République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Larbi BEN M'HIDI Oum El Bouaghi.

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département des Sciences et de la Technologie

MEMOIRE DE MAGISTER

Présenté par :

BOUDAB Smail

En vue de l'obtention du diplôme de

Magister en *Electrotechnique*

Option : *Commande*.

Thème

APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONNES DYNAMIQUES A L'OPTMISATION DE L'ECOULEMENT DE PUISSANCE DANS UN RESEAU ELECTRIQUE

Soutenu le : 13 /03 / 2011 devant le jury composé de :

T. Bouktir	**Professeur**	**Univ. Setif**	**Président.**
N. Goléa	**Professeur**	**Univ. O.E.B**	**Rapporteur.**
D. Rahem	**Maître de conférence**	**Univ. O.E.B**	**Examinateur**
K. Barra	**Maître de conférence**	**Univ. O.E.B**	**Examinateur**

Remerciements

En premier lieu, j'aimerais remercier vivement mon directeur de mémoire, Monsieur le Professeur N .GOLEA, qui m'a confié ce travail. Je tiens à saluer sa disponibilité, sa gentillesse et à le remercier de m'avoir guidé toute la durée de ma formation (Ingénieur 1997 – Magister2011). Son enthousiasme et son dynamisme m'ont chaque fois permis de rebondir dans les moments difficiles. Qu'il trouve ici, l'expression de ma sympathie et de ma reconnaissance.

J'adresse mes vifs remerciements à Monsieur T. BOUKTIR Professeur à Université de Sétif de m'avoir fait l'honneur de présider le jury de ce mémoire. Mes remerciements s'adressent ensuite aux membres du jury : Tout d'abord, je remercie chaleureusement Monsieur K. BARRA Maître de conférence à l'université L'Arbi BEN M'HIDI, Aussi, mes remerciements s'adressent à. Monsieur D. RAHEM Maître de conférences à l'université L'Arbi BEN M'HIDI à Oum El Bouaghi d'avoir bien voulu également juger mon travail.

Un grand merci à tous les enseignants et les éducateurs qui ont contribué à ma formation durant tout le parcours de mes études jusqu'à ce jour.

ملخـــــص

نهتم من خلال هذا العمل بتحسين التوزيع الأمثل للقدرة في الشبكات الكهربائية. للقيام بذلك ، طبقنا تقنية مبنية على الشبكات العصبية الساكنة و الديناميكية. و هذه التقنية اختبرت على نوعين من الشبكات ذات 06 عقد و 30عقدة.

بمقارنة هذا الأسلوب مع خوارزميات تقليدية مثل خوارزمية لاغرانج و نيوتن، وجدنا أن النتائج مرضية مقارنة مع أساليب أخرى. ويمكن القول أيضا أن تحسين التوزيع الأمثل للقدرة في الشبكات الكهربائية باستعمال شبكات الخلايا العصبية هي طريقة إجمالية لأنها تستقر عند الحل نفسه تقريبا انطلاقا من أي نقطة ابتدائية.

Abstract

In this work we are interested in the enhancement of the optimal power flow of electrical networks. To this end, we apply a technique based on static feedforward and dynamic neural networks. The developed method has been tested on standard medium scale power systems (6 buses and 30 buses).

By comparing this method with classical algorithms, namely, the Lagrange and Newton algorithms, we found satisfactory results in comparison with other methods. We found also that the optimization of power flow through the neural networks is a global method since it converges to approximately the same solution for any starting point.

Résumé

Dans ce mémoire nous nous sommes intéressées à l'optimisation de l'écoulement de puissance des réseaux électriques. Pour ce faire, nous avons appliqué une technique basée sur les réseaux de neurones statiques et dynamiques. Cette dernière est testée pour deux types de réseaux l'un de 6 jeux de barre et l'autre de 30.

En comparant cette méthode avec des algorithmes classiques à savoir l'algorithme de Lagrange et celui de Newton, nous avons constaté la meilleure convergence vers des résultats satisfaisants par rapport aux autres méthodes. On peut également dire que l'optimisation de l'écoulement de puissance par les réseaux de neurones est une méthode globale puisqu'elle converge vers la même solution approximativement de tout point de départ.

SOMMAIRE

Remerciement.

Liste des tableaux.

Liste des figures.

Liste des symboles et abréviations.

Introduction générale ……..…….1

CHAPITRE I : ECOULEMENT DE PUISSANCE

I.1 Généralités..... 5

I.2 Description et modélisation des éléments du réseau électrique …….. 5

I.2.1 Générateur de puissance …….…... 5

I.2.2 Lignes triphasées équilibrées …… 6

I.2.3 Transformateurs de puissances…….…… 6

I.2.4 Charge électrique …….. 8

I.2.5 Element shunt (condensateur ou réactance) …….……..… 8

I.3 Classification des jeux de barres…….. 9

I.3 .1 Jeu de barres de référence ……. 9

I.3 .2 Jeu de barres générateur ……..... 9

I.3 .3 Jeu de barres de charge …….. 9

I.4 Ecoulement de puissance ……... 10

I.4.1 Formulation du probleme …….. 10

I.4.2 Formulation des équations de rèpartition de scharges ……..... 10

I.4.3 Principe de fonctionnement d'un rèseau èlèctrique …….. 11

I.4.4 Formulation des équations d'écoulement statique des charges …….. 14

I.4.5 Pertes de puissance dans les lignes de transport ……...…… 15

I.4.6 Caractéristiques des équations d'écoulement statique des charges ……..…….. 16

I.4.7 Classification des variables de l' écoulement de puissance ……... 17

I.5 Résoulution des équations de l'èccoulement de puissance ……. …… 17

I.5.1 Introductin……... 17

I.5.2 Méthodes itérative de Gauss-Seidel ……. 18

I.5.3 Méthodes de Newton-Raphson ……. ……... 19

I.6 Calcul des pertes actives…….…… 22

I.7 Test et application …… 23

I.8 Conclusion …….. 31

CHAPITRE II : ECOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL

II.1 Introduction 32
II.2 Problème d'optimisation 32
II.3 Formulation mathématique du problème de l'OPF 33
II.3.1 Fonction objective de l'OPF 33
II.3.2 Contraintes d'égalité et d'inégalité..... 33
II.3.3 Formulation de l'OPF 34
II.4 Dispatching Economique (ED)..... 35
II.4.1 Formulation de Lagrange (Lambda) 36
II.5 Optimisation d'un dispatching économique et environnemental d'énergie électrique. 39
II.5.1 Formulation mathématique du problème 39
II.5.2 Facteur d'hybridation..... 40
II.6 Test et application 40
II.7 Conclusion 47

CHAPITRE III : OPF BASEE SUR LES RESEAUX DE NEURONES STATIQUES

III.1. Introduction 48
III.2 Réseau de neurones artificiel 48
III.2.1 Inspiration biologique..... 48
III.2.2 Modèle mathématique du neurone artificiel..... 49
III.2.3 Fonctions de transfert 50
III.3 Architectures neuronales 51
III.3.1 Réseaux de neurones non bouclés « feed forward » 51
III.3.2 Réseaux de neurones bouclés (récurrents)..... 53
III.4 Modèles des réseaux de neurones 53
III.4.1 Modèle perceptron 54
III.5 Apprentissage des reseaux de neurones 55
III.5.1 Apprentissage supervisé 56
III.5.2 Apprentissage non supervisé..... 56
III.6 Algorithme d'apprentissage 56
III.6.1 Rétro-propagation 57
III.7 Application des réseaux de neurones statiques pour l'OPF..... 58
III.7.1 Architecture de RNA..... 58
III.7.2 Phase d'apprentissage 59
III.7.3 Simulation et interprétation des résultats 62
III-8 Conclusion 65

CHAPITRE IV : OPF BASEE SUR LES RESEAUX DE NEURONES DYNAMIQUES

IV.1 Introduction 66
IV.2 Structures d'un réseau de neurone dynamique ……..……..……. 66
IV.3 Réseau de neurones dynamique de Hopfield (HNN) et son application……...……...…. 69
IV.3.1 Modèle dans de l'espace d'État de Réseau de Hopfield HNN ……..….....…. 69
IV.3.2 Modèle de la sortie d'un HNN ……..……...… 72
IV.4 Technique de transformation pour les problèmes de programmation quadratique ……..... 74
IV.4.1 Contraintes aux limites ……..……..…….....…… 77
IV.5 Application d'algorithme de réseaux de neurone de Hopfield aux EDD…..……...… 78
IV.6 Test et application …….……...….. 80
IV.7 Conclusion ……..……. 86
Conclusion générale ……..……..... 87
Annexes …… ……..…..…….. 89
Références bibliographiques ……..…..…. 95
Résumé ……..……...…… 98

LISTE DES FIGURES

Figure I.1: Modélisation des lignes et des câbles par un schéma étoile équivalent …… 6
Figure I.2 : Modèle équivalent en π d'un transformateur à prise de charge variable ……... 7
Figure I.3 : Modèle d'une charge électrique sous forme d'une impédance constante …….. 8
Figure I.4 : Modèle d'une phase du compensateur statique ……. 8
Figure I.5.a : Exemple d'un réseau à deux jeux de barres …… 11
Figure I.5.b : Schéma équivalent d'un réseau à deux jeux de barres ……..…… 12
Figure I.6 : Jeu de barre typique *i* dans un réseau électrique à *n* jeux de barres ……..…. 14
Figure I.7 : Schéma unifilaire du réseau électrique de test 6 jeux de barres ……. 23
Figure I.8 : Puissances actives délivrées par les trois générateurs …… 24
Figure I.9 : Puissances réactives délivrées par les trois générateurs ……. 24
Figure I.10 : Modules et phases des tensions du réseau électrique à 6 jeux de barre ……... 25
Figure I.11 : Pertes actives du réseau électrique à 6 jeux de barre. ……. 26
Figure I.12 : Coût de production pour un réseau électrique à 6 JB ……. 26
Figure I.13 : Puissance active du générateur N° :1 …….. 26
Figure I.14: Schéma unifilaire du réseau électrique de test IEEE 30 JB ……..…… 27
Figure I.15: Histogramme des puissances actives et réactives délivrées par les 6 générateurs. …… 28
Figure I.16 : Modules et Phases des tensions du réseau électrique IEEE30 JB …… 29
Figure I.17 : Pertes actives du réseau ……... 31
Figure I.18 : Pertes réactives du réseau …… 31
Figure I.19 : Coût de production ……... 31
Figure I.20 : Puissance active générée totale ……... 31
Figure II.1: Histogramme des puissances actives délivrées par les 3 générateurs du réseau . 42
Figure II.2 : Phases et amplitudes des tensions du réseau électrique à six jeux de barre …… 42
Figure II.3 : pertes actives et réactives dans les branches du réseau électrique à six jeux de barre ……... 43
Figure II.4 : Coût de combustible optimal ……... 47
Figure II.5 : Coût d'émission optimal …….. 47
Figure II.6 : Co**û**t de combustible et d'émission optimal ……**....** 47
Figure III.1: Schéma simplifié d'un neurone biologique …….. 49
Figure III.2: Neurone formel …… 49
Figure III.3 : Structure d'un réseau statique avec deux couches cachées…….. 51
Figure III.4 : Réseau non bouclé Monocouche…… 52
Figure III.5 : Réseau non boucle complètement connecte avec un seul couche cachée…….. 53
Figure III.6 : Réseau de neurones bouclé……. 53
Figure III.7 : Exemple de perceptron multicouche…….. 54
Figure III.8 : Exemple de perceptron multicouche sous forme matricielle……... 55
Figure III.9: Apprentissage supervisé…….. 56
Figure III.10 : Illustration d'apprentissage non supervise……. 56
Figure III.11 : Apprentissage des réseaux de neurone par l'algorithme rétro propagation …. 57
Figure III.12: Configuration de système OPF dans un réseau électrique de « *n* »générateurs. 58

Figure III.13: Structure du RNA utilisée pour un réseau électrique de test de 6 JB……. 59
Figure III.14 : Schéma d'apprentissage…… 59
Figure III.15: Puissances générées par le générateur P_{g1} pour le réseau test de 6 JB ……... 61
Figure III.16: Puissances générées par le générateur P_{g1} pour le réseau test de 30 JB…….. 61
Figure IV.1 : Bloc diagramme de la structure neuronale dynamique à temps continu,…… 67
Figure IV.2 : Bloc diagramme de la structure neuronale dynamique à temps continu,…… 68
Figure IV.3: Circuit représentant la structure du réseau neuronal dynamique de Hopfieled à temps continu HNN……... 71
Figure IV.4: Circuit représentant la structure simple d'un HNN…….. 71
Figure IV.5 : Fonction sigmoide et leur inverse……. 72
Figure IV.6: Modèle d'un variable de sortie d »un HNN……. 73
Figure IV.7 : Fonction d'entrée-sortie de la variable i ……. 77
Figure IV.8: Fonction d'entrée-sortie de la variable i ……... 80
Figure IV.9: Puissances actives générées, coût et pertes actives……...…… 81
Figure IV.10: Puissances actives générées du réseau électrique à 6 jeux de barre…… 81
Figure IV.11: Puissances actives générées du réseau électrique à 30 jeux de barre……. 84
Figure IV.12: Coût total obtenus après chaque test……..… 85
Figure IV.12: Emission de gaz obtenus après chaque test……..…….. 85

LISTE DES SYMBOLES ET ABREVIATIONS

P_{g_i}	Puissance active générée au jeu de barre *i.*
Q_{g_i}	Puissance réactive générée au jeu de barre i .
P_{d_i}	Puissance active demandée au jeu de barre *i.*
Q_{d_i}	Puissance réactive demandée au jeu de barre i
S_i	Puissance apparente au jeu de barre i .
P_L	Pertes de puissances actives.
Q_L	pertes de puissances réactives.
V_i	Module de tension au jeu de barre *i.*
θ_i	Angle de tension au jeu de barre *i.*
δ_{ij}	L'angle de la phase de l'admittance.
I_i	Courant injecté au jeu de barre i .
$R(\Omega)$	La résistance des conducteurs des lignes.
$L(H)$	Inductance longitudinale totale.
X	Réactance longitudinale totale.
B_{ci}	Compensateur shunt attaché au jeu de barr
Y_p	Admittances shunt.
Y_{ij}	Éléments de la matrice admittance Y .
y_t	Admittance du transformateur.
Y_s	Impédance série.
t_{ij}	Rapport de transformation du transformateur.
α_{ij}	Angle de déphasage du transformateur.
ng	Nombre de générateurs interconnectés.
X_{max}	Signifié une limite maximale sur un variable
X_{min}	Signifié une limite minimale sur un variable.
$F(x)$	Fonction objective à minimiser.
$C_i(P_g)$	Fonction objective de l'OPF.
$E_i(P_g)$	Fonction objective d'émission de gaz.
$[H]$	Matrice hessienne.
$[J]$	Matrice Jacobienn.
$C_{tot}(P_g)$	Coût total de combustible.
$g_i(x)$	Contraintes d'égalités.

$h_j(x)$	Contraintes d'inégalités.
$\sigma_i(.)$	Est supposé comme une fonction monotone sigmoïde.
$L(x)$	Fonction de coût augmentée (fonction Lagrangien)
α_i , β_i et γ_i	Coefficients constants propres au générateur *i.*
a_i , b_i et c_i	Coefficients de la fonction d'émission au générateur *i.*
λ	*En* général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'égalités.
μ	En général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'inégalités.
k_i	Facteur d'hybridation.
$\nabla F(x)$	Gradient de Lagrangien.
w_{ij}	Poids des connexions synaptiques du neurone i au neurone j ,
b_i	Biais (Un signal d'entrée externe pour son traitement dynamique).
$x_i(t)$	Auto-connexion (un signal d'état de retour) .
$y_i(t)$	Connexions inter-couche (un signal de sortie de chaque neurone).
τ_i	Constante positive.
η_i	Facteur de décroissance passive.
R_{ij}	la résistance reliant la sortie de l'amplificateur j à l'entrée de l'amplificateur i .
C	Capacité shunte totale à l'entrée de l'amplificateur.
ρ_i	Résistance shunte à l'entrée de l'amplificateur.
GS	Gauss-Seidel.
NR	Newton-Raphson.
New	Newton.
LP	Programmation Linéaire.
BFGS.	Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno.
LM	Livenberg-Marquart.
Lambda	Méthode de Lambda.
PF	Power Flow (Ecoulement de puissance).
OPF	Optimal Power Flow (Ecoulement de puissance optimal).
ED	Dispatching Economique.
EDD	Dispatching Economique et Environnemental.
NOx, SO2, CO2, CO	Gaz toxiques.
RNA	Réseau de neurone artificiel.
MPC	Perceptron multicouches.
HNN	Réseau de neurone de Hopfield.

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1 : Les valeurs spécifiées et non spécifiées pour chaque type des jeux de barres…… 9

Tableau I.2 : Puissances, pertes et coûts de production du réseau électrique à 6JB…… 23

Tableau I.3: Modules et phases des tensions du réseau électrique à 6 JB……. 25

Tableau I.4: Pertes actives et réactives dans chaque branche du réseau électrique à 6 JB…..… 25

Tableau I.4 : Puissances, pertes et coûts de production du réseau électrique à 30 JB…….…. 27

Tableau I.5 : Modules et phases des tensions du réseau électrique à 30 JB…….. 28

Tableau I. 6: Pertes actives et réactives dans chaque branche du réseau électrique IEEE30 JB 30

Tableau II.1: Différentes méthodes évolutionnaires d'optimisation de point de vue coût, pertes et temps de convergence……..……..……...… 41

Tableau II.2: Modules et phases des tensions du réseau électrique à six jeux de barre…… 42

Tableau II.3 : Les pertes actives dans les branches du réseau électrique à six jeux de barre…. 43

Tableau II.4 : Les coefficients de coût et d'émission de gaz toxique des six générateurs du réseau IEEE 30 bus…… 44

Tableau II.5 : Puissances, pertes et coûts de production du réseau électrique à 30 JB……..…. 45

Tableau II.6 : Puissances, pertes et coûts d'émission du réseau électrique à 30 JB…… 45

Tableau II.7 : Puissances, pertes et coûts de combustible et d'émission du réseau électrique à 30 JB…….. 46

Tableau III.1: Fonctions d'activations…… 50

Tableau III.2: Puissances générées avant l'apprentissage……..…… 60

Tableau III.3: Puissances générées après l'apprentissage……...…… 60

Tableau III.4: Puissances générées après l'apprentissage……...…… 61

Tableau III.5: Résultats économiques des générateurs du réseau 6 jeux de barres ……..…… 62

Tableau III.6 : Comparaison entre New-OPF et ANN-OPF pour le coût avec augmentation de la puissance demandée d'un Taux de 10%. …….. 62

Tableau III.7 : Résultats économiques des générateurs du réseau IEEE30 JB avec optimisation du coût de combustible ……. 63

Tableau III.8 : Résultats économiques des générateurs du réseau IEEE30 JB avec optimisation du coût d'émission ……..…… 63

Tableau III.9 : Résultats économiques des générateurs avec optimisation du coût de combustible et d'émission en même temps ……..…. 64

Tableau IV.1 : Comparaison des puissances et coûts de production ……... 80

Tableau IV.2 : Résultats de New, ANN, et HNN pour les six générateurs du réseau……. 82

Tableau IV.3 : Résultats de New, ANN, et HNN pour les six générateurs du réseau …… 83

Tableau IV.4 : Résultats de New, ANN, et HNN pour les six générateurs du réseau…… 84

Tableau IV.5 : Comparaison des coûts totaux obtenus après chaque test……. 85

Tableau IV.6 : Comparaison d'émission de gaz obtenus après chaque test…… 85

Introduction Générale

L'industrialisation et la croissance de la population sont les premiers facteurs pour lesquels la consommation de l'énergie électrique augmente régulièrement. Ainsi, pour avoir un équilibre entre la production et la consommation, il est à première vue nécessaire d'augmenter le nombre de centrales électriques, de lignes, de transformateurs etc., ce qui implique une augmentation de coût et une dégradation du milieu naturel. En conséquence, il est aujourd'hui important d'avoir des réseaux maillés et de travailler proche des limites de stabilité afin de satisfaire ces nouvelles exigences [1].

Le rôle principal de toute entreprise chargée de la production d'énergie électrique est d'assurer à tout moment, et en tout lieu, la couverture des demandes des utilisateurs en puissances actives et réactives. L'entreprise doit en outre garantir une qualité acceptable de la puissance avec un coût d'exploitation réduit. Pour bien exploiter un réseau électrique donné, il faut tout d'abord résoudre les problèmes d'ordre technique et économique. Souvent, on se trouve confronté à un problème, qui est celui de la répartition économique des puissances.
Au début, la solution utilisée consiste à charger ou à faire produire au maximum les unités ayant le meilleur rendement. Cette solution n'est pas rentable puisque l'abus de fonctionnement des machines diminue leurs durées de vie et par conséquent, les frais d'entretien et de maintenance augmentent considérablement. L'extension et la complexité du réseau, laisse le choix aux chercheurs pour le développement de nouvelles méthodes afin de contribuer à l'allégement de ce problème.

Le problème de la répartition économique d'énergie a pris une importance considérable avec l'apparition de la crise d'énergie nécessitant des combustibles de plus en plus chers. Il faut donc planifier les puissances actives et réactives de chaque centrale électrique, de telle sorte que le coût total de fonctionnement du réseau entier soit minimal. D'une autre façon, il faut varier les puissances actives et réactives des générateurs dans certaines limites afin de satisfaire la demande particulière de la charge avec un coût minimal du combustible. Ce processus est appelé l'écoulement de puissance optimal (OPF), et parfois, il est connu comme le problème du dispatching économique [2].

Le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) essaye de maximiser le profit de la totalité des consommateurs de l'énergie électrique, de minimiser le coût total des puissances actives générées de façon que les pertes de puissances actives et réactives sont

acceptables et les contraintes sur les transits des puissances dans les lignes de transport sont satisfaites et de contrôler les puissances actives sortantes des générateurs ainsi que leurs niveaux de tension.

En outre, les amendements de la loi mondiale de 1990 (Clean Air Act Amendments) ont forcé les producteurs d'énergie à modifier leur conception opérationnelle pour réduire les émissions dans l'atmosphère de gaz à effet de serre par les centrales thermiques qui sont des gaz toxiques (NOx, SO2, CO2, CO). Plusieurs stratégies pour réduire ces émissions atmosphériques ont été proposées et discutées. Celles-ci incluent l'installation d'équipements de nettoyage de polluants tels que les gaz épurateurs et dépoussiéreurs électrostatiques. Ces options exigent l'installation de nouveaux équipements et/ou modification de ceux existants.

L'option envisagée a été d'ajouter à l'optimisation économique un autre problème d'optimisation des émissions. Ainsi le problème de dispatching économique (ED) peut être traité comme optimisation multi objectif. Ces dernières années, cette option a reçu beaucoup d'attention puisqu'elle exige seulement une petite modification de l'ED de base pour inclure des émissions. Différentes techniques ont été rapportées dans la littérature concernant le dispatching économique environnemental (EED). Compte tenu de la différence d'homogénéité des deux équations, (l'équation du coût de combustible donnée en $\$/h$ et l'équation d'émission des gaz donnée en kg/h), nous avons utilisé un facteur d'hybridation k_i ($\$/kg$) pour optimiser les deux équations en même temps [3],[4],[5].

Dans la littérature, plusieurs techniques ont été proposées pour résoudre le problème de l'OPF :

La méthode intuitive adoptée depuis les années 20 [6] consistait à diviser la demande totale de puissance entre les groupes de manière a ce que le coût de production en dollars/ Heure soit le même pour toutes les unités en service. La première formulation mathématique du problème de répartition optimale de puissance est apparue vers les années 30 [7] sous forme d'une fonction objective coût avec contrainte égalité (bilan de puissance) pondérée par le coefficient de Lagrange. La résolution du problème a donné une confirmation de la méthode intuitive.

L'apparition du théorème de Kuhn-Tucker dans les années 50 [8] en optimisation, a permet une généralisation du problème aux contraintes inégalités ce qui a conduit Carpentier [9] (Électricité de France) à élaborer la première formulation mathématique complète du problème de répartition optimale de puissance sous forme d'un problème d'optimisation non linéaire sous contraintes utilisées de nos jours. Cependant la solution de la formulation complexe de Carpentier n'a vu le jour qu'après la révolution numérique des années 70 où le premier algorithme efficace et défectif de répartition optimale de puissance fut présentée par Dommel et Tinney [10]. L'algorithme calcule la répartition de puissance par la méthode de Newton pour déterminer une solution faisable, et il minimise la fonction coût par la méthode de gradient en utilisant la solution précédente pour les conditions initiales.
Actuellement, on assiste à plus de 300 algorithmes, dans le domaine, utilisant différentes méthodes d'optimisation et traitant de plusieurs considérations pratiques [11].

Objectifs du mémoire

L'objectif principal de ce travail est l'étude et l'analyse de la répartition optimale de puissance (OPF). La fonction objective qu'on veut minimiser est la fonction coût de production des puissances actives des générateurs ainsi que l'émission.

Récemment, et pour surmonter ce problème d'optimisation, quelques méthodes se basant sur l'intelligence artificielle ont été appliquées. Ces méthodes en général n'exigent pas la convexité de la fonction multi objectif, ont une grande probabilité pour converger vers le minimum global et permettent la maitrise de l'incertitude des contraintes de fonctionnement du système de puissance. Parmi ces méthodes, nous nous sommes intéressés à la technique des réseaux de neurone statiques et dynamique.

En résumé, l'objectif de ce travail est formulé ainsi :

" **Réduire le coût autant que possible, en satisfaisant les contraintes souples autant que possible, et les contraintes rigides avec exactitude".**

La méthodologie adoptée est l'application des réseaux de neurones statiques et dynamiques pour deux réseaux test : l'un est petit de 6 bus et le deuxième est moyen de 30 bus (IEEE30). Les résultats de l'application de cette méthode seront comparés avec ceux trouvés par les méthodes classiques: Newton, programmation linéaire et la méthode de Lagrange appelée également l'algorithme de Lambda.
Ces algorithmes seront développés dans l'environnement Matlab version 7.0 exécutés par un microprocesseur P4 CPU 3.0 GHz avec 1.06 de RAM.

Plan de travail

Pour atteindre notre objectif, ce mémoire est articulé autour de quatre chapitres :

- Le premier chapitre présente la description et la modélisation des éléments des réseaux électriques ainsi que les bases théoriques du problème de l'écoulement de puissance et les méthodes les plus utilisées pour sa résolution (Newton-Raphson et Gauss-Seidel)
- Le deuxième chapitre est consacré à l'étude du problème de la répartition optimale de puissance, avec une théorie détaillée de quelques méthodes classiques de solution pour :

  1- minimisation du coût de production,

  2- minimisation du coût de production et l'émission de gaz toxique NOx pour cette même production,
- Le troisième chapitre donne quelques notions fondamentales sur la théorie des réseaux de neurones statiques, ainsi son application pour l'optimisation de l'écoulement de puissance.
- Quant au quatrième chapitre s'intéresse à l'application des réseaux de neurones dynamique de Hopfield pour la répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques.

Enfin nous présentons une étude comparative entre les différentes méthodes d'optimisation classiques et les deux types de réseaux de neurone sur des systèmes génériques de 6 et 30 jeux de barre. Ces résultats sont pertinemment commentés et analysés.

Pour clôturer ce travail nous terminerons par une conclusion et différentes perspectives de recherche qui nous semblent intéressantes pour la continuité de ce travail.

CHAPITRE I

ECOULEMENT DE PUISSANCE

I.1 Généralités

L'un des états les plus importants d'un réseau électrique est son mode d'opération en régime permanent. Afin d'obtenir des informations sur ces points d'opération et d'être en mesure de les gérer pour des raisons de sécurité, de fiabilité ou d'économie, on introduit dans ce chapitre le concept général de la modélisation des systèmes électriques en traitant l'écoulement statique des charges ou de puissance (Power Flow).

Les calculs d'écoulement statique des charges fournissent les écoulements de puissance et les profils de tensions (amplitude et phase) reliés aux conditions d'opération des barres (nœuds) et des lignes du système en régime permanent. A chaque barre du réseau sont associés quatre paramètres: puissances active et réactive, l'amplitude et la phase de tension.

I.2 Description et modélisation des éléments du réseau électrique

Un réseau de distribution électrique contient un ensemble de composants qu'il faut modéliser pour pouvoir établir les équations qui régissent le comportement du système.

Les éléments qui interviennent dans le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) sont ceux qui sont exposés à de hautes tensions et à de forts courants, à savoir : le système de production (générateurs de puissance (machine synchrone)), système de transport, de répartition et de distribution (transformateurs, lignes de transports et compensateurs statiques) et le système d'utilisation (consommateurs, charges).

La modélisation des éléments du réseau en régime normal repose sur plusieurs hypothèses :

- le système triphasé des tensions est symétrique et de succession directe.
- les courants forment un système équilibré.
- les paramètres des éléments du réseau sont homogènes, constants dans le temps et indépendants des tensions aux bornes ou des courants dont ils sont parcourus.
- le régime de fonctionnement est permanent et de longue durée.

Ces hypothèses permettent l'utilisation du schéma monophasé de succession directe.

I.2.1 Générateur de puissance [2]

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 P_g injectée au jeu de barre et la tension aux bornes du générateur soient maintenues constantes.

La puissance active du générateur est déterminée par le contrôle de la turbine, qui doit être dans la capacité du système turbine-générateur. La tension V_g est principalement déterminée par l'injection de la puissance réactive au jeu de barre de production.

I.2.2 Lignes triphasées équilibrées

Les lignes de transport, les câbles et les divers éléments de coupure peuvent être modélisés par un schéma équivalent électrique en (π). Le modèle en π est l'un des plus répandus pour les éléments passifs (figure I.1). Il donne des caractéristiques symétriques quelque soit le sens de parcours de la puissance, l'impédance vue du nœud i est la même que celle vue du nœud j [18]. Les pertes longitudinales totales par effet Joule dans l'ensemble des conducteurs des lignes sont représentées par la résistance $R(\Omega)$. Elle est fonction de la résistivité du métal utilisé. L'énergie magnétique emmagasinée dans l'ensemble de conducteurs des lignes est représentée par l'inductance longitudinale totale $L(H)$ ou la réactance longitudinale totale X. La capacité totale de la ligne est répartie équitablement aux deux jeux de barres. Les pertes transversales par effet couronne dans le cas des lignes de transport sont négligeables. Il n'y a donc pas de courant résistif dérivé et on admet que la conductance transversale G est nulle.

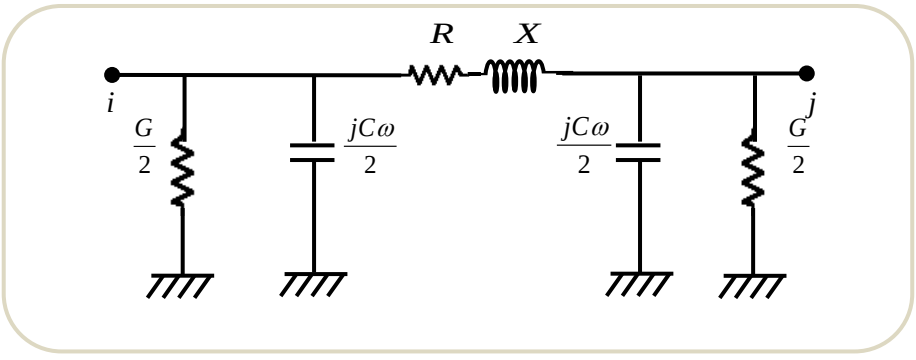


Figure I.1: Modélisation des lignes et des câbles par un schéma étoile équivalent.

I.2.3 Transformateurs de puissance

Les transformateurs à modéliser sont de deux types :

- ✓ Transformateurs à prise de charge variable, qui ont un rapport de transformation t_{ij} variable et sont utilisés pour le réglage de la tension (Figure I.2).

- ✓ Transformateurs déphaseurs, qui ont un angle de déphasage α_{ij} variable et sont utilisés pour le contrôle de l'écoulement de puissance active.

Le modèle équivalent en π d'un transformateur à prise de charge variable est identique à celui de la ligne de transport (Figure I.2).

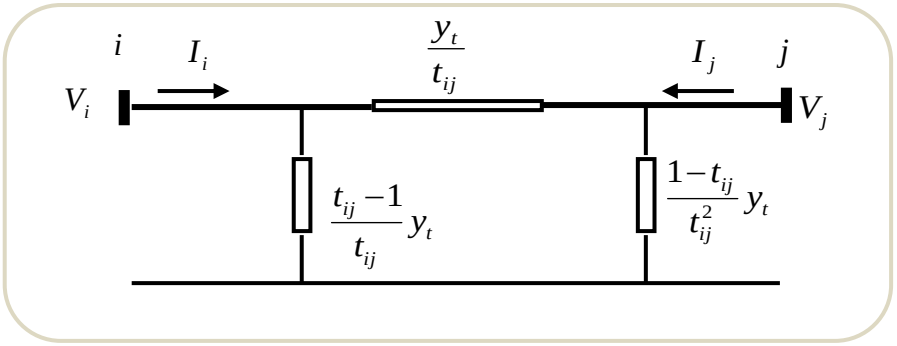


Figure I.2 : Modèle équivalent en π d'un transformateur à prise de charge variable.

Dans le cas général, pour un transformateur à prises de charges variables et/ou déphaseur, le rapport de transformation est un nombre complexe $\bar{t}_{ij} = t_{ij} e^{j\alpha_{ij}}$, et le modèle équivalent en π ne peut être réalisé. Dans ce cas la matrice admittance nodale du transformateur est donnée par [13] :

$$Y_t = \begin{bmatrix} y_t & \frac{-e^{-j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y_t \\ \frac{-e^{j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y_t & \frac{1}{t^2{}_{ij}} y_t \end{bmatrix} \qquad \text{(I.1)}$$

Où Y_t : Matrice admittance nodale du transformateur.

y_t : Admittance du transformateur.

t_{ij} : Rapport de transformation du transformateur.

α_{ij} : Angle de déphasage du transformateur.

Donc, les rapports de transformation et les angles de déphasages sont représentés par une modification directe de la matrice admittance du système.

I.2.4 Charge électrique [12]

La charge électrique est souvent modélisée sous forme d'une impédance constante. La plupart des charges représentent une sous-station (système de distribution). Ces charges sont connectées au réseau électrique à travers un transformateur à prises de charges variables, où le niveau de tension de la charge est maintenu pratiquement constant. Dans ce cas, les puissances actives et réactives de la charge peuvent être représentées par des valeurs constantes.

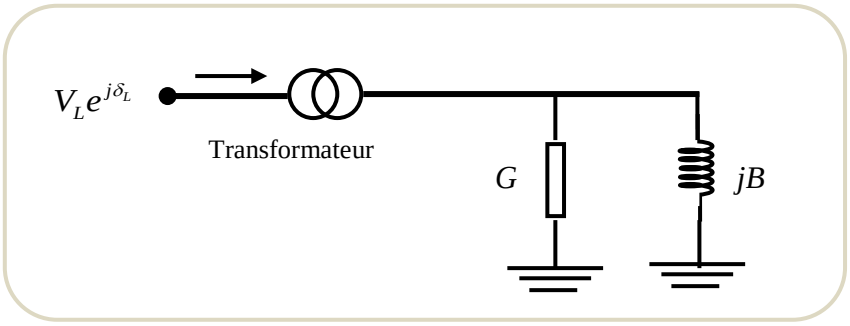


Figure I.3: Modèle d'une charge électrique sous forme d'une impédance constante.

I.2.5 Elément shunt (Condensateur ou réactance)

Dans la plupart des cas, les éléments shunt sont les batteries de condensateurs et les réactances qui sont utilisés pour fournir ou absorber la puissance réactive qui permet, par son transit en un point du réseau, d'ajuster la tension de ce point.

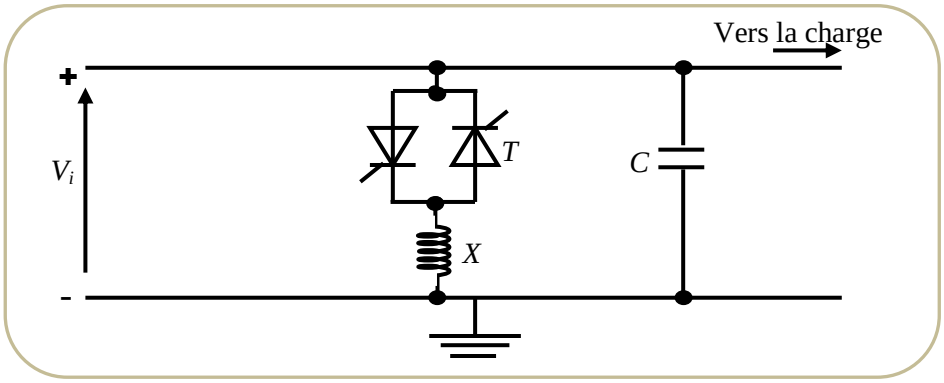


Figure I.4 : Modèle d'une phase du compensateur statique.

La figure I.4 présente un schéma pour une phase d'un compensateur statique constitué d'une batterie de condensateur C et d'un absorbeur à réactance X avec réglage de courant par des valves à thyristors T. Un compensateur de ce type est capable d'atténuer les fluctuations de tension provoquées par l'absorption des puissances réactives fluctuantes.

L'absorbeur sert à remplir les creux de consommation de puissance réactive de la charge en absorbant, dans les réactances de l'absorbeur, la puissance réactive qui temporairement n'est pas consommée.

I.3 Classification des jeux de barres

Il existe trois types des jeux de barres en fonction des spécifications des variables utilisées [14]:

I.3.1 Jeu de barres de référence ($V\theta$ bus)

C'est un élément fictif crée par l'analyse de la répartition de charge. Il est fictif car les pertes du système ne sont pas connues en avance pour le calcul de répartition de charges. C'est un jeu de barres connecté à un générateur considéré comme source de tension, la tension est constante et aussi l'angle de déphasage est pris comme référence de calcul, ses puissances actives et réactives doivent être calculées.

La puissance complexe à ce jeu de barres n'est calculée qu'après la résolution du problème de l'écoulement de puissance. Le jeu de barres bilan est choisi parmi les jeux de barres générateurs dont la puissance active est la plus importante.

I.3.2 Jeu de barres générateur (PV bus)

Ils sont appelés les PV bus, ou le module de tension et la puissance active sont spécifiés. Les valeurs inconnues sont l'argument de la tension et la puissance réactive.

I.3.3 Jeu de barres de charge (PQ bus)

Ils sont parfois appelés PQ bus, où les puissances active et réactive sont spécifiés, Les inconnues sont le module et l'argument de la tension.

Notons que dans un réseau électrique, les jeux de barres de charge forment de 80 à 90% de la totalité des jeux de barres.

Le tableau suivant montre les valeurs spécifiées et non spécifiées pour chaque type de jeu de barre.

Tableau I.1 : Les valeurs spécifiées et non spécifiées pour chaque type des jeux de barres

Type de jeu de barres	Grandeurs connues	Grandeurs inconnues
J-B de Référence ($V\theta$)	V,θ	P,Q
J-B de génération (PV)	P,V	Q,θ
J-B de charge (PQ)	P,Q	V,θ

I.4 Ecoulement de puissance

I.4.1 Formulation du problème

Nous avons une série de charges à alimenter à partir de générateurs dispersés et reliés entre eux par un réseau de liaison maillé. Les capacités de production des différents générateurs étant connues, comment calculer l'état électrique complet du réseau, c'est à dire les courants, tensions et puissances. Ce problème est connu sous le nom de calcul de répartition de charges ou load flow. Ce calcul fait référence à des conditions « normales » de fonctionnement et à un régime établi.

I.4.2 Formulation des équations de répartition de charges

La formulation mathématique est basée sur un système d'équations non linéaires. Ces équations peuvent êtres établies en utilisant n'importe quel J-B, ou n'importe quelle structure de boucle de référence. Les coefficients des équations dépendent du choix des variables indépendantes (courant, tension). Ainsi n'importe quelle matrice admittance ou impédance peut être utilisée.

La solution des équations algébriques décrivant le système de puissance est basée sur une technique itérative qui doit satisfaire les lois de Kirchhoff, c'est à dire que la somme algébrique de toutes les répartitions aux niveaux des jeux de barres doit être égale à zéro et la somme algébrique de toutes les tensions dans la boucle doit être aussi nulle. Les lois de Kirchhoff sont utilisées comme tests pour la convergence de la solution dans la méthode itérative.

Puisque les réseaux électriques sont souvent équilibrés, une représentation unifilaire de réseau est adéquate pour la résolution du problème de l'écoulement de puissance.

La tension et la puissance au niveau d'un jeu de barre *i* sont exprimées respectivement comme suit :

$$V_i = |V_i|(\cos\theta_i + j\sin\theta_i) \quad \text{(I.2)}$$

$$S_i = P_i + jQ_i = (P_{g_i} - P_{d_i}) + j(Q_{g_i} - Q_{d_i}) \quad \text{(I.3)}$$

$|V_i|$: Amplitude de la tension au jeu de barre i.

θ_i : Angle de la phase au jeu de barre i.

S_i : Puissance apparente au jeu de barre i.

P_i , Q_i : Puissances active et réactive au jeu de barre i.

P_{d_i} , Q_{di} : Puissances active et réactive demandées au jeu de barre i.

P_{g_i} , Q_{gi} : Puissances active et réactive générées au jeu de barre i.

I.4.3 Principe de fonctionnement d'un réseau électrique

Le rôle essentiel d'un réseau électrique est de pourvoir les puissances actives et réactives demandées par les équipements variés qui y sont connectés. Les points de production et de consommation sont reliés entre eux par des lignes de transmission.

Pour mieux comprendre le principe de fonctionnement, considérons le système de distribution à deux jeux barres de la figure I.5.a.

Les jeux de barres sont alimentés par des unités de production qui génèrent respectivement les puissances S_{g1} et S_{g2}. Les demandes se définissent à chaque jeu de barre comme étant S_{d1} et S_{d2}.

Les deux barres sont connectées par une ligne de transmission. Celle-ci est représentée par son modèle en π caractérisé par une impédance série Y_s, et deux admittances shunt Y_p, Les deux tensions des jeux de barres sont symbolisées respectivement par V_1 et V_2 **(**figure I.5.b).

Dans la formulation du modèle, on combine les puissances générées et demandées à chaque barre pour obtenir une puissance nette S définie comme la différence entre la production et la consommation de puissance du jeu de barre i. Pour le système à deux jeux de barres, ces puissances injectées sont:

$$S_1 = P_1 + jQ_1 = (P_{g_1} - P_{d1}) + j(Q_{g_1} - Q_{d1}) \quad \text{(I.4)}$$

$$S_2 = P_2 + jQ_2 = (P_{g_2} - P_{d2}) + j(Q_{g_2} - Q_{d2}) \quad \text{(I.5)}$$

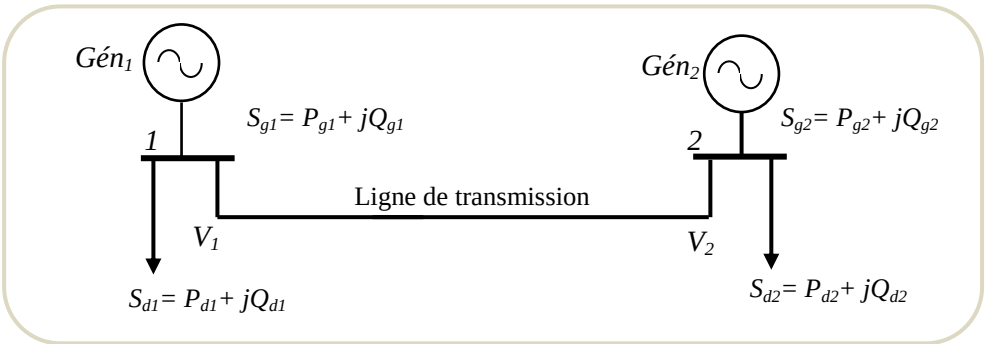


Figure I.5.a : Exemple d'un réseau à deux jeux de barres.

Un réseau électrique réel ne peut pas être de cette simplicité, mais cela va seulement servir comme objet de démonstration, le circuit de la figure I.5.b décrit un circuit électrique élémentaire très simplifié par rapport à un réseau ordinaire.

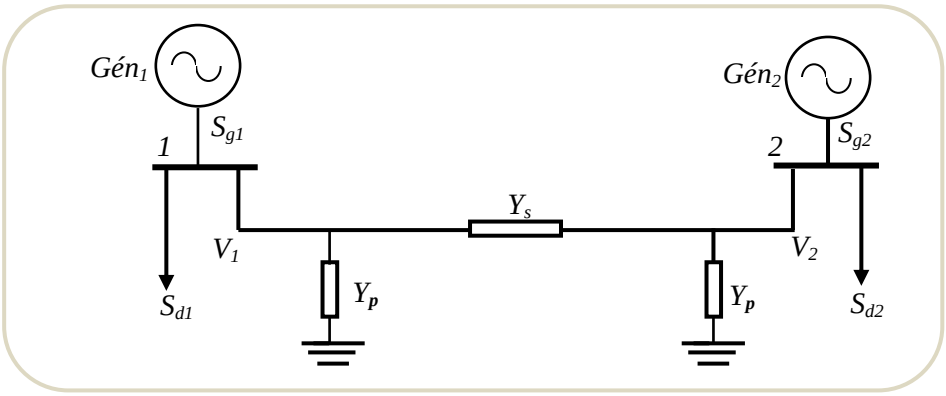


Figure I.5.b : schéma équivalent d'un réseau à deux jeux de barres.

La puissance apparente S_1 injectée au jeu de barre 1 est donnée par l'équation :

$$S_1 = V_1 I_1^* \tag{I.6}$$

où I_1 est le courant qui entre dans le jeu de barre i. Ce courant est composé de deux composantes, une composante $Y_p V_1$ qui s'écoule à travers l'admittance shunt, et une composante $(V_1 - V_2)Y_s$ qui s'écoule à travers l'admittance série de la ligne équivalente du réseau. D'après la loi de Kirchhoff appliquée au niveau du jeu de barre 1 :

$$I_1 = \frac{S_1^*}{V_1^*} = V_1 Y_p + (V_1 - V_2)Y_s \tag{I.7}$$

Au niveau du jeu de barre 2 :

$$I_2 = \frac{S_2^*}{V_2^*} = V_2 Y_p + (V_2 - V_1)Y_s \tag{I.8}$$

Après le développement des équations (I.7) et (I.8) on trouve :

$$\begin{cases} I_1 = (Y_p + Y_s)V_1 - Y_s V_2 \\ I_2 = -Y_s V_1 + (Y_p + Y_s)V_2 \end{cases} \tag{I.9}$$

La forme matricielle du système d'équation (I.9) est :

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_p + Y_s & -Y_s \\ -Y_s & Y_p + Y_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \tag{I.10}$$

L'équation (I.10) peut s'écrit sous la forme :

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} \\ Y_{21} & Y_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \tag{I.11}$$

Avec :

$$Y_{11} = Y_{22} = Y_p + Y_s$$
$$Y_{12} = Y_{21} = -Y_s$$

On peut écrire le système (I.11) d'une manière plus simple :

$$[I]_{bus} = [Y]_{bus}[V]_{bus} \tag{I.12}$$

Au bien de la manière suivante :

$$[V]_{bus} = [\ Z_{bus}\ ][I]_{bus} \tag{I.13}$$

- $[Y]_{bus}$ La matrice admittance du réseau.
- $[Z]_{bus}$ La matrice impédance du réseau.

Y ou Z décrivent la physique du réseau, c'est-à-dire contiennent toutes les caractéristiques statiques des lignes. Une bonne composition de leurs éléments est la base du succès d'un modèle reflétant la topologie du système.

On obtient les équations de l'écoulement de puissance qui liéent les puissances actives et réactives injectées aux jeux de barres i et j en fonction de la tension :

$$\begin{aligned} S_1^{\ *} &= (P_1 - jQ_1) = (Y_{11}V_1 + Y_{12}V_2)V_1^{\ *} \\ S_2^{\ *} &= (P_2 - jQ_2) = (Y_{21}V_1 + Y_{22}V_2)V_2^{\ *} \end{aligned} \tag{I.14}$$

On peut écrire le système (I.14) comme suit :

$$\begin{aligned} S_1^{\ *} &= (P_1 - jQ_1) = V_1^{\ *}\sum_{j=1}^{2} Y_{1j}V_j \\ S_2^{\ *} &= (P_2 - jQ_2) = V_2^{\ *}\sum_{j=1}^{2} Y_{2j}V_j \end{aligned} \tag{I.15}$$

Chaque tension au jeu de barres V_i à une amplitude $|V_i|$ et un angle de phase θ_i ainsi que chaque élément de la matrice admittance et en général du type complexe, donc on peut écrire :

$V_i = |V_i|\angle\theta_i$ et $Y_{ij} = |Y_{ij}|\angle\delta_{ij}$.

D'ici on peut écrire les équations de l'écoulement de puissance :

$$\begin{aligned} P_1 - jQ_1 &= \sum_{j=1}^{2} |Y_{1j}||V_1||V_j|\exp(\theta_j - \theta_1 + \delta_{1j}) \\ P_2 - jQ_2 &= \sum_{j=1}^{2} |Y_{2j}||V_2||V_j|\exp(\theta_j - \theta_2 + \delta_{2j}) \end{aligned} \tag{I.16}$$

Séparons les parties réelles et imaginaires :

$$P_1 = \sum_{j=1}^{2} |Y_{1j}||V_1||V_j| \cos(\theta_j - \theta_1 + \delta_{1j})$$
$$P_2 = \sum_{j=1}^{2} |Y_{2j}||V_2||V_j| \cos(\theta_j - \theta_2 + \delta_{2j}) \quad \text{(I.17-a)}$$

$$Q_1 = -\sum_{j=1}^{2} |Y_{1j}||V_1||V_j| \sin(\theta_j - \theta_1 + \delta_{1j})$$
$$Q_2 = -\sum_{j=1}^{2} |Y_{2j}||V_2||V_j| \sin(\theta_j - \theta_2 + \delta_{2j}) \quad \text{(I.17-b)}$$

Après le développement on trouve:

$$\begin{cases} P_1 = P_{g1} - P_{d1} = |Y_{11}||V_1|^2 \cos(\delta_{11}) + |Y_{12}||V_1||V_2| \cos(\theta_2 - \theta_1 + \delta_{12}) \\ P_2 = P_{g2} - P_{d2} = |Y_{22}||V_2|^2 \cos(\delta_{22}) + |Y_{21}||V_1||V_2| \cos(\theta_1 - \theta_2 + \delta_{21}) \\ Q_1 = Q_{g1} - Q_{d1} = -|Y_{11}||V_1|^2 \sin(\delta_{11}) - |Y_{12}||V_1||V_2| \sin(\theta_2 - \theta_1 + \delta_{12}) \\ Q_2 = Q_{g2} - Q_{d2} = -|Y_{22}||V_2|^2 \sin(\delta_{22}) - |Y_{21}||V_1||V_2| \sin(\theta_1 - \theta_2 + \delta_{21}) \end{cases} \quad \text{(I.18)}$$

I.4.4 Formulation des équations d'écoulement de puissance

Considérons un jeu de barre typique i (figure I.6), faisant partie d'un réseau à n jeux de barres. Pour résoudre le problème de répartition de charge, on utilise les éléments de la matrice admittance, qui lie les courants et les tensions des jeux de barres.

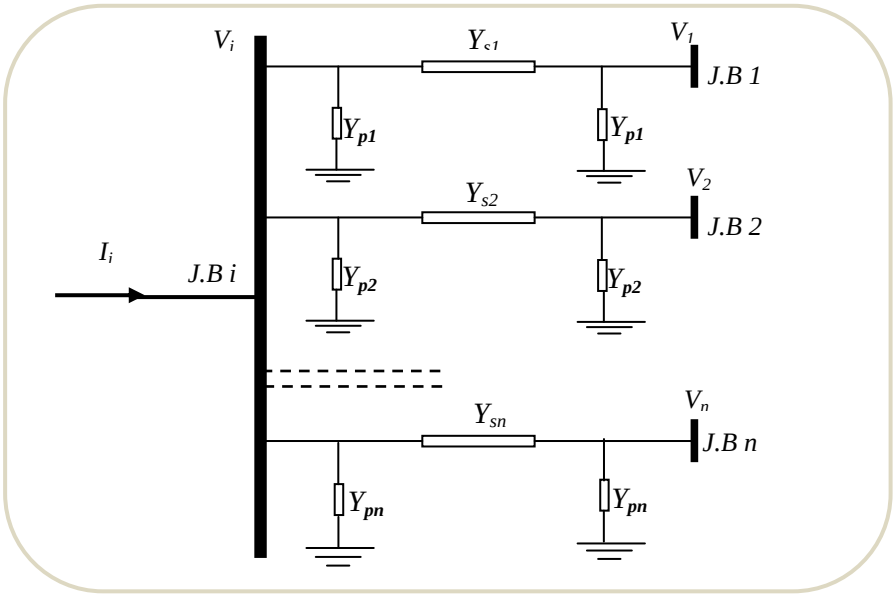


Figure I.6 : Jeu de barre typique i dans un réseau électrique à n jeux de barres.

Suivant la loi de Kirchhoff appliquée à un jeu de barres, pour chaque phase, nous avons l'équation des courants:

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i^*} = V_i \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n} Y_{pik} + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n} Y_{Sik}.(V_i - V_k) = V_i \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n} (Y_{pik} + Y_{Sik}) + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n} (-Y_{Sik}) V_k \quad i = 1....n \quad \text{(I.19)}$$

On peut écrire l'équation (I.19) sous la forme suivante:

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i^*} = Y_{i1}V_1 + Y_{i2}V_2 + ...+ Y_{ii}V_i + ...+ Y_{in}V_n \qquad \text{(I.20)}$$

On peut écrire les équations (I.20) sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ . \\ . \\ I_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & .. & .. & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & .. & .. & Y_{2n} \\ .. & .. & .. & .. & .. \\ .. & .. & .. & .. & .. \\ Y_{n1} & Y_{n2} & .. & .. & Y_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ .. \\ .. \\ V_n \end{bmatrix} \qquad \text{(I.21)}$$

Où $Y_{ii} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^{n} (Y_{p\,ik} + Y_{S\,ik})$ et $Y_{ik} = Y_{ki} = -Y_{S\,ik}$

I_i : Courant injecté au jeu de barre i.

Y_{ij} : Éléments de la matrice admittance Y.

j : Indique touts les jeux de barres connectés au jeu de barre i.

$$Y_{s\,ij} = \frac{1}{R_{ij} + jX_{ij}} \quad \text{et} \quad Y_{p\,ij} = j(\sum_j \frac{B_{cap\,ij}}{2} + B_{c\,i})$$

Avec B_{ci} compensateur shunt attaché au jeu de barre i.

Du fait que les puissances sont connues et les courants sont inconnus, donc les équations prendront des formes non linéaires:

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* \sum_{j=1}^{n} Y_{ij}V_j \qquad i = 1,2,3,.....n \qquad \text{(I.22)}$$

Séparons les parties réelle et imaginaire de l'équation (I.22) on aura les équations (I.23) et (I.24) qui expriment l'équilibre des puissances actives et réactives au jeu de barres i :

$$P_i = \sum_{j=1}^{n} |V_i||V_j|\left(g_{ij}\cos\theta_{ij} + b_{ij}\sin\theta_{ij}\right) \qquad i = 1,2,3,\cdots,n \qquad \text{(I.23)}$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^{n} |V_i||V_j|\left(g_{ij}\sin\theta_{ij} - b_{ij}\cos\theta_{ij}\right) \qquad i = 1,2,3,\cdots n \qquad \text{(I.24)}$$

I.4.5 Pertes de puissance dans les lignes de transport

La détermination des valeurs des puissances réparties dans les lignes de transport est indispensable afin de localiser les lignes électriques surchargées, de calculer la valeur des pertes de puissance et de déterminer les contraintes qui sont forcées.

Le courant de la branche entre les deux jeux de barres i et k, qui a le sens positif de i vers k est donné par :

$$I_{ik} = (V_i - V_k)Y_{ik} + V_i Y_p \qquad \text{(I.25)}$$

Avec

Y_{ik} : L'admittance de la ligne entre les deux jeux de barres i et k

Y_p : L'admittance shunt au jeu de barres i

$V_i Y_p$: La contribution shunt du courant au jeu de barres i.

$$\begin{aligned} P_{ik} - jQ_{ik} &= V_i^* I_{ik} \\ P_{ik} - jQ_{ik} &= V_i^*(V_i - V_k)Y_{ik} + V_i^* V_i Y_p \\ P_{ki} - jQ_{ki} &= V_k^*(V_k - V_i)Y_{ik} + V_k^* V_k Y_p \end{aligned} \qquad \text{(I.26)}$$

La valeur des pertes de puissance dans la ligne entre les deux jeux de barres $\boldsymbol{i}$ et $\boldsymbol{j}$ est la somme algébrique de la répartition des puissances déterminées à partir de la relation (I.26).

I.4.6 Caractéristiques des équations d'écoulement statique des charges

En observant la relation (I.22), ou ses deux termes constitutifs (I.23) et (I.24), on constate que:

- ✓ Les équations sont algébriques, car elles représentent un modèle statique du système, ou un système opérant en régime permanent.
- ✓ Les équations sont non linéaires, donc difficilement résolvables de façon analytique, d'où la nécessité d'utiliser une méthode numérique de solution par ordinateur.
- ✓ Généralement, dans l'analyse des systèmes, les équations relient le courant et la tension, ces équations relient la puissance et la tension.
- ✓ Dans les équations (I.23) et (I.24) les angles de phases θ_{ij} et θ_{ji} apparaissent sous forme de différences $(\theta_i - \theta_j)$ et non θ_i et θ_j séparément.
- ✓ L'équilibre des puissances actives et réactives donne

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{n} P_{gi} &= \sum_{i=1}^{n} P_{di} + \sum_{i=1}^{n} P_{Li} \\ \sum_{i=1}^{n} Q_{gi} &= \sum_{i=1}^{n} Q_{di} + \sum_{i=1}^{n} Q_{Li} \end{aligned} \qquad \text{(I.27)}$$

Où P_L : Les pertes de puissances actives.

Q_L : Les pertes de puissances réactives.

✓ Pour chaque équation de barre (I.22), on peut écrire deux équations simultanées (réelle, imaginaire), ce qui donne pour un réseau de *n* barres 2*n* équations du type (I.23) et (I.24) contenant 6*n* variables qui sont:

- *n* amplitudes des tensions V_i du jeu de barre i.
- *n* phases des tensions θ_i du jeu de barre i.
- *n* puissances actives générées P_{gi} au jeu de barre i.
- *n* puissances réactives générées Q_{gi} au jeu de barre i.
- *n* puissances actives demandées P_{di} au jeu de barre i.
- *n* puissances réactives demandées Q_{di} au jeu de barre i.

Par conséquent, il s'agit de réduire le nombre d'inconnues, de 6*n* à 2*n* en spécifiant 4*n* variables, afin d'égaler le nombre d'équations â celui des variables. En principe les 2*n* variables restantes pourront être déterminées. En général, dans la formulation, parmi les 4*n* inconnues à spécifier, les 2*n* variables de demande P_d et Q_d, consommation de la clientèle sont fournies d'avance. Alors il s'agit de spécifier finalement 2*n* inconnues par jeu de barre:

- si on spécifie V_i, θ_i ⟶ jeu de barre de référence du système (slack bus).
- si on spécifie P_g, v_i ⟶ jeu de barre de génération.
- si on spécifie P_g, Q_g ⟶ jeu de barre de charge.

I.4.7 Classification des variables de l'écoulement de puissance

Les 6*n* variables de l'écoulement de puissance sont regroupées en trois vecteurs [15]. Le vecteur de perturbation constitué de P_{di} *et* Q_{di}, car elles ne sont pas contrôlables et dépendent seulement des consommateurs. Le vecteur de contrôle constitue des puissances actives et réactives de chaque générateur en service P_{gi} et Q_{gi} et enfin le vecteur d'état constitué des tensions des jeux de barres $|V_i|$ *et* θ_i.

I.5 Résolution des équations de l'écoulement de puissance

I.5.1 Introduction

Les méthodes utilisées pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance sont des méthodes itératives appliquées à un système d'équations algébriques, non linéaires de grande dimension. L'évolution des méthodes itératives doit tenir compte des paramètres suivants :

1- Le temps nécessaire pour la saisie des données du système et l'obtention des paramètres de calcul itératif.
2- L'allocation de mémoire nécessaire pour le programme.
3- Le temps de calcul itératif qui dépend de :
   - ✓ nombre d'opérations logiques et arithmétiques nécessaires pour compléter une itération.
   - ✓ la vitesse de convergence pour obtenir la solution.
   - ✓ les dimensions et les caractéristiques du système énergétique.
4- le temps nécessaire pour la mise à jour des données du réseau et effectuer les différents changements des opérations des réseaux.

Les deux méthodes les plus utilisées dans le domaine d'écoulement de puissance sont la méthode de Newton-Raphson et celle de Gauss-Seidel.

I.5.2 Méthode itérative de Gauss-Seidel

La méthode de Gauss-Seidel est l'une des plus simples méthodes itératives utilisées pour la résolution du problème de l'écoulement de puissance et pour résoudre un ensemble très large d'équations algébriques non linéaires.

- **Principe de la méthode**

Soit l'équation à résoudre: $f(x)=0$

Cette méthode est basée sur le changement de l'équation $f(x)=0$ à la forme $x=g(x)$. Pour une fonction $f(x)=0$, il est toujours possible de trouver une fonction $g(x)$, tel que $x=g(x)$ ($g(x)$ n'est pas unique).

On estime une valeur initiale x^0

$$\begin{cases} x^1 = g(x^0) \\ x^2 = g(x^1) \\ \quad . \\ \quad . \\ x^{k+1} = g(x^k) \end{cases} \qquad \text{(I.28)}$$

Où k : numéro d'itération

Le processus itératif se termine si la déférence entre deux valeurs successives vérifie le test de convergence :

$$\left| x^{k+1} - x^k \right| \le \varepsilon \qquad \text{(I.29)}$$

I.5.3 Méthode de Newton-Raphson [16]

Le principe de la méthode de Newton-Raphson réside dans le développement de Taylor de la fonction $f(x)$ autour d'une valeur estimée, elle s'écrit alors :

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + f''(x_0)\frac{(x-x_0)^2}{2!} + \ldots\ldots\ldots + f^n(x_0)\frac{(x-x_0)^n}{n!} + R^n(x) \quad \text{(I.30)}$$

On néglige les termes supérieurs ou égaux à deux on obtient :

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)\Delta x \quad \text{(I.31)}$$

Pour résoudre l'équation $f(x) = 0$ l'égalité précédente devient :

$$\Delta x = x - x_0 = -f(x_0) / f'(x_0) \quad \text{(I.32)}$$

La procédure de résolution est obtenue par la recherche itérative à partir d'une valeur initiale x_0

$$\begin{aligned} &x_1 - x_0 = -f(x_0) / f'(x_0) \\ &x_2 - x_1 = -f(x_1) / f'(x_1) \\ &\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\ &\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \\ &x_{k+1} - x_k = -f(x_k) / f'(x_k) \end{aligned} \quad \text{(I.33)}$$

On arrête dès que $\Delta x_k = x_{k+1} - x_k \le \xi$ tolérance.

Pour un système à plusieurs variables. x devient un vecteur et $f(x)$ un système de fonctions non linéaires.

- **Algorithme de N-R appliqué aux équations de l'écoulement de puissance**

En appliquant cette méthode au système des équations de répartition de charges (I.23), on déduit :

$$\begin{aligned} P_1 &= P_i^0 + (\frac{\partial Pi}{\partial \theta_1^o})\Delta\theta_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial Pi}{\partial \theta_n^0})\Delta\theta_n^0 + (\frac{\partial P_i}{\partial V_1^0})\Delta V_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial P_1}{\partial V_1^0})\Delta V_n^0 \\ Q_1 &= Q_i^0 + (\frac{\partial Qi}{\partial \theta_1^o})\Delta\theta_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial Qi}{\partial \theta_n^0})\Delta\theta_n^0 + (\frac{\partial Q_i}{\partial V_1^0})\Delta V_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial Q_1}{\partial V_1^0})\Delta V_n^0 \end{aligned} \quad \text{(I.34)}$$

Ou bien

$$\begin{aligned} P_1 - P_i^0 &= \left(\frac{\partial Pi}{\partial \theta_1^o}\right)\Delta\theta_1^0 + \ldots\ldots\ldots + \left(\frac{\partial Pi}{\partial \theta_n^0}\right)\Delta\theta_n^0 + \left(\frac{\partial P_i}{\partial V_1^0}\right)\Delta V_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial P_1}{\partial V_1^0})\Delta V_n^0 \\ Q_1 - Q_i^0 &= (\frac{\partial Qi}{\partial \theta_1^o})\Delta\theta_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial Qi}{\partial \theta_n^0})\Delta\theta_n^0 + (\frac{\partial Q_i}{\partial V_1^0})\Delta V_1^0 + \ldots\ldots\ldots + (\frac{\partial Q_1}{\partial V_1^0})\Delta V_n^0 \end{aligned} \quad \text{(I.35)}$$

On peut simplifier ces équations suivant les relations :

$$\Delta P_i = \sum_{k=1}^{n} \frac{\partial P_i}{\partial \theta_k} \Delta\theta_k + \sum_{k=1}^{n} \frac{\partial P_i}{\partial V_k} \Delta V_k$$
$$\Delta Q_i = \sum_{k=1}^{n} \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_k} \Delta\theta_k + \sum_{k=1}^{n} \frac{\partial Q_i}{\partial V_k} \Delta V_k \qquad \text{(I.36)}$$

La méthode de Newton-Raphson exige que les équations non-linéaires soient formées d'expressions liant les puissances et les composantes de la tension. Ceci se traduit par :

$$\begin{bmatrix} \Delta P_1 \\ \dots\dots \\ \dots\dots \\ \Delta P_n \\ \Delta Q_1 \\ \dots\dots \\ \dots\dots \\ \Delta Q_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial Pi}{\partial \theta_1} \dots\dots \frac{\partial P_i}{\partial \theta_n} & \frac{\partial P_i}{\partial V_1} \dots\dots \frac{\partial P_i}{\partial V_n} \\ \dots\dots\dots\dots & \dots\dots\dots\dots \\ \dots\dots\dots\dots & \dots\dots\dots\dots \\ \frac{\partial P_n}{\partial \theta_1} \dots\dots \frac{\partial P_n}{\partial \theta_n} & \frac{\partial P_n}{\partial V_1} \dots\dots \frac{\partial P_n}{\partial V_n} \\ \frac{\partial Q_1}{\partial \theta_1} \dots\dots \frac{\partial Q_1}{\partial \theta_n} & \frac{\partial Q_1}{\partial V_1} \dots\dots \frac{\partial Q_1}{\partial V_n} \\ \dots\dots\dots\dots & \dots\dots\dots\dots \\ \dots\dots\dots\dots & \dots\dots\dots\dots \\ \frac{\partial Q_n}{\partial \theta_1} \dots\dots \frac{\partial Q_n}{\partial \theta_n} & \frac{\partial Q_n}{\partial V_1} \dots\dots \frac{\partial Q_n}{\partial V_n} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta\theta_1 \\ \dots\dots \\ \dots\dots \\ \Delta\theta_n \\ \Delta V_1 \\ \dots\dots \\ \dots\dots \\ \Delta V_n \end{bmatrix} \qquad \text{(I.37)}$$

Ou bien

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = [J] \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \qquad \text{(I.38)}$$

Avec $[J]$ la matrice Jacobienne qui contient des dérivées premières partielles des puissances actives et réactives par rapport au vecteur d'état (modules et arguments des tensions nodales). On peut aussi écrire :

$$[J] = \begin{bmatrix} H & N \\ J & L \end{bmatrix} \qquad \text{(I.39)}$$

Où H, N, J *et* L sont les sous matrice de la Jacobienne.

$$[H] = \frac{\partial P}{\partial \theta} \qquad [J] = \frac{\partial Q}{\partial \theta} \qquad [N] = \frac{\partial P}{\partial V} \qquad [L] = \frac{\partial Q}{\partial V}$$

Après simplification, le système des équations (I-34) devient :

$$\begin{bmatrix} \Delta p \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ J & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \qquad \text{(I.40)}$$

Avec

$$\Delta\theta_i^{(k)} = \theta_i^{(k+1)} - \theta_i^{(k)}$$

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

$$Y_{ij} = g_{ij} + jbi_j$$

- **Eléments de la matrice de Jacobienne**

Les équations pour déterminer les éléments de la Jacobienne peuvent êtres tirées à partir des équations de puissance aux jeux de barres.

La puissance réelle à partir des équations (I.23) et (I.24) est :

$$P_i = V_i^2 g_{ii} + V_i \sum_{\substack{j=1 \\ i=1}}^{n} (g_{ij}\cos\theta_{ij} + b_{ij}\sin\theta_{ij})V_j$$

$$Q_i = -V_i^2 b_{ii} + V_i \sum_{\substack{j=1 \\ i=1}}^{n} (g_{ij}\sin\theta_{ij} + b_{ij}\cos\theta_{ij})V_j \qquad \text{(I.41)}$$

- Eléments de la matrice H :

Les éléments diagonaux de H :

$$H_{ii} = \frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} = -Q_i - V_i^2 b_{ii} \qquad \text{(I.42.a)}$$

Les éléments non diagonaux de H :

$$H_{ij} = \frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = V_i V_j (g_{ij}\sin\theta_{ij} - b_{ij}\cos\theta_{ij}) \qquad \text{pour} \quad i \neq j \qquad \text{(I.42.b)}$$

- Eléments de la matrice N :

$$N_{ii} = V_i \frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} = -P_i - V_i^2 g_{ii} \qquad \text{(I.43.a)}$$

$$N_{ij} = V_j \frac{\partial P_i}{\partial v_j} = V_i V_j (g_{ij}\cos\theta_{ij} + b_{ij}\sin\theta_{ij}) \qquad \text{pour} \quad i \neq j \qquad \text{(I.43.b)}$$

- Eléments de la matrice J :

$$J_{ii} = V_i \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = -P_i - V_i^2 b_{ii} \qquad \text{(I.44.a)}$$

$$J_{ij} = \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j} = -V_i V_j (g_{ij}\cos\theta_{ij} + b_{ij}\sin\theta_{ij}) \qquad \text{pour} \quad i \neq j \qquad \text{(I.44.b)}$$

- Eléments de la matrice L :

$$L_{ii} = V_i \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = P_i - V_i^2 g_{ii} \qquad \text{(I.45.a)}$$

$$L_{ij} = V_j \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j} = V_i V_j (g_{ij}\sin\theta_{ij} - b_{ij}\cos\theta_{ij}) \qquad \text{pour} \quad i \neq j \qquad \text{(I.45.b)}$$

D'une autre manière et en changeant de notation nous auront :

$$\begin{bmatrix} \Delta P^{[0]} \\ \Delta Q^{[0]} \end{bmatrix} = \left[J^{[0]}\right] \begin{bmatrix} \Delta\theta^{[0]} \\ \Delta V^{[0]} \end{bmatrix} \quad \Longleftrightarrow \quad \begin{bmatrix} \Delta\theta^{[0]} \\ \Delta V^{[0]} \end{bmatrix} = \left[J^{[0]}\right]^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P^{[0]} \\ \Delta Q^{[0]} \end{bmatrix} \qquad \text{(I.46)}$$

D'où

$$\begin{bmatrix}\Delta\theta^{[1]}\\ \Delta V^{[1]}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\Delta\theta^{[0]}\\ \Delta V^{[0]}\end{bmatrix}+\left[J^{[0]}\right]^{-1}\begin{bmatrix}\Delta P^{[0]}\\ \Delta Q^{[0]}\end{bmatrix} \quad \text{(I.47)}$$

et

$$\begin{bmatrix}\Delta\theta^{[2]}\\ \Delta V^{[2]}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\Delta\theta^{[1]}\\ \Delta V^{[1]}\end{bmatrix}+\left[J^{[1]}\right]^{-1}\begin{bmatrix}\Delta P^{[1]}\\ \Delta Q^{[1]}\end{bmatrix} \quad \text{(I.48)}$$

Pour l'itération (i+1) nous aurons :

$$\begin{bmatrix}\Delta\theta^{[i+1]}\\ \Delta V^{[i+1]}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\Delta\theta^{[i]}\\ \Delta V^{[i]}\end{bmatrix}+\left[J^{[i]}\right]^{-1}\begin{bmatrix}\Delta P^{[i]}\\ \Delta Q^{[i]}\end{bmatrix} \quad \text{(I.49)}$$

- **Algorithme de Newton-Raphson**

Etape (1) : Formuler la matrice admittance (Y).

Etape (2) : Initialiser le compteur d'itération $(k=0)$, ainsi que les modules et les angles de tensions : $V_i = 1.0 \;\; p.u$ et $\delta_i = 0$.

Etape (3) : Déterminer le vecteur des écarts de puissance $\Delta U^{(K)}$.

Etape (4) : Déterminer la matrice jacobienne $\left[J\right]^{(K)}$.

Etape (5) : Déterminer le vecteur d'erreur, $\left[\Delta x\right]^{(K)} = \left(\left[J\right]^{(K)}\right)^{-1}\left[\Delta U\right]^{(K)}$.

Vérifier si le vecteur d'erreur est inférieur à une certaine tolérance ε : $\left[\Delta x\right]^{(K)} \le \varepsilon$. Si l'inégalité est vérifiée, le processus converge, aller à l'étape (6). Sinon, calcule la valeur de $\left[x\right]$ à l'itération $(k+1)$, c à d : $\left[x\right]^{(K+1)} = \left[x\right]^{(K)} + \left[\Delta x\right]^{(K)}$ Incrémente le nombre d'itération (k) de 1 et retourne à l'étape (3).

Etape (6):Calculer les puissances actives et réactives à générer par le jeu de barre de référence

Etape(7): Calculer les puissances apparentes qui transitent à travers les lignes, les pertes,...etc.

I.6 Calcul des pertes actives [16]

La puissance apparente transmit du jeu de barre i vers j est :

$$\begin{aligned} P_{ij} + Q_{ij} &= V_i[(V_i - V_j)Y_{ij}] + V_i[V_i Y_p] \\ &= V_i e^{j\theta_i}[(V_i e^{j\theta_i} - V_j e^{j\theta_j})(g_{ij} + jb_{ij})] - V_i^{\,2} B_{cap_{ij}} \end{aligned} \quad \text{(I.50)}$$

Après développement, on trouve :

$$P_{ij} = g_{ij}V_i^{\,2} - g_{ij}V_iV_j\cos(\theta_i - \theta_j) - b_{ij}V_iV_j\sin(\theta_i - \theta_j) \quad \text{(I.51)}$$

Donc les pertes actives sont calculées par :

$$P_L = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} P_{ij} \quad \text{(I.52)}$$

I.7 Test et application

Dans cette partie, on va tester l'application de l'écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson (NR-PF) et le MATPOWER (méthode de Gauss-Seidel (GS-PF)) sur des réseaux électriques de test de petite et moyenne tailles.

Les données des jeux de barres et des branches ainsi que les données techniques et économiques des générateurs de ces réseaux sont détaillées en annexe B.

- **Réseau électrique de 6 jeux de barres**

Ce réseau est constitué de 6 jeux de barres, 11 lignes de transport, 3 générateurs au niveau des jeux de barres n° 1, 2 et 3, et de 3 transformateurs et charges (Figure I.7). La puissance et la tension de base sont respectivement, 100 MVA et 230 KV. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 210 MW.

Le niveau de tension de chaque jeu de barre i (en $p.u$) doit obéir à la contrainte suivante $0.90 \leq V_i \leq 1.10$.

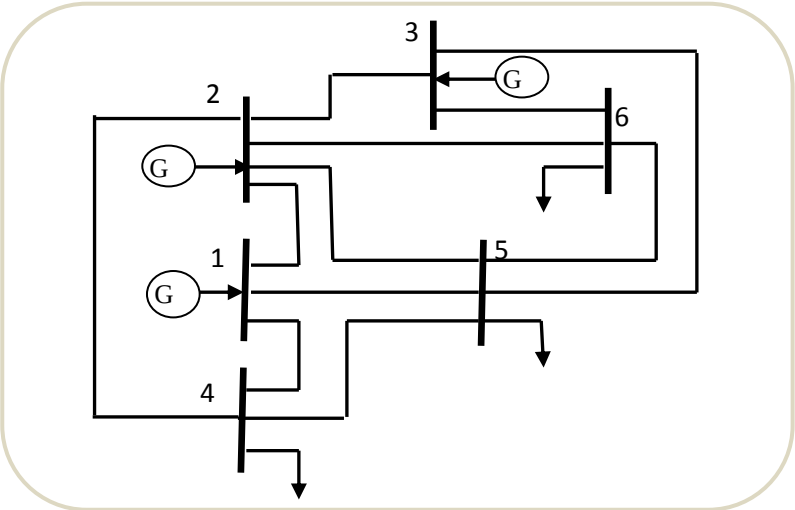


Figure I.7: Schéma unifilaire du réseau électrique de test 6 jeux de barres.

Tableau I.2 : Puissances, pertes et coûts de production du réseau électrique à 6JB.

Générateurs	$P_{g\min}$	$P_{g\max}$	NR-PF	GS-PF
P_{g1} *(MW)*	50	200	106.8637	107.88
P_{g2} *(MW)*	37.5	150	50.00	50.00
P_{g3} *(MW)*	40	180	60.00	60.00
puissance générée totale			**216.8637**	**217.875**
Pertes actives (MW)			**6.8637**	**7.875**
Coût de Génération ($/hr)			**3176.4915**	**3189.5138**
Temps (sec)			**0.562**	**0.17**
Nombre d'itérations			**19**	**03**

Le tableau I.2 montre que le coût de production de la puissance active, après la convergence de l'algorithme de répartition des charges NR-PF, est nettement inférieur à celui de l'écoulement de puissance de GS-PF (3176.49 *$/h* contre 3189.51 *$/h*). On peut conclure que l'écoulement des puissances actives nous a permis de réaliser un gain de 13.02 *$/h*, et ce en respectant toutes les contraintes de sécurité imposées, sur les tensions, puissances actives et puissances réactives des générateurs.

En analysant l'histogramme obtenu, on remarque que les conditions d'inégalité concernant les puissances actives et réactives sont satisfaites puisque les deux méthodes (NR-PF et GS-PF) donnent des résultats compris entre les puissances minimales et celles maximales.

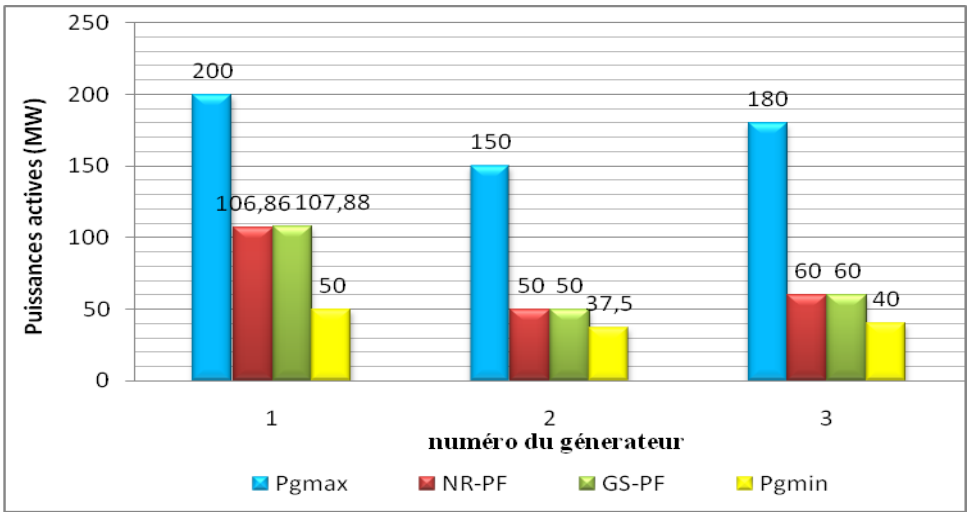


Figure I.8: Puissances actives délivrées par les trois générateurs.

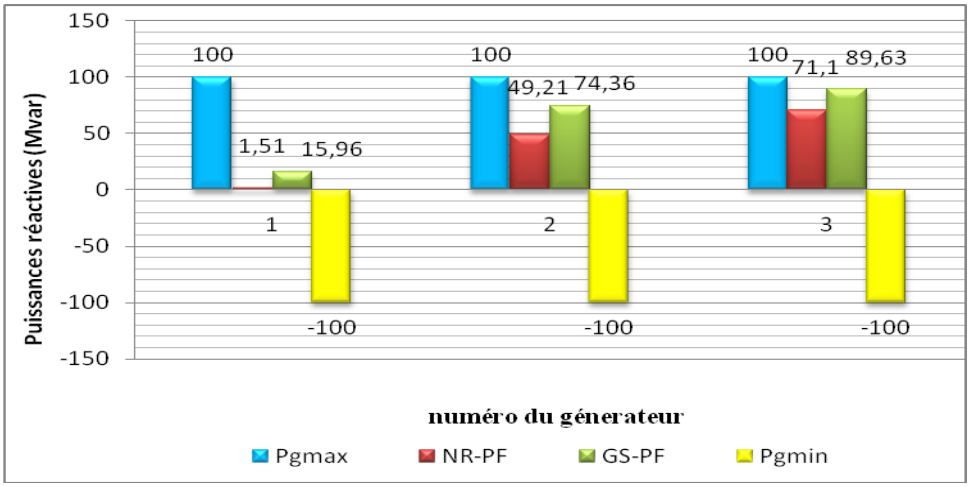


Figure I.9: Puissances réactives délivrées par les trois générateurs.

Tableau I.3: Modules et phases des tensions du réseau électrique à 6 JB.

					NR-PF		GS-PF	
JB	$V(i)$ max	$V(i)$ min	$\theta(i)$ max	$\theta(i)$ min	$Vm(p.u$	$\theta(°)$	$Vm(p.u$	$\theta(°)$
1	1.05	0.05	00	-14	1.05	0.000	1.05	0.00
2	1.05	0.05	00	-14	1.05	-3.5685	1.05	-3.671
3	1.07	0.07	00	-14	1.07	-4.1582	1.07	-4.273
4	1.05	0.95	00	-14	0.9953	-4.2344	0.989	-4.196
5	1.05	0.95	00	-14	0.9972	-5.3884	0.985	-5.276
6	1.05	0.95	00	-14	1.0105	-5.9080	1.004	-5.947

Les courbes de la figure I.10 montrent les modules et les phases des tensions après la convergence des algorithmes NR-PF et GS-PF.

D'après ces résultats obtenus, on remarque que toutes les tensions et les phases sont dans leurs limites admissibles.

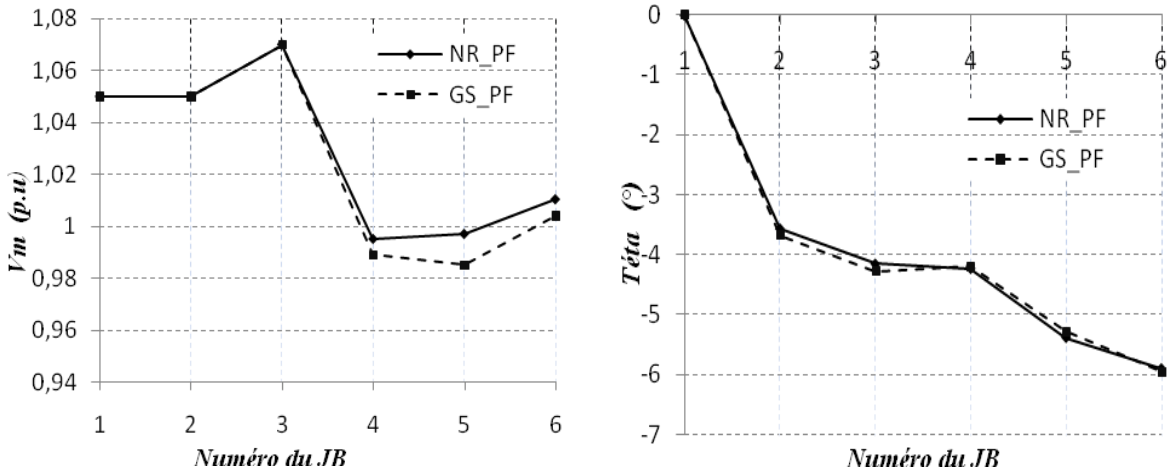


Figure I.10 : Modules et phases des tensions du réseau électrique à 6 jeux de barre.

Tableau I.3: Pertes actives et réactives dans chaque branche du réseau électrique à 6 JB.

N° Ligne	For JB	To JB	NR-PF		GS-PF	
			P_L (MW)	Q_L (Mvar)	P_L (MW)	Q_L (Mvar)
1	1	2	0.855	-7.110	0.905	1.81
2	1	4	1.023	-4.281	1.088	4.35
3	1	5	0.999	-8.833	1.074	4.03
4	2	3	0.040	-13.285	0.040	0.20
5	2	4	1.252	-1.682	1.505	3.01
6	2	5	0.385	-7.234	0.498	1.49
7	2	6	0.520	-9.133	.583	1.67
8	3	5	0.848	-8.859	1.0094	2.37
9	3	6	0.876	0.047	1.003	5.02
10	4	5	0.041	15.799	0.036	0.07
11	5	6	0.026	-12.015	0.050	0.15

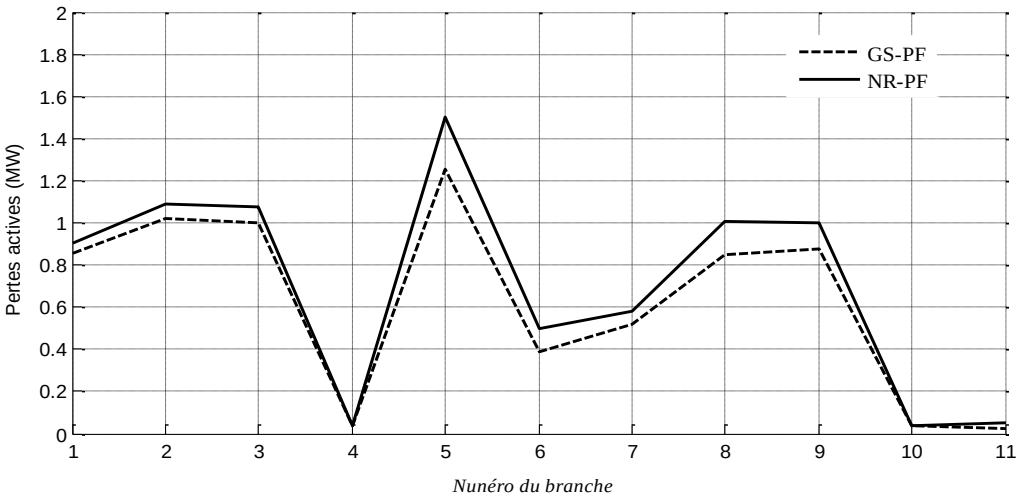


Figure I.11 : Pertes actives du réseau électrique à 6 jeux de barre.

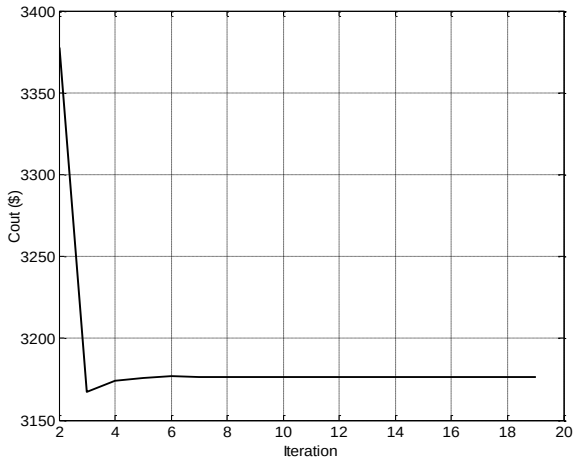


Figure I.12 : Coût de production pour un réseau électrique à 6 JB .

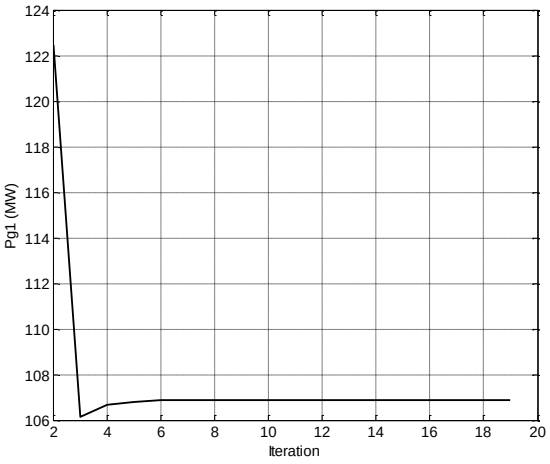


Figure I.13 : Puissance active du générateur N° :1.

- **Réseau électrique de 30 jeux de barre (IEEE 30bus)**

Ce réseau représente une portion du système de puissance électrique américain (the Midwestern, USA) pour Décembre 1961. Il est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs (aux jeux de barres N°: 1, 2, 5, 8,11, et 13) injectant leurs puissances à un système alimentant 20 charges à travers 41 lignes de transport (figure I.14). La puissance de base utilisée pour ce réseau est 100MVA, mais les tensions de base utilisées est 135 kV. Les limites admissibles minimales et maximales des niveaux de tension de touts les jeux de barres du réseau en unités relatives sont données par : $0.90 \leq V_i \leq 1.10$.

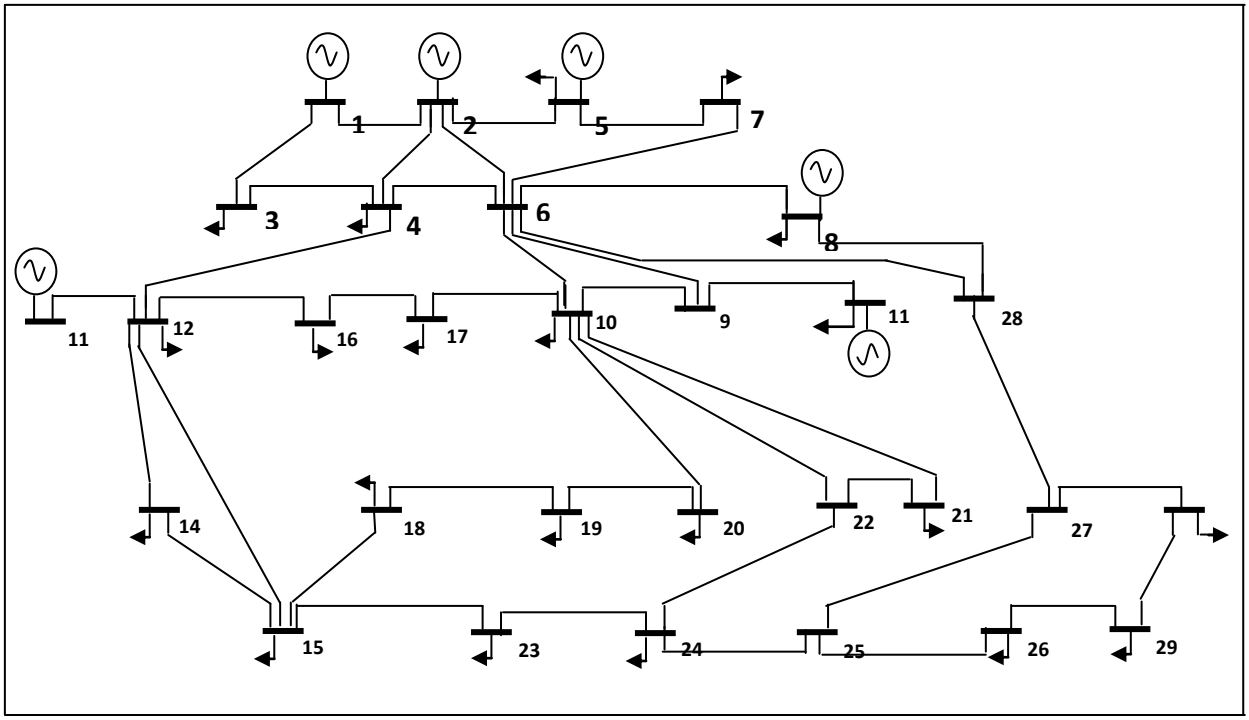


Figure I.14: Schéma unifilaire du réseau électrique de test IEEE 30 JB.

Tableau I.4 : Puissances, pertes et coûts de production du réseau électrique à 30 J.B.

Générateurs	$P_{g\min}$	$P_{g\max}$	NR-PF	GS-PF
P_{g1} *(MW)*	50	200	99.8474	98.67
P_{g2} *(MW)*	20	80	80.00	80.00
P_{g5} *(MW)*	15	50	50.00	50.00
P_{g8} *(MW)*	10	35	20.00	20.00
P_{g11} *(MW)*	10	30	20.00	20.00
P_{g13} *(MW)*	12	40	20.00	20.00
puissances générées totale			**288.8474**	**288.67**
Pertes actives (MW)			**5.4474**	**5.273**
Coût de Génération ($/hr)			**900.9052**	**900.4191**
Temps (sec)			**7.438**	**0.03**
Nombre d'itérations			**58**	**04**

Le tableau I.4 expose une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode NR-PF et ceux trouvés par le GS-PF. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 283.40 MW. La valeur des pertes de puissances actives dans le réseau test trouvée par GS-PF qui est de l'ordre de 5.45 MW comparée avec celle trouvée par NR-PF qui vaut 5.27 MW est plus réduite avec un taux de 3.30 %. Le coût total de la puissance générée trouvé par GS-PF qui est de 900.42 $/h comparé avec celui trouvé par NR-PF qui est de l'ordre de 900.90$/h est lui aussi réduit d'une valeur de 0.48 $/h.

En examinant l'histogramme ci-dessous, on peut dire que les puissances actives et réactives produites par les générateurs sont dans la limite normale ce qui permet de juger bonnes ces deux méthodes.

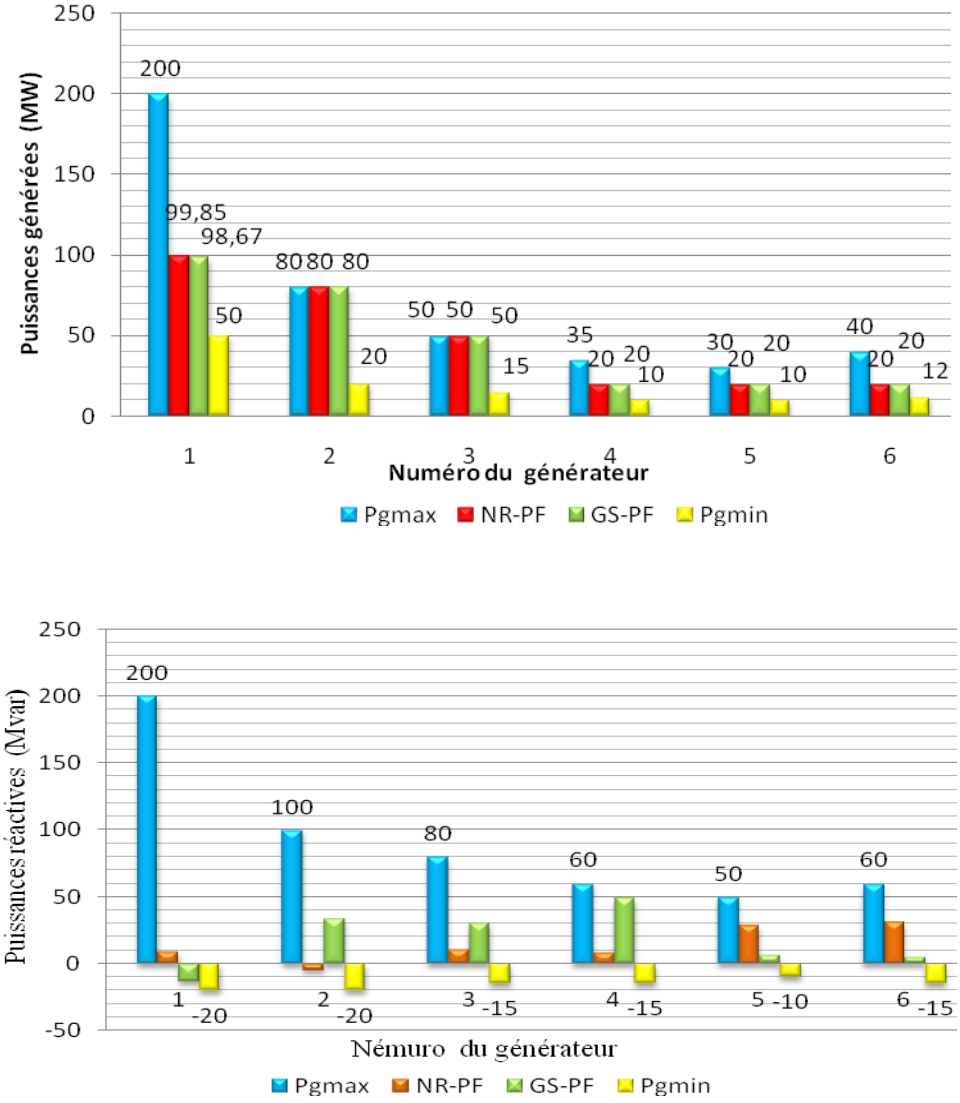


Figure I.15: Histogrammes des puissances actives et réactives délivrées par les 6 générateurs.

Tableau I.5 : Modules et phases des tensions du réseau électrique à 30 JB.

					NR-PF		GS-PF	
N° JB	$V(i)$ max	$V(i)$ min	$\theta(i)$ min	$\theta(i)$ max	$Vm(i)$	$\theta(i)$	$Vm(i)$	$\theta(i)$
1	1.1	0.9	-14	00	1.060	0.000	1.060	0.000
2	1.1	0.9	-14	00	1.0430	-1.5312	1.045	-1,57
3	1.1	0.9	-14	00	1.0340	-3.5692	1.027	-3,459
4	1.1	0.9	-14	00	1.0262	-4.3311	1.019	-4,213

5	1.1	0.9	-14	00	1.0100	-6.1504	1.010	-6,166
6	1.1	0.9	-14	00	1.0175	-5.0777	1.015	-5,038
7	1.1	0.9	-14	00	1.0047	-6.0673	1.005	-6,032
8	1.1	0.9	-14	00	1.0100	-5.2572	1.01	-5,263
9	1.1	0.9	-14	00	1.0278	-6.8162	1.054	-6,433
10	1.1	0.9	-14	00	1.0058	-8.8258	1.049	-8,303
11	1.1	0.9	-14	00	1.0820	-4.6478	1.082	-4,342
12	1.1	0.9	-14	00	1.0312	-8.3246	1.061	-7,442
13	1.1	0.9	-14	00	1.0710	-6.7836	1.071	-6,031
14	1.1	0.9	-14	00	1.0138	-9.1903	1.046	-8,356
15	1.1	0.9	-14	00	1.0071	-9.2192	1.042	-8,475
16	1.1	0.9	-14	00	1.0125	-8.7755	1.048	-8,068
17	1.1	0.9	-14	00	1.0006	-9.0237	1.044	-8,444
18	1.1	0.9	-14	00	0.9919	-9.8323	1.032	-9,103
19	1.1	0.9	-14	00	0.9876	-9.9973	1.030	-9,287
20	1.1	0.9	-14	00	0.9907	-9.7591	1.034	-9,098
21	1.1	0.9	-14	00	0.9911	-9.3121	1.037	-8,772
22	1.1	0.9	-14	00	0.9914	-9.3053	1.037	-8,768
23	1.1	0.9	-14	00	0.9892	-9.5998	1.031	-8,956
24	1.1	0.9	-14	00	0.9768	-9.7540	1.025	-9,258
25	1.1	0.9	-14	00	0.9756	-9.8228	1.020	-9,222
26	1.1	0.9	-14	00	0.9573	-10.2859	1.002	-9,64
27	1.1	0.9	-14	00	0.9840	-9.5780	1.025	-8,943
28	1.1	0.9	-14	00	1.0094	-5.7763	1.010	-5,491
29	1.1	0.9	-14	00	0.9633	-10.9215	1.005	-10,169
30	1.1	0.9	-14	00	0.9514	-11.8661	0.994	-11,049

Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les angles et les amplitudes des tensions. Ces dernières sont dans leurs valeurs admissibles (figures I.16).

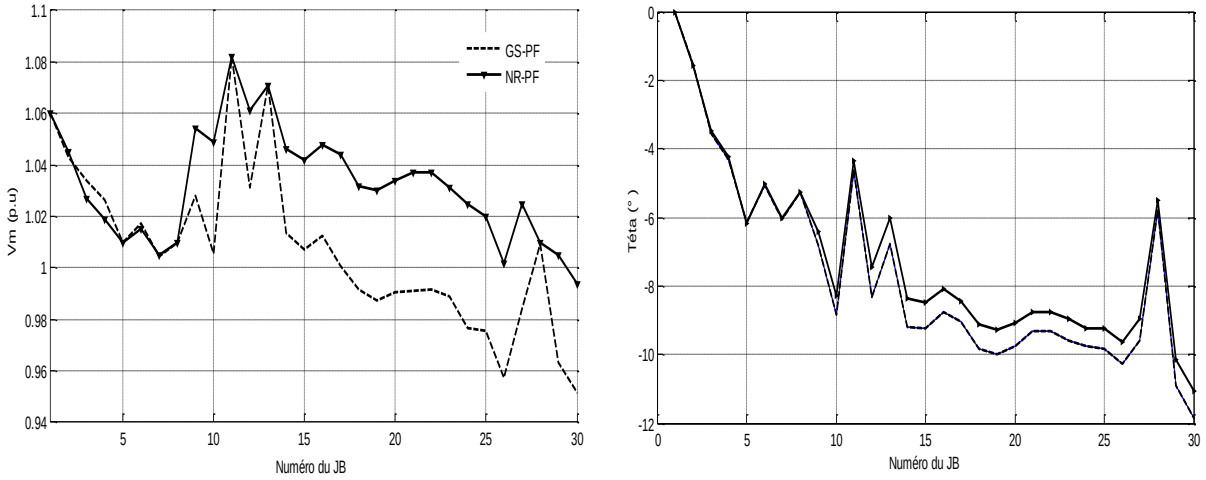


Figure I.16 : Modules et Phases des tensions du réseau électrique IEEE30 JB.

Tableau I.6 : Pertes actives et réactives dans chaque branche du réseau électrique IEEE30 JB

			NR-PF		GS-PF	
N° Ligne	For JB	To JB	P_L (MW)	Q_L (Mvar)	P_L (MW)	Q_L (Mvar)
1	1	2	0,563	-9,989	0,552	1,65
2	1	3	0,759	-6,171	0,777	2,84
3	2	4	0,484	-6,405	0,503	1,53
4	3	4	0,203	-1,2	0,205	0,59
5	2	5	0,901	-5,026	0,91	3,82
6	2	6	0,795	-5,527	0,81	2,46
7	4	6	0,163	-1,312	0,149	0,52
8	5	7	0,003	-4,144	0,01	0,02
9	6	7	0,146	-3,035	0,145	0,45
10	6	8	0,041	-1,705	0,024	0,08
11	6	9	00.00	0,373	00.00	0,44
12	6	10	00.00	2,89	00.00	0,64
13	9	11	00.00	2,16	00.00	1,11
14	9	10	00.00	1,579	00.00	1,09
15	4	12	00.00	1,614	00.00	1,84
16	12	13	00.00	1,641	00.00	0,56
17	12	14	0,089	0,185	0,076	0,16
18	12	15	0,277	0,545	0,23	0,45
19	12	16	0,084	0,177	0,058	0,12
20	14	15	0,012	0,01	0,007	0,01
21	16	17	0,017	0,062	0,009	0,03
22	15	18	0,051	0,104	0,04	0,08
23	18	19	0,008	0,017	0,005	0,01
24	19	20	0,015	0,03	0,014	0,03
25	10	20	0,076	0,169	0,079	0,18
26	10	17	0,009	0,024	0,013	0,03
27	10	21	0,128	0,275	0,116	0,35
28	10	22	0,062	0,128	0,056	0,11
29	21	22	00.00	0,001	00.00	00.00
30	15	23	0,058	0,117	0,038	0,08
31	22	24	0,064	0,100	0,057	0,09
32	23	24	0,023	0,48	0,009	0,02
33	24	25	00.00	00.00	0,004	0,01
34	25	26	0,048	0,072	0,044	0,07
35	25	27	0,018	0,035	0,01	0,02
36	28	27	00.00	1,249	00.00	1,07
37	27	29	0,093	0,176	0,086	0,16
38	27	30	0,175	0,33	0,162	0,30
39	29	30	0,036	0,068	0,033	0,06
40	8	28	0,005	-0,743	0,002	0,01
41	6	28	0,038	-0,546	0,036	0,13

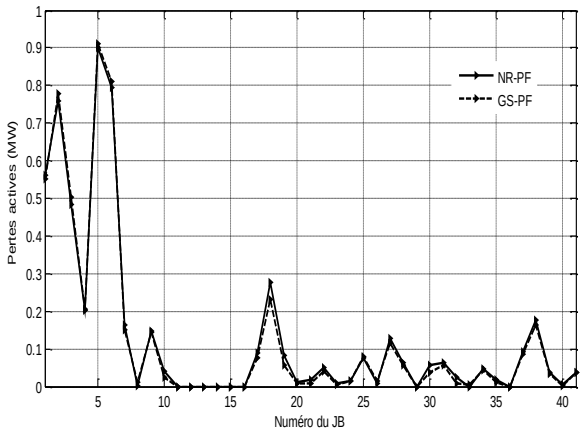


Figure I.17 : Pertes actives du réseau.

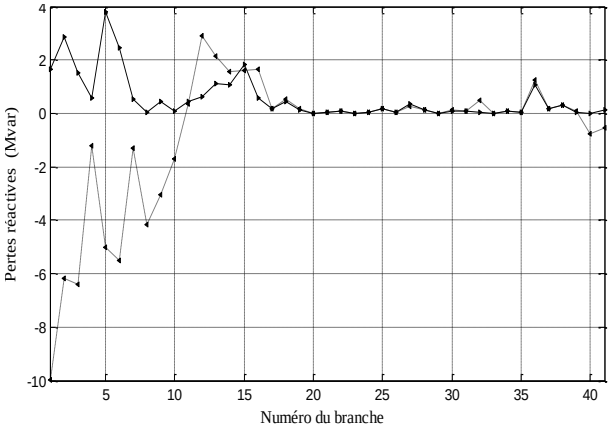


Figure I.18 : Pertes réactives du réseau.

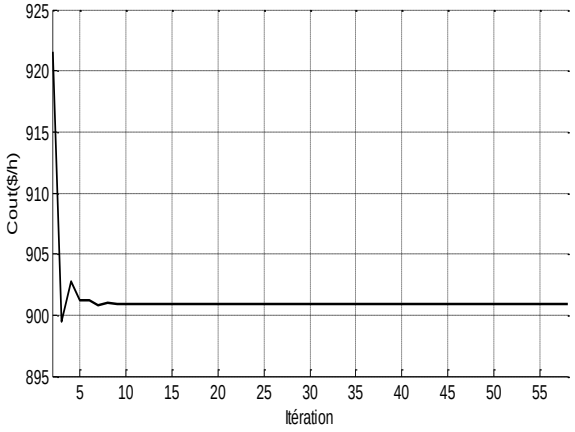


Figure I.19 : Coût de production.

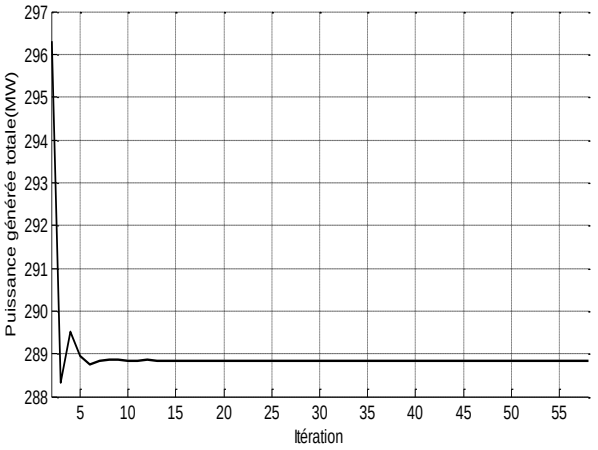


Figure I.20 : Puissance active totale générée.

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons pu étudier le problème de la répartition de charges qui occupe une partie très importante dans la procédure de commande et contrôle des réseaux électriques. Il est largement utilisé dans les centres de contrôle des systèmes de puissance pour étudier les problèmes d'exploitation des réseaux électriques et favoriser la précision des calculs des pertes de transmission et des facteurs de pénalité. Elle donne tout les variables du réseau électrique les arguments et les modules de la tension nodale, et les puissances actives et réactives.

La méthode la plus utilisée pour la résolution du problème de la répartition de charges, c'est la méthode de Newton-Raphson car elle utilise la matrice Jacobienne qui donne toutes les variations des puissances en fonctions des variables d'états (modules et arguments des tensions).

CHAPITRE II

ECOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL

II.1 Introduction

L'application de techniques d'optimisation pour la planification des réseaux électriques et pour les problèmes d'exploitation a été un domaine de recherche actif dans un passé proche. Le problème de répartition optimale de puissances (OPF) est un terme générique qui décrit un large type de problèmes dans lesquels le but est d'optimiser une fonction objective, tout en satisfaisant les contraintes dictées par les caractéristiques physiques et les limites opérationnelles des réseaux électriques. Les formulations classiques d'OPF visent à réduire au minimum les coûts d'exploitation des ressources thermiques, de façon que les contraintes représentées par l'équilibre des puissances active et réactive du nœud en termes des tensions et des angles de phase soient satisfaites.

II.2 Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation peut être formulé comme une fonction objective $F(x)$ de minimisation ou de maximisation soumise à des contraintes sur ses variables x comme [19] :

$$\min F(x) \qquad \text{Fonction objective} \qquad \text{(II.1)}$$

selon

$$g_i(x) = 0, \quad i = 1, 2, \ldots, n \qquad \text{Contraintes d'égalités} \qquad \text{(II.2)}$$

et

$$h_j(x) \leq 0, \quad j = 1, 2, \ldots, m \qquad \text{Contraintes d'inégalités} \qquad \text{(II.3)}$$

Donc il y a de n contraintes d'égalités et m contraintes d'inégalités et le nombre des variables du problème est égal à la taille du vecteur des variables de contrôle (y compris puissances active et réactive générées, niveaux de tension des jeux de barres, prises des transformateurs,… etc.).

La solution du problème exige la formulation de la fonction Lagrangien appelée aussi la fonction de coût augmentée suivante :

$$L(x) = F(x) + \sum_{i=1}^{n} \lambda_i g_i(x) + \sum_{j=1}^{m} \mu_j h_j(x) \qquad \text{(II.4)}$$

Les conditions nécessaires pour trouver un minimum de L appelées conditions de **Kuhn-Tucker** sont les suivantes [17] :

$$\begin{cases} \begin{cases} \dfrac{\partial L(x)}{\partial x_i} = 0 & \& \quad \dfrac{\partial L(x)}{\partial \lambda_i} = g_i(x) = 0 \qquad i = 1,\dots n \\ \dfrac{\partial L(x)}{\partial \mu_j} = h_j(x) \le 0 \\ \mu_j h_j(x) = 0 \quad \& \quad \mu_j > 0 \end{cases} \qquad j = 1,\cdots,m \end{cases} \tag{II.5}$$

II.3 Formulation mathématique du problème de l'OPF

II.3.1 Fonction objective de l'OPF

La fonction du coût d'un générateur *i*, peut être approximée par une forme quadratique, comme suit [18]:

$$C_i(P_g) = \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 \qquad (\$/h) \tag{II.6}$$

Où α_i, β_i *et* γ_i sont des coefficients constants propres au générateur *i.*

II.3.2 Contraintes d'égalité et d'inégalité [20]

Les contraintes d'égalités de l'OPF tiennent généralement en compte de l'équilibre des puissances aux nœuds du réseau électrique. Les équations de flux de puissance exigent que la somme de l'injection de puissance active et de la puissance réactive à chaque nœud soit égale à zéro.

$$P_d = \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} \qquad \text{(Les pertes sont négligées)} \tag{II.7}$$

$$P_d = \sum_{i=1}^{ng} (P_{gi} - P_{Li}) \qquad \text{(Les pertes ne sont pas négligées)} \tag{II.8}$$

Les contraintes d'inégalités de l'OPF prennent en compte les limites des composants dans le réseau électrique, ainsi que les limites techniques pour assurer la sécurité du réseau.
Notamment, les générateurs ont des sorties maximales et minimales de puissances active et réactive, ce qui ajoute des contraintes d'inégalités.

$$P_{gi\min} \le P_{gi} \le P_{gi\max} \qquad i = 1,\dots ng \tag{II.9}$$

$$Q_{gi\min} \le Q_{gi} \le Q_{gi\max} \qquad i = 1,\dots ng \tag{II.10}$$

- ✓ Les transformateurs à prises de charge ont des déviations max et min. du niveau de tension par rapport à la tension nominale. De même les transformateurs à angles de phase ont des décalages max et min. des phases des tensions. Les deux types de transformateurs forment les contraintes d'inégalités suivantes:

$$\begin{cases} t_{ij\min} \le t_{ij} \le t_{ij\max} \\ \alpha_{ij\min} \le \alpha_{ij} \le \alpha_{ij\max} \end{cases} \quad \text{(II.11)}$$

- ✓ Pour maintenir la sécurité du système électrique, les lignes de transport et les transformateurs de puissances ont des limites sur le transit de puissance apparente. Ces limites sont dues aux pertes thermiques dans les conducteurs, et/ou la stabilité du système. ces limites sont représentées par une contrainte d'inégalité. Qui limitera le carré de puissance en MVA d'un transformateur ou d'une ligne de transport.

$$\left|S_{ij}\right|^2 - \left|S_{ij\max}\right|^2 \le 0 \quad \text{(II.12)}$$

Pour garder la qualité de service électrique et la sécurité du système, les niveaux de tension des jeux de barres doivent toujours être entre leurs limites max. et min. Ces limites exigent encore l'addition des contraintes d'inégalités.

$$V_{i\min} \le V_i \le V_{i\max} \quad \text{(II.13)}$$

II.3.3 Formulation de l'OPF [17]

En résumé, le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance en tenant compte de toutes les contraintes d'égalités et d'inégalités déjà exposées peut être écrit comme suit :

$$\min\left\{C_{tot}(P_g) = \sum_{i=1}^{ng}(\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2)\right\} \quad \text{(II.14)}$$

selon

$$g(x) = 0 \Rightarrow \begin{cases} \Delta P_i = 0 \\ \Delta Q_i = 0 \end{cases} \quad \text{(II.15)}$$

et

$$h_j(x) \le 0 \Rightarrow \begin{cases} P_{gi} - P_{gi\max} \le 0 \\ P_{gi\min} - P_{gi} \le 0 \\ Q_{gi} - Q_{gi\max} \le 0 \\ Q_{gi\min} - Q_{gi} \le 0 \\ V_i - V_{i\max} \le 0 \\ V_{i\min} - V_i \le 0 \\ \left|S_{ij}\right|^2 - \left|S_{ij\max}\right|^2 \le 0 \\ t_{ij} - t_{ij\max} \le 0 \\ t_{ij\min} - t_{ij} \le 0 \\ \alpha_{ij} - \alpha_{ij\max} \le 0 \\ \alpha_{ij\min} - \alpha_{ij} \le 0 \end{cases} \qquad \text{(II.16)}$$

La fonction objective augmentée du problème de l'OPF est donnée par :

$$\begin{aligned} L = & \sum_{i=1}^{ng}\left(\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2\right) + \sum \lambda_{pi}\Delta P_i + \sum \lambda_{qi}\Delta Q_i + \\ & + \overline{\mu}_{pi}\left(P_{gi} - P_{gi\max}\right) + \underline{\mu_{pi}}\left(P_{gi\min} - P_{gi}\right) + \overline{\mu}_{qi}\left(Q_{gi} - Q_{gi\max}\right) + \\ & \underline{\mu_{qi}}\left(Q_{gi\min} - Q_{gi}\right) + \mu_{Sij}\left(\left|S_{ij}\right|^2 - \left|S_{ij\max}\right|^2\right) + + \overline{\mu_{tij}}\left(t_{ij} - t_{ij\max}\right) + \\ & \underline{\mu_{tij}}\left(t_{ij\min} - t_{ij}\right) + \overline{\mu_{\alpha ij}}\left(\alpha_{ij} - \alpha_{ij\max}\right) + \underline{\mu_{\alpha ij}}\left(\alpha_{ij\min} - \alpha_{ij}\right) + \\ & \overline{\mu_{Vi}}\left(V_i - V_{i\max}\right) + \underline{\mu_{Vi}}\left(V_{i\min} - V_i\right) \end{aligned} \qquad \text{(II.17)}$$

Les termes représentant les inégalités qui vont être inclus dans le Lagrangien sont seulement ceux qui dépassent leurs limites.

II.4 Dispatching économique (ED)

Les générateurs à combustibles distincts possèdent différents coûts pour fournir le même montant d'énergie électrique. C'est important de se rendre compte que le générateur le plus efficace du système ne peut pas produire de l'électricité au plus bas coût et qu'un générateur bon marché ne peut pas être le plus rentable. Puisqu'un générateur qui se trouve trop loin du centre de la charge donne des pertes de transmission énormes, et donc le rend peu économique de fonctionner. Le problème est de réduire au minimum le coût de la puissance total générée par l'ensemble des centrales interconnectées. Ce problème devient plus simple lorsque les limites des puissances de chaque générateur et les pertes dans le réseau sont négligées ou ne sont pas négligées, il est décrit comme suit :

$$C_{tot} = \sum_{i=1}^{ng} C_i = \sum_{i=1}^{ng} \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 \qquad \text{(II.18)}$$

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d \qquad \text{(Les pertes sont négligées)} \qquad \text{(II.19)}$$

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d + P_L \qquad \text{(Les pertes ne sont pas négligées)} \qquad \text{(II.20)}$$

II.4.1 Formulation de Lagrange (Lambda)

- **Dispatching économique sans perte :**

Le problème du dispatching économique sans perte est peu complexe car le seul paramètre qui influence le coût est la puissance active générée par la centrale (sans tenir compte de la puissance perdue dans les lignes lors des transits de puissance entre les centrales et les charges). Cette approche typique consiste à utiliser les fonctions suivantes :

$$L = C_{tot} + \lambda\left[\left(P_d\right) - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}\right] \qquad \text{(II.21)}$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = \frac{\partial C_{tot}}{\partial P_{gi}} + \lambda(0-1) = 0 \Rightarrow \frac{\partial C_{tot}}{\partial P_{gi}} = \lambda \qquad \text{(II.22)}$$

$$C_{tot} = \sum_{i=1}^{ng} C_i \Rightarrow \frac{\partial C_{tot}}{\partial P_{gi}} = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \lambda \qquad i = 1,\ldots,ng \qquad \text{(II.23)}$$

$$\lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} \qquad \text{(II.24)}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \left(P_d - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}\right) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d \qquad \text{(II.25)}$$

Remplaçant et combinant les équations pour résoudre λ par les étapes suivantes :

$$\text{(II.24)} \Leftrightarrow P_{gi} = \frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} \qquad \text{(II.26)}$$

On remplace (II.26) dans (II.25) on aura :

$$\sum_{i=1}^{ng} \frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} = P_d \qquad \text{(II.27)}$$

$$\text{(II.25)} \Leftrightarrow \lambda = \frac{P_d + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i}} \qquad \text{(II.28)}$$

Avec des limites sur les puissances générées les puissances des générateurs sont limitées par des bornes inférieures $P_{gi\min}$ et des bornes supérieures $P_{gi\max}$. Le problème d'optimisation consiste à trouver la valeur exacte de la puissance générée de chaque générateur, tel que le

coût total (pour produire la puissance demandée, répartis entre les différents générateurs) dans ce cas Les conditions de Kuhn-Tucker sont donnée par:

$$\begin{cases} P_{gi\min} < P_{gi} < P_{gi\max} \Rightarrow \dfrac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \lambda \\ P_{gi} = P_{gi\max} \Rightarrow \dfrac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} \le \lambda \\ P_{gi} = P_{gi\min} \Rightarrow \dfrac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} \ge \lambda \end{cases} \quad \text{(II.29)}$$

- **ED avec des pertes constantes**

Le problème d'OPF consiste à réduire au minimum la fonction de coût des puissances générées mais cette fois en prend en considération des pertes de puissance constantes.

$$C_{tot} = \sum_{i=1}^{ng} C_i = \sum_{i=1}^{ng} \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 \quad \text{(II.30)}$$

$$g(x): \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d + P_L \quad \text{(II.31)}$$

$$h(x): P_{gi\min} \le P_{gi} \le P_{gi\max} \qquad i = 1,\ldots,ng \quad \text{(II.32)}$$

L'équation résultante de l'optimisation :

$$\begin{cases} L = C_{tot} + \lambda\left(P_d + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}\right) + \sum_{i=1}^{ng} \mu_{i\max}\left(P_{gi\max} - P_{gi}\right) + \sum_{i=1}^{ng} \mu_{i\min}\left(P_{gi} - P_{gi\min}\right) \\ P_{gi} < P_{gi\max} \Rightarrow \mu_{i\max} = 0 \\ P_{gi} > P_{gi\min} \Rightarrow \mu_{i\min} = 0 \end{cases} \quad \text{(II.33)}$$

Les conditions nécessaires pour trouver le minimum sont :

$$\begin{cases} \dfrac{\partial L}{\partial P_{gi}} = 0 \\ \dfrac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \\ \dfrac{\partial L}{\partial \mu_{i\max}} = P_{gi} - P_{gi\max} = 0 \\ \dfrac{\partial L}{\partial \mu_{i\min}} = P_{gi} - P_{gi\min} = 0 \end{cases} \quad \text{(II.34)}$$

Quand les limites du générateur ne sont pas satisfaites :

$$\frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = 0 = \frac{\partial C_{tot}}{\partial P_{gi}} + \lambda\left(0 + \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} - 1\right) \quad \text{(II.35)}$$

$$\frac{\partial C_{tot}}{\partial P_{gi}} = \frac{\partial}{\partial P_{gi}}\left(C_1 + C_2 + \ldots + C_i\right) = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} \tag{II.36}$$

$$\therefore \lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} = \left(\frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{gi}}\right)\frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = l_i \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 = P_d + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} \tag{II.37}$$

$$\therefore \sum_{i=1}^{ng} P_i = P_d + P_L$$

- **ED avec les pertes en fonction des puissances générées**

Dans les réseaux électriques réels les générateurs sont situés loin du centre de la charge électrique, alors les pertes de transport deviennent importantes.

La forme la plus simple de ces pertes est:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng}\sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} \tag{II.38}$$

Une deuxième forme plus précise est la suivante [21]:

$$P_L = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} P_{gi} B_{ij} P_{gj} + \sum_{i=0}^{n} B_{0i} P_{gi} + B_{00} \tag{II.39}$$

avec les B_{ij}, B_{oi} et B_{00} sont les coefficients des pertes, qui sont souvent supposée constants (en MW^{-1}). Le facteur de pénalité l_i est en fonction de l'accroissement de perte de transmission :

$$l_i = \frac{1}{1 - \dfrac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}} \tag{II.40}$$

Le minimum du coût est obtenu quand l'accroissement du coût de chaque centrale multipliée par son facteur de pénalité est la même pour toutes les centrales de production en service.

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng}\sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} + \sum_{j=1}^{ng} B_{0j} P_{gj} + B_{00} \tag{II.41}$$

$$\frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} = 2\sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gj} + B_{0i} \tag{II.42}$$

$$\frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} \tag{II.43}$$

$$\lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} + 2\lambda \sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gj} + B_{0i} \quad \text{(II.44)}$$

On a : $\sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gj} = B_{ii} P_{gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{ng} B_{ij} P_{gj}$ (II.45)

On réarrange l'équation (II.44) on aura :

$$\left(\frac{\gamma_i}{\lambda} + B_{ii}\right) P_{gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{ng} B_{ij} P_{gj} = \frac{1}{2}\left(1 - B_{0i} - \frac{\beta_i}{\lambda}\right) \quad \text{(II.46)}$$

On peut écrire les équations sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \frac{\gamma_1}{\lambda} + B_{11} & B_{12} & \cdots & B_{1n} \\ B_{21} & \frac{\gamma_2}{\lambda} + B_{22} & \cdots & B_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{n1} & B_{n2} & \cdots & \frac{\gamma_n}{\lambda} + B_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ \vdots \\ \vdots \\ P_{gn} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 - B_{01} - \frac{\beta_1}{\lambda} \\ 1 - B_{02} - \frac{\beta_2}{\lambda} \\ \vdots \\ 1 - B_{0n} - \frac{\beta_n}{\lambda} \end{bmatrix} \quad \text{(II.47)}$$

II.5 Optimisation d'un dispatching économique et environnemental d'énergie électrique

II.5.1 Formulation Mathématique du Problème [22.23]

L'énoncé du problème consiste à minimiser deux fonctions multi objectif interprétant le coût de combustible pour la production d'énergie électrique et le taux d'émission de gaz. Les deux fonctions sont réunies en une fonction unique grâce à un facteur d'hybridation pour une même centrale. La fonction objective économique du coût de production est présentée sous la forme suivante :

$$C_i(p_g) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) \qquad \$/h \quad \text{(II.48)}$$

La fonction objective d'émission de gaz au moment de la production est la suivante :

$$E_i(P_g) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \qquad kg/h \quad \text{(II.49)}$$

Où a_i, b_i et c_i sont les coefficients de la fonction d'émission attachées à chaque groupe de production.

La fonction globale à minimiser peut être décrite de la manière suivante :

$$\min\{F_T(P_{gi}) = C_i(P_{gi}) + kE_i(P_{gi})\} \qquad \$/h \quad \text{(II.50)}$$

$$\min\left\{F_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng}(\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + k\sum_{i=1}^{ng}(a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2)\right\} \quad \text{(II.51)}$$

Où ng représente le nombre de générateurs et k est le facteur d'hybridation. Sous les contraintes suivantes :

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d + P_L$$
$$P_{gi\min} \le P_{gi} \le P_{gi\max} \quad \text{(II.52)}$$

II.5.2 Facteur d'hybridation k_i [24]

Le facteur d'hybridation de chaque générateur est défini de la manière suivante :

$$k_i = \frac{C_i(P_{gi\max})/P_{gi\max}}{E_i(P_{g\,i\max})/P_{gi\max}} \qquad \$/kg \quad \text{(II.53)}$$

Maintenant, le problème est de trouver le k. Une manière pratique de déterminer k est discutée par Kulkarni et al. Il est nécessaire d'obtenir les coefficients de taux de chaque générateur à sa puissance maximale (équation (II.53)).

Disposer le facteur k_i dans l'ordre croissant. Ordonner la puissance maximale de chaque générateur $P_{ig\max}$ une à la fois, à partir du plus petit facteur k_i jusqu'à ce que $\sum P_{ig\max} \ge P_d$ dans cette étape associer le facteur k au dernier facteur k_i.

Une fois que le facteur d'hybridation k est connu, l'équation (II.50) peut être réécrite comme:

$$\min \left\{F_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng}(w_1\alpha_i + kw_2a_i) + (w_1\beta_i + kw_2b_i)P_{gi} + (w_1\gamma_i + kw_2c_i)P_{gi}^2\right\} \quad \text{(IV.54)}$$

II.6 Test et application

Le problème de l'écoulement de puissance consiste à trouver la répartition des puissances sur les générateurs du réseau afin d'obtenir la puissance demandée sans tenir en compte le coût de production c.-à-d. :

$$\sum_{i=1}^{n} P_{gi} = P_d + P_L \quad \text{(II.55)}$$

Mais le problème de l'écoulement de puissance optimal consiste à trouver le minimum de la fonction objective suivante :

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma P_{gi}^2) \quad \text{(II.56)}$$

Chaque puissance active générée P_{gi} est limitée par une limite inférieure $P_{gi\min}$ est une limite supérieure $P_{gi\max}$

$$P_{gi\min} \le P_{gi} \le P_{gi\max} \quad \text{(II.57)}$$

- **Réseau électrique de 6 jeux de barres**

Nous appliquons ici l'algorithme de Lagrange (Lambda), Newton et programmation linéaire (LP) (sous Matpower) à l'optimisation de l'écoulement de puissance sur un simple réseau test de six jeux de barres. Les puissances actives son limitées par les contraintes d'inégalités suivantes :

$$50 \le P_{g1} \le 200$$

$$37.5 \le P_{g2} \le 150$$

$$45 \le P_{g3} \le 180$$

Tableau II.1: Différentes méthodes évolutionnaires d'optimisation de point de vue coût, pertes et temps de convergence.

	NR-PF	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF
P_{g1} *(MW)*	106.864	77.22	76.18	*90.65*
P_{g2} *(MW)*	50.00	69.27	65.63	*67.61*
P_{g3} *(MW)*	60.00	70.42	75.06	*58.88*
Puissance totale (MW)	**216.864**	**216.908**	**216.873**	**217.14**
Coût de Génération ($/hr)	**3176.491**	**3143.97**	**3145.14**	**3156.87**
Pertes actives (MW)	**6.864**	**6.908**	**6.873**	**7.14**
itération	**19**	**06**	**05**	**07**
temps	**0.562**	**0.30**	**0.84**	**0.04**

Le tableau (II.1) expose une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode d'optimisation de Lagrange et ceux trouvés par la méthode Newton (New-OPF). La puissance demandée pour ce réseau test vaut 210 MW. La valeur des pertes de puissances actives dans le réseau test trouvée par LP-OPF qui est de l'ordre de 6.837 MW, est plus réduite que celle trouvée par Lambda-OPF qui vaut 7.14 MW. Le coût total de la puissance générée trouvé par New-OPF qui est de 3143.97 $/h comparé avec celui trouvé par Lambda-OPF qui est de l'ordre de 3156.87 $/h est lui aussi plus meilleur d'une valeur de 12.9$/h. La réduction du coût calculée pour une année vaut un montant assez important de l'ordre de 113004 $/an.

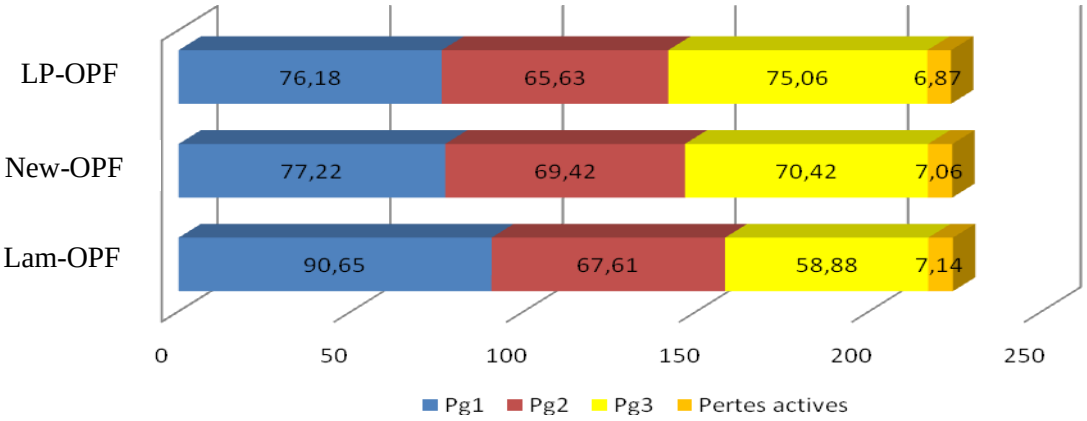


Figure II.1 : Histogramme des puissances actives délivrées par les 3 générateurs du réseau.

A partir des histogrammes obtenus, on constate que les puissances actives générées par les générateurs du réseau appartiennent à l'intervalle.

Tableau II.2: Modules et phases des tensions du réseau électrique à six jeux de barre.

	NR-PF		New-OPF		LP-OPF	
JB	$V\ (p.u)$	θ (°)	$V\ (p.u)$	θ (°)	$V\ (p.u)$	θ (°)
1	1.05	0.000	1.05	0.00	1.05	0.00
2	1.05	-3.5685	1.05	-1.985	1.05	-1.962
3	1.07	-4.1582	1.07	-2.237	1.07	-1.959
4	0.9953	-4.2344	0.988	-3.069	0.988	-3.042
5	0.9972	-5.3884	0.985	-3.920	0.985	-3.809
6	1.0105	-5.9080	1.005	-4.118	1.005	-3.936

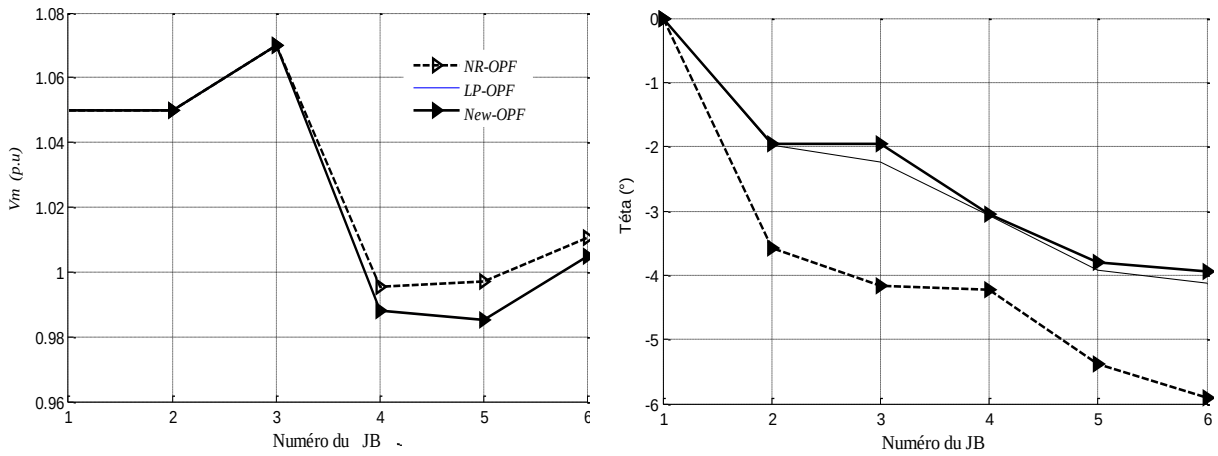


Figure II.2 : Phases et amplitudes des tensions du réseau électrique à six jeux de barre.

Les courbes obtenues montre clairement que les amplitudes et les phases des tensions des jeux de barres des réseaux vérifient les conditions de sécurité du système autrement dit leurs valeurs sont comprises entre les valeurs minimales et maximales du réseau.

Tableau II.3 : Les pertes actives dans les branches du réseau électrique à six jeux de barre.

			NR-PF		New-OPF		LP-OPF	
N° Ligne	For JB	To JB	P_L (MW)	Q_L (Mvar)	P_L (MW)	Q_L (Mvar)	P_L (MW)	Q_L (Mvar
1	*1*	*2*	*0.855*	*-7.110*	0.2650	0.5300	0.2590	*0.5200*
2	*1*	*4*	*1.023*	*-4.281*	0.7990	3.2000	0.7940	3.1700
3	*1*	*5*	*0.999*	*-8.833*	0.7510	2.8200	0.7300	*2.7400*
4	*2*	*3*	*0.040*	*-13.285*	0.0320	0.1600	0.0310	0.1500
5	*2*	*4*	*1.252*	*-1.682*	1.6760	3.3500	1.6760	3.3500
6	*2*	*5*	*0.385*	*-7.234*	0.5400	1.6200	0.5300	*1.5900*
7	*2*	*6*	*0.520*	*-9.133*	0.5490	1.5700	0.5140	1.4700
8	*3*	*5*	*0.848*	*-8.859*	1.1890	2.5800	0.5140	2.6400
9	*3*	*6*	*0.876*	*0.047*	1.0450	5.2200	1.2170	5.3200
10	*4*	*5*	*0.041*	*15.799*	0.0220	0.0400	1.2170	0.0400
11	*5*	*6*	*0.026*	*-12.015*	0.0390	0.1200	0.0180	0.1200

Les deux courbes ci-dessous Figure II.3 représentent respectivement les pertes actives et réactives dans les branches du réseau électrique à six jeux de barre.

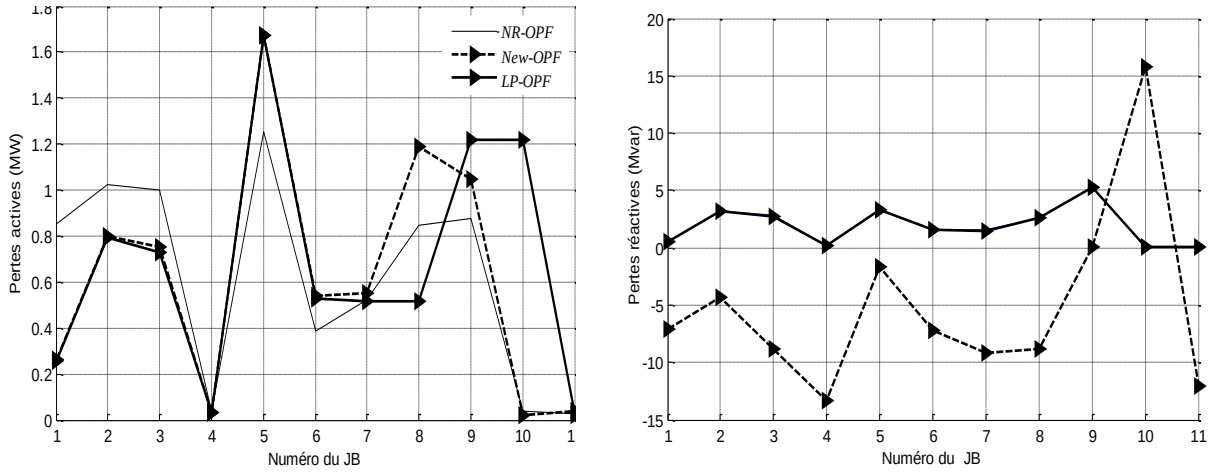


Figure II.3 : pertes actives et réactives dans les branches du réseau électrique à six jeux de barre.

- **Test à IEEE 30 jeux de barre :**

L'application pour notre algorithme a été faite sur un réseau IEEE de 30 jeux de barres avec six générateurs d'énergie électrique. La charge totale du réseau est de 283,4 MW, la puissance apparente de base Sb=100 MVA, sous les contraintes :

$$50 \le P_{g1} \le 200$$
$$20 \le P_{g2} \le 80$$
$$15 \le P_{g5} \le 50$$
$$10 \le P_{g8} \le 35$$
$$10 \le P_{g11} \le 30$$
$$12 \le P_{g13} \le 40$$

Les coefficients de la fonction du coût et de la fonction d'émission de chaque générateur sont représentés dans le tableau II.4 :

Tableau II.4: Les coefficients de coût et d'émission de gaz toxique des six générateurs du réseau IEEE 30 bus.

Générateur	α_i	β_i	γ_i	$a_i(10^{-2})$	$b_i(10^{-4})$	$c_i(.10^{-6})$
1	*0*	*2.00*	*0.0375*	*4.091*	*-5.554*	*6.49*
2	*0*	*1.75*	*0.0175*	*2.543*	*-6.047*	*5.638*
5	*0*	*1.00*	*0.0625*	*4.258*	*-5.094*	*4.586*
8	*0*	*3.25*	*0.0083*	*5.326*	*-3.55*	*3.38*
11	*0*	*3.00*	*0.0250*	*4.258*	*-5.094*	*4.586*
13	*0*	*3.00*	*0.0250*	*6.131*	*-5.555*	*5.151*

- **Résultat de l'application**

Cette application consiste à effectuer les tests suivants :

- Optimisation du coût de combustible sans tenir le taux d'émission. ($w_1 = 1, w_2 = 0$).
- Optimisation du taux d'émission sans tenir compte le taux de combustible ($w_1 = 0, w_2 = 1$).
- Optimisation du coût de combustible et du taux d'émission en même temps. ($w_1 = 1, w_2 = 1$).

Les tableaux ci-dessous exposent les valeurs optimales des puissances générées, pertes et des coûts obtenus lors des trois tests.

Test 1 : Optimisation du coût de combustible ($w_1 = 1 , w_2 = 0$)

Tableau II.5 : Puissances, pertes et coûts du combustible du réseau électrique à 30 JB.

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF
P_{g1} *(MW)*	175.16	177.24	174.67
P_{g2} *(MW)*	48.94	50.00	51.68
P_{g5} *(MW)*	21.72	19.75	21.30
P_{g8} *(MW)*	23.30	22.50	20.09
P_{g11} *(MW)*	12.60	12.50	13.32
P_{g13} *(MW)*	12.00	12.00	13.56
Puissance totale (MW)	**293.71**	**293.99**	**294.61**
Pertes actives (MW)	**10.308**	**10.588**	**11.210**
Coût de Génération ($/hr)	**805.696**	**806.30**	**808.875**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.3249**	**0.3292**	**0.3238**
Coût total ($/hr)	**984.60**	**986.973**	**987.179**
itération	**25**	**21**	**06**
temps	**4.56**	**5.34**	**0.03**

Test 2 : Optimisation du coût d'émission ($w_1 = 0 , w_2 = 1$).

Tableau II.6 : Puissances, pertes et taux d'émission du réseau électrique à 30 JB.

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF
P_{g1} *(MW)*	*53.26*	*53.26*	50.00
P_{g2} *(MW)*	*79.05*	*79.05*	85.13
P_{g5} *(MW)*	50.00	50.00	52.72
P_{g8} *(MW)*	35.00	35.00	35.00
P_{g11} *(MW)*	30.00	30.00	30.00
P_{g13} *(MW)*	40.00	40.00	36.93
Puissance totale (MW)	**287.31**	**287.31**	**289.78**
Pertes actives (MW)	**3.914**	**3.914**	**6.580**
Coût de Génération ($/hr)	**967.518**	**967.5181**	**992.9126**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.1949**	**0.1949**	**0.1969**
Coût total ($/hr)	**1074.841**	**1074.841**	**1101.337**
itération	**03**	**03**	**08**
temps	**0.34**	**0.34**	**0.30**

Test3 : Optimisation du coût de combustible et coût d'émission en même temps ($w_1 = 1$, $w_2 = 1$).

Tableau II.7 : Puissances, pertes et coûts de combustible et d'émission du réseau électrique à 30 JB.

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF
P_{g1} *(MW)*	132.27	129.39	133.27
P_{g2} *(MW)*	56.52	57.50	57.48
P_{g5} *(MW)*	25.17	23.75	24.51
P_{g8} *(MW)*	35.00	35.00	33.48
P_{g11} *(MW)*	21.24	22.50	21.24
P_{g13} *(MW)*	20.52	22.50	21.83
Puissance totale (MW)	**290.73**	**290.64**	**291.81**
Pertes actives (MW)	**7.329**	**7.238**	**8.410**
Coût de Génération ($/hr)	**820.7298**	**823.2799**	**824.1245**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.2538**	**0.2499**	**0.2549**
Coût total ($/hr)	**960.4873**	**960.940**	**964.0798**
itération	**20**	**20**	**06**
temps	**1.64**	**4.83**	**0.03**

La valeur du coût total trouvée dans le test 3 (Optimisation de la fonction multi-objective par l'algorithme de Lagrange) qui est de l'ordre 964.0798 $/hr comparée avec celle trouvée par les tests 1 et 2 qui vaut 987.179$/hr et 1101.337 $/hr est réduite avec gain de 137.25$/hr et 23.09 $/hr.

Pour Le taux d'émission, on a enregistré une meilleure valeur dans le test 2 (0.1969 ton/hr) par rapport aux tests 1 et 3 (0.3238 ton/hr et 0.2549 ton/hr) respectivement.

Cependant les pertes sont réduites pour le test 2 comparativement au test 1 et 3 (6.580 MW contre 11.210MW et 8.410 MW).

Si on fait la comparaison des trois méthodes, on constate que les valeurs optimales trouvées par la méthode de Newton est plus meilleures que celles obtenues par les autres méthodes.

La convergence de la fonction objective, quant à elle est représentée par les courbes ci-dessous :

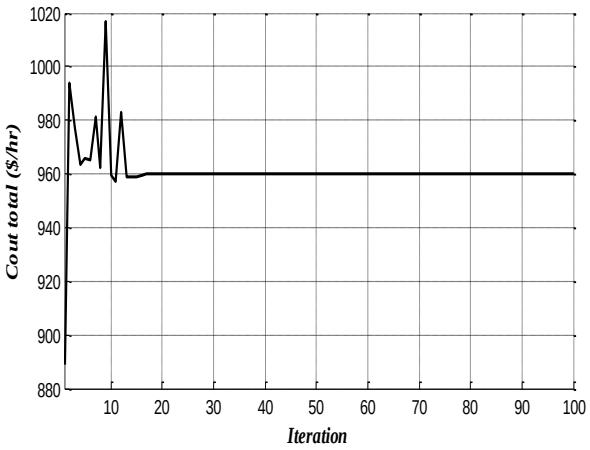


Figure II.4 : Coût de combustible optimal.

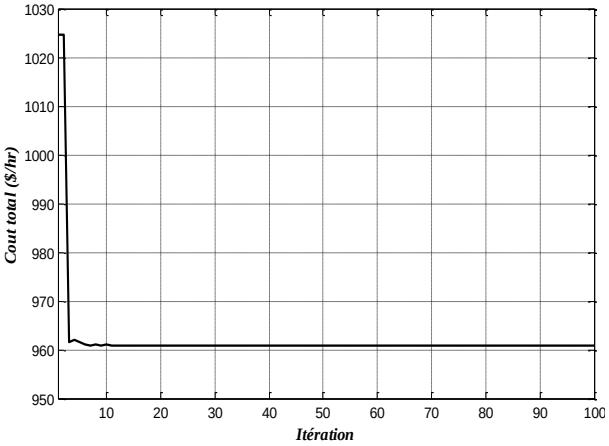


Figure II.5 : Coût d'émission optimal.

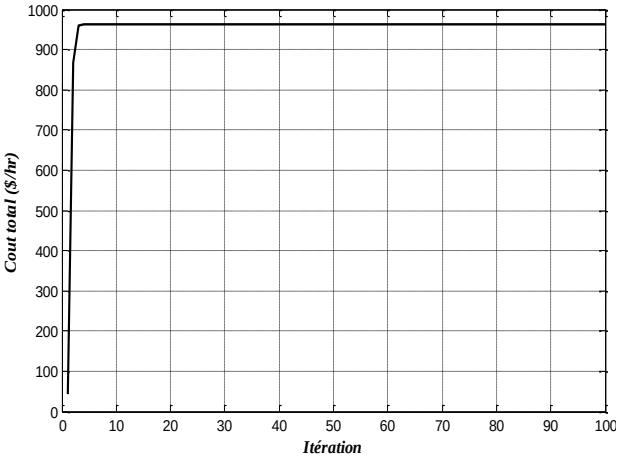


Figure II.6 : Coût de combustible et d'émission optimal.

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a détaillé le calcul de l'écoulement de puissance optimal en utilisant la méthode du multiplicateur de Lagrange, la méthode de Newton, et la méthode de la programmation linéaire.

L'inconvénient de la méthode de Lagrange est le risque de converger vers un optimum local. La méthode Newton ne peut converger vers un optimum global si la fonction de coût n'est pas deux fois dérivable, ou on ne dispose pas des dérivées secondes, ou la matrice Hessien est singulière.

CHAPITRE III

OPF BASEE SUR LES RESEAUX DE NEURONES STATIQUES

III.1. Introduction

Chez les être vivants, la reconnaissance de forme, le traitement de signal, l'apprentissage, la mémorisation, la généralisation sont autant de tâches remplies quotidiennement d'une manière naturelle. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Il est donc aisé de comprendre l'intérêt marqué par l'ingénieur au neurone biologique. Sans prétendre copier le cerveau, il entend s'inspirer des architectures et des fonctions du système nerveux [25].

Grâce à leurs propriétés tels que le parallélisme, l'adaptation, la généralisation et l'approximation, les réseaux de neurones constituent aujourd'hui un véritable outil pour la réalisation de plusieurs problèmes où les méthodes classiques ont montré leurs limites. L'optimisation des systèmes non linéaires a été parmi les applications pour lesquelles ils ont été utilisés, notamment, après l'apparition de la rétro-propagation [26].

Dans ce troisième chapitre du présent mémoire, nous donnons un aperçu sur les réseaux de neurones, leur définition et leur architecture, ainsi que l'opération d'apprentissage qui est l'étape la plus importante dans la construction des réseaux de neurones et leur application pour l'optimisation d'énergie, où il sera question de minimiser les fonctions de coûts des générateurs de puissance électrique.

.

III.2 Réseau de neurones artificiel

Un réseau de neurones artificiel est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspiré du fonctionnement de vrais neurones (humains ou animal). Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type statistique, si bien qu'ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de générer de vastes espaces fonctionnels souples et partiellement structurés, et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle qu'ils enrichissent en permettant de prendre des décisions s'appuyant davantage sur la perception que sur le raisonnement logique formel [27].

III.2.1 L'inspiration biologique

Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent de leurs homologues biologiques. En effet, le cerveau est composé d'un grand nombre d'éléments (10^{11}) fortement connectés (10^{4}

connections par élément), appelés neurones. Ces neurones possèdent 3 composants principaux:

• Les dendrites: ce sont des réseaux réceptifs arborescents de fibres nerveuses qui conduisent les signaux électriques dans la cellule.

• La cellule: elle somme efficacement les signaux reçus et en fixe le seuil.

• L'axone: c'est une simple fibre longue qui conduit le signal de la cellule aux autres neurones. La Figure (III.1) est un schéma simplifié de 2 neurones biologiques.

Le point de contact entre un axone d'une cellule et une dendrite d'une autre cellule est appelée synapse. C'est l'arrangement des neurones et des forces des synapses individuelles déterminées par un processus chimique complexe qui établit la fonction du réseau de neurones.

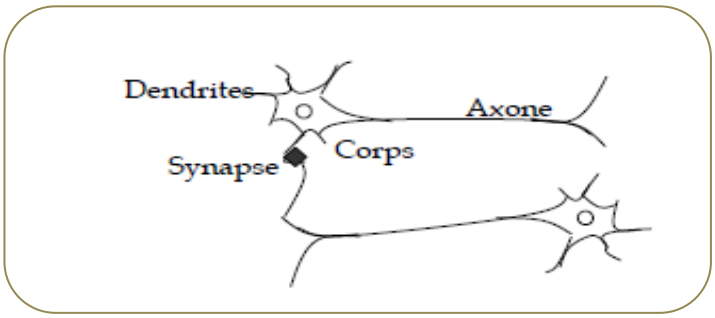


Figure III.1: Schéma simplifié d'un neurone biologique [28].

III.2.2 Modèle mathématique du neurone artificiel

Le neurone artificiel est décrit comme un processeur élémentaire, doté d'une fonction d'activation f aussi appelée fonction de transfert ou de décision, qui reçoit un nombre n de variables d'entrées x provenant de neurones amonts. Chacune de ces entrées est pondérée par un poids w_n (de l'anglais weight) qui représente la force de la connexion.

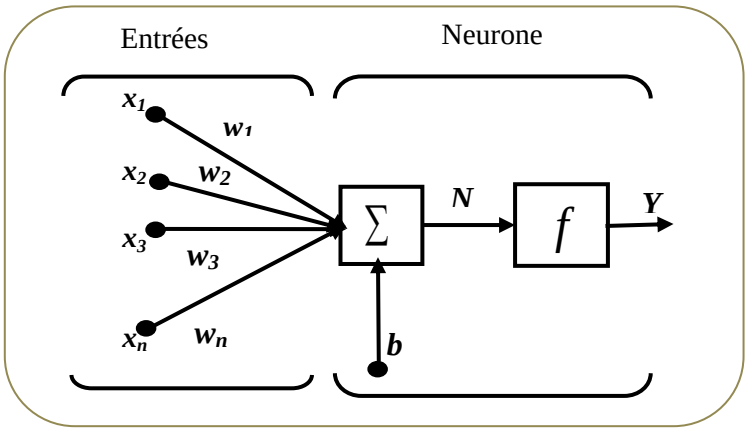


Figure III.2: Neurone formel.

Si on relie ce simple modèle au neurone biologique, le poids w correspond à la force de la synapse, la cellule est représentée par la somme et la fonction de transfert, et le neurone de sortie Y correspond au signal de l'axone. Le neurone de sortie est calculé par l'équation

$$Y = f(\sum_{j=1}^{n} w_j x_j - b) \qquad \text{(III.1)}$$

Y est l'état d'activation du neurone (également appelé état ou activité).

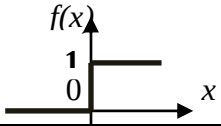
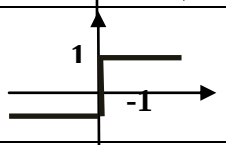
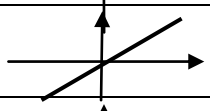
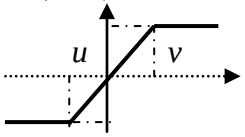
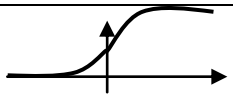
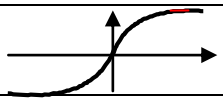
f est la fonction d'activation du neurone.

Typiquement, la fonction de transfert f est choisie par l'utilisateur et les paramètres qui sont le poids w et le biais b sont ajustés par des lois d'apprentissage de façon à adapter le neurone entrée-sortie à un but spécifique.

III.2.3 Fonctions de transfert

La fonction f est appelée fonction d'activation. Elle peut être une fonction à seuil, une fonction linéaire ou non linéaire. Elle permet de définir l'état interne du neurone. Une fonction particulière est choisie pour satisfaire les spécificités d'un problème que le réseau de neurones est appelé à résoudre. Citons à titre d'exemple, dans le tableau III.1, quelques fonctions de transfert (dites aussi d'activations) souvent utilisées:

Tableau III.1 : Fonctions d'activations.

Type de fonction		Courbes	Equations
Binaire à seuil	Heaviside		$f(x)=\begin{cases}1 & si \quad x \geq 0\\ 0 & si \quad x<0\end{cases}$
	signe		$f(x)=\begin{cases}+1 & si \quad x \geq 0\\ -1 & si \quad x<0\end{cases}$
Linéaire			$f(x)=x$
Linéaire à seuil			$f(x)=\begin{cases}v & si \quad x \geq v\\ x & si \quad x \subset [u,v]\\ u & si \quad x<u\end{cases}$
sigmoïde			$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}}$
			$f(x)=\frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$

La fonction sigmoïde se présente comme une approximation continûment dérivable de la fonction d'activation linéaire par morceaux ou de la fonction seuil. Elle présente l'avantage d'être régulière, monotone, continûment dérivable et bornée entre 0 et 1.

III.3 Architectures neuronales

Les caractéristiques essentielles d'un réseau de neurones sont: son architecture (topologie), type d'interconnexion, choix de fonction de transfert et son mode d'apprentissage, c'est-à-dire comment estimer ou apprendre les poids et surtout l'outil de représentation de connaissances. C'est une représentation distribuée, ou chaque neurone participe, ce qui nous amène à observer que les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Le plus souvent, cette topologie fait apparaitre une certaine régularité de l'arrangement des neurones, cependant celui-ci peut être quelconque.

III.3.1 Réseaux de neurones non bouclés « feed forward »

Un réseau de neurone non bouclé est présenté par un ensemble de neurones connectés entre eux telle que l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière.
Le calcul de Y (sortie) se fait en propageant les calculs de la gauche vers la droite, avec éventuellement des connexions directes linaires :

$$y = a * x + fw(x) . \qquad \text{(III.2)}$$

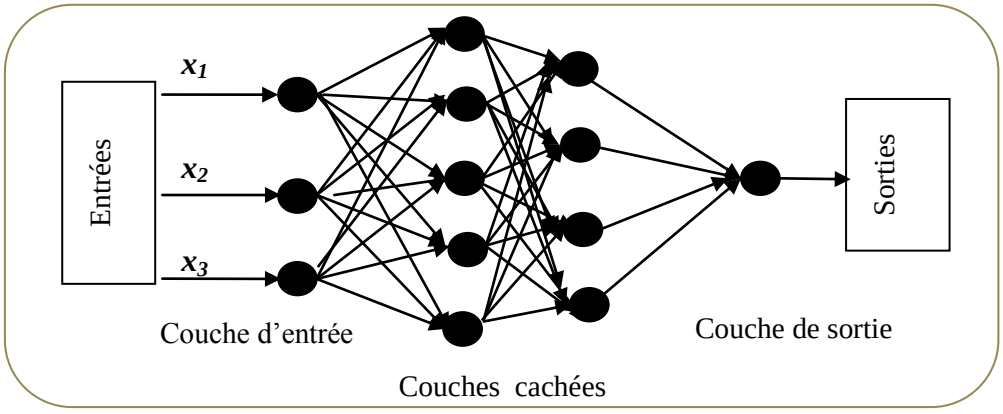


Figure III.3 : Structure d'un réseau statique avec deux couches cachées.

Ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures: les réseaux monocouches et les réseaux multicouches. La figure III.3 illustre un RNA multicouche non bouclé. Ils

différent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelées neurones cachées entre les unîtes d'entrées et les unîtes de sorties appelées nœuds sources ou nœuds d'entrée et nœuds de sortie respectivement.

A- **Réseaux non bouclés monocouche**

Ce type de réseau possède une couche d'entrée recevant les stimulis a traiter par l'intermédiaire des nœuds sources. Cette couche se projette en une couche de sortie composée de neurones (nœuds de calcul) transmettant les résultats du traitement au milieu extérieur.

La figure III.4 présente un réseau proactif monocouche a 3 nœuds d'entrée et 5 nœuds de sortie. La désignation monocouche est attribuée à la couche de sortie (nœuds de calcul).

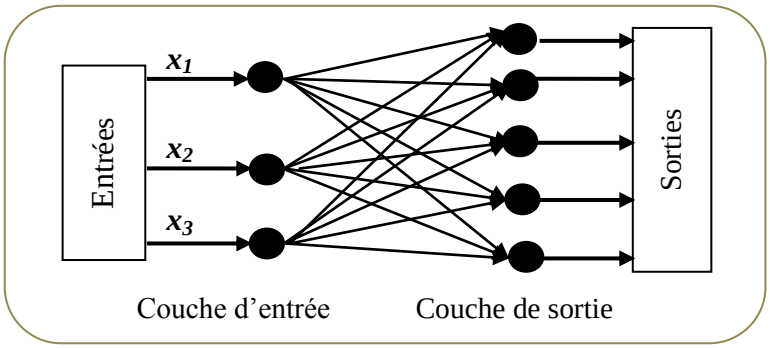


Figure III.4 : Réseau non bouclé monocouche.

B- Réseaux non bouclés multicouches

Ce type de réseaux proactifs se caractérise par la présence d'une ou de plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul correspondants s'appellent neurones cachés ou unîtes cachées. Les couches cachées s'interposent entre l'entrée du réseau et sa sortie. Leur rôle est d'effectuer un prétraitement des signaux d'entrée, reçus par la couche d'entrée en provenance du milieu extérieur, et de transmettre les résultats correspondants à la couche de sortie ou sera déterminée la réponse finale du réseau avant qu'elle soit transmise au milieu extérieur.

Ce rôle de prétraitement fait que, en ajoutant une ou plusieurs couches cachées, le réseau est capable d'extraire plus de propriétés statistiques que celles extraites d'un réseau similaire ayant moins de couches cachées. Ceci est utile pour réaliser des fonctions plus complexes que de simples séparations linéaires. La figure III.5 illustre un réseau a une seule couche cachée comportant trois unités d'entrée, cinq unités cachées et quatre unités de sortie.

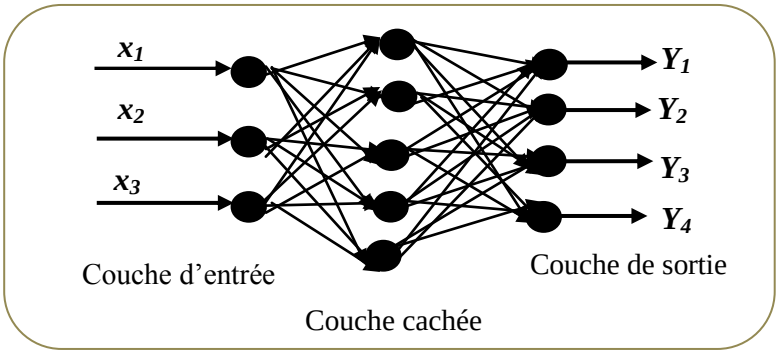


Figure III.5 : Réseau non bouclé avec une seule couche cachée.

III.3.2 Réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Un réseau de neurone bouclé à temps discret réalise une ou plusieurs équations aux différences non linaires, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associes a chacune des connexions. Ces réseaux se caractérisent par la présence au moins d'une boucle de rétroaction au niveau des neurones ou entre les couches, et la prise en compte de l'aspect temporel du phénomène (figure III.6). Mais ce sont des modèles plus durs à mètre en œuvre.

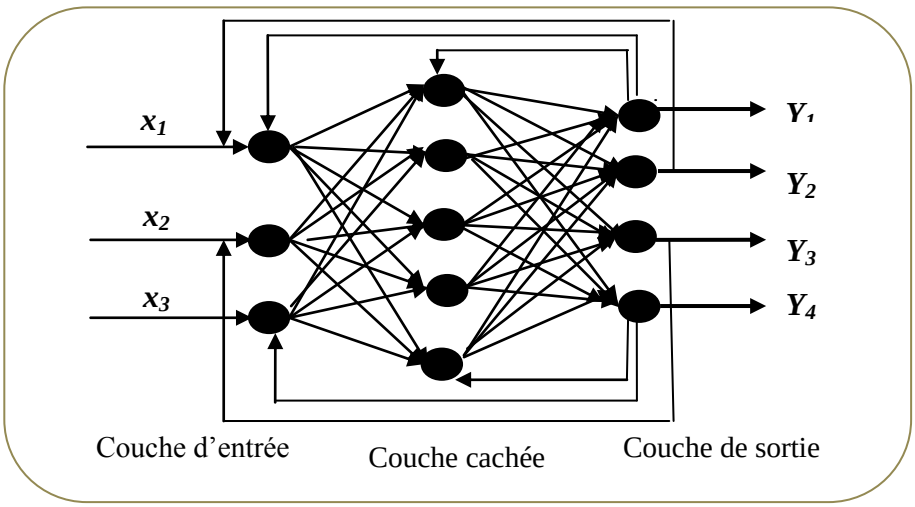


Figure III.6 : Réseau de neurones bouclé.

II.4 Modèles des réseaux de neurones

Il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones, d'architectures différentes, on cite comme exemple le modèle de Hopfield [29], le modèle de Kohonen [30]. Parmi les modèles les plus utilisés on note le perceptron, qui fait l'objet de notre étude à ce chapitre.

II.4.1 Modèle perceptron

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue Frank Rosenblatt à la fin des années 50 [31]. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général.

Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches : une couche d'entrée (la rétine), fournissant des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil. Cette dernière est elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent.

- **Perceptron multicouches (PMC)**

Le perceptron multicouche (PMC) est un réseau comportant au moins deux couches dont chaque neurone n d'au moins une couche a une fonction de transfert sigmoïdale. Dans ce type de réseaux, l'information ne circule que dans un seul sens. En effet, chaque neurone d'une couche est totalement connecté aux neurones de la couche suivante. La figure II.7 donne l'exemple d'un PMC composé d'une couche d'entrée, de deux couches cachées et d'une couche de sortie.

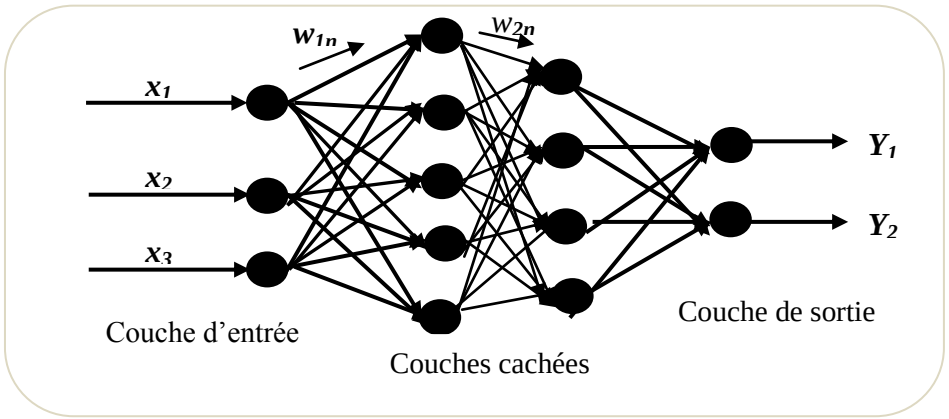


Figure II.7 : Exemple de perceptron multicouche.

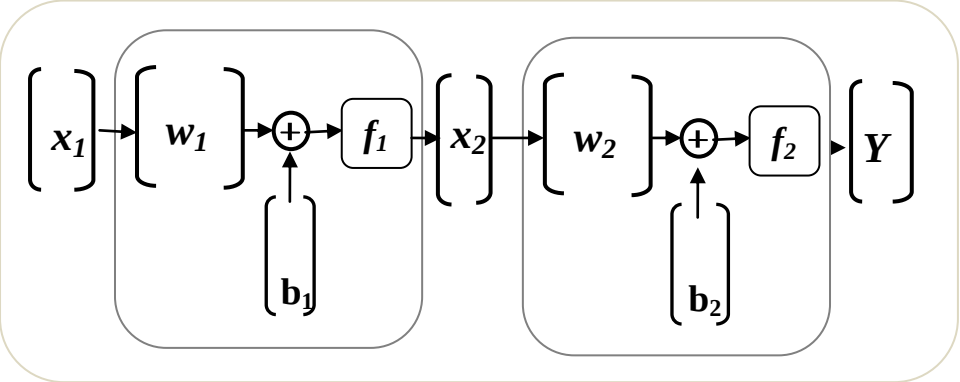


Figure II.8 : Exemple de perceptron multicouche sous forme matricielle.

Les réseaux multicouches sont plus puissants que les réseaux à simple couche. Par exemple, un réseau à deux couches avec une première couche sigmoïde et une seconde couche linéaire peut être éduqué pour approximer convenablement la plupart des fonctions. Alors qu'un réseau à simple couche ne le peut pas. Dans la pratique, la plupart des réseaux ne possèdent que deux ou trois couches. Une fois créé, le réseau de neurones est utilisé selon le protocole suivant:

- Initialisation des poids et des biais.
- Apprentissage avec une base de données connue.
- Simulation ou test avec des nouvelles données.

III.5 Apprentissage des réseaux de neurones [33]

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. C'est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Durant cette phase de fonctionnement, le réseau adapte sa structure (le plus souvent, les poids des connexions) afin de fournir sur ses neurones de sortie les valeurs désirées. Cet apprentissage nécessite des exemples désignés aussi sous l'appellation d'échantillons d'apprentissage ainsi qu'un algorithme d'apprentissage.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissages.

III.5.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage est dit supervisé lorsque les exemples sont constitués de couples de valeurs du type : (valeur d'entrée, valeur de sortie désirée). Le réseau doit alors s'adapter en calculant ses poids afin que sa sortie corresponde bien à la sortie désirée (figure III.9).

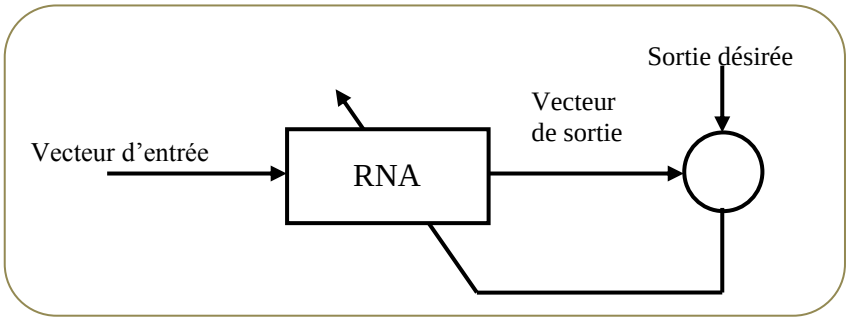


Figure III.9 : Apprentissage supervisé.

III.5.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage est qualifié de non supervisé lorsque seules les valeurs d'entrée sont disponibles. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau (figure III.10) afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrée similaires (de même nature).

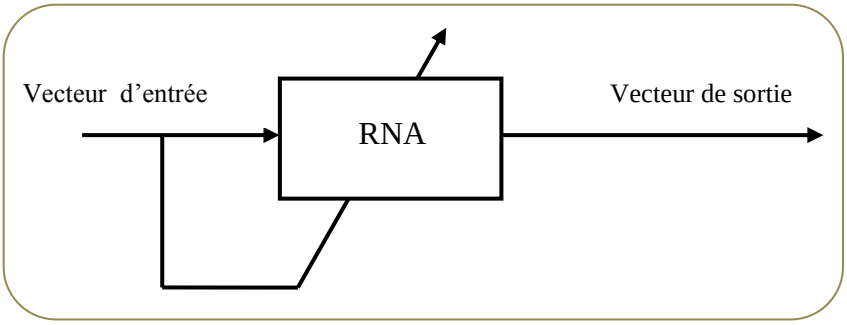


Figure III.10 : Apprentissage non supervisé.

III.6 Algorithme d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est la méthode mathématique qui va modifier les poids de connexions afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée. L'apprentissage est une méthode d'identification paramétrique qui permet d'optimiser les valeurs des poids du réseau. Dans la littérature plusieurs algorithmes itératifs plus sophistiquées peuvent être mis en œuvre, parmi lesquels on note :

- Rétro-propagation
- Gradient descendant avec taux d'apprentissage variable.
- Algorithme du gradient conjugué.
- Algorithme de Fletcher-Reeves (BFGS).
- Algorithme de Quasi-Newton.
- Algorithme de Levenberg-Marquardt.

Ce dernier algorithme sera le plus utilisé dans notre travail pour sa rapidité de calcul par rapport à l'algorithme de Rétro-propagation classique.

III.6.1 Rétro-propagation [32]

L'un des algorithmes les plus répandus est celui de la "Rétro-propagation". Cet algorithme change les poids d'un réseau dont l'architecture est fixée par l'opérateur, à chaque fois qu'un exemple $y_i = f(x_i)$ est présenté. Ce changement est fait de telle sorte à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la réponse du réseau à une entrée x_i. Ceci est réalisé grâce à la méthode de descente de gradient. A chaque itération le signal d'entrée se propage dans le réseau dans le sens entrée-sortie, une sortie est ainsi obtenue, l'erreur entre cette sortie et la sortie désirée est calculée puis par Rétro-propagation de l'erreur, des erreurs intermédiaires, correspondant à la couche cachée sont ainsi calculées et permettent l'ajustement des poids w_{ij} de la couche cachée. Cet algorithme comporte donc deux phases distinctes:

- **Propagation :** à chaque étape, on présente au réseau un exemple en entrée. Cette entrée est propagée jusqu'à la couche de sortie.
- **Correction :** à coup sûr, le réseau ne fournira pas exactement ce que l'on attendait.

On calcule donc une erreur (en général la somme quadratique moyenne des erreurs pour tous les neurones de sortie) que l'on rétro-propage dans le réseau. Ce processus est interrompu dès que l'erreur globale est estimée suffisante. La figure III.11 montre le processus de Rétro-propagation.

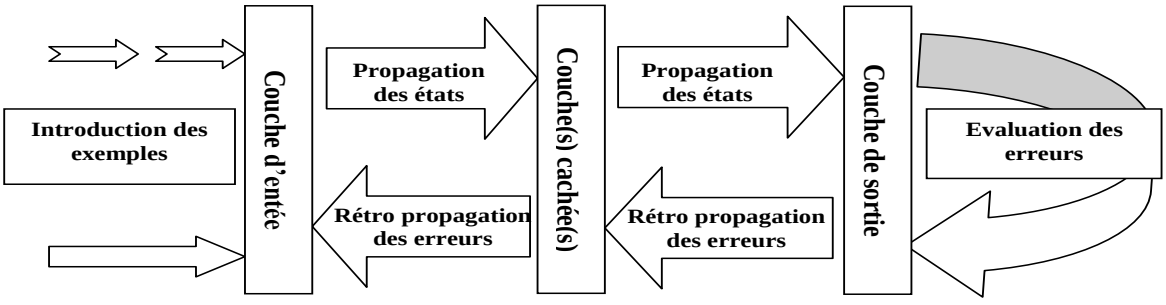


Figure III.11 : Apprentissage des réseaux de neurone par l'algorithme rétro-propagation.

III.7 Application des réseaux de neurones statiques pour l'OPF

Dans cette partie on va appliquer l'algorithme d'optimisation de l'écoulement de puissance sur le réseau électrique à 6 jeux de barre et 30 jeux de barre (IEEE30). Cet algorithme basé sur les réseaux de neurones statiques (ANN-OPF) va résoudre le problème en prenant en compte les limites des puissances actives transmises par les lignes de transport. La figure III.12 montre la configuration de système OPF associé à un réseau de neurone dont le rôle et l'optimisation**.**

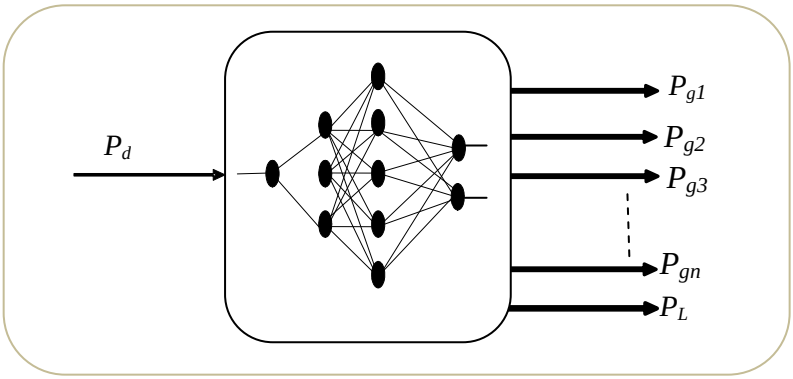


Figure III.12: Configuration de système OPF dans un réseau électrique de « *n* » générateurs**.**

III.7.1 Architecture de RNA

C'est un réseau de type feed-forward (PMC) composé d'une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. La couche d'entrée a un seul neurone, qui représente la puissance demandée (désirée) par le réseau électrique. La couche de sortie présente quatre « 4 » neurones correspondant aux trois générateurs et les pertes pour un réseau de 6 jeux de barre en premier temps puis de sept «7 » neurones correspondant à six générateurs et un neurone produisant les pertes pour un réseau électrique de 30 jeux de barre.

Les fonctions de transfert pour les neurones de la couche d'entrée et celle de sortie sont des fonctions purement linéaires, cependant pour la couche cachée qui se compose de dix neurones, les fonctions de transfert sont de types sigmoïdes.

Par conséquent le modèle de RNA est défini comme réseau de (1-10-4) pour un réseau électrique de test de 6 jeux de barres et comme réseau de (1-10-7) pour un réseau électrique de test de 30 jeux de barres. La sortie de chaque neurone reliée à tous les neurones dans la couche suivante à travers des poids et des biais. La structure du RNA utilisée dans notre application est illustrée sur la figure III.13.

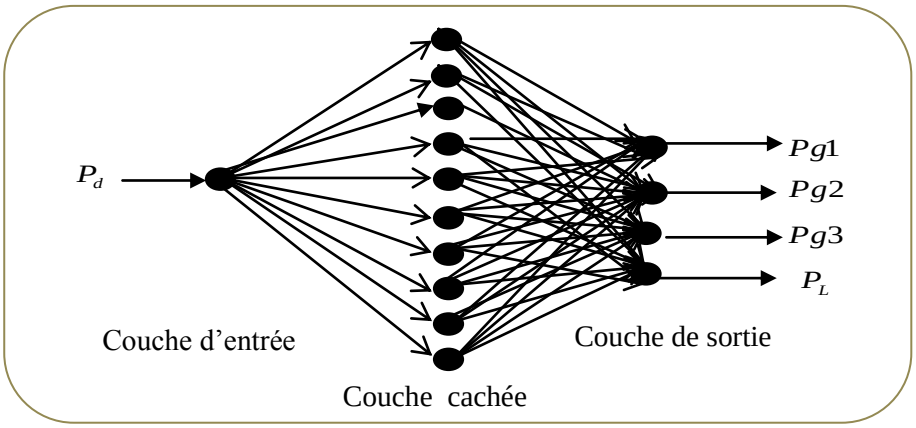


Figure III.13: Structure du RNA utilisée pour un réseau électrique de test de 6 JB.

III.7.2 Phase d'apprentissage

L'apprentissage du réseau avec rétro-propagation est considérée le plus approprié pour cette application. Une fois la structure est définie, l'apprentissage du RNA est une étape importante durant laquelle les poids et les biais vont être ajustés pour réduire au minimum la somme des erreurs quadratiques entre les puissances générées de sortie du réseau et ceux désirés en utilisant la Rétro-propagation basée sur l'algorithme de Lenvenberg-Marquardt.

Avec une fonction d'activation pour tous les neurones du réseau de type «tansig », ce dernier est entraîné par la méthode d'apprentissage supervisée. Une fois que l'apprentissage est terminé, le réseau n'a pas besoin une deuxième fois d'être entraîné même s'il y a des variations de la puissance demandée.

La figure III.14, représente le schéma du processus d'apprentissage du réseau de neurones qui permet la génération des puissances et des pertes. Le processus d'apprentissage est effectué hors ligne en se servant des résultats obtenus de l'OPF basée sur le New-OPF.

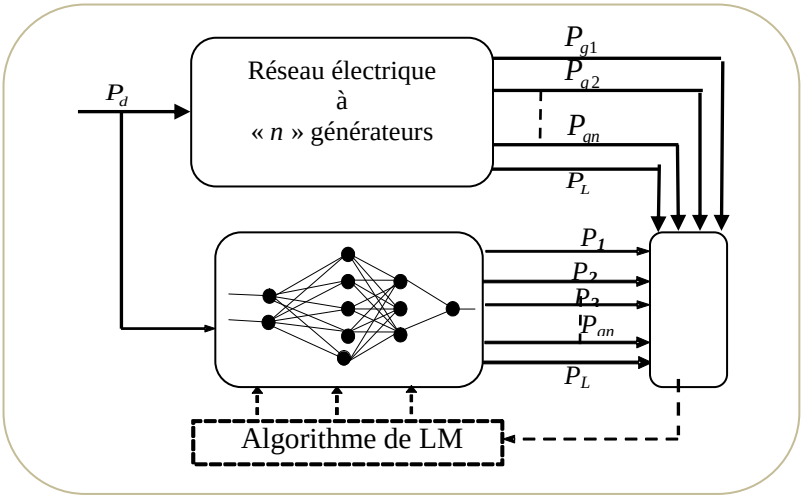


Figure III.14 : Schéma d'apprentissage.

- **Résultats obtenus avant la phase d'apprentissage**

Durant cette phase d'apprentissage le réseau est entraîné en lui présentant des exemples correspondant aux vecteurs entrées-sorties. Le processus d'apprentissage est arrêté lorsque l'erreur devient inférieure à 10^{-5}.

- **Réseau test de 6 jeux de barre**

Le premier test est accompli sur un réseau électrique de petite taille, constitué de 6jeux de barres, 3 générateurs, 3 charges et 11 lignes de transport.

Tableau III.2: puissances générées avant l'apprentissage.

P_d (MW)	New-OPF				ANN-OPF		
	P_{g1}	P_{g2}	P_{g3}	P_L	P_{g1}	P_{g2}	P_{g3}
210	77.22	69.27	70.42	6.91	-1.0578	-0.5378	1.5850
231	109.56	58.90	71.04	8.92	-0.0046	3.0677	1.1383
252	106.31	84.25	70.62	9.17	-1.6093	0.0796	-2.2307
273	110.95	86.89	85.10	9.945	-0.4245	-0.3757	-0.1864
294	111.85	96.66	95.64	10.789	-1.1249	1.5699	-0.6276
315	107.85	114.59	104.26	11.88	3.3882	-3.0143	-0.6883
420	136.19	146.24	154.63	18.401	1.4522	1.6597	-2.8066

- **Résultats obtenus après la phase d'apprentissage**
  - **Réseau test de 6 jeux de barre**

Tableau III.3: puissances générées après l'apprentissage.

P_d (MW)	Mew-OPF				ANN-OPF			
	P_{g1}	P_{g2}	P_{g3}	P_L	P_{g1}	P_{g2}	P_{g3}	P_L
180	50.00	74.85	60.83	5.678	49.9997	74.8495	60.8298	5.6799
195	56.27	75.37	69.53	6.167	56.2695	75.3693	69.5294	6.1682
200	72.80	67.08	66.64	6.153	72.7993	67.0793	66.6396	6.5183
240	114.57	60.44	73.94	8.964	114.5690	60.4396	73.9393	8.9479
270	111.21	84.71	83.91	9.836	111.1982	84.7018	83.9019	9.8019
290	114.67	80.61	105.44	10.785	114.6689	80.6093	105.4394	10.7176
300	110.48	100.88	99.58	11.072	110.4794	100.8802	99.5792	10.9388
360	117.20	125.23	130.34	14.250	117.1995	125.2290	130.3395	12.7681
400	135.41	127.37	151.91	16.809	135.4093	127.3692	151.9091	14.6876
450	145.06	152.12	172.40	20.452	145.0567	152.1178	172.3958	19.5704

- **Réseau test de IEEE 30 jeux de barre**

Tableau III.4: puissances générées après l'apprentissage.

P_d	La Méthode	P_{g1}	P_{g2}	P_{g3}	P_{g4}	P_{g5}	P_{g6}	P_L	Coût ($/hr)
270	New-OPF	168.49	47.290	21.16	19.310	11.200	12.00	9.452	756.670
	ANN-OPF	168.485	47.288	21.159	19.310	11.200	12.00	9.444	756.642
272.2	New-OPF	169.46	47.470	21.20	20.360	11.580	12.00	9.875	765.720
	ANN-OPF	169.458	47.469	21.20	20.3597	11.5801	11.999	9.868	765.708
294	New-OPF	180.10	50.150	22.11	26.360	13.590	12.58	10.905	844.850
	ANN-OPF	180.100	50.150	22.109	26.3601	13.590	12.580	10.891	844.794
304.5	New-OPF	184.76	51.290	22.47	29.240	14.590	13.520	11.369	883.69
	ANN-OPF	184.759	51.289	22.47	29.2399	14.5897	13.519	11.368	883.69
319.5	New-OPF	191.50	52.930	22.98	33.170	15.960	15.030	12.082	940.12
	ANN-OPF	191.498	52.929	22.979	33.1697	15.9599	15.029	12.066	940.07
354	New-OPF	200.00	62.040	25.77	35.000	23.330	22.030	14.160	1078.90
	ANN-OPF	199.998	62.039	25.769	34.9999	23.3298	22.030	14.167	1078.90
404.6	New-OPF	200.00	80.000	38.19	35.000	30.000	40.000	18.593	1327.78
	ANN-OPF	199.998	79.999	38.189	34.9998	30.0005	39.999	18.588	1327.80
286.4	New-OPF	176.24	49.040	21.57	25.080	13.250	12.510	11.290	819.82
	ANN-OPF	176.232	49.033	21.57	25.0803	13.2485	12.512	11.279	819.79
346.4	New-OPF	200.00	59.490	24.76	35.000	21.930	20.690	15.470	1053.62
	ANN-OPF	199.992	59.488	24.758	34.9964	21.9299	20.690	15.456	1053.60
423.4	New-OPF	188.79	83.970	53.97	38.97	33.97	43.970	20.789	1467.96
	ANN-OPF	188.788	83.969	53.969	38.9700	33.9698	43.969	20.236	1467.80

Avant la phase d'apprentissage, des résultats montrent clairement la divergence de la sortie du réseau de neurones (Tableau III.2).

Les tableaux III.3 et III.4 montrent les résultats obtenus après la phase d'apprentissage En examinant Les courbes du New-OPF et celle de ANN-OPF, on remarque la convergence de la sortie du réseau vers la cible ce qui confirme le bon apprentissage.

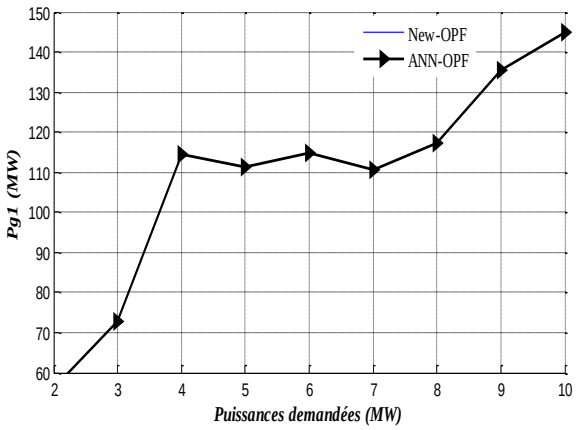


Figure III.15: Puissances générées par le générateur P_{g1} pour le réseau test de 6 JB

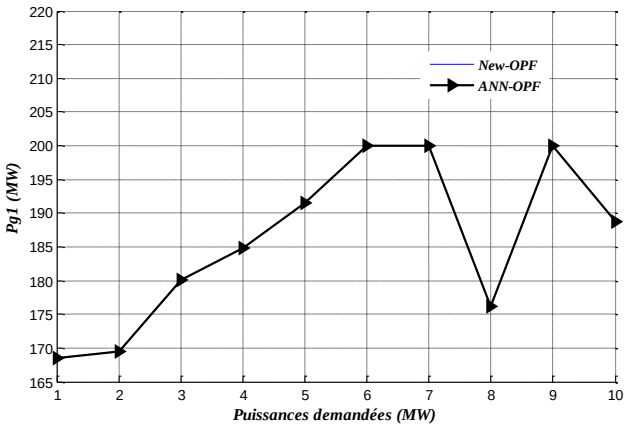


Figure III.16: Puissances générées par le générateur P_{g1} pour le réseau test de 30 JB

III.7.3 Simulation et interprétation des résultats

Avec un réseau de neurones de type Feed-forward composé de deux couches dont la première est formée de 10 neurones et la deuxième de quatre neurones pour le cas de trois générateurs et sept neurones pour le cas de six générateurs et en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé basé sur la Rétro propagation de Lenvenberg-Marquardt, le système représenté par la figure III.13 a été simulé dans un environnement Matlab pour différentes charges.

- **Réseau test de 6 jeux de barre**

Tableau III.5 : Résultats économiques des générateurs du réseau 6 jeux de barre.

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF	ANN-OPF
Pg $_1$(MW)	77.22	76.18	*90.65*	77.218
Pg $_2$(MW)	69.27	65.63	*67.61*	69.268
Pg $_5$(MW)	70.42	75.06	*58.88*	70.4185
Puissance totale (MW)	**216.908**	**216.873**	**217.14**	**216.910**
Pertes actives (MW)	**6.908**	**6.873**	**7.14**	**6.905**
Coût de Génération ($/hr)	**3143.97**	**3145.14**	**3156.87**	**3143.82**

Pour tester la robustesse de cette stratégie vis-à-vis les variations paramétriques nous avons en premier lieu procéder à une augmentation de la puissance demandée avec un Taux de 10% jusqu'à 200%.

En remarque que ces résultats confirment vraiment l'insensibilité de cette technique aux variations paramétrique surtout par rapport à la technique utilisée par le MATPOWER.

Tableau III.6 : Comparaison entre New-OPF et ANN-OPF pour le coût avec augmentation de la puissance demandée d'un taux de 10%.

P_d (MW)	Méthodes	P_{g1}(MW)	P_{g2}(MW)	P_{g3}(MW)	P_L(MW)	P_{gtot}(MW)	Coût ($/hr)
210	New-OPF	77.220	69.270	70.42	6.910	216.910	3143.97
	ANN-OPF	77.218	69.268	70.4185	6.905	216.905	3143.82
231	New-OPF	109.560	58.900	71.040	8.920	239.920	3442.09
	ANN-OPF	109.559	58.899	71.039	8.497	239.497	3441.90
252	New-OPF	106.310	84.250	70.620	9.170	261.170	3689.44
	ANN-OPF	106.3108	84.242	70.614	9.1698	261.169	3689.32
273	New-OPF	110.950	86.890	85.100	9.945	282.945	3953.83
	ANN-OPF	110.9493	86.889	85.099	9.9377	282.937	3953.90
294	New-OPF	111.850	96.66	95.640	10.789	304.789	4210.64
	ANN-OPF	111.8490	96.659	95.639	10.147	304 .147	4209.70
315	New-OPF	107.850	114.590	104.26	11.880	326.880	4484.25
	ANN-OPF	107.850	114.589	104.26	11.780	326.699	4484.05
420	New-OPF	136.190	146.24	154.63	18.40	438.400	3143.97
	ANN-OPF	136. 189	146.239	154.63	17.058	437.057	3143.84

- **Réseau test de IEEE 30 jeux de barre**

Les tableaux exposent une comparaison entre les résultats trouvés par les méthodes d'optimisation classiques et ceux trouvés par la méthode ANN-OPF La puissance demandée pour ce réseau test vaut 283.4 MW. Pour ce faire, trois tests sont effectués :

Test 1 : Optimisation du coût de combustible.

Tableau III.7 : Résultats économiques des générateurs du réseau IEEE30 JB avec optimisation du coût de combustible.

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF	ANN-OPF
Pg_1 *(MW)*	175.16	177.24	174.67	175.1441
Pg_2 *(MW)*	48.94	50.00	51.68	48.9354
Pg_5 *(MW)*	21.72	19.75	21.30	21.7176
Pg_8 *(MW)*	23.30	22.50	20.09	23.2980
Pg_{11} *(MW)*	12.60	12.50	13.32	12.5988
Pg_{13} *(MW)*	12.00	12.00	13.56	11.9988
Puissance totale (MW)	**293.71**	**293.99**	**294.61**	**293.6937**
Pertes actives (MW)	**10.308**	**10.588**	**11.210**	**10.2937**
Coût de Génération ($/hr)	**805.696**	**806.30**	**808.875**	**805.6485**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.3249**	**0.3292**	**0.3238**	**0.3248**
Coût total ($/hr)	**984.60**	**986.973**	**987.179**	**984.5239**
Itération	**25**	**21**	**06**	**01**

Test 2 : Optimisation du taux d'émission.

Tableau III.8 : Résultats économiques des générateurs du réseau IEEE30 JB avec optimisation du taux d'émission

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF	ANN-OPF
Pg_1*(MW)*	53.26	53.26	50.00	53.2553
Pg_2*(MW)*	79.05	79.05	85.13	79.0427
Pg_5*(MW)*	50.00	50.00	52.72	49.9953
Pg_8*(MW)*	35.00	35.00	35.00	34.9970
Pg_{11}*(MW)*	30.00	30.00	30.00	29.9971
Pg_{13}*(MW)*	40.00	40.00	36.93	39.9965
Puissance totale (MW)	**287.31**	**287.31**	**289.78**	**287.2838**
Pertes actives (MW)	**3.914**	**3.914**	**6.580**	**3.8839**
Coût de Génération ($/hr)	**967.518**	**967.5181**	**992.9126**	**967.3976**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.1949**	**0.1949**	**0.1969**	**0.1949**
Coût total ($/hr)	**1074.841**	**1074.841**	**1101.337**	**1074.724**
Itération	**03**	**03**	**08**	**02**

Test 3 : Optimisation du coût de combustible et taux d'émission en même temps.

Tableau III.9 : Résultats économiques des générateurs avec optimisation du coût de combustible et d'émission en même temps.

Variable	New-OPF	LP-OPF	Lambda-OPF	ANN-OPF
Pg $_1$(MW)	132.27	129.39	133.27	132.258
Pg $_2$(MW)	56.52	57.50	57.48	56.5147
Pg $_5$(MW)	25.17	23.75	24.51	25.1674
Pg $_8$(MW)	35.00	35.00	33.48	34.9968
Pg $_{11}$(MW)	21.24	22.50	21.24	21.2382
Pg$_{13}$(MW)	20.52	22.50	21.83	20.5184
Puissance totale (MW)	**290.73**	**290.64**	**291.81**	**290.6934**
Pertes actives (MW)	**7.329**	**7.238**	**8.410**	**7.2934**
Coût de Génération ($/hr)	**820.7298**	**823.2799**	**824.1245**	**820.6370**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.2538**	**0.2499**	**0.2549**	**0.2537**
Coût total ($/hr)	**960.4873**	**960.940**	**964.0798**	**960.390**
Itération	**20**	**20**	**06**	**02**

Les résultats obtenus par l'algorithme basé sur les réseaux de neurones statiques sont presque identiques à ceux trouvés par l'algorithme de Newton et cela pour les trois tests.

Parmi les méthodes utilisées l'algorithme basé sur le réseau de neurone et l'algorithme de Lagrange qui convergent rapidement en terme d'itération. Le nombre d'itération ne dépasse pas de 6 par contre les deux autres méthodes convergent après 20 itérations.

Pour valider l'apprentissage du réseau, un test a été effectué pour différentes charges qui augmentent à chaque fois avec 10% de sa valeur jusqu'à 150% de la valeur demandée.

Les résultats obtenus montrent clairement la convergence de la sortie du réseau vers la cible.

✓ Cas ou la puissance demandée est augmentée de 10%

P_d	La méthode	Pg_1	Pg_2	Pg_5	Pg_8	Pg_{11}	Pg_{13}	P_L	Coût ($/hr)
311.7	New-OPF	187.84	52.08	22.72	31.25	15.36	14.41	12.553	911.63
	ANN-OPF	187.838	52.079	22.7197	31.2496	15.359	14.4097	11.956	911.63

✓ Cas ou la puissance demandée est augmentée de 20%

P_d	La méthode	Pg_1	Pg_2	Pg_5	Pg_8	Pg_{11}	Pg_{13}	P_L	Coût ($/hr)
340	New-OPF	200.00	57.10	24.31	35.00	19.50	18.45	14.363	1024.03
	ANN-OPF	199.999	57.099	24.309	34.999	19.4997	18.4498	14.3569	1024.00

✓ Cas ou la puissance demandée est augmentée de 30%

P_d	La Méthode	Pg_1	Pg_2	Pg_5	Pg_8	Pg_{11}	Pg_{13}	P_L	Coût ($/hr)
368.42	New-OPF	142.71	80.45	50.45	35.45	30.45	40.45	11.571	1227.83
	ANN-OPF	142.708	80.449	50.449	35.449	30.450	40.449	11.537	1227.80

✓ Cas ou la puissance demandée est augmentée de 40%

P_d	La Méthode	Pg_1	Pg_2	Pg_5	Pg_8	Pg_{11}	Pg_{13}	P_L	Coût ($/hr)
396.7	New-OPF	143.85	80.56	50.56	35.56	30.56	40.56	11.934	1233.98
	ANN-OPF	143.849	80.559	50.559	35.559	30.5601	40.559	11.875	1234.10

✓ Cas ou la puissance demandée est augmentée de 50%

P_d	La Méthode	Pg_1	Pg_2	Pg_5	Pg_8	Pg_{11}	Pg_{13}	P_L	Coût ($/hr)
425.1	New-OPF	194.95	82.99	52.99	37.99	32.99	42.99	19.598	1463.48
	ANN-OPF	194.948	82.989	52.989	37.989	32.989	42.989	19.796	1463.40

Les tableaux montrent les valeurs des puissances générées par les six générateurs optimisées par la méthode de réseaux de neurones. On remarque que toutes les valeurs sont dans leurs limites admissibles.

Il est très clair que la valeur de fonction de coût optimale trouvée par la méthode ANN-OPF est plus meilleure que celle trouvée par New-OPF. Cette valeur tient compte du coût et des puissances actives. On observe aussi une diminution dans la valeur des pertes actives.

III-8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a testé l'optimisation par une méthode basée sur les réseaux de neurones. Les résultats de l'application de l'algorithme de réseau de neurone sur les réseaux électriques test 6 bus et IEEE30 sont satisfaisants comparés avec ceux trouvés par les méthodes classiques de MATPOWER et celle de Lagrange, On a constaté que cette méthode converge à des résultats meilleurs que les méthodes classiques. Donc, on peut dire que l'optimisation de l'écoulement de puissance par les réseaux de neurone est une méthode globale puisqu'elle converge à la même solution approximativement de tout point de départ.

CHAPITRE IV

OPF BASEE SUR LES RESEAUX DE NEURONES DYNAMIQUES

IV.1 Introduction

Les réseaux de neurones dynamiques représentent une classe très importante des réseaux de neurones. Cependant, vu le manque de preuve de stabilité de leur dynamique, leur application resta limitée pour un bon moment. Hopfield et Tank [34], [35] ont présenté leur réseau dynamique avec une fonction d'énergie pour démontrer sa stabilité. Par la suite le réseau de Hopfield est appliqué pour résoudre plusieurs problèmes d'optimisation incluant le problème du voyageur de commerce (travelling salesman problem TSP), la conversion analogique-numérique, les problèmes de traitement du signal et les problèmes de la programmation linéaire. Leurs résultats ont encouragé un nombre de chercheurs à appliquer ce réseau aux différents problèmes tels que la reconnaissance de forme, la reconnaissance des graphes et les problèmes de dispatching économique (ED).

Les réseaux de neurones dynamiques ont été utilisés pour la résolution du problème de dispatching économique et ont été habituellement appliqués aux petits réseaux [36][37]. Le réseau de neurones de Hopfield était appliqué avec succès pour la première fois dans le problème de dispatching économique par Park et Al [38]. Ces auteurs ont utilisé un réseau de 3 générateurs pris comme référence [39]. D'où, certains chercheurs ont utilisé HNN pour résoudre le problème de dispatching économique-environnemental (EDD).

IV.2 Structures d'un réseau de neurones dynamique [40]

Cette structure dynamique neuronale se compose d'un grand nombre de neurones dynamiques. Un modèle en temps continu d'un réseau analogique de neurones peut être décrit par le système d'équations différentielles non linéaires.

Equation d'état : $$\frac{dx_i(t)}{dt} = -\tau_i x_i(t) + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_i(t) + b_i \quad i = 1,2,.....n \qquad \text{(IV.1)}$$

Equation de sortie : $$y_i(t) = \sigma_i(x_i(t)) \quad i = 1,2,.....n \qquad \text{(IV.2)}$$

Où x_i représente l'état du neurone i, y_i est la sortie du neurone i, w_{ij} est le poids des connexions synaptiques du neurone i au neurone j, b_i est une entrée constante externe, τ_i est une constante positive, et $\sigma_i(.)$ est supposé comme une fonction monotone sigmoïde.

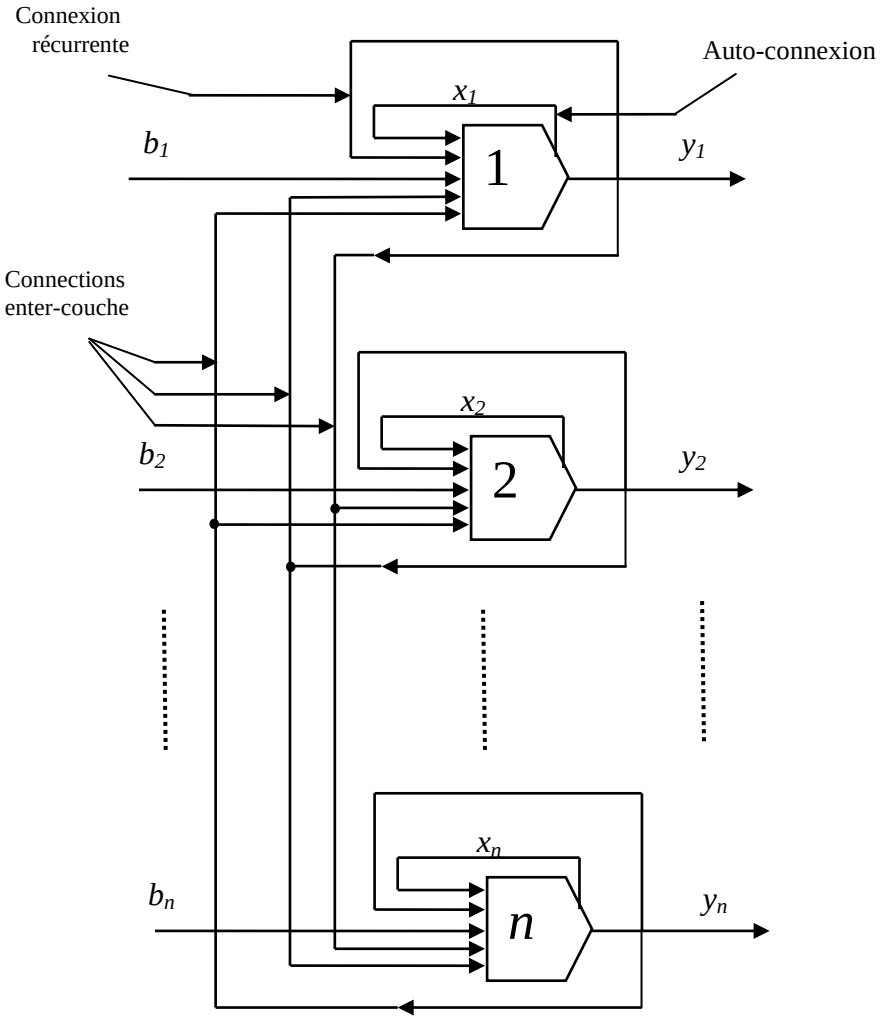


Figure IV.1 : Block diagramme de la structure neuronale dynamique à temps continu.

La figure IV.1 montre une structure neuronale dynamique à une seule couche, comme décrit par les équations. (IV.1) et (IV.2). Chaque neurone dynamique reçoit trois types d'entrées:

$b_i(t)$: Un signal d'entrée externe pour son traitement dynamique.

$x_i(t)$: Auto-connexion: un signal d'état de retour.

$y_i(t)$: Les connexions inter-couche: un signal de sortie de chaque neurone y compris le neurone i .

La réalisation de deux connexions récurrentes et inter-couche implique des opérations synaptiques. Du point de vue du système, le modèle de ce réseau de neurones dynamique est un système dynamique non linéaire continu déterministe et il est illustré par le schéma de la figure IV.2.

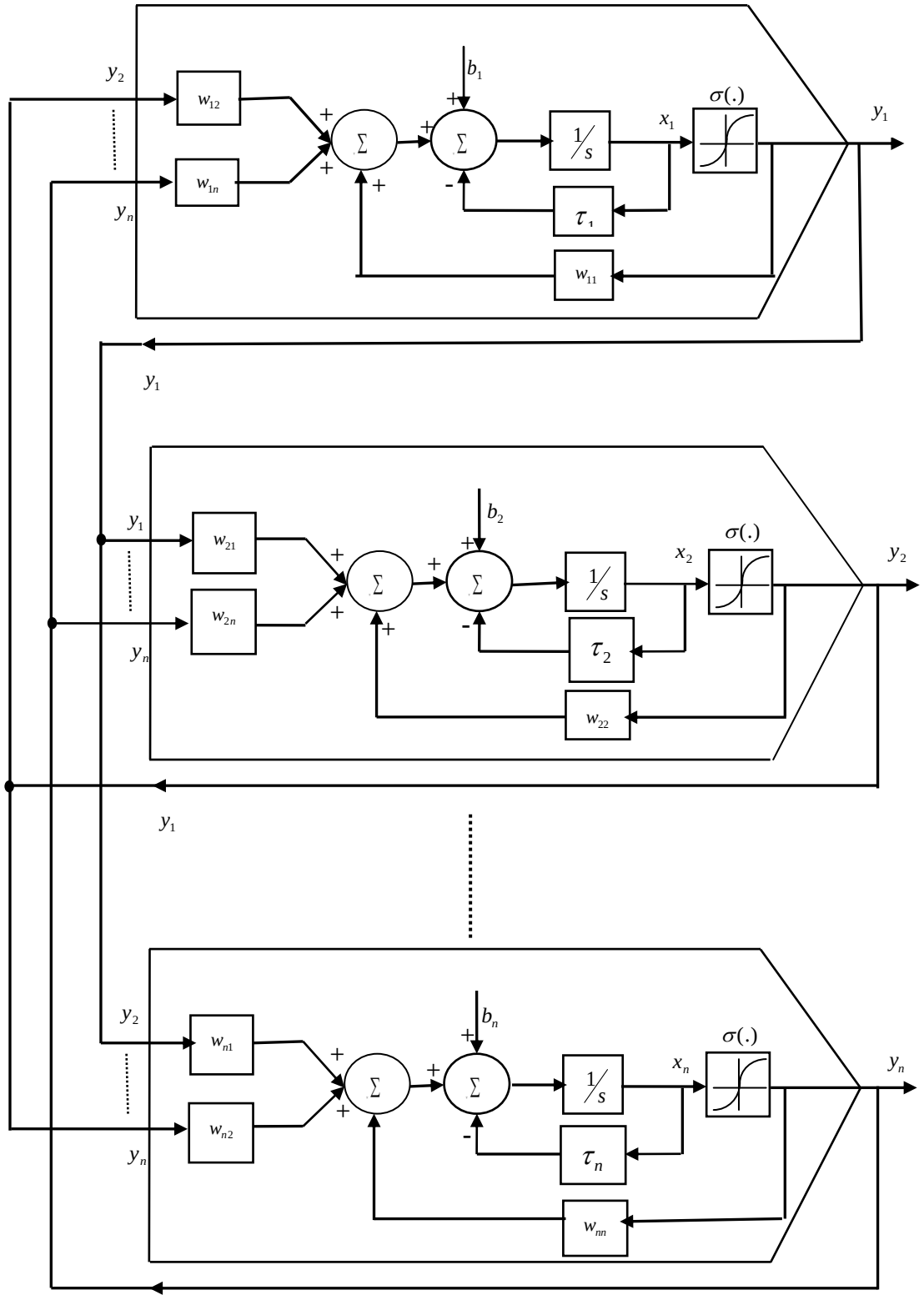


Figure IV.2 : Block diagramme de la structure neuronale dynamique à temps continu.

IV.3 Réseau de neurones dynamique de Hopfield (HNN) et son application

Ce réseau de neurones dynamiques (HNN), tel que présenté dans les équations (IV.1) et (IV.2) a évolué à partir du travail original de Hopfield en 1984, qui a utilisé un circuit électronique pour l'implémentation de tel réseau.

Dans ce qui suit, nous décrivons le réseau de neurones de Hopfield et sa mise en œuvre à l'aide des circuits électroniques.

IV.3.1 Modèle d'état d'un Réseau de Hopfield

Un réseau de neurones dynamique à temps continu contenant *n* neurones dynamiques, introduit par Hopfield (1984), est décrit par les équations différentielles non linéaires suivantes:

Equation d'état : $C_i = \frac{dx_i(t)}{dt} = -\frac{x_i(t)}{R_i} + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_j(t) + b_i(t) \quad i = 1,2,.....n$ (IV.3)

Equation de sortie : $y_i(t) = \sigma_i(x_i(t)) \quad i = 1,2,.....n$ (IV.4)

Ce système non linéaire peut être mis en œuvre par un circuit analogique RC (Résistance-Capacité). Comme le montre la figure IV.3, un tel circuit contient un réseau RC à l'entrée de chaque amplificateur.

La capacité $C_i > 0$ et la résistance $\rho_i > 0$ représentent la capacité shunte totale et la résistance shunte à l'entrée de l'amplificateur i. Depuis le retard intrinsèque présenté par n'importe quel amplificateur physique est modélisé par une résistance et une capacité d'entée (ρ_i, C_i), qui sont placées en tant que composants externes dans la figure IV.3, un amplificateur opérationnel réel peut donc être pris comme un amplificateur idéal sans retard. Par ailleurs, on pose R_{ij} la résistance reliant la sortie de l'amplificateur j à l'entrée de l'amplificateur i, et s_i est l'entrée fixe de courant externe.

$x_i = u_i$: Tension d'entrée de l'amplificateur i

$V_i = \sigma_i(u_i)$: Sortie de l'amplificateur i, où chaque amplificateur opérationnel deux bornes de sortie $+V_i$ et $-V_i$.

On peut écrire l'équation du courant au niveau du nœud d'entrée de l'amplificateur i en utilisant la loi de Kirchhoff comme suit :

$$C_i \frac{du_i}{dt} + \frac{u_i}{\rho_i} = \frac{(\pm V_i + u_i)}{R_{i1}} + ...+ \frac{(\pm V_j - u_i)}{R_{in}} + b_i$$
$$= -u_i \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{R_{ij}} + \sum_{j=1}^{n} \frac{(\pm V_j)}{R_{ij}} + b_i \quad \text{(IV.5)}$$

où bien

$$C_i \frac{du_i}{dt} + u_i \left(\frac{1}{\rho_i} + \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{R_{ij}}\right) = \sum_{j=1}^{n} \frac{(\pm V_j)}{R_{ij}} + b_i \quad \text{(IV.6)}$$

et

$$V_i = \sigma_i(u_i) \quad \text{(IV.7)}$$

En introduisant un nouveau paramètre R_i défini comme:

$$\frac{1}{R_{ij}} = \frac{1}{\rho_i} + \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{R_{ij}} \quad \text{(IV.8)}$$

Le réseau de neurones dynamiques donnés dans les équations. (IV.6) et (IV.7) peut être réécrite sous une forme compacte.

$$C_i \frac{du_i}{dt} + \frac{u_i}{R_i} = \sum_{j=1}^{n} \frac{(\pm V_j)}{R_{ij}} + b_i$$
$$= \sum_{j=1}^{n} G_{ij}(\pm V_j) + b_i \quad \text{(IV.9)}$$

Où $G_{ij} = 1 \diagup R_{ij}$

En outre, en définissant la fonction des poids w_{ij} comme :

$$w_{ij} = \begin{cases} +\frac{1}{R_{ij}}, & si \quad R_{ij} \ est \ connectée à \ +V_j \\ -\frac{1}{R_{ij}}, & si \quad R_{ij} \ est \ connectée à \ -V_j \end{cases} \quad \text{(IV.10)}$$

Le HNN dans l'équation (IV. 9) peut être réécrite comme suit:

$$C_i \frac{du_i}{dt} = -\frac{1}{R_i} u_i + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_i(t) + b_i \quad \text{(IV.11)}$$

Où

$$y_i = \sigma_i(u_i) \quad \text{(IV.12)}$$

Ces équations sont les mêmes que celles données dans les Equations (IV.3) et (IV.4).

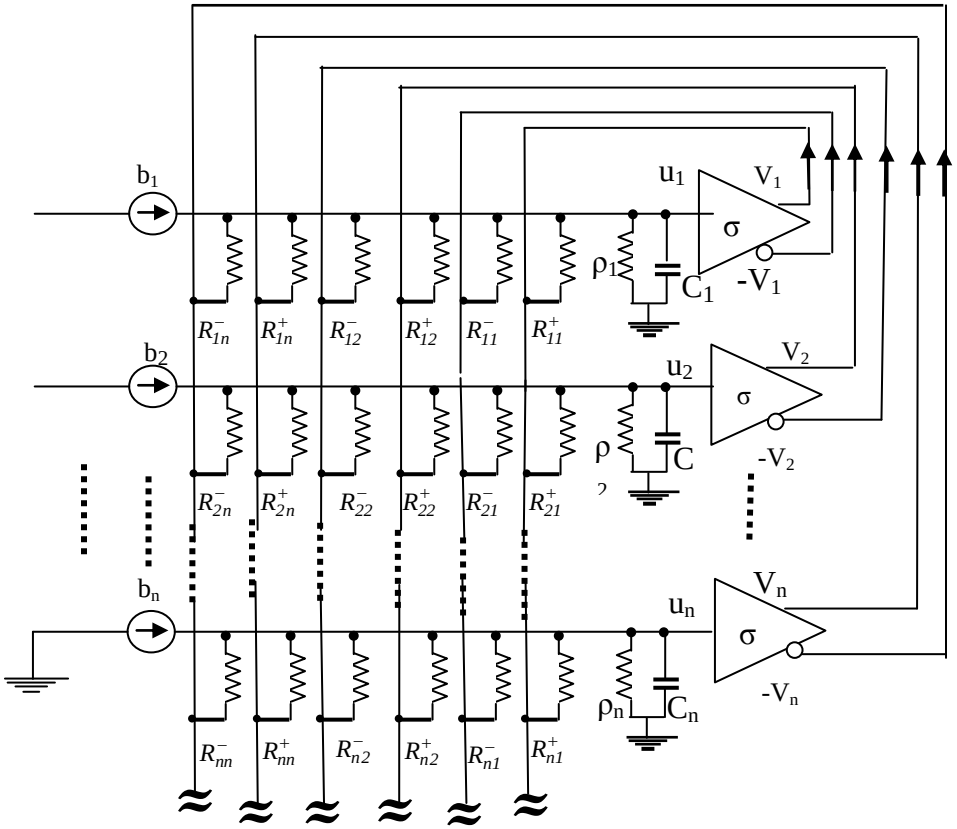


Figure IV.3: Circuit représentant la structure du réseau neuronal dynamique de Hopfield à temps continu HNN.

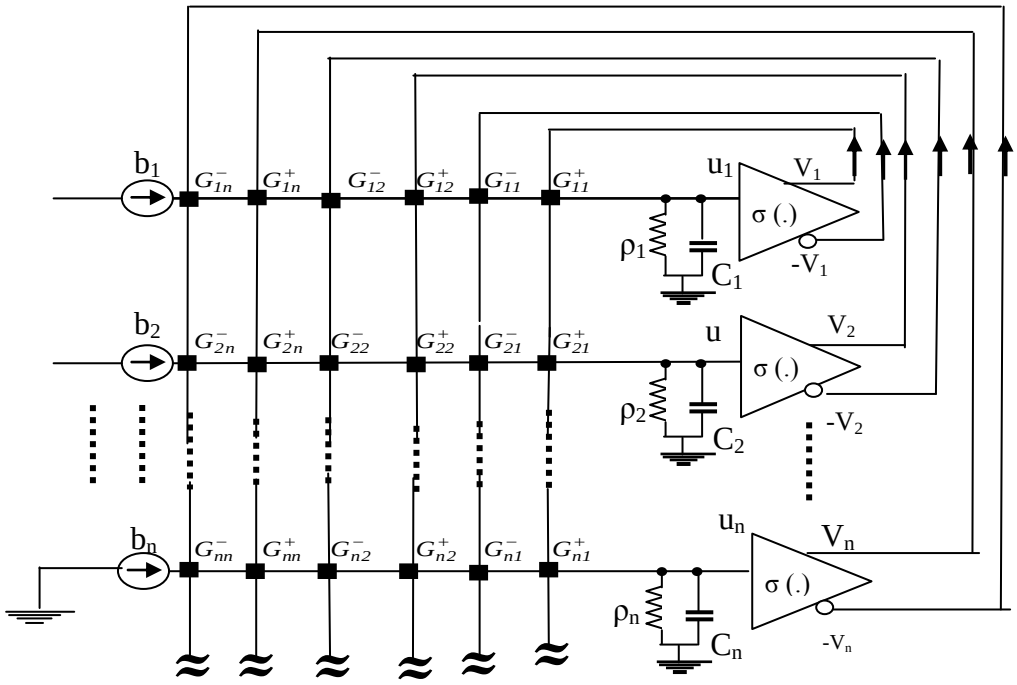


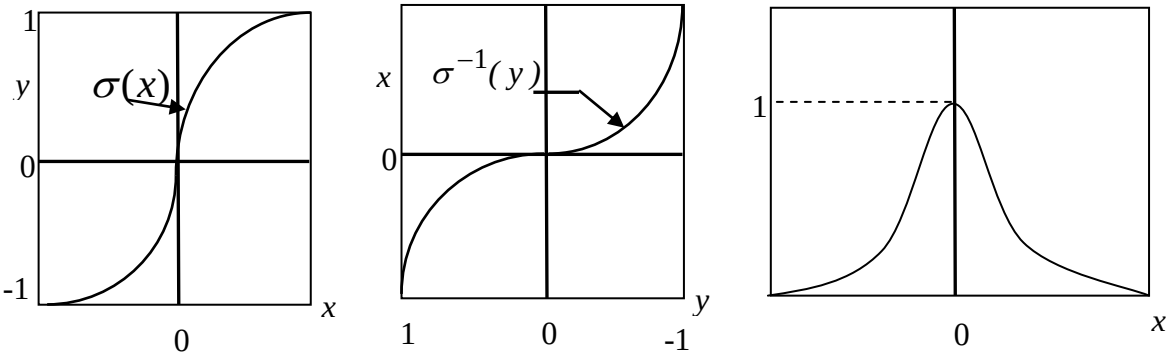
Figure IV.4: Circuit représentant la structure simplifie d'un HNN.

IV.3.2 Modèle de la sortie d'un HNN

Le modèle de Hopfield HNN donnée dans les équations (IV.3) et (IV.4), ou de façon équivalente exprimée en équations (IV.11) et (IV.12), est sous la forme d'un modèle d'espace d'état. Ces modèles peuvent également être transformés en forme d'un modèle de variable de sortie tel que décrit ci-dessous.

Pour réécrire le modèle d'espace d'état de Hopfield HNN exprimée en équations (IV.3) et (IV.4) en utilisant la variable de sortie $y_i = \sigma_i(xi)$ nous avons :

$$\begin{aligned} \frac{dy_i}{dt} &= \frac{d\sigma_i}{dx_i} \cdot \frac{dx_i}{dt} \\ &= \frac{d\sigma_i}{dx_i} \cdot \frac{1}{C_i}\left[-\frac{x_i(t)}{R_i} + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_i(t) + b_i(t) \right] \end{aligned} \qquad \text{(IV.13)}$$



(a) : $y = \sigma(x)$ (b) : $x = \sigma^{-1}(y)$ (c) : $h(x) = d\sigma(x)/dx$

Figure IV.5 : Fonction sigmoïde $y = \sigma(x)$, leur inverse $x = \sigma^{-1}(y)$ et sa dérivée $\sigma'(x) = h(x) = d\sigma(x)/dx$.

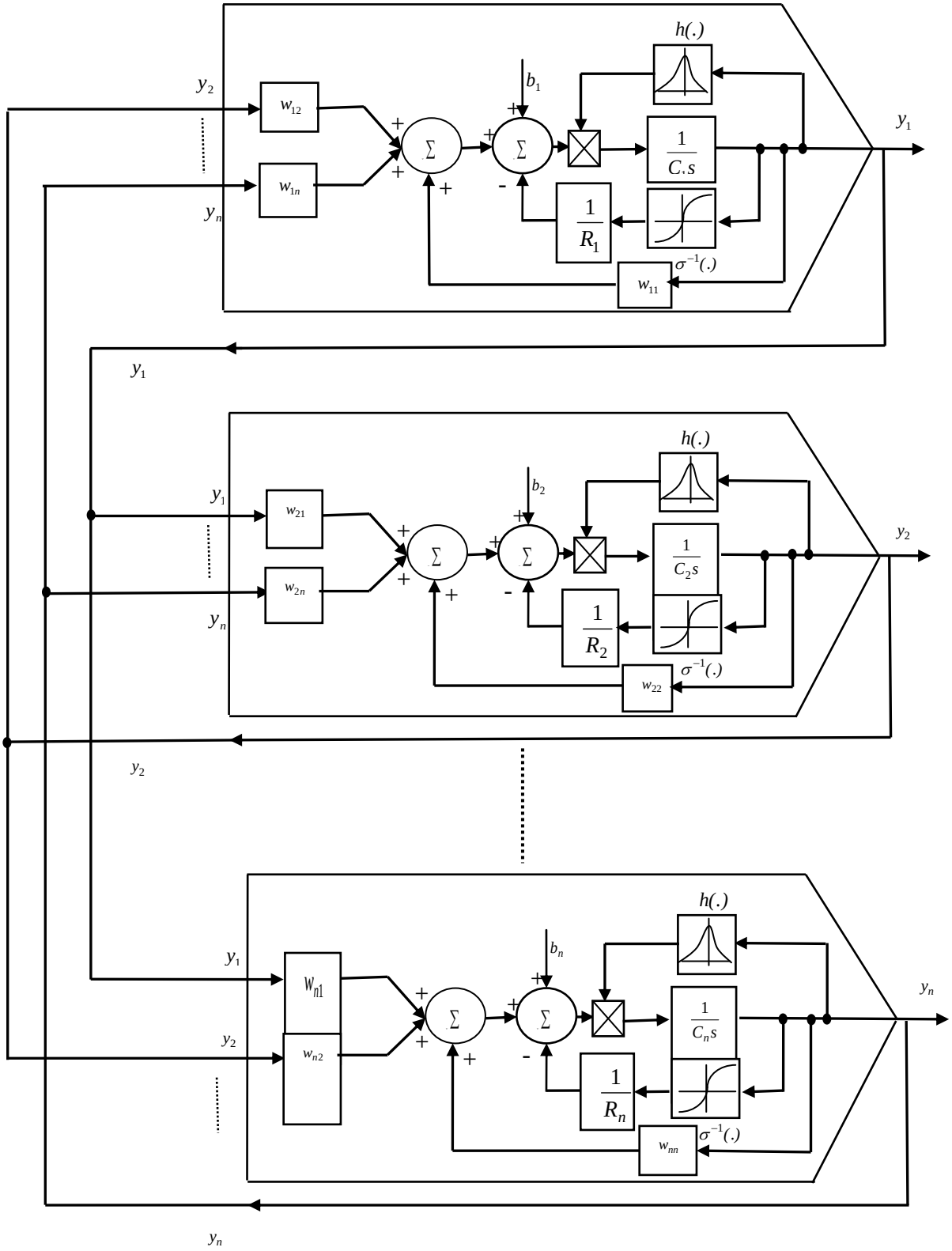


Figure IV.6 : Modèle d'un variable de sortie d'un HNN.

Où $h_i(y_i)$ est défini comme :

$$h_i(y_i) = \left.\frac{d\sigma_i}{dx_i}\right|_{x_i=\sigma_i^{-1}(y_i)} \tag{IV.14}$$

Alors l'équation. (9.13) peut être réécrite comme :

$$\frac{dy_i}{dt} = \frac{1}{C_i} h_i(y_i(t)) \left[-\frac{1}{R_i}\sigma_i^{-1}(y_i(t)) + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_i(t) + b_i(t) \right] \tag{IV.15}$$

Pour $i = 1,2.....,n$ Notons que, comme le montre la figure IV.5 en raison de la caractéristique du sigmoïde $\sigma_i(y_i)$, la fonction $h_i(y_i) = d\sigma_i(x)/dx_i$ satisfait.

$$h_i(y_i) > 0 \quad , \quad y_i \in (-1,\ 1) \tag{IV.16}$$

Par conséquent, les réseaux de neurone dynamique de Hopfield peuvent être écrits en utilisant la variable de sortie $y_i(t)$:

$$C_i \frac{dy_i(t)}{dt} = h_i(y_i(t)) \left[-\frac{1}{R_i}\sigma_i^{-1}(y_i(t)) + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_i(t) + b_i(t) \right] \tag{IV.17}$$

Ce modèle de variable de sortie du HNN représenté sur la figure IV.6 a les mêmes points d'équilibre que le modèle d'espace d'état original de Hopfield DNN définis dans équations (IV.11) et (IV.12).

IV.4 Technique de transformation pour les problèmes de programmation quadratique [41]

Le modèle de Hopfield a utilisé une fonction non-linéaire continue pour décrire le comportement de la sortie des neurones, avec la procédure suivante :

- Tout d'abord, construire une fonction d'énergie en prenant une combinaison linéaire de la fonction objective et celle de pénalité.
- Alors, construire n vecteur entièrement connecté des neurones et de définir le poids de façon que le réseau aura une trajectoire stricte sur la fonction d'énergie.
- Initialiser le réseau et le point de départ (ce point qui est le milieu de toutes les solutions réalisables) et laisser le réseau rouler jusqu'à ce qu'il se stabilise à un minimum local. Le plus bas niveau d'énergie correspond à la solution optimale, et les valeurs de sortie du réseau sont prises comme solution.

Si le neurone i a l'entrée x_i et une sortie y_i, et relie au neurone j avec un poids w_{ij}, et chaque neurone possède également un biais d'entrée b_i , alors les équations dynamiques du réseau sont définies comme suit :

$$\frac{dx_i}{dt} = -\frac{x_i}{\eta_i} + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_j + b_i \qquad \text{(IV.18)}$$

$$y_i = g(x_i) \qquad \text{(IV.19)}$$

Où η_i est un facteur de décroissance passive, n est le nombre de neurones et $g(x_i)$ est la fonction entrée-sortie (souvent appelée la fonction d'activation) du neurone i, généralement est donné comme suit :

$$g(x_i) = \frac{1}{2}(1 + \tanh(x_i / \sigma)) \qquad \text{(IV.20)}$$

Où σ est un coefficient qui détermine la forme de la fonction d'entrée-sortie.

Hopfield a découvert une fonction de Lyapunov pour un réseau de n neurones comme il est identifié par les équations (IV.18) et (IV.19). Il a appelé cette fonction de Lyapunov fonction d'énergie du réseau et l'a définie comme suit :

$$E = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} y_i w_{ij} y_j - \sum_{i=1}^{n} b_i y_i \qquad \text{(IV.21)}$$

Ou bien

$$E(y) = -\frac{1}{2} y^T w y - y^T b \qquad \text{(IV.22)}$$

La fonction de l'énergie, qui est une fonction quadratique, est associée à la fonction objective pour la minimisation du problème d'optimisation. Par conséquent, nous devons d'abord décider comment régler les poids w_{ij} et les biais d'entrée b_i pour tout problème de minimisation.

Ce processus est appelé la cartographie. La somme des contraintes et la fonction objective sont données comme entrées pour la fonction d'énergie. La fonction d'énergie provient d'une similitude entre le comportement du réseau et le comportement du système physique. Un système physique, comme un pendule, peut converger vers un minimum d'énergie, alors qu'un réseau de neurones se déplace toujours vers le minimum de la fonction d'énergie. Le problème quadratique a des contraintes d'égalité et d'inégalité et peut être écrit comme :

$$\min E^{obj}(x) = -\frac{1}{2} y^T w^{obj} y - y^T b^{obj} \quad \text{(IV.23)}$$

$$A^{eq} y = B^{eq} \quad \text{(IV.24)}$$

$$A^{in} y \le B^{in} \quad \text{(IV.25)}$$

Ou

$$A^{in} y \ge B^{in} \quad \text{(IV.26)}$$

$$y_{i,\min} \le y \le y_{i,\max} \; ; \; i = 1.....n \quad \text{(IV.27)}$$

Où $y = [y_1 ; y_2 ; .....y_n]$ est un vecteur de n variables, $y_{i,min}$ et $y_{i,max}$ sont des bornes inférieure et supérieure, respectivement. w^{obj} est une matrice symétrique constante de dimension (n x n), b^{obj} est un vecteur constant de dimension n, La solution réalisable pour des contraintes d'égalité peut être décrite comme suit:

$$y^{new} = w^{constr} y + s \quad \text{(IV.28)}$$

Où

$$w^{constr} = I - A^{newT} (A^{new} A^{newT})^{-1} A^{new} \quad \text{(IV.29)}$$

et

$$s = A^{newT} (A^{new} A^{newT})^{-1} B^{new} \quad \text{(IV.30)}$$

La fonction d'énergie peut être écrite en fonction de facteur de pénalité c_0 comme :

$$E = E^{obj} - \frac{1}{2} c_0 \left\| y - (w^{constr} y + s) \right\|^2 \quad \text{(IV.31)}$$

En fixant le facteur de pénalité c_0 à une valeur suffisamment grande, nous pouvons poser $c_0 \left\| x - (w^{constr} y + s) \right\|^2$ terme dominant sur E^{obj}. Ainsi, pour minimiser E , y reste dans le sous-espace valide. Les contraintes d'égalité ont été combinées dans un seul terme de pénalité dans la fonction de l'énergie. Remplaçons E^{obj} (IV.23), dans la fonction de l'énergie (IV.31), comme suit:

$$E = -\frac{1}{2} y^T \left[w^{obj} + c_0 (w^{constr} - I) \right] y + y^T (b^{obj} + c_0 s) + \frac{1}{2} c_0 s^T s \quad \text{(IV.32)}$$

Les poids et les biais d'entrée du réseau sont fixés pour satisfaire la fonction d'énergie équation (IV.32) comme suit :

$$w^{hop} = w^{obj} + c_0 \left[w^{costr} - I \right] \quad \text{(IV.33)}$$

$$b^{hop} = b^{obj} + c_0 \left[I - w^{costr} \right]^T s \quad \text{(IV.34)}$$

La technique de transformation peut être étendue pour inclure les contraintes d'inégalité qui sont converties à des contraintes d'égalité en introduisant des variables d'écart.

$$B_i^{in} T_i - A_i^{in} y_i = 0 \quad \text{où } T_i \le 1 \tag{IV.35}$$

Équation (IV.24) peut être réécrite comme :

$$A_i^{in} y_i - B_i^{in} T_i = 0 \quad \text{où } T_i \ge 1 \tag{IV.36}$$

Après avoir converti les contraintes d'inégalité aux contraintes d'égalité, nous pouvons étendre la technique de cartographie pour les contraintes d'inégalité. Pour ce cas, les variables x sont fixés comme $y^{newT} = \left[y^T \; T^T \right]$, où T est le vecteur des variables d'écart $\left[T_1 \, T_2 .... T_{min} \right]^T$,

Par conséquent, la dimension de y^{new} et $n^{new} = n + m^{in}$ ou sont les nombres de variables et de contraintes d'inégalité respectivement. Le problème d'optimisation doit être formulé comme suit :

$$\min \quad E^{obj}(y) = -\frac{1}{2} y^{newT} + w^{new^{obj}} y^{new} - y^{newT} b^{new^{obj}} \tag{IV.37}$$

$$A^{new} y^{new} = B^{new} \tag{IV.38}$$

Où B^{new} est un vecteur $(m^{eq} + m^{in})$, $T^{new^{obj}}$ est égal à $\begin{bmatrix} w^{obj} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ et $b^{new^{obj}}$ est égal à $\begin{bmatrix} b^{obj} \\ 0 \end{bmatrix}$

Les contraintes d'égalité (IV.38) consistent à la fois l'égalité d'origine (IV.24) et les contraintes d'inégalité (IV.25) et (IV.26). Nous pouvons régler les paramètres du réseau sous forme d'équations (IV.33) et (IV.34). D'où le HNN est créé avec les n neurones pour les variables et m^{in} neurones pour les variables d'écart.

IV.4.1 Contraintes aux limites

Les variables peuvent être limitées pour être dans certaines limites. Les sorties générées qui sont des variables pour résoudre le problème de Dispatching économique devrait être compris entre les limites inférieures et supérieures. Par conséquent, les contraintes aux limites devraient être prises en compte.

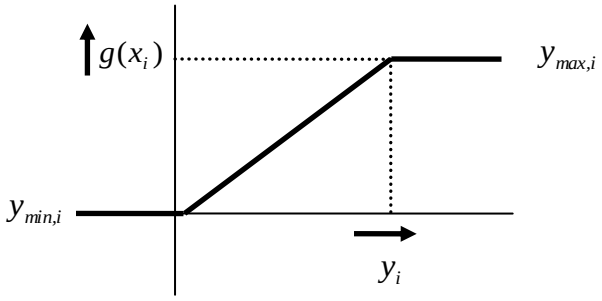


Figure IV.7 : Fonction d'entrée-sortie de la variable i

Une fonction de rampe symétrique est choisie pour la fonction d'entrée-sortie et est appliqué à chaque élément de y . La figure IV.7 montre la fonction d'activation de la variable (neurone) i, qui est décrite comme :

$$y_i = g(y_i) = \begin{cases} y_{min,i} & si \quad y_{min,i} > y_i \\ y_i & si \quad y_{min,i} \le y_i \le y_{max,i} \\ y_{max,i} & si \quad y_i > y_{max,i} \end{cases} \qquad \text{(IV.39)}$$

La fonction d'activation de chaque neurone est modifiée afin de limiter la valeur de sortie entre les bornes inférieures et supérieures.

IV.5 Application d'algorithme de réseaux de neurone de Hopfield aux EDD [43]

L'objectif visé dans cette partie est d'optimiser la fonction multi-objective du problème de dispatching économique en considérant l'émission (EED). Ce problème est formulé comme suit :

La fonction globale à minimiser :

$$\min \quad \left\{ F_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (w_1\alpha_i + kw_2a_i) + (w_1\beta_i + kw_2b_i)P_{gi} + (w_1\gamma_i + kw_2c_i)P_{gi}^2 \right\} \qquad \text{(IV.40)}$$

Sous les contraintes suivantes :

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d + P_L \qquad \text{(IV.41)}$$

$$P_{gi\min} \le P_{gi} \le P_{gi\max} \qquad \text{(IV.42)}$$

Premièrement, nous devons initialiser les poids et les biais d'entrée pour les problèmes d'EED. On utilise n neurones pour les générateurs et m^{in} neurones pour des contraintes d'inégalité. La fonction objective du problème d'EED donnée par l'équation (IV.40) est considérée comme la fonction d'énergie de HNN. Par conséquent les poids de taux w^{obj} et les biais d'entrée b^{obj} de la fonction objective sont fixés comme suit:

$$w_{ii}^{obj} = -2(w_1\alpha_i + kw_2d_i) \qquad \text{(IV.41)}$$

$$w_{ij}^{obj} = 0 \qquad \text{(IV.42)}$$

$$b_i^{obj} = -(w_1\beta_i + kw_2e_i) \qquad \text{(IV.43)}$$

Les contraintes du problème l'EED peuvent être traitées en ajoutant des termes correspondant à la fonction d'énergie. Nous pouvons convertir les contraintes d'inégalité à des contraintes d'égalité A^{new} puis B^{new} peut être écrite comme :

$$A^{new} = \left[A^{eq}; A^{in}\right] \text{ et } B^{new} = \left[B^{eq}; B^{in}\right] \tag{IV.44}$$

Où

$$A^{eq} = \left[\underbrace{1\,1\,.....1}_{n\ générateurs};\underbrace{0\,0.....0}_{m^{in}}\right] \tag{IV.45}$$

$$B^{eq} = P_d + P_L \tag{IV.46}$$

A^{new} et B^{new} sont définies à partir des équations de contrainte d'inégalité donnée par l'équation (IV.43). Les limites sont considérées comme des contraintes d'inégalité. Les contraintes d'inégalité peuvent être converties en des contraintes d'égalité à l'aide de variables d'écart. Par exemple, la limite supérieure du i^{eme} générateur peut être convertie en:

$$P_i \le P_{i,\max} \quad \Rightarrow \quad P_i - P_{i,\max} T_m = 0 \tag{IV.47}$$

Où $T_m \le 1$ (T_m est une variable d'écart de la m^{eme} contrainte d'inégalité) et on peut définir A^{in} et B^{in} comme :

$$A^{in} = \left[0\,0.....-1\,0.....P_{ig\max}\ 0.....0\right] \tag{IV.48}$$

et

$$B^{in} = 0 \tag{IV.49}$$

De même, les limites inférieures des générateurs peuvent être fixées comme dans l'exemple ci-dessus. Puis A^{new} est créé comme suit :

$$A^{new} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & ..... & 1 & 0 & 0 & ..... & 0 & 0 \\ -1 & 0 & ..... & 0 & P_{g1\min} & 0 & ..... & 0 & 0 \\ -1 & 0 & .... & 0 & 0 & P_{g1\max} & ..... & 0 & 0 \\ ... & .... & .... & ... & ..... & ..... & ..... & ..... & ..... \\ 0 & 0 & .... & -1 & 0 & 0 & ..... & P_{g6\min} & 0 \\ 0 & 0 & .... & -1 & 0 & 0 & ..... & 0 & P_{g6\max} \end{bmatrix} \tag{IV.50}$$

La fonction $g(x_i)$ de l'équation (IV.20) est choisie en fonction de rampe symétrique qui peut être indiqué dans la figure IV.8. La fonction d'activation de chaque neurone est modifiée afin de limiter la valeur de sortie entre les limites inférieures et supérieures. Elle est décrite comme :

$$P_i = g(P_i) = \begin{cases} P_{\min,i} & si \quad P_{\min,i} > P_i \\ P_i & si \quad P_{\min,i} \le P_i \le P_{\max,i} \\ P_{\max,i} & si \quad P_i > P_{\max,i} \end{cases} \qquad \text{(IV.51)}$$

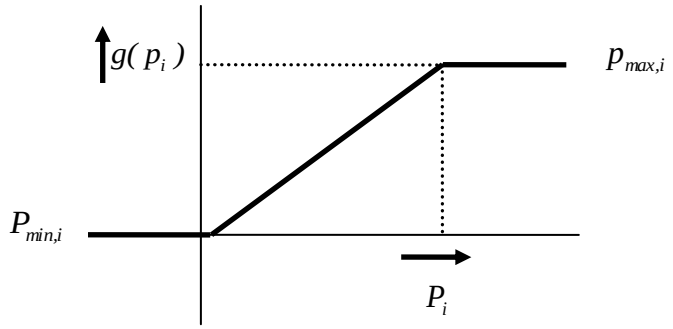


Figure IV.8 : Fonction d'entrée-sortie de la variable $_i$.

Après avoir trouvé A^{new} et B^{new}, w^{constr} et s peut être déterminé en utilisant les équations (IV.33) et (IV.34). Ensuite, nous pouvons calculer de nouveaux poids et biais d'entrée en utilisant les équations (IV.37).et (IV.38). Enfin, le HNN est créé pour résoudre le problème d' EED.

IV.6 Test et application

La méthode proposée HNN est testée sur deux systèmes de trois et six unités de production et est comparée à la technique d'optimisation classique de Newton et l'algorithme basé sur le réseau de neurone multicouche ANN, Le programme d'optimisation classique a été exécuté sous le logiciel MATPOWER, et les autres programmes ANN, HNN sous Matlab. Les programmes ont été exécutés sur un PC Pentium 3.00 MHz avec 1.06 Go de RAM.

Le système de test d'abord, qui dispose de trois unités, Il est choisi parce que cet exemple a été un problème populaire utilisé dans la littérature. Les détails de ce système de test sont donnés l'annexe B.

Tableau IV.1 : Comparaison des puissances et coûts de production.

Variable	New-OPF	ANN-OPF	HNN-OPF
P_{g1} *(MW)*	77.22	77.218	79.608
P_{g2} *(MW)*	69.27	69.268	67.108
P_{g3} *(MW)*	70.42	70.4185	69.608
Puissance totale (MW)	**216.908**	**216.910**	**216.324**
Pertes actives (MW)	**6.908**	**6.905**	**6.324**
Coût de Génération ($/hr)	**3143.97**	**3143.82**	**3139.288**

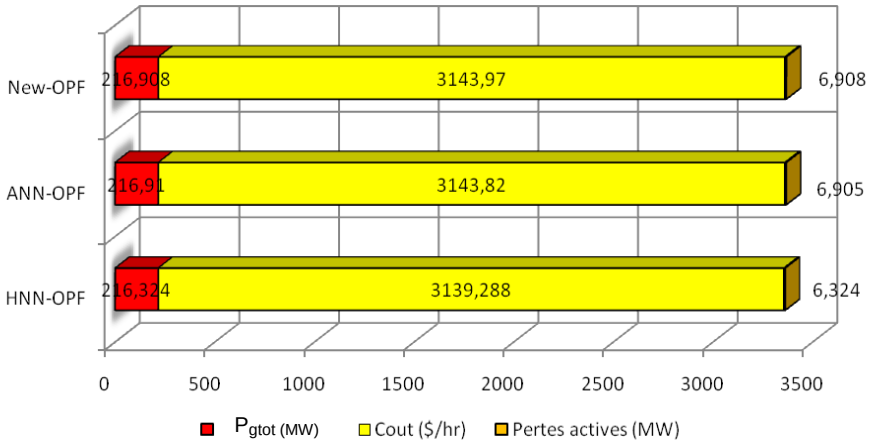


Figure IV.9: Puissances actives générées, coût et pertes actives.

Le tableau IV.1 expose une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode d'optimisation de HNN et ceux trouvés par les méthodes Newton et ANN. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 210 MW. La valeur des pertes de puissances actives dans le réseau test trouvée par HNN-OPF qui est de l'ordre de 6.234 MW est plus réduite comparée avec celle trouvée par New-OPF et ANN-OPF qui vaut 6.908 MW et 6.905 respectivement.
Le coût total de la puissance générée trouvé par HNN-OPF qui est de 3139.288 $/h comparé avec celui trouvé par les deux autres méthodes qui est de l'ordre de 3143.97 $/h et de 3143.82 $/h est lui aussi plus meilleur d'une valeur de 4.532 $/h. La réduction du coût calculée pour une année vaut un montant assez important de l'ordre de 39700.32 $/an. On conclu pour ce premier réseau test que la méthode de HNN a répartie les puissances demandées sur les générateurs interconnectés d'une façon techniquement et économiquement plus meilleures que la méthode d'optimisation classique Newton et celle de ANN.

Les limites min. et max. des puissances actives générées pour chaque générateur sont présentées dans la figure IV.10.

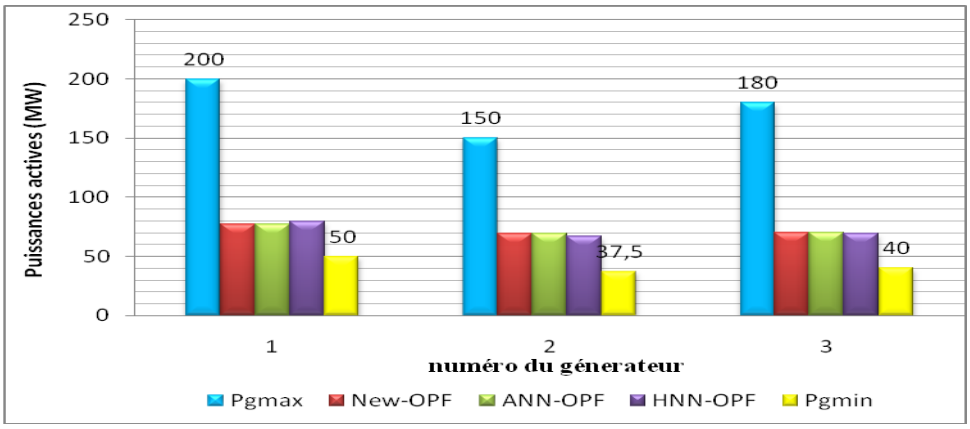


Figure IV.10: Puissances actives générées du réseau électrique à 6 jeux de barre.

D'après la figure IV.10 on peut remarquer sur l'histogramme que toutes les puissances générées sont dans leurs limites admissibles.

Il est très clair que la valeur de fonction de coût optimale trouvée par la méthode HNN-OPF est plus meilleure que celle trouvée par New-OPF. Cette valeur tient compte du coût des pertes de puissances actives. On observe aussi une diminution dans la valeur des pertes actives.

- **Réseau test IEEE30**

Dans cette partie, on va appliquer l'algorithme d'optimisation de l'écoulement de puissance par réseaux de neurone de Hopfield HNN-OPF sur le réseau électrique à 30 jeux de barres (IEEE30). Pour ce faire, trois tests sont effectués :

Test 1 : Optimisation du coût de combustible **(**w_1=1, w_2=0**).**

Tableau IV.2 : Résultats d'optimisation de New, ANN, et HNN sans tenir compte le taux d'émission.

Variable	New-OPF	ANN-OPF	HNN-OPF
P_{g1} *(MW)*	175.16	175.1441	175.48
P_{g2} *(MW)*	48.94	48.9354	55.48
P_{g5} *(MW)*	21.72	21.7176	25.48
P_{g8} *(MW)*	23.30	23.2980	10.48
P_{g11} *(MW)*	12.60	12.5988	10.00
P_{g13} *(MW)*	12.00	11.9988	15.48
Puissance totale (MW)	**293.71**	**293.6937**	**292.41**
Pertes actives (MW)	**10.308**	**10.2937**	**9.118**
Coût de Génération ($/hr)	**805.696**	**805.6485**	**803.41**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.3249**	**0.3248**	**0.3269**
Coût total ($/hr)	**984.60**	**984.5239**	**983.43**

Le tableau IV.2 montre les valeurs de puissances actives, des pertes de puissances et du coût de combustible pour premier cas. On remarque que tous les résultats sont très proches de l'optimum. La valeur moyenne du coût pour HNN est de l'ordre de 803.410 $/h. La valeur du taux d'émission et de 0.1959 ton/h, avec des pertes de puissances de 9.118 MW. Les résultats obtenus par HNN sont comparés avec ceux trouvés par les méthode de Newton et ANN .Le coût de production obtenu par le méthode HNN-OPF est le plus faible par rapport aux méthodes New-OPF (-2.286 *$/h*) et ANN-OPF (-2.508 *$/h*). Les pertes totales de puissance active par la méthode HNN-OPF sont aussi les plus faibles, soit une différence de 1.19 MW par rapport à la méthode New-OPF et 1.17 MW par rapport à ANN-OPF. On peut

dire que les résultats obtenus par la méthode HNN-OPF sont meilleurs par rapport aux autres méthodes.

Test 2 : Optimisation du coût d'émission (w_1=0, w_2=1).

Dans cette partie, on va utiliser la méthode HNN pour optimiser une fonction d'émission de gaz toxique NOx pour cette même production. Les coefficients de la fonction coût de production et celle d'émission de gaz toxique sont déjà mentionnés dans le chapitre II. Sachant que le facteur du coût d'émission de gaz pour ce réseau test est de 550.66 $/Ton [12]. Les résultats de la méthode proposée sont présentés au tableau IV.3 et comparés aux résultats de Newton et réseaux de neurone statique.

Tableau IV.3 : Résultats d'optimisation de New, ANN, et HNN sans tenir compte le coût de combustible.

Variable	New-OPF	ANN-OPF	HNN-OPF
P_{g1} *(MW)*	53.26	53.2553	52.438
P_{g2} *(MW)*	79.05	79.0427	82.437
P_{g5} *(MW)*	50.00	49.9953	47.437
P_{g8} *(MW)*	35.00	34.9970	35.00
P_{g11} *(MW)*	30.00	29.9971	30.00
P_{g13} *(MW)*	40.00	39.9965	40.00
Puissance totale (MW)	**287.31**	**287.2838**	287.314
Pertes actives (MW)	**3.914**	**3.8839**	3.914
Coût de Génération ($/hr)	**967.518**	**967.3976**	**962.887**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.1949**	**0.1949**	**0.1959**
Coût total ($/hr)	**1074.841**	**1074.724**	**1070.814**

L'examen des tableaux IV.2 et IV.3 montre l'efficacité de la méthode de Hopfield en terme de coût total comparativement aux autres méthodes (gain de : 4.027 $/hr pour New-OPF et 3.91 $/hr pour HNN-OPF) cependant une augmentation du taux d'émission est enregistrée de l'ordre de 0.001 ton/hr.

Test3 : Optimisation du coût de combustible et coût d'émission en même temps (w_1=1,w_2=1)

Maintenant on va utiliser la méthode HNN pour optimiser une fonction multi objectives (équation (IV.44)) du coût de combustible pour la production d'énergie électrique et l'émission de gaz toxique NOx pour cette même production.

Tableau IV.4 : Résultats de New, ANN et HNN pour les six générateurs du réseau.

Variable	New-OPF	ANN-OPF	HNN
P_{g1} *(MW)*	132.27	132.258	131.24
P_{g2} *(MW)*	56.52	56.5147	53.06
P_{g5} *(MW)*	25.17	25.1674	23.74
P_{g8} *(MW)*	35.00	34.9968	33.51
P_{g11} *(MW)*	21.24	21.2382	20.49
P_{g13} *(MW)*	20.52	20.5184	27.00
Puissance totale (MW)	**290.73**	**290.6934**	**289.05**
Pertes actives (MW)	**7.329**	**7.2934**	**5.650**
Coût de Génération ($/hr)	**820.729**	**820.637**	**817.61**
Emission de gaz (ton/hr)	**0.2538**	**0.2537**	**0.2514**
Coût total ($/hr)	**960.4873**	**960.390**	**956.045**

En effet, on a comparé le coût optimal calculé individuellement dans les tableaux IV.2 et IV.3 avec celui du tableau IV.4, on trouve que le coût total de l'essai 3 est meilleur que les coûts de l'essai 1 et 2, tandis que le taux d'émissions de l'essai 2 est meilleur que celui de l'essai 1 et 3. Nous avons réalisé dans l'essai 1 une diminution de 1.356 Tonne/jour de gaz toxique (NOx, SO2, CO2, CO) émis dans l'atmosphère par contre l'essai 3 nous permet de gagner à peu près 2754.45 $/jour. Compte tenu des enjeux actuels concernant l'environnement, il est préférable de favoriser la minimisation de l'émission de gaz toxique que le coût du combustible.

La figure IV.11 montre les valeurs des puissances générées par les six générateurs optimisées par la méthode de réseaux de neurones basée sur l'algorithme de Hopfield. On remarque que toutes les valeurs sont dans leurs limites admissibles.

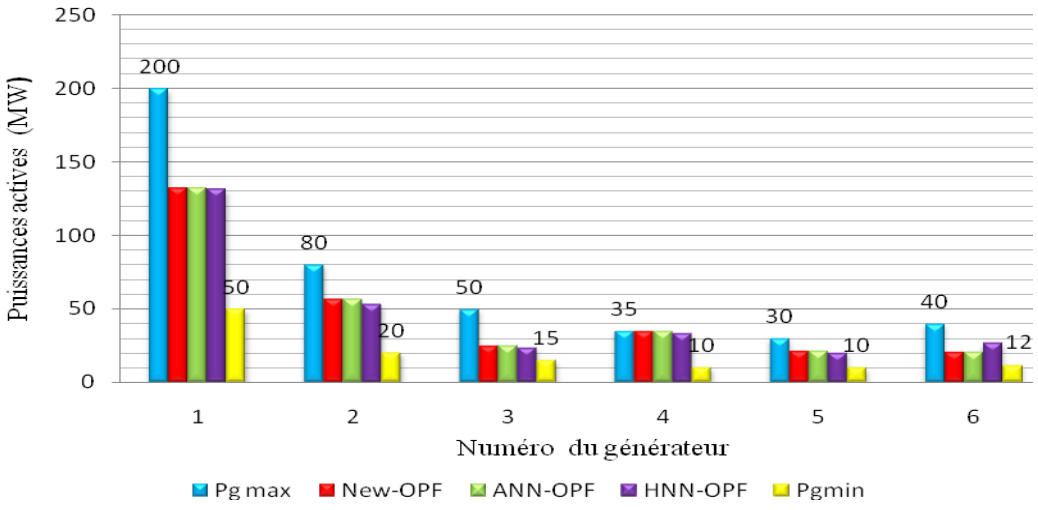


Figure IV.11 : Puissances actives générées du réseau électrique à 30 jeux de barre.

Tableau IV.5 : Comparaison des coûts totaux obtenus après chaque test.

Méthode	$w_1=1$ $w_2=0$	$w_1=0$ $w_2=1$	$w_1=1$ $w_2=1$
New-OPF	**984.60**	**1074.841**	**960.487**
ANN-OPF	**984.524**	**1074.724**	**960.390**
HNN-OPF	**983.43**	**1070.814**	**956.045**

Tableau IV.6 : Comparaison d'émission de gaz obtenus après chaque test.

Méthode	$w_1=1$ $w_2=0$	$w_1=0$ $w_2=1$	$w_1=1$ $w_2=1$
New-OPF	**0.3249**	**0.1949**	**0.2538**
ANN-OPF	**0.3248**	**0.1949**	**0.2537**
HNN-OPF	**0.3269**	**0.1959**	**0.2514**

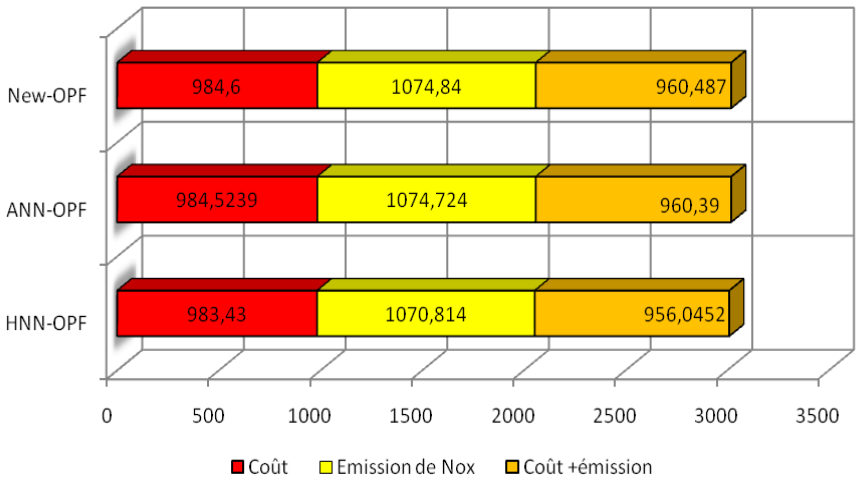


Figure IV.12 : Coût total obtenus après chaque test**.**

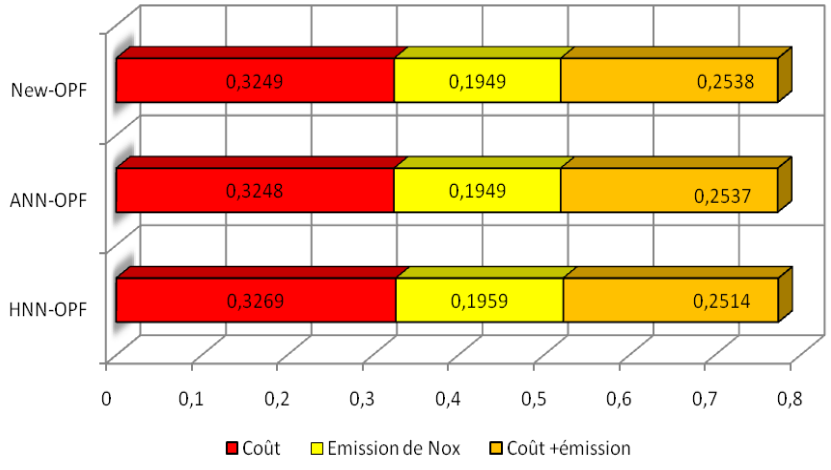


Figure IV.13 : Emission de gaz obtenus après chaque test.

Les tableaux IV.5 et IV.6 présente une comparaison entre les résultats trouvés par HNN-OPF et celle trouvées par l'algorithme de Newton et l'algorithme basé sur le réseau de neurone (New-OPF et ANN-OPF). On remarque que le coût total dans le cas ou on veut minimiser seulement le taux d'émission du gaz toxique (w_1=0, w_2=1) est plus élevé que dans le cas de minimisation du coût de production (w_1=1, w_2=0) avec un ratio de 8.16 %. Mais la valeur de taux d'émission qui correspond à (w_1=0, w_1=1) est plus réduite que celle du cas (w_1=1,w_2=0) avec un pourcentage de 40.04%. Vu l'intérêt actuel de la protection d'environnement des gaz toxiques, on propose alors de minimiser en même temps le coût de production et le taux d'émission de gaz avec la même égalité d'intérêt qui correspond à (w_1=1, w_2=1). On remarque dans ce cas que le coût total est le meilleurs avec une valeur de 956.045 $/h avec un taux d'émission acceptable (0.2514 ton/h).

IV.7 Conclusion

Dans ce chapitre, Les réseaux de neurone dynamique de type Hopfield ont été présentés en détail. Pour deux réseaux électriques, l'un de six jeux de barre et l'autre de trente (IEEE30), l'application de HNN, pour résoudre le problème d'EED, a prouvé son efficacité et sa précision comparativement aux techniques vues dans les chapitres précédents à savoir la méthode de Newton et réseau de neurone statiques. Aussi, la validation par simulation montre que la méthode HNN peut être facilement appliquée à l'économie des émissions de problèmes de répartition.

Conclusion Générale

Ce travail nous a permis d'étudier la base théorique du problème de la répartition optimale de puissance (OPF) dans les réseaux électriques. Pour résoudre ce problème, dans le premier chapitre, on a introduit en premier temps le concept général de la modélisation des systèmes électriques en traitant l'écoulement statique des charges ou de puissance (Power Flow) ainsi que l'étude du problème de la répartition de charges qui occupe une partie très importante dans la procédure de commande et contrôle des réseaux électriques et l'application des méthodes numériques(classiques) les plus utilisées à savoir Newton-Raphson et de Gauss-Seidel et cela pour deux réseaux électriques l'un de six jeux de barres et l'autre de trente (IEEE30).

Dans le deuxième chapitre, on a détaillé le problème de l'écoulement de puissance optimal. Pour y remédier, la méthode du multiplicateur de Lagrange, de Newton, et celle de la programmation linéaire ont été appliquées sur les deux réseaux électriques cités auparavant. Ensuite on a utilisé les mêmes méthodes pour minimiser la fonction multi-objective du cout d'un réseau IEEE30 qui tient en compte l'effet de l'émission (dispatching économique environnemental : EED).

Les systèmes de puissance réels présentent des incertitudes dans les contraintes de fonctionnement, comme par exemple, les puissances transmises par les lignes de transport, qui sont considérées comme des contraintes souples, pouvant êtres dépassées, si le besoin se fait sentir. Les techniques classiques ne sont pas convenables pour traiter ce type de contraintes, ce qui nous a incités à développer un modèle plus réaliste, d'où le recours à l'application des réseaux de neurones.

Au chapitre trois, on a donné un aperçu sur les réseaux de neurones, leur définition et leur architecture, ainsi que l'opération d'apprentissage puis une application d'un réseau neuronal de type MLP a été faite pour :

1. L'optimisation d'une fonction coût pour le combustible puis l'émission séparément.
2. L'optimisation multi-objective : qui consiste à ajouter à l'optimisation économique un autre problème d'optimisation des émissions.

Cette application proposée commence par choisir l'architecture du réseau ainsi que les entrées (puissances demandées), les sorties (puissances générées) et l'algorithme

d'apprentissage du réseau. Les validations par simulation ont montré clairement l'utilité de ce réseau néanmoins l'apprentissage reste une étape indispensable durant laquelle les poids et les biais vont être ajustés pour la production des sorties désirées.

Quant au dernier chapitre, on a présenté en détail les réseaux dynamiques de type Hopfield qui sont employés pour substituer les réseaux de neurone statiques tout en leur attribuant le rôle de produire les valeurs optimales des puissances.

La méthode proposée a été testée sur des réseaux électriques précédents. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et confirment la validité et l'efficacité de ce réseau ainsi que sa rapidité de convergence vers l'optimum global comparativement aux méthodes étudiées auparavant.

En perspective, et pour la continuité de ce travail, on propose :

- L'optimisation d'autres fonctions objectives, comme la puissance réactive, les pertes de puissances actives en utilisant des techniques intelligentes.
- La réalisation pratique d'un circuit électrique représentant la structure du réseau neuronal dynamique de Hopfield pour l'appliquer dans le domaine d'optimisation.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[1] Es .GH . Shahraki « Apport de l'UPFC à l'amélioration de la stabilité transitoire des réseaux électriques » thèse de doctorat. Université Henri Poincaré, Nancy-I. 2003.

[2] S. Sayah **«**Application des ensembles flous à la répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques **»** Mémoire de magistère .Université Ferhat Abbas de Sétif 2005.

[3] Z. Woo Geem « Optimal cost design of water distribution networks using harmony search», Drive #6133, Rock ville, MD20850, USA (Received 1February 2005).

[4] R. Yokoyama, Bae SH, Morita T, Sasaki H. « Multiobjective Generation Dispatch Based on Probability Security Criteria. » (IEEE Trans Power Syst, 1988; 3(1), (17–24).

[5] A. Farag, S. Al-Baiyat, TC Cheng. «Economic Load Dispatch Multiobjective Optimization procedures Using Linear Programming Techniques» (IEEE Trans Power Syst 1995; 10 (2):731–738.

[6] G. R. Davison « Dividing Load between Units», Electrical World, No.23, December 1922.

[7] M. J Steinberg et T. Smith « The Theory of Incremental Rates » Electrical Engineering, March, 1934.

[8] H. W Kahn et A. W Tucker. « Nonlinear Programming », Proceedine of 2nd Berkeley Symposium on Math. Sat.and Prob. Berkely, 1951.

[9] J. Carpentier « Contribution à 1'Etude du Dispatching Economique » Bulletin de la Société Française des Electriciens, Vol. 3, Aug. 1962.

[10] H. W Dommel et W. T Tinney « Optimal Power Flow Solutions », IEEE Transactions on Power Svstems, Vol. 87, No. IO, October 1968.

[11] M. Bounou. « Contribution à l'exploitation robuste des réseaux électriques par la méthode de taguchi » thèse de doctorat. École polytechnique de Montréal 1997.

[12] L. Slimani « Optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode de Colonie de Fourmis », Mémoire de Magister, Université de Sétif, 2006.

[13] W.D. Stevenson « Elements of Power System Analysis », New York, NY: McGraw Hill, Inc, 1994.

[14] L. Gyugyi**,** « A Unified Power-Flow Control Concept for Flexible AC Transmission Systems » .lEEE Proc.- C,Vol. 139, No. 4, July 1992**.**

[15] J M. Glachant, « Les réseaux électriques et les conséquences économiques de la dérégulation » Adis working paper n° 2001- 02.

[16] A .Messaoudi « Dispatching économique des réseaux électriques par les méthodes numériques ». Mémoire de Magister, Université de Batna ,2001.

[17] B. Tarek. « Application de la programmation orientée objet à l'optimisation de l'écoulement de puissance » , Thèse de doctorat d'état, Université de Batna, 2004.

[18] C**.** Raphaël « Gestion de la production décentralisée dans les réseaux de distribution » Thèse de doctorat Institut national polytechnique de Grenoble, France.2004.

[19] G. Madhu « GA based optimal power flow solutions » Master Thesis of Engineering in Power Systems & Electric Drives , Thapar University, Patiala ,2008.

[20] J. Daniel Weber « implementation of a newton-based optimal power flow into a power system simulation environment » Master Thesis , University of Illinois at Urbana-Champaign, 1997.

[21] R. P. Guerrero « Differential evolution based powerdispatch algorithms » Master thesis Univesrty of Puerto Rico Mayaguez Campus .2004.

[22] L. Abdelhakem-Koridak, M. Rahli et R.Ouidir, «Application des Algorithmes Génétiques à la Répartition Optimale des Puissances dans un Réseau d'Energie Electrique », CIMASI' 2002, du 23 au 25 Octobre 2002 , Casablanca, Maroc).

[23] K. Seok Lee et Z. Woo Geem « A new structural optimization method based on the harmony search algorithm», College Park, MD20742, USA Received 14 April 2003; accepted 6January 2004.

[24] Y. M Chen. et W.Shiang Wang « A particle swarm approach to solve environmental/economic dispatch problem **»** International Journal of Industrial Engineering Computations 1 (2010) 157–172

[25] Neural Network User's guide, Matlab 6.1.0.450(R12.1), Matworks Inc.1984-2001.

[26] K. Benlarbi, « Optimisation floue, neuronale et neuro-floue d'un système de pompage photovoltaïque entrainé par différents machines électriques » thèse de magister, Université de Batna 2001.

[27] A. Aimad **«** réalisation d'une commande numérique avec différentes stratégies de commande et identification par les réseaux de neurones artificiels. Application au réglage de température » Mémoire de Magister , Université de Boumerdes .2008.

[28] M.T. Hagan, H.B. Demuth et M. Beale, «Neural Network Design», PWS Publishing Company, 1995.

[29] J. Hopfield « Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities » P.N.A.S. USA, vol. 79 (1982), 2554-2558.

[30] T. Kohonen « Self-Organization and Associative Memory », Springer Verlag, (1989).

[31] F. Rosenblatt, « The perceptron a perceiving and recognizing automaton », Tech. Report 85-460-1, Cornell Aeronautical Laboratory, Ithaca, N.Y., 1957.

[32] D. Djamel « Commande avec optimisation de l'énergie de la machine asynchrone » Mémoire de Magister,Université Oum El Bouaghi,2006.

[33] O. Benzaim « Techniques Multi-port pour la Conception et la Réalisation de Systèmes Micro-ondes dédiés à l'Evaluation Non Destructive de matériaux » thèse de doctorat, Universite de Lille 1 Sciences & Technologies ,2009.

[34] J.J. Hopfield and D.W. Tank, « Neural computations of decisions in optimization problems», Biological Cybernetics, Vol. 52, No. 3, pp. 141-152, 1985.

[35] J.J. Hopfield and D.W. Tank, « Simple neural optimization networks: An A/D converter, signal decision network, and a linear programming circuit », IEEE Trans. on Circuit and Systems, CAS-33, pp. 533-541, May 1986.

[36] G. Singh, S.C. Srivastava, P.K. Kalra and D.M. Vinod Kumar, « Fast approach to artificial neural network training and its application to economic load dispatch »", Electric Machines and Power Systems, Vol. 23, pp. 13-24, 1995.

[37] J.J. Hopfield, « Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state Neurons », Proceedings of National Academy of Sciences, Vol. 81, pp. 3088-3092, 1984.

[38] J. Kumar and G.B. Sheble, « Clamped state solution of artificial neural network for real-time economic dispatch », IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, No. 2, pp. 925-931, May 1995.

[39] R.G. Ogier and D.A. Beyer, « Neural network solution to the link scheduling problem using convex relaxation », Proc. of the IEEE Global Telecommunications Conference, pp. 1371-1376, San Diego, 1990.

[40] L.R. Medsker, L.C. Jain, « Recurrent Neural Networks Design and Applications», CRC Press, New York, 2001.

[41] T. Yalcinoz et H. Altun « Comparison of Simulation Algorithms for the Hopfield Neural Network: An Application of Economic Dispatch » Turk J Elec Engin, VOL.8, NO.1 2000.

[42] S. Balakrishnan, P.S. Kannan « On-line emission and economic load dispatch using adaptive Hopfield neural network » Elsevier Science B.V. All rights reserved. 2002.

[43] I. N. da Silva, L Nepomuceno et T M. Bastos « An efficient Hopfield network to solve conomic dispatch problems with transmission system representation » Electrical Power and Energy Systems 26 (2004) 733–738

ANNEXE A

1. Définition du MATPOWER :

Ce logiciel (MATPOWER) est créé par Ray Zimmerman et Deqiang Gan de PSERC en Université de Cornell sous la direction de Robert Thomas .Son but principal est de fournir un outil de simulation sous MATLAB facile à l'utilisation et à la modification. De ce fait, il doit posséder un bon résultat tant en analyse mathématique qu'en analyse numérique et en analyse statique, en vue d'une meilleure compréhension des phénomènes et donc d'une meilleure utilisation de ce moyen de résolution.

MATPOWER est un ensemble des fichiers d'éditeur du MATLAB (M-files) exécutés sous le logiciel MATLAB pour résoudre les problèmes des réseaux électriques tels que l'écoulement de puissance et l'écoulement de puissance optimal. Ce logiciel n'est employé que pour les versions modernes du MATLAB (Version 5.3 et plus).

2. Différentes instructions du MATPOWER :

Pour notre travail, on a choisi deux instructions qui nous paraissent plus importantes:

A- Problème de l'écoulement de puissance (PF) :

Pour résoudre ce problème on utilise l'instruction suivante : **runpf** ('case').

runpf : instruction composée de deux termes (run, pf)

run : exécuter.

pf : power **f**low (écoulement de puissance).

('case9') : Le nom du fichier contenant les données du réseau à étudier, généralement le numéro qui suit le mot « case » indique le nombre des jeux de barres du réseau.

B- Problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) :

On utilise l'instruction **runopf** ('case9').

opf : Optimal **P**ower **F**low (écoulement de puissance optimal)

Pour obtenir l'aide du MATPOWER on peut écrire le mot "help" suivi du nom de commande du MATPOWER.

Ex : pour obtenir l'aide sur l'instruction **runopf** il suffit d'écrire l'expression suivante :

» help runopf

ANNEXE B

Tableau 1 : Données des branches du réseau électrique à 6 JB.

N°	La branche		R *(p.u)*	X *(p.u)*	$B/2$ *(p.u)*
	Du	Au			
1	1	2	0.10	0.20	0.04
2	1	4	0.05	0.20	0.04
3	1	5	0.08	0.30	0.06
4	2	3	0.05	0.25	0.06
5	2	4	0.05	0.10	0.02
6	2	5	0.10	0.30	0.04
7	2	6	0.07	0.20	0.05
8	3	5	0.12	0.26	0.05
9	3	6	0.02	0.10	0.02
10	4	5	0.20	0.40	0.08
11	5	6	0.10	0.30	0.06

Tableau .2 : Données techniques et économiques des générateurs

JB	P_{gi} max (MW)	P_{gi} min (MW)	α_i ($/hr)	β_i ($/MWhr)	γ_i ($/MW^{2}hr)
1	200	50	213.1	11.669	0.00533
2	150	37.5	200	10.333	0.00889
3	180	40	240	10.833	0.00741

Tableau .3 : Données des jeux de barres du réseau électrique à 6 jb.

JB	Type de JB	$v(i)$ (p.u)	$\theta(i)$ (°)	P_{gi} (MW)	Q_{gi} (Mvar)	P_{di} (MW)	Q_{di} (Mvar)	Q_i min (Mvar)	Q_i max (Mvar)
1	*Réf*	1.05	0.00	0.000	00.00	00.00	00.00	-100	100
2	*PV*	1.05	0.00	50.00	00.00	00.00	00.00	-100	100
3	*PV*	1.07	0.00	60.00	00.00	00.00	00.00	-100	100
4	*PQ*	1.00	0.00	0.000	00.00	70.00	70.00	00.00	00.00
5	*PQ*	1.00	0.00	0.000	00.00	70.00	70.00	00.00	00.00
6	*PQ*	1.00	0.00	0.000	00.00	70.00	70.00	00.00	00.00

Tableau .4 : Données des branches du réseau électrique IEEE30.

N°	La branche		*R* *(p.u)*	*X* *(p.u)*	*B* / 2 *(p.u)*
	Du	Au			
1	1	2	0.02	0.06	0.03
2	1	3	0.05	0.19	0.02
3	2	4	0.06	0.17	0.02
4	3	4	0.01	0.04	0.004
5	2	5	0.05	0.20	0.02
6	2	6	0.06	0.18	0.02
7	4	6	0.01	0.04	0.00
8	5	7	0.05	0.12	0.01
9	6	7	0.03	0.08	0.01
10	6	8	0.01	0.04	0.009
11	6	9	0.00	0.21	0.004
12	6	10	0.00	0.56	0.00
13	9	11	0.00	0.21	0.00
14	9	10	0.00	0.11	0.00
15	4	12	0.00	0.26	0.00
16	12	13	0.00	0.14	0.00
17	12	14	0.12	0.26	0.00
18	12	15	0.07	0.13	0.00
19	12	16	0.09	0.20	0.00
20	14	15	0.22	0.20	0.00
21	16	17	0.08	0.19	0.00

N°	La branche		*R* *(p.u)*	*X* *(p.u)*	*B* / 2 *(p.u)*
	Du	Au			
22	15	18	0.11	0.22	0.00
23	18	19	0.06	0.13	0.00
24	19	20	0.03	0.07	0.00
25	10	20	0.09	0.21	0.00
26	10	17	0.03	0.08	0.00
27	10	21	0.03	0.07	0.00
28	10	22	0.07	0.15	0.00
29	21	22	0.01	0.02	0.00
30	15	23	0.10	0.20	0.00
31	22	24	0.12	0.18	0.00
32	23	24	0.13	0.27	0.00
33	24	25	0.19	0.33	0.00
34	25	26	0.25	0.38	0.00
35	25	27	0.11	0.21	0.00
36	28	27	0.00	0.40	0.00
37	27	29	0.22	0.42	0.00
38	27	30	0.32	0.60	0.00
39	29	30	0.24	0.45	0.00
40	8	28	0.06	0.20	0.02
41	6	28	0.02	0.06	0.01

Tableau .5 : Données techniques et économiques des générateurs

N° jb	P_{gi} min (MW)	P_{gi} max (MW)	α_i ($/MW.hr)	β_i ($/MW.hr)	γ_i ($/MW.hr)
1	50	200	00	2.00	0.00375
2	20	80	00	1.75	0.0175
5	15	50	00	1.00	0.0625
8	10	35	00	3.25	0.00830
11	10	30	00	3.00	0.025
13	12	40	00	3.00	0.025

Tableau .6 : Données des jeux de barres du réseau électrique IEEE30

JB	Type de JB	$v(i)$ (p.u)	$\theta(i)$ (°)	P_{Gi} (MW)	Q_{Gi} (Mvar)	P_{Di} (MW)	Q_{Di} (Mvar)	Q_i min (Mvar)	Q_i max (Mvar)
1	*Réf*	1.06	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	-20.00	150.00
2	*PV*	1.043	0.00	79.764	27.687	21.70	12.70	-20.00	60.00
3	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	2.40	1.20	0.000	0.000
4	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	7.60	1.60	0.000	0.000
5	*PV*	1.01	0.00	50.00	21.544	94.50	19.00	-15.00	62.50
6	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	0.000	0.000
7	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	22.80	10.90	0.000	0.000
8	*PV*	1.01	0.00	20.00	22.933	30.00	30.00	-15.00	48.70
9	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	0.000	0.000
10	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	5.80	2.00	0.000	0.000
11	*PV*	1.082	0.00	20.00	38.883	00.00	00.00	-15.00	44.70
12	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	11.20	7.50	0.000	0.000
13	*PV*	1.071	0.00	20.00	40.345	00.00	00.00	-10.00	40.00
14	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	6.20	1.60	0.000	0.000
15	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	8.20	2.50	0.000	0.000
16	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	3.50	1.80	0.000	0.000
17	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	9.00	5.80	0.000	0.000
18	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	3.20	0.90	0.000	0.000
19	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	9.50	3.40	0.000	0.000
20	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	2.20	0.70	0.000	0.000
21	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	17.50	11.20	0.000	0.000
22	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	0.000	0.000
23	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	3.20	1.60	0.000	0.000
24	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	8.70	6.70	0.000	0.000
25	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	0.000	0.000
26	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	3.50	2.30	0.000	0.000
27	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	0.000	0.000
28	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	00.00	00.00	0.000	0.000
29	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	2.40	0.90	0.000	0.000
30	*PQ*	1.00	0.00	0.000	0.000	10.60	1.90	0.000	0.000

ANNEXE C

I. Algorithmes d'optimisation

Pour remédier le problème d'OPF, il existe dans la littérature plusieurs algorithmes d'optimisation à savoir :

A. Méthodes du premier ordre

Les méthodes dites du premier ordre sont fondées sur le calcul du gradient de la fonction de coût $F(x)$ par rapport au vecteur des paramètres $X = (x_1, x_2, ..., x_m)^T$. Par définition, celui-ci s'écrit :

$$\nabla F(x) = \left(\frac{\partial F(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial F(x)}{\partial x_2}, ..., \frac{\partial F(x)}{\partial x_m} \right)^T$$

Le principe de la méthode est alors de mettre à jour le vecteur des paramètres X par la formule suivante :

$$x_{k+1} = x_k - \mu_k \nabla F(x_k)$$

Où l'exposant k est le numéro de l'itération, et où le scalaire μ_k est appelé pas du gradient. Suivant la valeur du pas du gradient μ_k, on distingue deux variantes :

• ***Méthode du gradient à pas constant*** *:* Dans cette variante, le pas du gradient est fixé à une valeur constante $\mu_k = \mu$. La direction de descente est donc simplement l'opposé de celle du gradient, ce qui garantit une décroissance de la fonction de coût, à condition que le pas μ soit bien choisi. En effet, une grande valeur de cette quantité assure une décroissance rapide, mais peut provoquer un phénomène d'oscillation autour du minimum de F, tandis qu'une petite valeur de μ requiert un grand nombre d'itérations pour atteindre le minimum.

• ***Méthode du gradient à pas asservi*** *:* Pour tenir compte de la décroissance de la norme du gradient au voisinage du minimum, de nombreuses heuristiques ont été proposées; par exemple, il est possible d'adapter le pas du gradient par la formule suivante :

$$\mu_k = \mu(1 + |\nabla F|)$$

Où μ est un paramètre constant (typiquement, $\mu = 10^{-3}$). Cette méthode conduit à une valeur importante du pas du gradient, et donc à une décroissance rapide, loin du minimum (c'est-à-dire pour de grandes valeurs de la norme du gradient), et garantit d'autre part la convergence au voisinage du minimum, compte tenu de la faible valeur de μ.

B. **Méthodes du second ordre**

Dans le paragraphe précédent, nous avons exposé différentes méthodes fondées sur la seule estimation du gradient de la fonction de coût. On peut également établir une procédure de minimisation itérative fondée sur un développement limité au second ordre au voisinage du vecteur x_k obtenu à l'itération *k* :

$$F(x_{k+1}) \approx F(x_k) + \nabla F^T(x_k)(x_{k+1} - x_k) + \frac{1}{2}(x_{k+1} - x_k)^T H(x_k)(x_{k+1} - x_k)$$

Où $H(x_k)$ est la matrice Hessienne de la fonction de coût *F*, définie par :

$$H(x_k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 F}{(\partial x_{1k})^2} & \frac{\partial^2 F}{\partial x_{1k}\partial x_{2k}} & \ldots\ldots & \frac{\partial^2 F}{\partial x_{1k}\partial x_{km}} \\ \ldots\ldots & \ldots\ldots & \ldots\ldots & \ldots\ldots \\ \ldots\ldots & & & \\ & \ldots\ldots & \ldots\ldots & \ldots\ldots \\ \frac{\partial^2 F}{\partial x_{mk}\partial x_{1k}} & \frac{\partial^2 F}{\partial x_{mk}\partial_{x2}k} & \ldots\ldots & \frac{\partial^2 F}{(\partial x_{mk})^2} \end{bmatrix}^T$$

Supposons que x_{k+1} soit un minimum de la fonction de coût. Le gradient de celle-ci est donc nul, ce qui s'écrit :

$$0 = \nabla F^T(x_k) + H(x)(x_{k+1} - x_k)$$

On obtient donc l'estimation itérative recherchée :

$$x_{k+1} = x_k - H^{-1}(x_k)\nabla F^T(x_k)$$

Si la matrice hessienne est inversible. Pour que la direction de mise à jour des paramètres corresponde effectivement à une direction de descente, il est nécessaire que la matrice Hessienne soit définie positive (ce qui assure par ailleurs son inversibilité, et le fait que l'inverse est également définie positive). Cette méthode de recherche itérative du minimum, appelée méthode de Newton, présente de très bonnes propriétés de convergence au voisinage du minimum, mais nécessite l'inversion d'une matrice, ce qui peut s'avérer lourd en termes de temps de calcul. Cependant, cette augmentation du temps de calcul pour une itération (par comparaison à la formule de mise à jour des paramètres) est compensée par la diminution du nombre d'itérations nécessaires. D'un point de vue pratique, il est donc préférable de mettre en œuvre dans un premier temps des méthodes du premier ordre, de manière à s'approcher du minimum, avant d'utiliser cette approximation du deuxième ordre. Sur la base de cette approximation dite de Newton, plusieurs algorithmes ont été développés :

- L'algorithme de Newton , l'algorithme de type quasi-newton, l'algorithme de BFGS. et l'algorithme de Levenberg-Marquardt.