

令和 2 年 6 月 26 日現在

機関番号：12608

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2017～2019

課題番号：17K00335

研究課題名(和文) 未知解探索のための大規模最適化基盤の構築

研究課題名(英文) Construction of a large scale optimization platform for searching for unknown solutions

研究代表者

小野 功 (Ono, Isao)

東京工業大学・情報理工学院・准教授

研究者番号：00304551

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,500,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、大域的多峰性、変数間依存性、悪スケール性、非明示制約などの困難な性質を有するブラックボックス関数最適化問題において、既存手法よりも効率よく良質な解の発見を可能にする新たな探索手法を提案し、複数のベンチマーク問題および実問題において、提案手法が既存手法よりも優れた探索性能を示すことを確認した。さらに、大規模巡回セールスマン問題(TSP)のための最適化手法、時系列データモデリングのための微分方程式系および差分方程式系の推定手法、逐次状態推定問題における状態とパラメータの同時推定手法などを提案し、数値実験により既存手法よりも優れた性能を示すことを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究で提案したブラックボックス関数最適化手法は、手法の性能評価に用いたレンズ系設計、月着陸最適候補地の選定問題のみならず、環境・エネルギー分野、航空・宇宙分野、バイオ・医療分野、社会・経済分野など広い分野のシステム効率化・最適化に適用可能な汎用性の高い手法であり、これまで未解決だった各分野の難問の解決へとつながることが期待される。また、TSPのための最適化手法は流通業界における問題解決への応用が期待され、時系列データモデリングのための微分方程式系および差分方程式系の推定手法および逐次状態推定問題における状態とパラメータの同時推定手法は様々な分野におけるデータ解析への応用が期待される。

研究成果の概要(英文)：In this study, we proposed new search methods that can find better solutions more efficiently than conventional methods for difficult black-box function optimization problems with globally-multimodality, epistasis among parameters, ill-conditionality and implicit constraints. We demonstrated that the proposed methods showed better performance than conventional ones on multiple benchmark problems and real-world applications. In addition, we proposed efficient optimization methods for large-scale traveling salesman problems, estimation methods of differential equation systems for time-series data modeling and simultaneous estimation methods of states and parameters for sequential state estimation problems, and showed that the proposed methods outperformed conventional ones.

研究分野：進化計算

キーワード：進化計算 ブラックボックス最適化 大域的多峰性 関数最適化 組合せ最適化 データ同化 時系列データのモデル推定 シミュレーションベース最適化

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。

様式 C-19、F-19-1、Z-19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

進化計算は、既存の数理計画法では解決困難な、多くの局所解をもつ多峰性のブラックボックス最適化問題において、良質な解を発見できる手法として注目を集めている。

研究代表者らは、多峰性に加えて実問題にしばしば現れる性質として、変数間依存性、悪スケール性、制約条件の非明示性に着目し、関数最適化のための有力な進化計算手法の一種である自然進化戦略 (Natural Evolution Strategies, NESs) として、Distance-based exponential Natural Evolution Strategy (DX-NES) [福島 13], enhanced implicit Asymmetric Distance-based exponential Natural Evolution Strategy (eiADX-NES) [坂井 16], Fast-Moving Natural Evolution Strategy (FM-NES) [野村 17], Complexity-Reduction Fast-Moving Natural Evolution Strategy (CR-FM-NES) [野村 17] を提案してきた。DX-NES は、80 次元の大谷景観を有するベンチマーク関数において、最も高性能な手法の 1 つとして知られる CMA-ES [Hansen 06] を凌ぐ探索性能を示している。ここで、大谷とは、微視的には複数の谷から構成されるが、巨視的には 1 つの大きな谷を成す景観である。DX-NES は、スーパーコンピュータ TSUBAME2.5 の GPGPU 上で並列実装することにより、大谷景観を有する 2,000 次元までのベンチマーク関数において、約 2 時間～約 2 日で安定的に最適解を得ることに成功している。eiADX-NES は、非明示制約を扱えるように DX-NES を拡張した上で、探索効率を向上させた手法である。FM-NES は eiADX-NES の探索効率をさらに向上させた手法であり、CR-FM-NES は FM-NES の計算量を削減した手法である。

困難な実問題が有する性質として大域的な多峰性の存在が指摘されている。大域的な多峰性景観においては、上述の手法を含む多くの進化計算手法の性能が劣化することが知られる。大域的な多峰性景観とは、複数の大谷から構成される景観である。研究代表者らは、大域的な多峰性に対処するため、Big-valley Explorer (BE) [上村 13], 有望個体囲い込み法 (Promising Individual Enclosure, PIE) [佐山 13], Clustering-based Promising Individual Enclosure (CPIE) [戸田 17] を提案してきた。BE, PIE, マルチスタート CMA-ES を大域的な多峰性の 10 次元ベンチマーク関数に適用したところ、BE および PIE のみが最適解の発見に成功している。CPIE は、PIE にクラスタリング手法を導入することにより探索性能を向上させた手法である。大域的な多峰性を有するベンチマーク関数と実問題である 3 枚組レンズ系設計問題において、CPIE と既存手法である PIE, NEA2, NMMSO の探索性能の比較を行ったところ、CPIE が最も少ない評価回数、より高確率で大域的な最適解を発見することに成功している。NEA2 と NMMSO は、それぞれ IEEE CEC competition on niching methods for multimodal optimization 2013, 2015 において勝者となった手法である。

研究代表者らは、上述の関数最適化問題だけでなく、巡回セールスマン問題 (TSP) においても、大域的な多峰性に起因すると考えられる探索の困難さに対処した遺伝アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) として、GA-EAX [Nagata 12] に新たな探索ステージ切替条件とマルチスタート戦略を導入した手法 [山越 16] を提案してきた。GA-EAX は、多くのインスタンスにおいて LK 法 [Lin 73] を改良した手法である LKH 法 [Helsgaun 09] を凌駕する探索性能を示している最も優れた TSP の解法の 1 つである。提案手法の有効性を確認するため、4,663 都市～71,009 都市の 21 個のベンチマークインスタンスを用いて提案手法と既存の GA-EAX (既存手法) の性能比較実験を行ったところ、9,882 都市と 71,009 都市を除く全てのインスタンスにおいて、提案手法は既存手法よりも高い確率で最適解の発見に成功している。特に、既存手法で最適解発見率が低いインスタンス 7,397 都市と 22,775 都市のインスタンスにおいて、提案手法は既存手法の 5 倍の最適解発見率を達成している。

以上より、研究代表者らが提案してきた上述の手法を発展させることで、さらに困難な問題において良質な解の発見が可能になることが期待された。

2. 研究の目的

本研究の目的は、上述のこれまでの研究成果をさらに発展させることにより、大域的な多峰性、変数間依存性、悪スケール性、非明示制約を有する困難なブラックボックス関数最適化問題、組合せ最適化問題において、既存手法よりも効率よく良質な解の発見を可能にする新たな手法を提案し、数値実験によりその有効性を確認することである。

3. 研究の方法

大域的な多峰性、変数間依存性、悪スケール性、非明示制約を有する困難なブラックボックス関数最適化問題、組合せ最適化問題において、既存手法の探索性能が劣化する問題設定およびその原因を明らかにして、それに対処した手法を提案する。ベンチマーク上で既存手法と性能比較実験を行うことにより、提案手法の有効性を確認する。

4. 研究成果

本研究課題における主要な研究成果は以下のとおりである。

(1) 大域的な多峰性ブラックボックス関数最適化のための CPIE の 2 つの問題点、1) 非連結な UV 関数において探索性能が劣化する問題点、2) クラス 1 の UV 関数において探索性能が劣化する問題点、を指摘した上で、それらに対処した新たな手法を提案し、ベンチマーク問題および実問題への適用を通じて有効性を確認した。CPIE は、探索空間内に個体集合とそれを囲う楕円体の組を複数配置し、楕円体表面上への個体生成と楕円体の更新を反復することで探索を進める。

探索途中で、個体集合のクラスタリングを行った結果、楕円体が複数の有望な大谷を覆っていると判定された場合、個体集合と楕円体の組を分割する。UV 関数とは、最も困難な大域的な多峰関数の 1 つであり、探索序盤の期待評価値が良く探索が進みやすいが局所解しか存在しない U 谷と、探索序盤の期待評価値が悪く探索が進みにくい最適解が存在する V 谷から構成される。既存の多くの進化計算手法では、解が生成されやすく、期待評価値の良い U 谷に探索が集中してしまい、最適解の発見が困難なことが知られる。非連結な UV 関数とは、U 谷と V 谷の間に実行不可能領域が広がる UV 関数である。UV 関数には、評価値の良い解が生成されやすい U 谷と悪い解が生成されやすい V 谷から構成されるクラス 1 と、探索空間に占める領域の広い U 谷の狭い V 谷から構成されるクラス 2 がある。

非連結な UV 関数に CPIE を適用すると、実行可能領域を囲う楕円体の表面上に実行可能個体が生成されにくいため、探索が停滞する様子が観察された。そこで、CPIE よりも積極的に個体集合と楕円体の組を分割する手法（提案手法 1）を提案し、ベンチマーク関数と実問題である単機の月着陸最適候補地の選定問題を用いて CPIE と提案手法の性能比較実験を行った。その結果、提案手法 1 は、CPIE に比べて、UV 関数のベンチマーク問題では eval/SR の観点で最大 97.5% の性能改善を示し、単機月着陸最適候補地の選定問題では評価回数 30,000 回で得られる最良評価値の観点で最大 88.5% の性能改善を示すことを確認した。提案手法 1 を多目的に拡張した手法は、進化計算コンペティション 2018 多目的部門にて優勝した。複数機月着陸最適候補地の選定問題においては、領域知識を導入して初期集団を生成することにより、専門家が発見していた解よりも優れた解を発見することに成功した。

提案手法 1 は、クラス 2 の UV 関数では良好な性能を示すが、最適解付近に評価値の悪い解が生成されやすいクラス 1 の UV 関数において最適解の発見に失敗する様子が観察された。そこで、評価値が外れ値となる個体と楕円体の中央に位置する個体を保護する工夫と、k-means 法に代わるクラスタリング手法として藤橋らの手法 [藤橋 15] を用いた組の分割を導入した手法（提案手法 2）を提案し、ベンチマーク関数と複数機月着陸最適候補地の選定問題を用いて、提案手法 1 と提案手法 2 の性能比較実験を行った。その結果、クラス 1 のベンチマーク関数において提案手法 2 が 50 試行中 46 試行以上探索に成功したのに対し、提案手法 1 の成功試行数は 0 試行であった。クラス 1 の実問題である複数機月着陸最適候補地の選定問題において、提案手法 2 は 10 試行中 10 試行探索に成功したのに対し、提案手法 1 の成功試行数は 1 試行であった。

(2) 大域的な多峰性ブラックボックス関数最適化のための、自然進化戦略 iADX-NES (implicit Asymmetric Distance-based exponential Natural Evolution Strategy) に基づくマルチスタート手法を提案し、ベンチマーク関数への適用を通じて有効性を確認した。iADX-NES は、大谷景観を有する多峰性関数においては良好な探索性能を示すが、大域的な多峰性を有する関数においては探索性能が劣化する。特に、UV 関数において性能劣化が著しい。Innately Split Model (ISM) [Ikeda 02] は、iADX-NES などの大谷関数を仮定して設計された進化計算手法を、初期化領域を限定して複数回実行する手法であり、UV 関数において良好な性能を示すことが報告されている。しかし、ISM は、1) 既探索済みの大谷を何度も探索してしまう重複探索の問題、2) 初期化領域サイズの決定の困難さの問題、を有することが指摘されている。そこで、各反復において未探索領域を推定し、推定された未探索領域に iADX-NES の初期分布を生成して、iADX-NES による探索を繰り返し行うマルチスタート手法を提案した。UV 景観を有する 10 次元および 20 次元のベンチマーク問題において、提案手法は、ISM と iADX-NES を組み合わせた ISM/iADX-NES、および、定義域全体を覆うように初期化された初期分布を用いて iADX-NES を繰り返し実行する MS-iADX-NES よりも、高い確率で最適解を発見できることを確認した。また、大谷景観を有するベンチマーク問題において、提案手法は、ISM/iADX-NES、MS-iADX-NES と同等の確率で最適解を発見できることを確認した。

(3) 大域的な多峰性ブラックボックス関数最適化だけでなく、質的変数と量的変数の同時最適化も扱うことができる。複数の進化計算による並行探索の枠組みを提案し、ベンチマーク問題および実問題において有効性を確認した。大域的な多峰性ブラックボックス関数最適化問題や、質的変数と量的変数の同時最適化問題においては、進化計算を 1 試行実行するだけでは大域的な最適解の発見が困難であることが知られる。そこで、初期化領域または質的変数を変えて進化計算を複数試行実行するマルチスタート戦略がしばしば用いられる。しかし、事前に適切な反復世代数を定めることが困難であり、無駄な探索過程が生じて不十分な探索になりやすいという問題点がある。この問題点に対処するため、複数の進化計算プロセスによる並行探索の枠組みを提案し、各進化計算プロセスの反復世代数を適応的に割り当てる手法を提案した。ベンチマーク問題と実問題である 4 枚組標準レンズ系設計問題への適用を通して、提案手法が既存手法である均等選択手法と Successive Halving [Jamieson 16] よりも優れた性能を示すことを確認した。ここで、均等選択手法はマルチスタート戦略に相当するものである。Successive Halving は、少ない計算コストで機械学習モデルの適切なハイパーパラメータを求める有力な手法として、機械学習の分野において提案されている手法である。Successive Halving は、並行に学習している互いに異なるハイパーパラメータをもつ複数の機械学習モデルの中間結果を用いて、各モデルに学習エポック数を動的に割り当てる。

(4) 自然進化戦略 CR-FM-NES [野村 17]を GPGPU 上で並列実装することにより 10,000 次元までのスケラビリティを確認した後、CR-FM-NES の 3 つの問題点、1) 探索初期において関数景観を初期共分散行列が十分に近似できない場合に平均ベクトルに関する推定精度が悪化する点、2) 分布の広がりを制御するステップサイズを不適切に更新している点、3) 探索の途中で共分散行列の正定値性が崩れる恐れがある点、に対処した手法を提案し、ベンチマーク関数への適用を通じて有効性を確認した。まず、CR-FM-NES を CUDA により並列実装し、GPGPU の GeForce GTX 1080 上で、変数間依存性、悪スケール性、多峰性を有する 2,000 次元と 10,000 次元の複数種のベンチマーク関数に適用する実験を行った。その結果、2,000 次元ベンチマーク関数を 1 分 8 秒～27 分 46 秒で、10,000 次元ベンチマーク関数を 29 分 33 秒～6 時間 47 分で最適解を求めることに成功した。次に、上述の 3 つの問題点に対処するため、共分散行列の初期値を探索開始時に行う工夫、ステップサイズの更新方法の修正、共分散行列の正定値性の保証の工夫を導入した手法を提案した。200 次元のベンチマーク関数を用いた数値実験により、提案手法はオリジナルの CR-FM-NES よりも最大 46% の評価回数の削減に成功した。また、共分散行列の正定値性が崩れないことを確認した。

(5) 集団サイズの調整が不要な自然進化戦略を提案し、ベンチマーク関数への適用を通じて有効性を確認した。CR-FM-NES をはじめとする NESs には、集団サイズの調整を試行錯誤的に行う必要があるという問題が存在する。NESs は、多峰性関数において最適解の発見に失敗する場合があります。次元や多峰性の度合いに応じて集団サイズを増やすことで最適解を発見できるようになる。しかし、ブラックボックス関数最適化においては適切な集団サイズを事前に求めることは困難である。多峰性の度合いや次元に応じて適切なサンプル数を自動で求める手法としてリスタート戦略 [Auger 05, Hansen 09]が提案されている。リスタート戦略は、与えられた条件を満たすたびに集団サイズを増やしてリスタートすることにより集団サイズの自動調節を行う手法である。ここで、リスタートの条件と集団サイズの増やし方は、性能を大きく決める要素である。一般には、解の改善具合や分布の収束状況をリスタート条件に使い、リスタートごとに集団サイズを倍に増やす手法が用いられる。しかし、NES とリスタート戦略を組み合わせた手法(以下、NES+Restart)は、未知の問題において適切なリスタート条件を事前に設定することが困難であるという問題が存在する。そこで、探索中に勾配推定のためのサンプル数を適応的に変えていくことで、一度の探索で最適解の発見を試みる手法を提案した。ベンチマーク関数を用いた数値実験により、1) 提案手法は多峰性の度合いや次元が変わっても 9 割以上の確率で最適解の発見に成功すること、2) 提案手法は 200 次元 Rastrigin 関数において NES+Restart よりも評価回数の観点で 1.35 倍の改善をしていることを確認した。

(6) 非明示制約付き多峰性ブラックボックス関数最適化において、自然進化戦略 CR-FM-NES [野村 17]が持つ 2 つの問題点、1) 初期分布を適切に設定できていない場合に探索性能が劣化する問題、2) 最適解が実行不可能領域との境界付近に存在する場合に性能が劣化する問題、を指摘した上で、これらに対処した手法を提案し、ベンチマーク問題および実問題への適用を通じて有効性を確認した。上述の CR-FM-NES の 1 つ目の問題点に対処するため、1 つの実行可能解から実行可能領域を推定して適切な初期分布を設定する VD-Feasible Region estimation Mechanism (VD-FRM)を提案した。2 つ目の問題点に対処するため、探索過程で得られた実行可能解集合から有望領域を推定して適切な初期分布を再設定する Promising Region estimation Mechanism (PRM)を提案した。VD-FRM と PRM を CR-FM-NES に組合せた提案手法の有効性を確認するため、ベンチマーク関数および定義域を制限した単機の月着陸候補地の選定問題に、提案手法と既存手法の CR-FM-NES を適用した。その結果、提案手法の方が既存手法よりも高い確率で最適解の発見に成功することを確認した。

(7) 巡回セールスマン問題(TSP)のための並列 GA-EAX [Honda 13]が比較的小規模な特定のベンチマークインスタンスにおいて探索性能が劣化するという問題点に対処した手法を提案し、実験により提案手法が並列 GA-EAX を凌駕する性能を示すことを確認した。並列 GA-EAX は GA-EAX [Nagata 12]を並列化した手法である。GA-EAX は、枝組み立て交叉(Edge Assembly Crossover, EAX)を用いた遺伝アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)であり、LKH 法 [Helsgaun 09]や Hybrid GA [Merz 07]を凌駕する探索性能を示す最も優れた TSP の解法の 1 つである。GA-EAX は、エッジを局所的に入れ替える stage1 と、大域的に入れ替える stage2 から構成される。並列 GA-EAX は、10 万都市規模の問題において良好な性能を示しており、よく知られたベンチマークセットである Art TSPs に属する 12 万都市と 18 万都市のインスタンスにおいて既知最良解の更新に成功している [Honda 13]。しかし、並列 GA-EAX には、数千から数万都市規模のインスタンスでも、最適解または既知最良解の発見率が低いインスタンスが存在する。そこで、並列 GA-EAX に、1) 改善失敗率に基づく stage1 の打ち切り条件の導入、2) 希少エッジの増減を強調した独自の多様性指標の導入、3) 類似希少形質選択の導入、4) stage2 へのマルチスタート戦略の導入を行った手法を提案した。ここで、1) と 4) の工夫は、1 章で紹介した [山越 16]で提案されたものである。提案手法の有効性を確認するため、オリジナルの並列 GA-EAX (既存手法)において最適解(既知最良解)発見率が低い 7,397 都市から 56,769 都市のインスタンスに対するベンチマークを行った。その結果、既存手法で最適解を発見できなかった pla7397 では 10 回中 10 回、既

知最良解を発見できなかった bm33708 では 10 回中 5 回の最適解（既知最良解）発見に成功した。それ以外のインスタンスについても、約 1.6 倍から 3.3 倍の最適解（既知最良解）発見率の改善が確認された。

(8) 時系列データから微分/差分方程式系の式の構造および係数の両方を推定するための分布学習アルゴリズムを提案し、数値実験により有効性を確認した。微分方程式の式の構造および係数の両方を推定する最も有力な手法として、遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) と最小二乗法を組合せた手法 (GP+LSM) [Iba 08] がある。しかし、GP+LSM には、2 つの問題点、1) GP の進化オペレータはランダムに部分木を選択するため、式の意味が変わってしまうという問題、2) 異なる木構造から同一の式が生成される場合があり冗長性を持っているという問題、がある。そこで、この 2 つの問題点に対処した分布学習アルゴリズム (提案手法 1) を提案した。提案手法 1 は、確率分布を用いて有望な数式の構造や含まれる変数を保存し、式と木を一对一で対応させることで冗長性を排除する。提案手法 1 は、GP+LSM に比べて、Eval/SR の観点で、遺伝子ネットワークモデルの推定問題にて最大 11.3 倍、ロトカ・ヴォルテラモデルの推定問題にて最大 2.33 倍、フィッツヒュー・南雲モデルの推定問題にて最大 2.00 倍の性能を得た。本研究成果は、2018 年度計測自動制御学会システム・情報部門 SSI 最優秀論文賞を受賞した。しかし、提案手法 1 には、2 つの問題点、1) 分数式の探索で推定性能が劣化しやすい点、2) 高次の項をもつ式の探索で推定性能が劣化しやすい点、がある。そこで、これらの 3 つの問題点に対処した手法 (提案手法 2) を提案した。分数式や高次項を有する式の推定問題を通して、提案手法 2 と、提案手法 1、GP+LSM の性能を調査した結果、提案手法 2 は、最良の比較手法よりも Eval/SR の観点で MackeyGlass モデルで約 7 倍、拡張ロトカヴォルテラモデルで約 3 倍優れていることを確認した。さらに、観測データがノイズを有する場合に対処するため、係数推定にアンサンブルカルマンフィルタ (EnKF) を採用した手法 (提案手法 3) を提案した。ノイズを有する 2 次のヴォルテラモデルを用いて、提案手法 2 と提案手法 3 の推定性能の比較実験を行ったところ、提案手法 3 が提案手法 2 よりも成功率の観点で 8 割優れていることを確認した。

(9) 粒子フィルタと自然進化戦略により非線形状態空間モデルの状態とパラメータを逐次推定する手法を提案し、数値実験により有効性を確認した。逐次状態推定問題は、気象学や海洋学、ロボット工学など幅広い分野に現れる重要な問題である。逐次状態推定問題では、システムの状態を表す状態方程式と状態の観測過程を表す観測方程式という 2 種類の式によって構成される状態空間モデルを基に、逐次得られる観測から状態変数 (状態) を推定する問題である。状態方程式、観測方程式はノイズを含む。状態空間モデルのうち、状態方程式、観測方程式の両方が線形のものであるものを線形モデルとよび、そうではないものを非線形モデルとよぶ。ノイズが正規分布であるモデルをガウスモデル、そうでないモデルを非ガウスモデルとよぶ。非線形モデル、非ガウスモデルの場合、推定はより困難となる。粒子フィルタ (Particle Filter, PF) は、非線形モデルおよび非ガウスモデルにおいて良好な推定精度を示すことで知られる強力な逐次状態推定手法である。PF は、状態を表現する粒子の集合であるアンサンブルにより状態の真値の確率分布を表現し、アンサンブルを更新することで真値を逐次推定する。しかし、PF には状態に加えて状態方程式の係数 (パラメータ) を推定する場合に推定精度が悪化するという問題が存在する。そこで、自然進化戦略 (Natural Evolution Strategy, NES) によるパラメータ分布の更新と PF による状態アンサンブルの更新を毎時刻行いながらパラメータと状態の逐次推定を行う新たな手法を提案した。提案手法の有効性を確認するため、非線形な状態空間モデルである Van der Pol モデルを用いて提案手法と PF の性能比較実験を行った。実験は、推定対象のモデルのパラメータ数を 1 または 4 とする 2 通りの設定で行った。パラメータ数を 1 とした実験では成功試行数の観点から 16.2%、MSE 値の中央値の観点から 97.7% の性能向上、パラメータ数を 4 とした実験では成功試行数の観点から 58.7%、MSE 値の中央値の観点から 94.1% の性能向上を確認した。ここで、成功試行とは試行の途中で状態が発散しなかった試行のことである。本研究成果は、2019 年度計測自動制御学会システム・情報部門 SS 優秀論文賞を受賞した。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計24件（うち招待講演 2件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 森下真孝, 小野功
2. 発表標題 巡回セールスマン問題のための希少形質に着目した並列GA-EAXの提案
3. 学会等名 進化計算シンポジウム2017
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 山田大輝, 小野 功
2. 発表標題 多峰性景観環境を考慮した直接政策探索法
3. 学会等名 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会2017(SS12017)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Isao Ono
2. 発表標題 Evolutionary Computation for Large-Scale Black-Box Optimization
3. 学会等名 The 5th International Workshop on Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (招待講演) (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 小林賢斉, 孫永昇, 小野功
2. 発表標題 自然進化戦略に基づく大域的多峰性ブラックボックス関数最適化手法の提案
3. 学会等名 第45回知能システムシンポジウム
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 森下真孝, 小野功
2. 発表標題 巡回セールスマン問題のための希少形質に着目した遺伝的アルゴリズム
3. 学会等名 第45回知能システムシンポジウム
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 山田大輝, 小野功
2. 発表標題 政策の探索と活用を考慮した多峰性景観環境のための直接政策探索法
3. 学会等名 第45回知能システムシンポジウム
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 加藤遊馬, 青木勇輔, 小野功
2. 発表標題 自然進化戦略CR-FM-NESの探索性能向上に関する研究
3. 学会等名 第14回進化計算学会研究会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 御田峻平, 小野功
2. 発表標題 微分方程式系推定のための分布学習アルゴリズムの提案
3. 学会等名 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会2018(SS12018)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 田中悠毅, 青木勇輔, 山田大輝, 小野功
2. 発表標題 多目的ブラックボックス関数最適化のための転移学習に基づくマルチスタートスカラー化自然進化戦略
3. 学会等名 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会2018(SSI2018)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 小野功
2. 発表標題 進化計算と強化学習による物理エンジンを用いたロボットの行動学習
3. 学会等名 物理エンジンサミット2018 (招待講演)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 堀越満, 小野功
2. 発表標題 吊り下げ型輸送ドローン制御のための人のスキルを用いた転移学習
3. 学会等名 第15回進化計算学会研究会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 小林彦槻, 小野功
2. 発表標題 未知パラメータの推定における粒子の多様性を考慮した粒子フィルタの提案
3. 学会等名 第15回進化計算学会研究会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 青木勇輔, 小野功
2. 発表標題 非明示制約付き大域的多峰性ブラックボックス関数最適化のための進化計算手法
3. 学会等名 第61回システム工学部会研究会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 秋山朋也, 青木勇輔, 小野功
2. 発表標題 連続状態・連続行動タスクのためのGaussian policyに基づく政策最適化法
3. 学会等名 第61回システム工学部会研究会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 小林彦槻, 小野功
2. 発表標題 粒子フィルタと自然進化戦略による非線形状態空間モデルの状態とパラメータの逐次推定
3. 学会等名 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会2019(SS12019)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 鎌田一樹, 加藤拓也, 小野功, 井上博夏, 山本光生, 大山聖, 大嶽久志
2. 発表標題 非明示制約付き大域的多峰性ブラックボックス関数最適化のためのCPIEによる複数機月最適着陸地点の探索
3. 学会等名 第13回進化計算シンポジウム2019
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 蒋亦陳, 小野功
2. 発表標題 多峰性の報酬空間を考慮した深層強化学習のための進化計算手法の提案
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 狩野盛浩, 小野功
2. 発表標題 非明示制約付き多峰性ブラックボックス関数最適化のための自然進化戦略
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 戸田浩司, 小野功
2. 発表標題 複数の進化計算による並行探索の枠組みの提案
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 鎌田一樹, 小野功
2. 発表標題 UV構造を有する非明示制約付きブラックボックス関数最適化のための進化計算手法
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 加藤拓也, 小野功
2. 発表標題 集団サイズの調整が不要な自然進化戦略の提案
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 朝日諒, 小野功
2. 発表標題 時系列モデリングのための進化計算に基づく非線形差分方程式推定手法の提案
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 崎原雄大, 小野功
2. 発表標題 実数値進化計算のためのTopological Mode Analysisを用いた関数景観解析
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 勝間田友輔, 小野功
2. 発表標題 巡回セールスマン問題のためのエッジの多様性に着目した遺伝アルゴリズムの提案
3. 学会等名 第17回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
--	---------------------------	-----------------------	----