

Communication en Etoile Stochastique pour Essaims Evolutionnaires (EPSO)

Vladimiro Miranda^{1,2}, Hrvoje Keko¹ et Álvaro Jaramillo Duque¹

¹INESC Porto, Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores do Porto, Portugal

²FEUP, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal

Proposition pour OEP 2007

La caractéristique des modèles de OEP est la règle du mouvement qui définit comment une nouvelle particule est générée à partir de son histoire et de l'information reçue de l'essaim. Cette règle est si puissante que, dans des conditions contrôlées, elle conduit toute seule l'essaim vers l'optimum, dans des problèmes définis en variables continues (d'autres conditions hors de discussion).

Les algorithmes de OEP ne peuvent pas être classifiés comme des modèles évolutionnaires car ils manquent l'opérateur sélection (ou la sélection est triviale: les fils sont toujours mieux adaptés que les parents). Cependant, la règle du mouvement peut recevoir une réinterprétation comme une recombinaison de chromosomes, sous le point de vue des Algorithmes Evolutionnaires.

La règle basique qui produit une nouvelle particule $\mathbf{X}$ dans l'itération $(k+1)$ est basée sur

$$\mathbf{X}_i^{(k+1)} = \mathbf{X}_i^{(k)} + \mathbf{V}_i^{(k+1)}$$

où $\mathbf{V}_i$ est la vitesse de la particule i , définie comme

$$\mathbf{V}_i^{(k+1)} = \mathbf{A}\mathbf{V}_i^{(k)} + \mathbf{B}(\mathbf{b}_i - \mathbf{X}_i^{(k)}) + \mathbf{C}(\mathbf{b}_G - \mathbf{X}_i^{(k)})$$

où la première composante représente l'inertie, la seconde représente la mémoire et la troisième représente la coopération ou échange d'information.

Les paramètres $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$ et $\mathbf{C}$ sont des matrices diagonales avec des poids fixés au début du processus. Dans une formulation classique, le paramètre $\mathbf{A}$ est multiplié par une valeur décroissante avec le temps (itérations) tandis que les paramètres $\mathbf{B}$ et $\mathbf{C}$ sont multipliés par des nombres aléatoires d'une distribution uniforme en $[0, 1]$.

On peut donner une autre forme à la règle du mouvement :

$$\mathbf{X}_i^{(k+1)} = \mathbf{X}_i^{(k)} + \mathbf{A}(\mathbf{X}_i^{(k)} - \mathbf{X}_i^{(k)}) + \mathbf{B}(\mathbf{b}_i - \mathbf{X}_i^{(k)}) + \mathbf{C}(\mathbf{b}_G - \mathbf{X}_i^{(k)})$$

$$\mathbf{X}_i^{(k+1)} = (1 + \mathbf{A} - \mathbf{B} - \mathbf{C})\mathbf{X}_i^{(k)} - \mathbf{A}\mathbf{X}_i^{(k-1)} + \mathbf{B}\mathbf{b}_i + \mathbf{C}\mathbf{b}_G$$

On s'aperçoit que la somme des paramètres qui multiplient les quatre individus qui fournissent une contribution pour la nouvelle particule est égale à 1. Il devient naturel alors qu'on identifie cette expression avec la recombinaison intermédiaire des algorithmes évolutionnaires, avec un nombre de parents $\mu = 4$ et une règle spéciale pour choisir qui sont les parents (il ne s'agit pas d'une sélection aléatoire) dans une *population élargie* qui comprend non seulement les particules actives mais aussi les ancêtres directs et l'ensemble des meilleurs ancêtres.

Cet opérateur de recombinaison a la propriété remarquable de pousser la population vers l'optimum, comme l'OEP l'a démontré. Alors, si on le rejoint avec un opérateur de sélection qui pousse lui aussi la population vers l'optimum, on peut avoir l'espoir d'obtenir un effet cumulatif qui améliorera la performance d'un algorithme d'optimisation.

Les algorithmes évolutionnaires ayant la règle du mouvement comme opérateur de recombinaison ont été appelés EPSO, de l'anglais *Evolutionary Particle Swarm Optimization*, et la comparaison avec d'autres algorithmes évolutionnaires et OEP leur a été favorable, soit dans des problèmes de test soit dans des problèmes réels, avec des applications dans l'aire des systèmes de puissance électrique. En particulier, la version base de l'EPSO est un algorithme auto-adaptatif, c'est-à-dire un algorithme qui possède une propriété d'auto-adaptation de l'opérateur de recombinaison [1].

L'article présentera les nouveaux résultats obtenus avec l'utilisation d'EPSO et discutera l'amélioration introduite par l'adoption d'un schéma d'étoile stochastique pour la communication entre particules, au lieu des topologies

déterministiques adoptées d'habitude en OEP [2].

La génération des descendants dans un EPSO auto-adaptatif avec étoile stochastique de communication se produit par

$$\mathbf{X}_i^{(k+1)} = \mathbf{X}_i^{(k)} + \mathbf{V}_i^{(k+1)}$$

$$\mathbf{V}_i^{(k+1)} = w_{i1}^* \mathbf{V}_i^{(k)} + w_{i2}^* (\mathbf{b}_i - \mathbf{X}_i) + w_{i3}^* (\mathbf{b}_G^* - \mathbf{X}_i) \mathbf{P}$$

Le symbole * signifie que les paramètres marqués seront objet de mutations. $\mathbf{P}$ est une matrice binaire diagonale de dimension égale à la dimension d'une particule, contenant des valeurs 1 avec probabilité p et 0 avec probabilité $(1-p)$; la valeur de p contrôle le passage d'information entre particules et est constant et égal à 1 dans les formulations classiques de OEP (en définissant le schéma étoile).

Les résultats de plusieurs expériences nous indiquent qu'une valeur pour p entre 0.1 et 0.4 conduit assez souvent à de meilleurs résultats qu'en utilisant la classique étoile déterministique (avec $p=1$). On croit que la limitation du flou libre d'information sur la localisation du meilleur global renforce la recherche locale des particules, élimine ou filtre du bruit perturbateur, conduit la dynamique du mouvement à un régime plus stable et évite un arrêt prématuré de l'algorithme. En effet, on agit encore sur l'opérateur de recombinaison.

L'article présentera de l'évidence sur le degré d'amélioration obtenu avec le schéma d'étoile stochastique soit dans des problèmes de laboratoire soit dans l'application aux systèmes de puissance. Figure 1 montre comment la performance d'EPSO dépend de la valeur de la probabilité p de l'étoile stochastique – les résultats sont extraits d'une application d'EPSO dans un problème d'analyse de groupements. On s'aperçoit que dans une région entre 0.05 et 0.1 non seulement les meilleurs résultats ont été obtenus pour la fonction d'adaptation mais aussi que la performance est plus robuste (variance des résultats plus petite sur un nombre de répétitions).

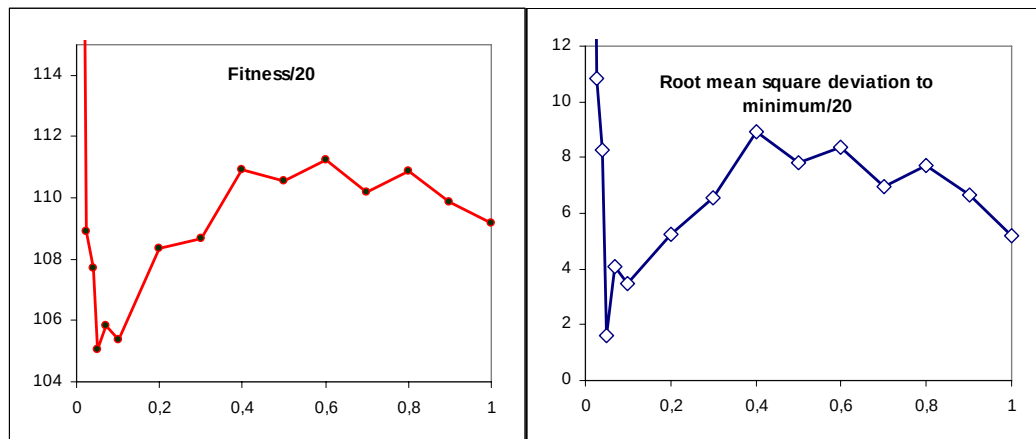


Figure 1 – Résultats de l'application d'EPSO à un problème d'analyse de groupements. A gauche : adaptation en fonction de la probabilité p (moyenne de 20 répétitions). A droite: déviation standard ou écart-type vis-à-vis le minimum dans un ensemble de 20 répétitions, en fonction de p .

Références

- [1] V. Miranda et N. Fonseca, "EPSO – Best-of-Two-Worlds Meta-Heuristic Applied to Power System Problems", *Proceedings of WCCI/CEC – World Conference on Computational Intelligence, Conference on Evolutionary Computation*, Honolulu (Hawaii), USA, Juin 2002
- [2] V. Miranda et N. W. Oo, "New experiments with EPSO – Evolutionary Particle Swarm Optimization", *Proceedings of IEEE Symposium on Swarm Optimization*, Indianapolis (Indiana), USA, Mai 2006