

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la recherche Scientifique**  
**Université Constantine 1**  
**Faculté des Sciences de la Technologie**  
**Département d'Electrotechnique**

**Mémoire**

**Présenté en vue de l'obtention du diplôme de magister  
en Electrotechnique**

**Option : Modélisation et contrôle des procédés de conversion de l'énergie  
Par**

**LABED Imen**

**Dispatching Economique Dans un Système De Puissance Electrique  
Par L'intelligence Artificielle**

**Soutenu le :02/12/2013**

**Devant le jury**

<b>Président :</b>	<b>Pr. Aissa BOUZID</b>	<b>Prof</b>	<b>Université Constantine1</b>
<b>Rapporteur :</b>	<b>Dr. Djamel LABED</b>	<b>M.C.A</b>	<b>Université Constantine1</b>
<b>Examineur:</b>	<b>Dr. Mohamed BOUCHERMA</b>	<b>M.C.A</b>	<b>Université Constantine1</b>
<b>Examineur :</b>	<b>Dr. Djallel KERDOUN</b>	<b>M.C.A</b>	<b>Université Constantine1</b>

## Remerciements

Mes remerciements vont tout premièrement à DIEU tout puissant pour la volonté, la patience qu'il m'a donné durant toutes les années d'études. C'est le moment de remercier toutes les personnes qui m'ont entouré pendant la réalisation de ce travail.

Tout d'abord je tiens à exprimer ma profonde gratitude et reconnaissance envers mon encadreur Docteur Labed Djamel pour le temps qu'il a consacré à mon travail, pour ses :conseils, réflexions intelligentes, encouragements et pour le soutien qui ont grandement facilité ce travail.

Je tiens à remercier vivement Mr Bouzid Aissa professeur à l'université de Constantine pour m'avoir fait l'honneur de présider mon jury.

Je tiens à remercier Mr Kerdoun Djallel maitre de conférences qui m'a fait l'honneur de participer à ce jury en qualité d'examineur de mémoire.

Mes vifs remerciements vont à Mr Boucherma Mohamed pour son soutien et suivi, sa disponibilité, ces conseils et ses encouragements permanents et pour sa participation à ce jury en qualité d'examineur de mémoire. Je tiens à lui exprimer toute ma profonde gratitude.

Mes remerciements s'adressent aussi à monsieur Chibat Ahmed, pour son aide précieuse et ses conseils.

Je tiens à remercier tous les membres d'Operateur Système Electrique Sétif spécialement Mrs Dehbi Adel et Berbegui Omar Farouk ainsi que les membres travaillant à la centrale de production d'électricité Jijel spécialement Labed Nouemen et Ben Amoura Hichem.

Je tiens à remercier spécialement et énormément, mon père et ma mère qui étaient toujours à mes côtés pas à pas, m'ont soutenu et encouragé constamment.

Je remercie Mr Benariba Nassim, mes frères, sœurs et mes amis et toute autre personne qui m'a aidé de près ou de loin pour réaliser ce travail.

## Dédicace

A mes anges gardiens mon cher père, ma chère mère pour leurs patiences  
et leurs sacrifices.

A mes chers frères : Saleh et Ahmed Azzedine

A mes chères sœurs : Saoussen, Khadidja , Wissem et Chaima .

A tous mes proches et mes ami(e)s

Je dédie ce mémoire.

**Liste des figures**

N°	Titres	Page
<b>I.1</b>	Principe de fonctionnement d'une centrale thermique à vapeur.	<b>8</b>
<b>I.2</b>	Principe de fonctionnement d'une centrale à gaz.	<b>9</b>
<b>I.3</b>	Principe de fonctionnement d'une centrale à cycle combiné .	<b>9</b>
<b>I.4</b>	Principe de fonctionnement d'une centrale hydraulique.	<b>10</b>
<b>I.5</b>	Principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire.	<b>11</b>
<b>I.6</b>	Installation photovoltaïque.	<b>11</b>
<b>I.7</b>	Une installation éolienne.	<b>12</b>
<b>I.8</b>	Courbe de charge de l'Algérie ; Fluctuations journalières.	<b>14</b>
<b>I.9</b>	Courbe de charge de l'Algérie ; fluctuations hebdomadaires.	<b>15</b>
<b>I.10</b>	Courbe de charge de l'Algérie ; fluctuations saisonnières.	<b>15</b>
<b>I.11</b>	Equilibre (production/consommation).	<b>19</b>
<b>I.12</b>	Accélération de la vitesse rotorique.	<b>19</b>
<b>I.13</b>	Décélération de la vitesse rotorique.	<b>19</b>
<b>I.14</b>	Mécanisme d'optimisation.	<b>20</b>
<b>I.15</b>	Caractéristique entrée sortie d'une unité de production.	<b>22</b>
<b>II.1</b>	Schéma équivalent en d'une ligne de transmission.	<b>33</b>
<b>II.2</b>	Schéma équivalent d'un système de $n$ jeux de barres.	<b>35</b>
<b>II.3</b>	Organigramme de Newton Raphson.	<b>45</b>

N°	Titres	Page
<b>III.1</b>	Courbe de l'accroissement du coût de combustible.	<b>50</b>
<b>III.2</b>	Méthode de gradient.	<b>51</b>
<b>III.3</b>	Le vecteur gradient.	<b>52</b>
<b>III.4</b>	Organigramme de la technique du gradient sans perte.	<b>54</b>
<b>III.5</b>	Schéma simplifié d'un réseau électrique tenant compte des pertes de transmission.	<b>55</b>
<b>III.6</b>	Ligne radiale contenant une charge et un générateur.	<b>55</b>
<b>III.7</b>	Influence de facteur de pénalité.	<b>58</b>
<b>IV.1</b>	Le neurone biologique .	<b>66</b>
<b>IV.2</b>	Schéma d'un neurone artificiel.	<b>67</b>
<b>IV.3</b>	Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel.	<b>68</b>
<b>IV.4</b>	Comparaison entre le neurone biologique et le neurone formel.	<b>69</b>
<b>IV.5</b>	Fonction de transfert : (a) du neurone «seuil» ; (b) du neurone «linéaire», et (c) du neurone «sigmoïde».	<b>69</b>
<b>IV.6</b>	Architecture d'un réseau de neurones (avec deux couches cachées)	<b>71</b>
<b>IV.7</b>	Réseaux de neurone non bouclé.	<b>71</b>
<b>IV.8</b>	Réseaux bouclé.	<b>72</b>
<b>IV.9</b>	Perceptron simple à un seul neurone.	<b>77</b>
<b>IV.10</b>	La descente du gradient.	<b>80</b>
<b>IV.11</b>	Perceptron multicouche.	<b>81</b>
<b>IV.12</b>	Propagation à travers les couches.	<b>82</b>

<b>N°</b>	<b>Titres</b>	<b>Page</b>
<b>IV.13</b>	Rétro-propagation du terme d'erreur	<b>84</b>
<b>V.1</b>	Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30-bus.	<b>91</b>
<b>V.2</b>	La courbe de charge du : Jeudi 15 Aout 2013.	<b>100</b>
<b>V.3</b>	Interconnexion nationale et internationale.	<b>101</b>
<b>V.4</b>	Architecture du réseau.	<b>103</b>
<b>V.5</b>	Algorithme d'apprentissage et fonction de cout (descente du gradient).	<b>104</b>
<b>V.6</b>	La régression (descente du gradient).	<b>105</b>
<b>V.7</b>	La performance d'erreur quadratique moyenne (descente de gradient).	<b>105</b>
<b>V.8</b>	Régression pour : l'entraînement, la validation et le test (descente du gradient).	<b>106</b>
<b>V.9</b>	Algorithme d'apprentissage et fonction de cout (Levenberg – Marquardt ).	<b>107</b>
<b>V.10</b>	La régression (Levenberg – Marquardt ).	<b>107</b>
<b>V.11</b>	Régression pour : l'entraînement, la validation et le test (Levenberg –Marquardt).	<b>108</b>
<b>V.12</b>	La performance d'erreur quadratique moyenne (Levenberg – Marquardt).	<b>108</b>

**Liste des tableaux**

<b>N°</b>	<b>Titres</b>	<b>Page</b>
<b>IV.1</b>	Analogie entre les neurones biologique et formel.	<b>68</b>
<b>IV.2</b>	Fonction de transfert	<b>70</b>
<b>V.1</b>	Les caractéristiques des générateurs.	<b>90</b>
<b>V.2</b>	Paramètres des générateurs du réseau.	<b>92</b>
<b>V.3</b>	Paramètres des lignes.	<b>92</b>
<b>V.4</b>	Données des nœuds.	<b>94</b>
<b>V.5</b>	Ecoulement de puissance par la méthode de Newton Raphson.	<b>95</b>
<b>V.6</b>	Puissances transitées et pertes dans les lignes.	<b>96</b>
<b>V.7</b>	Dispatching économique statique avec méthode classique et réseaux de neurones.	<b>100</b>
<b>V.8</b>	Répartition optimale sans pertes avec programmation classique.	<b>102</b>
<b>V.9</b>	Répartition optimale sans pertes avec les réseaux de neurones.	<b>109</b>
<b>V.10</b>	Répartition optimale sans pertes avec les réseaux de neurones en temps réel.	<b>110</b>
<b>V.11</b>	Répartition optimale avec pertes utilisant la programmation classique.	<b>111</b>
<b>V.12</b>	Répartition optimale avec pertes utilisant les réseaux de neurones.	<b>112</b>
<b>V.13</b>	Répartition optimale avec pertes utilisant les réseaux de neurones en temps réel.	<b>113</b>
<b>V.14</b>	Comparaison entre les résultats trouvés hors intervalle d'apprentissage.	<b>114</b>

## Nomenclature

### 1. Ecoulement de puissance

- $|\bar{V}_i|$  : module de la tension dans un jeu de barre  $i$  .
- $\delta_i$  : argument de la tension dans un jeu de barre  $i$  .
- $z_s$  : l'impédance série de la ligne.
- $R$  : la résistance interne de la ligne .
- $x$  : l'impédance de la ligne.
- $y_s$  : l'admittance de la ligne
- $y_p$  : l'admittance parallèle
- $G$  : la conductance.
- $B$  : la susceptance.
- $I$  : le courant qui parcourt la ligne.
- $y_{bus}$  : matrice admittance nodale.
- $y_{ii}$  : les éléments diagonaux de la matrice admittance.
- $I_{bus}$  : vecteur de courants des jeux de barres.
- $V_{bus}$  : vecteur de tensions des jeux de barres.
- $S_{Gi}$  : la puissance apparente générée au jeu de barre  $i$  .
- $S_{Di}$  : la puissance apparente demandée au jeu de barre  $i$  .
- $P_L$  : la puissance active perdue dans les lignes de transmission.
- $Q_L$  : la puissance réactive perdue dans les lignes de transmission.
- TNR : Technique de Newton-Raphson .
- $\varepsilon$  : une valeur très petite.
- $J$  : La matrice jacobéenne.
- $n$  : le nombre total des jeux de barres dans un réseau.
- JB : jeu de barre.
- JB PQ : jeu de barre de charge.
- JB PV : jeu de barre de contrôle.
- $P_{i spec}$  : la puissance active spécifiée.
- $Q_{i spec}$  : la puissance réactive spécifiée.
- $P_{i cal}^k$  : la puissance active calculée.
- $Q_{i cal}^k$  : la puissance réactive calculée.
- $\Delta P_i^k$  : l'écart entre les puissances actives spécifiée et calculée.



- $\Delta Q_i^k$  : l'écart entre les puissances réactives spécifiée et calculée.
- $M^k, H^k, N^k, L^k$  : les sous matrices jacobienne .

## 2. Dispatching économique avec méthodes classique

- ED : Economic Dispatch
- $a_i, b_i, c_i$  : Coefficients de la fonction objective.
- $N_G$  : nombre de générateurs ou (unités).
- $\lambda$  : multiplicateur de Lagrange.
- $\mu$ : multiplicateur de Lagrange.
- $F(P_{Gi})$  : Cout de production des puissances générées.
- $P_{Gi}$ : Puissance générée par unité de génération  $i$
- $P_{GIMin}$ :puissance active minimale générée.
- $P_{Gimax}$ : puissance active maximale générée.
- $Q_{GIMin}$ :puissance réactive minimale générée.
- $Q_{Gimax}$ : puissance réactive maximale générée.
- $P_{Di}$ : Puissance demandée par une charge  $i$  .
- L : le lagrangien.
- $\boxtimes x$  : Contraintes d'inégalités.
- $\eta$  : vitesse de convergence.
- : le gradient.
- $\cos\phi$  : facteur de puissance.
- $B_{ij}, B_{0j}, B_{00}$  : les coefficients des pertes.
- $PF_i$  : facteur de pénalité.

## 3. Les réseaux de neurones

- $w_{ij}$  : les poids synaptiques des neurones.
- $x_i$  : les entrées des neurones.
- $b$  : le biais.
- $n$  : le potentiel du neurone.
- $y_i$  : la sortie du neurone.
- $f$  : la fonction d'activation du neurone.
- $X$  : le vecteur des entrées.
- $W$  : le vecteur des poids.
- $\Delta w_{i,j} t$  : la variation des poids.

- $y_{di}$  : la sortie désirée.
- $\varepsilon$  : l'erreur quadratique.
- $\delta_{ir}$  : le signal d'erreur.

<b>Table des matières</b>	<b>Page</b>
Introduction générale.....	2
<b>Chapitre I</b>	
<b>Notions de base et formulation mathématique du dispatching économique.</b>	
I.1.Introduction .....	6
I .2.Notions de base.....	6
I .2 .1.Généralités sur les réseaux électriques.....	6
I .2 .1.1.La production .....	6
I .2 .1.1.1.Moyens de production.....	6
I .2 .1.1.1.1.Les centrales à vapeur .....	7
A .Cycle de refroidissement par l'eau déminée .....	7
B .Cycle de refroidissement par H <sub>2</sub> .....	7
I .2 .1.1.1.2.Les centrales à gaz .....	8
I .2 .1.1.1. 3.Turbine à cycle combiné .....	9
I .2 .1.1.1.4.Les centrales hydrauliques .....	10
I .2 .1.1.1.5. Les centrales nucléaires.....	10
I .2 .1.1.1.6.Les centrales photovoltaïques.....	11
I .2 .1.1.1.7.Les centrales éoliennes.....	12
I .2 .1.2.Le transport.....	13
I .2 .1.3.La distribution.....	13
I .2 .1.4.La consommation .....	14
I .2 .1.4.1. Fluctuations de la consommation.....	14
I .2 .1.4.2.Les prévision de la consommation.....	15
I .2 .2.Le principe de fonctionnement des centrales électriques.....	16
I .2 .2.1.Unités de charge de base .....	17
I .2 .2.2.Les centrales de production intermédiaires .....	17
I .2 .2.3.Les centrales de production de pointe .....	17
I .2 .3.Interconnexion.....	17
I .2 .4.Reserve tournante .....	18

I .2 .5.La réserve tertiaire .....	18
I .2 .6.Equilibre du système électrique.....	18
I .3.Optimisation du réseau électrique .....	20
I .3.1 .Définition unit commitment .....	21
I .3.2 .Définition du dispatching économique.....	21
I . 4.Formulation mathématique du problème .....	21
I.4.1. la fonction cout .....	21
I.4.2. Minimisation des Coûts de Génération .....	23
I.4.3. Contraintes d'égalités.....	23
I.4.4. Contraintes d'inégalités.....	24
I.5. Contrôles automatiques supplémentaires (en temps réel) .....	24
I.5.1. Réglage de la fréquence et la tension .....	24
I.5.1. 1.Réglage de la fréquence .....	24
I.5.1. 1.1.Réglage primaire de la fréquence ou réserve primaire.....	24
I.5.1. 1.2.Le réglage secondaire fréquence – puissance ou réserve secondaire.....	25
I.5.1. 1.3.Réglage tertiaire fréquence – puissance.....	25
I.5.2. Réglage de la tension.....	26
I.5.2. 1.Le réglage primaire automatique de tension.....	26
I.5.2. 2.Le réglage secondaire de la tension .....	26
I.5.2. 3.Le réglage tertiaire de tension .....	26
I.5.2. 3.1.Compensation par batteries de condensateurs.....	27
I.5.2. 3.2.Les compensateurs synchrones .....	27
I.5.2. 3.3.Compensation par batteries de self .....	27
I.5.2.3. 4. Compensateurs Statiques de Puissance Réactive.....	27
I.5.2. Limites provenant des règles de sécurité.....	28
I.6. Conclusion .....	28

## Chapitre II

### Calcul de l'écoulement de puissance

III.1.Introduction .....	30
II.2 .La maitrise des transits.....	30
II.2 .1.la topologie du réseau .....	31
II.2 .2.Les programmes de production .....	31
II.3 .Classification des variables d'équations d'écoulement de puissance .....	31
II.3 .1.Les variables de perturbation.....	32
II.3 .2.Les variables d'état.....	32
II.3 .3.Les variables de contrôle.....	32
II. 4 .Les types des jeux de barres.....	32
II. 4 .1 .Le jeu de barre de référence (slack bus) .....	32
II. 4 .2 .Les jeux de barres de contrôle (control bus).....	33
II. 4 .3 .Les jeux de barres de charge (Load bus).....	33
II. 5 .Formulation du problème de l'écoulement de puissance.....	33
II. 5 .1.La matrice admittance.....	33
II. 5 .2.Equations de l'écoulement de puissance.....	34
II. 5 .3. Pertes et transits dans les lignes.....	36
II.6.méthodes numériques itératives de résolution de l'écoulement de puissance .	37
II.6.1.Technique de Newton-Raphson (TNR).....	37
II.6.2.Critère de convergence .....	38
II.6.3.Généralisation.....	39
II.6.4.Application de la méthode de Newton Raphson au problème de l'écoulement de puissance.....	39
II.6.4.1.Calcul des éléments du Jacobéen .....	42
II.6.4.2 .Algorithme Newton Raphson.....	44
II.6.4. 3 .Organigramme de calcul.....	45
II.7.Conclusion.....	46

## **Chapitre III**

### **Résolution du Dispatching économique avec les méthodes classiques**

III .1. Introduction.....	48
III .2. Méthode d'Ordre de mérite .....	48
III .3. Dispatching économique sans considération des pertes.....	48
III .3.1. La méthode de Kuhn-Tucker.....	48
III .3.2. La méthode du gradient .....	51
III .3.2.1. Principe .....	51
III .3.2.2. Application au dispatching économique.....	52
III .3.2.3. Organigramme de la méthode .....	54
III .4 .Dispatching économique avec considération des pertes .....	54
III .4 .1. Formulation du problème.....	55
III .4 .2. Calcul des pertes .....	55
III .4 .3. Dispatching économique avec perte et facteur de pénalité .....	57
III .4 .4. Influence du facteur de pénalité.....	58
III .4 .5. Calcul des puissances générées.....	59
III .4 .6. Critère de convergence .....	61
III.7. Conclusion .....	61

## **Chapitre IV**

### **Les réseaux de neurones artificiels**

IV .1. Introduction .....	63
IV.2 .Historique.....	63
IV .3. Définition .....	65
IV.4 .Le modèle du neurone.....	65
IV .4 .1. Neurone biologique.....	65
IV.4.2. Neurone formel.....	66
IV.4.2.1. Comportement.....	67
IV.4.2.2. La forme matricielle .....	68
IV.4.2.3. Comparaison entre les neurones biologique et formel .....	68

IV.4.2.4.La fonction de transfert.....	69
IV.5 . Classification des réseaux de neurones.....	70
IV.5.1. Architecture des réseaux de neurones.....	70
IV.5.1.1 Les réseaux non bouclés (Feed-Forward).....	71
IV.5.1.2 Les réseaux bouclés ( Feed-back).....	72
IV.5.1.2 .1 .Les cartes auto-organisatrices de Kohonen.....	72
IV.5.1.2 .2.Les réseaux de Hopfield .....	72
IV.5.2. Réseaux statiques (Apprentissage par « paquet ») et Réseaux dynamiques (Apprentissage « séquentiel »).....	72
IV.6 .Apprentissage des réseaux de neurones .....	73
IV.6 .1 . Définition.....	73
IV.6 .2 . L'apprentissage supervisé.....	74
IV.6 .2 . Apprentissage non-supervisé.....	74
IV.6 .3. Apprentissage hors ligne « off line » et Apprentissage en ligne « on line » .....	75
IV.6.3 .1.l'apprentissage « off-line » .....	75
IV.6.3 .2.l'apprentissage « on-line » .....	76
IV.7. Les règles d'apprentissage.....	76
IV.7.1 . La correction d'erreur ( la règle delta).....	76
IV.7.2 . la règle de Hebb.....	76
IV.7.3 . La règle d'apprentissage compétitif.....	77
IV.8. Le perceptron.....	77
IV.8.1 . Le perceptron simple.....	77
IV.8.2 . Le perceptron multicouche .....	78
IV.8. 3 .Apprentissage du perceptron par la Rétro- propagation du Gradient...78	
IV.8.3.1.Règle des moindres carrés pour un perceptron monocouche linéaire.....78	
IV.8.3.2.Algorithme de descente du gradient.....79	
IV.8.3.3.Algorithme de la Retro-propagation pour un perceptron simple .....	80
IV.8.3.4 le cas d'un perceptron multicouche .....	81

IV.8.3.4 .1.L'expression d'erreur .....	82
IV.8.3.4 .2.Expression du signal d'erreur .....	83
IV.8.3.4 .2.1.cas de la couche de sortie.....	83
IV.8.3.4.2.2Cas de la couche cachée .....	84
IV.8.3.4.3.Modification des poids sur l'ensemble du réseau .....	85
IV.8. 3 .5.Algorithme de la Rétro-propagation du gradient pour un perceptron Multicouche.....	85
IV.8. 3 .6. Critere d'arret .....	86
IV.9.Utilisation de la Boîte à outils Matlab Réseaux de Neurones (NeuralNetwork Toolbox nntool) [matlab toolbox ] .....	86
IV.9.1.Création d'un réseau.....	86
IV.9.2.Apprentissage.....	88
IV.9.3.Simulation (ou activation) d'un réseau .....	88
IV.10.Conclusion .....	88

## **Chapitre V**

### **Test et Application**

V.1.Introduction.....	90
V .2 .Présentation du réseau test.....	90
V .2 .1.caractéristiques des générateurs.....	91
V .2.2.Les fonctions du coût des unités du système.....	91
V.2. 3.Les paramètres des générateur du réseau.....	92
V .2 .4.Paramètres des lignes .....	92
V.2.5.Les données des nœuds.....	94
V.3 .Résultats.....	95
V.3.1. Ecoulement de puissance par la méthode de Newton Raphson.....	95
V.3.2. Puissances transitées et pertes dans les lignes.....	96
V.3.2.1.Interprétation des résultats .....	100
V .3.2.2. Interprétation de la courbe de charge du : Jeudi 15 Aout 2013. ....	101
V.3 .3.Application des programmes classique et avec réseaux de neurones.....	102



V.3.3.1 . La méthode classique sans pertes .....	102
V.3.3.2. Réseaux de neurones sans pertes.....	103
V.3.3.2.1. Architecture du réseau.....	103
V.3.3.2.2. Phase d'apprentissage.....	104
A. La descente de gradient.....	104
B. Algorithme de Levenberg –Marquardt.....	107
V.3.3.2.3. Interprétariat des résultats avec l'algorithme de Levenberg – Marquardt .....	108
V.3.3.2.4. En temps réel.....	110
V.3.3.3. La méthode classique avec pertes .....	111
V.3.3.4. Les réseaux neurones avec pertes .....	112
V.3.3.4.1. Phase d'apprentissage.....	112
V.3.3.4.2. En temps réel.....	113
V.4. Interprétation des résultats obtenus .....	113
V .5. Conclusion.....	115
Conclusion générale .....	117
Annexe I.....	120
Annexe II.....	121
Bibliographie .....	123

# INTRODUCTION GENERALE

## **Introduction générale**

La croissance rapide de la population ainsi que l'industrie sont en premier lieu les facteurs influençant sur la consommation de l'énergie électrique qui est d'autre part en augmentation continue. L'énergie électrique étant très difficilement stockable, il doit y avoir en permanence un équilibre entre la production et la consommation pour cela il est à première vue nécessaire d'augmenter le nombre des centrales électriques, et des différents ouvrages (Transformateurs, lignes de transmission, etc.), ceci conduit à une augmentation de coût et une dégradation du milieu naturel [1].

Lorsque le réseau subit une perturbation (Court circuit, perte d'une charge ou d'un groupe, ouverture d'une ligne, etc.), la différence entre les puissances mécanique et électrique conduit à une accélération ou décélération pouvant entraîner la perte de synchronisme d'un ou de plusieurs groupes de génération. Les angles rotoriques oscillent jusqu'à l'intervention des systèmes de réglage et de protection afin de restituer la marche en synchronisme et mener le réseau à un état de fonctionnement stable.

Cependant la demande en électricité varie constamment au cours d'une journée en fonction des horaires de travail, les conditions météorologiques, d'autres critères entrent également en compte comme les périodes de congé, les jours fériés, les weekends, les vacances et les événements qui peuvent y avoir (grèves, événements sportifs...). Pour cet effet la conception du système électrique a été faite de manière que toute une chaîne inséparable est intégrée commençant par : la production, le transport et la distribution arrivant aux consommateurs. On ne peut pas stocker de grandes quantités d'énergie sous forme électrique à vrai dire, c'est la problématique alors qu'on est forcé de produire la même quantité d'électricité qu'on doit consommer ; on sait par ailleurs que les groupes de productions ont certaines limitations techniques qu'on ne doit pas les dépasser ; ce qui nous conduit à un autre problème trop compliqué on peut le traduire mathématiquement : un problème non-linéaire [2].

Donc la répartition économique de l'énergie électrique produite par des centrales qui ont chacune un coût marginal particulier ; est devenue l'objet des recherches et études au cours des années. Ce processus a été mis en étude depuis 1928 suite à sa grande importance dans les systèmes d'énergie électrique ; les nombreuses publications sur ce sujet sont une preuve bien claire.

Plusieurs méthodes et algorithmes ont été appliqués pour résoudre ce problème à vrai dire pour arriver à des meilleurs résultats. Les premières recherches ont négligé les pertes dans les lignes

de transmission, par la suite plusieurs améliorations de la proposition originale ont été développées en introduisant les pertes ainsi que les limites de fonctionnement des groupes de production. Arrivant à leurs formes finales ; les algorithmes basés sur les coûts marginaux tiennent en considération :

- Les coûts des combustibles et leurs efficacités.
- Les coûts d'exploitation et de maintenance.
- Les limites de fonctionnement et les régions de fonctionnement interdites.
- Les gradients de réponse des unités.
- Les pertes de transmission (facteurs de pénalité).
- Les contraintes de réserve.

Ces algorithmes prouvent leurs efficacités et fournissent des meilleurs résultats, mais un autre problème qui en résulte, c'est encore le facteur temps.

Grâce au développement des « réseaux intelligents » une transition a été réalisée vers un marché électrique plus dynamique, rapide et efficient. Depuis peu, les techniques des réseaux de neurones commencent à être utilisées dans des différents domaines d'étude des réseaux électriques, notamment les prévisions de la consommation, la répartition de charge et le Dispatching Economique. L'utilisation de la méthode des réseaux de neurones permet d'éviter les inconvénients rencontrés par les méthodes classiques et plus précisément le temps perdu ; ainsi que cette méthode est commode pour prendre en compte les différents facteurs non-linéaires et aléatoires.

Dans ce présent travail nous nous intéressons particulièrement à la résolution du dispatching économique s'appuyant sur les méthodes classiques ainsi que l'intelligence artificielle (les réseaux de neurones), en faisant une comparaison entre les résultats obtenus.

La rédaction de ce mémoire est structurée en cinq chapitres dont nous avons développé les techniques, et algorithmes concernant ce problème.

Le premier chapitre s'intéresse aux différents concepts et notions de base indispensables dans toute étude de dispatching économique commençant bien par sa définition, au même temps c'est une formulation mathématique du problème.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude de l'écoulement de puissance en se servant de la technique de Newton Raphson ; calculant : le transit des puissances actives et réactives, les tensions et leurs phases au niveau de n'importe quel jeu de barres de charge (lad bus), ainsi la demande en puissance active.

Dans le troisième chapitre, on traitera le problème du dispatching économique en utilisant les méthodes classiques de résolution, choisissant celle du gradient.

On fera appel dans le quatrième chapitre aux réseaux de neurones artificiel, définitions, structures, règles et algorithmes d'apprentissage.

Au cinquième chapitre et à fin de mieux valider les programmes développés sous l'environnement du logiciel MATLAB, une application numérique est faite sur un réseau test IEEE30 nœuds faisant une comparaison entre les résultats obtenus par les méthodes classiques et l'intelligence artificielle.

Enfin, cette étude est complétée par une conclusion générale synthétisant les principaux résultats obtenus.

# CHAPITRE I

## *Notions de Base et Formulation Mathématique Du Dispatching Economique*

## **I.1.Introduction**

Il est inévitable dans un réseau de puissance électrique de surveiller la fréquence et la tension, on peut les considérer comme des facteurs de contrôle ; autrement dit de fiabilité du système électrique.

- la fréquence est en autre terme ; l'image de l'équilibre production / consommation, tout déséquilibre entraîne une accélération ou décélération au niveau des alternateurs ce qui conduit à une perte de synchronisme, au delà de quinze minutes (15min) dans un état pareil les groupes qui ont perdu le synchronisme se déconnectent forcement (ilotage partiel). Par la suite ; une telle baisse de fréquence oblige le réseau infecté à se déconnecter avec le réseau international (le Maroc et la Tunisie le cas de l'Algérie). Et puis un ilotage régional entraînant tout le réseau dans le noir (le black out).
- la tension est de même l'image de la puissance réactive, donc une augmentation de cette dernière (c'est le cas le plus répondu) entraîne une baisse de la tension au delà des normes précises au niveau des postes à cause des chutes de tension.

Le dispatcheur au niveau d'un réseau de puissance électrique doit tenir compte de tous ça, et prendre les mesures nécessaires pour régler ces deux facteurs, qui sont en relation directe avec le dispatching.

## **I .2.Notions de base**

### **I .2 .1.Généralités sur les réseaux électriques**

De façon très générique un réseau électrique est toujours composé de quatre grandes parties :

#### **I .2 .1.1.La production**

C'est la génération de l'ensemble des puissances consommées par le réseau entier, en grande majorité les tensions produites sous la forme de système triphasé par l'intermédiaire d'alternateurs entraînés à partir de divers types de sources d'énergie dites primaires.

##### **I .2 .1.1.1.Moyens de production**

Un moyen de production d'énergie électrique est défini comme toute installation capable de convertir une source d'énergie primaire en énergie électrique pouvant être injectée sur un réseau.

Les centrales de production électriques utilisent d'une façon générale : le charbon, le pétrole et le gaz (centrales thermiques classiques) ou de l'uranium enrichi (centrales nucléaires ce qui n'existe pas en Algérie) pour produire la chaleur initiale. La plupart ont une capacité comprise entre 200 MW et 2000 MW afin de réaliser les économies des grosses installations (en Algérie le groupe le plus puissant est à cycle combiné au niveau de la centrale SKS d'une puissance de 412.5 MW se trouvant à Skikda)[3][4][5].

#### **I.2 .1.1.1.1.Les centrales à vapeur**

Le principe des centrales thermiques à vapeur est le même que ce soit le carburant : du gaz, charbon ou fuel, l'énergie thermique est transformée en énergie mécanique après électrique, passant par plusieurs étapes commençant par la chambre de combustion (générateur de vapeur) arrivant à l'alternateur, en se basant au niveau de la chambre de combustion sur le principe de triangle du feu : l'étincelle, le carburant et l'air. À la sortie de la chambre de combustion, une énergie thermique très intense fait tourner les ailettes de la turbine à plusieurs corps : haute, basse et moyenne pression (HP, MP, BP) qui fait tourner au même temps l'arbre de l'alternateur et ainsi l'alternateur à une vitesse de 1500 tr/min en produisant de l'électricité. À la sortie de la turbine la vapeur est condensée et transformée en eau réutilisée comme source d'eau pour un deuxième cycle [4].

Le refroidissement de l'alternateur comprend deux cycles :

##### **A. Cycle de refroidissement par l'eau déminée**

Au niveau de l'enroulement statorique à l'aide de l'eau déminée, qui passe à travers un circuit fermé avec deux collecteurs aux extrémités, la circulation d'eau est assurée par des pompes en passant par un échangeur thermique pour le refroidissement de cette eau sortant de l'alternateur.

##### **B. Cycle de refroidissement par H<sub>2</sub>**

Le refroidissement du rotor se fait à l'aide de l'hydrogène qui occupe tout le volume à l'intérieur de l'alternateur ce qui permet un bon refroidissement de ce dernier. Le refroidissement d'hydrogène est assuré en effectuant un échange thermique avec l'eau de mer au niveau de deux réfrigérants, la circulation d'eau dans ces derniers est assurée par des pompes.

Le rendement des centrales thermiques à vapeur est de l'ordre de 98%, en Algérie une des centrales existant est à Jijel d'une puissance totale de 630MW (210× 3) MW [5][6]. Elles sont répu-



tées pour être souples à l'exploitation, une fois en fonctionnement, mais lentes à mettre en fonctionnement (une centrale à fuel ou au charbon prend environ 16 h pour démarrer à froid, et 8 h pour démarrer à chaud).

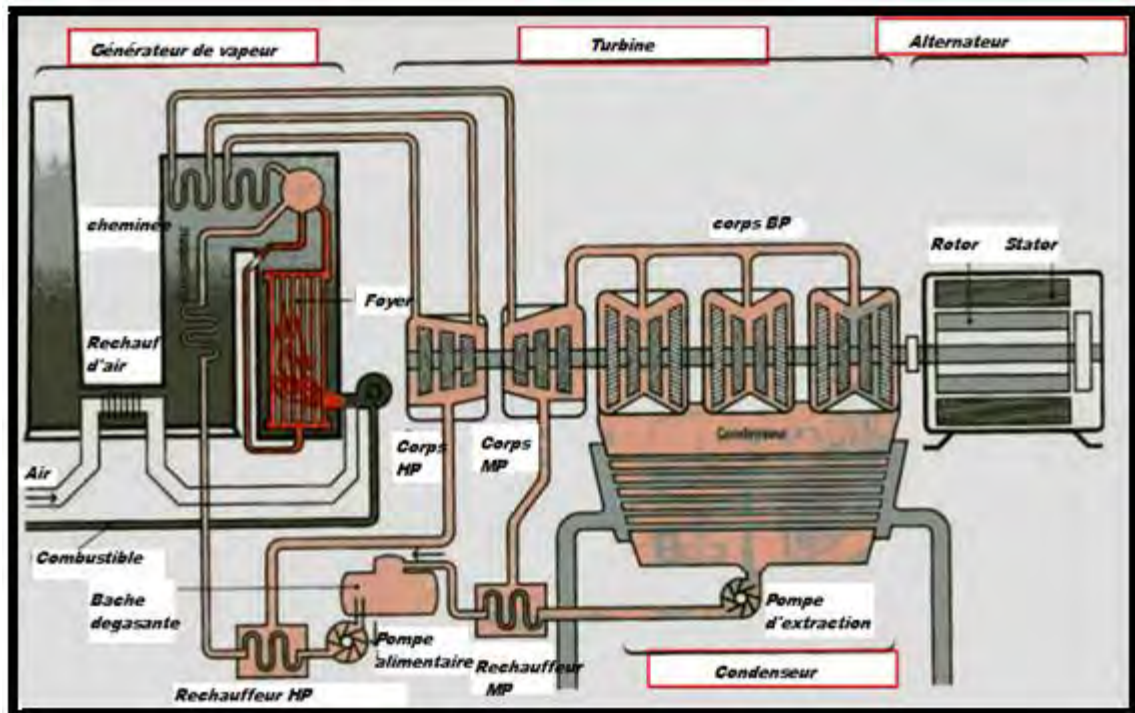


Figure (I.1) Principe de fonctionnement d'une centrale thermique à vapeur[6]

### I.2 .1.1.1.2. Les centrales à gaz

Le principe de fonctionnement des turbines à gaz est toujours pareil à celui des turbines à vapeur, sauf l'intégration d'un nouveau dispositif en fonctionnement, c'est le compresseur d'air qui a pour but de comprimer l'air qui est ensuite mélangé avec le combustible gazeux ou liquide dans une chambre de combustion. À la sortie, l'énergie fait tourner les ailettes de la turbine qui fait tourner à son tour l'arbre de l'alternateur. Les gaz d'échappement de la turbine sont évacués vers l'atmosphère.

Contrairement à la turbine à vapeur, la turbine à gaz ne dispose pas de système de récupération de la chaleur perdue (le réchauffeur d'air rotatif, surchauffeur, resurchauffeur), ce qui influence directement sur le rendement et les coûts d'investissement. L'utilisation des turbines à gaz est souvent lors des périodes de pointe vue que son temps de réponse est très court. Le rendement des turbines à gaz est de l'ordre de 38 % [4].

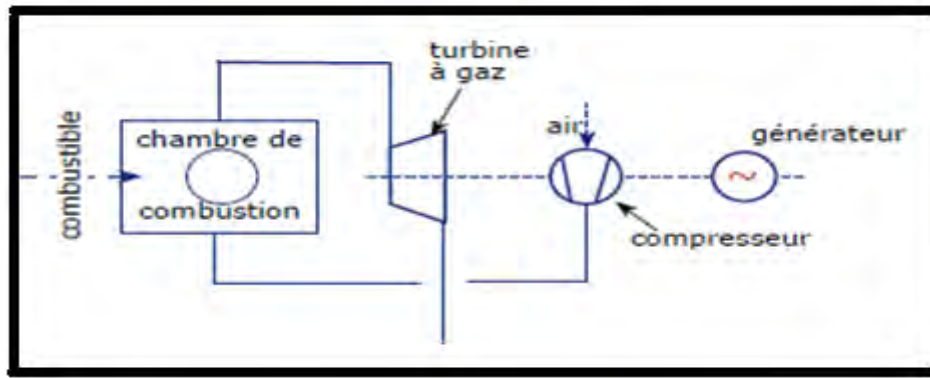


Figure (I. 2) Principe de fonctionnement d'une centrale à gaz [6]

### I.2 .1.1.1.3. Turbine à cycle combiné

Un autre type des centrales thermiques, c'est : le cycle combiné qu'est le fruit d'une technologie hybride. Pour améliorer le rendement, le principe se base dans un premier temps sur les gaz brûlés issus de l'échappement de la centrale thermique à gaz qui ont une température très élevée, c'est de l'ordre de  $500\text{ C}^\circ$  qui peuvent être l'objet d'échauffement d'une turbine à vapeur, et produire de la vapeur dans une chaudière classique. Le rendement dans ce cas est de l'ordre de : 58 % en s'accompagnant d'une réduction significative des émissions de polluants atmosphériques. En termes de souplesse, ces centrales sont un peu plus souples par rapport aux centrales thermiques classiques à cycle simple. Le temps de démarrage est, également plus court qu'une centrale classique.

Ce type des centrales existe en Algérie : SKS (Shariket Kahraba Skikda) qui développe une puissance totale de 825 MW (2 x 412,5 MW), SKH (Shariket Kahraba Hadjret Ennouch) Cherchel d'une puissance totale de : 1200MW(3 x400MW), SKT (Shariket Kahraba Terga) Ain Tmouchent d'une puissance totale de 1200MW (de 3 x 400 MW), SKD ( Shariket Kahraba Kou-diet Edraouch) Taref puissance totale de 1200MW (de 3 x 400 MW) [4][5].

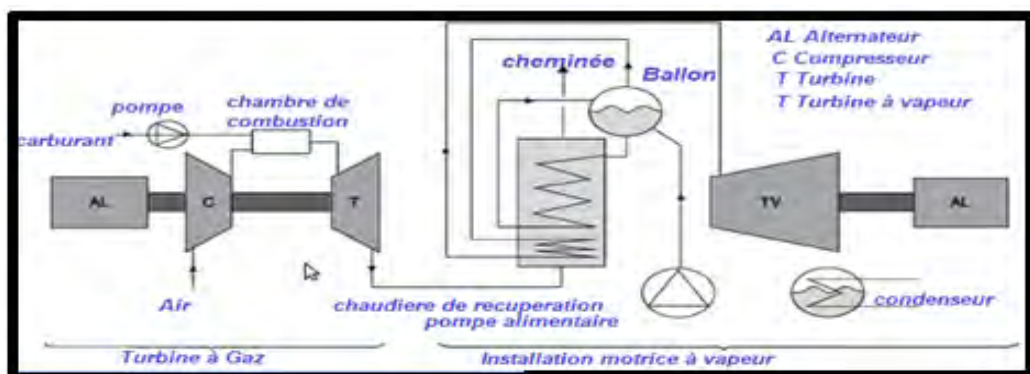


Figure (I.3) : Principe de fonctionnement d'une centrale à turbine à cycle combiné[6]

### I.2.1.1.1.3. Les centrales hydrauliques

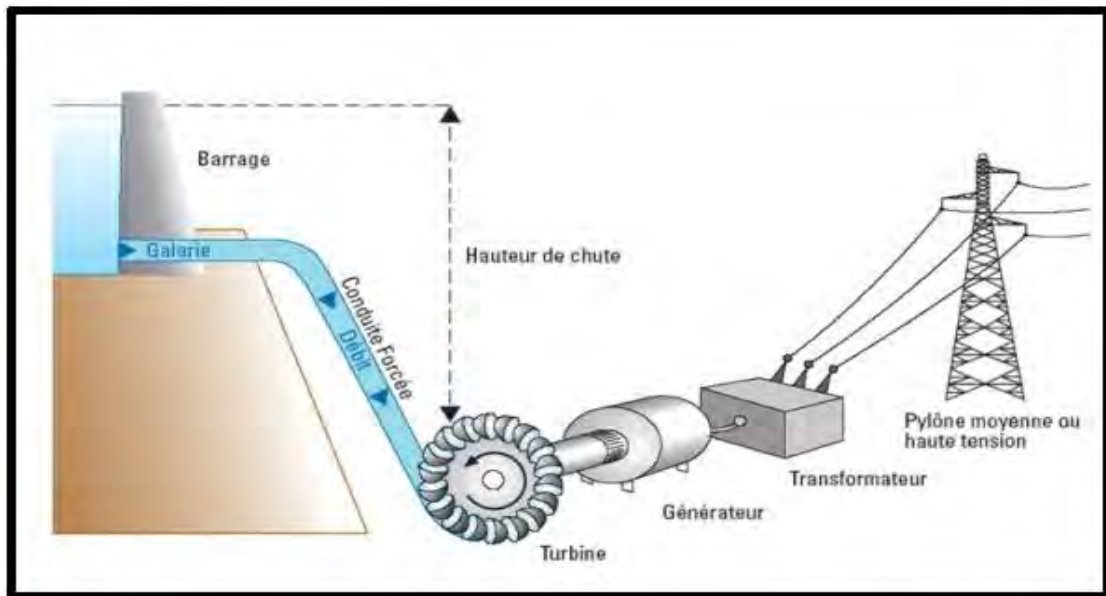


Figure (I.4) : Principe de fonctionnement d'une centrale hydraulique[6]

L'énergie potentielle de gravité de l'eau est utilisée pour produire de l'électricité. On distingue deux principaux types de centrales hydrauliques ; les centrales hydrauliques au fil de l'eau et les centrales à réservoir. Dans le premier type, l'eau est turbinée au fil du courant des cours d'eau. On dit que cette production est « fatale » ; si cette énergie ne sert pas à produire de l'électricité, elle sert à rien donc elle est perdue. Dans le deuxième type, l'eau est stockée dans des réservoirs (barrages). L'énergie hydraulique est convertie en électricité par le passage de l'eau dans une turbine reliée à un alternateur. La puissance de la centrale dépend également du débit d'eau. Etant donné qu'elles ont aussi des caractéristiques de souplesse extraordinaires, elles sont utilisées en grande partie pour suivre les fluctuations brusques de la consommation, elles peuvent être couplées au réseau dans 3 à 5 minutes. En Algérie les centrales hydrauliques existant sont celle de : Darguina (Bejaia) d'une puissance totale de 71.5MW et Ziana El Mensuriya d'une puissance de 100MW [3] [4] [5].

### I.2.1.1.1.4. Les centrales nucléaires

Le principe de fonctionnement de la centrale nucléaire est de générer la chaleur par la fission nucléaire d'uranium. La chaleur produite est utilisée pour faire réchauffer de l'eau et avoir de la vapeur qui est ensuite acheminée dans une turbine composée d'un corps haute pression (HP) et de plusieurs corps basse pression (BP) la quelle actionne un alternateur. Le refroidissement du

circuit de la vapeur peut avoir lieu directement, par de l'eau du lac, du fleuve ou dans un circuit via une tour de refroidissement [4].

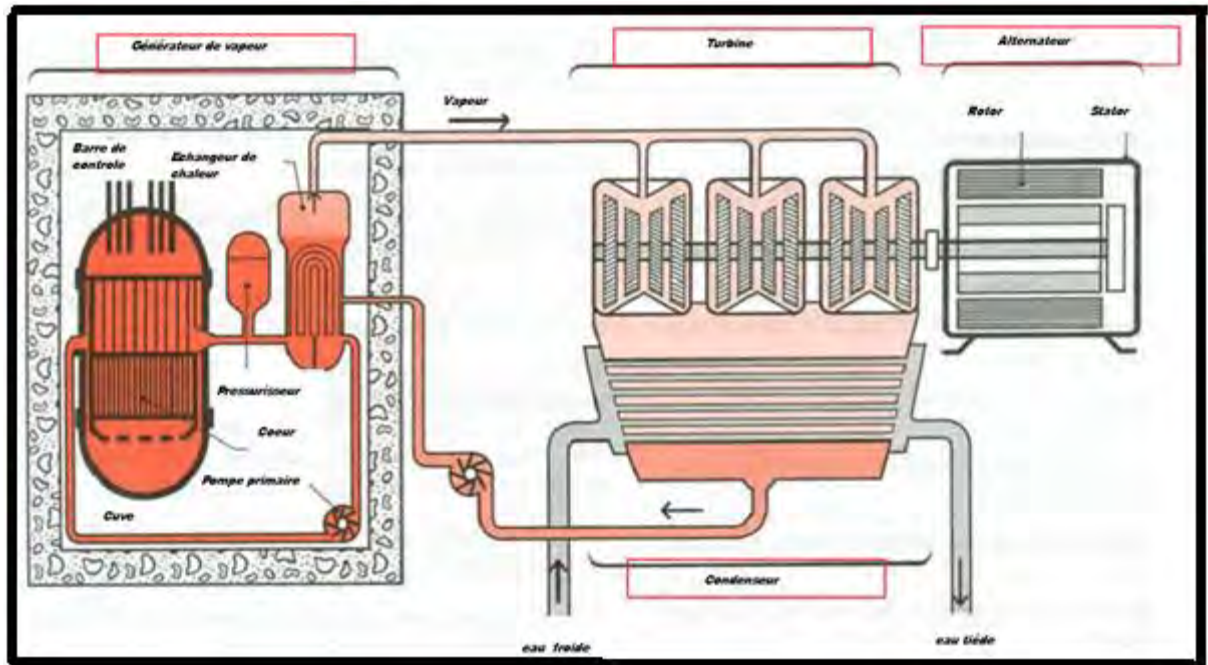


Figure (I.5) : Principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire [6]

#### I.2.1.1.5. Les centrales photovoltaïques

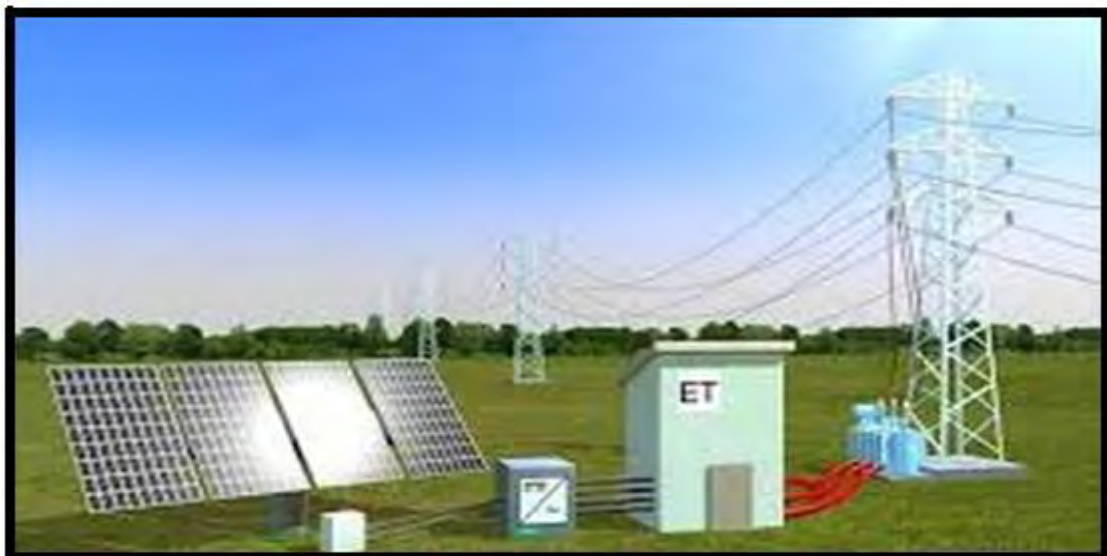


Figure (I.6) installation photovoltaïque[6]

L'énergie électrique est produite directement par la transformation du rayonnement solaire au niveau des panneaux photovoltaïques qui sont à base des cellules regroupées. Ce phénomène

physique appelé effet photovoltaïque qui consiste à produire une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière, le courant résultant est continu ce qui exige une intégration des onduleurs pour avoir un courant alternatif ainsi des batteries d'accumulation pour emmagasiner l'énergie électrique. Cette technologie pratiquement n'existe plus en Algérie à l'exception de quelques recherches au niveau des universités ou des centres de recherche [4].

### I.2.1.1.1.6. Les centrales éoliennes

L'énergie primaire est le vent. Une éolienne se compose essentiellement d'une hélice, en général à 3 pâles, placée au-dessus d'un mât. Sous l'effet du vent l'hélice de l'éolienne (appelée aérogénérateur dans d'autres documentations) se met en rotation. À l'intérieur de la nacelle sur l'axe existe un multiplicateur de vitesse qui a pour but d'augmenter la vitesse de rotation disponible pour l'alternateur.

À l'échelle mondiale, l'énergie éolienne a connu une croissance importante de 30% par an.

L'Europe, principalement sous l'impulsion allemande, scandinave et espagnole, comptait environ 15000 MW de puissance installée en 2000. Ce chiffre a presque doublé en 2003, soit environ 27000 MW pour 40000 MW de puissance installée dans le monde [4].

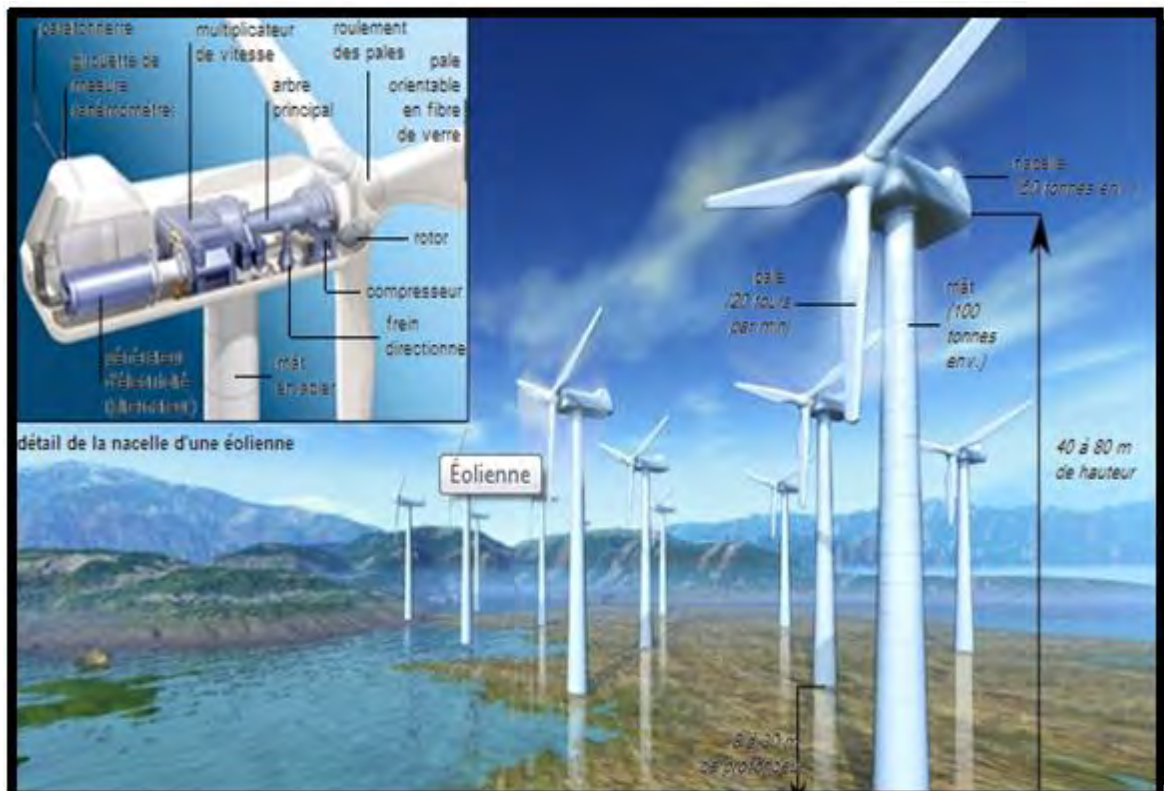


Figure (I.7) Une installation éolienne [6]

### **I .2 .1.2.Le transport**

Il consiste à acheminer les puissances produites par les unités de production auprès des points de consommation. Donc le rôle principal du réseau de transport est la liaison entre les grands centres de consommation (gros consommateurs et distributeurs) et les moyens de production.

Ce rôle est particulièrement important, car le stockage d'énergie électrique presque impossible.

Les grandes centrales sont souvent près des cours d'eau et des océans, autour des fleuves. Sur le plan économique l'ordre de grandeur des distances impose entre autres le fait de véhiculer l'énergie électrique en courant alternatif sous très haute tension afin de minimiser les pertes au niveau des lignes de transmission contrairement à la production et la consommation qui se réalisent à des niveaux de tension plus faibles. Les transformateurs sont alors nécessaires pour la mise à niveau de tension [3] [7].

Les réseaux de transport d'électricité sont composés de lignes (ou de couloirs de lignes) reliant les différents jeux de barres ou nœuds. D'une façon générale, ils ont une topologie maillée pour offrir une multiplicité de possibilité d'aller d'un nœud à un autre du réseau.

Les réseaux de transport doivent être exploités dans les limites de fonctionnement autorisées. Ces limites ou autrement dit les contraintes du réseau sont exprimées par des valeurs maximales ou minimales sur certaines variables du réseau (Flux de puissance sur les lignes ou transformateurs, niveau de tension, etc.). Dans le cas où ces limites sont dépassées à plusieurs reprises cela implique une dégradation des différents composants du système et le réseau risque de tomber dans un problème d'instabilité [3].

### **I .2 .1.3.La distribution**

D'une façon générale la distribution est assurée en moyenne(MT) et basse tension(BT), et même en haute tension pour les clients HT. La distribution est adaptée selon le type de consommation que se soit des très grandes usines qui peuvent être alimentées carrément du réseau haute tension selon la puissance maximale demandée PMD (le cas du barrage Bni Haroun en Algérie alimenté par le réseau 60 KV, sa PMD est de 100MW ) ou des immeubles d'habitats ,des écoles .. exc.) en basse tension (en Algérie 220 à 380 V) [5] [7].

### I.2.1.4. La consommation

C'est le point d'arrivée dans un réseau électrique, La consommation d'électricité correspond à un appel de puissance active sur le réseau pour une période de temps bien déterminée ; cela correspond à une consommation d'énergie. L'électricité est consommée par des différents types de consommateurs (résidentiels, commerciaux et industriels). La consommation d'électricité se caractérise par :

- ses fortes fluctuations.
- la difficulté de la prévoir de manière exacte.

#### I.2.1.4.1. Fluctuations de la consommation

La consommation d'électricité varie d'une façon permanente en fonction des multiples variables (la température, l'heure de la journée, le jour de la semaine, les conditions météorologiques), ces fluctuations peuvent être :

- **Fluctuations infra journalières** : durant une journée, la consommation d'électricité peut fluctuer d'une façon importante.

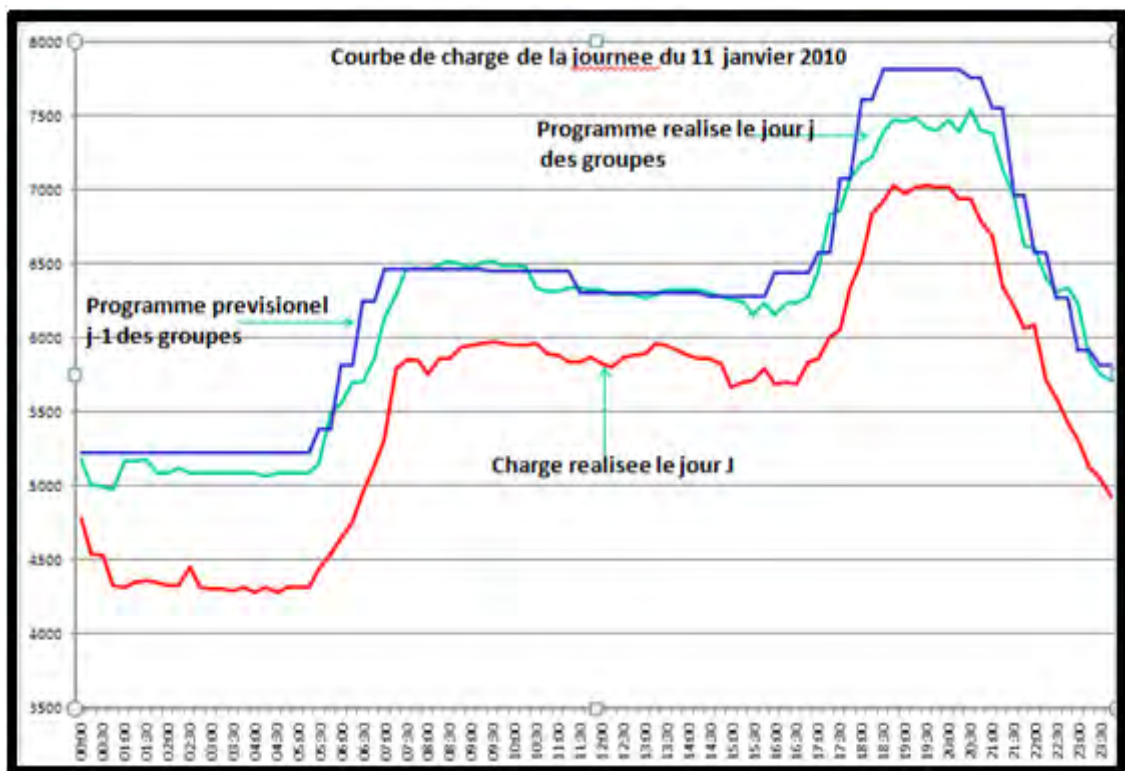


Figure (I. 8) Courbe de charge de l'Algérie ; fluctuations journalières [5]

- **Fluctuations hebdomadaires** : Jour ouvrable / week-end

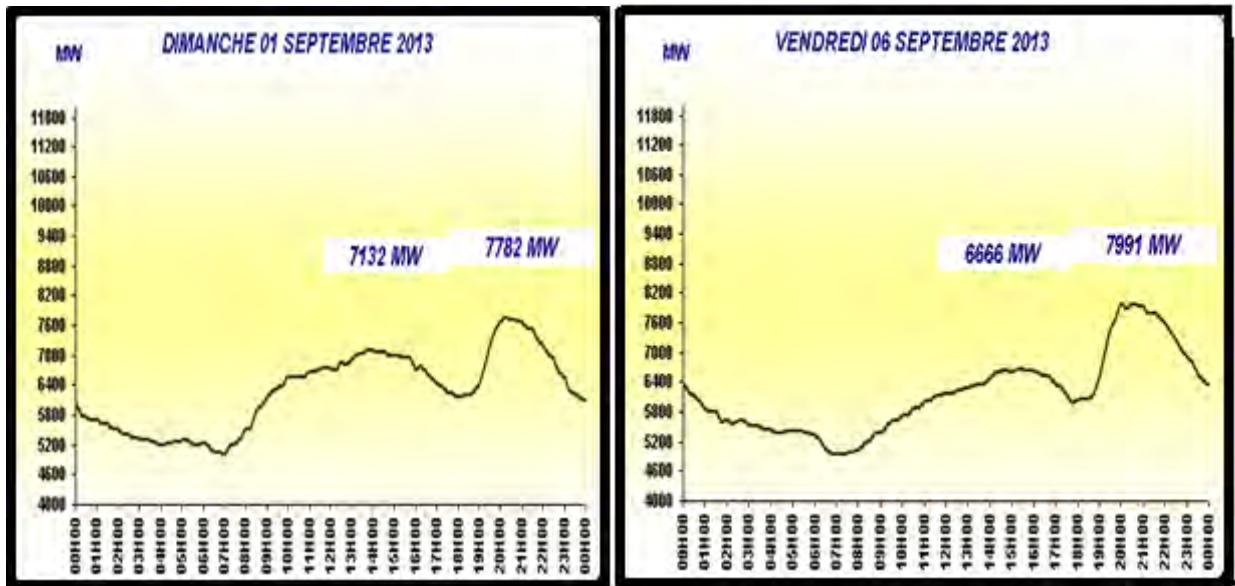


Figure (I. 9) Courbe de charge de l'Algérie ; fluctuations hebdomadaires [5]

- **Fluctuations saisonnières** : jour été / jour hiver

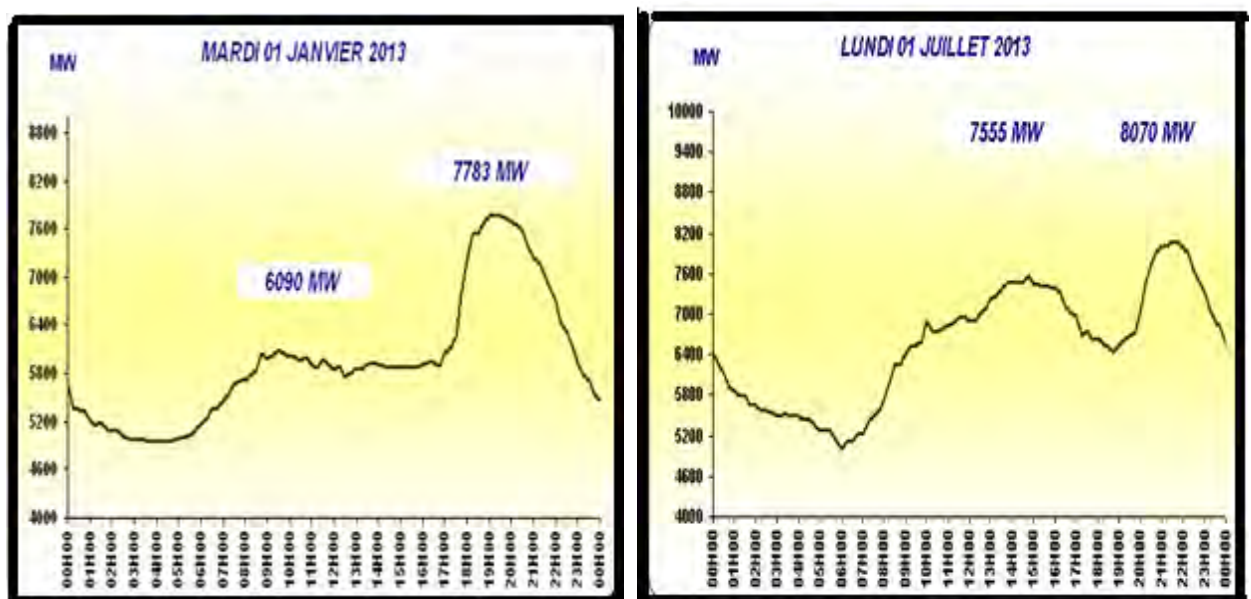


Figure (I .10) Courbe de charge de l'Algérie fluctuations saisonnières [5]

### I .2 .1.4.2. Les prévisions de la consommation

Une multitude de variables sont utilisées pour expliquer et prédire le niveau de consommation d'électricité : la température, l'heure de la journée, le jour de la semaine (jour ouvrable, week -



end), la plupart de ces variables ont une relation directe avec : les conditions climatiques, habitudes de consommation, rythmes de vie et pays considéré.

En fait, plus les prévisions sont réalisées en avance par rapport au moment de la consommation, moins elles sont précises. En particulier celles liées aux conditions météorologiques, peuvent se modifier dans ce laps de temps.

Des prévisions éloignées du temps réel génèrent des erreurs, elles sont effectuées plusieurs fois par jour se basant principalement sur la combinaison des consommations réelles des jours précédents et la prévision des conditions climatiques, etc. Donc une actualisation en permanence à fin que les erreurs soient le plus minimum possible, pour ce faire les prévisions sont divisées en trois parties [3] :

- a) **Journalières** : pendant toute la semaine (Le jour :  $j+1$  jusqu'à  $J+7$ ) en s'appuyant sur les statistiques faites, les conditions météorologiques, les jours fériés, les weekends, les vacances, les événements qui peuvent y avoir (grèves, événements sportifs, etc).
- b) **hebdomadaires** : autrement dit la semaine  $s+1$ , en tenant compte des programmes de démarrage et marche des centrales, la réserve, l'interconnexion internationale.
- c) **annuelles** : pour l'année  $n+1$ , détermination du calendrier de production et des besoins en combustibles, maintenance et entretien des moyens de production et des ouvrages de transport.

Bien que la prévision de la consommation s'affine lorsqu'on s'approche de la période prévue. Mais il y'aura toujours des écarts entre les prévisions faites et la consommation réelle. Ces écarts, peuvent conduire à des erreurs de prévision [8].

À titre d'exemple, une baisse de la température moyenne de  $1^{\circ}$  C sur l'ensemble de la France peut entraîner, en hiver, une augmentation de la consommation de plus de 1000 MW (approximativement la taille d'une tranche nucléaire).

## **I .2 .2.Le principe de fonctionnement des centrales électriques**

Pour satisfaire la demande en énergie électrique, les centres de conduite suivent un principe de fonctionnement bien étudié en désignant à chaque centrale électrique sa tâche : les puissances spécifiques, la période de fonctionnement car chacune présente des capacités et des temps de réaction très divers. Plusieurs types de centrales existent pour ce faire :

**I .2 .2.1. Unités de charge de base**

On les appelle aussi les centrales de production de masse, leur tâche est de produire la partie importante de la puissance demandée par le réseau, en Europe de l'ordre de 100 GW, la mise en œuvre de ces centrales est programmée à partir d'une prévision journalière de la consommation. Ces unités de production sont généralement nucléaires et thermiques (en Algérie, les unités de charge de base sont les centrales à vapeur) [4] [8].

**I .2 .2.2. Les centrales de production intermédiaires**

Leur capacité de production est moindre (inférieure à 1GW), leur utilité réside dans l'ajustement de production, généralement elles permettent dans certains pays un meilleur équilibrage des sources d'énergie primaire, ces unités sont généralement des centrales thermiques, (pétrole, charbon, gaz), mais certains pays utilisent les éoliennes et les centrales hydrauliques pour la production intermédiaire [4] [8].

**I .2 .2.3. Les centrales de production de pointe**

Ces unités sont caractérisées par des temps très brefs de mise en fonctionnement (quelques minutes ou dizaines de minutes) permettant une réaction rapide par rapport aux fluctuations de la consommation, ces unités sont principalement des centrales hydrauliques, dont leurs puissances ne dépassent pas les 100 MW. (En Algérie : les centrales à gaz sont les plus utilisées on peut les coupler au réseau pendant 15min, aussi les centrales hydrauliques qui peuvent être couplées pendant 3 min) [4][8].

**I .2 .3. Interconnexion**

L'ensemble des liaisons entre deux ou plusieurs réseaux de distribution d'électricité pour faciliter l'échange aux heures de pointe et en cas de défaillance éventuelle d'une centrale ou n'importe quel ouvrage, ceci peut être local ou international (le cas de l'Algérie avec le réseau tunisien STEG (Société Tunisienne d'Electricité et du Gaz) à travers quatre lignes : une ligne de 90KV, une de 150KV, deux lignes de :220KV. Et le réseau Marocain (Office national de l'électricité) à travers quatre lignes aussi : deux lignes de 220KV, et deux autres de 400KV)[5] [9].

#### I .2 .4.Réserve tournante

On l'appelle aussi réserve chaude (primaire et secondaire), c'est la différence entre la puissance active maximale permanente que peut le groupe producteur produire et la puissance active  $p_0$  qu'il fournit en régime stable à un moment donné. Généralement la réserve tournante est la somme des réserves des générateurs producteurs de façon que leurs sommes soient égales à celle du groupe le plus puissant dans le réseau électrique. (En Algérie est fixée à 412.5 kW c'est la puissance du groupe le plus puissant dans la centrale à cycle combiné de Skikda SKS).

Cette quantité en puissance est conçue pour satisfaire un surplus de puissance demandée par rapport à celle prévue [5] [9].

#### I .2 .5.La réserve tertiaire

Appelée aussi froide ou mécanisme d'ajustement ; c'est la mobilisation des groupes de secours en cas d'un déclenchement d'un groupe ou une augmentation inattendue de puissance demandée telle que la réserve tournante en puissance ne peut pas couvrir cette demande. La réserve tertiaire doit répondre dans une plage de temps évaluée entre 15 min à 30 min [9].

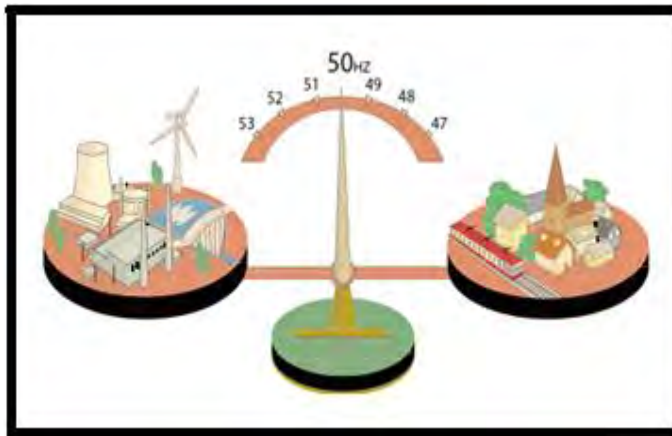
#### I .2 .6.Equilibre du système électrique

L'équilibre d'un réseau 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 des fortes contraintes 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 qui est régie par l'équation mécanique suivante :

$$C_{\text{moteur}} - C_{\text{résistant}} = J \frac{d\Omega}{dt}$$

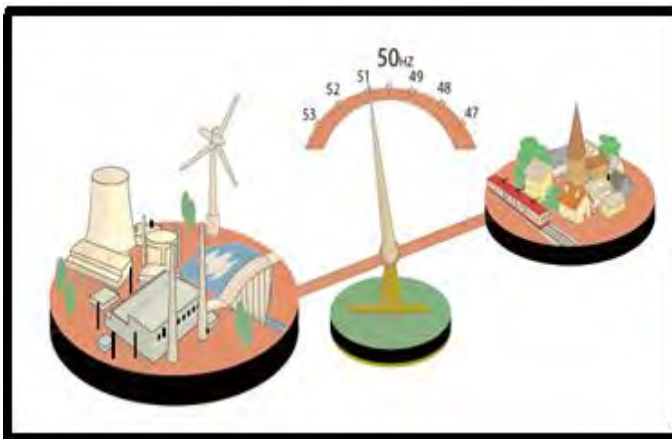
Le couple moteur est fourni par les centres de production (centrales) par contre de point de vue centrale ; tout le reste du système électrique fournit le couple résistant y compris les lignes de transmission et la charge (consommation).

La vitesse est supposée constante pour un régime équilibré bien établi du système donc la dérivée de la vitesse angulaire est nulle ce qui est traduit réellement par consommation égale à la production.



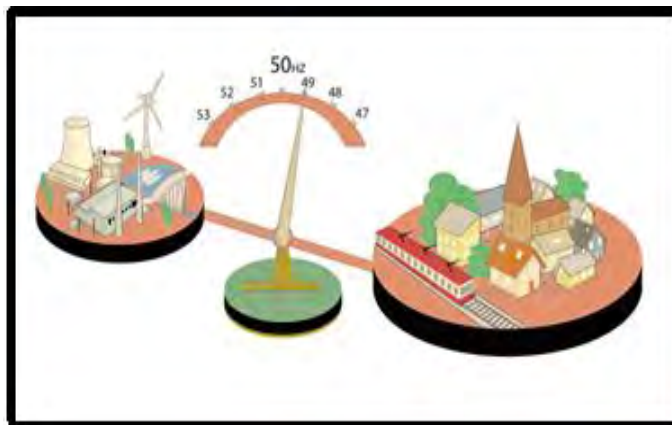
$$\left( J \frac{d\Omega}{dt} = 0 \right) \Leftrightarrow (C_{\text{moteur}} = C_{\text{resistant}})$$

Figure (I.11) : Equilibre (production/consommation)



- Si  $(C_{\text{moteur}} > C_{\text{resistant}}) \Leftrightarrow \left( J \frac{d\Omega}{dt} > 0 \right)$  une accélération au niveau du rotor.

Figure (I.12) : Accélération de la vitesse rotorique



- Si  $(C_{\text{moteur}} < C_{\text{resistant}}) \Leftrightarrow \left( J \frac{d\Omega}{dt} < 0 \right)$  une décélération au niveau du rotor.

Figure (I.13) : Décélération de la vitesse rotorique

Les alternateurs tournent tous à la même vitesse (fréquence). Cette dernière reste avant tout un excellent indicateur de déséquilibre entre production et consommation. Ainsi, pour maintenir cet

équilibre, la fréquence est asservie à une valeur nominale. En effet, de nombreux éléments techniques du système électrique (moyens de production, certains appareils électriques, les moteurs, etc.) ont été conçus pour fonctionner à fréquence de référence ; au réseau Européen, cette valeur nominale est de 50 Hz y compris l'Algérie. Aux états unis cette fréquence est de l'ordre de 60 Hz.

En outre la grande fluctuation de fréquence, est inadmissible pour certains composants, dont les groupes de production, qui se déconnectent du réseau (ilotage). Pour l'Algérie la plage de variation normale de la fréquence est de 0.2Hz, c'est-à-dire  $(50 \pm 0.2)$  Hz à cause de ce fait la Sonelgaz (Algérie) a tracé un planning bien précis face aux aléas et pour affronter des situations pareilles (Un plan de défense se basant sur un délestage par minimum de fréquence).

Ainsi, des écarts même mineurs de la fréquence de référence peuvent déstabiliser ou entraîner tout le réseau dans un ilotage partiel ou total et causer des conséquences dommageables comme un *black out* (black out d'Algérie l'an 2003).

Par ailleurs, l'équilibrage permanent du système électrique est difficile par le fait que le stockage de l'électricité sous forme électrique est presque impossible et dans le cas où il existe est très coûteux. De nombreuses incertitudes, s'ajoutent notamment sur la consommation qui change presque constamment et sans préavis. Il en résulte que les systèmes électriques sont en permanence en cours d'ajustement de leur production pour maintenir leur équilibre et la fréquence de référence [3] [5] [10].

### **I .3.Optimisation du réseau électrique**

Pour exploiter un système électrique (réseau de transport et moyens de production) à court terme de manière optimale ; l'objectif peut être représenté par la minimisation du coût total de la production nécessaire pour fournir la quantité d'électricité demandée. En respectant les contraintes propres au système électrique. Deux outils d'optimisation sous contraintes sont souvent utilisés : un programme d'optimisation appelé « *unit commitment* » (UC) et un autre appelé « *optimal dispatch* ».

D'autres outils supplémentaires de contrôle automatique et de surveillance en temps réel sont aussi nécessaires pour le fonctionnement du réseau (contrôle de la fréquence, système de réglage de la tension, etc.).

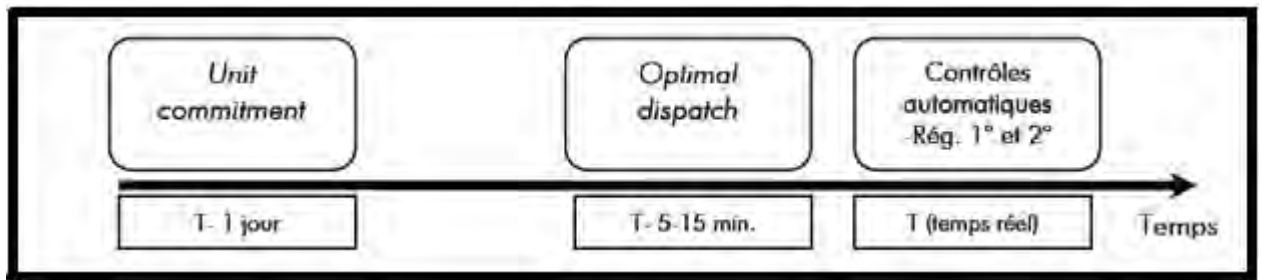


Figure (I.1 4) : Mécanisme d'optimisation du réseau électrique [3]

### I.3.1 .Définition unit commitment

L'outil UC est utilisé la veille du jour ( $j-1$ ) considéré comme horizon de programmation. Il sert à déterminer les unités de production à démarrer ou arrêter ainsi que les niveaux de production prévisionnels pour chaque sous-période de l'horizon de programmation [3][4][11].

### I.3.2 .Définition du dispatching économique.

Le dispatching économique (E D The Economic Dispatch ) est la génération, la répartition et l'exploitation à coût minimal de l'énergie électrique dans un réseau de puissance électrique, on peut encore dire que c'est un problème d'optimisation qui est basé essentiellement sur la répartition la plus économique de la puissance active produite par les groupes de génération existant dans un réseau électrique ; en satisfaisant toute la demande et en tenant compte des contraintes d'égalité et d'inégalité des groupes.

L'outil d'*optimal dispatch* (OD) est utilisé très près du temps réel entre 5 et 15 min où les prévisions deviennent de plus en plus précises et lancé à des intervalles réguliers. Ça sert à déterminer le niveau de production définitif des unités qui sont disponibles à ce moment où déjà démarrées. [3] [11].

Donc l'objectif du dispatching économique est de minimiser la fonction coût du combustible, et souvent aussi, les frais des compensateurs, et les pollutions causées par les émissions des composants chimiques(les gaz).

## I. 4. Formulation mathématique du problème

### I.4.1. la fonction cout

C'est la fonction objective dont on veut optimiser, ou le coût de production reflète principalement le coût du combustible utilisé ; et d'autres coûts d'exploitation et de maintenance de la centrale. Le coût du combustible est évalué en se servant de la notion des valeurs de consommation

spécifiques de chaleur (c'est la quantité d'énergie thermique nécessaire pour produire de l'électricité). Cette valeur (CSC) est proportionnelle à l'inverse du rendement énergétique : plus la CSC est grande, moins la centrale est performante [3] [10].

La fonction cout est polynomiale du second ordre en terme de  $P_{Gi}$  sous la forme suivante :

$$F_i = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (I.1)$$

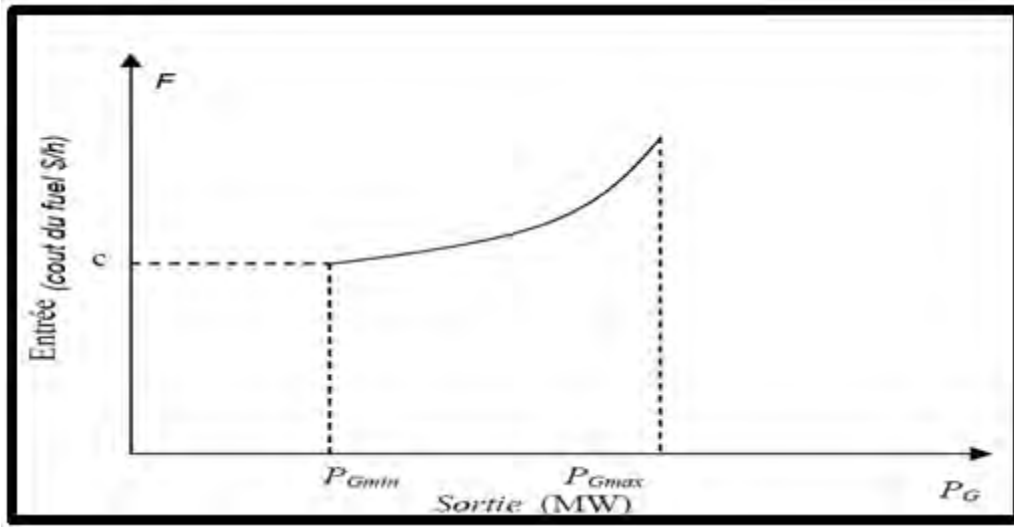


Figure (I .15) : Caractéristique entrée sortie d'une unité de production [10]

D'où :

$a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  sont des constantes propres à chaque centrale. Ces paramètres peuvent être déterminés à partir de plusieurs méthodes on peut citer la plus répandue : la méthode des moindres carrés « least-squares method » [11] [12]

La constante  $a_i$  est normalement appelée coût de marche à vide et représente le coût pour tenir démarrée une unité de génération à production nulle.

$P_{Gi}$ : puissance active générée par unité de génération (i).

$F_i (P_{Gi})$  : la fonction de cout de la centrale (i)

Il est très important à noter que d'autres caractéristiques spécifiques doivent être prises en considération pour le cout de production d'électricité. C'est le cas notamment du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt), à titre d'exemple : le coût de démarrage correspond au coût de l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement tous les auxiliaires permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc.). Ce coût dé-

pend normalement de l'état de l'unité de production au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud) et le temps de démarrage (pointe ou creux). Les contraintes techniques sont aussi importantes pour l'exploitation. 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) [3] [10].

#### I.4.2. Minimisation des coûts de génération

Le but principal du dispatching économique est la minimisation du cout de production de chaque générateur et donc le cout total.

D'autre part, on sait très bien que les facteurs influençant sur le cout sont résumés en trois points essentiels :

- le rendement de fonctionnement des générateurs.
- le cout du combustible.
- les pertes dans les lignes de transmission [12].

Et pour minimiser la fonction de cout, on peut ajuster sur l'un des points précédents.

Cette minimisation peut être traduite par la condition suivante :

$$\text{Min} \left( \sum_{i=1}^{N_g} F_i (P_{Gi}) \right) \text{ avec : } F = \sum_{i=1}^{N_g} F_i (P_{Gi}) \quad (\text{I.2})$$

( $N_g$ ) : Le nombre des générateurs.

F : La fonction de cout total de la production

#### I.4.3. Contraintes d'égalités

C'est l'équation de l'écoulement de puissance en équilibre ; entre la génération et la demande ; exprimée par la formule suivante :

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{Gi} - P_D - P_L = 0 \quad (\text{I.3})$$

D'où

$$P_D = \sum_{i=1}^{N_D} P_{Di} \quad (\text{I.4})$$

$P_D$  : la puissance active totale absorbée par toute la charge.

$P_{Di}$  : la puissance active absorbée par la charge (i).

$P_L$  : les pertes actives dans les lignes de transmission.



$N_D$  : le nombre de nœuds consommateurs.

D'après cette expression on peut dire que le système d'énergie électrique est en équilibre car la somme des puissances actives générées, puissances consommées par la charge totale et les pertes actives dans les lignes est nulle [12] [13] [14].

#### I.4.4. Contraintes d'inégalités

On les appelle aussi les contraintes de sécurité, directement liées aux limites associées aux centrales électriques [12] [13] [14].

$$P_{Gi}^m \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^M \quad (I.5)$$

$$Q_{Gi}^m \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^M \quad (I.6)$$

D'où

$P_{Gi}^M$  : la puissance active maximale que génère le générateur (i).

$P_{Gi}^m$  : la puissance active minimale que génère le générateur (i).

$Q_{Gi}^M$  : la puissance réactive maximale que génère le générateur (i).

$Q_{Gi}^m$  : la puissance réactive minimale que génère le générateur (i).

### I.5. Contrôles automatiques supplémentaires (en temps réel)

#### I.5.1. Réglage de la fréquence et la tension

##### I.5.1.1. Réglage de la fréquence

Une des principales missions du dispatching est le réglage de la fréquence pour assurer la sûreté et la fiabilité de fonctionnement du système en évitant les écroulements de fréquence.

La variation de la fréquence est l'image directe du déséquilibre entre la production et la consommation :

- la fréquence augmente, lorsque le bilan production - consommation est excédentaire.
- la fréquence diminue, lorsque le bilan production - consommation est déficitaire.

##### I.5.1.1.1. Réglage primaire de la fréquence ou réserve primaire

Le réglage primaire de fréquence est indispensable à la sûreté du système électrique. En effet, face aux aléas et incidents tels que les fluctuations rapides de la consommation et déclenchements de groupes de production, c'est l'action qui rétablit automatiquement et très rapidement

l'équilibre production / consommation et maintient la fréquence à une valeur proche de la fréquence de référence.

Le réglage primaire est mis en œuvre par l'action des régulateurs de vitesse des groupes de Production qui agit en général sur les organes d'admission du fluide moteur à la turbine, lorsque la vitesse du groupe (image de la fréquence) s'écarte de la vitesse de consigne suite à un déséquilibre entre la production et la consommation.

Cependant, le réglage primaire ne rétablit l'équilibre offre / demande que si on dispose d'une réserve de puissance (la réserve primaire) suffisante. La réserve primaire disponible est la somme des réserves primaires des groupes. Un taux de 50% de la réserve primaire doit être mobilisé en 15 secs cependant la totalité de la réserve pendant 30 secs [3] [15] [16].

#### **I.5.1.1.2. Le réglage secondaire fréquence – puissance ou réserve secondaire**

L'action du réglage primaire laisse subsister un écart de fréquence par rapport à la fréquence de consigne ( $f_0$ ). Le réglage secondaire est réalisé par un organe centralisé situé au centre de dispatching national, avec le rôle de modifier automatiquement le programme de production des groupes réglant, jusqu'à l'annulation de l'écart de réglage et ramener la fréquence à sa valeur nominale ainsi que les échanges internationaux à leurs valeurs contractuelles [3] [15] [16].

Le signal de commande envoyé aux groupes de production participant au réglage secondaire afin de modifier leur puissance de consigne appelé niveau de télé-réglage.

Les producteurs sélectionnent les groupes participant au réglage secondaire en fonction de leurs capacités dynamiques à moduler, leur production et de leur coût.

#### **I.5.1.1.3. Réglage tertiaire fréquence - puissance**

L'action du réglage secondaire, suite à une perturbation, peut ne pas résorber entièrement les écarts de fréquence et de transit de puissance sur les interconnexions. Ainsi qu'il est nécessaire de reconstituer les réserves primaire et secondaire épuisées pour se prémunir de tout nouvel aléa.

La mobilisation de ces réserves se fait entre 15 minutes (rapide) à 30 minutes (complémentaire) n'est pas automatique contrairement aux réglages primaire et secondaire : elle se fait par appel téléphonique depuis les centres de conduite vers les centres de production.

La marge de temps de 15 min pour la réserve secondaire + réserve tertiaire rapide en 15 min doit permettre de compenser la perte du plus gros groupe couplé, le dimensionnement des réserves

doit aussi permettre de passer les pointes de consommation du matin et du soir, de rétablir la réserve tournante et l'interconnexion internationale [3] [15] [16].

## **I.5.2. Réglage de la tension**

### **I.5.2.1. Le réglage primaire automatique de tension**

Les alternateurs sont les seules sources qui permettent d'avoir sur le réseau de transport des points à tension régulée constante ; il faut pour cela qu'ils soient équipés d'un régulateur primaire de tension. Ce dispositif automatique asservit des grandeurs locales (le plus souvent la tension, plus exceptionnellement la puissance réactive) à des valeurs de consigne, en agissant sur la tension d'excitation de l'alternateur.

Cette action est quasiment instantanée et elle permet de répondre aux fluctuations aléatoires de la charge, changements de topologie et incidents, du moins tant que le groupe de production n'atteint pas ses limites de réactif. Il s'agit ainsi du moyen le plus précieux qui existe en matière de réglage de tension.

Tout doit donc être fait pour que les groupes soient équipés de régulateurs primaires bien réglés et pour que les possibilités de réactif des groupes soient réellement disponibles et connues par des opérateurs de conduite du Système [2] [3] [15] [16].

### **I.5.2.2. Le réglage secondaire de la tension**

Son principe consiste à organiser le réseau en « zones » de réglage, et à réguler la tension d'un point particulier de chaque zone, appelé « point pilote ». Celui-ci est choisi de façon à ce que sa tension soit représentative de celle de l'ensemble de la zone. Un dispositif centralisé situé au centre de conduite régional élabore pour chaque zone de réglage un signal de commande K, appelé niveau. Pour chaque zone, le niveau K correspondant est envoyé à l'ensemble des groupes réglant de la zone. Il est transformé localement en variations de tension de consigne, appliquées au régulateur primaire de tension [2] [3] [15] [16].

### **I.5.2.3. Le réglage tertiaire de tension**

Le réglage tertiaire de tension est manuel. Il s'agit de l'ensemble des actions commandées par les opérateurs des dispatchings pour coordonner le plan de tension entre les différentes zones de réglage secondaire ; ce réglage est réalisé au moyen de :

### **I.5.2.3.1. Compensation par batteries de condensateurs**

L'énergie réactive et la tension sont un couple inséparable, compenser une installation consiste à installer une source d'énergie réactive de compensation souvent près de la charge, qui permet d'améliorer le facteur de puissance de l'installation. La compensation peut se faire par:

1. Des batteries de condensateurs HT, raccordées aux jeux de barres HT des postes THT/HT. Elles sont essentiellement destinées à compenser les pertes réactives sur les réseaux HT et THT.
2. Des batteries de condensateurs MT, raccordées aux jeux de barres MT des postes HT/MT ou THT/MT. Ces batteries servent à compenser l'appel global de l'énergie réactive des réseaux de distribution aux réseaux de transport. Elles sont localisées et dimensionnées Individuellement en fonction du réglage de tension [1] [2] [15] [16].

### **I.5.2.3. 2.Les compensateurs synchrones**

Sont des moteurs synchrones tournant à vide, dont l'excitation est réglée pour fournir ou absorber la puissance réactive qui permet, par son transit en un point du réseau, d'ajuster la tension de ce point.

**P.S** : cette méthode n'est pas utilisée en Algérie, mais souvent utilisée en France.

### **I.5.2.3. 3. Compensation par batteries de self**

Ces batteries sont utilisées dans le cas d'une ligne de transport longue ou la tension est trop élevée (De l'ordre de 400kv par exemple) pendant les heures creuses. La ligne crée avec la terre une capacité, cette dernière provoque des puissances réactives capacitives augmentant carrément la valeur de la tension (Des surtensions) ce qui pose un problème dans le cas de raccordement car la tolérance en tension est de l'ordre de 10 % par rapport à la valeur nominale, dans ce genre de situation souvent on place une self (Inductance) shunt au niveau des postes ; par conséquence, elles permettent une limitation des surtensions dans le réseau [1].

### **I.5.2.3. 4. Compensateurs Statiques de Puissance Réactive**

Les compensateurs statiques de puissance réactive ou FACTS (en anglais Flexible Alternative Current Transmission System) sont des dispositifs plus récents qui associent des condensateurs et des bobines à des convertisseurs électroniques qui permettent de réguler précisément la tension en ajustant la puissance réactive générée ou absorbée. Ces appareils ont un temps de réponse très court, de l'ordre de quelques dizaines de millisecondes [2] [15].

### **I.5.2. Limites provenant des règles de sécurité**

Les règles de sécurité sont utilisées pour l'exploitation du réseau de transport afin de diminuer le risque d'un effacement en chaîne du réseau suite à la déconnexion fortuite d'un ou de plusieurs éléments du réseau (déclenchement d'une ligne qui peut entraîner un déclenchement de plusieurs lignes en cascade par surcharge successive). La règle de sécurité la plus répandue est celle connue sous le nom de règle « N-1 ». La règle du « N-1 » impose que le réseau puisse admettre un fonctionnement acceptable (respect de contraintes physiques) en cas de défaillance de n'importe quel équipement du système. Pour ce faire, on définit une série de possibilités qui considèrent l'état du réseau suite à la défaillance d'un élément.

En effet, pour un ensemble d'injection et de soutirage donné, on évalue la répartition des flux de puissance pour chacune des possibilités. Les flux de puissance sur chaque élément évalués « Après incident » doivent respecter les contraintes physiques.

Il existe cependant des règles de sécurité « N-k » plus exigeantes. Par exemple, la règle sur les lignes d'interconnexion entre la France et l'Italie est celle du « N-2 » qui considère les cas où deux éléments du système deviendraient défaillants [3] [10] [16].

### **I.6. Conclusion**

Ce chapitre porte une vision générale sur les systèmes électriques, ses composants et ses caractéristiques technico-économiques propres ainsi qu'une formulation mathématique du problème du dispatching économique.

Les moyens de production sont le premier pas pour commencer une étude quelconque sur le dispatching économique vu que ce sont la source des différents paramètres qui concernent ce problème.

Une fois que toutes ces notions sont introduites il est temps d'entamer l'étude d'optimisation du réseau électrique commençant par le calcul de l'écoulement de puissance et puis l'étude du dispatching économique avec et sans pertes qui seront traités dans les chapitres deux et trois.

# CHAPITRE II

## Calcul de l'écoulement de puissance

## II.1.Introduction

Le réseau électrique est régi à chaque instant par un certain nombre de lois physiques (loi des mailles, loi des nœuds) en respectant les règles de sécurité (valeurs maximales à ne pas dépasser) qui peuvent rapidement conduire à des situations critiques pour l'ensemble du système dans le cas où elles ne seront pas respectées.

Le gestionnaire du réseau doit déterminer le point de fonctionnement de l'écoulement de puissance en fonction des caractéristiques du réseau : la demande en énergie électrique, des capacités de production plus précisément la production de chaque groupe, les valeurs des flux d'énergie transitant sur les lignes de transmission, les valeurs des modules et phases de tensions ainsi que les puissances complexes.

Les variables d'optimisation sont ainsi constituées, en n'importe quel jeu de barre, des programmes de production et des transits de puissances qui peuvent être modifiés par le gestionnaire du réseau pour des raisons relatives à la sécurité du système électrique (déclenchement d'un groupe de génération, écroulement en cascade des lignes de transmission, le transfert inattendu d'un ouvrage quelconque participant au fonctionnement du système, etc.)

Le but de ce chapitre est de faire une étude de l'écoulement de puissance en calculant le module et la phase de la tension au niveau de chaque jeu de barres, les puissances active et réactive transitées dans les lignes, la puissance réactive délivrée par chaque générateur. [17]

## II.2 .La maitrise des transits

Dans un réseau d'interconnexion maillé, la répartition des transits d'énergie dépend essentiellement :

- De la localisation des charges.
- De la localisation des groupes de production en fonctionnement.
- Des échanges transfrontaliers.
- De la localisation des moyens de compensation de l'énergie réactive.
- Des impédances des ouvrages de transport.

Ces transits d'énergie constituent un flux allant des postes où sont raccordées les centrales vers les postes où sont raccordés les clients ; il emprunte les lignes et les câbles de transport en se répartissant au prorata de l'inverse de leur impédance. Ce qui est, en quelque sorte, une préférence marquée pour le "chemin le plus court". Ce flux d'énergie se matérialise par le courant qui

traverse les ouvrages. Plus le transit d'énergie est élevé plus les intensités des courants seront fortes. Ces intensités peuvent croître, en particulier lorsqu'un ouvrage se déclenche suite à un Défaut. En effet, le transit supporté initialement par cet ouvrage va se reporter sur les ouvrages voisins : c'est le phénomène de *report de charge*.

Or, à tout instant, l'exploitant du système doit garantir que le courant de transit dans les ouvrages de transport (liaisons aériennes, transformateurs) se situe en deçà d'un seuil fixé : intensité maximale admissible en régime permanent (IMAP) pour les lignes et les câbles, courant nominal pour les appareils de transformation.

En cas de dépassement, des protections de surcharge alertent le dispatcheur qui dispose alors d'un temps limité, variable selon l'ampleur du dépassement pour ramener le transit à une valeur acceptable. Dans le cas contraire, la protection de surcharge fait déclencher l'ouvrage à l'échéance de la temporisation [3][16][18].

La régulation des transits est assurée en jouant principalement sur deux paramètres :

### **II.2 .1.La topologie du réseau**

En adaptant les schémas d'exploitation, le dispatcher modifie les impédances des différentes mailles du réseau (création de files longues pour augmenter l'impédance du réseau ou, au contraire, mise en parallèle d'ouvrages pour la diminuer) et joue sur la répartition des charges par rapport aux sources de production.

### **II.2 .2.Les programmes de production**

En adaptant les programmes de production des groupes, le dispatcher joue sur la répartition des sources de production par rapport aux charges.

En situation ultime, le dernier recours est d'agir sur les charges en délestant de la clientèle. Pour une topologie donnée, il est possible d'évaluer, grâce aux outils de conduite et de Simulation, les transits dans chacun des ouvrages en fonction du plan de production adopté et de la localisation des charges. De la même façon, il est possible de calculer l'impact du déclenchement d'un ouvrage de transport ou de production, sur la valeur des transits dans les ouvrages restants [3] [16] [18].

## **II.3 .Classification des variables d'équations d'écoulement de puissance**

Dans un réseau électrique chaque jeu de barres ( $i$ ) est associé de quatre grandeurs fondamentales : Le module de la tension  $|V_i|$ , la phase de la tension ( $\delta_i$ ), la puissance active injectée ( $P_i$ ) et la



puissance réactive injectée ( $Q_i$ ). Il est très important à noter que pour chaque jeu de barres ; deux variables doivent être spécifiées au préalable et les deux autres sont à calculer.

Ces différentes variables ont chacune une appellation suite à son rôle dans le réseau électrique. L'état du système n'est déterminé qu'après avoir calculer les valeurs des variables d'état. [19]

### II.3 .1.Les variables de perturbation

Ce sont des variables non contrôlées représentant les puissances demandées par les charges, les variables de perturbation sont :  $P_{Di}, Q_{Di}$  ou  $|\bar{V}_i|$ .

### II.3 .2.Les variables d'état

On appelle les modules et les phases des tensions inconnues *variables d'état* qui représentent l'état du système, ces variables sont :  $|\bar{V}_i|$  et  $\delta_i$ .

### II.3 .3.Les variables de contrôle

D'une façon générique les puissances actives et réactives injectées sont appelées *variables de contrôle*. On peut aussi, selon des cas, considérer des tensions aux nœuds de génération ou les rapports de transformation des transformateurs avec régleur en charge, comme variables de contrôle, ces variables sont :  $P_{Gi}, Q_{Gi}$  [19].

## II. 4 .Les types des jeux de barres

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

### II. 4 .1 .Le jeu de barres de référence (slack bus)

On l'appelle aussi le jeu de barres balancier ou swing bus, c'est un élément fictif crée pour l'étude de la répartition de la puissance, il a pour rôle de fournir la puissance supplémentaire nécessaire pour compenser les pertes de transmission, car celles-ci ne sont pas connues d'avance. D'une façon générale et par convention ce jeu de barres est identifié par le jeu de barres  $N^\circ = 1$  connecté à une source de tension d'où le module  $|\bar{V}|$  et la phase ( $\delta$ ) de la tension sont connues, ces valeurs sont prises comme des références  $|\bar{V}| = 1pu$  et  $\delta = 0^\circ$ . Les puissances active ( $P$ ) et réactive ( $Q$ ) sont donc inconnues et doivent être calculées après avoir résoudre le problème de l'écoulement de puissance [19][20][21].

### II. 4 .2 .Les jeux de barres de contrôle (control bus)

Appelés aussi jeux de barres générateurs ou à tension contrôlée ; ils peuvent inclure des jeux de barres aux quels des générateurs, des batteries de condensateurs, des compensateurs statiques ou des transformateurs avec prise réglable sont raccordés pour contrôler la tension.

Les paramètres spécifiés ici sont : la puissance active ( $P$ ) et le module de la tension ( $V$ ) d'où l'appellation : jeux de barres ( $P V$ ) donc les paramètres restant doivent être calculés ( $Q$ ) et ( $\delta$ ) [19] [20] [21].

### II. 4 .3 .Les jeux de barres de charge (Load bus)

Appelés aussi les jeux de barres ( $P Q$ ), les valeurs spécifiées sont les puissances actives ( $P$ ) et réactives ( $Q$ ), les valeurs à calculer sont le module  $|\bar{V}|$  et la phase ( $\delta$ ) de la tension [19][20] [21].

## II. 5 .Formulation du problème de l'écoulement de puissance

### II. 5 .1.La matrice admittance

Pour la résolution de la répartition des charges, il est plus commode de travailler avec les admittances plutôt qu'avec les impédances. Donc il est nécessaire dans un premier temps de calculer la matrice admittance [21].

- Soit la ligne représentée par le schéma équivalent en  $\pi$  suivant :

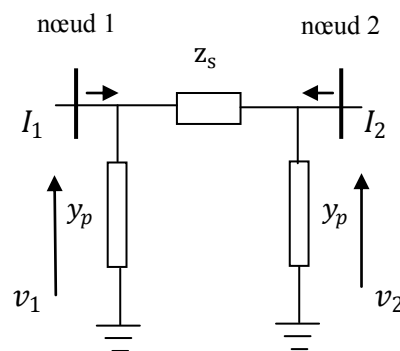


Figure (II.1) :Schéma équivalent en  $\pi$  d'une ligne de transmission[20]

D'où :

$$y_s = \frac{1}{Z_s} .$$

$$z_s = R + jx .$$

$y_s$  : c'est l'admittance

$z_s$ : c'est l'impédance série ,  $R$ : la résistance interne de la ligne et  $x$ : la réactance de la ligne.

$$y_p = (G + JB)/2$$

$y_p$  : c'est l'admittance parallèle

$G$  : c'est la conductance.

$B$  : c'est la susceptance.

En appliquant les lois de Kirchhoff :

$$\begin{aligned} \bar{I}_1 &= \bar{V}_1 \bar{y}_p + (\bar{V}_1 - \bar{V}_2) \bar{y}_s \\ \bar{I}_2 &= \bar{V}_2 \bar{y}_p + (\bar{V}_2 - \bar{V}_1) \bar{y}_s \end{aligned} \quad (II.1)$$

Le système d'équations (1) peut être écrit sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} \bar{I}_1 \\ \bar{I}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_p + \bar{y}_s & -\bar{y}_s \\ -\bar{y}_s & \bar{y}_p + \bar{y}_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{V}_1 \\ \bar{V}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_{11} & \bar{y}_{12} \\ \bar{y}_{21} & \bar{y}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{V}_1 \\ \bar{V}_2 \end{bmatrix} \quad (II.2)$$

Avec :  $\bar{y}_{11} = \bar{y}_p + \bar{y}_s$

$$\bar{y}_{22} = \bar{y}_p + \bar{y}_s$$

$$-\bar{y}_s = \bar{y}_{12}$$

$$-\bar{y}_s = \bar{y}_{21}$$

Et

$$y_{bus} = \begin{bmatrix} \bar{y}_{11} & \bar{y}_{12} \\ \bar{y}_{21} & \bar{y}_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_p + \bar{y}_s & -\bar{y}_s \\ -\bar{y}_s & \bar{y}_p + \bar{y}_s \end{bmatrix} \quad (II.3)$$

D'une façon générale pour le calcul de  $y_{bus}$  on doit appliquer les règles suivantes :

- les éléments diagonaux  $y_{ii}$  de  $y_{bus}$  sont égaux à la somme algébrique de toutes les admittances connectées au nœud i.
- La mutuelle admittance entre les nœuds i et k  $y_{ik}$  est égale à la somme algébrique de toutes les admittances connectées entre le nœud i et le nœud k précédée par un signe moins (-).

$$y_{ik} = y_{ki}$$

Et ceci peut être appliqué pour un système d'équations ayant une matrice admittance de dimension ( $n * n$ )

$$I_{bus} = \begin{bmatrix} I_1 \\ \vdots \\ I_n \end{bmatrix} \quad (II.4)$$

$$V_{bus} = \begin{bmatrix} V_1 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} \quad (II.5)$$

$$Y_{bus} = \begin{bmatrix} Y_{11} & \cdots & Y_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{1n} & \cdots & Y_{nn} \end{bmatrix} \quad (II.6)$$

Avec  $I_{bus}$  : Vecteur de courants des jeux de barres.

$V_{bus}$  : Vecteur de tensions des jeux de barres.

$Y_{bus}$  : La matrice admittance.

### II. 5 .2.Equations de l'écoulement de puissance

Soit le schéma suivant qui présente un système de  $n$  jeux de barres :

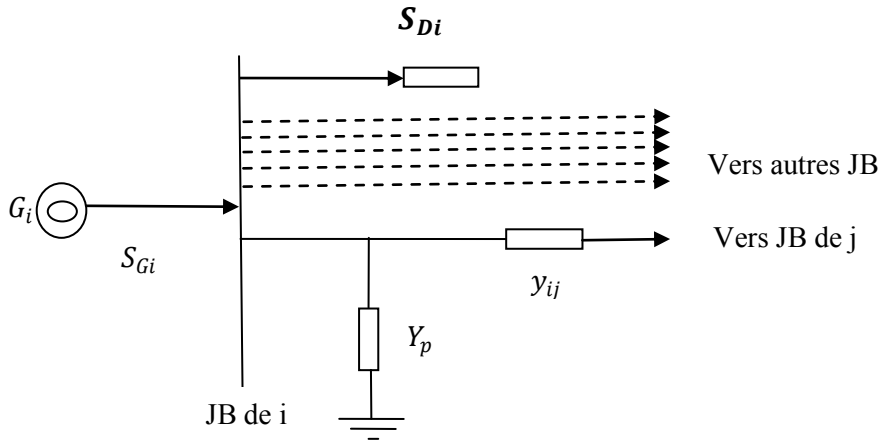


Figure ( II. 2) : Schéma équivalent d'un système de  $n$  jeux de barres [20]

Prenons le cas particulier : deux nœuds  $i = 1$  et  $j = 2$  nous aurons :

Les puissances apparentes injectées dans les nœuds 1 et 2 respectivement sont :

$$\bar{S}_1 = \bar{S}_{G1} - \bar{S}_{D1} = P_1 + jQ_1 \tag{II. 7}$$

$$\bar{S}_2 = \bar{S}_{G2} - \bar{S}_{D2} = P_2 + jQ_2$$

D'autre part on sait que :

$$\bar{S}_1 = \bar{V}_1 \bar{I}_1^* \tag{II. 8}$$

$$\bar{S}_2 = \bar{V}_2 \bar{I}_2^*$$

$$\bar{I}_1^* = \bar{y}_{11}^* \bar{V}_1^* + \bar{y}_{12}^* \bar{V}_2^*$$

$$\bar{I}_2^* = \bar{y}_{21}^* \bar{V}_1^* + \bar{y}_{22}^* \bar{V}_2^* \tag{II. 9}$$

Remplaçons le système d'équations (II.9) dans le système (II. 8) on trouve :

$$\bar{S}_1 = \bar{V}_1 \bar{I}_1^* = \bar{V}_1 (\bar{y}_{11}^* \bar{V}_1^* + \bar{y}_{12}^* \bar{V}_2^*) = \bar{V}_1 \sum_{k=1}^2 \bar{y}_{1k}^* \bar{V}_k^* \tag{II.10}$$

$$\bar{S}_2 = \bar{V}_2 \bar{I}_2^* = \bar{V}_2 (\bar{y}_{21}^* \bar{V}_1^* + \bar{y}_{22}^* \bar{V}_2^*) = \bar{V}_2 \sum_{k=1}^2 \bar{y}_{2k}^* \bar{V}_k^*$$

On sait par ailleurs qu'on peut écrire sous forme polaire le système suivant :

$$\begin{aligned} \bar{y}_{ik} &= y_{ik} e^{j\theta_{ik}} \\ \bar{V}_i &= V_i e^{j\delta_i} \end{aligned} \tag{II.11}$$

L'ensemble d'équation (II .10) devient donc :

$$\begin{aligned} P_1 + jQ_1 &= V_1 \sum_{k=1}^2 y_{1k} V_k e^{j(\delta_1 - \delta_k - \theta_{1k})} \\ P_2 + jQ_2 &= V_2 \sum_{k=1}^2 y_{2k} V_k e^{j(\delta_2 - \delta_k - \theta_{2k})} \end{aligned} \quad (\text{II.12})$$

Prenons le cas le plus général d'un réseau à  $n$  nœuds ( $2n$  équations) on peut déduire le système d'équation suivant :

$$\begin{aligned} P_i &= V_i \sum_{k=1}^n y_{ik} V_k \cos(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}) \\ Q_i &= V_i \sum_{k=1}^n y_{ik} V_k \sin(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}) \end{aligned} \quad i = 1, n \quad (\text{II.13})$$

$$\text{On sait que } \bar{y}_{ik} = G_{ik} + jB_{ik} \quad (\text{II.14})$$

$$\delta_{ik} = \delta_i - \delta_k$$

En remplaçant (II.14) dans le système d'équations (II .13) on peut déduire :

$$\begin{aligned} P_i &= V_i \sum_{k=1}^n V_k (G_{ik} \cos \delta_{ik} + B_{ik} \sin \delta_{ik}) \\ Q_i &= V_i \sum_{k=1}^n V_k (G_{ik} \sin \delta_{ik} - B_{ik} \cos \delta_{ik}) \end{aligned} \quad i = 1, n \quad (\text{II.15})$$

### II. 5. 3. Pertes et transits dans les lignes

Reprenant le schéma précédent représenté sur la figure (II .2) :

Les puissances apparentes  $\bar{S}_{12}$  s'écoulant du jeu de barres (1) vers (2), et  $\bar{S}_{21}$  s'écoulant du jeu de barres (2) vers (1) sont :

$$\bar{S}_{12} = \bar{V}_1 \bar{I}_{12}^* \quad (\text{II.16})$$

$$\bar{S}_{21} = \bar{V}_2 \bar{I}_{21}^* \quad (\text{II.17})$$

La puissance complexe  $\Delta \bar{S}_{12}$  perdue dans la ligne 1-2 due à la transmission est obtenue en faisant la somme algébrique des écoulements des puissances déterminées par les équations (II. 16) et (II.17), soit :

$$\Delta \bar{S}_{12} = \bar{S}_{12} + \bar{S}_{21} \quad (\text{II.18})$$

Avec :

$$\Delta \bar{S}_{12} = \bar{S}_L = P_L + jQ_L \quad (\text{II.19})$$

Ou :

$P_L$  et  $Q_L$  Représentent respectivement les puissances active et réactive perdues dans la ligne de transmission.

On peut résumer que le calcul des puissances peut être effectué à l'aide du système d'équations (II.15) bien que le bilan de puissances est comme suit :

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n P_{Gi} &= \sum_{i=1}^n P_{Di} + P_{pertes} \\ \sum_{i=1}^n Q_{Gi} &= \sum_{i=1}^n Q_{Di} + Q_{pertes}\end{aligned}\tag{II.20}$$

Il nous reste maintenant à déterminer aux niveaux des jeux de barres :

- De référence : les puissances active et réactive ( $P, Q$ ).
- De contrôle : la puissance réactive et la phase de la tension ( $Q, \delta$ ).
- De charge : le module et la phase de la tension ( $V, \delta$ ).

## II.6.méthodes numériques itératives de résolution de l'écoulement de puissance :

Il est à constater que le nombre d'équations dans la résolution de l'écoulement de puissance n'est pas toujours égal au nombre d'inconnus, ce qui exige un type de résolution autre que les systèmes classiques, parmi les méthodes numériques les plus répandues [20] [21] [22].

1. Méthode de Gauss
2. Méthode de Gauss-Seidel (amélioration de celle de Gauss)
3. Méthode de Newton-Raphson
4. Méthode de Newton-Raphson découplée rapide.

Par la suite de ce chapitre on va étudier la méthode de Newton-Raphson.

### II.6.1.Technique de Newton-Raphson (TNR) :

Soit la fonction non- linéaire suivante, suffisamment dérivable qu'on veut résoudre avec la méthode **N-R**

$$f(x)=0\tag{II.21}$$

La valeur  $(x_0)$  représente la solution initiale de l'équation (II.17).

Le développement limité en série de Taylor de l'ordre « n » au voisinage de  $(x_0)$ , nous donne l'expression suivante :

$$f(x) \approx f(x_0) + (x - x_0)f'(x_0) + \frac{(x - x_0)^2}{2!} f''(x_0) + \dots + \frac{(x - x_0)^n}{n!} f^{(n)}(x_0) = 0$$

(II.22)

En satisfaisant du premier ordre (négligeant les termes de l'ordre  $n > 1$ )

$$f(x) \approx f(x_0) + (x - x_0)f'(x_0) = 0 \quad (\text{II.23})$$

Mettons  $\Delta x = x - x_0$  l'équation devient comme suit :

$$f(x) = f(x_0 + \Delta x) \approx f(x_0) + (\Delta x)f'(x_0) = 0$$

(II.24)

Pour :  $f'(x_0) \neq 0$

$$\Delta x = x - x_0 = -\frac{f(x_0)}{f'(x_0)} \quad \text{Alors} \quad x = x_0 - [f'(x_0)]^{-1} f(x_0) \quad (\text{II.25})$$

On peut écrire d'une façon générale l'expression (II.25) sous la forme itérative suivante :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - [f'(x^{(k)})]^{-1} f(x^{(k)}) \quad (\text{II.26})$$

### II.6.2. Critère de convergence

On arrête le processus itératif dès que la condition :  $|x^{(k+1)} - x^{(k)}| \leq \varepsilon$  sera satisfaite

D'où

$\varepsilon$  : Une valeur très petite.

Dans le cas où le système à résoudre est formé de deux équations non- linéaires le processus restera toujours le même.

Soit le système d'équations suivant dérivable au moins une seule fois :

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2) = 0 \\ f_2(x_1, x_2) = 0 \end{cases} \quad (\text{II.27})$$

Et de même pour le développement limité en série de Taylor de l'ordre « 1 » écrit sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} f_1(x_1, x_2) \\ f_2(x_1, x_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x_{10}, x_{20}) \\ f_2(x_{10}, x_{20}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial f_1(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right|_{x_1=x_{10}} & \left. \frac{\partial f_1(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right|_{x_2=x_{20}} \\ \left. \frac{\partial f_2(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right|_{x_1=x_{10}} & \left. \frac{\partial f_2(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right|_{x_2=x_{20}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 - x_{10} \\ x_2 - x_{20} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.28})$$

On déduit les valeurs de :  $\Delta x_1$  et  $\Delta x_2$  qui sont égaux respectivement aux :  $(x_1 - x_{10})$  et  $(x_2 - x_{20})$

on aura :

$$\begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial f_1(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right|_{x_1=x_{10}} & \left. \frac{\partial f_1(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right|_{x_2=x_{20}} \\ \left. \frac{\partial f_2(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right|_{x_1=x_{10}} & \left. \frac{\partial f_2(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right|_{x_2=x_{20}} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta f_1(x_1, x_2) \\ \Delta f_2(x_1, x_2) \end{bmatrix} \quad (\text{II.29})$$

Sachant que les termes :  $\Delta f_2(x_1, x_2)$  et  $\Delta f_1(x_1, x_2)$  sont égaux respectivement aux :  $(f_2(x_1, x_2) - f_2(x_{10}, x_{20}))$  et  $(f_1(x_1, x_2) - f_1(x_{10}, x_{20}))$

On écrit le système d'équations (II.22) sous la forme la plus simple :  $\Delta x = [J]^{-1} [\Delta f(x)]$

$$\text{Avec : } \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial f_1(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right|_{x_1=x_{10}} & \left. \frac{\partial f_1(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right|_{x_2=x_{20}} \\ \left. \frac{\partial f_2(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right|_{x_1=x_{10}} & \left. \frac{\partial f_2(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right|_{x_2=x_{20}} \end{bmatrix}^{-1} = [J]^{-1} \quad (\text{II.30})$$

On appelle  $[J]$  la matrice Jacobéenne

Et d'une façon générale :

$$\Delta x^{(k)} = [J^{(k)}]^{-1} [\Delta f(x^{(k)})] \quad (\text{II.31})$$

### II.6.3. Généralisation

Dans le cas le plus général et pour un système quelconque se composant de  $(n)$  équations et  $(n)$  inconnus le principe itératif restera toujours le même.

Soit le système suivant :

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \\ f_2(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \\ f_3(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \\ \dots \\ f_n(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = 0 \end{cases} \quad (\text{II.32})$$

$$\Delta x^{(k)} = [J^{(k)}]^{-1} [\Delta f(x^{(k)})] \quad (\text{II.33})$$

Avec :

$$\Delta x = \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \Delta x_3 \\ \dots \\ \Delta x_n \end{bmatrix} ; \Delta f = \begin{bmatrix} \Delta f_1 \\ \Delta f_2 \\ \Delta f_3 \\ \dots \\ \Delta f_n \end{bmatrix} ; [J] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_3}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n}{\partial x_2} & \frac{\partial f_n}{\partial x_3} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

### II.6.4. Application de la méthode de Newton Raphson au problème de l'écoulement de puissance

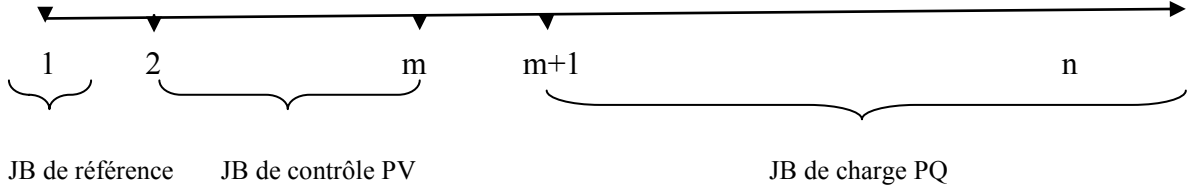
Nous avons le système d'équations suivant :



$$\begin{aligned}
 P_i &= V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\
 Q_i &= V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij})
 \end{aligned} \quad i = 1, n \quad (II.34)$$

Tel que :  $\bar{y}_{ij} = G_{ij} + jB_{ij}$  et  $\delta_{ij} = \delta_i - \delta_j$

L'axe suivant nous montre le classement des nœuds ainsi que leurs compteurs



$n$  : C'est le nombre total des jeux de barres

(1) : Un seul jeu de barres de référence.

$m - 1$  : Le nombre total des jeux de barres *PV* de contrôle.

$n - (m + 1)$  : Le nombre total des jeux de barres *PQ* de charge.

Donc les inconnus selon les jeux de barres sont :

Les arguments de tensions des nœuds *PV* et des nœuds *PQ* :  $\delta_2 \quad \delta_3 \quad \delta_4 \quad \dots \quad \delta_n$  ( $N_{PV} + N_{PQ}$  inconnues)

Les modules de tensions des nœuds *PQ* :  $|\bar{V}_{m+1}| \quad |\bar{V}_{m+2}| \quad |\bar{V}_{m+3}| \quad \dots \quad |\bar{V}_n|$  ( $N_{PQ}$  inconnues)

Donc nous avons en tout  $(2N_{PQ} + N_{PV})$  inconnues, en tenant compte des équations (II.34) :

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2 \\ \Delta P_3 \\ \vdots \\ \Delta P_n \\ \Delta Q_{m+1} \\ \Delta Q_{m+2} \\ \vdots \\ \Delta Q_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2}{\partial \delta_2} & \frac{\partial P_2}{\partial \delta_3} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial \delta_n} & \frac{\partial P_2}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} & \frac{\partial P_2}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial |\bar{V}_n|} \\ \frac{\partial P_3}{\partial \delta_2} & \frac{\partial P_3}{\partial \delta_3} & \dots & \frac{\partial P_3}{\partial \delta_n} & \frac{\partial P_3}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} & \frac{\partial P_3}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} & \dots & \frac{\partial P_3}{\partial |\bar{V}_n|} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial P_n}{\partial \delta_2} & \frac{\partial P_n}{\partial \delta_3} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial \delta_n} & \frac{\partial P_n}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} & \frac{\partial P_n}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial |\bar{V}_n|} \\ \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial \delta_2} & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial \delta_3} & \dots & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial \delta_n} & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} & \dots & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial |\bar{V}_n|} \\ \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial \delta_2} & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial \delta_3} & \dots & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial \delta_n} & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} & \dots & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial |\bar{V}_n|} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_2} & \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_3} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_n} & \frac{\partial Q_n}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} & \frac{\partial Q_n}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial |\bar{V}_n|} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta_2 \\ \Delta \delta_3 \\ \vdots \\ \Delta \delta_n \\ \Delta |\bar{V}_{m+1}| \\ \Delta |\bar{V}_{m+2}| \\ \vdots \\ \Delta |\bar{V}_n| \end{bmatrix} \quad (II.35)$$

On peut la mettre sous la forme itérative et compacte suivante :

$$\begin{bmatrix} [\Delta P^{(k)}] \\ [\Delta Q^{(k)}] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [H^{(k)}] & [N^{(k)}] \\ [M^{(k)}] & [L^{(k)}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta \delta^{(k)}] \\ [\Delta |\bar{V}|^{(k)}] \end{bmatrix} \quad (\text{II.36})$$

D'où :

$$\begin{aligned} [\Delta P^{(k)}] &= \begin{bmatrix} \Delta P_2^{(k)} \\ \Delta P_3^{(k)} \\ \Delta P_4^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta P_n^{(k)} \end{bmatrix}, [\Delta Q^{(k)}] = \begin{bmatrix} \Delta Q_{m+1}^{(k)} \\ \Delta Q_{m+2}^{(k)} \\ \Delta Q_{m+3}^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta Q_n^{(k)} \end{bmatrix}, [\Delta \delta^{(k)}] = \begin{bmatrix} \Delta \delta_2^{(k)} \\ \Delta \delta_3^{(k)} \\ \Delta \delta_4^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta \delta_n^{(k)} \end{bmatrix}, [\Delta |\bar{V}|^{(k)}] = \begin{bmatrix} \Delta |\bar{V}_{m+1}|^{(k)} \\ \Delta |\bar{V}_{m+2}|^{(k)} \\ \Delta |\bar{V}_{m+3}|^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta |\bar{V}_n|^{(k)} \end{bmatrix} \\ [H^{(k)}] &= \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2}{\partial \delta_2} \Big|^{(k)} & \frac{\partial P_2}{\partial \delta_3} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial \delta_n} \Big|^{(k)} \\ \frac{\partial P_3}{\partial \delta_2} \Big|^{(k)} & \frac{\partial P_3}{\partial \delta_3} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial P_3}{\partial \delta_n} \Big|^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial P_n}{\partial \delta_2} \Big|^{(k)} & \frac{\partial P_n}{\partial \delta_3} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial \delta_n} \Big|^{(k)} \end{bmatrix}, [N^{(k)}] = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} \Big|^{(k)} & \frac{\partial P_2}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial |\bar{V}_n|} \Big|^{(k)} \\ \frac{\partial P_3}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} \Big|^{(k)} & \frac{\partial P_3}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial P_3}{\partial |\bar{V}_n|} \Big|^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial P_n}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} \Big|^{(k)} & \frac{\partial P_n}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial |\bar{V}_n|} \Big|^{(k)} \end{bmatrix} \\ [M^{(k)}] &= \begin{bmatrix} \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial \delta_2} \Big|^{(k)} & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial \delta_3} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial \delta_n} \Big|^{(k)} \\ \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial \delta_2} \Big|^{(k)} & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial \delta_3} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial \delta_n} \Big|^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_2} \Big|^{(k)} & \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_3} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_n} \Big|^{(k)} \end{bmatrix}, [L^{(k)}] = \begin{bmatrix} \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} \Big|^{(k)} & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial Q_{m+1}}{\partial |\bar{V}_n|} \Big|^{(k)} \\ \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} \Big|^{(k)} & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial |\bar{V}_n|} \Big|^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial Q_n}{\partial |\bar{V}_{m+1}|} \Big|^{(k)} & \frac{\partial Q_n}{\partial |\bar{V}_{m+2}|} \Big|^{(k)} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial |\bar{V}_n|} \Big|^{(k)} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Et donc on peut tirer les valeurs  $\Delta \delta^{(k)}$  et  $\Delta |\bar{V}|^{(k)}$  à partir du système (II.32) en inversant le jacobéen :

$$\begin{bmatrix} [\Delta \delta^{(k)}] \\ [\Delta |\bar{V}|^{(k)}] \end{bmatrix} = [J]^{-1} \begin{bmatrix} [\Delta P^{(k)}] \\ [\Delta Q^{(k)}] \end{bmatrix} \quad (\text{II.37})$$

Ou

$[J]^{-1}$  : L'inverse de la matrice jacobéenne

$\begin{bmatrix} [\Delta P^{(k)}] \\ [\Delta Q^{(k)}] \end{bmatrix}$  : L'écart des puissances actives et réactives s'obtient par la différence entre les puis-

sances injectées spécifiées et calculées .Peut être calculé à partir des équations suivantes :

$$\begin{aligned} \Delta P_i^k &= P_{i \text{ spec}} - P_{i \text{ cal}}^k \\ \Delta Q_i^k &= Q_{i \text{ spec}} - Q_{i \text{ cal}}^k \end{aligned} \quad (\text{II.38})$$

II.6.4.1. Calcul des éléments du Jacobéen

a. Les éléments diagonaux (k=m)

$$\begin{aligned}
 H_{kk} &= \frac{\partial P_k}{\partial \delta_k} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) \right]}{\partial \delta_k} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) + |\bar{V}_k|^2 G_{kk} \right]}{\partial \delta_k} \\
 &= |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (-G_{kj} \sin \delta_{kj} + B_{kj} \cos \delta_{kj}) \\
 &= -Q_k - |\bar{V}_k|^2 B_{kk} \tag{II.39}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 N_{kk} &= \frac{\partial P_k}{\partial |\bar{V}_k|} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) \right]}{\partial |\bar{V}_k|} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) + |\bar{V}_k|^2 G_{kk} \right]}{\partial |\bar{V}_k|} \\
 &= \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) \\
 &= \frac{P_k - |\bar{V}_k|^2 G_{kk}}{|\bar{V}_k|} + 2|\bar{V}_k| G_{kk} = \frac{P_k}{|\bar{V}_k|} + |\bar{V}_k| G_{kk} \tag{II.40}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 M_{kk} &= \frac{\partial Q_k}{\partial \delta_k} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) \right]}{\partial \delta_k} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) - |\bar{V}_k|^2 B_{kk} \right]}{\partial \delta_k} \\
 &= |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) = P_k - |\bar{V}_k|^2 G_{kk} \tag{II.41}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 L_{kk} &= \frac{\partial Q_k}{\partial |\bar{V}_k|} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) \right]}{\partial |\bar{V}_k|} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) - |\bar{V}_k|^2 G_{kk} \right]}{\partial |\bar{V}_k|} \\
 &= \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) \\
 &= \frac{Q_k + |\bar{V}_k|^2 B_{kk}}{|\bar{V}_k|} - 2|\bar{V}_k| B_{kk} = \frac{Q_k}{|\bar{V}_k|} - |\bar{V}_k| B_{kk} \tag{II.42}
 \end{aligned}$$

**b. Les éléments non diagonaux ( $k \neq m$ )**

$$\begin{aligned}
 H_{km} &= \frac{\partial P_k}{\partial \delta_m} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) \right]}{\partial \delta_m} = \\
 &= \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) + |\bar{V}_k| |\bar{V}_m| (G_{km} \cos \delta_{km} + B_{km} \sin \delta_{km}) \right]}{\partial \delta_m} \\
 &= |\bar{V}_k| |\bar{V}_m| (G_{km} \sin \delta_{km} - B_{km} \cos \delta_{km}) \tag{II.43}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 N_{km} &= \frac{\partial P_k}{\partial |\bar{V}_m|} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) \right]}{\partial |\bar{V}_m|} = \\
 &= \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \cos \delta_{kj} + B_{kj} \sin \delta_{kj}) + |\bar{V}_k| |\bar{V}_m| (G_{km} \cos \delta_{km} + B_{km} \sin \delta_{km}) \right]}{\partial |\bar{V}_m|} \\
 &= |\bar{V}_k| (G_{km} \cos \delta_{km} + B_{km} \sin \delta_{km}) \tag{II.44}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 M_{km} &= \frac{\partial Q_k}{\partial \delta_k} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) \right]}{\partial \delta_m} = \\
 &= \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) + |\bar{V}_k| |\bar{V}_m| (G_{km} \sin \delta_{km} - B_{km} \cos \delta_{km}) \right]}{\partial \delta_m} \\
 &= |\bar{V}_k| |\bar{V}_m| (-G_{km} \cos \delta_{km} + B_{km} \sin \delta_{km}) \tag{II.45}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 L_{km} &= \frac{\partial Q_k}{\partial |\bar{V}_m|} = \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{j=1}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) \right]}{\partial |\bar{V}_m|} = \\
 &= \frac{\partial \left[ |\bar{V}_k| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq m}}^n |\bar{V}_j| (G_{kj} \sin \delta_{kj} - B_{kj} \cos \delta_{kj}) + |\bar{V}_k| |\bar{V}_m| (G_{km} \sin \delta_{km} - B_{km} \cos \delta_{km}) \right]}{\partial |\bar{V}_m|} \\
 &= |\bar{V}_k| (G_{km} \sin \delta_{km} - B_{km} \cos \delta_{km}) \tag{II.46}
 \end{aligned}$$

Suite à l'évaluation des éléments du jacobéen on calcule les valeurs des corrections à porter sur les variables d'états en utilisant l'équation (II.37). Le nouveau profil des modules et arguments des tensions est donné par le système suivant :

$$V_i^{k+1} = V_i^k + \Delta V_i^k \quad (\text{II.47})$$

$$\delta_i^{k+1} = \delta_i^k + \Delta \delta_i^k \quad (\text{II.48})$$

La procédure est répétée jusqu'à que les écarts sur puissances actives et réactives  $\Delta P_i^k$  et  $\Delta Q_i^k$  pour toutes les barres soient inférieurs aux tolérances spécifiées.

Ceci peut être résumé en ce qui suit :

#### II.6.4.2 .Algorithme Newton Raphson

**Etape 1** .Lecture des données et affectation des valeurs initiales aux modules et phases des Tensions  $V_i^{(0)}$  et  $\delta_i^{(0)}$

**Etape 2** .Formulation de la matrice admittance  $y_{bus}$  .

**Etape 3** .Calcul des puissances actives et réactives  $P_i^{(k)}$  et  $Q_i^{(k)}$  aux jeux de barres .

**Etape 4** .Calcul des valeurs  $\Delta P$  et  $\Delta Q$  .

**Etape 5** .Test de convergence  $|\Delta P_i^{(k)}| < \varepsilon$  et  $|\Delta Q_i^{(k)}| < \varepsilon$  , si la condition est satisfaite calcul des puissances actives et réactives du jeu de barres de référence, si non on continue vers l'étape (6) qui suit.

**Etape 6** .Calcul des éléments de la matrice jacobéenne.

**Etape 7** .Calcul des valeurs de  $\Delta V$  et  $\Delta \delta$  en inversant le jacobéen

**Etape 8** .Calcul des valeurs des  $V_i^{(k+1)}$  et  $\delta_i^{(k+1)}$  en utilisant les relations :

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

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

Ces valeurs sont utilisées pour le calcul des nouvelles  $P_i^{(k)}$  et  $Q_i^{(k)}$  , et revenant à l'étape 4 et 5.

II.6.4. 3 .Organigramme de calcul

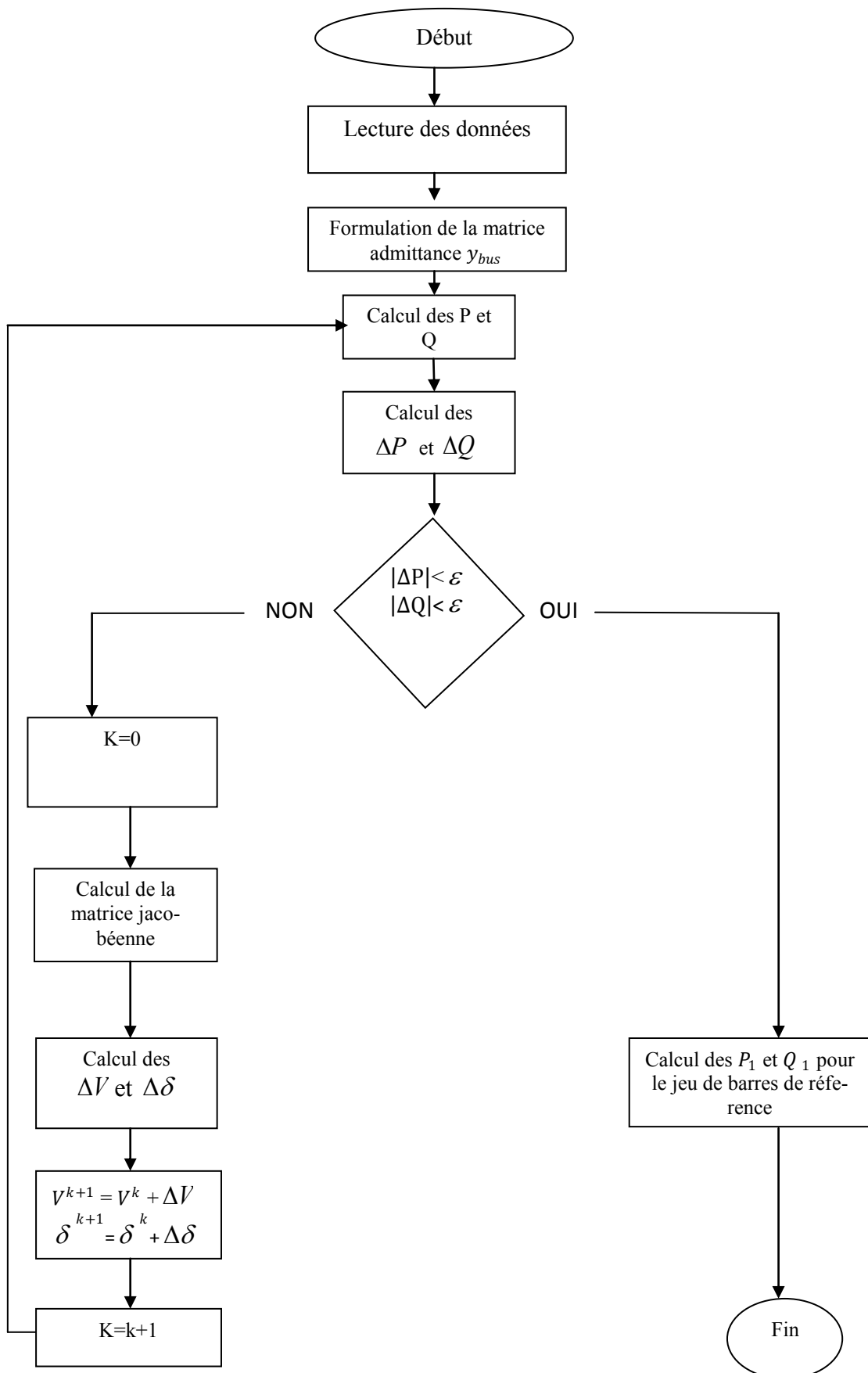


Figure (II .3) Organigramme de newton Raphson

## **II.7.Conclusion**

Le calcul de la répartition des charges effectué dans ce chapitre est la première étape dans un problème de dispatching économique. Le transit des puissances, les pertes aux niveaux des lignes de transmission, les modules des tensions et leurs phases dans les jeux de barres de charge, les puissances actives et réactives. Toutes ces données permettent d'avoir une idée sur la demande en puissance dans un système de puissance électrique et pratiquement le premier pas dans une étude d'une répartition optimale des puissances.

La technique de Newton -Raphson est l'une des techniques les plus répondues pour le calcul de l'écoulement de Puissance vu sa convergence rapide par rapport aux autres méthodes.

# CHAPITRE III

*Résolution du Dispatching Economique Avec Les  
Méthodes Classiques*



### III. 1. Introduction

Le but principal du dispatching économique est de trouver la contribution en puissance de chaque unité de génération du système électrique, de sorte que le coût total de production soit minimisé le plus possible pour n'importe quelle condition de charge tout en respectant les contraintes physiques de ces générateurs [19].

La répartition optimale de puissance a le même sens que le dispatching économique (DE) ou l'optimisation de l'écoulement de puissance. La solution du problème de l'ED revient à résoudre les équations de l'écoulement de puissance en minimisant l'utilisation du combustible des centrales électriques.

Une grande variété de techniques et de méthodes a été appliquée pour résoudre le problème de la répartition optimale de la charge ; depuis que cette problématique est devenue une vraie préoccupation qui nécessite un suivi continu et une actualisation des recherches à fin d'aboutir à des meilleurs résultats.

### III.2. Méthode d'Ordre de Mérite

Cette stratégie consiste à considérer que la fonction cout varie en fonction des puissances générées linéairement :

$$C_i = a_i + b_i P_{Gi} \quad (\text{III .1})$$

Ainsi que les pertes de transmission sont négligeables et l'influence de la puissance réactive ou la tension n'existe pas.

Un ordre de mérite permet de classer les unités de production dans l'ordre croissant de leurs coûts du combustible ; une augmentation de la demande exige que la puissance doive être fournie par le groupe ayant le cout minimal jusqu'à l'arrivée à sa puissance limite maximale, l'unité en position suivante dans la liste prend en charge la production du paquet de puissance restant. Un troisième générateur n'est appelé que lorsque le deuxième générateur atteint son rendement maximal [10].

### III .3. Dispatching économique sans considération des pertes

#### III .3.1. La méthode de Kuhn-Tucker

Cette méthode exige que la production en puissance par les centrales qui font part du système électrique doit satisfaire la demande, ceci peut être traduit par la formule suivante :

$$\sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} = P_D \quad (\text{III . 2})$$

Dans la pratique, les unités thermiques peuvent avoir des régions de fonctionnement indésirables pour des problèmes liés à la stabilité ou des limitations physiques de fonctionnement au niveau des composants des machines (Ensemble de : turbine, rotor de la machine synchrone) [10][19][20].

Ceci peut être traduit par les conditions suivantes :

$$P_{Gi} - P_{GiMax} \leq 0 \quad \text{Et} \quad P_{GiMini} - P_{Gi} \leq 0 \quad (\text{III . 3})$$

$$Q_{Gi} - Q_{GiMax} \leq 0 \quad \text{Et} \quad Q_{GiMini} - Q_{Gi} \leq 0$$

La méthode de « Kuhn-Tucker » consiste à construire le Lagrangien qui tient compte des contraintes d'égalité en négligeant les contraintes d'inégalité dans un premier temps, sachant que ces contraintes peuvent être écrites sous les formes suivantes :

$$h(x) = 0 \quad \text{Avec} \quad h(x) = \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} - P_D = 0 \quad (\text{III . 4})$$

Donc le lagrangien peut s'écrire comme suit :

$$L(x, \lambda, \mu) = F(x) + \lambda h(x) \quad (\text{III . 5})$$

$$L(x, \lambda, \mu) = F(x) + \lambda (\sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} - P_D)$$

$F(x)$  : est la fonction objective du cout total à optimiser ; définie par :

$$F = \sum_{i=1}^{Ng} F_i (P_{Gi}) \quad \text{Et} \quad F_i (P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2$$

Dans le cas général pour étudier n'importe quelle fonction et trouver l'optimum, il suffit de la dériver.

Dans ce cas il faut dériver notre Lagrangien en fonction des  $P_{Gi}$  et du coefficient de Lagrange  $\lambda$ , et annuler ces dérivées de sorte à obtenir les conditions sur l'optimum, ces conditions sont appelées : conditions nécessaires d'optimalité ou les conditions de Kuhn Tucker :

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{dF_i}{dP_{Gi}} - \lambda = 0 \quad (\text{III . 6})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} = 0 \quad (\text{III . 7})$$

La dérivée  $\frac{dF_i}{dP_{Gi}}$  mathématiquement connue sous le nom : multiplicateur de Lagrange.

Physiquement c'est le « coût incrémental ou marginal », elle représente l'accroissement du coût correspondant à la production d'une unité de puissance supplémentaire, d'une autre manière le coût marginal de la production de l'électricité est en fonction de l'avertissement anticipé de la

demande future.

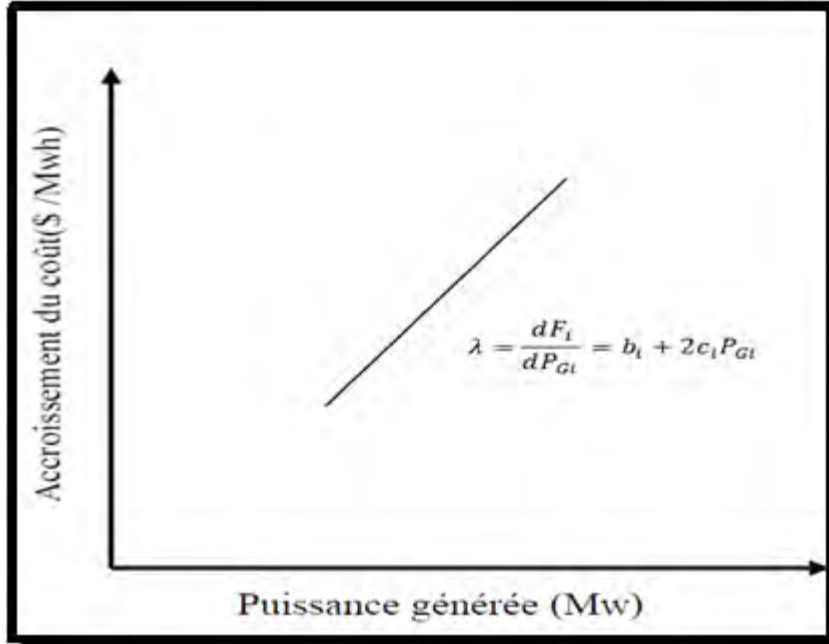


Figure (III. 1) Courbe de l'accroissement du coût de combustible [19]

Un MW à l'horizon d'une minute porte un coût bien différent qu'un MW additionnel à l'horizon d'une trentaine de jours. Ce coût est important pour prendre les décisions d'exploitation à court terme [3][10].

D'après la première condition, on peut calculer :

$$\lambda = \frac{dF_i}{dP_{Gi}} = b_i + 2c_i P_{Gi} \quad (\text{III. 8})$$

Ce qui nous conduit à trouver l'expression de  $P_{Gi}$  :

$$P_{Gi} = \frac{(\lambda - b_i)}{2c_i} \quad (\text{III. 9})$$

On sait par ailleurs que

$$P_D = \sum_{i=1}^{N_g} P_{Gi} \text{ et donc } P_D = \sum_{i=1}^{N_g} \frac{(\lambda - b_i)}{2c_i} \quad (\text{III. 10})$$

Et d'après la seconde condition, on peut déduire :

$$P_{Gi} = \frac{1}{2c_i} \left( \left( \sum_{i=1}^{N_g} \frac{1}{2c_i} \right)^{-1} \left( P_D + \sum_{i=1}^{N_g} \frac{b_i}{2c_i} \right) - b_i \right) \quad (\text{III. 11})$$

À l'aide de cette dernière expression (III . 11) nous pouvons calculer les  $P_{Gi}$  pour les quelles le coût total soit minimal, 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 [19].

La technique de Kuhn Tucker nous permet de trouver l'optimum local mais seulement dans le cas ou il n'y a pas des limites sur la puissance générée et ce n'est plus le cas dans la réalité.

### III .3.2.La méthode du gradient

#### III .3.2.1.Principe

Dans le cas le plus général, à fin de trouver un optimum d'une fonction, le parcourt le plus simple est de suivre la ligne de plus forte pente. Du point de vue mathématique, la pente d'une fonction correspond à la dérivée de cette dernière. Si on est dans le cas d'une fonction suffisamment dérivable à plusieurs variables, la dérivée est un vecteur qui est appelé : le gradient de la fonction dont les éléments de ce vecteur correspondent aux dérivées partielles de la fonction par rapport à ses variables [11].

Soit la fonction  $f(x)$  dérivable au moins une seule fois, le principe ici est de partir d'un point aléatoire  $x_0$  puis de se déplacer dans la direction de la plus forte pente. En appliquant un certain nombre d'itérations, l'algorithme converge vers une solution  $x_n$  qui est un minimum global de  $f$ .

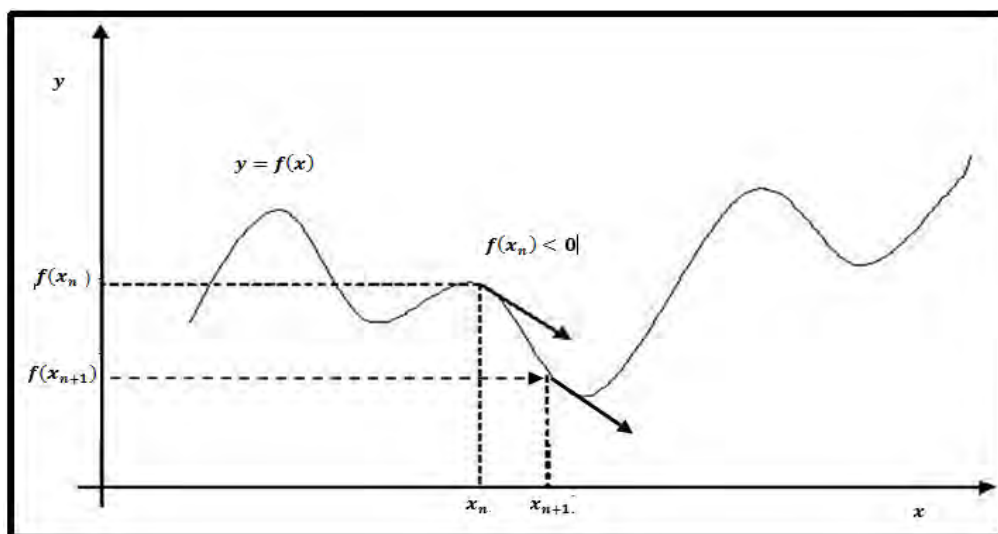


Figure (III. 2) : Méthode de gradient [11]

Les nouvelles valeurs seront calculées par l'expression :

$$\text{suivante : } x_{n+1} = x_n - \eta f'(x_n) \quad (\text{III . 12})$$

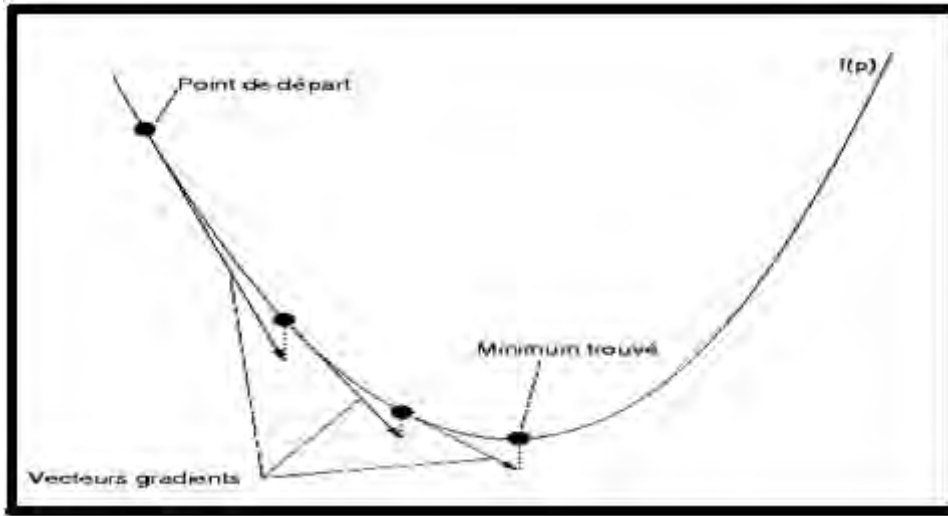


Figure (III .3 ) : Le vecteur gradient

Et donc le processus itératif est comme suit :  $x^n = x^{n-1} - \eta \nabla L$

D'où  $\eta$  est une valeur bien choisie constante non nulle qui ajuste la vitesse de convergence de l'algorithme.

$n$  : est le nombre d'itérations.

### III .3.2.2. Application au dispatching économique

Prenant la fonction objective à optimiser  $F$  :

$$F = \sum_{i=1}^{Ng} F(P_{Gi}) \quad \text{Avec} \quad F(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2$$

Tenant en considération la contrainte d'égalité qu'est la fonction des puissances actives :

$$\sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} = P_D$$

Et les contraintes d'inégalités :

$$P_{Gi} - P_{Maxi} \leq 0 \quad \text{Et} \quad P_{Mini} - P_{Gi} \leq 0$$

$$Q_{Gi} - Q_{Maxi} \leq 0 \quad \text{Et} \quad Q_{Mini} - Q_{Gi} \leq 0$$

Dans un premier temps, on doit construire le Lagrangien

$$L(x, \lambda) = F(x) + \lambda \cdot \left( \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} - P_D \right)$$

Alors le gradient du Lagrangien est :

$$\nabla L = \begin{bmatrix} \frac{\partial L}{\partial P_{G1}} \\ \frac{\partial L}{\partial P_{G2}} \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial P_{GN}} \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(P_{G1})}{\partial P_{G1}} - \lambda \\ \frac{\partial f_1(P_{G2})}{\partial P_{G2}} - \lambda \\ \vdots \\ \frac{\partial f_N(P_{GN})}{\partial P_{GN}} - \lambda \\ P_D - \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} \end{bmatrix} \quad (\text{III . 13})$$

On prend comme vecteur initial celui des puissances générées et le multiplicateur de Lagrange :  
 $P_{G1}^0, P_{G2}^0, \dots, P_{GN}^0, \text{ et } \lambda^0$

Les nouvelles valeurs seront calculées à partir de l'équation suivante :

$$x^1 = x^0 - \eta \nabla L \quad (\text{III . 14})$$

D'ou

$$x^0 = \begin{bmatrix} P_{G1}^0 \\ P_{G2}^0 \\ \vdots \\ P_{GN}^0 \\ \lambda^0 \end{bmatrix} \quad x^1 = \begin{bmatrix} P_{G1}^1 \\ P_{G2}^1 \\ \vdots \\ P_{GN}^1 \\ \lambda^1 \end{bmatrix}$$

L'expression générale est :

$$x^n = x^{n-1} - \eta \nabla L \quad (\text{III . 15})$$

Donc l'algorithme peut être résumé en ce qui suit :

**Etape 1 :** Choisir les valeurs initiales de  $P_1^{(0)}, P_2^{(0)}, \dots, P_N^{(0)}$ , de sorte que  $\sum_{i=1}^{Ng} P_i^{(0)} = P_{load}$ .

**Etape 2 :** Calculer la valeur du multiplicateur de Lagrange  $\lambda_i^{(0)}$  de chaque générateur.

**Etape 3 :** Calculer la valeur moyenne du cout incrémental  $\lambda = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{Ng} \lambda_i^{(0)}$ .

**Etape 4 :** Calculer le gradient du lagrangien  $\nabla L$ .

**Etape 5 :** Si  $|\nabla L| \leq \varepsilon$  aller à l'étape 8 sinon aller à l'étape 6.

**Etape 6 :** Réactualisation des valeurs :  $P^{(i)} = P^{(i-1)} - \eta \nabla L$

**Etape 7 :** Aller à l'étape 4

**Etape 8 :** Fin.

## III .3.2.3.Organigramme de la méthode

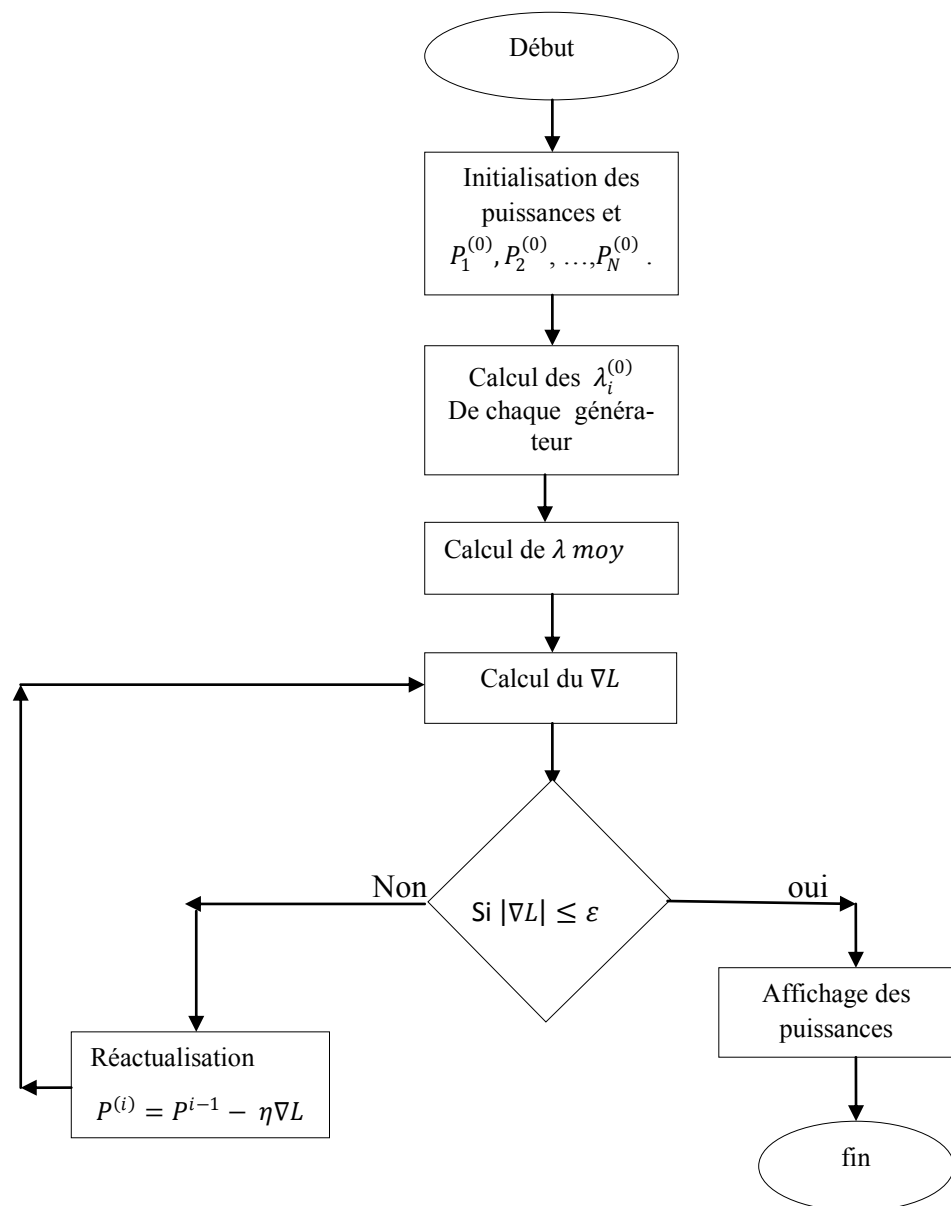


Figure (III .4) : organigramme de la technique du gradient sans perte.

## III .4 .Dispatching économique avec considération des pertes

Le problème du dispatching économique avec pertes est plus compliqué que celui sans pertes, il tient compte de la topologie du réseau, ces pertes varient en fonction de la répartition des puissances entre les centrales et la charge [10].

Les centrales qui produisent la puissance dont le transit provoque d'importantes pertes seront pénalisées en multipliant leur coût incrémental par un facteur de pénalité, donc il est à noter qu'il est plus économique de produire l'énergie avec un coût plus cher pour un lieu consommation de

prés qu'un cout moins cher pour une charge plus loin. Donc ces pertes doivent être évaluées et incluses dans la demande [10][20].

Par la suite de ce problème on va toujours continuer avec la méthode du gradient prenant en considération les trois points essentiels qui suivent :

- 1- Calcul des pertes.
- 2- Calcul du facteur de pénalité.
- 3- Critère de convergence.

### III .4 .1. Formulation du problème

Le système électrique étudié avec considération des pertes est représenté par le schéma :

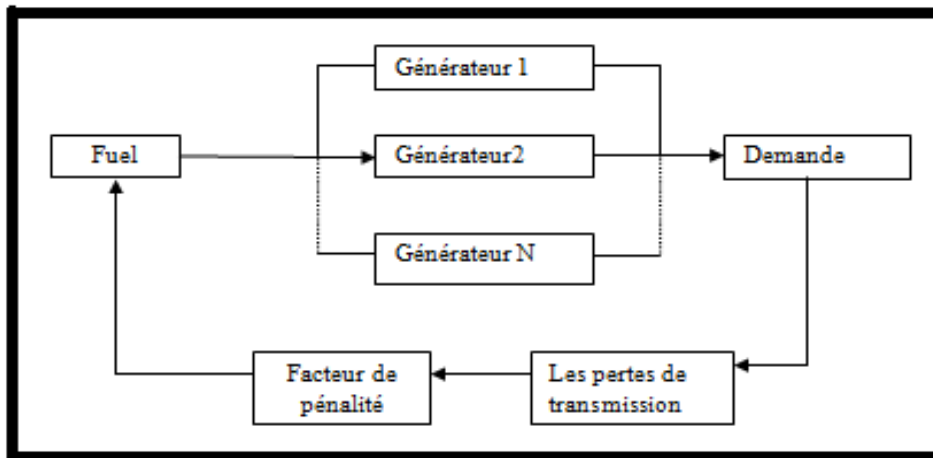


Figure :(III.5) Schéma simplifié d'un réseau électrique tenant compte des pertes de transmission

#### III .4 .1.1. Calcul des pertes

On considère la ligne triphasée de transmission reliant deux points (génération et charge) illustrée par la figure suivante.

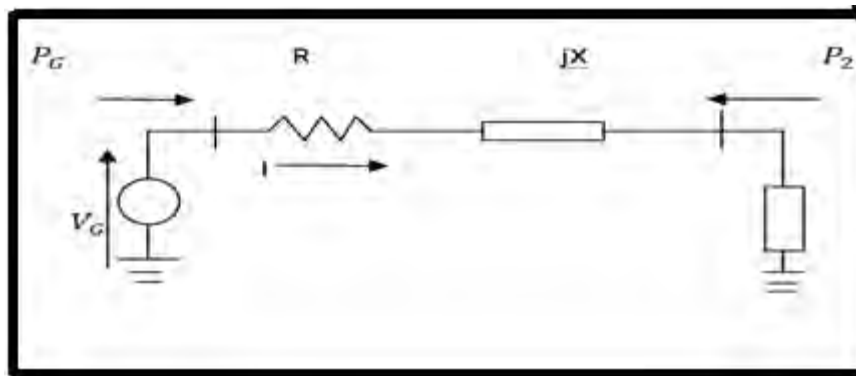


Figure : (III.6) Ligne radiale contenant une charge et un générateur [23]

On peut déduire les pertes joule dans la ligne de transmission



$$P_L = 3I^2R \quad (\text{III . 16})$$

D'où

$R$  : est la résistance de la ligne en ohms par phase.

Écrivons l'expression du courant suivante :

$$|I| = \frac{P_G}{(\sqrt{3})V_G \cos\phi_G} \quad (\text{III . 17})$$

D'où :

$P_G$  : La puissance générée plus les pertes

$V_G$  : La tension entre lignes.

$\cos\phi$  : Le facteur de puissance.

En combinant les deux équations précédentes (III . 16) et (III . 17) on obtient :

$$P_L = \frac{R}{(\cos\phi_G)^2 |V_G|^2} (P_G^2) \quad (\text{III . 18})$$

Si on considère que la tension  $V_G$  et le  $\cos\phi_G$  sont des constantes pour un type de charge on peut écrire l'expression suivante :

$$\frac{R}{(\cos\phi_G)^2 |V_G|^2} = B \quad (\text{III . 19})$$

Donc les pertes actives peuvent être exprimées comme suit :

$$P_L = BP_G^2 \quad (\text{III . 20})$$

Si un générateur ou plus sont présents dans le réseau pour supporter la charge, la formule des pertes s'écrit sous la forme des B- Coefficients [23]

$$P_L = \sum_{\substack{i=1 \\ j=1}}^N B_{ij} P_{Gi}^2 \quad (\text{III . 21})$$

L'équation (III . 21) est la forme la plus simple des pertes .

D'autres expressions des pertes plus compliquées peuvent être trouvées dans la littérature ; comme celle-ci de Kron :

$$P_L = \sum_{\substack{i=1 \\ j=1}}^{N_g} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{j=1}^{N_g} B_{0j} P_j + B_{00} \quad (\text{III . 22})$$

Les  $B_{ij}, B_{0j}, B_{00}$  sont les coefficients des pertes supposés constants pour une charge constante dans un lap de temps, Ont comme unité  $(\text{MW})^{-1}$  [10][17] [25].

Notant qu'en réalité ces coefficients ne sont pas constants mais variables suivant les conditions de fonctionnement du système et suivant la variation de la charge.

### III .4 .1.2. Dispatching économique avec perte et facteur de pénalité

Formulons le problème en mettant les trois conditions

$$\left\{ \begin{array}{l} F_{Total} = \sum_{i=1}^N F_i = \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) \\ \sum_{i=1}^N P_{Gi} = P_D + P_L \\ P_{Gi(min)} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi(max)} \quad i = 1, \dots, N \end{array} \right.$$

Le Lagrangien :

$$L = F(x) + \lambda \cdot \left( \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} - P_D - P_L \right) + \sum_{i=1}^{Ng} \mu_{imin} \cdot (P_{Gi(Min)} - P_{Gi}) + \sum_{i=1}^{Ng} \mu_{imax} \cdot (P_{Gi(Max)} - P_{Gi})$$

$$P_{Gi} < P_{Gi(Max)} : \mu_{i(max)} = 0 \quad \text{Et} \quad P_{Gi} > P_{Gi(Min)} : \mu_{i(min)} = 0 \quad (\text{III . 23})$$

L'équation (III . 21) peut se simplifier sous la forme :

$$L(P_{Gi}, \lambda) = F(P_{Gi}) + \lambda \left( \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} - P_D - P_L \right) \quad (\text{III . 24})$$

Dérivons le Lagrangien par rapport aux puissances générées  $P_{Gi}$  et au multiplicateur de Lagrange  $\lambda$  et mettons les dérivées égales à zéro :

$$\left( \frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \right) \quad (\text{III . 25})$$

Commençons par la première dérivée :

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 = \frac{\partial F_{Total}}{\partial P_{Gi}} + \lambda \left( 0 + \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} - 1 \right) \quad (\text{III . 26})$$

$$\frac{\partial F_{Total}}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial}{\partial P_{Gi}} (F_1 + F_2 + F_3 + \dots + F_N) = \frac{dF_i}{dP_{Gi}}$$

On peut tirer la valeur de  $\lambda$  :

$$\lambda = \frac{dF_i}{dP_{Gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = \left( \frac{1}{1 - \left( \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right)} \right) \frac{dF_i}{dP_{Gi}} \quad (\text{III . 27})$$

D'où l'expression  $\left( \frac{1}{1 - \left( \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right)} \right)$  est connue sous le nom : *facteur de pénalité*  $PF_i$ , qui dépend

essentiellement de l'emplacement des centrales par rapport à la charge.

Le minimum du coût est obtenu quand l'accroissement du coût de chaque centrale multiplié par son facteur de pénalité est le même pour toutes les centrales de production en service [25][24].

Alors l'équation (III.25) peut se simplifier sous la forme suivante :

$$\lambda = PF_i \frac{dF_i}{dP_{Gi}} \tag{III.28}$$

D'après l'équation (III.28); la dérivée  $\frac{dF_i}{dP_{Gi}}$  représente l'accroissement du coût de production pour une augmentation de la puissance consommée par les charges. Cette valeur est plus intéressante pour nous que le coût incrémental défini précédemment car il tient compte des pertes. Ainsi, le critère pour la distribution des paquets de puissance sera dorénavant : trouver le coût incrémental corrigé le plus faible [10].

### III.4.1.3. Influence du facteur de la pénalité

Le facteur de pénalité traduit le mode de variation des pertes de transmission avec celle des puissances générées [24]. Ceci est illustré par les courbes suivantes :

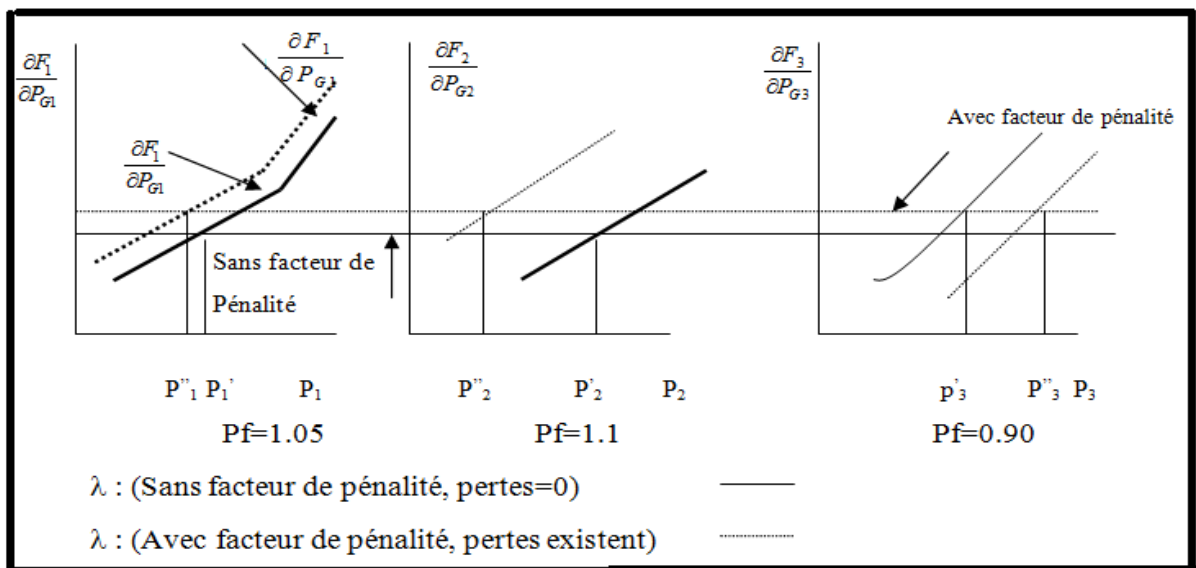


Figure. (III.7) : Influence de facteur de pénalité [24]

- Pour  $PF_i > 1$  (une augmentation de la puissance générée entraîne une augmentation des pertes).

$\lambda$  se comporte comme si  $\frac{dF_i}{dP_{Gi}}$  croit aussi. Ceci peut être pratiquement traduit par le fait que l'unité de génération  $i$  provoque des pertes élevées au niveau du réseau électrique.

- Pour  $PF_i < 1$  (une augmentation de la puissance générée entraîne une diminution des pertes).

$\lambda$  se comporte comme si  $\frac{dF_i}{dP_{Gi}}$  décroît aussi, on peut dire aussi que l'unité de génération  $i$  provoque des pertes diminuées au niveau du réseau électrique [24] [17].

#### III .4 .1.4. Calcul des puissances générées

D'autre part la dérivée du lagrangien par rapport au coût incrémental  $\lambda$  nous donne :

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 = P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi} \quad (\text{III .29})$$

$$\sum_{i=1}^N P_{Gi} = P_D + P_L \quad (\text{III .30})$$

La dérivée des pertes par rapport aux puissances générées est connue aussi sous le nom accroissement des pertes de transmission.

$$\frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = 2 \sum_{j=1}^N B_{ij} P_{Gj} + B_{0i} \quad (\text{III .31})$$

$$\frac{dF_i}{dP_{Gi}} = b_i + 2c_i P_{Gi} \quad (\text{III .32})$$

En remplaçant les deux dernières équations (III .31) et (III .32) dans l'équation (III .28)

on trouve :

$$\lambda = \frac{dF_i}{dP_{Gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = b_i + 2c_i P_{Gi} + 2\lambda \sum_{j=1}^N B_{ij} P_{Gj} + \lambda B_{0i} \quad (\text{III .33})$$

On peut écrire d'autre part :

$$\sum_{j=1}^N B_{ij} P_{Gj} = B_{ii} P_{Gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N B_{ij} P_{Gj} \quad (\text{III .34})$$

Remplaçons l'équation (III . 31) dans (III . 30) :

$$\left(\frac{c_i}{\lambda} + B_{ii}\right) P_{Gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N B_{ij} P_{Gj} = \frac{1}{2} \left(1 - B_{0i} - \frac{b_i}{\lambda}\right) \quad (\text{III . 35})$$

A partir de cette expression on peut déduire la puissance générée :  $P_{Gi}$

$$P_{Gi}^{(k)} = \frac{\lambda^{(k)}(1 - B_{0i}) - b_i - 2\lambda^{(k)} \sum_{i \neq j}^{Ng} B_{ij} P_{Gj}^{(k)}}{2(c_i + \lambda^{(k)} B_{ii})} \quad (\text{III . 36})$$

Prenons le cas particulier  $B_{0i} = 0$

$$P_{Gi}^{(k)} = \frac{\lambda^{(k)} - b_i - 2\lambda^{(k)} \sum_{i \neq j}^{Ng} B_{ij} P_{Gj}^{(k)}}{2(c_i + \lambda^{(k)} B_{ii})} \quad (\text{III . 37})$$

On sait par ailleurs que

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{Gi} = P_D + P_L$$

Donc :

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{Gi} = \sum_{i=1}^{N_G} \frac{\lambda^{(k)} - b_i - 2\lambda^{(k)} \sum_{i \neq j}^{Ng} B_{ij} P_{Gj}^{(k)}}{2(c_i + \lambda^{(k)} B_{ii})} = P_D + P_L^{(k)} \quad (\text{III . 38})$$

On peut écrire alors :

$$F_{(\lambda)}^{(k)} = \sum_{i=1}^{N_G} \frac{\lambda^{(k)} - b_i - 2\lambda^{(k)} \sum_{i \neq j}^{Ng} B_{ij} P_{Gj}^{(k)}}{2(c_i + \lambda^{(k)} B_{ii})} \quad (\text{III . 39})$$

Ceci nous conduit à écrire :

$$F_{(\lambda)}^{(k)} = P_D + P_L^{(k)} \quad (\text{III . 40})$$

Le développement limité en série de Taylor de l'ordre « n » de l'équation (III . 39) au voisinage de  $\lambda_0$ , en satisfaisant du premier ordre nous donne l'expression suivante :

$$F_{\lambda}^{(k)} + \left(\frac{d F(\lambda)}{d \lambda}\right)^{(k)} \Delta \lambda^{(k)} = P_D + P_L^{(k)} \quad (\text{III . 41})$$

On peut déduire d'après l'équation (III . 41) :

$$\Delta \lambda^{(k)} = \frac{\Delta P^{(k)}}{\left(\frac{d F(\lambda)}{d \lambda}\right)^{(k)}} = \frac{\Delta P^{(k)}}{\sum \left(\frac{d P_i}{d \lambda}\right)^{(k)}} \quad (\text{III . 42})$$

D'où :

$$\sum_{i=1}^{Ng} \left( \frac{\partial P_i}{\partial \lambda} \right)^{(k)} = \frac{\lambda^{(k)} - b_i - 2\lambda^{(k)} \sum_{i \neq j}^{Ng} B_{ij} P_{Gj}^{(k)}}{2(c_i + \lambda^{(k)} B_{ii})} \quad (\text{III . 43})$$

Et :

$$\lambda^{(k+1)} = \lambda^{(k)} + \Delta\lambda^{(k)} \quad (\text{III . 44})$$

#### III .4 .1.5.Critère de convergence

$$|P_D + P_L - \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi}| < \varepsilon \quad (\text{III . 45})$$

Donc l'algorithme se résume par les étapes suivantes :

**Etape 1** : Initialisation  $\lambda = \lambda_0$ .

**Etape 2** : Initialisation des puissances générées  $P_{Gi}$ ,  $i = 1, 2, \dots, Ng$

**Etape 3** : Résolution itérative de l'équation :

$$P_{Gi} = \frac{\lambda - b_i - 2\lambda \sum_{i \neq j}^{Ng} B_{ij} P_{Gj}}{2(c_i + \lambda B_{ii})}$$

**Etape 4** : Calcul des pertes avec  $P_L$ .

**Etape 5** : Si  $|P_D + P_L - \sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi}| < \varepsilon$  donc stop, si non passer a l'étape : 6

**Etape 6** : Actualisation de la valeur de  $\lambda$  par la formule  $\lambda^{(k+1)} = \lambda^{(k)} + \Delta\lambda^{(k)}$ , passer à l'étape 3.

### III. 7. Conclusion

Nous avons traité dans ce chapitre une méthode classique d'optimisation (minimisation) qui utilise le gradient pour résoudre le problème de dispatching économique avec et sans pertes.

Le calcul des pertes est une partie très importante qui était traitée aussi en se basant sur les équations de l'écoulement de puissance. Ces méthodes conventionnelles ont la possibilité de converger vers l'optimum global et peuvent donner des résultats exacts mais sur le plan temps elles sont lentes et prennent beaucoup de temps à cause des boucles (if, for ou while ...) utilisées dans la programmation, c'est ce qui nous a poussé à penser à l'intelligence artificielle plus précisément les réseaux de neurones artificiels, cette technique sera l'objet de notre étude par la suite de ce mémoire.

# CHAPITRE IV

## *Les réseaux De Neurones Artificiels*

## IV .1.Introduction

L'apparition des réseaux de neurones était le résultat des recherches faites par les scientifiques et les chercheurs pour construire une machine capable de reproduire certains aspects de l'intelligence humaine comme :

- la capacité d'apprentissage.
- la capacité de mémoriser l'information.
- la capacité de traiter des informations incomplètes.

Ils constituent une famille de fonctions non linéaires paramétrées, utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc.), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commandes [31].

Les réseaux de neurones se constituent de simples éléments ou ce qu'on appelle des neurones fonctionnant indépendamment par rapport aux autres de telle sorte que l'ensemble forme un système massivement parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Le réseau de neurones est entraîné pour une tâche bien spécifiée (reconnaissance de caractères ou classification des formes par exemple) en ajustant les valeurs des connexions ou poids entre les neurones [30].

D'une façon générale, l'apprentissage des réseaux de neurones leur permet de réaliser des tâches complexes dans différents types d'application (classification, identification, reconnaissance de caractères, de la voix, vision, système de contrôle...). Pour pouvoir souvent apporter une solution simple à des problèmes encore trop complexes ne pouvant être résolus rapidement par les ordinateurs actuels (puissance de calcul insuffisante) ou par notre manque de connaissances. Donc l'apprentissage est effectué de sorte que n'importe quelle entrée particulière correspond une cible spécifique. Les poids seront ajustés en comparant la réponse du réseau ou sortie et la cible, jusqu'à ce que la sortie corresponde la cible. Un nombre conséquent de paire entrée/sortie est utilisé pour ce type d'apprentissage dit supervisé.

La méthode d'apprentissage dit supervisé est souvent utilisée, mais des techniques d'apprentissage non supervisé existent pour des réseaux de neurones spécifiques. Ces réseaux peuvent par exemple identifier des groupes de données (réseaux de Hopfield).

## IV.2 .Historique

En 1890 :W. James, célèbre psychologue américain introduisait le concept de mémoire associative, et proposait ce qui est devenu une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de loi de Hebb. Ensuite en 1943 : J. Mc Culloch



et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux étaient 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).

Vers l'année de 1949 : D. Hebb, physiologiste américain expliquait le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.

En 1957 : F. Rosenblatt a développé le modèle du Perceptron. Il a construit le premier neuroordinateur basé sur ce modèle et l'appliquait au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cette époque les moyens à sa disposition étaient limités et c'était une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes [27].

En 1960 : B. Widrow, un automaticien, a développé le modèle Adaline (Adaptative Linear Element). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétro-propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adaline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières. B. Widrow a créé dès cette époque une des premières firmes proposant neuro-ordinateurs et neuro-composants, la "Memistor Corporation". Il est aujourd'hui le président de l'International Neural Network Society (INNS).

En 1969 : M. Minsky et S. Papert publiaient un ouvrage qui met en exergue les limitations théoriques du perceptron, Concernant l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non-linéaires. Ils étendaient implicitement ces limitations à tous modèles de réseaux de neurones artificiels. Leur objectif est atteint, il y avait abandon financier des recherches dans le domaine (surtout aux U.S.A.).

Entre 1967-1982, les recherches ne sont, bien sûr, pas interrompues. Elles se poursuivaient, mais déguisées, sous le couvert de divers domaines comme : le traitement adaptatif du signal, la reconnaissance de formes, la modélisation en neurobiologie, etc. De grands noms ont travaillé durant cette période tels : S. Grossberg, T. Kohonen.

Vers l'année 1982 : J. J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels ; au travers d'un article court, clair et bien écrit, il présen-

tait une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Hopfield a fixé préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et a construit à partir de là, la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour des problèmes d'optimisation. C'est entre les mains de ce physicien distingué, la théorie des réseaux de neurones est devenue respectable ce qui a drainé un flot de physiciens vers les réseaux de neurones artificiels [27].

En 1983 : la Machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière Satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables). Vers 1985 : la rétro-propagation de gradient apparaissait. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables [27][30].

De nos jours, les réseaux multicouches à la rétro-propagation de gradient restent le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications.

### IV .3.Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Ils sont composés de neurones artificiels simples, petites fonctions mathématiques, qui permettent de former des fonctions complexes très utiles [30].

## IV.4 .Le modèle du neurone

### IV .4 .1.Neurone biologique

En biologie, un neurone est une cellule nerveuse vivante dont la fonction est de transmettre et traiter des signaux électriques dans certaines conditions. Il agit comme un relai entre une couche de neurones et celle qui la suit. Les caractéristiques et le comportement exact des neurones sont encore mal connus (et font l'objet de recherches) mais on connaît leur principe d'action [28] [29] [34].

Le *corps* d'un neurone est relié d'une part à un ensemble de *dendrites* (entrées des neurones) et d'autre part à un *axone*, partie étirée de la cellule, qui représentera pour nous sa sortie. Le neurone est connecté aux neurones qui l'environnent : il reçoit au niveau de ses dendrites les signaux électriques des neurones "en amont", propagés par les axones de ces derniers. Les charges élec-

triques s'accroissent dans le neurone jusqu'à dépasser un certain seuil : à ce moment la transmission du signal électrique se déclenche via son axone vers d'autres neurones "en aval".

[28][29]

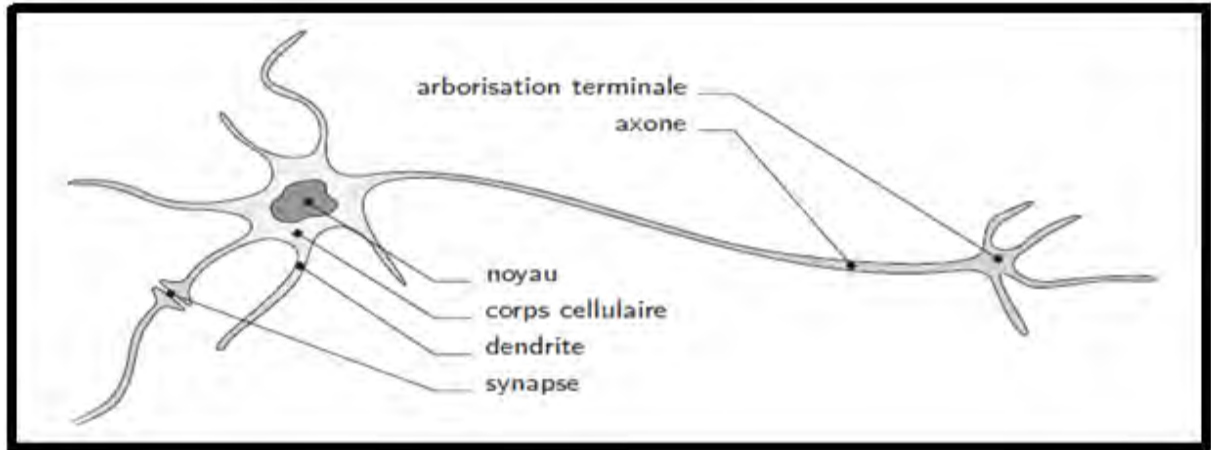


Figure (IV.1) : le neurone biologique [28]

Les liaisons axone/dendrite entre deux neurones (connexions synaptiques) ne sont pas toutes de la même efficacité. Ainsi, l'entrée associée à une certaine dendrite du neurone pourra avoir plus d'influence qu'une autre sur la valeur de sortie. On peut représenter la qualité de la liaison par un poids, sorte de coefficient s'appliquant au signal d'entrée. Le poids sera d'autant plus grand plus la liaison est bonne. Un poids négatif aura tendance à inhiber une entrée, tandis qu'un poids positif viendra l'accentuer [28][34].

#### IV.4.2.Neurone formel

Pour reproduire le neurone biologique, on se sert d'un modèle mathématique c'est : le neurone formel qui est conçu comme un automate doté d'une fonction de transfert qui transforme ses entrées en sortie selon des règles précises [32]. Il doit être capable de :

- Recevoir en entrée différentes informations provenant des neurones environnants.
- Analyser ces informations de manière à envoyer en sortie une réponse.
- Ajuster cette réponse avant de l'envoyer aux neurones suivants [34][29][31].

Il est donc tout naturel d'assimiler un neurone à un triplet (poids, biais, fonction d'activation ( $f$ ))

- On multiplie chaque valeur d'entrée par la composante des poids correspondante.
- On compare la valeur obtenue à une valeur de référence.
- Enfin on applique la fonction d'activation à cette différence [27] [34].

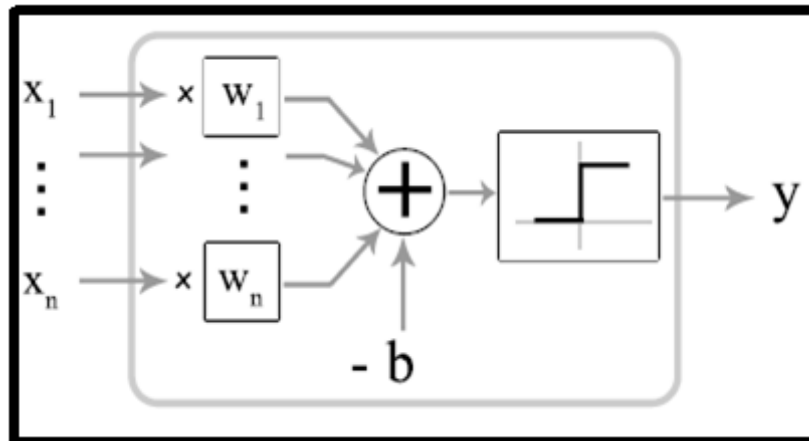


Figure (IV.2) : Schéma d'un neurone artificiel [34]

- Les paramètres du neurone sont :
  - $x_i$  : l'entrée d'un neurone (sortie du neurone précédent).
  - $w_{ij}$  : le poids synaptique associé à la synapse liant le neurone  $(i)$  au neurone  $(j)$ .
  - $y_i$  : la sortie du neurone  $(j)$ .

#### IV.4.2.1. Comportement

On distingue deux phases ; la première est habituellement le calcul de la somme pondérée des entrées au niveau d'un intégrateur selon l'expression suivante :

$$\sum w_{ij} x_i \quad (\text{IV.1})$$

On compare la valeur obtenue à une valeur de référence : le biais ( $b$ ), ce qui revient à soustraire le biais qui est un scalaire du produit scalaire  $\sum w_{ij} x_i$

$$n = \sum w_{ij} x_i - b \quad (\text{IV.2})$$

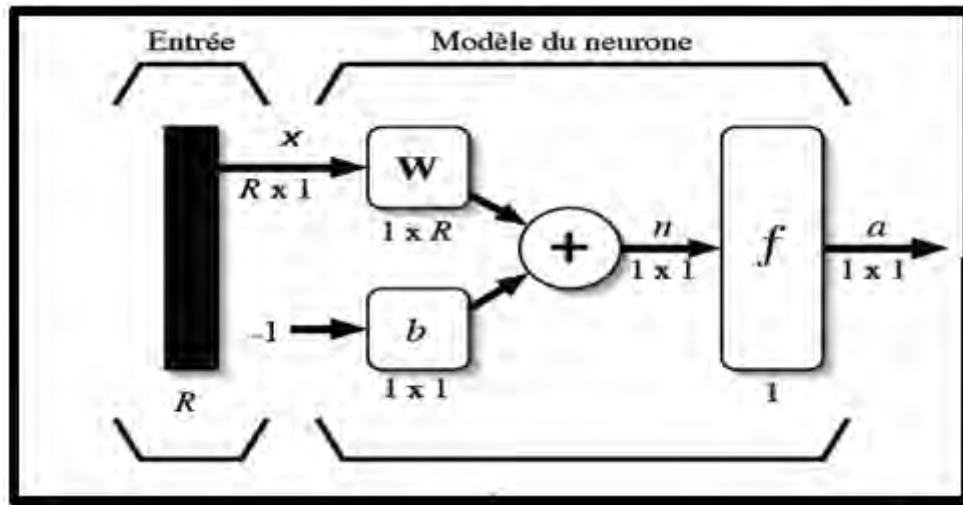
À partir de cette valeur, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones avants.

$$y_i = f(n) = f(\sum w_{ij} x_i - b) \quad (\text{IV.3})$$

La sortie d'un neurone est toujours un scalaire.

Le résultat ( $n$ ) de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais ( $b$ ) s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone [31].

IV.4.2.2. La forme matricielle



$$f(n) = y = f(w^T X - b)$$

Figure (IV.3) : Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel [11].

Les  $R$  entrées des neurones correspondent au vecteur  $X = [x_1 x_2 \dots x_R]^T$ , alors que le vecteur des poids du neurone est représenté par  $W = [w_{1,1} w_{1,2} \dots w_{1,R}]^T$ . La sortie  $n$  de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} x_j - b$$

$$= w_{1,1} x_1 + w_{1,2} x_2 + \dots + w_{1,R} x_R - b$$

$$n = w^T X - b$$

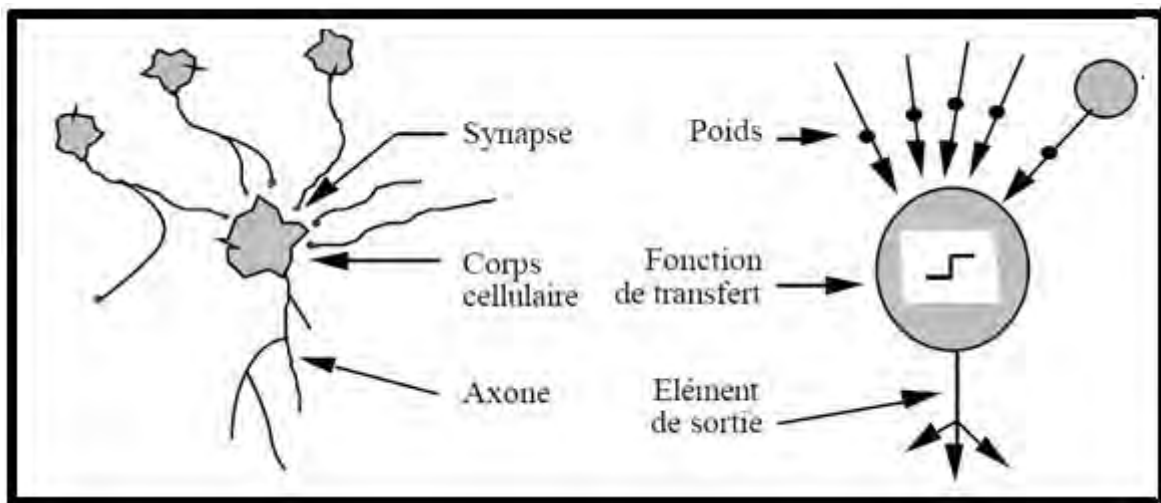
Donc :

$$f(n) = y = f(w^T X - b) \tag{IV.4}$$

IV.4.2.3. Comparaison entre les neurones biologique et formel

Neurone biologique	Neurone artificiel
Soma	Neurone
Dendrite	Intrant ( <i>Input</i> )
Axone	Extrant ( <i>Output</i> )
Synapse	Poids

Tab(IV.1) Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel [29] [27]



Figure(IV.4) : Comparaison entre le neurone biologique et le neurone formel. [27] [35]

**IV.4.2.4. La fonction de transfert**

La fonction d'activation (la fonction de transfert) a un rôle très important dans le comportement du neurone. Elle permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Cette fonction a comme paramètre la somme pondérée des entrées ainsi que le seuil d'activation. La nature de cette fonction diffère selon le réseau.

Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ . On peut citer parmi elles les plus utilisées ; les fonctions : seuil, linéaire et sigmoïde [27][32].

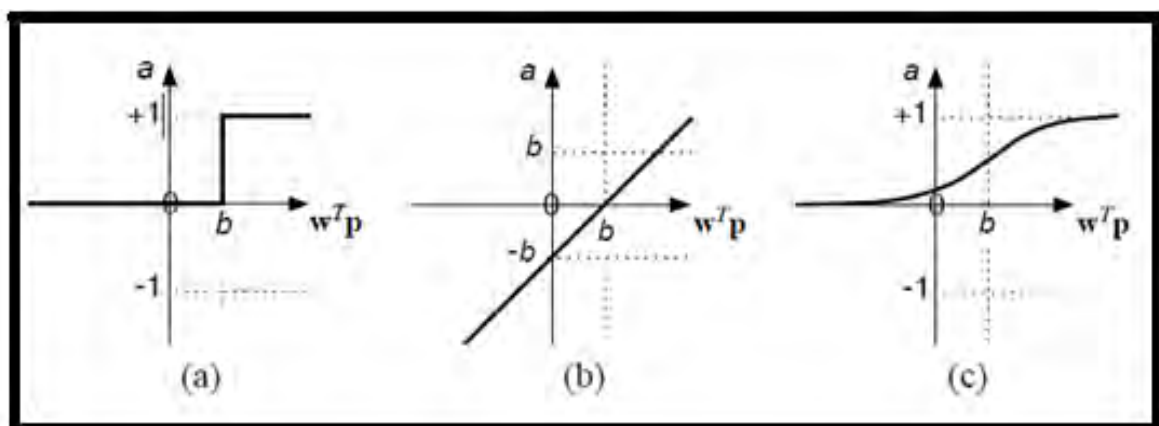











Figure (IV.5) : Fonction de transfert : (a) du neurone «seuil» ; (b) du neurone «linéaire», et (c) du neurone «sigmoïde». [11]

Le tableau qui suit récapitule les fonctions de transfert existant :

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône	Nom Matlab
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlim
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlims
linéaire	$a = n$		purelin
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlin
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlins
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		poslin
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$		logsig
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
compétitive	$a = 1$ si $n$ maximum $a = 0$ autrement		compet

Tab(IV.2) Fonction de transfert  $y = f(n)$  [32]

## IV.5. Classification des réseaux de neurones

De nombreuses variantes des réseaux sont définies selon le choix de la cellule élémentaire, de l'architecture du réseau et de la dynamique du réseau.

### IV.5.1. Architecture des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est comme son nom l'indique, un ensemble de neurones fortement connectés en réseau, de sorte que les signaux sortant (*outputs*) des neurones deviennent des signaux entrant (*inputs*) dans d'autres neurones. L'architecture générale des réseaux de neurones consiste en la représentation des neurones en couches (*layers*) successives, la première représentant la couche d'intrants (*input layer*), la dernière étant la couche de sortie (*output layer*), les couches intermédiaires étant les couches cachées du réseau (*hidden layers*). Ces couches sont dites cachées car on ne peut pas analyser clairement leur fonctionnement. On ne connaît vraiment que les signaux intrants et extrants du réseau. Les neurones de la couche d'intrants ne sont pas vrai-

ment des neurones traitants (*computing neurons*), mais ont pour seule utilité de normaliser l'entrée des signaux ainsi que la distribution des signaux entrant.

D'une manière générale, un réseau de neurones se comporte, d'un point de vue extérieur, comme une fonction  $S$  qui traite des données (*inputs*) et produit une réponse correspondante (*output*).

Les entrées peuvent être de n'importe quel type, représentées de manière :

- Booléennes.
- Binaires (0, 1) ou bipolaires (-1, 1).
- Réelles.

Ces données peuvent être également des vecteurs.

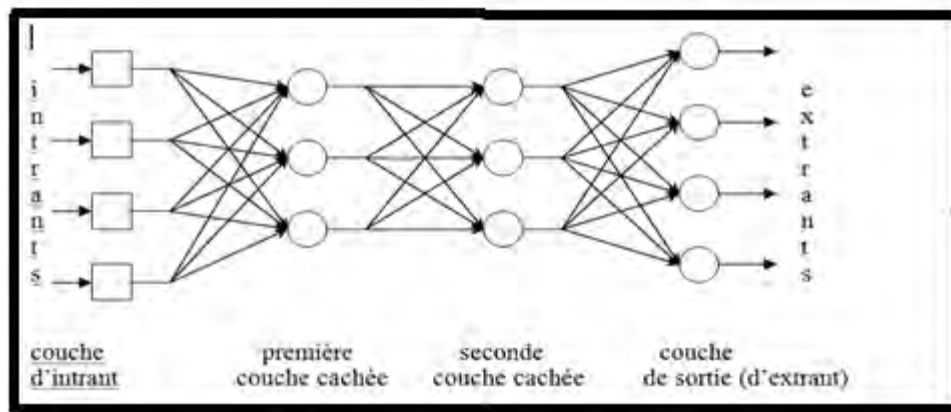


Figure (IV.6) : Architecture d'un réseau de neurones (avec deux couches cachées)

#### IV.5.1.1 Les réseaux non bouclés (Feed-Forward)

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière (Feed-Forward) appelés aussi réseaux de type Perceptron. Le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée.

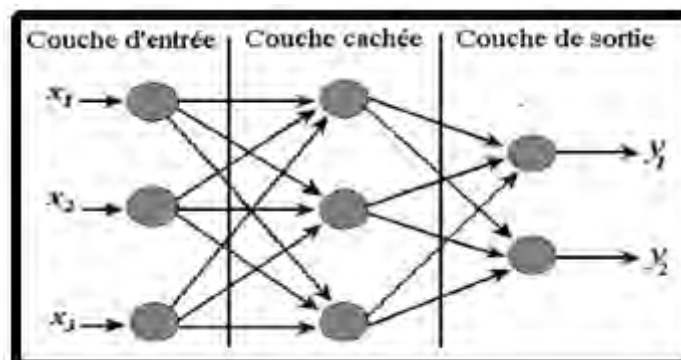


Figure (III.7) : Réseau de neurones non bouclé [27]



Les neurones sont rangés par couches, il n'y a pas de connexion entre les neurones d'une même couche, et les connexions ne sont faites qu'avec les neurones des couches avales (propagation avant) [27][32].

#### IV.5.1.2 Les réseaux bouclés (Feed-back)

Il s'agit des réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network ou récurrent Network)

Lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ ramenant l'information en arrière (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle» ) on les appelle aussi des connexions acycliques [27] [32].

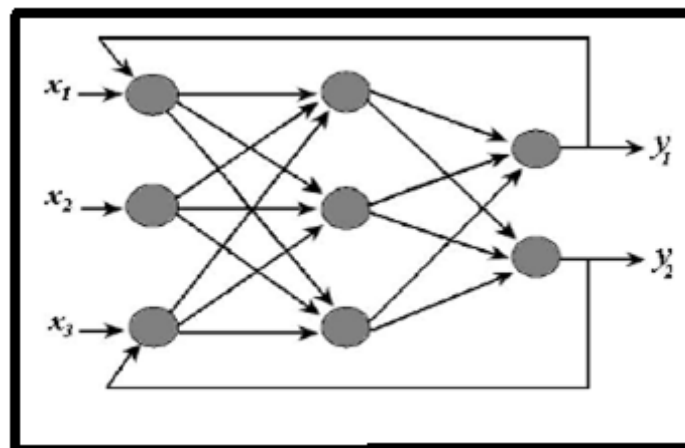


Figure (III .8) : Réseau bouclé [27]

##### IV.5.1.2 .1 .Les cartes auto-organisatrices de Kohonen

Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète un ensemble structuré d'unités de traitement (neurones), ordonnées topologiquement en une seule couche, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation. [33]

##### IV.5.1.2 .2 .Les réseaux de Hopfield

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à un autre et il n'y a aucune différence entre les neurones d'entrée et de sortie. L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé [29].

### IV.5.2. Réseaux statiques (Apprentissage par « paquet ») et Réseaux dynamiques (Apprentissage « séquentiel »)

Un réseau dit statique est un réseau qui ne contient pas de connexion arrière (feed-back). Par conséquent, on peut lui présenter les données en entrée dans n'importe quel ordre, cela n'influencera pas sur l'évolution de ses poids lors de la phase d'apprentissage. Il est alors préférable de lui donner tout le jeu de données en un seul coup lors de la phase d'apprentissage. On parle alors d'apprentissage par paquet (« Batch Training »). Les réseaux « Feed-Forward » ne peuvent pas simuler des processus dépendant du temps.

Par contre, si on veut simuler un processus qui dépend du temps, alors on pourra utiliser un réseau de neurones contenant des connexions arrières. L'ordre de présentation du jeu de données au réseau de neurones sera alors primordial. On parle alors d'apprentissage séquentiel.

Les réseaux dynamiques ont la capacité de s'actualiser (modifier les poids des liaisons) en tout temps. Ces réseaux possèdent habituellement des algorithmes d'entraînements non-supervisés, ce qui permet au réseau en question de « s'évoluer » à chaque utilisation [31].

## IV.6 .Apprentissage des réseaux de neurones

### IV.6.1 . Définition

On ajoute souvent à la description du modèle : l'algorithme d'apprentissage ; le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt.

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètre surviennent, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions.

Dans la plupart des architectures que nous trouvons dans la littérature, l'apprentissage se traduit par une modification de l'efficacité synaptique, c'est-à-dire par un changement dans la valeur des poids qui relient les neurones d'une couche à l'autre [29] [32].

Soit le poids  $w_{i,j}$  reliant le neurone  $i$  à son entrée  $j$ . Au temps  $t$ , un changement  $\Delta w_{i,j}(t)$  de poids peut s'exprimer simplement de la façon suivante :

$$\Delta w_{i,j}(t) = w_{i,j}(t+1) - w_{i,j}(t) \quad (\text{IV.5})$$

Et par conséquent :

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \Delta w_{i,j}(t) \quad (\text{IV.6})$$

Avec  $w_{i,j}(t+1)$  et  $w_{i,j}(t)$  représentent respectivement les nouvelles et anciennes valeurs du poids ( $w_{i,j}$ )

Dans le cadre de cette définition, on peut distinguer deux types d'apprentissage : l'apprentissage "Supervisé" et «non supervisé » [27].

Cette distinction se repose sur la forme des exemples d'apprentissage. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, les exemples sont des couples (Entrée, Sortie désirée associée) alors que l'on ne dispose que des valeurs (Entrée) pour l'apprentissage non supervisé.

#### IV.6 .2 . L'apprentissage supervisé

L'apprentissage dit supervisé est caractérisé par la présence d'un « professeur ».

En pratique, les connaissances de ce professeur prennent la forme d'un ensemble de  $Q$  couples de Vecteurs d'entrée et de sortie désirée que nous noterons  $\{(x_1, y_{d1}), (x_2, y_{d2}), \dots, (x_Q, y_{dQ})\}$ , où  $(x_i)$  désigne un stimulus (entrée) et  $(y_{di})$  la cible pour ce stimulus, c'est-à-dire les sorties désirées du réseau.

Chaque couple  $(x_i, y_{di})$  correspond donc à un cas d'espèce de ce que le réseau devrait produire (la cible) pour un stimulus donné. Pour cette raison, l'apprentissage supervisé est aussi appelé par des exemples ou les données utilisées sont dites « complètes » [32].

L'environnement est inconnu pour le réseau. Celui-ci produit un stimulus  $(x_i)$  qui est acheminé à la fois au professeur et au réseau qui produira une sortie. Grace à ses connaissances intrinsèques, le professeur produit une sortie désirée  $(y_{di}(t))$  pour ce stimulus. On suppose que cette réponse est optimale. Elle est ensuite comparée (par soustraction) avec la sortie du réseau pour produire un signal d'erreur  $e(t)$  qui est réinjecté dans le réseau pour modifier son comportement via une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de modifier les poids jusqu'à l'atteinte d'un certain critère d'arrêt.

Par la suite, on peut éliminer le professeur et laisser le réseau fonctionner de façon autonome.

On peut remarquer qu'un apprentissage supervisé n'est rien d'autre qu'un synonyme de l'apprentissage par correction des erreurs qu'on verra par la suite.

L'apprentissage supervisé dispose d'un signal d'erreur qui non seulement permet de calculer un indice de satisfaction (l'erreur quadratique moyenne), mais permet aussi d'estimer le gradient local qui indique une direction pour l'adaptation des poids synaptiques [11] [27] [32].

#### IV.6 .2 . Apprentissage non-supervisé

Dans un apprentissage non-supervisé ou encore dit « auto-organisé » on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction. Il est caractérisé par l'absence complète de professeur. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit

des stimuli et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant les stimuli de l'environnement à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible. Pour y arriver, il importe d'abord de définir une mesure de la qualité pour ce modèle, et de s'en servir par la suite pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques. À la fin de l'apprentissage, le réseau a développé une habilité à former des représentations internes des stimuli de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent, de créer automatiquement des classes de stimuli similaires.

L'apprentissage non-supervisé s'appuie généralement sur un processus compétitif permettant d'engendrer un modèle où les poids synaptiques des neurones représentent des prototypes de Stimuli [11][27][32].

Pour ces deux types d'apprentissage, il y a également un choix traditionnel entre :

### IV.6. 3. Apprentissage hors ligne « off line » et Apprentissage en ligne « on line »

Il existe deux modes principaux d'apprentissage, selon la façon dont les vecteurs de poids synaptiques sont adaptés. Leur efficacité relative dépend essentiellement du problème considéré.

#### IV.6.3 .1.L'apprentissage « off-line »

Ce type d'apprentissage consiste à accumuler les gradients instantanés consécutifs, et à ne pas effectuer l'adaptation des poids synaptiques que lorsque l'ensemble des objets d'apprentissage ont été présentés au perceptron multicouche. Cette dernière méthode permet de mieux estimer le gradient réel de la fonction de coût, puisqu'il est à présent calculé à partir d'un ensemble d'objets, plutôt qu'à partir d'un seul [33].

Pour l'algorithme de la rétro-propagation de l'erreur il y a deux modalités de traînement offline

- **Modèle après modèle :** (en anglais "pattern mode") les poids changent après chaque présentation d'un couple modèle d'entrée – modèle de sortie. Les résultats empiriques prouvent que la convergence d'algorithme est plus rapide en ce cas.

Une présentation complète de l'ensemble d'apprentissage est nommée « *Epoque* ». Pour traîner un réseau, cela nécessite plusieurs époques.

- **Après tous les modèles de l'ensemble d'apprentissage :** (en anglais "Batch Mode") Les poids sont changés après l'application de l'entier ensemble d'apprentissage.

### IV.6.3 .2.l'apprentissage « on-line »

En temps réel est plus proche de conditions réelles d'utilisation du réseau. Les exemples sont présentés les uns après les autres au fur et à mesure de leur disponibilité. L'apprentissage en ligne rend la recherche du minimum de la fonction de coût stochastique en nature, ce qui rend moins probable, pour l'algorithme de rétro-propagation, de tomber dans un minimum local [33].

## IV.7. Les règles d'apprentissage

Il y a différentes règles pouvant guider l'apprentissage d'un réseau de neurones, à notre niveau, on va parler de la règle de correction d'erreur :

### IV.7.1. La correction d'erreur (la règle delta).

L'apprentissage par correction des erreurs consiste à minimiser un indice de performance  $E$  basé sur les signaux d'erreur  $e_i^{(\tau)}$  qui est l'erreur entre la sortie ( $y$ ) du réseau et ce qu'on voudrait obtenir ( $y_d$ ), un critère très usuel est la somme des erreurs quadratiques  $E$ .

Il faut changer les poids de réseau dans une direction qui diminue  $E$ , alors dans le sens opposé au gradient. On parle alors d'une direction de « descente » donnée par

$$\Delta w^{(\tau)} = -\eta \nabla E^{(\tau)} \quad (\text{IV. 7})$$

Où  $\eta$  est appelée vitesse d'apprentissage et  $\nabla E^{(\tau)}$  désigne le gradient de  $E$  par rapport à ces paramètres libres (les poids  $w$ ) au temps  $\tau$ , la règle delta dite aussi « descente du gradient ». Nous discuterons en détail cet algorithme dans la suite de cette étude [32].

### IV.7.2. La règle de Hebb

Cette règle s'inspire des travaux du neurophysiologiste Donald Hebb. Dans un contexte neurobiologique, Hebb cherchait à établir une forme d'un apprentissage associatif au niveau cellulaire. Dans le contexte des réseaux artificiels, [32] on peut reformuler l'énoncé de Hebb sous la forme d'une règle d'apprentissage donnée par :

$$\Delta w_j^{(\tau-1)} = \eta x_j^{(\tau)} a^{(\tau)} \quad (\text{IV. 8})$$

Où

- $\eta$  est une constante positive qui détermine la vitesse de l'apprentissage.
- $x_j^{(\tau)}$  correspond à l'entrée  $j$  du neurone au temps ( $\tau$ ) .
- $a^{(\tau)}$  sortie du neurone à ce même temps( $\tau$ ).

Cette formule fait ressortir explicitement la corrélation entre le signal qui entre et celui qui sort.

### IV.7.3. La règle d'apprentissage compétitif

L'apprentissage compétitif consiste à faire compétitionner les neurones d'un réseau pour déterminer celui qui sera actif à un instant donné.

Dans les autres types d'apprentissage tous les neurones apprennent simultanément et de la même manière, l'apprentissage compétitif produit un « vainqueur » seul ce vainqueur bénéficie d'une adaptation de ses poids [32].

Donc, on peut écrire la règle d'apprentissage compétitif comme suit :

$$\begin{cases} \Delta w = \eta(x - w) & \text{Si le neurone est vainqueur} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (\text{IV. 9})$$

Où

- $0 < \eta < 1$  correspond à la vitesse d'apprentissage.
- $(x)$  est le vecteur d'entrée.
- $(w)$  est le vecteur de poids.

## IV.8. Le perceptron

### IV.8.1. Le perceptron simple

Introduit par Rosenblatt en 1958, le perceptron simple est initialement inspiré du fonctionnement des neurones biologiques. C'est un réseau de type « Feed-Forward » à propagation avant avec un algorithme exclusivement destiné à la classification linéaire binaire, le perceptron simple n'est constitué que d'un seul neurone qui possède un seuil [33].

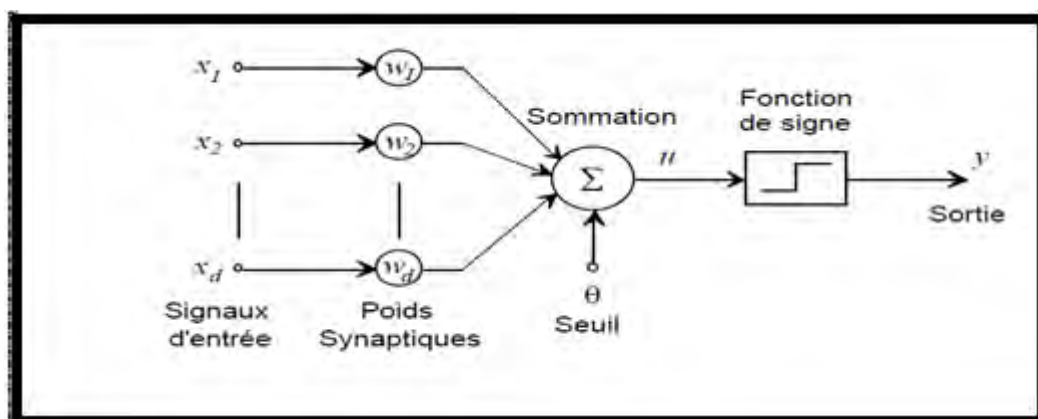


Figure (IV.9) : Perceptron simple à un seul neurone [33]

Les poids synaptiques des neurones constituant le perceptron simple, peuvent être déterminés grâce à un entraînement supervisé. La règle d'apprentissage du perceptron, développée originellement par Rosenblatt, est assurée de converger si les données sont linéairement séparables [33]. Ce qui a posé de nouvelles limitations devant des problèmes non-linéaires.

#### **IV.8.2. Le perceptron multicouche**

C'est une extension des perceptrons simples, développée face aux limitations affrontées avec le perceptron simple. Il se constitue d'une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté avec tous les neurones de la couche précédente et la couche suivante, il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non-linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR. Il suit également un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

#### **IV.8.3. Apprentissage du perceptron par la Rétro-propagation du Gradient**

Une fois l'architecture d'un réseau de neurones est choisie, il est nécessaire d'effectuer un apprentissage pour déterminer les valeurs des poids permettant à la sortie du réseau de neurones d'être aussi proche que possible de l'objectif fixé. Dans le cas d'un problème de régression, il s'agit d'approcher une fonction continue, dans le cas d'un problème de classification, il s'agit de déterminer une surface de séparation. Cet apprentissage s'effectue grâce à la minimisation d'une fonction, appelée fonction de coût, calculée à partir des exemples de la base d'apprentissage et de la sortie du réseau de neurones [33][35].

Nous allons effectuer cet apprentissage en deux temps : une rétro-propagation de l'erreur quadratique et une minimisation de cette erreur en utilisant l'algorithme de descente du gradient [36].

##### **IV.8.3.1. Règle des moindres carrés pour un perceptron monocouche linéaire**

Étudions le cas d'une couche ( $N = 1$ ) ayant une fonction de transfert linéaire. Pour commencer on va s'intéresser à une couche ne contenant qu'un seul neurone ( $s_1 = 1$ ). Notre modélisation du réseau étant linéaire, on passera facilement au cas de plusieurs neurones en appliquant nos résultats [26] [34].

À chaque stimulus qu'on applique en entrée du réseau (sous la forme d'un vecteur), on obtient une sortie ( $y$ ) qui est a priori différente de la sortie désirée ( $y_d$ ). On peut donc définir l'erreur pour chaque stimulus :

$$E = y - y_d \quad (\text{IV. 10})$$

L'erreur quadratique étant le carré de cette erreur

$$\varepsilon = E^2 \quad (\text{IV. 11})$$

La règle de moindre carré consiste à modifier les coefficients (poids et biais) de la couche de manière à réduire l'erreur quadratique.

Pour cela on va "descendre le gradient", c'est-à-dire modifier les coefficients de  $W$  et  $b$  dans la direction de diminution de l'erreur quadratique.

### IV.8.3.2. Algorithme de descente du gradient

Le calcul du vecteur gradient de l'erreur quadratique ( $\nabla\varepsilon$ ) se fait en mettant :

$$W = [w_{ij}] \text{ et } X = [x_j] \text{ (} i = 1 \text{ et } 1 \leq j \leq e_1 \text{)}$$

$$[\nabla\varepsilon]_j = \frac{\partial\varepsilon}{\partial w_{1j}} = \frac{\partial E^2}{\partial w_{1j}} = 2E \frac{\partial E}{\partial w_{1j}} = 2E \frac{\partial(y - y_d)}{\partial w_{1j}} \quad (\text{IV. 12})$$

$$[\nabla\varepsilon]_j = 2E \frac{\partial((W \cdot X - b) - y_d)}{\partial w_{1j}} \quad (\text{IV. 13})$$

$$[\nabla\varepsilon]_j = 2E \frac{\partial((W \cdot X))}{\partial w_{1j}} = 2E \frac{\sum_{k=1}^{e_1} w_{1k} x_k}{\partial w_{1j}} = 2x_j E \quad (\text{IV. 14})$$

Et bien que :

$$\nabla\varepsilon = 2EX \quad (\text{IV. 15})$$

Et d'autre part nous avons :

$$\frac{\partial\varepsilon}{\partial b} = 2E \frac{\partial((W \cdot X - b) - y_d)}{\partial b} = -2E \quad (\text{IV. 16})$$

Il devient donc très facile d'obtenir le gradient de l'erreur : il suffit de multiplier l'erreur par le stimulus d'entrée.

Pour diminuer l'erreur, la correction consiste à retrancher aux coefficients les gradients obtenus multipliés par une quantité positive ( $\eta$ ) appelée vitesse d'apprentissage [34].

Le choix de cette constante d'apprentissage, dans l'intervalle  $[0,1]$  est très important pour l'évolution de l'apprentissage du réseau.

- une valeur de ( $\eta$ ) grande assure une convergence rapide de l'algorithme, mais elle peut déterminer des oscillations du réseau.



- une constante réduite variant dans l'intervalle  $[0.05, 0.25]$  a comme effet la croissance du temps de convergence et peut conduire plus souvent à blocage dans un minimum local [34].

On affecte ces nouvelles valeurs aux coefficients de la couche :

$$W(t+1) = W(t) - \eta \nabla \varepsilon = W(t) - 2\eta E^t X \quad (\text{IV.10})$$

$$b(t+1) = b(t) - \eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial b} = b(t) + 2\eta E \quad (\text{IV.11})$$

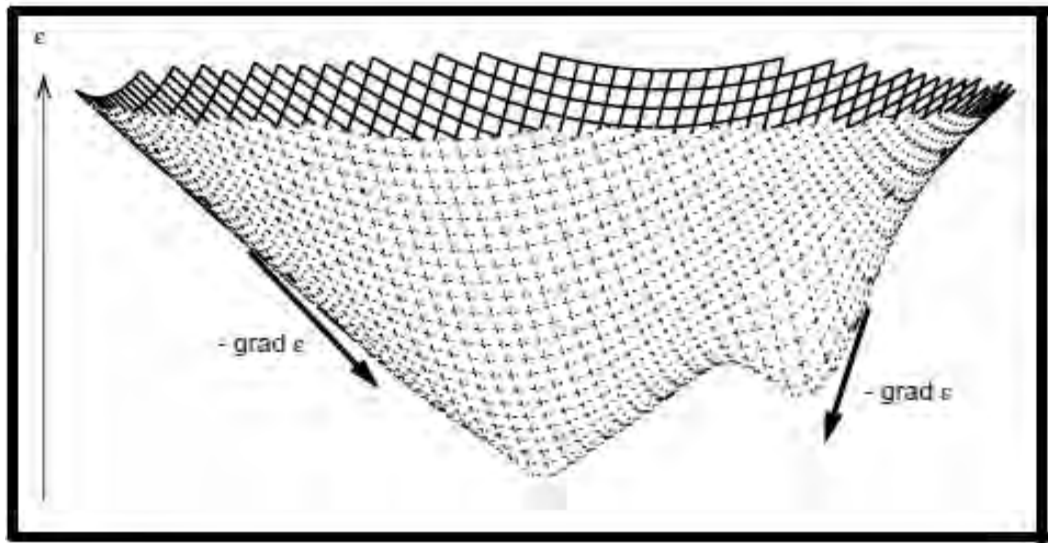


Figure (IV.10) La descente du gradient [34]

Dans le cas le plus général où on a un nombre  $s_1$  de neurones dans notre couche, ce qui impose un biais  $B$  et une matrice de poids  $W$ , l'erreur quadratique est un réel positif qui s'exprime comme le carré de la norme de la vectrice erreur :  $E = Y - Y_d$  soit :

$$\varepsilon = E^t \cdot E \quad (\text{IV.12})$$

Pour chaque neurone  $i$ , on modifie la composante du vecteur  $B$  et la ligne de la matrice  $W$  correspondante de la même manière sous forme matricielle.

$$1 \leq i \leq s_1 \quad W(t+1) = W(t) - 2\eta E^t X \quad (\text{IV.13})$$

$$1 \leq j \leq e_1 \quad B(t+1) = B + 2\eta E \quad (\text{IV.14})$$

### IV.8.3.3. Algorithme de la Retro-propagation pour un perceptron simple

**Etape 1 :** Initialisation des poids ( $W_{ij}^k$ ) et les seuils internes à des petites valeurs aléatoires

**Etape 2 :** Introduction du vecteur d'entrée et de sortie désirée, correspondant.

**Etape 3 :** Calcul de la sortie du réseau.

**Etape 4 :** Calcul de l'erreur de sortie en utilisant les expressions :  $E = y - y_d$  et  $\varepsilon = E^2$ .

**Etape 5 :** Calcul du gradient de l'erreur par rapport aux poids en utilisant l'expression :

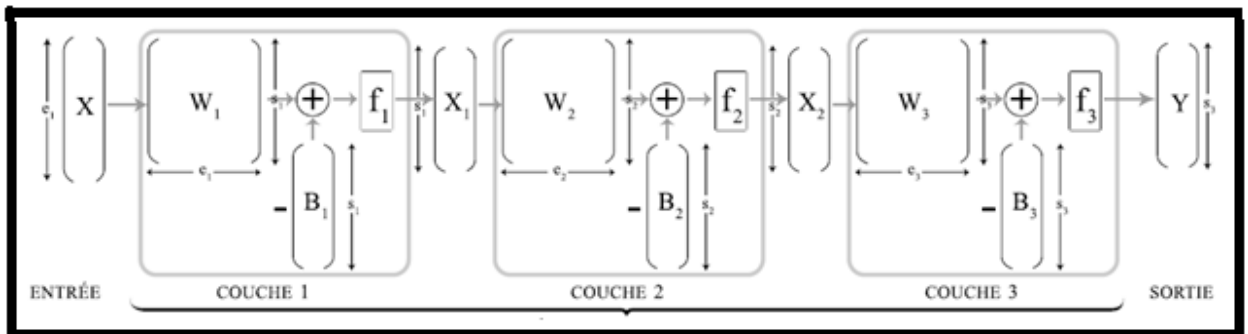
$$[\nabla \varepsilon]_j = \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{1j}}$$

Etape 6 : Ajustement des poids selon l'expression :  $W(t + 1) = W(t) - \eta \nabla \varepsilon$ .

Etape 7 : Si la condition sur l'erreur ou sur le nombre d'itérations est atteinte, aller à l'étape 8 sinon aller à l'étape 2.

Etape 8 : Fin.

#### IV.8.3.4 Le cas d'un perceptron multicouche



Figure(IV.11) : Perceptron multicouche [34]

Dans le cas d'un perceptron quelconque à  $N$  couches, on observe deux différences par rapport à l'étude précédente :

- les fonctions d'activation de chaque couche ne sont pas forcément linéaires.
- les données du "professeur" qui permettent la correction ne concernent que la sortie de la dernière couche (couche de sortie).

Il va alors falloir trouver un moyen de corriger les couches une par une en partant de la dernière et en remontant pas à pas jusqu'à la première. C'est en quoi consiste la méthode de rétro-propagation du gradient.

Dans le cas d'un perceptron multicouche nous décomposerons l'ensemble des calculs afin de faire apparaître toutes les opérations élémentaires ce qui simplifiera la présentation des démonstrations [27][35].

##### IV.8.3.4.1.L'expression l'erreur

$$\varepsilon_r = \sum_{k=1}^{k_s} (y_{d_{kr}} - y_{kr})^2 \quad (IV.15)$$

La première étape examine la variation de l'erreur par rapport aux poids  $(w_{ij}^{[q]})$  qui est une Composition d'erreur par rapport au potentiel du neurone ( $i$ ) de la couche [ $q$ ] mais également

de la variation de ce potentiel en fonction des poids incidents  $(w_{ij}^{[q]})$

Le potentiel  $(n_i)$  est choisi car il dépend de  $(w_{ij}^{[q]})$ . Donc :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial w_{ij}^{[q]}} = \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial n_{ij}^{[q]}} \frac{\partial n_{ij}^{[q]}}{\partial w_{ij}^{[q]}} \quad (\text{IV. 16})$$

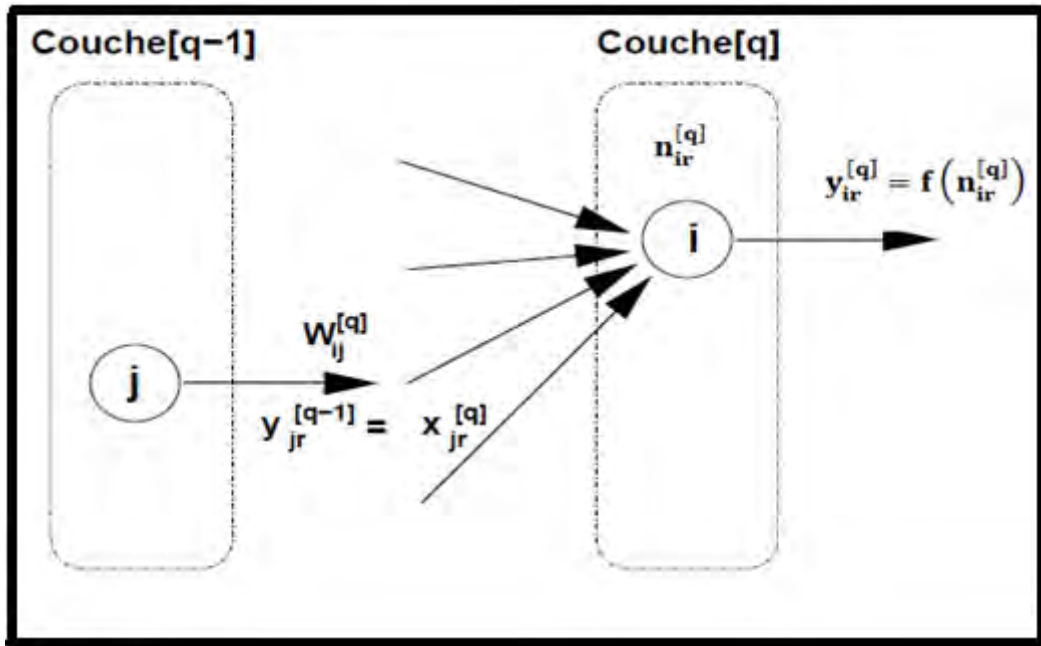


Figure (IV.12) Propagation à travers les couches [34]

Le premier terme de cette décomposition est appelé *signal d'erreur instantané* et il se note de la façon suivante :

$$-\delta_{ir}^{[q]} = \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial n_{ij}^{[q]}} \quad (\text{IV. 17})$$

L'expression (IV. 17) dépend de la couche  $[q]$  cela nous permettra de développer une forme récurrente pour son évaluation sur une couche interne à partir de ce que nous désirons en sortie.

Considérons un neurone  $(i)$  placé sur une couche interne  $[q]$  son potentiel est calculé à partir des sorties de la couche précédente pondérées par les poids incidents (Figure(IV.12)). Cette variation de potentiel par rapport aux poids s'écrit :

$$\frac{\partial n_{ij}^{[q]}}{\partial w_{ij}^{[q]}} = \frac{\partial \left( \sum_{k=1}^{k_q} w_{ik}^{[q]} x_{jr}^{[q]} \right)}{\partial w_{ik}^{[q]}} \quad (\text{IV. 18})$$

Avec  $k_q$  le nombre de neurones sur la couche  $[q]$ .

Le calcul de ce terme est immédiat et montre que le niveau d'activation ne dépend que de l'entrée des neurones.

$$\frac{\partial n_{ij}^{[q]}}{\partial w_{ij}^{[q]}} = x_{jr}^{[q]} \quad (\text{IV. 19})$$

Par regroupement des deux membres de l'équation (IV. 17) et (IV. 19) nous trouvons une forme simplifiée du gradient de l'erreur par rapport aux poids :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial w_{ij}^{[q]}} = -\delta_{ir}^{[q]} x_{jr}^{[q]} \quad (\text{IV. 20})$$

#### IV.8. 3 .4 .2.Expression du signal d'erreur

Revenons maintenant sur le terme d'erreur  $\delta_{ir}$  qui dépendra naturellement de la couche sur laquelle il sera calculé. Nous décomposons le signal de l'erreur comme la variation de l'erreur en fonction de la sortie multipliée par la variation de la sortie par rapport au potentiel :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial n_{ij}^{[q]}} = \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[q]}} \frac{\partial y_{ir}^{[q]}}{\partial n_{ij}^{[q]}} \quad (\text{IV. 21})$$

Puis calculons le second membre de l'expression :

$$\frac{\partial y_{ir}^{[q]}}{\partial n_{ij}^{[q]}} = f'(n_{ir}^{[q]}) \quad (\text{IV. 22})$$

Pour se rendre compte que la variation de sortie n'est que la dérivée de la fonction de transfert du neurone appliquée au potentiel ( $n$ ).

On peut maintenant déterminer l'expression de la variation de l'erreur en fonction de celle de la sortie du neurone. Mais il est primordial de considérer les deux cas :

- Cas de la couche de sortie.
- Cas de la couche cachée.

##### IV.8. 3 .4 .2.1.Cas de la couche de sortie ( $q = s$ )

Pour la couche de sortie [ $s$ ] qui contient ( $k_s$ ) neurones, le terme d'erreur correspond à ce que nous avons défini précédemment. L'expression du gradient de l'erreur par rapport aux sorties des neurones vaut donc :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[s]}} = \frac{\partial}{\partial y_{ir}^{[s]}} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{k_s} (y_{d\ kr} - y_{kr}^{[s]})^2 \quad (\text{IV. 23})$$

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[s]}} = - (y_{d\ ir} - y_{ir}^{[s]}) \quad (IV.24)$$

Alors le signal d'erreur ( $\delta_{ir}$ ) pour la couche de sortie [s] vaut :

$$\delta_{ir}^{[s]} = (y_{d\ ir} - y_{ir}^{[s]}) f' (n_{ir}^{[s]}) \quad (IV.25)$$

#### IV.8.3.4.2.2.Cas de la couche cachée

La difficulté est que l'expression du terme d'erreur n'est pas directement connue pour les couches cachées, ce qui nous oblige à considérer que le terme d'erreur est vu à travers des interconnexions qui relient la couche interne à la couche de sortie. L'erreur étant évaluée de la façon suivante :

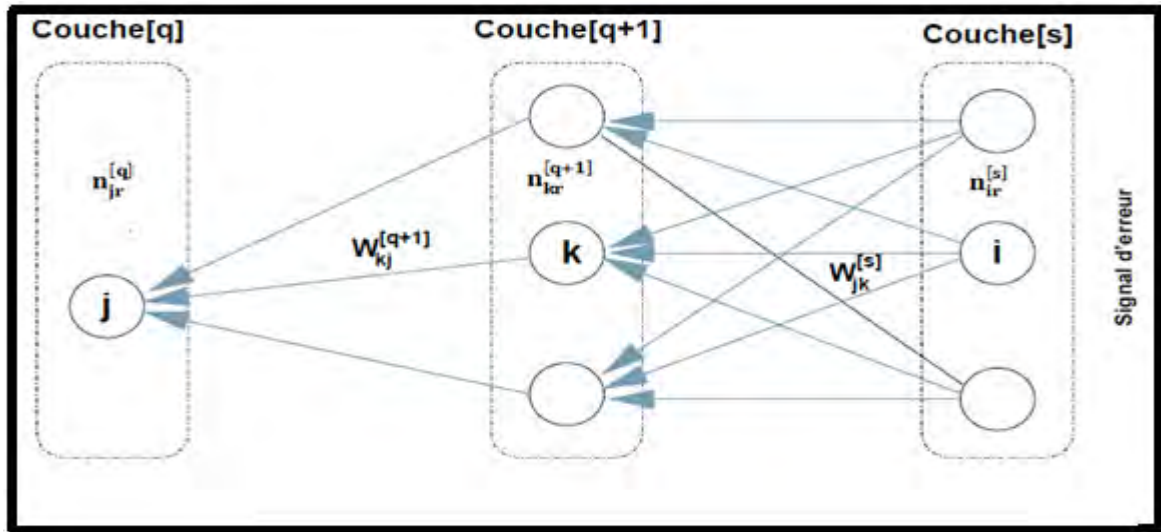


Figure (IV.13) Rétro-propagation du terme d'erreur [34]

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[q]}} = \sum_{k=1}^{k_{q+1}} \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial n_{kr}^{[q+1]}} \frac{\partial}{\partial y_{ir}^{[q]}} \sum_{i=1}^{k_{[q]}} w_{ki}^{[q+1]} y_{ir}^{[q]} \quad (IV.26)$$

La variation entre l'erreur de sortie du réseau et l'erreur de sortie d'une couche interne est en fait la somme de toutes les variations de l'erreur par rapport aux potentiels de la couche suivante multipliée par la variation de ces potentiels par rapport à la sortie du neurone considéré.

Le second terme vaut alors, en écrivant  $(n_{kr}^{[q+1]})$  en fonction de la sortie de la couche précédente :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[q]}} = \sum_{k=1}^{k_{[q+1]}} \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial n_{kr}^{[q+1]}} \frac{\partial}{\partial y_{ir}^{[q]}} \sum_{k=1}^{k_{[q]}} w_{ki}^{[q+1]} y_{ir}^{[q]} \quad (IV.27)$$

Et donc :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[q]}} = \sum_{k=1}^{k_{q+1}} \delta_{kr}^{[q+1]} w_{ki}^{[q+1]} \quad (\text{IV. 28})$$

Puis en reprenant la définition du signal d'erreur :

$$\frac{\partial \varepsilon_r}{\partial n_{ir}^{[q]}} = \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial y_{ir}^{[q]}} \frac{\partial y_{ir}^{[q]}}{\partial n_{ir}^{[q]}} \quad (\text{IV. 29})$$

Nous pouvons alors exprimer une formulation récurrente de  $(\delta_i)$ , le signal d'erreur pour une Couche interne valant alors :

$$\delta_{ir}^{[q]} = \sum_{k=1}^{k_{[q+1]}} \delta_{ir}^{[q+1]} w_{ki}^{[q+1]} \cdot f' \left( n_{ir}^{[q]} \right) \quad (\text{IV. 30})$$

Cette expression permet de reporter le signal d'erreur depuis la couche de sortie d'où il est calculé vers les couches internes ou il est corrigé.

#### IV.8. 3 .4 .3.Modification des poids sur l'ensemble du réseau

- La formule générale :

$$\Delta w_{ij}^{[q]} = \eta \left( - \frac{\partial \varepsilon_r}{\partial w_{ij}^{[q]}} \right) = \eta \left( \delta_i^{[q]} x_{jr}^{[q]} \right) \quad (\text{IV. 31})$$

- Qui devient pour les poids la couche de sortie :

$$\Delta w_{ij}^{[s]} = \eta \left( y_{d\ ir} - y_{ir} x_{jr}^{[s]} f' \left( n_{ir}^{[s]} \right) \right) \quad (\text{IV. 32})$$

- Et pour tous les poids entre une couche  $[q]$  et une couche  $[q + 1]$  :

$$\Delta w_{ij} = \eta \left( \sum_{k=1}^{k_q} \delta_{kr}^{[q+1]} w_{ki}^{[q+1]} \right) x_{jr}^{[q]} f' \left( n_{ir}^{[q]} \right) \quad (\text{IV. 33})$$

Cette expression signifie que l'erreur en sortie du réseau est propagée en sens inverse avec les mêmes poids de connexion que ceux employés en sens direct (propagation) et donc d'une façon générale l'actualisation des poids :

$$W_{ij} (t + 1) = W_{ij} (t) + \Delta w_{ij}$$

#### IV.8. 3 .5.Algorithme de la Rétro-propagation du gradient pour un perceptron multicouche

L'algorithme d'apprentissage par rétro-propagation du gradient pour un perceptron multicouche peut être résumé par les étapes :

**Etape 1** : Initialisation des poids du réseau à de petites valeurs aléatoires.

**Etape 2** : Présentation d'une entrée  $x_r$  et de la sortie désirée  $y_r$  et le nombre de couples.

**Etape 3** : Calcul de la sortie par propagation directe à travers toutes les couches.

**Etape 4** : Calcul de l'erreur en sortie avec la formule :  $\varepsilon_r = \sum_{k=1}^{k_s} (y_{d\ kr} - y_{kr})^2$ .

**Etape 5** : Calcul et Rétro-propagation du signal d'erreur ( $\delta_{ir}$ ) depuis la dernière couche vers la première.

- la couche de sortie avec la formule :

$$\Delta w_{ij}^{[s]} = \eta \left( y_{d\ ir} - y_{ir} x_{jr}^{[s]} f' \left( n_{ir}^{[s]} \right) \right)$$

- la couche cachée avec la formule :

$$\Delta w_{ij} = \eta \left( \sum_{k=1}^{k_q} \delta_{kr}^{[q+1]} w_{ki}^{[q+1]} \right) x_{jr}^{[q]} f' \left( n_{ir}^{[q]} \right)$$

**Etape 6** : Mise à jour des poids.

**Etape 7** : Retour au point [2] tant qu'il y a des couples donc des données d'entraînements.

Pour arriver à des très bons résultats, il convient d'entraîner notre réseau plusieurs fois pour chaque couple entrée/sortie désirée, pour arriver à une erreur quadratique moyenne la plus basse possible.

### IV.8.3.6. Critere d'arret

Plusieurs critères d'arrêts 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, par exemple, que le processus d'optimisation reste pris dans un minimum local. Sans un tel critère, l'algorithme pourrait ne jamais se terminer.

Un deuxième critère commun consiste à fixer une borne inférieure sur l'erreur quadratique moyenne, ou encore sur la racine carrée de cette erreur. Dépendant de l'application, il est parfois possible de fixer a priori un objectif à atteindre. Lorsque l'indice de performance choisi diminue en dessous de cet objectif, on considère simplement que le perceptron multicouche a suffisamment bien appris ses données et on arrête l'apprentissage [11].

## IV.9.Utilisation de la Boîte à outils Matlab Réseaux de Neurones (Neural Network Toolbox nntool) [matlab toolbox ]

### IV.9.1.Création d'un réseau

La fonction de création d'un réseau est spécifique au modèle de réseau utilisé (newc, newlvq...).

Pour les réseaux multicouches, la création du réseau est commandée par la fonction `newff` [36] :

Réseau = `newff` ( PR, [S1 S2.....SN1] , {TF1 TF2.....TFN1} , BTF , BLF , PF ) ;

Avec :

PR : Plage des variations des entrées (affichage par `minmax(p)`) .

Si : nombre des neurones dans la couche i, pour N1 couches.

TFi : fonction d'activation dans la couche i, par défaut la fonction d'activation est „tansig“,

elle peut être :

- `Hardlim` : Fonctions Heaviside.
- `hardlims`: Fonctions signe.
- `logsig` : Fonction logarithme sigmoïde.
- `tansig` : Fonction tangente sigmoïde.
- `pureline` : fonction linéaire.
- `satlins` : Fonction linéaire a seuil.

BTF : l'algorithme d'apprentissage par paquets du réseau, la fonction BTF peut être :

- `trainlm` : apprentissage par l'algorithme de Levenberg-Marquardt
- `trainbfg` : apprentissage par l'algorithme BFGS.
- `trainoss` : apprentissage par l'algorithme « one-step BFGS Method »
- `trainbr` : version de `trainlm` avec modération automatique des poids.
- `trainrp` : apprentissage par l'algorithme RPROP.
- `trainscg` : apprentissage par scaled conjugate gradient (SCG)
- `traincgf` : apprentissage par la méthode du gradient conjugué+FLETCHER-REEVES.
- `traincp` : apprentissage par la méthode du gradient conjugué+POLAK-RIBIERE.

BLF : l'algorithme d'apprentissage incrémental du réseau, la fonction BLF peut être :

- `Learngd` : L'algorithme d'apprentissage sera la descente de gradient à taux d'apprentissage fixe.
- `Learngdm` : version de `learngd` avec moment.

**PF : fonction du coût.**

- `mae` : erreur absolue moyenne
- `mse` : erreur quadratique moyenne
- `msereg` : version de `mse` avec modérations des poids
- `sse` : somme des carrés des erreurs



### IV.9.2.Apprentissage

Il existe 2 types d'apprentissage :

- Incrémental : fonction adapt.
- Par paquets : fonction train.

Apprentissage incrémental (en ligne, *on-line*):les poids sont modifiés à chaque présentation d'une entrée.

Apprentissage par paquets (hors ligne, *off-line, batch mode*) : les poids sont modifiés uniquement après présentation de toutes les entrées [36].

### IV.9.3.Simulation (ou activation) d'un réseau

$A = \text{sim}(\text{net}, p)$  [36].

## IV.10.Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit d'une façon un peu détaillée les réseaux de neurones, leurs architectures, conceptions, et plus précisément algorithmes d'apprentissage.

Pour cela nous avons eu besoin d'un ensemble d'apprentissage, d'une fonction de cout et d'un algorithme de minimisation pour réussir un bon apprentissage. En fait un bon algorithme de minimisation trouve rapidement le minimum mais celui-ci n'est pas vraiment toujours suffisant, car le nombre des exemples d'apprentissage et leur distribution sont des données fondamentales.

L'algorithme de la rétro-propagation étudié dans ce chapitre est le plus rapide, et assure la meilleure convergence vers un minimum de l'erreur quadratique pour les problèmes de classification. Cependant, cet algorithme est pauvre pour les problèmes d'approximations des fonctions. Au même temps, on a affronté toujours le problème des minimums locaux qui peut être considéré un inconvénient. Dans le chapitre cinq on va traiter ce problème d'une façon numérique en appliquant une des méthodes conventionnelles et les réseaux de neurones utilisant les deux algorithmes : la rétro-propagation du gradient et Levenberg- Marquardt. Ce dernier assure la meilleure convergence vers un minimum de l'erreur quadratique dans le cas des problèmes d'approximation des fonctions. Complétant cette étude par une comparaison entre les différents résultats obtenus.

# CHAPITRE V

*Test Et Application*

## V. 1 .Introduction

Afin de mieux mettre en évidence les techniques étudiées dans les chapitres précédents, nous avons choisi un réseau test réel pour valider les programmes que nous avons développé sous l'environnement Matlab. On commencera tout d'abord par le calcul de l'écoulement de puissance pour pouvoir évaluer la puissance demandée aux jeux de barres de charge. Ensuite on fera une répartition optimale de la puissance entre les unités du système de production de l'énergie électrique. Dans un premier temps on ne tiendra pas compte des pertes au niveau des lignes de transmission mais par la suite elles seront évaluées et incluses dans la demande. Le calcul sera fait en utilisant des techniques conventionnelles et les réseaux de neurones artificiels. Tous les résultats obtenus seront présentés dans ce chapitre ainsi une comparaison sera faite entre les solutions trouvées.

## V .2 .Présentation du réseau test

Le système électrique qui va être la base de notre étude est issu d'un réseau réel simplifié qui est le réseau test IEEE 30-bus ; représentant une portion du système de puissance électrique américain (in the Midwestern US) pour Décembre 1961. Ce dernier est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs connectés aux jeux de barres N=° 1, 2, 5, 8,11, et 13 injectant leurs puissances dans un système alimentant 24 charges connectées aux jeux de barres N=° 3,4, 6, 7, 9,10, 12 ,14 , 15 ,16,17,18,19 ,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29 et 30 à travers 41 lignes de transport figurant sur le schéma n°(IV.1).

Bus Data			
N° du Jeu de	module de la tension (pu)	Capacité Min. Mvar	Capacité Max. Mvar
2	1 ,043	-40	50
5	1,010	-40	40
8	1 ,010	-10	40
11	1,082	-6	24
13	1,071	-6	24

Tab (V .1) Les caractéristiques des générateurs

V .2 .1.Caractéristiques des générateurs

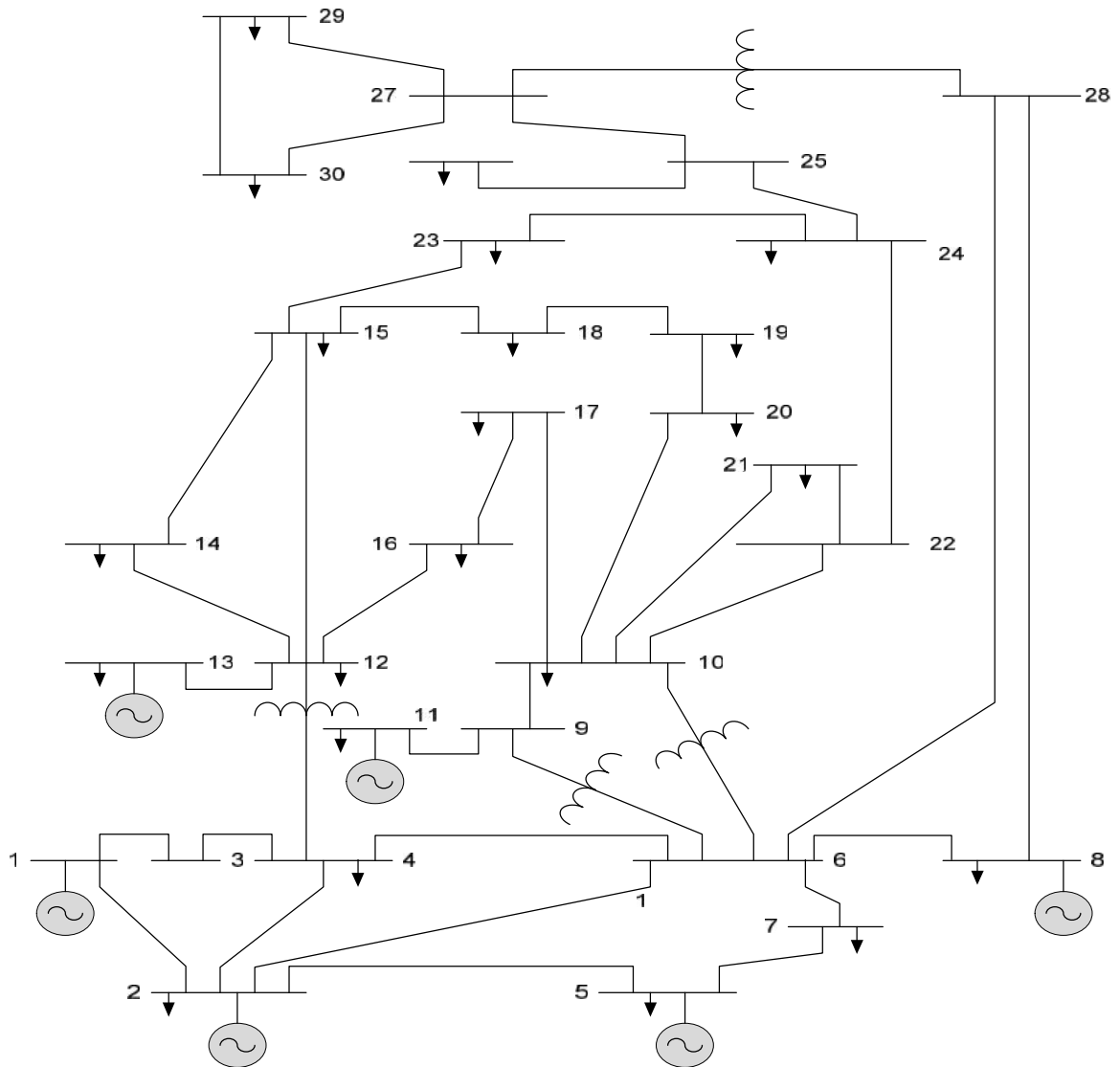


Figure (V.1) : Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30-bus [22]

V .2.2.Les fonctions du coût des unités du système

Les fonctions du coût qui caractérisent les unités du système sont représentées par les fonctions quadratiques suivantes :

$$F_1(Pg_1) = a_1 + b_1 Pg_1 + c_1 Pg_1^2$$

$$F_2(Pg_2) = a_2 + b_2 Pg_1 + c_2 Pg_2^2$$

$$F_3(Pg_1) = a_3 + b_3 Pg_3 + c_3 Pg_3^2$$

$$F_4(Pg_2) = a_4 + b_4 Pg_1 + c_4 Pg_2^2$$

$$F_5(Pg_2) = a_5 + b_2 Pg_1 + c_5 Pg_2^2$$

$$F_6(Pg_2) = a_6 + b_6 Pg_1 + c_6 Pg_2^2$$

### V. 2.3. Les paramètres des générateurs du réseau

Les coefficients ai, bi et ci sont représentés sur le tableau Tab (IV .2) suivant :

N° du jeux de Barres	ai (\$ /h)	bi (\$/MW)	ci (\$/MW <sup>2</sup> )	Pl \$/MW	Pg (Min) MW	Pg(Max) MW
1	560	7,91	15,63e-4	3e-5	60	500
2	300	7,86	19,45e-4	9e-5	30	400
5	77	7,98	48,10e-4	12e-5	25	200
8	560	7,91	15,63e-4	3e-5	60	500
11	300	7,86	19,45e-4	9e-5	30	400
13	80	8	49,00e-4	13e-5	28	220

Tab (V .2) : Paramètres des générateurs du réseau

### V. 2.4. Paramètres des lignes

LIGNE	DE	VERS	R(pu)	X(pu)	(1 / 2) B(pu)
1	1	2	0,000	0,0575	0,02640
2	1	3	0,0452	0,1852	0,02040
3	2	4	0,0570	0,1737	0,01840
4	3	4	0,0132	0,0379	0,00420
5	2	5	0,0472	0,1983	0,02090
6	2	6	0,0581	0,1763	0,01870
7	4	6	0,0119	0,0414	0,00450
8	5	7	0,0460	0,1160	0,01020
9	6	7	0,0267	0,0820	0,00850
10	6	8	0,0120	0,0420	0,00450
11	6	9	0,000	0,2080	0
12	6	10	0,000	0,5560	0
13	9	11	0,000	0,2080	0
14	9	10	0,000	0,1100	0
15	4	12	0,000	0,2560	0
16	12	13	0,000	0,1400	0
17	12	14	0,1231	0,2559	0
18	12	15	0,0662	0,1304	0

LIGNE	DE	VERS	R(pu)	X(pu)	(1 /2) B(pu)
19	12	16	0,0945	0,1987	0,0000
20	14	15	0,2210	0,1997	0,0000
21	16	17	0,0824	0,1923	0,0000
22	15	18	0,1073	0,2185	0,0000
23	18	19	0,0639	0,1292	0,0000
24	19	20	0,0340	0,0680	0,0000
25	10	20	0,0936	0,2090	0,0000
26	10	17	0,0324	0,0845	0,0000
27	10	21	0,0348	0,0749	0,0000
28	10	22	0,0727	0,1499	0,0000
29	21	22	0,0116	0,0236	0,0000
30	15	23	0,1000	0,2020	0,0000
31	22	24	0,1150	0,1790	0,0000
32	23	24	0,1320	0,2700	0,0000
33	24	25	0,1885	0,3292	0,0000
34	25	26	0,2544	0,3800	0,0000
35	25	27	0,1093	0,2087	0,0000
36	28	27	0,0000	0,3960	0,0000
37	27	29	0,2198	0,4153	0,0000
38	27	30	0,3202	0,6027	0,0000
39	29	30	0,2399	0,4533	0,0000
40	8	28	0,0636	0,2000	0,0214
41	6	28	0,0169	0,0599	0,0650

Tab (V. 3) : Paramètres des lignes

V. 2.5. Les données des nœuds

J/B	Type	Ampli V (pu)	Delta degre	Pgéné (MW)	Qgéné (MVAR)	P load (MW)	Qload (MVAR)	Qg Min (MVAR)	Qg Max (MVAR)
1	1	1,060	0	0.0	0.0	0,00	0,0	0	0
2	2	1,044	0	40,0	0,0	21,7	12,7	-40	50
3	3	1,000	0	0,0	0,0	2,4	1,2	0	0
4	3	1,060	0	0,0	0,0	7,6	1,6	0	0
5	3	1,020	0	0,0	0,0	94,2	19,0	-40	40
6	3	1,000	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
7	3	1,000	0	0,0	0,0	22,8	10,9	0	0
8	2	1,020	0	0,0	0,0	22,8	30,0	-10	60
9	3	1,000	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
10	3	1,000	0	0,0	0,0	5,8	2,0	-6	24
11	2	1,072	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
12	3	1,000	0	0,0	0,0	11,2	7,5	0	0
13	2	1,073	0	0,0	0,0	0,0	0,0	-6	24
14	3	1,000	0	0.0	0,0	6,2	1,6	0	0
15	3	1,000	0	0,0	0,0	8,2	2,5	0	0
16	3	1,000	0	0,0	0,0	3,5	1,8	0	0
17	3	1,000	0	0,0	0,0	9,0	5,8	0	0
18	3	1,000	0	0,0	0,0	3,2	0,9	0	0
19	3	1,000	0	0,0	0,0	9,5	3,4	0	0
20	3	1,000	0	0,0	0,0	2,2	0,7	0	0
21	3	1,000	0	0,0	0,0	17,5	11,2	0	0
22	3	1,000	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
23	3	1,000	0	0,0	0,0	3,2	1,6	0	0
24	3	1,000	0	0,0	0,0	8,7	67,0	0	0
25	3	1,000	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
25	3	1,000	0	0,0	0,0	3,5	2,3	0	0
27	3	1,000	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
28	3	1,000	0	0,0	0,0	0,0	0,0	0	0
29	3	1,000	0	0,0	0,0	2,4	0,9	0	0
30	3	1,000	0	0,0	0,0	10,6	1,9	0	0

Tab (V. 4) : Données des nœuds

### V. 3 .Résultats

#### V.3.1. Ecoulement de puissance par la méthode de Newton Raphson

N° JB	Ampli V(pu)	Delta(degré)	Pgéné(MW)	Qgéné(MVAR)	Pload(MW)	Qload(MVAR)
1	1,060	0,000	260,983	-20,498	0,000	0,000
2	1,044	-5,503	40,000	47,014	21,70	12,700
3	1,025	-8,039	0,000	0,000	2,400	1,200
4	1,017	-9,701	0,000	0,000	7,600	1,600
5	1,010	-14,335	0,000	32,648	94,2	19,000
6	1,017	-11,451	0,000	0,000	0,000	0,000
7	1,007	-13,160	0,000	0,000	22,800	10,900
8	1,020	-12,235	0,000	44,012	22,800	30,000
9	1,050	-14,451	0,000	0,000	0,000	0,000
10	1,046	-16,029	0,000	0,000	5,800	2,000
11	1,072	-14,451	0,000	11,121	0,000	0,000
12	1,060	-15,323	0,000	0,000	11,200	7,500
13	1,073	-15,323	0,000	0,000	0,000	0,000
14	1,045	-16,209	0,000	10,137	6,200	1,600
15	1,040	-16,293	0,000	0,000	8,200	2,500
16	1,047	-15,893	0,000	0,000	3,500	1,800
17	1,041	-16,195	0,000	0,000	9,000	5,800
18	1,030	-16,893	0,000	0,000	3,200	0,900
19	1,027	-17,058	0,000	0,000	9,500	3,400
20	1,031	-16,858	0,000	0,000	2,200	0,700
21	1,033	-16,474	0,000	0,000	17,500	11,200
22	1,034	-16,460	0,000	0,000	0,000	0,000
23	1,030	-16677	0,000	0,000	3,200	1,600
24	1,024	-16,846	0,000	0,000	8,700	6,700
25	1,023	-16,460	0,000	0,000	0,000	0,000
26	1,005	-16,875	0,000	0,000	3,500	2,300
27	1031	-15,962	0,000	0,000	0,000	0,000
28	1,017	-12,120	0,000	0,000	0,000	0,000
29	1,011	-17,174	0,000	0,000	2,400	0,900
30	1,000	-18,043	0,000	0,000	10,600	1,900
Total			300,983	124,434	283,400	126,200

Tab (V. 5) : Résultats de l'écoulement de puissance par la méthode de Newton Raphson



## V. 3.2. Puissances transitées et pertes dans les lignes

LIGNE	i à j	P active (MW)	Q réactive (MVAR)	Stransitée (MVA)	Pertes (MW)	Pertes (MVA)
1	-	260,983	-20,498	261,786	-	-
	1-2	177,587	-23,898	179,188	5,464	10,520
	1-3	83,396	3,400	83,465	2,811	7,083
2	-	18,300	34,314	38,889	-	-
	2-1	-172,123	34,418	175,530	5,464	10,520
	2-4	45,750	1,113	45,764	1,100	-0,556
	2-5	82,710	2,239	82,741	2,971	8,073
	2-6	61,962	-3,455	62,059	2,048	2,240
3	-	-2,400	-1,200	2,683	-	-
	3-1	-80,585	3,684	80,669	2,811	7,083
	3-4	78,185	-4,884	78,337	0,771	1,339
4	-	-7,600	-1,600	7,767	-	-
	3-2	-44,651	-1,668	44,682	1,100	-0,556
	3-3	-77,414	6,223	77,663	0,771	1,339
	3-6	70,229	-21,516	73,451	0,619	1,223
	3- 12	44,235	15,362	46,827	0,000	4,718
5	-	-94,200	13,648	95,184	-	-
	5-2	-79,739	5,834	79,952	2,971	8,073
	5-7	-14,461	7,814	16,437	0,130	-1,747
6	-	0,000	0,000	0,000	-	-
	6-2	-59,915	5,695	60,185	2,048	2,240
	6-4	-69,610	22,739	73,230	0,619	1,223
	6-7	37,759	0,729	37,766	0,368	-0,610
	6-8	29,627	-15,028	33,221	0,126	-0,492
	6-9	27,495	-4,356	27,838	0,000	1,490
	6-10	15,759	1,462	15,827	0,000	1,263
	6-28	18,884	-11,241	21,976	0,062	-13,232
7		-22,800	-10,900	25,272	-	-

LIGNE	i à j	P active (MW)	Qréactive (MVAR)	Stransitée (MVA)	Pertes (MW)	Pertes (MVA)
7	7-5	14,591	-9,561	17,444	0,130	-1,747
	7-6	-37,391	-1,339	37,415	0,368	-0,610
8	-	-30,000	14,012	33,111	-	-
	8-6	-29,501	14,537	32,888	0,126	-0,492
	8- 28	-0,499	-0,525	0,724	0,002	-4,434
9	-	0,000	0,000	0,000	-	-
	9-6	-27,495	5,846	28,110	0,000	1,490
	9- 11	0,000	-10,897	10,897	-0,000	0,224
	9- 10	27,495	5,051	27,956	0,000	0,779
10	-	-5,800	17,000	17,962	-	-
	10- 6	-15,759	-0,198	15,760	0,000	1,263
	10- 9	-27,495	-4,272	27,825	0,000	0,779
	10 -20	8,979	3,397	9,600	0,079	0,176
	10- 17	5,313	4,163	6,750	0,014	0,035
	10- 21	15,641	9,587	18,345	0,107	0,231
	10 -22	7,522	4,324	8,676	0,050	0,103
11	-	0,000	11,121	11,121	-	-
	11- 9	-0,000	11,121	11,121	0,000	-
12	-	-11,200	-7,500	13,479	-	-
	12-4	-44,235	-10,643	45,498	0,000	4,718
	12- 13	0,000	-10,012	10,012	0,000	0,125
	12 -14	7,871	2,470	8,250	0,075	0,155
	12 -15	17,895	7,067	19,240	0,218	0,430
	12 -16	7,268	3,619	8,119	0,055	0,117
13	-	0,000	10,137	10,137	-	-
	13- 12	-0,000	10,137	10,137	0,000	0,125
14	-	-6,200	-1,600	6,403	-	-
	14 -12	-7,797	-2,315	8,133	0,075	0,155
	14- 15	1,597	0,715	1,750	0,006	0,006

LIGNE	i à j	P active (MW)	Q réactive (MVAR)	Stransitée (MVA)	Pertes (MW)	Pertes (MVA)
15	-	-8,200	-2,500	8,573	-	-
	15- 12	-17,677	-6,638	18,882	0,218	0,430
	15-14	-1,591	-0,709	1,742	0,006	0,006
	15- 18	6,062	1,905	6,354	0,040	0,082
	15- 23	5,006	2,942	5,806	0,031	0,063
16	-	-3,500	-1,800	3,936	-	-
	16 -12	-7,213	-3,502	8,018	0,055	0,117
	16 -17	3,713	1,702	4,084	0,013	0,029
17	-	-9,000	-5,800	10,707	-	-
	17- 16	-3,700	-1,673	4,061	0,013	0,029
	17- 10	-5,300	-4,127	6,717	0,014	0,035
18		-3,200	-0,900	3,324	-	-
	18- 15	-6,022	-1,823	6,292	0,040	0,082
	18- 19	2,822	0,923	2,969	0,005	0,011
	-	-9,500	-3,400	10,090	-	-
19	19-18	-2,817	-0,912	2,961	0,005	0,011
	19 -20	-6,683	-2,488	7,131	0,016	0,033
20	-	-2,200	-0,700	2,309	-	-
	20- 19	6,700	2,520	7,158	0,016	0,033
	20 -10	-8,900	-3,220	9,464	0,079	0,176
21	-	-17,500	-11,200	20,777	-	-
	21- 10	-15,534	-9,356	18,134	0,107	0,231
	21- 22	-1,966	-1,844	2,695	0,001	0,002
22	-	0,000	0,000	0,000	-	-
	22- 10	-7,472	-4,221	8,582	0,050	0,103
	22 -21	1,967	1,845	2,697	0,001	0,002
	22- 24	5,505	2,376	5,996	0,039	0,060
23	-	-3,200	-1,600	3,578	-	-
	23 -15	-4,974	-2,879	5,748	0,031	0,063

LIGNE	i à j	P active (MW)	Q réactive (MVAR)	Stransitée (MVA)	Pertes (MW)	Pertes (MVA)
23	23- 24	1,774	1,279	2,188	0,006	0,012
24	-	-8,700	-2,400	9,025	-	-
	24 -22	-5,466	-2,316	5,936	0,039	0,060
	24- 23	-1,769	-1,267	2,176	0,006	0,012
	24 -25	-1,465	1,183	1,883	0,006	0,011
25	-	0,000	0,000	0,000	-	-
	25- 24	1,472	-1,172	1,881	0,006	0,011
	25 -26	3,544	2,366	4,261	0,044	0,066
	25- 27	-5,016	-1,194	5,156	0,028	0,053
26	-	-3,500	-2,300	4,188	-	-
	26- 25	-3,500	-2,300	4,188	0,044	0,066
27	-	0,000	0,000	0,000	-	-
	27- 25	5,044	1,247	5,196	0,028	0,053
	27- 28	-18,321	-4,571	18,883	-0,000	1,329
	27 -29	6,188	1,665	6,408	0,085	0,161
	27- 30	7.090	1.658	7.281	0,160	0,301
28	-	0,000	0,000	0,000	-	-
	28- 27	18,321	5,900	19,248	-0,000	1,329
	28- 8	0,501	-3,909	3,941	0,002	-4,434
	28 -6	-18,822	-1,992	18,927	0,062	-13,232
29	-	-2,400	-0,900	2,563	-	-
	29 -27	-6,103	-1,505	6,286	0,085	0,161
	29- 30	3,703	0,605	3,752	0,033	0,062
30	-	-10,600	-1,900	10,769	-	-
	30- 27	-6,930	-1,358	7,062	0,160	0,301
	30- 29	-3,670	-0,542	3,710	0,033	0,062
Les pertes totales					17,583	21,534

Tab (V. 6) Puissances transitées et pertes dans les lignes

V.3.2.1. Interprétation des résultats

D’après le tableau, on peut déduire les valeurs des puissances : active totale appelée  $P_D$  par la charge et les pertes dans les lignes de transmission  $P_L$  et ainsi la somme des puissances générées  $\sum P_{Gi}$ .

$P_D = 283.400 \text{ MW}$

$\sum P_{Gi} = 300.983 \text{ MW}$

$P_L = 17.583 \text{ MW}$

Ces valeurs sont calculées à un moment donné, autrement dit à l’instant  $t = t_1$  ce qui nous conduit à dire que ce problème peut être considéré *statique* (pas de variations).

Donc on fera une étude d’un *dispatching économique statique* pour une demande à un instant précis. Appliquons les programmes (classique et avec réseaux de neurones) du dispatching économique développés sous Matlab, la répartition optimale sera comme suit :

Demande Totale (MW)	cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6		
300.98 <b>PClassique</b>	8,1245	62,3080	61,6830	25,0000	62,3080	61,6830	28,0000	300,9800	4.289,7
300.98 <b>Rneurones</b>	8,1243	62,3100	61,6850	25,0010	62,3100	61,6850	28,0010	300,9800	4.289,7

Tab (V. 7) Dispatching économique statique avec programmation classique et les réseaux de neurones

Cependant le problème du dispatching prend toujours une dimension dynamique (dispatching économique dynamique)[19], c’est-à-dire lorsque la demande évolue dans un intervalle de temps donné (24 heures). C’est la raison pour la quelle on va prendre une courbe de charge réelle avec des valeurs de consommation réelles prises du centre national de conduite Alger (Algérie).

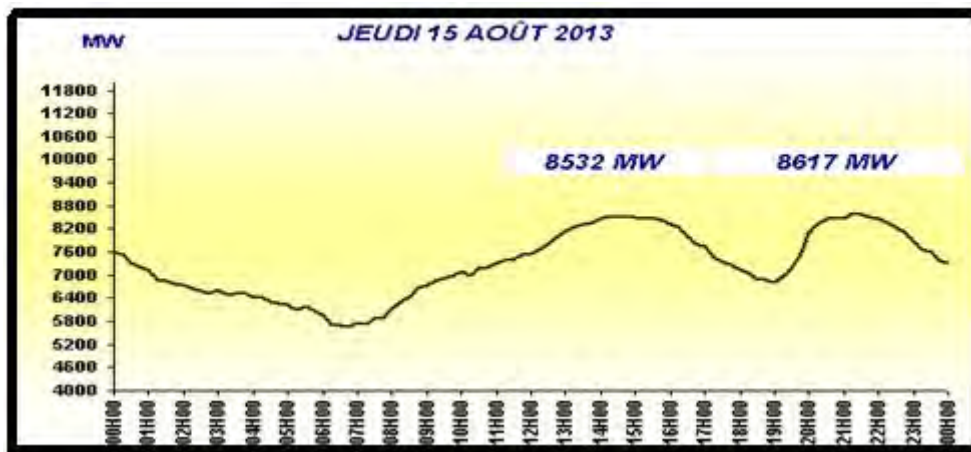


Figure (V .2) La courbe de charge du : Jeudi 15 Aout 2013. [5]

### V .3.2.2. Interprétation de la courbe de charge du : Jeudi 15 Aout 2013.

Dans un premier temps, on peut dire que la courbe de charge en Algérie peut être décomposée en trois grandes parties :

- le creux de nuit de 23h à 6h une faible consommation de la puissance seulement l'industrie en permanence et l'éclairage public.
- La pointe de jour de 6h à 12h la demande n'est pas vraiment forte mais assez importante par rapport à celle de la nuit cette augmentation est due en premier lieu à l'éclairage dans les maisons et l'industrie.
- la pointe du soir de 19 h à 22h une période de demande très forte (heure de pointe) en consommation de l'énergie et ceci est du principalement à l'éclairage dans les maisons.

On peut déduire que la courbe de charge en Algérie est *domestique*.

Cette courbe représente l'énergie électrique produite par le système de génération globale Algérien. Ce dernier est formé de cinq sous réseaux fortement interconnectés :

- Le réseau Nord est géré par le centre régional de conduite d'Alger.
- Le réseau Est géré par le centre de Annaba.
- Le réseau Ouest est géré par le centre d'Oran.
- Le réseau interne est géré par le centre de Hassi Sétif.
- Le réseau Sud est géré par le centre de Hassi Massoud.

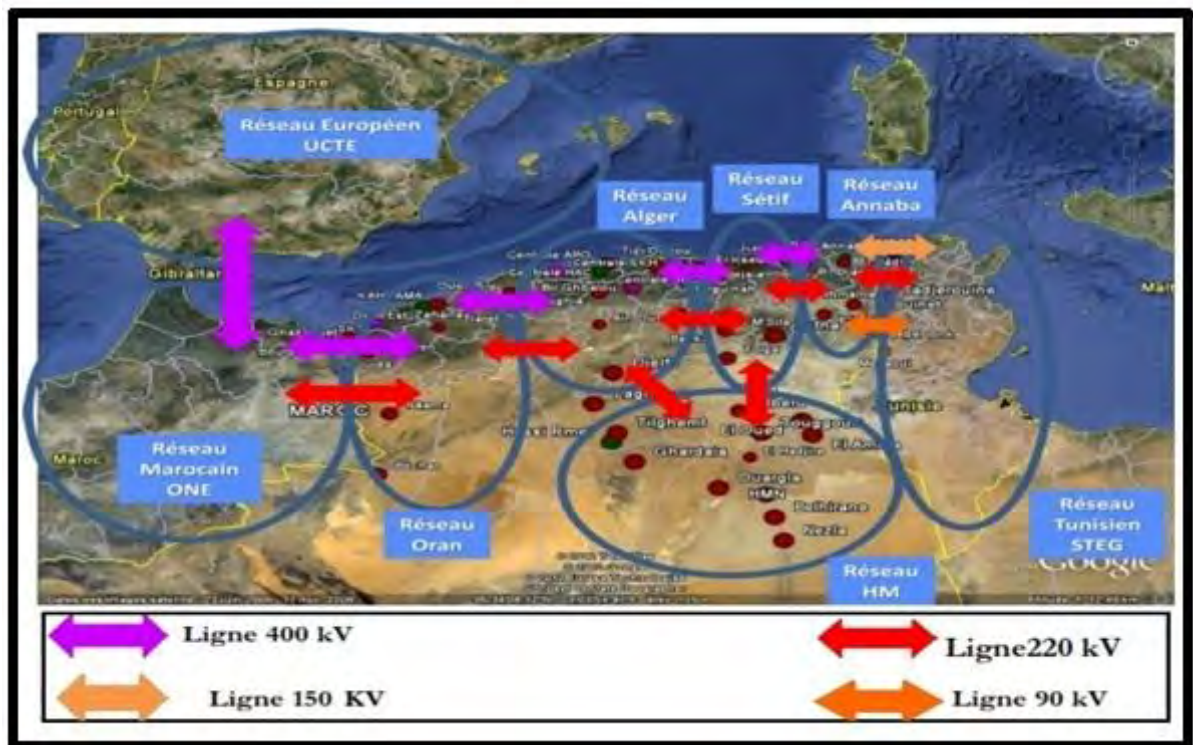


Figure (V. 3) Interconnexion nationale et internationale [5]

On va considérer dans ce mémoire qu'un de ces sous-systèmes cités auparavant va représenter le réseau objet de notre étude, et selon la courbe de charge Fig.(V.2) la demande en puissance est comprise dans un intervalle de [1000 ,1724] MW (disons le un cinquième de la puissance totale). Par la suite de ce chapitre, on va étudier un dispatching économique dynamique avec et sans pertes.

**V.3 .3.Application des programmes classiques et avec réseaux de neurones**

**V .3.3.1. La méthode classique sans pertes**

On va mettre sous forme de tableau les résultats qu'on a obtenu l'or de la répartition optimale de la charge entres les six centrales.

Demande Totale (MW)	Cout Incrém λ \$/MWh	Génération (MW)						Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6		
900	8,5650	209,53	181,23	60,811	209,53	181,23	57,653	900	9286,4
910	8.5724	211,89	183,12	61,575	211,89	183,12	58,404	910	9372,1
920	8,5797	214,24	185,02	62,340	214,24	185,02	59,154	920	9457,9
930	8,5871	216,59	186,91	63,104	216,59	186,91	59,904	930	9543,7
940	8,5944	218,94	188,80	63,869	218,94	188,80	60,655	940	9629,6
950	8,6018	221,30	190,69	64,633	221,30	190,69	61,405	950	9715,6
960	8,6091	223,65	192,58	65,397	223,65	192,58	62,155	960	9801,6
970	8,6165	226.00	194,47	66,162	226.00	194,47	62,906	970	9887,8
980	8,6238	228,35	196,36	66,926	228,35	196,36	63,656	980	9974,0
1000	8,6385	233,06	200,14	68,455	233,06	200,14	65,157	1000	10147,0
1100	8,7121	256,58	219,04	76,099	256,58	219,04	72,660	1100	11014,0
1200	8 ,7856	280,10	237,94	83,742	280,10	237,94	80,163	1200	11889,0
1300	8,8591	303,63	256,85	91,386	303,63	256,85	87,667	1300	12771,0
1400	8,9327	327,15	275,75	99,030	327,15	275,75	95,170	1400	13661,0
1500	9,0062	350,67	294,65	106,670	294,65	294,65	102,670	1500	14558,0
1600	9,0797	374,20	313,56	114,320	374,20	313,56	110,180	1600	15462,0
1724	9,1709	403,36	337.00	123,800	403,36	337.00	119,480	1724	16594,0

**Tab(V.8) Répartition optimale sans pertes avec programmation classique**

### Remarque 1

Le principe de ce programme est aussi simple. La centrale qui doit fournir le premier paquet est celle qui produirait ce paquet à coût minimal, c'est-à-dire celle qui a le coût incrémental le plus petit, donc on la charge de produire ce paquet sans dépasser les limites techniques (puissance maximale et minimale) de cette unité de génération. Dans le cas où le groupe arrive à sa puissance maximale on fixe la production à cette puissance sans tenir compte de la puissance demandée qui reste ou le second paquet, une deuxième centrale à cout incrémental bas qui se trouve en second lieu s'en charge.

Il faut noter que n'importe quelle centrale participant à la production de l'énergie électrique, doit fournir au minimum sa puissance minimale.

### V.3.3.2. Réseaux de neurones sans pertes

Passons à la deuxième méthode (réseaux de neurones).

#### V.3.3.2.1. Architecture du réseau

Notre réseau se constitue de deux couches.

- Une couche cachée (hidden layer) avec deux neurones, la fonction de transfert est de type tangent hyperbolique (tansig) sous Matlab.
- une couche de sortie (output layer) avec sept (7) neurones, la fonction de transfert est de type linéaire (purelin) sous Matlab.

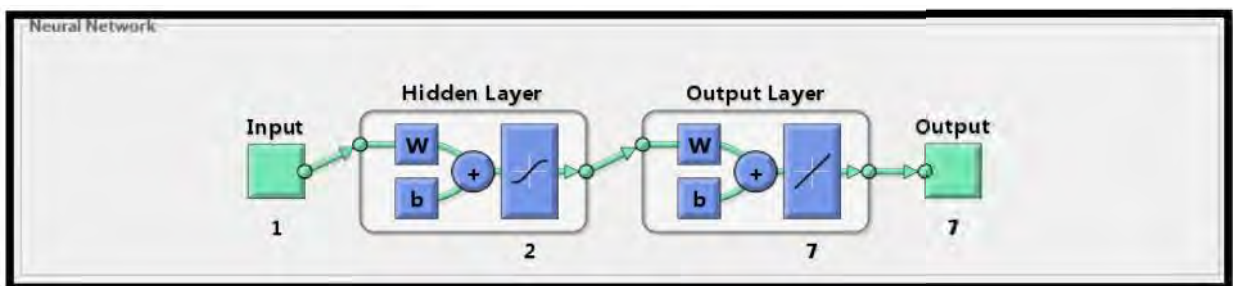


Figure (V .4) Architecture du réseau

P : la matrice d'entrée (input) représente les puissances demandées par les jeux de barres de charge. Comprise entre [900,1724] MW [1x17].

T : la matrice cible (*Target*), représente la sortie désirée [7x17] c'est les résultats issus de la programmation classique.



On va utiliser un réseau de neurones à rétro-propagation de l'erreur. L'apprentissage a été effectué dans un premier temps par la descente du gradient (traingd) et puis l'algorithme de Levenberg-Marquardt (trainlm).

### V.3.3.2.2. Phase d'apprentissage

#### a. La descente de gradient

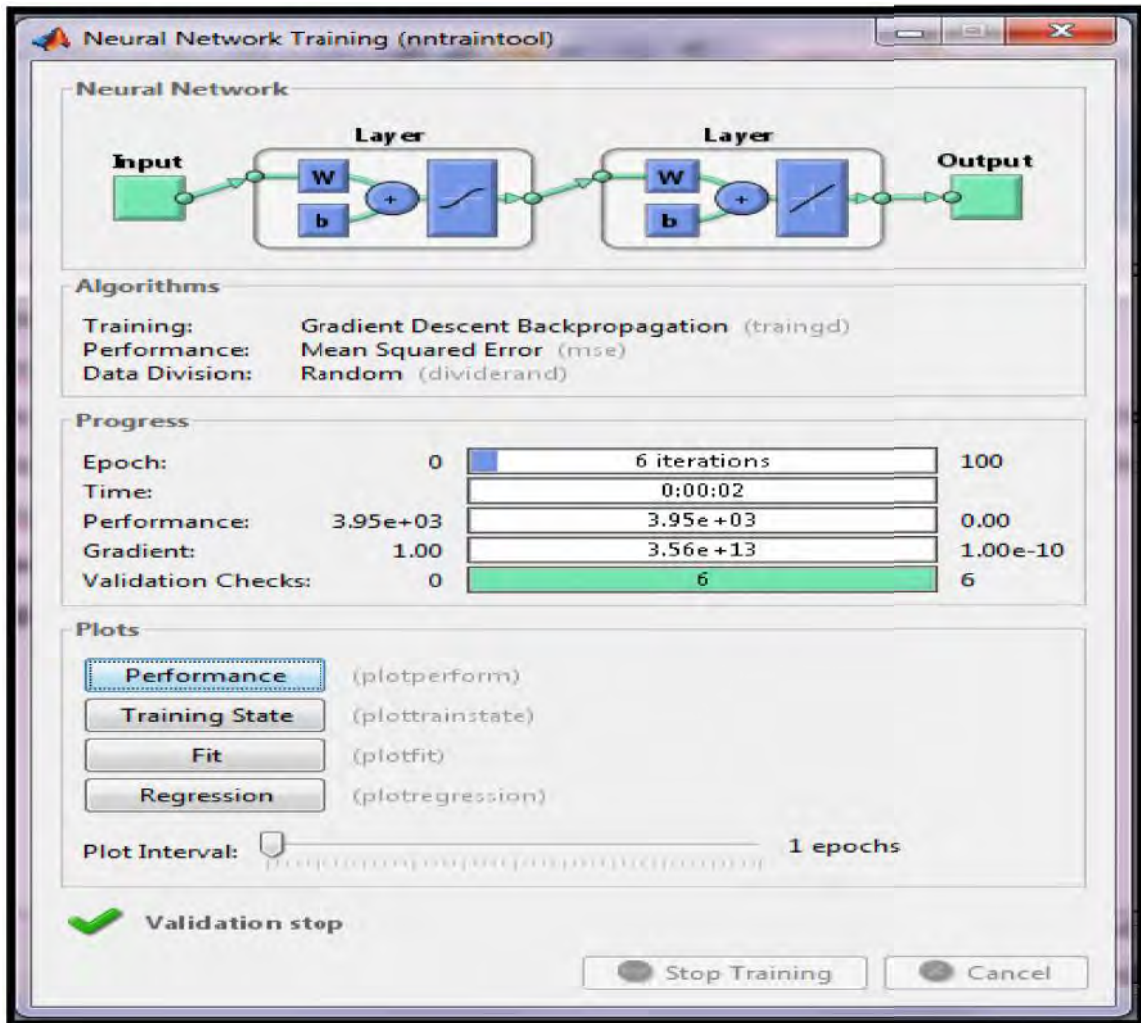


Figure (V.5) Algorithme d'apprentissage et fonction de coût (descente du gradient)

Une fois l'architecture est faite la deuxième étape est le choix de l'algorithme d'apprentissage et la fonction de coût.

- Dans notre cas l'algorithme d'apprentissage est : la descente du gradient (traingd).
- La fonction coût c'est l'erreur quadratique moyenne (mse).
- Pour les ensembles de division data : entraînement, validation et test ; elles sont réglées par défaut : (random) ou dividerand sous Matlab.
- Le nombre d'itérations est 6. Et le temps de calcul est 2 sec.

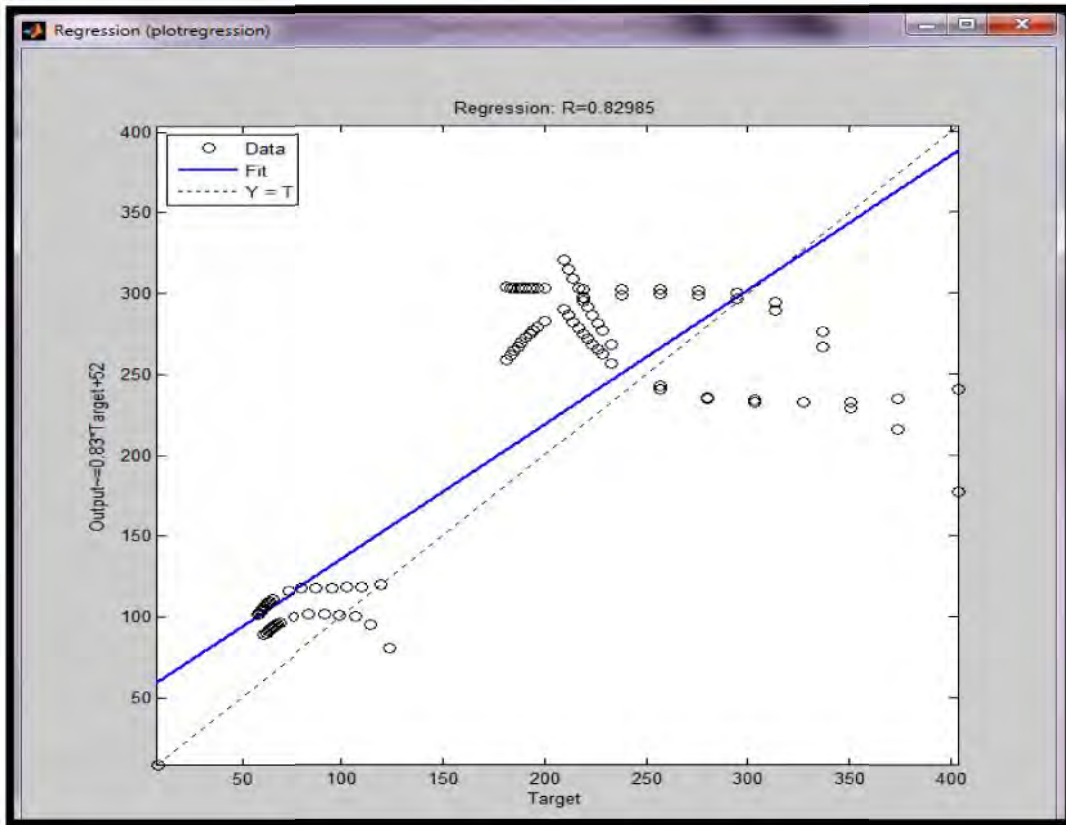


Figure (V. 6) La régression (descente du gradient)

Une vue globale de la régression qui n'est pas vraiment parfaite, c'est de l'ordre 0.82985, elle représente la correspondance entre les sorties des neurones et les cibles. La régression est meilleure en se rapprochant de la valeur : 1

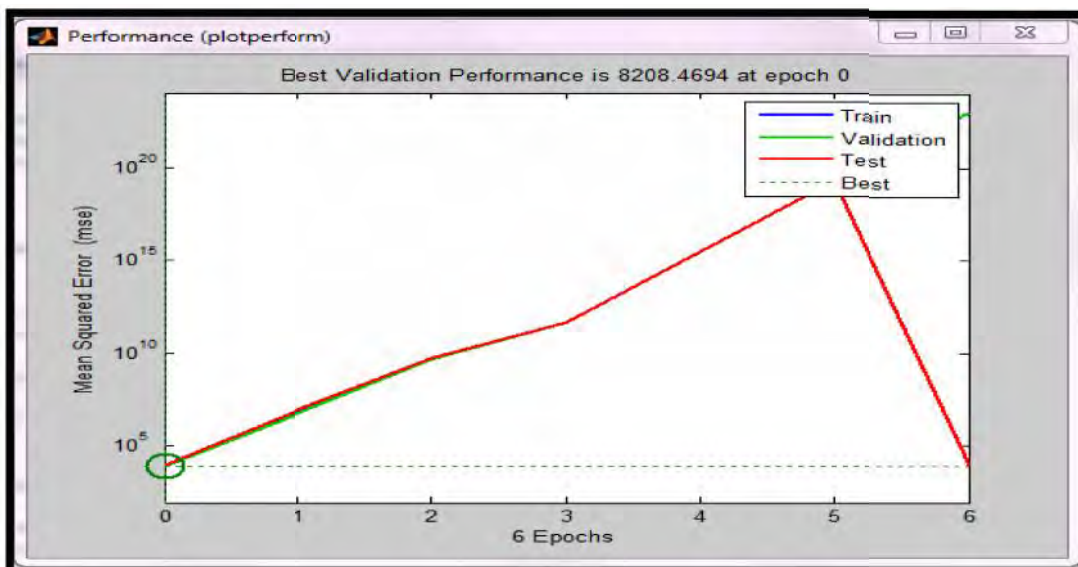


Figure (V. 7) La performance d'erreur quadratique moyenne (descente du gradient)

Le principe consiste à mesurer les performances sur une base d'apprentissage validation et de test qui est différente de la base d'apprentissage.

Lorsque le modèle n'est pas trop ajusté pour des données d'apprentissage, les fonctions de coût sur la base de validation et d'apprentissage diminuent ensemble. Lorsque le modèle commence à être sur ajusté, la fonction de coût sur la base d'apprentissage continue de diminuer, alors qu'elle augmente sur la base de validation.

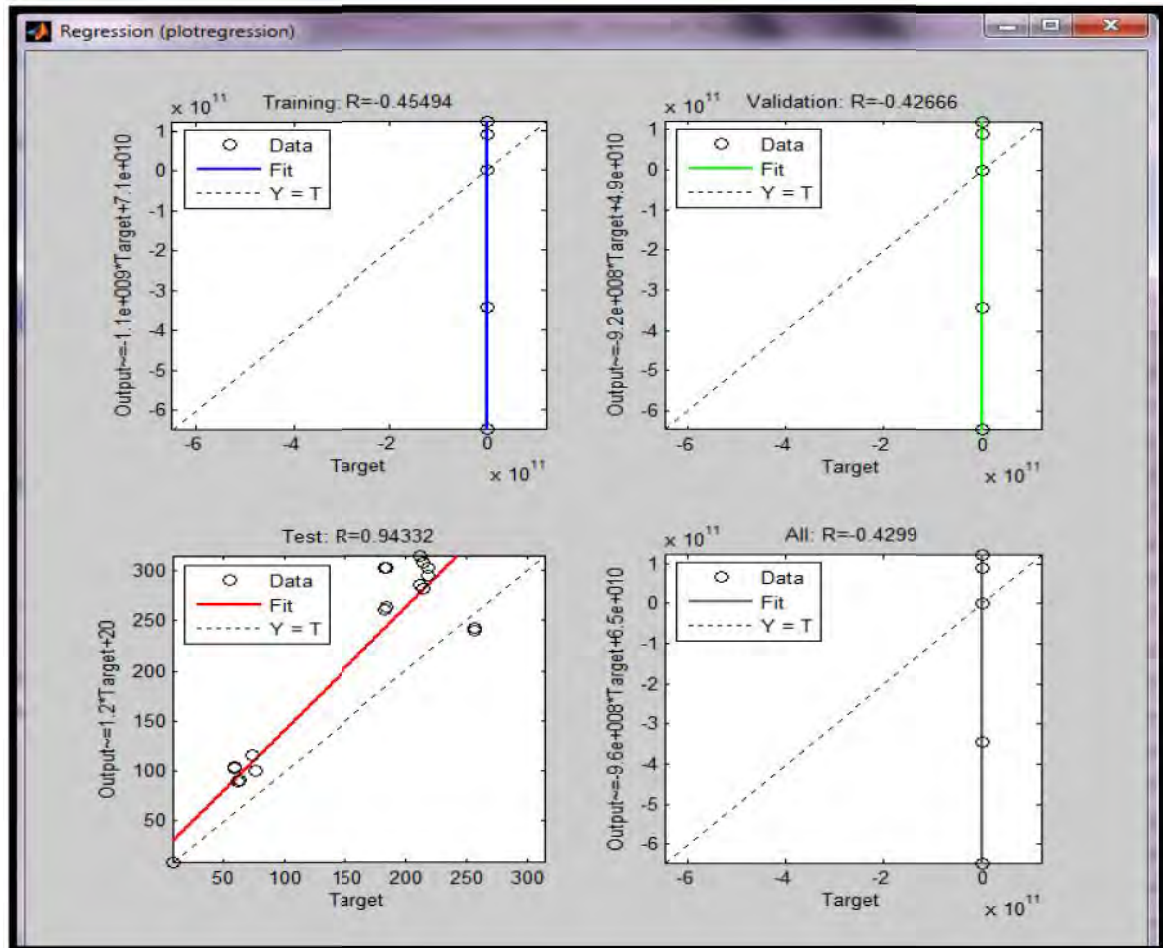


Figure (V.8) Régression pour : l'entraînement, la validation et le test (descente du gradient)

La figure (V.8) représente une régression bien détaillée sur la base d'apprentissage, validation et test. L'utilisation de l'algorithme de la retro-propagation avec descente du gradient explique la raison pour la quelle les résultats sont mauvais ; notre cas est un problème de modélisation ou d'approximation d'une fonction (*fitting problem*).

### Remarque2

L'algorithme de Rétro-Propagation est le plus rapide ; il assure la meilleure convergence vers un minimum de l'erreur quadratique pour les problèmes de classification, mais cet algorithme est pauvre pour les problèmes d'approximations des fonctions. Il nécessite une place mémoire très modeste mais souvent caractérisé par l'inconvénient des minimums locaux.

b. Algorithme de Levenberg –Marquardt

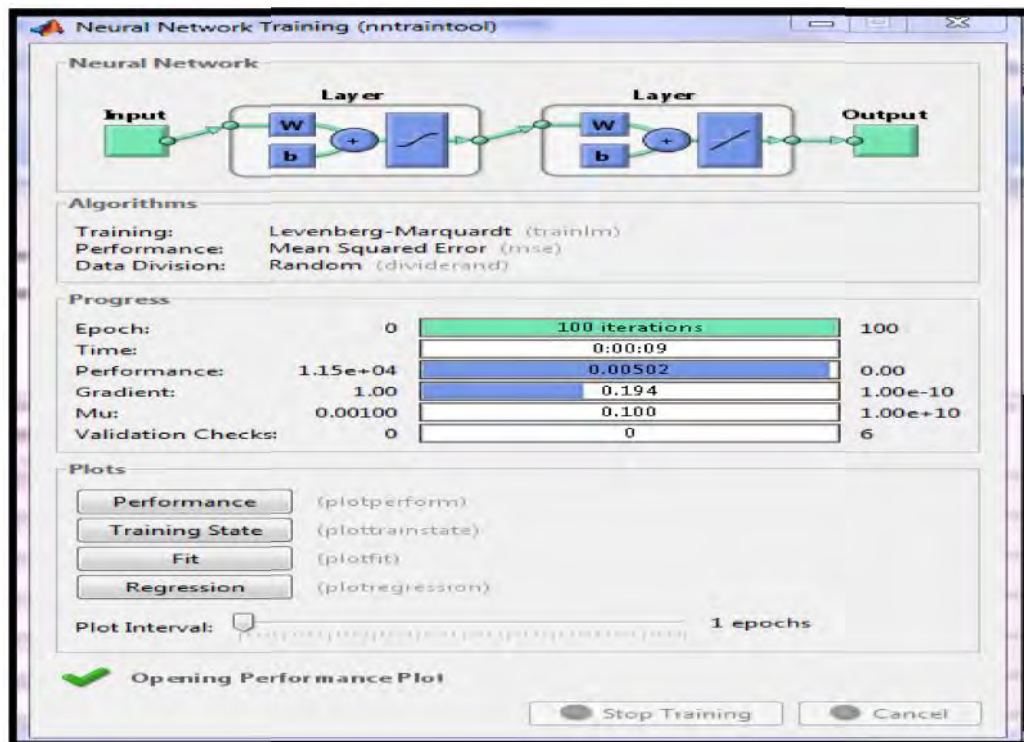


Figure (V. 9) Algorithme d'apprentissage et fonction de coût (Levenberg –Marquardt)

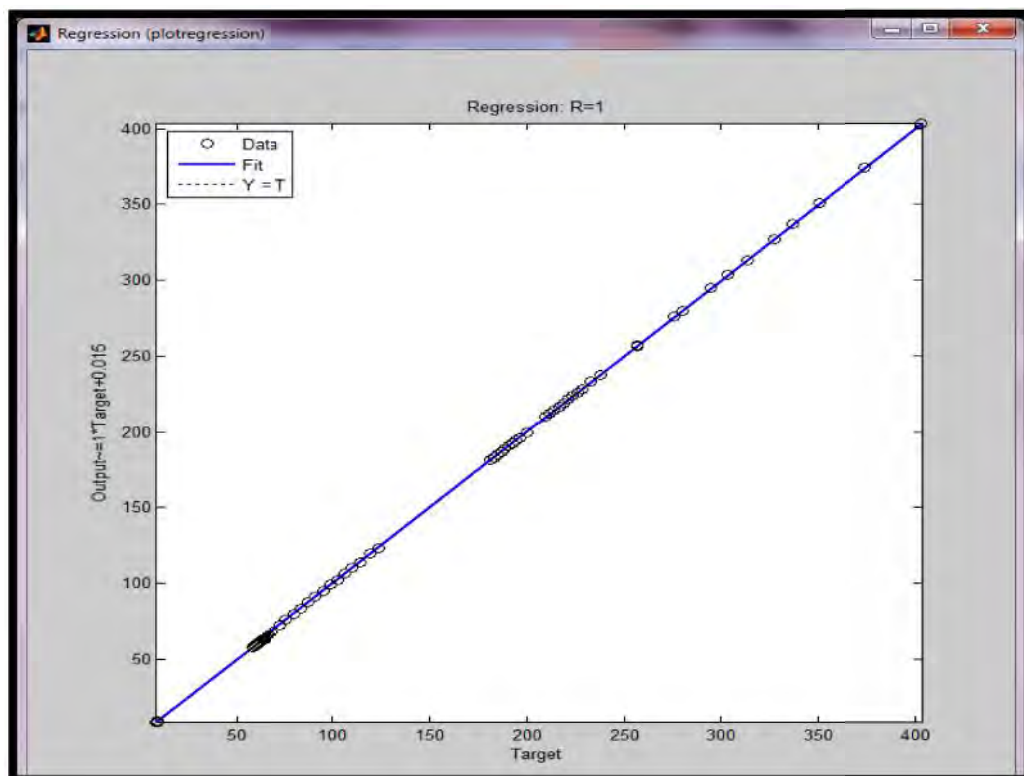
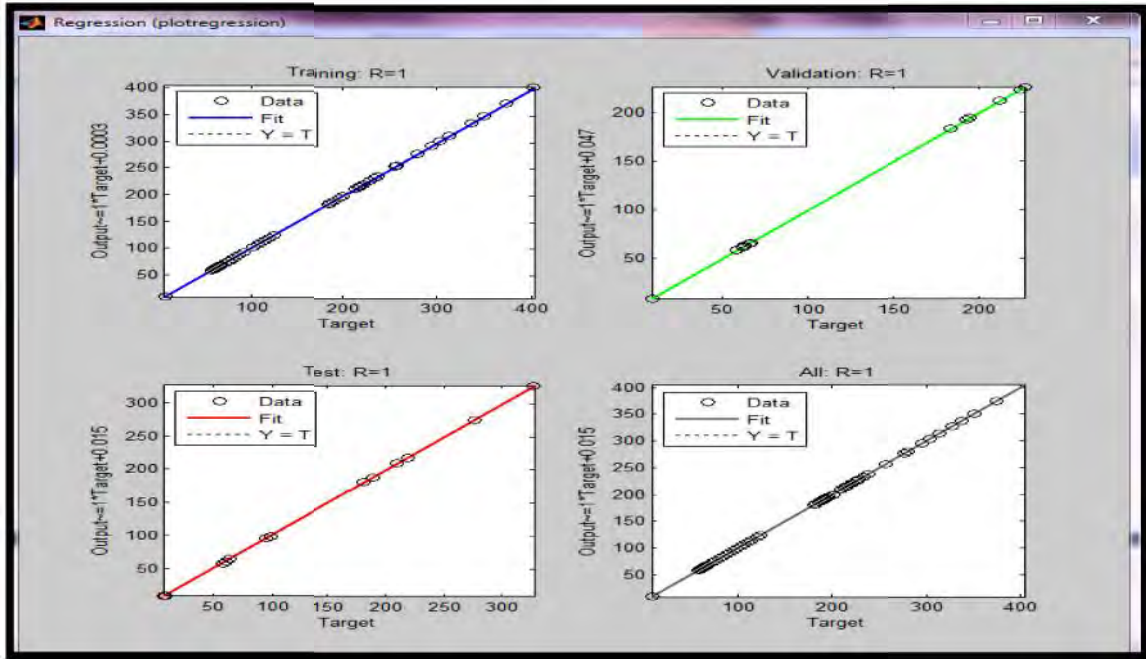
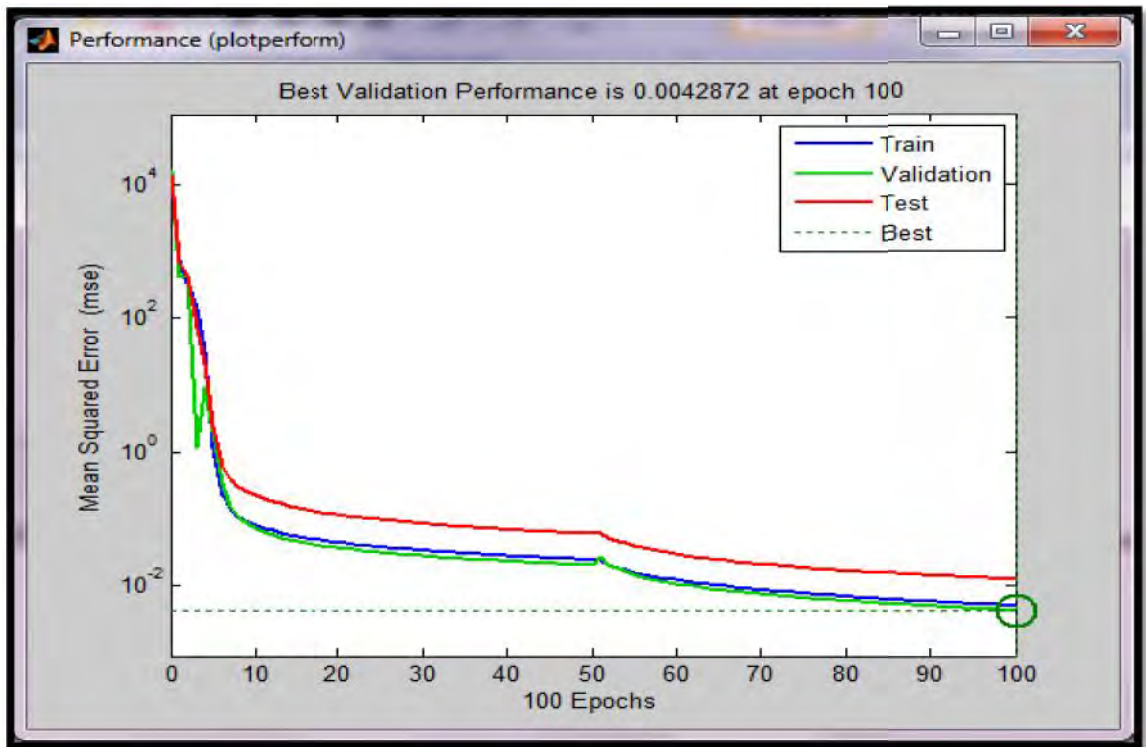


Figure (V .10) La régression (Levenberg – Marquardt)



Figure(V.11) Régression pour entraînement, la validation et le test (Levenberg –Marquardt)



Figure(V.12) la performance de l'erreur quadratique moyenne (Levenberg –Marquardt)

### V.3.3.2.3. Interprétariat des résultats obtenus par l'algorithme de Levenberg –Marquardt

- Le système converge après 9 secondes, le nombre d'itérations est 100.
- la régression sur la base d'apprentissage, validation et test est de l'ordre 1, ce qui nous conduit à des très bons résultats.

- à l'époque 100 l'erreur quadratique moyenne est : 0,0042872 de l'ordre de  $10^{-3}$ , une exactitude parfaite.

**Remarque 3**

L'algorithme de Levenberg-Marquardt assure la meilleure et la plus rapide convergence vers un minimum de l'erreur quadratique, pour les problèmes d'approximation des fonctions (notre cas) où le nombre des poids du réseau est petit. Quand le nombre de poids augmente l'efficacité de l'algorithme LM diminue, car la taille du Hessien augmente et nécessite une très grande place dans la mémoire, cet algorithme est pauvre pour les problèmes de classification.

**Donc par la suite de cette étude on va choisir l'algorithme de Levenberg –Marquardt**

Les résultats numériques avec cette dernière méthode pour la phase d'apprentissage sont sous forme de tableau (V .8)

Demande Totale (MW)	cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6		
900	8,5650	209,53	181,24	60,812	209,53	181,24	57,654	900	9286,5
910	8,5723	211,89	183,13	61,576	211,89	183,13	58,404	910	9372,1
920	8,5797	214,24	185,02	62,340	214,24	185,02	59,154	920	9457,8
930	8,5871	216,59	186,91	63,104	216,59	186,91	59,904	930	9543,7
940	8,5944	218,94	188,8	63,868	218,94	188,80	60,654	940	9629,6
950	8,6018	221,29	190,69	64,632	221,29	190,69	61,405	950	9715,6
960	8,6092	223,65	192,58	65,397	223,65	192,58	62,155	960	9801,7
970	8,6165	226,00	194,47	66,162	226,00	194,47	62,906	970	9887,8
980	8,6239	228,36	196,36	66,926	228,36	196,36	63,657	980	9974 ,1
1000	8,6386	233,06	200,14	68,456	233,06	200,14	65,158	1000	10147.0
1100	8,7123	256,60	219,06	76,104	256,60	219,06	72,667	1100	11015.0
1200	8,7859	280,13	237,96	83,749	280,13	237,96	80,171	1200	11890.0
1300	8,8593	303,64	256,86	91,389	303,64	256,86	87,671	1300	12772.0
1400	8,9328	327,15	275,75	99,028	327,15	275,75	95,169	1400	13661.0
1500	9,0062	350,67	294,65	106,670	350,67	294,65	102,670	1500	14558.0
1600	9,0797	374,20	313,56	114,320	374,20	313,56	110,180	1600	15462.0
1724	9,1707	403,36	337,00	123,800	403,36	337,00	119,480	1724	16594.0

**Tab (V .9) : Répartition optimale sans pertes avec les réseaux de neurones**

### V.3.3.2.4. En temps réel

Une fois l'apprentissage est terminé et pour valider notre réseau on va l'utiliser en temps réel pour des données réelles prises de la courbe de charge Fig. (V .2) et les résultats sont toujours sous forme de tableau (V I.9)

Demande Totale (MW)	Cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6		
905	8,5687	210,71	182,18	61,194	210,71	182,18	58,029	905	9329,30
915	8,5760	213,06	184,07	61,958	213,06	184,07	58,779	915	9415,00
925	8,5834	215,41	185,96	62,722	215,41	185,96	59,529	925	9500,70
935	8,5908	217,77	187,85	63,486	217,77	187,85	60,279	935	9586,60
945	8,5981	220,12	189,74	64,250	220,12	189,74	61,029	945	9672,60
955	8,6055	222,47	191,63	65,015	222,47	191,63	61,780	955	9758,60
965	8,6128	224,82	193,52	65,779	224,82	193,52	62,531	965	9844,70
975	8,6202	227,18	195,41	66,544	227,18	195,41	63,281	975	9930,90
985	8,6276	229,53	197,31	67,309	229,53	197,31	64,032	985	10017,00
1005	8,6423	234,24	201,09	68,838	234,24	201,09	65,534	1005	10190,00
1155	8,7528	269,55	229,46	80,309	269,55	229,46	76,795	1155	11495,00
1270	8,8373	296,59	251,19	89,097	296,59	251,19	85,421	1270	12507,00
1390	8,9254	324,80	273,86	98,264	324,78	273,86	94,419	1390	13572,00
1463	8,9791	341,96	287,66	103,840	341,96	287,66	99,895	1463	14225,00
1533	9,0305	358,43	300,89	109,200	358,43	300,89	105,150	1533	14855,00
1605	9,0834	375,38	314,51	114,700	375,38	314,51	110,550	1605	15508,00
1700	9,1531	397,72	332,47	121,970	397,72	332,47	117,680	1700	16374,00

Tab(V10) : Répartition optimale sans pertes avec les réseaux de neurones en temps réel.

### V. 3.3.3. La méthode classique avec pertes

Différemment à la section précédente (optimisation sans pertes), on va introduire les pertes dans les lignes de transmission.

L'équation qui régit le système est :

$$\sum_{i=1}^6 P_{Gi} + P_D + P_L = 0 \tag{V. 1}$$

Ou :  $P_L$  sont les pertes globales

$$P_L = 0.00003 P_{G1}^2 + 0.00009 P_{G2}^2 + 0.000012 P_{G3}^2 + 0.00003 P_{G4}^2 + 0.00009 P_{G5}^2 + 0.000013 P_{G6}^2 \tag{V. 2}$$

Les résultats obtenus avec pertes sous forme de tableau (V. 10)

Demande Totale (MW)	Cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						Pertes Totales (MW)	Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6			
900	8.7511	235,16	152,71	69,807	226,70	160,91	64,24	9,5262	909,5262	9372,5
910	8,7608	237,82	154,34	70,635	229,34	162,56	65,039	9,7319	919,7300	9460,1
920	8,7705	240,48	155,97	71,464	231,98	164,20	65,838	9,9399	929,9400	9547,8
930	8,7801	243,14	157,60	72,293	234,63	165,85	66,637	10,150	940,1500	9635,6
940	8,7898	245,8	159,23	73,122	237,27	167,50	67,436	10,363	950,3600	9723,5
950	8,7995	248,47	160,86	73,951	239,92	169,14	68,236	10,577	960,5800	9811,5
960	8,8092	251,13	162,49	74,781	242,57	170,79	69,035	10,794	970,7900	9899,6
970	8,8189	253,80	164,12	75,611	245,21	172,43	69,835	11,013	981,0100	9987,8
980	8,8286	256,46	165,75	76,441	247,86	174,08	70,636	11,235	991,2300	10076,0
1000	8,8480	261,80	169,01	78,102	253,17	177,37	72,237	11,684	1011,7000	10253,0
1100	8.9455	288,54	185,29	86,424	279,74	193,82	80,257	14,066	1114,1000	11143,0
1200	9,0436	315,38	201,56	94,772	306,41	210,25	88,299	16,670	1216,7000	12043,0
1300	9,1423	342,34	217,80	103,15	333,19	226,66	96,365	19,498	1319,5000	12953,0
1400	9,2417	369,40	234,02	111,55	360,08	243,05	104,450	22,549	1422,5000	13873,0
1500	9,3417	396,57	250,22	119,98	387,07	259,42	112,570	25,823	1525,8000	14803,0
1600	9,4423	423,85	266,40	128,43	414,17	275,78	120,700	29,321	1629,3000	15743,0
1724	9,5679	457,82	286,43	138,95	447,91	296,03	130,820	33,968	1758.000	16923,0

Tab(V.11) : Répartition optimale avec pertes utilisant la programmation classique



## V. 3.3 .4. Les réseaux neurones avec pertes

## V.3.3.4.1. Phase d'apprentissage

Demande Totale (MW)	Cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						pertes Total (MW)	Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6			
900	8,7505	235,16	152,71	69,806	226,70	160,91	64,240	9,5235	909,5262	9372,5
910	8,7602	237,82	154,34	70,634	229,34	162,56	65,380	9,7319	919,7300	9460,1
920	8,7700	240,48	155,97	71,463	231,98	164,20	65,837	9,9365	929,9400	9547,8
930	8,7797	243,14	157,60	72,292	234,63	165,85	66,637	10,147	940,1500	9635,6
940	8,7895	245,80	159,23	73,122	237,27	167,50	67,435	10,359	950,3600	9723,5
950	8,7993	248,47	160,86	73,951	239,92	169,14	68,236	10,575	960,5700	9811,5
960	8,8090	251,13	162,49	74,781	242,57	170,79	69,036	10,792	970,7900	9899,6
970	8,8188	253,8	164,12	75,611	245,21	172,43	69,836	11,012	981,0100	9987,8
980	8,8286	256,46	165,75	76,442	247,86	174,08	70,636	11,234	991,2300	10076,0
1000	8,8482	261,80	169,01	78,103	253,17	177,37	72,237	11,685	1011,7000	10253,0
1100	8,9462	288,54	185,29	86,426	279,74	193,82	80,258	14,073	1114,1000	11143,0
1200	9,0447	315,39	201,56	94,774	306,41	210,25	88,300	16,674	1216,7000	12043,0
1300	9,1435	342,34	217,80	103,150	333,19	226,66	96,365	19,494	1319,5000	12953,0
1400	9,2426	369,40	234,02	111,550	360,07	243,05	104,450	22,543	1422,5000	13873,0
1500	9,3422	396,57	250,22	119,980	387,07	259,43	112,570	25,829	1525,8000	14803,0
1600	9,4421	423,85	266,40	128,430	414,17	275,78	120,700	29,342	1629,3000	15743,0
1724	9,5666	457,82	286,43	138,950	447,91	296,03	130,820	33,954	1758,0000	16923,0

Tab(V.12) : Répartition optimale avec pertes utilisant les réseaux de neurones

**Remarque 5**

La répartition de la puissance avec pertes en temps réel est la phase la plus importante, à vrai dire c'est sous ces conditions réelles que le réseau fonctionne. D'abord parce que c'est en temps réel que la production, la répartition, les transports et les échanges se réalisent (non-stockabilité).

Les résultats trouvés sont toujours sous forme de tableau (V.12 )

V.3.3.4.2. En temps réel

Demande Totale (MW)	Cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						pertes Totales (MW)	Génération Totale (MW)	Cout Total (\$)
		P1	P2	P3	P4	P5	P6			
905	8,7553	236,49	153,53	70,220	228,02	160,91	161,730	9,6258	914,63	9416,2
915	8,7651	239,15	155,16	71,049	230,66	162,56	163,380	9,8323	924,83	9503,9
925	8,7748	241,81	156,79	71,878	233,30	165,03	66,237	10,0410	935,04	9591,7
935	8,7846	244,47	158,42	72,707	235,95	166,67	67,036	10,150	945,25	9679,5
945	8,7944	247,14	160,05	73,536	238,6	168,32	67,836	10,467	955,47	9767,5
955	8,8041	249,80	161,68	74,366	241,24	169,96	68,636	10,683	965,68	9855,6
965	8,8139	252,46	163,31	75,196	243,89	171,61	69,436	10,902	975,90	9943,7
975	8,8237	255,13	164,93	76,026	246,54	173,26	70,236	11,123	986,12	10032,0
985	8,8335	257,80	166,56	76,857	249,19	174,90	71,036	11,346	996,35	10120,0
1005	8,8531	263,13	169,82	78,519	254,49	178,19	72,638	11,799	1016,80	10297,0
1155	9,0003	303,29	194,24	91,014	294,40	202,86	84,678	15,477	1170,50	11637,0
1270	9,1138	334,24	212,93	100,630	325,14	221,74	93,943	18,624	1288,60	12679,0
1390	9,2327	366,68	232,40	110,710	357,38	241,41	103,640	22,228	1412,20	13781,0
1463	9,3053	386,50	244,23	116,860	377,07	253,37	109,560	24,586	1487,60	14458,0
1533	9,3751	405,56	255,57	122,760	396,00	264,83	115,250	26,965	1560,00	15112,0
1605	9,4472	425,22	267,21	128,860	415,53	276,60	121,110	29,523	1634,50	15791,0
1740	9,5826	462,21	289,01	140,310	452,27	298,63	132,130	34,563	1774,60	17076,0

Tab(V.13) : Répartition optimale avec pertes utilisant les réseaux de neurones en temps réel

V. 4. Interprétation des résultats obtenus

- Pour les mêmes puissances ; le coût total de la production par les unités de génération électriques est moins dans la répartition optimale sans pertes par rapport à celle avec considérations des pertes, ceci est plus économique mais pas pratique, en réalité les pertes atteignent 20% jusqu'à 30% de la génération (les pays industriels), pour cette raison l'étude de dispatching économique sans perte reste toujours théorique.
- La prise en compte des pertes au niveau des lignes de transmission est inévitable même si que le cout augmente.
- les résultats obtenus au moyen des réseaux de neurones sont fortement acceptables, une tolérance de l'ordre de  $10^{-4}$  qui est strictement permise.

Prenant à titre d'exemple : le cas de la puissance demandée  $P_D = 1000MW$  ; la répartition faite par la programmation classique avec pertes a fourni les résultats suivants : ( 261.8 ; 169.01 ; 78.102 ; 253.17 ; 177.37 ; 72.237) , les pertes : 11.684 MW et le cout total :10253 \$/MW, de l'autre coté les résultats trouvés par les réseaux de neurones pour la même puissance  $P_D = 1000MW$  sont :( 261.8; 169.01; 78.103; 253.17; 177.37; 72.237), les pertes : 11.685MW et le cout total : 10253 \$/MW.

- Si on prend une valeur  $P_D = 1533MW$  comprise dans l'intervalle [900,1724] MW mais ne figurant pas sur le vecteur entrée d'apprentissage, la répartition avec le réseau de neurones comme suit :( 405.56; 255.57; 122.76; 396.00 ; 264.83 ; 115.25)MW, les pertes : 26.965 MW et le cout total :15.112 \$/MW, en comparant ces solutions avec celles de la programmation classique on trouve :( 405.56 ; 255.56 ; 122.76 ; 396.00 ; 264.82 ; 115.25)MW ,les pertes : 26.953 MW, et le cout : 15112\$/MW.

- Prenons maintenant le cas extrême qui est une puissance  $P_D = 1740 MW$ ; une valeur n'existant pas parmi les valeurs du vecteur entrée pour l'apprentissage, la répartition en utilisant réseau de neurones est comme suit :( 462.21 ; 289.01 ; 140.31 ; 452.27 ; 298.63 ; 132.13) MW, les pertes 34.563MW, et le cout total : 17076 \$/MW et d'autre part par la méthode classique : (462.22 ; 289.01 ; 140.31 ; 452.28 ; 298.64 ; 132.13) MW, les pertes : 34;592MW et le cout total : 17.076 \$/MW.

C'est dans ce sens la qu'on va établir la comparaison suivante loin de l'intervalle d'apprentissage

- **Réseau de neurones**

Demande Totale (MW)	Cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						pertes Totales (MW)	Génération Total (MW)	Cout Total (\$)
1760	9,6028	467,70	292,23	142,01	457,73	301,89	133,76	35,327	1795,3	17268
1790	9,6329	475,95	297,06	144,56	465,92	306,78	136,21	36,476	1826,5	17556
1800	9,6430	478,70	298,67	145,41	468,65	308,41	137,03	36,859	1836,9	17652
1820	9,6631	484,20	301,89	147,11	474,11	311,66	138,67	37,626	1857,6	17845
1850	9,6933	492,45	306,71	149,66	482,30	316,53	141,12	38,772	1888,8	18135

- **Système classique**

Demande Totale (MW)	Cout Incrém $\lambda$ \$/MWh	Génération (MW)						pertes Totales (MW)	Génération Total (MW)	Cout Total (\$)
1760	9,6028	467,72	292,24	142,01	457,74	301,90	133,77	35,381	1795,40	17 .268
1790	9,6329	475,97	297,08	144,57	465,94	306,79	136,23	36,581	1826,50	17 557
1800	9,643	478,73	298,67	145,42	468,68	308,42	137,04	36,985	1837,00	17.654
1820	9,6631	484,24	301,91	147,13	474,15	311,68	138,68	37,801	1857,60	17.847
1850	9,6966	492,52	306,75	149,69	482,37	316,57	141,15	39,041	1889 ,00	18 .137

**Tab (V .14) Comparaison entre les résultats trouvés hors intervalle d'apprentissage**

#### Remarques 4

Au de là de l'intervalle d'apprentissage le réseau perd l'exactitude de l'extrapolation mais il est toujours capable de fournir des bons résultats (une tolérance de  $10^{-1}$ ).

Ces observations nous permettent de déduire que :

- Les réseaux de neurones ont la capacité d'interpolation dans l'intervalle d'apprentissage.
- Les réseaux de neurones ont toujours la capacité d'extrapolation tant qu'on n'est pas trop loin de l'intervalle d'apprentissage. Au de la de cet intervalle le réseau commence à perdre sa propriété d'extrapolation graduellement.
- La nature du pas d'apprentissage (régulier, non régulier) n'a pas une grande influence sur les résultats.
- Il est intéressant à noter que le nombre d'époques est très important dans la phase d'apprentissage, un nombre inapproprié conduit à des mauvais résultats en conséquence.
- Le nombre d'exemples (vecteur entrée) en phase d'apprentissage permet au réseau de mieux formuler la relation entre l'entrée et la cible, si la base d'apprentissage possédait peu d'exemples des mauvaises performances seront obtenues.
- Le nombre important de neurones dans la couche cachée permet un meilleur ajustement.

## V. 5. Conclusion

Les résultats sont très satisfaisants au niveau du coût de production et de la répartition pour les deux systèmes de programmation.

La programmation classique est très convaincante du point de vue résultats (répartition et cout), ces derniers ont été comparé avec ceux trouvé sur la référence [12] Hadi Saadat et F.Benhamida [22], mais du coté temps d'exécution, elle reste toujours en deuxième lieu par rapport aux réseaux de neurones.

L'exactitude des résultats issus des réseaux de neurones est impeccable car on sait par ailleurs que le vecteur entrée d'apprentissage est toujours optimisé par le programme classique. Le temps de calcul est le facteur le plus important dans cette étude, l'utilité des réseaux de neurones est l'optimisation en temps d'exécution ce qui entraine une optimisation en fuel.

# CONCLUSION GENERALE

## **Conclusion générale**

La complexité du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance avec l'apparition de nouvelles contraintes fait en sorte appel aux algorithmes génétique et de l'intelligence artificielle pour rendre la résolution du dispatching économique meilleure ; compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques.

Dans ce travail nous avons présenté une étude traitant le problème du dispatching économique avec deux méthodes : classique et l'intelligence artificielle ou plus précisément les réseaux de neurones artificiels.

Ce mémoire s'appuie sur une étude comparative entre les deux techniques dans le cadre de trouver les meilleurs résultats, et les plus proches du fonctionnement réel d'un réseau électrique.

Dans un premier temps on a commencé cette étude par un calcul de l'écoulement de puissance pour pouvoir évaluer les pertes aux niveaux des lignes de transmission, passant en deuxième lieu à la résolution du dispatching économique par la technique classique du gradient qu'est très efficace, exacte mais assez lente( du point de vue temps de calcul ), les résultats trouvés présentent une exactitude et objectivité en les comparant avec ceux trouvés par d'autres recherches.

L'objectif de toute étude faite est toujours technique qui présente le temps, et économique qu'est le cout, dans notre cas et avec la méthode conventionnelle une partie de ce but est atteinte ; la répartition optimale de la demande en puissance tout en minimisant le coût de production est réalisée ; mais l'autre fraction du but persiste sans résolution en raison des limitations des programmes développés en se basant sur les boucles : for, if et surtout while.

Le temps d'exécution augmente avec la croissance de nombre de boucles qui est également directement lié à la complexité du réseau étudié, de plus la grande occupation de la mémoire du processus de calcul. C'est la raison pour la quelle nous avons pensé à d'autres techniques plus rapides et encore plus compétentes. Des énormes recherches développées dans ce contexte la, les réseaux de neurones étaient un de nos multiples choix, cette méthode a été appliquée dans le quatrième chapitre. L'avantage est la diversité des règles et des algorithmes d'apprentissage qui peuvent être utilisés aussi dans des problèmes de reconnaissance des formes (pattern recognition) classification(classification ) ou approximation d'une fonction (function approximation or fitting problem ) qui est notre cas dans cette étude.

Les résultats trouvés à l'aide de cette technique sont trop satisfaisants sur les plans temps et cout, vu que dans la phase d'apprentissage supervisé les valeurs introduites sont déjà optimisées par la méthode du gradient qui est un autre avantage. Le temps d'exécution est parfaitement court une fois que le model est bien entraîné. Pendant la phase d'apprentissage le temps est de l'ordre de

quelque secondes mais dès que le réseau termine son entraînement le temps se diminue jusqu'à des millisecondes et c'est ce qui imite les conditions réelles du fonctionnement d'un réseau électrique (fonctionnement en temps réel). Cette réduction de temps entraîne automatiquement une autre optimisation en fuel. Ce qui confirme une autre fois la fiabilité et la robustesse des réseaux de neurones dans le sens de notre recherche, tout en respectant les contraintes du système électrique sans aucune violation de ses limites.



# ANNEXES

## L'algorithme de Levenberg-Marquardt

Cet algorithme, qui appartient également à la classe des méthodes quasi-newtoniennes obéit à la formule suivante de mise à jour des paramètres:

$$\theta^{k+1} = \theta^k - [H(\theta^k) + \mu_{k+1}I]^{-1} \nabla J(\theta^k)$$

Où

- $H(\theta^k)$  est la matrice Hessienne de la fonction de coût ( $J$ ) .
- $[I]$  est la matrice identité.
- $(\mu_{k+1})$  est un scalaire appelé le pas. Pour de petites valeurs du pas  $(\mu_{k+1})$ , cette méthode s'approche de celle de Newton, tandis que pour de grandes valeurs du pas, la méthode tend vers celle du gradient simple. En choisissant judicieusement la valeur du pas au cours de l'algorithme, il est donc possible de s'affranchir de la mise en œuvre préalable d'une méthode de gradient simple pour s'approcher du minimum.

Le calcul de l'inverse de la matrice  $[H(\theta^k) + \mu_{k+1}I]$  peut s'effectuer par des méthodes d'inversion directe. Néanmoins, compte tenu de la fonction de coût, il est préférable de mettre en œuvre une méthode d'inversion itérative fondée sur la propriété suivante : étant données quatre matrices  $A, B, C$  et  $D$

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} B (C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1} DA^{-1}$$

Or, l'expression approchée de la matrice Hessienne est la suivante :

$$H(\theta^k) = \sum_{n=1}^n \left( \frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \right) \left( \frac{\partial e_n}{\partial \theta^k} \right)^T$$

Où

$e_n = y - y_d$  c'est l'erreur

$\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n)^T$  le vecteur des paramètres.

**Plan de défense adapté par la Sonelgaz (ALGERIE )**

1 er stade	49 .3Hz ,0.2 Seconde
2 ème stade	49 .0Hz ,0.2 Seconde
2 ème stade temporisé	49 .0Hz ,0.2 Seconde
Ouverture des interconnexions internationales	48 .7Hz ,0.2 Seconde
3 ème stade	48 .5Hz ,0.2 Seconde
Ilotages des réseaux sud Avec condition : sens des transits	48 .2Hz ,0.2 Seconde
4 ème stade	48.0 Hz ,0.2 Seconde
Ilotage interrégional	47.8 Hz ,0.2 Seconde

# BIBLIOGRAPHIE

## **Bibliographie**

- [1] HAIMOUR Rachida « Contrôle des Puissances Réactives et des tensions par les dispositifs FACTS dans un réseau électrique ». These de magister ENSET - ORAN, 2008/2009.
- [2] Martin HENNEBEL « Valorisation Des Services Système Sur Un Réseau De transport D'électricité En Environnement Concurrentiel » Thèse de doctorat .faculté des sciences d'Orsay Paris sud –France.2009.
- [3] Marcelo SAGUAN « l'analyse économique des architectures de marché électrique application au market design du temps réel ».Thèse de doctorat, université Paris Sud 11 /2007.
- [4] M .Fateh Amir « Etude du fonctionnement des centres de production dans un système de marché libre de l'énergie électrique » Thèse de magister université de Batna ,2011/2012.
- [5] Operateur du système électrique Algérien. <http://www.ose.dz>.
- [6] Bencherif Walid chawki et Chabouni Oussama « Etudes de refroidissement de l'alternateur de la centrale de Jijel » mémoire de fin d'études master II, université de Bjaia.2011.
- [7] Sihem Bouri « Optimisation de la production et de la structure d'énergie électrique par les colonies de fourmis ». These de Doctorat Université de Jilali Liabès sidi belabess, 2007.
- [8] RTE [2003]. Gestionnaire du Réseau de Transport d'Electricité, France (RTE),« Mémento de la sûreté du système électrique » - <http://www.rte-france.com>, 2003.
- [9] Michel Aguet et jean- Jacques Morf, « Energie Electrique volume IIX », Ecole polytechnique fédérale de Lausanne.
- [10] Slimani Linda « Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes metaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité déréglé » Thèse de doctorat université de Batna 12/2009.
- [11] Draïdi Abd Ellah « Répartition économique de l'énergie électrique utilisant les techniques d'intelligence artificielle». Thèse de magister, département d'électrotechnique université de Constantine ,2010.
- [12] F.Benhamida,R .Belhachem, A.Bendaoued ,Y.Ramdani.« Résolution de dispatching optimal en combinant l'écoulement de puissance pour le calcul des pertes ».Acta Electrotechnica ,volume53,number 1,2012.
- [13] L.Abdelmalek et M Rahli « Répartition optimale des puissances actives par les méthodes Hessiennes » université d'Oran, Acta Electrotechnica ,volume49,number 2,2008.
- [14] F.Benhamida, A.Dahmani, A .Bendaoued ,Y.Ramdani.« un réseau de neurone pour la ré-

- partition économique en utilisant le langage G ».Acta Electrotechnica, volume 52, number 3,2011.
- [15] Thang Vu , « Répartition des moyens complémentaire de production et de stockage dans les réseaux faiblement interconnectés ou isolés. These de doctorat .Université de Grenoble 2011 .
- [16] RTE [2004]. Gestionnaire du Réseau de Transport d'Electricité, France (RTE),« Mémento de la sûreté du système électrique » - <http://www.rte-france.com>, 2003.
- [17] LAOUFI Abdellah .ALLAOUA Boumediène « Répartition optimale des puissances actives d'un réseau électrique utilisant l'algorithme de colonis de fourmis» universite de Bechar.
- [18] kramia Mohamed Nassim « Optimisation des couts de production des réseaux interconnectés .these de magister ,université de batna 2010/ 2011 .
- [19] Mostafa Hamed .Dispatching Economique Dynamique par Utilisation de Méthodes d'Optimisation Globales . » .these de magister ,université de Biskra .2013 .
- [20] Salhi Abdelfattah « planification optimale de l'échange d'énergie électrique entre des réseaux interconnectés ». thèse de magister universite de Biskra .
- [21] Jean-Claude Sabonnadiere et Noureddine Hajsaid « lignes et réseaux électriques volume II : méthodes d'analyse des réseaux électriques » collection sciences de technologie et l'énergie électrique . paris (France ) Lavoisier 2007 .
- [22] Hadi Saadat « Power System Analysis » Mc Graw –Hill Series in Electrical and computer ingeneering 1999.
- [23] Lukman K. WalsheT.R. Blackburn ,Loss Minimization In Industrial Power System Operation, School of Electrical and Telecommunication Engineering University of New South Wales,KensingtonSydney, NSW 2052, Australia.
- [24] RonySetoWibowo, MauridhiHeryPurnomo, and Dodi Prastianto,Determining Transmission Losses Penalty Factor Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) For Economic Dispatch Application, Electrical Engineering Department, Sepuluh Nopember Institute of Technology .java journal of electrical and electronics engineering vol.1,N°2 October 2003 .
- [25] EkbalAbd Al-Majeed , Designing Program for Economic dispatch of Operation Power System,University of Technology, Baghdad, 2011.
- [26] M.S .Nagaraja Optimum generation scheduling for Thermal power plants using Artificial

- Neural Network ; Department of Electrical & Electronics , Karanataka, India. International Journal of Electrical and Computer Engineering ,Volume 1 No 2 December 2011.
- [27] Idiou Ghania Régression et modélisation par réseaux de neurones ,thèse de magister université de Constantine 2009 .
- [28] Yohann Bénédic « approche Analytique pour l'optimisation de réseaux de neurones artificiels, thèse de Doctorat université de Haute –Alsace 2007.
- [29] Ouali Abdelhamid ,Evaluation de la stabilité transitoire des réseaux électriques par les réseaux de neurones artificiels et les plans d'expériences .thèse de Magister ,université des de sciences et de la technologie Houari Boumadiene 2008 .
- [30] François Blayo,Michel Verleysen « les réseaux de neurones artificiels » presses universitaires de France .1<sup>ere</sup> édition janvier 1996.
- [31] Marc Lucea « Modélisation dynamique par réseaux de neurones et machines à vecteurs supports : contribution à la maîtrise des émissions polluantes de véhicules automobiles thèse de Doctorat, Université Paris 6 ,2006 .
- [32] Otmani Imene « Analyse discriminante et perceptron multicouche .Thèse de Magister ,Université de Constantine,2011 .
- [33] Berbard Glosselin « Application de réseaux de neurones artificiels à la reconnaissance automatique de caractères manuscrits. Thèse de Doctorat en sciences appliqués ,faculté de polytechniques de Mons
- [34] Réseaux de neurones artificiels [http://www.k-netweb.net/projects/tipe/réseaux\\_deneuro-nesartificiels.pdf](http://www.k-netweb.net/projects/tipe/réseaux_deneuro-nesartificiels.pdf).
- [35] Yannik Evrard « Reconnaissance d'objets par réseaux de neurones » Travail de Diplôme de Ecole d'ingénieurs de Genève .2003 .
- [36] Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan. Howard B.Demuth« Neural network matlab tool Box».user guide R2012 b.

## Résumé

Le problème du dispatching économique est la détermination des niveaux de production de l'énergie électrique, afin de minimiser le coût total de production pour un niveau défini de consommation. C'est une sorte de gestion de l'énergie électrique dans un système de génération de manière à faire fonctionner les groupes de la manière la plus économique possible. En effet, l'objectif principal de l'étude du dispatching économique est prendre en considération toutes les variables ayant effet sur la minimisation du coût, tel que la topologie du réseau électrique, type de carburant, la capacité de charge et les pertes dans les lignes de transmission. Ce mémoire présente une étude d'un dispatching économique pour un système de production électrique en utilisant deux approches. Dans la première approche une méthode classique est étudiée, qui est la méthode du gradient, alors que, la seconde est une méthode appartenant au domaine de l'intelligence artificielle, ou plus précisément les réseaux de neurones artificiels. Dans les deux cas, les contraintes du système sont incluses, comme les pertes dans les lignes et les limites des générateurs. En outre, une comparaison entre les résultats obtenus à l'aide des deux méthodes mentionnées ci-dessus est effectuée à la fin de ce mémoire.

## Les mots clefs

Dispatching économique ; l'intelligence artificielle ; réseaux de neurones artificiels ; écoulement de puissance.

## Abstract

The economic dispatch problem is the determination of electric generation levels, in order to minimize the total generation cost for a defined level of load. It's a kind of management for electrical energy in the power system in way to operate their generators as economically as possible. Indeed the main aim of the economic dispatch studies is including all variables having effect on minimization of cost, such as the electrical network topology, type of fuel, load capacity and transmission line losses. This thesis presents the economic dispatch studies for electrical power systems using two approaches. In the first approach a classical method is used which is the gradient method, whereas, in the second one a method that belongs to the field of artificial intelligence, which is the neural networks method, is used. In both cases system constraints like line losses and generators limits are included. Furthermore, a comparison between the results using the above mentioned methods is carried out at the end of this thesis.

## Keywords

Economic dispatch; artificial intelligence; artificial neural networks; load flow

## ملخص

يتضمن الاقتصاد التشغيل الكهربائي تحديد مستويات إنتاج الطاقة الكهربائية، بهدف تقليل التكلفة الإجمالية للإنتاج، مع الحفاظ على مستوى محدد من الاستهلاك. هذا النوع من الإدارة للطاقة الكهربائية في النظام الكهربائي يهدف إلى تشغيل وحدات التوليد بالطريقة الأكثر اقتصادية ممكنة. في الواقع، الهدف الرئيسي من دراسة الاقتصاد التشغيل الكهربائي هو أخذ جميع المتغيرات التي تؤثر على تقليل التكلفة في الاعتبار، مثل توبولوجيا الشبكة الكهربائية، نوع الوقود، قدرة الحمل، والخسائر في خطوط النقل. هذا البحث يقدم دراسة للاقتصاد التشغيل الكهربائي باستخدام نهجين. في النهج الأول، يتم استخدام طريقة كلاسيكية وهي طريقة التدرج، بينما في النهج الثاني، يتم استخدام طريقة تنتمي إلى مجال الذكاء الاصطناعي، وهي الشبكات العصبية الاصطناعية. في كلا الحالتين، يتم تضمين قيود النظام، مثل الخسائر في خطوط النقل وحدود المولدات. علاوة على ذلك، تتم مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام النهجين المذكورين أعلاه في نهاية هذا البحث.

## الكلمات المفتاحية

التوزيع الاقتصادي؛ الشبكات العصبية الاصطناعية؛ التدفق الكهربائي؛ تقليل التكلفة.