

# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

近年、様々な進化計算 (Evolutionary Computation, EC) 手法が提案されている。進化計算とは自然界の慣わしを工学的に模倣した最適化アルゴリズムの総称で、多点探索や関数の勾配情報が必要ないといった特徴から、多目的最適化に有効な手法であることが知られている。進化計算の中でも特に多目的最適化に焦点を当てた手法は進化的多目的最適化アルゴリズム (Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms, EMOAs) と呼称される。様々な EMOA が提案されているが、その中でも実数値遺伝的アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithms, RCGAs) の研究が盛んに行われており、実際の設計問題においてもその有効性が示されている [?, ?].

RCGA はバイナリ型遺伝的アルゴリズム (Binary-Coded Genetic Algorithms, BCGAs) と異なり、設計変数は 0, 1 のバイナリビット列でなく実数値配列となる。一般的に、RCGA を用いた最適化では設計変数に連続値を仮定した実数値で取り扱うため、設計変数の有効桁数や離散化に関してユーザが意識することは少なく、計算機の取り扱える最大桁数を用いて最適化を行うことが多い。しかし、現実の設計最適化問題では設計変数は実現性の観点から、離散値となったり有効桁数が設けられる場合が多い。RCGA をそのような設計問題に適用する場合、最終的に得られた解の設計変数を離散値に近似するか、設計変数を最適化のプロセスの途中で修正する必要がある。設計変数を最適化のプロセスの途中で修正する場合、個体評価前に実際の設計変数の値を修正するか、仮想的に離散化して評価することが考えられるが、そもそも設計変数の離散化が RCGA の探索性能に与える影響については、これまで十分に議論が行われていなかった。

そこで先行研究 [ ] では、離散値が実数値 GA の探索性能にどのような影響を与えるかを明らかにするため、代表的な実数値 GA である NSGA-II と 3 つのベンチマーク問題を用いて、数値実験による評価を行った。その結果、設計変数を粗く離散化するほど収束性が向上する

が、問題によっては解の多様性が失われてしまう可能性があることが分かった。しかしながら、他の実数値 GA やベンチマーク問題、実際の設計問題においても同様の現象が確認できるかなど、未だ不明確な部分も多い。したがって、先行研究の結果の一般性の確認と共に、設計変数の離散化の有効な活用方法を検討することが必要であると考えられる。

## 1.2 研究目的

本研究では、設計変数の離散化が実数値 GA の探索性能に与える影響を幅広く評価することを目的とする。また、その結果から設計変数の離散化の有効な活用方法を考察し、効率的な探索に繋がる手法の提案を行う。ここでは、先行研究の NSGA-II に加え、代表的 RCGA の一つである MOEA/D[] での検証を行い、実際の設計問題を模擬した Engineering 問題を含む 19 個のベンチマーク問題を用いて影響を評価する。設計変数の離散化の活用手法においては、NSGA-II に適用し、24 個のベンチマーク問題を用いてその性能を評価する。

## 1.3 本論文の構成