

## 目的関数空間と設計変数空間に多様な解を保持する Dual-archive scheme の提案

金 美和<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

近年「解の精度」と「多様性」を考慮した多目的 GA が数々提案されている。しかしながらその多くは、目的関数空間の多様性については着目しているものの、設計変数空間の多様性については考慮していない。そこで本論文では、目的関数空間と設計変数空間の両方で解の多様性を保持するための機構として Dual-archive scheme (DA スキーム) を提案する。提案スキームは、解を保存するアーカイブを 2 つ設け、両空間に多様な解を保持するというメカニズムであり、既存の多目的 GA に組み込んで利用することが可能である。本論文では、提案スキームを多目的 GA の代表的な手法である SPEA2 と NSGA-II に組み込むことによって、その効果と探索への影響について検討を行う。数値実験の結果、DA スキームを用いた SPEA2 は従来の SPEA2 に劣らない探索性能を示し、また設計変数空間に多様な非劣解集合を得ることができた。また従来の手法では得られない解を保持することも確認できた。これらのことから、DA スキームは従来の手法をより強固にする有効なスキームであるといえる。

## The Dual-archive scheme which holds various solutions to the objective space and decision variable space

Mifa KIM<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

In this paper, Dual-archive scheme (DA Scheme) is proposed. The DA scheme is the mechanism to maintain the diversity of the solutions of Multi objective genetic algorithms in both objective space and design variable space. Since DA scheme can be applied general Multi objective genetic algorithms, it is very useful. DA scheme has two archives: one of them maintains the diversity of solutions in objective space and the other maintains the diversity in design variable space. The effectiveness of DA scheme is examined through the test functions where DA scheme is applied to SPEA2 and NSGA-II. The results showed that SPEA2 with DA scheme has the same searching ability as SPEA2 and SPEA2 with DA scheme found the solutions that have higher diversity in the design variable space compared with those of SPEA2. The tendency of the results of NSGA-II is almost the same. From these results, DA scheme is very effective scheme to derive the Pareto solutions that have the diversity not only in the objective space but also in the design variable space.

### 1 はじめに

実問題における最適化問題では、一般に目的関数が複数存在する。またそれらの評価基準は互いに競合することが多く、このような問題を多目的最適化問題と呼ぶ。

多目的最適化を行うアプローチの一つに、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GA) を利用してパレート最適解集合を求める多目的 GA がある。パレート最適解とは他の解と比べて優劣の付けられない解のことであり、多点探索である GA を用いて解探索を行うことにより、目的関数間のトレードオフに関して最適解の集合を求め

とができる。

近年、多目的 GA の研究は盛んに行われ、様々なアルゴリズムが提案されている。中でも、Zitzler らの SPEA2<sup>1)</sup> と、Deb らの NSGA-II<sup>2)</sup> は、多目的 GA の目標である「解の精度」と「多様性」のための重要なメカニズムが組み込まれており、特に良好な解を得ることができると報告されている。しかしながらこれらの多目的 GA は、目的関数空間の多様性については着目しているものの、設計変数空間の多様性については考慮していない場合が多い。

そこで本論文では、目的関数空間と設計変数空

間の両方で解の多様性を保持するための機構として Dual-archive scheme(DA スキーム) を提案する。提案スキームは、解を保存するアーカイブを 2 つ設け、両空間に多様な解を保持するというメカニズムであり、SPEA2 や NSGA-II といったこれまでに提案されている多目的 GA の手法に組み込んで利用することが可能である。本論文では、提案スキームを多目的 GA の代表的な手法である SPEA2 と NSGA-II に組み込むことによって、その効果と探索への影響について検討を行う。

## 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遺伝と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、一度の探索で複数存在するパレート最適解を求めることが可能である。

多目的 GA による最適化の大きな目標は、より多様なパレート最適解を求めることである。よって「精度」と「多様性」を維持しながら解探索を進める必要がある。これらの実現のために、これまでに提案されてきた重要なメカニズムについてまとめる。

#### a) アーカイブへの保存

アーカイブへのパレート最適解の保存は、近年提案された数多くのアルゴリズムに取り入れられている。この操作は、探索個体群とは別にアーカイブを生成し、探索の各段階における優れた個体をアーカイブに保存することによって実現される。

#### b) 環境選択

アーカイブへ保存する解の選択を環境選択と呼ぶ。アーカイブに保存される個体は一般に適合度の高い個体であるが、非劣解<sup>1</sup>の数がアーカイブサイズを超えた場合には、個体の多様性を考慮して解を選択する。この操作によってアーカイブには多様な非劣解が保存されることになる。

#### c) メイティング選択

アーカイブから探索個体群を選択することをメイティング選択と呼ぶ。NSGA-II<sup>2)</sup>、SPEA2<sup>1)</sup>などの手法では、次世代の探索個体を作成する際にアーカイブ個体群からトーナメント選択を行うことによって探索の高速化を実現している。

<sup>1</sup> 一般に多目的 GA の探索段階における、他のどの解にも優越されない解のことを非劣解と呼ぶ。

### 2.2 設計変数の多様性

多目的 GA を用いたアプローチでは、最終的な段階において得られたパレート最適解集合の中から選好解を選択する必要があり、その際には解を形成する設計変数値が重要となる。よって、設計変数空間における解の多様性を求めることは、解選択の幅を広げることになり、より選好に合った解選択へとつながる。

しかしながら、提案されている多目的 GA の多くは、目的関数空間の多様性については着目しているが、設計変数空間の多様性については考慮していない。そこで本論文では、目的関数空間と設計変数空間の両空間に多様な解を保持するための機構である Dual-archive scheme(DA スキーム) を提案する。

## 3 Dual-archive scheme

### 3.1 2つのアーカイブの導入

本論文で提案する DA スキームは、従来のアーカイブとは別に設計変数空間用のアーカイブを導入する枠組みである。つまり DA スキームでは 2 つのアーカイブが存在し、各アーカイブに目的関数空間と設計変数空間に多様な解集合が保存される。

以下、DA スキームの流れを示す。

$P_t$  : 探索個体群

$A_t^O$  : 目的関数空間アーカイブ

$A_t^V$  : 設計変数空間アーカイブ

$N_A$  : アーカイブサイズ

$t$  : 世代数  $k$  : 非劣解の数

**Step1:** 初期個体群  $P_0$  を生成し、空のアーカイブ個体群を  $A_0^O, A_0^V$  とする。 $t=0$  とする。

**Step2:**  $P_t$  に対し交叉および突然変異を行う。

**Step3:**  $P_t, A_t^O, A_t^V$  における全個体の適合度を割り当て、非劣解集合を求める。

**Step4:** 環境選択を行う。

$k \leq N_A$  の場合:  $P_t, A_t^O, A_t^V$  における適合度の高い個体を用いて  $A_{t+1}^O, A_{t+1}^V$  を満たす。

$k > N_A$  の場合: 非劣解集合から、 $A_{t+1}^O$  には目的関数空間の多様性に基づいた選択、 $A_{t+1}^V$  には設計変数空間の多様性に基づいた選択を行い、各アーカイブを満たす。

**Step5:** 終了条件が満たされた場合、探索を終了する。

**Step6:** メイティング選択を行い、 $P_{t+1}$  を生成する。Step 2 に戻る。

ただし Step6 のメイティング選択については次節で詳しく述べる。

### 3.2 DA スキームにおけるメイティング選択

本論文で提案している DA スキームではアーカイブを 2 つ利用するため、メイティング選択の検討が必要となる。すなわち、探索個体群を生成するアーカイブとして、従来どおり目的関数空間アーカイブを利用するのか、DA スキームで導入された設計変数空間アーカイブを利用するのかの検討である。ただし、非劣個体数がアーカイブサイズを超えない場合には、2 つのアーカイブは同一となる。

次章において、以下に示す 2 つの DA スキームについて数値実験により検討を行う。

- ・メイティング選択に目的関数空間アーカイブ (Objective Archive:OA) を利用する DA スキーム
- ・メイティング選択に設計変数空間アーカイブ (Variable Archive:VA) を利用する DA スキーム

## 4 数値実験

### 4.1 実験内容

本実験では、DA スキームの効果について検討するために、Deb の考案した偏重パレートフロント (Biased Pareto-optimal front) を持つ問題 BPF<sup>3)</sup> と、Kursawe の数値実験に使用された KUR<sup>4)</sup> をテスト問題として用いた。BPF は変数  $x_1$  が均一となった場合にパレート最適解が不均一となる特徴を持っており、両空間の多様性がトレードオフの関係にある問題である。また KUR は、パレート最適解が 3 次元の設計変数空間で広く分布するという特徴を持った問題である。論文ではこの 2 つの特徴的なテスト問題を採用しているが、本論では紙面の関係上 BPF のみを用いて議論を進める。

本実験では提案する DA スキームのメイティング選択について検討するために、3.2 に示した 2 つの DA スキームを SPEA2 と NSGA-II に組み込み、表 1 に示すパラメータを用いて 30 回試行の数値実験を行った。

### 4.2 実験結果

各 DA スキームを組み込んだ SPEA2 と従来の SPEA2、および各 DA スキームを組み込んだ NSGA-II と従来の NSGA-II の探索結果を評価した。ただし紙面の関係上、SPEA2 に関する実験結果のみを示す。

図 1 に OA, VA 双方の設計変数空間における被服率の推移を示す。被服率とは解が均一に分布しているかを評価する方法であり、その値が 1.0 に近いほど、解が全領域に求まっていると評価され

表 1: Parameters

Population size	100
Maximum generation	500
Crossover rate	1.0
Crossover method	One point crossover
Chromosome length	20 × Number of variable
Mutation rate	1/Chromosome length

る。左に示すグラフが OA、右に示すグラフが VA の被服率の推移である。ただし従来の SPEA2 は VA を持たないため、OA の推移のみが示されている。各グラフにおける横軸は世代数、縦軸は 30 回試行の被服率の中央値である。ただし BPF は、変数  $x_1$  以外が全て 0 となった場合にパレート最適解が得られる問題であるため、被服率の計算には変数  $x_1$  のみを用いた。

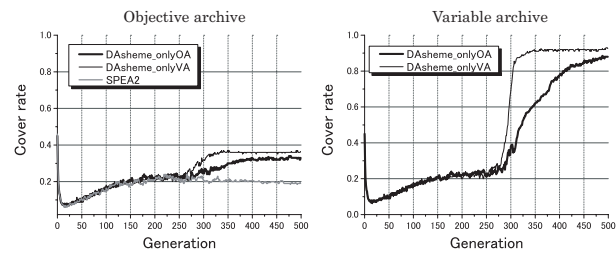


図 1: 設計変数空間における被服率の推移

図 1 の結果から、DA スキームを組み込んだ SPEA2 は従来の SPEA2 と比較して被服率が上昇していることが確認できる。このことから、DA スキームを用いた SPEA2 は従来の SPEA2 よりも設計変数空間に多様な非劣解を得ていることが分かる。特にメイティング選択に VA のみを用いている手法は、早い段階において設計変数空間の多様性が上昇している。

次に設計変数空間における個体の分布を確認するために、BPF における変数  $x_1$  と目的関数  $f_1$  の関係図を図 2 に示す。上段は OA を用いてメイティング選択を行う DA スキームの OA および VA のグラフ、中段は VA を用いてメイティング選択を行う DA スキームの OA および VA のグラフ、下段は SPEA2 における OA のグラフである。なおいずれも世代数は 500 である。

図 2 において各手法の OA を比較すると、DA スキームを適用した SPEA2 は、従来の SPEA2 よりも  $x_1$  において幅広い値を求めていることが確認

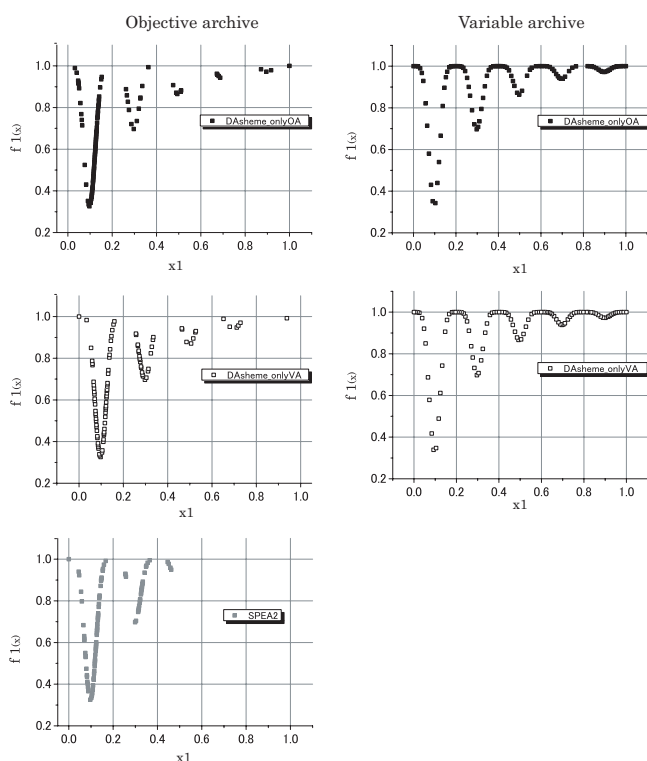


図 2:  $x_1$  と  $f_1$  の関係図

できる．なお VA においては，OA と比較してより均一な解を求めている．

### 4.3 メイティング選択

前節の実験結果から，DA スキームを組み込んだ場合に，設計変数空間における解の多様性を維持できることが明らかとなった．また，VA と OA の比較では VA の方が解の多様性の維持の点では，有利であると考えられる．そのため，DA スキームのメイティングとしては，VA を採用することが適当であると考えられる．

## 5 考察

図 2 を見ると，従来の SPEA2 の結果は設計変数空間における解の分布領域が狭いことが確認できる．これは図 2 に示すように，BPF には目的関数  $f_1$  を形成する  $x_1$  の値が複数存在するものの，SPEA2 は目的関数空間の多様性のみに着目しているために，同じ目的関数値を示す非劣解を淘汰してしまうからである．

一方，DA スキームを用いた場合には，OA においても設計変数空間に幅広い解を求めていた．これは提案する DA スキームでは OA および VA に保存されている解集合を毎世代統合し環境選択を行うため，一度は OA において淘汰された非劣解も，VA に保持されることにより後の世代において

OA に保存される可能性が生じるからである．このように DA スキームでは VA が存在することによって，OA における設計変数空間の多様性を得ることができる．これらのことから，最適化を行う対象問題が異なる設計変数で同一の目的関数値が得られるような問題である場合に，DA スキームは特に有効に働くと考えられる．

## 6 終わりに

本論文では，目的関数空間と設計変数空間における解の多様性を保持する Dual-archive scheme(DA スキーム) を提案した．DA スキームは目的関数空間アーカイブと設計変数空間アーカイブを設け，各空間の多様性に基づいて解を選択することにより，両空間に多様な解を保持するという枠組みである．本論文では，DA スキームを代表的な多目的手法である SPEA2 と NSGA-II に組み込み，その有効性について検討を行った．数値実験の結果，DA スキームを用いた SPEA2 は従来の SPEA2 に劣らない探索性能を示し，設計変数空間に多様な非劣解集合を得ることができた．また VA を用いてメイティング選択を行う DA スキームの方が，OA を用いてメイティング選択を行う DA スキームよりも早い段階で設計変数空間の多様性を示しており，設計変数空間に多様な個体群による GA 操作が設計変数の多様性を上昇させることが分かった．一方 DA スキームは，異なる設計変数で同一の目的関数値が得られるような問題において，従来の手法では求められなかった解も保持できることが確認された．これらのことから，DA スキームは従来の手法をより強固にする有効なスキームであるといえる．

## 参考文献

- 1) E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. Spea2: Improving the performance of the strength pareto evolutionary algorithm. In *Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich*, 2001.
- 2) 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.
- 3) K. Deb and T. Meyarivan. Constrained test problems for multi-objective evolutionary optimization. In *KanGAL report 200005, Indian Institute of Technology, Kanpur, India*, 2000.
- 4) Frank Lirsawe. A variant of evolution strategies for vector optimization. In *PPSN I, volume 496 of Lecture Notes in Computer Science*, pp. 193–197, 1991.