



RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ DES FRÈRES MENTOURI - CONSTANTINE 1

FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTROTECHNIQUE

N° Série : 75 / D 3 C / 2022

N° d'ordre : 05 / eltech / 2022

THÈSE

*Pour l'obtention du diplôme de Doctorat troisième Cycle LMD
En Électrotechnique*

Option: ÉLECTROTECHNIQUE

Présentée Par

SETTOUL Samir

Master en Électrotechnique

THÈME

**Stratégies d'Intégration Optimale de Sources des Énergies
Renouvelables dans le Réseau de Distribution Électrique en
Considérant des Indices Techniques et Économiques**

Soutenue le : 14\7\2022

Devant le jury :

Président :	LABED Djamel	Prof.	U. F. M. Constantine 1
Directeur de thèse :	CHENNI Rachid	Prof.	U. F. M. Constantine 1
Rapporteur :	BOUZID Aissa	Prof.	U. F. M. Constantine 1
Co-rapporteur :	KERROUR Fouad	Prof.	U. F. M. Constantine 1
Examineurs :	RAHEM Djamel	Prof.	U. L. B. M. Oum El Bouaghi
	MEGRI Abderrahim Fayçal	MCA	U. L. B. M. Oum El Bouaghi
	BOUCHERMA Mohamed	Prof.	U. F. M. Constantine 1

Remerciement

Avant tout, je remercie **ALLAH** le tout puissant pour la volonté, la santé et la patience, qu'il m'a données durant toutes ces longues années pour mener à bien ce présent travail.

Toute ma gratitude et ma reconnaissance à mon directeur de cette thèse, Monsieur **CHENNI Rachid**, puisse **ALLAH** le tout puissant et miséricordieux accorder au défunt sa sainte miséricorde et l'accueillir en son vaste paradis, d'avoir m'encadrer et de diriger ce travail et aussi pour ces conseils et remarques précieux.

Je remercie également le rapporteur de cette thèse, Monsieur **BOUZID Aissa**, Professeur à l'université des frères Mentouri, Constantine 1.

Mes remerciements vont aussi au Co-rapporteur de cette thèse Monsieur **KERROUR Fouad**, Professeur à l'université des frères Mentouri, Constantine 1, pour son encadrement, et pour m'avoir guidé, encouragé et conseillé au sein du laboratoire Modélisation des Dispositifs a Energies Renouvelables et Nanométriques (**MoDERNa**)

Également, je tiens à remercier Monsieur **ZELLAGUI Mohamed** pour son soutien, encouragement et pour ses conseils, remarques et orientations. Je lui suis très reconnaissant de partager son expertise et sa passion pour la recherche dans le domaine des réseaux électriques. Ce fut un plaisir de travailler avec lui.

J'adresse également mes sincères remerciements à Monsieur **LABED Djamel**, Professeur à l'université des frères Mentouri, Constantine 1, pour m'avoir fait l'honneur d'accepter d'être le président du jury de cette thèse. Également tous mes remerciements à messieurs **RAHEM Djamel**, Professeur à l'université Larbi Ben M'Hidi Oum El Bouaghi et **MEGRI Abderrahim Faycal**, Docteur à l'université Larbi Ben M'Hidi Oum El Bouaghi, et **BOUCHERMA Mohamed**, Professeur à l'université des frères Mentouri, Constantine 1, pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce travail.

Finalement, toute ma gratitude et ma reconnaissance à mes parents, mes frères, et mes sœurs, pour leur encouragement continu, et pour leur soutien moral durant la réalisation de ce travail.

Dédicace



بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

« يَا أَيَّتُهَا النَّفْسُ الْمُطْمَئِنَّةُ ارْجِعِي إِلَىٰ رَبِّكِ رَاضِيَةً مَّرْضِيَّةً
فَادْخُلِي فِي عِبَادِي وَادْخُلِي جَنَّاتِي » صدق الله العظيم.

ان لله ما اخذ وله ما اعطى وكل عنده بأجل مسمى وانا لله وانا اليه راجعون.
كم هي قاسية لحظات الوداع والفراق التي تسجل وتختزن في القلب والذاكرة، وكم نشعر بالحزن وفداحة الخسارة والفجيعة،
ونحن نودع واحداً من جيل المربين والأساتذة الافاضل، أستاذنا جميعاً، المربي المحروم البروفيسور شني رشيد، الذي فارق الدنيا،
بعد مسيرة عطاء عريضة، تاركاً سيرة عطرة، وذكرى طيبة، وروحاً نقية، وميراثاً من القيم والمثل النبيلة.
اهدي عملي الى روح استاذي الطيب الذي اعطى وأجزل بعطائه، اليك يا من يقف التكريم حائراً عاجزاً عن تكريمك، يا من لو
أتيت بالتقدير كلمة ما وفي ببعض قدرك.
وانه لشرف كبير لي انني كنت واحدا من طلابك فحظيت بوجودك من الالتزام في التحصيل، لكن للأسف اقتطعت المنية
مسيرتنا سوياً وغاب جسدك قطف ثمرة النجاح فعزمت اكمال المشوار وروحك الغالية حاضرة، فبارك الله عطاءك وجزاك الله
عني خيرا الجزاء واثابك جنات ونعيم.

Table des matières

Remerciement	ii
Dédicace	iii
Table des matières	iv
Liste des tableaux	vii
Liste des figures	viii
Listes des acronymes et notations	x
Production scientifique	xiii
Introduction générale	1
1 État de l'art	4
1.1 Introduction	4
1.2 Définition de DG	4
1.3 Différents types des DG d'origine renouvelable	5
1.3.1 Énergie solaire photovoltaïque	5
1.3.2 Énergie éolienne	5
1.3.3 Énergie hydraulique	6
1.3.4 Géothermie	6
1.3.5 Biomasse	6
1.4 Modélisation des générateurs photovoltaïque et éolienne	6
1.4.1 Modélisation de cellule et module photovoltaïque	7
1.4.2 Modélisation de la turbine éolienne	9
1.5 Intégration de DG sur le réseau de distribution	10
1.5.1 Avantages techniques	10
1.5.2 Avantages économiques	11
1.5.3 Avantages environnementaux	11
1.6 Algorithmes et méthodes d'optimisation pour l'intégration de DG	12
1.6.1 Algorithmes et méthodes pour l'optimisation mono-objectif	13
1.6.2 Algorithmes et méthodes pour l'optimisation multi-objectifs	16
1.6.3 Algorithmes et méthodes hybrides	20
1.7 Conclusion	24
2 Modélisations & Optimisations	25
2.1 Introduction	25
2.2 Calcul d'écoulement de puissance	25
2.3 Équations d'écoulement de puissance	26

2.4	Écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson	27
2.5	Solution d'écoulement de puissance avant l'intégration de DG	30
2.5.1	Réseau IEEE 33-JB	31
2.5.2	Réseau IEEE 69-JB	33
2.5.3	Réseau IEEE 118-JB	34
2.6	Formulation du problème d'optimisation pour l'intégration de DG	37
2.6.1	Définition de l'optimisation	37
2.6.2	Problème d'optimisation mono-objectif	37
2.6.3	Problème d'optimisation multi-objectifs	37
2.6.4	Modélisation de la ligne de distribution	38
2.6.5	Fonctions objectifs	39
2.6.6	Contraintes du réseau de distribution et de DG	40
2.7	Algorithmes appliqués pour la planification de DG	42
2.7.1	Principe de L'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO)	42
2.7.2	Principe d'optimisation par essaim des salpes (SSA)	45
2.7.3	Principe d'optimisation par algorithme de baleines (WOA)	47
2.7.4	Principe d'optimisation par papillon de nuit (MFO)	50
2.7.5	Algorithme hybride PSO-MFO	55
2.7.6	Étapes d'optimisation pour l'intégration optimale de DG	56
2.8	Conclusion	57
3	Résultats et discussions : Planification mono-objectif de DG	59
3.1	Introduction	59
3.2	Étapes d'optimisation pour la fonction mono-objectif	60
3.3	Planification de DG par l'algorithme SMPSO	61
3.4	Planification de DG par l'algorithme SSA	65
3.5	Planification de DG par l'algorithme WOA	69
3.6	Planification de DG par l'algorithme MFO	73
3.7	Validation des résultats obtenus	77
3.8	Impact d'intégration de DG sur les réseaux étudiés	80
3.9	Conclusion	90
4	Résultats et discussions : Planification multi-objectifs de DG	91
4.1	Introduction	91
4.2	Planification de multi sources de la DG	92
4.2.1	Résultats d'intégration de DG	92
4.2.2	Impact de DG sur les paramètres des réseaux	100
4.3	Planification de DG en fonction de l'incertitude	104
4.3.1	Incertaince sur la demande de charge et la puissance de DG	104
4.3.2	Résultats et impact sur les réseaux étudiés	110
4.4	Conclusion	123
	Conclusion générale et perspectives	125
	Bibliographie	129
	Annexe	140
A	Réseaux étudiés	140
A.1	Réseau IEEE 33-JB	140
A.2	Réseau IEEE 69-JB	141

A.3	Réseau IEEE 118-JB	142
	Résumé	146
	Abstract	147
	ملخص	148

Liste des tableaux

Tableau 1.1	Classification des DG par gamme de puissance.	4
Tableau 1.2	Algorithmes et méthodes pour l'optimisation mono-objectifs.	15
Tableau 1.3	Algorithmes et méthodes pour l'optimisation multi-objectifs.	19
Tableau 1.4	Algorithmes et méthodes hybrides pour l'intégration de DG.	23
Tableau 2.1	Types des jeux de barres dans un réseau électrique.	26
Tableau 2.2	Résultats d'écoulement de puissance pour le réseau IEEE 33-JB.	31
Tableau 2.3	Résultats d'écoulement de puissance pour le réseau IEEE 69-JB.	33
Tableau 2.4	Résultats d'écoulement de puissance pour le réseau IEEE 118-JB.	35
Tableau 2.5	Limites des contraintes.	42
Tableau 3.1	Résultats d'optimisation obtenus par SMPSO.	64
Tableau 3.2	Résultats d'optimisation obtenus par SSA.	68
Tableau 3.3	Résultats d'optimisation obtenus par WOA.	72
Tableau 3.4	Résultats d'optimisation obtenus par MFO.	76
Tableau 3.5	Comparaison de l'algorithme MFO avec d'autres algorithmes pour IEEE 33-JB.	77
Tableau 3.6	Comparaison de l'algorithme MFO avec d'autres algorithmes pour IEEE 69-JB.	78
Tableau 3.7	Comparaison de l'algorithme MFO avec d'autres algorithmes pour IEEE 118-JB.	78
Tableau 4.1	Résultats d'optimisation multi-objectifs : réseau IEEE 33-JB.	96
Tableau 4.2	Résultats d'optimisation multi-objectifs : réseau IEEE 69-JB.	97
Tableau 4.3	Résultats d'optimisation multi-objectifs réseau IEEE 118-JB.	98
Tableau 4.4	Résultats obtenus après optimisation pour IEEE 33-bus.	111
Tableau 4.5	Résultats obtenus après optimisation pour IEEE 69-bus.	112
Tableau A.1	Données du réseau IEEE 33-JB.	140
Tableau A.2	Données du réseau IEEE 69-JB.	141
Tableau A.3	Données du réseau IEEE 118-JB.	143

Liste des figures

Figure 1.1	Schéma équivalent d'une cellule PV.	7
Figure 1.2	Schéma équivalent d'un module PV.	9
Figure 1.3	Schéma équivalent d'une éolienne.	9
Figure 2.1	Organigramme de la méthode Newton-Raphson pour les jeux de barres <i>PQ</i>	30
Figure 2.3	Solutions d'écoulement de puissance de RDE IEEE 33-JB : a). Tension, b). P_{Loss} , c). Q_{Loss}	32
Figure 2.5	Solutions d'écoulement de puissance de RDE IEEE 69-JB : a). Tension, b). P_{Loss} , c). Q_{Loss}	34
Figure 2.7	Solutions d'écoulement de puissance de RDE IEEE 118-JB : a). Tension, b). P_{Loss} , c). Q_{Loss}	36
Figure 2.8	Schéma unifilaire d'une ligne de distribution.	39
Figure 2.9	(a). Vol d'oiseaux en groupe, (b). Bancs de poissons.....	43
Figure 2.10	Illustration de la chaîne des salpes et du concept de leader et de suiveur	46
Figure 2.11	Mécanisme de recherche par filet à bulles implémenté dans WOA.....	49
Figure 2.12	Chemin de vol en spirale autour de sources lumineuses proches.....	51
Figure 2.13	Logarithmique spirale, autour d'une flamme en fonction de t	54
Figure 2.14	Organigramme du processus d'intégration optimale de la DG.....	57
Figure 3.1	Procédure d'optimisation pour l'intégration optimale de DG	60
Figure 3.2	Courbes de convergence de l'algorithme SMPSO pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.....	61
Figure 3.3	Courbes de convergence de l'algorithme SMPSO pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.....	62
Figure 3.4	Courbes de convergence de l'algorithme SMPSO pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.....	63
Figure 3.5	Courbes de convergence de l'algorithme SSA pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.	65
Figure 3.6	Courbes de convergence de l'algorithme SSA pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.	66
Figure 3.7	Courbes de convergence de l'algorithme SSA pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.....	67
Figure 3.8	Courbes de convergence de l'algorithme WOA pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.....	69
Figure 3.9	Courbes de convergence de l'algorithme WOA pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.....	70
Figure 3.10	Courbes de convergence de l'algorithme WOA pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.....	71
Figure 3.11	Courbes de convergence de l'algorithme MFO pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.....	73

Figure 3.12	Courbes de convergence de l'algorithme MFO pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.....	74
Figure 3.13	Courbes de convergence de l'algorithme MFO pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.....	75
Figure 3.14	Profils des tensions obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB	80
Figure 3.15	P_{Loss} obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB	82
Figure 3.16	Q_{Loss} obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB	83
Figure 3.17	Impact de DG sur la tension lors de la variation de la charge pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT	85
Figure 3.18	Impact de DG sur sur la tension lors de la variation de la charge pour IEEE 69-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT	86
Figure 3.19	Impact de DG sur la tension lors de la variation de la charge pour IEEE 118 : a). Avant DG, b). PV, c). WT.....	88
Figure 3.20	Impact de DG sur les pertes lors de la variation de la charge : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB	89
Figure 4.1	Courbes de convergence pour la fonction multi-objectifs : réseau IEEE 33-JB.....	93
Figure 4.2	Courbes de convergence pour la fonction multi-objectifs : réseau IEEE 69-JB.....	94
Figure 4.3	Courbes de convergence pour la fonction multi-objectifs : réseau IEEE 118-JB.....	95
Figure 4.4	Pertes actives obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB.....	101
Figure 4.5	Profils des tensions obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB	102
Figure 4.6	TVV obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB	103
Figure 4.7	Profils de la demande de charge pendant 24h.....	105
Figure 4.8	Profils de production de DG pendant 24h : a). PV, b). WT.....	109
Figure 4.9	Résumé de processus d'optimisation en considération de l'incertitude.	110
Figure 4.10	Courbes de convergence d'algorithmes PSO-MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB	111
Figure 4.11	P_{Loss} quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.....	113
Figure 4.12	TVV quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB. ...	114
Figure 4.13	C_L quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.	115
Figure 4.14	V_{min} quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.....	116
Figure 4.15	Variation de la tension pendant 24h pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.....	118
Figure 4.16	Variation de la tension pendant 24h pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.....	119
Figure 4.17	Variation de la perte de puissance active pendant 24h pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.	121
Figure 4.18	Variation de la perte de puissance active pendant 24h pour IEEE 69-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.	123

Listes des Acronymes et Notations

Acronymes

<i>ABC</i>	Colonie d'Abeilles Artificielles (Artificial Bee Colony)
<i>ACO</i>	Algorithme de Colonies de Fourmis (Ant Colony Optimization Algorithms)
<i>ALGA</i>	Algorithme Génétique Lagrangien Augmenté (Augmented Lagrangian Genetic Algorithm)
<i>ALO</i>	Algorithme d'Optimisation de Fourmilions (Ant Lion optimization)
<i>BAT</i>	Chauves-Souris (Bat Algorithm)
<i>BBA</i>	Algorithme Basé sur La Biogéographie (Biogeography Based Algorithm)
<i>BFO</i>	Algorithme d'Optimisation de la Recherche de Nourriture Bactérienne (Bacterial Foraging Optimization Algorithm)
<i>BSOA</i>	Algorithme d'Optimisation de Retour sur Trace (Backtracking Search Optimization Algorithm)
<i>CABC</i>	Colonie d'Abeilles Artificielles Chaotiques (Chaotic Artificial Bee Colony)
<i>CS</i>	Algorithme de Recherche par Coucou (Cuckoo Search Algorithm)
<i>CSCA</i>	Algorithme de Sinus Cosinus Chaotique (Chaotic Sine Cosine Algorithm)
<i>CSOS</i>	Algorithme de Recherche par Organismes Symbiotiques chaotique (Chaotic Symbiotic Organism Search)
<i>CTLBO</i>	Algorithme d'Optimisation Basée sur l'Enseignement et l'Apprentissage Complet (Comprehensive Teaching Learning-Based Optimization)
<i>DA</i>	Algorithme de Libellule (Dragonfly Algorithm)
<i>DAPSO</i>	Adaptation dynamique de PSO (Dynamic Adaptation of PSO)
<i>EA</i>	Méthode Analytique Efficace (Efficient Analytical Method)
<i>ECOA</i>	Algorithme d'Optimisation de Coyote Amélioré (Enhanced Coyote Optimization Algorithm)
<i>FA</i>	Algorithme de Luciole (Firefly Algorithm)
<i>FPA</i>	Algorithme de Pollinisation des Fleurs (Flower Pollination Algorithm)
<i>FSP</i>	Facteur de Sensibilité aux Pertes
<i>GOA</i>	Algorithme d'Optimisation de Sauterelle (Grasshopper Optimization Algorithm)
<i>GSA</i>	Algorithme de Recherche Gravitationnelle (Gravitational Search Algorithm)
<i>GWO</i>	Optimisation par Loups Gris (Grey Wolf Optimizer)
<i>HSA</i>	Algorithme de Recherche d'Harmonie (Harmony Search Algorithm)
<i>HSDO</i>	(Recherche d'Harmonie avec Opérateur Différentiel (Harmony Search with Differential Operator)
<i>HSSA</i>	Algorithme de Recherche Hypersphérique (Hyper-Spherical Search algorithm)
<i>IEHO</i>	Algorithme d'Optimisation par Élevage d'Éléphants Amélioré (Improved Elephant Herding Optimization)
<i>IGSA</i>	Algorithme de Recherche Gravitationnelle Amélioré (Improved Gravitational Search Algorithm)

<i>IHHO</i>	Algorithme de Buse de Harris Amélioré (Improved Harris Hawks Optimizer)
<i>IWD</i>	Algorithme de Goutte d'Eau Intelligente (Intelligent Water Drop)
<i>IWO</i>	Algorithme d'Optimisation par Mauvaises Herbes (Invasive Weed Optimization)
<i>KHA</i>	Algorithme de Troupeau de Krill (Krill Herd Algorithm)
<i>MBFO</i>	Algorithme d'Optimisation de la Recherche de Nourriture Bactérienne Modifié (Modified Bacterial Foraging Optimization algorithm)
<i>MOCDE</i>	Algorithme d'Évolution Différentielle Chaotique Basée sur l'Opposition (Multi Objective Opposition Based Chaotic Differential Evolution)
<i>MRFO</i>	Algorithme d'Optimisation par la Recherche de Nourriture pour les Raies Manta (Manta Ray Foraging Optimization)
<i>MSOS</i>	Algorithme de la Recherche par Organismes Symbiotiques Modifié (Modified Symbiotic Organism Search)
<i>MTLBO</i>	Optimisation Basée sur l'Enseignement et l'Apprentissage Modifiée (Modified Teaching–Learning Based Optimization)
<i>PSO</i>	Optimisation par Essaim de Particules (Particle Swarm Optimization)
<i>QOTLBO</i>	Algorithme d'Optimisation Basée sur l'Enseignement et l'Apprentissage Quasi-Oppositionnel (Quasi-Oppositional Teaching Learning Based Optimization)
<i>SA</i>	Algorithme de recuit simulé (simulated annealing)
<i>SFLA</i>	Saut de grenouille (Shuffled Frog-Leap Algorithm)
<i>SFS</i>	Algorithme de la Recherche Fractale Stochastique (Stochastic Fractal Search Algorithm)
<i>SOS</i>	Algorithme de la Recherche Par Organismes Symbiotiques (Symbiotic Organism Search)
<i>IODG</i>	Intégration optimale de la génération d'énergie distribuée
<i>RDE</i>	Réseau de distribution électrique
<i>JB</i>	Jeux de barres
<i>Nbr</i>	Nombre des branches
<i>NJB</i>	Nombre des jeux de barres
<i>FMO</i>	Fonction multi-objectifs
<i>FO</i>	Fonction objectif
<i>DG</i>	Génération Distribuée

Notations

R_{ij}	Résistance entre jeux de barres i et j
X_{ij}	Réactance entre jeux de barres i et j
P_G	Puissance active fournie par le générateur
Z_{ij}	Impédance entre jeux de barres i et j
Q_G	Puissance réactive fournie par le générateur
P_D	Puissance active demandée
Q_D	Puissance réactive demandée
P_{DG}	Puissance active fournie par la DG
Q_{DG}	Puissance réactive fournie par la DG
P_{Loss}	Pertes de puissance active
Q_{Loss}	Pertes de puissance réactive

E_{Loss}	Pertes de puissance apparente
E_{Loss}	Pertes d'énergie
VD	Déviation de tension
V_i	Tension au JB i
V_{min}	Limite minimale de la tension V
V_{max}	Limite maximale de la tension V
ΔV_{max}	Limite maximale de la chute de tension ΔV
P_{DG}^{min}	Limite minimale de la puissance active fournie par la DG
P_{DG}^{max}	Limite maximale de la puissance active fournie par la DG
Q_{DG}^{min}	Limite maximale de la puissance réactive fournie par la DG
Q_{DG}^{max}	Limite maximale de la puissance réactive fournie par la DG
FP_{DG}	Lacteur de puissance de la DG
FP_{DG}^{min}	Limite minimale du facteur de puissance de la DG
FP_{DG}^{max}	Limite maximale du facteur de puissance de la DG
$DG_{position}$	Position de DG
$N_{DG//Emplacement}$	Nombre de DG par Emplacement
$N_{DG.max}$	Nombre maximal de DG

Production scientifique

Publications

- [1] **Samir Settoul**, Mohamed Zellagui, Rachid Chenni, Nasreddine Belbachir, “Technical-Economic Indices for Optimal Integration of Photovoltaic Distributed Generation Units Using Hybrid PSO-WOA Technique”, *Journal of Power Technologies*, vol. 102, no. 1, pp. 25-36. 2022.
- [2] **Samir Settoul**, Mohamed Zellagui, Rachid Chenni, “A New Optimization Algorithm for Optimal Wind Turbine Location Problem in Constantine City Electric Distribution Network Based Active Power Loss Reduction”, *Journal of Optimization in Industrial Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 13-22, 2021.

Communications internationales

- [1] **Samir Settoul**, Mohamed Zellagui, Almoataz Youssef Abdelaziz, and Rachid Chenni, “Optimal Integration of Renewable Distributed Generation in Practical Distribution Grids based on Moth-Flame Optimization Algorithm”, *IEEE International Conference on Advanced Electrical Engineering (ICAEE)*, November 19-21, 2019, Algiers – Algeria.
- [2] **Samir Settoul**, Rachid Chenni, Heba Ahmed Hassan, Mohamed Zellagui, and Mohamed Nassim Kraimia, “MFO Algorithm for Optimal Location and Sizing of Multiple Photovoltaic Distributed Generations Units for Loss Reduction in Distribution Systems”, *7th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, November 27-30, 2019, Agadir, Morocco.
- [3] **Samir Settoul**, Rachid Chenni Mohamed Zellagui, and Hassan Nouri, “Optimal Integration of Renewable Distributed Generation Using the Whale Optimization Algorithm for Techno-Economic Analysis”, *4th International Conference on Electrical Engineering and Control Applications (ICEECA)*, December 17-20, 2019, Constantine, Algeria.
- [4] Mohamed Zellagui, **Samir Settoul**, Adel Lasmari, Claude Ziad El-Bayeh, Rachid Chenni, and Heba Ahmed Hassan “Optimal Allocation of Renewable Energy Source Integrated-Smart Distribution Systems Based on Technical-Economic Analysis Considering Load Demand

and DG Uncertainties", 4th International Conference on Artificial Intelligence in Renewable Energetic Systems (IC-AIRES), November 22-24, 2020, Tipasa, Algeria.

Chapitre

- [1] Mohamed Zellagui, **Samir Settoul**, Heba Ahmed Hassand, "Optimal allocation of renewable energy sources in electrical distribution systems based on technical and economic indices", in book : Sustainable Developments by Artificial Intelligence and Machine Learning for Renewable Energies. pp 149-182, 2022.

Introduction générale

Le développement rapide de la technologie, la préoccupation mondiale pour l'environnement, et la déréglementation du marché de l'électricité ont conduit à un intérêt croissant pour la Génération Distribuée (DG) [1]. Par conséquent, la mise en œuvre de la (DG) dans les systèmes de distribution est l'une des principales solutions pour fournir de l'énergie aux consommateurs. Parmi les diverses technologies de la DG, l'utilisation de ressources énergétiques renouvelables telles que les énergies solaire et éolienne qu'ont été largement envisagées en raison de leurs avantages environnementaux [2].

La planification optimale des DG basées sur les énergies renouvelables dans les systèmes de distribution a de nombreuses implications techniques et économiques positives et vise à augmenter la performance globale du système. L'intégration optimale des DG, en particulier photovoltaïques (PV) et éoliens (WT), restent une tâche difficile en raison du comportement stochastique des ressources renouvelables.

De nombreux avantages potentiels peuvent être obtenus par l'installation des DG. Notamment, l'amélioration de la fiabilité du système, la réduction des pertes de puissances dans lignes, l'amélioration du profil de la qualité de la tension, la minimisation des coûts d'opération et de maintenance ainsi que le coût des pertes de puissance, car la réduction des coûts associés aux pertes et, également la réduction des émissions de gaz à effet de serre polluants montrent que les DG sont respectueux de l'environnement.

Afin de profiter pleinement de ces avantages, il est donc important de sélectionner de manière optimale la taille et l'emplacement des DG afin de tirer parti de ces avantages et éviter les problèmes indésirables. Dans le cas contraire, leur installation peut avoir un effet négatif sur la qualité de l'énergie et le fonctionnement du système. Une taille et un emplacement inappropriés peuvent entraîner une augmentation des pertes de puissance du système et une mauvaise qualité de l'énergie. Pour assurer une intégration optimale de DG, plusieurs facteurs doivent être pris en compte, notamment la meilleure technologie à utiliser, le nombre des DG, la taille et l'emplacement de chaque DG et le type de connexion.

L'intégration de la DG dans les systèmes de distribution nécessite des outils d'analyse et de planification approfondis. Ce processus comporte généralement des

défis techniques, économiques, réglementaires et éventuellement environnementaux. Récemment, de nombreux algorithmes différents ont été largement mis en œuvre et proposés pour résoudre les problèmes d'optimisation de l'intégration de DG dans différents systèmes. Les techniques d'optimisation sont donc en constante évolution et ont été au centre de l'attention de nombreux nouveaux types de recherche ces derniers temps. Les principales différences entre ces solutions reposent sur la formulation du problème, la méthodologie, les contraintes et également les hypothèses formulées. Le problème de planification des DG peut être considéré comme un problème d'optimisation discret, non linéaire et contraint. Le problème est formulé comme un problème d'écoulement de puissance optimale qui a une fonction d'optimisation mono-objectif ou multi-objectifs. Les objectifs envisagés doivent être correctement optimisés tout en satisfaisant les contraintes opérationnelles du système [3, 4].

La principale contribution à cette thèse sera l'application de nouveaux algorithmes sur une nouvelle fonction objectif destinées à l'amélioration de performance de réseau de distribution en présence de la DG, en utiliseront également un nouvel algorithme hybride qui fusionne les avantages de deux algorithmes pour mieux atteindre la solution optimale ciblée avec une méthodologie pour l'intégration optimale de la DG en considérant la variation horaire de charge et de la source DG.

Deux types de la DG d'origine renouvelable seront étudiées, à savoir les sources photovoltaïques et les éoliennes, en tenant compte du nombre des DG, de la taille de chaque DG et si cette DG fournit uniquement de la puissance active ou fournit aussi de la puissance réactive. Pour assurer leur intégration optimale, de nouveaux et différents algorithmes méta-heuristiques sont utilisés avec une nouvelle fonction objectif. Cette dernière est dédiée principalement à l'amélioration de la performance du réseau de distribution par la minimisation des pertes de puissance, l'amélioration du profil de la tension et la minimisation du coût des pertes, tout en satisfaisant les contraintes dans une tolérance spécifiée pour des systèmes de distribution qui sont de tailles et de complexités différentes. De plus, notre étude est effectuée en tenant compte de l'incertitude sur la demande de charge et ainsi que de la puissance du DG pendant 24 heures. Ce qui permet de voir leur impact sur les paramètres de réseaux pendant cette période spécifiée par une journée.

Notre travail de recherche dans cette thèse est réparti en quatre chapitres.

Le Chapitre 1 est consacré à la discussion de la génération énergie distribuée (DG) basée sur les énergies renouvelables, leur définition, classifications ainsi que leur impact sur le réseau de distribution. Nous présentons aussi la modélisation des sources photovoltaïque et éolienne. Par ailleurs, nous donnons un état de l'art sur l'intégration de la génération énergie distribuée (DG) au réseau de distribution et leur résolution avec les

algorithmes et les méthodes utilisés, les différentes fonctions mono et multi-objectifs, ainsi que les divers types de DG.

Dans le chapitre 2, nous présentons les équations d'écoulement de puissance et leur résolution avant l'intégration de DG en utilisant la méthode de Newton-Raphson pour les trois de réseaux IEEE sous investigation. Par la suite, nous explicitons les fonctions objectifs et les contraintes des réseaux de distribution et des DG. Un aperçu succinct des bases des différents algorithmes méta-heuristiques appliqués pour résoudre le problème proposé est discuté.

Le Chapitre 3 est destiné à la présentation de la méthodologie d'intégration de plusieurs DG dans les réseaux de distribution IEEE à l'aide de différents algorithmes d'optimisation méta-heuristique. Ces derniers seront appliqués sur une fonction mono-objectif qui minimise les pertes de puissance active. Nous étudions également l'impact de l'intégration de DG sur les paramètres de réseaux, notamment les pertes de puissances active. Une étude comparative entre les résultats obtenus avec ceux établis dans la littérature nous permet la validation de nos résultats et par la suite, montrer leur efficacité.

Le Chapitre 4 est destiné à la présentation des résultats et discussions de planification multi-objectifs de DG. Il est divisé en deux parties, la première partie est consacrée à l'introduction de la méthodologie d'intégration de plusieurs DG en utilisant une nouvelle fonction multi-objectifs minimisant l'indice des pertes de puissance active (APL_I), l'indice de la variation de la tension totale (TVV_I) et l'indice du coût annuel des pertes (C_{LI}). Une comparaison numérique entre les algorithmes appliqués est effectuée également permettant la validation de nos résultats. Nous étudierons l'impact de DG sur les paramètres des réseaux notamment les pertes de puissance active et la tension. La deuxième partie est destinée à la présentation d'une méthodologie pour déterminer la pénétration d'un seul *PV* et d'un seul *WT* dans les réseaux de distribution. Pour cela nous appliquons un algorithme hybride, tout en tenant compte la variation horaire de la charge et de la caractéristique intermittente de la production des DG. L'impact de la variation horaire de DG et charges sur les paramètres du réseau sera présenté également.

Enfin, Nous terminons notre thèse par une conclusion et une présentation des perspectives futures.

Chapitre 1

État de l'art

1.1 Introduction

Pour permettre une meilleure compréhension de notre travail, nous l'entamons par une discussion de la classification, de l'intégration et de l'impact de la génération distribuée (DG), sur le réseau de distribution. Dans la première partie, nous donnons la définition et la classification des DG par gamme de puissance et leur type. Dans la deuxième partie, nous explicitons les différents types de source d'énergie renouvelable et leur origine. Ensuite, nous détaillons la modélisation de quelques sources renouvelables telles que : les générateurs et cellules photovoltaïques et les turbines éoliennes. Finalement, nous discutons l'intégration de DG au réseau de distribution. Dans la dernière partie, nous résumons les diverses méthodes et algorithmes utilisés dans la littérature pour résoudre le problème d'intégration optimale de DG.

1.2 Définition de DG

Dans la littérature, les DG sont apparues par différents termes et différentes définitions, par exemple, génération intégrée, génération distribuée, le terme production décentralisée est utilisée pour le même type de génération [5]. Les DG sont définies comme toute source d'énergie électrique de capacité limitée qui est directement connectée au réseau de distribution ou transport existant ou du côté client [6, 7]. La puissance délivrée par les DG peut varier de quelques watts jusqu'à quelques mégawatts; Une classification selon la gamme de puissance est montrée par le tableau 1.1 :

Tableau 1.1 : Classification des DG par gamme de puissance. [8]

Catégories	Gamme de puissance
Micro DG	$\sim 1 \text{ W} < 5 \text{ kW}$
Petite DG	$5 \text{ kW} < 5 \text{ MW}$
Moyenne DG	$5 \text{ MW} < 50 \text{ MW}$
Grande DG	$50 \text{ MW} < 300 \text{ MW}$

Les DG sont également classées en quatre grands groupes distincts en fonction de la performance en termes de capacité de fourniture des puissances active et réactive tel que [4] :

- Type 1 : DG capable d'injecter P uniquement.
- Type 2 : DG capable d'injecter Q uniquement.
- Type 3 : DG capable d'injecter à la fois P et Q .
- Type 4 : DG capable d'injecter du P mais consommant Q .

Le photovoltaïque, les micro-turbines, les piles à combustible sont de bons exemples du type 1. Le type 2 pourrait être des compensateurs synchrones tels que les turbines à gaz. Les DG basées sur des machines synchrones (cogénération, turbine à gaz, etc.) relèvent du type 3. Le type 4 est principalement constitué de générateurs à induction utilisés dans les parcs éoliens.

1.3 Différents types des DG d'origine renouvelable

Les DG basées sur l'énergie renouvelable sont des formes d'énergie qui proviennent d'une source renouvelable qui utilisent des sources illimitées et inépuisables, comme, le soleil, le vent, l'eau, etc. Bien que les sources de ces énergies sont illimitées, leur caractère intermittent est leur principale limitation, autrement dit, la puissance de sortie dépend de la disponibilité de la source primaire. L'avantage principale est qu'elles ont un faible impact sur l'environnement et sur les autres différentes sources d'énergie [9–12].

1.3.1 Énergie solaire photovoltaïque

L'énergie solaire est une énergie très abondante, redondante et inépuisable. Par conséquent, le photovoltaïque est considéré comme la plus importante source d'énergie renouvelable; c'est pourquoi ce type d'énergie compte le plus d'installations. Les panneaux photovoltaïques captent et convertissent directement le rayonnement solaire en courant continu grâce aux propriétés des matériaux semi-conducteurs dont ils sont constitués. Cette source d'énergie est caractérisée par un fonctionnement silencieux et une longue durée de vie, zéro émission, et nécessite également un peu d'entretien et aucun coût de carburant. Cependant, il est dépendant de la météo, intermittent et indisponible la nuit.

1.3.2 Énergie éolienne

Les éoliennes fonctionnent grâce à l'énergie cinétique du vent qui se transforme en énergie mécanique puis en énergie électrique, après avoir été transmis à travers le rotor et le multiplicateur de vitesses vers une génératrice. Comme l'énergie solaire, le vent est redondant et inépuisable, en outre, les éoliennes sont sans émissions et ne nécessitent

aucun coût de carburant. Cependant, elles ont besoin d'un coût d'investissement élevé et elles ont également une puissance imprévisible et intermittente. En plus de la vitesse moyenne du vent, les autres deux principaux facteurs qui déterminent la faisabilité d'une éolienne sont les caractéristiques des pales et le rendement du générateur.

1.3.3 Énergie hydraulique

L'énergie hydraulique est similaire en principe à l'énergie éolienne, sauf que ce type de centrale utilise l'énergie potentielle et cinétique de pesanteur de l'eau des rivières, des lacs ou des fleuves pour entraîner une turbine qui à son tour fait tourner un générateur ce qui permet de transformer l'énergie mécanique en énergie électrique. L'hydroélectricité est l'une des méthodes les moins chères pour produire de l'électricité, ne consomme ni eau ni carburant. L'eau qui passe à travers la turbine reste intacte et disponible pour d'autres utilisations, en plus, aucune émission ne se produit. La durée de vie d'une centrale hydraulique est longue, certaines d'entre elles fonctionnent depuis 100 ans.

1.3.4 Géothermie

L'idée des centrales géothermiques est d'utiliser la chaleur de nappes d'eau souterraines pour générer de l'électricité ou directement pour les besoins de chauffage. Cette eau chaude est pompée vers la surface pour passer dans des échangeurs. La vapeur produite passe par une turbine qui la fait tourner. La turbine entraîne un générateur qui produit de l'énergie électrique. La technologie d'extraction de roches sèches et chaudes est également utilisée, dans laquelle de l'eau froide est pompée et chauffée dans la couche rocheuse profonde, après quoi l'eau chaude est renvoyée à la surface. Ce type des centrales présente l'avantage de ne pas dépendre des conditions atmosphériques comme la pluie, le soleil, le vent, etc.

1.3.5 Biomasse

L'idée principale de la biomasse est d'utiliser des combustibles d'origine organique renouvelables (bois, biogaz, paille, et déchets organiques industriels et domestiques) pour produire de l'électricité à partir de la chaleur produite. Ce type des centrales présentent l'avantage de produire de faibles émissions de gaz à effet de serre polluants.

1.4 Modélisation des générateurs photovoltaïque et éolienne

Dans notre travail nous avons considéré les source PV et WT comme des sources DG à intégrer au réseau de distribution. Le photovoltaïque peut fournir de la puissance active

et l'éolienne peut fournir de puissance active P et réactive Q avec un facteur de puissance variable.

1.4.1 Modélisation de cellule et module photovoltaïque

1.4.1.1 Cellule photovoltaïque

La cellule photovoltaïque est constituée de matériaux semi-conducteurs qui absorbent et transforment l'énergie lumineuse en énergie électrique. De nombreux modèles électriques ont été proposés dans la littérature pour identifier le comportement électrique d'une cellule photovoltaïque [10]. La complexité des modèles dépend du nombre de paramètres à identifier. Pour modéliser mathématiquement la cellule PV, nous avons choisi le modèle électrique à une diode et cinq paramètres, qui est le répandu dans la littérature à cause de sa simplicité [13]. Ce modèle est composé d'une source de courant qui génère un courant (I_{ph}) proportionnel à l'éclairement, une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule et deux résistances série R_s et parallèle R_{sh} pour les pertes, comme montrée dans la figure 1.1 [14].

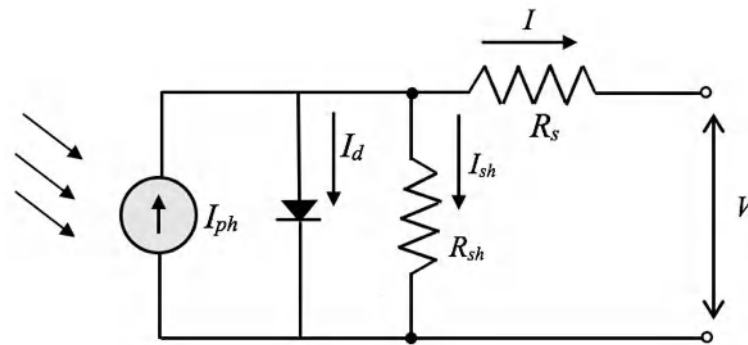


Figure 1.1. Schéma équivalent d'une cellule PV.

Le courant généré par la cellule PV est donné par :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (1.1)$$

Le photo-courant I_{ph} est exprimé par [15] :

$$I_{ph} = [I_{ph,n} + K_i(T - T_n)] \frac{G}{G_n} \quad (1.2)$$

Le courant de la diode I_d est donné par l'équation suivante [16] :

$$I_d = I_{sd} \left[\exp \left(\frac{V + RI}{\alpha \cdot V_t} \right) - 1 \right] \quad (1.3)$$

La tension thermique V_t est déterminée à partir de l'équation suivante :

$$V_t = \frac{K.T}{q} \quad (1.4)$$

Le courant aux bornes de la résistance parallèle est donné par :

$$I_{sh} = \frac{V + R_s.I}{R_{sh}} \quad (1.5)$$

L'équation caractéristique d'une cellule PV est donnée par :

$$I = I_{ph} - I_{sd} \left[\exp \left(\frac{V + RI}{\alpha.V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V + R_s.I}{R_{sh}} \quad (1.6)$$

Où :

- I : Courant délivré par la cellule
- V : Tension aux bornes de cellule PV
- I_{ph} : Courant photo-généré par l'éclairement
- G : Éclairement (W/m^2)
- G_n : Éclairement nominal (W/m^2)
- I_{sd} : Courant de saturation de la diode
- α : Facteur d'idéalité de la diode
- V_t : Tension thermique
- R_s : Résistance série
- R_{sh} : Résistance shunt
- T : Température de la cellule (K)
- T_n : Température de la cellule (K)
- K : Constante de Boltzman ($1.3806503 \times 10^{-23} J/k$)
- q : Charge d'électron ($1.60217646 \times 10^{-19} C$)
- K_i : Coefficient de courant court-circuit / Température

1.4.1.2 Module photovoltaïque

Un module PV comprend plusieurs cellules PV mise en série et / ou en parallèle pour fournir une certaine valeur de la tension et du courant du module, leur modèle typique est représenté sur la figure 1.2. N_s et N_p sont les nombres des cellules PV connectées en série et parallèle respectivement [14, 17].

$$I = N_p \cdot \left\{ I_{ph} - I_{sd} \left[\exp \left(\frac{V/N_s + R \cdot I/N_p}{\alpha \cdot V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V/N_s + R_s \cdot I/N_p}{R_{sh}} \right\} \quad (1.7)$$

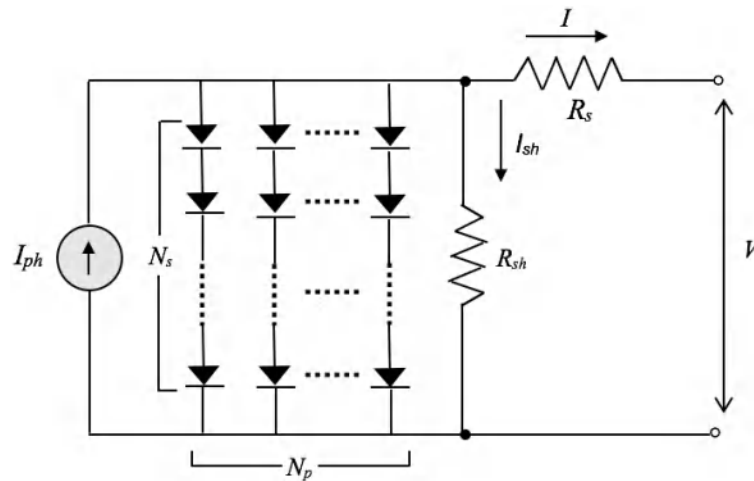


Figure 1.2. Schéma équivalent d'un module PV.

1.4.2 Modélisation de la turbine éolienne

La turbine éolienne est un dispositif qui transforme l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique. Dans notre cas, nous supposons que la turbine éolienne étudiée comprend trois pales de longueur R , fixées sur un arbre d'entraînement tournant à une vitesse Ω_t qui entraîne un générateur électrique, comme le montre la figure 1.3 [16, 18].

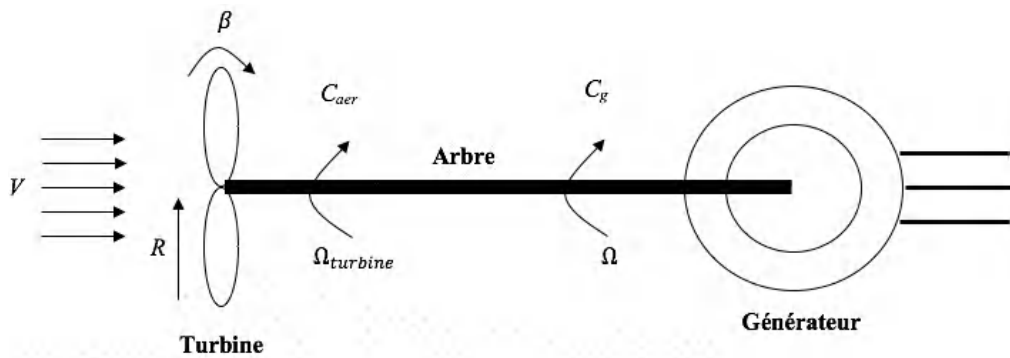


Figure 1.3. Schéma équivalent d'une éolienne.

La puissance de la masse d'air P_v dépend de la vitesse du vent, de la densité de l'air et de la section de la surface active S de la voilure, elle peut être exprimée par [18].

$$P_v = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot S \cdot V^3 \quad (1.8)$$

La puissance du vent n'est pas totalement captée par les pales, ce qui entraîne que la puissance aérodynamique est inférieure à celle du vent, le rapport entre les deux

puissances C_p est exprimé par [16] :

$$C_p = P_v.P_{aer} \quad (1.9)$$

La puissance aérodynamique P_{aer} est donnée par [18] :

$$P_{aer} = P_v.C_p = \left(\frac{1}{2}.\rho.\pi.R^2.V^3\right).C_p \quad (1.10)$$

Avec C_p est le coefficient de la puissance. Il dépend de l'angle d'inclinaison des pales β et du rapport de vitesse spécifique λ . Ce coefficient présente un maximum de 0.59 (16/27) appelé limite de Betz, il est donné par la relation [16, 18] :

$$C_p(\lambda,\beta) = c_1\left(c_2\frac{1}{\lambda_i} - C_3\beta - C_4\right)\exp\left(\frac{-C_5}{\lambda_i}\right) + \lambda C_6 \quad (1.11)$$

Où : $C_1=0.5176$, $C_2=116$, $C_3=0.4$, $C_4=5$, $C_5=21$, $C_6=0.0068$

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{1 + \beta^3} \quad (1.12)$$

$$\lambda = \frac{\Omega_t R}{V} \quad (1.13)$$

Le couple aérodynamique est exprimé par [18] :

$$C_{aer} = \frac{P_{aer}}{\Omega_t} \quad (1.14)$$

1.5 Intégration de DG sur le réseau de distribution

L'insertion de DG dans un système électrique moderne aide les consommateurs à répondre à leurs exigences de charge avec une qualité et une continuité raisonnable. L'intégration des énergies renouvelables à l'emplacement approprié dans le réseau de distribution peut fournir beaucoup d'avantages, tel que la minimisation des pertes, l'amélioration de la tension et de la fiabilité et efficacité globale du système. Généralement, ces avantages peuvent être classée en trois catégories, techniques, économiques et environnementale [8, 19–26] :

1.5.1 Avantages techniques

1.5.1.1 Minimisation des pertes de puissance/énergie

Contrairement aux réseaux de transport, les réseaux de distribution ont un rapport R/X élevé qui entraîne une perte de puissance élevée et peut ainsi, entraîner une instabilité

de la tension. Des études ont indiqué que 13 % de la puissance totale produite est gaspillée en pertes de ligne au niveau de la distribution [27]. Selon la littérature, l'emplacement et la taille de la DG sont deux facteurs cruciaux de réduction des pertes. En effet, les DG intégrées de manière optimale peuvent réduire considérablement les pertes électriques [8]. Cependant, une planification inappropriée des DG peut entraîner des pertes excessives de puissance. De nombreux chercheurs ont développé différentes méthodes pour résoudre le problème d'intégration optimale des DG sur le réseau de distribution avec des pertes de puissance minimales en la considérant cette dernière comme fonction objectif. La formulation a été faite en supposant que la sommation de la puissance totale injectée sur tous les nœuds pouvait représenter les pertes du réseau [26]. La majorité des recherches se sont concentrées uniquement sur les pertes actives totales dans les réseaux de distribution [28–32], tandis que les pertes d'énergie journalières, mensuelles et annuelles ont été choisies comme des fonctions à minimiser [33–36].

1.5.1.2 Amélioration du profil de tension et stabilité de tension

L'un des objectifs d'intégration de DG au réseau de distribution est d'améliorer le profil et la stabilité de la tension. Parmi les chercheurs qui ont étudié ce problème, certains se sont concentrés uniquement sur l'amélioration du profil de tension [37, 38] ou de la stabilité de la tension [39] comme fonction objectif, tandis que la plupart d'entre eux ont envisagé la réduction des pertes en même temps que l'amélioration du profil ou la stabilité de la tension [40–43].

1.5.2 Avantages économiques

L'insertion de DG dans le réseau de distribution est bénéfique dans de nombreux aspects économiques pour le fournisseur d'électricité ainsi que pour le client. Les DG placées de manière optimale sont bien adaptées pour réduire considérablement les pertes, ce qui réduit par conséquent leur coût. Elles permettent également la réduction des coûts d'expansion du transport et de la distribution, car elles sont placées à proximité des clients. En outre, Elles réduisent également le coût total en retardant la nécessité d'investir dans de nouvelles infrastructures de transport et de distribution. Selon l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE), grâce aux DG, les économies de coûts de transport et de distribution peuvent atteindre 30 % des coûts d'électricité. Il est possible que les industriels installent leurs propres DG pour répondre partiellement à leur demande d'énergie. Cela réduira les achats d'électricité sur le réseau [20, 22, 23].

1.5.3 Avantages environnementaux

Les principales technologies de production décentralisée sont associées aux sources renouvelables, par conséquent, il est possible de produire de l'énergie propre [20]. Selon la littérature publiée, 80 % de toute la pollution dans le monde est causée par

la combustion de combustibles fossiles [22]. De nombreux chercheurs ont confirmé que les DG, principalement basées sur les énergies renouvelables, sont capables de réduire les émissions de carbone, d'environ 40 % [20, 21]. Les principaux avantages environnementaux des DG sont qu'elles comprennent sont à faible bruit, avec une faible émission et une énergie plus propre [8].

1.6 Algorithmes et méthodes d'optimisation pour l'intégration de DG

Nombreuses méthodes et techniques d'optimisation ont été utilisées pour résoudre le problème l'intégration optimale des DG sur les réseaux de distribution. Dans ce sens, des algorithmes mono-objectif et multi-objectifs ont été mis au point pour résoudre ce problème même si des hybridations entre deux ou plusieurs algorithmes hybrides ont été proposés. Parmi ces méthodes, la plus utilisée est la méthode d'optimisation par essaims de particules (PSO).

La plupart des chercheurs se sont concentrés sur la minimisation de P_{Loss} , Cependant, cela n'exclut pas l'utilisation d'autres fonctions objectifs comme Q_{Loss} , VSI , VD , et les coûts, etc. L'algorithme le plus utilisé dans la littérature est l'algorithme PSO avec ses différentes versions.

Par exemple **Kansal et al.** [44] ont utilisé le PSO avec succès pour optimiser l'intégration de Type 1, Type 2 et Type 3 de DG avec l'utilisation d'un facteur de puissance optimal afin de réduire P_{Loss} .

Kumari et al. [45] ont comparé PSO avec une version modifiée appelé Nouvel PSO (NPSO) en considérant la réduction de P_{Loss} et l'amélioration du profil de tension comme facteurs décisifs. **Manafi et al.** [46] font une comparaison numérique entre cinq différentes versions de PSO qui sont utilisées pour minimiser P_{Loss} par l'intégration de multi sources de DG.

D'autre part, l'intégration de quatre types de DG a été étudiée par **Hien et al.** [47] pour minimiser Q_{Loss} en utilisant PSO.

Kayal et Chanda [48] ont proposé une fonction multi-objectifs qui se concentre sur la minimisation de P_{Loss} et l'amélioration de VSI . Ils ont l'utilisé avec un nouveau facteur de stabilité de tension et PSO pour étudier l'intégration de générateur PV et WT .

Li et al. [49] ont proposé le niveau de tension et P_{Loss} pour les optimisés simultanément en utilisant le PSO amélioré pour l'intégration de PV , WT , pile à combustible et biomasse en étudiant cinq cas fournis.

En utilisant PSO, l'intégration de WT, PV et pile à combustible a été réalisée par **HassanzadehFard et Jalilian**, [2], en tenant compte des avantages économiques de minimisation du coût total.

1.6.1 Algorithmes et méthodes pour l'optimisation mono-objectif

L'intégration des DG reflète l'optimisation des pertes et l'amélioration du profil de tension du réseau de distribution. Cette tâche n'est pas très simple à réaliser, les chercheurs ont donc essayé plusieurs algorithmes et méthodes pour minimiser les pertes de puissance et d'énergie. Parmi ceux qui ont utilisé les pertes comme fonction objectif à minimiser on peut citer :

Ma et al. [33] qui ont introduit une étude analytique concernant l'impact des DG sur les pertes annuelles d'énergie, pour mener cette étude. Les auteurs ont proposé un indicateur de perte annuelle d'énergie, cet indicateur est capable d'estimer les pertes d'énergie des réseaux à basse tension pour un large éventail de scénarios concernant à la fois l'installation de DG et les structures de réseau.

Abu-Mouti et El-Hawary [28] ont proposé l'algorithme de Colonie d'Abeilles Artificielles (ABC) qui a été appliqué pour déterminer l'emplacement, la taille optimale ainsi que le facteur de puissance des DG. Pour montrer l'efficacité de l'algorithme utilisé, différents cas d'études sont réalisés avec deux scénarios de charge. Dans le premier, les charges sont supposées comme consommation normale, tandis que, les charges dans le second sont augmentées de 50%.

Natarajan et al. [40] ont utilisé l'algorithme de Colonie d'Abeilles Artificielles Chaotiques (CABC) pour l'intégration de deux types différentes des DG placées séparément. Le premier, peut fournir seulement de la puissance active P (Type 1), tandis que le deuxième peut fournir les deux puissances active et réactive P et Q (Type 3) avec un facteur de puissance fixé à 0.866 p.u..

Hassan et al. [50] ont proposé l'Algorithme Génétique Lagrangien Augmenté (ALGA) pour l'intégration de PV et WT, prenant en compte le nombre des DG, la taille de chaque unité ainsi que leur type (type 1 (PV) ou type 3 (WT)).

Une version modifiée de l'algorithme d'Optimisation de la Recherche de Nourriture Bactérienne (MBFO) a été utilisée par **Devi et Geethanjali** [51]. Cette modification a été proposée pour améliorer la vitesse de convergence. Les DG de Type 1 ont été choisis pour tester l'algorithme proposer et le profil de tension et également amélioré grâce à la réduction des pertes.

Martín García et Gil Mena [52] ont appliqué l'algorithme d'Optimisation Basée sur

l'Enseignement et l'Apprentissage Modifié (MTLBO) pour l'intégration DG de Type 1, l'efficacité de l'algorithme a été montrée par l'utilisation de DG multi sources (1 à 7 DG).

L'Algorithme d'Optimisation de Fourmilions (ALO) a été appliqué efficacement dans les travaux de **Dinakara Prasad Reddy et al.** [32] pour intégrer trois types de DG Type 1, Type 2 et Type 3 avec comparaison entre eux, ces unités fonctionnent à un facteur de puissance unitaire et un facteur de puissance fixé à 0.9 en retard. Les auteurs ont effectué une étude comparative de ces trois types de DG, qui montre que le type 3 avec le facteur de puissance 0.9 est plus efficace.

Injeti et Prema Kumar [53] ont introduit une méthodologie basée sur l'algorithme de Recuit Simulé (SA) et le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP). Ce dernier est utilisé pour l'estimation des emplacements initiaux, ce qui aide essentiellement à réduire l'espace de recherche. Multi sources de DG ont été intégrées avec la considération de la pénétration maximale de DG dans une plage de 0 à 70 % de la charge totale plus les pertes.

L'algorithme de Pollinisation des Fleurs (FPA) a été a été présenté par **Sudabattula et Kowsalya** [54] pour intégrer les sources d'énergie photovoltaïque. Premièrement, les meilleurs emplacements ont été identifiés par le facteur de stabilité en tension, puis l'algorithme FPA a été utilisé pour déterminer leurs tailles. Les auteurs ont utilisé des modèles probabilistes appropriés pour modéliser l'irradiance solaire et déterminer la puissance de sortie exacte des sources photovoltaïque. Différentes saisons sont considérées dans cet étude avec différents niveaux de pénétration des sources photovoltaïque. L'algorithme FPA a été utilisé également par **Reddy et al.**

L'algorithme FPA a été également utilisé par **P. D. P. Reddy et al.** [55] associé à la méthode du vecteur indice (appelée index vector method). Ce qui a permis aux auteur de déterminer l'emplacement et taille optimaux des DG de Type 1, Type 2 et Type 3. Les auteurs ont conclu que les meilleurs résultats peuvent être obtenus avec le type 3.

Kamarudin et al. [56] ont appliqué l'algorithme de Luciole (FA) pour l'intégration des DG de Type 1 où deux cas ont été étudiés, le premier cas avec une seule DG et le second avec deux DG.

Rama Prabha et al. [57] ont utilisé une nouvelle méthode pour assurer l'intégration optimale de multi sources de DG de Type 1. Dans cette étude les auteurs se sont basés sur deux facteurs. Le premier est le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP), ce qui leur a permis de déterminer l'emplacement optimal de DG, et d'identifier que le jeu de barre à sensibilité plus élevée est le meilleur emplacement. Et le second, est l'algorithme de goutte d'eau intelligente (IWD) pour déterminer la taille optimale des DG.

Nguyen et al. [29] ont proposé une modification de l'algorithme de la Recherche

Fractale Stochastique (SFS), pour améliorer les performances en intégrant des cartes chaotiques. Deux mécanismes différents d'optimisation des variables de décision du problème sont considérés. Le premier est d'utiliser un nombre fixe de DG, 1, 2 ou 3, et le second est de considérer, le nombre optimal de DG de Type 1.

Sultana et Roy [35] ont intégré multi sources de DG de Type 1 et Type 3 sur trois réseaux différents en utilisant l'algorithme de Troupeau de Krill (KHA). Les DG fonctionnent à un facteur de puissance unitaire et un facteur de puissance fixé à 0.866.

Suresh et Belwin [58] ont réalisé une étude qui basée sur le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP) qui a été utilisé pour trouver les jeux de barres avec les pertes les plus élevées pour les sélectionnés comme le meilleur emplacement pour le placement de DG, puis l'Algorithme de la Libellule (DA) a été utilisé pour déterminer sa taille optimale. Deux types de DG différentes ont été étudié, Type 1 et Type 3 avec un facteur de puissance 0.9. Les auteurs ont conclu que les meilleurs résultats sont obtenus avec un DG de type 3 fonctionnant avec le facteur de puissance 0.9

Hemeida et al. [31] ont proposé trois cas pour l'intégration de DG de Type 1 par l'algorithme d'Optimisation par la Recherche de Nourriture pour les Raies Manta (MRFO), ces cas sont l'intégration de 1, 2 et 3 DG.

Le même Type de DG a été utilisé par **T. P. Nguyen [30]** par l'application de l'algorithme de la Recherche Par Organismes Symbiotiques (SOS). Le nombre de DG proposée dans cette étude peut aller jusqu'à 7.

Le tableau 1.2 regroupe les études effectuées dans la littérature par les différents chercheurs qui utilisent une fonction mono-objectif pour l'intégration de plusieurs types de la DG sur les différents réseaux de distributions :

Tableau 1.2 : Algorithmes et méthodes pour l'optimisation mono-objectifs

Réf.	Algorithme	Fonction objectif	Type de DG	Réseaux étudiés
[44]	PSO	P_{Loss}	Type 1, 2, et 3	IEEE 33 et 69-JB
[46]	5 versions de PSO		Type 1	IEEE 33 et 69-JB
[28]	ABC		Type 2 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[40]	CABC		Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[50]	ALGA		Type 1 et 3	IEEE 33, 69 et 119-JB
[45]	PSO Nouvel PSO		Type 1	IEEE 15 et 33-JB
[51]	MBFO		Type 1	IEEE 12, 34 et 69-JB
[59]	MSFLA		Type 3	IEEE 30-JB
[52]	MTLBO		Type 1	IEEE 69 et 118-JB

[32]	ALO		Type 1, 2 et 3	IEEE 15, 33, 69 et 85-JB
[54]	FPA		Type 1 (PV)	IEEE 33 et 69-JB
[55]	FPA		Type 1, 2 et 3	IEEE 15, 34 et 69- JB
[56]	FA		Type 1	IEEE 33-JB
[57]	IWD		Type 1	IEEE 10, 33, et 69-JB
[29]	CSFS		Type 1	IEEE 33, 69 et 118-JB
[35]	KHA		Type 1 et 3	IEEE 33, 69 et 118-JB
[58]	DFA		Type 1 et 3	IEEE 15, 33 et 69-JB
[31]	MRFO		Type 1	IEEE 33, 69 et 85-JB
[30]	SOS		Type 1	IEEE 33, 69 et 118-JB
[47]	PSO	Q_{Loss}	Type 1, 2, 3 et 4	IEEE 33 et 69-JB Lào Cai 173-JB

1.6.2 Algorithmes et méthodes pour l'optimisation multi-objectifs

Les problèmes d'optimisation multi-objectifs sont difficiles à résoudre dans la mesure où les objectifs optimisés sont généralement en conflit les uns avec les autres. Il est généralement difficile de trouver une solution optimale qui satisfasse tous les objectifs du point de vue mathématique [60].

Kayalvizhi et Vinod Kumar [61] ont proposé une stratégie basée sur la grille qui a été intégrée dans l'algorithme multi-objectifs de Recherche d'Harmonie (HSA) pour la planification optimale des DG dispatchables et non dispatchables tels que l'éolienne, le solaire et le générateur diesel. En plus de l'optimisation de l'emplacement et de la taille des DG, le facteur de puissance du générateur diesel a été considéré comme objectif à atteindre. Cette étude est réalisée afin de minimiser trois objectifs conflictuels, les pertes d'énergie, VD et le coût de l'intégration des DG.

La nouvelle approche basée sur l'algorithme d'Optimisation de la Recherche de Nourriture Bactérienne (BFO) et le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP) a été proposée par **Imran et Kowsalya [62]**. Le FSP est utilisé pour identifier les emplacements optimaux pour l'installation des DG, tandis que l'algorithme BFO est utilisé pour trouver leurs tailles optimales. Les auteurs ont proposé une fonction objectif pour réduire P_{Loss} et les coûts opérationnels et améliorer le VSI . La performance et l'efficacité de l'approche a été démontré par l'utilisation des DG de Type 1 et Type 3 avec un facteur de puissance fixé à 0.866 et des différents modèles de charge à trois niveaux de consommation, 50%, 100% et 160%..

Saha et Mukherjee [63] ont proposé l'algorithme Recherche par Organismes Symbiotiques chaotique (CSOS) pour minimiser P_{Loss} , Q_{Loss} , VD et améliorer VSI par l'intégration des DG de Type 1 et Type 3 qui fonctionnent à trois facteurs de puissance différents, un facteur de puissance unitaire, 0.85 et 0.95 en retard. Les auteurs ont proposé également différents scénarios de fonctionnement pour quatre modèles de charges, résidentielles, commerciales, industrielles et mixtes.

Selim et al. [64] ont suggéré une méthode basée sur la théorie de chaos qui a été intégrée dans l'algorithme de Sinus Cosinus (CSCA). La théorie de chaos a été utilisée pour mettre à jour les paramètres de l'algorithme SCA et améliorer son taux de convergence et éviter son piègeage dans les solutions optima locaux. Des fonctions mono et multi-objectifs ont été proposées, la fonction mono-objectif a été formulée pour minimiser P_{Loss} , et la fonction multi-objectifs a été formulée pour minimiser P_{Loss} , VD et maximiser VSI . Ces objectifs sont réalisés par l'intégration de 1, 2 et 3 DG de Type 1 (PV). Pour évaluer l'impact de la nature intermittente des ressources énergétiques renouvelables sur le réseau de distribution, les auteurs ont utilisé des charges typiques et des profils de puissance photovoltaïque à différentes saisons de l'année.

L'algorithme d'Évolution Différentielle Chaotique Basée sur l'Opposition (MOCDE) a été proposé par **Kumar et al.** [65] pour l'intégration de multi sources de DG de Type 1 afin de minimiser les pertes économiques annuelles qui comprennent les coûts d'installation, de fonctionnement et d'entretien, P_{Loss} et VD . Trois cas d'étude différents sont considérés et dans chaque cas divers objectifs à atteindre sont proposés.

Prabha et Jayabarathi [66] ont proposé le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP) pour déterminer les emplacements optimaux des multi sources de DG de Type 1 et Type 3 avec un facteur de puissance fixé à 0.866. D'un autre côté, l'algorithme d'Optimisation par Mauvaises Herbes (IWO) a été utilisé pour trouver leurs tailles, la méthode proposée a été utilisée pour minimiser P_{Loss} et le coût d'exploitation et améliorer VSI . Différents types de charges ont été proposés avec différents niveaux de consommation, 50%, 100%, et 160%.

L'étude comparative entre l'algorithme de Recherche Gravitationnelle (GSA), les algorithmes : de Recherche Gravitationnelle Amélioré (IGSA), et PSO a été réalisée par **Daud et al.** [67], ces algorithmes ont été utilisés pour intégrer les sources d'énergie PV afin de minimiser P_{Loss} , VD , la distorsion harmonique totale de la tension moyenne et de l'amplitude de la chute de tension moyenne du système.

Le FSP et L'algorithme d'Optimisation par Fourmilions (ALO) ont été proposé par **Ali et al.** [41] pour l'intégration de PV et WT dans divers systèmes de distribution. Premièrement, le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP) a été utilisé pour déterminer les jeux de barres candidats à l'installation des DG, puis l'algorithme ALO a été utilisé pour trouver leur emplacement et taille optimum à partir des jeux de barres sélectionnés. La

méthode proposée a été utilisée pour de réduire P_{Loss} , et améliorer VD et VSI .

L'algorithme (ALO) a été proposé également par **Hadidian-Moghaddam et al.** [68] pour l'intégration des DG de Type 1 afin de minimiser P_{Loss} , le coût total, et VD et également améliorer la fiabilité du système. En outre, au lieu de charges constantes, les auteurs ont considéré des charges variables à trois niveaux, légères, normales et lourdes.

Dans les travaux réalisés par **Selim et al.** [69], afin d'assurer une intégration optimale des DG qui fonctionnant avec des facteurs de puissance, unitaire, optimal et fixé à 0.95. Les auteurs ont proposé l'algorithme de Buse de Harris Amélioré (IHHO) mono et multi-objectifs pour minimiser P_{Loss} et VD et améliorer VSI .

Meena et al. [70] ont appliqué l'algorithme d'Optimisation par Élevage d'Éléphants Amélioré (IEHO) pour la planification des multi sources de DG de Type 1 et Type 3 avec des facteurs de puissance unitaire et fixé à 0.85 en retard. L'algorithme a été suggéré afin de minimiser P_{Loss} et VD et également améliorer VSI .

Mohamed et al. [71] ont réalisé l'intégration de la source PV par l'algorithme de Recherche Hypersphérique (HSSA) pour minimiser les pertes de l'énergie annuelles et également le coûts d'installation et de la taille du PV . La variation horaire du rayonnement solaire et la température sont prises en compte dans le calcul des coûts de la source PV .

Nguyen et al. [72] ont appliqué l'algorithme de Recherche Fractale Stochastique (SFS) pour l'intégration de multi sources de DG de Type 1 et 3 avec différentes fonctions mono et multi-objectifs qui ont été formulé pour minimiser P_{Loss} , VD , et améliorer VSI .

Ravindran et Victoire [73] ont introduit l'Algorithme Basé sur La Biogéographie (BBA) pour la planification de DG de Type 1 et 3. Trois facteurs de puissance ont été proposé, unitaire, fixe, et un modèle de facteur de puissance effectif qui a été proposé pour prérégler le facteur de puissance de chaque DG. L'intégration de multi sources de DG a été réalisé pour minimiser P_{Loss} et également améliorer le profil de tension.

L'Algorithme d'Optimisation de Coyote Amélioré (ECOA) a été proposé par **Pham et al.** [74] pour optimiser P_{Loss} , VD , et le Coût de fonctionnement total par l'intégration de DG de Type 1.

Hemeida et al. [75] ont réalisé la minimisation des P_{Loss} et VD et l'amélioration de VSI par l'algorithme d'Optimisation par la Recherche de Nourriture pour les Raies Manta. L'algorithme est proposé aussi pour l'intégration de multi sources de DG de Type 1 et 3 sous différentes valeurs de facteur de puissance, une valeur unitaire, deux valeurs fixées à 0.95, et 0.866 et également une valeur optimale.

L'intégration de nombreuses DG de Type 1 a été réalisée par **Sultana et Roy** [43] et **Quadri et al.** [76] en utilisant l'algorithme d'Optimisation Basée sur l'Enseignement et l'Apprentissage Quasi-Oppositionnel (QOTLBO) et l'algorithme d'Optimisation Basée sur l'Enseignement et l'Apprentissage Complet (CTLBO), respectivement, pour la minimisation des P_{Loss} et VD et aussi l'amélioration de VSI .

Le tableau 1.3 contient les méthodes d'optimisation utilisées dans la littérature par les différents chercheurs avec les fonction multi-objectifs pour l'intégration de plusieurs types de la DG sur les différents réseaux de distributions ;

Tableau 1.3 : Algorithmes et méthodes pour l'optimisation multi-objectifs

Réf.	Algorithme	Fonction multi-objectifs	Type de DG	Réseaux étudiés
[62]	BFO	P_{Loss} , VSI et le Coût opérationnels	Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[61]	HSA	E_{Loss} , VD et le Coût de DG	Type 1 (PV) Type 3 (WT et Diesel)	IEEE 33, 69 et 85-JB
[63]	MOCSOS	P_{Loss} , Q_{Loss} , VD , et VSI	Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[64]	CSCA	P_{Loss} , VD , et VSI	Type 1 (PV)	IEEE 33 et 69-JB
[65]	MOCDE	P_{Loss} et VD	Type 1	IEEE 33 et 69-JB
[66]	IWO	P_{Loss} , VSI et le Coût d'exploitation	Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[67]	GSA IGSA PSO	P_{Loss} , VD La distorsion harmonique totale La chute de tension moyenne	Type 1 (PV)	IEEE 69-JB
[41]	ALO	P_{Loss} , VD , et VSI	Type 1 (PV) Type 3 (WT)	IEEE 33 et 69-JB
[68]	ALO	P_{Loss} et VD , Le coût total La fiabilité de système	Type 1	IEEE 33 et 69-JB
[69]	IHHO	P_{Loss} , VD , et VSI	Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[70]	IEHO	P_{Loss} , VD , et VSI	Type 1 et 3	33, 118 et 880-JB
[71]	HSSA	E_{Loss} Le coûts du PV	Type 1 (PV)	IEEE 69 et 118-JB
[73]	BBA	P_{Loss} et le profil de tension	Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB
[43]	QOTLBO	P_{Loss} , VD , et VSI	Type 1	IEEE 33, 69 et 118-JB
[74]	ECOA	P_{Loss} , VD , et le Coût total	Type 1	IEEE 33, 69 et 85-JB
[75]	MRFO	P_{Loss} , VD , et VSI	Type 1 et 3	IEEE 33 et 69-JB

[77]	MSOS	E_{Loss}, VD et le coût annuel	Type 1(PV et Biomasse) Type 3 (WT)	IEEE 69-JB
[76]	CTLBO	P_{Loss}, VD , et VSI	Type 1	IEEE 33, 69 et 118-JB
[78]	PSO	P_{Loss} et VD	Type 1 (PV)	IEEE 12, 15, 33 et 69-JB
[48]			Type 3 (WT)	28-JB

1.6.3 Algorithmes et méthodes hybrides

Au cours des dernières années, de nombreux chercheurs ont examiné la combinaison de deux techniques d'optimisation. L'objectif est de réduire les inconvénients de certains algorithmes et d'améliorer la qualité des solutions. Différents types d'algorithmes hybrides sont proposés dans la littérature. Selon les recherches récentes, l'hybridation de deux techniques ou plus est très efficace pour résoudre le problème de IODG, parmi ces algorithmes on peut citer :

Moradi et Abedini [79] ont proposé la combinaison appelée PSO & SFL qui basé sur le PSO et le Facteur de Sensibilité aux Pertes (FSP) pour l'intégrer les DG de Type 1. Les auteurs ont proposé deux cas, dans le premier, toutes les charges du système de distribution sont modélisées comme une puissance constante. Tandis que, dans le second, les charges sont considérées comme un mixte de charges industrielles, résidentielles et commerciales. La fonction multi-objectifs utilisé dans cette étude est formulée pour minimiser P_{Loss} , VD et la stabilité transitoire.

kefayat et al. [80] ont proposé une combinaison appelée (ACO-ABC), basée sur les deux algorithmes de Colonies de Fourmis (ACO) et de Colonie d'Abeilles Artificielles (ABC). Cette dernière est réalisée pour obtenir les avantages de la capacité de recherche globale et locale des algorithmes. L'hybridation proposé a été utilisé pour la minimisation des P_{Loss} , des émissions et du coût total, et l'amélioration du VSI . Les auteurs ont utilisé un écoulement de puissance probabiliste afin d'étudier l'impact de l'incertitude sur la production d'énergie de l'éolienne et sur la demande de la charge.

Yammani et al. [81] ont suggéré l'algorithme hybride appelé ShBAT qui est le résultat de la combinaison de La propriété d'exploitation l'algorithme de Saut de Grenouille (SFLA) et l'exploration de l'algorithme de Chauves-Souris (BAT). La réduction de P_{Loss} et Q_{Loss} et l'amélioration du profil de tension et Indice de capacité de ligne sont utilisées comme des fonctions à minimiser par l'intégration de multi sources de DG de Type 1, et Type 3.

Zhao et al. [82] ont utilisé l'algorithme hybride PSO-BFO pour résoudre le problème d'optimisation multi-objectifs qui minimise P_{Loss} , VD et la différence de charge crête-vallée (peak-valley load difference). L'opérateur de croisement à deux valeurs est introduit pour échanger les informations entre les sous-populations et mettre à jour la position des particules associées. ce qui permet d'éviter que la recherche ne tombe dans la solution optimale locale. Pendant ce temps, les auteurs ont proposé également une stratégie d'ajustement adaptatif de l'inertie qui est utilisée pour améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme.

Hassan et al. [83] ont proposé une combinaison de l'Algorithme Génétique (GA) multi-objectifs qui est utilisé pour générer le front de Pareto optimal avec une fonction de logique floue et prise de décision qui sont utilisés pour obtenir la meilleure solution de minimisation de P_{Loss} et le coût d'investissement et l'amélioration de VSI par l'intégration de PV (Type 1) et WT (Type 3 avec un facteur de puissance fixé à 0.95).

L'hybridation dite HGWO est proposée par **Sanjay et al.** [84] qui est le résultat de la combinaison des opérateurs d'Algorithme Évolutionniste avec l'algorithme GWO. Ce qui permis aux auteurs d'améliorer la capacité de recherche et de trouver la solution globalement optimale. La minimisation de P_{Loss} a été utilisée comme fonction à minimisée en intégrant multi sources de DG de Type 1, Type 2 et Type 3.

Rajendran et Narayanan [85] ont réalisé la combinaison (WISPO-PSO) à partir de l'Optimisation par Essaim de Particules à Poids Amélioré (WIPSO) et d'algorithme de Recherche Gravitationnelle (GSA). cette étude est utilisée pour optimiser l'intégration de différents types et nombres de DG (Type 1, Type 2 et Type 3) afin de minimiser P_{Loss} . Les auteurs ont étudié également les avantages économiques de la DG sur la croissance de la charge annuelle du système en considérant une croissance prédéterminée de la charge.

Suman et Smarajit [86] ont effectué une hybridation appelée (ABC-CS) En combinant le comportement des algorithmes ABC et de Recherche par Coucou (CS). L'algorithme est utilisé pour la minimisation de P_{Loss} et la maximisation de profil de tension par l'intégration de multi sources de DG de Type 3. Les auteurs ont considéré également des charges résidentielles, industrielles et commerciales.

Tolba et al. [87] ont utilisé les Facteurs Sensibilité aux Pertes (FSP) avec l'algorithme hybride PSO-GSA pour l'intégration de multi sources de DG de Type 1 (PV) et Type 3 (WT) avec un facteur de puissance optimal et un autre facteur fixé à 0.866. Les FSP sont utilisés pour trouver les jeux de barres sensibles pour l'intégration DG et l'algorithme PSO-GSA est appliqué pour déterminer l'emplacement et la taille optimales des DG à partir des jeux de barres choisis. Les auteurs ont utilisé cette combinaison avec une fonction objectif optimisant ainsi les indices de P_{Loss} , VD et également du coût.

Arabi Nowdeh et al. [88] ont introduit l'algorithme multi-objectifs hybride basé sur l'enseignement et l'apprentissage et optimisation par loups gris (MOHTLBOGWO) pour optimiser P_{Loss} et la fiabilité du système par l'intégration de multi sources de DG Type 1 (PV) et et Type 3 (WT).

Quadr et al. [89] ont utilisé l'algorithme hybride HTLBO pour minimiser P_{Loss} , VD , et maximiser VSI , cette combinaison est basée sur l'hybridation de l'algorithme de Recherche d'Harmonie (HSA) et l'algorithme d'Optimisation Basée sur l'Enseignement et l'Apprentissage (TLBO). Le HSA est utilisé pour explorer l'espace de recherche avec une forte probabilité de trouver la solution globale tandis que TLBO réalise l'exploitation de l'espace de recherche pour la solution globale. Des DG de facteur de puissance unitaire ont été utilisées dans ce travail (Type 1).

Kola et T [90] ont suggéré d'hybrider l'algorithme d'Optimisation par Loups Gris (GWO) en ajoutant des opérateurs de croisement et de mutation à partir d'un algorithme évolutionniste visant à améliorer la capacité exploratoire. Cet algorithme est utilisé pour optimiser P_{Loss} et le Facteur de stabilité de tension, ainsi que l'indice de sécurité du réseau par l'intégration des multi sources de PV et WT.

Mahmoud Pesaran et al. [91] ont utilisé l'algorithme optimisation par essaims de particules génétiques hybride (HGAPSO) qui est le résultat d'hybridation de GA et PSO. L'algorithme est réalisé pour profiter des avantages des deux algorithmes et éviter les inconvénients en même temps. Les auteurs ont proposé d'optimiser les indices de P_{Loss} , Q_{Loss} et VD en intégrant des DG multi sources.

Suresh et Edward [92] ont combiné l'algorithme d'optimisation de sauterelle (GOA) et l'algorithme de Recherche par Coucou (CS) pour obtenir l'algorithme hybride (GOA-CS) qui permet d'améliorer le comportement de recherche d'algorithme GOA par le vol de Lévy de l'algorithme CS. ce dernier optimise une fonction de trois paramètres qui sont en conflits P_{Loss} , VD et le coût des puissances active et réactive générées par les DG. De plus, trois différents types de niveaux de charges sont proposés, charges nominales légères et lourdes.

Selim et al. [93] ont proposé une combinaison de l'algorithme de croissance des arbres (TGA) avec une technique analytique (ATGA). cette hybridation entre ces deux méthodes d'optimisation combine les avantages des deux techniques et élimine les inconvénients. Tout d'abord, la technique analytique est utilisée pour calculer la taille DG initiale à un certain jeux de barres. Puis l'algorithme TGA est combiné avec la technique analytique pour trouver la solution finale des emplacements et tailles optimum des DG. La fonction objectif proposée minimise P_{Loss} et VSI . Dans ce cas, les auteurs ont utilisé les Types 1, 2 et 3 de DG multi sources.

Dans le tableau 1.4, nous résumons les travaux édités dans la littérature concernant les algorithmes hybrides utilisés pour l'intégration optimale des différents DG :

Tableau 1.4 : Algorithmes et méthodes hybrides pour l'intégration de DG

<i>Réf.</i>	<i>Algorithme</i>	<i>Fonction objectif</i>	<i>Réseaux étudiés</i>
[79]	PSO & SFL	P_{Loss} , VD et Stabilité transitoire	IEEE 33-JB
[80]	ACO-ABC	P_{Loss} , VSI , Émissions, Coût total	IEEE 33 et 69-JB
[81]	ShBAT	P_{Loss} , Q_{Loss} , VSI , Émissions et Coût total	38 et 69-JB
[82]	PSO-BFO	P_{Loss} , VD La différence de charge crête-vallée	IEEE 33-JB
[83]	MOGA \ Fuzzy	P_{Loss} Coût d'investissement VSI	IEEE 33, 69 et 119-JB
[84]	HGWO	P_{Loss}	IEEE 33, 69 et 85-JB
[85]	WIPSO-GSA	P_{Loss}	IEEE 33-JB
[86]	ABC-CS	P_{Loss} , Profil de tension	30 et 141-JB
[87]	PSOGSA	Indice de P_{Loss} Indice de VD Indice de coût	IEEE 111-JB
[88]	MOHTLBOGW	P_{Loss} , Fiabilité du système	IEEE 33 et 69-JB
[89]	HTLBO	P_{Loss} , Indice de VD , VSI	IEEE 33, 69 et 118-JB
[90]	HGWO	P_{Loss} Facteur de stabilité de tension Indice de sécurité du réseau	Indien 28-JB
[91]	HGAPSO	Indices de P_{Loss} , Q_{Loss} , et VD	IEEE 33 et 69-JB
[92]	GOA-CS	P_{Loss} , VD , Coût	IEEE 33 et 69-JB
[93]	ATGA	P_{Loss} , VSI	IEEE 33- 69-JB et Portugais 94-JB

Malgré de nombreuses études dans le domaine de l'intégration optimale de DG (IODG), il existe encore des domaines non abordés qui doivent être explorés. La présente étude s'inscrit dans le contexte d'examiner l'intégration optimale des DG sur un réseau de distribution équilibré de moyenne tension qui comprend simultanément l'emplacement et la taille optimaux des DG, en tenant en compte des performances techniques des réseaux et des caractéristiques des DG. Dans le but de mieux exploiter ces deux sources éolienne et photovoltaïque, quatre algorithmes méta-heuristiques sont utilisés pour identifier les emplacements optimaux des DG en utilisant la méthode de

l'écoulement de puissance de Newton-Raphson pour calculer les quantités des pertes et des tensions. De plus, un nouvel algorithme appelé PSO-MFO est proposé, qui est le résultats d'une hybridation entre PSO et MFO, qui fusionne la meilleure force du PSO en exploitation et du MFO en phase d'exploration vers la solution optimale ciblée. Ces quatre algorithmes sont utilisés avec deux fonctions objectifs représentant une étude d'évaluation technique-économique, une fonction mono objectifs pour minimiser les pertes actives du réseau. Par ailleurs, une nouvelle fonction multi-objectifs est proposée pour optimiser trois paramètres contradictoires, la minimisation des pertes, la variation de tension et le coût annuel des pertes. L'algorithme hybride est utilisé avec une méthodologie basée sur IODG en considérant d'incertitude des charges et des sources deux sources éolienne et photovoltaïque permettant d'analyser les pertes, les tensions et les coûts sur 24 heures. Les résultats obtenus montrent qu'une installation correcte des DG peut minimiser les pertes de puissance, améliorer la stabilité de la tension et minimiser les coûts tout en satisfaisant toutes les contraintes considérées de la structure du réseau. Les méthodes utilisées contribuent à trouver des solutions de haute qualité pour le problème sous investigation. On peut affirmer que, pratiquement, les solutions des méthodes proposées pour d'égale ou de meilleure qualité que celles des autres méthodes établies dans la littérature. Les résultats de la simulation prouvent également que les algorithmes proposés sont fiables, avec une qualité de solution élevée par rapport aux autres méthodes rapportées dans la littérature.

1.7 Conclusion

Ce chapitre donne un aperçu sur les technologies de la génération distribuée (DG) basée sur les énergies renouvelables. Il nous a permis en premier lieu, de donner toutes les définitions nécessaires à la compréhension de la thématique abordée. En second lieu, cela nous a aussi permis de faire la classification des DG et leur type. Par la suite, nous avons discuté de la modélisation des sources photovoltaïque et éolienne. Nous avons explicité les avantages de l'intégration optimale des DG sur le réseau de distribution. En outre, nous avons fait un état de l'art sur l'intégration des DG renouvelables dans les réseaux de distribution.

Chapitre 2

Modélisations & Optimisations

2.1 Introduction

En raison de la croissance de la pénétration de la génération distribuée (DG), la nature du réseau de distribution est passée d'un réseau passif à un réseau actif. Les systèmes triphasés peuvent être considérés comme équilibrés. Bien qu'un certain déséquilibre puisse exister, en raison de l'asymétrie des lignes de transmission, des impédances de la machine et des tensions du système, ceux-ci sont souvent faibles et peuvent être négligés [94, 95]. Les solutions d'écoulement de puissance sont utiles pour vérifier les chutes ou les surtensions, les surcharges et l'évaluation des pertes dans un réseau. Il est également important, pour la planification de l'expansion future, d'étudier la stabilité du système pour déterminer son fonctionnement optimal, en particulier avec l'apparition de la DG dans les systèmes de distribution.

Dans ce chapitre, nous allons discuter les équations d'écoulement de puissance et leur résolution par la méthode de Newton-Raphson pour les réseaux IEEE proposés dans cette étude et ceci, avant l'intégration de DG. Nous allons traiter également les fonctions objectifs et les contraintes des réseaux de distribution et des DG. Par ailleurs, nous explicitons les concepts de base des divers algorithmes méta-heuristiques utilisés pour résoudre le problème proposé que l'on appliquera par la suite.

2.2 Calcul d'écoulement de puissance

L'écoulement de puissance est un outil important utilisé pour la planification, permettant d'avoir un aperçu des performances du système électrique en estimant les courants de ligne et les tensions des jeux de barres sur la base d'une structure de réseau connue ainsi que de la puissance injectée et consommée. Dans ce sens, l'analyse d'écoulement de puissance permet de déterminer le meilleur fonctionnement d'un système électrique et l'échange d'énergie entre les sociétés et les services publics [96–98].

L'ensemble du système électrique est modélisé comme un ensemble de jeux de barres (nœuds) interconnectés par impédance. Aux différents nœuds, des sources (générateurs) injectant des puissances complexes, et/ou des charges absorbant des puissances complexes peuvent être connectées [99]. Certains jeux de barres peuvent être désignés comme des jeux de barres PQ . Dans ce cas, les puissances active P et réactive Q du jeu de barre sont connues et l'amplitude et l'angle de tension (V, σ) sont inconnus. Généralement, le jeu de barre connecté à la charge est un bus PQ . Les autres sont désignés comme des jeux de barres PV , où la puissance active P du générateur et l'amplitude de la tension V sont connues, et la puissance réactive Q et l'angle de tension σ sont inconnus. Généralement, le jeu de barre connecté au générateur est de type PV . Le dernier type et le jeu de barre de référence, lié à un générateur, dont l'amplitude et l'angle de tension (V, σ) sont connus et les puissances active P et réactive Q sont des variables inconnues [95, 98]. Les divers types de jeux de barres sont résumés sur le tableau 2.1 :

Tableau 2.1 : Types des jeux de barres dans un réseau électrique.

Type de JB	Variables connues	Variables inconnues
Référence	V et σ	P et Q
PV	P et V	Q et σ
PQ	P et Q	V et σ

2.3 Équations d'écoulement de puissance

La première étape de l'analyse d'écoulement de puissance consiste à former la matrice d'admittance nodale Y_{bus} à l'aide des données d'entrée des lignes et des transformateurs. En utilisant Y_{bus} , La relation entre le courant et la tension dans un réseau peut être exprimée par l'équation 2.1 :

$$I_i = \sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.1)$$

Où :

$$Y_{ii} = \sum_{j=1}^n y_{ij} \quad \text{et} \quad Y_{ij} = Y_{ji} = -y_{ij} \quad (2.2)$$

En utilisant l'équation 2.1, La puissance apparente complexe dans un jeu de barre i s'écrit :

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* I_i = \sum_{j=1}^n V_i^* V_j Y_{ij} \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.3)$$

À partir de l'équation 2.3, les puissances active et réactive au jeu de barre i sont

calculées à partir des équations 2.4 et 2.5 :

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.4)$$

$$Q_i = - \sum_{j=1}^n |V_i| |V_j| |Y_{ij}| \sin(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.5)$$

Où : $V_i = |V_i| \angle \sigma_i$ est la tension au jeu de barre i , $V_j = |V_j| \angle \sigma_j$ est la tension au jeu de barre j , $Y_{ij} = |Y_{ij}| \angle \theta_{ij}$ est l'admittance shunt entre le jeu de barre i et jeu de barre j .

2.4 Écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson

La méthode de Newton-Raphson est une méthode itérative qui rapproche un ensemble d'équations simultanées non linéaires d'un ensemble d'équations simultanées linéaires en utilisant le développement en série de Taylor et les termes sont limités à la première approximation. C'est la méthode la plus itérative utilisée pour le calcul d'écoulement de puissance car ses caractéristiques de convergence sont relativement plus puissantes par rapport à d'autres processus alternatifs. En outre la fiabilité de l'approche Newton-Raphson est relativement bonne car elle peut résoudre des cas qui conduisent à des divergences avec d'autres processus populaires [96, 100].

Pour chaque jeu de barre, nous avons les termes $\Delta P_i^{(k)}$ et $\Delta Q_i^{(k)}$ qui sont connus comme les résidus de puissance et peuvent être calculés par les équations 2.6 2.7 :

$$\Delta P_i^{(k)} = P_i^0 - P_i^{(k)} \quad (2.6)$$

$$\Delta Q_i^{(k)} = Q_i^0 - Q_i^{(k)} \quad (2.7)$$

Selon la méthode de Newton, les équations 2.6 et 2.7 peuvent être développées en séries de Taylor et nous obtenons ainsi l'approximation du premier ordre de l'équation 2.8 :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = [J] \begin{bmatrix} \Delta \sigma \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Où :

$$J = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

La matrice Jacobienne J décrit la relation linéaire entre les petits changements de l'angle de tension $\Delta\sigma_i^{(k)}$ et l'amplitude de tension $|\Delta V_n^{(k)}|$ avec de petits changements de la puissance active $\Delta P_i^{(k)}$ et de la puissance réactive $\Delta Q_i^{(k)}$. Si le jeu de barre 1 est supposé comme jeu de barre de référence, l'équation 2.8 peut être écrite [101] :

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta P_n^{(k)} \\ \hline \Delta Q_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta Q_n^{(k)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2^{(k)}}{\partial \sigma_2} & \cdots & \frac{\partial P_2^{(k)}}{\partial \sigma_n} & \left| \frac{\partial P_2^{(k)}}{\partial |V_2|} \right. & \cdots & \left. \frac{\partial P_2^{(k)}}{\partial |V_n|} \right. \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial P_n^{(k)}}{\partial \sigma_2} & \cdots & \frac{\partial P_n^{(k)}}{\partial \sigma_n} & \left. \frac{\partial P_n^{(k)}}{\partial |V_2|} \right. & \cdots & \left. \frac{\partial P_n^{(k)}}{\partial |V_n|} \right. \\ \hline \frac{\partial Q_2^{(k)}}{\partial \sigma_2} & \cdots & \frac{\partial Q_2^{(k)}}{\partial \sigma_n} & \left. \frac{\partial Q_2^{(k)}}{\partial |V_2|} \right. & \cdots & \left. \frac{\partial Q_2^{(k)}}{\partial |V_n|} \right. \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial Q_n^{(k)}}{\partial \sigma_2} & \cdots & \frac{\partial Q_n^{(k)}}{\partial \sigma_n} & \left. \frac{\partial Q_n^{(k)}}{\partial |V_2|} \right. & \cdots & \left. \frac{\partial Q_n^{(k)}}{\partial |V_n|} \right. \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\sigma_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta\sigma_n^{(k)} \\ \hline \Delta|V_2^{(k)}| \\ \vdots \\ \Delta|V_n^{(k)}| \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Les éléments de la matrice Jacobienne sont des dérivées partielles des équations 2.4 et 2.5 par rapport aux modules et angles de phase des tensions. Ils peuvent être calculés comme suit :

- Les éléments de la diagonale et hors de la diagonale de J_1

$$\frac{\partial P_i}{\partial \sigma_i} = \sum_{j=1}^n |V_i||V_j||Y_{ij}| \sin(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial \sigma_j} = -|V_i||V_j||Y_{ij}| \sin(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.12)$$

- Les éléments de la diagonale et hors de la diagonale de J_2

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_i|} = 2|V_i||Y_{ii}| \cos(\theta_{ii}) + \sum |V_j||Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_j|} = |V_i||Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.14)$$

- Les éléments de la diagonale et hors de la diagonale de J_3

$$\frac{\partial P_i}{\partial \sigma_i} = \sum_{j=1}^n |V_i||V_j||Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \sigma_j} = -|V_i||V_j||Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.16)$$

- Les éléments de la diagonale et hors de la diagonale de J_4

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_i|} = 2|V_i||Y_{ii}|\sin(\theta_{ii}) + \sum |V_j||Y_{ij}|\sin(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_i|} = |V_i||Y_{ij}|\cos(\theta_{ij} - \sigma_i + \sigma_j) \quad (2.18)$$

L'équation 2.8 est résolue de manière itérative et les incréments de tension à chaque jeu de barre sont mis à jour à chaque itération. Les nouvelles estimations des tensions de jeu de barre peuvent être évaluées à l'aide des équations 2.19 obtenus :

$$\begin{bmatrix} \Delta\sigma \\ \Delta|V| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Les nouvelles estimations des tensions des jeux de barres sont :

$$\sigma_i^{k+1} = \sigma_i^k + \Delta\sigma_i^k \quad (2.20)$$

$$|V_i^{k+1}| = |V_i^k| + \Delta|V_i^k| \quad (2.21)$$

Le processus d'itération se poursuit jusqu'à la convergence est procédé.

Étant donné que les systèmes de distribution de la fin des années 60 sont radiaux et qu'ils contiennent seulement des jeux de barres de charge PQ et les jeux de barres PV sont absents [102], le calcul d'écoulement de puissance au réseau de distribution ne concerne que les jeux de barres PQ . Les étapes de la méthode de Newton-Raphson sont comme suit [95, 98] :

1. Entrer des données du réseau,
2. Définir la tolérance de convergence ϵ et le nombre maximum d'itération K_{max} ,
3. Initialiser les tensions à tous les jeux de barres sauf le jeu de barre de référence,
4. Former la matrice d'admittance Y_{bus} ,
5. Calculer les valeurs de P_i et Q_i en utilisant les tensions des jeux de barres disponibles,
6. Calculer ΔP et ΔQ à partir de P et Q calculés à l'étape précédente,
7. Vérifiez si les valeurs de ΔP et ΔQ sont inférieurs à la tolérance de convergence ϵ prédéfinie,
8. Si la convergence a été atteinte, calculer les pertes et les tensions et terminez la procédure,
9. Si aucune convergence n'a été atteinte, calculer les éléments de J ,
10. Calculer ΔV et $\Delta\sigma$,

11 . Mettre à jour les valeurs de V et σ à partir ΔV et $\Delta\sigma$ et revenez ensuite à l'étape 5 et répétez la procédure.

La figure 2.1 représente un organigramme simplifié de cette procédure :

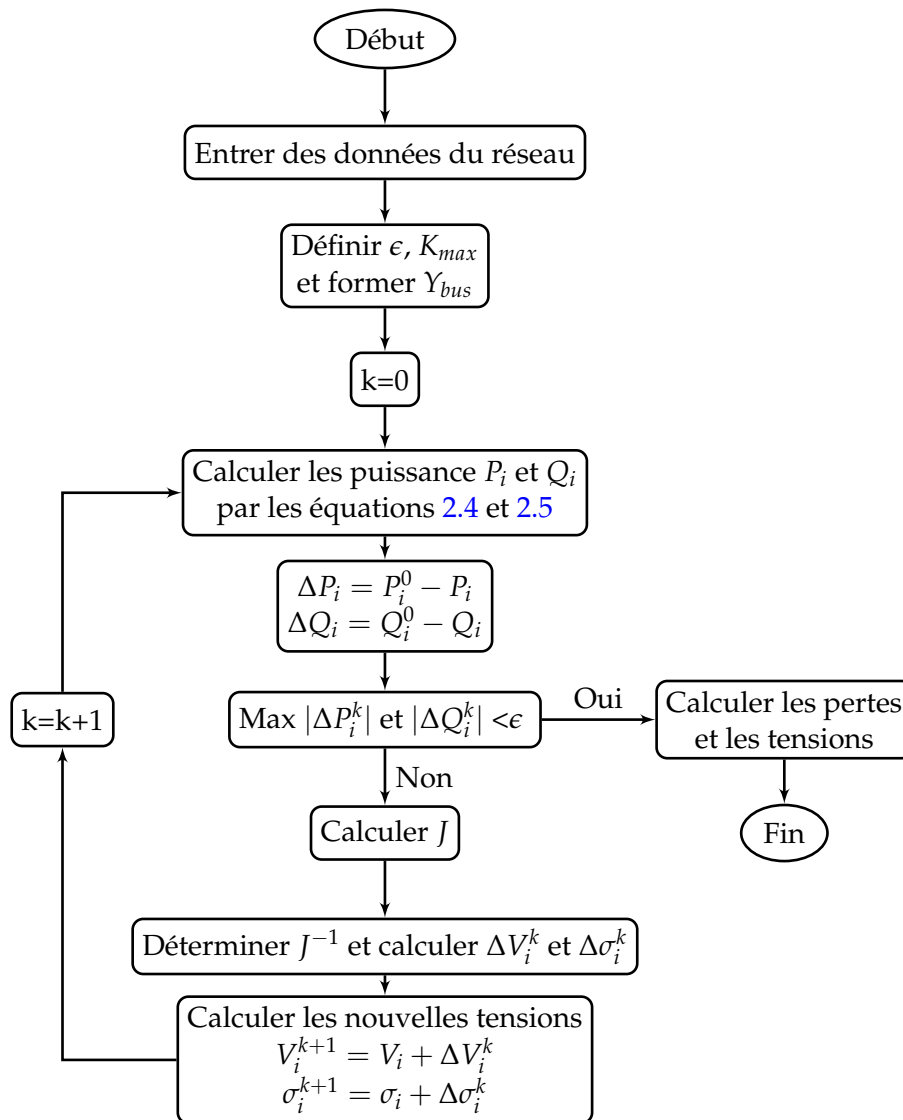


Figure 2.1. Organigramme de la méthode Newton-Raphson pour les jeux de barres PQ

2.5 Solution d'écoulement de puissance avant l'intégration de DG

Nous avons utilisé trois réseaux de distribution avec différentes tailles et complexités (IEEE standard 33, 69 et 118-JB), pour présenter les avantages de l'intégration des DG. Les systèmes IEEE sont largement utilisés dans la littérature sur la planification et l'exploitation des systèmes de distribution [103]. Par la suite, nous présentons Les schémas unifilaires, les informations et les données de base ainsi que les résultats de la solution d'écoulement de puissance des systèmes proposés.

2.5.1 Réseau IEEE 33-JB

Le premier système testé dans ce travail est le réseau de distribution IEEE 33-JB, ce réseau est composé de 33 jeux de barres et 32 lignes, avec des charges de 3715 kW et 2300 kVar, et une tension nominale de 12.66 kV. Le schéma unifilaire de ce réseau est représenté sur la figure 2.2 et les données des paramètres des lignes et des charges sont représentées en annexe A.1

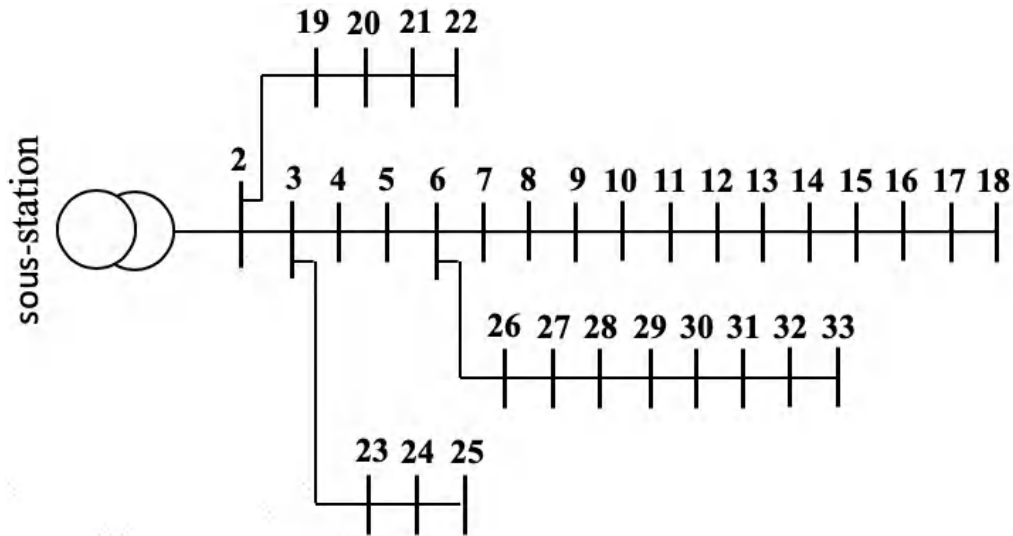


Figure 2.2. Schéma unifilaire de réseau IEEE 33-JB

Les résultats d'analyse d'écoulement de puissance pour ce réseau sont regroupés dans le tableau 2.2

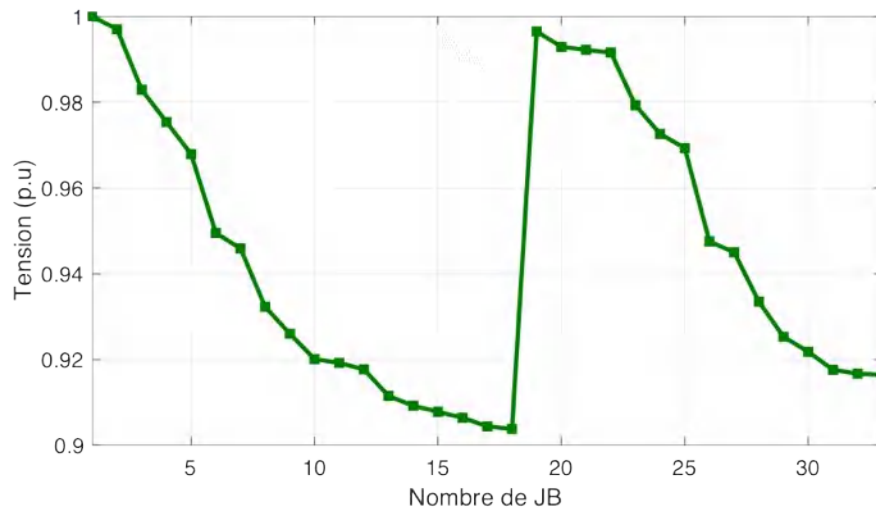
Tableau 2.2 : Résultats d'écoulement de puissance pour le réseau IEEE 33-JB

Paramètres	P_d (kW)	Q_d (kVar)	P_{Loss} (kW)	Q_{Loss} (kVar)	V_{max} (p.u.)	V_{min} (p.u.)
Valeurs	3715	2300	210.9875	143.1284	1.0000	0.9038

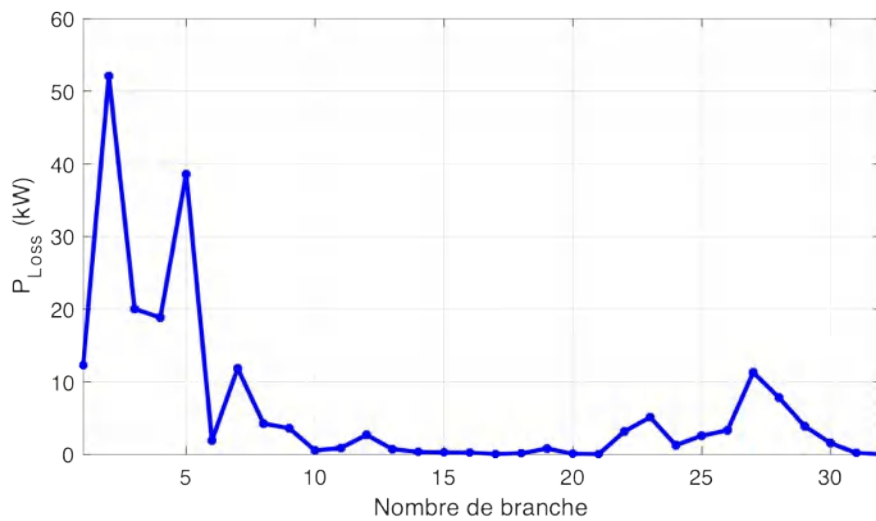
La figure 2.3 représente le profil de la tension et les pertes actives et réactives obtenus avant l'intégration de DG pour le réseau de distribution IEEE 33-JB. La figure 2.3 (a), montre qu'il y a une chute de tension entre les jeux de barres 6 à 18 et de 26 à 33. Le jeu de barre 18 présente la plus faible valeur de la tension de 0.9038 p.u.. A partir des figures 2.3 (b), et 2.3 (c), on peut relever que les pertes actives et réactives sont plus élevées aux jeux de barres 2 et 3 et 5, et sont égales à 52.0768 kW, 20.0534 kW et 38.5656 kW et 26.5243 kVar, 10.2130 kVar, 33.2917 kVar, respectivement.

représente le profil de la tension et les pertes actives et réactives obtenus avant l'intégration de DG pour le réseau de distribution IEEE 33-JB. La figure 2.3 (a), montre qu'il y a une chute de tension entre les jeux de barres 6 à 18 et de 26 à 33. Le jeu de barre 18 et le plus faible et la tension au ce jeu de barre et 0.9038 p.u.. De la figure 2.3 (b), et 2.3 (c), les pertes actives et réactives plus élevées aux jeux de barres 2 et 3 et 5, qui sont

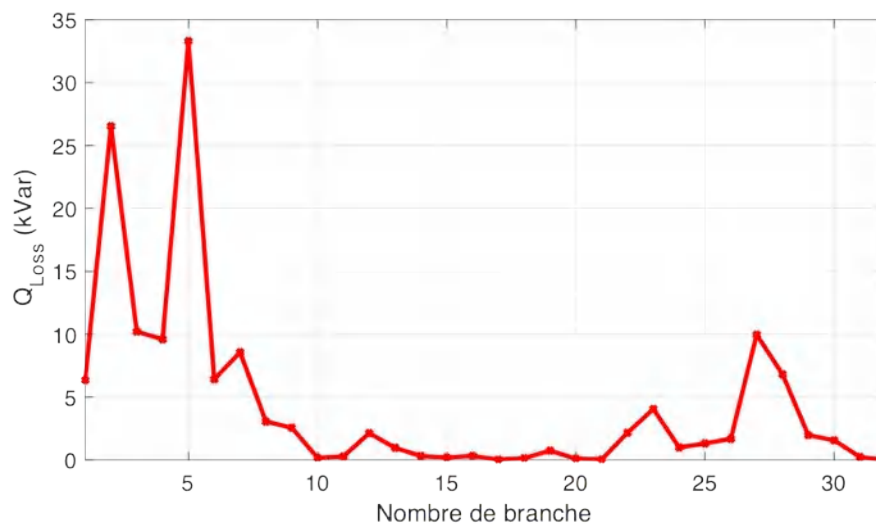
égales à 52.0768 kW, 20.0534 kW et 38.5656 kW et 26.5243 kVar, 10.2130 kVar, 33.2917 kVar, respectivement.



(a)



(b)



(c)

Figure 2.3. Solutions d'écoulement de puissance de RDE IEEE 33-JB : a). Tension, b). P_{Loss} , c). Q_{Loss}

2.5.2 Réseau IEEE 69-JB

Le deuxième système est le réseau IEEE 69-JB, qui est composé de 69 jeux de barres et 68 lignes de distribution avec une charge active de 3791.89 kW et une charge réactive de 2694.10 kVar, leur tension nominale est de 12.66 kV, le schéma unifilaire de ce réseau est illustré sur la figure 2.4 et les données des paramètres des lignes et charges sont représentées en annexe A.2

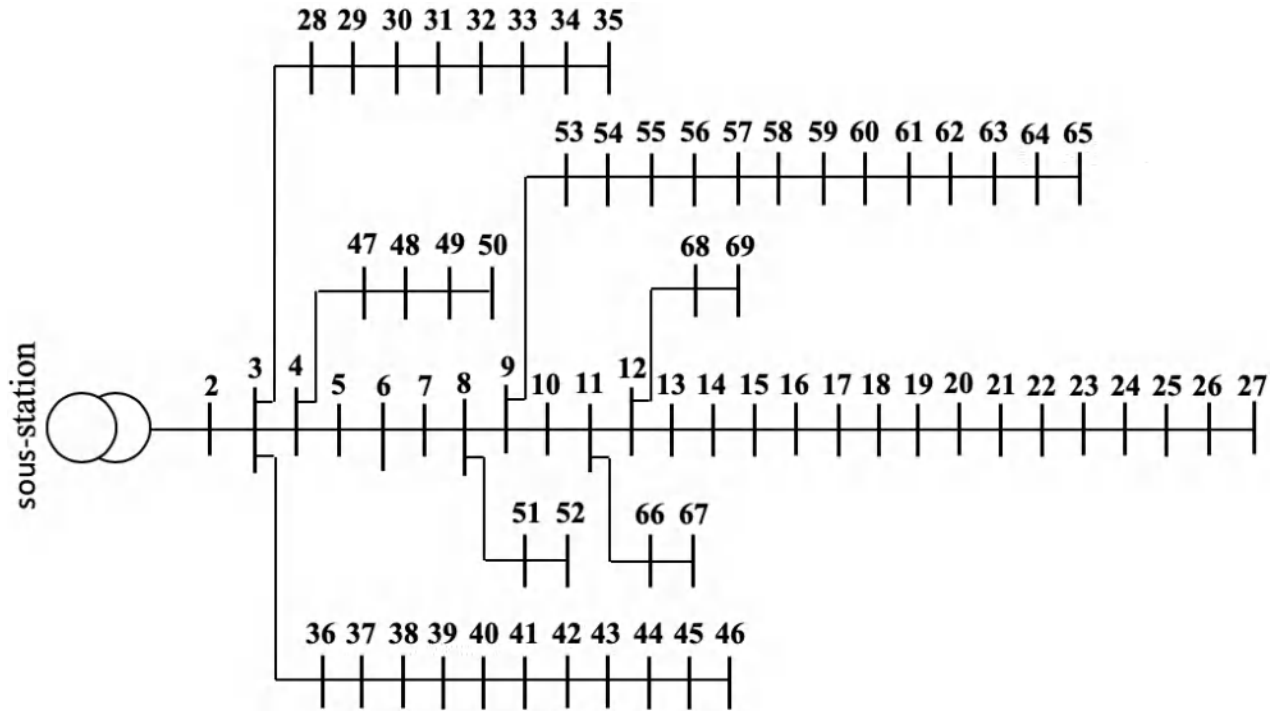


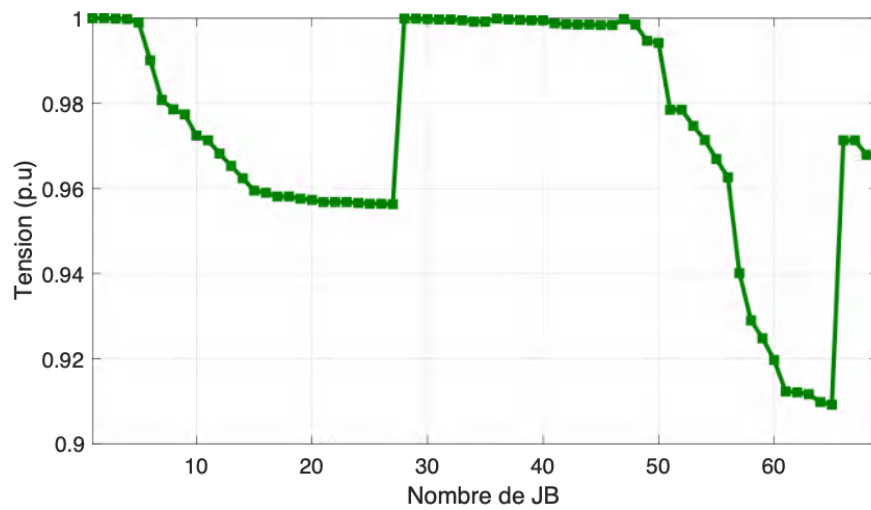
Figure 2.4. Schéma unifilaire de réseau IEEE 69-JB

Les résultats d’analyse d’écoulement de puissance concernant le réseau 69-JB sont représentés sur le tableau 2.3

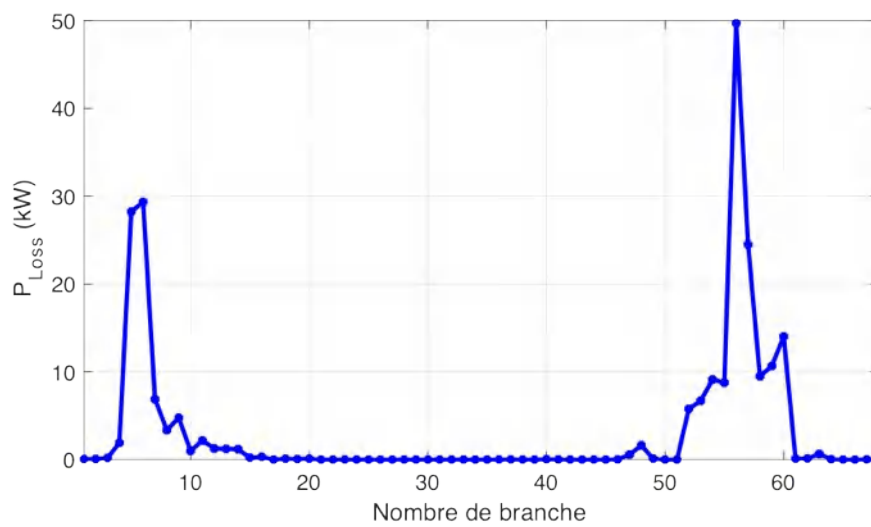
Tableau 2.3 : Résultats d’écoulement de puissance pour le réseau IEEE 69-JB

Paramètres	P_d (kW)	Q_d (kVar)	P_{Loss} (kW)	Q_{Loss} (kVar)	V_{max} (p.u.)	V_{min} (p.u.)
Valeurs	3791.89	2694.10	224.9480	102.1406	1.0000	0.9092

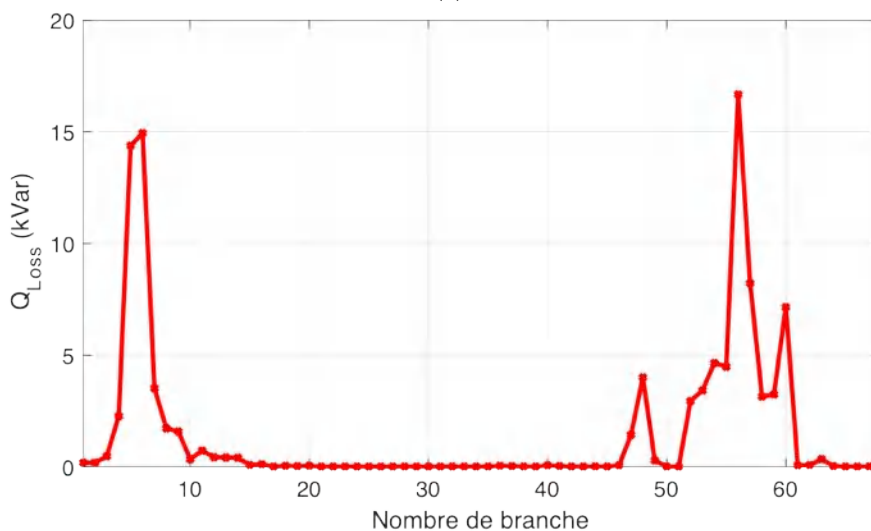
Le profil de la tension et les pertes actives et réactives obtenus avant l’intégration de DG pour le réseau de distribution IEEE 69-JB sont représentés sur la figure 2.5. A partir de la figure 2.5 (a), les jeux de barres 57 à 65 ont les plus faibles valeurs de la tension, avec une valeur minimale de 0.9092 p.u. au jeu de barre 65. A partir des figures 2.5 (b), et 2.5 (c), les pertes actives et réactives sont plus élevées au branches numéro 56, 6, 5, 57, 60. Les valeurs des pertes actives sont égales aux 49.6845 kW, 29.3431 kW, 28.2354 kW, 24.4891 kW, 14.0262 kW, respectivement. Alors que celles des pertes réactives sont respectivement : 16.6771 kVar, 14.9449 kVar, 14.3800 kVar, 8.2183 kVar, et 7.1444 kVar.



(a)



(b)



(c)

Figure 2.5. Solutions d'écoulement de puissance de RDE IEEE 69-JB : a). Tension, b). P_{Loss} , c). Q_{Loss}

2.5.3 Réseau IEEE 118-JB

Le troisième réseau étudié est le système IEEE 118-JB comme illustré à la figure 2.6, Il est composé de 118 jeux de barres avec une charge active de 22.710 MW et une charge

réactive de 17.040 MVar avec une tension nominale de 11 kV. Les données de ce réseau sont représentées en annexe A.3

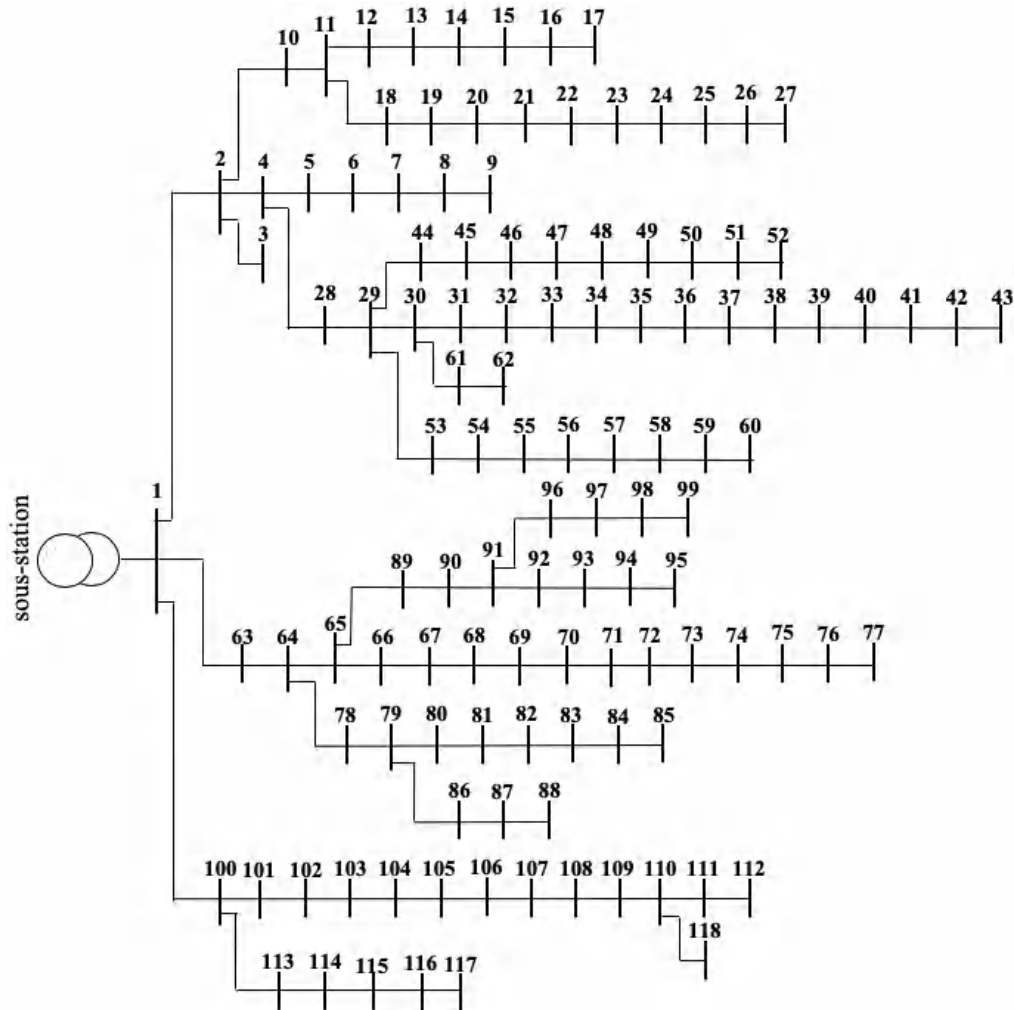


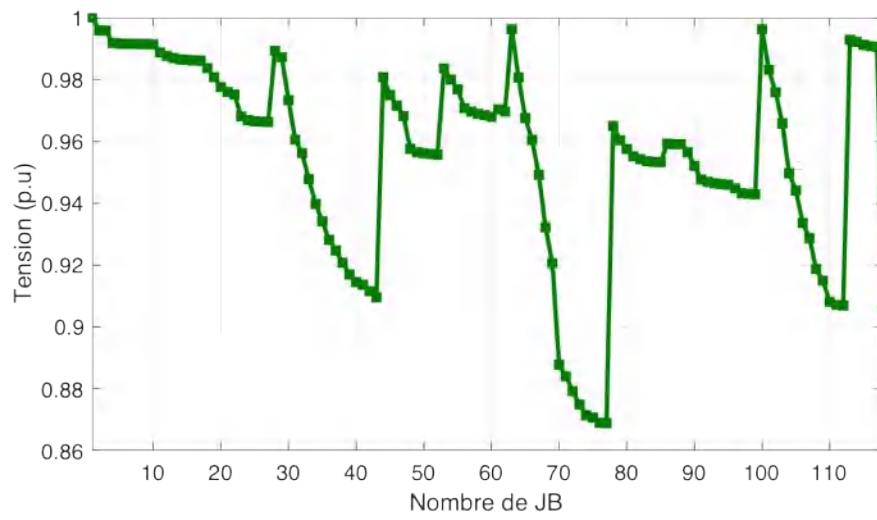
Figure 2.6. Schéma unifilaire de réseau IEEE 118-JB

La solution d'écoulement de puissance est représentée sur le tableau 2.4 :

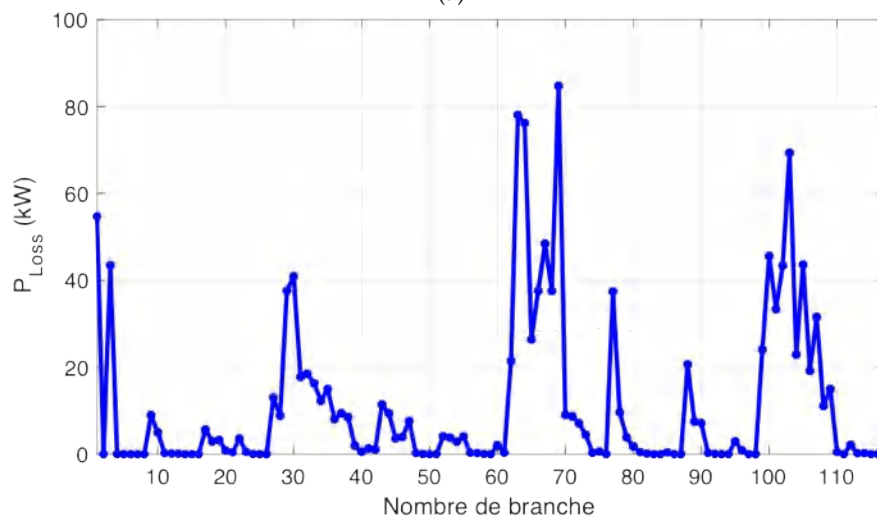
Tableau 2.4 : Résultats d'écoulement de puissance pour le réseau IEEE 118-JB

Paramètres	P_d (MW)	Q_d (MVar)	P_{Loss} (kW)	Q_{Loss} (kVar)	V_{max} (p.u.)	V_{min} (p.u.)
Valeurs	22.7097	17.0411	1297.50	978.4956	1.0000	0.8688

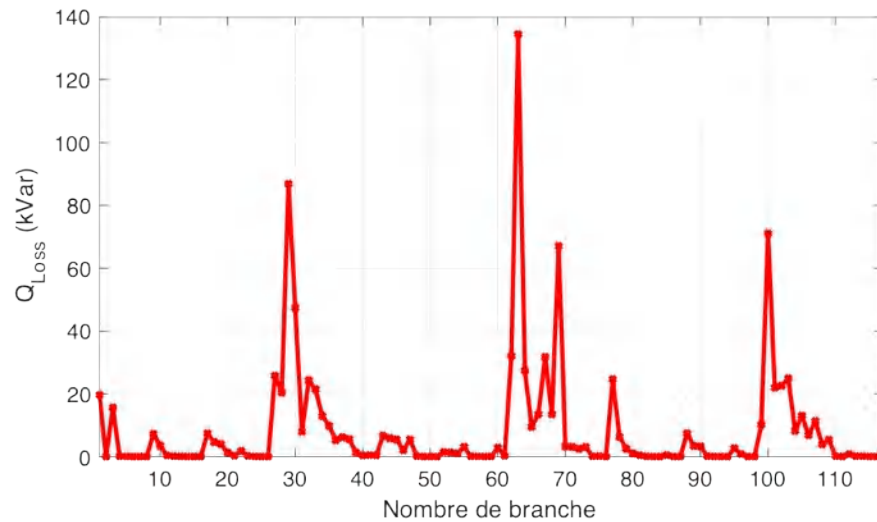
La figure 2.7 représente le profil de la tension et les pertes actives et réactives obtenus avant l'intégration de DG pour le réseau de distribution IEEE 118-JB. D'après la figure 2.7 (a), il y a une chute de tension au niveau des jeux de barres 77, 76, 75, 74, 73, 72, 71, et 70. Les valeurs des tensions correspondantes sont 0.8688, 0.8689, 0.8706, 0.8714, 0.8748, 0.8792, 0.8840, 0.8877 p.u.. Les pertes actives au niveau des jeux de barres 69, 63, 64, 103, 1, 67, 100, 105, 3, et 102 sont les plus élevées, alors que pour les pertes dans les jeux de barres 63, 29, 100, 69, 30, 62, 67, sont les plus affectées.



(a)



(b)



(c)

Figure 2.7. Solutions d'écoulement de puissance de RDE IEEE 118-JB : a). Tension, b). P_{Loss} , c). Q_{Loss}

2.6 Formulation du problème d'optimisation pour l'intégration de DG

2.6.1 Définition de l'optimisation

L'optimisation peut être définie comme le processus de conception, d'implémentation et de test d'algorithmes permettant de résoudre un grand nombre de problèmes numériques [104]. En d'autres termes, il peut être aussi, définie comme le processus de recherche des conditions donnant la valeur maximale ou minimale d'une fonction objectif, tout en satisfaisant un certain nombre de contraintes d'égalité et d'inégalité sur ses variables de décision [105]. La plupart des méthodes d'optimisation se sont concentrées sur la résolution de problèmes mono-objectif. Néanmoins, il existe un grand nombre d'applications qui nécessitent l'optimisation simultanée de plusieurs objectifs souvent en conflit, c'est pourquoi certains auteurs ont proposé des algorithmes multi-objectifs [104].

2.6.2 Problème d'optimisation mono-objectif

Ce type d'optimisation consiste à optimiser une seule fonction objectif, dont la forme générale peut être définie par la relation 2.22 :

$$\begin{cases} \min f(x), \\ g(x) = 0, \\ h(x) \leq 0 \end{cases} \quad (2.22)$$

Où $f(x)$ est la fonction objectif, $f(x)$ et $h(x)$ sont respectivement les contraintes d'égalité et d'inégalité.

2.6.3 Problème d'optimisation multi-objectifs

L'optimisation multi-objectifs est souvent divisée en deux catégories principales : les méthodes d'optimisation basées sur Pareto et les méthodes basées sur la somme pondérée.

2.6.3.1 Optimum de Pareto

La dominance au sens de Pareto pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectifs, a été proposée par le mathématicien Italien Vilfredo Pareto [106]. Plusieurs méthodes ont été développées pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectifs. La plupart de ces méthodes génèrent essentiellement un ensemble de solutions optimales de Pareto et utilisent un critère ou une règle supplémentaire pour sélectionner une solution optimale de Pareto particulière comme solution du problème d'optimisation

multi-objectifs. La forme mathématique est donnée par l'équation 2.23 :

$$\begin{cases} \min F(x) = [f_1(x), f_2(x) \dots f_n(x)] \\ g(x) = 0 \\ h(x) \leq 0 \end{cases} \quad (2.23)$$

Où $F(x)$ est le vecteur des fonctions objectif.

2.6.3.2 Méthode de la somme pondérée

Cette méthode pour l'optimisation multi-objectifs continue d'être largement utilisée non seulement pour fournir plusieurs points de solution en faisant varier les poids de manière cohérente, mais aussi pour fournir un point de solution unique, où les poids indiquent l'importance relative de chaque fonction [107, 108]. Elle a été proposée par Zadeh et al. en 1963 [109], dont l'idée principale consiste dans la transformation du problème multi-objectifs en un problème mono objectif en multipliant chaque objectif par un facteur pondéré positivement approprié, en fonction de la priorité de chaque objectif et des préférences du décideur. Ces poids vont de 0 à 1, et la somme totale doit être égale à 1 [110]. Sa forme générale est donnée par :

$$\begin{cases} \min F(x) = [\omega_1 f_1(x) + \omega_2 f_2(x) \dots \omega_n f_n(x)] \\ g(x) = 0 \\ h(x) \leq 0 \end{cases} \quad (2.24)$$

Où

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = 1 \quad \text{et} \quad \omega_i > 0 \quad (2.25)$$

2.6.4 Modélisation de la ligne de distribution

Le circuit équivalent simple pour une ligne de distribution radiale entre deux jeux de barres i et j est illustré à la figure 2.8 :

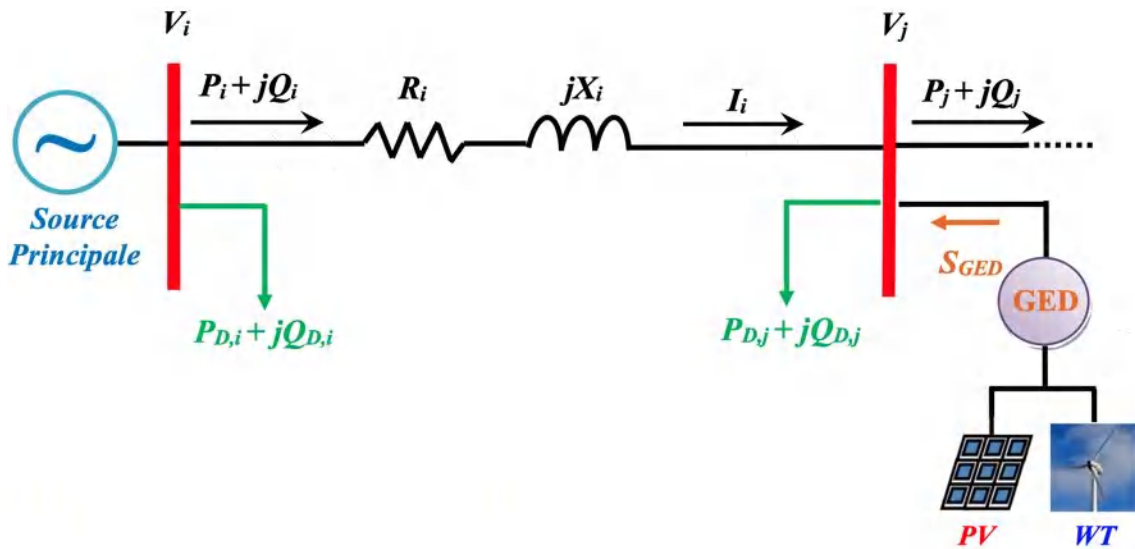


Figure 2.8. Schéma unifilaire d'une ligne de distribution.

2.6.5 Fonctions objectifs

Nous proposons deux fonctions objectifs pour résoudre le problème d'intégration optimale de la génération distribuée. La première fonction mono-objectif est basée sur la minimisation des Pertes de Puissance Active P_{Loss} , tandis que la deuxième est une fonction multi-objectifs basée sur la minimisation des Pertes de Puissance Active (P_{Loss}), la Variation de Tension Totale (TVV), et le Coût Annuel des Pertes.

2.6.5.1 Fonction mono-objectif

La fonction mono-objectif proposée est basée sur la formule des pertes de puissance actives totales selon : [111] :

$$FO = \min \sum_{i=1}^{Nbr} \sum_{j=2}^{NJB} P_{Loss}(i,j) \quad (2.26)$$

où :

$$P_{Loss}(i,j) = \alpha_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + \beta_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_i) \quad (2.27)$$

et :

$$\alpha_{ij} = \frac{R_{ij}}{V_i V_j} \cos(\sigma_i - \sigma_j) \quad \text{et} \quad \beta_{ij} = \frac{R_{ij}}{V_i V_j} \sin(\sigma_i - \sigma_j) \quad (2.28)$$

2.6.5.2 Fonction multi-objectifs

Les problèmes multi-objectifs sont souvent résolus en combinant tous les objectifs en une seule fonction objectif. Le problème d'optimisation multi-objectifs proposé consiste à mettre en œuvre trois fonctions objectifs. Ces fonctions multi-objectifs (FMO) proposées

sont basées sur la minimisation de trois paramètres qui sont l'indice de pertes de puissance active (APL_I), l'indice de la variation de tension totale (TVV_I), et l'indice de coût annuel des pertes (C_{LI}). La formule de la Fonction Multi Objectifs est basée sur la somme pondérée et les facteurs de pondération, et s'exprime par :

$$FMO = \min (\omega_1 APL_I + \omega_2 TVV_I + \omega_3 C_{LI}) \quad (2.29)$$

Où : $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3$

$$APL_I = \frac{P_{Loss}^{Après DG}}{P_{Loss}^{Avant DG}} \quad (2.30)$$

$$TVV_I = \frac{TVV^{Après DG}}{TVV^{Avant DG}} \quad (2.31)$$

Où le TVV et la variation de tension totale : [112] :

$$TVV(j) = \sum_{j=2}^{NJB} |1 - V_j| \quad (2.32)$$

$$C_{LI} = \frac{C_L^{Après DG}}{C_L^{Avant DG}} \quad (2.33)$$

Où C_L et le coût annuel des pertes [113] :

$$C_L(i,j) = P_{Loss}(i,j) \times K_p \times T \quad (2.34)$$

Où K_p est le coût incrémental de la perte de puissance est égal à 0.06 \$/kW, et T est le nombre d'heures par an est égal à 8760 h [113].

2.6.6 Contraintes du réseau de distribution et de DG

A. Contraintes du réseau de distribution :

Équilibre entre la production et la demande : La puissance active et réactive injectée dans chaque jeu de barre doit être égale à la puissance totale des charges connectées à ce jeu de barre [114].

$$P_G + P_{DG} = P_D + P_{Loss} \quad (2.35)$$

$$Q_G + Q_{DG} = Q_D + Q_{Loss} \quad (2.36)$$

Limites des tensions : L'amplitude de la tension sur chaque jeu de barre doit être limitée dans l'intervalle [0.95 p.u. 1.05p.u.] pour IEEE 33 et 60-JB et [0.9 p.u. 1.1 p.u.] pour IEEE 118-JB, selon l'équation [115] :

$$V_{min} \leq |V| \leq V_{max} \quad (2.37)$$

Limite de chute de tension : Les limites de la chute de tension (ΔV) peuvent être formulées comme suit [115] :

$$|V_1 - V_i| \leq \Delta V_{max} \quad (2.38)$$

Capacité de la ligne : L'écoulement de puissance à travers tout départ de distribution doit être conforme à la capacité thermique de la ligne [116] :

$$|S_{ij}| \leq |S_{max}| \quad (2.39)$$

B. Contraintes de DG :

Limites de capacité de DG : Les DG utilisées doivent avoir la taille autorisée dans leur plage telle que [117] :

$$P_{DG}^{min} \leq P_{DG} \leq P_{DG}^{max} \quad (2.40)$$

$$Q_{DG}^{min} \leq Q_{DG} \leq Q_{DG}^{max} \quad (2.41)$$

Limites de facteur de puissance : Le facteur de puissance de chaque DG doit être limité entre la valeur minimale et maximale représentée par l'équation 2.42 [117] :

$$FP_{DG}^{min} \leq FP_{DG} \leq FP_{DG}^{max} \quad (2.42)$$

Où :

$$FP_{DG} = \frac{P_{DG}}{\sqrt{P_{DG}^2 + Q_{DG}^2}} \quad (2.43)$$

Position des DG : Tous les jeux de barres sont valables pour l'installation des DG, à l'exclusion du jeu de barre de référence (jeu de barre 1) [118] :

$$2 \leq DG_{position} \leq NJB \quad (2.44)$$

Nombre de DG : Le nombre de DG installées dans le réseau de distribution est limité

par le nombre maximum $N_{DG.max}$ [119] :

$$N_{DG} \leq N_{DG.max} \quad (2.45)$$

Emplacement des DG : Cette contrainte est liée au fait de n'avoir qu'une seule DG installée à un certain emplacement [120] :

$$N_{DG}/Emplacement \leq 1 \quad (2.46)$$

Les limites des valeurs de contrainte pour l'installation *PV* et *WT* sont indiquées dans le tableau 2.5.

Tableau 2.5 : Limites des contraintes

Paramètres		Cas		
		33-JB	69-JB	118-JB
Nombre de JB		33	69	118
P_{DG} (kW)	Min	10	10	10
	Max	3000	3000	3000
Q_{DG} (kVar)	Min	10	10	10
	Max	2000	2000	2000
V_i (p.u.)	Min	0.95	0.95	0.9
	Max	1.05	1.05	1.1
ΔV_{max} (%)		5	5	10
FP_{DG}	Min	0.80	0.80	0.80
	Max	1.00	1.00	1.00
<i>PV</i>		✓	✓	✓
<i>WT</i>		✓	✓	✓
Nombre de DG		2	3	5

2.7 Algorithmes appliqués pour la planification de DG

2.7.1 Principe de L'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO)

L'algorithme d'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization PSO) a été introduit pour la première fois en 1995 par James Kennedy et Russell Eberhart [121], cet algorithme est inspiré du comportement social des nuées d'oiseaux ou des bancs de poissons (Figure 2.9). Dans l'algorithme PSO, au lieu d'utiliser des opérateurs génétiques, les individus sont évolués par la coopération et la compétition entre les individus eux-mêmes à travers les générations. Chaque particule ajuste son vol en fonction de sa propre expérience de vol et de l'expérience de vol de ses compagnons. Chaque individu est nommé comme une particule qui, en fait, représente une solution potentielle

à un problème [121, 122]. Trois composants influenceront le mouvement d'une particule d'une position à une autre [123] :

- La composante physique ou la composante d'inertie influence le mouvement vers la direction actuelle de la particule.
- La composante cognitive attire la particule vers la meilleure position par laquelle elle est passée jusqu'à l'itération actuelle.
- La composante sociale oriente la particule vers la meilleure position trouvée par l'essaim lors de la recherche.



(a)



(b)

Figure 2.9. (a). Vol d'oiseaux en groupe, (b). Bancs de poissons.

Dans l'algorithme PSO, chaque particule i est modélisée par un vecteur de position X_i et un vecteur de changement de position V_i appelé (vitesse) dans un espace de d dimension. La meilleure position de chaque particule est enregistrée et représentée comme P_{best} , tandis que la meilleure particule parmi toutes les particules de la population est représentée par G_{best} [122]. À chaque itération k , chaque particule est déplacée selon les équations 2.47 et 2.48 :

$$V_i(k+1) = \omega V_i(k) + c_1 r_1 (P_{best}(k) - X_i(k)) + c_2 r_2 (G_{best}(k) - X_i(k)) \quad (2.47)$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (2.48)$$

Où, c_1 et c_2 sont des coefficients d'accélération, r_1 et r_2 sont deux valeurs aléatoires dans $[0, 1]$. ω représente le poids d'inertie, pour équilibrer l'exploration et l'exploitation d'une manière générale. Il permet aussi de contrôler l'influence de la vitesse V_i actuelle sur celle de la prochaine itération, il s'exprime par [123] :

$$\omega = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) \left(\frac{k}{k_{max}} \right) \quad (2.49)$$

Où, ω_{max} et ω_{min} sont les valeurs de poids d'inertie maximum et minimum, respectivement. k_{max} est le nombre maximum d'itérations et k représente l'itération

actuelle.

A. Principe de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules modulé sinusoïdal (SMPSO)

L'algorithme SMPSO a été développé en 2015 et nommé PSO modulé sinusoïdal (SMPSO). La fonction de constriction sinusoïdale varie en fonction d'une fonction sinusoïdale tronquée entre des limites prédéfinies ζ_{min} et ζ_{max} , Les modulations suggérées pour mettre à jour le poids d'inertie dans SMPSO sont régies par [124] :

$$\zeta = \zeta_{min} + (\zeta_{max} - \zeta_{min}) \cdot \cos^2\left(\frac{\theta}{2}\right) \quad 0 \leq \theta \leq \pi \quad (2.50)$$

Où θ est calculé comme suit :

$$\theta = x \times k + y \quad (2.51)$$

x et y sont des coefficients calculés comme suit :

$$\begin{cases} x = \frac{\pi}{(k_{max} - k_{min})} \\ y = \frac{-\pi \times k_{min}}{(k_{max} - k_{min})} \end{cases} \quad (2.52)$$

Où k_{min} et k_{max} sont les itérations minimale et maximale respectivement, l'algorithme PSO s'exprime par [124] :

$$V_i(k+1) = \zeta [V_i(k) + c_1 r_1 (P_{best}(k) - X_i(k)) + c_2 r_2 (G_{best}(k) - X_i(k))] \quad (2.53)$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (2.54)$$

Le pseudo code de l'algorithme SMPSO donnée par la procédure suivante :

Algorithme 1 : Pseudo-code de l'algorithme SMPSO

```

1 début
2   Générer la population initiale  $X_i$  et le vecteur de vitesse  $V_i$ 
3   Initialiser les paramètres  $\zeta_{min}$ ,  $\zeta_{max}$ ,  $c_1$  et  $c_2$ 
4   Évaluer la valeur de la fonction objectif
5    $G_{best}$  est la meilleure solution
6    $P_{best}$  sont les meilleures particules
7   tant que  $iteration < \text{nombre maximal d'itérations}$  faire
8     Calculer  $x$  et  $y$  en utilisant l'équation 2.52
9     Calculer  $\theta$  en utilisant l'équation 2.51
10    Mettre à jour  $\zeta$  selon l'équation 2.50
11    pour  $i=1 : n$  faire
12      Mettre à jour la vitesse  $V_i$  selon l'équation 2.53
13      Mettre à jour la position de chaque particule selon l'équation 2.54
14    fin
15    Mettre à jour la meilleure solution  $G_{best}$ 
16    Mettre à jour les meilleures particules  $P_{best}$ 
17     $iteration = iteration + 1$ 
18  fin
19  Retourner  $G_{best}$ 
20 fin

```

2.7.2 Principe d'optimisation par essaim des salpes (SSA)

SSA est un nouvel algorithme méta-heuristique qui a été introduit en 2017 par Mirjalili et al. [125]. Ce dernier est basé sur la population en imitant le comportement en essaim des salpes dans la nature. Les salpes appartiennent à la famille des Salpidae et ont un corps transparent en forme de tonneau. Leurs tissus sont très similaires aux poissons-gelées. Ils se déplacent également de manière très similaire au poisson-gelée, dans lequel l'eau est pompée à travers le corps comme propulsion pour avancer [125, 126].

Modèle mathématique pour déplacer les chaînes des salpes

Pour modéliser mathématiquement les chaînes des salpes, la population est d'abord divisée en deux groupes : le leader et les suiveurs. Le leader est la salpe à l'avant de la chaîne, tandis que le reste des salpes sont considérés comme des suiveurs. Comme le nom de ces salpes l'indique, le leader guide l'essaim et les autres le suivent (directement ou indirectement) [125, 126].

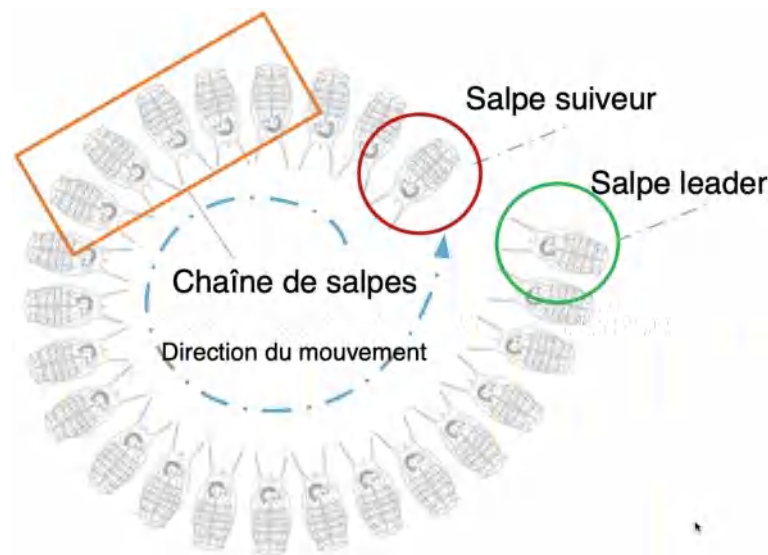


Figure 2.10. Illustration de la chaîne des salpes et du concept de leader et de suiveur [126]

La population des salpes X est constituée de N agents de d -dimensionnelle. Par conséquent, elle peut être exposée par une matrice $N \times d$ -dimensionnelle, comme le représente l'équation 2.55 :

$$x = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_d^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_d^2 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N & \dots & x_d^N \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

La position du leader, est calculé par l'équation 2.56

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 \leq 0.5 \end{cases} \quad (2.56)$$

Où x_j^1 montre la position de la première salpe (leader) dans la $j^{\text{ème}}$ dimension, F_j est la position de la source de nourriture dans la $j^{\text{ème}}$ dimension, ub_j indique la limite supérieure de la $j^{\text{ème}}$ dimension, lb_j indique la limite inférieure de $j^{\text{ème}}$ dimension, c_1 , c_2 et c_3 sont des nombres aléatoires. Le coefficient c_1 est le paramètre le plus important dans l'algorithme SSA, car il équilibre l'exploration et l'exploitation, il se définit par :

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2} \quad (2.57)$$

Où l est l'itération actuelle et L est le nombre maximal d'itérations. Les paramètres c_2 et c_3 sont des nombres aléatoires générés uniformément dans l'intervalle de $[0,1]$. Pour mettre à jour la position des suiveurs, l'équation suivante est utilisée (loi de mouvement

du Newton) :

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (2.58)$$

Le pseudo code de l'algorithme SSA est représenté comme suit :

Algorithme 2 : Pseudo-code de l'algorithme SSA

```

1  début
2  | Générer la population initiale  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ )
3  | tant que  $t < \text{nombre maximal d'itérations}$  faire
4  | | Déterminer la valeur de la fonction objectif de chaque solution
5  | | Définir  $F$  (meilleure salpe) comme la salpe leader
6  | | Mettre à jour la valeur de  $c_1$  selon l'équation 2.57
7  | | pour  $i = 1$  à  $N$  faire
8  | | | si  $i=1$  alors
9  | | | | Mettre à jour la position de leader selon l'équation 2.56
10 | | | sinon
11 | | | | Mettre à jour les positions des suiveurs selon l'équation 2.58
12 | | | fin
13 | | fin
14 | | Mettre à jour la population en utilisant les limites supérieure et inférieure des variables
15 | |  $t = t + 1$ 
16 | fin
17 | Retourner  $F$ 
18 fin

```

2.7.3 Principe d'optimisation par algorithme de baleines (WOA)

Mirjalili et Lewis ont développé l'algorithme WOA en 2016 [127] en tant que nouvelle technique méta-heuristique inspirée de la nature pour résoudre les problèmes liés à l'ingénierie et différents problèmes d'optimisation mathématique. Les comportements communs des baleines à bosse sont à la base de la WOA. Cette technique d'optimisation est inspirée de l'approche de chasse au filet à bulles des baleines à bosse qui suivent un itinéraire de forme circulaire pour chasser les petits poissons près de la surface. Ce processus d'alimentation est un comportement distinctif des baleines à bosse, ce qui rend cette optimisation unique parmi d'autres méthodes d'optimisation inspirées de la nature. Pour concevoir le modèle mathématique du WOA, trois étapes sont impliquées dans le processus de chasse au filet à bulles [127, 128].

Encercler la proie

Les baleines à bosse peuvent reconnaître l'emplacement des proies et les encercler. Étant donné que la position de la conception optimale dans l'espace de recherche n'est pas connue a priori, l'algorithme WOA suppose que la meilleure solution candidate actuelle est la proie cible, ou proche de l'optimum. Une fois le meilleur agent de recherche défini,

les autres agents de recherche essaieront donc de mettre à jour leurs positions vers cet meilleur agent de recherche. Ce comportement est représenté par les équations 2.59, 2.60 :

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (2.59)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2.60)$$

Où, D est la distance entre la $i^{\text{ème}}$ baleine et la proie, t indique l'itération actuelle, \vec{A} et \vec{C} sont les vecteurs de coefficient. \vec{X}^* est le vecteur de position de la meilleure solution obtenue jusqu'à présent, \vec{X} est le vecteur de position. Il convient de mentionner ici que X^* doit être mis à jour à chaque itération s'il existe une meilleure solution. De plus, les vecteurs A et C sont calculés à partir des équations 2.61 et 2.62 :

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (2.61)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \quad (2.62)$$

Où, a est diminué linéairement de 2 à 0 au cours des itérations, (dans les phases d'exploration et d'exploitation) et r est un vecteur aléatoire de valeur comprise dans l'intervalle $[0,1]$. L'équation 2.60 permet à tout agent de recherche de mettre à jour sa position dans le voisinage de la meilleure solution actuelle et simule l'encerclement de la proie.

Méthode d'attaque au filet à bulles (phase d'exploitation)

Afin de modéliser mathématiquement le comportement du filet à bulles des baleines à bosse, nous avons deux approches, la première consiste dans le mécanisme d'encerclement rétrécissant et la seconde est la mise à jour de la position en spirale.

1. Mécanisme d'encerclement rétrécissant

Ce comportement est obtenu en diminuant la valeur de \vec{a} dans l'équation 2.61. Noter que la plage de fluctuation de \vec{A} est également diminuée avec \vec{a} , En d'autres termes, \vec{A} est une valeur aléatoire dans l'intervalle $[-a, a]$ où a est diminué de 2 à 0 au cours des itérations, La figure 2.11 (a) montre les positions possibles de (X, Y) vers (X^*, Y^*) qui peuvent être atteintes par $0 \leq A \leq 1$ dans un espace 2D.

2. Mise à jour de la position en spirale

Comme on peut le voir sur la figure 2.11 (b), cette approche calcule d'abord la distance entre la baleine située en (X, Y) et la proie située en (X^*, Y^*) . Une équation

en spirale est ensuite créée entre la position de la baleine et de la proie pour imiter le mouvement en forme d'hélice des baleines à bosse exprimée par :

$$\vec{X}(t + 1) = \vec{D}' . e^{bl} . \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (2.63)$$

Où D' et indique la distance de la $i^{\text{ème}}$ baleine à la proie (meilleure solution obtenue jusqu'à présent), b est une constante pour définir la forme de la spirale logarithmique, l est un nombre aléatoire dans $[-1, 1]$.

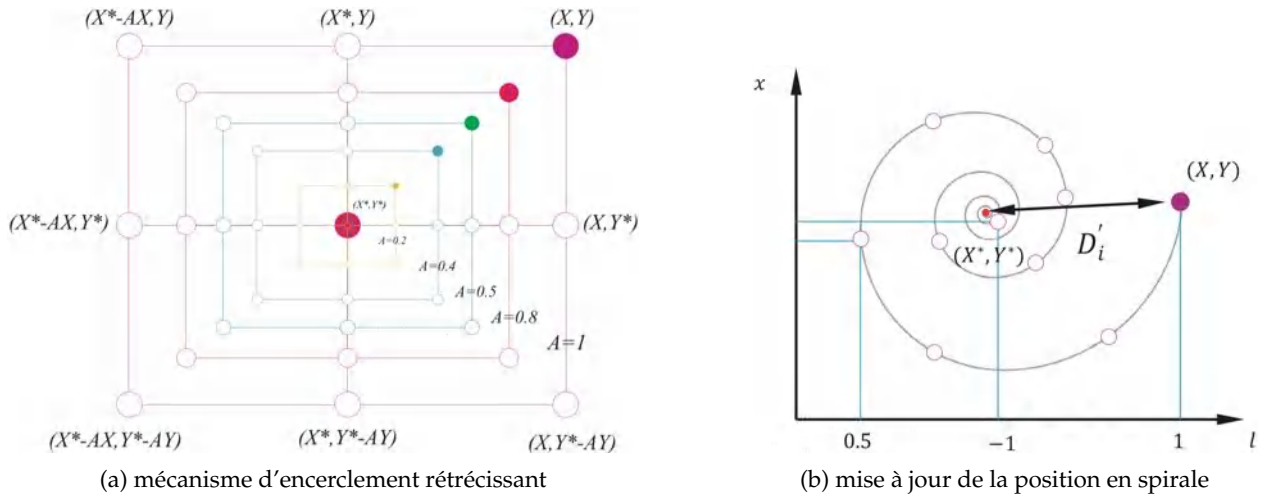


Figure 2.11. Mécanisme de recherche par filet à bulles implémenté dans WOA.

Les baleines à bosse nagent autour de la proie dans un cercle rétréci et le long d'un chemin en forme de spirale simultanément. Pour modéliser ce comportement simultané, nous supposons qu'il y a une probabilité de 50 % de choisir entre le mécanisme d'encerclement rétrécissant ou le modèle en spirale pour mettre à jour la position des baleines lors de l'optimisation. Le modèle mathématique est formulé par :

$$\vec{X}(t + 1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} . \vec{D} & \text{si } p < 0.5 \\ \vec{D}' . e^{bl} . \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & \text{si } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (2.64)$$

Où p est un nombre aléatoire dans $[0,1]$

Recherche de proies (phase d'exploration)

Une technique équivalente dépendante de la variation du vecteur A peut être utilisée lors de la recherche de la proie (exploration). Un relevé arbitraire des baleines à bosse montre qu'elles sont en vue les unes des autres et se distinguent. De la même manière, un agent de recherche en mouvement loin d'une baleine de référence devrait être qualifié dans le comportement, où $|A| > 1$. Le modèle mathématique peut être exprimé par :

$$\vec{D} = \left| \vec{C} . X_{rand} - \vec{X} \right| \quad (2.65)$$

$$\vec{X}(t+1) = X_{rand}^{\vec{}} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2.66)$$

Où X_{rand} est un vecteur de position aléatoire (une baleine aléatoire) choisi dans la population actuelle.

Le pseudo-code de l'algorithme WOA est représenté si dessous :

Algorithme 3 : Pseudo-code de l'algorithme WOA

```

1  début
2  Générer la population initiale  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n_p$ )
3  Évaluer la valeur de la fonction objectif pour chaque solution dans  $X_i$ 
4   $X^*$  est la meilleure solution
5  tant que  $t < \text{nombre maximal d'itérations}$  faire
6      pour  $i=1$  à  $n_p$  faire
7          Mettre à jour  $a, A, C, l$  et  $p$ 
8          si  $p < 0.5$  alors
9              si  $|A| < 1$  alors
10                 Mettre à jour la position de chaque baleine selon l'équation 2.60
11             sinon si  $|A| \geq 1$  alors
12                 Sélectionnez une baleine aléatoire ( $X_{rand}$ )
13                 Mettre à jour la position de chaque baleine selon l'équation 2.66
14             fin
15         sinon si  $p \geq 0.5$  alors
16             Mettre à jour la position de chaque baleine selon l'équation 2.63
17         fin
18     fin
19     Vérifier si une baleine dépasse l'espace de recherche
20     Calculer la valeur de la fonction objectif de chaque baleine
21     Mettre à jour  $X^*$  s'il existe une meilleure solution
22      $t = t + 1$ 
23 fin
24 Retourner  $X^*$ 
25 fin
  
```

2.7.4 Principe d'optimisation par papillon de nuit (MFO)

En 2015, Mirjalili a développé un nouvel algorithme basé sur la population connu sous le nom Optimisation par Papillon de Nuit (Moth-Flame Optimisation) [129]. Cet algorithme est inspiré du mouvement transversal des papillons de nuit trouvés dans la nature. Les papillons de nuit sont des insectes ayant un mécanisme de mouvement spécial dans la nuit qui est appelé orientation transversale. Ils volent la nuit en gardant un angle fixe par rapport à la lune, cette méthode est très utile pour se déplacer en ligne droite surtout lorsque la source lumineuse est éloignée. [129, 130]. Lorsque la source de lumière est proche, les papillons volent en spirale autour d'elle et finissent par converger vers elle après quelques améliorations, comme le montre la figure 2.12.

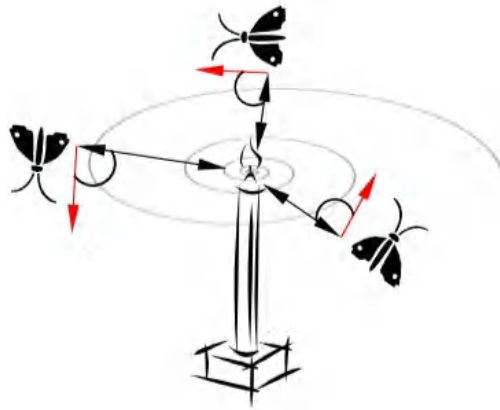


Figure 2.12. Chemin de vol en spirale autour de sources lumineuses proches.[129]

Les papillons de nuit et les flammes sont les principaux ingrédients de l'algorithme MFO où ils sont considérés comme des résultats, où les variables du problème sont la position des papillons de nuits dans l'espace. Étant donné que l'algorithme MFO est un algorithme basé sur la population, l'ensemble des papillons est représenté dans une matrice représentée par :

$$M = \begin{bmatrix} M_{1,1} & \dots & M_{1,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ M_{n,1} & \dots & M_{n,d} \end{bmatrix} \quad (2.67)$$

Où n est le nombre de papillons et d est le nombre de variables (dimension). Pour tous les papillons, nous supposons également qu'il existe un tableau pour stocker les valeurs de forme correspondantes telle que :

$$OM = \begin{bmatrix} OM1 \\ OM2 \\ \vdots \\ OM_n \end{bmatrix} \quad (2.68)$$

Où, OM est la valeur de la fonction objectif pour chaque papillon. Il existe également un ensemble de flammes indiquant la meilleure solution que tous les papillons ont trouvée. Les flammes ont une représentation matricielle similaire définie par :

$$F = \begin{bmatrix} F_{1,1} & \dots & F_{1,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{n,1} & \dots & F_{n,d} \end{bmatrix} \quad (2.69)$$

De la même manière, l'ensemble des meilleures valeurs de fonction objectif

correspondante aux flammes est stocké dans un vecteur qui est donné par :

$$OF = \begin{bmatrix} OF1 \\ OF2 \\ \vdots \\ OF_n \end{bmatrix} \quad (2.70)$$

L'algorithme MFO est une procédure de étapes qui se rapproche de l'optimal global des problèmes d'optimisation et distinct qui est définie par :

$$MFO = (I,P,T) \quad (2.71)$$

I est une fonction qui génère une population aléatoire de papillons et la valeur de fitness correspondante.

$$I : \Phi \rightarrow \{M,OM\} \quad (2.72)$$

La fonction P , qui est la fonction principale, déplace les papillons autour de l'espace de recherche.

$$P : M \rightarrow M \quad (2.73)$$

La fonction T return "*true*" si le critère d'arrêt est satisfait et "*false*" si le critère d'arrêt n'est pas satisfait :

$$T : M \rightarrow \{true, false\} \quad (2.74)$$

Avec I , P et T , le cadre général de l'algorithme MFO est défini par :

```

M = I();
tant que T(M) est egal à false
M = P(M)
fin tant que

```

Une population aléatoire de papillons est créée par I . Les valeurs des fonctions objectifs correspondantes aux papillons et qui sont donnés par :

$$M_{ij} = (ub_i - lb_i) \times rand() + lb_i \quad (2.75)$$

Où, ub et lb sont deux vecteurs comprenant les limites supérieure et inférieure des

variables de décision, sont représentés comme suit :

$$\begin{cases} ub = [ub_1, ub_2, \dots, ub_d] \\ lb = [lb_1, lb_2, \dots, lb_d] \end{cases} \quad (2.76)$$

Après l'initialisation, la fonction P est exécutée itérativement jusqu'à ce que la fonction T retourne "true".

Afin de modéliser mathématiquement le comportement des papillons, la position de chaque papillon est mise à jour par rapport à une flamme en utilisant l'équation 2.77 :

$$M_i = S(M_i, F_j) \quad (2.77)$$

Où M_i indique le $i^{\text{ème}}$ papillon, F_j indique la $j^{\text{ème}}$ flamme, et S est la fonction spirale. Tout type de fonction spirale peut être utilisé ici sous réserve des conditions suivantes :

- Le point spiral initial devrait commencer à partir du papillon.
- Le dernier point spiral devrait être la position de la flamme.
- La fluctuation de la gamme de spirale ne doit pas dépasser l'espace de la recherche.

Considérant ces points, une spirale logarithmique est définie pour l'algorithme MFO par :

$$S(M_i, F_j) = D_i \cdot e^{bt} \cdot \cos(2\pi t) + F_j \quad (2.78)$$

Où D indique la distance du $i^{\text{ème}}$ papillon pour la $j^{\text{ème}}$ flamme, b est une constante pour déterminer la forme de la spirale logarithmique, et ' t ' est un nombre aléatoire dans $[-1, 1]$. D est calculé comme suit :

$$D_i = |F_j - M_i| \quad (2.79)$$

Où M_i indique le $i^{\text{ème}}$ papillon, F_j est la $j^{\text{ème}}$ flamme, et D_i est la distance du $i^{\text{ème}}$ papillon pour la $j^{\text{ème}}$ flamme. L'équation 2.79 décrit la trajectoire spirale des papillons. De cette équation, la position suivante d'un papillon est définie par rapport à une flamme. Le paramètre ' t ' définit dans quelle mesure la position suivante du papillon doit être proche de la flamme ($t = -1$ est la position la plus proche par rapport à la flamme, tandis que $t = 1$ est la plus éloignée).

Le mouvement spiral est l'élément principal de la méthode proposée car il dicte comment les papillons mettent à jour leurs positions autour des flammes. L'équation spirale permet à un papillon de voler autour d'une flamme et pas nécessairement dans l'espace entre eux. Par conséquent, l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche peuvent être garanties. Le logarithmique spiral, l'espace autour de la flamme et la position

en fonction de différentes valeurs de t sont illustrés sur la Figure 2.13.

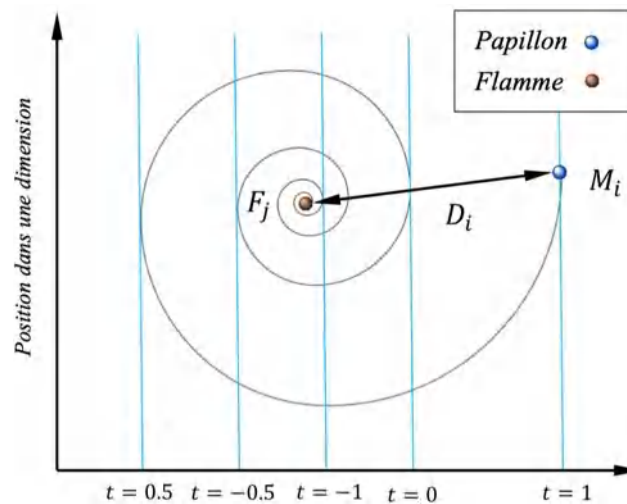


Figure 2.13. Logarithmique spirale, autour d'une flamme en fonction de t . [129]

La question qui peut se poser ici est que la mise à jour de la position dans l'équation 2.78 exige seulement que les papillons se déplacent vers une flamme, mais cela provoque le piégeage rapide de l'algorithme MFO valeur optimales locales. Une autre préoccupation ici est que la mise à jour de la position des papillons par rapport à n emplacements différents dans l'espace de recherche peut dégrader l'exploitation des meilleures solutions prometteuses. Pour résoudre ce problème, un mécanisme adaptatif est proposé pour le nombre de flammes. La formule de l'équation 2.80 est utilisée à cet égard :

$$FlameNo = round \left(N - l \times \frac{N - 1}{T} \right) \quad (2.80)$$

Où l est le nombre actuel d'itérations, N est le nombre maximum de flammes, et T indique le nombre maximum d'itérations. La diminution progressive du nombre de flammes équilibre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche.

Le pseudo code de l'algorithme MFO est représenté dans **Algorithme 4**

Algorithme 4 : Pseudo-code de l'algorithme MFO

```

1  début
2  Générer la population initiale  $M_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n_p$ )
3  Évaluer la valeur de la fonction objectif de chaque solution  $FO =$  fonction objectif ( $M$ )
4   $M^*$  est la meilleure solution
5  tant que iteration < nombre maximal d'itérations faire
6  |   Mettre à jour le nombre de flammes selon l'équation 2.80
7  |   si Iteration = 1 alors
8  |   |    $F = \text{trier}(M)$ 
9  |   |    $OF = \text{trier}(OM)$ 
10 |   sinon
11 |   |    $F = \text{trier}(M_{i-1}, M_i)$ 
12 |   |    $OF = \text{trier}(M_{i-1}, M_i)$ 
13 |   fin
14 |   Mettre à jour la position de la meilleure solution
15 |   pour  $i = 1$  à  $n_p$  faire
16 |   |   pour  $j = 1$  à  $n_p$  faire
17 |   |   |   Mettre à jour  $r, t$ 
18 |   |   |   Calculer  $D$  selon l'équation 2.79
19 |   |   |   Mettre à jour  $M_{(i,j)}$  selon l'équation 2.77 et 2.78
20 |   |   fin
21 |   fin
22 |   iteration = iteration + 1
23 fin
24 Retourner  $M^*$ 
25 fin

```

2.7.5 Algorithme hybride PSO-MFO

L'algorithme hybride PSO-MFO est une combinaison des deux algorithmes PSO et de MFO séparés. L'inconvénient de PSO est la limitation à couvrir un petit espace de recherche tout en résolvant un problème de conception complexe ou d'ordre supérieur en raison du poids d'inertie constant. Ce problème peut être résolu avec l'algorithme hybride PSO-MFO car il extrait les caractéristiques de qualité du PSO et du MFO. L'algorithme MFO est utilisé pour la phase d'exploration car il utilise la fonction de spirale logarithmique pour couvrir une zone plus large dans un espace de recherche incertain. Comme ces deux algorithmes sont des techniques de randomisation, nous utilisons donc le terme espace de recherche incertain pendant le calcul au cours de l'itération du début à la limite d'itération maximale. La phase d'exploration signifie la capacité de l'algorithme à essayer un grand nombre de solutions possibles. La position de la particule qui est responsable de trouver la solution optimale du problème non linéaire complexe est remplacée par la position des papillons de nuit qui est équivalente à la position de la particule mais très efficace pour déplacer la solution vers une solution optimale. L'algorithme MFO dirige les particules plus rapidement vers une valeur optimale, réduit le temps de calcul. Comme nous le savons, PSO est un algorithme bien connu qui exploite

la meilleure solution possible à partir de son espace de recherche inconnu. Ainsi, la combinaison des meilleures caractéristiques (exploration avec MFO et exploitation avec PSO) garantit d'obtenir la meilleure solution optimale possible du problème qui évite également la stagnation locale ou les optima locaux du problème. Le PSO-MFO hybride fusionne la meilleure force du PSO en exploitation et du MFO en phase d'exploration vers la solution optimale ciblée, cette hybridation est exprimée par [131] :

$$V_{ij}^{t+1} = \omega V_{ij}^t + c_1 R_1 (Moth_Pos^t - X^t) + c_2 R_2 (Gbest^t) - X^t \quad (2.81)$$

2.7.6 Étapes d'optimisation pour l'intégration optimale de DG

Ces divers algorithmes ont été testés à l'aide de MATLAB 2017.b et les simulations sont effectuées sur un ordinateur avec un processeur Intel i5, 2.7 GHz et 8 Go de RAM. Nous avons choisi le nombre de population 10 et les itérations maximales 200 pour tous les algorithmes et pour tous les cas. Chaque algorithme est exécuté 20 fois pour voir la performance de chaque algorithme concernant les optimaux locaux et l'optimal global.

Pour l'algorithme SMPSO, les paramètres sont comme suit : $c_1=2$, $c_2=2$ $\zeta_{min}=0.1$ et $\zeta_{min}=0.9$. Pour l'algorithme WOA le paramètre constante $b = 1$.

La figure 2.14 montre un organigramme général pour résoudre le problème IODG en utilisant des méthodes d'optimisation méta-heuristiques :

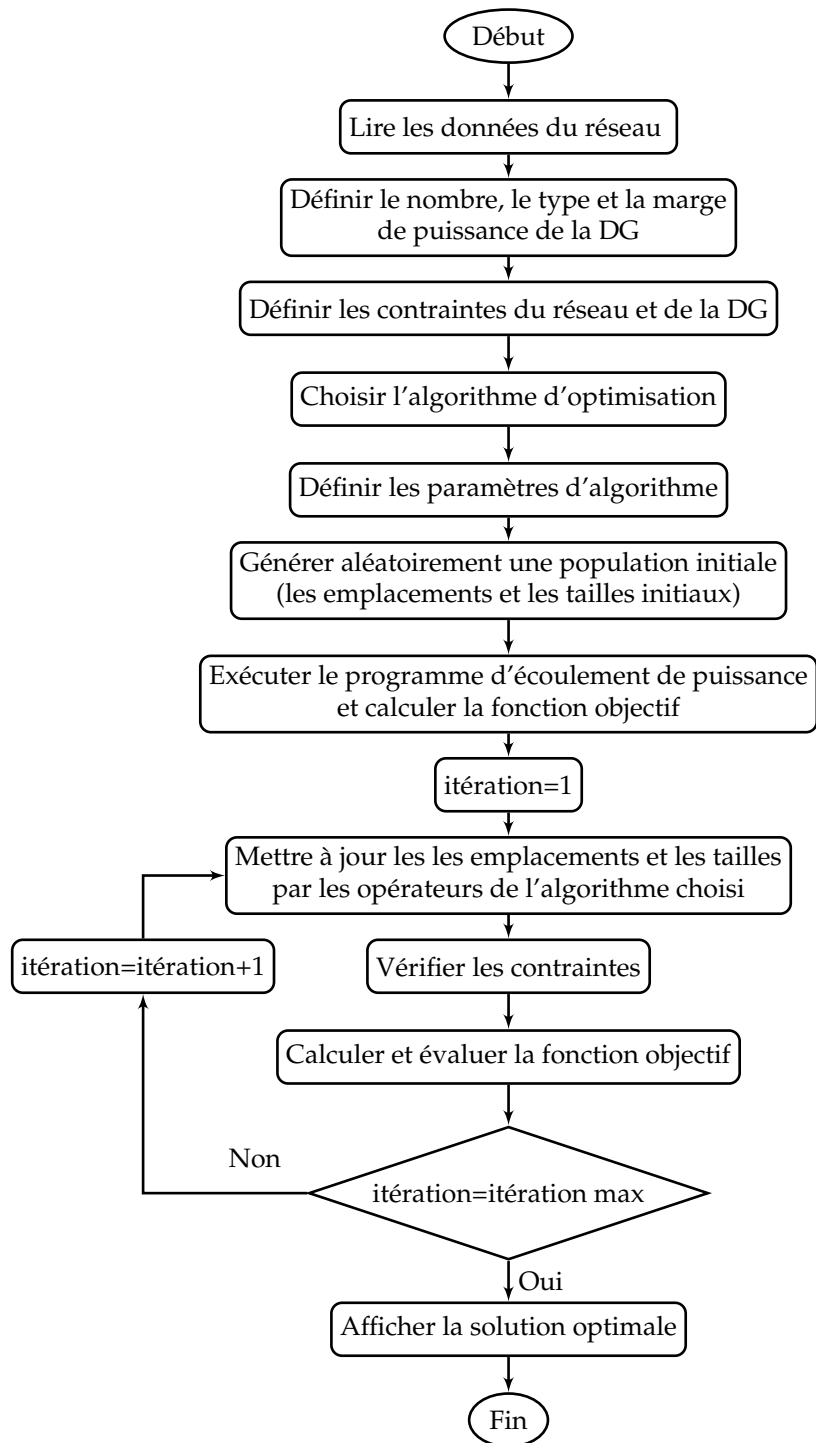


Figure 2.14. Organigramme du processus d'intégration optimale de la DG

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons explicité les concepts fondamentaux des équations d'écoulement de puissance et leur résolution par la méthode de Newton-Raphson pour les réseaux IEEE étudiés avant l'intégration de générateur électrique distribuée (DG). En outre, nous avons également traité les fonctions objectifs ainsi que les contraintes des réseaux de distribution et des DG. Par ailleurs, Ce chapitre contribue également à

la connaissance des bases des différents algorithmes méta-heuristiques appliqués dans l'ensemble des travaux de recherche traités dans cette thèse pour résoudre le problème proposé.

Chapitre 3

Résultats et discussions : Planification mono-objectif de DG

3.1 Introduction

Avec la modernisation des réseaux électriques, l'utilisation optimale du réseau est essentielle pour garantir que le profil de tension de chaque jeu de barre est maintenu dans une plage acceptable. Le profil de tension du système est amélioré, les pertes de puissance dans les lignes sont minimisées, la fiabilité et la sécurité du système sont améliorées. Dans ce chapitre, nous proposons une méthodologie d'intégration de multi sources de *PV* et *WT* dans les réseaux de distribution IEEE à l'aide des algorithmes d'optimisation méta-heuristique appliqués sur une fonction mono objectif. Ce qui consiste à minimiser les pertes actives tout en satisfaisant les contraintes du système avec une tolérance spécifiée, telle que l'équilibre de puissance, le niveau de tension, l'écoulement puissance maximal et la taille de DG maximale. Le problème d'optimisation est résolu en combinant la fonction objectif et les contraintes non linéaires. Pour cela, nous utilisons divers algorithmes d'optimisation tels que :

- Algorithme d'optimisation par Essaim de Particules Modulé Sinusoïdal (SMPSO),
- Algorithme d'Optimisation par Essaim de Salpes (SSA),
- Algorithme d'Optimisation de Baleines (WOA)
- Algorithme d'optimisation par papillon de nuit (MFO).

L'impact d'intégration de *PV* et *WT* sur les pertes et la tension est traité. La comparaison des résultats obtenus avec d'autres résultats de la littérature est également présentée dans ce chapitre.

3.2 Étapes d'optimisation pour la fonction mono-objectif

On rappelle que la fonction objectif utilisé pour ce chapitre est la minimisation des pertes de la puissance active P_{Loss} , selon l'équation 3.1 :

$$FO = \min \sum_{i=1}^{Nbr} \sum_{j=2}^{NJB} P_{Loss}(i,j) \quad (3.1)$$

Le processus de mise en œuvre des algorithmes d'optimisation pour résoudre le problème d'intégration optimale de DG peut être brièvement décrit comme suit :

- Étape 1 : Saisie des données du système, (données des lignes et les données des charges).
- Étape 2 : Initialisation des paramètres de l'algorithme, qui sont le nombre de la population, le nombre d'itérations, les limites supérieure et inférieure (le nombre de jeux de barres et limites de taille DG), le nombre de variables de décision (l'emplacement et taille optimaux de DG).
- Étape 3 : Création de la population initiale dans les limites acceptables, chaque membre contient l'emplacement et la taille de DG.
- Étape 4 : Calcul de la fonction objectif de toute la population; chaque valeur représente une valeur pour la fonction objectif (P_{Loss}).
- Étape 5 : Tri de la population en fonction de la valeur de la fonction objectif.
- Étape 6 : Mise à jour de la meilleure solution qui contient l'emplacement et la taille optimaux de DG en fonction de la valeur de la fonction objectif triée précédemment.
- Étape 7 : Mise à jour de la position de la population par les opérateurs de l'algorithme et répéter de 4 jusqu'au nombre maximum d'itérations.
- Étape 8 : Afficher les meilleurs résultats (emplacement et taille de DG).

La figure 3.1 représente la procédure d'optimisation pour l'intégration optimale de DG :

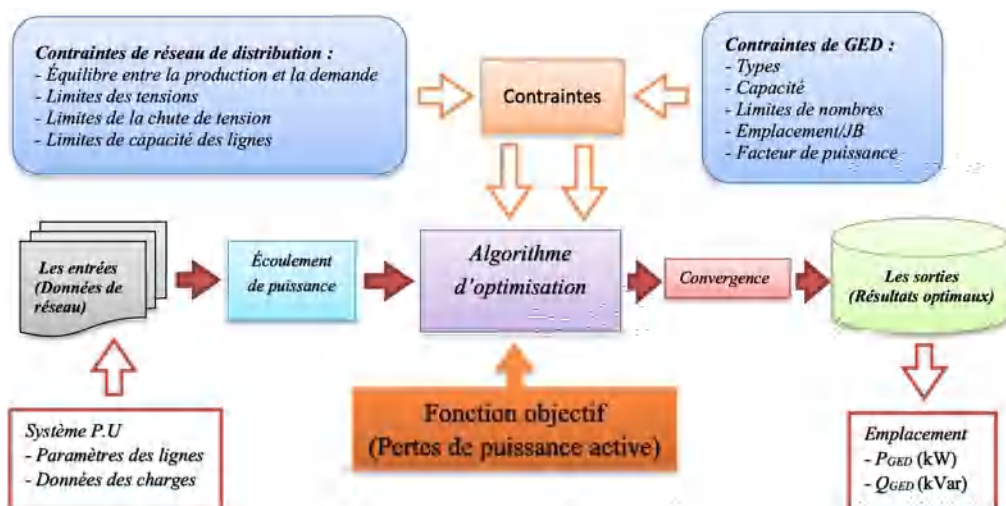
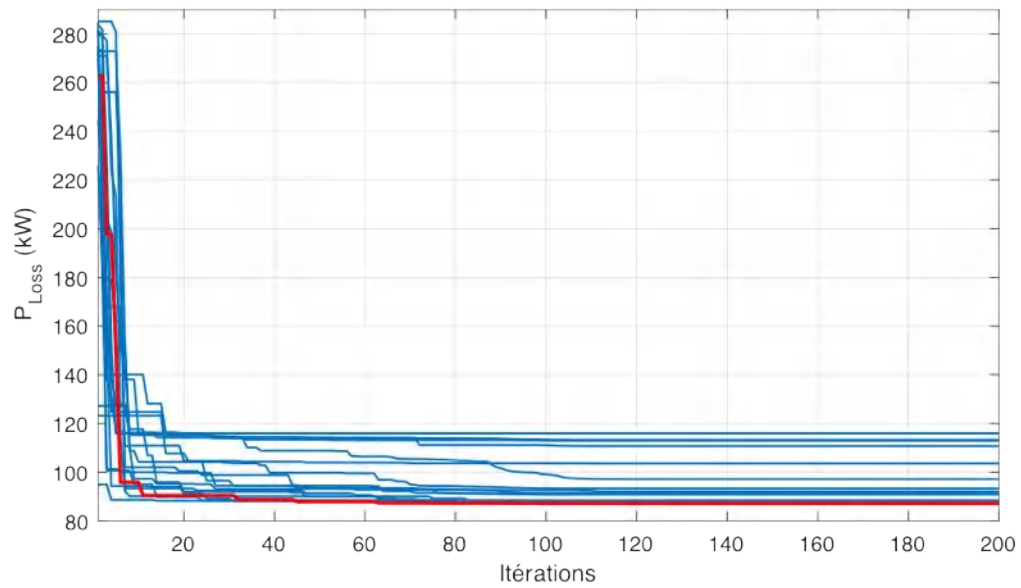


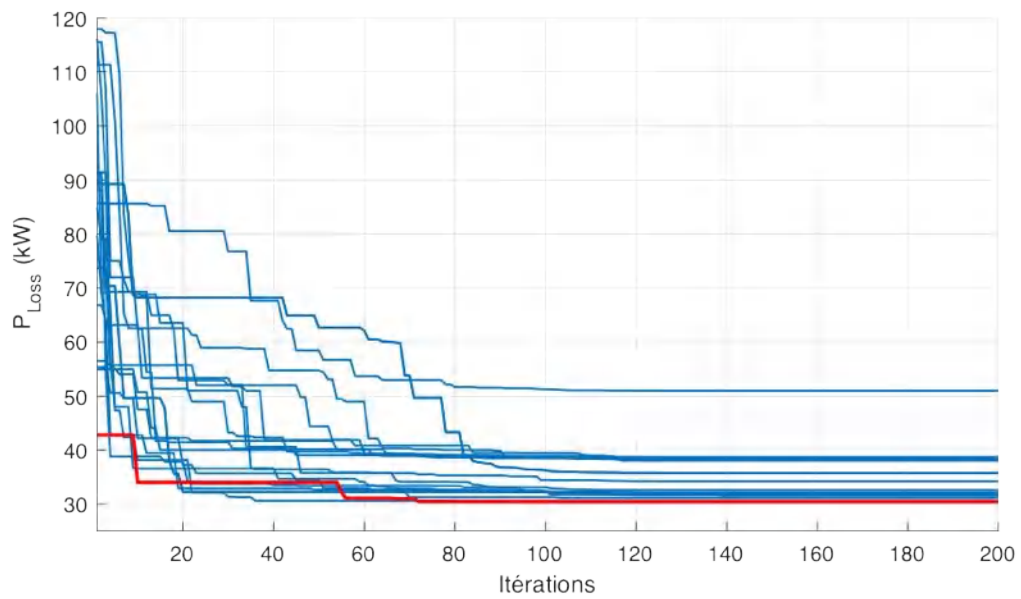
Figure 3.1. Procédure d'optimisation pour l'intégration optimale de DG

3.3 Planification de DG par l'algorithme SMPSO

Les caractéristiques de convergence de l'algorithme SMPSO pour les réseaux étudiés en présence de *PV* et *WT* sont représentées sur les figures 3.2, 3.3 et 3.4.

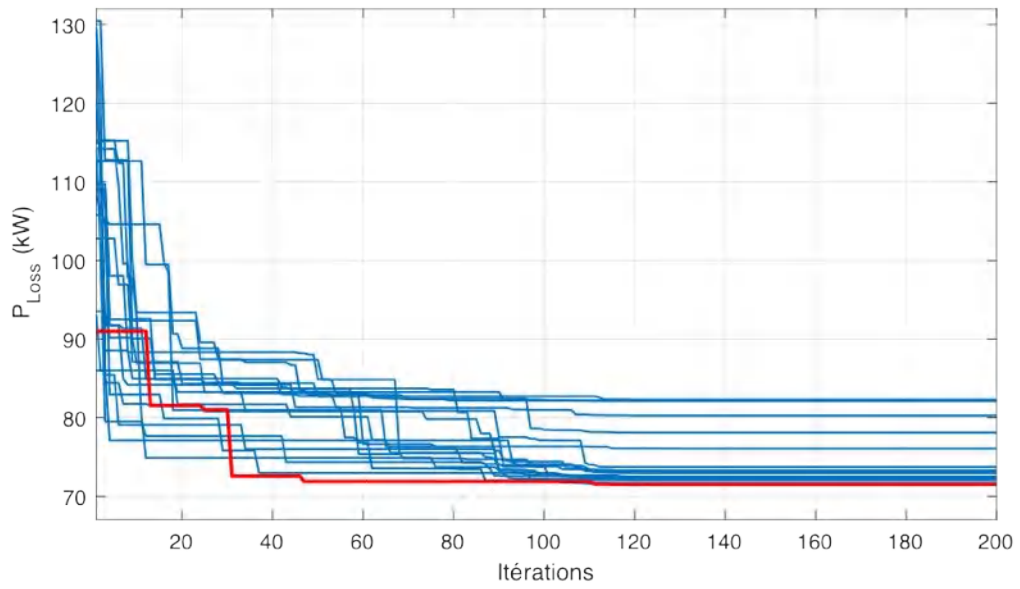


(a)

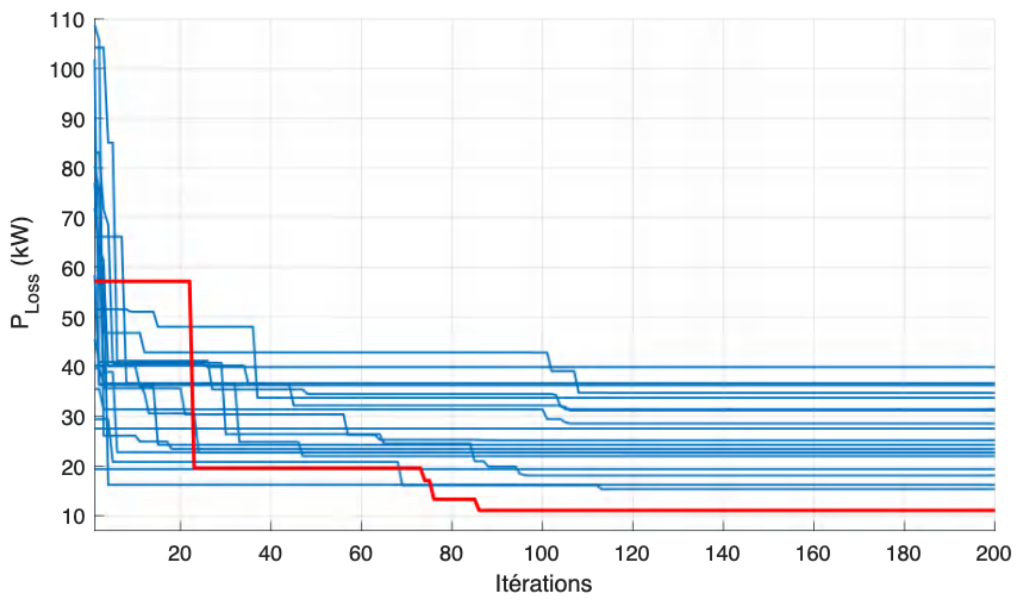


(b)

Figure 3.2. Courbes de convergence de l'algorithme SMPSO pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.

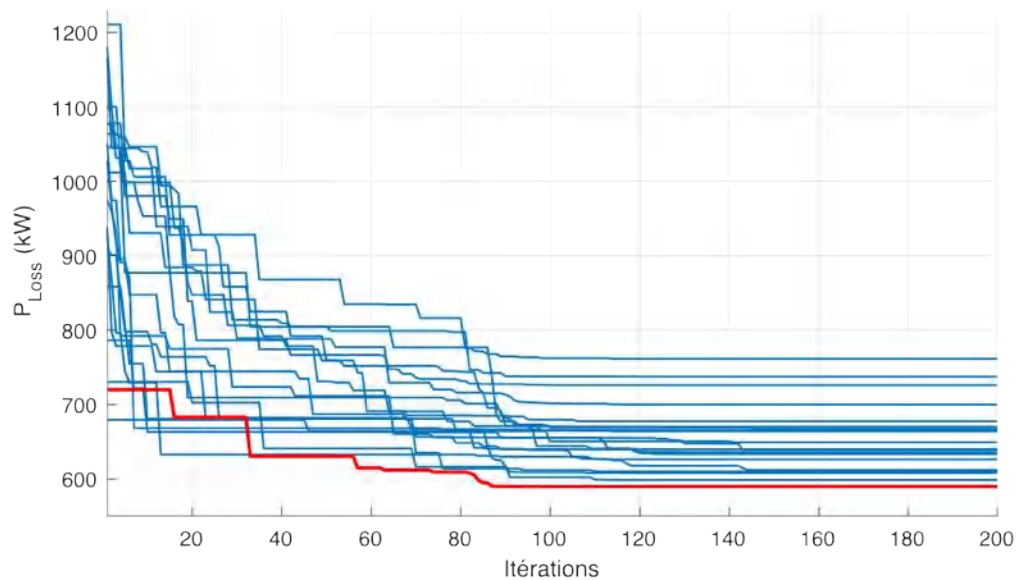


(a)

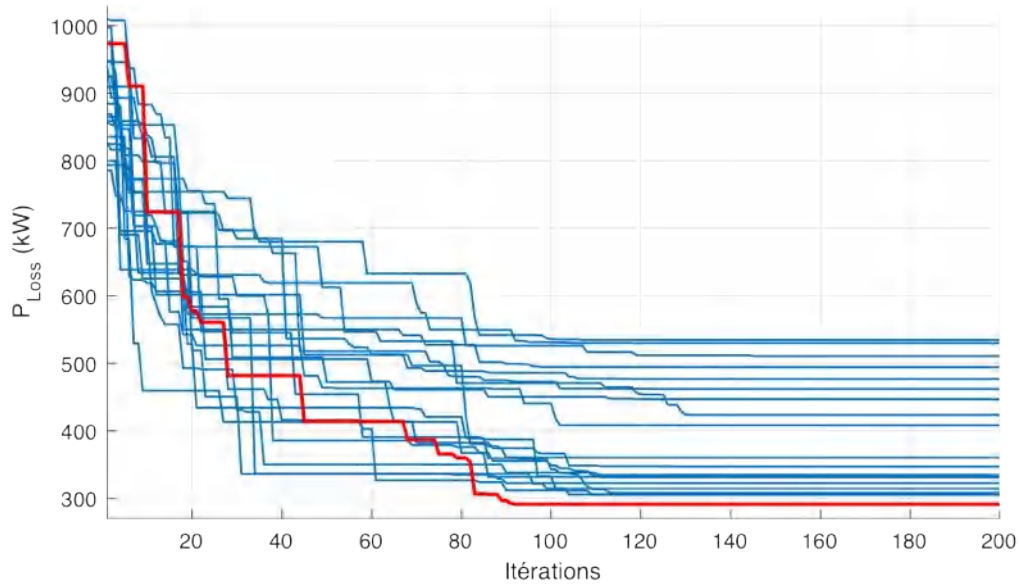


(b)

Figure 3.3. Courbes de convergence de l'algorithme SMPSO pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.



(a)



(b)

Figure 3.4. Courbes de convergence de l'algorithme SMPSO pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.

Les figures 3.2, 3.3 et 3.4 montrent les courbes de convergence de 20 exécutions indépendantes de l'algorithme SMPSO, où les meilleurs résultats d'exécution sont tracés en rouge. Comme le montre ces figures, l'algorithme SMPSO converge rapidement en 10 itérations pour le réseau IEEE 33-JB, et prend moins de 80 itérations pour les réseaux IEEE 69 et 118- JB.

Les résultats d'optimisation obtenus par SMPSO après l'intégration de PV et WT sont représentés dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1 : Résultats d'optimisation obtenus par SMPSO.

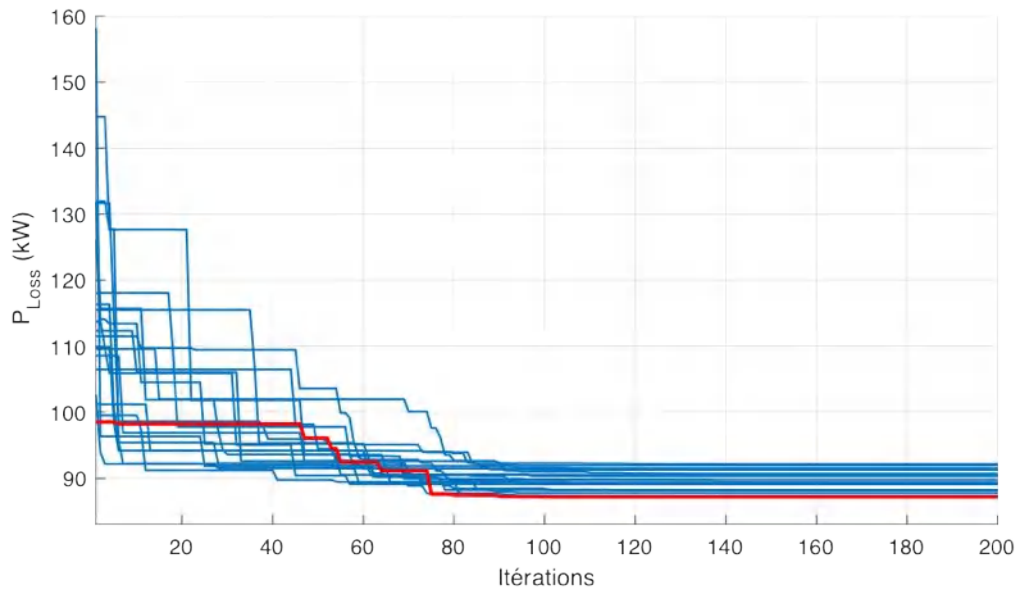
Paramètres	IEEE 33-JB		IEEE 69-JB		IEEE 118-JB	
	PV	WT	PV	WT	PV	WT
P_{DG} (kW) (JB)	861.0 (13)	815.8 (12)	291.0 (23)	744.2 (14)	2568.5 (39)	2855.8 (39)
	1111.6 (30)	1203.5 (30)	540.2 (53)	762.2 (61)	1422.3 (48)	1332.8 (52)
			1646.1 (61)	775.7 (62)	2758.0 (73)	2344.1 (74)
					1903.1 (81)	2855.8 (97)
				2912.0 (109)	2692.9 (110)	
Q_{DG} (kVar)	—	611.9	—	377.4	—	1904.3
		902.1		518.8		491.8
				515.9		1758.1
						562.6
					1463.0	
P_{Loss} (kW)	87.2281	30.4842	71.5046	11.0497	590.0676	291.4822
ΔP_{Loss} (%)	58.6573	85.5517	68.2128	95.0879	54.5227	77.5351
Q_{Loss} (kVar)	59.7396	21.9548	35.7573	9.5177	441.2008	227.2823
ΔQ_{Loss} (%)	58.2615	84.6608	64.9921	90.6818	54.9103	76.7723
V_{min} (p.u)	0.9672	0.9805	0.9766	0.9893	0.9509	0.9630

À partir des résultats optimaux de l'algorithme SMPSO et pour le réseau IEEE 33-JB. après l'optimisation Nous obtenons une puissance de PV d'une valeur de 861.0 kW injectée au JB 13, et 1111.6 kW au JB 30, Par ailleurs, P_{Loss} est minimisée de 210.9875 kW à 87.2281 kW et Q_{Loss} de 143.1284 kVar à 59.7396 kVar, et la tension minimale devient 0.9672 [p.u]. En même temps, les WT ont injecté les puissances actives 815.8 et 1203.5 kW et réactives 611.9 et 902.1 KVar au JB 12 et JB 30. Cela permet de minimiser P_{Loss} et Q_{Loss} aux 30.4842 kW et 21.9548 kVar, la tension minimale est améliorée à son tour et devient 0.9805 [p.u]. Pour le réseau IEEE 69-JB les jeux de barres 23, 53 et 61 sont choisis par SMPSO pour intégrer les trois PV qui injectent des puissances active de valeurs 291.0, 540.2 et 1646.1 kW, respectivement aux JB correspondants mentionnés précédemment. Ces DG permettent de réduire, P_{Loss} de 224.9480 kW à 71.5046 kW et Q_{Loss} de 102.1406 kVar à 35.7573 kVar. Pour WT les puissances actives 744.2, 762.2 et 775.7 kW et réactives 377.4, 518.8 et 515.9 kVar sont injectées au JB 14, 61 et 62. Ces puissance permettant de minimiser P_{Loss} et Q_{Loss} aux 11.0497 kW et 9.5177 kVar, respectivement. Pour le réseau IEEE 118-JB, les PV sont connectés au JB 39, 48, 73, 81, et 109, fournissant ainsi des puissances actives de 2568.5, 1422.3, 2758.0, 1903.1 et 2912.0 kW, respectivement. Cela permet de minimiser P_{Loss} de 1297.50 kW à 590.0676 kW et Q_{Loss} de 978.4956 kVar à 291.4822 kVar, et V_{min} est amélioré de 0.9092 [p.u] à 0.9509 [p.u]. Par ailleurs, les WT sont installés sur les jeux de barres 39, 52, 74, 97 et 110 avec des puissances actives égales à 2855.8, 1332.8, 2344.1, 2855.8 et 2692.9 kW

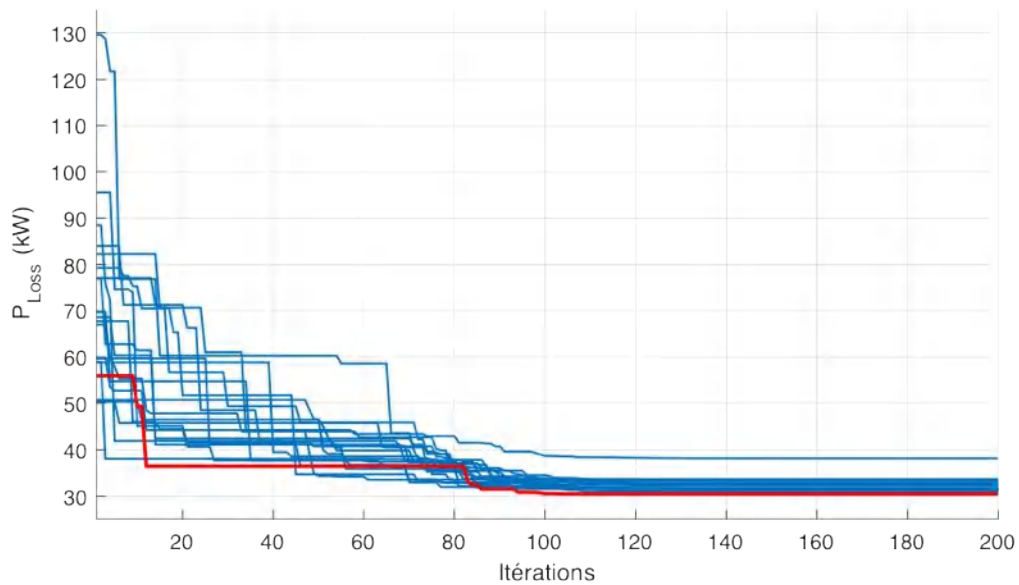
et puissances réactives égales à 1904.3 491.8 1758.1 562.6 et 1463.0 kVar, ce qui réduire P_{Loss} et Q_{Loss} aux 291.4822 kW et 227.2823 kVar, respectivement. Ainsi, V_{min} se trouve améliorée à la valeur de 0.9630 [p.u].

3.4 Planification de DG par l'algorithme SSA

Les caractéristiques de convergence de l'algorithme SSA pour les réseaux IEEE en présence de PV et WT sont représentées sur les figures 3.5, 3.6, 3.7

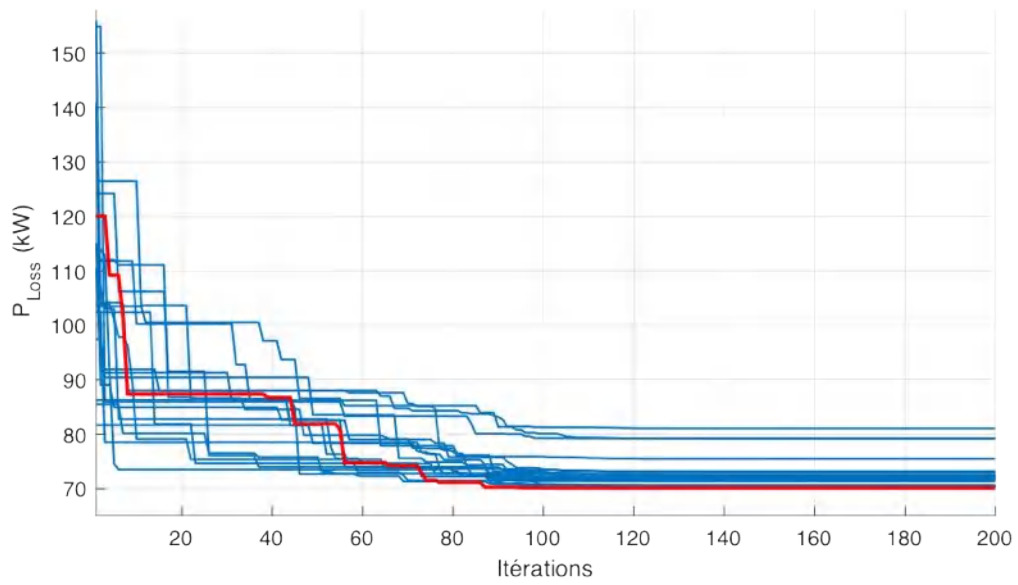


(a)

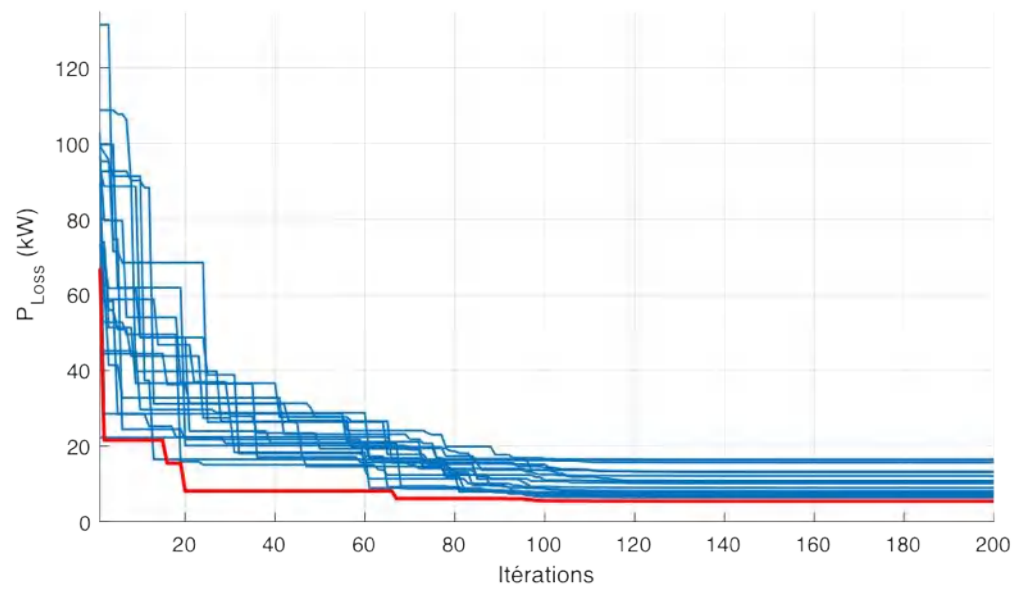


(b)

Figure 3.5. Courbes de convergence de l'algorithme SSA pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.

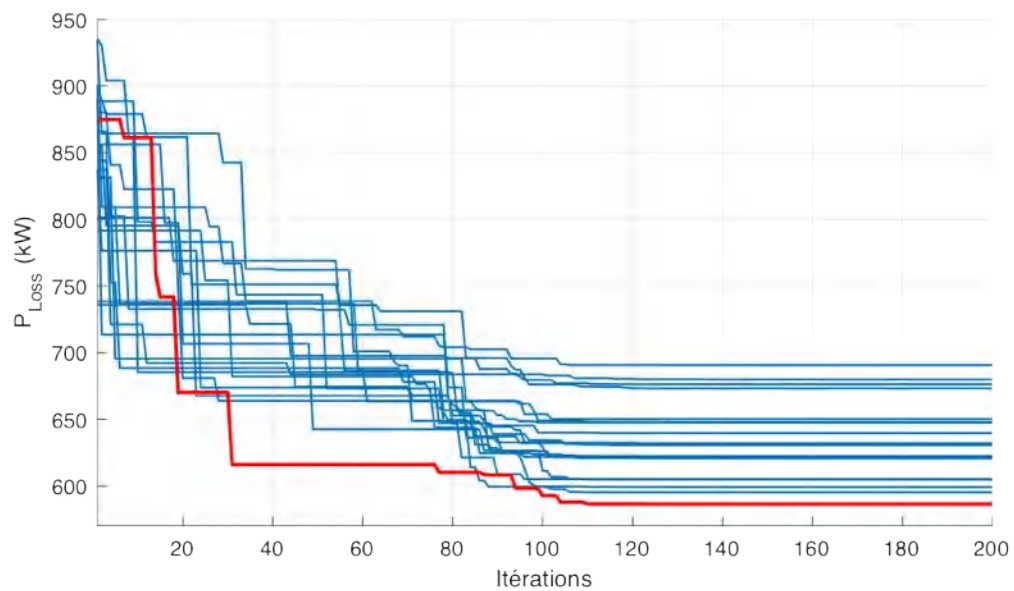


(a)

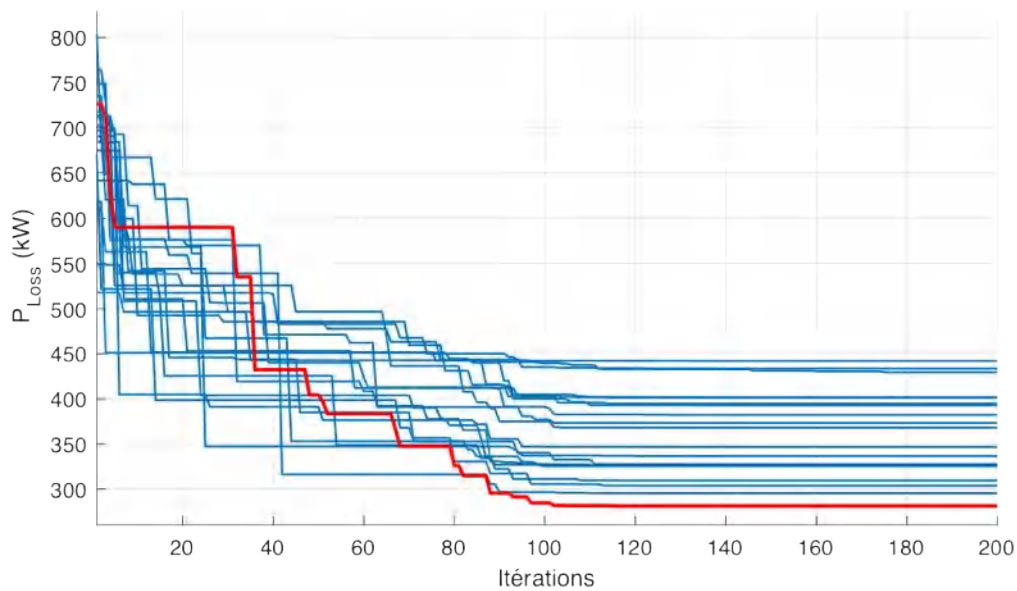


(b)

Figure 3.6. Courbes de convergence de l'algorithme SSA pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.



(a)



(b)

Figure 3.7. Courbes de convergence de l'algorithme SSA pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.

Les figures 3.5, 3.6 montrent que l'algorithme SSA converge après 80 itérations pour les deux réseaux IEEE 33 et 69-JB dans le cas de PV et WT. On note que 100 itérations sont nécessaires pour trouver une solution optimale pour le réseau IEEE 118-JB, comme le montre la figure 1.7. L'algorithme montre aussi, une convergence rapide et nous pouvons observer que les solutions des réseaux IEEE 33 et 69-JB sont proches de la solution optimale.

Le Tableau 3.2 représente les paramètres de tous les DG installés sur les réseaux étudiés.

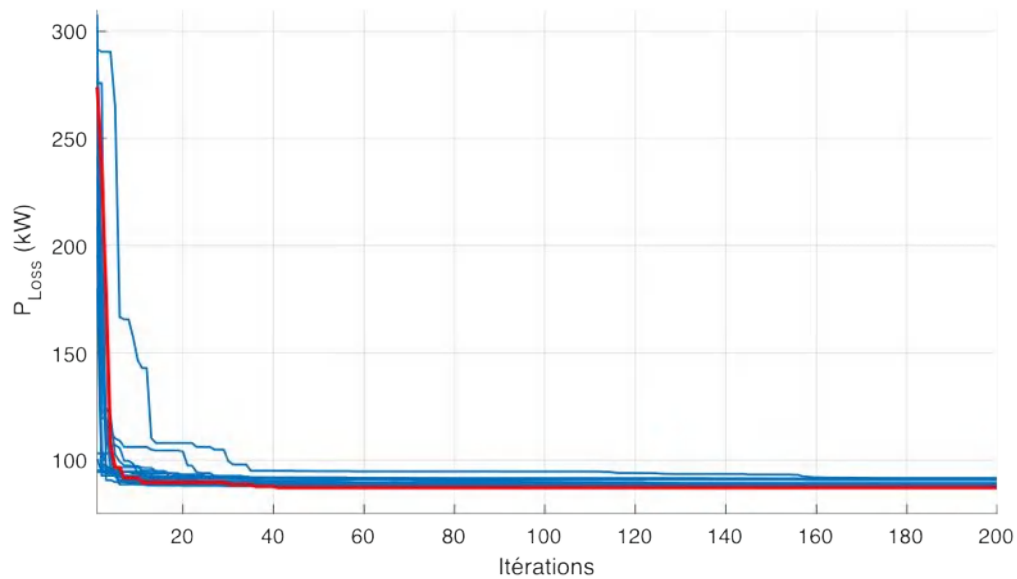
Tableau 3.2 : Résultats d'optimisation obtenus par SSA.

Parametres	IEEE 33-JB		IEEE 69-JB		IEEE 118-JB	
	PV	WT	PV	WT	PV	WT
P_{DG} (kW) (JB)	851.6 (13)	753.9 (15)	528.8 (18)	475.7 (18)	2578.9 (39)	2630.0 (39)
	1157.6 (30)	1267.7 (30)	753.2 (50)	453.1 (53)	1323.6 (48)	1922.5 (74)
			1780.4 (61)	1650.3 (61)	2804.1 (72)	1635.2 (86)
					1409.0 (91)	1959.3 (98)
				2837.2 (110)	2941.3 (110)	
Q_{DG} (kVar)	—	393.4	—	310.5	—	1401.2
		950.8		311.1		1256.9
				1188.8		620.0
						171.0
					1988.0	
P_{Loss} (kW)	87.1656	30.4551	70.1342	5.4769	586.5958	281.3607
ΔP_{Loss} (%)	58.6868	85.5654	68.8220	97.5653	54.7903	78.3152
Q_{Loss} (kW)	59.8129	22.1436	32.2322	7.1863	452.1979	218.9883
ΔQ_{Loss} (%)	58.2103	84.5289	32.6203	92.9643	53.7864	77.6199
V_{min} (p.u)	0.9685	0.9802	0.9789	0.9943	0.9510	0.9596

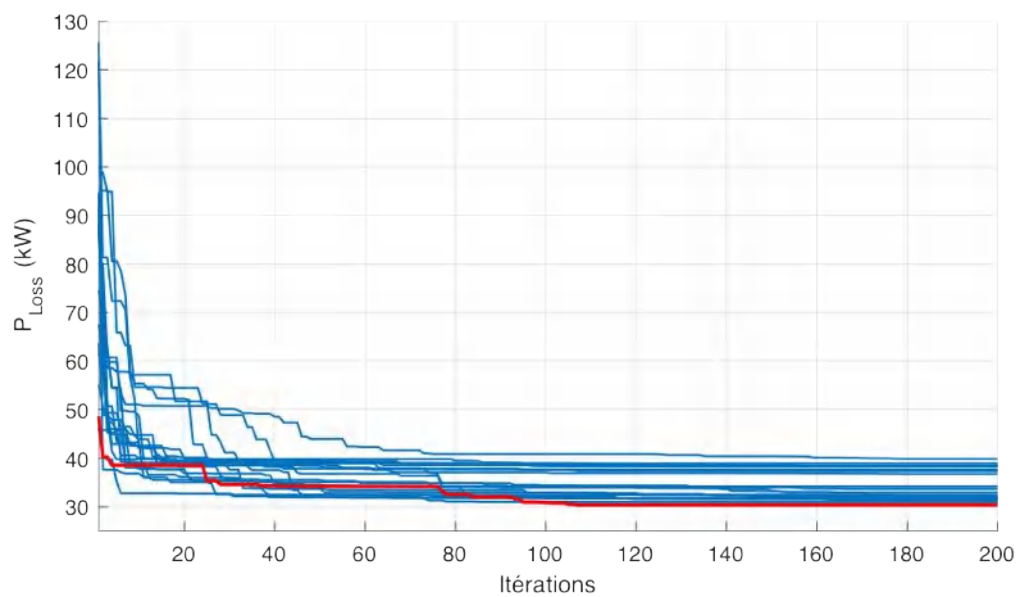
A partir du tableau 3.2, les résultats d'optimisation de l'algorithme SSA pour le réseau IEEE 33-JB montrent que les jeux de barres 13 et 30 sont obtenus comme des emplacements optimaux avec les puissances 851.6 kW et 1157.6 kW pour intégrer les PV qui permet de réduire P_{Loss} et Q_{Loss} à 87.1656 kW et 59.8129 kW. Par ailleurs, les jeux de barres 15 et 30 sont sélectionnés pour intégrer les WT. Cela a conduit à réduire P_{Loss} et Q_{Loss} à 30.4551 kW et 22.1436 kW. D'autre part, pour le réseau IEEE 69-JB, les PV sont intégrés sur les jeux de barres 18, 50, et 61 avec des puissances fournies égales à 528.8 kW, 753.2 kW et 1780.4 kW. Cette intégration réduit P_{Loss} et Q_{Loss} à 70.1342 kW et 32.2322 kVar. Tandis que les WT sont intégrés sur les jeux de barres 18, 53 et 61 qui ont injecté des puissances actives égales à 475.7 kW, 453.1 kW et 1650.3 kW et réactives 310.5 kVar, 311.1 kVar et 1188.8 kVar. Ceci permet de réduire P_{Loss} et Q_{Loss} à 5.4769 kW et 5.1863 kVar. Pour le grand réseau IEEE 118-JB et pour l'intégration de PV, les jeux de barres 39, 48, 72, 91, et 110 sont les emplacements optimaux pour injecter des puissance optimales 2578.9, 1323.6, 2804.1, 1409.0, et 2837.2 kW. Cela réduit P_{Loss} et Q_{Loss} à 586.5958 kW et 452.1979 kVar, et améliore ainsi V_{min} à 0.9510 [p.u]. L'intégration de WT est sur les jeux de barres 39, 74, 86, 98, 110 avec leurs puissances actives et réactives correspondantes 2630.0, 1922.5, 1635.2, 1959.3, et 2941.3 kW et 1401.2, 1256.9, 620.0, 171.0, et 1988.0 kVar. P_{Loss} et Q_{Loss} ont été réduites à 281.3607 kW et 218.9883 kVar, et V_{min} a été améliorée à 0.9596 [p.u].

3.5 Planification de DG par l'algorithme WOA

Les caractéristiques de convergence de l'algorithme WOA pour les réseaux IEEE en présence de PV et WT sont représentées sur les figures 3.8, 3.9 et 3.10.

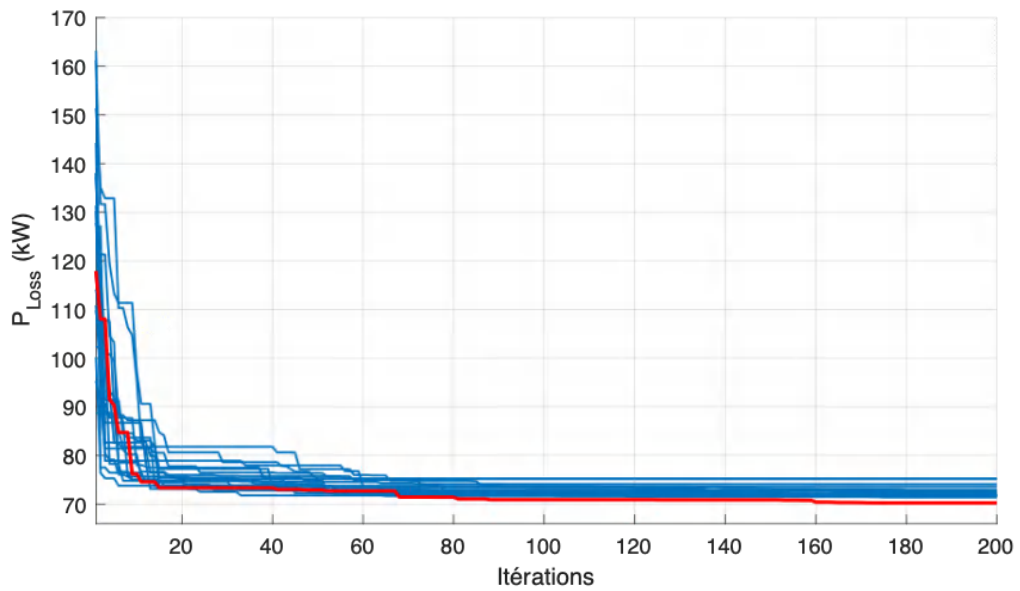


(a)

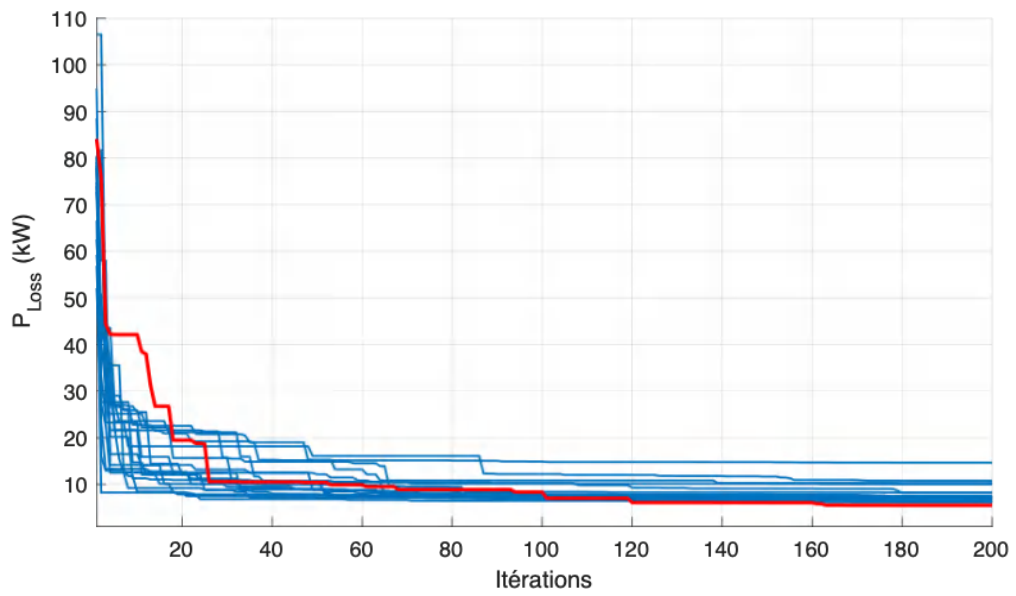


(b)

Figure 3.8. Courbes de convergence de l'algorithme WOA pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.

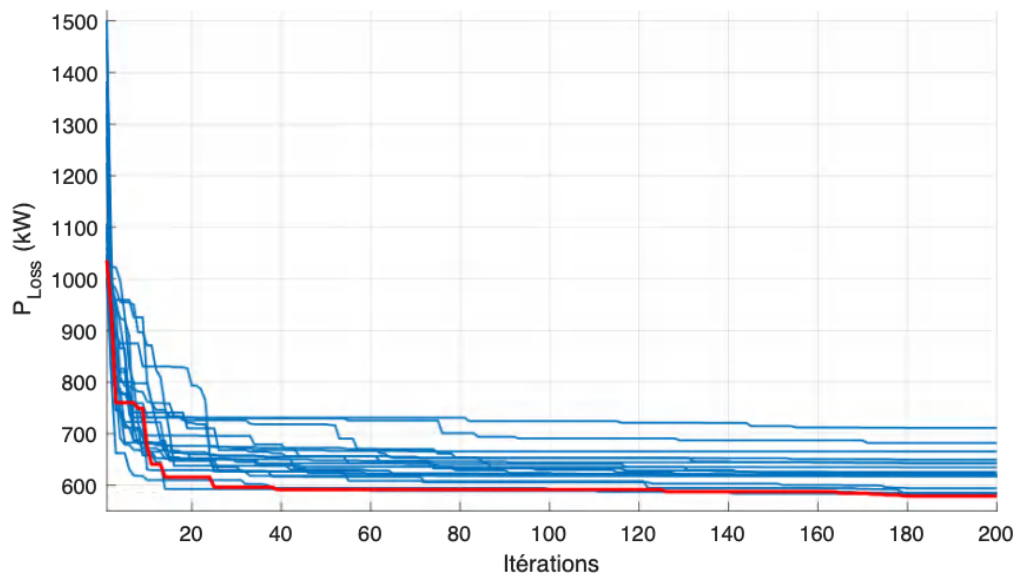


(a)

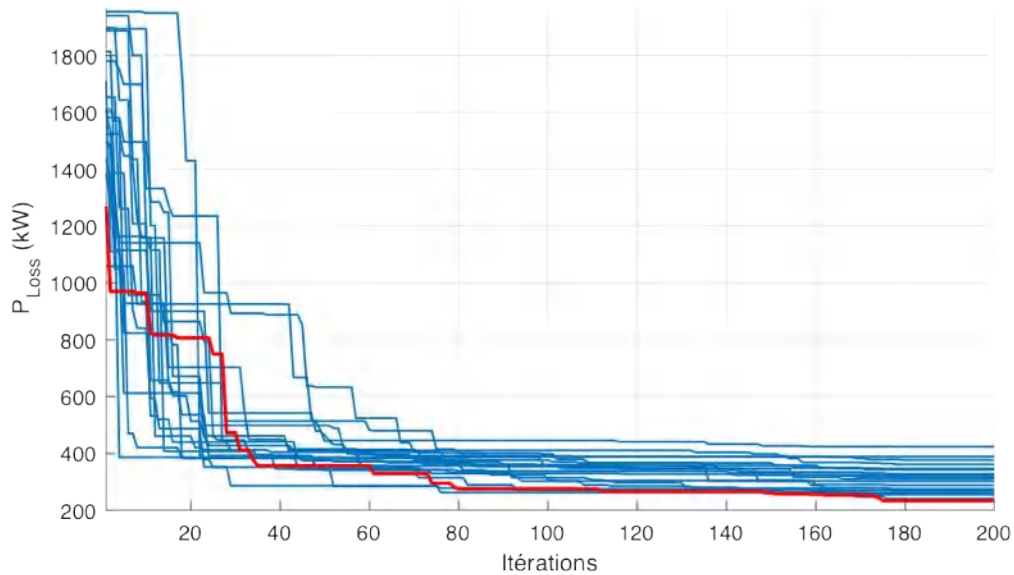


(b)

Figure 3.9. Courbes de convergence de l'algorithme WOA pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.



(a)



(b)

Figure 3.10. Courbes de convergence de l'algorithme WOA pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.

Les figures 3.8, 3.9 et 3.10 montrent les courbes de convergence de 20 exécutions indépendantes de l'algorithme WOA, nous constatons que tous les résultats des 20 exécutions sont proches de la solution optimale pour les trois réseaux et en deux cas *PV* et *WT*. D'autre part, l'algorithme nécessite 20 itérations pour obtenir une solution optimale ou une solution très proche de la solution optimale, sauf pour le cas de *WT* au réseau 118-JB, où il faut plus de 60 itérations.

Les résultats d'optimisation obtenus par WOA après l'intégration de PV et WT sont représentés dans le Tableau 3.3.

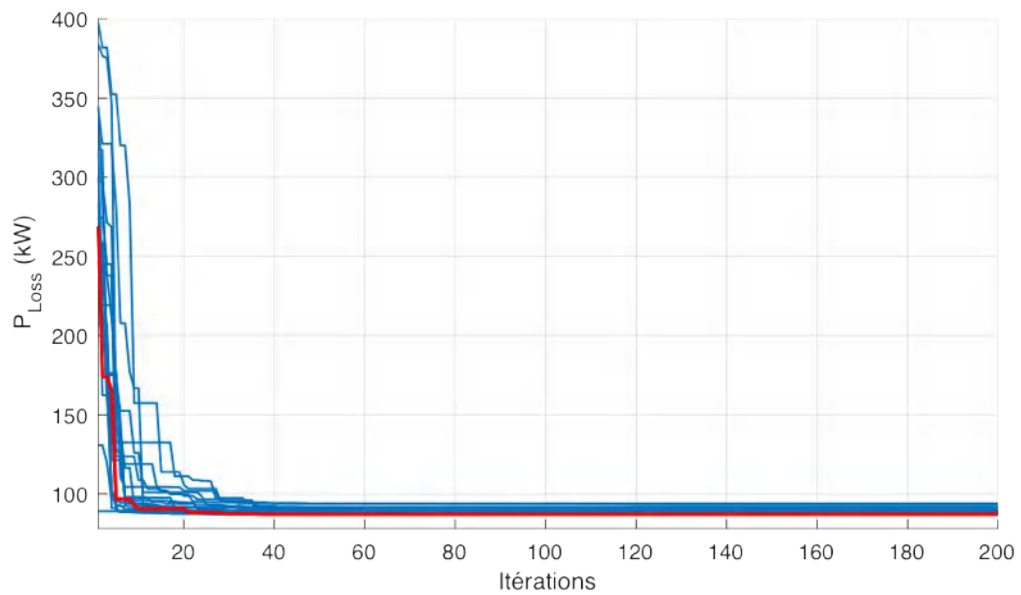
Tableau 3.3 : Résultats d'optimisation obtenus par WOA.

Paramètres	IEEE 33-JB		IEEE 69-JB		IEEE 118-JB		
	PV	WT	PV	WT	PV	WT	
P_{DG} (kW) (JB)					2892.7 (39)	2930.2 (39)	
	851.4 (13)	734.1 (13)	650.5 (11)	233.6 (12)	2842.8 (71)	2737.7 (72)	
	1156.3 (30)	1240.3 (30)	329.1 (22)	356.1 (22)	1892.3 (80)	1837.5 (82)	
			1558.5 (61)	1735.6 (61)	1931.2 (91)	1668.8 (97)	
					2952.7 (110)	2988.7 (110)	
Q_{DG} (kVar)	—	550.6 929.0	—	149.5 222.3 1214.0	—	1953.5 1825.1 1190.3 1251.6 1992.5	
	P_{Loss} (kW)	87.1656	30.3983	70.2804	5.4999	579.2548	233.2765
	ΔP_{Loss} (%)	58.6868	85.5924	68.7570	97.5550	55.3561	82.0211
	Q_{Loss} (kVar)	59.8094	21.9646	35.3086	7.4151	435.6499	169.8743
ΔQ_{Loss} (%)	58.2128	84.6539	65.4314	92.7403	55.4776	82.6392	
V_{min} (p.u)	0.9685	0.9803	0.9738	0.9943	0.9542	0.9603	

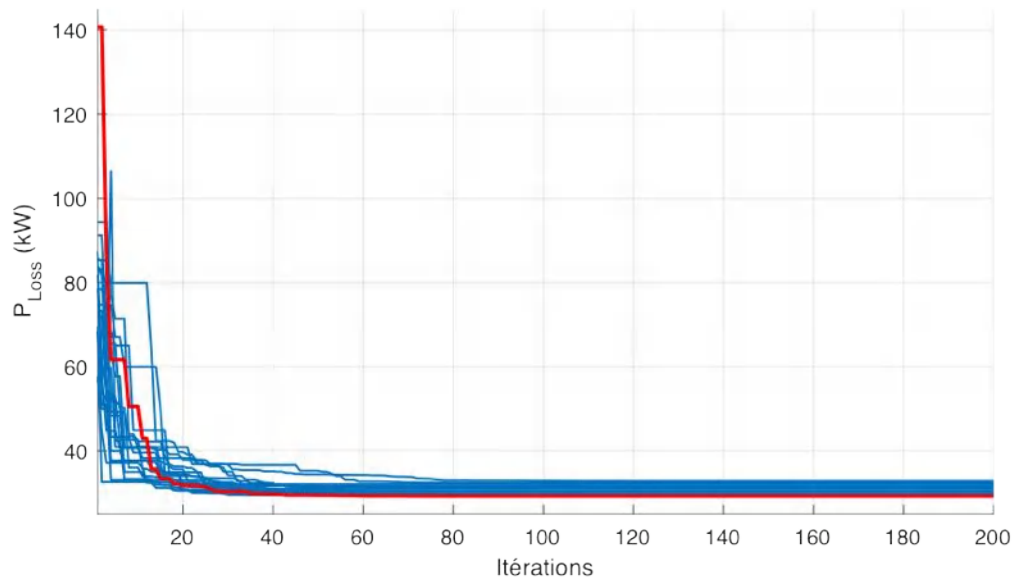
Comme le montre le tableau 3.3, les PV et WT sont intégrées sur le réseau IEEE 33-JB aux jeux de barres 13 et 30. Pour le PV les P_{Loss} est minimisée à 87.1656 kw et Q_{Loss} à 59.8094 kVar, et V_{min} est amélioré à 0.9685. Ceci est dû aux puissances actives injectées qui sont égales à 16851.4 kW et 1156.3 kW. Pour le WT le P_{Loss} est minimisé à 87.1656 kw et Q_{Loss} à 59.8094 kVar, et V_{min} est améliorer à 0.9685 [p.u]. Pour le réseau IEEE 69-JB, Les trois PV réduisent P_{Loss} et Q_{Loss} à 70.2804 kW et 35.3086 kVar en fournissant des puissances actives de valeurs 650.5 kW, 329.1 kW et 1558.5 kW injectées aux jeux de barres 11, 22 et 61. Pour les WT, ils ont injecté des puissances actives de valeurs 233.6 kW, 356.1 kW et 1735.6 kW et des puissances réactives de valeurs 149.5 kVar 222.3 kVar et 1214.0 kVar dans les jeux de barres 12, 22 et 61. Ce qui réduit P_{Loss} et Q_{Loss} à 5.4999 kW et 7.4151 kVar, ainsi V_{min} devient 0.9943 [p.u]. Par ailleurs, les tailles identifiées pour les PV dans le cas du réseau IEEE 118-JB sont 2892.7, 2842.8, 1892.3, 1931.2, et 2952.7 kW injectées aux jeux de barres 39, 71, 80, 91, 110. Dans ce cas, P_{Loss} sont réduites de 1297.50 à 579.2548 kW et Q_{Loss} sont aussi atténuées de 978.4956 à 233.2765 kVar. D'autres part, les puissances des WT optimales requises sont de 2930.2, 2737.7, 1837.5, 1668.8, et 2988.7 MW et 1953.5, 1825.1, 1190.3, 1251.6, 1992.5 kVar. Ces dernières sont installées respectivement sur les jeux de barres 39, 72, 82, 97, et 110 menant ainsi à une minimisation de P_{Loss} à 233.2765 kW et Q_{Loss} 169.8743 kVar.

3.6 Planification de DG par l'algorithme MFO

Les caractéristiques de convergence de l'algorithme MFO pour les réseaux IEEE en présence de PV et WT sont représentées dans la Figure 3.11, 3.12 et 3.13.

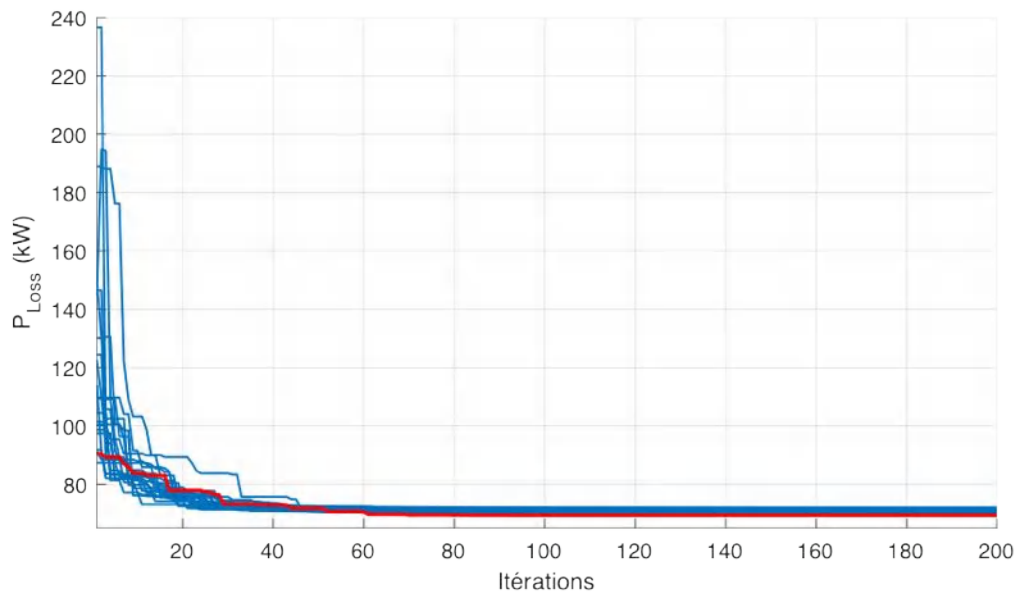


(a)

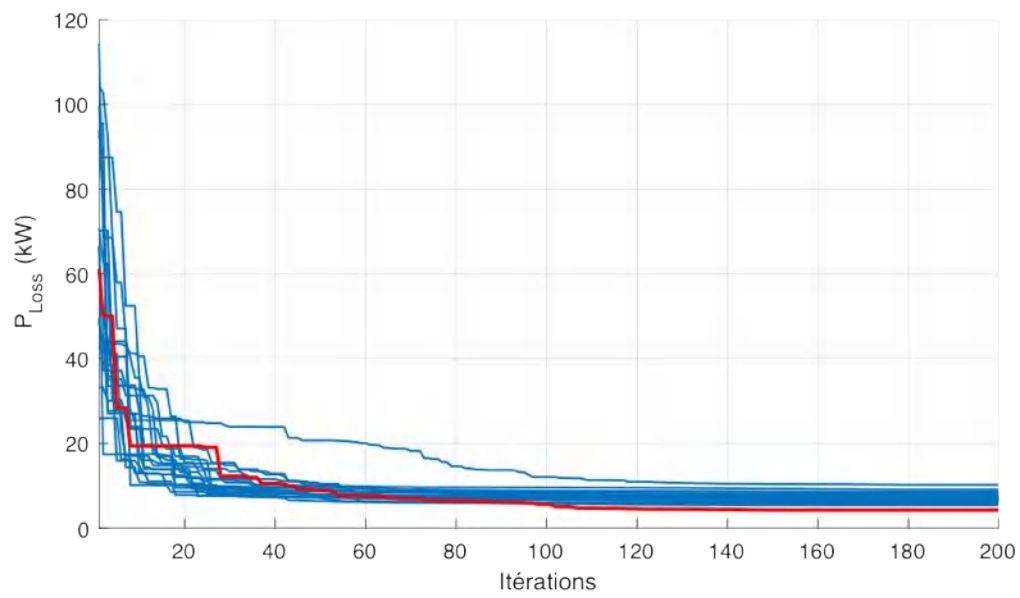


(b)

Figure 3.11. Courbes de convergence de l'algorithme MFO pour RDR IEEE 33-JB : a). PV, b). WT.

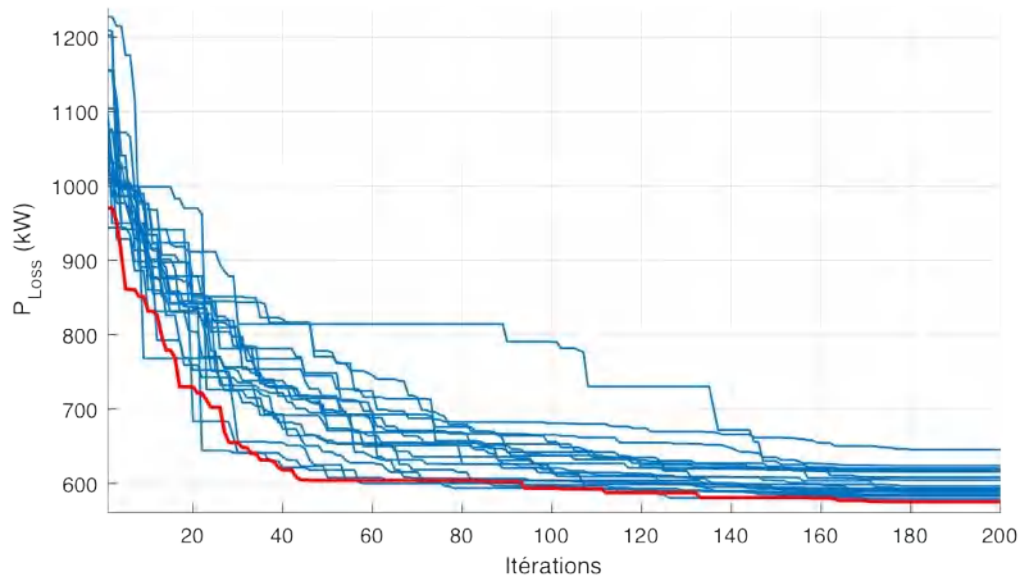


(a)

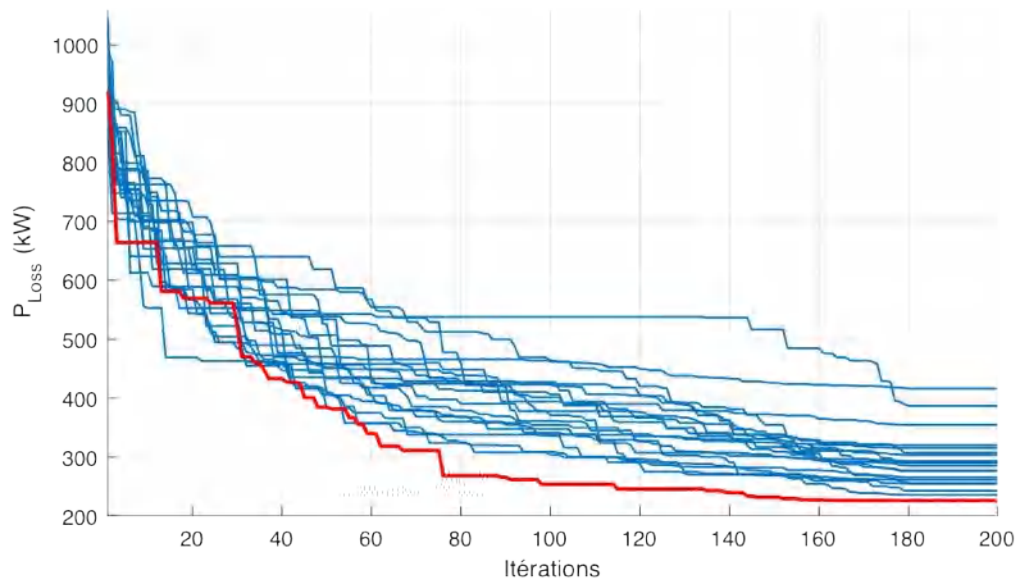


(b)

Figure 3.12. Courbes de convergence de l'algorithme MFO pour RDR IEEE 69-JB : a). PV, b). WT.



(a)



(b)

Figure 3.13. Courbes de convergence de l'algorithme MFO pour RDR IEEE 118-JB : a). PV, b). WT.

À partir des figures 3.11, 3.12 et 3.13 qui montrent les courbes de convergence de 20 exécutions indépendantes de l'algorithme MFO, nous pouvons observer que tous les résultats des 20 exécutions sont proches de la solution optimale pour les trois réseaux pour les deux cas *PV* et *WT*. Cependant, cela n'est pas vérifié pour le cas de *WT* pour le réseau IEEE 118-JB. D'autre part, l'algorithme nécessite 20 itérations pour obtenir une solution optimale ou très proche de la solution optimale pour le réseau IEEE 33-JB et environ 40 itérations pour le réseau IEEE 69-JB et dans le cas de *PV* au réseau 118-JB. Par contre, environ 80 itérations sont nécessaires dans le cas de *WT*.

Les résultats d'optimisation obtenus par MFO après l'intégration de *PV* et *WT* sont représentés dans le Tableau 3.4.

Tableau 3.4 : Résultats d'optimisation obtenus par MFO.

Paramètres	IEEE 33-JB		IEEE 69-JB		IEEE 118-JB		
	PV	WT	PV	WT	PV	WT	
P_{DG} (kW) (JB)					2994.7 (39)	3000.0 (39)	
	851.6 (13)	819.1 (13)	526.8 (11)	510.1 (11)	2323.4 (74)	1878.3 (47)	
	1157.6 (30)	1240.2 (30)	380.0 (18)	388.0 (18)	2159.0 (80)	2488.3 (74)	
			1719.0 (61)	1667.0 (61)	1667.2 (96)	2297.2 (80)	
					2873.3 (110)	2774.6 (110)	
Q_{DG} (kVar)	—	434.6 930.1	—	356.0 272.4 1167.1	—	2000.0 1408.7 1620.7 1721.5 1993.5	
	P_{Loss} (kW)	87.1656	29.3107	69.3978	4.3024	574.9528	225.8413
	ΔP_{Loss} (%)	58.6868	86.1078	69.1494	98.0874	55.6876	82.5941
	Q_{Loss} (kVar)	59.8129	21.1036	34.9478	6.7637	434.3376	158.6522
ΔQ_{Loss} (%)	58.2103	85.2555	32.2998	93.3780	55.6117	83.7861	
V_{min} (p.u)	0.9685	0.9804	0.9790	0.9943	0.9557	0.9646	

Selon les résultats illustrés dans le tableau 3.4, pour le premier réseau IEEE 33-JB, les tailles optimales trouvées par l'algorithme MFO en intégrant deux *PV* sont de 851.6 et 1157.6 kW, Alors que, pour les deux *WT* les tailles optimales sont égales à 819.1 kW et 1240.2 kW et 434.6 kVar et 930.1 kVar. Les DG sont connectés à leurs emplacements optimaux situés aux jeux de barres 13 et 30, respectivement. Pour le deuxième réseau, après optimisation des tailles des trois DG, les jeux de barres 11, 18 et 61 sont identifiés comme des emplacements optimaux pour intégrer les *PV* et les *WT*. On note aussi, que les tailles optimales des *PV* sont de 526.8, 380.0, et 1719.0 kW. Ce qui minimise P_{Loss} et Q_{Loss} à 69.3978 kW et 34.9478 kVar. Alors que, les *WT* fournissent 510.1, 388.0, et 1667.0 kW comme puissance active, et 356.0 272.4, et 1167.1 kVar comme puissance réactive. Ce qui minimise les P_{Loss} à 4.3024 kW et et Q_{Loss} à 6.7637 kVar. Après avoir installé cinq *PV* dans le grand système IEEE 118-JB, le MFO a identifié les jeux de barres 39, 74, 80, 96 et 110 comme emplacements optimaux pour installer les *PV* avec des tailles de 2994.7, 2323.4, 2159.0, 1667.2 et 2873.3 kW respectivement . Cela a réduit P_{Loss} à 574.9528 kW et et Q_{Loss} à 434.3376 kVar. On note que; la tension minimale est égale à 0,9549 [p.u]. Pour les *WT*, nous les avons installé sur les jeux de barres 39, 47, 74, 80, et 110, fournissant des puissances actives des valeurs 3000.0 1878.3 2488.3, 2297.2, et 2774.6 kW et des puissances réactives

des valeurs 2000.0, 1408.7, 1620.7, 1721.5, et 1993.5 kVar. Ces puissances optimales injectées réduisent P_{Loss} à 225.8413 kW et Q_{Loss} à 158.6522 kVar, et augmente la tension à 0.9646 p.u

3.7 Validation des résultats obtenus

Afin de valider les résultats obtenus par des divers algorithmes d'optimisation, dans les deux cas *PV* et *WT*, nous avons procédé à une étude comparative de nos résultats avec ceux établis dans la littérature [29, 30, 35, 40, 41, 46, 53, 54, 57, 62, 66, 72, 88, 132–142]. Cette comparaison est effectuée pour mettre en évidence la performance des algorithmes proposés.

Les tableaux 3.5, 3.6, et 3.7 regroupent les différents résultats obtenus dans la littérature [29, 30, 35, 40, 41, 46, 53, 54, 57, 62, 66, 72, 88, 132–142] par divers algorithmes d'optimisation par rapport à l'algorithme MFO. Les tableaux contiennent les détails de la comparaison en termes de pertes de puissance active et ΔP_{Loss} , pour les trois réseaux avec intégration *PV* et *WT*.

Tableau 3.5 : Comparaison de l'algorithme MFO avec d'autres algorithmes pour IEEE 33-JB

Type de DG	Algorithmes	P_{Loss}	ΔP_{Loss}
<i>PV</i>	HSDO [132]	141.1400	37.256
	SOS [30]	107.3900	49.101
	DAPSO [46]	95.9300	54.533
	FPA [133]	89.2000	57.7226
	BSOA [134]	89.3400	57.656
	KHA [135]	87.4200	58.5663
	MFO	87.1656	58.6868
<i>WT</i>	BSOA [136]	44.2993	79.0038
	PSO [137]	39.1000	81.4681
	BSOA [134]	31.9800	84.8427
	ALO [41]	30.9251	85.3427
	MFO	29.3107	86.1078

Tableau 3.6 : Comparaison de l'algorithme MFO avec d'autres algorithmes pour IEEE 69-JB

Type de DG	Algorithmes	P_{Loss}	ΔP_{Loss}
PV	SOS [30]	82.0700	63.5160
	BFOA [62]	75.2380	66.5532
	FPA [54]	74.8600	66.7212
	IWO [66]	74.5900	66.8412
	IWD [57]	73.5500	67.3036
	GWO [88]	71.7400	68.1082
	CABC [40]	71.5900	68.1749
	KHA [35]	69.5630	69.0760
	MFO	69.3978	69.1494
WT	BFOA [62]	12.900	94.2600
	ALO [138]	8.7800	96.0969
	CABC [40]	8.7400	96.1147
	GWO [88]	7.2700	96.7681
	EA [139]	4.4800	98.0084
	MFO	4.3024	98.0874

Tableau 3.7 : Comparaison de l'algorithme MFO avec d'autres algorithmes pour IEEE 118-JB

Type de DG	Algorithmes	P_{Loss}	ΔP_{Loss}
PV	SA [53]	858.8133	33.8102
	SOS [30]	800.3249	38.3179
	CSFS [29]	581.5800	55.1830
	KHA [35]	576.4600	55.5715
	SFSA [72]	578.7410	55.3957
	DA [140]	581.8500	55.1561
	BFOA [141]	578.9700	55.3780
	DA [142]	591.0000	54.4509
	MFO	574.9528	55.6876
WT	DA [142]	260.0000	79.9615
	SFSA [72]	236.5280	81.7705
	KHA [35]	233.3830	82.0129
	BFOA [141]	229.2000	82.3353
	MFO	225.8413	82.5941

A partir de ces résultats, il est évident que l'algorithme MFO présente les meilleures performances. Il est à noter aussi que, les valeurs minimales de pertes ont été obtenues pour les trois réseaux par l'algorithme MFO. Pour le premier réseau IEEE 33-JB, le MFO a été comparé aux algorithmes HSDO, SOS, DAPSO, FPA, BSOA, et KHA pour le cas d'intégration de PV, et aux autres algorithmes BSA, PSO, BSOA et ALO pour le cas d'intégration de WT. D'après cette comparaison, En présence de PV, le meilleur

résultat parmi les algorithmes comparés est obtenu par l'algorithme KHA, où P_{Loss} est réduite à 87.4200 kW avec un pourcentage de 58.5663%, ce résultat est très proche de celui obtenu avec MFO. Alors que HSDO a la pire minimisation P_{Loss} qui est égal à 141.14 kW, d'un pourcentage de réduction de 37.256 %. Dans le cas d'intégration de WT, les algorithmes comparés sont également capables de déterminer les emplacements et les tailles optimaux nécessaires pour réduire les pertes de puissance à 44.2993, 39.1000 kW, 31.9800 kW et 30.9251 kW respectivement comme mentionné précédemment. Dans ce cas les pourcentages de réduction sont 79.0038%, 81.4681%, 84.8427%, et 85.3427%. Il est clair que la quantité des pertes 29.3107 kW obtenus par MFO représente le meilleur résultat avec un pourcentage de réduction allant jusqu'à 58.6868%.

Pour le réseau IEEE 69-JB, les résultats de l'algorithme MFO pour le cas de PV sont comparés avec les algorithmes : SOS, BFOA, FPA, IWO, IWD, GWO, CABC et KHA. On peut observer qu'après l'installation de trois PV dans leurs emplacements obtenus par les algorithmes précédents, les pertes sont minimisées jusqu'à 82.0700 kW, 75.2380 kW, 74.8600 kW, 74.5900 kW, 73.5500 kW, 71.7400 kW, 71.5900 kW et 69.5630 kW, respectivement. En comparant ces résultats avec celle de l'algorithme MFO, on peut remarquer que les pertes obtenues par MFO sont inférieures. Pour le cas de WT les résultats des algorithmes BFOA, ALO, CABC et GWO et EA ont réduit P_{Loss} respectivement à 12.900, 8.7800, 8.7400, 7.2700, et 4.4800 kW avec un pourcentage de 94.2600%, 96.1147, 96.7681, et 98.0084 respectivement. Nous pouvons observer que le MFO surclasse tous les autres algorithmes.

Pour le réseau IEEE 118-JB, les résultats obtenus ont été comparés avec ceux de huit algorithmes en cas d'intégration de PV, qui ont enregistrées des pertes supérieures à celles de MFO. Le mauvais résultat est obtenu par l'algorithme SA qui réduit les pertes à 858.8133 kW avec un pourcentage de réduction de 33.8102 %. Cependant, le meilleur résultat parmi ces algorithmes est l'algorithme DA qui a minimisé les pertes jusqu'à 591 kW. L'algorithme MFO a donné les pertes les plus minimales qui sont égales à 574.9528 kW représentant 55.6876 % de réduction. Cette valeur est inférieure de 16.0472 kW à celle obtenue par l'algorithme DA, ce qui représente un pourcentage de 1.2367 %. Elle est aussi inférieure à celle de l'algorithme SA de 21.8774 %. Pour le cas de WT, les résultats des algorithmes DA, SFSA, KHA et BFOA peuvent minimiser les pertes jusqu'à 260 kW, 236.5280 kW, 233.3830 kW et 229.2000 kW, respectivement. Comme le montre l'analyse des données, l'algorithme MFO donne des pertes inférieures que celles des autres algorithmes présentées dans cette étude.

Compte tenu de l'analyse de nos résultats (l'algorithme MFO proposé) et de la comparaison de ceux obtenus par d'autres algorithmes établis dans la littérature, une grande réduction de la perte de puissance a été obtenue par les algorithmes de la littérature. Cependant, l'algorithme MFO fournit de meilleurs résultats en termes de

minimisation des pertes de puissance et de coût de fonctionnement total pour les trois réseaux testés avec PV et WT. Ceci est une indication de la performance supérieure de l'algorithme MFO dans la détermination du meilleur emplacement et dimensionnement des PV et WT. Ce qui nous permet de valider nos résultats.

3.8 Impact d'intégration de DG sur les réseaux étudiés

Les profils de la tension avant et après l'installation de DG dans les réseaux de distribution IEEE sont représentés dans la Figure ??.

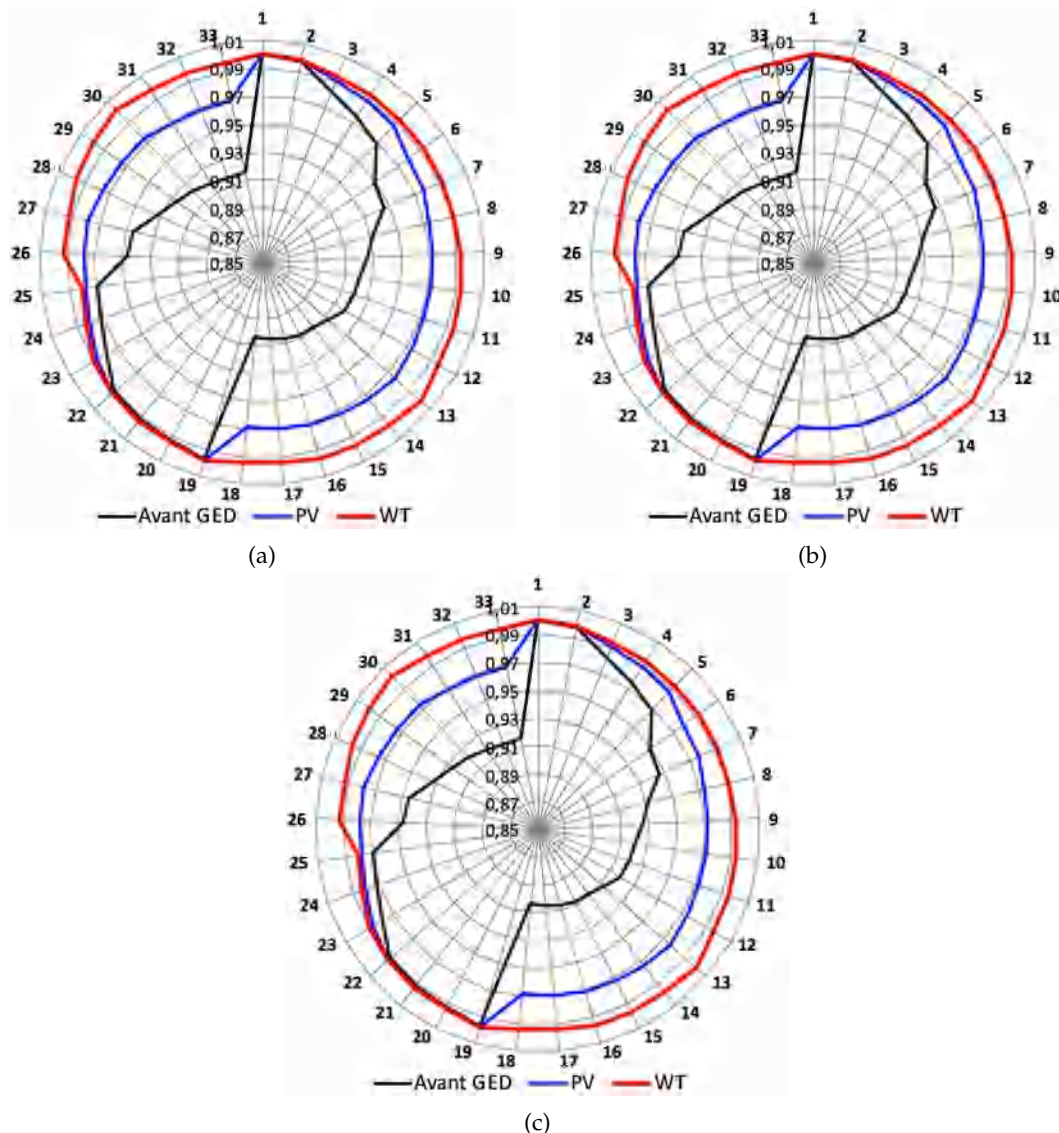
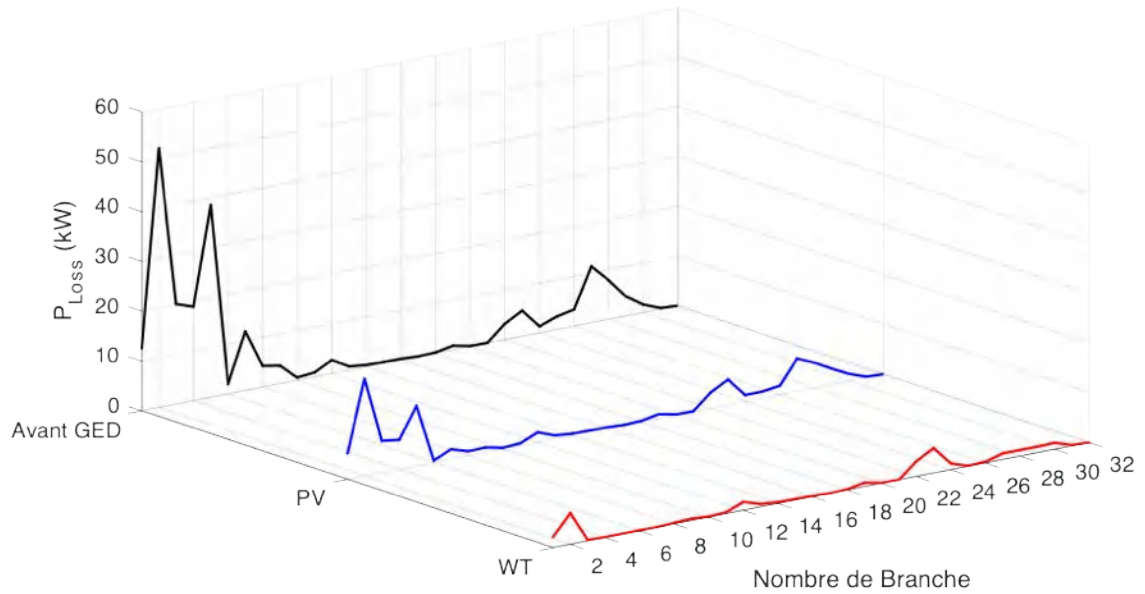


Figure 3.14. Profils des tensions obtenus par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB

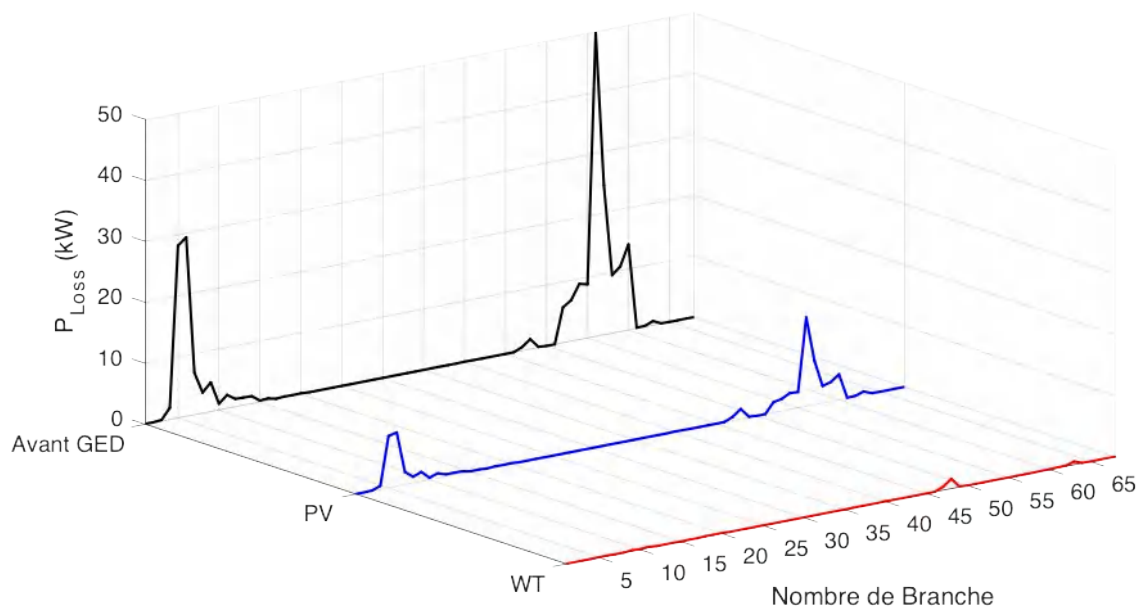
A partir de ces courbes, on peut constater que les jeux de barres à tension élevée sont largement influencés par l'intégration de DG sur tous les réseaux de distribution testés. Les tensions de tous les jeux de barres sont dans les limites admissibles, alors que la tension maximale du système reste constante au niveau du jeu de barre de référence (JB 1). Le point de tension minimum est monté à un niveau sensiblement plus élevé. Le meilleur

profil est obtenu à juste l'intégration du WT, cela est dû à la puissance réactive injectée par cette dernière.

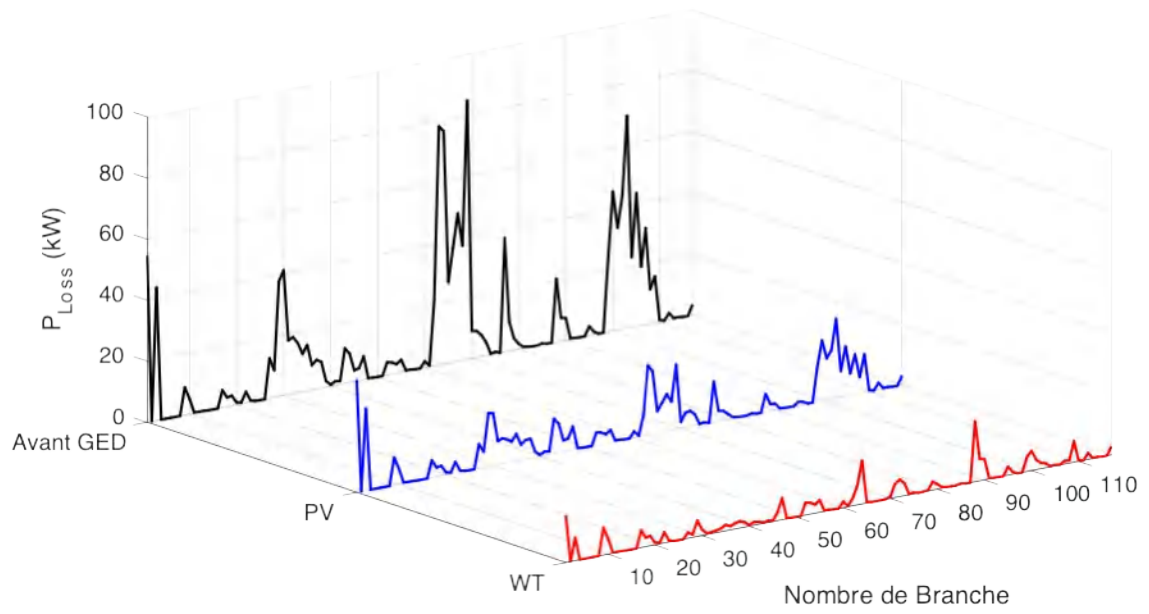
L'impact d'installation de DG sur les pertes des puissances active et réactive pour les réseaux testés est illustré sur les Figures 3.15 et 3.16 :



(a)

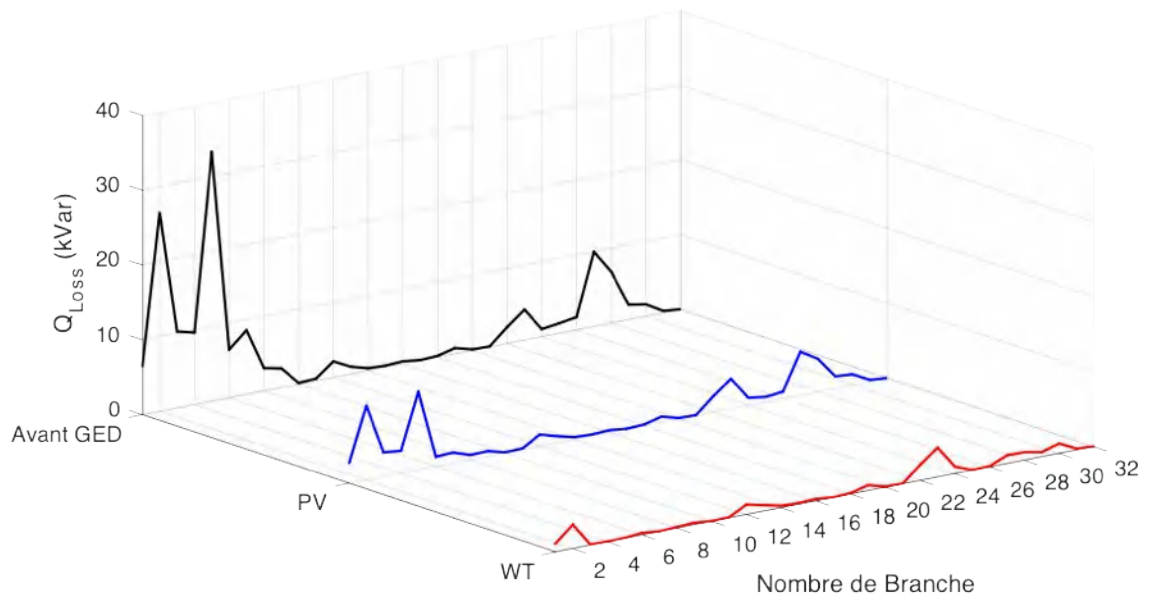


(b)



(c)

Figure 3.15. P_{Loss} obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB



(a)

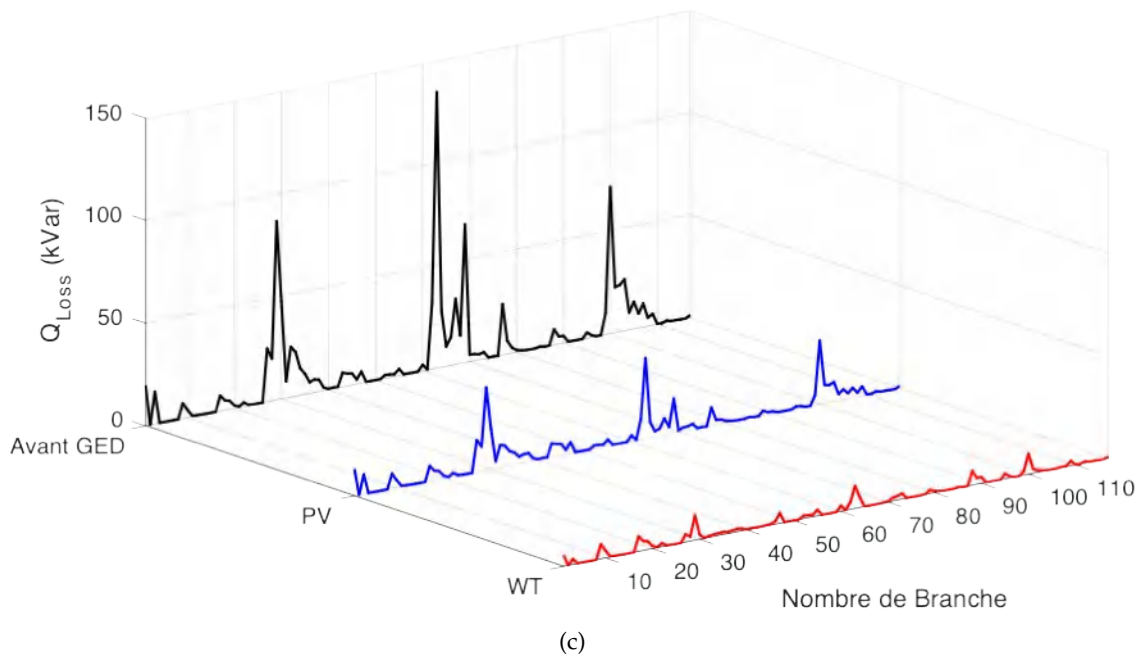
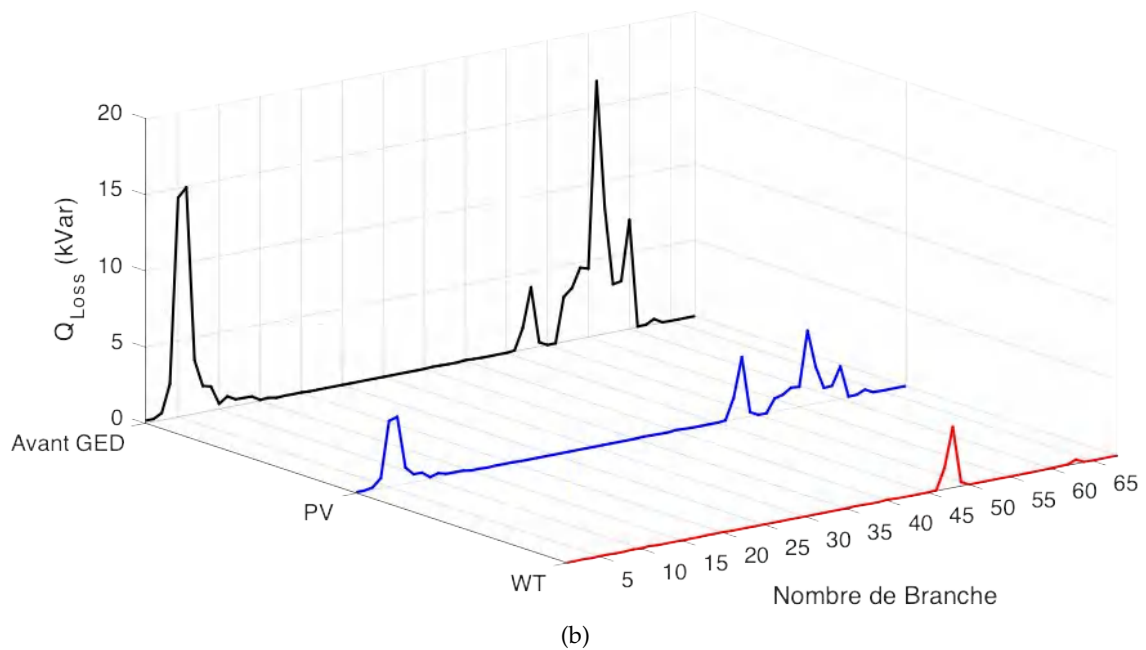
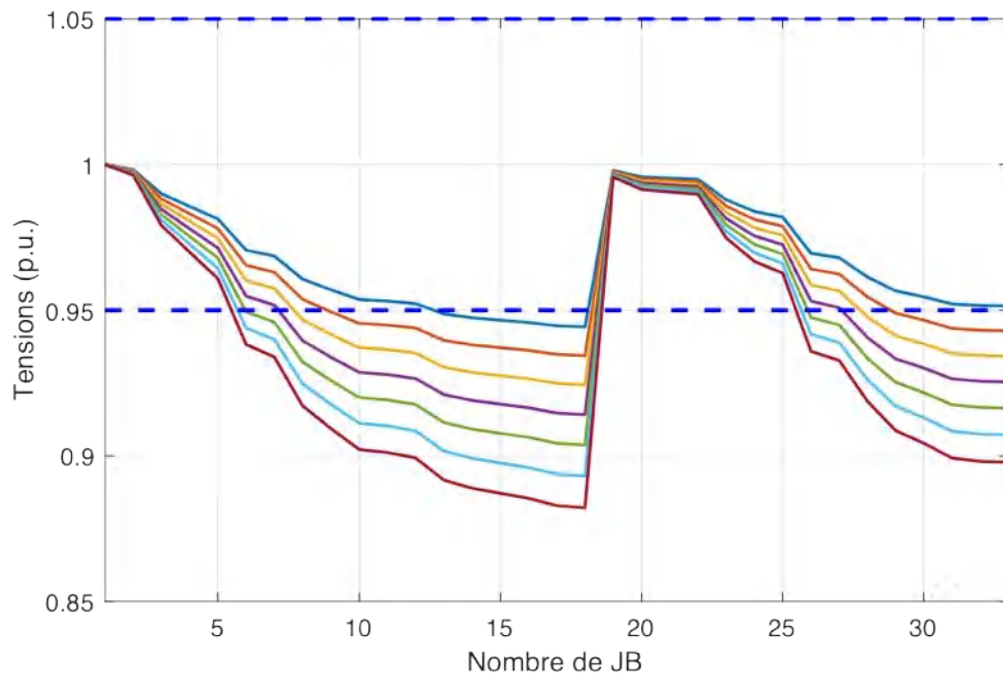


Figure 3.16. Q_{Loss} obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB

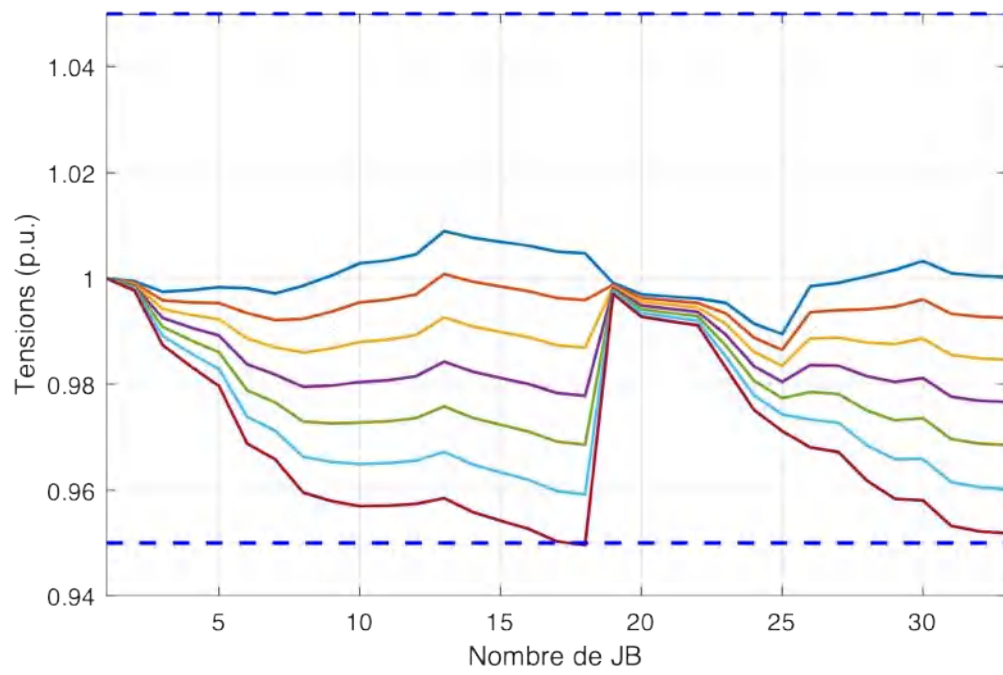
L'analyse de la figure 3.16 révèle qu'après l'installation de DG, il y a une minimisation significative de la quantité des pertes de puissance active. On observe aussi que l'installation WT contribue à une plus grande minimisation des pertes de puissance que l'installation PV. Ces résultats sont dus à la contribution de la puissance réactive injectée par WT, ainsi qu'aux facteurs de puissance optimaux définis par l'algorithme proposé. Comme mentionné précédemment les facteurs de puissance sont fixés entre 0.8 et 0.9.

Pour tous les cas de réseaux étudiés, les charges de chaque réseau électrique varient linéairement de 60 % (charge légère) à 120 % (charge de pointe) par pas de 10 % de charge, en même temps la taille optimale de PV et WT sont calculés par l'algorithme MFO pour

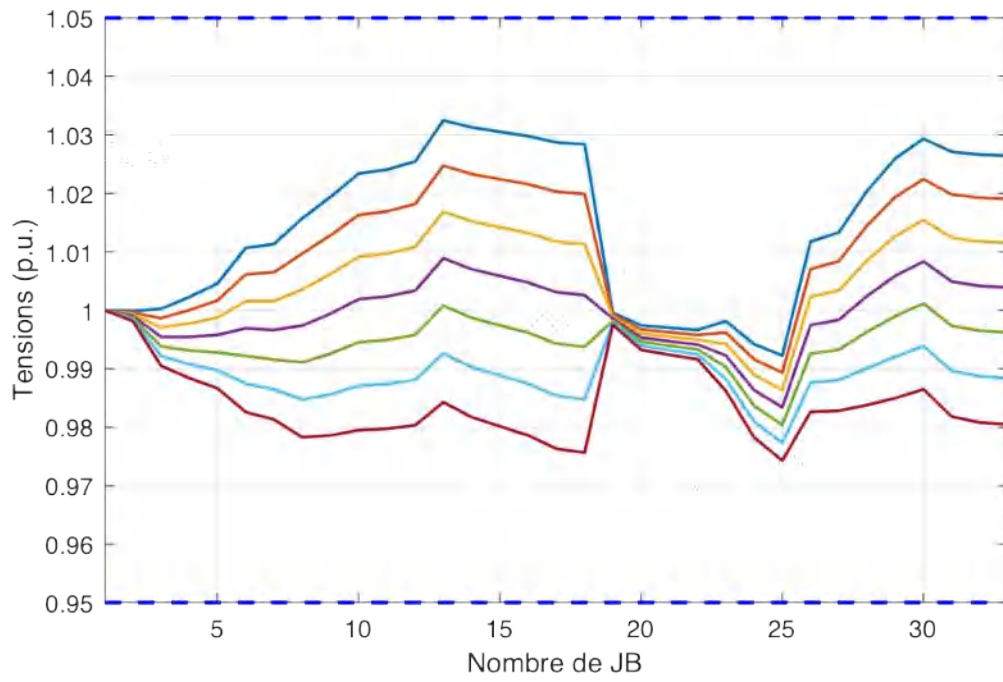
chaque variation de pas de charge. Les profils des tensions sous différentes variations de charge des trois réseaux sont représentés aux figures 3.17, 3.18, et 3.19.



(a)

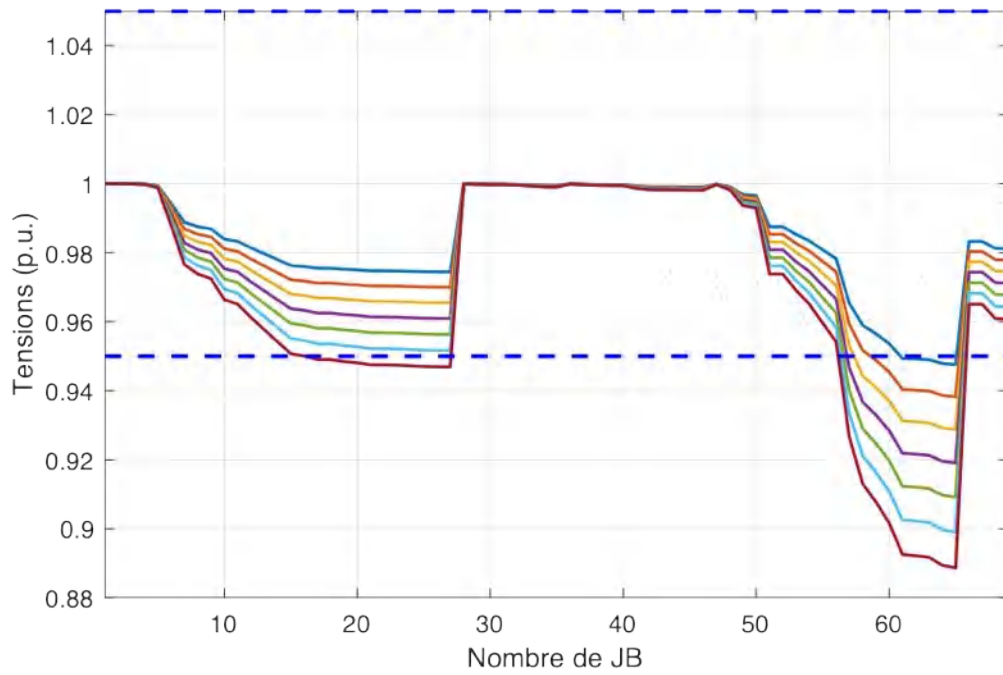


(b)

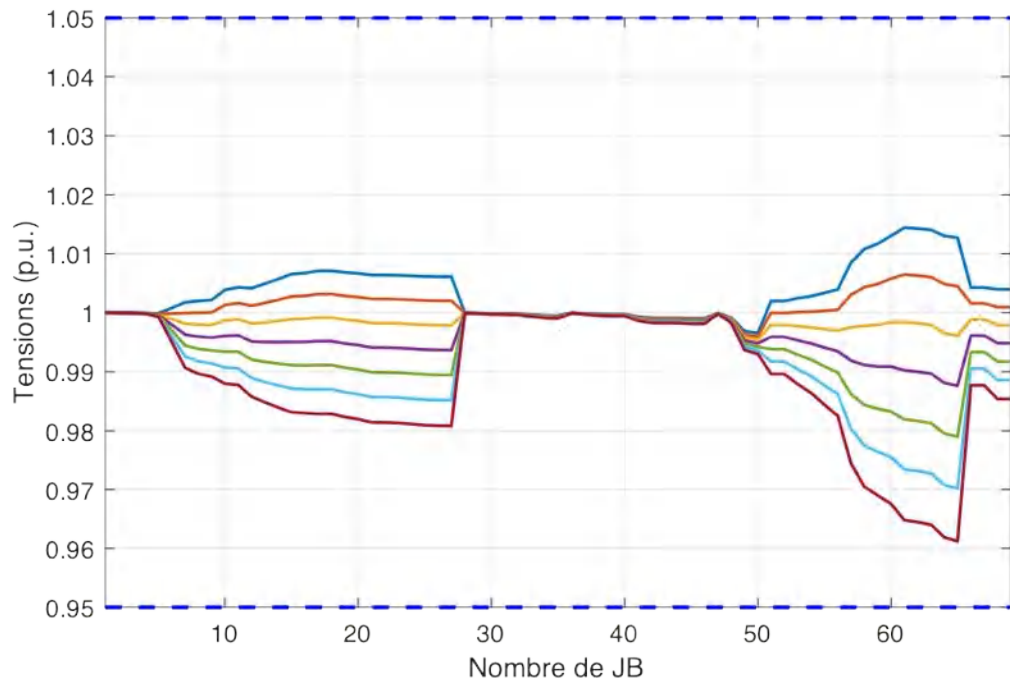


(c)

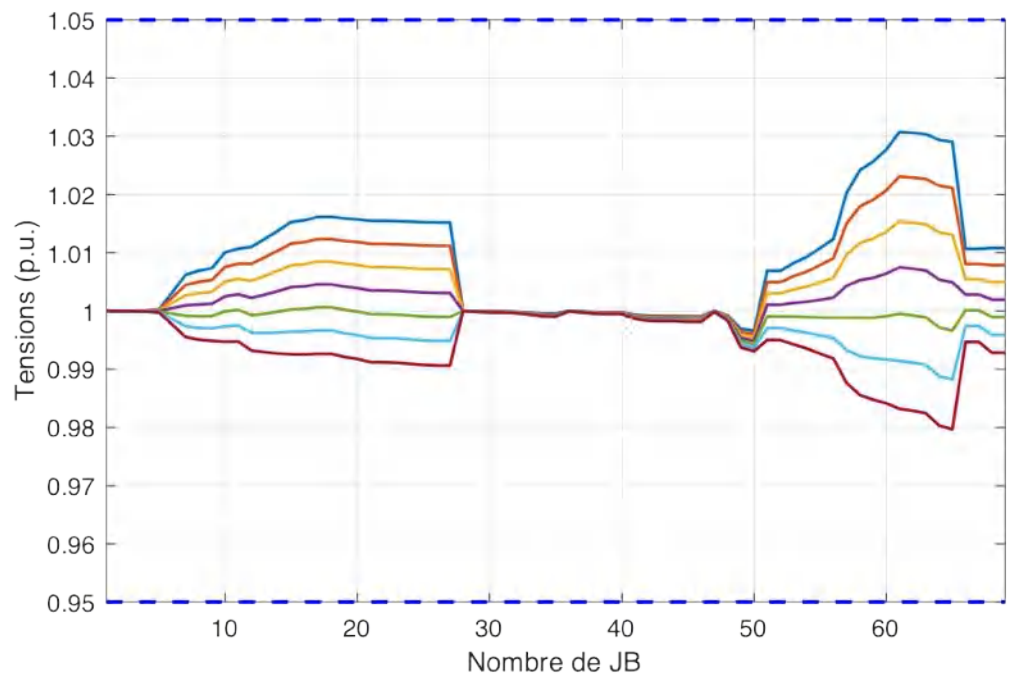
Figure 3.17. Impact de DG sur la tension lors de la variation de la charge pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT



(a)

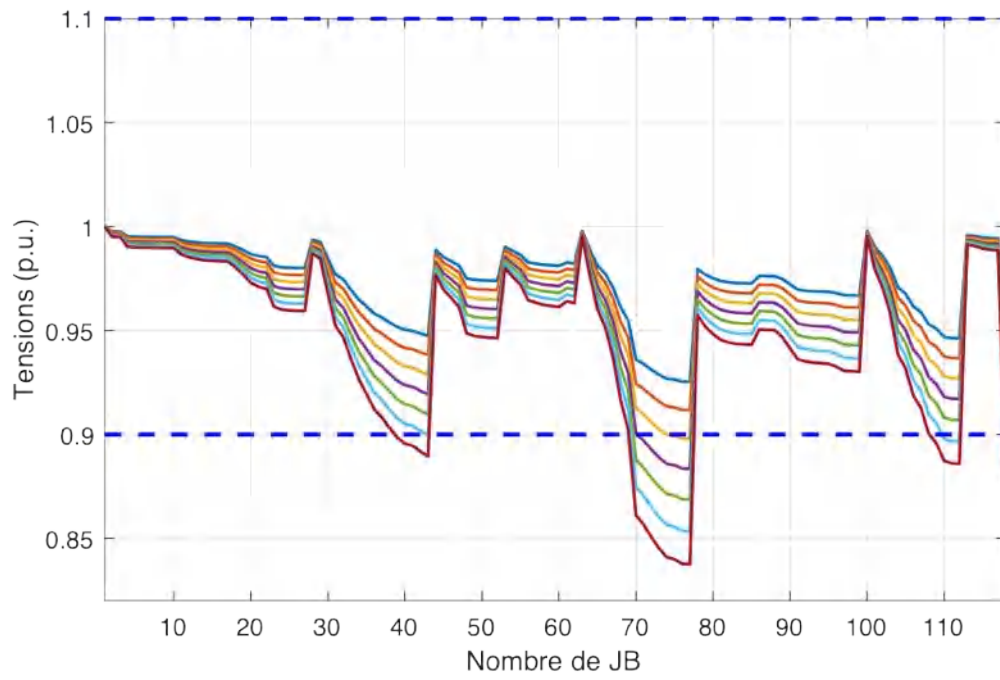


(b)

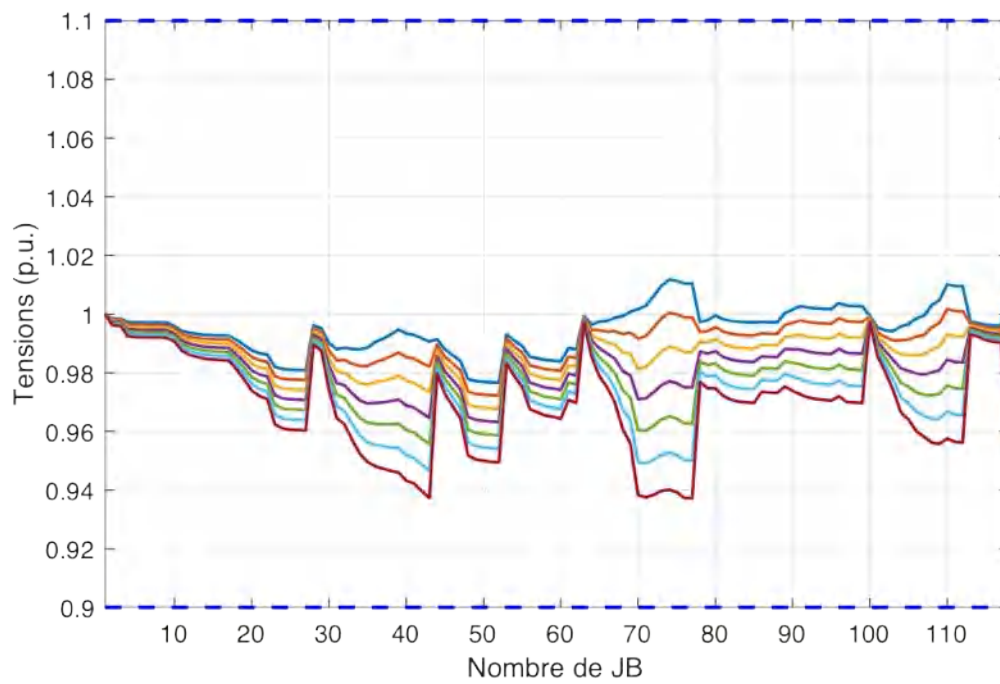


(c)

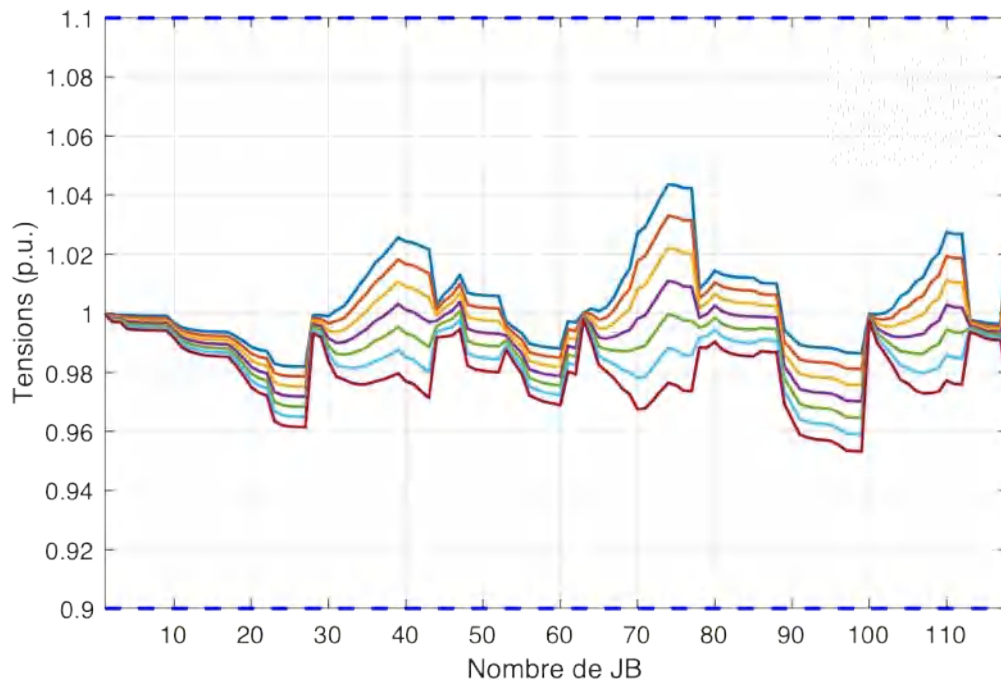
Figure 3.18. Impact de DG sur sur la tension lors de la variation de la charge pour IEEE 69-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT



(a)



(b)

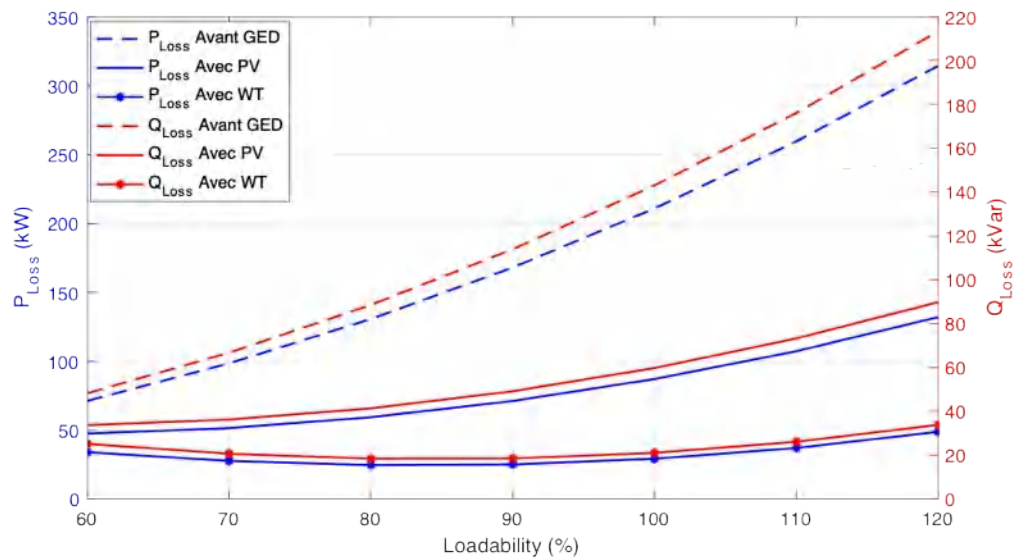


(c)

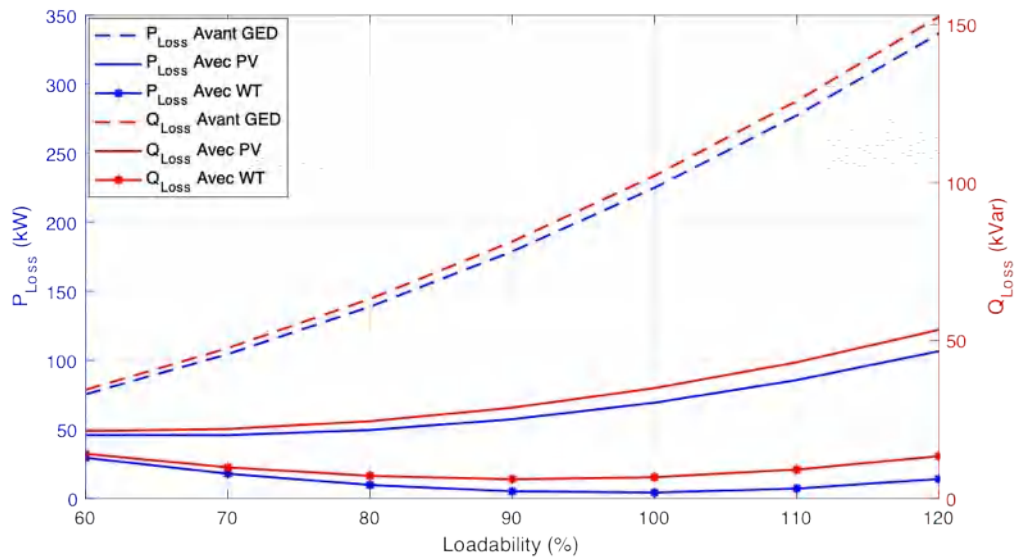
Figure 3.19. Impact de DG sur la tension lors de la variation de la charge pour IEEE 118 : a). Avant DG, b). PV, c). WT

Les limites de tension supérieures et inférieures acceptées pour chaque réseau sont représentées par des lignes bleue en pointillés. Avant l'installation des DG, certaines des tensions des jeux de barres ont dépassé les limites autorisées avec des charges spécifiques. Dans le réseau IEEE 33-JB, les jeux de barres du numéro 6 au 18 et du 26 au 33 ont les valeurs minimales de tensions. Ces valeurs préalablement inférieures à 0.95 [p. u], sont améliorées après l'installation des PV et compte tenu de l'évolution de la consommation, on note, que la valeur minimale atteinte 0.95 [p.u]. dans le jeu de barre numéro 18. De la même manière, dans les WT, les profils de tension se sont améliorés mais mieux que les PV. On peut noter, la même constatations pour les systèmes IEEE 69-JB et IEEE 118-JB, où les meilleurs profils de tension pour les différents niveaux de charges de consommation sont obtenus sur la base du WT. En outre, les profils de tension pour le système en consommation de charges légères sont toujours meilleurs que les charges moyennes et de pointe.

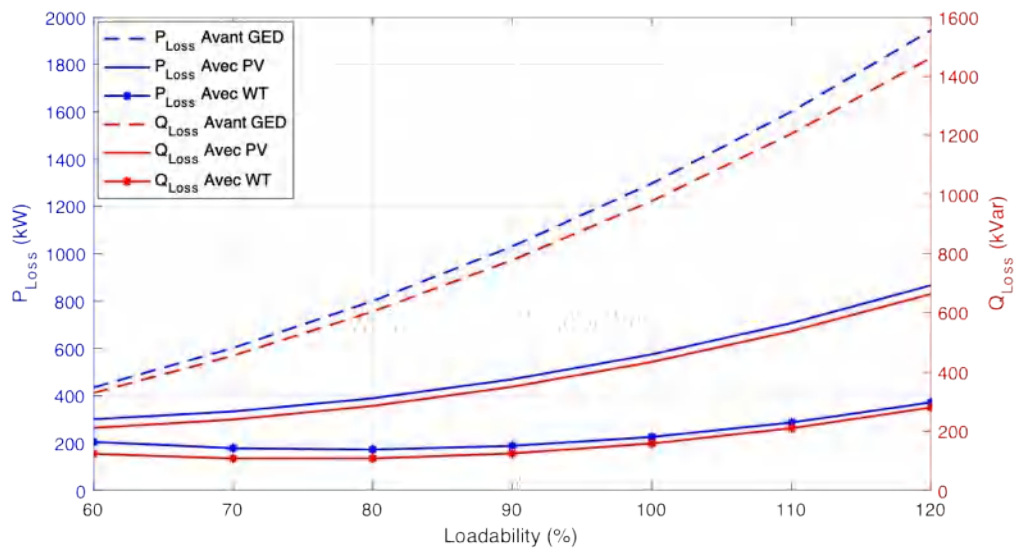
La figure 3.20 montre l'impact de la capacité de charge sur les puissances actives et réactives totales avant et après l'intégration des DG pour les trois réseaux testés. De la même manière que pour la variation des charges effectuée précédemment, les charges varient de 60% à 120% avec un pas de 10% et simultanément les pertes de puissance active et réactive sont calculées.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.20. Impact de DG sur les pertes lors de la variation de la charge : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB

Comme le montre la figure 3.20, le minimum de pertes de ligne de distribution actives et réactives est atteint dans le cas de consommation de charges légères (60 % des charges). Par ailleurs, les pertes de puissance les plus élevées sont obtenues dans le cas de consommation de charge élevée. On constate aussi, que les pertes de puissance sont proportionnelles à l'augmentation des charges, dans les deux cas avant et après l'installation des DG. On peut également noter que, le meilleur profil est obtenu après l'intégration des DG et que la puissance injectée par les DG réduit les pertes jusqu'à leur valeur minimale optimale pour différentes capacités de charge. De plus, les pertes de puissance active et réactive mesurées en présence de *WT*, pour une variation linéaire des charges sont meilleures que celles obtenues en présence de *PV*. Ceci est valable pour les trois systèmes testés.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, quatre algorithmes ont été proposés pour résoudre le problème d'intégration optimale des multi sources d'énergie photovoltaïque et éolienne avec les facteurs de puissance optimaux tout en se basant sur la minimisation des pertes de puissance active. Les algorithmes proposés sont appliqués sur les trois réseaux de distribution radiaux IEEE 33-JB, IEEE 69-JB, et 118-JB. Les algorithmes montrent une performance lors de 20 exécutions, les valeurs sont proches l'un des autres. Par Ailleurs, les facteurs de puissance optimaux obtenus par les algorithmes proposés montrent un effet positif sur les pertes de puissance active et les tensions, contrairement à de nombreuses techniques proposées dans la littérature, qui suggèrent un facteur de puissance prédéfini. Ainsi, différentes réductions de perte de puissance sont obtenues par chacun des algorithmes, et différents pourcentages d'amélioration sont également représentés. Cependant, les meilleurs résultats sont obtenus par l'algorithme MFO car il nous a offert des réductions des pertes de puissance active après l'intégration optimale de *PV* et *WT* respectivement à 87.1656 kW et 29.3107 kVar pour IEEE 33-JB, et 69.3978 kW et 4.3024 kVar pour IEEE 69-JB et 574.9528kW, 225.8413 kVar pour IEEE 118-JB. Ces résultats obtenus ont été comparés avec ceux établis dans la littérature avec divers algorithmes. Cette étude comparative montre que les algorithmes proposés ont de meilleures performances, en terme de minimisation des pertes de puissance des systèmes étudiés. En outre, cette étude comparative nous a permis de valider les modèles proposés. En plus, Des résultats précis et réalistes ont été obtenus par un changement linéaire des charges entre 60 % et 120 % de la consommation nominale. Les résultats de capacité de charge montrent que les pertes de puissance totales et les profils de tension sont proportionnels à l'augmentation ou à la diminution des charges et de la capacité de DG. En général, les résultats montrent que les algorithmes proposés et notamment l'algorithme MFO peuvent gérer ce type de fonction objectif.

Chapitre 4

Résultats et discussions : Planification multi-objectifs de DG

4.1 Introduction

La planification optimale des sources de la génération distribuée (DG) dans les réseaux de distribution a toujours été un sujet de grand intérêt. Il est évident que la (DG) peut offrir plusieurs avantages tels que la réduction des pertes de puissance, l'amélioration de la tension, de la fiabilité et de la sécurité du système, ainsi que la minimisation des coûts. Cependant, ces avantages sont difficiles à obtenir et dépendent surtout des caractéristiques des DG telles que les sources photovoltaïques (*PV*) et éoliennes (*WT*). Ces dernières peuvent être optimisées si les DG sont intégrées de manière optimale permettant ainsi d'extraire le maximum de bénéfices potentiels.

Dans ce contexte, ce chapitre est divisé en deux grandes parties :

Dans la première partie, les algorithmes méta-heuristiques proposés seront appliqués sur une nouvelle fonction multi-objectifs basée sur la minimisation de trois indices techniques et économiques qui sont l'indice des pertes de puissance active (APL_I), l'indice de la variation totale de la tension (TVV_I) et également l'indice du coût annuel des pertes (CL_I) en intégrant de manière optimale des multi sources photovoltaïques et éoliennes, appliqué aux réseaux IEEE 33-JB, IEEE 69-JB, et IEEE 118-JB. Pour évaluer ces indices, une méthode de la somme pondérée sera appliquée pour déterminer l'adéquation de la fonction multi-objectif et obtenir la meilleure solution. Le facteur pondéré dépend du niveau d'importance entre ces composantes de la fonction objectif. Une étude comparative des algorithmes d'optimisation en tenant compte de la taille et de l'emplacement optimaux, ainsi que les trois paramètres optimisés sera présenté.

La deuxième partie de ce chapitre est focalisée sur l'étude de la pénétration des sources photovoltaïques et éoliennes dans les deux réseaux de distribution IEEE 33-JB et

IEEE 69-JB, tout en tenant compte de la variation horaire de la charge dans le temps et de la caractéristique probabiliste de la production des DG pendant 24 heures. Pour traiter ce problème nous proposons un nouvel algorithmique hybride qui est le résultat de la combinaison des avantages de deux algorithmes PSO et MFO. En plus, L'impact de la DG sur les paramètres de deux réseaux optimisés pendant la période de 24 heures sera également présenté.

4.2 Planification de multi sources de la DG

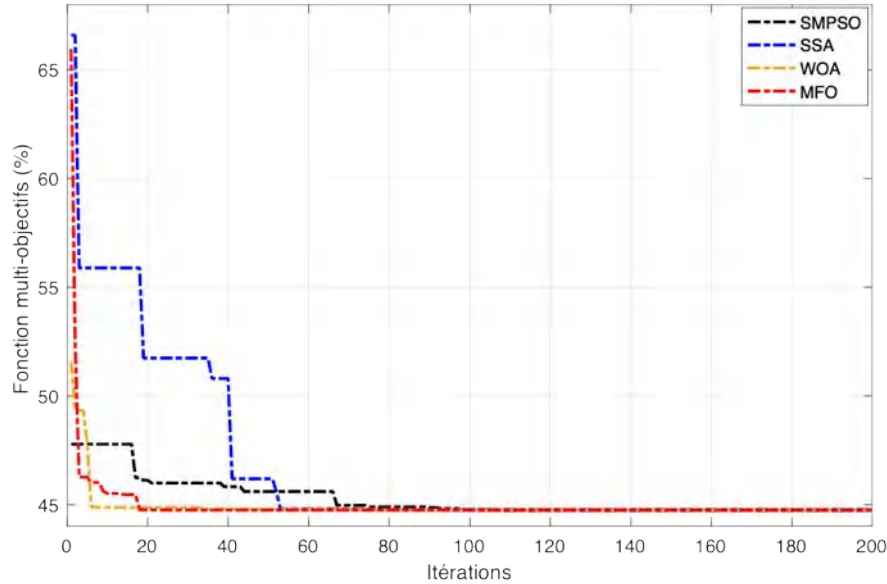
4.2.1 Résultats d'intégration de DG

On rappelle que les trois paramètres proposées sont converties en une seule fonction objectif en utilisant les facteurs de pondération comme représenté l'équation 4.1.

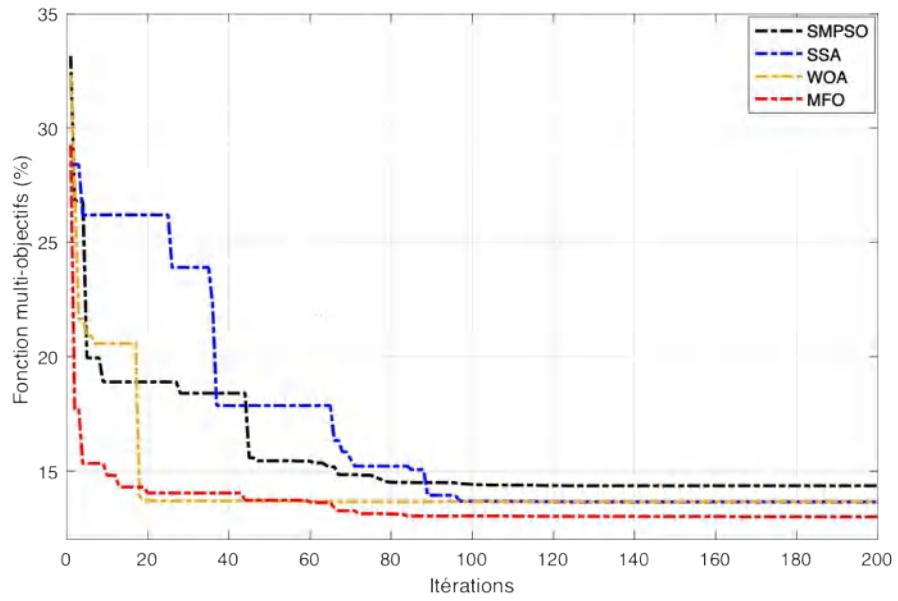
$$FMO = \min (\omega_1 APL_I + \omega_2 TVV_I + \omega_3 C_{LI}) \quad (4.1)$$

Où $\omega_1=0.5$, $\omega_2=0.25$ et $\omega_3= 0.25$

La performance de la convergence des algorithmes proposés pour une installation optimale de PV et WT est illustrée sur les figures 4.1, 4.2, 4.3.

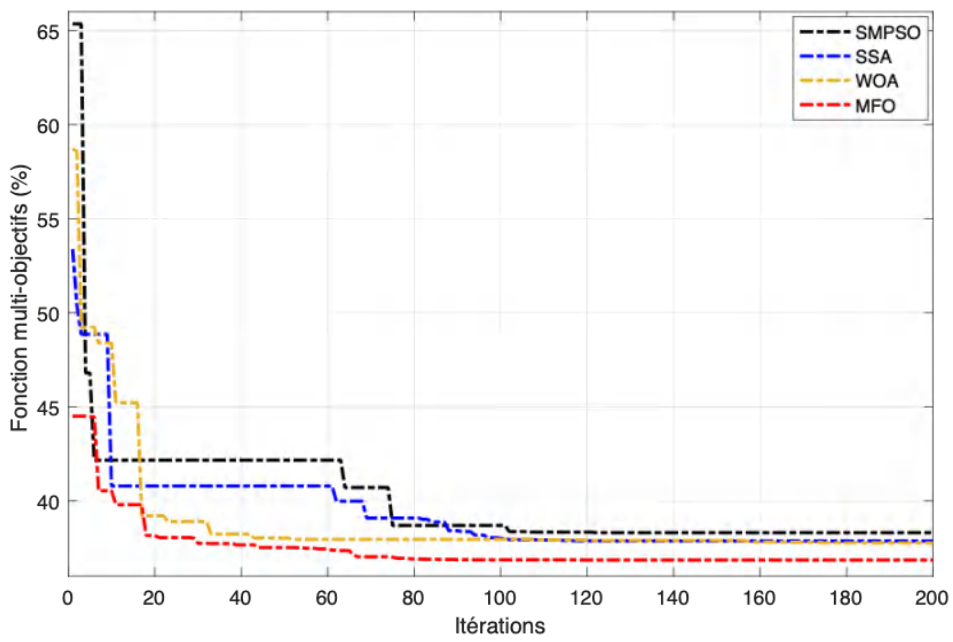


(a)

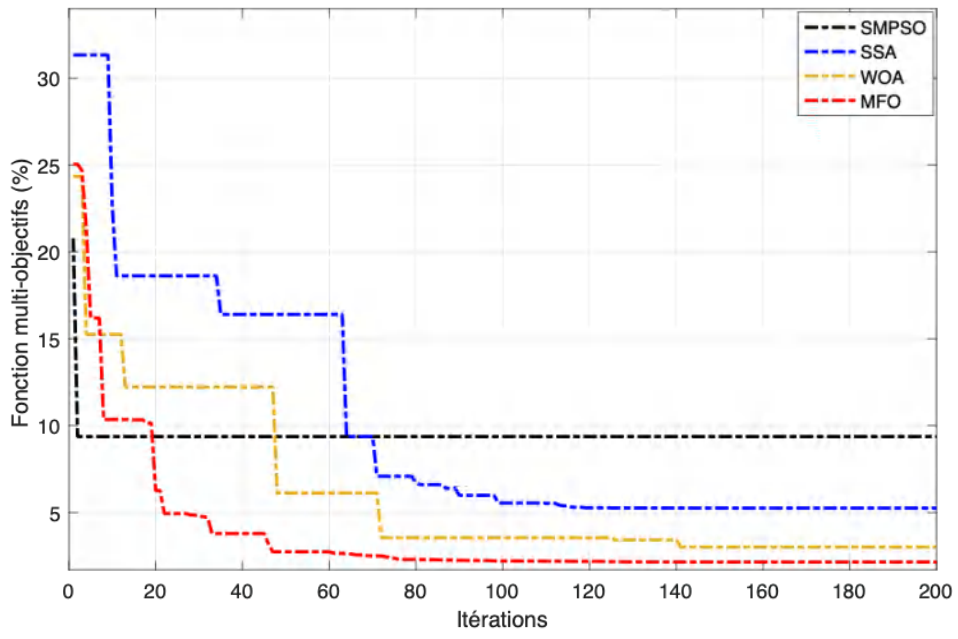


(b)

Figure 4.1. Courbes de convergence pour la fonction multi-objectifs : réseau IEEE 33-JB

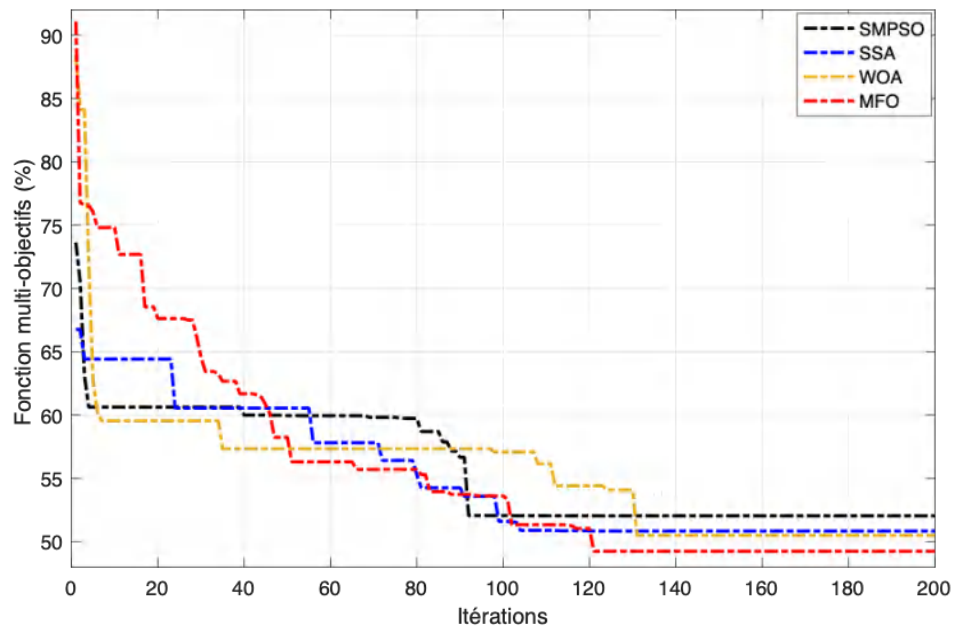


(a)



(b)

Figure 4.2. Courbes de convergence pour la fonction multi-objectifs : réseau IEEE 69-JB



(a)

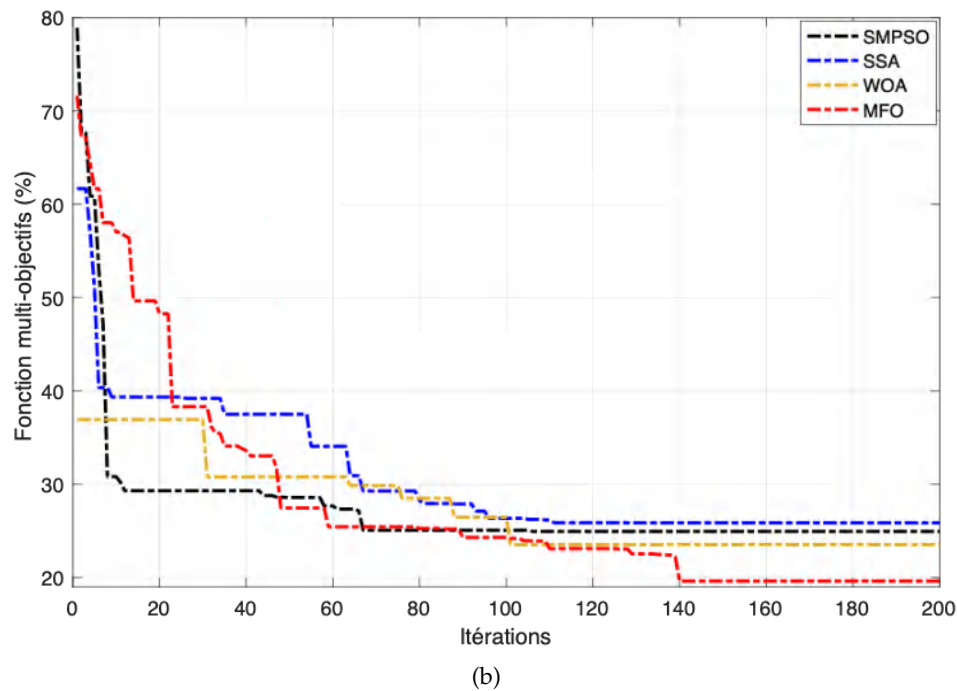


Figure 4.3. Courbes de convergence pour la fonction multi-objectifs : réseau IEEE 118-JB

L'analyse des courbes de convergence représentées sur les figures 4.1, 4.2, et 4.3, montre que l'algorithme MFO fournit les meilleures valeurs de minimisation de la fonction multi-objectifs par rapport aux autres algorithmes pour les deux cas d'intégration de *PV* et *WT* dans les trois réseaux IEEE. Cependant pour le cas de *PV* pour IEEE 33-JB, où les résultats de la fonction multi-objectifs sont proches les uns des autres et presque identiques, on ne peut donc pas vraiment les différencier. Les trois autres algorithmes sont également capables de fournir des résultats très favorables en intégrant de manière optimale le *PV* et le *WT* dans les trois réseaux de distribution IEEE. Il est également clair que le MFO a une caractéristique de convergence rapide lorsqu'il atteint les solutions optimales. On peut noter que pour une solution optimale ou proche de la solution optimale, le MFO nécessite entre 20 et 40 itérations pour le cas des réseaux IEEE 33-JB et IEEE 69-JB. D'autre part, il est également évident que le réseau IEEE 118-JB prend plus de temps de calcul par rapport aux réseaux 33 bus et 69-JB.

Les tableaux 4.1, 4.2, et 4.3, montrent les paramètres optimisés et les résultats obtenus lors de l'intégration optimales de *PV* et *WT* par les divers algorithmes proposés appliqués sur les trois réseaux :

Tableau 4.1 : Résultats d'optimisation multi-objectifs : réseau IEEE 33-JB

(a)

<i>Paramètres</i>	Avant DG	<i>SMPSO</i>	<i>SSA</i>	<i>WOA</i>	<i>MFO</i>
P_{DG} (kW) (JB)	—	984.7 (12)	865.8 (13)	865.6 (13)	981.2 (12)
		1128.3 (30)	1187.5 (30)	1184.7 (30)	1139.2 (30)
<i>FMO</i> (%)	—	44.7534	44.7521	44.7523	44.7520
P_{Loss} (kW)	210.9875	87.3001	87.2172	87.2104	87.3122
APL_I (%)	—	41.3769	41.3376	41.3344	41.3826
TVV (p.u)	1.812	0.9905	0.9925	0.9927	0.9901
TVV_I (%)	—	54.6634	54.7737	54.6634	54.6413
C_L (k\$)	110.8950	45.8849	45.8414	45.8378	45.8913
C_{LI} (%)	—	41.3769	41.3376	41.3344	41.3826
V_{min} (p.u)	0.9092	0.9657	0.9696	0.9696	0.9657

(b)

<i>Paramètres</i>	Avant DG	<i>SMPSO</i>	<i>SSA</i>	<i>WOA</i>	<i>MFO</i>
P_{DG} (kW) (JB)	—	737.0 (15)	776.3 (15)	920.9 (12)	869.0 (13)
		1373.0 (30)	1299.0 (30)	1233.9 (30)	1293.3 (30)
Q_{DG} (kVar)	—	318.4	974.3	616.0	450.8
		1029.7	410.9	925.4	970.0
<i>FMO</i> (%)	—	14.3550	13.6505	13.6595	12.9943
P_{Loss} (kW)	210.9875	31.1180	30.5761	31.3910	29.6639
APL_I (%)	—	14.7487	14.4919	14.8781	14.0596
TVV (p.u)	1.812	0.2377	0.2008	0.2225	0.1768
TVV_I (%)	—	13.1181	11.0817	12.2792	9.7572
C_L (k\$)	110.8950	16.3556	16.0708	16.4991	15.5913
C_{LI} (%)	—	14.7487	14.4919	14.8781	14.0596
V_{min} (p.u)	0.9092	0.9805	0.9805	0.9811	0.9809

Tableau 4.2 : Résultats d'optimisation multi-objectifs : réseau IEEE 69-JB

(a)

<i>Paramètres</i>	Avant DG	<i>SMP</i> <i>SO</i>	<i>SSA</i>	<i>WOA</i>	<i>MFO</i>
P_{DG} (kW) (JB)	—	683.2 (15)	549.7 (22)	511.4 (18)	515.7 (11)
		854.2 (61)	250.1 (40)	936.3 (61)	402.0 (18)
		735.9 (63)	1726.6 (61)	820.0 (62)	1719.5 (61)
FMO (%)	—	38.3137	37.8731	37.7662	36.8600
P_{Loss} (kW)	224.9480	73.5542	72.3740	71.7891	69.4129
APL_I (%)	—	32.6983	32.1737	31.9136	30.8573
TVV (p.u)	1.8704	1.0317	1.0282	1.0348	1.0266
TVV_I (%)	—	55.1593	54.9722	55.3251	54.8867
C_L (k\$)	118.2327	38.6601	38.0398	37.7324	36.4834
C_{LI} (%)	—	32.6983	32.1737	31.9136	30.8573
V_{min} (p.u)	0.9092	0.9743	0.9771	0.9784	0.9791

(b)

<i>Paramètres</i>	Avant DG	<i>SMP</i> <i>SO</i>	<i>SSA</i>	<i>WOA</i>	<i>MFO</i>
P_{DG} (kW) (JB)	—	266.3 (17)	615.4 (23)	506.0 (17)	485.9 (11)
		949.7 (61)	1002.3 (50)	583.5 (53)	405.6 (18)
		758.0 (62)	1724.7 (61)	1619.1 (61)	1696.5 (61)
Q_{DG} (kVar)	—	140.7	217.7	366.8	322.6
		712.3	257.6	247.8	273.1
		568.5	1283.0	1201.6	1212.0
FMO (%)	—	9.3711	5.2516	3.0094	2.1454
P_{Loss} (kW)	224.9480	11.7883	7.6036	5.7503	4.3208
APL_I (%)	—	5.2405	3.3802	2.5563	1.9208
TVV (p.u)	1.8704	0.4071	0.2033	0.0817	0.0528
TVV_I (%)	—	21.7654	10.8693	4.3680	2.8229
C_L (k\$)	118.2327	6.1959	3.9965	3.0224	2.2710
C_{LI} (%)	—	5.2405	3.3802	2.5563	1.9208
V_{min} (p.u)	0.9092	0.9847	0.9950	0.9943	0.9943

Tableau 4.3 : Résultats d'optimisation multi-objectifs réseau IEEE 118-JB

(a)

<i>Paramètres</i>	Avant DG	<i>SMPSO</i>	<i>SSA</i>	<i>WOA</i>	<i>MFO</i>
P_{DG} (kW) (JB)	—	1788.3 (39)	2831.0 (39)	2498.3 (39)	2915.2 (39)
		1201.6 (48)	741.8 (49)	2508.7 (74)	1339.1 (48)
		2721.2 (73)	2570.4 (74)	2502.3 (80)	2684.6 (72)
		965.0 (99)	1185.9 (97)	2489.6 (96)	1910.1 (96)
		2555.8 (110)	2530.9 (110)	2514.5 (110)	2987.4 (110)
FMO (%)	—	52.0416	50.8373	50.4895	49.2388
P_{Loss} (kW)	1297.5	614.1248	598.9560	593.1189	581.4231
APL_I (%)	—	47.3314	46.1623	45.7124	44.8110
TVV (p.u)	5.2877	3.4990	3.4297	3.4275	3.3060
TVV_I (%)	—	66.1724	0.0065	64.8202	62.5225
C_L (k\$)	681.9660	322.7840	314.8113	311.7433	305.5960
C_{LI} (%)	—	47.3314	46.1623	45.7124	44.8110
V_{min} (p.u)	0.8688	0.9391	0.9541	0.9485	0.9559

(b)

<i>Paramètres</i>	Avant DG	<i>SMPSO</i>	<i>SSA</i>	<i>WOA</i>	<i>MFO</i>
P_{DG} (kW) (JB)	—	2602.8 (41)	2817.5 (39)	2029.8 (40)	3000.0 (39)
		1921.0 (74)	1751.1 (74)	2632.8 (74)	2506.8 (73)
		1718.4 (81)	2971.3 (80)	2126.3 (80)	1949.9 (81)
		2442.9 (99)	1526.9 (92)	1526.9 (97)	1581.0 (97)
		2999.8 (110)	2794.8 (110)	2816.9 (110)	2836.1 (110)
Q_{DG} (kVar)	—	1952.1	1793.1	1290.0	2000.0
		1439.7	1035.4	1565.5	1690.5
		1288.5	1391.0	1235.3	1436.1
		51.00	151.6	689.4	946.8
		2000.0	1998.7	1848.2	1999.9
FMO (%)	—	24.9400	25.8642	23.5312	19.6219
P_{Loss} (kW)	1297.5	285.4170	283.1270	260.9977	224.9074
APL_I (%)	—	21.9975	21.8210	20.1154	17.3339
TVV (p.u)	5.2877	1.7851	2.0091	1.7861	1.4015
TVV_I (%)	—	33.7595	37.9957	33.7784	26.5049
C_L (k\$)	681.9660	150.0152	148.8116	137.1804	118.2113
C_{LI} (%)	—	21.9975	21.8210	20.1154	17.3339
V_{min} (p.u)	0.8688	0.9600	0.9601	0.9589	0.9604

En générale, comme on peut le voir sur les tableaux précédents, les meilleurs résultats sont obtenus par l'algorithme MFO pour les trois réseaux et pour les deux cas PV et WT pour cette fonction multi-objectifs. D'après le tableau 4.1 (a) qui représente les résultats

d'intégration de *PV* pour le réseau IEEE 33-JB, on peut noter que les valeurs de la fonction objectif sont proches les uns des autres avec les valeurs 44.7534 %, 44.7521 %, 44.7523 %, 44.75201 % qui sont obtenus par les algorithmes SMPSO, SSA, WOA et MFO respectivement. Les emplacements et les tailles optimaux qui donnent la valeur minimale de la fonction multi-objectifs pour ce cas sont 981.2 et 1139.2 kW aux jeux de barres 12 et 30 respectivement. Ce qui permet de réduire P_{Loss} à 87.3122 kW, et le TVV jusqu'à 0.9901 p.u de minimiser également C_L à une valeur égale 45.8913 k\$ et améliorer également V_{min} à une valeur admissible allant jusqu'à 0.9657 p.u. Si on parle de chaque paramètre de la fonction multi-objectifs, on peut noter que l'algorithme WOA obtient les valeurs minimales de P_{Loss} et C_L qui sont égales 87.2104 kW et 45.8378 k\$ respectivement. Cependant, pour le paramètre TVV , le MFO présente la valeur minimale optimale de 0.9901 [p. u].

A partir du tableau 4.1 (b), dans le cas d'intégration de *WT* du réseau IEEE 33-JB, il est clair que la valeur de la fonction multi-objectifs obtenue par l'algorithme MFO qui est de 12.9943%, suivie par celle de l'algorithme SSA qui est égale à 13.6505%, reste toujours la valeur minimale comparées aux autres trois algorithmes. Par ailleurs, on peut également constater que les emplacements optimaux obtenus, situés aux jeux de barres 13 et 30, par MFO sont différents que celle de *PV*. Alors que les puissances injectées aux niveaux de ces jeux de barres sont 869.0 kW et 450.8 kVar et 1293.3 kW et 970.0 kVar respectivement. On obtient des valeurs minimales de P_{Loss} , TVV et C_L de 29.6639 kW, 0.1768 p.u, 15.5913 k\$ respectivement.

Pour le réseaux IEEE 69-JB, les puissances optimales obtenues par MFO pour l'intégration de *PV* sont 515.7, 402.0 et 1719.5kW, qui sont injectés aux jeux de barres 11, 18 et 68 respectivement. Ce qui donne une valeur minimale de la fonction multi-objectifs de 36.8600 %, avec des valeurs minimales des P_{Loss} , TVV et C_L correspondant à 69.4129 kW, 1.0266 [p. u]. 36.4834 k\$. On peut relever également une valeur maximale de V_{min} qui est égale 0.9791 [p. u]. L'algorithme WOA donne aussi de bons résultats de la fonction multi-objectifs de 37.7662 % par rapport à ceux obtenus par SSA et SMPSO de 37.8731 % et 38.3137 % respectivement.

Pour le cas de *WT* de ce réseau, l'algorithme MFO a trouvé les jeux de barres 11, 18 et 61 comme des emplacements optimaux à intégrer les trois *WT* qui sont également les mêmes emplacements que celle de *PV* mais avec les puissances active 485.9 kW, 405.6 kW et 1696.5 kW et les puissances réactives 322.6 kVar, 273.1 kVar, et 1212.0 kVar. Ces paramètres permettent d'obtenir d'une fonction multi-objectifs de 2.1454 %. Les P_{Loss} , TVV et C_L pour ce cas sont 4.3208 kW, 0.0528 p.u et 2.2710 k\$ respectivement. Les algorithmes SMPSO, SSA et WOA minimisés la fonction multi-objectifs aux 9.3711 %, 5.2516 %, 3.0094 % respectivement.

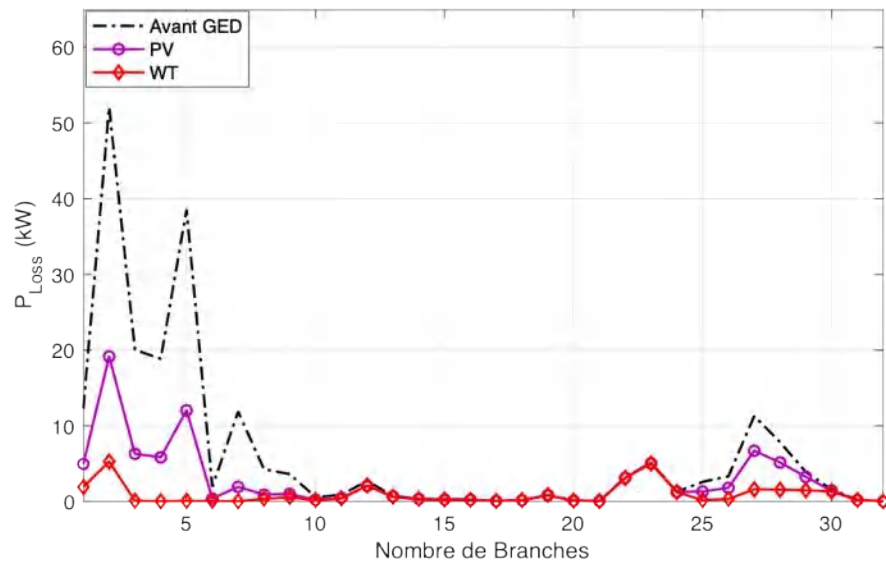
A partir du tableau 4.3 les *PV* sont connectés au réseau IEEE 118-JB de manière

optimale sur les jeux de barres 39, 48, 72, 96, et 110 avec les puissances 2915.2, 1339.1, 2684.6, 1910.1, et 2987.4 kW, qui sont déterminées par l'algorithme MFO, ce qui donne la valeur de la fonction objectif de 49.2388 %. Les valeurs optimales des P_{Loss} , TVV et C_L sont 581.4231 kW, 3.3060 [p. u] et 305.5960 k\$. Pour les WT, la valeur minimale de la fonction objectif est de 19.6219 % qui est obtenue toujours par MFO tout en minimisant P_{Loss} , TVV et C_L aux 224.9074 kW, 1.4015 [p. u] et 118.2113 k\$. Les WT qui donnent ces valeurs sont placés sur les jeux de barres 39, 73, 81, 97, et 110 avec leurs tailles optimales de valeurs 3000.0 2506.8, 1949.9, 1581.0, et 2836.1 kW. Dans les deux cas de PV et WT, la tension minimale V_{min} est améliorée par MFO à 0.9559 et 0.9604[p. u] respectivement. L'algorithme WOA donne des valeurs meilleures de la fonction objectif que les algorithmes SMPSO et SSA pour ce réseau qui sont 50.4895 % et 23.5312 % dans le cas de PV et WT respectivement,

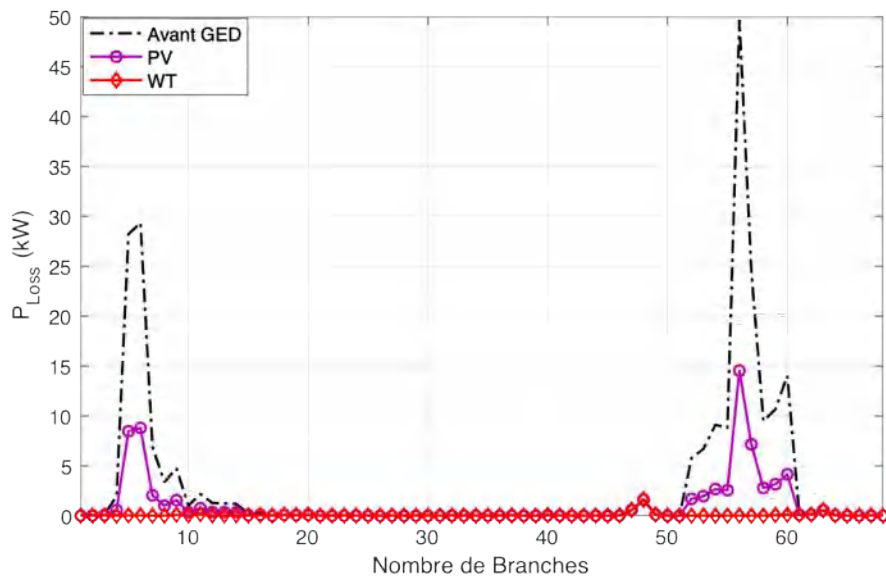
De cette analyse, il est intéressant de noter qu'il y a une amélioration significative après l'installation des DG en termes de minimisation des pertes de puissance, d'amélioration du profil de tension, et aussi de minimisation du coût des pertes des systèmes testés. Mais la principale observation est que la contribution des WT est supérieure à celle des PV. Ceci est lié non seulement à la puissance réactive optimale définie par l'algorithme proposé, mais également aux facteurs de puissance optimaux atteints par les algorithmes proposés. Ce qui conduit au choix optimal des puissances active et réactive injectées par les WT installés dans leurs emplacements optimaux. On tient à rappeler que les types de DG ainsi que et le facteur de puissance des WT jouent un rôle important dans la minimisation des pertes.

4.2.2 Impact de DG sur les paramètres des réseaux

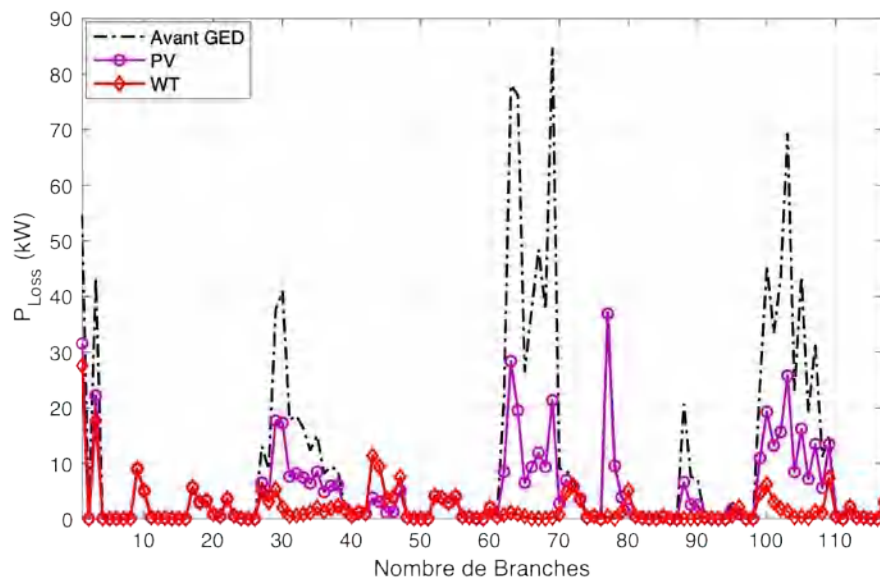
L'impact de l'intégration de DG aux réseaux de distribution sur les pertes, la tension et la variation totale de la tension sont représentés sur les figures 4.4, 4.5 et 4.6, les courbes sont réalisés en utilisant les résultats optimaux de d'algorithmes MFO :



(a)

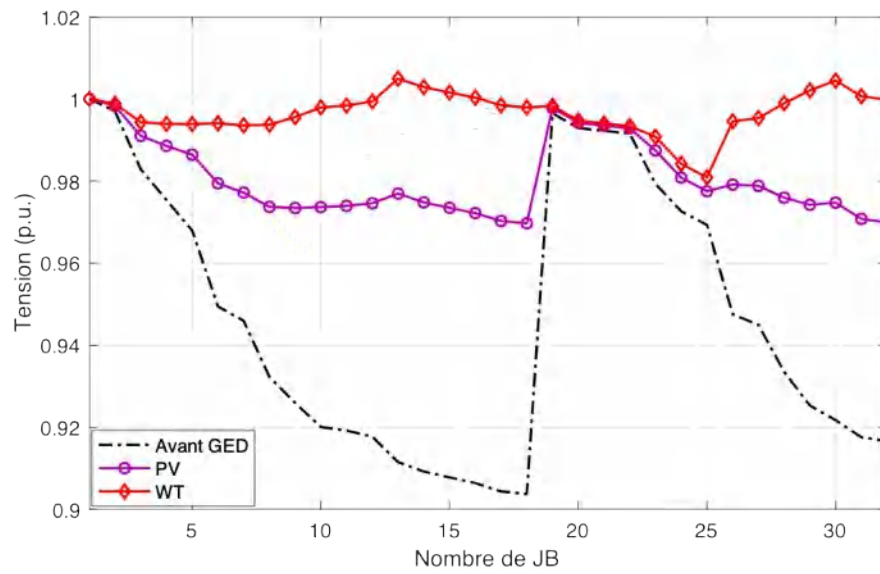


(b)

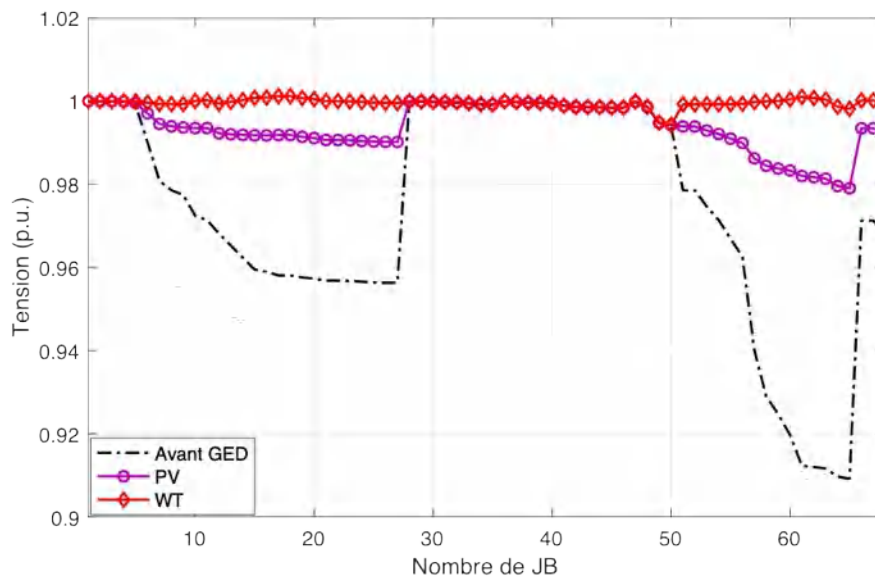


(c)

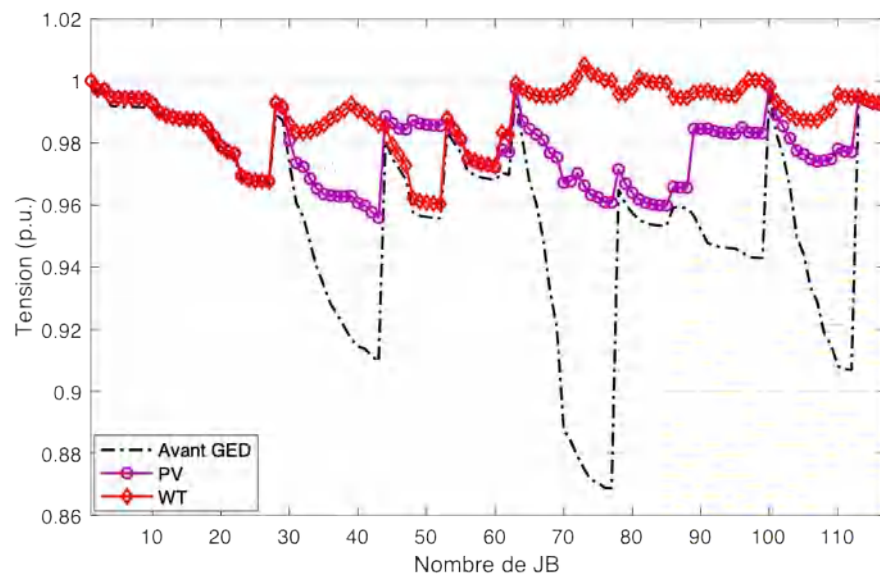
Figure 4.4. Pertes actives obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB



(a)

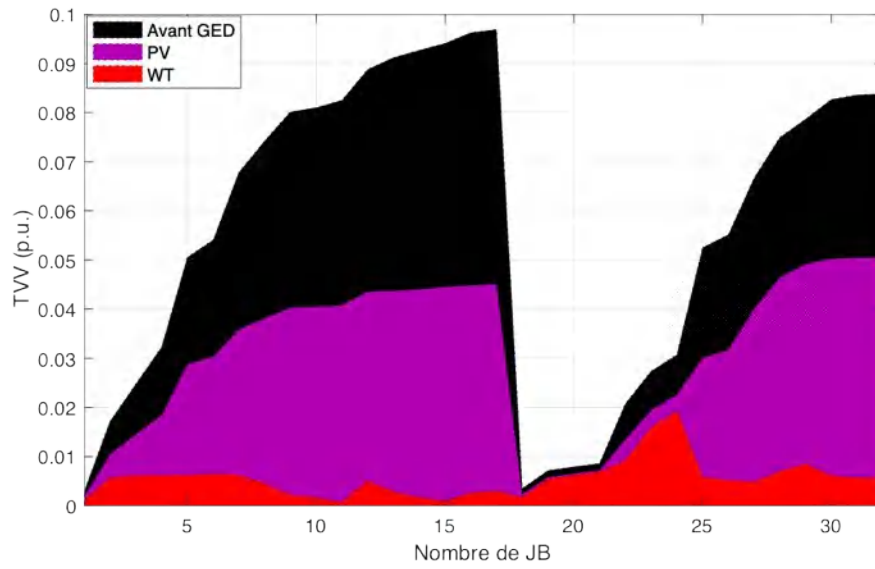


(b)

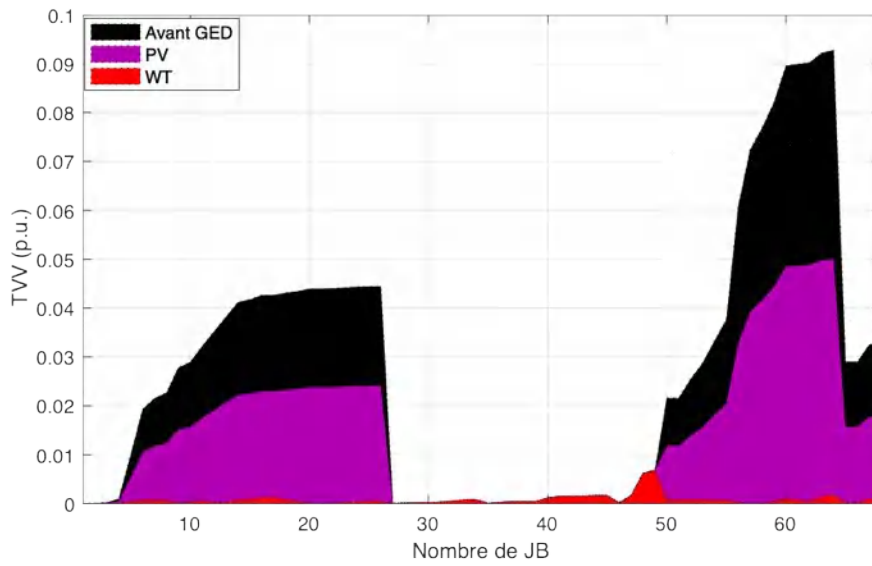


(c)

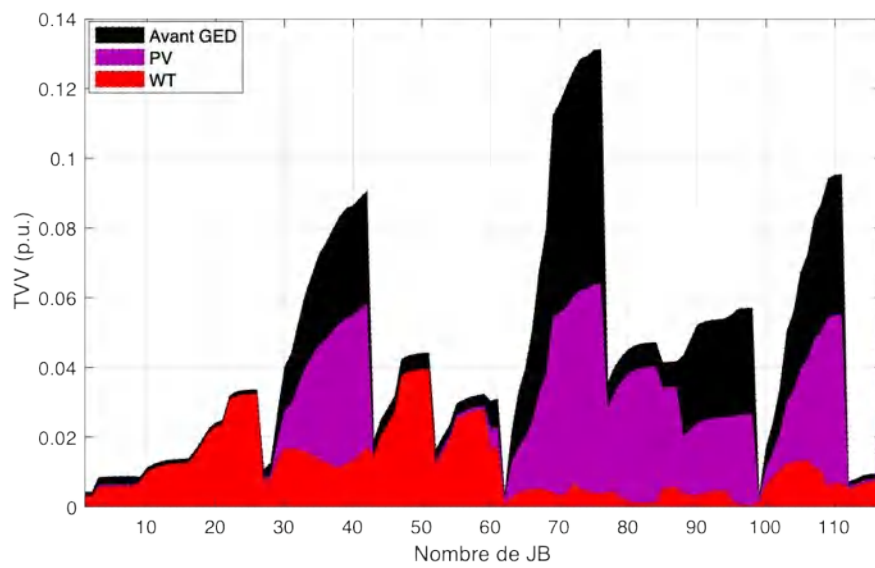
Figure 4.5. Profils des tensions obtenus par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB



(a)



(b)



(c)

Figure 4.6. TVW obtenues par MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB, c). IEEE 118-JB

L'analyse des figures 4.4 montre, qu'en raison de la meilleure identification de l'emplacement et de la taille des *PV* et *WT* dans les réseaux étudiés lors de l'utilisation de l'algorithme MFO, une réduction significative des pertes de puissance active a été réalisée. Les DG ont contribué directement à la réduction des pertes de puissance active presque dans chaque branche. Comme le montre la figure 4.4 (a), avant l'intégration de DG, certaines branches ont une énorme quantité de pertes telles que les branches 2 et 5 pour le réseau IEEE 33-JB. A partir de la figure 4.4 (b), on note également le même comportement pour les branches 5 et 6 et les branches de 56 à 60 sur le réseau IEEE 69-JB et également certaines branches telles que 1, 63, 64, 67, 69, 100, 103, et 105 du réseau IEEE 118-JB. Les pertes de ces branches sont minimisées significativement après l'intégration de *PV*, mais elles ont leurs valeurs minimales dans les cas de *WT*. La minimisation significative des pertes de puissance est due à la quantité élevée des puissances actives et réactives qui sont injectées à partir des DG. On peut noter également que les pertes dans certaines branches sont devenues proches de zéro.

D'après la figure 4.5 on peut observer qu'il y a une nette amélioration des profils de tension en présence de DG, les contraintes de tension et de chute de tension sont satisfaites et la tension reste dans les limites acceptables. Il y a une grande amélioration à la présence de *PV* et les tensions sont proche à 1 [p. u] dans le cas de *WT*.

À partir de la figure 4.6, on peut clairement observer que l'installation de *PV* aide à minimiser autant que possible la *TVV*, ainsi la puissance réactive injectée par *WT* peut contribuer davantage à une réduction maximale de *TVV* que le *PV*

4.3 Planification de DG en fonction de l'incertitude

Dans cette partie l'algorithme d'optimisation hybride PSO-MFO a été proposé pour résoudre le problème d'optimisation multi-objectifs par l'intégration d'un seul *PV* et *WT* tout en considérant la variation horaire de la charge et des sources *PV* et *WT*. La fonction utilisée précédemment est transformée sous la forme :

$$FMO = \min \sum_{t=1}^{24} (\omega_1 APL_I^t + \omega_2 TVV_I^t + \omega_3 C_{LI}^t) \quad (4.2)$$

4.3.1 Incertitude sur la demande de charge et la puissance de DG

A. Incertitude de la demande de charge

Il est difficile de déterminer les valeurs exactes de la charge électrique dans un réseau de distribution donné mais, dans la pratique, les puissances minimale et maximale de chaque jeu de barre sur une certaine période peuvent être familières. En effet, la charge de puissance est déterminée en multipliant les valeurs nominales (P_{ch0} , Q_{ch0}) par le coefficient

de charge (λ), dont la valeur est comprise entre 0 et 1. Le modèle d'incertitude de la demande de charge est représenté par les équations 4.3, 4.4 [143] :

$$P_{ch}(t) = \lambda(t) \times P_{ch0} \quad (4.3)$$

$$Q_{ch}(t) = \lambda(t) \times Q_{ch0} \quad (4.4)$$

Où λ est le paramètre de demande de puissance de charge, P_{ch} et Q_{ch} sont des charges actives et réactives, P_{ch0} et Q_{ch0} sont des charges actives et réactives nominales

La demande de la charge des systèmes considérés dans ce travail est supposée suivre la courbe représentée sur la figure 4.7 avec un pic de 100% (1 p.u).

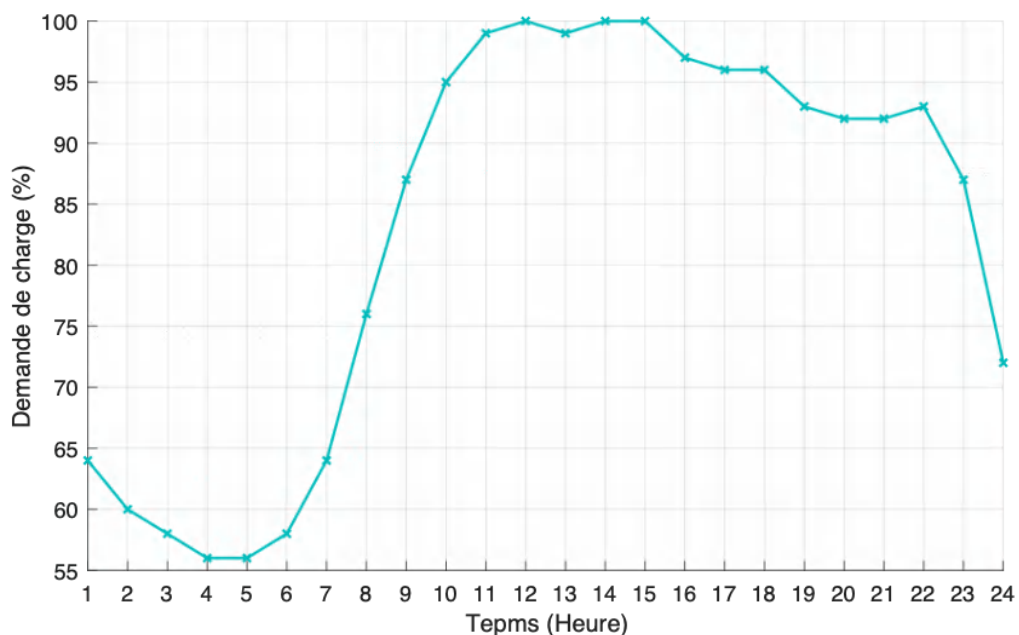


Figure 4.7. Profils de la demande de charge pendant 24h.

L'analyse de la courbe de la figure 4.7 montre que la demande de charge continué à varier au cours des heures de la journée d'un taux minimum de 55 % vers 5h00 du matin, jusqu'à un taux maximum de 100 % vers midi.

B. Modélisation de l'incertitude des sources PV et WT

A. Calcul de la puissance produite par le module PV

La puissance de sortie du module PV dépend de l'ensoleillement et de la température ambiante du site ainsi que des caractéristiques du module lui-même. La fonction de densité de probabilité (Probability Density Function) (PDF) est utilisée pour démontrer le comportement stochastique du PV. Par conséquent, une fois que la fonction de densité de probabilité bêta (Beta Probability Density Function) (PDF) est générée pour un segment

de temps spécifique,) chaque heure (t) du jour, PDF Bêta est utilisée pour caractériser la nature probabiliste de l'irradiance solaire s^t (kW/m^2); elle s'exprime par : [64] :

$$f_b(s^t) = \begin{cases} \frac{\Gamma(\alpha^t + \beta^t)}{\Gamma(\alpha^t) + \Gamma(\beta^t)} \times s(t)^{\alpha^t-1} (1 - s^t)^{\beta^t-1} & \text{si } 0 \leq s^t \leq 1, \alpha^t, \beta^t \geq 0 \\ 0 & \text{autre} \end{cases} \quad (4.5)$$

Où, α_t et β_t sont les paramètres de Beta PDF qui sont estimés avec la moyenne μ_s^t et la déviation standard σ_s^t de l'irradiance solaire s à l'heure t [48, 144] :

$$\alpha^t = \frac{\mu_s^t \times \beta^t}{(1 - \mu_s^t)} \quad (4.6)$$

$$\beta^t = (1 - \mu_s^t) \left(\frac{(1 - \mu_s^t) \mu_s^t}{(\sigma_s^t)^2} \right) \quad (4.7)$$

Pour estimer la production du module PV, le PDF à l'heure spécifique t , a été divisé en plusieurs états. La puissance de sortie moyenne horaire P_{PV}^t , correspond à un segment de temps spécifique t , peut être calculée par l'expression 4.8 :

$$P_{PV}^t = \sum_{i=1}^{ns} P_{pv0}(s_i^t) f_b(s_i^t) \quad (4.8)$$

Où, $P_{pv0}^{(st)}$ est la puissance de sortie du module PV et elle peut être exprimée sous la forme :

$$P_{pv0}(s) = N \times FF \times V_y \times I_y \quad (4.9)$$

$$FF = \frac{V_{MPP} \times I_{MPP}}{V_{oc} \times I_{sc}} \quad (4.10)$$

$$V_y = V_{oc} \times K_v \times T_{cy} \quad (4.11)$$

$$I_y = s [I_{sc} + K_i \times (T_{cy} - 25)] \quad (4.12)$$

$$T_{cy} = T_A + s \left(\frac{N_{OT} - 20}{0.8} \right) \quad (4.13)$$

Où :

- N est le nombre de modules
- T_{cy} et T_A sont respectivement les températures de cellule et ambiante ($^{\circ}C$)
- K_v et K_i sont respectivement les coefficients de température de courant et de tension

($A/^\circ\text{C}$ et $V/^\circ\text{C}$).

- N_{OT} est la température nominale de fonctionnement de la cellule ($^\circ\text{C}$),
- FF est le facteur de remplissage,
- V_{oc} I_{sc} la tension en circuit ouvert en (V) et le courant de court-circuit (A), respectivement.
- V_{MPP} et I_{MPP} représentent la tension et le courant au point de puissance maximale,
- n_s est le nombre d'états d'irradiance solaire discrets.

B. Calcul de la puissance produite par le générateur WT

La puissance de sortie d'une éolienne dépend de la vitesse du vent sur le site ainsi que des paramètres de la courbe de performance de puissance. Ce qui rend la puissance de sortie de l'éolienne DG de nature stochastique. Par conséquent, une fois que le PDF de Weibull est généré pour un segment de temps spécifique. Il est exprimée en fonction de son facteur d'échelle (proche de la vitesse moyenne du vent) C et de son facteur de forme comme le montre l'équation 4.14 [2]

$$f_{wt}(v) = \frac{K}{C} \left(\frac{v}{C}\right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{v}{C}\right)^k\right) \quad (4.14)$$

Pour déterminer les deux facteurs K et C , on peut utiliser les expressions de l'équation 4.15 basées sur la vitesse moyenne du vent et l'écart type des fréquences de vent [143, 144] :

$$K = \left(\frac{\sigma_v}{\mu_v} - 1.086\right) ; \quad C = \frac{\mu_v}{\Gamma(1 + 1/k)} \quad (4.15)$$

Où

- v est la vitesse du vent
- K et C sont les paramètres de forme et d'échelle respectivement
- σ_v et μ_v sont respectivement la moyenne et l'écart type de la vitesse du vent obtenus à partir des données historiques.

La valeur moyenne de la sortie de l'éolienne (P_{wt}^t) pour le segment de temps t peut être calculée par [143, 144] :

$$P_{wt}^t = \sum_{s=1}^{N_s} P_{wt}(v) p_v(s) \quad (4.16)$$

où :

$$p_v = \int_{v_m}^{v_l} f_{wt}(v) dv \quad (4.17)$$

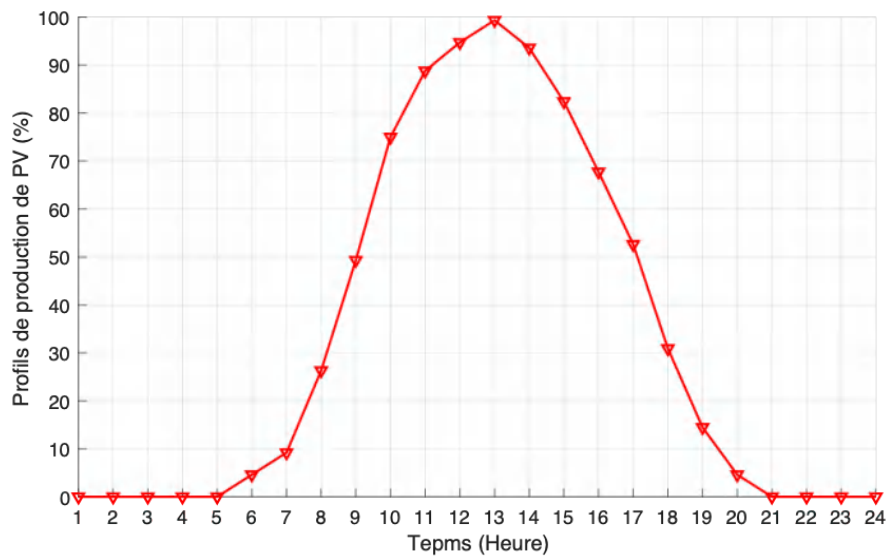
et

$$P_{wt}(v) = \begin{cases} 0 & 0 \leq v \leq v_{ci} \\ P_n \times \frac{(v - v_{ci})}{(v_n - v_{ci})} & v_{ci} \leq v \leq v_n \\ P_n & v_n \leq v \leq v_{co} \\ 0 & v_{ci} \leq v \end{cases} \quad (4.18)$$

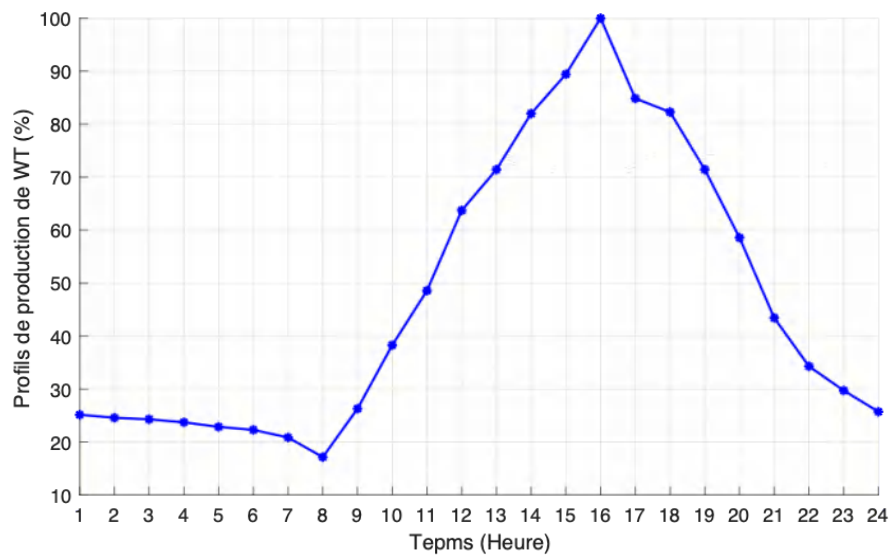
Où

- N_s est le nombre d'états.
- P_{wt} et p_v sont la puissance de sortie de WT et la probabilité de vitesse du vent, respectivement, dans l'état s .
- v_m et v_l sl sont les limites de vitesse du vent.
- P_n est la puissance de sortie nominale de WT.
- v_{cin} , v_n et v_{cout} sont respectivement la vitesse d'enclenchement, la vitesse nominale et la vitesse de déclenchement de l'éolienne respectivement.

La production attendue de PV et WT pendant 24h est représentée sur la figure 4.8 [35] :



(a)



(b)

Figure 4.8. Profils de production de DG pendant 24h : a). PV, b). WT.

D'après la figure 4.8 (a), il est clair que la puissance de sortie du PV est présente et ne varie que durant la période de 6h00 à 18h00 de la journée, atteignant le maximum de cette génération de 100% vers midi. De plus, il est évident que plus l'éclairement solaire est présent et fort, plus le PV va générer sa puissance maximale, jusqu'à atteindre la valeur zéro pendant l'intervalle de temps de 18h00 à 6h00 de la journée, au moment où il n'y a plus d'éclairement.

En analysant la figure 4.8 (b), la remarque intéressante que l'on puisse relever est que le WT génère de l'énergie à chaque heure de la journée à partir d'un taux minimum d'environ 20 % vers 8h00 jusqu'à un taux maximum de 100 % vers 17h00. Il est évident que plus les conditions sont venteuses, plus le WT génère sa puissance de sortie.

La figure 4.9 représente le résumé du processus d'optimisation pour le cas de la variation horaire de la charge et des DG :

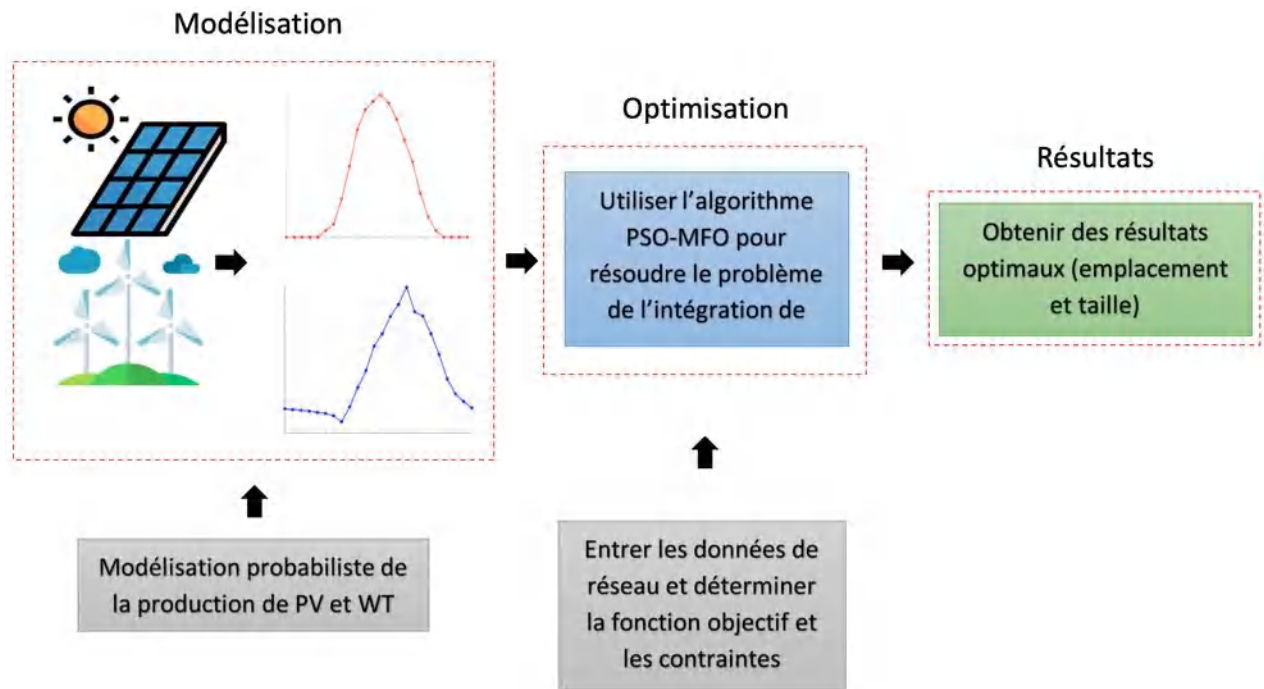
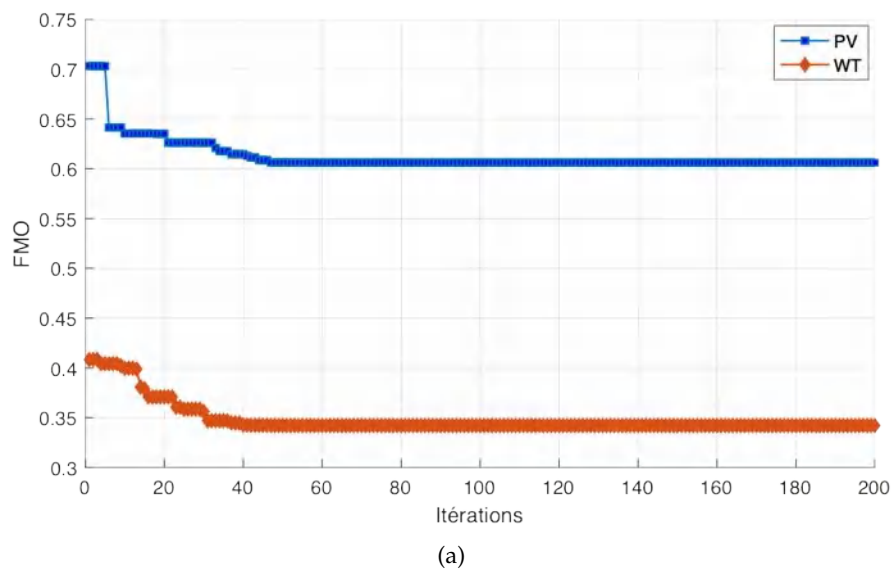


Figure 4.9. Résumé de processus d'optimisation en considération de l'incertitude.

4.3.2 Résultats et impact sur les réseaux étudiés

La figure 4.10 montre les caractéristiques de convergence après l'intégration optimale de PV et WT dans les deux réseaux IEEE 33 et 69-JB.



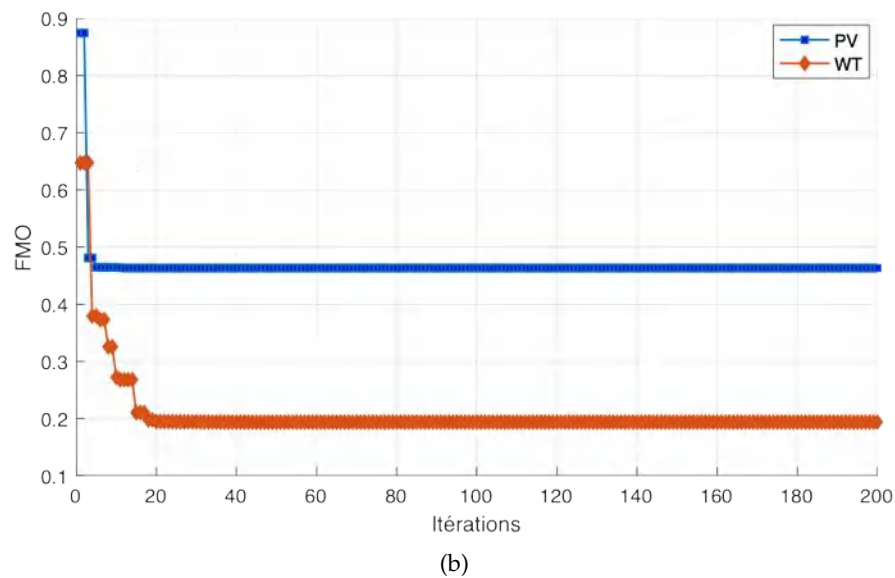


Figure 4.10. Courbes de convergence d'algorithmes PSO-MFO : a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB .

Après avoir analysé les courbes de convergence dans les figures 4.10 lors de l'application d'algorithme PSO-MFO pour l'intégration optimale de *PV* et *WT*. Nous constatons que pour un nombre d'itérations maximum égal à 200, l'algorithme converge rapidement en 50 itérations pour le réseau IEEE 33-JB. Alors que seulement 10 itérations sont nécessaires pour déterminer la solution optimale dans cas de *PV* et moins de 20 itérations dans le cas de *WT* pour le réseau IEEE 69-JB.

Les tableaux 4.4 et 4.5 représentent les principales caractéristiques et paramètres des deux systèmes de distribution IEEE 33 et 69-JB avant l'installation des DG et de tous les résultats après optimisation en présence de *PV* et *WT* pendant 24 heures, respectivement.

Tableau 4.4 : Résultats obtenus après optimisation pour IEEE 33-bus.

<i>Paramètres</i>	<i>Avant DG</i>	<i>PV</i>	<i>WT</i>
P_{DG} (kW); (JB)	—	2882.7 (6)	2199.9 (7)
Q_{DG} (kVar)	—	0	1558.5
$\sum P_{Loss}$ (kW)	3557.0607	2601.6468	1759.2155
APL_I (%)	—	73.1404	49.4570
$\sum TVV$ (p.u)	35.6473	28.9226	22.0813
TVV_I (%)	—	81.1355	61.9438
$\sum C_L$ (M\$)	1.8696	1.3674	0.9246
C_{LI} (%)	—	73.1386	49.4544
$\sum V_{min}$ (p.u)	22.1088	22.4502	22.7533

Tableau 4.5 : Résultats obtenus après optimisation pour IEEE 69-bus.

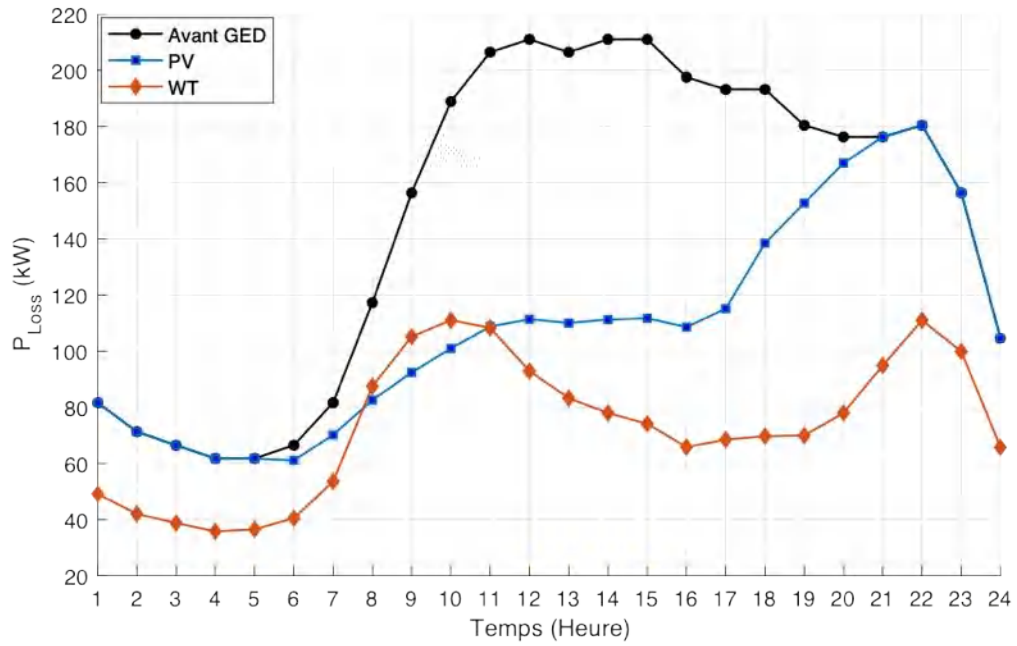
<i>Paramètres</i>	<i>Avant DG</i>	<i>PV</i>	<i>WT</i>
P_{DG} (kW); (JB)	—	1601.3 (61)	1630.8 (61)
Q_{DG} (kVar)	—	0	1149.2
ΣP_{Loss} (kW)	3785.3142	2546.8128	1233.6826
APL_I (%)	—	67.2814	32.5913
ΣTVV (p.u)	36.8331	31.5576	23.0623
TVV_I (%)	—	85.6773	62.6130
ΣC_L (M\$)	1.9896	1.3386	0.6484
C_{LI} (%)	—	67.2799	32.5895
ΣV_{min} (p.u)	22.2166	22.6966	23.0623

Comme indiqué dans le tableau 4.4, les valeurs des P_{Loss} , TVV , et C_L avant l'intégration des PV , et WT en 24 heures sont de 3557.0607 kW, 35.6473 p.u, et 1.8696 M\$ pour le réseau IEEE 33-JB. Ces valeurs sont réduites aux 2601.6468 kW, 28.9226 p.u et 1.3674 M\$ après l'installation d'une source de PV sur le jeu de barre 6 avec une puissance active produite maximale de 2882.7 kW. Les valeurs de la fonction objectif APL_I , TVV_I et C_{LI} sont donc 73.1404%, 81.1355 %, 73.1386 % respectivement. La somme des tensions minimales pendant la période étudiée est améliorée de 22.1088 p.u à 22.4502 p.u. Pour le cas de WT qui a été installée au jeu de barre 7 avec des puissances active et réactive maximales fournies égales à 2199.9 kW et 1558.5 kVar correspondant à un facteur de puissance égale à 0.8160. Cela permet de réduire P_{Loss} , TVV et C_L aux 1759.2155 kW, 22.0813 p.u, et 0.9246 M\$ qui donne des valeurs de APL_I , TVV_I et C_{LI} de 49.4570 %, 61.9438 % et 49.4544 % respectivement. A partir des résultats de WT , on observe que les résultats obtenus dans ce cas sont meilleurs que dans le cas de l'utilisation de PV .

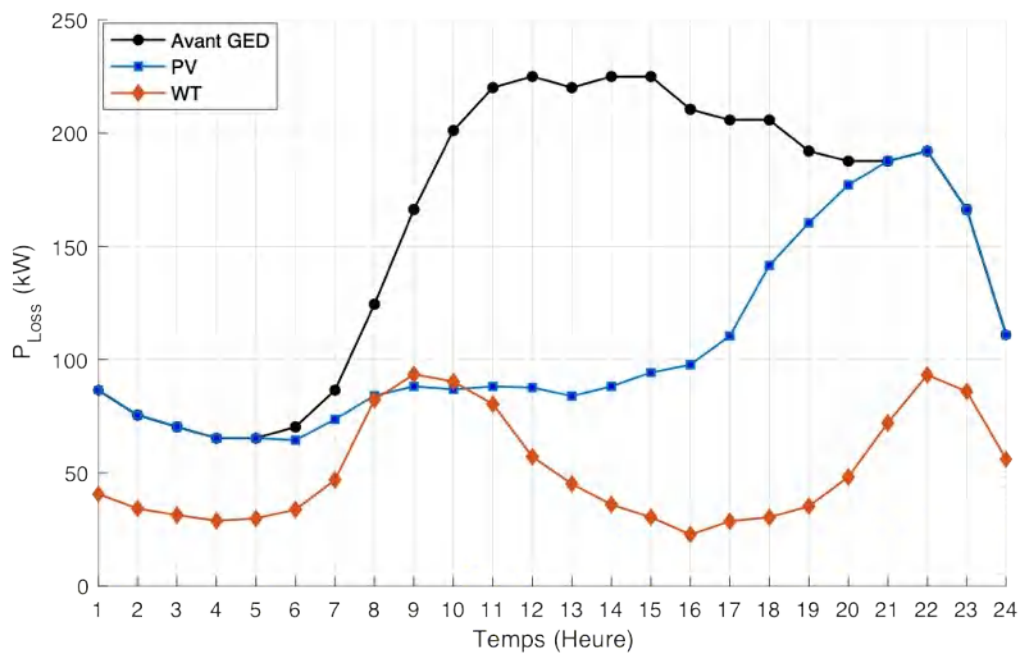
Pour le réseau IEEE 69-JB les valeurs P_{Loss} , TVV , et C_L avant l'intégration des PV , et WT sont 3785.3142 kW, 1720.6849 kVar et 1.9896 M\$ respectivement qui sont minimisés aux 2546.8128 kW, 85.6773 p.u et 1.3386 M\$ après l'intégration de PV qui fournit 1601.3 kW au jeu de barre 61. En comparant ces valeurs avec celles d'avant DG, elles sont réduites aux 67.2814 %, 85.6773 %, et 67.2799 %. La tension minimale est améliorée également aux 22.2166 p.u à 22.6966 p.u. Le meilleur emplacement pour le WT se situe au jeu de barre 61 qui est le même emplacement pour le PV . Le WT fournies une puissance active égale à 1630.8 kW et une puissance réactive égale à 1149.2 kVar avec un facteur de puissance d'une valeur de 0.8174. Dans ce cas, P_{Loss} , TVV et C_L sont minimisés à 1233.6826 kW, 62.6130 kW et 32.5895 M\$.

Les figures 4.11, 4.12, 4.13 illustrent la variation quotidienne de P_{Loss} , TVV et C_L et

V_{min} pour les deux cas d'intégration PV et WT sur les deux réseaux IEEE 33 et 69-JB.

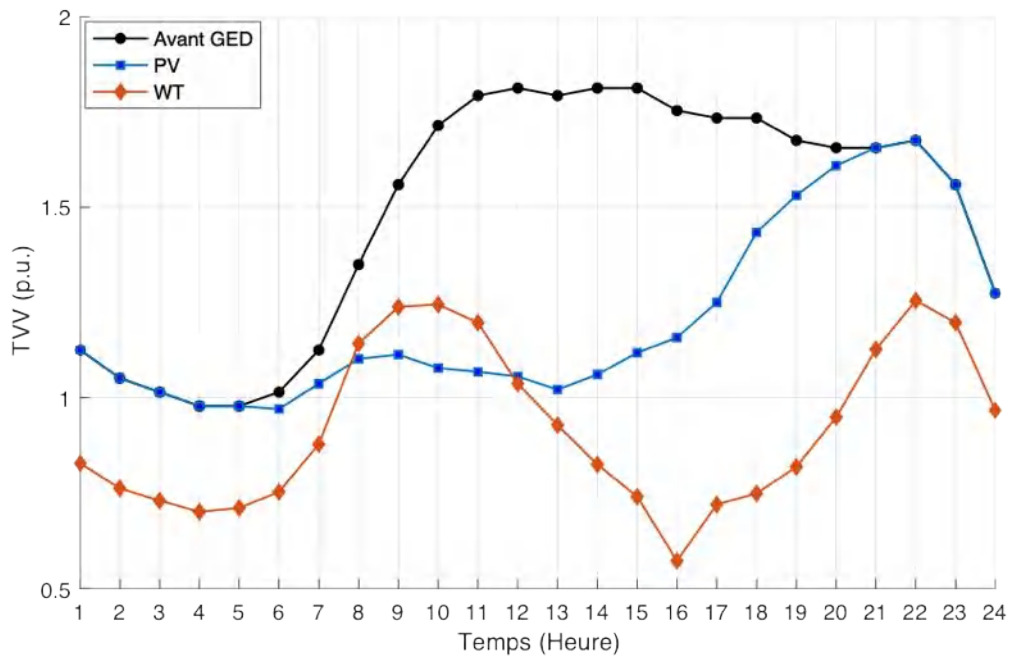


(a)

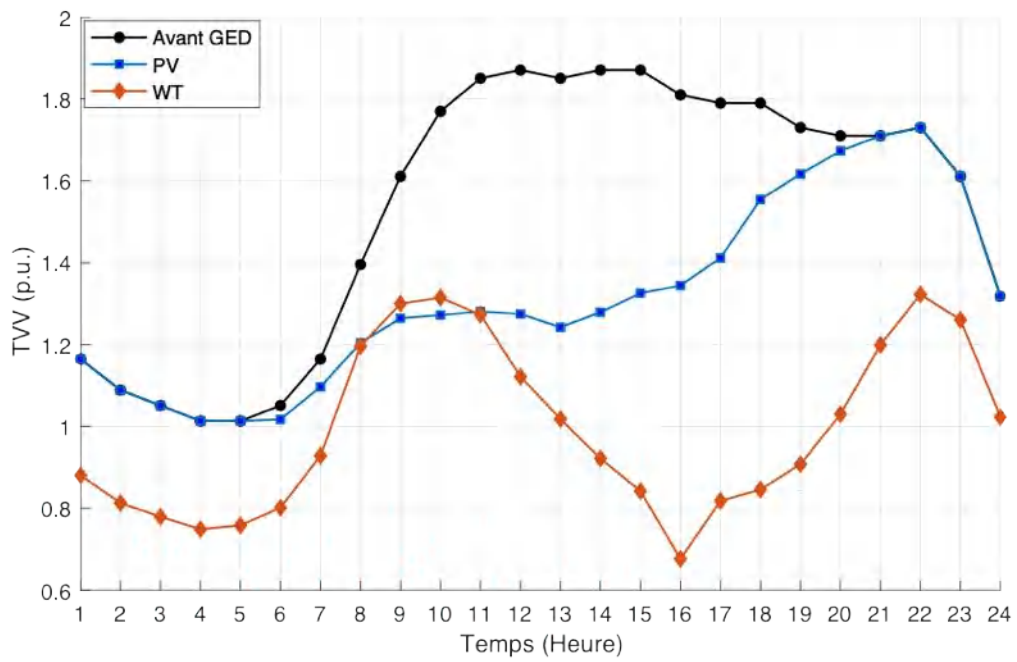


(b)

Figure 4.11. P_{Loss} quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.

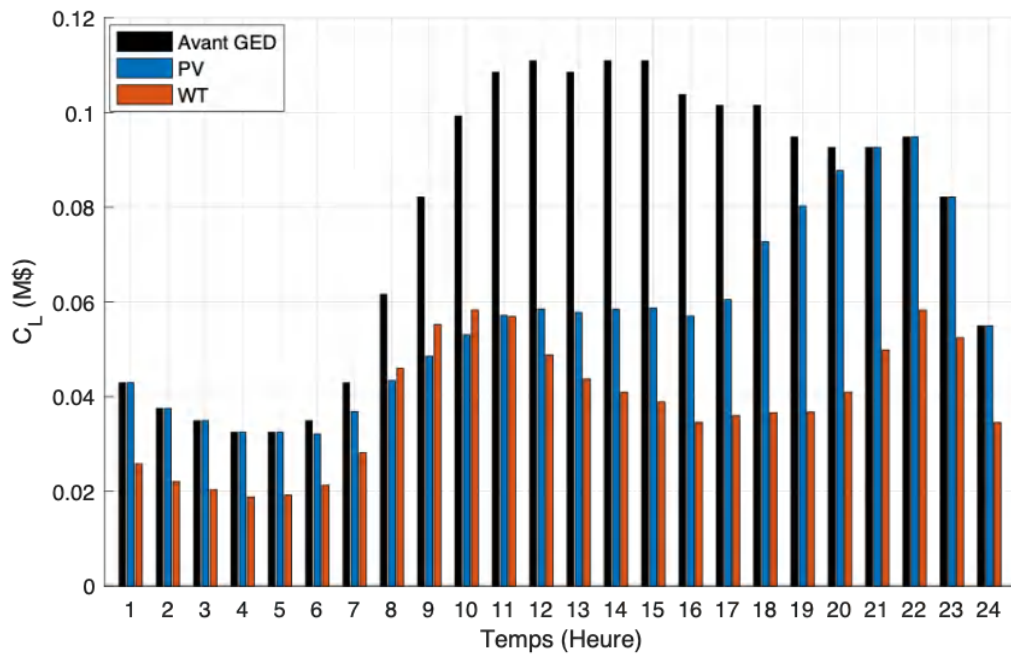


(a)

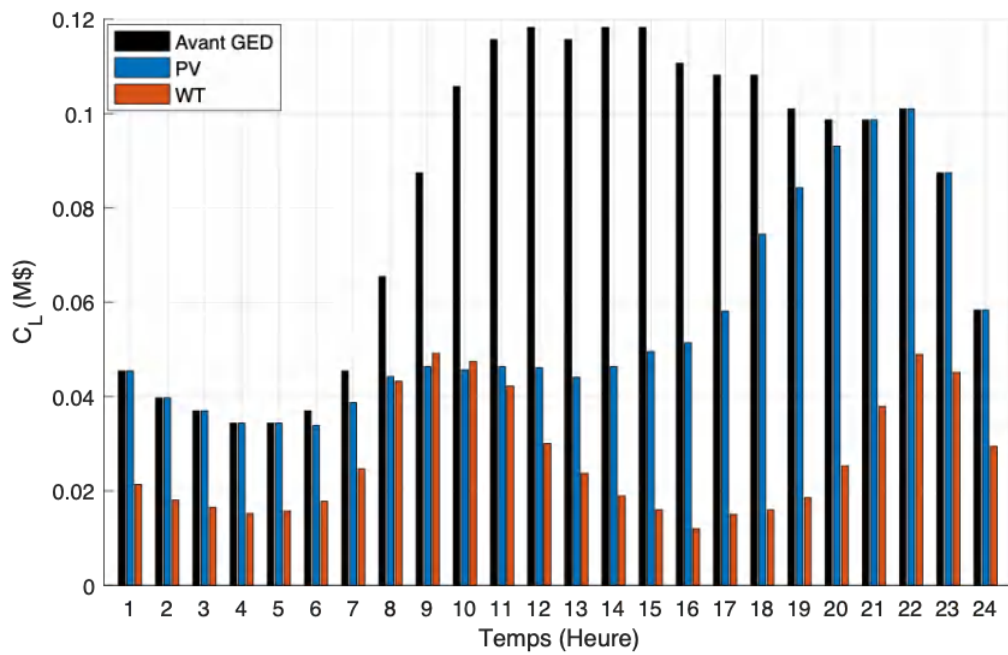


(b)

Figure 4.12. TVV quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.

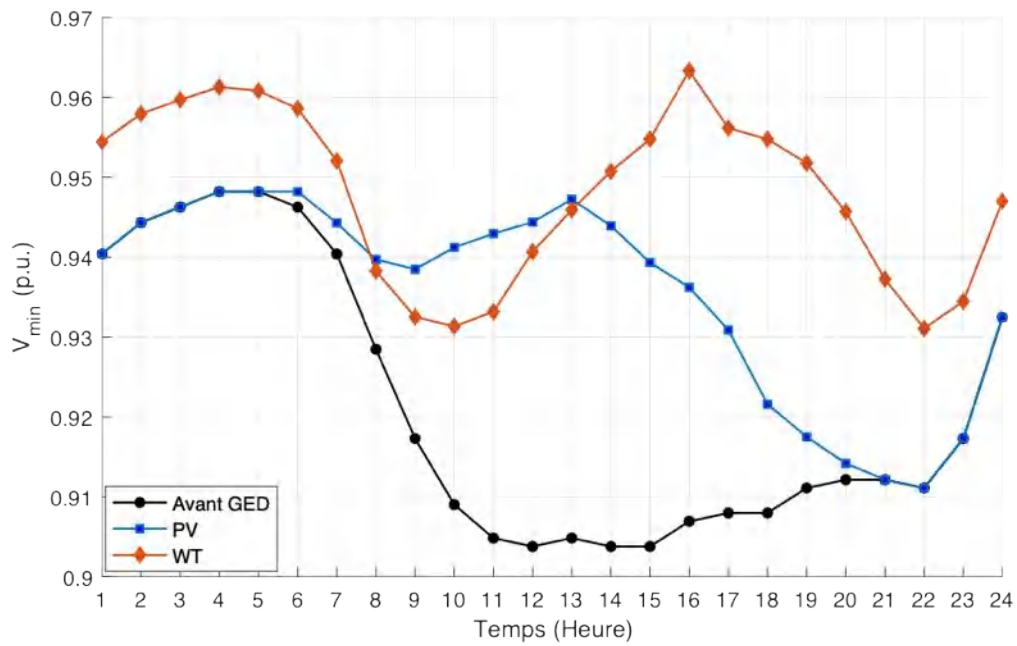


(a)

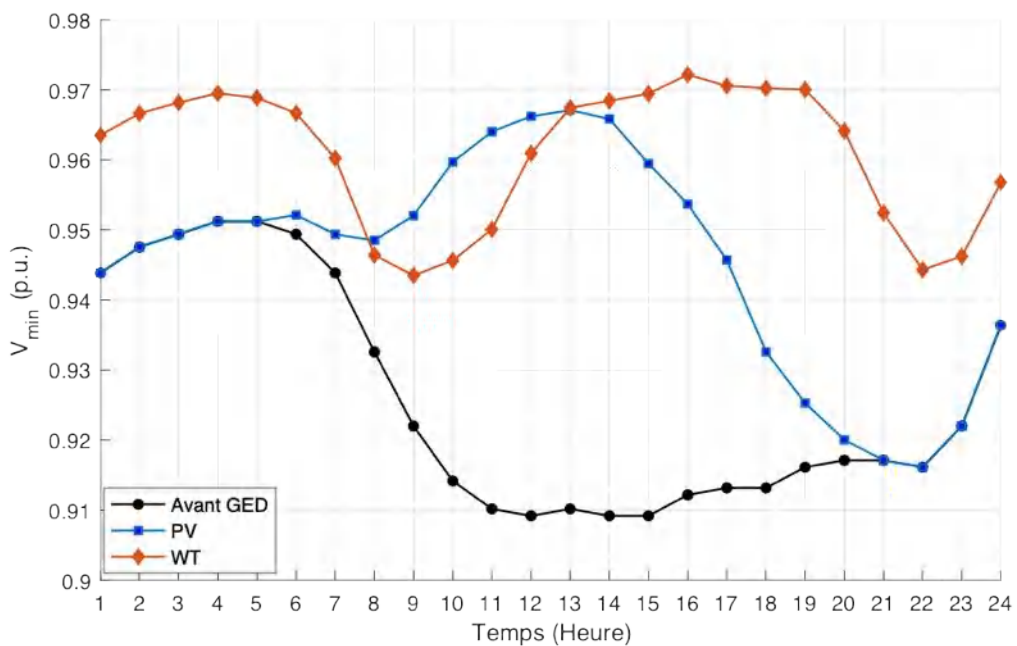


(b)

Figure 4.13. C_L quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.



(a)

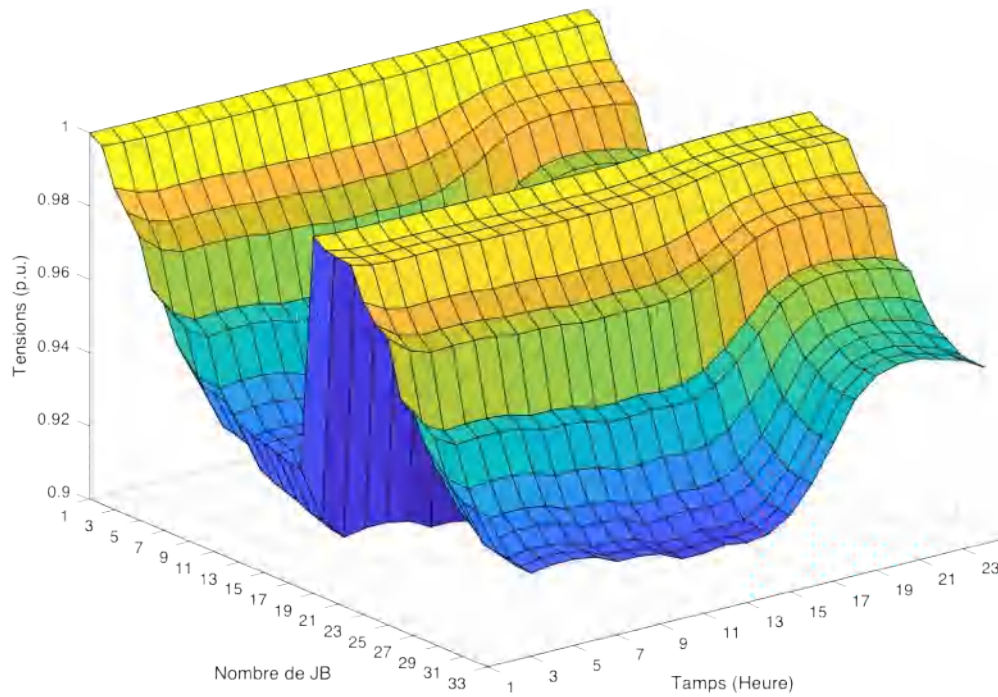


(b)

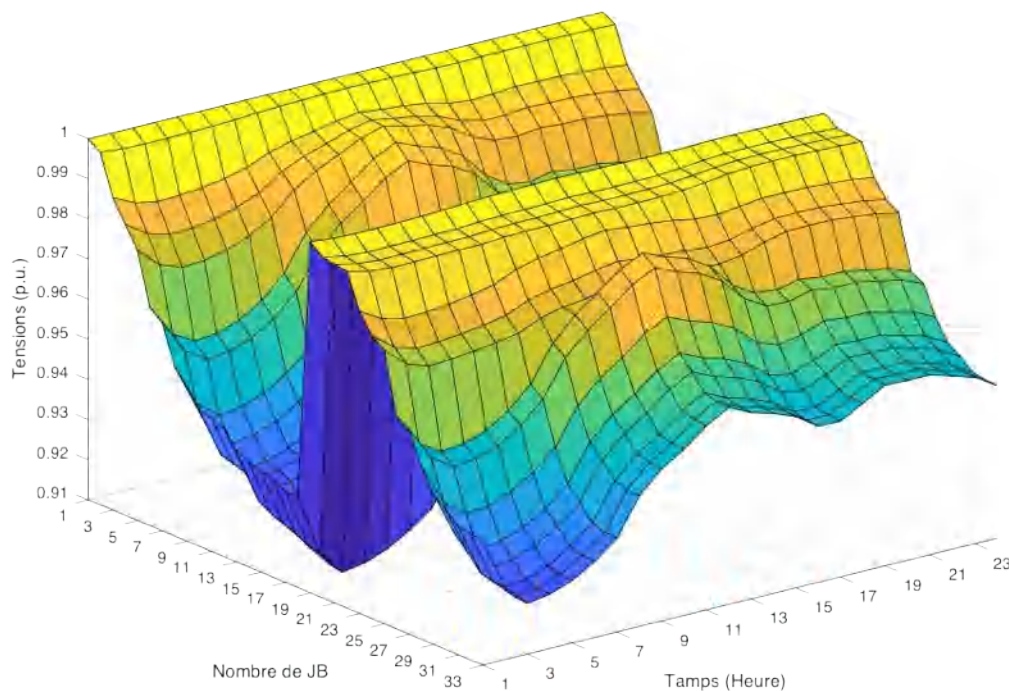
 Figure 4.14. V_{min} quotidienne avant et après DG. a). IEEE 33-JB, b). IEEE 69-JB.

Le PV peut fournir de l'énergie durant la période de 5h00 à 22h00, et la puissance injectée à partir du PV contribue à minimiser P_{Loss} et TVV et C_L , et à améliorer V_{min} . Le pic de demande de charge se situe entre 10h00 et 16h00. Pendant cette période de pointe, le PV injecte de la puissance maximale qui contribue à la réduction maximale de P_{Loss} , TVV et C_L , et maximise V_{min} . Le meilleur résultat est noté à 13h00 ce qui est en fait l'heure de sortie maximale de PV.

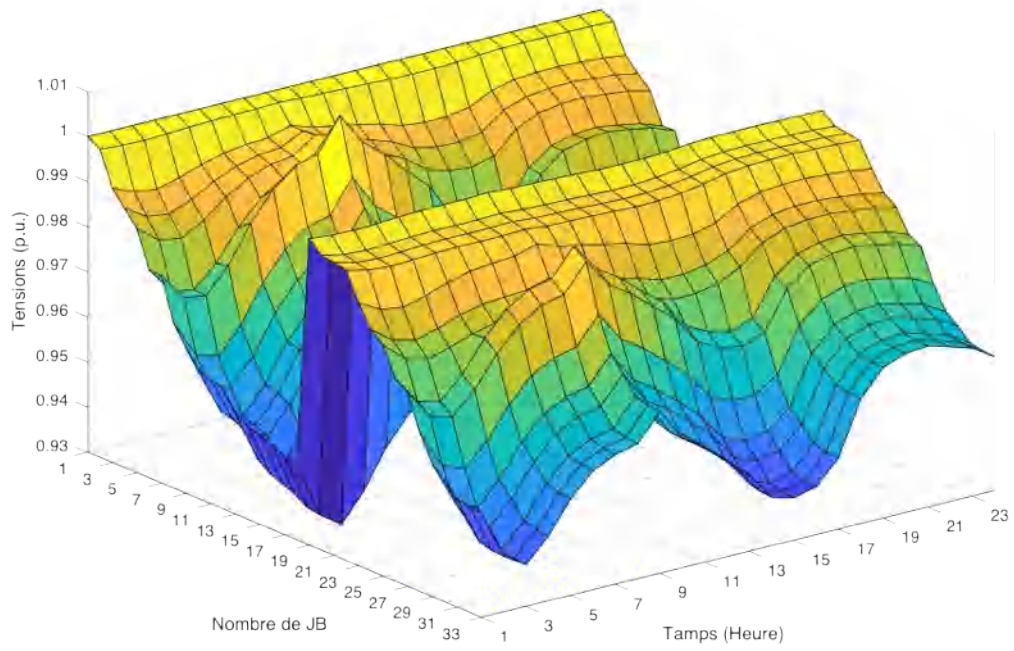
De plus, les courbes P_{Loss} , TVV , et C_L suivent la courbe de production de WT pendant 24 h, où les meilleurs P_{Loss} , TVV , et C_L sont obtenus dans la période de 13h00 à 19h00. La puissance maximale se produit à 16h00, ce qui contribue à la meilleure minimisation de P_{Loss} , TVV et C_L , et à la meilleure maximisation de V_{min} . Contrairement au PV , le WT a deux caractéristiques, la première est sa génération de puissances de sortie pendant 24 h et la deuxième, sa capacité à fournir à la fois des puissances actives et réactives. De ce fait, les meilleures courbes sont obtenues après intégration des WT .



(a)

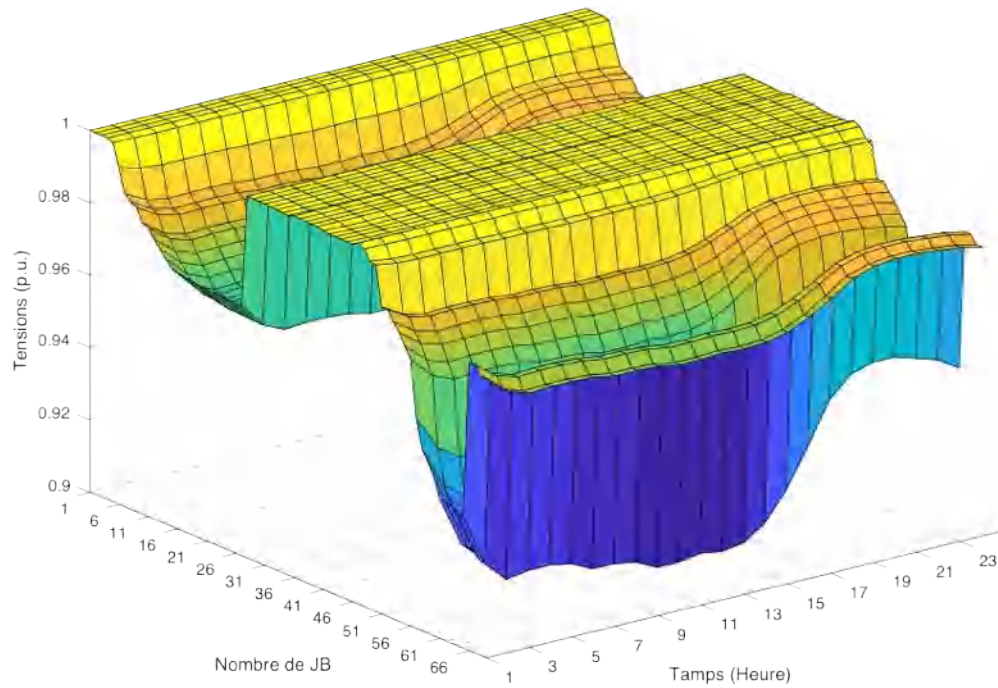


(b)

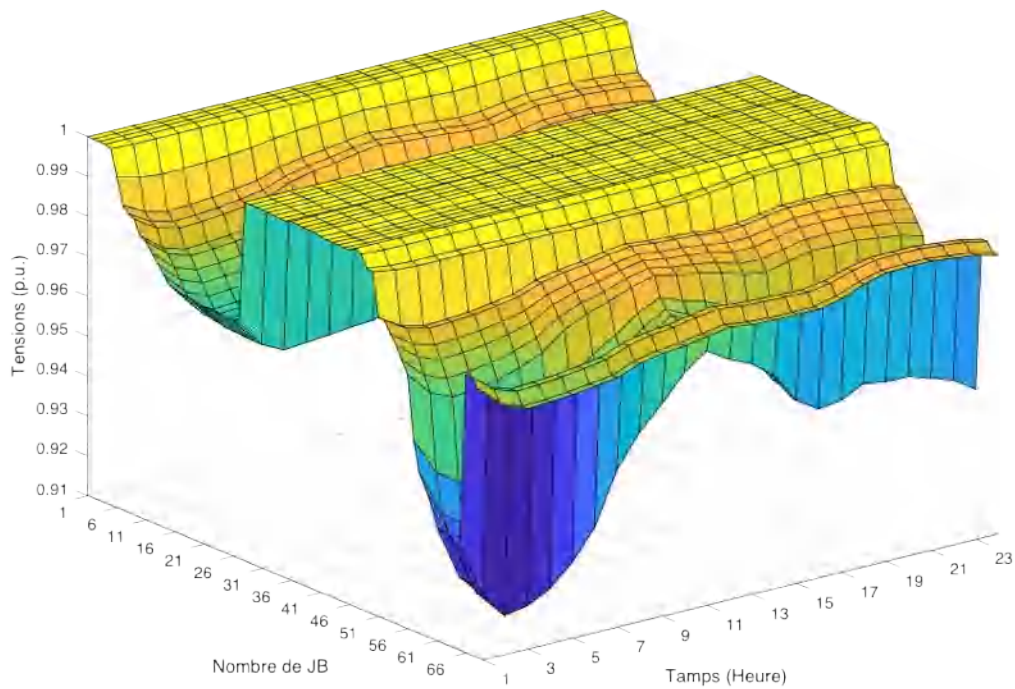


(c)

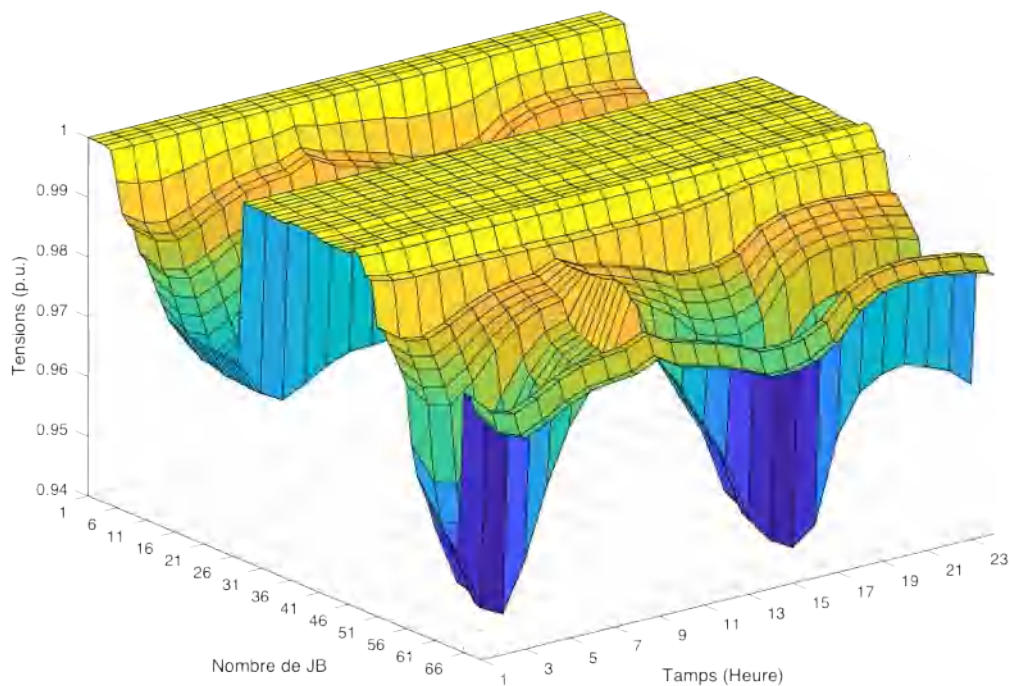
Figure 4.15. Variation de la tension pendant 24h pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.



(a)



(b)



(c)

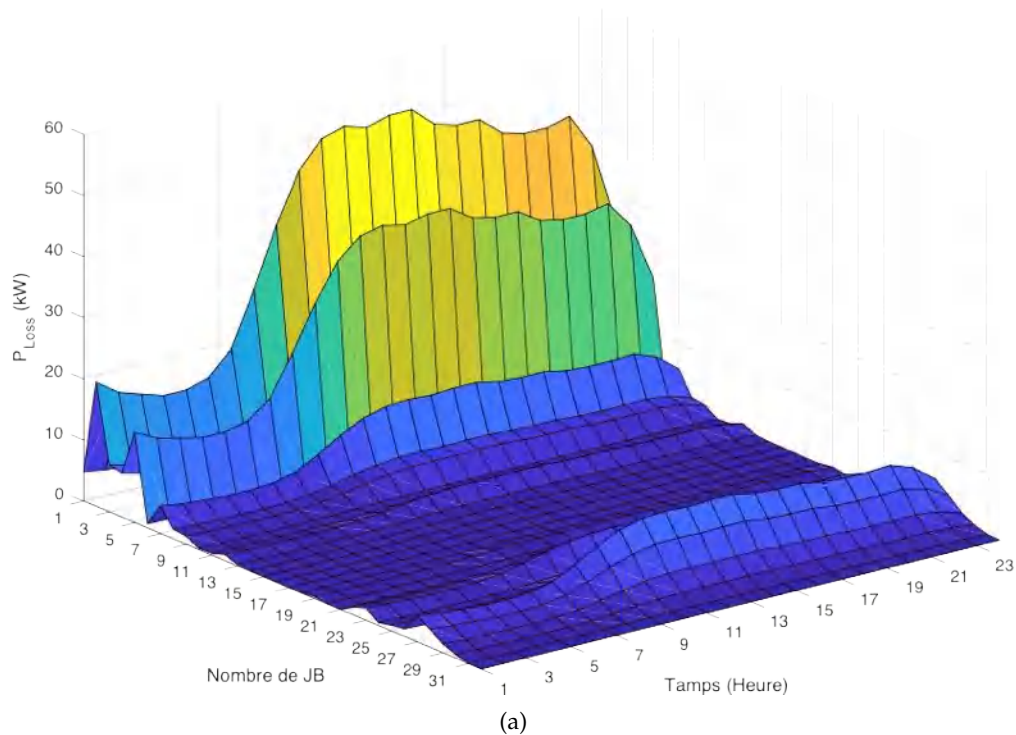
Figure 4.16. Variation de la tension pendant 24h pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.

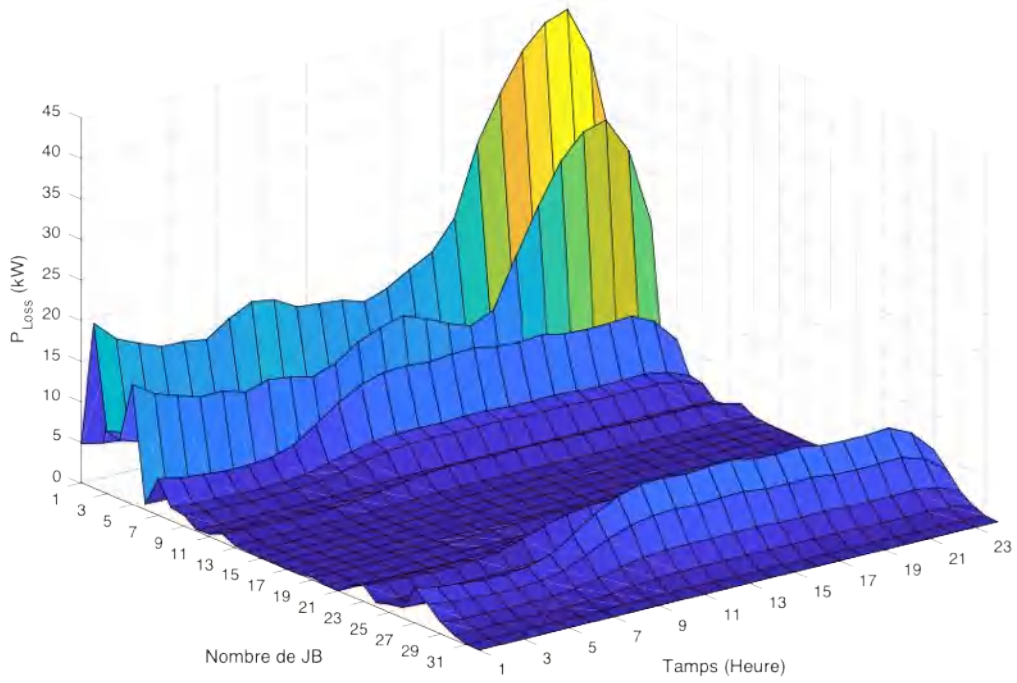
D'après les deux figures 4.15 et 4.16, il est évident que les profils de tension quotidiens ont été améliorés après la présence optimale de *PV* et *WT* dans les deux réseaux. Le cas de *WT* était le meilleur choix pour les deux réseaux; ce qui a amélioré les profils de tension quotidiens presque tout au long des 24 heures tant que la *WT* a fourni son énergie

sans aucune interruption, en particulier vers midi où les profils de tension étaient à leurs valeurs maximales. Cela correspond à la puissance de sortie maximale de *WT*.

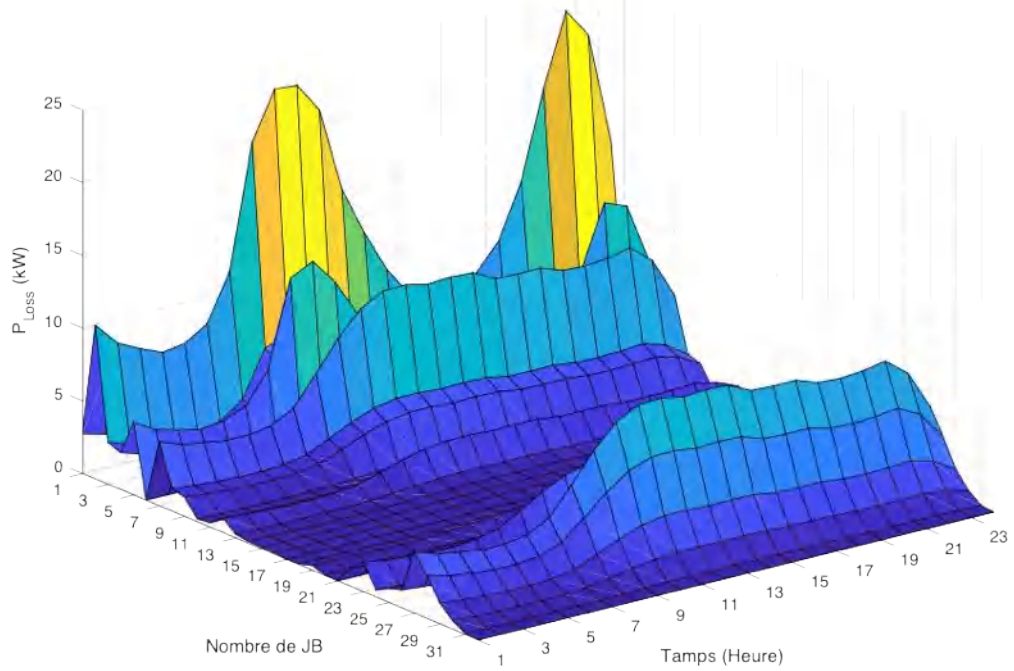
Le *PV* a également donné de bons résultats mais pas aussi bons que le *WT*, pour la simple raison que le *PV* génère sa puissance active principalement entre 6h00 et 18h00. Pendant ce temps, on observe que les meilleurs résultats d'amélioration des profils de tension journaliers ont été obtenus à 13h00 qui est l'heure à laquelle le *PV* a fourni sa production d'énergie maximale.

Les figures 4.17, 4.18 montrent l'impact d'intégration optimale des DG sur la perte de la puissance active quotidienne par branche pour les deux réseaux IEEE 33 et 69-JB.



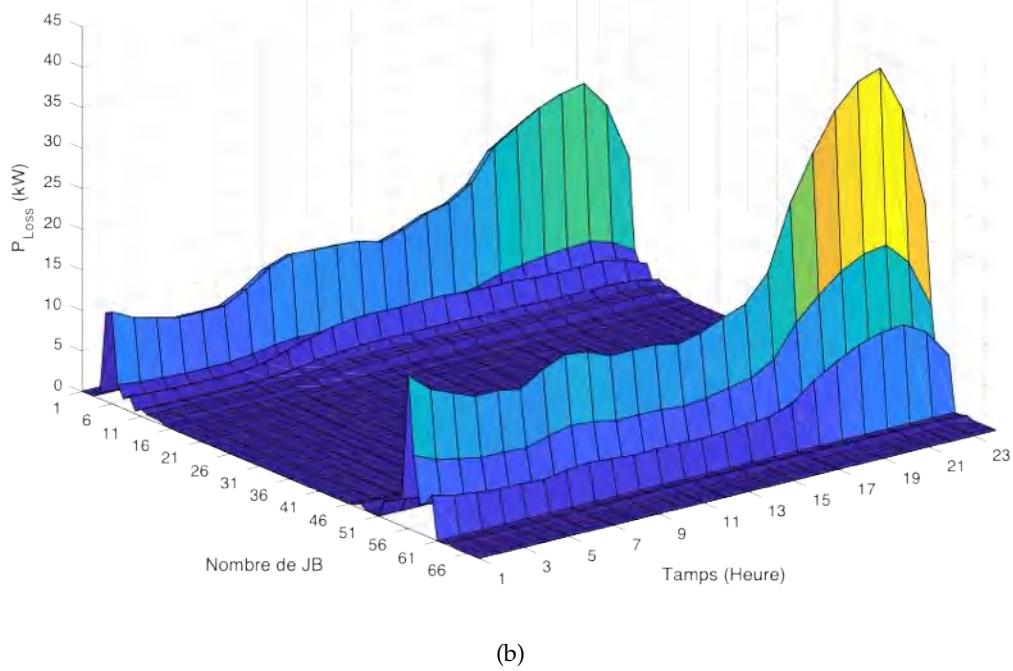
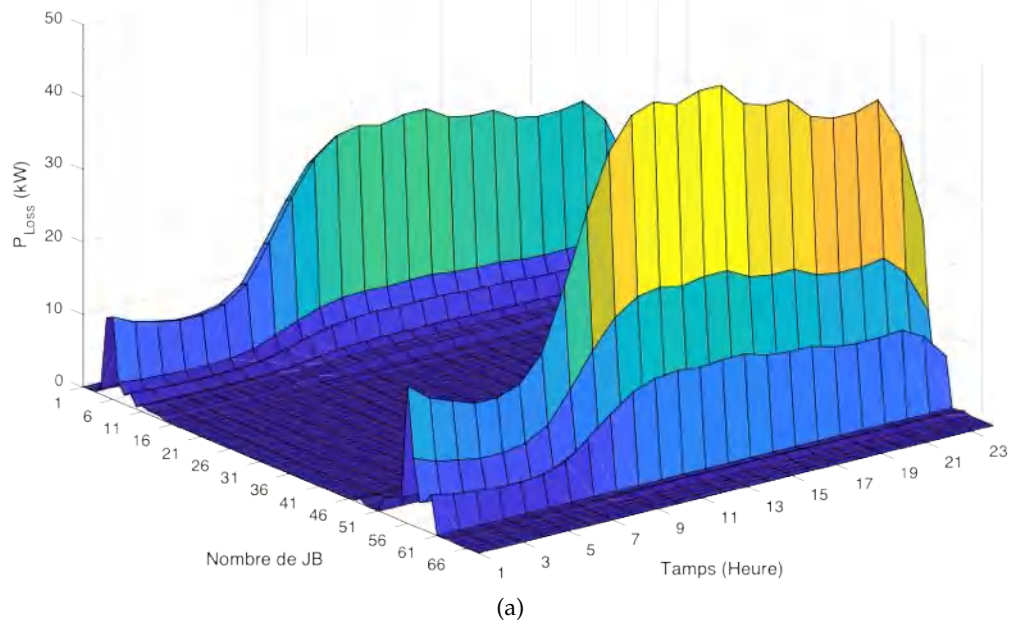


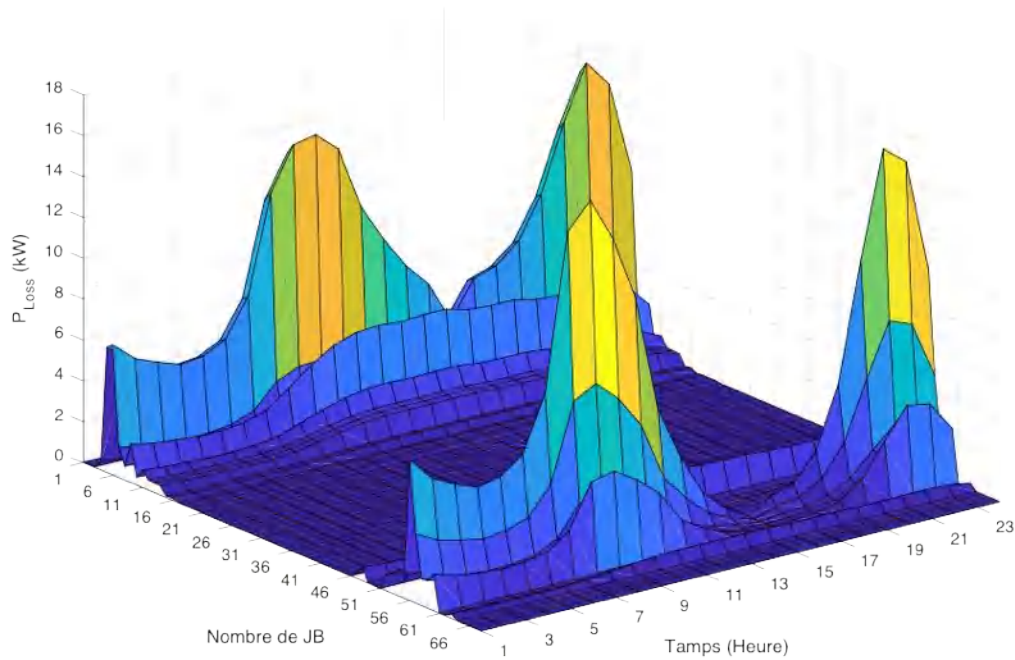
(b)



(c)

Figure 4.17. Variation de la perte de puissance active pendant 24h pour IEEE 33-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.





(c)

Figure 4.18. Variation de la perte de puissance active pendant 24h pour IEEE 69-JB : a). Avant DG, b). PV, c). WT.

D'après la présentation graphique 3D illustré dans les figures 4.17 4.18, on voit bien que l'installation optimale des deux DG a un impact clair sur les paramètres techniques des deux systèmes, en particulier sur les pertes de puissance active quotidiennes. Il est clair que la perte de puissance active quotidienne a été minimisée de manière significative dans les deux réseaux après cette intégration optimale des deux DG, avec un impact supérieur pour le cas de *WT* le long des heures de la journée dans presque toutes les branches des deux réseaux et ceci grâce à sa capacité à fournir à la fois des puissances actives et réactives presque toute la journée, contrairement au *PV* qui ne fournit que de la puissance active et principalement dans une période spécifique, qui est généralement comprise entre 6h00 et 18h00 des heures de la journée.

4.4 Conclusion

Afin d'assurer une intégration optimale de plusieurs DG, nous avons proposé une fonction multi-objectifs basée sur la somme pondérée afin de réduire l'indice de pertes de la puissance active (APL_I), l'indice de la variation totale de la tension (TVV_I) et l'indice coût annuel des pertes (C_{LI}). La comparaison des divers résultats obtenus montrent qu'on peut avoir de bons résultats pour l'intégration des DG avec cette fonction multi-objectifs. Pour le *PV*, l'algorithme MFO a minimisé les indices APL_I , TVV_I et C_{LI} à 41.3826 %, 54.6413 %, et 41.3826 % respectivement, pour le réseaux IEEE 33-JB. Par ailleurs, pour le réseaux IEEE 69-JB, ces indices sont minimisés à 30.8573 %, 54.8867 %, et 30.8573 %.

respectivement, et pour le réseau IEEE 118-JB, elles sont minimisées à 44.8110 %, 62.5225 %, et 44.8110 %. La comparaison des résultats de simulation nous conduit à la conclusion que les meilleurs résultats ont été obtenus dans le cas de l'intégration de *WT* et ceci est due à la contribution de la puissance réactive. De ce fait les indices APL_I , TVV_I et C_{LI} sont minimisés à 14.0596 %, 9.7572 %, 14.0596 %, pour le réseau IEEE 33-JB et à 1.9208 %, 2.8229 %, et 1.9208 %, et pour le réseau IEEE 118-JB, ils sont minimisés à 17.3339 %, 26.5049 % et 17.3339 %.

Pour aborder les aspects pratiques, nous avons proposé dans la deuxième partie de ce chapitre une méthodologie basée la pénétration d'une seule PV et d'une seule WT dans les réseaux de distribution IEEE 33 et 69-JB tout en tenant compte de la variation de la charge dans le temps et de la caractéristique probabiliste de la production des DG. Pour résoudre ce problème, nous avons proposé une hybridation entre les deux algorithmes PSO et MFO avec la fonction multi-objectifs qui minimise les indices précédents en fonction de la variation du temps. L'algorithme PSO-MFO proposé a trouvé les emplacements et les tailles optimaux de *PV* et *WT*, qui nous a permis d'obtenir une minimisation de P_{Loss} de 3557.0607 kW à 2601.6468 kW et 1759.2155 kW et ainsi qu'une minimisation de TVV de 35.6473 [p.u] à 28.9226 [p.u] et 22.0813 [p.u], et une minimisation du C_L de 1.8696 M\$ à 1.3674 M\$ et 0.9246 M\$. Cependant, pour le réseau IEEE 69-JB, P_{Loss} est minimisée de 3785.3142 kW à 2546.8128 kW, et 1233.6826 kW; TVV de 36.8331 [p.u] à 31.5576 [p.u] et 23.0623 [p.u] et C_L est minimisé de 1.9896 M\$ à 1.3386 M\$ et 0.6484 M\$.

Conclusion générale et perspectives

En raison de l'augmentation continue de la consommation d'énergie, les réseaux de distribution ont fait l'objet d'une attention considérable du point de vue d'optimisation. La génération distribuée est une solution exceptionnelle qui peut jouer un rôle clé dans la minimisation des pertes de puissance et des chutes de tension. Dans ce contexte, nous avons traité au cours de ce travail le problème de la planification et l'intégration optimale de la génération distribuée basée sur les sources renouvelables dans les réseaux électriques de distribution radiaux, de différentes tailles et de différentes complexités. Ce travail est réalisé en optimisant divers paramètres techniques et économiques, en se basant sur des fonctions mono et multi-objectifs tout en utilisant divers algorithmes méta-heuristiques.

Nous avons identifié les meilleurs emplacements et tailles pour des sources photovoltaïques et éoliennes afin de les intégrer de manière optimale dans les réseaux de distribution IEEE standards, et ceci, en se basant sur l'étude de l'impact de ces sources sur les paramètres techniques et économiques des réseaux étudiés, qui sont les pertes de puissance active, la tension et également le coût des pertes.

En introduction, nous avons présenté un état de l'art sur la génération distribuée basée sur les énergies renouvelables, leur définition, leur classification, et leur impact sur les réseaux de distribution. Nous avons exposé aussi une modélisation de la cellule et du module photovoltaïque (*PV*) ainsi qu'une modélisation de l'éolienne (*WT*).

Nous avons présenté les divers algorithmes et techniques d'optimisation utilisés dans la littérature pour résoudre le problème d'intégration optimale de DG avec différents paramètres et objectifs optimisés.

Par la suite, Nous avons explicité les équations de l'écoulement de puissance et leur résolution avec la méthode de Newton-Raphson pour les réseaux IEEE 33-JB, IEEE 69-JB et IEEE 118-JB, et formuler le problème concernant les fonctions objectifs et les contraintes des réseaux de distribution et des DG. Par ailleurs, une présentation et discussion des bases des algorithmes utilisés au cours de ce travail ont été effectuées.

Les résultats obtenus dans ce travail ont été présentés et détaillés en trois parties. Dans la première les quatre algorithmes SMPSO, SSA, WAO et MFO ont été utilisés pour

trouver les emplacements et les tailles optimaux des multi-sources *PV* et *WT*. La fonction objectif traitée dans cette partie est la minimisation des pertes de puissance active pour les trois réseaux. Les algorithmes utilisés ont donné des résultats satisfaisants, notamment l'algorithme MFO qui a été le meilleur choix pour cette étude, et avec lequel nous avons obtenu les meilleurs résultats concernant la minimisation des pertes de puissance active.

L'algorithme MFO a donné des résultats optimaux qui peuvent minimiser les pertes actives de réseau IEEE 33-JB de 210.9875 kW à 87.1656 kW pour l'intégration de deux *PV* et à 29.3107 kW pour l'intégration de deux *WT*. Ce qui représente respectivement 58.6868 % et 86.1078 % de minimisation.

Pour le réseau IEEE 69-JB, l'algorithme MFO a donné un résultat favorable de la minimisation de pertes actives de 224.9480 kW à 69.3978 kW et 4.3024 kW après l'intégration de trois *PV* et trois *WT*, respectivement.

En plus, pour le réseau IEEE 118-JB, les résultats optimaux par l'algorithme MFO, ont montré que les cinq *PV* et *WT* ont minimisé les pertes actives de 1297.50 kW à 574.9528 et 225.8413 kW, respectivement.

Dans la deuxième partie de ce travail, nous avons utilisé les quatre algorithmes avec une nouvelle fonction multi-objectifs qui minimise l'indice des pertes de puissance active (APL_I), l'indice de la variation de tension (TVV_I), et l'indice du coût annuel des pertes (C_L). De plus, Nous avons effectué une comparaison entre les résultats de ces algorithmes en termes des emplacements et tailles ainsi que les indices optimisés.

L'algorithme MFO nous a donné les meilleurs résultats par rapport aux autres algorithmes grâce aux résultats favorables qui peuvent conduire à des minimisations significatives des paramètres optimisés. Pour le réseau IEEE 33-JB, les pertes de puissance actives ont été minimisées à 87.3122 kW, le TVV de 1.812 [p.u] à 0.9901 [p.u] et le C_L de 110,8950 k\$ à 45.8913 k\$ pour le cas de *PV* et jusqu'à 29.6639 kW, 0.1768 [p.u] et 15.5913 k\$ pour le cas de *WT*.

Pour le réseau IEEE 69-JB, nous avons obtenu également des valeurs favorables après l'intégration des trois *PV*. Les pertes ont été minimisées à 69.4129 kW, le TVV de 1.8704 à 1.0266 [p.u] et le C_L de 118.2327 k\$ à 36.4834 k\$. En plus, après l'intégration de *WT*, ces paramètres ont été minimisés respectivement à 4.3208 kW, 0.0528 [p.u] et 2.2710 k\$.

Pour le dernier réseau IEEE 118-JB, après l'intégration de *PV* les pertes de puissance active obtenues sont de 581.4231 kW, cela nous a donné également une minimisation du TVV de 5.2877 [p.u] à 3.3060 [p.u] et du C_L de 681.9660 k\$ à 305.5960 k\$.

Dans la troisième partie de ces résultats, nous avons proposé une méthodologie pour

intégrer de manière optimale une source *PV* et une source *WT* en prenant en compte de leur nature intermittente qui sont des variations horaire des puissances pendant 24 heures, sur les deux réseaux IEEE 33-JB et IEEE 69-JB également avec des charges variables pendant 24 heures. Nous avons proposé l'algorithme hybride PSO-MFO pour optimiser les mêmes indices APL_I , TVV_I et C_{LI} minimisés précédemment mais pendant une journée. Nous avons calculé l'écoulement de puissance chaque heure et ce pendant 24 heures.

Pour le réseau IEEE 33-JB, l'algorithme hybride PSO-MFO a donné l'emplacement et la taille maximale optimaux qui nous permet d'obtenir une minimisation des pertes totales de 3557.0607 kW à 2601.6468kW, pour le *PV* et à 1759.2155 kW, et pour le *WT*. Nous avons aussi obtenu un APL_I de 73.1404 % et 49.4570 %, une minimisation du TVV , de 35.6473 à 28.9226 [p.u] et à 22.0813 [p.u]. Ce qui permet d'avoir une TVV_I de 81.1355 %, et 61.9438 %, une minimisation du C_L de 1.8696 M\$ à 1.3674 M\$ et à 0.9246 M\$ et une réduction de C_{LI} de 73.1386 %, et 49.4544 %.

Concernant le réseau IEEE 69-JB, nous avons obtenu une minimisation de P_{Loss} après l'intégration de *PV* et *WT*, de 3785.3142 kW à 2546.8128 kW et à 1233.6826 kW, et du TVV également à partir de 36.8331[p.u] à 31.5576 [p.u] et à 23.0623 [p.u], ainsi qu'une minimisation de C_L de 1.9896 M\$ à 1.3386 M\$ et à 0.6484 M\$.

Les résultats de la simulation révèlent que les algorithmes proposés ont amélioré les performances du système dans tous les aspects. Parmi les algorithmes SMPSTO, SSA, WOA, et MFO, l'algorithme MFO réussit relativement bien à atteindre les objectifs souhaités, qui consiste à trouver des solutions de bonne qualité pour le problème considéré. On peut noter que les solutions des algorithmes proposées sont de même ou meilleure qualité que celles des autres méthodes établies dans la littérature. Comme beaucoup d'autres algorithmes d'optimisation, avec la complexité croissante du réseaux, l'algorithme MFO prend plus de temps de calcul pour certains cas, mais il donne efficacement la meilleure solution.

D'après les résultats obtenus, on peut conclure que l'algorithme PSO-MFO peut traiter ce type de problème avec la variation horaire de charge ainsi que de la nature stochastique et intermittente de DG.

En général, les résultats montrent également que les méthodologies appliquées sont précises, robustes et applicables pour différents réseaux de distribution radiaux, y compris pour les grands réseaux, pour les différents aspects techniques et économiques et également pour un grand nombre de variables de décision. En tenant compte de l'importance d'intégrer les DG dans les réseaux de distribution, les résultats obtenus de cette étude montrent qu'une intégration correcte des DG peut atténuer les pertes de puissance, améliorer le profil de la tension et minimiser le coût des pertes tout en satisfaisant toutes les contraintes considérées de la structure du réseau et des DG. On peut

conclure également à partir de nos résultats, qu'en cas d'intégration de WT, la capacité de puissance réactive de ce WT a un impact significatif sur la réduction des pertes de puissance et l'amélioration du profil de tension.

En conclusion, les résultats obtenus montrent l'importance d'utilisation des algorithmes méta-heuristiques pour le problème de la planification et l'intégration des énergies renouvelables sur le réseau de distribution. Il est à noter, que ce travail de thèse peut constituer un bon critère de choix pour aider les sociétés de distribution d'électricité à intégrer facilement et de manière plus fiable des sources d'énergie renouvelables, de différentes tailles, aux réseaux de distribution. Nous pouvons également de fournir quelques conseils aux sociétés de distribution d'électricité afin de réduire les pertes de puissance et améliorer la tension dans le réseau de distribution algérien, spécialement avec le programme ambitieux de développement des énergies renouvelables et d'efficacité énergétique lancé par le gouvernement algérien qui consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 22 000 MW à l'horizon 2030 pour le marché national.

Perspectives

Dans le contexte de ce travail, Les recherches futures devraient se concentrer sur l'étude des problèmes suivants :

- L'étude des réseaux Algériens de distribution.
- Le problème d'optimisation pourrait être étudié en utilisant des réseaux de distribution déséquilibrés.
- L'utilisation des fonctions multi-objectifs basées sur d'autres paramètres techniques, économiques et environnementaux.
- L'étude de problème de stations de rechargement des véhicules électriques connectées aux réseaux de distribution, ainsi qu'une planification hybride des sources d'énergie renouvelable et des véhicules électriques.

Bibliographie

- [1] S. Kansal, V. Kumar, and B. Tyagi, "Hybrid approach for optimal placement of multiple DGs of multiple types in distribution networks," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 75, pp. 226–235, Feb. 2016.
- [2] H. HassanzadehFard and A. Jalilian, "Optimal sizing and location of renewable energy based DG units in distribution systems considering load growth," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 101, pp. 356–370, Oct. 2018.
- [3] M. R. Elkadeem, M. Abd Elaziz, Z. Ullah, S. Wang, and S. W. Sharshir, "Optimal Planning of Renewable Energy-Integrated Distribution System Considering Uncertainties," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 164 887–164 907, 2019.
- [4] A. S. Hassan, Y. Sun, and Z. Wang, "Optimization techniques applied for optimal planning and integration of renewable energy sources based on distributed generation : Recent trends," *Cogent Engineering*, vol. 7, no. 1, p. 1766394, Jan. 2020.
- [5] T. Ackermann, G. Andersson, and L. Söder, "Distributed generation : A definition," *Electric Power Systems Research*, vol. 57, no. 3, pp. 195–204, Apr. 2001.
- [6] E. Eltaib Said and A. Ali Mohamed, "Distributed Generation : Definitions, Benefits, Technologies & Challenges," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 5, no. 7, pp. 1941–1948, Jul. 2016.
- [7] M. Akorede, H. Hizam, I. Aris, and M. Ab Kadir, "Effective method for optimal allocation of distributed generation units in meshed electric power systems," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 5, no. 2, p. 276, 2011.
- [8] R. Viral and D. Khatod, "Optimal planning of distributed generation systems in distribution system : A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 7, pp. 5146–5165, Sep. 2012.
- [9] O. Amna, "Analyse de la transition vers les énergies renouvelables en Tunisie : Risques, enjeux et stratégies à adopter," Thèse Doctorat, Université Côte d'Azur, 2016.
- [10] M. Telidjane, "Modélisation des panneaux photovoltaïques et adaptation de la cyclostationnarité pour le diagnostic," Thèse Doctorat, Université de Jean Monnet Saint-Etienne, 2017.
- [11] A. Mercier, "Pilotage de la production décentralisée et des charges non conventionnelles dans le contexte Smart Grid et simulation hybride temps réel," Thèse Doctorat, Université Grenoble Alpes (ComUE), 2015.
- [12] S. Ruin and G. Sidén, *Small-Scale Renewable Energy Systems : Independent Electricity for Community, Business and Home*. Boca Raton : CRC Press/Taylor & Francis Group, 2020.

- [13] X.-L. Dang, "Contribution à l'étude des système Photovoltaïque/Stockage distribués. Impact de leur intégration à un réseau fragile," Thèse Doctorat, Ecole normale superieure de Cachan, 2014.
- [14] A. A. Z. Diab, H. M. Sultan, R. Aljendy, A. S. Al-Sumaiti, M. Shoyama, and Z. M. Ali, "Tree Growth Based Optimization Algorithm for Parameter Extraction of Different Models of Photovoltaic Cells and Modules," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 119 668–119 687, 2020.
- [15] R. Chenni, "Etude technico-économique d'un système de pompage photovoltaïque dans un village solaire," Thèse doctorat, Université des Frères Mentouri Constantine 1, 2007.
- [16] B. Madaci, R. Chenni, and K. E. Hemsas, "Architectures intégrées de gestion de l'énergie pour les multisystèmes autonomes utilisant le stockage par accumulateurs." Thèse doctorat, Université des Frères Mentouri Constantine 1, Feb. 2018.
- [17] X. Chen and K. Yu, "Hybridizing cuckoo search algorithm with biogeography-based optimization for estimating photovoltaic model parameters," *Solar Energy*, vol. 180, pp. 192–206, Mar. 2019.
- [18] B. TOUAL, "Contribution à la Commande et la Gestion des Sources Hybrides d'Energie Electrique," Thèse doctorat, Université de Batna 2, 2019.
- [19] A. Rezaee Jordehi, "Allocation of distributed generation units in electric power systems : A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 893–905, Apr. 2016.
- [20] U. Agarwal and N. Jain, "Distributed Energy Resources and Supportive Methodologies for their Optimal Planning under Modern Distribution Network : A Review," *Technology and Economics of Smart Grids and Sustainable Energy*, vol. 4, no. 1, p. 3, Dec. 2019.
- [21] S. S. Kola, "A Review on Optimal Allocation and Sizing Techniques for DG in Distribution Systems," *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, vol. 8, no. 3, pp. 1236–1256, Sep. 2018.
- [22] P. Prakash and D. K. Khatod, "Optimal sizing and siting techniques for distributed generation in distribution systems : A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 57, pp. 111–130, May 2016.
- [23] Z. Abdmouleh, A. Gastli, L. Ben-Brahim, M. Haouari, and N. A. Al-Emadi, "Review of optimization techniques applied for the integration of distributed generation from renewable energy sources," *Renewable Energy*, vol. 113, pp. 266–280, Dec. 2017.
- [24] P. Paliwal, N. Patidar, and R. Nema, "Planning of grid integrated distributed generators : A review of technology, objectives and techniques," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 40, pp. 557–570, Dec. 2014.
- [25] T. Adefarati and R. Bansal, "Integration of renewable distributed generators into the distribution system : A review," *IET Renewable Power Generation*, vol. 10, no. 7, pp. 873–884, Aug. 2016.
- [26] M. Pesaran H.A, P. D. Huy, and V. K. Ramachandaramurthy, "A review of the optimal allocation of distributed generation : Objectives, constraints, methods, and algorithms," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 75, pp. 293–312, Aug. 2017.
- [27] A. R. Gupta and A. Kumar, "Optimal placement of D-STATCOM using sensitivity approaches in mesh distribution system with time variant load models under load growth," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 9, no. 4, pp. 783–799, Dec. 2018.

- [28] F. S. Abu-Mouti and M. E. El-Hawary, "Optimal Distributed Generation Allocation and Sizing in Distribution Systems via Artificial Bee Colony Algorithm," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 26, no. 4, pp. 2090–2101, Oct. 2011.
- [29] T. P. Nguyen, T. T. Tran, and D. N. Vo, "Improved stochastic fractal search algorithm with chaos for optimal determination of location, size, and quantity of distributed generators in distribution systems," *Neural Computing and Applications*, vol. 31, no. 11, pp. 7707–7732, Nov. 2019.
- [30] T. P. Nguyen, D. N. Vo, and T. T. Tran, "Optimal Number, Location, and Size of Distributed Generators in Distribution Systems by Symbiotic Organism Search Based Method," *Advances in Electrical and Electronic Engineering*, vol. 15, no. 5, pp. 724–735, Jan. 2018.
- [31] M. G. Hemeida, A. A. Ibrahim, A.-A. A. Mohamed, S. Alkhalaf, and A. M. B. El-Dine, "Optimal allocation of distributed generators DG based Manta Ray Foraging Optimization algorithm (MRFO)," *Ain Shams Engineering Journal*, p. S2090447920301404, Aug. 2020.
- [32] P. Dinakara Prasad Reddy, V. R. V.C., and G. M. T., "Ant Lion optimization algorithm for optimal sizing of renewable energy resources for loss reduction in distribution systems," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 5, no. 3, pp. 663–680, Dec. 2018.
- [33] C. Ma, J. Dasenbrock, J.-C. Töbermann, and M. Braun, "A novel indicator for evaluation of the impact of distributed generations on the energy losses of low voltage distribution grids," *Applied Energy*, vol. 242, pp. 674–683, May 2019.
- [34] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and K. Y. Lee, "Optimal placement of dispatchable and nondispatchable renewable DG units in distribution networks for minimizing energy loss," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 55, pp. 179–186, Feb. 2014.
- [35] S. Sultana and P. K. Roy, "Krill herd algorithm for optimal location of distributed generator in radial distribution system," *Applied Soft Computing*, vol. 40, pp. 391–404, Mar. 2016.
- [36] M. Kumawat, N. Gupta, N. Jain, and R. C. Bansal, "Swarm-Intelligence-Based Optimal Planning of Distributed Generators in Distribution Network for Minimizing Energy Loss," *Electric Power Components and Systems*, vol. 45, no. 6, pp. 589–600, Apr. 2017.
- [37] K. M. Muttaqi, A. D. T. Le, M. Negnevitsky, and G. Ledwich, "An Algebraic Approach for Determination of DG Parameters to Support Voltage Profiles in Radial Distribution Networks," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 3, pp. 1351–1360, May 2014.
- [38] G. Deb, K. Chakraborty, and S. Deb, "Spider monkey optimization technique-based allocation of distributed generation for demand side management," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 29, no. 5, p. e12009, May 2019.
- [39] B. Mohanty and S. Tripathy, "A teaching learning based optimization technique for optimal location and size of DG in distribution network," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 33–44, May 2016.
- [40] M. Natarajan, R. Balamurugan, and L. Lakshminarasimman, "Optimal Placement and Sizing of DGs in the Distribution System for Loss Minimization and Voltage Stability Improvement using CABO," *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, vol. 7, no. 4, pp. 679–690, Dec. 2015.
- [41] E. Ali, S. Abd Elazim, and A. Abdelaziz, "Ant Lion Optimization Algorithm for optimal location and sizing of renewable distributed generations," *Renewable Energy*, vol. 101, pp. 1311–1324, Feb. 2017.

- [42] A. S. Hassan, Y. Sun, and Z. Wang, "Multi-objective for optimal placement and sizing DG units in reducing loss of power and enhancing voltage profile using BPSO-SLFA," *Energy Reports*, vol. 6, pp. 1581–1589, Nov. 2020.
- [43] S. Sultana and P. K. Roy, "Multi-objective quasi-oppositional teaching learning based optimization for optimal location of distributed generator in radial distribution systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, pp. 534–545, Dec. 2014.
- [44] S. Kansal, V. Kumar, and B. Tyagi, "Optimal placement of different type of DG sources in distribution networks," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 53, pp. 752–760, Dec. 2013.
- [45] R. V. S. L. Kumari, G. V. N. Kumar, S. S. Nagaraju, and M. B. Jain, "Optimal sizing of distributed generation using particle swarm optimization," in *2017 International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies (ICICICT)*. Kannur : IEEE, Jul. 2017, pp. 499–505.
- [46] H. Manafi, N. Ghadimi, M. Ojaroudi, and P. Farhadi, "Optimal Placement of Distributed Generations in Radial Distribution Systems Using Various PSO and DE Algorithms," *Electronics and Electrical Engineering*, vol. 19, no. 10, pp. 53–57, Dec. 2013.
- [47] N. C. Hien, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Location and Sizing of Distributed Generation Units for Loadability Enhancement in Primary Feeder," *IEEE Systems Journal*, vol. 7, no. 4, pp. 797–806, Dec. 2013.
- [48] P. Kayal and C. Chanda, "Optimal mix of solar and wind distributed generations considering performance improvement of electrical distribution network," *Renewable Energy*, vol. 75, pp. 173–186, Mar. 2015.
- [49] J. Li, Z. Qu, X. He, X. Jin, T. Li, M. Wang, Q. Han, Z. Gao, and F. Jiang, "Planning of distributed generation in distribution network based on improved particle swarm optimization algorithm," *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, vol. 121, p. 042008, Feb. 2018.
- [50] A. A. Hassan, F. H. Fahmy, A. E.-S. A. Nafeh, and M. A. Abu-elmagd, "Genetic single objective optimisation for sizing and allocation of renewable DG systems," *International Journal of Sustainable Energy*, vol. 36, no. 6, pp. 545–562, Jul. 2017.
- [51] S. Devi and M. Geethanjali, "Application of Modified Bacterial Foraging Optimization algorithm for optimal placement and sizing of Distributed Generation," *Expert Systems with Applications*, vol. 41, no. 6, pp. 2772–2781, May 2014.
- [52] J. A. Martín García and A. J. Gil Mena, "Optimal distributed generation location and size using a modified teaching–learning based optimization algorithm," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 50, pp. 65–75, Sep. 2013.
- [53] S. K. Injeti and N. Prema Kumar, "A novel approach to identify optimal access point and capacity of multiple DGs in a small, medium and large scale radial distribution systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 45, no. 1, pp. 142–151, Feb. 2013.
- [54] S. K. Sudabattula and M. Kowsalya, "Flower Pollination Algorithm Based Optimal Placement of Solar DGs in Distribution System," *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, vol. 6, no. 4, pp. 1232–1241, Dec. 2016.
- [55] P. D. P. Reddy, V. V. Reddy, and T. G. Manohar, "Application of flower pollination algorithm for optimal placement and sizing of distributed generation in Distribution systems," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 14–22, May 2016.

- [56] M. N. Kamarudin, T. J. Tengku Hashim, and A. Musa, "Optimal sizing and location of distributed generation for loss minimization using firefly algorithm," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 14, no. 1, p. 421, Apr. 2019.
- [57] D. Rama Prabha, T. Jayabarathi, R. Umamageswari, and S. Saranya, "Optimal location and sizing of distributed generation unit using intelligent water drop algorithm," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 11, pp. 106–113, Sep. 2015.
- [58] M. C. V. Suresh and E. J. Belwin, "Optimal DG placement for benefit maximization in distribution networks by using Dragonfly algorithm," *Renewables : Wind, Water, and Solar*, vol. 5, no. 1, p. 4, Dec. 2018.
- [59] L. D. Arya and A. Koshti, "Modified Shuffled Frog Leaping Optimization Algorithm Based Distributed Generation Rescheduling for Loss Minimization," *Journal of The Institution of Engineers (India) : Series B*, vol. 99, no. 4, pp. 397–405, Aug. 2018.
- [60] Y. Cui, Z. Geng, Q. Zhu, and Y. Han, "Review : Multi-objective optimization methods and application in energy saving," *Energy*, vol. 125, pp. 681–704, Apr. 2017.
- [61] S. Kayalvizhi. and D. Vinod Kumar, "Optimal planning of active distribution networks with hybrid distributed energy resources using grid-based multi-objective harmony search algorithm," *Applied Soft Computing*, vol. 67, pp. 387–398, Jun. 2018.
- [62] M. A. Imran and M. Kowsalya, "Optimal size and siting of multiple distributed generators in distribution system using bacterial foraging optimization," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 15, pp. 58–65, Apr. 2014.
- [63] S. Saha and V. Mukherjee, "A novel multiobjective chaotic symbiotic organisms search algorithm to solve optimal DG allocation problem in radial distribution system," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 29, no. 5, p. e2839, May 2019.
- [64] A. Selim, S. Kamel, and F. Jurado, "Efficient optimization technique for multiple DG allocation in distribution networks," *Applied Soft Computing*, vol. 86, p. 105938, Jan. 2020.
- [65] S. Kumar, K. K. Mandal, and N. Chakraborty, "Optimal DG placement by multi-objective opposition based chaotic differential evolution for techno-economic analysis," *Applied Soft Computing*, vol. 78, pp. 70–83, May 2019.
- [66] D. Rama Prabha and T. Jayabarathi, "Optimal placement and sizing of multiple distributed generating units in distribution networks by invasive weed optimization algorithm," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 683–694, Jun. 2016.
- [67] S. Daud, A. Kadir, C. Gan, A. Mohamed, and T. Khatib, "A comparison of heuristic optimization techniques for optimal placement and sizing of photovoltaic based distributed generation in a distribution system," *Solar Energy*, vol. 140, pp. 219–226, Dec. 2016.
- [68] M. J. Hadidian-Moghaddam, S. Arabi-Nowdeh, M. Bigdeli, and D. Azizian, "A multi-objective optimal sizing and siting of distributed generation using ant lion optimization technique," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 9, no. 4, pp. 2101–2109, Dec. 2018.
- [69] A. Selim, S. Kamel, A. S. Alghamdi, and F. Jurado, "Optimal Placement of DGs in Distribution System Using an Improved Harris Hawks Optimizer Based on Single- and Multi-Objective Approaches," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 52 815–52 829, 2020.

- [70] N. K. Meena, S. Parashar, A. Swarnkar, N. Gupta, and K. R. Niazi, "Improved Elephant Herding Optimization for Multiobjective DER Accommodation in Distribution Systems," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, no. 3, pp. 1029–1039, Mar. 2018.
- [71] M. A.-E.-H. Mohamed, A. Elnozahy, and A. Y. Abdelaziz, "Optimal Energy Saving of Photovoltaic Distributed Generation System with Considering Environment Condition via Hyper-Spherical Search Algorithm," *WSEAS Transactions on Power Systems*, vol. 13, 2018.
- [72] T. P. Nguyen and D. N. Vo, "A novel stochastic fractal search algorithm for optimal allocation of distributed generators in radial distribution systems," *Applied Soft Computing*, vol. 70, pp. 773–796, Sep. 2018.
- [73] S. Ravindran and T. A. A. Victoire, "A bio-geography-based algorithm for optimal siting and sizing of distributed generators with an effective power factor model," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 72, pp. 482–501, Nov. 2018.
- [74] T. D. Pham, T. T. Nguyen, and B. H. Dinh, "Find optimal capacity and location of distributed generation units in radial distribution networks by using enhanced coyote optimization algorithm," *Neural Computing and Applications*, Aug. 2020.
- [75] M. G. Hemeida, S. Alkhalaf, A.-A. A. Mohamed, A. A. Ibrahim, and T. Senjyu, "Distributed Generators Optimization Based on Multi-Objective Functions Using Manta Rays Foraging Optimization Algorithm (MRFO)," *Energies*, vol. 13, no. 15, p. 3847, Jul. 2020.
- [76] I. A. Quadri, S. Bhowmick, and D. Joshi, "A comprehensive technique for optimal allocation of distributed energy resources in radial distribution systems," *Applied Energy*, vol. 211, pp. 1245–1260, Feb. 2018.
- [77] S. Saha and V. Mukherjee, "A novel multi-objective modified symbiotic organisms search algorithm for optimal allocation of distributed generation in radial distribution system," *Neural Computing and Applications*, Jun. 2020.
- [78] P. Kayal and C. Chanda, "Placement of wind and solar based DGs in distribution system for power loss minimization and voltage stability improvement," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 53, pp. 795–809, Dec. 2013.
- [79] M. Nayeripour, E. Mahboubi-Moghaddam, J. Aghaei, and A. Azizi-Vahed, "Multi-objective placement and sizing of DGs in distribution networks ensuring transient stability using hybrid evolutionary algorithm," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 25, pp. 759–767, Sep. 2013.
- [80] M. Kefayat, A. Lashkar Ara, and S. Nabavi Niaki, "A hybrid of ant colony optimization and artificial bee colony algorithm for probabilistic optimal placement and sizing of distributed energy resources," *Energy Conversion and Management*, vol. 92, pp. 149–161, Mar. 2015.
- [81] C. Yammani, S. Maheswarapu, and S. K. Matam, "Optimal placement and sizing of distributed generations using shuffled bat algorithm with future load enhancement : Optimal Placement and Sizing of DGs," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 26, no. 2, pp. 274–292, Feb. 2016.
- [82] F. Zhao, J. Si, and J. Wang, "Research on optimal schedule strategy for active distribution network using particle swarm optimization combined with bacterial foraging algorithm," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 78, pp. 637–646, Jun. 2016.

- [83] A. A. Hassan, F. H. Fahmy, A. E.-S. A. Nafeh, and M. A. Abu-elmagd, "Hybrid genetic multi objective/fuzzy algorithm for optimal sizing and allocation of renewable DG systems : Genetic/Fuzzy Optimization of Renewable DGS," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 26, no. 12, pp. 2588–2617, Dec. 2016.
- [84] R. Sanjay, T. Jayabarathi, T. Raghunathan, V. Ramesh, and N. Mithulananthan, "Optimal Allocation of Distributed Generation Using Hybrid Grey Wolf Optimizer," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 14 807–14 818, 2017.
- [85] A. Rajendran and K. Narayanan, "Optimal Installation of Different DG Types in Radial Distribution System Considering Load Growth," *Electric Power Components and Systems*, vol. 45, no. 7, pp. 739–751, Apr. 2017.
- [86] B. Suman and G. Smarajit, "Optimal Integration of Multi Distributed Generation Sources in Radial Distribution Networks Using a Hybrid Algorithm," *Energies*, vol. 11, no. 3, p. 628, Mar. 2018.
- [87] M. A. Tolba, A. A. Zaki Diab, A. S. Vanin, V. N. Tulsy, and A. Y. Abdelaziz, "Integration of Renewable Distributed Generation in Distribution Networks Including a Practical Case Study Based on a Hybrid PSO-GSA Optimization Algorithm," *Electric Power Components and Systems*, vol. 46, no. 19-20, pp. 2103–2116, Dec. 2018.
- [88] S. Arabi Nowdeh, I. F. Davoudkhani, M. Hadidian Moghaddam, E. S. Najmi, A. Abdelaziz, A. Ahmadi, S. Razavi, and F. Gandoman, "Fuzzy multi-objective placement of renewable energy sources in distribution system with objective of loss reduction and reliability improvement using a novel hybrid method," *Applied Soft Computing*, vol. 77, pp. 761–779, Apr. 2019.
- [89] I. A. Quadri, S. Bhowmick, and D. Joshi, "A hybrid teaching–learning-based optimization technique for optimal DG sizing and placement in radial distribution systems," *Soft Computing*, vol. 23, no. 20, pp. 9899–9917, Oct. 2019.
- [90] S. S. Kola and J. T., "Optimal Allocation of Wind and Solar based Distributed Generation in a Radial Distribution System," *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, vol. 9, no. 1, pp. 73–85, Mar. 2019.
- [91] H. Mahmoud Pesaran, M. Nazari-Heris, B. Mohammadi-Ivatloo, and H. Seyedi, "A hybrid genetic particle swarm optimization for distributed generation allocation in power distribution networks," *Energy*, p. 118218, Jul. 2020.
- [92] M. Suresh and J. B. Edward, "A hybrid algorithm based optimal placement of DG units for loss reduction in the distribution system," *Applied Soft Computing*, vol. 91, p. 106191, Jun. 2020.
- [93] A. Selim, S. Kamel, and F. Jurado, "Voltage stability analysis based on optimal placement of multiple DG types using hybrid optimization technique," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, Aug. 2020.
- [94] J. Radosavljević, *Metaheuristic Optimization in Power Engineering*, ser. IET Energy Engineering Series. Stevenage : Institution of Engineering and Technology, 2018, no. 131.
- [95] J. C. Das, *Load Flow Optimization and Optimal Power Flow*, ser. Power Systems Handbook. Boca Raton : CRC Press/Taylor & Francis Group, 2018, no. volume 2.
- [96] O. A. Afolabi, W. H. Ali, P. Cofie, J. Fuller, P. Obiomon, and E. S. Kolawole, "Analysis of the Load Flow Problem in Power System Planning Studies," *Energy and Power Engineering*, vol. 07, no. 10, pp. 509–523, 2015.

- [97] U. H. Ramadhani, M. Shepero, J. Munkhammar, J. Widén, and N. Etherden, "Review of probabilistic load flow approaches for power distribution systems with photovoltaic generation and electric vehicle charging," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 120, p. 106003, Sep. 2020.
- [98] J. Zhu, *Optimization of Power System Operation*, second edition ed., ser. IEEE Press Series on Power Engineering. Hoboken, New Jersey : IEEE Press : Wiley ; Piscataway, NJ, 2015.
- [99] S. Bhowmick, *Flexible AC Transmission Systems (FACTS) : Newton Power-Flow Modeling of Voltage-Sourced Converter Based Controllers*. Boca Raton : CRC Press, Taylor & Francis Group, 2016.
- [100] L. Powell, *Power System Load Flow Analysis*. New York ; London : McGraw-Hill, 2005.
- [101] N. Tebbakh and D. Labeled, "Load flow analysis using newton raphson method in presence of distributed generation," *International Journal of Power Electronics and Drive Systems (IJPEDS)*, vol. 12, no. 1, p. 489, Mar. 2021.
- [102] R. James Ranjith Kumar and A. Jain, "Load flow methods in distribution systems with dispersed generations : A brief review," in *2015 1st Conference on Power, Dielectric and Energy Management at NERIST (ICPDEN)*. Itanagar, India : IEEE, Jan. 2015, pp. 1–4.
- [103] S. Settoul, R. Chenni, H. A. Hasan, M. Zellagui, and M. N. Kraimia, "MFO Algorithm for Optimal Location and Sizing of Multiple Photovoltaic Distributed Generations Units for Loss Reduction in Distribution Systems," in *2019 7th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*. Agadir, Morocco : IEEE, Nov. 2019, pp. 1–6.
- [104] R. Baños, F. Manzano-Agugliaro, F. Montoya, C. Gil, A. Alcayde, and J. Gómez, "Optimization methods applied to renewable and sustainable energy : A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 15, no. 4, pp. 1753–1766, May 2011.
- [105] S. S. Rao, *Engineering Optimization : Theory and Practice*, 4th ed. Hoboken, N.J : John Wiley & Sons, 2009.
- [106] S. Nagaballi and V. S. Kale, "Pareto optimality and game theory approach for optimal deployment of DG in radial distribution system to improve techno-economic benefits," *Applied Soft Computing*, vol. 92, p. 106234, Jul. 2020.
- [107] R. T. Marler and J. S. Arora, "The weighted sum method for multi-objective optimization : New insights," *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 41, no. 6, pp. 853–862, Jun. 2010.
- [108] P. Ngatchou, A. Zarei, and A. El-Sharkawi, "Pareto Multi Objective Optimization," in *Proceedings of the 13th International Conference on, Intelligent Systems Application to Power Systems*. Arlington, Virginia, USA : IEEE, 2005, pp. 84–91.
- [109] L. Zadeh, "Optimality and non-scalar-valued performance criteria," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 8, no. 1, pp. 59–60, Jan. 1963.
- [110] M. A. Darfoun and M. E. El-Hawary, "Multi-objective Optimization Approach for Optimal Distributed Generation Sizing and Placement," *Electric Power Components and Systems*, vol. 43, no. 7, pp. 828–836, Apr. 2015.
- [111] S. Settoul, M. Zellagui, and R. Chenni, "A New Optimization Algorithm for Optimal Wind Turbine Location Problem in Constantine City Electric Distribution Network Based Active Power Loss Reduction," *Journal of Optimization in Industrial Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 13–22, 2021.

- [112] M. H. Moradi, M. Abedini, and S. M. Hosseinian, "A Combination of Evolutionary Algorithm and Game Theory for Optimal Location and Operation of DG from DG Owner Standpoints," *IEEE Transactions on Smart Grid*, pp. 1–1, 2015.
- [113] M. Zellagui, A. Lasmari, S. Settoul, R. A. El-Sehiemy, C. Z. El-Bayeh, and R. Chenni, "Simultaneous allocation of photovoltaic DG and DSTATCOM for TECHNO-ECONOMIC and environmental benefits in electrical distribution systems at different loading conditions using novel hybrid optimization algorithms," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 31, no. 8, Aug. 2021.
- [114] S. Settoul, R. Chenni, M. Zellagui, and H. Nouri, "Optimal Integration of Renewable Distributed Generation Using the Whale Optimization Algorithm for Techno-Economic Analysis," in *Proceedings of the 4th International Conference on Electrical Engineering and Control Applications*, S. Bououden, M. Chadli, S. Ziani, and I. Zelinka, Eds. Singapore : Springer Singapore, 2021, vol. 682, pp. 513–532.
- [115] N. Belbachir, M. Zellagui, S. Settoul, C. Z. El-Bayeh, and B. Bekkouche, "Simultaneous optimal integration of photovoltaic distributed generation and battery energy storage system in active distribution network using chaotic grey wolf optimization," *Electrical Engineering & Electromechanics*, no. 3, pp. 52–61, Jun. 2021.
- [116] M. Zellagui, A. Lasmari, S. Settoul, C. Z. El-Bayeh, R. Chenni, and N. Belbachir, "Arithmetic Optimization Algorithm for Optimal Installation of DSTATCOM into Distribution System based on Various Voltage Stability Indices," in *2021 9th International Conference on Modern Power Systems (MPS)*. Cluj-Napoca, Romania : IEEE, Jun. 2021, pp. 1–6.
- [117] M. Zellagui, S. Settoul, A. Lasmari, C. Z. El-Bayeh, R. Chenni, and H. A. Hassan, "Optimal Allocation of Renewable Energy Source Integrated-Smart Distribution Systems Based on Technical-Economic Analysis Considering Load Demand and DG Uncertainties," in *Artificial Intelligence and Renewables Towards an Energy Transition*, M. Hatti, Ed. Cham : Springer International Publishing, 2021, vol. 174, pp. 391–404.
- [118] N. Belbachir, M. Zellagui, S. Settoul, C. Z. El-Bayeh, and B. Bekkouche, "Simultaneous optimal integration of photovoltaic distributed generation and battery energy storage system in active distribution network using chaotic grey wolf optimization," *Electrical Engineering & Electromechanics*, no. 3, pp. 52–61, Jun. 2021.
- [119] N. Belbachir, M. Zellagui, S. Settoul, and C. Z. El-Bayeh, "Multi-Objective Optimal Renewable Distributed Generator Integration in Distribution Systems Using Grasshopper optimization Algorithm Considering Overcurrent Relay Indices," in *2021 9th International Conference on Modern Power Systems (MPS)*. Cluj-Napoca, Romania : IEEE, Jun. 2021, pp. 1–6.
- [120] M. Zellagui, S. Settoul, and H. A. Hassan, "Optimal allocation of renewable energy sources in electrical distribution systems based on technical and economic indices," in *Sustainable Developments by Artificial Intelligence and Machine Learning for Renewable Energies*. Elsevier, 2022, pp. 149–186.
- [121] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, vol. 4, Nov. 1995, pp. 1942–1948 vol.4.
- [122] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98TH8360)*. Anchorage, AK, USA : IEEE, 1998, pp. 69–73.
- [123] F. Heliodore, *Metaheuristics for Intelligent Electrical Networks*. Hoboken, NJ : ISTE Ltd/John Wiley and Sons Inc, 2017.

- [124] V. K. Jadoun, N. Gupta, K. R. Niazi, and A. Swarnkar, "Modulated particle swarm optimization for economic emission dispatch," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 73, pp. 80–88, Dec. 2015.
- [125] S. Mirjalili, A. H. Gandomi, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, and S. M. Mirjalili, "Salp Swarm Algorithm : A bio-inspired optimizer for engineering design problems," *Advances in Engineering Software*, vol. 114, pp. 163–191, Dec. 2017.
- [126] H. Faris, S. Mirjalili, I. Aljarah, M. Mafarja, and A. A. Heidari, "Salp Swarm Algorithm : Theory, Literature Review, and Application in Extreme Learning Machines," in *Nature-Inspired Optimizers*, S. Mirjalili, J. Song Dong, and A. Lewis, Eds. Cham : Springer International Publishing, 2020, vol. 811, pp. 185–199.
- [127] S. Mirjalili and A. Lewis, "The Whale Optimization Algorithm," *Advances in Engineering Software*, vol. 95, pp. 51–67, May 2016.
- [128] M. A. Elaziz and S. Mirjalili, "A hyper-heuristic for improving the initial population of whale optimization algorithm," *Knowledge-Based Systems*, vol. 172, pp. 42–63, May 2019.
- [129] S. Mirjalili, "Moth-flame optimization algorithm : A novel nature-inspired heuristic paradigm," *Knowledge-Based Systems*, vol. 89, pp. 228–249, Nov. 2015.
- [130] M. A. Taher, S. Kamel, F. Jurado, and M. Ebeed, "An improved moth-flame optimization algorithm for solving optimal power flow problem," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 29, no. 3, p. e2743, 2019.
- [131] R. H. Bhesdadiya, I. N. Trivedi, P. Jangir, A. Kumar, N. Jangir, and R. Totlani, "A Novel Hybrid Approach Particle Swarm Optimizer with Moth-Flame Optimizer Algorithm," in *Advances in Computer and Computational Sciences*, S. K. Bhatia, K. K. Mishra, S. Tiwari, and V. K. Singh, Eds. Singapore : Springer Singapore, 2017, vol. 553, pp. 569–577.
- [132] R. Kollu, S. R. Rayapudi, and V. L. N. Sadhu, "A novel method for optimal placement of distributed generation in distribution systems using HSDO : DG PLACEMENT IN DISTRIBUTION SYSTEMS USING HSDO," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 24, no. 4, pp. 547–561, Apr. 2014.
- [133] E. S. Oda, A. A. Abdelsalam, M. N. Abdel-Wahab, and M. M. El-Saadawi, "Distributed generations planning using flower pollination algorithm for enhancing distribution system voltage stability," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 8, no. 4, pp. 593–603, Dec. 2017.
- [134] A. El-Fergany, "Optimal allocation of multi-type distributed generators using backtracking search optimization algorithm," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 64, pp. 1197–1205, Jan. 2015.
- [135] S. ChithraDevi, L. Lakshminarasimman, and R. Balamurugan, "Stud Krill herd Algorithm for multiple DG placement and sizing in a radial distribution system," *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 20, no. 2, pp. 748–759, Apr. 2017.
- [136] M. ShareefSyed and S. Kumar Injeti, "Simultaneous Optimal Placement of DGs and Fixed Capacitor Banks in Radial Distribution Systems using BSA Optimization," *International Journal of Computer Applications*, vol. 108, no. 5, pp. 28–35, Dec. 2014.
- [137] S. Kaur, G. Kumbhar, and J. Sharma, "A MINLP technique for optimal placement of multiple DG units in distribution systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, pp. 609–617, Dec. 2014.

- [138] R. Palanisamy and S. K. Muthusamy, "Optimal Siting and Sizing of Multiple Distributed Generation Units in Radial Distribution System Using Ant Lion Optimization Algorithm," *Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol. 16, no. 1, pp. 79–89, Jan. 2021.
- [139] K. Mahmoud, N. Yorino, and A. Ahmed, "Optimal Distributed Generation Allocation in Distribution Systems for Loss Minimization," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 2, pp. 960–969, Mar. 2016.
- [140] A. A. Saleh, A.-A. A. Mohamed, A. M. Hemeida, and A. A. Ibrahim, "Comparison of different optimization techniques for optimal allocation of multiple distribution generation," in *2018 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE)*. Aswan : IEEE, Feb. 2018, pp. 317–323.
- [141] K. Devalalaji and K. Ravi, "Optimal size and siting of multiple DG and DSTATCOM in radial distribution system using Bacterial Foraging Optimization Algorithm," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 7, no. 3, pp. 959–971, Sep. 2016.
- [142] S. K. Sudabattula, K. M. S. Velamuri, and R. K. Melimi, "Optimal Allocation of Renewable Distributed Generators and Capacitors in Distribution System Using Dragonfly Algorithm," in *2018 International Conference on Intelligent Circuits and Systems (ICICS)*. Phagwara : IEEE, Apr. 2018, pp. 393–396.
- [143] M. Yarahmadi and M. R. Shakarami, "An analytical and probabilistic method to determine wind distributed generators penetration for distribution networks based on time-dependent loads," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 103, pp. 404–413, Dec. 2018.
- [144] V. V. V. S. N. Murty and A. Kumar, "Optimal DG integration and network reconfiguration in microgrid system with realistic time varying load model using hybrid optimisation," *IET Smart Grid*, vol. 2, no. 2, pp. 192–202, Jun. 2019.

Annexe

A Réseaux étudiés

A.1 Réseau IEEE 33-JB

Tableau A.1 : Données du réseau IEEE 33-JB

Nombre de branche	JB 1	JB 2	Résistance (Ω)	Réactance (Ω)	Charge	
					Puissance active (kW)	Puissance réactive (kVar)
1	1	2	0.0922	0.0477	100	60
2	2	3	0.4930	0.2511	90	40
3	3	4	0.3660	0.1864	120	80
4	4	5	0.3811	0.1941	60	30
5	5	6	0.8190	0.7070	60	20
6	6	7	0.1872	0.6188	200	100
7	7	8	1.7114	1.2351	200	100
8	8	9	1.0300	0.7400	60	20
9	9	10	1.0400	0.7400	60	20
10	10	11	0.1966	0.06500	45	30
11	11	12	0.3744	0.1238	60	35
12	12	13	1.468	1.1550	60	35
13	13	14	0.5416	0.7129	120	80
14	14	15	0.5910	0.5260	60	10
15	15	16	0.7463	0.5450	60	20
16	16	17	1.2890	1.7210	60	20
17	17	18	0.7320	0.5740	90	40
18	18	19	0.1640	0.1565	90	40
19	19	20	1.5042	1.3554	90	40
20	20	21	0.4095	0.4784	90	40
21	21	22	0.7089	0.9373	90	40
22	22	23	0.4512	0.3083	90	50
23	23	24	0.8980	0.7091	420	200
24	24	25	0.8960	0.7011	420	200
25	25	26	0.2030	0.1034	60	25
26	26	27	0.2842	0.1447	60	25

27	27	28	1.0590	0.9337	60	20
28	28	29	0.8042	0.7006	120	70
29	29	30	0.5075	0.2585	200	600
30	30	31	0.9744	0.9630	150	70
31	31	32	0.3105	0.3619	210	100
32	32	33	0.3410	0.5302	60	40

A.2 Réseau IEEE 69-JB

Tableau A.2 : Données du réseau IEEE 69-JB

Nombre de branche	JB 1	JB 2	Résistance (Ω)	Réactance (Ω)	Charge	
					Puissance active (kW)	Puissance réactive (kVar)
1	1	2	0.0005	0.0012	0	0
2	2	3	0.0005	0.0012	0	0
3	3	4	0.0015	0.0036	0	0
4	4	5	0.0251	0.0294	0	0
5	5	6	0.366	0.1864	2.6	2.2
6	6	7	0.3811	0.1941	40.4	30
7	7	8	0.0922	0.047	75	54
8	8	9	0.0493	0.0251	30	22
9	9	10	0.819	0.2707	28	19
10	10	11	0.1872	0.0619	145	104
11	11	12	0.7114	0.2351	145	104
12	12	13	1.03	0.34	8	5
13	13	14	1.044	0.345	8	5.5
14	14	15	1.058	0.3496	0	0
15	15	16	0.1966	0.065	45.5	30
16	16	17	0.3744	0.1238	60	35
17	17	18	0.0047	0.0016	60	35
18	18	19	0.3276	0.1083	0	0
19	19	20	0.2106	0.069	1	0.6
20	20	21	0.3416	0.1129	114	81
21	21	22	0.014	0.0046	5	3.5
22	22	23	0.1591	0.0526	0	0
23	23	24	0.3463	0.1145	28	20
24	24	25	0.7488	0.2475	0	0
25	25	26	0.3089	0.1021	14	10
26	26	27	0.1732	0.0572	14	10
27	3	28	0.0044	0.0108	26	18.6
28	28	29	0.064	0.1565	26	18.6

29	29	30	0.3978	0.1315	0	0
30	30	31	0.0702	0.0232	0	0
31	31	32	0.351	0.116	0	0
32	32	33	0.839	0.2816	14	10
33	33	34	1.708	0.5646	9.5	14
34	34	35	1.474	0.4873	6	4
35	3	36	0.0044	0.0108	26	18.55
36	36	37	0.064	0.1565	26	18.55
37	37	38	0.1053	0.123	0	0
38	38	39	0.0304	0.0355	24	17
39	39	40	0.0018	0.0021	24	17
40	40	41	0.7283	0.8509	1.2	1
41	41	42	0.31	0.3623	0	0
42	42	43	0.041	0.0478	6	4.3
43	43	44	0.0092	0.0116	0	0
44	44	45	0.1089	0.1373	39.22	26.3
45	45	46	0.0009	0.0012	39.22	26.3
46	4	47	0.0034	0.0084	0	0
47	47	48	0.0851	0.2083	79	56.4
48	48	49	0.2898	0.7091	384.7	274.5
49	49	50	0.0822	0.2011	384.7	274.5
50	8	51	0.0928	0.0473	40.5	28.3
51	51	52	0.3319	0.1114	3.6	2.7
52	9	53	0.174	0.0886	4.35	3.5
53	53	54	0.203	0.1034	26.4	19
54	54	55	0.2842	0.1447	24	17.2
55	55	56	0.2813	0.1433	0	0
56	56	57	1.59	0.5337	0	0
57	57	58	0.7837	0.263	0	0
58	58	59	0.3042	0.1006	100	72
59	59	60	0.3861	0.1172	0	0
60	60	61	0.5075	0.2585	1244	888
61	61	62	0.0974	0.0496	32	23
62	62	63	0.145	0.0738	0	0
63	63	64	0.7105	0.3619	227	162
64	64	65	1.041	0.5302	59	42
65	11	66	0.2012	0.0611	18	13
66	66	67	0.0047	0.0014	18	13
67	12	68	0.7394	0.2444	28	20
68	68	69	0.0047	0.0016	28	20

A.3 Réseau IEEE 118-JB

Tableau A.3 : Données du réseau IEEE 118-JB

Nombre de branche	JB 1	JB 2	Résistance (Ω)	Réactance (Ω)	Charge	
					Puissance active (kW)	Puissance réactive (kVar)
1	1	2	0.036	0.01296	133.84	101.14
2	2	3	0.033	0.01188	16.214	11.292
3	2	4	0.045	0.0162	34.315	21.845
4	4	5	0.015	0.054	73.016	63.602
5	5	6	0.015	0.054	144.2	68.604
6	6	7	0.015	0.0125	104.47	61.725
7	7	8	0.018	0.014	28.547	11.503
8	8	9	0.021	0.063	87.56	51.073
9	2	10	0.166	0.1344	198.2	106.77
10	10	11	0.112	0.0789	146.8	75.995
11	11	12	0.187	0.313	26.04	18.687
12	12	13	0.142	0.1512	52.1	23.22
13	13	14	0.18	0.118	141.9	117.5
14	14	15	0.15	0.045	21.87	28.79
15	15	16	0.16	0.18	33.37	26.45
16	16	17	0.157	0.171	32.43	25.23
17	11	18	0.218	0.285	20.234	11.906
18	18	19	0.118	0.185	156.94	78.523
19	19	20	0.16	0.196	546.29	351.4
20	20	21	0.12	0.189	180.31	164.2
21	21	22	0.12	0.0789	93.167	54.594
22	22	23	1.41	0.723	85.18	39.65
23	23	24	0.293	0.1348	168.1	95.178
24	24	25	0.133	0.104	125.11	150.22
25	25	26	0.178	0.134	16.03	24.62
26	26	27	0.178	0.134	26.03	24.62
27	4	28	0.015	0.0296	594.56	522.62
28	28	29	0.012	0.0276	120.62	59.117
29	29	30	0.12	0.2766	102.38	99.554
30	30	31	0.21	0.243	513.4	318.5
31	31	32	0.12	0.054	475.25	456.14
32	32	33	0.178	0.234	151.43	136.79
33	33	34	0.178	0.234	205.38	83.302
34	34	35	0.154	0.162	131.6	93.082
35	35	36	0.21	0.1383	66.195	42.361
36	36	37	0.12	0.0789	73.904	51.653
37	37	38	0.15	0.0987	114.77	57.965
38	38	39	0.15	0.0987	918.37	1205.1
39	39	40	0.24	0.1581	210.3	146.66
40	40	41	0.12	0.0789	66.68	56.608
41	41	42	0.405	0.1458	42.207	40.184
42	42	43	0.405	0.1458	433.74	283.41

43	29	44	0.33	0.194	112.54	55.134
44	44	45	0.31	0.194	53.963	38.998
45	45	46	0.13	0.194	393.05	342.6
46	46	47	0.28	0.15	326.74	278.56
47	47	48	1.18	0.85	536.26	240.24
48	48	49	0.42	0.2436	76.247	66.562
49	49	50	0.27	0.0972	53.52	39.76
50	50	51	0.339	0.1221	40.328	31.964
51	51	52	0.27	0.1779	39.653	20.758
52	29	53	0.391	0.141	62.1	26.86
53	53	54	0.406	0.1461	92.46	88.38
54	54	55	0.406	0.1461	85.188	55.436
55	55	56	0.706	0.5461	345.3	332.4
56	56	57	0.338	0.1218	22.5	16.83
57	57	58	0.338	0.1218	80.551	49.156
58	58	59	0.207	0.0747	95.86	90.758
59	59	60	0.247	0.8922	62.92	47.7
60	30	61	0.187	0.261	448.4	369.79
61	61	62	0.133	0.099	440.52	321.64
62	1	63	0.028	0.0418	478.8	463.74
63	63	64	0.117	0.2016	120.94	52.006
64	64	65	0.255	0.0918	139.11	100.34
65	65	66	0.21	0.0759	391.78	193.5
66	66	67	0.383	0.138	27.741	26.713
67	67	68	0.504	0.3303	52.814	25.257
68	68	69	0.406	0.1461	66.89	38.713
69	69	70	0.962	0.761	467.5	395.14
70	70	71	0.165	0.06	594.85	239.74
71	71	72	0.303	0.1092	132.5	84.363
72	72	73	0.303	0.1092	52.699	22.482
73	73	74	0.206	0.144	869.79	614.775
74	74	75	0.233	0.084	31.349	29.817
75	75	76	0.591	0.1773	192.39	122.43
76	76	77	0.126	0.0453	65.75	45.37
77	64	78	0.559	0.3687	238.15	223.22
78	78	79	0.186	0.1227	294.55	162.47
79	79	80	0.186	0.1227	485.57	437.92
80	80	81	0.26	0.139	243.53	183.03
81	81	82	0.154	0.148	243.53	183.03
82	82	83	0.23	0.128	134.25	119.29
83	83	84	0.252	0.106	22.71	27.96
84	84	85	0.18	0.148	49.513	26.515
85	79	86	0.16	0.182	383.78	257.16
86	86	87	0.2	0.23	49.64	20.6
87	87	88	0.16	0.393	22.473	11.806
88	65	89	0.669	0.2412	62.93	42.96
89	89	90	0.266	0.1227	30.67	34.93

90	90	91	0.266	0.1227	62.53	66.79
91	91	92	0.266	0.1227	114.57	81.748
92	92	93	0.266	0.1227	81.292	66.526
93	93	94	0.233	0.115	31.733	15.96
94	94	95	0.496	0.138	33.32	60.48
95	91	96	0.196	0.18	531.28	224.85
96	96	97	0.196	0.18	507.03	367.42
97	97	98	0.1866	0.122	26.39	11.7
98	98	99	0.0746	0.318	45.99	30.392
99	1	100	0.0625	0.0265	100.66	47.572
100	100	101	0.1501	0.234	456.48	350.3
101	101	102	0.1347	0.0888	522.56	449.29
102	102	103	0.2307	0.1203	408.43	168.46
103	103	104	0.447	0.1608	141.48	134.25
104	104	105	0.1632	0.0588	104.43	66.024
105	105	106	0.33	0.099	96.793	83.647
106	106	107	0.156	0.0561	493.92	419.34
107	107	108	0.3819	0.1374	225.38	135.88
108	108	109	0.1626	0.0585	509.21	387.21
109	109	110	0.3819	0.1374	188.5	173.46
110	110	111	0.2445	0.0879	305.08	215.37
111	111	112	0.2301	0.0828	54.38	40.97
112	100	113	0.6102	0.2196	211.14	192.9
113	113	114	0.1866	0.127	67.009	53.336
114	114	115	0.3732	0.246	162.07	90.321
115	115	116	0.405	0.367	48.785	29.156
116	116	117	0.489	0.438	33.9	18.98
117	110	118	0.2088	0.0753	918.03	898.55

Résumé

Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'étude de l'intégration optimale de la Génération Distribuée (DG) basée sur les sources d'énergie renouvelables photovoltaïques et éoliennes sur les réseaux de distribution radiaux IEEE 33-JB, IEEE 69-JB et IEEE 118-JB qui sont largement utilisés dans la littérature pour la planification et l'exploitation du système de distribution. Afin de mieux exploiter à la fois les sources photovoltaïques et éoliennes, des méthodes d'optimisation récentes méta-heuristiques ont été proposées pour identifier leur emplacement et leur taille optimaux. Ces méthodes sont l'algorithme d'Optimisation par Essaim de Particules Modulé Sinusoïdal (SMPSO), l'algorithme d'optimisation de Papillon de Nuit (MFO), l'algorithme d'Optimisation de Baleine (WOA), et l'algorithme d'Optimisation par Essaim des Salpes (SSA). Cependant, la méthode de Newton-Raphson a été utilisée pour le calcul de l'écoulement de puissance. Pour une intégration optimale et correcte, deux fonctions objectifs ont été proposées, la première est utilisée pour minimiser seulement les pertes de la puissance active des réseaux de distributions par l'intégration de multi sources de la génération distribuée. Alors que la deuxième fonctions est formulée comme une nouvelle fonction multi-objectifs qui consiste à minimiser l'indice des pertes actives (APL_I), l'indice de la déviation de la tension (TVV_I) et également l'indice du coût annuel des pertes de puissances actives (C_{LI}). Une autre étude a été réalisée par l'utilisation d'un algorithme hybride appelé PSO-MFO qui est le résultat d'hybridation de l'algorithme d'Optimisation par des Essaims des Particules (PSO) et l'algorithme d'optimisation de Papillon de Nuit (MFO), en combinant les avantages de ces deux algorithmes. Cet algorithme permet d'optimiser la même nouvelle fonction multi-objectifs en intégrant les sources photovoltaïques et éoliennes, en tenant compte du caractère intermittent de ces deux sources ainsi que de la variation de la charge pendant 24 heures. Les résultats avec une qualité de solution élevée par rapport aux autres méthodes rapportées dans la littérature. Les résultats de la simulation prouvent également que les algorithmes proposés sont fiables et applicables pour le problème d'intégration optimale de source de la génération distribuée pour divers réseaux de distribution de différentes tailles et complexités.

Mots-clés : Génération Distribuée (DG), Énergie Renouvelable, Méthodes d'Optimisation Méta-heuristiques, Réseau de Distribution, Minimisation des Pertes Actives, Déviation de La tension, Réduction des Coûts.

Abstract

This work is part of the study of optimal integration of Distributed Generation (DG) based on photovoltaic and wind turbine renewable energy sources on the radial IEEE 33-JB, IEEE 69-JB, and IEEE 118-JB distribution networks which are widely used in literature for the planning and operation of the distribution system. In order to better exploit both photovoltaic and wind turbine sources, recent meta-heuristic optimization methods have been proposed to identify their optimal location and size. These methods are the Sinusoidal Modulated Particle Swarm Optimization algorithm (SMPSO), Moth-flame Optimization algorithm (MFO), Whale Optimization algorithm (WOA), and also the Salp Swarm Optimization algorithm (SSA). However, the Newton-Raphson method has been used for the calculation of power flow. For an optimal and correct integration, two objective functions have been proposed, the first is used to minimize only the active power losses of the distribution networks by the integration of multi sources of the distributed generation. While the second function is formulated as a new multi-objective function which consists of minimizing the active power loss index (APL_I), the voltage deviation index (TVV_I) and also minimizing the annual cost of active power losses index (C_{LI}). Another study was carried out using a hybrid algorithm called PSO-MFO which is the result of the hybridization of the Particle Swarm Optimization algorithm (PSO) and Moth-flame Optimization algorithm (MFO), by combining the advantages of these two algorithms. This algorithm is used to optimize the same new multi-objective function by integrating photovoltaic and wind sources, taking into account the intermittent nature of these two sources as well as the variation of the load over 24 hours. The results are with a high solution quality compared to other methods reported in the literature. The simulation results also prove that the proposed algorithms are reliable and applicable for the optimal source integration problem of distributed generation for various distribution networks of different sizes and complexity.

Keywords: Distributed Generation (DG), Renewable Energy, Metaheuristic Optimization Methods, Distribution Network, Active Losses Minimization, Voltage Deviation, Cost Reduction.

ملخص

هذا العمل هو جزء من الدمج الأمثل لمصادر التوليد الموزعة (DG) التي تعتمد على مصادر الطاقة المتجددة توربينات الرياح والطاقة الكهروضوئية على شبكات التوزيع IEEE 33-JB، IEEE 69-JB، وIEEE 118-JB والتي تستخدم على نطاق واسع في تخطيط وتشغيل شبكات التوزيع الكهربائية. من أجل الاستفادة بشكل أفضل من مصادر الطاقة الكهروضوئية وتوربينات الرياح، تم اقتراح طرق تحسين حديثة لتحديد موقعها وحجمها الأمثل. هذه الطرق هي خوارزمية تحسين سرب الجسيمات المعدلة الجيبية (SMPSO) وخوارزمية تحسين العثة-لهب (MFO) وخوارزمية تحسين الحيتان (WOA) وأيضاً خوارزمية تحسين سرب الجسيمات السالبيات (أو الهلاميات البرميلية) (SSA)، حيث تم استخدام طريقة نيوتن رافسون لحساب تدفق الطاقة. من أجل الدمج الأمثل والصحيح، تم اقتراح وظيفتين موضوعيتين، الأولى تستخدم لتقليل فقد الطاقة النشطة فقط لشبكات التوزيع من خلال دمج مصادر متعددة لتوليد الطاقة. بينما تتم صياغة الوظيفة الثانية كوظيفة جديدة متعددة الأهداف تتكون من تقليل مؤشر فقدان الطاقة النشط (APLI)، ومؤشر انحراف الجهد (TVVI) وأيضاً تقليل التكلفة السنوية لمؤشر خسائر الطاقة النشطة (CLI). تم إجراء دراسة أخرى باستخدام خوارزمية هجينة تسمى PSO-MFO وهي نتيجة تهجين خوارزمية تحسين سرب الجسيمات (PSO) وخوارزمية تحسين العثة-لهب (MFO)، من خلال الجمع بين مزايا هاتين الخوارزميتين. تُستخدم هذه الخوارزمية لتحسين نفس الوظيفة الجديدة متعددة الأهداف من خلال دمج مصادر الطاقة الكهروضوئية ومصادر الرياح، مع مراعاة الطبيعة المتقطعة لهذين المصدرين بالإضافة إلى التغير في الحمل لمدة 24 ساعة. النتائج المحصل عليها بجودة حل عالية مقارنة بالطرق الأخرى المذكورة في الأعمال السابقة. تثبت نتائج المحاكاة أيضاً أن الخوارزميات المقترحة موثوقة وقابلة للتطبيق على مشكلة الدمج الأمثل لمصادر التوليد في شبكات التوزيع الكهربائية المختلفة ذات الأحجام والتعقيدات المختلفة.

الكلمات المفتاحية:

التوليد المتوزع، الطاقات المتجددة، طرق التحسين، شبكات التوزيع، تقليل الخسائر النشطة، انحراف الجهد، خفض التكلفة.