

平成 21 年 7 月 29 日現在

研究種目：基盤研究 (B)

研究期間：2007～2008

課題番号：19300076

研究課題名 (和文) 実数値遺伝アルゴリズムの再構築と展開

研究課題名 (英文) Reconstruction and Expansion of Real-coded Genetic Algorithms

研究代表者

小林 重信 (KOBAYASHI SHIGENOBU)

東京工業大学・大学院総合理工学研究科・教授

研究者番号：40016697

研究成果の概要：

実数値 GA の枠組みを再構築し、新たな展開を図ることを目標に研究を進め、世代交代モデル JGG、多親交叉の一般的枠組み $REX(\varphi, n+k)$ 、大域的降下方向を用いた REX^{star} 、適応的実数値交叉 AREX、機能分担 CMA-ES、制約処理のためのパレート降下修正オペレータ、機能分担多目的実数値 GA (FS-MOGA)、2 段階 GA “Solid EMO”、インスタンススペース政策最適化のための実数値 GA (FLIP)、カーネル密度推定器としての実数値交叉、などの成果を得た。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	7,700,000 円	2,310,000 円	10,010,000 円
2008年度	7,000,000 円	2,100,000 円	9,100,000 円
総計	14,700,000 円	4,410,000 円	19,110,000 円

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、遺伝アルゴリズム、実数値 GA、関数最適化、多目的最適化、制約対処法、レンズ系設計、直接政策最適化

1. 研究開始当初の背景

実数値ベクトルを遺伝子型として扱う GA (Genetic Algorithms) を実数値 GA という。

実数値 GA の設計指針として、機能分担仮説 [山村 98] や統計量遺伝 [喜多 99] が提唱され、多親交叉 UNDX- m [喜多 00]、SPX [樋口 01] などが提案された頃が実数値 GA 研究の最初のピークであった。その後、実数値 GA の研究は応用中心に展開され、研究開始当初までその状態が続いていた。一方では、高次

元化・高機能化への対応、制約処理の扱い、多目的最適化への適用など、基礎的な研究への期待は高まりつつある状況にあった。

2. 研究の目的

上述の現状認識を踏まえて、統計量遺伝に基礎をおく実数値 GA の在り方を抜本的に見直し、枠組みを再構築するとともに、多目的最適化や機械学習への新たな展開を図ることを研究の目的に設定した。

3. 研究の方法

(1) 実数値 GA の再構築

実数値 GA のための世代交代モデルの見直し、統計量遺伝に基づく多親交叉の一般化、設計指針としての機能分担仮説・統計量遺伝の見直しなどを通じて、実数値 GA を再構築した。

(2) 多目的最適化のための実数値 GA

多目的最適化の標準的な生存選択モデルとして広く使われている NSGA-II[Deb 00]や SPEA2[Zitzler 02]は、パレート解集合が変数空間で湾曲している状況では性能が劣化する事実に着目し、機能分担の考えに基づく多目的実数値 GA を構築した。

(3) 実数値 GA の機会学習への展開

強化学習における直接政策探索法として注目されているインスタンスベース政策最適化について、実数値 GA による接近を試みた。また、実数値交叉をカーネル密度推定器と解釈し、これを用いた EM 法を構築した。

4. 研究成果

(1) 世代交代モデル JGG

子個体生成のための親個体を選ぶ複製選択と次世代に残す個体を選ぶ生存選択を合わせて世代交代モデルという。MGG[佐藤 97]は実数値 GA の標準的な世代交代モデルとして広く使われてきた。本研究では、MGG の生存選択におけるエリート保存は局所最適解からの脱却を遅らせる原因となり、またルーレット選択は収束速度を遅らせる原因となることを指摘し、生存選択の対象を子個体に限定し、子個体群から評価値上位の n_p 個体（親個体の数）を次世代に残す JGG (Just Generation Gap) を提案した。JGG は親子完全入れ替えで多親交叉に対応し、多様性維持に優れたモデルであることを示した。

(2) 多親交叉の一般的枠組み $REX(\varphi, n+k)$
親個体群の平均と分散共分散行列を保存す

る交叉が望ましいとする統計量遺伝を厳密に満たす交叉として、SPX や $UNDX-n$ (n は次元数) が提案されている。本研究では、SPX における子個体生成分布が親個体群の中心に対して対称でないことが悪影響を与えること、 $UNDX-n$ における主親の選び方が子個体生成分布にバイアスを生じることを指摘し、 $UNDX-n$ を一般化した枠組みとして $REX(\varphi, n+k)$ を提案した。 $REX(\varphi, n+k)$ は次元数 n より大きい $n+k$ 個の親個体を用いる。ここで、 φ は平均が 0 で、分散が $1/(n+k)$ の任意の確率分布を表わす。本研究では、 φ は一様分布を、 k は $1 \sim 0.5n$ を推奨している。

(3) 大域的降下方向を用いた REX^{star}

機能分担仮説や統計量遺伝は、親個体群が最適解の存在するとみられる領域を覆っていることを暗黙に仮定している。本研究では、変数間依存性の強い関数の最適化では集団全体が最初は最適解を覆っていても、やがて最適解を覆えなくなる状況に至ることを指摘し、この問題に対処するために、大谷構造のもとでの大域的降下方向という概念を導入した。大域的降下方向は親個体群とその鏡映個体群を用いて定義される。子個体生成分布の中心を大域的降下方向にシフトする交叉として REX^{star} を提案した。 REX^{star} が優れた収束性能をもつこと、初期化領域の取り方に頑健であることを示した。

(4) 適応的実数値交叉 AREX

REX^{star} では、子個体生成の中心を大域的降下方向とステップサイズによって定まる座標軸に沿った矩形領域にシフトする。矩形領域に広げることにより、多様性の増大という効果が生じるが、一方では変数間依存性の強い問題で性能が悪化する場合がある。本研究では、上記の問題点を克服することを目標に、子個体生成中心の大域的降下方向へのシフ

トと子個体生成分布の拡張率適応を組み合わせるアイデアを REX に組み込んだ ARES (Adaptive Real-coded Ensemble Crossover) を提案した。ARES は、REX と同様に、回転不変性とスケール不変性を持つため、変数間依存性や悪スケール性の強い関数に対して頑健であることを示した。

(5) 機能分担 CMA-ES

統計量遺伝に基づく実数値 GA は分散共分散行列を保存するように子個体を生成するが、分散共分散行列を明示的に扱ってはいない。分散共分散行列を明示的に扱う枠組みとして CMA-ES[Hansen 96]がある。CMA-ES では、Step Size Adaptation (SSA) によって子個体生成分布の大きさを、Covariance Matrix Adaptation (CMA) によって分散共分散行列を適応的に調節する。本研究では、SSA と CMA は互いに依存関係にあるため、それぞれの機能がシナリオ通りには働いていないことを指摘し、SSA と CMA の機能分担を明確化した機能分担 CMA-ES を提案し、探索性能の向上を比較実験により示した。

(6) 関数最適化における制約処理

制約対処法には、GA が探索を開始できるように初期実行可能解を求めること、さらに探索過程において生じた実行不可能解を探索に利用可能にすること、というふたつの役割がある。本研究では、これらの役割を効率よく実現するための方針を示し、これらを満たす新しい制約対処法として、パレート降下修正 (Pareto Descent Repair; PDR) オペレータを提案した。PDR は実数値 GA と組み合わせたときに既存の制約対処法より性能が良いこと、非ラマルク主義で適用することで高精度の解集合が得られることを示した。

(7) 機能分担多目的実数値 GA : FS-MOGA
多目的関数最適化では高精度かつ多様な集

団を効率よく発見することが求められる。多目的最適化の生存選択モデルとして広く使われている NSGA-II[Deb 00]や SPEA2 [Zitzler 02]では、パレート解集合が変数空間で湾曲している状況では性能が劣化することが観察される。これらの問題点を克服するために、本研究では、局所パレート解を乗り越えるための探索とパレートフロンティアを被覆するための探索を適応的に切り替える枠組みとして FS-MOGA (Function Specialization Multi-Objective real-coded Genetic Algorithms) を提案し、比較実験により有用性を示した。

(8) 2段階 GA “Solid EMO”

レンズ系設計を多目的最適化問題として定式化し、EMO (Evolutionary Multi-objective Optimization) を適用すると、非常に高い確率で局所パレート解にトラップされてしまう。実数値 GA を用いてスカラー化問題を解く枠組み ESO (Evolutionary Single-objective Optimization) を適用すると、やはり局所最適解にトラップされるが、EMO に比べて良質な解が得られることが観察される。本研究では、レンズ系における EMO と ESO の挙動の違いの理由を考察し、ESO then EMO として構成した2段階 GA “Solid EMO” を提案し、3枚組・4枚組レンズ系に適用した結果、非常に良質な解集合が得られることを確認した。

(9) インスタンスベース政策最適化

状態と行動の対をインスタンスという。状態空間は Nearest Neighbor 法の下でインスタンス集合によってボロノイ分割される。最近接のインスタンスの行動を選択する政策をインスタンスベース政策という。インスタンスベース政策最適化問題は、インスタンスパラメータ間の強い依存関係、インスタンス間

の局所的依存関係という性質を有する。本研究では、交叉的突然変異 XLM[高橋 01]に対し分散共分散行列を保存するようにした拡張 XLM および世代交代モデル CCM[Ono 98]に対し直系保存の割合を調節できるようにした拡張 CCM を提案し、それらを FLIP と呼ぶ枠組みにまとめ、非ホロノミック系制御に適用して、その有用性を示した。

(10) 交叉カーネルを用いた EM 法
統計量遺伝に基づく実数値交叉は単なる解生成オペレータにとどまらず、「親個体群からのノンパラメトリックな確率密度分布推定器」と「推定確率密度分布からのサンプラー」のふたつに機能を同時に有するオペレータであると考えられる。このような考えから、本研究では、ノンパラメトリックなカーネル密度推定器（交叉カーネル）として利用する方法を提案し、さらに交叉カーネルを用いてノンパラメトリックに混合正規分布を推定する EM 法を提案した。交叉カーネルを用いた EM 法は高次元データにおいて推定精度が高く、汎化誤差が小さい優れた性質を持つことを比較実験で示した。

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 11 件); すべて査読付き

1. 小林重信: 実数値 GA のフロンティア, 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 1, pp. 147-162 (2009).
2. 秋本洋平, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: 機能分担 CMA-ES の提案と評価, 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 1, pp. 58-68 (2009).
3. 濱田直希, 田中雅晴, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: 機能分担多目的実数値 GA: FS-MOGA の提案, 人工知能学会論文

誌, Vol. 24, No. 1, pp. 116-126 (2009).

4. 宮前淳, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: インスタンスベース最適化のための実数値 GA と非ホロノミック系制御への適用, 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 1, pp. 104-115 (2009).
5. 秋本洋平, 永田祐一, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: 適応的実数値交叉 AREX の提案と評価, 人工知能学会論文誌, Vol. 24, No. 6, pp. 446-458 (2009).
6. 佐久間淳, 安藤晋, 小林重信: 混合分布推定のためのコンポーネントワイズ EM, 人工知能学会論文誌, Vol. 23, No. 3, pp. 163-175 (2008).
7. 田中雅晴, 秋本洋平, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: 2 段階 GA "Solid EMO" によるレンズ系設計, 人工知能学会論文誌, Vol. 23, No. 3, pp. 193-204 (2008).
8. 原田健, 佐久間淳, 小野功, 小林重信: 関数最適化のための制約対処法: パレート降下修正オペレータ, 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 4, pp. 364-374 (2007).
9. 佐久間淳, 小林重信: カーネル密度推定器としての実数値交叉, 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 5, pp. 520-530 (2007).
10. 安藤晋, 佐久間淳, 鈴木英之進, 小林重信: 情報理論的枠組みに基づくマイノリティ集合の検出, 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 3, pp. 311-321 (2007).
11. 宮崎和光, 木村元, 小林重信: 合理的政策形成アルゴリズムの連続値入力への拡張, 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 3, pp. 332-341 (2007).

[学会発表] (計9件)

1. Akimoto, Y., Sakuma, J., Ono, I., and Kobayashi, S.: Adaptation of Expansion Rate for Real-coded Crossovers, Proc. of Genetic and Evolutionary Computation Conf. (GECCO 2009), pp. 739-746 (July 8 - 12, 2009, Montreal, Canada)
2. Oshima, D., Miyamae, A., Sakuma, J., Kobayashi, S. and Ono, I.: A New Real-coded Genetic Algorithm Using the Adaptive Selection Network for Detecting Multiple Optima, Proc. of 2009 Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009), pp. 1912-1919 (May 18 - 21, 2009, Trondheim, Norway)
3. Akimoto, Y., Sakuma, J., Ono, I., and Kobayashi, S.: Functionally Specialized CMA-ES: A Modification of CMA-ES Based on the Specialization of the Functions of Covariance Matrix Adaptation and Step Size Adaptation; Proc. of Genetic and Evolutionary Computation Conf. (GECCO 2008), pp. 479-486 (July 12 - 16, 2008, Atlanta, USA).
4. Sakuma, J. and Kobayashi, S.: Large-scale k-means Clustering with User-centric Privacy Preservation, Proc. of PAKDD, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5012, pp. 320-332, Springer (May 20 - 23, 2008, Osaka, Japan).
5. Sakuma, J., Kobayashi, S. and Wright, R.: Privacy-preserving Reinforcement Learning, Proc. of 25th Int. Conf. on Machine Learning (ICML), pp. 864-871 (July 5 - 9, 2008, Helsinki, Finland).
6. Hamada, N., Sakuma, J., Kobayashi, S. and Ono, I.: Functional-Specialization Multi-Objective Real-Coded Genetic Algorithm: FS-MOGA, Proc. of Parallel Problem Solving from Nature - PPSN X, pp. 691-701 (September 13 - 17, 2008, Dortmund, Germany).
7. Miyamae, J., Sakuma, J., Ono, I., and Kobayashi, S.: Optimization of Instance-based Policy Based on real-coded Genetic Algorithms, Proc. of IEEE Conf. on Soft Computing in Industrial Applications (SMCia), pp. 338-343 (June 25 - 27, 2008, Hokkaido, Japan).
8. Harada, K., Sakuma, J., Kobayashi, S., and Ono, I.: Uniform Sampling of Local Pareto-Optimal Solution Curves by Pareto Path Following and its Applications in Multi-objective GA, Proc. of Genetic and Evolutionary Computation Conf. (GECCO 2007), pp. 813-820 (July 7 - 11, 2007, London, England).
9. Harada, K., Sakuma, J., Ono, I., and Kobayashi, S.: Constraint-Handling Method for Multi-objective Function Optimization: Pareto Descent Repair Operator, Proc. of

Evolutionary Multi-criterion
Optimization (EMO 2007), pp.
156-170 (March 5 - 8, 2007,
Matsushima, Japan).

6. 研究組織

(1) 研究代表者

小林 重信 (KOBAYASHI SHIGENOBU)
東京工業大学・大学院総合理工学研究科・
教授
研究者番号：40016697

(2) 研究分担者

小野 功 (ONO ISAO)
東京工業大学・大学院総合理工学研究科・
准教授
研究者番号：00304551

佐久間 淳 (SAKUMA JUN)
東京工業大学・大学院総合理工学研究科・
助教
研究者番号：90376963

(3) 連携研究者

なし