



جامعة بجاية
Tasdawit n'Gayet
Université de Béjaïa



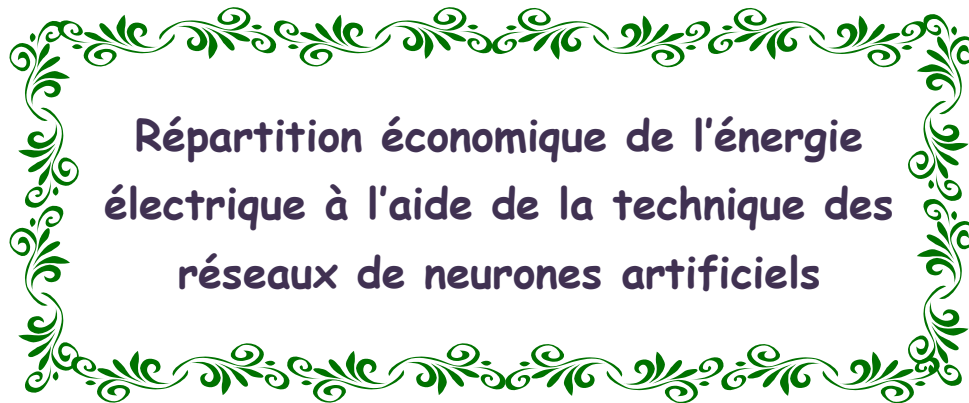
République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Abderrahmane MIRA de Béjaïa
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique



Projet de fin d'étude

Sous le thème



Répartition économique de l'énergie
électrique à l'aide de la technique des
réseaux de neurones artificiels

Master en Electrotechnique
Option : Réseaux Electriques

Réalisé par :

M^r. MECHAHEB Djamel

M^r. HAMMACHE Md. Arab

Encadré par :

M^{me} N. AOUZELLAG



Promotion 2012/2013



Dédicaces

A celle pour qui mon cœur, depuis ma naissance, n'a pu éprouver qu'amour et reconnaissance, à celle qui a donné un sens à mon existence en m'offrant une éducation digne de confiance, A ma chère mère,

A mon père, pour son amour et son affection et pour bien plus que je ne saurai dire, Merci père. Que Dieu vous protège.

A ceux qui n'ont jamais cessé de me soutenir et m'encourager.

A ceux qui leur amour m'a donné la volonté d'aller toujours de l'avant.

A mes très chers frères, A mes très chères sœurs.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

A tous mes collègues.

Je dédie ce travail.

Mohend



Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail à toutes
personnes que j'aime :*

- ❖ *A mes chers parents, qui n'ont jamais cessé d'apporter leurs soutiens et encouragements depuis mon existence.*
- ❖ *A mes biens aimés,
mes sœurs : Dinouche, Kahina et ces enfants.
mes frères : Mohamed, Nacer, Aziz, Karim, Samir
et Boubekeur.*
- ❖ *A toute ma famille grand et petit.*
- ❖ *A toute la famille Morsli, Moilek et Khaldi.*
- ❖ *A toute la promotion R.E (2012-2013).*
- ❖ *A tous mes proches et mes amis de près ou de loin que je n'ai pas cité leurs nom dans ces dédicaces.*
- ❖ *A tous ceux qui ont contribué de près ou de loin et qui ont été d'un grand soutien.*

Djamel

Remerciements

Avant tout, nous remercions le bon Dieu, le tout puissant de nous avoir donné la patience et la force nécessaire pour mener à terme ce travail.

Ensuite, nous voudrions exprimer notre reconnaissance à Mme N. Aouzellag, Maitre de conférence à l'université Tharga Ouzemmour de Bejaïa, pour la confiance qu'elle nous a témoignée tout au long de ce travail, sa disponibilité, son dynamisme, ses conseils judicieux et ses suggestions, qui nous ont beaucoup inspirés, Qu'elle trouve ici notre profonde gratitude.

Qu'il nous soit permis d'exprimer ici nos meilleurs salutations, aux membres de Jury Mme S. Mouhoubi et Mme S. Medjahed, qui nous feront le plaisir et l'honneur, d'avoir accepté d'évaluer notre travail. Nous les remercions d'avance pour leurs remarques et suggestions.

Nous tenons à remercier vivement les membres de notre famille qui nous ont toujours encouragés et plus particulièrement, nos parents pour leur dévouement et leur soutien inconditionnel tout au long de ces longues années d'étude.

Enfin, il serait particulièrement ingrat de ne pas remercier tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire, de même que ceux qui ont participé à notre formation, qu'ils trouvent ici, l'expression de notre profonde gratitude.

Sommaire

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre I

Généralités sur les systèmes de production-transport de l'électricité

I.1	Introduction.....	3
I.2	Composants d'un système de production transport de l'électricité (SPTE)	3
I.2.1	Production	4
I.2.2	Classification des réseaux d'énergie électrique.....	6
I.2.3	Les charges	10
I.3	Centre de contrôle ou dispatching	11
I.3.1	Description du centre de contrôle	12
I.3.2	Système de contrôle de surveillance et acquisition de données (SCADA).....	12
I.4	Caractéristiques des systèmes électriques	13
I.4.1	Equilibre du système électrique.....	13
I.4.2	Déséquilibre du système électrique	13
I.4.3	Limites thermiques des lignes électriques en fonctionnement normal	14
I.4.4	La tenue de tension	14
I.5	Conclusion	15

Chapitre II

Etude des méthodes classiques appliquées au calcul de la répartition de puissance

II.1	Introduction.....	16
II.2	Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal.....	16
II.2.1	Dispatching économique	17
II.2.2	La fonction coût.....	17
II.3	Dispatching économique sans pertes.....	18
II.3.1	La méthode de Kuhn-Tucker.....	18
II.3.2	La méthode du gradient.....	20
II.3.3	La méthode d'itération de Lambda	22
II.4	Dispatching économique avec des pertes constantes	24

II.5	Dispatching économique avec les pertes en fonction des puissances générées	24
II.5.1	Calcul des pertes dans les lignes.....	25
II.5.2	Calcul des coefficients B_{ij}	27
II.5.3	Solution du DE avec pertes par la méthode de Lagrange	29
II.5.4	Solution du DE avec pertes par la méthode de Newton-Raphson.....	30
II.4	Application des contraintes d'inégalité	32
II.5	Conclusion	33

Chapitre III

Réseaux de neurones artificiels

III.1	Introduction.....	34
III.2	Historique.....	35
III.3	Applications	36
III.4	Analogie entre les systèmes neuronaux biologiques et artificiels.....	36
III.4.1	Neurones biologiques	36
III.4.1.1	Description	36
III.4.1.2	Communication entre neurones	37
III.4.2	Neurone artificiel	38
III.4.3	Les fonctions d'activation.....	40
III.5	La topologie des connexions.....	42
III.5.1	Réseaux Multicouche	42
III.5.2	Réseau à connexions locales.....	42
III.5.3	Réseau à connexions récurrentes	43
III.5.4	Réseau à connexions complètes.....	43
III.6	Apprentissage des réseaux de neurones.....	44
III.6.1	Apprentissage supervisé	44
III.6.2	Apprentissage non supervisé	45
III.7	Règle de Lippmann pour le choix d'un modèle	45
III.8	Les règles d'apprentissage	45
III.9	Le modèle mathématique de la rétro-propagation	47
III.10	L'algorithme d'apprentissage	48
III.11	Avantages et inconvénients des RNA	49
III.12	Conclusion	50

Chapitre IV

Application des RNA pour le calcul du dispatching économique

IV.1	Introduction.....	51
IV.2	Caractéristiques du réseau test.....	52
IV.3	Données du réseau.....	53
IV.4	Calcul du dispatching économique avec pertes	55
IV.4.1	Application de la méthode classique de NR.....	55
IV.4.2	Application du réseau de neurones artificiel.....	58
IV.4.3	Test de réseau	61
IV.5	Conclusion	64
	Conclusion générale	65

Liste des figures

Fig. I-1: Schéma de principe d'un système production transport de l'électricité	4
Fig. I-2: Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production.....	5
Fig. I-3.a : Réseau radial	9
Fig. I-3.b : Réseau bouclé	9
Fig. I.3.c : Réseau arborescent	9
Fig. I.3.d : Réseau maillé	9
Fig. I-4 : Un exemple de la courbe de charge journalière du système électrique.....	10
Fig. I-5: Une structure simplifiée d'un centre typique de SCADA.	12
Fig. II-1 : La méthode du gradient.....	21
Fig. II-2 : Changement de λ en fonction de la puissance de sortie	24
Fig. II-3 : Ligne avec un générateur.....	25
Fig. II-4 : Ligne avec deux générateurs	25
Fig. II-5 : Ligne avec trois générateurs	26
Fig. III-1 : Représentation d'un neurone biologique	37
Fig. III-2 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.....	38
Fig. III-3 : Réseau de neurone artificiel	39
Fig. III-4 : Réseau de neurone artificiel avec entrée du seuil.....	40
Fig. III-5 : Les fonctions d'activation du neurone les plus utilisées.....	41
Fig. III-6 : Un réseau multicouche.....	42
Fig. III-7 : Réseau à connexions locales.	43
Fig. III-8 : Réseau à connexions récurrentes.	43
Fig. III-9 : Réseau à connexions complètes	43
Fig. III-10 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.....	44
Fig. III-11 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.	45
Fig. IV-1 : Réseau IEEE 26 jeux de barre.....	52
Fig. IV-2 : Courbes quadratiques des 6 générateurs	54
Fig. IV-3 : Le coût incrémental en fonction des puissances générées.	55
Fig. IV-4 : Histogramme représentant les puissances optimales sans et avec pertes	56
Fig. IV-5 : Représentation matricielle du réseau de neurones utilisé.	59
Fig. IV-6 : Représentation de la sortie calculée et désirée P_{G1} en fonction de l'entrée.....	60
Fig. IV-7 : Représentation des résultats de test classique et R.N.A. $P_{tot} = f(P_D)$	62
Fig. IV-8 : Représentation des résultats de test classique et R.N.A. $P_{Gi} = f(P_D)$	63

Liste des tableaux

Tab. III-1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel	38
Tab. IV-1 : Données des lignes.....	53
Tab. IV-2 : Données des puissances minimales et maximales ainsi que les coefficients de la fonction coût des générateurs	53
Tab. IV-3 : Les puissances demandées P_D et les valeurs initiales des puissances des centrales ..	55
Tab. IV-4 : Puissances optimales sans et avec pertes	56
Tab. IV-5 : Résultats du D.E. classique pour 15 échantillons de la puissance demandée	60
Tab. IV-6 : Représentation de X_{test} et T_{test} du programme classique	61
Tab. IV-7 : Représentation des X_{test} et Y_{test} du programme R.N.A	62

Introduction générale

Introduction générale

L'énergie est la base de toute activité humaine. Actuellement, la très grande majorité de l'énergie électrique consommée dans le monde est acheminée par l'ensemble des réseaux électriques existants. Le développement technologique a contribué à une augmentation de la consommation d'énergie qui a eu pour conséquence un accroissement des puissances à générer et à transporter. 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.

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, et parfois, il est connu comme le problème du dispatching économique.

La complexité du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance surtout dans un environnement de marché d'électricité libre, avec l'apparition de nouvelles contraintes en matière de réduction des émissions de gaz polluant (Protocole de Kyoto, 2005) et l'utilisation de sources d'énergies renouvelables, fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques. Les métaheuristiques constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée puisque elles sont des méthodes à grande flexibilité d'utilisation. Elles ont la possibilité de trouver des solutions dans le plus grands nombre de cas possibles.

L'introduction des techniques de l'intelligence artificielle, dans les logiciels de commande et de décision est un élément essentiel dans la recherche et dans le développement des réseaux de demain. Les Réseaux de Neurones Artificiels 'RNA', figurent parmi les techniques les plus répondues dans le domaine de l'intelligence artificielle et les outils mathématiques qui peuvent répondre à nos besoin. Ils constituent un outil d'approximation de systèmes complexes qui sont

difficiles à modéliser par les méthodes statistiques classiques, raison pour laquelle ils sont utilisés dans plusieurs programmes et logiciels de commande des réseaux électriques.

La contribution principale du présent mémoire se focalise sur l'application des techniques d'optimisation classiques et métaheuristiques pour résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance, dont l'objectif principal est la minimisation de la fonction objective qui est le « coût » de production des puissances actives des générateurs, en satisfaisant les contraintes de type égalité et inégalité de cette fonction. Pour atteindre ces objectifs de recherche, ce travail est structuré en quatre chapitres :

Le premier chapitre présente des généralités sur le principe de fonctionnement du système production-transport de l'électricité « SPTE ». Une description des éléments de puissance du réseau électrique, nécessaire pour notre étude, sera aussi abordée.

La première partie du second chapitre, est dédiée à la présentation de la formulation du problème de l'écoulement de puissance ainsi qu'à la définition du dispatching économique et la fonction coût. La description des principales méthodes d'optimisation classiques utilisées jusqu'à maintenant en les explicitant sur le plan théorique, par la suite, validées sur le réseau IEEE 26 jeux de barres, sera l'objet de la deuxième partie de ce chapitre.

Le troisième chapitre est consacré, pour donner un aperçu sur une technique d'intelligence artificielle qui est les réseaux de neurones à travers un historique et les motivations importantes à leur utilisation. Ensuite, les bases des modèles de neurones biologiques et artificiels, les architectures et les méthodes d'apprentissage, seront décrites. Les modèles des RNA les plus utilisés seront aussi présentés.

Dans la partie simulation qui est l'objet du chapitre quatre, une validation sur le réseau IEEE 26 jeux de barres dans un environnement MATLAB sera faite. Le but est de concevoir un réseau de neurones capable de reproduire les résultats du programme classique du dispatching économique en bénéficiant de ces avantages. Ce chapitre sera divisé en deux parties principales: la programmation classique par la méthode de Newton Raphson et la programmation par réseaux de neurones. Ces derniers utiliseront comme données d'apprentissage, les résultats du programme classique. Une étude comparative des deux méthodes et des interprétations sur les résultats de simulation seront présentées.

Enfin, nous clôturerons ce mémoire par une conclusion générale concernant l'apport général de notre étude, nous présenterons aussi les perspectives qui pourront faire suite à ce mémoire.

Chapitre I

**Généralités sur les systèmes
de production-transport
de l'électricité**

Chapitre I

Généralités sur les systèmes de production-transport de l'électricité

I.1 Introduction

L'énergie électrique est la forme d'énergie la plus largement ré pondue, car elle est facilement transportable à un rendement élevé et un coût raisonnable. Elle est un facteur essentiel de développement et de l'évolution des sociétés humaines, que cela soit sur le plan de l'amélioration des conditions de vie ou sur le plan du développement des activités industrielles. Cette énergie est produite à partir d'usines appelées centrales électriques. Elle est acheminée à partir des centres de production vers de multitude consommateurs d'électricité, au moyen des réseaux électriques en assurant la continuité, la sécurité et la qualité de service requises [1]. L'ensemble production, transport et consommation forme un système appelé système de production transport de l'électricité « SPTE ». Les systèmes électriques sont des infrastructures cruciales pour la bonne marche de l'économie.

Dans ce chapitre, Nous allons présenter des généralités sur le principe de fonctionnement de ce système et décrire les éléments de puissance, nécessaires pour notre étude, du réseau électrique.

I.2 Composants d'un système de production transport de l'électricité (SPTE)

Un système de production-transport de l'électricité est un ensemble d'installations électriquement interconnectées, qui assure la livraison, à tous les utilisateurs d'électricité, des kilowattheures produits à partir de sources d'énergie primaire.

Au sein d'un système électrique, nous pouvons distinguer quatre étages (Figure I.1) aux fonctions différentes qui s'articulent entre elles [2]:

- ❖ Le premier étage est celui de la production de l'électricité qui sera livrée aux consommateurs. Il est constitué des centrales, qui convertissent les énergies primaires en kilowattheures, véritable source de l'énergie consommée par les utilisateurs d'électricité;
- ❖ Le deuxième étage est celui du réseau de transport et d'interconnexion, auquel sont raccordées les centrales de production. Cet étage assure la mise en commun et la répartition sur un très vaste territoire de toute l'électricité qui y est produite.

Le réseau de transport et d'interconnexion est le véritable nœud du système électrique. Il s'étale sur l'ensemble du territoire d'un pays, il peut être à l'échelle des territoires de plusieurs

pays voisins comme les pays du Maghreb, et même sur tout un continent tel que l'Europe où le réseau s'est étendu vers l'Afrique du Nord via le détroit de Gibraltar.

❖ Le troisième étage est celui du réseau de répartition, qui fait la liaison entre le réseau de transport et celui de la distribution. Son rôle est de desservir les consommateurs en MT tels que les usines.

❖ Le quatrième étage est celui des réseaux de distribution, qui sont des réseaux intermédiaires nécessaires pour desservir les millions et dizaines de millions de consommateurs, industriels ou domestiques, dont les besoins en puissance se chiffrent en quelques mégawatts.

De nombreux réseaux de distribution, alimentés chacun séparément par les réseaux de répartition, assurent l'acheminement de la puissance électrique et sa distribution vers les multitudes utilisateurs.

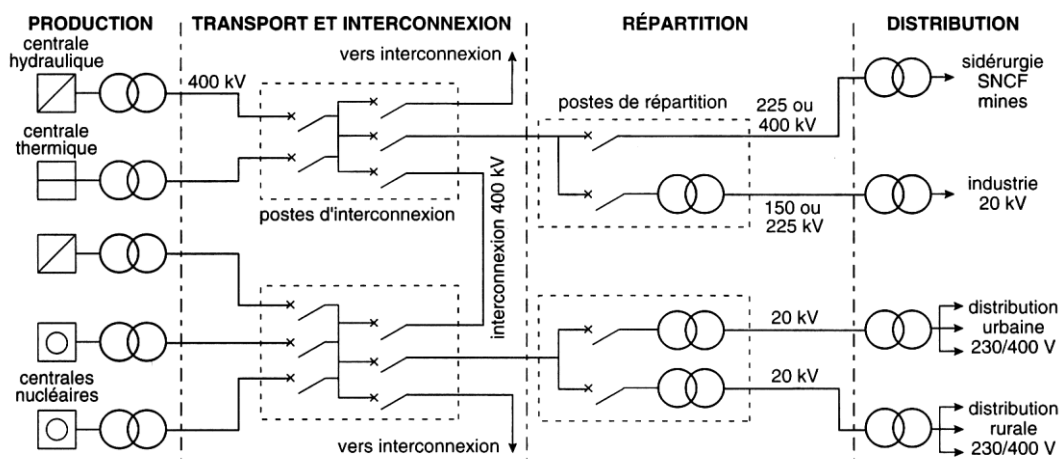


Fig. I-1: Schéma de principe d'un système production transport de l'électricité [3]

I.2.1 Production [4]

Les caractéristiques technico-économiques des centrales électriques sont déterminantes pour leur exploitation. Trois types de caractéristiques ont une influence pour l'exploitation d'une centrale électrique à court terme: son coût de production, ses contraintes techniques et sa fiabilité. Le plus important de ces trois caractéristiques est le coût variable de production. Pour les centrales à combustible, il reflète principalement le coût du combustible utilisé et les autres coûts d'exploitation et de maintenance de la centrale. Le coût du combustible est évalué en utilisant des valeurs de consommation spécifique de chaleur de la centrale et le prix du combustible. La valeur de consommation spécifique de chaleur (CSC) est proportionnelle à l'inverse du rendement énergétique: plus la CSC est grande, moins la centrale est performante.

La courbe du coût en fonction de la puissance (qui sera développée dans le chapitre II) des centrales est représentée dans la figure I.2.

La constante a_i est appelée coût de marche à vide, elle représente le coût pour maintenir la marche d'une unité de production (à production nulle). Le coût incrémental (ou marginal) de production est le coût pour produire une unité supplémentaire d'énergie. Ce coût est important pour prendre les décisions d'exploitation à court terme.

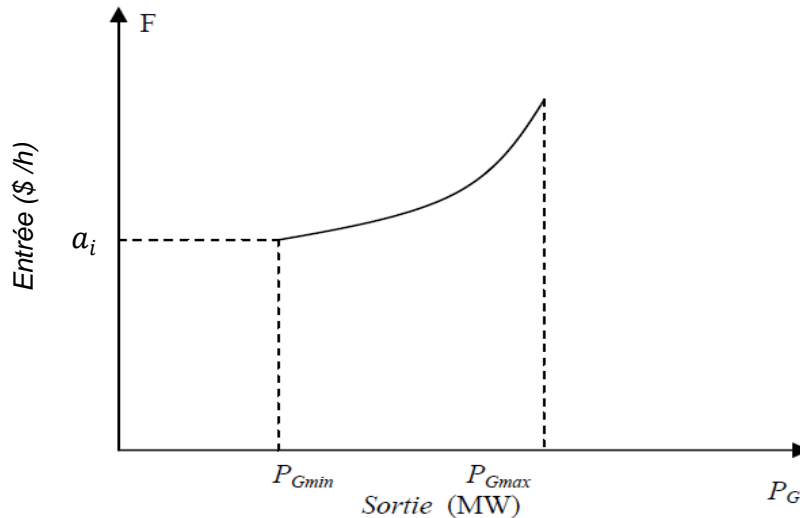


Fig. I-2: Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production.

Où, P_{Gmax} et P_{Gmin} sont respectivement les puissances maximale et minimale générées par la centrale considérée.

Généralement, l'unité de production ne peut fonctionner de manière stable qu'à partir d'un niveau de production minimal (capacité minimale de production) et jusqu'à un niveau maximal de production (capacité maximale de production). L'inertie propre des moyens de production limite la vitesse à laquelle les unités de production peuvent changer leur niveau de production.

Les unités de production présentent différents degrés de fiabilité et d'incertitude. Ce degré de fiabilité peut être interprété comme le degré de précision dans la prévision de la capacité de production d'une centrale. Les erreurs de prévision de capacité peuvent venir du manque de prévision sur la force motrice (par exemple, courant d'eau).

L'exemple le plus typique est ici la production éolienne, dont le niveau de production dépend de la vitesse du vent. Cette vitesse est un phénomène climatique qui dépend de plusieurs variables, et qui est très difficile à prévoir avec exactitude.

Pour répondre à la consommation croissante d'électricité, il a fallu inventer et construire des usines capables de produire de l'électricité en grande quantité. Techniquement, il faut chercher l'énergie primaire qui est convertie en énergie électrique. Au départ les constructeurs conçoivent des centrales à base d'énergie fossile ou nucléaire (thermique), mais les contraintes environnementales et les déchets nucléaires non recyclables ont poussé ces constructeurs à se tourner vers d'autres sources d'énergies dites renouvelables et propres comme le vent (éoliennes), le soleil (panneaux solaires ou photovoltaïques) et les courants d'eau (hydroélectrique).

I.2.2 Classification des réseaux d'énergie électrique

On peut classer les réseaux d'énergie électrique selon plusieurs critères :

A. Selon la tension nominale [5]

La nouvelle norme UTE C 18-510 définit les niveaux de tension alternative comme suit :

- HTB => pour une tension composée supérieure à 50 kV
- HTA => pour une tension composée comprise entre 1 kV et 50 kV
- BTB => pour une tension composée comprise entre 500 V et 1 kV
- BTA => pour une tension composée comprise entre 50 V et 500 V
- TBT => pour une tension composée inférieure ou égale à 50 V.

B. Selon sa fonction

Dans cette catégorie, on distingue :

B.1. Réseau de transport

La fonction de base du réseau aérien de transport est d'acheminer l'énergie électrique à partir des centrales, qui se situent aux différents endroits du territoire, jusqu'au réseau de distribution qui à son tour alimente les charges. Les lignes de transport assurent aussi l'interconnexion des réseaux régionaux, ce qui permet d'assurer une répartition économique de l'énergie électrique dans les régions elles-mêmes dans les conditions normales d'exploitation et aussi un transfert interrégional de l'énergie, dans les situations d'urgence.

Les éléments principaux du réseau sont les lignes aériennes à haute tension, les câbles souterrains, les transformateurs et les jeux de barres. Des éléments auxiliaires peuvent être trouvés : des condensateurs en série, des réactances shunts et des systèmes compensation, des systèmes de protection. Les protections de ces réseaux doivent être très performantes. Quant à

leur exploitation, elle est assurée au niveau national par un centre de conduite ou de dispatching à partir duquel l'énergie électrique est surveillée et gérée en permanence.

Les niveaux de tension utilisés pour le transport diffèrent d'un pays à un autre, mais une tendance à une normalisation existe. En Algérie, les tensions usitées pour le transport sont de 220 kV et 400 kV. Aux Etats-Unis, les tensions sont normalisées de 69 kV à 756 kV [3]. Les lignes de transport dont la tension est supérieure à 500 kV sont dites à ultra haute tension, celles dont la tension est supérieure à 150 kV, mais inférieure à 500 kV, sont dites à très haute tension (THT). Ces seuils varient d'un pays à un autre.

B.2. Réseau de répartition

La portion du réseau reliant les postes sources de répartition aux postes sources de distribution, au travers de transformateurs abaisseurs, est dite réseau de répartition. Nous remarquerons qu'il n'existe pas de délimitation franche des niveaux de tension entre les réseaux de transport et de répartition. Il est communément admis, que pour le réseau de répartition, les tensions situées sont comprises entre 60kV et 150kV. En Algérie, le niveau de tension du réseau de répartition est le 80 kV [1].

Il faut souligner aussi sur les réseaux de répartition que, s'ils ne conditionnent pas directement la robustesse des systèmes électriques, c'est-à-dire leur sûreté, ils jouent un rôle déterminant quant à la qualité de l'électricité livrée au consommateur final. Leur conception, comme leur exploitation et leur conduite, se traduisent très directement en nombres de coupures longues ou brèves, nombres de creux de tension, etc., subis à la livraison en bout de chaîne [2]. Les protections sont de même nature que celles utilisées sur les réseaux de transport, les centres de conduite étant régionaux.

B.3. Réseau de distribution [3]

Le réseau de distribution est la partie du réseau reliant les postes sources de distribution aux postes de consommateurs. Les lignes du réseau primaire de distribution sont d'un niveau de tension (MT) compris entre 5.5 kV et 36 kV et alimentent les charges d'une zone géographique bien précise.

Certaines petites unités industrielles sont directement alimentées par le réseau primaire moyen tension (MT). Le réseau secondaire de distribution est généralement à basse tension pour un usage commercial et résidentiel.

Le réseau de distribution est à la fois, aérien et souterrain. Ce dernier a connu ces dernières décennies un accroissement rapide qui fait qu'il représente aujourd'hui la majeure partie du réseau de distribution. Les protections sont moins sophistiquées que dans le cas des réseaux précédents.

B.4 Réseau de livraison

C'est le réseau qui nous est familier puisqu'il s'agit de la tension 400V / 230V. Nous le rencontrons dans nos maisons via la chaîne : compteur, disjoncteur, fusible. La finalité de ce réseau est d'acheminer l'électricité du réseau de distribution MT aux points de faible consommation dans le domaine public avec l'accès aux abonnés BT. Il représente le dernier niveau dans une structure électrique.

Ce réseau permet d'alimenter un nombre très élevé de consommateurs correspondant au domaine domestique. Ces réseaux sont le plus souvent exploités manuellement. Le réseau BT se caractérise essentiellement par la façon dont sont gérés le neutre et la mise à la terre des masses (appareillage domestiques) [6].

C. Selon la structure topologique des réseaux d'énergie électrique [7]

On appelle structure topologique d'un réseau d'énergie électrique, l'architecture avec laquelle les différents postes de ce dernier sont interconnectés. Les réseaux électriques peuvent être organisés selon plusieurs types de structures dont les plus importantes sont les suivantes :

C.1. Réseau radial

C'est un réseau dans lequel les différents postes qui le constituent sont alimentés à partir d'un même poste (figure I.3.a). Dans chaque branche ou artère, l'énergie circule dans un sens bien défini. Cette propriété permet de commander et de protéger celui-ci d'une façon particulièrement simple, donc par un matériel peu onéreux, mais elle ne permet qu'une sécurité de service limitée.

C.2. Réseau bouclé

Un réseau bouclé assure une meilleure qualité de service, mais au prix d'un appareillage de protection plus onéreux. Il se distingue par l'existence d'un certain nombre de boucles fermées (figure I.3.b). Chacune de ces boucles peut ne convertir qu'une ou deux sources, les artères qui joignent doivent pouvoir supporter des surcharges permanentes au cas où l'une d'elles viendrait à être mise hors service.

C.3. Réseau arborescent

On utilise ce genre de structure si l'ensemble des consommateurs est disposé en groupe sur les mêmes rangées (figure I.3.c). Elle ne présente pas de sûreté de fonctionnement mais elle est économique, simple à protéger et à réaliser.

C.4. Réseau maillé

Les réseaux maillés sont plus onéreux que les réseaux radiaux (figure I.3.d), ils ne se justifient économiquement que lorsque les conséquences d'une interruption de service risquent de coûter très cher. La structure maillée assure le maximum de sécurité du fait qu'une avarie sur un tronçon de ligne conduirait à la mise hors tension de celui-ci, qui n'a de répercussion que sur les usagers éventuellement raccordés sur ce tronçon.

Chaque type de structure possède des spécificités et des modes d'exploitation très différents. Les grands réseaux d'énergie *utilisent tous ces* types de structure. On utilise la structure maillée dans les réseaux de transport où les niveaux de tension sont plus élevés. La structure bouclée est utilisée en parallèle de la structure maillée dans les niveaux de tension inférieurs comme dans les réseaux de répartition. Enfin, pour les plus bas niveaux de tension, comme dans les réseaux de distribution, la structure arborescente est quasiment utilisée.

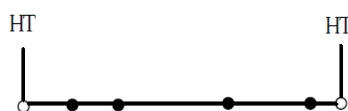


Fig. I-3.a : Réseau radial

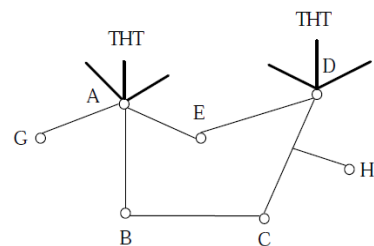


Fig. I.3.b : Réseau bouclé

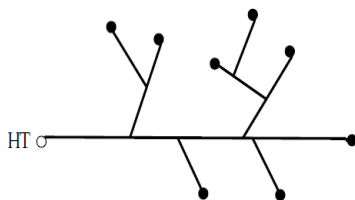


Fig. I.3.c : Réseau arborescent

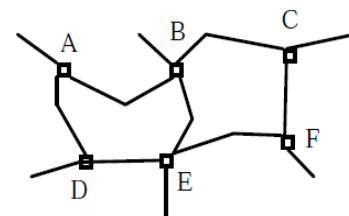


Fig. I.3.d : Réseau maillé

I.2.3 Les charges

Les charges sont les consommateurs de puissance active. Leur comportement réactif dépend de leur nature, néanmoins la plupart des charges présentent un caractère inductif. Vues du réseau de transport ou de répartition, il peut s'agir [8]:

- de grandes installations industrielles ;
- de réseaux de distribution ;
- d'interconnexions avec les réseaux de transport de pays étrangers.

Ces charges sont à caractère industriel, commercial et résidentiel. Si de très grandes charges industrielles peuvent être directement alimentées par le réseau de transport, les petites charges le sont par le réseau primaire de distribution.

Les charges industrielles sont des charges composées, où les moteurs représentent la plus grande part. Ces charges composées sont fonction de la fréquence et de la tension et constituent la majeure partie de la charge totale d'un réseau électrique. Les charges à caractère commercial et résidentiel sont celles liées essentiellement à l'éclairage et le chauffage qui sont indépendantes de la tension et de la fréquence et absorbent très peu d'énergie réactive ainsi que la climatisation qui est, au contraire, très dépendante de la tension et absorbe beaucoup de réactif [3].

L'amplitude de la puissance totale fournie, varie durant une journée et doit être à chaque instant, adaptée à la demande du consommateur.

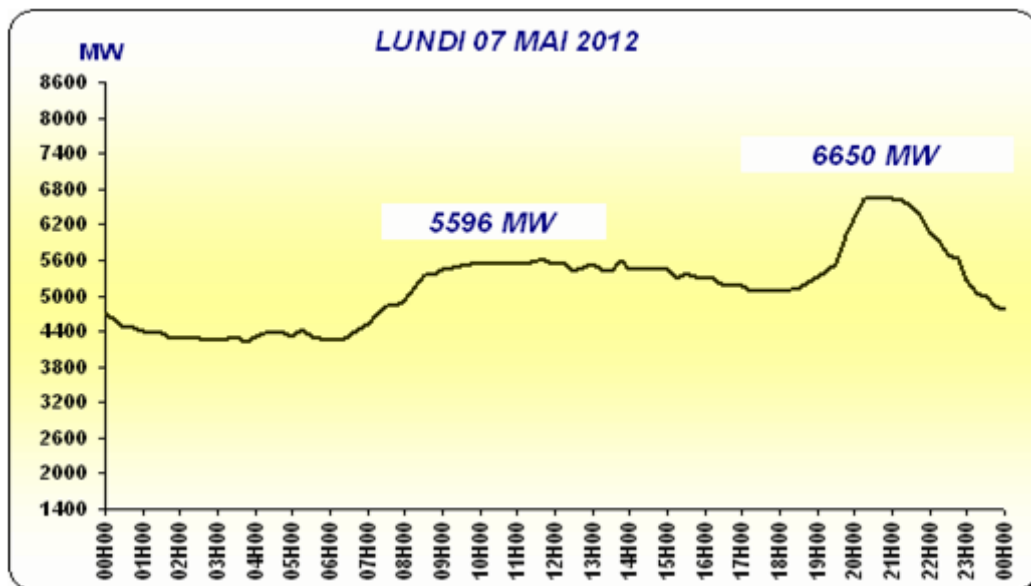


Fig. I-4 : Un exemple de la courbe de charge journalière du système électrique [3].

Le diagramme journalier de l'évolution de la charge (Fig. I.4), étant la sommation des consommations, exprimées par différents types de consommateurs pendant 24 heures, renseigne sur les habitudes de consommation de ces derniers. La plus grande valeur de la charge durant 24 heures est dite « pointe de charge » ou « pic de charge ». Les plages horaires durant lesquelles elle est atteinte sont dites « heures de pointe ».

De petites centrales à démarrage rapide sont utilisées en appoint pour faire face à la demande pendant ces quelques heures.

Dans le but d'estimer le degré d'utilisation ou d'exploitation d'une centrale électrique, un indice ou facteur de charge est défini comme étant le rapport de la valeur moyenne de la charge pendant une période déterminée par la valeur de pointe de la même période [1]. Le facteur de charge journalier ($F.C_j$) est :

$$F.C_j = \frac{\text{charge moyenne}}{\text{charge de pointe}} \quad (\text{I-1})$$

En multipliant le numérateur et le dénominateur par 24 heures, obtenons :

$$F.C_j = \frac{\text{charge moyenne} * 24h}{\text{charge de pointe} * 24h} = \frac{\text{puissance absorbée en 24h}}{\text{charge de pointe} * 24h} \quad (\text{I-2})$$

Pour qu'une centrale soit exploitée d'une manière économique, il faudrait que son facteur de charge global soit élevé. Aujourd'hui cet objectif est atteint lorsqu'il est compris entre 55% et 70% [9].

Il existe d'autres ratios de gestion, permettant au producteur de l'énergie électrique, d'apprécier entre autres le degré d'utilisation et d'exploitation des capacités installées.

I.3 Centre de contrôle ou dispatching

Compte tenu des vastes territoires qu'occupe un système de production transport de l'électricité, les grands problèmes subits et reproduits pendant les services, et pour un fonctionnement correct et économique, il est indispensable de surveiller et contrôler ce système, dans sa globalité à partir d'un centre de contrôle ou de conduite dénommé dispatching.

I.3.1 Description du centre de contrôle

Les dispatchings modernes sont dits *centres de contrôle de l'énergie*. Ces derniers sont équipés d'ordinateurs traitants en temps réel les signaux provenant d'un dispositif d'acquisition de données (SCADA) [1,10]. Ces ordinateurs effectuent leurs traitements de données selon une structure hiérarchique, permettant de coordonner et de répondre aux différentes exigences, liées aussi bien au fonctionnement normal du réseau, qu'aux situations d'urgences. Ils contrôlent les niveaux de réglages de tension et de fréquence et ils alertent les opérateurs, dès que toute situation anormale de fonctionnement est décelée, leur permettant ainsi, d'apprécier l'événement, et de prendre les mesures adéquates, en agissant par l'intermédiaire de leur console sur les éléments du réseau et ainsi remédier aux situations contraignantes pour le système électrique.

I.3.2 Système de contrôle de surveillance et acquisition de données (SCADA) [3]

Le système SCADA contient une station de communication commune pour communiquer avec des unités terminales à distance (RTU), et des appareils électroniques intelligents (IED) pour une large gamme de processus de contrôle et de surveillance.

Dans un système SCADA moderne, la surveillance, le traitement et les fonctions de commande sont distribués parmi des différents serveurs et ordinateurs qui communiquent au centre de contrôle en utilisant un réseau local en temps réel (LAN). Le centre simplifié de SCADA est montré sur la figure I.5.

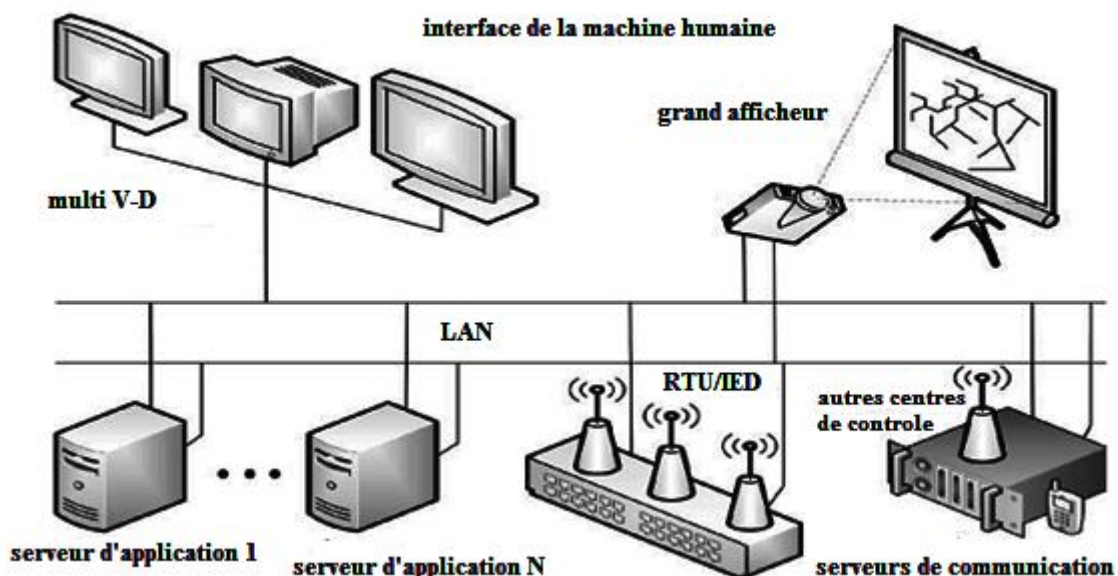


Fig. I-5: Une structure simplifiée d'un centre typique de SCADA [10].

L'interface de machine humaine (HMI), les serveurs d'application, et les serveurs de communications sont les éléments principaux du système de SCADA.

La transmission des données, la surveillance de système, l'alarme de détection, et la transmission de commandes de contrôle sont les actions communes dans un centre de SCADA. Un mélange des technologies des communications, telles que la radio, les fibres optiques et les lignes de communications ont pu être une solution viable dans un système SCADA.

Dans beaucoup de systèmes électriques, des communications modernes sont déjà installées. Des sous-stations de transmission et de distribution des niveaux sont équipées des dispositifs de mesure de protection avancés et aussi bien que de nouveaux systèmes SCADA pour la surveillance et le contrôle.

I.4 Caractéristiques des systèmes électriques

I.4.1 Equilibre du système électrique

L'équilibre du système électrique exige qu'à tout moment, la puissance injectée (la production) soit égale à la puissance soutirée (la consommation) plus les pertes générées sur le réseau. Ainsi, les systèmes électriques subissent une forte contrainte d'équilibre en temps réel entre les injections et les soutirages. Cet équilibre production-consommation est nécessaire tout d'abord car les systèmes électriques à courant alternatif fonctionnent comme une grande machine synchronisée. Le fonctionnement de cette machine est très complexe et particulièrement vulnérable aux instabilités. Ces instabilités se produisent principalement quand l'équilibre production-consommation n'est pas respecté.

Assurer l'équilibrage continu, même lors des incidents, est un moyen de maintenir la stabilité du système. Le défaut d'une ligne ou d'une unité de production peut provoquer des phénomènes en cascade pouvant se développer rapidement. Ainsi, des écarts, même mineurs, de la fréquence de référence peuvent déstabiliser ou endommager des éléments du système de transport [4,11].

I.4.2 Déséquilibre du système électrique

Lorsque le système a subi une perturbation, causée par un défaut au niveau d'un ou plusieurs systèmes de puissance, il entre dans un régime de fonctionnement déséquilibré, où les

grandeurs physiques varient en dépassant les limites désirées, à ce moment l'équilibre production-charge n'est plus possible et tout le système peut devenir instable et risque de s'effondrer.

I.4.3 Limites thermiques des lignes électriques en fonctionnement normal

L'exploitation du réseau de transport doit assurer que les écoulements de puissance transitant par les différents éléments (les lignes électriques et les transformateurs) respectent toujours les limites physiques maximales. On doit garantir à tout instant, que le courant de transit dans les éléments du réseau de transport se situe au-dessous du seuil fixé: intensité maximale du courant admissible en régime permanent (IMAP). En cas de dépassement, on dispose alors d'un temps limité, variable selon l'ampleur du dépassement, pour ramener le flux électrique à une valeur acceptable [4,12].

En général, les limites physiques (thermiques), peuvent être présentées comme une limite maximale de puissance active (en MW) qui peut transiter sur un élément déterminé du réseau. Elles sont représentées par une contrainte d'inégalité, qui limitera le carré de puissance en MVA d'un transformateur ou d'une ligne de transport [4].

$$|S_{ij}|^2 - |S_{ijmax}|^2 \leq 0 \quad (I-3)$$

I.4.4 La tenue de tension

Les limites de tension dans le réseau électrique ne doivent pas être dépassées pour les raisons suivantes :

A. Les limites supérieures de tension sont imposées pour tous les niveaux d'exploitation par la tenue diélectrique des matériaux, ainsi que par les limites de saturation des transformateurs. En ce qui concerne les réseaux de distribution, la tension est aussi limitée car une tension trop élevée peut réduire la durée de vie d'appareils utilisateurs.

B. Les limites inférieures de tension sont imposées au niveau des réseaux de distribution par le fonctionnement correct des appareils industriels ou domestiques. Au niveau des réseaux de

transport, les limites inférieures de tension sont liées à la sécurité du système électrique dans son ensemble; une tension trop basse aura les conséquences suivantes :

- surcharge des éléments de transport (lignes et transformateurs) par augmentation du courant, et risque de déclenchement des protections associées;
- instabilité de tension pouvant entraîner un effondrement de tension;
- perte des éléments de production (stabilité statique des alternateurs, limites de fonctionnement des groupes et de leurs auxiliaires).

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 maximales et minimales. Ces limites exigent encore l'addition des contraintes d'inégalités [4].

$$V_{imin} \leq V_i \leq V_{imax} \quad (I-4)$$

I.5 Conclusion

Dans ce chapitre, quelques généralités sur la constitution des réseaux d'énergie électriques ainsi que leur classification ont été présentés, et ce en décrivant les composants d'un SPTE et en citant les différentes structures topologiques. Nous avons donné aussi le fonctionnement des SPTE et leurs caractéristiques, à savoir, l'équilibre du système électrique, la tenue de tension et les limites thermiques des lignes électriques.

Dans les systèmes de production-transport d'électricité, on se trouve souvent confronté à un problème, qui est celui de la répartition économique des puissances, et dans ce contexte, nous présenterons dans le chapitre suivant l'une des méthodes classiques, à savoir, la méthode de Newton-Raphson qui sera développée mathématiquement dans le but de l'appliquer pour la résolution de ce problème.

Chapitre II

**Etude des méthodes classiques
appliquées au calcul de la
répartition de puissance**

Chapitre II

Etude des méthodes classiques appliquées au calcul de la répartition de puissance

II.1 Introduction

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 active et réactive 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, et parfois, il est connu comme le problème du dispatching économique [13].

Pour résoudre le problème de l'acheminement de la puissance disponible sur les lieux de consommation, il est nécessaire de déterminer le niveau de production de chaque groupe et les transits de puissance dans le réseau. Il faut faire face à la demande en respectant les contraintes technico-économiques d'exploitation afin de minimiser les coûts de production [14].

Dans ce chapitre, la formulation du problème de l'écoulement de puissance, la définition du dispatching économique et la fonction coût seront présentées. Nous allons décrire les principales méthodes d'optimisation classiquement utilisées jusqu'à maintenant, en les explicitant sur le plan théorique et qui seront, par la suite, validées sur le réseau IEEE 26 jeux de barres.

II.2 Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal

Le dispatching économique est un problème d'optimisation statique qui consiste à répartir la production de la puissance active et réactive demandée entre les différentes centrales du réseau, de sorte à exploiter ce dernier de la manière la plus économique possible. Cette distribution doit évidemment respecter les limites de production des centrales. La variable à optimiser est donc le coût de la production de la puissance d'un réseau électrique [15]. Si on prend en considération seulement la fonction objective, on parle alors d'une optimisation sans contraintes. Mais si on prend en considération les équations de l'écoulement de puissance, on est donc devant un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités. Si on prend de plus les limites minimale et maximale des puissances générées par les alternateurs, la surcharge des

lignes de transports et les niveaux de tensions admissibles pour les jeux de barres de charges, on est alors devant un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités et d'inégalités [4].

II.2.1 Dispatching économique

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 [4].

II.2.2 La fonction coût

Le coût de production d'une centrale est généralement modélisé par une fonction polynomiale du second degré en fonction de P_G qui est de la forme suivante [14, 16, 17] :

$$C_{centrale}(P_G) = a + bP_G + cP_G^2 \quad (\text{II-1})$$

Avec

P_G : La puissance active générée par la centrale considérée.

a, b et c : Coefficients constants propres à la centrale.

Les facteurs qui influencent le coût de production d'électricité sont :

- Le rendement de fonctionnement des générateurs ;
- Le coût de combustible ;
- Les pertes dans les lignes de transmission.

Le générateur le plus efficace dans le système ne garantit pas peut être le coût minimum s'il est situé dans un secteur où le coût de carburant est coûteux. En outre, si la centrale est située loin du centre de charge, les pertes de transmission peuvent être considérablement élevées et par conséquent la centrale sera peu économique.

Donc, le problème est de déterminer la production de différentes centrales pour que tous les coûts d'exploitation soient réduits au minimum. Les coûts d'exploitation jouent un rôle important dans l'établissement du bilan de puissance au moindre coût [17].

II.3 Dispatching économique sans pertes

Comme son nom l'indique, le dispatching économique sans perte ne tient pas compte des pertes engendrées par le transit de puissance dans les lignes. La topologie du réseau n'aura donc aucune incidence sur la répartition de la production. Seuls les coûts liés à la production sont pris en compte.

La solution du problème de la répartition de puissance optimale est obtenue à l'aide de deux types de méthodes d'optimisation, le premier type utilise le gradient (fonction de Lagrange) comme : La méthode de Kuhn-Tucker et la méthode de gradient. Le deuxième type utilise la méthode d'itération de Lambda (minimisation sans gradient) [16].

II.3.1 La méthode de Kuhn-Tucker [16, 18]

On peut constater que le problème d'optimisation est non-linéaire et soumis à des contraintes d'égalité et d'inégalité. En effet, la puissance totale demandée P_D est liée à la puissance totale générée par la relation d'égalité :

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi} = P_D \quad (\text{II-2})$$

Avec

P_{Gi} : La puissance générée par la centrale i .

P_D : La puissance totale demandée.

n : Nombre de centrale.

Il faut également s'assurer que la puissance générée par chaque centrale reste dans les limites imposées qui sont modélisées par les équations d'inégalité suivantes :

$$\begin{cases} P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \Rightarrow P_{Gi} - P_{Gi \max} \leq 0 \\ P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \Rightarrow P_{Gi \min} - P_{Gi} \leq 0 \end{cases} \quad (\text{II-3})$$

Tel que

$P_{Gi \max}$: La puissance maximale générée par la centrale i .

$P_{Gi \min}$: La puissance minimale générée par la centrale i .

La méthode de « Kuhn-Tucker » consiste à construire le Lagrangien qui tient compte des contraintes d'égalité et d'inégalité :

$$\mathcal{L}(x, \lambda, \beta) = f(x) + \lambda \cdot h(x) + \sum_{i=1}^n \beta_i g_i(x) \quad (\text{II-4})$$

Où,

$f(x) = C$: La fonction à optimiser,

$h(x) = P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi}$: la contrainte d'égalité mis sous la forme $h(x) = 0$,

$g(x) = \begin{cases} P_{Gi}^{min} - P_{Gi} \\ P_{Gi} - P_{Gi}^{max} \end{cases}$: Les contraintes d'inégalité.

$$\mathcal{L} = C_T + \lambda(P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi}) + \sum_{i=1}^n \beta_{imax} (P_{Gi}^{max} - P_{Gi}) + \sum_{i=1}^n \beta_{imin} (P_{Gi} - P_{Gi}^{min}) \quad (\text{II-5})$$

Avec,

λ : Multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'égalités.

β_{imin} : Coefficient minimal d'émission des générateurs.

β_{imax} : Coefficient maximal d'émission des générateurs.

La fonction à optimiser est bien entendu le coût total défini par

$$C_T = \sum_{i=1}^n C_i(P_{Gi}) \quad (\text{II-6})$$

Avec

$$C_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (\text{II-7})$$

Pour atteindre l'optimum, il suffit pour commencer de l'évaluer en négligeant les contraintes d'inégalité ($\beta_i = 0$). Si cet optimum vérifie les contraintes d'inégalité, il s'agit de la solution recherchée. Dans le cas contraire, on transforme certaines inégalités non-vérifiées en égalités (pour imposer ces inégalités à leurs limites) et on recalcule un nouvel optimum en tenant compte de ces nouvelles égalités. L'optimum sera atteint dès que toutes les contraintes d'inégalités seront vérifiées.

$$\Rightarrow \mathcal{L}(P_{Gi}, \lambda) = C_T + \lambda(P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi}) \quad (\text{II-8})$$

En effet, pour trouver le premier optimum des P_{Gi} (en négligeant donc les contraintes d'inégalité), il faut dériver le Lagrangien en fonction des P_{Gi} et du coefficient de Lagrange, et annuler ces dérivées de sorte à obtenir les conditions suivantes sur l'optimum :

En dérivant le lagrangien par rapport à P_{Gi} , on obtient n équations de la forme :

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_{Gi}} = \frac{dC_i}{dP_{Gi}} - \lambda = 0 \quad (\text{II-9})$$

Et en dérivant le lagrangien par rapport à λ , on obtient 1 équation de la forme :

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} = P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi} = 0 \quad (\text{II-10})$$

La dérivée $\frac{dC_i}{dP_{Gi}}$ est connue sous le nom de « coût incrémental ». Elle représente l'accroissement du coût correspondant à la production d'une unité de puissance supplémentaire.

Si on reprend la première condition (équation II-9), on peut calculer :

$$\lambda = \frac{dC_i}{dP_{Gi}} = b_i + 2 \cdot c_i P_{Gi} \quad (\text{II-11})$$

Donc

$$P_{Gi} = \frac{\lambda - b_i}{2c_i} \quad (\text{II-12})$$

En reprenant ensuite la seconde condition (équation II-10), on trouve :

$$P_D = \sum_{i=1}^n \frac{(\lambda - b_i)}{2c_i} \quad (\text{II-13})$$

En remplaçant λ par sa valeur et en isolant P_{Gi} on obtient :

$$P_{Gi} = \frac{1}{2c_i} \left(\left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{2c_i} \right)^{-1} \left(P_D + \sum_{i=1}^n \frac{b_i}{2c_i} \right) - b_i \right) \quad (\text{II-14})$$

L'expression (II-14) donne ainsi l'ensemble des P_{Gi} minimisant le coût total (contraintes d'inégalité négligées) et constituant le premier optimum. Elle n'est pas calculable dans le cas où c_i est nul. Or, ce coefficient pourrait être nul pour quelques centrales.

Nous arrivons donc à la conclusion que la méthode d'optimisation de « Kuhn-Tucker » n'est pas adaptée à tous les problèmes.

II.3.2 La méthode du gradient [16]

A. Formulation mathématique

Afin de minimiser une fonction à partir d'une solution approchée, le plus simple est de suivre la ligne de la plus grande pente. D'un point de vue mathématique, la pente d'une

fonction correspond à la dérivée de cette dernière. Si l'on se place dans le cadre d'une fonction ayant plusieurs paramètres, la dérivée devient un vecteur, c'est-à-dire, le gradient de la fonction. Chaque élément de ce vecteur correspond alors à la dérivée partielle de la fonction selon l'un de ses paramètres.

Soit f une fonction dont on recherche un minimum. La méthode du gradient construit une suite x_n qui doit en principe s'approcher du minimum. Pour cela, on part d'une valeur quelconque x_0 et l'on construit la suite :

$$x_{k+1} = x_k - \rho f'(x_k) \quad (\text{II-15})$$

Où ρ est une valeur bien choisie, réelle non nulle.

On a

$$f(x_{k+1}) = f(x_k - \rho f'(x_k)) \approx f(x_k) - \rho (f'(x_k))^2 \quad (\text{II-16})$$

D'après le théorème des approximations finies si $\rho f'(x_k)$ est suffisamment petit, on voit que sous réserve de la correction de l'approximation, $f(x_{k+1})$ est inférieur à $f(x_k)$.

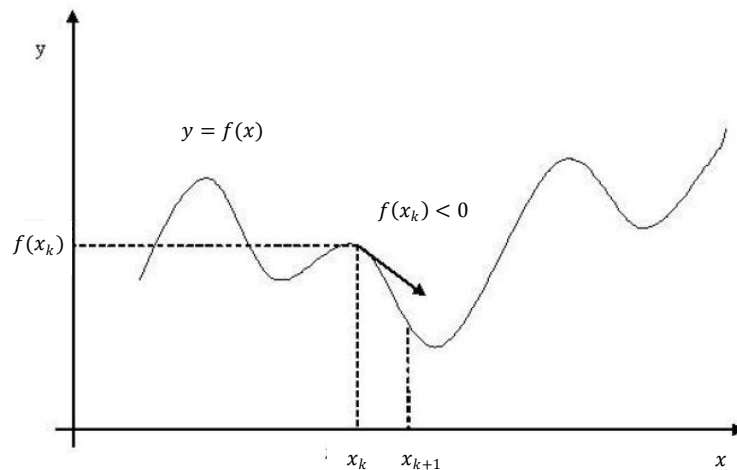


Fig. II-1 : La méthode du gradient

On remarque que $f(x_{k+1})$ est d'autant plus éloigné de x_k que la pente de la courbe en x_k est grande. On peut décider d'arrêter l'itération lorsque cette pente est suffisamment faible.

B. Application au dispatching économique [16]

Appliquant la méthode du gradient au dispatching économique, la fonction d'objet sera :

$$\min_{\mathbf{P}} F = \sum_{i=1}^n f(P_{Gi}) \quad (\text{II-17})$$

Premièrement, on doit construire la fonction de Lagrange

$$\mathcal{L} = F + \lambda(P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi}) = \sum_{i=1}^n f_i(P_{Gi}) + \lambda(P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi}) \quad (\text{II-18})$$

Le gradient de la fonction de Lagrange est :

$$\nabla \mathcal{L} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_{G1}} \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_{G2}} \\ \vdots \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_{Gn}} \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(P_{G1})}{\partial P_{G1}} - \lambda \\ \frac{\partial f_2(P_{G2})}{\partial P_{G2}} - \lambda \\ \vdots \\ \frac{\partial f_n(P_{Gn})}{\partial P_{Gn}} - \lambda \\ P_D - \sum_{i=1}^n P_{Gi} \end{bmatrix} \quad (\text{II-19})$$

Pour utiliser le gradient $\nabla \mathcal{L}$ pour la solution du dispatching économique, les valeurs initiales $P_{G1}^0, P_{G2}^0, \dots, P_{Gn}^0$, et λ^0 doivent être données. Les nouvelles valeurs seront calculées avec les équations suivantes :

$$x^1 = x^0 - \varepsilon \nabla \mathcal{L} \quad (\text{II-20})$$

Où les vecteurs x^1, x^0 sont :

$$x^0 = \begin{bmatrix} P_{G1}^0 \\ P_{G2}^0 \\ \vdots \\ P_{Gn}^0 \\ \lambda^0 \end{bmatrix} \quad (\text{II-21})$$

$$x^1 = \begin{bmatrix} P_{G1}^1 \\ P_{G2}^1 \\ \vdots \\ P_{Gn}^1 \\ \lambda^1 \end{bmatrix} \quad (\text{II-22})$$

L'expression générale de la recherche du gradient est :

$$x^k = x^{k-1} - \varepsilon \nabla \mathcal{L} \quad (\text{II-23})$$

Où k est le nombre d'itérations.

II.3.3 La méthode d'itération de Lambda [16]

La méthode d'itération de Lambda est une des méthodes utilisées pour trouver la valeur de Lambda du système et trouver le dispatching économique optimal des générateurs.

Contrairement aux autres méthodes d'itération, celle-ci n'utilise pas la valeur précédente de l'inconnue pour trouver la valeur suivante, c'est-à-dire, il n'y a pas une équation qui calcule la valeur suivante en fonction de la valeur précédente. La valeur suivante est prédéfinie par intuition, elle est projetée avec interpolation de la bonne valeur possible jusqu'à ce que le décalage spécifié soit obtenu.

- la méthode exige qu'il y ait une correspondance entre une valeur lambda et la sortie de chaque générateur.

- la méthode commence avec des valeurs de lambda en-dessous et en-dessus de la valeur optimale (qui est inconnue), puis par itération, limite la valeur optimale.

On reprend l'équation II-2, en remplaçant λ comme suit:

Par λ^L (Valeur minimale de lambda), on obtient :

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi}(\lambda^L) - P_D < 0 \quad (\text{II-24})$$

Et par λ^H (valeur maximale de lambda), on aura :

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi}(\lambda^H) - P_D > 0 \quad (\text{II-25})$$

On pose

$$\lambda^M = \frac{\lambda^L + \lambda^H}{2} \quad (\text{II-26})$$

Si

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi}(\lambda^M) - P_D > 0 \quad (\text{II-27})$$

On pose

$$\lambda^H = \lambda^M \quad (\text{II-28})$$

Si

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi}(\lambda^M) - P_D < 0 \quad (\text{II-29})$$

On pose

$$\lambda^L = \lambda^M \quad (\text{II-30})$$

On refait le calcul jusqu'à

$$|\lambda^L - \lambda^H| > \varepsilon \quad (\text{II-31})$$

D'où ε est la tolérance de convergence

Dans la figure II-2, pour chaque valeur de lambda, il y a une puissance P_{Gi} unique pour chaque générateur. Cette relation est la fonction $P_{Gi}(\lambda)$.

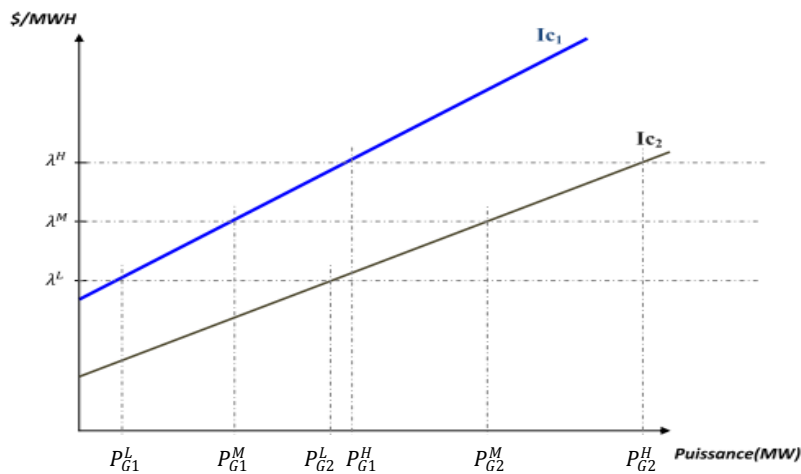


Fig. II-2 : Changement de λ en fonction de la puissance de sortie

II.4 Dispatching économique avec des pertes constantes

Le dispatching économique sans pertes est une approximation assez grossière de la réalité. Pour obtenir une modélisation plus réaliste, il faut considérer les pertes dues aux transits de puissance dans les lignes.

Le dispatching économique avec pertes est un procédé itératif qui doit s'il est réalisé correctement converger vers la solution optimale. Pour tenir compte des pertes, nous allons évaluer celles-ci et les inclure dans la demande. Elles varient en fonction de la répartition des puissances entre les centrales et de la consommation locale de puissance. Le dispatching économique avec pertes tient compte de la topographie du réseau.

Deux approches sont essentiellement utilisées pour la solution de dispatching économique avec pertes. La première est le développement d'une expression mathématique des pertes en fonction des puissances de sortie de chaque unité de production. La deuxième approche consiste à utiliser les équations de l'écoulement de puissances optimal [16].

II.5 Dispatching économique 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.

II.5.1 Calcul des pertes dans les lignes [18]

A. Cas d'un seul générateur

Soit le réseau représenté par la figure II-3 :

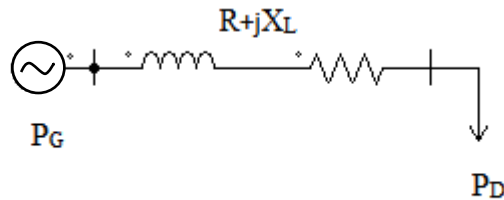


Fig. II-3 : Ligne avec un générateur

Les pertes actives P_L à travers la ligne sont données d'après l'expression :

$$P_L = 3 \cdot R_L \cdot |I_L|^2 \quad (\text{II-32})$$

R : Résistance de la ligne en Ohm.

Le courant traversant la ligne peut être calculé comme suit :

$$|I_L| = \frac{P_G}{\sqrt{3} \cdot V_G \cdot \cos \varphi_G} \quad (\text{II-33})$$

En remplaçant (II-33) dans (II.32), on obtient :

$$P_L = 3 \cdot \frac{R_L}{3 \cdot V_G^2 \cdot \cos^2 \varphi_G} P_G^2 \quad (\text{II-34})$$

Donc

$$P_L = \left(\frac{R_L}{V_G^2 \cdot \cos^2 \varphi_G} \right) \cdot P_G^2 \quad (\text{II-35})$$

L'expression générale des pertes en fonction de la puissance générée est donnée par :

$$P_L = B11 \cdot P_G^2 \quad (\text{II-36})$$

B. Cas de deux générateurs

La figure II-4, représente le cas de deux générateurs fournissant la puissance demandée à travers deux lignes.

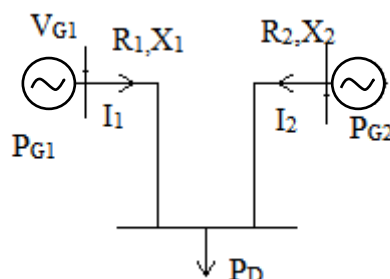


Fig. II-4 : Ligne avec deux générateurs

En se basant sur l'expression (II-35) on peut écrire dans ce cas :

$$P_L = \left(\frac{R_{L1}}{V_{G1}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G1}} \right) \cdot P_{G1}^2 + \left(\frac{R_{L2}}{V_{G2}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G2}} \right) \cdot P_{G2}^2 \quad (\text{II-37})$$

De la même manière, nous obtenons l'expression générale des pertes en fonction des puissances générées qui sont données par :

$$P_L = B_{11} \cdot P_{G1}^2 + B_{22} \cdot P_{G2}^2 \quad (\text{II-38})$$

C. Cas de deux générateurs et trois lignes

En considère le schéma de la figure II-5 :

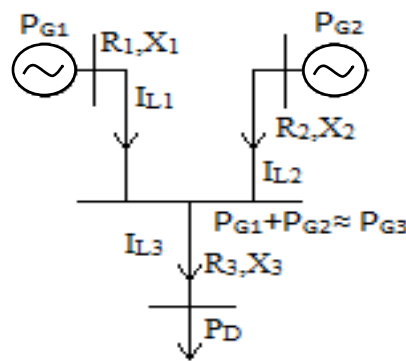


Fig. II-5 : Ligne avec trois générateurs

En adoptant le même principe que dans les deux cas précédents, nous obtenons l'expression:

$$P_L = 3 \cdot (R_{L1} \cdot |I_{L1}|^2 + R_{L2} \cdot |I_{L2}|^2 + R_{L3} \cdot |I_{L3}|^2) \quad (\text{II-39})$$

Sachant que les courants dans les trois lignes peuvent être exprimés sous la forme:

$$\begin{cases} |I_{L1}| = \frac{P_{G1}}{\sqrt{3} \cdot V_{G1} \cdot \cos \varphi_{G1}} \\ |I_{L2}| = \frac{P_{G2}}{\sqrt{3} \cdot V_{G2} \cdot \cos \varphi_{G2}} \\ |I_{L3}| = \frac{P_{G3}}{\sqrt{3} \cdot V_{G3} \cdot \cos \varphi_{G3}} \end{cases} \quad (\text{II-40})$$

Avant de développer la méthode de résolution du dispatching avec pertes, nous allons d'abord chercher l'expression générale de ces pertes en fonction des puissances générées.

En remplaçant les courants dans l'expression (II-39), on obtient:

$$P_L = \left(\frac{R_{L1}}{V_{G1}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G1}} \right) P_{G1}^2 + \left(\frac{R_{L2}}{V_{G2}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G2}} \right) P_{G2}^2 + \left(\frac{R_{L3}}{V_{G3}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G3}} \right) (P_{G1} + P_{G2})^2 \quad (\text{II-41})$$

Ou bien,

$$P_L = \left(\frac{R_{L1}}{V_{G1}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G1}} + \frac{R_{L3}}{V_{G3}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G3}} \right) P_{G1}^2 + \left(\frac{R_{L2}}{V_{G2}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G2}} + \frac{R_{L3}}{V_{G3}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G3}} \right) P_{G2}^2 + 2 \left(\frac{R_{L3}}{V_{G3}^2 \cdot \cos^2 \varphi_{G3}} \right) (P_{G1} + P_{G2}) \quad (\text{II-42})$$

L'expression générale est alors donnée par :

$$P_L = B_{11} P_{G1}^2 + 2 \cdot B_{12} P_{G1} P_{G2} + B_{22} P_{G2}^2 \quad (\text{II-43})$$

D'une manière générale, on obtient l'expression générale des pertes suivante :

$$P_L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_{Gi} \cdot B_{ij} \cdot P_{Gj} \quad (\text{II-44})$$

Avec,

i et j variant de 1 à n .

n : Nombre de générateurs.

II.5.2 Calcul des coefficients B_{ij} [19]

Pour calculer les coefficients B_{ij} , nous partons des équations de l'écoulement de puissance :

$$P_{ij} = V_i^2 G_{ij} - V_i V_j (G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)) \quad (\text{II-45})$$

$$P_{ji} = V_j^2 G_{ji} - V_i V_j (G_{ij} \cos(\delta_j - \delta_i) + B_{ij} \sin(\delta_j - \delta_i)) \quad (\text{II-46})$$

Avec

P_{ij} : La puissance qui quitte le nœud i en direction du nœud j .

P_{ji} : La puissance qui quitte le nœud j en direction du nœud i .

La somme de ces termes représente les pertes sur la ligne qui lie les nœuds i et j

$$P_{Lij} = P_{ij} + P_{ji} \quad (\text{II-47})$$

$$= G_{ij} [V_i^2 - 2V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j) + V_j^2] \quad (\text{II-48})$$

$$= G_{ij} [(V_i - V_j)^2 + V_i V_j (\delta_i - \delta_j)^2] \quad (\text{II-49})$$

Ce dernier résultat est obtenu en considérant que $\delta_i - \delta_j \approx 0$, on peut donc utiliser le développement en série de Taylor $\cos x = 1 - \frac{x^2}{2}$

Si de plus nous faisons l'hypothèse que les tensions aux nœuds sont toutes proches de leur valeur nominale (1 pu), nous obtenons l'approximation (II-50) qui représente les pertes actives sur chaque ligne.

$$P_{Lij} = G_{ij} (\delta_i - \delta_j)^2 \quad (\text{II-50})$$

Les pertes actives totales sont données en sommant les P_{Lij} tel que :

$$P_L = \sum P_{Lij} \quad (\text{II-51})$$

Ce qui nous donne sous forme matricielle :

$$P_L = \Psi^T G \Psi \quad (\text{II-52})$$

Où G = matrice diagonale des conductances de ligne

$$G = \begin{bmatrix} G_{12} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & G_{13} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & G_{(n-1)n} \end{bmatrix} \quad (\text{II-53})$$

Et où $\Psi = M \delta$: vecteur des déphasages entre lignes ;

Avec

M = matrice d'incidence des lignes ;

δ = vecteur des phases des nœuds.

Le vecteur δ peut être approximé par l'approche de l'écoulement de puissance à courant continu avec

$$P_G - P_D = A\delta \Leftrightarrow \delta = A^{-1}(P_G - P_D) \quad (\text{II-54})$$

Pour rappel, l'écoulement de puissance à courant continu se base sur les approximations suivantes :

- Toutes les conductances de lignes sont négligeables : $G_{ij} \approx 0$
- Toutes les différences angulaires sont petites : $\sin \delta = \delta$
- Toutes les tensions restent constantes à leur valeur nominale : $\forall i, V_i = 1 \text{ pu}$

Nous obtenons donc l'équation de l'écoulement de puissance :

$$P_i = V_i^2 - V_i \sum_{j \in K(i)} V_j [G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)] \quad (\text{II-55})$$

$$\approx -V_i \sum_{j \in K(i)} V_j B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) \quad (\text{II-56})$$

$$\approx \sum_{j \in K(i)} (-V_i V_j B_{ij}) \sin(\delta_i - \delta_j) \quad (\text{II-57})$$

$$\Leftrightarrow P_i \equiv \sum_{j \in K(i)} (-a_{ij}) (\delta_i - \delta_j) = A \delta \quad (\text{II-58})$$

Où

$$\begin{cases} a_{ij} = V_i V_j B_{ij} \quad \forall i \neq j \\ a_{ii} = -\sum_{j \in K(i)} a_{ij} \end{cases} \quad (\text{II-59})$$

Donc, on peut en conclure que les pertes de ligne deviennent :

$$P_L = \Psi^T G \Psi \quad (\text{II-60})$$

$$= (P_G - P_D)^T A^{-1} M^T G M A^{-1} (P_G - P_D) \quad (\text{II-61})$$

$$= P_D^T B P_D - 2P_D^T B P_G + P_G^T B P_G \quad (\text{II-62})$$

Enfin,

$$B = A^{-1} M^T G M A^{-1} \quad (\text{II-63})$$

II.5.3 Solution du DE avec pertes par la méthode de Lagrange [18]

On considère que les pertes P_L peuvent être exprimés en fonction de P_{Gi} , le Lagrangien est alors donné par:

$$\mathcal{L} = C_T + \lambda (P_D + P_L - \sum_{i=1}^n P_{Gi}) \quad (\text{II-64})$$

En dérivant l'expression (II-64) par rapport à P_{Gi} et à λ on obtient :

$$\begin{cases} \frac{d\mathcal{L}}{dP_{Gi}} = \frac{dC_i}{dP_{Gi}} - \lambda \left(1 - \frac{dP_L}{dP_{Gi}}\right) = 0 \\ \frac{d\mathcal{L}}{d\lambda} = 0 \Rightarrow P_D + P_L - \sum_{i=1}^n P_{Gi} = 0 \end{cases} \quad (\text{II-65})$$

L'expression $P_D + P_L - \sum_{i=1}^n P_{Gi} = 0$, représente la contrainte d'égalité à satisfaire, avec $\frac{d\mathcal{L}}{dP_{Gi}}$ est dénommée la perte incrémentale

De l'expression (II-65), on obtient :

$$\frac{dC_i}{dP_{Gi}} = \lambda \left(1 - \frac{dP_L}{dP_{Gi}}\right) \quad (\text{II-66})$$

En dérivant l'expression (II-44) par rapport à P_{Gi} et en la remplaçant dans l'équation (II-66), on aura Pour $P_{Gi} = P_{Gj}$:

$$\frac{dC_i}{dP_{Gi}} = \lambda(1 - 2 \cdot \sum_{j=1}^n B_{ij} \cdot P_{Gi}) \quad (\text{II-67})$$

II.5.4 Solution du DE avec pertes par la méthode de Newton-Raphson [18]

La solution du problème d'écoulement de puissance optimal en présence des contraintes d'égalités et d'inégalités par la méthode de Newton demande la création du Lagrangien appelé aussi la fonction de coût augmentée.

Supposant un système à n générateurs, on va construire (n+1) équations :

$$\begin{cases} f_1(P_{G1}, P_{G2}, P_{G3}, \dots, P_{Gn}, \lambda) = 0 \\ f_2(P_{G1}, P_{G2}, P_{G3}, \dots, P_{Gn}, \lambda) = 0 \\ f_3(P_{G1}, P_{G2}, P_{G3}, \dots, P_{Gn}, \lambda) = 0 \\ \vdots \\ f_n(P_{G1}, P_{G2}, P_{G3}, \dots, P_{Gn}, \lambda) = 0 \\ f_{n+1}(P_{G1}, P_{G2}, P_{G3}, \dots, P_{Gn}, \lambda) = 0 \end{cases} \quad (\text{II-68})$$

La solution consiste dans un premier temps à construire le Lagrangien qui est donné par l'équation II-64.

- la fonction $f_i(P_{G1}, \dots, \lambda)$ correspond à la dérivée partielle du Lagrangien par rapport à la puissance P_{Gi}
- la fonction $f_{n+1}(P_{G1}, \dots, \lambda)$ correspond à la dérivée partielle du Lagrangien par rapport à lambda.

La solution est obtenue par la résolution du système suivant :

$$\begin{bmatrix} \Delta P_{G1} \\ \vdots \\ \Delta P_{Gi} \\ \vdots \\ \Delta P_{Gn} \\ \Delta \lambda \end{bmatrix} = -J^{-1} \begin{bmatrix} f_1(P_{G1}, \dots, \lambda) \\ \vdots \\ f_i(P_{G1}, \dots, \lambda) \\ \vdots \\ f_n(P_{G1}, \dots, \lambda) \\ f_{n+1}(P_{G1}, \dots, \lambda) \end{bmatrix} \quad (\text{II-69})$$

Tel que la matrice Jacobien est donnée comme suit :

$$[J] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial P_{G1}} & \frac{\partial f_1}{\partial P_{G2}} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial P_{Gn}} & \frac{\partial f_1}{\partial \lambda} \\ \frac{\partial f_2}{\partial P_{G1}} & \frac{\partial f_2}{\partial P_{G2}} & \cdots & \frac{\partial f_2}{\partial P_{Gn}} & \frac{\partial f_2}{\partial \lambda} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial P_{G1}} & \frac{\partial f_n}{\partial P_{G2}} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial P_{Gn}} & \frac{\partial f_n}{\partial \lambda} \\ \frac{\partial f_{n+1}}{\partial P_{G1}} & \frac{\partial f_{n+1}}{\partial P_{G2}} & \cdots & \frac{\partial f_{n+1}}{\partial P_{Gn}} & \frac{\partial f_{n+1}}{\partial \lambda} \end{bmatrix} \quad (\text{II-70})$$

On donne le vecteur des données initiales :

$$X^0 = \begin{bmatrix} P_{G1}^0 \\ P_{G2}^0 \\ \vdots \\ P_{Gn}^0 \\ \lambda \end{bmatrix} \quad (\text{II-71})$$

Les éléments du Jacobien sont donnés par :

- pour $f_i = 0$ correspondant à $\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0$, on obtient :

$$\frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} - \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}}\right) = 0 \quad (\text{II-72})$$

Pour n équations correspondant à n générateurs, on obtient :

$$\begin{cases} \frac{dC_1}{dP_{G1}} - \left(1 - \frac{dP_L}{dP_{G1}}\right) = 0 \\ \frac{dC_2}{dP_{G2}} - \left(1 - \frac{dP_L}{dP_{G2}}\right) = 0 \\ \vdots \\ \frac{dC_n}{dP_{Gn}} - \left(1 - \frac{dP_L}{dP_{Gn}}\right) = 0 \end{cases} \quad (\text{II-73})$$

- pour la (n+1)^{ième} équation qui correspond à la dérivée du Lagrangien par rapport à λ , on obtient : $f_{n+1} = 0$ correspondant à $\frac{dL}{d\lambda} = 0$ (d'après l'équation II-65).

On obtient alors le système suivant :

$$\begin{bmatrix} P_{G1}^i \\ P_{G2}^i \\ \vdots \\ \lambda^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{G1}^{i-1} \\ P_{G2}^{i-1} \\ \vdots \\ \lambda^{i-1} \end{bmatrix} - J^{-1} \begin{bmatrix} f_1(P_{G1}^{i-1}, P_{G2}^{i-1}, \dots, \lambda^{i-1}) \\ f_2(P_{G1}^{i-1}, P_{G2}^{i-1}, \dots, \lambda^{i-1}) \\ \vdots \\ f_n(P_{G1}^{i-1}, P_{G2}^{i-1}, \dots, \lambda^{i-1}) \end{bmatrix} \quad (\text{II-74})$$

Avec, i : le nombre d'itération.

II.4 Application des contraintes d'inégalité [18]

Dénommées contraintes de sécurité, elles caractérisent les limites minimales et maximales tolérées en puissance active produites par chaque générateur.

On résout le problème sans les contraintes d'inégalité, si on trouve que certains générateurs sont en dehors des plages permises, on définit les ensembles suivants :

- $E_{sup} = \{i / P_{Gi} > P_{Gmax}\}$ ensembles des générateurs ayant violés les limites supérieures.
- $E_{inf} = \{i / P_{Gi} < P_{Gmin}\}$ ensembles des générateurs ayant violés les limites inférieures.
- $E_{sat} = \{i / P_{Gmin} \leq P_{Gi} \leq P_{Gmax}\}$ ensembles des générateurs satisfaisant les contraintes d'inégalité.

On calcul alors la différence :

$$\Delta h = \sum h_i^{max} - \sum h_i^{min} \quad (\text{II-75})$$

Avec,

$$\begin{cases} h_i^{max} = P_{Gi} - P_{Gmax} > 0 \\ h_i^{min} = P_{Gmin} - P_{Gi} > 0 \end{cases} \quad (\text{II-76})$$

- Si $\Delta h > 0$, il faut fixer tous les générateurs qui ont violés leurs limites supérieures et considérer les autres pour le dispatching.
- Si $\Delta h < 0$, il faut fixer tous les générateurs qui ont violés leurs limites inférieures et considérer les autres pour le dispatching.
- Si $\Delta h = 0$, il faut fixer les générateurs qui ont violés les deux limites et considérer les autres pour le dispatching.

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, des notions sur le dispatching économique et la fonction du coût ont été présentées, le problème de la répartition de la puissance optimale est aussi exposé.

Nous avons décrit les principales méthodes d'optimisation classiquement utilisées jusqu'à maintenant, à savoir, la méthode de : gradient, Lagrange, Newton Raphson ainsi que la méthode de Lambda pour solutionner le problème du dispatching économique, sans et avec pertes actives dans les lignes, tout en développant les différentes équations et conditions, permettant de respecter les contraintes d'égalité et d'inégalité et de déterminer les coefficients B_{ij} des pertes.

L'utilisation de ces méthodes pour résoudre le problème du dispatching économique est complexe au niveau de la fonction de coût, où les contraintes sont vraiment non linéaires. C'est pourquoi, on propose dans le chapitre subséquent, l'utilisation de l'une des techniques d'intelligence artificielles ; celle des réseaux de neurones à rétro-propagation de l'erreur qui n'exige aucune condition sur la continuité, la dérivabilité et la linéarité de la fonction de coût du problème à optimiser.

Chapitre III

Réseaux de neurones artificiels

Chapitre III

Réseaux de neurones artificiels

III.1 Introduction

L'idée des réseaux de neurones vient originalement de la modélisation biophysique du cerveau, cette modélisation tente d'expliquer la bio physiologie du cerveau et ses fonctionnalités.

De nos jours, les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont devenus en quelques années des outils précieux dans des domaines très divers de l'industrie et des services. Il existe beaucoup de mécanismes qui nous échappent dans le cerveau. Il comprend autant de neurones qu'il y a de galaxies dans l'univers ou d'étoiles dans notre galaxie.

La reconnaissance du fait que le cerveau fonctionne de manière entièrement différente de celle d'un ordinateur conventionnel a joué un rôle très important dans le développement des réseaux de neurones artificiels [20].

Partant d'un souhait initial de mieux comprendre le fonctionnement du cerveau, les réseaux de neurones artificiels sont une classe de modèles ayant eu un impact important dans le domaine de l'analyse et le traitement des données. L'inspiration pour les réseaux de neurones provient cependant de la volonté de créer des systèmes artificiels sophistiqués, voir intelligents, capables d'effectuer des opérations semblables à celle que le cerveau humain effectue de manière routinière.

Cependant, le réseau de neurones ne fournit pas toujours de règle facilement exploitable par un humain et reste souvent une boîte noire qui fournit une réponse quand on lui présente une donnée, mais il ne propose jamais de justification facile à interpréter [21].

Ce chapitre est consacré pour donner un aperçu sur cette technique à travers une présentation générale du RNA et pour étudier les motivations importantes à leur utilisation. Ensuite, les bases des modèles de neurones biologiques et artificiels (architectures et méthodes d'apprentissage) seront décrites. Les modèles des RNA les plus utilisés seront aussi présentés.

III.2 Historique

Le psychologue américain W. James, Introduit en 1890, le concept de mémoire associative et propose une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de "loi de Hebb".

En 1943, J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique) [22].

En 1949, la règle du psychologue D. Hebb a abouti à résoudre le problème de la détermination par apprentissage des coefficients synaptiques, puis en 1960, le modèle du perceptron a été défini par Frank Rosenblatt et B. Widrow.

En 1958, le psychologue F. Rosenblatt a développé le modèle du perceptron. Il s'agit d'un réseau de neurones, capable d'apprendre à différencier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques. Il est inspiré du système visuel. Il a réussi à l'appliquer pour la reconnaissance des formes. Au début des années 60, les travaux de Rosenblatt ont vécu un grand intérêt dans le milieu scientifique. Mais en 1969, deux scientifiques américains appelés Minsky et Papert ont publié un livre dans lequel ont démontré les limites du perceptron proposé par Rosenblatt. En particulier, son incapacité réside à la résolution des problèmes non linéaires [23].

Les travaux se sont ralentis considérablement jusqu'aux années 80. En 1982, Hopfield a fini par démontrer l'intérêt des réseaux entièrement connectés. Parallèlement, Werbos a conçu un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron : la rétro-propagation. Cet algorithme qui permet de propager l'erreur vers les couches cachées sera popularisé en 1986 par Rumelhart et al [23].

Depuis ces travaux, les applications des réseaux de neurones n'ont cessé de croître. Aujourd'hui, Ces derniers sont utilisés dans de nombreux domaines (intelligence artificielle) à cause de leur propriété en particulier, leur capacité d'apprentissage et qu'ils soient des systèmes dynamiques.

III.3 Applications

Les réseaux de neurones servent aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. Par exemple, un auto-pilote pour avion a été développé, ou encore un système de guidage pour automobile, des systèmes de lecture automatique de chèques bancaires et d'adresses postales ont été conçus, des systèmes de traitement du signal pour différentes applications militaires ainsi que des systèmes pour la synthèse de la parole sont produits, des réseaux sont aussi utilisés pour bâtir des systèmes de vision par ordinateur, pour faire des prévisions sur les marchés monétaires, pour évaluer le risque financier ou en assurance, pour différents processus manufacturiers, pour le diagnostic médical, pour l'exploration pétrolière ou gazière, en robotique, en télécommunication, ...etc. Les réseaux de neurones ont aujourd'hui un impact considérable et, il y a fort à parier, que leur importance ira grandissant dans le futur [24].

III.4 Analogie entre les systèmes neuronaux biologiques et artificiels

III.4.1 Neurones biologiques

Le cerveau humain possède deux hémisphères latéraux reliés par le corps calleux et d'autres ponts axonaux, il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille milliards de cellules, dont 100 milliards sont des neurones constitués en réseaux [25].

III.4.1.1 Description

Un neurone biologique est une cellule vivante consacrée au traitement de l'information. Il est composé de quatre parties distinctes [20], comme il est montré sur la figure III.1 et définit ci-dessous :

- A. Le corps cellulaire (cellule ou soma) :** contient le noyau de la cellule nerveuse. C'est en cet endroit que prend naissance l'influx nerveux, qui représente l'état d'activité du neurone ;
- B. Les dendrites :** ramifications tubulaires courtes, formant une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire ; ce sont les entrées principales du neurone, qui captent l'information venant d'autres neurones ;
- C. L'axone :** longue fibre nerveuse qui se ramifie à son extrémité ; c'est la sortie du neurone et le support de l'information vers les autres neurones. La transmission entre les neurones n'est pas directe. Il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angström (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone déférent ;

D. la synapse : communique l'information en la pondérant par un poids synaptique à un autre neurone, elle est essentielle dans le fonctionnement du système nerveux.

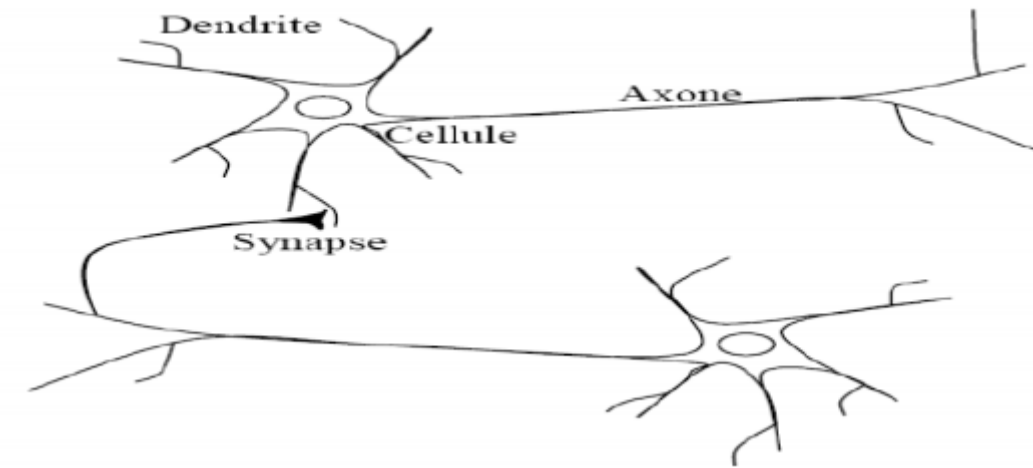


Fig. III-1 : Représentation d'un neurone biologique [26]

III.4.1.2 Communication entre neurones [16]

Les neurones reçoivent les signaux (impulsions électriques) par des extensions très ramifiées de leur corps cellulaire (les dendrites) et envoient l'information par de longs prolongements (les axones). Les impulsions électriques sont régénérées pendant le parcours le long de l'axone. La durée de chaque impulsion est de l'ordre d'1 ms et son amplitude d'environ 100 mVolts.

Les contacts entre deux neurones, de l'axone à une dendrite, se font par l'intermédiaire des synapses. Lorsqu'un potentiel d'action atteint la terminaison d'un axone, des neuromédiateurs sont libérés et se lient à des récepteurs post-synaptiques présents sur les dendrites. L'effet peut être excitateur ou inhibiteur.

Chaque neurone intègre en permanence jusqu'à un millier de signaux synaptiques. Ces signaux n'opèrent pas de manière linéaire (effet de seuil).

III.4.2 Neurone artificiel

Le neurone artificiel appelé aussi formel représente la brique de base des RNA, c'est un automate dont le modèle s'inspire de celui d'un neurone biologique.

A. Modélisation d'un neurone Artificiel

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseau de neurones sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux comme représenté sur la figure III-2 [27].

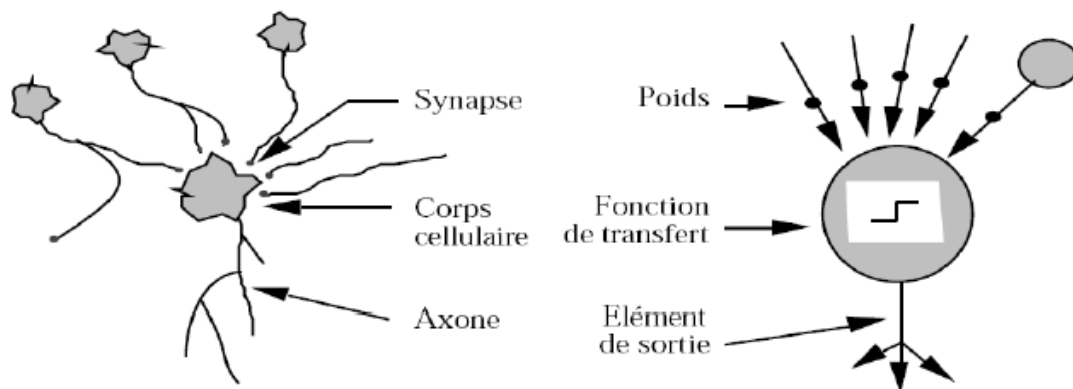


Fig. III-2 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel [22]

On pourra résumer cette modélisation par le (tableau III-1), qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapses	Poids de connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

Tab. III-1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel

B. Structure d'un RNA

La figure III-3, montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont (on parlera de neurones "amonts"). A chacune de ces entrées est associé un poids w_{ji} dit poids synaptique, abréviation de weight (désignation anglaise), représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval (on parlera de neurones "avals") [22].

La sortie est fournie, seulement quand la somme dépasse un certain seuil interne (le neurone est activé et transmet une réponse dont la valeur est celle de sa fonction d'activation), si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien. Son évaluation se fait typiquement par une somme pondérée des entrées, et le passage du résultat à travers une fonction d'activation [26].

Mathématiquement, ceci peut être modélisé par l'équation III-1 :

$$s_j = f(y_j) = f\left(\sum_{i=1}^p w_{ji} x_i\right) \quad (\text{III-1})$$

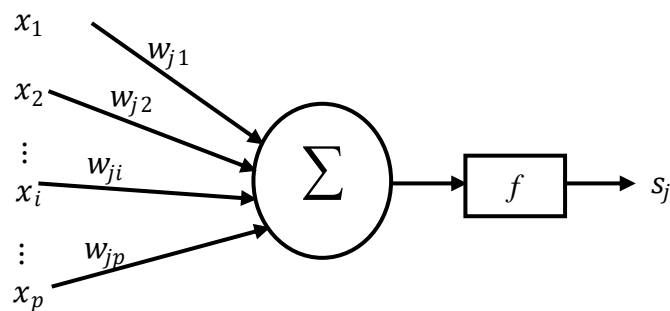


Fig. III-3 : Réseau de neurone artificiel

Parfois il y'a un terme additionnel θ_j . Ce terme est considéré comme un poids w_{j0} associé à une entrée constante (figure. III.4), l'expression devient donc :

$$s_j = f\left(\sum_{i=1}^p w_{ji} x_i - \theta_j\right) \quad (\text{III-2})$$

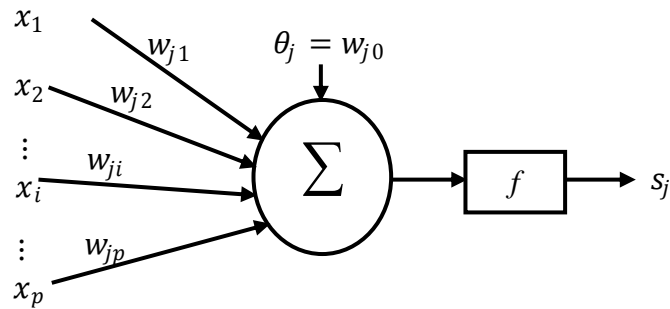


Fig. III-4 : Réseau de neurone artificiel avec entrée du seuil

Avec,

x_i : L'entrée du neurone i .

w_{ji} : Le poids synaptique entre le neurone j et i .

f : La fonction d'activation.

s_j : La sortie du neurone j .

θ_j : le seuil interne du neurone j .

III.4.3 Les fonctions d'activation [7, 26]

Plusieurs types de fonctions d'activation sont utilisés, servant à limiter l'amplitude du signal de sortie du neurone et reproduire l'effet de seuil observé sur les neurones biologiques.

Les fonctions les plus courantes sont représentées sur la figure III-5.

✓ La fonction signe

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{si non} \end{cases}$$

✓ La fonction linéaire

$$f(x) = ax$$

Où a est une constante.

✓ La fonction Heaviside

$$f(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

✓ **La fonction tangente hyperbolique**

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad x \in [-1,1]$$

✓ **La fonction Sigmoidé**

Plus connue et plus populaire, elle est souvent utilisée dans les réseaux de neurones. L'un de ses avantages est sa dérivabilité. Cette propriété est très importante, du fait qu'elle a permis de développer des algorithmes d'apprentissage à base du gradient pour les réseaux multicouches.

Elle est définie par :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-Bx}} \quad \text{si } x \in [0,1] \quad \text{(III-3)}$$

Ou

$$f(x) = \frac{1-e^{-Bx}}{1+e^{-Bx}} \quad \text{si } x \in [-1,1] \quad \text{(III-4)}$$

Où la constante B est un paramètre de gain (raideur de la sigmoïde).

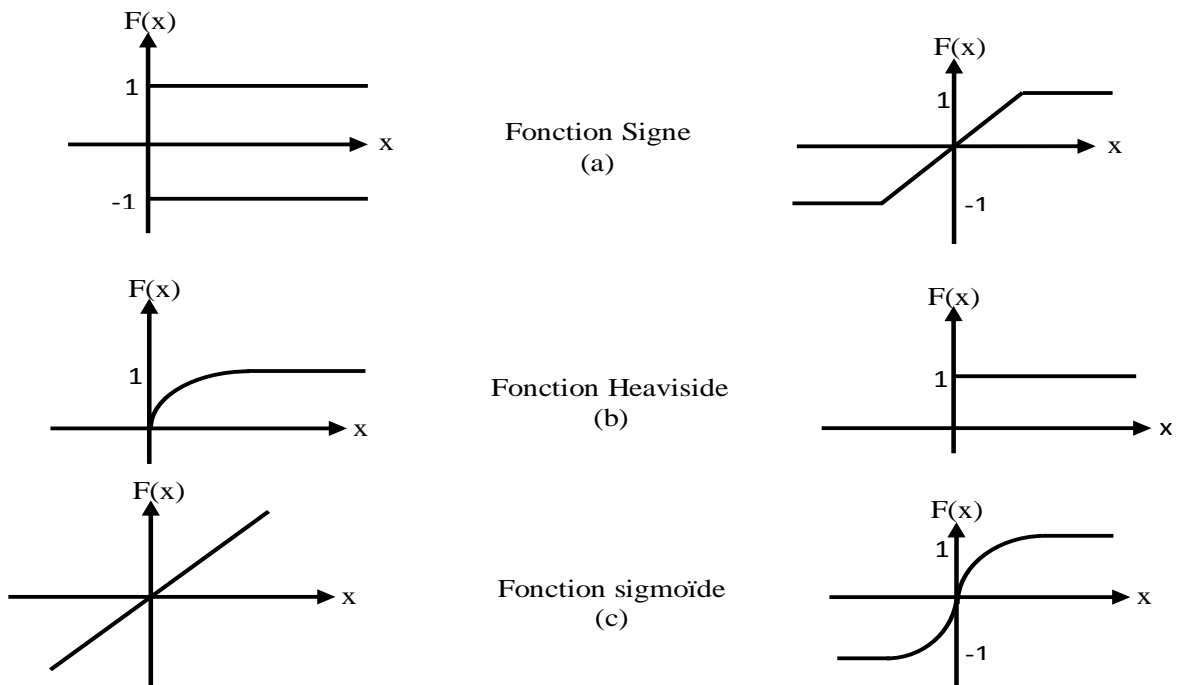


Fig. III-5 : Les fonctions d'activation du neurone les plus utilisées.

III.5 La topologie des connexions [22]

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent, il est possible de distinguer une certaine régularité.

III.5.1 Réseaux Multicouche

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avale (figure. III-6). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

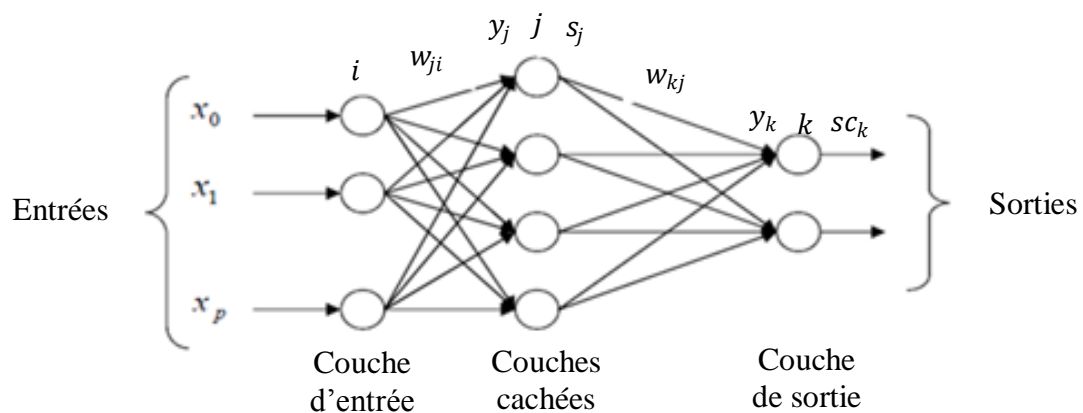


Fig. III-6 : Un réseau multicouche [27]

III.5.2 Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale (figure III-7). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

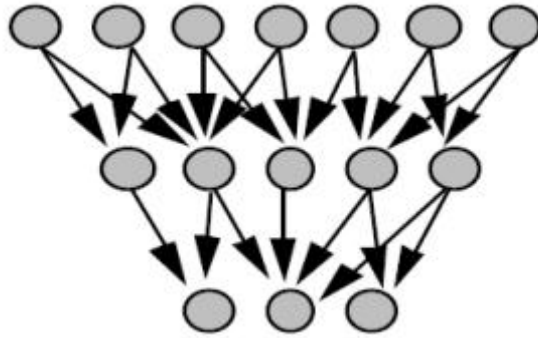


Fig. III-7 : Réseau à connexions locales.

III.5.3 Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales (figure III-8)

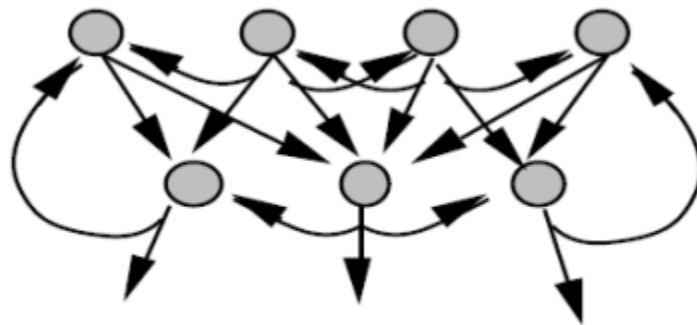


Fig. III-8 : Réseau à connexions récurrentes.

III.5.4 Réseau à connexions complètes

Réseau à connexion complète : c'est la structure d'interconnexion la plus générale (figure III-9). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau et à lui-même.

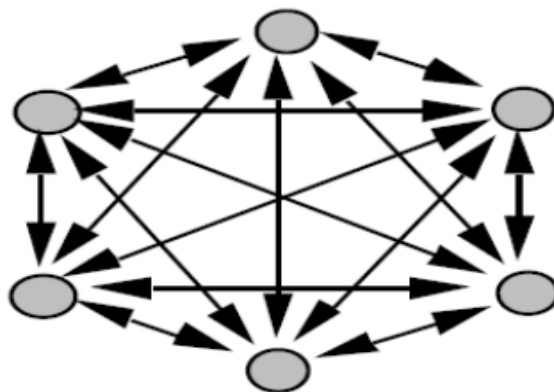


Fig. III-9 : Réseau à connexions complètes

III.6 Apprentissage des réseaux de neurones

La propriété la plus importante pour un réseau de neurones, est sûrement sa capacité d'apprendre de son environnement, d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage. L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle les valeurs des poids synaptiques du réseau sont ajustées pour remplir au mieux la tâche à laquelle le réseau est destiné [26].

De ce fait l'apprentissage a pour objectif l'amélioration des performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé.

III.6.1 Apprentissage supervisé [26]

Dans l'apprentissage supervisé, des couples de données (entrées, sorties attendue correspondantes) sont fournis au réseau ; les différentes réponses possibles du réseau étant donc connues a priori.

Les paramètres du réseau sont ajustés de façon à minimiser le signal d'erreur constitué par la différence entre la sortie obtenue et la valeur désirée correspondante.

Un apprentissage est dit supervisé lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle par la figure III-10.

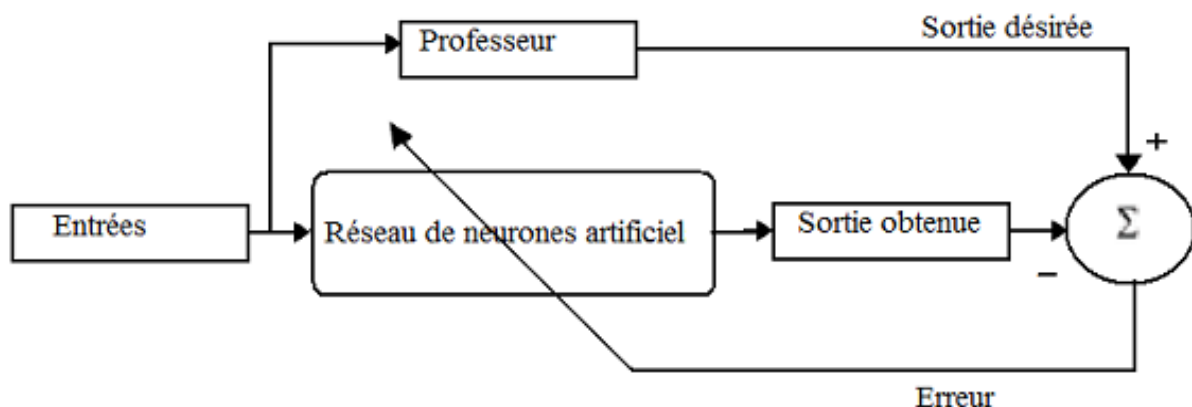


Fig. III-10 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone

III.6.2 Apprentissage non supervisé

Dans un modèle non supervisé, on n'a pas de connaissances à priori sur l'information que l'on voudrait extraire. Le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final [26].

Contrairement à l'apprentissage supervisé, seules les valeurs d'entrée sont disponibles dans ce type d'apprentissage non supervisé qui est appelé aussi « apprentissage par compétition » [28].

Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau (figure III-11) afin d'engendrer des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrée similaires [26, 28].

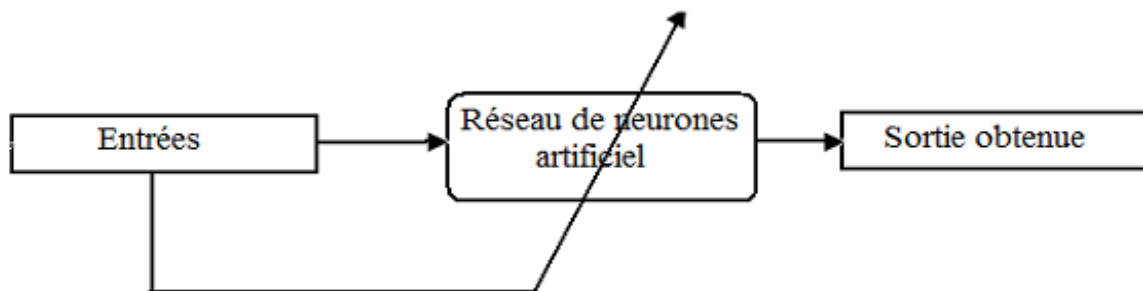
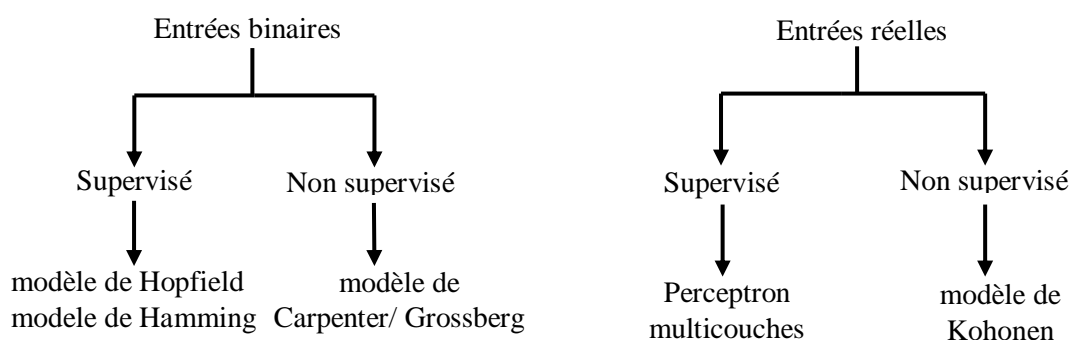


Fig. III-11 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de

III.7 Règle de Lippmann pour le choix d'un modèle [29]

D'après la règle de Lippmann, le choix d'une configuration est en fonction des entrées, qui peuvent être réelles ou binaires et de l'apprentissage qui est supervisé ou non supervisé.



III.8 Les règles d'apprentissage

Plusieurs procédures ou algorithmes d'apprentissage ont été proposés afin de minimiser les erreurs de d'association d'une sortie à une entrée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage.

A. La règle de Hebb

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne, elle est inspirée de la biologie. Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié [25]. Il est à noter ici que l'apprentissage est localisé, c'est-à-dire que la modification d'un poids synaptique « w_{ji} » ne dépend que de l'activation d'un neurone j et d'un autre neurone i [30].

On explique cette règle par le fait qu'une cellule ne modifie l'intensité de ses synapses que lorsqu'elle se trempe, c'est-à-dire, si le neurone de sortie est (actif / inactif) alors qu'il devrait être (inactif / actif), alors il (diminue / augmente) les intensités des synapses correspondantes aux neurones de rétine qui sont actifs [7].

B. Règle de correction d'erreurs [30]

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé (c'est -à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante). Si on considère « sc » comme étant la sortie calculée par le réseau, et « sd » la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur ($sd - sc$), afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que « sc » soit égal à « sd ». Ce Principe est notamment utilisé dans le modèle du perceptron simple.

C. Apprentissage de Boltzmann [30]

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées). Cette règle d'apprentissage est de type stochastique (qui relève partiellement du hasard) et elle consiste à ajuster les poids des connexions, de telle sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée.

D. La rétro-propagation du gradient de l'erreur

Les réseaux de neurones multicouches constitués de fonctions de transfert différentiables, utilisent un algorithme de rétro-propagation du gradient ; dont lequel les poids du réseau sont ajustés de façon à minimiser l'erreur qui est un critère quadratique entre les sorties obtenues $sc_1, sc_2, \dots, sc_{n_s}$ et les sorties désirées ($sd_1, sd_2, \dots, sd_{n_s}$), d'un réseau multicouche [26]. L'algorithme nécessite une fonction de transfert du neurone continu, non linéaire et différentiable pour réaliser une minimisation par une configuration adéquate des poids [7].

L'erreur est définie comme suit :

$$err = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{ns} (sc_k - sd_k)^2 \quad (\text{III-5})$$

Avec,

ns : Le nombre de neurones de la couche de sortie.

La théorie de rétro-propagation comporte deux phases :

- ✓ Une propagation dans le sens direct des signaux de la couche d'entrée, couche par couche, jusqu'à atteindre la couche de sortie qui délivre les signaux de sortie du réseau.
- ✓ Une rétro-propagation de l'erreur, qui se propage dans le sens inverse, de la couche de sortie jusqu'à atteindre la couche d'entrée qui sera utilisée pour l'ajustement des paramètres du réseau [27].

III.9 Le modèle mathématique de la rétro-propagation [27]

En se basant sur le schéma représenté sur la figure III-6, nous pouvons développer les équations comme suit :

Soit un RNA à une couche d'entrée notée « i », une couche cachée notée « j » et une couche de sortie notée « k » :

- ✓ La sortie y_j de la couche cachée est donnée par :

$$y_j = \sum_i^{ne} w_{ji} * x_i \quad (\text{III-6})$$

- ✓ La sortie y_k de la couche de sortie est donnée par :

$$y_k = \sum_j^{nc} w_{kj} * s_j \quad (\text{III-7})$$

- ✓ Dans les deux calculs précédents, la sortie est obtenue en appliquant la fonction d'activation $f(y)$ définie dans le paragraphe III-4.3, c'est-à-dire :

$$\begin{cases} s_j = f(y_j) \\ sc = f(y_k) \end{cases} \quad (\text{III-8})$$

Le calcul des gradients s'effectue comme suit :

- ✓ Pour un neurone de la couche de sortie :

$$\delta_k(it) = (sd_k - sc_k) \cdot f'(y_k(it)) \quad (\text{III-9})$$

- ✓ Pour un neurone de la couche cachée :

$$\delta_j(it) = f' \left(y_j(it) \right) \cdot \sum_{k=1}^{n_s} \delta_k(it) \cdot w_{kj}(it) \quad (\text{III-10})$$

La loi généralisée pour la modification des poids est comme suit :

$$\Delta w_{ji}(it + 1) = \beta \cdot \Delta w_{ji}(it) + \eta \cdot \delta_j \cdot s_i(it) \quad (\text{III-11})$$

Avec,

$\Delta w_{ji}(it + 1)$: Le poids synaptique reliant le neurone j au neurone i .

$\Delta w_{ji}(it)$: Le poids synaptique reliant le neurone i au neurone j à l'itération (it) .

η : Le pas d'apprentissage,

δ_j : Le gradient local du neurone j .

$s_i(it)$: La sortie du neurone i à l'itération n .

β : Coefficient d'accélération,

n_e, n_c : Les nombres de neurones dans les couches d'entrée et cachée respectivement.

✓ Plusieurs critères d'arrêt peuvent être utilisés avec l'algorithme de rétro-propagation des erreurs. Le plus commun consiste à fixer un nombre maximum de périodes d'entraînement, ce qui fixe effectivement une limite supérieure sur la durée de l'apprentissage. Ce critère est important car la rétro-propagation des erreurs n'offre aucune garantie quant à la convergence de l'algorithme. Il peut arriver, que le processus d'optimisation reste pris dans un minimum local. Sans un tel critère, cet algorithme pourrait ne jamais se terminer.

III.10 L'algorithme d'apprentissage [27]

L'algorithme d'apprentissage est donné par les étapes suivantes :

1. Initialiser les poids synaptiques : attribuer à chaque poids une valeur aléatoire entre -1 et $+1$, c'est-à-dire, qu'à chaque connexion est attribué un poids aléatoire dans un intervalle donné.
2. Présenter un exemple au réseau : on présente un exemple x_p en entrée et une valeur désirée en sortie S_d .
3. Propager les signaux d'activation des entrées vers les sorties : on calcule les sorties de la première couche, qui deviennent les entrées de la couche suivante puis on fait de même jusqu'à la dernière couche d'après les équations (III-6, III-7 et III-8).

4. Comparer les sorties calculées avec les sorties désirées, en calculant l'erreur donnée par l'équation III-5.

5. Rétro-propager l'erreur des couches de sortie ; pour chaque neurone du réseau est calculée une valeur à partir de son activation et celles des neurones qui sont reliés suivant les équations (III-9 et III-10).

6. Modifier les poids en appliquant la loi généralisée donnée par l'équation III-11.

7. Arrêter l'apprentissage quand le nombre maximum de périodes d'entraînement est atteint.

III.11 Avantages et inconvénients des RNA [16]

L'intérêt porté actuellement aux RNA tient sa justification dans les quelques propriétés fascinantes qu'ils possèdent, nous citons les plus importantes :

➤ Avantages

- Les réseaux de neurones sont applicable aux problèmes non-linéaires avec plusieurs variables ;
- La transformation des variables est automatisée dans le processus de calcul.
- L'interpolation ; le réseau de neurones est capable de générer des résultats adéquats lorsqu'on lui présente des entrées ne figurant pas dans les échantillons à condition que ces entrées soient à l'intérieur de la marge d'échantillonnage.
- Capacité de représenter n'importe quelle dépendance fonctionnelle. Le réseau apprend la dépendance lui-même. Pas besoin de postuler un modèle, de l'amender, etc.
- Principe et structure des RNA assez simple dans la simulation informatique ne nécessite pas assez de temps pour son développement.

➤ **Inconvénients**

- Les relations individuelles entre les variables de l'entrée et les variables de la sortie ne sont pas développées par un jugement d'ingénierie, c'est-à-dire que, le modèle est assimilé à une boîte noire, ou tableau (entrée / sortie) sans base analytique ;
- La taille de l'échantillon doit être large, plus le nombre d'échantillons est grand, plus la qualité du réseau est bonne ;
- Le réseau de neurones ne peut pas extrapoler, c'est-à-dire, il ne peut pas générer des sorties adéquats si on lui présente des entrées ne figurant pas à l'intérieur de la marges des échantillons.

III.12 Conclusion

Le but majeur de l'application des RNA est de créer des machines qui se montrent supérieures dans le domaine où le cerveau humain dépasse ces calculateurs.

Nous avons exposé dans ce chapitre les éléments essentiels qui permettent de comprendre pourquoi, et dans quel cas, il est avantageux de mettre en œuvre des réseaux de neurones. Nous avons commencé par présenter les principes généraux des RNA, de donner un aperçu sur la similitude entre le neurone biologique et le neurone artificiel, le principe de fonctionnement de ce dernier ainsi que celui d'un réseau de neurone. Nous avons ensuite présenté quelques architectures des RNA, puis nous nous sommes intéressés dans notre travail à développer le modèle mathématique d'un réseau de type multicouche. Pour finir, nous avons donné quelques avantages et inconvénients.

Dans le chapitre suivant, les réseaux de neurones à rétro-propagation de l'erreur seront appliqués pour le calcul du dispatching économique.

Chapitre IV

**Application des RNA pour le
calcul du dispatching
économique**

Chapitre IV

Application des RNA pour le calcul du dispatching économique

IV.1 Introduction

Ce chapitre, traite l'un des secteurs d'étude essentiel dans les réseaux électriques ; la répartition économique de l'énergie électrique, qui est une gestion optimale de l'écoulement de puissance dans le but d'utiliser en priorité les unités de production de plus faible coût marginal, et de minimiser ainsi soit les pertes actives engendrées par le transport de l'énergie soit le coût de la production de celle-ci.

Pour la résolution du problème du dispatching économique, on est souvent appelé à utiliser des méthodes classiques et des techniques d'intelligence artificielles. Pour se faire, un réseau de distribution d'énergie électrique IEEE 26 jeux de barres sera utilisé comme exemple de validation dans un environnement MATLAB, par lequel nous jugerons les résultats obtenus par notre application. La programmation se manifeste en deux : un programme classique avec la méthode de NR, et un programme d'intelligence artificielle par les RNA, dont l'objectif est de pouvoir créer un RNA capable de reproduire les résultats du programme classique. Pour finir, une comparaison entre les résultats de simulation des deux méthodes sera faite.

IV.2 Caractéristiques du réseau test

Dans cette partie de simulation, le réseau IEEE 26 jeux de barre [31] a été choisi pour la résolution du problème du dispatching économique. Ce réseau électrique est composé de six unités de production (aux jeux de barres 1, 2, 3, 4, 5, et 26), alimentant 23 charges à travers 46 lignes de transport comme montré sur la figure IV.1. Le nœud 1 avec sa tension constante de $1.025 \angle 0$ est considéré comme le nœud de référence.

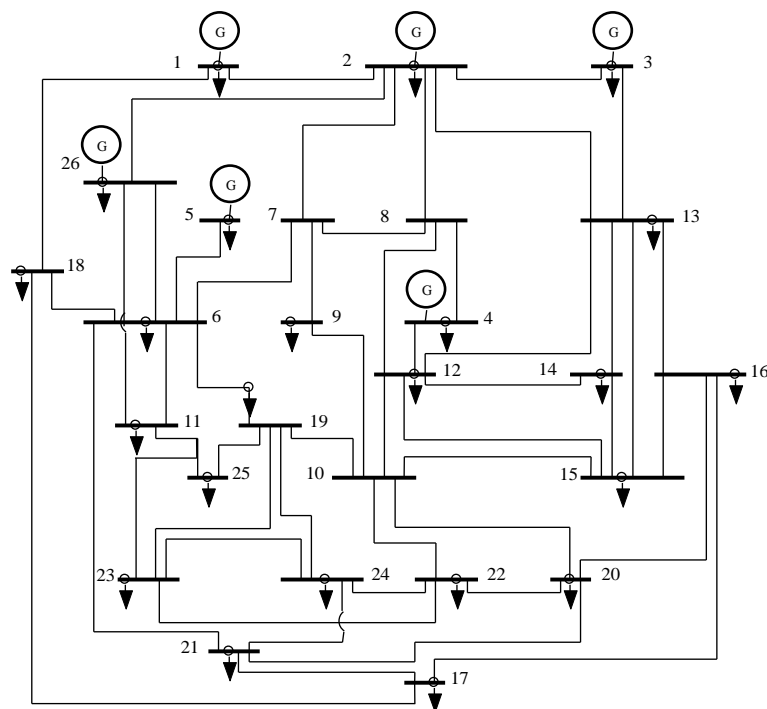


Fig. IV-1 : Réseau IEEE 26 jeux de barre

Les informations d'entrée du programme qu'on va utiliser, pour la résolution du problème du dispatching économique (D.E.), afin d'obtenir en sortie les valeurs optimales des puissances actives générées aux différents points de production, sont les suivantes :

- ✓ Les paramètres des lignes ;
- ✓ Les puissances minimales et maximales ainsi que les coefficients de la fonction coût des générateurs ;

Les puissances demandées P_D et les valeurs initiales des puissances des centrales.

IV.3 Données du réseau

Les informations sur les impédances des lignes, les limites minimales et maximales des puissances produites ainsi que les coefficients de la fonction coût des générateurs sont regroupées dans les tableaux (IV-1, IV-2 et IV-3) :

Ligne	Connexion	R (pu)	X (pu)	B (pu)	Ligne	Connexion	R (pu)	X (pu)	B (pu)
1	1-2	0.00055	0.0048	0.06	24	10-22	0.0069	0.0298	0.01
2	1-18	0.0013	0.0115	0.12	25	11-25	0.096	0.27	0.02
3	2-3	0.00146	0.0513	0.1	26	11-26	0.0165	0.097	0.008
4	2-7	0.0103	0.0586	0.036	27	12-14	0.0327	0.802	0
5	2-8	0.0074	0.0321	0.078	28	12-15	0.018	0.0598	0
6	2-13	0.00357	0.0967	0.05	29	13-14	0.0046	0.0271	0.002
7	2-26	0.0323	0.1967	0	30	13-15	0.0116	0.061	0
8	3-13	0.0007	0.00548	0.001	31	13-16	0.01793	0.0888	0.002
9	4-8	0.0008	0.024	0.0002	32	14-15	0.0069	0.0382	0
10	4-12	0.0016	0.0207	0.03	33	15-16	0.0209	0.0512	0
11	5-6	0.0069	0.03	0.198	34	16-17	0.099	0.06	0
12	6-7	0.00535	0.0306	0.00201	35	16-20	0.0239	0.0585	0
13	6-11	0.0097	0.057	0.0002	36	17-18	0.0032	0.06	0.076
14	6-18	0.00374	0.0222	0.0024	37	17-21	0.229	0.445	0
15	6-19	0.0035	0.066	0.09	38	19-23	0.03	0.131	0
16	6-21	0.005	0.09	0.0452	39	19-24	0.03	0.125	0.004
17	7-8	0.0012	0.00693	0.0002	40	19-25	0.119	0.2249	0.008
18	7-9	0.00095	0.0429	0.05	41	20-21	0.0657	0.157	0
19	8-12	0.002	0.018	0.04	42	20-22	0.015	0.0366	0
20	9-10	0.00104	0.0491	0.002	43	21-24	0.0476	0.151	0
21	10-12	0.00247	0.0132	0.02	44	22-23	0.029	0.099	0
22	10-19	0.0547	0.236	0	45	22-24	0.031	0.088	0
23	10-20	0.0066	0.016	0.002	46	23-25	0.0987	0.1168	0

Tab. IV-1 : Données des lignes

	P_{min} (MW)	P_{max} (MW)	a (\$/hr)	b (\$/MWhr)	c (\$/MW ² hr)
P_{G1}	100	500	240	7	0.007
P_{G2}	50	200	200	10	0.0095
P_{G3}	80	300	220	8.5	0.009
P_{G4}	50	150	200	11	0.009
P_{G5}	50	200	220	10.5	0.008
P_{G26}	50	120	190	12	0.0075

Tab. IV-2 : Données des puissances minimales et maximales ainsi que les coefficients de la fonction coût des générateurs

Pour plus de précision, nous pouvons représenter les limites minimales et maximales des puissances actives générées par chaque centrale et sa fonction coût sous la forme montrée sur la figure IV-2 :

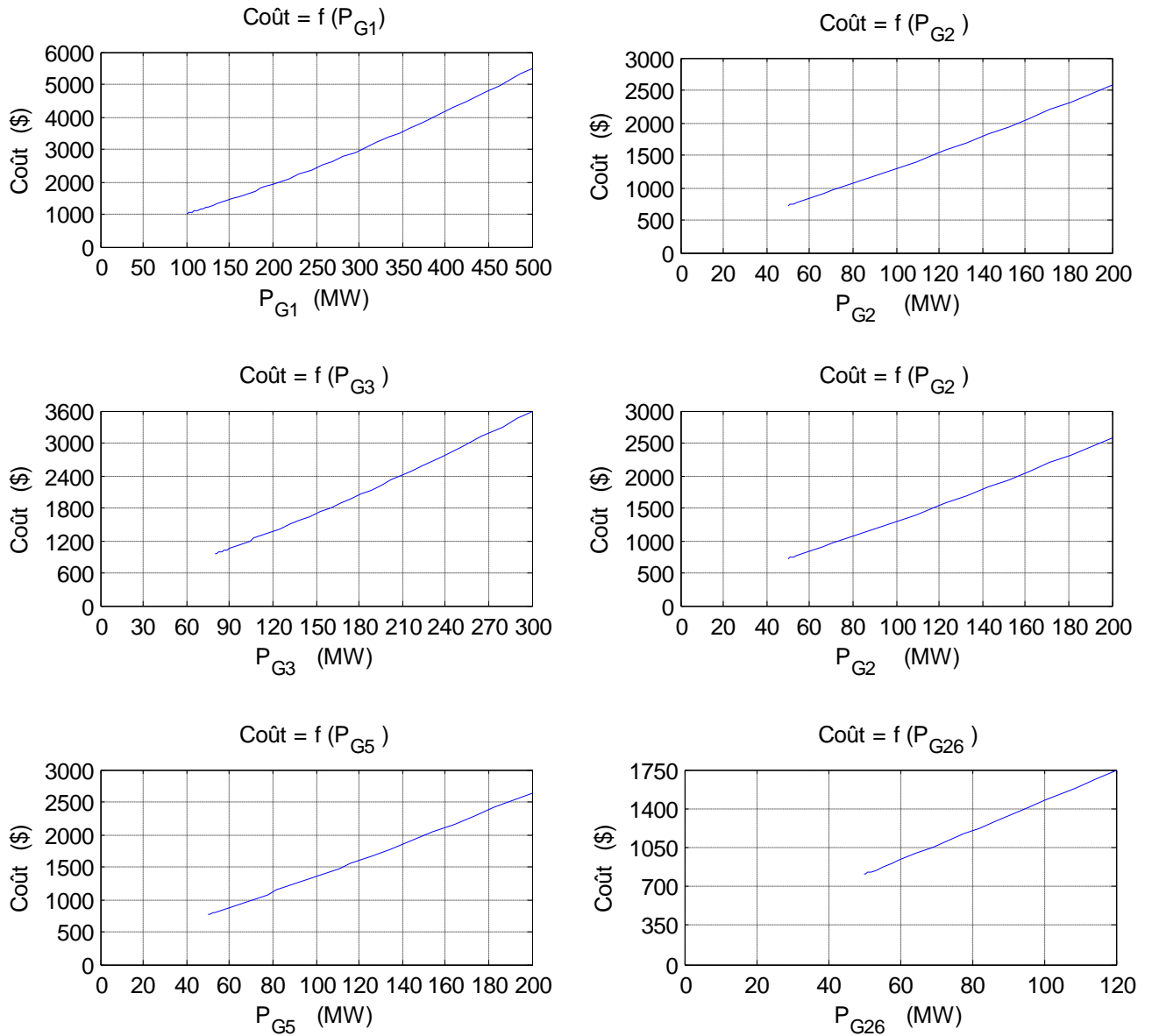


Fig. IV-2 : Courbes quadratiques des 6 générateurs

La courbe du coût incrémental λ est représentée sur la figure IV-3 comme suit :

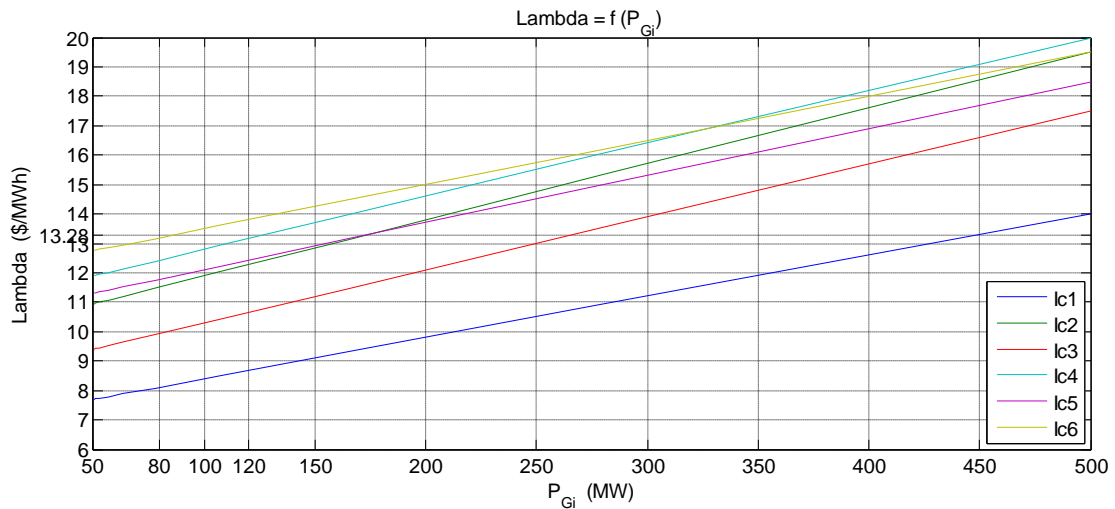


Fig. IV-3 : Le coût incrémental en fonction des puissances générées.

Nœuds	$P_{générée}$ (MW)	$P_{demandée}$ (MW)	Nœuds	$P_{générée}$ (MW)	$P_{demandée}$ (MW)
1	447,54	51	14	0	24
2	173,08	22	15	0	70
3	263,36	64	16	0	55
4	138,71	25	17	0	78
5	166,09	50	18	0	153
6	0	76	19	0	75
7	0	0	20	0	48
8	0	0	21	0	46
9	0	89	22	0	45
10	0	0	23	0	25
11	0	25	24	0	54
12	0	89	25	0	28
13	0	31	26	86,93	40

Tab. IV-3 : Les puissances demandées P_D et les valeurs initiales des puissances des centrales

La puissance totale demandée est de $P_D = 1263$ MW.

IV.4 Calcul du dispatching économique avec pertes

IV.4.1 Application de la méthode classique de NR

Comme déjà vu dans le chapitre II, le problème du dispatching économique sans pertes 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 puissances entre les centrales et les charges). Dans le cas où les pertes sont prises en considérations, il faut :

- ✓ Calculer les pertes
- ✓ Calculer le facteur de pénalité
- ✓ Déterminer un critère de convergence

A. Résultats de simulation

Les résultats de simulation obtenus par l'application de la méthode classique de Newton Raphson au calcul de la répartition optimale de la puissance active, sans et avec pertes, sont portés sur le tableau IV-4 et illustrés sur la figure IV-4 :

N° du générateur	Puissances optimales par la méthode Newton Raphson	
	Sans pertes	Avec pertes
P_{G1} (MW)	446,7073	449,2295
P_{G2} (MW)	171,2580	171,9692
P_{G3} (MW)	264,1057	252,5006
P_{G4} (MW)	125,2168	126,5798
P_{G5} (MW)	172,1189	193,7492
P_{G26} (MW)	83,5935	76,2624
Coût incrémental (lambda) (\$/MWh)	13,2539	13,42948
Coût de production (\$/h)	15776,42	15872,58

Tab. IV-4 : Puissances optimales sans et avec pertes

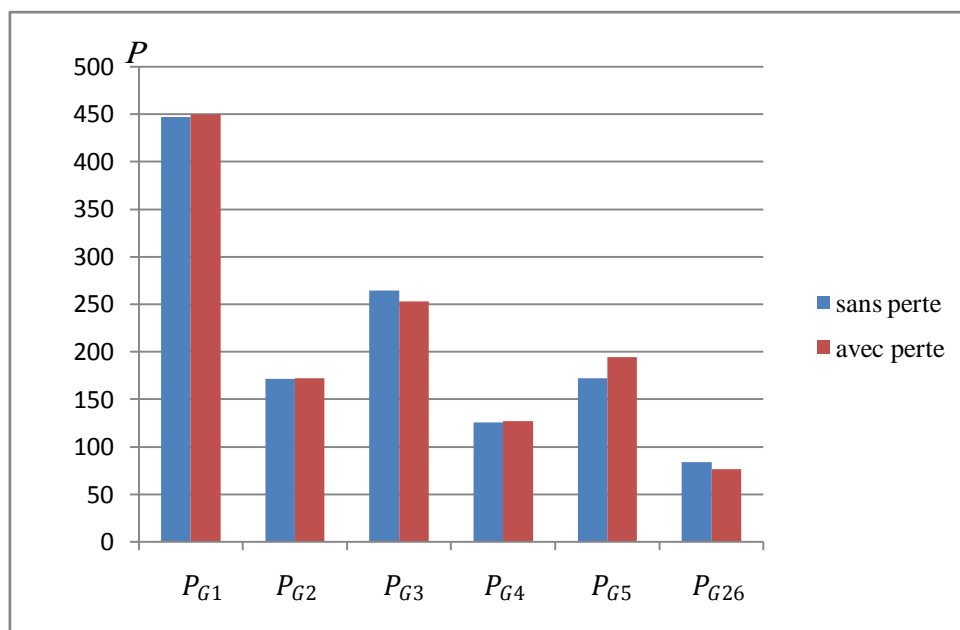


Fig. IV-4 : Histogramme représentant les puissances optimales sans et avec pertes

B. Interprétations

D'après les résultats obtenus, on voit bien que les puissances générées sans et avec pertes diffèrent d'un point de production à l'autre, c'est-à-dire que, si on compare toutes les centrales, en considérant les puissances :

- ✓ Aux jeux de barre 1, 4 et 5, on remarque que les puissances générées sans pertes sont inférieures à celles avec pertes et la taille de cet écart diffère d'une centrale à l'autre.
- ✓ Aux jeux de barres 3 et 26, on voit que les puissances générées sans pertes sont supérieures à celles avec pertes.
- ✓ Au jeu de barres 2, que ça soit sans ou avec pertes, on constate que les puissances sont approximativement égales.

Ces écarts entre les puissances des 6 centrales existantes qui alimentent les 23 charges, sont dûs à la topologie du réseau, c'est-à-dire, cela dépend soit de la centrale si elle est proche ou éloignée des charges (car l'impédance de la ligne dépend de sa longueur). Dans le cas où la centrale est proche de la charge, il y aura moins de pertes donc une forte puissance générée, cette centrale va compenser les pertes causées par celle qui est éloignée de la charge.

C. Remarques

- ✓ Si on prend les puissances générées de toutes les centrales, on trouve qu'elles ne sont pas égales, cela est dû au coût incrémental λ qui détermine la quantité de la puissance fournie par chaque centrale, c'est-à-dire, qui répartie les puissances de façon optimale (figure IV-3).
- ✓ On voit clairement que les puissances générées par les centrales ne violent pas les limites de production (figure IV-4).
- ✓ Le problème du dispatching économique sans pertes reste strictement théorique, parce qu'il néglige les pertes des lignes issus des impédances linéiques lors de la distribution de l'énergie électrique.

IV.4.2 Application du réseau de neurones artificiel

A. Choix des paramètres du modèle RNA

Le réseau de neurones utilisé dans notre application est du type multicouches et à apprentissage supervisé. Comme nous l'avons déjà expliqué dans le chapitre III, dans ce type d'apprentissage, on cherche à imposer au réseau un fonctionnement donné en forçant les sorties des réseaux à prendre des valeurs bien définies (choisies par l'opérateur) et ce en modifiant les poids synaptiques.

Le choix des paramètres d'un réseau de neurones dépend principalement du problème à résoudre. Il n'existe donc pas de règle globale pour déterminer avec exactitude les paramètres à adopter pour résoudre un problème donné, c'est-à-dire, il n'y a pas de méthodes précises pour trouver le nombre de couches ou le nombre de neurones par couche qu'il faut. Il faut tester un maximum de possibilités jusqu'à trouver celle qui donne le meilleur résultat possible.

B. Remarques

- ✓ On peut choisir le nombre de nœuds de la couche cachée et le nombre de couche cachée. Plus le nombre de nœuds augmente, plus le réseau est apte à identifier des phénomènes complexe. Toutefois, un trop grand nombre de nœuds conduit à un sur-apprentissage dans l'échantillon d'apprentissage finalement nuisible aux échantillons de test.

- ✓ Le taux d'apprentissage est un paramètre qui favorise l'évolution de l'erreur vers le Minimum. Quand le taux d'apprentissage est faible, les ajustements sont faibles, dans le cas contraire ils sont forts. Mais un taux d'apprentissage trop fort fait dépasser l'erreur optimum. Il peut évoluer au cours du processus d'apprentissage. Au début, il est élevé pour s'approcher rapidement de la solution, quand le réseau commence à converger, le taux est graduellement réduit pour ne pas dépasser l'erreur optimum.

C. Réseau de neurones associe

En se basant sur les résultats du dispatching économique classique, et comme nous sommes dans un problème de commande des centrales électriques où le système doit suivre un modèle donné, on va constituer un réseau de neurones de la façon suivante (figure IV-5) :

X : Le vecteur d'entrée $[1 \times 15]$ indique les données d'entrée présentée au réseau. Ce vecteur est pris du tableau IV-5, représentant les puissances demandées par les consommateurs de 380 à 1465 MW qui sont respectivement les puissances minimale et maximale générées par les six centrales, avec des intervalles plus au mois aléatoires.

Sd : La matrice désirée $[6 \times 15]$ représente les données de la cible (sortie désirée).

Cette matrice est prise du tableau IV-5, avec 15 échantillons de 6 éléments $[P_{G1}, P_{G2}, P_{G3}, P_{G4}, P_{G5}, P_{G26}]$ représentant les puissances générées par les six centrales suite à chaque demande de la charge (entrée). On va utiliser un réseau de neurone à rétro-propagation de l'erreur, à une seule couche cachée, telles que,

- ✓ L'entrée : représentée par le vecteur X de $[1, 15]$ éléments (tableau de 15 éléments) ;
- ✓ Une couche cachée : de 9 neurones avec une fonction d'activation Tangente hyperbolique ;
- ✓ Une couche de sortie : de 6 neurones avec une fonction d'activation linéaire;

Le réseau converge après 59 itérations.

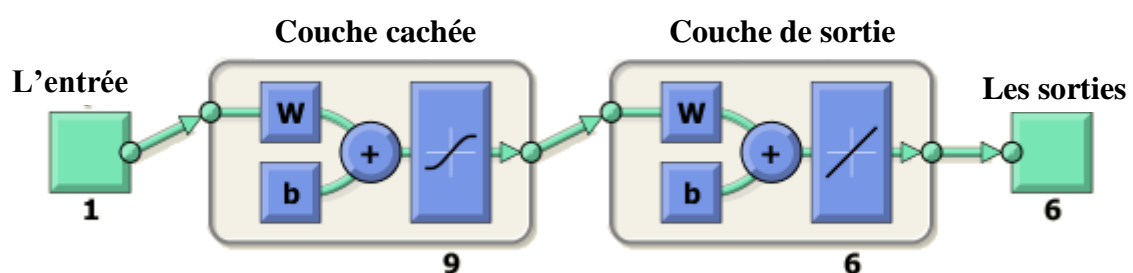


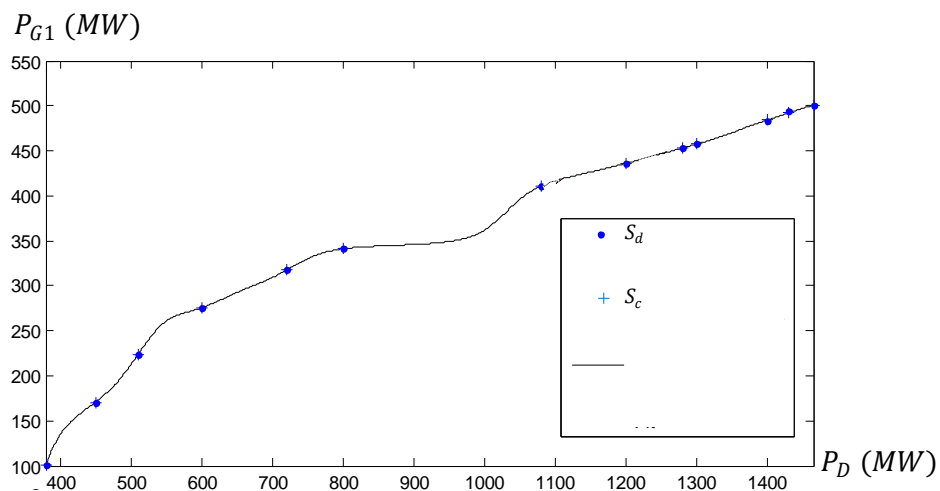
Fig. IV-5 : Représentation matricielle du réseau de neurones

P_D	P_{G1}	P_{G2}	P_{G3}	P_{G4}	P_{G5}	P_{G26}	Perte optimale	P_{tot}	Cout total
380	100.107	50	80	50	50	50	0.107	380.107	5137.65
450	170.3097	50	80	50	50	50	0.309	450.309	5761.95
510	223.3793	50	87.8048	50	50	50	1.184	511.184	6383.17
600	275.3621	50	126.6991	50	50	50	2.061	602.061	7457.84
720	317.1444	75.6878	157.3218	50	72.4595	50	2.613	722.613	8915.67
800	341.0825	93.2456	174.9679	50	93.7685	50	3.064	803.064	9919.3
1080	410.7551	144.0133	225.0309	97.65611	157.7629	50	5.218	1085.218	13463.95
1100	415.4082	147.3293	228.2409	101.1255	162.6785	50.8933	5.675	1105.675	13729.24
1200	436.1376	162.4333	243.123	116.7338	181.7172	66.4836	6.628	1206.628	15034.65
1230	442.3687	166.9722	247.5884	121.4211	187.4431	71.1443	6.938	1236.938	15432.16
1280	452.7665	174.545	255.0313	129.2384	197.0008	78.895	7.477	1287.477	16100.75
1300	457.5014	177.8749	258.5121	134.1844	200	84.69281	12.765	1312.765	16429.62
1400	483.3635	197.2175	278.7605	150	200	103.8707	13.212	1413.212	17773.09
1430	493.4298	200	287.5697	150	200	109.3466	10.346	1440.346	18160.67
1465	500	200	298.5423	150	200	120	3.542	1468.542	18563.66

Tab. IV-5 : Résultats du D.E. classique pour 15 échantillons de la puissance demandée

D. Interprétation des résultats de l'apprentissage

- ✓ Les échantillons du tableau IV-5, déterminés à partir du programme classique, seront utilisés pour le programme du réseau de neurones tel que : la puissance P_D sera considérée comme une entrée du RNA et les puissances générées P_{Gi} comme des sorties désirées.
- ✓ Nous avons effectué par la suite un apprentissage pour obtenir des mises à jour des poids synaptiques. Une fois ce processus terminé, notre objectif est d'avoir en sortie des puissances optimales à chaque fois qu'on lui introduit en entrée des valeurs que ça soit dans le même échantillon ou en dehors de cet échantillon. On obtient le résultats illustré sur la figure IV-6:

Fig. IV-6 : Représentation des sorties calculées et désirées (P_{G1}) en fonction de l'entrée P_D

D'après la figure IV-7, qui représente l'apprentissage du RNA sur une seule centrale (P_{G1}), on voit clair que les valeurs calculées (Sc) trouvées par celui-ci se superposent avec les sorties désirées (Sd) de la méthode classique (approximativement égales en terme de valeurs avec une certaine marge d'erreur). Par son intelligence, on constate que le RNA a réussi de tracer une trajectoire reliant les sorties calculées (Sc) de telle sorte que, si on insère en entrée d'autres valeurs de P_D , en dehors de l'échantillon pris, on obtiendra des valeurs souhaitées et optimales de la puissance P_{G1} . D'où l'efficacité de l'apprentissage effectué. A préciser que cet apprentissage est valable aussi pour les autres centrales.

IV.4.3 Test de réseau

Une fois l'étape d'apprentissage du réseau de neurones a été achevée, on va procéder à l'évaluation de la fiabilité, et ce en effectuant un test sur le réseau considéré. On va donner des valeurs arbitraires ne figurants pas dans les données de l'apprentissage, et voir si les sorties correspondantes suivent ou non les résultats du programme classique.

Pour cela, en introduisant des valeurs d'entrées (P_D) du vecteur X_{test} , l'une après l'autre à chaque fois, on obtient un vecteur noté T_{test} de puissances de sortie P_{Gi} (déterminées à partir du programme classique). Par la suite, le vecteur X_{test} sera introduit comme entrée dans le réseau de neurone (dans ce cas, il n'y aura pas d'apprentissage mais juste le processus de propagation), la sortie obtenue notée Y_{test} sera comparée à celle trouvée par la méthode classique T_{test} .

Les résultats obtenus pour le cas classique et la validation par le RNA sont portés dans les tableaux (IV-6 et IV-7). Les représentations graphiques de la puissance générée totale P_{tot} et les puissances produites P_{Gi} par chaque centrale en fonction de la puissance demandée P_D sont montrées sur les figures (IV-7 et IV-8) respectivement :

X_{test}	T_{test}						$P_{générée}$
	P_{G1}	P_{G2}	P_{G3}	P_{G4}	P_{G5}	P_{G26}	
412	132,1865	50	80	50	50	50	412,1865
470	190,387	50	80	50	50	50	470,387
610	281,1531	50	131,021	50	50	50	612,1741
765	330,6057	85,5618	167,2503	50	84,4428	50	767,8606
1000	391,1612	129,7049	210,8722	82,86522	139,9961	50	1004,5996
1112	417,8924	149,1396	230,0265	102,9972	164,9593	52,7685	1117,7835
1263	449,2295	171,9692	252,5006	126,5798	193,7492	76,2624	1270,2907

Tab. IV-6 : Représentation de X_{test} et T_{test} du programme classique

X_{test}	Y_{test}						P_{tot}	Echantillon proche	Différence entre échantillon et P_D
	P_D	P_{G1}	P_{G2}	P_{G3}	P_{G4}	P_{G5}			
412	146,02	56,41	82,45	50,02	53,89	50,04	438.84	380	32
470	183,83	43,46	78,01	49,98	46,02	49,97	451.28	450	20
610	278,27	49,42	129,49	50,00	49,68	50,00	606.88	600	10
765	334,71	88,59	170,27	49,84	88,04	49,80	781.26	800	35
1000	361,63	108,25	189,73	63,09	112,69	53,67	889.07	1080	80
1112	419,18	150,15	231,03	103,70	165,66	52,92	1122.65	1100	12
1263	449,25	171,92	252,59	127,21	193,82	77,16	1271.96	1280	17

Tab. IV-7 : Représentation des X_{test} et Y_{test} du programme R.N.A

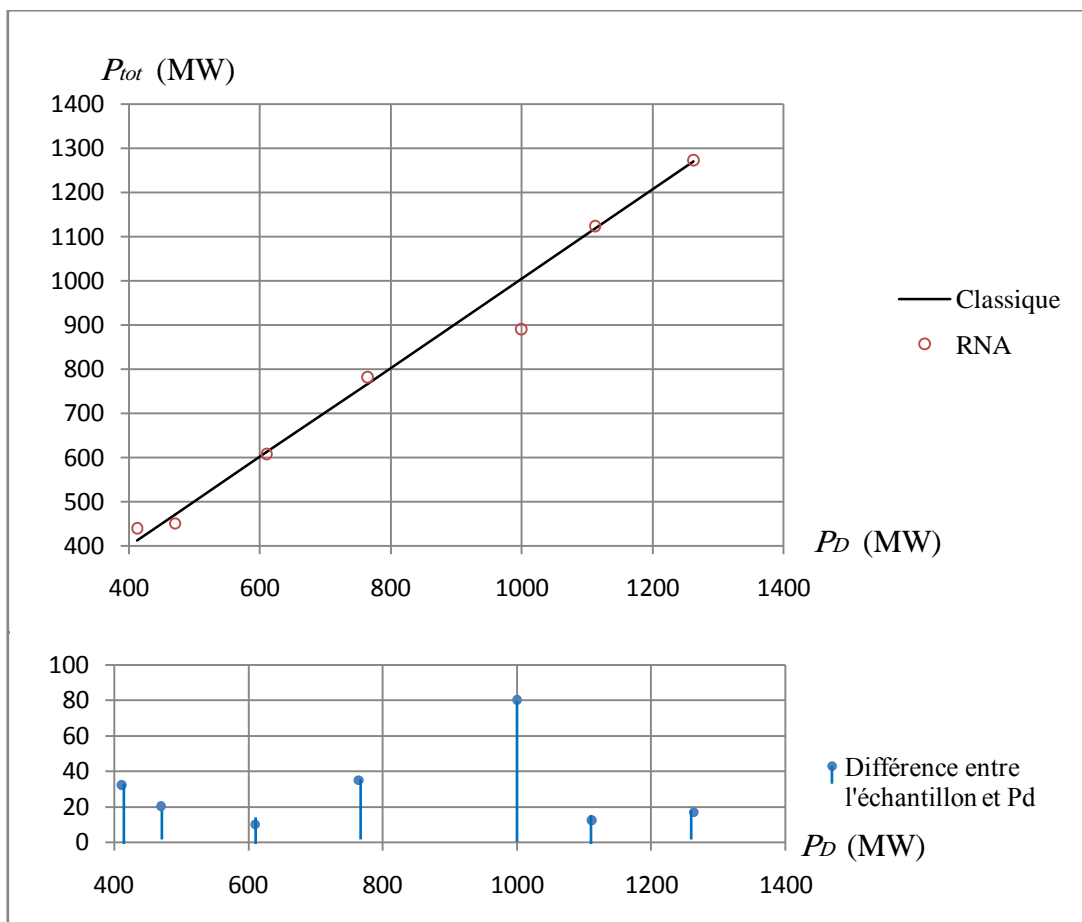


Fig. IV-7 : Représentation des résultats de test classique et R.N.A. $P_{tot} = f(P_D)$.

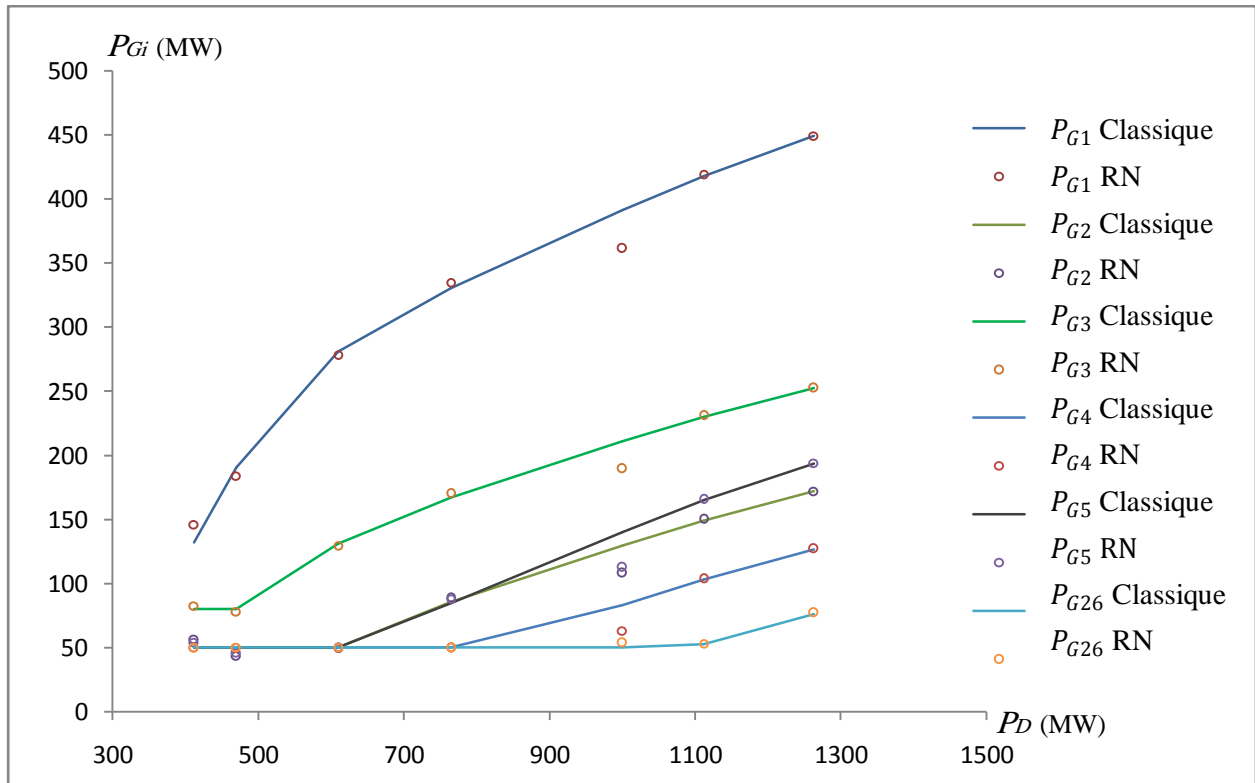


Fig. IV-8 : Représentation des résultats de test classique et R.N.A. $P_{Gi} = f(P_D)$.

Interprétation des résultats de validation

Après le test du réseau, nous pouvons bien constater à partir des figures (IV-7 et IV-8) que, les valeurs obtenues par le R.N.A. ne se superposent pas toutes avec la droite qui représente les résultats du programme test classique considéré comme référence des résultats souhaités.

On remarque qu'il y a des valeurs trouvées par le RNA (1271.96MW) correspondant à la puissance demandée 1263MW qui sont très proches des valeurs générées par le programme classique (1270,2907MW) et d'autres valeurs correspondant aux demandes 1000MW, 765MW, 412MW, qui sont éloignées (889,07-1004,59) (781,26-767,86) et (438,84-412,18) respectivement. Cet écart est engendré par la différence entre l'échantillon et la puissance P_D . Autrement dit, cette différence est obtenue en faisant une comparaison entre chaque puissance P_D (exemple : 412MW) pris du tableau IV-7 et deux valeurs successives de l'échantillon (P_D) (380MW et 450MW) prises du tableau IV-5, puis on note la valeur de la différence la plus proche des deux puissances. Cette valeur détermine la précision de la méthode des R.N.A, plus elle est petite, le rond sera proche de la droite.

On peut rajouter aussi pour la figure IV-8 qui représente le comportement de chaque générateur, qu'en se fixant sur les courbes ($P_{G2}, P_{G3}, P_{G4}, P_{G5}$ et P_{G26}), on constate une violation de limites minimales là où on voit que la puissance P_{Gi} reste constante.

Pour conclure, l'élément très essentiel dans la fiabilité du réseau de neurones est le pas d'apprentissage (la différence entre les éléments du vecteur X), plus le pas est petit plus la fiabilité du réseau est bonne (plus le réseau est capable de générer des sorties trop proches de celles des sorties réelles). Cependant, on doit garder un compromis *convergence/temps d'exécution*, parce qu'un pas trop petit mène vers une convergence lente.

IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre, l'application de la méthode de Newton-Raphson sans et avec pertes ainsi que la technique du RNA pour le calcul de la répartition de puissance optimale a été effectuée. Après le choix de la topologie, des entrées et de l'algorithme d'optimisation, on a mis au point deux programmes de simulation qui sont validés sur le réseau IEEE 26 jeux de barres.

L'interprétation et la comparaison des résultats obtenus ont permis de conclure que les deux méthodes appliquées sont performantes. Nous avons montré aussi que la méthode des RNA est une technique approximative universelle pour des fonctions non linéaires inconnues, là où les méthodes classiques ont montré leurs limites. Les résultats ont confirmé la capacité de cette technique avec une précision acceptable de résoudre le problème du dispatching économique.

On peut rajouter aussi, malgré que le programme de réseau de neurones utilise ses données à partir du programme classique, sauf qu'il possède une caractéristique très importante qui est le temps d'exécution très rapide par rapport au programme classique.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'étude présentée dans ce mémoire porte sur, l'application des réseaux de neurones artificiels pour la résolution du problème de la répartition de puissance optimale dans les réseaux d'énergie électrique. Nous avons pu constater tout le long de cette étude que ce dernier constitue un sujet d'actualité et revêt une importance primordiale dans l'exploitation et la planification des réseaux électriques.

Afin d'atteindre cet objectif, nous sommes passés par plusieurs étapes :

Le premier chapitre a été consacré pour donner des généralités sur les systèmes production-transport d'énergie électrique.

Dans le deuxième et le troisième chapitre, nous avons rappelé les différentes classifications et les définitions des méthodes classiques, ainsi que la technique des réseaux de neurones artificielle 'RNA', utilisées dans la littérature pour résoudre le problème du dispatching économique.

Le quatrième chapitre est dédié à la partie simulation de deux programmes, Newton-Raphson et RNA. Les résultats obtenus après validation sur le réseau IEEE 26 jeux de barres montrent que ces deux méthodes convergent rapidement vers presque les mêmes valeurs optimales, et l'analyse de ces résultats, nous a mené à conclure que le modèle du RNA peut être capable avec une précision très satisfaisante de résoudre le problème du dispatching économique.

On peut conclure que, la complexité des problèmes liés aux réseaux électriques fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution puisque d'une part le manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques et d'autre part la solution de ces problèmes par ces méthodes est complexe de point de vue modélisation et calcul (temps de calcul important qui ne permet pas d'entreprendre des applications en temps réel). Cette limitation nous a poussé à appliquer l'approche de l'une des méthodes métaheuristiques ; le RNA, qui constitue une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée. Ajoutant à ceci, que le RNA est bien adapté à la détermination des valeurs optimales des puissances générées par les centrales interconnectées pour avoir le minimum coût possible ainsi que le meilleur profit.

Rappelons que le programme de réseau de neurones utilise ses données à partir du programme classique, donc il ne pourra pas le remplacer qu'après que le programme

classique donne toutes les données nécessaires à l'apprentissage. Dans le cas pratique, la réalisation d'un logiciel de dispatching économique des réseaux électriques à base des réseaux de neurones, il faut qu'après un apprentissage complet et un test juger très bon, exécuter le dispatching économique directement par les réseaux de neurones. C'est-à-dire que les données des demandes des charges doivent se présenter, en temps réelle, au réseau de neurones directement pour la commande.

Pour la commande des réseaux électriques, le facteur *temps* est très essentiel et primordial, notamment dans le dispatching économique et dans bien d'autres disciplines comme : la protection, la stabilité, l'écoulement des puissances,...etc. Pour cela l'utilisation des techniques de l'intelligence artificielle et plus précisément les réseaux de neurones dans la commande des réseaux électriques réduit le temps d'exécution de quelques minutes à quelques secondes (millisecondes), cela va apporter un gain économique énorme, par l'augmentation de la fiabilité et la réduction des pertes et des défauts, donc la réduction de la consommation des combustibles (charbons, pétrole, gaz, uranium...etc.).

Comme perspective à notre étude, nous envisageons d'utiliser d'autres types de RNA ou des méthodes hybrides par exemple entre les algorithmes génétiques, les réseaux d'ondelettes, la logique floue ou l'algorithme de colonie de fourmi avec les réseaux de neurones pour voir laquelle fournit des résultats plus performants.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] **M. BOUDOUR, A. HALLAL**, « *Réseaux Electriques Fondamentaux et Concepts de Base* », Pages Bleues, Alger, 2010.
- [2] **P. BORNARD**, « *Conduite d'un Système de Production-Transport* », Technique de l'ingénieur, D4080, 2000.
- [3] **A. AGHBARI, A. BAA**, « *Contrôle automatique de la production (AGC) Application aux réglages de l'AGC du système production transport de l'électricité national* », projet de fin d'étude, Ecole National Polytechnique, Alger, 2012.
- [4] **L. SLIMANI**, « *Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité déréglé* ». Thèse de doctorat, Université El Hadj Lakhdar, Batna, 2009.
- [5] Schneider Electric (Guide de conception des réseaux électriques industriels).
- [6] **N. AOUZELLAG**, « *Contribution à l'Amélioration de la Flexibilité dans les Réseaux Electriques Liée à l'Intégration des Générateurs Eoliens* », Thèse de Doctorat, université de Bejaia, 2011.
- [7] **S. BENMEZIANE, L. ALI CHERIF**, « *Le calcul de l'écoulement de puissance par les réseaux de neurones artificiels* », mémoire de fin d'étude, université Abderrahmane Mira, Bejaia, 2005.
- [8] **H. MARTIN**, « *Valorisation des services système sur un réseau de transport d'électricité en environnement concurrentiel* », Thèse de Doctorat, Université paris-Sud 11, 2009.
- [9] **J. ALLEM WOOD, F. WOLLENBERG**, « *Power Generation Operation, and Control* », A WILEY-INTERSCIENCE PUBLICATION, 2^{ème} édition, New York, 1996.
- [10] **H. BEVRANI, T. HIYAMA**, « *Intelligent Automatic Generation Control* », CRC Press; KUMAMOTO UNIVERSITY, 2011.
- [11] **D. BENITEZ, C. CRAMPES**, « *L'allocation des capacités de transport pour l'électricité* », Rapport réalisé pour la Commission de Régulation de l'Energie, 2003.

-
- [12] **T. BOUKTIR**, «*Application de la programmation orientée objet à l'optimisation de l'écoulement de puissances* », Thèse de doctorat d'état. U-Batna, Algérie, 2004.
- [13] **A.GACEM**, «*Utilisation des méthodes d'optimisations metaheuristiques pour la résolution du problème de répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques*», Mémoire de Magister, Université El-oued, 2010.
- [14] **M. YOUNES, S. HADJRI, H. SAYAH**, «*Dispatching économique par une méthode artificielle*», ACTA ELECTROTEHNICA, Vol. 50, N° 2, 2009.
- [15] **F. BENHAMIDA, A. BENDAOU, Y. RAMDANI**, «*Résolution de dispatching économique par la méthode de distribution par paquet* », ACTA ELECTROTEHNICA, Volume 51, N° 2, 2010.
- [16] **A. DRAIDI** ; «*Répartition économique de l'énergie électrique utilisant les techniques d'intelligence artificielle* ». Thèse de Magistère, université Mentouri, Constantine, 2010.
- [17] **R. BELHACHEM & al**, «*Résolution de dispatching optimal en combinant l'écoulement de puissance pour le calcul des pertes*», ACTA ELECTROTEHNICA, Volume 53, N° 1, 2012.
- [18] **S. TOUATI, M. KHALDI**, «*Répartition économique des puissances actives utilisant le dispositif TCSC* », Mémoire de fin d'étude, Université de Bejaïa, 2012.
- [19] **F. MICHAEL, L. Y. KANG**, «*Dispatching économique avec/sans pertes* », ULB Ecole Polytechnique, 2007.
- [20] **B. GOSSELIN**, «*Application de réseaux de neurones artificiels à la reconnaissance automatique de caractères manuscrits* », thèse de doctorat, faculté polytechnique, Mons, 1996.
- [21] **J. BORDAS, F. TSCHIRHART**, «*Réseaux de Neurones Formels Appliqués à l'intelligence Artificielle et au Jeu* », mémoire de recherche, Ecole supérieure de génie informatique, Paris, 2009.
- [22] **C. TOUZET**, «*Les réseaux de neurones artificiels* », livre touzet, 1992.
- [23] **C. ABDESSALEM**, «*Optimisation des procédés de mise en forme par les réseaux de neurones artificiels* », thèse de doctorat, Ecole nationale d'ingénieurs de Monastir (Tunisie), 2007.
- [24] **M. PARIZEAU**, «*Réseaux de neurones*», GIF-21140 et GIF-64326, Université LAVAL, 2006.

-
- [25] **Y. MORERE**, « *Identification par réseaux de neurones* », mémoire de D.E.A, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 1996.
- [26] **F. TRAH**, « *Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA.* », Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2011.
- [27] **A. OUALI**, « *Évaluation de la stabilité transitoire des réseaux électriques par les réseaux de neurones artificiels et les plans d'expériences* » Mémoire de Magister, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, 2008.
- [28] **E. M. BRAKNI**, « *Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire Infini TEM* », Mémoire d'ingénieur, Université du Québec, 2011.
- [29] **R. P. LIPPMANN**, « *An Introduction to Computing With Neural Nets* », IEEE Acoustics Speech and Signal Processing Magazine, pp 4-22, April 1987.
- [30] <http://www-igm.univ-mlv.fr>.
- [31] **H. SAADAT**, « *Power système analysis* », Mc Graw-Hill, New York, 1999.