

種分化を導入した PSO による複数解を持つ多峰性関数の最適化

二方弘文† 小林洋介‡ 坂下善彦‡ 二宮洋‡

湘南工科大学大学院電気情報工学専攻† 湘南工科大学工学部情報工学科‡

〒251-8141 神奈川県藤沢市辻堂西海岸 1-1-25

あらまし 探索点を複数個持つ多点探索アルゴリズムの一つとして Particle Swarm Optimization(PSO)が挙げられる PSO の特徴として、点間で互いに最適解に関する情報を共有しそれに基づいて解空間を探索することが挙げられる。しかしこの方法は特定の最適解に関する情報に基づいているためしばしば複数の最適解を発見できないことがある。そのため、複数の最適解を持つ多峰性問題に対して同時に全ての最適解を発見するために、本論文では探索空間を分割するために種文化を導入した Particle Swarm Optimization (SPSO)を提案する。テスト問題を用いて PSO との性能を比較し、その有効性を示す。

1. まえがき

実数空間において関数の最適値を求める最適化問題は、古くから研究されている。この問題の解決手法として遺伝的アルゴリズム(GA)や PSO, Differential Evolution 等[1], 一般にメタヒューリスティクスといわれる解集団を用いた確率的な多点探索アルゴリズムが提案されている。多点探索問題において複数解を有する関数のすべての解を発見することは非常に重要な問題である。しかし、実際に多点探索アルゴリズムを複数の解を有する関数に対して適用すると、初めに発見した関数値の良い方向のみに探索が進んでしまい、すべての解を発見するに至らないという問題が発生する。この問題を解決する為に、個体群を分割することで探索空間を分割探索することが可能なアルゴリズム(種分化アルゴリズム Species based algorithm)が研究されている[2]。種分化とは関数値の良い個体を中心として、固定された半径 R のなわばり内の個体を種と認識し、種単位でオペレータを適用し探索を行う方法である。探索空間を分割し、それぞれの部分空間内にある個体群を中心として探索が行われるため多様性を維持しながら探索を行うことができる。

本研究では、PSO に種分化アルゴリズムを適用した種分化 PSO (SPSO)を提案する。いくつかのテスト問題に対してシミュレーションを行い、PSO と比較することで SPSO の有効性を示す。

2. PSO

PSO は集団を構成する個々の情報を共有しながら進化する鳥や魚の群れの行動や人間の社会活動の社会モデルを単純化することで開発された最適化問題を解くための有力な手法の一つとして知られている[1]。その概念は、集団の各個体が情報を共有しながら解空間を探索するとい

うものであり、個体もつ最良の情報とその個体によって形成される集団の最適値から過去の探索履歴を考慮して大域的最適解を探索する手法である。

PSO において各探索点は自分の持つ最良の位置情報(pbest)と集団で共有している最良の位置情報(gbest), 及び前回の反復での速度ベクトルの線形結合として、新たな探索点を生成する。つまり、PSO の更新は k 回目の探索における個体 d の位置 \mathbf{x}_d^k と速度 \mathbf{v}_d^k は、を用いて次式により実現される。

$$\mathbf{x}_d^{k+1} = \mathbf{x}_d^k + \mathbf{v}_d^k \quad (1)$$

$$\mathbf{v}_d^{k+1} = \gamma \cdot \mathbf{v}_d^{k+1} + c1 \cdot \text{rand} \cdot (\text{pbest}_d - \mathbf{x}_d^k) + \gamma \cdot \mathbf{v}_d^{k+1} + c2 \cdot \text{rand} \cdot (\text{gbest}_d - \mathbf{x}_d^k) \quad (2)$$

ここで γ は慣性係数とし、PSO では探索が進むにつれて慣性係数は(3)の式に従って徐々に小さくなる。

$$\gamma = \gamma_{MAX} - (\gamma_{MAX} / k_{MAX} - \gamma_{MIN} / k_{MAX})k \quad (3)$$

ここで、 $(\gamma_{MAX}, \gamma_{MIN}) = (0.9, 0.4)$ とする。又、 rand は $[0, 1]$ の一様乱数とし、 $c1 = c2 = 2.0$ とする。以上をまとめると、PSO は以下の手順に従って処理される。

- 1 個体数(M), 最大探索回数 k_{MAX} を決定する
- 2 各個体の位置 \mathbf{x} と速度 \mathbf{v} を $[-1, 1]$ の一様乱数により初期化する
- 3 各個体に対して、評価値を計算する
- 4 個体の最良値(pbest)と集団の最良値(gbest)を更新する
- 5 各個体の位置 \mathbf{x} と速度 \mathbf{v} を式(1), (2)を用いて更新する
- 6 探索回数 k が最大探索回数以下な $k=k+1$ として探索を継続する

表 1 テスト問題

	テスト問題	x の定義域
F1	$(\sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_1 + i]) * (\sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_2 + i])$	$-2 \leq x_i \leq 2 \quad i=1,2$
F2	$-(200 - (x_1^2 + x_2 - 11)^2 - (x_1^2 + x_2 - 7)^2)$	$-6 \leq x_i \leq 6 \quad i=1,2$
F3	$4[(4 - 2.1x_1^2 + x_1^4/3) \cdot x_1^2 + x_1x_2 + (-4 + 4x_2^2) \cdot x_2^2]$	$-1.9 \leq x_1 \leq 1.9 \quad -1.1 \leq x_2 \leq 1.1$
F4	$(x_2 - 5.1/4\pi^2 \cdot x_1^2 + 5/\pi \cdot x_1 - 6)^2 + 10 \cdot (1 - 1/8\pi) \cdot \cos(x_1) + 10$	$-5 \leq x_1 \leq 10 \quad 0 \leq x_2 \leq 15$
F5	$-\sum_{j=1}^3 -(\sum_{i=1}^D (x_i - a_j)^2) / \sigma^2 \quad ((a_1, a_2, a_3) = (-1, 0, 1), \sigma = 0.3)$	$-2 \leq x_i \leq 2 \quad i=1,2$

3. 種分化 PSO(Species based PSO)

3.1 種分化アルゴリズム

種分化とは、生物が進化する過程で生じた集団の分化、つまり新たな種が形成される過程のことを指す。これによって集団ごとに異なる様々な進化が可能になる。この種分化の概念を多峰性関数の最適化問題に応用する。つまり種分化の特徴として、探索空間を部分空間に分割し、各部分で最良解を得るような探索を行い、複数解を同時に発見することを可能するアルゴリズムである。本研究では種分化アルゴリズムを PSO へ導入した種分化 PSO(PSPO)を提案する。

3.2 種分化 PSO(PSPO)

なわばりを形成する種分化では、関数値の優良個体を支配者とし、支配者を中心としてあらかじめ定められた半径 R のなわばり内に存在する個体を種とみなす。この方法は種分化アルゴリズムとして最も一般的な方法である。本研究では一つの最小個体数(SMIN)を 10 とした。最小個体数とは、もし支配者からのなわばり半径内の個体数があらかじめ定めた集団最小個体数以下であればその集団の中に新たな個体を同一なわばり半径内にランダムに生成する。以上により形成された種毎に PSO のアルゴリズムを実行することで、PSPO は実現される。本研究で提案する PSPO のアルゴリズムを以下に示す。

- 1 個体数(M), 最大探索回数(k_{MAX})を決定する
- 2 各個体の位置 x と速度 v を $[-1, 1]$ 初期化する
- 3 各個体に対して、評価値を計算する
- 4 個体の最良値(pbest)を更新する
- 5 各個体を評価値の良い順にソートする
- 6 種分化アルゴリズムを実行する
 - 6.1 評価値の良い順に支配者を決定する
 - 6.2 集団を形成する際に集団最低個体(SMIN)に足りていなければ個体を生成する
- 7 各集団毎に式(1), (2)を用いて x 及び v を更新する
- 8 集団内にて集団の最良値(gbest)を決定する
- 9 探索回数 k が最大探索回数以下な $k=k+1$ として探索を継続する

4. シミュレーション結果

PSO, SPSO に対して比較実験を行う。個体数 (M)を 100 個体, 最大反復回数 k_{MAX} を 500 回, SPSO の集団最小個体数 SMIN を 10 個体, なわばり半径 R を 0.5, D を次元数としてシミュレーションを行った。本研究で用いるテスト問題を表 1 に示す。各関数に対して試行回数 50 回として最適解の平均発見個数を比較する。表 2 より PSO よりも SPSO の方が全体的に最適解の発見個数が多かった。一方, F5(D=10)の様な複雑な問題に関しては PSO の方が良い結果が得られた。これは, PSO の方が最適解の周りをより詳細に探索することができるためと思われる。

表 2 シミュレーション結果

問題	最適解の個数	平均発見個数	
		PSO	SPSO
F1	2	2	2
F2	4	1.04	4
F3	2	1	2
F4	4	1	1
F5(D=2)	3	2	3
F5(D=3)	3	1	3
F5(D=5)	3	1	1.98
F5(D=10)	3	1	0

5. まとめ

本研究では PSO に種文化アルゴリズムを導入することで複数の最適解が存在する多峰性関数の最適解を効率良く発見する手法を提案した。シミュレーションにより PSO と SPSO の比較を行い、提案手法の有効性を示した。

参考文献

- [1] 相吉 栄太郎, 安田 恵一郎 “メタヒューリスティクスと応用” 電気学会 2007 年 10 月
- [2] 柴坂 美祐喜, 原 章, 市村 匠, 高濱 徹行 “種分化を導入した Differential Evolution による複数解をもつ多峰性関数の最適化” 電子情報通信学会論文誌 D vol.J92-D No.7 pp.1003-1014 2009 年 7 月