

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



**UNIVERSITE DJILLALI LIABES DE SIDI-BEL-ABBES**  
Faculté de Génie Electrique  
*Département d'Electrotechnique*

Thèse présentée par :

**KHERFANE Naas**

Pour l'obtention du diplôme de :

**Doctorat en Sciences**

**Spécialité : Electrotechnique**  
*Option: Réseaux Electriques*

Intitulé de la thèse :

**La gestion optimale des réseaux électriques par l'intelligence collective**

*Présentée devant le jury composé de :*

**Dr. NACERI Abdellatif**

**Pr. YOUNES Mimoun**

**Dr. KHATIR Mohamed**

**Pr. ALLALI Ahmed**

**Pr. LAOUER Mohammed**

**Pr. BOUZBOUDJA Hamid**

MC A (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)

Professeur (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)

MC A (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)

Professeur ( USTO-Oran )

Professeur ( C. U. Naama )

Professeur ( USTO-Oran )

Président

Rapporteur

Examineur

Examineur

Examineur

Examineur

Soutenu le : 28/06/2017

# Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu, mon promoteur, monsieur le professeur YOUNES Mimoun. Je le remercie de m'avoir accueilli et de m'avoir très vite encouragé à participer à des échanges scientifiques. Sa grande disponibilité, sa rigueur scientifique, son enthousiasme, sa patience et ses précieux conseils m'ont permis de travailler dans les meilleures conditions.

A Monsieur le Professeur Mr. NACERI Abdellatif, je suis très sensible à l'honneur que vous me faites en acceptant de participer comme président du jury de cette Thèse. Soyez assuré, monsieur, de mon plus profond respect.

A Monsieur le Professeur Mr. KHATIR Mohamed, je suis très reconnaissant de votre acceptation d'être membre des jurys et d'examiner ce travail. Soyez assuré, monsieur, de mon plus profond respect.

Mes remerciements vont également à monsieur le Professeur :  
Mr. ALLALI Ahmed qui a accepté de faire partie des jurys et d'examiner ce travail.

A Monsieur le professeur Mr. LAOUER Mohammed qui a accepté d'examiner ce travail et de faire partie du jury, je le remercie infiniment.

Mes remerciements s'adressent également à monsieur le Professeur :  
Mr. BOUZEBODJA Hamid qui a accepté d'examiner ce travail et de faire partie du jury.

Je n'oublierai pas la contribution de mes collègues de l'université de Djillali Liabbes pour m'aider à réaliser ce manuscrit . Mes sincères reconnaissances à toutes les personnes du corps Educatif et administratif de la faculté de Génie Electrique et du département d'Electrotechnique .

# Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :



Mes très chers parents

*Bensalem et Freiha*



Toute ma famille



Mes frères et sœurs



Tous mes amis

# Liste des travaux

## I. Publications Internationales :

1. **Naas Kherfane** , Mimoun Younes ,Riad Lakhdar kherfane ;Fouad Khodja , A hybrid FFA-MPSO algorithm for solving economic power dispatch problem with valve-point effect , Journal of Electrical Engineering, Volume 16, Edition 3, 2016,pp 198-209, ISSN : 1582-4594 .
2. R. L. Kherfane, M. Younes, F. Khodja, **N. Kherfane** , Intelligent algorithm solutions to economic dispatch with multiple fuels and non-smooth cost function, Rev. Roum. Sci. Techn. – Electrotechn. Et Energ., 61, 1, pp. 32–36, Bucarest, 2016.
3. Mimoun Younes, Riad Lakhdar Kherfane, Fouad Khodja, **Naas Kherfane**, Firefly algorithm for environmental/economic power dispatch including renewable energy, INTERNATIONAL JOURNAL OF ENERGY, Volume 8,8-15, 2014.
4. Kherfane Riad Lakhdar, M. Younes, Khodja Fouad, **Kherfane Naas**, Modeling the Flashover Voltage Using ANN, INTERNATIONAL JOURNAL of NEURAL NETWORKS and ADVANCED APPLICATIONS, Volume 1.7-12, 2014.
5. R. L. Kherfane, M. Younes, **N. Kherfane** and F. Khodja, Solving Economic Dispatch Problem Using Hybrid GA-MGA and Wind Power, Elsevier volume 2014 , journal PROCEDIA ELSEVIER.ISSN: 1876-6102.
6. **N. Kherfane**, R. L. Kherfane, M. Younes, F. Khodja, Economic and Emission Dispatch with renewable energy using HSA , Elsevier , volume 2014 , journal PROCEDIA ELSEVIER. ISSN : 1876-6102.
7. F. Khodja, M. Younes, M. Laouer, R. L. Kherfane, **N. Kherfane**, A New Approach ACO for Solving the Compromise Economic and Emission with the Wind Energy , Elsevier, volume 2014 , journal PROCEDIA ELSEVIER. ISSN: 1876-6102.
8. Khodja . F.,Younes.M. ,Laouer . M. ,Kherfane . R.L., **Kherfane, N** , Study of the effect of the initiation voltage amplitude and the nature of the insulating materials on the evolution of streamers by neural networks , International Journal of Systems Assurance Engineering and Management 7 ,pp.27, spinger ,2014.

## II. Communications Internationales :

1. **N. Kherfane**, R. L. Kherfane, M. Younes, F. Khodja, Economic and Economic Dispatch with Renewable Energy using HSA, the International Conference on Technologies and Materials for Renewable Energy, Environment and Sustainability TMREES14 International Conference 10<sup>th</sup>- 13<sup>th</sup>, April 2014/ Beirut – Lebanon.
2. F. Khodja, M. Younes, M. Laouer, R. L. Kherfane, **N. Kherfane**, A New Approach ACO for Solving the Compromise Economic and Emission with the Wind Energy, the International Conference on Technologies and Materials for Renewable Energy, Environment and Sustainability TMREES14 International Conference 10<sup>th</sup> – 13<sup>th</sup>, April 2014/Beirut – Lebanon.
3. R. L. Kherfane, M. Younes, **N. Kherfane** and F. Khodja, Solving Economic Dispatch Problem Using Hybrid GA-MGA and Wind Power, the International Conference on Technologies and Materials for Renewable Energy, Environment and Sustainability TMREES14 International Conference 10<sup>th</sup>- 13<sup>th</sup>, April 2014/ Beirut – Lebanon.

## Résumé :

Pour aboutir à une gestion optimale des réseaux d'énergie électrique et afin de prouver les performances et l'efficacité des algorithmes de l'intelligence collective ainsi que leurs capacités à trouver des solutions optimales (meilleures capacités de recherche globale, convergence, temps minimal par rapport aux algorithmes d'optimisation classiques), pour cela l'approche a fait recours aux algorithmes : les lucioles (Firefly) FFA, algorithme des Fourmis ACO, algorithme de grenouilles sautantes (modified frog leaping MSFLA), algorithme des singes (Monkey) MA, algorithme des Essaims PSO et algorithme d'Optimisation basée sur la Biogéographie BBO. Ainsi le travail et dans sa quête pour des solutions plus fiables et plus précises l'utilisation de la technique d'hybridation (la combinaison entre méthodes): 1)-Hybridation FFA-MPSO, 2)-hybridation ACO-MSFLA 3)-hybridation PSO-MA 4)-hybridation BBO-MA. Le problème Optimisation (dispatching économique de l'écoulement de puissance) a été résolu avec le biais des méthodes précédemment mentionnées en intégrant des fonctions mono-objectives ou multi-objectives appliquées sur les réseaux IEEE-6, IEEE-14, IEEE-30 et sur des réseaux à 10 et 20 générateurs.

**Mots clés :** gestion optimale, méthodes méthaheuristiques, réseaux électriques, intelligence collective.

## ملخص:

لضمان التسيير الأمثل لأنظمة الطاقة الكهربائية ومن أجل إظهار أداء وكفاءة خوارزميات الذكاء الجماعي وقدرتها على تقديم الحلول المثلى ( أفضل القدرات البحثية الشاملة مقارنة بالخوارزميات التقليدية و التقارب الحد الأدنى من الوقت ) استخدمت خوارزميات البرعات و خوارزميات مستعمرات النمل وخوارزميات الضفادع القافزة و خوارزميات القروود و خوارزميات الأسراب و خوارزميات التحسين القائم على الجغرافيا البيولوجية ، كما استخدمت أيضا في ه ذا العمل تقنية التهجين ( المزج بين الأساليب ):

1 - تهجين FFA-MPSO 2 - تهجين ACO-MSFLA 3- تهجين PSO-MA 4- تهجين BBO-MA  
استخدم التهجين لحل مشكلة التدفق الاقتصادي للطاقة مع دوال لغرض واحد و دوال متعددة الأغراض على الشبكات IEEE-6 و IEEE-14 و IEEE-30 و شبكات كهربائية ب 10 و 20 مولدا للطاقة  
**الكلمات المفتاحية :** التسيير الأمثل ، طرائق ميتاهوريستكية ، الشبكات الكهربائية ، الذكاء الجماعي .

## Abstract:

To achieve optimal management of electrical energy networks and for demonstrate the performance and effectiveness of collective intelligence algorithms and their capabilities in finding optimal solutions (better global research, convergence, minimal time Compared to conventional optimization algorithms), For this purpose the approach had used the algorithms: Firefly FFA, ants algorithm ACO, modified frog leaping MSFLA, monkey algorithm (Monkey) MA, algorithm of the swarms PSO and Biogeography-based optimization (BBO). Thus the work and in its quest for more reliable and accurate solutions the use of hybridization technique (the combination of methods):

1) -Hybridization FFA-MPSO, 2) -Hybridization ACO-MSFLA 3) - Hybridization PSO-MA. 4) - Hybridization BBO-MA .The problem EPD (economic dispatching) has been solved using the previously mentioned methods by integrating single-objective or multi-objective functions applied on the IEEE-6, IEEE-14, IEEE-30 networks and Networks with 10 and 20 generators.

**Keywords:** optimal management, méthaheuristic methods, electrical networks, collective intelligence.

# Nomenclature

PSO : L'optimisation par essais particulières

FFA : L'algorithme firefly

ACO : L'algorithme de colonie de fourmis

SFLA : L'algorithme de grenouilles sautantes

MSFLA : L'algorithme de grenouilles sautantes modifié

MA : L'algorithme de singe

BBO : L'algorithme à base biogéographique

OPF : L'optimisation de l'écoulement de puissance

## Symboles

### Optimisation

$f(x)$  : Le critère à minimiser appelé aussi fonction objective

$x$  : est un vecteur à  $n$  variables  $x_k$  qui représentent les paramètres du problème à optimiser

$g_i(x)$ ,  $h_j(x)$  : Respectivement les contraintes d'égalité et d'inégalité

$\lambda_i$  : Multiplicateur de Lagrange.

$L(x, \lambda)$  : Fonction de Lagrange

$r_k$  : Coefficient de pénalité actualisé à chaque itération du processus d'optimisation

$\alpha$  : Facteur de contrôle inclus entre 0 et 1

$\mathfrak{R}^n$  : L'espace de recherche borné par les contraintes de domaine.

$\nabla f$  : Le gradient de la fonction objective

$H = \nabla^2 f$  : La matrice de dérivées secondes partielles de  $f$ , qualifiée de Hessien.

### L'optimisation par essaim particulière PSO

$V_i^k$  : La vitesse de la  $i^{\text{ème}}$  particule dans l'essaim à l'itération  $k$ .

$X_i^k$  : La position de la  $i^{\text{ème}}$  particule dans l'essaim à l'itération  $k$

$Pbest_i^k$  : Le leader local (Meilleure position du particule  $i$  jusqu'à l'itération  $k$ )

$Gbest^k$  : Le leader global, Meilleure position du groupe jusqu'à l'itération  $k$ .

$i$  : Nombre de particules

$w$  : Facteur de poids initial

$c_1, c_2$  : Constantes d'accélération

$rand_1, rand_2$  : La valeur aléatoire uniforme dans l'intervalle  $[0,1]$ .

$w_{max}, w_{min}$  : Deux nombres aléatoires appelés poids initial et poids final respectivement

$iter_{max}$  : Le nombre d'itérations maximale

*iter*: Le numéro de l'itération courante

### **L'algorithme Firefly FFA**

$I(r)$  : L'intensité lumineuse

$I_s$  : L'intensité lumineuse à la source.

$r_{ij}$ : Distance entre lucioles  $i$  et  $j$

$\beta$  : L'attractivité d'une luciole

$\alpha$  : Coefficient d'absorption de lumière

$\beta_0$  : L'attractivité pour  $r=0$ .

$\Gamma$  : La distance caractéristique

### **L'algorithme de colonie de fourmis**

$\tau$  : Concentration en phéromone

$\tau_0$  : Niveau de phéromone initial

$\rho$  : Taux d'évaporation de la phéromone

$j_i^k$  la liste des villes restantes

$\eta_{ij}$  : Visibilité de la fourmi

$T^k(t)$  : le trajet effectué par la fourmi  $k$  à l'itération  $t$

### **L'algorithme de grenouilles sautantes**

$D_i$ : est l'étape de déplacement de la grenouille

$X_b$  et  $X_w$ : Les meilleures et les pires solutions pour chaque memplex(sous-ensemble)

### **L'algorithme des singes MA**

$M$  : La taille de la population des singes

$N$  : Le nombre de montées.

$x_i$  : Les positions initiales des singes

$a$  : La longueur du pas du processus d'escalade.

$p$  : Le pivot du saut périlleux

### **L'algorithme à base biogéographique BBO**

$\lambda_s$  : taux d'immigration

$\mu_s$  : taux d'émigration

$S$  : le nombre d'espèces présentes sur l'île

$PS$  : probabilité que l'île abrite exactement  $S$  espèces

$m(S)$  : Le taux de mutation

$HSI$ : La « fitness » de chaque île

$SIVs$  :facteur qui représente l'île

---

### **L'optimisation de l'écoulement de puissance**

---

$h(x,u)$  : La contrainte typique d'inégalité.

$g(x,u)$  : La contrainte d'égalité.

$E(P_{Gi})$  : L'expression de la fonction des émissions

$x$  : Le vecteur des variables d'état consistant de la puissance générée,  $V_{L1}$  : La tension de charge du nœud 1.

$Q_{G1}$  : La puissance réactive de sortie générée

$S_{L1}$  : La ligne de transmission de chargement

$N_{PQ}$ ,  $N_G$  et  $N_L$  : Le nombre de nœuds de charge, le nombre de générateurs et le nombre de lignes de transmission, respectivement.

$u$  : le vecteur de variables de contrôle

$V_G$  : Les tensions des générateurs.

$T$  : Les paramètres de prise de transformateur.

$Q_C$  : La puissance réactive injectée.

$nt$  : Le nombre de transformateurs de régulation.

$nc$  : Le nombre de VAR de compensation.

$f(P)$  : Le coût total de production en \$/h;

$f_i(P_{Gi})$  : La fonction de coût de carburant de l'unité  $i$  en \$/h;

$a_i, b_i, c_i, e_i, f_i$  : Les coefficients de coûts de carburant de l'unité  $i$ ;

$P_{Gi}$  : La puissance active à la sortie de l'unité  $i$  en MW;

$g_k$  : La conductance d'une ligne de transmission  $k$ .

$V_i, V_j, \alpha_i, \alpha_j$  : Les amplitudes de tension et les angles de phase du  $i^{\text{ème}}$  et  $j^{\text{ème}}$  nœud respectivement.

$nl$  : Le nombre total de lignes de transmission.

$\alpha, \beta, \gamma, \varepsilon$  et  $\lambda$  : Les coefficients des caractéristiques d'émission du  $i^{\text{ème}}$  générateur.

$h$  : Le facteur de pénalité de prix.

$\beta$  : Facteur de pondération qui satisfait  $0 < \beta < 1$ .

$B_{ij}$  : Le coefficient des pertes de transmission, souvent supposés constants (en  $MW^{-1}$ )

$P_i, P_j$  : La puissance générée des  $i^{\text{ème}}$  et  $j^{\text{ème}}$  unités.

$B_{oi}$  : Le coefficient des pertes de l' $i^{\text{ème}}$  élément du vecteur

$B_{oo}$  : Le coefficient des pertes constantes.

$P_G$  : La production totale du système.

$P_D$  : La demande de la charge totale.

$P_L$  : Les pertes de transmission totales du système.

$N_G$  : Le nombre des unités génératrices dans le système.

$nb$  : Le nombre de nœuds.

$G_{ij}, B_{ij}$  : La conductance de transfert et la susceptance entre le nœud  $i$  et le nœud  $j$  respectivement.

## Liste des figures

<b>Figure (II. 1) :</b> Principe de fonctionnement d'une centrale thermique .....	<b>22</b>
<b>Figure (II .2) :</b> Principe de fonctionnement d'une centrale hydraulique.....	<b>23</b>
<b>Figure (II.3) :</b> Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production.....	<b>27</b>
<b>Figure (II.4) :</b> Caractéristique entrée sortie d'une unité thermique à 4 valves .....	<b>29</b>
<b>Figure (II.5) :</b> Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par trois types de combustible.....	<b>30</b>
<b>Figure (III.1):</b> Hiérarchie des méthodes d'optimisation mono-objective .....	<b>52</b>
<b>Figure (III.2) :</b> Représentation d'un problème multi-objectif .....	<b>56</b>
<b>Figure (III. 3):</b> Dominance de Pareto et optimalité de Pareto .....	<b>57</b>
<b>Figure (III. 4):</b> Hybridation séquentielle.....	<b>65</b>
<b>Figure (III. 5):</b> Hybridation parallèle synchrone .....	<b>65</b>
<b>Figure (III. 6):</b> Hybridation parallèle asynchrone (coopérative) .....	<b>65</b>
<b>Figure (IV.1) :</b> Comportement des grenouilles sautant à la recherche de Nourriture.....	<b>69</b>
<b>Figure (IV.2) :</b> Algorithme de la méthode PSO .....	<b>78</b>
<b>Figure (IV.3) :</b> Particle Swarm Model.....	<b>79</b>
<b>Figure (IV. 4) :</b> courbe des relations entre « S », « $\mu$ » et « $\lambda$ » .....	<b>82</b>
<b>Figure (IV.5) :</b> Algorithme pour l'écoulement économique en utilisant l'hybridation FFA-MPSO .....	<b>86</b>
<b>Figure (IV. 6) :</b> L'espace de recherche avec la méthode hybride FFA-MPSO .....	<b>87</b>
<b>Figure (IV. 7) :</b> Algorithme pour l'écoulement économique en utilisant l'hybridation ACO-MSFLA .....	<b>88</b>
<b>Figure (IV. 8) :</b> L'approche PSO-MA pour Le problème de dispatching économique.....	<b>90</b>
<b>Figure (IV. 9) :</b> Schémas représentative de l'approche proposée PSO-MA appliquée à L'écoulement de puissance .....	<b>91</b>
<b>Figure (V. 1) .</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux deux autres méthodes MPSO et FFA utilisée chacune seule pour le Système 6 nœuds à 3 générateurs (1er cas) .....	<b>102</b>
<b>Figure (V.2) :</b> Graphe de la Convergence de la fonction cout pour la méthode FFA-MPSO(IEEE-6 nœuds).....	<b>102</b>
<b>Figure (V. 3) .</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux autres méthodes pour un système 6 nœuds à 3 générateurs , en considérant l'effet d'ouverture des vannes ( 2 <sup>ème</sup> cas ).....	<b>104</b>

## Liste des figures

<b>Figure (V.4):</b> Graphe de la Convergence de la fonction cout (avec effet de vannes) pour la méthode FFA-MPSO(IEEE-6 nœuds) .....	104
<b>Figure (V. 5 )</b> . Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux deux autres méthodes MPSO et FFA utilisée chacune seule pour le Système 14 nœuds à 5 générateurs (1 <sup>er</sup> cas) .....	106
<b>Figure (V.6) :</b> Graphe de la Convergence de la fonction cout pour la méthode FFA-MPSO(IEEE-14 nœuds).....	106
<b>Figure (V. 7)</b> . Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux autres méthodes pour un système 14 nœuds à 5 générateurs , en considérant l'effet d'ouverture des vannes ( 2 <sup>ème</sup> cas) .....	107
<b>Figure (V.8):</b> Les valeurs de la fonction coût (avec effet de vannes) dans différentes itérations pour la méthode FFA-PSO (IEEE 14 Nœuds) .....	108
<b>Figure (V.9):</b> Les valeurs de la fonction coût dans différentes itérations pour la méthode FFA-PSO (IEEE 30 Nœuds) .....	109
<b>Figure (V.10) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux deux autres méthodes MPSO et FFA utilisée chacune seule pour le Système 30 nœuds à 6 générateurs (1 <sup>er</sup> cas) .....	110
<b>Figure (V.11) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux autres méthodes pour un système 30 nœuds à 6 générateurs , en considérant l'effet d'ouverture des vannes ( 2 <sup>ème</sup> cas).....	111
<b>Figure (V.12):</b> Les valeurs de la fonction coût (avec effet de vannes) dans différentes itérations pour la méthode FFA-PSO (IEEE 30 Nœuds) .....	111
<b>Figure (V.13) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=500MW ( 1 <sup>er</sup> as).....	114
<b>Figure (V.14) :</b> Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds , PD=500MW ( 1 <sup>er</sup> cas)....	114
<b>Figure (V.15):</b> Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=500 MW.....	115
<b>Figure (V.16):</b> Convergence de la fonction d'émissions obtenus par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=500 MW.....	115
<b>Figure (V.17) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=700MW ( 2 <sup>ème</sup> cas).....	116

## Liste des figures

<b>Figure (V.18) :</b> Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=700MW ( 2 <sup>ème</sup> cas) .....	116
<b>Figure (V.19) :</b> Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=700 MW .....	117
<b>Figure (V.20):</b> Convergence de la fonction d'émissions obtenus par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=700 MW .....	117
<b>Figure (V.21) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=900MW ( 3 <sup>ème</sup> cas).....	118
<b>Figure (V.22) :</b> Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=900MW ( 3 <sup>ème</sup> cas ).....	118
<b>Figure (V.23):</b> Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=900 MW .....	119
<b>Figure (V.24):</b> Convergence de la fonction d'émissions obtenus par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=900 MW .....	119
<b>Figure (V.25) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=1251MW ( 4 <sup>ème</sup> cas ).....	120
<b>Figure (V.26) :</b> Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=1251 MW ( 4 <sup>ème</sup> cas)....	120
<b>Figure (V.27):</b> Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=1251 MW .....	121
<b>Figure (V.28) :</b> Convergence de la fonction d'émissions obtenus par ACO-MSFLA pour système d'essai de 6 générateurs PD=1251 MW .....	121
<b>Figure (V.29) :</b> Pareto front obtained by ACO-MSFLA and ACO for 6-unit test system.....	122
<b>Figure (V.30 ) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche PSO-MA et sa comparaison aux autres méthodes pour la demande de 2500 MW .....	125
<b>Figure (V. 31 ) :</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche PSO-MA et sa comparaison aux autres méthodes pour la demande de 2600 MW .....	126
<b>Figure (V.32) :</b> Graphe de la Convergence de la méthode PSO-MA, pour un système de 10 générateurs, avec une demande de 2500 MW .....	126

## Liste des figures

---

<b>Figure (V.33):</b> Graphe de la Convergence de la méthode PSO-MA, pour un système de 10 générateurs, avec une demande de 2600 MW .....	<b>126</b>
<b>Figure (V.34):</b> Coût en dollars par heure donné par l'approche BBO-MA et sa comparaison aux autres méthodes pour la demande de 2500 MW ,20 générateurs .....	<b>129</b>
<b>Figure (V.35):</b> Graphe de la Convergence de la méthode BBO-MA, pour un système de 20 générateurs, avec une demande de 2500 MW .....	<b>130</b>

## Liste des Tableaux

---

<b>Tableau (V.1) :</b> Coefficients de coûts, limites de production active des unités de production et coefficients de perte de transmission.....	101
<b>Tableau (V.2) :</b> Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 6 nœuds 3 générateurs.....	101
<b>Tableau (V.3) :</b> Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO avec effet de vannes .....	103
<b>Tableau (V.4) :</b> Coefficients de coûts, limites de production active des unités de production et coefficients de perte de transmission .....	105
<b>Tableau (V.5) :</b> Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 14 nœuds 5 générateurs .....	105
<b>Tableau (V.6) :</b> Résultats comparatifs des différentes méthodes pour Système IEEE-5 machines 14 nœuds pour PD = 259 MW .....	107
<b>Tableau (V.7):</b> Coefficients de coûts, limites de production active des unités de production et coefficients de perte de transmission.....	108
<b>Tableau (V.8) :</b> Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 30 nœuds 6 générateurs .....	109
<b>Tableau (V.9) :</b> Résultats comparatifs des différentes méthodes pour Système IEEE-30 pour PD= 283.4 MW .....	110
<b>Tableau (V.10) :</b> Paramètres des générateurs du bus IEEE 30.....	113
<b>Tableau (V.11) :</b> Limites de production d'énergie, données des coefficients d'émission du système IEEE- 30 Nœuds 06 générateurs.....	113
<b>Tableau (V.12) :</b> la Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge de 500 MW .....	114
<b>Tableau (V.13) :</b> La Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge PD=700 M.....	115
<b>Tableau (V.14) :</b> La Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge PD=900 MW .....	117
<b>Tableau (V.15) :</b> La Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge PD=1251 MW .....	119

## Liste des Tableaux

---

<b>Tableau ( V.16 ) :</b> Données système pour système de 10 unités en considérant le point de valve et les combustibles multiples .....	123
<b>Tableau ( V.17 ):</b> résultats de Comparaison de simulation avec d'autres méthodes pour la demande de 2500 MW methode PSO-MA .....	125
<b>Tableau ( V.18 ):</b> résultats de Comparaison de simulation avec d'autres méthodes pour la demande de 2600 MW methode PSO-MA .....	126
<b>Tableau ( V.19 ):</b> Comparaison du résultat de la simulation avec d'autres méthodes pour la demande de 2500 MW methode BBO-MA système de 20 unités .....	128

# Tables des matières

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale.....	13
----------------------------	----

## ÉTAT DE L'ART

I.1- Introduction .....	16
I.2.L'intelligence collective .....	19

## GENERALITES SUR LE RESEAU ELECTRIQUE ET ECOULEMENT DE PUISSANCE

II - Introduction .....	21
II .1.La production.....	21
II .1.1 Moyens de production.....	21
II.1.1.1 Les centrales à vapeur .....	21
II .1.1.2 Les centrales à gaz.....	22
II .2 .1.3 Les centrales hydrauliques.....	23
II .2 .1.4.Les centrales nucléaires .....	23
II .2 .1.5. Les centrales photovoltaïques .....	24
II .2 .1.6.Les centrales éoliennes .....	24
II .2 .Le transport.....	25
II.3 Distribution.....	25
II.4 La consommation électrique.....	26
II.5 Équilibre du système électrique.....	26
II.6 La répartition économique.....	26
II. 6.1 Formulation mathématique du problème.....	27
II.7. Caractéristique avec l'effet d'ouverture des vannes .....	28
II.8. Caractéristique avec plusieurs types de combustibles .....	29
II.9. Considérations Relatives à L'émission.....	30
II.10. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal .....	31
II.10.a) Fonction objective .....	31
II.10.b) Contraintes d'égalités .....	31
II.10.c) Contraintes d'inégalités.....	32
II.11. Dispatching économique .....	33
II.11. 1 Dispatching économique dans le cas où les puissances générées sont bornées.....	35
II.11. 2 Dispatching économique dans le cas où les pertes sont constantes .....	36

II.11. 3 Dispatching économique dans le cas où les pertes varient en fonction des puissances générées .....	37
II.12. Résolution du problème de l'Écoulement de Puissance .....	39
II.12.1.Méthodes conventionnelles d'optimisation de l'écoulement de puissance .....	39
II.12.1.1 Méthode de Newton – Raphson .....	40
II.12.1.2.Méthodes du gradient ( les méthodes de descente ) .....	41
II.12.1.3 Méthodes de Newton .....	43
II.12.1.4. Méthodes quasi-Newtoniennes .....	44
II.13. Principe de l'optimisation multi objective .....	45
II.14. Total minimisation des coûts d'émission .....	45
II. Conclusion .....	47

## FORMULATION ET CLASSIFICATION DES PROBLEMES DE L'OPTIMISATION

III.1- Introduction .....	48
III.2- Définition .....	48
III.3 Vocabulaire et définitions .....	49
III.4. Opérateurs de recherche fondamentaux .....	49
III.4.1. Méthode déterministe.....	50
III.4. 2.Méthodes stochastiques.....	50
III.5.méthodes d'optimisation mono-objective .....	50
III.5.1.Méthode exacte .....	51
III.5.2Heuristiques .....	52
III.5.3Métaheuristiques.....	52
III.6.La classification des problèmes d'optimisation .....	53
III.7.Extensions des métaheuristiques .....	54
III.8. L'optimisation multi-objective.....	55
III.8.1 Formulation générale d'un problème d'optimisation multi-objective .....	55
III.8.2. Notions de dominance et optimalité de Pareto .....	56
III.9.Les méthodes inspirées des principes physiques.....	56
III.9.1. Recuit simulé « Simulated annealing » .....	56
III.9.1.1. Principe de fonctionnement .....	57
III.9.1.2. Principales caractéristiques .....	58
III.10.Les méthodes inspirées par des comportements biologiques.....	58
III.10.1. La méthode de Recherche Tabou (RT) .....	58
III.10.2.La méthode des essaims particuliers (PSO) .....	59

III.10.3L'algorithme de colonie de fourmis.....	60
III.11 Traitements des contraintes .....	60
III.11.1 Méthodes des pénalités .....	61
III.11.1.1-La méthode de pénalité extérieure.....	61
III.11.1.2Méthode des pénalités intérieures.....	62
III.11.2. Lagrangien.....	62
III.11.2.1.Théorème de Kuhn et Tucker .....	63
III.12.Les méthodes d'optimisation hybride.....	63
III.12.1. Hybridation séquentielle .....	64
III.12.2. Hybridation parallèle synchrone.....	64
III.12.3. Hybridation parallèle asynchrone (coopérative).....	64
III.13.Conclusion .....	65

## METHODES D'INTELLIGENCE COLLECTIVE POUR LA SOLUTION DU PROBLEME DU DISPATCHING ECONOMIQUE

IV.1.Introduction .....	67
IV.1.Méthode de grenouilles sautant (SFLA).....	67
IV.1.2 Algorithme de grenouilles sautant remanié modifiée MSFLA .....	69
IV.2. Algorithme d'optimisation de colonie de fourmi ACO.....	70
IV.2.1 Algorithme de base .....	70
IV.3-Algorithm Des Lucioles (FireFly Algorithm) .....	72
IV.3.1 Attractivité.....	73
IV.3.2 Distance et mouvement .....	74
IV.4-Optimisation par essaims ( PSO) .....	75
IV.5. Algorithme des Singes (Monkey Algorithm MA ) .....	78
IV.6.La méthode d'optimisation basée sur la biogéographie .....	80
IV.6.1. La méthode BBO appliquée sur le problème du dispatching économique.....	83
IV.7.LES Méthodes hybrides .....	84
IV.7.1. La méthode hybride Luciole-Particule essaim (FFA-MPSO) .....	84
IV.7.2. La méthode hybride colonie de Fourmies – grenouilles sautant (ACO-MSFLA) .....	86
IV.7.3. La méthode hybride Particule essaim – Singe algorithme (PSO-MA) .....	88
IV.7.4. L'hybride méthode d'optimisation basée sur la biogéographie – Singe algorithme (BBO-MA) .....	90
IV.8- Conclusion .....	91

## APPLICATIONS ET DISCUSSIONS

V.1- Introduction.....	93
V.2. Formulation des problèmes .....	94
V.2.1. Problèmes du dispatching économique conventionnels.....	94
V.2.2. Fonctions objectives.....	95
V.2.2.1 Fonction de coût lisse .....	95
V.2.2.2 Fonction de coût non lisse .....	95
V.2.2.3. Fonctions de coûts quadratiques par morceaux .....	96
V.2.2.4 Minimisation de la perte de puissance réelle .....	96
V.2.2.5 Minimisation du coût total des émissions .....	97
V.2.3. Contraintes de problèmes .....	97
V.2.3.1. Equation du bilan de puissance active .....	97
V.2.3.2. Limites de production d'électricité active .....	98
V.3. Applications et résultats .....	99
V.3.1.Application de la méthode FFA-MPSO .....	99
V.3.1.1 Système 6 nœuds à 3 générateurs .....	100
V.3.1.1.1. Cas 1: Minimisation quadratique du coût de carburant (sans effet de vannes ) .....	100
V.3.1.1.2.Cas 2: Minimisation quadratique du coût de carburant (avec effet de vannes ) .....	102
V.3.1.1.3 Système 14 nœuds à 5 générateurs.....	104
V.3.1.1.3.Cas 1: Minimisation quadratique du coût de carburant (sans effet de vannes ) .....	104
V.3.1.1.4 Cas 2: Minimisation quadratique du coût de carburant (avec effet de vannes ) .....	106
V.3.1.2. Système de 30-Noeuds 6 générateur .....	107
V.3.1.2.1. Cas 1: Minimisation quadratique du coût de carburant (sans effet de vannes ) .....	108
V.3.1.2.2. Case 2: Minimisation quadratique du coût de carburant (avec effet de vannes ) .....	109
V.3.1.3 Conclusion de la méthode FFA-MPSO .....	111
V.3.2.Application de la méthode ACO-MSFLA .....	111
V.3.2.1.Applications.....	111
V.3.2.1.1.Cas 1 :System IEEE- 30 , PD=500 MW .....	113
V.3.2.1.2.Cas2 : System IEEE- 30 , PD=700 MW .....	114
V.3.2.1.3.Cas3 : System IEEE- 30 , PD=900 MW .....	116
V.3.2.1.4.Cas4 : System IEEE- 30 , PD=1251 MW .....	118
V.3.2.2.Conclusion de la méthode ACO-MSFLA .....	121
V.3.3.Application de la méthode PSO-MA .....	121
V.3.3.1.l'utilisation des multi-fuel (multi- combustible ) en considérant en même temps les effet de vannes .....	122

V.3.3.1.1.Cas 1 :System 10-unit , PD=2500 MW .....	124
V.3.3.1.2.Cas 2 :System 10-unit , PD=2600 MW .....	124
V.3.3.2.conclusion de la méthode PSO-MA.....	126
V.3.4. Application de la méthode BBO-MA .....	126
V.3.4.1.Système avec 20 générateurs, PD=2500 MW .....	126
V.3.4.2.Conclusion de la méthode hybride BBO-MA .....	129
V.4 Conclusion.....	129
Conclusion Générale.....	130
Perspectives.....	131

## **INTRODUCTION GÉNÉRALE**

Aujourd'hui, dans le système d'approvisionnement en électricité, les critères les plus importants sont le coût du carburant et le niveau de satisfaction de la demande.

Afin d'avoir une meilleure efficacité de la génération d'énergie; le système d'alimentation doit pouvoir consommer le moins de carburant tout en répondant à l'exigence ou à la demande. De nos jours, la plupart des combustibles que nous connaissons sont de plus en plus coûteux; à mesure que la demande de carburant augmente, mais la quantité de carburant diminue graduellement. Ainsi, le coût du carburant est devenu un problème très important dans la génération de l'alimentation électrique.

D'un autre coté, pour des raisons écologiques que techniques et vue les amendements de la loi mondiale de 1990 (Clean Air Act Amendements) les producteurs d'énergie sont forcés à modifier leurs algorithmes d'optimisation en tenant en considération la pollution (projection des gaz toxiques (SO<sub>2</sub>, CO<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>.) par les centrales thermiques.

Par conséquent, le dispatching économique était recommandé pour résoudre le problème du coût du carburant, de la génération du système d'alimentation ; l'objectif de base de ce dispatching est la génération et l'exploitation à coût minimal de l'énergie électrique dans un réseau; en satisfaisant toute la demande avec les contraintes d'égalité et d'inégalité particulièrement celle liées à la pollution.

Vue toutes les rudes contraintes du réseau électrique d'aujourd'hui ; le problème de l'optimisation devient non linéaire, toutes les méthodes classiques et mathématiques précédentes se trouvent incapables de le résoudre, elles ne peuvent garantir l'optimalité globale, plusieurs optima locaux peuvent exister, car elles se bloquent généralement dans des minimas locaux non global, avec un temps de calcul considérable.

Au cours de ces dernières années, les biologistes se sont penchés pour révéler les mystères entourant les insectes sociaux dans un domaine connu sous le nom de «l'intelligence collective», de « l'intelligence en essaims » et du « comportement émergent » ; ce paradigme intensivement étudié et largement appliqué a ainsi inauguré une nouvelle façon de penser aux problèmes réels, tels que la biologie, l'informatique, la science avec toutes ses disciplines.

Récemment les méthodes d'intelligence collective sont intensivement appliquées, beaucoup de leurs algorithmes, viennent s'ajouter chaque jour. Les méthodes d'intelligence collective sont en progrès et se développent très rapidement; en se servant dans leur recherche globale des méthodes métaheuristiques et des hybridations de ces dernières.

Les méthodes d'intelligence collective sont des méthodes de techniques stochastiques qui sont reconnues comme des méthodes globales, pour pouvoir localiser l'optimum global. Ces méthodes n'ont besoin ni point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objective pour atteindre la solution optimale qui se veut dans la plus part du temps, un optimum globale.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons utilisé les techniques de l'intelligence collective; nous avons proposé des approches hybrides pour améliorer la solution du problème d'optimisation, du dispatching économique de puissance.

Dans cette thèse nous avons appliqué des méthodes d'intelligence collective : Algorithme de grenouilles sautantes remanié modifiée MSFLA, algorithme d'optimisation de colonie de fourmi ACO, algorithme Des Lucioles FFA, algorithme d'optimisation par essais PSO, algorithme des Singes MA et algorithme d'Optimisation basée sur la Biogéographie "Biogeography Based Optimization BBO".

Nous avons fait la combinaison des algorithmes précédents pour avoir les algorithmes hybrides suivant : FFA-MPSO, ACO-MSFLA, PSO-MA et BBO-MA, tout en envisagent plusieurs critères et objectifs.

Notre thèse est structurée comme suit :

Chapitre 1 : Etat de l'art, qui donne le but de l'écoulement de puissance optimal (OPF); une récapitulation de la littérature de l'OPF et une courte introduction de l'intelligence collective.

Le chapitre 2 : Présente des généralités sur le réseau électrique dans une première partie, ensuite il expose la répartition optimale des puissances actives avec toutes les contraintes de sécurité et la formulation mathématique du problème de l'écoulement de puissance. En plus la description des principales méthodes d'optimisation classiques ayant été appliquées jusqu'à maintenant.

Le chapitre 3 :Expose les formulations et classifications des problèmes de l'optimisation ; en présentant aussi les différentes définitions et différents problème qu'on peut rencontrer dans notre domaine, avec les divers méthodes de résolution.

Le chapitre 4 : Consacré aux méthodes d'intelligence collective pour la solution du problème de dispatching économique; que nous avons utilisé aux court de cette thèse.

Le chapitre 5 : présente l'application des méthodes d'intelligence collective déjà expliquées dans le chapitre précédent ,nous avons utilisé divers hybridation entre ces méthodes , nous les avons utilisées pour des fonction mono-objectives et des fonctions multi-objectives.

## Chapitre 1

---

---

### ÉTAT DE L'ART

---

**I.1- Introduction :**

Aujourd'hui, la forme d'énergie la plus modulable et la plus largement utilisée est l'électricité ; à laquelle accède plus de Cinq milliards de personnes dans le monde. Ces réseaux électriques qui rendent cela possible grâce à des grandes machines jamais construites. De nuit, les villes sont même visibles de l'espace.

Les systèmes d'énergie actuels reposent principalement sur des centrales hydroélectriques, nucléaires ou à combustible, fossile de grande envergure, qui fournissent de l'électricité via des systèmes de transport et de distribution créés il y a long- temps. Ces systèmes sont en fonction depuis plus d'un siècle. Toutefois, la situation évolue. La demande d'électricité augmente très vite en raison du rapide développement social de la plupart des régions du monde, et de la dépendance croissante des économies numériques modernes vis-à-vis de l'électricité [1].

Cette dépendance accroît la pression à laquelle sont soumises les installations, qui doivent empêcher les perturbations du réseau, déjà très coûteuses.

Parallèlement, les sociétés ont pris conscience que la consommation d'énergie doit générer moins d'émissions pour pouvoir combattre le problème du changement climatique. Les sources d'énergie classiques doivent être utilisées de manière optimale, et la nouvelle capacité électrique doit provenir d'une plus grande variété de sources non traditionnelles, telles que les centrales éoliennes, marémotrices, géothermiques ou alimentées par la biomasse.

Pour une bonne exploitation du réseau, nous devons résoudre les problèmes d'ordre techniques et économiques, ce qui nécessite l'amélioration de la gestion de l'énergie électrique en réduisant d'une part le coût de production et d'autre part en gardant l'équilibre entre la production et la consommation [2].

Toutes les entreprises de distribution d'énergie électrique doivent fournir leurs énergies à leurs usagées avec un faible coût que possible, tout en les satisfaisant, avec une qualité acceptable de l'énergie livrée (tension, fréquence), minimum de défaillances, et tout ça doit se faire sous des contraintes de sécurité et de qualité. Pour cette raison des mesures doivent être prises, leur échelonnement temporel s'étale de la seconde à une période qui s'étende jusqu'à plusieurs années [3]. Pour que le réseau soit équilibré instantanément (consommation /production), il faut progresser certains réglages connus sous les noms de primaire et secondaire, le premier touche le réglage de la vitesse et le deuxième concerne L'échange des puissances avec les réseaux voisins.

A l'échelle de la minute, Il existe un autre réglage ; tertiaire ou dispatching économique qui est plus lent que les réglages primaires et secondaires. Le but attendu de ce réglage c'est d'assurer, en premier lieu, la couverture de la charge avant d'arriver à la minimisation du coût. Dans un réseau d'énergie électrique, à plusieurs nœuds producteurs, le coût d'exploitation est souvent très différent de l'un à l'autre. Il est donc très judicieux de savoir comment répartir la charge entre ces groupes en service ; de manière à satisfaire la demande avec un coût minimum. Dans ce cas, on doit se servir d'un réglage des puissances injectées qui tienne compte de (prix du carburant, pertes...etc.). [3].

Le problème consiste à déterminer à un instant donné la répartition des productions (puissances actives et réactives) entre ces centrales, de façon à satisfaire des consommations données en minimisant une fonction traduisant le coût de production total.

Par ailleurs, pour être réaliste, il faut tenir compte de certaines contraintes d'inégalité traduisant des limitations physiques ou contractuelles. On désigne souvent ce problème sous le nom d'écoulement de puissance optimal (OPF) et parfois connu comme le problème de dispatching économique de l'écoulement de puissance.

Donc le OPF essaie de maximiser le profit de la totalité des consommateurs, de minimiser le coût total des puissances actives générées, de façon que les écarts de puissances sont équilibrés et les contraintes sur les transits des puissances dans les lignes de transport sont satisfaites ; et de contrôler les puissances actives sortantes des générateurs ainsi que leurs niveaux de tension. L'OPF peut aussi contrôler les transformateurs à prises de charges et à angle de phase, ainsi que tout les autres appareils du Système [4]. D'un autre coté les pertes de puissance qui sont toujours présentes dans les lignes de transport et dans les transformateurs entrent eux aussi dans les calculs de l'OPF.

Des progrès significatifs ont été réalisés dans la résolution du problème OPF, à la fois en termes théoriques et en algorithmes pratiques. Les travaux séminaires de Carpentier (1962) et de Dommel et Tinney (1968) introduisent à la fois le classique Formulation de la programmation non linéaire pour l'OPF et les méthodes de gradient par lesquelles il est possible de le résoudre.

Important Contribution depuis cette période comprennent des techniques de linéarisation Utilisation des méthodes SLP, cf. Stott et Hobson (1978) ; L'application de techniques SQP pour améliorer la vitesse de la solution classique de la programmation non linéaire, cf. Burchett et al (1982b) ; Le développement des techniques ASP pour imposer des contraintes non linéaires et l'utilisation de la méthode de Newton, cf. Sun et al. (1984) ; l'application des IPM non linéaires

au problème OPF, cf. Granville (1994) ; interior point méthodes (Momoh et al., 1999); mixed integer programming (Bahense et al.,2001), dynamic programming (Dusonchet et al., 1973) ; et branch and bound (Haffner et al., 2000).

Toutes ces méthodes précédentes sont basées fondamentalement Sur la convexité de la fonction objective pour trouver le minimum, ils ne peuvent garantir l'optimalité globale. Cependant, le problème de l'OPF est non-linéaire et intrinsèquement non-convexe, plusieurs optima locaux peuvent exister [5].

En outre, la performance de ces approches traditionnelles, Dépend des points de départ est susceptible de converger vers Local minimum ou même diverger.

Ces lacunes ont motivé un travail significatif dans le domaine des méthodes d'optimisation ; qui a connu une grande progression surtout avec l'application de nouvelles techniques de solution, qui a parallèlement amélioré la capacité de calcul, de sorte que les algorithmes OPF récents sont beaucoup plus intensifs en calcul que les méthodes de gradient d'origine [6].

Récemment, des méthodes basées sur l'intelligence artificielle ont été développées pour faire face aux défauts non surmontés .

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de recherche qui vise à imiter l'intelligence humaine dans le domaine de l'industrie, l'électronique, l'informatique et les ordinateurs [7]. Bien que les ordinateurs puissent exécuter de nombreuses tâches difficiles, ils ne sont pas capables de penser comme des humains. Le but de l'intelligence artificielle est de permettre au dispositif de répondre intelligemment. L'étude du comportement intelligent des créatures peut être d'une aide pour atteindre les traits d'intelligence, tels que les interactions collectives ou de coopération entre plusieurs ordinateurs ou plusieurs réseaux électriques.

Au cours de ces dernières années, les biologistes se sont penchés pour révéler les mystères entourant les insectes sociaux dans un domaine connu sous le nom de « l'intelligence collective », de « l'intelligence en essaims » et du « comportement émergent ».

Ce paradigme intensivement étudié et largement appliqué a ainsi inauguré une nouvelle façon de penser aux problèmes réels tels que la biologie, l'informatique, la science avec toutes ses disciplines.

Un essaim est tout simplement un ensemble d'agents auto organisationnels capables d'exécuter une résolution distribuée de problèmes [8].

Bien que la société des insectes sociaux se compose des individus simples avec des capacités très limitées, leurs comportements collectifs intelligents présentent un comportement qui émerge par auto-organisation, Ces systèmes fournissent bien l'idée d'importantes techniques pouvant être servies dans le développement des systèmes de l'intelligence artificielle

## **I.2. L'intelligence collective :**

Chaque communauté en s'enfermant sur ses agents développe des capacités cognitives qui sont dues aux interactions entre ces mêmes agents, c'est ce qui est désigné par le terme « intelligence collective ». Les agents de la communauté n'ont qu'une perception partielle, et ne savent pas ce qui peut influencer leur groupe. grâce à la synergie, les agents dans leurs collaboration avec des comportements très simples font émerger des facultés d'apprentissage, de création et de perception qui paraissent bien supérieures aux facultés des individus seuls et séparés. La synergie créée par les interactions multiples et répétées des agents fait émerger des tâches supérieures à celles d'un individu isolé [9].

On reconnaît bien les systèmes collectifs sont vraiment un peu sophistiqués, leurs formes d'intelligence collective sont très variées suivant le genre et le contenu de la communauté. Cette technique a un procédé qui divise un problème entre des entités qualifiées de simples mais capables de s'auto organiser pour accomplir collectivement un but commun. Les caractéristiques de l'intelligence collective sont [9] :

- chaque individu ne possède qu'une connaissance partielle de l'environnement et n'a pas conscience de la totalité des éléments qui influencent le groupe ;
- chaque individu obéit à un ensemble restreint de règles simples par rapport au comportement du système global ;
- chaque individu est en relation avec un ou plusieurs autres individus du groupe ;
- chaque individu trouve un bénéfice à collaborer (parfois instinctivement) et sa propre performance au sein du groupe est meilleure que s'il était isolé.

Conclusion : Nous avons exposé les notions de l'écoulement de puissance optimal (OPF) , du dispatching économique de l'écoulement de puissance et de l'intelligence collective.

## Chapitre 2

---

# GÉNÉRALITÉS SUR LE RÉSEAU ÉLECTRIQUE ET ÉCOULEMENT DE PUISSANCE

---

## **Généralités sur le réseau électrique et écoulement de puissance**

### **I- Introduction :**

L'exploitation optimale des réseaux électriques pose pour les spécialistes de nombreux problèmes; d'ordre économique et d'ordre technique qu'ils doivent les satisfaire. L'exploitant du réseau doit assurer en tout instant et en tout lieu la couverture de l'énergie demandée, de garantir une qualité acceptable de la puissance livrée et de procurer une sécurité d'alimentation élevée, avec un coût aussi réduit que possible. En bref c'est [2] :

- Assurer au client la puissance dont il a besoin
- Fournir une tension stable
- Fournir une fréquence stable
- Fournir l'énergie à un prix acceptable
- Maintenir des normes de sécurité
- Veiller à la protection de l'environnement

En effet l'énergie électrique n'étant pas stockable pratiquement, la puissance des générateurs doit à chaque instant être exactement adaptée à la consommation; de sorte que, devant toute variation de la consommation, les générateurs doivent réagir afin de maintenir cet équilibre.

**II. Le réseau électrique :** De façon très générique un réseau électrique se compose de trois grandes parties :

### **II. 1.La production :**

C'est toutes les puissances générées au niveau des centrales de production du réseau.

#### **II .1.1.Moyens de production**

Un procédé de production d'énergie électrique est déterminé comme toute équipement capable de convertir de l'énergie initial en énergie électrique; pouvant être administrée sur un réseau quiconque.

Les centrales de production électriques utilisent généralement [10] :

Le charbon, le pétrole et le gaz (centrales thermiques classiques) ou de l'uranium (quelques pays utilisent des centrales appropriées pour l'enrichir [11]).

##### **II.1.1.1.Les centrales à vapeur :**

Le principe de ces centrales thermiques à vapeur est semblable, quelque soit le carburant : du gaz, charbon ou fuel, l'énergie thermique est transformée en énergie mécanique puis électrique, passant par plusieurs étapes; débutant par la chambre de combustion (générateur de vapeur)

arrivant à l'alternateur, en se basant au niveau de la chambre de combustion sur le principe de triade du feu : l'étincelle, le carburant et l'air. À la sortie de la chambre de combustion, une énergie thermique fait tourner les hélices de la turbine à plusieurs niveau : haute, basse et moyenne pression (HP, MP, BP) ce qui entraîne l'arbre de l'alternateur. Ainsi l'alternateur tourne à une vitesse de 1500 tr/min produisant ainsi l'électricité. À la sortie, la vapeur se condense et ce réutilise. Le rendement de ce genre de centrales est de d'environ 98%, l'exemple de la centrale de Jijel avec une puissance totale de 630MW (210× 3) MW. [13, 14]

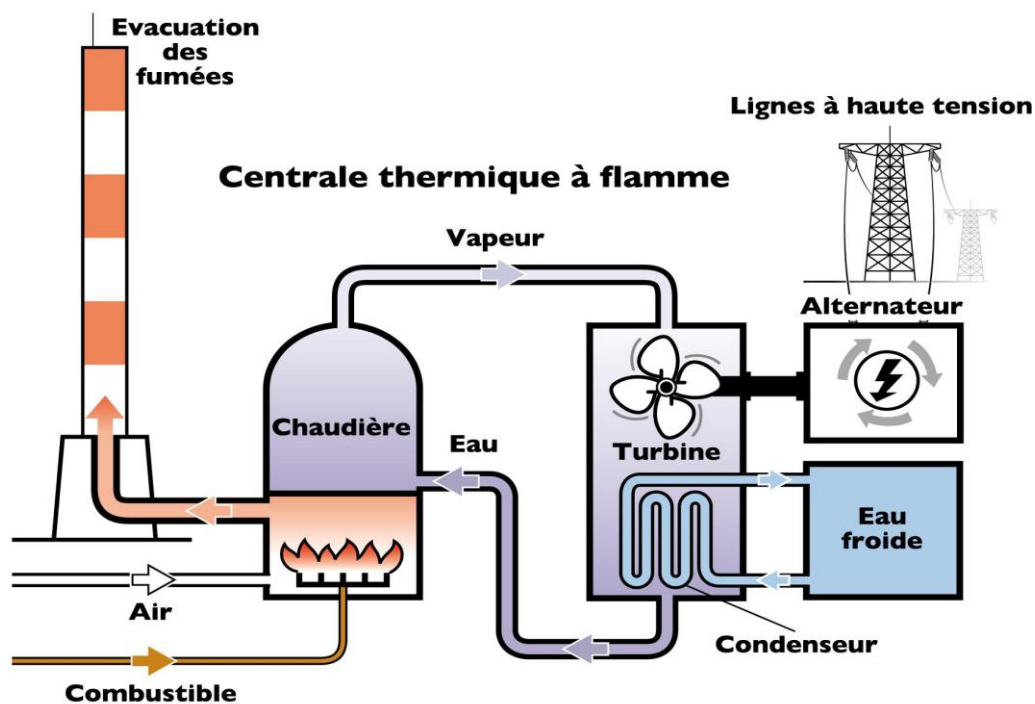
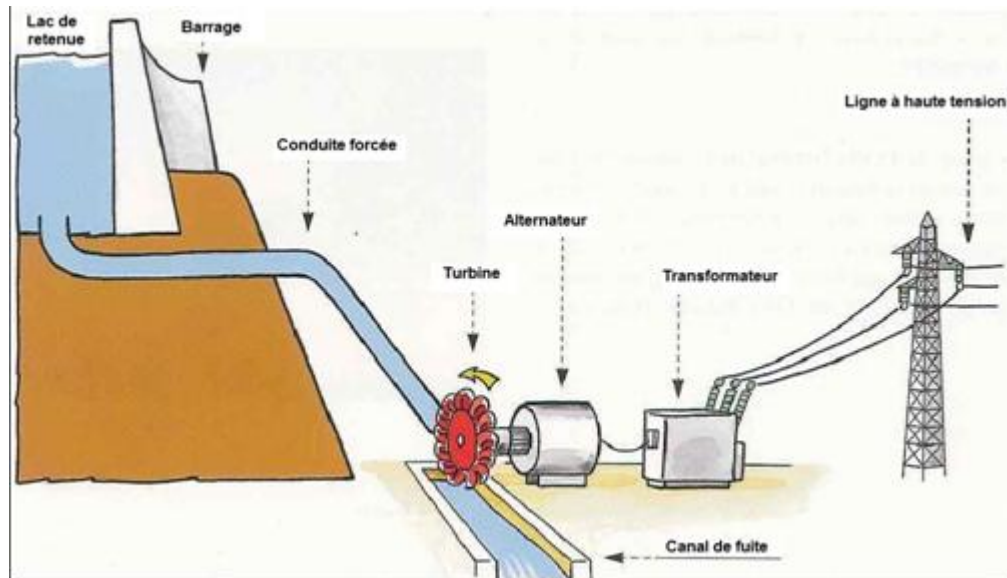


Figure (II. 1) principe de fonctionnement d'une centrale thermique [149]

### II .1.1.2. Les centrales à gaz :

Le principe de fonctionnement des turbines à gaz semblable à celui des turbines à vapeur, généralement sauf, une seule différence, les dispositifs de compression où l'air sera propulsé à l'aide des compresseurs dans une chambre de combustible : la combustion se passe à la présence de deux éléments l'air comprimée et le combustible gazeux ou liquide. À la sortie; l'énergie fait tourner les hélices de la turbine qui fait tourner à son tour l'arbre de l'alternateur. L'utilisation des turbines à gaz est souvent lors des périodes de pointe vue que son temps de réponse est très court. Le rendement des turbines à gaz est de l'ordre de 38 % [12, 10]

### II.1.1.3. Les centrales hydrauliques :



**Figure (II .2) : Principe de fonctionnement d'une centrale hydraulique [150]**

L'énergie potentielle gravitationnelle de l'eau est utilisée pour générer de l'électricité. On distingue deux types essentiels de centrales hydrauliques : les centrales hydrauliques au fil de l'eau et les centrales à réservoir. Dans le premier type, l'eau est exploitée au fil du courant des cours d'eau. Dans le second type, l'eau est retenue dans les barrages. L'énergie hydraulique est transformée en électricité lors du passage de l'eau dans une turbine reliée à un alternateur. La puissance générée dans la centrale dépend également du débit d'eau.

En Algérie, on trouve ces centrales hydrauliques de : Darguina (Bejaia) d'une puissance totale de 71,5 MW et celle de Ziama El Mensuriya d'une puissance de 100 MW. [10, 11, 12, 13]

### II.1.1.4. Les centrales nucléaires

Le principe de fonctionnement de la centrale nucléaire est de générer la chaleur par la fission nucléaire d'uranium. La chaleur produite est utilisée pour réchauffer de l'eau et produire de la vapeur, qui est ensuite acheminée dans une turbine composée d'un corps haute pression (HP) et de plusieurs corps basse pression (BP); celle-ci actionne un alternateur. Le refroidissement du circuit de la vapeur peut avoir lieu directement, par de l'eau du lac, du fleuve ou dans un circuit via une tour de refroidissement [12, 10].

Le fonctionnement de la centrale nucléaire consiste à générer la chaleur par la fission nucléaire d'uranium. Cette chaleur produite est utilisée pour réchauffer l'eau et produire de la vapeur, qui est ultérieurement conduite dans une turbine composée de plusieurs dispositifs de pression (HP,

BP); ces derniers font la tourner un alternateur. Le refroidissement est instantané du circuit de vapeur, par de l'eau du lac, du fleuve.

#### **II.1.1.5. Les centrales photovoltaïques :**

L'énergie électrique est produite directement par la transformation du rayonnement solaire au niveau des panneaux photovoltaïques qui sont à base des cellules regroupées. Ce phénomène physique appelé effet photovoltaïque qui consiste à produire une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière; le courant résultant est continu ce qui exige une intégration des onduleurs pour avoir un courant alternatif ainsi des batteries d'accumulation pour emmagasiner l'énergie électrique. Cette technologie pratiquement n'existe plus en Algérie à l'exception de quelques recherches au niveau des universités ou des centres de recherche [12,10].

L'électricité est produite directement par la transformation du rayonnement solaire par le biais des panneaux photovoltaïques, qui sont à base des cellules regroupées. Ce phénomène physique nommé effet photovoltaïque. Ces centrales demandent l'intégration de matériels électronique : onduleurs et batteries pour convertir le courant récolté et stocker l'énergie Cette technologie commence d'être utilisée dans quelques sites à Ghardaïa, Djelfa etc...

#### **II.1.1.6. Les centrales éoliennes :**

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

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

L'Europe, principalement sous l'impulsion allemande, scandinave et espagnole, comptait environ 15000 MW de puissance installée en 2000. Ce chiffre a presque doublé en 2003, soit environ 27000 MW pour 40000 MW de puissance installée dans le monde [12,10].

La source de L'énergie initiale est le vent. Une éolienne est composée particulièrement d'une hélice, généralement à trois (3) pâles, installée au-dessus d'un mât. Sous l'effet du vent l'hélice de l'éolienne se met en marche. À l'intérieur de la nacelle sur l'axe subsiste un multiplicateur de vitesse qui amplifie la vitesse de rotation disponible pour l'alternateur.

- Au niveau du monde, l'énergie éolienne est de plus en plus utilisée avec une croissance importante de 30% par an. L'Europe, principalement l'Allemagne, la Scandinavie et l'Espagne, comptait environ 15 000 MW de force placée en 2000. Ce chiffre a à-peu-près doublé en 2003, soit environ 27 000 MW.

## **II.2. Le transport**

"Les réseaux de transport assurent le transport de l'énergie électrique sur de grandes distances. Afin de minimiser, les pertes joules sur les lignes, ces réseaux sont à très haute tension, En Algérie (de 63 kV à 400 kV), les réseaux de transport sont des réseaux interconnectés afin de collecter l'électricité produite par les centrales importantes et de l'acheminer par grand flux vers les zones de consommation (fonction transport). La structure de ces réseaux est généralement de type aérien (parfois souterrain). Les flux de puissance peuvent ainsi toucher toutes les lignes du réseau dans leurs répartitions. Leur gestion est très complexe : le transfert de puissance entre zones de production et zones de consommation est très important et dynamique. Ils rendent l'optimisation technico-économique des réseaux difficiles. Notamment, les réseaux de transport, sont sous un contrôle minutieux pour pouvoir agir sur la tension, la fréquence, la répartition des flux de puissance et par conséquent les coûts de production " [15]

## **1.3. Distribution**

"Les réseaux de distribution constituent l'architecture la plus importante du système électrique. Ils assurent la distribution de l'énergie électrique. Leur tension est inférieure ou égale à 50 kV (HTA). Ils sont constitués de deux types de réseaux : le réseau moyenne tension (MT) avec un niveau de 10 kV et 30 kV connecté au réseau de transport, et le réseau basse tension (BT) de tension de 0.4 kV.

Le réseau basse tension fut le dernier fragment du système électrique. Il est raccordé au réseau MT dans des postes de transformation MT/BT. Ces niveaux de tension offrent un compromis technico-économique qui permet à la fois, de diminuer les chutes de tension et de minimiser le nombre de postes source (poste de connexion) [15].

**II.4. La consommation électrique :**

La projection et la connaissance prospective de la consommation de l'électricité d'une période future est important pour une meilleur exploitation du système électrique. Pour cela, une multitude de variables sont fréquemment utilisées pour expliquer et prédire le niveau de consommation d'électricité:

Les facteurs suivent comme la température, l'heure de la journée, le jour de la semaine (jour d'activité, week-end), le prix, etc.. ont des impacts concrets ; la plupart de ces variables est lié aux conditions climatiques, aux habitudes de consommation, aux spécificités de vie et au pays considéré. Conventionnellement, plus la prévision est réalisée préalablement par rapport au moment de la consommation en ce basant sur la courbe historique de consommation moins elle est précise [16,17].

**II.5. Equilibre du système électrique**

Pour un équilibre du système électrique il est nécessaire qu'à tout moment, la puissance injectée (production) soit égale à la puissance résultante (consommation) plus les pertes des éléments du réseau.

Assurer l'équilibrage continu production-consommation, même lors des incidents, est un moyen de maintenir la stabilité du système. La défaillance d'une ligne ou d'une unité de production peut engendrer des événements en cascade pouvant détériorer complètement le système et même le mettre hors service (black-out) [10].

Ainsi, des écarts, même minimes, de la fréquence de référence peuvent être à l'origine de déstabilisation ou l'endommagement des éléments du système de transport si les dispositifs de sûreté ne sont pas actionnés ou les bonnes décisions ne sont pas prises. Pour garantir l'approvisionnement continu des consommateurs en cas de défaillance ou de rupture le flux de puissance d'électricité doit pouvoir être acheminée par une autre séquence du réseau, ou être fournie par une autre unité de production [18].

**II.6. répartition économique :**

Les ingénieurs ont réussi à accroître l'efficacité des chaudières, des turbines et des génératrices de façon continue que chaque nouvelle unité ajoutée aux centrales d'un système fonctionne plus efficacement que n'importe quelle unité plus ancienne du système. En opérant le système pour n'importe quelle condition de charge, la contribution de chaque installation et de chaque unité dans une installation doit être déterminée de sorte que le coût de la puissance fournie soit un

minimum. Toute plante peut contenir différentes unités telles que hydro, thermique, gaz etc. Ces usines ont des caractéristiques différentes qui donnent un coût de production différent à toute charge. Donc, il devrait y avoir une planification appropriée des plantes pour la minimisation des coûts d'exploitation. La caractéristique de coût de chaque unité de production est également non linéaire. Le problème de la réalisation du coût minimum devient donc un problème non linéaire et aussi difficile [19].

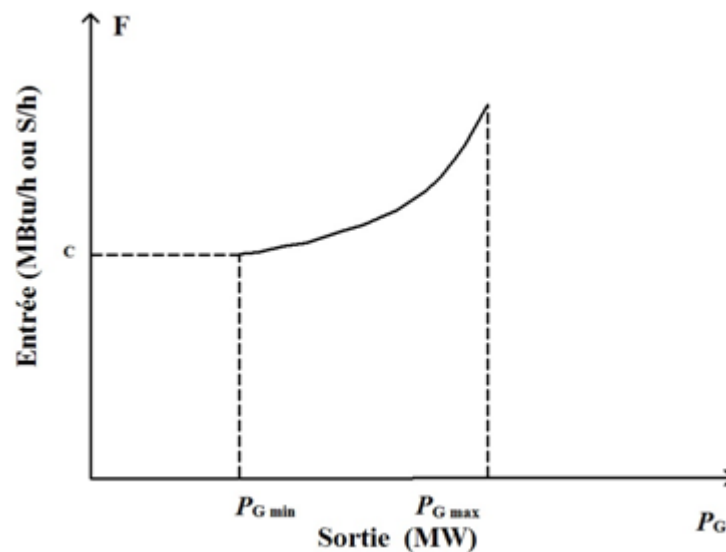
## II.6.1. Formulation mathématique du problème

### II.6.1.1. la fonction coût

C'est la fonction objective qu'on veut optimiser, ou le coût prend en considération : le coût du combustible utilisé ; coûts d'exploitations et de maintenance de la centrale. Le coût du combustible est évalué par (CSC) ( $c$  : est la quantité d'énergie thermique nécessaire pour produire de l'électricité). Cette valeur (CSC) est proportionnelle à l'inverse du rendement énergétique :

La fonction coût est en fonction du terme de  $P_{Gi}$  sous la forme suivante :

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



Figure(II.3) : Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production

D'où :

$a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  sont des constantes propres à chaque centrale. Ces paramètres peuvent être déterminés à partir de plusieurs méthodes itératives [19,21]

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

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

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

Il est très important à noter que d'autres caractéristiques spécifiques peuvent être prises en considération pour le coût de production d'électricité. C'est le cas du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt ,quelques étude les prennent en considération, mais c'est pas le cas dans notre étude.

### 11.7.Caractéristique avec l'effet d'ouverture des vannes :

En général, la fonction de coût du combustible du générateur dans le modèle OPF ignore la charge de point de soupape qui introduit des effets d'ondulation sur la courbe d'entrée-sortie réelle.

Dans la génération du système d'alimentation, le générateur qui a des turbines à vapeur multi-vannes aboutira à la fonction quadratique par morceaux. La non-linéarité et la discontinuité sont causées par l'effet de vannes. La non-linéarité dans l'ordre supérieur produit l'ondulation dans la fonction de coût. Ainsi, l'ondulation se produit lors de chaque changement dans le fonctionnement de la turbine à vapeur de soupape figure (II.4).

La fonction globale du coût du carburant pour un certain nombre d'unités Modélisée par une fonction quadratique, qui est représentée dans l'équation (II.1). Les effets de vanne peuvent être exprimés comme une fonction sinus [22,19], qui est ajoutée à l'équation (II.1), et devient comme suit :

$$F_i(P_{Gi}) = c_i + b_i P_{Gi} + a_i P_{Gi}^2 + \left| e_i \times \sin(f_i (P_{Gi \min} - P_{Gi})) \right| \quad (II.2)$$

Cette modélisation plus précise ajoute plus de défis à la plupart des algorithmes d'optimisation dérivés-basés dans la recherche de la solution globale puisque l'objectif n'est plus convexe ou différentiable partout.

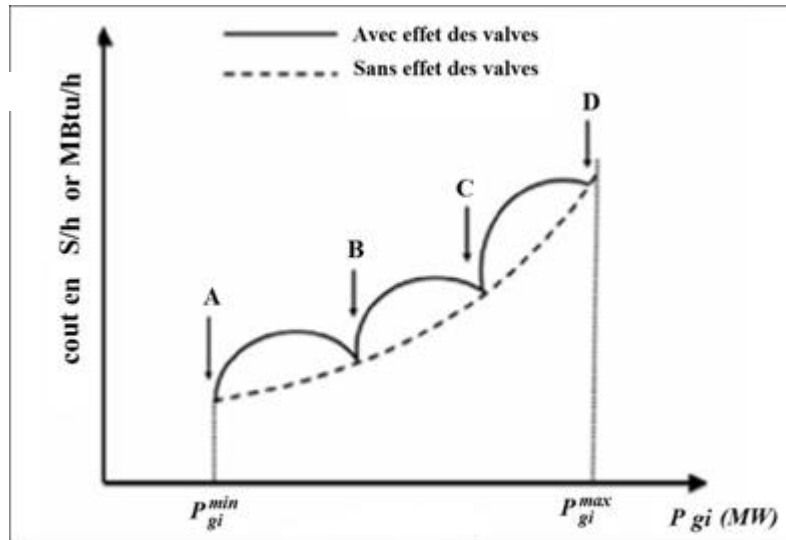


Figure (II.4) Caractéristique entrée sortie d’une unité thermique à 4 valves [151]

11.8. Caractéristique avec plusieurs types de combustibles :

Quelques fois, les unités thermiques sont capables de fonctionner avec plusieurs types de combustibles. La caractéristique du coût est constituée de plusieurs morceaux de fonctions quadratiques qui s’écrivent [18]:

$$f(P_{Gi}) = \begin{cases} a_{i1}P_{Gi1}^2 + b_{i1}P_{Gi} + c_{i1} & \text{combustible 1} & P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi1} \\ a_{i2}P_{Gi2}^2 + b_{i2}P_{Gi} + c_{i2} & \text{combustible 2} & P_{Gi1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi2} \\ \dots\dots\dots & \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\ a_{im}P_{Gim}^2 + b_{im}P_{Gi} + c_{im} & \text{combustible m} & P_{Gi(m-1)} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \quad (II.3)$$

où  $a_{i,m}$ ,  $b_{i,m}$  et  $c_{i,m}$  sont les coefficients de coût de l’unité i avec le combustible m.

Ce modèle est conventionnellement appelé modèle quadratique par morceaux , (figure II. 5)

Le combustible le plus économique est représenté par le morceau le plus bas et inférieur de la courbe. Comme nous allons le voir dans une application au chapitre v.

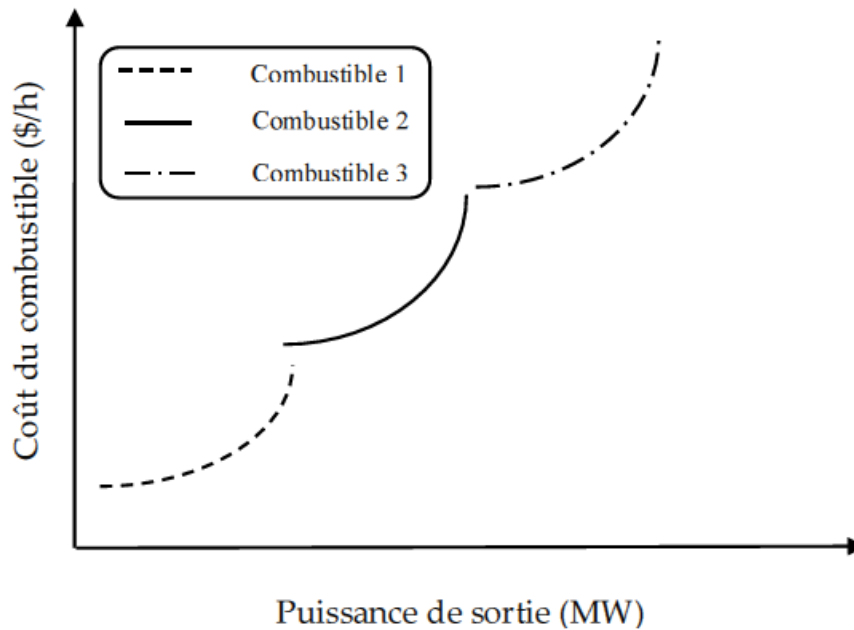


Figure (II.5) : Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par trois types de combustible [18]

### 11.9. Considérations Relatives à L'émission :

Récemment, des sources d'énergie pour produire de l'énergie mécanique et appliquées à l'arbre du rotor des unités génératrices sont des sources à combustibles fossiles. Cela provoque une grande quantité de dioxyde de carbone, de dioxyde de soufre, d'oxydes d'azote et d'émissions qui causent la pollution atmosphérique. Il y'a eu une attention particulière pour le contrôle des émissions sur la pollution environnementale causée par les centrales thermiques, et l'application des réglementations environnementales. De plus, la sensibilisation accrue du public à la pollution de l'environnement et l'adoption des modifications apportées par les amendements de la loi mondiale de 1990 (Clean Air Act Amendements) de l'air ,ont obligé les services publics à modifier leur conception ou leurs stratégies opérationnelles pour réduire la pollution et les émissions atmosphériques des centrales thermiques. Ainsi de nos jours, la technique d'optimisation ED Devrait également tenir compte de ce scénario de pollution environnementale. Des émissions comme  $\text{SO}_2$  ou  $\text{NO}_x$  [23]

Ainsi que les dioxydes de carbone deviennent un facteur influant ; il faut donc les intégrer dans la fonction objective en utilisant des fonctions de pondération avec un décideur ou une pénalité de prix [24,25].

Il y'a deux scénarios à suivre soit les émissions sont traitées comme des contraintes, soit fonction objective intègre la minimisation de l'émission dans le problème global de minimisation des coûts d'exploitation.

L'expression de la fonction des émissions est comme suit :

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} (\alpha_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i) + \varepsilon_i \exp(\lambda_i P_{Gi}) \quad (\text{II.4})$$

Avec  $\alpha_i$ ,  $\beta_i$ ,  $\gamma_i$ ,  $\varepsilon_i$  et  $\lambda_i$  sont les coefficients des émissions de pollution pour l'unité  $i$ , et sont déterminés par des techniques d'interpolation.

### **II.10. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal**

La difficulté de la répartition idéale 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 uniquement la fonction objective, c'est le cas d'une optimisation sans contraintes. Mais si on prend en considération les équations de l'écoulement de puissance, on est donc en face d'un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités. Si on prend de plus les limites min. et max. des puissances générées par le biais des alternateurs, la surcharge des lignes de transports et les niveaux de tensions admissibles pour les jeux de barres de charges, on est donc face à un problème d'optimisation avec contraintes d'égalités et d'inégalités.

Le problème de l'écoulement de puissance optimal est donné sous une forme d'optimisation avec contraintes d'égalités et d'inégalités comme suit [26,27,28]:

Min  $F(x)$  ( fonction objective )

Selon

$$g_i(x) = 0, i=1, 2, \dots, n \text{ ( contraintes d'égalités )} \quad (\text{II.5})$$

et

$$h_j(x) \leq 0, j=1, 2, \dots, m \text{ ( contraintes d'inégalités )} \quad (\text{II.6})$$

#### **II.10.a. Fonction objective:**

La fonction indique le besoin de diminuer le coût total de la production des puissances actives.

On suppose le coût particulier de chaque centre de production dépend seulement de la génération de la puissance active [29].

$$F = \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} c_i + b_i P_{Gi} + a_i P_{Gi}^2 \quad (\text{II.7})$$

**II.1.b. Contraintes d'égalités:**

Ces contraintes sont représentées par les équations non linéaires. Il faut que la somme des puissances active et réactive injectées dans chaque jeu de barres soit égale à zéro.

$$g_i(x_1, \dots, x_n) = 0 \dots \dots \dots i = 1, \dots, n \tag{II.8}$$

$$\Delta P_i = 0 = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_{Gi} + P_{Di} \tag{II.9}$$

$$\Delta Q_i = 0 = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_{Gi} + Q_{Di} \tag{II.10}$$

**II.10.c. Contraintes d'inégalités:**

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

En plus des contraintes sur les puissances actives à chaque générateur à une influence directe sur la fonction coût [26,28]:

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

$$Q_{Gi}^{\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{\max}$$

$$i = 1, \dots, ng \tag{II.11}$$

- Les transformateurs à prises de charge ont des déviations max. et min. du niveau de tension relativement à la tension nominale. Comme il est le cas des transformateurs à angles de phase ont des décalages max. et min. des phases des tensions. Tous les deux types de transformateurs forment les contraintes d'inégalités suivantes:

$$\begin{cases} T_{ij}^{\min} \leq T_i \leq T_{ij}^{\max} \\ \alpha_{ij}^{\min} \leq \alpha_i \leq \alpha_{ij}^{\max} \end{cases} \tag{II.12}$$

- Pour garantir 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 imposées par les pertes thermiques dans les conducteurs, ou la stabilité du système. Elles sont représentées comme suit

$$S_{li} \leq S_{li}^{\max} \tag{II.13}$$

- Pour conserver la qualité de service électrique du système, il faut garder et maintenir les niveaux de tension des jeux de barres entre leurs limites max. et min.

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (\text{II.14})$$

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.).  $u^T = [P_{G2}, \dots, P_{GNg}, V_{G1}, \dots, V_{GNg}, T_1, \dots, T_{nt}, Q_{C1}, \dots, Q_{Cnc}]$

Pour résoudre le problème d'OPF ça demande la formulation de la fonction Lagrangien de la fonction coût,

$$L = F + \sum_{i=1}^n \lambda_i g_i + \sum_{j=1}^n \mu_j h_j \quad (\text{II.15})$$

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

$$\begin{cases} \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu_j} = h_j(\chi) \leq 0 \\ \mu_j h_j(\chi) = 0 \end{array} \right. & \text{Et } \begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = g_i(\chi) = 0 \\ \mu_j > 0 \end{cases} & \begin{array}{l} i = 1, \dots, n \\ j = 1, \dots, n \end{array} \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

### II.11. Dispatching économique

Les générateurs à combustibles distincts possèdent différents coûts pour fournir le même montant d'énergie électrique. Il est crucial de savoir qu'un générateur malgré qu'il s'avère 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. Donc c'est l'emplacement de la production par rapport au lieu de la consommation, puisqu'un générateur qui se trouve trop loin de la charge (consommation) donne de grandes pertes de transmission, et donc il est peu économique de le laisser fonctionner [28,30]. En tenant compte de l'architecture du réseau, parfois, il sera plus

utile de produire l'énergie à des coûts élevés d'un générateur plus proche que d'aller acheminer l'énergie d'un générateur lointain moins chère.

Le problème est de réduire au minimum le coût de la puissance totale générée par l'ensemble des centrales interconnectées. Le problème est plus simple lorsque les pertes dans le réseau sont négligées. La fonction coût est présentée comme suit:

$$F(x) = \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} c_i + b_i P_{Gi} + a_i P_{Gi}^2 \quad (\text{II.17})$$

$$\text{Et } P_D = \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} \quad (\text{II.18})$$

Une approche la plus utilisée la méthode de Lagrange:

$$L = F + \lambda \left[ P_D - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \right] \quad (\text{II.19})$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} + \lambda(0-1) = 0 \Rightarrow \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} = \lambda \quad (\text{II.20})$$

$$F = \sum_{i=1}^{ng} f_i \Rightarrow \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = \lambda \quad i=1, \dots, ng \quad (\text{II.21})$$

$$\lambda = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = b_i + 2a_i P_{Gi} \quad (\text{II.22})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \left[ P_D - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \right] = 0 \quad \Rightarrow \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} = P_D \quad (\text{II.23})$$

Remplaçant et combinant les équations pour résoudre  $\lambda$  par les étapes suivantes:

De l'équation (II.22) on détermine la valeur de  $P_{Gi}$  comme suit :

$$P_{Gi} = \frac{1}{2a_i} (\lambda - b_i) \quad (\text{II.24})$$

On remplace (II.24) dans (II.18) on aura:

$$\sum_{i=1}^{ng} \frac{\lambda - b_i}{2a_i} = P_D \quad (\text{II.25})$$

Donc de l'équation (II.25), Lambda devient :

$$\lambda = \left( \sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2a_i} \right)^{-1} \left( P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{b_i}{2a_i} \right) \quad (II.26)$$

De l'équation (II.24), on aura enfin la valeur de puissance générée dans chaque jeu de barres

$$P_{Gi} = \left( \sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\lambda_i} \right)^{-1} \left( P_D + P_L + \sum_{i=1}^{ng} \frac{b_i}{2\lambda_i} \right) - b_i \quad (II.27)$$

Cette expression qui nous donne ainsi l'ensemble des puissances générées minimisant le coût total (contraintes d'inégalité négligées) et constituant notre premier optimum, est applicable en cas d'inexistence de limites sur les puissances générées [31 ,28].

### II.11.1. Dispatching économique dans le cas où les puissances générées sont bornées :

Dans le cas où les puissances des générateurs sont limitées par des limites inférieures  $P_{Gi \min}$  et des limites supérieures  $P_{Gi \max}$ . Le problème d'optimisation est donc :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min F = \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} c_i + b_i P_{Gi} + a_i P_{Gi}^2 \\ \text{selon} \\ \sum_{i=1}^N P_{Gi} = P_D \\ P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \end{array} \right. \quad (II.28)$$

Les conditions de Kuhn-Tucker d'optimalité pour ce problème seront comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{Gi \min} < P_{Gi} < P_{Gi \max} \Rightarrow \frac{\partial c_i}{\partial P_{Gi}} = \lambda \\ P_{Gi} = P_{Gi \max} \Rightarrow \frac{\partial c_i}{\partial P_{Gi}} \leq \lambda \\ P_{Gi} = P_{Gi \min} \Rightarrow \frac{\partial c_i}{\partial P_{Gi}} \geq \lambda \end{array} \right. \quad (II.29)$$

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

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

$$P_{Gi} = \frac{1}{2a_i} \left( \left( \sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2a_i} \right)^{-1} \left( P_D + \sum_{i=1}^{ng} \frac{b_i}{2a_i} \right) - b_i \right) \quad (II.30)$$

2- on vérifie les dépassements des puissances générées:

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

$$\text{Si } P_{Gk} \leq P_{Gk \min}, P_{Gk} = P_{Gk \min} \quad (II.31)$$

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:

$$\sum_{\substack{i=1 \\ i \notin nk}}^N P_{Gi} = P_D + \sum_{k=1}^{nk} P_{DK}' \text{ ou bien } \sum_{\substack{i=1 \\ i \notin nk}}^N P_{Gi} = P_D - \sum_{k=1}^{nk} P_{Gk} \quad (II.32)$$

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

On peut appliquer cette méthode si les pertes dans le réseau sont négligeables  $P_L=0$  [28].

Autrement elle va nous donner des informations erronées de point de vue coût puisqu'elle va distribuer la plupart de la demande sur les générateurs qui ont l'incrément du coût le plus petit malgré que ces générateurs sont celle les plus éloignés de la charge.

### 11.11.2. Dispatching économique dans le cas où les pertes sont constantes :

Dans le dispatching économique avec perte on tient compte de la topographie du réseau, car ce dernier à un grand effet sur les pertes. Donc nous sommes dans l'obligation de 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.

Dans le cas ou les pertes de puissance sont constantes, nous devons les évaluer et les inclure dans la demande [31 ,28].

$$F(x) : \sum_{i=1}^{ng} f_i = \sum_{i=1}^{ng} c_i + b_i P_{Gi} + a_i P_{Gi}^2 \quad (\text{II.33})$$

$$g(x) : \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} = P_D + P_L \quad (\text{II.34})$$

$$h(x) : P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \quad i=1, \dots, ng \quad (\text{II.35})$$

L'équation résultante de l'optimisation:

$$\left\{ \begin{array}{l} L = F + \left( P_D + P_L - \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} \right) + \sum_{i=1}^{NG} \mu_{i \max} (P_{Gi \max} - P_{Gi}) + \sum_{i=1}^{NG} \mu_{i \min} (P_{Gi} - P_{Gi \min}) \\ P_{Gi} < P_{Gi \max} \Rightarrow \mu_{i \max} = 0 \\ P_{Gi} > P_{Gi \min} \Rightarrow \mu_{i \min} = 0 \end{array} \right. \quad (\text{II.36})$$

Les conditions nécessaires pour trouver le minimum sont:

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 \quad (\text{II.37})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \quad (\text{II.38})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu_{i(\max)}} = P_{Gi} - P_{Gi \max} = 0 \quad (\text{II.39})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu_{i(\min)}} = P_{Gi} - P_{Gi \min} = 0 \quad (\text{II.40})$$

Quand les limites du générateur ne sont pas satisfaites:

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = 0 = \frac{\partial F}{\partial P_{Gi}} + \lambda \left( 0 + \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} - 1 \right) \quad (\text{II.41})$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{\partial}{\partial P_{Gi}} (f_1 + f_2 + \dots + f_{ng}) = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} \quad (\text{II.42})$$

$$\therefore \lambda = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = \left( \frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{Gi}} \right) \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = L_i \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} \text{ avec } L_i = \frac{1}{1 - \partial P_L / \partial P_{Gi}}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 = P_D + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{Gi} \quad (\text{II.43})$$

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

On peut utiliser le même précédent algorithme, en tenant compte du nouveau changement, et donc l'intégration de la valeur des pertes.

L'expression de la puissance générée comme suit:

$$P_{Gi} = \frac{1}{2\lambda_i} \left( \left( \sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\lambda_i} \right)^{-1} \left( P_D + P_L + \sum_{i=1}^{ng} \frac{b_i}{2\lambda_i} \right) - b_i \right) \quad (\text{II.45})$$

### 11.11.3 Dispatching économique dans le cas où les pertes varient en fonction des puissances générées :

Dans les réseaux électriques réels les générateurs sont situés généralement loin du centre de la charge électrique, c'est alors les pertes de transport jouent un rôle à un effet très économique.

La forme la plus simple de ces pertes est:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} \quad (\text{II.46})$$

Une autre forme plus réelle et précise dite la formule de Kron présente  $P_L$  comme suit [20,23] et [29]:

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{j=1}^{ng} B_{0j} P_{Gi} + B_{00} \quad (\text{II.47})$$

Avec les  $B_{00}$  sont les coefficients des Pertes, souvent supposés constants (en  $\text{MW}^{-1}$ )

Le facteur de pénalité  $L_i$  cette fois est significatif en fonction de la perte de transmission:

$$L_i = \left( 1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} \right)^{-1} \quad (\text{II.48})$$

L'aboutissement au coût minimum se fait 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.

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{j=1}^{ng} B_{0j} P_{Gi} + B_{00} \quad (\text{II.49})$$

$$\frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = 2 \sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{Gj} + B_{0i} \quad (\text{II.50})$$

$$\frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} = b_i + 2 a_i P_{Gi} \quad (\text{II.51})$$

$$\lambda = \frac{\partial f_i}{\partial P_{Gi}} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_{Gi}} = b_i + 2a_i P_{Gi} + 2\lambda \sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{Gi} + B_{0i} \quad (\text{II.52})$$

On a 
$$\sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{Gi} = B_{ij} P_{Gi} + \sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^{ng} B_{ij} P_{Gi}$$

Suivant l'équation (II.52) on a:

$$\left( \frac{a_i}{\lambda} + B_{ii} \right) P_{Gi} + \sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^{ng} B_{ij} P_{Gi} = \frac{1}{2} \left( 1 - B_{0i} - \frac{b_i}{\lambda} \right) \quad (\text{II.53})$$

On peut écrire les équations sous forme matricielle

$$\begin{bmatrix} \frac{a_1}{\lambda} + B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1n} \\ B_{21} & \frac{a_2}{\lambda} + B_{22} & \dots & B_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{n1} & B_{n2} & \dots & \frac{a_n}{\lambda} + B_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{G1} \\ P_{G2} \\ \vdots \\ P_{Gn} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 - B_{01} - \frac{b_1}{\lambda} \\ 1 - B_{02} - \frac{b_2}{\lambda} \\ \vdots \\ 1 - B_{0n} - \frac{b_n}{\lambda} \end{bmatrix} \quad (\text{II.54})$$

Puisque nous sommes devant un cas dispatching économique avec les pertes en fonction des puissances générées ,on doit réfléchir à ce que l'effet des pertes avec la variation de la puissance générée soit pris parfaitement ,Donc , on doit faire la mise à jour du calcul de coefficient B et de recalculer le dispatching jusqu'à ce que la variation de la puissance du jeu de barres de référence serait négligeable .[28,29] .

## II.12. Résolution du problème de l'Écoulement de Puissance :

### II.12.1.Méthodes conventionnelles d'optimisation de l'écoulement de puissance :

IL est très connu que la méthode premièrement utilisée était la méthode de Gauss-Seidel, malheureusement il s'est avéré que cette méthode renferme un très grand inconvénient : elle converge en un nombre d'itérations proportionnel à la taille du réseau.

Actuellement, c'est la méthode de Newton – Raphson qui est adoptée ou plus c'est la méthode découplée rapide, dont le nombre d'itérations requis pour obtenir une solution est indépendant de la taille du réseau étudié.

II.12.1.1. Méthode de Newton – Raphson [18]:

Le principe de cette méthode réside par le développement en série de Taylor des fonctions de l'écoulement de puissance P et Q autour des valeurs des variables d'état  $\delta$  et V, pour les

$$P_i = \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}) \quad i=1,2,\dots,N \quad (\text{II.55})$$

$$Q_i = \sum_{m=1}^N V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}) \quad i=1,2,\dots,N \quad (\text{II.56})$$

On est ainsi conduit à formuler le système linéaire :

$$\Delta P_i = \sum_{m=1}^N \left( \frac{\partial P_i}{\partial \delta_m} \Delta \delta_m + \frac{\partial P_i}{\partial V_m} \Delta V_m \right) \quad i=2,\dots,N \quad (\text{II.57})$$

$$\Delta Q_i = \sum_{m=1}^N \left( \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_m} \Delta \delta_m + \frac{\partial Q_i}{\partial V_m} \Delta V_m \right) \quad i=2,\dots,N \quad (\text{II.58})$$

ou sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ J & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (\text{II.59})$$

où H, N, J et L sont, respectivement, des sous-matrices de dimension  $(N - 1) \times (N - 1)$ ,  $(N - 1) \times (N - N_G - 1)$ ,  $(N - N_G - 1) \times (N - 1)$  et  $(N - N_G - 1) \times (N - N_G - 1)$ . Ces sous-matrices forment la matrice Jacobienne du système.

Les éléments diagonaux de la matrice Jacobienne sont calculés par:

$$H_{ii} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.60})$$

$$N_{ii} = \frac{\partial P_i}{\partial V_i} = 2V_i Y_{ii} \cos \theta_{ii} + \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_m Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.61})$$

$$J_{ii} = \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_i} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.62})$$

$$L_{ii} = \frac{\partial Q_i}{\partial V_i} = -2V_i Y_{ii} \sin \theta_{ii} - \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq i}}^N V_m Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.63})$$

De la même manière, les éléments hors diagonaux de la matrice Jacobienne sont :

$$H_{im} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_m} = -V_i V_m Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.64})$$

$$N_{im} = \frac{\partial P_i}{\partial V_m} = V_i Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.65})$$

$$J_{im} = \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_m} = -V_i V_m Y_{im} \cos(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.66})$$

$$L_{im} = \frac{\partial Q_i}{\partial V_m} = -V_i Y_{im} \sin(\delta_m - \delta_i + \theta_{im}) \quad (\text{II.67})$$

La procédure de calcul de l'écoulement de puissance en utilisant la méthode de Newton – Raphson est résumée dans les étapes suivantes [18]:

1. Initialiser le compteur d'itération,  $k = 0$
2. Affecter des valeurs initiales aux modules et phases des tensions,  $V_i^{(0)}$  et  $\delta_i^{(0)}$ .  
D'habitude, les valeurs initiales sont 1 p.u. et  $\delta_i^{(0)} = 0$

3. Calculer le vecteur des écarts de puissances  $\Delta P_i^{(k)}$  et  $\Delta Q_i^{(k)}$  comme suit :

$$\Delta P_i^{(k)} = P_i^{spec} - P_i^{(k)} \quad (\text{II.68})$$

$$\Delta Q_i^{(k)} = Q_i^{spec} - Q_i^{(k)} \quad (\text{II.69})$$

Les écarts de puissances représentent la différence entre l'injection des puissances spécifiées et la valeur actuelle de l'injection des puissances calculées sur la base des formules (II.55) et (II.56), en fonction des valeurs actuelles des variables d'état.

4. Vérifier la convergence. Si le vecteur des écarts de puissance est inférieur à une certaine précision  $|\Delta P_i^{(k)}| \leq \varepsilon$  et aussi, stop. Sinon, continuer.
5. Calculer les éléments de la matrice Jacobienne (H, N, J et L) à partir de (II.60)-(II.67).
6. Résoudre le système (II.59) par rapport à  $[\Delta \delta, \Delta V]^T$ , par l'inversion directe de la matrice Jacobienne ou par la technique de factorisation triangulaire et l'élimination gaussienne.

7. Calculer les nouvelles estimations des variables d'états :

$$V_i^{(k+1)} = V_i^{(k)} - \Delta V_i^{(k)} \quad (\text{II.70})$$

$$\delta_i^{(k+1)} = \delta_i^{(k)} - \Delta \delta_i^{(k)} \quad (\text{II.71})$$

8. Incrémenter k de 1 et retourner à l'étape 3.

Il faut noter que si la puissance réactive générée au niveau d'un jeu de barres à tension contrôlée dépasse sa limite minimale ou maximale, celui-ci change de type et sera considéré comme un jeu de barres de charge.

### II.12.1.2. Méthodes du gradient (les méthodes de descente) :

Sont des méthodes itératives pour trouver un minimum d'une fonction en suivant la ligne de plus grande pente associée à la fonction objective. L'idée est donc de minimiser une fonction objective  $f(X)$  à travers une suite de points destinées à converger vers la solution optimale du problème [18].

Le passage d'un point à un autre se fait suivant la direction de descente  $P_i^{(k)}$  avec un pas fixe ou variable  $\alpha^{(k)}$

Le processus itératif est arrêté s'il n'y a pas d'amélioration de la solution.

La direction de recherche est donc donnée par  $P_i^{(k)} = -\nabla f(X^{(k)})$  et le vecteur des variables de décision X est actualisé en utilisant la formule suivante :  $X_i^{(k+1)} = X_i^{(k)} - \alpha^{(k)} P_i^{(k)}$

il y a plusieurs méthodes pour déterminer la valeur du pas de descente  $\alpha^{(k)}$ . En général, on propose un choisir  $\alpha^{(k)}$  qui permet de minimiser  $f(X^{(k)} + \alpha^{(k)} P^{(k)})$

L'application de cette méthode au problème de l'OPF, exige la formulation de la fonction de Lagrange pour satisfaire les contraintes d'égalité où sont intégrées des fonctions de pénalité pour satisfaire les contraintes d'inégalité comme nous l'avons déjà expliqué.

Les méthodes à base du gradient les plus utilisées pour le problème de l'OPF sont la méthode du gradient réduit généralisée, la méthode de la plus grande pente et la méthode du gradient conjugué.

**II.12.1.3.Méthodes de Newton :**

La méthode de Newton converge rapidement , surtout si l'estimation initiale de la solution  $X^{(0)}$  est très proche de la solution optimale  $X^*$ . L'idée de cette méthode est de minimiser, à chaque itération k, une approximation quadratique de la fonction objective originale  $f(X)$  au voisinage de l'estimation actuelle de la solution  $X^{(k)}$ .

L'approximation quadratique de  $f(X)$  est obtenue en utilisant le développement en série de Taylor à l'ordre 2 :

$$f(X^{(k+1)}) \cong f(X^{(k)}) + [\nabla f(X^{(k)})]^T [\Delta X^{(k+1)}] + \frac{1}{2} [\Delta X^{(k+1)}]^T [\nabla^2 f(X^{(k)})] [\Delta X^{(k+1)}] \quad (II.72)$$

Où

$\Delta X_i^{(k+1)} = X_i^{(k+1)} - X_i^{(k)}$  est le vecteur de correction de X,

$\nabla f(X^{(k)})$  Est le vecteur gradient de f évalué au point  $X^{(k)}$

$\nabla^2 f(X^{(k)})$  Est la matrice hessienne de f évaluée au point  $X^{(k)}$

La condition nécessaire de premier ordre pour un minimum est que les dérivées partielles de (II.72), par rapport à  $X^{(k+1)}$  soient égales à zéro :

$$\nabla f(X^{(k+1)}) = \nabla f(X^{(k)}) + [\nabla^2 f(X^{(k)})] \Delta X^{(k+1)} = 0 \quad (II.73)$$

Si la matrice Hessienne est régulière (inversible), l'équation(II.73) peut être résolue pour obtenir une solution améliorée  $X^{(k+1)}$  où :

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - [\nabla^2 f(X^{(k)})]^{-1} \nabla f(X^{(k)}) \quad (II.74)$$

Cette équation représente la formule de Newton. La direction de recherche est tirée de :

$$[\nabla^2 f(X^{(k)})]^{-1} \nabla f(X^{(k)})$$

La direction de recherche est une ligne de descente si la matrice Hessienne  $\nabla^2 f(X^{(k)})$  est définie positive.

Afin de garantir que le point  $X^*$  -, satisfaisant (II.73), est un minimum local, la condition d'optimalité suffisante de second ordre doit être examinée.

En effet, selon cette condition, le point  $X^*$  est un minimum local strict si la matrice Hessienne est définie positive.

L'application de la méthode de Newton au problème de l'OPF, nécessite l'utilisation de la fonction de Lagrange et les conditions d'optimalité de KuhnTucker [32].

#### II.12.1.4. Méthodes quasi-Newtoniennes :

On a vu dans la méthode itérative de Newton qu'il faut évaluer la matrice Hessienne  $\nabla^2 f(X^{(k)})$ , composée des dérivées partielles du second ordre de  $f$ , qui varie à chaque itération en fonction du vecteur  $X$ . Pour éviter ces opérations coûteuses en temps de calcul, les méthodes quasi-Newtoniennes proposent de remplacer la matrice Hessienne ou son inverse  $[\nabla^2 f(X^{(k)})]^{-1}$  par une autre matrice approximative définie positive, en utilisant seulement les dérivées premières de  $f$ .

Si  $M$  désigne une approximation de  $[\nabla^2 f(X^{(k)})]^{-1}$ , l'équation (II.74) devient :

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} - \alpha^{(k)} M^{(k)} \nabla f(X^{(k)}) \quad (\text{II.75})$$

Où

$\alpha^{(k)}$  est le pas optimal de déplacement le long de la ligne de descente  $[-M^{(k)} \nabla f(X^{(k)})]$ , à l'itération  $k$ . Ce pas est déterminé en effectuant une recherche linéaire [33].

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

$$M^{(k+1)} = M^{(k)} - \Delta M^{(k)} \quad (\text{II.76})$$

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

Dans la littérature, de nombreuses formules itératives ont été proposées pour le calcul de  $\Delta M^{(k)}$  en commençant par une matrice initiale  $M^{(1)}$ , qui est souvent égale à la matrice identité. Ces matrices approchées doivent maintenir la symétrie et le caractère défini positif. Les formules les plus connues sont celles de Davidon–Fletcher–Powell (DFP) et Broydon–Fletcher–Goldfarb–Shanno (BFGS) [18]

**II.13 Principe de l'optimisation multi-objective :**

De nombreux problèmes réels impliquent une optimisation simultanée de plusieurs fonctions objectives. Généralement, ces fonctions sont des objectifs non contraignables et souvent contradictoires.

L'optimisation multi-objective avec de telles fonctions objectives conflictuelles donne lieu à un ensemble de solutions optimales, au lieu d'une solution optimale. La raison de l'optimalité de nombreuses solutions est que personne ne peut être considéré comme meilleur que tout autre par rapport à toutes les fonctions objectives. Ces solutions optimales sont connues sous le nom de Pareto-solutions optimales [34].

Pour un problème d'optimisation multi-objectif, deux solutions quelconques  $x_1$  et  $x_2$  peuvent avoir une de deux possibilités: l'une domine l'autre Ou aucun ne domine l'autre. Dans un problème de minimisation, sans Perte de généralité, une solution  $x_1$  domine  $x_2$  si les deux Conditions sont remplies:

$$\begin{aligned} 1. \forall i \in \{1, 2, \dots, N_{obj}\}: f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \\ 1. \exists j \in \{1, 2, \dots, N_{obj}\}: f_j(x_1) \leq f_j(x_2) \end{aligned} \quad (\text{II.77})$$

Si l'une des conditions ci-dessus est violée, la solution  $x_1$  ne domine pas la solution  $x_2$ . Si  $x_1$  domine la solution  $x_2$ ,  $x_1$  est appelée la solution non dominée. Les solutions qui ne sont pas dominées dans l'espace de recherche entier sont désignées par Pareto-optimal et constituent l'ensemble Pareto-optimal. Cet ensemble est également connu comme Front Pareto optimal.

**II.14. Total minimisation des coûts d'émission :**

Comme nous l'avons déjà présenté, les émissions les plus importantes considérées dans l'industrie de la production d'électricité du fait de leurs effets sur l'environnement sont le dioxyde de soufre (SO<sub>2</sub>) et les oxydes d'azote (NO<sub>x</sub>). Ces émissions peuvent être modélisées par des fonctions qui associent les émissions à la production d'électricité pour chaque unité. Une approche pour représenter les émissions de SO<sub>2</sub> et de NO<sub>x</sub> consiste à utiliser une combinaison de termes polynomiaux et exponentiels [35]:

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} (\alpha_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i) + \varepsilon_i \exp(\lambda_i P_{Gi}) \quad (\text{II.78})$$

Où  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \varepsilon_i$  et  $\lambda_i$  sont des coefficients des caractéristiques d'émission de l'ième générateur. Dans ce genre de problème, pour minimiser le coût et l'émission le problème sera convertit en un seul problème d'optimisation en introduisant le facteur de pénalité h comme suit :

$$\text{Min}F = FC + h \cdot EC,$$

$$F = \sum_{i=1}^{N_g} f_i(P_{Gi}) + h \sum_{i=1}^{N_g} E(P_{Gi}) \tag{II.79}$$

Ou :

$f_i(P_{Gi}) = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i$  Est la fonction objective assignée à chaque générateur

Soumis aux contraintes de flux de puissance. Le facteur de pénalité « h » combine l'émission avec le coût du carburant et F représente le coût d'exploitation total en \$ / h. Le facteur de pénalité des prix  $h_i$  est le rapport entre le coût maximal du carburant et l'émission maximale du générateur correspondant.

$$h_i = \frac{\sum_i^{N_g} f(P_{Gi}^{\max})}{\sum_i^{N_g} E(P_{Gi}^{\max})} \tag{II. 80}$$

Les étapes suivantes sont utilisées pour trouver le facteur de pénalité de prix pour une demande de charge particulière:

- 1) Trouver le rapport entre le coût maximal du carburant et l'émission maximale de chaque générateur.
- 2) Organiser les valeurs du facteur de pénalité de prix par ordre croissant.
- 3) Additionner la capacité maximale de chaque unité  $P_{Gi}^{\max}$  p une à la fois à partir de la plus petite unité « hi » jusqu'à :

$$\sum P_{Gi}^{\max} \geq P_D \tag{II.81}$$

- 4) A ce stade,  $h_i$  associé à la dernière unité dans le processus est le facteur de pénalité de prix h pour la charge donnée.

La procédure ci-dessus donne la valeur approximative du calcul du facteur de pénalité des prix pour la demande de charge correspondante [36]

### **Conclusion :**

La résolution du problème économique de la gestion de l'énergie électrique est intensivement liée à la résolution du problème de l'écoulement de puissance connu aussi sous le nom de dispatching économique.

Nous avons présenté dans ce chapitre les Critères d'optimalité du dispatching économique, surtout la fonction coût avec ses variantes (l'effet d'ouverture des vannes, Caractéristique avec plusieurs types de combustibles), nous avons essayé de cerner le problème en prenant compte de toutes les contraintes d'égalité et d'inégalité ainsi que les différentes limites à respecter que ce soit au niveau des lignes ou au niveau des unités de production ,en prenant en charge l'équilibre entre la génération et la demande ( plusieurs cas ont été présentés ).

Les fonctions à optimiser eux aussi, nous les avons présentées sous leurs diverses formes (mono-objective, multi-objective).

Enfin, nous avons mis l'accent sur la résolution du problème de l'Écoulement de Puissance par des méthodes conventionnelles classiques. D'autres méthodes Heuristiques et métaheuristiques seront présentées dans le prochain chapitre III.

## Chapitre 3

---

# FORMULATIONS ET CLASSIFICATION DES PROBLEMES DE L'OPTIMISATION

---

**III.1- Introduction :**

L'optimisation occupe dans notre vie quotidienne une grande place. Les chercheurs se heurtent tous les jours à des problèmes technologiques de grande complexité; qui apparaissent dans différents domaines, Le problème qu'on veut résoudre peut fréquemment être exprimé sous la forme d'un problème d'optimisation ; dans lequel on définit une fonction objective, ou fonction de coût que l'on cherche à minimiser (maximiser) par rapport à tous les paramètres. Le problème d'optimisation est généralement complété par des contraintes : ces contraintes doivent être respectées sinon la solution serait peut-être erronée ou non réalisable.

La problématique étant de savoir si ces problèmes peuvent être résolus efficacement ou pas; en se basant sur une estimation théorique des temps de calcul et des besoins en espace mémoire.

**III.2- Définition :**

Selon V. Th. Paschos « L'optimisation c'est la capacité de comprendre un problème réel, et d'arriver à le transformer en un modèle mathématique que l'on peut étudier afin d'en extraire les propriétés et de caractéristiques nécessaires pour les solutions du problème. Aussi l'optimisation c'est comment exploiter cette caractérisation pour désigner les algorithmes qui peuvent les calculer et bien déterminer les limites sur l'efficience et l'efficacité de ces algorithmes ». [37].

**Formulation mathématique :** Un problème d'optimisation est mathématiquement formulé comme suit [38] :

$$\text{Minimiser (ou maximiser)} \quad f_i(x) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{III.1})$$

$$x \in R^n$$

$$\text{soumise à} \quad g_j(X) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, j$$

$$h_k(X) \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, K$$

$$\text{avec} \quad X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$$

$X$  : est un vecteur à éléments réels ou entiers de dimension  $n$ .

Les composantes  $x_i$  du vecteur  $x$  sont appelées variables de décision, elles peuvent être continues ou discrètes.

- Les valeurs des  $x_i$  représentent l'espace de recherche  $R^n$ . La fonction  $f_i(x)$  avec ( $i=1, 2, \dots, M$ ) est appelée la fonction objective.  $M$  représente le nombre de fonctions objectives du problème
- Les inégalités  $g_j(X)$  et  $h_k(X)$  sont appelées les contraintes du problème.

### III.3. Vocabulaire et définitions :

**Fonction objective** : c'est la fonction  $f(x)$  qu'on cherche à optimiser.

**Variables de décision** : elles sont regroupées dans le vecteur  $X$  qui correspond à l'ensemble des variables du problème.

**Minimum globale** : un « point »  $x$  est appelé minimum global de la fonction

$$f(x) \text{ si : } \forall x, x \neq x^* \Rightarrow f(x^*) < f(x)$$

**Minimum local fort** :  $x^*$

est un minimum local fort de la fonction  $f(x)$  si :

$$\forall x \in v(x^*), x \neq x^* \Rightarrow f(x^*) < f(x), \text{ où } v(x) \text{ représente le voisinage de } x^*$$

**Minimum local faible** :  $x^*$  est un minimum local faible de la fonction  $f(x)$  si :

$$\forall x \in v(x^*), x \neq x^* \Rightarrow f(x^*) \leq f(x)$$

### III.4. l'exploration et l'exploitation comme outils de recherche :

La recherche de l'optimum d'une fonction est généralement réalisée à l'aide de deux opérateurs principaux : l'exploration et l'exploitation.

L'exploration permet une localisation de l'optimum global d'une façon générale sans précision; alors que l'exploitation intervient au-delà et agit sur cette solution en augmentant la précision de l'optimum.

Le compromis entre l'exploration et l'exploitation joue un rôle cruciale et marque l'efficacité d'un tel procédé de résolution. Certaines méthodes préfèrent l'exploitation au préjudice de l'exploration ou l'inverse pour parvenir à l'optimum. Par exemple, les méthodes déterministes, exploitant les dérivées de la fonction objective et des contraintes pour arriver précisément et plus vite au minimum local qui serait généralement plus proche du point de départ. [39].

Pour atteindre l'optimum global, Un algorithme d'optimisation doit maîtriser les deux outils : l'exploration, et l'exploitation. Ces deux fonctions, malgré qu'elles paraissent contradictoires elles se complètent, il suffit seulement à leur l'algorithme de trouver le compromis entre elles

selon l'utilisation. Une recherche aléatoire est bonne pour l'exploration; mais pas pour l'exploitation en revanche la recherche dans le voisinage est une favorable méthode d'exploitation. Pour conclure : L'exploration pour la recherche de régions inexplorées de l'espace de recherche, et l'exploitation pour exploiter la connaissance acquise aux points déjà visités et parvenir peut être à des points meilleurs [39].

#### **III.4.1. Méthode déterministe**

Généralement les méthodes déterministes, sont des méthodes locales et dépendent seulement de leurs points de départ pour atteindre l'optimum. Là, on reconnaît que ce sont des méthodes où le hasard n'a pas un rôle à jouer. Au contraire, les techniques stochastiques sont reconnues comme des méthodes globales pour pouvoir localiser l'optimum global.

#### **III.4.2. Méthodes stochastiques :**

Ce sont des méthodes aléatoires, ça veut dire que plusieurs exécutions successives de ces algorithmes n'aboutissent forcément pas aux mêmes résultats; même s'il s'agit de la même configuration initiale d'un problème.

Ces méthodes n'ont besoin ni point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objective pour atteindre la solution optimale qui se veut dans la plus part du temps, un optimum globale. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations et de calcul de la fonction objective [39].

#### **III.5. Méthodes d'optimisation mono-objective :**

Nous pouvons résumer hiérarchie des méthodes d'optimisation mono-objective comme suit :

Il y a plusieurs distinctions adoptées dans la littérature, on retrouve, dans ce graphe, les principales distinctions.

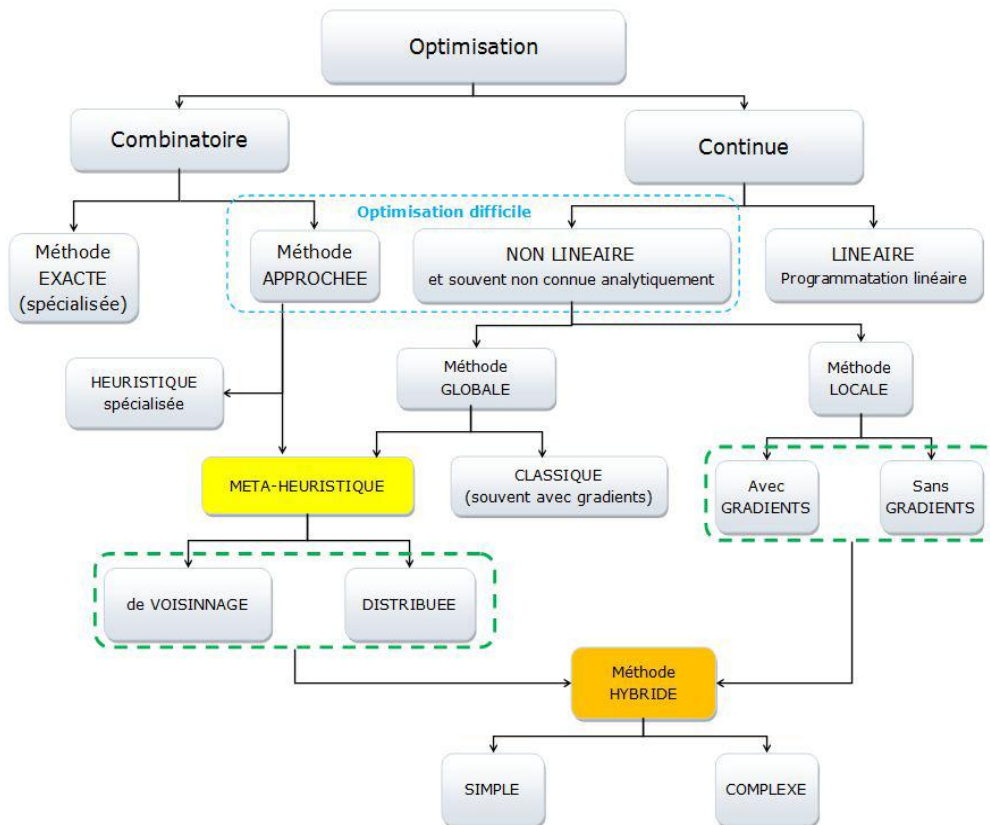


Figure (III.1) : hiérarchie des méthodes d'optimisation mono-objective [40]

Pour éclaircir ce qui précède nous présentons ci-après des exemples de méthodes des différentes catégories :

### III.5.1. Méthode exacte :

Les méthodes exactes marquent leurs succès pour trouver des solutions optimales pour des problèmes de taille acceptable; Pour les applications de taille importante, malheureusement elles n'ont pas le même succès et le temps de calcul pour trouver une solution optimale, risque d'augmenter exponentiellement avec la taille du problème. Pour faire face à cette situation ces méthodes demandent des ordinateurs un peu plus puissants. Les méthodes exactes effectuent leurs recherches; pour arriver à l'optimum global en faisant une énumération des solutions de l'espace de recherche. Par exemple la méthode de "Branch and Bound" et ses dérivées, (Branch and Cut & Branch and price). (Voir [41]) dans laquelle on effectue les étapes suivantes :

- on divise l'espace de recherche en sous-espaces ;
- on cherche une borne minimale en terme de fonction objective associée à Chaque sous-espace de recherche ;
- on élimine les "mauvais" sous-espaces ;
- on reproduit les étapes précédentes jusqu'à obtention de l'optimum global.

Cette méthode permet d'obtenir l'optimum global de manière exacte; sur certains types de problèmes. Il n'est pas possible d'appliquer cette méthode à des problèmes dont l'espace de recherche est de taille trop importante [40].

### **III.5.2. Heuristiques :**

L'utilisation de méthodes exactes n'est pas toujours la méthode appropriée pour la résolution de tous les problèmes; et ça est du à certains obstacles, comme le temps de calcul souvent important. Des méthodes approchées, appelées heuristiques ont fait leur apparition pour minimiser les effets des contraintes précédemment citées. Le terme heuristique dérive du grec signifie « trouver » qualifie tout ce qui sert à la découverte et à l'exploitation [43]. Il est à souligner ici qu'une méthode heuristique peut être déterministe ou stochastique.

Une heuristique est un algorithme qui fournit rapidement (en un temps polynomial) une solution approchée et réalisable, pas nécessairement optimale, pour un problème d'optimisation difficile.

Dans la littérature ; il existe une variété d'heuristiques, comme les algorithmes gloutons ou les approches par amélioration itérative.

### **III.5.3. Métaheuristiques :**

Ce sont des heuristiques beaucoup plus développées, adaptables à un grand nombre de problèmes différents, sans faire un grand changement dans l'algorithme, ce qui a engendré ce que nous connaissons sous le nom d'algorithmes d'optimisation métaheuristiques. Le terme métaheuristique a été inventé par Fred Glover en 1986, lors de la mise au point de la recherche tabou [42,43].

Les métaheuristiques sont une famille de méthodes stochastiques utilisées pour la résolution des problèmes difficiles d'optimisation. Elles exploitent généralement des processus aléatoires dans l'exploration de l'espace de recherche pour faire face à l'explosion combinatoire engendrée par l'utilisation de méthodes exactes [44].

L'avantage de ces méthodes c'est qu'elles sont adaptables à un grand nombre de problèmes. Quelques fois, on se heurte à des problèmes d'optimisation très difficile à résoudre, et on en souffre d'insuffisance d'informations, alors là, on préfère tout de même une approximation de l'optimum global trouvé rapidement à une valeur exacte trouvée dans un temps exorbitant. Les métaheuristiques arrivent toujours à optimiser un problème sans faire un changement capital dans leurs algorithmes; même qu'elles ne donnent pas garantie à propos de l'optimalité de la meilleure solution trouvée [44].

Les métaheuristiques sont des méthodes itératives, directes et évolutives :

Dans le premier sens, le même schéma est reproduit plusieurs fois au cours de l'optimisation.

Dans le deuxième sens, elles ne font pas appel au calcul du gradient de la fonction. [44].

Pour leurs évolutions, il y'a une activité permanente, un grand nombre de métaheuristiques existe aujourd'hui [44].

Les méthodes les plus répondues sont la recherche tabou, le recuit simulé, les algorithmes de colonies de fourmis ou aussi l'optimisation par essaim particulaire.

Ces méthodes tirent leur intérêt de leur capacité à éviter les optima locaux, soit en acceptant des dégradations de la fonction objective au cours de leur progression, soit en utilisant une population de points comme méthode de recherche [43].

Les métaheuristiques sont généralement applicables à tout type de problème d'optimisation. Elles sont stochastique, ainsi d'origines souvent inspirées des analogies : physique (l'algorithme du recuit simulé), biologie (algorithmes évolutionnaires) ou encore d'éthologie (colonies de fourmis, essais particulaires).

### III.6. La classification des problèmes d'optimisation :

Il existe dans la littérature plusieurs nominalisations reliées généralement à des critères ou à des conditions à remplir [38,45]:

**1-** Classification basée sur le **nombre** d'objectifs : deux catégories de problèmes d'optimisation : ceux à un seul objectif et ceux à plusieurs objectifs, on parle dans ce cas de problèmes d'optimisation **multi objectifs**.

**2-** Classification selon les **contraintes** : deux catégories sont constatées :

- problèmes sans contraintes ( $J=K=0$ ).
- problèmes avec contraintes d'égalité ( $J \geq 1$  et  $K=0$ ), contraintes d'inégalité ( $J=0$  et  $K \geq 1$ ), ou avec les deux types de contraintes ( $J \geq 1$ ,  $K \geq 1$ )

**3-** Classification suivant **la forme** de fonction : si les fonctions de contraintes  $g_j(\mathbf{X})$  et  $h_k(\mathbf{X})$ , ainsi que la fonction objective  $f_i(\mathbf{x})$  sont **linéaires**, on parle d'un problème D'optimisation linéaire. Dans le cas contraire on parle d'un problème d'optimisation **non Linéaire**.

**4-** Classification selon l'allure de la fonction objective qui peut admettre un seul optimum local qui est aussi l'optimum global, dans ce cas on parle d'un problème d'optimisation **uni modal**, par contre si la fonction objective admet plusieurs optimums on parle d'un problème **multimodal**.

5- Classification selon le type des variables de décision : on parle de problèmes d'optimisation **discrets** ou **combinatoires**, lorsque les variables de décision sont discrètes. Par contre si les variables de décision sont réelles ou continues on parle dans ce cas des problèmes d'optimisation **continue**.

6- D'autre part, On différencie les problèmes d'optimisation déterministe des problèmes d'optimisation stochastique. Si les valeurs des variables de décision et de la fonction objective sont définies de manière exactement, on est devant un problème **déterministe**.

Par contre, **si** quelques paramètres seulement sont connus et sans certitude alors le problème est **stochastique**. Dans ces dernières, les valeurs à l'entrée sont générées par un générateur de nombres aléatoires ou random.

### **III.7. Extensions du métaheuristique :**

Les métaheuristicques ont un grand pouvoir à soulever des problèmes très divers, elles se préparent avec souplesse à des extensions [43], nous pouvons citer :

- Les métaheuristicques pour l'optimisation multi objective [40] : où il faut optimiser plusieurs objectifs contradictoires. Le but ne consiste pas ici à trouver un optimum global, on cherche, en revanche, une gamme de solutions « optimales au sens de Pareto », qui forment la « surface de compromis » du problème considéré;
- Les métaheuristicques pour l'optimisation multimodale [46] : on est invité à chercher l'ensemble des meilleurs optima globaux et/ou locaux; c'est à dire repérer toute une série d'optimums globaux ou locaux, exemple Les algorithmes évolutionnaires.
- Les métaheuristicques pour l'optimisation dynamique [47] : qui fait face à des variations temporelles de la fonction objective au cours de temps, ce qui nécessite d'approcher l'optimum à chaque pas de temps : les algorithmes de colonies de fourmis et d'essaims particulaires par leurs auto organisations et leurs flexibilités; en particulier quand on ne dispose que d'informations locales sont les bien placées pour être utiliser et évoluer dans un environnement changeant
- Les métaheuristique hybride [48] : c'est la combinaison du différent métaheuristique, pour tirer profit des avantages.
- Les métaheuristique parallèle [49] : Pour résoudre Le problème en un temps minimal, il faut adapter les métaheuristicques pour qu'elles soient distribuées.

**III.8.L'optimisation multi-objective :**

Les problèmes d'optimisation multi-objectifs sont plus difficiles à traiter que les mono-objectifs. Il est impossible de trouver une solution optimale unique pour un problème multi-objectif, ça est du parce que il n'existe aucune combinaison des variables de décisions qui minimise (ou maximise) toutes les composantes du vecteur  $F$  simultanément [50]. Les problèmes multi-objectifs ont souvent un ensemble de solutions optimales dont les valeurs des fonctions sont les meilleurs compromis possibles dans l'espace des fonctions objectives.

**III.8.1. Formulation générale d'un problème d'optimisation multi-objectif :**

Un problème d'optimisation multi-objectif se formule, comme suit :

$$\text{Minimiser (ou maximiser) } f_i(x) \quad i = 1, 2, \dots, m \tag{III.2}$$

*Soumis aux contraintes*

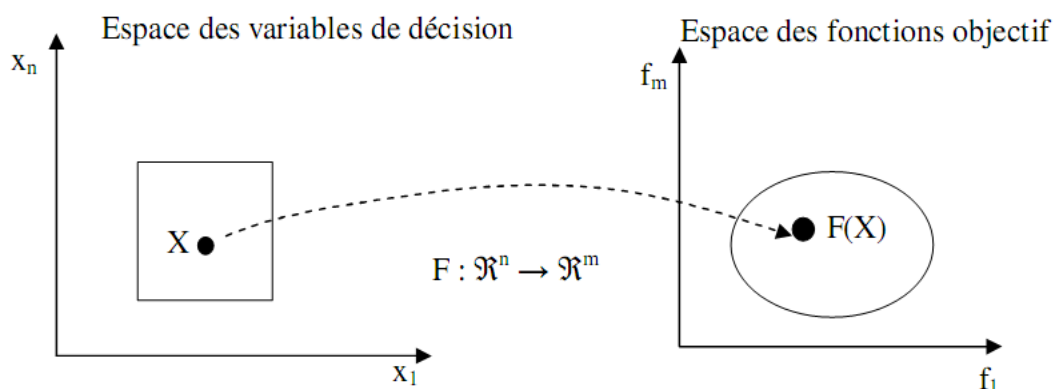
$$\begin{aligned} h_k(X) &\leq 0 & k &= 1, 2, \dots, k \\ g_j(X) &= 0 & j &= 1, 2, \dots, j \end{aligned}$$

Où  $m$  est le nombre de fonctions objectives,  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  est un vecteur de  $n$  variables de décision

$g_j(X)$  et  $h_k(X)$  sont respectivement des contraintes d'égalités et d'inégalités.

Les fonctions objectives du problème d'optimisation forment un espace des variables de décision.

La figure (III.2) illustre les deux espaces : l'espace des variables de décision, et l'espace des fonctions objectif

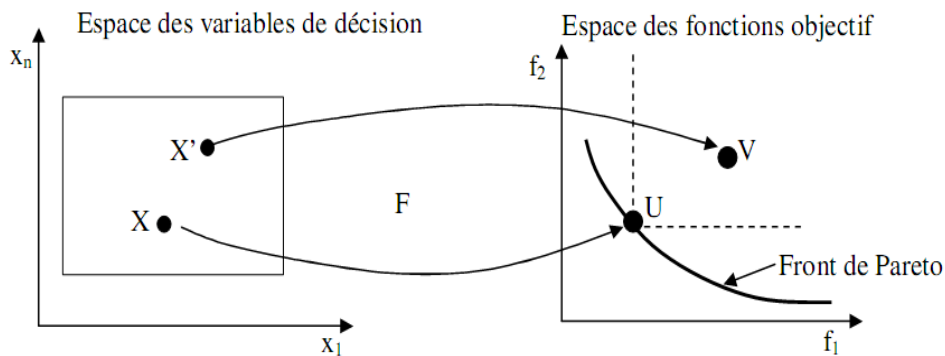


**Figure (III.2) : Représentation d'un problème multi-objectif[50].**

### III.8.2. Notions de dominance et optimalité de Pareto :

Pour aborder cette optimalité, commençant par donner une illustration de la « dominance pareto »: d'après l'exemple donné par [50] :

Soit deux vecteurs  $U$  et  $V$  dans l'espace des fonctions objectif. On dit que le vecteur  $U = (u_1, u_2, \dots, u_m)$  domine le vecteur  $V = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ , si et seulement si toutes les composantes de  $U$  sont inférieures ou égales à celles correspondantes dans  $V$ , et au moins une composante de  $U$  est inférieure à celle correspondante dans  $V$ , figure (III.3). Une solution  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  d'un problème multi-objectif est dite "Pareto optimale" par rapport à l'espace entier des variables de décision s'il n'existe aucune autre solution  $X' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$  telle que  $F(X') = (f_1(X'), f_2(X'), \dots, f_m(X'))$  domine  $F(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X))$ . L'ensemble des solutions optimales est appelé "ensemble Pareto optimal", et l'ensemble des valeurs des fonctions objectif correspondantes dans l'espace des fonctions objectif est appelé "front de Pareto". [50].



**Figure (III. 3) : Dominance de Pareto et optimalité de Pareto [50].**

Dans l'optimisation multi-objective, notre but est :

- à trouver l'ensemble des solutions Pareto optimales, c'est-à-dire celles qui progressent tout le long du front de Pareto.
- à être sûr que les solutions soient différentes les unes des autres et qu'elles ne soient utilisées d'une façon à favoriser un objectif particulier.

### III.9. Les méthodes inspirées des principes physiques :

#### III.9.1. Recuit simulé « Simulated annealing »

En 1982, Kirkpatrick a introduit ce que nous connaissons aujourd'hui par la méthode recuit simulé; en se basant sur les critères de la méthode de Métropolis introduite en Son principe de

fonctionnement repose sur les principes d'équilibre énergétique lors de la cristallisation des métaux. Ce phénomène est souvent rencontré lors de l'étude de la science des matériaux.

L'analogie de l'optimisation est simple; c'est d'associer une solution à un état du métal, on équilibre thermodynamique est la valeur de la fonction objective de cette solution.

La succession des états du métal correspond à passer d'une solution à une solution voisine. Le recuit simulé est une technique stochastique, se base sur un des paramètres influant dans les études des matériaux, c'est la température. Comme tous les algorithmes aléatoires, à partir d'une solution initiale il recherche dans son voisinage une autre solution de façon aléatoire, bien sûr qui peut être de moins bonne qualité permettant d'échapper aux optima locaux en acceptant temporairement une dégradation de la fonction objective. On souligne qu'au début le paramètre température est élevé permettant temporairement une forte dégradation de qualité puis décroît pour diminuer la probabilité des dégradations importantes. [51].

<b>Algorithme de Recuit simulé</b>
<pre> initialisation de la température <math>T_0</math> : <math>T \leftarrow T_0</math> choisir aléatoirement une solution initiale <math>s</math> définir le taux de refroidissement <math>\alpha</math>, la température finale <math>T_f</math> et le nombre d'itérations <math>N</math> <math>i \leftarrow 1</math> tant que ( <math>T &gt; T_f</math> et <math>i &lt; N</math> ) faire   {choisir aléatoirement un voisin <math>s' \in N(s)</math>   Calculer <math>\Delta = f(s') - f(s)</math>   Si <math>\Delta &lt; 0</math> alors     Accepter la nouvelle solution : <math>s \leftarrow s'</math>   Sinon     {générer un nombre réel aléatoire <math>r \in [0,1]</math>     Si <math>\exp\left[\frac{-\Delta}{T}\right] &gt; r</math> alors       Accepter la nouvelle solution : <math>s \leftarrow s'</math>     }   décrémenter <math>T</math> : <math>T \leftarrow \alpha * T</math> }</pre>

### III.9.1.1. Principe de fonctionnement :

Le recuit simulé est un Hill-climbing qui a la possibilité de sortir d'un d'un minimum local; même en acceptant temporairement une solution dégradée de la solution courante.

On fait intervenir un paramètre  $T$  (température) qui décroît tout doucement avec le nombre d'itérations et qui détermine la probabilité avec laquelle une dégradation de la solution courante est acceptée. Il à noter que au début de recherche le nombre d'itérations est réduit; au contraire de la température qui est élevée. Tout au long de l'algorithme, la température va décroître, mais

bien heureusement ni trop vite pour ne pas rester bloquée autour d'un minimum local, ni trop lentement pour un temps de traitement raisonnable. Le recuit simulé est dotée par un mécanisme qui permet : Au début de la recherche, la température élevée permet au recuit d'explorer l'espace de recherche sans être piégé par les optima locaux. Au fil de temps et la température décroît, le recuit est de moins en moins capable d'explorer l'espace de recherche et la recherche se concentre sur une zone déterminée bien précise et donc : l'exploitation prend le dessus sur l'exploration [45].

### **III.9.1.2.Principales caractéristiques [45]:**

- ✓ L'algorithme de recuit simulé est très souple à utiliser , il accepte l'inclusion des contraintes dans le corps de son programme;
- ✓ L'un des inconvénients du recuit simulé est qu'une fois l'algorithme piégé à basse température dans un minimum local, il lui est impossible de s'en sortir tout seul;
- ✓ Le temps de calcul devient parfois excessif avec certaines applications, et l'algorithme exige en particulier le calcul d'une exponentielle;
- ✓ L'algorithme a la propriété d'exploration aléatoire locale, au voisinage d'un point donné. Mais il est moins bon pour une recherche globale .

### **III.10. Les méthodes inspirées par des comportements biologiques :**

#### **III.10.1. La méthode de Recherche Tabou (RT)**

La méthode tabou a été formalisée en 1986 par Glover (1986). Sa caractéristique principale est basée sur l'utilisation de mécanismes inspirés de la mémoire humaine [42].

Cette méthode est conçue pour permettre de trouver d'une manière flexible un compromis entre la qualité de la solution et le temps de calcul. L'idée de cette méthode est d'ajouter au processus de recherche une mémoire flexible qui permet de mener une recherche plus "intelligente" dans l'espace des solutions [44].

Le principe de la méthode tabou est comme le recuit simulé; la méthode tabou fonctionne en même temps avec une seule configuration courante , qui est actualisée au cours des itérations successives. À chaque itération, le mécanisme de passage d'une configuration, appelée  $s$ , à la suivante, appelée  $t$ , comprend deux étapes :

- Premièrement; soit  $V(s)$  l'ensemble des voisins de  $s$ , cette ensemble contient les configurations accessibles en un seul mouvement élémentaire de  $s$ . Il ne faut pas que cette

ensemble soit trop grande, sinon on doit procéder à sa réduction ,en utilisant une méthode convenable de réduction, on utilise par exemple un extrait au hasard ,un sous-ensemble des voisins de taille fixe);

– « On évalue la fonction objective du problème en chacune des configurations apparentent à  $V(s)$ . La configuration  $t$ , qui succède à  $s$  dans la suite des solutions construite par le procédé tabou, est une configuration de  $V(s)$  en laquelle  $f$  prend la valeur minimale. Notons que cette configuration est adoptée, même si elle est pire que  $s$ , c'est à dire  $f(t) > f(s)$  : En raison de cette caractéristique de la méthode tabou permet d'éviter les minima locaux. »[53].

La méthode Tabou, modélise une sorte de mémoire à court terme, qui contient une liste appelée " liste tabou " ou une liste de mouvements interdits, De son tour, cette dernière liste contient  $m$  mouvements ( $t \rightarrow s$ ) qui sont les inverses des  $m$  derniers mouvements ( $s \rightarrow t$ ) effectués. Pour que la méthode soit opérante ,elle doit éviter le risque de retour à une configuration déjà visitée dans une itération précédente par le biais de la liste précédente, en tenant à jour et en exploitant , à chaque itération, la liste Tabou [44].

Deux mécanismes supplémentaires, nommés intensification et diversification, sont souvent mis en oeuvre pour équiper l'algorithme avec une mémoire à long terme. [52,53].

#### Algorithme de recherche tabou

- 1 Déterminer une configuration aléatoire  $s$
- 2 Initialiser une liste tabou vide
- 3 tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire
- 4     Perturbation de  $s$  suivant  $N$  mouvements non tabous
- 5     Évaluation des  $N$  voisins
- 6     Sélection du meilleure voisin  $t$
- 7     Actualisation de la meilleure position connue  $s'$
- 8     Insertion du mouvement  $t \rightarrow s$  dans la liste tabou
- 9      $s = t$
- 10 Fin

#### III.10.2. La méthode des essais particuliers (PSO) :

L'optimisation des particules en essaim (PSO) introduite par Kennedy et Eberhart (1995), est une optimisation stochastique basée sur la Technique de population. PSO est basé sur des processus qui se produisent naturellement dans les colonies socialement organisées; telles que les bandes d'oiseaux. PSO exploite une population d'individus pour explorer des régions prometteuses dans l'espace de recherche. Dans la procédure de recherche, chaque individu (particule) se déplace Dans l'espace décisionnel dans le temps et modifie sa position conformément à Sa propre

meilleure expérience et à la meilleure particule actuelle, Poli et al. (2008). PSO Est capable d'évoluer vers un optimum global avec une vitesse aléatoire par son Mécanisme de mémoire, Hajian-Hosein abadi et al. (2008). Cependant, cette méthode souffre d'un inconvénient primaire traditionnel est la convergence prématurée lorsque les paramètres ne sont pas choisis correctement. surtout en manipulant des problèmes avec beaucoup d'optima locaux [6].

### **III.10.3 L'algorithme de colonie de fourmis :**

L'Optimisation colonie de fourmis, (ACO), initialement proposé par Colorni et al. (1991) et Dorigo (1992), est une classe d'algorithmes probabilistes modélisés après le comportement pathogène des fourmis, cf. Dorigo et Stutzle (2004); Dorigo et al. (2008). ACO est une recherche parallèle sur plusieurs threads de calcul constructifs basée sur des données de problème local et une structure de mémoire dynamique contenant des informations sur le Qualité des résultats précédemment obtenus. L'ACO s'est inspirée de l'observation des colonies de fourmis établissant les chemins les plus courts entre la colonie et les sources alimentaires.

La technique est basée sur un modèle de phéromone probabiliste, composé d'un ensemble de paramètres de modèle appelés paramètres de phéromone piste. Les valeurs des phéromones sont mises à jour; à l'aide de solutions produites précédemment, de telle sorte que la probabilité de générer des solutions de qualité augmente avec le temps. Contrairement à d'autres algorithmes stochastiques, tels que SA et GA, ACO peut être exécuté en continu et s'adapter aux changements en temps réel, cf. Venayamoorthy et Harley (2007) [6].

### **III.11.Traitements des contraintes**

Il y a plusieurs choix pour le traitement des problèmes avec contraintes :

On peut, pour faciliter la mise en œuvre, transformer un problème contraint en une suite de problèmes sans contrainte. Cette transformation s'effectue en ajoutant des pénalités à la fonction objective.

La méthode du Lagrangien procède, elle, par linéarisation des contraintes.

Enfin, le problème contraint peut être transformé en problème non-contraint .

#### **III.11.1. Méthodes des pénalités :**

Ces méthodes détiennent leur intérêt de la simplicité, de leurs principes et leurs efficacités dans le domaine pratique [54, 55, 56] Le but est de transformer le problème sous contraintes en une suite de résolutions de problèmes; sans contrainte en associant à l'objectif une pénalité dès qu'une contrainte est violée.

La fonction objective  $f(x)$  du problème est alors remplacée par la fonction suivante à minimiser :

$$\varphi_j(X, r) = f(X) + r \cdot h(X) \quad (\text{III.3})$$

Où  $h_k(X)$  est la fonction pénalité, continue, dépendant des contraintes  $g_j(X)$ ,  $r$  est un coefficient de pénalité, toujours positif. La fonction de pénalité n'est choisie que si la possibilité de réalisation soit assurée dans tous les processus de recherche de l'optimum.

### III.11.1.1. La méthode de pénalité extérieure

La fonction  $h_k(X)$  est intégrée pour que les positions non admissibles soient défavorisées. Là On note que  $h_k(X)$  doit être continue et à dérivées continues :

$$h(X) = \sum_{j=1}^m \max^2(0, g_j(X)) \quad (\text{III.4})$$

les méthodes des pénalités sont en général résolues de manière itérative : une suite de valeurs croissantes de  $r$  est générée et à chaque itération  $k$  du processus, le problème d'optimisation sans contrainte suivant est résolu :

$$\varphi(X, r, k) = f(X) + r^k \sum_{j=1}^m (\max(0, g_j(X)))^2 \quad (\text{III.5})$$

La coefficient  $r$  doit être choisi supérieur à 1, et pas trop grand. En pratique, une valeur de  $10 = r$  et une valeur de  $3 = k$  convient bien si toutes les fonctions contraintes sont mises à l'échelle.

L'avantage de cette méthode est que le point de départ n'est pas nécessairement admissible tout en garantissant que le point final sera dans le domaine admissible ou presque.

## 2-Méthode des pénalités intérieures

Dans ce genre de pénalité, on définit  $h(X)$  comme suit :

plus  $x_i$  se rapproche de la frontière du domaine admissible, plus la fonction de pénalisation  $h(X)$  croît et tend vers l'infini, donc, on moins de chance d'atteindre le minimum proche de la frontière [39].

Dans ce cas la fonction objective du problème d'optimisation  $f(x)$  est remplacée par la fonction suivante :

$$\varphi(X, r) = f(X) - r^{-k} \sum_{j=1}^m \frac{1}{g_j(X)} \quad (\text{III.6})$$

"  $r$  " doit être d'une grande valeur afin que la recherche se fasse loin des limites du domaine de faisabilité. À chaque nouvelle itération, la recherche se rapprochera davantage des limites de faisabilité, la pénalité diminuera.

Comme toutes les autres pénalisations, On compte parmi ces avantages : elle conduit fréquemment à des solutions réalisables.

Malheureusement, elle a aussi ses inconvénients :

- la nécessité d'un algorithme supplémentaire pour trouver le point de départ;
- Elle est discontinue sur l'interface entre les domaines admissible et interdit.

Les méthodes que nous avons décrites présentent certains inconvénients :

Notamment lorsque  $k$  tend vers l'infini, la fonction peut être mal conditionnée ce qui entraîne une convergence lente, et une nécessité d'un temps de calcul important.

Nous allons maintenant exposer une méthode qui permet d'éliminer en partie des lacunes dues aux pénalités en arrivant à une convergence vers l'optimum.

Ces méthodes sont dites du Lagrangien [39]:

### III.11.2. Lagrangien

On appelle fonction de Lagrange associée à une fonction  $f(x)$  :

$$L(X, \lambda) = f(X) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \cdot g_j(X) \quad (\text{III.07})$$

Où  $\lambda_j \geq 0$  ( $j = 1, \dots, m$ ) sont appelés multiplicateurs de Lagrange.

#### III.11.2.1. Théorème de Kuhn et Tucker

Une condition nécessaire pour que  $x^*$  soit minimum local d'un problème contraint est donnée par les équations de Kuhn-Tucker [57] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \nabla f(X^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j^* \nabla g_j(X^*) \\ \lambda_j^* g_j(X^*) = 0 \quad \forall j = 1, \dots, m \end{array} \right. \quad (\text{III.08})$$

L'équation (III.08) s'écrit à l'aide de l'équation (III.07) :

$$\begin{cases} \nabla L(\mathbf{X}, \lambda^*) = 0 \\ \lambda_j^* g_j(\mathbf{X}^*) = 0 \quad \forall j = 1, \dots, m \end{cases} \quad (\text{III.09})$$

La résolution du système (III. 9) à  $(m+ n)$  équations permet de trouver des points pouvant être des minima locaux mais rien ne garantit qu'ils le soient effectivement.

### III.12. Les méthodes d'optimisation hybrides :

Une méthode hybride est une méthode de recherche constituée d'au moins deux méthodes de recherche distincte.

Pour qu'une méthode de recherche soit efficace; elle doit associer judicieusement exploitation et exploration de l'espace de recherche. Or une méthode de recherche est rarement aussi efficace pour exploiter, que pour explorer l'espace de recherche. de ce qui précède, il est très bénéfique d'associer une méthode de recherche dont la capacité d'exploitation est très élevée à une méthode de recherche dont le point fort est l'exploration de l'espace de recherche [58].

D'un autre coté; l'hybridation peut prendre place dans ou plusieurs composants d'une méthode de recherche, La technique d'hybridation permet aussi d'envisager d'autres solutions, surtout lorsqu'il s'agit de relancer une méthode de recherche utilisée avec une autre solution initiale et / ou un autre paramètre; dès que cette dernière ne parvient pas à améliorer le coût de la solution courante.

Dans la littérature, l'hybridation est divisée en plusieurs catégories, Talbi [48] propose une taxinomie des métaheuristiques hybrides en décrivant des différents schémas d'hybridation.

Duvivier [58] a proposé une hybridation répartie en 03 catégories, en se basant sur les travaux de l'équipe de travail PERFORM du laboratoire d'informatique de Lille et du laboratoire de Littoral:

#### III.12.1. Hybridation séquentielle :

Consiste à exécuter ces méthodes d'une telle façon que les résultats serve de solutions initiales à la suivante, voir figure (III.4)

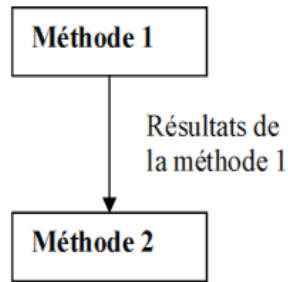


Figure (III.4) – Hybridation séquentielle

### III.12.2. Hybridation parallèle synchrone :

Cette hybridation est réalisée par incorporation d'une méthode de recherche particulière dans un opérateur. Elle est plus complexe à mettre en œuvre que la précédente. L'objectif est de combiner une recherche locale, avec une recherche globale dans le but d'améliorer la convergence [58].

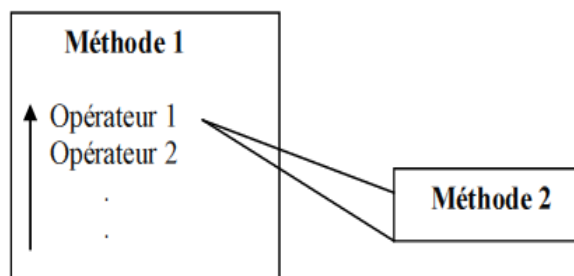


Figure (III. 5) - Hybridation parallèle synchrone

### III.12.3. Hybridation parallèle asynchrone (coopérative) :

Les méthodes hybrides appartenant à cette classe sont caractérisées par une architecture telle que deux algorithmes A et B sont impliqués simultanément et chacun ajuste l'autre. Les algorithmes A et B partagent et échangent de l'information tout au long du processus de recherche.

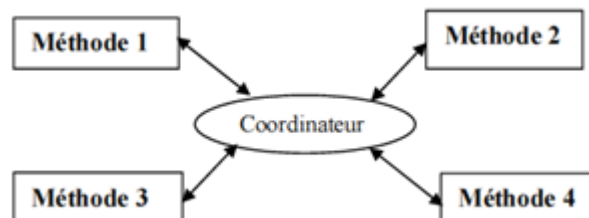


Figure (III.6) - Hybridation parallèle asynchrone (coopérative)

**III.13.Conclusion :**

Comme vous l'avez vu; nous avons entamé ce chapitre par l'exposition des formulations Mathématiques des problèmes de l'optimisation qu'on peut rencontrer dans les différentes disciplines scientifiques, nous avons vu premièrement l'utilité d'aborder surtout les différentes terminologies qui entoure ce domaine et d'essayer de tirer au clair ces notions et faire submerger les différences qui peuvent influencer leurs appartenance.

Nous avons aussi présenté quelques solutions mathématiques proposées à certains cas, qu'on peut rencontrer lors de la résolution, par exemple : traitement des contraintes et traitement des fonctions objectives.

Nous avons aussi complété la représentation de quelques méthodes heuristiques les plus réputés; ainsi que d'autres méthodes métaheuristiques que nous avons utilisées.

## Chapitre 4

---

# MÉTHODES D'INTELLIGENCE COLLECTIVE POUR LA SOLUTION DU PROBLÈME DE DISPATCHING ÉCONOMIQUE

---

**IV.1.Introduction :**

Chaque communauté en s'enfermant sur ses agents développe des capacités cognitives qui sont dues aux interactions entre ces mêmes agents, c'est ce qui est désigné par le terme « intelligence collective ». Les agents de la communauté n'ont qu'une perception partielle; et ne savent pas ce qui peut influencer leur groupe. Grâce à la synergie, les agents dans leurs collaboration avec des comportements très simples font émerger des facultés d'apprentissage, de création et de perception qui paraissent bien supérieures aux facultés des individus seuls et séparés. Le système englobant cette communauté sera très puissant, en matière d'intelligence.

Les comportements collectifs d'oiseaux, de grenouilles, des colonies d'insectes sociaux et des abeilles étant auto organisés, et qualifiés d'intelligents sont porteurs de capacités d'optimisation font ainsi une suggestion à utiliser des heuristiques que l'on peut exploiter pour résoudre des problèmes bien réels [9].

Les méthodes d'optimisation basées sur l'essaimage sont des algorithmes inspirés de la nature; dirigeant la recherche vers des solutions optimales. Les algorithmes les plus connus de cette catégorie incluent les algorithmes d'optimisation par colonie de fourmis (ACO) [M. Dorigo et al, 2004], les algorithmes génétiques (GAs) [D.E. Goldberg, 1989], l'algorithme d'optimisation par essaims de particules (PSO) [J. Kennedy et al, 2001], [D. T. Pham et al, 2007] l'algorithme d'optimisation des lucioles (FFA), les algorithmes des grenouilles sortantes (MSFLA) ainsi que les algorithmes des Singes (MA) et les algorithmes à base biogéographique (BBO). Dans ce qui suit nous avons exposé quelques notions concernant les algorithmes cités ci-dessus; dont nous les avons mis en application dans le chapitre 5.

**IV.1.Méthode de grenouilles sautantes (SFLA)****IV.1.Introduction :**

L'algorithme de la grenouille sautante (SFLA), développé par Eusuff et Lansey en 2003, est une heuristique basée sur la population pour l'optimisation combinatoire [59]. Il tente d'établir un équilibre entre un large balayage d'un grand espace de solution et aussi une recherche profonde d'emplacements prometteurs pour un optimum global.

Dans la méthode SFLA, la population se compose d'un ensemble de grenouilles (solutions) qui est divisé en sous-ensembles appelés méméplexes (sous-populations).

Les différents méméplexes sont considérés comme des cultures différentes de grenouilles; chacune effectuant une recherche locale. Dans chaque méméplexe, les grenouilles individuelles tiennent des idées, qui peuvent être influencées par les idées des autres grenouilles, et évoluent par un processus d'évolution mimétique. Après un nombre défini d'étapes d'évolution mimétique, les idées sont transmises aux memeplexes dans un processus de brassage. La recherche locale et les processus de brassage se poursuivent jusqu'à ce que des critères de convergence définis soient satisfaits [60].

Pour expliquer le mécanisme de SFLA, prenons le problème d'optimisation suivant:

$$\min f(x) \quad \text{s. t. } x \in [l, u]$$

where,  $[l, u] := \{x \in \mathcal{R}^S \mid l_k \leq x_k \leq u_k, k = 1, 2, \dots, S\}$ . Pour résoudre ce problème, SFLA se compose de quatre phases dont les détails sont les suivants:

Initialisation: Créez une population initiale de grenouilles  $F$  générées au hasard. Chaque solution possible  $X_j = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{Sj})$  ( $1 \leq j \leq F$ ) Est considérée comme une grenouille, où  $S$  est la dimension de la région réalisable.

Tri et division (Organiser systématiquement en groupes; Séparer selon le type ou classe): Calculé la capacité (le fitness) de chaque grenouille, Puis trier les grenouilles en ordre décroissant en fonction de leur valeur de fitness. La solution optimale est définie comme  $X_g$  comme l'optimisation globale.

Diviser les grenouilles en  $m$  memeplexes chacun comprenant  $n$  grenouilles telles que

$F = m \times n$ : La division se fait d'une façon que la première grenouille allant au premier memeplexe , la deuxième allant au second memeplexe , la  $m^{\text{ième}}$  au  $m^{\text{ième}}$  memeplexe et la  $(m + 1)^{\text{ième}}$  grenouille retourne au premier memeplexe jusqu'à ce que les solutions soient toutes distribué.

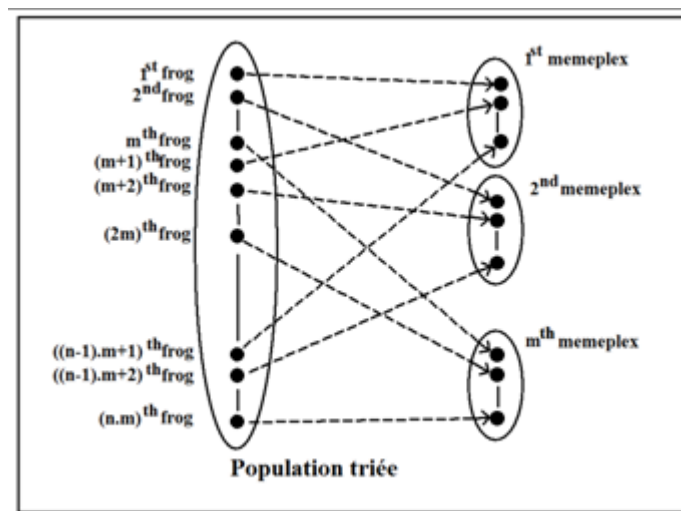


Figure (IV.1) Comportement des grenouilles sautantes à la recherche de Nourriture [61]

Les meilleures et les pires solutions pour chaque memeplexe sont identifiées comme  $X_b$  and  $X_w$  respectivement

Recherche locale: Pour chaque memeplexe, la pire grenouille dans laquelle est mis à jour comme suit :

$$D_i = rand() * (X_b - X_w), i = 1, 2, \dots, N \quad (IV.1)$$

$$X_w = X_w + D_i, -D_{max} \leq D_i \leq D_{max}; i = 1, 2, \dots, N \quad (IV.2)$$

Où,  $rand()$  est un nombre aléatoire dans la plage de  $[0, 1]$ ,  $D_i$  est l'étape de déplacement de la grenouille,  $D_{max}$  est l'étape maximale permise dans la région faisable,  $N$  est la génération d'évolution maximale de chaque memeplexe. Si l'évolution produit une meilleure grenouille, elle remplace la plus ancienne. Sinon,  $X_b$  est remplacé par  $X_g$  dans la formule (IV.1) et le processus est répété. Si aucune amélioration n'est possible dans ce cas, une grenouille aléatoire est générée qui remplace l'ancienne grenouille. Donc, la pire grenouille de chaque memeplexe est mise à jour. L'opération ci-dessus est exécutée pour un nombre spécifique d'itérations. Ensuite, la recherche locale dans chaque memeplexe est terminée [61].

Shuffling: Après avoir terminé les processus de recherche locale de  $m$  memeplexes, remanier (reshuffle) tous les individus ( $F$  grenouilles) dans la population. Une ronde d'évolution est alors terminée.

#### IV.1.2.Algorithme de grenouilles sautantes remanié modifiée MSFLA :

Un algorithme remanié de saut de grenouilles modifié (MSFLA) est conçu basé sur le même travail de cadre de l'algorithme mélangé de saut de grenouilles (SFLA). L'algorithme proposé est différent de SFLA dans deux aspects dans l'étape d'évolution mimétique comme suit :

- Un nouveau facteur d'accélération est considéré dans la règle de saut de grenouilles de l'algorithme SFLA comme suit :  $D_i = C * rand() * (X_b - X_w)$  (IV.3)

Où  $C$  est le facteur d'accélération [62]:

- La création de la grenouille aléatoire au lieu de la plus mauvaise grenouille sera faite après que le nombre maximal d'évolutions mimétiques est terminé.

Lorsque le changement de position de la grenouille est faible, l'algorithme peut conduire à une convergence prématurée (stagnation). Pour éviter cela, une large valeur de  $C$  dans l'équation (3) est attribuée au début du processus d'évolution, la zone de recherche globale s'élargira en raison d'un changement plus important dans la position des grenouilles. Ensuite, comme le processus d'évolution continue, le facteur d'accélération concentrera le processus sur une recherche locale plus profonde, car elle permet aux grenouilles de changer de position. En raison du décalage, MSFLA essaie d'équilibrer la recherche large (recherche globale) de l'espace de solution et une

recherche profonde (recherche locale) des emplacements prometteurs qui sont proches d'un optimum local.

#### IV.2.Algorithme d'optimisation de colonie de fourmi ACO:

L'optimisation des colonies est une autre technique puissante pour résoudre les problèmes d'optimisation combinatoire. Dans les algorithmes ACO, un nombre fini de fourmis artificielles travaillent ensemble pour rechercher les meilleures solutions au problème d'optimisation à l'étude. Chaque fourmi construit une solution et échange ses informations avec d'autres fourmis indirectement [63]. Premièrement c'était Marco Dorigo en 1990 le premier chercheur qui a modélisé le comportement de fourrage et à l'appliquer pour résoudre un problème d'optimisation en se basant sur les travaux de Deneubourg. Dorigo a appliqué son algorithme pour la résolution du fameux problème du voyageur du commerce en s'inspirant du comportement des fourmis recherchant un court chemin entre leur colonie et une source de nourriture.

Bien que la Fourmie ait des capacités limitées seul, elle est capable en collaboration avec les autres fourmis de trouver le chemin le plus court entre la nourriture et le nid[64].

Les fourmis utilisent des phéromones, une sorte de substance chimique pour s'échanger d'informations entre elles, en les déposant sur son chemin [65].

Le principe est le suivant : Les Fourmis se déplacent au hasard autour de la colonie. Si elles trouvent de la nourriture, elles entrent au nid, en laissant sur son chemin une piste de phéromones. Les autres Fourmis croisant ce chemin ont tendance à suivre la piste de cette substance. En rejoignant le nid, ces mêmes fourmis vont renforcer cette piste, s'elle mène bien vers la nourriture. Cette piste de phéromones devient possible pour atteindre la même source de nourriture. Par conséquent, le nombre de fourmis suivant cette trajectoire augmente. La piste courte sera donc de plus en plus renforcée, et donc de plus en plus attractive. Finalement la longue piste, elle, finira par disparaître [66].

##### IV.2.1.Algorithme de base [67]:

Dans l'algorithme AS, à chaque itération  $t$  ( $1 \leq t \leq t_{max}$ ), chaque fourmi  $k$  ( $k=1, \dots, m$ ) parcourt le graphe et construit un trajet complet de  $n = |N|$  étapes (on note  $|N|$  le cardinal de l'ensemble  $N$ ).

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

La liste des villes déjà visitées, qui définit les mouvements possibles à chaque pas, quand la fourmie  $k$  est sur la ville  $i$  :  $J_i^k$

L'inverse de la distance entre les villes  $i, j$ ,  $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$  appelée visibilité. Cette information est utilisée pour

diriger le choix des fourmis vers des villes proches, et éviter les villes trop lointaines ;

La quantité de phéromone laissée sur le chemin reliant les deux villes, appelée l'intensité de la piste. Ce paramètre définit l'attractivité d'une partie du trajet global et change à chaque fois qu'une fourmi passe par là [67]. C'est, une mémoire globale évolutif du système .

La règle de déplacement est la suivante [68]:

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}(t)]^\beta} \quad \text{si } j \in J_i^k \quad (IV.4)$$

$$0 \quad \text{si } j \notin J_i^k$$

Où  $\alpha$  et  $\beta$  sont deux paramètres contrôlant l'importance relative de l'intensité de la piste,  $\tau_{ij}^k(t)$ , et de la visibilité  $\eta_{ij}$ . 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 jouent un rôle crucial. 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 phéromone  $\Delta \tau_{ij}^k(t)$  sur l'ensemble de son parcours, quantité qui dépend de la qualité de la solution trouvée :

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \frac{Q}{L^k(t)} \dots \text{si } (i, j) \in T^k(t)$$

$$0 \dots \text{si } (i, j) \notin T^k(t) \quad (IV.5)$$

Où

$T^k(t)$  : est le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t

$L^k(t)$  : la longueur de la tournée et un paramètre fixé.

L'algorithme ne serait pas complet sans le processus d'évaporation des pistes de phéromone.

une négligence de l'additivité des pistes par une décroissance constante des arêtes, à chaque itération doit absolument permettre d'esquiver les pièges dans des solutions sous optimales, c'est une solution pertinente pour que le système puisse d'oublier les mauvaises solutions [69].

La règle de mise à jour des pistes est donc :

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (\text{IV.6})$$

Où  $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$  et  $m$  est le nombre de fourmis. La quantité initiale de phéromone sur les arêtes est une distribution uniforme d'une petite quantité  $\tau_0 \approx 0$

#### Algorithme Ant System [69]

```

Initialisation
Pour  $t=1, \dots, tmax$ 
  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  $j_i^k$  des villes restantes, selon la formule (Eq.IV.4)
    Fin Pour
    Déposer une piste  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$  sur le trajet  $T^k(t)$  conformément à l'équation (Eq.IV.5)
  Fin Pour
  Evaporer les pistes selon la formule (Eq.IV.6)
Fin Pour

```

### IV.3. Algorithme Des Lucioles (FireFly Algorithm) :

Les lucioles(en anglais firefly) sont de petits coléoptères ailés capables de produire une lumière clignotante froide pour une attraction mutuelle. Les lucioles utilisent leur bioluminescence pour attirer les compagnons ou les proies. Ils vivent dans des endroits humides sous les débris sur le sol, d'autres sous l'écorce et la végétation en décomposition [70].

Le Firefly Algorithm (FFA) a été développé par Yang Xin-She à l'Université de Cambridge en 2008 [71]. Il utilise les trois règles idéalisées suivantes:

- 1) Toutes les lucioles sont unisexes de sorte qu'une luciole sera attirée par d'autres lucioles indépendamment de leur sexe [72].
- 2) L'attractivité est proportionnelle à leur luminosité; Ainsi, pour deux lucioles clignotantes, moins brillantes se dirige vers le plus lumineuse [73]. L'attractivité est proportionnelle à la luminosité et diminue à mesure que leur distance augmente. S'il n'y a pas de luciole plus brillante que celle d'une autre particulière, elle se déplacera au hasard.
- 3) La luminosité d'une luciole est affectée ou déterminée par la fonction objective. Sur la première règle, chaque luciole attire tous les autres lucioles avec des éclairs plus faibles [74].

Pour un problème de maximisation, la luminosité peut simplement être proportionnelle à la valeur de la fonction objective. D'autres formes de luminosité peuvent être définies de manière similaire à la fonction de fitness dans les algorithmes génétiques basés sur ces trois règles [99].

### IV.3.1 Attractivité :

Dans l'algorithme de la luciole, il existe deux problèmes importants:

Variation de l'intensité lumineuse et la formulation des attraction. Pour simplifier, nous pouvons toujours supposer que la L'attrait d'une luciole est déterminé par sa luminosité qui à son tour est associée à la fonction objective codée [75]. Dans le cas le plus simple pour des problèmes d'optimisation La luminosité  $I$  d'une luciole à un endroit particulier  $x$  peut être choisie Comme  $I(x)$  correspondant à  $f(x)$ . Cependant, l'attractivité  $\beta$  est relative; Il doit être vu aux yeux du spectateur ou jugé Par les autres lucioles [76]. Ainsi, elle varie avec la distance  $r_{ij}$  entre la luciole  $i$  et la luciole  $j$ .

En outre, l'intensité lumineuse Diminue avec la distance de sa source et la lumière est également Dans les médias, nous devons donc permettre l'attractivité Varier selon le degré d'absorption. Sous la forme la plus simple, L'intensité lumineuse  $I(r)$  varie selon la loi inverse du carré :

$$I(r) = \frac{I_s}{r^2} \quad (\text{IV.07})$$

Où  $I_s$  est l'intensité à la source. Pour une donnée moyenne avec un coefficient d'absorption lumineuse fixe, l'intensité lumineuse  $I$  varie avec la distance  $r$  [77].

$$\text{C'est } I(r) = I_0 e^{-\gamma r}, \quad (\text{IV.08})$$

où  $I_0$  est l'intensité lumineuse originale. Afin d'éviter la singularité à  $r = 0$  dans l'expression

$$I(r) = \frac{I_s}{r^2}$$

L'effet combiné de la loi du carré inverse et de l'absorption peut être approximée en utilisant la forme gaussienne suivante:

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (\text{IV.09})$$

Parfois, nous pouvons avoir besoin d'une fonction qui diminue monotoniquement à un rythme plus lent. Dans ce cas, nous pouvons utiliser l'approximation suivante:

$$I(r) = \frac{1}{1 + e^{r^2}} I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (\text{IV.10})$$

Étant donné que l'attrait d'une luciole est proportionnel à l'intensité lumineuse observée par les lucioles adjacentes, nous pouvons maintenant définir l'attrait  $\beta$  de la luciole par:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (\text{IV.11})$$

Où  $I$  est l'intensité lumineuse,  $I_0$  est l'intensité lumineuse originale,  $\gamma$  est le coefficient d'absorption de lumière,  $\beta_0$  est l'attractivité [78].

### IV.3.2. Distance et mouvement :

La distance entre deux lucioles  $i$  et  $j$  au  $x_i$  et  $x_j$  est la distance cartésienne donnée par[77]:

$$r_{ij} = |x_i - x_j| = \sqrt{\sum_k^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (\text{IV.12})$$

Où  $x_{ik}$  est la  $k^{\text{ème}}$  composante de la coordonnée spatiale  $x_i$  de la  $i^{\text{ème}}$  luciole, le mouvement d'une luciole  $i$  est attiré par une autre luciole plus attrayante  $j$  est déterminé par :

$$x_{i+1} = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \left( \text{rand} - \frac{1}{2} \right) \quad (\text{IV.13})$$

Lorsque le premier terme est la position actuelle d'une luciole [79], le second terme est utilisé pour considérer l'attrait d'une luciole à l'intensité lumineuse observée par les lucioles adjacentes et le troisième terme est utilisé pour le mouvement aléatoire d'une luciole au cas où il n'y aurait pas une plus lumineuses que les autres.

Le coefficient  $\alpha$  est un paramètre de randomisation déterminé par le problème d'intérêt, tandis que  $\text{rand}$  est un générateur de nombres aléatoires uniformément réparti dans l'espace (0, 1) [80].  $\beta_0 = 0.1$ ,  $\alpha \in (0, 1)$  et le coefficient d'attractivité ou d'absorption  $\gamma = 1.0$  garantissent souvent la convergence rapide de l'algorithme à la solution optimale [81].

## Algorithme : Métaheuristique FFA [70]

```

Procédure FF Meta-heuristic(Nbr_iter: nombre d'itérations)
Début
    Générer une population initiale de lucioles  $x_i$  ( $i=1\dots, n$ )
    Déterminer les intensités de lumière  $I_i$  at  $x_i$  via  $f(x_i)$ 
    Tant que ( $t < \text{Nbr\_iter}$ ) faire
    Pour  $i = 1$  à  $n$  //toutes les lucioles
    Pour  $j=1$  à  $n$  //toutes les lucioles
    si ( $I_j > I_i$ ) alors
        Attractivité  $\beta_{i,j}$  varie selon la distance  $r_{i,j}$ 
        Déplacer luciole  $I$  vers  $j$  avec l'attractivité  $\beta_{i,j}$ 
    Sinon déplacer  $I$  aléatoirement
    fin si
    Evaluer la nouvelle solution
    Mettre à jour l'intensité  $I_i$ 
    Vérifier si luciole  $i$  est la meilleure.
    Fin j ,Fin i
    Trouver la meilleure luciole en fonction d'objective
     $t++$ 
Fait
Fin procédure

```

## IV.4. Optimisation par essais ( PSO ) :

Le PSO est une technique stochastique basée sur la population d'optimisation développée par Dr. Eberhart et Dr. Kennedy, inspirée du comportement social des oiseaux assemblés ou du banc de poissons [82].

Kennedy et Eberhart (J. Kennedy et al., 1995) ont développé un algorithme PSO basé sur le comportement des individus d'un essaim. Il émule le comportement «essaimage» observé chez les animaux comme les oiseaux et les insectes. En tant que tel, le «essaim» est initialisé avec une population de solutions aléatoires.

Les individus (particules) persistent au fil du temps, influençant mutuellement la recherche de l'espace du problème, chaque individu dans les particules d'essaim dans l'espace de recherche avec une vitesse qui est réglable dynamiquement en fonction de sa propre expérience de vol (vitesse, inertie, gravité) et l'expérience de vol de ses compagnons.

L'algorithme PSO recherche en parallèle un groupe d'individus semblable à d'autres techniques d'optimisation heuristique. Dans l'espace de recherche  $n$ -dimensionnel, la position et la vitesse de l'individu  $i$  sont représentées par les vecteurs  $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$  et  $V_i = (v_{i1}, \dots, v_{in})$  dans cet algorithme [83].

Soit  $Pbest_i = (x_{i1}^{pbest}, \dots, x_{in}^{pbest})$  et  $Gbest_i = (x_{i1}^{Gbest}, \dots, x_{in}^{Gbest})$  la meilleure position de l'individu  $i$ , et la meilleure position de ses voisins jusqu'ici, respectivement. La vitesse modifiée de chaque particule peut être calculée en utilisant la vitesse actuelle et la distance de  $Pbest$  et  $Gbest$  selon (14) :

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 rand_1 \times (pbest_i^k - X_i^k) + c_2 rand_2 \times (Gbest^k - X_i^k) \quad (IV.14)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (IV.15)$$

Où:

$V_i^k$  :Vitesse du particule  $i$  à l'itération  $k$ ,

$\omega$  :Paramètre de pondération (de poids),

$c_1, c_2$  :coefficients d'accélération,

$rand_1, rand_2$  :Random de nombres entre 0 and 1,

$X_i^k$  position du particule  $i$  à l'itération  $k$ ,

$Pbest_i^k$  : Meilleure position du particule  $i$  jusqu'à l'itération  $k$ ,

$Gbest^k$  : Meilleure position du groupe jusqu'à l'itération  $k$ .

En sachant que :

- Les constants  $c_1$  et  $c_2$  représentent la pondération des termes d'accélération stochastique qui tirent chaque particule vers les positions  $Pbest$  et  $Gbest$ .
- Un Facteur de poids d'inertie  $\omega$  contrôle l'exploitation et l'exploration de l'espace de recherche.

en ajustant dynamiquement la vitesse, et peut être calculé en utilisant l'èq (16) :

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{Iter_{\max}} \times Iter \quad (IV.16)$$

Où,  $Iter_{\max}$  est le nombre d'itérations maximum et  $Iter$  est le nombre d'itérations actuel.

#### Pseudo-code détaillé comme suit [84]:

1-Une population d'agents est créée au hasard.

$$X_i = (P_1, P_2, \dots, P_N)$$

2-Évaluer la position de chaque particule en fonction de la fonction objective.

3-Cycle = 1

4-Répéter

5-Mise à jour de la vitesse des particules

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 rand_1 \times (pbest_i^k - X_i^k) + c_2 rand_2 \times (Gbest^k - X_i^k)$$

6-Evaluer la vitesse pour déterminer si la plage est de :

$$v_{\max} \leq v_i \leq v_{\min}$$

7-Déplacer les particules vers leur nouvelle position

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1}$$

8- Évaluer pour s'assurer que les limites n'ont pas été dépassées.

9. Évaluer le fitness du particule (*Pbest*)

9. Garder la trace de la plus grande valeur de fitness des particules (*Gbest*)

10. Modification des vitesses basées sur *Pbest* et *Gbest*

11-Vérifier si le critère d'arrêt a été respecté. Sinon, mettez à jour le cycle et passez à l'étape (5).

12-Fin lorsque le critère d'arrêt est atteint.

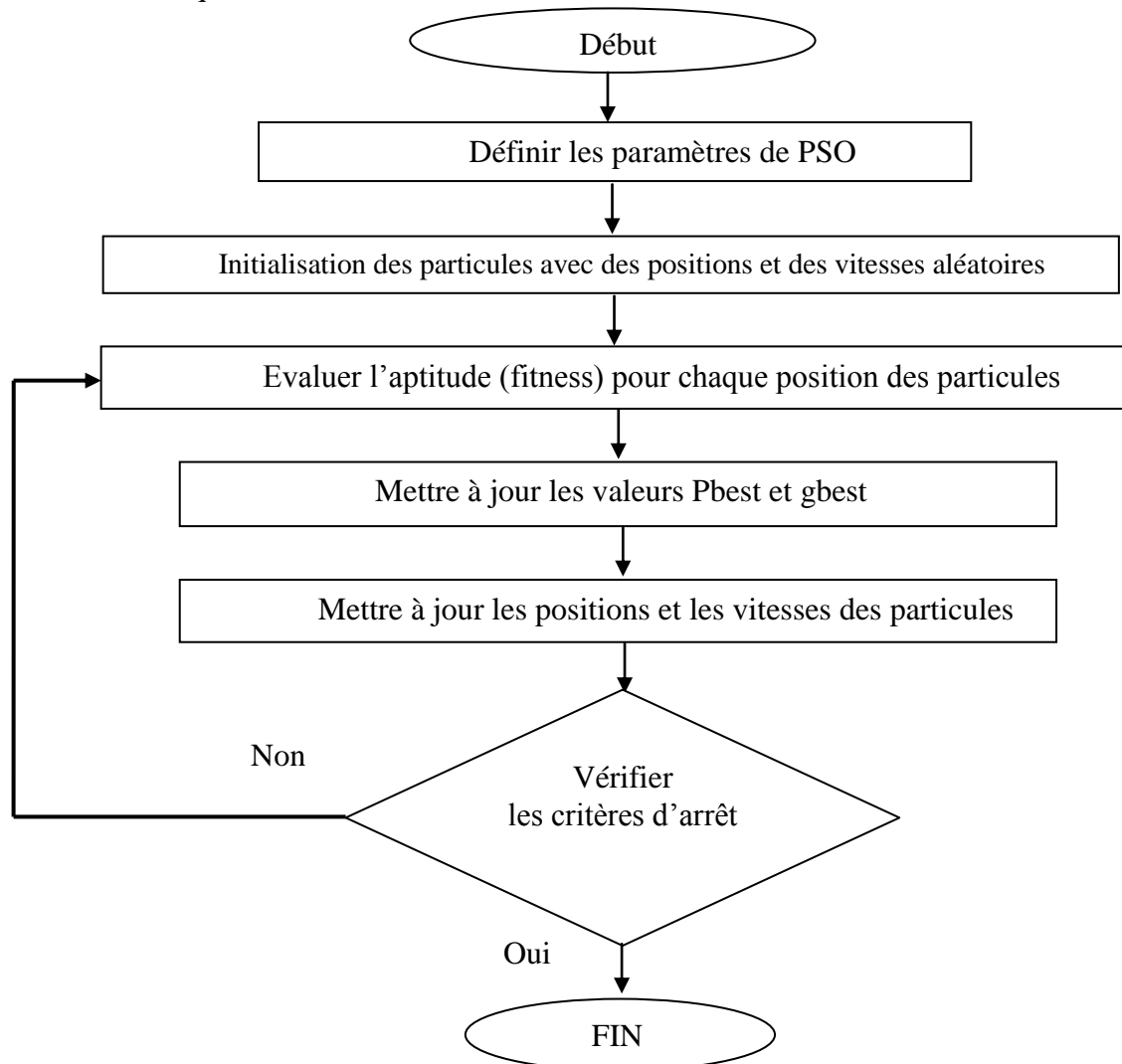


Figure (IV.2) Algorithme de la méthode PSO [ 41]

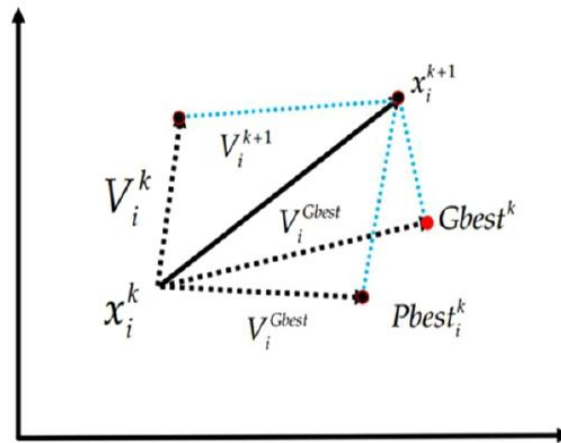


Figure (IV.3) :Particle Swarm Model [85]

#### IV.5. Algorithme des Singes (Monkey Algorithm MA) :

Le MA a été inventé par Mucherino et Seref en 2007 [86]. MA est une approche méta-heuristique pour l'optimisation globale [87,88], le concept de MA ressemble en ses stratégies à d'autres méthodes métaheuristiques comme Algorithmes génétiques, l'évolution différentielle, l'optimisation des colonies de fourmis et etc [89].

Il ressemble au comportement de la fourmi dans sa recherche de nourriture. La fourmi erre aléatoirement jusqu'à ce qu'elle trouve la source de nourriture, puis elle retourne au nid, en posant une trajectoire de phéromone. En descendant l'arbre, le singe marque les branches des arbres par rapport à la qualité de la nourriture disponible dans le sous-arbre à partir de cette branche.

Lorsque le singe grimpe à nouveau l'arbre plus tard, en utilisant les repères précédents sur les branches, il tend à choisir les branches qui conduisent aux parties de l'arbre avec une meilleure qualité de nourriture.

In général, Le MA Algorithme se résume comme suit : [90,91]:

Étape 1. Définir la fonction objective et les variables de décision. Entrez les paramètres du système et les limites des variables de décision. La taille de la population de singes ( $M$ ), le nombre de montée ( $N$ ), le problème d'optimisation dans notre discipline est de minimiser la fonction de coût total du carburant.

Étape 2. premièrement les positions initiales des singes  $i, i = 1; 2; \dots; M$ , respectivement, sont générés au hasard, avec une dimension  $n$ :

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (\text{IV.17})$$

Étape 3. Processus de montée. Le processus de montée est une procédure étape par étape pour changer les positions des singes des positions initiales aux nouvelles qui améliore la fonction objective. Le processus de montée est le suivant:

3-1. Un vecteur est généré aléatoirement comme suit:

$$\Delta x_i = (\Delta x_{i1}, \Delta x_{i2}, \dots, \Delta x_{in}), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (IV.18)$$

Où

$$\Delta x_{ij} = \begin{cases} +a & p(+a) = 0.5 \\ -a & p(-a) = 0.5 \end{cases} \quad (IV.19)$$

a :est appelée la longueur de pas du processus de montée.

3.2. Calculer le pseudo-gradient de la fonction objective f au point xi.

$$f'_{ij} = \frac{f(x_i + \Delta x_i) - f(x_i - \Delta x_i)}{2\Delta x_{ij}}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.20)$$

$$f'_{ij} = f'_i = (f'_{i1}(x_i), f'_{i2}(x_i), \dots, f'_{in}(x_i)) \quad (IV.21)$$

3.3. Définir le paramètre  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  qui est calculé comme suit [91]:

$$y_j = x_{ij} + a \cdot \text{sign}(f'_{ij}(x_i)) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.22)$$

If  $y$  is feasible, then  $x$  is replaced by

Si  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  est faisable, alors  $x$  est remplacé par  $y$

Sinon  $x_i$  reste inchangé. Les étapes 3-1 à 3-3 sont répétées jusqu'à ce qu'il n'y ait pas de changements considérables sur les valeurs de la fonction objective ou que le numéro de montée  $N$  soit atteint.

Étape 4. Processus de surveillance et saut: Après le processus de montée, chaque singe arrive à son sommet, donc; Chaque singe regardera autour pour trouver une montagne plus haute. Si une montagne plus haute est trouvée, le singe sautera là-bas.

Pour cela un paramètre b est défini comme la vision du singe qui est la distance maximale que le singe peut regarder. Le singe saute en fonction des étapes suivantes:

4-1. Un nombre réel de y est généré de façon aléatoire dans la plage

$$y \in (x_{ij} - b, x_{ij} + b) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.23)$$

4-2. Si y est faisable et  $f(y)$  est meilleure que  $f(x)$  pour  $i^{\text{th}}$  singe ( $f(y) > f(x)$ ), la position est mise à jour; autrement, L'étape 4-1 est répétée.

Étape 5. Le processus de montée est répété en considérant y comme position initiale.

Étape 6. Processus de saut périlleux acrobatique en anglais "somersault": Dans cette étape, les singes découvrent de nouveaux domaines de recherche. Prenant le centre de toutes les positions des singes comme un pivot, chaque singe se penche "somersault" à une nouvelle position vers l'avant ou vers l'arrière dans La direction de pointage vers le pivot. Basé sur la nouvelle position, les singes continueront à grimper.

Le processus de saut périlleux (acrobatique) est le suivant [90,91]:

6-1. On définit d'abord un intervalle de saut  $[c, d]$  dont la distance maximale que les singes peuvent sauter. Un nombre réel est généré de manière aléatoire dans l'intervalle de saut.

6-2. Définir le paramètre  $y$  comme suit:

$$y_j = x_{ij} + \alpha(p_j - x_{ij}) \quad (\text{IV.24})$$

$$p_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (\text{IV.25})$$

Où  $p$  est un pivot de saut.

6.3. Si  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  est possible,  $x$  sera remplacé par  $y$ , autrement, répétez 6-1, 6-3 jusqu'à ce qu'un  $y$  possible soit trouvé.

Étape 7. Répétez les étapes 3 à 6 jusqu'à ce que le critère d'arrêt (nombre maximum d'itérations) soit atteint.

#### IV.6. La méthode (Biogeography Based Optimization) BBO :

BBO est une méthode d'optimisation inspirée des théories de la biologie, développée par Dan Simon en 2008 [92]; est fortement influencée par l'équilibre de la biogéographie des îles [93].

Cette méthode se base sur deux concepts, la Migration et la Mutation. Le principe fondamental de cette théorie est que le nombre d'espèces quelconque présentes sur une île dépend d'un équilibre entre le taux d'immigration de nouvelles espèces et le taux d'émigration des espèces déjà établies sur l'île.

L'algorithme BBO manipule une population d'individus appelés îles (ou habitats). La « fitness » de chaque île est déterminée par son HSI (Habitat Suitability Index), une mesure de la qualité d'une solution possible, et chaque île est représentée par des SIVs (Suitability Index Variables) [94].

Pour un algorithme BBO, chaque habitat est relié à 02 paramètre :  $\lambda$  taux d'immigration qui représente à son tour les espèces arrivées venant de l'extérieur de l'île et  $\mu$ , son taux d'émigration qui représente les espèces qui font départs vers l'extérieur de l'île.

Le taux d'immigration est donné par :

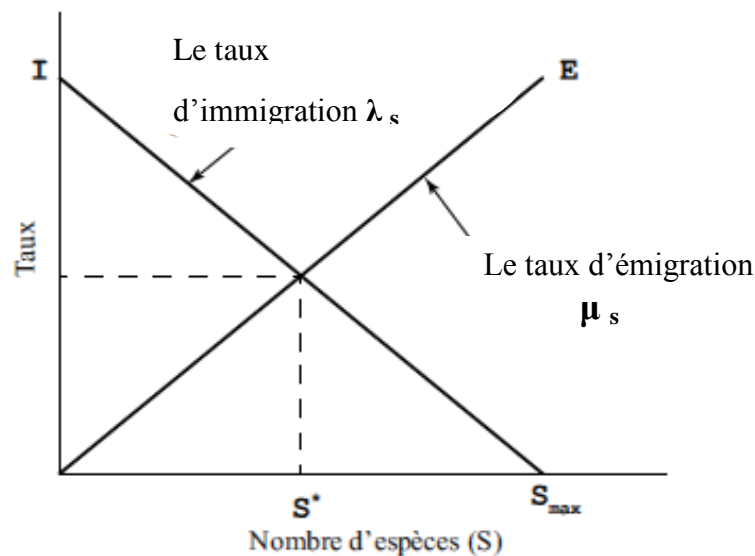
$$\lambda_s = I \left( 1 - \frac{S}{S_{\max}} \right) \quad (\text{IV.26})$$

Où S : le nombre d'espèces présentes sur l'île

Le taux d'émigration ( $\mu$ ) est donné par :

$$\mu_s = E \left( \frac{S}{S_{\max}} \right) \quad (\text{IV.27})$$

La figure (IV.4) représente le modèle d'équilibre du nombre d'espèces sur les îles.



**Figure (IV. 4):** Courbe des relations entre « S », «  $\mu$  » et «  $\lambda$  » [92]

Considérons à présent la probabilité  $P_S$  que l'île abrite exactement S espèces.

Le nombre des espèces change pendant l'intervalle de temps  $[t, t + \Delta t]$  suivant l'équation suivante :

$$P_S(t + \Delta t) = P_S(t)(1 - \lambda_s \Delta t - \mu_s \Delta t) + P_{S-1} \lambda_{s-1} \Delta t + P_{S+1} \mu_{s+1} \Delta t \quad (\text{IV.28})$$

La méthode BBO est présentée par l'algorithme suivant :

Algorithme de la méthode (Biogeography- Based Optimization) BBO [94]

1. Générer aléatoirement un ensemble de solutions initiales (iles)
2. **tant que** le critère d'arrêt n'est pas atteint **faire**
- 3 | Évaluer la *fitness* (HSI) de chaque solution
- 4 | Calculer le nombre d'espèce  $S$ , le taux d'immigration  $\lambda$  et d'émigration  $\mu$  pour chaque solution
- 5 | *Migration* :
  - Pour**  $i=1$  à  $N$  **faire**
    - Utiliser  $\lambda_i$  pour décider, de manière probabiliste, d'immigrer à  $\vec{X}_i$
    - Si**  $\text{rand}(0,1) < \lambda_i$  **alors**
      - Pour**  $j = 1$  à  $N$  **faire**
        - Sélectionner l'île d'émigration  $\vec{X}_j$  avec une probabilité  $\propto \mu_j$
        - Si**  $\text{rand}(0,1) < \mu_j$  **alors**
          - Remplacer une variable de décision (SIV) choisie aléatoirement dans  $\vec{X}_i$  par
          - La variable correspondante dans  $\vec{X}_j$
      - fin**
    - fin**
  - fin**
- 6 | *Mutation* : Muter les individus au taux de mutation donné par l'équation (IV.29)  
Remplacement de la population par les descendants  
Implanter l'élitisme
- fin**
- 7 **retourner** la meilleure solution trouvée

$X_{i,j}$  est le  $j^{\text{ème}}$  SIV de la solution  $\vec{X}_i$

$\text{rand}(0, 1)$  est un nombre aléatoire uniformément distribué dans l'intervalle  $[0, 1]$

L'algorithme de la BBO tient compte des changements aléatoires du HSI à cause des événements non prévus comme les épidémies, les catastrophes naturelles comme les tempêtes ou les incendies où il traduit ça comme une mutation des SIV<sub>s</sub> et utilise alors le PS [94].

Le taux de mutation  $m(S)$  est donné par la relation :

$$m(S) = m_{\max} \left(1 - \frac{P_S}{P_{\max}}\right) \tag{IV.29}$$

où  $m_{\max}$  est défini par l'utilisateur, et  $P_{\max} = \max PS$ ,

**IV.6.1. La méthode BBO appliquée sur le problème du dispatching économique :**

Dans le problème du dispatching économique, chaque habitat représente une solution possible consistant en SIV. Chaque SIV représente la puissance de sortie générée par une unité de génération spécifique et satisfaisant ses différentes contraintes [95].

1. Initialiser les paramètres BBO.
2. Générer un ensemble aléatoire d'habitats qui consiste en SIV représentant des solutions réalisables.
3. Calculer HSI pour tous les habitats et leurs taux correspondants  $\mu$  et  $\lambda$ .
4. Identifier les meilleures solutions en fonction de la valeur HSI et enregistrez les meilleures solutions.
5. Utiliser Probablement  $\lambda$  et  $\mu$  pour modifier l'habitat non élite en utilisant le processus de migration.
6. Sur la base de la probabilité de comptage d'espèces de chaque habitat, muter l'habitat non élite, passez à l'étape 3).
7. Après le nombre de génération spécifié, cette boucle est terminée.

Après la modification de chaque habitat (étapes 2, 5, 6), la faisabilité de l'habitat en tant que solution possible doit être testée et, si elle n'est pas possible, les variables sont accordées pour la convertir en une solution réalisable [96].

**IV.7. LES Methodes hybrides :****IV.7.1. La méthode hybride Luciole-Particule essaim (FFA-MPSO) :**

Premièrement, micro-particules en essaim (Micro-Particle Swarm Optimization, MPSO) est un PSO avec la taille, qui est considéré comme assez faible. Typiquement, la population évolue et converge (localement) en quelques itérations (environ 4-5). En raison de la petite taille de la population.

L'équilibre entre exploration et exploitation est réalisé avec l'approche FFA-MPSO. Le processus de recherche commence par le FFA en initialisant un groupe de lucioles aléatoires, puis la recherche est poursuivie par le MPSO, les résultats trouvés par le FFA sont utilisés comme points de départ pour MPSO. L'optimisation des micro-particules en essaim (MPSO) travaille avec un petit nombre de populations est conçu pour exploiter au mieux l'espace de recherche avec un faible temps de convergence [97].

Ensuite, les meilleurs résultats (meilleurs que FFA) trouvés à partir de MPSO sont également communiqués à la FFA comme une première recherche spatiale. Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale soit atteinte. Les figures(IV.4,5et6) montrent le mécanisme de la recherche globale-locale sans communication et considérant la communication.

Les étapes suivantes résument la description de l'algorithme proposé:

Étape 1. Exécuter FFA (avec le maximum d'itérations)

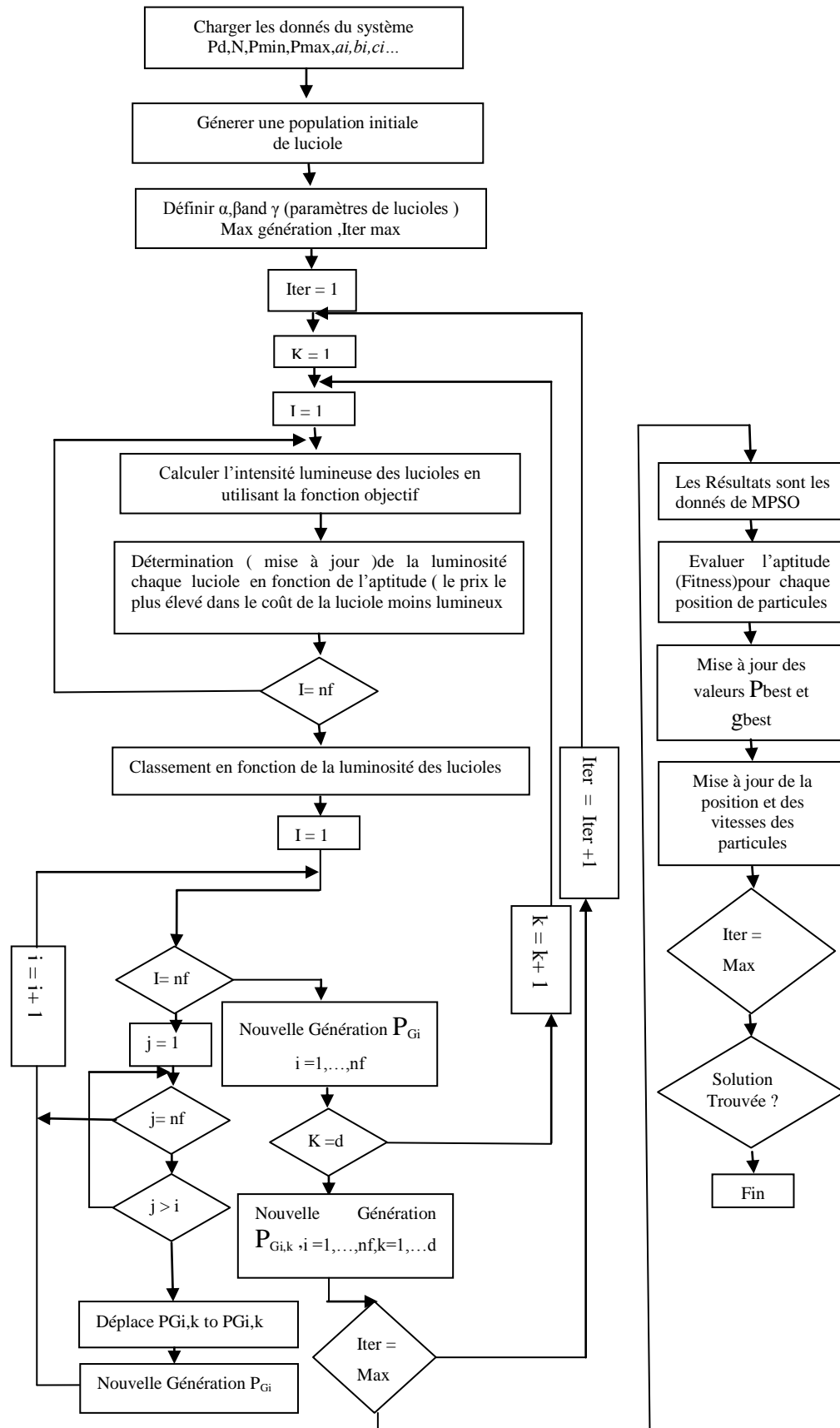
Étape 2. Les meilleures variables de contrôle optimisées basées sur FFA sont communiquées à MPSO et considérées comme l'espace de recherche initial (avec le maximum d'itérations).

Étape 3. Communiquer la meilleure solution trouvée de MPSO à FFA et la considéré comme l'espace de recherche initial.

Étape 4. Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale soit atteinte (la solution est répétée).

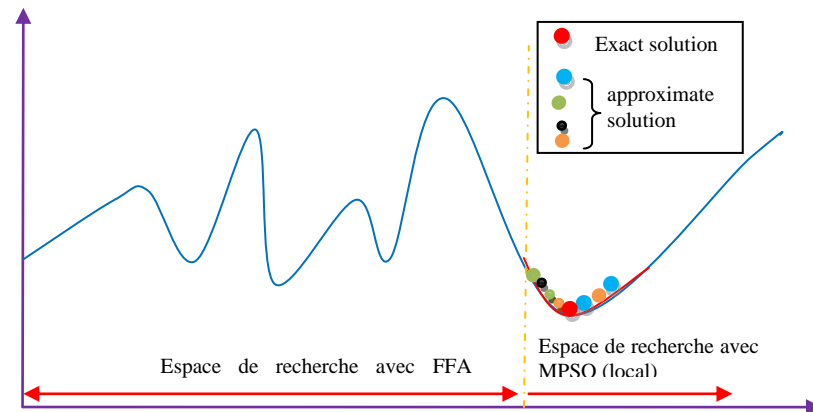
Cette approche peut rapidement et précisément trouver une solution optimale.

La figure (IV.5)ci-après représente l'algorithme de la méthode hybride FFA-MPSO utilisé pour résoudre un problème de dispatching économique comme il sera présenté dans l'application dans le chapitre 5 :



Figure(IV.5) Algorithme pour l'écoulement économique en utilisant l'hybridation FFA-MPSO [41]

La figure (IV.6.) présente le mécanisme de la recherche globale-locale



**Figure (IV. 6.)** L'espace de recherche avec la méthode hybride FFA-MPSO[97]

#### IV.7.2 La méthode hybride colonie de Fourmies – grenouilles sautantes (ACO-MSFLA) :

L'équilibre entre exploration et exploitation est atteint avec l'approche ACO-MSFLA. Le processus de recherche commence avec l'ACO, puis la recherche est poursuivie par le MSFLA, les résultats trouvés par l'ACO sont utilisés comme points de départ pour MSFLA, lorsque la recherche arrêtée la solution finale est atteinte. La figure (IV.5) montre le mécanisme de la recherche globale-locale sans communication et considérant la communication [98]. Les étapes suivantes résument la description de l'algorithme proposé:

Étape 1. Exécuter ACO.

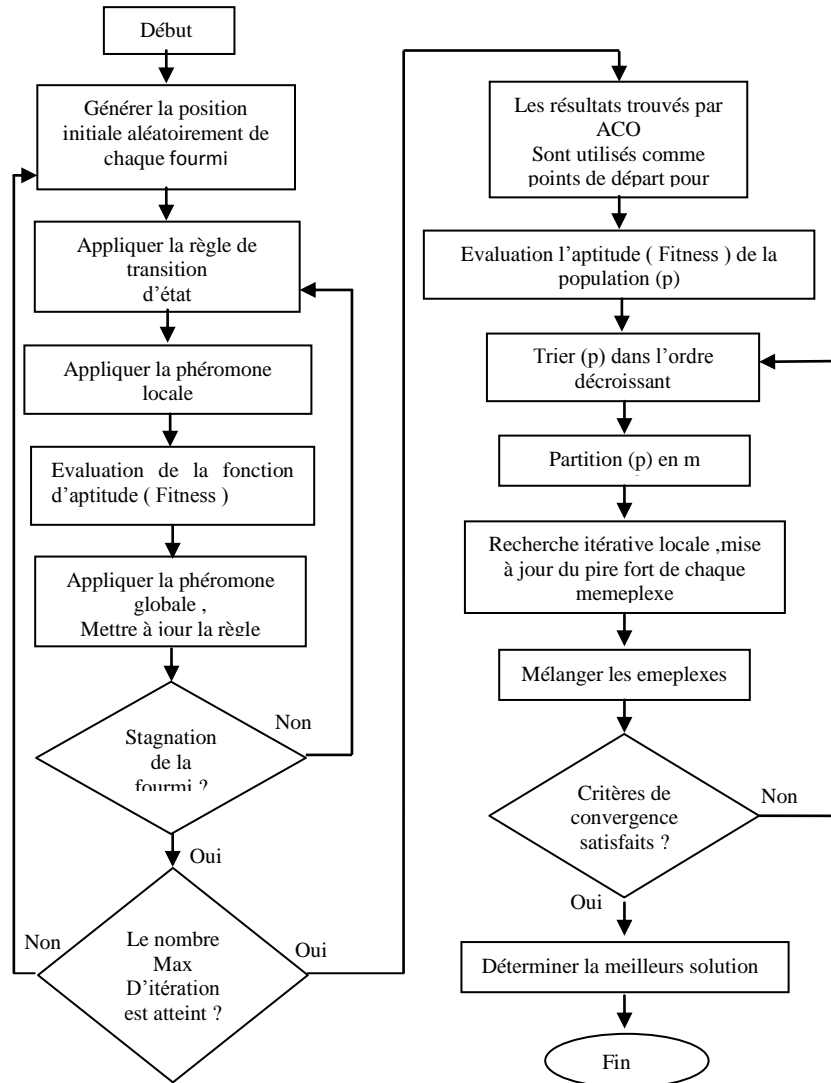
Étape 2. Générer la position initiale aléatoirement de chaque fourmi.

Étape 3. Appliquer la règle de transition d'état, la phéromone locale, l'évaluation de la fonction de Fitness, la règle de mise à jour globale des phéromones.

Étape 4. Vérifier la stagnation des fourmis, si elle n'est pas satisfaite, passer à l'étape 3, sinon vérifier l'itération maximale, si elle n'est pas atteinte, passer à l'étape 2, sinon, communiquer la solution trouvée à MSFLA et considérer-la comme l'espace de recherche initial.

Étape 5. Lorsque les critères de convergence sont satisfaits, la recherche est arrêtée et le résultat final est affiché.

La figure (IV. 7.) ci-après représente l'algorithme de la méthode hybride ACO-MSFLA utilisé pour résoudre un problème de dispatching économique comme il sera présenté dans l'application dans le chapitre 5 :



Figure(IV. 7) Algorithme pour l'écoulement économique en utilisant l'hybridation ACO-MSFLA

**IV.7.3. La méthode hybride Particule essaim – Singe algorithme (PSO-MA) :**

L'équilibre entre l'exploration et l'exploitation est réalisé avec l'approche PSO-MA. Le processus de recherche commence par le PSO, puis la recherche est poursuivie par le MA, les résultats trouvés par le PSO sont utilisés comme points de départ pour MA, lorsque la recherche arrêtée la solution finale est atteinte. Les figures 4 et 5 montrent le mécanisme de la recherche globale-

locale sans communication et considérant la communication. Les étapes suivantes résument la description de l'algorithme proposé:

Étape 1. Exécuter PSO

Étape 2. Définir les paramètres du PSO et initialiser les particules

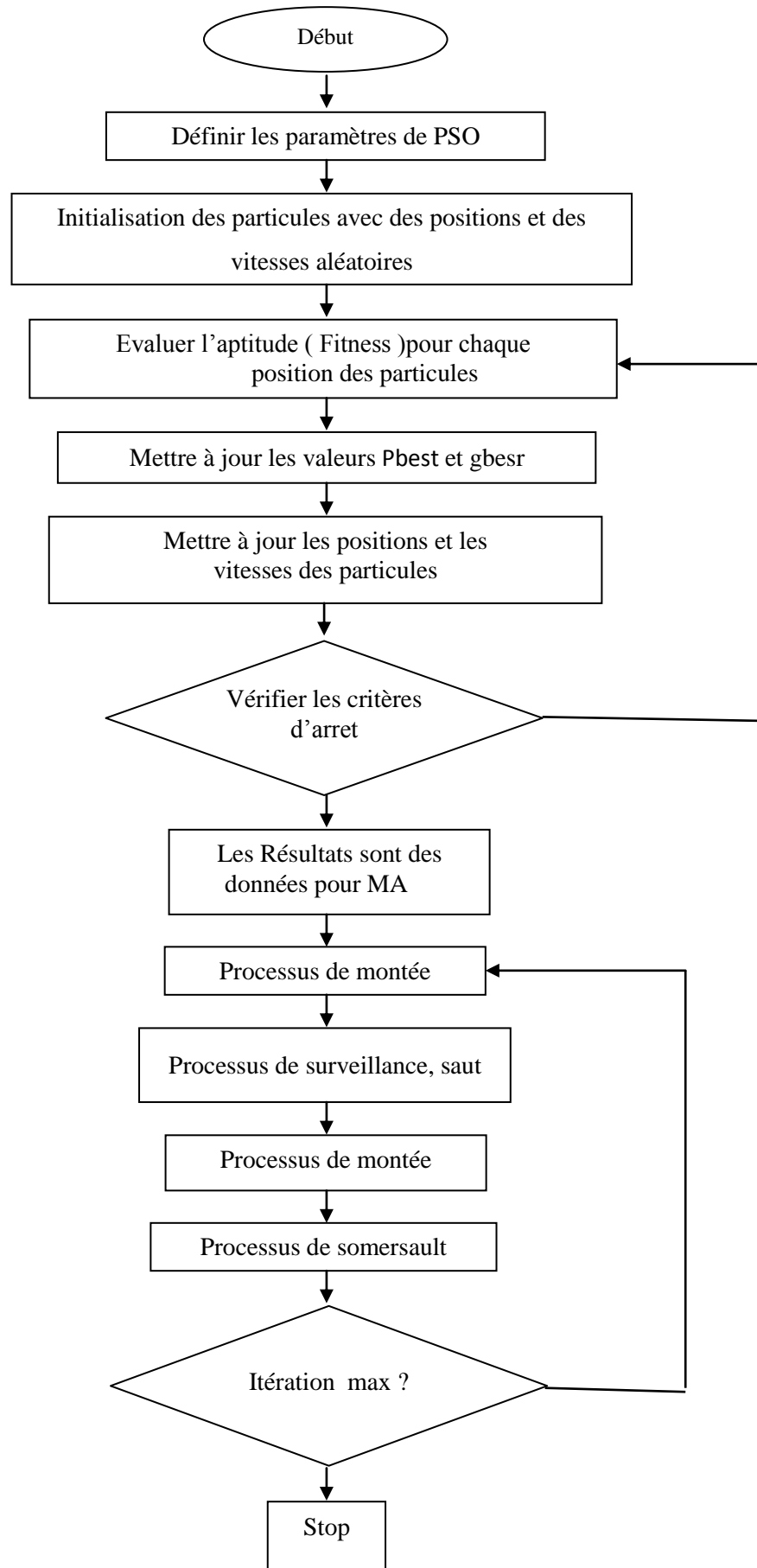
Étape 3. Évaluer le Fitness de chaque particule

Étape 4. Mettre à jour les valeurs  $P_{best}$ ,  $G_{best}$ , la position et les vitesses des particules

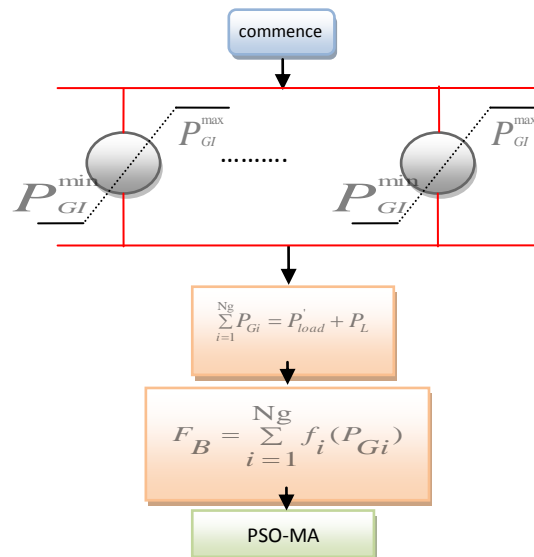
Étape 5. Vérifier les critères d'arrêt :

Si le critère d'arrêt n'est pas satisfait, passez à l'étape 3 sinon Communiquez la solution trouvée à MA et considérez-la comme l'espace de recherche initial. Étape 6. Lorsque le nombre d'itérations est atteint, la recherche est arrêtée et le résultat final est affiché.

La figure (IV. 8 .)ci-après représente l'algorithme de la méthode hybride PSO-MA utilisé pour résoudre un problème de dispatching économique comme il sera présenté dans l'application dans le chapitre 5 :



**Figure(IV. 8)** l'approche proposée PSO-MA pour Le problème de dispatching économique



**Figure (IV. 9)** Schémas représentative de l'approche proposée PSO-MA appliquée à L'écoulement de puissance

#### IV.7.4. La méthode hybride d'optimisation basée sur la biogéographie – Singe algorithme (BBO-MA) :

L'idée principale introduite dans cette méthode hybride proposée est que les meilleures solutions trouvées par BBO sont envoyées à MA pour exploiter une nouvelle région autour de cette solution. Par ailleurs, la nouvelle solution obtenue par MA est également communiquée à BBO et considérée comme le nouvel espace de recherche initial, cette recherche de mécanisme interactif permet d'équilibrer la capacité d'exploitation et d'exploration qui permet aux individus de réagir Plus en changeant les expériences.

Les étapes suivantes présentent l'algorithme proposé:

1. Exécuter BBO
2. Les meilleures variables de contrôle optimisées en BBO sont communiqués à MA et considérées comme espace initial de recherche (avec le maximum d'itérations).
3. Communiquer la meilleure solution trouvée par MA à BBO et la considérer comme espace de recherche initial.
4. Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale soit atteinte.

**IV.8.Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons abordé les notions d'intelligence collective, la synergie, l'optimisation par essaim, optimisation par insectes sociaux,

Nous avons donné des explication de quelques méthodes qualifiées d'intelligence collective que nous avons appliquées pour la résolution des problèmes du dispatching économique ainsi que leurs algorithmes, des explications concernant les méthodologies adoptées ont été fournies.

Exemples : FFA, PSO, ACO,MSFLA, BBO et MA .

Nous avons bouclé par donner des brèves explications à propos de leurs hybridations : FFA-MPSO, ACO-MSFLA ,PSO-MA ,et BBO-MA dans la première hybridation, nous avons introduit le terme d'ouverture des vannes dans la fonction objective ,dans la deuxième hybridation nous avons utilisé une fonction multi-objective , dans la troisième nous avons relevé le problème d'utilisation des multi-fuel avec effet d'ouverture des vannes dans un réseau de 10 générateurs et dans la quatrième nous avons tester avec une fonction mono-objective mais dans un réseau de 20 générateurs .

## Chapitre 5

---

---

# APPLICATIONS ET DISCUSSIONS

---

**V.1.Introduction :**

Le problème de dispatching économique a été l'un des sujets les plus étudiés dans la communauté du système électrique ; depuis que Carpentier a publié le concept en 1962 [100]. L'objectif de base de l'envoi de puissance économique de la production d'énergie électrique est de planifier les sorties de l'unité de génération de façon à répondre à la demande de charge à un coût d'exploitation minimal, tout en satisfaisant toutes les contraintes d'égalité et d'inégalité de l'unité et du système. Non-linéaire non-convexe problème d'optimisation [101]. Au cours des années, de nombreuses méthodes ont été appliquées pour résoudre le problème, comme la programmation non linéaire (NLP) [102,103], QP (programmation quadratique) [104], LP (programmation linéaire) [105,106], Méthode basée sur Newton [107], Programmation en nombres entiers mixtes [108], Programmation dynamique [109], Branch and Bound [110]. Les méthodes ci-dessus peuvent obtenir l'optima global dans certains cas; Cependant ces méthodes ont certaines contraintes, comme la continuité et la dérivabilité de la fonction objective [97].

Par conséquent, une méthode classique telle que la technique basée sur le gradient; Les méthodes de Newton, la programmation linéaire et la programmation quadratique ne sont plus une solution appropriée pour un écart de solution non-convexe, non continu et très non linéaire. En outre, la performance de ces approches traditionnelles dépend aussi des points de départ et est susceptible de converger vers le minimum local ou même diverger.

Tout au long des années, de nombreuses tentatives ont été faites pour améliorer les faiblesses des techniques primitives, notamment à partir de l'expertise informatique intelligente. Plusieurs méthodes ont été utilisées, telles que des méthodes d'optimisation méta-heuristique. Exemples: Algorithmes génétiques [111], TS (recherche tabu) [112], EP (programmation évolutive) [113], réseaux de neurones artificiels [114], SA (Simulated Annealing) [115] Particle Swarm [116,82], ACO (Ant Colony Optimization) [117], et Algorithme de recherche d'harmonie [118].

Leurs applications aux problèmes globaux d'optimisation deviennent attractives ; car elles ont de meilleures capacités de recherche globale par rapport aux algorithmes d'optimisation classiques. Les techniques méta-heuristiques semblent prometteuses et évolutives et sont devenues les outils les plus utilisés pour résoudre les problèmes du dispatching économique [97]. Pour les problèmes de minimisation / maximisation, les méthodes méta-heuristiques permettent de trouver des solutions plus proches de l'optimum, mais avec un coût élevé dans le temps. Pour résoudre ce problème, nous avons combiné chaque fois deux méthodes méta-heuristiques,

le FFA-MPSO, ACO-MSFLA, PSO – MA et BBO-MA. L'accélération de la vitesse de convergence, la qualité de la solution améliorée et l'équilibre entre exploration et exploitation sont réalisés avec les approches précédentes.

Le processus de recherche commence par la première méthode de l'hybridation, lorsque le critère d'arrêt est satisfait, la solution trouvée est communiquée à la deuxième méthode de l'hybridation et considérée comme l'espace de recherche initial. Une fois la recherche arrêtée, le résultat final est atteint. La robustesse de l'approche proposée est testée et validée sur le système standard; Les résultats obtenus sont comparés à ceux de la littérature.

## V.2. Formulation des problèmes

### V.2.1. Problèmes de dispatching économique conventionnels

Le but du problème de dispatching économique conventionnel est de résoudre une allocation optimale d'énergie génératrice dans un système d'alimentation [119]. La contrainte d'équilibre de puissance et les contraintes de puissance de génération pour toutes les unités devraient être satisfaites. En d'autres termes, le problème d'optimisation est de trouver la combinaison optimale de générations d'énergie qui minimisent le coût total du combustible ; tout en satisfaisant la contrainte d'égalité du bilan de puissance et plusieurs contraintes d'inégalité sur le système [120]. Le problème de dispatching économique est un problème d'optimisation qui détermine les variables de contrôle optimales pour minimiser les objectifs déterminés soumis aux contraintes d'égalité et d'inégalité. Le problème est généralement formulé comme suit [121,122]:

$$f(x,u) \tag{V.1}$$

Où

$$g(x,u) = 0 \tag{V.2}$$

$$h(x,u) \leq 0 \tag{V.3}$$

Où  $g(x,u)$  est la contrainte d'égalité typique,  $h(x,u)$  est des contraintes d'inégalité.  $X$  est le vecteur des grandeurs d'état consistant en : la tension de bus balancier  $P_{G1}$ , les tensions de bus de charge  $V_{Ll}$ , les sorties de générateur de puissance réactive  $Q_{G1}$  et la charge de ligne de transmission  $S_{Ll}$ .

Par conséquent,  $x$  peut être exprimé comme suit:

$$X^T = [P_{G1}, V_{Ll}, \dots, V_{LN_{PQ}}, Q_{G1}, \dots, Q_{GN_g}, S_{Ll}, \dots, S_{LNL}] \tag{V.4}$$

Où  $N_{PQ}$ ,  $N_g$  et  $NL$  sont respectivement : le nombre de bus de charge, le nombre de générateurs et le nombre de lignes de transmission,  $u$  : est le vecteur des variables de commande constituées des sorties de puissance réelle du générateur, sauf au niveau du bus libre  $P_G$ , des tensions du générateur  $V_G$ , des réglages  $T$  du transformateur et des injections de puissance réactive  $Q_C$ . Par conséquent,  $u$  peut être exprimé comme

$$u^T = [P_{G2}, \dots, P_{GNg}, V_{G1}, \dots, V_{GNg}, T_1, \dots, T_{nt}, Q_{C1}, \dots, Q_{Cnc}] \quad (V.5)$$

Où  $nt$  est le nombre de transformateurs de régulation et  $nc$  est le nombre de compensateurs VAR

## V.2.2. Fonctions objectives :

### V.2.2.1 Fonction de coût lisse :

Est exprimée par l'expression suivante [123]:

$$f_i(P_{Gi}) = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i \quad (V.6)$$

Où  $f(P_G)$  Est le coût total de production en \$ / h;

$f_i(P_{Gi})$  : Est la fonction du coût du combustible de l'unité spécifique  $i$  en \$ / h;

$a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  sont les coefficients de coût du combustible de l'unité  $i$ ;

$P_{Gi}$  : Est la puissance réelle de l'unité  $i$  en MW;

### V.2.2.2 Fonction de coût non lisse :

La fonction de combustible est approximativement exprimée comme la fonction quadratique pour chaque unité de génération dans les problèmes économiques convexes. Ce cas implique de rapprocher le calcul et les résultats dans une solution erronée, par conséquent. Ainsi de divers types de contraintes physiques et opérationnelles s'ajoutent dans le problème pour la correction de la solution optimale, le problème se transforme en problème d'optimisation forcée non linéaire. Problème d'expédition économique avec l'effet de point de valve est l'un de ces problèmes, qui est classé comme problème non-convexe et il est très difficile de trouver une solution optimale à lui.

L'inclusion de l'effet de point de vanne dans le coût du combustible de l'unité de génération ; fournit une représentation plus appropriée par rapport au coût du combustible. Alors que le point de valve est finalisé avec des hausses, la performance de la fonction de

carburant comprend une série non linéaire plus élevée. Pour cette raison, comme pour l'étude visant à considérer les effets du point de valve, une fonction non convexe est utilisée.

En réalité, la fonction objective a des points non différentiables en fonction des effets de charge de point de soupape. Par conséquent, la fonction objective doit être composée d'un ensemble de fonctions de coût non lisses [89].

Les turbines à vapeur à soupape à plusieurs vannes sont caractérisées par une fonction de coût du combustible non linéaire complexe. Pour tenir compte des effets de point de soupape, des termes sinusoïdaux sont ajoutés aux fonctions de coûts quadratiques comme suit:

$$f_i(P_{Gi}) = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i + \left| e_i \sin(f_i(P_{Gi}^{\min} - P_{Gi})) \right| \tag{V.7}$$

**V.2.2.3. Fonctions de coûts quadratiques par morceaux :**

Dans le système d'alimentation pratique, de nombreuses unités de production thermique peuvent être fournis avec de multiples sources de carburant comme le charbon, le gaz naturel et l'huile. Le coût de production de ces unités à combustibles fossiles est représenté par la fonction de coût quadratique par pièce [124,125,91].

$$f(P_{Gi}) = \begin{cases} a_{i1} P_{Gi1}^2 + b_{i1} P_{Gi} + c_{i1} & P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi1} \\ a_{i2} P_{Gi2}^2 + b_{i2} P_{Gi} + c_{i2} & P_{Gi1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi2} \\ \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\ a_{im} P_{Gim}^2 + b_{im} P_{Gi} + c_{im} & P_{Gim-1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \tag{V.8}$$

Où  $a_{im}$ ,  $b_{im}$ ,  $c_{im}$  sont les coefficients de coût du i-ième générateur pour le type de carburant m.

$$F(P_{Gi}) = \begin{cases} a_{i1} P_{Gi1}^2 + b_{i1} P_{Gi} + c_{i1} + \left| e_{i1} \sin(f_{i1}(P_{Gi}^{\min} - P_{Gi})) \right| & P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi1} \\ a_{i2} P_{Gi2}^2 + b_{i2} P_{Gi} + c_{i2} + \left| e_{i2} \sin(f_{i2}(P_{Gi}^{\min} - P_{Gi})) \right| & P_{Gi1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi2} \\ \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\ a_{im} P_{Gim}^2 + b_{im} P_{Gi} + c_{im} + \left| e_{im} \sin(f_{im}(P_{Gi}^{\min} - P_{Gi})) \right| & P_{Gim-1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \tag{V.8-a}$$

**V.2.2.4 Minimisation de la perte de puissance réelle :**

L'objectif principal est de minimiser la perte de puissance active du réseau tout en satisfaisant un certain nombre de contraintes de fonctionnement. La fonction objective peut être exprimée comme suit:

$$P_L = \sum_{k=1}^{nl} g_k [V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\alpha_i - \alpha_j)] \tag{V.9}$$

Où  $g_k$  est la conductance d'une ligne de transmission  $k$  connectée entre le  $i^{th}$  et le  $j^{th}$  bus,  $V_i, V_j, \alpha_i, \alpha_j$  sont respectivement les amplitudes de tension et les angles de phase des  $i^{th}$  et  $j^{th}$  bus,  $nl$  le nombre total de lignes de transmission.

### V.2.2.5 Minimisation du coût total des émissions :

Les émissions les plus importantes considérées dans l'industrie de la production d'électricité ; du fait de leurs effets sur l'environnement sont le dioxyde de soufre (SO<sub>2</sub>) et les oxydes d'azote (NO<sub>x</sub>). Ces émissions peuvent être modélisées par des fonctions qui associent les émissions à la production d'électricité pour chaque unité. Une approche pour représenter les émissions de SO<sub>2</sub> et de NO<sub>x</sub> consiste à utiliser une combinaison de termes polynomiaux et exponentiels [126,148]:

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} (\alpha_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i) + \varepsilon_i \exp(\lambda_i P_{Gi}) \quad (V.10)$$

Où:  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \varepsilon_i$  et  $\lambda_i$  sont des coefficients des caractéristiques d'émission du  $i^{\text{ème}}$  générateur. Le problème de l'émission d'émissions économiques combinées bi-objectif est converti en un seul problème d'optimisation en introduisant un facteur de pénalité  $h$ . Cette fonction objective combinée est décrite par :

$$\min F_B = \beta \sum_{i=1}^{N_g} f_i(P_{Gi}) + (1 - \beta) h_i \sum_{i=1}^{N_g} E(P_{Gi}) \quad (V.11)$$

Où  $\beta$  est un facteur de pondération qui satisfait  $0 \leq \beta \leq 1$ .

Le facteur de pénalité de prix  $h_i$ , est le rapport entre le coût maximal du carburant et l'émission maximale du générateur correspondant.

$$h_i = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} f(P_{Gi}^{\max})}{\sum_{i=1}^{N_g} E(P_{Gi}^{\max})} \quad (V.12)$$

### V.2.3. Contraintes de problèmes :

#### V.2.3.1. Equation du bilan de puissance active :

Pour l'équilibre de puissance, une contrainte d'égalité doit être satisfaite. La puissance produite doit être la même que la charge totale ajoutée aux pertes totales de ligne. Il est représenté comme suit:

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{Gi} = P_{load} + P_L \quad (V.13)$$

La valeur exacte des pertes du système peut être déterminée au moyen d'une solution de flux de puissance. L'approche la plus populaire pour trouver une valeur approximative des pertes est par la formule de perte de Kron, qui représente les pertes en fonction du niveau de production des générateurs de système.

$$P_L = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^{Ng} B_{0i} P_{Gi} + B_{00} \quad (V.14)$$

Où  $B_{ij}$  est le coefficient de perte de transmission,  $P_i$ ,  $P_j$  la production d'énergie des  $i^{th}$  et  $j^{th}$  unités [127,148].

$B_{0i}$  est le  $i^{th}$  élément du vecteur de coefficient de perte

$B_{00}$  est le coefficient de perte constant.

$\sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi}$  Est la production totale du système;

$P_{load}$  Est la demande de charge totale.

$P_L$  Est la perte de transmission totale du système en MW;

$Ng$  Est le nombre d'unités de générateur dans le système;

Les contraintes d'égalité sur la puissance réelle et réactive à chaque bus sont données par les équations (15) et (16).

$$P_{Gi} - P_{Di} - V_i \sum_{j=1}^{nb} V_j [G_{ij} \cos(\alpha_i - \alpha_j) - B_{ij} \sin(\alpha_i - \alpha_j)] = 0 \quad (V.15)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Di} - V_i \sum_{j=1}^{nb} V_j [G_{ij} \sin(\alpha_i - \alpha_j) - B_{ij} \cos(\alpha_i - \alpha_j)] = 0 \quad (V.16)$$

Où  $i = 1, 2, \dots, nb$ ,  $nb$  est le nombre de bus;  $Q_{Gi}$  est la puissance réactive générée au  $i^{th}$  bus;  $P_{Di}$  et  $Q_{Di}$  sont respectivement la charge réelle et la charge réactive;  $G_{ij}$  et  $B_{ij}$  sont la conductance de transfert et la susceptance entre le bus  $i$  et le bus  $j$  respectivement;  $V_i$  et  $V_j$  sont les grandeurs de tension sur le bus  $i$  et le bus  $j$  respectivement; Et  $\alpha_i$  et  $\alpha_j$  sont respectivement les angles de tension de  $i$  et de bus  $j$ . [148].

### V.2.3.2. Limites de production d'électricité active :

Contraintes de génération: Les tensions de générateur, les sorties de puissance réelle et les sorties de puissance réactive sont limitées par leurs limites inférieure et supérieure comme suit:

$$V_{Gi}^{\min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi}^{\max} \quad (\text{V.17})$$

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \quad (\text{V.18})$$

$$Q_{Gi}^{\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{\max} \quad (\text{V.19})$$

Contraintes du transformateur: Les réglages du robinet du transformateur sont limités par leurs limites minimale et maximale comme suit:

$$T_i^{\min} \leq T_i \leq T_i^{\max} \quad (\text{V.20})$$

Contraintes VAR de shunt: Les injections de puissance réactive dans les bus sont limitées par leurs limites minimales et maximales comme:

$$Q_{Ci}^{\min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci}^{\max} \quad (\text{V.21})$$

Contraintes de sécurité: Elles incluent les contraintes de grandeurs de tension sur les bus de charge et les charges de ligne de transmission comme suit:

$$V_{Li}^{\min} \leq V_{Li} \leq V_{Li}^{\max} \quad (\text{V.22})$$

$$S_{li} \leq S_{li}^{\max} \quad (\text{V.23})$$

### V.3. Applications et résultats :

#### V.3.1. Application de la méthode FFA-MPSO [97]:

L'approche proposée FFA-MPSO basée sur la recherche globale et locale, est développée dans le langage de programmation Matlab en utilisant la version 7.04. Pour valider la robustesse de la méthode proposée, trois réseaux ont été envisagés, le premier à 6 nœuds avec 3 générateurs pour une demande de charge de 210 MW, le second à IEEE 14 et 5 générateurs pour une demande de charge de 259 MW, le troisième avec 30 nœuds IEEE 30 et 6 générateurs pour une demande de charge de 283,4 MW.

Avec deux cas :- avec effet de vannes et sans effet vannes. Les données des générateurs et les coefficients B sont présentés respectivement dans les tableaux (V.1, V.4 et V.7), [128,129].

### V.3.1.1. Système 6 nœuds à 3 générateurs:

**Tableau (V. 1)** Coefficients de coûts, limites de production active des unités de production et coefficients de perte de transmission

	$a_i$	$b_i$	$c_i$	$d_i$	$e_i$	$p_{Gi}^{\min}$	$p_{Gi}^{\max}$
PG1	0.00533	11.669	213.1	130	0.0635	50	200
PG2	0.00889	10.333	200	90	0.0598	37.5	150
PG3	0.00741	10.833	240	100	0.0685	45	180
B-coefficients							

$$[B] = \begin{bmatrix} 0.0552 & 0.0062 & -0.0046 \\ 0.0062 & 0.0253 & 0.0064 \\ -0.0046 & 0.0064 & 0.0286 \end{bmatrix}$$

$$[B_0] = [0.0046 \quad 0.0035 \quad 0.0019]$$

$$[B_{00}] = [0.00055711]$$

#### V.3.1.1.1. Cas 1: Minimisation quadratique du coût de carburant (sans effet de vannes) :

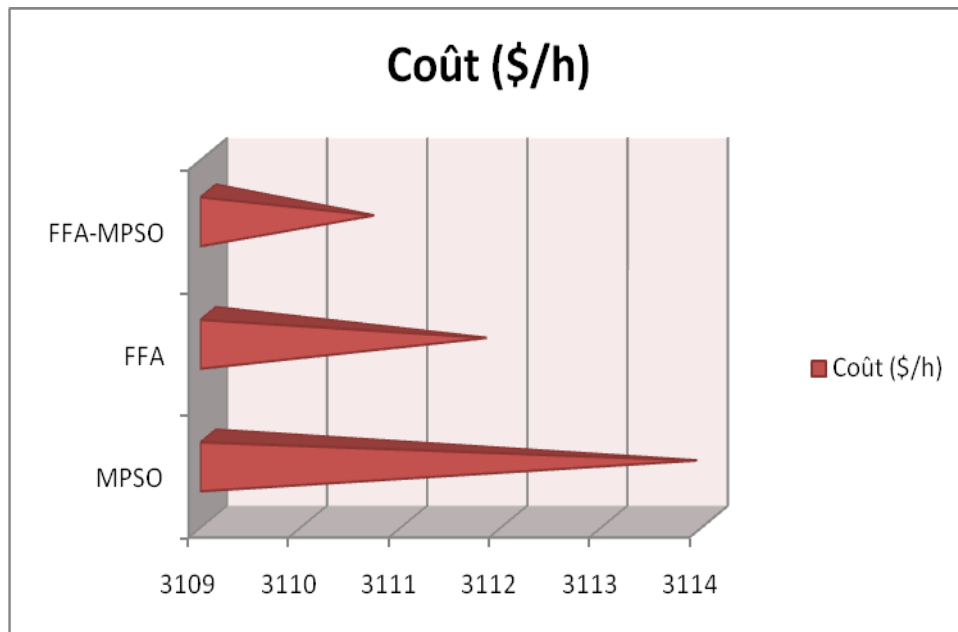
Tout d'abord, l'algorithme FFA-MPSO est testé sur le système 6 nœuds à 3 générateurs. Chaque générateur est représenté par une fonction de coût quadratique. La demande de charge totale est de 210 MW.

Les résultats obtenus par la méthode proposée (pour le cas 1) sont présentés dans le tableau (V.2.)

**Tableau (V.2)**

Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 6 nœuds 3 générateurs

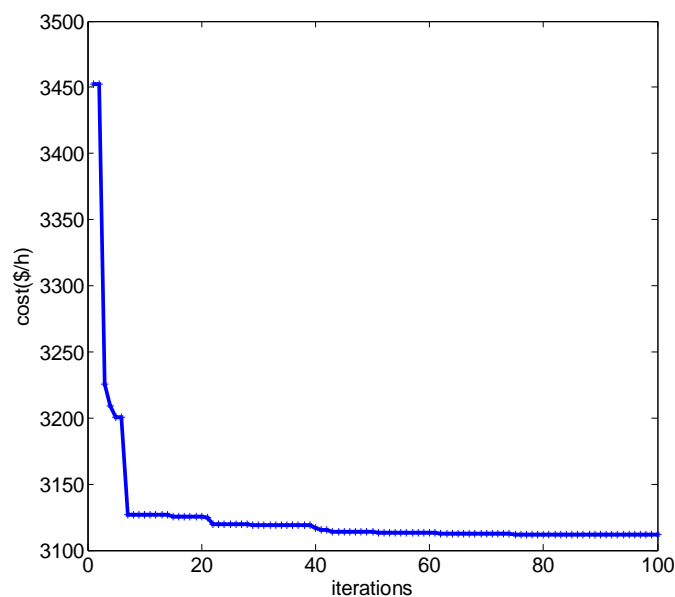
	MPSO	FFA	FFA-MPSO
PG1 (MW)	53.759002	51.416361	50.073271
PG2 (MW)	69.969447	72.448310	73.878281
PG3 (MW)	90.967464	90.921083	90.878914
<b>Coût (\$/h)</b>	3113.887331	3111.787641	3110.661462
<b>Perte réel (MW)</b>	4.6959	4.7858	4.8305
<b>T(S)</b>	0.1258	0.2025	0.01014



**Figure (V. 1).** Coût en dollars par heure donné par l'approche FFA-MPSO et sa comparaison aux deux autres méthodes MPSO et FFA utilisée chacune seule pour le Système 6 nœuds à 3 générateurs (1<sup>er</sup> cas)

D'après le tableau (V.2), nous pouvons voir que : pour le même système des trois unités, la méthode proposée FFA-MPSO a obtenu la meilleure solution. Le coût de production total de la méthode FFA-MPSO est réduit à une valeur de 3110.661462 \$/h par rapport à la méthode FFA, et aussi réduit par rapport à la méthode MPSO.

La figure (V.2) représente le Graphe de la Convergence de la fonction coût pour la méthode FFA-MPSO (sans effet d'ouverture de vannes) pour un système de 06 nœuds (IEEE-6 bus)



**Figure (V. 2).** Graphe de la Convergence de la fonction coût pour La méthode FFA-MPSO (IEEE-6 nœuds)

En exploitant la figure (V.2), on peut voir que la convergence est atteinte très rapidement en 80 itérations et le meilleur coût est égal à 3110.661462 \$ / h,

Comme le montre le tableau (V.2), cette méthode est plus rapide que les deux autres méthodes (FFA et MPSO) où  $T(s) = 0.01014$  S.

### V.3.1.1.2.Cas 2: Minimisation quadratique du coût de carburant (avec effet de vannes) :

L'algorithme proposé est testé sur le même système à 6 nœuds ; mais en considérant maintenant l'effet de vannes, et également était comparé à d'autres méthodes dans la littérature.

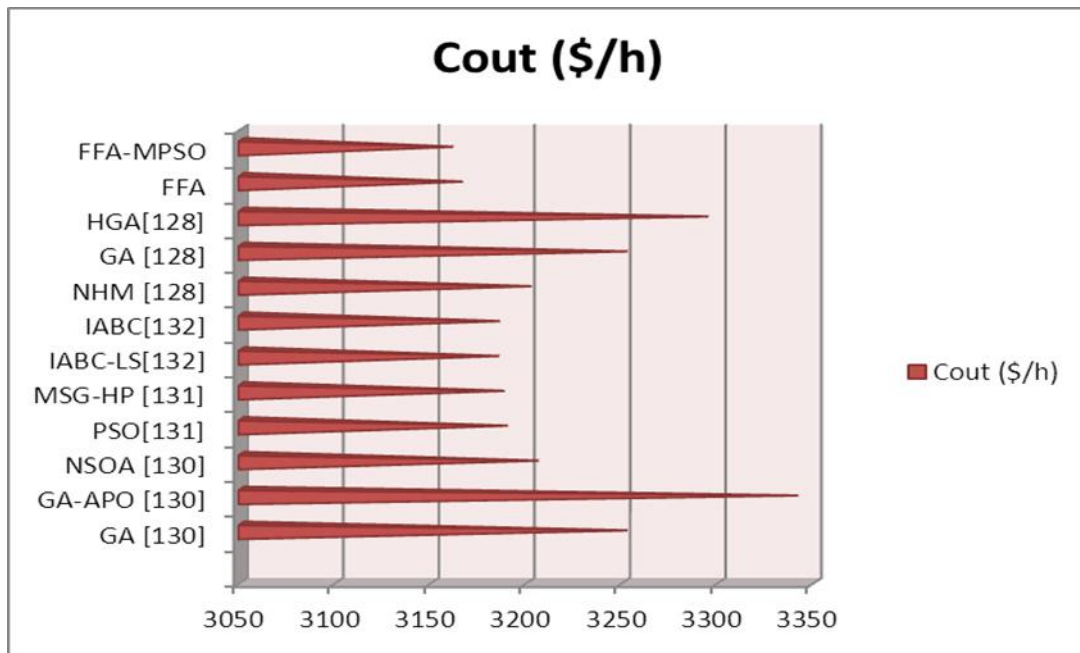
Les résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO avec effet de vannes et la comparaison avec les autres méthodes sont récapitulés dans le tableau (V.3) ci-après.

**Tableau (V.3)**

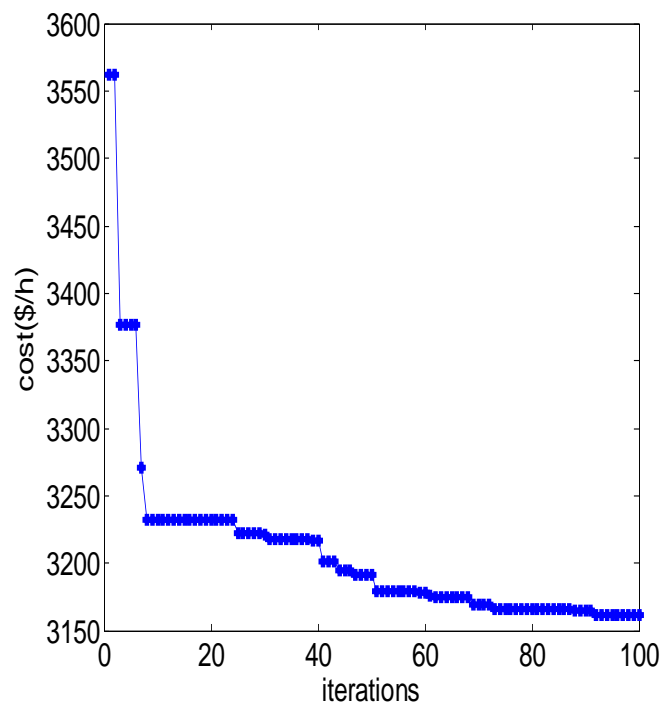
Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO avec effet de vannes pour un système 6 nœuds.

Methods	$P_{G1}$ (MW)	$P_{G2}$ (MW)	$P_{G3}$ (MW)	perte (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
GA [130]	53.2604	88.9645	74.7693	6.9939	3252.46	1.0310
GA-APO [130]	61.6467	95.1632	60.5402	7.3460	3341.77	0.812
NSOA [130]	50.0000	86.0678	79.7119	5.779	3205.99	0.0140
PSO[131]	50.4739	74.1958	90.8627	5.5324	3189.82	0.3117
MSG-HP [131]	50.000	74.7428	90.7680	5.5117	3188.146	0.2469
IABC- LS[132]	50	74.3459	90.8604	5.2063	3185.2942	0.008
IABC[132]	50.0028	74.5208	90.6764	5.2001	3185.8511	0.007
NHM [128]	50	90	75.87	5.87	3202.25	0.013
GA [128]	53.26	88.96	74.76	6.99	3252.45	1.031
HGA[128]	54.45	115.68	47.58	7.71	3294.80	0.812
FFA	99.4739	37.50000	78.8057	5.7796	3166.312609	0.258
FFA- MPSO	50.0000	37.50000	128.2797	5.7797	3161.4546	0.01125

Méthode non heuristique (NHM)



**Figure (V. 3).** Coût en dollars par heure donné par l’approche FFA-MPSO et sa comparaison aux autres méthodes pour un système 6 nœuds à 3 générateurs, en considérant l’effet d’ouverture des vannes (2ème cas)



**Figure (V.4).** Graphe de la Convergence de la fonction coût (avec effet de vannes) pour la méthode FFA-MPSO (IEEE-6 nœuds)

Nous avons vu l'utilité d'attirer l'attention sur les deux dernières lignes du tableau (V.3), il est très clair que cette hybridation FFA-MPSO avec l'effet de vannes pour le système 6-nœuds dépasse les autres méthodes exposées dans le même tableau, le coût dans ce cas Est très réduit tout en arrivant à une valeur de 3161.4546 (\$ / h) beaucoup mieux que les autres.

La convergence est atteinte en à peu près 100 itérations et en un temps record (T=0.01125 S)

➤ Revenons maintenant à un système IEEE 14 et avec 5 générateurs pour une demande de charge de 259 MW, considérons deux cas (avec effet de vannes / sans effet vannes):

**Tableau. (V.4)**

Coefficients de coûts, limites de production active des unités de production et Coefficients de perte de transmission

	$a_i$	$b_i$	$c_i$	$d_i$	$e_i$	$p_{Gi}^{\min}$	$p_{Gi}^{\max}$
PG1	0.0016	2	150	50	0.0630	50	200
PG2	0.01	2.5	25	40	0.0980	20	80
PG3	0.025	1	0	0	0	15	50
PG6	0.00834	3.25	0	0	0	10	35
PG8	0.025	3	0	0	0	10	30

B-  
Coefficients

$$[B] = \begin{bmatrix} 0.0212 & 0.0085 & -0.0009 & 0.0021 & 0.0007 \\ 0.0085 & 0.0206 & -0.0041 & 0.0037 & 0.0001 \\ -0.0009 & -0.0041 & 0.0395 & -0.0207 & -0.0251 \\ 0.0021 & 0.0037 & -0.0207 & 0.0613 & -0.0071 \\ 0.0007 & 0.0001 & -0.0251 & -0.0071 & 0.0406 \end{bmatrix}$$

$$[B_0] = [-0.0002 \quad 0.003 \quad -0.0017 \quad 0.0101 \quad -0.0038]$$

$$[B_{00}] = [0.00085357]$$

### V.1.1.3.Cas 1: Minimisation quadratique du coût de carburant (sans effet de vannes) :

L'algorithme FFA-MPSO est testé sur le système 14 nœuds à 5 générateurs.

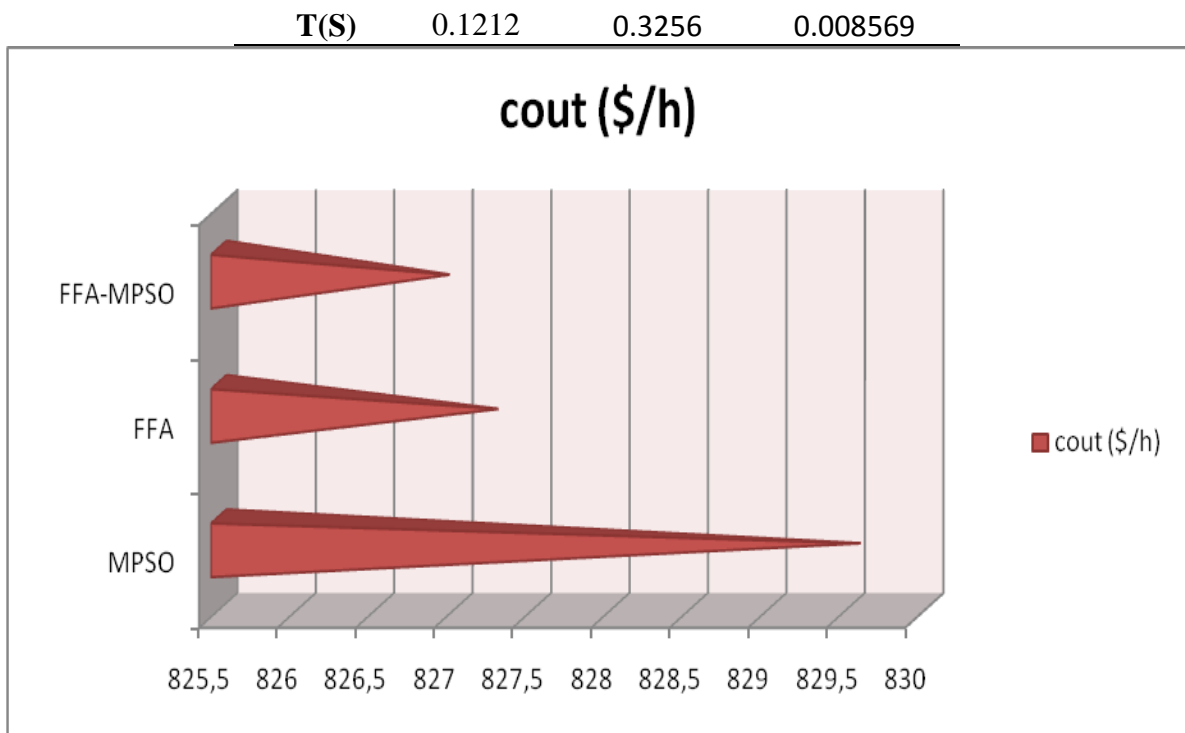
Chaque générateur est représenté par une fonction de coût quadratique. La demande de charge totale est de 259 MW. Le cas considéré c'est le cas d'un system sans effet de vannes.

Le tableau (V.5) expose les résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 14 nœuds 5 générateurs (cas système sans effet de vannes).

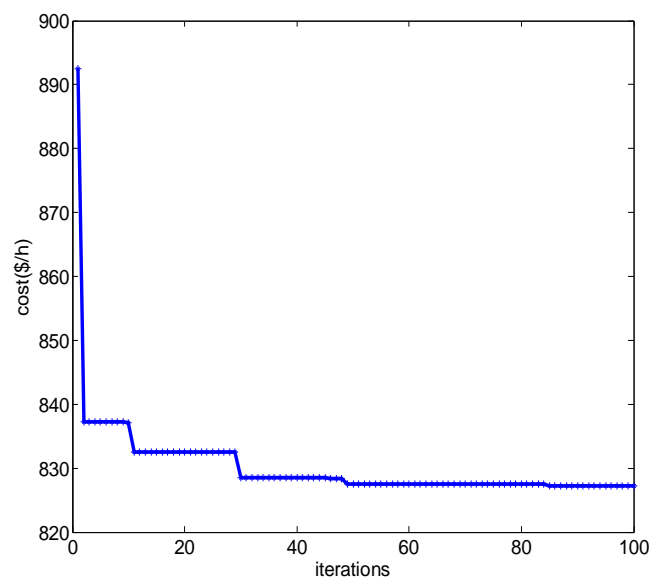
**Tableau (V.5)**

Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 14 nœuds 5 générateurs

	<b>MPSO</b>	<b>FFA</b>	<b>FFA-MPSO</b>
PG1 (MW)	196.952247	199.812783	199.987575
PG2 (MW)	29.370439	31.132178	30.724979
PG3 (MW)	19.732174	16.115501	16.366466
PG8 (MW)	10.599661	10.427850	10.081301
PG11(MW)	10.389557	10.297221	10.225370
<b>coût (\$/h)</b>	829.597328	827.286908	826.975457
<b>Perte reel (MW)</b>	8.0441	8.7855	8.3857



**Figure (V. 5).** Coût en dollars par heure donné par l’approche FFA-MPSO et sa comparaison aux deux autres méthodes MPSO et FFA utilisée chacune seule pour le Système 14 nœuds à 5 générateurs (1<sup>er</sup> cas)



**Figure (V.6).** Graphe de la Convergence de la fonction coût pour La méthode FFA-MPSO (IEEE-14 nœuds)

Du tableau (V.5), nous remarquons que les deux méthodes MPSO et FFA sont très robustes, le meilleur coût atteint une valeur de 829.597328 \$ / h avec la première méthode, une valeur un peu

inférieure 827.286908 \$ / h avec la deuxième méthode et arrivant enfin à Une valeur bien meilleure 826,975457 \$/h avec l'hybridation des deux méthodes.

De la Figure (V.6) il est clair que la convergence de la méthode FFA-MPSO est très rapide (85 itérations)

**V.3.1.1.4.Cas 2: Minimisation quadratique du coût de carburant (avec effet de vannes) :**

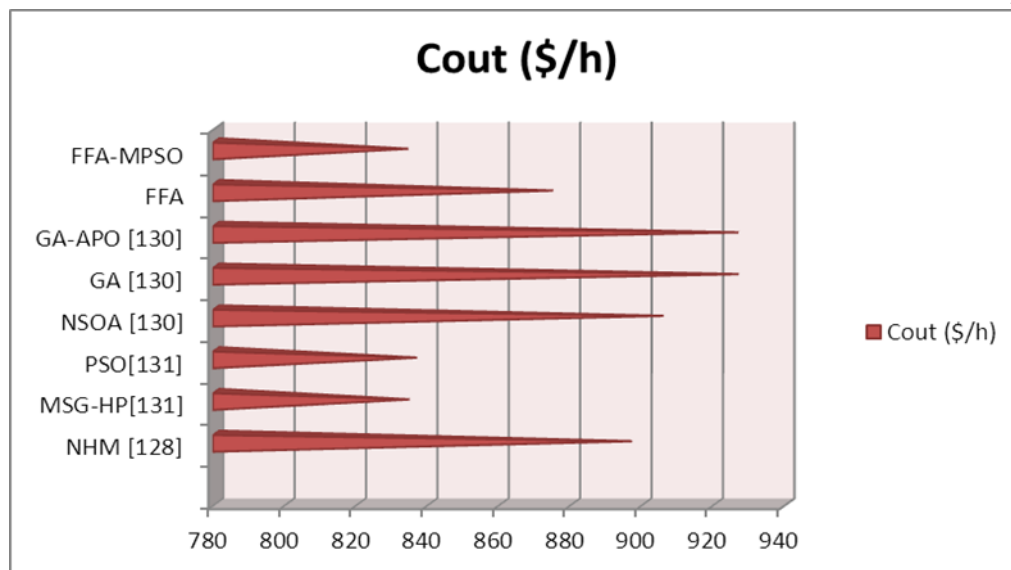
L’algorithme proposé est testé sur le même système à 14 nœuds et 5 générateurs mais en considérant maintenant l’effet de vannes, et également était comparé à d’autres méthodes dans la littérature.

Les résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO avec effet de vannes et la comparaison avec les autres méthodes sont récapitulés dans le tableau (V.6) ci-après.

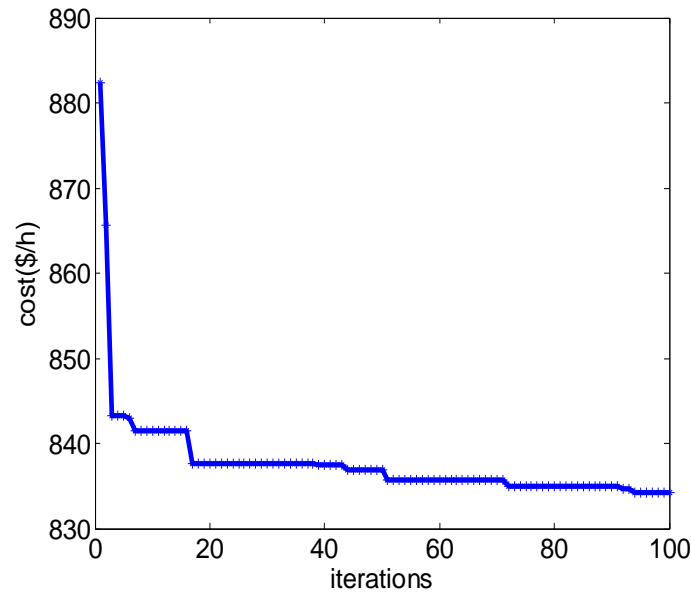
**Tableau (V.6)**  
 Résultats comparatifs des différentes méthodes pour Système IEEE-5 machines 14 nœuds pour PD = 259 MW

Methods	P <sub>G1</sub> (MW)	P <sub>G2</sub> (MW)	P <sub>G3</sub> (MW)	P <sub>G8</sub> (MW)	P <sub>G11</sub> (MW)	Perte (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
NHM [128]	150	80	18.32	10	10	9.32	896.68	0.015
MSG-HP[131]	199.6923	20.0000	20.8157	15.5504	12.5069	9.5654	834.363	0.4617
PSO[131]	197.4696	20.0000	21.3421	11.6762	17.7744	9.2623	836.4568	0.3484
NSOA [130]	181.129	46.7567	19.1526	10.1879	10.7719	8.9977	905.5437	0.0150
GA [130]	172.765	26.6212	24.8322	23.4152	19.1885	7.8250	926.5530	0.3910
GA-APO [130]	172.765	26.6212	24.8322	23.4152	19.1885	7.8250	926.5530	0.3910
FFA	149.7331	52.0570	22.0184	29.7806	14.9760	9.5651	874.6183	0.398
FFA-MPSO	199.59965	20.0000	20.36441	17.692815	10.9084	9.5653	834.0395	0.00985

méthode non heuristique (NHM)



**Figure (V. 7).** Coût en dollars par heure donné par l’approche FFA-MPSO et sa comparaison aux autres méthodes pour un système 14 nœuds à 5 générateurs , en considérant l’effet d’ouverture des vannes ( 2<sup>ème</sup> cas )



**Figure (V.8).** Les valeurs de la fonction coût (avec effet de vannes) dans différentes itérations pour la méthode FFA-PSO (IEEE 14 Nœuds)

Il est très facile de juger que la méthode FFA-MPSO est très efficace par rapport aux autres méthodes: NHM [128], MSG-HP [131], PSO [131], NSOA [130], GA [130], GA-APO [130], FFA, le coût a atteint une valeur remarquable de 834.0395 \$ / h en un temps de convergence de 0.00985 S, la convergence a conservé le même nombre de 100 itérations.

Nous passons maintenant à l'application de cette hybridation avec les deux cas sur le système avec bus IEEE 30 et 6 générateurs pour une demande de charge de 283,4 MW:

**V.3.1.2. Système de 30-Noeuds 6 générateurs**

**Tableau (V.7)**

Coefficients de coûts, limites de production active des unités de production et coefficients de perte de transmission

	$a_i$	$b_i$	$c_i$	$d_i$	$e_i$	$p_{Gi}^{\min}$	$p_{Gi}^{\max}$
PG1	0.0016	2	150	50	0.0630	50	200
PG2	0.01	2.5	25	40	0.0980	20	80
PG3	0.025	1	0	0	0	15	50
PG6	0.00834	3.25	0	0	0	10	35
PG8	0.025	3	0	0	0	10	30
PG13	0.025	3	0	0	0	12	40

B-Coefficients

$$[B] = \begin{bmatrix} 0.0224 & 0.0103 & 0.0016 & -0.0053 & 0.0009 & -0.0013 \\ 0.0103 & 0.0158 & 0.001 & -0.0074 & 0.0007 & 0.0024 \\ 0.0016 & 0.001 & 0.0474 & -0.0687 & -0.006 & -0.035 \\ -0.0053 & -0.0074 & -0.0687 & 0.3464 & 0.0105 & 0.0534 \\ 0.0009 & 0.0007 & -0.006 & 0.0105 & 0.0119 & 0.0007 \\ -0.0013 & 0.0024 & -0.035 & 0.0534 & 0.0007 & 0.2353 \end{bmatrix}$$

$$[B_0] = [-0.0005 \quad 0.0016 \quad -0.0029 \quad 0.006 \quad 0.0014 \quad 0.0015]$$

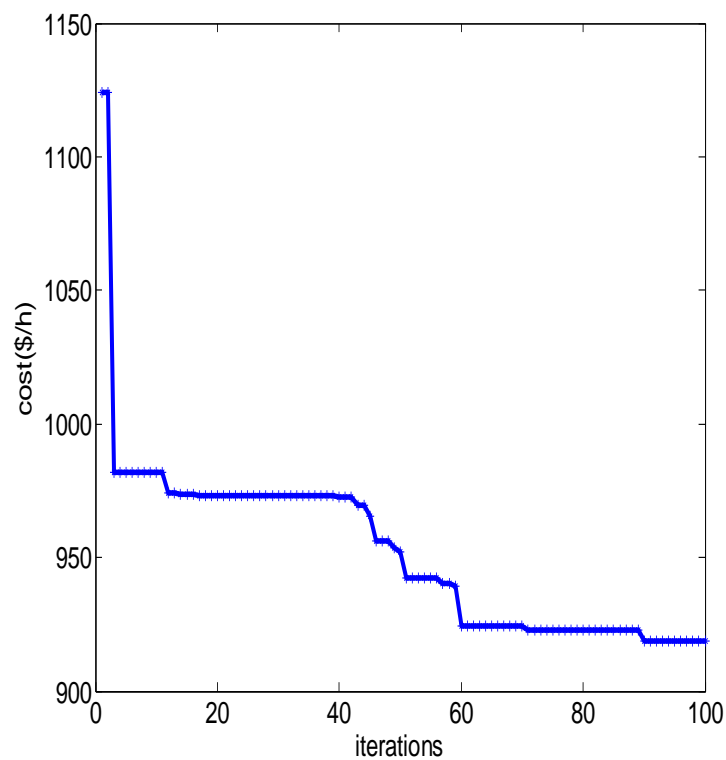
$$[B_{00}] = [0.0011]$$

### V.3.1.2.1. Cas 1: Minimisation quadratique du coût de carburant (sans effet de vannes) :

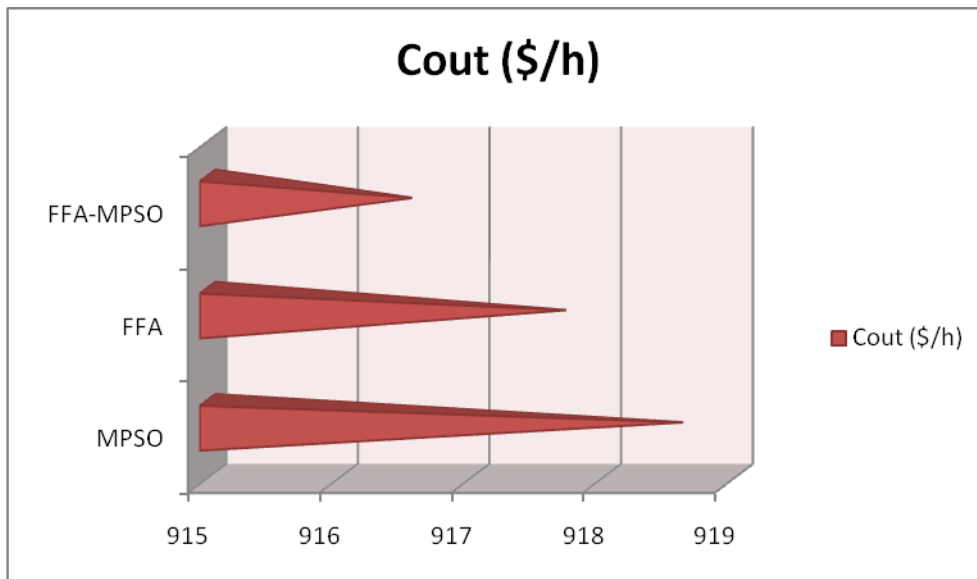
**Tableau (V.8)**

Résultats d'optimisation de l'approche FFA-MPSO pour le système 30 nœuds 6 générateurs

	MPSO	FFA	FFA-MPSO
PG1 (MW)	198.295421	199.845008	199.698106
PG2 (MW)	41.390760	36.886954	41.489712
PG3 (MW)	16.111724	16.916511	19.156173
PG8 (MW)	13.008410	13.746261	10.013532
PG11(MW)	10.074959	13.382660	10.286364
PG13(MW)	15.869036	13.890634	14.382727
<b>Coût (\$/h)</b>	918.620060	917.730397	916.560132
<b>Perte reel (MW)</b>	11.3503	11.2680	11.6266
<b>T(S)</b>	0.025	0.0324	0.00925



**Figure (V.9).** Les valeurs de la fonction coût dans différentes itérations pour la méthode FFA-PSO (IEEE 30 Nœuds)



**Figure (V.10).** Coût en dollars par heure donné par l’approche FFA-MPSO et sa comparaison aux deux autres méthodes MPSO et FFA utilisée chacune seule pour le Système 30 nœuds à 6 générateurs (1<sup>er</sup> cas)

Le coût le plus avantageux de l'approche MPSO a été évalué à 918,620060 \$ / h, le coût le plus élevé dans l'approche FFA a été de 917,730397 \$ / h et enfin l'approche FFA-MPSO avec sa meilleure valeur de 916,560132 \$ / h toujours dans un fameux temps de 0.00925 S.

De la Figure (V.9) on peut voir que, pour toutes les méthodes, les vitesses de convergence sont élevées, la méthode FFA-MPSO a pu atteindre la solution optimale à environ 60 itérations.

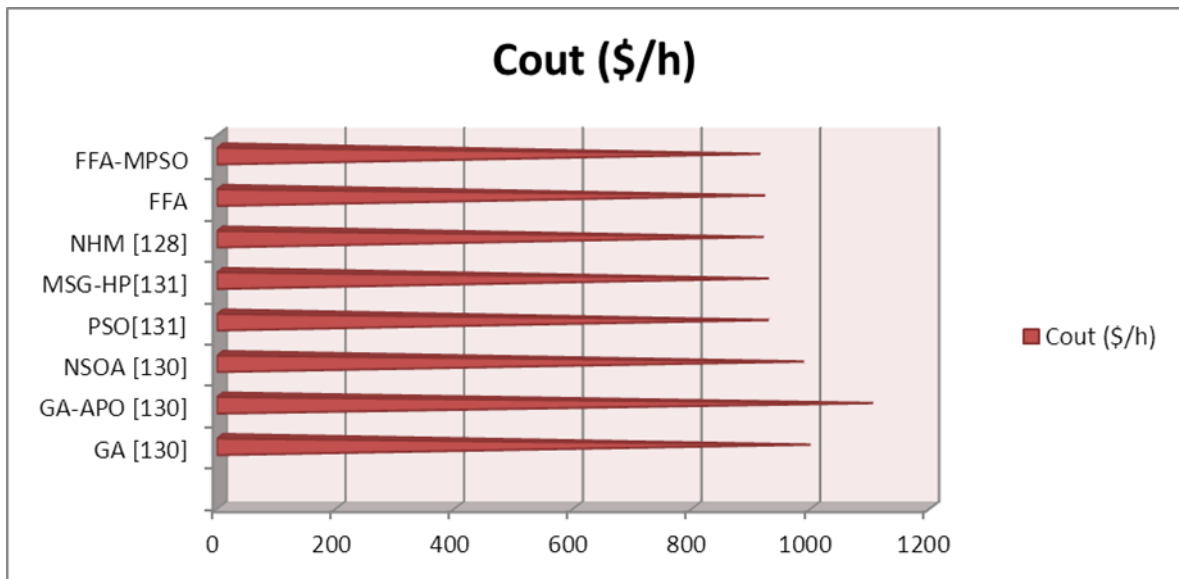
**V.3.1.2.2. Case 2: Minimisation quadratique du coût de carburant (avec effet de vannes) :**

**Tableau(V.9)**

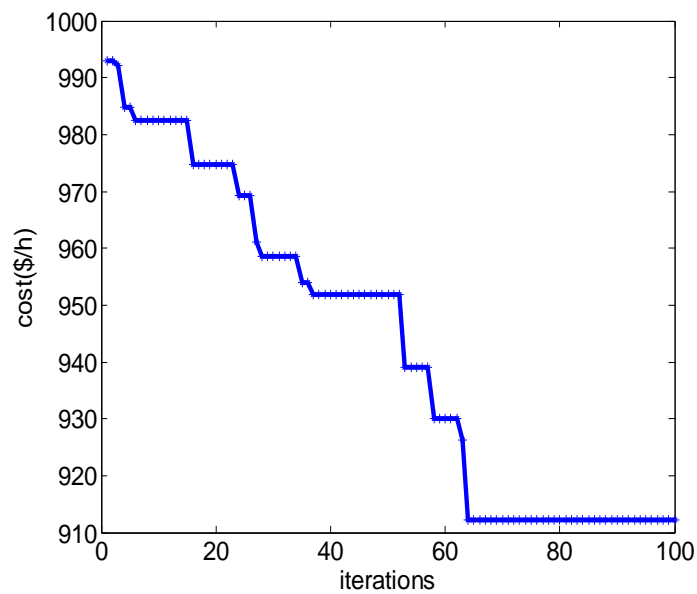
Résultats comparatifs des différentes méthodes pour Système IEEE-30 pour PD= 283.4 MW

Méthodes	P <sub>G1</sub> (MW)	P <sub>G2</sub> (MW)	P <sub>G3</sub> (MW)	P <sub>G8</sub> (MW)	P <sub>G11</sub> (MW)	P <sub>G13</sub> (MW)	Perte (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
GA [130]	150.724	60.8707	30.8965	14.2138	19.4888	15.9154	8.7060	996.0369	0.5780
GA-APO [130]	133.9816	37.2158	37.7677	28.3492	18.7929	38.0525	10.7563	1101.491	0.156
NSOA [130]	182.478	48.3525	19.8553	17.1370	13.6677	12.3487	10.4395	984.9365	0.0150
PSO[131]	197.8648	50.3374	15.0000	10.0000	10.0000	12.0000	11.8022	925.7581	0.3529
MSG- HP[131]	199.6331	20.0000	23.7624	18.3934	17.1018	15.6922	11.1830	925.6406	0.6215
NHM [128]	199.07	20	15	35	10	12	7.67	917.34	0.015
<b>FFA</b>	199.6525	20.0000	20.05800	18.0832	13.5375	21.2579	9.1891	<b>919.2158</b>	0.045
<b>FFA- MPSO</b>	199.5996	20.0000	21.2272	24.1004	13.0972	13.0454	7.6698	<b>911.4744</b>	0.010

méthode non heuristique(NHM)



**Figure (V.11).** Coût en dollars par heure donné par l’approche FFA-MPSO et sa comparaison aux autres méthodes pour un système 30 nœuds à 6 générateurs , en considérant l’effet d’ouverture des vannes ( 2<sup>ème</sup> cas )



**Figure (V. 12).** Les valeurs de la fonction coût (avec effet de vannes) dans différentes itérations pour la méthode FFA-PSO (IEEE 30 Nœuds)

Les deux dernières lignes du tableau(V.9) montrent bien que l’approche FFA-MPSO conserve la première classe par rapport aux autres méthodes dans la littérature, le coût est de 911.4744 \$ / h,

La méthode FFA-MPSO converge dans un nombre très réduit d’itérations dans un temps qui vaut (T= 0,01 S).

**V.3.1.3. Conclusion de la méthode FFA-MPSO :**

Cette étude a utilisé une méthode hybride en mélangeant le FFA avec le MPSO ; pour résoudre les problèmes du dispatching économique en considérant les effets de vannes. La faisabilité de la méthode FFA-MPSO a été testée pour trois réseaux différents. Une comparaison entre les résultats obtenus par cette hybridation et les résultats obtenus par des méthodes récentes connues dans la littérature a été faite ; l'effet économique, la propriété de convergence et l'efficacité de calcul de la méthode proposée ont été exploités par la comparaison. Les résultats montrent que la méthode FFA-MPSO hybride proposée est très efficace et elle est très compatible pour la résolution des problèmes du dispatching économique.

**V.3.2. Application de la méthode ACO-MSFLA :**

Cette application décrit une approche efficace et pratique pour le problème d'EED (expédition économique et environnementale) par la technique d'hybridation entre deux méthodes méta-heuristiques, ACO et MSFLA. Pour résoudre le problème de l'EED, qui est un problème multi-objectif, les deux objectifs contradictoires, les coûts de carburant et les émissions doivent être minimisés en même temps tout en satisfaisant certaines contraintes du système. Pour obtenir de bonnes solutions dans un problème d'optimisation multi-objective, le concept de dominance de Pareto est utilisé pour générer et trier des solutions dominées et non dominées. L'approche proposée a été réalisée sur un système à 6 générateurs. La force de cette approche est testée et validée en résolvant simultanément l'émission et la minimisation des coûts, pour plusieurs cas de demande de puissance 500MW, 700MW, 900MW, 1251MW. Les résultats obtenus sont comparés avec l'ACO classique et d'autres algorithmes dans la littérature, La méthode hybride proposée fournit une solution précise

**V.3.2.1. Application :**

L'approche ACO-MSFLA proposée basée sur la recherche globale et locale est développée dans le langage de programmation Matlab, en utilisant la version 7.04. Afin de valider la robustesse de la méthode proposée, un système standard de test à six générateurs IEEE 30 a été pris en compte. Ce système d'alimentation est connecté par 41 lignes d'interconnexion. Coefficients de carburant, Coefficients d'émissions des générateurs pour le réseau IEEE 30-bus sont donnés dans les tableaux (V.10) et (V. 11) [62].

Le tableau (V. 10) présente les paramètres des générateurs du système IEEE- 30 Nœuds 06 générateurs.

**Tableau (V.10)**  
Paramètres des générateurs du bus IEEE 30.

Nœud	$p_{Gi}^{\min}$ (MW)	$p_{Gi}^{\max}$ (MW)	Coefficients du coût		
			$a_i$	$b_i$	$c_i$
$P_{G1}$	0.05	0.5	10	200	100
$P_{G2}$	0.05	0.6	10	150	120
$P_{G5}$	0.05	1.0	20	180	40
$P_{G8}$	0.05	1.2	10	100	60
$P_{G11}$	0.05	1.0	20	180	40
$P_{G13}$	0.05	0.6	10	15	100

Tableau (V.11) présente les Limites de production d'énergie, données des coefficients d'émission du système IEEE- 30 Nœuds 06 générateurs

**Tableau (V.11)**

Limites de production d'énergie, données des coefficients d'émission du système IEEE- 30 Nœuds 06 générateurs

Nœud	$\alpha_i$	$\beta_i$	$\gamma_i$	$\varepsilon_i$	$\lambda_i$
$P_{G1}$	0.06490	-0.05554	0.04091	0.0002	2.857
$P_{G2}$	0.05638	-0.06047	0.02543	0.0005	3.333
$P_{G3}$	0.04586	-0.05094	0.04258	0.000001	8.000
$P_{G4}$	0.03380	-0.03550	0.05326	0.002	2.000
$P_{G5}$	0.04586	-0.05094	0.04258	0.000001	8.000
$P_{G6}$	0.05151	-0.05555	0.06131	0.00001	6.667

Au cours des essais, la demande  $P_D$  totale du système sera variée de 500 MW, 700 MW, 900 MW et 1251 MW.

La solution est comparée avec les résultats de diverses approches heuristiques incluant MODE, EMODE [133], NSGA-II [134], QOTLBO, TLBO [135] et PDE EED, NSGA-II EED, SPEA 2 EED [136].

Les résultats seront présentés dans les tableaux (V. 12-13-14) et(V.15) présentent.

Le Tableau (V.12) présente la Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge de 500 MW

V.3.2.1.1. CAS 1: System IEEE- 30, PD=500 MW.

Tableau(V.12)

la Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge de 500 MW

Methods	P <sub>G1</sub> (MW)	P <sub>G2</sub> (MW)	P <sub>G3</sub> (MW)	P <sub>G8</sub> (MW)	P <sub>G11</sub> (MW)	P <sub>G13</sub> (MW)	Emission (T/h)	Coût (\$/h)	PL (MW)
EMODE [133]	53.797	32.147	52.778	76.800	160.246	143.144	285.049	28196.117	18.91
MODE [133]	44.050	37.784	56.267	74.032	171.393	137.049	287.298	28226.755	20.57
NSGA-II [134]	54.048	34.250	54.497	80.413	161.874	135.426	284.362	28291.119	20.51
ACO	48.2621	14.5290	84.0375	91.1479	143.9653	136.2442	272.5637	28018.3511	18.91
ACO-MSFLA	34.3384	25.3089	90.7307	91.3149	139.8443	136.6525	269.9890	28003.3227	18.91

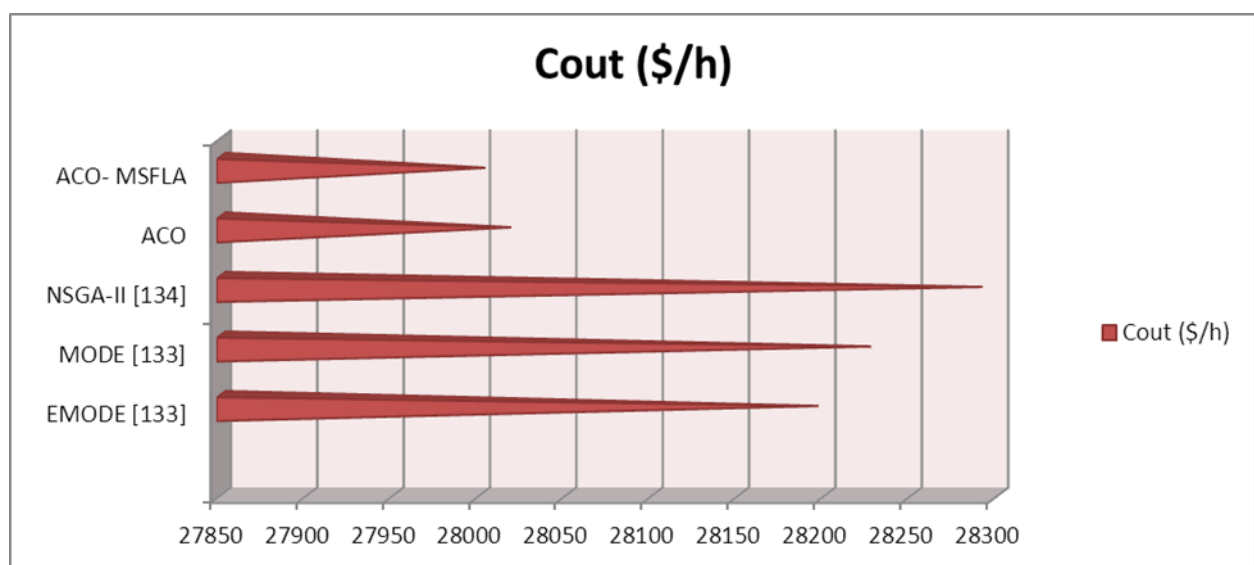


Figure (V.13). Coût en dollars par heure donné par l’approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=500MW ( 1<sup>er</sup> cas )

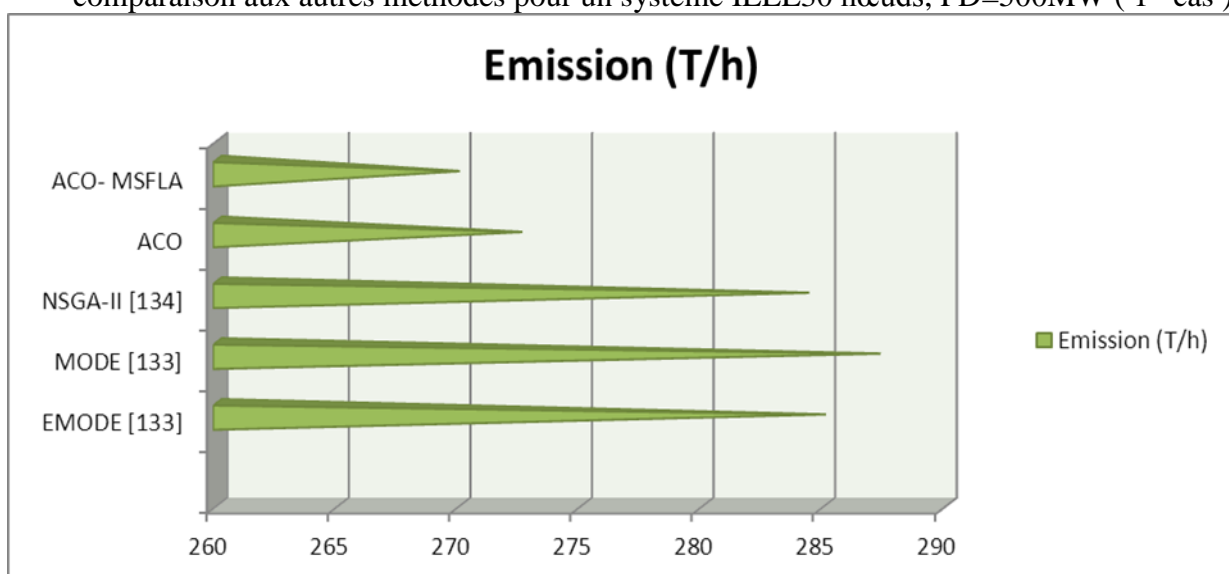
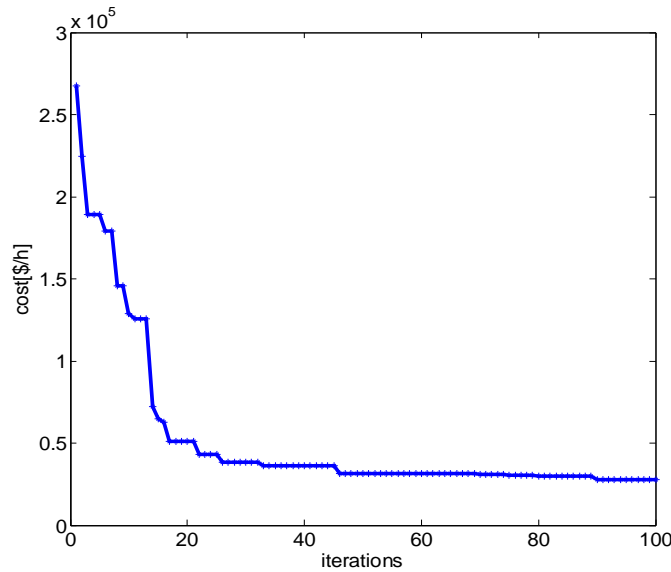
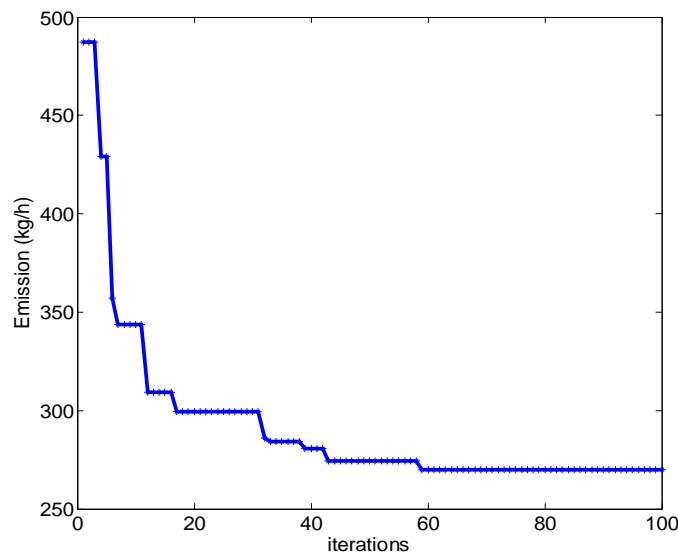


Figure (V.14).Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=500MW ( 1<sup>er</sup> cas)



**Figure (V.15).** Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=500 MW .



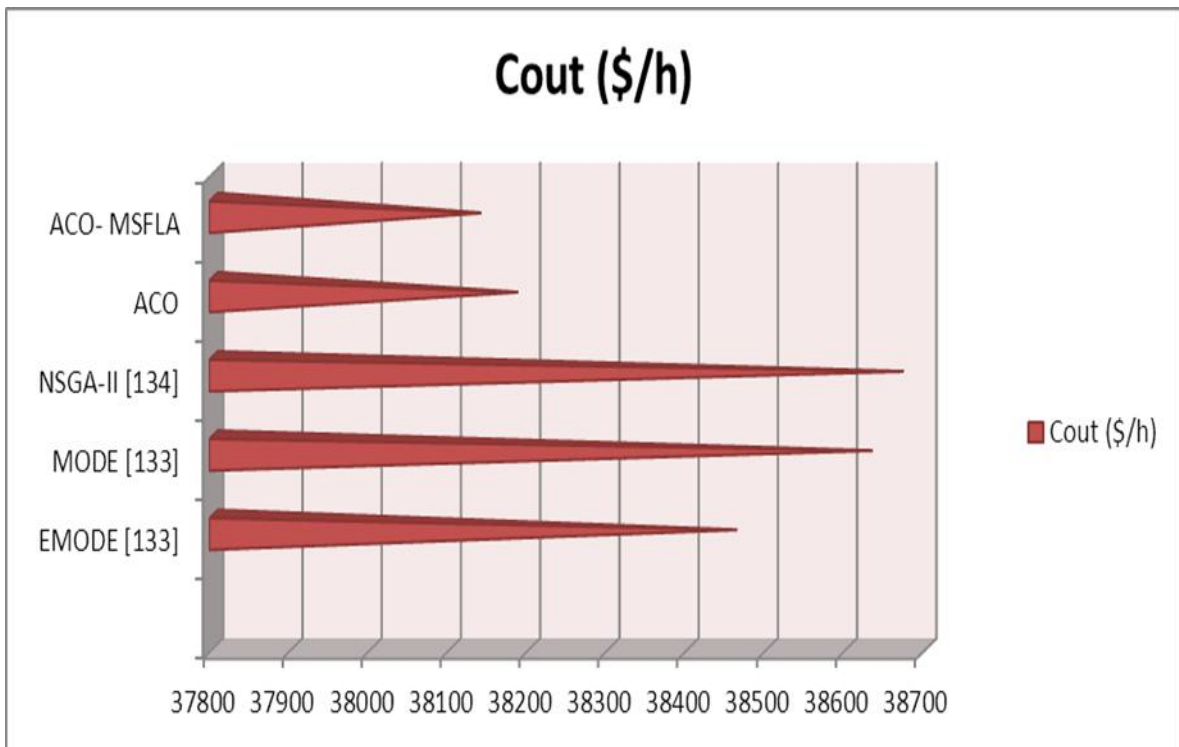
**Figure (V.16).** Convergence de la fonction d'émissions obtenues par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=500 MW

**V.3.2.1.2. Cas2: System IEEE- 30, PD=700 MW:**

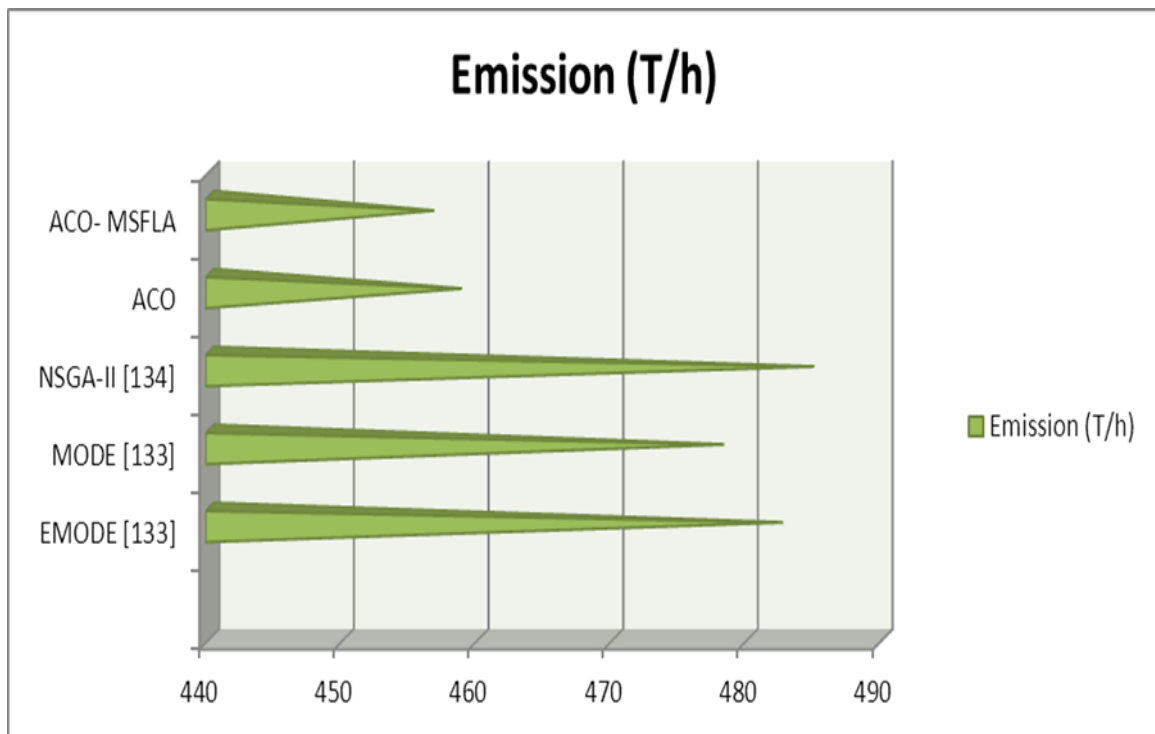
**Tableau (V.13)**

La Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge PD=700 MW

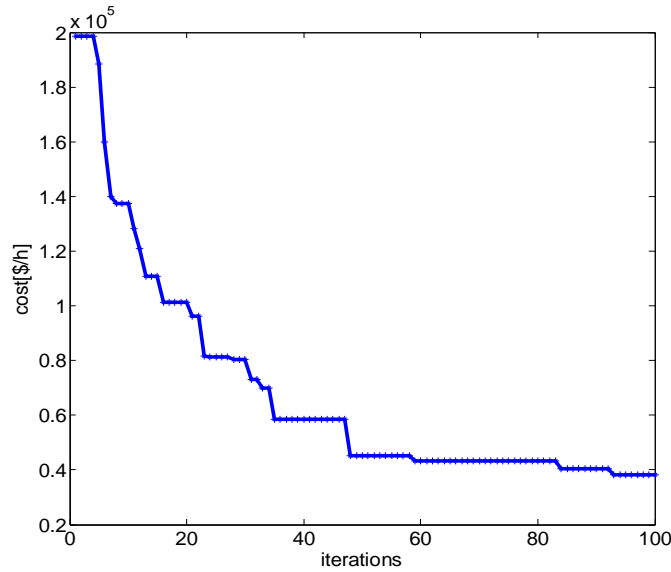
Methods	P <sub>G1</sub> (MW)	P <sub>G2</sub> (MW)	P <sub>G3</sub> (MW)	P <sub>G8</sub> (MW)	P <sub>G11</sub> (MW)	P <sub>G13</sub> (MW)	Emission (T/h)	Coût (\$/h)	PL
EMODE [133]	87.590	57.838	70.468	107.808	223.596	184.422	482.619	38461.809	31.72
MODE [133]	88.178	61.254	73.008	107.850	202.182	201.837	478.233	38632.810	34.31
NSGA-II [134]	86.286	60.288	73.064	109.036	223.448	184.111	484.931	38671.813	36.23
ACO	54.6301	68.0791	117.1728	125.0276	170.6006	196.2238	458.7603	38185.4251	31.72
ACO- MSFLA	62.8559	59.6083	121.2903	121.5001	184.0383	182.4269	456.7112	38138.9383	31.72



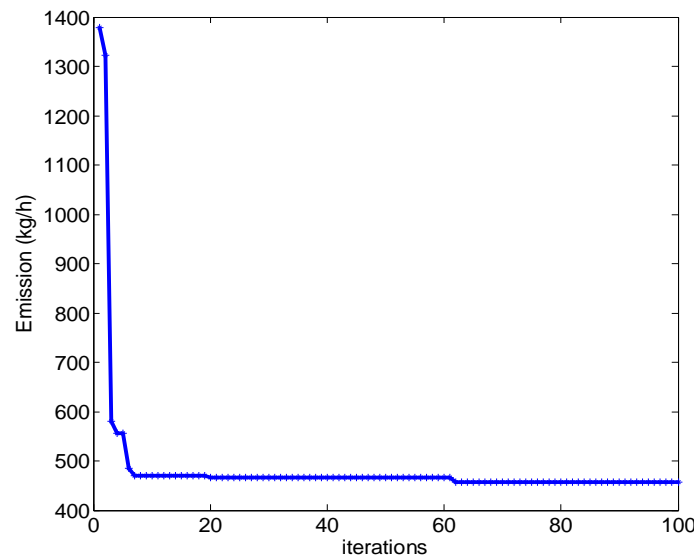
**Figure (V.17).** Coût en dollars par heure donné par l’approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=700MW ( 2<sup>ème</sup> cas )



**Figure (V.18).**Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=700MW ( 2<sup>ème</sup> cas )



**Figure (V.19).** Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=700 MW.



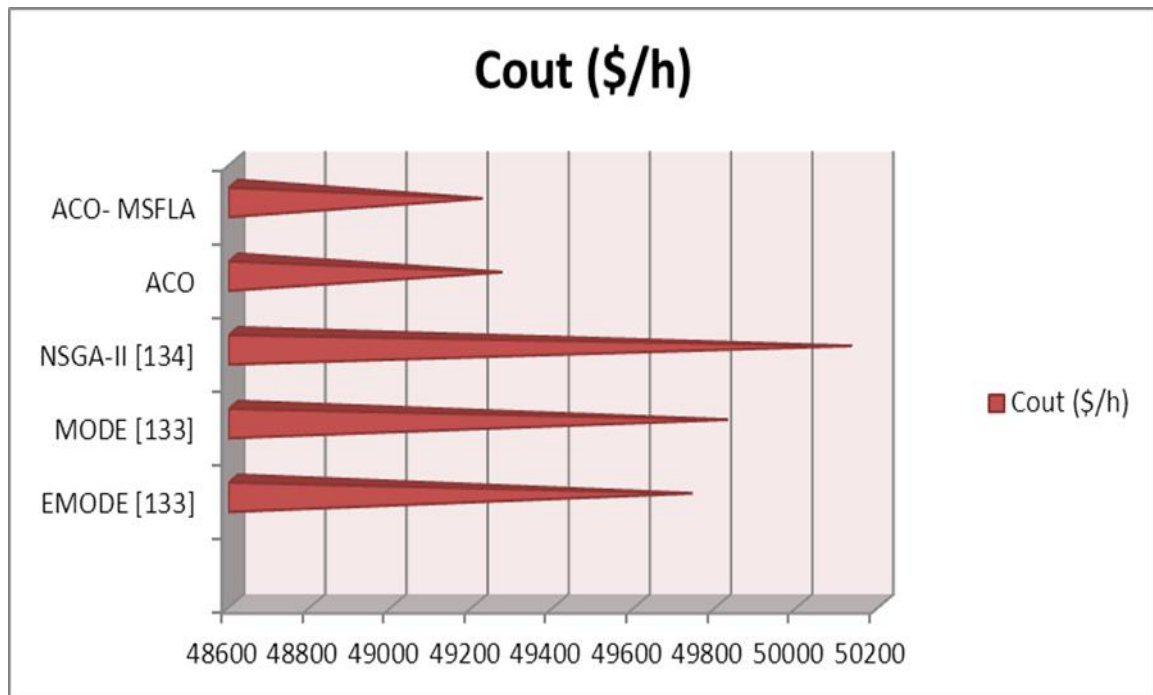
**Figure (V. 20).** Convergence de la fonction d'émissions obtenues par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=700 MW.

**V.3.2.1.3. Cas3: System IEEE- 30, PD=900 MW:**

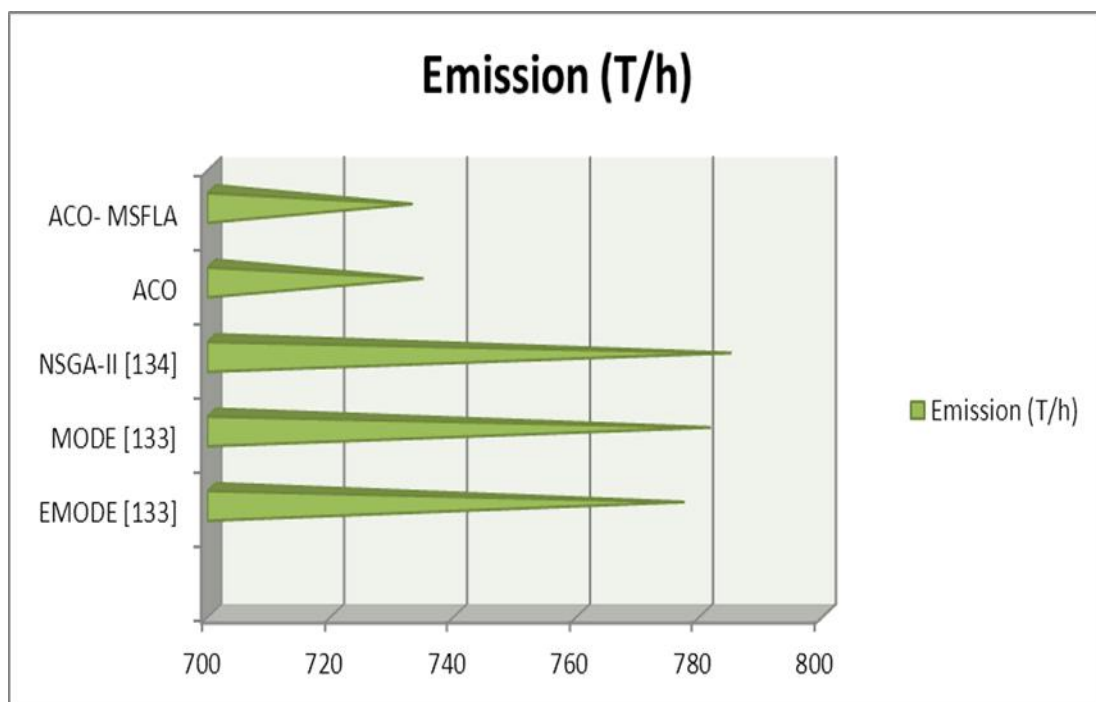
**Tableau (V.14)**

La Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge PD=900 MW

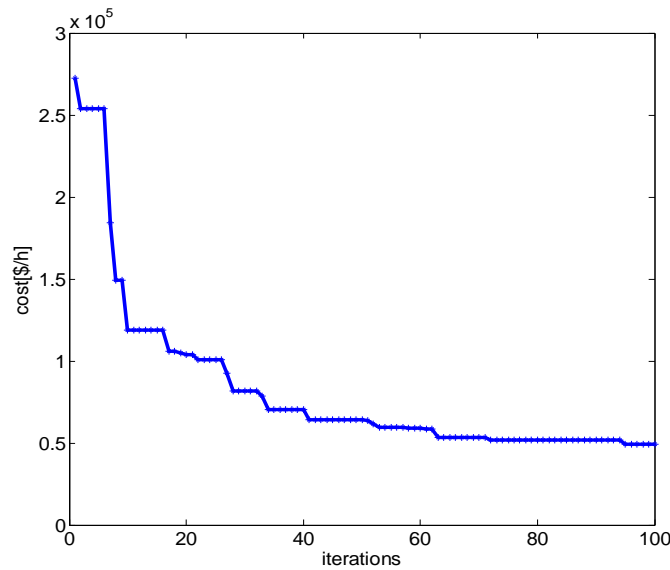
Methods	P <sub>G1</sub> (MW)	P <sub>G2</sub> (MW)	P <sub>G3</sub> (MW)	P <sub>G8</sub> (MW)	P <sub>G11</sub> (MW)	P <sub>G13</sub> (MW)	Cost (\$/h)	Emission (T/h)	PL
EMODE [133]	120.221	81.756	87.787	137.755	287.858	234.833	49733.085	777.050	50.21
MODE [133]	111.290	79.415	96.843	142.812	274.280	253.807	49820.922	781.321	58.44
NSGA-II [134]	120.058	85.202	89.565	140.278	288.614	233.687	50126.059	784.696	57.40
ACO	93.5004	91.9208	151.902	139.219	223.7345	249.9022	49264.91	734.5604	50.21
ACO- MSFLA	92.8191	89.3010	157.7561	146.3368	224.8043	239.0000	49215.9535	732.8096	50.2



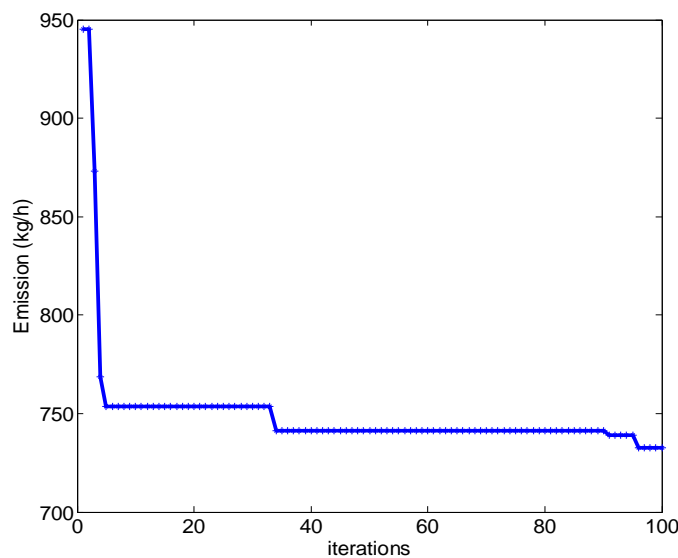
**Figure (V.21).** Coût en dollars par heure donné par l’approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=900MW ( 3<sup>ème</sup> cas )



**Figure (V.22).**Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=900MW (3<sup>ème</sup> cas)



**Figure (V. 23).** Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=900 MW.



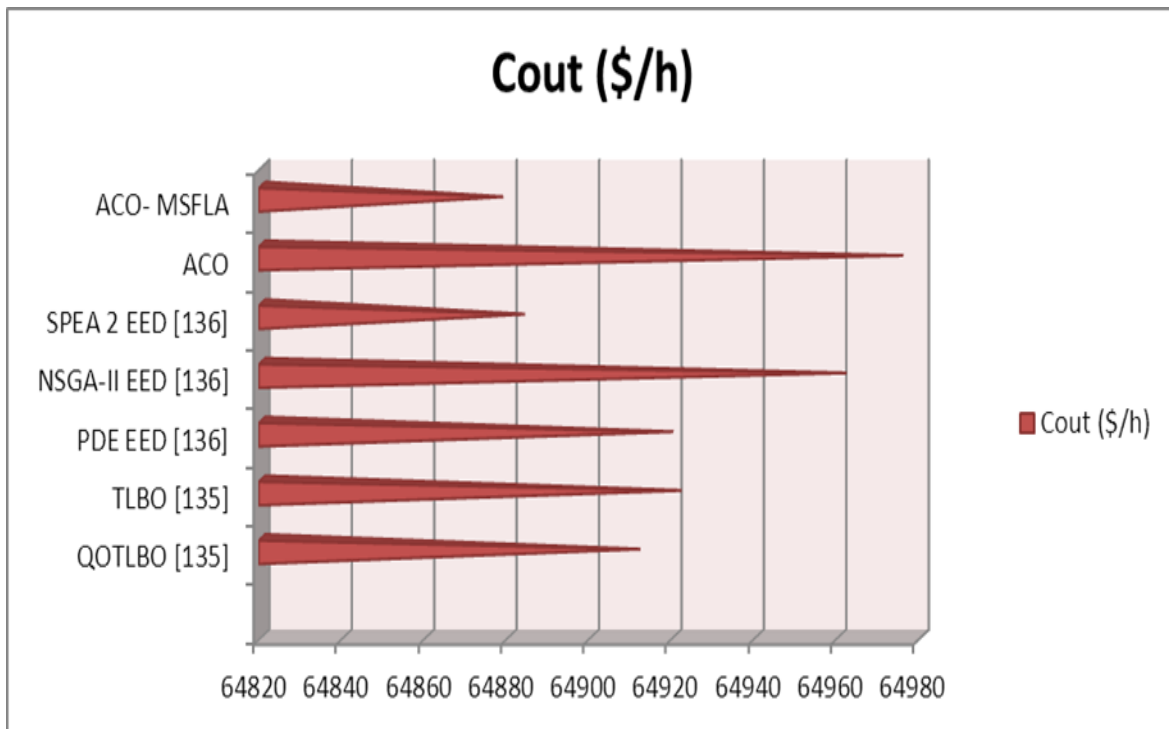
**Figure (V.24).** Convergence de la fonction d'émissions obtenues par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD= 900 MW.

**V.3.2.1.4. Cas4: System IEEE- 30, PD=1251 MW:**

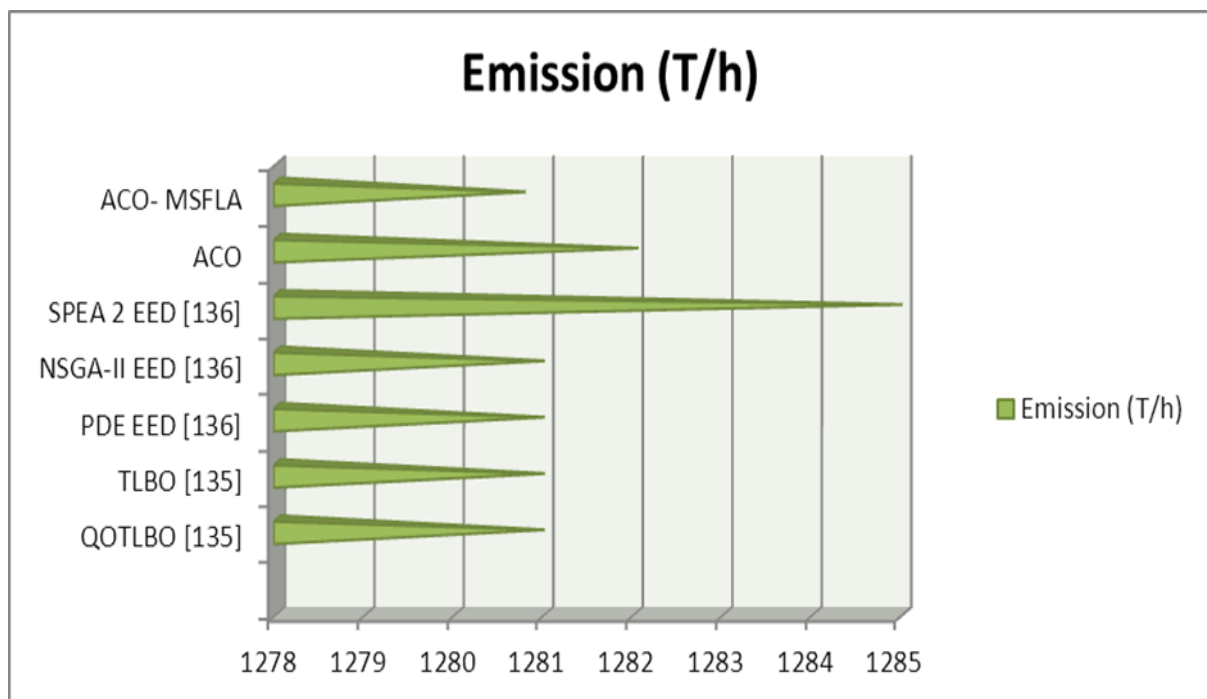
**Tableau (V.15)**

La Comparaison des résultats des essais du système à 6 générateurs en utilisant des méthodes différentes pour la fonction bi-objectif avec une demande de charge PD=1251 MW

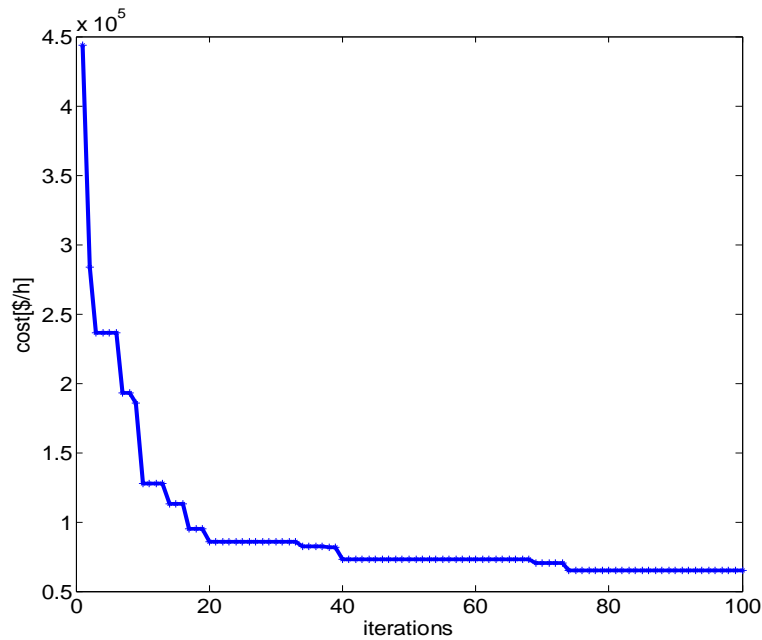
Methods	P <sub>G1</sub> (MW)	P <sub>G2</sub> (MW)	P <sub>G3</sub> (MW)	P <sub>G8</sub> (MW)	P <sub>G11</sub> (MW)	P <sub>G13</sub> (MW)	Emission (T/h)	Coût (\$/h)	T(s)
QOTLBO [135]	107.3101	121.4970	206.5010	206.5826	304.9838	304.6036	1281	64912	1.91
TLBO [135]	107.8651	121.5676	206.1771	205.1879	306.5555	304.1423	1281	64922	2.18
PDE EED [136]	107.3965	122.1418	206.7536	203.7047	308.1045	303.3797	1281	64920	3.52
NSGA-II EED [136]	113.1259	116.4488	217.4191	207.9492	304.6641	291.5969	1281	64962	5.42
SPEA 2 EED[136]	104.1573	122.9807	214.9553	203.1387	316.0302	289.9396	1285	64884	7.05
ACO	107.0638	124.9286	221.8932	191.0404	293.2159	313.0653	1282.0467	64975.7479	1.91
ACO- MSFLA	111.1225	118.1175	203.0307	200.4613	309.2631	309.2064	1280.7875	64878.7251	1.91



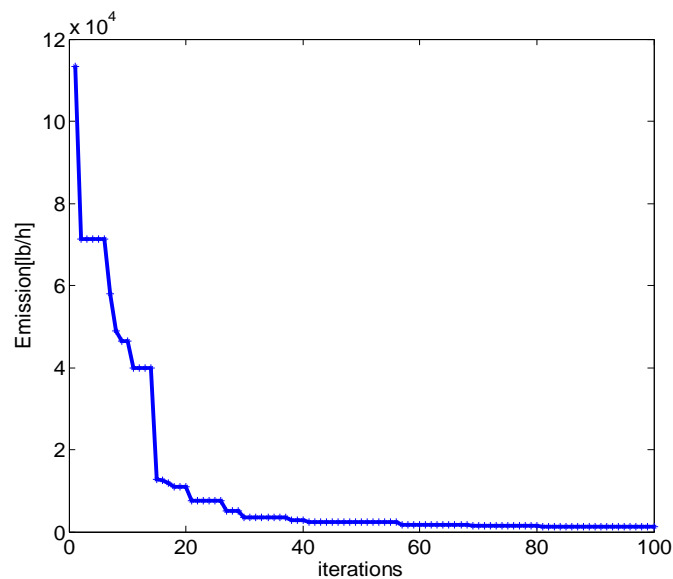
**Figure (V.25).** Coût en dollars par heure donné par l’approche ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE30 nœuds, PD=1251MW ( 4<sup>ème</sup> cas )



**Figure (V.26).** Taux des émissions en ton par heure donné par la méthode ACO-MSFLA et sa comparaison aux autres méthodes pour un système IEEE 30 nœuds, PD=1251 MW ( 4<sup>ème</sup> cas)



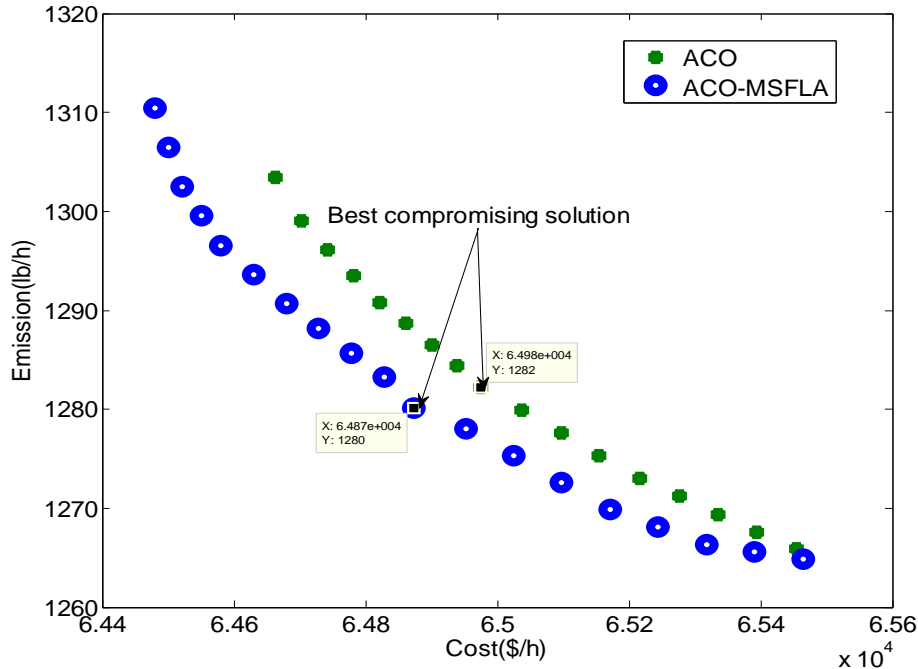
**Figure (V. 27).** Convergence de la fonction de coût obtenu par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=1251 MW.



**Figure (V. 28).** Convergence de la fonction d'émissions obtenus par ACO-MSFLA pour système de 6 générateurs PD=1251 MW.

Les profils de convergence de la meilleure solution pour le coût du combustible et l'émission de pollution sont présentés au Figures (V. 13àV.28). Il ressort également de ces chiffres que la convergence de l'approche proposée (ACO-MSFLA) est meilleure. Ces résultats montrent clairement l'efficacité et les performances de l'ACO-MSFLA par rapport aux autres méthodes.

La figure (V.29) montre la relation (courbe de compromis) du coût du combustible et des objectifs d'émission des solutions non dominées. Il est clair que ces solutions trouvées étaient bien réparties et couvraient tout le front de Pareto.



**Figure (V. 29).** Pareto front obtained by ACO-MSFLA and ACO for 6-unit test system.

On peut voir que la technique ACO-MSFLA proposée préserve la diversité des solutions non dominées sur le front de Pareto-optimal et résout efficacement le problème.

### V.3.2.2. Conclusion de la méthode ACO-MSFLA :

Dans cette étude, nous avons appliqué une nouvelle approche qui implique une combinaison de deux méthodes méta heuristiques basées sur l'algorithme de colonie de fourmis (ACO) et l'algorithme de sautage de grenouille modifié (MSFLA), qui est appliqué au problème EED avec des objectifs concurrents de minimisation du coût de combustible et d'émissions des gaz polluants.

Cette hybridation ACO-MSFLA a été testée sur les systèmes à 6 générateurs. Les résultats obtenus, comparés à d'autres méthodes de la littérature, montrent que cette approche est efficace pour résoudre des problèmes d'EED multi-objectifs.

### V.3.3. Application de la méthode PSO-MA:

L'approche PSO-MA proposé basée sur la recherche locale et globale est développée dans le langage de programmation Matlab utilisant la version 7.04.

### V.3.3.1. L'utilisation des multi-fuels (multi- combustible) en considérant en même temps les effets de vannes :

L'approche présentée est considérée comme une nouvelle méthode pour résoudre l'un des problèmes d'optimisation les plus importants dans le système d'alimentation, celui de l'utilisation des multi-fuels (multi- combustible) en considérant en même temps les effets de vannes.

Pour résoudre ce problème, nous avons proposé une combinaison de deux méthodes méta-heuristiques, l'algorithme Swarm (PSO) et l'algorithme singe (MA). L'algorithme proposé PSO-MA a été mis en œuvre dans un système de 10 dix générateurs. Les résultats obtenus sont comparés avec les MA et PSO classiques et ceux de la littérature.

De nombreuses études dans la littérature ne considèrent que les effets de vannes dans le problème du dispatching économique, d'autres ne considèrent que les options multi-combustibles [137]. Pour obtenir vraiment une réelle précise et pratique solution économique au problème, Les effets de vannes et les multiples options du combustible doivent être obligatoirement prises en charge. Pour ce faire, dans le cadre de travail, les deux options ont été considérés à la fois : les effets de vannes et les options multi-carburant.

Le PSO-MA proposé est mis en œuvre dans un system de 10 générateurs : les options de combustible et les effets de vanne sont considérés. Les données du système pour la recherche économique basée sur la recherche globale et locale est développée dans le langage de programmation Matlab en utilisant la version 7.04.

La fonction objective utilisée est celle de l'équation (V.08-a), les données sur le coût du combustible sont données dans le tableau (V.16) [138,139]. Durant les essais, la demande totale du système varie de 2500 MW à 2600 MW avec des incréments de 100 MW. Est comparé avec les résultats de diverses approches heuristiques, y compris HDE-MU [140], DE [141], IPSO [142], GA-MA [91], SDE [143] et FA [144].

Les résultats sont comparés au cas où la demande totale est de 2500 MW et de 2600 MW respectivement, les documents cités ne fournissant qu'un petit nombre de cas de solutions. Il n'y a pas beaucoup de recherches qui ont traité la combinaison de l'effet de vanne et la contrainte de différents combustibles consommés dans le problème du dispatching économique, en particulier pour les cas de 2500 MW et 2600MW.

#### Tableau (V.16)

Données système pour système de 10 unités en considérant le point de valve et les combustibles multiples [138] [139]

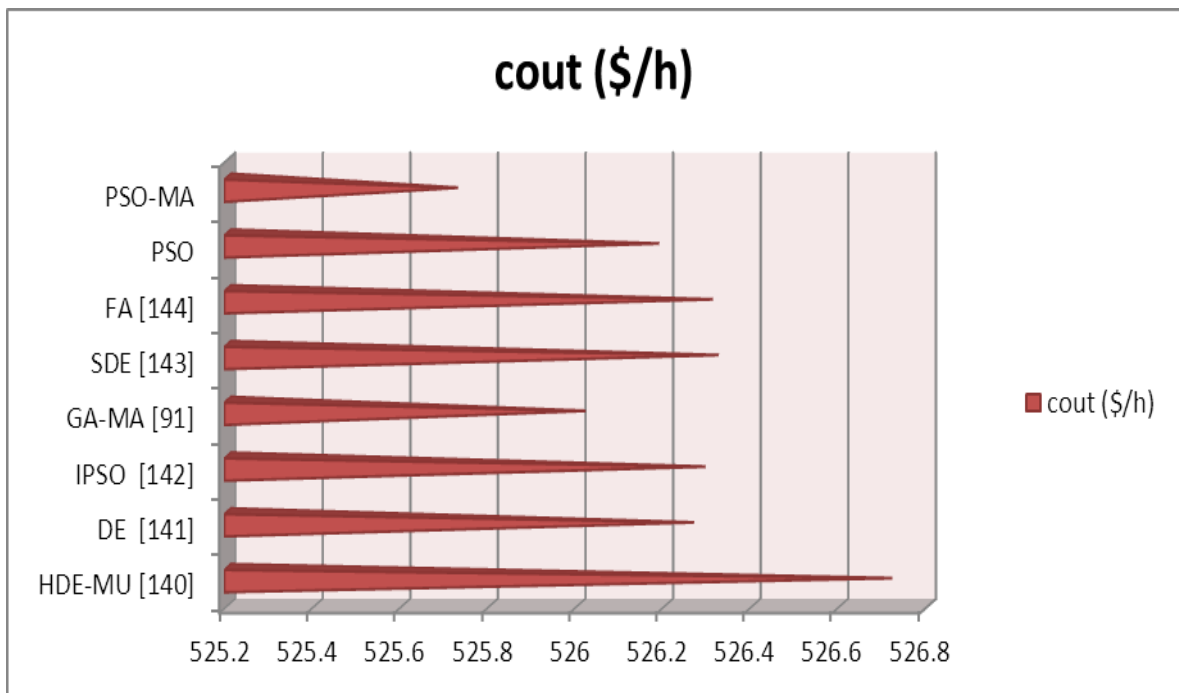
Unit	Generation				Fuel Type	Cost coefficients				
	Min	P1	P2	Max		$a_i$	$b_i$	$c_i$	$e_i$	$f_i$
	$F_1$	$F_2$	$F_3$							
1	100	196	250		1	0.2176e2	-0.3975e0	0.2697e2	0.2697e-1	0.3975e1
	1	2			2	0.1861e2	-0.3059e0	0.2113e2	0.2113e-1	-0.3059e1
2	50	114	157	230	1	0.4194e2	-0.1269e1	0.1184e3	0.1184e0	-0.1269e2
	2	3	1		2	0.1138e2	-0.3988e-1	0.1865e1	0.1865e-2	-0.3988e0
					3	0.1620e2	-0.1980e0	0.1365e2	0.1365e-1	-0.1980e1
3	200	332	388	500	1	0.1457e-2	-0.3116e0	0.3979e2	0.3979e-1	-0.3116e1
	1	3	2		2	0.1176e-4	0.4864e0	-0.5914e2	-0.5914e-1	0.4864e1
					3	0.8035e-3	0.3389e-1	-0.2875e1	-0.2876e-2	0.3389e0
4	99	138	200	265	1	0.1049e-2	-0.3114e-1	0.1983e1	0.1983e-2	-0.3114e0
	1	2	3		2	0.2758e-2	-0.6348e0	0.5285e2	0.5285e-1	-0.6348e1
					3	0.5935e-2	-0.2338e1	0.2668e3	0.2668e0	-0.2338e2
5	190	338	407	490	1	0.1066e-2	-0.8733e-1	0.1392e2	0.1392e-1	-0.8733e0
	1	2	3		2	0.1597e-2	-0.5206e0	0.9976e2	0.9976e-1	-0.5206e1
					3	0.1498e-3	0.4462e0	-0.5399e2	-0.5399e-1	0.4462e1
6	85	138	200	265	1	0.2758e-2	-0.6348e0	0.5285e2	0.5285e-1	-0.6348e1
	2	1	3		2	0.1049e-2	-0.3114e-1	0.1983e1	0.1983e-2	-0.3114e0
					3	0.5935e-2	-0.2338e1	0.2668e3	0.2668e0	-0.2338e2
7	200	331	391	500	1	0.1107e-2	-0.1325e0	0.1893e2	0.1893e-1	-0.1325e1
	1	2	3		2	0.1165e-2	-0.2267e0	0.4377e2	0.4377e-1	-0.2267e1
					3	0.2454e-3	0.3559e0	-0.4335e2	-0.4335e-1	0.3559e1
8	99	138	200	265	1	0.1049e-2	-0.3114e-1	0.1983e1	0.1983e-2	-0.3114e0
	1	2	3		2	0.2758e-2	-0.6348e0	0.5285e2	0.5285e-1	-0.6348e1
					3	0.5935e-2	-0.2338e1	0.2668e3	0.2668e0	-0.2338e2
9	130	213	370	440	1	0.1554e-2	-0.5675e0	0.8853e2	0.8853e-1	-0.5675e1
	3	1	3		2	0.7033e-2	-0.4514e-1	0.1530e2	0.1423e-1	-0.1817e0
					3	0.6121e-3	-0.1817e-1	0.1423e2	0.1423e-1	-0.1817e0
10	200	362	407	490	1	0.1102e-2	-0.9938e-1	0.1397e2	0.1397e-1	-0.9938e0
	1	3	2		2	0.4164e-4	0.5084e0	-0.6113e2	-0.6113e-1	0.5084e1
					3	0.1137e-2	-0.2024e0	0.4671e2	0.4671e-1	-0.2024e1

V.3.3.1.1.Cas 1 : System 10-unit, PD=2500 MW :

- Le Tableau (V.17) représente les résultats de la Comparaison de simulation avec d'autres méthodes pour la demande de PD = 2500 MW

**Tableau (V.17)**  
résultats de Comparaison de simulation avec d'autres méthodes pour la demande de 2500 MW

	Fuel type	HDE-MU [140]	DE [141]	IPSO [142]	GA-MA [91]	SDE [143]	FA [144]	PSO	PSO-MA
1	2	211.9776	206.2702	205.2267	206.074796	205.2313	205.4449	206.069455	205.071312
2	1	205.9656	206.7605	207.7520	206.300000	207.7488	205.7707	206.300000	206.300000
3	1	267.4338	267.5503	263.5269	265.700000	263.3244	265.5267	265.700000	265.700000
4	3	239.1489	236.1458	235.3398	235.700000	235.3396	236.5638	235.700000	235.700000
5	1	259.5515	258.1541	258.4485	258.200000	258.8721	258.5717	258.200000	258.200000
6	3	230.3894	237.2208	236.2800	235.900000	236.2802	235.1407	235.900000	235.900000
7	1	273.4569	268.7594	271.0193	269.100000	270.7378	272.7144	269.100000	269.100000
8	3	232.5647	236.1458	235.6078	235.900000	235.6083	236.2052	235.900000	235.900000
9	1	329.8338	329.2528	331.4669	331.200000	331.4680	330.3627	331.200000	331.200000
10	1	249.6778	253.7403	255.3320	255.693159	255.3914	253.6992	255.700000	255.700000
cost (\$/h)		<b>526.7194</b>	<b>526.2667</b>	<b>526.2929</b>	<b>526.018678</b>	<b>526.3232</b>	<b>526.3099</b>	<b>526.186802</b>	<b>525.727569</b>



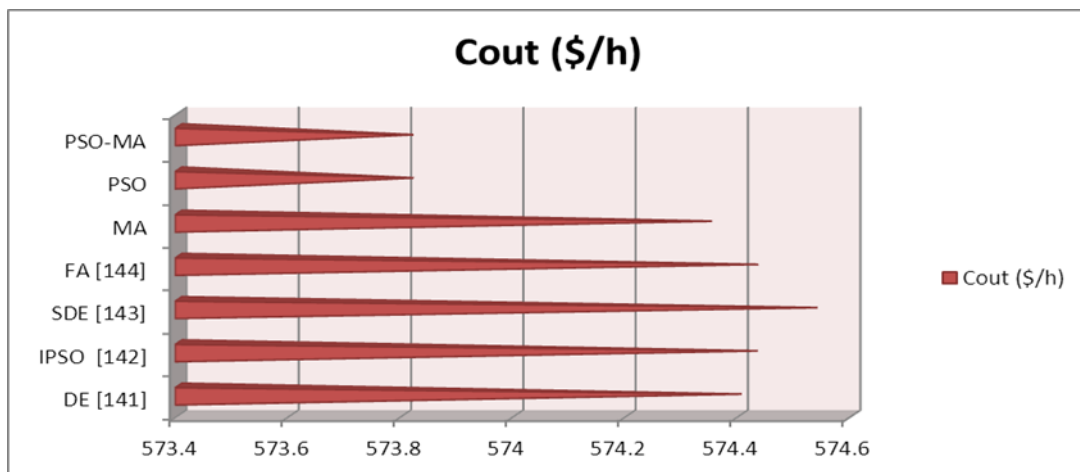
**Figure (V.30)** . Coût en dollars par heure donné par l'approche PSO-MA et sa comparaison aux autres méthodes pour la demande de 2500 MW

V.3.3.1.2.Cas 2 : System 10-unit, PD=2600 MW :

- Le Tableau (V.18) représente les résultats de la Comparaison de simulation avec d'autres méthodes pour la demande de PD = 2600 MW

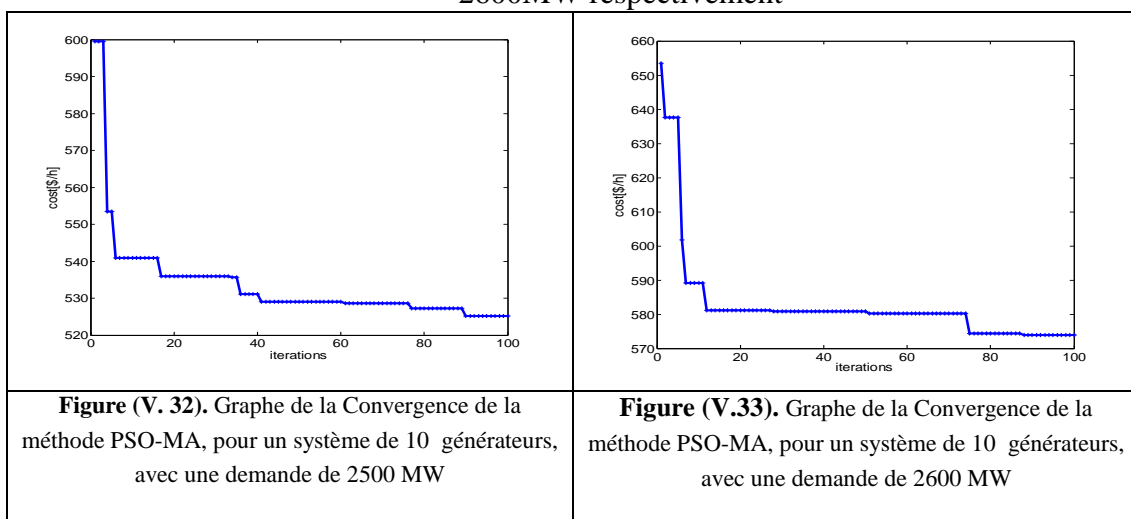
**Tableau (V.18)**  
résultats de Comparaison de simulation avec d'autres méthodes pour la demande de 2600 MW

	Fuel type	DE [141]	IPSO [142]	SDE [143]	FA [144]	MA	PSO	PSO-MA
1	2	216.5405	218.4885	218.2263	216.5416	217.7827	216.400000	216.400000
2	1	212.2069	211.7119	211.7117	211.7131	212.9428	210.900000	210.352415
3	1	277.6324	276.6181	276.7690	280.6472	284.6291	278.500000	278.500000
4	3	238.6988	239.3707	239.3707	239.3857	244.1854	238.553187	239.100000
5	1	276.2655	276.0437	275.6483	273.0872	276.2776	275.400000	275.400000
6	3	238.5645	240.1769	240.1769	238.6329	240.1759	239.100000	239.100000
7	1	285.3565	285.3564	285.9984	283.7824	281.2275	285.600000	285.600000
8	3	240.0425	238.1613	238.1582	238.8904	235.4159	239.100000	239.100000
9	1	341.9852	342.0228	341.8984	344.7556	326.8448	343.300000	343.300000
10	1	272.7072	272.0497	272.0419	272.5639	2.8.8177	271.900000	271.900000
Cost (\$/h)		<b>574.4036</b>	<b>574.4326</b>	<b>574.5388</b>	<b>574.4334</b>	<b>574.3509</b>	<b>573.820128</b>	<b>573.819655</b>



**Figure (V. 31).** Coût en dollars par heure donné par l'approche PSO-MA et sa comparaison aux autres méthodes pour la demande de 2600 MW

- Figure(V.32) et figure(V.33) représentent les Graphes de la Convergence de la méthode PSO-MA, pour un système de 10 générateurs, avec une demande de 2500 MW et 2600MW respectivement



Par exemple, dans le cas d'une demande de 2500 MW, le meilleur coût est donné par GA-MA [91], l'algorithme PSO n'a pas donné le meilleur coût, mais cette hybridation a atteint l'objectif, il a été amélioré plus de 0,2911 \$, Et pour le cas de la demande de 2600 MW, le meilleur coût est donné par cette même méthode d'hybridation, le coût est de 573.819655 \$. On peut donc dire que cette technique a une contribution remarquable dans la réduction des coûts de production d'énergie électrique. En plus elle s'approche beaucoup de l'optimalité.

Les figures (V.32 et V.33) montrent les courbes de la dernière colonne des tableaux (V.17, V.18) respectivement où on note que la méthode proposée converge pour différentes valeurs de puissance demandées, à un meilleur minimum de coût que le reste des méthodes mentionnées dans la littérature plus Est clair que la convergence est très rapide (entre 70 et 80 itérations). On peut donc dire que cette méthode est très efficace car elle a conduit à de bons résultats dans un temps de calcul court.

#### **V.3.3.2 Conclusion de la méthode PSO-MA:**

Cette étude propose une méthode hybride qui a deux méta-heuristiques, l'algorithme d'essaim (PSO) et l'algorithme de Singe (MA). Cette hybridation est employée pour résoudre le problème l'écoulement de puissance économique comprenant la minimisation du coût de combustible avec de multiples carburants et des effets de vanne simultanément. Les résultats numériques et la vitesse de convergence montrent que cette méthode est très efficace dans ce genre de problème. La comparaison des résultats avec ceux d'autres algorithmes rapportés dans la littérature montre la puissance de cette méthode proposée pour résoudre des problèmes du dispatching économique dans le cas de fonction de coût non lisse dans le système énergétique.

#### **V.3.4.Application de la méthode BBO-MA:**

L'approche proposée basée sur l'hybridation entre deux méthodes de l'intelligence collective, BBO (Biogeographie Based Optimization) et MA (Monkey algorithm) qui donne l'algorithme BBO-MA est utilisé pour résoudre le problème du dispatching économique.

##### **V.3.4.1.Système avec 20 generators, PD=2500 MW:**

On expose cette approche à un test pour vérifier son efficacité, elle sera utilisée dans un système avec 20 générateurs dont les données d'entrée sont données par [145], Avec une demande de puissance de 2500 MW. Les résultats sont présentés dans le tableau (V.19), où ils sont comparés à ceux d'autres méthodes: LI [145], HFM [145], HSO [146] et ALO [147].

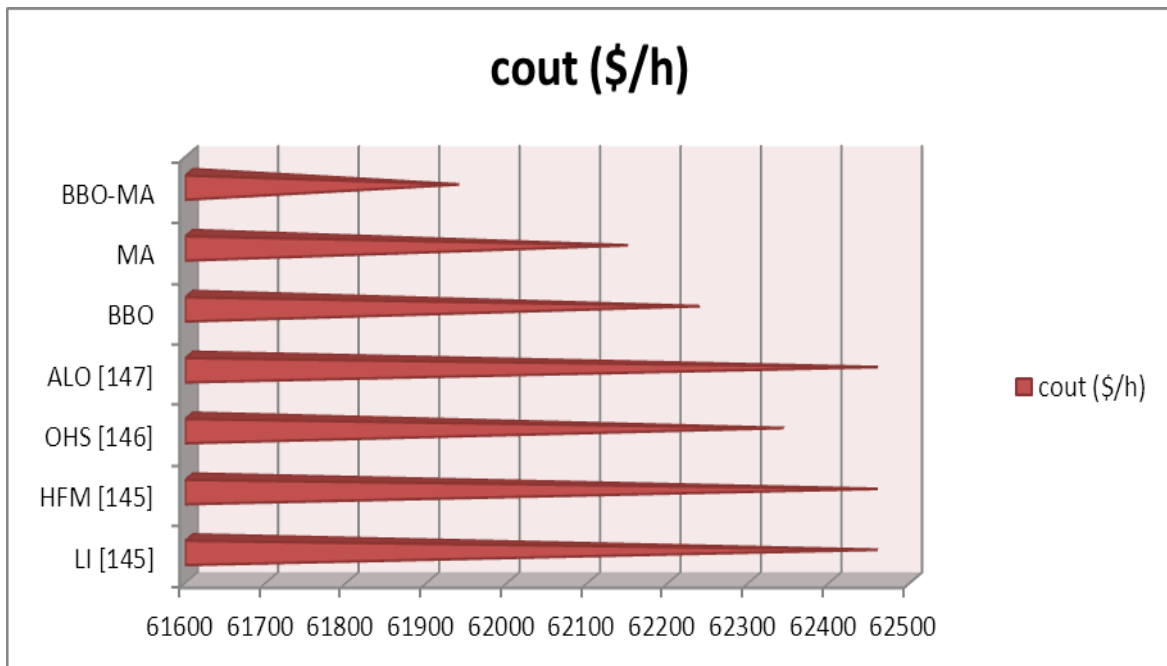
Le Tableau (V.19) représente les résultats de la Comparaison de la simulation avec d'autres méthodes pour la demande de PD = 2500 MW

**Tableau (V.19)**

Comparaison du résultat de la simulation avec d'autres méthodes pour la demande de 2500 MW

	<b>LI</b> <b>[145]</b>	<b>HFM</b> <b>[145]</b>	<b>OHS</b> <b>[146]</b>	<b>ALO</b> <b>[147]</b>	<b>BBO</b>	<b>MA</b>	<b>BBO-MA</b>
<b>PG1</b>	512.7805	512.7804	511.8518	512.78	499.7860	517.3372	599.99996
<b>PG2</b>	169.1033	169.1035	151.9528	169.11	118.3720	179.6594	165.9279
<b>PG3</b>	126.8898	126.8897	111.3158	126.89	102.0484	80.2399	50.0000
<b>PG4</b>	102.8657	102.8656	102.1659	102.87	106.9380	91.0814	50.0004
<b>PG5</b>	113.6836	113.6836	103.6150	113.68	104.3287	76.8259	95.4999
<b>PG6</b>	73.5710	73.5709	71.3042	73.568	43.7150	62.9537	20.1741
<b>PG7</b>	115.2878	115.2876	114.2378	115.29	102.0618	110.5236	124.9999
<b>PG8</b>	116.3994	116.3994	105.7168	116.4	114.4075	62.2738	50.0000
<b>PG9</b>	100.4062	100.4063	118.5139	100.41	105.1282	142.1356	119.0098
<b>PG10</b>	106.0267	106.0267	103.3803	106.02	59.8550	91.2192	51.0145
<b>PG11</b>	150.2394	150.2395	171.4014	150.24	227.5716	255.2604	293.6926
<b>PG12</b>	292.7648	292.7647	313.3944	292.77	453.2091	363.4933	442.7406
<b>PG13</b>	119.1154	119.1155	120.2281	119.12	99.6960	79.3837	126.3949
<b>PG14</b>	30.8340	30.8342	42.3455	30.831	49.5379	109.8829	79.5700
<b>PG15</b>	115.8057	115.8056	145.3918	115.81	105.5137	105.1849	101.3656
<b>PG16</b>	36.2545	36.2545	38.7053	36.254	47.1646	39.4413	36.7648
<b>PG17</b>	66.8590	66.8590	47.4920	66.857	57.5260	44.6645	30.0012
<b>PG18</b>	87.9720	87.9720	82.3015	87.975	61.9714	71.2158	41.1736
<b>PG19</b>	100.8033	100.8033	82.7111	100.8	72.0013	65.2579	83.2754
<b>PG20</b>	54.3050	54.3050	53.5811	54.305	60.7723	43.5121	30.0003
$\sum_{i=1}^{NG} P_{Gi}$ (MW)	2591.9671	2591.9670	2591.6065	2591.967	2591.6	2591.6	2591.6
$P_L$ (MW)	91.9670	91.9669	91.6065	91.9662	91.6000	91.6000	91.6000
<b>cost (\$/h)</b>	<b>62456.6391</b>	<b>62456.6341</b>	<b>62340.00</b>	<b>62456.63309</b>	<b>62235.6127</b>	<b>62146.3730</b>	<b>61936.6272</b>

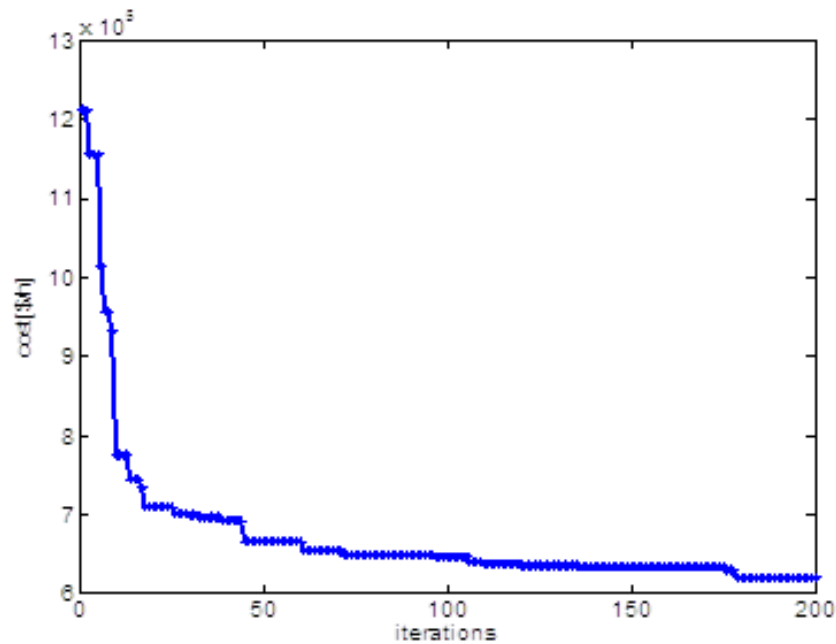
On représente en ce qui suit ce tableau sous forme de courbes pour voir plus clairement l'amélioration apportée par notre travail.



**Figure (V. 34).** Coût en dollars par heure donné par l'approche BBO-MA et sa comparaison aux autres méthodes pour la demande de 2500 MW 20 générateurs.

D'après cette figure ; on remarque que les méthodes appliquées donnent les meilleurs résultats par rapport à la littérature, et en plus on voit clairement que la technique d'hybridation améliore les qualités de ces méthodes d'une façon remarquable. Et ce qui renforce notre déduction, la technique utilisée a permis à économiser jusqu'à 3533545,728 \$ par an par rapport à la méthode qui donne la plus petite valeur dans la littérature [14653].

Encore, cette approche prouve son efficacité en terme de vitesse de convergence illustrée par la courbe de la figure (V.35) qui représente le graphe de la convergence de la méthode BBO-MA, pour un système de 20 générateurs, avec une demande de 2500 MW.



**Figure (V. 35).** Graphe de la Convergence de la méthode BBO-MA, pour un système de 20 générateurs, avec une demande de 2500 MW

#### V.3.4.2. Conclusion de la méthode hybride BBO-MA :

Les résultats numériques démontrent que l'algorithme hybride proposé (BBO-MA) converge très rapidement et significativement vers une solution finale plus précise, le coût de production a été considérablement réduit.

#### V.4. Conclusion :

Comme nous l'avons vu, nous venons d'exposer quatre applications hybrides, FFA-MPSO, ACO-MSFLA, PSO-MA, BBO-MA où nous avons considéré :

les fonctions lisse et non lisse, la minimisation du coût et l'émissions des gaz polluants simultanément, les effets d'ouverture des vannes, l'utilisation de multiple carburant en reformulant ainsi, chaque fois le problème d'écoulement de puissance comme un problème soit mono ou multi-objectif, nous avons chaque fois donné les résultats en dressant des tableaux comparatifs avec d'autres méthodes reportées dans la littérature. Les techniques utilisées ont été testées sur des réseaux IEEE6, IEEE14, IEEE 30 et aussi des réseaux de 10 générateurs et 20 générateurs qui existaient dans d'autres travaux précédents.

La comparaison des résultats avec ceux d'autres algorithmes rapportés dans la littérature montre la puissance des méthodes de l'intelligence collective ; proposées pour résoudre les problèmes de dispatching économique.

### CONCLUSION GÉNÉRALE :

Pour une bonne exploitation du réseau, nous devons résoudre les problèmes d'ordre techniques et économiques, ce qui nécessite l'amélioration de la gestion de l'énergie électrique en réduisant d'une part, le coût de production, et d'autre part en gardant l'équilibre entre la production et la consommation. Dans le cadre de la gestion optimale, cette thèse rapporte une nouvelle approche pour soulever les différents problèmes dont souffre le réseau électrique. Ces derniers problèmes distingués souvent par « problème d'écoulement de puissance optimal (OPF) » et parfois connu sous le nom « problème de dispatching économique de l'écoulement de puissance » ont bien connus des progrès significatifs de résolution que ce soit en termes théoriques ou en termes pratiques (algorithmes).

Aujourd'hui, Avec les progrès actuels des techniques métaheuristiques et le développement du software et du hardware, le problème du dispatching économique peut être résolu efficacement en marquant des solutions de haute performance.

Cette thèse propose l'utilisation des techniques de l'intelligence collective, en premier lieu nous avons formulé le problème de l'écoulement de puissance tout en exposant toutes les contraintes de sécurité et la formulation mathématique, nous avons également essayé de cerner les cas possibles que nous pouvons rencontrer, nous avons exposé des solutions classiques déjà utilisées.

En second lieu, le problème du dispatching économique des puissances a été formulé par la définition des types de fonctions objectives, à savoir la fonction coût de combustible (lisse et non lisse), avec un ou plusieurs types de combustible. Nous avons aussi présenté les notions Heuristique, métaheuristique, fonction mono-objective et fonction multi-objective.

En troisième lieu, Nous avons présenté premièrement les méthodes utilisées dans ce travail à savoir l'optimisation par essaim particulaires (PSO), l'algorithme Firefly (FFA), l'algorithme de colonies de fourmis (ACO), l'algorithme des grenouilles sautantes (MSFLA), l'algorithme de singe (MA) et la biogéographie base optimisation (BBO). Ensuite nous avons présenté la technique d'hybridation à savoir entre les méthodes FFA-MPSO, ACO-MSFLA, PSO-MA et BBO-MA.

## CONCLUSION GÉNÉRALE

---

En dernier lieu, nous avons consacré une partie pour la simulation, nous avons commencé par l'approche FFA-MPSO, nous l'avons testée sur des réseaux IEEE-6, IEEE-14, IEEE-30 nœuds Avec la présence d'effet d'émission des vannes ,et sans ces effet et puis nous avons utilisé l'approche ACO-MSFLA ; cette fois nous avons fait la combinaison multi-objective de la fonction coût de combustible et la fonction d'émission des gaz , nous avons choisi de la tester sur un réseau IEEE-30 nœuds ,en ajustant la demande à chaque fois de PD=500 MW jusqu'à PD=1251 MW et ensuite nous avons utilisé l'algorithme de la méthode hybride PSO-MA sur un réseau de 10 générateurs ; en prenant en considération , l'utilisation à la fois de plusieurs types de combustibles et les effet de vannes avec une demande de, 2500 MW et 2600 MW. Enfin nous avons utilisé l'algorithme de la méthode hybride BBO-MA que nous avons testé sur un système à 20 générateurs pour une demande de 2500 MW. Pour toutes les approches précédentes, nous avons chaque fois donné les résultats en dressant des tableaux comparatifs avec d'autres méthodes reportées dans la littérature.

D'après les résultats trouvés on peut conclure que les méthodes de l'intelligence collective peuvent être d'une utilité remarquable pour la résolution du problème du dispatching économique ; et contribuer ainsi à économiser de milliers de dollars pour la production de l'énergie électrique, tout en sauvegardant l'environnement en minimisant les émissions des gaz toxiques. Nous avons prouvé que des agents au comportement très simple peuvent ainsi, accomplir des taches apparemment très complexes grâce à la synergie.

### **Perspective :**

Les conclusions tirées ne peuvent pas être considérées comme étant des conclusions définitives en vue de la progression des nouvelles approches, dans le cadre de ce travail nous avons utilisé des méthodes d'intelligence collectives, et l'hybridation de ces méthodes.

En perspective, nous proposons la continuité sur cet axe de recherche en prenant en compte les contraintes de sécurité par exemple pour s'approcher beaucoup plus d'un dispatching dynamique reflétant plus la réalité (dans le cadre de ce travail ,la demande était toujours constante ).

Ce travail peut être une base ou un point de départ pour d'autres chercheurs pour l'amélioration de la production de l'énergie électrique en qualité de coût et de conservation de l'environnement par l'insertion des générations d'énergie dispersées (DG) dans le réseau de distribution.

## **Bibliographie**

---

- [1] Réseaux Intelligents, Une Evolution Profonde Du Système D’approvisionnement En Energie <http://new.abb.com/smartgrids> .
- [2] Naama Bakhta, Contribution à L’évaluation et Au Perfectionnement Des Méthodes Meta Heuristiques D’optimisation Combinatoire. Application A L’optimisation Des Puissances Actives d’un Réseau d’énergie Electrique, Thèse de doctorat, université Djilali liabes sidi bel-abbes ,2005.
- [3] Germond, A., Püttgen, H.B., Planification et gestion optimale des réseaux d’énergie électrique, Bulletin technique de la Suisse romande, 101, 8092 Zürich (1975) N<sup>o</sup> 1
- [4] Tarek Bouktir, Application De La Programmation Orientée Objet A L’optimisation De L’écoulement De Puissance, Thèse De Doctorat, Université De Batna, Juin 2004
- [5] S. Frank, I. Steponavice, and S. Rebennack, “Optimal power flow: A bibliographic survey I—Formulations and deterministic methods,”Energy Systems, vol. 3, no. 3, pp. 221–258, 2012. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s12667-012-0056-y>, Springer-Verlag.
- [6] S. Frank, I. Steponavice, and S. Rebennack, “Optimal power flow: A bibliographic survey II—Non-deterministic and hybrid methods,”Energy Systems, vol. 3, no. 3, pp. 259–289, 2012. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s12667-012-0057-x>., Springer-Verlag .
- [7] R.A. Brooks, "Intelligence without représentation", Artificial Intelligence 47. Pages: 139–159 ,1991.
- [8] M. Dorigo, V. Trianni, E. Sahin, R. Gross, T.H. Labella, G. Baldassarre, S. Nolfi, J.-L. Deneubourg, F. Mondada, D.Floreato, L.M. Gambardella "Evolving self-organizing behaviors for a swarm-bot," Autonomous Robots, 17(2-3):223-245, 2004.
- [9] Salima Nebti, Reconnaissance de Caractères Manuscrits par Intelligence Collective, thèse de Doctorat en Informatique, Université Ferhat Abas-Sétif , mars/2013 .
- [10] Labeled Imane, Dispatching Économique Dans un Système De Puissance Électrique Par L’intelligence Artificielle, Mémoire Magister, Université Constantine 1, Décembre 2013
- [11] Marcelo Saguan, l’analyse économique des architectures de marché électrique application au market design du temps réel, .Thèse de doctorat, université Paris Sud 11 /2007.
- [12] M .Fateh Amir, Étude du fonctionnement des centres de production dans un système de marché libre de l’énergie électrique, Thèse de magister université de Batna ,2011/2012.
- [13] Operateur du système électrique Algérien. <http://www.ose.dz>.
- [14] Bencherif Walid chawki et Chabouni Oussama, Études de refroidissement de l’alternateur de la centrale de Jijel, mémoire de fin d’études master II, université de Bjaia.2011.

## **Bibliographie**

---

- [15] Ketfi Nadhir, Contribution à la gestion des réseaux de distribution en présence de génération d'énergie dispersée, thèse doctorat en sciences, Université de Batna ,2014
- [16] 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.
- [17] Mostefa Hamed, Dispatching Économique Dynamique par Utilisation de Méthodes d'Optimisation globales, thèse magister, Université Mohamed Khider – Biskra, Janvier 2013
- [18] Sayeh Samir “Application de l’Intelligence Artificielle pour le Fonctionnement Optimal des Systèmes Electriques, Thèse de doctorat en sciences, université de Sétif Algérie ,2010.
- [19] Jizhong Zhu, optimization of power system operation, a john wiley & sons, inc., Hoboken, New Jersey, 2009
- [20] Draïdi Abdellah, Répartition économique de l'énergie électrique utilisant les techniques d'intelligence artificielle, mémoire Magister, Université Mentouri de Constantine ,2010
- [21] Sihem Bouri, Optimisation de la production et de la structure d'énergie électrique par les colonies de fourmis, Thèse de Doctorat, Université de Djilali Liabès sidi bel abbes, 2007.
- [22] D.C. Walters and G.B. Sheble , “ Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading ,” IEEE Trans. Power Syst. , vol. 8 , no. 3 , pp. 1325 – 1332 ,Aug. 1993 .
- [23] D. P. Kothari, I. J. Nagrath, “Power System Engineering”, second edition, 2010
- [24] Raj, Pad. "PSO based economic load dispatch problems." (2010).
- [25] C. Palanichamy, K. Srikrishna, Economic thermal power dispatch with emission constraint ,J. Institute Of Eng. (India) volume-72, April- 1991, 11.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] Slimani Linda, Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité déréglé, Thèse Doctorat, université de Batna, décembre 2009
- [29] M. Sasson, “Non linear Programming Solutions for load flow, minimum loss, and economic dispatching problems,” IEEE trans., Vol. Pas-88, N.4, April 1969 .
- [30] 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.
- [31] D. S. Kirschen, G. Strbac: “Fundamentals of power system economics” Wiley 2004.

## **Bibliographie**

---

- [32] A.J. Wood, B.F. Wollenberg, Power generation operation and control, Second Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, 1996.
- [33] R. Fletcher, Practical methods of optimization, Second Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, 2000.
- [34] M.A. Abido, Multiobjective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem, *Electric Power Systems Research* 79 (2009) 1105–1113
- [35] Abido M A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 315–329
- [36] Mimoun Younes, Khodja Fouad, Belabbes Bagdad, A new technique for solving the multi-objective optimization problem using hybrid approach, *Front. Energy*, Springer, 2014
- [37] V. Th. Paschos, *Optimisation combinatoire : concepts fondamentaux*, Hermès science publication, pp. 17-60, Lavoisier, 2005.
- [38] Xin-She Yang, *Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Applications* - Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, ISBN 978-0-470-58246-6, 2010.
- [39] Omessaad Hajji, *Contribution Au Développement De Méthodes D’optimisation Stochastiques. Application A La Conception Des Dispositifs Electrotechniques*, Thèse de Doctorat, Conjointement L’école Centrale De Lille, Et L’université Des Sciences Et Technologies De Lille, Décembre 2003.
- [40] Y. Collette et P. Siarry. *Optimisation multiobjectif*. Eyrolles, 2002.
- [41] F. S. Hillier, G. J. Lieberman, *Introduction to Operations Research*, McGraw-Hill International Editions, 1995.
- [42] F. Glover. “Future paths for integer programming and links to artificial intelligence”, *Computers and Operations Research*, Vol. 13, pp. 533–549, 1986 .
- [43] Abbas EL DOR, *Perfectionnement des algorithmes d’Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en segmentation d’images et en électronique*, Thèse De Doctorat En Informatique, Université Paris-Est, Décembre 2012
- [44] Hanaâ HACHIMI, *Hybridations D’algorithmes Métaheuristiques En Optimisation Globale Et Leurs Applications*, Thèse de Doctorat Mathématiques Appliqués et Informatique, Institut National des sciences Appliqués De Rouen France, Ecole Mohammadia D’ingénieurs, Université Mohammed V Agdal, juin 2013
- [45] Labeled Saïd, *Méthodes bio-inspirées hybrides pour la résolution de problèmes complexes*, Thèse de Doctorat en Sciences en Informatique, Université Constantine 2, Avril 2013

## **Bibliographie**

---

- [46] D. E. Goldberg and J. Richardson. “Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization”. In : Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms on Genetic algorithms and their application, pp. 41–49, Lawrence Erlbaum Associates., Mahwah, NJ, USA, 1987.
- [47] J. Branke, Evolutionary Optimization in Dynamic Environments. Kluwer Academic, 2002.
- [48] E. G. Talbi. “A Taxonomy of Hybrid Metaheuristics”. Journal of Heuristics, Vol. 8, No. 5, pp. 541–564, 2002.
- [49] E. Alba. Parallel Metaheuristics : A New Class of Algorithms. John Wiley & sons, 2005.
- [50] Jean Diapama, Optimisation Multi-Objectif Des Systèmes Energétiques, Thèse Doctorat, Université De Montréal 2010
- [51] Mahdi Samir, Optimisation Multiobjectif Par Un Nouveau Schéma De Coopération Méta/Exacte, Mémoire de Magister, Intelligence Artificielle et Génie Logiciels, Université Mentouri de Constantine ,2012
- [52] Dréo Johann, Petrowski Alain, Siarry Patrick, et Taillard Eric. Metaheuristics for hard optimization. Springer, 2006.
- [53] Hafid Zidani, Représentation de solution en optimisation continue, multi-objectif et applications, Thèse de Doctorat Mathématiques Appliqués et Informatique, Institut National des sciences Appliqués De Rouen France, Ecole Mohammadia D’ingénieurs, Université Mohammed V Agdal, Octobre 2013
- [54] D.M. Rayan, “Penalty and Barrier Functions” P.E. Gill and Murray, Academic Press, 1974.
- [55] M. Minoux, “Programmation mathématique : Tome 1 Théorie et algorithmes” Ed. Dunod, 1983.
- [56] N.F Attia, “New Methods of Constrained Optimisation using Penalty Functions”, these de doctorat, Université de Essex, England 1985.
- [57] Saldanha, Rodney Rezende. “Optimisation en Electromagnétisme par application conjointe des Méthodes de Programmation Non linéaire et de la Méthode des Eléments Finis“, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1992.
- [58] David. Duvivier, Etude de l’hybridation des méta-heuristiques, application à un problème d’ordonnement de type jobshop, Thèse de Doctorat, université du littoral France, Decembre 2000.
- [59] Amiri, B., Fathian, M. and Maroosi, A. Application of shuffled frog leaping algorithm on clustering, Int. J. Adv. Manuf. Technol. Vol. 45, pp. 199 – 209. (2009).
- [60] E. Elbeltagi, T. Hegazy, D. Grierson, Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms , Advanced Engineering Informatics, Vol. 19, pp. 43-53, (2005),

## **Bibliographie**

---

- [61] Afzalan, E., Taghikhani, M. Optimal placement and sizing of dg in radial distribution networks using sfla , *International Journal of Energy Engineering*, 2(3), 73-77. (2012)
- [62] Niknam T, Narimani MR, Jabbari M, Malekpour AR, (2011), A modified shuffle frog leaping algorithm for multi-objective optimal power flow. *Energy*; Vol. 36, pp. 6420–32 .
- [63] Dorigo M., Di Caro G., The ant colony optimization metaheuristic, in Corne D., Dorigo M., Glover F., *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, p. 11-32. (1997)
- [64] Den Besteb,M.-Stützle., T.-Dorigo M., Ant colony optimization for the total weighted tardiness problem, *Proc. 6th Int. Conf. Parallel Problem Solving from Nature*, Berlin, p.611-620. (2000)
- [65] Merkle, D.-Middendorf, M. An ant algorithm with a new pheromone evaluation rule for total tardiness problems, *Proceedings of the EvoWorkshops*, Berlin, Germany: Springer-Verlag, Vol. 1803, p. 287-296. (2000),
- [66] Colorni, A., Dorigo, M.-Maniezzo., V. - Trubian M. Ant system for job-shop scheduling, *Belgian J. Oper. Res., Statist. Comp. Sci. (JORBEL)*, Vol. 34, pp. 39-53. (1994)
- [67] Saha Adel, *Résolution Des Problèmes Multi Objectifs À Base De Colonies De Fourmi* Mémoire Magister En Informatique, L'université De Batna, 2007
- [68] Allaoua, B., Laoufi. A , *Collective Intelligence for Optimal Power Flow Solution Using Ant Colony Optimization*, *Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies* ISSN 1583-1078, Issue. 13, pp. 88-105. (2008)
- [69] Benyamina Ahmed, *Application des algorithmes de colonies de fourmis pour l'optimisation et la classification des images*, Thèse de Doctorat en Sciences en Informatique, Université Des Sciences Et De La Technologie D'Oran Mohamed Boudiaf, Avril 2013.
- [70] Latifa Dekhici, Khaled Belkadi, Pierre Borne, *Firefly Algorithm for Economic Power Dispatching With Pollutants Emission*, *Informatica Economică*vol. 16, no. 2/2012
- [71] Yang X S. *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press. Bristol,
- [72] Babak Amiri, Liaquat Hossain, John W Crawford, Rolf T Wigand. *Community Detection in Complex Networks: Multi-objective Enhanced Firefly Algorithm*. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 46: 1–11. 2008.
- [73] Gandomi A H, Yang X S, Talatahari S, Alavi A H. *Firefly algorithm with chaos*. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2013, 18(1): 89-98.
- [74] Senapati M R, Dash P K. *Local linear wavelet neural network based breast tumor classification using firefly algorithm*, *Neural Comput & Applic*, 2013, 22:1591-1598
- [75] Yang .X.S., *Firefly algorithms for multimodal optimization*, *Stochastic Algorithms: Foundations and Applications Lecture Notes in Computer Sciences*, vol. 5792, pp. 169–178. (2009).
- [76] Yang .X. S., “Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, vol. 2 n. 2, pp. 78 –84, 2010.
- [77] S. X. Yang, “Firefly Algorithm”, *Engineering Optimization*. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2010, pp. 221-230 .

## **Bibliographie**

---

- [78] Yang X S. Review of meta-heuristic and generalized evolutionary walk algorithm. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2011, 3(2): 77-84.
- [79] Mimoun Younes, Riad Lakhdar Kherfane, Fouad Khodja, Naas Kherfane, Firefly algorithm for environmental /economic power dispatch including renewable energy, *International Journal Of Energy*, Volume 8, 2014
- [80] Basu B, Mahanti G K. Firefly and artificial bees colony algorithm for synthesis of scanned and broadside linear array antenna. *Progress in Electromagnetic Research B*, 2011, 32: 169–190.
- [81] Afshin Yazdani, Jayabarathi T, V. Ramesh V, Raghunathan T. Combined heat and power economic dispatch problem using firefly algorithm. *Front. Energy*, 2013, 7(2): 133–139.
- [82] Eberhart RC and Kennedy J, A new optimizer using particle swarm theory, In *Proceedings of 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, IEEE Service Center, Piscataway, NJ, pp. 39–43. (1995) .
- [83] Woo Nam Lee and Jong Bae Park , *Educational Simulator for Particle Swarm Optimization and Economic Dispatch Applications* , MATLAB – A Ubiquitous Tool for the Practical Engineer ,chap 5, 2011
- [84] Emmanuel Dartey Manteaw, Nicodemus Abungu Odero, December, combined Economic And Emission Dispatch solution Using ABC\_PSO Hybrid Algorithm With Valve point Loading Effect, *International Journal of Scientific and Research Publications*, Volume 2, Issue 12. (2012)
- [85] Hosseini, H. , Shahbazian, M. , & Takassi, M. A.. The Design of Robust Soft Sensor Using ANFIS Network. *Journal of Instrumentation Technology*, 2(1), 9-16(2014)
- [86] Eric S. Fraga, Lingjian Yang, Lazaros G. Papageorgiou, On the modelling of valve point loadings for power electricity dispatch, *Applied Energy*, vol 91: 301–303 . (2012)
- [87] Jafari, S., Abdolmohammadi, H. R., Nazari, M. E., & Shayanfar, H. A.. A New Approach for Global Optimization in High Dimension Problems. In *GEM* (pp. 17-23). (2008, July)
- [88] P.S. Manoharan P.S. Kannan S. Baskar M.W. Iruthayarajan, ,Penalty parameter-less constraint handling scheme based evolutionary algorithm solutions to economic dispatch, *IET Gener Transm Distrib*, Vol. 2, No. 4, pp. 478–490 . (2008)
- [89] Guojiang Xiong, Dongyuan Shi, Xianzhong Duan., Multi-strategy ensemble biogeography-based optimization for economic dispatch problems, *Applied Energy*, vol 111: 801–811. (2013) .
- [90] R.Q. Zhao, W.S. Tang, Monkey algorithm for global numerical optimization, *Journal of Uncertain Systems*, 2, 3, pp. 165–176, 2008.
- [91] Riad Lakhdar Kherfane, Mimoun Younes ,Fouad Khodja, Naas Kherfane , *Intelligent Algorithm Solutions To Economic Dispatch With Multiple Fuels And Non-Smooth Cost Function*, *Rev. Roum. Sci. Techn.– Électrotechn. et Énerg* ,Vol. **61**, 1, pp. 32–36, Bucarest, 2016 .
- [92] D. Simon, “Biogeography-Based Optimization”, *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, vol. 12, no. 6, December, pp. 702-713, 2008.

- [93] Bhattacharya A, and Chattopadhyay PK . Biogeography-based optimisation for different economic load dispatch problems. *IEEE Trans. of Power Sys.* 25(2), 1064-1077, 2010.
- [94] Ihem Boussaid , Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation continue , Thèse De Doctorat , Spécialité Informatique , L'université Des Sciences Et De La Technologie Houari Boumediene , juin 2013
- [95] Ouafa Herbadji, Linda Slimani and Tarek Bouktir , Biogeography Based Optimization Approach for Solving Optimal Power Flow Problem , *International Journal of Hybrid Information Technology* Vol.6, No.5, pp.183-196 , 2013
- [96] Z. Mohammed and J. Talaq, “Economic Dispatch by Biogeography Based Optimization Method”,*International Conference on Signal, Image Processing and Applications With workshop of ICEEA 2011, IPCSIT*, vol. 21, 2011.
- [97] Naas Kherfane , Mimoun Younes ,Riad Lakhdar kherfane ;Fouad Khodja, A hybrid FFA-MPSO algorithm for solving economic power dispatch problem with valve-point effect , *Journal of Electrical Engineering*, Volume 16, Edition 3, 2016,pp 198-209 .
- [98] Mimoun Younes ,A novel Hybrid FFA-ACO Algorithm for Economic Power Dispatch, *Control Engineering And Applied Informatics*, Vol.15, No.2 pp. 67-77, 2013
- [99] M.Younes , Hybrid Fa And Ga For Generation Allocation Problem Optimization , *Journal Of Electrical Engineering* , Volume 14 ,2014 - Edition 1,2014 ,pp 101-108
- [100] Carpentier, J.. Contribution a l'étude du dispatching économique. *Bulletin de la Société Française des Electriciens*, vol. 3, pp. 431–447. ,(1962)
- [101] Vanderbei, J.R and Shanno,F.D.. An interior-point algorithm for nonconvex nonlinear programming. *Comput. Optim. Appl.*, vol. 13, pp. 231–252. (1999)
- [102] Bottero,M.H., Caliana,E.D.and A. R., Fahmideh Vojdani. Economic dispatch using the reduced hessian. *IEEE Trans on Power Appra. Syst.*,vol. 101, pp. 3679-3688. (1982)
- [103] Hock W, Schittkowski K, A comparative performance evaluation of 27 nonlinear programming codes. *Computing*; 30:335–58. (1983)
- [104] Reid, G. E., and Hasdorf, L. Economic dispatch using quadratic programming. *IEEE Trans on Power Appara. Syst.*, vol. 92, pp. 2015-2023. (1973).
- [105] Stott, B., and Hobson, E. Power system security control calculation using linear programming, *IEEE Trans on Power Appara. Syst.*, vol. 97, pp. 1713-1731. (1978).
- [106] Momoh, J. A., and Zhu, J. Z. Improved interior point method for OPF problems. *IEEE Trans on Power System*, vol. 14, pp.1114-1120. (1999)
- [107] Sun, D.I., Ashley, B.,Brewer., Hughes, A., and Tinney, W.F., Optimal power flow by Newton approach. *IEEE Trans. On Power Systems*, Vol.103, pp.2864-2880, 1984.
- [108] Bahiense, L., Oliveira, G. C., Pereira, M., and Granville, S. A mixed integer disjunctive model for transmission network expansion. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, pp. 560–565. (2001).

## **Bibliographie**

---

- [109] Dusonchet, Y. P. and El-Abiad, A. H. Transmission planning using discrete dynamic optimization. *IEEE Trans. Power App. Syst.*, vol. PAS-92, pp. 1358–1371. (1997).
- [110] Haffner, S., Monticelli, A. ; Garcia, A. , Mantovani J. and Romero, R., (2000). Branch and bound algorithm for transmission system expansion planning using transportation model. *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, vol. 147, no.3, pp. 149-156, May 2000.
- [111] Lai, L. L., Ma, J. T, Yokoyama, R., and Zhao, M. Improved genetic algorithms for optimal power flow under both normal and contingent operation states. *Elec. Power Energy Syst.*, vol. 19, no. 5, pp. 287–292. (1997).
- [112] Glover, F, Tabu search - part i. *ORSA Journal on Computing*, 1(3), 190-206. (1986).
- [113] Yuryevich .J., Wong.KP, Evolutionary programming based optimal power flow Algorithm. *IEEE Trans Power Syst*, vol. 14 n. 4, pp. 1245–1250. (1999).
- [114] Maghrajabi, H., JARaface and Mohan Des, Contingency Analysis of Bulk power system using Neural Network. *IEEE Trans on Power systems*. pp1251-1254. (1998).
- [115] Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Vecchi, M. P., Optimisation by simulated annealing. *Science*, 220,671-679. (1983)
- [116] Abido, M.A, Optimal Power Flow Using Particle Swarm Optimization. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 24, No. 7, pp. 563-571. (2002).
- [117] Song,YH., Chou, CS, Stonham, TJ, Combined heat and power dispatch by improved ant colony search algorithm. *Electr Power Syst Res* ;52: 115–21. (1999).
- [118] Fesanghary M, Mahdavi M, Minary-Jolandan M, Alizadeh Y. Hybridizing harmony search algorithm with sequential quadratic programming for engineering optimization problems. *Comput Methods Appl Mech Eng* 2008;197(33-40):3080–91. (2008)
- [119] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-S\_anchez, and R. J. Thomas, "\Matpower's extensible optimal power ow architecture," *Power and Energy Society General Meeting, IEEE*, July 26-30, pp. 1-7. (2009)
- [120] H. W. Dommel, "Optimal power dispatch," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS93, pp. 820-830. (1974)
- [121] O. Alsac, J. Bright, M. Prais, and B. Stott, "Further developments in LP-based optimal power flow," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 5, pp. 697-711. (1990)
- [122] M. Younes, Hybrid method for optimal power flow determination, *Rev. Roum. Sci. Techn. – Électrotechn. et Énerg.*, 57, 3, p. 249–258. (2012)
- [123] J. Nanda, D. P. Kothari, and S. C. Srivatava, "New optimal power-dispatch algorithm using Fletcher's quadratic programming method," in *Proceedings of the IEE*, Vol. 136, pp. 153-161. (1989)

- [124] J. H. Park, Y. S. Kim, I. K. Eom, and K. Y. Lee, "Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 8, no. 3, pp. 1030–1038, Aug. ( 1993)
- [125] Dieu Ngoc Vo, Weerakorn Ongsakul, Economic dispatch with multiple fuel types by enhanced augmented Lagrange Hopfield network, *Applied Energy*, 91: 281–289. (2012)
- [126] Yao, F., Dong, Z. Y., Meng, K., Xu, Z., Ho-Ching, Iu., et al. Quantum-inspired particle swarm optimization for power system operations considering wind power uncertainty and carbon tax in Australia 2012. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 8(4), 880–888. (2012).
- [127] Mohammadi-ivatloo Behnam, Rabiee Abbas, Soroudi Alireza, Ehsan Mehdi, Imperialist competitive algorithm for solving non-convex dynamic economic power dispatch. *Energy*, vol. 44, no 1, p. 228-240. (2012) .
- [128] Sayyid Mohssen Sajjadi, Ahmad Sadeghi Yazdankhah, Farzad Ferdowsi, A new gumption approach for economic dispatch problem with losses effect Based on valve-point active power, *Electric Power Systems Research* 92,81– 86 ,(2012) .
- [129] Slimani L, Bouktir T ,Optimal power flow solution of the algerian electrical network using differential evolution algorithm. *TELKOMNIKA, Indones J Electr Eng* 10:199–210 ,2012 .
- [130] Malik, T. N., ul Asar, A., Wyne, M. F., & Akhtar, S., A new hybrid approach for the solution of nonconvex economic dispatch problem with valve-point effects. *Electric Power Systems Research*, 80(9), 1128-1136 , (2010) .
- [131] C. Yasar, S. Özyön, A new hybrid approach for nonconvex economic dispatch problem with valve-point effect, *Energy* 36 (10) 5838–5845 , (2011) .
- [132] Dogan Aydin, Serdar Özyön, Solution to non-convex economic dispatch problem with valve by incremental artificial bee colony with local search point effects, *Applied Soft Computing* 13 ,2456–2466, (2013) .
- [133] Youlin Lu, Jianzhong Zhou, Hui Qin, Ying Wang, Yongchuan Zhang, Environmental/economic dispatch problem of power system by using an enhanced multi-objective differential evolution algorithm, *Energy Conversion and Management* Vol. 52, pp. 1175–1183(2011)
- [134] Rughooputh HCS, King RTFA, Environmental economic dispatch of thermal units using an elitist multiobjective evolutionary algorithm. In: *Proceedings of the 2003 IEEE international conference on industrial technology, ICIT'03, Maribor, Slovenia; December 10–14, p. 48–53. (2003)*
- [135] Provas Kumar Roy, Sudipta Bhui, Multi-objective quasi-oppositional teaching learning based optimization for economic emission load dispatch problem, *Electrical Power and Energy Systems* Vol. 53, pp. 937–948. (2013)

- [136] Basu M., Economic environmental dispatch using multi-objective differential evolution. *Appl Soft Comput*; Vol. 11, pp. 2845–53. (2011)
- [137] V.Srinivasan,T.Saravanan, application of EP to multiple fuel options economic dispatch , international journal of advanced research in electrical,electronics and instrumentation engineering , Vol. 3, Issue 11, November (2014) .
- [138] Chao-Lung Chiang , Improved Genetic Algorithm for Power Economic Dispatch of Units With Valve-Point Effects and Multiple Fuels, *IEEE Trans Power Syst*, vol. 20, no. 4 (2005)
- [139] Balamurugan, R. Application of shuffled frog leaping algorithm for economic dispatch with multiple fuel options. In *Emerging Trends in Electrical Engineering and Energy Management (ICETEEEM)*, 2012 International Conference on (pp. 191-197). IEEE. (2012, December)
- [140] Chiang, C. L.Hybrid differential evolution for power economic dispatch problems considering the incorporated cost model. In *Applied Mechanics and Materials* (Vol. 302, pp. 782-786). Trans Tech Publications. (2013).
- [141] Balamurugan, R. (2012). Differential Evolution with Control Parameters Pool for Economic Dispatch including Multiple Fuels and Valve Point Effects, *International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering (TM)*, IJECCE, Volume 3 Issue 6,p. 1485-1491, Nov. 2012 .
- [142] Barisal, A. K. Dynamic search space squeezing strategy based intelligent algorithm solutions to economic dispatch with multiple fuels, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 45(1), 50-59. (2013).
- [143] R.Balamurugan and S.Subramanian, "Self-Adaptive Differential Evolution Based Power Economic Dispatch of Generators with Valve-Point Effects and Multiple Fuel Options", *International Journal of Electrical ,Computer ,Electronic and communication Engineering*, Vol: 1,N<sub>0</sub> :3 , (2007) .
- [144] Sreelekha V, Riya Scaria, Firefly Algorithm Based Power Economic Dispatch of Generators Using Valve Point Effects and Multiple Fuel Options, *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, Volume 3, Issue 1, ( 2013, July).
- [145] SU, Ching-Tzong et LIN, Chien-Tung ,New approach with a Hopfield modeling framework to economic dispatch. *IEEE Trans Power Syst*, 15(2):541–5, (2000).
- [146] A. Chatterjee , S.P. Ghoshal , V. Mukherjee. Solution of combined economic and emission dispatch problems of power systems by an opposition-based harmony search algorithm. *Electrical Power and Energy Systems*, 39 , 9–20 ,(2012).
- [147] Menakshi Mahendru Nischal, Shivani Mehta , Optimal load dispatch using ant lion optimization. *Int J Eng Res Appl*, 5(8), 10-19 , (August 2015) .

## **Bibliographie**

---

- [148] Mimoun Younes, Fouad Khodja, Riad Lakhdar Kherfane , Multi-objective economic emission dispatch solution using hybrid FFA(firefly algorithm) and considering wind power penetration , Energy 67 ,595-606 , (2014)
- [149] Illustration CC-BY-SA Wehicles , [https://wehicles.com/wiki/Production\\_électricité\\_centrales\\_thermiques](https://wehicles.com/wiki/Production_électricité_centrales_thermiques)
- [150] <http://baissedurhin.e-monsite.com/pages/fonctionnement-des-differentes-entrales/centrale-hydroelectrique/fonctionnement-des-centrales-hydroelectrique.html>
- [151] Mostafa Ramzanpour, Hamdi Abdi , Economic load dispatch with considering the valve-point effects and ramp rate limits of generators using evolutionary algorithms , Journal of Advances in Computer Research , Vol. 5, No. 3, 69-84 , August 2014 .