

Résolution du problème d'engagement d'unités de production d'énergie électrique, de dispatching économique et environnemental sélectif par la méthode des couloirs d'observations

Ngoffe Stève PERABI, Imano Adolphe MOUKENGUE, Essiane Salomé NDJAKOMO*
et Ondoa Grégoire ABESSOLO

*Laboratoire d'Electronique, d'Electrotechnique, d'Automatique et Télécommunications
Equipe de Recherche en Système d'Energie Electrique, Université de Douala, BP 8698 Douala, Cameroun*

*Correspondance, courriel : salome_ndjakomo@univ-douala.com

Résumé

Cet article présente une méthode de résolution d'un problème d'engagement d'unités de production d'énergie électrique et de dispatching économique et environnemental (DEE) basée sur les algorithmes évolutionnaires. Le problème a été modélisé sous forme d'optimisation d'un problème tri-objectif que sont la minimisation du coût du combustible, de l'émission de NO_x et de l'émission de SO₂ à des proportions désirées et ceci en introduisant un facteur de couplage des fonctions d'émission des gaz. La particularité de cette méthode est l'obtention du front de Pareto optimal par le concept des couloirs d'observations. Les résultats obtenus, comparés à ceux de « gamultiobj » du toolbox optimization de matlab présente une meilleure: sélectivité et dispatching des unités de production, minimisation des coûts de combustible, d'émission des gaz. Et un meilleur temps d'exécution moyen de l'algorithme soit une réduction de 100,817 secondes.

Mots-clés : *couloirs d'observations, optimisation tri-objectif, engagement d'unités, dispatching économique et environnemental, coût du combustible, émissions de gaz, facteur de couplage, front de Pareto.*

Abstract

Resolution of the problem of commitment of production units of electrical energy, selective economic and environmental dispatching by using the method of the corridors of observations

This paper present a method to solve unit commitment and environmental/economic dispatch (EED) problem based on evolutionary algorithms. The problem was modeled as optimizing a tri-objective problem is the minimization of the cost of fuel, NO_x and SO₂ emission in desired proportions. This introducing a coupling factor functions of emission gas. The particularity of this method is the achievement of optimal Pareto front using the concept of corridors observations.

The results, compared to « gamultiobj » of toolbox optimization of matlab present better: selectivity and dispatching production units, minimisation of fuel cost, emission gaz. And better average execution time of algorithm (reduction to 100.817second).

Keywords : *corridors observations, tri-objective optimization, units commitment, environmental, economic dispatching (EED), fuel cost, gas emission, coupling factor, Pareto front.*

1. Introduction

Le développement industriel et technologique a contribué à une consommation sans cesse croissante d'énergie électrique ce qui implique une multiplication des unités de production, des moyens de transport et distribution, et une complexification des réseaux électriques. Le rôle des producteurs d'énergie électrique, est donc d'assurer en tout temps et en tout lieu la production de la puissance active permettant de résorber cette demande sans cesse croissante avec un coût de combustible aussi faible que possible [1]. Le dispatching économique (DE) a pour objectif la production d'énergie électrique à un coût faible ; il serait donc important de faire une répartition optimale des puissances produites par les différentes unités de production. De plus, le réchauffement climatique et l'accroissement des mouvements de protection de l'environnement contraignent les producteurs à réduire les émissions des gaz produites par la combustion des énergies fossiles dans les différentes centrales. De ce fait, le DE doit aussi respecter les contraintes environnementales. Le dispatching économique et environnemental (DEE) a pour objectif, non seulement de produire à un coût de combustible réduit mais aussi de réduire les émissions de gaz de ces combustibles.

Généralement dans les centrales thermiques, les combustibles utilisés (charbon, fuel, gaz naturel ...) sont de mauvaises qualités et produisent principalement du : dioxyde de carbone (CO_2), dioxyde de soufre, (SO_2) et d'oxyde de nitrate (NO_x) qui sont non seulement à effets de serre, mais aussi toxiques [2]. Le « act air amendment » de 1990 (objectifs revus pour la période de 2013-2020 après l'amendement du 8 décembre à Doha) qui mandate les industries de production d'énergie électrique à une réduction d'émission de SO_2 à 10 millions de tonnes/an et de NO_2 à 2 millions de tonnes/an [2,3], devrait contraindre les producteurs à tenir compte de ces proportions dans l'engagement des unités de production d'énergie électrique et leur répartition optimale s'ils veulent atteindre ces objectifs. Habituellement, les centrales telles que la centrale de France, afin de réduire les émissions de SO_2 ont recours aux procédés à l'instar de la désulfurisation, l'injection du calcaire ou de la chaux dans le foyer de la chaudière et la diminution de la teneur en soufre du fioul. En ce qui concerne le NO_x , il recourt à une dénitrification primaire ou à une dénitrification avale [5]. Les méthodes de DEE appliquées dans la revue considèrent les émissions de gaz soit de manière globale [2], [6,7], soit séparément [8]. Afin de respecter les objectifs du millénaire, et de réduire les émissions de gaz dans les proportions définies dans [2,3], nous nous proposons dans cet article de modéliser le problème de DEE en un problème tri-objectifs prenant en compte le coût du combustible, les émissions de SO_2 et de NO_x et de proposer une méthode de résolution dites des couloirs d'observations. Dans la suite de cet article, nous présentons le modèle mathématique du problème, l'algorithme permettant de résoudre ce problème et enfin les résultats obtenues.

2. Modélisation

2-1. Formulation du problème

La formulation mathématique du problème de DEE que nous présentons dans cet article, consiste à minimiser trois fonctions concurrentes que sont : la fonction coût du carburant, la fonction émission de SO₂ et la fonction émission de NOx sous des contraintes d'égalités et d'inégalités. La modélisation mathématique est donnée par Les objectifs à atteindre et Les contraintes

2-1-1. Les objectifs à atteindre

2-1-1-1. La minimisation de la fonction coût du carburant

Généralement, cette fonction est modélisée et approximée par une courbe quadratique, dont l'expression totale en (\$/h) pour une période T et un nombre Ng de générateurs est donnée par :

$$F(p_{i,t}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{Ng} c_{fi}(p_{i,t}) I_{i,t} + ST_{i,t} (1 - I_{i,t-1}) I_{i,t} \quad (1)$$

où

$$c_{fi}(p_{i,t}) = a_i + b_i p_{i,t} + c_i p_{i,t}^2 \quad (2)$$

Avec $c_{fi}(p_{i,t})$ la fonction coût du carburant associé à un générateur ; a_i , b_i et c_i les coefficients liés au coût de carburant de chaque générateur, $P_{i,t}$ la puissance produite par chaque générateur à chaque instant t ; $I_{i,t}$ le statut de chaque unité de génération ; ST_i le cout de démarrage.

2-1-1-2. La minimisation des émissions de gaz

Les émissions de gaz toxiques rejetés par les unités de générations thermiques dues à la combustion des carburants d'origines fossiles telles que le SO₂ et le NOx peuvent contribuer individuellement à la minimisation des émissions globales à travers :

2-1-1-3. La minimisation du SO₂

Elle se fait par la minimisation de l'expression relative à l'émission de SO₂ exprimée en (tonnes/h)

$$E_{so_2}(p_{i,t}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{Ng} e_{so_2 fi}(p_{i,t}) I_{i,t} \quad (3)$$

où

$$e_{so_2 fi}(P_{i,t}) = (\alpha_{so_2 i} + \beta_{so_2 i} p_{i,t} + \delta_{so_2 i} p_{i,t}^2) \quad (4)$$

La fonction émission de SO₂ de l'unité de génération i et α_i , β_i , δ_i les coefficients d'émissions du SO₂.

2-1-1-4. La minimisation du NOx

Elle se fait par la minimisation de l'expression relative à l'émission de SO₂ exprimée en (tonnes/h)

$$E_{NO_x}(p_{i,t}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{Ng} e_{NO_x f_i}(p_{i,t}) I_{i,t} \quad (3)$$

$$e_{NO_x f_i}(P_{i,t}) = (\alpha_{NO_x i} + \beta_{NO_x i} p_{i,t} + \delta_{NO_x i} p_{i,t}^2) \quad (4)$$

La fonction émission de NOx de l'unité de génération i et α_i , β_i , δ_i les coefficients d'émissions du NOx.

2-1-1-5. Minimisation globale

Pour atteindre les objectifs suivant les proportions spécifiées dans [2-3], nous définissons la minimisation globale de ces émissions par l'expression suivante :

$$E_{globale}(p_{i,t}) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{Ng} e_{globale f_i}(p_{i,t}) I_{i,t} \quad (5)$$

$$e_{globale f_i}(P_{i,t}) = (\alpha_{globale i} + \beta_{globale i} p_{i,t} + \delta_{globale i} p_{i,t}^2) \quad (6)$$

Avec

$$\alpha_{globale i} = k \times \alpha_{NO_x} + (1-k) \times \alpha_{so_2}$$

$$\beta_{globale i} = k \times \beta_{NO_x} + (1-k) \times \beta_{so_2} \quad (7)$$

$$\delta_{globale i} = k \times \delta_{NO_x} + (1-k) \times \delta_{so_2}$$

Afin de réduire les émissions de SO₂ à 10 millions de tonnes/an et de NOx à 2 millions de tonnes/an, nous prendrons comme meilleur compromis une valeur de $k=0.165$ permettant ainsi de résoudre un problème d'optimisation tri-objectifs, mais suivant qu'on voudrait faire une optimisation suivant le NOx uniquement, le SO₂ uniquement et les deux gaz, mais en spécifiant les proportions. Ce qui correspond respectivement à une valeur de k égale à 1, 0 ou une valeur différente de 1 et 0 définissant les proportions en pourcentage de $100*k$ de NOx et $100*(1-k)$ de SO₂.

2-1-2. Les contraintes

Les problèmes de DEE et d'engagements d'unités sont des problèmes très complexes à résoudre, car liés à plusieurs contraintes.

2-1-2-1. La contrainte d'équilibre des puissances

Dans un système de production d'énergie électrique, la demande doit à chaque instant être compensée par l'ensemble des unités de production en fonctionnement de ce système. Ceci est traduit par l'équation :

$$P_{demande t} - \sum_{i=1}^{Ng} p_{i,t} I_{i,t} = 0 \quad (8)$$

2-1-2-2. La contrainte liée à la réserve

$$P_{demande t} + R_t - \sum_{i=1}^{Ng} p_{max,i} I_{i,t} \leq 0 \quad (9)$$

où R_t est la réserve.

2-1-2-3. Les contraintes liées aux limites de production de chaque unité de génération

$$P_{\min,i} I_{i,t} \leq P_{i,t} \leq P_{\max,i} I_{i,t} \quad , \quad i = 1, \dots, Ng \quad (10)$$

2-1-2-4. Les contraintes liées au temps minimum de mise en marche et d'arrêt des unités de générations ($I_{i,t}$ étant le statut de chaque unité de production d'énergie électrique).

$$I_{i,t} = \begin{cases} 1 & \text{si } T_i^{on} < T_i^{up} \\ 0 & \text{si } T_i^{off} < T_i^{down} \\ 0 & \text{ou } 1 \text{ sinon} \end{cases} \quad (11)$$

2-1-2-5. Les contraintes liées au coût de démarrage des unités de production

$$ST_i = \begin{cases} HST_i & \text{si } T_i^{down} \leq T_i^{off} \leq T_i^{down} + T_i^{cold} \\ CST_i & \text{si } T_i^{off} > T_i^{cold} + T_i^{down} \end{cases} \quad (12)$$

2-2. Résolution du problème de DEE par la méthode dite des couloirs

La méthode d'optimisation dite des couloirs est une méthode basée sur les algorithmes évolutionnaires proposée par DIPAMA dans [8] destinée aux problèmes d'optimisation bi-objectifs et appliquée à l'optimisation du cycle thermodynamique de la vapeur dans le circuit secondaire d'une centrale nucléaire. Nous nous proposons d'adapter et d'améliorer cette méthode pour résoudre le problème DEE spécifié un peu plus haut qui se résume à un problème d'optimisation tri-objectifs. Les étapes de résolution sont spécifiées dans l'algorithme suivant :

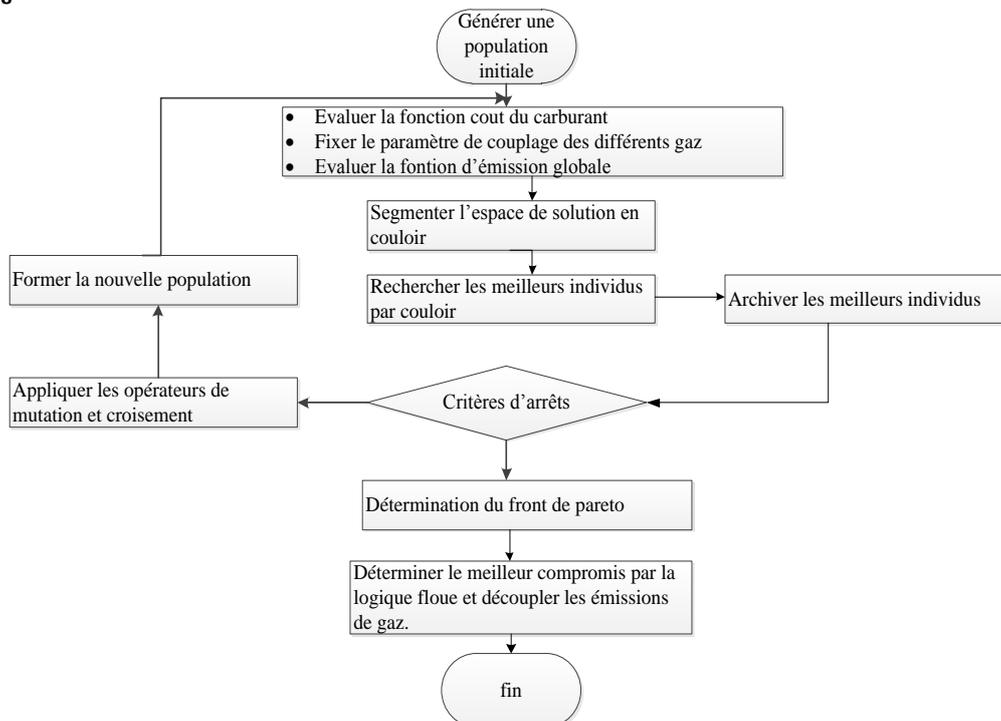


Figure 1 : algorithme de résolution du DEE par la méthode des couloirs

- Etape 1 : La population initiale est générée de manière aléatoire, elle est constituée d'une série de combinaisons de puissances (respectant la contrainte spécifiée dans (10)) de sorties des Ng groupes et de leurs différents états possibles.
- Etape 2 : En fonction des objectifs à atteindre, on fixe le facteur de couplage k, puis on utilise les expressions (2) et (6) pour évaluer les fonctions coût et émissions.
- Etape 3 : En utilisant les minimums des différentes fonctions puis en les associant aux contraintes spécifiées par (8) et (9), on délimite l'espace des solutions et on le segmente en couloirs d'observations.
- Etape 4 : Les meilleurs individus qui sont les minimums des fonctions coût et émissions sont recensés par couloir et stockés dans une archive. Les minimums par rapport à la fonction coût sont déterminés par rapport à l'axe défini par la fonction émission et vice versa.
- Etape 5 : Vérifier le critère d'arrêt qui peut être défini soit par le nombre maximal de génération soit par :

$$\xi = \ln(d) \quad (13)$$

où

$$d = \sum_{j=1}^{N_F} \left[\frac{1}{Cl} \sqrt{\sum_{i=1}^{cl} \left(\frac{F_{j,i}^t - F_{j,i}^{t-1}}{F_{\max} - F_{\min}} \right)^2} \right] \quad (14)$$

Exprime la métrique de progression des meilleurs individus dans chaque couloir. N_F le nombre de fonctions objectifs ; Cl le nombre de couloir ; $F_{j,i}^t$ et $F_{j,i}^{t-1}$ la $j^{\text{ème}}$ fonction objective du meilleur individu dans le couloir i à la génération présente et passée. F_{\min} et F_{\max} les minimums et maximums de la fonction objective j.

- Etape 6 : Si le critère d'arrêt n'est pas vérifié, on reconstruit la nouvelle population en se servant des opérateurs de sélection, mutation et croisement appliqués à l'ancienne population qui a été préalablement classé par degré de violation des contraintes, puis on recommence le cycle.
- Etape 7 : Si par contre le critère est vérifié la frontière de Pareto optimal est déterminée en conservant les meilleurs individus dans chaque couloir suivant l'axe de l'émission des gaz et du coût du carburant durant l'évolution du processus. Parmi ces individus du front de Pareto optimal on choisit à l'aide de la logique floue le meilleur compromis. Ceci en modélisant chaque solution suivant chaque objectif par une fonction d'appartenance μ_i définit par :

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & \text{si } F_i \leq F_i^{\min} \\ \frac{F_i^{\max} - F_i}{F_i^{\max} - F_i^{\min}} & \text{si } F_i^{\min} \leq F_i \leq F_i^{\max} \\ 0 & \text{si } F_i \geq F_i^{\max} \end{cases} \quad (15)$$

Pour chaque solution non dominée, nous normalisons la fonction d'appartenance associée par l'expression suivante :

$$\mu^k = \frac{\sum_{i=1}^{N_F} \mu_i^k}{\sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{N_F} \mu_i^k} \quad (16)$$

où M est le nombre de solutions non dominés. Le meilleur compromis est la solution dont la fonction d'appartenance normalisée est maximale.

2-3. Implémentation de l'algorithme

La recherche de la solution peut nécessiter L'exploration de l'espace de solution, L'exploitation de l'espace de solution et Le passage en mode hybride.

2-3-1. L'exploration de l'espace de solution

Durant la phase d'exploration de l'espace des solutions, afin d'avoir la nouvelle population l'algorithme doit appliquer à la population sélectionnée une mutation aléatoire avec un taux de 0,9% et un croisement uniforme avec un taux de 0,1% Qui correspond à un critère d'arrêt de $\varepsilon \geq -8$.

2-3-2. L'exploitation de l'espace de solution

Pour $-18 \leq \varepsilon \leq -12$, l'algorithme entre dans sa phase d'exploitation de l'espace de solution, en appliquant à la population sélectionnée une mutation aléatoire avec un taux de 0,9% et un croisement arithmétique avec un taux de 0,1%. Généralement de manière successive pour une valeur de $\varepsilon < -18$.

2-3-3. Le passage en mode hybride

le mode hybride est une phase de transition entre les deux modes précédents elle consiste à appliquer à la population sélectionnée une mutation probabiliste, avec un taux de 0,5% et un croisement probabiliste avec un taux de 0,5% ce qui correspond à un encadrement de $-12 \leq \varepsilon \leq -8$.

3. Résultats et discussion

Afin de valider la méthode proposée pour la résolution du DEE, et d'évaluer son efficacité aux problèmes d'engagement d'unités et de DEE tri-objectif nous avons implémenté cette méthode dans Matlab 7.10.0 (R2010a), puis nous l'avons appliquée à une centrale thermique à trois unités de production d'énergie électrique dont les paramètres sont spécifiés dans les tableaux I , II et III (pour la demande horaire) [9] et enfin une comparaison des résultats est faite avec la méthode « gamultiobj » du toolbox optimization de Matlab.

Tableau 1 : Paramètres des trois unités de production d'énergie électrique

Unités	P_i^{\max} (MW)	P_i^{\min} (MW)	a (\$/h)	b (\$/MWh)	c (\$/MW ² h)	R_i^{up} (\$/MW)	R_i^{down} (\$/MWh)
1	600	150	561	7.29	0.00156	100	100
2	400	100	310	7.85	0.00194	80	80
3	200	50	78	7.97	0.00482	50	50

Tableau 2 : Coefficients d'émissions des trois unités de production d'énergie électrique

Unités	α_{so2} (tonnes/h)	α_{Nox} (tonnes/h)	β_{so2} (tonnes/MWh)	β_{Nox} (tonnes/MWh)	δ_{so2} (tonnes/MW ² h)	δ_{Nox} (tonnes/MW ² h)
1	0,5783298	0,04373254	0,00816466	-9,4868099 e ⁻⁶	1,6103e ⁻⁶	1,4721848 e ⁻⁷

2	0,3515338	0,055821713	0,00891174	$-9,7252878 e^{-5}$	$5,4658 e^{-6}$	$3,0207577 e^{-7}$
3	0,0884504	0,027731524	0,00903782	$-3,5373734 e^{-4}$	$5,4658 e^{-6}$	$1,9338531 e^{-6}$

Tableau 3 : Demande horaire du système

Heures	1	2	3	4	5	6
Demandes en (MW)	550	600	700	850	900	1000

3-1. Etude de la convergence de la méthode

L'étude de la convergence de la méthode, menée sur une population de taille initiale 200, sur 1000 générations et appliquée à une demande de 900 MW a donné les résultats représentés sur la **Figure 2**.

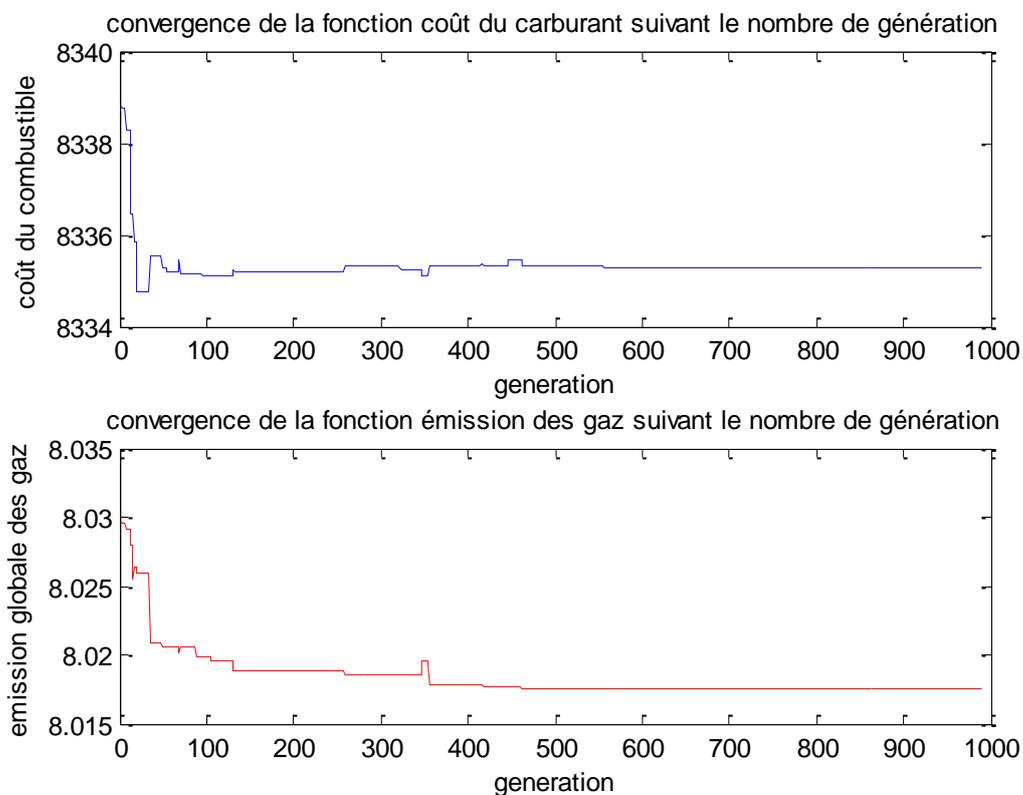


Figure 2 : Convergence de la fonction coût et émission

De ces **Figures**, il découle que la méthode proposée donne une solution stable à partir de la génération 460.

3-2. Etude du facteur de couplage sur l'engagement d'unités, le DEE et l'optimisation

Le facteur k est considéré ici comme un sélecteur d'objectifs. Ainsi selon qu'on voudrait faire une optimisation coût - émission de NO_x , coût- émission de SO_2 et coût- émission globale (NO_x et SO_2); k peut prendre différentes valeurs. Pour k valant 1 et 0, nous avons effectués une simulation avec un échantillon initial de 200 sur 1000 générations et 50 couloirs. Les résultats obtenus sont consignés dans les **Tableaux 4 et 5**.

Tableau 4 : *Optimisation coût du combustible par rapport à l'émission du NOx (k=1)*

	1	2	3	4	5	6
P ₁ (MW)	0	111,331	131,92	0	0	127,281
P ₂ (MW)	0	0	0	332,52	344,47	336,352
P ₃ (MW)	549,9	488,568	568,028	517,372	555,437	536,271
D(MW)	550	600	700	850	900	1000
Coût du combustible (\$ /h)	5041,5	5520,1	6418,6	7885,1	8335,7	9259,4
SO ₂ (tonnes/h)	5,555	6,114	7,111	9,152	9,68	10,714
NOx (tonnes/h)	0,083	0,0866	0,1006	0,1351	0,1420	0,152

Tableau 5 : *Optimisation coût du combustible par rapport à l'émission du SO₂ (k=0)*

	1	2	3	4	5	6
P ₁ (MW)	0	0	115,101	0	0	128,997
P ₂ (MW)	0	0	0	250,5528	344,111	273,488
P ₃ (MW)	549,9	599,9	584,799	599,365	599,801	597,415
D(MW)	550	600	700	850	900	1000
Coût du combustible (\$ /h)	5041,5	5495,7	6416,9	7889,4	8335,4	9261,2
SO ₂ (tonnes/h)	5,555	6,0558	7,1048	8,9779	9,5732	10,5736
NOx (tonnes/h)	0,083	0,0910	0,1012	0,1414	0,1448	0,1567

De ces résultats, on constate que la méthode proposée est dotée d'une sélectivité sur l'engagement des unités de production d'énergies électrique par rapport à la demande spécifiée quel que soit la valeur de k (1 ou 0). Cette sélectivité permet d'améliorer l'optimisation de nos objectifs qui est meilleur pour k=0. De plus l'engagement de l'unité 1 à la deuxième heure et son arrêt à la quatrième heure pour k =1, induit des coûts supplémentaires dus au démarrage.

3-3. Etude comparative

Afin de ressortir l'efficacité de la méthode, nous avons fait une étude comparative avec la méthode « gamultiobj » du toolbox optimization de matlab en utilisant les mêmes paramètres de simulation pour k=0,165 (soit une optimisation par rapport au coût du combustible, l'émission du NOx et l'émission du SO₂) et une demande de 900MW. Les fronts de Pareto obtenus sont représentés sur les *Figures* suivantes :

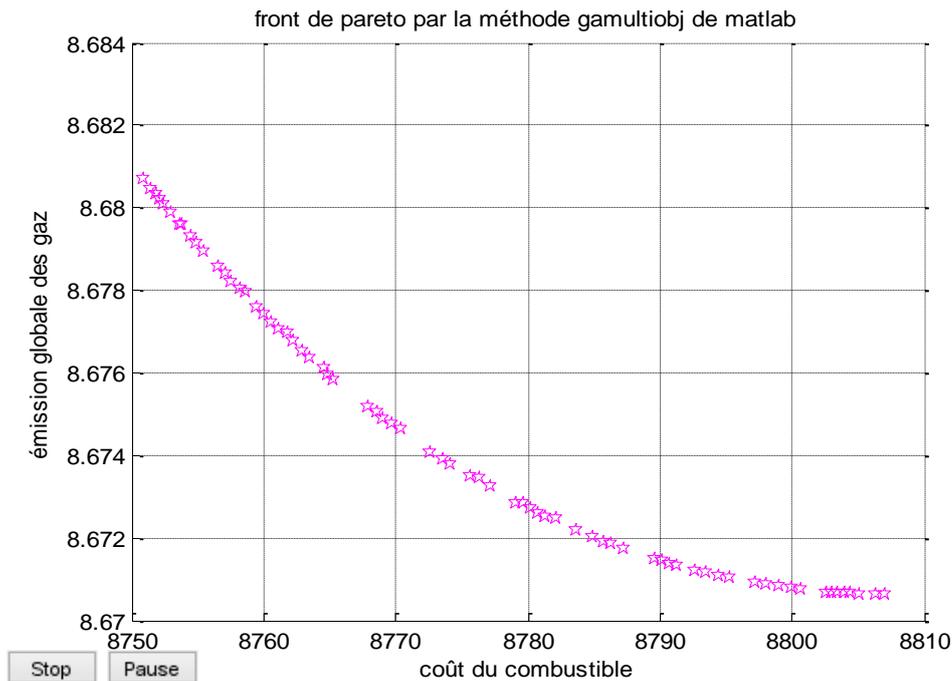


Figure 3 : *Front de Pareto par la méthode « gamultiobj »*

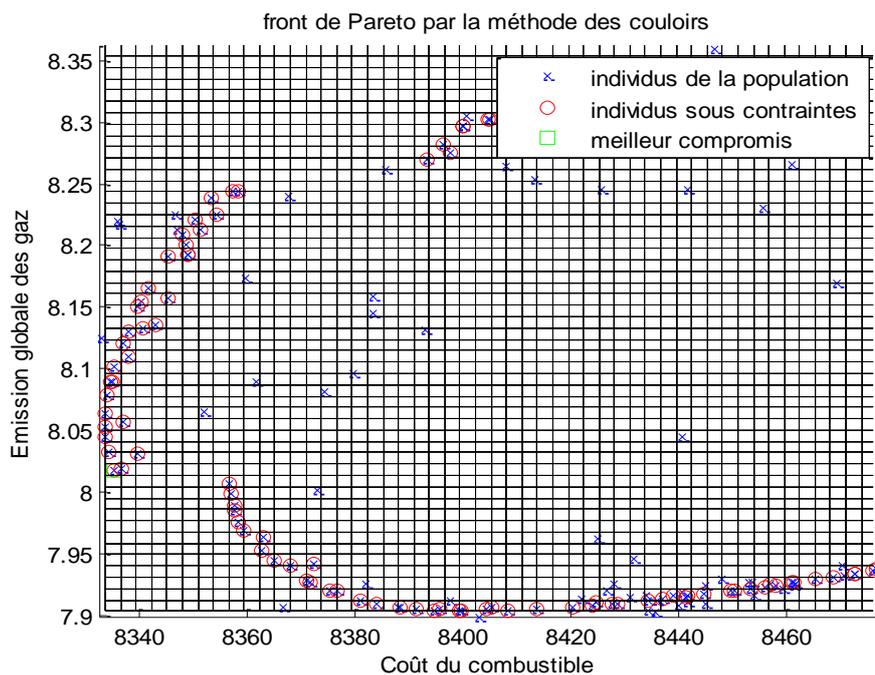


Figure 4 : *Front de Pareto par la méthode « des couloirs »*

Le front de Pareto est constitué par l'ensemble des solutions non dominées du problème. Par la méthode des couloirs il est obtenu par l'ensemble des minimums par couloir respectant les contraintes au fil des générations. De part la concavité de ces différentes courbes on peut dire que celle de la **Figure 4** explore mieux l'espace des minimums que celle de la **Figure 3**. De plus les différentes segmentations ou groupes témoignent de la prise en compte des différentes possibilités d'engagement d'unités. Les résultats obtenus par ces deux méthodes sont consignés dans les tableaux suivants :

Tableau 6 : *Optimisation coût du combustible par rapport à l'émission globale avec la méthode des couloirs (k=0,165)*

	1	2	3	4	5	6	
P ₁ (MW)	0	0	105,070	0	0	121,545	
P ₂ (MW)	0	0	0	249,978	300,246	281,461	
P ₃ (MW)	549,9	599,9	594,83	599,927	599,662	596,893	
D(MW)	550	600	700	850	900	1000	total
Coût du combustible (\$ /h)	5041,5	5495,7	6417,9	7889,5	8335,3	9259,2	42439,1
SO ₂ (tonnes/h)	3,8845	4,2348	4,9665	6,2784	6,6948	7,4024	27.183
NOx (tonnes/h)	0,7676	0,8368	0,9814	1,2406	1,3229	1,4627	6,612
Temps(s)	23,196	24,459	19,077	30,878	32,898	37,75	
Temps moyen(s)	23,043						

Tableau 7 : *Optimisation coût du combustible par rapport à l'émission globale avec la méthode gamultiobj (k=0,165)*

	1	2	3	4	5	6	
P ₁ (MW)	199,994	199,939	199,985	199,99	199,99	200	
P ₂ (MW)	183,535	237,470	323,754	359,19	381,94	399,99	
P ₃ (MW)	166,469	162,589	176,259	290,817	318,06	399,99	
D(MW)	550	600	700	850	900	1000	Total
Coût du combustible (\$ /h)	5493	5893	6831	8301	8807	9879	45204
SO ₂ (tonne/h)	4,3328	4,718	5,5193	6,7952	7,2402	8,1612	36,776
NOx (tonne/h)	0,8561	0,93	1,090	1,342	1,4307	1,6127	7,2615
Temps(s)	147,76	135,891	111,43	109,725	118,473	119,879	
Temps moyen(s)	123,86						

Il ressort de ces résultats que la méthode proposée est la plus efficace, tant sur l'engagement des unités de production d'énergie électrique, sur l'optimisation du coût du combustible qui se traduit par un écart de 2764,9\$ /h, que sur la réduction des émissions de NOx (un écart de 0,6495tonne/h) et l'émission de SO₂ (un écart de 9,593 tonnes/h).

4. Conclusion

Cet article présente une approche de résolution d'un problème d'optimisation multi – objectifs basé sur les algorithmes évolutionnaires et appliqué à un DEE. Le problème a été modélisé comme une modélisation mathématique d'un problème tri-objectifs constitués de la minimisation : du coût du combustible, des émissions de NOx et de SO₂ suivant les proportions spécifiées dans [2-3]. Pour cela, un facteur de couplage des fonctions d'émissions a été introduit, permettant ainsi de spécifier les différents objectifs à atteindre.

Les résultats obtenus ont été comparés à ceux obtenus avec « gamultiobj » qui est aussi une méthode d'optimisation multi- objectifs basée sur les algorithmes évolutionnaire et proposé par Matlab dans son toolbox optimization. Les résultats obtenus sont encourageant tant sur l'engagement des unités, que sur la minimisation du coût du combustible et des émissions de gaz. De plus le temps moyen d'exécution de notre algorithme est nettement meilleur que celui de Matlab (soit un écart de 100,817 secondes).

Références

- [1] - F. Z. BENAYED, M. RHALI and ABDELHAKEM-KORIDAK. « Optimisation du Dispatching Economique par la Méthode d'Harmony Search ». Mediamira Science Publisher Vol 52 N^o1 (2011) Pp: 13-17.
- [2] - R. MANOJ KUMAR. BAVISETTI, T. KRANTHI KIRAN. « Optimization Of Combined Economic and Emission Dispatch Problem — A Comparative Study for 30 Bus Systems». Journal of Electrical and Electronics Engineering (IOSR-JEEE) . Vol.2, (2012), Pp 37-43.
- [3] - A. A. EL - KEIB, H. MA and J. L. HART. «Economic Dispatch in View of the Clean Air Act of 1990, IEEE Transactions on Power Systems», Vol.9, N^o 2. (1994) Pp. 972 — 978.
- [4] - NEHA MISHRA, MANJAREE PANDIT.« Environmental/Economic Power Dispatch Problem Using Particle Swarm Optimization». International Journal of Electronics and Computer Science Engineering (IJECSE). Vol. 2, N^o2.(2013) Pp : 512-519.
- [5] - J. S. HELSIN and B. F. HOBBS, «A Multiobjective Production Costing Model for Analyzing Emission Dispatching and Fuel Switching» IEEE Trans. Power Syst.(1989), vol. 4, Pp: 836—842.
- [6] - ALKHALIL FIRAS. «Supervision, économie et impact sur l'environnement d'un système d'énergie électrique associé à une centrale photovoltaïque». Thèse de Doctorat Paris tech. (2011).
- [7] - M. A. ABIDO. «Environmental/Economic Power Dispatch Using Multiobjective Evolutionary Algorithms». IEEE Transactions on Power Systems ; Vol. 18, N^o 4 (2003) Pp : 1529-1537.
- [8] - Jean DIPAMA. « Optimisation Multi-Objectif Des Systèmes Energétiques ».Thèse soutenue à l'université de MONTREAL. (2010).
- [9] - FARID BENHAMIDA, RACHID BELHACHEM. «Dynamic Constrained Economic/Emission Dispatch Scheduling Using Neural Network». Power Engineering and Electrical Engineering. Vol 11 N^o1 (2013) Pp :1-9.