5K-5

衝突回避を導入したFully Informed PSOによる多峰性関数の最適化

二方弘文　　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

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，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[1]．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，初めに発見した優良個体の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．本研究では,この問題を解決する為に,衝突回避を導入した Fully Informed PSO (FIPSO)[2]を提案する．FIPSO は PSO のリンク構造拡張したアルゴリズムである．本研究で提案する衝突回避とは, 個体の１つの解への集中を回避するために Boids 理論[3]という鳥の群れの動きをシミュレーションできる理論のひとつである Separation を用いた手法である. Boids 理論とは３つのルール(Separation,整列,結合)があり, FIPSO では,そのうちの結合を用いていると考えられるはそのうちの一つを適用している..

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，FIPSO と比較することで BPSO の有効性を示す.

２． FIPSO

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，個体が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 の研究の中で,リンク構造を拡張した FIPSO が提案された．FIPSO は, PSO がリンクしている個体の中で過去の最良情報を持つ個体のみを使用するに対して,FIPSO はリンクしている全ての個体の過去の最良情報全てを用いる手法である．ここで,k 反復における d 番目の個体の現在位置を $\mathbf{x}_d^k$,速度を $\mathbf{v}_d^k$,最良情報を $pbest_d^k$ とおくと,FIPSO の更新式は以下となる.

$$\mathbf{x}_d^{k+1} = \mathbf{x}_d^k + \mathbf{v}_d^k \tag{1}$$

$$\mathbf{v}_d^{k+1} = \gamma \cdot rand\{\mathbf{v}_d^k(\frac{1}{L}\sum_{l \in Link}(pbest_l^k - \mathbf{x}_d^k))\} \tag{2}$$

ここでγは慣性係数とし，本研究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.

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

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，L は個体 d がリンクを持つ個体数とする．つまり FIPSO はリンクする個体の $pbest_l$ の重心方向に移動する手法であると考えられる.

３． 提案アルゴリズム（Boids PSO）

Boids 理論を用いた鳥の群れのシミュレーションとは,３つのルールを規定し, 鳥の群れの動きを模倣するアルゴリズムである．以下に３つのルールの説明をする.

Separation

Separation とは, 近くの鳥や物体に近づきすぎたらぶつからないように離れるルールである. 図１に示す用に自分(x_1) がその半径 R1 内に存在する個体x_2 ～ x_5の重心から遠ざかる方向へ移動するルールである.

Alingment

Alingment とは近くの個体と速度や方向をあわせるルールである. すなわち同じ方向にあまり距離を開けないように移動するようにするルールである.図１に示すように(x_1) がその半径 R２内に存在する個体x_2 ～ x_9の速度の平均と同じ方向の速度を持つルールである.

Fully Informed PSO with Separation for Multimodal Function Optimization
Shonan Institute of Technology†‡
Hirofumi Futakata† Yoshihiko Sakashita‡ and Hiroshi Ninomiya‡

表１　テスト関数

F1	$(\Sigma_{i=1}^{5} i\cos[(i+1)\mathbf{x}_1+i])*(\Sigma_{i=1}^{5} i\cos[(i+1)\mathbf{x}_2+i])$	$-2 \le \mathbf{x}_i \le 2 \quad i=1,2$
F2	$-(200-(\mathbf{x}_1^2+\mathbf{x}_2-11)^2-(\mathbf{x}_1^2+\mathbf{x}_2-7)^2)$	$-6 \le \mathbf{x}_i \le 6 \quad i=1,2$
F3	$4[(4-2.1\mathbf{x}_1^2+\mathbf{x}_1^4/3)\cdot x_1^2+\mathbf{x}_1\mathbf{x}_2+(-4+4\mathbf{x}_2^2)\cdot \mathbf{x}_2^2]$	$-1.9\le\mathbf{x}_1\le1.9 \quad -1.1\le\mathbf{x}_2\le1.1$
F4	$(\mathbf{x}_2-5.1/4\pi^2\cdot \mathbf{x}_1^2+5/\pi\cdot \mathbf{x}_1-6)^2+10\cdot(1-1/8\pi)\cdot\cos(\mathbf{x}_1)+10$	$-5\le\mathbf{x}_1\le10 \quad 0\le\mathbf{x}_2\le15$
F5	$-\Sigma_{j=1^e}^{3}\exp\left(-()\sum_{i-1}^{D}(x_i-\alpha)^2)/\sigma^2\right)((a_{1,}a_2,a_3)=(-1,0,1),\sigma=0,3)$	$-2 \le \mathbf{x}_i \le 2 \quad i=1,2$

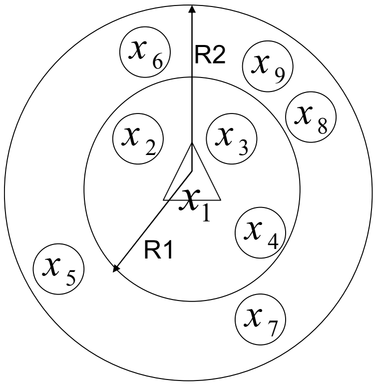

図１　Boids 理論

Cohesion

Cohesion は個体が多くいる方に向かって移動するルールである．具体的には個体同士の重心であり, FIPSO では半径を用いるのではなくリンク構造を利用してこのルールを適用している．つまり式(2)の第２項である．

本研究では式(2)に Separation 及び Alingment のルールを適用する．これは PSO,の最初に見つけた優良解に複数の個体が集中してしまい,複数解を見つけることができなくなってしまう問題を解決する為に Separation 及び Alingment ルールを導入する．また,個体が群れをなして解空間を探索することを考慮し,式(2)の第１項を Cohesion ルールを利用して,R2 内の個体の速度平均を用いることとする．具体的には以下の式を導入する．

$$\mathbf{v}_d^{k+1} = \frac{1}{L_{R2}}\sum_{r2\in L_{R1}}\mathbf{v}_{r2}^k + \gamma\cdot rand\cdot\frac{1}{L}\sum_{l\in Link}(pbest_l^k-\mathbf{x}_d^k) - \frac{1}{L_{R1}}\sum_{r1\in L}(\mathbf{x}_{r1}^k-\mathbf{x}_d^k) \qquad (4)$$

ここで L_{R1} 及び L_{R2} はそれぞれ R1 内及び R2 内の個体数とする．式(4)の第 1 項は Cohesion ルールを示し,この項の影響により,R2 内の個体群は群れとなって解空間を探索する能力を持つことになる．式(4)の第 3 項は R1 内の個体群の重心から遠ざかる様に,個体を移動させる為に導入された項であり, Separation ルールを実現させることとする．これにより,個体がある 1 点に集中することを回避させることができる為,1 つの解に個体が集中してしまうことを防ぐことができる．

４．　シミュレーション結果

FIPS, BPSO に対して比較実験を行う．個体数(M)を 30 個体，最大反復回数 k_{MAX} を 1000 回，R1, R2 に関しては問題により変更, D を次元数としてシミュレーションを行った．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表にて示す．表 2 より結合しか用いなかった FIPSO よりも全ての Boids 理論を取り入れた BPSO の方が全体的に最適解の発見個数が多かった．FIPSO では基本的に一つの解に個体が集中してしまうようである．一方 BPSO は引き離し及び整列によるアルゴリズムにより, 探索空間をより効率的に探索したためこのような結果になったと言える．

5.　シミュレーション結果

本研究では FIPSO に Boids 理論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 FIPSO と BPSO 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] Rui Mendes, James Kennedy, Jose Neves “The Fully Informed Particle Swarm: Simpler, Maybe Better” IEEE TEC VOL.8 NO.3 JUNE2004.

[3] C.W. Reynolds, “Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model, in Computer Graphics” 21(4), SIGGRAPH '87, pp.25-34.1987.

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	FIPSO	BPSO
F1	2	0	2	2
F2	4	1	1.04	3
F3	2	1	1	2
F4	4	1	1	1
F5(D=2)	3	1	2	3
F5(D=3)	3	1	2	2.8
F5(D=5)	3	1	0	1
F5(D=10)	3	1	0	0