

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE DE BATNA
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE



Thèse

Présentée à la Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Electrotechnique
Pour L'Obtention du Diplôme de

Doctorat en sciences

Option : *Electrotechnique*

Par

Mme SLIMANI Linda

Magister en *Electrotechnique* Option : *Réseaux Electriques*

THEME

Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes
métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un
environnement de l'électricité dérégulé.

Soutenue le : 22/12/2009, devant la commission d'examen :

Mohamed KADJOUJ	Prof. à l'Université El Hadj Lakhdar de Batna	Président
Tarek BOUKTIR	M.C. à l'Université Farhat Abbes de Sétif	Rapporteur
Amar GOLEA	Prof. à l'Université Mohamed Khider de Biskra	Examineur
Achour BETKA	M.C. à l'Université Mohamed Khider de Biskra	Examineur
A/Aziz CHAGHI	M.C. à l'Université El Hadj Lakhdar de Batna	Examineur
Khaled CHIKHI	M.C. à l'Université El Hadj Lakhdar de Batna	Examineur

2008/2009

Remerciements

Je tiens à remercier vivement mon encadreur **DR. TAREK BOUKTJR** qui a manifesté son entière disponibilité pour mon encadrement, et n'a ménagé aucun effort pour l'aboutissement de ce travail.

Je remercie également **PROF. M. KADJOUDJ** (président de jury) et les membres du jury (**PROF. A. GOLEA, DR. A. BETKA, DR. A. CHAGHJ**, et **DR.K. CHJKHJ**) de l'intérêt dont ils font preuve à mon égard pour lire ce mémoire et en assistant à ma soutenance.

Mes profonds remerciements à:

- L'ensemble des enseignants qui ont participé à ma formation.
- Tous les responsables des trois départements d'Electrotechnique à Batna, Setif et Oum El-Bouaghi.
- Tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de cette thèse de doctorat surtout les deux doctorants Rafik Labdani et Nadhir Ketfi.

Je remercie également ma famille et toutes mes amies. Surtout Ma Mère Salima, Mon père Ammar, mon beau père Abdelouahab dit « El Hadj El Hocine », mon fils Ziad et mes deux filles Manal Khadidja et Salsabul.

Malheureusement je crains d'oublier de citer certaines personnes; j'espère qu'elles ne m'en tiendront pas grief, et je peux leur assurer qu'elles ont une place particulière dans mon cœur.

Liste des symboles et abréviations

V_k	Module de tension au jeu de barres k
θ_k	Angle de tension au jeu de barres k
θ_{km}	Différence entre les angles de tension des jeux de barres k et m
τ_{km}	Prise du transformateur entre deux jeux de barres k et m
α_{km}	Angle de phase du transformateur entre deux jeux de barres k et m
P_{Gk}	Puissance active générée au jeu de barres k
Q_{Gk}	Puissance réactive générée au jeu de barres k
P_k	Puissance active injectée au jeu de barres k
Q_k	Puissance réactive injectée au jeu de barres k
P_{km}	Transit de puissance active du jeu de barres k vers le jeu de barres m
Q_{km}	Transit de puissance réactive du jeu de barres k vers le jeu de barres m
S_{km}	Transit de puissance apparente du jeu de barres k vers le jeu de barres m
ng	Nombre de générateurs interconnectés
Y	Matrice admittance
b_{km}	Un élément de la partie imaginaire de la matrice admittance du réseau
g_{km}	Un élément de la partie réel de la matrice admittance du réseau
Y_{km}	Module d'un élément de la matrice admittance du réseau
δ_{km}	Angle de phase d'un élément de la matrice admittance du réseau
$F()$	Fonction objective
$g()$	Contraintes d'égalités
$h()$	Contraintes d'inégalités
$L()$	Fonction de Lagrange ou le Lagrangien
$\nabla L()$	Gradient de Lagrangien
$H()$	Matrice hessienne
$[J_f^{(k)}]$	vecteur ligne du jacobéen de la fonction $f(x)$.
$[B']$	matrice susceptance nodale de dimension $(n \times n)$.
$a_i, b_i,$ et c_i	Coefficients de la courbe du coût quadratique du générateur i
X_{max}	Signifié une limite maximale sur un variable
X_{min}	Signifié une limite minimale sur un variable
λ	En général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'égalités
μ	En général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'inégalités
τ	Concentration en phéromone
τ_0	Niveau de phéromone initial
ρ	Taux d'évaporation de la phéromone
β	Paramètre qui contrôle le ratio entre l'importance de la phéromone et de la visibilité
η_{ij}	Visibilité de la fourmi

q_0	Paramètre qui contrôle le ratio entre exploitation et exploration
Psi	probabilité de sélection
\vec{v}_k	vitesse d'une particule à l'itération k
\vec{w}	Coefficient d'inertie d'une particule
\vec{p}_{best}	Meilleure position d'une particule
(\vec{p}_{gbest})	Meilleure position de tout l'essaim
\vec{r}_1	Nombres aléatoire avec une répartition uniforme entre 0 et 1.
IC	Le coût incrémental.
N-R	Newton-Raphson
Q-N	Quasi-Newton
OPF	Optimal Power Flow (Ecoulement de Puissance Optimal)
AG	Algorithmes Génétiques
OCF	Optimisation par colonie de fourmis
ACO	Ant Colony Optimiation
BFGS	Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
ACS	Ant Colony System
AS	Ant System

Contribution to the Application of metaheuristic methods to the optimal power flow in a deregulated electricity Market

Abstract

This thesis presents the methodology used in the development of an Optimal Power Flow (OPF) program using three metaheuristic methods (Particle Swarm Optimisation (PSO) Ant Colony Optimisation (ACO), & Genetic Algorithm (GA)). The objective is to minimise the fuel cost and keep the power outputs of generators, bus voltages, shunt capacitors/reactors and transformers tap-setting in their secure limits. It is recommended to indicate that in large-scale system the number of constraints is very large consequently the ACO accomplished in a large CPU time. To save an important CPU time, the constraints are to be decomposing in active constraints and reactive ones. The active constraints are the parameters whose enter directly in the cost function and the reactive constraints are infecting the cost function indirectly. With this approach, only the active constraints are taken to calculate the optimal solution set. And the reactive constraints are taking in an efficient load flow by recalculate active power of the slack bus. This thesis presents also the application of the metaheuristic methods to determine the commitment order of the thermal units in power generation in deregulated environment. The metaheuristic methods are more likely to converge toward the global solution because its, simultaneously, evaluate many points in the parameter space. Its do not need to assume that the search space is differentiable or continuous. The proposed methods are tested on 30 Bus system and Algerian electrical Network. The result of these methods is compared with those obtained from classical methods. The metaheuristics appear to be global methods since it converge to the solution from almost any starting point and give a secure control vector.

Keywords: Optimal Power Flow, Power Systems, Economic Dispatch, Pollution Control, NO_x emission, Metaheuristic, Particle Swarm Optimisation, Ant Colony Optimisation, Genetic Algorithm, unit commitment.

حساب التدفق الأمثل للقدرة الكهربائية لشبكة تعمل في سوق للطاقة الكهربائية مفتوح للمنافسة باستعمال خوارزميات تحاكي الطبيعة

ملخص

هذه المذكرة تعرض المنهجية المستعملة في تطوير برنامج للتدفق الأمثل للقدرة الكهربائية في شبكة كهربائية تعمل في سوق للطاقة الكهربائية مفتوح للمنافسة باستعمال خوارزميات تحاكي الطبيعة، منها خوارزمي وراثي، خوارزمي سرب الطيور و خوارزمي مستعمرة النمل. قمنا بتطبيق هذا البرنامج على شبكات كهربائية مختلفة و على الشبكة الجزائرية لتوزيع القدرة الكهربائية (سونلغاز) النتائج المتحصل عليها بعد مقارنة هذه الطرق مع طرق كلاسيكية أخرى سمحت لنا بإعطاء الاستنتاجات التالية: أن للبرمجة بالطرق المحاكية للطبيعة سرعة تماثل البرمجة الكلاسيكية و تتفوق عليها في كونها تقوم ببرمجة للتدفق الأمثل للقدرة الكهربائية باستعمال فقط معلومات الدالة الهدف دون الحاجة إلى إستعمال مشتقاتها، و أعطت نتائج مشجعة بالمقارنة مع الطرق الكلاسيكية المستعملة بحيث كلفة إنتاج الطاقة المتحصل عليها و كذلك ضياع القدرة في الشبكة الكهربائية كان قريب جدا من نتائج هذه الأخيرة . و قمنا أيضا بحل مشكلة جدولة وحدات التوليد التي تعمل في سوق للطاقة الكهربائية و التي هي من المشاكل الصعبة والمعقدة بنظم القوى الكهربائية نظرا لكبر حجم المشكلة والقيود العديدة المفروضة على تشغيل هذه الوحدات. تهدف جدولة وحدات التوليد إلى تحديد الوحدات التي يجب أن تعمل خلال فترة زمنية معينة بأقل تكلفة ممكنة لتلبية القدرة الكهربائية اللازمة للأعمال مع توافر الاحتياطي السريع المطلوب وتحقيق قيود التشغيل للوحدات. تم صياغة المشكلة رياضيا بتقليل دالة الهدف المكونة من تكلفة الوقود وتكلفة البدء للوحدات التي يتم إدخالها للتشغيل، حيث تخضع هذه الوحدات عند تشغيلها إلى مجموعة من القيود منها، حدود التوليد للوحدات، الاحتياطي السريع المطلوب لمواجهة اي حالة طارئة، الحد الأدنى الفوقي لزمان تشغيل الوحدات ووقت الراحة الأدنى عند فصل الوحدات، وكذلك معدل تغير القدرة المنتجة لهذه الوحدات، وبمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها مع نتائج برنامج البرمجة الكلاسيكية، تبين مدى قدرة الخوارزميات المقترحة على حل مشكلة جدولة وحدات التوليد الحرارية بالدقة الكافية مع تميزه بزمن تشغيل أقل بكثير.

الكلمات المفتاح: التدفق الأمثل للقدرة الكهربائية، مشكلة جدولة وحدات التوليد، شبكة كهربائية، سوق الطاقة الكهربائية الحرة، الأمثلة، خوارزميات محاكية للطبيعة، خوارزمي وراثي، خوارزمي سرب الطيور، خوارزمي مستعمرة النمل،

Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé.

Résumé

La contribution principale de cette thèse est l'Application de trois techniques métaheuristiques : l'Optimisation par Essaims de Particules (PSO), les algorithmes de colonies de fourmis (ACO) et les algorithmes génétiques (AG) pour résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance dans un environnement régulé ou dérégulé. Différentes fonctions objectives ont été utilisées à savoir : optimisation de l'écoulement de puissance avec et sans pollution, minimisation de coût de production de l'énergie électrique en tenant compte des pertes de puissance active et les déviations des tensions aux niveaux des jeux de barres de charge, détermination de l'état optimal de chaque générateur interconnecté dans le réseau électrique durant 24 h et la détermination du profit maximal des compagnies d'électricité dans un marché d'électricité libéré. L'application de l'optimisation de l'écoulement de puissance par les méthodes classiques et métaheuristiques sur le réseau IEEE 30 jeux de barres ainsi que le réseau Algérien montre l'efficacité de méthodes métaheuristiques. On remarque aussi qu'avec les méthodes métaheuristiques on peut trouver un vecteur solution optimal global ou quasi-optimal en utilisant seulement les informations sur les fonctions objectives.

Mots clés: Optimisation de l'écoulement de puissance, Marché d'électricité libre, Méthodes métaheuristiques, Optimisation par essaims de particules (PSO), Algorithmes de colonies de fourmis (ACO), les algorithmes génétiques (AG), Commutation des unités de production.

Liste des Figures

Figure 1.1	Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production	8 -
Figure 1.2	Limites thermiques, de tension et de stabilité de synchronisme des lignes de transport en fonction du niveau de tension et de leur longueur [15].....	12 -
Figure 1.3	Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30-bus.....	21 -
Figure 1.4	Courbes quadratiques des générateurs du réseau IEEE 30-bus	22 -
Figure 1.5	Puissances actives générées optimales par QN-OPF pour les trois cas.....	29 -
Figure 1.6	Puissances transmises dans les lignes pour les trois cas par QN-OPF	29 -
Figure 1.7	Convergence OPF par la méthode de Quasi Newton pour les trois cas	29 -
Figure 1.8	Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence de la méthode de QN-OPF pour les trois cas..	30 -
Figure 1.9	Comparaison des différents résultats QN-OPF de point de vue coût, pertes et temps de convergence pour les trois cas .	30 -
Figure 1.10	Approximation linéaire de la courbe du coût par 3 segments de droites.....	31 -
Figure 1.11	Puissances actives pour les trois cas du réseau IEEE 30-bus par SLP-OPF	38 -
Figure 1.12	Comparaison des différents résultats SLP-OPF de point de vue coût, pertes et temps de convergence pour les trois cas	38 -
Figure 1.13	Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence pour les trois cas par la méthode SLP-OPF .	39 -
Figure 1.14	Variation de la fonction coût par SLP OPF pour les trois cas sur IEEE 30-bus	39 -
Figure 1.15	Puissances transmises dans les lignes pour les trois cas par SLP-OPF	40 -
Figure 1.16	Puissances actives par IP-OPF pour les trois cas	45 -
Figure 1.17	Variation de la fonction coût durant le processus d'optimisation IP-OPF avec limites appliquées sur les lignes du réseau 30 Bus.....	45 -
Figure 1.18	Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence de la méthode IP-OPF pour les trois cas.....	45 -
Figure 1.19	Puissances transmises dans les lignes pour les trois cas par la méthode IP-OPF	46 -
Figure 1.20	Comparaison des différents résultats IP-OPF de point de vue coût, pertes et temps de convergence pour les trois cas .	46 -
Figure 1.21	Puissances transmises dans les lignes pour le troisième cas du réseau IEEE 30-bus après convergence des trois méthodes QN, SLP et IP	48 -
Figure 1.22	Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence des trois méthodes QN, SLP et IP.....	48 -
Figure 1.23	Convergences aux valeurs optimales pour le 3 ^{ème} cas trouvées par les trois méthodes QN, SLP et IP.....	49 -
Figure 1.24	Comparaison des valeurs optimales des puissances actives générées trouvées par les trois méthodes QN, SLP et IP....	49 -
Figure 1.25	Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes et le temps de convergence trouvés par les trois méthodes QN, SLP et IP.....	49 -
Figure 1.26	Comparaison des valeurs optimales des puissances actives générées trouvées par IP-OPF dans le cas de l'augmentation de la charge	50 -
Figure 1.27	Puissances transmises dans les lignes du réseau IEEE 30-bus après convergence de la méthode IP-OPF dans le cas de l'augmentation de la charge.	50 -
Figure 1.28	Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes, le temps de convergence et nombre d'itérations trouvés par IP dans le cas de l'augmentation de la charge	51 -
Figure 2.1	Des fourmis suivant une piste de phéromone.	57 -
Figure 2.2	Expérience de sélection des branches les plus courtes par une C.F.....	57 -
Figure 2.3	Le problème du voyageur de commerce optimisé par l'algorithme AS.	60 -
Figure 2.4	Pistes de phéromone peuvent être associées (a) aux composants (b) ou aux connexions.....	66 -
Figure 2.5	Organigramme de l'ACO-OPF.....	68 -
Figure 2.6	Espace de recherche multi-phases.....	68 -
Figure 2.7	Niveaux de tensions du réseau IEEE 30 bus résultants de la minimisation bi-objectif (coût/Emission) par ACO-OPF pour les 11 cas.....	73 -
Figure 2.8	les angles de tensions du réseau IEEE 30 bus après la minimisation bi-objectif (coût /Emission) par ACO-OPF pour les 11 cas. -	73 -
Figure 2.9	Front de Pareto coût /Emission pour les 11 cas.	74 -
Figure 2.10	Croisement en codage binaire.....	79 -
Figure 2.11	Mutation simple	79 -
Figure 2.12	Organigramme des Algorithmes génétiques	87 -
Figure 2.13	Niveaux de tensions du réseau IEEE 30 bus résultantes de la minimisation bi-objectif (coût /Emission) par RGA-OPF pour les 11 cas.....	90 -
Figure 2.14	Angles de phase du réseau test résultantes de la minimisation bi-objectif(coût/émission) par RGA-OPF pour les 11 cas. -	90 -
Figure 2.15	Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules.	94 -
Figure 2.16	Schéma de principe du déplacement d'une particule.....	95 -
Figure 2.17	Trois topologies du voisinage différentes.	96 -
Figure 2.18	Organigramme de la méthode PSO.	97 -
Figure 2.19	Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'OPF	98 -
Figure 2.20	Comparaison entre GA et PSO pour les amplitudes des tensions.....	101 -
Figure 2.21	Comparaison entre GA et PSO pour les angles des tensions	101 -

Figure 2.2	Expérience de sélection des branches les plus courtes par une C.F.....	- 57 -
Figure 2.3	Le problème du voyageur de commerce optimisé par l'algorithme AS.....	- 60 -
Figure 2.4	Pistes de phéromone peuvent être associées (a) aux composants (b) ou aux connexions.....	- 66 -
Figure 2.5	Organigramme de l'ACO-OPF.....	- 68 -
Figure 2.6	Espace de recherche multi-phases.....	- 68 -
Figure 2.7	Niveaux de tensions du réseau IEEE 30 bus résultants de la minimisation bi-objectif (coût/Emission) par ACO-OPF pour les 11 cas.....	- 73 -
Figure 2.8	les angles de tensions du réseau IEEE 30 bus après la minimisation bi-objectif (coût /Emission) par ACO-OPF pour les 11 cas. - 73 -	
Figure 2.9	Front de Pareto coût /Emission pour les 11 cas.....	- 74 -
Figure 2.10	Croisement en codage binaire.....	- 79 -
Figure 2.11	Mutation simple.....	- 79 -
Figure 2.12	Organigramme des Algorithmes génétiques.....	- 87 -
Figure 2.13	Niveaux de tensions du réseau IEEE 30 bus résultantes de la minimisation bi-objectif (coût /Emission) par RGA-OPF pour les 11 cas.....	- 90 -
Figure 2.14	Angles de phase du réseau test résultantes de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par RGA-OPF pour les 11 cas. - 90 -	
Figure 2.15	Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules.....	- 94 -
Figure 2.16	Schéma de principe du déplacement d'une particule.....	- 95 -
Figure 2.17	Trois topologies du voisinage différentes.....	- 96 -
Figure 2.18	Organigramme de la méthode PSO.....	- 97 -
Figure 2.19	Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'OPF.....	- 98 -
Figure 2.20	Comparaison entre GA et PSO pour les amplitudes des tensions.....	- 101 -
Figure 2.21	Comparaison entre GA et PSO pour les angles des tensions.....	- 101 -
Figure 2.22	Niveaux de tensions du réseau test résultante de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas. - 103 -	
Figure 3.1	Ancienne structure verticalement intégrée du secteur de l'électricité.....	107
Figure 3.2	Séparation des activités de production, transport et distribution.....	108
Figure 3.3	Principe de fonctionnement d'un marché pool.....	110
Figure 3.4	Détermination du prix d'équilibre.....	121
Figure 3.5	Puissances transportées dans les lignes avec contraintes.....	129
Figure 3.6	Prix spot dans les jeux de barres du réseau IEEE 30-Bus dans les deux cas.....	130
Figure 3.7	Répartition de la puissance produite par SPE par origine pour 2008 en %.....	131
Figure 3.8	: PMA pour juin 2008 et juin 2009	Figure 3.9 : répartition de la puissance produite par SPE par origine pour 2008 131
Figure 3.10	Figure 3.10 Production des SPE et IPP pour l'année 2008 en GWH et en %.....	132
Figure 3.11	: Production des IPP pour l'année 2008 en GWH et en %.....	132
Figure 3.12	Schéma unifilaire du réseau de production et transport algérien.....	133
Figure 3.13	Niveaux de tension du réseau Algérien 59 jeux de barres (par N-R).....	134
Figure 3.14	Tensions (modules et angles) du réseau Algérien après convergence de la méthode IP.....	135
Figure 3.15	Puissances générées optimales trouvées dans le cas d'un prix d'offre égale le coût de production.....	136
Figure 3.16	Prix spot nodal en \$/MWh du réseau IEEE 30-Bus pour les différentes valeurs de prix d'offre.....	139
Figure 3.17	Les prix spot nodal de réseau Algérien avec deux charges flexibles dans les trois cas.....	141
Figure 3.18	Les Modules des tensions de réseau Algérien avec deux charges flexibles.....	142
Figure 3.19	Les phases de tensions de réseau Algérien avec deux charges flexibles.....	142
Figure 3.20	Les puissances transmises dans le de réseau Algérien avec deux charges flexibles dans les trois cas.....	142
Figure 3.21	Représentation de chaque particule dans l'essaim.....	145
Figure 3.22	Profil de la charge du réseau algérien sur un intervalle de 24 h.....	147
Figure 3.23	Les puissances générées et les limites min max du réseau algérien sur 24 h.....	148
Figure 3.24	Les valeurs optimales des puissances générées pour le type 1 et le type 2 de la réserve.....	155
Figure 3.25	Les valeurs optimales des puissances réserves pour le type 1 de la réserve.....	155
Figure 3.26	Les valeurs optimales des puissances réserves pour le type 2 de la réserve.....	156
Figure 3.27	Profit des unités de production pour les deux types de réserve.....	156

Liste des Tableaux

Tableau 1.1	Données des fonctions coût des 6 générateurs du réseau IEEE 30-bus.....	- 21 -
Tableau 1.2	Résultats du dispatching par la méthode de Lambda sur le réseau IEEE 30-bus.	- 23 -
Tableau 1.3	Limites max.des puissances transmises dans les lignes 1, 2 et 5 selon les trois cas	- 28 -
Tableau 2.1	Les paramètres constants de l'algorithme ACO	- 64 -
Tableau 2.2	Gammes des paramètres variables de l'ACO	- 64 -
Tableau 2.3	les dix combinaisons des paramètres d'ACO	- 65 -
Tableau 2.4	Les résultats de l'ACO-OPF pour les 10 ensembles de paramètres β , ρ et q_0 (réseau 30bus)	- 70 -
Tableau 2.5	Comparaison des résultats obtenus par ACO-OPF et IP-OPF (IEEE 30 bus).....	- 70 -
Tableau 2.6	Les coefficients d'émission de gaz toxique des 6 générateurs du réseau 30 bus	- 71 -
Tableau 2.7	Les résultats d'ACO pour les 11 cas appliqués sur le réseau IEEE 30 bus (.....	- 72 -
Tableau 2.8	Comparaison des résultats obtenus par GA-OPF et ACO-OPF pour le réseau IEEE 30 bus.	- 88 -
Tableau 2.9	Les résultats du coût minimal par GA avec codage réel (.....	- 89 -
Tableau 2.10	La comparaison des résultats du GA avec PSO	- 100 -
Tableau 2.11	Les résultats du coût minimal par PSO (.....	- 102 -
Tableau 2.12	La comparaison entre PSO et AG	- 104 -
Tableau 3.1	Résultats d'optimisation par OPF dans un marché spot avec limites sur les lignes selon deux cas	129
Tableau 3.2	Paramètres des générateurs du réseau 59 jeux de barres de Sonelgaz.....	133
Tableau 3.3	Comparaison des résultats d'OPF par ACO, GA, PSO & IP sur le réseau Algérien	135
Tableau 3.4	Prix nodaux du réseau algérien dans le cas où le prix spot=coût de production.....	137
Tableau 3.5	Répartition par nœud d'injection et de soutirage des plans de vente et d'achat pour un prix égale le coût de production	137
Tableau 3.6	Résultats d'optimisation des différents prix d'offre	138
Tableau 3.7	Données des deux charges élastiques	139
Tableau 3.8	Résultats d'optimisation dans le cas des charges flexibles selon 3 cas	140
Tableau 3.9	La variation de la fonction coût durant le processus d'optimisation OPF dans les 3 cas	141
Tableau 3.10	Puissance délivrée par les dix générateurs du réseau Algérien après convergence du PSO-OPF .	147
Tableau 3.11	Données techniques et économiques des dix générateurs du réseau test Algérien:	153
Tableau 3.12	Prix spot et prix de réserve durant 24 heures	154
Tableau 3.13	Résultats économiques des deux cas du marché de réserve.....	157

Sommaire

Chapitre 1 : Ecoulement de Puissance Optimal par les méthodes classiques

1.1.	Introduction.....	- 7 -
1.2.	Caractéristiques des systèmes électriques:.....	- 7 -
1.3.	Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal.....	- 13 -
1.4.	Dispatching économique.....	- 15 -
1.5.	Ecoulement de Puissance Optimal (OPF).....	- 23 -
1.6.	OPF par la méthode de programmation linéaire (LP).....	- 31 -
1.7.	Application de SLP sur le réseau IEEE 30-bus.....	- 37 -
1.8.	Méthode quadratique séquentielle.....	- 40 -
1.9.	Comparaison entre les trois méthodes classiques:.....	- 47 -
1.10.	Conclusion:.....	- 51 -

Chapitre 2 : Les méthodes métaheuristiques appliquées à l'OPF

2.1.	Introduction.....	- 52 -
2.2.	Principe des méthodes métaheuristique les plus répondues.....	- 52 -
2.2.1	Voisinage.....	- 52 -
2.2.2	Cadre des métaheuristiques.....	- 53 -
2.3.	Les algorithmes de colonies de fourmis.....	- 53 -
2.3.1.	Les fourmis réelles.....	- 53 -
2.3.1.1.	L'intelligence collective des fourmis.....	- 54 -
2.3.1.2.	La communication.....	- 55 -
2.3.2.	Les fourmis artificielles.....	- 56 -
2.3.2.1.	Les algorithmes de colonies de fourmis.....	- 56 -
2.3.2.2.	Optimisation naturelle : pistes de phéromones.....	- 56 -
2.3.3.	Optimisation par colonies de fourmis et problème du voyageur de commerce.....	- 58 -
2.3.4.	Algorithme de base.....	- 58 -
2.3.6.	Variantes du système de Fourmis.....	- 60 -
2.3.6.	Organisation de la métaheuristique.....	- 62 -
2.3.6.1.	Phéromones et mémoire.....	- 62 -
2.3.6.2.	Intensification/diversification.....	- 63 -
2.3.6.3.	Les paramètres optimales des algorithmes de colonies de fourmis.....	- 64 -
2.3.7.	Formulation d'un algorithme de colonie de fourmis appliqué à l'OPF.....	- 65 -
2.3.7.1.	Comportement des fourmis.....	- 65 -
2.3.7.2.	Représentation du problème d'OPF.....	- 66 -
2.3.7.3.	Organigramme de la technique ACO appliquée à l'OPF.....	- 66 -
2.3.8.	Test de la méthode ACO sur OPF avec une fonction mono-objectif.....	- 69 -
2.3.8.	Test de la méthode ACO sur OPF avec une fonction bi-objectif.....	- 71 -
2.4.	Algorithmes génétiques.....	- 74 -
2.5. 1	Idées de base.....	- 74 -
2.5. 2	Présentation des algorithmes génétiques.....	- 76 -
2.5. 3	Opérateurs génétiques classiques.....	- 76 -
2.5.6.1.	Opérateur de sélection.....	- 76 -
2.5.6.2.	Sélection proportionnelle.....	- 77 -
2.5.6.3.	Opérateur de croisement.....	- 78 -
2.5.6.4.	Opérateur de mutation.....	- 79 -
ü	Mutation simple.....	- 79 -
ü	Probabilité de mutation optimale.....	- 80 -
2.5.6.5.	Autres paramètres.....	- 81 -
2.5. 4	Résolution d'un problème par algorithme génétique.....	- 81 -
2.5.6.1.	Codage du problème en une suite de caractères.....	- 82 -
2.5.6.2.	Choix de la fonction sélective.....	- 82 -
2.5.6.3.	Prise en charges des contraintes par les AG.....	- 83 -
2.5. 5	Codage réel.....	- 84 -
2.5.7.1.	Opérateur de croisement.....	- 84 -
2.5.7.2.	Opérateur de mutation.....	- 86 -
2.3.8.	Test de la méthode GA sur OPF avec une fonction mono-objectif.....	- 88 -
2.3.8.	Test de la méthode GA sur OPF avec une fonction bi-objectif.....	- 88 -
2.5.	Optimisation par essaim de particules (PSO).....	- 91 -
2.6. 1.	L'algorithme PSO.....	- 91 -
2.6.1. 1	Algorithme général [58].....	- 91 -
2.6.1. 2	Algorithme unidimensionnel déterministe.....	- 92 -

2.6.1.3	Algorithme avec $a = 1$ et $b = 1$	- 92 -
2.6.1.4	Algorithme discrète (binaire)	- 93 -
2.6.2.	Description informelle	- 93 -
2.6.2.1.	Caractéristiques principales	- 95 -
2.6.2.2.	Le voisinage	- 95 -
2.6.3.	Les étapes de la méthode d'Optimisation par Essaim de Particules	- 96 -
2.6.3.1.	Expériences d'optimisation	- 97 -
2.6.4.	Les étapes de la méthode PSO appliquée à l'OPF	- 98 -
2.6.4.1.	Test sur la fonction mono objectif	- 100 -
2.6.4.2.	Résultats Obtenues	- 100 -
2.6.4.3.	Test sur la fonction bi objectif	- 102 -
2.6.	Conclusion	- 106 -

Chapitre 3 : Optimisation de l'écoulement de puissance et la commutation des centres de production dans un Sys. Elec. Libéralisé

3.1.	Introduction	107
3.2.	Marché de l'électricité	109
3.2.1	Modèle pool	109
3.2.2	Modèle bilatéral	110
3.3.	Aperçu sur l'industrie de l'électricité	111
3.3.1	Architectures du marché électrique	111
3.3.2	Formes de concurrence	112
3.3.3	Fiabilité du réseau électrique dans un marché concurrentiel	112
3.3.4	La non-stockabilité et la contrainte d'équilibre production-consommation	113
3.3.5	Flux électriques non-dirigeables et limites de capacité de transport	113
3.3.6	L'utilisation de réserves pour assurer la sécurité d'approvisionnement	113
3.3.7	Avantages du Marché libéralisé de l'électricité :	114
3.4.	Règles du jeu égales	114
3.4.1	Enjeu en matière de réglementation et de législation	115
3.5.	Marché de gros et bourses d'électricité	115
3.5.1	Comment se déterminent les prix ?	115
3.5.2	L'organisation des marchés	118
3.5.3	Prix d'électricité	119
3.6.	Exemple d'un comportement stratégique	120
3.6.1	Discussion des suppositions	122
3.6.2	Conséquences et performances du marché d'électricité libre	122
3.7.	Négoce et arbitrage	123
3.8.	Optimisation de l'écoulement de puissance dans un marché libéralisé : l'OPF (Optimal Power Flow)	124
3.8.1	Test de l'OPF dans un système électrique libéralisé sur le réseau IEEE 30 Bus	128
3.8.2	Réseau test Sonelgaz	130
3.8.3	OPF sur le réseau algérien dans un système électrique intégré verticalement	132
3.8.4	OPF sur le réseau Algérien dans un système électrique dérégulé	135
3.9.	Commutation des unités de production 'Unit Commitment'	143
3.10.	Problème d'Unit Commitment traditionnelle (UC)	143
3.11.	Les étapes de résolution du problème d'Unit Commitment traditionnelle	145
3.9.1	Test de la méthode proposée pour la résolution du problème d'UC traditionnelle	146
3.9.2	Discussion des résultats	146
3.12.	Le problème du profit basé sur Unit Commitment (PBUC)	148
3.10.1	Les équations du PBUC	149
3.13.	Les types du marché de réserve	150
3.11.1	Marché de réserve 1	150
3.11.2	Marché de réserve 2 :	150
3.14.	Le modèle d'OEP pour résoudre le problème du PBUC	151
3.12.1	Les étapes de résolution du problème du PBUC	151
3.12.2	Application sur le réseau Algérien	153
3.12.3	Discussion des résultats	154
3.15.	Conclusion	157
	Conclusion Générale	158
	Annexe	161
	Bibliographie	167

INTRODUCTION GENERALE

L'industrie de l'électricité est l'industrie de capital la plus importante. Son produit, l'électricité, est essentiel à la société d'aujourd'hui. L'électricité fait partie intégrante de notre vie quotidienne. Elle alimente les appareils ménagers, soutient nos vastes réseaux de communications et d'information, éclaire nos cités et nos villes et elle est considérablement utilisée dans de nombreuses grandes entreprises. Un service d'approvisionnement en électricité fiable et économique est indispensable au bien-être de la population et des entreprises [1]

Le système électrique est un réseau-source alimentant un très grand nombre de clients à partir d'un petit nombre de centrales de production. L'énergie produite par les centrales transite sur les lignes de haute et très haute tensions du réseau de transport maillé sur une zone couvrant un ou plusieurs Etats, puis est acheminée sur des réseaux de distribution de moyennes et basses tensions dont l'arborescence permet d'atteindre les clients finals. L'énergie électrique est produite en même temps qu'elle est consommée; donc, en permanence, la production doit s'adapter à la consommation. Il faut, donc, ajuster les puissances active et réactive des générateurs interconnectés dans un réseau électrique dans leurs limites admissibles afin de satisfaire la charge électrique fluctuante avec un coût minimal. Cela est appelé l'écoulement de puissance optimal (OPF) et parfois connu comme le problème de dispatching économique de l'écoulement de puissance [2].

Traditionnellement, l'industrie de l'électricité était gouvernée et monopolisée par un opérateur intégré (Sonelgaz) qui avait le monopole sur les fonctions de production, de transport, et de distribution de l'énergie électrique. Pour satisfaire la demande, Sonelgaz choisissait ses unités de production par ordre croissant de coût de production (on parlait alors de liste de mérite), tout en satisfaisant les contraintes techniques de fonctionnement du réseau. Cependant dans les dernières années, le secteur électrique dans l'Algérie comme dans beaucoup de pays avait subi des changements considérables et restructuré pour un marché libre. Cette restructuration a entraîné la séparation des activités de production, de transport et de distribution de l'électricité et d'introduire la concurrence entre les fournisseurs d'énergie électrique. Elle a eu pour conséquence de multiplier le nombre d'acteurs sur le marché, de cela a mené à un marché

compétitif par lequel les clients sont capables de choisir leur provision de l'électricité de plusieurs compagnies de production et détaillants. Cette concurrence n'est jamais totale : les infrastructures de transport et de distribution, nécessitant des investissements très lourds, ne peuvent pas être mises en concurrence. Celles-ci constituent de ce fait un monopole naturel, ayant vocation à être régulé par des autorités indépendantes [3]. Dans ce marché libéré, c'est essentiel pour ces compagnies d'organiser efficacement leurs opérations, en minimisant le coût de fonctionnement et en maximisant leurs marges bénéficiaires [4-5].

La complexité du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance surtout dans un environnement de marché d'électricité libre, avec l'apparition de nouvelles contraintes en matière de réduction des émissions de gaz polluant (Protocole de Kyoto, 2005) et l'utilisation de sources d'énergies renouvelables, fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques.

Les métaheuristiques constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée puisque elles sont des méthodes à grande flexibilité d'utilisation. Elles ont la possibilité de trouver des solutions dans le plus grands nombre de cas possibles [6-7].

L'apparition des "métaheuristiques" remonte aux années quatre-vingts. Ces algorithmes stochastiques d'optimisation globale peuvent être appliqués à tout problème, du moment qu'il est formulé sous la forme de l'optimisation de critère(s). Ils progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif. Ils se prêtent aussi à toutes sortes d'extensions, notamment en optimisation multi-objectif.

Les métaheuristiques sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé.

Les métaheuristiques sont souvent employées en optimisation combinatoire, mais on en rencontre également pour des problèmes continus ou mixtes (problèmes à variables discrètes et continues).

D'une manière générale, les métaheuristiques s'articulent autour de trois notions :

1. exploration /diversification,
2. exploitation/ intensification,
3. mémoire et apprentissage.

L'exploration (ou diversification) désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé. L'exploitation (ou intensification) vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche. La mémoire est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optima locaux.

Nous sommes souvent assujettis dans le domaine d'optimisation à deux contraintes contradictoires :

- L'impossibilité technique de résoudre exactement les problèmes NP-difficiles dans un temps raisonnable ;
- L'impératif de fournir à un décideur une solution de meilleure qualité possible.

Les métaheuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Les nombreuses métaheuristiques sont inspirées par analogie avec la biologie des organismes. Ainsi, les théories de l'évolution ont inspiré les algorithmes génétiques (GA), les phénomènes de suivi de piste chez les fourmis ont conduit à l'élaboration des algorithmes de colonies de fourmis (ACO), l'étude de l'organisation de groupes d'animaux a donné naissance aux méthodes d'optimisation par essais particulaires (Particle Swarm Optimization) (PSO).

Ces trois métaheuristiques vont être appliquées sur le problème d'OPF : un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis, un algorithme d'optimisation par essais de particules et un algorithme génétique.

- La méthode de colonie de fourmis a été inspirée par des études sur le comportement des fourmis réelles. Les fourmis d'une colonie communiquent indirectement via des modifications dynamiques de leurs pistes de phéromones et construisent ainsi une solution à un problème d'optimisation en s'appuyant sur leur expérience collective. Les éthologues ont montré que les fourmis étaient capables de sélectionner le plus court chemin pour aller du nid à une source de nourriture grâce au dépôt et au suivi de pistes de phéromone [8].
- L'optimisation par essais particulaires (PSO) est issue d'une analogie avec les comportements collectifs de déplacements d'animaux. Pour résumer, chaque individu utilise l'information locale à laquelle il peut accéder sur le déplacement de ses plus proches voisins pour décider de son propre déplacement. Des règles

très simples comme « rester proche des autres individus », « aller dans la même direction », « aller à la même vitesse » suffisent pour maintenir la cohésion du groupe tout entier, et pour susciter des comportements collectifs complexes et adaptés. La méthode en elle-même met en jeu des groupes de particules sous forme de vecteurs se déplaçant dans l'espace de recherche. Chaque particule est caractérisée par sa position et un vecteur de changement de position (appelé vitesse). La socio psychologie suggère que des individus se déplaçant sont influencés par leur comportement passé et par celui de leurs voisins. On tient donc compte, dans la mise à jour de la position de chaque particule, de la direction de son mouvement, sa vitesse, sa meilleure position et la meilleure position de ses voisins [9].

- Les algorithmes génétiques ont été initialement développés par John Holland. A chaque génération (itération), un nouvel ensemble de chaînes de caractères (population) est créé en utilisant des parties des meilleurs éléments de la génération précédente; ainsi que des parties innovatrices, à l'occasion. Bien qu'utilisant le hasard, les algorithmes génétiques ne sont pas purement aléatoires. Ils exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer, avec l'espoir d'améliorer la performance. La fonction dont on recherche l'optimum est dite fonction objectif. On ne fait aucune hypothèse sur cette fonction, en particulier elle n'a pas à être dérivable, ce qui représente un avantage sur certaines méthodes de recherche d'extremum. Un algorithme génétique manipule une population de taille L constante. Cette population est formée d'individus. La taille constante de la population induit un phénomène de compétition entre les individus. Chaque individu représente le codage d'un vecteur solution possible au problème à résoudre, donné sous forme d'un ensemble de chaînes de caractères. Chaque chaîne de caractères correspond à un chromosome (le génotype de l'individu) qui représente le codage d'une variable, chaque caractère a un gène et chaque lettre de l'alphabet a un allèle. La position d'un gène au sein d'un chromosome est appelée locus. La population évolue en générations successives (la création d'une nouvelle génération s'appelle la reproduction ou le remplacement). Les individus les plus forts survivent et se reproduisent entre eux pour créer de nouveaux individus, tandis que les plus faibles disparaissent petit à petit. De plus, lors des

créations d'individus, des mutations génétiques (i.e. modification d'un caractère dans la chaîne) se produisent. Cela conduit à définir les trois opérateurs génétiques de base qui sont la sélection, le croisement et la mutation [10-11].

Les organismes chargés de produire, de transporter et de distribuer l'énergie électrique sont appelés à respecter un certain nombre de critères :

- Assurer à tout instant et en tout lieu la couverture des puissances actives et réactives demandées par les clients en réglant la fréquence.
- Distribuer l'énergie produite aux abonnés en respectant les normes de qualité de service.
- Garantir le maintien de la tension dans les limites contractuelles en tout point du réseau par le réglage de la tension avec action sur des bancs de selfs et de capacités implantés aux nœuds consommateurs. Le choix des bancs doit tenir compte de leurs coûts, des pertes actives dans les lignes de transmission et de transport de l'énergie et des déviations des tensions.
- Produire l'énergie nécessaire en préservant un coût minimum en respectant la sécurité des composants du réseau électrique et l'environnement.
- Garantir une réserve opérationnelle d'énergie supplémentaire qui doit être disponible dans un délai de 30 minutes pour faire face à des besoins imprévus.
- Maintenir par des actions adéquates les performances du système électrique en cas de perturbation (dues aux délestages des charges, ouverture d'une ligne, court-circuit,...) notamment pour limiter les transits de puissance à des niveaux admissibles par les matériels de transport et pour améliorer la stabilité du réseau;
- Assurer la capacité de redémarrage (blackstart) du système électrique après un blackout en maintenant prêts au démarrage certains générateurs dédiés, et en assurant la continuité de services avec leurs seuls auxiliaires, c'est-à-dire en ilotage, de certains générateurs pour effectuer des renvois de tension sur le réseau.

L'étude d'un problème tenant compte de tous ces critères est très complexe du point de vue modélisation et calcul. C'est la raison pour laquelle beaucoup de problèmes ont été définis selon l'objectif voulu. Parmi ces problèmes, on va traiter dans cette thèse l'optimisation de l'écoulement de puissance suivant les fonctions objectives suivantes:

- optimisation de l'écoulement de puissance avec et sans pollution (émission de gaz toxique).
- minimisation de coût de production de l'énergie électrique en tenant compte des pertes de puissance actives et les déviations des tensions aux niveaux des jeux de barres.

- Détermination de l'état optimal de chaque générateur interconnecté dans le réseau électrique durant 24 h et calculer la valeur optimale de la puissance générée par chaque générateur.
- Détermination du profit maximal des compagnies d'électricité dans un marché d'électricité libéré pour satisfaire la puissance électrique demandée toute en maintenant une sécurité maximale du réseau.

La contribution principale de cette thèse est l'introduction des techniques d'optimisation classiques et métaheuristiques pour résoudre le problème d'écoulement de puissance avec les fonctions objectives étant apparues avec la libéralisation du marché.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter la description et la modélisation des éléments de puissance essentiels du réseau de transport, la formulation du problème de l'écoulement de puissance. Nous allons aussi décrire les principales méthodes d'optimisation classiques ayant été appliquées jusqu'à maintenant, en les explicitant sur le plan théorique et valider sur le réseau IEEE 30 jeux de barres.

Les définitions des trois méthodes métaheuristiques les plus importantes et leurs utilisations sont introduites dans le deuxième chapitre. Nous illustrerons ces techniques sur le cas du réseau 30 jeux de barres.

Dans le troisième chapitre, nous allons, dans une première étape, donner un aperçu de l'industrie de l'électricité et d'analyser les enjeux reliés à l'arrivée de la concurrence dans le marché d'électricité. Puis dans une deuxième étape, nous allons détailler l'application de l'optimisation de l'écoulement de puissance et le problème de la commutation des unités de production 'Unit Commitment' (UC) dans un marché d'électricité libre. Nous décrirons ensuite les résultats de nos travaux ayant porté sur l'étude du réseau IEEE 30 Bus. Les deux outils d'optimisation OPF et UC seront aussi appliquée sur le réseau test Algérien. Cette analyse nous permettra de mieux valider les conclusions du chapitre deux et trois.

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

- [1] C. Bouneau, M. Derdevet, J. Percebois, « les réseaux électriques au cœur de la civilisation industrielle », Ed. Timée-Editions, France, 2007.
- [2] Tarek Bouktir ; Application de la programmation orientée objet à l'optimisation de l'écoulement de puissances', Thèse de doctorat d'état. Université de Batna, Algérie, juin 2004.
- [3] Martin HENNEBEL, VALORISATION DES SERVICES SYSTEME SUR UN RESEAU DE TRANSPORT D'ELECTRICITE EN ENVIRONNEMENT CONCURRENTIEL, Thèse de doctorat, Université Paris Sud 11, France, février 2009.
- [4] Vincent MANZO, Traitement des congestions dans les réseaux de transport et dans un environnement dérégulé, Thèse de doctorat, INP Grenoble, France, Octobre 2004.
- [5] D. S. Kirschen, G. Strbac: "Fundamentals of power system economics" Wiley 2004.
- [6] L. Slimani and T. Bouktir, Economic Power Dispatch of Power System with Pollution Control using Multiobjective Ant Colony Optimization, International Journal of Computational Intelligence Research (IJCIR), Volume 3, Number 2, pp. 145-153, June 2007.
- [7] OPTIMAL POWER DISPATCH FOR LARGE SCALE POWER SYSTEM USING STOCHASTIC SEARCH ALGORITHMS, T. Bouktir, L. Slimani, and B. Mahdad, International Journal of Power and Energy Systems, Volume 28, issue 2, p 203-3501, 2008.
- [8] Marco Dorigo & Thomas Stutzle, Ant Colony Optimization, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 2004.
- [9] James Kennedy, Russell C Eberhart, Yuhui Shi, Swarm intelligence, Ed. Morgan Kaufmann, 2001.
- [10] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company, Ind. USA, 1989.
- [11] M. Todorovski, D. Rajicic. An Initialization Procedure in Solving Optimal Power Flow by Genetic Algorithm. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 21, Issue 2, p.p. 480–487, May 2006.

CHAPITRE 1
ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL PAR LES METHODES
CLASSIQUES

1.1. Introduction

L'optimisation de l'écoulement de puissance consiste à répartir les puissances actives et réactives demandées entre les différentes centrales interconnectées dans un réseau électrique avec un coût minimal. Cette distribution doit évidemment respecter les limites de production des centrales et les capacités de transport des lignes électriques et les transformateurs. La variable à optimiser est donc le coût de production [2].

Le but de ce chapitre est de montrer comment peut-on résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance avec un coût de production minimal en utilisant des méthodes d'optimisation classiques.

1.2. Caractéristiques des systèmes électriques:

1.2.1 Centrales électriques

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

La fonction coût a une forme non linéaire qui peut être approximée à une courbe quadratique du type $C_i(P_{Gi}) = a_i + b_i.P_{Gi} + c_i.P_{Gi}^2$ où P_{Gi} est la quantité produite (figure 1.1).

La constante a_i est appelée coût de marche à vide, elle représente le coût pour maintenir la marche d'une unité de production à production nulle. Le coût incrémental (ou marginal) de production est le coût pour produire une unité supplémentaire d'énergie. Ce coût est important pour prendre les décisions d'exploitation à court terme ($\lambda = \frac{dC_i}{dP_{Gi}} = b_i + 2c_i P_{Gi}$).

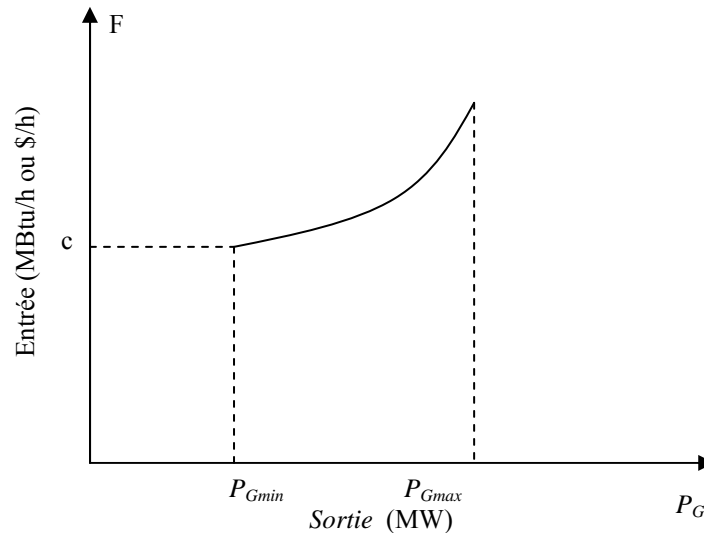


Figure1.1 Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production

Outre le coût variable à court terme, d'autres caractéristiques spécifiques sont importantes à mentionner pour la production d'électricité. C'est le cas notamment du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt). Par exemple, le coût de démarrage correspond au coût de l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement toutes les installations permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc.). Ce coût dépend normalement de l'état de l'unité de production au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud). Certaines contraintes techniques sont aussi importantes pour l'exploitation. Généralement, l'unité de production ne peut fonctionner de manière stable qu'à partir d'un niveau de production minimal (capacité minimale de production) et jusqu'à un niveau maximal de production (capacité maximale de production). L'inertie propre des moyens de production limite la vitesse à laquelle les unités de production peuvent changer leur niveau de production. La vitesse maximale de changement du niveau de production pour une période de temps donné est appelée contrainte de rampe. Il existe aussi un temps minimal pour le démarrage (temps de démarrage).

Enfin, les unités de production présentent différents degrés de fiabilité et d'incertitude. Ce degré de fiabilité peut être interprété comme le degré de précision dans la prévision de la capacité de production d'une centrale. Les erreurs de prévision de capacité peuvent venir du manque de prévision sur la force motrice (par exemple, courant d'eau ou vitesse du vent). L'exemple le plus typique est ici la production éolienne, dont le niveau de production dépend de la vitesse du vent. Cette vitesse est un phénomène climatique qui dépend de plusieurs variables, et qui est très difficile à prévoir avec exactitude.

Les erreurs de prévision peuvent venir aussi de la défaillance forcée d'une unité de production ou d'autres facteurs qui l'empêchent d'atteindre leur niveau normal de production. Le cas le plus extrême est quand l'unité n'arrive pas à démarrer comme prévu, ou qu'elle doit être arrêtée complètement pour des problèmes techniques.

Le caractère de flexibilité ou de souplesse de moyens de production à court terme représente la vitesse à laquelle chaque moyen de production peut changer le niveau de sa production après un signal donné. Nous trouvons des moyens de production plus flexibles, comme les centrales hydrauliques (avec réservoir) et les centrales à combustion ou les moteurs diesel (avec des temps de démarrage faibles et des contraintes faibles de rampe).

Par opposition, les centrales nucléaires et les centrales thermiques sont des moyens de production peu flexibles. Il est important de remarquer que cette flexibilité doit être obtenue rapidement après un ordre. Certains moyens de production peuvent avoir un caractère flexible, mais nécessitent plus de temps pour préparer cette vitesse de changement. Par exemple, certaines centrales nucléaires peuvent être programmées la veille pour réaliser des variations assez grandes de production, mais, à une échelle de temps plus proche du temps réel, les variations de production possibles pour ces centrales sont beaucoup moins élevées [3].

1.2. 2 Réseau de transport

Le rôle principal du réseau de transport est la liaison entre les grands centres de consommation et les moyens de productions. Ce rôle est particulièrement important car on ne peut pas stocker l'énergie électrique à grande échelle à l'heure actuelle.

Un réseau de transport doit être exploité d'une manière particulière: il doit être exploité dans les limites de fonctionnement autorisées. Ces limites ou contraintes du réseau sont exprimées par des valeurs maximales ou minimales sur certaines variables du réseau (fréquence, écoulement de puissance sur les lignes ou transformateurs, niveau de tension, etc.). Si ces limites sont dépassées, le réseau risque de devenir instable.

Les contraintes de capacité de transport sont liées principalement aux flux maximaux de puissance qui peuvent circuler sur chacun des éléments du réseau. Ces contraintes de capacité ont une importance particulière dans les réseaux électriques car les flux d'électricité sont difficiles à contrôler et suivent des chemins gouvernés par des lois de Kirchhoff [12].

1.2.3 La consommation électrique

Connaître la consommation de l'électricité d'une période future est important pour l'exploitation du système électrique. Pour ce faire, une multitude de variables sont traditionnellement utilisées pour expliquer et prédire le niveau de consommation d'électricité: la température, l'heure de la journée, le jour de la semaine (jour ouvrable, week-end), le prix, etc. L'impact de la plupart de ces variables est lié aux conditions climatiques, aux habitudes de consommation, aux rythmes de vie et au pays considéré.

Naturellement, plus la prévision est réalisée en avance par rapport au moment de la consommation, moins elle est précise. En effet, les valeurs de ces variables, notamment celles liées aux conditions météorologiques, peuvent se modifier dans ce laps de temps. Une prévision éloignée du temps réel génère des erreurs de prévision, plus ou moins conséquentes. Les prévisions de consommation effectuées plusieurs jours à l'avance se basent principalement sur la combinaison des consommations réelles des jours précédents et la prévision des conditions climatiques. Par exemple, une baisse de la température moyenne de 1° C sur l'ensemble de la France peut entraîner, en hiver, une augmentation de la consommation de plus de 1000 MW (approximativement la taille d'une tranche nucléaire) [12].

Bien que la prévision de la consommation s'affine lorsque l'on s'approche de la période prévue, il existe encore des écarts entre les prévisions faites la veille et la consommation réelle. Ces écarts, ou erreurs de prévision, peuvent provenir des erreurs de prévision des variables explicatives (Température, nébulosité) ou/et des simplifications de modèle de prévision.

1.2.4 Fluctuations de la consommation

La consommation d'électricité varie en permanence: au cours des saisons, au cours d'une journée, en suivant le rythme de l'activité quotidienne et économique et en temps réel en fonction de la météo du moment. Les différentes utilisations individuelles de l'énergie électrique, à chaque moment, se traduisent par de fortes fluctuations de la consommation dans le temps. Cependant, pour un intervalle de temps d'une demi-heure, ces fluctuations ont un certain caractère cyclique au cours de la journée, de la semaine, et de l'année en créant une saisonnalité. Il faut savoir aussi que la consommation d'électricité peut fluctuer très rapidement: elle peut

changer de plus de 10% de la consommation maximale en seulement 1 heure. Il faut noter qu'il existe des fluctuations pour des échelles de temps inférieures plus fins qu'une demi-heure. Ces fluctuations ont un caractère aléatoire minute par minute. On ne peut pas assigner une quelconque périodicité à ces fluctuations [13].

1.2. 5 Equilibre du système électrique

L'équilibre du système électrique exige qu'à tout moment, la puissance injectée (la production) soit égale à la puissance soutirée (la consommation) plus les pertes générées sur le réseau.

Ainsi, les systèmes électriques subissent-ils une forte contrainte d'équilibre en temps réel entre les injections et les soutirages.

Cet équilibre production-consommation est nécessaire tout d'abord car les systèmes électriques à courant alternatif fonctionnent comme une « grande » machine synchronisée. Le fonctionnement de cette machine est très complexe et particulièrement vulnérable aux instabilités. Ces instabilités se produisent principalement quand l'équilibre production-consommation n'est pas respecté.

Assurer l'équilibrage continu, même lors des incidents, est un moyen de maintenir la stabilité du système. Le défaut d'une ligne ou d'une unité de production peut provoquer des phénomènes en cascade pouvant se développer rapidement. Ainsi, des écarts, même mineurs, de la fréquence de référence peuvent déstabiliser ou endommager des éléments du système de transport. Si lors d'un incident, les actions correctives nécessaires ne sont pas effectuées, le système peut défaillir complètement (black out). Afin de se prémunir contre les ruptures de l'alimentation électrique, une règle fondamentale de sécurité, appelée « règle du N-1 », est appliquée par tous les gestionnaires de réseau. Cette règle consiste à garantir le bon fonctionnement du réseau même en cas de défaillance d'un élément du réseau de transport ou d'une unité de production. Dans ce cas l'électricité doit pouvoir être acheminée par une autre partie du réseau, ou fournie depuis une autre unité de production. Le respect de cette règle ne suffit pas à garantir l'absence totale de coupures, mais permet d'en réduire considérablement le nombre[14].

1.2.6 Limites thermiques des lignes électriques en fonctionnement normal

Les lignes électriques et les transformateurs ont des capacités de transport physiquement limitées. Ces limites sont principalement thermiques. Les limites thermiques sont liées à l'échauffement des lignes lors du passage du courant électrique. L'effet Joule entraîne une transformation de puissance électrique en puissance thermique. Cette énergie thermique provoque une augmentation de la température de la ligne. Ce changement de température modifie les caractéristiques mécaniques de la ligne et provoque une dilatation des conducteurs. L'énergie dégagée par effet Joule augmente avec le courant électrique circulant sur la ligne. Or, à tout instant, on doit garantir que le courant de transit dans les éléments du réseau de transport se situe au dessous du seuil fixé: intensité maximale du courant admissible en régime permanent (IMAP). En cas de dépassement, on dispose alors d'un temps limité, variable selon l'ampleur du dépassement, pour ramener le flux électrique à une valeur acceptable. Si les actions nécessaires ne sont pas effectuées dans ce temps limité, le mécanisme de protection de surcharge déconnectera l'élément du réseau. En général, les limites physiques (thermiques), peuvent être présentées comme une limite maximale de puissance active (en MW) qui peut transiter sur un élément déterminé du réseau (figure 1.2). L'exploitation du réseau de transport doit assurer que les écoulements de puissance transitant par les différents éléments respectent toujours ces limites physiques maximales [2].

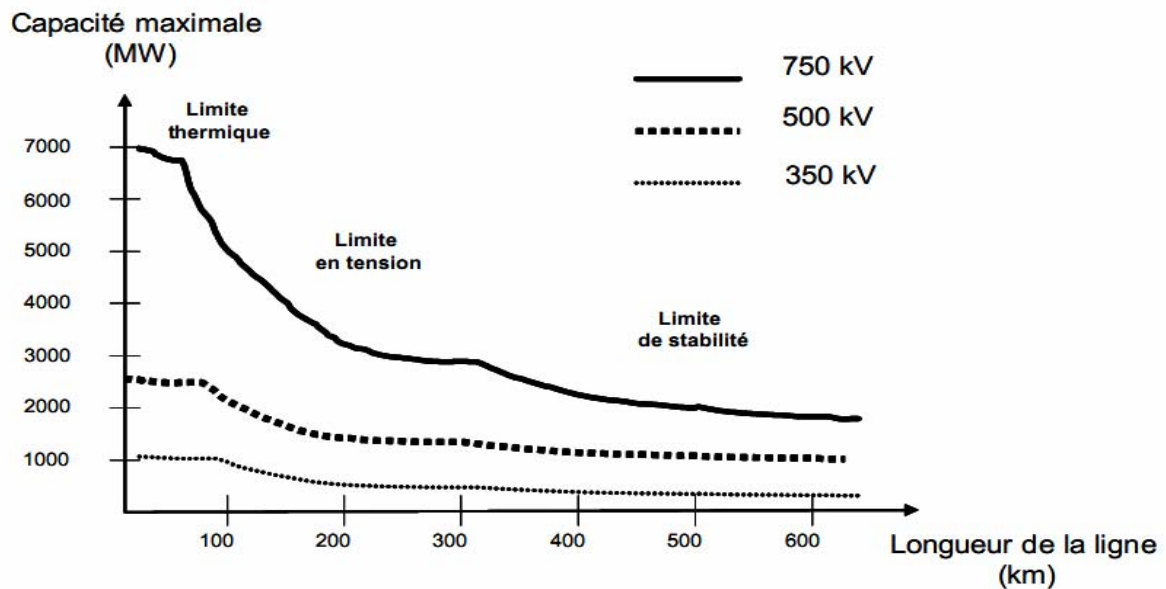


Figure 1.2 Limites thermiques, de tension et de stabilité de synchronisme des lignes de transport en fonction du niveau de tension et de leur longueur [15]

1.2.7 La tenue de tension

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

- 1- Les limites supérieures de tension sont imposées pour tous les niveaux d'exploitation par la tenue diélectrique des matériels, ainsi que par les limites de saturation des transformateurs. En ce qui concerne les réseaux de distribution, la tension est aussi limitée car une tension trop élevée peut réduire la durée de vie d'appareils utilisateurs.
- 2- Les limites inférieures de tension sont imposées au niveau des réseaux de distribution par le fonctionnement correct des appareils industriels ou domestiques. Au niveau des réseaux de transport, les limites inférieures de tension sont liées à la sécurité du système électrique dans son ensemble; une tension trop basse aura les conséquences suivantes:
 - ✓ surcharge des éléments de transport (lignes et transformateurs) par augmentation du courant, et risque de déclenchement des protections associées;
 - ✓ instabilité de tension pouvant entraîner un effondrement de tension;
 - ✓ perte des éléments de production (stabilité statique des alternateurs, limites de fonctionnement des groupes et de leurs auxiliaires).

1.3. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal

Le problème de la répartition optimale des puissances est un problème d'optimisation dont l'objectif est de minimiser le coût total de la production de la puissance d'un réseau électrique. Si on prend en considération seulement la fonction objectif, on parle alors d'une optimisation sans contraintes. Mais si on prend en considération les équations de l'écoulement de puissance, on est donc devant un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités. Si on prend de plus les limites min. et max. des puissances générées par les alternateurs, la surcharge des lignes de transports et les niveaux de tensions admissibles pour les jeux de barres de charges, on est alors devant un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités et d'inégalités.

Le problème de l'écoulement de puissance optimal est donné sous une forme standard d'optimisation avec contraintes d'égalités et d'inégalités comme suit [16] [17]:

$$\begin{aligned} & \min. F(x) \text{ (fonction objective)} \\ & \text{selon} \\ & g_i(x) = 0, i = 1, 2, \dots, n \text{ (contraintes d'égalités)} \\ & \text{et} \\ & h_j(x) \leq 0, j = 1, 2, \dots, m \text{ (contraintes d'inégalités)} \end{aligned}$$

a) Fonction objectif:

Cette fonction reflète le besoin de minimiser le coût total de la production des puissances actives. On suppose que le coût individuel de chaque centre de production dépende uniquement de la génération de la puissance active [18].

$$F = \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} C_i = \sum_{i=1}^{ng} \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \quad (1.1)$$

b) Contraintes d'égalités:

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

$$g_i(x_1, \dots, x_n) = 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (1.2)$$

$$\Delta P_i = 0 = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_{Gi} + P_{Di} \quad (1.3)$$

$$\Delta Q_i = 0 = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_{Gi} + Q_{Di} \quad (1.4)$$

c) Contraintes d'inégalités:

En pratique, on ne doit pas dépasser les limites des éléments physiques du réseau électrique tels que les générateurs, les transformateurs à prises de charge, et les transformateurs de phase.

En plus des contraintes sur les puissances actives à chaque générateur qui a une influence directe sur la fonction coût, on peut citer d'autres contraintes d'inégalités [16]:

- ✓ La puissance réactive générée Q_{Gi} qui est limitée par une borne inférieure $Q_{Gi \min}$ et une borne supérieure $Q_{Gi \max}$

$$Q_{Gi \min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi \max} \quad i = 1, \dots, ng \quad (1.5)$$

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

$$\begin{cases} t_{ij \min} \leq t_{ij} \leq t_{ij \max} \\ \alpha_{ij \min} \leq \alpha_{ij} \leq \alpha_{ij \max} \end{cases} \quad (1.6)$$

- ✓ Pour maintenir la sécurité du système électrique, les lignes de transport et les transformateurs de puissances ont des limites sur le transit de puissance apparente. Ces limites sont dues aux pertes thermiques dans les conducteurs, et/ou la stabilité du

système. Elles sont représentées par une contrainte d'inégalité, qui limitera le carré de puissance en MVA d'un transformateur ou d'une ligne de transport.

$$|S_{ij}|^2 - |S_{ij \max}|^2 \leq 0 \quad (1.7)$$

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

$$V_{i \min} \leq V_i \leq V_{i \max} \quad (1.8)$$

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

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

$$L = F + \sum_{i=1}^n \lambda_i g_i + \sum_{j=1}^m \mu_j h_j \quad (1.9)$$

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

$$\begin{cases} \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial L}{\partial x_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu_j} = h_j(x) \leq 0 \\ \mu_j h_j(x) = 0 \end{array} \right. & \& \quad \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = g_i(x) = 0 \\ \mu_j > 0 \end{array} \right. & \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, n \\ j = 1, \dots, m \end{array} \end{cases} \quad (1.10)$$

1.4. Dispatching économique

Les générateurs à combustibles distincts possèdent différents coûts pour fournir le même montant d'énergie électrique. C'est important de se rendre compte que le générateur le plus efficace du système ne peut pas produire de l'électricité au plus bas coût et qu'un générateur bon marché ne peut pas être le plus rentable. Puisqu'un générateur qui se trouve trop loin du centre de la charge donne des pertes de transmission énormes, et donc le rend peu économique de fonctionner [23].

Le problème est de réduire au minimum le coût de la puissance totale générée par l'ensemble des centrales interconnectées. Ce problème devient plus simple lorsque les limites des puissances de chaque générateur et les pertes dans le réseau sont négligées. Il est décrit comme suit:

$$F = \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \quad (1.11)$$

$$\text{et } P_D = \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \quad (1.12)$$

Une approche typique consiste à utiliser la méthode de Lagrange:

$$L = F + \lambda \left[P_D - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \right] \quad (1.13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} + \lambda(0-1) = 0 \Rightarrow \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} = \lambda \quad (1.14)$$

$$F = \sum_{i=1}^{ng} f_i \Rightarrow \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = \lambda \quad i = 1, \dots, ng \quad (1.15)$$

$$\lambda = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{Gi} \quad (1.16)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \left(P_D - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \right) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} = P_D \quad (1.17)$$

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

De l'équation (1.16) on détermine la valeur de P_{Gi} comme suit

$$P_{Gi} = \frac{1}{2\gamma_i} (\lambda - \beta_i) \quad (1.18)$$

On remplace (1.18) dans (1.12) on aura:

$$\sum_{i=1}^{ng} \frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} = P_D \quad (1.19)$$

Donc de l'équation (1.19), la valeur de λ devient

$$\lambda = \left(\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i} \right)^{-1} \left(P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i} \right) \quad (1.20)$$

De l'équation (1.18), on aura enfin la valeur de puissance générée dans chaque jeu de barres

$$P_{Gi} = \frac{1}{2\gamma_i} \left(\left(\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i} \right)^{-1} \left(P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i} \right) - \beta_i \right) \quad (1.21)$$

Cette dernière expression qui nous donne donc l'ensemble des puissances générées minimisant le coût total (contraintes d'inégalité négligées) et constituant notre premier optimum, est applicable s'il n'existe pas de limites sur les puissances générées [5].

1.4.1 Dispatching économique avec des limites sur les puissances générées

Dans le cas où les puissances des générateurs sont limitées par des bornes inférieures $P_{Gi \min}$ et des bornes supérieures $P_{Gi \max}$. Le problème d'optimisation est de la forme [5]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min F = \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \\ \text{selon} \\ \sum_{i=1}^N P_{Gi} = P_D \\ P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \end{array} \right. \quad (1.22)$$

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

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{Gi \min} < P_{Gi} < P_{Gi \max} \Rightarrow \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} = \lambda \\ P_{Gi} = P_{Gi \max} \Rightarrow \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} \leq \lambda \\ P_{Gi} = P_{Gi \min} \Rightarrow \frac{\partial C_i}{\partial P_{Gi}} \geq \lambda \end{array} \right. \quad (1.23)$$

Et l'algorithme de résolution de ce problème est comme suit:

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

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

2- on vérifie les dépassements des puissances générées:

$$\text{si } P_{Gk} \geq P_{Gk \max}, P_{Gk} = P_{Gk \max}$$

$$\text{si } P_{Gk} \leq P_{Gk \min}, P_{Gk} = P_{Gk \min}$$

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

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

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

$$\sum_{\substack{i=1 \\ i \notin nk}}^N P_{Gi} = P_D + \sum_{k=1}^{nk} P_{Dk}' \text{ ou bien } \sum_{\substack{i=1 \\ i \notin nk}}^N P_{Gi} = P_D - \sum_{k=1}^{nk} P_{Gk}$$

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

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

1.4.2 Dispatching économique avec des pertes constantes

Les pertes de puissances dans les lignes de transport varient en fonction de la répartition des puissances entre les centrales et la charge. Ainsi, contrairement à celui sans perte, le dispatching économique avec perte tient compte de la topographie du réseau. Pour pénaliser les centrales qui produisent de la puissance dont le transit provoque d'importantes pertes, nous multiplions leur coût incrémental par un facteur de pénalité. La justification physique de ce facteur de pénalité s'explique par le fait qu'à cause des pertes, il peut être plus intéressant de produire pour plus cher près du lieu de consommation que loin et pour moins cher. Le dispatching économique avec perte est un procédé itératif qui doit converger vers la solution optimale. Si on prend en considération les pertes de puissance constantes, on doit évaluer celles-ci et les inclure dans la demande [5].

$$F(x): \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} \alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 \quad (1.24)$$

$$g(x): \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} = P_D + P_L \quad (1.25)$$

$$h(x): P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \quad i = 1, \dots, ng \quad (1.26)$$

L'équation résultante de l'optimisation:

$$\begin{cases} L = F + \lambda \left(P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \right) + \sum_{i=1}^{ng} \mu_{i \max} (P_{Gi \max} - P_{Gi}) + \sum_{i=1}^{ng} \mu_{i \min} (P_{Gi} - P_{Gi \min}) \\ P_{Gi} < P_{Gi \max} \Rightarrow \mu_{i \max} = 0 \\ P_{Gi} > P_{Gi \min} \Rightarrow \mu_{i \min} = 0 \end{cases} \quad (1.27)$$

Les conditions nécessaires pour trouver le minimum sont:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu_{i(\max)}} = P_{Gi} - P_{Gi \max} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu_{i(\min)}} = P_{Gi} - P_{Gi \min} = 0 \end{cases} \quad (1.28)$$

Quand les limites du générateur ne sont pas satisfaites:

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 = \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} + \lambda \left(0 + \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} - 1 \right) \quad (1.29)$$

$$\frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial}{\partial P_{Gi}} (f_1 + f_2 + \dots + f_{ng}) = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} \quad (1.30)$$

$$\begin{aligned} \therefore \lambda &= \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = \left(\frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{Gi}} \right) \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = L_i \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} \quad \text{avec} \quad L_i = \frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{Gi}} \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} &= 0 = P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \\ \therefore \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} &= P_D + P_L \end{aligned} \quad (1.31)$$

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

$$P_{Gi} = \frac{1}{2\gamma_i} \left(\left(\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i} \right)^{-1} \left(P_D + P_L + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i} \right) - \beta_i \right) \quad (1.32)$$

1.4.3 Dispatching économique avec les pertes en fonction des puissances générées

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

La forme la plus simple de ces pertes est:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} b_{ij} P_{Gj} \quad (1.33)$$

Une deuxième forme plus précise dite la formule de Kron est la suivante [5] [20]:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} b_{ij} P_{Gj} + \sum_{j=1}^{ng} b_{0j} P_{Gj} + b_{00} \quad (1.34)$$

Avec les b_{ij} sont les coefficients des Pertes, souvent supposés constants (en MW⁻¹).

Le facteur de pénalité L_i est en fonction de l'accroissement de perte de transmission:

$$L_i = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right)^{-1} \quad (1.35)$$

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

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} b_{ij} P_{Gj} + \sum_{j=1}^{ng} b_{0j} P_{Gj} + b_{00} \quad (1.36)$$

$$\frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = 2 \sum_{j=1}^{ng} b_{ij} P_{Gj} + b_{0i}$$

$$\frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{Gi}$$

$$\lambda = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{Gi} + 2\lambda \sum_{j=1}^{ng} b_{ij} P_{Gj} + b_{0i} \quad (1.37)$$

$$\text{on a: } \sum_{j=1}^{ng} b_{ij} P_{Gj} = b_{ii} P_{Gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{ng} b_{ij} P_{Gj}$$

on réarrange l'équation (1.37) on aura:

$$\left(\frac{\gamma_i}{\lambda} + b_{ii} \right) P_{Gi} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{ng} b_{ij} P_{Gj} = \frac{1}{2} \left(1 - b_{0i} - \frac{\beta_i}{\lambda} \right)$$

On peut écrire les équations sous forme matricielle

$$\begin{bmatrix} \frac{\gamma_1}{\lambda} + b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & \frac{\gamma_2}{\lambda} + b_{22} & \dots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & \frac{\gamma_n}{\lambda} + b_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{G1} \\ P_{G2} \\ \vdots \\ P_{Gn} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 - b_{01} - \frac{\beta_1}{\lambda} \\ 1 - b_{02} - \frac{\beta_2}{\lambda} \\ \vdots \\ 1 - b_{0n} - \frac{\beta_n}{\lambda} \end{bmatrix} \quad (1.38)$$

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

1.4.4 Application de dispatching économique sur le réseau IEEE 30-bus

Le réseau de transport qui va servir de base à notre étude est issu d'un réseau réel simplifié qui est le réseau test IEEE 30-bus représentant une portion du système de puissance électrique américain (in the Midwestern US) pour Décembre 1961. Ce réseau électrique est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs (aux jeux de barres n° 1, 2, 5, 8,11, et 13) injectant leurs puissances à un système alimentant 20 charges à travers 41 lignes de transport (figure 1.3). La tension de base pour chaque jeu de barres est de 135 kV.

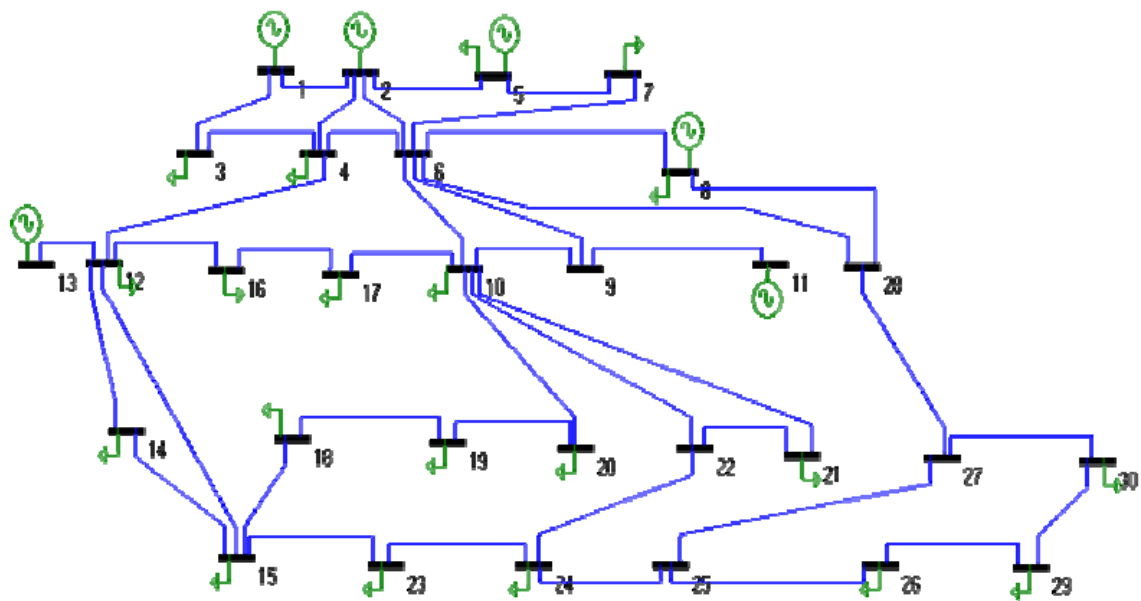


Figure 1.3 Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30-bus

La matrice admittance de ce réseau est creuse puisque parmi les 900 composants de cette matrice seulement 112 éléments sont non nuls. Les limites min. et max. des puissances actives générées ainsi que la courbe du coût pour chaque générateur¹ sont présentées dans la figure 1.4. et les données sont dans le tableau 1.1:

Tableau 1.1 Données des fonctions coût des 6 générateurs du réseau IEEE 30-bus

Bus	P_{g_i}		Coefficients de coût		
	Limite min. (MW)	Limite max. (MW)	$c \cdot 10^{-4}$ (\$/MW ² hr)	$b \cdot 10^{-2}$ (\$/MWhr)	a (\$/hr)
1	50	200	37.5	200	0
2	20	80	175.0	175	0
5	15	50	625.0	100	0
8	10	35	083.0	325	0
11	10	30	250.0	300	0
13	12	40	250.0	300	0

a) Dispatching sans pertes

On remarque d'après le tableau 1.2 que la méthode nous donne un coût de 804.57 \$/h qui est nettement inférieur par rapport à la valeur du coût trouvé par l'écoulement de puissance (900.41\$/h). Cette valeur prend en compte le coût des pertes, calculée par écoulement de puissance. Il faut noter qu'il y a des dépassements dans les limites min. sur les angles de tensions

¹ Les données des lignes et des jeux de barres de ce réseau sont données dans les tableaux l'annexe A

suivants: ((jeu de barres 26, angle $-14,016^\circ$), (jeu de barres 29, angle $-14,537^\circ$) et (jeu de barres 30, angle -15.4879°))

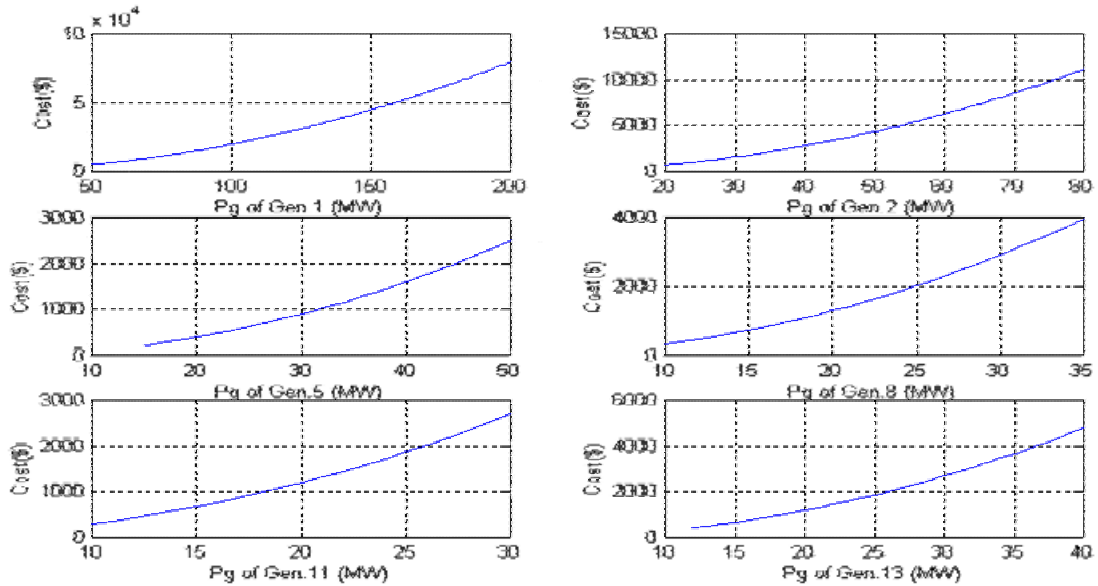


Figure 1.4 Courbes quadratiques des générateurs du réseau IEEE 30-bus

b) Dispatching avec pertes constantes

On a pris comme valeur initiale des pertes 5.4451 MW qui est la valeur trouvée par l'écoulement de puissance. La méthode qui prend en charge les pertes constante converge vers un coût de 784.34 \$/h. Pour prendre en compte le coût de la valeur exacte des pertes, on utilise l'écoulement de puissance de Newton-Raphson pour calculer la puissance du générateur de référence qui tient compte des pertes et calculer les tensions dans tous les jeux de barres. Le coût optimal trouvé diminue un peu (804.25\$/h) par rapport à la valeur trouvée avec la méthode sans pertes avec une erreur plus faible de 2.4756% (tableau 1.2). On remarque aussi qu'il y a des dépassements dans les limites min. sur deux angles de tensions au lieu de trois: ((jeu de barres 29, angle -14.5070°) et (jeu de barres 30, angle -15.4580°))

Encore une fois, malgré qu'on a pris en considération cette fois-ci les pertes mais le fait que ces dernières sont prises constantes cela conduit à une inexacte conclusion puisque l'emplacement des générateurs qui donnent la puissance avec le moins du coût n'est pas pris en compte.

c) Dispatching par la méthode Lambda

On remarque que les coûts trouvés par ces deux méthodes sont meilleurs que ceux trouvés sans l'utilisation des pertes ou avec des pertes constantes (801.38\$/h pour la méthode sans mis à

jour des coefficients B et 801.34\$/h avec mis à jour). C'est la même remarque pour les pertes de puissance, puisqu'elle prend en considération les pertes exactes (tableau 1.2). On remarque aussi qu'il y a un seul dépassement de la limite min. sur l'angle de tension au lieu de trois dans le jeu de barres 30 (sans mis à jour, l'angle vaut -14.5022° et avec mis à jour, l'angle vaut -14.5327°). La méthode avec mis à jour des coefficients B donne les plus meilleurs résultats.

Tableau 1.2 Résultats du dispatching par la méthode de Lambda sur le réseau IEEE 30-bus.

Variable	Min	Max	Initial State	Dispatching sans pertes	Dispatching avec pertes constantes	méthode Lambda avec les coefficients B constantes	méthode Lambda avec mis à jour des coefficients B
P1 (MW)	50	200	98.845	197.2575	196.0267	177.4441	178.39
P2 (MW)	20	80	80	46.4553	47.3613	48.4921	48.012
P5 (MW)	15	50	50	19.0075	19.2612	21.2809	20.978
P8 (MW)	10	35	20	10	10	22.0508	22.052
P11 (MW)	10	30	20	10	10	11.8598	11.745
P13 (MW)	12	40	20	12	12	12	12
Q1 (Mvar)	-20	200	11.044	-12.1114	-11.8276	11.0444	-8.222
Q2 (Mvar)	-20	100	12.416	35.8673	35.4573	12.4160	32.471
Q5 (Mvar)	-15	50	13.226	25.3395	25.2396	13.2259	24.433
Q8 (Mvar)	-15	60	9.4079	17.0879	17.0809	9.4079	12.401
Q11 (Mvar)	-10	50	28.544	28.8305	28.8291	28.5444	28.699
Q13 (Mvar)	-15	60	30.784	31.6568	31.6559	30.7838	31.584
θ_1 (deg)	-14	0	0	0	0	0	0
θ_2 (deg)	-14	0.00	-1.6425	-4.0575	-4.0248	-3.6105	-3.6350
θ_5 (deg)	-14	0.00	-6.2663	-11.1069	-11.0595	-10.2819	-10.3270
θ_8 (deg)	-14	0.00	-5.4127	-9.1535	-9.1228	-7.9491	-7.9785
θ_{11} (deg)	-14	0.00	-4.5395	-9.9204	-9.8903	-8.6811	-8.7302
θ_{13} (deg)	-14	0.00	-6.6217	-11.3041	-11.2756	-10.4403	-10.4700
Generation cost (\$/hr)			900.41	804.57	804.25	801.38	801.34
Real power loss (MW)			5.4451	11.3555	11.2841	9.6615	9.7899
Min Vm pu			0.95581	0.9553	0.9553	0.95580	0.9558
Min delta °			-11.737	-15.4879	-15.4576	-14.5022	-14.5327

1.5. Écoulement de Puissance Optimal (OPF)

1.5.1 OPF par la méthode de Newton

La méthode de Newton est très puissante à cause de sa convergence rapide au voisinage de la solution. Cette propriété est spécialement utile pour les applications du système électrique parce qu'une estimation initiale proche de la solution est facile à obtenir. Les niveaux de tension du système peuvent être pris au voisinage des valeurs nominales, les puissances produites des

générateurs peuvent être estimées à partir des données historiques et les taux de prises de charges peuvent être pris proches de l'unité (1.0 p.u) [22].

La solution du problème d'OPF en présence des contraintes d'égalités et d'inégalités par la méthode de Newton demande la création du Lagrangien appelé aussi la fonction de coût augmentée selon [2]:

$$L(z) = F(x) + \lambda^t g(x) + \mu^t h(x) \quad (1.39)$$

avec $z = [x, \lambda, \mu]^t$, λ et μ sont les vecteurs des multiplicateurs de Lagrange, et $h(x)$ inclut seulement les contraintes d'inégalités actives. Alors, le gradient et le Hessien du Lagrangien peuvent être définis.

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

$$\nabla L(z) = \frac{\partial L}{\partial z_i} \quad (1.40)$$

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

$$\nabla^2 L(z) = \frac{\partial^2 L}{\partial z_i \partial z_j} = H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 L}{\partial x_i \partial x_j} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_i \partial \lambda_j} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_i \partial \mu_j} \\ \frac{\partial^2 L}{\partial \lambda_i \partial x_j} & 0 & 0 \\ \frac{\partial^2 L}{\partial \mu_i \partial x_j} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.41)$$

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

$$\begin{aligned} \nabla_x L(z^*) &= \nabla_x L([x^*, \lambda^*, \mu^*]) = 0; \\ \nabla_\lambda L(z^*) &= \nabla_\lambda L([x^*, \lambda^*, \mu^*]) = 0; \\ \nabla_\mu L(z^*) &= \nabla_\mu L([x^*, \lambda^*, \mu^*]) = 0; \\ \mu_i^* &\geq 0 \quad \text{si } h(x^*) = 0 \quad (\text{c. - à - d, la contrainte d'inégalité est active}) \\ \mu_i^* &= 0 \quad \text{si } h(x^*) \leq 0 \quad (\text{c. - à - d, la contrainte d'inégalité est inactive}) \\ \lambda_i^* &= \text{réel} \end{aligned} \quad (1.42)$$

avec $z^* = [x^*, \lambda^*, \mu^*]^t$ est la solution optimale.

Donc, la résolution de l'équation $\nabla_x L(z^*) = 0$; donne la solution optimale du problème.

1.5.1.a Algorithme de Newton

L'algorithme de Newton est une méthode très générale pour résoudre un système d'équations non linéaires de la forme [2] :

$$F(x) = 0 \quad (1.43)$$

Où $F : R^n \rightarrow R^n$ est régulière (au moins différentiable). On cherche donc x^* tel que $F(x) = 0$ Pour tout $i = 1, \dots, n$.

L'algorithme de Newton génère une suite $\{x_k\}$ de la manière suivante. Supposons connu l'itéré courant x_k , l'équation (1.43) linéarisée en x_k est l'équation en x suivante:

$$F(x_k) + F'(x_k) \cdot (x - x_k) = 0 \quad (1.44)$$

Lorsque $F'(x_k)$ est inversible, on peut résoudre cette équation. Sa solution x_{k+1} est le nouvel itéré de l'algorithme de Newton. Il s'écrit $x_{k+1} = x_k + d_k$

$$\text{Où } d_k = -\nabla^2 f(x_k)^{-1} \cdot \nabla F(x_k) \quad (1.45)$$

Les étapes de l'algorithme de Newton sont comme suit:

1. Choix un itéré initial $x_1 \in R^n$
Initialisation: $k := 1$; Si
2. Test d'arrêt: Si $F(x) \cong 0$ arrêt de l'algorithme;
3. Calculer $d_k = -\nabla^2 f(x_k)^{-1} \cdot \nabla F(x_k)$
4. $x_{k+1} = x_k + \alpha_k \cdot d_k$
Accroître k de 1 et aller en 2

1.5.1.b Algorithme OPF-Newton

La solution de l'OPF peut être accomplie en utilisant l'algorithme de Newton comme suit [22]:

Etape 1. Choisir un vecteur initial z (les niveaux de tension et les angles de phase des jeux de barres, les puissances de sortie des générateurs, les valeurs des prises de charge et les décalages des phases des transformateurs dynamiques ainsi que tous les multiplicateurs de Lagrange).

Initialisation: $k=1$.

Etape 2. Évaluer les contraintes d'inégalités qui doivent être actives ou inactives en utilisant les informations des multiplicateurs de Lagrange.

Etape 3. Déterminer la faisabilité de la solution de l'OPF. A présent cela assure qu'aucun des générateurs ne possède une puissance active limite (min. et max.)

Etape 4. Calculer le gradient et le Hessien du Lagrangien.

Etape 5. Résoudre l'équation $[H].\Delta z = \nabla L(z)$.

Etape 6. Mettre à jour la solution $z_{k+1} = z_k - \Delta z$.

Etape 7. Vérifier que $\|\Delta z\| < \varepsilon$. Si elle est affirmée continue, sinon, aller à l'étape 4.

Etape 8. Vérifier que les inégalités modifiées ont été bien ajustées. Si c'est le cas le problème est résolu, sinon, accroître k de 1 et aller vers l'étape 2.

1.5.1.c Les inconvénients de la méthode de Newton

Les inconvénients de la méthode de Newton sont bien connus:

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

Dans la littérature, divers modifications de la méthode Newton ont été faites de manière à améliorer ses aspects défavorables [23].

1.5.2 Méthodes de type quasi-newton:

Les méthodes de type quasi-newton sont alors proposées comme alternatives qui évitent ces défauts en utilisant les informations de la fonction objectif $F(x)$, ces dérivées premières et le vecteur de contrôle x pour faire une approximation à H toujours définie positive en commençant par une matrice initiale H_0 définie positive et on utilise une technique de mise à jour appropriée [2] [22]. Durant le processus itératif, les itérés sont donc générés par la récurrence:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k, \quad (1.46)$$

Où d_k est une direction de descente et le pas $\alpha_k > 0$ est déterminé par une recherche linéaire de manière à satisfaire les deux inégalités suivantes appelées conditions de Wolfe:

$$\begin{aligned} F(x_k + \alpha_k d_k) &\leq F(x_k) + w_1 \alpha_k (\nabla F(x_k), d_k) \\ (\nabla F(x_k + \alpha_k d_k), d_k) &\geq w_2 (\nabla F(x_k), d_k) \end{aligned} \quad (1.47)$$

Où les constantes w_1 et w_2 sont choisies telles que $0 < w_1 < w_2 < 1$

La première inégalité est la condition de décroissance, tandis que le rôle de la deuxième est d'empêcher le pas d'être trop petit.

Dans les méthodes de type quasi-Newton, d_k est de la forme

$$d_k = -M_k^{-1} \nabla F(x_k) \quad (1.48)$$

La matrice M_k n'est pas égale à $\nabla^2 F(x_k)$, mais générée par des formules qui cherchent à ce que M_k soit proche de $\nabla^2 F(x_k)$. On parle de *formules de mise-à-jour*. Celles-ci n'utilisent que les dérivées premières de F .

1.5.2.1 Formule de BFGS

Pour utiliser la formule de mise à jour de la matrice Hessienne proposée par Broyden, Fletcher, Goldfarb, et Shanno (BFGS) dans des articles parus en 1970 [2], il faut que la matrice M_k de l'itération k soit connue, symétrique et définie positive et que $q_k = \nabla F(x_{k+1}) - \nabla F(x_k) \neq 0$.

$$M_{k+1} = M_k + \frac{q_k q_k^T}{q_k^T \Delta x_k} + \frac{M_k^T \Delta x_k^T \Delta x_k M_k}{\Delta x_k^T M_k \Delta x_k} \quad (1.49)$$

$$\Delta x_k = x_{k+1} - x_k$$

1.5.2.2 Algorithme OPF-BFGS

En utilisant les équations citées antérieurement, la procédure du calcul est comme suit:

Etape 1. Choix d'un vecteur initial admissible x et d'une matrice M_1 définie positive (on peut choisir la matrice unitaire); Initialisation: $k=1$.

Etape 2. Calcul de la direction de descente: $d_k = -M_k^{-1} \nabla F(x_k)$.

Etape 3. Recherche linéaire de Wolfe: trouver un pas tel que l'on ait l'équation (1.47) (w_1 et w_2 sont deux constantes vérifiant: $0 < w_1 < 0.5$ et $w_1 < w_2 < 1$)

Etape 4. $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$

Etape 5. Vérifier la convergence (toutes les contraintes sont satisfaites et de petits gradients sont formés). Si c'est le cas le problème est résolu, sinon accroître k et aller vers l'étape 2.

1.5.3 Résumé sur la formulation de l'OPF

En résumé, le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance en tenant compte de toutes les contraintes d'égalités et d'inégalités déjà exposées peut être écrit comme suit [2]:

$$\min .F(x) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2)$$

selon

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

$$h_j(x) \leq 0 \Rightarrow \begin{cases} P_{Gi} - P_{Gi \max} \leq 0 \\ P_{Gi \min} - P_{Gi} \leq 0 \\ Q_{Gi} - Q_{Gi \max} \leq 0 \\ Q_{Gi \min} - Q_{Gi} \leq 0 \\ V_i - V_{i \max} \leq 0 \\ V_{i \min} - V_i \leq 0 \\ |S_{ij}|^2 - |S_{ij \max}|^2 \leq 0 \\ t_{ij} - t_{ij \max} \leq 0 \\ t_{ij \min} - t_{ij} \leq 0 \\ \alpha_{ij} - \alpha_{ij \max} \leq 0 \\ \alpha_{ij \min} - \alpha_{ij} \leq 0 \end{cases} \quad (1.50)$$

La fonction objectif augmenté du problème de l'OPF est donnée par:

$$\begin{aligned} L = & \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2) + \sum \lambda_{pi} \Delta P_i + \sum \lambda_{qi} \Delta Q_i + \\ & + \overline{\mu}_{pi} (P_{Gi} - P_{Gi \max}) + \underline{\mu}_{pi} (P_{Gi \min} - P_{Gi}) + \mu_{Sij} (|S_{ij}|^2 - |S_{ij \max}|^2) + \\ & + \overline{\mu}_{tij} (t_{ij} - t_{ij \max}) + \underline{\mu}_{tij} (t_{ij \min} - t_{ij}) + \overline{\mu}_{aij} (\alpha_{ij} - \alpha_{ij \max}) + \underline{\mu}_{aij} (\alpha_{ij \min} - \alpha_{ij}) + \\ & + \overline{\mu}_{Vi} (V_i - V_{i \max}) + \underline{\mu}_{Vi} (V_{i \min} - V_i) + \end{aligned} \quad (1.51)$$

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

1.5.4 Application de la méthode Quasi-Newton (BFGS) sur le réseau IEEE 30-bus

La méthode Quasi-Newton, en utilisant la formule de *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* (BFGS) et itérer avec la méthode de l'écoulement de puissance de *Newton-Raphson* est appliquée sur le réseau test IEEE 30-bus cette fois-ci, en introduisant les limites de transite de puissances dans toutes les lignes. Pour voir l'effet de la limitation de puissance transite dans les lignes, on limite les lignes 1, 2 et 5 selon trois cas montrés dans le tableau 1.3.

Tableau 1.3 Limites max.des puissances transmises dans les lignes 1, 2 et 5 selon les trois cas

N° de ligne	Bus départ	Bus arrivé	Cas 1 Sij max (MVA)	Cas 2 Sij max (MVA)	Cas 3 Sij max (MVA)
1	1	2	130	80	80
2	1	3	130	80	40
5	2	5	130	80	40

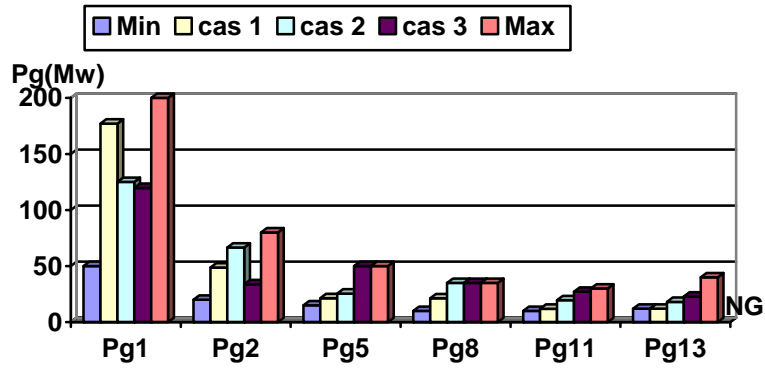


Figure 1.5 Puissances actives générées optimales par QN-OPF pour les trois cas.

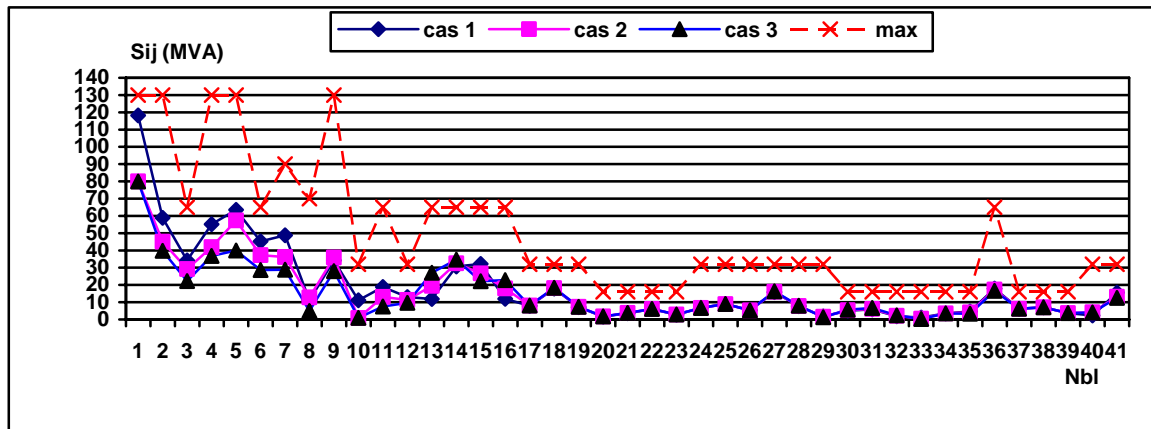


Figure 1.6 Puissances transmises dans les lignes pour les trois cas par QN-OPF

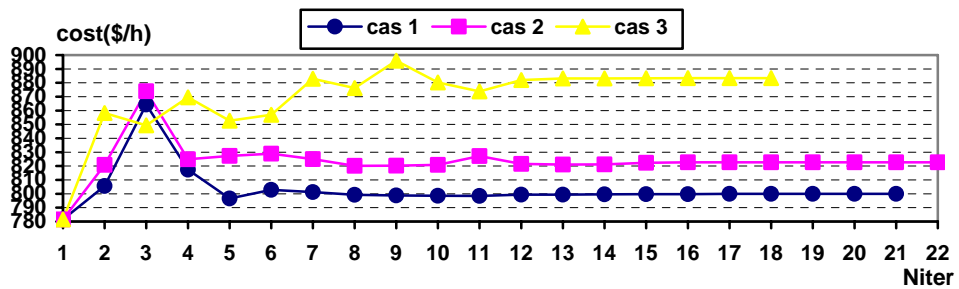


Figure 1.7 Convergence OPF par la méthode de Quasi Newton pour les trois cas

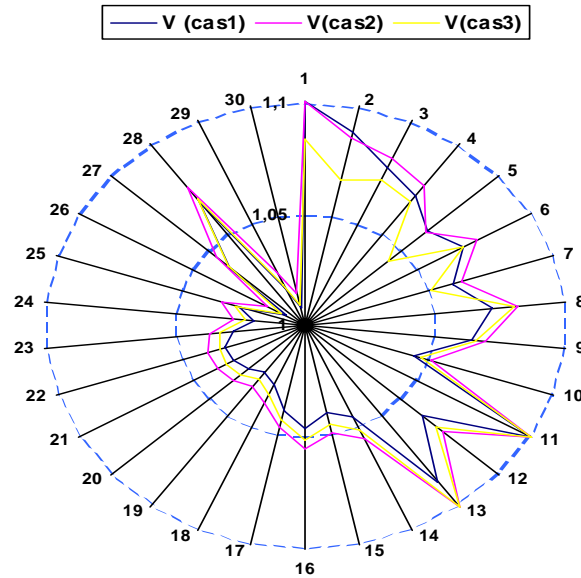


Figure 1.8 Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence de la méthode de QN-OPF pour les trois cas

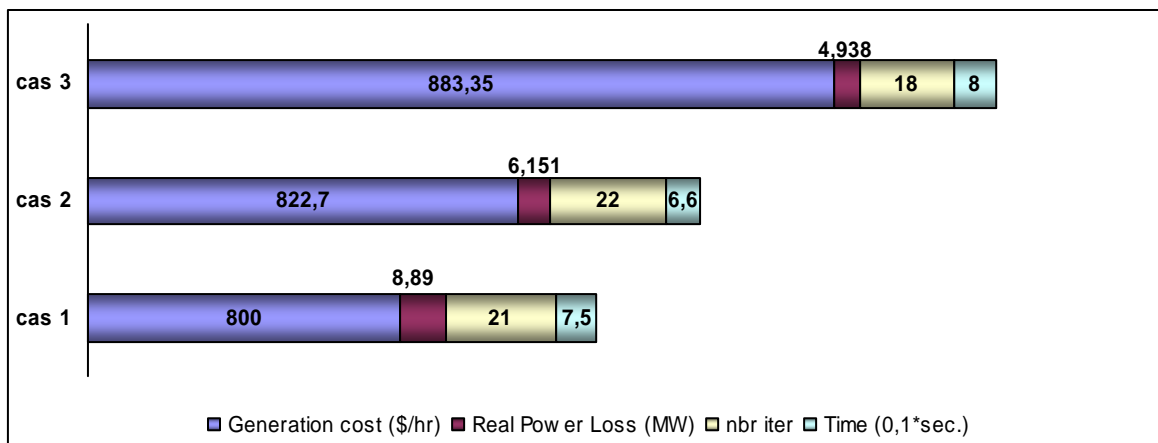


Figure 1.9 Comparaison des différents résultats QN-OPF de point de vue coût, pertes et temps de convergence pour les trois cas

Les résultats obtenus après optimisation par QN incluant le coût généré, le temps de convergence et les pertes de puissances sont exposé dans la figure 1.9. On remarque que pour le premier cas, le coût de production trouvé par QN-OPF qui est égal 800 \$/h est nettement inférieur par rapport à l'écoulement de puissance (901.91\$/h). Les puissances actives optimales sont dans leurs gammes permises et sont loin des limites min et max. (figure 1.5). Mais avec la limitation des transit de puissance dans les lignes 1, 2 et 5 pour les cas 2 et 3, les puissances générées des générateurs 5 et 8 prendront leurs valeurs max. puisque les puissances générées par les générateurs 1 et 2 sont limitées par le transit admissible sur les lignes 1 et 2 (figure 1.5 et figure 1.6). Ce qui influe directement sur le coût de production qui augmente considérablement mais

reste toujours inférieur à la valeur donnée par l'écoulement de puissance. On remarque que la méthode QN-OPF converge rapidement dans les trois cas de limitations de points de vue nombre d'itération (figure 1.7) et de point de temps de convergence (figure 1.9). Tous les niveaux de tensions sont dans leurs fourchettes admissibles pour les trois cas (figure 1.8).

1.6. OPF par la méthode de programmation linéaire (LP)

1.6.1 Fonction objectif

La courbe de coût typique des unités thermiques est non linéaire et elle est exprimée par une courbe quadratique, donnée par l'équation (1.1). On peut représenter cette courbe non linéaire par une série de m segments de droites (Fig 1.10) [5] [24]

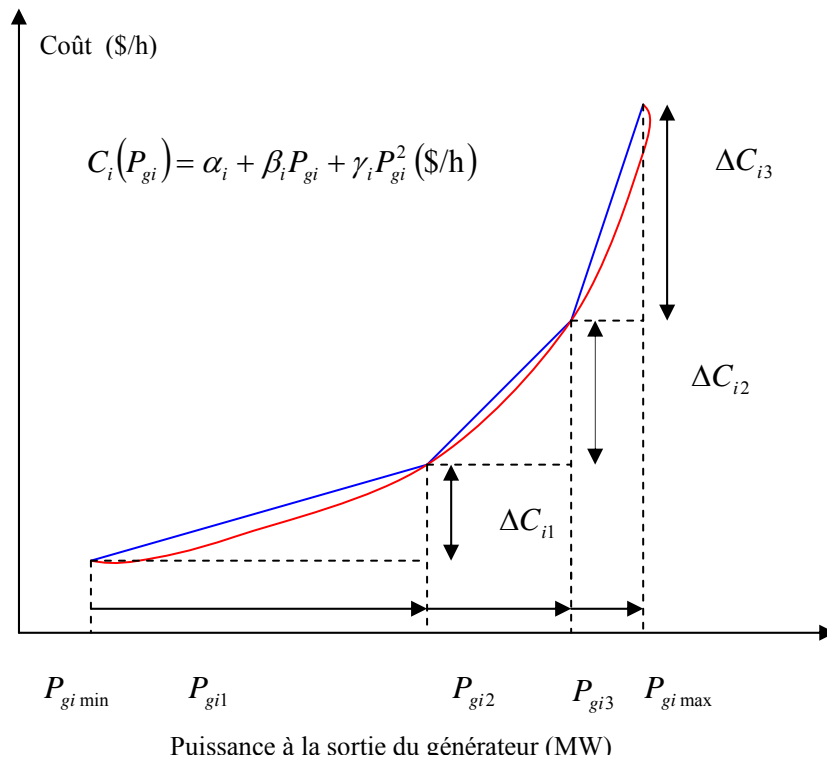


Figure 1.10 Approximation linéaire de la courbe du coût par 3 segments de droites

Les variables P_{gi1} , P_{gi2} , ..., et P_{gim} , représentent les incréments de puissance active générée, qui varient entre 0 et des valeurs maximales $P_{gi1\ max}$, $P_{gi2\ max}$, ..., et $P_{gim\ max}$

$$0 \leq P_{gik} \leq P_{gik\ max} \tag{1.52}$$

La puissance active totale générée, peut alors être exprimée en fonction des incréments de puissance

$$P_{gi} = P_{gi \min} + \sum_{k=1}^m P_{gik} \quad (1.53)$$

Notons par W_{ik} la pente du segment de droite k. L'incrément de coût qui correspond à ce segment de droite est donné par

$$\Delta C_{ik} = W_{ik} P_{gik} \quad (1.54)$$

Donc, la courbe de coût C_i peut être approximée en utilisant les segments de droite, comme suit:

$$\bar{C}_i(P_{gi}) = C_i(P_{gi \min}) + \sum_{k=1}^m \Delta C_{ik} \quad (1.55)$$

Où

$$\bar{C}_i(P_{gi}) = C_i(P_{gi \min}) + \sum_{k=1}^m W_{ik} P_{gik} \quad (1.56)$$

On voit clairement que l'équation (1.56) est parfaitement linéaire, en fonction des nouvelles variables $P_{gi1}, P_{gi2}, \dots, P_{gim}$, (Incréments de puissances actives générées).

On peut améliorer cette approximation, en augmentant le nombre de segments de droites. En résumé, le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance linéarisé, peut être écrit sous la forme suivante: [5]

$$\begin{aligned} \min f(x) &= \sum_{i=1}^{ng} \sum_{k=1}^m W_{ik} \cdot P_{gik} \\ \text{selon} \\ g(x) = 0 &\Rightarrow \begin{cases} P + B \cdot \theta = 0 \\ P_B - D \cdot \theta = 0 \end{cases} \\ \text{et} \\ h(x) \leq 0 &\Rightarrow \begin{cases} P_{gik} - P_{gik \max} \leq 0 \\ -P_{gik} \leq 0 & i = 1, \dots, ng \\ P_{Bj} - P_{Bj \max} \leq 0 \\ -P_{Bj} - P_{Bj \max} \leq 0 & j = 1, \dots, nbr \end{cases} \end{aligned} \quad (1.57)$$

Où : ng est le nombre total des générateurs

nbr: est le nombre total des lignes de transport.

Le problème formulé par les équations (1.57) est un problème de programmation linéaire, pouvant être résolu par la méthode de simplex ou ses dérivées.

1.6.2 Méthode de programmation linéaire successive (SLP)

Le modèle standard du problème de l'OPF est formulé comme suit [5] [25]:

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & f(x, u) && \text{(fonction objectif)} \\
 \text{sujet} \quad & g_i(x, u) = 0 && i = 1, \dots, n \text{ (contraintes d'égalité)} \\
 & h_i(x, u) \leq 0 && i = 1, \dots, m \text{ (cotraintes d'inégalités)} \\
 & x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \\
 & u_{\min} \leq u \leq u_{\max} && \text{(limites min et max)}
 \end{aligned} \tag{1.58}$$

x : Vecteur des variables d'état

u : Vecteur des variables de contrôle.

Le problème d'optimisation donné par les équations (1.58) est linéarisé autour d'un point initial qui est la solution initiale de l'écoulement de puissance (x_0, u_0) comme suit [26]

$$\begin{aligned}
 \text{Minimiser} \quad & \Delta f(x, u) = \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^t \Delta x + \left[\frac{\partial f}{\partial u} \right]^t \Delta u \\
 \text{sujet à} \quad & \left[\frac{\partial g_i}{\partial x} \right]^t \Delta x + \left[\frac{\partial g_i}{\partial u} \right]^t \Delta u + g_i(x_0, u_0) = 0 \quad i = 1, \dots, n \\
 & \left[\frac{\partial h_j}{\partial x} \right]^t \Delta x + \left[\frac{\partial h_j}{\partial u} \right]^t \Delta u + h_j(x_0, u_0) \leq 0 \quad j = 1, \dots, m
 \end{aligned} \tag{1.59}$$

$\left[\frac{\partial}{\partial x} \right]$ et $\left[\frac{\partial}{\partial u} \right]$ Représentent les sous matrices jacobéennes par rapport aux variables x et u . Δx

et Δu désignent respectivement les accroissement de x et de u .

Pour que la linéarisation soit exacte, les accroissements Δx et Δu doivent varier dans un intervalle petit

$$\begin{aligned}
 -\sigma & \leq \Delta x \leq \sigma \\
 -\sigma & \leq \Delta u \leq \sigma
 \end{aligned} \tag{1.60}$$

σ est le vecteur de bornes de l'intervalle linéarisation contenant des nombres petits. D'autre part, le nouveau point de fonctionnement (x, u) doit rester entre sa limite min. (x_{\min}, u_{\min}) et sa limite max. (x_{\max}, u_{\max}) . Les nouveaux intervalles de linéarisation deviennent comme suit [26].

$$\begin{aligned}
 \max(x_{\min} - x_0, -\sigma) & \leq \Delta x \leq \min(x_{\max} - x_0, \sigma) \\
 \max(u_{\max} - u_0, -\sigma) & \leq \Delta u \leq \min(u_{\max} - u_0, \sigma)
 \end{aligned} \tag{1.61}$$

Le sous problème linéarisé d'OPF, donné par la formulation (1.59) et (1.61) est un problème de programmation linéaire classique.

Afin de réduire la taille du sous problème de programmation linéaire, on peut faire une transformation pour l'exprimer en fonction de l'accroissement des variables de contrôle Δu . Pour

cela et à partir des contraintes d'égalité qui ne sont que les équations linéarisées de l'écoulement de puissance découplé, on tire la relation donnant Δx en fonction de Δu et qui sera ensuite remplacée dans les contraintes d'inégalités. Ainsi le problème sera exprimé en fonction de la variable de contrôle Δu . La résolution du sous problème de programmation linéaire, nous donne le vecteur Δu , qui sera ajouté au vecteur initial u_0 pour avoir un nouveau vecteur mis à jour u donné par:

$$u = u_0 + \Delta u \quad (1.62)$$

Un nouveau point de fonctionnement (x, u) est calculé en utilisant l'écoulement de puissance en fonction de nouveau vecteur de contrôle u . Le processus de la programmation linéaire successive (SLP) répété, jusqu'à ce que les accroissements Δx et Δu , soient inférieures à une certaine tolérance ε .

L'algorithme simplifié de la programmation linéaire successive est comme suit:

- 1- Calcul de l'écoulement de puissance
- 2- Iteration $k=1$, détermination de $(x^{(k)}, u^{(k)})$ de l'itération k
- 3- Faire le modèle SLP
- 4- Calculer $\Delta u^{(k)}$
- 5- Calcul de $u^{(k+1)} = u^{(k)} + \Delta u^{(k)}$
- 6- Calcul de l'écoulement de puissance
- 7- $x^{(k+1)}$
- 8- Si $\Delta x \leq \varepsilon$ et $\Delta u \leq \varepsilon$ fin
- 9- Sinon $x^{(k+1)} = x^{(k)}$ et $u^{(k+1)} = u^{(k)}$ et retourner vers l'étape 3

• **Remarque**

Il faut noter que si l'intervalle de linéarisation $[-\sigma, \sigma]$ est réduit, le processus d'optimisation par l'algorithme SLP peut demander beaucoup d'itérations pour converger. Par contre, si l'intervalle est large, le processus peut diverger ou peut donner des résultats inacceptables (oscillations autour de l'optimum).

Pour remédier à ce problème, on adopte souvent une stratégie pratique: choisir des intervalles larges pour les deux ou trois premières itérations, puis réduire les intervalles pour le reste des itérations [26].

1.6.3 Modèle de l'OPF par la programmation linéaire successive (SLP)

1.6.3.1 Fonction objectif

La fonction objectif est représentée par la fonction de coût linéarisée autour d'un point de fonctionnement $(P_g^{(k)}, V^k, \delta^k)$, donnée par [5]:

$$\Delta f(x, u) = [J_f^{(k)}] [\Delta P_g] \quad (1.63)$$

$[J_f^{(k)}]$: est le vecteur ligne du jacobéen de la fonction $f(x)$.

$[\Delta P_g]$: est le vecteur colonne de l'accroissement des puissances actives générées.

Les éléments du jacobéen $[J_f^{(k)}]$, sont donnés par:

$$J_{fi}^{(k)} = \frac{\partial f}{\partial P_{gi}} = \beta_i + 2 \cdot \gamma_i \cdot P_{gi}^{(k)} \quad i = 1, \dots, ng \quad (1.64)$$

1.6.3.2 Contraintes d'égalités

Les contraintes d'égalité sont représentées par les équations de l'écoulement de puissance découplées données par (1.57). La linéarisation par rapport au vecteur de contrôle $[P_g^k]$ donne:

$$[\Delta P_g] + [P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}] = [B'] [\Delta \sigma] \quad (1.65)$$

avec

$[P_d]$: est le vecteur des puissances actives demandées de dimension n .

$[P^{(k)}]$: est le vecteur des puissances nettes injectées aux jeux de barres de dimension n .

$[\Delta \sigma]$: est le vecteur accroissement des phases de tensions des jeux de barres de dimension n .

$[B']$: est la matrice susceptance nodale de dimension $(n \times n)$.

On tire alors l'accroissement des phases de tensions comme suit:

$$[\Delta \sigma] = [B']^{-1} \cdot [\Delta P_g] + [B']^{-1} \cdot ([P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}]) \quad (1.66)$$

1.6.3.3 Contraintes d'inégalités

Les contraintes d'inégalité sont représentées par les limites admissibles des éléments physiques du système électrique.

- Les limites des puissances actives et des modules de tensions

$$\begin{aligned} \max(P_{gi \min} - P_{gi}^{(k)}, -\sigma_i) \leq \Delta P_{gi} \leq \min(P_{gi \max} - P_{gi}^{(k)}, \sigma_i), \quad i = 1, \dots, ng \\ \max(V_{j \min} - V_j^{(k)}, -\sigma_j) \leq \Delta V_j \leq \min(V_{j \max} - V_j^{(k)}, \sigma_j), \quad j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (1.67)$$

Il faut noter qu'ici, les limites des puissances réactives ne sont pas incluses, puisqu'elles sont contrôlées au niveau de l'algorithme de l'écoulement de puissance.

- Limites des puissances actives transmises par les lignes de transport.

La linéarisation de l'équation de la puissance active transmise à travers une ligne (i, j) au voisinage du point de fonctionnement (V^k, θ^k) est donnée par l'équation (1.68):

$$[P_B] = [P_B^{(k)}] + [J_{h\theta}] [\Delta\theta] + [J_{hv}] [\Delta V] \quad (1.68)$$

Dans la pratique, les puissances actives sont liées fortement aux phases des tensions et non aux modules. On peut alors écrire:

$$[P_B] = [P_B^{(k)}] + [J_{h\theta}] [\Delta\theta] \quad (1.69)$$

avec $[P_B]$: vecteur des puissances actives transmises par les lignes de transport.

$[P_B^{(k)}]$: Vecteur des puissances actives de transit au point de fonctionnement k .

$[J_{n\theta}]$, $[J_{hv}]$: Sous matrices jacobéennes, dont les éléments sont donnés par:

$$\begin{aligned} J_{hv.mi} &= \frac{\partial P_{Bm}}{\partial \theta_i} = \frac{\partial P_{ij}}{\partial V_i} = -2.G_{ij}V_i + G_{ij}V_j \cos(\theta_i - \theta_j) + B_{ij}V_j \sin(\theta_i - \theta_j) \\ J_{hv.mj} &= \frac{\partial P_{Bm}}{\partial V_j} = \frac{\partial P_{ij}}{\partial V_j} = G_{ij}V_i \cos(\theta_i - \theta_j) + B_{ij}V_i \sin(\theta_i - \theta_j) \\ J_{h\theta.mi} &= \frac{\partial P_{Bm}}{\partial \theta_i} = \frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_i} = -G_{ij}V_iV_j \sin(\theta_i - \theta_j) + B_{ij}V_iV_j \cos(\theta_i - \theta_j) \\ J_{h\theta.mj} &= \frac{\partial P_{Bm}}{\partial \theta_j} = \frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_j} = G_{ij}V_iV_j \sin(\theta_i - \theta_j) - B_{ij}V_iV_j \cos(\theta_i - \theta_j) \end{aligned} \quad (1.70)$$

On peut éliminer les contraintes d'égalités en remplaçant l'équation (1.66) dans l'équation (1.68)

$$[P_B] = [P_B^{(k)}] + [J_{h\theta}] [B']^{-1} [\Delta P_g] + [J_{h\theta}] \left([B']^{-1} \cdot ([P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}]) \right) \quad (1.71)$$

On voit que cette dernière équation est en fonction des accroissements $[\Delta P_g]$. Les contraintes d'inégalité des puissances actives de transits peuvent alors être écrites comme suit:

$$[J_{h\theta}] [B']^{-1} [\Delta P_g] + [J_{h\theta}] \left([B']^{-1} \cdot ([P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}]) \right) + [P_B^{(k)}] - [P_{B\max}] \leq 0 \quad (1.72)$$

$$- [J_{h\theta}] [B']^{-1} [\Delta P_g] - [J_{h\theta}] \left([B']^{-1} \cdot ([P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}]) \right) - [P_B^{(k)}] - [P_{B\max}] \leq 0 \quad (1.73)$$

1.6.4 Résumé de la formulation du problème de l'OPF par le modèle SLP

Le modèle de l'OPF par la méthode de programmation linéaire successive est résumé [5] [26]:

$$\begin{aligned} \min \Delta f(x, u) &= [J_f^{(k)}] [\Delta P_g] \\ \text{selon } [J_{h\theta}] [B']^{-1} [\Delta P_g] &+ [J_{h\theta}] \left([B']^{-1} \cdot ([P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}]) \right) + [P_B^{(k)}] - [P_{B\max}] \leq 0 \\ &- [J_{h\theta}] [B']^{-1} [\Delta P_g] - [J_{h\theta}] \left([B']^{-1} \cdot ([P_g^{(k)}] - [P_d] - [P^{(k)}]) \right) - [P_B^{(k)}] - [P_{B\max}] \leq 0 \\ \text{et } \max (P_{gi\min} - P_{gi}^{(k)}, -\sigma_i) &\leq \Delta P_{gi} \leq \min (P_{gi\max} - P_{gi}^{(k)}, \sigma_i), \quad i = 1, \dots, n_g \end{aligned} \quad (1.74)$$

Dans cette formulation, les variables sont les éléments du vecteur de contrôle ΔP_g

1.6.5 Algorithme de l'OPF par la programmation linéaire successive (SLP)

Les étapes de base de l'algorithme utilisé se résument par:

Etape 1: Résoudre le problème de l'écoulement de puissance, pour obtenir une solution acceptable qui satisfait les contraintes d'égalité.

Etape 2: Linéariser la fonction objectif et les contraintes d'inégalités, autour de la solution de l'écoulement de puissance, et formuler le sous problème donné par les équations (1.74).

Etape 3: Résoudre le sous problème de programmation linéaire (1.74) et obtenir les accroissements optimaux aux variables de contrôle ΔP_g .

Etape 4: Mettre à jour les variables $P_g^{(k+1)} = P_g^{(k)} + \Delta P_g$

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

Etape 6: Si les éléments de ΔP_g de l'étape (3), sont inférieures à une certaine tolérance, le processus converge, sinon, aller à l'étape (2).

1.7. Application de SLP sur le réseau IEEE 30-bus

Les contraintes de sécurité considérées sont les limites des modules et phases des tensions ainsi que les puissances actives et réactives des générateurs. Le coût total de production et les pertes de puissance trouvés par la méthode SLP-OPF qui vaut à (800.00\$/h et 8.8902MW) sont plus faibles par rapport à ceux trouvés par les méthodes de Lambda (801.34\$/h, 9.6615MW) (figure 1.12). Les puissances générées par les différentes centrales sont tous dans leurs limites admissibles (figure 1.11). Aucun dépassement dans les tensions (module min $V = 1.0078$ p.u. et angle min $\theta = -13.5592^\circ$) n'a été détecté avec cette méthode (figure 1.13).

Le processus d'optimisation a convergé à la 24 itérations. La figure 1.14 montre l'évolution de la fonction coût durant le processus d'optimisation. On distingue d'après cette figure que le coût de production commence à partir de la valeur initiale 900.961 \$/h, et le passage d'un point de fonctionnement à un autre, est réalisé à partir d'un pas optimal, ajusté successivement par la technique de programmation linéaire, jusqu'à l'atteinte du point de fonctionnement optimal qui correspond au coût de production 800.00 \$/h.

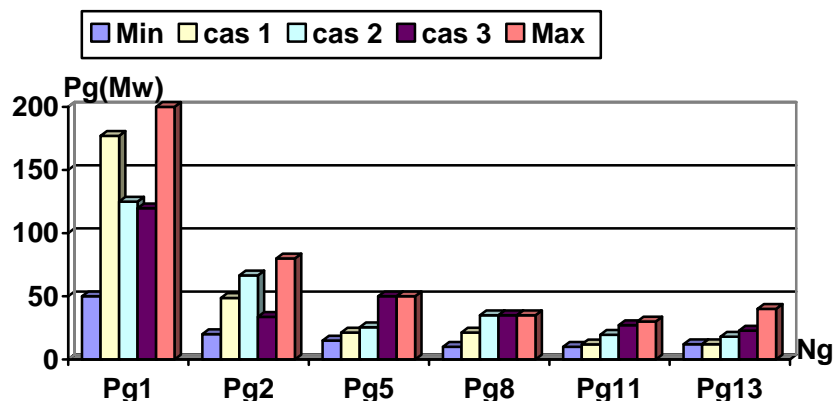


Figure 1.11 Puissances actives pour les trois cas du réseau IEEE 30-bus par SLP-OPF

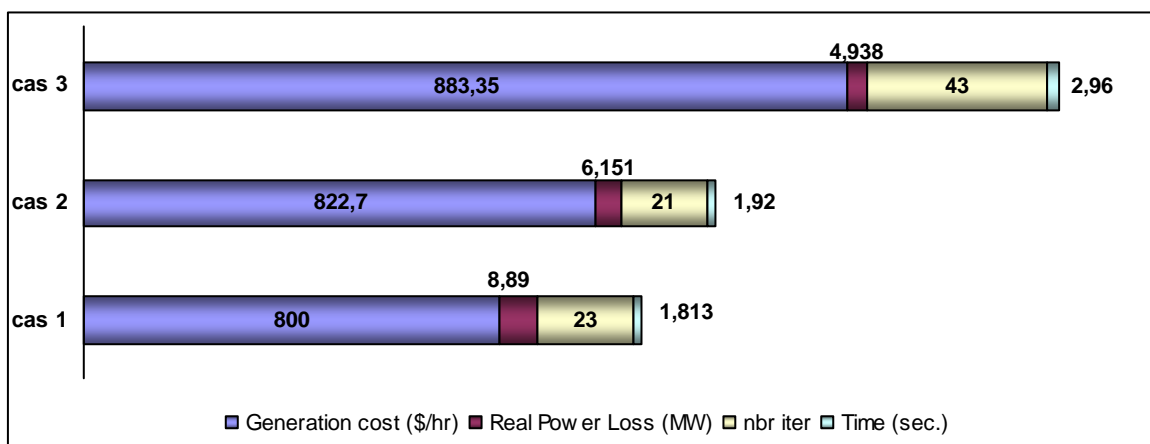


Figure 1.12 Comparaison des différents résultats SLP-OPF de point de vue coût, pertes et temps de convergence pour les trois cas

Maintenant, on va traiter le deuxième cas de limitation des transites de puissance. On remarque que la ligne n° 1 va dépasser la limite max et pour éliminer ce dépassement la méthode essaye de répartir et redistribuer la puissance demandée sur les générateurs de telle sorte qu'elle respecte la valeur max de cette ligne (figure 1.15). La fonction de coût converge après le processus d'optimisation vers une valeur importante (822.6981\$/h). On remarque que le premier générateur a diminué de plus 29%. Aucun dépassement dans les tensions (module : min $V_m = 1.0152$ p.u. et angle : min $\theta = -11.4860^\circ$) n'a été détecté avec cette méthode (figure 1.13).

Dans le troisième cas, la méthode essaye de répartir et redistribuer la puissance demandée sur les générateurs de telle sorte qu'elle respecte la valeur max des lignes 1, 2 et 5 (figure 1.15). La fonction de coût converge après le processus d'optimisation vers une valeur importante (883.35 \$/h) (figure 1.12). On remarque aussi qu'aucun dépassement dans les tensions (modules et

angles) n'a été détecté avec cette méthode (figure 1.13). Donc On a une totale satisfaction de toutes les contraintes de sécurité, y compris les puissances actives et réactives des générateurs dans les trois cas.

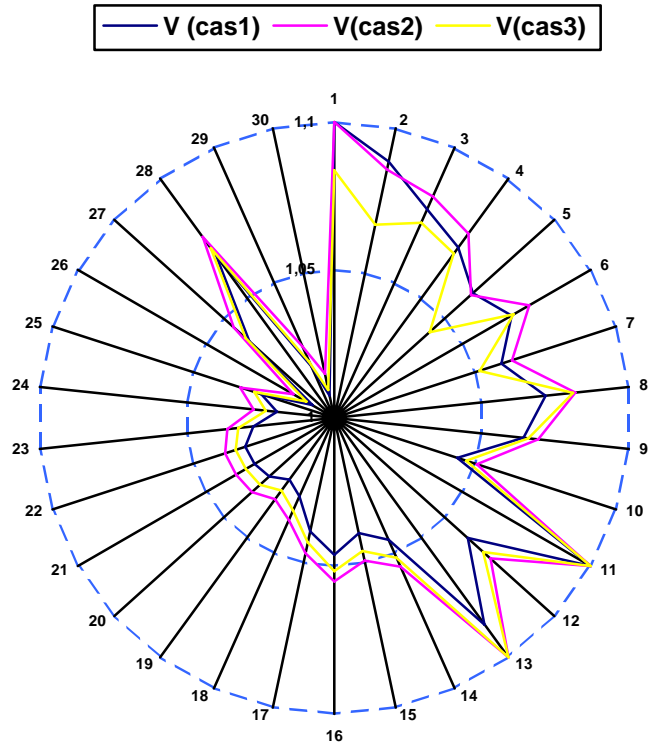


Figure 1.13 Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence pour les trois cas par la méthode SLP-OPF

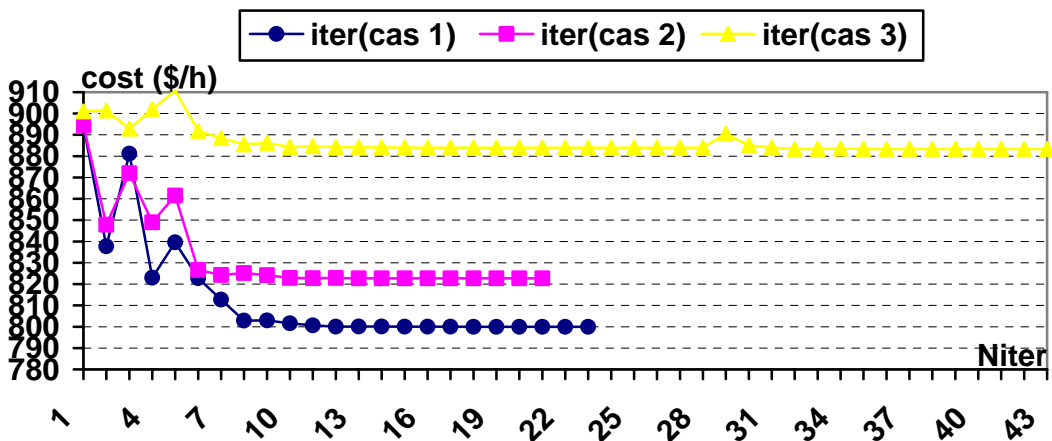


Figure 1.14 Variation de la fonction coût par SLP OPF pour les trois cas sur IEEE 30-bus

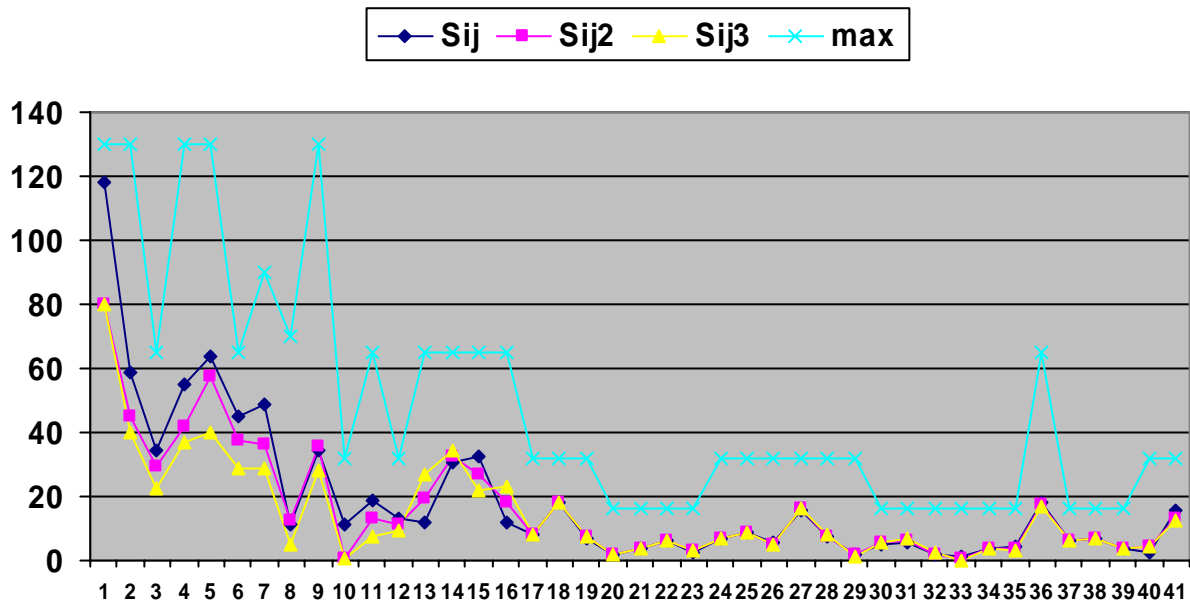


Figure 1.15 Puissances transmises dans les lignes pour les trois cas par SLP-OPF

1.8. Méthode quadratique séquentielle

1.8.1 Méthode de type Point Intérieur: algorithme primal-dual (IP).

A l'origine, les méthodes de type « Point Intérieur » ont été conçues pour résoudre les problèmes de programmation non linéaire. Des recherches plus approfondies sur ces méthodes ont montré qu'elles donnaient de très bonnes performances en termes de vitesse de convergence pour les problèmes de grande échelle. L'algorithme présenté dans cette section, connu sous le nom d' « algorithme primal-dual » est l'un des plus utilisés. Le principe de cette méthode est de rajouter à la fonction objectif une fonction logarithmique « barrière » incluant des contraintes et qui décroît progressivement au fil de l'optimisation pour tendre vers 0. Typiquement, considérons un problème de la forme [27], [28]:

$$\min_{x \in U^{ad}} f(x) \quad \text{avec } h(x) \geq 0 \tag{1.75}$$

On peut théoriquement transformer ce problème contraint, en incorporant les contraintes inégalités dans la fonction objectif, en un problème non contraint:

$$\min_{x \in U^{ad}} f_{\mu}(x, \mu^k) \quad \text{avec } f_{\mu}(x, \mu^k) = f(x) - \mu^k \sum_i \ln h_i(x) \tag{1.76}$$

où $\mu^k > 0$ est un paramètre de pénalisation qui tend vers 0 au fil des itérations par remise à jour appropriée. Le choix de la valeur initiale de μ^0 ainsi que sa procédure de remise à jour doivent être choisies de manière judicieuse pour éviter les problèmes de divergence.

1.8.2 Formulation du problème et conditions d'optimalité

La méthode de Point Intérieur décrite ici transforme d'abord les contraintes d'inégalité $\underline{h} \geq h(x) \geq \bar{h}$ en contraintes d'égalité en rajoutant des vecteurs tampons, comme suit:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in U^{ad}} f(x) \\ & \text{avec} \\ & -s - z - \underline{h} + \bar{h} = 0 \\ & -z - h(x) + \bar{h} = 0, \quad s \geq 0 \text{ et } z \geq 0 \\ & g(x) = 0 \end{aligned} \tag{1.77}$$

Ensuite, les conditions de non-négativité ($s \geq 0$ et $z \geq 0$) sont incorporées dans une fonction logarithmiques de cette façon:

$$\begin{aligned} & \min_{x \in U^{ad}} f(x) - \mu^k \sum_i \ln s_i + \ln z_i \\ & \text{avec} \\ & -s - z - \underline{h} + \bar{h} = 0 \\ & -z - h(x) + \bar{h} = 0, \quad s \geq 0 \text{ et } z \geq 0 \\ & g(x) = 0 \end{aligned} \tag{1.78}$$

Les termes logarithmiques imposent une condition de stricte positivité du vecteur s et z .

Pour résoudre le problème décrit par la relation (1.78), on peut utiliser la méthode de Newton.

On associe donc au problème formulé un Lagrangien qui est donné par:

$$\begin{aligned} L(y) &= f(x) - \mu_k \sum_i (\ln(s_i) + \ln(z_i)) - \lambda^T g(x) - \pi^T (-s - z - \underline{h} + \bar{h}) - \nu^T (-z - h(x) + \bar{h}), \\ y &= [s, z, \pi, \nu, x, \lambda] \end{aligned} \tag{1.79}$$

où λ , π et ν sont les vecteurs des multiplicateurs de Lagrange (aussi appelés variables duales) et y le vecteur définissant l'état du point courant ainsi que des différentes variables ou multiplicateurs.

Ce Lagrangien doit bien sûr satisfaire les conditions de KKT qui s'écrivent:

$$\nabla L(y) = \begin{bmatrix} \pi - \mu^k S^{-1} e \\ \hat{\nu} - \mu^k Z^{-1} e \\ -s - z - \underline{h} + \bar{h} \\ -h(x) - z + \bar{h} \\ \nabla f(x) - J_g(x)^T \lambda + J_h(x)^T \nu \\ -g(x) \end{bmatrix} = 0 \tag{1.80}$$

où $S = \text{diag}(s_1, \dots, s_m)$, $Z = \text{diag}(z_1, \dots, z_m)$, $e = (1, \dots, 1)^T$ et $\hat{\nu} = \nu + \pi$

Les conditions de KKT exprimées en (1.80) peuvent être interprétées comme suit: le troisième, quatrième et sixième terme de (1.80) avec la condition ($s \geq 0$ et $z \geq 0$) assure la faisabilité dite « primale ». Le cinquième terme avec la condition ($\hat{v} \geq 0$ et $\pi \geq 0$) assure la faisabilité dite « duale »; enfin, le premier et le second terme représentent les conditions complémentaires avec $\mu^k \neq 0$.

L'algorithme primal-dual IP ne sollicite pas nécessairement un point initial strictement faisable, mais des conditions de stricte positivité pour les vecteurs s, z, π et \hat{v} doivent être respectées pour tous les points. Pour préserver cette condition les itérations successives de l'algorithme suivent une trajectoire placée dans l'aire positive de l'espace défini par le produit $z_i s_i$.

Les méthodes de Point Intérieur primales-duales appliquent la méthode de Newton pour calculer le point suivant au cours de l'optimisation et résoudre le système de KKT exprimé en (1.80), remettent à jour les variables et réduisent μ^k . [27]

1.8.3 Résolution suivant les directions de Newton

Bien que le système de KKT exprimé en (1.80) soit non linéaire, on calcule en général une valeur approchée de sa solution en effectuant une itération de la méthode de Newton. On obtient alors le système suivant:

$$\begin{bmatrix} \pi & 0 & S & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \hat{Y} & Z & Z & 0 & 0 \\ I & I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 & J_h & 0 \\ 0 & 0 & 0 & J_h^T & \nabla_x^2 L_\mu & J_g^T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & J_g & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta s \\ \Delta z \\ \Delta \pi \\ \Delta v \\ \Delta x \\ \Delta \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi_s \\ \xi_z \\ \xi_\pi \\ \xi_v \\ \xi_x \\ \xi_\lambda \end{bmatrix} \quad (1.81)$$

où $\dots \Pi = \text{diag}(\pi_1, \dots, \pi_m)$, $\hat{Y} = \text{diag}(\hat{v}_1, \dots, \hat{v}_p)$ et :

$$\begin{aligned} \xi_s &= S\pi + \mu^k e \\ \xi_z &= Z\pi + \mu^k e \\ \xi_\pi &= -s - z - \underline{h} + \bar{h} \\ \xi_v &= -h(x) - z + \bar{h} \\ \xi_x &= -\nabla_x f(x) + J_g(x)^T \lambda - J_h(x)^T v \\ \xi_\lambda &= -g(x) \end{aligned} \quad (1.82)$$

Le calcul de $\nabla_x^2 L_\mu$ implique de connaître le Hessien de la fonction objectif f , ainsi que celui des contraintes d'égalité et d'inégalité:

$$\nabla_x^2 L_\mu(y) = \nabla_x^2 f(x) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \nabla_x^2 g_i(x) + \sum_{j=1}^m \nu_j \nabla_x^2 h_j(x) \quad (1.83)$$

1.8.4 Remise à jour des variables

Les nouvelles variables sont calculées comme suit:

$$\begin{aligned} X^{k+1} &= X^k + \alpha_p^k \Delta x & \lambda^{k+1} &= \lambda^k + \alpha_D^k \Delta \lambda \\ S^{k+1} &= S^k + \alpha_p^k \Delta s & \pi^{k+1} &= \pi^k + \alpha_D^k \Delta \pi \\ Z^{k+1} &= Z^k + \alpha_p^k \Delta z & \nu^{k+1} &= \nu^k + \alpha_D^k \Delta \nu \end{aligned} \quad (1.84)$$

Où les scalaires $\alpha_p^k \in [0,1]$ et $\alpha_D^k \in [0,1]$ sont déterminés par ces relations:

$$\begin{aligned} \alpha_p^k &= \min \left\{ 1, \gamma^* \min_i \left\{ \frac{-s_i^k}{\Delta s_i}, \Delta s_i < 0, \frac{-z_i^k}{\Delta z_i}, \Delta z_i < 0 \right\} \right\} \\ \alpha_D^k &= \min \left\{ 1, \gamma^* \min_i \left\{ \frac{-\pi_i^k}{\Delta \pi_i}, \Delta \pi_i < 0, \frac{-\hat{\nu}_i^k}{\Delta \hat{\nu}_i}, \Delta \hat{\nu}_i < 0 \right\} \right\} \end{aligned} \quad (1.85)$$

Le scalaire $\gamma \in (0,1)$ est le facteur de « sûreté » destiné à assurer que le point suivant respecte les conditions de stricte positivité; une valeur typique est $\gamma = 0.99995$.

Pour la remise à jour de μ^k , on peut utiliser une procédure qui a prouvé son efficacité pour les problèmes de programmation non linéaire en général. Tout d'abord, on calcule un « écart complémentaire » ρ qui s'exprime ainsi:

$$\rho^k = (s^k)^T \pi^k + (z^k)^T \hat{\nu}^k \quad (1.86)$$

Le paramètre ρ^k tend vers 0 au fur et à mesure que l'algorithme converge vers x^* . La réduction de μ^k peut alors se faire sur la base d'une réduction prédite de l'écart complémentaire comme ceci:

$$\mu^{k+1} = \sigma^k \frac{\rho^k}{2m} \quad (1.87)$$

où σ^k est le paramètre de « centrage » compris entre 0 et 1. Choisir $\sigma^k = 1$ définit une direction « centrale », tandis que prendre $\sigma^k = 0$ revient à définir une évolution basée uniquement sur le principe de la méthode de Newton. Un bon compromis entre ces deux extrêmes serait de choisir σ^k tel que $\sigma^k = \max \{ 0.99 \sigma^{k-1}, 0.1 \}$ avec $\sigma^0 = 0.2$.

1.8.5 Test de convergence

L'algorithme convergera si on remplit les conditions suivantes:

$$\begin{array}{ll}
 v_1^k \leq \varepsilon_1 & \mu^k \leq \varepsilon_\mu \\
 v_2^k \leq \varepsilon_2 & \|\Delta x\|_\infty \leq \varepsilon_2 \\
 v_3^k \leq \varepsilon_3 & \|g(x^k)\|_\infty \leq \varepsilon_1 \\
 v_4^k \leq \varepsilon_4 & v_4^k \leq \varepsilon_2
 \end{array} \quad \text{ou bien} \quad (1.88)$$

Où

$$\begin{aligned}
 v_1 &= \max\left\{\max\{h-h(x)\}, \max\{h(x)-\bar{h}\}, \|g(x)\|_\infty\right\} \\
 v_2 &= \frac{\|\nabla_x f(x) - J_g(x)^T \lambda + J_h(x)^T \nu\|_\infty}{1 + \|x\|^2} \\
 v_3 &= \frac{\rho}{1 + \|x\|^2} \\
 v_4 &= \frac{|f(x^k) - f(x^{k-1})|}{1 + |f(x^k)|}
 \end{aligned} \quad (1.89)$$

Les tolérances typiques que l'on peut appliquer sont $\varepsilon_1 = 10^{-4}$, $\varepsilon_2 = 10^{-2}\varepsilon_1$, et $\varepsilon_\mu = 10^{-12}$

1.8.6 Algorithme de la méthode IP

L'algorithme de la méthode IP (primal- dual) est donné comme suit

- Etape 1 (initialisation): $k=0$, μ^0 et choisir le point initiale y^0 qui satisfaire les conditions de stricte positivité (s, z, π et $\hat{v} > 0$)
- Etape 2 (calcul de la direction de Newton)
- Etape 3 (la mise à jour des variables)

Les nouvelles variables sont calculées équations (1.84).

- Etape 4 (test de convergence)

Si le nouveau point satisfait les critères de convergence stop

Si non $k=k+1$ et mis à jour du paramètre barrière μ^k puis retourner à l'étape 1

1.8.7 Application d'IP-OPF sur le réseau IEEE 30-bus

Dans le premier cas, Les mêmes remarques tirées auparavant pour la méthode QN-OPF et SLP-OPF sont conclus de points de vue puissances gènes par les différentes centrales (Fig 1.16) et tensions aux différents jeux de barres (Fig 1.18).

La seule différence notable est la rapidité de convergence de la méthode IP-OPF. Le processus a convergé à la 6^{ème} itérations. La figure 1.17 montre l'évolution de la fonction coût durant le processus d'optimisation dans les trois cas de limitations.

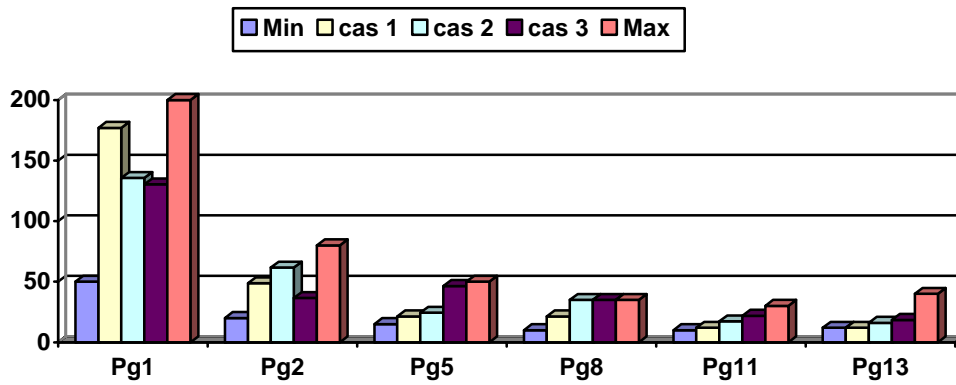


Figure 1.16 Puissances actives par IP-OPF pour les trois cas

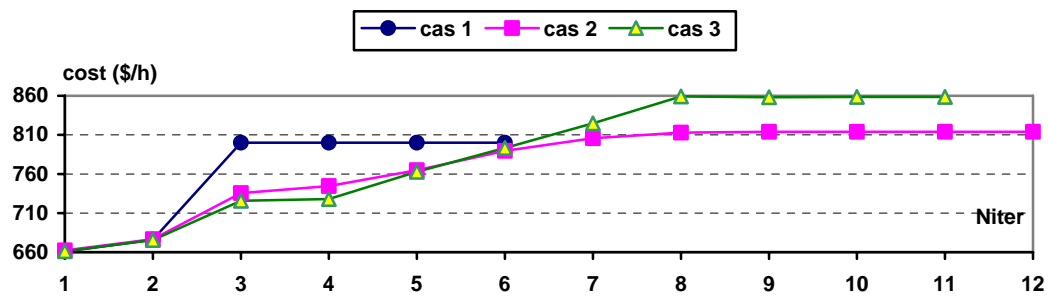


Figure 1.17 Variation de la fonction coût durant le processus d'optimisation IP-OPF avec limites appliquées sur les lignes du réseau 30 Bus

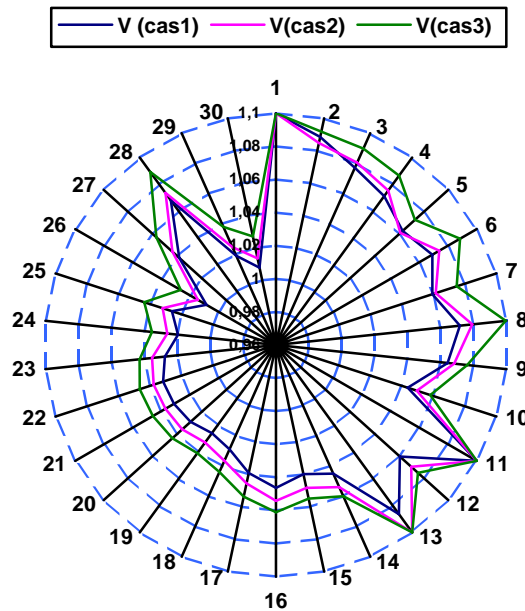


Figure 1.18 Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence de la méthode IP-OPF pour les trois cas

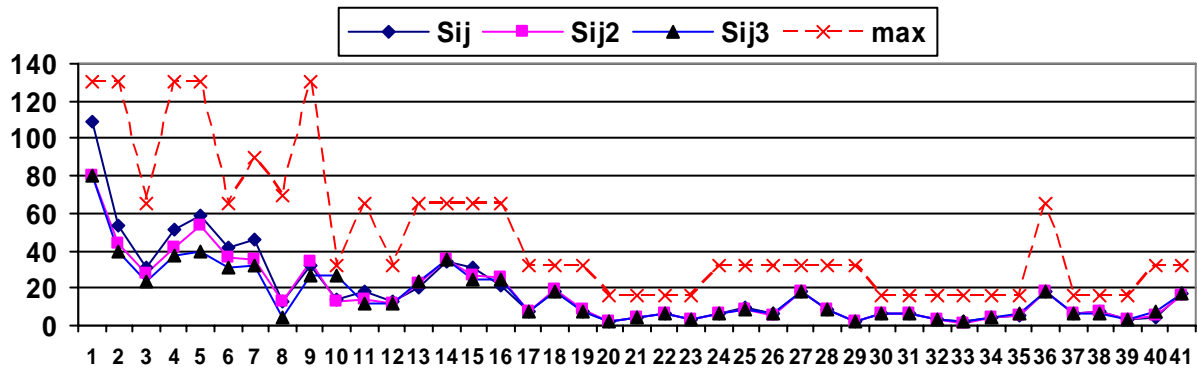


Figure 1.19 Puissances transmises dans les lignes pour les trois cas par la méthode IP-OPF

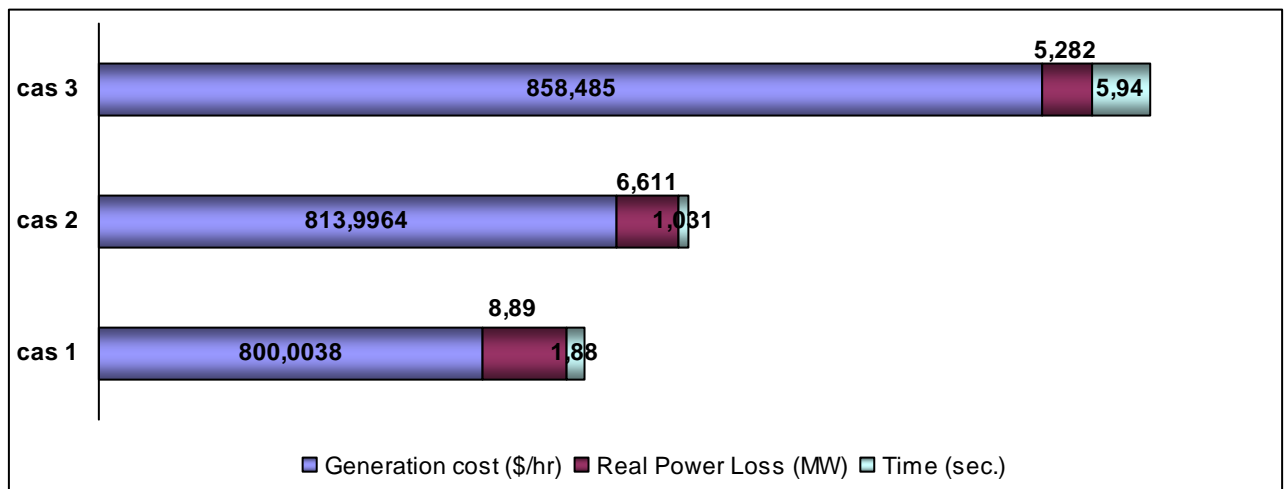


Figure 1.20 Comparaison des différents résultats IP-OPF de point de vue coût, pertes et temps de convergence pour les trois cas

Maintenant, on va traiter le deuxième cas de limitation des transites de puissance. On remarque que le coût total de production et les pertes de puissance trouvés par la méthode IP-OPF (figure 1.20) qui vaut à (813.9964\$/h) est plus faible par rapport à ceux trouvés par les méthodes de SLP-OPF (822.6981\$/h) et QN-OPF (822.7\$/h).

Dans le troisième cas, la méthode essaye de répartir et redistribuer la puissance demandée sur les générateurs de telle sorte qu'elle respecte la valeur max des lignes 1, 2 et 5 (figure 1.19). La fonction coût converge après le processus d'optimisation vers une valeur importante (858.485 \$/h) (figure 1.20). On remarque aussi qu'aucun dépassement dans les tensions (modules et angles) n'a été détecté avec cette méthode (figure 1.18). Donc On a une totale satisfaction de toutes les contraintes de sécurité, y compris les puissances actives et réactives des générateurs dans les trois cas.

1.9. Comparaison entre les trois méthodes classiques:

Puisque les résultats obtenus par les trois méthodes QN-OPF, SLP-OPF et IP-OPF pour les deux premiers cas sont presque identiques. La seule différence est la rapidité de convergence d'IP-OPF dans les trois cas de limitations de point de vue de nombre d'itération et temps de convergence. C'est pour cela la comparaison entre les trois méthodes est faite pour le troisième cas uniquement.

On peut dire que ces trois méthodes donnent des répartitions des puissances générées presque les mêmes (figure 1.21) sauf pour la branche 10 la méthode IP-OPF donne une valeur notable (26.697MW) par rapport aux QN-OPF et SLP-OPF (0.9273MW).

La valeur du coût trouvée par la méthode classique IP-OPF (858.485\$/h) est meilleure que celles trouvées par les méthodes QN-OPF (883.3457\$/h) et SLP-OPF (883.35\$/h) qui sont très proches (figure 1.25), sachant que les pertes de puissance trouvées par ces dernières sont meilleures que la méthode IP-OPF (figure 1.25).

Le nombre des itérations de convergence d'IP-OPF est plus réduit par rapport à QN-OPF et fortement réduit que SLP-OPF. Bien que les trois méthodes sont rapides de point de vue temps de convergence, mais le fait que IP-OPF est la plus rapide, favorise son application pour les réseaux à grandes échelles (figure 1.25).

Les tensions (modules et angles) trouvées par ces méthodes sont acceptables et dans leurs limites admissibles (figure 1.26).

Puisque la méthode IP-OPF a donné les meilleurs résultats, on va, dans un dernier test, montrer son efficacité. Ce test concerne l'augmentation de la charge avec les taux suivants : 8%, 15%, 40% et 45%. On remarque d'après les résultats trouvés et montrés dans les figures 1.26, 1.27 et 1.28 que cette méthode est robuste puisque elle répartie les puissances sur les générateurs jusqu'à ce que les générateurs prennent leurs valeurs max. sans que les lignes atteignent les limites maximales. On remarque que les deux temps de convergence pour la surcharge 40% et 45% diminuent à 7 sec. comparés avec la surcharge 8% et 15% qui est explicable puisque les générateurs 2, 8 et 11 prennent les valeurs maximales, il reste à répartir le reste de la puissance sur les autres générateurs. Mais, on ne peut pas aller au-delà de 40% car on aura d'une part, les lignes surchargées et d'autre part un risque de défaillance si un générateur sort du synchronisme ou une ligne subit un défaut et sort du réseau électrique puisque le minimum de réserve acceptable se trouve dans ce cas avec une valeur de 16 MW qui représente 6.25%. Pour le cas de 45% la réserve est de 10.468 MW présentant 2.45% de la charge totale qui est inférieure à la valeur minimale de la réserve exigée. On remarque enfin que pour le cas de surcharge de

40%, le coût augmente de 63% qui est expliqué par l'utilisation des centrales les plus chères pour cette valeurs de pointe.

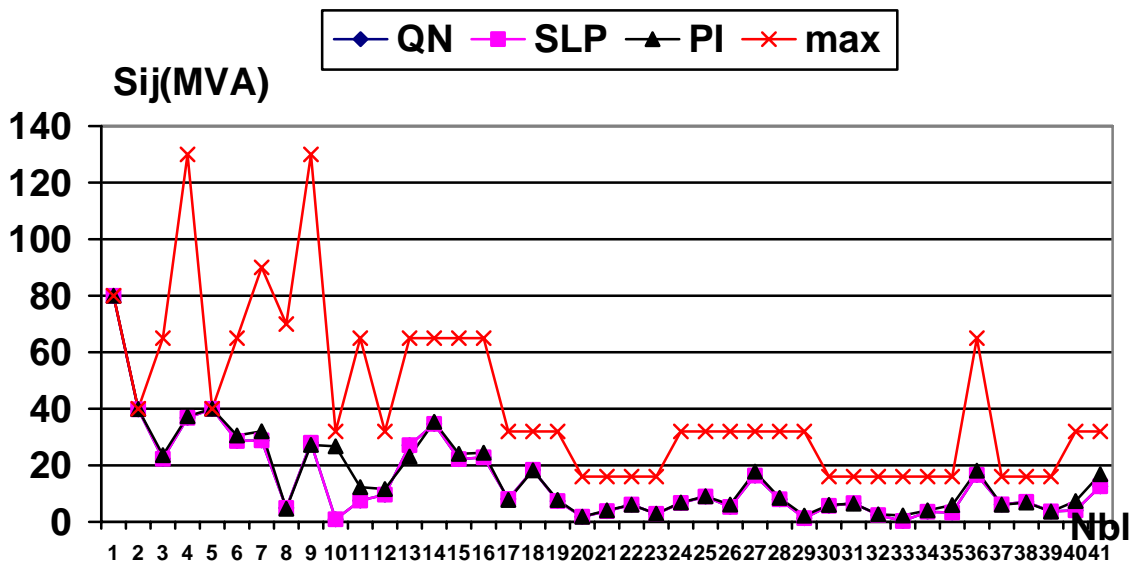


Figure 1.21 Puissances transmises dans les lignes pour le troisième cas du réseau IEEE 30-bus après convergence des trois méthodes QN, SLP et IP

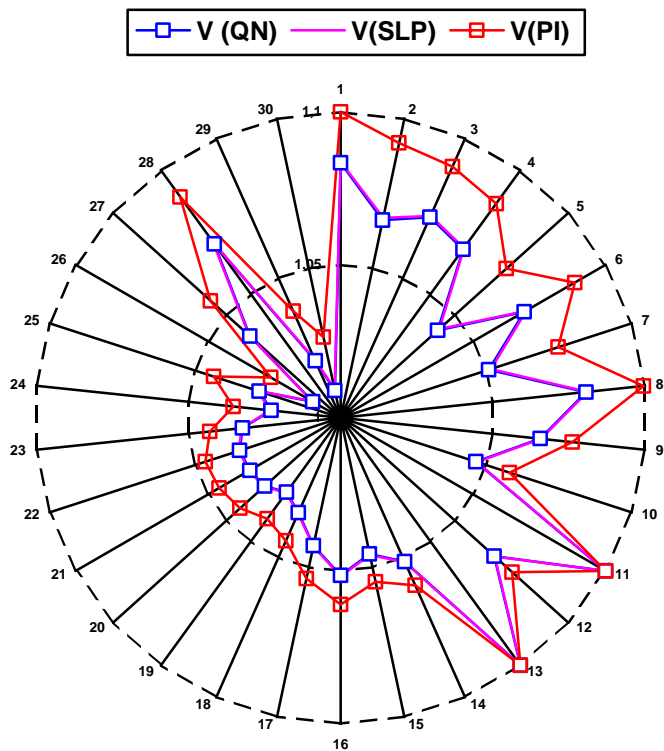


Figure 1.22 Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30-bus après convergence des trois méthodes QN, SLP et IP

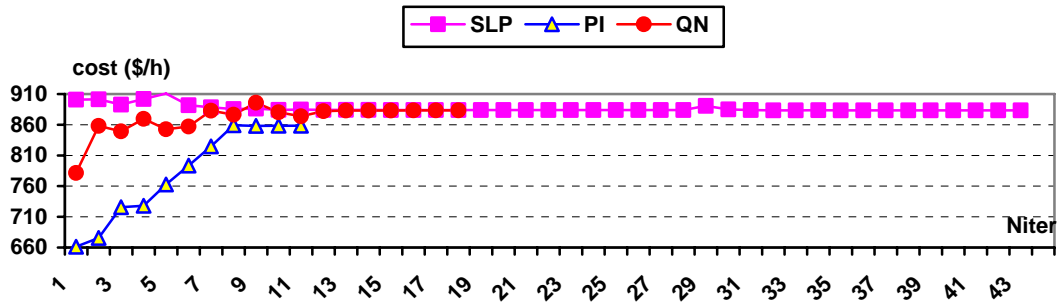


Figure 1.23 Convergences aux valeurs optimales pour le 3 ème cas trouvées par les trois méthodes QN, SLP et IP.

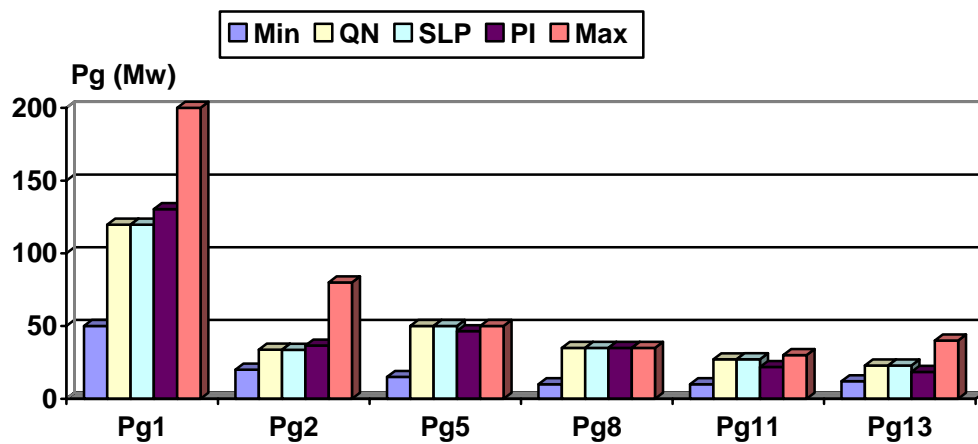


Figure 1.24 Comparaison des valeurs optimales des puissances actives générées trouvées par les trois méthodes QN, SLP et IP.

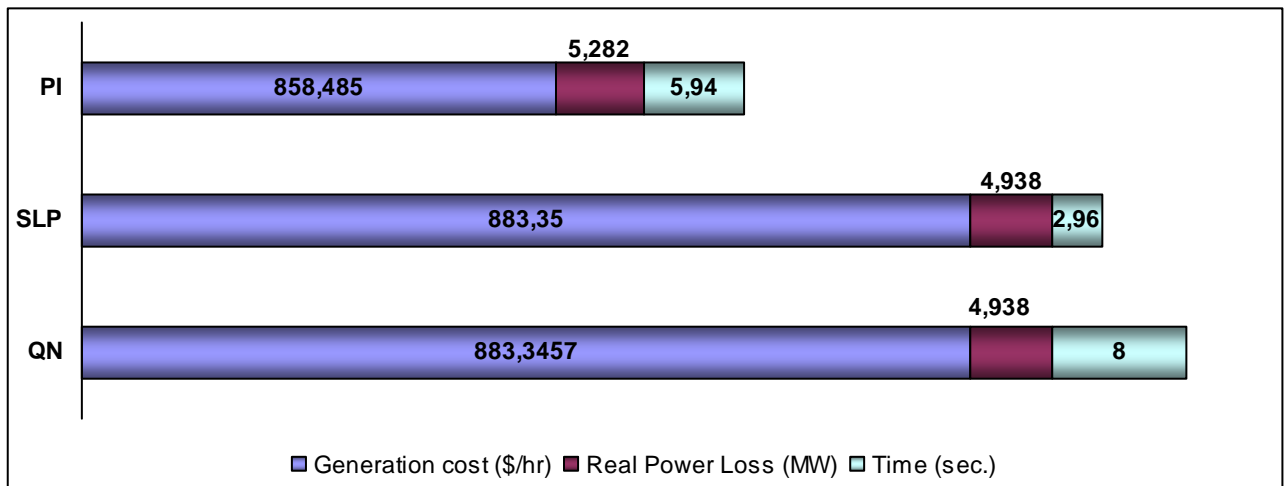


Figure 1.25 Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes et le temps de convergence trouvés par les trois méthodes QN, SLP et IP.

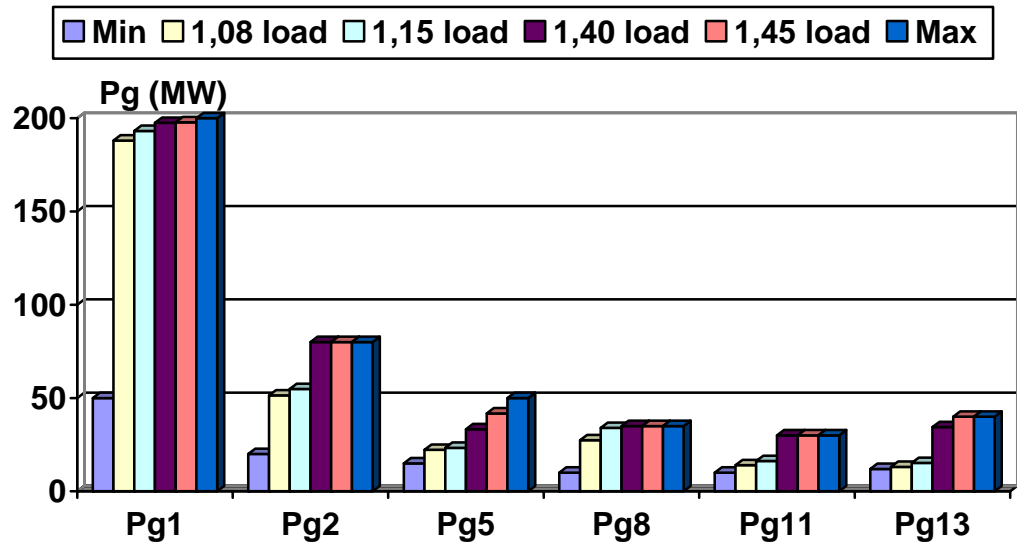


Figure 1.26 Comparaison des valeurs optimales des puissances actives générées trouvées par IP-OPF dans le cas de l'augmentation de la charge

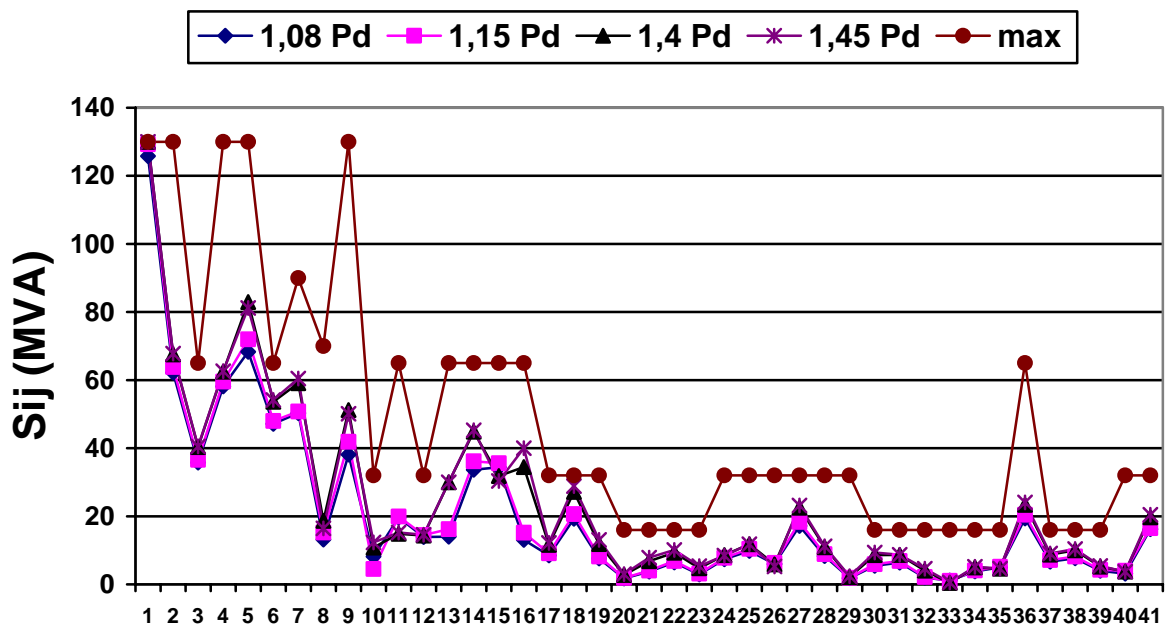


Figure 1.27 Puissances transmises dans les lignes du réseau IEEE 30-bus après convergence de la méthode IP-OPF dans le cas de l'augmentation de la charge.

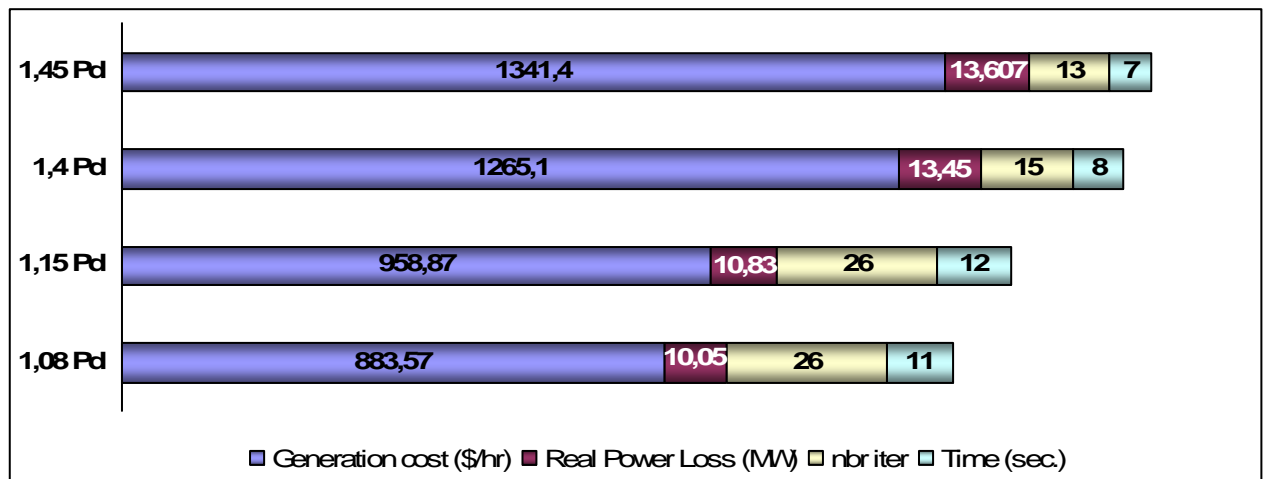


Figure 1.28 Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes, le temps de convergence et nombre d'itérations trouvées par IP dans le cas de l'augmentation de la charge

1.10. Conclusion:

Dans ce chapitre, on a détaillé le calcul de l'écoulement de puissance optimal en utilisant la méthode du multiplicateur de Lagrange, la méthode de Newton, la méthode de quasi-newton, la méthode SLP et la méthode IP.

L'inconvénient de la méthode de Lagrange est le risque de converger vers un optimum local. La méthode Newton ne peut pas converger vers un optimum global si la fonction de coût n'est pas deux fois dérivable, ou on ne dispose pas des dérivées secondes, ou la matrice Hessienne est singulière. La méthode Quasi-Newton ou la méthode de type Point Intérieur: algorithme primal-dual (IP) peut remplacer la méthode de Newton puisque elle ne demande que le calcul des dérivées premières et une approximation de la matrice Hessienne. Cette dernière méthode peut garantir la faisabilité des solutions trouvées si le problème est linéaire ou quadratique. L'utilisation de ces méthodes pour résoudre le problème d'OPF est complexe au niveau de la modélisation et du calcul et elles ne donnent pas de solutions exactes surtout si la fonction de coût et/ou les contraintes sont vraiment non linéaires. C'est pourquoi, on propose l'utilisation des méthodes métaheuristiques qui n'exigent aucune condition sur la continuité, la dérivabilité et la linéarité de la fonction de coût du problème à optimiser.

CHAPITRE 2

LES METHODES METAHEURISTIQUE APPLIQUEES A L'OPF

2.1. Introduction

Un problème d'optimisation est un problème dont on peut distinguer une ou plusieurs fonctions coût qui permettent de différencier une bonne solution d'une mauvaise. Lorsqu'un nouveau problème d'optimisation se pose en ingénierie, il faut parfois définir de nouvelles méthodes de résolution car les techniques existantes ne sont pas précisément adaptées au cas traité. La source d'inspiration de ces méthodes peut être issue de la modélisation des systèmes complexes naturels. Il s'agit de copier et d'adapter les concepts mis en œuvre par le monde du vivant pour la résolution de problèmes d'optimisation. Les recherches sur les comportements collectifs des insectes sociaux fournissent aux chercheurs des méthodes puissantes pour la conception d'algorithmes d'optimisation combinatoire. L'étude menée par des chercheurs éthologiste montre que ces techniques s'appliquent aujourd'hui à tout un ensemble de problèmes scientifiques et techniques.

Les algorithmes métaheuristiques permettent de s'approcher d'une ou de plusieurs solutions à des problèmes dits "difficiles" qui s'apparentent à des problèmes d'optimisations. Le principe d'une métaheuristique est de minimiser ou de maximiser une fonction objectif. L'avantage des métaheuristiques est de trouver un minimum global à un problème de minimisation et de ne pas rester bloqué sur un minimum local [29].

Dans ce chapitre, on va étudier et tester l'application de l'écoulement de puissance optimal (OPF) par trois méthodes métaheuristiques à savoir ACO, GA et PSO sur le réseau électrique de 30 bus. Les résultats obtenus vont être comparés entre eux ainsi qu'avec la méthode de point intérieur (IP).

2.2. Principe des méthodes métaheuristique les plus répondues

2.2.1 Voisinage

Sans conteste, le principe général le plus largement utilisé dans l'élaboration des métaheuristiques est celui de voisinage. À chaque solution s du problème, on associe un sous-ensemble $V(s)$ de solutions. Ce sous-ensemble peut être statique, comme dans le cas du recuit

simulé, mais aussi dynamique et dépend du temps t (ou plus précisément de l'itération à laquelle on se trouve).

Pour un problème d'optimisation combinatoire non convexe, pour lequel il est possible de définir un ensemble de voisinages a priori intéressants, la situation se complexifie. Il devient alors difficile de se décider pour l'un ou l'autre des voisinages autrement que par des essais. Comme le voisinage n'est qu'une partie des principes, tous interdépendants, utilisés dans l'heuristique, le choix d'un (ou de plusieurs) voisinage devient réellement problématique car on ne dispose que de très peu de résultats théoriques sur la qualité d'un voisinage pour un problème particulier.

Il existe une mesure de l'adéquation des voisinages appelée *rugosité* : l'idée consiste à évaluer la variance des coûts de deux solutions voisines. Cette variance est ensuite normalisée par la variance des coûts de l'ensemble des solutions et par la taille du problème, afin d'avoir une mesure indépendante de la valeur absolue de la fonction objectif ou de la taille du problème [30] [1].

2.2.2 Cadre des métaheuristiques

L'arrivée des métaheuristiques marque une réconciliation des deux domaines : en effet, celles-ci s'appliquent à toutes sortes de problèmes discrets, et elles peuvent s'adapter aussi aux problèmes continus. Ces méthodes ont en commun, en outre, les caractéristiques suivantes [31]:

- ☑ elles sont, au moins pour partie, *stochastiques* : cette approche permet de faire face à l'explosion combinatoire des possibilités.
- ☑ souvent d'origine discrète (à l'exception notable de PSO), elles ont l'avantage, décisif dans le cas continu, d'être directes, c'est-à-dire qu'elles ne recourent pas au calcul, souvent problématique, des gradients de la fonction objectif.
- ☑ elles sont inspirées par des analogies : avec la physique (recuit simulé), avec la biologie (algorithmes génétiques) ou avec l'éthologie (colonies de fourmis...).
- ☑ elles partagent aussi les mêmes inconvénients : les difficultés de réglage des paramètres de la méthode, et le temps de calcul élevé.

2.3. Les algorithmes de colonies de fourmis

2.3.1. Les fourmis réelles

L'étude des fourmis a longtemps été négligée par les entomologistes. Jusqu'à ce que, Hölldobler et Wilson ont corrigé cette lacune en 1990 en publiant un ouvrage concentrant tout ce que l'on connaissait alors des fourmis [32].

Les fourmis constituent à l'heure actuelle un support majeur pour les théories développées en écologie comportementale et en sociobiologie. On peut citer plusieurs raisons à cette inspiration:

- a) l'influence des fourmis sur leur environnement naturel est extrêmement importante. Il a par exemple été montré (qu'elles déplacent plus de terre en forêt tropicale que les vers de terre, ou encore que le poids total des fourmis sur terre est du même ordre de grandeur que le poids des humains. De plus, la domination des fourmis est une preuve de leur adaptation à des environnements très variés)
- b) l'étude des fourmis se fait assez facilement en laboratoire car elles s'adaptent sans trop de difficultés à des environnements différents de leur habitat d'origine ;
- c) les fourmis possèdent une gamme de comportements très variés, collectifs ou individuels.

2.3.1.1. L'intelligence collective des fourmis

Malgré que certaines espèces des fourmis aient des capacités individuelles étonnantes telle que des capacités visuelles inhabituelles et des capacités d'apprentissage mais la plupart des caractéristiques qui nous intéressent sont cependant collectives.

On parle d'intelligence collective quand un groupe social peut résoudre un problème dans un cas où un agent isolé en serait incapable. Cette intelligence est basée sur les processus d'auto-organisation.

L'auto-organisation se parée bien à l'étude des insectes sociaux montrent des comportements collectifs complexes issus de comportements individuels simples. On peut regrouper les processus d'auto-organisation chez les insectes sociaux en quatre groupes tant leur diversité est importante [31].

- la division du travail et l'organisation des rôles sociaux : à l'intérieur d'une même société, on peut observer différentes catégories spécialisées dans un certain nombre de tâches (la recherche de nourriture, la défense du nid, ...)
- l'organisation de l'environnement : la construction du nid est un symbole de l'organisation distribuée des insectes. Le nid est construit sans que les insectes soient dirigés, ils répondent à un certain nombre de stimuli provenant de leur environnement ;
- la reconnaissance inter-individuelle : chaque fourmi est capable d'identifier ses congénères tout en participant elle-même à l'identité de sa colonie (par exemple l'échange d'aliments entre les individus d'une même colonie '*trophalaxie*')

- le recrutement et l'exploitation collective des sources de nourriture : le fourragement met à jour des stratégies qui permettent aux insectes une grande adaptation à leur milieu.

Les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de compétition et d'apprentissage, entre autres, peuvent être mises à profit pour la conception d'algorithmes de résolution des problèmes d'optimisation [33].

2.3.1.2. La communication

Les insectes sociaux en général, et les fourmis en particulier, ont développé des *mécanismes de communication* très élaborés. Il a été défini douze types de réponse mettant en œuvre une forme de communication [29] [32]:

01. l'alarme;
02. l'attraction simple;
03. le recrutement (pour une source de nourriture ou un site de nidification) ;
04. l'entretien et l'amélioration;
05. la trophallaxie (échange de liquides);
06. l'échange d'aliments solides;
07. les effets de groupe (augmentation ou inhibition d'une activité);
08. la reconnaissance des apparentés ou de caste;
09. la compétition pour la reproduction ;
10. la détermination de catégorie; la compétition pour la reproduction;
11. le marquage du territoire et du nid;
12. la reproduction (différenciation du sexe, de l'espèce, de la colonie...).

La communication chimique est de loin la plus présente chez les fourmis. Les *phéromones* (mélange d'hydrocarbures) sont à la base de la communication de nombreuses espèces.

La *chémoréception* présente les avantages suivants [31]:

- la diversité des molécules pouvant intervenir permet de fournir des informations qualitatives
- la stabilité du signal pour une molécule peu volatile permet d'assurer une certaine permanence.

Par contre, les principaux inconvénients de la communication chimique sont les suivants:

- elle n'offre que peu d'informations sur la direction ;
- sa propagation est relativement lente et elle est peu adaptée pour la transmission de messages urgents ou pour l'intégration de deux stimulations successives sous une forme temporelle.

La communication entre les individus peut se faire directement ou indirectement. L'utilisation des phéromones est majoritairement une forme indirecte puisque l'échange d'information se fait grâce au support du sol. Quand deux individus interagissent indirectement en modifiant l'environnement on parle de *stigmergie*.

2.3.2. Les fourmis artificielles

Le terme « fourmi » est un mot qui se profile plusieurs domaines : celui de la biologie ou plus précisément de la myrmécologie qui est l'étude du comportement naturel des fourmis, celui de la robotique qui utilise leur comportement pour concevoir de nouvelles machines, et celui de l'informatique où ces créatures sont modélisées pour la simulation ou la création d'algorithme. Les différentes applications informatiques qui découlent des capacités de communication des fourmis se retrouvent par exemple en optimisation combinatoire où la coopération stigmergétique s'applique parfaitement à la recherche du plus court chemin dans un graphe [33].

2.3.2.1. Les algorithmes de colonies de fourmis

Les algorithmes de colonies de fourmis forment une classe des métaheuristiques récemment proposée pour des problèmes d'optimisation difficiles. Ces algorithmes s'inspirent des comportements collectifs de dépôt et de suivi de piste observés dans les colonies de fourmis. Une colonie d'agents simples (les fourmis) communiquent indirectement via des modifications dynamiques de leur environnement (les pistes de phéromones) et construisent ainsi une solution à un problème en s'appuyant sur leur expérience collective.

2.3.2.2. Optimisation naturelle : pistes de phéromones

Les algorithmes de colonies de fourmis sont nés à la suite d'une constatation : les insectes sociaux en général, et les colonies de fourmis en particulier, résolvent naturellement des problèmes relativement complexes. Les biologistes ont étudié comment les fourmis arrivent à résoudre collectivement des problèmes trop complexes pour un seul individu, notamment les problèmes de choix lors de l'exploitation de sources de nourriture. Les fourmis ont la particularité d'employer pour communiquer des substances volatiles appelées phéromones. Elles sont très sensibles à ces substances, qu'elles perçoivent grâce à des récepteurs situés dans leurs antennes. Ces substances sont nombreuses et varient selon les espèces. Les fourmis peuvent déposer des phéromones au sol, grâce à une glande située dans leur abdomen, et former ainsi des pistes odorantes, qui pourront être suivies par leurs congénères (figure 2.1) [34].

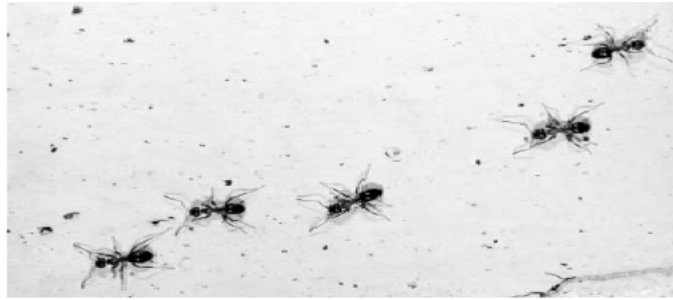
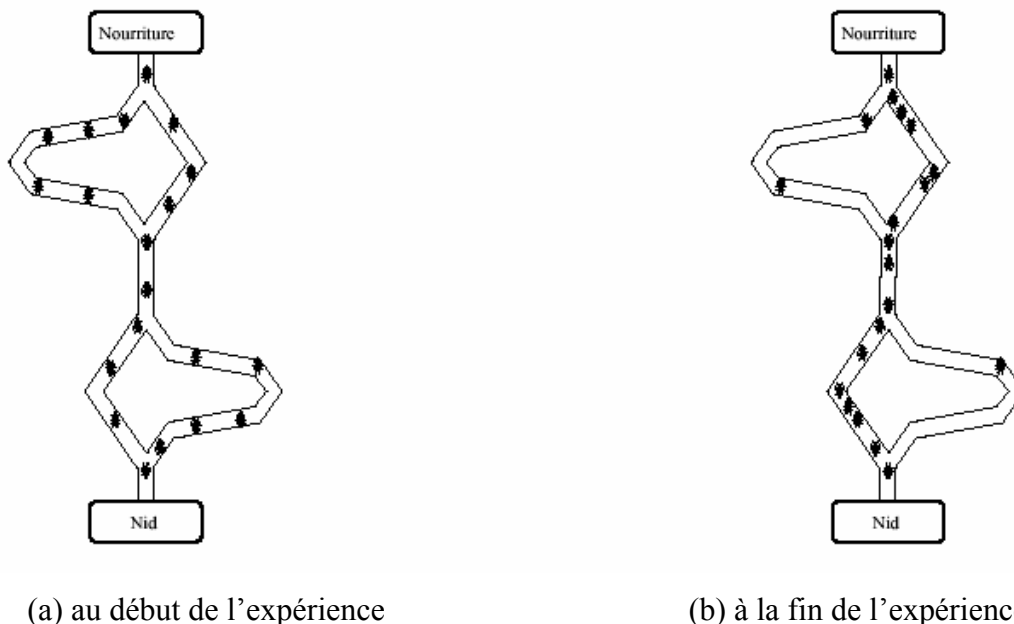


Figure 2.1 Des fourmis suivant une piste de phéromone.

Les fourmis utilisent les pistes de phéromones pour marquer leur trajet (entre le nid et une source de nourriture). Une colonie est ainsi capable de choisir (sous certaines conditions) le plus court chemin vers une source à exploiter, sans que les individus aient une vision globale du trajet.



(a) au début de l'expérience

(b) à la fin de l'expérience.

Figure 2.2 Expérience de sélection des branches les plus courtes par une C.F

En effet, comme illustré sur la figure 2.2, les fourmis le plus rapidement arrivées au nid, après avoir visité la source de nourriture, sont celles qui empruntent les deux branches les plus courtes. Ainsi, la quantité de phéromone présente sur le plus court trajet est légèrement plus importante que celle présente sur le chemin le plus long. Or, une piste présentant une plus grande concentration en phéromones est plus attirante pour les fourmis, elle a une probabilité plus grande d'être empruntée. La piste courte va alors être plus renforcée que la longue, et, à terme, sera choisie par la grande majorité des fourmis. Mais à tout moment, la probabilité existe qu'un individu quitte la trace puis se déplace plus ou moins au hasard. À cette occasion, l'individu

«égaré» peut éventuellement découvrir une source de nourriture beaucoup plus riche que celle qu'exploitent ses sœurs. En déposant alors une trace de phéromones plus intense encore, elle va les attirer vers cette nouvelle ressource, formant une nouvelle boucle de rétroaction positive [35].

2.3.3. Optimisation par colonies de fourmis et problème du voyageur de commerce

Le problème du voyageur de commerce (Travelling Salesman Problem, 'TSP') a fait l'objet de la première implémentation d'un algorithme de colonies de fourmis dit "Ant System" (AS). Le passage de la métaphore à l'algorithme est ici relativement facile à faire et le problème du voyageur de commerce est bien connu et étudié. Il est intéressant d'approfondir le principe de ce premier algorithme pour bien comprendre le mode de fonctionnement des algorithmes de colonies de fourmis. Il y a deux façons d'aborder ces algorithmes. La première, la plus évidente au premier abord, est celle qui a historiquement mené au "Ant System" original. La seconde est une description plus formelle des mécanismes communs aux algorithmes de colonies de fourmis [36].

Le problème du voyageur de commerce consiste à trouver le trajet le plus court reliant n villes données, chaque ville ne devant être visitée qu'une seule fois. Le problème est plus généralement défini comme un graphe complètement connecté (N, A) , où les villes sont les nœuds N et les trajets entre ces villes, les arêtes A [37].

2.3.4. Algorithme de base

Du côté des fourmis artificielles, quelques modifications ont apporté aux capacités des fourmis décrites précédemment :

- elles possèdent une mémoire ;
- elles ne sont pas totalement aveugles ;
- le temps est discret.

Dans l'algorithme AS, les fourmis sont placées sur les sommets du graphe (sur chaque ville). Elles se déplacent d'un sommet à l'autre en empruntant les arêtes du graphe [38].

À chaque itération t ($1 < t < t_{\max}$), chaque fourmi k ($k = 1, \dots, m$) parcourt le graphe et construit un trajet complet.

Pour chaque fourmi, le trajet entre une ville i et une ville j dépend de :

1. la liste des villes déjà visitées, qui définit les mouvements possibles à chaque pas, quand la fourmi k est sur la ville j : J_i^k

2. l'inverse de la distance entre les villes $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$: appelée *visibilité*. Cette information statique est utilisée pour diriger le choix des fourmis vers des villes proches, et éviter les villes trop lointaines;
3. la quantité de phéromone déposée sur l'arête reliant les deux villes, appelée *l'intensité de la piste* $\tau_{ij}(t)$. Ce paramètre définit l'attractivité d'une partie du trajet global et change à chaque passage d'une fourmi. C'est en quelque sorte une mémoire globale du système, qui évolue par apprentissage.

La règle de déplacement est la suivante:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha \cdot (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} (\tau_{il}(t))^\alpha \cdot (\eta_{il})^\beta} & \text{si } j \in J_i^k \\ 0 & \text{si } j \notin J_i^k \end{cases} \quad (2.1)$$

où α et β deux paramètres contrôlant l'importance relative de *l'intensité* de la piste, $\tau_{ij}(t)$, et de la *visibilité*, η_{ij} . Avec $\alpha = 0$, seule la visibilité de la ville est prise en compte; la ville la plus proche est donc choisie à chaque pas. Au contraire, avec $\beta = 0$, seules les pistes de phéromone sont utilisées. Pour éviter une sélection trop rapide d'un trajet, un compromis entre ces deux paramètres, jouant sur les comportements de *diversification* et *d'intensification* est nécessaire.

Après un tour complet, chaque fourmi laisse une certaine quantité de phéromones $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ sur l'ensemble de son parcours, quantité qui dépend de la *qualité* de la solution trouvée

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{si } (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{si } (i, j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (2.2)$$

où $T^k(t)$ est le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t , $L^k(t)$ la longueur du tour et Q un paramètre fixé.

L'algorithme ne serait pas complet sans le processus *d'évaporation* des pistes de phéromone. En effet, pour éviter d'être piégé dans des solutions sous-optimales, il est nécessaire de permettre au système "d'oublier" les mauvaises solutions. On contrebalance donc l'additivité des pistes par une décroissance constante des valeurs des arêtes à chaque itération. La règle de mise à jour des pistes est donc

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2.3)$$

avec: $\Delta \tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t)$ et m est le nombre de fourmis. La quantité initiale de phéromone sur les arêtes est une distribution uniforme d'une petite quantité $\tau_0 \geq 0$. La figure 2.3 présente un exemple simplifié de problème du voyageur de commerce optimisé par un algorithme AS dont le pseudo code est présenté sur l'algorithme 2.1. Dans la figure 2.3, les points représentent les villes et l'épaisseur des arêtes représente la quantité de phéromone déposée: (a) exemple de trajet construit par une fourmi, (b) au début du calcul, tous les chemins sont explorés, (c) le chemin le plus court est plus renforcé que les autres, (d) l'évaporation permet d'éliminer les moins bonnes solutions. [37]

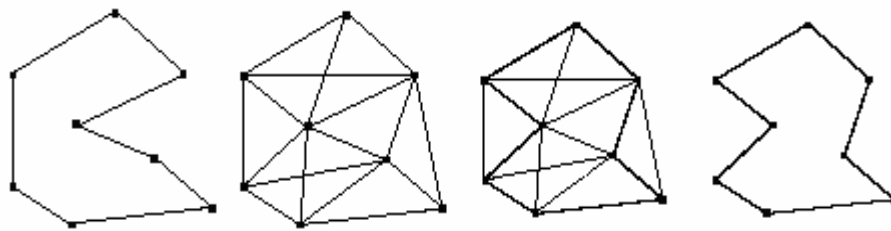


Figure 2.3 Le problème du voyageur de commerce optimisé par l'algorithme AS.

Les étapes de l'algorithme de colonies de fourmis de base (Ant System) sont comme suit :

Pour $t=1, \dots, t_{max}$

Pour chaque fourmi $k = 1, \dots, m$

Choisir une ville au hasard

Pour chaque ville non visitée i

Choisir une ville j , dans la liste des villes restantes, selon la formule 2.1

Fin Pour

Déposer une piste $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ sur le trajet $T^k(t)$ conformément à l'équation 2.2

Fin Pour

Évaporer les pistes selon la formule 2.3

Fin Pour

2.3.6. Variantes du système de Fourmis

a Ant System & élitisme

Une première variante du "Système de Fourmis" a été proposée dans [39] par l'introduction de fourmis "élitistes". Dans cette version, la meilleure fourmi (celle qui a effectué le trajet le plus court) dépose une quantité de phéromone plus grande, dans l'optique d'accroître la probabilité des autres fourmis d'explorer la solution la plus prometteuse.

b Ant-Q

Dans cette variante de AS, la règle de mise à jour locale est inspirée du "*Q-learning*" (un algorithme d'apprentissage par renforcement) [40]. Cependant, aucune amélioration par rapport

à l'algorithme AS n'a pu être démontrée. Cet algorithme n'est d'ailleurs, de l'aveu même des auteurs, qu'une pré version du "Ant Colony System".

c Ant Colony System

L'algorithme "Ant Colony System" (ACS) a été introduit pour améliorer les performances du premier algorithme sur des problèmes de grandes tailles [36] [40]. ACS est fondé sur des modifications du AS:

✓ ACS introduit une règle de transition dépendant d'un paramètre q_0 ($0 \leq q_0 \leq 1$), qui définit une balance *diversification / intensification*. Une fourmi k sur une ville i choisira une ville j par la règle

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in J_i^k} [(\tau_{iu}(t)) \cdot (\eta_{iu})^\beta] & \text{si } q \leq q_0 \\ J & \text{si } q > q_0 \end{cases} \quad (2.4)$$

Où q est une variable aléatoire uniformément distribuée sur $[0, 1]$ et $J \in J_i^k$ une ville sélectionnée aléatoirement selon la probabilité

$$p_{ij}^k(t) = \frac{(\tau_{ij}(t)) \cdot (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} (\tau_{il}(t)) \cdot (\eta_{il})^\beta} \quad (2.5)$$

En fonction du paramètre q_0 , il y a donc deux comportements possibles : si $q > q_0$ le choix se fait de la même façon que pour l'algorithme AS, et le système tend à effectuer une *diversification*; si ($q \leq q_0$), le système tend au contraire vers une *intensification*. En effet, pour ($q \leq q_0$), l'algorithme exploite plus l'information récoltée par le système, il ne peut pas choisir de trajet non exploré.

✓ La gestion des pistes est séparée en deux niveaux : une mise à jour locale et une mise à jour globale. Chaque fourmi dépose une piste lors de la mise à jour locale

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \tau_0 \quad (2.6)$$

Où τ_0 est la valeur initiale de la piste. À chaque passage, les arêtes visitées voient leur quantité de phéromone diminuer, ce qui favorise la diversification par la prise en compte des trajets non explorés. À chaque itération, la mise à jour globale s'effectue comme ceci

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \Delta \tau_{ij}(t) \quad (2.7)$$

où les arêtes (i,j) appartiennent au meilleur tour T^+ de longueur L^+ et où $\Delta\tau_{ij}(t) = \frac{1}{L^+}$. Ici, seule la meilleure piste est donc mise à jour, ce qui participe à une intensification par sélection de la meilleure solution.

✓ Le système utilise une liste de candidats. Cette liste stocke pour chaque ville les ν plus proches voisines, classées par distances croissantes. Une fourmi ne prendra en compte une arête vers une ville en dehors de la liste que si celle-ci a déjà été explorée. Concrètement, si toutes les arêtes ont déjà été visitées dans la liste de candidats, le choix se fera en fonction de la règle 2.4, sinon c'est la plus proche des villes non visitées qui sera choisie.

Max-Min Ant System

Cette variante (notée *MMAS*) est fondée sur l'algorithme AS et présente quelques différences notables [41] [42] [43] [44] :

- Seule la meilleure fourmi met à jour une piste de phéromone;
- Les valeurs des pistes sont bornées par τ_{\min} , τ_{\max}
- Les pistes sont initialisées à la valeur maximum τ_{\max}
- La mise à jour des pistes se fait de façon proportionnelle, les pistes les plus fortes étant moins renforcées que les plus faibles;
- Une réinitialisation des pistes peut être effectuée.
- Les meilleurs résultats sont obtenus en mettant à jour la meilleure solution avec une *fréquence* de plus en plus forte au cours de l'exécution de l'algorithme.

2.3.6. Organisation de la métaheuristique

En plus des règles régissant le comportement des fourmis, un autre processus majeur a cours : *l'évaporation* des pistes de phéromone. En effet, à chaque itération, la valeur des pistes de phéromone est *diminuée*. Le but de cette diminution est d'éviter une convergence trop rapide et le piégeage de l'algorithme dans des minimums locaux, on favorisant l'exploration de nouvelles régions.

2.3.6.1. Phéromones et mémoire

L'utilisation de la *stigmergie* est cruciale pour les algorithmes de colonies de fourmis. Le choix de la méthode d'implémentation des pistes de phéromone est donc important pour obtenir les meilleurs résultats. Ce choix est en grande partie lié aux possibilités de *représentation* de l'espace de recherche, chaque représentation pouvant apporter une façon différente d'implémenter les pistes. Par exemple, pour le problème du voyageur de commerce, une

implémentation efficace, moins efficace en pratique, consiste à considérer τ_{ij} comme une représentation de l'intérêt de visiter i en tant que $j^{\text{ème}}$ ville.

En effet, les pistes de phéromone décrivent à chaque pas l'état de la recherche de la solution par le système, les agents modifient la façon dont le problème va être *représenté* et perçu par les autres agents. Cette information est partagée par le biais des modifications de *l'environnement* des fourmis, par une forme de communication indirecte : la stigmergie. L'information est donc stockée un certain temps dans le système, ce qui peut être considérée comme une forme de *mémoire* efficace consiste à utiliser une piste τ_{ij} entre deux villes i et j comme une représentation de *l'intérêt* de visiter la ville i après la ville j [45].

2.3.6.2. Intensification/diversification

Le problème de l'emploi relatif de processus de *diversification* et *d'intensification* est un problème extrêmement courant dans la conception et l'utilisation de métaheuristique. Par intensification, on entend *l'exploitation* de l'information rassemblée par le système à un moment donné. La diversification est au contraire *l'exploration* de régions de l'espace de recherche imparfaitement prises en compte. Bien souvent, il va s'agir de choisir où et quand "injecter de l'aléatoire" dans le système (*diversification*) et/ou améliorer une solution (*intensification*).

Dans les algorithmes de type ACO, comme dans la plupart des cas, il existe plusieurs façons de gérer l'emploi de ces deux facettes des métaheuristiques d'optimisation. La plus évidente passe par le réglage via les deux paramètres α et β , qui déterminent l'influence relative des pistes de phéromone et de l'information heuristique. Plus la valeur de α sera élevée, plus *l'intensification* sera importante, car plus les pistes auront une influence sur le choix des fourmis. À l'inverse, plus α sera faible, plus la *diversification* sera forte, car les fourmis éviteront les pistes. Le paramètre β agit de façon similaire. On doit donc gérer à la fois les deux paramètres pour régler ces aspects.

Le choix diversification/intensification peut s'effectuer de manière statique avant le lancement de l'algorithme, en utilisant une connaissance a priori du problème, ou de manière dynamique, en laissant le système décider du meilleur réglage. Deux approches sont possibles : un réglage par les paramètres ou l'introduction de nouveaux processus. Dans ces algorithmes fondés en grande partie sur l'utilisation de l'auto-organisation, ces deux approches peuvent être équivalentes, un changement de paramètre pouvant induire un comportement complètement différent du système, au niveau global [45]

2.3.6.3. Les paramètres optimaux des algorithmes de colonies de fourmis

Utilisant des valeurs convenables pour les paramètres des algorithmes de colonies de fourmis est très important. Des valeurs mal choisies vont certainement donner une solution sous-optimale ou décroître la vitesse du processus de découverte de la solution optimale [44]. Dorigo et Stutzle dans [46] a suggéré que souvent les valeurs exactes des paramètres dépendent du problème à résoudre. Partout dans la littérature, on peut trouver beaucoup de valeurs différentes utilisées dans beaucoup de variantes de l'algorithme de la colonie de fourmis original. Pour résoudre donc un problème d'optimisation, il faut choisir les huit paramètres de l'algorithme de colonie de fourmis. La moitié de ces paramètres peut être gardés constants (tableau 2.1).

Tableau 2.1 Les paramètres constants de l'algorithme ACO

Paramètre	Valeur constante
α	1
γ	0
τ_0	$1/(n * \text{best_greedy_length})$
numAnts	n=nombre de cités à visiter

Le reste des paramètres varient dans les gammes affichées dans le tableau 2.2.

Tableau 2.2 Gammes des paramètres variables de l'ACO

Paramètre	Valeur constante
β	$0 < \beta < 15$
ρ	$0 < \rho < 1$
q_0	$0 < q_0 < 1$
max_cycles	$10 \leq \text{max_cycles} \leq 1000$

L'application de l'algorithme de fourmis aux problèmes de dimensions différentes fait une différence dans la vitesse de convergence (de point de vue nombre d'itérations). Généralement, le problème le plus grand prend un temps plus long pour trouver de bonnes, ou optimales solutions.

Un des résultats de la recherche entrepris au cours du projet de Darian [47] était que les meilleurs paramètres réduiront le temps pris par 90%. L'exemple du problème célèbre Oliver30 a été choisi comme l'exemple standard [48]. Pour trouver les meilleures combinaisons du trois paramètres β , ρ et q_0 et qui donnent de très bons résultats avec le minimum de temps, il a utilisé un serveur partagé avec deux processeurs de 2.2GHz avec une RAM de 2GB pour une période plus de huit semaines sans arrêt. Le tableau 2.3 donne les dix meilleures combinaisons des trois paramètres β , ρ et q_0 pour le cas Oliver30. Ces combinaisons donnent des solutions très proches de 1% de la meilleure solution connue dans un nombre d'itération inférieure à 7 pour toutes les combinaisons.

Tableau 2.3 les dix combinaisons des paramètres d'ACO ρ , β et q_0 pour Oliver30

ρ	β	q_0
0.4	11	0.4
0.3	6	0.7
0.8	10	0.6
0.6	10	0.3
0.8	11	0.0
0.4	9.0	0.4
0.5	12	0.3
0.8	9.5	0.1
0.5	11	0.1
0.6	10	0.0

A fin de prouver que l'ensemble des trois paramètres de la colonie de fourmis β , ρ et q_0 est largement indépendant du problème d'optimisation à résoudre, on a appliqués ACO à l'OPF en utilisant ces 10 meilleures combinaisons des trois paramètres β , ρ et q_0 .

2.3.7. Formulation d'un algorithme de colonie de fourmis appliqué à l'OPF

Une métaheuristique de colonie de fourmis est un processus stochastique construisant une solution, en ajoutant des composants aux solutions partielles. Ce processus prend en compte (i) une heuristique sur l'instance du problème (ii) des pistes de phéromone changeant dynamiquement pour refléter l'expérience acquise par les fourmis. La formalisation de l'ACO appliquée à l'OPF passe par la représentation du problème et le comportement de base des fourmis.

2.3.7.1. Comportement des fourmis

Les fourmis peuvent être caractérisées comme une procédure de construction stochastique construisant des solutions sur le graphe $G = (C, L)$. En général, les fourmis tentent d'élaborer des solutions faisables, mais si nécessaire, elles peuvent produire des solutions infaisables. Les composants et les connexions peuvent être associés à des pistes de phéromone τ (mettant en place une mémoire adaptative décrivant l'état du système) et à la valeur de la visibilité η (représentant une information a priori sur le problème, ou venant d'une source autre que celle des fourmis; c'est bien souvent le coût de la puissance générée par chaque centrale de l'état en cours). D'après la figure 2.4, les pistes de phéromone peuvent être associées soit aux composants, soit aux connexions du graphe représentant le problème à résoudre.



Figure 2.4 Pistes de phéromone peuvent être associées
(a) aux composants (b) ou aux connexions.

Chaque fourmi dispose d'une mémoire utilisée pour stocker le trajet effectué, d'un état initial et de conditions d'arrêt. Les fourmis se déplacent d'après une règle de décision probabiliste fonction des pistes de phéromone locales, de l'état de la fourmi et des contraintes du problème. Lors de l'ajout d'un composant à la solution en cours, les fourmis peuvent mettre à jour la piste associée au composant ou à la connexion correspondante. Une fois la solution construite, elles peuvent mettre à jour la piste de phéromone des composants ou des connexions utilisées. Enfin, une fourmi dispose au minimum de la capacité de construire une solution au problème. [35]. [45].

2.3.7.2. Représentation du problème d'OPF

Le problème OPF est représenté par un jeu de solutions, une fonction objectif assignant une valeur à chaque solution et un jeu de contraintes. L'objectif est de trouver l'optimum global satisfaisant les contraintes. Les différents états du problème sont caractérisés comme une séquence de composants.

Dans cette représentation, les fourmis construisent des solutions en se déplaçant sur un graphe $G = (C, L)$, où les nœuds sont les composants de C qui représentent les puissances générées par les centrales électriques interconnectées et où l'ensemble L connecte les composants de C qui représente le reste de la puissance demandée à répartir sur le reste des centrales. Les contraintes du problème sont implémentées directement dans les règles de déplacement des fourmis (soit en empêchant les mouvements qui violent les contraintes, soit en pénalisant de telles solutions). [45].

2.3.7.3. Organigramme de la technique ACO appliquée à l'OPF

Les étapes principales de calcul pour résoudre le problème d'OPF par ACO sont affichées dans la figure 2.5 et discutées au-dessous:

a. Étape 1: Initiation

La première étape consiste à coder les variables Pg_i en utilisant les valeurs réels dans l'espace des valeurs permises. Chaque paramètre Pg_i a une limite supérieure $Pg_{i \max}$ et une limite inférieure $Pg_{i \min}$. Avant chaque tour, le point initial (nid) de la colonie est généré aléatoirement dans la région faisable. Chaque fourmi est placée sur le point initial pendant que la valeur initiale de la phéromone de τ_0 est aussi donnée à cette étape. La figure 2.6 montre un espace de recherche à plusieurs phases. En se basant sur le concept de ce processus à plusieurs phases, l'espace de recherche de l'optimisation de l'écoulement de puissance peut être établi. Toutes les permutations possibles constituent cet espace de recherche. Chaque phase contient plusieurs points. [45].

b. Etape2 : évaluation de la fonction objectif

Dans cette étape, L'influence directe de la valeur de la fonction objectif de l'OPF dépend du niveau de quantité du phéromone qui s'ajoute aux directions particulières que les fourmis ont sélectionné.

c. Etape 3: répartition des fourmis

Dans cette étape, les fourmis sont réparties en basant sur les niveaux de τ et η .

Selon l'équation (2.1) chaque fourmi choisit le prochain point vers le quel elle déplace en prenant en considération les valeurs de τ et η .

Maintenant, si m est le nombre de fourmis ($m > Ng$), alors pour chaque itération, ces m fourmis exécuteront m mouvements dans l'intervalle du temps $(t, t+1)$.

En construisant une solution au problème, les phéromones des trajectoires visitées peuvent être ajustées dynamiquement par l'équation suivante pour élargir l'espace de recherche.

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \tau_0$$

Ce processus est appelé « règle de la mise à jour locale » de la phéromone. Après n itérations, toutes les fourmis ont complété une visite. La meilleure piste trouvée par la fourmi est mise à jour par un processus appelé « règle de mise à jour globale » en utilisant l'équation suivante, $\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}(t)$, où les arêtes (i,j) appartiennent au meilleur tour

T^+ de longueur L^+ et où $\Delta\tau_{ij}(t) = \frac{1}{L^+}$, ce processus participe à une intensification par sélection de la meilleure solution. Cette meilleure solution sera aussi enregistrée dans la table de tabou pour la comparaison plus tardive avec l'itération suivante.

d. Etape 4: Critère d'arrêt

Le processus du calcul continu jusqu'à ce que le nombre d'itérations atteigne la valeur maximale prédéfinie ou qu'une solution de fonction objectif acceptable est trouvée.

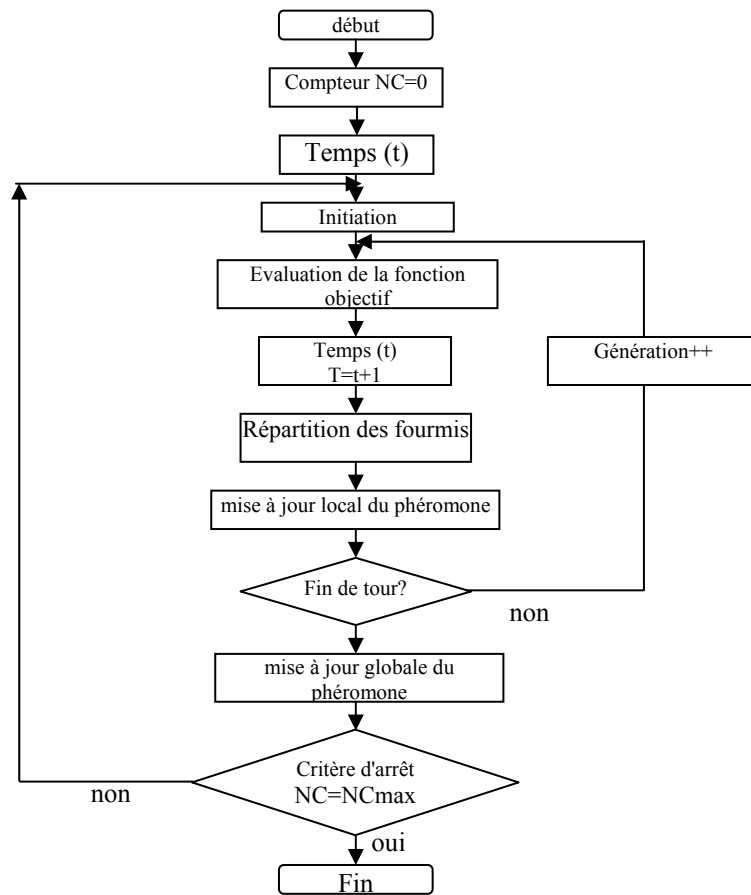


Figure 2.5 Organigramme de l'ACO-OPF

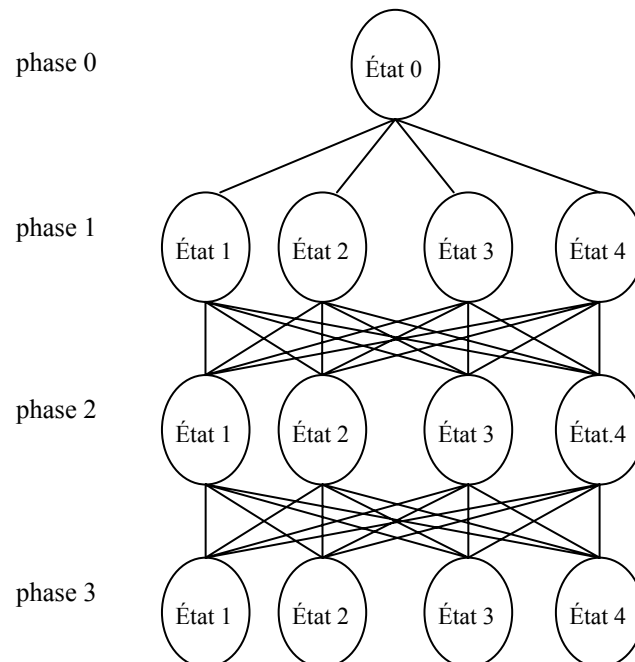


Figure 2.6 Espace de recherche multi-phases

2.3.8. Test de la méthode ACO sur OPF avec une fonction mono-objectif

Le but est de trouver le minimum du coût de production donnée par la fonction objectif suivante :

$$F(x) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2) \quad (2,8)$$

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

$$P_{Gi(\min)} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi(\max)} \quad (2,9)$$

La méthode ACO-OPF a été appliquée sur le réseau test IEEE 30-bus. à fin de prouver que l'ensemble des trois paramètres de la colonie de fourmis β , ρ et q_0 est largement indépendant du problème d'optimisation à résoudre, on va appliquer ACO-OPF sur le réseau test IEEE 30 bus en utilisant les 10 meilleures combinaisons des trois paramètres β , ρ et q_0 et qui ont donné les meilleurs résultats pour le problème de voyageur de commerce pour le cas de 30 villes (OLIVER30) [47]. Le tableau 2.4 montre les valeurs de puissances actives, des pertes de puissances et du coût de combustible pour les 10 ensembles de paramètres. On remarque que tous les résultats sont très proches de l'optimum. La valeur moyenne du coût pour les 10 cas est de l'ordre de 803.83 \$/h. La valeur min du coût et de 802.3086 \$/h correspond à ($\beta = 12$, $\rho = 0.5$ et $q_0 = 0.3$) avec des pertes de puissances de 9.433 MW, tandis que la mauvaise valeur est de 804.86 \$/h correspond à ($\beta = 10$, $\rho = 0.6$ et $q_0 = 0.3$) avec des pertes de puissances de 9.08 MW. Donc, on remarque que même la valeur de coût la plus éloignée est acceptable puisqu' elle est d'une part éloigné de la valeur min avec seulement 0.318% et d'autre part la valeur des pertes correspondant à cette valeur qui est de 9.08 MW est meilleur que celle correspondant à la valeur min, avec un rapport de 3.75 %.

Les résultats obtenus par ACO-OPF qui correspond à l'ensemble ($\beta = 12$, $\rho = 0.5$ et $q_0 = 0.3$) sont comparés avec ceux trouvés par la méthode classique IP qui a donnée les meilleurs résultats parmi les méthodes classiques testées sur l'OPF. Dans l'ACO-OPF, on ne fera pas recours à des fonctions de pénalité étant donné qu'uniquement les puissances actives des générateurs sont utilisées dans la fonction sélective et les puissances réactives sont planifiées dans le processus de l'écoulement de puissance. L'essentiel de cette idée est que les contraintes sont partagées en deux types : les contraintes actives qui sont vérifiées par la procédure de l'ACO alors que les contraintes réactives sont mises à jour en utilisant une procédure efficace de l'écoulement de puissance par Newton-Raphson. Les résultats obtenus incluant le coût généré et

les pertes de puissances sont comparés avec ceux acquis par la méthode classique IP, présentés sur le tableau 2.5.

Tableau 2.4 Les résultats de l'ACO-OPF pour les 10 ensembles de paramètres β , ρ et q_0 (réseau 30bus)

	$\beta = 10;$ $\rho = 0.6;$ $q_0 = 0.0$	$\beta = 11;$ $\rho = 0.5;$ $q_0 = 0.1$	$\beta = 9.5;$ $\rho = 0.8;$ $q_0 = 0.1$	$\beta = 10;$ $\rho = 0.6;$ $q_0 = 0.3$	$\beta = 12;$ $\rho = 0.5;$ $q_0 = 0.3$
Pg ₁ (MW)	174.743	180.666	175.84	166.875	176.233
Pg ₂ (MW)	44.319	49.916	44.61	55.427	48.23
Pg ₅ (MW)	23.516	16.41	19.7	20.498	20.97
Pg ₈ (MW)	23.697	17.103	21.17	16.656	22.27
Pg ₁₁ (MW)	13.747	15.67	15.79	15.76	13.05
Pg ₁₃ (MW)	12.503	13.591	15.623	17.264	12.08
Pertes actives (MW)	9.126	10.02	9.33	9.08	9.433514
Coût de Génération (\$/hr)	803.06	804.48	803.57	804.86	802.30857
	$\beta = 9;$ $\rho = 0.4;$ $Q_0 = 0.4$	$\beta = 11;$ $\rho = 0.8;$ $q_0 = 0.0$	$\beta = 10;$ $\rho = 0.8;$ $q_0 = 0.6$	$\beta = 6;$ $\rho = 0.3;$ $q_0 = 0.7$	$\beta = 11;$ $\rho = 0.4;$ $q_0 = 0.4$
Pg ₁ (MW)	177.1202	180.9561	177.9946	172.0554	180.699
Pg ₂ (MW)	45.1405	43.6051	42.1303	51.1093	48.0675
Pg ₅ (MW)	24.9288	20.3537	19.0251	23.3981	19.6185
Pg ₈ (MW)	17.3428	15.9832	21.9837	17.3355	14.5895
Pg ₁₁ (MW)	11.0067	14.9995	17.8501	13.6159	17.9866
Pg ₁₃ (MW)	17.2079	17.1816	13.8232	15.154	12.2401
Pertes actives (MW)	9.3468	9.68	9.407	9.202	9.802
Coût de Génération (\$/hr)	804.24	804.15	804.45	803.41	803.77

Tableau 2.5 Comparaison des résultats obtenus par ACO-OPF et IP-OPF (IEEE 30 bus).

Variable	limite min	limite max	ACO-OPF	IP-OPF
P ₁ (MW)	50	200	176.233	177.0835
P ₂ (MW)	20	80	48.23	48.7163
P ₅ (MW)	15	50	20.97	21.3114
P ₉ (MW)	10	35	22.27	21.2675
P ₁₁ (MW)	10	30	13.05	11.9114
P ₁₃ (MW)	12	40	12.08	12
Pertes actives (MW)			9.433514	8.89
Coût de Génération (\$/hr)			802.30857	800.0038
Temps de convergence (sec.)			20	7

On remarque que le coût de production trouvé par ACO-OPF qui est égal 802.30857 \$/h est très proche à celui de la méthode IP (800.0038\$/h). L'écart entre les deux résultats est de

l'ordre de 0.29%. Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les angles et les amplitudes des tensions. Ces dernières sont dans leurs valeurs admissibles. De plus il est important de souligner que le temps de calcul pour la méthode ACO-OPF est très acceptable.

2.3.8. Test de la méthode ACO sur OPF avec une fonction bi-objectif

La méthode ACO-OPF va être testée à l'optimisation d'une fonction fortement non linéaire concerne le coût de combustible et l'émission du gaz toxique NOx. L'application a été faite sur le même réseau électrique IEEE 30 bus. Les coefficients de la fonction exponentielle d'émission du gaz toxique sont représentés dans le tableau 2.6.

Tableau 2.6 Les coefficients d'émission de gaz toxique des 6 générateurs du réseau 30 bus

<i>J-b</i>	<i>Coefficients d'émission de gaz toxique NOx</i>				
	<i>a.10⁻²</i>	<i>b.10⁻⁴</i>	<i>c.10⁻⁶</i>	<i>d.10⁻⁴</i>	<i>e.10⁻²</i>
1	4.091	-5.554	6.49	2.0	2.857
2	2.543	-6.047	5.638	5.0	3.333
5	4.258	-5.094	4.586	0.01	8.0
8	5,326	-3,55	3,38	20.0	2,0
11	4,258	-5,094	4,586	0.01	8,0
13	6,131	-5,555	5,151	10.00	6,667

La fonction du coût total considère en même temps le coût de combustible $F(x)$ et le coût d'émission de gaz $F_E(x)$:

$$F_{Tot}(x) = \mu F + (1 - \mu)F_{pc}, \quad 0 \leq \mu \leq 1 \tag{2,10}$$

avec

$$F_{pc} = wF_E \quad (\$/hr) \tag{2,11}$$

$$F_E(x) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 + d_i \exp(e_i P_{Gi})) \quad (Ton/hr) \tag{2,12}$$

La valeur ($\mu = 1$) donne la minimisation du coût de combustible sans prendre en considération dans la fonction du coût total l'effet de l'émission du gaz toxique. Par contre, la valeur ($\mu = 0$) donne la minimisation de l'émission du gaz toxique sans tenir compte du coût de combustible dans la fonction du coût total. Sachant que le facteur du coût d'émission de gaz (w) pour ce réseau test est de 550.66\$/Ton. On remarque que cette fonction est non linéaire, d'où l'intérêt d'utiliser une méthode qui n'exige aucune condition sur la fonction objectif.

Les valeurs optimales des puissances générées, le coût du combustible et le taux d'émission pour onze cas sont données dans le tableau 2.7. Dans le premier cas ($\mu = 1$), on fait l'optimisation du coût du combustible sans tenir compte du taux d'émission. Après convergence on remplace les

valeurs optimales des puissances générées dans la fonction d'émission de gaz. Dans le dernier cas ($\mu = 0$), on fait l'inverse, on optimise le taux d'émission de gaz sans tenir compte du coût de combustible. Après convergence on remplace les valeurs optimales des puissances générées dans la fonction coût du combustible. Dans les autres cas ($0 < \mu < 1$), on fait la minimisation simultanée du coût du combustible et le taux d'émission de gaz. Les modules des tensions ainsi que leurs phases pour tous les jeux de barres du réseau test pour les différents cas sont présentés respectivement dans les figures 2.7 et 2.8.

Tableau 2.7 Les résultats d'ACO pour les 11 cas appliqués sur le réseau IEEE 30 bus ($\mu = 1$: Coût minimale de production; $0 < \mu < 1$: Coût de production+Emission minimale, $\mu = 0$: Emission minimale)

Variable	$\mu=1$	$\mu=0.9$	$\mu=0.8$	
Pg ₁ (MW)	176.233	171.4534	166.727	
Pg ₂ (MW)	48.23	53.1900	49.14	
Pg ₅ (MW)	20.97	22.4200	20.1	
Pg ₈ (MW)	22.27	20.6700	26.01	
Pg ₁₁ (MW)	13.05	11.7800	12.63	
Pg ₁₃ (MW)	12.08	13.1300	17.65	
Coût de generation (\$/hr)	802.30857	802.821804	804.0929	
Perte active (MW)	9.433514	9.243401	8.857812	
Emission (ton/hr)	0.363375	0.351450	0.33795	
Coût total (\$/hr)	1002.4049	996.351240	990.18828	
Variable	$\mu=0.7$	$\mu=0.6$	$\mu=0.5$	$\mu=0.4$
Pg ₁ (MW)	150.615	131.946	125.555	112.373
Pg ₂ (MW)	55.45	56.83	52.83	62.03
Pg ₅ (MW)	21.81	22.61	28.97	31.31
Pg ₈ (MW)	33.47	34.3702	30.8102	29.9702
Pg ₁₁ (MW)	13.09	20.35	26.5	18.5
Pg ₁₃ (MW)	16.92	24.22	25.03	35.16
Coût de generation (\$/hr)	808.274	819.9963	828.8054	845.9056
Perte active (MW)	7.955011	6.926898	6.296026	5.944015
Emission (ton/hr)	0.304522	0.269375	0.256753	0.242395
Coût total (\$/hr)	975.9622	968.33036	970.18879	979.38296
Variable	$\mu=0.3$	$\mu=0.2$	$\mu=0.1$	$\mu=0$
Pg ₁ (MW)	99.967	88.1802	79.9983	68.1955
Pg ₂ (MW)	64.98	62.48	62.22	65.22
Pg ₅ (MW)	30.82	37.07	43.66	49.52
Pg ₈ (MW)	26.7102	34.3804	33.8404	34.7804
Pg ₁₁ (MW)	29.78	26.51	29.98	30
Pg ₁₃ (MW)	36.59	39.58	38.02	39.58
Coût de génération (\$/hr)	862.7136	882.73001	905.56614	938.7186
Perte active (MW)	5.447286	4.800652	4.318705	3.895927
Emission (ton/hr)	0.22836	0.217439	0.210959	0.205623
Coût total (\$/hr)	988.46248	1002.4649	1021.7327	1051.947

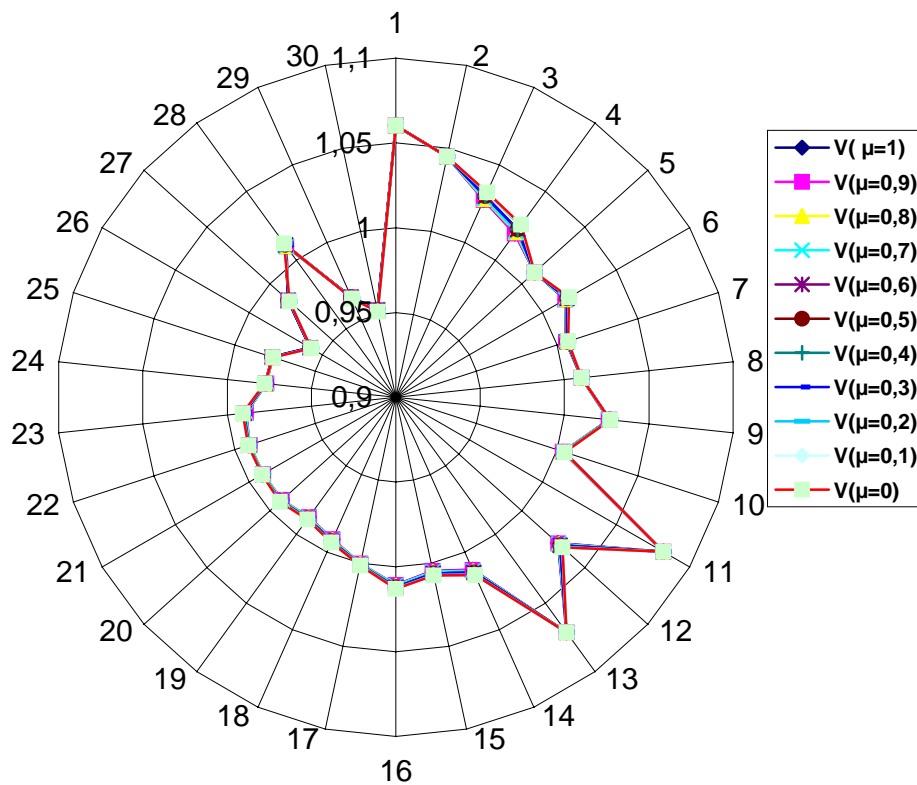


Figure 2.7 Niveaux de tensions (pu) du réseau IEEE 30 bus résultants de la minimisation bi-objectif (coût/Emission) par ACO-OPF pour les 11 cas.

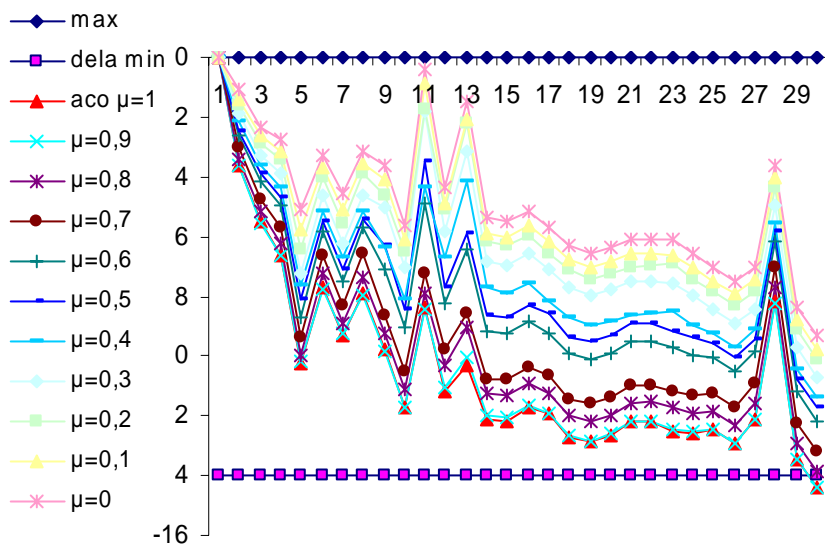


Figure 2.8 les angles de tensions (deg.) du réseau IEEE 30 bus après la minimisation bi-objectif (coût /Emission) par ACO-OPF pour les 11 cas.

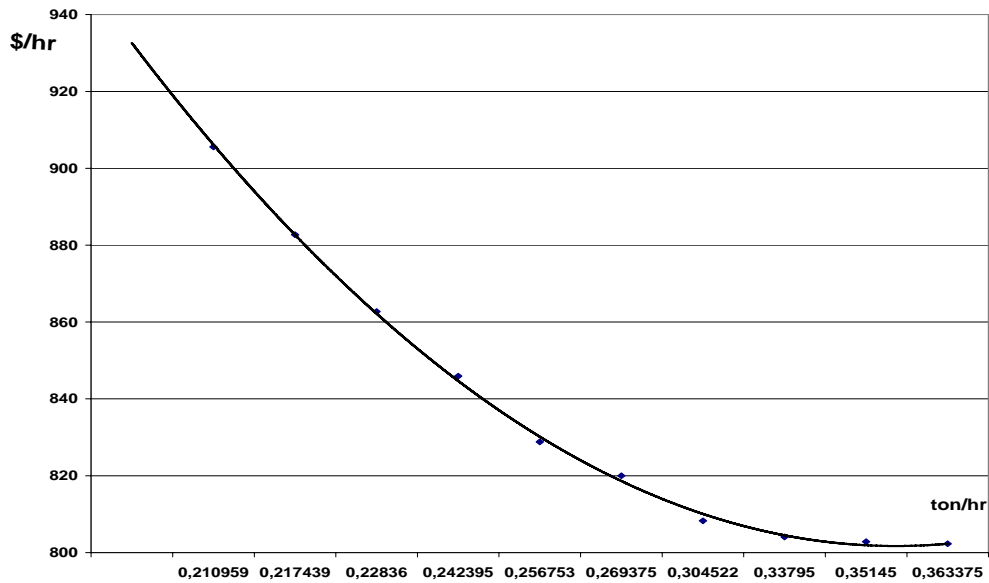


Figure 2.9 Front de Pareto coût /Emission pour les 11 cas.

On remarque que les puissances actives générées et les tensions (modules et angles) sont dans leurs limites admissibles. On observe aussi que le coût total dans le cas de la minimisation du taux d'émission du gaz toxique ($\mu=0$) est plus élevé que dans le cas de la minimisation du coût de production ($\mu =1$) avec un ratio de 4.94 %. Mais la valeur des pertes de puissances qui correspond à $\mu =0$ est plus réduite que celle du cas $\mu =1$ avec un pourcentage de 58.7%. Vu l'intérêt actuel de la protection d'environnement des gaz toxiques, on cherche alors de minimiser en même temps le coût de production et le taux d'émission de gaz avec le rapport optimal. Donc ; en traçant le front de Pareto coût/émission (figure 2.9) ; on remarque que le rapport optimal correspond à ($\mu =0.6$). On remarque dans ce cas que le coût total est le meilleurs avec une valeur de 968.33036 \$/h, avec un taux d'émission acceptable (0.269375 ton/h) et de pertes acceptable (6.926898 MW).

2.4. Algorithmes génétiques

Nous avons assisté ces dernières années à une croissance très rapide des travaux utilisant les algorithmes génétiques (AG) dans les systèmes électriques. Cela est dû à la simplicité de leurs mécanismes, la facilité de leur mise en application et leur efficacité même pour des problèmes complexes.

2.5.1 Idées de base

Les algorithmes génétiques ont été initialement développés par John Holland, ses collègues, et ses étudiants, à l'université du Michigan dans les années 70 [49]. En 1989,

Goldberg a publié un livre de référence pour les algorithmes génétiques "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning" [50]. C'est à ce livre que nous devons la popularisation des AGs.

A chaque génération (itération), un nouvel ensemble de chaînes de caractères (population) est créé en utilisant des parties des meilleurs éléments de la génération précédente; ainsi que des parties innovatrices, à l'occasion. Bien qu'utilisant le hasard, les algorithmes génétiques ne sont pas purement aléatoires. Ils exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer, avec l'espoir d'améliorer la performance. La fonction dont on recherche l'optimum est dite fonction objectif. On peut remarquer dès à présent que l'on ne fait aucune hypothèse sur cette fonction, en particulier elle n'a pas à être dérivable, ce qui représente un avantage sur certaines méthodes de recherche d'extremum [2] [51].

Un algorithme génétique manipule une population de taille L constante. Cette population est formée d'individus. La taille constante de la population induit un phénomène de compétition entre les individus. Chaque individu représente le codage d'un vecteur solution possible au problème à résoudre, donné sous forme d'un ensemble de chaînes de caractères. Chaque chaîne de caractères correspond à un chromosome (le génotype de l'individu) qui représente le codage d'une variable, chaque caractère a un gène et chaque lettre de l'alphabet a un allèle. La position d'un gène au sein d'un chromosome est appelée locus. Dans les cas classiques, l'alphabet est binaire (les deux allèles possibles sont 0 et 1). La population évolue en générations successives (la création d'une nouvelle génération s'appelle la reproduction ou le remplacement). Les individus les plus forts survivent et se reproduisent entre eux pour créer de nouveaux individus, tandis que les plus faibles disparaissent petit à petit. De plus, lors des créations d'individus, des mutations génétiques (i.e. modification d'un caractère dans la chaîne) se produisent. Cela conduit à définir les trois opérateurs génétiques de base qui sont la sélection, le croisement et la mutation,

La traduction algorithmique de l'adjectif faible et fort appliqué aux individus conduit à définir une fonction sélective qui permet d'associer une valeur à chaque individu de la population. Cette valeur est dite valeur sélective de l'individu. La fonction sélective f est souvent une transformation g de la fonction objectif ($f(x) = g(F(x))$).

L'application des opérateurs génétiques sur des individus jugés par une fonction sélective particulière, permet d'explorer l'espace des solutions à la recherche d'un extremum.

Généralement, quand l'AG est appliqué, il est fait dans une manière qui implique les étapes suivantes:

- Evaluer la fonction sélective de tous les individus dans la population.
- Créer une nouvelle population en exécutant des opérations telles que la sélection proportionnelle, le croisement, et la mutation sur les individus dont la fonction sélective a été juste mesurée.
- Abandonner l'ancienne population et répéter les mêmes étapes avec la nouvelle population.

Pour résumer, On distingue trois principaux points qui font la différence fondamentale entre ces algorithmes et les autres méthodes classiques:

- Les algorithmes génétiques utilisent un codage des paramètres, et non les paramètres eux mêmes.
- Les algorithmes génétiques travaillent sur une population de points, au lieu d'un point unique, cela permet aux AG d'explorer différentes zones dans l'espace de recherche et donc de minimiser la probabilité de trouver un point optimal local.
- Les algorithmes génétiques n'utilisent que les valeurs de la fonction objectif, pas ses dérivées, ou une autre connaissance auxiliaire.
- Les algorithmes génétiques utilisent des règles de transition probabilistes, et non déterministes, cela signifie qu'ils ne nécessitent pas d'espace de recherche continu.

2.5.2 Présentation des algorithmes génétiques

Nous présentons d'abord les opérateurs de l'algorithme génétique pour le codage binaire et vers la fin on abordera le codage réel.

2.5.3 Opérateurs génétiques classiques

Les opérateurs jouent un rôle prépondérant dans la réussite possible d'un AG. Nous en dénombrons trois principaux : l'opérateur de sélection, de croisement et de mutation. Si le principe de chacun de ces opérateurs est facilement compréhensible, il est toutefois difficile d'expliquer l'importance isolée de chacun de ces opérateurs dans la réussite de l'AG. Cela tient pour partie au fait que chacun de ces opérateurs agit selon divers critères qui lui sont propres (valeur sélective des individus, probabilité d'activation de l'opérateur. etc.) [2].

2.5.6.1. Opérateur de sélection

La sélection est la première étape du fonctionnement d'un algorithme génétique. Il s'agit du processus selon lequel les chaînes représentant les individus sont retenues, le plus souvent sur le

critère de leur valeur sélective. Comme son nom l'indique, la sélection vise à sélectionner une population enfant à partir d'une population parent. Le but est donc de sélectionner les individus avec d'autant plus de chances que leur santé est bonne (par transposition informatique de la sélection naturelle). La sélection est le premier arbitre décidant de la vie et de la mort des individus, c'est pourquoi elle est un élément primordial du bon fonctionnement d'un algorithme génétique. On utilise parfois le terme reproduction à la place de sélection. En effet, les algorithmes génétiques usuels, dits à remplacement générationnel, remplacent tous les individus d'une génération pour créer la génération suivante. Avant d'appliquer tout autre opérateur génétique, on commence donc par copier dans la nouvelle génération les individus sélectionnés, jusqu'à ce qu'elle soit remplie. La sélection sert donc ici à faire une reproduction (au sens copie du terme) des individus avant d'effectuer le croisement et la mutation. De manière à augmenter, d'une génération à l'autre, le nombre d'individus dont la valeur sélective est la meilleure, tout en diminuant ceux dont la valeur sélective est la moins bonne [2].

Il existe plusieurs méthodes pour la sélection. La méthode la plus connue et utilisée est sans nul doute, la roue de loterie biaisée (*roulette wheel*) de Goldberg (1989) [50]. Elle est la plus simple et la plus directe. Elle consiste à sélectionner les individus en fonction de leur valeur sélective. Ce mécanisme est appelé aussi la sélection proportionnelle.

2.5.6.2. Sélection proportionnelle

Selon cette méthode, chaque chromosome sera dupliqué dans une nouvelle population proportionnellement à sa valeur sélective. On effectue, en quelque sorte, autant de tirages avec remise qu'il y a d'éléments dans la population. Les individus ayant une grande valeur sélective « fitness » ont donc plus de chance d'être sélectionnés. On parle alors de sélection proportionnelle [2].

Il faut choisir les probabilités de sélection de manière à favoriser les individus de plus forte valeur sélective. Ainsi, dans le cas d'un codage binaire, la valeur sélective d'un chromosome (individu) particulier i étant f_i , la probabilité P_{s_i} avec laquelle il sera réintroduit dans la nouvelle population de taille L est :

$$P_{s_i} = f_i / \sum_{j=1}^L f_j \quad (2.13)$$

Donc le nombre de fois qu'un individu sera sélectionné est égal à sa valeur sélective divisée par la somme des valeurs sélectives de la population totale (plus exactement, la partie

entière représente le nombre de fois où l'individu sera sélectionné et la partie flottante, la probabilité qu'il aura d'être sélectionné à nouveau).

L'inconvénient majeur de cette méthode repose sur le fait qu'un individu n'étant pas le meilleur, peut tout de même dominer la sélection. Elle peut aussi engendrer une perte de diversité par la domination d'un super individu. Ce phénomène est appelé "convergence prématurée". Vers la fin du processus quand l'ensemble des individus se ressemble, il apparaît un inconvénient dit « fine-tuning » et qui rend la performance de la méthode faible.

Une solution à ce problème ne tient pas dans l'utilisation d'une autre méthode de sélection mais dans l'utilisation d'une fonction sélective modifiée. En conséquence, nous pouvons utiliser un changement d'échelle (scaling) afin de diminuer ou accroître de manière artificielle l'écart relatif entre les valeurs sélectives des individus.

2.5.6.3. Opérateur de croisement

Le croisement permet de générer deux nouveaux individus à partir de deux individus ayant jusqu'alors survécu, donc dont la valeur sélective est bonne. On espère que les deux individus créés tireront partie des points forts de leurs deux parents et donc que leur valeur sélective sera meilleure encore. Les deux nouveaux individus formés permettent donc d'explorer de nouvelles régions de l'espace en se rapprochant, peut-être, d'un extremum. Le croisement combine deux individus appariés avec une probabilité P_c . La version classique de cet opérateur est appelée le croisement un-point ou croisement simple. Il consiste à tirer au sort une valeur CrossSite (position de croisement) comprise entre 1 et $l-1$ (l étant la taille d'un chromosome) et à générer deux nouveaux individus en inversant les gènes des deux parents dont le locus est compris entre CrossSite + 1 et l (figure 2.10). Il est possible que le mécanisme de croisement vienne, en le coupant au mauvais endroit, 'casser' un individu intéressant c'est à dire de forte valeur sélective. De manière à limiter ce problème, il est important que les chromosomes représentent un 'bon codage' du problème [2] [50].

Quoi qu'il en soit, il se peut que l'action conjointe de la reproduction et du croisement soit insuffisante pour assurer la réussite de l'AG. Ainsi, dans le cas du codage binaire, certaines informations peuvent disparaître de la population. Donc, aucun individu de la population initiale ne contient de 1 en dernière position de la chaîne, et que ce '1' fait partie de la chaîne optimale à trouver ; tous les croisements possibles ne permettront pas de faire apparaître ce 1 initialement inconnu. En codage réel, une telle situation peut arriver si, en utilisant un opérateur simple de croisement. C'est pour remédier entre autre à ce problème que l'opérateur de mutation est utilisé,

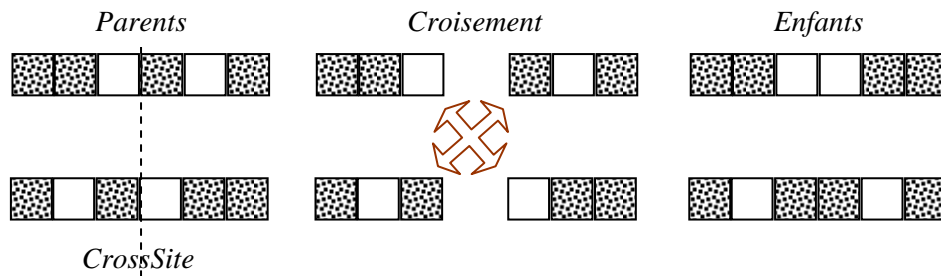


Figure 2.10 Croisement en codage binaire

2.5.6.4. Opérateur de mutation

La mutation est traditionnellement considérée comme un opérateur marginal bien qu'elle confère en quelque sorte aux algorithmes génétiques la propriété d'ergodicité (i.e. tous les points de l'espace de recherche peuvent être atteints). Cet opérateur a un double rôle : celui d'effectuer une recherche locale et/ou de sortir d'une trappe (recherche éloignée). Cet opérateur ne crée généralement pas de meilleurs individus, mais il évite l'établissement de populations uniformes incapables d'évoluer [2] [50].

✓ Mutation simple

La version de base de la mutation, dite mutation simple, consiste à modifier aléatoirement, avec une probabilité P_m faible, la valeur d'un composant de l'individu. Dans le cas du codage binaire, chaque bit $a_i \in \{0; 1\}$ est remplacé selon une probabilité P_m par son inverse $a_i^t = 1 - a_i$. C'est ce qu'illustre la figure 2.11. Tout comme plusieurs lieux de croisement peuvent être possibles, nous pouvons très bien admettre qu'une même chaîne puisse subir plusieurs mutations.

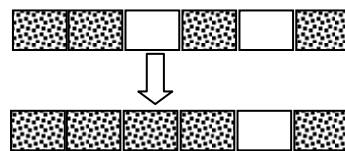


Figure 2.11 Mutation

simple

Cet opérateur permet un déplacement aléatoire dans l'espace des solutions, autorisant ainsi l'exploration de régions dans lesquelles se trouve peut-être un point intéressant. L'expérience montre l'importance de son rôle : sans lui, il y a un risque de convergence prématurée de l'algorithme vers un extremum local. Cependant, de manière à ne pas empêcher la convergence de l'algorithme, la probabilité de mutation doit rester faible. Classiquement, on trouve des

valeurs de l'ordre de 0.001 (une mutation pour 1000 gènes, certains auteurs préconisent une pour 10000). En fait la probabilité P_m optimale dépend de la taille de la population et de la longueur des individus. Par ailleurs, il est bon que cette probabilité diminue durant l'exécution de manière à ce que la perte d'allèles soit faible en début du processus sans pénaliser la convergence à terme.

Il faut noter que les conséquences de la mutation de deux bits différents peuvent être très inégales.. C'est une nouvelle preuve de l'importance du codage qui doit être choisi tel qu'une faible variation du génotype n'entraîne pas une grande variation du phénotype. Une nouvelle fois, ce choix dépend du problème à résoudre.

✓ **Probabilité de mutation optimale**

L'objectif de la mutation est d'empêcher la perte définitive de certains allèles sous l'effet du mécanisme de sélection. Si la taille de la population tend vers l'infini, le risque de perte tend vers 0. On peut en conclure que la probabilité de mutation doit être inversement proportionnelle à la taille de la population L . Cette interprétation concorde avec les résultats expérimentaux [51] qui donnent:

$$P_m \approx L^{-0.9318} \approx \frac{1}{L} \tag{2.14}$$

D'autre part P_m est inversement proportionnelle à la taille de l'individu l . [52] :

$$P_m \approx l^{-0.4535} \approx \frac{1}{\sqrt{l}} \tag{2.15}$$

Donc on peut avoir P_m en fonction de L et l comme suit :

$$P_m \approx 1/(L \times \sqrt{l}) \tag{2.16}$$

Ou d'une façon plus exacte en se basant sur les deux équations (2.13) et (2.14) :

$$P_m \approx (L^{0.0682} \times l^{0.0465}) / (L \times \sqrt{l}) \tag{2.17}$$

Hesser et Manner [54] proposent une décroissance de P_m avec le temps:

$$P_m \approx \sqrt{\frac{\alpha}{\beta}} \frac{e^{-\frac{\tau \times t}{2}}}{L \times \sqrt{l}} \quad \text{avec } \alpha, \beta \text{ et } \tau \text{ constants.} \tag{2.18}$$

Ce résultat doit être mis en rapport avec celui de [53] qui donne P_m sous une forme équivalente, mais indépendante du temps :

$$P_m \approx \frac{1.76}{L \times \sqrt{l}} \tag{2.19}$$

La probabilité de croisement P_c doit augmenter au cours de l'exécution de l'AG, puisque d'une part, une décroissance exponentielle de P_m au cours de l'exécution de l'AG améliore ses performances [2] et d'autre part P_m doit augmenter si P_c diminue et réciproquement [54].

Le choix de la meilleure probabilité de mutation P_m est délicat. En effet, P_m dépend à la fois de la taille L de la population et de la longueur l des individus. De plus, si P_m décroît avec le temps, les performances de l'algorithme sont meilleures. Enfin, P_m est inversement proportionnel à la probabilité de croisement.

2.5.6.5. Autres paramètres

Les opérateurs de l'algorithme génétique sont guidés par un certain nombre de paramètres fixés à l'avance, dont leurs valeurs influencent la réussite ou non d'un algorithme génétique. Ces paramètres sont :

- La taille de la population, L , et la longueur du codage de chaque individu, l , (dans le cas du codage binaire) : Si L est trop grand le temps de calcul de l'algorithme peut s'avérer très important, et si L est trop petit, il peut converger trop rapidement vers un mauvais chromosome. Cette importance de la taille est essentiellement due à la notion de *parallélisme implicite* qui implique que le nombre d'individus traité par l'algorithme est au moins proportionnel au cube du nombre d'individus. En général, la valeur de la taille de la population est comprise entre 30 et 50 individus

- La probabilité de croisement P_c : Elle dépend de la forme de la fonction sélective. Son choix est en général heuristique (tout comme pour P_m). Plus elle est élevée, plus la population subit de changements importants. Les valeurs généralement admises sont comprises entre 0.5 et 0.95.

- La probabilité de mutation P_m : Ce taux est généralement faible (entre 0.5% et 1%), puisqu'un taux élevé risque de conduire à une solution sous optimale. Plutôt que de réduire P_m , une autre façon d'éviter que les meilleurs individus soient altérés est d'utiliser la reconduite explicite de l'élite dans une certaine proportion. Ainsi, bien souvent, les meilleurs 5%, par exemple, de la population sont directement reproduits à l'identique, l'opérateur de reproduction ne jouant alors que sur les 95% restants. Cela est appelé une stratégie élitiste. [55].

2.5.4 Résolution d'un problème par algorithme génétique

Pour résoudre un problème en utilisant un algorithme génétique. Il faut définir une représentation, les opérateurs génétiques et la fonction objectif ce qui implique deux conditions incontournables:

- pouvoir coder les solutions de ce problème par une chaîne finie de bits.
- être capable d'attribuer une valeur sélective à chaque chaîne (i.e. trouver une bonne fonction sélective).

2.5.6.1. Codage du problème en une suite de caractères

Goldberg [50] propose d'appliquer les deux règles suivantes lors de la recherche d'un codage : favoriser l'alphabet de cardinalité minimale, favoriser un codage dans lequel les schémas d'ordre et de longueur faibles ont un sens vis-à-vis du problème à résoudre. Il note que l'alphabet binaire a été et restera utile pour une large variété de problèmes à résoudre. Par ailleurs, il précise que le respect de la deuxième règle n'est pas aisé et que grâce à leur robustesse, les algorithmes génétiques sont rarement mis en défaut à cause de l'adoption d'un codage particulier.

2.5.6.2. Choix de la fonction sélective

La fonction sélective permet de calculer les valeurs sélectives des individus de la population. Elle doit rendre des résultats positifs ou nuls pour que l'opérateur de sélection fonctionne convenablement. Le problème à résoudre ayant été traduit sous la forme d'une fonction objectif, la fonction sélective f est formée par la composition de deux fonctions[50]:

$$f(x) = g(F(x)) \quad (2.20)$$

où F représente la fonction objectif et g transforme la valeur $F(x)$ en une valeur positive. La fonction g peut être une transformation linéaire de F ::

$$f(x) = a \cdot F(x) + b \quad (2.21)$$

avec a positif si on cherche le maximum de la fonction $F(x)$ et a négatif si on cherche le minimum, b assurant que $f(x)$ est toujours positif.

En fonction du problème à résoudre, il peut être intéressant de faire une transformation logarithmique de la fonction sélective de la forme suivante :

$$f(x) = b - \log(F(x)) \quad (2.22)$$

avec, $\forall x, b > \log(F(x))$.

Cette fonction sélective permet de limiter les écarts de valeur sélective dans les premières générations (limitant le risque de convergence prématurée). De plus, elle permet d'amplifier les écarts de valeurs sélectives entre les individus pour lesquelles $F(x)$ est faible (que l'on retrouve en grand nombre lorsque l'algorithme commence à converger).

Une autre possibilité, lorsque l'on cherche à maximiser F , est d'utiliser une transformation par élévation à une puissance donnée:

$$f(x) = (a \cdot F(x) + b)^k \quad (2.23)$$

On retrouve des avantages similaires à ceux cités précédemment : limitation des écarts de valeur sélective dans les premières générations et amplification des écarts de valeurs sélectives lorsque l'algorithme commence à converger. La valeur de k dépend du problème à traiter, pour une application d'imagerie, propose pour la fonction sélective la forme : $f(x) = F(x)^{1,0005}$. Il est

peut être intéressant de faire varier le paramètre k durant l'exécution de l'algorithme génétique de manière à adapter les écarts de valeurs sélectives comme désiré.

Pour un algorithme génétique évoluant vers une population d'individus à fortes valeurs sélectives, il est peut être intéressant d'ajuster dynamiquement la fonction sélective f de manière à ce que l'écart entre l'individu de plus forte valeur sélective et celui de plus faible valeur sélective ne se réduise pas trop. On a alors :

$$f(x) = a \cdot F(x) + b(t) \quad (2.24)$$

Une définition possible de $b(t)$ dans le cas où on maximise $F(x)$, est :

$$b(t) = - \min \{ f(x) / x \in P(t) \} \quad (2.25)$$

où $P(t)$ représente la population à l'instant t . On parle dans ce cas de fonction sélective ajustée linéairement.

2.5.6.3. *Prise en charges des contraintes par les AG*

Une caractéristique des problèmes réels est d'être le plus souvent soumis à des contraintes : contraintes technologiques, contraintes environnementales, ...etc. Comme la plupart des problèmes d'optimisation, l'écoulement de puissance optimale est un problème à contraintes. Un AG peut prendre en charge ces contraintes par les manières suivantes :

- on choisit le codage des chromosomes sans que les individus choisis amènent à un dépassement des limites ou une violation des contraintes non-linéaires, si elles existent;
- on répète le processus de croisement jusqu'à ce qu'un individu respectant les contraintes soit généré;
- on adapte les opérateurs génétiques de manière à ce que seuls les individus respectant les contraintes soient générés;
- on pénalise les individus ne respectant pas les contraintes en diminuant leurs valeurs sélectives. Dans ce cas là ces individus auront des performances moindres de telles façons à être éliminé dans les prochaines générations.

La fonction pénalité appropriée pour ce problème particulier n'est pas nécessairement facile à concevoir. Elle peut même donner une convergence prématurée de l'AG.

On calcule une fonction de pénalité P que l'on soustrait à la valeur sélective brute de l'individu, On a

$$f(x) = g(F(x)) - P(x) \quad (2.26)$$

Pour les problèmes dans lesquels de nombreuses solutions ne sont pas possibles, car elles ne respectent pas les contraintes, il est préférable de retenir la dernière solution.

2.5.5 Codage réel

A l'aide du codage binaire, toutes les opérations sont assez simples à mettre en place, Néanmoins, quelques inconvénients existent [2] [50] [52]:

– Il est peut être difficile d'adapter ce codage à certains problèmes :

La représentation binaire traditionnelle utilisée pour les algorithmes génétiques crée des difficultés pour les problèmes d'optimisation de grandes dimensions à haute précision numérique. Par exemple, avec 100 variables appartenant au domaine $[-500, 500]$ et dont une précision de 6 chiffres après la virgule est nécessaire, la taille du chromosome est 3000. Cela, en retour, génère un espace de recherche d'environ 10^{1000} . Pour de tels problèmes, les algorithmes génétiques basés sur des représentations binaires ont de faibles performances.

– La distance de Hamming entre deux nombres réels proches qui est le nombre de bits qui diffèrent de l'un à l'autre peut être grande (exemple : 0111 qui vaut 7 et 1000 qui vaut 8, la distance est de 4). Ce qui crée bien souvent une convergence vers une valeur non optimale.

– Suivant le problème, la résolution de l'algorithme peut être coûteuse en temps.

– Le croisement et la mutation peuvent être inadaptés (création d'individus n'appartenant pas à l'espace de recherche).

Une des améliorations majeures consiste alors à se servir de nombres réels directement, Les résultats donnés dans [52] montrent que la représentation binaire aboutit souvent à une moins bonne précision et qu'en règle générale le gain en termes de temps de calcul (CPU) est positif. Donc on peut dire qu'une représentation plus naturelle du problème offre des solutions plus efficaces.

En utilisant le codage réel, notre individu n'est alors plus qu'un chiffre à valeurs réelles dans l'espace des valeurs permises : $A=a, a \in D \subset \mathcal{R}$. L'opérateur de sélection reste identique à celui de la roue de loterie biaisée ou du tournoi. En revanche, il existe d'autres opérateurs de croisement et de mutation.

2.5.7.1. Opérateur de croisement

L'opérateur de croisement simple tel que décrit dans le cas binaire ne peut s'effectuer ici dans le cas de recherche d'un point unique. Toutefois, pour une recherche de plus grande dimension, nous pouvons utiliser de façon analogique cet opérateur. Ainsi, soient $Y = (y_1; y_2; y_3)$ et $X = (x_1; x_2; x_3)$ deux membres (vecteur de dimension trois) de la population initiale. Nous recherchons donc trois points dans un espace de recherche de dimension trois.

L'opération de croisement simple est identique dans le principe à celle décrite auparavant, Pour ce faire, nous générons un nombre aléatoire r à partir d'une distribution uniforme sur l'ensemble $\{1, 2, 3\}$, et deux nouveaux individus, \underline{X} et \underline{Y} , sont créés selon la règle suivante :

$$\begin{aligned} \underline{x}_i &= \begin{cases} x_i, & \text{si } i < r \\ y_i, & \text{sinon} \end{cases} \\ \underline{y}_i &= \begin{cases} y_i, & \text{si } i < r \\ x_i, & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.27)$$

Un autre opérateur est le croisement arithmétique qui effectue une simple combinaison linéaire entre les parents. Soit, après avoir généré un chiffre aléatoire, $\alpha = U(0; 1)$, les nouveaux parents sont:

$$\begin{aligned} \underline{X} &= \alpha X + (1 - \alpha)Y \\ \underline{Y} &= (1 - \alpha)X + \alpha Y \end{aligned} \quad (2.28)$$

Enfin, il existe aussi le croisement heuristique. Cet opérateur effectue une extrapolation linéaire des deux individus. Un nouvel individu, \underline{X} , est créé selon le processus suivant (sous l'hypothèse que $X > Y$ en terme de valeur sélective, sinon nous inversons X et Y dans les équations) :

$$\begin{aligned} \underline{X} &= X + r(X - Y); \\ \underline{Y} &= X; \end{aligned} \quad (2.29)$$

et où :

$$Faisabilité = \begin{cases} 1, & \text{si } b_1^i < \underline{x} < b_2^i, \forall i \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.30)$$

où b_1^i et b_2^i sont les bornes autorisées pour x_i , et avec r un nombre aléatoire tiré dans $U(0; 1)$.

Nous devons donc avoir tout le temps $x_i \in [b_1^i, b_2^i]$. Si \underline{X} n'est pas faisable (i. e. faisabilité nulle) alors un nombre r est retiré et la procédure est recommencée jusqu'à ce que la solution soit faisable où qu'un certain nombre d'essais ait été effectué. Dans le cas où $f(X) = f(Y)$ (même valeur sélective) on reproduit simplement X et Y , cet opérateur est un croisement unique pour les raisons suivantes : (1) il utilise directement les valeurs de la fonction objectif afin de déterminer une direction de recherche, (2) il produit seulement un enfant et (3) il peut ne produire aucun enfant.

Il semble que le croisement heuristique contribue à trouver une solution plus précise; ses principales responsabilités dans la recherche de la solution sont (1) un "fine-tuning" local et (2) une recherche dans une direction prometteuse.

2.5.7.2. Opérateur de mutation

La mutation uniforme est identique à celle du codage binaire. Ainsi, chaque variable $x_i \in X$ est changée selon une certaine probabilité en un nombre aléatoire tiré dans une distribution uniforme sur l'intervalle $[b_1^i, b_2^i]$, avec b_1^i et b_2^i les bornes inférieures et supérieures pour x_i .

La mutation non uniforme revient à changer la variable x_i en un nombre tiré dans une distribution non uniforme. Cette nouvelle variable \underline{x}_i est telle que :

$$\underline{x}_i = \begin{cases} x_i + (b_2^i - x_i)f(G), si & \alpha < 0.5, \\ x_i - (b_1^i + x_i)f(G), si & \alpha \geq 0.5, \end{cases} \tag{2.31}$$

avec

$$f(G) = \left(\alpha \left(1 - \frac{G}{G_{max}} \right)^b \right) \tag{2.32}$$

α nombres aléatoires entre (0;1);

G = la génération courante,

G_{max} = le nombre maximum de générations (i. e. de création de nouvelle population),

b = un paramètre déterminant le degré de non uniformité.

Un dernier opérateur de mutation existe : la mutation dans les bornes. Avec cet opérateur, chaque variable $x_i \in X$ choisie pour muter prend pour valeur l'une des deux bornes b_1^i et b_2^i avec équiprobabilité. A l'évidence, cet opérateur n'a d'intérêt et d'efficacité que si la solution est proche des bornes de l'espace de recherche. Notons qu'il est possible de combiner plusieurs opérateurs en même temps.

La figure 2.12 présente l'organigramme de la méthode des algorithmes génétiques.

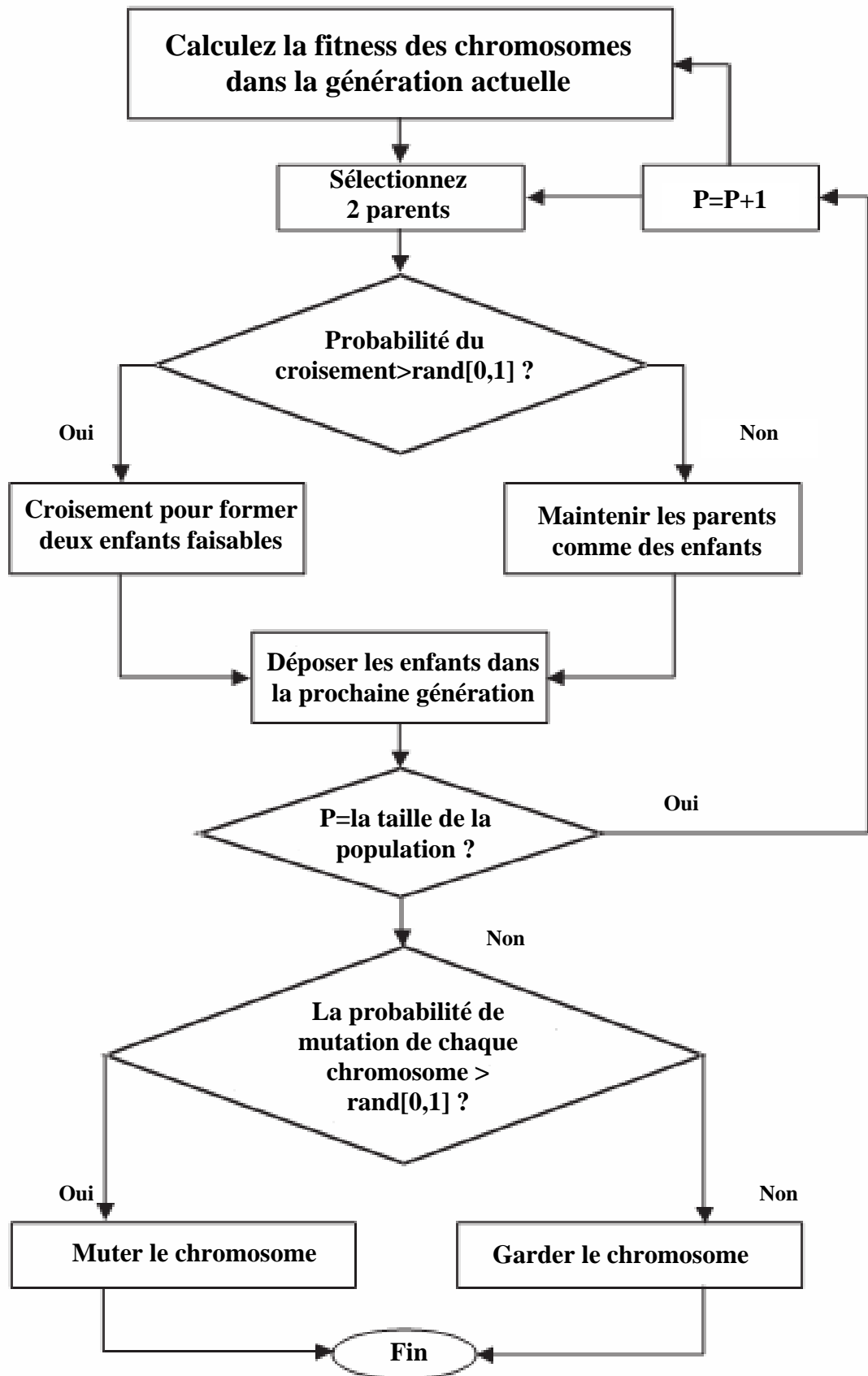


Figure 2.12 Organigramme des Algorithmes génétiques

2.3.8. Test de la méthode GA sur OPF avec une fonction mono-objectif

On remarque que le coût de production trouvé par GA-OPF qui est égal 802.230313 \$/h est légèrement plus réduit à celui de la méthode ACO-OPF (802.3087\$/h) par un taux de 0.01%. Les puissances actives optimales sont dans leurs gammes permises et sont loin des limites min. et max. (tableau 2.8). La valeur des pertes trouvée par GA-OPF qui est de 9.5 MW est très proche de la valeur trouvée par ACO-OPF avec un taux de 0.7742 %. Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les angles et les amplitudes des tensions. Ces dernières sont dans leurs fourchettes admissibles. De plus il est important de souligner que la convergence est rapide avec cette méthode puisque le temps de convergence est de l'ordre de 2 sec.

Tableau 2.8 Comparaison des résultats obtenus par GA-OPF et ACO-OPF pour le réseau IEEE 30 bus.

Variable	limite min	limite max	ACO-OPF	GA-OPF
P ₁ (MW)	50	200	176.233	177.1176
P ₂ (MW)	20	80	48.23	48.9107
P ₅ (MW)	15	50	20.97	21.4914
P ₉ (MW)	10	35	22.27	21.8712
P ₁₁ (MW)	10	30	13.05	12.1574
P ₁₃ (MW)	12	40	12.08	11.3582
Pertes actives (MW)			9.433514	9.506547
Coût de Génération (\$/hr)			802.30857	802.230313
Temps de convergence (sec.)			20	7

Notre méthode a été comparée avec deux autres méthodes qui se trouvent dans la littérature.

2.3.8. Test de la méthode GA sur OPF avec une fonction bi-objectif

Les valeurs optimales des puissances générées, le coût du combustible et le taux d'émission pour le cas de l'optimisation bi-objectif (coût de combustible/ émission de gaz toxique) sont donnés par le tableau 2.6.

On remarque que les puissances actives générées sont dans leurs limites admissibles (tableau 2.9) ainsi que les tension modules et angles (figures 2.13, 2.14) sont acceptables. On observe aussi que le coût total dans le cas ou on veut minimiser seulement le taux d'émission du gaz toxique ($\mu=0$) est plus élevé que dans le cas de minimisation du coût de production ($\mu =1$) avec un ratio de 5. 4612 %, Mais la valeur des pertes de puissances qui correspond à $\mu =0$ est plus réduite que celle du cas $\mu =1$ avec un pourcentage de 59.9138%. On remarque que le rapport optimal coût émission correspond à ($\mu =0. 4$). On remarque dans ce cas que le coût total est le meilleur avec une valeur de 968. 196419\$/h qui est trop proche de la valeur trouvée par ACO (968. 33036 \$/h) avec un taux d'émission acceptable (0. 260039 ton/h) et de pertes acceptables (6. 560603 MW).

Tableau 2.9 Les résultats du coût minimal par GA avec codage réel ($\mu = 1$: Coût minimal de production ; $0 < \mu < 1$: Coût de production+Emission minimale $\mu = 0$: Emission minimale)

Variable	$\mu=1$	$\mu=0.9$	$\mu=0.8$	
Pg₁ (MW)	+177.1176	+171.0810	+166.4285	
Pg₂ (MW)	+48.9107	+58.0399	+60.9982	
Pg₅ (MW)	+21.4914	+20.5704	+21.2573	
Pg₈ (MW)	+21.8712	+15.9370	+18.6499	
Pg₁₁ (MW)	+12.1574	+10.5940	+12.5096	
Pg₁₃ (MW)	+11.3582	+16.6609	+12.7570	
Coût de génération (\$/hr)	802.230313	804.880927	805.379614	
Perte active (MW)	9.506547	9.483205	9.200506	
Emission (ton/hr)	0.366274	0.351638	0.341370	
Coût total (\$/hr)	1003.922759	998.513638	993.358672	
Variable	$\mu=0.7$	$\mu=0.6$	$\mu=0.5$	$\mu=0.4$
Pg₁ (MW)	+166.8327	+155.6018	+135.6247	+125.8236
Pg₂ (MW)	+50.9752	+49.9298	+56.2770	+59.3522
Pg₅ (MW)	+22.0177	+21.6668	+24.9626	+25.7566
Pg₈ (MW)	+16.8439	+29.9864	+26.3041	+32.0449
Pg₁₁ (MW)	+20.3480	+14.0851	+23.5482	+23.7175
Pg₁₃ (MW)	+15.2419	+20.2545	+23.7185	+23.2657
Coût de génération (\$/hr)	805.073866	807.200023	819.030527	825.003569
Perte active (MW)	8.859520	8.124457	7.035117	6.560603
Emission (ton/hr)	0.337197	0.312134	0.273704	0.260039
Coût total (\$/hr)	990.754804	979.079681	969.748127	968.196419
Variable	$\mu=0.3$	$\mu=0.2$	$\mu=0.1$	$\mu=0$
Pg₁ (MW)	+109.4395	+98.3846	+79.5341	+62.7326
Pg₂ (MW)	+61,1031	+66,6323	+66,1861	+69,4780
Pg₅ (MW)	+32,7390	+30,4619	+40,2184	+49,9999
Pg₈ (MW)	+30,5527	+33,0590	+34,3733	+35,0002
Pg₁₁ (MW)	+24,2450	+26,9001	+29,5807	+30,0000
Pg₁₃ (MW)	+30,9997	+33,3618	+37,9673	+40,0000
Coût de génération (\$/hr)	847,325854	859,086430	898,713532	949,002306
Perte active (MW)	5,679032	5,399641	4,459928	3,810818
Emission (ton/hr)	0,237917	0,228418	0,212245	0,205052
Coût total (\$/hr)	978,337406	984,867260	1015,588143	1061,916514

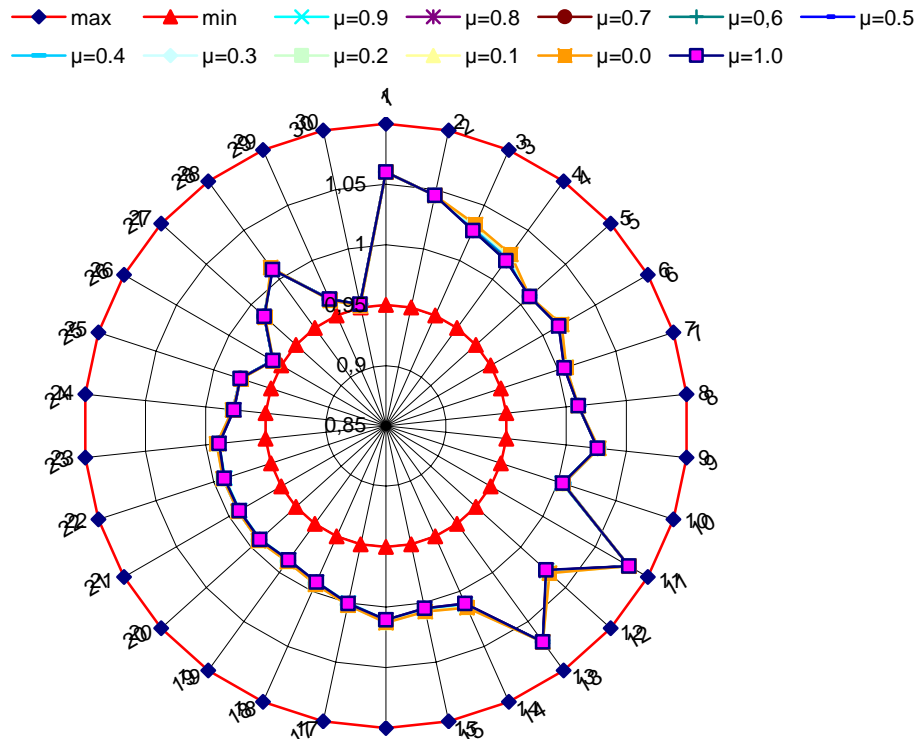


Figure 2.13 Niveaux de tensions (pu) du réseau IEEE 30 bus résultantes de la minimisation bi-objectif (coût /Emission) par RGA-OPF pour les 11 cas.

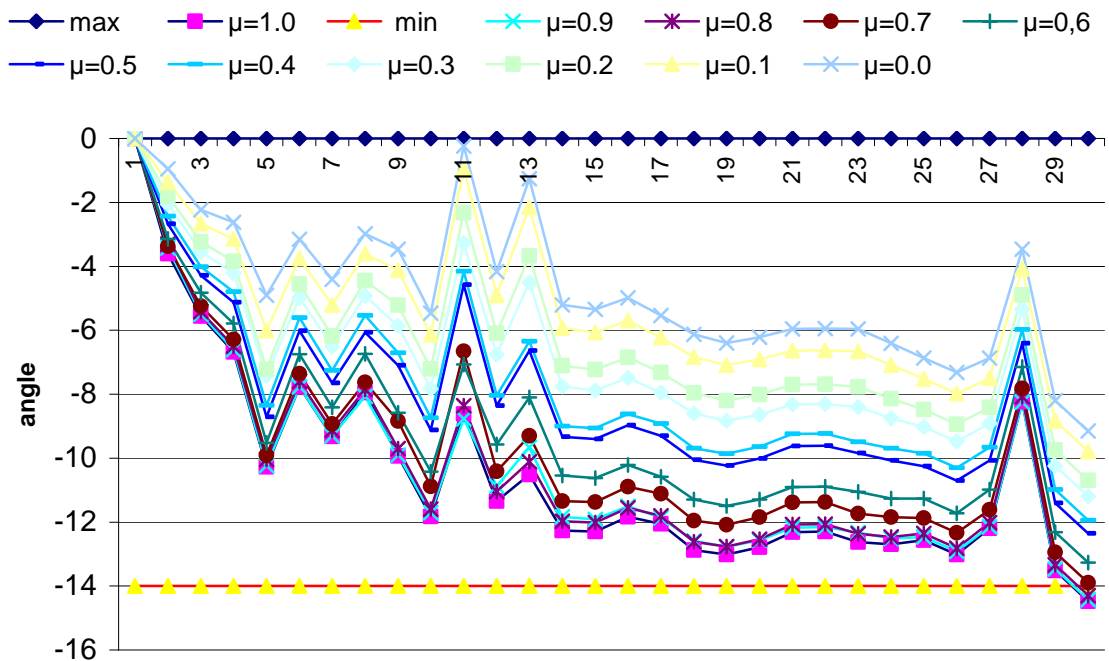


Figure 2.14 Angles de phase (deg.) du réseau test résultantes de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par RGA-OPF pour les 11 cas.

2.5. Optimisation par essaim de particules (PSO)

L'optimisation par essaim de particules (PSO) est une technique d'optimisation parallèle développée par Kennedy et Eberhart, comme une alternative aux algorithmes génétiques standards [56]. Ces algorithmes sont inspirés des essais d'insectes (ou des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver la source de nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Les individus de l'algorithme sont appelés particules et la population est appelée essaim. Dans cet algorithme, une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée, et en fonction de son meilleur voisin. Ce voisinage peut être défini spatialement en prenant par exemple la distance euclidienne entre les positions de deux particules ou socio-métriquement (position dans l'essaim de l'individu). Les nouvelles vitesses et direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin. Les algorithmes à essaim de particules peuvent s'appliquer aussi bien à des données discrètes qu'à des données continues. Les algorithmes à essaim de particules ont été utilisés pour réaliser différentes tâches d'extraction de connaissances [57].

2.6.1. L'algorithme PSO

L'algorithme PSO est initialisé par une population de solutions potentielles aléatoires, interprétées comme des particules se déplaçant dans l'espace de recherche. Chaque particule est attirée vers sa meilleure position découverte par le passé ainsi que vers la meilleure position découverte par les particules de son voisinage (ou de tout l'essaim, dans la version globale de l'algorithme). L'algorithme PSO comprend plusieurs paramètres de réglage qui permettent d'agir sur le compromis exploration – exploitation [56]. L'exploration est la capacité de tester différentes régions de l'espace à la recherche de bonnes solutions candidates. L'exploitation est la capacité de concentrer la recherche autour des solutions prometteuses afin de s'approcher le plus possible de l'optimum. Le choix des paramètres reste en grande partie empirique. Une analyse complète de l'algorithme a été faite par Clerc et Kennedy [57].

2.6.1.1 Algorithme général [58]

L'algorithme PSO classique peut être décrit sous forme vectorielle de la façon suivante :

$$\vec{v}_{k+1} = \vec{w} \otimes \vec{v}_k + \vec{c}_1 \otimes \vec{r}_1 \otimes (\vec{p}_{best} - \vec{x}_k) + \vec{c}_2 \otimes \vec{r}_2 \otimes (\vec{p}_{gbest} - \vec{x}_k) \quad (2.33)$$

$$\vec{x}_{k+1} = \vec{a} \otimes \vec{x}_k + \vec{b} \otimes \vec{v}_{k+1} \quad (2.34)$$

Le symbole \otimes signifie ici la multiplication des vecteurs éléments par élément. A l'itération k , la vitesse \vec{v}_k d'une particule est modifiée à partir de sa valeur courante, affectée d'un coefficient d'inertie (w), et de deux forces qui attirent la particule vers sa propre meilleure position passée (\vec{p}_{best}) et la meilleure position de tout l'essaim (\vec{p}_{gbest}). L'intensité de l'attraction est donnée par les coefficients \vec{c}_1 et \vec{c}_2 . La position de la particule \vec{x}_k est modifiée à partir de la position courante et de la nouvelle vitesse calculée \vec{v}_{k+1} , affectées des coefficients \vec{a} et \vec{b} respectivement. L'expérience montre qu'une bonne exploration du domaine de recherche est obtenue en introduisant les nombres aléatoires \vec{r}_1 et \vec{r}_2 , en général avec une répartition uniforme entre 0 et 1.

2.6.1. 2 Algorithme unidimensionnel déterministe

Chaque coordonnée d'une particule est modifiée indépendamment des autres coordonnées (équations (2.33) et (2.34)). Le seul lien entre les coordonnées est à travers la fonction objectif, c'est-à-dire à travers les meilleures positions trouvées jusqu'à présent \vec{p}_{best} et \vec{p}_{gbest} .

Une autre simplification consiste à considérer la version déterministe de l'algorithme, ce qui revient à remplacer les nombres aléatoires par leurs valeurs moyennes (1/2) [57].

Avec ces simplifications, l'algorithme unidimensionnel déterministe s'écrit :

$$v_{k+1} = wv_k + c(p - x_k) \quad (2.35)$$

et

$$x_{k+1} = ax_k + bv_{k+1} \quad (2.36)$$

Le nouveau coefficient d'attraction (c) est la moyenne des coefficients propre (c_1) et social (c_2), Le nouveau point d'attraction (p) est la moyenne de (p_{best}) et de (p_{gbest}), pondérés par (c_1) et (c_2) respectivement.

2.6.1. 3 Algorithme avec $a = 1$ et $b = 1$

Il a été montré que les coefficients a et b peuvent être toujours choisis de valeur 1, sans perte de généralité[58]. Plus exactement, toute séquence de positions successives (x_k) générée par l'algorithme décrit par les équations (2.35) et (2.36), peut également être générée en fixant $a = 1$ et $b = 1$ et en choisissant convenablement w et c . Les séquences des vitesses sont bien sûr différentes, mais cela ne change rien au problème d'optimisation, qui ne fait intervenir que les

positions successives. Le choix $a=1$ et $b=1$ est en partie arbitraire mais à la propriété intéressante que la variable v garde une vraie signification de vitesse, c'est-à-dire de différence entre deux positions successives [57].

2.6.1. 4 Algorithme discret (binaire)

Dans l'Optimisation par Essaim de Particules Discrète (PSOD), (x_k) et (P_{best}) prennent seulement des valeurs de 0 et 1. La vitesse (v_k) déterminera une probabilité de seuil. Si v_k est plus élevé, la particule choisit la valeur 1 et pour les valeurs plus basses favorise le 0 comme choix. Un tel seuil doit rester dans la gamme [0.0, 1.0]. Une fonction franche pour accomplir ceci est commune dans les réseaux de neurones. La fonction, appelée la fonction sigmoïde, est définie comme suit :

$$s(v_k) = \frac{1}{1 + \exp(-v_k)} \quad (2.37)$$

Un nombre aléatoire (rand : trié d'une distribution uniforme entre 0.0 et 1.0) est alors généré, par lequel x_k soit placé à 1 si le nombre aléatoire est inférieure à la valeur de la fonction sigmoïde comme illustré dans ce qui suit :

$$\text{Si } \text{rand} < s(v_k), \text{ alors } x_k = 1, \text{ Sinon } x_k = 0 \quad (2.38)$$

2.6. 2. Description informelle

La version historique peut facilement être décrite en se plaçant du point de vue d'une particule. Au départ de l'algorithme, un essaim est réparti au hasard dans l'espace de recherche, chaque particule ayant également une vitesse aléatoire. Ensuite, à chaque pas de temps :

- chaque particule est capable d'évaluer la qualité de sa position et de garder en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position qu'elle a atteinte jusqu'ici (qui peut en fait être parfois la position courante) et sa qualité (la valeur en cette position de la fonction à optimiser).
- chaque particule est capable d'interroger un certain nombre de ses congénères (ses informatrices, dont elle-même) et d'obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance (et la qualité afférente).
- chaque particule choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, modifie sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.

Le premier point se comprend facilement, mais les deux autres nécessitent quelques précisions. Les informatrices sont définies une fois pour toutes de la manière suivante (figure 2.15) :

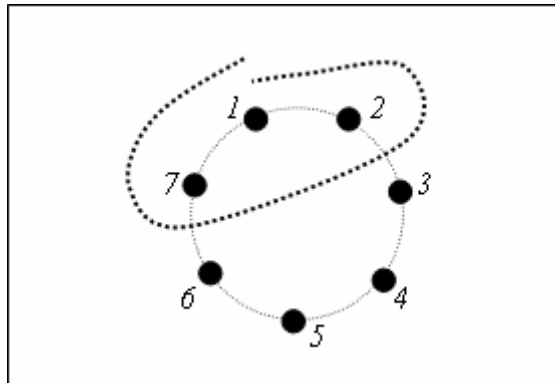


Figure 2.15 Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules.

Le groupe d'information de taille trois de la particule 1 est composé des particules 1, 2 et 7.

On suppose toutes les particules disposées (symboliquement) en cercle et, pour la particule étudiée, on inclut progressivement dans ses informatrices, d'abord elle-même, puis les plus proches à sa droite et à sa gauche, de façon à atteindre le total requis. Il y a bien sûr de nombreuses variantes, y compris celle consistant à choisir les informatrices au hasard, mais celle-ci est à la fois simple et efficace.

Une fois la meilleure informatrice détectée, la modification de la vitesse est une simple combinaison linéaire de trois tendances, à l'aide de coefficients de confiance :

- la tendance « aventureuse », consistant à continuer selon la vitesse actuelle.
- la tendance « conservatrice », ramenant plus ou moins vers la meilleure position déjà trouvée.
- la tendance « panurgienne », orientant approximativement vers la meilleure informatrice.

Les termes « plus ou moins » ou « approximativement » font référence au fait que le hasard joue un rôle, grâce à une modification aléatoire limitée des coefficients de confiance, ce qui favorise l'exploration de l'espace de recherche. La figure 2.16 présente un schéma de principe résumant les explications ci-dessus. Naturellement, pour pouvoir être programmé, tout ceci est formalisé dans des équations de mouvement (2.33) et (2.34) ou (2.35) et (2.36). Un point intéressant est que, contrairement à bien d'autres heuristiques qui restent purement expérimentales, il existe une analyse mathématique précisant les conditions de convergence et le choix des paramètres [57], [58], [59], et un article spécialement pour les meilleurs choix du coefficient d'inertie (\vec{w}) [60].

2.6.2.1. Caractéristiques principales

Ce modèle présente quelques propriétés intéressantes, qui en font un bon outil pour de nombreux problèmes d'optimisation, particulièrement les problèmes fortement non linéaires, continus ou mixtes (certaines variables étant réelles et d'autres entières) :

- il est facile à programmer, quelques lignes de code suffisent dans n'importe quel langage évolué.
- il est robuste (de mauvais choix de paramètres dégradent les performances, mais n'empêchent pas d'obtenir une solution).

Pour réaliser son prochain mouvement, chaque particule combine trois tendances : suivre sa vitesse propre, revenir vers sa meilleure performance, aller vers la meilleure performance de ses informatrices.

Signalons, de plus, qu'il existe des versions adaptatives qui évitent même à l'utilisateur la peine de définir les paramètres (taille de l'essaim, taille des groupes d'informatrices, coefficients de confiance) [56], [61] [62].

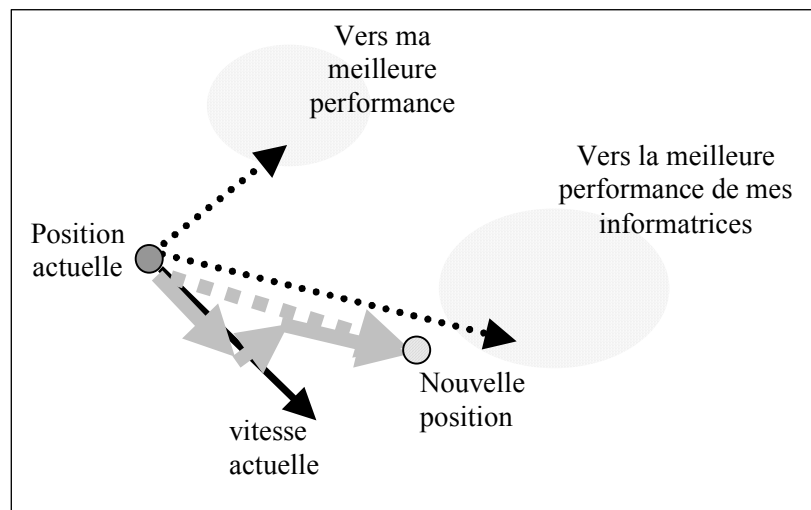


Figure 2.16 Schéma de principe du déplacement d'une particule.

2.6.2.2. Le voisinage

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. Différents voisinages ont été étudiés [63] et sont considérés en fonction des identificateurs des particules et non des informations topologiques comme les distances euclidiennes dans l'espace de recherche [63] [64]:

- Topologie en étoile (figure 2.17(a)) : le réseau social est complet, chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée \vec{P}_{gbest} (**gbest**) et communique avec les autres.

- Topologie en anneau (figure 2.17(b)) : chaque particule communique avec n voisines immédiates ($n=3$). Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local notée \vec{P}_{best} (**lbest**).

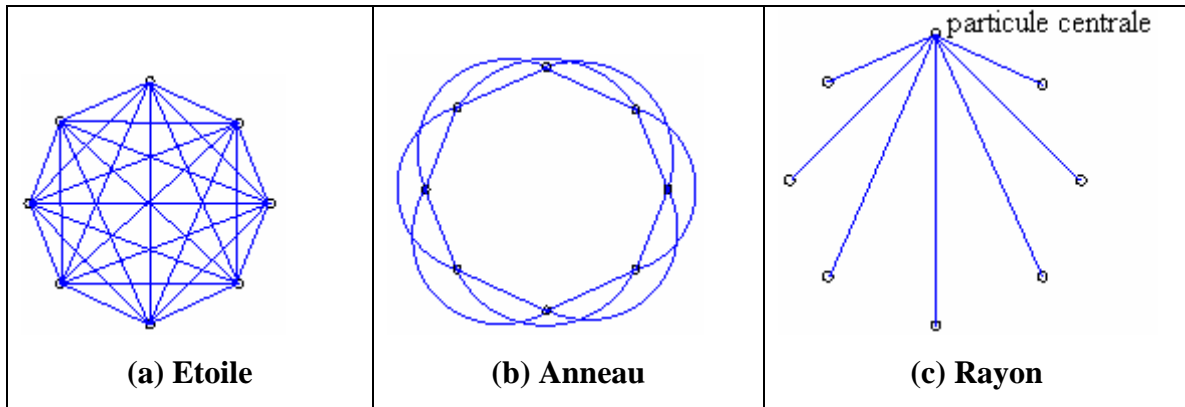


Figure 2.17 Trois topologies du voisinage différentes.

- Topologie en rayon (figure 2.17(c)) : une particule "centrale" est connectée à tous les autres. Seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure, si cela provoque une amélioration l'information est propagée aux autres.

2.6.3. Les étapes de la méthode d'Optimisation par Essaim de Particules

L'algorithme de cette méthode peut être décrit comme suit :

- **1^{ère} étape** : Initialisation des coefficients \bar{c}_1 et \bar{c}_2 , le coefficient d'inertie (\bar{w}).
- **2^{ème} étape** : La création de la population initiale aléatoirement et le calcul de la fitness de chaque particule (P_{besti}) : la meilleure position de la particule i dans la population actuelle ; (P_{gbest}) : la meilleure position dans toute les populations (la meilleure des meilleures).
- **3^{ème} étape** : Le calcul de la nouvelle vitesse et nouvelle position de chaque particule par l'utilisation des formules (2.35) et (2.36).
- **4^{ème} étape** : Le calcul de la meilleure fitness de la population initiale et comparer par la précédente pour trouver la meilleure de toute les populations (P_{gbest}).
- **5^{ème} étape** : incrémentation du nombre d'itération $t = t+1$.
- **6^{ème} étape** : Si un critère d'arrêt est satisfait alors passer à la 7^{ème} étape. Autrement, aller à la 3^{ème} étape.
- **7^{ème} étape** : La position enregistrée dans (P_{gbest}) est la solution optimale.

La figure 2.18 présente l'organigramme de la méthode PSO.

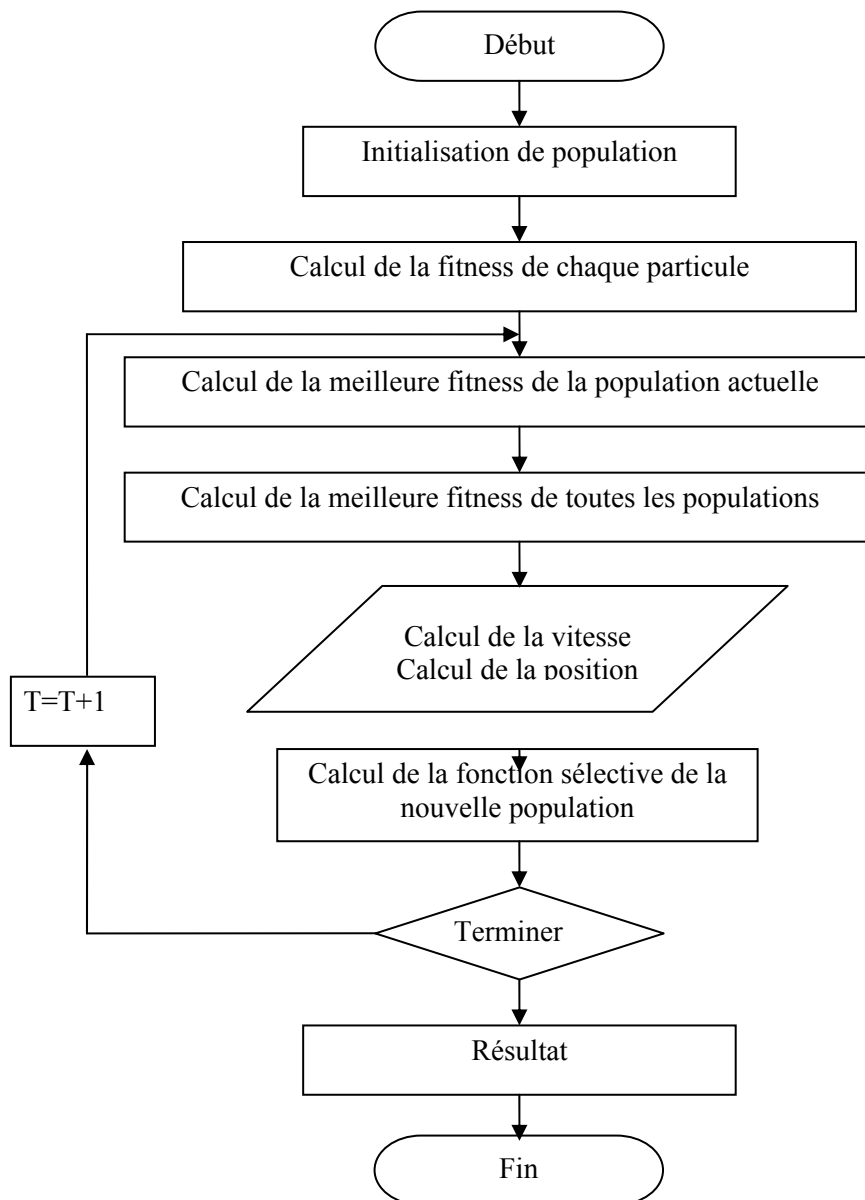


Figure 2.18 Organigramme de la méthode PSO.

2.6.3.1. Expériences d'optimisation

Dans la pratique, les comportements intéressants sont ceux qui assurent la convergence des particules de l'essaim vers la meilleure solution trouvée. Il convient donc de choisir les paramètres w et c à l'aide du test sur l'une des fonctions objectives. Selon le choix des paramètres w et c à l'aide de ce test les comportements des particules peuvent être très différents, comme le montre la figure 2.19. Pour l'optimisation, les choix qui semblent donner les meilleurs résultats sont avec une convergence plus ou moins rapide selon qu'on désire favoriser l'exploration et l'exploitation, et donne le minimum de la fonction objectif.

L'algorithme PSO a été appliqué à la fonction objectif la plus connue, utilisée également dans [63] et [64]. Les paramètres vectoriels avaient tous les éléments identiques. Plusieurs jeux de paramètres ont été testés. Le test 1 ($w = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5$ et $c = 0.5$), le test 2 ($w = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5$ et $c=1$) et le dernier test ($w = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5$ et $c=2$). Notre choix est ($c=2, w=0.5$) après un grand nombre d'essais. La topologie de l'essaim était totalement connectée, toutes les particules étant considérées voisines.

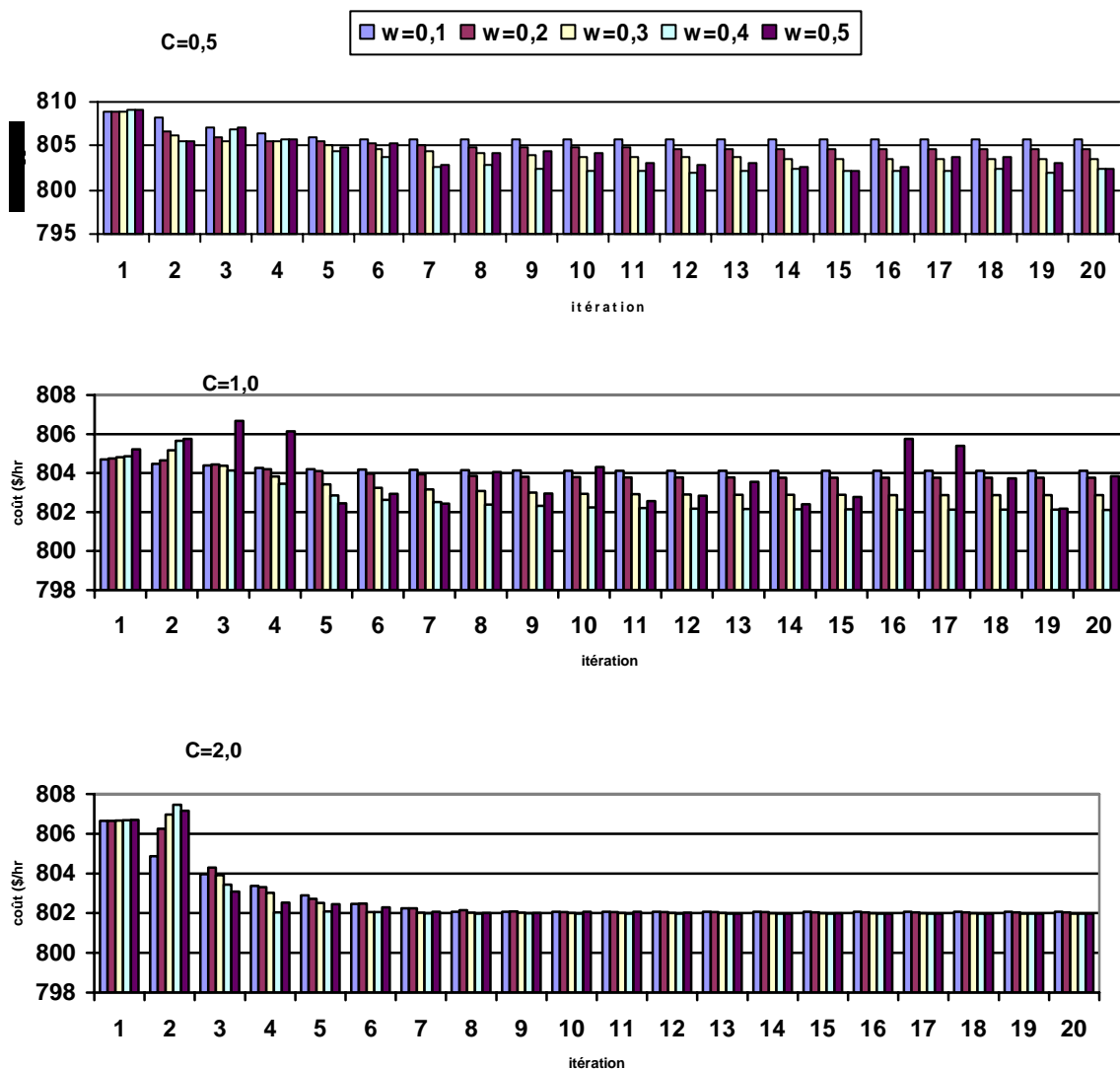


Figure 2.19 Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'OPF

2.6.4. Les étapes de la méthode PSO appliquée à l'OPF

Les étapes principales de la résolution du problème d'OPF par PSO sont :

Etape 1 : Introduction de toutes les données

Introduire toutes les données concernant le réseau électrique tel que les résistances, les réactances, les limites des puissances des générateurs et les données de la méthode utilisée comme : le nombre d'itération (génération), le nombre de particule et les paramètres de la méthode (coefficient d'inertie (w), l'intensité d'attraction (c_1 et c_2)).

Etape 2: Initiation

La création aléatoire de l'essaim initial, cet essaim est un ensemble des particules et chaque particule contient les valeurs des puissances délivrées par chaque générateur (P_{Gi}) en utilisant les valeurs réelles dans l'espace des valeurs permises. Puisque chaque puissance P_{Gi} a une limite supérieure $P_{Gi\max}$ et une limite inférieure $P_{Gi\min}$.

Etape 3 : évaluation de la fonction objectif

Chaque particule est placée sur la position initiale suivant la valeur de la fonction fitness, En se basant sur le concept de ce processus pour chaque particule de l'essaim. Dans cette étape. L'influence directe de la valeur de la fonction objectif de l'OPF dépend de la position de chaque particule.

Etape 4:Le calcul de la meilleure position de chaque particule jusqu'ici (P_{ibest}) et la meilleure position dans toutes les générations (P_{gbest})

Dans cette étape, on calcule les deux meilleures positions, la première c'est la meilleure position de chaque particule jusqu'ici (P_{ibest}) et la deuxième c'est la meilleure position de toutes les générations (P_{gbest}). Ce calcul se fait suivant les valeurs de la fonction fitness.

Etape 5 : La modification de la vitesse et de la position

Selon l'équation suivante, chaque particule choisit la prochaine direction en prenant en considération la vitesse initiale (la vélocité) de chaque particule (V_0), l'inertie (w) et les valeurs de l'intensité d'attraction c_1, c_2 .

$$\vec{v}_{k+1} = \vec{w} \otimes \vec{v}_k + \vec{c}_1 \otimes \vec{r}_1 \otimes (\vec{p}_{best} - \vec{x}_k) + \vec{c}_2 \otimes \vec{r}_2 \otimes (\vec{p}_{gbest} - \vec{x}_k) \tag{2.36}$$

et enfin chaque particule se déplace vers sa nouvelle position suivant cette équation :

$$\vec{x}_{k+1} = \vec{x}_k + \vec{v}_{k+1} \tag{2.37}$$

Chaque position (x_{k+1}) est l'image de la puissance délivrée par le générateur correspondant,

Etape 6 : Correction de ces puissances générées dans le programme de l'écoulement de puissance

2.6.4.1. Test sur la fonction mono objectif

Dans une première étape on va tester la fonction mono objectif suivante :

$$F(x) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2) \tag{2.38}$$

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

$$P_{Gi(\min)} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi(\max)} \tag{2.9}$$

Puisque la fonction objectif est bornée supérieurement, on va choisir une fonction fitness à maximiser de la forme suivante :

$$fitness = \frac{F_{\max}}{F(x)} \tag{2.40}$$

Il y a de nombreuses façons de choisir le coefficient F_{\max} . Ce facteur peut être pris comme coefficient d'entrée, ou bien on peut lui affecter la plus grande valeur de $F(x)$ dans la population actuelle. Nous envisagerons cette dernière possibilité dans cet exemple.

2.6.4.2. Résultats Obtenus

La méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO) est testée sur le réseau IEEE 30 bus. Les paramètres utilisés pour exécuter cette méthode sont $w = 0.9$, $c_1 = 0.5$, $c_2 = 0.5$, $V_{inc} = 1.98$, $nbr_particles = 25$, $max_generation = 20$, la tolérance est 0.0001 p.u. le maximum d'amplitude de tension de tous les jeux de barres est 1.1p.u tandis que le minimum est 0.95. Le maximum d'angle de tous les jeux de barres est 0° tandis que le minimum est -15° . La comparaison des résultats entre GA et PSO (puissance active, le coût et les pertes de puissances) sont montrés dans le tableau 2.10, ainsi que les angles et les amplitudes des tensions des jeux de barres sont visualisées sur les figures 2.20 et 2.21.

Tableau 2.10 La comparaison des résultats du GA avec PSO

jb (i)	PSO	GA
	P _{gi} (MW)	P _{gi} (MW)
1	179.2161	+177.1176
2	48.3011	+48.9107
5	20.9240	+21.4914
8	20.5613	+21.8712
11	11.5768	+12.1574
13	12.4844	+11.3582
<i>Les pertes de puissances (MW)</i>	9.663735	9.506547
<i>Le coût total (\$/hr)</i>	802.298849	802.230313
<i>Le temps d'exécution (seconds)</i>	5	7

Les résultats prouvent que l'algorithme PSO est comparable à la méthode GA. La différence du coût de production entre les deux méthodes (802.298849 \$/hr comparé avec 802.23013 \$/hr) est de l'ordre de 0.0085% et pour les pertes de puissances (9.663735 MW comparé avec 9.506547 MW) est de l'ordre de 1.6266%. En outre, il est important de préciser que ce simple algorithme converge pendant un temps acceptable, approximativement 5 seconds pour ce système étai, et il a convergé aux solutions fortement optimales après 20 générations. Les contraintes de sécurité sont également testées. Les amplitudes des tensions trouvées par PSO sont d'un minimum de 0.9554p.u. et d'un maximum de 1.0820 p.u (figure 2.20), et les angles des tensions sont d'un minimum de -14.6070° et d'un maximum de 0.0° (figure 2.21). Aucun jeu de barres de charge n'était inférieur à 0.95 p.u. Le minimum des amplitudes et des angles des tensions de ce réseau sont respectivement (0.9554 p.u. -14.6070°) au niveau de jeu de barres 30. On remarque que presque les mêmes résultats de point de vue tension sont trouvés par GA. Au niveau de jeux de barres 30 ; existe le minimum de tension d'une valeur de (0.95278, -14.477°)

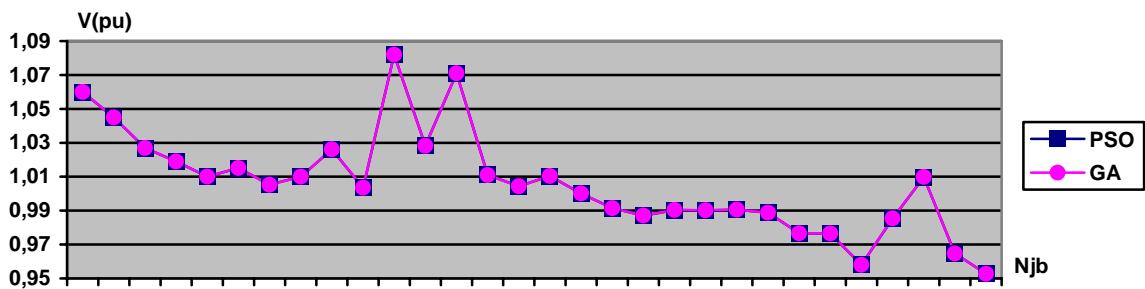


Figure 2.20 Comparaison entre GA et PSO pour les amplitudes des tensions

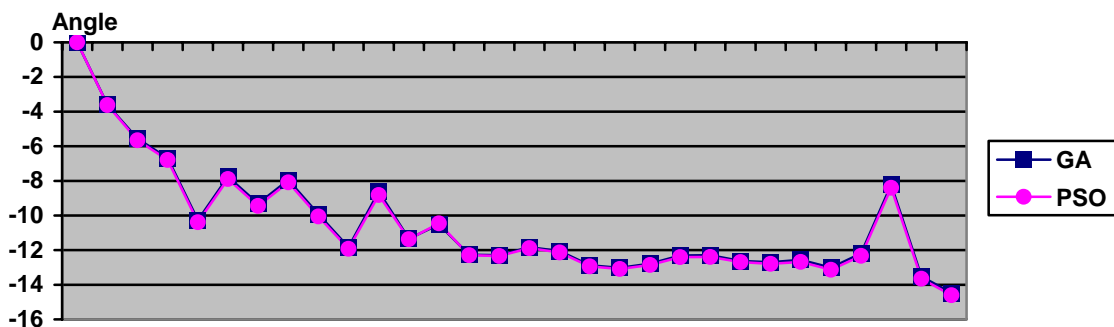


Figure 2.21 Comparaison entre GA et PSO pour les angles des tensions

2.6.4.3. Test sur la fonction bi objectif

Maintenant on va tester la méthode de PSO à l'optimisation d'une fonction fortement non linéaire du coût de combustible pour la production d'énergie électrique et l'émission du gaz toxique NOx pour cette même production. L'application a été faite sur le même réseau électrique IEEE 30 bus. Les coefficients de la fonction exponentielle d'émission du gaz toxique sont déjà représentés dans le tableau 2.6.

Les valeurs optimales des puissances générées, le coût du combustible et le taux d'émission pour onze cas sont donnés par le tableau 2.11.

Tableau 2.11 Les résultats du coût minimal par PSO ($\mu = 1$: Coût minimal de production ; $0 < \mu < 1$: Coût de production+Emission minimale $\mu = 0$: Emission minimale)

Variable	$\mu=1$	$\mu=0.9$	$\mu=0.8$	
Pg₁ (MW)	179.2161	167.8851	157.7270	
Pg₂ (MW)	48.3011	50.8533	52.2290	
Pg₅ (MW)	20.9240	22.1933	22.9605	
Pg₈ (MW)	20.5613	25.5468	28.4781	
Pg₁₁ (MW)	11.5768	13.8182	14.7128	
Pg₁₃ (MW)	12.4844	12.0000	15.5527	
Coût de génération (\$/hr)	802.298849	802.989995	805.366361	
Perte active (MW)	9.663735	8.896632	8.260012	
Emission (ton/hr)	0.372015	0.341887	0.317720	
Coût total (\$/hr)	1007.15244	991.253255	980.321939	
Variable	$\mu=0.7$	$\mu=0.6$	$\mu=0.5$	$\mu=0.4$
Pg₁ (MW)	148.9881	139.1355	130.1305	119.7014
Pg₂ (MW)	53.8114	55.5525	57.0648	58.8914
Pg₅ (MW)	23.6052	24.1698	25.4711	26.8847
Pg₈ (MW)	32.4007	35.0001	35.0001	34.7307
Pg₁₁ (MW)	16.4721	19.6335	22.1482	28.4531
Pg₁₃ (MW)	15.8617	17.1039	20.3036	20.9224
Coût de génération (\$/hr)	808.623367	813.899879	820.525053	831.191506
Perte active (MW)	7.739170	7.195301	6.718334	6.183837
Emission (ton/hr)	0.300066	0.282000	0.266742	0.251477
Coût total (\$/hr)	973.857889	969.185930	967.408956	969.669982
Variable	$\mu=0.3$	$\mu=0.2$	$\mu=0.1$	$\mu=0$
Pg₁ (MW)	108.8583	96.8858	72.8418	66.9540
Pg₂ (MW)	61.5384	64.4948	59.4865	73.6265
Pg₅ (MW)	29.6645	31.2832	50.0000	50.0000
Pg₈ (MW)	35.0002	35.0002	35.0002	35.0002
Pg₁₁ (MW)	30.0000	28.4263	30.0000	30.0000
Pg₁₃ (MW)	24.0137	32.5647	40.0000	31.7617
Coût de génération (\$/hr)	843.707281	860.731703	934.325775	937.652382
Perte active (MW)	5.675154	5.254905	3.928527	3.942338
Emission (ton/hr)	0.238244	0.226111	0.206077	0.209475
Coût total (\$/hr)	974.898631	985.242159	1047.804047	1053.001792

On remarque que les puissances actives pour les six générateurs sont dans leurs limites de fonctionnement. Le coût total de production le plus élevé est pour le cas de la minimisation du taux d'émission (1053.001792\$/hr) avec un minimum de pertes active (3.942338 MW). Comme

remarque sur les résultats montrés dans le tableau 2.11, il y a une différence entre le minimum du coût de production et le minimum du taux d'émission. La différence des coûts de production entre ses deux cas (802.298849 \$/hr comparé avec 937.652382\$/hr), des pertes de puissances (9.663735 MW comparé avec 3.942338 MW) et les taux d'émission (0.372015 Ton/hr comparé avec 0.209475 Ton/hr) montre clairement cette différence. Pour diminuer le coût de production, on doit sacrifier une partie de la contrainte environnementale. Le minimum du coût total est lorsque $\mu = 0.5$ de l'ordre de 967.408956 \$/hr. Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les amplitudes et les angles des tensions. Les amplitudes des tensions et les angles sont dans leurs limites acceptables (figure 2.22, figure 2.23). Aucun jeu de barres n'a été à la limite inférieure d'amplitude de tension (figure 2.22). En outre, il est important de préciser que cet algorithme converge dans un temps acceptable, approximativement 15 seconds pour ce test.

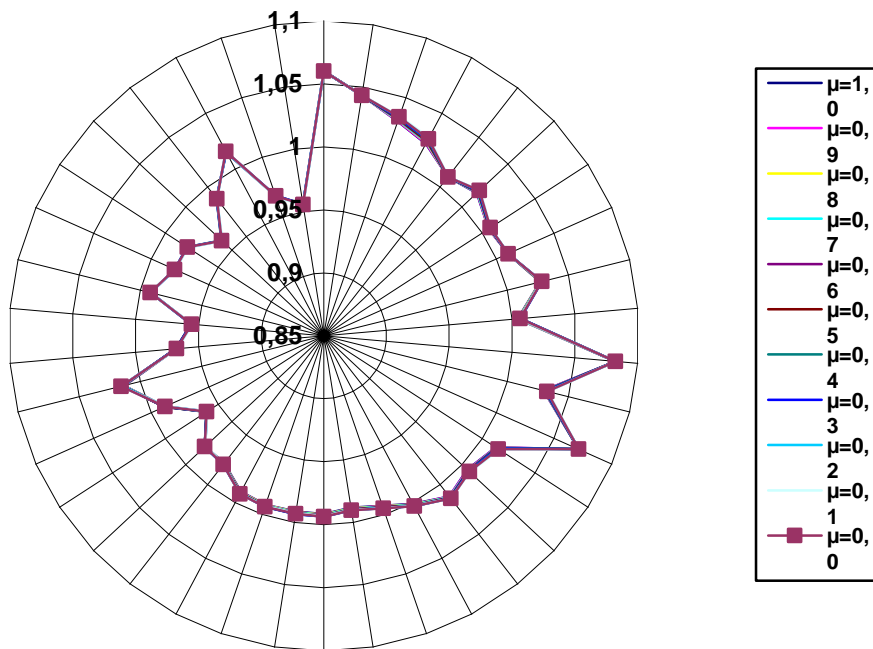


Figure 2.22 Niveaux de tensions du réseau test résultante de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas.

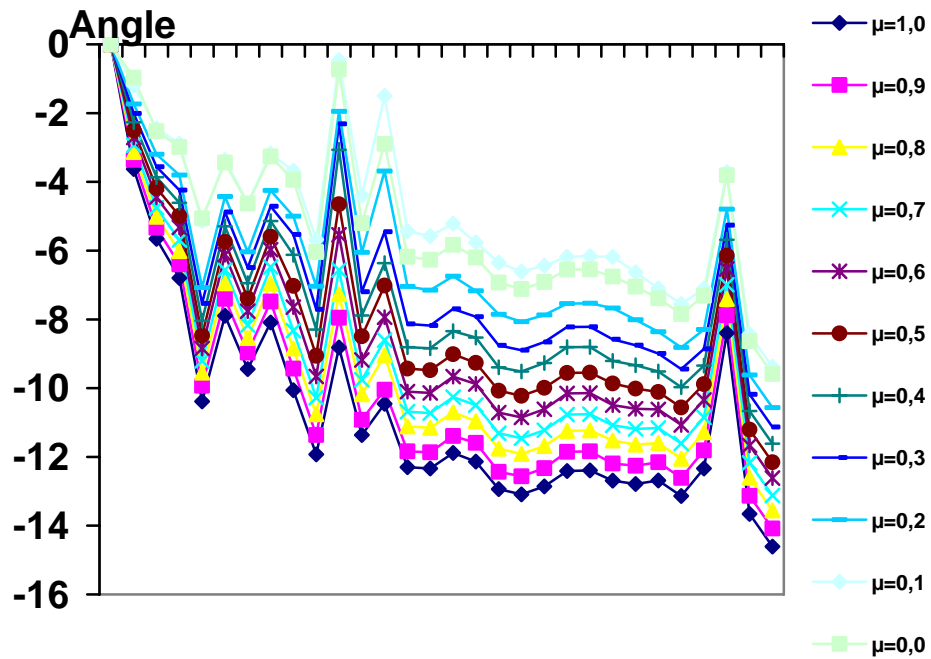


Figure 2.23 Angle de phases du réseau test résultante de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas.

Pour confirmer la performance de cette méthode, on a fait la comparaison de ses résultats avec les résultats des algorithmes génétiques. La comparaison est montrée dans le tableau 2.12.

Tableau 2.12 La comparaison entre PSO et AG

	Coût de génération minimal		Coût de génération + Emission minimal		Emission minimal	
	AG	PSO	AG	PSO	AG	PSO
Generation cost (\$/hr)	802.230313	802.298849	825.003569	820.525053	949.002306	937.652382
Pertes	9.506547	9.663735	6.560603	6.718334	3.810818	3.942338
Emission (ton/h)	0.366274	0.372015	0.260039	0.266742	0.205052	0.209475
Total cost (\$/h)	1003.922759	1007.15244	968.196419	967.408956	1061.916514	1053.001792

On remarque que les résultats dans les trois cas sont très proches. Dans le cas de l'émission minimale, l'écart entre les couts totaux est de 0.8395%, pour les émissions des gaz toxique est de l'ordre de 2.15% et pour les pertes est de l'ordre de 3.4512%.

Comparaison entre les trois méthodes métaheuristiques.

Avant de conclure, on peut dire que ces trois méthodes métaheuristique donnent des répartitions des puissances générées presque les mêmes (figure 2.24). Les valeurs des coûts et des pertes très proches des valeurs trouvées par la méthode classique IP (figure 2.25). Le temps de convergence est vraiment réduit pour les trois méthodes ce qui rend facile l'application de ces méthodes pour les réseaux réel. Les tensions (modules et angles) de toutes ces méthodes sont acceptables et dans leurs limites admissibles (figure 2.26).

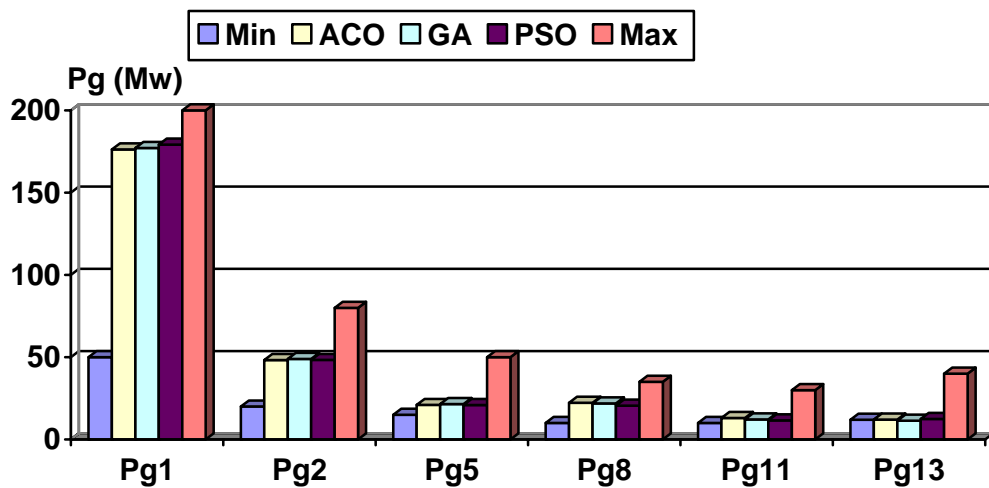


Figure 2.24 Comparaison des valeurs optimales des puissances générées trouvées par les trois méthodes ACO, GA, PSO.

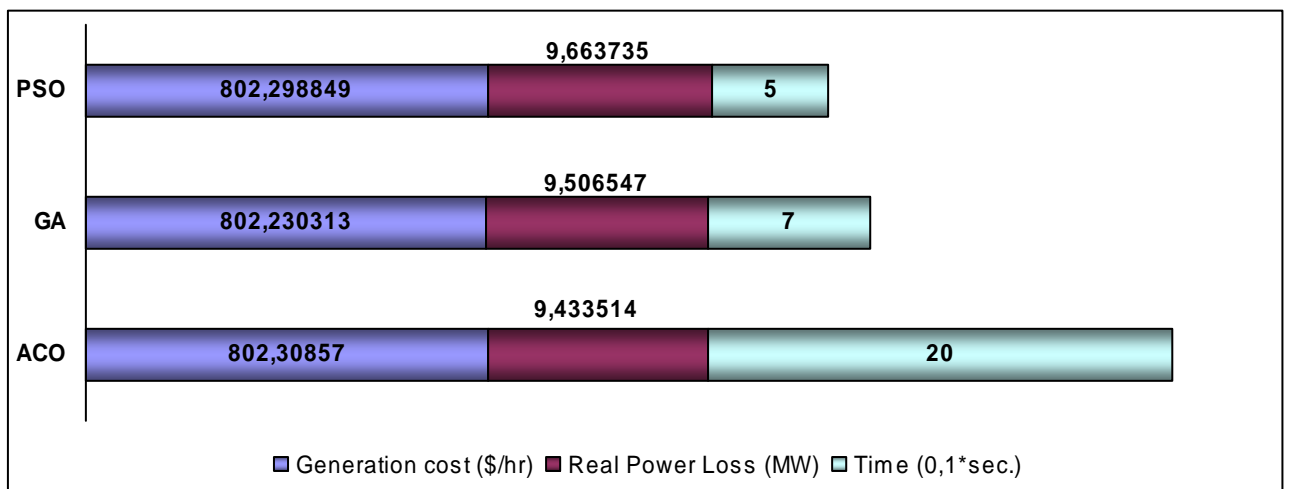


Figure 2.25 Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes et le temps de convergence trouvée par les trois méthodes ACO, GA, PSO.

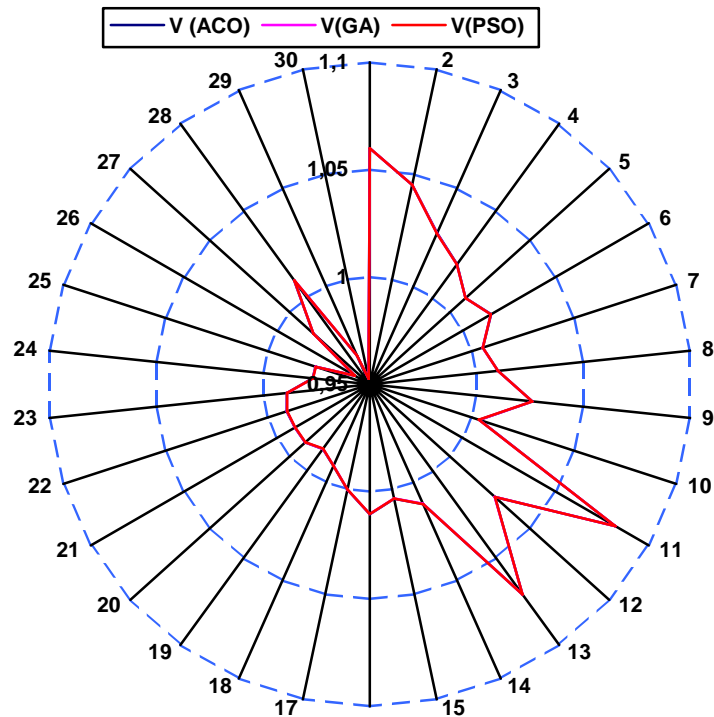


Figure 2.26 Niveaux de tensions du réseau test après convergence des trois métaheuristiques ACO, PSO, GA et ACO.

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail les mécanismes des méthodes métaheuristiques. Il nous a permis de mieux saisir les concepts et les notions utilisés par les algorithmes métaheuristiques et leurs utilisations possibles. On a détaillé le calcul de l'écoulement de puissance optimal en utilisant les métaheuristiques suivantes : essais particuliers (PSO), les algorithmes génétiques (à codage binaire et à codage réel) (GA) ainsi que la méthode de colonie de fourmis (ACO). Mais, il reste le choix optimal des paramètres de ces méthodes comme problème principal. Les résultats de l'application de ces méthodes sur le réseau test IEEE 30 bus sont satisfaisants comparés avec ceux trouvés par les méthodes classiques. Ces résultats, on les a publiés dans des conférences internationales et des revues scientifiques [65, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 72].

CHAPITRE 3
OPTIMISATION DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE ET LA
COMMUTATION DES CENTRES DE PRODUCTION DANS UN SYSTÈME
ELECTRIQUE LIBERALISE

3.1. Introduction

Traditionnellement, le secteur de l'électricité est détenu par un seul opérateur historique, qui gère à la fois la production de l'énergie, son transport et sa distribution vers ses clients. Depuis 2004, comme pour la plus part des pays, l'Algérie a réalisé des réformes dans le secteur électrique. Ces réformes ont eu comme objectif principal l'introduction de la concurrence dans un secteur électrique longtemps organisé autour d'un monopole intégré en production-transport-distribution qui est Sonelgaz.

La dérégulation du marché de l'électricité va progressivement mettre fin à l'ancienne structure verticalement intégrée (Fig. 3.1). Elle a impliqué une séparation entre la production, le transport et la distribution de l'énergie électrique (Fig.3.2). Les systèmes de transport conservent un statut de monopole, tandis que les différents producteurs indépendants se lancent dans une compétition financière. Cette libéralisation se traduit pour les consommateurs par la possibilité de choisir un fournisseur autre que le fournisseur historique duquel ils étaient «captifs».

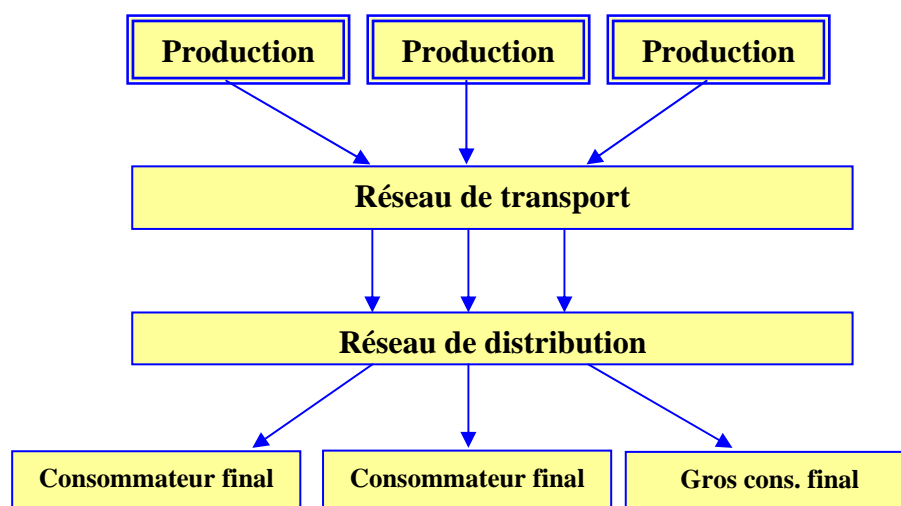


Figure 3.1 Ancienne structure verticalement intégrée du secteur de l'électricité

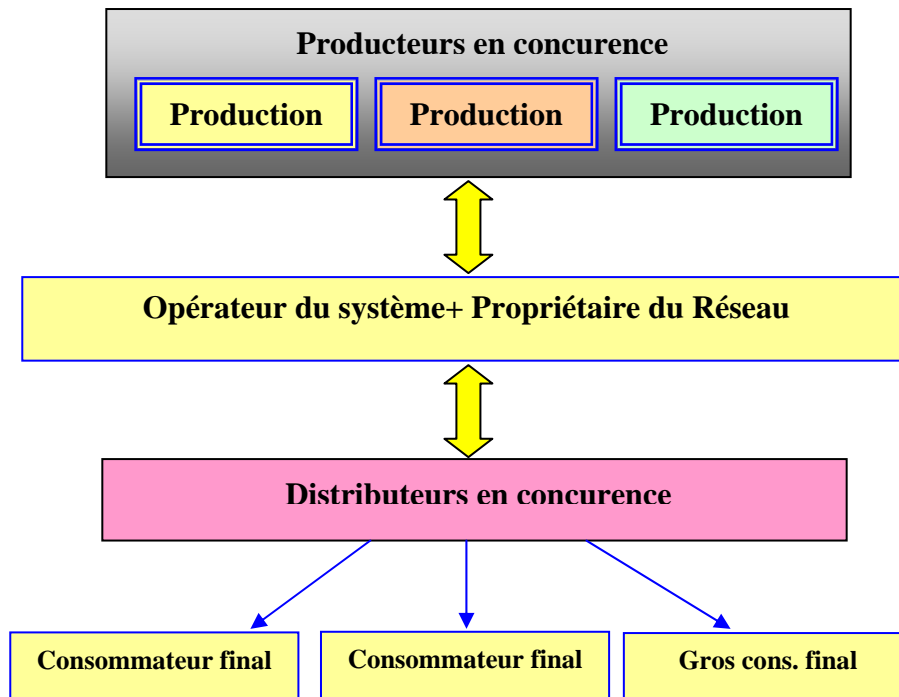


Figure 3.2 Séparation des activités de production, transport et distribution

En Algérie, Le processus de démantèlement de Sonelgaz a commencé en janvier 2004 avec la création de plusieurs sociétés. La production est assurée par La Société Algérienne de Production d'Electricité (SPE). Le réseau de transport reste un bien d'utilité publique, et sa gestion est confiée à la Société Algérienne de Gestion du réseau de Transport de l'Electricité (GRTE), elle a pour mission l'exploitation, la maintenance et le développement du réseau de transport de l'énergie électrique dans les meilleurs conditions de qualité de service et au moindre coût. Pour veiller au fonctionnement concurrentiel et transparent du marché de l'électricité, dans l'intérêt des consommateurs et de celui des opérateurs, un organisme indépendant doté de la personnalité juridique et de l'autonomie financière a été créé qui est la Commission de Régulation de l'Electricité et du Gaz (CREG). Pour la conduite du système production/ transport une société a été créée qui est l'Opérateur Système électrique (OS). Enfin, Quatre autres filiales assurant le métier de distribution de l'électricité et du gaz, sont créées à savoir, la Société Algérienne de Distribution de l'électricité et du gaz d'Alger(SDA), la Société Algérienne de Distribution de l'électricité et du gaz du Centre(SDC), la Société Algérienne de

Distribution de l'électricité et du gaz de l'Est(SDE), la Société Algérienne de Distribution de l'électricité et du gaz de l'Ouest(SDO).

Les entreprises autres que les services traditionnels peuvent maintenant vendre de l'électricité aux abonnés de l'entreprise d'électricité. Les producteurs d'électricité se faisant concurrence paient des frais d'utilisation pour les installations de transport et de distribution selon des tarifs réglementés qui assurent un accès non discriminatoire à ces installations.

3.2. Marché de l'électricité

La libéralisation du secteur a aussi entraîné l'émergence de nouvelles structures de marché de l'électricité, dont les 2 plus répandues sont le modèle pool, qui a la forme d'une bourse centralisée, et le modèle bilatéral, où un producteur et un consommateur concluent un contrat pour une certaine fourniture en énergie à un prix négocié librement entre eux. Ces deux modes de fourniture peuvent d'ailleurs très bien coexister au sein d'une même région [72].

3.2.1 Modèle pool

Avec cette libéralisation du secteur énergétique et l'ouverture des marchés de l'énergie, la gestion économique de chaque producteur a ainsi évolué. Auparavant, la fourniture d'énergie à chaque client et à tout moment était prioritaire et s'effectuait à moindre coût. Mais l'ouverture à la concurrence oblige chaque producteur à être désormais compétitif, tout en continuant évidemment de satisfaire ses obligations de fourniture. Dans ce contexte, l'apparition des marchés joue un double rôle. Ils permettent, à l'aide d'achats (ou de ventes) de sécurité, d'optimiser la couverture de l'entreprise contre le risque de non-satisfaction de la demande de ses clients. Mais, ils peuvent aussi permettre de tirer avantage de situations particulières (prix de marché avantageux) et ainsi dégager des bénéfices financiers supplémentaires.

Dans le modèle pool, le négoce d'énergie est géré de façon centralisée par un opérateur de bourse qui collecte les offres des producteurs et les demandes des consommateurs jusqu'à obtenir l'équilibre production-consommation. Les producteurs spécifient, pour chaque tranche de puissance proposée, un prix de vente laissé à leur choix. Les consommateurs quant à eux précisent des commandes fermes d'achat, et éventuellement un prix au-delà duquel ils préfèrent retirer leur demande de la bourse. Il peut cependant exister des modèles de bourse dans lesquels les consommateurs peuvent varier leur demande en fonction du prix auquel ils auront à payer leur fourniture ; on parle dans ces cas-là d'élasticité de la demande. L'opérateur de la bourse classe alors les offres des producteurs de la moins chère vers la plus chère, et les demandes des

consommateurs du plus offrant vers le moins offrant. Ce processus d'agrégation peut être mis sous forme de courbes d'offres de production et de demande telle que le montre la Figure 3.3. L'intersection des deux courbes nous donne le point d'équilibre production-consommation (donc le volume total d'énergie contracté à la bourse pour la tranche horaire donnée), ainsi que le prix auquel a été fixée l'énergie contractée. Ce prix correspond au prix de la dernière tranche (dite tranche marginale) prise en compte (Market Clearing Price-MCP).

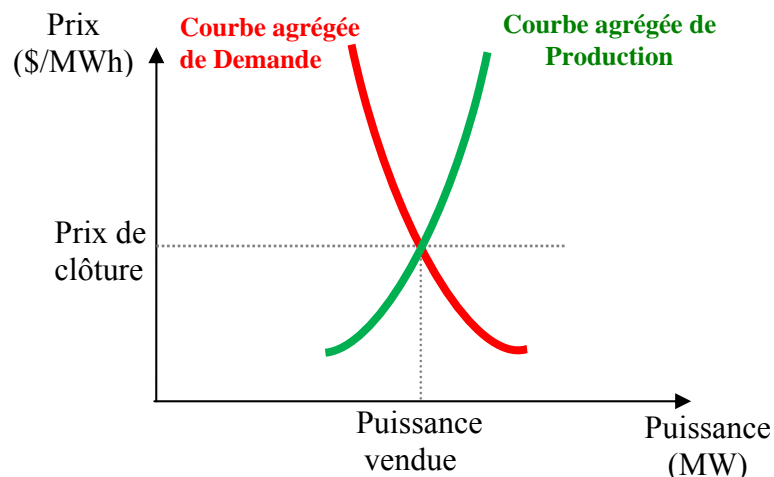


Figure 3.3 Principe de fonctionnement d'un marché pool

Parmi les pays qui ont choisi le modèle pool figure le Royaume-Uni, qui a imposé au début de la dérégulation de son secteur de l'électricité une bourse de l'énergie unique et obligatoire pour tous les participants. Les bourses de l'électricité fonctionnent en général la veille pour le lendemain : cette échéance de temps est dite « J-1 » ou day ahead. La fourniture d'électricité est alors négociée pour chaque tranche horaire (1 heure ou ½ heure) du lendemain. C'est sur ce principe que va fonctionner la bourse Algérienne.

3.2.2 Modèle bilatéral

Dans le modèle bilatéral, le consommateur contracte directement avec un fournisseur de son choix pour assurer sa fourniture en énergie. Ils se mettent aussi d'accord sur le prix de vente de l'énergie contractée. On parle alors ici de transaction bilatérale. Dans certaines régions du globe, ce mode peut être le principal moyen de fourniture en électricité, comme c'est le cas en Scandinavie. D'autres marchés, comme l'opérateur américain PJM possède un marché spot centralisé, et laisse la possibilité à un certain nombre d'acteurs de se fournir par contrats

bilatéraux. Enfin, en Espagne, ce mode de fourniture semble être plutôt marginalisé en comparaison d'une bourse de l'énergie quasi obligatoire.

Le modèle bilatéral peut être étendu à plus d'un producteur ou consommateur; on peut alors parler dans ces cas-là de transaction multilatérale. Des acteurs de marché spécifiques appelés traders peuvent mettre en relation plusieurs fournisseurs et plusieurs consommateurs. En Californie, des opérateurs du marché spécifiques appelés Scheduling Coordinators gèrent des groupes (ou portefeuilles) de participants au marché de l'énergie dont le bilan électrique (somme des puissances vendues et somme des puissances achetées) est nul.

3.3. Aperçu sur l'industrie de l'électricité

3.3.1 Architectures du marché électrique

Dans la chaîne de l'industrie électrique (production, transport, distribution et vente/consommation) l'introduction de la concurrence n'est possible que dans certains maillons. Elle est introduite, dans la plupart des cas, au niveau de la production (marché de gros) et de la vente d'électricité (marché de détail).

Dans les activités en concurrence - marché du gros et marché du détail - les participants sont: les producteurs (entreprises qui possèdent les moyens de production et vendent de l'électricité sur le marché de gros à des revendeurs ou à des gros consommateurs); les revendeurs ou retailers (entreprises qui achètent de l'électricité sur le marché de gros et la revendent sur le marché de détail); les traders (ne possédant pas des moyens de production, ils achètent et revendent de l'électricité sur le marché de gros), et les consommateurs (qui achètent sur le marché de gros ou sur le marché du détail l'électricité qu'ils consomment).

La concurrence dans l'alimentation en électricité ne devrait pas être une fin en soi. L'intérêt public est mieux desservi par un réseau qui offrira de l'électricité d'une manière efficace et à des tarifs raisonnables dont l'approvisionnement sera fiable tant à court terme qu'à long terme dans une démarche respectueuse de l'environnement. Le défi de l'Algérie consiste à profiter de tous les avantages liés à une augmentation de la concurrence tout en conservant le plus possible les avantages que procure le réseau actuel. L'Algérie veut que la libéralisation du marché de l'électricité amorcée dès 2004 assure une sécurité d'approvisionnement de l'énergie à un prix abordable à tous les consommateurs, dans le respect de la protection de l'environnement et de la promotion d'une concurrence non déloyale.

3.3.2 Formes de concurrence

L'industrie de l'électricité en Algérie peut devenir concurrentielle de nombreuses façons. Certaines dispositions permettraient de n'offrir qu'une faible concurrence ou peu de choix pour les consommateurs, tandis que d'autres dispositions permettraient une augmentation significative de ces éléments. Voici des exemples de dispositions :

- a) Permettre aux producteurs d'électricité indépendants de vendre de l'électricité aux groupes suivants : (Sociétés affiliées, Clients de gros, Grandes entreprises, Autres clients au détail).
- b) Permettre aux nouveaux producteurs indépendants de vendre de l'électricité en fonction des dispositions ci-dessus.
- c) Permettre à tous les types de producteurs de l'Algérie et de l'extérieur de vendre de l'électricité en fonction des conditions ci-dessus.

3.3.3 Fiabilité du réseau électrique dans un marché concurrentiel

L'avènement d'un marché de l'électricité concurrentiel et du libre choix des clients fera que SONELGAZ devra dégrouper ses fonctions et permettre aux acheteurs et aux vendeurs d'électricité d'accéder au réseau de transport. Pour assurer une juste concurrence, CREG doit déposer des tarifs non discriminatoires pour un libre accès aux installations de transport et de distribution, expliquant les tarifs et les conditions d'accès. SPE serait obligée d'accepter les services à des tarifs inférieurs à ceux qu'elle exige pour ses ventes et ses achats d'électricité.

Alors qu'il faut établir des tarifs pour le transport et la distribution, ceux-ci sont loin de suffire. En plus de l'imposition de tarifs, il faut exploiter un réseau électrique d'une manière transparente et non discriminatoire. Dans un environnement de concurrence, un grand nombre de producteurs rivalisent, et il faut avoir un organisme autonome pour coordonner les fonctions reliées au marché et celles reliées à l'exploitation des installations du réseau afin de s'assurer de la fiabilité du système.

Pour préserver la fiabilité du réseau d'électricité, on peut établir un centre des ventes d'électricité et un exploitant de réseau autonome. Le centre des ventes coordonne les ventes d'électricité, tandis que le rôle de l'exploitant de réseau autonome est d'assurer une exploitation fiable du réseau d'électricité entier.

La concurrence dans la fourniture de l'électricité peut avoir un effet défavorable sur la conservation de l'énergie et les programmes de gestion de la consommation. Auparavant, les

entreprises de services publics, obligées de desservir un monopole de marché, constataient souvent que la gestion de la consommation était une solution économique comparativement à la mise au point de nouvelles méthodes de production.

3.3.4 La non-stockabilité et la contrainte d'équilibre production-consommation

L'électricité n'est pas économiquement stockable. Mais ce caractère de non-stockabilité n'est pas la seule caractéristique qui rend l'électricité différente des autres biens ou produits (par exemple, les places d'avion ou les places d'hôtel ne sont pas stockables non plus). La caractéristique de non-stockabilité devient fondamentale à cause d'une autre contrainte de l'électricité : l'équilibre nécessaire et instantané de la production et la consommation en tout moment. Un déséquilibre entre la production et la consommation peut provoquer la panne totale (« black-out ») du système et empêcher à tous les utilisateurs du réseau de profiter de ses bénéfices. Tout déséquilibre production-consommation est donc interdit, où du moins, les déséquilibres doivent être limités en taille et sur une période temporelle très courte.

La non-stockabilité et le respect de la contrainte $P=C$ ont deux conséquences économiques majeures. Premièrement, il faut une forte coordination en temps réel pour trouver l'équilibre très rapidement. Cet équilibre devra donc être assuré de manière centralisée et par l'ajustement de la production car la demande est inélastique à court terme. Deuxièmement, étant donné les contraintes de flexibilité des moyens de production, il est nécessaire de préparer à l'avance les moyens nécessaires pour l'équilibrage [72].

3.3.5 Flux électriques non-dirigeables et limites de capacité de transport

Les flux sur un réseau d'électricité se distribuent selon les lois de Kirchhoff et sont difficilement dirigeables. Une transaction, c'est-à-dire une paire injection-soutirage entre deux nœuds d'un réseau maillé impacte les flux sur toutes les lignes. De plus, deux flux de sens opposés s'annulent mutuellement.

3.3.6 L'utilisation de réserves pour assurer la sécurité d'approvisionnement

La sécurité d'approvisionnement à court terme est une qualité du bien « électricité » qui doit être garantie. Du fait des nombreuses incertitudes, le système doit être préparé à respecter, à chaque instant, la contrainte d'équilibre $P=C$. Le moindre déséquilibre pourrait entraîner le système à l'instabilité suivie d'une panne totale (blackout). Un minimum de capacité de

production flexible doit alors être disponible pour parer à un déséquilibre soudain sur le système. Des capacités de production doivent être prêtes à produire en cas de besoin (par exemple, suite à la panne intempestive d'une centrale de production, à la forte augmentation non prévue de la consommation, ou à la déconnexion d'une ligne).

En conséquence, pour assurer la sécurité d'approvisionnement à court terme, un autre bien/service doit être donc produit en parallèle de l'énergie électrique, ce sont les réserves. La production des réserves pose un problème économique du fait qu'elles bénéficient à tous les utilisateurs du réseau, autant à ceux qui contribuent à la maintenir qu'à ceux qui n'y contribuent pas. En effet, on ne peut pas exclure des utilisateurs du réseau du bénéfice des réserves. Cette caractéristique est reconnue comme celle d'un bien public. Les caractéristiques de bien public sont considérées aussi comme une défaillance du marché éloignant l'électricité de l'idéal de marché parfait. Les économistes savent depuis longtemps que la production de biens publics ne peut pas être laissée seulement au marché, car une sous-production par rapport à la quantité nécessaire en résulterait. En conséquence, l'une des solutions au problème de la production d'un bien public est de fixer d'abord une demande réglementée puis d'assurer la production par le biais d'obligations, de contrats ou d'enchères. Le caractère non-stockable de l'électricité nécessite que cette production de réserves (ou de capacité de production disponible) soit instantanément adaptée aux conditions changeantes du système pour en assurer la sécurité [72].

3.3.7 Avantages du Marché libéralisé de l'électricité :

Parmi les avantages potentiels d'un marché libéralisé, on peut citer [73]:

- L'utilisation des centrales les moins coûteuses (surtout les centrales à gaz).
- Des échanges plus faciles avec les pays voisins.
- Des marges de puissance plus faibles pour les centrales (grâce aux interconnexions et au décalage des heures de pointe).
- Une implantation optimale des centrales.
- Des choix des combustibles les plus économiques.
- Une plus grande efficacité dans les investissements et l'exploitation des centrales.

3.4. Règles du jeu égales

Dans un environnement de concurrence, il est important que tous les participants soient soumis à des règles semblables ou équivalentes, c'est-à-dire des règles du jeu égales.

3.4.1 Enjeu en matière de réglementation et de législation

Pour que la concurrence soit efficace dans le marché de l'électricité, il faudra bien réglementer les réseaux de transport et de distribution pour assurer un accès ouvert et non discriminatoire à tous les concurrents éventuels. Des conflits surviendront entre les participants, et il faut prévoir un mécanisme de résolution. Il faut déterminer le montant réel des coûts des installations de production non rentables et une méthode pour les recouvrir. Il faut examiner soigneusement la loi correspondante pour assurer que toute restructuration souhaitée de l'industrie de l'électricité en Algérie se réalise d'une manière efficace [73].

3.5. Marché de gros et bourses d'électricité

Les grands principes de l'organisation de l'industrie électrique sont essentiellement d'améliorer l'efficacité de l'industrie électrique en faisant appel aux mécanismes de marché, sans remettre en cause la sécurité des approvisionnements et la fiabilité du système.

En effet, certains segments (transport et distribution) ont le statut de "monopoles naturels" alors que d'autres (génération et négoce) peuvent être confiés aux mécanismes marchands. Les places de marché qui permettent maintenant à un nombre croissant de vendeurs et d'acheteurs d'échanger de l'énergie et des contrats financiers adossés à l'énergie sont des lieux de grande liberté, à condition de respecter une kyrielle de règles extrêmement contraignantes qui ont pour objectif d'imiter le fonctionnement d'un marché parfaitement concurrentiel.

Sur ces marchés, les intervenants, en particulier les générateurs, sont encore trop peu nombreux pour ne pas être incités à se comporter de façon stratégique. Ils cherchent à faire monter les prix par des politiques de rétention de capacité qui, quand la demande est très aléatoire, peuvent provoquer une pénurie d'électricité.

Les contraintes techniques du secteur imposent la multiplication (dans le temps et dans l'espace) des places de marché pour un même produit. Cette multiplicité peut se justifier en termes d'ajustement à une information de plus en plus précise, mais elle est préjudiciable à l'efficacité économique. Les traders jouent un rôle positif dans la résorption des écarts de prix entre ces différents marchés.

3.5.1 Comment se déterminent les prix ?

On peut distinguer trois grandes familles de méthodes pour fixer les prix des biens et services en général et les prix de l'électricité en particulier [74].

- prix administrés : Les prix sont fixés par une administration, par une entreprise publique ou par une entreprise privée disposant d'un fort pouvoir de marché, souvent placée sous le contrôle d'une entité régulatrice. C'est ce qui se passe dans la plupart des pays pour les tarifs de l'électricité vendue aux particuliers qui restent captifs de leur distributeur local. Par nature, ces prix sont publics et proposés pour une durée fixée à l'avance à l'ensemble des acheteurs potentiels.
- Prix contractuels : À l'occasion de chaque transaction, les deux parties négocient le prix de cession de la marchandise selon un protocole prédéterminé ou de façon totalement improvisée. C'est la procédure actuellement suivie par les gros consommateurs d'électricité qui sont autorisés à choisir leur(s) fournisseur(s) et peuvent donc négocier les prix. Chaque prix reste théoriquement secret.
- Prix spot : (prix pratiqués sur le marché négociables la veille pour une livraison le lendemain. Ils reflètent l'équilibre offre-demande à court terme, avant l'ajustement réalisable par GRTE en temps réel). Ce prix d'équilibre est connu de tous car il est payé par chaque acheteur et versé à chaque vendeur.

Chacune de ces méthodes a ses avantages et ses inconvénients, ce qui explique que la plupart des solutions pratiques observées consistent à les combiner plutôt qu'à recourir exclusivement à l'une d'elles. En démantelant les entreprises électriques traditionnellement intégrées verticalement et horizontalement, la directive a créé de nouvelles interfaces pour lesquelles il faut trouver des mécanismes de fixation des prix. En effet, à l'interface traditionnelle distributeur/client, s'ajoutent ou se substituent maintenant les interfaces générateur/client, générateur/trader, trader/client, générateur/transporteur, générateur/générateur, etc. Chacune de ces interfaces a ses spécificités en termes de capacité de calcul des agents, de pouvoir de négociation, de possibilité de repli, etc. Le mécanisme de fixation du prix retenu pour une interface donnée doit impérativement tenir compte de ces spécificités.

Parce que les petits consommateurs d'électricité que sont les ménages et les commerçants ont de très faibles capacités d'adaptation de leur demande à court terme, tant qu'il n'existe pas une concurrence entre négociants, leur interlocuteur est le distributeur, donc un monopole local. Les prix sont alors presque toujours des tarifs régulés pour éviter tout abus de pouvoir de marché. Ces prix administrés ont souvent l'inconvénient d'être choisis sans référence réelle avec la disposition à payer des demandeurs. Ils sont essentiellement fixés sur la base du coût de production des offreurs, coût comptable ou coût standard. De plus, pour des raisons de "justice sociale", les discriminations de prix sont prohibées et les distributeurs se voient imposer des

obligations de service public ou universel. En réalité, les tarifs administrés sont généralement présentés sous la forme d'un menu offert à tous. Il n'y a donc pas, en apparence, de discrimination. Chacun est libre de choisir à l'intérieur du menu le tarif qu'il juge le plus avantageux mais, si le menu est bien conçu, chaque tarif est adapté aux différents types de consommateurs.

Sur un marché spot, le prix d'équilibre est un reflet fidèle de la disposition à payer des demandeurs et de l'exigence à être payés des vendeurs. Si les uns et les autres sont suffisamment nombreux, la concurrence peut pleinement s'exprimer et le prix indique quels sont le coût marginal et l'utilité marginale du kWh. Pour l'acheteur, le prix est donc un signal fiable du coût social de ses décisions d'achat et, symétriquement, pour le vendeur le prix est un signal fiable de l'utilité sociale de ses décisions de production. Par conséquent, avec un marché spot, les mécanismes concurrentiels vont pousser les échanges jusqu'à l'optimum. Puisque les prix reflètent fidèlement les caractéristiques de l'offre et de la demande, ils fluctuent au gré des variations de l'une et de l'autre. Dans l'industrie électrique, les technologies de production sont très variées et l'offre de chaque installation est susceptible de fortes variations plus ou moins prévisibles à court et à moyen termes. Par exemple, la production d'une éolienne est très difficile à prévoir, celle d'une centrale thermique beaucoup plus facile. Mais l'interconnexion des installations et l'organisation en réseau permettent de réaliser une péréquation de ces variations temporelles et de ces risques. Les variations de l'offre à court terme viennent des besoins de maintenance des équipements et des décisions stratégiques des générateurs [74]: elles sont donc, sauf gros accident, assez facilement contrôlables par les générateurs. C'est essentiellement du côté de la demande que viennent la variabilité et l'aléa. Nuit, week-end, vacances sont des périodes prévisibles de faible demande. Si les capacités restaient inchangées, les prix devraient être logiquement plus bas pendant ces périodes que les jours ouverts sauf si les générateurs réduisent simultanément leur offre. Les aléas sont surtout dus à la demande d'électricité pour le chauffage et la climatisation, intimement liée aux aléas de la température. Cependant, notons que pour éviter tout risque d'abus de pouvoir de marché par un gros producteur ou par un groupe de producteurs, sur les marchés de gros de l'électricité il est souvent prévu un prix plafond, donc un prix administré. En cas de grave pénurie d'énergie, on ne saura donc pas véritablement jusqu'où le prix aurait pu monter, donc combien les demandeurs auraient été prêts à payer.

Les entreprises ont évidemment intérêt à jouer sur les différentes possibilités de réaliser des transactions que leur propose le législateur et donc à tirer parti à la fois de prix fixés par contrats et de prix flexibles gagnés sur des marchés, sans oublier les calculs opportunistes qui

permettent de tirer parti de prix administrés. La meilleure combinaison sécurité-souplesse dépend de la technologie utilisée, de l'état du parc des installations de génération, des produits offerts par les institutions de crédit et d'assurance, des prévisions de demande, etc. de la façon dont est organisée l'industrie électrique libéralisée, en particulier de l'organisation de ses marchés de gros.

3.5.2 L'organisation des marchés

En réalité, vouloir introduire des mécanismes concurrentiels dans un secteur industriel tel que l'industrie électrique exige un règlement particulièrement précis:

- Une sélection technique et financière sévère pour accéder au marché.
- Des règles d'enchères pour préciser : (le calendrier, le format des enchères, la méthode d'appariement, la résolution des conflits en temps réel, la gestion des crises).
- Des règles de collecte des fonds et de paiement aux vendeurs.
- Des règles d'information et de transparence sur les enchères.
- Des règles d'organisation et de gouvernance de l'opérateur du marché.

A titre d'illustration des contraintes imposées aux participants et aux responsables du marché, on donne ici l'exemple du déroulement horaire sur le marché J-1 de l'Espagne [75].

- ☞ avant 8:30, le "**S**ystem **O**perator" (Redesa) informe le "**M**arket **O**perator" (OMEL) sur les prévisions de demande, l'état du réseau de transport, la capacité des liaisons internationales, l'indisponibilité partielle ou totale des unités de production pour chaque heure du lendemain, etc.
- ☞ avant 10:00, les participants doivent transmettre au MO par voie électronique leurs offres d'achat et de vente (nets de leurs engagements contractuels). Le MO peut commencer à faire tourner ses algorithmes.
- ☞ avant 11:00, les participants informent le MO de l'énergie contractualisée pour chaque heure du lendemain et les distributeurs des injections faites dans leur réseau par les installations en "régime spécial".
- ☞ avant 11:00, le MO met l'ensemble des données des équilibres horaires à la disposition du SO et informe chaque agent de la partie qui le concerne (prix d'équilibre et quantités à produire ou à acheter).
- ☞ à partir de la réception des informations sur les équilibres horaires qui les concernent, les participants disposent de 30 minutes pour déposer des réclamations auprès du MO.

- ☞ avant 12:00, le MO informe les participants de la nécessité ou non de recalculer les équilibres horaires.
- ☞ avant 12:00, les vendeurs et les acheteurs mettent à la disposition du MO (qui transmet au SO) la répartition par nœud d'injection et de soutirage de leurs plans de vente et d'achat.
- ☞ à partir de 12:00, le SO, assisté du MO, vérifie si ce dispatching respecte les contraintes réseau du système. Si ce n'est pas le cas, il lance ses algorithmes de résolution des contraintes techniques.
- ☞ avant 14:00, le SO doit mettre à la disposition du MO un programme provisoire réalisable, et le MO doit informer les participants des éléments qui concernent leurs points d'injection et de soutirage.
- ☞ le SO publie les besoins en réserves secondaires, et commence alors la procédure de transmission des offres de vente et d'achats pour ces services. Elle se termine à 15:30.
- ☞ avant 16:00, le SO calcule les équilibres du marché des réserves et en informe les participants. Quand cette phase est terminée, le SO met le programme réalisable définitif à la disposition du MO et informe les participants de la partie qui les concerne.
- ☞ à 24:00, fin de la période de transmission des offres de service pour les réserves tertiaires.

Ce coup d'œil sur le marché espagnol montre bien la difficulté de faire jouer les mécanismes concurrentiels dans une industrie aussi complexe que l'industrie électrique moderne, où la plupart des centrales sont connectées à l'ensemble du réseau national, sinon au réseau européen. Il faut exiger des participants beaucoup de discipline et beaucoup de rigueur, car l'erreur de l'un risque de provoquer un désastre pour tous les participants.

3.5.3 Prix d'électricité

Le prix théorique de l'électricité à chaque nœud du réseau est un "prix caché" calculé, dans lequel on suppose qu'un Migawattheure additionnel est demandé au nœud en question, et le coût hypothétique incrémental pour le système qui résulterait de la répartition optimisée des unités disponibles établit le coût de production hypothétique du Migawattheure. Ce principe est connu sous le nom de prix marginal local (locational marginal pricing) (LMP) ou prix nodal (nodal pricing). Il est utilisé dans quelque marché dérégulé, les concepts de LMP sont utiles et stables mais demeurent "manipulables" par les opérateurs du système électrique notamment en désignant des centrales comme fonctionnant en dehors de l'ordre de préséance économique, ce qui les exclut des calculs de LMP. Dans la plupart des systèmes les centrales de production

utilisées uniquement pour fournir de l'énergie réactive afin de garantir la tenue de tension sont appelées en dehors de cet ordre de préséance économique.

De même les opérateurs du système offrent parfois des centrales couplées au réseau pour contribuer à la réserve "réserve tournante" qui permet de disposer de marges de production contre des variations inattendues de l'équilibre offre-demande, alors que les coûts de ces unités de production ne les qualifient pas pour produire.

Cela peut conduire à une baisse du prix d'équilibre dans des situations où la demande croissante aurait pour conséquence une forte montée des prix.

Une contrainte peut se produire quand une branche particulière du réseau atteint une limite thermique ou lorsqu'une surcharge potentielle doit se produire en raison d'un événement contingent (défaillance) sur une autre partie du réseau. Les réseaux de transport et distribution sont gérés pour permettre la continuité de l'offre y compris lors d'une défaillance, comme la perte d'une ligne où que ce soit. On parle de système à contrainte de sécurité.

Les prix du système dans le marché du jour à venir sont, en principe déterminés en faisant correspondre les offres des producteurs aux demandes des consommateurs à chaque nœud pour développer des prix classiques d'équilibre de l'offre et de la demande, usuellement sur des intervalles d'une heure, et est calculé séparément pour les sous-régions dans lesquelles les modèles de flux de charge de l'opérateur du système indiquent que les contraintes provoqueront des importations de transport [76].

3.6. Exemple d'un comportement stratégique

Nous allons ici montrer comment se comportent les générateurs dans une situation où ils doivent choisir leur capacité de production et leur prix de vente [74].

Il y a deux générateurs notés a et b . Le coût unitaire de production de l'entreprise i est c_i tant que la production est plus petite que la capacité disponible K_i et il est infini au-delà. Le jeu se joue en deux étapes: d'abord les deux entreprises s'engagent sur les capacités, ensuite elles annoncent le prix minimum qu'elles exigent. Chacune n'annonce qu'un prix, le "bid" B_i . La demande est totalement inélastique. Le prix du kWh est l'enchère la plus élevée qui permet d'équilibrer offre et demande quand les offres de vente sont classées par ordre croissant (ordre de préséance). Ce prix est payé pour chaque kWh appelé par le MO, quel que soit le générateur appelé en dernier (enchère à "prix uniforme"). Il existe un prix plafond imposé par les autorités du marché. Il n'y a aucune contrainte de "pas", ni pour le prix, ni pour les quantités.

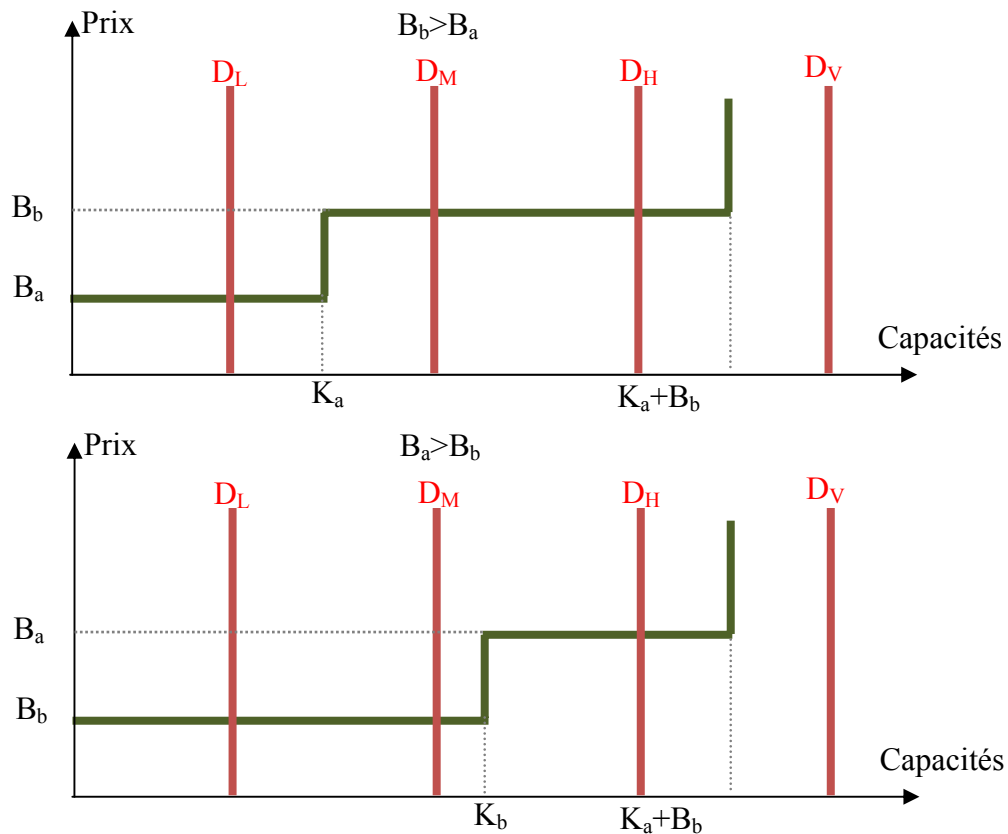


Figure 3.4 Détermination du prix d'équilibre.

Comme on peut le voir sur les graphiques suivants (où on a posé $K_b > K_a$), les conditions de fixation du prix d'équilibre sont très différentes selon la position de la demande par rapport aux capacités disponibles:

- si la demande est plus petite que la plus petite des capacités (D_L), le prix est égal à la plus petite enchère, on est donc dans les conditions d'une concurrence à la Bertrand;
- si la demande est comprise entre les deux capacités (D_M), le prix est égal à l'enchère du plus gros générateur;
- si la demande est plus grande que la plus grande capacité mais inférieure à la capacité totale disponible (D_H), le prix est égal à la plus haute enchère;
- si la demande est plus grande que la capacité totale disponible (D_V), le prix n'est pas défini.

3.6.1 Discussion des suppositions

On voit que seule la situation D_L constitue un vrai cadre de concurrence parfaite ... que les deux générateurs ont donc intérêt à éviter, surtout celui dont le coût de génération est le plus élevé puisque ses ventes y sont nulles.

Dans la situation D_M , le gros générateur est toujours le faiseur de prix, qu'il enchérisse haut ou qu'il enchérisse bas. Mais, s'il enchérit en dessous de son concurrent, il rafle tout le marché alors que s'il enchérit au-dessus il est réduit à ne servir que la demande résiduelle. L'équilibre en prix va donc consister *i*) pour le gros à annoncer le prix plafond et *ii*) pour le petit à annoncer un "prix limite", prix qui rend le gros indifférent entre satisfaire toute la demande à ce prix et ne servir que la demande résiduelle au prix plafond. Le petit générateur tire donc profit de la situation: il sert toute la demande au prix plafond alors qu'il a annoncé un prix substantiellement plus faible et ne peut donc pas être accusé d'abus de pouvoir de marché.

Si la demande est D_H , la situation est plus compliquée car le choix est symétrique pour les deux producteurs: ne servir que la demande résiduelle mais au prix plafond ou vendre toute sa capacité à un prix limite qui dépend du coût de génération du concurrent, du prix limite et des capacités proposées sur le marché. Il y a alors pluralité d'équilibres en prix, aucun ne pouvant être éliminé par un argument de dominance au sens de Pareto. On peut donc supposer que les entreprises jouent en stratégies mixtes. Les stratégies mixtes d'équilibre affectent des probabilités qui croissent avec l'enchère, ce qui assure aux joueurs une espérance de gains élevée.

Quand la demande est D_V , le prix versé aux producteurs est celui qui est prévu dans le règlement du marché en cas d'insuffisance de capacité. Pour simplifier l'analyse, on suppose que les générateurs sont juste compensés pour leur coût de production; donc leur profit est nul.

3.6.2 Conséquences et performances du marché d'électricité libre

Compte tenu de ces règles, la situation la plus profitable pour les producteurs d'électricité est évidemment D_H , où la totalité de la capacité est nécessaire pour satisfaire la demande. Il est donc très tentant de fabriquer cette situation, c'est-à-dire, à la première étape du jeu, de retirer des capacités pour transformer une situation de demande faible ou moyenne en une situation de demande élevée. Dans cette décision de retrait, les éléments à prendre en compte sont de deux types:

- retirer des capacités accroît les chances de faire monter le prix mais réduit les gains à prix donné. Il y a donc un phénomène de passager clandestin puisque l'idéal est que ce soit le concurrent qui consente à réduire sa capacité.
- retirer de la capacité accroît le risque de se retrouver dans la situation D_V , donc d'avoir un profit nul.

On peut montrer que, à l'équilibre il y a effectivement d'importants retraits de capacité de la part des générateurs mais que la probabilité de manquer d'énergie est très faible. En particulier, si les prévisions de demande sont assez précises, les stratégies de retrait ne mettront jamais en péril l'approvisionnement en électricité (à condition évidemment qu'il existe suffisamment de capacité opérationnelle).

Une partie de cette augmentation des "rentes de monopole" est probablement explicable par une collusion tacite entre les producteurs. En effet comme le jeu horaire est répété 8760 fois par an, sans date prévisible d'arrêt, l'application des principes de la théorie des jeux suggère que les générateurs ont une forte incitation à surmonter la fatalité du dilemme du prisonnier. Puisque, comme nous l'avons vu, les enchères à prix uniforme permettent d'encaisser un prix très élevé sans avoir à le demander, il n'est probablement pas très difficile d'organiser, ou de laisser s'instaurer, une répartition des rôles pour que les autorités ne puissent pas accuser l'un des joueurs de pousser systématiquement les enchères à la hausse.

3.7. *Négoce et arbitrage*

Compte tenu de la complexité et de la fragilité des systèmes électriques, compte tenu de l'impossibilité de stocker le produit, il faut qu'un opérateur central assure l'équilibre permanent de l'offre et de la demande des flux physiques en chaque nœud en respectant toutes les contraintes techniques du réseau. Dans un système décentralisé, le dispatching est organisé un jour à l'avance, de sorte que les intervenants (surtout les générateurs) savent dès la veille combien ils gagneront sur chacun des 24 marchés horaires du lendemain pour lesquels ils ont présenté des offres de vente. Mais la demande est très variable à court terme (à cause d'une dépendance de plus en plus forte aux conditions météo) et, de plus, certains des générateurs ne pourront pas tenir leurs engagements. Le gestionnaire du système doit donc également prévoir des ajustements en temps réel, c'est-à-dire pouvoir appeler au dernier moment un générateur en renfort ou demander à un acheteur de s'effacer. Dans le cadre d'une industrie libéralisée, cela signifie qu'il faut créer un ou des marchés d'ajustement. La conséquence est que, pour un même marché (une même heure), nous aurons presque sûrement deux prix différents: le prix fixé la

veille sur le "marché du lendemain" et le prix fixé le jour même sur le "marché en temps réel" ont peu de chances d'être égaux. Il est clair que les générateurs (et les gros acheteurs) doivent prendre en compte le marché en temps réel au moment de soumettre les offres de vente (et d'achat) pour le lendemain. Mais la forte probabilité d'une différence entre les deux prix va aussi attirer un autre type d'agent qui n'est pas nécessairement un membre de l'industrie électrique: le trader. Le trader va arbitrer entre les différents prix; il va acheter sur le marché du lendemain de l'heure h et vendre sur le marché en temps réel de la même heure h s'il prévoit que le prix sera demain, au moment du dispatching réel, plus élevé qu'il n'est aujourd'hui, au moment du dispatching prévisionnel. Il fera l'opération inverse s'il pense que le prix du marché réel h sera plus bas que celui du marché du lendemain pour la même heure h [76].

3.8. Optimisation de l'écoulement de puissance dans un marché libéralisé: l'OPF (Optimal Power Flow)

Dans un marché libéralisé, on a besoin de deux outils d'optimisation principaux : (1) Unit Commitment (UC) avec laquelle on peut déterminer quelle centrale va démarrer pour fournir l'énergie et les services auxiliaires (horizon: un jour à une semaine) et Optimal Power Flow (OPF) qui va déterminer quelle quantité à produire à tout moment [77].

L'apparition de la déréglementation des marchés de l'électricité pose de nouveaux défis à la solution du problème d'OPF. Contrairement au système réglé où l'objectif du calcul de l'OPF est simplement de minimiser la fonction de coût quadratique du système, le calcul de l'OPF fait maintenant partie du mécanisme de fixation des prix de base pour les échanges d'électricité dans le marché déréglementé où les offres et les demandes sont discrètes et changent fréquemment.

Avant la dérégulation, le but de l'OPF dans un système monopolisé est de déterminer une répartition de charge optimale du point de vue des coûts de production, tout en respectant des contraintes techniques liées au fonctionnement du réseau. Le coût total de production à minimiser était calculé à partir du coût de chaque unité de production (pour une tranche horaire donnée) qui est fonction de la puissance de sortie de l'unité de production. Les fonctions de coût individuelles de chaque générateur étaient basées sur :

- la caractéristique d'entrées-sorties donnant pour chaque unité l'équivalence thermique de l'énergie électrique produite
- les coûts de combustible

Avec l'évènement de la dérégulation, la même technique a continué d'être appliquée, mais les courbes de coût de chaque unité de production ont été remplacées par des courbes d'offres/prix fournis par chaque producteur. Ces courbes d'offres intègrent les coûts fixes et les coûts

variables, ainsi qu'une marge laissée au choix du producteur pour son profit personnel. Ces offres spécifient le prix fixé par chaque producteur en fonction d'une certaine quantité de puissance proposée sur le marché [78].

Les offres des producteurs et les demandes des consommateurs sont confrontées dans le cadre d'un marché centralisé (à l'image d'une bourse de l'électricité) appelé marché spot. L'OPF minimise les coûts de production tout en satisfaisant la demande, comme cela se fait dans le modèle pool classique. Toutefois, cette optimisation devra tenir compte du fonctionnement du réseau et des contraintes imposées sur les ouvrages de transport. Ces contraintes peuvent alors entraîner une différenciation géographique du prix de l'énergie. Le marché spot peut alors être vu comme une bourse de l'électricité, mais dont le prix peut varier géographiquement. L'OPF traite le marché spot et les contraintes techniques du système au sein d'un même processus d'optimisation ; ainsi, son usage implique l'existence d'un opérateur du système mixte qui a à la fois la responsabilité de la gestion du système et celle du marché spot (à l'exemple de l'opérateur américain PJM).

$$\begin{aligned} \text{Fonction objectif } & \text{Max} \left(\sum_i C'_i(P_{Di}) - \sum_i C_i(P_{Gi}) \right) \\ & \text{Min} \sum_i C_i(P_{Gi}) \end{aligned} \quad (3.1)$$

$C_i(P_{Gi})$: Offre du producteur donnant le prix proposé en fonction d'une quantité P_{Gi} offerte sur le marché spot.

$C'_i(P_{Di})$: Offre du consommateur donnant le prix proposé en fonction d'une quantité P_{Di}

P_{Gi} : Production de puissance au nœud i

Les offres des producteurs doivent être linéaires, et sont mises le plus souvent sous une forme quadratique :

$$C_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (3.2)$$

où a_i, b_i, c_i des constantes fixées par le producteur i

Avec

Contraintes à respecter :

$$g(x) = 0 \Rightarrow \begin{cases} \Delta P_i = 0 \\ \Delta Q_i = 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

Pour un modèle DC, ces équations de répartition de charge deviennent :

$$\begin{aligned} P &= B * \theta \\ P &= P_G - P_C \\ P_{ij} &= H * \theta \end{aligned} \quad (3.4)$$

P : vecteur des injections de puissance nettes nodales de dimension N

B : matrice des admittances nodales du réseau de dimension $N*N$

θ : Vecteur des phases des tensions nodales de dimension N

P_G, P_C : Vecteurs des productions nodales et des charges nodales de dimension N

P_{ij} : Vecteur des transits (puissance active) de dimension Nb

H : Matrice de dimension $Nb*N$ reliant les phases des tensions nodales du réseau aux transits de puissance

L'équilibre production-consommation est donné par l'équation suivante :

$$\sum_i P_{Gi} - \sum_j P_{Cj} = 0 \quad (3.5)$$

Les limites de puissances actives imposées aux lignes sont :

$$-P_{ij}^{\max} \leq P_{ij} \leq P_{ij}^{\max} \quad (3.6)$$

Les limites de puissances générées imposées aux productions sont :

$$P_G^{\min} \leq P_G \leq P_G^{\max} \quad (3.7)$$

avec

P_G^{\min} , P_G^{\max} : vecteurs donnant la quantité de production minimum et maximum offerte par chaque producteur

P_{ij}^{\max} : vecteur donnant les limites maximales de transit imposées à chaque ligne

Dans le modèle explicité ci-dessus, nous avons considéré que la demande en chaque nœud reste constante. Cependant, des modèles plus complets peuvent tenir compte de l'élasticité de la demande. Dans ce cas, l'élasticité de la demande est modélisée sous forme de fonctions linéaires qui sont rajoutées à la fonction objectif. D'autre part, ce modèle peut implicitement prendre en compte la contrainte du N-1.

La méthode n'implique pas nécessairement la modification des volumes vendus par transactions bilatérales, bien que l'on doive tenir compte de leur présence dans le modèle. Toutefois, si l'opérateur n'est pas parvenu à trouver une solution faisable par le biais de l'OPF, il doit faire appel alors à la procédure du TLR (Transmission Loading Relief), les transactions dites fermes ayant la préséance sur les non fermes.

L'usage de l'OPF dans un contexte dérégulé s'accompagne d'une tarification dite marginale ou nodale [79]. Cette méthode est notamment appliquée aux Etats-Unis, mais aussi en Argentine, au Chili et en Nouvelle-Zélande [80]. Il s'agit de fixer en chaque nœud du réseau un

prix auquel sera vendue ou achetée l'énergie. Les paiements sont en outre centralisés par l'opérateur du système. Ces prix nodaux sont tirés des multiplicateurs de Lagrange du problème d'optimisation. En effet, tout problème d'optimisation revient en réalité à minimiser une fonction objectif à laquelle on associe les contraintes à respecter. La fonction résultante se nomme le Lagrangien. Dans le cadre du problème décrit par les relations (3.1 à 3.6), le Lagrangien s'écrit [2]:

$$\begin{aligned} \Gamma = & \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) + \sum \lambda_{pi} \Delta P_i + \sum \lambda_{qi} \Delta Q_i + \\ & + \bar{\mu}_{pi} (P_{Gi} - P_{Gi \max}) + \underline{\mu}_{pi} (P_{Gi \min} - P_{Gi}) + \mu_{Sij} (|S_{ij}|^2 - |S_{ij \max}|^2) + \\ & + \bar{\mu}_{ij} (t_{ij} - t_{ij \max}) + \underline{\mu}_{ij} (t_{ij \min} - t_{ij}) + \bar{\mu}_{\alpha ij} (\alpha_{ij} - \alpha_{ij \max}) + \underline{\mu}_{\alpha ij} (\alpha_{ij \min} - \alpha_{ij}) + \\ & + \bar{\mu}_{Vi} (V_i - V_{i \max}) + \underline{\mu}_{Vi} (V_{i \min} - V_i) + \end{aligned} \quad (3.8)$$

Dans un modèle DC le lagrangien devient [78] :

$$\begin{aligned} \Gamma = & \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) - \gamma (B * \theta - P) - \lambda \left(\sum_{k \in N} P_{Gk} - \sum_{k \in N} P_{Ck} \right) - \mu (P_{ij}^{\max} - H * \theta) \\ & - \nu (H * \theta - P_{ij}^{\max}) - \alpha (P_G^{\max} - P_G) - \beta (P_G - P_G^{\min}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

avec

γ vecteur des multiplicateurs associés aux équations du calcul de répartition en chaque nœud de dimension N

λ multiplicateur associé à l'équilibre production-consommation (toujours strictement positif)

μ, ν vecteurs des multiplicateurs associés aux contraintes sur les transits

α, β vecteurs des multiplicateurs associés aux contraintes sur les unités de production

Les prix nodaux sont définis comme le coût incrémental induit pour satisfaire une unité de consommation supplémentaire en chaque nœud k [81]:

$$\rho_k = \frac{\partial \Gamma}{\partial P_{Ck}} = \lambda - \gamma_k \quad (3.10)$$

où ρ est le vecteur des prix nodaux

Dans la théorie des prix nodaux, un participant au marché spot doit acheter ou vendre son énergie au prix du nœud où il est connecté [82]. Toute transaction bilatérale (ferme ou non ferme) est soumise à un coût de congestion pour tenir compte de son influence sur les contraintes du système. Ainsi, pour une transaction bilatérale dont le point d'injection est un nœud i et le point de soutirage un nœud j , le coût de congestion est défini comme la différence des prix nodaux entre les nœuds i et j , fois le volume de la transaction :

$$Pay_T_{ij} = (\rho_i - \rho_j) * T_{ij} \quad (3.11)$$

Tous les flux financiers créés par la tarification marginale sont centralisés par l'opérateur du système.

3.8.1 Test de l'OPF dans un système électrique libéralisé sur le réseau IEEE 30 Bus

Pour illustrer l'usage de l'OPF dans un contexte dérégulé et la tarification marginale qui lui est associée, prenons le réseau IEEE 30-Bus et supposons que l'on ait un marché spot. Dans ce marché, chaque générateur est un producteur. Si aucune contrainte de transit ne soit imposée sur les lignes, l'OPF va simplement sélectionner la production la moins chère pour satisfaire la demande. En l'absence de contraintes, le prix nodal est identique en chaque nœud et égal au prix de la dernière unité appelée qui est celui du générateur N° 8, c'est-à-dire, prix spot=3.25 \$/MWh. Ce prix est assimilé au MCP que nous avons déjà défini lorsque nous avons expliqué le principe du Market Splitting.

Soit à présent des transits maximums imposés sur les lignes connectant le nœud 1 au nœud 2, le nœud 1 au nœud 3 et le nœud 2 au nœud 5 selon deux cas : les trois lignes sont limitées à 80 MVA dans le 1^{er} cas, et dans le 2^{eme} cas, on change les limites des 2^{eme} et 3^{eme} lignes à 40 MVA. L'OPF va déterminer une configuration de la production en tenant compte de ces contraintes (tableau 3.1) et (figure 3.5), tout en minimisant le coût total de la production. Les contraintes font apparaître une différence de prix entre les nœuds (figure 3.6).

Nous pouvons remarquer qu'il y a à présent différenciation géographique du prix du marché spot. Dans le premier cas, la valeur du prix spot à chaque jeu de barres presque constante (4\$/MW) à part le premier jeu de barres lié au générateur N° 1. Par contre dans le deuxième cas, il prend une valeur différente pour chaque jeu de barres. La valeur max se trouve au niveau du jeu de barres N° 5 avec une valeur de 6.81 \$/MW qui représente une augmentation de 70% de prix spot du premier cas (figure 3.6). L'augmentation de cette valeur est due à la diminution des puissances des deux générateurs N°1 et N°2 à cause de la limitation des lignes 1 et 2 d'où l'amplification de la puissance fournie par le générateur N° 5.

Examinons en outre les sommes collectées du consommateur par l'opérateur du système et reversées aux producteurs : dans le premier, l'opérateur du système collecte 1119.2 \$ et il reverse aux producteurs 1012.1\$. Dans le deuxième cas, il collecte 1418.3\$ et reverse 1121.8 \$ aux générateurs. Donc, dans le premier cas, l'opérateur du système retient 107.0898\$. Par contre, on remarque, dans le deuxième cas, il retient 296.5355 \$ (tableau 3.1). Il y a donc apparition d'un surplus financier résultant des contraintes imposées. Ce surplus devient de plus

en plus important avec l'accentuation des contraintes. Dans le 2^{ème} cas, ce surplus est augmenté de 177% par rapport à la valeur du premier cas. De façon générale, lorsqu'il y a contrainte de transit sur un réseau, les méthodes basées sur la tarification marginale dégagent toujours un surplus financier collecté par l'opérateur du système [83]. Ce surplus financier peut être reversé intégralement aux propriétaires du réseau, comme cela se fait par exemple dans l'état de New York aux Etats-Unis [84]. Cependant, ce modèle de traitement des congestions a l'avantage de bien s'adapter à tous types de réseaux (radiaux, maillés) et de tenir compte des flux parallèles.

Tableau 3.1 Résultats d'optimisation par OPF dans un marché spot avec limites sur les lignes selon deux cas

N° Bus	Cas1			Cas2		
	Pg (MW)	rhoP (\$/MW)	Somme reversée(\$)	Pg (MW)	rhoP (\$/MW)	Somme reversée(\$)
1	135.7117	3.0178	409.5508	130.3672	2.9778	388.2074
2	61.7044	3.9097	241.2457	36.5669	3.0298	110.7904
5	24.3332	4.0417	98.3475	46.4745	6.8093	316.4588
8	35.0000	3.8705	135.4675	35.0000	4.1329	144.6515
11	17.2707	3.8635	66.7253	21.8145	4.0907	89.2366
13	15.9907	3.7995	60.7567	18.4590	3.9230	72.4147
Fonction objectif	162.2254			206.714		
Nombre d'itérations	12			14		
Les pertes	6.611			5,282		
Somme collectée totale (\$)	1119.2			1418.3		
Somme reversée totale (\$)	1012.1			1121.8		
IMO Pay (\$)	107.0996			296.5284		

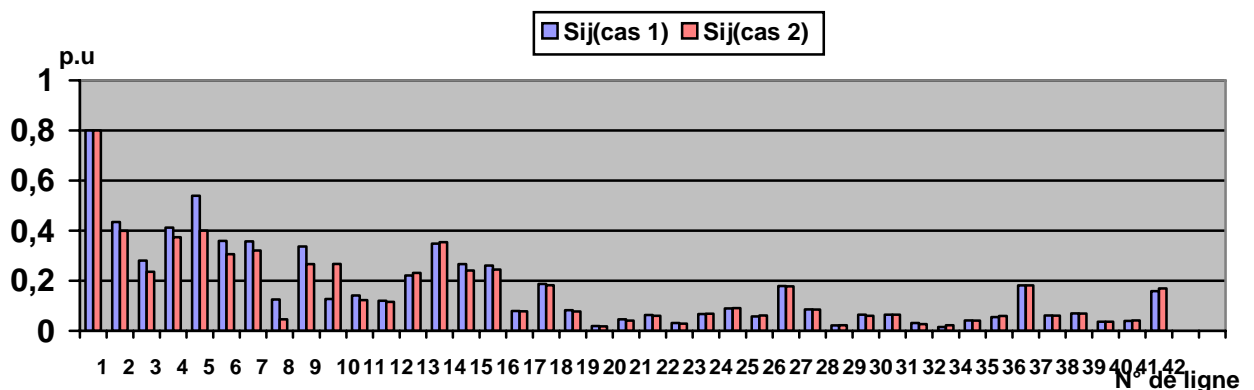


Figure 3.5 Puissances transportées dans les lignes avec contraintes

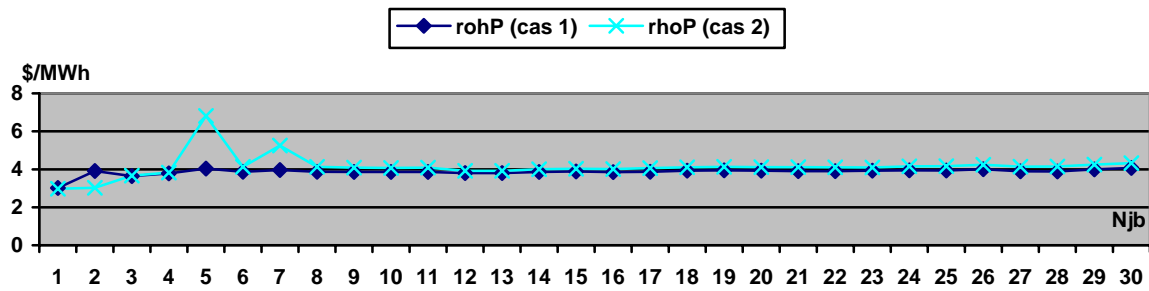


Figure 3.6 Prix spot dans les jeux de barres du réseau IEEE 30-Bus dans les deux cas

3.8.2 Réseau test Sonelgaz

En Algérie, la plus grande partie de l'électricité est d'origine thermique, le reste est réparti entre les centrales hydro-électriques ou à diesel (figure 3.7)¹. Des sources d'énergie renouvelables telles que le vent et le soleil produisent de l'énergie électrique dans les sites isolés de l'Algérie. Elles représentent cependant des quantités négligeables. Le gaz naturel constitue la source d'énergie fossile la plus respectueuse de l'environnement. La quantité d'impuretés présente dans le gaz naturel, comme par exemple l'acide sulfhydrique, est négligeable par rapport à celle contenue dans les autres sources d'énergie fossiles.

En Juin 2009, la puissance maximale appelée sur le réseau interconnecté a atteint 6538 MW (le 16 juin 2009 à 21h45) soit une augmentation de 6,9 % par rapport à Juin 2008 (6118 MW réalisée le 06 Juin 2008), c.-à-d. une puissance additionnelle de l'ordre de 420 MW (figure 3.8).

Le parc de production de Sonelgaz (au 31/12/2008) totalise une puissance installée de 6118 MW. La puissance installée est répartie entre filière turbines à vapeur (46%), filière turbines à gaz (52%), filière hydraulique (1%) et filière diesel (1%). Les groupes de cette dernière filière sont installés au Sud et alimentent des réseaux isolés (figure 3.7, 3.9).

Quatre entreprises autres que les services traditionnels peuvent maintenant vendre de l'électricité aux abonnés de l'entreprise d'électricité. Ces producteurs indépendants d'électricité (IPP) sont Kahrama, SKS, SKB et SKH. En se faisant concurrence, ils paient des frais d'utilisation pour les installations de transport et de distribution selon des tarifs réglementés qui assurent un accès non discriminatoire à ces installations. La production des IPP pour l'année

¹ Les informations sur le réseau Algérien ont été extraites du site officiel de Sonelgaz : <http://www.sonelgaz.dz>

2008 à été de 11017 GWh soit 28% de la production totale. SKS presente 52% de la puissance produite par ces IPP tandis que Kahrama et SKB se partage le reste de la puissance. Par contre SKH était en régime d'essai pour l'année 2008 (figure 3.10, 3.11).

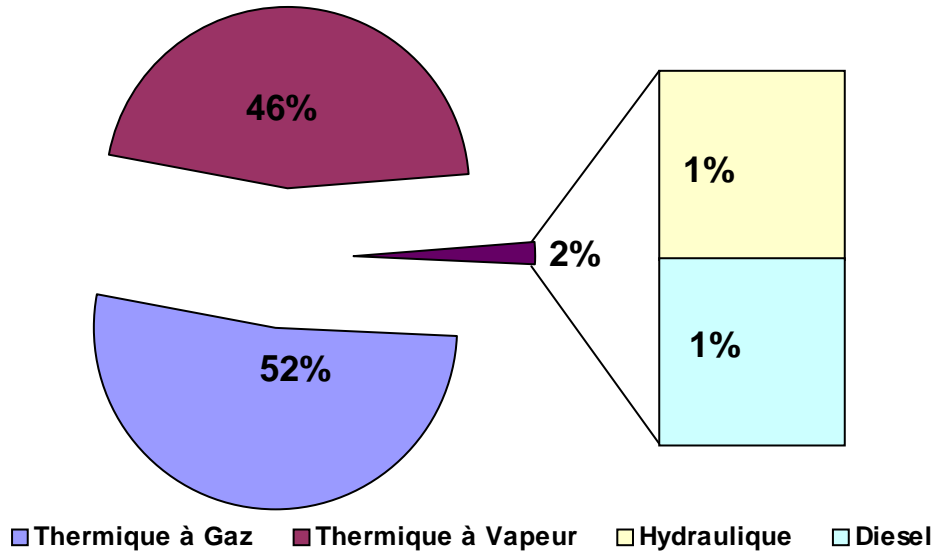


Figure 3.7 Répartition de la puissance produite par SPE par origine pour 2008 en %

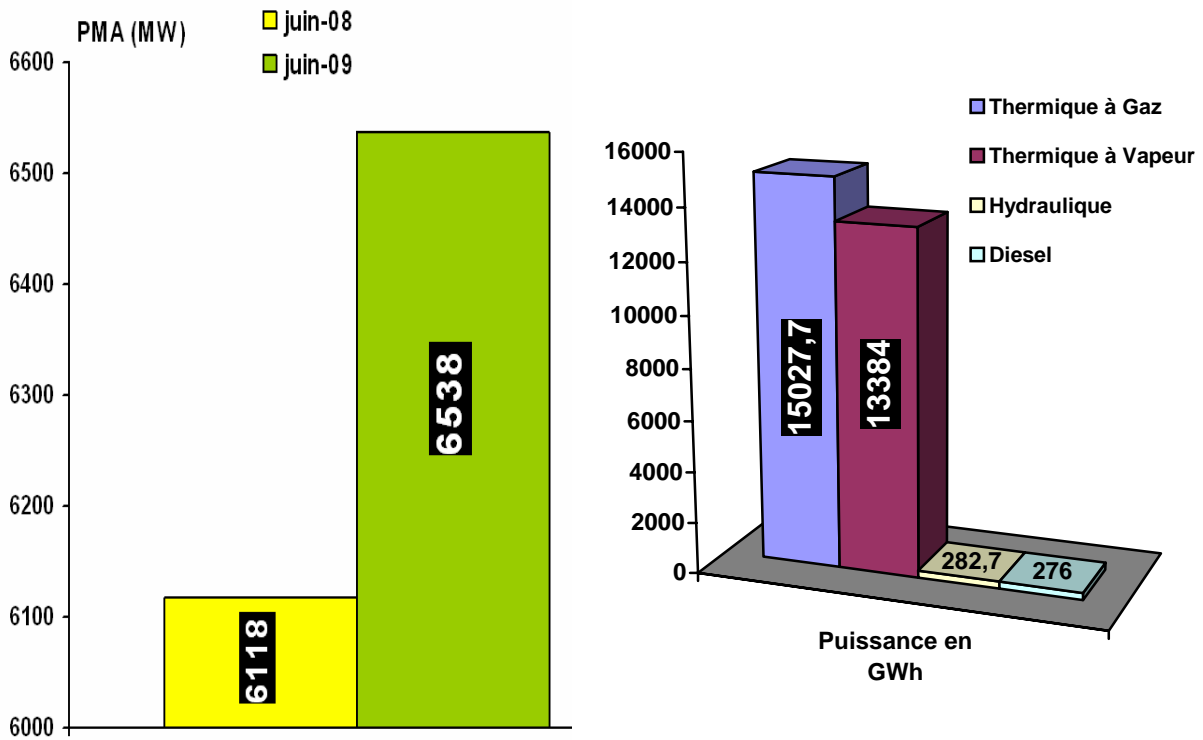


Figure 3.8 : PMA pour juin 2008 et juin 2009

Figure 3.9 : répartition de la puissance produite par SPE par origine pour 2008

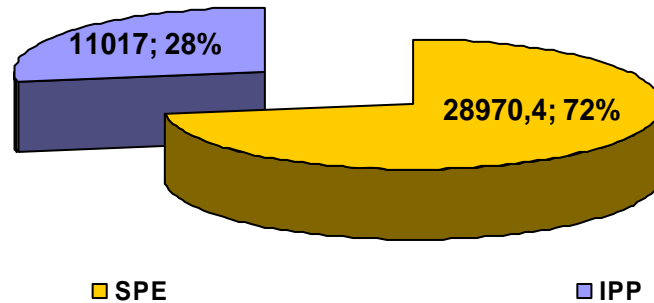


Figure 3.10 Production des SPE et IPP pour l'année 2008 en GWh et en %.

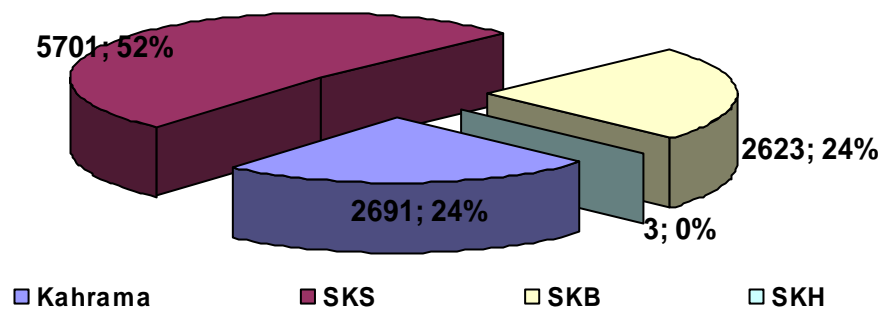


Figure 3.11 : Production des IPP pour l'année 2008 en GWh et en %

3.8.3 OPF sur le réseau algérien dans un système électrique intégré verticalement

Avant d'appliquer les méthodes d'OPF sur le réseau Algérien 59-Bus dans un système électrique libéralisé, on va premièrement tester les trois méthodes métaheuristiques et la meilleure méthode classique IP.

Le réseau électrique Algérien (réseau de production et de transport sous 220kV avant 1997) comprend 59 bus, 83 branches (lignes, transformateurs) et 10 générateurs (figure 3.12).

Pour appliquer l'optimisation sur le réseau électrique algérien, il faut connaître les informations de tous les générateurs, à savoir les puissances actives et réactives min et max ainsi que la fonction coût de chaque générateur. Le tableau 3.2 montre les limites des puissances ainsi que les coefficients de la fonction coût des dix générateurs du réseau électrique Algérien. La

puissance demandée est de 684.10 MW. Le reste des paramètres du réseau se trouve dans l'annexe B.

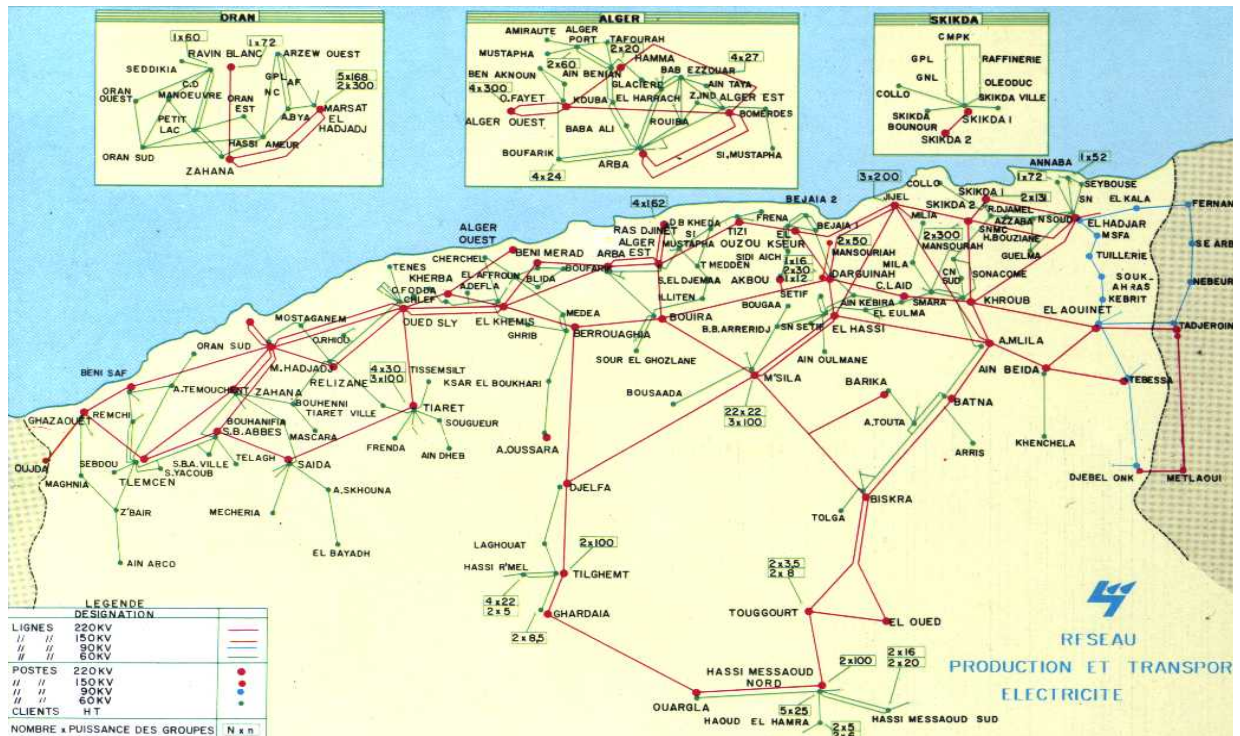


Figure 3.12 Schéma unifilaire du réseau de production et transport algérien

Tableau 3.2 Paramètres des générateurs du réseau 59 jeux de barres de Sonelgaz

Bus Number	Pmin [MW]	Pmax [MW]	Qmin [Mvar]	Qmax [Mvar]	a [\$ /hr]	b [\$/MWhr]	c [\$/MW ² hr]
1	10	72	-10	15	0	1.50	0.0085
2	10	70	-35	45	0	2.50	0.0170
3	30	510	-35	55	0	1.50	0.0085
4	20	400	-60	90	0	1.50	0.0085
13	15	150	-35	48	0	2.50	0.0170
27	10	100	-20	35	0	2.50	0.017
37	10	100	-20	35	0	2.00	0.003
41	15	140	-35	45	0	2.00	0.003
42	18	175	-35	55	0	2.00	0.003
53	30	450	-100	160	0	1.50	0.0085

Premièrement, on a calculé l'écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson. L'écart maximal des puissances actives et réactives a été pris de 0.001 p.u. La convergence est acquise après 4 itérations, la puissance totale générée est de 713.2366 MW, avec des pertes de

l'ordre de 29.1367 MW, et le facteur de puissance des réseaux électriques est de 0.940879. Les niveaux de tension sont tracés dans la figure 3.13. On remarque que les niveaux de tensions des deux jeux de barres 36 et 48 ($V_{36}=0.832$ p.u et $V_{48}=0.833$ p.u) sont inférieures à leurs valeurs minimales dues au rapport R/X de la ligne entre 33 et 48 qui est trop élevée.

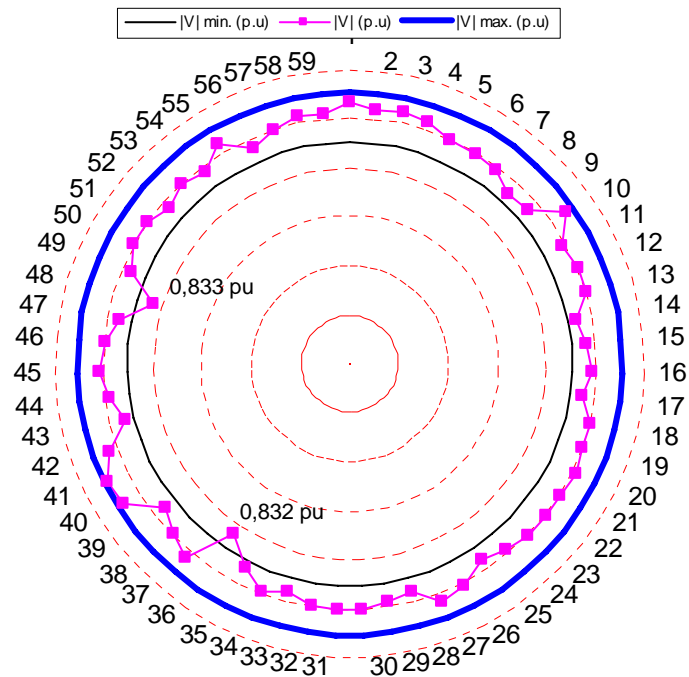


Figure 3.13 Niveaux de tension du réseau Algérien 59 jeux de barres (par N-R)

Le tableau 3.3 présente une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode classique IP et ceux trouvés par les trois méthodes métaheuristiques ACO, PSO et GA. On remarque que toutes les valeurs de puissance générées sont dans leurs limites admissibles. Il faut remarquer que le générateur lié au jeu de barres 13 est hors service. On remarque que la valeur de fonction de coût optimale trouvée par la méthode ACO-OPF et qui est de l'ordre de 1697.1096 \$/h est plus meilleurs que celles trouvées par PSO avec un pourcentage de 1 % et la méthode GA avec un pourcentage de 2%. Mais la méthode IP converge vers un coût plus meilleur que ACO (1688.5658 \$/h) avec un pourcentage de 1,00 %. Donc, on peut dire que toutes ses méthodes donnent des résultats proches de l'optimum avec une très bonne vitesse de convergence. Il faut noter qu'après optimisation, il y a une amélioration dans les deux niveaux de tensions des jeux de barres 36 et 48 ($V_{36}=0.94$ p.u et $V_{48}=1.019$ p.u) sans l'utilisation des batteries de condensateurs (figure3.14).

Tableau 3.3 Comparaison des résultats d’OPF par ACO, GA, PSO & IP sur le réseau Algérien

	Min(Pg)	ACO	GA	PSO	IP	Max(Pg)
Pg 1 (MW)	8	62.1194	64.4526	54.4080	58.2235	72
Pg 2 (MW)	10	25.9000	26.4001	32.8924	23.3101	70
Pg 3 (MW)	30	91.5000	92.6355	93.2873	101.8288	510
Pg 4 (MW)	20	119.7000	137.6252	132.7729	110.4278	400
Pg 13 (MW)	0	0	0	0	0	0
Pg 27 (MW)	10	22.5000	46.1776	43.0479	25.8893	100
Pg 37 (MW)	10	54.8574	39.1273	53.0329	51.0347	100
Pg 41 (MW)	15	122.1336	93.1718	99.7338	96.9857	140
Pg 42 (MW)	18	128.2000	92.7061	96.8077	140.7013	175
Pg 53 (MW)	30	91.0000	112.4548	100.4120	103.325	450
Pertes actives (MW)		33.81	20.651	22.295	27.626	
Coût de Génération (\$/hr)		1697.1096	1723.4728	1711.2961	1688.5658	

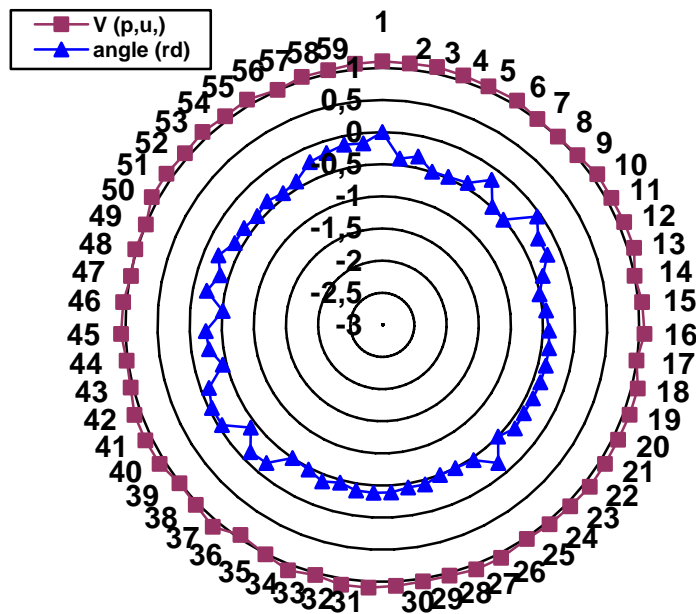


Figure 3.14 Tensions (modules et angles) du réseau Algérien après convergence de la méthode IP

3.8.4 OPF sur le réseau Algérien dans un système électrique dérégulé

a) OPF avec charges fixes

L’OPF va être, maintenant, appliqué sur le réseau Algérien dans un contexte dérégulé en utilisant la tarification marginale dans un marché spot. Le fait qu’il existe des contraintes max

et min imposées sur les lignes, les transformateurs et les jeux de barres, l'OPF va déterminer une configuration de la production en tenant compte de ces contraintes, tout en minimisant le coût total de la production. En absence de des dépassements sur toutes les contraintes (puissance de transit de ligne, les niveaux de tension, ...), le prix nodal est identique en chaque nœud et égal au prix spot=2.5 \$/MWh qui est le prix de coût marginal de production (tableau 3.2).

Dans un premier cas, chaque générateur est un producteur. Les contraintes de transit sur toutes les lignes sont 200MVA et les autres contraintes sur les autres variables sont dans l'annexe B. Il faut remarquer que cette configuration est la même que celle utilisée dans le test de l'OPF sous le système électrique verticalement intégré. De point de vue puissances générées, elle donne les mêmes résultats que pour l'ancien système (figure 3.15).

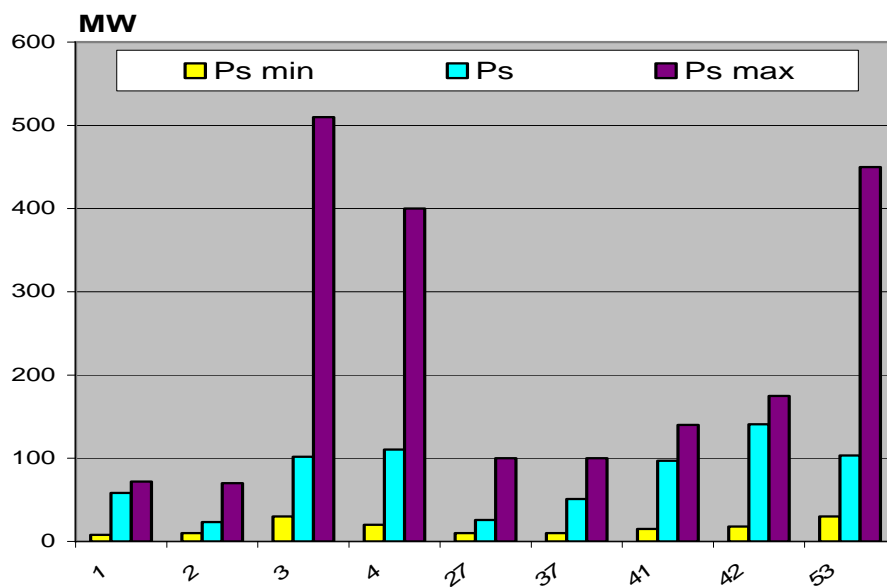


Figure 3.15 Puissances générées optimales trouvées dans le cas d'un prix d'offre égale le coût de production

Les dépassements de quelques contraintes par la configuration de la production font apparaître une différenciation géographique du prix du marché spot entre les nœuds (rhoP) (tableau 3.4).

Le tableau 3.5 montre une répartition par nœud d'injection et de soutirage des plans de vente et d'achat pour un prix égale le coût de production après convergence dont le prix spot des générateurs est le même que leurs fonctions du coût, et les charges sont fixes et achètent l'électricité selon le prix spot. Avec ces prix, il y a un profit pour les centrales de l'ordre de -363.7345 [\$ /h] et un IMO pay de 83.2073 [\$ /h] pour la répartition calculée avec la méthode IP.

Tableau 3.4 Prix nodaux du réseau algérien dans le cas où le prix spot=coût de production

Bus	rhoP (\$/MWh)	Bus	rhoP (\$/MWh)	Bus	rhoP (\$/MWh)	Bus	rhoP (\$/MWh)
1	2,4898	16	3,3289	31	3,2864	46	3,4418
2	3,2925	17	3,2838	32	3,2929	47	3,0629
3	3,2311	18	3,2755	33	3,3032	48	2,7973
4	3,3773	19	3,2856	34	3,2966	49	3,0574
5	3,373	20	3,2882	35	3,386	50	3,2665
6	3,3482	21	3,2803	36	3,8283	51	3,2628
7	2,9468	22	3,2819	7	2,3062	52	3,283
8	3,4947	23	3,415	8	2,733	53	3,2565
9	3,4905	24	2,9913	39	3,2971	54	3,3462
10	2,6466	25	3,4092	40	2,6416	55	3,2933
11	2,391	26	3,4044	41	2,5819	56	3,0428
12	2,3386	27	3,3802	42	2,8442	57	2,974
13	3,2937	28	3,424	43	3,4234	58	2,8374
14	3,5512	29	3,2963	44	3,0755	59	2,9038
15	3,3568	30	3,2877	45	3,0514		

Tableau 3.5 Répartition par nœud d'injection et de soutirage des plans de vente et d'achat pour un prix égale le coût de production

Bus	P [MW]	Q [MVar]	Pay [\$h]	Bus	P [MW]	Q [MVar]	Pay [\$h]	Bus	P [MW]	Q [MVar]	Pay [\$h]	Bus	P [MW]	Q [MVar]	Pay [\$h]
1	58,22	5,2917	-145	16	0	0	0	31	0	0	0	46	-22,2	-10,1	76
2	-0,89	18,2592	3	17	-6,4	-2,9	21	32	0	0	0	47	-16,3	-7,4	50
3	101,83	11,9959	-329	18	0	0	0	33	-24,7	-11,3	82	48	-19,2	-8,8	54
4	41,928	52,1687	-142	19	0	0	0	34	0	0	0	49	-14,3	-6,5	44
5	-22,2	-10,2	75	20	-52,9	-24,1	174	35	-13,9	-6,3	47	50	0	0	0
6	0	0	0	21	0	0	0	36	-13,9	-6,3	53	51	0	0	0
7	-6	-2,7	18	22	0	0	0	37	51,03	14,432	-118	52	-16	-7,3	53
8	-3,9	-1,8	14	23	-56,7	-25,8	194	38	-15,6	-7,1	43	53	103,32	24,24	-336
9	-28,4	-12,9	99	24	-21,4	-9,8	64	39	-1,5	-0,7	5	54	-7,3	-3,3	24
10	-18	-8,2	48	25	0	0	0	40	-21,6	-9,8	57	55	-8,7	-4	29
11	-25	-11,4	60	26	-19,6	-8,9	67	41	93,98	26,50	-243	56	-7,2	-3,3	22
12	0	0	0	27	2,389	24,2	-8	42	140,7	32,78	-400	57	0	0	0
13	-0	0	0	28	-7,8	-3,5	27	43	-7,3	-3,3	25	58	-22,3	-10,1	63
14	-22,5	-10,3	80	29	-5,9	-2,7	19	44	-16,8	-7,7	52	59	-0	0	0
15	-19,4	-8,8	65	30	0	0	0	45	0	0	0				

Maintenant, on va recalculer la répartition si les bides des générateurs seront 0%, 20%, 30% et 40% de plus de leurs incréments des coûts. Les résultats obtenus après optimisation pour ces cas sont représentés dans le tableau 3.6. On remarque que le profit est maximal pour les générateurs dans le cas où l'offre égale au coût marginal (-363.734\$). Et diminue au fur et à mesure avec l'augmentation des prix proposés par les producteurs. Le changement de signe (-) du profit vers le signe (+) signifie d'une part que les consommateurs deviennent bénéficiaires du profit si les producteurs proposent des prix gonflés. D'autre part, se changement de signe est obligatoirement passé par le point zéro signifiant l'égalité des prix d'offre et d'achat. Le profit zéro correspond au prix2 de 29.1% de plus du cout marginal (b). Dans tous ces cas l'opérateur reste le bénéficiaire avec une valeur moyenne (IMO pay=87,53 \$/h).

Tableau 3.6 Résultats d'optimisation des différents prix d'offre

	Prix=b	Prix1=1.2*b	Prix2=1.291*b	Prix3=1.3\$b	Prix4=1.4*b
Pg 1 (MW)	58,2235	60,1055	60,9647	61,0506	61,9952
Pg 2 (MW)	23,3101	19,9317	18,3692	18,2122	16,4755
Pg 3 (MW)	101,8288	106,1769	108,0829	108,2713	110,3183
Pg 4 (MW)	110,4278	116,2041	118,7765	119,032	121,8236
Pg 13 (MW)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Pg 27 (MW)	25,8893	22,919	21,5431	21,4047	19,8727
Pg 37 (MW)	51,0347	49,6365	49,0973	49,046	48,5115
Pg 41 (MW)	96,9857	90,5913	87,8847	87,6204	84,7855
Pg 42 (MW)	140,7013	136,6978	134,9696	134,7997	132,965
Pg 53 (MW)	103,325	107,7308	109,6543	109,8442	111,9056
Pertes actives (MW)	27.626	25.894	25,2423	25.181	24.553
Profit (\$/h)	-363.734	-113.008	0.000	11.268	134.853
IMO pay (\$/h)	83.2073	86.785	88.4705	88.641	90.548

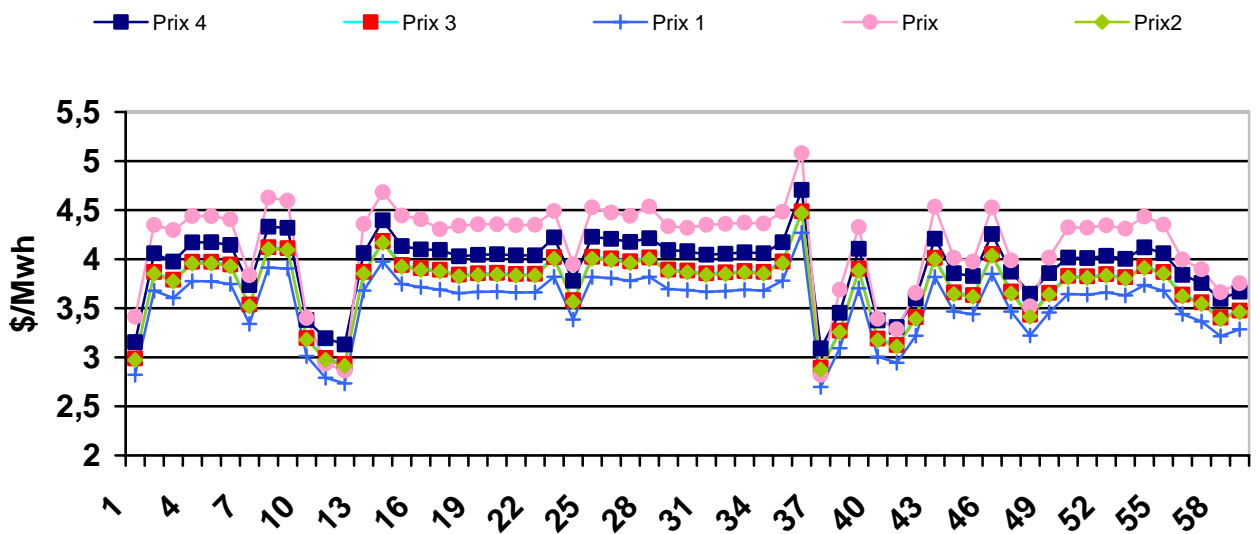


Figure 3.16 Prix spot nodal en \$/MWh du réseau Algérien pour les différentes valeurs de prix d'offre.

Afin de justifier les valeurs de profit pour les différents cas, on a tracé les valeurs spot nodales du réseau Algérien pour les différents prix dans la figure 3.16. On remarque que la valeur max du prix spot se trouve au niveau du jeu de barres N° 36 avec une valeur de 5.0812 \$/MWh qui correspond à 200% du spot sans dépassement des contraintes (2.5\$/MWh).

b) OPF avec deux charges flexibles

On va ajouter deux charges flexibles au niveau des jeux de barres 22 et 25. Les demandes de puissances sont entre 0 et 20 MW avec les fonctions d'offres selon 3.2.

Tableau 3.7 Données des deux charges élastiques

Bus	Pmax[pu]	Pmin [pu]	β [\$/Mwh]	γ [\$/(Mwh) ²]
22	0.2	0	6	-0.1
25	0.2	0	6	-0.25

Pour les charges fixes, le prix de la demande inélastique reste le même, c.à.d. 3 \$/MWh.

Cas1 : Chaque générateur représente un producteur. Les offres de ces compagnies sont équivalentes à leurs coûts de production.

Cas2 : Les générateurs au niveau des jeux de barres 1, 2, 3 et 4 représentent la première compagnie et les générateurs au niveau des jeux de barres 21, 31, 41, 42 et 53 représentent la deuxième compagnie. Les offres de ces compagnies sont équivalents à 3\$/MWh et 2.5 \$/MWh respectivement.

Cas3 : Leurs offres sont équivalents respectivement à 6\$/MWh et 2.5 \$/MWh.

Le tableau 3.8 récapitule les résultats de l'optimisation dans le cas des charges flexibles selon les 3 cas indiqués auparavant. On remarque que le meilleur profit correspond au premier cas puisque il existe 9 producteurs en concurrence avec des prix différents et des puissances proposées différentes. La répartition des puissances est changée dans le deux autres cas car il n'existe dans le marché que deux compagnies en concurrence. On remarque que la deuxième compagnie bénéficie de plus de puissance générée que la première du fait que son prix d'offre est plus intéressant. Dans le troisième cas, la situation de la première compagnie s'aggrave en plus les puissances affectées à ses générateurs sont minimums car son prix d'offre est exagéré.

Tableau 3.8 Résultats d'optimisation dans le cas des charges flexibles selon 3 cas

	Min Pg	Cas 1	Cas2	Cas 3	Max Pg
Pg 1 (MW)	8	58.8459	21.3702	8	72
Pg 2 (MW)	10	25.1494	38.578	10	70
Pg 3 (MW)	30	105.2538	74.0039	30	510
Pg 4 (MW)	20	113.2055	81.82	20	400
Pg 13 (MW)		0	0.0	0	
Pg 27 (MW)	10	27.2847	55.652	99.9998	100
Pg 37 (MW)	10	51.5656	53.2361	60.3633	100
Pg 41 (MW)	15	98.8901	122.5345	140	140
Pg 42 (MW)	18	144.2503	174.6848	175	175
Pg 53 (MW)	30	106.9202	104.3658	179.3573	450
Pd 22 (MW)		13.2565	8.432	1.5869	
Pd 25 (MW)		4.9613	3.0714	0.16404	
Pertes actives (MW)		29.048	30.642	36.87	
Profit(\$/h)		-388.1815	234.6227	600.6044	
IMO PAY		89.4481	124.1164	202.0389	

Nous avons constaté que plus l'écart des prix des offres des producteurs au marché spot étaient importants, plus la différence géographique des prix nodaux s'accroissaient figure (1.17). Il faut remarquer que les deux compagnies ont donc intérêt à éviter la proposition des prix importants, surtout celui dont l'offre est le plus élevé, puisque ses ventes y sont minimales. On remarque les deux charges flexibles réduisent leur demandes avec l'augmentation des prix d'offres, puisque le prix spot augmente figure (3.17)

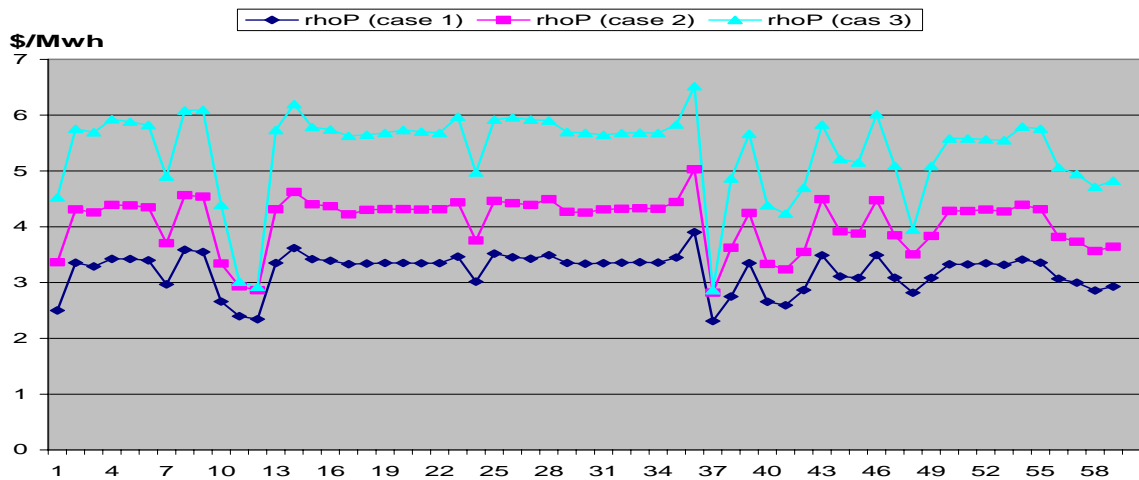


Figure 3.17 prix spot nodal de réseau Algérien avec deux charges flexibles dans les trois cas

Les processus de convergence de la méthode IP pour les 3 cas vers les valeurs optimales sont donnés dans le tableau 3.9. On remarque que la convergence est rapide dans les deux premier cas mais elle est un peu lente dans le 3eme cas. Les tensions (modules et angles) ainsi que les puissances transitées dans les lignes du réseau Algérien sont données dans les figures (3.18, 3.19 et 3.20). Les valeurs sont acceptables.

Tableau 3.9 La variation de la fonction coût durant le processus d'optimisation OPF dans les 3 cas

iter	Cas 1	Cas2	Cas 3
1	-801.7788	-428.2414	-338.5329
2	-789.0257	-410.5330	-289.8964
3	-783.7690	-413.5497	-338.4970
4	-708.6911	-359.3619	-383.9292
5	-591.7801	-342.7430	-311.4649
6	-396.4921	-20.2949	-341.5707
7	-394.8700	194.9894	-284.1586
8	-388.4750	211.9428	-248.6948
9	-388.2012	233.6640	2.8874
10	-388.1825	234.5530	60.4307
11		234.6193	322.0558
12			501.0174
13			585.0026
14			604.1105
15			600.3503
Temps (sec)	6.1361	6.811	15.9125

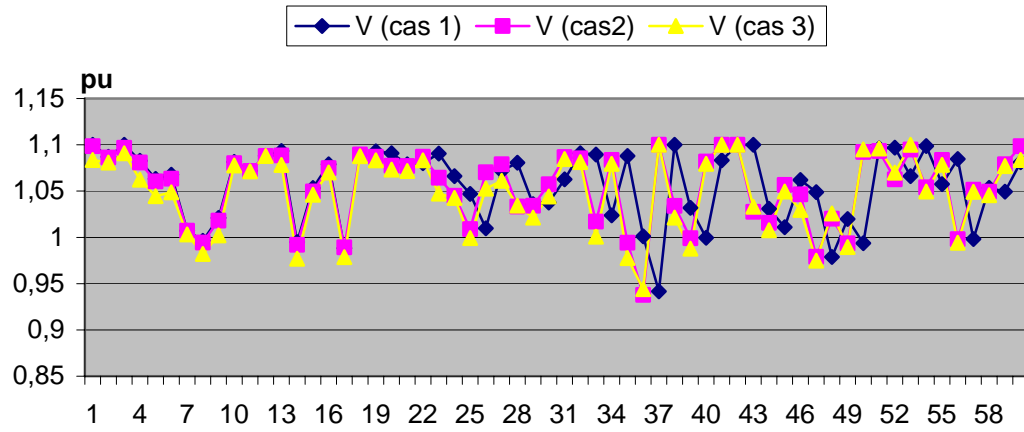


Figure 3.18 Les Modules des tensions de réseau Algérien avec deux charges flexibles

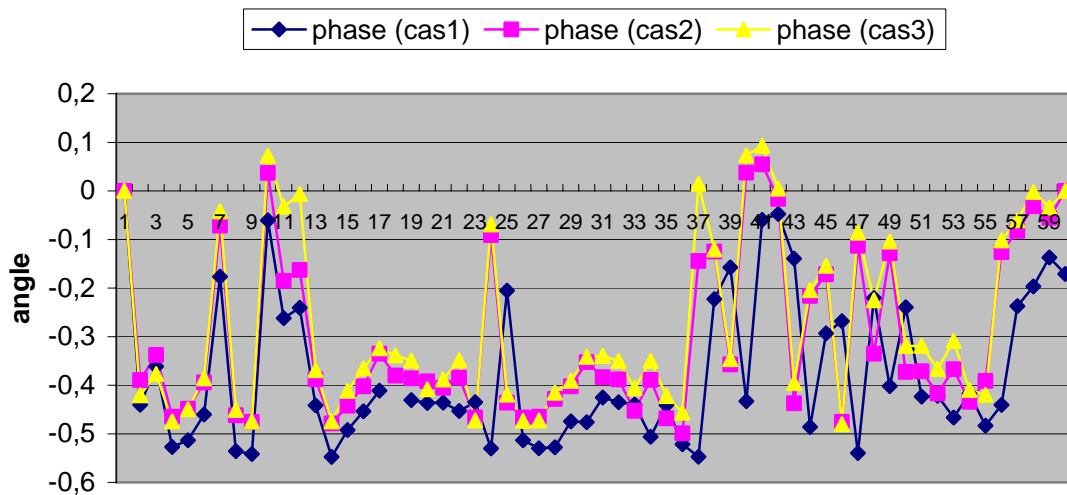


Figure 3.19 Les phases de tensions de réseau Algérien avec deux charges flexibles

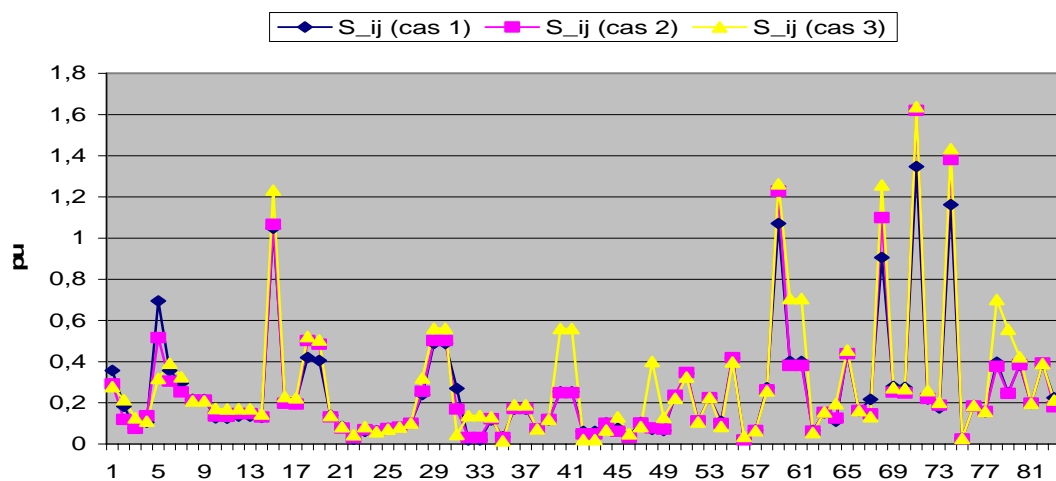


Figure 3.20 Les puissances transmises dans le de réseau Algérien avec deux charges flexibles dans les trois cas ...

3.9. Commutation des unités de production ‘Unit Commitment’

Puisque l’activité humaine suit des cycles, la plus part des services fournis à la population sont rythmés. En ce qui concerne l’électricité, la demande totale d’énergie sera généralement plus élevée, durant la journée et en début de soirée quand les charges industrielles sont fortes et l’éclairage allumé, et plus faible pendant la nuit et ce jusqu’à la matinée. En outre, la demande d’électricité suit un cycle hebdomadaire puisque la charge est plus faible le week-end que la semaine. Mais pourquoi est-ce un problème dans la conduite des réseaux électriques? Pourquoi ne pas simplement démarrer et maintenir en fonctionnement autant de centrales qu’il le faut pour couvrir la demande maximale? La réponse est purement économique : maintenir trop de centrales en fonctionnement est bien trop coûteux pour être viable et une somme d’argent considérable serait épargnée si on démarrait les unités comme il le faut. Ajoutons qu’il est en réalité impossible de maintenir une unité en permanence en marche puisque les centrales sont mises à l’arrêt lorsqu’elles doivent être révisées. Le problème d’Unit Commitment consiste à choisir quelles unités de production seront opérationnelles, à l’arrêt, ou en réserve chaude, de manière à maximiser le profit du parc de production. Les unités doivent satisfaire la charge ainsi que la réserve tournante. De plus, chaque unité possède ses propres limites de production. Il s’agit donc d’un problème d’optimisation à grande échelle sous contraintes. Les approches les plus utilisées pour sa résolution sont des arrangements de la liste de priorités, programmation dynamique et relaxation de Lagrange [85]. Néanmoins les références [86], [87] et [88] présentent plusieurs approches pour la résolution du problème d’UC basé sur des formulations des métaheuristiques.

3.10. Problème d’Unit Commitment traditionnelle (UC)

Dans l’ancienne structure des entreprises verticalement intégrées, le problème d’unit commitment était réalisé de manière centralisée. Par le biais d’un algorithme d’optimisation (OPF), on cherchait à trouver la solution présentant le minimum de coût de production total, sous contraintes de production et de réseau et sur un horizon de temps donné, pour couvrir toute la demande en incluant les réserves nécessaires à la sécurité du système.

Lorsqu’une centrale a atteint son point de fonctionnement minimal, un choix doit être opéré quant à savoir si cette centrale doit ou non être mise hors service. Dans la pratique, cette décision se prend sur la base de l’expérience. Si l’on s’attend à ce que la demande augmente prochainement, la centrale est alors utilisée à ce point de fonctionnement minimal. Si l’on s’attend à ce que cette demande reste basse pendant une période un peu plus longue, la centrale

peut alors être mise hors service. De telles conditions secondaires sont généralement appelées "unit commitment".

Le problème d'unit commitment traditionnelle consiste à trouver le minimum du coût total de production. La formulation générale d'UC est montrée par l'équation (3.12). Alors on est devant un problème d'optimisation dont ses variables sont mixtes, donc il faut utiliser l'une des méthodes hybrides. La première (Optimisation par Essaim de Particules Discrète (OEPD)) sert à minimiser le coût de redémarrage et la deuxième (OEP) pour optimiser la répartition des puissances entre les générateurs.

$$TC = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T ((F_i(P_{it}) + ST_i(1 - X_{i(t-1)}))X_{it} + SD_i(1 - X_{it})X_{i(t-1)}) \quad (3.12)$$

Selon les contraintes suivantes :

a) Les contraintes de demande :

$$\sum_{i=1}^N P_{it} X_{it} = D_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.13)$$

b) Les contraintes de réserve

$$\sum_{i=1}^N X_{it} P_{i\max} \geq D_t + SR_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.14)$$

c) Les limites des puissances actives :

$$P_{i\min} \leq P_{it} \leq P_{i\max} \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.15)$$

d) Les contraintes de temps (Minimum haut/bas) :

$$T_{it}^{on} > MUT_i \quad (3.16)$$

$$T_{it}^{off} > MDT_i \quad (3.17)$$

Où les variables sont définis comme suit :

TC : Le coût total de production.

N : Le nombre de générateur.

T : Le nombre de périodes (heures).

F_i : La fonction du coût de générateur i .

P_{it} : La puissance active délivrée par le générateur i à l'instant t .

ST_i : Le coût de redémarrage du générateur i .

SD_i : Le coût d'arrêt du générateur i . (généralement égale à zéro).

X_{it} : L'état du générateur i à l'instant t (en service (1)/ hors service (0)).

D_t : La puissance demandé à l'instant t .

SR_t : La puissance de réserve à l'instant t .

$P_{i\max}$: La puissance active maximale du générateur i .

$P_{i\min}$: La puissance active minimale du générateur i .

T_i^{on} : La période de fonctionnement du générateur i .

T_i^{off} : La période d'arrêt du générateur i .

MUT_i : Le minimum temps de fonctionnement du générateur i .

MDT_i : Le minimum temps d'arrêt du générateur i .

3.11. Les étapes de résolution du problème d'Unit Commitment traditionnelle

Pour résoudre ce problème, il faut suivre les étapes suivantes :

- ⇒ **Etape 1** : La création aléatoire de l'essaim initial (ensemble de particules), chaque particule définit l'état de chaque générateur à chaque instant ('1' en marche, '0' à l'arrêt). Chaque particule symbolisée sous forme d'une matrice de dimension (nombre de période (généralement 24 heures)*nombre de générateur) comme illustrée dans la figure (3.21)

		T																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
N	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	
	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	
	3	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	
	4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	

Figure 3.21 Représentation de chaque particule dans l'essaim

- ⇒ **Etape 2** : La **vérification** des contraintes de demande et de réserve suivant les équations (3.13 et 3.14).
- ⇒ **Etape 3** : La **vérification** des contraintes de temps suivant les équations (3.16 et 3.17).
- ⇒ **Etape 4** : L'application d'OEPD pour optimiser le coût de redémarrage dont la fonction objectif est la suivante :

$$TC = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T ((ST_i(1 - X_{i(t-1)}))X_{it} + SD_i(1 - X_{it})X_{i(t-1)}) \tag{3.18}$$

Après ces quatre étapes, on obtient la meilleure particule qui traduit les meilleurs états des générateurs (le meilleur coût de redémarrage) et on réalise toutes les contraintes.

⇒ **Etape 5** : La **création** aléatoire de l'essaim initial concernant les puissances délivrées par chaque générateur en utilisant la formule suivante :

$$P_{it} = \left(P_{i \min} + \text{rand}(P_{i \max} - P_{i \min}) X_{it}^{best} \right) \quad (3.19)$$

X_{it}^{best} : L'état du **générateur** i à l'instant t qui donne le meilleur coût de transition. rand : Un nombre réel généré aléatoirement entre 0 et 1.

⇒ **Etape 6** : **L'application** d'OEP sur ce dernier essaim dont la fonction objectif (3.12).

A chaque étape, la condition de fonctionnement de chaque générateur est vérifiée pour l'assurer dans sa plage de fonctionnement (équation (3.15)). En particulier, il faut vérifier les contraintes de demandes et de réserve ainsi que les contraintes de temps.

3.9.1 Test de la méthode proposée pour la résolution du problème d'UC traditionnelle

Nous appliquons ici la méthode de PSO étape par étape pour résoudre le problème d'UC sur le réseau Algérien La réserve tournante minimale est 5% de la puissance demandée, et le coût de redémarrage est calculé à partir de la formule suivante :

$$ST_i = \sigma_i + \delta_i \left(1 - \exp\left(\frac{-T_{off_{it}}}{\tau_i}\right) \right) \quad (3.20)$$

Où : $\sigma_i, \delta_i, \tau_i$: sont les coefficients du coût de redémarrage.

$T_{off_{it}}$: Le nombre de périodes quand le générateur i est à l'état d'arrêt avant l'instant t .

Le coût d'arrêt est supposé égal à zéro.

3.9.2 Discussion des résultats

Pour cette simulation, la dimension de chaque particule et de l'essaim sont (10*24) et (10*24*20) respectivement, (10 : Le nombre de générateur du réseau test, 24 : Le nombre des périodes, 20 : Le nombre des particules). Le tableau (3.10) montre le meilleur résultat pour les états des générateurs en utilisant l'OEPD ainsi que les puissances générées par ces générateurs pour chaque heure et le coût de production et la réserve tournante de tous les générateurs. La puissance demandée est montrée dans la (figure 3.22). Le coût total de production est de 69536.054\$\$\$. La réserve tournante est de 9208.9 MW. On remarque que la réserve tournante est suffisante à chaque heure (figure 3.23),tableau (3.11) .

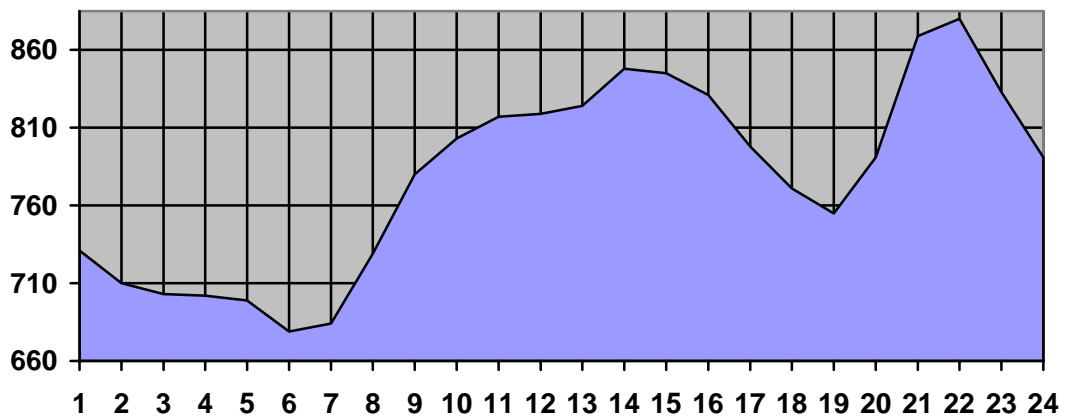


Figure 3.22 Profil de la charge du réseau algérien sur un intervalle de 24 h

Tableau 3.10 Puissance délivrée par les dix générateurs du réseau Algérien après convergence du PSO-OPF

h	Etat des générateurs	Puissance délivrée par chaque générateur (MW)										Coût de production (\$/hr)	Réserve (MW/h)
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
1	0010011010	0	0	430.0617	0	0	87.9347	83.1817	0	129.822	0	3065.81	153.9990
2	0010011010	0	0	419.8291	0	0	15.1709	100.0000	0	175.0000	0	2841.64	175.0000
3	1010001010	66.23	0	439.6323	0	0	0	93.5506	0	103.5821	0	2891.65	154.0000
4	0010101000	0	0	510.0000	0	99.3485	0	92.6515	0	0	0	3603.07	58.0000
5	0010101000	0	0	461.6804	0	137.3196	0	100.0000	0	0	0	3398.15	61.0000
6	1010111010	72.00	0	326.6651	0	28.8731	86.8927	89.5588	0	75.0104	0	2351.12	428.0000
7	0010111110	0	0	106.2769	0	150.0000	43.3364	69.4867	140.0000	175.0000	0	2087.32	490.9000
8	01101010100	0	70	347.8288	0	125.5119	82.9703	0	102.6890	0	0	2951.47	241.0000
9	1111110000	72.00	70	438.3270	52.4093	53.0080	94.2557	0	0	0	0	3369.88	522.0000
10	1011001010	72.00	0	319.7798	247.5675	0	0	48.1790	0	115.4737	0	2767.52	453.9990
11	1011001110	72.00	0	101.1290	281.4432	0	0	47.9597	139.4681	175.0000	0	2368.12	580.0010
12	1111010100	72.00	70	316.7039	233.6876	0	87.8248	0	38.7837	0	0	2985.46	473.0000
13	1111010000	72.00	70	312.6196	310.4291	0	58.9514	0	0	0	0	3201.22	328.0000
14	1011000010	72.00	0	225.3018	375.6982	0	0	0	0	175.0000	0	3126.67	309.0000
15	1011000110	72.00	0	331.3072	126.6928	0	0	0	140.0000	175.0000	0	2689.17	452.0000
16	1011101100	72.00	0	351.1404	143.9553	41.4238	0	100.0000	122.48	0	0	2771.59	540.9990
17	1111111100	66.37	42.1	199.6991	245.2875	70.2100	15.4919	62.9873	95.8501	0	0	2449.54	744.0000
18	1111110000	72.00	70	318.2560	274.5987	25.2128	10.9325	0	0	0	0	2904.72	531.0000
19	1111110000	72.00	69.85	239.5656	236.6970	77.9558	58.9293	0	0	0	0	2592.64	547.0000
20	1001111110	72.00	0	0	271.7034	85.3865	74.4638	49.5020	74.6918	163.2526	0	2483.88	346.0000
21	1001101110	72.00	0	0	400.0000	150.0000	0	71.3553	114.1131	61.5315	0	3429.26	168.0000
22	1001101111	72.00	0	0	308.4651	33.5092	0	71.1403	91.8245	56.8521	246.21	2900.78	606.9990
23	1001111011	72.00	0	0	208.0580	15.0000	22.2782	88.2173	0	47.3188	380.13	3037.11	614.0000
24	1001010001	72.00	0	0	400.0000	0	100.0000	0	0	0	219	3268.23	231.0000
		La somme des coûts de production										69536.054\$	9208.9 MW
		coût de transition(les coûts de redémarrage des générateurs)										4345.637586\$	
		Le coût total										73881.691699\$	

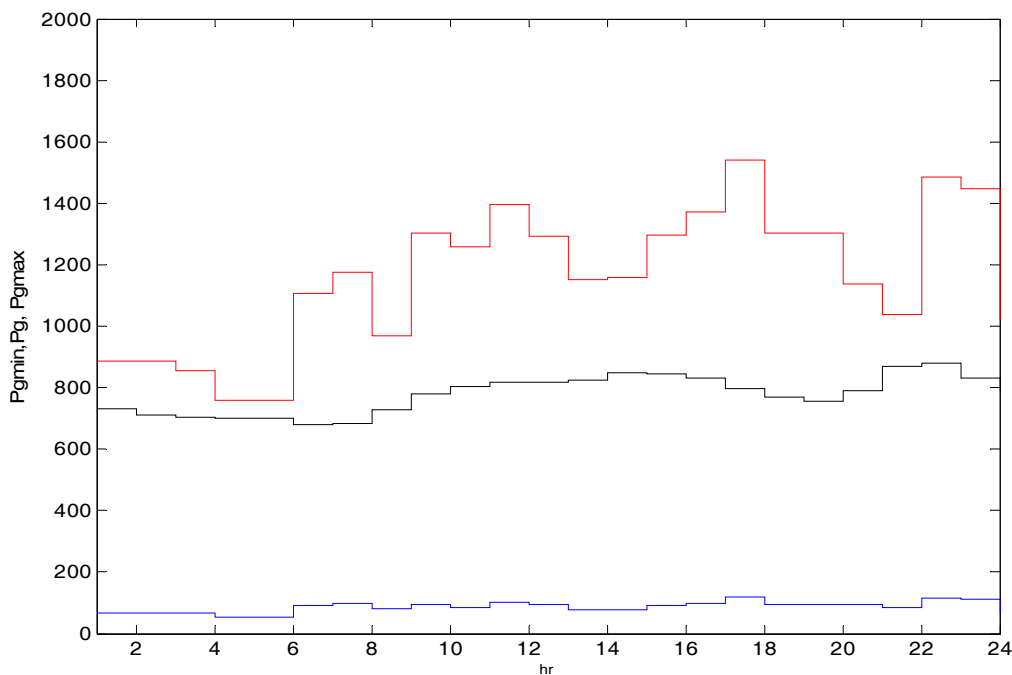


Figure 3.23 Les puissances optimales générées et les limites min max du réseau algérien sur 24 h

3.12. Le problème du profit basé sur Unit Commitment (PBUC)

Le problème de l'Unit Commitment dans un environnement concurrentiel et décentralisé a deux aspects fondamentaux.

a) D'abord, l'optimisation de l'utilisation des centrales doit se réaliser avec un critère économique. Si le design de marché et les conditions de concurrence sont corrects, les centrales qui fonctionnent et leurs niveaux de fonctionnement doivent donner le coût total minimal parmi toutes les combinaisons possibles. Pour la sélection des centrales, on doit prendre en compte non seulement les coûts incrémentaux ou marginaux de génération (coût des combustibles) mais aussi les coûts de démarrage ou d'arrêt des centrales, les coûts de fonctionnement à charge nulle, etc., et de plus les autres paramètres techniques des unités de génération (comme le ramping). Les producteurs sont bien sûr incités à optimiser leurs programmes puisque toute économie dans le coût est une augmentation de leur profit.

b) Ensuite, la décision d'engagement des centrales est importante pour la disponibilité en temps réel de moyens d'équilibrage du système. A cause du temps mort entre la prise de décision et le moment de produire (start up time), l'opérateur du système doit s'assurer avec assez anticipation qu'en temps réel il y aura assez des moyens en fonctionnement pour

fournir les services d'équilibrage nécessaires. Cela montre un certain caractère d'irréversibilité des décisions. Une fois qu'une centrale a décidé de ne pas démarrer, elle bloque toute possibilité future de produire sur toute une période [89].

La réorganisation des systèmes d'énergie électrique a disposé comme conséquence la concurrence basée sur le marché en créant un environnement du marché libre [90], [91] et [92]. Seule la fourniture (la production d'électricité) est soumise à la concurrence. Un système restructuré permet à l'alimentation d'énergie de fonctionner compétitivement, aussi bien que permettre aux consommateurs de choisir les fournisseurs de l'énergie électrique. Les compagnies de génération (GENCO) concurrencent pour vendre l'énergie et des services auxiliaires aux clients en soumettant des appels d'offres au marché de puissance. Ces compagnies peuvent maintenant exécuter le programme d'UC pas pour réduire au minimum le coût de production total comme précédent, mais pour maximiser leurs propres profits. D'ailleurs, dans les systèmes à intégration verticale, les utilités sont obligées de servir leurs clients. Cela signifie que toutes les demandes et les réserves ont dû être rencontrées. Cependant, ce n'est pas nécessaire dans le système restructuré. Le GENCO peut maintenant considérer un programme pour que ses unités se produisent moins que la demande et la réserve prévues de charge, mais crée un maximum de profit. Ce type d'UC est connu par : Profit Basé sur Unit Commitment (PBUC).

3.10.1 Les équations du PBUC

Ce problème consiste à trouver le maximum du profit et par conséquent la maximisation de l'équation objective suivante :

$$\max PF = RV - TC \quad (3.21)$$

Les contraintes de demande et de réserve sont redéfinies comme suit :

$$\sum_{j=1}^N P_{jt} X_{jt} \leq D'_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.22)$$

$$\sum_{i=1}^N R_{it} X_{it} \leq SR'_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (3.23)$$

Deux contraintes additionnelles sont ajoutées, qui sont :

$$0 \leq R_i \leq (P_{i\max} - P_{i\min}), \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (3.24)$$

$$(R_i + P_i) \leq P_{i\max}, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (3.25)$$

Où les variables sont définis ci-dessous :

PF : Le profit total du GENCO,

RV : Le revenu total du GENCO,

R_{it} : La puissance de réserve générée par le générateur i à l'instant t ,

D_t' : L'estimation de la puissance demandée à l'instant t ,

SR_t' : L'estimation de la puissance de réserve à l'instant t ,

La puissance demandée, la puissance de réserve, le prix spot (prix d'équilibre), le coût de réserve, la stratégie de vente de la puissance et la réserve sont des paramètres importants pour résoudre le problème du PBUC dans un marché dérégulé de l'électricité. Ils sont utilisés pour déterminer le revenu, ce qui affecte directement le profit.

Dans la structure du système, GENCO se vendra la puissance en marché d'énergie et vendre la réserve en marché de réserve. Le plan exact programmé pour la puissance et la réserve dépendent de la manière de paiement de réserve.

3.13. Les types du marché de réserve

3.11.1 Marché de réserve 1

Dans ce type la puissance de réserve est payée seulement quand elle est employée réellement. Donc le prix de réserve est plus élevé que le prix spot. Pour cette méthode de paiement le revenu et le coût de GENCO peuvent être calculés à partir de ces formulations :

$$RV = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (P_{it} SP_t) X_{it} + r \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (R_{it} RP_t) X_{it} \quad (3.26)$$

$$TC = (1-r) \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T F_i(P_{it}) + r \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T F_i(P_{it} + R_{it}) + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (ST_i (1 - X_{i(t-1)}) X_{it} + SD_i (1 - X_{it}) X_{i(t-1)}) \quad (3.27)$$

Où :

SP_t : Le prix spot (prix d'équilibre) à l'instant t ,

RP_t : Le prix de la puissance de réserve à l'instant t ,

r : La probabilité d'utilisation de la puissance de réserve,

3.11.2 Marché de réserve 2:

Pour ce type de marché de réserve, GENCO reçoit le prix de réserve par unité de la puissance de réserve à chaque période que cette puissance de réserve est assignée mais non utilisée. Si la réserve est utilisée, GENCO recevra le prix spot pour la puissance de réserve

développé. Pour cette méthode de paiement, le prix de la puissance de réserve est plus inférieur que le prix spot. Le revenu du GENCO est calculé à partir de l'équation suivante :

$$RV = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (P_{it} SP_t) X_{it} + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T ((1-r)RP_t + r.SP_t) R_{it} X_{it} \quad (3.28)$$

Le coût total (TC) de GENCO est calculé par (3.27).

3.14. Le modèle d'OEP pour résoudre le problème du PBUC

Les variables du problème de PBUC peuvent être classées en deux catégories. Une première catégorie contient des variables binaires qui décrivent les statuts d'engagement (générateur en repos ou en marche) ainsi que les historiques de fonctionnement (nombre de périodes successives d'arrêt et fréquence des arrêt/démarrage (A/D)) qui précisent les transitions des générateurs de l'état d'arrêt à l'état de fonctionnement et inversement, et la deuxième catégorie comporte les variables continues de la puissance optimale (débit de chaque générateur). Donc ce type du problème a des variables mixtes. Le modèle d'OEP pour résoudre le problème du PBUC montré ici est conçu afin de rencontrer la nécessité ci-dessus. Le problème est composé en trois sous problèmes, le premier sous problème qui essaye d'optimiser les états des générateurs (le coût de transition), le deuxième sous problème qui est présent pour optimiser l'offre de la puissance après les résultats du premier sous problème (la puissance délivrée et la réserve de chaque générateur), et enfin le dernier sous problème qui trouve le maximum du profit en fonction du type du marché de réserve.

3.12.1 Les étapes de résolution du problème du PBUC

Pour résoudre ce problème, il faut suivre les étapes suivantes :

Étape 1 : Même étape que l'étape 1 du problème d'UC traditionnelle.

Étape 2 : La vérification des contraintes de demande et de réserve suivant les équations (3.22 et 3.23).

Étape 3 : La vérification des contraintes de temps suivant les équations (3.16 et 3.17).

Étape 4 : L'application d'OEPD pour optimiser le coût de redémarrage.

Après ces quatre étapes, on obtient la meilleure particule qui traduit les meilleurs états des générateurs (le minimum coût de redémarrage) et on réalise toutes les contraintes.

Étape 5 : La création aléatoire de l'essaim initial concernant les puissances délivrées par chaque générateur en utilisant la formule suivante :

$$P_{it} = (P_{i \min} + rand(P_{i \max} - P_{i \min})) X_{it}^{best} \quad (3.29)$$

X_{it}^{best} : L'état du générateur i à l'instant t qui donne le meilleur coût de transition.

$rand$: Un nombre réel généré aléatoirement entre 0 et 1.

Etape 6 : L'application d'OEP sur cet essaim dont la fonction fitness est la suivante :

$$\max PF_1^k = RV_1^k - (C_F^k + C_T^k) \quad (3.30)$$

Où :

$$RV_1^k = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (P_{it}^k SP_t) \quad (3.31)$$

$$C_F^k = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T F_i(P_{it}^k) \quad (3.32)$$

$$C_T^k = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [ST_i(1 - X_{i(t-1)}^k)X_{it}^k + SD_i(1 - X_{it}^k)X_{i(t-1)}^k] \quad (3.33)$$

Les variables sont définis comme suit :

PF_1^k : Le profit du GENCO du premier sous problème.

RV_1^k : Le revenu du premier sous problème.

C_F^k : Le coût total de production du 2^{ème} sous problème.

C_T^k : Le coût total de transition du premier sous problème.

Après cette dernière étape on obtient la meilleure particule qui traduit les puissances optimales délivrées par chaque générateur P_{gi}^{best} , le meilleur revenu RV_1^{best} , le meilleur coût de transition

C_T^{best} et le meilleur coût de production C_F^{best} .

Etape 7 : La création aléatoire de l'essaim initial concernant la réserve en utilisant l'équation suivante :

$$R_{it}^k = \begin{cases} rand \cdot \min\left\{\left(P_{i\max} - P_{it}^{best}\right), SR_t'\right\} & \text{if } P_{it}^{best} \neq 0 \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases} \quad (3.34)$$

Il faut vérifier la contrainte (3.23) au cours de la création de ce dernier essaim.

Etape 8 : L'application d'OEP sur toutes les particules de l'essaim de la réserve dont la fonction fitness est la suivante :

$$RV^k = \begin{cases} RV_1^{best} + r \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (R_{it}^k \cdot RP_t) & \text{if } S = 1 \\ RV_1^{best} + \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T [(1-r)RP_t + rSP_t] R_{it}^k & \text{if } S = 2 \end{cases} \quad (3.35)$$

$$TC = (1 - r)C_F^{best} + C_T^{best} + r \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T F_i(P_{it}^{best} + R_{it}^k) \tag{3.36}$$

S : indique le type du marché de réserve.

A chaque étape, la condition de fonctionnement de chaque générateur est vérifiée pour l’assurer dans sa plage de fonctionnement (équation (3.15)). En particulier il faut vérifier les contraintes de demandes et de réserve ainsi que les contraintes de temps.

Etape 9 : La meilleure particule est l’image du meilleur profit et par conséquent la puissance optimale délivrée par chaque générateur.

3.12.2 Application sur le réseau Algérien

La méthode étudiée est testée sur le réseau Algérien avec dix générateurs pour déterminer le profit maximal de la compagnie d’électricité dans un marché d’électricité libre, pour satisfaire la puissance électrique demandée durant 24 h et calculer la valeur optimale de la puissance délivrée par chaque générateur. Les données techniques et économiques des générateurs, la puissance demandée, la puissance de réserve et les prix spot et de réserve pour les deux types du marché sont donnés dans les tableaux (3.11) et (3.12) respectivement. La probabilité, dont la puissance de réserve est utilisée, est égale à 0.005 dans tous les cas.

Tableau 3.11 Données techniques et économiques des dix générateurs du réseau test Algérien:

Bus N°	P _{imin} (MW)	P _{imax} (MW)	α _i (\$/h)	β _i (\$/MWh)	γ _i (\$/MWh ²)	Coût de redémarrage (\$) σ _i (\$)	Coût d’arrêt (\$) δ _i (\$)	MUT (h)	MDT (h)	τ _i (h)
1	8	72	0	1.50	0.0085	26	26	1	1	2
2	10	70	0	2.50	0.0170	17	17	2	2	2
3	30	510	0	1.50	0.0085	500	500	5	5	4
4	20	400	0	1.50	0.0085	500	500	5	5	4
13	15	150	0	2.50	0.0170	90	90	2	2	2
27	10	100	0	2.50	0.0170	55	55	2	2	2
37	10	100	0	2.00	0.0030	55	55	2	2	2
41	15	140	0	2.00	0.0030	90	90	2	2	2
42	18	175	0	2.00	0.0030	90	90	2	2	2
53	30	450	0	1.50	0.0085	500	500	5	5	4

Tableau 3.12 Prix spot et prix de réserve durant 24 heures

Heure	Prix spot estimé	Prix de réserve estimé (Marché de réserve 1)	Prix de réserve estimé (Marché de réserve 2)
1	6.2286	9.3428	0.6229
2	6.1108	9.1663	0.6111
3	6.0352	9.0527	0.6035
4	5.9552	8.9329	0.5955
5	5.9174	8.8762	0.5917
6	5.9174	8.8762	0.5917
7	5.9552	8.9329	0.5955
8	6.0730	9.1094	0.6073
9	6.2664	9.3995	0.6266
10	6.4176	9.6264	0.6418
11	6.4554	9.6831	0.6455
12	6.4764	9.7146	0.6476
13	6.4554	9.6831	0.6455
14	6.4176	9.6264	0.6418
15	6.4008	9.6012	0.6401
16	6.4008	9.6012	0.6401
17	6.4764	9.7146	0.6476
18	6.6488	9.9731	0.6649
19	6.8208	10.2312	0.6821
20	6.5898	9.8848	0.6590
21	6.5352	9.8029	0.6535
22	6.4932	9.7399	0.6493
23	6.4008	9.6012	0.6401
24	6.2832	9.4247	0.6283

3.12.3 Discussion des résultats

La méthode proposée est appliquée afin de résoudre le problème du PBUC pour le marché de réserve de types 1 et 2. Les puissances optimales produites sont différentes de celles trouvées par l'UC traditionnelle puisque cette fois-ci la fonction objectif optimise en même temps les puissances générées ainsi que les réserves selon les deux cas. La répartition des puissances optimales chaque heure pour une période de 24 h pour les deux cas du marché sont données dans

la figure (3.24). La contribution des unités de production dans la réserve disponible dans les deux cas du marché sont données dans les figures (3.25, 3.26). On remarque que les puissances actives générées pour les deux types sont identiques. C'est la répartition des réserves qui diffèrent selon le type du marché.

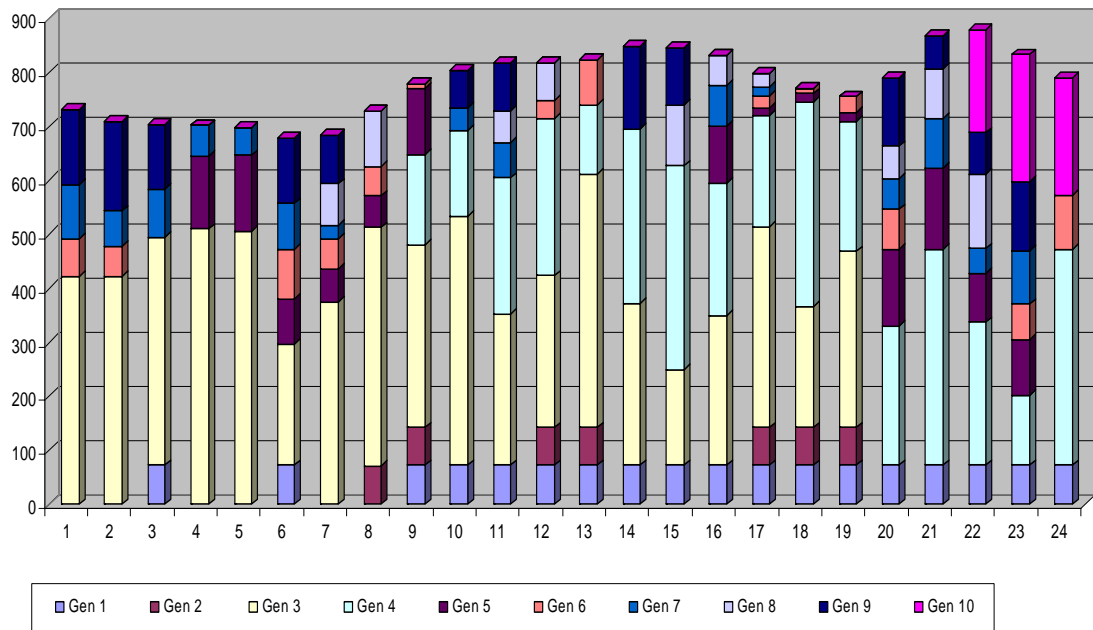


Figure 3.24 Les valeurs optimales des puissances générées pour le type 1 et le type 2 de la réserve

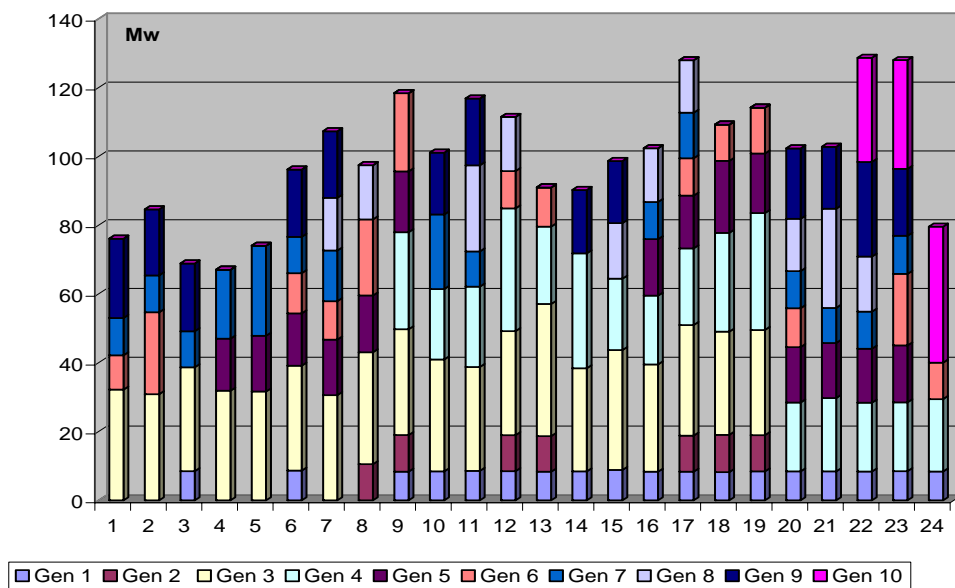


Figure 3.25 Les valeurs optimales des puissances réserves pour le type 1 de la réserve

Les résultats de comparaison entre les deux types du marché réserve de point de vue coûts des combustibles et de transition ainsi que le revenu et le profit sont montrés dans la (figure 3.27) et le tableau 3.13. Puisque les deux cas prennent en considération le prix de réserve différemment, le prix de réserve du marché de type 2 est différent et il est plus inférieur que le prix pour le type1, et les fonctions fitness pour les deux cas sont aussi différentes. Malgré que la réserve disponible dans le cas du marché de type 2 qui est de 2336,74619 MW est inférieure que celle trouvé dans le cas du marché de type 1 (2394,7789 MW), mais le PBUC pour le marché de type 2 donne 1437.9\$ (=45588.768585-44150.828883) plus de profit que pour le type1 de 3.25%. Ce qui pousse les producteurs de favoriser le marché de réserve de type 2.

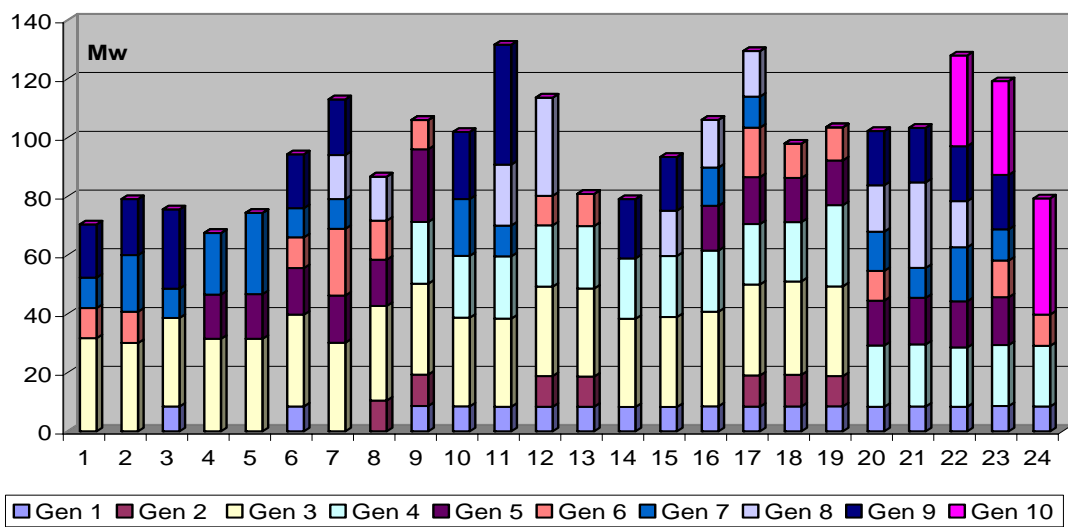


Figure 3.26 Les valeurs optimales des puissances réserves pour le type 2 de la réserve

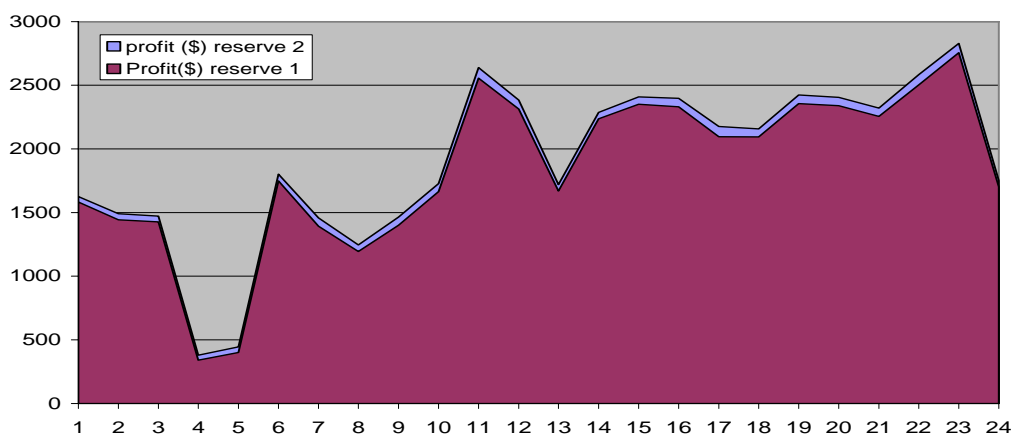


Figure 3.27 Profit des unités de production pour les deux types de réserve

Tableau 3.13 Résultats économiques des deux cas du marché de réserve

	Cas réserve 1	Cas réserve 2
coût des combustibles (\$)	84371.443910	83845.516160
coût de transition (\$)	2414.000000	2414.000000
Revenue (\$)	118544.510126	119913.102295
Profit (\$)	44150.828883	45588.768585

3.15. Conclusion

Dans la 1^{ère} partie de ce dernier chapitre, on a présenté les mécanismes marchands introduits dans le secteur de l'électricité. En effet, pour permettre à chaque générateur d'atteindre n'importe quel client et à n'importe quel consommateur de choisir son fournisseur, la vraie concurrence passe par un accès très ouvert au réseau de transport et aux réseaux de distribution.

On a aussi présenté dans la deuxième partie les deux outils d'optimisation principaux : (1) Optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) qui va déterminer quelle quantité à produire à tout moment et (2) Unit Commitment (UC) avec laquelle on peut déterminer quelle centrale va démarrer pour fournir l'énergie nécessaire et les services auxiliaires (horizon: un jour à une semaine).

Les résultats de simulation de l'OPF par les méthodes métaheuristiques sur le réseau test 30 nœuds ainsi que le réseau Algérien selon plusieurs scénarios ont montré la faisabilité de ces méthodes. L'Unit Commitment dans un marché de l'électricité considérant la puissance demandée et la réserve a été testée sur le réseau Algérien. Puisque le problème du PBUC est résolu sous la condition d'une concurrence, le prix spot et le prix de réserve sont des paramètres importants. Selon la puissance et les prix de réserve sur le marché, le producteur peut choisir de vendre la puissance et/ou de la réserve plus inférieure que le niveau estimé afin de maximiser son propre profit. Deux méthodes de paiement de réserve sont simulées en utilisant le réseau Algérien. A partir des résultats de simulation, on peut conclure que le nouveau problème du PBUC fournit un profit meilleur que l'UC traditionnelle.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Spencer Abraham (US energy secretary), Financial Times 17 novembre 2003, parlant du blackout « What has become quite clear is that interconnected operation ... has to be very very well run and effective 24 hours a day, 60 minutes per hour, 60 seconds per minute !!!!!!!!»

Les travaux présentés dans cette thèse traitent deux axes de recherches. Le premier est relatif aux problèmes d'optimisation de l'écoulement de puissance dans un réseau électrique et le deuxième est lié aux commutations des unités de production de l'énergie électrique. Les deux axes ont été traités dans un système électrique intégré verticalement ainsi que dans un système électrique libéralisé.

Dans cette thèse on a exploré et testé l'optimisation de l'écoulement de puissance dans un marché de l'électricité libéré par trois méthodes métaheuristiques à savoir : essaim de particules, colonie de fourmis, et algorithmes génétiques ainsi qu'un ensemble de méthodes classiques.

Une des particularités importantes des métaheuristiques, réside dans l'absence d'hypothèses particulière sur la régularité de la fonction coût. Aucune hypothèse sur la continuité de cette fonction n'est requise, ses dérivées successives ne sont pas nécessaires, ce qui rend très vaste le domaine d'application de ces métaheuristiques dans les systèmes électriques.

Les algorithmes métaheuristiques peuvent être appliqués à tout problème, du moment qu'il est formulé sous la forme de l'optimisation des critères. Ils progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif. Ils se prêtent aussi à toutes sortes d'extensions, notamment en optimisation multi-objectif.

La première partie du premier chapitre a été consacrée à la définition et la formulation du modèle mathématique convenable du réseau électrique décrivant d'une façon suffisante les relations entre les tensions et les puissances dans le système interconnecté, puis la spécification des limites d'énergie et des tensions qui doivent être appliquées aux différents jeux de barres. La deuxième partie a été consacrée à la modélisation du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance. Cinq méthodes classiques sont détaillées à savoir la méthode de lambda, la méthode de Newton, la méthode Quasi-Newton, la méthode de programmation linéaire séquentielle (SLP) et la méthode de point intérieur (IP). Les résultats de simulation sur le réseau

IEEE 30-Bus (30 nœuds, 6 générateurs et 41 lignes) montrent que ces méthodes convergent rapidement vers presque les mêmes valeurs optimales mais à condition que le problème est linéaire ou quadratique. On a constaté que la meilleure méthode classique est celle de point intérieur (IP) puisqu'elle converge rapidement vers la meilleure valeur de fonction coût avec un nombre d'itération réduit et temps d'exécution faible.

Dans le deuxième chapitre, on a étudié, en détail, trois méthodes métaheuristiques à savoir ACO, GA et PSO. Les résultats de simulation sur des fonctions multi-objectifs ont montrés que ces méthodes possèdent des caractéristiques bien souhaitables dans le problème d'OPF. Une étude comparative entre ces trois méthodes a montré qu'elles convergent vers presque les mêmes solutions. Mais reste la méthode PSO comme la plus adaptée puisqu'elle nécessite que peu de paramètres à ajuster pour résoudre les différents problèmes d'OPF.

Enfin, dans le troisième chapitre de cette thèse, nous avons étudié les caractéristiques spécifiques de la production, du transport et de la consommation dans un système électrique libéralisé. La première partie a été consacrée à la compréhension et la simulation de l'OPF dans un système électrique dérégulé. La deuxième a été consacrée au calcul d'Unit Commitment dans cet environnement dérégulé. L'application de la méthode classique IP et la méthode métaheuristique PSO ont donné des résultats encourageants puisqu'elles fournissent un profit meilleur.

On peut conclure que la complexité des problèmes liés aux réseaux électriques surtout dans un marché de l'électricité libéralisé fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution puisque d'une part le manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques et d'autre part la solution de ces problèmes par ces méthodes est complexe de point de vue modélisation et calcul.

Les méthodes métaheuristiques récentes qui sont souvent inspirées des concepts mis en œuvre par le monde des vivants et mimées les comportements collectifs des insectes sociaux peuvent contribuer à la résolution efficace des problèmes OPF et UC et elles constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée.

Les méthodes métaheuristiques sont bien adaptées à la détermination des valeurs optimales des puissances générées par les centrales interconnectées pour avoir le minimum coût possible ainsi que le meilleur profit.

Les effets externes sont tellement importants dans les réseaux électriques que l'ouverture à la concurrence est une responsabilité collective des participants en matière de qualité et de sécurité. Mais il est clair, au vu du développement des différentes étapes, que les marchés

répondent à un besoin et que la réussite de l'expérience de libéralisation de l'industrie électrique en Algérie passe par la participation du plus grand nombre d'agents, physiques et financiers, à des marchés efficaces et bien contrôlés.

La sécurité d'approvisionnement à court terme est une qualité qui doit être garantie. Du fait de nombreuses incertitudes, le système doit être préparé à respecter, à chaque instant, la contrainte d'équilibre production consommation. Le moindre déséquilibre pourrait entraîner le système à l'instabilité suivie d'une panne totale (blackout).

Le défi de l'Algérie consiste à profiter de tous les avantages liés à une augmentation de la concurrence tout en conservant le plus possible les avantages que procure le réseau actuel.

Avec l'application de libéralisation du marché, on peut avoir quelques désavantages, plus généralement, les capacités de production vont tendre à diminuer (arrêt de certaines centrales anciennes), l'augmentation du coût des matières premières (gaz) qui peut renchérir le coût de l'électricité produite par les centrales thermiques, le manque de garantie sur les quantités exactes d'électricité produites par les éoliennes, et les surcoûts liés à ce mode de production, une anticipation des coûts liés à la mise en place de permis d'émission carbone et des besoins d'investissement dans des modes de production d'électricité d'origine renouvelable. Les tarifs administrés ne couvrant pas les importants coûts d'investissement réalisés par Sonalgaz, jusque là sous monopole, il se peut que l'ajustement se fasse sur le prix de gros. Il faut noter que la libéralisation du marché accroît la tension sur l'équilibre offre-demande puisque les réserves sont limitées ou n'existent pas (car la libéralisation du marché conduit à privilégier les investissements à temps de retour rapide plutôt que le moindre coût pour le client final), les oscillations de la demande sont satisfaites par un excès de capacité de production. Quand réserves ou excès de capacité se réduisent, l'augmentation de la demande fait monter les prix. Si la demande doit impérativement être satisfaite, dans ces dernières conditions les prix explosent. Un autre problème qui se pose est la non convexité et la difficulté de trouver de « bons » prix transparents avec l'incertitude et la prise en compte de contraintes entre les enchères et le temps réel. Avec la libéralisation des marchés d'électricité on peut même avoir le risque du Blackout !!!.

En perspective, nous proposons la continuité sur cet axe de recherche en étalant sur l'impact de l'insertion, d'une part des sources renouvelables et d'autre part des éléments FACTS dans un environnement dérégulé.

ANNEXE

Annexe A

Réseau test IEEE 30-Bus

Le réseau de transport qui va servir de base à notre étude est issu d'un réseau réel simplifié qui est le réseau test IEEE 30Bus représente une portion du système de puissance électrique américain (in the Midwestern US) pour Décembre 1961. (Figure A.1). La tension est de 135 kV.

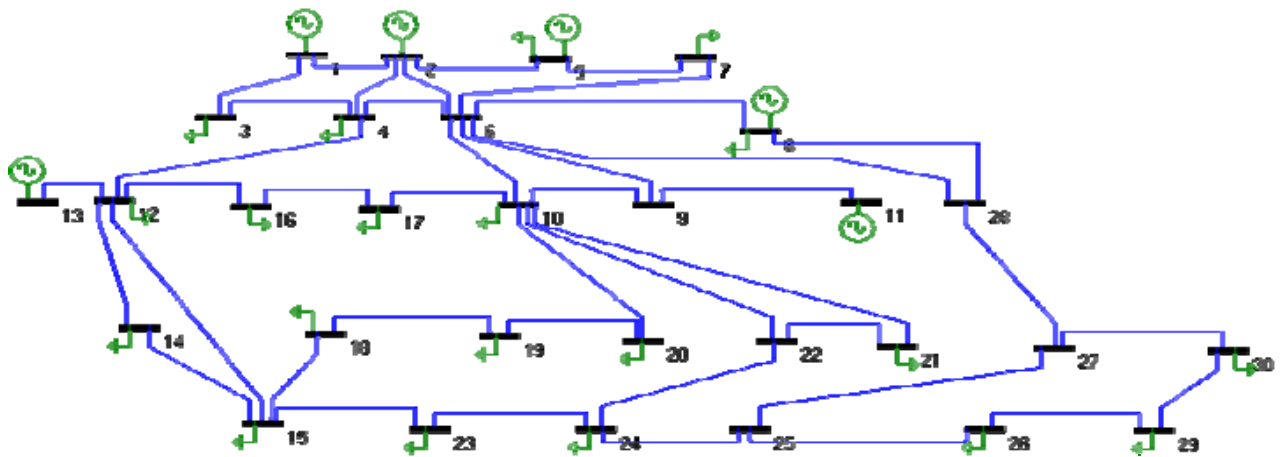


Figure A.1 Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30 bus

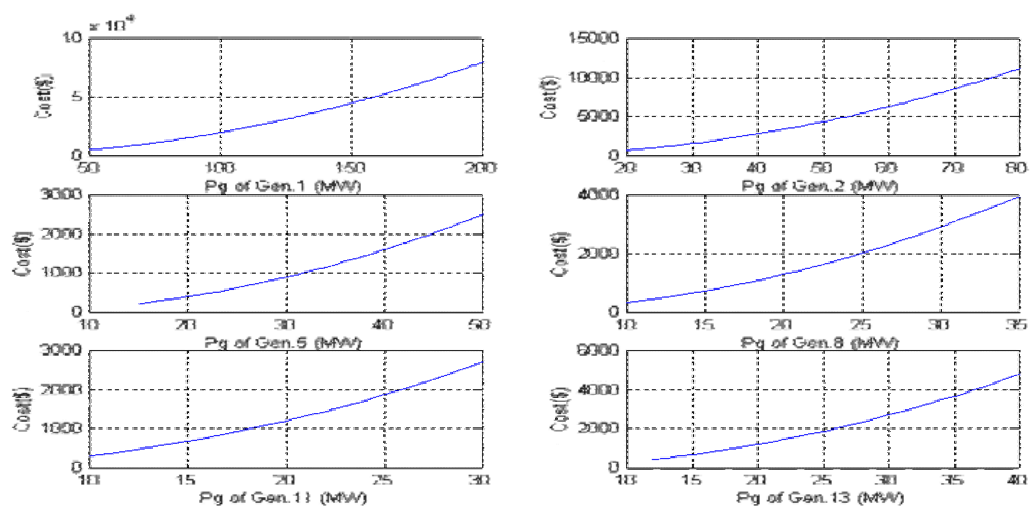


Figure A.2 Courbes quadratiques des générateurs du réseau IEEE 30-bus

Tableau A.1 Coefficients des courbes des fonctions de coût des générateurs du réseau 30 jeux de barres

Bus Number	Pmin [MW]	Pmax [MW]	Qmin [Mvar]	Qmax [Mvar]	a [\$/hr]	b [\$/MWhr]	c.10-4 [\$/MW2hr]
1	50	200	-20	200	0	2.00	37.5
2	20	80	-20	100	0	1.75	175.0
5	15	50	-15	80	0	1.00	625.0
8	10	35	-15	60	0	3.25	83.0
11	10	30	-10	50	0	3.00	250.0
13	12	40	-15	60	0	3.00	250.0

Tableau A.2 Données des lignes de transport du réseau 30 jeux de barres

From	To	R	X	B/2	From	To	R	X	B/2
1	2	0.02	0.06	0.03	15	18	0.11	0.22	0
1	3	0.05	0.19	0.02	18	19	0.06	0.13	0
2	4	0.06	0.17	0.02	19	20	0.03	0.07	0
3	4	0.01	0.04	0	10	20	0.09	0.21	0
2	5	0.05	0.2	0.02	10	17	0.03	0.08	0
2	6	0.06	0.18	0.02	10	21	0.03	0.07	0
4	6	0.01	0.04	0	10	22	0.07	0.15	0
5	7	0.05	0.12	0.01	21	22	0.01	0.02	0
6	7	0.03	0.08	0.01	15	23	0.1	0.2	0
6	8	0.01	0.04	0	22	24	0.12	0.18	0
6	9	0	0.21	0	23	24	0.13	0.27	0
6	10	0	0.56	0	24	25	0.19	0.33	0
9	11	0	0.21	0	25	26	0.25	0.38	0
9	10	0	0.11	0	25	27	0.11	0.21	0
4	12	0	0.26	0	28	27	0	0.4	0
12	13	0	0.14	0	27	29	0.22	0.42	0
12	14	0.12	0.26	0	27	30	0.32	0.6	0
12	15	0.07	0.13	0	29	30	0.24	0.45	0
12	16	0.09	0.2	0	8	28	0.06	0.2	0.02
14	15	0.22	0.2	0	6	28	0.02	0.06	0.01
16	17	0.08	0.19	0					

Tableau A.3 Données des jeux de barres du réseau 30 jeux de barres

No	code	Mag.	Deg.	Load MW	Load Mvar	No	type	Mag.	Deg.	Load MW	Load Mvar
1	Ref.	1.06	0.0	0.0	0.0	16	PQ	1	0	3.5	1.8
2	PV	1.0	0.0	21.70	12.7	17	PQ	1	0	9.0	5.8
3	PQ	1.0	0.0	2.4	1.2	18	PQ	1	0	3.2	0.9
4	PQ	1.06	0.0	7.6	1.6	19	PQ	1	0	9.5	3.4
5	PV	1.0	0.0	94.2	19.0	20	PQ	1	0	2.2	0.7
6	PQ	1.0	0.0	0.0	0.0	21	PQ	1	0	17.5	11.2
7	PQ	1.0	0.0	22.8	10.9	22	PQ	1	0	0	0.0
8	PV	1.0	0.0	30.0	30.0	23	PQ	1	0	3.2	1.6
9	PQ	1.0	0.0	0.0	0.0	24	PQ	1	0	8.7	6.7
10	PQ	1.0	0.0	5.8	2.0	25	PQ	1	0	0	0.0
11	PV	1.0	0.0	0.0	0.0	26	PQ	1	0	3.5	2.3
12	PQ	1.0	0	11.2	7.5	27	PQ	1	0	0	0.0
13	PV	1.0	0	0	0.0	28	PQ	1	0	0	0.0
14	PQ	1	0	6.2	1.6	29	PQ	1	0	2.4	0.9
15	PQ	1	0	8.2	2.5	30	PQ	1	0	10.6	1.9

BBnnexe B

Réseau test Sonelgaz 59-Bus

Le réseau électrique Algérien (réseau de production et de transport sous 220kV avant 1997) comprend 59 bus, 83 branches (lignes, transformateurs) et 10 générateurs (figure B.1).

La puissance demandée est de 684.10 MW. Le reste des paramètres du réseau se trouve dans Les tableaux suivants

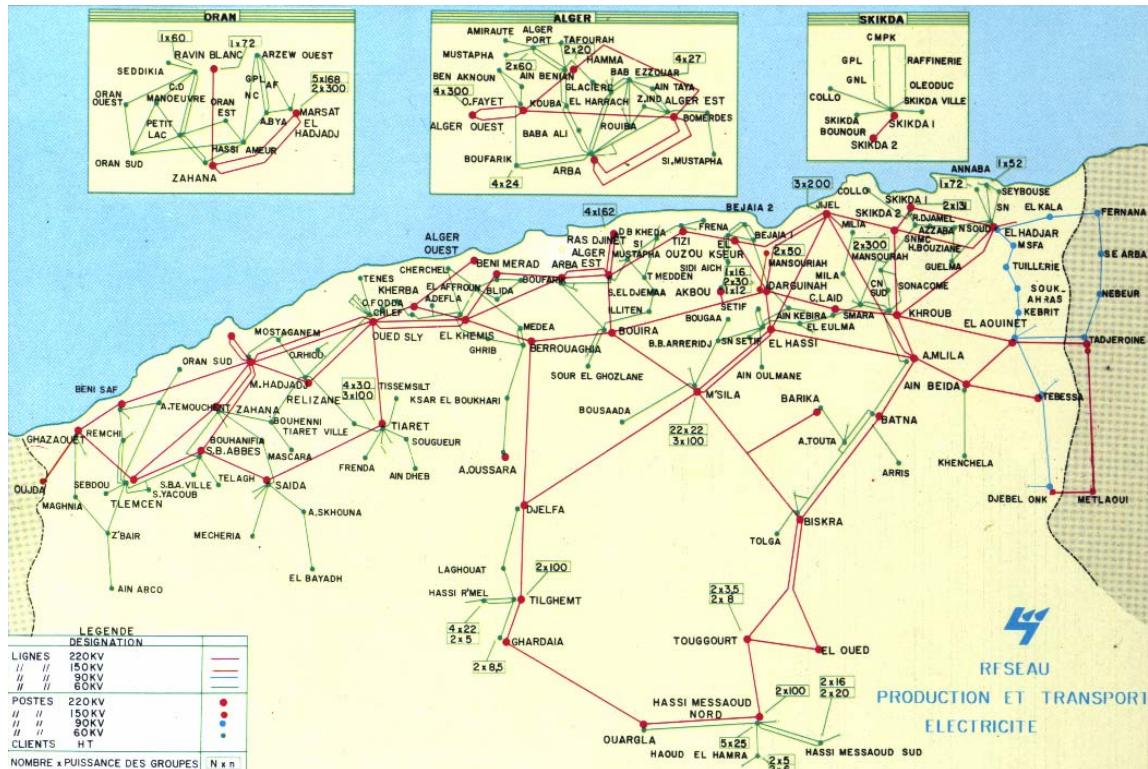


Figure B.1 Schéma unifilaire du réseau de production et transport algérien (1997)

Tableau B.1 Paramètres des générateurs du réseau 59 jeux de barres de Sonelgaz

Bus Number	Pmin [MW]	Pmax [MW]	Qmin [Mvar]	Qmax [Mvar]	a [\$ /hr]	B [\$ /MWhr]	c [\$ /MW ² hr]
1	8	72	-10	15	0	1.50	0.0085
2	10	70	-35	45	0	2.50	0.0170
3	30	510	-35	55	0	1.50	0.0085
4	20	400	-60	90	0	1.50	0.0085
13	15	150	-35	48	0	2.50	0.0170
27	10	100	-20	35	0	2.50	0.0170
37	10	100	-20	35	0	2.00	0.0030
41	15	140	-35	45	0	2.00	0.0030
42	18	175	-35	55	0	2.00	0.0030
53	30	450	-100	160	0	1.50	0.0085

Tableau B.3 Données des lignes de transport (en p.u.) du réseau 59 jeux de barres de Sonelgaz

From	To	R	X	B/2	From	To	R	X	B/2
1	38	0.152	0.483	0.0023	19	22	0.008	0.0285	0.0205
1	40	0.11	0.352	0.0017	19	32	0.016	0.057	0.041
2	20	0.019	0.12	0.0007	20	28	0.281	0.506	0.0023
2	55	0.004	0.023	0.0001	20	55	0.016	0.101	0.0006
3	20	0.018	0.119	0.0007	21	20	0.011	0.439	0
4	27	0.002	0.006	0.002	21	54	0.13	0.349	0.008
4	27	0.003	0.007	0.002	22	20	0.006	0.162	0
5	9	0.087	0.221	0.001	22	21	0.014	0.34	0
5	9	0.088	0.221	0.001	23	26	0.015	0.02	0.004
5	23	0.038	0.138	0.0006	23	27	0.026	0.034	0.007
5	23	0.038	0.14	0.0006	23	46	0.056	0.171	0.0008
5	27	0.045	0.167	0.0007	24	57	0.01378	0.04886	0.035
5	27	0.045	0.168	0.0008	25	29	0.217	0.369	0.0015
5	46	0.071	0.231	0.0011	26	27	0.013	0.017	0.004
6	5	0.002	0.054	0	28	43	0.27	0.477	0.0021
6	13	0.054	0.19	0.137	29	39	0.312	0.789	0.0037
6	13	0.057	0.201	0.144	30	29	0.006	0.216	0
6	30	0.018	0.085	0.064	30	45	0.032	0.15	0.113
6	30	0.025	0.086	0.062	31	34	0.0048	0.0168	0.012
7	40	0.527	0.887	0.0036	31	50	0.0095	0.0335	0.024
7	56	0.364	0.627	0.0026	32	34	0.008	0.0285	0.0205
8	14	0.214	0.491	0.0025	33	35	0.092	0.155	0.0006
8	25	0.157	0.395	0.0019	33	48	0.838	0.413	0.0057
9	14	0.21	0.366	0.0014	34	33	0.006	0.215	0
9	14	0.129	0.324	0.0015	36	43	0.334	0.578	0.0024
10	40	0.014	0.018	0.0014	38	44	0.327	0.561	0.0023
10	40	0.011	0.015	0.003	40	41	0.014	0.019	0.004
11	48	0.222	0.605	0.0026	40	58	0.106	0.301	0.0012
12	11	0.02	0.054	0	40	58	0.107	0.307	0.0012
12	37	0.013	0.045	0.007	42	59	0.00791	0.02806	0.02
13	3	0.014	0.326	0	43	52	0.094	0.16	0.0007
13	34	0.04	0.142	0.101	45	44	0.014	0.327	0
13	34	0.04	0.141	0.101	45	59	0.019	0.089	0.068
14	29	0.357	0.622	0.0023	47	49	0.339	0.857	0.0039
15	54	0.115	0.277	0.006	47	58	0.219	0.547	0.0026
16	15	0.014	0.285	0	49	56	0.016	0.028	0.0001
16	34	0.03	0.104	0.079	50	53	0.0048	0.0168	0.012
17	39	0.12	0.308	0.0014	51	53	0.0055	0.02	0.0143
17	44	0.37	0.949	0.0043	53	52	0.006	0.163	0
18	22	0.0055	0.02	0.0143	57	56	0.01	0.351	0
18	51	0.011	0.04	0.0285	57	59	0.0288	0.102	0.073
					59	58	0.006	0.215	0

Tableau B.4 Résultats après LF-NR du réseau 59 jeux de barres de Sonelgaz

Bus	V (P.U)	Angle (deg.)	P _G (MW)	Q _G (Mvar)	P _L (MW)	Q _L (Mvar)	Bus	V (P.U)	Angle (deg.)	P _G (MW)	Q _G (Mvar)	P _L (MW)	Q _L (Mvar)
1	1.06	0	8.2	8.3	0	0	31	0.994	8.363	0	0	0	0
2	1.04	10.322	70	41.9	24.2	11	32	0.996	7.759	0	0	0	0
3	1.05	10.859	70	38.9	0	0	33	0.96	-0.509	0	0	24.7	11.3
4	1.028	-6.84	115	67.5	68.5	31.2	34	0.992	7.189	0	0	0	0
5	1.001	-6.175	0	0	22.2	10.2	35	0.935	-1.515	0	0	13.9	6.3
6	0.997	-3.031	0	0	0	0	36	0.832	2.512	0	0	13.9	6.3
7	0.981	-3.185	0	0	6	2.7	37	1.027	-12.692	30	35	0	0
8	0.938	-8.675	0	0	3.9	1.8	38	0.992	-4.43	0	0	15.6	7.1
9	0.957	-8.317	0	0	28.4	12.9	39	0.952	-7.617	0	0	1.5	0.7
10	1.073	1.955	0	0	18	8.2	40	1.075	2.004	0	0	21.6	9.8
11	0.983	-13.70	0	0	25	11.4	41	1.097	2.682	110	46.3	3	1.3
12	1.008	-13.18	0	0	0	0	42	1.034	0.352	70	15.1	0	0
13	1	3.763	0	-23.5	0	0	43	0.934	6.91	0	0	7.3	3.3
14	0.932	-9.247	0	0	22.5	10.3	44	0.979	-5.515	0	0	16.8	7.7
15	0.958	4.282	0	0	19.4	8.8	45	1.012	-2.177	0	0	0	0
16	0.984	6.471	0	0	0	0	46	0.989	-7.756	0	0	22.2	10.1
17	0.946	-7.88	0	0	6.4	2.9	47	0.947	-5.259	0	0	16.3	7.4
18	1.002	10.091	0	0	0	0	48	0.833	-11.967	0	0	19.2	8.8
19	1.001	8.918	0	0	0	0	49	0.953	-5.722	0	0	14.3	6.5
20	1.02	9.194	0	0	52.9	24.1	50	0.998	10.703	0	0	0	0
21	1.002	7.859	0	0	0	0	51	1.001	11.274	0	0	0	0
22	1.003	9.508	0	0	0	0	52	0.968	8.426	0	0	16	7.3
23	1.009	-7.056	0	0	56.7	25.8	53	1	11.874	200	-18.6	0	0
24	0.991	-3.024	0	0	21.4	9.8	54	0.969	5.309	0	0	7.3	3.3
25	0.956	-7.4	0	0	0	0	55	1.035	10.038	0	0	8.7	4
26	1.016	-7.034	0	0	19.6	8.9	56	0.957	-5.551	0	0	7.2	3.3
27	1.027	-6.897	40	45.8	23.5	10.8	57	0.998	-2.483	0	0	0	0
28	0.956	7.164	0	0	7.8	3.5	58	1.026	-0.637	0	0	22.3	10.1
29	0.977	-6.328	0	0	5.9	2.7	59	1.024	-0.641	0	0	0	0
30	0.999	-3.312	0	0	0	0							

BIBLIOGRAPHIE

- [1] C. Bouneau, M. Derdevet, J. Percebois, « Les réseaux électriques au cœur de la civilisation industrielle », Ed. Timée-Editions, France, 2007.
- [2] T. Bouktir ; «Application de la programmation orientée objet à l'optimisation de l'écoulement de puissances », Thèse de doctorat d'état. U-Batna, Algérie, juin 2004.
- [3] Martin Hennebel, «Valorisation des services système sur un réseau de transport d'électricité en environnement concurrentiel», Thèse de doctorat, U-Paris Sud 11, 2009.
- [4] Bakirtzis A.G., Biskas P.N., "A Decentralized Solution to the DC-OPF of Interconnected Power Systems", IEEE Trans on Power Systems, vol.18, n°3, pp. 1007-1013, Août 2003
- [5] D. S. Kirschen, G. Strbac: "Fundamentals of power system economics" Wiley 2004.
- [6] L. Slimani and T. Bouktir, «Economic Power Dispatch of Power System with Pollution Control using Multiobjective Ant Colony Optimization», International Journal of Computational Intelligence Research (IJCIR), Vol 3, n 2, pp. 145-153, June 2007.
- [7] T. Bouktir, L. Slimani, and B. Mahdad, "Optimal power dispatch for large scale power system using stochastic search algorithms", International Journal of Power and Energy Systems, Vol 28, Issue 2, pp 203-3501, 2008.
- [8] M. Dorigo & T. Stutzle, "Ant Colony Optimization", MIT Press, Cambridge, MA, USA, 2004.
- [9] James Kennedy, Russell C Eberhart, Yuhui Shi, "Swarm intelligence", Ed. Morgan Kaufmann, 2001.
- [10] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search", Optimization and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Company, Ind. USA, 1989.
- [11] M. Todorovski, D. Rajicic. « An Initialization Procedure in Solving Optimal Power Flow by Genetic Algorithm ». IEEE Trans on Power Systems, Vol. 21, Issue 2, p.p. 480–487, May 2006.
- [12] Vincent RIOUS, « Le développement du réseau de transport dans un système électrique libéralisé, un problème de coordination avec la production », Thèse de Doctorat en Sciences économiques, U-Paris-Sud 11, 2007.

- [13] Abou Chacra F., « Valorisation et optimisation du stockage d'énergie dans un réseau d'énergie électrique », Thèse de Doctorat en Génie Electrique, U-Paris XI, Orsay, 2005.
- [14] D. Benitez, Crampes C., "L'allocation des capacités de transport pour l'électricité", Rapport réalisé pour la Commission de Régulation de l'Energie, juillet 2003.
- [15] ABB, "New Concepts for Transmission Grids", DOE Workshop on Analysis and Concepts to address Electric Infrastructure Needs, Washington DC, Août 2001
- [16] H. W. Dommel, W. F. Tinney, "Optimal Power Flow Solutions," IEEE Trans on power apparatus and systems, Vol. PAS.87, N..10, pp.1866-1876, October 1968.
- [17] K. Y. Lee, Y.M. Park, and J.L. Ortiz, "A United Approach to Optimal Real and Reactive Power Dispatch," IEEE Trans on Power Systems, Vol. Pas-104, pp.1147-1153, May 1985.
- [18] M. Sasson, "Non linear Programming Solutions for load flow, minimum loss, and economic dispatching problems," IEEE trans., Vol. Pas-88, N.4, April 1969.
- [19] K. Y. Lee, Y.M. Park, and J.L. Ortiz, "A United Approach to Optimal Real and Reactive Power Dispatch", IEEE Trans. on Power Systems, vol. Pas 104, pp.1147-1153, May 1985.
- [20] M. Sasson, "Non linear Programming Solutions for load flow, minimum loss, and economic dispatching problems", IEEE trans. vol. Pas-88, No. 4, pp. 399-409, April 1969.
- [21] R. Fletcher, "Practical Methods of Optimisation", John Willey & Sons, 1986.
- [22] Gamal A. Maria, J. A. Findlay, "A Newton Optimal Power Flow Program For Ontario Hydro EMS", IEEE Trans. on Power Systems, vol. PWRS-2, No.3, pp.576-584, August 1987.
- [23] M. Huneault and F. D. Galiana, "A Survey of the Optimal Power Flow Literature", IEEE Trans on Power Systems, Vol. 6, No. 2, pp. 762-770, May 1991.
- [24] T. Ray and K. M. Liew, "Society and civilization: An optimization algorithm based on the simulation of social behavior", IEEE Trans. Evol. Comput., vol. 7, no. 4, pp. 386–396, Aug.2003.
- [25] Zhang Chukkai, Li Yu, Shao Huihe; "A new mutation operator and its application", Intelligent Control and Automation, 2000. Proc of the 3rd World Congress on Vol 1, n 28, pp.634 – 636, June-2 July 2000.
- [26] Glenn W. Stagg, Ahmed H. El Abiad, "Computer methods in power systems analysis", Mc Graw Hill international Book Campany, 1968.
- [27] Quintana V.H., Torres G.L., "Introduction to Interior Point Methods", IEEE-PES, PICA '99, <http://thunderbox.uwaterloo.ca/~ieee-ipm/IEEE-TF.ps>

- [28] Quintana V.H., "Interior Point Methods and Their Applications to Power System: a classification of Publications and Software codes", IEEE Trans on Power Systems, vol. 15, n°1, pp. 170-176, Février 2000
- [29] Dorigo M., Caro G. D., « The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic », in D. Corne, M. Dorigo, F. Glover (eds), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, London, pp. 11-32, 1999
- [30] . A. Momoh, M. E. El-Hawary and R. Adapa, "Nonlinear and Quadratic Programming Approaches" A Review of Selected Optimal Power Flow Literature to 1993 Part I., IEEE Trans on Power Systems, Vol. 14, No. 1, pp. 96-104, February 1999.
- [31] Hölldobler. B. and Wilson. E, "The Ants. Springer Verlag", Berlin, Germany, 1990.
- [32] Hölldobler, B. and Wilson, E. "Voyage chez les Fourmis". Seuil, 1996.
- [33] Bonabeau, E. and Theraulaz, G. "Intelligence Collective". Hermes, 1994.
- [34] Brossut, R. Pheromones, « la communication chimique chez les animaux ». CNRS editions, Belin, 1996.
- [35] M. Dorigo, "Optimization, learning, and natural algorithms," Ph.D. dissertation (in Italian), Dipartimento di Elettronica, Politecnico dimilano, Italy, 1992.
- [36] M. den Besteb, T. Stützle, and M. Dorigo, "Ant colony optimization for the total weighted tardiness problem," in Proc. 6th Int. Conf. Parallel Problem Solving From Nature (PPSN VI), Berlin, pp. 611–620, 2000.
- [37] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant colonies for the traveling salesman problem," *BioSystems*, vol. 43, pp. 73–81, 1997.
- [38] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem," *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 53–66, 1997.
- [39] Vander Meer, R., Breed, M., K.E., E., and M.L., W. "Pheromone Communication in Social Insects". Westview Press, 1998.
- [40] Gambardella, L. and Dorigo, M. "Ant-Q : A Reinforcement Learning Approach to the Travelling Salesman Problem". In (Prieditis and Russell), pages 252–260, 1995.
- [41] Stützle, T. and Hoos, H. "The MAX-MIN Ant System and local Search for Combinatorial Optimization Problems", *Towards Adaptive Tools for Global Optimization* ' . In 2nd Metaheuristics Inter Conf, Sophia- Antipolis, France, 1997.
- [42] Stützle, T. and Hoos, H. 'MAX-MIN Ant System and Local Search for the Traveling Salesman Problem'. In IEEE, pages 308–313, 1997.

- [43] Stützle, T. and Hoos, H. 'Improvements on the Ant System: Introducing the MAX MIN Ant System'. In 3rd Inter Conf on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms, University of East Anglia, Norwich, UK. Springer Verlag, 1997.
- [44] Stützle, T. and Hoos, H. 'MAXMIN Ant System', *Future Generation Computer Systems*, 16(8) :889–914, 2000.
- [45] L. Slimani, "Optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode de Colonie de Fourmis", *Mémoire de Magister, Université de Sétif*, 2006.
- [46] M. Dorigo and T. Stützle. "The ant colony optimization metaheuristic: Algorithms, applications, and advances". In Fred Glover and Gary A. Kochenberger, editors, *Handbook of Metaheuristics*, Inter Series in ORM Science, pp 251-285. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [47] Dorian Gaertner. 'Natural Algorithms for Optimisation Problems,' Final Year Project Report' June 20, 2004, www.doc.ic.ac.uk/_dg00
- [48] T. Starkweather, D. Whitley, and D. Fuquay. "Scheduling problems and travelling salesman: the genetic edge recombination operator". In J. David Schafer, editor, *Proceedings of the 3rd inter conf on genetic algorithms*. Morgan Kaufmann, 1989.
- [49] John H. Holland, "Adaptation in natural and artificial systems". Technical report, University of Michigan, Ann Arbor, 1975
- [50] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search", *Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley Publishing Company, Ind. USA, 1989.
- [51] Kenneth A. De Jong. "An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic and Adaptative Systems", PhD thesis, University of Michigan, Ann Arbor, 1975.
- [52] Michalewicz, Z., "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Springer-Verlag, New York, NY, Second Edition, 1994.
- [53] J.D. Schaffer, R.A. Caruna, Larry J. Eshelman, and R. Das, "A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimization", In Proc of the 3rd Inter Conf on Genetic Algorithms and their Applications, 1989.
- [54] J. Hesser and R. Manner, "Toward an optimal mutation probability of genetic algorithms", In *Parallel Problem Solving from Nature (PPSN1)*, Proceedings, 1990.
- [55] Terence C. Fogarty, "Varying the probability of mutation in the genetic algorithm", In Proc of the 3rd Inter Conf on Genetic Algorithms and their Applications, 1989.
- [56] J. Kennedy and R. Eberhart, "A Particle Swarm Optimization", *Proceedings of IEEE Inter conf on Neural Networks*, Vol. IV, pp.1942- 1948, Perth, Australia, 1995.

- [57] Ioan Cristian TRELEA, "L'essaim de particule vu comme un système dynamique : convergence et choix des paramètres", conf, L'OEP essaim de particules, Paris, 2003.
- [58] Clerc, M. and Kennedy, J., "The particle swarm: explosion stability and convergence in a multidimensional complex space", IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002.
- [59] Trelea I. C., "The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection", Information Processing Letters, Vol. 85, p. 317-325, 2003.
- [60] Yuhui Shi and Russell Eberhart, "A modified particle swarm optimizer", IEEE World Congress on Computational Intelligence, 69-73, 1998.
- [61] Clerc M., "Exemple de logiciel d'OEP sans paramètres de réglage. Tribes, ou la coopération de tribus", Séminaire Optimisation par Essaim Particulaire OEP'03. Paris, octobre 2003.
- [62] Hu X., Eberhart R. C., "Adaptive particle swarm optimization: detection and response to dynamic systems", Congress on Evolutionary Computation, Hawaii, 2002.
- [63] Kennedy, J., "Small Worlds and Mega-Minds : Effects of Neighborhood Topology on Particle Swarm Performance", IEEE Congress on Evolutionary Computation, Volume III, pages 1932-1938, 1999.
- [64] Cui-Ru Wang, He-Jin Yuan, Zhi-Qiang Huahg, Jiang-Wei Zhang, Chen-Jun Sun. "A modified particle swarm optimization algorithm and its application in optimal power flow problem," IEEE Proceeding of the 4th Inter Conf on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 18-21 August 2005.
- [65] T. Bouktir and L. Slimani, « Economic Power Dispatch of Power Systems with a NOx emission Control via an Evolutionary Algorithm», WSEAS Tansactions on Systems, Issue 2, Vol 3, pp. 849-854, April 2004, ISSN: 1109-2777, WSEAS Press.
- [66] T. Bouktir and L. Slimani, "Optimal power flow of the Algerian Electrical Network Using Genetic Algorithms", WSEAS Trans on Circuit and Systems, Issue 6, Vol 3, pp. 1478-1482, August 2004, ISSN: 1109-2734, WSEAS Press.
- [67] L. Slimani and T. Bouktir, "An ant colony optimization for solving the optimal power flow problem in medium scale electrical network", First Inter Conf on Electrical Systems PCSE'05, Oum El Bouaghi University, Algeria, May 2005-06-14
- [68] T. Bouktir and L. Slimani, "Optimal Power Flow of the Algerian Electrical Network using an Ant Colony Optimization Method", Leonardo Journal of Sciences, ISSN 1583-0233, p. 43-57, Issue 6, July-December 2005.

- [69] R. Labdani, L. Slimani, T. Bouktir, "A Hybrid Particle Swarm Optimization Solution to the Unit Commitment Problem", Inter Conf on System and Control, Marrakech, Morocco, May 16-18-2007
- [70] T. Bouktir and L. Slimani, "Optimal power flow of the Algerian Electrical Network using an ant colony optimization method", Applied Simulation and Modelling, Editor: M. H. Hamza, ISBN: 0-88986-467-5, ISSN: 1021-8181 a publication of IASTED, Acta press, Juin 2005
- [71] T. Bouktir and L. Slimani, "An ant colony optimization for solving the optimal power flow problem in medium scale electrical network", Journal of Electrical Engineering, ISSN 1582-4594, "Politehnica" Publishing House, Romaine. Vol 6, N°1, pp.10-15, 2006
- [72] Vincent Manzo " Traitement des congestions dans les réseaux de transport et dans un environnement dérégulé" these PhD" INP de Grenoble, Octobre 2004
- [73] [Programs and Prospects for the European Electricity Sector », EURPROG Report prepared for UNIPEDE, juin 1997.]:
- [74] "L'électricité au Nouveau-Brunswick au-delà de l'an 2000", Document de discussion : Février 1998.
- [75] Claude Crampes, "Marché de gros et bourses de l'électricité", Conférences Jules Dupuit, 5 décembre 2002.
- [76] Federico Milano, "Pricing System Security in Electricity Market Models with Inclusion of Voltage Stability Constraints", these PhD, Electrical Engineering Genova, Italy, April 2003.
- [77] Christie R.D., Wollenberg B.F., Wangensteen I., "Transmission Management in the Deregulated Environment", Proceedings of the IEE, vol.88, n°2, p.170-194, Février 2000.
- [78] Gedra T.W., "On Transmission Congestion and Pricing", IEEE Trans on PS, vol.14, n°1, pp.241-248, Février 1999.
- [79] Rudnick H., Palma R., Fernandez J.E., "Marginal Pricing and Supplement Cost Allocation in Transmission Open Access", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 10, n°2, p. 1125-1142, Mai 1995
- [80] Huazhong Y.H., Changsha D.X., "A New Clustering Method for Network Partitionning for Zonal Pricing", 38th Inter Universities Power Engineering Conf, Proc vol.2, 2003.
- [81] Hogan W.W., "Interregional Coordination of Electricity Markets", Harvard University, Juin 2001.

- [82] Schweepe F.C., Caramanis M.C., abors R.D., Bohn R.E., « Spot Pricing of Electricity », Kuwer Academic, 1988.
- [83] Raikar S., Illié M., « Assessment of Transmission Congestion for Major Electricity markets in the US », Energy Laboratory publication, Massachusetts Institute of Technology, MIT EL 01-009WP, Février 2000.
- [84] Edison Electric Institute, “New-York ISO-Transmission Tariffs, Agreements and Pricing”, Wholesale Markets Guide, 2004.
- [85] E. Gheury, J. Goldwasser, N. Mainil, “Unit commitment sur le parc de production belge”, Mai 2005.
- [86] T. A. A. Victoire and A. E. Jeyakumar, “Unit commitment by a taboo search based hybrid optimization technique”, IEEE Proc.-G.T.D., Vol. 152, N4, July 2005.
- [87] Zwe-Lee Gaing, “Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Unit Commitment”, IEEE Proc.-G.T.D., 2003.
- [88] K. S. Swarup and S. Yamashiro, “ Unit Commitment Solution Methodology Using Genetic Algorithm”, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 17, No. 1, pp.87-91, Feb. 2002.
- [89] Etude de séquençement des marchés électriques, Marcelo Saguan, Projet énergie, Sous-projet N° 5, rapport n°2, avril 2004, Supélec, 2004
- [90] T. O. Ting, M. V. C. Rao and C. K. Loo, “A novel approach for unit commitment problem via an effective hybrid particle swarm optimization,” IEEE Trans on PS. Vol 21. N° 1. February 2006.
- [91] P. Attaviriyapap, H. Kita, E. Tanaka, J. Hasegawa, “A New Profit-Based Unit Commitment Considering Power and Reserve Generating,” IEEE PE Society Meeting, 2, 27-31, 1311 – 1316. Jan. 2002.
- [92] P. Attaviriyapap, H. Kita, E. Tanaka, J. Hasegawa, “A Hybrid LR-EP for Solving New Profit-Based UC Problem Under Competitive Environment,” IEEE Trans on PS, Vol 18,n 1, pp 229 – 237,2003.