

令和 5 年 6 月 25 日現在

機関番号：12608

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20K11986

研究課題名（和文）大域的多峰性探索空間における未知解探索アルゴリズムの深化

研究課題名（英文）Deepening Unknown Solution Exploration Algorithms in Globally Multimodal Search Spaces

研究代表者

小野 功 (Ono, Isao)

東京工業大学・情報理工学院・教授

研究者番号：00304551

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,200,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、これまで提案してきた大域的多峰性ブラックボックス最適化のための進化計算手法を発展させることにより、より困難な問題において既存手法よりも効率よく良質な解を発見できる手法を提案し、ベンチマーク問題と実問題を用いた数値実験により有効性を確認した。特に、2群7枚組ズームレンズ系設計問題において、従来手法では発見できなかった専門家による解と同等以上の性能をもつ複数の解を発見することに成功した。さらに、大規模巡回セールスマン問題、時間枠制約付き配送計画問題、変数間依存性をもつ離散ブラックボックス関数最適化問題、シンボリック回帰などのための進化計算手法を提案し、数値実験により有効性を確認した。

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最適化手法は、手法の性能評価に用いたレンズ系設計問題だけでなく、環境・エネルギー分野、社会・経済分野、航空・宇宙分野、材料分野などのさまざまな分野のシステム最適化や未知解発見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、巡回セールスマン問題や時間枠制約付き配送計画問題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、データモデリングのためのシンボリック回帰手法および状態・パラメータの逐次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）：By extending the evolutionary computation methods for globally multimodal black-box optimization proposed so far, we developed methods that can find better solutions more efficiently than conventional methods for more difficult problems, and confirmed its effectiveness through numerical experiments using benchmark problems and real-world problems. In particular, we succeeded in finding several solutions with performance comparable to or better than solutions found by experts that conventional methods could not find in the 2-group 7-element zoom lens system design problem. Furthermore, we proposed evolutionary computation methods for various difficult problems such as large-scale traveling salesman problems, vehicle routing problems with time windows, discrete black-box function optimization problems with dependencies among variables, and symbolic regression, and confirmed their effectiveness through numerical experiments.

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 シミュレーションベース最適化 データ同化

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、研究者個人に帰属します。

## 1. 研究開始当初の背景

進化計算は、数理計画法では解決困難な多峰性の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。連続変数を扱う関数最適化に関する研究においても、その大域的最適化能力が研究の興味の対象となり、大谷を仮定した手法が数多く提案され、一つの大谷から構成される多峰性のベンチマーク関数上で性能が評価されてきた。大谷とは、微視的には局所解を有する小さな谷が多数存在するが、巨視的には一つの大きな谷をなす探索空間の形状をさす。

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], Fast-Moving Natural Evolution Strategy (FM-NES) [野村 17], Complexity-Reduction Fast-Moving Natural Evolution Strategy (CR-FM-NES) [野村 17]を提案したのち、探索のロバスト性の向上の観点から改良に取り組んできた [加藤 18], [加藤 20], [狩野 20]。

困難な実問題が有する性質として大域的多峰性が知られており、大域的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。大域的多峰性景観は複数の大谷から構成される景観である。大域的多峰性関数の中でも特に困難な問題クラスとしてUV景観がある。UV景観は探索が進みやすく最適解が存在しないU谷と、探索が進みにくく最適解が存在するV谷から構成される。UV景観には、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が広いU谷と狭いV谷から構成されるクラス2がある。研究代表者らは、大域的多峰性に対処するため、Big-valley Explorer (BE) [上村 13], および、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]を提案したのち、それぞれの改良に取り組んできた [小林 18], [青木 19], [鎌田 19], [鎌田 20]。具体的には、大域的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 BE+iADX-NES を提案し、ベンチマーク問題への適用を通じて有効性を確認した [小林 18]。また、大域的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) UV景観を有する非連結な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景観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 [青木 19], [鎌田 19], [鎌田 20]。特に、改良版CPIE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。また、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。

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、希少エッジに着目した並列GA-EAXを提案してきた [森下 17, 18]。具体的には、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として希少エッジに着目した並列GA-EAXを提案し、実験により提案手法が並列GA-EAX [Honda 13]を凌駕する性能を示すことを確認した。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。

以上より、研究代表者らが提案してきた上述の手法をさらに発展・深化させることで、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、多峰性、特に、大域的多峰性を有する困難なブラックボックス関数最適化問題および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を発見することを可能にする新たな手法を提案し、ベンチマーク問題および実問題を用いた数値実験を通じて提案手法の有効性を確認することである。

## 3. 研究の方法

既存手法の探索性能が劣化する困難な問題設定において、探索性能劣化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) UV 景観を有する大域的多峰性ブラックボックス関数最適化のためのマルチスタート自然進化戦略である BE+iADX-NES の問題点を指摘した上で、それに対処した手法として BE+iADX-NES-KL を提案し、ベンチマーク問題を用いて提案手法の有効性を確認した。ブラックボックス関数は、目的関数の表現が明示的に与えられない関数である。BE+iADX-NES は、有力な大域的多峰性ブラックボックス関数最適化手法の一つである。BE+iADX-NES は、未探索領域への初期化と有力なブラックボックス関数最適化手法の一つである自然進化戦略 iADX-NES を反復的に実行する手法であり、特にクラス 2 の UV 景観を有する関数において優れた探索性能を示す。しかし、BE+iADX-NES は、第 2 反復目以降の初期化領域を U 谷以外の広い領域に設定することができず、初期化領域を既探索領域から離れた微小領域に設定してしまう問題と、最適解周辺の評価値が U 谷に比べて悪い V 谷の探索時に NES の分布の形状が急激に変化してしまう問題が存在する。このため、BE+iADX-NES は、クラス 1 の関数では V 谷を迂回して U 谷に再収束する恐れ、V 谷の間口が非常に狭いクラス 2 の関数では V 谷周辺の探索時に NES の正規分布が細長く伸びるため V 谷を見逃す恐れ、各大谷が多峰性の関数では局所解を乗り越えられず局所解に収束する恐れがあると考えられる。そこで、本研究では、上述の BE+iADX-NES の問題点に対処した新たな手法として BE+iADX-NES-KL を提案した。提案手法では、前反復までに発見した大谷領域以外のなるべく広い領域に初期化領域を生成する工夫を導入している。また、iADX-NES の各世代間の正規分布の KL ダイバージェンスを一定値以下に抑えるように正規分布を更新する工夫を導入している。提案手法の有効性を確認するため、クラス 1 とクラス 2 のベンチマーク関数を用いて、提案手法と BE+iADX-NES、最も有力な多峰性最適化手法の一つである RS-CMSA-ES との性能比較実験を行った。その結果、提案手法は成功試行数の観点で他手法を凌駕することを確認した。特に、提案手法は、中央に U 谷が存在するベンチマーク関数を除く全てのクラス 1、クラス 2 の関数において、全試行で探索に成功したのに対し、他手法は、クラス 1 の全ての関数、多峰性を有する大谷で構成されたクラス 2 の関数において、全試行で失敗することを確認した。

(2) 上記で提案した BE+iADX-NES-KL をさらに改良した大域的多峰性ブラックボックス関数最適化のためのマルチスタート自然進化戦略を提案し、ベンチマーク問題および実問題である 3 枚組レンズ系設計問題への適用を通じてその有効性を確認した。既存手法 BE+iADX-NES-KL は、前反復までに探索された領域の情報を保持しつつ、未探索領域を覆う初期化領域の生成を行い、有力なブラックボックス関数最適化手法 NES の一種である iADX-NES-KL を用いて探索することを繰り返す手法であり、UV 景観を有する大域的多峰性関数最適化において優れた性能を示す。しかし、既存手法は、2 反復目以降において既に探索された大谷を重複して探索してしまう問題、生成された初期化領域が前反復までに探索した領域を含んでしまう問題、探索空間の狭い領域に初期化領域が生成されることがある問題などの問題点を有する。このため、既存手法は未探索領域を効率良く探索することが困難になり、評価回数を無駄に消費してしまう恐れがあると考えられる。そこで、本研究では、上述の既存手法の問題点に対処した新たな手法の提案を行った。提案手法は、同じ大谷を重複して探索してしまう問題に対処するため、前反復までに得られた解と NES の平均ベクトルとのマハラノビス距離を用いて、NES が既に探索した領域に侵入したことを判定して反復を打ち切る工夫を導入している。初期化領域の生成については、できるだけ前反復までに探索された領域を含まない広い初期化領域の生成する工夫を導入している。提案手法の有効性を確認するため、ベンチマーク問題を用いて、提案手法、既存手法 BE+iADX-NES-KL、RS-CMSA-ES の性能比較実験を行った。その結果、全てのベンチマーク関数において、提案手法は他の 2 手法よりも成功試行数または評価回数の観点から良好な性能を示すことが確認された。また、提案手法と既存手法 BE+iADX-NES-KL を、UV 構造を有する困難な実問題として知られる 3 枚組レンズ系設計問題に適用したところ、提案手法が既存手法よりも、有力な設計解として知られるトリプレット型のレンズ系を高い確率で発見できることが確認された。

(3) 目的関数の大域的構造に着目した自然進化戦略 (NES) に基づくニッチング手法を提案し、ベンチマーク問題および実問題であるレンズ系設計問題への適用を通じて提案手法の有効性を確認した。設計やモデリングなどの実問題では多様な解が必要とされることがしばしばある。そのため、目的関数の評価値の優れた有力な局所解を多数求めることは重要であり、特に、大域的多峰性関数の各大谷の有力局所解を求めることは重要である。多数の有力局所解を求めるための有力なニッチング手法の一つとして、Hill-Valley Evolutionary Algorithm (HillVal1EA) が提案されている。HillVal1EA は、探索領域全体に生成した解集合を Hill-Valley Clustering によって各クラスタが大谷を囲うようにクラスタリングし、クラスタから作った初期分布を進化計算アルゴリズムによって探索することで多数の有力局所解を求める手法である。HillVal1EA は、ニッチングの分野でよく用いられるベンチマーク問題群において優れた有力局所解発見性能を示す。しかし、HillVal1EA は、高次元の大域的多峰性関数に適用すると、複数存在する大谷を効率的に探索できず、有力局所解の発見に失敗する様子が観察される。提案手法は、互いに異なる中心をもつ小さい初期分布を設定した複数の NES によって並列に探索を行う。同じ大谷を探索していると判定した NES のうち一つを除いて停止し、その NES の探索が終了したら一時停止していた別の NES を探索再開する。大域的多峰性を有する 8 つのベンチマーク問題へ HillVal1EA と提案手法を適用した結果、提案手法は、各大谷にある最適解のうち発見できたものの割合 (最適解発見割合)、および、すべての最適解を発見できた試行の割合 (成功率) の観点で、HillVal1EA よりも優れることを確認した。実問題である 4 枚組レンズ系設計問題では、HillVal1EA が平均して 2 個以下の有力局所解しか発見できなかったのに対し、提案手法は平

均して 7 個以上の有力局所解を発見できることを確認した。

(4) 上述の研究成果 3 で提案したニッチング手法のプロトタイプを、2 群 7 枚組ズームレンズ系設計に適用したところ、専門家による特許解と同等以上の性能を有する設計解を複数個発見することに成功した。2 群 7 枚組ズームレンズ系設計問題は、従来手法では専門家による特許解と同等以上の性能を有する設計解を発見することができなかった難問である。本プロトタイプは、上述の提案ニッチング手法から、同じ大谷を探索していると判定された場合に探索を停止する機構を除いた手法である。NES としては、非明示制約を扱うことができる DX-NES-IC を用いた。

(5) 大域的多峰性の探索空間において探索性能を向上させるためには、大谷内での探索性能の向上も重要な課題である。そこで、学習率を適応することにより自然進化戦略 (Natural Evolution Strategy, NES) の探索性能の向上を行う検討を行った。NES は推定された自然勾配に基づいて確率分布のパラメータを学習することから、学習率は探索性能を左右する重要なパラメータの一つである。本研究では、自然勾配法の観点から、自然勾配の推定精度に応じて学習率を決定すべきであると考えた。最適化が比較的容易な問題では、自然勾配の推定精度が高くなると考えられ、学習率を高く設定することにより、探索の高速化が実現できると考えられる。一方、最適化が困難な多峰性などの問題においては、自然勾配の推定精度が低くなると考えられ、学習率を抑えめに設定することでロバストな探索が可能となると考えられる。そこで、自然勾配の推定精度に応じて学習率を適応する学習率適応機構を提案した。単峰性と多峰性のベンチマーク関数を用いた数値実験により、提案した学習率適応機構を導入した xNES (exponential Natural Evolution Strategy) が固定学習率を用いる xNES よりも優れた探索性能を示すことを確認した。

(6) 大規模巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem, TSP) において良好な性能を示す、希少形質に着目した並列 GA-EAX における世代交代モデルの問題点を指摘した上で、その問題点に対処した新たな世代交代モデルを提案し、ベンチマークインスタンスへの適用を通じて有効性を確認した。希少形質に着目した並列 GA-EAX は、希少形質に着目して GA-EAX を改良した手法であり、10 万都市規模の大規模インスタンスで世界記録を持つ GA-EAX よりも優れた探索性能を示すことが報告されている。希少形質に着目した並列 GA-EAX は、交叉として枝組立交叉 (Edge Assembly Crossover, EAX) を用い、解の局所的な改善を行う stage1 と、stage1 で得られた集団を初期集団として解の大域的な改善を行う stage2 の 2 段階に分けて探索を実行する。しかし、希少形質に着目した並列 GA-EAX は、stage2 の途中で既知最良解に含まれる良いエッジが消滅してしまう様子がしばしば観察される。本研究では、stage2 の途中で既知最良解に含まれる良いエッジが消滅してしまう問題に着目し、本問題に対処した閾値付き枝エントロピーを用いたマルチペアリング世代交代モデル (Multi-Pairing Generation-Alternation Model with Thresholded Edge Entropy, MPM-TEE) と、その並列版である Parallel MPM-TEE (PMPM-TEE) を提案した。MPM は、既知最良解に含まれる良いエッジをもつ個体が生成されるように交叉のためのペアリング方法を工夫した stage2 のための世代交代モデルである。閾値付き枝エントロピーは、MPM の工夫により生成された良いエッジをもつ個体が次世代に選択されるように工夫した多様性指標である。提案手法 MPM-TEE と PMPM-TEE の有効性を確認するため、希少形質に着目した並列 GA-EAX において最適解 (既知最良解) 発見率が低い 9,882 都市から 33,708 都市の TSP インスタンスに対する性能評価実験を行った。その結果、MPM-TEE と PMPM-TEE の最適解 (既知最良解) の発見確率が、希少形質に着目した並列 GA-EAX よりも向上することが確認された。

(7) 時間制約付き配送計画問題 (VRPTW) において最も良好な性能を示す進化計算手法の一つである Edge Assembly Memetic Algorithm (EAMA) の問題点を指摘した上で、その問題点に対処した手法を提案し、ベンチマークインスタンスへの適用を通じて有効性を確認した。VRPTW は、時間制約と容量制約を満たした上で最小コストとなる顧客割当と経路を求める組合せ最適化問題であり、厳密解を得ることが難しい NP 困難な問題である。VRPTW は物流分野における多くの実問題に応用が可能であることから、現在までさまざまな近似解法が研究されている。EAMA は、VRPTW のための最も強力な近似解法の一つとして知られており、トラック数を最小化する手法によって初期集団を生成したあと、局所的な探索を行う stage1 と大域的な探索を行う stage2 の 2 つのフェーズで交叉 EAX と局所探索を併用して探索を行うことで、総経路長の削減を図っている。EAMA は、多くのベンチマークインスタンスで良好な性能を示しており、顧客数 200 から 1000 のベンチマーク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。ベンチマークインスタンスは、時間制約、容量制約が厳しいかどうかという二つの観点から、4 種類の問題クラスに分類される。EAMA は、4 種類の問題クラスのうち、顧客が地理的にクラスタリングされていないかつ時間制約と容量制約が厳しい問題クラスのインスタンスにおいて、既知最良解の発見率が低いという問題点がある。EAMA の性能劣化の原因として、1) 交叉を行った後の解の種類が少ない問題、2) 集団内の個体の多様性が低下する問題、3) 顧客割当の考慮が不十分である問題が考えられる。そこで、本研究では、問題点 1 への対処として交叉時の同一修正個体の禁止、問題点 2 への対処として集団中の同一個体を禁止及び顧客割当に着目した多様性指標の導入、問題点 3 への対処として顧客割当を考慮した新しい交叉の導入の 4 つの工夫を導入した手法を提案した。ベンチマークインスタンスを用いた数値実験を通じて、提案手法が既存手法 EAMA よりも高い確率で既知最良解を発見できることを確認した。

(8) 変数間依存性を考慮した離散ブラックボックス関数最適化のための分布学習アルゴリズムを提案し、ベンチマーク問題と実問題への適用を通じてその有効性を確認した。離散ブラックボックス関数最適化は、シンボリック回帰や機械学習手法のハイパーパラメータ最適化などに

現れる重要な問題であり、代数的な表現が与えられないために目的関数の導関数を必要とする最適化手法が適用できない困難な問題クラスである。Bayesian Optimization Algorithm (BOA) は、変数間に依存関係を持つ離散ブラックボックス関数最適化問題において最も優れた性能を示す手法の一つである。BOA は、確率モデルとしてベイジアンネットワークを用い、変数間の依存関係を表現して問題構造を明らかにしながら探索を行う分布推定アルゴリズム (Estimation of Distribution Algorithms, EDAs) の一種である。EDA は、集団と確率モデルを進化させることで探索を行う離散ブラックボックス関数最適化のための枠組みである。EDA は、集団から評価値に基づいて選択された個体を用いて確率モデルを構築し、構築された確率モデルを用いて次世代の個体を生成することにより、より良い評価値をもつ個体を探索する。しかし、BOA は、集団の多様性が失われやすく、評価値の良い解を得るために大きな集団サイズを設定する必要があり、探索効率が悪いという問題を有する。本研究では、BOA の問題点に対処するため、1) 確率モデルに用いる個体の選択方法を上位選択からトーナメント選択に変更し、2) 集団の個体の置換方法を下位置換から制限置換に変更し、3) ベイジアンネットワークの各ノードの条件付き確率の推定を学習に変更した手法を提案した。3-Deceptive 問題、NK-Landscape 問題、W-Model 問題という変数間依存性を持つベンチマーク問題と、ニューラルネットワークの構造最適化問題と差分方程式系の推定問題という実問題を用いて、提案手法と既存手法の性能比較実験を行った結果、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。

(9) 粒子フィルタ (Particle Filter, PF) と自然進化戦略 (Natural Evolution Strategy, NES) 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手法 PF/NES を提案し、ベンチマーク問題への適用を通じて有効性を確認した。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り、逐次得られる観測から状態方程式の状態変数 (以下、状態) を推定する問題である。逐次状態推定問題は、状態だけでなく、状態方程式の係数 (以下、パラメータ) を同時に推定する必要がある場合があり、推定はより困難になる。PF は、非線形状態空間モデルにおいて良好な推定精度を示すことが知られる強力な逐次状態推定手法の一つである。PF は、状態を表現する粒子から構成されるアンサンブルにより状態の真値の確率分布を表現し、確率分布を更新することで真値を逐次推定する。しかし、PF には、状態だけでなく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ある。PF で状態に加えてパラメータも推定したい場合、状態とパラメータを要素とするように粒子を拡張する。以下では、状態とパラメータを要素とする粒子を用いる PF を Augmented PF とよぶ。本研究では、PF の問題点を克服するため、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 PF/NES を提案した。PF/NES の有効性を確認するため、ベンチマーク問題を用いて PF/NES と既存手法 Augmented PF との性能比較実験を行った。実験の結果、PF/NES は既存手法よりも優れた推定精度を示すことを確認した。

(10) シンボリック回帰のための進化計算手法を提案し、その有効性をベンチマーク問題への適用を通じてその有効性を確認した。シンボリック回帰は、観測されたデータを表現する数式モデルを探索する問題である。本問題は、工学、社会経済、自然科学などのさまざまな分野に現れる重要な問題である。GP+DSR は、最も有望なシンボリック回帰手法の一つであり、遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) と、Recurrent Neural Network (RNN) をモデルに用いた深層強化学習である Deep Symbolic Regression (DSR) を組み合わせた手法である。GP+DSR は、GP に基づく最も有名な商用ソルバの一つである Eureqa と DSR よりも優れた性能を示すことが報告されている。GP や DSR とは異なる接近法をとる手法として、物理現象を前提とした AI-Feynman がある。AI-Feynman は、重さや長さなどの物理モデルに特有の説明変数と目的変数の次元と、物理モデルにしばしば現れる対称性や変数分離性などの特徴を利用して、解くべき問題を brute force 探索で解くことができる問題になるまで簡略化する。AI-Feynman は、物理モデルを対象とした Feynman ベンチマークセットにおいて Eureqa より優れた性能を示したことが報告されている。しかし、GP+DSR には、最適解と式の構造が大きく異なる有力局所解が存在する問題クラスへの対応が不十分であること、係数探索で局所最適解に陥ること、冗長性という問題点があると考えられる。AI-Feynman には、目標とする物理モデルに含まれる物理定数が所与であることを前提としていること、係数探索の精度が悪いこと、冗長性という問題点があると考えられる。本研究では、シンボリック回帰を離散ブラックボックス関数最適化として捉え、最も有望な離散ブラックボックス関数最適化手法の一つである VEA-EDA (Variational Autoencoder - Estimation of Distribution Algorithm) に、上述の既存手法の問題点を克服するための工夫を導入した進化計算手法を提案した。シンボリック回帰の 3 つのベンチマークセット (Nguyen, Nguyen-const, Feynman) において、提案手法が既存手法 GP+DSR, AI-Feynman, Eureqa よりも優れた性能を示すことを確認した。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 0件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 小野功	4. 巻 60
2. 論文標題 自然進化戦略によるレンズ系設計	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 光技術コンタクト	6. 最初と最後の頁 21-27
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計21件（うち招待講演 2件 / うち国際学会 6件）

1. 発表者名 Nomura, M. and Ono, I.
2. 発表標題 Towards a Principled Learning Rate Adaptation for Natural Evolution Strategies
3. 学会等名 European Conference, EvoApplications 2022（国際学会）
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 Nomura, M. and Ono, I.
2. 発表標題 Fast Moving Natural Evolution Strategy for High-Dimensional Problems
3. 学会等名 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2022)（国際学会）
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 宮西翔太, 小野功
2. 発表標題 大域的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に基づく大谷探索手法に関する研究
3. 学会等名 第23回進化計算学会研究会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 兼井義和, 小野功
2. 発表標題 大規模巡回セールスマン問題のための多様性維持を重視した遺伝アルゴリズム
3. 学会等名 第23回進化計算学会研究会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 小嶋健太, 小野功
2. 発表標題 シンボリック回帰のための分布推定アルゴリズム
3. 学会等名 第23回進化計算学会研究会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 氏原幸輔, 小野功
2. 発表標題 パラメータチューニングが不要な自然進化戦略の一検討
3. 学会等名 第23回進化計算学会研究会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 崎原雄大, 小野功
2. 発表標題 目的関数の大域的構造に着目した自然進化戦略
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 両角英明, 小野功
2. 発表標題 最小二乗法に基づく初期分布の生成を行う自然進化戦略
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 有道茂徳, 小野功
2. 発表標題 離散ブラックボックス関数最適化のためのリンケージ同定を用いる分布推定アルゴリズム
3. 学会等名 第19回進化計算学会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 進亮太郎, 小野功
2. 発表標題 時間枠制約付き配送計画問題のための進化計算手法
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 Nomura, M., Sakai, N., Fukushima, N. and Ono, I.
2. 発表標題 Distance-weighted Exponential Natural Evolution Strategy for Implicitly Constrained Black-Box Function Optimization
3. 学会等名 2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (国際学会)
4. 発表年 2021年



1. 発表者名 Nomura, M. and Ono, I.
2. 発表標題 Natural Evolution Strategy for Unconstrained and Implicitly Constrained Problems with Ridge Structure
3. 学会等名 2021 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (国際学会)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Shimadu, S. and Ono, I.
2. 発表標題 An Evolutionary Algorithm Taking Account of Epistasis among Parameters for Black-Box Discrete Optimization
3. 学会等名 2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (国際学会)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 小野功
2. 発表標題 進化計算によるレンズ系設計
3. 学会等名 Optics & Photonics Japan 2021 (招待講演)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 小野功
2. 発表標題 自然進化戦略によるレンズ系設計
3. 学会等名 日本オプトメカトロニクス協会光学系設計技術部会講演会 (招待講演)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 Kobayashi, Y. and Ono, I.
2. 発表標題 Sequential Estimation of States and Parameters of Nonlinear State Space Models Using Particle Filter and Natural Evolution Strategy
3. 学会等名 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2020) (国際学会)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 島津翔, 小野功
2. 発表標題 変数間依存性を考慮した離散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18回進化計算学会研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 鯨田連也, 小野功
2. 発表標題 大域的多峰性ブラックボックス関数最適化のためのマルチスタート自然進化戦略
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 小林彦槻, 小野功
2. 発表標題 非線形状態空間モデルの状態とパラメータの逐次推定のためのPF-GA/NESの提案
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 永金幸大, 小野功
2. 発表標題 多峰性を考慮したマルチスタートスカラー化最適化手法
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 面高一輝, 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を重視した交叉に基づく遺伝アルゴリズム
3. 学会等名 第19回進化計算学会研究会
4. 発表年 2021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
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------