

Contribution à l'exploitation optimale d'un système électro-énergétique par les techniques de l'intelligence artificielle hybrides

R. Bouakacha¹, A. Boukadoum¹, S. Leulmi¹

¹ Université du 20 Août 1955 – Skikda, Algérie

r.bouakacha@yahoo.fr, boukadoum2003@yahoo.fr, salah.leulmi@yahoo.fr

مقدمة - التحكم في سير مجموعة المحطات الإنتاجية للطاقة الفاعلة ليس بالمهمة البسيطة أو السهلة. على مدى الزمن، العديد من الأبحاث تطورت من أجل تحسين القيم المضافة و عرض الأهداف المرجوة التي تسمح بالأخذ بعين الاعتبار كل الشروط المتفق عليها و المعوقات التي تلزم السير الحسن للأنظمة.

الهدف الأساسي، في هذا العمل، هو استغلال التقنيات الحديثة في ميدان التمويل المثالي بالاستطاعة الفعلية لمجموعة من مراكز توليد الطاقة الكهربائية بواسطة تقنيات تقوم بمحاكاة الظواهر الطبيعية بما تعرف بتقنيات الذكاء الاصطناعي مستغلين أيها بالشكل البسيط و الشكل المهجن.

من أجل تحقيق الربح الأفضل نسعى إلى التوزيع الملائم لمستويات الطاقة الفاعلة المنتجة بين كل المحطات مع الأخذ بعين الاعتبار استطاعتها المسموح لها أو الحدود الإنتاجية لكل محطة وكذا الضياع في الاستطاعة الفعلية الناجم عن نقلها في الشبكات الكهربائية الذي يؤثر على سهولة تحقيق التوازن في سريان الطاقة. في هذا العمل نستعمل تقنيات الذكاء الاصطناعي البسيطة مثل الشبكات العصبونية الاصطناعية و طريقة الخوارزميات ثم تهجينهما معا.

Abstract - Managing a power pool of production plants of active power is not a banal or simple task. Perpetually, researches are undergoing up to maximize the profits by observing the contractual conditions and the constraints of reliabilities.

The main aim of this work is to explore novel methods to optimize the flow of the active power of the power pool plants by hybridizations of the various modern methods such as the AIT to carry out the maximum profit by minimization of the cost of the total production of the power pool taking into account the different constraints such as equality and inequality ones of the production plants.

With this intention, one seeks to distribute the adequate levels of the production in active power for each power plant taking into consideration their capacities and the losses produced in the flow of the power which influences the balance of the load flow. The considered methods will be the simple AIT such as GA & ANN and on the other hand the AIT combined with themselves such as the GA-ANN.

Résumé - Gérer un ensemble de centrales de production de l'énergie active n'est pas une banale ou simple mission. Perpétuellement, les recherches se

développent pour maximiser les profits en respectant les conditions contractuelles et les contraintes de fiabilité. L'objectif principal de ce travail est d'explorer les nouvelles techniques dans l'optimisation de l'expédition de la puissance active de l'ensemble des centrales électriques par l'utilisation des différentes méthodes modernes, par exemple les TIA simples et les TIA hybrides.

Pour réaliser le maximum profit, on cherche à répartir les niveaux adéquats de la production en PA pour chaque centrale électrique en prenant en considération leurs limites ou leurs capacités et les dissipations produites dans le cheminement de la puissance qui influent sur l'équilibre de l'écoulement de puissance. Les méthodes préconisées sont les TIA simples tels que les RNA et les AG et d'autres part les TIA combinées ou hybrides tels que les AG-RNA.

Mots clés : Optimisation, PA, DE, AG, RNA, AG-RNA.

1. NOMENCLATURE

a - Acronymes utilisés

AG	Algorithme génétique
AIT	Artificial intelligence techniques
ANN	Artificial neuron network
AP	Active power
CC	Courant continu
D*	Désignation
DE	Dispatching économique optimal
EP	Ecoulement de puissance
GA	Genetic algorithm
KKT	Karush Kuhn Tucker
M*	Méthodes
NR	Newton - Raphson
PA	Puissance active
RNA	Réseau de neurones artificiel
RNH	Réseaux de neurones de Hopfield
TIA	Techniques d'intelligence artificielle

b - Symboles utilisés

a_i, b_i, c_i	Coefficients de coût
B	Matrice des coefficients de pertes
E	Energie
ΔEP	Erreur sur l'équilibre d'écoulement de puissance
F_i	Coût de la production d'unité i
Fit	Adaptation
F_T	Coût de la production totale

I_i	Baie du neurone i
P_c	Opérateur de croisement
P_D	Demande totale
P_i	Puissance active de la centrale i
P_L	Pertes de transmission
P_m	Opérateur de mutation
s_i	Sortie du neurone i
U_i	Entrée totale du neurone i
w	Matrice de pondération

2. INTRODUCTION

Pour satisfaire aux demandes des utilisateurs en énergie électrique, l'exploitation des réseaux électriques consiste à bien savoir utiliser et exploiter l'ensemble des moyens de production, de transport et de distribution. Ceci doit être réalisé en recherchant le meilleur équilibre possible entre le prix de revient et la qualité du service. Avant 1930, les ingénieurs ont été concernés par le problème de la répartition économique de la production ou de la bonne répartition de la charge totale entre les unités de production disponibles. Diverses techniques ont été appliquées [1]. Une technique de production se base sur le chargement successive des centrales, où la centrale la plus efficace sera chargée à son maximum, puis, la seconde moins efficace sera chargée à son maximum et ainsi de suite. Une autre technique, dite méthode du meilleur point de chargement, où toutes les centrales seront chargées et mises en œuvre à leur bas niveau en commençant par la plus efficace. La progression des techniques d'exploitations continue par l'apparition des méthodes d'optimisation classique et moderne telles que les TIA. J. H. Park et al. ont présenté une technique qui facilite le problème du DE par l'utilisation des RNH pour minimiser une fonction coût discrétisée formant un système non linéaire et non convexe. La méthode appliquée a simplifié le problème et a, ainsi, facilité le calcul par rapport à la méthode conventionnelle de NR [2]. Dans le même contexte, T. Yçnoze et H. Altun ont utilisé les RNH. Dans ce cas, la solution est basée sur la technique des variables d'écarts dont ils ont transformé le problème à une forme standard.

Pour trouver l'optimum adéquat, le traitement des contraintes d'égalités et d'inégalités s'effectue dans la fonction d'énergie [3]. R. Ouddir et al. ont, aussi, utilisé les AG. Dans ce cas, le codage des individus est effectué, seulement, sur le coût incrémental. A l'aide de la fonction de Lagrange et des conditions de KKT, le problème est, ainsi, traité. A chaque fois les coûts incrémentaux sont générés par l'AG, les valeurs des puissances produites sont déduites. Puis, l'AG sélectionne les meilleurs individus [4]. D'un autre côté, Y. Mimoune et M. Rahli ont utilisé une technique hybride basée sur 2 AG. Le premier AG est utilisé pour faire varier, dynamiquement, les paramètres de mutation et de croisement du 2^{ème} AG (le principal). Ce dernier tente de chercher les meilleures solutions optimales [5]. B. Naama et al. ont exploité une technique hybride d'AG-QN dont la méthode du QN explore l'espace de recherche et aide l'AG a convergé, plus rapidement, vers l'optimum global [6].

Dans ce travail, on va traiter le problème du DE par 2 techniques simples les AG et les RNH ainsi que par leur hybridation AG-RNH.

3. FORMULATION DU PROBLEME

Le problème est d'assurer le bilan de puissance au moindre coût à un instant donné où la demande étant connue. La fréquence, le niveau de tension et la sécurité sont, quant à eux, tenus constants. Tous les nœuds sont supposés à tension nominale. L'usage du modèle dit du courant continu de l'EP implique, aussi, que l'on suppose les conductances négligeables. Ainsi, l'effet des pertes diélectriques des lignes disparaît. On suppose, également, disposer d'un modèle qui relie, directement, les pertes aux variables de commande (niveaux de PA des NG générateurs). Le modèle mathématique du problème de la minimisation du coût de la production totale est donné par le système suivant :

$$F_T = \text{Min} \left(\sum_{i=1}^{NG} F_i \right) \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^{NG} P_i = P_L + P_D \quad \& \quad P_i^{\text{Min}} < P_i < P_i^{\text{Max}} \quad (2)$$

$$F_i = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (3)$$

avec $i = 1, \dots, NG$

Pour estimer les pertes de transmission dans le réseau, on peut utiliser une technique qui permet d'approcher les calculs, seulement, en fonction des PA générées et demandées et des coefficients dits de pertes. Les pertes totales P_L seront données sous la forme dite de George [7]:

$$P_L = \sum_i^{NG} \sum_j^{NG} P_i B_{ij} P_j \quad (4)$$

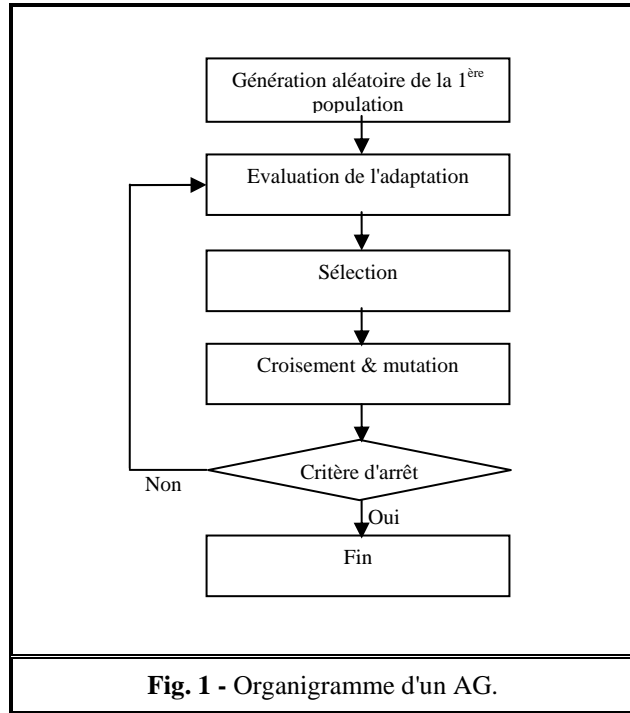
Avec B est la matrice des coefficients des pertes et P_L & P_i , respectivement, les pertes de transmission totales et la PA générée par l'unité i .

4. METHODE DES AG

1 - préambule

A l'inverse des méthodes de résolutions numériques, les AG ne se basent pas sur une approche analytique, mais sur une approche itérative et heuristique. Peu d'informations sont nécessaires pour leur utilisation. En se basant sur des mécanismes très simples (**Fig. 1**) dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle (croisements, mutations, sélection, ... etc.), on peut résoudre des problèmes fortement non linéaires et discontinus. En faisant évoluer une population de

solutions, les AG sont connus comme des méthodes stochastiques. Ils tentent, toujours, de chercher l'optimum global.



2 - Constitution des AG

a - Codage & décodage des données

Le codage utilisé est représenté sous forme de chaînes de bits contenant toute l'information nécessaire. Ce dernier nous permet de créer des opérateurs de croisement et de mutation qui n'engendrent que des individus admissibles. Toute chaîne binaire peut, donc, être décodée en une valeur entière x selon la règle suivante :

$$x' = \sum_{i=1}^s \alpha_i 2^{i-1} \quad (5)$$

avec $\alpha_i \in V = \{0,1\}$

La transformation de la chaîne binaire en un nombre réel x peut, alors, s'effectuer comme suit :

$$x = x_{\min} + x' \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^s - 1} \quad (6)$$

b - Opérateurs

Trois opérateurs jouent un rôle prépondérant dans la réussite possible d'un AG.

b₁ - Opérateur de Sélection

Cet opérateur détermine la capacité de chaque individu à survivre dans la population et à se diffuser. La probabilité de survie d'un individu sera, directement, reliée à sa performance relative au sein de la population.

b₂ - Opérateur de croisement

La population résultante de la sélection est divisée en 2 sous ensembles de taille identique. Chaque couple (P_1 , P_2) formé par un membre provenant de chaque sous population participe à un croisement avec une probabilité donnée. La probabilité de croisement P_c est, souvent, supérieure à 60 %. Le croisement permet la création de nouveaux individus. Il change l'information entre les chromosomes (individus) par le biais de leur combinaison.

b₃ - Opérateur de mutation

Le rôle de cet opérateur est de modifier, aléatoirement, avec une certaine probabilité, la valeur d'un composant de l'individu. Dans le cas du codage binaire, chaque bit est remplacé selon une probabilité P_m par son complémentaire.

c - Fonction de performance

La fonction de performance ou d'adaptation mesure l'efficacité de chaque individu pour permettre à l'AG de faire évoluer la population dans un sens bénéfique pour la recherche de la meilleure solution. La fonction de performance doit pouvoir attribuer à chaque individu un indicateur positif représentant sa pertinence dans la population.

$$Fit = \begin{cases} F_T + r \left(\sum_{i=1}^{NG} P_i - P_D - P_L \right) & \text{si } \Delta EP > 0 \\ F_T & \text{si } \Delta EP \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

Avec r est le facteur de pénalité et ΔEP est l'erreur sur l'équilibre d'EP.

Le choix de la fonction Fit nous permet de diminuer l'erreur de l'équilibre d'EP à des ordres très inférieurs et proche de 0.

5. METHODES DES RNH

Parmi les TIA, les RNA de Hopfield (le modèle continu), ils sont très utilisés dans la résolution du problème du DE. Ils se basent sur les variables continues (réelles). Ainsi, ils gardent le même comportement, de celui, du modèle original (la variation de l'énergie). Les variables de sortie s_i des neurones sont prises dans un intervalle ($s_i^0 < s_i < s_i^1$) et les fonctions de transfert sont des fonctions monotones croissantes. Typiquement, on utilise des sigmoïdes. La définition du neurone est donnée par :

$$\frac{du}{dt} = \sum_j w_{ij} s_j + I_i \quad (8)$$

L'énergie est donnée par :

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} s_i s_j - \sum_i I_i s_i \quad (9)$$

Comme dans le modèle original (modèle binaire), le changement d'état dans les neurones engendre un changement dans l'énergie $\frac{dE}{dt}$ qui est toujours négatif

[2]. Par conséquent, les solutions par les RNH varient en une seule direction qui minimise l'énergie du réseau et la solution finale donne le minimum d'énergie.

Les relations données par les équations (8) - (9) représentent, respectivement, les variations dynamiques des entrées des neurones et la fonction d'énergie avec :

$$s_i = g_i(U_i) \quad (10)$$

Où g_i est la fonction de transfert. Elle est, généralement, prise sigmoïdale, donnée par :

$$s_i = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{U_i}{U_0}\right)} \quad (11)$$

En temps discrétisé, la fonction dynamique (8) devient :

$$U_i(k) - U_i(k-1) = \sum_{j=1}^n w_{ij}(k) + I_i \quad (12)$$

Généralement, les méthodes itératives sont accompagnées par un accélérateur de convergence, qui est donné dans notre problème par la relation :

$$U_i(k) - U_i(k-1) = \sum_{j=1}^n w_{ij}(k) + I_i + \alpha \Delta U(k-1) \quad (13)$$

Avec $\alpha \in [0,1]$.

La fonction sigmoïdale des neurones est modifiée pour limiter les valeurs de sortie des neurones entre le minimum et le maximum de la capacité de génération des unités.

La caractéristique de la minimisation de l'énergie des RNH peut être l'objet d'une optimisation des coûts de production (coût minimal) ou bien des problèmes du DE.

En pratique, les valeurs de sortie des neurones représentent les PA des centrales :

$$s_i(k+1) = P_i(k+1) = (P_i^{\max} - P_i^{\min}) \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{U_i(k)}{U_0}\right)} + P_i^{\min} \quad (14)$$

En raison de déterminer les paramètres des poids, la fonction objective du DE sera donnée par :

$$\begin{aligned} \text{Min } F_T = & \frac{1}{2} A(P_D + P_L - \sum_{i=1}^{NG} P_i)^2 \\ & + \frac{1}{2} B \sum_{i=1}^{NG} (a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i) \end{aligned} \quad (15)$$

Par identification des équations d'énergie (9) et la fonction objective exprimée par l'équation (15), on obtient :

$$w_{ii} = -A - Ba_i \quad \& \quad w_{ij} = -A \quad (16)$$

$$I_i = A(P_D + P_L) - \frac{Ba_i}{2} \quad (17)$$

Où les paramètres A et B sont positifs et les poids diagonaux sont non nuls.

6. METHODE HYBRIDE : AG -RNH

Un modèle de type RNH est défini par un nombre assez important de paramètres. Tous ces paramètres peuvent faire l'objet d'une optimisation par les AG (Fig. 2).

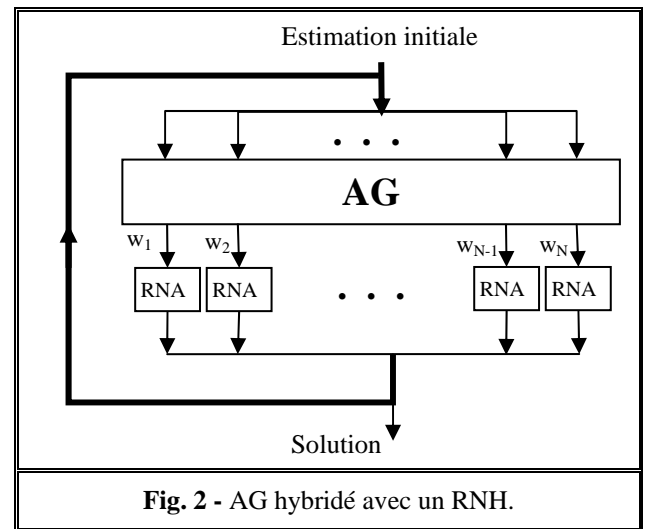


Fig. 2 - AG hybridé avec un RNH.

Les poids des connexions constituent, le plus souvent, des variables dont leurs valeurs sont optimisées par un AG. Pour un réseau dont le nombre de couches et le nombre de neurones par couche sont donnés, nous pouvons optimiser la connectivité. D'autre part, le nombre et la position (distribution en couches) des neurones du réseau peuvent, aussi, être donnés par les

AG. Généralement, la connectivité est optimisée en même temps [8]. Comme critère d'évaluation pour l'ensemble de population générée, la performance de chaque RNH est exprimée dans le cadre de l'AG par un scalaire d'adaptation qui permet d'obtenir un classement, suffisamment, discriminant des individus.

La technique d'hybridation AG-RNH est inspirée de référence [6] pour l'optimisation par la méthode hybride AG-QN. En termes des paramètres, cette fois-ci, les variables de l'AG seront les connectivités du RNH (w_{ij}). Où, l'AG tente de générer les meilleures valeurs pour les calculs de la solution par le RNH. Puis, les meilleurs résultats (adaptations) trouvés seront sélectionnés par l'AG.

7. SIMULATION & RESULTATS

Tab. 1 - Données du système choisi [2].

Désignation	Unité	G_1	G_2	G_3
P_i^{\min}	[MW]	150	100	50
P_i^{\max}	[MW]	600	400	200
Coeff. du coût				
a_i	[\$/MW ²]	0.00156	0.00194	0.00482
b_i	[\$/MW]	7.92	7.85	7.97
c_i	[\$]	561	310	78
Coeff. de pertes				
B_{ij}	[MW ⁻¹]	0.000030	0.000090	0.00012

Pour la simulation, le système utilisé contient 3 unités de production chacune a ses propres coefficients du coût et leurs propres limites de production. Les coefficients de pertes qui représentent le système de transmission d'énergie sont, eux-aussi, spécifiques (Tab. 1). La demande totale de la puissance est de 850 [MW].

a - Technique des RNH

Pour la simulation des RNH, les valeurs A, B et le gain U_0 sont prises, respectivement, égales à 0.4, 0.05 & 100. Elles sont, volontairement, ainsi choisies égales à ceux de la référence [2], pour comparer et valider nos résultats. Les résultats sont montrés dans le tableau comparatif 2.

b - Technique des AG

- **Codage & décodage** : Le codage utilisé dans la simulation est le codage binaire, avec un nombre de 22 bits pour chaque variable qui représente une précision d'ordre de 10^{-5} à 10^{-6} .
- **Population** : Elle est de 100 individus pour éviter la domination prématurée d'un individu défavorable.
- **Sélection** : La sélection utilisée est celle du tournoi avec un nombre de 2.
- **Paramètre de probabilité de croisement** : Il est pris égal à 0.75.
- **Probabilité de mutation** : Elle est prise égale à 0.01.

La figure 3 montre les variations des adaptations du meilleur et du mauvais individu au cours des itérations. Les résultats obtenus par l'AG seul sont montrés dans le tableau 3.

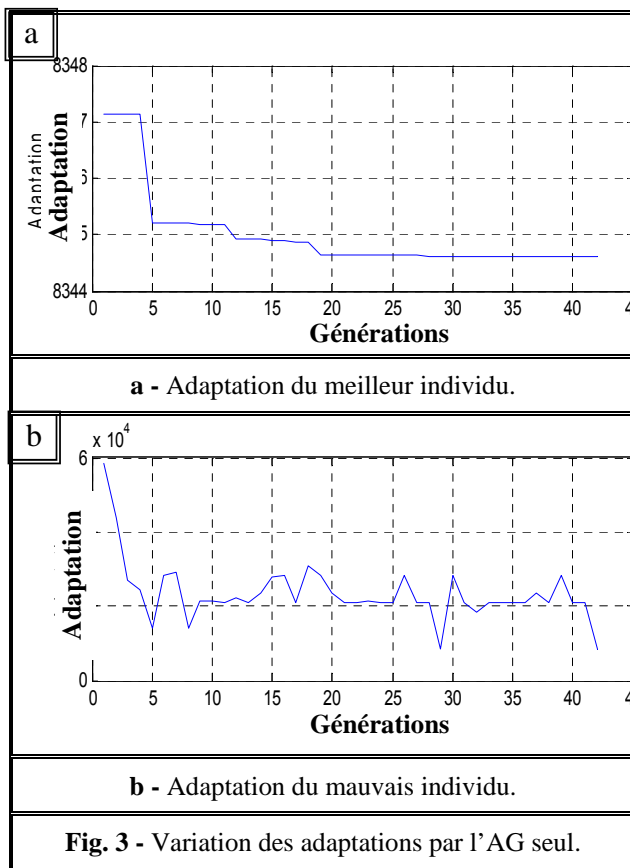
c - Technique hybride AG – RNH

Le résultat obtenu (Tab. 4 & Fig. 4) montre que le RNA introduit a aidé l'AG d'atteindre la meilleure adaptation après un nombre de génération très inférieur par rapport à celui de l'AG seul. Le résultat obtenu représente le calcul du RNH après utilisation de l'AG. Il est plus précis par rapport à celui de la simulation du RNH seul. Le résultat est devenu plus exact (erreur d'EP a diminué de 10^{-3}). De plus, les pertes de transmission des puissances sont inférieures à celles obtenues par rapport au RNH seul.

Tab. 2 - Résultats obtenus par les RNH.

$\begin{matrix} M^* \\ D^* \end{matrix}$	Unité	RNH			RNH [2]		
		G_1	G_2	G_3	G_1	G_2	G_3
PA	[MW]	432.072	289.089	143.871	432.4	288.5	144.1
Coût	[\$/GW]	4.2746	2.7415	1.3244	4.2777	2.7362	1.3266
Pertes totales	[MW]	15.6060			15.6		
PA totale	[MW]	865.0318			865.0		
Erreur sur le bilan PA	[MW]	0.5742			0.5918		
Coût total	[\$/GW]	8.3405			8.3405		

Tab. 3 - Résultats obtenus par l'AG seul.				
D^* \ M^*	Unité	AG		
		G_1	G_2	G_3
PA	[MW]	436.2351	300.9303	128.6812
Coût	[\$/GW]	4.3132	2.8480	1.1834
Pertes totales	[MW]	15.8464		
Puissance totale	[MW]	865.8466		
Erreur sur le bilan de puissance	[MW]	$1.6005 \cdot 10^{-4}$		
Coût total	[\$/GW]	8.3446		

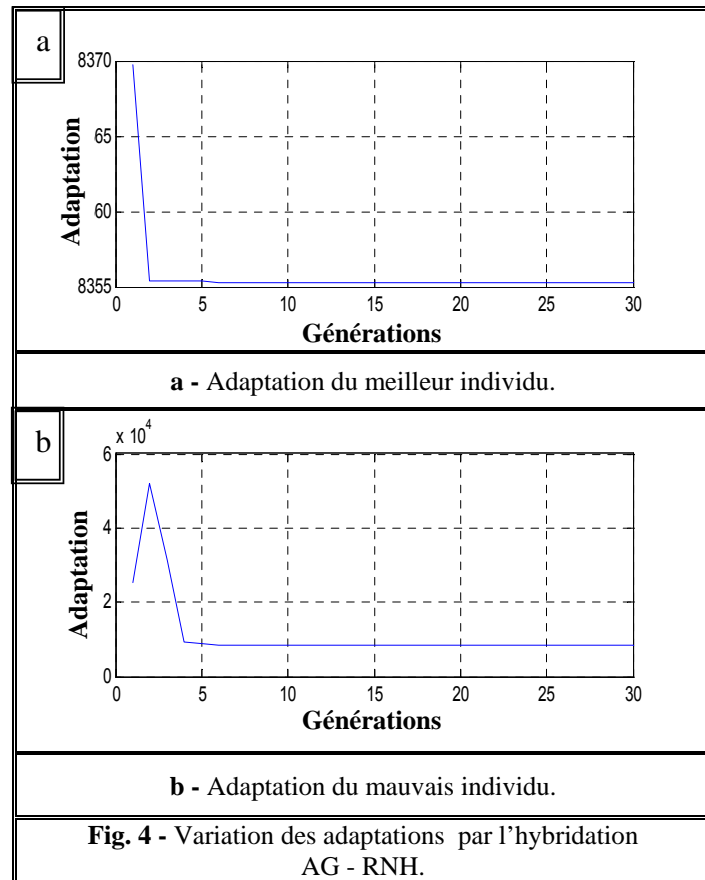


8. CONCLUSIONS

Dans cet article, on a examiné 2 techniques relatives aux TIA simples : Les AG & les RNH. Ces 2 dernières ont été hybridées ou jumelées (AG – RNH) pour en tirer profit de leurs avantages mutuels.

Les AG (seuls) sont dites méthodes approximatives. Elles donnent des résultats qui dépendent de leurs formes génétiques choisies, tels que le nombre de la population, le nombre de bits d'individu, le type de

croisement et de mutation, les valeurs probabilistes ... etc. Leur inconvénient majeur réside dans la lenteur de calcul. L'augmentation de la précision entraîne une perte considérable dans la vitesse de convergence.



Tab. 4 - Résultats obtenus par l'hybridation AG - RNH.				
D^* \ M^*	Unité	AG		
		G_1	G_2	G_3
PA	[MW]	432.7853	288.5591	144.2566
Coût	[\$/GW]	4.2812	2.7367	1.3280
Pertes totales	[MW]	15.6103		
Puissance totale	[MW]	865.6010		
Erreur sur le bilan de puissance	[MW]	0.0093		
Coût total	[\$/GW]	8.3460		

La méthode des RNH facilite, beaucoup, le traitement du problème du DE. Elle le rapproche à un modèle adéquat aux RNH et le calcule. Malheureusement,

malgré sa rapidité de calcul, cette technique a des problèmes dans le choix des paramètres tels que le gain de la fonction de transfert et les forces de liaison des neurones qui sont déduites, expérimentalement.

Par l'hybridation AG - RNH, on peut extraire les valeurs des paramètres de pondération du RNH. Dans ce cas, on peut formuler un nouveau réseau de neurones plus efficace

9. REFERENCES

- [1] B. H. Chowdhury Saifur Rahnman, " A review of recent advances in economic dispatch ", IEEE transactions on power systems, Vol. 5, N° 4, pp. 1248-1259, November 1990.
- [2] J. H. Park & al., " Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural network ", IEEE transactions on power systems, Vol. 8, N° 3, pp.1030-1038, August 1993.
- [3] T. Yalçınöz & H. Altun, " Comparison of simulation algorithms for the Hopfield neural network : An application of economic dispatch ", Turck. J. Elec . Eng., Vol. 8, N° 1, pp. 67-80, Türck, 2000.
- [4] R. Ouiddir & al., " Economic dispatch using a genetic algorithm : Application to Western Algerian electrical power network ", Journal of information science & engineering, Université de Trier, Vol. 21, N° 3, pp. 659-668, Allemagne, May 2005.
- [5] M. Younes & M. Rahli, " Economic power dispatch using combination of two genetic algorithms ", Journal of electrical & electronics engineering, Université d'Istanbul, pp.175-181, Türck, 2006.
- [6] B. Naama & al., " Optimisation des puissances dans un réseau d'énergie électrique par l'intelligence artificielle ", 4th International conference on computer integrated manufacturing, CIP 2007, Université de Sétif, Alegria, Novembre 2007.
- [7] Dedek Lukman, " Loss minimization in the modified algorithm of load flow analysis in industrial power system ", Thesis submitted for the degree of Master of Engineering, University of New South Wales School of Electrical Engineering & Telecommunications, Australia, March 2002.
- [8] M. Crucianu, " Algorithmes d'évolution pour les réseaux de neurones ", Rapport de recherche 187, Laboratoire d'informatique, Ecole d'ingénieurs en informatique pour l'industrie, Université Tours, France, 1997.