

本論文は、関数最適化問題に対する適応型差分進化法を扱っている。差分進化法 (Differential Evolution, DE) は 1995 年に提案された、主に関数最適化問題を対象とした進化アルゴリズム (Evolutionary Algorithms, EA) である。適応型差分進化法 (適応 DE) は、制御パラメータを自動調整する適応手法を組み込んだ DE の枠組みである。適応 DE は近年活発に研究されているが、(1) 適応手法に関する知見が乏しい、(2) 性能が state-of-the-art な探索手法と比べ劣るという問題を有する。この 2 つの問題に対して、本論文は取り組んでいる。

本論文は全 9 章から構成されている。第 1 章では、先に述べた適応 DE の問題点と本論文の目的をまとめている。第 2 章、第 3 章、第 4 章では本論文の研究背景を、200 本以上の参考文献を引用しまとめている。第 2 章では本論文が対象とする black-box optimization 環境における関数最適化問題と、本問題に対する探索手法について述べている。第 3 章では、本論文にて扱う DE の基礎、及び突然変異戦略、交叉手法や世代交代モデルといった各オペレータの特徴を他の EA と比較しながら説明している。第 4 章では、始めに EA 全体におけるパラメータ設定問題について言及し、次に解決方法であるパラメータチューニングとパラメータ制御について、それぞれ説明している。その後、DE における同様の説明をしている。

第 5 章ではベンチマーク問題集を用いた実験によって既存の適応 DE の探索性能を解析するとともに、新たに開発したシミュレーション手法による実験によって各適応手法の適応性能を解析している。前者の実験結果から、適応手法間の優劣関係は使用するオペレータに大きく依存し、あらゆるオペレータにおいて優れた探索性能を示す適応手法は無いことが判明した。後者では始めに、探索過程において適切なパラメータは変化しうるが、その変化が既知のものとして与えられた 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ている。一般的に、適応手法が生成したパラメータ値自体の良し悪しを判別することが難しいため、適応手法の解析は困難である。そのため、適応手法の解析はこれまでにほとんど行われていないが、提案シミュレーション法は適応手法の適応能力についての定量的解析を可能とした。本シミュレーション法によりパラメータ適応能力を解析することで、従来の適応手法には問題点があることを明らかにした。提案シミュレーション法は新規性が高く、適応手法を解析するツールとして今後の応用が期待され、評価できる。

第 6 章では、第 5 章の解析結果から明らかになった既存の適応手法の問題点を考慮した、新たな適応手法である Success-History based Adaptive DE (SHADE) を提案している。SHADE では探索中に得られた対象問題に適したパラメータ設定をメモリに保存し、メモリ内の要素を用いて新たにパラメータを生成することで、制御パラメータの自動調整を行う。Oracle パラメータを用いたシミュレーション法と伝統的なベンチマーク集合での両実験にて、従来の適応手法よりも優れた性能を SHADE は示した。また、特定のオペレータを用いた SHADE は、近年の

state-of-the-art な EA に匹敵する探索性能を有することが確認された。この成果より、先述の問題点 (2) を本論文は解決できたと言え、評価できる。

第 7 章では SHADE を含む適応 DE が、ハイブリッド関数において探索に失敗する現象について述べている。ここで、ハイブリッド関数は非一様な問題性質を有するよう設計された複数のベンチマーク関数から成る関数である。始めに、適応 DE をハイブリッド関数に適用した結果、問題性質が互いに異なるベンチマーク関数から構成されたハイブリッド関数は、適応 DE にとって困難な問題であることがわかった。次に、適応 DE の探索失敗現象を明らかにするため、異なる適応過程におけるパラメータ系列間の距離を計測し要約する方法を提案し、適応手法のパラメータ適応の振る舞いを解析した。その結果、適応手法が特定のインスタンスにおいてパラメータ適応に失敗したために、適応 DE の探索が失敗することが明らかになった。適応過程におけるパラメータ系列間の距離の概念を導入した定量的解析法により探索失敗現象を明らかにし、DE の研究分野が取り組むべき次の課題を提示したことは評価できる。

第 8 章では DE における交叉オペレータの分析と評価をしている。始めに、いくつかの人工的なベンチマーク問題は依存関係にある決定変数同士が隣接しているという非現実的な性質を有する問題点を指摘している。次に、この性質を exponential 交叉が探索に利用可能であり、この非現実的な性質を解消した場合、exponential 交叉の探索性能は binomial 交叉と比べ劣るようになることを示した。また、バイアスを持たない shuffled exponential 交叉は exponential 交叉の問題点を解消していることを、大規模な評価実験にて示している。DE の exponential 交叉が誤評価されていたことを指摘するとともに、その修正方法を提案したことは評価できる。

最後に第 9 章では本論文の結論を述べている。

以上のように、第 5 章にてこれまで困難であった適応手法の定量的解析を可能とするシミュレーション法を提案し、第 7 章では適応過程におけるパラメータ系列間の距離に基づく解析法により適応 DE の探索が失敗する現象を解明している。これらの成果は、先に述べた適応 DE の問題点 (1) に対して重要な貢献を成している。また、第 8 章では DE における交叉手法の分析と評価をすることで優れたオペレータを求めており、第 6 章にて各章において得られた知見を元に新たな適応手法 SHADE を設計することで、問題点 (2) を解消している。これらの成果は独創的であり、博士学位論文として高く評価される。したがって、本審査委員会は博士 (学術) の学位を授与するにふさわしいものと認定する。