

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 26 年 6 月 19 日現在

機関番号：34416

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2012～2013

課題番号：24700234

研究課題名(和文) 形質依存と獲得に基づく遺伝的プログラミングの手法開発とその応用

研究課題名(英文) A new method of genetic programming based on characteristics' heredity and acquisition

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

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,900,000円、(間接経費) 870,000円

研究成果の概要(和文)：遺伝的プログラミング(GP)において、親のよい形質を効率的に子へ受け継がせることが可能な交叉を開発した。提案した交叉は多段階の局所探索からなる。GPの多くの問題において、木の部分構造および個々のノードの記号が個体の評価値に大きく寄与することを踏まえ、交叉を適用する両親間に共通して見られる部分木およびノードを子に遺伝させるべき形質とし、それらを破壊しないような近傍およびそれに対応する距離尺度の定義のもと交叉を構成した。連続関数近似、人工蟻シミュレーション、画像の非線形フィルタの設計に適用し、本手法が非常に限られた集団サイズのもと、プロートを完全に抑制しつつ最適解を高い確率で得ることを確認した。

研究成果の概要(英文)：In this study, a multistep crossover which can generate offspring keeping parents' good characteristics without inducing a bloat was developed for genetic programming. This crossover performs successively local search along the path connecting the parents. We considered the largest common subgraph observed between parents as the characteristic that should not be destroyed, and defined the neighborhood structure and the corresponding pair-wise distance based on it to develop the local search. It was shown that the proposed method works very well on several symbolic regression problems, an artificial problem, and a design problem of stack filters for digital images.

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・感性情報学・ソフトコンピューティング

キーワード：進化計算 遺伝的プログラミング 交叉 木構造 局所探索

1. 研究開始当初の背景

遺伝的アルゴリズムをはじめとする進化計算においては各個体が持つ情報を交換する交叉が主探索オペレータであり、その設計が解探索性能向上の鍵となる。グラフ構造などを扱う組合せ最適化問題においては形質(部分解)の保存と獲得に重点を置いた交叉が開発されている。式や自律制御のためのプログラム生成など、木構造で表現される設計変数を扱う遺伝的プログラミング(Genetic Programming: GP)においても交叉は他の組合せ最適化問題と同様に重要な探索オペレータであるが、設計変数間の依存強度が不均一かつ出現位置(深さ)によって目的関数に関する寄与の度合いも異なり、解の大きな変化を伴う操作では効率的に探索できないことから、突然変異が探索性能の向上を担う場合も多い。しかしながら、突然変異は変化の局所性より形質保存は容易である一方で、形質獲得はランダム性が強く小規模な例題のみにしか効率的に働かない。そのため、GPにおいて、効率よく形質の保存と獲得を実現するオペレータの開発が重要な課題の一つとなっている。

2. 研究の目的

本研究はGPの交叉の局所探索機能を強化することで形質の保存と獲得を実現することを目的とする。具体的には巡回セールスマン問題、割当問題やスケジューリング問題など離散構造の最適化問題で有効性を示している局所探索に基づく多段階探索交叉を木構造の最適化に拡張する。提案手法を抽象度の高い関数同定問題に適用し探索の挙動・性能解析を行ったもとの、人工蟻のシミュレーション、および多くの非線形フィルタが帰着されるスタックフィルタの一設計手法を考案し、その解法として本手法を応用する。

3. 研究の方法

多段階探索交叉は、解の類似性を反映した距離の定義のもと、一方の親から他方の親へと距離を縮める方向に局所探索を繰り返すことで探索を進め、その過程で得られた優良な子個体を次世代へと残す。局所探索性能を強化するための木構造に特化した近傍解の生成手法と、メトロポリス法に基づく受理則を局所探索に導入する。

多段階探索交叉をGPに拡張するにあたり、木構造に特化した2個体間の距離の定義および探索領域を絞った近傍生成法を開発する必要がある。木の部分構造および個々のノードの記号が個体の評価値に大きく寄与することを踏まえ、交叉を適用する両親間に共通して見られる部分木およびノードを子に遺伝させるべき形質とし、それらを破壊しないような近傍およびそれに対応する距離尺度を定義する。局所探索において、現在の解からの遷移対象となる近傍解については、両親の共通部分木内部でのノードの組換え、およ

びその他の異なる部分木でのノードの挿入・削除により生成する。これにより、木の爆発的な成長を抑制しつつ、両親の形質の受け継ぎ方が多様な子個体群を生成する。

本研究で開発する多段階探索交叉は汎用性が高く、関数同定問題、人工蟻のシミュレーション、スタックフィルタ設計での検証において、いずれも同様の距離定義、近傍生成法のもとで適用可能である。

4. 研究成果

GPに適用する多段階探索交叉のアルゴリズムは次の通りである。

[多段階探索交叉のアルゴリズム]

Step 1 p_1, p_2 を両親, その子個体群 $C(p_1, p_2) = \phi$ とする。

Step 2 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。

Step 3 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。

Step 4 $N(x_k)$ の中で何等かの基準で解 y を選択する。

Step 5 y が x_k よりも優れていた場合 ($E(y) < E(x_k)$), y への遷移を受理する。劣っていた場合は次の確率で遷移の受理判定を行う。ここで $E = E(y) - E(x_k)$ とする。

$$P(y) = \exp(-E/T)$$

遷移が受理された場合 $x_{k+1} = y$ とし, x_{k+1} を $C(p_1, p_2)$ の要素として加える。そうでなければ Step 4 へもどる。

Step 6 $k = k + 1$ 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, Step 3 にもどる。

2つの木の距離については、根を起点とした共通部分木を抽出し、それとの排他的論理和で得られる非共通なノード、部分木の集合の要素数により定義した。共通部分木を抽出するにあたり、木を順序木(子ノードの順序を考慮)、非順序木(子ノードの順序を無視)とした場合の2通りを検証した。順序木として木を表現した場合、演算子や条件分岐など被演算子の適用順序が結果に影響を与える非終端ノードにおいて、被演算子である子部分木の適用順序の違いを考慮することができる。

一方の親から他方の親へ繰り返し適用する局所探索では、距離の算出過程において得られた両親間で異なるノード集合から、組み替えるノードをランダムに選び、適宜、木を補正することで近傍解を生成した。これにより、両親間に見られる良好な形質を保存しつつ、新たな形質を獲得することを実現した。

(1) 関数同定問題における性能検証

関数同定問題は所与の入力と出力のセッ

トから、その関係を演算子(関数)および被演算子(変数・定数)の種々の結合で推定する問題である。

次の2つの例題を用いて多段階探索交叉の有効性を検証する。目的関数は同定すべき関数値との誤差の総和である。検証にあたり、多く用いられる一点交叉(1X)と計算コスト同一のもとで比較した。

$$f_1 = x^3 - x^2 \quad (1)$$

$$f_2 = x \sin x (\cos x - 1) \quad (2)$$

表1に多段階探索交叉(提案手法)と1Xの比較結果を示す。提案手法については、木を順序木として扱った場合(OT)と非順序木として扱った場合(UT)の性能を示す。これらは50試行の結果であり、最適解を得た割合(%Success)と木の平均ノード数(Size)、深さ(Depth)を示している。

表1: 多段階探索交叉と1Xの比較

Instance	Crossover		%Success	Size	Depth
f_1	1X		0.0	186.2	26.8
	提案手法	OT	0.52	30.2	5.8
		UT	0.38	33.1	6.3
f_2	1X		0.50	59.0	17.5
	提案手法	OT	0.84	17.0	7.7
		UT	0.56	18.1	8.2

OT: 順序木 UT: 非順序木

提案手法はOT, UTいずれも1Xと比較して、最適解を得た確率の点で優れていることがわかる。また、ノード数が少なく浅い木が得られている。OTとUTを比較すると被演算子の適用順序を考慮するOTの方が高い性能が得られることがわかる。

(2) 人工蟻のシミュレーション

人工蟻シミュレーションの一種であるSanta Fe Trail問題は32x32の盤に89個の餌が配置され、人工蟻が所与の体力のもとですべての餌を回収することを目的とした行動則を決定する問題である。人工蟻の行動則は前進や回転などの動作を終端記号、条件分岐と逐次処理を示す非終端記号で記述される。目的関数値は餌の回収個数であり、盤の89個の餌をすべて回収できる木を最適解と定義する。

表2に提案手法と1Xの比較結果を示す。ここでは、木を順序木として扱っている。これらは50試行の結果であり、最適解を得た割合(%success)、最良解の評価値平均と標準偏差、最良解の木の深さ(depth)、ノード数(#nodes)の50試行平均、およびブloat発生率(%bloat)である。ブloatとは探索の過程で解である木が急激に膨張する現象である。実験では木のサイズ(ノード数)の母集団平均が100以上となったときブloatが発生したとみなし、その時点で探索を終了した。

表2: Santa Fe Trail 問題における比較

	1X	提案手法
%success	0.24	0.30
fitness	76.5 (11.9)	84.2 (4.8)
depth	14.56	4.72
#nodes	80.52	19.62
%bloat	0.46	0

表2よりSanta Fe Trail問題においても提案手法は1Xと比較して最適解を発見する試行が多いことがわかる。1Xにおいてはブloatが高い確率で発生している。なお、表2の木の木サイズはブloatを起こした試行も含め、すべての試行の平均を示しているが、1Xにおいてブloatが発生しなかった試行における最良解の木のノード数は40~60程度あり、提案手法の木の木サイズの2~3倍の大きさの木が生成されていることを確認している。提案手法は最良解の評価値平均も高く、標準偏差も小さいことから、小さい木のもとで安定した探索が可能であることがわかる。

(3) スタックフィルタ設計への応用

スタックフィルタはメジアンフィルタやモルフォロジカルフィルタに代表される順序統計フィルタを一般的に記述したものであり、画像のインパルス性雑音除去等に用いられる。AND, OR演算からなる正定ブール関数とフィルタの窓要素の組で構成される。AND, OR演算をそれぞれ最小値(MIN)演算、最大値(MAX)演算と置き換えることで多値信号をそのまま入力することができ、非終端記号にMINとMAX、終端記号に窓要素をもつ木構造で表現することができる。

表3に提案手法と1Xの比較結果を示す。これはBrodatzのテクスチャD37(階調数256のグレースケール、サイズ64x64)において雑音発生率10%とした劣化画像を復元するためのスタックフィルタをGPで設計した例である。表には評価値(原画像との平均二乗誤差:MSE)の最良値(best)、最悪値(wst.)、平均(avg.)、標準偏差(std.)、および最良解の木の深さ(depth)、ノード数(#nodes)の50試行平均、ブloat発生率(%bloat)を示している。

表3: スタックフィルタ設計における比較

		1X	提案手法
fitness	best	102.57	107.86
	avg.	119.38	114.04
	std.	27.67	2.84
	wst.	306.09	119.30
depth		14.7	5.76
#nodes		115.72	32.04
%bloat		1	0

表3より提案手法は1Xと比較して、深さ、ノード数ともに小さい木で、高い処理性能をもつフィルタが安定して設計されることがわかる。1Xにおいては最良解が非常によいものの、試行全体としての分散が大きい。また、すべての試行においてプロットが起こっており、処理性能の高いフィルタであったとしても、木のサイズが非常に大きく、フィルタ処理の計算コストが非常に高い。そのため、一般に用いられる交叉1Xはフィルタ設計には適さないと考えられる。なお、ここではD37の結果のみ示しているが、他のテクスチャ、雑音発生率の例題においても同様の結果が得られることを確認している。

図1に提案手法で最良のMSEを得た処理結果、図2にそのときのスタックフィルタを示す。図中、フィルタ窓においては、設計されたフィルタの演算で用いられる要素をグレーで示しており、濃いグレーであるほど、多く参照された要素であることを示す。図1より、スタックフィルタの演算で参照される要素群は、D37のななめのパターンにおおむね沿った形状をしており、テクスチャにあったフィルタが設計できていることが確認できる。

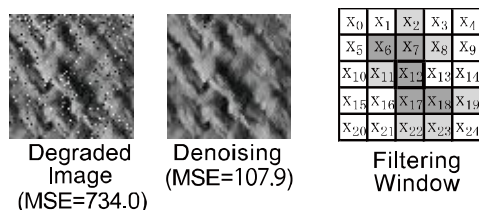


図1：処理結果

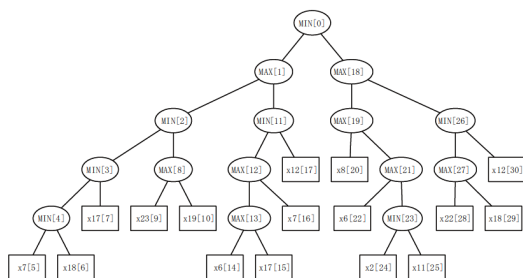


図2：提案手法で設計されたフィルタ

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8件)

(1) A New Population Initialization Approach Based on Bordered Hessian for Portfolio Optimization Problems, Yukiko Orito, Yoshiko Hanada, Shunsuke Shibata, Hisashi Yamamoto, Proc. 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp.1341--1346, 2013 【査読有】

(2) Keiko Ono, Yoshiko Hanada, Masahito Kumano and Masahiro Kimura: Island Model Genetic Programming Based on Frequent Trees, Proc. 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 2988--2995, June 19-23, 2013 【査読有】

(3) 小野景子, 花田良子, 熊野雅仁, 木村昌弘: 頻出木と深さの情報を用いた照明制御のための遺伝的プログラミング, 電気学会論文誌C, Vol.133, No.1, pp. 2044--2052, 2013 【査読有】

(4) 鍋谷洋介, 花田良子, 折登由希子: 遺伝的アルゴリズムによる荷重メジアンフィルタの多目的最適化に基づく設計, 情報処理学会論文誌「数理モデル化と応用」, Vol. 6(3), pp.106--116, 2013 【査読有】

(5) 鈴木達也, 花田良子, 棟安実治: 遺伝的アルゴリズムによる輝度勾配情報を考慮した荷重メジアンフィルタの設計, 情報処理学会論文誌「数理モデル化と応用」, Vol. 6(3), pp.53--65, 2013 【査読有】

(6) Yoshiko Hanada, Mitsuji Muneyasu and Akira Asano: An Extension of Unsupervised Design Method for Weighted Median Filters Using GA, Proc. 2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, October 14-17, 2012, COEX, Seoul, Korea, pp. 1136--1141, 2012 【査読有】

(7) Keiko Ono, Yoshiko Hanada, Katsushi Shirakawa, Masahito Kumano, and Masahiro Kimura: Depth-dependent crossover in genetic programming with frequent trees, Proc. 2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, October 14-17, 2012, COEX, Seoul, Korea, pp. 359--363, 2012 【査読有】

(8) Yoshiko Hanada, Nagahiro Hosokawa, Keiko Ono and Mitsuji Muneyasu: Effectiveness of Multi-step Crossover Fusions in Genetic Programming, Proc. WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence, June, 10-15, Brisbane, Australia, pp. 1743--1750, 2012 【査読有】

[学会発表](計15件)

(1) 花田良子, 小野景子, 折登由希子: 遺伝的プログラミングにおける多段階探索交叉の性能評価, 進化計算学会 進化計算シンポジウム 2013 予稿集(JPNSEC), pp.417--424, 2013年12月15日, 鹿児島県

(2) 折登由希子, 花田良子, 山本久志: リターン系列の内挿を利用した EDA によるポートフォリオのレプリケーション, 平成 25 年電気学会電子・情報・システム部門大会予稿集(IEEJ), pp.563--568, 2013 年 9 月 6 日, 北海道

(3) 花田良子, 小野景子, 折登由希子: 遺伝的プログラミングにおける演算順序を考慮した多段階探索交叉の有効性の検討, 計測自動制御学会第 3 回コンピューテーション・インテリジェンス研究会予稿集(SICE CI), pp.9--13, 2013 年 8 月 30 日, 大阪府

(4) 折登由希子, 花田良子: 自己相関関数の NK モデルへの当てはめによる最適化の難しさの定量化, 平成 25 年度 日本経営工学会 春季大会予稿集, pp.46-47, 2013 年 5 月 18 日, 神奈川県

(5) 花田良子, 細川長洋, 小野景子, 折登由希子: 遺伝的プログラミングにおける遺伝的局所探索法の近傍と温度パラメータの検証, 第 57 回システム制御情報学会研究発表講演会, 324-4, 2013 年 5 月 15 日, 兵庫県

(6) 小野景子, 花田良子, 熊野雅仁, 木村昌弘: 半構造データを用いた頻出木交叉, 第 57 回システム制御情報学会研究発表講演会, 134-3, 2013 年 5 月 15 日, 兵庫県

(7) 鍋谷洋介, 花田良子, 折登由希子, 棟安実治: 劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの多目的遺伝的アルゴリズムによる設計, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-MPS-92 No.6, 2013 年 2 月 17 日, 佐賀県

(8) 鈴木達也, 花田良子, 棟安実治: 遺伝的アルゴリズムによる輝度勾配情報を考慮した荷重メジアンフィルタの設計, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-MPS-92 No.7, 2013 年 2 月 17 日, 佐賀県

(9) 細川長洋, 花田良子, 小野景子, 棟安実治: 遺伝的プログラミングにおける遺伝的局所探索法の有効性の検証, 進化計算シンポジウム 2012 予稿集, pp. 119--126, 2012 年 12 月 15 日, 長野県

(10) 谷拓夢, 花田良子, 棟安実治: 多目的最適化における内挿/外挿的な領域での遺伝的多段階探索交叉の有効性の検証, 進化計算シンポジウム 2012 予稿集, pp. 439--444, 2012 年 12 月 15 日, 長野県

(11) 白川勝司, 小野景子, 花田良子, 熊野雅仁, 木村昌弘: 深さおよび頻出部分木を用いた交叉法の性能検証, 平成 24 年電気関係学会関西連合大会, pp. 256-257, 2012 年 12

月 9 日, 大阪府

(12) 鍋谷洋介, 花田良子, 棟安実治: 多目的遺伝的アルゴリズムによる劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの設計, 平成 24 年電気関係学会関西連合大会, pp. 123--124, 2012 年 12 月 8 日, 大阪府

(13) 鍋谷洋介, 花田良子, 棟安実治: 劣化画像のみを用いた荷重メジアンフィルタの多目的遺伝的アルゴリズムによる設計, 第 3 回進化計算学会研究会論文集, pp. 46--50, 2012 年 9 月 3 日, 広島県

(14) 谷拓夢, 花田良子, 棟安実治: 多目的最適化における内挿/外挿的な領域での遺伝的多段階交叉の有効性, 第 25 回 回路とシステムワークショップ論文集, pp. 245--249, 2012 年 7 月 31 日, 兵庫県

(15) 細川長洋, 花田良子, 小野景子, 棟安実治: 遺伝的プログラミングにおける遺伝的局所探索法の有効性, 第 56 回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, pp. 535--536, 2012 年 5 月 23 日, 京都府

6. 研究組織

(1) 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