

粒子群最適化におけるローカル化及び寿命付きリーダーの有効性に関する研究

佐伯 誠[†] 坂下 善彦[‡] 二宮 洋[‡]

湘南工科大学 工学研究科 電気情報工学専攻[†] 湘南工科大学 情報工学科[‡]

1 はじめに

粒子群最適化手法(GPSO)は近年多く用いられている最適化問題の解法である [1]. GPSO は速い収束性や簡便なアルゴリズムなど多くの長所を持つ。しかし、同時に欠点も多く持っている。そのため、これまでに様々な GPSO の改良が提案されてきた。その中でも、ローカル粒子群最適化(LPSO)及び寿命つきリーダーを用いたPSO(ALC-PSO)は GPSO の持つ局所最適解を複数持つ問題への有効性をある程度改善させた手法として知られている[1].

本研究では、LPSO 及び ALC-PSO の考え方を参考にし、局所最適解を持つ問題に対する有効性がより高い新手法を提案する。また、シミュレーションによりその有効性を検証する。

2 GPSO 及び LPSO

GPSO は最適化問題の探索領域内に複数の粒子をランダムに置き、それぞれの粒子が持つ自身の過去の情報と、他の粒子と共有する情報を用いて探索を行う最適化手法である。この時、全ての粒子との間で共有した情報を用いる手法がGPSO、各粒子が持つ近傍間で共有した情報を用いる手法がLPSOである。

n 次元の探索領域における i 番目の粒子の速度情報を $V_i(v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^n)$ 、位置情報を $X_i(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n)$ と置いたときの LPSO の更新式は (1), (2)となる。

$$v_i^j = w \cdot v_i^j + c_1 \cdot r_1^j \cdot (pBest_i^j - x_i^j) + c_2 \cdot r_2^j \cdot (lBest_i^j - x_i^j) \quad (1)$$

$$x_i^j = x_i^j + v_i^j \quad (2)$$

ここで、 $pBest_i$ ($pBest_i^1, pBest_i^2, \dots, pBest_i^n$)は i 番目の粒子における今までの中で最高の位置情報であり、 $lBest_i$ ($lBest_i^1, lBest_i^2, \dots, lBest_i^n$)は粒子 i とその近傍の粒子群の中における今までの最高の位置情報である。また、 c_1, c_2 はローカルな探索能力とグローバルな探索能力のバランスを取るためのパラメータである。 r_1, r_2 は[0,1]の範

囲の乱数である。また、GPSO の場合は $lBest$ ではなく $gBest(gBest^1, gBest^2, \dots, gBest^n)$ を用いる。LPSO はいずれかの $lBest$ が局所最適解に陥った場合でも、全ての粒子にその影響が出るまでには時間がかかる。そのため、GPSO と比べて局所最適解に陥りにくいという長所がある。しかし、一局所最適解に陥ってしまった場合、そこから抜け出す力は持っていない。

3 ALC-PSO

ALC-PSO は、共有情報として $gBest$ の代わりに $Leader(Leader^1, Leader^2, \dots, Leader^n)$ を用いる手法である[1].

ALC-PSO の更新式は(3)及び(2)となる。

$$v_i^j = w \cdot v_i^j + c_1 \cdot r_1^j \cdot (pBest_i^j - x_i^j) + c_2 \cdot r_2^j \cdot (Leader^j - x_i^j) \quad (3)$$

$Leader$ は $gBest$ と同様に全ての粒子間での共有情報である。しかし、 $Leader$ にはあらかじめ与えられた寿命(Θ)とアルゴリズムに応じて増加する年齢(θ)が存在する。 θ が Θ 以上になると、新たに挑戦者($Chall(Chall^1, Chall^2, \dots, Chall^n)$)がランダムに生成される。その後 $Leader$ の代わりに $Chall$ を用いて一定回数更新を行う。この更新の中でいずれかの粒子の $pBest$ が更新された場合、 $Chall$ を新たな $Leader$ とし、 Θ と θ を初期化して更新を再開する。そうでない場合、以前の $Leader$ を新たな $Chall$ に置き、 $\theta = \theta - 1$ として更新を再開する。このため、 $Leader$ は局所最適解から抜け出す可能性を持っており、また ALC-PSO は局所最適解が複数ある複雑な問題にも対応できる可能性を持つ。しかし、すべての粒子間で共有した情報を用いるため、局所最適解に陥ってしまう可能性自体は高いままである。

4 DL-PSO

本研究では、LPSO 及び ALC-PSO の考え方を組み合わせた、二種類のリーダーを用いた粒子群最適化(Double Leader-PSO, DL-PSO)を提案する。DL-PSO の更新式は(4)及び(2)となる。

$$v_i^j = w \cdot v_i^j + c_1 \cdot r_1^j \cdot (pBest_i^j - x_i^j) + \alpha \cdot c_2 \cdot r_2^j \cdot (lLeader_i^j - x_i^j) + (1 - \alpha) \cdot c_2 \cdot r_3^j \cdot (Leader^j - x_i^j) \quad (4)$$

$lLeader_i$ ($lLeader_i^1, lLeader_i^2, \dots, lLeader_i^n$)は粒

Research of efficacy of Localising or Aging Leader with PSO.
[†]Makoto Saiki, Shonan Institute of Technology graduate school.

[‡]Yoshihiko Sakashita, Hiroshi Ninomiya, Shonan Institute of Technology department of information technology.

子ごとの各近傍間での最良の位置情報に寿命(Θ_i)及び年齢(θ_i)を持たせたものである。また、 $Leader^j$ は寿命(Θ_{m+1})及び年齢(θ_{m+1})を持つ。 r_3^j は[0,1]の範囲の乱数である。また α はローカル探索とグローバル探索のバランスをとる定数である。 α は1.0から始まり徐々に減少していき、一定の反復回数を超えると0となる。 α が0となった後は完全にグローバル探索に移行する。DL-PSOにおいては各近傍ごとの共有情報と粒子全体での共有情報の両方を用いる。また、どちらの種類の共有情報も寿命と年齢を持っており、 θ_i が Θ_i 以上となった場合、ALC-PSOと同様に挑戦者($Chall_i(Chall_i^1, Chall_i^2, \dots, Chall_i^n)$)をランダムに生成し、一定回数 $lLeader_i$ あるいは $Leader$ の代わりに用いて更新を行う。この時、いずれかの $pBest_i$ が更新された場合、 $Chall_i$ を新たな $lLeader_i$ とし、 Θ_i 及び θ_i を初期化して更新を再開する。さらに i 番目の粒子と同じ $lLeader$ を持つ粒子 h が存在する場合、 $lLeader_h = lLeader_i, \theta_h = \theta_i/2$ とする。それ以外の場合、以前の $lLeader_i$ あるいは $Leader$ を新しい $lLeader_i$ あるいは $Leader$ とし、 $\theta_i = \Theta_i - 1$ として更新を続ける。

DL-PSOでは、寿命と老化の概念を導入することにより、局所最適解から抜け出す能力を持つ。また、探索の初期段階ではローカル探索を行い、探索が進行するにつれてグローバル探索の比重を高める事で、局所最適解に陥りにくく、かつある程度早い収束速度を維持することが可能である。

5 シミュレーション

本研究では、DL-PSOの有効性を検証するため、GPSO, LPSO, ALC-PSO, DL-PSOの各アルゴリズムを用いてコンピュータ上で以下の関数 f_1, f_2, f_3, f_4 を最適化する実験を行った。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

$$f_4(x) = \frac{1}{10} \{10(\sin(3\pi x_1))^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - 1)^2 [1 + (\sin(3\pi x_i))^2]\}$$

f_3, f_4 は局所最適解が多数存在する問題である。この時、1つの粒子が持つ近傍の粒子数を2、最大反復回数 $k_{max} = 200000$, 粒子数 $m = 30$, 各粒子の次元数 $n = 20$, $Chall$ 挑戦時の反復回数 $T = 2$, 各

リーダーの寿命の初期値 $\Theta^1 = 60$ とし、30回のシミュレーションを行う。

各シミュレーションの結果を表1に示す。表中の枠内の数字は探索終了時の評価値であり、左から30回中の最小値, 最大値, 平均値を示している。表より、新手法は f_4 においては4つのアルゴリズム中最も良い結果を示し、また f_3 においてもLPSO以外の二つのアルゴリズムよりよい結果を示した。また、 f_1 及び f_2 に関しても、新手法は既存の手法と比べて同程度の結果を示した。この結果から、新手法は局所最適解の複数存在する複雑な問題に対して有効であり、また簡単な問題に対しての収束性も他に劣らないことが分かる。

f_1	MIN	MAX	AVE
GPSO	0.00E+00	1.55E-05	5.30E-07
LPSO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
ALC-PSO	0.00E+00	2.29E-28	1.58E-29
DL-PSO	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
f_2	MIN	MAX	AVE
GPSO	1.47E-08	8.24E+01	3.44E+01
LPSO	1.40E-14	1.10E+01	9.03E-01
ALC-PSO	3.95E-07	7.89E+01	1.60E+01
DL-PSO	1.01E-10	6.79E+00	7.08E-01
f_3	MIN	MAX	AVE
GPSO	0.00E+00	2.44E+00	1.19E-01
LPSO	0.00E+00	1.11E-16	3.70E-18
ALC-PSO	0.00E+00	6.61E-02	1.49E-02
DL-PSO	0.00E+00	3.93E-02	7.22E-03
f_4	MIN	MAX	AVE
GPSO	1.90E-31	1.79E+00	1.26E-01
LPSO	1.35E-31	1.89E-01	2.59E-02
ALC-PSO	1.35E-31	3.34E-10	2.05E-11
DL-PSO	1.35E-31	1.35E-31	1.35E-31

表 1. 四つの関数を用いたシミュレーション結果

6 まとめ

本研究では、LPSO及びALC-PSOを組み合わせた新たな粒子群最適化手法であるDL-PSOを提案した。また、実験により簡単な問題と複雑な問題のどちらであっても有効である事を示した。

参考資料

[1] Wei-Neng Chen, Jun Zhang, Ying Lin, Ni Chen, Zhi-Hui Zhan, Henry Shu-Hung Chung, Yun Li, Yu-Hui Shi, "Particle Swarm Optimization with an Aging Leader and Challengers" IEEE Transaction on Evolutionary Computation, VOL.17, NO.2, pp.241-258, April 2013.