

# Firefly Algorithmの パラメータに関する基礎的検討

伊藤稔<sup>1</sup>

要旨：Firefly Algorithm (FA) はメタヒューリスティクスの一種であり、ホタルの点滅光をモデルとした比較的新しいアルゴリズムである。FAは粒子群最適化(PSO)などの従来法と比較し優れた解探索性能を持つことが報告されている。FAによる解の探索特性は、他のメタヒューリスティクスと同様に、事前に設定するパラメータの値により特徴付けられているが、それらのパラメータ設定の明確な指針などはなく使用者が試行錯誤的に決定している。そこで本報告では、数値実験を複数のパラメータの組み合わせで行い、パラメータの設定指針構築のための基礎的検討を行う。

キーワード：Firefly Algorithm, メタヒューリスティクス, 最適化

## 1. はじめに

工学的分野の多くの問題は、与えられた制約条件のもとで、目的関数の値を最小化または最大化する決定変数の値を見つける関数最適化問題として定式化することができる。近年、このような問題の多くは大規模化・複雑化しており、解析的に厳密な最適解を求めることが難しくなっている。このようなことから、実用的な計算時間で必要十分な精度の近似解を効果的に求めることができたメタヒューリスティクス (Metaheuristics) と呼ばれる最適化アルゴリズムが大きな注目を集めている<sup>1)</sup>。代表的なメタヒューリスティクスとして、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA)<sup>2)</sup>、粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>3)</sup>、蟻コロニー最適化 (Ant Colony Optimization)<sup>4)</sup>、人工ミツバチコロニー (Artificial Bee Colony, ABC)<sup>5)</sup>、本報告で扱うホタルアルゴリズム (Firefly Algorithm, FA)<sup>6)</sup>など多くのアルゴリズムが提案され、多くの研究者により、アルゴリズムの理論解析から実問題への応用まで盛んに研究が行われている。

本報告で扱うFAは、2008年にYangにより提案された、ホタルの点滅光によるホタルの移動メカニズムをモデルとする比較的新しいメタヒューリスティクスの1つである。このFAは、PSOなどの従来法と比較し優れた探索性能を持つことが報告されている<sup>7)</sup>。しかし、FAの解探索特性は、アルゴリズムの実行時に事前に設定するパラメータの値に依存する問題があり、その設定方法は多くの従来法と同様に、アルゴリズムの使用者が試行錯誤的に決定して

いる。このようなことから、本報告では、FAのパラメータが解探索に与える影響の検討を行い、パラメータの設定指針構築のための基礎的検討を行う。

## 2. FAの概要

```
Set firefly algorithm parameters
Initialize a population of fireflies
Set generation counter  $t = 0$ 
while ( $t < t_{max}$ ) do
    Evaluate the fireflies
    Light intensity  $I_i$  at  $x_i$  is determined by  $f(x_i)$ 
    Rank the fireflies and find the current global best
    for  $i = 1$  to  $NP$  do
        for  $j = 1$  to  $NP$  do
            if ( $I_i > I_j$ ) then
                Move firefly  $i$  toward  $j$  using (1)
                Evaluate new firefly and update light intensity
            end if
        end for  $j$ 
    end for  $i$ 
end while
```

Fig. 1 Pseudo code of firefly algorithm

Firefly Algorithm (FA) は2008年にYangにより提案されたメタヒューリスティクスの1つである。このFAによる解探索は、自然界のホタルの点滅光によるホタルの移動メカニズムに着想を得た最適化アルゴリズムである。標準的なFAのアルゴリズムでは、ホタルは以下の3つの規則に従い動作する。

<sup>1</sup> 舞鶴工業高等専門学校 電子制御工学科 准教授

1. 各ホタルには性別がないため、ホタルは他のホタルに引きよせられる。
2. ホタルの魅力はホタルの明るさに比例する。2匹の点滅するホタルでは、明るさの弱いホタルが強いホタルに向かい移動する。ホタルの魅力は明るさに比例しており、ホタル間の距離の増加に伴い減少する。
3. ホタルの明るさは目的関数の値により定義される。

これらの3つの規則にもとづいたFAの基本的な処理手順をFig. 1に示す。この処理手順は、 $D$ 次元の探索空間において目的関数 $f(\mathbf{x})$ の値を最小とする設計変数 $\mathbf{x}$ を求める関数値最小化問題にFAを適用する場合の処理手順である。

FAは $NP$ 個のホタルで構成される個体群で構成されており、ホタル $i$ ( $i = 1, 2, \dots, NP$ )の明るさ $I_i$ は目的関数 $f(\mathbf{x}_i)$ の値に応じて定義される。Fig. 1の疑似コードでは明るさ $I_i$ として目的関数 $f(\mathbf{x}_i)$ の値を用いており、小さいほど優れた解である。各ホタルの位置 $x_{i,d} = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$ は乱数を用い、問題に応じた上限値 $x^{max}$ と下限値 $x^{min}$ の範囲内にランダムに生成する。各ホタルは自分自身より明るいホタル(評価値の高い良い解)に引き寄せられる。ホタル $i$ がホタル $j$ に向かい移動する更新式は次式で定義される。

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \beta(\mathbf{x}_j(t) - \mathbf{x}_i(t)) + \alpha(\text{rand} - 0.5) \quad (1)$$

式(1)の右辺第2項は、ホタル $j$ がホタル $i$ を引きつける力を表しており、引きつける魅力の強さ $\beta$ は式(2)で定義される。右辺第3項は、 $\alpha$ によるランダム化を表しており、randは $[0, 1]$ の一様乱数である。

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (2)$$

$$r_{ij} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| = \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{i,d} - x_{j,d})^2} \quad (3)$$

$\beta_0$ は $r_{ij} = 0$ における魅力の強さを表している。 $\gamma$ はFAの収束速度を決定する重要なパラメータである。式(2)より明らかのように、魅力の強さはホタル $i$ と $j$ の間のユークリッド距離に依存し変化する。

### 3. 数値実験

#### 3. 1 テスト関数と数値実験の設定

本報告では、2章で示した標準的なFAアルゴリズムにおけるパラメータ $\alpha$ と $\beta$ 、 $\gamma$ の値の組み合わせを変えて数値実験を行い、各パラメータの設定が解探索に与える影響について検討を行う。数値実験で用

いるテスト問題として、Table 1に示す2種類の関数値最小化問題を用いる<sup>8)</sup>。

$F_1$ はSphere関数と呼ばれる単峰性の関数である。 $F_2$ はRastrigin関数と呼ばれる多峰性の関数である。各テスト関数の次元数 $D$ (設計変数の数)は2次元、4次元、8次元、16次元とする。

FAのパラメータ設定をまとめたものをTable 2に示す。本報告で検討を行う3つのパラメータ以外については、先行研究などで用いられている値を参考にしているため特別なチューニングは行っていない。

Table 1 Test functions

$F_1(x_i) = \sum_{i=1}^D x_i^2$
$(-5.12 \leq x_i \leq 5.12)$
$F_2(x_i) = \sum_{i=1}^D \{x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10\}$
$(-5.12 \leq x_i \leq 5.12)$

Table 2 Parameter setting

Parameter	Value
$NP$	20
$t_{max}$	100
$D$	2, 4, 8, 16
Number of trials	100
$\alpha$	0.0, 0.1, 0.2, 0.4, 0.6 0.8, 1.0, 2.0, 4.0, 8.0
$\beta_0$	0.1, 0.2, 0.4, 0.6 0.8, 1.0, 2.0, 4.0, 8.0
$\gamma$	0.01, 0.05, 0.1, 0.2 0.4, 0.8, 1.6, 3.2, 6.4

#### 3. 2 $\alpha$ について

$\alpha$ が解探索に与える影響について数値実験で確認する。この実験では、 $\beta_0$ 、 $\gamma$ の値はそれぞれ1.0に設定する。これら以外のパラメータについては、Table 2に示す値を用いる。初期ホタル集団を変えて100試行行い、最終的に得られた最良解の目的関数値を平均した値をTable 3とTable 4に示す。表中の太字部分が最も良い結果を示している。

これらの結果より、 $\alpha$ については、提案者の文献<sup>6)</sup>で示されている推奨値の範囲内 $\alpha \in [0, 1]$ であれば同程度の性能を示すことが確認できる。今回、单峰性と多峰性の2つの性質のテスト関数を用いているが、テスト関数の性質の違いが設定パラメータに与える影響については確認できない。また、解の質もテスト関数の次元数に比例した結果となっている。

Table 3 Numerical results 1 ( $F_1$ )

	$\alpha$									
	0.0	0.1	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	2.0	4.0	8.0
$D = 2$	1.305	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	0.002	0.034	0.120
$D = 4$	9.334	5.170	1.834	<b>0.634</b>	0.811	1.010	1.869	2.884	3.036	4.564
$D = 8$	31.204	32.278	31.219	27.641	24.959	23.470	<b>23.163</b>	23.595	25.380	28.478
$D = 16$	85.268	81.686	81.136	79.719	76.980	78.014	<b>75.745</b>	78.192	78.720	84.832

Table 4 Numerical results 2 ( $F_2$ )

	$\alpha$									
	0.0	0.1	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	2.0	4.0	8.0
$D = 2$	6.735	3.514	3.087	1.573	0.824	0.412	<b>0.066</b>	0.879	1.941	3.057
$D = 4$	34.324	17.538	14.431	11.569	11.836	<b>11.817</b>	12.569	17.039	22.006	28.347
$D = 8$	93.253	76.736	67.842	62.990	60.070	<b>59.508</b>	63.103	72.836	81.391	90.788
$D = 16$	222.42	198.15	182.10	<b>176.43</b>	181.14	180.17	183.39	197.39	209.25	216.83

Table 5 Numerical results 3 ( $F_1$ )

	$\beta_0$									
	0.1	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	2.0	4.0	8.0	
$D = 2$	1.308	1.330	1.343	1.252	1.182	1.094	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	
$D = 4$	9.738	9.043	10.149	8.768	8.984	9.231	7.893	6.143	<b>4.483</b>	
$D = 8$	32.062	31.824	32.033	32.965	31.125	31.059	31.367	<b>29.963</b>	31.185	
$D = 16$	85.060	<b>83.249</b>	84.914	83.658	85.062	83.883	83.686	84.173	85.744	

Table 6 Numerical results 4 ( $F_2$ )

	$\beta_0$									
	0.1	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	2.0	4.0	8.0	
$D = 2$	3.848	<b>2.029</b>	2.044	2.798	5.064	5.395	7.504	8.818	11.076	
$D = 4$	16.815	<b>11.517</b>	12.209	20.350	26.937	31.875	36.049	37.451	37.611	
$D = 8$	49.634	<b>41.022</b>	59.900	85.270	95.322	98.461	95.987	94.779	95.481	
$D = 16$	<b>110.90</b>	158.78	219.77	221.15	222.62	224.76	216.32	218.74	222.22	

Table 7 Numerical results 5 ( $F_1$ )

	$\gamma$									
	0.01	0.05	0.1	0.2	0.4	0.8	1.6	3.2	6.4	
$D = 2$	0.182	0.061	<b>0.021</b>	0.033	0.138	0.774	1.394	1.591	1.805	
$D = 4$	1.645	<b>0.453</b>	0.472	1.234	7.603	9.643	8.349	9.019	9.588	
$D = 8$	4.276	<b>2.371</b>	4.199	31.865	30.482	32.797	31.358	32.080	31.155	
$D = 16$	<b>9.521</b>	19.760	84.867	84.163	85.733	81.726	85.975	86.059	82.662	

Table 8 Numerical results 6 ( $F_2$ )

	$\gamma$									
	0.01	0.05	0.1	0.2	0.4	0.8	1.6	3.2	6.4	
$D = 2$	4.174	2.482	<b>2.038</b>	3.095	4.957	6.124	7.370	8.226	10.925	
$D = 4$	17.794	<b>11.854</b>	12.454	19.560	27.719	31.434	36.996	37.147	37.584	
$D = 8$	49.385	<b>41.120</b>	60.380	88.070	93.567	92.906	97.870	95.801	95.735	
$D = 16$	<b>114.82</b>	161.31	221.24	219.05	222.28	220.71	219.83	219.36	223.18	

### 3. 3 $\beta_0$ について

$\beta_0$ が解探索に与える影響について数値実験で確認する。この実験では、 $\alpha$ の値を0.0、 $\gamma$ の値を1.0に設定する。 $\alpha$ の値を0.0に設定する理由は、アルゴリズムのランダム性を排除することで $\beta_0$ の影響を観察しやすくするためである。その他のパラメータなどは $\alpha$ の実験と同じである。初期ホタル集団を変えて100試行行い、最終的に得られた最良解の目的関数値を平均した値をTable 5とTable 6に示す。

これらの結果より、 $\beta_0$ については、目的関数の形状が単峰性の場合には比較的大きな値、多峰性の形状の場合には比較的小さな値を用いたほうが探索性能が良いことが確認できる。また、解の質もテスト関数の次元数に比例した結果となっている。

### 3. 4 $\gamma$ について

$\gamma$ が解探索に与える影響について数値実験で確認する。この実験では、 $\alpha$ の値を0.0、 $\beta_0$ の値を1.0に設定する。 $\alpha$ の値を0.0に設定する理由は、 $\beta_0$ の数値実験と同様にアルゴリズムのランダム性を排除することで $\gamma$ の影響を観察しやすくするためである。その他のパラメータなどは $\alpha$ と $\beta_0$ の実験と同じである。初期ホタル集団を変えて100試行行い、最終的に得られた最良解の目的関数値を平均した値をTable 7とTable 8に示す。

これらの結果より、 $\gamma$ については、目的関数の形状に関係なく0.1以下の比較的小さな値を用いたほうが探索性能が良いことが確認できる。テスト関数の性質の違いが設定パラメータに与える影響については確認できない。また、解の質もテスト関数の次元数に比例した結果となっている。

### 4. おわりに

本報告では、新しいメタヒューリスティクスの1つであるFAのパラメータ設定に関する基礎的検討を行った。数値実験では、単峰性と多峰性の2つのテスト関数を用いた。数値実験の結果より、 $\alpha$ については、提案者が示す推奨値の範囲内であれば、どの値を用いても同程度の性能を示すことを実験的に確認した。 $\beta_0$ については、今回の数値実験では、単峰性の場合には比較的大きな値、多峰性の場合には比較的小さな値に設定したほうが探索性能が良いことを確認した。 $\gamma$ については、今回の数値実験では、0.1以下の比較的小さな値に設定したほうが探索性能が良いことを実験的に確認した。

今後は、テスト関数の種類を増やし同様の数値実験を行い解析を進めると同時に、得られた知見を用いたパラメータ設定指針の構築やアルゴリズムの改良を行う。

### 参考文献：

- 1) 相吉英太郎, 安田恵一郎編著: メタヒューリスティクスと応用, 電気学会, 2007.
- 2) 電気学会進化技術応用調査専門委員会編: 進化技術ハンドブック第1巻 基礎編, 近代科学社, 2010.
- 3) J.Kennedy and R.Eberhart: Particle swarm optimization, Proc. of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, pp.1942–1948, 1995.
- 4) M. Dorigo: Optimization, Learning and Natural Algorithms, PhD thesis, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
- 5) D.Karaboga: An idea based on honeybee swarm for numerical optimization, Technical Report TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- 6) X. S. Yang: Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms, Luniver Press, 2008.
- 7) X. S. Yang: Firefly Algorithms for Multimodal Optimization, Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, SAGA 2009, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5792, pp. 169–178, 2009.
- 8) 相吉英太郎, 岡本卓, 安田恵一郎: 最適化手法の基礎, 森北出版, 2015.

(2016.12.16受付)

## A STUDY OF CONTROL PARAMETERS FOR FIREFLY ALGORITHM

Minoru ITO

**ABSTRACT :** Firefly algorithm is one of the most recent metaheuristics algorithms inspired by the flashing behavior of fireflies. FA has some control parameters which significantly influence its optimization performance. In this paper, we will experimentally analyze FA parameters.

**Key Words :** Firefly Algorithm, Metaheuristics, Optimization