

Quantum Particle Swarm Optimization : analyse des performances pour diverses topologies de voisinage des particules

Arnaud Flori, Hamouche Oulhadj, Patrick Siarry

Université Paris-Est Créteil, Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents (LiSSi, EA 3956), Vitry-sur-Seine, France

{arnaud.flori, oulhadj, siarry}@u-pec.fr

Mots-clés : *Optimisation par essaims particulaires, algorithme auto-adaptatif, intelligence en essaim.*

1 Introduction

Développée en 1995 par Kennedy et Eberhart [1], *Particle Swarm Optimization* (PSO) est une métaheuristique à population, inspirée par les mouvements d'essaims d'oiseaux. Elle présente l'intérêt de pouvoir résoudre des problèmes non dérivables [2] et d'être efficace dans la recherche globale. Toutefois, elle possède quelques défauts, tels qu'une faiblesse dans la recherche locale, observable lorsque la vitesse des particules est importante (défaut dû à une mauvaise adaptation des paramètres gérant la vitesse), un risque de convergence prématurée (notamment lorsque la particule globale reste immobile) ainsi qu'un paramétrage globalement difficile [3]. Nous avons, précédemment, proposé une nouvelle variante de PSO, nommée *QUAntum Particle Swarm Optimization* (QUAPSO) visant à résoudre une partie de ces problèmes [4]. Dans ce papier, nous proposons d'évaluer les performances de QUAPSO pour diverses topologies de voisinage des particules.

2 Approche proposée

QUAPSO s'inspire du comportement des particules quantiques et plus particulièrement du phénomène de superposition quantique. Les particules testent, à chaque itération, un nombre défini de combinaisons de paramètres (appelées états quantiques) et choisissent celle offrant la meilleure solution. En parallèle, un deuxième groupe de particules explore d'autres solutions dans une hypersphère ayant pour centre la particule globale et pour rayon une valeur choisie aléatoirement pour chaque particule. La taille de l'hypersphère varie en fonction de la qualité des solutions trouvées : pour chaque solution visitée améliorant la particule globale, le rayon de l'hypersphère diminue ; inversement, lorsqu'un nombre prédéfini de solutions visitées n'améliorent pas la particule globale, le rayon de l'hypersphère est augmenté.

3 Résultats et discussions

Les performances de QUAPSO ont été évaluées et comparées pour 6 topologies de voisinage différentes (voir figure 1) :

- une topologie dite « en quadrillage » ;
- une topologie dite « en anneau » ;
- une topologie dite « en étoile (aléatoire) », pour laquelle la particule globale est aléatoirement sélectionnée parmi les particules de l'essaim ;
- une topologie dite « en étoile (meilleure particule) », pour laquelle la particule globale est la meilleure particule de l'essaim ;
- une topologie dite « en arbre » ;
- une topologie dite « file indienne », pour laquelle les particules sont classées en fonction du coût de leur solution. La particule globale d'une particule est alors celle immédiatement meilleure.

Ces variantes de QUAPSO ont été évaluées sur un ensemble de 20 fonctions tests en réalisant 50 exécutions par fonction et en fixant comme critère d'arrêt un nombre maximal de 80000 solutions visitées. L'essaim est de 40 particules, disposant chacune de 5 états quantiques.

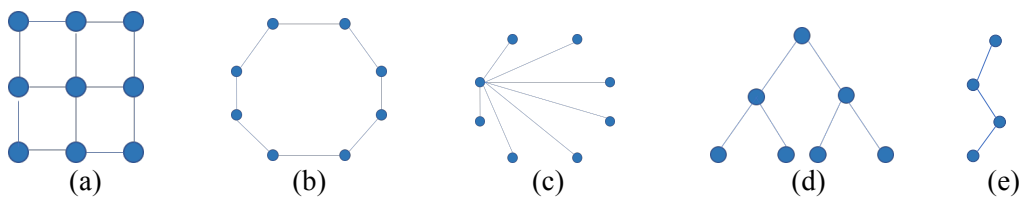


FIG. 1 – Topologies de voisinage utilisées : quadrillage (a), anneau (b), étoile (c), arbre (d) et file indienne (e)

Fonction	Dimension	Quadrillage	Anneau	Etoile (aléatoire)	Arbre	Etoile (meilleure particule)	File Indienne
Ackley	2	2,78E-04	2,11E-04	2,60E-04	2,69E-04	4,44E-16	5,56E-05
Beale	2	3,55E-10	4,42E-10	3,83E-10	4,06E-10	0,00E+00	2,02E-10
Bohachevsky	2	3,10E-06	2,23E-06	2,51E-06	1,92E-06	0,00E+00	3,40E-07
Booth	2	3,28E-09	3,40E-09	3,45E-09	3,22E-09	0,00E+00	1,17E-09
Branin	2	3,98E-01	3,98E-01	3,98E-01	3,98E-01	3,98E-01	3,98E-01
D&P	2	6,70E-01	6,75E-01	6,72E-01	6,72E-01	6,71E-01	6,73E-01
G&P	2	3,00E+00	3,00E+00	3,00E+00	3,00E+00	3,00E+00	3,00E+00
Griewank	2	7,06E-03	4,24E-03	4,47E-03	4,29E-03	7,40E-04	4,15E-03
Hartmann	3	-3,86E+00	-3,86E+00	-3,86E+00	-3,86E+00	-3,86E+00	-3,86E+00
Hump	2	4,81E-08	4,81E-08	4,77E-08	4,81E-08	4,65E-08	4,72E-08
Levy	2	2,75E-10	3,10E-10	3,05E-10	2,93E-10	1,50E-32	5,99E-11
Matyas	2	1,16E-10	1,50E-10	1,30E-10	7,46E-11	4,57E-70	5,85E-11
Powell	24	9,53E-03	9,56E-03	9,37E-03	9,50E-03	4,88E-03	9,11E-03
Rastrigin	2	1,99E-02	5,37E-08	5,72E-08	7,82E-08	0,00E+00	7,64E-08
Rosenbrock	2	5,85E-09	5,84E-09	7,29E-09	5,99E-09	6,66E-26	6,08E-09
Shubert	2	-1,87E+02	-1,87E+02	-1,87E+02	-1,87E+02	-1,87E+02	-1,87E+02
Sphere	20	1,04E-05	1,07E-05	1,09E-05	1,05E-05	2,65E-09	1,02E-05
Sum square	30	6,56E-05	6,91E-05	6,48E-05	6,91E-05	6,80E-12	6,41E-05
Zakharov	2	9,95E-10	6,98E-10	1,03E-09	8,15E-10	5,75E-91	1,23E-10
Schwefel	2	2,57E-05	2,58E-05	2,58E-05	2,58E-05	4,74E+01	2,56E-05

TAB. 1 - Performances comparées des différentes topologies de voisinage. Les valeurs en gras représentent les meilleures performances pour une variante de QUAPSO donnée.

On observe alors que c'est la topologie « étoile (meilleure particule) » qui remporte la compétition, excepté pour les fonctions Dixon & Price et Schwefel. Cette topologie est très efficace sur des fonctions globalement convexes, dès lors que l'initialisation de la position des particules permet une bonne couverture de l'espace de recherche des solutions. L'essaim aura tendance à s'effondrer sur lui-même, permettant ainsi de rapidement converger sur l'optimum global. À l'inverse, pour des fonctions non convexes (telles que Schwefel), cette topologie, du fait qu'elle limite le caractère exploratoire de l'essaim, risque de faire converger les particules sur un optimum local, duquel elles s'échapperont difficilement. Les autres topologies, favorisant l'exploration, présentent, quant à elles, un avantage pour des fonctions non convexes, puisqu'elles risquent moins de provoquer une convergence prématurée de l'essaim. Cependant, l'essaim (convergeant plus lentement) ne pourra pas exploiter avec efficacité une zone prometteuse de l'espace de recherche des solutions. Les futurs travaux de recherche porteront sur une analyse détaillée du comportement des particules selon le type de topologie de voisinage choisi, la taille de l'essaim et le problème considéré.

Références

- [1] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle swarm optimization", *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 4: 1942-1948, November 1995.
- [2] Y. Zhang, L. Wu, "A robust hybrid restarted simulated annealing particle swarm optimization technique", *Advances in Computer Science and its Applications*, 1: 1-8, 2012.
- [3] K. R. Harrison, A. P. Engelbrecht, B. M. Ombuki-Berman, "Optimal parameter regions and the time-dependence of control parameter values for the particle swarm optimization algorithm". *Swarm and Evolutionary Computation*, 41: 20-35, 2018.
- [4] A. Flori, H. Oulhadj, P. Siarry, "Quantum Particle Swarm Optimization : une version auto-adaptative de PSO pour les recherches locales et globales", *20ème conférence de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision, ROADEF 2019*, Le Havre, février 2019.