقها على العديد من الشبكات النموذجية مع ثلاث أنواع من منحنيات التكلفة. نتائج المحاكاة تشير إلى أن الطريقة الجديدة المقترحة أسلوب فعال وقوي لإيجاد حلول اقتصادية و آمنة لنظام الطاقة، بالمقارنة مع تلك التي نشرت في الآونة الأخيرة.

ABSTRACT

Differential evolution (DE) is a simple but powerful evolutionary optimization algorithm with continually outperforming many of the already existing stochastic and direct search global optimization techniques. DE algorithm is a new optimization method that can handle non-differentiable, nonlinear, and multimodal objective functions. This paper presents an efficient modified differential evolution (MDE) algorithm for solving optimal power flow (OPF) with non-smooth and non-convex generator fuel cost curves. Modifications in mutation rule are suggested to the original DE algorithm, that enhance its rate of convergence with a better solution quality. A six-bus and the IEEE 30 bus test systems with three different types of generator cost curves are used for testing and validation purposes. Simulation results demonstrate that MDE algorithm provides very remarkable results compared to those reported recently in the literature.