

## 群知能によるパラメータ同定の解探索特性

## Property of Swarm Intelligence Algorithms for Parameter Identification Performance

○川田歩美\*・鈴木麻里子\*・井上一哉\*  
Ayumi Kawada, Mariko Suzuki and Kazuya Inoue

## 1. 緒論

群知能は自然界にみられる集団行動の創発を模倣した計算手法であり、データ同化や最適化問題に対する効率的な解法論として幅広い分野で活用されている。本研究では土木・地盤工学分野への適用を見据え、粒子群最適化 (particle swarm optimization: PSO)<sup>1)</sup>、カッコウ探索アルゴリズム (cuckoo search algorithms: CKA)<sup>2)</sup>、ハイイロオオカミ最適化 (improved grey wolf optimizer: GWO)<sup>3)</sup> を取り上げる。3解法の最適化手法としての特徴を抽出する目的のもと、ベンチマーク関数による最適化実験を通じて、解探索特性を比較考察する。

## 2. 群知能

本研究で取り上げる3つの群知能は、ランダムウォークに基づくメタヒューリスティック手法である。探索過程において、群れを成す個体群あるいは粒子群は互いに情報を共有しつつ、目的関数に応じて探索空間内を動くことにより最適解を導く。

PSOは1995年に提案された、鳥や魚の群れが環境への適応度に従い個体の位置や速度を変える振る舞いに着想を得た群知能である<sup>1)</sup>。PSOにおける粒子は未知パラメータの総数  $NV$  を内包する特徴量として、位置ベクトル成分と速度ベクトル成分を有する。速度ベクトルは更新の過程で  $c_1$ ,  $c_2$ ,  $w$  なる係数で制御されており、それぞれ各粒子の認知性、社会性、大域探索と局所探索のバランスをとる役割を担っている。

CKAは2009年に提案された、カッコウの托卵行動を模倣したアルゴリズムである<sup>2)</sup>。個体はそれぞれ巣であるとみなし、宿主たる仮親は巣に  $NV$  個の卵を内包している。托卵の過程においてカッコウの卵はレヴィフライトによって生成される。ランダムウォークの一種であるレヴィフライトは移動距離がレヴィ分布と呼ばれる確率密度関数に従い、分布の形状を変えるパラメータ  $\alpha$  とステップサイズ  $\lambda$  によって制御される。さらに、仮親は巣内のカッコウの卵を既定の確率  $p_a$  で発見し放棄して、新しい巣を生成する。

GWOは2014年に提案され、2019年に進化計算を取り入れ改良された手法であり<sup>3)</sup>、オオカミが群れのヒエラルキーに従い行う狩りを模倣している。群れ中で適合度の高い個体は順に  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\delta$  と称され、彼らは獲物に近い個体として狩りを主導し、各個体は次のステップを決定する。改良GWOでは差分進化法に則り、群れは突然変異・交叉・自然選択を通じて進化する。 $f_{min}$ ,  $f_{max}$  は突然変異のスケーリングパラメータ、 $CR$  は交叉確率である。多様性維持のため、係数  $\varepsilon$  により決定される数の適合度が低い個体は淘汰され、ランダムに生成された新しい個体が群れに加わる。

いずれの解法もパラメータ群の設定値に応じて結果に変化が生じるため、各解法の嚆矢となる研究のパラメータ設定をベースにした。設定値を表1に列記する。

表1: PSO, CKA, GWO の計算パラメータ  
Algorithm parameter values used in the analysis

PSO	$c_1 = 2.0, c_2 = 2.0, w = 0.90 \rightarrow 0.20$
CKA	$\lambda = 1.0, \alpha = 1.5, p_a = 0.25$
GWO	$f_{min} = 0.25, f_{max} = 1.50, CR = 0.7, \varepsilon = 5$

\* 神戸大学大学院農学研究科: Graduate School of Agricultural Science, Kobe University.

キーワード: 群知能, パラメータ同定, ベンチマーク関数

表 2 : 各解法による探索解の平均値一覧. 太字は手法間で最良の結果, 括弧内は収束世代数を示す.  
 Statical mean of solutions found by PSO, CKA, GWO

Eq.	閾値	次元数 $NV$	最適解	PSO	CKA	GWO
(1)	$[-100, 100]$	2	-1.	<b>-1.</b> (1120)	-1. (1292)	-1. (5229)
(2)	$[-5.12, 5.12]$	30	0.	40.4249 (10000)	31.5847 (10000)	<b>0.</b> (193)
(3)	$[-n^2, n^2]$	6	-50.	-50. (2267)	<b>-50.</b> (415)	-50. (9956)
(4)	$[-10, 10]$	2	-10.8723	-10.8723 (880)	-10.8723 (186)	<b>-10.8723</b> (33)

### 3. 結果と考察

#### 3.1 ベンチマーク関数

各解法の性能を比較するためのベンチマーク関数として, 解空間に比べ最小値を含む領域が狭い Easom 関数

$$f(x_1, x_2) = -\cos(x_1) \cos(x_2) \exp(-(x_1 - \pi)^2 - (x_2 - \pi)^2), \quad (1)$$

多数の局所解をもつ Rastrigin 関数

$$f(x_1, \dots, x_n) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - \cos(2\pi x_i)), \quad (2)$$

次元数に応じて最適値が変化する Trid 関数

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 - \sum_{i=2}^n x_i x_{i-1}, \quad (3)$$

多くの地点で最適値に近い値をとる Test Tube Holder 関数

$$f(x_1, x_2) = -4 \left| \exp \left( \left| \cos \left( \frac{x_1^2}{200} + \frac{x_2^2}{200} \right) \right| \right) \sin(x_1) \cos(x_2) \right| \quad (4)$$

を採用した. いずれも最小値探索である.

#### 3.2 性能評価

探索性能を統一的に評価するため粒子数  $NV$  を 100, 最大世代交代数を  $10^4$  に固定し, 探索結果の初期配置への依存性を考慮して 100 回の試行を行った. 探索解と収束世代数の平均値を表 2 に示す. 3 解法とも最適解に到達するケースが多くみられ, 群知能の性能の良さが伺える結果である.

探索過程の特性を検討すべく, 式 (1) と式 (2) に対して, 100 回の試行過程を平均した適合度の変化を世代交代数の関数として図 1 に示す. 急激に適合度に変化する箇所は局所解からの脱却を意味し, GWO が探索の初期で最適解に向かっていることが分かる.

本研究では土木・地盤工学における高次元のパラメータ同定を見据え, 次元数を高く設定できる式 (3) について 50 次元まで探索を行った. 図 2 には次元数に対する探索解と最適値の比の絶対値を示しており, 1 に近いほど良好な結果である. 高次元探索では CKA が最も安定しており, ロバスト性の観点においては CKA が優秀であると言える.

### 4. 結論

本研究では実績のある PSO に加え, 比較的新しい群知能である CKA と GWO によるパラメータ同定を実施した. GWO は収束速度, CKA は頑健性に優れていることが確認できた.

参考文献 : 1) Kennedy, J. and Eberhart, R.: Particle Swarm Optimization, *ICNN*, 4, pp.1942-1948, 1995. 2) Yang, X. and Deb, S.: Cuckoo search via Lévy flights, *NABIC*, pp.210-214, 2009. 3) Wang, J. and Li, S.: An Improved Grey Wolf Optimizer Based on Differential Evolution and Elimination Mechanism, *Sci. Rep.*, 7181, 2019.

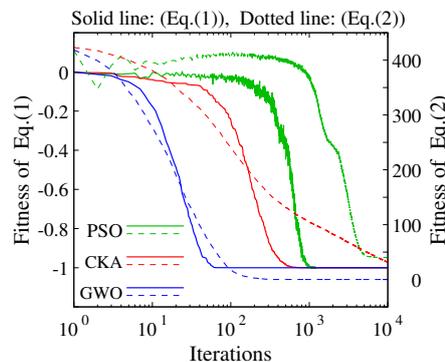


図 1 : 平均適合度の推移  
 Transition of normalized fitness

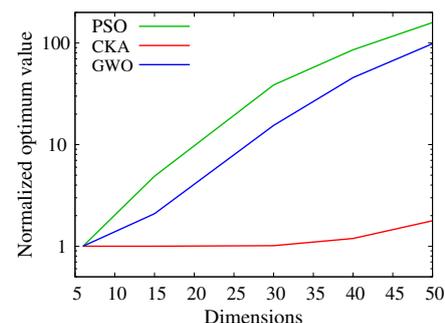


図 2 : 次元数と探索性能の関係  
 Relationship between dimensions and optimum