

科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成 24 年 5 月 31 日現在

機関番号：34416

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2010～2011

課題番号：22700158

研究課題名（和文）

局所的適合度景観に基づく進化型多目的組合せ最適化手法の開発

研究課題名（英文）

Development of Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Local Fitness Function Landscapes for Combinatorial Optimization Problems

研究代表者

花田 良子 (HANADA YOSHIKO)

関西大学・システム理工学部・助教

研究者番号：30511711

研究成果の概要（和文）：

多目的組合せ最適化問題のパレート最適解集合を効率的に探索するための、多目的遺伝的アルゴリズムの汎用性の高い手法を開発した。本手法は複数の目的関数のそれぞれのランドスケープの局所的特徴を考慮した多段階の内挿探索および外挿探索からなる。多くの組合せ最適化問題が帰着される多目的 NK モデルを用いて、各目的関数のランドスケープの局所的な起伏の激しさの度合いに対する性能を検証した。また、本手法を画像の雑音除去フィルタ設計に適用した。

研究成果の概要（英文）：

In this study, we developed a widely applicable multi-objective genetic algorithm that can find a set of well-distributed solutions which approximates the entire Pareto front. Our proposed method consists of an interpolation-direct multistep crossover and an extrapolation-direct multistep crossover which consider the local ruggedness in objective functions. We evaluated the effectiveness of the method against the levels of intensity of ruggedness in each objective function through the experiments with multi-objective NK model that explains various intrinsic structures observed in combinatorial problems. In addition we applied our method to the design of noise removal filters of digital images.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2010 年度	1,300,000	390,000	1,690,000
2011 年度	800,000	240,000	1,040,000
年度			
年度			
年度			
総計	2,100,000	630,000	2,730,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：細目：情報学・知能情報学

キーワード：最適化, 進化計算, 多目的最適化, 組合せ最適化, 局所探索

1. 研究開始当初の背景

多数の非劣解からなるパレート解を求める進化型多目的最適化において、収束性の向上と多様性の向上は最大の研究課題である。遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を多目的最適化問題に拡張した多目的 GA においてはこれまでに、前者はパレートランクやエリート戦略、局所探索の併用、後者の多様性は主に適応度のシェア、ニッチ戦略や選択の局所化といった、いずれも解の選択操作など上位の探索スキームを用いて改善されている。一方、本来の GA の主探索オペレータである交叉については単純な N 点交叉や一様交叉が用いられることが多い。これらは、多くの問題クラスに分け隔てなく適用できるものの、単一目的、多目的によらず小規模な例題のみにしか有効に働かない。そのため、多目的組合せ最適化問題において、GA の主探索オペレータである交叉の探索性能を強化することで収束性および多様性の向上を実現することは重要な課題の一つとなっている。

2. 研究の目的

多目的組合せ最適化問題のパレート最適解集合を効率的に探索するための、多目的 GA の汎用性の高い探索手法を開発することが本研究の目的である。具体的には、複数の目的関数のそれぞれのランドスケープの局所的特徴を考慮した交叉の開発に重点を置き、単一目的の組合せ最適化問題において、汎用かつ強力な交叉である多段階探索交叉を多目的最適化問題に拡張する。

3. 研究の方法

検証には多くの組合せ最適化問題が帰着される NK モデルを多目的化した多目的 NK モデルを用い、各目的関数のランドスケープの局所的な起伏の激しさの度合い (設計空間での解の類似性が目的関数空間での目的関数値の近さに対応する領域の大きさ) に対する探索の挙動・性能解析を通して、手法の有効性および適用指針を示す。

単一目的の最適化問題は設計空間と目的関数空間が 1:1 であるのに対し、N 目的最適化問題は 1:N であり、多目的 GA で多く採用される単純な一様交叉は効率的に子個体を生成することがより困難である。多段階の内挿交叉および外挿交叉を多目的組合せ最適化問題に適用するにあたり、各目的関数における相関の度合いを考慮した近傍設計を行えば、子個体の生成効率が向上し、広大な解空間において局所探索性能すなわち収束性能を高めることができる。多様性については内挿交叉、外挿交叉をそれぞれ収束へ向かう

探索、多様性を保持する探索に機能分担化させ、多様性と収束性をバランスさせることで性能を向上させる。

4. 研究成果

多段階の内挿交叉および外挿交叉のアルゴリズム、および多目的最適化問題に適用するにあたり考案した世代交代モデルは次の通りである。

[内挿交叉のアルゴリズム]

Step1 p_1, p_2 を両親, その子個体群 $C(p_1, p_2) = \phi$ とする。

Step2 探索初期点 $x_1 = p_1$, $k=1$ とし, x_1 を $C(p_1, p_2)$ の要素として加える。

Step3 ステップ k における探索点 x_k の近傍個体を μ 個生成し, その集合を $N(x_k)$ とする。ただし, $N(x_k)$ のすべての近傍解 y_i ($0 \leq i < \mu$) はかならず $d(y_i, p_2) < d(x_k, p_2)$ を満たさなければならない。

Step4 $N(x_k)$ の中で最も良い解 y を選択する。 $x_{k+1} = y$ とし, x_{k+1} を $C(p_1, p_2)$ の要素として加える。

Step5 $k = k + 1$ とし, $k = k_{max}$ あるいは x_k が p_2 に等しくなれば終了。そうでなければ, Step3 にもどる。

上記のアルゴリズムでは、多目的最適化問題に内挿交叉を適用するにあたって、 $N(x_k)$ から 1 つ非劣解をランダムに選択し、次の探索点 x_{k+1} とする。

[外挿交叉のアルゴリズム]

Step1 p_1, p_2 を両親, その子個体群 $C(p_1, p_2) = \phi$ とする。

Step2 探索初期点 $x_1 = p_1$, $l=1$ とする。

Step3 ステップ l における探索点 x_l の近傍個体を λ 個生成し, その集合を $N(x_l)$ とする。ただし, $N(x_l)$ のすべての近傍解 y_i ($0 \leq i < \lambda$) はかならず $d(y_i, p_1) > d(x_l, p_1)$ かつ $d(y_i, p_2) > d(x_l, p_2)$ を満たさなければならない。

Step4 $N(x_l)$ の中で最も良い解 y を選択する。 $x_{l+1} = y$ とし, x_{l+1} を $C(p_1, p_2)$ の要素として加える。

Step5 $l = l + 1$ とし, $l = l_{max}$ となれば終了。そうでなければ, Step3 にもどる。

Step 3 においては、 $N(x_l)$ から 1 つ非劣解をランダムに選択する。

[世代交代モデル]

Step0 世代 $T=0$ とし, 初期母集団 P_0 を構成する N_{pop} 個の解 $\{x_1, x_2, \dots, x_{N_{pop}}\}$ をランダムに生成する

Step1 $\{x_1, x_2, \dots, x_{N_{pop}}\}$ の添え字をランダムに再設定する

- Step2 (複製選択) 親のペア (x_i, x_{i+1}) ($1 \leq i \leq N_{pop}$) を N_{pop} ペア選択する (ただし $x_{N_{pop}+1} = x_1$)
- Step3 各ペア (x_i, x_{i+1}) に対して, $d(x_i, x_{i+1})$ が d_{min} よりも大きければ内挿交叉を, そうでなければ外挿交叉を適用する
- Step4 (生存選択) 各ペア (x_i, x_{i+1}) に対して, (x_i, x_{i+1}) から生成された子個体群 $C(x_i, x_{i+1})$ から最良解 c を選択し, x_i を c に置き換える
- Step5 $\{x_1, x_2, \dots, x_{N_{pop}}\}$ を次世代の母集団 P_{T+1} とする. 終了条件(総評価数や世代数)を満たさない場合 Step1 に戻る

Step4において, 各 (x_i, x_{i+1}) のペアで, 母集団の多様性を高めるような子個体を $C(x_i, x_{i+1})$ から選択し, x_i と入れ替えることによって次世代の母集団 P_{T+1} を形成する. ここでは, 最大の $H(P_T - x_i \cup c)$ を満たす子個体を選択する. $H(A)$ は解集合 A における Hypervolume 値を表す. Hypervolume はパレート解集合が支配している空間を表す手法であり, 収束性, 多様性といった解集合の総合的な評価を表す. Hypervolume は式(1)のように表される.

$$H(A) = \bigcup_{i=1}^{|A|} (v_i - \bigcap_{j=0}^{i-1} v_j v_j) \quad (1)$$

v_i は A に含まれる解 x_i と任意に定義された参照点によって囲まれる M 次元の体積 (M は目的関数の個数) である. なお $|A|$ は A に含まれる個体数とする. Hypervolume は目的関数空間上で定義され, その値が大きいほど良い解集合であることを示す.

(1) 内挿交叉の有効性

多段階の内挿交叉の有効性を示すために, 一般的に用いられる交叉手法である一様交叉 (Uniform crossover: UX) と比較した結果を表 1 に示す. これらは 50 試行の Hypervolume 値の平均である. ビット数 $N=100$ とした 2 目的の多目的 NK モデルにおいて, K を $[2, 24]$ の範囲で設定した. K が大きいほど高エピスタシスの例題, すなわち局所的なランドスケープがより複雑であることを示す. 実験において, 母集団サイズは 100 とし, 各組の親のペアによって生成される子個体数は 20 とした. $\mu = 20/k_{max}$ である. 世代交代モデルは UX, 内挿交叉いずれも同様のモデルを用いている.

表 1 内挿交叉と UX の比較

Instance	UX	内挿交叉		
		$k_{max}=2$	$k_{max}=5$	$k_{max}=10$
$K=\{4,2\}$	0.369	0.367	0.370	0.374
$K=\{8,4\}$	0.451	0.480	0.486	0.492
$K=\{12,8\}$	0.458	0.483	0.492	0.501
$K=\{16,12\}$	0.438	0.468	0.481	0.488
$K=\{20,16\}$	0.426	0.452	0.458	0.466
$K=\{24,20\}$	0.411	0.441	0.450	0.455

Hypervolume の参照点: (1, 1)

表 1 より, どのような複雑なランドスケープにおいても内挿交叉が一般的な交叉と比較して品質の高い解群が得られることがわかる. また, これらは図 1 に示す, 典型的な 1 試行の最終世代における非劣解分布からも確認できる. 目的関数はいずれも最小化問題であり, 図中, 両軸沿いに分布が広がっていればよい非劣解群が得られていることを示す.

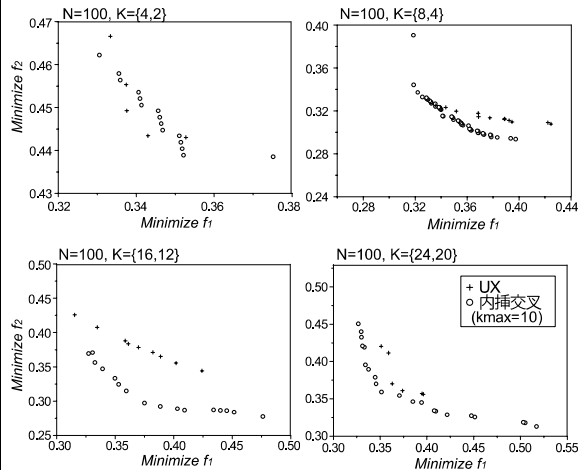


図 1 非劣解分布

(2) 外挿交叉の有効性

内挿交叉に外挿交叉を併用することの有効性について検証する. 外挿交叉は両親間距離が $\lambda \times 0.1$ 以下となったときに, 内挿交叉のかわりに適用する. 内挿交叉および外挿交叉の近傍探索のステップ数は $k_{max} = l_{max} = 10$ とした. また, 多目的最適化問題で多く用いられる, 多目的 GA の一手法である NSGAI II と比較した. NSGAI II の交叉手法には UX を適用している. 比較結果を表 2 に示す. これらは 50 試行の Hypervolume 値の平均である.

表 2 外挿交叉の併用による効果

Instance	NSGAI II	内挿交叉	+外挿交叉
$K=\{4,2\}$	0.545	0.374	0.374
$K=\{8,4\}$	0.696	0.492	0.695
$K=\{12,8\}$	0.448	0.501	0.504
$K=\{16,12\}$	0.436	0.488	0.502
$K=\{20,16\}$	0.421	0.466	0.475
$K=\{24,20\}$	0.414	0.455	0.466

Hypervolume の参照点: (1, 1)

表 2 より, 内挿交叉と内挿+外挿交叉を比較すると, 外挿交叉を適用することでより高品質な解群が得られることがわかる. エピスタシスが弱いと, UX を採用した NSGA-II が良い性能を示している. 一方, エピスタシスが強い場合は内挿交叉, および内挿+外挿交

又の方が良い結果を示している．これより多目的最適化問題における複雑なランドスケープの場合でも，交叉の設計が重要であるとわかる．

(3) 画像の雑音除去フィルタ設計への応用

実際の応用として画像におけるインパルス性雑音除去フィルタの一つである荷重メジアンフィルタの設計に本多目的最適化手法を適用した．フィルタ設計では原信号保存性能と雑音除去性能がトレードオフの関係であるため，それらを目的関数とし，多目的最適化問題として解くことで多様な性能バランスのフィルタ群が得られると考えられる．ここではグレースケールのテクスチャを対象として，まず，原信号保存性能と雑音除去性能を同時に考慮した単一目的最適化問題として定式化し，荷重メジアンフィルタの最適な窓形状および荷重を劣化画像から直接推定した．その結果，学習用画像を用いずに，図2に示すようにテクスチャの形状に合ったフィルタ窓がから得られることを示した．

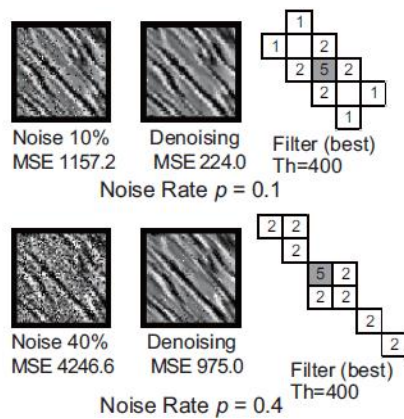


図2 設計されたフィルタと処理結果

さらに，原信号を保存する目的関数 f_1 ，および雑音を取り除くことを目的とした平滑化の関数 f_2 を同時に最適化することで荷重メジアンフィルタの窓形状および荷重を最適化した．得られたフィルタ群の特徴を図3に示す．縦軸は劣化画素における原画像とのMSE(平均二乗誤差)であり，劣化画素における原信号値の推定精度，すなわち雑音除去性能を示す．横軸は非劣化画素における原画像とのMSEで原信号の保存性能を示す．いずれも小さい値ほどよい結果であることを示す．

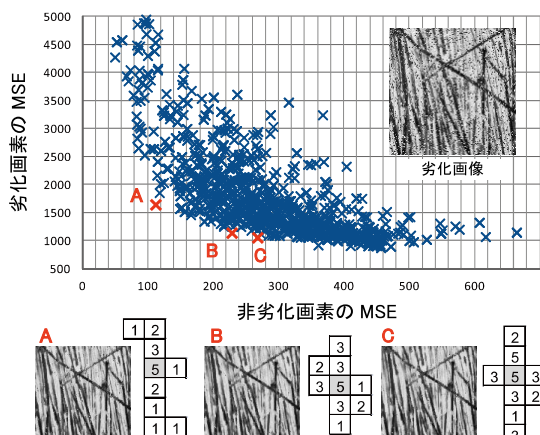


図3 多目的最適化により得られたフィルタ群の特徴

図3より，雑音除去性能の高いフィルタ，原信号保存性能の高いフィルタなど，多様な性能バランスのフィルタおよびその処理結果群が得られることがわかる．また，本手法も劣化画像のみからフィルタの窓形状および荷重を推定しているが，いずれもテクスチャの形状に沿った窓が得られることが確認できる．

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計6件)

(1) Yoshiko Hanada, Takumi Tani, Cuimin Li and Mitsuji Muneyasu: Effectiveness of Genetic Multistep Searches in Interpolation and Extrapolation Domains on Multiobjective Optimization, Proc. 2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 669 -- 674, 2011 [査読有]

(2) 花田良子, 棟安実治, 浅野晃: テクスチャ画像における劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの遺伝的アルゴリズムによる設計, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J94-A, No. 1, pp. 18--29, 2011 [査読有]

(3) Tatsuya Suzuki, Yoshiko Hanada, Mitsuji Muneyasu: An Unsupervised Design of Stack Filters by Tree Structure Optimization, Proc. 8th International Conference on Information, Communications and Signal Processing, FM1.1, pp. 1--5, 2011 [査読有]

(4) Kenji Tsuchie, Yoshiko Hanada and Seiji Miyoshi: Estimation of Distribution Algorithm incorporating Switching, IEICE Trans. Inf. and Syst., Vol. E93-D, No.11, pp. 3108--3111, 2010 [査読有]

(5) Hiroyuki Okuno, Yoshiko Hanada, Mitsuji Muneyasu and Akira Asano: An

Unsupervised Optimization of Structuring Elements for Noise Removal Using GA, IEICE Trans. Fundamentals, Vol. E93-A, No. 11, pp. 2196--2199, 2010 [査読有]

(6) Yoshiko Hanada, Mitsuji Muneyasu and Akira Asano: Effectiveness of Genetic Multi-Step Search on Unsupervised Design of Morphological Filters for Noise Removal, IPSJ Transactions on Mathematical Modeling and Its Applications (TOM), Vol. 3, No. 3, pp. 154--165, 2010 [査読有]

[学会発表] (計 9 件)

(1) 花田良子, 棟安実治, 浅野晃: 劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの GA による設計手法の拡張, 電子情報通信学会技術報告, スマートインフォメディアシステム研究会, SIS2011-63, 2012 年 3 月 1 日, 東京都市大学渋谷サテライトクラス

(2) 神谷誠, 花田良子, 棟安実治: スイッチングベクトルメジアンフィルタによるインパルス性雑音除去のための最適な雑音検出器の設計, 電子情報通信学会技術報告, スマートインフォメディアシステム研究会, SIS2011-63, 2012 年 3 月 1 日, 東京都市大学渋谷サテライトクラス

(3) 神谷誠, 花田良子, 棟安実治: 劣化カラー画像のみを用いた遺伝的アルゴリズムによるベクトルメジアンフィルタの設計手法, 電子情報通信学会 2011 年基礎・境界ソサイエティ大会, A-4-2, 2011 年 9 月 14 日, 北海道大学

(4) 鈴木達也, 花田良子, 棟安実治: 劣化画像のみを用いた N 分木構造で表現されたスタックフィルタの山登り法による設計, 電子情報通信学会 2011 年基礎・境界ソサイエティ大会, A-4-5, 2011 年 9 月 14 日, 北海道大学

(5) 鈴木達也, 花田良子, 棟安実治: 劣化画像のみを用いた木構造表現されたスタックフィルタの山登り法による設計, 第 24 回回路とシステムワークショップ論文集, pp. 361-366, 2011 年 8 月 2 日, 淡路夢舞台国際会議場 (奨励賞受賞)

(6) 谷拓夢, 花田良子, 棟安実治: 多目的遺伝的アルゴリズムにおける多段階探索交叉の有効性の検証, 情報処理学会第 73 回全国大会, 5K-2, 2011 年 3 月 4 日, 東京工業大学

大岡山キャンパス

(7) 細川長洋, 花田良子, 棟安実治: 遺伝的プログラミングにおける多段階探索交叉の検証, 情報処理学会第 73 回全国大会, 5K-1, 2011 年 3 月 4 日, 東京工業大学大岡山キャンパス

(8) 花田良子, 棟安実治, 浅野晃: テクスチャ画像における劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの GA による設計手法の検討, 第 25 回信号処理シンポジウム, C6-4, 2010 年 11 月 25 日, 奈良女子大学

(9) 花田良子, 棟安実治, 浅野晃: Effectiveness of Genetic Multi-Step Search on Unsupervised Design of Morphological Filters for Noise Removal, 情報処理学会研究報告, 第 78 回 MPS 研究会, MPS10-78-M, 2010 年 5 月 21 日, 群馬大学荒牧キャンパス

[図書] (計 1 件)

進化技術ハンドブック 基礎編, (社)電気学会・進化技術応用調査専門委員会, 片井修, 玄光男他, 近代科学社, pp152--154 (分散遺伝的アルゴリズム), 2010

6. 研究組織

研究代表者 花田良子 (HANADA YOSHIKO)
関西大学・システム理工学部・助教
研究者番号: 30511711