

人工知能 課題番号 28 「新しいメタヒューリスティクス手法の  
アルゴリズムの解説及びその応用例」

工学部電子情報工学科 03-175001 浅井明里

2018 年 1 月 7 日

## 1 本課題で取り扱ったアルゴリズム

本課題では Yang and Deb(2009) の Cuckoo Search(CS) 及び Geem(2000) の Harmony Search(HS) について、そのアルゴリズムの説明や実用例などについて論じる。

## 2 Cuckoo Search(CS, カッコウ探索)

### 2.1 カッコウ探索アルゴリズムの説明

カッコウ探索はカッコウの、卵を産むが自分では子育てをせず他の鳥の巣に卵を産み、育てさせるという独特な托卵の習性に着想を得た、連続値最適化問題を対象とする多点探索型メタヒューリスティックである。カッコウに托卵された他の種が仮に卵が自身のものでないと気がついてしまうと、カッコウの卵を捨ててしまうもしくははその巣を放棄して新たな巣を別の場所で作ってしまうため、カッコウの中には卵の色や模様のパターンを寄生する種の卵と似せたりするものもある。カッコウ探索は次のようなルールに従う。

1. 各カッコウはランダムに選んだ巣に一つ卵を産み付ける。
2. 質の良い卵を持つ巣は次の世代へと持ち越される。
3. 寄生可能な巣の数は固定されており、寄生先の親が卵が自分のものでないと  $p_a \in [0, 1]$  で見破る。発見されると卵は巣から捨てられたり、寄生先の親がその巣を放棄して新たな巣を作ることで見捨てられる。

卵をランダムに選択された巣に産み付ける行為を「Levy Flight」と呼び、これはランダムウォークの一種である。これは Levy 分布にしたがっており、Levy 分布は  $\mu$  を位置パラメータ、 $c$  を尺度パラメータとしたとき、以下の式で定義される。

$$f_L(x; \mu, c) = \begin{cases} \sqrt{\frac{c}{2\pi}} \frac{\exp(-c/(2(x-\mu)))}{(x-\mu)^{3/2}} & (\mu \leq x) \\ 0 & (otherwise) \end{cases}$$

飛行パターンや採餌行動など、様々な自然現象や物理現象における確率的変動を表現できるとされており、また最適化においては、正規分布に従う乱数によるランダムウォーク (Gauss Flight) を用いる場合に比べ、効率的な探索を行うことができると言われている。

カッコウ探索のアルゴリズムをステップごとに示すと次のようになる。

1. 探索点数  $m$ , パラメータ  $\alpha \geq 0, \beta \in [0.3, 1.99]$ , 排斥確率  $P_a \in [0, 1]$ , 最大評価回数を  $T_{max}$  を定め、評価回数を  $T = 0$  とする。
2. 探索点の初期位置  $x^i (i = 1, 2, \dots, m)$  を初期配置領域  $\mathbf{IS}$  内にランダムに与え、評価回数を  $T = m$  とする。
3. 参照探索点  $x^{r_1}$  を基準として、近傍解  $\hat{x}$  を

$$\hat{x} = x^{r_1} + \alpha \mathbf{L}(\beta)$$

より生成する。ここで  $r_1$  は整数値一様分布に従う乱数であり、 $\mathbf{L}(\beta)$  は Levy 乱数ベクトルであり、各要素  $\mathbf{L}_n(\beta)$  は近似 Levy 分布に従う乱数となっている。

4. 更新探索点を  $x^{r_2}$  を

$$v^{r_2} = \begin{cases} \hat{x} - x^{r_2} & f(\hat{x}) < f(x^{r_2}) \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

$$x^{r_2} := x^{r_2} + v^{r_2}$$

より更新を行う。ここで  $r_2$  は整数値一様分布に従う乱数である。更新後、評価回数を  $T := T + 1$  とする。

5. 排斥確率  $P_a$  にしたがって以下の操作を行う。最悪探索点を  $x_{c-worst}$  を

$$x_{c-worst} = \mathbf{argmax}\{f(x_i) | i = 1, \dots, m\}$$

とし、

$$x_{c-worst} := x_{c-worst} + \alpha \mathbf{L}(\beta)$$

より更新する。ここで  $\mathbf{L}(\beta)$  は Levy 乱数ベクトルであり、各要素  $\mathbf{L}_n(\beta)$  は近似 Levy 分布に従う乱数となっている。更新後、 $T := T + 1$  とする。

6.  $T \geq T_{max}$  ならば探索終了、さもなければ 3 に戻る。

## 2.2 カッコウ探索の特徴

Yang(2010)によると、Levy Flight と組み合わせたカッコウ探索は他の遺伝的アルゴリズム、PSO などの手法と比較し、はるかに効率的であり、またほぼ全てのテスト問題においてより良い結果をあげている。その理由として、カッコウ探索においては微調整が必要なパラメータの数が少なくいことがあげられる。実際のところ、人口サイズの  $n$  を除き、重要なパラメータは排斥率  $P_a$  のみである。

加えて、カッコウ探索のシミュレーションでは、収束率はアルゴリズムに依存した  $P_a$  のようなパラメータに対して鈍感であり、特定の問題に対してはこれらのパラメータを微調整しなくて良いことを示している。このことは他の手法と比較し、カッコウ探索をより一般的かつ頑健なものとしている。

## 2.3 カッコウ探索の実用例

カッコウ探索は様々な現実世界の問題に適用されている。ジョブショップスケジューリング問題等、遺伝的アルゴリズムの応用が近年注目されている領域に対するカッコウ探索の応用が進むが、特にいくつかの問題では他の探索アルゴリズムと比較してもカッコウ探索が抜きん出て優れた結果を示している。

Yang(2015) は新たなマルチプロセッサ・タスクスケジューリングアルゴリズムとしてカッコウ探索アルゴリズムを提唱し、カッコウ探索を利用した場合、最短の課題完了時間を得ることができただけでなく最速解決速度を持つことを示した。この計算時間は現在広く用いられている遺伝的アルゴリズムと粒子スウォーム最適化アルゴリズムよりも 60% も低かったとしており、カッコウ探索がこの問題において優れた性能をあげうることを示している。

池田 (2014) は蓄電池・蓄熱槽・熱源の統合的最適運用手法の最適化計算に当たって、遺伝的アルゴリズム、粒子群最適化、差分進化及びカッコウ探索を従来の動的計画法と比較した。この結果、純粋な計算精度はカッコウ探索がメタヒューリスティック手法の中で最も良く、また世代を継続しても評価値が改善され続けるため、最終的には計算開始後すぐには精度の高い他ヒューリスティック手法を上回ることが確認できた。カッコウ

ウ探索手法は現在主流となっている動的計画法の 1/11 程度の時間で理論解に 0.066% まで迫り、メタヒューリスティック、特にカコウ探索による統合的最適化手法が有効であることを示した。

### 3 Harmony Search(HS)

Harmony Search(HS) は音楽の即興過程を元にした、最適解探索アルゴリズムであり、ミュージシャンが作曲するとき、彼らが記憶にある様々な音階の組み合わせを考える過程を最適化された出力を得るために入力を適応させる最適化過程と捉えるものである。他のメタヒューリスティック手法が自然界の虫などの生物による群知能に基づいた手法が多いのに対し、HS はある美的基準に基付いて決定された、完璧に調和のとれたハーモニーを探索する音楽的な過程から着想を得ているという点で大きく異なっている。

即興演奏は様々な音階の組み合わせを試してよりよりハーモニーを探索する過程であり、以下の三つの規則に従う。

1. 記憶の中にある一つの音階を演奏する。
2. 記憶中にある一つの音階に隣接する音階を演奏する。
3. 演奏可能領域の中のランダムな音階を演奏する。

Harmony Search アルゴリズムはミュージシャンが行なっているこの過程を模倣し、以下の三つの規則に従って最適解を探索する。

1. HS 記憶から任意の値を選択する。
2. HS 記憶から任意の値に隣接した値を選択する。
3. 選択可能範囲からランダムな値を選択する。

この Harmony Search アルゴリズムにおいて、harmony memory considering rate (HMCR) と pitch adjusting rate (PAR) という二つのパラメータを用いることにより、より効率的な探索が可能である。

Harmony Search アルゴリズムをステップごとに示すと次のようになる。

1. HS 記憶 (HM) を初期する。この HM は所与の数のランダムに生成された最適化問題に対する解法であり、例えば  $n$  次元の問題において、HM は次のように表現される。

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_n^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_n^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{HMS} & x_2^{HMS} & \dots & x_n^{HMS} \end{bmatrix}$$

HMS のそれぞれの行ベクトルは解法の候補であり、HMS は 50 から 100 の間に設定されることが多い。

2. HM から新たな解法  $[x'_1, x'_2, \dots, x'_n]$  を即興する。この新たな解法におけるそれぞれの構成要素は HMCR に基づいて獲得される。HMCR は現在の HM から構成要素を選択するときの確率として定義され、 $1 - \text{HMCR}$  は新たな構成要素をランダムに生成することを示している。仮に  $x'_j$  が HM から選ばれるのならばランダムな HM の構成要素の  $j$  番目の次元から選択されることになり、これは後に PAR に基づいて変異しうる。PAR は HM から取り出された候補が変異されうかどうかの確率を決定する。この手法は遺伝的アルゴリズム (GA) にも類似しているものの、GA が一つもしくは二つの現存す

る染色体の連なりのみを用いて新たな染色体の連なりを生成するのに対し、HS の解法は HM の全てのメンバーを用いて生成される点で異なっている。

3. HM を更新する。一つ前のステップで求められた解法が評価される。仮に新たな解法が HM の最悪の解法より良い適合度を示した場合、この最悪の解法は新たな解法に置き換えられる。
4. 終了条件を満たせば終了し、そうでなければ s2 に戻る。

### 3.1 Harmony Search の特徴

Harmony Search アルゴリズムは他の GA や PSO などと比較し、進化のために単一の探索記憶のみを使用するため、簡潔なアルゴリズムとなっている。

Yang(2013) は HS を他の最適化手法と比較する上で、diversification(多様化) と intensification(強化) という二つのキーワードを挙げている。diversification は広大なパラメータ空間を効率的効果的により多くの空間を探索することとする。一方、intensification は探索知的や経験から可能であればランダムさを減らし diversification を制限することにより、収束を加速させる。この diversification と intensification の最適な均衡が必要であり、この最適な均衡を求めること自体が最適化である。

Harmony Search アルゴリズムにおいては diversification は音階の適用とランダムな生成という二つの要素により制御されており、このことが HS 手法の高い効率性のための重要な要素となりうる。この二つの要素により、HS が良い局所解を発見することを可能にしている。intensification は HS アルゴリズムの Harmony Memory Accepting Rate(HMAR) で調整されており、このレートが高いほど HM 内の適合度の高い解法がより選択されやすくなる。これは遺伝的アルゴリズムにおけるエリート種の保存に類似する。この intensification もまた音階の適用で制御が可能であるため、こういった構成要素間の相互作用が HS を他の手法と比較しいくつかの問題においてより成功している理由と考えられている。

### 3.2 Harmony Search アルゴリズムの実用例

もともと Harmony Search アルゴリズムは排水管網の最適化問題を解くために開発・応用された。Harmony Search アルゴリズムは産業や工学の分野でも応用が進んでおり、最近では電力システムに関連する最適化問題への応用も先行研究で多く行われている。Sinsuphan(2013) は HS を逐次二次計画法と組み合わせることにより、最適な電力供給問題に応用した。

## 参考文献

- [1] N. Sinsuphan, U. Leeton, T. Kulworawanichpong, "Optimal power flow solution using
- [2] Yang Huihua, Zhang Xiaofeng and Xie Pumo, "Multiprocessor Task Scheduling Method Based on Cuckoo Search Algorithm", Jisuanji Kexue, Vol. 42, No.1, 86-89(2015)
- [3] XS Yang, "Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm", Music-Inspired Harmony Search Algorithm, Theory and Applications (Editor Z. W. Geem), Studies in Computational Intelligence, Springer Berlin, vol. 191, pp. 1-14 (2009) improved harmony search method.", Appl. Soft Comput. 13(5), 2364 – 2374 (2013)
- [4] Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim and G.V. Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm:

Harmony Search”, Simulation 76.2, 60-68 (2001)

- [5] 池田伸太郎, 大岡龍三「メタヒューリスティックを用いた蓄電池・蓄熱槽・熱源の統合的最適運用手法の開発」, 日本犬陸学会環境系論文集, 第 79 巻, 第 705 号, 957-966 (2014)