



Hybridations métaheuristiques en lots appliquée à l'écoulement optimal de la puissance réactive

M. LAHDEB, A. HELLAL, S. ARIF

Université Amar Telidji de Laghouat, BP-37G-03000 Laghouat, Algérie

**Corresponding author: m.lahdeb@gmail.com

DOI:10.34118/rssi.v1i1.1808

Résumé - Cet article présente l'application de techniques d'hybridations en lots basées sur la combinaison de métaheuristiques appliquées au problème de l'Écoulement Optimal de la Puissance Réactive (EOPR). Cette dernière étant une combinaison entre des approches d'évolution (méthodes heuristiques à population à savoir les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaims de particules) et des approches de voisinage (méthode à recherche locale qui sont la recherche taboue et le recuit simulé). L'idée essentielle de ces types d'hybridation consiste à exploiter pleinement la puissance de recherche des méthodes de voisinage et de recombinaison à des algorithmes évolutifs sur une population de solutions. Les algorithmes proposés ont été validés et testés sur deux réseaux (IEEE 14 nœuds et IEEE 30 nœuds) pour minimiser les pertes actives dans le cadre d'un écoulement optimal de la puissance réactive. Les résultats ont été comparés aux résultats obtenus par les métaheuristiques de bases, analysés, et interprétés.

Mots clés - Algorithmes Génétiques, Optimisation par Essaims de particules, Recherche Taboue, Recuit simulé, Hybridation, EOPR, Réseaux Electriques.

I - INTRODUCTION

L'objectif d'effectuer un écoulement optimal de la puissance réactive (ou Optimal Reactive Power Flow – ORPF) est d'obtenir des pertes actives très réduites tout en maintenant les tensions des nœuds dans des limites admissibles, c'est-à-dire un bon profil de tension [1].

Avec la taille grandissante des réseaux électriques et la complexité des phénomènes dont il est siège, fait toujours appel aux outils de calcul numériques les plus perfectionnés aidant à l'amélioration des contraintes techniques, économiques et de sécurité, auxquelles elle fait face. Quand il s'agit, par exemple, de problèmes d'optimisation, ce qui est très souvent le cas, les méthodes conventionnelles se basent sur un modèle complet du réseau pour effectuer une optimisation globale. Par conséquent, elles ont besoin de données complètes, souvent très difficiles à collecter et à échanger. De plus, elles sont parfois incohérentes et imprécises. La qualité des résultats est par conséquent dépendante de celle des données à disposition.

D'autre part, bien que ces techniques soient efficaces, leur application en temps réel dans un centre de conduite se heurte à de nombreuses difficultés, dues principalement à l'approche globale et à l'exigence en temps de calcul.

Ces dernières années ont vu l'émergence de nouvelles techniques s'inspirant de l'intelligence artificielle sont apparues et se sont développées pour se proposer comme d'éventuelles techniques alternatives afin d'améliorer la qualité de la solution de l'ORPF, à savoir les algorithmes génétiques [2], l'optimisation par essaim de particules [3], la recherche taboue [4], le recuit simulé [5] et bien d'autres.

Les Métaheuristiques de base se sont illustrées en proposant des solutions de haute qualité à beaucoup de problèmes réels, tout en évitant les problèmes d'optimum locaux comme pour les méthodes conventionnelles. Cependant, chacune de ces Métaheuristiques de base présente des inconvénients, dont le principal se manifeste en termes de temps de calcul en comparaison aux méthodes conventionnelles.

Depuis, un grand nombre d'algorithmes ont été rapportés, qui ne suivent pas les concepts purs des Métaheuristiques traditionnelles simples et sont plutôt la combinaison de diverses idées algorithmiques. Ces approches sont

généralement désignées sous le nom de Métaheuristiques hybrides.

Si les Métaheuristiques sont des stratégies non-déterministes permettant de guider la recherche d'une solution optimale en explorant l'espace de recherche efficacement afin de déterminer des solutions (presque) optimales, les hybridations sont le fait de profiter des synergies de plusieurs Métaheuristiques de base et exploiter les avantages de chacune pour obtenir des techniques avec de meilleures performances.

L'approche que nous allons proposer pour résoudre le problème de L'ORPF, rentre dans le cadre des hybridations Métaheuristiques intégratives, ou un algorithme est considéré comme un élément subalterne inclus dans un autre algorithme [1].

Dans cette étude, nous avons proposé quatre techniques hybrides, représentent la combinaison d'une méthode à population (Algorithmes génétiques ou Optimisation par Essaim de particule) avec une méthode à parcours (Recherche Taboue ou recuit Simulé).

Des applications au problème d'écoulement optimal de la puissance réactive ont été effectuées pour analyser la pertinence de ces techniques proposées et comparer les résultats avec ceux obtenus par les Métaheuristiques de base pour le même problème. Comme exemples d'applications, nous avons opté pour le choix de modèles de réseaux standard (IEEE 14 nœuds et IEEE 30 nœuds).

II - FORMULATION DU PROBLEME

Le problème de l'ORPF est formulé mathématiquement par une fonction objective $f(x,u)$ représentant une minimisation des pertes actives tout en satisfaisant des contraintes égalités $g(x,u)$ représentées par les équations de l'écoulement de puissance[7], et des contraintes inégalités qui reflètent les limites inférieure et supérieure de la puissance réactive aux nœud de génération et aux nœuds de compensation, les limites inférieure et supérieure des tensions et des rapports des régleurs en charge.

$$\min_x f(x, y) \quad (1)$$

$$(x, u) = 0 \quad (2)$$

$$s. t. h(x, y) \leq 0 \quad (3)$$

$$x_{min} \leq x \leq x_{max} \quad (4)$$

$$U_{min} \leq U \leq U_{max} \quad (5)$$

où: (x_{min}, x_{max}) et (U_{min}, U_{max}) représentent respectivement les limites sur les modules des

tentions aux nœuds générateurs et les rapports de transformation des régleurs en charge.

III - METAHEURISTIQUES HYBRIDES

L'idée d'hybrider les métaheuristiques n'est pas nouvelle mais remonte aux origines des métaheuristiques elles-mêmes. Cependant, au début, de tels hybrides n'étaient pas aussi populaires puisque plusieurs groupes de chercheurs séparés considéraient, chaque groupe séparément, que la classe des métaheuristiques sur lesquelles ils travaillaient était la meilleure et donnait les meilleurs résultats ; Ces chercheurs suivaient ainsi leur philosophie spécifique de manière très dogmatique.

Il faut commencer par distinguer ce qui est hybridé, c-à-d. quels genres d'algorithmes sont combinés. Il est donc possible de combiner [10] :

- (a) différentes stratégies métaheuristiques,
- (b) des métaheuristiques avec certains algorithmes spécifiques pour un problème donné, comme des simulations spéciales,
- (c) ou des métaheuristiques avec d'autres techniques plus générales venant d'autres domaines comme la recherche opérationnelle et/ou l'intelligence artificielle.

Nous pouvons également distinguer entre les métaheuristiques hybrides à travers *leur stratégie de contrôle*. Il existe [8] des combinaisons intégratives (coercitives) et d'autres de collaboration (coopératives).

Dans les approches intégratives, un algorithme est considéré comme un élément subalterne inclus dans un autre algorithme. Cette approche est extrêmement populaire.

Dans les combinaisons de collaboration, les algorithmes échangent l'information, mais ne sont pas une partie l'un l'autre. Par exemple, le modèle insulaire populaire (Island model) [9] pour paralléliser des algorithmes évolutionnaires figure dans cette catégorie. Ce modèle insulaire traditionnel peut être ainsi classé comme approche homogène puisque plusieurs exemples d'applications d'heuristique de même type ont été réalisés. En revanche, certains auteurs [10,11] ont suggéré un cadre hétérogène appelé *équipes asynchrones* (A-Teams). Un A-Team est une architecture de résolution des problèmes se composant d'une collection d'agents et de mémoires reliés dans un réseau dirigé fortement cyclique. Chacun de ces agents est un algorithme d'optimisation et

peut travailler au problème cible, sur une relaxation de ce premier, c.-à-d. une superclasse, ou une sous-classe. L'idée fondamentale des A-Teams est d'avoir ces agents travaillant de manière asynchrone et autonome sur un ensemble de mémoires partagées.

En particulier, dans des combinaisons de collaboration, une autre question est de déterminer les espaces de recherche explorés réellement par les différents algorithmes. Selon [12], on peut distinguer entre une décomposition implicite résultant de différentes solutions initiales, de différentes valeurs de paramètres etc., et d'une décomposition explicite dans laquelle chaque algorithme travaille dans un sous-espace explicitement défini. Décomposer efficacement les grands problèmes est souvent d'importance cruciale dans la pratique. Parfois, des problèmes sont décomposés de manière très naturelle, mais dans la plupart des cas trouver une décomposition idéale en sous problèmes indépendants est difficile. Par conséquent, des schémas auto adaptatifs sont parfois également employés.

Dans notre présente étude, nous nous sommes particulièrement intéressés à une hybridation métaheuristique basée sur l'approche en lots [13]. Nous avons étudié quatre différents algorithmes. Le premier (Algorithme-1), représente une hybridation de l'algorithme génétique avec la recherche taboue et le deuxième, (Algorithme- 2), l'algorithme génétique avec le recuit simulé, le troisième (Algorithme-3), représente une hybridation de l'optimisation par essaims de particules avec la recherche taboue et le quatrième (Algorithme-4), représente une hybridation de l'optimisation par essaims de particules avec la recherche taboue. Les algorithmes proposés commencent par l'application d'une méthode à population (algorithmes génétiques ou pso) pour générer une population de solutions, les meilleures solutions générées sélectionnées, selon un critère défini, étant ensuite utilisées comme solution initiale pour une méthode à recherche locale (recherche taboue ou recuit simulé). Les résultats obtenus à l'issue de l'application des ces deux techniques représente la meilleure solution de tout le problème

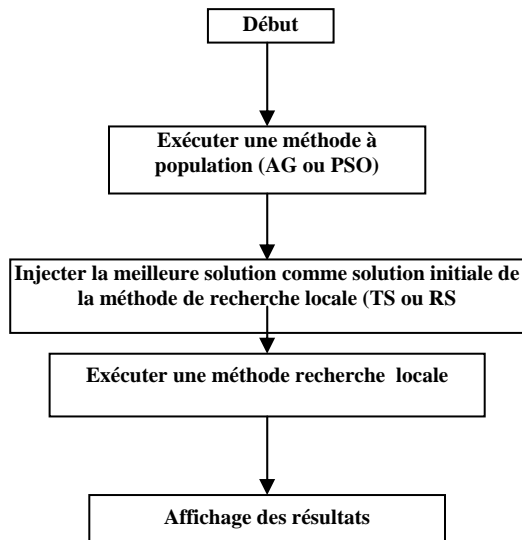


Fig.1. Organigramme de la méthode

IV - SIMULATION ET DISCUSSION DES RESULTATS

Comme mentionné auparavant, la simulation des quatre algorithmes proposés est appliquée au problème d'écoulement optimal de la puissance réactive pour minimiser les pertes actives dans les réseaux électriques. Les tests ont portés respectivement sur deux modèles de réseaux : le réseau IEEE 14 nœuds et le réseau IEEE 30 nœuds [1].

Parmi les hypothèses considérées, les limites des amplitudes de tensions aux différents nœuds sont :

$$0.90 \text{ p.u} \leq V_G \leq 1.1 \text{ p.u}$$

$$0.90 \text{ p.u} \leq V_L \leq 1.1 \text{ p.u}$$

A. Réseau modèle IEEE 14 nœuds

Une analyse rationnelle nécessite une comparaison entre les résultats obtenus respectivement par les métaheuristiques de base [14] et les métaheuristiques hybrides réalisées dans cette étude. Les niveaux des tensions (en p.u) et les pertes de puissance active (en MW) pour le réseau IEEE 14 nœuds sont présentés respectivement dans les tableaux I, II, III et IV.

TABLEAU I
TENSIONS AUX NOAUDS PAR METAHEURISTIQUES DE BASE (IEEE 14)

BUS	TYPE	V(pu)			
		AG	PSO	TS	RS
V ₁	1	1.0982	1.1000	1.1000	1.1000
V ₂	2	1.0781	1.0850	1.0857	1.0852
V ₃	2	1.0367	1.0565	1.0562	1.0584
V ₄	0	1.0496	1.0666	1.0646	1.0654
V ₅	0	1.0568	1.0684	1.0694	1.0695
V ₆	2	1.0808	1.0900	1.0856	1.1000
V ₇	0	1.0806	1.0699	1.0897	1.0985
V ₈	2	1.0733	0.9550	1.1000	1.1000
V ₉	0	1.0820	1.0821	1.0803	1.0952
V ₁₀	0	1.0745	1.0763	1.0740	1.0889
V ₁₁	0	1.0743	1.0797	1.0764	1.0911
V ₁₂	0	1.0672	1.0759	1.0716	1.0863
V ₁₃	0	1.0637	1.0717	1.0676	1.0823
V ₁₄	0	1.0564	1.0600	1.0571	1.0722

TABLEAU II
TENSIONS AUX NOAUDS PAR METAHEURISTIQUES HYBRIDES (IEEE 14)

BUS	TYPE	V(pu)			
		ALG1 GA-TS	ALG2 GA-RS	ALG3 PSO-TS	ALG4 PSO-RS
V ₁	1	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
V ₂	2	1.0838	1.0849	1.0850	1.0852
V ₃	2	1.0538	1.0578	1.0554	1.0561
V ₄	0	1.0630	1.0651	1.0643	1.0641
V ₅	0	1.0680	1.0697	1.0675	1.0690
V ₆	2	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
V ₇	0	1.0952	1.0984	1.0897	1.0975
V ₈	2	1.0876	1.1000	1.0373	1.0976
V ₉	0	1.0950	1.0958	1.0969	1.0959
V ₁₀	0	1.0887	1.0894	1.0903	1.0895
V ₁₁	0	1.0910	1.0913	1.0918	1.0914
V ₁₂	0	1.0863	1.0863	1.0864	1.0863
V ₁₃	0	1.0822	1.0824	1.0825	1.0824
V ₁₄	0	1.0721	1.0726	1.0733	1.0726

TABLEAU III
PERTES ACTIVES PAR METAHEURISTIQUES DE BASES (IEEE 14)

	AG	PSO	TS	RS
Pertes (MW)	12,4251	12,3091	12,2883	12,2773

TABLEAU IV
PERTES ACTIVES PAR METAHEURISTIQUES HYBRIDES (IEEE 14)

	ALG1	ALG2	ALG3	ALG4
Pertes (MW)	12,2762	12,2795	12,2872	12,2737

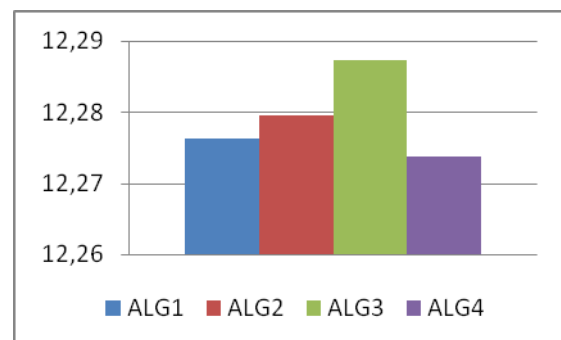


Fig.2. Pertes actives obtenues par les deux algorithmes

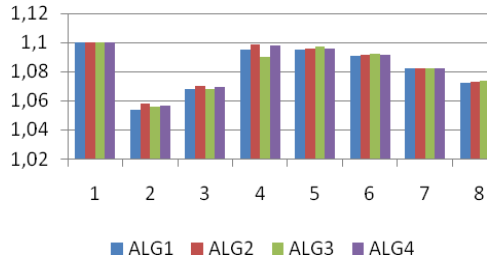


Fig.3. Niveaux de tensions (IEEE 14)

Les figures 4 et 5 illustrent l'évolution des pertes actives en fonction de nombre de génération pour les deux algorithmes hybrides proposés.

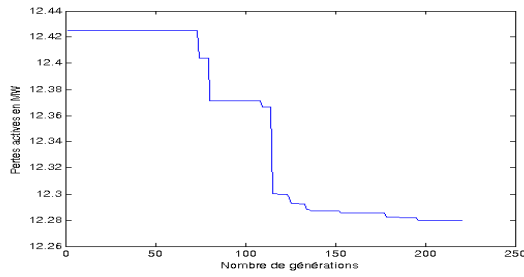


Fig.4. Pertes actives vs nombre de générations (Algorithme-2)

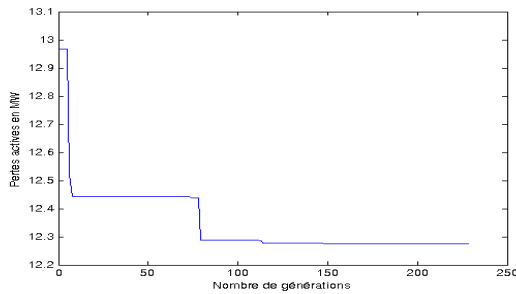


Fig.5. Pertes actives vs nombre de générations (Algorithme-4)

B. Réseau modèle IEEE 30 nœuds

Une simulation similaire a été exécutée pour le réseau IEEE 30 nœuds, et les mêmes remarques et observations se retrouvent à travers les figures (Figs.6-9). et tableaux (V-VIII) correspondants

TABLEAU V
TENSIONS AUX NŒUDS PAR METAHEURISTIQUES DE BASE (IEEE 30)

BUS	TYPE	V(pu)			
		AG	PSO	TS	RS
V ₁	1	1.0927	1.1000	1.1000	1.1000
V ₂	2	1.0550	1.0652	1.0693	1.0650
V ₃	0	1.0498	1.0561	1.0635	1.0572
V ₄	0	1.0400	1.0461	1.0551	1.0474
V ₅	2	1.0186	1.0390	1.0451	1.0377
V ₆	0	1.0335	1.0388	1.0484	1.0375
V ₇	0	1.0198	1.0309	1.0391	1.0296
V ₈	2	1.0435	1.0433	1.0572	1.0400
V ₉	0	1.0110	1.0089	1.0061	1.0019
V ₁₀	0	0.9969	0.9902	0.9877	0.9840
V ₁₁	2	1.0133	0.9964	0.9800	0.9819
V ₁₂	0	1.0054	0.9880	0.9866	0.9867
V ₁₃	2	1.0337	1.0178	1.0158	1.0220
V ₁₄	0	0.9906	0.9745	0.9727	0.9724
V ₁₅	0	0.9866	0.9718	0.9698	0.9690
V ₁₆	0	0.9944	0.9813	0.9795	0.9780
V ₁₇	0	0.9906	0.9819	0.9796	0.9766
V ₁₈	0	0.9775	0.9654	0.9632	0.9614
V ₁₉	0	0.9754	0.9650	0.9626	0.9602
V ₂₀	0	0.9799	0.9704	0.9681	0.9653
V ₂₁	0	0.9843	0.9775	0.9746	0.9711
V ₂₂	0	0.9850	0.9781	0.9752	0.9718
V ₂₃	0	0.9776	0.9661	0.9631	0.9615
V ₂₄	0	0.9744	0.9673	0.9630	0.9604
V ₂₅	0	0.9771	0.9752	0.9670	0.9646
V ₂₆	0	0.9586	0.9567	0.9483	0.9459
V ₂₇	0	0.9876	0.9890	0.9785	0.9763
V ₂₈	0	1.0342	1.0375	1.0487	1.0363
V ₂₉	0	0.9670	0.9685	0.9577	0.9554
V ₃₀	0	0.9552	0.9566	0.9457	0.9434

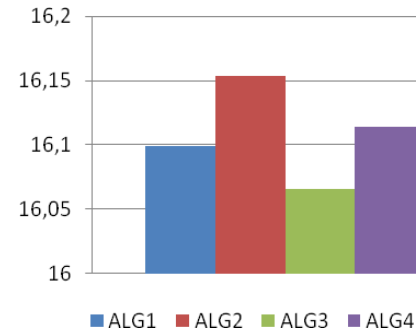


Fig.6. Pertes actives obtenues par les deux algorithmes

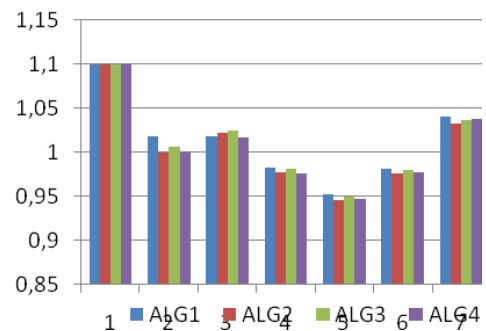


Fig.7. Niveaux de tensions (IEEE 30)

TABLEAU VI
TENSIONS AUX NŒUDS PAR METAHEURISTIQUES
HYBRIDES (IEEE 30)

Bus	TYPE	V(pu)			
		ALG1	ALG2	ALG3	ALG4
V ₁	1	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
V ₂	2	1.0655	1.0630	1.0656	1.0646
V ₃	0	1.0588	1.0551	1.0578	1.0574
V ₄	0	1.0494	1.0448	1.0482	1.0477
V ₅	2	1.0357	1.0310	1.0394	1.0339
V ₆	0	1.0403	1.0341	1.0383	1.0384
V ₇	0	1.0303	1.0248	1.0307	1.0285
V ₈	2	1.0449	1.0361	1.0399	1.0430
V ₉	0	1.0175	0.9996	1.0058	1.0012
V ₁₀	0	0.9939	0.9821	0.9871	0.9830
V ₁₁	2	1.0384	0.9800	0.9905	0.9800
V ₁₂	0	0.9876	0.9857	0.9888	0.9840
V ₁₃	2	1.0174	1.0224	1.0243	1.0167
V ₁₄	0	0.9744	0.9713	0.9746	0.9699
V ₁₅	0	0.9721	0.9679	0.9714	0.9668
V ₁₆	0	0.9827	0.9766	0.9805	0.9760
V ₁₇	0	0.9849	0.9748	0.9795	0.9753
V ₁₈	0	0.9669	0.9599	0.9640	0.9596
V ₁₉	0	0.9672	0.9586	0.9630	0.9586
V ₂₀	0	0.9730	0.9636	0.9682	0.9639
V ₂₁	0	0.9805	0.9693	0.9742	0.9702
V ₂₂	0	0.9810	0.9699	0.9748	0.9708
V ₂₃	0	0.9662	0.9603	0.9641	0.9598
V ₂₄	0	0.9673	0.9590	0.9632	0.9594
V ₂₅	0	0.9699	0.9640	0.9673	0.9647
V ₂₆	0	0.9512	0.9453	0.9487	0.9460
V ₂₇	0	0.9804	0.9761	0.9789	0.9769
V ₂₈	0	1.0398	1.0326	1.0369	1.0375
V ₂₉	0	0.9597	0.9553	0.9581	0.9561
V ₃₀	0	0.9477	0.9433	0.9461	0.9441

TABLEAU VIII
PERTES ACTIVES PAR METAHEURISTIQUES
HYBRIDES (IEEE 30)

	ALG1	ALG2	ALG3	ALG4
Pertes (MW)	16.0988	16.1539	16.0659	16.1138

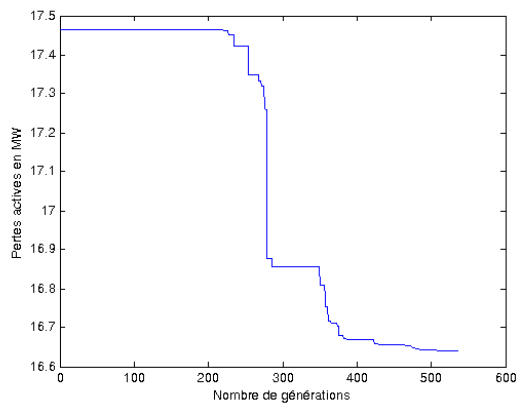


Fig.8. Pertes actives vs nombre de génération
(Algorithme-2)

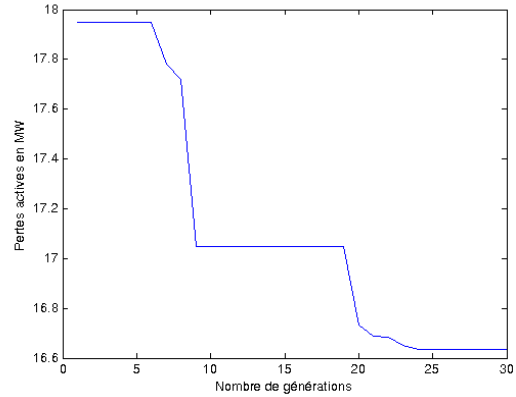


Fig.9. Pertes actives vs nombre de génération
(Algorithme-4)

Une analyse rationnelle des résultats obtenus par les différents algorithmes hybrides utilisés à travers les deux réseaux modèles IEEE14 nœuds et IEEE30 nœuds génère toute une série d'observations.

Précisons d'abord que pour chacun des réseaux étudiés, les résultats obtenus à travers les quatre algorithmes utilisés, et même en les comparant aux résultats des méthodes métaheuristiques de base, ne sont pas éloignés les uns des autres (de 0.004 MW à 0.115 MW pour le réseau IEEE14 nœuds et de 0.0067 MW à 0.2223 MW pour le réseau IEEE30 nœuds), ce qui conforte leur validité, mais cela ne nous empêche pas de regarder plus en détails les différences et la pertinence de chacune des techniques utilisées.

Une première observation est que pour chacun des cas traités, les méthodes hybrides améliorent quelque peu la minimisation des pertes actives par rapport aux métaheuristiques de base.

Ensuite, l'implication du recuit simulé dans les techniques métaheuristiques hybrides a un effet positif sur la valeur des pertes actives, puisqu'on trouve les plus petites valeurs ou parmi les plus petites valeurs. Ceci s'explique par le fait que la méthode du recuit simulé est d'ailleurs celle qui donne les meilleurs résultats pour les métaheuristiques de base.

Maintenant si on compare les résultats des quatre algorithmes étudiés, les méthodes hybrides PSO-RS donnent de meilleurs résultats que les techniques GA-RS, ce qui semble être logique vu que le Recuit Simulé et le PSO sont les techniques les mieux classées en terme de minimisation de pertes actives pour les métaheuristiques de base.

V - Conclusion

Quatre algorithmes métaheuristiques hybrides ont été étudiés et appliqués sur deux modèles standard de réseaux électriques : le IEEE 14 nœuds et le IEEE 30 nœuds, afin de calculer un écoulement de puissance réactif optimal. Pour chacun de ces deux réseaux, la puissance active optimale a été déterminée en maintenant les amplitudes de tensions de tous les nœuds des systèmes de puissance dans des limites admissibles préalablement définis. Les résultats obtenus par les programmes élaborés ont été analysés, comparés à ceux obtenus par les métaheuristiques de base puis discutés. On conclut que les métaheuristiques hybrides étudiées présentent un avantage certain, tant qualitatif c'est-à-dire au niveau des résultats pratiques comme une diminution des valeurs des pertes actives tout en respectant le plan des tensions dans les limites des marges admises. Cependant, pour toutes les méthodes, quelle que soit la technique utilisée, conventionnelle, métaheuristique ou autre, le compromis "pertes actives-plan de tension" est toujours respecté.

IV- ANNEXES

Les paramètres de contrôle utilisés sont les suivants :

$nind = 70$ (AG)	Taille de la population
$nbus = 14$	Nombre des nœuds
$nvar = 8$	Nombre de variables
$ngenes = 16*nvar$	Nombre de gènes
$Pc = 0.9$	Probabilité de croisement
$Pm = 0.05$	Probabilité de mutation
$ngener = 18$ générations (AG)	Nombre de
$crossPt = 2$ croisement	Nombre de Points de
$iter_max = 12$ max (TS)	Nombre d'itérations
$L = 5$	Longueur de la liste
Tabous	
$M = 50$	Nombre de points de
recherche	
$idiver = 1$	Nombre de
diversification	
$intens = 4$ d'intensification	Nombre
$\alpha = 0.9$	Coefficient de
température.	
$T_0 = 10$	Température initial
$Maxtrie = 10$ maximal.	Nombre des itérations

$Stoptemp = 10^{-9}$	Critère d'arrêt de la température.
$wmin = 1.1$	Poids final
$wmax = 0.9$	Poids initial
$itmax = 20$	Nombre maximum
d'itération (PSO).	
$c_1 = c_2 = 1.5$	Facteurs de pondération.
$nind = 100$ (PSO).	Taille de la population
$Vmin = -2$	Limite minimale du vecteur déplacement.
$Vmax = +2$	Limite maximale du vecteur Déplacement

VI - Références

- [1] Lahdeb Mohamed "Théorie et Application de Méthodes d'Hybridations Métaheuristiques dans les Réseaux électriques" Thèse de Magister Université de Laghouat Septembre 2008.
- [2] Holland J.H, *Adaptation in natural and artificial system*, Ann Arbor, The University of Michigan Press, 1975.
- [3] Kennedy, J., and Eberhart, R. C. (1995). Particle swarm optimization, *Proceedings of the IEEE Conference on Neural Networks*, IV, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948.
- [4] F.Glover et M.Laguna, Tabu Search: Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems. C.R Reeves editeur, Blackwell Publishing, p. 70-150?(1962).
- [5] S. Kirkpatrick, C. Gelatt and M. Vecchi, 'Optimization by simulated annealing', Science Vol. 220, No. 4598, May 1983, pp. 671-680.
- [6] M. Lin, R. K. Rayudu and S. Samarasinghe « Toward A Hybrid Real-Time Opimal Voltage/Var Control System— A Review », Centre for Advanced Computational Solutions Lincoln Universit
- [7] Blesa, M.J., Blum, C., Roli, A., Sampels, M., eds.: Hybrid Metaheuristics: Second International Workshop. Volume 3636 of LNCS. (2005)
- [8] Puchinger, J., Raidl, G.R.: Models and algorithms for three-stage two-dimensional bin packing. European Journal of Operational Research, Feature Issue on Cutting and Packing (to appear 2006)
- [9] Storer, R.H., Wu, S.D., Vaccari, R.: New search spaces for sequencing problems with

- application to job-shop scheduling. *Management Science* 38 (1992) 1495–1509.
- [10] Glover, F., Laguna, M., Martí, R.: Fundamentals of scatter search and path relinking. *Control and Cybernetics* 39(3) (2000) 653–684
- [11] Applegate, D., Bixby, R., Chvátal, V., Cook, W.: On the solution of the travelling salesman problem. *Documenta Mathematica* Vol. ICM III (1998) 645–656
- [12] Glover, F., Kochenberger, G.A.: *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer (2003)
- [13] Yutian Liu, SM IEEE Li Ma, Jianjun Zhang « *GA/SA/TS Hybrid Algorithms for Reactive Power Optimization* » Department of Electric Power Engineering Shandong University of Technology, Jinan, 250061 China
- [14] M.Lahdeb, A. Hellal, S. Arif « Synthèse de métaheuristiques de base appliquées à l'Écoulement de Puissance Optimal Réactif » 2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering 21-23 April 2008, Université Amar Telidji – Laghouat.