

動的問題のための Particle Swarm Optimization における 共生モデルの適用

Symbiosis Model in Particle Swarm Optimization for Dynamic Problems

森 一真† 山口 崇志† マッキンケネスジェームス† 永井 保夫†
Kazuma Mori Takashi Yamaguchi Kenneth J. Mackin Yasuo Nagai

1. はじめに

多点型探索手法である Particle Swarm Optimization(PSO)は進化計算手法の一種であり、粒子毎の情報と群れとしての情報を基に探索方向を決定する[1][2]。PSOは世代を経ることで最良解付近へと粒子が集まりながら探索していく為、他の進化計算手法に比べ、収束速度が速いことが挙げられる。しかし、PSOでは世代を経ていく毎に各粒子の移動量が減少していく為、探索の多様性が失われ、時間的に最適解が変化する問題に対しては局所解への収束が起きてしまう問題点が存在する[3]。このような問題点に対して、探索の多様化を行うモデルの一つとして複数の群れを形成して探索を行う PSO が研究されている[3]。

また、PSOの探索における多様化を実現する為、得られた適合度を基に粒子の順位付けを行い、順位に基づき形成された異なる働きを持つグループ間で探索を行う手法(PPSO)が提案されている[4]。PPSOは、各グループ間を順位によって分けることで探索の多様性を得ている。その為、多峰性関数や次元数の多い問題に対しての有効性が確認されている[4]。しかし、世代を経ることでグループの変動が減少し、その多様性が失われる可能性がある。

本研究では、このような PPSO の考え方にに基づき、グループ内及びグループ間の重心を考慮して探索の局所化と大域化を図ることで、時間的に最適解が変化する動的問題に対する PSO の新たな手法を提案する。提案手法では、同一の問題空間に各グループが共生し、各グループの探索域の関係性を一定に保つことにより、世代を経ても多様性を維持する為のモデル(共生モデル)を採用している。そして、このような探索の局所化及び大域化のバランスが求められ、時間的に最適解が変化する問題に適用し、その有効性について検証した。

2. 提案手法

PSOにおいて、 d 次元の問題空間に対して i 番目の粒子は位置 $\mathbf{x}_i = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d\}$, $\mathbf{x}_i \in R^d$ と速度 $\mathbf{v}_i = \{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^d\}$, $\mathbf{v}_i \in R^d$ 、各粒子自身が最良の適合度を獲得した位置であるローカルベスト \mathbf{p}_i の情報を保持している。また、粒子全体で最良の適合度を獲得した位置であるグローバルベスト \mathbf{p}_g の情報を各粒子が共有している。PSOでは各粒子がこのローカルベスト \mathbf{p}_i とグローバルベスト \mathbf{p}_g に向かうように探索が行われる。

PPSOでは、粒子が複数のグループを構成する。全粒子数が N 、グループの数が K とすると各グループは N/K 個の同じ個数の粒子から構成されている。各グループに属する

粒子はローカルベスト \mathbf{p}_i とグローバルベスト \mathbf{p}_g に加え、所属しているグループ S_k の中で最良の適合度を獲得した位置であるグループベスト \mathbf{p}_k に向かうように探索を行う。また、 T 世代毎に、各粒子が今まで得た適合度の順位を基に各グループの構成を変更する。

提案手法では PPSO の提案に加え、順位の高いグループはグローバルベスト \mathbf{p}_g 付近の探索を行い、順位の低いグループは各グループの重心及び全グループの重心に対して離れる方向へ探索を行う。なお、提案手法の流れを以下に示す。

Step1. 各粒子の位置 \mathbf{x}_i 及び速度 \mathbf{v}_i の値を初期化し、各粒子を各グループにランダムで所属させる。

Step2. 各粒子の適合度 $f(\mathbf{x}_i)$ を計算する。

Step3. 各粒子のローカルベスト \mathbf{p}_i 、グローバルベスト \mathbf{p}_g 及び各グループのグループベスト \mathbf{p}_k を更新する。 \mathbf{p}_i には過去に各粒子が探索した中で最良な適合度を得られた位置が保持される。 \mathbf{p}_g には過去に全粒子が探索した中で最良な適合度を得られた位置が保持される。 \mathbf{p}_k にはグループ S_k に所属する粒子が探索した中で最良な適合度を得られた位置が保持される。

Step4. 各粒子に適合度 $f(\mathbf{x}_i)$ に応じた順位 q_i をつける。最も良い適合度を獲得した粒子が 1 位となり、最も悪い適合度を獲得した粒子が N 位となる。各粒子は順位の総和 R_i を保持しており、 R_i に q_i を加算する。

$$R_i(t+1) = R_i(t) + q_i(t) \quad (1)$$

Step5. 各粒子の速度 \mathbf{v}_i と位置 \mathbf{x}_i を計算する。速度及び位置の計算式はそれぞれ以下のような式で定義される。

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i(t+1) &= w_k \cdot \mathbf{v}_i(t) + c_1 \cdot \mathbf{r}_1 \cdot (\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)) + c_2 \cdot \mathbf{r}_2 \cdot (\mathbf{p}_k(t) - \mathbf{x}_i(t)) + c_3 \cdot \mathbf{r}_3 \cdot (\mathbf{p}_g(t) - \mathbf{x}_i(t)) + h(t) \\ \mathbf{x}_i(t+1) &= \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (3)$$

式(2)における $h(t)$ は各グループの重心及び全グループの重心による更新式であり、以下のように定義される。

$$h(t) = c_4 \cdot a(k) \cdot \mathbf{r}_4 \cdot (\mathbf{x}_i(t) - \bar{\mathbf{x}}_k(t)) + c_5 \cdot b(k) \cdot \mathbf{r}_5 \cdot (\mathbf{x}_i(t) - \bar{\mathbf{x}}_g(t)) \quad (4)$$

式(2)及び式(4)において、 $\bar{\mathbf{x}}_k$ はグループ S_k の重心、 $\bar{\mathbf{x}}_g$ はグループ全体の重心、 w_k はグループ S_k に対する慣性係数、 c_1, \dots, c_5 は各探索方向のベクトルに対する重み、 $\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_5$ は 0 から 1 までのランダムな値のベクトルとなっている。また、 $a(k)$ 及び $b(k)$ は上位グループから下位グループの順に単調増加する関数の値であり、0~1 の範囲の値をとる。

Step6. もし、グループ再構成の世代であるなら **Step7** に進む。そうでないかつ終了条件を満たしていないなら **Step2** に戻る。

†東京情報大学 総合情報学部 情報システム学科
Department of Information Systems, Tokyo University of
Information Sciences

Step7. 現在の世代までの各粒子の順位の総和 R_i を基に、各グループの粒子の所属を変更する。各グループには順位の総和の低い順に各粒子が配置される。例えば、最優良グループ S_1 には、順位の総和の低い順の1番目から N/K 番目までの粒子が属する。終了条件を満たしていないなら Step2 に戻る。

3. 実験

本実験では、提案手法の有効性を評価するために、従来の PSO 及び PPSO との比較実験を行った。比較のために多峰性関数である Rastrigin 関数に対して、ある世代 u において最適解の位置を平行移動させた関数 $f(\mathbf{x})$ を目的関数として用いた。 $f(\mathbf{x})$ は以下のような式で定義される。

$$f(\mathbf{x}) = 10d + \sum_{j=1}^d ((x^j - n)^2 - 10 \cos(2\pi(x^j - n))) \quad (5)$$

n は関数を平行移動させる距離を決めるパラメータであり、問題の範囲は $-5.12 < x^j < 5.12$ 、最適解の位置は全ての x^j が n の時である。今回の実験では、関数の次元数 d を 30、平行移動させる距離 n を変化前は 0、変化後は 3、関数を変化させる世代 u を 500 とした。

また、実験において、提案手法の各パラメータは以下のように設定した。全粒子数 N は 200、グループの数 K は 10、グループの再構成の世代間隔 T は 10、各探索方向のベクトルに対する重み c_1, \dots, c_5 はそれぞれ 1.4, 1.4, 1.8, 3.8, 3.8 とし、各グループに対する慣性係数 w_k は順位の高いグループから 0.9~0.4 の順に設定した。そして、1000 世代に達したら探索を終了させ、30 回の試行におけるグローバルベストの平均値及び分散で評価を行った。

表 1 では、関数変化前及び関数変化後のグローバルベストの平均値及び分散を示している。提案手法は他の手法に比べ特に関数変化後の平均値と関数変化前及び関数変化後の分散の値が小さい事が分かる。

また、図 1 及び図 2 は関数変化前と関数変化後のグローバルベストの変化を示している。関数変化前は、提案手法は PPSO と同等の収束度合いであり、関数変化後では提案手法は PSO 及び PPSO に比べ、比較的早い世代から誤差の低い解を見つけていることが分かる。

以上の結果から、提案手法は、関数変化前では PPSO の考え方の基づいた探索によって、今回の Rastrigin 関数のような多峰性関数に対して従来の PSO より効果的な探索が行われている。関数変化後においても探索の大域化を行っているグループによって、比較的早い世代から局所解以外の方向へと効率的に探索が進められていることが分かる。よって、提案手法は順位に応じて構成された各グループが探索域の関係性を世代が経ても一定に保つことで、関数の動的な変化に対しても探索の局所化及び大域化が行われていることが明らかになった。

表 1 グローバルベストの平均値及び分散

	関数変化前		関数変化後	
	平均	分散	平均	分散
提案手法	32.6328	106.7471	82.0997	366.601
PSO	36.7894	161.5798	244.0855	2017.414
PPSO	30.4406	130.0000	192.3701	1239.120

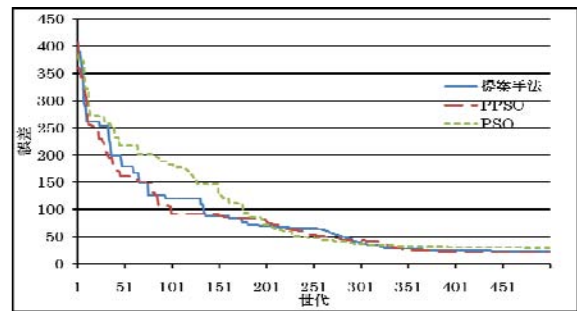


図 1 関数変化前のグローバルベストの変化

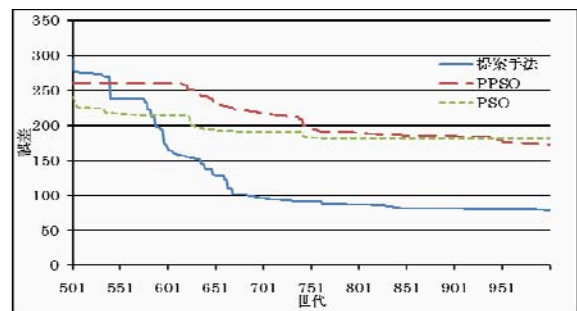


図 2 関数変化後のグローバルベストの変化

4. おわりに

本研究では、PPSO の考え方を基に、各粒子が得た適合度に応じた順位を基に各グループを構成し、優良なグループに対しては探索の局所化を担当させ、下位のグループに対してはグループ内及びグループ間の重心を基に探索の大域化を担当させる仕組みを加えた新たな手法を提案し、有効性について検証した。

実験結果として、提案手法は従来の PSO 及び PPSO に比べて関数変化後において早い世代からより良い解を見つけており、関数変化前及び関数変化後の双方において解の分散が小さい事が分かった。このことから、提案手法は各グループの重心及び全グループの重心を考慮し、各グループの探索域の関係性を一定に保つ効果により、関数が時間的に変化しても多様性を失わずに大域的に探索を行っていることが明らかになった。また、今回の実験では、ある世代において最適解の位置を変化させた Rastrigin 関数で比較を行ったが、Griewank 関数のような他のベンチマーク関数に対しても同様の結果が見られた。

今後は、より複雑な変化が存在する動的問題に対しても適用し、最終的には現実的な問題に対する有効性について検証する。

参考文献

- [1] J.Kennedy and R.Eberhart, "Particle swarm optimization". Proc. of IEEE the International Conference on Neural Networks, vol.4, pp.1942-1948, 1995
- [2] R.Poli, J.Kennedy and T.Blackwell, "Particle swarm optimization An overview". Swarm Intelligence, vol.1, no.1, pp.33-57, Springer, 2007
- [3] T.Blackwell, "Particle Swarm Optimization in Dynamic Environments". Studies in Computational Intelligence, vol.51, pp.29-49, Springer, 2007
- [4] 杉本雅樹, 松下春奈, 西尾芳文, "複数の異なる働きを持つ集団からなる粒子群最適化手法". 電子情報通信学会 非線形問題研究会&回路とシステム研究会 技術報告, vol.NLP2010&CAS2010, no.54&38, pp.31-34, 2010