適応度推定手法を備えた多目的遺伝的アルゴリズムによる不確実関数の多目的最適化

梶　洋隆†

ヤマハ発動機(株) コア技術研究室†

1　はじめに

現在，多目的最適化手法として多目的遺伝的アルゴリズム(多目的 GA)が盛んに研究されており，実問題へも応用されつつある．今後応用が期待される対象として実機システムや乱数を用いたシミュレーションがあるが，これらは適応度関数の観測値に不確実な変動が伴うという問題を有する．本論文では適応度関数が不確実性を伴う多目的最適化問題において，まず従来の多目的 GA が満足に機能しないことを示す．次に最近提案された適応度推定手法を備えた GA[1]と今回提案する選択手法および世代交代モデルとを組み合わせた新たな多目的 GA が有効に機能することを示す．

2　従来手法による不確実関数の多目的最適化

本章では観測値に不確実性を伴う多目的最適化問題の例題に，多目的 GA の適用を試みる．

例題を **Table 1** のように定義する．標準的テスト問題の ZDT1(凸型パレート)と ZDT2(凹型パレート)[2]を参考に作成した簡単な 2 変数 2 目的関数を基本とする．それぞれの目的関数 $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$に観測ノイズとして正規分布に従う不確実変動を加えたものを $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})$として，これを Test-1，Test-2 と呼ぶことにする．以下，$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$を真の適応度，$\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})$をサンプル値と呼ぶ．

Table 1: Noisy Test Functions

Test-1	Test-2
$f_1 = x_1$	$f_1 = x_1$
$g(x_2) = 1.0 + 9x_2$	$g(x_2) = 1.0 + 9x_2$
$f_2 = 1.0 - \sqrt{f_1 / g}$	$f_2 = 1.0 - (f_1 / g)^2$
$F_i = f_i + N(0,0.3)$	$F_i = f_i + N(0,0.3)$
$0 \le x_i \le 1$	$0 \le x_i \le 1$

Deb らにより提案された NSGA-II[3]は優秀な多目的 GA の一つとして知られており，妥当性の高いランキング，混雑度に基づくソート，エリート主義などの導入により多様かつ高精度なパレート最適集合を得ることができる．流れを以下に示す．

(1) 選択および交叉を実行し，適応度を得る．
(2) 適応度に基づいて非優越ソートによるランキング，および混雑度ソートを行う．
(3) 世代交代を行い，(1)に戻る．

この NSGA-II を上記 2 つの例題に適用したところ，15 世代目（評価回数 3000，親の再評価を含む）に **Figure 1** に示す結果を得た．○は真の適応度，×はサンプル値を示す．パラメータおよび手法として個体集合サイズ 100，Binary Tournament 選択，交叉 UNDX を用いた．

共に，得られた個体集合の真の適応度はパレート境界を上手く形成していないことがわかる．これは，観測ノイズの存在によって①個体のランキングが不安定であるために優良個体が淘汰されて探索が停滞する，②多様性維持機能が働かずに個体の分布が偏る，という従来の多目的 GA では考慮されていない 2 つの問題が生じるためである．

3　適応度推定手法を備えた多目的 GA

3.1　適応度推定手法を備えた GA

適応度関数に不確実性の伴う単目的最適化に適した実数値 GA として，適応度推定手法を備えた GA である MFEGA (Memory-based Fitness Estimation GA)が佐野，喜多により提案されている[1]．MFEGA の流れを以下に示す．

(1) 探索を行う前に適応度関数の不確実性についての確率モデルを導入する．
(2) 探索時に個体の適応度のサンプル値を得る．
(3) 個体とサンプル値を探索履歴として保存する．
(4) (1)で設定したモデルに基づき，探索履歴を参照する統計的手法により個体の適応度を推定する．

3.2　MFEGA の多目的 GA への応用

MFEGA の適応度推定手法は，GA とは独立したアルゴリズムであるので多目的 GA と容易に組み合わせることができる．これにより個体のランキングを安定させ，効果的に探索を進めることが期待できる．

本章では NSGA-II に，2 つの適応度関数それぞれに確率モデルを導入した *k*-Fixed MFEGA[1] (k_1=k_2=1000)を組み合わせ，これを MFE-NSGA-II と呼ぶことにする．k_1，k_2 の値は事前実験により決定した．流れを以下に示す．

(1) 選択および交叉を実行し，サンプル値を得る．
(2) MFEGA を実行する．
(3) 適応度の推定値に基づいて非優越ソートによるランキング，および混雑度ソートを行う．
(4) 世代交代を行い，(1)に戻る．

NSGA-II との相違点は，(2)が新たに加わり(3)の非優越ソートおよび混雑度ソートに適応度の推定値を用いることである．この MFE-NSGA-II を 2 つの例題に適用したところ 15 世代目に **Figure 2** に示す結果を得た．×は適応度の推定値を示す．パラメータおよび手法は NSGA-II と同一である．

得られた個体集合の推定値は NSGA-II のものと

Multi-objective Optimization of Noisy Fitness Function by Multi-objective Genetic Algorithms with Fitness Estimation Method

† Hirotaka Kaji (kajih@yamaha-motor.co.jp)
Advanced Technology Research Div. Yamaha Motor Co., Ltd.

比較してパレート境界の形状を明確に表しており，推定値を用いた探索が有効に機能していることがわかる．一方で Test-2 は Test-1 と比較して個体集合の推定値に疎と密の部分が存在し，特に疎の部分では推定精度が悪く，個体集合の真の適応度も良い結果が得られていないことがわかる．

3.3 考察

NSGA-II 等の多目的 GA では，Binary Tournament 選択と世代交代モデル SGA が広く用いられている．この 2 つの手法は，探索の初期に優良個体が個体集合中に急速に増加して多様性を失わせ，親個体が特定の個体に集中する原因となる．このため，探索履歴中のサンプル値の分布に偏りを引き起こし，その結果推定値の精度が悪い領域が生じる．

上記の問題を解決し，パレート境界の全域で推定値の精度を向上させるためには，パレート境界付近で満遍なくサンプル値を収集できる選択手法と，個体集合の多様性を維持することができる世代交代モデルが必要であると考えられる．

4 MFE-NSGA-II の改良

本章では考察した 2 つの条件に基づいて選択手法と世代交代モデルを改良し，その効果を示す．

4.1 選択手法の改良

パレート境界付近で満遍なくサンプル値を収集するために，2 目的問題に限定された手法であるが，次のような簡単な選択手法を考える．

(1) 目的関数空間における非劣個体集合（⊆個体集合）の隣り合う個体の距離を求める．
(2) 距離最大の 2 個体のみ親個体として選択し，交叉により子個体集合を新たに生成する．

この選択手法では常に非劣個体集合の分布が疎の部分で子個体が生成されるので，パレート境界付近で満遍なくサンプル値が収集される．

4.2 世代交代モデルの改良

多様性維持に優れた世代交代モデルとして MGG (Minimal Generation Gap) [4]等が提案されている．これを参考に次のような世代交代モデルを考える．

(1) 交叉により子個体集合を新たに生成する．
(2) 現世代の個体集合中に存在しない全ての子個体を同数の個体集合下位の個体と入れ替え，次世代の個体集合を新たに生成する．

この世代交代モデルにより非劣個体集合の疎の部分に個体を増やしながら，探索初期での劣個体の淘汰と，探索後期での多様性の維持が期待できる．

4.3 改良型 MFENSGA-II の効果

上記 2 つの改良手法を組み込んだ改良型 MFE-NSGA-II を 2 つの例題に適用したところ 300 世代目（評価回数 3000，子個体集合サイズ 10）に **Figure 3** に示す結果を得た．

得られた個体集合の推定値は MFENSGA-II のものと比較してパレート境界の形状をより明確に表しており，特に Test-2 においては個体集合の推定値が満遍なく得られている．このことから 2 つの改良した選択手法と世代交代モデルが有効に機能していることがわかる．

5 結論・今後の課題

本論文では，観測値に不確実性を伴う多目的最適化問題を対象として，例題によるシミュレーションを行い，従来の多目的 GA が満足に機能しないことを示した．次にこの問題を解決するために，多目的 GA に佐野らの MFEGA を組み合わせた手法を提案し，その有効性を示した．さらに，適応度を精度良く推定するための条件に基づいて改良した手法が有効に機能することを示した．

一方で，今回示した選択手法を多目的に拡張した手法を開発すること，改良型 MFE-NSGA-II を実問題へ適用することなどが今後の課題である．

参考文献

[1] 佐野, 喜多: 電学論 C 122 巻 6 号, pp.1001-1008 (2002)

[2] E. Zitzler, K. Deb, L. Thiele: Evolutionary Computation 8(2), pp.173-195 (2000)

[3] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan: KanGAL report 200001, Indian Institute of Technology, Kanpur, India (2000)

[4] 佐藤，小野，小林: 人工知能学会誌 Vol.12 No.5, pp.734-744 (1997)

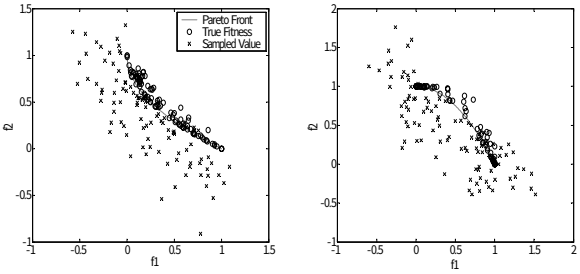

Figure 1: NSGA-II

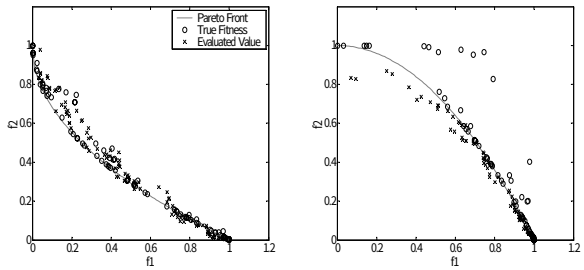

Figure 2: MFE-NSGA-II

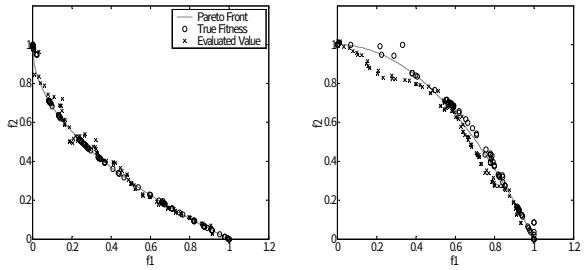

Figure 3: improved MFE-NSGA-II