



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère d'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Larbi Ben M'Hidi, Oum El Bouaghi
Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées
Département de Génie Électrique



Filière Électrotechnique

Thèse

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de doctorat en sciences

Option: Génie Électrique

Par

BOUDAB Smail

Thème

Contribution à l'optimisation de l'écoulement de puissance dans les réseaux électriques par l'utilisation des réseaux de neurones dynamiques

Soutenue publiquement à Ain el Beida le :

Devant le jury composé de ;

Dr. K. Barra

Dr. N. Goléa

Dr. D. Rahem

Dr. T. Bouktir

Dr. C. Fetha

Dr. D. Naimi

Prof. Univ. d'Oum El Bouaghi

Prof. Univ. d'Oum El Bouaghi

Prof. Univ. d'Oum El Bouaghi

Prof. Univ. de Sétif

Prof. Univ. de Batna

MCA Univ. de Biskra

Président

Rapporteur

Examineur

Examineur

Examineur

Examineur

Remerciements

Le travail présenté dans cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire de Recherche LGEA (Laboratoire de Génie Electrique et Automatique) de l'université de LARBI BEN M'HIDI–OUM EL BOUAGHI

*Je voudrais tout d'abord remercier grandement mon directeur de thèse Monsieur le professeur **Noureddine GOLEA**, pour toute son aide. Je suis ravi d'avoir travaillé en sa compagnie car outre son appui scientifique, il a toujours été là pour me soutenir et me conseiller au cours de l'élaboration de cette thèse.*

*Mes vifs remerciements vont à Monsieur **Kamel BARRA**, professeur de l'université Larbi Ben M'Hidi, et Directeur du laboratoire de recherche LGEA, pour m'avoir fait l'honneur d'accepter la présidence de mon jury de Thèse. A Monsieur **Djamel RAHEM** professeur de l'université Larbi Ben M'Hidi, Oum El Bouaghi pour avoir accepté d'être examinateur de ce travail.*

*Je remercie également, et plus sincèrement Monsieur **Tarek BOUKTIR**, professeur de l'université de Sétif qui nous a fait l'honneur en acceptant d'être parmi les membres du jury.*

*J'adresse aussi mes remerciements à Monsieur **Cherif FETHA**, professeur de l'université de Batna et à Monsieur. **Djemai NAIMI**, Maître de conférences « A » de l'université de Biskra qui nous ont fait l'honneur de participer au jury.*

Je saisis cette occasion pour remercier tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation et m'ont initié à assurer ma future tâche.

Je remercie tous mes amis et toutes les personnes qui m'ont soutenu durant ces années de recherche. Sans eux, le travail accompli n'aurait pas la même saveur.

Mes sincères gratitudes s'adressent à ma famille; sans leurs encouragements permanents et leur soutien moral je ne serais parvenue là où je suis.

المساهمة في تحسين تدفق الطاقة في شبكات الكهرباء من خلال استخدام الشبكات العصبية الديناميكية

ملخص: إن الإهتمام الرئيسي لاستغلال و تسيير الشبكة الكهربائية هو تلبية الطلب في جميع الأوقات والحفاظ على التوازن بين الإنتاج والاستهلاك للطاقة مع الحفاظ على جودة الخدمة من جهة، وتقليل تكاليف الاستغلال من ناحية أخرى. كما أن التحكم في انبعاث غازات الاحتباس الحراري في إنتاج الطاقة الكهربائية أمر ضروري اليوم بسبب التكلفة العالية لتوليد الكهرباء وتأثير الانبعاثات على البيئة.

هذه الأطروحة تهتم بتطبيق الشبكات العصبية الديناميكية من النوعية الأساسية و النظرية و الأساسية النظرية وهذا من اجل تخفيض المعادلة التي تجمع بين تكلفة الوقود اللازم لإنتاج الطاقة الكهربائية و انبعاث الغازات السامة في الجو. وتخضع هذه المشكلة لقيود المساواة التي تتمثل في التوازن بين الاستطاعة المنتجة و الاستطاعة المطلوبة. والقيود الحدية والتي تتمثل في القيمة الحدية القصوى و الدنيا للقدرة المنتجة من طرف كل وحدة إنتاج.

و قد قمنا بتطبيق هذه الطرائق على عدة شبكات كهربائية مختلفة الأحجام و المعروفة في هذا المجال (ذات 3، 6، و 11 مولدا). النتائج المتحصل عليها، مقارنة مع نتائج طرق أخرى تعنى بحساب التدفق الأمثل للقدرة الكهربائية، كانت مقنعة للغاية، حيث أن كلفة إنتاج الطاقة وكمية انبعاث الغازات المتحصل عليها كانت في معظم الحالات الأقل، كما أن قيمة ضياع القدرة في الشبكة الكهربائية كانت منخفضة أيضا.

الكلمات المفتاحية: الشبكات الكهربائية - إنتاج الطاقة - التدفق الأمثل للقدرة الكهربائية - الشبكات العصبية الديناميكية - تخفيض الانبعاثات - الحفاظ على البيئة.

Contribution à l'optimisation de l'écoulement de puissance dans les réseaux électriques par l'utilisation des réseaux de neurones dynamiques

Résumé: Le souci majeur de l'exploitation et de la gestion du réseau électrique est de satisfaire la demande en tout temps et de maintenir l'équilibre entre la production et la consommation, tout en conservant la qualité de service d'une part, et de minimiser les frais d'exploitation d'autre part, ainsi que le contrôle des émissions des gaz à effet serre dans la production d'énergie électrique sont indispensables de nos jours vu l'enjeu des frais importants de production d'énergie électrique et l'impact des émissions sur l'environnement.

Cette thèse, s'intéresse à l'application des réseaux de neurones dynamiques de type primal, dual et primal-dual afin de minimiser une fonction objectif combinant le coût de du combustible, nécessaire à la production de l'énergie électrique, et les émissions des gaz toxiques dans l'atmosphère. Ce problème est soumis à des contraintes d'égalité représentant l'équilibre entre la production et la consommation de l'énergie, et des contraintes de limites représentant les limites maximales et minimales de la puissance produite par chaque unité de production.

Nous avons testés les algorithmes développés sur des réseaux électriques standards, souvent utilisés dans la littérature, de différentes tailles (3, 6, et 11 générateurs). Les résultats obtenus, en comparaison avec d'autres méthodes de calcul de l'écoulement de puissance optimal, sont très satisfaisants. Ainsi, le coût de la production d'énergie et la quantité des

émissions de gaz obtenues étaient les plus faibles dans la plupart des cas, et les pertes de puissance, dans le réseau électrique, étaient également inférieures.

Mots clés : Réseaux électriques, production de l'énergie, écoulement de puissance optimal, dispatching économique, dispatching économique-environnemental, réseaux de neurones dynamiques.

Contribution to the optimization of power flow in electrical networks by the use of dynamic neural networks

Abstract: The major concern of electrical networks management and exploitation is to satisfy the demand at all times and to maintain the balance between production and consumption, while preserving the quality of service on the one hand and to minimize operating expenses on the other hand. Also, the control of greenhouse gases emissions in electrical energy production is indispensable nowadays given the production high cost and the impact of emissions on the environment.

This thesis deals with the application of primal, dual and primal-dual dynamic neural networks to the minimization of production cost and toxic gases emissions. This problem is subject to equality constraints representing the balance between energy production and consumption, and limit constraints representing the maximum and minimum values of the power produced by each generating unit.

We have tested these algorithms on standard electrical networks, extensively used in the literature, of different sizes (3, 6, and 11 generators). The results obtained, as compared to other OPF methods, are very convincing. Specifically, obtained production cost and gas emissions quantities were the lowest in most cases. Furthermore, power losses in the networks were also reduced.

Keywords: Electrical networks, energy production, optimal power flow, economic dispatch, combined economic-environmental dispatching, dynamic neural networks.

Table des matières

Résumé	i
Table des figures	ii
Liste des tableaux.....	iii
Liste des abréviations.....	iv
Liste des symboles.....	v

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

Chapitre I: Généralités et Formulation du Problème OPF

I.1 Introduction	7
I.2 Structure physique des systèmes électriques	7
I.2.1 Production.....	8
I.2.1.1 Production centralisée.....	8
I.2.1.2 Production décentralisée.....	10
I.2.2 Transport.....	11
I.2.3 Distribution.....	12
I.2.4 Consommation.....	12
I.2.5 Equilibre du système électrique.....	12
I.3 Caractéristiques technico-économiques des centrales électriques	13
I.3.1 Coûts de production.....	13
I.3.2 Localisation de la production d'électricité	13
I.3.3 Temps de réalisation et capacité des investissements	13
I.3.4 Dispatchabilité.....	14
I.3.5 Disponibilité.....	14
I.4 Écoulement de puissance	14
I.4.1 Formulation du problème.....	14
I.4.2 Formulation des équations de l'écoulement de puissance.....	15
I.4.3 Méthodes de résolution du problème de l'écoulement de puissance.....	19
I.4.4 Comparaison entre les méthodes de résolution.....	19
I.5 Écoulement de puissance optimal (OPF)	19
I.5.1 Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF).....	22
I.5.1.1 Variables d'état	22
I.5.1.2 Variables de contrôle.....	23
I.5.1.3 Fonction Objectif.....	23
I.5.1.4 Contraintes d'égalités.....	24
I.5.1.5 Contraintes d'inégalités.....	24
I.6 Dispatching Economique	26
I.6.1 Caractéristiques entrée-sortie des centrales thermiques.....	27
I.6.2 Variantes de la caractéristique du coût de combustible.....	28
I.7 Effets environnementaux	30
I.7.1 Modèle mathématique du dispatching environnemental.....	31
I.7.2 Dispatching Economique Environnemental Combiné (CEED).....	32
I.8 Conclusion	33

Chapitre II: Dispatching Economique Environnemental par les Méthodes Conventionnelles

II.1 Introduction	34
II.2 Formulation mathématique d'un problème d'optimisation	35
II.2.1 Minimisation et Maximisation	35
II.2.2 Classification des problèmes d'optimisation.....	35
II.2.3 Optimisation multi-objectif.....	36
II.2.4 Conditions nécessaires d'optimalité	37
II.3 Critère d'optimalité du dispatching économique	38
II.4 Méthode de Lagrange pour résoudre le problème ED	38
II.5 Algorithmes d'optimisations déterministes	43
II.6 OPF par les méthodes déterministes	43
II.6.1 Méthodes du gradient	45
II.6.2 Méthode de Newton	45
II.6.3 Méthodes de type quasi-Newton.....	48
II.6.4 Méthode de Programmation quadratique (QP)	49
II.6.5 Méthode de programmation linéaire.....	50
II.6.6 Méthodes de points intérieurs.....	51
II.7 Test et application	52
II.8 Conclusion	56

Chapitre III: Réseaux de Neurones Dynamiques et Optimisation

III.1 Introduction	57
III.2 Historique sur les réseaux de neurones	57
III.3 Structure d'un réseau de neurones	59
III.3.1 Neurone formel.....	59
III.3.2 Les réseaux de neurones	60
III.4 Architectures des réseaux de neurones	60
III.4.1 Réseaux à propagation directe	60
III.4.2 Réseaux à rétropropagation récurrente	62
III.5 Réseaux de neurones dynamiques	63
III.5.1 Représentation dynamique du temps	63
III.5.2 Principales architectures de réseaux dynamiques	64
III.5.2.1 Architecture de Hopfield	64
III.5.2.2 Machine de Boltzmann (MB).....	65
III.5.2.3 Architecture de Jordan	65
III.5.2.4 Architecture de Elman	66
III.6 Réseaux de Neurones Dynamique (DNN) associés à l'optimisation	66
III.6.1 DNN et optimisation.....	67
III.7 Architectures de DNN considérées dans ce chapitre	70
III.7.1 Réseau de neurone de Hopfield binaire	70
III.7.2 Réseau de neurones de Hopfield analogique	71
III.7.3 Application des réseaux de Hopfield conventionnel à l'optimisation d'ED.....	71
III.7.4 Description du réseau de Hopfield modifié (M-HNN).....	73
III.7.4.1 Formulation du dispatching économique ED par M-HNN	76
III.8 Résultats de la simulation	78
III.9 Conclusion	86

Chapitre IV: Développements et Applications

IV.1	Introduction	87
IV.2	Conception de réseaux de neurones dynamiques	88
IV.3	Réseaux de neurones dynamiques primaux et duals	89
IV.4	Formulation quadratique du problème CEED	90
IV.5	Optimisation de CEED basée sur DNN	91
IV.5.1	Optimisation du problème CEED basé sur un DNN Primal	91
IV.5.2	Optimisation de CEED basé sur DNN Primal-Dual	93
IV.5.3	Optimisation de CEED basé sur DNN Dual	95
IV.6	Formulation non linéaire du problème CEED	98
IV.7	Optimisation du problème non linéaire CEED basée sur DNNs	98
IV.7.1	Optimisation du problème CEED basé sur RT-DNN	99
IV.7.2	Réseaux de neurones à temps discret	101
IV.7.3	Optimisation du problème CEED basé sur DT-DNN.....	101
IV.8	Résultats de la Simulation	103
IV.8.1	Courbes de coûts quadratiques	103
A.	Systeme1: Réseau à trois générateurs.....	104
B.	Système 2: Réseau à six générateurs.....	107
C.	Système 3: Réseau à onze générateurs	109
IV.8.2	Courbes de coûts quadratiques avec composantes exponentielles	111
A.	Système 4: Réseau à six générateurs.....	111
IV.8.3	Courbes de coûts et d'émissions ont la forme cubique	116
IV.8.4	Formulation des facteurs de pénalité de prix.....	117
IV.8.5	Application sur un réseau test à six générations.....	118
IV.9	Conclusion	125
	Conclusion Générale	126
	Bibliographie	129
	Annexe: Données des réseaux test	135

Table des figures

Figure I.1	Structure organisationnelle d'un système électrique.....	8
Figure I.2	Exemple d'une centrale thermique.....	9
Figure I.3	Exemple d'une centrale nucléaire.....	10
Figure I.4	Exemple d'une centrale hydraulique.....	10
Figure I.5	Jeu de barre typique i dans un réseau électrique à n jeux de barres.....	16
Figure I.6	Transit de puissances sur une ligne de transmission.....	18
Figure I.7	Caractéristique entrée-sortie d'une unité thermique.....	27
Figure I.8	Courbe de l'accroissement du coût de combustible.....	28
Figure I.9	Caractéristique entrée sortie d'une unité thermique à 4 valves.....	29
Figure I.10	Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par 3 types de combustibles.....	29
Figure I.11	Coût de production des centrales à zones de fonctionnement prohibées.....	30
Figure II.1	Catégorie des problèmes d'optimisation.....	36
Figure II.2	Convergence de l'algorithme de Newton pour le 1 ^{er} cas ($w = 1$).....	54
Figure II.3	Convergence de l'algorithme de Newton pour le 2 ^{eme} cas ($w = 0$).....	55
Figure II.4	Convergence de l'algorithme de Newton pour le 3 ^{eme} cas (CEED).....	55
Figure II.5	Puissances actives générées optimales par λ -itération pour les trois objectifs.....	55
Figure II.6	Puissances actives générées optimales par Newton pour les trois objectifs.....	56
Figure III.1	Model simplifié de neurone formel.....	59
Figure III.2	Exemples de fonctions d'activations.....	60
Figure III.3	Réseaux de neurones à couches.....	61
Figure III.4	Réseau de neurones complètement connectés.....	62
Figure III.5	Réseau à quatre neurones complètement bouclé.....	62
Figure III.6	Exemple d'architecture récurrente à couches.....	62
Figure III.7	Représentation du comportement statique d'un neurone statique.....	64
Figure III.8	Représentation du comportement dynamique d'un neurone dynamique.....	64
Figure III.9	Architecture d'un réseau de Hopfield de n neurones.....	65
Figure III.10	Architecture de la machine de Boltzmann.....	65
Figure III.11	Exemple de réseau de Jordan.....	66
Figure III.12	Exemple de réseau de Elman.....	66
Figure III.13	Le neurone électronique.....	71
Figure III.14	Réseau de neurones de Hopfield modifié (M-HNN).....	75
Figure III.15	Diagramme schématique d'un réseau Hopfield modifié à n neurones.....	76
Figure III.16	Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et coût total pour $w=1$ par M- HNN.....	81
Figure III.17	Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et coût total pour $w=0$ par M- HNN.....	81
Figure III.18	Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et coût total pour CEED par M- HNN.....	81
Figure III.19	Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et coût total pour $w=1$ par HNN.....	82
Figure III.20	Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et coût total pour $w=0$ par HNN.....	82
Figure III.21	Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et coût total pour CEED par HNN.....	82
Figure III.22	Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x et coût total pour $w=1$ par M-HNN.....	84

Figure III.23	Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x et coût total pour $w=0$ par M-HNN	84
Figure III.24	Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x et coût total pour CEED par M-HNN.....	85
Figure III.25	Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x et coût total pour $w=1$ par HNN.....	85
Figure III.26	Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x et coût total pour $w=0$ par HNN.....	85
Figure III.27	Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x et coût total pour CEED par HNN..	86
Figure.IV.1	Structure du P-DNN pour optimiser CEED	92
Figure.IV.2	Fonction d'activation	94
Figure.IV.3	Structure du PD-DNN proposé pour optimiser CEED	95
Figure.IV.4	Structure de D-DNN pour optimiser CEED	97
Figure.IV.5	Architecture simplifiée du modèle de CT-DNN (IV.49).....	101
Figure.IV.6	Fonction d'activation pour DT-DNN.....	102
Figure.IV.7	Schéma fonctionnel du réseau de neurones à temps discret (IV.53).....	103
Figure.IV.8	Convergence des puissances générées, de la puissance totale et du coût de production..	106
Figure.IV.9	Convergence de la fonction d'émission, du coût de production total et de pertes de transmission.....	106
Figure.IV.10	Convergence de la fonction coût total des 3 algorithmes proposés	107
Figure.IV.11	Convergence des puissances générées, de la puissance totale et du coût de production..	108
Figure.IV.12	Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30-bus	112
Figure.IV.13	Convergence des variables de contrôles par DT-DNN et CT-DNN où les pertes sont négligées	113
Figure.IV.14	Convergence des variables de décisions par DT-DNN et CT-DNN cas où les pertes sont négligées	114
Figure.IV.15	Convergence des variables de contrôles par DT-DNN et CT-DNN cas où les pertes sont considérées	115
Figure.IV.16	Convergence des variables de décisions par DT-DNN et CT-DNN où les pertes sont considérées	116
Figure.IV.17	Variation de P_{gi} , $\sum P_{ig}$, coût de combustible, émissions SO_2 , NO_x , CO_2 , et coût total simulée par CT-DNN.....	123
Figure.IV.18	Variation de P_{gi} , $\sum P_{ig}$, coût de combustible, émissions SO_2 , NO_x , CO_2 , et coût total simulée par DT-DNN.....	124

Liste des tableaux

Tableau I.1	Types des jeux de barres dans un réseau électrique.....	15
Tableau II.1	Coefficients des fonctions coût et des émissions de gaz.....	52
Tableau II.2	Résultats de simulation pour ($w = 1$).....	53
Tableau II.3	Résultats de simulation pour ($w = 0$).....	53
Tableau II.4	Résultats de simulation pour CEED.....	54
Tableau II.5	Résultats de simulation pour des différentes fonctions objectifs.....	54
Tableau III.1	Résultats de ED sous HNN et M-HNN de système énergétique à 3 unités.....	79
Tableau III.2	Résultats de dispatching environnemental sous HNN et M-HNN de système à 3 unités	79
Tableau III.3	Résultats de CEED sous HNN et M-HNN de système énergétique de 3 unités.....	80
Tableau III.4	Comparaison des différents résultats de CEED sous HNN et M-HNN pour $D P_D=700..$	80
Tableau III.5	Méthodes classiques vs méthodes de Hopfield.....	83
Tableau III.6	Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz.....	83
Tableau III.7	Résultats de dispatching optimal sous HNN et M-HNN du système énergétique de 6 unités.....	83
Tableau IV.1	Les paramètres constants des 3 algorithmes pour le système de 3 unités	104
Tableau IV.2	Les paramètres constants des 3 algorithmes pour le système de 6 unités	104
Tableau IV.3	Les paramètres constants des 3 algorithmes pour le système de 11 unités	104
Tableau IV.4	Résultats d'optimisation dans le cas ($w = 1$).....	104
Tableau IV.5	Résultats d'optimisation dans le cas ($w = 0$).....	105
Tableau IV.6	Résultats d'optimisation dans le cas ($w = 0.5$).....	105
Tableau IV.7	Comparaison des résultats du H-NN et M-NN avec SGA [61], RGA[61] et HGA.....	107
Tableau IV.8	Résultats d'optimisation du P-DNN et PD-DNN dans le cas (CEED).....	108
Tableau IV.9	Résultats d'optimisation du D-DNN dans le cas ($w = 0.5$).....	109
Tableau IV.10	Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz	109
Tableau IV.11	Résultats d'optimisation du P-DNN et PD-DNN dans le cas ($w = 0.5$).....	110
Tableau IV.12	Résultats d'optimisation du D-DNN dans le cas ($w = 0.5$).....	110
Tableau IV.13	Résultats comparatifs du CEED pour un système de 6 unités	111
Tableau IV.14	Résultats comparatifs du CEED pour un système de 11 unités	111
Tableau IV.15	Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz.....	111
Tableau IV.16	Résultats d'optimisation du CT-DNN et DT-DNN dans le cas où les pertes sont négligées	113
Tableau IV.17	Résultats d'optimisation du CT-DNN et DT-DNN dans le cas où les pertes sont considérées	114
Tableau IV.18	Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED SO_2	120
Tableau IV.19	Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED- NO_x	120
Tableau IV.20	Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED- CO_2	120
Tableau IV.21	Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED $SO_2 - NO_x - CO_2$	121
Tableau IV.22	Comparaison de la solution d'émission CEED- SO_2 et CEED- NO_x	121
Tableau IV.23	Comparaison de la solution d'émission CEED- CO_2	121
Tableau IV.24	Comparaison de la solution d'émission CEED- $SO_2 - NO_x - CO_2$	121
Tableau IV.25	Impacts du facteur de pénalité à plusieurs critères sur le problème de dispatching CEED- SO_2 , CEED- NO_x ; CEED- CO_2 séparément et avec trois polluants.....	122
Tableau IV.26	Coefficients de coût et des émissions de gaz SO_2 NO_x et CO_2 des générateurs.....	122

Liste des abréviations

HTA	Haute Tension type A
HTB	Haute Tension type B
MT	Moyenne Tension
BT	Basse Tension
PQ	Jeu de barres de charge
PV	Jeu de barres de génération.
DN	Dispatching National
EMS	Energy Management System
UCTE	Union pour le Coordination du Transport de l'Électricité
GED	Génération d'Énergie Dispersée
OPF	Optimal Power Flow (Ecoulement de puissance optimal)
ED	Economic Dispatching
EED	Economic-Environnemental Dispatching
CEED	Combined Economique-Environnemental Dispatching.
DFP	Davidson-Fletcher-Powell
BFGS	Broyden, Fletcher, Goldfarb, et Shanno
LM	Levenberg-Marquard
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
GES	Gaz à Effet de Serre
LP	Linear Programing
QP	Quadratic Programing
LVI.	Inequality Verationnel Linear
ODE	Equations Différentielles Ordinaires
RNN	Recurrent Neural Network
DNN	Dynamic Neural Network
HNN	Hopfield Neural Network
M-HNN	Modified Hopfield Neural Network
MB	Machine de Boltzmann
PD-DNN	Primal-Dual Dynamic Neural Network
D-DNN	Dual Dynamic Neural Network
G-DNN	Gradient Dynamic Neural Network
CT-DNN	Continuous-Time Dynamic Neural Network
DT-DNN	Discrete-Time Dynamic Neural Network
Slack Bus	Jeu de barres de référence

Liste des symboles

P_1	Puissance active injectée.
Q_1	Puissance réactive injectée.
V_i	Amplitude de tension.
ϖ_i	Phase de tension.
G_{ij}	Conductance mutuelle entre les nœuds i et j .
b_{ij}	Susceptance mutuelle entre les noeuds i et j .
Y_{bus}	Matrice des admittances nodales.
I_{bus}	Courants complexes injectés à chaque jeu de barres.
V_{bus}	Tensions complexes de chaque jeu de barres.
θ_j	Phase de la tension au jeu de barres j .
S_i	Puissance apparente injectée au jeu de barre i .
$\Delta \bar{S}_{kj}$	Puissance complexe perdue dans la ligne.
V_D	Ecart totale des tensions des jeux de barres de charge.
w_v, w_L	Facteurs de pondération.
P_D	Puissance totale demandée (charge du système).
$f(x)$	Fonction objectif à optimiser.
ng	Nombre de générateurs interconnectés.
npq	Nombre de jeu de barres de charge.
nT	Nombre des transformateurs
nc	Nombre des compensateurs shunts.
$F(x)$	Fonction du coût totale de production.
$\nabla f(x)$	Gradient de Lagrangien.
$H(x)$	Matrice Hessienne.
$C_i(P_{gi})$	Coût du combustible (en \$/h).
$C_T(P_{gi})$	Coût total du combustible.
$E(x)$	Fonction de la quantité des émissions des gaz de l'unité i .
$L(x)$	Fonction objective à optimiser.
$g(x)$	Contraintes d'égalités.
$h(x)$	Contraintes d'inégalités.
h_i	Facteur de pénalité du prix.
P_L	Pertes électriques de transmission.
B_{ij}, B_{0j}, B_{00}	Coefficients des pertes ou les coefficients B .
$P_{gi\max}, P_{gi\min}$	Puissance active maximum et minimum.
$Q_{gi\max}, Q_{gi\min}$	Puissance réactive maximum et minimum.
$T_{i\min}, T_{i\max}$	Limite minimale et maximale du régulateur du transformateur.
$\varphi_{i\min}, \varphi_{i\max}$	Limite minimale et maximale de l'angle de déphaseurs du transformateur.
$Q_{iC\min}, Q_{iC\max}$	Limite minimale et maximale de puissance réactive de compensation au jeu de barre i .
α_i, β_i et γ_i	Coefficients des fonctions coût.
δ_i, σ_i et ρ_i	Coefficients des fonctions des émissions.
λ_i	Multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'égalités.
μ_i	Multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'inégalités.
A_c, B_c	Facteurs de pondération.

Introduction Générale

- **Systèmes de production d'énergie électriques**

Au cours des dernières années, la croissance de la population et le développement industriel et technologique ont contribué à une consommation sans cesse croissante d'énergie électrique, ce qui implique une multiplication des unités de production, des moyens de transport et de distribution. Aussi, les systèmes de production d'énergie électriques sont devenus énormes et compliqués en raison de l'accroissement de sa taille et de la complexité dû aux développements des interconnexions et à la variation de la demande au cours du temps. Avec la demande croissante sans cesse de l'énergie électrique et l'augmentation des prix du combustible, les compagnies d'électricité travaillent constamment pour assurer en tout temps et en tout lieu à leurs clients un approvisionnement continu et fiable en énergie électrique à des prix compétitifs. Beaucoup de facteurs attribués au succès du fonctionnement de ces systèmes de puissance, un de ces facteurs le plus important est le prix de l'électricité. Ce dernier est influencé par trois facteurs: le coût de production, le coût de transport et le coût de distribution. Le coût de production représente le coût pour produire l'électricité à la source. Le coût de transport représente le coût pour transporter l'électricité par lignes à haute tension du lieu de production jusqu'aux distributeurs. Le coût de distribution est le coût pour acheminer de l'électricité de faible tension jusqu'aux utilisateurs résidentiels, commerciaux et industriels.

- **Écoulement de puissance optimal (OPF)**

La production et la distribution de l'énergie électrique doivent être accomplies à coût minimal et avec une efficacité maximale. Ce qui nécessite l'amélioration de la gestion de l'énergie électrique en réduisant d'une part le coût de production et d'autre part en gardant l'équilibre entre la production et la consommation. Il faut donc, planifier les puissances actives et réactives des centrales électriques interconnectées de telle sorte à minimiser le coût total du fonctionnement du réseau entier. En d'autre terme, il faut varier les puissances actives et réactives des générateurs dans leurs limites admissibles afin de satisfaire la demande particulière de la charge avec un coût minimal du combustible. Cela est appelé l'écoulement de puissance optimal (optimal power flow OPF) et parfois connu comme le problème de dispatching économique de l'écoulement de puissance (ED) [127].

La formulation générale du problème de la répartition optimale des puissances actives et réactives est caractérisée par la minimisation de la fonction coût (fonction objectif) en tenant compte de certaines contraintes. Actuellement, ce problème devient plus complexe avec l'apparition de nouvelles contraintes en matière de réduction des émissions de gaz polluant et l'utilisation de sources d'énergies renouvelables, et surtout dans les systèmes d'alimentation à grande échelle, car il est difficile de trouver une solution optimale parce qu'il s'agit d'une fonction non linéaire qui contient un nombre d'optimums local.

- **Contraintes environnementales**

Au cours des dernières décennies, les contraintes environnementales sont devenues les plus importantes pour tous les pays du monde. Globalement, la plupart des pays

industrialisés, hormis les deux pays les plus polluants (les USA et la Chine), ont signé le protocole de Kyoto en 1997 pour réduire le niveau d'émission des gaz toxiques et à effet de serre (GES) de 5.2% durant la période 2008-2010 par rapport au niveau en 1990 [2,3]. Aujourd'hui, il est ratifié par 192 Parties (191 pays et l'UE). A la COP-18 (Doha, 2012), un amendement au Protocole de Kyoto a été formellement adopté pour acter la 2^{ème} période d'engagement (2013-2020) pour 38 Parties (pays industrialisés) qui y participent dont seulement deux grands émetteurs (UE-28 et Australie). Un nouvel objectif global de réduction des émissions de GES a été fixé pour l'ensemble des 38 Parties à atteindre sur la période 2013-2020: au moins -18% (base 1990).

De nos jours, l'énergie mécanique appliquée à l'arbre du rotor des unités génératrices dans les centrales thermiques est fournie par le combustible fossile. Ces centrales sont les plus répandus et permettent d'avoir des coûts de production faibles mais conduit à un dégagement massif de gaz toxiques qui causent la pollution atmosphérique à savoir le dioxyde de carbone CO_2 , le dioxyde de soufre SO_2 , et l'oxyde d'azote NO_x . Tant que les centrales électriques émettent environ 36% des émissions totales de CO_2 dus à l'homme [4], la production d'électricité nécessite une restructuration pour suivre les nouvelles règles et lois de la protection de l'environnement.

Plusieurs options ont été proposées pour la réduction des émissions des générateurs [1,23]:

- Installation d'équipement post combustion pour le traitement des gaz émis.
- Amélioration de la technologie des fourneaux pour limiter la formation de gaz toxiques due au processus de combustion.
- Traitement chimique pendant le processus de combustion.
- Acheminement des gaz émis dans un circuit fermé pour exploitation domestique.
- Utilisation de source d'énergie non polluante.
- Dispatching environnemental.

En général, les stratégies élaborées pour résoudre les problèmes de réduction et de contrôle des émissions peuvent être globalement divisées en deux groupes: Les méthodes d'émission et les méthodes à coût minimal [5].

- Les méthodes d'émission minimales visent à minimiser l'émission totale ou la fonction d'émission répartie, basée sur le modèle de dispersion des émissions. Ce dernier fournit des limites d'émission pour différentes localisations géographiques. Il a été noté que cette méthode peut être inexacte et nécessite beaucoup de calculs.

- Les méthodes de coût minimum intègrent l'objectif d'émission dans le problème en tant que contrainte. Certains des coûts qui ont été pris en compte dans les cas uniques et multi-objectifs comprennent le coût du carburant, les taxes sur les émissions et la valeur des émissions.

- **Dispatching économique environnemental combiné (CEED)**

Les principales préoccupations actuelles des producteurs d'électricité utilisant des centrales thermiques à combustible fossiles sont la production de l'électricité avec un coût faible de combustible et la minimisation des émissions des gaz toxiques dans l'atmosphère.

Le dispatching économique et le dispatching environnemental sont des problèmes considérablement différents. Le dispatching économique ne vise qu'à minimiser le coût total du carburant sans tenir compte du niveau d'émission. D'un autre côté, le dispatching environnemental ne vise qu'à minimiser l'émission totale du système sans tenir compte du coût de production. Par conséquent, il est nécessaire de trouver un point de fonctionnement,

qui établit un équilibre entre le coût du carburant et l'émission. Ceci est réalisé par le Dispatching Economique-Environnemental Combiné (CEED).

L'objectif du dispatching économique environnemental combiné CEED est d'exploiter des générateurs qui produisent de l'énergie dans une centrale électrique à la fois des coûts minimaux de carburant et des niveaux minimaux d'émission, tout en satisfaisant la demande de charge et les contraintes opérationnelles.

- Réseaux de neurones dynamiques (DNNs)

Grâce aux résultats obtenus au cours de la dernière décennie, les réseaux de neurones connaissent un succès croissant et ont prouvé leur efficacité dans plusieurs domaines: comme le traitement de signal, l'identification des paramètres, la commande des procédés, l'estimation, la détection des défauts, le control et l'optimisation des systèmes etc... . Ils demeurent toutefois un sujet d'un grand intérêt pour les chercheurs qui désirent améliorer les performances de ces réseaux et étendre leur champ d'applications [12]. Le développement des nouvelles techniques et méthodologies expérimentales donne la possibilité d'aller toujours plus loin dans l'étude de l'architecture neuronale. Ainsi, des modèles toujours plus élaborés sont proposés pour comprendre les mécanismes fondamentaux de la dynamique neuronale d'une part, et pour proposer de nouvelles expériences ou applications d'autre part. En parallèle avec cette évolution il y a un besoin de développer des méthodes mathématiques d'analyse ou d'améliorer les méthodes existantes, tel que les problèmes théoriques qui posent la dynamique des réseaux de neurones.

Depuis le travail pionnier de Tank et Hopfield sur une approche de réseau de neurones à programmation linéaire [6], la théorie des réseaux de neurones dynamiques pour l'optimisation et leurs applications d'ingénierie ont été largement étudiés. Basant sur des fonctions de pénalité et des méthodes de gradient, les problèmes d'optimisation sous contraintes ont été d'abord convertis approximativement ou exactement en des problèmes d'optimisation non contraints, puis les modèles de réseaux de neurones basés sur le gradient ont été construits pour calculer les solutions optimales approximatives ou exactes. La méthode la plus utilisée dans la conception du réseau neuronal est l'algorithme du gradient. Les deux modèles classiques les plus connues de réseaux de neurones dynamiques pour l'optimisation sont le réseau de neurones de Hopfield [6] pour la programmation linéaire, et celui de Kennedy et Chua [7] pour la programmation non linéaire. Après cela divers modèles de DNNs ont été développés au cours des deux dernières décennies pour résoudre les problèmes de programmation quadratique (QP), linéaire (LP) et non linéaire (NLP). Par exemple, qui ceux basés sur la méthode des paramètres de pénalité [7], les méthodes Lagrangiennes [10,11], les méthodes primales-duales traditionnelles [13,14], les méthodes duales [15-17] et les LVI (Inégalité Variationnelle Linéaire) basées sur les méthodes primales-duales [18-22].

- ✓ Le modèle de réseau de neurones basé sur les pénalités [7] contient des paramètres de pénalité finie et ne génère donc que des solutions approximatives.
- ✓ La dimensionnalité du réseau de neurones Lagrangien [10,11] est beaucoup plus grande que celle des problèmes primaux.
- ✓ En tant qu'outil très flexible pour la résolution exacte des QP, les réseaux de neurones primaux-duaux [13,14] ont été développés avec la particularité qu'ils traitent le programme quadratique original/primal et son problème dual simultanément en minimisant l'écart de dualité avec les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) et la méthode de gradient.

- ✓ Le réseau de neurones dual [15-17] est l'un des plus récents de neurones dynamique, conçu sur la base de la reformulation d'un problème QP de contrainte hybride en un problème de programmation quadratique sous contraintes complètement bornées.

- **Objectifs et contribution de la thèse**

Dans les dernières années, les techniques de calcul intelligentes, en particuliers les réseaux de neurones se sont imposés comme des méthodes puissantes et efficaces dans la résolution de plusieurs problèmes d'optimisations jugés difficiles. Comparant aux méthodes numériques conventionnelles pour l'optimisation contrainte, l'approche de réseau neuronal présente plusieurs avantages dans les applications en temps continu (réel). Premièrement, la structure d'un réseau de neurones peut être mise en œuvre efficacement en utilisant des technologies VLSI (Very-Large-Scale Integration en anglais) et optiques [8]. Deuxièmement, les réseaux de neurones peuvent résoudre de nombreux problèmes d'optimisation avec des paramètres variables dans le temps. Troisièmement, les techniques numériques d'équations différentielles ordinaires (ODE) peuvent être appliquées directement au réseau de neurones à temps continu pour résoudre efficacement les problèmes d'optimisation contraints. Quatrièmement, le réseau de neurones peut résoudre les problèmes de contrôle optimaux à grandes tailles dans un temps de fonctionnement beaucoup plus rapide que les algorithmes d'optimisation les plus populaires exécutés sur les ordinateurs numériques universels.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de la résolution du problème de la répartition optimale et de contrôle des puissances actives et les pertes de transmission actives ainsi que le contrôle des émissions de gaz à effets de serre (GES), qui est actuellement, une des principales préoccupations des entreprises de production et de distribution de l'énergie électrique.

La contribution principale de cette thèse est l'introduction des techniques d'optimisation dites intelligentes pour résoudre le problème du dispatching économique environnemental. Il s'agit des techniques d'optimisations basées sur les méthodes des réseaux de neurones dynamiques. En effet, la visée principale de cette recherche est de développer des algorithmes robustes et efficaces qui soient:

- Capable de résoudre d'une manière fiable et rapide le problème de dispatching économique environnemental combiné (CEED), en respectant au moins les contraintes suivantes:
 - ✓ Contraintes de charge: qui sont relatives à la réalisation de l'équilibre entre la production et la demande de l'énergie avec un minimum de pertes d'énergie possible.
 - ✓ Contraintes de fonctionnement: qui sont relatives aux valeurs limites imposées aux composants (limite de production d'une centrale, puissance transmissible par une ligne,...).
 - ✓ Contrainte économique: qui est relative à la réalisation de la charge au moindre coût de production.
 - ✓ Contrainte environnementale: qui est relative à la diminution du taux des gaz toxiques libérés dans l'atmosphère par les centrales de production thermiques.

- Capable de fournir à la fin du processus d'optimisation, une famille de solutions physiquement réalisables de par la nature des contraintes et d'une précision acceptable sur le plan pratique.
- Capable de garder ses performances lorsqu'ils sont appliqués aux systèmes électriques de grandes tailles.

- Organisation de la thèse

L'architecture de cette thèse est structurée sur quatre chapitres

Dans le premier chapitre nous avons présenté une vue globale sur le système électrique, avec concentration sur sa structure physique, ses composantes et surtout sur les facteurs technico-économiques des centrales électriques. Puis, nous avons donné les définitions de base sur la notion de l'écoulement de puissance (ou écoulement de charge) et sur les méthodes classiques largement utilisées pour résoudre ce problème. Ensuite, nous avons détaillé sous forme générale le problème d'optimisation d'écoulement de puissance (OPF) par une représentation des différentes variables, fonctions objectifs et des différentes contraintes liées à ce problème. Le modèle mathématique du dispatching environnemental qui permet la minimisation de la quantité des émissions des gaz toxiques est ensuite présenté. Enfin, nous avons traité en détaille le modèle mathématique du dispatching économique-environnemental combiné. Ce problème consiste à minimiser la fonction de coût du combustible nécessaire à la production d'énergie électrique et à réduire la quantité des émissions des gaz toxiques en même temps.

Le deuxième chapitre comprend deux parties, dans la première partie nous avons présenté une introduction générale sur le problème d'optimisation mono-objectif et multi-objectif, où des définitions de base sont expliquées, la classification des problèmes d'optimisation est aussi abordée. Puis nous avons décrit certaines méthodes et techniques conventionnelles qui nous paraissent importantes et largement utilisées jusqu'à maintenant dans la résolution du problème de CEED, tel que la méthode de gradient, la méthode de Newton, quasi-Newton, la méthode de programmation linéaire, la méthode de programmation quadratique et la méthode de point d'intérieur. Pour chacune des méthodologies conventionnelles, une description détaillée est fournie sur des aspects importants comme la formulation du problème, l'algorithme de la solution, la contribution des chercheurs, ses avantages et ses inconvénients. Dans la deuxième partie de ce chapitre, la méthode de Newton et la méthode d'itération de lambda sont bien présentées pour solutionner le problème CEED avec considération des pertes sur un système de production électrique à 3 unités.

Le troisième chapitre commence par donner un aperçu détaillé sur les réseaux de neurones, suivi d'une description précisée de modèles des réseaux de neurones dynamiques. Par la suite, une revue détaillée sur les réseaux de neurones dynamiques associés à l'optimisation est présentée, avec une proposition de deux modèles de réseaux de neurones de Hopfield pour la résolution du problème CEED à savoir le réseau de Hopfield conventionnel (HNN) et réseau de Hopfield modifié (M-HNN). Enfin l'application de deux approches proposées dans ce chapitre est présentée en détaille sur deux réseaux tests de 3 et 6 unités de production, avec plusieurs cas d'objectifs.

Le quatrième chapitre discute les approches proposées basées sur les algorithmes de réseaux de neurones dynamiques pour la solution du problème CEED. Le principe général des algorithmes et ainsi leurs développements sont discuté au début du chapitre. Trois structures de réseaux de neurones dynamiques, à savoir le réseau de neurones dynamique de

type primal basé sur le gradient (P-DNN), le réseau de type primal-dual basé sur le lagrangien (PD-DNN) et un autre réseau de neurones de type dual (D-DNN) ont été étudiés d'une manière détaillée, pour optimiser la fonction objectif quadratique de ce problème. Deux autres structures de réseaux à savoir le réseau de neurones dynamique à temps continu (CT-DNN) et le réseau de neurones dynamique à temps discret (DT-DNN) ont été développées pour optimiser les fonctions objectifs non linéaires du CEED. Puis, la validation des résultats de simulation des algorithmes proposés pour la solution du problème CEED est montrée et discutée à travers plusieurs études de cas sur plusieurs systèmes électriques de tests. Ensuite, une étude comparative est largement expliquée avec des autres approches proposées.

Enfin, nous clôturerons cette thèse par une conclusion générale concernant l'apport général délivré par notre travail. Nous présenterons aussi les perspectives qui pourront faire suite à ce travail.

- Contributions

Les contributions de cette thèse ont fait l'objet des publications suivantes:

- Publications Internationales

- 1- **Smail Boudab and Noureddine Goléa**, Combined economic-emission dispatch problem: Dynamic neural networks solution approach. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*. Vo.19, Issue 3. doi.org/10.1063/1.4985089. May 2017.
<https://doi.org/10.1063/1.4985089>

- Communications Internationales

- 1- **Smail Boudab and Noureddine Goléa**. Emission and economic dispatch by using Hopfield neural network. *The first International Conference on Electrical Engineering and Control Applications (ICEECA2012)*, November 20-22nd, 2012. Khenchela-Algeria.
<http://www.cuniv-khenchela.edu.dz/fr/ICEECA/>
- 2- **Smail Boudab and Noureddine Goléa**. "Emission and economic dispatch by multilayer perception neural network" *The Second International Conference on Energy and Sustainable Development (ICESD'13)*. February 19-20th, 2013, Adrar-Algeria.
<http://www.univadrar.org/icesd2013>
- 3- **Smail Boudab and Noureddine Goléa**. Economic load dispatch problem solution using a one-layer discontinuous recurrent neural network. *3rd International Conference on Information Processing and Electrical Engineering (ICIPEE'14)*. Nov. 24-25th 2014 in Tébessa-Algeria.
<http://www.univ-tebessa.dz/fr/ICIPEE2014>
- 4- **Smail Boudab and Noureddine Goléa**. Solution of combined economic-emission load dispatch problem using a discrete-time neural network. *the 9th international conference on electrical engineering and first workshop on robotics and controls"(CEE2016)*, October 2-4th, 2016, Batna-Algeria.
<http://seminaire.univ-batna.dz/cee.2016/>
- 5- **Smail Boudab and Noureddine Goléa**. Combined economic and emission dispatch solution using a novel recurrent neural network model. *The third International Conference on Energy and Sustainable Development (ICESD'17)*. February 7-8th, 2017, Adrar-Algeria.
<http://icesd2016.univ-adrar.dz/index.php/committees>

Chapitre

I

Généralités et Formulation du Problème OPF

I.1. Introduction

Les réseaux électriques sont considérés comme le système le plus complexe fabriqué par l'homme. Ceci est dû au large champ géographique qu'ils couvrent ainsi qu'aux différentes transactions effectuées pour différents services et à la diversité des équipements de production en taille, en disposition et en caractéristiques [2]. L'un des états les plus importants d'un réseau électrique est son mode d'opération en régime permanent. Afin d'obtenir des informations sur ces points d'opération et d'être en mesure de les gérer pour des raisons de sécurité, de fiabilité ou d'économie. Ce chapitre s'articule autour de quatre parties. La première à l'objectif de fournir une vision générale sur la structure physique d'un système électrique. Nous nous concentrerons sur les facteurs technico-économiques des centrales électriques.

L'étude d'un tel système nécessite la représentation de ce dernier par un modèle physique décrivant les différents éléments qui le composent et qui par une formulation mathématique, nous permet d'étudier son comportement avec précision. On introduit dans la deuxième et la troisième partie de ce chapitre le concept général de la modélisation des systèmes électriques en traitant deux champs:

- L'écoulement statique des charges ou de puissance.
- L'écoulement de puissance optimal.

L'objectif du calcul de l'écoulement de puissances est de déterminer les puissances actives et réactives qui transitent dans le réseau électrique, ainsi que les niveaux des tensions pour avoir une idée générale sur le comportement du réseau électrique. L'écoulement de puissance optimale sert à déterminer la combinaison optimale des puissances générées qui minimise le coût de production tout en respectant toutes les contraintes du système. La quatrième partie de ce chapitre traite le problème du dispatching économique-environnemental combiné (CEED). Ce problème consiste à déterminer le niveau de production de l'ensemble des générateurs qui garantissent l'équilibre production-consommation au moindre coût avec des émissions des gaz toxiques minimisés.

I.2. Structure physique des systèmes électriques

Les réseaux sont conçus traditionnellement d'une manière verticale où les transferts de l'énergie suivent le schéma dit « du haut en bas » : Production-Transport-Distribution. Ils sont aussi exploités d'une manière centralisée. Ainsi, la plus grande partie de la production électrique est centrée autour de centrales à grande capacité de production (type centrales hydrauliques, thermiques, nucléaires). Cette production est souvent liée à des emplacements géographiques adéquats (sources d'eau, impératifs techniques,...). L'énergie est ensuite

acheminée vers les grands centres de consommation à travers un réseau de lignes aériennes et de câbles, souvent à de grandes distances et à des niveaux de tension plus au moins importants. Cette structure a été construite sur des bases économiques, de sécurité du système et de qualité de fourniture de l'énergie [27].

Du point de vue physique, un système électrique est organisé en différents niveaux de tension, et il est composé de quatre maillons: les moyens de production, le réseau de transport et de répartition, auxquels sont connectés les grands groupes de production centralisée, le réseau de distribution alimentant la plupart des consommateurs, et la consommation. La figure I.1 illustre comment ces quatre maillons s'articulent.

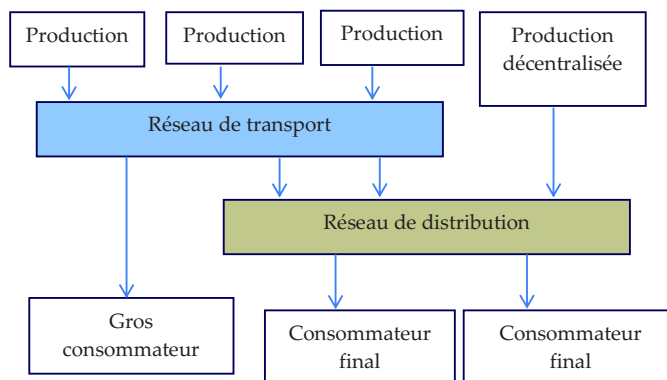


Figure I.1. Structure organisationnelle d'un système électrique

I.2.1. Production

Les moyens de production d'énergie électrique sont des installations capables de convertir des sources d'énergies primaires en énergie électrique. Ils sont très divers. Chaque type de ces moyens de production a des caractéristiques techniques et économiques propres. Ces caractéristiques expliquent l'utilisation des moyens de production pour satisfaire la consommation d'électricité et la constitution du mix des énergies primaires pour produire de l'électricité.

La centrale de production est la composante élémentaire de l'organisation des moyens de production d'électricité. Une centrale peut regrouper sur un même site plusieurs unités ou tranches de production souvent de même technologie et de même puissance. Chaque unité de production est composée d'une turbine ou moteur et d'un alternateur pour produire de l'énergie électrique. Les turbines ou moteurs peuvent être entraînés à l'aide de différentes sources d'énergie primaire. La source d'énergie primaire et le mode de la conversion en électricité sont des éléments technologiques structurants des moyens de production.

I.2.1.1. Production centralisée

Le terme production centralisée désignant les grandes centrales de production connectées au réseau de transport. Ces centrales peuvent être classées selon leur technologie, c'est-à-dire selon leurs sources d'énergie primaire et selon le mode de conversion plus ou moins direct de l'énergie primaire en énergie électrique. Parmi l'ensemble des moyens de production actuellement disponibles, nous distinguons les turbines à combustion, les centrales thermiques à vapeur à cycle simple et à cycle combiné, les centrales nucléaires, les centrales hydrauliques. Ce sont les moyens de production les plus matures et les plus utilisés.

➤ **Turbines à combustion:** ou les moteurs diesel à combustion interne, brûlent du gaz ou du pétrole. Ces centrales sont caractérisées par un rendement énergétique bas. Leur coût marginal dépend du prix du combustible utilisé et de leur rendement. Le coût marginal des turbines à combustion est généralement le plus élevé de l'ensemble des moyens de production. Ces centrales fonctionnent donc peu d'heures par an, moins d'une centaine, à la pointe de consommation. Toutefois, leur coût d'investissement est faible et elles peuvent être construites et opérationnelles en un an.

➤ **Centrales thermiques à vapeur à cycle simple:** Les centrales thermiques à vapeur brûlent du charbon, du pétrole ou du gaz pour vaporiser de l'eau. La vapeur ainsi produite se détend dans une turbine à vapeur qui entraîne un alternateur produisant de l'électricité. Ces centrales sont caractérisées par un rendement moyen. Leur coût marginal dépend du prix du combustible utilisé et du rendement de la centrale. Par rapport à l'ensemble des moyens de production, ce coût marginal est moyen. Ces centrales fonctionnent donc en semi-base, c'est-à-dire 2000 à 6000 h/an. Leur coût d'investissement est lui aussi moyen par rapport à l'ensemble des autres moyens de production [30].

➤ **Centrales thermiques à cycle combiné gaz:** sont le fruit d'une technologie hybride entre turbine à combustion et centrale thermique à vapeur. Une turbine à combustion (ou plusieurs), généralement alimentée par du gaz, fonctionne en parallèle d'une turbine à vapeur. Ces centrales sont caractérisées par un très bon rendement. Leur coût marginal bien qu'étant toujours dépendant du prix du combustible, est alors plus faible que celui des centrales à cycle simple. Par conséquent, ces centrales fonctionnent au-delà de la semi-base, jusqu'à 7000 h/an. Le coût d'investissement des centrales à « Cycle Combiné Gaz » (CCG) est du même ordre que celui des centrales gaz à cycle simple et elles peuvent être construites tout aussi rapidement en deux à quatre ans [30].

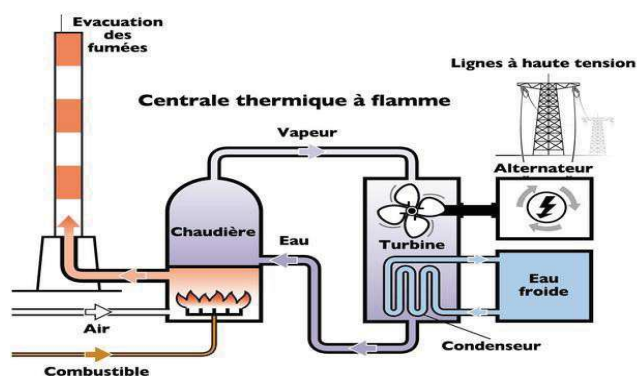


Figure I.2. Exemple d'une centrale thermique [31]

➤ **Centrales nucléaires:** Ces centrales utilisent également des cycles de conversion thermodynamique, néanmoins leur chaudière est un réacteur nucléaire. L'énergie nucléaire obtenue à la suite de réactions de fission de l'uranium et du plutonium est la source de chaleur utilisée. Elles produisent environ 15% de l'électricité mondiale. Les centrales nucléaires produisent des déchets radioactifs et présentent un risque d'accident. Une centrale nucléaire est identique à une centrale thermique, sauf que la chaudière brûlant le combustible fossile est remplacée par un réacteur contenant le combustible nucléaire en fission. Ces centrales sont caractérisées par un coût marginal très faible, dû tant au faible prix du combustible nucléaire qu'au très bon rendement énergétique de ces centrales. Elles

fonctionnent en base 7000 à 8000 h/an. Toutefois, leur coût d'investissement est très élevé et le temps de construction de ces centrales est relativement long [30].

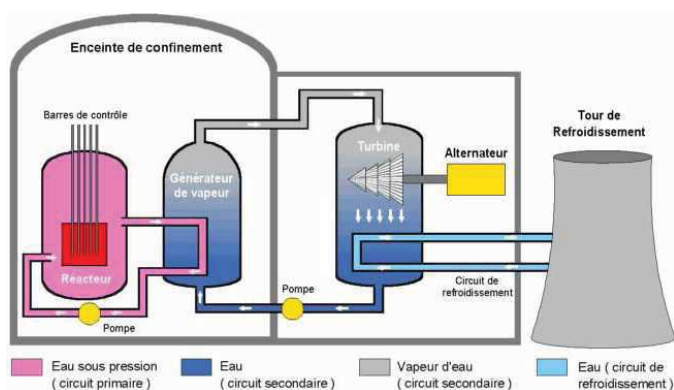


Figure I.3. Exemple d'une centrale nucléaire [32]

➤ **Centrales hydrauliques:** Dans les centrales hydrauliques l'énergie potentielle de chute de l'eau est utilisée pour produire de l'électricité. On distingue principalement deux types de centrales hydrauliques : les centrales hydrauliques au fil de l'eau et les centrales à réservoir.

Dans les centrales hydrauliques au fil de l'eau, où l'eau est turbinée au fil du courant des cours d'eau. Dans les centrales hydrauliques à réservoir, l'eau est stockée dans des réservoirs à l'aide de barrages, et est turbinée au rythme des besoins. Pour l'exploitation de ces centrales, il est nécessaire de considérer le coût marginal de production et le coût d'opportunité de produire plus tard. Le coût marginal de production est réputé très faible, voire nul. Toutefois, la possibilité de stockage qu'offre cette technologie amène à considérer aussi le coût d'opportunité de produire à un moment où la production sera mieux valorisée. Les centrales à réservoir fonctionnent donc davantage en pointe ou en semi-base, quand l'énergie est plus chère. Le coût d'investissement de ces centrales est très élevé et leur temps de construction est relativement long.

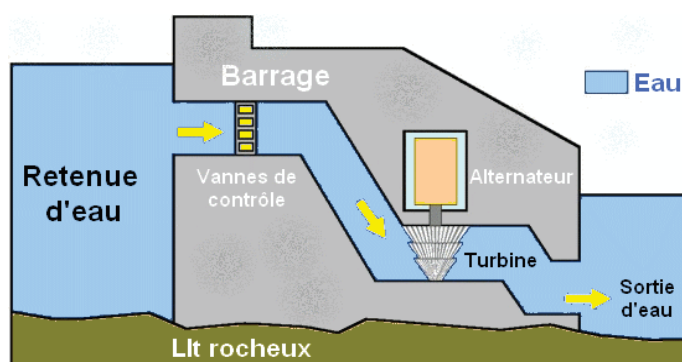


Figure.I.4. Exemple d'une centrale hydraulique [32]

I.2.1 2. Production décentralisée

Le terme production décentralisée désigne l'ensemble des générateurs d'électricité de faible puissance connectés aux réseaux de distribution. Ce terme est construit par opposition au terme production centralisée, laquelle est gérée de façon centralisée par les gestionnaires de réseau. Une unité de production décentralisée sera nommée Génération d'Énergie Dispersée ou plus simplement GED [34]. Le nombre de GED connectées aux réseaux de distribution est actuellement en forte augmentation.

Différents facteurs expliquent ce fort accroissement. Le premier est l'ouverture progressive du marché de l'énergie au monde. En effet désormais les producteurs d'énergie indépendants peuvent vendre leur production d'électricité au plus offrant à travers des bourses de l'énergie [35]. Le second facteur certainement le plus important est les incitations gouvernementales au développement des énergies renouvelables, depuis ces dernières années. Ces incitations d'une part, pour augmenter l'indépendance énergétique et d'autre part, pour diminuer les émissions de gaz à effet de serre.

Une classification simple en fonction du type de source d'énergie utilisée peut être donnée. Les principales sources sont :

➤ **Hydraulique:** Pour la production décentralisée, on emploiera préférablement le terme de microcentrales hydrauliques. Leur principe de fonctionnement est identique à la centrale hydraulique centralisée traditionnelle. La différence consiste à leur petite taille. Elles sont installées proches des consommateurs pour exploiter les petits fils d'eau locaux. Le niveau de puissance va de quelques kW à quelques MW. Les avantages de l'énergie hydraulique sont la gratuité de l'énergie primaire et la régularité de la production électrique. Les inconvénients principaux sont le prix élevé de l'investissement initial et l'impact sur l'environnement.

➤ **Éolien:** Les éoliennes transforment l'énergie cinétique de l'air (le vent) en énergie électrique. Les technologies sont arrivées ces dernières années à maturité et on assiste à une forte croissance de l'industrie éolienne au monde, soutenue par des subventions publiques et des prix de rachats intéressants pour les producteurs. Les coûts d'investissement sont relativement importants, surtout pour l'éolien off-shore mais là encore, l'énergie primaire est gratuite et l'impact environnemental assez réduit. Par contre, le caractère variable et difficilement prévisible de cette énergie pose des problèmes d'exploitation [34].

➤ **Solaire:** Les installations photovoltaïques convertissent directement le rayonnement solaire en courant électrique continu. Quelques installations de grande taille connectées au réseau HTA existent (Espagne) mais la plupart sont de faible puissance et branchées sur les réseaux BT. L'énergie solaire peut aussi être convertie indirectement en énergie électrique via la production de chaleur. Ce principe est appelé solaire thermique. Différentes technologies existent (réseau de miroirs paraboliques, concentrateurs...) mais cette source d'énergie reste encore aujourd'hui marginale.

➤ **Biomasse:** Les déchets agricoles, urbains renouvelables, biogaz et déchets issus de l'exploitation forestière peuvent être utilisés dans des centrales thermiques pour générer de la chaleur, puis de l'énergie électrique. L'intérêt majeur est que le dioxyde de carbone rejeté dans l'atmosphère est compensé par celui absorbé par la repousse de la biomasse. Le bilan carbone est donc proche de zéro. Cette technologie est de plus en plus utilisée dans les zones rurales.

➤ **Géothermie:** Le principe de la géothermie est d'utiliser la chaleur de nappes d'eau souterraine pour générer directement (par prélèvement) ou indirectement (par échange de chaleur) de la vapeur d'eau. Cette vapeur d'eau sert ensuite à produire de l'électricité. La taille typique des centrales géothermiques varie de 5 à 50 MW.

I.2.2. Transport

Les réseaux de transport assurent le transport de l'énergie électrique sur de grandes distances vers les grands centres de consommation. Afin de minimiser entre autre les pertes joules sur les lignes, ces réseaux sont à très haute tension (de 63 kV à 400 kV). Du point de vue topographique et pour des raisons de sécurité de fonctionnement, les réseaux de

transport sont des réseaux maillés. Les flux de puissance peuvent ainsi être répartis entre toutes les lignes du réseau. Leur gestion est par contre complexe. Aussi les transferts de puissance entre zones de production et zones de consommation sont très importants et variables. Ils rendent l'optimisation technico-économique des réseaux difficiles. Par conséquent, de manière générale, les réseaux de transport, comparativement aux réseaux de distribution, sont très supervisés afin de pouvoir effectuer des contrôles de la tension, de la fréquence, la répartition des flux de puissance et des coûts de production, etc.

I.2.3. Distribution

Les réseaux de distribution assurent la distribution de l'énergie électrique au niveau local. Leur tension est inférieure ou égale à 50 kV (HTA). Ils sont constitués de deux types de réseaux : le réseau moyenne tension (MT), connecté au réseau de transport, et le réseau basse tension (BT). Ils sont, dans la très grande majorité des cas, exploités de manière radiale. Cette structure permet de facilement assurer la maintenance du réseau, notamment pour la détection et l'élimination rapide des défauts. Des schémas d'exploitation de secours entre postes sources sont bien entendu prévus et permettent de minimiser le nombre de clients coupés en cas de défaillances. Les réseaux de distribution constituent l'infrastructure la plus importante du système électrique. Accueillant aujourd'hui de plus en plus de productions d'énergie décentralisée.

En Algérie la tension nominale des réseaux de distribution HTA est de 20 kV, celui du réseau BT de 400V. Ce niveau de tension offre un compromis technico-économique qui permet à la fois, de diminuer les chutes de tension, de minimiser le nombre de postes source (poste de connexion HTB/HTA) mais également de réduire les contraintes techniques et économiques inhérentes aux hautes tensions (coûts des investissements, protection des biens et des personnes).

I.2.4. Consommation

Les trois usages classiques de l'énergie électrique sont la production d'énergie thermique (chauffage), lumineuse (éclairage) et mécanique (moteurs électriques). Ces trois applications se retrouvent aussi bien chez les consommateurs résidentiels qu'industriels. Dans les réseaux, les consommateurs sont appelés charges. Ces charges sont caractérisées par leurs puissances active et réactive consommées ou produites. De ces puissances mesurées sur un certain intervalle de temps sont déduites les puissances de pointe (puissance maximale) et moyennes.

Pour connaître l'évolution des charges au cours du temps, des études statistiques sont menées sur les réseaux. En mesurant les courants dans les postes de transformation entre les réseaux de transport et de distribution, des courbes de consommation temporelle sont calculées. Ces courbes sont appelées courbes de charge. Elles permettent aux gestionnaires de réseau de prédire l'évolution de la consommation sur les réseaux et donc entre autre, de définir les plans prévisionnels de production.

I.2.5. Equilibre du système électrique

L'équilibre du système électrique exige qu'à tout moment, la puissance injectée (la production) soit égale à la puissance soutirée (la consommation) plus les pertes générées sur le réseau. Ainsi, les systèmes électriques subissent-ils une forte contrainte d'équilibre en temps réel entre les injections et les soutirages. Cet équilibre production-consommation est nécessaire tout d'abord car les systèmes électriques à courant alternatif fonctionnent comme

une grande machine synchronisée. Le fonctionnement de cette machine est très complexe et particulièrement vulnérable aux instabilités. Ces instabilités se produisent principalement quand l'équilibre production consommation n'est pas respecté.

I.3. Caractéristiques technico-économiques des centrales électriques

Les caractéristiques technico-économiques des centrales électriques sont déterminantes pour leur investissement. Quatre d'entre elles doivent être prises en compte pour l'investissement d'une centrale électrique en particulier: le coût marginal et fixe, la localisation du moyen de production qui peut faire varier ces coûts, le temps de réalisation des ouvrages, la dispatchabilité et la disponibilité.

I.3.1. Coûts de production

Deux caractéristiques économiques des moyens de production sont prises en compte pour l'investissement, le coût marginal de production et le coût d'investissement aussi appelé coût fixe.

Pour la technologie la plus répandue, le coût marginal de production reflète principalement le coût du combustible utilisé et les autres coûts d'exploitation et de maintenance de la centrale (Operation & Management Costs en anglais). Le coût du combustible pour produire une certaine puissance électrique est évalué d'après le prix du combustible et la consommation spécifique de chaleur (en anglais: heat rate) de la centrale. Le heat rate est proportionnel à l'inverse du rendement énergétique: plus le heat rate est grand, moins la centrale est performante.

Le coût d'investissement est le coût fixe nécessaire à la réalisation de la centrale de production. Pour les besoins des calculs économiques, ce coût est généralement actualisé sur la durée de vie estimée de la centrale et exprimé en \$/kW/an.

I.3.2. Localisation de la production d'électricité

Le coût de production, marginal et fixe peut varier avec la localisation du moyen de production. Ainsi, l'accès à l'énergie primaire est un facteur important de la localisation d'une centrale [30]. Le prix du combustible peut varier avec le lieu où il est consommé. La localisation du moyen de production doit donc être prise en compte pour déterminer entre autres son coût marginal.

La disponibilité et la température de la source froide nécessaire aux centrales avec turbines à vapeur peuvent aussi modifier le coût de production d'une centrale. En effet, ces centrales sont d'autant moins efficaces que la température de leur source froide est élevée. Le débit de la source froide est aussi un critère de localisation des centrales électriques.

I.3.3. Temps de réalisation et capacité des investissements

Deux autres grandeurs caractérisent les différents moyens de production, le temps de réalisation des investissements et le rapport «temps de réalisation sur capacité des centrales». La capacité des investissements en production est généralement standardisée. Cette capacité fixe la puissance maximale que la centrale de production pourra délivrer. Le temps de réalisation des centrales est un élément structurant de la coordination spatiale et temporelle des investissements en production et en réseau. C'est notamment la différence de dynamique d'investissement qui importe et le rapport entre la taille des investissements en production et leur temps de réalisation.

I.3.4. Dispatchabilité

La dispatchabilité des moyens de production renvoie au fait que la puissance produite par une centrale peut être contrôlée par le producteur. Dans ce cadre, on distingue généralement les moyens de production conventionnels thermiques et hydrauliques à réservoir, des moyens à production fatale.

L'exploitant de moyens de production conventionnels thermiques et hydrauliques à réservoir peut fixer la puissance produite. Ces moyens de production conventionnels sont dits dispatchables. En simplifiant, c'est-à-dire en ne prenant pas en compte les contraintes qui imposent un fonctionnement à une puissance inférieure à la puissance maximale, les moyens de production dispatchables fournissent généralement leur puissance maximale.

L'exploitant des centrales à production fatale subit la puissance produite face aux conditions extérieures (vitesse du vent pour les éoliennes, force du courant pour les centrales au fil de l'eau, etc.). Ces moyens à production fatale sont dits non-dispatchables, ils fournissent rarement leur puissance maximale.

I.3.5. Disponibilité

Une centrale est dite disponible quand elle peut produire lorsqu'on lui en donne l'ordre indépendamment de sa dispatchabilité. Une centrale de production peut présenter des indisponibilités fortuites ou programmées. Les indisponibilités fortuites surviennent lors d'incidents qui empêchent le fonctionnement normal de la centrale. Dans les cas les plus extrêmes, la centrale n'arrive pas à démarrer comme prévu, ou elle doit être arrêtée complètement pour des problèmes techniques. Les indisponibilités programmées renvoient aux périodes de maintenance des centrales de production. Pour les moyens de production conventionnels, la disponibilité moyenne des différents types de centrales est relativement bien connue grâce aux données historiques.

I.4. Ecoulement de puissance

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

I.4.1. Formulation du problème

L'écoulement de puissance est une étude en régime permanent du réseau électrique qui permet d'obtenir à chaque jeu de barres i du réseau quatre grandeurs fondamentales: amplitude de tension V_i , phase de tension ϖ_i , puissance active injectée P_i et puissance réactive injectée Q_i . Pour chaque jeu de barres deux variables doivent être spécifiées au préalable et les deux autres sont calculés. Les modules et les phases des tensions inconnues sont appelés variables d'état. L'état du système n'est déterminé qu'après avoir calculer ces valeurs.

Dans l'analyse de l'écoulement de puissance, les jeux de barres du système sont classés en trois catégories: jeu de barres de référence, jeu de barres de charge (PQ) et jeu de barres de génération (PV). Le tableau I.1 présente les paramètres connus et les paramètres inconnus calculés par l'écoulement de puissance.

Tableau I.1. Types des jeux de barres dans un réseau électrique

Type de jeu de barres	Variables connues	Variables inconnues
J-B de référence	V, ϖ	P, Q
J-B de génération (PV)	V_i, P_i	$\varpi_i,$
J-B de charges (PQ)	Q_i, P_i	V_i, ϖ_i

• **Jeu de barres référence:** Ce jeu de barres connu aussi par le jeu de barres balancier ou bilan, est choisi parmi ceux où un générateur est connecté. Le rôle de ce jeu de barres est de fournir la puissance supplémentaire nécessaire pour composer les pertes de transmission, car celles-ci ne sont pas connues d'avance. En plus, ce jeu de barres sert de référence pour les phases des tensions. Par convention, ce jeu de barres est identifiée par le jeu de barres n° 1, dont le module et la phase de tension sont toujours spécifiés ($V_1 = 1$ p.u. et $\varpi_1 = 0$). Donc, les puissances P_1 et Q_1 sont inconnues, du fait que P_{g1} et Q_{g1} ne sont pas spécifiées d'avance. Par conséquent, les équations d'équilibre de puissance pour le jeu de barres de référence ne sont pas explicitement incluses dans la formulation du problème de l'écoulement de puissance. Cependant, P_1 et Q_1 peuvent être calculées d'après (I.9) et (I.10) après avoir obtenu la solution du problème.

• **Jeu de barres de génération:** Chaque jeu de barres du système dont le module de tension est maintenue constant, est considéré comme un jeu de barres à tension contrôlée ou jeu de barres générateur. Ce type de jeux de barres peut inclure des jeux de barres auxquels les générateurs, des batteries de condensateurs, des compensateurs statiques (SVC) ou des transformateurs avec prises réglables sont raccordés. Au niveau de ce jeu de barres, P_i et V_i sont des grandeurs spécifiées. Donc, Q_i n'est pas connue à l'avance étant donné que Q_{gi} est inconnue. Par conséquent, seule l'équation d'équilibre de puissance active est incluse dans la formulation du problème. la valeur correspondante de ϖ_i est calculée par l'algorithme de l'écoulement de puissance. Une fois la solution du problème est obtenue, Q_i sera calculée d'après (I.14).

• **Jeu de barres de charge:** Chaque jeu de barres du système dont l'injection des puissances actives et réactives sont données, est considéré comme un jeu de barres de charge. Donc, il est évident que deux équations d'équilibre de puissance pour chaque jeu de barres de charge sont explicitement considérées dans la formulation du problème. La procédure de l'écoulement de puissance donne les valeurs de V_i et ϖ_i .

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

I.4.2. Formulation des équations de l'écoulement de puissance

La formulation mathématique est basée sur un système d'équations non linéaires. Ces équations peuvent être établies en utilisant n'importe quel jeu de barres, ou n'importe quelle structure de boucle de référence. Les coefficients des équations dépendent du choix des

variables indépendantes (courant, tension). Ainsi n'importe quelle matrice admittance ou impédance peut être utilisée.

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

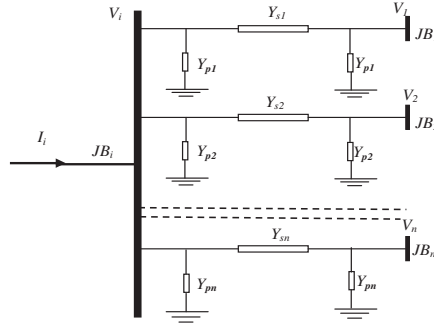


Figure I.5. Jeu de barre typique i dans un réseau électrique à n jeux de barres.

Considérons un jeu de barres typique i (figure I.5), faisant partie d'un réseau à n jeux de barres. Pour résoudre le problème de répartition de charge, on utilise les éléments de la matrice admittance, qui lie les courants et les tensions des jeux de barres.

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

On peut écrire le système (I.1) d'une manière plus simple:

$$[I]_{bus} = [Y]_{bus} [V]_{bus} \quad (\text{I.2})$$

où $I_{bus} = [\bar{I}_1, \bar{I}_2, \dots, \bar{I}_n]^T$ est le vecteur $n \times 1$ des courants complexes injectés à chaque jeu de barres, $V_{bus} = [\bar{V}_1, \bar{V}_2, \dots, \bar{V}_n]^T$ est le vecteur $n \times 1$ des tensions complexes de chaque jeu de barres et Y_{bus} est la matrice des admittances nodales $n \times n$ du système.

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

- \bar{Y}_{ii} , l'élément diagonal ii , est égal à la somme des admittances (impédance série \bar{Y}_s , et deux admittances shunt \bar{Y}_p) de tous les composants connectés au jeu de barres i , soit:

$$\bar{Y}_{ii} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n (\bar{Y}_{p\,ij} + \bar{Y}_{s\,ij}) \quad (\text{I.3})$$

➤ \bar{Y}_{ij} , l'élément hors diagonal ij , est égal à la somme négative des admittances de tous les composants connectés au jeu de barres i et j , c'est-à-dire:

$$\bar{Y}_{ij} = \bar{Y}_{ji} = -\bar{Y}_{s\,ij} \quad (\text{I.4})$$

D'après (I.1), le courant net injecté au jeu de barres i , peut s'écrire:

$$\bar{I}_i = \frac{\bar{S}_i}{\bar{V}_i} = \bar{Y}_{i1}\bar{V}_1 + \bar{Y}_{i2}\bar{V}_2 + \dots + \bar{Y}_{ii}\bar{V}_i + \dots + \bar{Y}_{in}\bar{V}_n = \sum_{j=1}^n \bar{Y}_{ij}\bar{V}_j \quad (\text{I.5})$$

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

$$\bar{V}_j = |V_j| e^{j\theta} = V_j \cos \theta_j + jV_j \sin \theta_j \quad (\text{I.6})$$

$$\bar{Y}_{ij} = |Y_{ij}| e^{j\varpi} = Y_{ij} \cos \varpi_j + jY_{ij} \sin \varpi_j = G_{ij} + jb_{ij} \quad (\text{I.7})$$

où $|V_j|$ est l'amplitude de la tension au jeu de barres j . θ_j est la phase de la tension au jeu de barres j (mesurée par rapport à une certaine référence des phases), ϖ_j est la phase (ou l'argument) de l'élément ij de la matrice admittance, G_{ij} et b_{ij} sont respectivement, la partie réelle (conductance) et la partie imaginaire (suceptance) de \bar{Y}_{ij} .

A. Calcul de la puissance au niveau du jeu de barres

L'expression de la puissance apparente S_i injectée au jeu de barres i est donnée par l'équation:

$$\bar{S}_i = P_i + jQ_i = \bar{V}_i \bar{I}_i^* = \bar{V}_i \sum_{j=1}^n \bar{Y}_{ij}^* \bar{V}_j^* \quad (\text{I.8})$$

Séparons les parties réelle et imaginaire de l'équation (I.8) on aura les équations (I.9) et (I.10) qui expriment respectivement des puissances actives et réactives injectées au jeu de barres i :

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \cos(\theta_i - \theta_j - \varpi_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.9})$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \sin(\theta_i - \theta_j - \varpi_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.10})$$

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

$$P_i = P_{gi} - P_{Di}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.11})$$

$$Q_i = Q_{gi} - Q_{Di}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.12})$$

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

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

$$P_{gi} = P_{Di} + \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \cos(\theta_i - \theta_j - \varpi_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.13})$$

$$Q_{gi} = Q_{Di} + \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \sin(\theta_i - \theta_j - \varpi_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.14})$$

B. Puissance transmise dans la ligne

Le calcul des transits de puissance et les pertes au niveau des lignes, constitue la dernière étape dans l'analyse de l'écoulement de puissance. Pour cela on considère le modèle en π d'une ligne reliant les jeux de barres k et j , montré dans la figure I.6.

Le courant de ligne mesuré au jeu de barres k , définit positif de k vers j , est obtenu par :

$$\bar{I}_{kj} = \bar{I}_i + \bar{I}_{k0} = (\bar{V}_k - \bar{V}_j) \bar{Y}_{ks} + \bar{V}_k \bar{Y}_{kp} \quad (\text{I.15})$$

De même, Le courant de ligne mesuré au jeu de barres j , définit positif de j vers k , s'écrit:

$$\bar{I}_{jk} = -\bar{I}_i + \bar{I}_{j0} = (\bar{V}_j - \bar{V}_k) \bar{Y}_{ks} + \bar{V}_j \bar{Y}_{jp} \quad (\text{I.16})$$

Les puissances apparentes s'écoulant du jeu de barre k vers j , et circulant du jeu de barres j vers k , est :

$$\bar{S}_{kj} = \bar{P}_{kj} + j\bar{Q}_{kj} = \bar{V}_k \bar{I}_{kj}^* = \bar{V}_k (\bar{V}_k^* - \bar{V}_j^*) \bar{Y}_{ks}^* + \bar{V}_k^2 \bar{Y}_{kp}^* \quad (\text{I.17})$$

$$\bar{S}_{jk} = \bar{P}_{jk} + j\bar{Q}_{jk} = \bar{V}_j \bar{I}_{jk}^* = \bar{V}_j (\bar{V}_j^* - \bar{V}_k^*) \bar{Y}_{ks}^* + \bar{V}_j^2 \bar{Y}_{jp}^* \quad (\text{I.18})$$

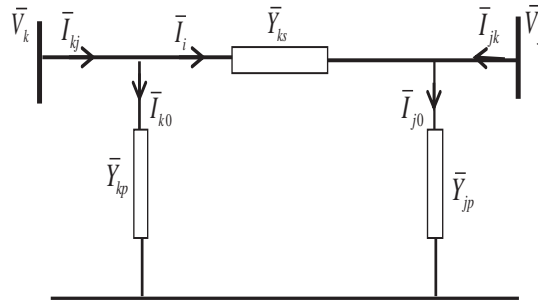


Figure I.6. Transit de puissances sur une ligne de transmission.

C. Pertes de puissance dans les lignes

La puissance complexe $\Delta \bar{S}_{kj}$ perdue dans la ligne $k-j$ due à la transmission est obtenue en faisant la somme algébrique des écoulements de puissances déterminés par les équations (I.17) et (I.18), soit:

$$\Delta \bar{S}_{kj} = \bar{S}_{kj} + \bar{S}_{jk} = P_{kj} + jQ_{kj} \quad (\text{I.19})$$

avec P_{kj} et Q_{kj} représentent respectivement la puissance active et réactive perdues dans la ligne.

I.4.3. Méthodes de résolution du problème de l'écoulement de puissance

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

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

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

I.4.4. Comparaison entre les méthodes de résolution

La méthode de Newton-Raphson sous sa forme utilisant les coordonnées algébriques requiert un espace mémoire important par rapport à celle demandée par la méthode de Gauss-Seidel. Pour cette raison, il est préférable d'utiliser la méthode de Newton-Raphson sous sa forme utilisant les coordonnées polaires.

La méthode de Gauss-Seidel requiert un nombre moins important d'opérations arithmétiques par itération car la matrice du réseau est creuse et par conséquent le temps de calcul est faible. Pour la méthode de Newton-Raphson, les éléments de la matrice jacobienne doivent être calculés en chaque itération et donc le temps de calcul est important.

Le nombre d'itérations pour la méthode de Gauss-Seidel est dépendant de la taille du réseau c'est à dire qu'il augmente si le nombre de nœuds augmente. Par contre, pour la méthode de Newton-Raphson le nombre d'itérations est indépendant du nombre de nœuds. Il reste constant et varie entre trois à sept itérations quel que soit la taille du système énergétique. Cette propriété a exigé le recours à la méthode de Newton-Raphson pour le calcul de l'écoulement de puissances des grands réseaux. Pour les réseaux dont le nombre de nœuds est faible, il est préférable d'utiliser la méthode de Gauss-Seidel qui est la plus facile à programmer.

I.5. Écoulement de puissance optimal (OPF)

Le problème d'OPF a été présenté la première fois par Carpentier en 1962 sous la forme d'un dispatching économique contraint [38], et suivi par une formulation plus générale en 1968 grâce à Tinny et Dommel [39]. Depuis lors le problème de l'OPF a connu un grand intérêt de la part des chercheurs afin d'élaborer des diverses techniques d'optimisations plus fiables et plus efficaces.

Le but d'OPF est de trouver les ajustements optimaux des éléments du réseau électrique qui optimisent certaines fonctions objectifs du système d'énergie tels que le coût total de génération, les pertes actives, la déviation de tension des jeux de barres, l'émission de production des unités, les actions de contrôle et le délestage de la charge tout en satisfaisant les équations de l'écoulement de puissance, la sécurité du système, et les limites de fonctionnement des équipements.

Il existe différentes variables de contrôle, certaines d'elles sont les puissances actives générées de sorties, les tensions des générateurs, les rapports des transformateurs, les angles des transformateurs déphaseurs, et les puissances réactives de compensation. Toutes les variables sont ajustées pour réaliser un arrangement optimal du réseau basé sur la formulation du problème.

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

- **Minimisation du coût du combustible:** le point de départ de l'OPF est de la minimisation des coûts d'exploitation des réseaux électriques. La minimisation du coût de combustible est le principal objectif dans cette catégorie, le but étant de trouver les puissances optimales à générer par les centrales de façon à minimiser le coût total du combustible [40,41]. On peut l'écrire sous la forme:

$$\min C_T = \sum_{i=1}^{ng} C_i(P_{gi}) \quad (I.20)$$

avec C_i est la fonction du coût de combustible pour chaque centrale électrique. Elle peut être d'une forme quadratique simple (I.52), donc le problème devient convexe et différentiable, ou d'une forme complexe non différentiable et non convexe représenté par le coût de multiple combustibles donné par (I.55), ou par le coût à l'effet des valves d'admission défini dans (I.54).

- **Minimisation des pertes:** Dans les grands réseaux d'énergie électrique, une répartition optimale de la puissance réactive est nécessaire pour maintenir la tension dans les limites acceptables de fonctionnement et pour contrôler les pertes de transmission. Le but principal de la planification de l'énergie réactive est la détermination du volume et la localisation optimale des moyens de compensation à installer pour assurer un fonctionnement sûr et économique. Dans ce cas la fonction objectif à minimiser représente les pertes actives totales dans les lignes de transport, qui est considérée aussi comme l'un des objets qui permet une réduction des coûts. donc on a:

$$\min P_L = \sum_{k \in nbr} G_k (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (I.21)$$

ou:

$$\min P_L = \sum_{i \in ng} P_{gi} - P_D = P_{gslack} + \sum_{i \neq slack} P_{gi} - P_D \quad (I.22)$$

où G_k est la conductance linéique et slack bus est le jeu de barres de référence

- **Amélioration de l'écart de la tension:** La tension du jeu de barres est l'un des indices de qualité et de sécurité les plus importants dans les systèmes d'énergie. Parfois, il est préférable que la tension du jeu de barres de charge se rapproche d'une valeur spécifiée V^{sp} qui

généralement représentant la valeur nominale (1 pu), pour que le système d'énergie électrique soit plus sécurisé et plus efficace. La fonction objectif consiste à minimiser l'écart totale des tensions des jeux de barres de charge V_D , qui est définie par:

$$\min V_D = \sum_{i=1}^{npq} |V_i - V_i^{sp}| = \sum_{i=1}^{npq} |V_i - 1| \quad (\text{I.23})$$

où npq représente le nombre de jeu de barres de charge (PQ-bus). Généralement dans le problème d'OPF, la fonction V_D est ajoutée aux autres fonctions objectifs utilisées précédemment, en multipliant V_D par un facteur de pondération w_v :

$$F = C_T + w_v * V_D \quad (\text{I.24})$$

• **Amélioration de la stabilité de tension:** L'amélioration du profil de tension ne garantit pas une sécurité optimale du système. En effet, des problèmes d'instabilité de tension ont été rencontrés dans des systèmes ayant un profil de tension acceptable [42]. La sécurité de tension est assurée si un système est capable de maintenir constamment une tension acceptable au niveau de tous les jeux de barres du système, dans les conditions de fonctionnement normale, après une augmentation de charge, après un changement de configuration ou lorsque le système est soumis à une perturbation quelconque [43]. L'amélioration de la stabilité de la tension est faite par la minimisation de l'indice de stabilité l pour chaque jeu de barres de charge et ensuite la minimisation de l'indice maximal global l_{\max} . La fonction objectif de minimisation du coût total avec l'indice l est donnée par:

$$\min (C_T + w_L * l_{\max}) \quad (\text{I.25})$$

Avec w_L le facteur de pondération prend une grande valeur, et l_{\max} est la valeur maximale de l'indice l_k qui est définie par:

$$l_{\max} = \max\{l_k\}, \quad k = 1, \dots, nl \quad (\text{I.26})$$

avec nl est le nombre des jeux de barres de charge (PQ-bus).

L'indice $l_{\max k}$ est déterminé à partir de l'équation de l'écoulement de puissance. Pour un réseau de n jeux de barres, on a la relation suivante:

$$I_{bus} = Y_{bus} V_{bus} \quad (\text{I.27})$$

En séparant les jeux de barres de charge des jeux de barres de génération, la formule précédente peut être réécrite de la façon suivante:

$$\begin{bmatrix} I_L \\ I_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 \\ Y_3 & Y_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_L \\ V_g \end{bmatrix} \quad (\text{I.28})$$

ou sous la forme hybride:

$$\begin{bmatrix} V_L \\ V_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1 & H_2 \\ H_3 & H_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_L \\ I_g \end{bmatrix} \quad (\text{I.29})$$

avec V_L et I_L sont les tensions et les courants des jeux de barres de charge. V_g et I_g sont les tensions et les courants des jeux de barres de génération. H_1 , H_2 , H_3 et H_4 sont les sous matrices déterminées par l'inversion partielle de la matrice admittance Y_{bus} .

On déduit pour qu'il n'y a pas de charge la tension à vide:

$$V_{ok} = -\sum_{i=1}^{ng} H_{2ki} V_i \quad (I.30)$$

Avec ng le nombre des générateurs:

$$H_2 = -Y_1^{-1} Y_2 \quad (I.31)$$

On définit l'indice l_k des jeux de barres de charge k par la formule suivante:

$$l_k = \left| 1 + \frac{V_{ok}}{V_k} \right| \quad (I.32)$$

La stabilité de tension exige que l_k soit inférieur à 1 et par conséquent l'indice maximal global $l_{\max} = \max\{l_k\}$ du système décrivant la stabilité du système complet [44,45]

• **Maximisation de la puissance transmissible:** Maximiser le transfert de puissance est un objectif appréciable pour les systèmes interconnectés. Il peut aider à minimiser les coûts d'exploitation des systèmes électriques en plus d'autres avantages tel que l'amélioration de la fiabilité. Cet objectif est mieux géré par un ajustement optimal des sources de puissance réactives [46]. Cependant, l'intégration des dispositifs à base de semi-conducteurs (FACTS) dans la procédure de l'OPF, peut apporter une amélioration considérable de la capacité de transfert de puissance [47].

I.5.1. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF)

Le problème de l'écoulement de puissance optimal est donné sous une forme standard d'optimisation avec contraintes d'égalité et d'inégalité comme suit [39,49]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(x, u) \\ \text{sujet à } g_i(x, u) = 0 \quad i \in \{1, 2, \dots, m\} \\ h_j(x, u) \leq 0 \quad j \in \{1, 2, \dots, p\} \\ x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \\ u^{\min} \leq u \leq u^{\max} \end{array} \right. \quad (I.33)$$

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

I.5.1.1. Variables d'état

Les variables d'état sont les modules des tensions des jeux de barres de charge, et les arguments de tensions de tous les jeux de barres (sauf le jeu de barres de référence), la puissance active et réactive générée du jeu de barres de référence, les puissances réactives générées des jeux de barres des générateurs, et les puissances apparentes transmises dans les lignes de transport, on a alors:

$$x = (P_{gref}, Q_{gref}, \theta_2, \dots, \theta_n, V_{L1}, \dots, V_{LnL}, Q_{g1}, \dots, Q_{gng}, S_{L1}, \dots, S_{Lnbr})^T \quad (I.34)$$

Ces variables ne sont pas directement contrôlées dans le processus d'optimisation. Ce sont des variables inconnues et généralement sont obtenues par la résolution de l'équation de l'écoulement de puissance.

I.5.1.2. Variables de contrôle

Les variables de contrôle sont les variables qui représentent des éléments physiques particuliers du système qui peuvent être ajustées afin d'optimiser la fonction objectif et satisfaire les contraintes. Ces variables peuvent inclure:

- Les puissances actives générées par les alternateurs.
- Les puissances réactives générées par les alternateurs.
- Les modules des tensions des jeux de barres des générateurs et de référence.
- Les rapports de transformateurs régulateurs en charge.
- Les positions des prises de réglage des transformateurs en phase.
- Les phases des transformateurs déphaseurs.
- Les puissances transitant par les lignes à haute tension à courant continu (HVDC).
- Les puissances réactives délivrées par les compensateurs synchrones.
- Les puissances réactives fournies par les compensateurs statiques(SVC).
- Les puissances réactives des batteries ou bobines de compensation.
- Les puissances nettes échangées entre les systèmes interconnectés.

Certaines variables de contrôle sont de nature discrète (elles ne sont ajustable que par des pas discrets). Parmi les exemples de ces variables nous citons, la position des prises des transformateurs en phase, la phase des transformateurs déphaseurs, et la taille des batteries de condensateurs ou des bobines. Actuellement, la plupart des approches de l'OPF considèrent que toutes les variables sont de nature continue, et une fois la solution optimale obtenue, chaque variable discrète est arrondie à la valeur de réglage discrète la plus proche. Cependant, cette procédure présente plusieurs carences. En effet, il n'y a aucune garantie que la solution arrondie est la solution optimale, ce que fait que cette dernière peut devenir non réalisable (c'est-à-dire que quelques contraintes peuvent être violées). En plus, arrondir les variables discrètes ne convient pas pour contrôler les dispositifs avec une taille large du pas, comme les batteries de condensateurs et les bobines. Une solution possible pour remédier à ces problèmes est d'utiliser une représentation exacte des variables de contrôle discrètes. Dans ces conditions le problème de l'OPF doit être formulé comme un problème d'optimisation non linéaire impliquant à la fois des variables de contrôles continues et discrètes. Ce type de problème d'optimisation est communément appelé problèmes de programmation non linéaire mixte [50].

I.5.1.3. Fonction Objectif

La fonction objectif représente le but à atteindre pour le décideur (minimisation de coût, de durée...). Elle définit un espace de solutions potentielles au problème [51]. Elle représente le critère (ou l'index de performance) utilisé pour l'optimisation. Dans les études de l'OPF on peut citer quelques fonctions objectifs usuelles comme:

- Minimisation de coût de production.
- Minimisation des pertes actives de transmission.
- Minimisation des pertes réactives de transmission.
- Maximisation de puissances actives transmissibles.
- Minimisation d'émission des gaz.
- Minimisation de coût de puissance réactive injectée.

- Minimisation de coût de puissance active injectée

I.5.1.4. Contraintes d'égalité

Ces contraintes sont l'image des lois physiques par les équations nodales dans le système électrique. Elles sont représentées par les équations non linéaires de l'écoulement de puissance. Il faut que la somme des puissances actives et réactives injectées dans chaque jeu de barres soit égale à zéro. Ces contraintes sont données par:

$$\Delta P_i = P_{gi} - P_{Di} - \sum_{j=1}^n V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \quad (\text{I.35})$$

$$\Delta Q_i = Q_{gi} - Q_{Di} - \sum_{j=1}^n V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \quad (\text{I.36})$$

En d'autre terme ces contraintes d'égalité peuvent être écrites sous la forme suivante:

$$\sum_i^{ng} P_{gi} = P_D + P_L \quad (\text{I.37})$$

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

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

La valeur exacte des pertes de transmissions peut être obtenue qu'à partir d'une étude de l'écoulement de puissance. Néanmoins, dans les études du dispatching économique on exprime souvent les pertes de transmission en fonction des puissances actives générées. Cette technique est communément appelée la méthode des coefficients B . Dans cette approche, les pertes sont approximées par la formule de Kron [52]:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} + \sum_{j=1}^{ng} B_{0j} P_{gj} + B_{00} \quad (\text{I.38})$$

La forme la plus simple de ces pertes est:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} \quad (\text{I.39})$$

où B_{ij} , B_{0j} et B_{00} sont les coefficients des pertes ou les coefficients B .

Ces coefficients ne sont pas constants, mais varient suivant les conditions de fonctionnement du système. Cependant, des résultats acceptables peuvent être obtenus si les conditions de fonctionnement actuelles sont relativement proches de celles pour lesquelles les coefficients B ont été calculés. Il existe plusieurs méthodes basées sur l'étude de l'écoulement de puissance qui permettent de calculer les coefficients de pertes [52].

I.5.1.5. Contraintes d'inégalité

Les contraintes d'inégalité représentent les limites de toutes les variables, ou les contraintes de sécurité qui influent sur le système électrique, tels que les transits des puissances dans les lignes de transport. La plupart des limites sont les limites physiques sur l'équipement qui ne doivent pas être violées. Par exemple, la sortie en MW d'un certain générateur électrique ne peut pas dépasser une certaine limite supérieure qui est déterminée par le fabricant. Parmi ces contraintes on trouve:

- **Limites des puissances actives et réactives des générateurs**

Les puissances actives et réactives générées sont limitées par une borne inférieure et une borne supérieure:

$$P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max}, \quad i \in ng \quad (\text{I.40})$$

$$Q_{gi\min} \leq Q_{gi} \leq Q_{gi\max}, \quad (\text{I.41})$$

où ng est le nombre des générateurs.

- **Limites de réglage des prises des transformateurs en phase**

Les transformateurs à prises de charge sont utilisés pour le réglage des modules de tensions, et la régulation du flux des puissances réactives. Ils ont des déviations maximales et minimales du niveau de tension par rapport à la tension nominale qui peuvent être atteintes.

$$T_{i\min} \leq T_i \leq T_{i\max}, \quad i \in nT \quad (\text{I.42})$$

où $T_{i\min}$ est la limite minimale du régulateur du transformateur i , $T_{i\max}$ est sa limite maximale et nT est le nombre des transformateurs.

- **Limites de réglage des prises des transformateurs en déphaseurs**

Les transformateurs déphaseurs sont utilisés pour le réglage des phases des tensions, et par conséquent régler le flux des puissances actives. Ils ont des décalages maxima et minima des angles de phases des tensions, qui peuvent être réalisées. Les deux types de transformateurs créent les contraintes d'inégalité suivantes:

$$\varphi_{i\min} \leq \varphi_i \leq \varphi_{i\max}, \quad (\text{I.43})$$

où $\varphi_{i\min}$ est la limite minimale de l'angle de déphaseurs du transformateur i . et $\varphi_{i\max}$ est sa limite maximale.

- **Limites des écoulements de puissance**

En raison de sécurité du système électrique, les lignes et les transformateurs de puissances ont des limites sur le transit de puissance apparente. Ces limites sont dues aux pertes thermiques dans les conducteurs, et/ou à la stabilité du réseau. Cette contrainte limitera la puissance apparente (en MVA) d'un transformateur ou d'une ligne de transport:

$$S_{ij} \leq S_{ij\max} \quad (\text{I.44})$$

où $S_{ij\max}$ est la limite maximale de puissance apparente entre les jeux de barre i et j .

- **Limite des niveaux des tensions des jeux de barres**

Pour garder la qualité de service électrique, la sécurité du système et leur stabilité, les niveaux de tension des jeux de barres doivent toujours être entre leurs limites minimales et maximales:

$$V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max}, \quad i \in n \quad (\text{I.45})$$

où $V_{i\min}$ est la limite minimale du module de tension au niveau du jeu de barre i . $V_{i\max}$ est sa limite maximale. n est le nombre total des jeux de barres.

- **Limites d'émission des gaz toxique à effet de serre**

Ce secteur comprend les émissions associées à la production de l'électricité par les services d'utilité publique qui recourent aux centrales électriques de type thermique, lesquelles fonctionnent à partir de combustibles fossiles, Qu'elles utilisent le charbon, le fioul ou le gaz, les centrales thermiques émettent des oxydes d'azote (NO_x), du gaz carbonique (CO_2), du dioxyde de soufre (SO_2) et des poussières. Mais, les exploitants des centrales ont réalisé d'importants progrès afin de réduire le volume de ces rejets. Afin de limiter le taux de ses émissions, on peut inclure dans le problème d'optimisation de l'OPF, des contraintes relatives aux émissions des gaz toxiques. A cette fin, une fonction d'émission due à chaque polluant est nécessaire pour chaque unité de production. Les chercheurs [54,55] ont utilisé plusieurs modelés mathématiques pour présenter les fonctions émissions de ses polluants, qui sont généralement exprimées en fonction des puissances actives générées. En général, les contraintes d'émissions peuvent être formulées par:

$$E_T = \sum_{i=1}^n E_{ie}(P_{gi}) \leq E_{e_{\max}} \quad (I.46)$$

où e est l'indice du polluant, E_T représente l'émission totale due au polluant e , E_{ie} est la fonction émission de l'unité i , $E_{e_{\max}}$ est la limite maximale de l'émission due au polluant e .

- **Limites des puissances réactives de compensation**

Les puissances réactives procurées par les sources purement réactives comme les batteries de compensation, les bobines, les compensateurs statiques de puissance réactive (SVC) ou les compensateurs synchrones sont bornées par des valeurs minimales et maximales, à cause de la limitation physique:

$$Q_{iC_{\min}} \leq Q_{iC} \leq Q_{iC_{\max}}, \quad i \in nc \quad (I.47)$$

où $Q_{iC_{\min}}$ est le limite minimale de puissance réactive de compensation au jeu de barre i . $Q_{iC_{\max}}$ est sa limite maximale, et nc est le nombre des compensateurs shunts.

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

I.6. Dispatching Economique

Les générateurs à combustibles distincts possèdent différents coûts pour fournir le même montant d'énergie électrique. C'est important de se rendre compte que le générateur le plus efficace du système ne peut pas produire de l'électricité au plus bas coût et qu'un générateur bon marché ne peut pas être le plus rentable. Puisqu'un générateur qui se trouve trop loin du centre de la charge donne des pertes de transmission énormes, et donc le rend peu économique de fonctionner [56]. L'objectif principal du dispatching économique est de trouver la contribution en puissance de chaque groupe de production du système électrique, de sorte que le coût total de production soit minimisé que possible pour n'importe quelle condition de charge tout en respectant les contraintes physiques de ces générateurs.

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

$$C_T = \sum_{i=1}^{ng} C_i(P_{gi}) \quad (\text{I.48})$$

où $C_i(P_{gi})$ représente le coût du combustible (en \$/h) de l'unité i , C_T exprime le coût total du combustible (en \$/h).

Il est évident que la somme de toutes les puissances actives générées, doit être égale à la charge totale du système plus les pertes totales de transmission. Cette distribution doit en plus respecter les limites admissibles de production de chaque générateur de production $P_{gi\min}$ et $P_{gi\max}$. Par conséquent, le problème du dispatching économique se formule mathématiquement comme suit [58]:

$$\min C_T \quad (\text{fonction objectif à minimiser}) \quad (\text{I.49})$$

$$\text{Sujet à} \quad \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_D + P_L \quad (\text{I.50})$$

$$P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (\text{I.51})$$

Dans les études du dispatching économique on exprime souvent les pertes de transmission P_L en fonction des puissances actives générées par la formule de Kron représenté par l'équation (I.38) ou (I.39).

I.6.1. Caractéristiques entrée-sortie des centrales thermiques

Dans le problème d'optimisation de la fonction du coût d'un système d'énergie électrique, plusieurs paramètres sont pris en considération. Mais les paramètres les plus importants sont les caractéristiques d'entrée-sortie des centrales thermiques. Alors, on doit parler de quantité d'énergie (H_i) brute mesurée par unité de mesure du combustible ou de son prix par heure à l'entrée et la puissance électrique nette en MW à la sortie. La variation du coût de combustible $C_i(P_{gi})$ à l'entrée en fonction de la puissance active générée à la sortie de la centrale s'appelle caractéristique entrée-sortie. Et connue aussi sous le nom de courbe de coût du combustible. La forme de cette courbe (figure I.7) est déterminée sur la base des données collectées à partir des essais effectués sur l'unité génératrice. Il est souvent usuel utiliser le taux du coût de combustible en (\$/h) au lieu du taux du combustible (en Btu/h). Généralement pour représenter cette caractéristique, on adopte une fonction quadratique convexe de la forme:

$$C_i(P_{gi}) = \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 \quad (\$/h) \quad (\text{I.52})$$

où α_i, β_i et γ_i sont les coefficients de coût exprimés respectivement en (\$/h, \$/MWh et \$/MW²h).

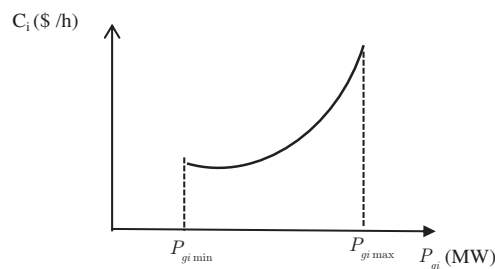


Figure I.7. Caractéristique entrée-sortie d'une unité thermique

La puissance active générée est responsable de l'influence principale sur le coût, l'augmentation de celle-ci se fait par l'augmentation du couple de rotation de la turbine, et cela demande une augmentation du coût de combustible. La constante α_i est appelée coût de marche à vide, elle représente le coût pour maintenir la marche d'une unité de production à production nulle.

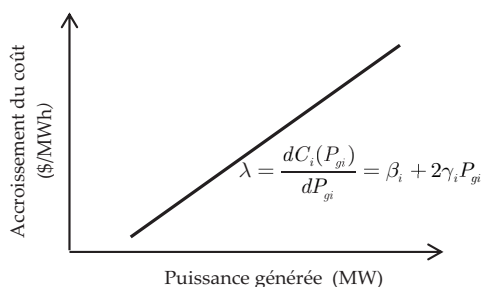


Figure I.8. Courbe de l'accroissement du coût de combustible

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

$$\lambda = \frac{dC_i(P_{gi})}{dP_{gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} \quad (I.53)$$

L'accroissement du coût de combustible représente le coût supplémentaire du combustible ($\$/h$) pour augmenter la puissance active de l'unité de $1MW$, ou le gain en coût (en $\$/h$) pour diminuer la puissance de l'unité de $1MW$. La figure I.8 montre une caractéristique typique de l'accroissement du coût de combustible pour une unité de génération thermique.

1.6.2. Variantes de la caractéristique du coût de combustible

La forme conventionnelle de la caractéristique du coût de combustible des unités thermiques généralement représentée par un polynôme du 2^{ème} ordre (conformément à l'équation (I.52)). Ce type de fonction possède la propriété avantageuse d'être convexe ce qui simplifie grandement le problème du dispatching économique et augmente le nombre de techniques qui peuvent être appliquées à sa résolution. Dans ce cas, il est possible d'obtenir une solution avec un minimum global en utilisant une technique convenable. Pour certains cas, la représentation quadratique est inadaptée, d'où la nécessité de développer des modèles plus précis pour obtenir de meilleurs résultats. En effet, la présence de situations liées au fonctionnement des unités thermiques, tels que l'effet d'ouverture des vannes, unités à plusieurs types de combustibles ou unités avec zones de fonctionnement prohibées, rend impossible ou non pratique l'adoption du modèle quadratique.

A. Centrale thermique à plusieurs valves d'admissions

Les grands générateurs à turbine à vapeur ont un certain nombre de valves d'admission qui sont ouvertes séquentiellement, pour obtenir un rendement plus élevé à la sortie des centrales. La figure I.9 montre les caractéristiques entrée-sortie d'une centrale thermique à quatre valves. Si la charge d'unité augmente, l'entrée à l'unité augmente aussi, et le taux d'accroissement de la chaleur diminue entre les points d'ouverture pour deux valves

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

C. Zones interdites dans les centrales thermiques

Généralement on admet que la puissance fournie par les unités thermiques peut être ajustée d'une manière continue dans le domaine de fonctionnement du générateur ($P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max}$).

Dans la pratique, les unités thermiques peuvent avoir des régions de fonctionnement indésirables pour des problèmes liés à l'instabilité ou des limitations physiques de fonctionnement au niveau des composantes des machines. Ces régions créent des discontinuités au niveau de la courbe de coût du combustible: étant donné que l'unité doit fonctionner à l'intérieur de certaines plages spécifiées (figure.I.11). Ce type de fonction est caractérisé par un espace de solution non convexe.

Les intervalles de fonctionnement pour une unité thermique avec des zones des fonctionnements prohibées sont donnés par [64]:

$$P_{gi} = \begin{cases} P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi,1}^l \\ P_{gi,j-1}^l \leq P_{gi} \leq P_{gi,j}^u \\ P_{gi,ni}^u \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, ni \quad (I.56)$$

où ni est le nombre de zones interdites de l'unité i . P^l et P^u sont respectivement, la borne inférieure et la borne supérieure de la zone de fonctionnement prohibée j .

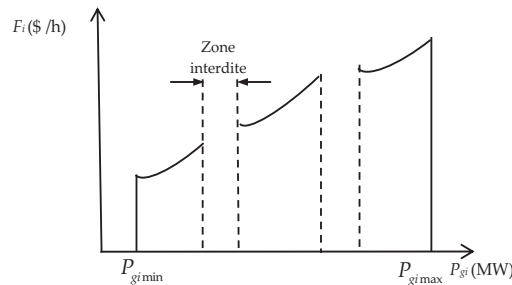


Figure I.11. Coût de production des centrales à zones de fonctionnement prohibées

I.7. Effets environnementaux

Une des menaces les plus graves qui pèsent sur l'environnement mondial est due à l'augmentation rapide des émissions des gaz à effet de serre (GES), qui selon de nombreux scientifiques est le principal responsable du réchauffement de la planète. La plus grande partie de l'électricité mondiale est produite dans des usines thermiques alimentées au charbon, au fuel, à l'énergie nucléaire ou au gaz et en de plus petites proportions au diesel ou dans des usines hydroélectriques. Les centrales à combustibles fossiles jouent un rôle important. En effet, à la différence des centrales nucléaires, elles peuvent s'adapter rapidement aux changements de la demande. Elles permettent facilement intensifier la production pour répondre à la demande en période de pointe. Mais elles sont fortement polluantes. Cette pollution contribue directement à l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre (GES). Il y a de diverses émissions nocives produites aux centrales mais les

principaux polluants gazeux sont les oxydes d'azote (NO_x), le dioxyde de soufre (SO_2), et le dioxyde de carbone (CO_2). Ces émissions de gaz varient selon le type de combustible utilisé.

I.7.1. Modèle mathématique du dispatching environnemental

Selon la référence [68], l'émission de SO_2 , est proportionnelle à la consommation de carburant de l'unité thermique, donc la fonction d'émission E_S prend la même forme que la fonction coût du carburant:

$$E_S(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (\delta_{Si} + \sigma_{Si} P_{gi} + \rho_{Si} P_{gi}^2) \quad (I.57)$$

avec δ_{Si}, σ_{Si} et ρ_{Si} sont les coefficients des émissions de SO_2 pour l'unité i .

Les émissions de dioxyde de carbone (CO_2) posent un problème de réchauffement de la planète et sont considérées comme l'un des principaux polluants environnementaux. Sa fonction d'émission E_C peut être approchée par une équation linéaire de la puissance de sortie de l'unité [69]:

$$E_C(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} \delta_{Ci} P_{gi} \quad (I.58)$$

où δ_{Ci} est le coefficient d'émission de CO_2 pour l'unité i .

Cependant, pour l'émission de NO_x , sa fonction E_N est hautement non linéaire. Cela est supposé être une combinaison d'un polynôme avec un terme exponentiel [70]:

$$E_N(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (\delta_{Ni} + \sigma_{Ni} P_{gi} + \chi_{Ni} \exp(\vartheta_{Ni} P_{gi})) \quad (I.59)$$

avec $\delta_{Ni}, \sigma_{Ni}, \chi_{Ni}$ et ϑ_{Ni} sont les coefficients des émissions de NO_x pour l'unité i .

Comme indiqué en [70], la forme polynomiale du second ordre est largement utilisée dans la littérature, mais la forme (I.59) a été considérée pour fournir une représentation plus précise [70]. En combinant les émissions de SO_2 , CO_2 et de NO_x de toutes les unités, les émissions totales des polluants atmosphériques (SO_2, CO_2, NO_x) en tonnes/heure peuvent être exprimées comme une fonction qui comprend deux termes, un terme polynomial et un terme exponentiel. Les paramètres $\delta_i, \sigma_i, \rho_i, \chi_i$ et ϑ_i sont déterminés par des techniques d'interpolation basées sur des données réelles. L'expression analytique de cette fonction de l'unité i est la suivante:

$$E(P_{gi}) = \delta_i + \sigma_i P_{gi} + \rho_i P_{gi}^2 + \chi_i \exp(\vartheta_i P_{gi}) \quad \text{ton / h} \quad (I.60)$$

où $\delta_i, \sigma_i, \rho_i, \chi_i$ et ϑ_i sont les coefficients d'émission de gaz de l'unité génératrice i .

Dans certains cas, la fonction d'émission est approchée par un ordre polynomial plus élevé. Un exemple est la fonction polynomiale cubique exprimée en:

$$E(P_{gi}) = \delta_i + \sigma_i P_{gi} + \rho_i P_{gi}^2 + \nu_i P_{gi}^3, \quad \text{ton / h} \quad (I.61)$$

La diminution des émissions atmosphériques consiste à minimiser l'équation (I.60) ou (I.61) sous les contraintes d'égalité et d'inégalité liées à ce problème:

$$\min E_T = \sum_{i=1}^{ng} E_i(P_{gi}) \quad (I.62)$$

I.7.2. Dispatching Economique Environnemental Combiné (CEED)

L'étude du dispatching économique-environnemental combiné consiste à la minimisation simultanée des deux fonctions données par (I.52) et (I.62). Nous transformons donc le problème d'optimisation bi-objectif en un problème d'optimisation mono-objectif, en introduisant un facteur de pénalité de prix h_i . Ce facteur est défini comme étant le rapport entre le coût maximal et les émissions maximales de chaque générateur [72]:

$$h_i = \frac{C_i(P_{gi\max})}{E_i(P_{gi\max})}, \quad \$ / Kg, \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (I.63)$$

Les étapes à suivre pour déterminer le facteur de pénalité de prix h_i spécifié pour une charge donnée sont :

- Déterminer le rapport entre le coût maximal et les émissions maximales pour chaque générateur.
- Classer les valeurs de ces facteurs par ordre croissant.
- Additionner des puissances maximales $P_{gi\max}$ de chaque générateur en commençant par la puissance de la centrale ayant le plus faible facteur jusqu'à $\sum_{i=1}^{ng} P_{gi\max} \geq P_D$.
- A ce stade, h lié à la dernière unité dans le processus est le facteur de pénalité de prix pour la charge donnée.

Après la détermination de ce facteur, le problème bi-objectif CEED est représenté comme un problème d'optimisation objectif unique en assignant des poids différents pour chaque objectif. Où la fonction du coût total considère en même temps le coût de combustible $C_T(P_{gi})$ et le coût d'émission de gaz $E_T(P_{gi})$:

$$F_T(P_{gi}) = wC_T(P_{gi}) + (1-w)hE_T(P_{gi}), \quad 0 \leq w \leq 1 \quad (I.64)$$

Nous pouvons représenter la fonction décrivant le Dispatching Economique-Environnemental Combiné (CEED) par l'équation suivante:

$$F_T(P_{gi}) = w \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + (1-w)h \sum_{i=1}^{ng} (\delta_i + \sigma_i P_{gi} + \rho_i P_{gi}^2 + \chi_i \exp(\vartheta_i P_{gi})) \quad (I.65)$$

Le facteur w est considéré ici comme un sélecteur d'objectif. La valeur de $w=1$ donne la minimisation du coût de combustible sans prendre en considération de l'émission du gaz toxique. Par contre, la valeur de $w=0$ donne la minimisation de l'émission sans tenir compte du coût de combustible dans la fonction du coût total. La valeur de $0 < w < 1$ présente la minimisation de la fonction coût et l'émission en même temps. Si la forme de la fonction des émissions est quadratique, l'équation (I.64) peut être réécrite de la manière suivante:

$$F_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \quad (I.66)$$

avec $a_i = w\alpha_i + (1-w)h\delta_i$, $b_i = w\beta_i + (1-w)h\sigma_i$ et $c_i = w\gamma_i + (1-w)h\rho_i$.

La minimisation de cette fonction se fait en tenant compte des contraintes de type égalité et inégalité données respectivement par les équations (I.50) et (I.51). Le problème d'optimisation multi-objectif se présente généralement sous la forme suivante:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min F_T(P_{gi}) \\ \text{st } \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_D + P_L \\ P_{gi \min} \leq P_{gi} \leq P_{gi \max} \end{array} \right. \quad (\text{I.67})$$

I.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une vue globale de la structure physique des systèmes électriques, où nous avons concentré sur la structure du système et sur les caractéristiques technico-économiques des centrales électriques. Puis nous avons étudié le problème de la répartition de charges qui occupe une partie très importante dans la procédure de commande et de contrôle des réseaux électriques. Ce problème consiste à déterminer son état de fonctionnement en régime permanent. Ce qui sous-entend la détermination de la valeur de la tension en module et en phase en chaque nœud. Toute autre grandeur (courant, puissance transportée par une ligne, puissance injectée, pertes,...) s'en déduit. La résolution de ce problème se fait par différentes méthodes, parmi lesquelles nous avons cité la méthode de Gauss-Seidel et celle de Newton-Raphson. Ensuite nous avons décrit sous forme générale le problème d'optimisation d'écoulement de puissance OPF. Enfin, nous avons présenté le modèle mathématique du dispatching économique-environnemental combiné. Ce problème consiste à minimiser la fonction de coût du combustible nécessaire à la production d'énergie électrique et à réduire la quantité des émissions des gaz toxiques en même temps.

Chapitre II

Dispatching Economique Environnemental par les Méthodes Conventionnelles

II.1. Introduction

Le développement du problème de l'écoulement de puissance optimal a eu une longue histoire. Il y a plus de cinquante ans passés, Carpentier [38] introduisit une formulation du problème du dispatching économique comprenant des contraintes sur les tensions et d'autres contraintes de fonctionnement dans son approche comme un problème d'optimisation non linéaire, et utilisa la technique du gradient réduit généralisé. En 1968, Dommel et Tinny [39] introduisirent un problème d'optimisation comprenant le dispatching économique classique contrôlé par les équations de l'écoulement de puissance et des contraintes de fonctionnement, où ils utilisèrent la technique du gradient réduit pour résoudre les conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker. Cette formulation a été nommée plus tard problème de l'écoulement de puissance optimal (Optimal Power Flow). Depuis lors, cette dernière a connu un essor considérable comme en témoigne la littérature.

Depuis le début des années 60, la plupart des méthodes d'optimisation non linéaire ont été expérimentées pour résoudre le problème de l'OPF. Plusieurs techniques d'optimisation classiques ont été posées pour résoudre ce problème liés à la planification et le control des réseaux électriques, en particulier l'optimisation de la puissance active tels la programmation linéaire et non linéaire [24], la méthode de gradient, la méthode de Newton [25], la programmation quadratique [28,29] et la méthode de point intérieur [29,39]. Toutes ces méthodes sont basées sur la formulation de Lagrange et la condition de Kurush et Kuhn Tucker et ayant aussi la propriété de converger vers la solution mathématique exacte «réelle», tout en respectant certaines contraintes d'égalité et d'inégalité liées au bon fonctionnement du processus envisagé.

Le but de ce chapitre est de montrer comment peut-on résoudre le problème de dispatching économique-environnemental combiné en utilisant des méthodes d'optimisation classiques. Après une brève présentation de la formule générale d'un problème d'optimisation, Nous avons décrit les principales méthodes d'optimisation classiques qui ont été appliquées jusqu'à maintenant et les plus réputées de solution du problème de l'OPF en les explicitant sur le plan théorique. Puis, nous avons appliqué deux méthodes classiques à savoir la méthode de Lagrangien (dite aussi Lambda-itération) et de Newton pour la résolution du problème de dispatching économique-environnemental combiné (CEED) d'un système de production de 3 génératrices.

II.2. Formulation mathématique d'un problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou du maximum (de l'optimum) d'une fonction donnée. On peut aussi trouver des problèmes d'optimisation pour lesquelles les variables de la fonction à optimiser sont contraintes d'évoluer dans une certaine partie de l'espace de recherche. Dans ce cas, on a une forme particulière de ce que l'on appelle un problème d'optimisation sous contraintes. Ce dernier est mono-objectif et se présente généralement sous la forme suivante [39,49]:

$$\begin{cases} \min & f(x) \in \mathbb{R}^n \\ \text{st} & g_i(x) = 0 \quad i \in 1, 2, \dots, m \\ & h_j(x) \leq 0 \quad j \in 1, 2, \dots, p \\ & x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} \quad k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

où $f(x)$ représente la fonction à minimiser (ou à maximiser) appelé aussi objectif, x représente l'ensemble des variables de décision, les fonctions $g_i(x)$ et $h_j(x)$ représentent les contraintes d'égalité et d'inégalité liées au problème. Les contraintes x_k^{\min} et x_k^{\max} qui bornent les variations des inconnues x_k s'appellent des contraintes de domaine et sont en général formulées sous forme de contraintes d'inégalité, $x_k^{\min} - x_k \leq 0$ et $x_k - x_k^{\max} \leq 0$. La résolution d'un problème d'optimisation (II.1) doit fournir les valeurs des variables d'optimisation obtenues en minimisant les fonctions objectifs et en respectant l'ensemble des contraintes associées. Dans le cas d'une optimisation mono-objectif, le domaine des solutions optimales est restreint à une seule valeur, par contre pour un problème multi-objectif le domaine des solutions comprend plusieurs valeurs.

II.2.1. Minimisation et Maximisation

Dans l'équation (II.1), nous avons défini le problème d'optimisation comme étant la minimisation d'une fonction, parfois soumise à des contraintes. Cependant, il existe des situations où nous sommes plutôt intéressés à trouver un point de maximisation, c'est-à-dire, à maximiser la fonction objectif. Dans ce cas, il devient nécessaire de transformer le problème de minimisation en maximisation, Cette transformation du problème d'optimisation peut être facilement obtenue à l'aide d'une simple fonction de transformation appliquée directement sur la fonction objectif originale [34], est la considérée avec le signe opposé ($-f(x)$) avant d'appliquer (II.1).

II.2.2. Classification des problèmes d'optimisation

La figure II.1 [57] montre une classification générale des problèmes d'optimisation. Ceux-ci peuvent être classifiés selon les trois facteurs essentiels qui sont la fonction objectif, les variables et la sortie ainsi que leurs différentes caractéristiques:

Contraintes des variables: si le problème d'optimisation contient des contraintes de type égalité et/ou de type inégalité, il est qualifié d'optimisation avec contraintes sinon il est qualifié d'optimisation sans contraintes.

Nombre de variables: s'il y a une seule variable, le problème d'optimisation est unidimensionnel sinon il est multidimensionnel. La complexité du problème d'optimisation est généralement proportionnelle au nombre de variables.

Type de variables: les problèmes d'optimisation peuvent être classifiés par le type de variables. Nous sommes dans le cas discret si les variables sont discrètes et dans le cas continu si les variables sont continuées.

Linéarité de la fonction objectif: le problème d'optimisation est linéaire si la fonction objectif est linéaire par rapport à toutes les variables et non linéaire dans le cas contraire.

Nombre de critères à optimiser: le problème d'optimisation multi objectif contient plus d'une fonction objectif à optimiser en même temps. Si le nombre de fonctions objectifs se réduit à une seule, on parle alors de problème d'optimisation mono objectif.

L'environnement des résultats: le problème d'optimisation est dynamique si les résultats varient en fonction du temps, par contre si les résultats sont indépendants du temps le problème est statique.

Nombre d'optima: le problème d'optimisation est uni-modal s'il n'existe qu'une seule solution optimale sinon c'est un problème multimodal.

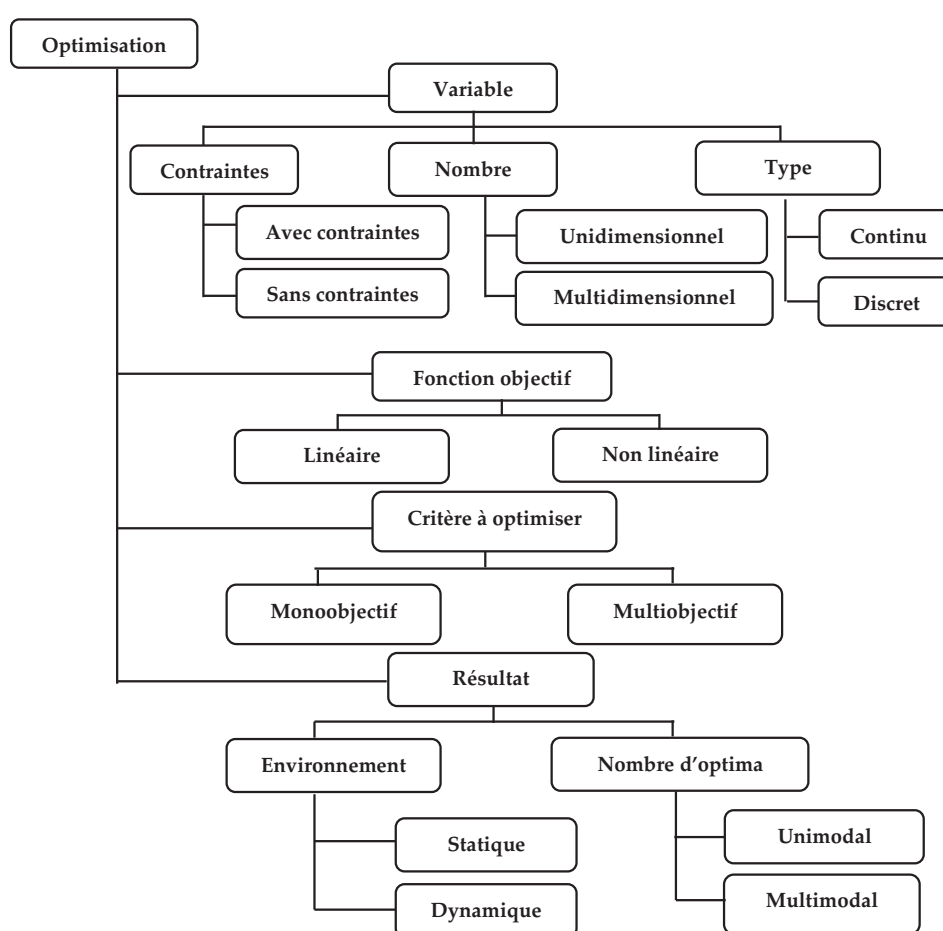


Figure II.1. Catégorie des problèmes d'optimisation.

II.2.3. Optimisation multi-objectif

Lorsque la modélisation d'un problème nécessite la satisfaction de plusieurs objectifs, il s'agit d'un problème d'optimisation multi-objectif, appelé aussi problème d'optimisation multicritère. Mathématiquement parlant, un problème d'optimisation multi-objectif revient à minimiser un nombre de fonctions objectifs regroupées dans $F(x)$. telle que $g(x)=0$ et $h(x) \leq 0$.

$$\begin{cases} \min & F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{subject à} & g_i(x) = 0 \quad i = 1 \dots m \\ & h_j(x) \leq 0 \quad j = 1 \dots l \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

Plusieurs solutions peuvent répondre à un problème d'optimisation multicritère car les objectifs sont souvent contradictoires, c'est-à-dire que la diminution d'un objectif entraîne une augmentation de l'autre. Ces solutions ne seront pas optimales car elles n'optimisent pas tous les objectifs du problème. Dans ce cas, il est intéressant d'adopter le concept du compromis. Des solutions de compromis optimisent un certain nombre d'objectifs tout en dégradant les performances sur d'autres objectifs.

II.2.4. Conditions nécessaires d'optimalité

Les conditions d'optimalité sont des équations, des inéquations ou des propriétés qui vérifient les solutions du problème d'optimisation (conditions nécessaires) ou qui assurent à un point d'être solution de ce problème (conditions suffisantes). Ces conditions sont utiles pour:

- Vérifier l'optimalité éventuelle d'un point x , voir si c'est un minimum ou un maximum.
- Calculer les solutions du problème d'optimisation.
- Mettre en œuvre des méthodes numériques permettant de résoudre le problème.
- Définir des tests d'arrêt des itérations dans les algorithmes de résolution du problème.

On parlera de conditions du premier ordre lorsque celles-ci ne font intervenir que les dérivées premières de $f(x)$ et des fonctions définissant les contraintes d'égalité et d'inégalité. Quant aux conditions du second ordre, elles ne font intervenir que les dérivées premières et secondes de ces fonctions.

A. Conditions Lagrangiennes

Pour résoudre le problème d'optimisation sous contraintes, il est nécessaire de convertir ce problème en un problème d'optimisation sans contraintes. De tels problèmes peuvent être résolus par la méthode du multiplicateur de Lagrange. Ceci fournit une fonction objectif augmentée $L(x)$ en introduisant les vecteurs λ et μ de quantités indéterminées. La fonction objectif non contrainte devient:

$$L(z) = f(x) + \sum_{i=1}^k \lambda_i g_i(x) + \sum_{i=1}^m \mu_i h_i(x) \quad (\text{II.3})$$

où λ_i et μ_i sont les vecteurs multiplicateurs de Lagrange pour les contraintes d'égalité et d'inégalité respectivement. La méthode des multiplicateurs fournit une technique hautement efficace pour gérer les contraintes fonctionnelles d'inégalité.

B. Théorème de Kuhn et Tucker

Les problèmes non linéaires sont les plus complexes à résoudre car, dans le cas général, il n'existe pas de solution analytique généralisée à ce type de problème. De plus, certains problèmes nécessiteraient des temps de calcul très grands s'ils étaient résolus de manière exacte. Une des solutions pour résoudre des problèmes d'optimisation non linéaires sous contraintes d'inégalité consiste à exploiter les conditions de Karush-Kuhn-Tucker [12]. Ces conditions sont basées sur la généralisation de la méthode des multiplicateurs de Lagrange

associée aux contraintes d'inégalité. On suppose d'abord que toutes les fonctions f , g_i et h_i sont continués et dérivables une fois.

Théorème: Une condition nécessaire pour que x^* soit un optimum local de L est qu'il existe des valeurs $\lambda_i \geq 0$ et $\mu_i \geq 0$ tels que :

$$\begin{aligned} \nabla f(x^*) + \sum_{i=0}^n \lambda_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{i=0}^n \mu_i \nabla h_i(x^*) &= 0 \\ \lambda_i \cdot g_i(x^*) &= 0 \end{aligned} \quad (\text{II.4})$$

II.3. Critère d'optimalité du dispatching économique

Le problème de l'OPF est considéré comme un problème d'optimisation non linéaire avec contraintes et donné sous la forme standard suivante [48,49]:

$$\min \quad f(x, u) \quad (\text{II.5})$$

$$\text{Sujet à} \quad g(x, u) = 0 \quad (\text{II.6})$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (\text{II.7})$$

$$x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \quad (\text{II.8})$$

$$u^{\min} \leq u \leq u^{\max} \quad (\text{II.9})$$

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

Le dispatching économique est évidemment un problème d'optimisation avec contraintes, qui peut être résolu en utilisant différentes techniques. En optimisation mathématique, la méthode des multiplicateurs de Lagrange (du nom de Joseph Luis Lagrange) fournit une stratégie pour trouver les maxima ou minima locaux d'une fonction soumise aux contraintes d'égalité ou d'inégalité.

$$\min (\max) \quad C_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) \quad (\text{II.10})$$

$$\text{Sujet à} \quad P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = 0 \quad (\text{II.11})$$

$$P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (\text{II.12})$$

II.4. Méthode de Lagrange pour résoudre le problème ED

La méthode de Lagrange (dite aussi la méthode de λ itération) est utilisée pour obtenir la solution du problème ED avec le critère donné par l'équation (II.10), sous réserve des contraintes (II.11). Le problème est résolu par l'introduction d'une fonction de Lagrange basée sur un multiplicateur de Lagrange λ comme suit:

$$L = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + \lambda (P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}) \quad (\text{II.13})$$

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

Le problème d'optimisation (II.10) soumis aux contraintes (II.11) est transféré au problème de minimisation de L selon P_{gi} et de maximisation de L selon λ_i sous les contraintes (II.11).

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

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} - P_D - P_L = 0 \quad (II.14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} + \lambda \left(\frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} - 1 \right) = 0 \quad (II.15)$$

Notons que la dérivée partielle de la fonction de Lagrange par rapport à λ nous donne la contrainte d'équilibre des puissances actives, l'équation (II-15) réarrangée donne:

$$\lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} \right)^{-1} = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} l_i \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (II.16)$$

avec

$$l_i = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} \right)^{-1} \quad (II.17)$$

Où l_i est appelé facteur de pénalité du générateur i .

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

- L'optimum est atteint si le produit de l'accroissement de coût $\partial C_i / \partial P_{gi}$ et de facteur de pénalité l_i est le même pour toutes les unités du système. Dans le cas où plusieurs unités atteignent leurs limites de production, on leur assignera les limites correspondantes et elles seront écartées de l'ensemble des unités productrices. Les unités qui restent, continuent à fonctionner suivant le critère énoncé plus haut.
- La solution optimale du dispatching économique, revient donc à résoudre le système d'équations composé par (II.14) et (II.15). Comme les pertes de transmission sont en fonction des puissances actives générées, ce système d'équation nécessite une technique itérative. Parmi ses techniques on peut citer la méthode du gradient, la programmation linéaire, la programmation quadratique et la méthode de Newton.

A. ED avec les pertes de transmissions négligées

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

- En remplaçant C_i par l'expression quadratique (II.10) dans l'équation (II.15), on obtient:

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} - P_D = 0 \quad (II.18)$$

$$\beta_i + 2\gamma_i P_{gi} - \lambda = 0, \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (II.19)$$

- En substituant les valeurs de P_{gi} dans la contrainte d'égalité (II.18), on a:

$$\lambda = \frac{P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i}} \quad (\text{II.20})$$

Cette dernière valeur de λ qui représente l'accroissement optimal du coût de combustible, est remplacée dans les équations (II.19), on aura enfin la valeur de puissance générée dans chaque jeu de barres.

$$P_{gi} = \frac{1}{2\gamma_i} \left(\left(\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i} \right)^{-1} \left(P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i} \right) - \beta_i \right) \quad (\text{II.21})$$

Cette expression qui nous donne donc l'ensemble des puissances générées minimisant le coût total (contraintes d'inégalité négligées) et constituant notre premier optimum, est applicable s'il n'existe pas de limites sur les puissances générées [88].

B. ED avec des limites sur les puissances générées

Dans le cas où les puissances des générateurs sont limitées par des bornes inférieures $P_{i\min}$ et des bornes supérieures $P_{i\max}$. Le problème d'optimisation est de la forme [88]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \quad C_T = \sum_{i=1}^{ng} C_i = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) \\ \text{sujet à} \quad \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_D \\ \quad \quad \quad P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \end{array} \right. \quad (\text{II.22})$$

Les conditions de Kuhn-Tucker d'optimalité pour ce problème seront données par:

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \Rightarrow \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \lambda \\ P_{gi} = P_{gi\max} \Rightarrow \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \lambda \\ P_{gi} = P_{gi\min} \Rightarrow \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \lambda \end{array} \right. \quad (\text{II.23})$$

L'algorithme de résolution de ce problème est comme suit:

1- On calcule la puissance générée de chaque générateur par la formule:

$$P_{gi} = \frac{1}{2\gamma_i} \left(\left(\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i} \right)^{-1} \left(P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i} \right) - \beta_i \right)$$

2- On vérifie les dépassements des puissances générées:

$$\text{Si } P_{gi} \geq P_{gi\max}, P_{gi} = P_{gi\max}$$

$$\text{Si } P_{gi} \leq P_{gi\min}, P_{gi} = P_{gi\min}$$

3- On prend la puissance générée qui atteint sa limite min ou max comme une charge c-à-d:

$$P_{Dk} = -P_{gk} \text{ pour toute puissance générée dépassée } k. (k = 1, \dots, nk)$$

4- On recalcule l'équation de l'équilibre de puissance comme suit:

$$\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq nk}}^{ng} P_{gi} = P_D + \sum_{k=1}^{nk} P_{Dk} \quad \text{ou bien} \quad \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq nk}}^{ng} P_{gi} = P_D - \sum_{k=1}^{nk} P_{gk}$$

5- Le processus itératif continue en retournant à l'étape 1 jusqu'à ce que toutes les contraintes soient satisfaites.

Cette méthode est applicable si les pertes dans le réseau sont vraiment négligeables. Sinon elle va nous donner de fausses informations de point de vue coût puisqu'elle va répartir la plupart de la demande sur les générateurs qui ont l'incrément du coût le plus petit malgré que ces générateurs soient les plus éloignés de la charge.

C. ED avec des pertes constantes

Les pertes de puissances dans les lignes de transport varient en fonction de la répartition des puissances entre les centrales et la charge. Ainsi, contrairement à celui sans pertes, le dispatching économique avec pertes tient compte de la topographie du réseau. Pour pénaliser les centrales qui produisent de la puissance dont le transit provoque d'importantes pertes, nous multiplions leur coût incrémental par un facteur de pénalité. La justification physique de ce facteur de pénalité s'explique par le fait qu'à cause des pertes, il peut être plus intéressant de produire pour plus cher près du lieu de consommation que loin et pour moins cher. Le dispatching économique avec perte est un procédé itératif qui doit converger vers la solution optimale. Si on prend en considération les pertes de puissance constantes, on doit évaluer celles-ci et les inclure dans la demande [88].

$$C_T(P_{gi}): \sum_{i=1}^{ng} C_i(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) \quad (\text{II.24})$$

$$g(x): \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_D + P_L \quad (\text{II.25})$$

$$h(x): P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (\text{II.26})$$

L'équation résultante de l'optimisation:

$$\begin{cases} L = C_T + \lambda \left(P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} \right) + \sum_{i=1}^{ng} \mu_{i\max} (P_{gi\max} - P_{gi}) + \sum_{i=1}^{ng} \mu_{i\min} (P_{gi} - P_{gi\min}) \\ P_{gi} < P_{gi\max} \Rightarrow \mu_{i\max} = 0 \\ P_{gi} > P_{gi\min} \Rightarrow \mu_{i\min} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.27})$$

Les conditions nécessaires pour trouver le minimum sont:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu_{i\max}} = P_{gi} - P_{gi\max} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu_{i\min}} = P_{gi} - P_{gi\min} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.28})$$

Quand les limites du générateur ne sont pas satisfaites:

$$\frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = 0 = \frac{\partial C_T}{\partial P_{gi}} + \lambda \left(0 + \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} - 1 \right) \quad (\text{II.29})$$

$$\frac{\partial C_T}{\partial P_{gi}} = \frac{\partial(C_1 + C_2 + \dots + C_{ng})}{\partial P_{gi}} = \frac{\partial \sum_{i=1}^{ng} C_i}{\partial P_{gi}} \quad (\text{II.30})$$

$$\therefore \lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} \left(\frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{gi}} \right) \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = l_i \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} \text{ avec } l_i = \left(\frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{gi}} \right) \quad (\text{II.31})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 = P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} \quad (\text{II.32})$$

$$\therefore \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_D + P_L \quad (\text{II.33})$$

L'algorithme de résolution de problème qui a été utilisé dans le problème sans pertes peut être utilisé dans ce problème, seulement on va modifier la puissance générée comme suit:

$$P_{gi} = \frac{1}{2c_i} \left(\left(\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i} \right)^{-1} \left(P_D + P_L + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\lambda_i} \right) - \beta_i \right) \quad (\text{II.34})$$

D. ED avec les pertes en fonction des puissances générées

Dans les réseaux électriques réels les générateurs sont situés loin du centre de la charge électrique, alors les pertes de transport deviennent importantes. La forme la plus simple de ces pertes est:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} \quad (\text{II.35})$$

Une deuxième forme plus précise dite la formule de Kron est la suivante [52]:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} + \sum_{j=1}^{ng} B_{0j} P_{gj} + B_{00} \quad (\text{II.36})$$

avec B_{ij} , B_{0j} et B_{00} sont les coefficients des Pertes, souvent supposés constants (en MW^{-1}).

Le facteur de pénalité l_i est en fonction de l'accroissement des pertes de transmission:

$$l_i = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} \right)^{-1} \quad (\text{II.37})$$

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

$$\frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} = 2 \sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gj} + B_{0i} \quad (\text{II.38})$$

$$\frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} - \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} \quad (\text{II.39})$$

$$\lambda = \frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} + 2\lambda \sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gi} + B_{0i} \quad (\text{II.40})$$

On a:

$$\sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gi} = B_{ii} P_{gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{ng} B_{ij} P_{gi} \quad (\text{II.41})$$

On réarrange l'équation (II.40) on aura:

$$\left(\frac{\gamma_i}{\lambda} + B_{ii} \right) P_{gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{ng} B_{ij} P_{gi} = \frac{1}{2} \left(1 - B_{0i} - \frac{\beta_i}{\lambda} \right) \quad (\text{II.42})$$

On peut écrire les équations sous la forme matricielle suivante:

$$\begin{bmatrix} \frac{\gamma_1}{\lambda} + B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1n} \\ B_{21} & \frac{\gamma_2}{\lambda} + B_{22} & \dots & B_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{n1} & B_{n2} & \dots & \frac{\gamma_n}{\lambda} + B_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ \vdots \\ P_{gn} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 - b_{01} - \frac{b_1}{\lambda} \\ 1 - B_{02} - \frac{\beta_2}{\lambda} \\ \vdots \\ 1 - B_{0n} - \beta \end{bmatrix} \quad (\text{II.43})$$

Si ces facteurs de pénalité sont calculés qu'une seule fois avant d'exécuter le dispatching en utilisant les informations prise de l'écoulement de puissance les solutions trouvées certes sont très proches de la solution optimale mais elles ne prennent pas vraiment avec exactitude l'effet des pertes avec la variation de la puissance générée d'où l'intérêt de la mise à jour du calcul de coefficient B et le recalcul du dispatching jusqu'à ce que la variation de la puissance du jeu de barres de référence sera négligeable.

II.5. Algorithmes d'optimisations déterministes

Les méthodes d'optimisation sont séparées en deux grands groupes: les méthodes stochastiques et les méthodes déterministes.

Les méthodes stochastiques utilisent des éléments aléatoires pour mettre à jour la solution candidate. Elles s'appuient sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique que plusieurs exécutions successives de ces méthodes peuvent conduire à des résultats différents pour une même configuration initiale d'un problème d'optimisation.

Une méthode d'optimisation est dite déterministe lorsque son évolution vers la solution du problème est toujours la même pour un même contexte initial donné, ne laissant aucune place au hasard. Ce sont en général des méthodes efficaces, peu coûteuses, mais qui nécessitent une configuration initiale (point de départ) pour résoudre le problème. Ce sont souvent des méthodes locales, c'est-à-dire qu'elles convergent vers l'optimum le plus proche du point de départ, qu'il soit local ou global.

II.6. OPF par les méthodes déterministes

En générale, il serait difficile de classer d'une manière précise et approfondie toutes les approches parues dans la littérature, car beaucoup d'elles emploient une combinaison de méthodologique spécifiques. Toutefois, nous allons essayer de donner dans cette partie, un

aperçu sur certaines méthodes trouvées dans la littérature qui nous paraissent importantes dans le présent travail. Les techniques classiques appliquées au problème de l'écoulement de puissance optimal, peuvent être classifiées en deux groupes. Le premier représente la famille des méthodes d'optimisation non linéaire où le gradient et/ou le Hessien sont utilisés pour guider la procédure de recherche afin de localiser la solution optimale. Le deuxième groupe inclut les méthodes de programmation linéaire, qui sont fondées sur techniques du simplexe et du point intérieur. Sans doute, toutes les techniques de programmation mathématiques publiées dans la littérature ont été appliquées au problème de l'OPF. Toutefois, les techniques les plus intéressantes sont:

1. Les approches basées sur le gradient réduit [39,59,73] qui traitent les problèmes d'optimisation impliquant des fonctions objectifs et des contraintes de natures non linéaires. Dans ces méthodes, les contraintes de sécurité sont prises en compte à l'aide de fonctions de pénalités incluses dans la fonction objectif, qui est ainsi artificiellement étendue. Ceci peut occasionner quelques problèmes à l'utilisation du fait que les contraintes ne sont vérifiées qu'approximativement. Généralement, les techniques du gradient présentent plusieurs inconvénients, tels que les problèmes de convergences, l'instabilité et la complexité des algorithmes.

2. La technique de programmation quadratique [74,75] qui est une classe spéciale de la programmation non linéaire où la fonction objectif est une approximation quadratique avec des contraintes linéaires. Ces techniques utilisent les dérivées du deuxième ordre pour améliorer la vitesse de convergence ainsi que la procédure quasi-Newtoniennes, ou une approximation du Hessien est faite. Cependant, dans les méthodes quasi-Newtoniennes la matrice Hessienne réduite construite itérativement est une matrice pleine, ce qui peut rendre ces méthodes trop lentes si le nombre de variables est important.

3. Les méthodes Newtoniennes [76,77] dans lesquelles, au lieu de résoudre le problème non linéaire original, on procède à la résolution du problème résultant des conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker. Les contraintes d'égalité sont prises en charge par la méthode des multiplicateurs de Lagrange, alors que les contraintes d'inégalité sont ajoutées à travers des termes pénalisant la fonction objectif. Les méthodes de Newton sont privilégiées pour leur convergence quadratique. Cependant, la difficulté majeure de ces méthodes réside dans l'identification efficace des contraintes d'inégalité actives, ainsi que la sensibilité aux conditions initiales.

4. La méthode de programmation linéaire [78,24,79,80] qui est basée sur la linéarisation des contraintes et de la fonction objectif, où la technique du simplexe (ou ses variantes) est utilisée. La méthode de programmation linéaire a l'avantage d'être extrêmement rapide, même pour les grands réseaux. Par contre, la linéarisation des équations du réseau et de la fonction objectif affecte la précision des résultats. Il est parfois nécessaire d'effectuer plusieurs programmes linéaires successifs pour améliorer la précision, d'où une perte partielle de rapidité de résolution.

5. Les méthodes de points intérieurs [81,82], où les contraintes d'inégalité sont au départ converties en contraintes d'égalité par l'introduction des variables d'écart. la fonction de Lagrange est formulée pour satisfaire les contraintes d'égalité, alors que les contraintes d'inégalité sont ajoutées à travers des fonctions barrières de type logarithmique. Les conditions de Kuhn-Tucker du problème modifié sont alors formulées comme des équations non linéaires, qui peuvent être résolues par la méthode itératives de Newton. Une caractéristique intéressante des méthodes du point intérieur est leur faculté à traiter les inégalités non linéaires sans recourir à une identification de l'ensemble des contraintes

actives, comme dans les méthodes de Newton. L'expérience a montré que cette technique est efficace pour les problèmes de grande taille comme ceux de l'OPF. Cependant, si le pas n'est pas correctement choisi, le sous-problème linéaire peut avoir une solution non réalisable dans le domaine non linéaire original. En plus, cette méthode présente une sensibilité aux conditions initiales et dans la plupart des cas, elle est incapable de résoudre les problèmes fortement non linéaires.

II.6.1. Méthodes du gradient

Historiquement, les méthodes de gradient sont les plus anciennes. Elles permettent de résoudre des problèmes non linéaires et sont basées sur une hypothèse forte sur la connaissance de la dérivée de la fonction objectif en chacun des points de l'espace. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories de premier ordre et de deuxième ordre, le premier ordre basé sur une approximation linéaire en séries de Taylor avec initialisation de gradient, et le deuxième ordre basé sur l'approximation quadratique en séries de Taylor avec initialisation de gradient en utilisant l'Hessien H .

Les méthodes du gradient, connues aussi par les méthodes de descente, sont simples à mettre en œuvre et donnent souvent de bons résultats. Pour cette raison, ils sont largement utilisés dans des applications pratiques. Ces méthodes procèdent de la façon suivante: à partir d'un point de départ x^0 , on calcule le gradient $\nabla f(x^0)$. Ce gradient indique la direction de la plus grande augmentation de f , on se déplace d'une quantité λ^0 dans le sens opposé au gradient et on a le point suivant x^1 :

$$x^1 = x^0 - \lambda^0 \frac{\nabla f(x^0)}{\|\nabla f(x^0)\|} \quad (\text{II.44})$$

Ainsi on engendre une série de point $x^0, x^1, x^2, \dots, x^k$ qui se rapprochent de plus en plus de l'optimum.

$$x^{k+1} = x^k - \lambda^k \frac{\nabla f(x^k)}{\|\nabla f(x^k)\|}, \quad \forall k, \lambda^k > 0 \quad (\text{II.45})$$

où $\lambda^k > 0$ est le pas de déplacement à chaque itération. Si le pas est fixe, on parle de méthode de gradient à pas prédéterminé. L'inconvénient dans ce choix est que la convergence dépendra beaucoup du choix du pas et risque de ralentir le processus. La convergence peut être très lente si le pas est mal choisi. Pour remédier à ce défaut, la méthode de la plus forte pente est utilisée.

II.6.2. Méthode de Newton [76]

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

$$f(x^{(k+1)}) \cong f(x^{(k)}) + [\nabla f(x^{(k)})]^T [\Delta x^{(k+1)}] + \frac{1}{2} [\Delta x^{(k+1)}]^T [\nabla^2 f(x^{(k)})] [\Delta x^{(k+1)}] \quad (\text{II.46})$$

où $\Delta x^{(k+1)} = x^{(k+1)} - x^{(k)}$ est le vecteur de correction, $\nabla f(x^{(k)})$ est le vecteur gradient de f évalué au point $x^{(k)}$, et $\nabla^2 f(x^{(k)})$ est la matrice Hessienne de f évalué au point $x^{(k)}$.

La condition nécessaire de premier ordre pour un minimum est que les dérivées partielles de (II.12), par rapport à $x^{(k+1)}$ soient égales à zéro.

$$\nabla f(x^{(k+1)}) = \nabla f(x^{(k)}) + [\nabla^2 f(x^{(k)})] \Delta x^{(k+1)} - 0 \quad (\text{II.47})$$

Si la matrice Hessienne est régulière (inversible), l'équation (II.46) peut être résolue pour obtenir une solution améliorée $x^{(k+1)}$, où:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - [\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.48})$$

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

Afin de garantir que le point stationnaire x^* satisfaisant (II.47) est un minimum local, la condition d'optimalité suffisante de second ordre doit être examinée. En effet, selon cette condition, le point stationnaire x^* est un minimum local strict si la matrice Hessienne est définie positive.

ED par la méthode de Newton

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

$$L(z) = f(x) + \lambda^T g(x) + \mu^T h(x) \quad (\text{II.49})$$

où $z = [x \ \lambda \ \mu]^T$ et λ et μ représentent les vecteurs des multiplicateurs de Lagrange.

Dans l'expression de L , il faut inclure seulement les contraintes d'inégalité $h(x)$ qui sont actives (c'est-à-dire pour les quelles: $\mu_i \geq 0$ et $h_j(x) = 0$). Alors, le gradient et le Hessien du Lagrangien peuvent être définis.

Le vecteur gradient est constitué des premières dérivées partielles du Lagrangien par rapport au vecteur z .

$$\nabla L(z) = \frac{\partial L}{\partial z_i} \quad (\text{II.50})$$

La matrice Hessienne est constituée des deuxièmes dérivées partielles du Lagrangien par rapport au vecteur z .

$$H = \nabla^2 L(z) = \frac{\partial^2 L}{\partial z_i \partial z_j} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 L}{\partial x_i \partial x_j} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_i \partial \lambda_j} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_i \partial \mu_j} \\ \frac{\partial^2 L}{\partial \lambda_i \partial x_j} & 0 & 0 \\ \frac{\partial^2 L}{\partial \mu_i \partial x_j} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.51})$$

La théorie de Kuhn-Tucker exige que: toutes les contraintes d'égalité et d'inégalité sont satisfaites, une réduction supplémentaire dans la fonction objectif ne peut être accomplie que si les contraintes sont forcées, et que la projection du Hessien dans la région faisable est définie positive.

$$\begin{aligned} \nabla_x L(z^*) &= \nabla_x L(x^*, \lambda^*, \mu^*) = 0 \\ \nabla_\lambda L(z^*) &= \nabla_\lambda L(x^*, \lambda^*, \mu^*) = 0 \\ \nabla_\mu L(z^*) &= \nabla_\mu L(x^*, \lambda^*, \mu^*) = 0 \end{aligned} \quad (\text{II.52})$$

$\mu_i \geq 0$ si $h_j(x^*) = 0$, (c - a - d, la contrainte d'inégalité est active).
 $\mu_i = 0$ si $h_j(x^*) < 0$, (c - a - d, la contrainte d'inégalité est inactive).

avec λ_i^* =réel, et $z^* = [x^* \ \lambda^* \ \mu^*]^T$ est la solution optimale. Donc, la résolution de l'équation $\nabla_x L(z^*)$ donne la solution optimale du problème.

• **Inconvénients de la méthode de Newton**

Les inconvénients de la méthode de Newton sont bien connus:

- L'algorithme n'est pas globalement convergent.
- L'algorithme n'est pas défini aux points x ou $\nabla^2 f(x)$ est singulière.
- Si f n'est pas strictement convexe, l'algorithme ne génère pas nécessairement des directions de descente de f .

Dans la littérature, divers modifications de la méthode de Newton ont été faites de manière à améliorer ses aspects défavorables [56].

• **Algorithme OPF-Newton**

Les étapes de base de l'algorithme de Newton appliqué à l'OPF en générale sont [87]:

- Étape 1:** Choisir une estimation initial $z^{(0)}$ (les niveaux de tension et les angles de phase des jeux de barres, les puissances de sortie des générateurs, les valeurs des prises de charge et les décalages des phases des transformateurs dynamiques ainsi que tous les multiplicateurs de Lagrange).
- Étape 2:** Initialisation du nombre d'itération: $k=1$.
- Étape 3:** Évaluer les contraintes d'inégalité qui doivent être actives ou inactives en utilisant les informations des multiplicateurs de Lagrange.
- Étape 4:** Déterminer la faisabilité de la solution de l'OPF. A présent cela assure qu'aucun des générateurs ne possède une puissance active limite (min et max.)
- Étape 5:** Calculer le gradient et le Hessien du Lagrangien.
- Étape 6:** Résoudre l'équation $[H]\Delta z = \nabla L(z)$ par rapport à Δz .

Étape 7: Calculer la nouvelle solution améliorée par $z(k+1) = z(k) + \Delta z$.

Étape 8: Vérifier le critère de convergence: si $\|\Delta z\| < \varepsilon$ continue, sinon, aller à l'étape 4.

Étape 9: Vérifier que les contraintes d'inégalité modifiées ont été bien ajustées (activées). Si c'est le cas le problème est résolu, sinon, aller vers l'étape 2.

II.6.3. Méthodes de type quasi-Newton

Dans la méthode itérative de Newton il faut évaluer la matrice Hessienne $\nabla^2 f(x^{(k)})$ composée des dérivées partielles du second ordre de f , qui varie à chaque itération en fonction du vecteur. Pour éviter ces opérations coûteuses en temps de calcul, les méthodes quasi-Newtoniennes proposent de remplacer la matrice Hessienne ou son inverse $[\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1}$ par une autre matrice approximative définie positive, en utilisant seulement les dérivées premières de f . Si M désigne une approximation de $[\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1}$ l'équation (II.48) devient:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \alpha^{(k)} M^{(k)} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.53})$$

où $\alpha^{(k)}$ est le pas optimal de déplacement le long de la ligne de descente $[-M^{(k)} \nabla f(x^{(k)})]$; à l'itération k . Ce pas est déterminé en effectuant une recherche linéaire [83].

L'actualisation de M s'obtient par la formule:

$$M^{(k+1)} = M^{(k)} + \Delta M^{(k)} \quad (\text{II.54})$$

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

Dans la littérature, de nombreuses formules itératives ont été proposées pour le calcul de $\Delta M^{(k)}$ en commençant par une matrice initiale $M^{(1)}$, qui souvent égale à la matrice identité. Ces matrices approchées doivent maintenir la symétrie et le caractère défini positif. Les formules les plus connues sont celles Davidon-Fletcher-Powell (DFP), Broydon-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) et Levenberg-Marquard (LM).

• Formule de Davidson- Fletcher-Powell (DFP)

Cette méthode consiste en une généralisation de la formule itérative de Newton:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \alpha^{(k)} [\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.55})$$

Nous pouvons remplacer la quantité $[\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1}$ par une matrice $M^{(k)}$ définie positive donnant la direction de déplacement à partir du gradient $\nabla f(x^{(k)})$, d'où une formule itérative du type:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \alpha^{(k)} M^{(k)} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.56})$$

$\alpha^{(k)}$ est choisie de façon à minimiser (II.56) dans la direction $S^{(k)} = -M^{(k)} \nabla f(x^{(k)})$.

La matrice $M^{(k)}$ est modifiée à chaque itération. Lorsqu'on applique la méthode à une fonction quelconque, $M^{(k)}$ peut alors être considérée à chaque instant comme une approximation (définie positive) de l'inverse du Hessien de f . Il existe évidemment beaucoup de variantes possibles dans le choix de la mise à jour de la matrice. Généralement on impose la relation:

$$M^{(k)}\nabla f(x^{(k)}) - \nabla f(x^{(k-1)}) = x^{(k)} - x^{(k-1)} \quad (\text{II.57})$$

• **Formule de (BFGS)**

Pour utiliser la formule de mise à jour de la matrice Hessienne proposée par Broyden, Fletcher, Goldfarb, et Shanno (BFGS) dans des articles parus en 1970, il faut que la matrice $M^{(k)}$ de l'itération k soit connue, symétrique et définie positive et que $q^{(k)} = \nabla f(x^{(k+1)}) - \nabla f(x^{(k)}) \neq 0$.

$$M^{(k+1)} = M^{(k)} + \frac{q^{(k)}(q^{(k)})^T}{(q^{(k)})^T \Delta x^{(k)}} + \frac{(M^{(k)})^T (\Delta x^{(k)})^T \Delta x^{(k)} M^{(k)}}{(\Delta x^{(k)})^T M^{(k)} \Delta x^{(k)}} \quad (\text{II.58})$$

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

• **Formule de Levenberg-Marquardt (LM)**

L'algorithme de Levenberg-Marquardt [84,85] repose sur l'application de la formule de mise à jour des paramètres suivants:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} \pm [H(x^{(k)}) + \eta_k I]^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.59})$$

où $H(x^{(k)})$ est le Hessien de la fonction de coût et η_k est le pas (scalaire réel). Pour de petites valeurs du pas, la méthode de Levenberg-Marquardt s'approche de celle de Newton. Inversement, pour de grandes valeurs de η_k l'algorithme Levenberg-Marquardt est équivalent à l'application de la règle du gradient simple avec un pas de $1/\eta_k$.

II.6.4. Méthode de Programmation quadratique (QP)

La programmation quadratique (QP) est l'une des formes spéciales de la programmation non linéaire PNL où la fonction objectif est une approximation quadratique et peut contenir des termes polynomiaux bilinéaires ou de second ordre avec des contraintes linéaires et peuvent être à la fois d'égalité et d'inégalité. Ces techniques utilisent les dérivées du deuxième ordre pour améliorer la vitesse de convergence, ainsi que la procédure quasi-Newtonienne, ou une approximation du Hessien est faite. Cependant, dans les méthodes quasi-Newtoniennes la matrice Hessienne réduite construite itérativement est une matrice pleine, ce qui peut rendre ces méthodes trop lentes si le nombre de variables est important [25]. Elles ont de plus grandes précisions que les approches de programmation linéaire LP.

La programmation quadratique apparaît dans de nombreuses applications et constitue la base de la programmation non linéaire générale [86]. La forme générale de cette technique est donnée comme:

$$\min f(x) = \frac{1}{2} x^T A x + c^T x \quad (\text{II.60})$$

$$\text{sujet à } E x = d \quad (\text{II.61})$$

La matrice A est la matrice de coefficients de coût quadratique. Différentes méthodes ont été appliquées pour résoudre la programmation quadratique. La programmation quadratique devient une programmation convexe, si la matrice A est semi-définie positive.

II.6.5. Méthode de programmation linéaire

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

$$\min f(x) = c^T x \quad (\text{II.62})$$

$$\text{sujet à } Ex = d \quad (\text{II.63})$$

$$Dx \leq e \quad (\text{II.64})$$

où x est un vecteur colonne de dimension n des variables de décision, c est un vecteur colonne de dimension n , E est une matrice de dimension $m \times n$, D est une matrice de dimension $r \times n$, d est un vecteur colonne de dimension m , et e est un vecteur colonne de dimension r .

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

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

$$\min f'(x^{(0)} + \Delta x, u^{(0)} + \Delta u) \quad (\text{II.65})$$

$$\text{Sujet à } g'(x^{(0)} + \Delta x, u^{(0)} + \Delta u) = 0 \quad (\text{II.66})$$

$$h'(x^{(0)} + \Delta x, u^{(0)} + \Delta u) \leq 0 \quad (\text{II.67})$$

$$x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \quad (\text{II.68})$$

$$u^{\min} \leq u \leq u^{\max} \quad (\text{II.69})$$

Où $x^{(0)}$ et $u^{(0)}$ sont les valeurs initiales de x et u , Δx et Δu sont les incréments (corrections) de x et u , f' est l'approximation linéaire de la fonction objectif originale, g' et h' sont les approximations linéaires des contraintes non linéaires originales.

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

- Etape 1:** Résoudre le problème de l'écoulement de puissance, pour obtenir une solution réalisable satisfaisant les contraintes d'égalité.
- Etape 2:** Linéariser la fonction objectif et les contraintes d'inégalité, autour de la solution de l'écoulement de puissance, et formuler le sous-programme linéaire (II.65)-(II.69).
- Etape 3:** Résoudre le sous-programme linéaire et obtenir les corrections optimales des variables de contrôle.
- Etape 4:** Actualiser les variables de contrôle.

Etape 5: Obtenir une nouvelle solution de l'écoulement de puissance, en utilisant les nouvelles variables de contrôle.

Etape 6: Procéder à un test de convergence. Si les incréments des variables de contrôle sont inférieurs à une certaine tolérance, la solution est atteinte. Sinon, retourner à l'étape 2.

II.6.6. Méthodes de points intérieurs [81]

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

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

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

- Une méthode de barrière pour l'optimisation avec des contraintes d'inégalité,
- La méthode de Lagrange pour l'optimisation avec des contraintes d'égalité, et
- La méthode de Newton pour résoudre les conditions d'optimalité de Kuhn-Tucker.

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

$$\min f(x, u) - \tau \sum_{i=1}^m \ln s_i \quad (\text{II.70})$$

$$\text{Sujet à } g(x, u) = 0 \quad (\text{II.71})$$

$$h(x, u) + s = 0 \quad (\text{II.72})$$

où τ est une grandeur scalaire, appelée paramètre de barrière, qui est forcée de prendre la valeur zéro quand l'algorithme converge, s est le vecteur des variables d'écart, s_i est la variable d'écart numéro i .

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

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

$$L = f(x, u) - \tau \sum_{i=1}^m \ln s_i + \lambda^T g(x, u) + \mu^T (h(x, u) + s) \quad (\text{II.73})$$

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

La solution de (II.70)-(II.72) est caractérisée par un point stationnaire du lagrangien (II.73), devant satisfaire les conditions d'optimalité de 1^{er} ordre de Kuhn-Tucker :

$$\nabla_x L = \nabla_x f(x, u) + [\nabla_x g(x, u)]^T \lambda + [\nabla_x h(x, u)]^T \mu = 0 \quad (\text{II.74})$$

$$\nabla_u L = \nabla_u f(x, u) + [\nabla_u g(x, u)]^T \lambda + [\nabla_u h(x, u)]^T \mu = 0 \quad (\text{II.75})$$

$$\nabla_x L = g(x, u) = 0 \quad (\text{II.76})$$

$$\nabla_\mu L = h(x, u) + s = 0 \quad (\text{II.77})$$

$$\nabla_s L = -\tau \frac{1}{s_i} + \mu_i = 0 \text{ pour } i = 1, 2, \dots, m \quad (\text{II.78})$$

La condition complémentaire (II.73) est remplacée par la forme matricielle:

$$\mu s = \tau e \quad (\text{II.79})$$

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

La dernière étape consiste à résoudre les équations non linéaires (II.74)-(II.77) et (II.79) par la méthode itérative de Newton [81].

II.7. Test et application

La méthode de Lagrange (λ -itération) et la méthode de Newton, sont appliquées sur un réseau test de 3 générateurs avec 6 jeux de barres référencé en [89]. Ce réseau est souvent utilisé dans la littérature concernant l'étude des dispatchings économique et environnemental. Les coefficients de coût du carburant, les coefficients d'émission et les limites de production des générateurs sont données dans le tableau II.1. Un seul type de polluant (NO_x) est considéré pour des raisons de simplicité. Les algorithmes proposés dans cette thèse ont été développés sous environnement Matlab version R2013a, en utilisant PC doté d'un processeur Intel® Core TM 2.2 GHz et une mémoire vive de 2 Go.

Tableau II.1. Coefficients des fonctions coût et des émissions de gaz

No	$P_{i\min}$	$P_{i\max}$	α_i	β_i	γ_i	ρ_i	σ_i	δ_i
1	35	210	1243.5311	38.0553	0.03546	0.00683	-0.54551	40.26690
2	130	325	1658.5690	36.32782	0.02111	0.00461	-0.51160	42.89553
3	125	315	1356.6592	38.2704	0.01799	0.00461	-0.51160	42.89553

Les coefficients de pertes de transmission B_{ij} sont représentés comme suit [89]:

$$B_{ij} = \begin{pmatrix} 0.000071 & 0.000030 & 0.000025 \\ 0.000030 & 0.000069 & 0.000032 \\ 0.000025 & 0.000032 & 0.000080 \end{pmatrix}$$

Le facteur du coût d'émission de gaz h pour ce réseau test est calculé par la formule $h_i = C_i(P_{i\max}) / E_i(P_{i\max})$ et le problème CEED est résolu pour les cas de divers facteurs de pénalité de prix équivalent à la valeur de la charge.

➤ Objectif 1: Minimisation de coût de production ($w=1$)

Premièrement, on a commencé à minimiser le coût total de production qui a une caractéristique quadratique représentée par l'équation (II.10) et sujet de contraintes d'égalité et d'inégalité modélisées par les équations (II.11) et (II.12) respectivement. Les algorithmes sont testés séparément pour des différentes charges demandées de 400, 500 et 700 MW.

Les valeurs optimales des puissances générées, des pertes actives, de coût de production total et des émissions de gaz obtenues pour des différentes charges sont représentées dans le tableau II.2.

Tableau II.2. Résultats de simulation pour ($w = 1$)

	400 MW		500 MW		700 MW	
	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton
P_1	84.654	80.124	108.445	102.565	157.057	148.134
P_2	173.758	175.507	211.492	213.203	288.123	289.748
P_3	149.130	151.955	191.945	196.188	278.543	286.009
ΣP_i	407.542	407.586	411.882	411.957	423.723	423.891
PL (MW)	7.543	7.587	11.883	11.957	23.725	23.892
coût (\$/h)	20791.385	20792.434	25438.605	25440.391	35385.405	35389.694
Emission(kg/h)	205.3446	207.115	316.871	319.501	659.323	664.700
coût tot (\$/h)	29990.827	30071.227	39634.443	39754.059	66762.616	67022.806
λ	45.417	-	47.5377	-	51.975	-

➤ **Objectif 2: Minimisation de la pollution ($w = 0$)**

Deuxièmement, on a optimisé la fonction objectif quadratique caractérisant le dégagement des gaz toxiques NO_x . Le calcul d'optimum était fait sur la fonction d'émission(I.59) et on a remplacé les valeurs optimales des puissances dans la fonction de coût.

Les valeurs optimales des puissances générées, des pertes actives, de coût de production total et de la quantité d'émission pour les mêmes charges sont données par le tableau II.3.

Tableau II.3 Résultats de simulation pour ($w = 0$)

	400 MW		500 MW		700 MW	
	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton
P_1	104.976	104.653	131.543	130.965	185.700	184.375
P_2	151.322	151.373	190.263	190.356	269.268	269.486
P_3	151.098	151.373	189.863	190.356	268.358	269.486
ΣP_i	407.397	407.399	411.669	411.676	423.326	423.347
PL (MW)	7.398	7.400	11.672	11.678	23.329	23.347
coût (\$/h)	20818.368	20817.896	25469.031	25467.958	35426.799	35423.400
Emission (kg/h)	200.152	200.154	311.077	311.082	651.483	651.504
coût total (\$/h)	29785.20	29784.817	39405.291	39404.432	66430.914	66428.491
λ	41.099		58.372		100.374	

➤ **Objectif 3: Minimisation du coût et taux de dégagement des gaz**

Dans ce cas, on a optimisé la fonction multi-objectif caractérisant le coût de combustible et le taux d'émission en même temps exprimée par l'équation (I.64). Les valeurs optimales des puissances générées, des pertes actives, de coût de production total et des émissions de gaz sont regroupées dans le tableau II.4.

Après l'optimisation des puissances actives pour la même charge demandée de 700 MW, on a trouvé la quantité d'émission de gaz toxique est de 651.483 Kg/h pour la méthode de Lambda-itération et de 651.504 Kg/h pour celle de Newton avec une différence 0.21 Kg/h. Le coût de combustible est de 35426.799 \$/h pour Lambda-itération et 35423.400 \$/h pour Newton algorithme. Le coût total de production donné par Lambda-itération est de 66430.914 \$/h et autour de 66428.491 \$/h pour celle de Newton ce qui représente une différence de 2.495 \$/h.

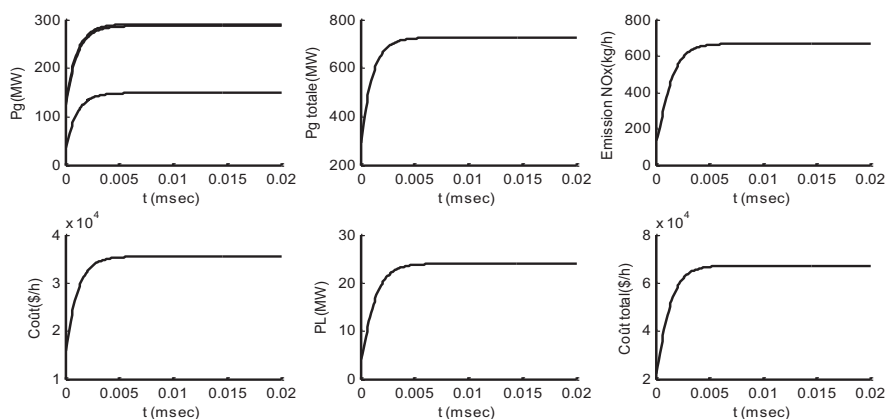
Tableau II.4. Résultats de simulation pour CEED

	400 MW		500 MW		700 MW	
	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton
P_1	102.814	102.175	129.095	128.112	182.840	180.954
P_2	153.596	153.715	192.444	192.618	271.161	271.479
P_3	150.999	151.524	190.151	190.969	269.361	270.956
ΣP_i	407.409	407.154	511.690	511.699	723.362	723.289
PL (MW)	7.410	7.415	11.691	11.700	23.363	23.390
coût (\$/h)	20813.043	20812.16	25462.978	25461.332	35418.94	35414.639
Emission (kg/h)	200.208	200.234	311.141	311.191	651.562	651.696
coût total(\$/h)	29782.391	29782.680	39402.097	39402.699	66426.78	66428.890
λ	86.5413	-	105.947	-	152.411	-

Le tableau II.5 présente les résultats de simulation pour les trois objectifs proposés pour une charge demandée de 700 MW. On observe après la convergence des deux méthodes proposées que le coût total dans le cas de la minimisation du coût de production ($w=1$) est plus élevé que dans le cas de la minimisation du taux d'émission du gaz toxique ($w=0$) avec un ratio de 1.00 % pour les deux méthodes. Mais la valeur de coût total pour le 3^{ème} cas est plus réduite que celle du cas $w=1$ et $w=0$. Vu l'intérêt actuel de la protection d'environnement des gaz toxiques, on cherche alors de minimiser en même temps le coût de production et le taux d'émission de gaz avec le rapport optimal.

Tableau II.5. Résultats de simulation pour des différentes fonctions objectifs

	D-Economique		D-Environnemental		CEED	
	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton	λ -itération	Newton
P_1	157.057	148.134	185.700	184.375	182.840	180.954
P_2	288.123	289.748	269.268	269.486	271.161	271.479
P_3	278.543	286.009	268.358	269.486	269.360	270.956
ΣP_i	723.725	723.892	723.326	723.347	723.361	723.389
PL (MW)	23.725	23.892	23.329	23.347	23.363	23.390
coût (\$/h)	35385.405	35389.694	35426.799	35423.400	35418.943	35414.639
Emission (kg/h)	659.323	664.700	651.483	651.504	651.562	651.696
coût total(\$/h)	66762.616	67022.806	66430.914	66428.491	66426.78	66428.890


 Figure. II.2. Convergence de l'algorithme de Newton pour le 1^{er} cas ($w=1$)

Tous les résultats obtenus sont représentés graphiquement pour une éventuelle comparaison. Cette représentation permet de voir l'évolution de chaque méthode d'optimisation dans la recherche de la solution optimale.

Les figures II.2, II.3 et II.4 présentent la convergence de l'algorithme de Newton pour l'optimisation dans les trois cas d'objectifs, dispatching Economique, dispatching environnemental et dispatching économique-environnemental combiné respectivement.

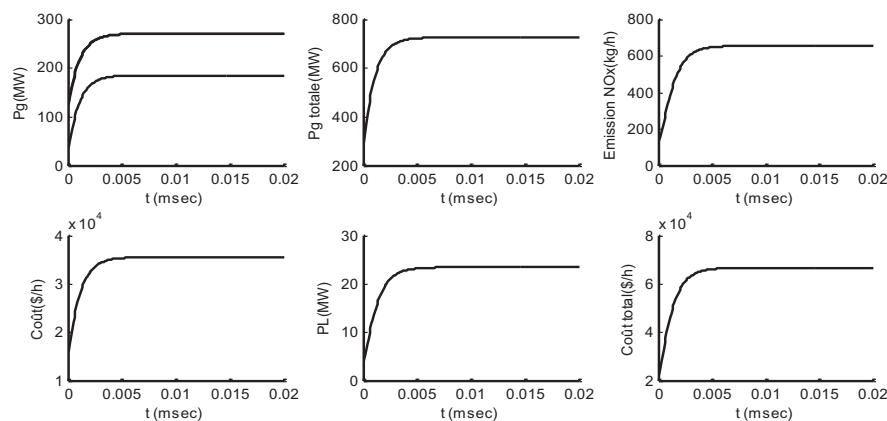


Figure. II.3. Convergence de l'algorithme de Newton pour le 2^{ème} cas ($w=0$)

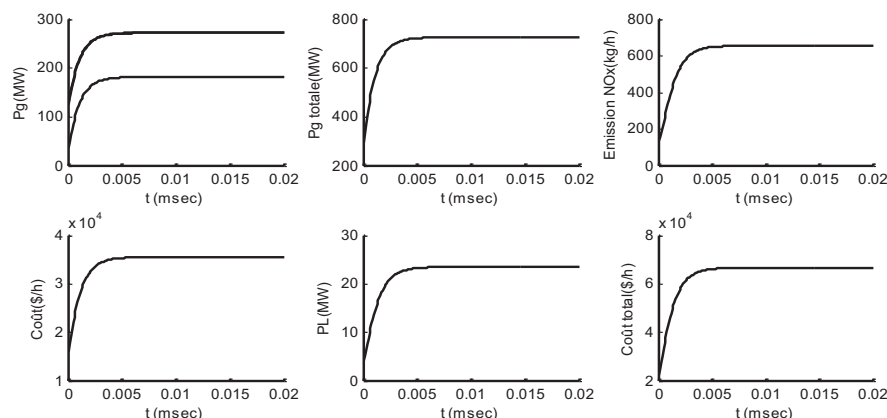


Figure. II.4. Convergence de l'algorithme de Newton pour le 3^{ème} cas (CEED)

Les figures II.5 et II.6 montrent que les puissances optimales actives sont dans leurs gammes permises et sont loin de ces limites min et max. elles satisfèrent la contrainte de fonctionnement. De plus, leur somme vérifie l'équation du bilan.

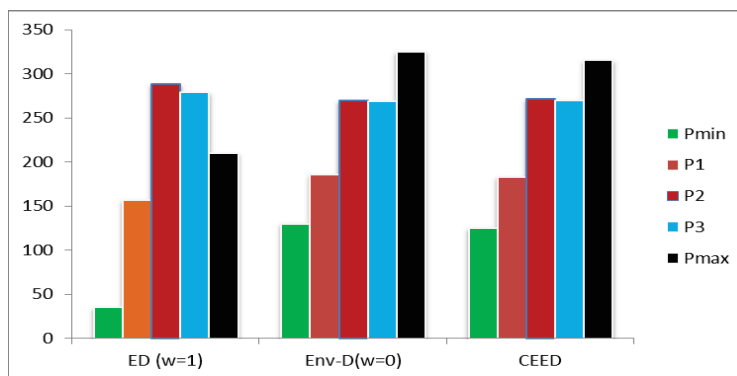


Figure II.5. Puissances actives générées optimales par λ -itération pour les trois objectifs.

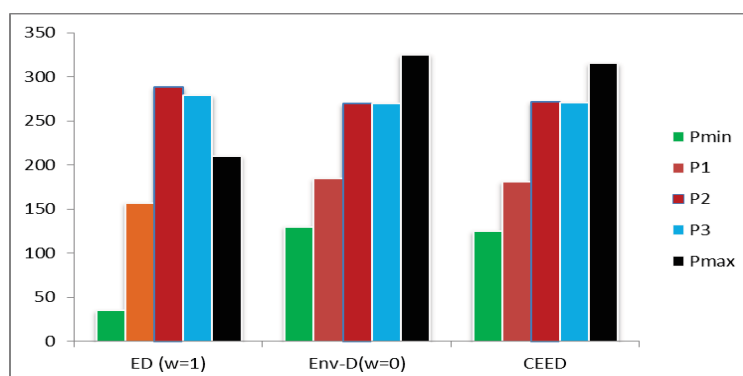


Figure II.6. Puissances actives générées optimales par la méthode de Newton

II.8. Conclusion

Dans ce chapitre et dans sa première partie nous avons présenté une introduction générale sur le problème d'optimisation, des définitions de base sont expliquées, la classification des problèmes d'optimisation est aussi abordée. Puis nous avons entamé l'étude de certaines méthodes déterministes qui nous paraissent importantes dans la résolution du problème de l'OPF. Ces méthodes conventionnelles incluent la méthode de gradient, la méthode de Newton, de quasi-Newton, la méthode de programmation linéaire, la méthode de programmation quadratique et la méthode de point d'intérieur. Pour chacune d'elles, une description détaillée est fournie sur des aspects importants comme la formulation du problème, l'algorithme de la solution, la contribution des chercheurs et les avantages et inconvénients.

Les méthodes conventionnelles sont basées généralement sur les méthodes de programmation linéaire et non linéaire requièrent le calcul du gradient et généralement cherchent à améliorer la solution dans le voisinage d'un point de départ. Ce qui se révèle, d'une part, comme un handicap dans la résolution de problèmes d'optimisation complexes. D'autre part, si le problème contient plus d'un optimum local, le résultat est fortement dépendant du choix du point de départ et la solution optimale ainsi obtenue peut ne pas être l'optimum global. Dans la deuxième partie de ce chapitre, la résolution du problème de dispatching économique-environnemental se fait par des différentes méthodes, parmi lesquelles nous avons exposé la méthode de Lagrangien (lambda-itération) et de Newton sur un simple réseau test à 3 unités de production.

Chapitre

III

Réseaux de Neurones Dynamiques et Optimisation

III.1. Introduction

Dans les années 1980, Hopfield et Tank ont publié leurs réseaux de neurones fonctionnels mis en œuvre sur des circuits analogiques et conçus pour résoudre les problèmes d'optimisation. Depuis lors, l'approche de réseau de neurones a été considérée comme une alternative puissante à l'optimisation en temps réel. Ceci est à la lumière de la nature informatique parallèle et de la faisabilité de l'implémentation matérielle des solveurs de système dynamique. Puis, au début des années 1890, les technologies neuronales ont montré des potentialités intéressantes pour la résolution des problèmes d'optimisation. Ils ont présenté, dans ce domaine, deux atouts majeurs: le premier réside dans le fait que certains algorithmes neuronaux résolvent souvent très bien des problèmes d'optimisation, le second vient de ce que ces algorithmes sont particulièrement adaptés aux problèmes qui requièrent des temps de réponse extrêmement court. Le fonctionnement des systèmes de neurones caractérisé par le principe de parallélisme intrinsèque, permet d'exécuter un grand nombre de calculs dans un temps limité et offrent une alternative intéressante pour résoudre le problème complexe d'optimisation. L'utilisation des réseaux de neurones comme l'outil d'optimisation de l'OPF est puissant et plus performant que les autres outils classiques.

L'objectif de ce chapitre est double: il s'agit tout d'abord de rappeler les définitions et notations de base relatives aux réseaux de neurones ainsi que les propriétés architecturales de certains types. Nous nous intéresserons principalement aux modèles des réseaux de neurones dynamiques. Ensuite, nous nous attacherons à détailler certains aspects de leur mise en œuvre, et plus particulièrement au problème d'optimisation. Avec une proposition de deux modèles de réseaux de neurones dynamiques pour la résolution du problème de Dispatching Economique-Environnemental Combiné (CEED) à savoir le modèle conventionnelle de Hopfield (HNN) et un autre modifier (M-HNN). Enfin l'application de deux approches proposées dans ce chapitre est présentée en détaille sur deux réseaux test à 3 et à 6 générateurs, avec plusieurs études de cas.

III.2. Historique sur les réseaux de neurones

C'est au début des années 1940 que les premiers modèles de neurones artificiels ont été conçus. C'est plus précisément en 1943 que deux biophysiciens de l'université de Chicago Mc Culloch et Pitts conçoivent le premier modèle de neurone biologique en s'inspirant des récentes découvertes en neurobiologie [26]. Ce modèle est appelé neurone formel. Très vite, ces deux pionniers découvrent que des associations de tels neurones artificiels sont capables de produire des fonctionnements intéressants: le concept des réseaux de neurones artificiels est né.

- En 1949, D. Hebb initie dans son ouvrage "The organization of behavior" [37], la notion d'apprentissage. Deux neurones entrant en activité simultanément vont être associés (c'est-à-dire que leurs contacts synaptiques vont être renforcés). On parle de loi de Hebb et d'associationnisme. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb.

- En 1958 au Cornell Aeronautical Laboratory, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron [65]. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel (en termes d'architecture neurobiologique). Il possède deux couches de neurones: une couche de perception (sert à recueillir les entrées) et une couche de décision. Ce réseau parvient à calculer certaines fonctions logiques. C'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini.

- Widrow et Hoff [66] ont développé en 1959 les adaptateurs linéaires Adaline et Madaline (Multiple ADAPtative LINear Element). Ces derniers pouvaient apprendre plus rapidement que le perceptron. La différence essentielle entre le perceptron et ce type de réseau se situe au niveau de sa règle d'apprentissage. Pour le perceptron, la méthode minimise l'erreur simple alors que pour MADALINE la méthode minimise l'erreur quadratique, d'où la règle de Widrow-Hoff. Cette règle ou algorithme des moindres carrés fut mis au point en 1974 [67].

- En 1969, Minsky et Papert publient le livre «Perceptrons» [91] dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations théoriques du perceptron, en particulier, l'impossibilité de traiter les problèmes non linéaires par ce modèle. Ce livre aura une influence telle que la plupart des chercheurs quitteront le champ de recherche sur les réseaux de neurones.

- En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb (dits «feed-back»). En [92] il démontre tout l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents. Les réseaux récurrents constituent alors la deuxième grande classe de réseaux de neurones, avec les réseaux type perceptron (dits «feed-forward»). En parallèle des travaux de Hopfield, Werbos conçoit son algorithme de rétropropagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouche de type perceptron (appelés PM), fournissant ainsi un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées.

- En 1984 c'est la développement des cartes de Kohonen [93,94] avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation, des liaisons de neurones, et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985) qui fondée sur une architecture semblable à celle des réseaux de Hopfield, introduit 2 nouvelles notions: (i) L'introduction d'une technique d'optimisation importante, le "recuit simulé".(ii) L'emploi d'une technique d'apprentissage à deux temps.

- Dans leur travail séminal, Tank et Hopfield [95] (1985, 1986) ont appliqué les réseaux Hopfield pour résoudre un programme linéaire et le problème de vendeur ambulancier. Ils furent les premiers à utiliser les réseaux de neurones pour résoudre des problèmes d'optimisation. Le problème le plus connu est celui du voyageur de commerce dans lequel il s'agit de relier n villes entre elles en minimisant le chemin parcouru.

- En 1986, Rumelhart, Hinton et Williams [96] publient l'algorithme de la rétropropagation de l'erreur, qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches.

- À partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90.

III.3. Structure d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles inspirés de la biologie du cerveau humain. Nous sommes actuellement bien loin du souci premier de modélisation du cerveau humain. Aujourd'hui, les réseaux de neurones apparaissent comme des outils pratiques de traitement de l'information plutôt que des modèles biologiques.

Un réseau de neurones est une fonction paramétrée qui est la composition d'opérateurs mathématiques simples appelés neurones formels (ou plus simplement neurones) pour les distinguer des neurones biologiques. Afin de préciser ces notions, nous commencerons par présenter les définitions relatives aux neurones avant de détailler différentes architectures de réseaux de neurones.

III.3.1. Neurone formel

Le terme neurone formel est apparu pour la première fois en 1943 dans l'article de W.S. Mc Culloch et W. Pitts [26] qui furent les premiers à proposer un modèle très idéalisé du neurone biologique. Le neurone formel est une modélisation mathématique visant à reprendre le fonctionnement d'un neurone biologique. Ce fonctionnement est basé sur une règle de calcul assez simple: On cherche à évaluer la valeur d'une sortie y , à partir de plusieurs entrées x , qui elles-mêmes sont pondérées par des coefficients appelés synapses ou poids synaptiques T_{ij} . Selon cette description, chaque neurone est relié à d'autres par des connexions.

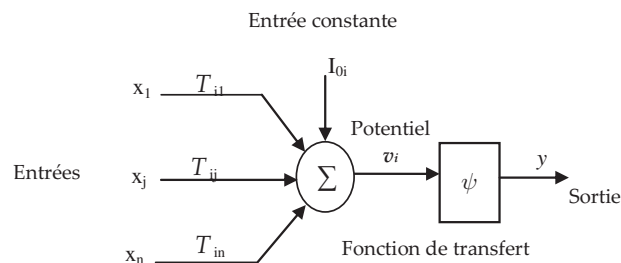


Figure III.1. Model simplifié du neurone formel.

L'activation du neurone se produit lorsque celui-ci atteint un certain seuil (degré) d'activation. Cette activation est générée par les connexions qui ont pour propriété d'être excitatrices ou inhibitrices. La sommation des données reçues à l'entrée du neurone est transformée par une fonction d'activation ou fonction de sortie ψ non linéaire.

$$v_i = \sum_{i=1}^n T_{ij} x_i + I_{0i} \quad (III.1)$$

La valeur de la sortie du neurone est donc :

$$y = \psi(v_i) = \psi\left(\sum_{i=1}^n T_{ij} x_i + I_{0i}\right) \quad (III.2)$$

Dans les réseaux de neurones, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées. Il existe de nombreuses formes. Les plus courantes sont présentées sur la figure III.2

- La fonction signe correspondant à un neurone dont la sortie est binaire.
- La caractéristique linéaire par morceau est généralement utilisée en entrée et en sortie de réseau afin de distribuer ou de collecter les informations.
- La tangente hyperbolique, appelée sigmoïde, est la fonction la plus souvent employée du fait de sa caractéristique non linéaire et de sa dérivabilité continue sur le domaine. C'est en fait la version continue de la fonction signe.

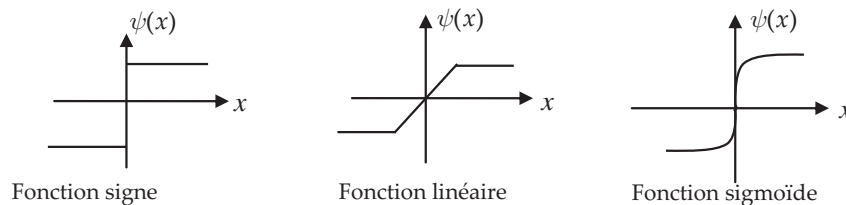


Figure III.2. Exemples de fonctions d'activations

III.3.2. Réseaux de neurones

Un réseau de neurones constitue un assemblage de neurones formels élémentaires. On distingue deux types de neurones au sein d'un réseau:

- Les neurones visibles ou neurones de sortie dont la valeur de sortie est connue (ou observable).
- Les neurones cachés dont l'état interne est inconnu. Leur sortie est connectée à d'autres neurones cachés ou aux neurones de sortie.

L'avantage du réseau de neurones par rapport au simple perceptron est l'existence de ces neurones cachés. Ils permettent de combiner les fonctions de décision linéaires des perceptrons seuls en une combinaison plus complexe. Un réseau de neurones peut ainsi approximer toute fonction $\Lambda: K^n \rightarrow K^d$. Il suffit pour cela de donner aux poids des connections les valeurs adéquates. Cet avantage constitue également un inconvénient des réseaux de neurones : les neurones cachés agissent comme une boîte noire dont on ne connaît pas le fonctionnement interne; le mécanisme de décision d'un réseau de neurones est donc souvent peu intelligible pour l'utilisateur.

III.4. Architectures des réseaux de neurones

Les neurones peuvent être assemblés entre eux de différentes manières. On distingue ainsi deux grandes classes d'architectures de réseaux de neurones:

III.4.1. Réseaux à propagation directe

Ce sont des réseaux organisés en couches. Les neurones de chaque couche sont reliés aux neurones de la couche suivante dans un seul sens. On distingue typiquement trois types de couches:

- La couche d'entrée, qui ne contient pas de neurone mais uniquement les entrées du réseau, qui sont connectées à des neurones de la couche suivante.
- Les couches cachées, qui contiennent les neurones cachés du réseau. Un réseau peut en comporter une ou plusieurs, cependant une couche suffit dans la majorité des applications.
- La couche de sortie, qui contient les neurones visibles du réseau.

Les modèles les plus courants de réseaux à propagation directe sont le perceptron multicouche (MLP), utilisant des couches cachées et une fonction d'activation sigmoïde, et les fonctions radiales de base (RBF) qui sont des réseaux de neurones à couches cachées et à fonction d'activation gaussienne.

Dans un tel réseau, le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions» entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique.

Ces réseaux non-bouclés sont dits statiques, car le temps ne joue aucun rôle fonctionnel: si les entrées sont constantes, les sorties le sont également. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est considéré comme négligeable.

Il existe deux types de réseaux de neurones statiques: les réseaux à couche et les réseaux complètement connectés. Le réseau de neurones à une couche cachée et une sortie linéaire est un cas particulier de ce dernier type.

- Réseaux de neurones à couches

Leur architecture, organisée en couches successives, comprend une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. Chaque couche est composée d'un certain nombre de neurones. Les connexions sont établies entre les neurones appartenant à des couches successives, mais les neurones d'une même couche ne peuvent pas communiquer entre eux. Chacune des couches recevant des signaux de la couche précédente et transmettant le résultat de ses traitements à la couche suivante.

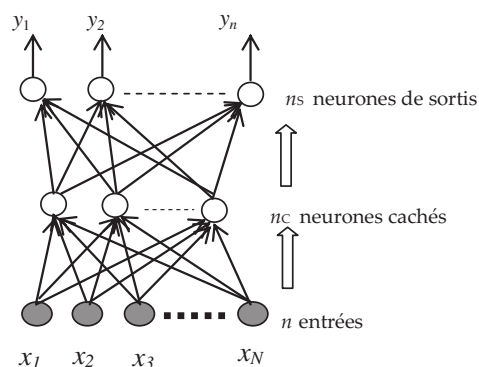


Figure III.3. Réseau de neurones à couches

La figure III.3 représente un réseau de neurones statique à N entrées, une couche cachée de n_c neurones et à n_s neurones de sortie. Il réalise n_s fonctions non linéaires de ses n variables d'entrée par composition des n_c fonctions des neurones cachés. Par souci de clarté, les paramètres externes ne sont pas représentés.

- Réseaux de neurones complètement connectés

Dans un réseau complètement connecté, les entrées puis les neurones (cachés et de sortie) sont numérotés et pour chaque neurone, ses entrées sont toutes les entrées du réseau ainsi que les sorties des neurones de numéro inférieur. Sa sortie est connectée aux entrées de tous les neurones de numéro supérieur.

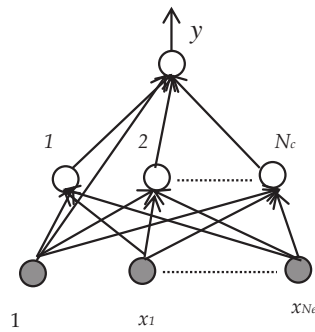


Figure III.4. Réseau de neurones complètement connectés

III.4.2. Réseaux à rétropropagation récurrente

Ces réseaux, également appelés réseaux bouclés, possèdent une topologie cyclique. Comme pour les réseaux à propagation directe, on peut distinguer des couches d'entrées, cachées et de sorties. Dans ce type de réseau, le terme récurrent fait référence à la topologie et non à l'introduction du temps dans le calcul des activations. On appelle aussi ce type d'architecture réseaux bouclés car les neurones ne sont pas forcément organisés en couches successives. On peut imaginer des connexions supplémentaires partant de n'importe quel neurone et pouvant être reliées à n'importe quel autre. La figure III.5 montre un exemple extrême d'architecture totalement bouclée.

Nous désignons par réseaux totalement récurrents les architectures récurrentes génériques dans lesquelles les cycles peuvent exister entre n'importe quels neurones sans aucune contrainte. Dans cet exemple, un réseau à quatre neurones totalement récurrent sans couche est présenté.

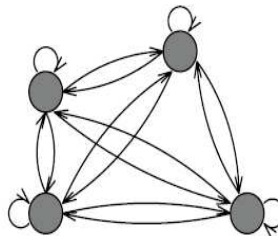


Figure III.5. Réseau à quatre neurones complètement bouclé

Dans la figure III.6, un autre réseau totalement récurrent est présenté. Cette architecture possède un neurone sur la couche d'entrée et un neurone sur la couche de sortie. La couche cachée est disposée de manière à ce que les neurones soient totalement connectés. Ce réseau est connu sur le non de réseaux "récurrents à couches".

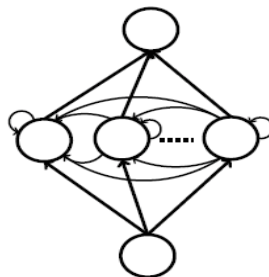


Figure III.6. Exemple d'architecture récurrente à couches

III.5. Réseaux de neurones dynamiques

Les réseaux de neurones dynamiques DNNs (dynamic neural network) sont caractérisés par des connexions bouclées. Ils permettent la modélisation de système à mémoire interne ainsi que des systèmes variant dans le temps. Ainsi grâce à sa mémoire adaptable il a la capacité d'implémenter directement des systèmes dynamiques. Ces réseaux récurrents sont caractérisés par des cycles si on les représente sous forme de graphes. Ceci introduit une dimension temporelle dans son comportement. Le passage du signal d'un neurone à un autre prend un pas de temps pour les connexions simples. Ils se caractérisent par deux types de comportement dynamique:

- Une dynamique autonome convergente (pour des entrées fixées).
- Une dynamique non-autonome non-convergente (pour des entrées variantes dans le temps).

Le réseau de Hopfield et la machine de Boltzman rentrent dans la première catégorie. Les réseaux de la deuxième catégorie utilisent le contexte courant et leurs entrées variantes dans le temps pour évoluer suivant leur dynamique.

III.5.1. Représentation dynamique du temps

Contrairement aux réseaux de neurones qui interprètent le temps comme un mécanisme spatial ou externe, les réseaux de neurones dits dynamiques traitent le temps d'une façon totalement interne au réseau. On peut distinguer deux manières de gérer le temps en interne: le temps est pris en compte implicitement ou explicitement. Dans les deux cas, le réseau possède la capacité de mémoriser des informations soit implicitement par la récurrence des connexions, soit explicitement par des retards au niveau des connexions.

La connectivité des unités dans les DNNs ne se limite pas, comme dans le cas des réseaux à propagation avant (statique), à des architectures dans lesquelles l'information se propage de l'entrée vers la sortie, couche après couche, puisque tout cycle du graphe des connexions d'un réseau de neurones dynamique comprend au moins une connexion de retard unitaire . Ceci donne lieu à des comportements dynamiques forts intéressants mais qui peuvent être très complexes. Contrairement aux réseaux de neurones statiques où cette dynamique est totalement absente.

L'évolution des réseaux statiques peut être écrite sous la forme:

$$\begin{cases} v_i = \sum_j T_{ij} x_j + I_{0i} \\ y_i = \psi(V_i) \end{cases} \quad (III.3)$$

La loi d'évolution en temps continu des réseaux dynamiques peut être définie par l'équation différentielle suivante:

$$\begin{cases} v_i = \sum_j^n T_{ij} y_j + I_{0i} \\ \eta_i \frac{dy_i}{dt} = -y_i + \psi(v_i) \end{cases} \quad (III.4)$$

où y_i représente la sortie du neurone i , $\psi(.)$ est sa fonction d'activation, I_{0i} est une entrée externe supposée constante, T_{ij} est le poids de la connexion entre les neurones i et j , et de la

relation (III.3), x_j représente les entrées du neurone i provenant des neurones j . Ces entrées sont totalement indépendantes de y_i (uniquement les neurones amont figure III.7), par contre dans la relation (III.4), la récurrence des connexions fait que l'activation v_i du neurone i peut dépendre de toutes les sorties y_j de l'ensemble n des neurones du réseau.

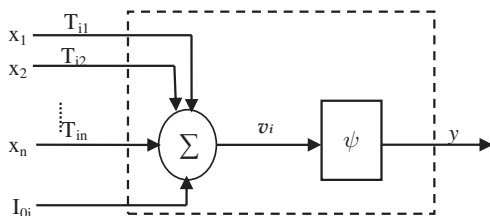


Figure III.7. Représentation du comportement statique d'un neurone statique.

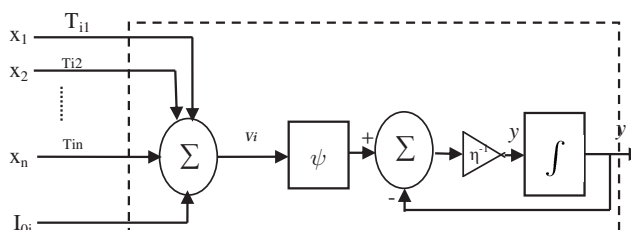


Figure III.8. Représentation du comportement dynamique d'un neurone dynamique.

La représentation continue de la loi d'évolution d'un neurone dynamique (III.4) offre essentiellement l'avantage d'être efficace pour les calculs mathématiques. L'aspect implicite du temps est bien mis en évidence par l'équation différentielle. D'un autre côté, dès que l'on souhaite simuler un système dynamique continu sur un ordinateur, il est impératif de le discrétiser [98]. L'équivalent de l'équation (III.4) en discret serait alors:

$$y_i(t+1) = \psi(v_i(t)) \tag{III.5}$$

La dynamique du réseau de neurones sera donc fonction de la période d'échantillonnage du système. Cette période d'échantillonnage devra être choisie judicieusement afin de synchroniser la dynamique du réseau de neurones avec celle du système à optimiser.

III. 5. 2 Principales architectures de réseaux dynamiques

III.5. 2.1 Architecture de Hopfield

C'est le premier exemple remarquable de réseau dynamique. En 1982, John Hopfield publie un article qui va relancer les réseaux de neurones [92]. Selon lui le système nerveux recherche les états stables et attracteurs de son espace d'état. Les états voisins tentent de se rapprocher de ces états stables. Il propose donc un modèle nouveau. Ce modèle est basé sur un réseau de neurone type Mac-Culloch et Pitts avec tous les neurones connectés entre eux (mais il n'y pas d'auto-connexion). Les entrées sont binaires multi-values. La règle d'apprentissage est la règle de Hebb. Le réseau supposé est une fonction dynamique séquencée par une "horloge". Chaque neurone modifie son état à un instant aléatoire de façon asynchrone par rapport aux autres. Une formulation consiste à dire qu'à chaque top d'horloge on tire un neurone au hasard et on évalue son état.

Il y a deux méthodes de mise à jour:

- Dynamique synchrone: tous les neurones sont mis à jour simultanément.
- Dynamique asynchrone séquentielle: mise à jour l'un après l'autre dans un ordre défini.

Le modèle du neurone est le même que celui du perceptron. On constate donc que le réseau de Hopfield est récurrent et de plus il est biologiquement plausible. On peut représenter ce réseau de Hopfield par la structure suivante (figure.III.9):

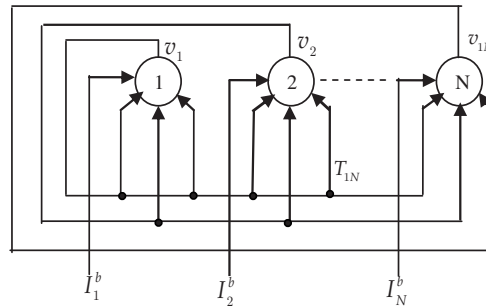


Figure III.9. Architecture d'un réseau de Hopfield de n neurones

III.5.2.2. Machine de Boltzmann (MB)

La machine de Boltzmann a été introduite en 1984 par Ackley, Sejnowski et Hinton [97]. Ce réseau est une extension originale de Hopfield. C'est un réseau récurrent mais qui a la particularité d'inclure une couche cachée (figure III.10). L'idée des créateurs du réseau est d'essayer de résoudre les problèmes du réseau de Hopfield qui est la sensibilité aux minima locaux ou l'évolution vers des états poubelles (solution non acceptables)

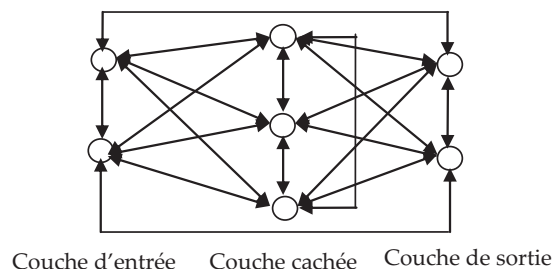


Figure III.10. Architecture de la machine de Boltzmann

III.5.2.3. Architecture de Jordan

Cette architecture particulière a été proposée par Jordan comme tout premier réseau récurrent [100], initialement dédié aux traitements des séquences. Sa principale caractéristique est l'existence d'une mémoire de contexte (appelée aussi couche de contexte) liée à la couche de sortie et ayant le même nombre de neurones. Cette couche de contexte joue le rôle d'une mémoire qui garde l'état précédent du réseau. De plus, les boucles locales dans les neurones de contexte permettent de garder une trace des valeurs antérieures.

Il est à noter que l'apprentissage se faisait initialement uniquement sur les connexions standards (pas les boucles) ce qui permettait d'utiliser les méthodes d'apprentissage des réseaux à couches.

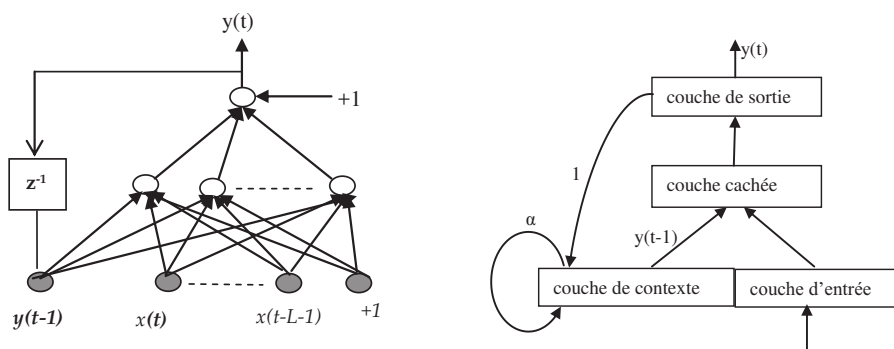


Figure III.11. Exemple de réseau de Jordan

III.5.2.4. Architecture de Elman

Inspiré du réseau de Jordan, le réseau de Elman [101] est très similaire dans son architecture (Figure.III.12). La différence réside dans le bouclage qui ne se fait plus entre la couche de sortie et la couche de contexte, mais entre cette dernière et la couche cachée. A chaque instant t , la couche de contexte contient les valeurs de l'instant $(t-1)$ de la couche cachée, permettant ainsi d'injecter les anciennes valeurs de la couche cachée sans traitement. L'apprentissage se fait de la même manière.

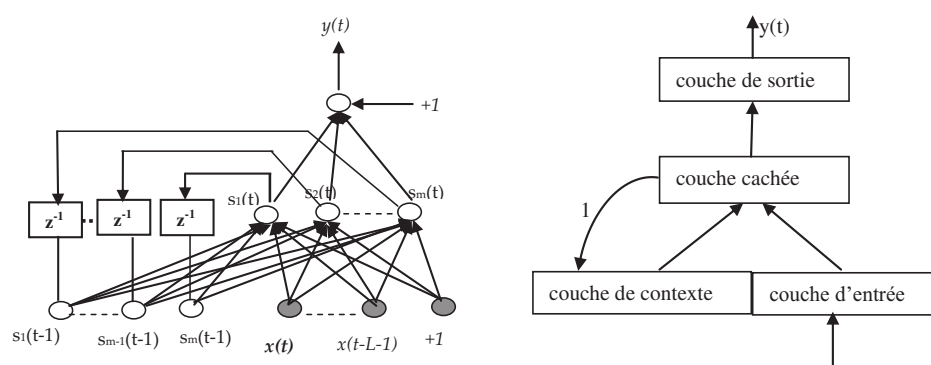


Figure III.12. Exemple de réseau de Elman

III.6. Réseaux de Neurons Dynamique (DNN) associés à l'optimisation

Les réseaux de neurones dynamiques sans apprentissage permettent de mettre en œuvre les propriétés de non-linéarité et de dynamique qui se prêtent bien à la résolution de problème d'optimisation. C'est-à-dire que les paramètres du réseau seront dictés par le système sans recours à un apprentissage préalable, sont particulièrement adaptés aux problèmes qui requièrent des temps de réponse extrêmement brefs.

Les réseaux de neurones dynamiques constituent les techniques neurales les plus fréquemment utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation. Ces réseaux sont caractérisés par le fait que le graphe de leurs connexions contient au moins un cycle. Aussi ces réseaux dans l'optimisation sont utilisés sans entrée de commande. Sous leur dynamique propre, ils évoluent à partir d'un état initial (souvent aléatoire) vers un attracteur qui code une solution du problème d'optimisation. Cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération.

III.6.1. DNN et optimisation

Depuis le travail pionnier de Tank et Hopfield sur une approche du réseau de neurones de programmation linéaire, la théorie et les applications des réseaux de neurones dynamiques pour l'optimisation ont été largement étudiées. Basant sur des fonctions de pénalités et des méthodes de gradient, les problèmes d'optimisation sous contraintes ont été d'abord convertis approximativement ou exactement aux problèmes d'optimisation sans contraintes, certains modèles de réseaux de neurones de type gradient ont été construits pour calculer les solutions optimales approximatives ou exactes. La méthode de gradient a été largement utilisée dans la conception du réseau neuronal. Deux modèles de réseaux neuronaux dynamiques classiques pour l'optimisation de la programmation non linéaire sont le réseau neuronal de Hopfield [95] pour la programmation linéaire, et celui de Kennedy et Chua [7]

Les problèmes courants de Programmation Linéaires (LP) ont la formulation suivante:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) = c^T x \\ \text{su jet à } & Ax \geq b \quad (g_j(x) \geq b_j), \quad j = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{III.6})$$

où $x, c \in \mathbb{R}^n$, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, et $b \in \mathbb{R}^m$.

➤ Tank et Hopfield [95] ont d'abord proposé la structure du réseau neuronal pour résoudre le problème de programmation linéaire (LP) et sa fonction d'énergie peut être définie comme:

$$E(x) = f(x) + \sum_{j=1}^m (g_j^+(x))^2 + \sum_{i=1}^n x_i^2 / 2sR_{ii} \quad (\text{III.7})$$

où R_{ii} est une matrice diagonale $n \times n$, $g^+ = (g_1^+, \dots, g_m^+)^T$ est un vecteur de pénalité où $g(x) < b_j$, et $s > 0$ est un paramètre de pénalité qui doit être suffisamment grand.

Le réseau de neurones de Hopfield élimine le comportement des neurones à travers un circuit électronique. Une fois le circuit établi avec de nombreux ensembles de composants similaires, un calcul parallèle peut être réalisé pour une solution en ligne. Ces caractéristiques spéciales sont bénéfiques pour l'optimisation en temps réel et ont été appliquées pour résoudre des problèmes d'optimisation.

➤ Kennedy et Chua [7] ont proposé une sorte de structure de réseau de neurones basée sur le réseau Hopfield avec une fonction de pénalité inexacte, où sa fonction d'énergie est de la forme suivante:

$$E(x) = f(x) + \frac{s}{2} \sum_{j=1}^m (g_j^+(x))^2 \quad (\text{III.8})$$

où $s > 0$ est le paramètre de pénalité,

Rodriguez-Viazquez et al. [102] utilisent une autre méthode de pénalité et transforment le problème LP en un problème d'optimisation sans contraintes, où sa fonction d'énergie est illustrée comme:

$$E(x) = f(x) + s \left| \sum_{j=1}^m \min(0, g_j(x) - b_j) \right| \quad (\text{III.9})$$

où $\alpha > 0$. Il est montré qu'une fois que la région faisable est atteinte, la trajectoire se déplace vers la direction minimale de la fonction objectif.

➤ En plus de la méthode de gradient, d'autres méthodes ont été développées pour l'optimisation neuro-dynamique. La méthode de la fonction de pénalité est une technique populaire d'optimisation dans laquelle elle est utilisée pour former un seul problème sans contrainte ou un ensemble de problèmes sans contraintes. Bien que les problèmes de programmation non linéaire soient complexes en calcul, les approches de réseaux de neurones avec une fonction de pénalité permettent une convergence plus rapide [103]. Un problème général de programmation non linéaire se présente sous la forme suivante:

$$\begin{cases} \min & f(x) \in \mathbb{R}^n \\ \text{st} & g_i(x) \leq 0 \quad i \in 1, \dots, n \\ & h_i(x) = 0 \quad j \in 1, \dots, m \\ & x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} \quad k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

En général, la fonction de pénalité $F_p(x)$ est représentée comme:

$$F_p = f(x) + \sum_{j=1}^m K_j \max(0, g_j(x))^r + \sum_{i=1}^n K_i (|h_i(x)|^s / s) \quad (\text{III.11})$$

où $s, r > 0$ et K_i, K_j sont les paramètres de pénalité, qui sont généralement suffisants importants. La méthode de recherche peut être adoptée pour rechercher la solution dans l'espace de décision, et l'approche de descente de gradient est la technique populaire pour obtenir la direction de recherche [8].

➤ Les réseaux neuronaux de recuit déterministe ont été développés pour résoudre des problèmes de programmation convexe linéaires et non linéaires par Wang [104], qui ont été utilisés pour résoudre les problèmes d'affectation [105] et les problèmes de chemins les plus courts [99]. Certaines fonctions de pénalité différentiables et convexes sont données et utilisées, par exemple:

$$F_p(x) = \frac{1}{2} [g(x) + v^+]^T [g(x) + v^+] + \frac{1}{2} h(v)^T h(v) \quad (\text{III.12})$$

➤ Sur la base de la fonction Lagrangienne et des conditions d'optimalité Lagrangiennes, le réseau de neurones Lagrangien [10] a été proposé pour résoudre les problèmes généraux d'optimisation, dans lesquels la convergence locale était garantie. Pour une optimisation convexe, la convergence globale de ce réseau a été analysée par Xia [106]. Similaire aux méthodes de la fonction de pénalité, le multiplicateur de Lagrange et les méthodes de multiplicateurs de Lagrange augmentées associent une fonction objectif et des contraintes dans une fonction d'énergie des réseaux ciblés. Cette catégorie utilise deux types de structures dynamiques pour gérer les variables réelles et le multiplicateur de Lagrange (variables duales), et sa fonction d'énergie pour la programmation linéaire est de la forme:

$$E(x) = f(x) + \sum_{j=1}^m \lambda g_j(x) \quad (\text{III.13})$$

➤ Ces dernières années, sur la base des conditions d'optimalité de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), le réseau primal-dual [13], le réseau dual [107] et le réseau dual simplifié [108] ont été développés pour résoudre des problèmes d'optimisation convexe. Il est suggéré que le point d'équilibre soit identique à la solution exacte en résolvant simultanément le

problème primal et son problème dual. La fonction d'énergie du réseau primal-dual pour la programmation linéaire est représentée comme suit:

$$E(x, y) = \frac{1}{2}(c^T x - b^T y)^2 + \frac{1}{2}x^T(x - |x|) + \frac{1}{2}y^T(y - |y|) + \frac{1}{2}\|Ax - b\|^2 + \frac{1}{2}(A^T y - c)^T \left[(A^T y - c) - |(A^T y - c)| \right] \quad (\text{III.14})$$

Ces approches de réseau de neurones présentent trois avantages importants: (i) éviter une quantité importante de paramètres. (ii) échapper à une solution infaillible. (iii) et pouvoir estimer indirectement l'écart de dualité.

En outre, selon la méthode de projection (par exemple [109,110], les conditions d'optimalité pour les problèmes d'optimisation contraints peuvent être écrites sous forme d'inégalité variationnelles linéaires (ou non linéaires), et transformées en équations de projection.

➤ Ensuite, les réseaux de neurones basés sur les équations de projection ont été construits pour résoudre les problèmes d'optimisation contraints. De plus, pour des problèmes d'optimisation convexes, la convergence globale des réseaux de neurones de projection peut être garantie pour les solutions globales optimales [111,112]. Pour réduire la complexité du modèle, des réseaux de neurones dynamiques d'une couche ont été proposés pour résoudre des problèmes de programmation linéaire et quadratique [113,114]. Comme il n'y a pas de contraintes de bornes, le réseau de neurones de projection dégénérera au réseau Lagrangien [10,115] qui est donné par les équations suivantes où x est le vecteur d'état de sortie et y est le vecteur d'état caché.

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\nabla f(x) + A^T y \\ \frac{dy}{dt} &= -Ax + b \end{aligned} \quad (\text{III.15})$$

➤ Un autre réseau de projection, c'est le réseau de neurones dynamique à deux couches [116], est proposé pour la programmation quadratique avec des contraintes d'inégalité linéaire, et sa forme équivalente peut être décrite comme suit:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\nabla f(x) + [A^T, -A^T] y^+ \\ \frac{dy}{dt} &= -y + y^+ + \begin{bmatrix} A \\ -A \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} -b \\ b \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{III.16})$$

où $y^+ = (y_1^+, \dots, y_m^+)^T$ et $y_i^+ = \max(0, y_i)$.

➤ En plus des réseaux de neurones dynamiques pour résoudre des problèmes d'optimisation avec contraintes, les approches neuro-dynamiques à l'optimisation avec contraintes non lisse ont été étudiées récemment par certains chercheurs. Le circuit de programmation non linéaire généralisé pour résoudre des problèmes d'optimisation non convexe et non lisse a été proposé par Forti et al. [117]. Plus précisément, certains réseaux de neurones dynamiques pour résoudre des programmes linéaires et quadratiques avec des fonctions d'activation discontinues ont été proposés [115,118].

$$\varepsilon \frac{dx}{dt} \in -Hx - (I - H)\partial f(x) + q, \quad x = x(t_0) \quad (\text{III.17})$$

où x est le vecteur d'état, ε est une constante positive, I est la matrice identité, $H = A^T(AA^T)^{-1}A$, $q = A^T(AA^T)^{-1}b$ et $\partial f(x)$ est le sous-différentiel de $f(x)$.

Alors que la plupart des approches du réseau de neurones de l'optimisation se concentrent de l'optimisation convexe, l'optimisation non convexe est rarement étudiée.

III.7. Architectures de DNNs considérées dans ce chapitre

Cette section décrit le modèle de réseaux de neurones dynamiques que nous avons choisi pour la résolution du problème CEED. Le modèle de Hopfield devient une approche analytique mais aussi être utilisable pour des applications aux divers domaines d'optimisation que ce soit en simulation ou sur l'application réel. Il est donc délibérément simplifié pour permettre une implémentation directe. C'est un réseau complètement connecté sans couches spécifiques. Chaque unité est connectée à toutes les autres, sauf elle-même, et les connexions sont symétriques c'est-à-dire que les connexions (i, j) et (j, i) sont affectées du même poids $T_{ij} = T_{ji}$. Les deux types de modèle de réseaux de neurones Hopfield, qui sont largement utilisés dans le domaine d'optimisation sont le modèle binaire (discrets) et le modèle analogique (continu).

III.7.1. Réseau de neurones de Hopfield binaire

La version du réseau de neurones proposé initialement par Hopfield est un réseau de neurones récurrent à temps discret, son fonctionnement est asynchrone, ce qui évite des états d'oscillations instables. Ce réseau comprend un système complètement connectés de n neurones, dont chacun est considéré comme une unité binaire (0 ou 1). La matrice des connexions T_{ij} est symétrique c'est-à-dire $T_{ij} = T_{ji}$ et aucun neurone n'a de retour d'auto-réaction (diagonale nulle $T_{ii} = 0$).

Chaque connexion ayant un retard unité, le potentiel du neurone i au temps (k) est la somme pondérée de l'activité des autres neurones du réseau au temps $(k-1)$:

$$U_i(k) = \psi\left(\sum_{\substack{i=1 \\ j=1}}^n T_{ij}v_i(k-1) + I_i^b\right) \quad (\text{III.18})$$

où $V_i(k)$ est la sortie du neurone i à l'instant k . T_{ij} est le poids relatif à la connexion entre le neurone j et le neurone i . et I_i^b est le biais (entrée constante externe) du neurone i .

La fonction d'activation ψ peut prendre plusieurs formes, elle peut être une fonction à seuil (III.19) ou une fonction de signe (III.20).

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ \psi(x) & \text{si } -1 \geq x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

$$\text{sing}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ \text{sign}(x) & \text{si } -1 \geq x \geq -1 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

Chaque neurone i échantillonne ces entrées au hasard, selon la règle de seuil ψ_i donnée par:

$$v_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum T_{ij} v_j > U_i \\ 0 & \text{si } \sum T_{ij} v_j < U_i \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

Chaque réseau a une énergie associée sous une forme quadratique suivante:

$$E = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} v_j v_i \right) + \sum_{i=1}^n V_i I_i \quad (\text{III.22})$$

III.7.2. Réseau de neurones de Hopfield analogique

Le modèle analogique ou continue (dite aussi déterministe) du réseau de neurones de Hopfield est basé sur des variables continues. La variable de sortie v_i du neurone i est comprise dans la gamme $v_{i0} \leq v_i \leq v_{i1}$. La fonction d'entrée-sortie (fonction de transfert) de neurone i est une fonction continue et monotone croissante en fonction de l'entrée U_i . Le caractère dynamique de chaque neurone peut être décrit par l'équation différentielle suivante:

$$\frac{dU_i}{dt} = \sum_{j=1}^n T_{ij} v_j + I_i \quad (\text{III.23})$$

où T_{ij} est la conductance d'auto connexion du neurone i .

La fonction d'énergie correspondant à cette version continue est de la forme:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^n I_i U_i + \frac{s}{w} \sum_{i=1}^n \int_0^{V_i} \psi^{-1}(v) dv \quad (\text{III.24})$$

où s est un réel positif, et ψ est la fonction d'activation des neurones.

En général, le dernier terme de cette énergie est négligeable comparé aux précédents dès lors que la pente w à l'origine des neurones est grande, ou encore que s est petit. Donc la fonction d'énergie du modèle continue de Hopfield peut être définie comme suit:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^n I_i U_i \quad (\text{III.25})$$

Un intérêt potentiel de ce type de réseaux réside en ceci qu'ils peuvent permettre de réaliser des circuits spécialisés analogiques en interconnectant un ensemble de résistances, des amplificateurs non linéaires à sorties symétriques, des sources de courant externes et des condensateurs. La figure III.13 montre le schéma du neurone électronique.

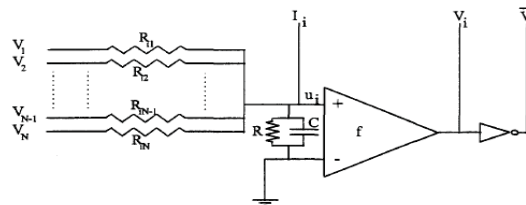


Figure III.13. Le neurone électronique

III.7.3. Application de réseau de Hopfield conventionnel à l'optimisation de CEED

Le modèle de réseau de neurones de Hopfield a été utilisé pour résoudre le problème de dispatching économique environnemental pour les unités ayant des fonctions coût de

production quadratique. La résolution de ce problème (CEED) par cette approche se fait en comparant la fonction d'énergie du modèle de Hopfield avec la fonction objectif à minimiser. Cette dernière est pénalisée en tenant compte de la contrainte de type égalité seulement.

La fonction d'énergie du modèle de Hopfield est donnée par l'équation suivante:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} T_{ij} P_i P_j - \sum_{i=1}^{ng} I_i^b P_i \quad (\text{III.26})$$

L'objectif de CEED est de minimiser le coût global des puissances générées, c'est-à-dire:

$$\text{Minimiser } C_T(P_i) = \sum_{i=1}^{ng} a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (\text{III.27})$$

$$\text{Soumis à } \sum_{i=1}^{ng} P_i = P_D + P_L \quad (\text{III.28})$$

$$P_{gi\min} \leq P_i \leq P_{gi\max} \quad (\text{III.29})$$

où ng est l'ensemble des unités génératrices dispatchées.

Afin de résoudre le problème CEED, la fonction d'énergie suivante est définie en augmentant la fonction objectif (III.27) avec la contrainte d'égalité:

$$E = (A_c / 2) \left(\sum_{i=1}^{ng} P_i - P_D - P_L \right)^2 + (B_c / 2) \sum_{i=1}^{ng} (a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i) \quad (\text{III.30})$$

Après le développement de l'équation (III.30), nous aurons:

$$\begin{aligned} E = & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} (A_c + B_c c_i) P_i P_j + \frac{A_c}{2} \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_i P_j + \frac{B_c}{2} \sum_{i=1}^{ng} a_i \\ & + \frac{A_c}{2} (P_D - P_L)^2 - \sum_{i=1}^{ng} (A_c (P_D - P_L) - B_c \frac{b_i}{2}) P_i \end{aligned} \quad (\text{III.31})$$

où A_c et B_c sont des facteurs de pondération.

En comparant la fonction d'énergie du modèle continu de Hopfield (III.26) avec la fonction d'énergie adoptée (III.31). La matrice des connexions T et l'entrée externe du neurone I^b sont données comme suit:

$$\begin{aligned} T_{ii} &= -A_c - B_c a_i \\ T_{ij} &= -A_c \\ I_i^b &= -A_c (P_D + P_L) - \frac{B_c b_i}{2} \end{aligned} \quad (\text{III.32})$$

Dans l'application de la méthode conventionnelle de Hopfield au problème de CEED, et pour représenter la contrainte d'inégalité, la valeur de la puissance produite peut être représentée en utilisant la fonction sigmoïde modifiée comme fonction de sortie-entrée:

$$P_i = \psi_i(U_i) \quad (\text{III.33})$$

$$\psi_i(U_i) = \frac{P_{gi\max} - P_{gi\min}}{2} \left(1 + \tanh\left(\frac{U_i}{u_0}\right) \right) + P_{gi\min} \quad (\text{III.34})$$

où u_0 est le paramètre de gain qui détermine la pente de la courbe.

Ainsi, le processus de calcul du réseau est défini comme suit:

$$\frac{dU_i}{dt} = \sum_{j=1}^{ng} T_{ij} P_j + I_i \quad (\text{III.35})$$

Remplaçant l'équation (III.32) dans l'équation ci-dessus on aura:

$$\begin{aligned} \Delta U_i &= \Delta t \left(\sum_{j=1}^{ng} T_{ij} P_j - I_i \right) \\ &= \Delta t \left[-A_c \left(\sum_j P_j - P_D - P_L \right) - B_c (a_i P_i + b_i / 2) \right] \end{aligned} \quad (\text{III.36})$$

$$P_i = \psi_i(U_i) \quad (\text{III.37})$$

Mettant à jour la sortie de chaque neurone, le processus peut converger progressivement vers un minimum local réalisable.

L'algorithme d'exécution du dispatching économique à l'aide du HNN est donné ci-dessous:

Etape 1: Introduire des données du système de production: La puissance demandée P_D , les coefficients de pertes B_{ij} , les coefficients de coût du carburant a_i , b_i et c_i , et les puissances minimales et maximales $P_{g\min}$ et $P_{g\max}$.

Etape 2: Initialiser les paramètres du réseau de neurones: Les facteurs de pondération A_c et B_c , la production d'énergie de chaque unité $P_g(0)$, $U_i(0)$ et choisir une tolérance pré spécifiée ε .

Etape 3: Initialiser le compteur d'itération $k=1$.

Etape 4: Calculer les pertes électriques actives P_L en utilisant l'équation (II.5).

Etape 5: Formuler la matrice des poids du réseau de Hopfield utilisant les équations (III.32).

Etape 6: Calculer la sortie P_i et l'entrée U_i du réseau de Hopfield en utilisant les équations (III.36) et (III.37).

Etape 7: Transformer les valeurs normalisées à des valeurs réelles.

Etape 8: Tester la convergence du réseau de Hopfield: vérifier si les vecteurs des écarts de puissance $|P_i(k) - P_i(k-1)|$ est inférieur à ε pour toutes les unités sinon passez à l'étape 3.

Etape 9: Vérifier la violation des contraintes, si oui stopper le processus, sinon transformer les valeurs réelles à des valeurs normalisées, refaire le procédé à partir de l'étape 3.

III.7.4. Description du réseau de Hopfield Modifié (M-HNN)

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux à couche unique avec des connexions de retour entre les nœuds. Dans le cas standard, les nœuds sont entièrement connectés, c'est-à-dire que chaque nœud est connecté à tous les autres nœuds, y compris lui-même. Nous proposons maintenant un réseau de Hopfield modifié pour l'optimisation de CEED qui permet d'améliorer les performances du réseau présenté dans la figure III.7. Le diagramme bloc montré dans la figure III.14 représente ce réseau de Hopfield modifié.

L'équation de nœud pour le réseau à temps continu est donnée par:

$$U_i(t+1) = -\eta U_i(t) + \sum_i^{ng} T_{ij} v_j(t) + I^{ib} \quad (\text{III.38})$$

$$v_i(t) = \psi_i(U_i(t)) \quad (\text{III.39})$$

où $\psi_i(U_i(t))$ est une fonction de seuil monotone qui limite la sortie de chaque neurone pour assurer que la sortie du réseau se trouve toujours dans ses bornes.

La fonction d'énergie à minimisée associée au réseau est donnée par l'équation:

$$E(t) = -\frac{1}{2} v^T(t) T v(t) - v^T(t) I^b \quad (\text{III.40})$$

L'applicabilité à l'optimisation du problème CEED à l'aide d'un réseau de neurones de Hopfield consiste à déterminer la matrice des poids de ses connexions T et le vecteur de ses entrées externes I^b pour obtenir des points d'équilibre qui sont la solution du problème. Une fonction d'énergie modifiée $E^m(t)$ est utilisée ici. Cette fonction est définie comme suit:

Utilisant la fonction énergétique modifiée $E^m(t)$ qui est définie comme suit:

$$E^m(t) = E^{conf}(t) + E^{op}(t) \quad (\text{III.41})$$

où $E^{conf}(t)$ est un terme de confinement qui regroupe les contraintes impliquant le bilan de puissance donné en (III.28) et (III.29) et $E^{op}(t)$ est un terme d'optimisation qui conduit la sortie du réseau vers les points d'équilibre. Cette méthode est différente de la plupart des approches neuronales utilisées pour les problèmes de dispatching économique [119], qui deviennent inefficaces parce qu'ils traitent ces termes comme une seule fonction de l'énergie.

La minimisation de $E^m(t)$ du M-HNN est réalisée en deux étapes:

i) minimisation du terme $E^{conf}(t)$:

$$E^{conf}(t) = -\frac{1}{2} v^T(t) T^{conf} v(t) - v^T(t) I^{conf} \quad (\text{III.42})$$

Cela correspond au confinement de $v(t)$ dans le sous-espace valide défini par la contrainte imposée par le problème (III.28).

ii) minimisation du terme $E^{op}(t)$:

$$E^{op}(t) = -\frac{1}{2} v^T(t) T^{op} v(t) - v^T(t) I^{op} \quad (\text{III.43})$$

Ceci déplace $v(t)$ vers une solution optimale définie par la fonction de coût (III.27). Le fonctionnement du réseau de Hopfield modifié (M-HNN) comprend trois étapes principales, qui sont illustrées à la figure III.12. Ces étapes peuvent être expliquées comme suit:

Etape 1: Minimisation de $E^{conf}(t)$, correspondant à la projection de $v(t)$ dans le sous-espace défini par:

$$v(t+1) = T^{val} v(t) + I^{conf} \quad (\text{III.44})$$

où T^{val} est une matrice de projection ($T^{val} T^{val} = T^{val}$) et le vecteur s est orthogonal au sous-espace ($T^{val} I^{conf} = 0$). Cette opération correspond à une minimisation indirecte de $E^{conf}(t)$, c'est-à-dire: $T^{conf} = T^{val}$ et I^{conf} .

Etape 2: Application d'une fonction d'activation non linéaire (rampe symétrique) contraignant $v(t)$ dans un hypercube:

$$\psi_i(v_i) = \begin{cases} \lim_i^{\text{inf}}, & \text{si } v_i < \lim_i^{\text{inf}} \\ v_i, & \text{si } \lim_i^{\text{inf}} \leq v_i \leq \lim_i^{\text{sup}} \\ \lim_i^{\text{sup}}, & \text{si } v_i > \lim_i^{\text{sup}} \end{cases} \quad (\text{III.45})$$

où $v_i(t) \in [\lim_i^{\text{inf}}, \lim_i^{\text{sup}}]$

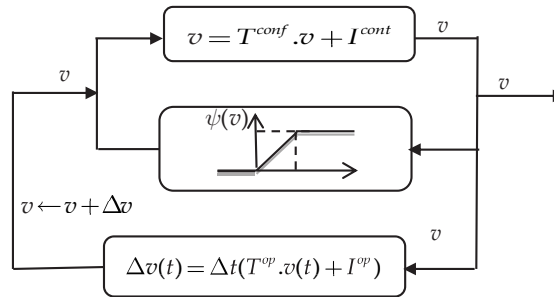


Figure.III.14. Réseau de neurones de Hopfield modifié (M-HNN)

Etape 3: Minimisation de $E^{op}(t)$ qui implique la mise à jour de $v(t)$ en direction d'une solution optimale (définie par T^{op} et I^{op}) correspondant aux points d'équilibre du réseau, qui sont les solutions au problème de dispatching économiques, en appliquant le gradient par rapport au terme énergétique E^{op} :

$$\frac{dv(t)}{dt} = \dot{v} = - \frac{\partial E^{op}(t)}{\partial v} \quad (\text{III.46})$$

$$\Delta v = - \Delta t \nabla E^{op}(v) = \Delta t (T^{op} v + I^{op})$$

Par conséquent, la minimisation de E^{op} consiste à mettre à jour $v(t)$ dans la direction opposée du gradient de E^{op} . Ces résultats sont également valides lorsqu'une fonction d'activation «tangente hyperbolique» est utilisée .

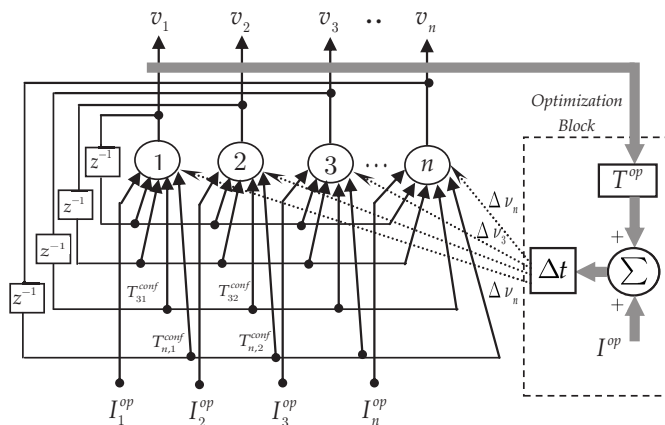


Figure.III.15. Diagramme schématique d'un réseau Hopfield modifié à n neurones

Il est clair d'après la figure III.14 que chaque itération comporte deux étapes distinctes. Premièrement, à partir de l'étape (III), v est mis à jour en utilisant seulement le gradient du

terme E^{op} . Deuxièmement, après chaque mise à jour, v est directement projetée dans le sous-espace valide. C'est un processus itératif, dans lequel v est d'abord projeté orthogonalement dans le sous-espace valide défini en (III.42), puis seuillé de sorte que ses éléments se situent dans l'intervalle $[\lim_i^{\inf}, \lim_i^{\sup}]$.

Ainsi, la cartographie des problèmes d'optimisation contrainte utilisant un réseau Hopfield modifié consiste à déterminer les matrices T^{conf} et T^{op} , ainsi que les vecteurs I^{conf} et I^{op} . La figure III.15, illustre le diagramme schématique d'un réseau de Hopfield modifié composé de n neurones.

III.7.4.1. Formulation du dispatching économique CEED par M-HNN

On a été observé dans le chapitre précédent, que le problème de dispatching économique est un problème de minimisation d'une fonction de coût en présence de contraintes linéaires du type inégalité et/ou égalité. Puisque les contraintes d'égalité peuvent facilement être converties en contraintes d'inégalité, seules les contraintes d'inégalité sont utilisées.

Considérant le problème d'optimisation contraint CEED avec m contraintes et ng variables, donné par les équations suivantes:

$$\min E^{op}(v) = \sum_{i=1}^{ng} a_i v_i^2 + b_i v_i + c_i \quad (III.47)$$

$$\text{Soumis à: } E^{conf}(v) = [A]^T [v] \leq [D] \quad (III.48)$$

$$z^{\min} \leq v_i \leq z^{\max}, \quad i \in 1, \dots, ng \quad (III.49)$$

$$\text{où } v = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_{ng} \end{bmatrix}, z_{\min} = \begin{bmatrix} P_{1\min} \\ P_{2\min} \\ \vdots \\ P_{ng\min} \end{bmatrix}, z_{\max} = \begin{bmatrix} P_{1\max} \\ P_{2\max} \\ \vdots \\ P_{ng\max} \end{bmatrix}, A^T = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \text{ et } D = P_L + P_D \text{ avec } a_i = w\alpha_i + (1-w)h\delta_i, \\ b_i = w\beta_i + (1-w)h\sigma_i \text{ et } c_i = w\gamma_i + (1-w)h\rho_i.$$

Les conditions (III.48) et (III.49) définissent un polyèdre convexe borné. Le vecteur v qui correspond aux variables P_{gi} , doit rester dans ce polyèdre s'il veut représenter une solution valide pour le problème d'optimisation (III.47). Une solution peut être obtenue par M-HNN dont le sous-espace fermé garantit la satisfaction de la condition (III.48). De plus, l'hypercube initial représenté par les contraintes en équation (III.49) est mappé par la fonction de rampe symétrique (III.45) utilisée comme une fonction d'activation du réseau.

Les termes T^{conf} et I^{conf} sont calculés en transformant les équations d'inégalité (III.48) en des équations d'égalité en introduisant une variable $\nu \in \mathfrak{R}^m$ pour chaque contrainte d'inégalité [120]:

$$\psi_i(P) + \sum_{j=1}^q \Gamma_{ij} \nu_j = 0 \quad (III.50)$$

où ν_j sont des variables d'écarts traitées comme les variables P_i , et Γ_{ij} sont définies par la fonction d'impulsion de Kronecker:

$$\Gamma_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases} \quad (\text{III.51})$$

Après cette transformation, le problème défini par les équations (III.47)-(III.49) peut être réécrit comme:

$$\text{minimise } E^{op}(P) = \sum_{i=1}^{gn} a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (\text{III.52})$$

$$\text{Soumis à: } E^{conf}(P): [A^+]^T [P^+] = [D^+] \quad (\text{III.53})$$

$$z^{\min} \leq P_i^+ \leq z^{\max}, \quad i \in 1, \dots, n \quad (\text{III.54})$$

$$0 \leq P_i^+ \leq z^{\max}, \quad i \in n+1, \dots, n^+ \quad (\text{III.55})$$

où $n^+ = n + m$ et $P^{+T} = [P^T \nu^T] \in \mathfrak{R}^{n^+}$ est un vecteur de variables étendues. On observe que E^{op} ne dépend pas de la variable d'écart ν . Si les rangées de A^+ sont linéairement indépendantes, une solution pour l'équation (III.53) est donné par:

$$P^+ = A^+(A^{+T}.A^+)^{-1}D^+ \quad (\text{III.56})$$

et l'expression du sous-espace valide dans (III.44) doit prendre en compte cette solution, c'est-à-dire:

$$I^{conf} = A^+.(A^{+T}.A^+)^{-1}D^+ \quad (\text{III.57})$$

A partir des équations (III.44) et (III.57), le paramètre T^{conf} est dérivé comme suit:

$$\begin{aligned} P^+ &= T^{conf}.P^+ + I^{conf} \\ &= T^{conf}.P^+ + A^+.(A^{+T}.A^+)^{-1}D^+ \end{aligned} \quad (\text{III.58})$$

Insérant la valeur de l'équation (III.53) dans l'équation (III.58), l'expression de T^{conf} est donnée par:

$$T^{conf} = I^{conf} - A^+.(A^{+T}.A^+)^{-1}A^{+T} \quad (\text{III.59})$$

où I est la matrice d'identité.

Les paramètres T^{op} et I^{op} dans ce cas sont tels que le vecteur P^+ est mis à jour dans la direction de gradient opposée à celle de la fonction d'énergie E^{op} . Puisque les conditions données par (III.53), (III.54) et (III.55) définissent un polyèdre convexe borné, la fonction objectif (III.54) a un minimum global unique ($|T^{op} = 0|$). Ainsi, en utilisant (III.43) et (III.46), les points d'équilibre du réseau peuvent être calculés en supposant les valeurs suivantes pour T^{op} et I^{op} :

$$I^{op} = - \left[\frac{\partial f(P)}{\partial P_1} \quad \frac{\partial f(P)}{\partial P_2} \quad \dots \quad \frac{\partial f(P)}{\partial P_N} \right] \quad (\text{III.60})$$

Pour mettre à jour des valeurs, le facteur de correction est donné par:

$$\Delta P = \Delta T [I^{op}]' \quad (\text{III.61})$$

Donc une nouvelle valeur de P est donnée comme suit:

$$\begin{aligned} P &= P + \Delta P \\ T^{op} &= 0 \end{aligned} \quad (III.62)$$

et la fonction objectif:

$$f(P) = E^{op}(P) \quad (III.63)$$

L'algorithme d'exécution de dispatching économique à l'aide du M-HNN est donné ci-dessous:

Etape 1: Initialiser $[P]$, $\Delta T = 0,01$.

Etape 2: Calculer $[A]'$, $T^{conf} = I - A.(A^T.A)^{-1}A^T$.

Etape 3: Calculer $f(P)$.

Etape 4: Calculer la nouvelle valeur de $[P]$ comme suit: $[P] = T^{conf}[P] + A.(A^T.A)^{-1}[D]$

Etape 5: Vérifier les valeurs limites de problème, sinon forcez-les à être dans ses limites.

Etape 6: Calculer $I^{op} = -\left[\frac{\partial f(P)}{\partial P_1} \quad \frac{\partial f(P)}{\partial P_2} \quad \dots \quad \frac{\partial f(P)}{\partial P_n}\right]$.

Etape 7: Calculer la correction $\Delta P = \Delta T[I^{op}]'$.

Etape 8: Calculer la nouvelle valeur de la variable P : $P = P + \Delta P$

Etape 9: Calculer $f_{new} = f(P)$.

Etape 10: Si $|f_{new} - f_{old}| \leq 0,0001$, alors la convergence est obtenue, sinon passez à l'étape 3.

Etape 11: Arrêter.

III.8. Résultats de la simulation

Dans ce chapitre, Un système de test de 3 générateurs avec 6 jeux de barres référencé en [89] et un système de test de 6 générateurs référencé en [49] ont été sélectionné pour tester la simulation des algorithmes proposées à savoir le réseau de neurones de Hopfield conventionnel (HNN) et le réseau de neurones de Hopfield modifié (M-HNN). Ces réseaux sont souvent utilisés dans la littérature concernant l'étude des dispatchings économique et environnemental. Les données du modèle de 6 générateurs ayant des courbes de coût et d'émission quadratique sont données dans le tableau III.1, et celles du système a 3 unités de production sont déjà donnés au chapitre précédent. La demande de charge correspondante aux systèmes de 6 générateurs est 1000 MW.

Pour les trois cas d'essai, la simulation a été faite en utilisant la condition initiale des puissances générées comme $P_i(0) = P_{min}$. Toutes les unités sont censées fonctionner sur la région active de leurs courbes de coûts. Les pertes de puissance dans le système d'essai ont été considérées au premier réseau test et négligeables au second réseau test de 6 générateurs.

A. Réseau test à trois générateurs

En vue de résoudre le problème de CEED, les deux méthodes de Hopfield sont appliquées indépendamment pour des différentes charges demandées de 400, 500 et 700 MW. Les Tableaux III.1, III.2 et III.3 décrivent les solutions extraites de la simulation pour trois objectifs: dispatching économique, dispatching environnemental et dispatching économique-environnemental combiné. Les résultats de simulation reportés dans ces tableaux ont montré que les méthodes de Hopfield proposée étaient capables d'obtenir efficacement des solutions de qualité supérieure dans la résolution du problème de CEED contraints.

➤ **Objectif 1: Minimisation de coût de production ($w=1$)**

Premièrement, on a commencé à minimiser le coût total de combustible qui a une fonction objectif quadratique représentée par l'équation (III.47) et soumis aux contraintes d'égalité et d'inégalité modélisées par les équations (III.48) et (III.49) respectivement. Les facteurs d'hybridation qui correspondent à chaque charge demandées et qui a été défini par la formule (I.61) sont: $h=44.80$ pour 400 et 500 MW et $h=47.59$ pour 700MW. Les résultats de la simulation sont représentés par le tableau III.1.

Tableau III.1. Résultats de ED sous HNN et M-HNN de système énergétique à 3 unités.

	400 MW		500 MW		700 MW	
	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN
P_1	100.157	80.124	102.565	125.998	178.527	148.134
P_2	156.221	175.507	213.203	195.969	276.694	289.748
P_3	151.047	151.955	196.188	189.745	268.184	286.009
$\sum P_i$	407.425	407.586	411.957	511.714	423.892	423.892
PL (MW)	7.426	7.587	11.957	11.7140	23.406	23.892
coût (\$/h)	2080.750	20792.434	25440.391	25455.808	35408.088	35389.694
Emission(kg/h)	200.423	207.115	319.501	311.442	652.101	664.666
Coût total (\$/h)	29782.492	30071.227	39754.059	39408.429	66441.583	67022.805

➤ **Objectif 2: Minimisation de la pollution ($w=0$)**

La fonction objectif qui caractérise le dégagement des gaz toxiques NO_x peut exprimer par l'équation (I.60). Le tableau III.2 montre les résultats trouvés pour les différentes charges demandées.

Tableau III.2. Résultats de dispatching environnemental sous HNN et M-HNN de système à 3 unités.

	400 MW		500 MW		700 MW	
	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN
P_1	104.653	101.700	130.965	127.402	179.291	184.375
P_2	151.373	154.817	190.356	194.718	276.036	269.486
P_3	151.373	150.899	190.356	189.580	268.069	269.486
$\sum P_i$	407.399	407.417	511.702	511.702	723.397	723.347
PL (MW)	7.400	7.417	11.708	11.702	23.397	23.347
coût (\$/h)	20817.896	20810.535	25467.958	25458.691	35409.822	35423.400
Emission(kg/h)	200.154	200.287	311.082	311.289	651.985	651.504
Coût total(\$/h)	29784.817	29783.248	39404.432	39404.471	66437.813	66428.491

➤ **Objectif 3: Minimisation du coût et taux de dégagement des gaz (CEED)**

Les valeurs optimales des puissances générées, la multifonction du coût de combustible et le taux d'émission en même temps, les pertes de transmission et le coût total de la production sont donnés par le tableau III.3.

Les résultats de simulation associés à chaque solution finale de chaque essai (objectif) pour des différentes charges sont représentés dans les tableaux III.1, III.2 et III.3. Ces résultats traduisent la bonne propriété de convergence des algorithmes proposés. On observe après la convergence que le coût total dans le cas de minimisation du coût de production ($w=1$) est plus élevé que dans le cas de minimisation du taux d'émission du gaz toxique ($w=0$). Mais la valeur de coût total pour le dispatching combinée CEED est plus réduite

que celle du cas $w = 1$ et $w = 0$. C'est pour cela la comparaison entre les trois objectifs a été faite pour le troisième cas uniquement.

Tableau III.3. Résultats de CEED sous HNN et M-HNN de système énergétique de 3 unités.

	400 MW		500 MW		700 MW	
	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN
P_1	102.174	100.901	128.111	126.657	180.954	181.347
P_2	153.715	155.515	192.619	195.350	271.479	273.331
P_3	151.525	151.005	190.969	189.701	270.956	268.618
$\sum P_i$	407.414	407.421	511.700	511.708	723.389	723.401
PL (MW)	7.415	7.422	11.701	11.708	23.390	23.297
coût (\$/h)	20812.166	20808.943	25461.330	25457.168	35414.639	35411.033
Emission(kg/h)	200.234	200.349	311.191	311.363	651.696	651.538
Coût total (\$/h)	29778.680	29780.588	39396.476	39400.039	66428.890	66417.759

Nous avons récapitulé dans le tableau III.4 les résultats de simulations obtenus par les algorithmes de Hopfield HNN et M-HNN des trois objectifs pour une charge de 700 MW.

Tableau III.4. Comparaison des différents résultats de CEED sous HNN et M-HNN pour $P_D = 700$

	D-Economique		D-Environnemental		CEED	
	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN
P_1	148.134	178.527	179.291	184.375	180.954	181.347
P_2	289.748	276.694	276.036	269.486	271.479	273.331
P_3	286.009	268.184	268.069	269.486	270.956	268.618
$\sum P_i$	423.892	423.892	723.397	723.347	723.389	723.401
PL (MW)	23.892	23.406	23.397	23.347	23.390	23.297
coût (\$/h)	35389.694	35408.088	35409.822	35423.400	35414.639	35411.033
Emission(kg/h)	664.666	652.101	651.985	651.504	651.696	651.538
Coût total (\$/h)	67022.805	66441.583	66437.813	66428.491	66428.890	66417.759

Si on compare les résultats obtenus par les deux méthodes HNN et M-HNN pour le troisième objectif, on peut dire que ces deux méthodes donnent des pertes de puissance presque les mêmes (23.39 MW contre 23.297 MW). Mais la valeur du coût total trouvée par la méthode de Hopfield modifiée M-HNN (66417.759 \$/h) est meilleure que celles trouvées par la méthode HNN (66428.890 \$/h) avec une différence de 11.131 \$/h. Les mêmes remarques sont conclues de point de vue coût de combustible (35411.033 \$/h) contre 35414.639 \$/h) et émission de gaz (651.538 Kg/h contre 651.696 Kg/h).

La variation des puissances générées, de la puissance produite totale, de la quantité d'émission de gaz toxique, des pertes de transmission, du coût de combustible et du coût de génération total simulées par l'algorithme M-HNN dans le but de minimiser le coût de combustible, l'émission de gaz et de CEED sont représentées par les figures III.16, III.17 et III.18 respectivement. La charge demandée ici est égale à 700 MW.

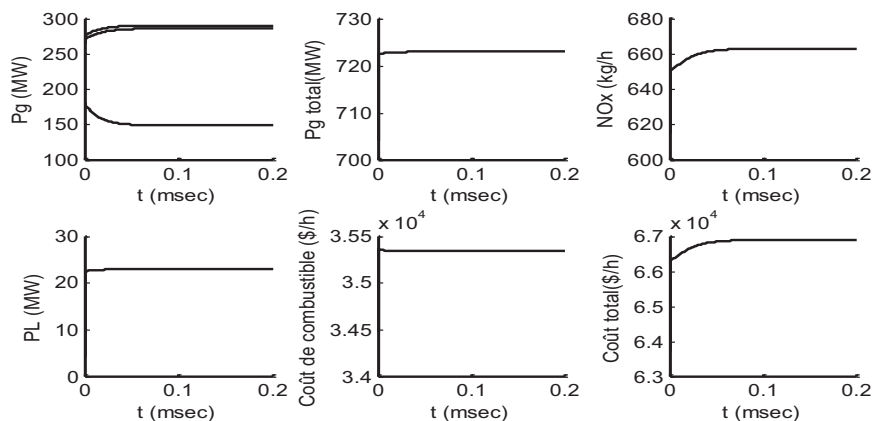


Figure.III.16. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et du coût total pour $w=1$

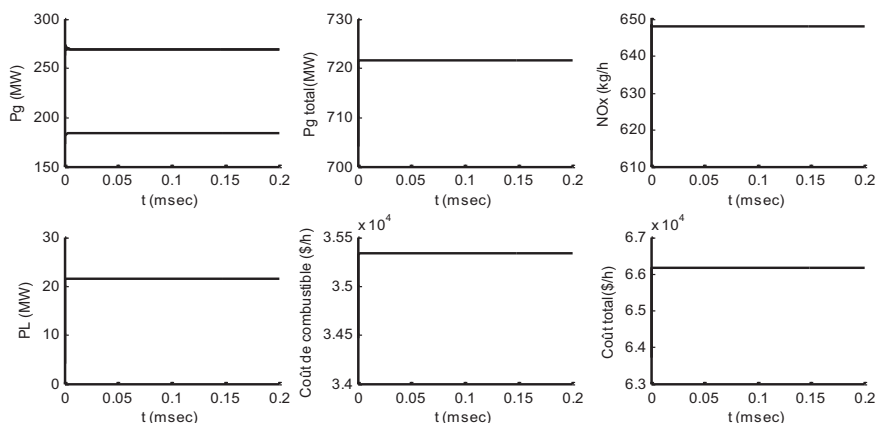


Figure.III.17. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et du coût total pour $w=0$

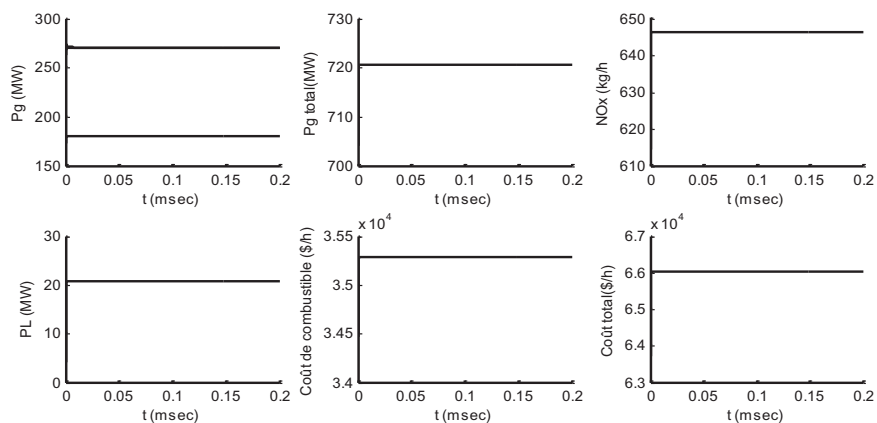


Figure.III.18. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et du coût total pour CEED

Les figures III.19, III.20, et III.21 représentent la variation des puissances générées, de la puissance produite totale, de la quantité d'émission de gaz toxique, des pertes de transmission, du coût de combustible et du coût de génération total simulées par l'algorithme de Hopfield conventionnel HNN. Pour avoir l'objectif de minimisation du coût, minimisation d'émission et minimisation du coût et d'émission simultanément.

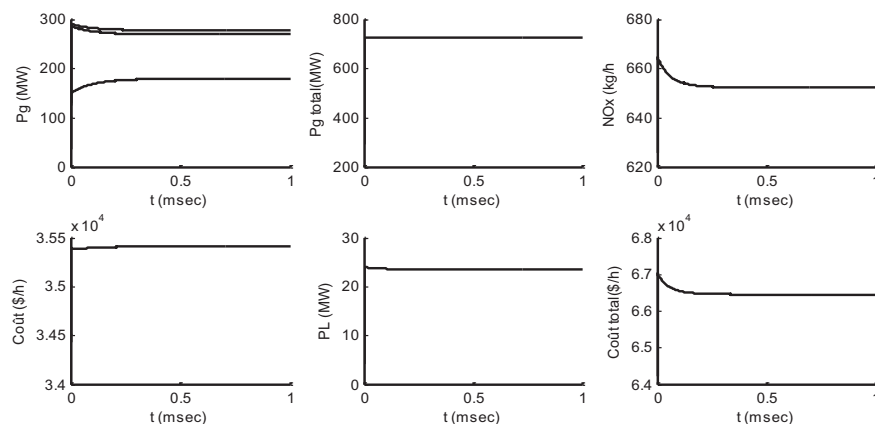


Figure.III.19. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et du coût total pour $w=1$

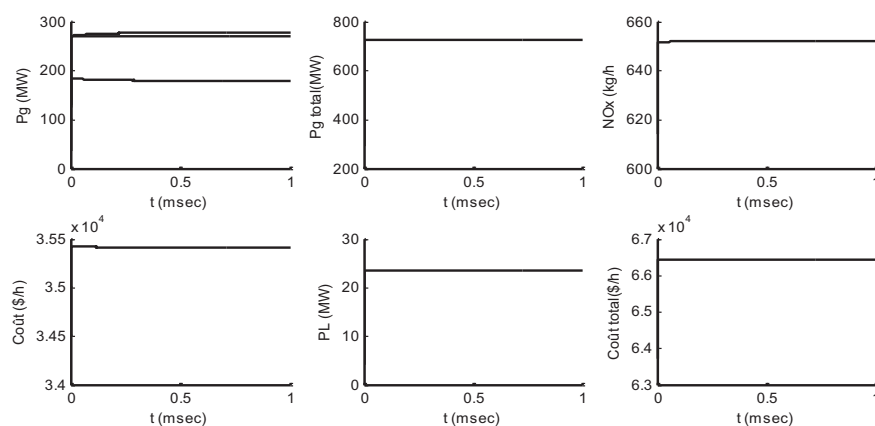


Figure.III.20. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et du coût total pour $w = 0$.

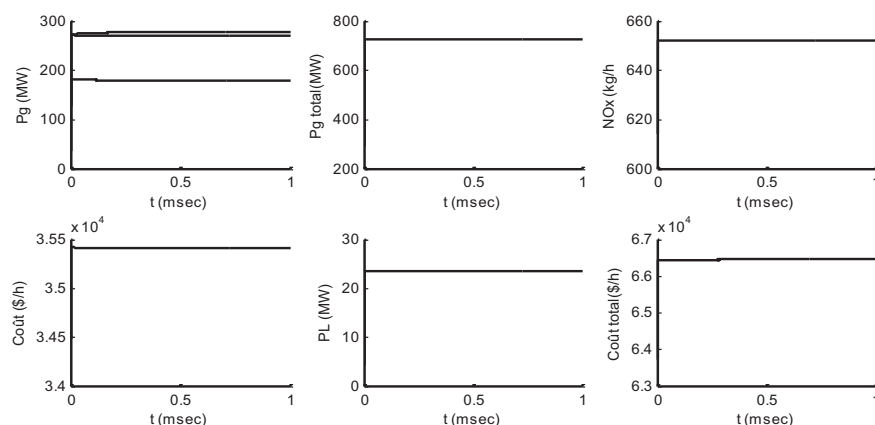


Figure.III.21. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, émission NO_x , coût de combustible, P_L et du coût total pour CEED

Le tableau III.5 expose une comparaison entre les résultats trouvés par les méthodes d'optimisation de Hopfield et ceux trouvés par les méthodes classiques vues au deuxième chapitre. La puissance demandée dans ce cas est de 700 MW. On remarque d'après les résultats trouvés que ces méthode sont robustes puisque elle répartie d'une manière optimale les puissances actives sur les générateurs.

Puisque les résultats obtenus par les premiers trois méthodes λ -itération, Newton, et HNN, pour le troisième cas sont presque identiques, on peut dire que ces trois méthodes donnent des répartitions des puissances générées presque les mêmes. Les valeurs trouvées par la méthode M-HNN sont meilleures que celles trouvées par les trois autres méthodes en terme de pertes de puissances actives, d'émission de gaz et de coût de production.

Tableau III.5. Méthodes classiques vs méthodes de Hopfield

	P_1	P_2	P_3	PL (MW)	Emission (kg/h)	coût total (\$/h)
λ -iteration	182.840	271.161	269.360	23.361	66426.78	651.562
Newton	180.954	271.479	270.956	23.389	66428.89	651.696
HNN	180.954	271.479	270.956	23.390	66428.89	651.696
M-HNN	181.347	273.331	268.618	23.297	66417.75	651.538

B. Réseau test à six générateurs

Pour démontrer les performances de ces algorithmes utilisés pour résoudre le CEED., un système à six unités a été testé. Ce système est référencé dans [49]. Les limites de la puissance active des générateurs, les coefficients des fonctions coût et émissions de gaz sont donnés au tableau III.6. Les pertes de puissance dans ce cas ont été considérées comme négligeables. Tous les six générateurs ont été dispatchés pour satisfaire la demande totale de 1000 MW et pour les trois cas d'essai, la simulation a été faite en utilisant la condition initiale $P_i(0) = P_{gi\min}$.

Tableau III.6. Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz

N°	$P_{gi\min}$	$P_{gi\max}$	α_i	β_i	γ_i	ρ_i	σ_i	δ_i
1	10	125	0.1525	38.540	756.800	0.00420	0.3300	13.860
2	10	150	0.1060	46.160	451.325	0.00420	0.3300	13.860
3	35	225	0.0280	40.400	1050.000	0.00683	-0.5455	40.267
4	35	210	0.0355	38.310	1243.530	0.00683	-0.5455	40.267
5	130	325	0.0211	36.328	1658.570	0.00460	-0.5112	42.900
6	125	315	0.0180	38.270	1356.660	0.00460	-0.5112	42.900

Les résultats obtenus après optimisation par les deux approches incluant les puissances actives générées, le coût du combustible, la quantité d'émission des gaz toxiques et le coût de production total sont exposés dans le tableau.III.7.

Tableau III.7. Résultats de dispatching optimal sous HNN et M-HNN du système énergétique de 6 unités.

	D-Economique		D-Environnemental		CEED	
	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN	HNN	M-HNN
P_1	36.078	36.082	125.000	136.003	103.471	102.404
P_2	15.979	15.967	138.922	136.006	105.464	105.494
P_3	163.340	163.309	150.011	148.378	158.709	158.917
P_4	158.283	158.242	150.011	148.378	158.310	158.512
P_5	313.171	313.205	218.027	215.614	237.513	237.824
P_6	313.145	313.191	218.027	215.614	236.531	236.847
$\sum P_i$	1000	1000	1000	1000	1000	1000
coût (\$/h)	50391.037	50365.294	53558.812	53797.407	52158.715	52111.053
Emission(kg/h)	975.939	976.240	782.766	784.000	796.630	798.448
coût total (\$/h)	97343.451	97332.247	91217.730	91515.660	90484.622	90524.413

On observe pour les deux premiers cas que le coût total dans le cas de la minimisation du coût de production est plus élevé que dans le cas de la minimisation du taux d'émission du gaz toxique. Mais les valeurs du coût total trouvée pour le cas de l'optimisation bi-objectif (coût + émission) sont plus réduites que celles trouvées du deux premiers cas pour $w = 1$ et $w = 0$.

Les figures III.22, III.23, et III.24 reflètent les caractéristiques de convergence des variables contrôles de système pour les trois objectifs. Il est important de préciser que ces deux simples algorithmes convergent pendant un temps acceptable. Les contraintes de sécurité sont également testées.

La variation des puissances générées, de coût du combustible, de la quantité d'émission de gaz et de coût total de production simulées par l'algorithme de Hopfield modifié M-HNN pour les trois cas et avec une charge de 1000 MW ont été représenté aux figures III.22, III.23, et III.24

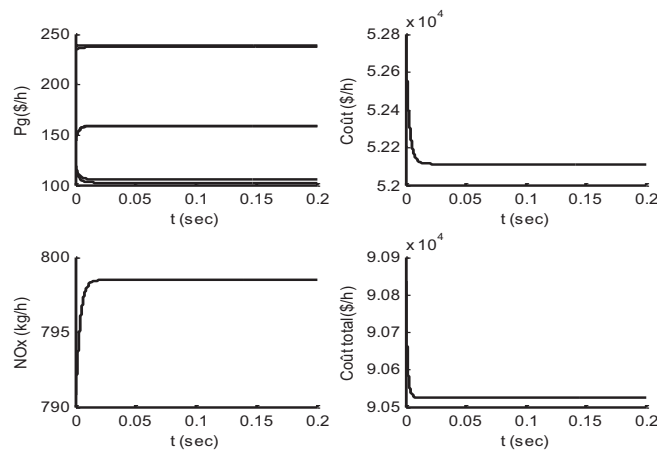


Figure.III.22. Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x , et du coût total pour $w = 1$.

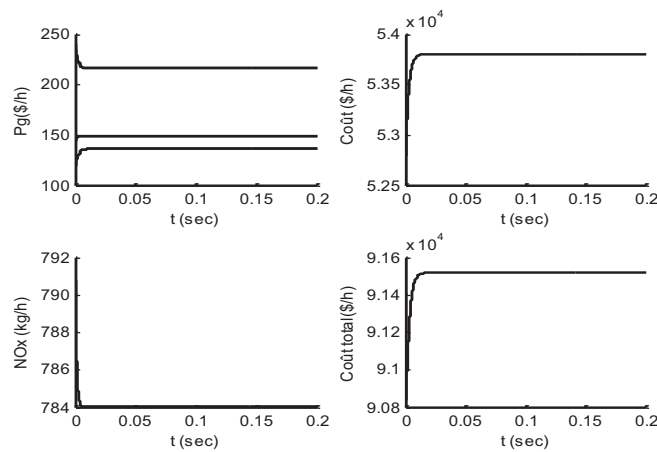


Figure.III.23. Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x , et du coût total pour $w = 0$.

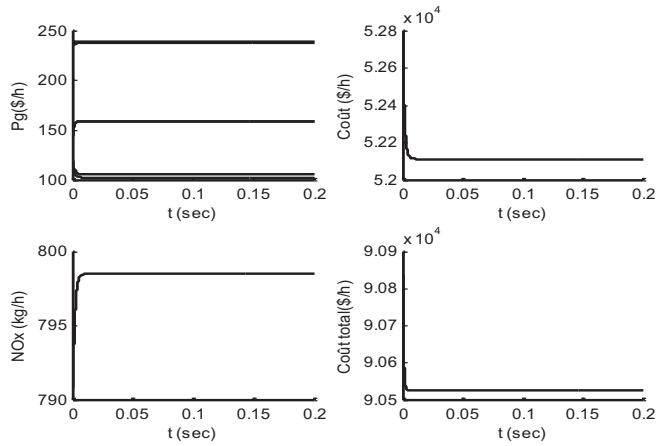


Figure.III.24. Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x , et du coût total pour CEED.

Les figures III.25, III.26, et III.27 représentent la variation des puissances générées, de la quantité d'émission de gaz toxique, du coût de combustible et du coût de génération total simulées par l'algorithme de Hopfield conventionnel HNN. Pour avoir l'objectif de minimisation du coût, minimisation d'émission et minimisation du coût et d'émission simultanément.

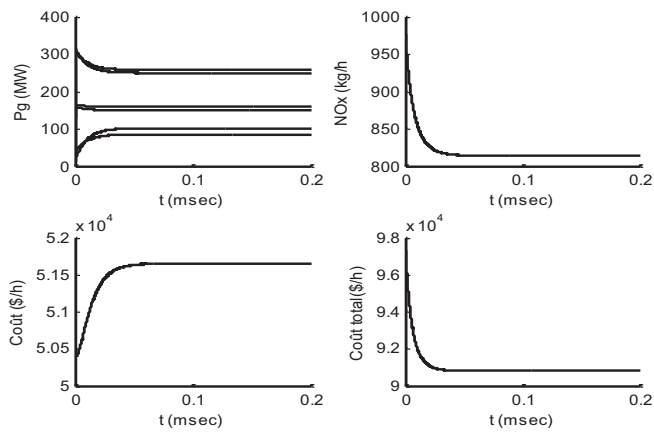


Figure.III.25. Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x , et du coût total pour $w = 1$.

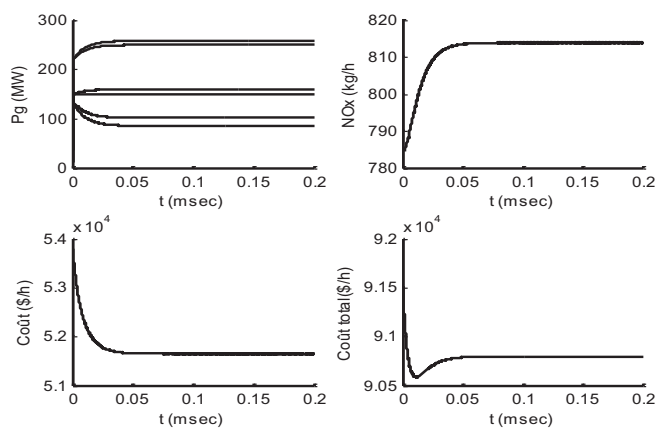


Figure.III.26. Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x , et du coût total pour $w = 0$.

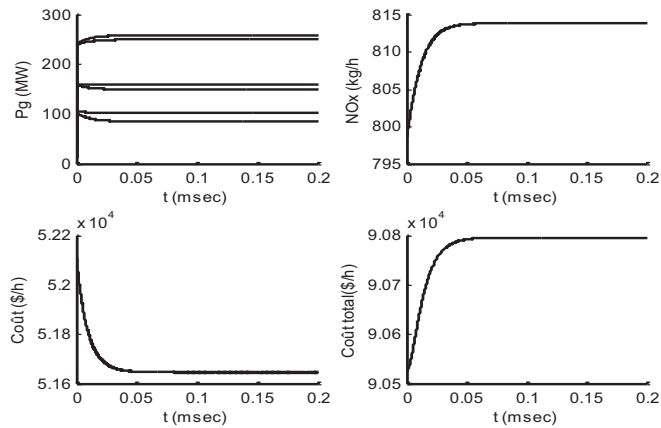


Figure.III.27. Variation de P_{gi} , coût de combustible, émission NO_x , et coût total pour CEED.

On peut remarquer d'après les résultats de simulation obtenus que les valeurs optimales des puissances générées ne présentent pas des violations, ils satisferont la contrainte de fonctionnement, c'est à dire qu'elles sont toutes inférieures aux puissances maximales et supérieures aux puissances minimales. De plus, leur somme vérifie l'équation du bilan.

On conclure dans les deux réseaux tests que les résultats de l'optimisation obtenus par les deux algorithmes de Hopfield HNN et M-HNN sont comparables à ceux cités dans la littérature. En outre, il est important de préciser que les algorithmes se convergent pendant un temps acceptable.

III.9. Conclusion

Ce chapitre a été dédié à la présentation des réseaux de neurones dynamiques pour la résolution des problèmes d'optimisation. Après avoir introduit leurs concepts de base, nous avons présenté quelques modèles de réseaux de neurones dynamiques (DNN) associés à l'optimisation. Puis l'application de deux modèles pour la résolution du problème CEED où le choix a été orienté vers les réseaux de Hopfield conventionnel et modifié (HNN et M-HNN) qui connaissent une large utilisation touchant les domaines d'optimisation à cause de leur simple concept et qu'ils peuvent résoudre des problèmes assez complexes tels que le problème d'OPF en obtenant des solutions acceptables. Nous avons étudié plus particulièrement ses dynamiques et nous avons montré l'importance de ces types de réseaux totalement interconnectés pour la résolution des problèmes d'optimisation. Les deux approches proposées ont été appliquées sur deux réseaux tests à trois et à six unités de production. Les résultats obtenus ont été comparés avec celles des méthodes classiques vues en deuxième chapitre. Elles ont montré l'efficacité des méthodes de Hopfield proposées pour la résolution du problème CEED.

Chapitre

IV

Développements et Applications

IV.1. Introduction

Les solutions en temps continu (réel) des problèmes d'optimisation sont souvent nécessaires dans les problèmes scientifiques et techniques qui contiennent généralement des paramètres variant dans le temps, notamment le traitement du signal, l'identification du système, la conception du filtre, l'approximation des fonctions et l'analyse de régression etc... . Ces problèmes peuvent avoir des dimensions élevées et des structures denses qui prennent beaucoup de temps. Le nombre de variables de décision et de contraintes est généralement très important, et les procédures d'optimisation à grande échelle sont encore plus difficiles lorsqu'elles doivent être effectuées en temps continu pour optimiser les performances d'un système dynamique.

Pour une application en temps continu, les méthodes numériques conventionnelles peuvent ne pas être efficaces en raison de la dimensionnalité du problème et des contraintes de temps. Par conséquent, les réseaux de neurones dynamiques qui peuvent facilement être mis en œuvre via des circuits conventionnels sont utilisés pour le contrôle et l'optimisation en temps continu avec un temps de fonctionnement plus rapide que les algorithmes d'optimisation les plus populaires exécutés sur des ordinateurs numériques universels.

Ce chapitre explore la performance des réseaux de neurones dynamiques (DNNs) récemment développés dans la résolution du problème CEED. L'idée principale à la formulation du problème CEED est d'estimer le programme optimal des unités de production de telle manière que le coût du carburant et les niveaux d'émission de polluants soient minimisés pour une demande de charge donnée. Trois structures de réseaux de neurones dynamiques, à savoir le réseau de neurones dynamique primal basé sur le gradient P-DNN, le réseau de neurones dynamique primal-dual basé sur le Lagrangien PD-DNN et un autre réseau dynamique dual D-DNN ont été développés pour optimiser la fonction objectif quadratique du CEED. Deux autres structures de réseaux à savoir le réseau de neurones dynamique à temps continu CT-DNN et l'autre à temps discret DT-DNN ont été proposées pour optimiser deux types de fonctions objectifs non linéaires, la première a une forme quadratique avec un terme exponentielle et la deuxième a une forme cubique. Le principe général des algorithmes et ainsi leurs développements sont discutés au début du chapitre. Puis, la deuxième partie présente les résultats de simulations des algorithmes proposés. La validation de ces résultats est montrée et discutée à travers plusieurs études de cas sur plusieurs modèles de réseaux tests.

IV.2. Conception de réseaux de neurones dynamiques

Un réseau de neurones peut fonctionner sous forme de temps continu ou discret. Un réseau de neurones à temps continu décrit par un ensemble d'équations différentielles ordinaires nous permet de résoudre en temps réel les problèmes d'optimisation dus aux opérations massivement parallèles des unités de calcul et à son taux de convergence en temps réel. En comparaison, les modèles à temps discret peuvent être considérés comme des cas particuliers de discrétisation de modèles à temps continu. Ainsi, dans cette partie, nous discutons d'abord des réseaux de neurones à temps continu.

La procédure d'optimisation d'un réseau de neurones à temps continu commence généralement par la formulation d'une fonction d'énergie basée sur la fonction objectif et les contraintes du problème d'optimisation étudié. Idéalement, le minimum d'une fonction énergétique formulée correspond à la solution optimale (minimale ou maximale) du problème d'optimisation original. La majorité des approches de réseau de neurones existantes pour l'optimisation formule la fonction d'énergie en incorporant la fonction objectif et les contraintes à travers la transformation fonctionnelle et la pondération numérique. La transformation fonctionnelle est généralement utilisée pour convertir les contraintes en une fonction de pénalité afin de pénaliser la violation des contraintes. La pondération numérique est souvent utilisée pour équilibrer la satisfaction des contraintes et la minimisation objective (ou maximisation).

La deuxième étape de la conception d'un réseau de neurones dynamique pour l'optimisation implique généralement la dérivation de l'équation dynamique du réseau de neurones basée sur la fonction énergétique formulée. Cette opération est cruciale pour le succès de l'approche du réseau neuronal à l'optimisation. Une équation dynamique correctement dérivée peut garantir que le réseau de neurones atteint un état d'équilibre et que son état d'équilibre satisfait les contraintes et optimise la fonction objectif des problèmes d'optimisation étudiés.

L'étape suivante consiste à déterminer l'architecture du réseau de neurones en termes de neurones et des connexions basées sur l'équation dynamique dérivée. La fonction d'activation modélise les caractéristiques importantes d'un neurone. Elle est également liée à la fonction d'énergie. Si la méthode basée sur le gradient est adoptée pour dériver l'équation dynamique, alors la fonction d'énergie convexe nécessite une fonction d'activation croissante. Précisément, si la méthode de descente à forte pente est utilisée, la fonction d'activation doit être égale à la dérivée de la fonction d'énergie.

La dernière étape du développement de réseau de neurones pour l'optimisation est généralement consacrée à la simulation pour tester sa performance.

En résumé, pour formuler un problème d'optimisation en termes de réseau de neurones, il existe deux types de méthodes. Une approche couramment utilisée dans le développement d'un réseau de neurones d'optimisation consiste à convertir d'abord le problème d'optimisation contraint en un problème d'optimisation associé non contraint, puis à concevoir un réseau de neurones qui résout le problème non contraint avec des méthodes de gradient.

Une autre approche consiste à construire un ensemble d'équations différentielles de telle sorte que leurs points d'équilibre correspondent aux solutions désirées et ensuite trouver une fonction de Lyapunov appropriée telle que toute la trajectoire des systèmes converge vers des points d'équilibre. En combinant les deux types de méthodes ci-dessus, nous donnons

une procédure déterministe à utiliser directement pour construire des modèles de réseaux de neurones. [122].

IV.3. Réseaux de neurones dynamiques primaux et duals

Au cours des trente dernières années, plusieurs réseaux de neurones dynamiques (DNN) ont été proposés où ordinairement les solutions en temps continu sont impératives pour résoudre des problèmes d'optimisation convexe. Pour une meilleure compréhension de la dénomination des réseaux de neurones dynamiques, on présente les définitions et les concepts suivants qui ont été dispersés dans la littérature:

- **Approche primale (directe)**

Avec l'approche primale, les méthodes de recherche de l'optimum opèrent directement sur le problème original en cherchant la solution dans la région admissible. A partir d'un point satisfaisant les contraintes, on cherche une direction de déplacement, tel qu'un petit déplacement dans cette direction génère un nouveau point respectant encore les contraintes et assurant une décroissance de la fonction objectif. La convergence de ces méthodes est très compétitive. Leurs simplicités et leurs applications générales, offrent aux méthodes de cette approche une place importante parmi les méthodes de la programmation non linéaire.

Concept 1: Un réseau de neurones dynamique est appelé un réseau de neurones primal si l'équation dynamique du réseau et sa mise en œuvre n'utilisent que les variables de décision originales (également appelées primaux). Par exemple, certains modèles neuronaux de [95, 7, 15,9] sont des réseaux de neurones primaux.

Concept 2: Un réseau de neurones dynamique est appelé un réseau de neurones non-primal si l'équation dynamique du réseau et l'implémentation du réseau utilisent un ensemble de variables de décision auxiliaires, en plus d'utiliser les variables originales/primales ou non.

- **Approche duale (de transformation).**

Avec l'approche duale, les méthodes consistent à transformer le problème avec contraintes à un problème sans contraintes et cela en adjoignant chaque contrainte à la fonction objectif avec un multiplicateur de Lagrange ou un terme de pénalisation de façon à obtenir un problème sans contraintes. Les contraintes ne sont vérifiées qu'à la convergence. En conséquence, cette approche ne traite pas le problème directement. Ces méthodes présentent deux avantages sur les méthodes primales: leur mise en œuvre est facile, et leurs domaines d'application sont, généralement, plus étendu. Elles présentent de plus, la propriété de ne pas nécessiter un point initial réalisable (vérifiant les contraintes).

Concept 3: Un réseau de neurones dynamique est appelé un réseau de neurones primal-dual si l'équation dynamique du réseau et sa mise en œuvre utilisent un ensemble des variables de décision duales, en plus d'utiliser les variables originales/primales. Par exemple, certains modèles neuronaux dans [13, 14,18,22] sont des réseaux de neurones primaux-duals.

Concept 4: Un réseau de neurones dynamique est appelé un réseau de neurones dual si l'équation dynamique du réseau et la mise en œuvre n'utilisent qu'un ensemble des variables de décision duales. Par exemple, certains modèles neuronaux dans [15,16,17] sont des réseaux de neurones duals.

IV.4. Formulation quadratique du problème CEED

Le problème du CEED considère les objectifs impliquant le coût du carburant du générateur et l'émission de polluants. Habituellement, les contraintes sont liées aux capacités de production et au bilan de puissance des unités de production [80,121]. Le problème multi-objectif CEED peut être combiné aux coûts d'exploitation totaux suivants:

$$F_T(P) = C_T(P) + h_i E_T(P) \quad (IV.1)$$

où: $C_T(P)$ est le coût total du carburant pour les unités de production thermiques, qui peut être mathématiquement indiqué comme suit:

$$C_T(P_i) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) \quad (IV.2)$$

$E_T(P)$ est l'émission totale en (kg/h). Si la fonction d'émission prend la forme quadratique comme suit:

$$E_T(P) = \sum_{i=1}^{ng} (\rho_i P_{gi}^2 + \sigma_i P_{gi} + \delta_i) \quad (IV.3)$$

L'équation (IV.1) peut être réécrite de la manière suivante:

$$F_T(P) = \sum_{i=1}^{ng} \left(\frac{a_i}{2} P_{gi}^2 + b_i P_{gi} + c_i \right) \quad (IV.4)$$

où $a_i = 2(\alpha_i + h_i \rho_i)$, $b_i = \beta_i + h_i \sigma_i$, $c_i = \gamma_i + h_i \delta_i$

Le facteur de pénalité des prix h_i pour le problème CEED est calculé en utilisant le rapport entre le coût de carburant maximum et l'émission maximale pour un générateur donné [121]:

$$h_i = \frac{\alpha_i + \beta_i P_{gi\max} + \gamma_i (P_{gi\max})^2}{\delta_i + \sigma_i P_{gi\max} + \rho_i (P_{gi\max})^2}, \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (IV.5)$$

Une formulation d'optimisation multi-objectif du problème de dispatching économique environnemental combiné vise à minimiser simultanément les fonctions de coût du carburant et d'émission soumises aux contraintes du système et du réseau. Notons que ces contraintes sont constituées de la contrainte de la capacité de production et de la contrainte d'équilibre énergétique. Ainsi, le problème multi-objectif CEED est formulé comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \quad F_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \\ \text{subject à} \quad \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_D + PL \\ \quad \quad \quad P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max}, \quad i = 1, \dots, ng \end{array} \right. \quad (IV.6)$$

La forme la plus précise pour calculer les pertes de transmissions dite la formule de Kron est:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{gi} B_{ij} P_{gj} + \sum_{j=1}^{ng} B_{0j} P_{gj} + B_{00} \quad (IV.7)$$

avec B_{ij} , B_{0j} et B_{00} sont les coefficients des Pertes, souvent supposés constants (en MW^{-1}).

Le problème CEED (IV.6) peut être formulé comme un problème d'optimisation quadratique soumis à des contraintes d'égalité et d'inégalité comme suit:

$$\begin{aligned} \min \quad & F(P) = \frac{1}{2} P^T A P + B^T P + c \\ \text{sujet à} \quad & E^T P - D = 0 \\ & P_{\min} \leq P \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (\text{IV.8})$$

$$\text{où } A = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & a_{ng} \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_{gn} \end{bmatrix}, P_{g\min} = \begin{bmatrix} P_{1\min} \\ P_{2\min} \\ \vdots \\ P_{gn\min} \end{bmatrix}, P_{\max} = \begin{bmatrix} P_{1\max} \\ P_{2\max} \\ \vdots \\ P_{gn\max} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{ng} \end{bmatrix}, \text{ et } E = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix},$$

avec $c = \sum_{i=1}^{ng} c_i$ et $D = P_L + P_D$.

Puisque la fonction objectif dans (IV.8) est strictement convexe (en raison de sa matrice définie positive) et que la région de contraintes réalisable est un ensemble convexe fermé non vide, il s'ensuit que le vecteur de la solution de puissance optimale P^* du problème (IV.8) existe est unique [123].

IV.5. Optimisation de CEED basé sur DNN

Dans cette section du chapitre, nous développons trois types de réseaux de neurones dynamiques pour la solution en ligne du problème quadratique (IV.7) de CEED à savoir, le réseau de neurones dynamique primal basé sur le gradient (P-DNN), le réseau de neurones dynamique primal-dual (PD-DNN) et le réseau de neurones dynamique dual (D-DNN).

IV.5.1. Optimisation du problème CEED basé sur un DNN Primal

Dans cette partie, la conception d'un réseau de neurones dynamique primal basée sur le gradient P-DNN est proposée pour résoudre le problème (IV.8). Ce réseau est basé sur l'approche de la fonction de pénalité [6,7]. Dans la première étape, le problème sous contraintes CEED (IV.8) est converti en problème d'optimisation sans contraintes comme suit:

$$\min V = \frac{1}{2} P^T A P + B^T P + c + \frac{\mu_1}{2} (E^T P - D)^2 + \frac{\mu_2}{2} |(P - P_{\max})^+|^2 + \frac{\mu_2}{2} |(P_{\min} - P)^+|^2 \quad (\text{IV.9})$$

où

$$(P - P_{g\max})^+ = \begin{bmatrix} \max(P_1 - P_{1\max}, 0) \\ \max(P_2 - P_{2\max}, 0) \\ \vdots \\ \max(P_{gn} - P_{gn\max}, 0) \end{bmatrix}, \quad (P_{g\min} - P)^+ = \begin{bmatrix} \max(P_{1\min} - P_1, 0) \\ \max(P_{2\min} - P_2, 0) \\ \vdots \\ \max(P_{gn\min} - P_{gn}, 0) \end{bmatrix} \text{ et } |\cdot| \text{ est la norme}$$

euclidienne standard. μ_1 et μ_2 sont des paramètres de pénalité positive.

Les trois derniers termes de V sont les fonctions de pénalité introduites pour gérer les contraintes d'égalité et d'inégalité. Les paramètres μ_1 et μ_2 sont sélectionnés suffisamment

grands pour que le problème d'optimisation non contraint (IV.9) soit proche du problème de CEED (IV.8).

Utilisant l'approche de descente à forte pente, le réseau de neurones dynamique qui peut minimiser le problème d'optimisation (IV.8), peut être défini par le gradient négatif de (IV.9) comme suit:

$$\mu \dot{P} = -\nabla_p V \quad (\text{IV.10})$$

où μ est un pas défini positif et qui contrôle le taux de convergence. Le calcul des termes de la dérivée partielle $\nabla_p V$ donne l'expression développée de (IV.10) suivante:

$$\mu \dot{P} = -AP - B - \mu_1 E(E^T P - D) - \mu_2 (P - P_{gi\max})^+ + \mu_2 (P_{gi\min} - P)^+ \quad (\text{IV.11})$$

On peut montrer facilement que V est une fonction d'énergie conçu pour P-DNN (IV.11) puisque:

$$\dot{V} = \dot{P}^T (\nabla_p V) = -\frac{1}{\mu} (\nabla_p V)^T (\nabla_p V) \leq 0 \quad (\text{IV.12})$$

Par conséquent, le P-DNN avec la dynamique donnée par (IV.11) a des points stationnaires stables aux minimums locaux de la fonction d'énergie V . Le modèle P-DNN du i -ème neurone exprimé sous la forme (IV.11), peut être encore écrit sous la forme:

$$\mu \dot{P}_{gi} = \sum_{j=1}^{ng} w_{ij} P_j - b_i + \mu_2 (P_i - P_{gi\max})^+ - \mu_2 (P_{gi\min} - P_{gi})^+, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (\text{IV.13})$$

$$\text{Avec } w_{ij} = \begin{cases} -(a_i + \mu_1) & i = j \\ -\mu_1 & i \neq j \end{cases}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

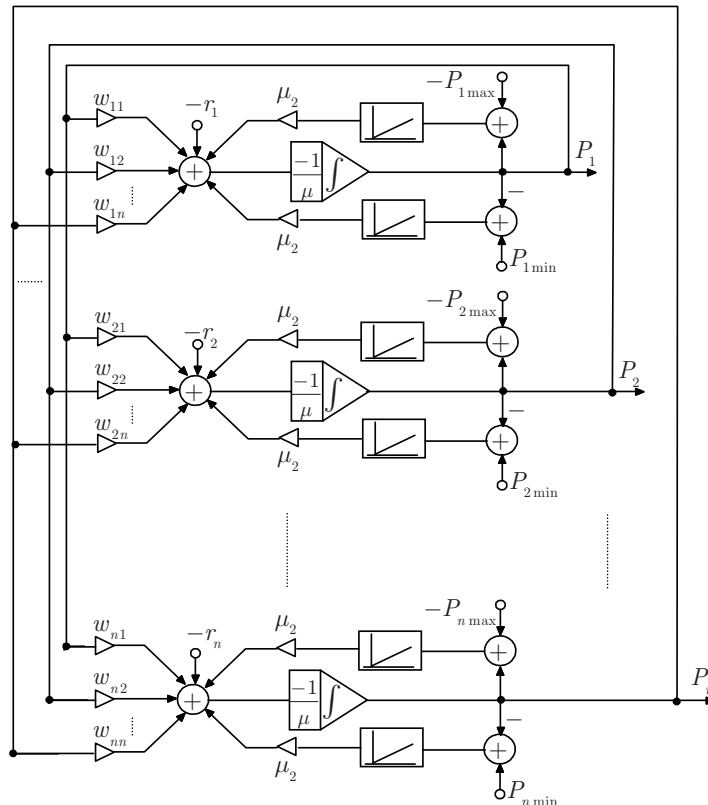


Figure.VI.1. Structure du P-DNN pour optimiser CEED.

La figure VI.1 représente l'architecture d'implémentation du réseau de neurones proposé (IV.13). Ce dernier est un réseau de neurones dynamique primal puisque ses états sont les variables de décision primales P_{gi} . Le réseau est conçu en se basant sur la méthode de gradient et génère une solution approximative au problème original CEED si les paramètres de pénalité sont ajustés correctement. Ces résultats sont généralement acceptables dans les applications pratiques au problème CEED.

La structure du réseau de neurones primal P-DNN est composée d'une couche de n neurones, $n(n+5)$ sommateurs, n intégrateurs et de $n(n+2)$ connexions pondérées. Les fonctions d'activation sont mises en œuvre par $2n$ amplificateurs.

IV.5.2. Optimisation de CEED basé sur DNN Primal-Dual

Dans cette partie, la conception d'un réseau de neurones dynamique primal-dual basée sur la fonction de coût augmentée PD-DNN est développée pour résoudre le problème (IV.8). Dans ce cas la solution du problème CEED exige la formulation de la fonction Lagrangien appelée aussi la fonction de coût augmentée donné par [123]:

$$L = \frac{1}{2}P^T AP + B^T P + c + \lambda(E^T P - D) + \kappa^T(P - P_{gi\min}) + v^T(P_{gi\max} - P) \quad (IV.14)$$

où $\lambda \in R$ est le multiplicateur de Lagrange associé à la contrainte d'égalité et $\kappa, v \in R^n$ sont les multiplicateurs de Lagrange associés aux contraintes d'inégalité. λ, κ et v sont également connus comme des variables de décision duales.

Les conditions nécessaires pour la solution optimale de (IV.8) sont trouvées en prenant les dérivées partielles de L par rapport à P, λ, κ et v respectivement, et en les mettant à zéro:

$$\begin{aligned} \nabla_P L &= AP + B + \lambda E + v - \kappa = 0 \\ \nabla_\lambda L &= E^T P - D = 0 \\ \nabla_\kappa L &= P - P_{gi\min} = 0 \\ \nabla_v L &= P_{gi\max} - P = 0 \end{aligned} \quad (IV.15)$$

Par l'application des conditions de Kuhn-Tucker pour l'optimisation convexe [123], les variables de décision optimales P^* et $(\lambda^*, v^*, \kappa^*)$ doivent satisfaire:

$$\begin{cases} AP + B - \lambda E + \kappa - v = 0 \\ E^T P - D = 0 \\ P_{gi\min} \leq P \leq P_{gi\max} \end{cases} \quad (IV.16)$$

et les conditions complémentaires suivantes:

$$\begin{aligned} \kappa^T(P - P_{gi\min}) &= 0 \\ v^T(P_{gi\max} - P) &= 0 \end{aligned} \quad (IV.17)$$

Dans la solution optimale, la variable primale restreinte P et ses contraintes duales ne peuvent être satisfaites simultanément et l'une de ces contraintes doit être nulle. Plus précisément, (IV.17) implique que:

$$\begin{aligned}
 -[AP + B - \lambda E]_i &< 0 \quad \text{si} \quad P_i = P_{gi \min} \\
 -[AP + B - \lambda E]_i &= 0 \quad \text{si} \quad P_{gi \min} < P_i < P_{gi \max}, i = 1, 2, \dots, n \\
 -[AP + B - \lambda E]_i &> 0 \quad \text{si} \quad P_i = P_{gi \max}
 \end{aligned} \tag{IV.18}$$

D'après le théorème de projection [17] il s'ensuit que P et λ sont des solutions optimales à (IV.16), si et seulement s'ils satisfont:

$$\begin{aligned}
 -P + \varphi(P - (AP + B - \lambda E)) &= 0 \\
 D - E^T P &= 0
 \end{aligned} \tag{IV.19}$$

où $\varphi(P) = [\varphi(P_1) \quad \varphi(P_2) \quad \dots \quad \varphi(P_n)]^T$ sont des fonctions d'activation représentées à la figure IV.2 et qui sont définies comme suit:

$$\varphi(P_i) = \begin{cases} P_{gi \min} & \text{si} \quad P_i = P_{gi \min} \\ P_i & \text{si} \quad P_{gi \min} \leq P_i \leq P_{gi \max} \\ P_{gi \max} & \text{si} \quad P_i = P_{gi \max} \end{cases} \tag{IV.20}$$

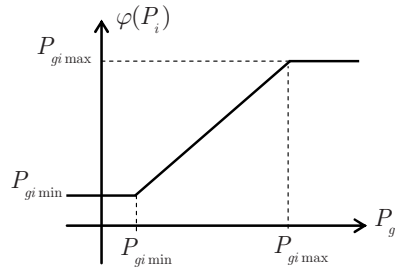


Figure.IV.2. Fonction d'activation

Basant sur (IV.19), le réseau de neurones dynamique primal-dual pour résoudre le problème CEED est donné par [124, 125]:

$$\begin{cases} \mu_1 \dot{P} = (-P + \varphi(P - (AP + B - \lambda E))) \\ \mu_2 \dot{\lambda} = (-E^T P + D) \end{cases} \tag{IV.21}$$

où μ_1 et μ_2 sont des constantes positives.

La fonction du modèle du réseau de neurones primal-dual (PD-DNN) du i -ème neurone exprimé sous la forme (IV.21) peut être encore écrite sous la forme:

$$\begin{aligned}
 \mu_1 \dot{P}_i &= -P_i + \varphi(w_i P_i - b_i + \lambda), i = 1, 2, \dots, n \\
 \mu_2 \dot{\lambda} &= D - \sum_{j=1}^n P_j
 \end{aligned} \tag{IV.22}$$

où $w_i = 1 - a_i, i = 1, 2, \dots, n$.

Le réseau de neurones primal-dual (PD-DNN) décrit dans (IV.22) est mis en œuvre comme représenté sur la figure IV.3. Ce réseau de neurones dynamique est converti de manière exponentielle à une solution optimale unique du problème CEED [125]. Sa structure est constituée d'une couche de $(n + 1)$ neurones. Le circuit réalisant le PD-DNN comprend de

$(5n+1)$ sommateurs, $(n+1)$ intégrateurs et de n connexions pondérées. Les fonctions d'activation sont implémentées par n amplificateurs opérationnels.

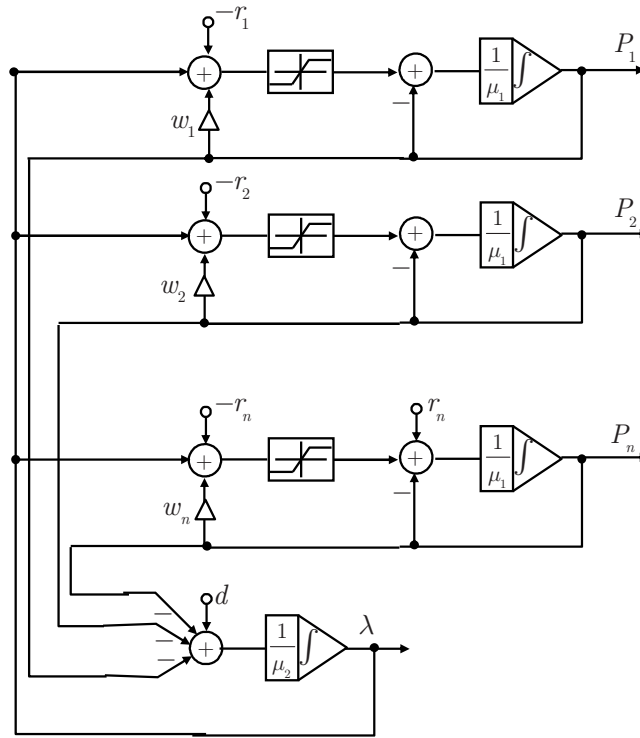


Figure IV.3. Structure du PD-DNN proposé pour optimiser CEED.

IV.5.3. Optimisation de CEED basé sur DNN Dual

Dans cette partie, la conception d'un réseau de neurones dynamique dual basée sur la fonction de Lagrangien D-DNN est développée pour résoudre le problème CEED.

La contrainte d'égalité dans (IV.8) peut être considérée comme un cas particulier de contrainte de limite, et peut être réécrite sous forme: $D \leq E^T P \leq D$. Ensuite, le problème CEED (IV.8) peut être traité comme un problème d'optimisation quadratique soumis à $(n+1)$ contraintes d'inégalité, c'est-à-dire:

$$\begin{aligned} \min \quad & F(P) = \frac{1}{2} P^T A P + B^T P + c \\ \text{sujet à} \quad & X_{\min} \leq J P \leq X_{\max} \end{aligned} \quad (\text{IV.23})$$

$$\text{où } J = \begin{bmatrix} I_n \\ E^T \end{bmatrix} \in R^{(n+1) \times n}, \quad X_{\min} = \begin{bmatrix} P_{gi\min} \\ D \end{bmatrix}, \quad X_{\max} = \begin{bmatrix} P_{gi\max} \\ D \end{bmatrix} \in R^{(n+1)}$$

Le lagrangien associé au problème (IV.23) est défini comme suit:

$$L = \frac{1}{2} P^T A P + B^T P + c + \kappa^T (J P - X_{\min}) + v^T (X_{\max} - J P) \quad (\text{IV.24})$$

où $\kappa, v \in R^{n+1}$ sont les vecteurs des variables de décision duales.

La solution du problème CEED (IV.23) correspond au point-selle de la fonction Lagrangien (IV.24), qui doit être maximisé par rapport à κ et v , et minimisé par rapport à P .

La condition nécessaire pour la solution optimale pour (IV.23) est trouvée en mettant à zéro les dérivées partielles de L par rapport à P , κ et v , respectivement:

$$\nabla_p L = AP + B + J^T I - J^T S = 0 \quad (\text{IV.25})$$

$$\nabla_I L = JP - X_{\min} = 0 \quad (\text{IV.26})$$

$$\nabla_S L = X_{\max} - JP = 0$$

En multipliant (IV.25) par P^T , on obtient:

$$P^T AP + P^T B + P^T J^T I - P^T J^T S = 0 \quad (\text{IV.27})$$

En remplaçant (IV.27) dans (IV.24) en obtient le minimum Lagrangien.

$$L_{\min} = -\frac{1}{2} P^T AP + c - I^T X_{\min} + S^T X_{\max} \quad (\text{IV.28})$$

Ainsi, le problème quadratique dual associé au problème primal (IV.23) peut être formulé comme suit:

$$\begin{aligned} \max \quad & -\frac{1}{2} P^T AP + c - I^T X_{\min} + S^T X_{\max} \\ \text{ sujet à } \quad & AP + B + J^T I - J^T S = 0 \\ & I, S \geq 0 \end{aligned} \quad (\text{IV.29})$$

définissant le vecteur dual $X = I - S$, alors, la contrainte d'égalité (IV.25) devient:

$$AP + B - J^T X = 0 \quad (\text{IV.30})$$

De plus, les contraintes d'inégalité dans (IV.23) peuvent être réécrites sous forme:

$$\begin{cases} [JP]_i = X_{i\min} & \text{si } X_i > 0 \\ [JP]_i = X_{i\max} & \text{si } X_i < 0, i = 1, 2, \dots, n+1 \\ X_{i\min} < [JP]_i < X_{i\max} & \text{si } X_i = 0 \end{cases} \quad (\text{IV.31})$$

Ceci est équivalent à l'équation de projection [17]:

$$0 = -JP + \varphi(JP - X) \quad (\text{IV.32})$$

où le vecteur des fonctions d'activation $\varphi(z) = [\varphi(z_1) \quad \varphi(z_2) \quad \dots \quad \varphi(z_{n+1})]^T$ est défini comme suit:

$$\varphi(z_i) = \begin{cases} z_{i\min} & \text{si } z_i = X_{i\min} \\ z_i & \text{si } X_{i\min} \leq z_i \leq X_{i\max}, i = 1, 2, \dots, n+1 \\ z_{i\max} & \text{si } X_i = X_{i\max} \end{cases} \quad (\text{IV.33})$$

De (IV.30) nous avons:

$$P = A^{-1} J^T X - A^{-1} B \quad (\text{IV.34})$$

En outre, en remplaçant (IV.34) dans l'équation (IV.32) on aura:

$$0 = -JA^{-1} J^T X + \varphi(JA^{-1} J^T X - X - JA^{-1} B) + JA^{-1} B \quad (\text{IV.35})$$

Par conséquent, le D-DNN résolvant la formule (IV.23) du problème CEED est donné par [124,125]:

La fonction du modèle du réseau de neurones dual (D-DNN) du i -ème neurone exprimé sous la forme (IV.37) peut être en outre écrite sous la forme suivante:

$$\begin{aligned}\dot{x}_j &= -\sum_{k=1}^{n+1} m_{jk} x_k + \varphi\left(\sum_{k=1}^{n+1} w_{jk} x_k - r_j\right) + r_j, j = 1, 2, \dots, n+1 \\ P_i &= \sum_{j=1}^{n+1} f_{ij} x_j + g_i, i = 1, 2, \dots, n\end{aligned}\quad (\text{IV.38})$$

À partir de n'importe quel état initial, la sortie de D-DNN (IV.37) converge exponentiellement vers une solution optimale [124]. L'architecture de D-DNN proposé pour résoudre le problème CEED est représentée sur la figure IV.4. Un circuit réalisant ce réseau de neurones dynamique est constitué d'une seule couche de $(n+1)$ neurones, $(11n+5)$ sommateurs, $(n+1)$ intégrateurs, $(7n+2)$ connexions pondérées et de $(n+1)$ fonctions d'activation.

IV.6. Formulation non linéaire du problème CEED

Si la fonction d'émission de gaz a une forme quadratique avec un terme exponentiel le problème de dispatching économique environnemental combiné CEED est devenu un système non linéaire. Sa fonction objectif est défini comme suit:

$$C_T(P_i) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + h_i \sum_{i=1}^{ng} (\delta_i + \sigma_i P_{gi} + \rho_i (P_{gi})^2) + \chi_i \exp(\vartheta_i P_{gi}) \quad (\text{IV.39})$$

Le facteur de pénalité de prix h_i dans ce cas est donné par la forme suivante:

$$h_i = \frac{\alpha_i + \beta_i P_{gi\max} + \gamma_i (P_{gi\max})^2}{\delta_i + \sigma_i P_{gi\max} + \rho_i (P_{gi\max})^2 + \chi_i \exp(\vartheta_i P_{gi\max})}, \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (\text{IV.40})$$

Donc, la formulation d'optimisation du problème multi-objectif CEED sous contraintes d'égalité et d'inégalité est devenue comme suit:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \quad F(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + h_i \sum_{i=1}^{ng} (\delta_i + \sigma_i P_{gi} + \rho_i (P_{gi})^2) + \chi_i \exp(\vartheta_i P_{gi}) \\ \text{subject à } P_{gi\min} \leq P_{gi} \leq P_{gi\max}, \quad i = 1, \dots, ng \\ \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_L + P_d \end{array} \right. \quad (\text{IV.41})$$

IV.7. Optimisation du problème non linéaire CEED basée sur DNNs

Dans la deuxième section de ce chapitre, nous exposons deux réseaux de neurones dynamiques pour résoudre le problème non linéaire de CEED (IV.41). Les réseaux de neurones proposés ont des structures plus simples et de faibles complexités d'implémentation que les réseaux de neurones existants pour résoudre ce problème. La première approche développée est un réseau de neurones dynamique en temps continu CT-DNN de type primal-dual. Lors que la deuxième est un réseau de neurones à temps discret DT-DNN de type dual. L'étude de convergence et de la stabilité de deux réseaux développées sont discutées aux références [53] et [63] respectivement.

IV.7.1. Optimisation du problème CEED basé sur CT-DNN

Dans cette partie, nous proposons un réseau de neurones à une seule couche pour résoudre le problème non linéaire de dispatching environnemental économique combiné (IV.41) avec ses contraintes linéaires. En particulier, la structure simple et la stabilité globale sont les propriétés dynamiques les plus souhaitables des réseaux de neurones, notre motivation de cette étude est principalement axée sur le développement d'un réseau de neurones avec ces propriétés adéquates pour résoudre les problèmes d'optimisation non linéaires en temps continu. Un autre objectif de cette étude est de se préoccuper de l'application en temps continu du modèle CT-DNN proposé dans la résolution du problème de la répartition de puissance optimal.

L'idée principale ici est de convertir le problème de programmation convexe en un problème d'inégalité variationnelle. La contrainte d'inégalité dans (IV.41) peut être réécrite comme $E^T P \geq X_{\min}$. Donc le problème CEED(IV.41) est devenu comme suit

$$\begin{cases} \min & F(P) \\ \text{sujet à} & JP \geq X_{\min} \\ & EP = D \end{cases} \quad (\text{IV.42})$$

$$\text{où } J = \begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \end{bmatrix} \text{ avec } J_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}, \quad J_2 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -1 \end{bmatrix}, \quad X_{\min} = \begin{bmatrix} P_{gi\max} \\ -P_{gi\min} \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

et $D = P_L + P_D$

La solution du problème CEED (IV.42) exige la formulation de la fonction Lagrangien appelée aussi la fonction de coût augmentée donné par [123]:

$$\begin{aligned} L &= F(P) + \lambda(E^T P - D) + \kappa^T (P - X_{\min}) \\ &= \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + h_i \sum_{i=1}^{ng} (\delta_i + \sigma_i P_{gi} + \rho_i (P_{gi})^2 + \chi_i \exp(\vartheta_i P_{gi})) + \\ &\quad \lambda(E^T P - D) + \kappa^T (P - X_{\min}) \end{aligned} \quad (\text{IV.43})$$

où λ et κ sont également connus comme des variables de décision duales $\lambda \in R$ est le multiplicateur de Lagrange associé à la contrainte d'égalité et $\kappa \in R^n$ est le multiplicateur de Lagrange associé au contrainte d'inégalité.

Les conditions nécessaires pour la solution optimale de (IV.43) sont trouvées en mettant à zéro les dérivées partielles de L par rapport à P, λ et κ respectivement:

$$\begin{aligned} \nabla_p L &= \nabla_p F(P) + \lambda E + \kappa = 0 \\ \nabla_\kappa L &= JP - X_{\min} = 0 \\ \nabla_\lambda L &= E^T P - D = 0 \end{aligned} \quad (\text{IV.44})$$

où $\nabla F(P) = (\partial F(P) / \partial P_1, \partial F(P) / \partial P_2, \dots, \partial F(P) / \partial P_{ng})^T$ est le vecteur gradient de la fonction $F(P)$.

Par l'application des conditions de Kuhn-Tucker pour l'optimisation convexe [90], les variables de décision optimales P^* et (λ^*, κ^*) doivent satisfaire:

$$\begin{aligned} \nabla_P F + \lambda E + J\kappa &= 0 \\ JP - X_{\min} &= 0 \\ E^T P - D &= 0 \end{aligned} \quad (IV.45)$$

Selon les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) (IV.45) et le théorème de projection [124], on voit que P^* est la solution optimale pour le problème (IV.43) si et seulement s'il existe $y^* \in R$ et $z^* \in R^{ng}$ tels que $(P^{*T}, y^{*T}, z^{*T})^T$ satisfait aux conditions suivantes:

$$\begin{cases} P = \psi_1(P - \alpha(\nabla F(P) + J^T y - Ez)) \\ y = \psi_2(y + \alpha(JP - X_{\min})) \\ z = E^T P - D \end{cases} \quad (IV.46)$$

où α est une constante positive $\psi_2(y) = [\psi_2(y_1), \psi_2(y_2), \dots, \psi_2(y_{ng})]^T$ dans lequel

$$\begin{aligned} \psi_2(y_i) &= \max\{0, y_i\} \text{ et } \psi_1(P) = [\psi_1(P_1), \psi_1(P_2), \dots, \psi_1(P_{ng})]^T \text{ où pour } i = 1, \dots, ng \\ \psi_1(P) &= \begin{cases} P_{gi\min} & \text{si } P_i \leq P_{gi\min} \\ P_i & \text{si } P_{gi\min} \leq P_i \leq P_{gi\max} \\ P_{gi\max} & \text{si } P_i \geq P_{gi\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (IV.47)$$

L'équation (IV-47) peut être écrite d'une manière équivalente sous la forme:

$$\begin{pmatrix} P \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \psi_1(P - \alpha(\nabla F(P) + J^T y - Ez)) \\ \psi_2(y + \alpha(JP - X_{\min})) \\ z - \alpha(E^T P - D) \end{pmatrix} \quad (IV.48)$$

Basant sur l'équation (IV.48), le réseau de neurones dynamique a temps continu CT-DNN proposé pour résoudre le problème (IV.43) a une équation dynamique comme suit:

$$\frac{dz}{dt} = \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} P \\ y \\ z \end{pmatrix} = q \begin{pmatrix} -P + \psi_1(P - \alpha(\nabla F(P) + J^T y - Ez)) \\ -y + \psi_2(y + \alpha(JP - X_{\min})) \\ \alpha(E^T P - D) \end{pmatrix} \quad (IV.49)$$

où $q > 0$ est une constante positive et $(P^T, y^T, z^T)^T$ est le vecteur du variables d'état.

Le système dynamique (IV.49) peut être facilement réalisé dans un réseau de neurones dynamique avec une structure de couche cachée. Sur la figure IV.5, un schéma bloc de ce réseau de neurones est présenté où P, y et z sont les sorties du réseau. Les autres paramètres sont $\nabla F(P) = (\nabla F_1(P), \nabla F_1(P), \dots, \nabla F_n(P))^T$, $J = (a_{ij})_{m \times n}$ et $E = (b_{pj})_{r \times n}$.

Selon la figure IV.5, le circuit réalisant le nouveau réseau de neurones (IV.49) est constitué de $(n + m + r)$ intégrateurs, de $(n + m)$ fonctions d'activation linéaires par morceaux, de n processeurs de $\nabla F(P)$, de $n(m + r)$ poids de connexion et de quelques sommateurs. Ainsi, la complexité de ce réseau neuronal dépend de la complexité du gradient $\nabla F(P)$.

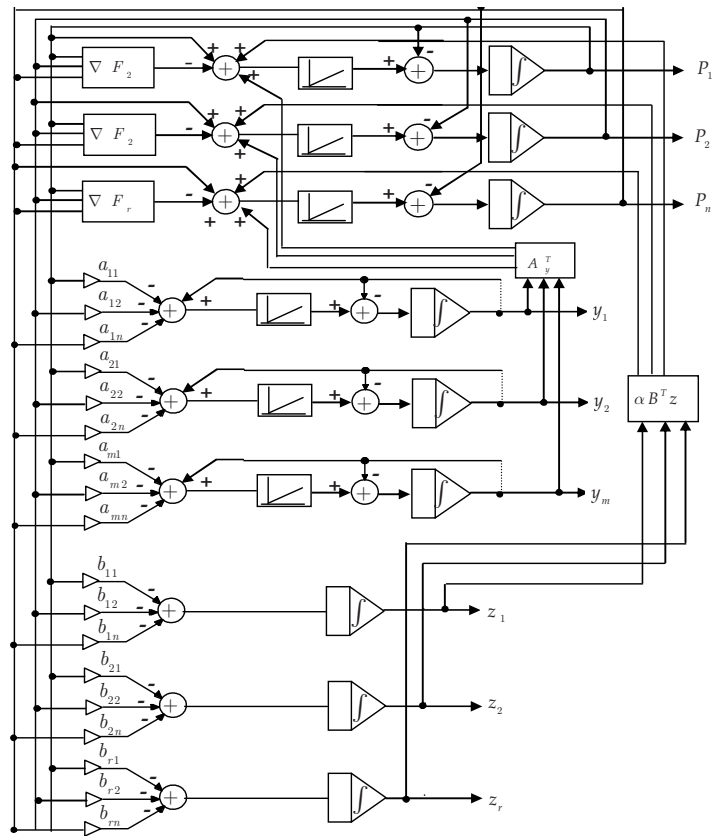


Figure.IV.5. Architecture simplifiée du modèle de CT-DNN (IV.49)

IV.7.2. Réseaux de neurones à temps discret

Dans de nombreuses opérations, les réseaux de neurones à temps discret sont préférables à leurs homologues à temps continu en raison de la disponibilité des outils de conception et de la compatibilité avec les ordinateurs et autres dispositifs numériques. Dans cette section, nous discutons des réseaux de neurones à temps discret. De manière générale, un modèle de réseau de neurones à temps discret peut être obtenu à partir d'un modèle à temps continu en convertissant des équations différentielles en équations aux différences appropriées par discrétisation. Cependant, il n'est généralement pas garanti que le modèle à temps discret résultant soit globalement convergent vers des solutions optimales. De plus, des difficultés peuvent survenir lors de la sélection des paramètres de conception puisque les paramètres peuvent ne pas être limités dans une petite région.

Dans cette section, nous présentons un réseau de neurones dynamique à temps discret avec des paramètres de conception fixes. Ce réseau est facilement réalisé dans le circuit numérique, et le réseau de neurones dynamique proposé est garanti de converger globalement vers une solution optimale.

IV.7.3. Optimisation du problème CEED basé sur DT-DNN

Le problème de programmation convexe non linéaire (IV.41) avec ces contraintes hybrides peut être donné comme un problème primal de la formule suivante:

$$\begin{cases} \min & F(P) \\ \text{sujet à} & EP = D \\ & P \in Q \end{cases} \quad (IV.50)$$

$$\text{où } Q = \prod_{i=1}^{ng} [P_{gi\min}, P_{gi\max}]$$

Pour $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ le problème dual de Lagrangien (IV-50) est présenté comme suit [90]:

$$\text{maximise } \inf_{P \in Q} \left\{ F(P) - \lambda(E^T P - D) \right\} \quad (\text{IV.51})$$

La solution du problème CEED (IV.50) correspond au point-selle de la fonction Lagrangien (IV.51), qui doit être maximisé par rapport à λ et minimisé par rapport à P

La condition de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) [90] pour la solution optimale de (IV.51) est trouvée en mettant à zéro les dérivées partielles de (IV.51) par rapport à P et λ respectivement.

$$\begin{cases} P^T (\nabla_P F(P^*) - \lambda^* E) = 0 \\ E^T P^* - D = 0 \\ \nabla_P F(P^*) + \lambda^* E = 0 \\ P^* \in Q \end{cases} \quad (\text{IV.52})$$

où $\nabla_P F(P^*)$ est le gradient de la fonction objectif $F(P^*)$

Selon les conditions de KKT (IV.52) et le théorème de projection [90], on voit que P^* est la solution optimale du problème (IV.50) si et seulement si satisfait:

$$\begin{cases} \psi(P^* - \alpha \nabla F(P^*) + \alpha E^T \lambda) - P^* = 0 \\ \alpha(E^T P - D) = 0 \end{cases} \quad (\text{IV.53})$$

où $\varphi(z) = [\varphi(z_1) \ \varphi(z_2) \ \dots \ \varphi(z_{n+1})]^T$ sont des fonctions d'activation représentées à la figure IV.6 et qui sont définies comme suit:

$$\varphi(z_i) = \begin{cases} z_{i \min} & \text{if } z_i = x_{i \min} \\ z_i & \text{if } x_{i \min} \leq z_i \leq x_{i \max} \\ z_{i \max} & \text{if } z_i = x_{i \max} \end{cases} \quad (\text{IV.54})$$

avec $z = P - \alpha \nabla F(P) + \alpha E^T \lambda$.

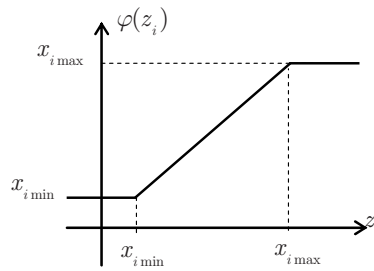


Figure.IV.6. Fonction d'activation pour DT-DNN

Les algorithmes à temps discret sont généralement préférés à leurs homologues à temps continu en raison de la disponibilité des outils de conception et de la compatibilité avec les ordinateurs et autres dispositifs numériques.

Par conséquent, le réseau de neurones à temps discret DT-DNN résolvant la formule (IV.50) du problème CEED est donnée par [53]:

$$\begin{pmatrix} P(k+1) \\ \lambda(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P(k) \\ \lambda(k) \end{pmatrix} + r \begin{pmatrix} \psi(P(k) - \alpha \nabla F(P(k)) + \alpha E^T \lambda(k)) - P(k) \\ -\alpha(E^T P(k) + D) \end{pmatrix} \quad (\text{IV.55})$$

où $k = 0, 1, 2, \dots$, et r est un pas fixe assez petit. Le réseau de neurones (IV.55) peut être mis en œuvre par un circuit à structure monocouche comme le montre la figure IV.7.

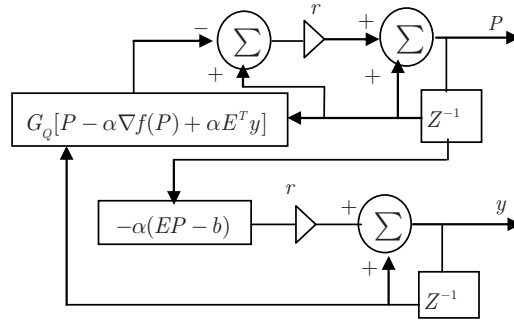


Figure.IV.7.. Schéma fonctionnel du réseau de neurones à temps discret (IV.55)

Dans cette partie, nous supposons que les problèmes (IV.50) et (IV.51) ont une solution optimale unique. De toute évidence, d'après le théorème [17], $(P^*, \lambda^*)^T$ est le point d'équilibre du système (IV.55) si et seulement si les équations suivantes sont vérifiées:

$$\begin{cases} \psi \left[P_i(k) - \alpha \nabla F_i(P(k)) + \alpha \sum_{j=1}^m a_{ji} \lambda_j(k) \right] - P_i(k) = 0, & i = 1, 2, \dots, n. \\ -\alpha \sum_{j=1}^n a_{ij} P_j(k) + \alpha D_i = 0, & i = 1, 2, \dots, m. \end{cases} \quad (\text{IV.56})$$

IV.8. Résultats de la Simulation

En vue de valider les performances et l'efficacité des différentes versions des algorithmes développés, nous les avons testés sur cinq systèmes distincts de production d'énergie électrique, qui sont composés de centrales thermiques.

IV.8.1. Courbes des coûts quadratiques

Trois systèmes d'alimentation d'échantillons ont été sélectionnés pour tester les trois réseaux de neurones dynamiques proposés, de type gradient (P-DNN), dual (D-DNN) et primal-dual (PD-DNN) sont conçus pour résoudre les problèmes CEED. L'application sera effectuée sur les mêmes deux systèmes d'alimentation précédents à 3 et à 6 unités et un autre système qui comporte onze générateurs. Les caractéristiques de coût et d'émission de toutes les unités génératrices sont modélisées par des fonctions quadratiques conventionnelles données par l'équation (IV.6). Ces réseaux sont souvent utilisés dans la littérature concernant l'étude du dispatching économique et environnemental. Ces choix nous permettent de comparer les résultats obtenus avec d'autres résultats.

- Choix des paramètres des algorithmes

Pour résoudre un tel problème d'optimisation, il faut choisir les paramètres d'ajustements de l'algorithme proposé. Car des valeurs mal choisies vont certainement donner une solution sous-optimale ou décroître la vitesse du processus de découverte de la solution optimale. Pour les réseaux de neurones dynamiques l'utilisation des valeurs convenables est très importante. La détermination de ces derniers diffère d'un problème à un autre. Il faudra simuler plusieurs expériences avec différentes valeurs des paramètres. Les tableaux IV.1, IV.2 et IV.3 présentent les paramètres des 3 réseaux de neurones dynamiques proposés pour les 3 systèmes d'alimentations. Il convient de noter que, pour P-DNN, un seul le paramètre

de pénalité qui influe sur le comportement du réseau. En outre, les paramètres PD-DNN et D-DNN doivent être réglés pour les données du système d'alimentation donné.

Tableau IV.1 Les paramètres constants des 3 algorithmes pour le système de 3 unités.

DNN	Nombre de neurones	paramètres de conception		
		μ	μ_1	μ_2
P-DNN	3	1	2.10^5	1
PD-DNN	4		3.10^6	5.10^4
D-DNN	4	10^5		

Tableau IV.2. Les paramètres constants des 3 algorithmes pour le système de 6 unités.

DNN	Nombre de neurones	paramètres de conception		
		μ	μ_1	μ_2
P-DNN	6	1	2.10^5	1
PD-DNN	7		10^6	2.10^4
D-DNN	7	10^5		

Tableau IV.3. Les paramètres constants des 3 algorithmes pour le système de 11 unités.

DNN	Nombre de neurones	paramètres de conception		
		μ	μ_1	μ_2
P-DNN	11	1	2.10^5	1
PD-DNN	12		10^6	5.10^2
D-DNN	12	10^5		

Pour les trois cas d'essai. La simulation a été faite en utilisant la condition initiale des puissances générées comme $P_i(0) = P_{\min}$, et que toutes les unités sont censées fonctionner sur la région active de leurs courbes de coûts.

A. Systeme1: Réseau à trois générateurs

➤ *Objectif 1: Minimisation de coût de production ($w = 1$).*

Le but est de minimiser le coût total du carburant sans tenir compte du niveau d'émission, avec considération des pertes variables en fonction des puissances générées. La demande de charge correspondante à ce système vaut 700 MW. Les résultats obtenus par les trois algorithmes proposés sont regroupés au tableau IV.4, avec un facteur de prix correspondant égal à $h=47.59$.

Tableau IV.4. Résultats d'optimisation dans le cas ($w = 1$)

	P-DNN	PD-DNN	D-DNN
P_1	179.466	148.135	148.134
P_2	274.466	289.749	289.748
P_3	269.466	286.010	286.009
$\sum P_i$	723.399	723.892	723.892
PL (MW)	23.400	23.892	23.892
coût (\$/h)	35410.464	35389.822	35389.694
Emission(kg/h)	651.887	664.705	664.700
Coût total (\$/h)	66433.766	67023.177	67022.815

➤ **Objectif 2: Minimisation de la pollution ($w = 0$)**

Dans ce deuxième cas la fonction d'émission est minimisée seulement sans considération de la contribution du coût de fuel. Les valeurs optimales obtenues par les trois algorithmes sont données au tableau IV.5.

Tableau IV.5 Résultats d'optimisation dans le cas ($w = 0$)

	P-DNN	PD-DNN	D-DNN
P_1	179.467	184.375	184.375
P_2	274.465	269.486	269.486
P_3	269.466	269.486	269.486
$\sum P_i$	723.399	723.347	723.347
PL (MW)	23.400	23.347	23.347
coût (\$/h)	35410.453	35423.400	35423.394
Emission(kg/h)	651.885	651.504	651.504
Coût total (\$/h)	66433.731	66428.491	66428.475

➤ **Objectif 3: Minimisation du coût et taux de dégagement des gaz (CEED)**

L'objectif visé dans cet essai est de minimiser la fonction coût du carburant et celle d'émission de polluants en même temps comme un système multi-objectifs. Les valeurs optimales des puissances générées, de la multifonction du coût de combustible et le taux d'émission, les pertes de transmission et le cout total de la production sont donnés par le tableau IV.6.

Tableau IV.6. Résultats d'optimisation dans le cas de CEED

	P-DNN	PD-DNN	D-DNN
P_1	179.466	180.954	180.954
P_2	274.465	271.479	271.479
P_3	269.466	270.956	270.956
$\sum P_i$	723.400	723.390	723.390
PL (MW)	23.400	23.390	23.390
coût (\$/h)	35410.459	35414.639	35414.628
Emission(kg/h)	651.886	651.696	651.696
Coût total (\$/h)	66433.748	66428.890	66428.863

D'après les tableaux IV.4, IV.5 et IV.6 les trois algorithmes P-DNN, PD-DNN et D-DNN convergent rapidement vers les solutions optimales, les solutions trouvées dans les trois différents cas sont satisfaisantes. Les valeurs des puissances optimales satisfont la contrainte de fonctionnement et vérifie l'équation du bilan. L'analyse quantitative indique que le coût de production trouvé où les pertes sont considérée variables est de 66433.748\$/h par P-DNN et autour de 66428.890 \$/h et de 66428.863 \$/h par PD-DNN et D-DNN respectivement, ce qui représente une différence de 4.885 \$/h pour PD-DNN et de 4.848 pour D-DNN. Les pertes de transmission évaluées par les trois approches n'affectent pas le rendement du système car elles sont restées très proches pour les trois approches respectivement (P-DNN) 23.400MW, (PD-DNN) 23.390MW et (D-DNN) 23.390MW.

Tous les résultats obtenus sont représentés graphiquement pour une éventuelle comparaison. Cette représentation permet de voir l'évolution de chaque méthode d'optimisation dans la recherche de la solution optimale. La variation des puissances

générées, de la puissance totale générée, coût de combustible par les trois algorithmes proposés pour une charge de 700MW est représentée par la figure (IV.8).

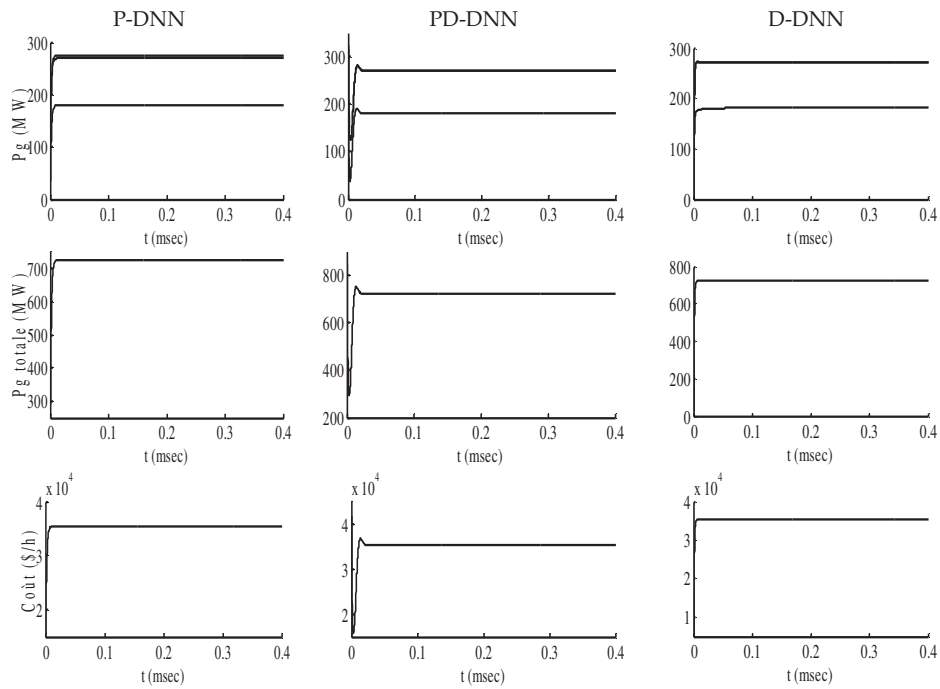


Figure.IV.8. Convergence des puissances générées, de la puissance totale et du coût de production.

La variation de la quantité d'émission, coût de production total, et les pertes de transmission obtenus par les trois algorithmes pour la même charge demandée est représentée par les figures (IV.9).

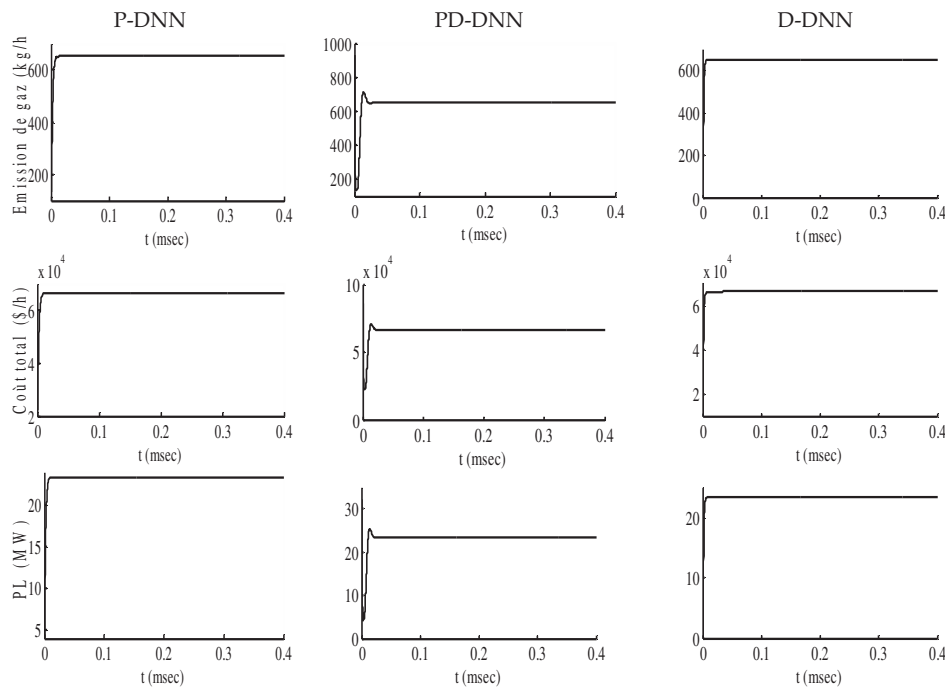


Figure.IV.9. Convergence de la fonction d'émission, du coût de production total et de pertes de transmission

Les variations du coût de production durant le processus d'optimisation des trois algorithmes sont représentées par la figure IV.10. Nous constatons que la courbe de D-DNN

se distingue par une accélération vers la solution optimale. Son processus converge vers la solution optimale au bout de quelques générations.

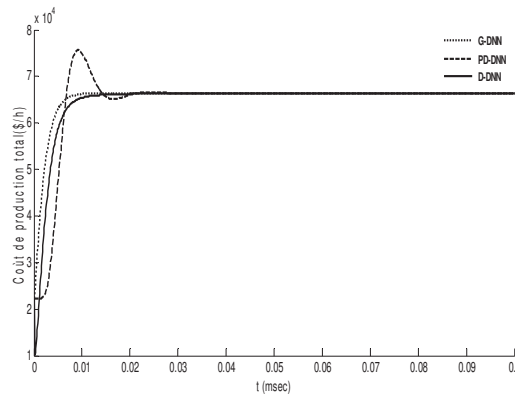


Figure IV.10. Convergence de la fonction coût total des 3 algorithmes proposés

Les résultats des approches proposées ont été comparés à ceux déjà trouvés dans les deux chapitres précédents utilisant les deux méthodes classiques λ -itération et Newton, les deux réseaux de neurones de Hopfield (HNN, M-HNN) et à ceux publiés dans la littérature, utilisant SGA [61], RGA [61], pour une charge de 700 MW. On peut remarquer d'après le tableau IV.7 que les résultats obtenus par les trois approches sont comparables à ceux cités dans la littérature. En outre, il est important de préciser que les algorithmes se convergent pendant un temps acceptable.

Tableau IV.7. Comparaison des résultats du P-DNN,PD-DNN et D-DNN avec SGA [61], RGA[61]

	P_1	P_2	P_3	PL (MW)	coût total (\$/h)	Emission (kg/h)
λ -Itération	182.840	271.161	269.360	23.361	66426.78	651.562
Newton	180.954	271.479	270.956	23.389	66428.89	651.696
HNN	180.954	271.479	270.956	23.390	66428.89	651.696
M-HNN	181.347	273.331	268.618	23.297	66417.75	651.538
SGA [61]	190.110	274.710	258.210	23.290	66659.00	652.040
RGA [61]	187.210	273.560	262.350	23.280	66631.00	651.600
P-DNN	179.467	274.465	269.467	23.400	66433.69	651.885
PD-DNN	180.954	271.479	270.956	23.390	66428.88	651.690
D-DNN	180.953	271.479	270.956	23.390	66428.82	651.695

B. Système 2: Réseau à six générateurs

Pour mieux évaluer les performances des méthodes appliquées, on a réalisé une application sur un système comporte 6 unités de production où les pertes de transport sont négligées. La demande de charge correspondante à ce système vaut 1000 MW. Les contraintes de sécurité considérées sont les limites des puissances actives.

D'après les résultats de simulation représentés aux tableaux IV.8 et IV.9 on constate en premier lieu que les deux méthodes D-DNN et PD-DNN convergent aux mêmes valeurs optimales à propos de les puissances générées, l'émission de gaz, et le coût de production total. En deuxième lieu malgré sa convergence rapide, le coût total de production et la quantité d'émission trouvés par la méthode P-DNN qui vaut 91884.6955 \$/h et 832.6960 Kg/h respectivement sont plus élevés par rapport à ceux trouvés par les deux autres méthodes D-DNN et PD-DNN qui vaut 90933.222 \$/h, 827.0856 Kg/h respectivement. Ces remarques sont valables pour les trois objectifs réalisés à savoir le dispatching-économique, dispatching-environnemental et dispatching économique-environnemental combiné.

Tableau IV.8. Résultats d'optimisation du P-DNN et PD-DNN dans le cas de CEED

	P-DNN			PD-DNN		
	ED	Emission-D	CEED	ED	Emission-D	CEED
P_1	58.7835	119.9852	79.0503	36.0727	125.0000	78.6175
P_2	57.0024	119.9852	84.4299	15.9536	144.6282	83.7159
P_3	169.3589	144.4877	169.6557	163.4318	130.4298	169.8169
P_4	167.8155	144.4877	159.6253	158.3406	153.4468	159.5453
P_5	276.4002	237.8927	257.2930	313.0849	223.2475	257.9436
P_6	270.6341	233.1612	249.9328	313.1162	223.2475	250.3608
$\sum P_i$	999.9948	999.9998	999.9872	999.9999	999.9999	1000
coût (\$/h)	50687.5844	52837.3290	51282.2428	50358.8193	53666.8688	51264.4752
Emission(kg/h)	871.7370	790.0614	832.6960	1005.6275	805.0588	827.0856
Coût total (\$/h)	98942.7890	92484.8078	91884.6955	98759.6734	92414.3535	90933.222

La comparaison des paramètres de convergence est présentée dans la figure IV.10. Cette représentation permet de voir l'évolution de chaque méthode d'optimisation dans la recherche de la solution optimale. D'après cette figure, il est clair que les trois algorithmes atteignent la solution optimale avec une vitesse de convergence plus rapide.

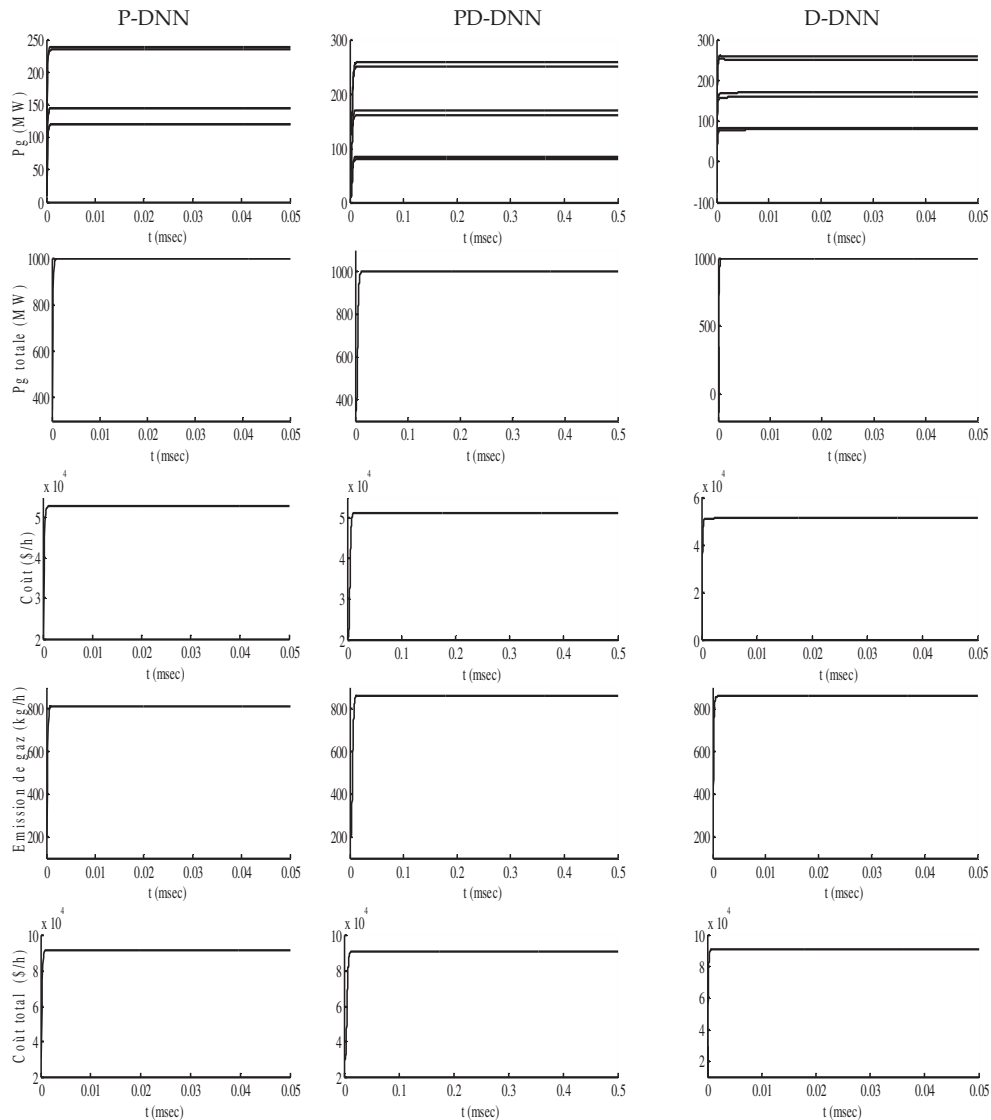


Figure.IV.11. Convergence des puissances générées, de la puissance totale et du coût de production.

Tableau IV.9. Résultats d'optimisation du D-DNN dans le cas du CEED

	D-DNN		
	Economic dispatch	Emission dispatch	CEED
P_1	36.0727	125.0000	78.6175
P_2	15.9536	138.7164	83.7159
P_3	163.4318	150.0528	169.8169
P_4	158.3406	150.0528	159.5453
P_5	313.0849	218.0889	257.9436
P_6	313.1162	218.0889	250.3608
$\sum P_i$	999.999	999.9999	1000
<i>coût (\$/h)</i>	50358.8193	53529.1471	51264.4752
<i>Emission(kg/h)</i>	1005.6275	784.6343	827.0856
<i>Coût total (\$/h)</i>	98759.6734	92414.3535	90933.222

C. Système 3: Réseau à 11 générateurs

Les optimiseurs P-DNN, PD-DNN et D-DNN sont conçus pour résoudre les problèmes CEED du système d'alimentation de 11 unités [49]. Les données de ce système et les paramètres d'ajustements des algorithmes sont présentés aux tableaux IV.10 et IV.3 respectivement. La demande de charge correspondante à ce système vaut 2500 MW et les pertes de transport sont considérées négligeables. Les contraintes de sécurité considérées dans ce test sont les limites des puissances actives.

Tableau IV.10. Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz

N°	P_{\min}	P_{\max}	α_i	β_i	γ_i	ρ_i	σ_i	δ_i
1	20	250	0.00762	1.92699	387.85	0.00419	-0.67767	33.93
2	20	210	0.00838	2.11969	441.62	0.00461	-0.69044	24.62
3	20	250	0.00523	2.19196	422.57	0.00419	-0.67767	33.93
4	60	300	0.00140	2.01983	552.50	0.00683	-0.54551	27.14
5	20	210	0.00154	2.22181	557.75	0.00751	-0.40060	24.15
6	60	300	0.00177	1.91528	562.18	0.00683	-0.54551	27.14
7	20	215	0.00195	2.10681	568.39	0.00751	-0.40006	24.15
8	100	455	0.00106	1.99138	682.93	0.00355	-0.51116	30.45
9	100	455	0.00117	1.99802	741.22	0.00417	-0.56228	25.59
10	110	460	0.00089	2.12352	617.83	0.00355	-0.41116	30.45
11	110	465	0.00098	2.10487	674.61	0.00417	-0.56228	25.59

Les valeurs de contrôles optimales associés à chaque solution finale de chaque essai (cas) sont représentées dans les tableaux IV.11 et IV.12. D'après ces résultats, on peut remarquer que les valeurs du coût d'exploitation et d'émission de gaz sont quasiment les mêmes pour les algorithmes PD-DNN et P-DNN pour tous les cas d'objectifs d'optimisation. En remarque aussi que, le coût de production par la méthode P-DNN qui vaut 12679.6321 \$/h est toujours plus élevés par rapport à ce trouvé par D-DNN et PD-DNN qui vaut 12410.2038\$/h. ces résultats traduisent les mêmes remarques que dans les tests précédents.

Les résultats trouvés par les méthodes proposés ne s'éloignent pas en comparant aux résultats trouvés par les algorithmes existant dans la littérature. Ces résultats confirment bien la validité et l'efficacité de ces méthodes quel que soit la taille du réseau électrique testé.

Tableau IV.11. Résultats d'optimisation du P-DNN et PD-DNN dans le cas du CEED

	P-DNN			PD-DNN		
	ED	Emission-D	CEED	ED	Emission-D	CEED
P_1	180.0222	194.0394	187.1592	56.6221	49.9999	139.5409
P_2	177.3221	193.1744	183.3088	39.9893	209.9999	112.6930
P_3	183.6088	194.0394	187.7296	57.1655	249.9999	145.6597
P_4	232.4587	224.3019	230.0058	275.0290	167.1517	221.1789
P_5	192.2006	185.1492	188.3870	209.9999	142.3690	140.2077
P_6	232.0654	224.3019	229.9298	247.0709	167.1517	218.2389
P_7	191.3624	185.1461	188.3805	175.1541	142.3330	140.0407
P_8	273.0584	271.1655	271.3728	376.6560	316.7525	344.5220
P_9	272.6635	269.5043	271.1672	338.4150	275.7869	328.9797
P_{10}	282.7137	280.1611	281.3544	374.3770	302.6680	363.0512
P_{11}	282.5233	279.0162	281.2031	349.5110	275.7869	345.8874
$\sum P_i$	2500	2500	2500	2500	2500	2500
Cost (\$/h)	12644.637	12729.1455	12679.6321	12254.3101	13032.4306	12410.2038
Emission (kg/h)	1865.9812	1812.4620	1843.4245	2547.9767	1659.2613	2002.1699

Tableau IV.12. Résultats d'optimisation du D-DNN dans le cas du CEED

	D-DNN		
	ED	Emission-D	CEED
P_1	56.6221	49.9999	139.5409
P_2	39.9893	209.9999	112.6930
P_3	57.1655	249.9999	145.6597
P_4	275.0290	167.1517	221.1789
P_5	209.9999	142.3690	140.2077
P_6	247.0709	167.1517	218.2389
P_7	175.1541	142.3330	140.0407
P_8	376.6560	316.7525	344.5220
P_9	338.4150	275.7869	328.9797
P_{10}	374.3770	302.6680	363.0512
P_{11}	349.5110	275.7869	345.8874
$\sum P_i$	2500	2500	2500
Cost (\$/h)	12254.3101	13032.4306	12410.2038
Emission (kg/h)	2547.9767	1659.2613	2002.1699

Les tableaux de comparaison sous dessus nous montrent que les résultats PD-DNN et D-DNN obtenus sont comparés aux méthodes présentées dans [49], dans le tableau IV. 13 pour le système à 6 unités et dans le tableau IV.14 pour le système à 11 unités. L'analyse quantitative indique que, pour un système d'alimentation à 6 unités, les DNNs réalisent un bénéfice de 217,25 \$ / an sur le coût du carburant et de 14 274 kg / an de réduction des émissions, par rapport aux meilleurs résultats de la méthode. Les performances du système d'alimentation à 11 unités sont plus significatives, puisque les DNNs réalisent un bénéfice de 125900 \$ / an sur le coût du carburant et 9655,6 kg / an de réduction des émissions, comparé aux meilleurs résultats de la méthode. Le coût et les émissions de carburant indiquent clairement de meilleurs résultats d'optimisation de la CEED pour les DNNs.

Tableau IV.13. Résultats comparatifs du CEED pour un système de 6 unités

	λ -iteration method	Recursive method	PSO method	DE method	Simplified recursive	PD-DNN D-DNN
Cost (\$/h)	51264.6	51264.5	51269.6	51264.5	51264.5	51264.4752
Emission (kg/h)	828.720	828.715	828.863	828.715	828.715	827.0856

Tableau.IV.14. Résultats comparatifs du CEED pour un système de 11 unités

	λ -iteration method	Recursive method	PSO method	DE method	Simplified recursive	PD-DNN D-DNN
Coût (\$/h)	12424.94	12424.94	12428.63	12425.06	12424.94	12410.203
Emission (kg/h)	2003.301	2003.300	2009.720	2003.350	2003.300	2002.1699

IV.8.2: Courbes de coûts quadratiques avec composantes exponentielles

A. Système 4: Réseau à six générateurs

Dans cette partie un terme exponentiel est ajouté aux courbes d'émission de gaz des unités génératrices. Dans ce cas les caractéristiques d'émission de toutes les unités sont modélisées par des fonctions non linéaires.

Dans le but d'évaluer ses pertinences, les algorithmes CT-DNN et DT-DNN ont été proposés pour résoudre le problème CEED. Ils ont été appliqués sur un réseau électrique standard IEEE à 30 jeux de barres, ce système comprend six unités de génération thermique, alimentant 20 charges de 283.4 MW sur une base de 100 MVA, 30 jeux de barres, 41 lignes de transmission et quatre transformateurs, comme indiqué sur la figure IV.11. Les valeurs des coefficients de carburant, d'émission et les valeurs inférieures et supérieures des puissances active de ce système sont illustrées dans le Tableau IV.15 et sont référencées dans [43]. Afin de démontrer l'efficacité des approches proposées sur ce système deux cas différents ont été considérés comme suit:

- Cas 1: CEED sans considération des pertes
- Cas 2: CEED avec considération des pertes variables en fonction des puissances générées

Les valeurs des coefficients de pertes qui sont calculées en se basant sur la méthode de l'écoulement de puissance de Gauss-Seidel sont données comme suit [43]:

$$B_{ij}=1e-1 * \begin{bmatrix} 0.001382 & -0.000299 & 0.000044 & -0.000022 & -0.000010 & -0.000008 \\ -0.000299 & 0.000487 & -0.000025 & 0.000004 & 0.000016 & 0.000041 \\ 0.000044 & -0.000025 & 0.000182 & -0.000070 & -0.000066 & -0.0066 \\ -0.000022 & 0.000004 & -0.000070 & 0.000137 & 0.000050 & 0.0033 \\ -0.000010 & 0.000016 & -0.000066 & 0.000050 & 0.000109 & 0.0005 \\ -0.000008 & 0.000041 & -0.000066 & 0.000033 & 0.000005 & 0.0244 \end{bmatrix};$$

Tableau IV.15. Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz

No	P_{\min}	P_{\max}	α_i	β_i	γ_i	$\rho_i(10^{-3})$	σ_i	δ_i	χ	ϑ_i
1	5	50	0.0010	2.0	10	4.091	-0.5554	64.90	0.200	0.02857
2	5	50	0.0012	1.5	10	2.543	-0.6047	56.38	0.500	0.03333
3	5	50	0.0004	1.8	20	4.258	-0.5094	45.86	0.001	0.08000
4	5	50	0.0006	1.0	10	5.326	-0.3550	33.80	2.000	0.02000
5	5	50	0.0004	1.8	20	4.258	-0.5094	45.86	0.001	0.08000
6	5	50	0.0010	1.5	10	6.131	-0.5555	51.51	0.010	0.06667

Cas 1: CEED sans considération des pertes

Dans le premier cas, deux fonctions objectifs du coût du combustible et de l'émission de gaz sont considérées et optimisées individuellement, sans considération des pertes de transmission. Dans le deuxième cas, le problème de CEED a été traité comme un problème d'optimisation bi-objectif où le coût du carburant et l'émission de polluants ont été optimisés simultanément. Les résultats de la simulation numérique utilisant les deux méthodes CT-DNN et DT-DNN sont présentés dans le tableau IV.16.

Les résultats de simulation sur des fonctions mono-objectifs et multi-objectifs ont montré que ces méthodes possèdent des caractéristiques bien souhaitables dans le problème de dispatching. Une étude comparative entre ces deux méthodes a montré qu'elles convergent plus rapidement vers des différentes solutions optimales. Elles donnent des résultats acceptables. Elles sont plus efficaces et robustes et représentent une grande stabilité de convergence vers une solution optimale du problème CEED.

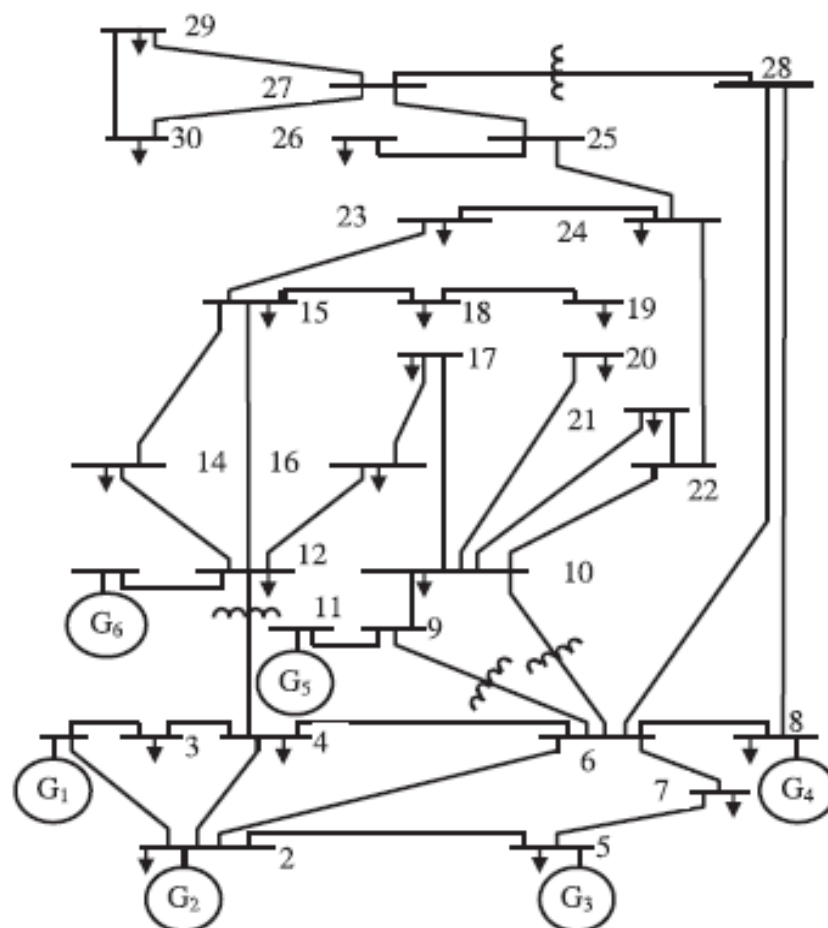


Figure.IV.12. Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30-bus

Tous les résultats obtenus sont représentés graphiquement pour une éventuelle comparaison. Cette représentation permet de voir l'évolution de chaque méthode d'optimisation dans la recherche de la solution optimale. La variation des puissances générées, de la puissance totale générée, coût de combustible par les deux algorithmes proposés pour une charge de 283.4 MW est représentée par la figure IV.13.

Tableau IV.16. Résultats d'optimisation du CT-DNN et DT-DNN dans le cas où les pertes sont négligées

	Economic dispatch		Emission dispatch		CEED	
	CT-DNN	DT-DNN	CT-DNN	DT-DNN	CT-DNN	DT-DNN
P_1	56.971	49.999	54.918	49.999	54.890	49.999
P_2	17.086	20.065	69.837	59.999	69.840	59.999
P_3	73.772	75.022	50.068	54.354	50.060	54.336
P_4	5.000	5.000	20.309	23.529	20.345	23.558
P_5	73.772	75.022	50.068	54.354	50.060	54.336
P_6	56.797	58.289	38.196	41.167	38.203	41.167
$\sum P_i$	283.400	283.400	283.400	283.400	283.400	283.400
Cost (\$/h)	586.539	583.512	565.026	562.166	564.987	562.132
Emission (kg/h)	233.414	233.282	212.698	213.581	212.698	213.582
Coût total(\$/h)	374481.91	374266.430	341276.007	342688.376	341390.419	342803.602

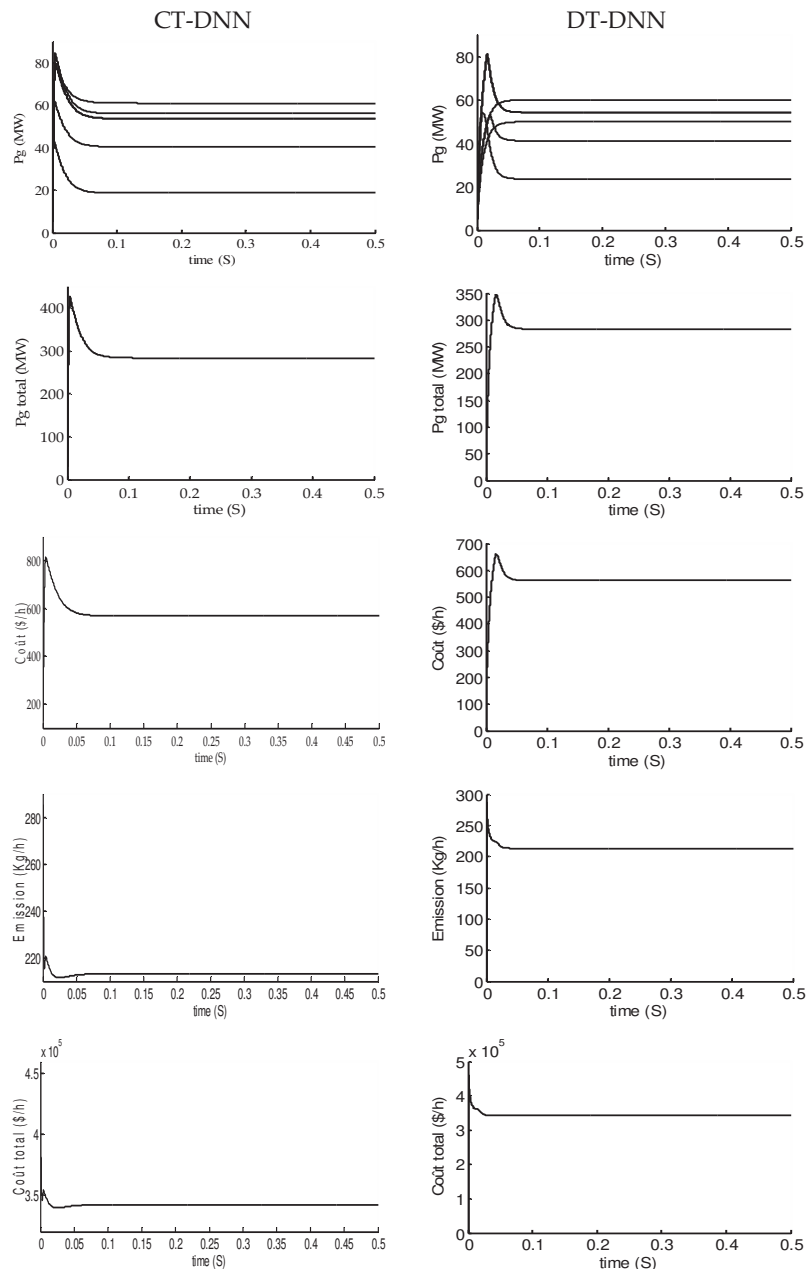


Figure.IV.13. Convergence des variables de contrôles par DT-DNN et CT-DNN où les pertes sont négligées

La convergence des variables de décisions y et z dans le cas où les pertes sans négligeables sont représenté par la figure IV.14.

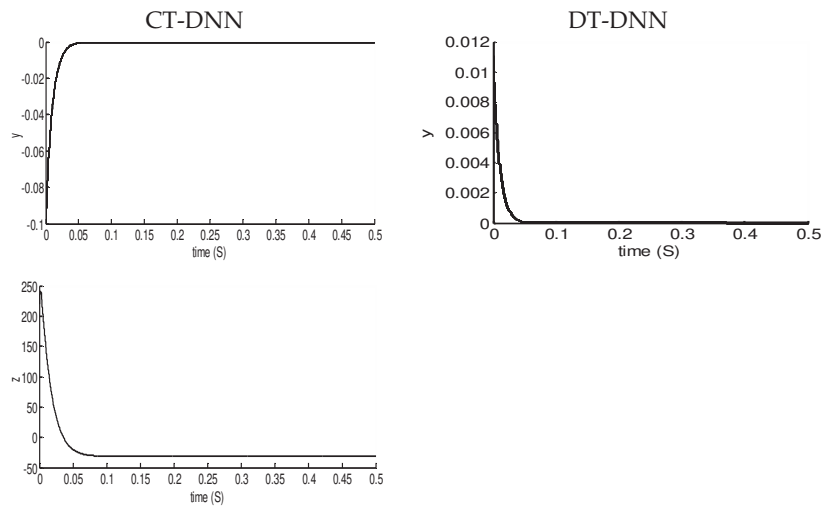


Figure IV.14. Convergence des variables de décisions par DT-DNN et CT-DNN cas où les pertes sont négligées

- **Cas 2: CEED avec considération des pertes variables en fonction des puissances**

Dans ce cas, toutes les contraintes concernant le coût du carburant, l'émission de pollution et les pertes de transmission du système sont prises en compte. En d'autres termes, le problème de CEED a été considéré comme un problème multi-objectif.

D'après les figures IV.14 et IV.15 les deux algorithmes CT-DNN et DT-DNN convergent rapidement vers des solutions optimales, les solutions trouvées dans les trois différents cas sont satisfaisantes. Les valeurs des puissances optimales satisfirent la contrainte de fonctionnement et vérifie l'équation du bilan. A l'analyse quantitative, le coût et les émissions de carburant indiquent clairement de meilleurs résultats d'optimisation de la CEED pour les DT-DNN. Le coût de production trouvé où les pertes sont considérée variables est de 567.958 \$/h par DT-DNN et autour de 570.479 \$/h par CT-DNN, ce qui représente une différence de 2.521 \$/h. La quantité d'émission trouvée en appliquant l'approche DT-DNN est de 213.453 Kg/h et autour de 212.445 Kg/h par CT-DNN.

Tableau IV.17. Résultats d'optimisation du CT-DNN et DT-DNN dans le cas où les pertes sont considérées

	ED		Emission-D		CEED	
	CT-DNN	DT-DNN	CT-DNN	DT-DNN	CT-DNN	DT-DNN
P_1	58.863	49.999	55.500	49.999	55.494	49.999
P_2	18.689	22.655	70.319	59.999	70.340	59.999
P_3	74.445	76.109	50.657	55.367	50.670	55.383
P_4	5.000	5.000	20.749	24.295	20.802	24.349
P_5	74.445	76.109	50.657	55.367	50.670	55.383
P_6	57.600	59.587	38.603	41.873	38.625	41.897
$\sum P_i$	289.045	289.461	286.489	286.904	286.605	287.012
PL (MW)	5.645	6.061	3.089	3.498	3.205	3.612
Cost (\$/h)	596.817	597.367	570.319	567.809	570.479	567.958
Emission kg/h)	232.887	232.710	212.463	213.456	212.455	213.453
Coût total(\$/h)	373648.096	373361.709	340905.136	342493.586	341005.976	342603.237

Les pertes de transmission évaluées par les deux approches n'affectent pas le rendement du système car elles sont restées très proches pour les deux approches respectivement (CT-DNN) 3.205 MW, (DR-DNN) 3.612 MW.

La comparaison des paramètres de convergence est présentée dans la figure IV.15. Cette représentation permet de voir l'évolution de chaque méthode d'optimisation dans la recherche de la solution optimale dans le cas où les pertes sont considérées. D'après cette figure, il est clair que les deux algorithmes atteignent la solution optimale avec une vitesse de convergence rapide.

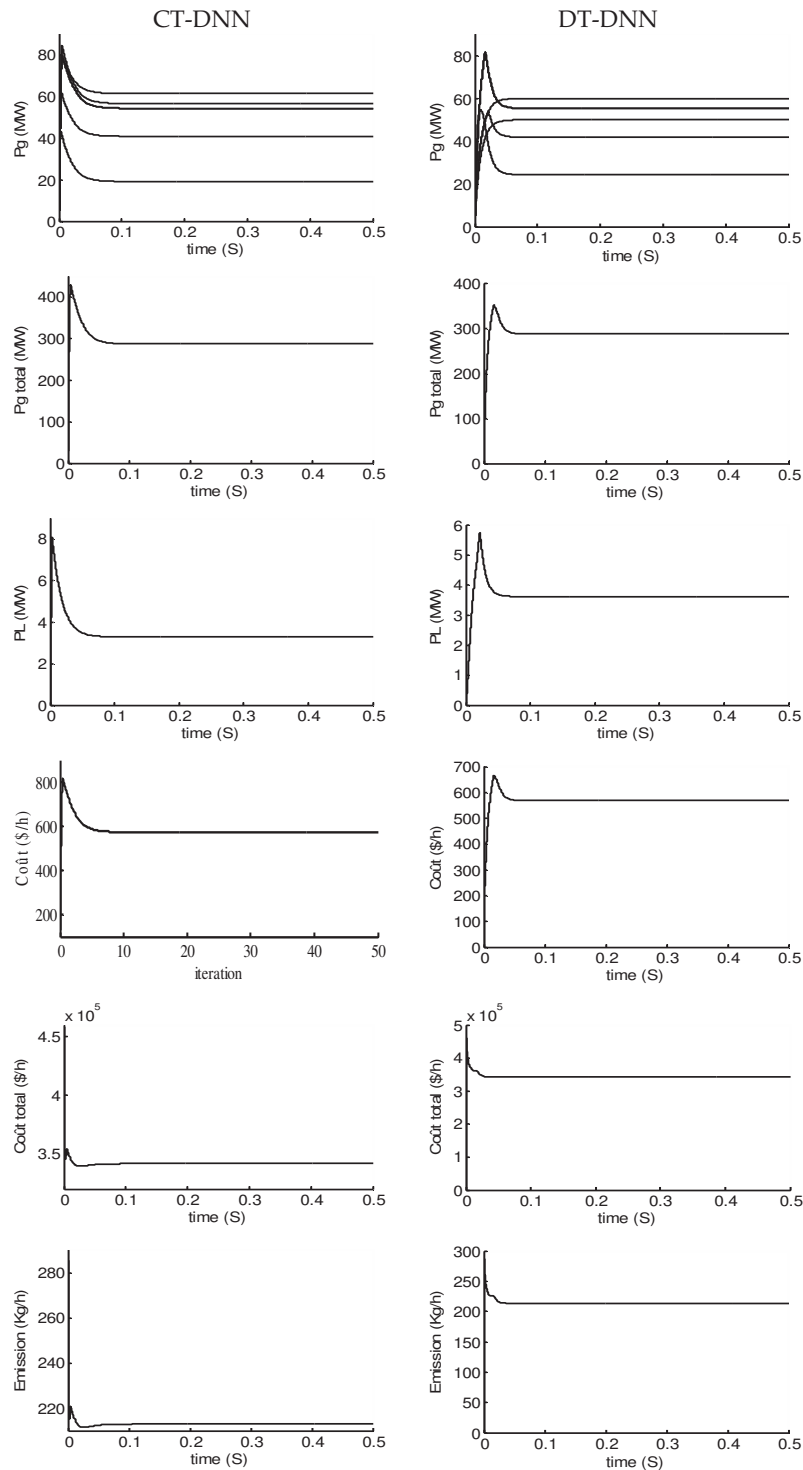


Figure IV.15. Convergence des variables de contrôles par DT-DNN et CT-DNN cas où les pertes sont considérées

Dans les deux variantes où on a considéré les pertes comme étant négligées et variables en fonction des puissances générées nous pouvons dire que les puissances optimales trouvées se diffèrent d'une méthode à autre et qu'ils ne violent pas la contrainte de fonctionnement, c'est-à-dire ne dépassent pas les valeurs P_{\max} , P_{\min} et en plus ces puissances vérifient l'équation du bilan.

La figure IV.16 représente la convergence des variables de décisions y et z pour les deux méthodes dans le cas où les pertes sont considérées

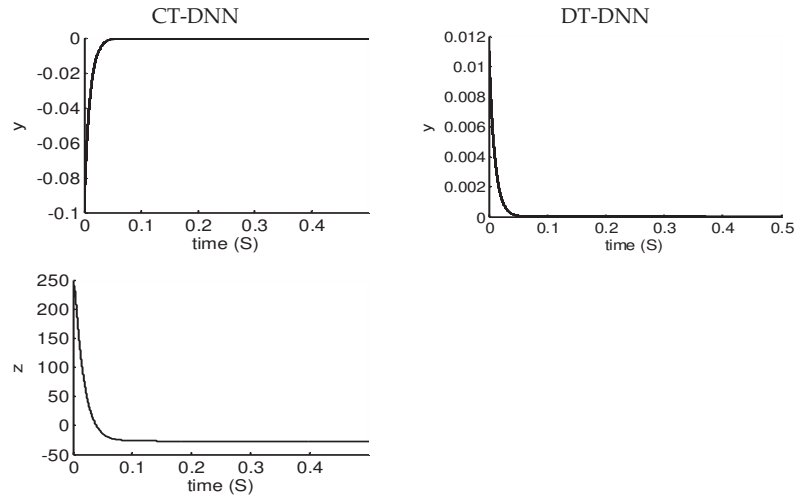


Figure IV.16. Convergence des variables de décisions par DT-DNN et CT-DNN où les pertes sont considérées

IV.8.3. Courbes de coûts et d'émissions ont la forme cubique

Les centrales thermiques jouent un rôle majeur dans la production d'électricité. Les impacts des différents polluants tels que le dioxyde de soufre (SO_2), l'oxyde d'azote (NO_x) et le dioxyde de carbone (CO_2) affectent les problèmes environnementaux. Le coût du carburant du générateur dans le problème de dispatching économique peut être présenté par n'importe quel ordre polynomial. La revue de la littérature a rapporté que la plupart des recherches et des études considèrent le polluant unique en utilisant la fonction polynomiale du second ordre.

Cette partie présente le problème CEED lorsque la fonction de coût du combustible et les valeurs d'émission peuvent être définie comme des fonctions cubiques. Les impacts de divers polluants et les divers critères de facteurs de pénalité de prix tels que Max-Max, Min-Max, Moyen et Commun sont considérés dans ce problème multi-objectif. L'objectif du problème CEED ici est de minimiser les quatre fonctions objectifs conflictuelles, le coût du carburant et les émissions de NO_x , de SO_2 et de CO_2 , tout en satisfaisant aux contraintes d'égalité et d'inégalité. La formulation du problème est la suivante:

La fonction de coût du carburant est décrite comme.

$$C_T(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (aP_{gi}^3 + b_i P_{gi}^2 + c_i P_{gi} + d_i) \quad (\$/h) \quad (IV.57)$$

Le problème de minimisation de la quantité des émissions est formulé en incluant la réduction des émissions comme objectif par l'équation suivante:

Le critère de minimisation de l'émission de SO_2 est formulé comme:

$$E_{Ts} = \sum_{i=1}^{ng} (\delta_{is} P_{gi}^3 + \rho_{is} P_{gi}^2 + \sigma_{is} P_{gi} + \vartheta_{is}) \quad (kg/h) \quad (IV.58)$$

Le critère de minimisation de l'émission de NO_x est formulé comme:

$$E_{Tn} = \sum_{i=1}^{ng} (\delta_{in} P_{gi}^3 + \rho_{in} P_{gi}^2 + \sigma_{in} P_{gi} + \vartheta_{in}) \quad (kg/h) \quad (IV.59)$$

Le critère de minimisation de l'émission de CO_2 est formulé comme:

$$E_{Tc} = \sum_{i=1}^{ng} (\delta_{ic} P_{gi}^3 + \rho_{ic} P_{gi}^2 + \sigma_{ic} P_{gi} + \vartheta_{ic}) \quad (kg/h) \quad (IV.60)$$

L'optimisation multi-objectif est convertie en un problème d'optimisation bi-objectif en introduisant un facteur de pénalité de prix h_i aux divers polluants. Trois problèmes sont formulés séparément pour chaque polluant:

$$F_{Ts} = \sum_{i=1}^{ng} \left[(aP_{gi}^3 + b_i P_{gi}^2 + c_i P_{gi} + d_i) + h_s (\delta_{is} P_{gi}^3 + \rho_{is} P_{gi}^2 + \sigma_{is} P_{gi} + \vartheta_{is}) \right] \quad (\$/h) \quad (IV.61)$$

$$F_{Tn} = \sum_{i=1}^{ng} \left[(aP_{gi}^3 + b_i P_{gi}^2 + c_i P_{gi} + d_i) + h_n (\delta_{in} P_{gi}^3 + \rho_{in} P_{gi}^2 + \sigma_{in} P_{gi} + \vartheta_{in}) \right] \quad (\$/h) \quad (IV.62)$$

$$F_{Tc} = \sum_{i=1}^{ng} \left[(aP_{gi}^3 + b_i P_{gi}^2 + c_i P_{gi} + d_i) + h_c (\delta_{ic} P_{gi}^3 + \rho_{ic} P_{gi}^2 + \sigma_{ic} P_{gi} + \vartheta_{ic}) \right] \quad (\$/h) \quad (IV.63)$$

où F_{Ts} , F_{Tn} et F_{Tc} est le coût de production total du problème CEED pour l'émission de SO_2 , NO_x et CO_2 respectivement.

Lorsque l'on considère l'impact de tous les trois polluants, le problème de répartition multi-objectif est résolu pour tous les polluants à la même demande de puissance. Ensuite, le coût du combustible CEED pour les émissions de SO_2 , NO_x et CO_2 est donné par l'équation (IV.64):

$$F_T = \sum_{i=1}^{ng} \left[(aP_{gi}^3 + b_i P_{gi}^2 + c_i P_{gi} + d_i) + h_s (\delta_{is} P_{gi}^3 + \rho_{is} P_{gi}^2 + \sigma_{is} P_{gi} + \vartheta_{is}) + h_n (\delta_{in} P_{gi}^3 + \rho_{in} P_{gi}^2 + \sigma_{in} P_{gi} + \vartheta_{in}) + h_c (\delta_{ic} P_{gi}^3 + \rho_{ic} P_{gi}^2 + \sigma_{ic} P_{gi} + \vartheta_{ic}) \right] \quad (\$/h) \quad (IV.64)$$

La fonction objectif (IV.61), ou (IV.62), ou (IV.63), ou (IV.64) est résolues sous les contraintes représentées à (IV.6):

IV.8.4. Formulation des facteurs de pénalité de prix

Comme décrit dans la majeure partie de la littérature existante, le facteur de pénalité de prix h_i . (Max-Max) est le rapport entre le coût maximal du combustible et l'émission maximale du générateur correspondant [49].

$$h_{is} = \frac{(a_i P_{gi\max}^3 + b_i P_{gi\max}^2 + c_i P_{gi\max} + d_i)}{(\delta_{is} P_{gi\max}^3 + \rho_{is} P_{gi\max}^2 + \sigma_{is} P_{gi\max} + \vartheta_{is})} \quad (\$/kg) \quad (IV.65)$$

$$h_{in} = \frac{(a_i P_{gi\max}^3 + b_i P_{gi\max}^2 + c_i P_{gi\max} + d_i)}{(\delta_{in} P_{gi\max}^3 + \rho_{in} P_{gi\max}^2 + \sigma_{in} P_{gi\max} + \vartheta_{is})} \quad (\$/kg) \quad (IV.66)$$

$$h_{ic} = \frac{(a_i P_{gi\max}^3 + b_i P_{gi\max}^2 + c_i P_{gi\max} + d_i)}{(\delta_{ic} P_{gi\max}^3 + \rho_{ic} P_{gi\max}^2 + \sigma_{ic} P_{gi\max} + \vartheta_{is})} \quad (\$/kg) \quad (IV.67)$$

où h_{is} , h_{in} et h_{ic} sont les facteurs de pénalité de prix des émission de SO_2 , NO_x , et de CO_2 respectivement.

D'autre partie de la littérature propose un nouveau facteur de pénalité de prix "Min-Max" en plus des facteurs considérés "Max-Max". Ce nouveau facteur est considéré comme le rapport entre le coût minimal du combustible et l'émission maximale du générateur correspondant. Il est formulé comme suit:

$$h_{is} = \frac{(a_i P_{gi\min}^3 + b_i P_{gi\min}^2 + c_i P_{gi\min} + d_i)}{(\delta_{is} P_{gi\max}^3 + \rho_{is} P_{gi\max}^2 + \sigma_{is} P_{gi\max} + \vartheta_{is})} \quad (\$/kg) \quad (IV.68)$$

$$h_{in} = \frac{(a_i P_{gi\min}^3 + b_i P_{gi\min}^2 + c_i P_{gi\min} + d_i)}{(\delta_{in} P_{gi\max}^3 + \rho_{in} P_{gi\max}^2 + \sigma_{in} P_{gi\max} + \vartheta_{is})} \quad (\$/kg) \quad (IV.69)$$

$$h_{ic} = \frac{(a_i P_{gi\min}^3 + b_i P_{gi\min}^2 + c_i P_{gi\min} + d_i)}{(\delta_{ic} P_{gi\max}^3 + \rho_{ic} P_{gi\max}^2 + \sigma_{ic} P_{gi\max} + \vartheta_{is})} \quad (\$/kg) \quad (IV.70)$$

D'autre partie utilise également les facteurs de pénalité moyens et communs comme il est proposé dans [49] pour résoudre le problème CEED. La forme du premier est comme suit:

$$h_{Moyis} = \frac{[F_c(P_{gi\min}) / E_s(P_{gi\max})] + [F_c(P_{gi\max}) / E_s(P_{gi\max})]}{2} \quad (IV.71)$$

$$h_{Moyin} = \frac{[F_c(P_{gi\min}) / E_n(P_{gi\max})] + [F_c(P_{gi\max}) / E_n(P_{gi\max})]}{2} \quad (IV.72)$$

$$h_{Moyic} = \frac{[F_c(P_{gi\min}) / E_c(P_{gi\max})] + [F_c(P_{gi\max}) / E_c(P_{gi\max})]}{2} \quad (IV.73)$$

où h_{Moyis} , h_{Moyin} , et h_{Moyic} sont les facteurs de pénalité de prix moyen d'émission de SO_2 , NO_x , et de CO_2 respectivement.

Le facteur de pénalité des prix commun pour divers polluants est exprimé comme suit:

$$h_{Comis} = \sum_{i=1}^{ng} \frac{h_{Moyis}}{ng} \quad (IV.74)$$

$$h_{Comin} = \sum_{i=1}^{ng} \frac{h_{Moyin}}{ng} \quad (IV.75)$$

$$h_{Comic} = \sum_{i=1}^{ng} \frac{h_{Moyic}}{ng} \quad (IV.76)$$

IV.8.5. Application sur un réseau test à six générateurs

Pour évaluer ses performances et vérifier ses efficacités, les algorithmes d'optimisation CT-DNN et DT-DNN proposés sont appliqués pour résoudre le problème CEED avec divers polluants et divers facteurs de pénalité. Le réseau test utilisés comporte 6 unités de production où les pertes de transmission sont négligées. Les coefficients de coût du carburant, les coefficients d'émission de SO_2 , de NO_x et de CO_2 , ainsi que les limites des

puissances actives des générateurs sont tirés de [126] et représentés au tableau IV.26. La demande de charge vaut 150 MW.

Les résultats de simulation de la solution d'émission CEED- SO_2 pour les quatre facteurs de pénalité considérés comme i) Min-Max, ii) Max-Max, iii) Moyen et iv) Commun sont présentés dans le tableau IV.18, où les puissances actives optimales générées, les coûts du carburant, les valeurs des émissions de SO_2 , les valeurs de dispatching économiques et de dispatching des émissions de SO_2 et le temps de calcul (CT) sont fournis pour divers facteurs de pénalité. Les solutions ci-dessus sont répétées pour les problèmes de dispatching en considérant les polluants NO_x et CO_2 . Les solutions obtenues sont présentées respectivement dans les tableaux IV.19 et IV.20. Les résultats de la solution du problème de dispatching tenant compte des trois polluants (CEED- SO_2 - NO_x - CO_2) sont donnés dans le tableau IV.21.

Les valeurs optimales obtenues du coût du carburant, des quantités de polluants SO_2 - NO_x et CO_2 , CEED- SO_2 , CEED- NO_x , CEED- CO_2 , CEED- SO_2 - NO_x - CO_2 et le temps de calcul (CT) respectivement sont comparées pour une puissance demandée 150 MW. La comparaison est faite en fonction du type de facteur de prix de pénalité utilisé: Max-Max, Min-Max, Moyen et Commune.

Les tableaux IV.22, IV.23 et le tableau IV.24 montrent la comparaison des résultats de simulation du problème de dispatching multi-objectif en prenant les valeurs obtenues pour le facteur de pénalité Min-Max pour une base de 100%.

Le tableau IV.25 montre les impacts du facteur de pénalité sur le problème de dispatching multicritère, où les valeurs des critères sont ordonnées du minimum au maximum.

L'impact des facteurs de pénalisation des prix sur la solution du problème de dispatching économique environnemental combiné à l'aide de fonctions de critères cubiques conclut les résultats suivants:

- i) Le facteur de pénalité Min-Max est mieux pour produire le coût de carburant minimum de F_{Ts} , F_{Tn} , F_{Tc} et F_T en comparant avec d'autres facteurs de pénalité de prix.
- ii) Le facteur de pénalité Max-Max est préférable pour produire le coût de carburant minimum de C_{Ts} , C_{Tn} , C_{Tc} , et C_T en comparant avec les autres facteurs de pénalité de prix.
- iii) Le facteur de pénalité commun est meilleur pour produire l'émission minimale de E_{Ts} , E_{Tn} , et E_{Tc} séparément, et aussi mieux pour produire l'émission minimale des E_{Tn} , et E_{Tc} dans le cas du trois polluants.
- iv) Pour l'algorithme CT-DNN, le facteur de pénalité Min-Max est mieux pour le temps de calcul de F_{Ts} , F_{Tn} , et F_T . Le facteur de pénalité Max-Max est meilleur pour calculer F_{Tc} par rapport aux autres facteurs de pénalité de prix
- v) Pour l'algorithme DT-DNN, le facteur de pénalité Min-Max est meilleur pour le temps de calcul de F_{Ts} , F_{Tn} , et F_{Tc} . Le facteur de pénalité Max-Max est mieux pour calculer F_T par rapport aux autres facteurs de pénalité de prix

Une conclusion peut être faite que le facteur de pénalité Min-Max contribue à la réduction du coût de carburant minimum et du coût de problème de dispatching combiné pour les deux formulations avec un polluant séparé et avec tous les polluants ensemble.

Tableau IV.18. Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED SO_2

h_1	Méthodes	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	C_T	E_{Ts}	F_T	CT
Max/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	22.129	18.694	24.175	2700.2037	3141.5521	5444.9339	0.788
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	22.129	18.694	24.175	2700.2037	3141.5521	5444.9339	0.662
Min/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	24.487	22.891	17.620	2711.6963	3143.0467	3073.7177	0.771
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	24.487	22.891	17.620	2711.6963	3143.0467	3073.7177	0.681
Moy	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	22.940	20.355	21.704	2702.4204	3138.7110	4262.7229	0.772
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	22.940	20.355	21.704	2702.4204	3138.7110	4262.7229	0.706
Com	CT-DNN	50.000	23.303	18.984	17.547	18.886	21.278	2755.3213	3032.4384	4587.7494	0.784
	DT-DNN	50.000	23.303	18.984	17.547	18.886	21.278	2755.3213	3032.4384	4587.7494	0.681

Tableau IV.19. Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED- NO_x

h_1	méthodes	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	C_T	E_{Tn}	F_T	CT
Max/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	24.838	16.075	24.086	2704.7050	2415.1468	5267.0607	0.776
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	24.838	16.075	24.086	2704.7050	2415.1468	5267.0607	0.671
Min/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.667	22.913	16.418	2715.5267	2365.9728	3069.6768	0.688
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.667	22.913	16.418	2715.5267	2365.9728	3069.6768	0.770
Moy	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.036	18.822	21.140	2704.9919	2392.5038	4174.0176	0.802
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.036	18.822	21.140	2704.9919	2392.5038	4174.0176	0.721
Com	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	12.327	30.179	22.492	2730.2491	2270.3881	4492.1244	0.785
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	12.327	30.179	22.492	2730.2491	2270.3881	4492.1244	0.687

Tableau IV.20. Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED- CO_2

h_1	méthodes	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	C_T	E_{Tc}	F_T	CT
Max/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	23.302	19.637	22.060	2702.2383	2580.6874	4945.4851	0.662
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	23.302	19.637	22.060	2702.2383	2580.6874	4945.4851	0.665
Min/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.312	23.369	16.317	2715.9435	2556.9061	3027.5793	0.681
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.312	23.369	16.317	2715.9435	2556.9061	3027.5793	0.688
Moy	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	24.028	21.121	19.849	2705.8796	2570.0198	3989.0746	0.779
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	24.028	21.121	19.849	2705.8796	2570.0198	3989.0746	0.691
Com	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	31.637	16.662	16.699	2726.4714	2503.9816	4205.2127	0.754
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	31.637	16.662	16.699	2726.4714	2503.9816	4205.2127	0.681

Tableau IV.21. Solution du dispatching économique environnemental combiné CEED $SO_2 - NO_x - CO_2$

h_i	méthodes	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	C_T	E_{Ts}	E_{Tn}	E_{Tc}	F_T	CT
Max/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.268	17.300	22.430	2704.92	3146.830	2406.2364	2564.5725	10255.207	0.789
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	25.268	17.300	22.430	2704.92	3146.830	2406.2364	2564.5725	10255.207	0.695
Min/Max	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	27.610	25.389	12.00	2734.533	3166.763	2364.041	2541.1418	3717.6818	0.679
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	27.610	25.389	12.000	2734.5336	3166.7633	2364.0416	2541.1418	3717.6818	0.769
Moy	CT-DNN	50.000	20.000	15.000	26.863	20.613	17.522	2713.0633	3149.0764	2389.0825	2541.743	7012.4136	0.793
	DT-DNN	50.000	20.000	15.000	26.863	20.613	17.522	2713.0633	3149.0764	2389.0825	2541.743	7012.4136	0.683
Com	CT-DNN	50.000	29.157	20.597	16.344	20.560	13.339	2.823653	2.9542397	2310.6373	2513.5784	7886.3462	0.770
	DT-DNN	50.000	29.157	20.597	16.344	20.560	13.339	2.823653	2.9542397	2310.6373	2513.5784	7886.3462	0.696

Tableau IV.22. Comparaison de la solution d'émission CEED- SO_2 et CEED- NO_x

CEED- SO_2					CEED- NO_x				
Solution ED	Min-Max	Max-Max	Moy	Com	Solution ED	Min-Max	Max-Max	Moy	Com
Coût C_T	100%	99.57%	99.65%	101.60%	Coût C_T	100%	99.60%	99.61%	100.54%
E_{Ts}	100%	99.95%	99.86%	96.48%	E_{Tn}	100%	102.07%	101.12%	95.96%
Coût total F_T	100%	177.14%	138.68%	149.25%	Coût total F_T	100%	171.58%	135.97%	146.33%
CT-DNN	100%	97.20%	103.67%	100.00%	CT-DNN	100%	87.14%	93.63%	89.22%
CT-CT-DNN	100%	102.20%	100.12%	101.68%	CT-CT-DNN	100%	112.79%	116.56%	114.09%

Tableau IV.23. Comparaison de la solution d'émission CEED- CO_2

CEED- CO_2				
Solution ED	Min-Max	Max-Max	Moy	Com
Coût C_T	100%	99.49%	99.62%	100.38%
E_{Tc}	100%	100.93%	100.51%	97.93%
Coût total F_T	100%	163.34%	131.75%	132.89%
CT-DT-DNN	100%	96.65%	100.43%	98.98%
CT-CT-DNN	100%	97.20%	114.39%	110.71%

Tableau IV.24. Comparaison de la solution d'émission CEED- $SO_2 - NO_x - CO_2$

CEED- $SO_2 - NO_x - CO_2$				
Solution ED	Min-Max	Max-Max	Moy	Com
Coût C_T	100%	98.91%	99.21%	103.25%
E_{Ts}	100%	99.37%	99.44%	93.28%
E_{Tn}	100%	101.78%	101.05%	97.74%
E_{Tc}	100%	100.92%	100.02%	98.91%
Coût total F_T	100%	275.84%	188.62%	212.13%
CT-DT-DNN	100%	90.37%	88.81%	90.50%
CT-CT-DNN	100%	116.20%	116.78%	113.40%

Tableau IV.25. Impacts du facteur de pénalité à plusieurs critères sur le problème de dispatching du CEED- SO_2 , CEED- NO_x ; CEED- CO_2 séparément et avec trois polluants

polluants	Valeur optimale du critère	Impact du facteur de pénalité de prix sur la valeur du critère minimum	polluants	Valeur optimale du critère	Impact du facteur de pénalité de prix sur la valeur du critère minimum
SO_2, NO_x, CO_2 séparément	Coût: C_{Ts}, C_{Tn}, C_{Tc}	Max-Max<Moy<Min-Max<Com	Les trois polluants SO_2, NO_x, CO_2	Coût C_T	Max-Max<Moy<Min-Max<Com
	Emissions: $E_{Ts} - E_{Tn} - E_{Tc}$	Com <Min-Max<Moy<Max-Max<		Emissions E_{Ts}	Max-Max<Moy<Min-Max<Com
	Coût + émission: F_{Ts}, F_{Tn}, F_{Ts}	Min-Max<Moy< Com <Max-Max		Emissions E_{Tn}	Com< Min-Max<Moy<Max-Max
Emissions E_{Tc}				Com< Min-Max<Moy<Max-Max	
Temps de calcul CT	Pour CEED- SO_2	CT: Min < Moy < Com < Max DT: Max < Min<Com < Moy		Temps de calcul CT	CT: Min<Com<Max<Moy DT: Moy<Max<Com<Min
	Pour CEED- NO_x	CT:<Min < Max< Com < Moy DT: Max <Com < Moy < Min			
	Pour CEED- CO_2	CT: Max< Min < Com < Moy DT: Max < Com < Min < Moy			

Tableau IV.26. Coefficients de coût et des émissions de gaz SO_2, NO_x et CO_2 des générateurs

Limites de P_{gi}		Coefficients du coût de carburant				Coefficients d'émission de SO_2				Coefficients d'émission de NO_x				Coefficients d'émission de CO_2				
No	P_{min}	P_{max}	a_i	b_i	c_i	d_i	δ_{is}	ρ_{is}	σ_{is}	ϑ_{is}	δ_{in}	ρ_{in}	σ_{in}	ϑ_{in}	δ_{ic}	ρ_{ic}	σ_{ic}	ϑ_{ic}
1	50	200	0.0010	0.0920	14.50	-136.00	-0.0005	0.150	17.00	-90.00	0.0012	0.0520	18.50	-26.00	0.0015	0.0920	14.0	16.0
2	20	80	0.0004	0.0250	22.00	-3.50	0.0014	0.055	12.00	-30.50	0.0004	0.0450	12.00	-35.00	0.0014	0.0250	12.5	-19.5
3	15	50	0.0006	0.0750	23.00	-81.00	0.0010	-0.035	10.00	-80.00	0.0016	0.0500	13.00	-15.00	0.0016	0.0550	13.5	-85.0
4	10	50	0.0002	0.1000	13.50	14.50	-0.0020	0.070	23.50	-34.50	0.0012	0.0700	17.50	-74.00	0.0012	0.0100	13.5	-24.5
5	10	50	0.0013	0.1200	11.50	-9.75	0.0013	0.120	21.50	-19.75	0.0003	0.0400	8.50	-89.00	0.0023	0.0400	21.0	-59.0
6	12	40	0.0004	0.0840	12.50	75.60	0.0021	0.080	22.50	25.60	0.0014	0.0240	15.50	-75.00	0.0014	0.0800	22.0	-70.0

La variation des puissances générées, de la somme de ces puissances, des quantités d'émission de différents polluants toxique (SO_2 , NO_x , CO_2), du coût de carburant et du coût de génération total simulées par l'algorithme de CT-DNN pour les quatre variantes facteurs de pénalité Min-Max, Max-Max, Moyen et Commun ont été représenté aux figures IV.17. Pour avoir l'objectif de minimisation du coût et du trois polluant ensemble.

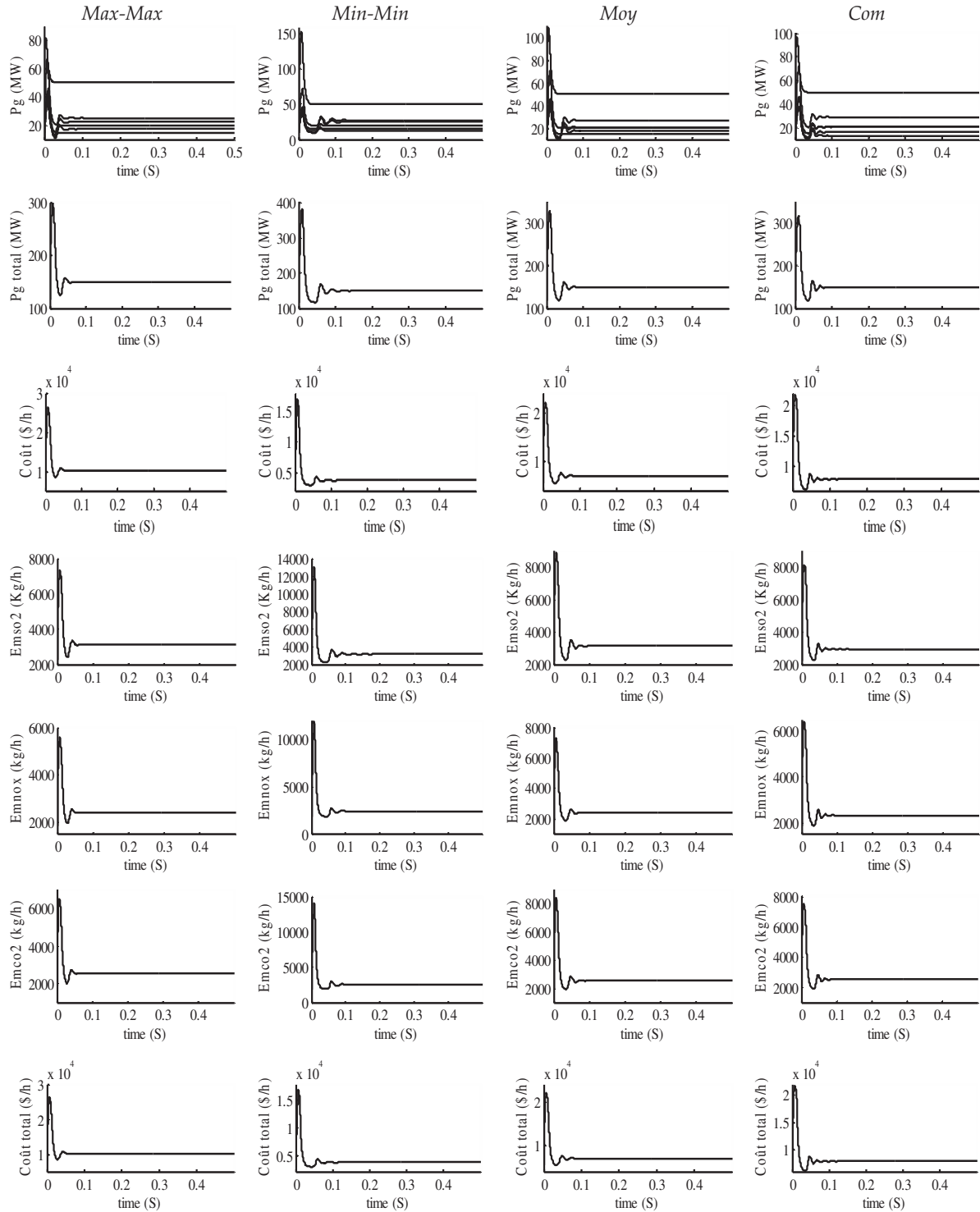


Figure.IV.17. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, coût de combustible, émissions SO_2 , NO_x , CO_2 , et coût total simulée par CT-DNN

La figure IV.18 représente la variation des puissances générées, de la somme de puissance générée, des quantités d'émission de gaz toxique (SO_2 , NO_x , CO_2), du coût de carburant et du coût de génération total simulées par l'algorithme DT-DNN. Pour avoir l'objectif de minimisation du coût de combustible et l'émission du trois polluant ensemble.

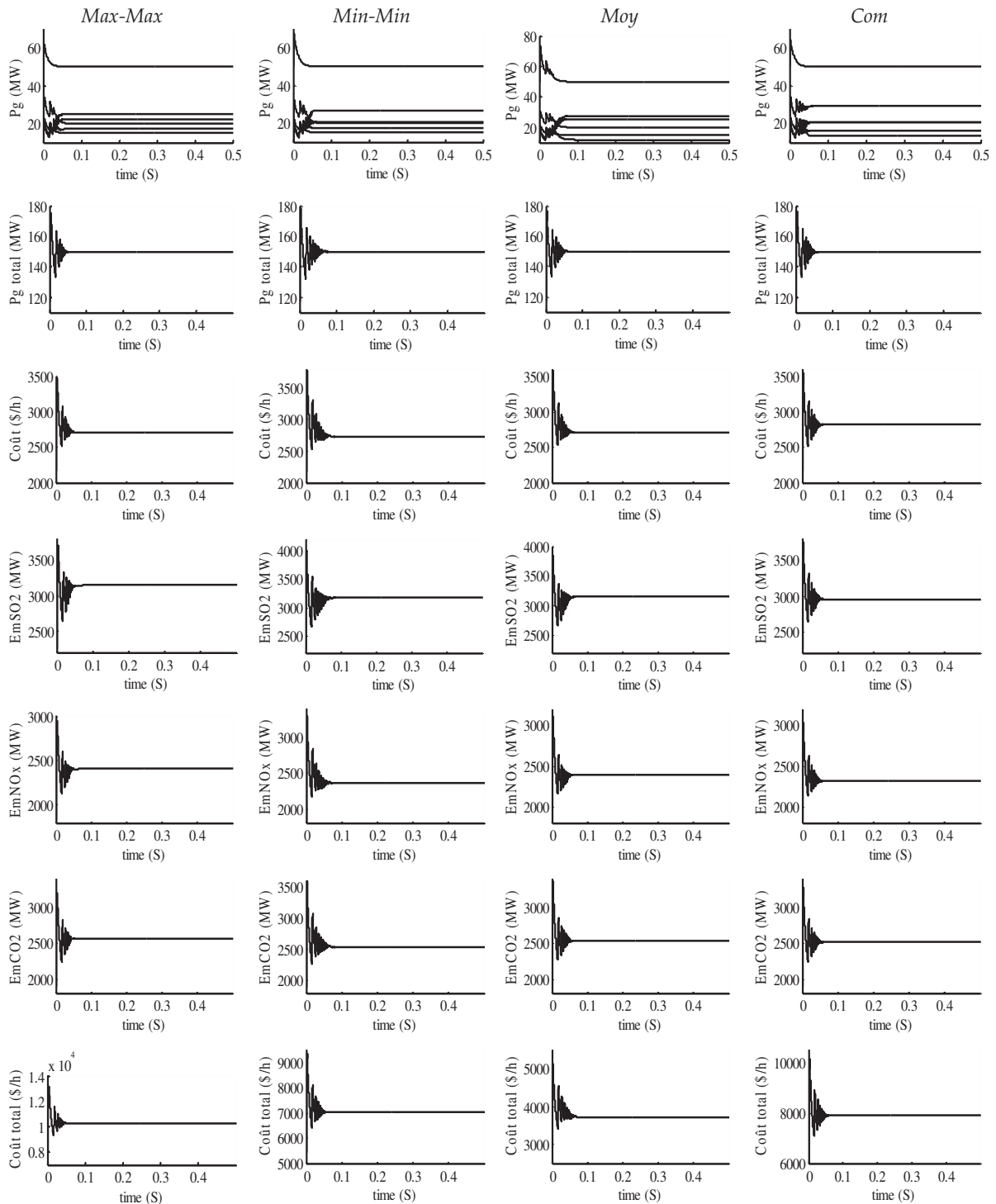


Figure.IV.18. Variation de P_{gi} , $\sum P_{gi}$, coût de combustible, émissions SO_2 , NO_x , CO_2 , et coût total simulée par DT-DNN

D'après les résultats de simulation représentées dans les tableaux IV.18, IV.19, IV.20 et IV.21, on peut remarquer que les valeurs du coût de combustible, d'émissions de différents gaz et le coût de production total sont quasiment les mêmes pour les deux algorithmes

proposés pour tous les cas d'objectifs d'optimisation et pour les quatre facteurs de pénalité de prix considérés. On peut remarquer aussi que les valeurs optimales des puissances générées ne présentent pas des violations, ils satisferont la contrainte de fonctionnement, c'est-à-dire qu'elles sont toutes inférieures aux puissances maximales et supérieures aux puissances minimales. De plus, leur somme vérifie l'équation du bilan.

IV.9. Conclusion

Dans ce chapitre, on a étudié en détail, cinq modèles de réseaux de neurones dynamiques à savoir P-DNN, PD-DNN, D-DNN, CT-DNN et DT-DNN. Les trois premiers réseaux ont été utilisés pour optimiser des fonctions objectifs quadratiques et les deux derniers réseaux ont été appliqués pour optimiser des fonctions objectifs non linéaires du système proposé (forme quadratique avec un terme exponentiel et forme cubique). Les approches proposées ont été testées sur des différents réseaux électriques de différentes tailles avec considération de deux variantes, la première où les pertes sont négligeables, et la deuxième où les pertes de transport se comportent comme une fonction non-linéaire des puissances actives générées. Les résultats de simulation sur des fonctions multi-objectifs ont montré que ces méthodes sont globalement stables de manière exponentielle et convergent rapidement vers la solution optimale. En effet, la solution optimale est obtenue en satisfaisant toutes les contraintes d'opération après un nombre d'itérations très modéré. Les résultats obtenus ont été comparés avec celles trouvées dans la littérature. Elles ont confirmé l'efficacité de ces types de réseaux de neurones dynamiques proposés cependant un choix judicieux des paramètres d'ajustement est indispensable pour garantir de bonnes performances de la méthode à savoir la robustesse et la précision.

Conclusion Générale

Le travail présenté dans cette thèse traite le problème de la gestion de la production des centrales électriques qui sont liées au même réseau électrique formant ainsi un même système de production-consommation d'énergie électrique. Il présente une contribution à l'optimisation du fonctionnement des réseaux de transmission à haute tension. Dans le but de développer des algorithmes basant sur des réseaux de neurones dynamiques, pour résoudre des problèmes complexes, comme l'association des deux dispatchings, économique et environnemental.

Le problème d'optimisation du Dispatching Economique Environnementale est un problème bi-objectif, la difficulté principale d'un tel problème d'optimisation est liée à la présence de conflit entre les deux fonctions à savoir la fonction du coût de production et la fonction d'émission des gaz toxiques. La transformation de ce problème en problème mono-objectif est réalisée par l'introduction d'un facteur de pénalité de prix h_i .

Dans cette thèse, on a abordé les domaines des sciences appliquées, l'étude d'outils d'optimisation, et l'analyse du dispatching économique et environnemental pour la production d'énergie électrique. Où on a exploré et testé l'optimisation des fonctions objectifs quadratiques et non linéaires présentant le coût du combustible ou/et l'émission de gaz par des méthodes basant sur les réseaux de neurones dynamiques primaux, duals, et primaux-duals, ainsi qu'un ensemble de méthodes classiques.

Des particularités importantes des algorithmes des réseaux de neurones dynamiques réside dans:

- La facilité de la manipulation des contraintes d'égalités et d'inégalités tout simplement par l'ajout de celles-ci dans la fonction objectif par une simple multiplication par les facteurs de pénalité.
- La vitesse de convergence est rapide.
- Le strict point faisable initial n'est pas nécessaire.
- Ils peuvent permettre de les réaliser dans des circuits spécialisés analogiques.

La première phase de ce travail est consistée de deux chapitres: La première partie du premier chapitre a été consacrée à une étude globale de la structure physique des systèmes électriques, concentrant sur la structure du système et sur les facteurs technico-économiques. La deuxième partie a été consacrée au problème de la répartition de charges qui occupe une partie très importante dans la procédure de commande et de contrôle des réseaux électriques et qui consiste à déterminer son état de fonctionnement en régime permanent. Enfin nous avons décrit sous forme générale le problème d'optimisation d'écoulement de puissance OPF. Alors que, le deuxième chapitre a présenté des généralités sur l'optimisation mono et multi objectif, le modèle mathématique du dispatching économique et ainsi le modèle mathématique du dispatching environnemental qui permet la minimisation de la quantité des émissions des gaz toxiques. Puis, une étude a été menée sur les différentes méthodes d'optimisation classiques qui ont été appliquées dans ce domaine.

Deux méthodes classiques sont détaillées et testés à savoir la méthode de lambda, la méthode de Newton. Les résultats de simulation sur le réseau test de 3 générateurs montrent

que ces méthodes convergent rapidement vers presque les mêmes valeurs optimales mais à condition que le problème est quadratique. On a constaté dans ce test que la meilleure méthode classique est celle de méthode de lambda, puisqu'elle converge rapidement vers l'optimum de la fonction coût-émission avec un nombre d'itération réduit et temps d'exécution faible.

Dans une seconde phase, les définitions et notations de base relatives aux réseaux de neurones et principalement aux modèles et théories des réseaux de neurones dynamiques ont été représentés dans le troisième chapitre. Puis, une étude a été menée sur les deux types de réseaux de neurones dynamiques de Hopfield conventionnel et modifié qui connaissent une large utilisation touchant les domaines d'optimisation à cause de leur simple concept et qu'ils peuvent résoudre des problèmes assez complexes tels que le problème d'OPF, en obtenant des solutions acceptables. Les deux approches ont été appliquées sur deux réseaux tests à trois et à six unités de production. Les résultats obtenus ont été comparés avec celles des méthodes classiques. Elles ont montré que ces méthodes possèdent des caractéristiques bien souhaitables dans le problème CEED, et qu'elles convergent vers presque les mêmes solutions.

Enfin, dans le quatrième chapitre de cette thèse, cinq algorithmes basant sur les réseaux de neurones dynamiques ont été étudiés, en détail. Les trois premiers ont été utilisés pour optimiser la fonction objectif quadratique du problème et les deux derniers réseaux pour optimiser la fonction objectif non linéaire (quadratique avec un terme exponentiel et une autre de forme cubique). Ces approches proposées ont été testées sur des différents réseaux électriques de différentes tailles avec considération de deux variantes, la première où les pertes sont négligeables, et la deuxième où les pertes de transport se comportent comme une fonction non linéaire des puissances actives générées. Les résultats de simulation sur des fonctions multi-objectifs ont montré que ces méthodes sont globalement stables de manière exponentielle et elles convergent rapidement vers des solutions optimales. En effet, les solutions optimales ont obtenu en satisfaisant toutes les contraintes d'opération après un nombre d'itérations très modéré. Les résultats obtenus ont été comparés avec celles trouvées dans la littérature. Elles ont confirmé l'efficacité des réseaux de neurones dynamiques proposés cependant un choix judicieux des paramètres d'ajustement.

On peut conclure à travers les résultats obtenus et à travers la riche bibliographie que nous avons consultée, que la recherche dans le domaine de la répartition économique (dispatching économique) et le contrôle des émissions des gaz à effet serre dans la production d'énergie électrique sont indispensables de nos jours vu l'enjeu des frais importants de production d'énergie électrique et l'impact des émissions sur l'environnement. C'est pour cela donc, que les chercheurs activent leurs travaux pour améliorer les méthodes existantes afin de minimiser davantage ces frais. ils ont pu élaborer des méthodes efficaces aussi bien du côté mathématique que du côté programmation pour permettre de minimiser les frais de production d'énergie électrique et en même temps d'assurer une bonne prestation de service c'est à dire une distribution d'énergie électrique de qualité meilleure pour les clients.

Les résultats trouvés sont assez concluants du fait que, dans le dispatching économique et environnemental le coût de production et l'émission des gaz sont nettement minimisés. La minimisation des pertes de transport dans la deuxième variante est importante pour un dispatching en temps réel car les pertes sont variables avec le transit des puissances dans un réseau.

Les méthodes des réseaux de neurones dynamiques primaux, duals et primaux-duals proposés dans ce travail donnent un minimum global du coût de production pour des fonctions objectifs quadratiques et non linéaires qui sont considérées convexe, différentielles et continues. De plus ces méthodes ne sont pas complexes et n'utilisent pas les dérivées secondaires dans la procédure de calcul, ainsi elles donnent une grande facilité pour la manipulation des contraintes liés au problème CEED. Elles présentent un intérêt certain en termes de convergence fiable vers une minimisation de coût global et une grande stabilité de convergence vers une solution acceptable du problème CEED. Elles ont une vitesse de convergence très rapide. Puisque le facteur de temps est très important pour ce problème, c'est pour cette raison que nous avons utilisé ces méthodes pour le traiter.

Cependant les conclusions tirées ne peuvent pas être considérées comme étant des conclusions définitives. Certes, elles sont les résultats de l'analyse et interprétation de nombreuses simulations validées, mais qui à notre point de vue peuvent encore être améliorées à travers:

- L'application des réseaux de neurones dynamique utilisé à la résolution les problèmes non linéaires, non convexe, non différentiables et non lisse pour:
 - 1- Résoudre d'autres fonctions du coût liés à l'OPF qui sont non différentiables à savoir le coût de production en présence des effets des valves, qui est une fonction quadratique avec l'addition des termes sinusoïdales, le coût du combustible avec plusieurs types qui se décomposent en morceaux quadratiques.
 - 2- Résoudre du problème de la répartition optimale des puissances actives où toutes les contraintes de sécurité sont prises en compte.
 - 3- Résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal avec la commutation des unités pendant les 24 heures avec les différents types de fonctions objectif.
 - 4- Traiter de l'OPF avec d'autres fonctions objectif rencontrées dans les réseaux électriques telles que la stabilité de la tension et la stabilité transitoire, ainsi que pour la contingence où il existe des lignes de transport ou d'autres composants électriques qui deviennent hors service.

Bibliographie

- [1] S. F. Brodesky and R. W. Hahn, Assessing the influence of power pools on emission constrained economic dispatch, *IEEE Trans. Power Syst.* 1(1), 57–62 (1986).
- [2] M. AlRashidi, Improved optimal economic and environmental operations of power systems using Particle swarm Optimization, thèse de doctorat en 'Electrical and Computer Engineering, Dalhousie University, Canada, (2007.)
- [3] Ministère de l'énergie et des mines d'Algérie, Guide des énergies renouvelables, (2007).
- [4] T.J. Hammons, Greenhouse gas emissions from power generation in Europe, UPEC 39ème International Universities Power Engineering Conference, Vol 2, pp.837-844, (2004).
- [5] A. M Jubril, O. A Olaniyan, O. A Komolafe, and P. O Ogunbona, Economic-emission dispatch problem: A semi-definite programming approach. *Applied Energy*, 134 (December), 446-455. (2014).
- [6] D.W. Tank and J.J. Hopfield, Simple neural optimization networks: an A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 33, pp. 533-541, (1986).
- [7] M. Kennedy and L. Chua, Neural networks for nonlinear programming, *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 35, no. 5, pp. 554-562, (1988).
- [8] A. Cichocki and R. Unbehauen, *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, London, U.K. Wiley, (1993).
- [9] Y Zhang. Revisit the analog computer and gradient-based neural system for matrix inversion. In: *Proceedings of IEEE international symposium on intelligent control*, pp 1411–1416.(2005)
- [10] S. Zhang and AG. Constantinides, Lagrange programming neural networks. *IEEE Trans Circuits Syst* 39(7):441–452, (1992).
- [11] D. Gong, M. Gen, G. Yamazaki, W. Xu, A modified ANN for convex programming with linear constraints. In: *Proceedings of IEEE international conference on neural networks*, pp 537–542, (1996).
- [12] N. RIZKALLA, Nanoparticules et réseaux de neurones artificiels: de la préparation à la modélisation, thèse de doctorat de l'université de Montréal Canada, février 2005.
- [13] Y. Xia, A new neural network for solving linear and quadratic programming problems. *IEEE Trans Neural Netw* 7(6):1544–1547, (1996).
- [14] Q. Tao, J. Cao, M. Xue, H. Qiao, A high performance neural network for solving nonlinear programming problems with hybrid constraints. *Phys Lett A* 288(2):88–94, (2001).
- [15] Y. Zhang, Analysis and design of recurrent neural networks and their applications to control and robotic systems. PhD dissertation, Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, (2002).
- [16] Y. Zhang, J. Wang, Y. Xia, A dual neural network for redundancy resolution of kinematic ally redundant manipulators subject to joint limits and joint velocity limits. *IEEE Trans Neural Netw* 14(3):658–667, (2003).
- [17] Y. Zhang, J. Wang, A dual neural network for convex quadratic programming subject to linear equality and inequality constraints. *Phys Lett A* 298:271–278, (2002).
- [18] Y. Zhang, SS. Ge, TH. Lee, A unified quadratic programming based dynamical system approach to joint torque optimization of physically constrained redundant manipulators. *IEEE Trans Syst Man Cybern, Part B, Cybern* 34(5):2126–2132, (2004).
- [19] Y. Zhang, S. Ma, Minimum-energy redundancy resolution of robot manipulators unified by quadratic programming and its online solution. In: *Proceedings of IEEE international conference on mechatronics and automation*, pp 3232–3237, (2007).
- [20] Y. Zhang, Z. Li, H. Tan, Inequality-based manipulator-obstacle avoidance using the LVI-based primal-dual neural network. In: *Proceedings of IEEE international conference on robotics and biomimetics*, pp 1459–1464, (2006).
- [21] Y. Zhang, On the LVI-based primal–dual neural network for solving online linear and quadratic programming problems. In: *Proceedings of American control conference*, pp 1351– 1356, (2005).

- [22] Y. Zhang, Inverse-free computation for infinity-norm torque minimization of robot manipulators. *Mechatronics* 16:177-184, (2006).
- [23] J. S. Heslin and B. F. Hobbs, A multiobjective production costing model for analyzing emissions dispatching and fuel switching, *IEEE Trans. Power Syst.* 4(3), 836-842, (1989).
- [24] N. Deeb, S.M. Shahidepour, Linear reactive power optimization in a large power network using the decomposition approach, *IEEE Trans. Power Syst.* 428-435, (2) (1990).
- [25] JA. Momoh, ME. EL-Hawary, R. Adapta, A review of selected optimal power flow littérature to 1993, Part I:nonlinear quadratique programming Approach .*IEEE trans Power Sys;*14(1):96-111, (1999).
- [26] W.S. McCulloch and W. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, pp. 115-133, (1943).
- [27] P. Bornard, M. Pavard, Réseaux d'interconnexion et de transport: réglage et fonctionnement, *Techniques de l'Ingénieur, traite Génie Electrique D 4 090*, (1993).
- [28] VH. Quitana, M. santos-Nieto, Reactive-power dispatch by successive quadratic programming, *IEEE Trans Energy convers*, pp.425-435 (3) (4), (1989).
- [29] J.A. Momoh, S.X. Guo, E.C. Ogbuobiri, R. Adapa, The quadratic interior point method solving power system optimization problems, *IEEE Trans .Power Syst.* 1327-1336. (9) (3) (1994).
- [30] V. Rious, Le développement du réseau de transport dans un système électrique libéralisé, un problème de coordination avec la production. Thèse de doctorat en sciences économiques. Université paris-sud 11. octobre 2007.
- [31] Bruno Brolis, Les centrales thermiques à flamme, enseignement des sciences physiques et informatique, [Online]. Available: <http://perso.idnet.fr/~brolis/softs/domodidac/thermic.html>
- [32] GUARD'S Formation, La production d'énergie - les centrales nucléaires , (2009), [Online]. Available: <http://www.guardsformation.com/modules/smartsection/item.php>
- [33] S. Granville, Optimal réactive dispatch through interior point méthodes, *IEEE Trans. Power Sys*, (9) (1) (1994) 136–146. (9) (1), (1994).
- [34] W. H. Press, *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*, Cambridge University Press, ISBN 0-521-43108-5, (1992).
- [35] J.C. Sabonnadière and N. Hadjsaïd, Lignes et réseaux électriques 3 : fonctionnement dans le cadre de la libéralisation des marchés, B. Multon, Ed. Lavoisier, (2008), vol. 3.
- [36] F. Abou Chacra, Valorisation et optimisation du stockage d'énergie dans un réseau d'énergie électrique, Thèse de Doctorat en Génie Electrique, U-Paris XI, Orsay, (2005).
- [37] D. Hebb, *The Organization of Behavior*, Wiley, New York, (1949).
- [38] J. Carpentier, Contribution à l'étude du dispatching économique, *Bulletin de la Société Française des Electriciens*, Vol. 3, Aout 1962, pp. 431-447.
- [39] H.W. Dommel, W.F. Tinney, Optimal power flow solutions, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-87, No. 5, October 1968, pp. 1866-1876.
- [40] M.S. Osman, M.A and al, A solution to the optimal power flow using genetic algorithm, *International Journal of Applied Mathematics and Computation*, Vol. 155, No. 2, August 2004, pp. 391-405.
- [41] J. Yuryevich , K.P. Wong, Evolutionary programming based optimal power flow algorithm, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, No. 4, pp. 1245-1250,(1999).
- [42] T.J. Overbye, C.L. Demarco, Voltage security enhancement using energy based sensitivities, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 6, No. 3, August 1991, pp. 1196-1202.
- [43] C. Canizares, and al, Comparison of voltage security constrained optimal power flow techniques, *Proceedings of 2001 IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, Vancouver, BC, Canada*, Vol. 3, July 2001, pp. 1680-1685.
- [44] A.A. Abou El Ela, M.A. Abido, S.R. Spea, Optimal Power Flow Using Differential Evolution Algorithm, *Electric Power Systems Research* 80.pp.878–885, (2010).
- [45] A.A. Abou El Ela, M.A. Abido, S.R. Spea, Differential Evolution Algorithm for Optimal Reactive Power Dispatch, *Electric Power Systems Research* 81.pp. 458-464 , (2011).

- [46] M. Eghbal, and al, Application of multi-objective evolutionary optimization algorithms to reactive power planning problem, *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 4, No. 5, August 2009, pp. 625-632.
- [47] M. Rashidinejad, and al, ATC enhancement using TCSC via artificial intelligent techniques, *Journal of Electric Power Systems Research*, Vol. 78, No. 1, January 2008, PP. 11-20.
- [48] M. Minoux, *Programmation Mathématique théorie et algorithmes Tome 1*, Edition Dunod, (1983).
- [49] R. Balamurugan and S. A. Subramanian, Simplified recursive approach to combined economic emission dispatch, *Electr. Power Compon. Syst.* 36(1), 17–27 (2007).
- [50] A.G. Bakirtzis, P.N. Biskas, C.E. Zoumas, V. Petridis, Optimal power flow by enhanced genetic algorithm, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 17, No. 2, May 2002, pp. 229-236.
- [51] Alain Berro, *Optimisation multiobjectif et stratégies d'évolution en environnement dynamique*, thèse de doctorat de l'université des Sciences Sociales Toulouse 1, 18 décembre 2001.
- [52] A.J. Wood, B.F. Wollenberg, *Power generation operation and control*, Second Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, (1996).
- [53] M. Yashtini *, A. Malek A discrete-time neural network for solving nonlinear convex problems with hybrid constraints, *Applied Mathematics and Computation* 195 (2008) 576–584
- [54] J.H. Talaq, F. El-Hawary, M.E. El-Hawary, Minimum emission power flow, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 9, No. 1, February 1994, pp. 429-435.
- [55] S. Sayah, K. Zehar, Application de la théorie des ensembles flous à l'optimisation de la fonction multi- objective environnementale/économique dans les systèmes électriques, *Proceedings de la Deuxième Conférence Internationale sur les Systèmes Electriques ICES'06*, Oum El Bouaghi, Algérie, Vol. 1, Mai 2006, pp. 178-183
- [56] M. Huneault and F. D. Galiana, A Survey of the Optimal Power Flow Literature, *IEEE Trans on Power Systems*, Vol. 6, No. 2, pp. 762-770, May 1991.
- [57] X. Wang, *Hybrid Nature-inspired computation methods for optimization*, thèse de doctorat en science, Faculty of electronics, communications and automation, department of electrical engineering, Helsinki University of technology, Finland, Mai 2009.
- [58] S. Boudab and N. Goléa, Economic load dispatch problem solution using a one-layer discontinuous recurrent neural network. 3rd International Conference on Information Processing and Electrical Engineering (ICIPEE'14). Nov. 24-25th 2014 in Tébessa-Algeria.
- [59] O. Alsac, B. Stott, Optimal load flow with steady-state security. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*. Vol. PAS-93, No. 3, May 1974, pp. 745-51.
- [60] D.C. Walters, G.B. Sheblé, Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 8, No. 3, , pp. 1325-1332. August 1993
- [61] M.S. Kaurav, H.M. Dubey, P. Manjaree, B.K. Panigrahi, Simulated annealing algorithm for combined economic and emission dispatch. *UACEE Int. J. Adv. Electron. Eng.* 1, 172–178, (2011)
- [62] C.E. Lin, G.L. Viviani, Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-103, No. 6, , pp. 1170-1175. June 1984
- [63] M. Yashtini, A. Malek, Solving complementarity and variational inequalities problems using neural networks, *Applied Mathematics and Computation* 190 216–230,(2007)
- [64] .N. Lee, A.M. Breipohl, Reserve constrained economic dispatch with prohibited operating zones, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 8, No. 1, , pp. 246-254. February 1993
- [65] F. Rosenblatt, The perceptron: a probabilistic modes for information storage and organization in the brain, *Psychological Review*, vol.65, p.386-408, (1958).
- [66] P. Widrow, Adaptive sampled-data system-a-statistical theory of adaptation. In *Institute of Radio Engineers, Western Electronic Show and Convention, Convention Record*, Vol. Part 4, pp. 74-85, (1959).
- [67] Lemberg, *Les réseaux neuronaux artificiels. Langages & Systèmes*, Info. P.C, Vol. 71, (1988).
- [68] A.M Jubril and al, Economic-emission dispatch problem: A semi-definite programming approach. *Applied Energy*, 134 (December), 446-455. (2014).

- [69] G. S. Pipheragkas, A. G. Anastasiadis, N. D. Hatziargyriou, Stochastic pso-based heat and power dispatch under environmental constraints incorporating chp and wind power units, *Electric Power Systems Research*.
- [70] M. R. Gent, J. W. Lamont, Minimum-emission dispatch, *IEEE TRANS.POWER APP. SYS. PAS-90* 2650–2660. (1971)
- [71] D. Kinderlehrer and G. Stampcchia, *An Introduction to Variational Inequalities and Their Applications*. Academic Press, New York, (1980).
- [72] S. Boudab and N. Goléa, Combined economic and emission dispatch solution using a novel recurrent neural network model. *The third International Conference on Energy and Sustainable Development (ICESD'17)*., Adrar- Algeria. February2017
- [73] R. Divi, H.K. Kesavan, A shifted penalty function approach for optimal load-flow, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-101, No. 9,. pp. 3502-3512. September 1982
- [74] R.C. Burchett, H.H. Happ, Vierath, Quadratically. Convergent optimal power flow, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-103, No. 11, November 1984, pp. 3267-3275.
- [75] N. Grudin, Combined quadratic-separable programming OPF algorithm for economic dispatch and security control, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 12, No. 4, , pp. 1682-1688. November 1997
- [76] D.I. Sun, B. Ashley, B. Brewer, A. Hughes, W.F. Tinney, Optimal power flow by Newton approach, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. PAS-103, No. 10, , pp. 2864-2875. October 1984
- [77] J.D. Weber, *Implementation of a Newton-Based Optimal Power Flow into a Power System Simulation Environment*, Master Thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, (1997).
- [78] O. Alsac, J. Bright, M. Prais, B. Stott, Further developments in LP-based optimal power flow, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 5, No. 3, , pp. 697-711. August 1990
- [79] B. Stott, J.L. Marinho, Linear programming for power-system network security application, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. PAS-98, No. 3, , pp. 837-848. May 1979
- [80] J. S. Dhillon, S. C. Parti, and D. P. Kothari, Stochastic economic emission load dispatch, *Electr. Power Syst. Res.* 26, 179–186 (1993).
- [81] L.S. Vargas, V.H. Quintana, A. Vannelli. A tutorial description of an interior Point Method and its Application to Security- Constrained Economic Dispatch, *IEEE Trans. on power Systems*, Vol. 8, N° 3, , pp. 1315-1324. August 1993
- [82] J.A. Momoh, J.Z. Zhu, Improved interior point method for OPF problems, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14. N° 3.. pp. 1114-1120. August 1999
- [83] R. Fletcher, *Practical methods of optimization*, Second Edition, John Wiley & Sons, , New York, NY, (2000).
- [84] K. Levenberg, A Method for the Solution of Certain Non-linear Problems in Least Squares. *Quarterly Journal of Applied Mathematics* II (2), pp. 164–168, (1944).
- [85] D. W. Marquardt, An Algorithm For Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of Soc. Indust. Appl. Math*, Vol. 11, No. 2, pp. 431-441. , June 1963
- [86] D. M. Simmons, *Nonlinear Programming- for Operations Research*. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall Inc., (1975).
- [87] A. Gamal Maria, J. A. Findlay, A Newton Optimal Power Flow Program For Ontario Hydro EMS, *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. PWRS-2,No.3, August 1987, pp.576-584.
- [88] D. S. Kirschen, G. Strbac: *Fundamentals of power system economics*, Wiley, (2004).
- [89] M.S Kaurav, and al: Simulated annealing algorithm for combined economic and emission dispatch. *UACEE Int. J. Adv. Electron. Eng.* 1, 172–178 (2011)
- [90] M.S. Bazaraa, C.M. Shetty, *Nonlinear Programming: Theory and Algorithms*, John Wiley and Sons Inc., New York: Wiley, 1990.
- [91] M. Minsky et S. Papert; *Perceptrons*, MIT Press, Cambridge, (1969).
- [92] J. Hopfield, Neural Networks and Physical Systems with emergent collective computational abilities, *Proceedings of National Academy of Sciences of USA*, vol. 79, p. 2554-2558, (1982).
- [93] T. Kohonen, *Self-organization and associative memory*. Springer Verlag, Berlin, (1984).
- [94] T. Kohonen, The neural phonetic typewriter, *IEEE Computer*, Vol. 21, n° 3, pp. 11-22, (1988).

- [95] J. Hopfield, D. Tank; Neural computation of decisions in optimization problems, *Biological Cybernetics*, vol. 52, p.141-152, (1985).
- [96] D. Rumelhart, G. Hinton et R. Williams; Learning representations by back-propagating errors; *Nature*, 323 p. 533-539, (1986).
- [97] D.H. Ackley, G.E. Hinton, T.J. Sejnowski, A learning algorithm for Boltzmann machines, *Cognitive Science*,9, p. 147-169, (1985).
- [98] B.A. Pearlmutter, *Dynamic Recurrent Neural Networks*, CMU-CS-90,196, Carnegie Mellon University, School of Computer Science, décembre 1990.
- [99] W. Tang, Y. Wang and J. Man, Primal and dual neural networks for shortest-path routing, *IEEE Transactions on Systems, and Cybernetic-A*, vol. 28, no. 6, pp. 864-869, (1998).
- [100] M. Jordan, Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. In *Proceedings of the 8th annual conference on Cognitive Science Society*: 531–546, (1986).
- [101] J. Elman, Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14:179–211, (1990).
- [102] A. Rodriguez-Vazquez, R. Dominguez-Castro, A. Rueda, J. Huertas, E. Sanchez-Sinencio, Switched-capacitor neural networks for linear programming, *Electronics Letters*, vol. 24, pp. 496-498, (1988).
- [103] M. Hagan, H. Demuth, M. Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing Co., Massachusetts, (1996).
- [104] J. Wang, A deterministic annealing neural network for convex programming, *Neural Networks*, vol. 7, pp. 629-641, (1994).
- [105] J. Wang, Primal and dual assignment networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, no. 3, pp. 784-790, (1997).
- [106] Zhang and A.G. Constantinides, Global convergence analysis of Lagrangian networks, *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I*, vol. 50, no. 6, pp. 818-822, (2003).
- [107] Y. Xia, F. Gang, and J. Wang, A recurrent neural network with exponential convergence for solving convex quadratic program and related linear piecewise equations, *Neural Networks*, vol. 17, pp. 1003-1015, (2004).
- [108] Q. Liu and J. Wang, A recurrent neural network for non-smooth convex programming subject to linear equality and bound constraints, In I. King et al. (eds.): *ICONIP 2006, Part II*, LNCS 4233, pp. 1004-1013, (2006).
- [109] Y. Xia, H. Leung, and J. Wang, A projection neural network and its application to constrained optimization problems, *IEEE Trans. Circuits Syst. I, Reg. Papers*, vol. 49, no. 4, pp. 447-458, (2002).
- [110] Y. Xia, H. Leung, and J. Wang, A recurrent neural network for solving a class of general variational inequalities, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-B*, vol. 37, no. 3, pp. 528-539, (2007).
- [111] X. Hu and J. Wang, Design of general projection neural networks for solving monotone linear variational inequalities and linear and quadratic optimization problems, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-B*, vol. 37, no. 5, pp. 1414- 1421, (2007).
- [112] M.P. Barbarosou and N.G. Maratos, A nonfeasible, gradient projection recurrent neural network for equality-constrained optimization problems, *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 19, no. 10, pp. 1665-1677, (2008).
- [113] Q. Liu and J. Wang, A one-layer recurrent neural network with a discontinuous activation function for linear programming, *Neural Computation*, vol. 20, pp. 1366-1383, (2008).
- [114] Q. Liu and J. Wang, A one-layer recurrent neural network with a discontinuous hard-limiting activation function for quadratic programming, *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 19, no. 4, pp. 558-570, (2008).
- [115] S. Zhang, X. Zhu, and L.H. Zou, Second-order neural nets for constrained optimization, *IEEE Trans. Neural Networks* vol. 3, pp. 1021-1024, (1992).
- [116] Y. Xia, F. Gang, and J. Wang, A novel recurrent neural network for solving nonlinear optimization problems with inequality constraints, *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 19, no. 8, pp. 1340-1353, (2008).

- [117] M. Forti, P. Nistri, and M. Quincampoix, Generalized neural network for non-smooth nonlinear programming problems, *IEEE Trans. Circuits Syst. I*, vol. 51, pp. 1741-1754, (2004).
- [118] Q. Liu and J. Wang, A one-layer recurrent neural network for non-smooth convex optimization subject to linear equality constraints, *ICONIP 2008, Part II, LNCS 5507*, pp. 1003-1010, (2009).
- [119] C.T. Su, G.J. Chiou, A fast-computation Hopfield method to economic dispatch of power systems. *IEEE Trans Power Syst*, 12(4): 1759–64, (1997).
- [120] M.S. Bazaraa, J.J. Jarvis, *Linear programming and network flows*. New York: Wiley; (1977).
- [121] C. Palanichamy and N. S. Babu, Analytical solution for combined economic and emissions dispatch, *Electr. Power Syst. Res.* 78, 1129–1137 (2008).
- [122] Y. Xia, and J. Wang, A General method for designing optimization neural networks with global convergence, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9, (1998).
- [123] D. P. Bertsekas, *Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods* Academic Press, New York, (1982).
- [124] Y. Xia and G. Feng, A modified neural network for quadratic programming with real-time applications, *Neural Inf. Process.* 3(3), 69–76 (2004).
- [125] Y. Xia, G. Feng, and J. Wang, A primal-dual neural network for online resolving constrained kinematic redundancy in robot motion control, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B* 35(1), 54–64 (2005).
- [126] T. Adhinarayanan , and M. Sydulu, Particle Swarm Optimisation for Economic Dispatch with Cubic Fuel Cost Function, *TENCON 2006, IEEE Region 10 Conference, 10th April 2007*, pp 1-4
- [127] T. Bouktir, Application de la programmation orientée objet à l'optimisation de l'écoulement de puissances, Thèse de doctorat d'état. U-Batna, Algérie, juin 2004.

ANNEXE

➤ Réseau test 1 :

Tableau A.1. Coefficients des fonctions coût et des émissions de gaz (3 unités)

No	$P_{i \min}$	$P_{i \max}$	α_i	β_i	γ_i	ρ_i	σ_i	δ_i
1	35	210	1243.5311	38.0553	0.03546	0.00683	-0.54551	40.26690
2	130	325	1658.5690	36.32782	0.02111	0.00461	-0.51160	42.89553
3	125	315	1356.6592	38.2704	0.01799	0.00461	-0.51160	42.89553

Coefficients de pertes de transmission B_{ij} pour 3 unités de production.

$$B_{ij} = \begin{pmatrix} 0.000071 & 0.000030 & 0.000025 \\ 0.000030 & 0.000069 & 0.000032 \\ 0.000025 & 0.000032 & 0.000080 \end{pmatrix}$$

➤ Réseau test 2:

Tableau A.2. Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz (6 unités)

N°	$P_{gi \min}$	$P_{gi \max}$	α_i	β_i	γ_i	ρ_i	σ_i	δ_i
1	10	125	0.1525	38.540	756.800	0.00420	0.3300	13.860
2	10	150	0.1060	46.160	451.325	0.00420	0.3300	13.860
3	35	225	0.0280	40.400	1050.000	0.00683	-0.5455	40.267
4	35	210	0.0355	38.310	1243.530	0.00683	-0.5455	40.267
5	130	325	0.0211	36.328	1658.570	0.00460	-0.5112	42.900
6	125	315	0.0180	38.270	1356.660	0.00460	-0.5112	42.900

➤ Réseau test 3:

Tableau A.3. Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz (11 unités)

N°	P_{\min}	P_{\max}	α_i	β_i	γ_i	ρ_i	σ_i	δ_i
1	20	250	0.00762	1.92699	387.85	0.00419	-0.67767	33.93
2	20	210	0.00838	2.11969	441.62	0.00461	-0.69044	24.62
3	20	250	0.00523	2.19196	422.57	0.00419	-0.67767	33.93
4	60	300	0.00140	2.01983	552.50	0.00683	-0.54551	27.14
5	20	210	0.00154	2.22181	557.75	0.00751	-0.40060	24.15
6	60	300	0.00177	1.91528	562.18	0.00683	-0.54551	27.14
7	20	215	0.00195	2.10681	568.39	0.00751	-0.40006	24.15
8	100	455	0.00106	1.99138	682.93	0.00355	-0.51116	30.45
9	100	455	0.00117	1.99802	741.22	0.00417	-0.56228	25.59
10	110	460	0.00089	2.12352	617.83	0.00355	-0.41116	30.45
11	110	465	0.00098	2.10487	674.61	0.00417	-0.56228	25.59

➤ Réseau test 4:

Tableau A.4. Coefficients de coût des générateurs et des émissions de gaz (6 unités)

No	P_{\min}	P_{\max}	α_i	β_i	γ_i	$\rho_i(10^{-3})$	σ_i	δ_i	χ	ϑ_i
1	5	50	0.0010	2.0	10	4.091	-0.5554	64.90	0.200	0.02857
2	5	50	0.0012	1.5	10	2.543	-0.6047	56.38	0.500	0.03333
3	5	50	0.0004	1.8	20	4.258	-0.5094	45.86	0.001	0.08000
4	5	50	0.0006	1.0	10	5.326	-0.3550	33.80	2.000	0.02000
5	5	50	0.0004	1.8	20	4.258	-0.5094	45.86	0.001	0.08000
6	5	50	0.0010	1.5	10	6.131	-0.5555	51.51	0.010	0.06667

Coefficients de pertes de transmission B_{ij} pour 6 unités de production

$$B_{ij}=1e-1* \begin{bmatrix} 0.001382 & -0.000299 & 0.000044 & -0.000022 & -0.000010 & -0.000008 \\ -0.000299 & 0.000487 & -0.000025 & 0.000004 & 0.000016 & 0.000041 \\ 0.000044 & -0.000025 & 0.000182 & -0.000070 & -0.000066 & -0.0066 \\ -0.000022 & 0.000004 & -0.000070 & 0.000137 & 0.000050 & 0.0033 \\ -0.000010 & 0.000016 & -0.000066 & 0.000050 & 0.000109 & 0.0005 \\ -0.000008 & 0.000041 & -0.000066 & 0.000033 & 0.000005 & 0.0244 \end{bmatrix};$$

➤ Réseau test 5:

Tableau A.5. Coefficients de coût et des émissions de gaz SO_2 des générateurs (6 unités)

Limites de P_{gi}		Coefficients du coût de carburant				Coefficients d'émission de SO_2				
No	P_{\min}	P_{\max}	a_i	b_i	c_i	d_i	δ_{is}	ρ_{is}	σ_{is}	ϑ_{is}
1	50	200	0.0010	0.0920	14.50	-136.00	-0.0005	0.150	17.00	-90.00
2	20	80	0.0004	0.0250	22.00	-3.50	0.0014	0.055	12.00	-30.50
3	15	50	0.0006	0.0750	23.00	-81.00	0.0010	-0.035	10.00	-80.00
4	10	50	0.0002	0.1000	13.50	14.50	-0.0020	0.070	23.50	-34.50
5	10	50	0.0013	0.1200	11.50	-9.75	0.0013	0.120	21.50	-19.75
6	12	40	0.0004	0.0840	12.50	75.60	0.0021	0.080	22.50	25.60

Tableau A.6. Coefficients des émissions de gaz NO_x et CO_2 des générateurs (6 unités)

Coefficients d'émission de NO_x				Coefficients d'émission de CO_2			
δ_{in}	ρ_{in}	σ_{in}	ϑ_{in}	δ_{ic}	ρ_{ic}	σ_{ic}	ϑ_{ic}
0.0012	0.0520	18.50	-26.00	0.0015	0.0920	14.0	16.0
0.0004	0.0450	12.00	-35.00	0.0014	0.0250	12.5	-19.5
0.0016	0.0500	13.00	-15.00	0.0016	0.0550	13.5	-85.0
0.0012	0.0700	17.50	-74.00	0.0012	0.0100	13.5	-24.5
0.0003	0.0400	8.50	-89.00	0.0023	0.0400	21.0	-59.0
0.0014	0.0240	15.50	-75.00	0.0014	0.0800	22.0	-70.0