

## ニューラルネットワークの利用による 多様性維持メカニズムを有する多目的遺伝的アルゴリズム

小林 賢二<sup>†</sup>, 廣安 知之<sup>††</sup>, 三木 光範<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 同志社大学大学院 <sup>††</sup> 同志社大学工学部

多くの実問題において、多目的遺伝的アルゴリズムでパレート解を求める場合、高い計算コストが問題となる。計算コストを軽減する方法の一つとして、少数個体での探索が考えられる。しかしながら、計算コストの削減は図られるが、少数個体での探索は、探索過程において多様性の低下が生じ、精度の高いパレート解が求めにくいという問題が生じる。それに対して、探索過程において、解の偏りが生じた場合には、解を均等に再配置することで、少数個体においてもよりよいパレート解が得られる可能性がある。しかしながら、この場合、再配置したい空間が目的関数空間であるために、目的関数値から設計変数値を導出する逆解析を行う必要がある。そこで本論文では、人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network:ANN) で目的関数の逆関数を近似し、探索過程における多様性の低下を軽減することで、多様性を維持した探索を行うメカニズムを提案する。提案手法を代表的な多目的 GA 手法である NSGA-II に組み込み、テスト関数を用いて探索に及ぼす影響について検討を行った。ANN による多様性維持メカニズムを組み込んだ NSGA-II が従来の NSGA-II より優れた探索性能を示す関数や、効果が発揮できない場合などを検討した。また、多数の個体を用いた、NSGA-II による探索と比較、アーカイブサイズなどのパラメータの検討も行っている。

## Mechanism of Multi Objective Genetic Algorithm for maintaining the solution diversity using Neural Network

Kenji KOBAYASHI<sup>†</sup>, Tomoyuki HIROYASU<sup>††</sup>, and Mitsunori MIKI<sup>††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Knowledge Engineering, Doshisha University

<sup>††</sup> Faculty of Engineering, Doshisha University

When multi-objective genetic algorithm is applied to real world problems for deriving Pareto optimum solutions, high calculation cost becomes a problem. One of solutions of this problem is using small number of population size. With this solution, however, it often happens that the diversity of the solutions is lost. Then the solutions which have the sufficient precisions cannot be derived. For overcoming this difficulty, the solutions should be re-placed when the solutions are concentrated on a certain point. To perform this re-placement, inverse analyze to derive the design variables from objects since the solutions are located in the objective space. For this purpose, in this paper, the Artificial Neural Network (ANN) is applied. Using ANN, the solutions which are concentrated on certain points are re-placed and the diversity of the solutions is maintained. In this paper, the new mechanism using ANN to keep the diversity of the solutions is proposed. The proposed mechanism is introduced into NSGA-II and applied for the test functions. It is discussed that in some test functions the proposed mechanism is useful compared to the conventional method. At the same time, it is also discussed that in other functions the proposed mechanism is not useful. In other numerical experiments, the results of the proposed algorithm with plentifully population are discussed and the affection of the proposed mechanism is also described.

### 1 はじめに

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。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

ト最適解の集合を求めることが目標の一つとなる。それに対して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 (Genetic Algorithm:GA) が用いられることが多い。しかし、多くの実問題において、多目的遺伝的アルゴリズムでパレート解を求める場合、高い計算コストが問題となる。計

算コストを削減する方法の一つとして、少数個体での探索が考えられる。しかし、少数個体で探索を行う場合、探索過程において個体が集中し、探索個体の解の多様性が失われ、高い精度を持った解を求めにくいという問題が生じる。そこで、本論文では、少数個体で探索を行う際の探索過程で生じる解の多様性の低下を、人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network:ANN) を利用することにより軽減し、多様性を維持しながら探索を行うことで、少ない評価計算回数で良好な精度を持ったパレート最適解を導出するメカニズムを提案する。この際 ANN に要する計算コストを考慮する必要があるが、本論文で想定している問題は、GA の評価部に必要な計算コストが莫大で相対的に ANN に要する計算コストが小さな問題である。航空機などの丸ごと設計や自動車の衝突解析がこれにあたる。そのため、ANN の導入による計算コストの議論は本論文では行わない。

## 2 多目的最適化

### 2.1 多目的遺伝的アルゴリズム

GA は自然界における生物の進化をモデル化した最適化手法である。GA は多点探索であるため、複数のパレート最適解を一度に求めることができる。多目的 GA によって導かれるパレート最適解は、精度と多様性を有していることが望ましいため、その探索方法として、精度と多様性を維持しながら解探索を進めることが重要である。代表的な多目的 GA の手法である NSGA-II<sup>1)</sup> は、良好な精度と多様性を持ったパレート最適解を導出できると報告されている。

### 2.2 多目的遺伝的アルゴリズムの問題点

多目的 GA を用いた多目的最適化は、複数のパレート最適解を一度に導出できるという利点があるが、パレート最適解を求めるまでに高い計算コストを必要とする。少数個体での探索を行った場合、この高い計算コストは削減できる。しかし、図 1 の左図のように探索過程において探索個体の解の多様性が失われ、精度の高い解が得られにくいと問題がある。これに対して、図 1 の右図のように解を均等に配置することができれば、少数個体においても、精度の高いパレート解を得ることが可能である。しかしながら、ここで大きな問題となるのは、解の設計変数値の決定方法である。図 1 の右図のように配置したい解の目的関数値は既値であり、設計変数値は未知である。そのため、逆解析を行い設計変数値を決定する必要がある。本論文では、この逆解析に ANN を利用する。

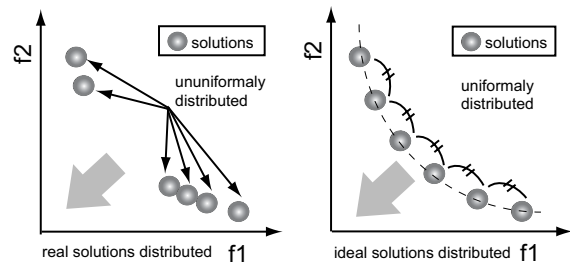


図 1: 探索個体の多様性

## 3 ANNによる逆解析

### 3.1 Artificial Neural Network

ANN は、既知の複数の入出力パターンを元に、未知のシステムの入出力関係を推測した近似関数の作成が可能なモデルである。本研究では、ANN を目的関数の逆関数の近似関数の作成に用い、探索過程における多様性維持を行っている。ANN には、学習アルゴリズムに誤差逆伝播法<sup>2)</sup>を用いた、フィードフォワード型のニューラルネットワークである多層パーセプトロン (Multi Layer Perceptron:MLP) がよく用いられている。

### 3.2 ANNによる多様性維持メカニズム

本論文では、目的関数の逆関数すべてを求めるのではなく、図 1 の右図の破線で示すような、非劣解を通る部分のみの逆関数を求める方法について提案を行う。この逆関数の作成は、多目的 GA によって導出された非劣解集合を学習することにより行う。この際、逆関数の近似のため、目的関数値を入力、設計変数値を出力とする。また、ANN の入力となる等間隔に再配置された目標個体の設定は、非劣解を通る補間線上にある目的関数において個体を均等に再配置することにより行う。この際用いる補間方法には、予備実験より 2 次以上の補間に比べ良好な結果を示した線形補間を用いる。また、本論文では 2 目的の最小化問題を対象とする。補間処理のイメージを図 2 に示す。

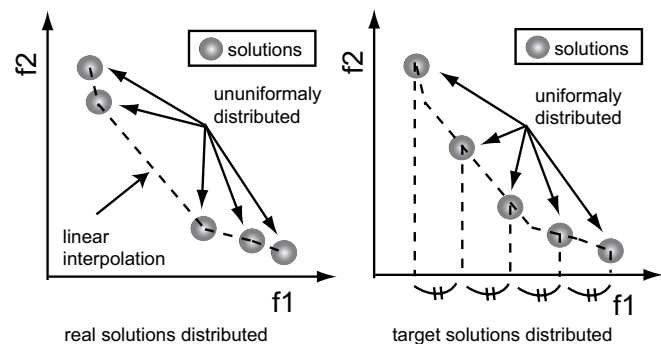


図 2: 線形補間

このようにして得られた目標個体の目的関数値を、作成された ANN に対して入力として与えることで、これに対応する設計変数値を得ることが可能となる。

### 3.3 提案手法のアルゴリズム

本論文で提案する多目的 GA と ANN を併用するメカニズムは、少数個体での探索において、多様性を維持しながら解探索を行うことで、計算コストを削減しつつ高精度の解を求めることを目的としている。提案手法のアルゴリズムを以下に示す。

$N_{ANN}$  : ANN 実行回数

$t_{max}$  : 多目的 GA の総実行世代数

$t$  : 世代数

$k$  : 非劣解の数,  $i = 1$

**Step1:** NSGA-II を  $i \times t_{max} / N_{ANN}$  世代まで行う。

**Step2-1:** 非劣解集合を求め、非劣解集合を通る直線を補間により求める。

**Step2-2:** 非劣解集合を学習データとして ANN で学習し、予測関数を作成する。

(入力 : 目的関数値, 出力 : 設計変数値)

**Step2-3:**  $n$  個の非劣解の中で両端の個体以外のすべての個体を取り除き、ある目的関数において、隣接個体の距離が均等な  $n - 2$  個の目標個体を生成する。

**Step2-4:** ANN により作成された予測関数を用いて、目標個体の目的関数値を導く設計変数値を求める。

**Step2-5:** ANN により得られた設計変数値を元に、真の目的関数で評価計算を行う。

**Step2-6:** ANN により得られた個体とアーカイブを合わせ、NSGA-II のアーカイブ更新メカニズムを適用する。この際のアーカイブサイズは、探索個体数とする。

**Step2-7:** ANN 終了条件を満たしていれば Step1  $\sim (i = i + 1)$ , 満たしていなければ Step2-1  $\sim$ 。

## 4 ANN による多様性維持メカニズムの有効性

提案手法の有効性を検討するために、数値実験を行い議論する。

### 4.1 対象問題と評価手法

提案する多目的 GA と ANN の併用手法は、GA の評価部に莫大な計算コストを要し相対的に ANN に要する計算コストが小さな実問題での利用を想定している。

そこで本実験では、提案手法の効果について検討を行うために、単峰性で非凸のパレートフロントを持つ問題である ZDT6 をテスト関数として用いた。また、各手法で求めた非劣解集合を評価する方法として目的関数空間における精度を測る優越個体割合 ( $I_{RNI}$ ) を用いる。 $I_{RNI}$  は、2 つの非劣解集合を比較し、相手に対して非劣である解の数を求める比較手法である。100 に近いほど良く、0 に近いほど悪い結果を意味する。

### 4.2 ANN による多様性の向上の検討

ANN による多様性維持メカニズムを組み込んだ NSGA-II と従来の NSGA-II を比較し、その有効性について検証を行った。また、紙面の関係上割愛したが、アーカイブサイズについては、予備実験で良好な結果を示した 10 を用いている。用いた GA パラメータを表 1 に示す。

表 1: パラメータ

母集団サイズ	6
アーカイブサイズ	10
最大世代数	60
次元数	2
交叉率	1.0
交叉方法	1 点交叉
染色体長	20 $\times$ 次元数
突然変異率	1/染色体長
ANN 導入回数	2
ANN 導入世代	20,40

図 3 の (a) に NSGA-II を実行した結果導出された非劣解を、図 3 の (b) にそれらの非劣解を元に設定される目標個体を示す。そして、3.3 節に示した提案手法のアルゴリズムの Step2-1 から Step2-6 の処理により得られた個体群を図 3 の (c) に示す。

図 3 の (a) と (c) を比較すると分かるように、ANN による多様性維持メカニズム適用後で、解の均等配置が実現できていることが確認できる。

次に、提案手法を最終世代まで実行した結果得られた非劣解と、従来の NSGA-II を最終世代まで実行した結果得られた非劣解を比較して得られた RNI と 30 試行の各試行の非劣解の全プロット図を

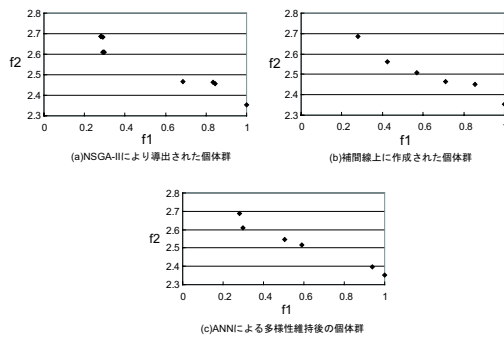


図 3: ANN の学習データと目標個体群

図 4 に示す。また Hybrid が提案手法, NSGA-II が NSGA-II のみで探索を行ったものである。

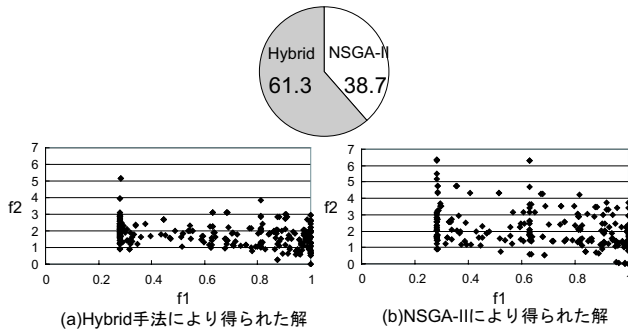


図 4: 30 試行で最終世代で得られた解と RNI

図 4 の結果から, 提案手法は NSGA-II と比較して RNI が高く, 多くの試行がパレート最適解領域に近い解を導出できているのが確認できる。

#### 4.3 多数個体探索との比較

従来目標である提案手法による少数個体探索の有効性を検証する。

本実験では, ANN による多様性の維持メカニズムを NSGA-II に組み込んだ提案手法を少数個体で探索を行う場合と, NSGA-II を従来の多数個体で探索を行う 2 つの場合で比較を行った。なお, 実験に用いたパラメータを表 2 に示す。

表 2: パラメータ 2

探索手法	Hybrid	NSGA-II
母集団サイズ	6	100
最大世代数	60	8
評価計算回数	368	800
アーカイブサイズ	10	100

得られた RNI と 30 試行の各試行の非劣解の全プロット図を図 5 に示す。

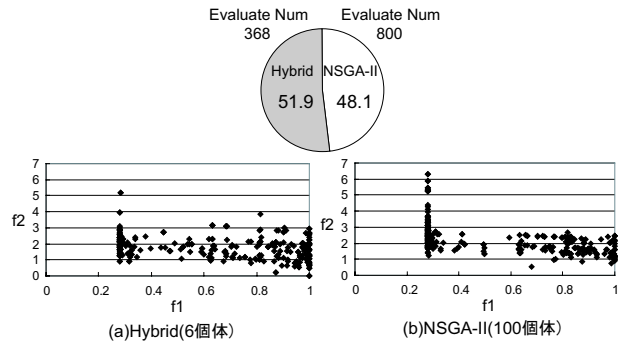


図 5: 提案手法と多数個体探索の RNI

図 5 より, 提案手法は少ない個体数で, 多数個体探索の NSGA-II と同等の性能を得られていることが確認できる。以上より, 多目的 GA を少数個体で行う場合に, ANN を用いて多様性を維持しながら探索を行うことにより, 多目的 GA の多数個体探索に対して, 少数個体で良好な解を導出できることが分かった。これにより計算コストの削減が可能となる。

## 5 終わりに

本論文では, 少数個体での多目的 GA の探索過程において低下する多様性を, ANN を用いることによって復元することで, 多様性を維持した探索を実現するメカニズムを提案した。ANN による多様性維持メカニズムは, 多目的 GA によって低下した多様性を, 目的関数値から設計変数値を導出する逆解析を行うことによって復元を行う。本論文で想定している問題は自動車の衝突解析など GA の評価部に非常に多くの時間を要し相対的に ANN による学習コストが小さい問題である。

提案したメカニズムを, 代表的な多目的 GA 手法である NSGA-II に組み込み, テスト関数を用いてその有効性について検討を行った。数値実験の結果, ANN を用いた提案手法は, 従来手法に劣らない探索性能を示した。これにより, 少数個体での探索にもかかわらず, 少ない評価計算回数で優れた解を導出することが可能となった。また, 3次元以上の場合の補間, 実問題への適用を今後検討する必要がある。

## 参考文献

- 1) Amrit Pratab Kalyanmoy Deb, Samir Agrawal and T. Meyarivan. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: Nsga-ii. In *KanGAL report 200001*, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2000.
- 2) C.Bishop. Neural networks for pattern recognition. *Oxford University Press*, 1997.