

ニューラルネットワークを用いた多目的最適化アルゴリズムの提案

小林 賢二

Kenji KOBAYASHI

1 はじめに

世の中には多くの最適化の対象となる問題が存在する。しかし、実世界に存在する様々な最適化問題を考えた場合、それらの問題には複数の評価基準が存在することが多い。このような複数の評価基準を同時に考慮しながら最適化を行う問題を多目的最適化問題という¹⁾。多目的最適化問題では、複数の評価基準は互いに競合する場合が多く、全ての評価基準が同時に最適となる解は存在しないため、他の解に劣らない解であるパレート最適解の集合を求める手法が一般的に用いられる。そのため多目的最適化問題では、多点探索が可能な遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) が用いられることが多い。

しかし GA は多くの評価計算回数を必要とするため、一度の評価計算に時間を要するような問題においては、数多くの個体を探索に用いることは実用的であるとはいえない。そこで、できるだけ少ない個体数で、かつ効率がよい探索方法が必要となる。本報告では、ニューラルネットワークを多目的 GA に組み込んだアルゴリズムを提案する。

2 多目的最適化

2.1 多目的最適化の定義

一般に多目的最適化問題は、 k 個の互いに競合する目的関数 $f_i(x)$ を、 m 個の不等式制約条件の下で最小化 (最大化) する問題として定義される。

多目的最適化問題では、一般に目的関数間にトレードオフの関係があるため、全ての目的関数を同時に最適化することはできない。トレードオフの関係とは、ある目的関数の改善が他の目的関数にとって改悪方向に働くということである。そのため多目的最適化問題では、単一の最適解の代わりに概念として、パレート最適解という概念を用いる。

2.2 パレート最適解

パレート最適解は、多目的最適化問題における解の優越関係により決定される。以下に、全目的が最小化の問題における例を示す。

定義 (優越関係): x^1, x^2 ($x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$)
 $f_i(x^1) \leq f_i(x^2) (\forall i = 1, \dots, k)$ の時、 x^1 は x^2 を優越。

x^0 とすると、パレート最適解とは、どの x にも優越されない x^0 のことである。Fig. 1 に目的関数が 2

つの場合のパレート最適解の例を示す。

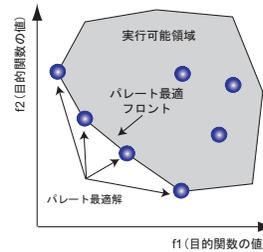


Fig. 1 パレート最適解の概念

このような複数のパレート最適解を求める手法として、多点探索を行うことが可能な GA を多目的最適化に拡張した多目的 GA が用いられることが多い。しかし、GA は数多くの評価計算を要するため、一度の評価計算に時間を要するような問題においては、探索に多くの個体数を用いるのは実用的ではないという問題点がある。

3 ニューラルネットワーク

人間の脳は、ニューロンと呼ばれる神経細胞が互いに結びつきあった構造によって構成されている。ニューラルネットワークは、人間の脳の仕組みを模倣することで、人間が得意とするパターン認識や推測などの処理を行うことが可能な情報処理システムである²⁾。

ニューラルネットワークは、多数のニューロンをつなぎ合わせることで構成されるもので、各々のニューロンは以下に示すような特徴を持っている。

- 入力信号の和が閾値を超えると出力する (発火)
- 結合しあったニューロン間には重みを付加することで情報処理を行う

このようなニューロンの働きをモデル化したのが Fig. 2 のニューロンモデルである。

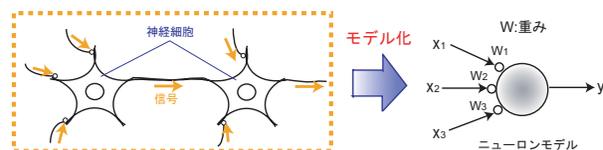


Fig. 2 ニューロンモデル

このニューロンモデルで構成されるニューラルネットワークは、ある入力データとその入力に対する出力データの組を多数与えて、入力と出力の関係を一致させるよ

うにニューロンの重みの修正を行う。これを学習といい、学習を繰り返すことでニューラルネットワークは、入力と出力の関係を元に応答を返す関数を作成する。これにより、学習の際に与えていなかったデータに関して推測が可能になる。この様子を Fig. 3 に示す。

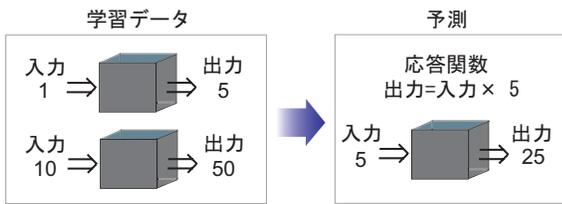


Fig. 3 応答式の予測

4 提案手法

GA を用いた代表的な多目的最適化手法には NSGA- や SPEA2 などがある。しかし、これらの手法では、少数個体で探索を行った場合に得られるパレート最適解の分布に偏りが出ることが多い。これは、設計変数値の値どうしの近接性と目的関数値の値どうしの近接性は必ずしも一致しないことが要因であると考えられる。

そこで本報告では、従来の設計変数値を元に目的関数を導き出す方法ではなく、ニューラルネットワークを用い目的関数値を導き出す設計変数値を求めることにより、少数個体で探索を行った場合でも、目的関数空間において隣接するパレート最適解どうしの距離を均等大きさで得る方法を提案する。

4.1 提案手法のアルゴリズム

本手法は、理想的なパレート最適解の配置となるような目的関数値を導出するための設計変数値を推測するものである。また、個体データをもとにニューラルネットワークを用いて応答関数を作成することによりこれを實現する。アルゴリズムの流れを以下に示す。

1. n 個の初期個体を生成。
2. 生成した個体の目的関数値を入力、設計変数値を出力としてニューラルネットワークで入出力の関係を学習し応答関数を作成。
3. パレート最適解となる個体で補間曲線を作成。
4. パレート最適解の中で端以外になる個体を取り除き、目的関数空間において隣接する個体どうしの距離が均等になるように $n - 2$ 個の個体を、新たに補間曲線上に生成する。
5. ニューラルネットワークにより作成された応答関数から、補間曲線上に生成された個体の目的関数値を導く設計変数値を求める。
6. ニューラルネットワークにより得られた設計変数値で多目的 GA を用い評価計算を行う。

7. 終了条件を満たしていれば終了。満たしていなければ 2 から 6 を繰り返す。

個体データにより作成される応答関数の正確性は、個体データの数などに依存する。そのため、個体データ数が少ない探索序盤ではその正確性は低いと考えられるが、個体データが増える探索後半では、正確性の高い応答関数が得られると予想される。

4.2 ニューラルネットワークによる応答関数の作成

探索個体の目的関数値を入力、設計変数値を出力として学習を行い応答関数の作成を行う。また得られる応答関数は、学習データとして与えられていない目的関数値を入力として与えた場合も出力を得ることが可能である。このことにより、パレート最適解どうしの距離が等間隔となる理想のパレート最適解の配置と目的関数値が分かっているならば、得られるパレート最適解どうしの距離を等間隔に得ることが可能である。

4.3 補間曲線の作成

全ての個体の中でパレート最適解となるものを選び、それらの個体で補間手法を用い補間曲線を作成する。補間曲線を作成することにより、Fig. 4 の (a) のような隣接個体との距離が不均一なものから Fig. 4 の (b) のような隣接個体との距離が均一なものへ置き換えることが可能である。

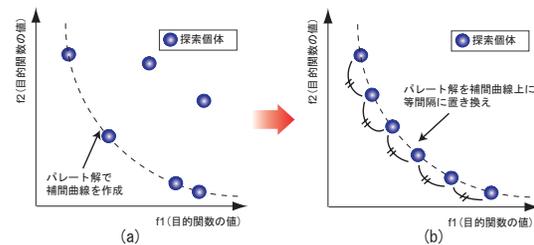


Fig. 4 補間曲線

5 まとめ

本報告では、ニューラルネットワークを用いた多目的最適化アルゴリズムについて提案した。本手法は、従来の設計変数値から目的関数値を求める手法ではなく、目的関数値を導き出す設計変数値を、ニューラルネットワークによって作成される応答関数により求める手法である。これにより、少数個体での探索でも、目的関数空間において隣接するパレート最適解どうしの距離を均等に得ることができると考えられる。今後は、本手法を実装し、その有効性の検証を行う予定である。

参考文献

- 1) 渡邊真也, 廣安知之, 三木光範「近傍個体の交叉に基づく多目的遺伝的アルゴリズムとその応用に関する研究」
- 2) 阿部重夫, 近代科学社「ニューラルネットとファジィシステム」