

関数最適化問題に対する適応型差分進化法の研究

著者	田邊 遼司
学位授与年月日	2016-03-24
URL	http://doi.org/10.15083/00073259

論文の内容の要旨

論文題目: 関数最適化問題に対する 適応型差分進化法の研究

氏名: 田邊遼司

関数最適化問題は, 目的関数 $f: \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}$ が与えられた時, 目的関数値 $f(\mathbf{x})$ を最小化する D 次元の実数値ベクトル $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_D)^T$ を求める, 工学分野において一般的かつ重要な最適化問題である. 最適解が解析的に求まる関数最適化問題インスタンスは少ないため, これまでに様々な最適化手法が提案されている. しかし, 目的関数が非凸関数であった場合, 最適解を求めることは困難である.

Differential Evolution (DE, 差分進化法) は 1995 年に提案された, 主に関数最適化問題を対象とした Evolutionary Algorithms (EA) である. Nelder-Mead 法や Hooke-Jeeves 法といった直接探索法, 及び Genetic Algorithm や Evolution Strategy などと同様に, DE は目的関数値 $f(\mathbf{x})$ のみを利用して探索を行うため, 対象問題の目的関数 f が微分不可能であったとしても適用可能である. DE は比較的単純な枠組みでありながら, 他の EA と比べ比較的良好な性能を示すことが報告されており, 近年では DE についての研究数が増加している.

しかし, 一般的に EA の探索性能は使用するパラメータ設定に大きく依存することが知られており, DE もその例外ではない. ここで, 基本的な DE の制御パラメータは集団数 N , スケール係数 F , 交叉率 C である. $F \in (0, 1]$ は差分突然変異の大きさを調整し, $C \in [0, 1]$ は親個体から子個

体へと受け継がれる決定変数の数を制御する。多くの実問題においては対象問題の情報を事前に知ることのできない black-box optimization 環境であるため、問題ごとにパラメータチューニングを行う必要がある。しかし、実問題ではパラメータ設定の調整が困難な状況が多々あり、DE の実用化に当たり大きな問題となっている。

このような背景から、探索中に自動的にパラメータ設定が調整され、ユーザによるパラメータチューニングが不要な DE のパラメータ制御法が、2005 年ごろから徐々に研究され始めた。ここで、DE を含む EA におけるパラメータ制御法の枠組みは、次の 3 つに分類される：

- (i) 決定的パラメータ制御 (deterministic parameter control)
- (ii) 適応的パラメータ制御 (adaptive parameter control)
- (iii) 自己適応的パラメータ制御 (self-adaptive parameter control)

その中でも、現在の探索状況の情報を基に使用するパラメータ設定を調整する、(ii) 適応的パラメータ制御に関する研究が近年増加しており、DE におけるパラメータ制御法の主流となっている。(ii) の適応手法を組み込んだ DE (適応 DE) は、DE の長所であるアルゴリズムの単純さを保ちつつも、対象問題ごとのパラメータ設定の調整が不要であり、かつ良好な探索性能を有することが報告されている。

しかし、多くの優れた適応 DE が提案されている一方、その適応手法に関する知見は乏しい。適応 DE のパラメータ適応の振る舞いを調査した研究は少なからず存在するが、その多くは適応メタパラメータ (F , C の生成に使用される、適応手法により直接調整されるパラメータ)、又は生成された F , C の値を探索の経過ごとに図示し、視覚に基づく定性的な議論にとどまっている。また、DE だけではなく EA 全体においても、ある適応手法が有用な理由を明らかにした研究は少ない。

また、探索性能という面では、適応 DE は black-box optimization 環境における関数最適化問題に対する現在の state-of-the-art な手法である Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) にリスタート戦略を導入した restart CMA-ES に劣る。そのため、「単純さ」という面では適応 DE は優れているものの、「探索性能」という観点を考慮すると、EA を実問題における最適化の道具として利用するユーザの最初の選択肢としては考えづらい。

上記に述べた適応 DE における 2 つの問題点に対して、本論文の目的は次のとおりである：

- (1) 先行研究では適応 DE の適応手法を定性的にしか解析できていなかったのに対して、本論文では定量的に解析する枠組みを確立する。こ

の枠組みを用いて適応手法を解析することで、従来の定性的な解析方法では得られなかった、どの適応手法が優れた適応性能を有するのか、高性能な適応手法を設計するためには何が求められているのか、及び特定の問題クラスにおける適応 DE の探索失敗現象といった事項を解明する。

- (2) 上記により得られた適応手法に関する知見を元に、現在の state-of-the-art な EA である restart CMA-ES と同等以上に効率的な適応 DE を設計する。これにより、適応 DE が実問題における最適化ツールとして、より多くのユーザに使用されることを目指す。

(1) の目的のために、適応 DE のパラメータ適応能力の解析のための、理想化されたパラメータ適応の軌跡である oracle パラメータを用いた新たなシミュレーション法を提案した (5 章)。本シミュレーション法ではパラメータ値を独立して評価することが可能であり、これまで難しかったパラメータ適応手法の適応能力についての議論を可能とした。また、異なる適応過程におけるパラメータ系列間の距離の概念を新たに導入し、ハイブリッド関数における適応 DE のパラメータ適応の振る舞いを解析した (7 章)。これにより、ハイブリッド関数にて適応手法がパラメータ適応に失敗したために、適応 DE の探索が失敗する現象を明らかにし、適応 DE の問題点を指摘した。

(2) の目的のために、DE における交叉オペレータの分析と評価をした (8 章)。その結果から、近年良好な性能を有することが報告されている DE の exponential 交叉は、誤った性能評価がされている可能性が高いことがわかった。各章にて得られた知見を元に、新しい効率的な適応手法 Success-History based Adaptive Differential Evolution (SHADE) を提案した (6 章)。特定のオペレータを用いた SHADE は、目的関数値 $f(\boldsymbol{x})$ のみを利用する伝統的な探索手法、及び restart CMA-ES と比較し、探索性能が優れていることを示した。