

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 28 年 5 月 31 日現在

機関番号：25403

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2014～2015

課題番号：26730131

研究課題名(和文)記号間距離を同時に最適化する差分進化プログラミング手法の開発

研究課題名(英文)The development of the differential evolution programming using Inter-symbol distance

研究代表者

串田 淳一 (Jun-ichi, Kushida)

広島市立大学・情報科学研究科・講師

研究者番号：10558597

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 1,600,000円

研究成果の概要(和文)：連続空間を対象とする最適化手法である差分進化(Differential evolution: DE)を構造的表現を扱えるように拡張した、新たな木構造最適化手法の開発を行った。まず、組合せ的な解空間を持つ構造最適化問題において、解を構成する要素となる記号間に近傍構造を付与する方法を提案した。次に、近傍構造と木構造プログラムを相互に進化させるモデルを構築し、関数同定問題およびブール代数合成問題を対象として評価実験を行った。実験結果より、提案手法では記号間の近傍構造と木構造プログラムを相互に進化させることが可能となり、良好な性能を示すことを確認した。

研究成果の概要(英文)：In this study, we have developed a novel evolutionary algorithm for tree discovery based on the Differential Evolution (DE). In order to apply DE's genetic manipulation to tree structure, we imparted neighborhood structure to the symbols contained in trees. The distance between symbols are defined using the neighborhood structure and differential operation can be performed in the discrete symbol space. For generation model to evolve both tree structure and neighborhood structure of symbols, we have proposed two models: the self adaptive model and the coevolutionary model. To evaluate the performance of the proposed methods, we conducted experiments using benchmark problems. Through experimental results, we confirmed that the proposed method outperforms genetic programming in symbolic regression problem and even-parity problem.

研究分野：進化的計算

キーワード：Differential evolution Genetic Programming 進化的計算 最適化

1. 研究開始当初の背景

遺伝的アルゴリズム(GA)や遺伝的プログラミング(GP)に代表される進化的アルゴリズムは、各種の最適化問題に対し目的関数を適切に導入しさえすれば、決定変数の連続・離散によらず適用できる。この利点のため、種々の進化的アルゴリズムが工学的諸問題に用いられてきた。その中でも、差分進化(Differential evolution: DE)は決定変数が実数値を取る関数最適化問題を対象とした手法であり、他の進化計算手法よりも最適解への収束が速く頑強であることが報告されている。DEは様々なクラスの問題に適用されているが、主にGPが対象としてきた木構造やグラフ構造など組合せ的な構造を解空間に持つ離散問題においては、近傍における連続性を解法に利用することはできない。また、対象とする問題により解空間の構造や特性も異なるため汎用的な進化オペレータの設計は難しい。そのため、実数値関数の最適化手法であるDEを木構造最適化に用いるためには、アルゴリズムの拡張が必要となる。

2. 研究の目的

本課題では、連続空間を対象とする最適化手法であるDEを構造的表現を扱えるように拡張した、新たな木構造最適化手法である差分進化プログラミング(TreeDE)の開発を行う。まず、組合せ的な解空間を持つ構造最適化問題において、解を構成する要素となる記号間に近傍構造を付与する方法を提案する。次に、記号間の近傍構造を利用した差分操作をDEに組み込むことで、離散空間上でDEのもつ解探索性能を十分に発揮するアルゴリズムの構築を行う。

3. 研究の方法

上記の研究背景および研究目的に基づき、本研究は以下のように遂行した。

(1) 記号間の近傍構造の構成方法の提案

各ノードに割り当てられる記号は離散的な集合であるため、無向グラフにより各記号を表現し、記号を辺で結合することで近傍構造を定義する。記号間の近傍構造は、与えられる記号間の重みを設定する行列により決定される。重み付きグラフにおいて辺の重みの総和が最小となる全域木(最小全域木)を求める。ここで、各記号間の距離は記号間を連結する辺の数として定義する。

(2) 記号間の近傍構造を利用したDEにおける差分操作の提案

本課題で提案するDEによる木構造最適化手法(TreeDE)では、木構造を記号ベクトル(1次元配列)として表現する。記号ベクトルは固定長であり、表現できる木構造プログラムの最大の深さ(L)は事前に決定される。差分操作の際は、通常のDEと同様に集団内から個体対を選択し、その差分ベクトルを計算す

る。ここでは(1)で定義される記号間の距離を用い、個体対の各次元の記号間の距離を求める。次に、ベースベクトルに摂動を加える操作を行うが、ここでは、ベースベクトルの各次元の記号に対し、差分の大きさの分だけ、グラフ上で辺により連結される記号へランダムで移動する。

(3) 近傍構造と木構造プログラムの相互進化モデルの検討

近傍構造は重み行列で与えられるが、事前に対象とする問題に対しての有効な近傍構造を知ることはできない。そのため、記号間の近傍構造と木構造プログラムを相互に進化させる進化モデルが必要となる。申請者らは、下記の2つの進化モデルを提案した。

(a) 近傍構造を決定する重み行列をDEの個体の遺伝子に組み込み、木構造の進化と同時に進化させるモデル(自己適応型モデル)

(b) 独立する近傍構造の集団と個体集団が互いに影響を及ぼし合い進化するモデル(共進化型モデル)

自己適応型モデルは制御パラメータを適応的に調整するDE手法を参考にしており、重み行列をDEのパラメータの一部と考える。DEの各個体は、木構造を表現する記号ベクトルと近傍構造を定義する重み行列の2種類の遺伝子を持つ。各記号ベクトルは自身が持つ近傍構造の重み行列を用いて記号間の近傍構造を決定し、それを利用し突然変異を行う。重み行列の各要素は実数であるため、通常のDEの差分操作により突然変異を行う。また、共進化型モデルでは、記号ベクトルを遺伝子とする集団と、近傍構造を決定する重み行列を遺伝子とする集団をそれぞれ独立に進化させる。記号ベクトルの集団にはDEを適用し、近傍構造の集団にはGAを適用した。DEの各世代では個体である各記号ベクトルに対し、近傍構造の個体(重み行列)をランダムに対応させる。記号ベクトルは対応した重み行列により決定される近傍構造を利用し、子個体を生成する。近傍構造の個体は対応した記号ベクトルが生成した子個体の適応度の和で評価される。

4. 研究成果

3で述べた各項目について、以下の成果が得られた。

・自己適応型モデルの結果

関数同定問題を対象としGPと比較することで、有効性を検証した。用いる非終端記号は{+, -, *, sin, cos, exp}であり、終端記号は{x, 1}である。適応度は、目的の関数との

誤差二乗和で計算される．表 1 は異なる関数 f_1 から f_4 に対する結果であり，適応度の平均，標準偏差，最大値，最小値を示している．

表 1：提案手法(TreeDE)と GP の比較(20 試行)

		f_1	f_2	f_3	f_4
TreeDE	Mean	0.015	0.014	0.006	0.608
	Std	0.006	0.010	0.002	0.382
	Best	0.004	0.001	0.003	0.042
	Worst	0.032	0.038	0.010	1.266
GP	Mean	0.017	0.015	0.055	2.112
	Std	0.028	0.029	0.024	1.650
	Best	0	0	0.010	0.011
	Worst	0.122	0.132	0.101	6.460

表 1 より，自己適応型モデルは全ての関数において GP を上回る性能を示していることがわかる．また，図 1 に関数 f_4 における最良個体のノード数の推移を示す．GP では世代の経過に伴いノード数が増加していくのに対し，提案手法では世代を通してノード数はほぼ一定である．これは，木の最大の深さを L で予め与えるためであり，提案した TreeDE では過剰な木の成長を抑えた探索が可能となっている．

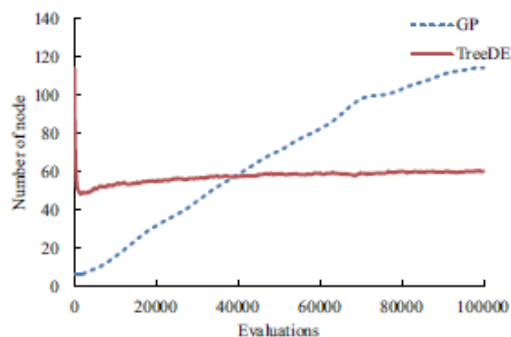


図 1: 関数 f_4 における最良個体のノード数の推移

・共進化型モデルの結果

ここでは，共進化型モデルの結果として，ブール代数合成問題の一つである even5 パリティ問題における結果を示す．用いる非終端記号は { AND, OR, NAND, NOR } であり，終端記号は $\{ I_0, I_1, I_2, I_3, I_4 \}$ である．適応度は Sum of Error で計算される．表 2 では， L を 7 から 9 に変化させた場合の提案手法の結果と GP の結果を比較している．

	Mean	Std	Best	Worst
GP	4.050	2.312	0	8.000
Proposed method ($L=7$)	3.950	1.161	2.000	6.000
Proposed method ($L=8$)	0.650	0.654	0	2.000
Proposed method ($L=9$)	0	0	0	0

表 2：提案手法と GP の比較(20 試行)

表 2 より，提案手法は $L=7$ の場合は，GP と同程度の性能であるが， L を大きくするほど適

応度が減少し， $L=9$ で全試行において最適解を発見している．

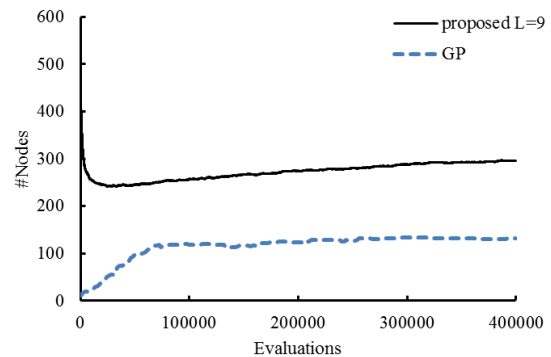


図 2: even5 パリティ問題における最良個体のノード数の推移

次に，図 2 に even5 パリティ問題における最良個体のノード数の推移を示す．この問題では，GP よりも多くのノードを使用し最適な木構造を発見していることが確認できる．

以上より提案手法した TreeDE では，使用する記号の種類が異なる関数同定問題およびブール代数合成問題において，近傍構造を利用した差分操作により，GP を上回る性能を示すことが確認できた．ただし，提案手法では記号ベクトルが固定長であるため，今後は，木の深さを探索中に調整するような改良も必要と考えられる．また，共進化モデルでは効果的な共進化を実現するために，記号ベクトルの集団と近傍構造の集団の進化のタイミングや，重み行列の評価方法なども考慮する必要がある．

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 2 件)

(1) Jun-ichi Kushida, Akira Hara and Tetsuyuki Takahama, Tree Based Differential Evolution Based on Coevolution, ICIC Express Letters, Volume 9, Issue 11, pp. 3143-3152, 2015

(2) 田邊遼司, 串田淳一, 畠中利治, 関数最適化における進化計算, 計測自動制御学会学会誌「計測と制御」, vol. 54, no. 8, pp. 567-572, 2015

〔学会発表〕(計 13 件)

(1) 串田淳一, 原章, 高濱徹行, 探索点の順位相関を利用した関数景観推定, 進化計算シンポジウム 2015, グリーンホテル三ヶ根 (愛知県), 2015/12/19

(2) 串田淳一, 原章, 高濱徹行, 探索点のランク情報に基づく複数の突然変異戦略を

- 導入した Differential Evolution の提案, 函館アリーナ (北海道), 2015/11/18
- (3) Jun-ichi Kushida, Akira Hara, and Tetsuyuki Takahama, Rank-Based Differential Evolution with Multiple Mutation Strategies for Large Scale Global Optimization, CEC2015, Sendai International Center (仙台), 2015/5/25
- (4) Jun-ichi Kushida, Akira Hara, and Tetsuyuki Takahama, Cartesian Ant Programming with Node Release Mechanism, IWCIA2015, Hiroshima City University (広島), 2015/11/6
- (5) 西尾俊輝, 串田淳一, 原章, 高濱徹行, Adaptive Particle Swarm Optimization における多次元突然変異の提案, 若手研究会 2015, 広島市立大学 (広島), 2015/7/18
- (6) 三浦俊樹, 串田淳一, 原章, 高濱徹行, 自己増殖型ニューラルネットワークによるクラス分類器と Differential Evolution による進化, 若手研究会 2015, 広島市立大学 (広島), 2015/7/18
- (7) 赤坂顕世, 串田淳一, 原章, 高濱徹行, 多様な初期個体を持つ対話型差分進化によるファッションカラーコーディネート最適化, 若手研究会 2015, 広島市立大学 (広島), 2015/7/18
- (8) Akira Hara, Takuya Mototsuka, Jun-ichi Kushida and Tetsuyuki Takahama, Genetic Programming using the Best Individuals of Genealogies for Maintaining Population Diversity, SMC2015, Hong Kong, 2015/10/9
- (9) Akira Hara, Jun-ichi Kushida, Kei Kisaka and Tetsuyuki Takahama, Geometric Semantic Genetic Programming Using External Division of Parents, AAI2015, Okayama Convention Center, Okayama, 2015/7/12
- (10) Jun-ichi Kushida, Akira Hara and Tetsuyuki Takahama, A Novel Tree Differential Evolution using Inter-symbol Distance, IWCIA2015, Hiroshima City University (広島), 2015/11/6
- (11) Akira Hara, Jun-ichi Kushida, Tomoya Okita, and Tetsuyuki Takahama, Behavior Control of Multiple Agents by Cartesian Genetic Programming Equipped with Sharing Subprograms among Agents, IWCIA2015, Hiroshima City University (広島), 2015/11/6
- (12) 原章, 串田淳一, 種村涼, 高濱徹行, Geometric Semantic Genetic Programming におけるターゲットの意味を考慮した交叉の提案, 第 8 回コンピューテーショナル・インテリジェンス研究会, 県立広島大学 (広島),

- 2015/12/18
- (13) Toshiki Nishio, Junichi Kushida, Akira Hara, and Tetsuyuki Takahama, Adaptive Particle Swarm Optimization with Multi-dimensional Mutation, IWCIA2015, Hiroshima City University (広島), 2015/11/6

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕
出願状況 (計 0 件)

名称 :
発明者 :
権利者 :
種類 :
番号 :
出願年月日 :
国内外の別 :

取得状況 (計 0 件)

名称 :
発明者 :
権利者 :
種類 :
番号 :
取得年月日 :
国内外の別 :

〔その他〕
ホームページ等

6. 研究組織

(1) 研究代表者

串田淳一 (JUNICHI KUSHIDA)
広島市立大学・知能工学専攻・講師
研究者番号 : 10558597