

多目的 GA における分散協力型モデルの提案

Distributed Cooperation model of MOGA in Multi Objective Genetic Algorithms

廣安 知之[†], 三木 光範[†], 奥田 環^{††}, 渡邊 真也^{††}

Tomoyuki HIROYASU[†], Mitsunori MIKI[†], Tamaki OKUDA^{††}, Shinya WATANABE^{††}

[†] 同志社大学工学部
Faculty of Engineering, Doshisha University

^{††} 同志社大学大学院
Graduate School of Engineering, Doshisha University

Abstract: In this paper, a new algorithm of Genetic Algorithm for Multi objective Optimization Problems, called Distributed Cooperation model of MOGA (DCMOGA), is proposed. In the proposed algorithm, there are some sub populations. One of them is finding a Pareto optimum set and the other is finding an optimum solution of one of objectives. These sub populations sometimes exchange their searching information respectively. The proposed algorithm is applied to three types of knapsack test problems. Comparing to the conventional multi objective optimization methods, the proposed model found the good and widespread Pareto solutions.

キーワード: 遺伝的アルゴリズム, 最適化, 進化型計算

Keywords: Genetic Algorithm, Optimization, Evolutionary Computation

1 はじめに

構造最適化問題やレイアウト配置問題, ジョブショップスケジューリング問題といった実問題における意思決定においては, 最小もしくは最大となる目的が複数存在する場合が多く, これらは多目的最適化問題と呼ばれる。

多目的最適化問題において, パレート解集合を求めることは一つの目標となるが, 近年, 遺伝的アルゴリズム (GA) を適用する多目的 GA に関する研究が数多く行われている^{1, 2)}。その理由は, GA が多点探索であり, 一度の探索で複数のパレート解集合が求まることにある。

パレート解集合を求める場合, 得られた解が目的関数もしくは設計変数空間上の広範囲かつ真のパレート解付近に求まっていることは重要な要素といえる。そこで本研究では, 解の広がりを持ったパレート最適解の探索を目的とし, 各目的関数の最適解の探索とパレートの前進を同時に行う新たな多目的分散 GA モデルを提案する。

幾つかの数値実験例を通して, 従来手法 (単一母集団 GA) との比較を行い, 提案手法の有効性の検証を行う。

2 多目的遺伝的アルゴリズム

2.1 多目的遺伝的アルゴリズム

一般に, 多目的最適化問題において求めるパレート最適解は 1 つではなく集合となる。遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を適用することによってパレート最適集合を一度の探索で求めることができる。これは, GA が複数の個体を用いて解探索を進めるため, 探索の各段階で個体評価における多目的性を直接取り扱うことが可能であり, パレート最適解集合を直接求めることも可能になるからである。そのため, GA を多目的最適化問題に適用する多目的 GA の研究が数

多くなされている^{1, 2)}。GA による解探索の概念図を図 1 に示す。

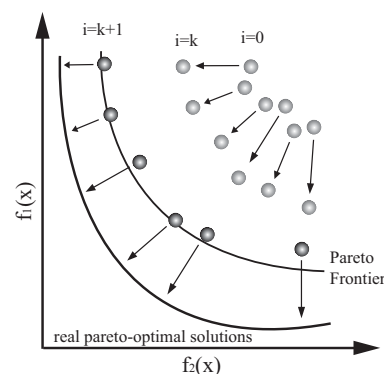


図 1: Pareto Optimal Solution and Feasible Region

2.2 パレート解の評価方法

得られたパレート最適解に対する評価方法は, 適用したモデルの性能を評価する上でも不可欠である。本研究では, 比屋根³⁾が提案している定量的な評価方法を参考に, 幾つかの評価項目を設けて総合的に解の評価を行った。

2.2.1 被覆率 (cover rate)

パレート解を探索する場合, 得られた解が真のパレート解上の 1 点に集中しては十分な解とは言えない。そのため, 解の広がりを示す指標が必要となる。被覆率とは, いかに真のパレート解を隙間なく詳細に求めているかを評価する基準である。被覆率の概念図を図 2 に示す。

本研究では分割された領域の数を 100 としている。また, 経験的に得られたパレート解を基準に各目的関数値の最大値, 最小値を用いて被覆率を計算している。

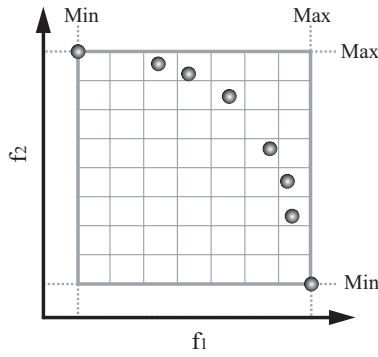


図 2: Cover Rate

2.2.2 各目的関数ごとの最大値と最小値

得られたパレート解集合における各目的関数ごとの最大値と最小値を求めることにより、得られた解の幅広さについて評価することができる。また、この値より探索が目的関数空間におけるどの範囲に及んでいるかを推測することができるため、探索の進行具合、すなわち解の精度についてもある程度の評価を行うことができる。

特に、この評価値は真のパレート解が既知・未知に関わらず用いることができるという利点がある。

2.2.3 パレート解集合の優越に関する比較

各手法で得られたパレート解の優越に関する比較方法について説明する。各手法で得られたすべてのパレート解集合から、ある手法で得たパレート解集合の比率を求める。すなわち、全体のパレート解 P_M のうち、手法 m で得られたパレート解 P_m の割合 P_m/P_M を求める。

3 多目的 GA における分散協力型モデル

3.1 DCMOGA

本研究では、分散協力型モデル (Distributed Cooperation model of MOGA and SGA: DCMOGA) の提案を行う。DCMOGA では多目的 GA を行う従来の個体群 (MOGA 個体群) とは別に、各目的関数における最適値を探索する個体群 (SGA 個体群) を用いてパレート最適解の探索を行う。すなわち、目的関数数+1 の個体群が存在することとなる。以下に提案手法のアルゴリズムを示す。

1. 各個体群でそれぞれの個体数分の個体をランダムに発生させる。
2. 個体情報の交換 (移住) 間隔として、一定の評価回数を定め、その評価計算回数を各個体群に均一に分配する。
3. 与えられた評価計算回数まで、各個体群が独立して探索を行う。
4. MOGA 個体群が各 SGA 個体群と個体情報を交換する (移住)

$$MOGA \text{ 個体群} \longleftrightarrow SGA \text{ 個体群 } (F_i)$$

- 目的関数 F_i の探索を行う SGA 個体群が、個体群内の最適解 I_S を MOGA 個体群に送信する。
- MOGA 個体群は、群内で F_i の最良値を持つ最適解 I_M を送信する。

5. 目的関数 F_i において、各個体群の最適解である I_S と I_M を比較し、次の移住までの各個体群の評価計算回数を決定する。

$I_S > I_M$ SGA 個体群の評価計算回数を減少させ、MOGA 個体群の評価計算回数を増加させる。

$I_M \geq I_S$ 上記を逆の操作を行う。

6. 現段階までの各個体群の評価計算回数を合計し、終了評価計算回数と比較する。終了評価計算回数に満たなければ、3. に戻る。

この手法の 2 目的の場合の概念図を図 3 に示す。

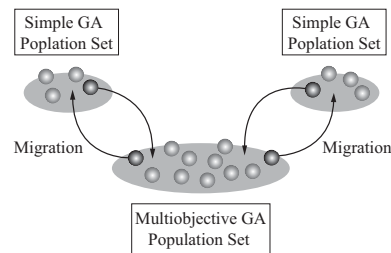


図 3: Migration in DCMOGA

以上のように DCMOGA では、SGA 個体群を用いて各目的関数における最適解を探索を行っている。そのため、探索の各段階でそれぞれの目的関数の最良解を得ることができる。この最良解は、多目的 GA では問題が複雑になるにつれて得られにくいものであり、パレートフロンティアにおける両端部分が得られるということは重要である。

さらに、この最良解を探索途中で MOGA 個体群に移住させることで、MOGA 個体群は各目的関数における最良解を知ることができる。この最良解がパレート最適解の探索に大きく影響し、その結果、広範囲に分布するパレート最適解を得られることができると考えられる。

また、MOGA 個体群における各目的関数についての最良個体を SGA 個体群に移住させる。それにより、MOGA 個体群が SGA 個体群より良い最良解を見つけている場合、SGA 個体群がさらに良い最良解を知り、探索がより早く進んでいくと考えられる。

このように、それぞれの個体群が最良解を交換することで、各目的関数における最良解がパレート最適解の多様性を維持し、広範囲に及ぶパレート最適解を得ることできると考える。

4 数値実験

4.1 多目的 0/1 ナップサック問題

0/1 ナップサック問題は、ナップサックと荷物 (item) のセットから成り立っている。各荷物には重さと利益が付随し、上限制約としてナップサックの容量がある。

この問題の目的は、ナップサックの許容量内で、荷物全体を総和した利益が最大になるような荷物の組み合わせを見つけることである。

この単一目的問題は、ナップサックの数および付随する荷物のセットを複数にすることによって多目的問題へ拡張することができる。多目的 0/1 ナップサック問題は、多目的における多くの研究に用いられている代表的なテスト関数の 1 つであり、特に離散的な問題における良質なテスト関数として知られている。4, 5)

多目的 0/1 ナップサック問題は、次のような制約条件を満たし、

$$\forall i \in 1, 2, \dots, n : \sum_{j=1}^m w_{i,j} \cdot x_j \leq c_i \quad (1)$$

次式で表される $f(\vec{x})$ の最大化するような設計変数 $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in 0, 1^m$ (m は任意の正の整数) を求める。

$$\vec{f}(\vec{x}) = (f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_n(\vec{x})) \quad (2)$$

$$f_i(\vec{x}) = \sum_{j=1}^m p_{i,j} \cdot x_j \quad (3)$$

(尚、上式において $x_j = 1$ ならば荷物 j は選択された荷物であることを意味する)

各変数は、次のように定義されている。

$$p_{i,j} = \text{ナップサック } i \text{ の荷物 } j \text{ の利益} \quad (4)$$

$$w_{i,j} = \text{ナップサック } i \text{ の荷物 } j \text{ の荷物の重さ} \quad (5)$$

$$c_i = \text{ナップサック } i \text{ の許容重量} \quad (6)$$

本実験では、対象問題として 250 荷物 2 目的、750 荷物 2 目的の 3 種類の多目的 0/1 ナップサック問題を用いている。

4.2 GA パラメータの設定

数値計算で使用したそれぞれの手法における GA パラメータは、交叉率を 1.0、突然変異率を 0.01 とする。提案手法における多目的 GA 個体群でのパラメータは従来の手法でのパラメータと同様の値を用い、SGA 個体群におけるパラメータは、交叉率 1.0、突然変異率 $1/L$ (L : 染色体長) とする。また、シェアリングでは各目的関数における最大値と最小値の差を個体数で割ったものをシェアリング半径として用いる。

4.3 数値実験結果

従来の手法 (以下: MOGA) として、パレートランキング法で各個体にランクを付け、パレート保存戦略で選択する手法を用いている。この MOGA と提案手法である DCMOGA を用いて実験を行った。

得られた結果の内、10 試行平均の被覆率を図 4 に示す。また、10 試行のうちパレート最適解の被覆率が 10 試行平均に最も近い値を持つパレート最適解集合のプロット図を問題別に図 5、図 6 に示す。図 7 には、各種法によるパレート解の比率を示し、図 8、図 9 では、各手法で得られたパレート解の内、目的関数における最大値と最小値を示している。

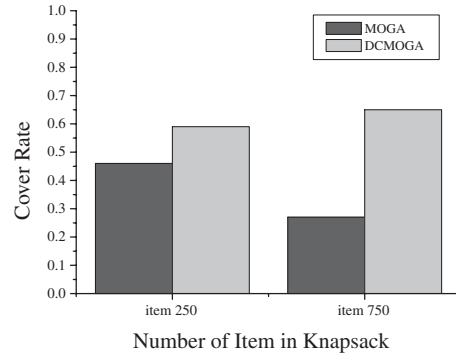


図 4: Cover Rate

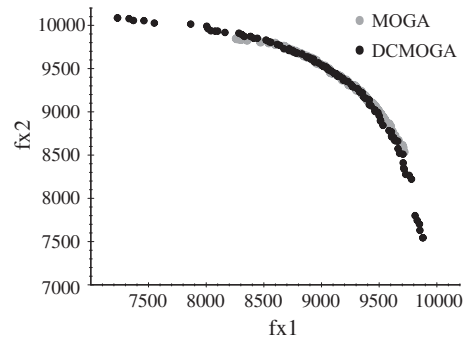


図 5: item 250

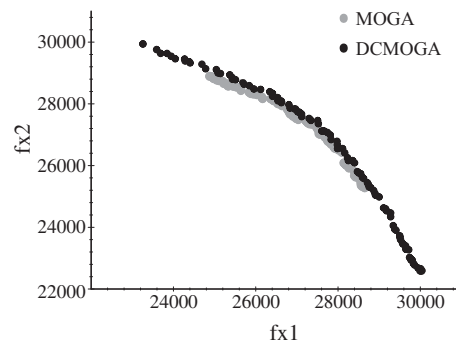


図 6: item 750

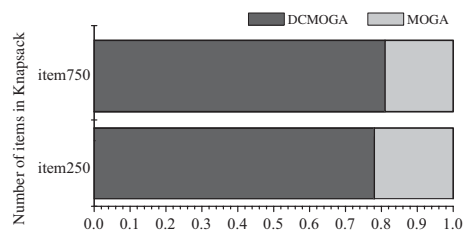


図 7: The percentage of Pareto optimal solutions

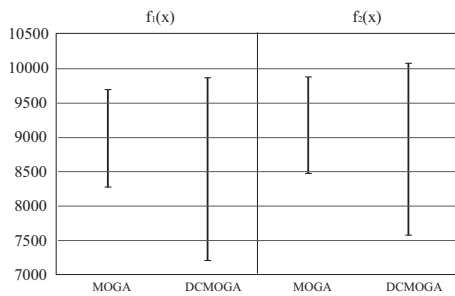


図 8: The Max-Min values (item 250)

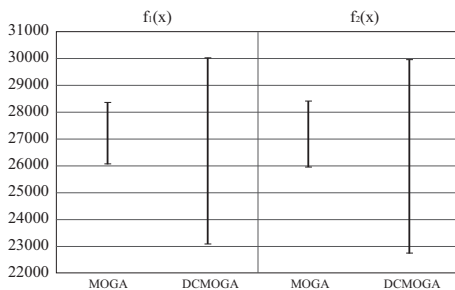


図 9: The Max-Min values (item 750)

4.4 提案モデルと従来のモデルとの比較

得られたパレート最適解の広がりやパレート最適解の進行状況について考察を行う。

- ナップサックの item 数 250 の場合、図 5 からわかるように、MOGA により得たパレート最適解は、パレートフロンティアの中央部分に偏っている。一方、DCMOGA を用いた場合には、より広範囲に分布したパレート最適解を得ることが図 8 よりわかる。パレート最適解の精度を比較すると、図 7 から同等以上の結果となっていることがわかる。
- 問題が複雑になった item 数が 750 の場合には、精度においても差が見られる。これは図 6、図 7 からわかる。また、DCMOGA では、パレートフロンティアのほぼ全体を把握できる程度に解探索が進んでいるが、MOGA では図 9 からわかるように、item 数 250 の場合と同様に、パレート最適解がカバーするパレートフロンティアの領域が中央部分に偏っている。

MOGA による探索では、1 つの目的関数の最適解の探索が、問題の難度が上がるにつれて困難になっている。これは可能領域が広範囲に及ぶため、多様性を維持した解探索が困難であると考えられる。

それに対し DCMOGA では、SGA 個体群を用いて各目的関数の最適解を探索を行い、この結果を MOGA 個体群の探索に取り入れているため、広範囲に分布するパレート最適解を得ることが可能になる。

精度においても、DCMOGA は MOGA とほぼ同等の結果を得ている。一定の評価計算回数を終了条件としているため、両手法での合計評価計算回数は同じである。しかし、DCMOGA では、SGA 個体群を用いて探索を行っているため、評価計算回数の一部が SGA 個体

群の評価計算として使用される。このため、MOGA 個体群で行われている評価計算回数は、従来の MOGA と比較すると少なくなる。それにもかかわらず、精度面で同等以上の結果が得られたということから、個体群における移住が、パレート最適解の進行（解の精度）にも良い影響を及ぼしていると考えられる。

5 おわりに

本論文では、多目的 GA の新たな手法として、多目的 GA と単一目的 GA の分散協力型モデル (DCMOGA) を提案し、その有効性を検証した。

本手法は、広範囲に分布するパレート最適解の探索を目的とし、パレートフロントの前進と各最適解の更新とを同時に行う分散モデルである。0/1 多目的ナップサック問題に対して従来の MOGA と DCMOGA を適用した結果、以下の結論が得られた。

- 従来の MOGA では、問題が複雑な場合、また用いる個体数が少ない場合に、広範囲に分布するパレート最適解を得ることが困難であった。これは、探索領域が広範囲に及ぶため、探索途中に多様性が失われているからである。
- 提案した DCMOGA では、従来の手法と比較し、精度においてはほぼ同等、解の幅広さではそれ以上の結果を得ることができた。これは、パレート最適解の探索に MOGA 個体群と SGA 個体群を用いたことが有効に作用したと考えられる。すなわち、SGA 個体群で得られた最適解を MOGA 個体群に移住させることにより、MOGA 個体群で得られるパレート最適解が幅広く分布することが可能になった。
- DCMOGA では、各個体群の評価計算回数を適応的に増減させることで、各個体群が協調した良好な解探索が行われている。

参考文献

- [1] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [2] 廣安知之, 三木光範, 渡邊真也. 領域分割型多目的遺伝的アルゴリズム. 情報処理学会論文誌, Vol. 41, pp. 79–89, 2000.
- [3] 比屋根. 並列遺伝的アルゴリズムによる多目的最適化問題のパレート最適解集合の生成法と定量的評価法. 第 9 回自律分散システムシンポジウム, pp. 295–300, 1997.
- [4] E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, pp. 257–271, 1999.
- [5] E. Zitzler and L. Thiele. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms - a comparative case study. *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN-V*, pp. 292–301, 1998.

論文受付番号 k16 (i021)

問い合わせ先 〒 610-0321

京都府京田辺市多々良都谷 1-3

同志社大学 工学部 知識工学科

知的システムデザイン研究室

TEL: 0774-65-6932 FAX: 0774-65-6780

E-mail: tomo@is.doshisha.ac.jp

廣安 知之