

令和 5 年 6 月 26 日現在

機関番号：12701

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20H04240

研究課題名（和文）計算グラフの構造最適化に基づく機械学習フレームワークの創出

研究課題名（英文）Development of Machine Learning Framework Based on Structure Optimization of Computational Graph

研究代表者

白川 真一（Shirakawa, Shinichi）

横浜国立大学・大学院環境情報研究院・准教授

研究者番号：90633272

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,200,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、計算グラフの構造を最適化することで、データから知識表現モデルを学習する機械学習方式を開発した。開発方式では、処理内容が解釈可能な演算ユニットからなる計算グラフを考えることで、解釈性やリソース効率の良いモデルの獲得ができることを確認した。また、構造最適化のスケールビリティや効率性を高めるために、確率緩和や連続緩和と呼ばれる緩和方式を利用した勾配法に基づく最適化手法の開発と改良を実施した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究で開発した計算グラフの構造最適化に基づく機械学習方式は、モデルの構造自体を効率的に学習できるという利点がある。これにより、解釈可能な演算ユニットからなる計算グラフの学習や、コンパクトな構造の学習が可能となるため、解釈性や計算効率の良いモデルが求められる応用で活用できる。さらに、本研究で開発した最適化方式は、計算グラフの構造最適化以外の問題にも応用できる可能性がある。

研究成果の概要（英文）：In this research, we developed machine learning methods for learning knowledge representation models from data by optimizing the structure of computational graphs. We showed that our methods could obtain interpretable and resource-efficient models by optimizing the computational graph consisting of interpretable operation units. In addition, to improve the scalability and efficiency of structure optimization, we developed and improved optimization algorithms based on the gradient methods using relaxation schemes called stochastic relaxation and continuous relaxation.

研究分野：知能情報学、人工知能

キーワード：機械学習 最適化 計算グラフ 進化計算

様式 C-19、F-19-1、Z-19（共通）

1. 研究開始当初の背景

深層学習（ディープラーニング）によって画像認識や機械翻訳の性能が大きく向上し、これを契機に様々な分野で人工知能技術に対する期待が高まっている。深層学習では、パラメータ付きの演算ユニット（多くの場合は重み付き和と非線形の活性化関数で構成される）を多層に配置した深層ニューラルネットワークが知識の表現形式（モデル）として利用され、ネットワーク内のパラメータを勾配方向に逐次的に更新していくことで学習を実現する。しかし、深層学習には次のような課題も存在する。

- (A) 対象問題に適したネットワーク構造の設計が困難（ネットワーク設計の課題）
- (B) 深層ニューラルネットワークの内部処理を解釈することが困難（解釈性の課題）
- (C) 大量のパラメータをもつため演算量やメモリ使用量が膨大（リソース効率の課題）

研究代表者は、課題(A)を解決すべく、これまでに深層ニューラルネットワークの構造最適化に関する研究を推進してきた。これらの研究によって、対象問題に適したネットワーク構造を自動設計できる方式が実現しつつあるが、課題(B)や(C)を解決する方法の実現が必要である。課題(B)は、例えば生命や財産に関わる製品・サービスなど、学習モデルの解釈性や信頼性が要求される応用で大きな問題となり、課題(C)は、スマートフォンなどリソースが限られたエッジデバイスに学習モデルを実装する際の障壁になる。そのため、これらの課題を解決することは学術的な意義に加えて、産業的にも価値がある。

これらの課題は、深層ニューラルネットワークの構造自体に起因するものであり、根本的な解決のためには新しいアプローチを考える必要がある。このような背景から、本研究課題では、高い性能をもち、解釈性が高く、リソース効率の良い知識モデルを効率的に学習できる方式の実現を目指して研究に取り組んだ。

2. 研究の目的

本研究では、解釈可能な意味のある演算ユニットからなる計算グラフの構造を学習する方式を考える。提案方式では、解釈可能な演算で計算グラフが構成されるため、モデル全体の解釈性の向上が期待できる。また、各演算ユニットがニューラルネットワークのように多数のパラメータをもつ必要がないため、演算量やメモリ使用量の削減が期待できる。

計算グラフの構造を最適化することで知識獲得を行う手法に、遺伝的プログラミングと呼ばれる方式が存在する。計算グラフの構造学習では、演算ユニットの接続関係や種類といった離散変数の最適化が必要になるため、勾配情報（微分情報）が利用できない。そのため、遺伝的プログラミングでは、進化計算などの勾配情報が不要なブラックボックス最適化法を利用するが、ニューラルネットワークのような勾配ベースの学習に比べて効率が悪く、スケーラビリティや最適化のロバスト性の面で深層学習に劣る。計算グラフの構造学習によるアプローチで深層学習に匹敵する性能を実現するには、その最適化効率を抜本的に改善する必要がある。

本研究の目的は、演算ユニットの組合せで構成した計算グラフによる知識モデルを開発するとともに、その計算グラフの効率的な学習方式を開発することである。

3. 研究の方法

本研究では、ニューラルネットワークとは異なるモデル構造の開発と、その構造を最適化する効率的な方式の開発という二つの側面で研究を行った。

(1) モデル構造の開発

計算グラフを演算ユニットの組合せで構成し、これを予測や認識のためのモデルとする。数値データに対する演算ユニットとしては、和や積といった算術演算、画像データに対する演算ユニットとしては、エッジ抽出やぼかし処理といった演算を用いる方法を検討した。計算グラフの構成要素である演算ユニットに解釈可能な意味のあるものを採用することで、深層ニューラルネットワークよりも処理内容の解釈性を向上させることができる。また、深層ニューラルネットワークの性能の高さを利用し、部分的にニューラルネットワークを利用する方式や、解釈容易なニューラルネットワークモデルの構造を最適化する方式を開発した。

(2) 学習方式の開発

(1)で開発したような計算グラフの構造最適化は、離散変数の最適化であり、勾配情報が使えず、最適化が難しい。そこで、離散変数の最適化問題を連続変数の最適化問題へと緩和することで最適化効率の改善を図った。具体的には、確率緩和と連続緩和と呼ぶ2つの緩和方式に基づく最適化方式を各種モデル構造の最適化に応用するとともに、最適化方式の改良を実施した。

確率緩和は、離散変数に対してパラメトリック確率分布を導入することで、離散変数最適化問題を確率分布の連続パラメータの最適化問題に緩和する方法であり、遺伝的プログラミングで利用される進化計算とも関連が深い。確率緩和によって確率分布パラメータに関する勾配を求めることが可能になり、勾配ベースの最適化を実現することができる。確率緩和は任意の離散変数最適化問題に適用でき柔軟性が高いが、勾配の近似が必要になるため、連続緩和と比べると最

適化に時間を要する傾向があるという欠点がある。

一方、連続緩和は、離散変数を直接連続変数へと緩和する方式である。例えば、ある演算への入力を決定する場合を考えると、ある演算の入力を入力候補の混合和に置き換える。

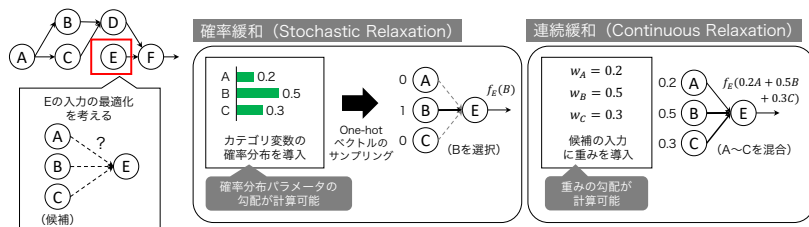


図 1：確率緩和と連続緩和のイメージ

学習の過程で入力候補に対応する重みのどれかひとつだけが大きくなるようにバイアスをかけて、入力の最適化を実現する。連続緩和では学習中の計算グラフが微分可能になるため、誤差逆伝播法の原理で勾配を求めることができる。連続緩和は、確率緩和に比べ高速な最適化が可能という利点があるが、離散化の過程で性能が劣化することや演算ユニットに微分可能なものを準備する必要があるといった欠点がある。確率緩和と連続緩和のイメージ図を図 1 に示す。

4. 研究成果

(1) 数値データに対するモデル構造と学習方式の開発

(1-1) 連続緩和に基づく計算グラフの構造最適化方式

数値データに対するモデル構造として、四則演算、三角関数、指数関数などの基本演算の組合せから構成される計算グラフの構造を学習する方式を開発した。勾配法による効率的な学習を実現するため、計算グラフ内の各演算の入力の選択とスケールパラメータを最適化することによってモデル学習を行う方式を開発した。各演算の入力選択の最適化は離散変数の最適化となるため、勾配法を直接利用することができない。そこで、入力候補の重み付き和で入力選択を連続変数で表現する連続緩和を利用し、勾配法による最適化を実現した。具体的には、Gumbel-Softmax 関数を用いたカテゴリカル変数の連続緩和を利用し、学習中に温度パラメータを下げていくことで学習終了時に離散的な構造が得られるようにした。これにより、計算グラフの構造と内部のパラメータを同時に勾配法によって最適化することが可能となる。人工データセットと機械学習のベンチマークデータセットを用いて評価実験を行い、ニューラルネットワークやランダムフォレスト等の機械学習モデルとの比較を行った。実験結果から、表 1 に示すように開発方式は既存の機械学習モデルと同等の性能を達成できることを確認した。また、開発方式では解釈可能な演算で計算グラフを構成するため、モデルのデバッグや予測の説明提供が容易になることが期待できる。

表 1：テスト誤差の比較

データセット	ニューラルネットワーク	ランダムフォレスト	開発方式
Breast Cancer	3.08	5.03	4.74
Soybean	10.18	6.15	7.10
Sonar	15.77	17.69	18.46
miRNA	4.33	6.60	4.81

(1-2) 確率緩和に基づく計算グラフの最適化方式の改良

基本演算からなる計算グラフを進化計算によって最適化する Cartesian Genetic Programming (CGP) の改良に取り組んだ。進化計算による最適化は、連続緩和を用いた方式とは異なり、離散的な構造を直接的に最適化できる利点がある。CGP では、突然変異と呼ばれる操作によって構造の探索を行うが、突然変異率の設定が探索性能に影響を及ぼす。そこで、CGP 突然変異確率の適応的な更新方法を開発した。開発手法では、最良個体が更新された場合に、変化した変数の数に応じて突然変異確率を更新する。この更新式は、ある突然変異確率のもとでの期待評価値に対する自然勾配法として解釈することができ、確率緩和に基づく最適化方式と捉えられる。自然勾配法は確率分布パラメータの最適化を行う際に、Fisher 計量のもとでの最急方向へ確率分布のパラメータを更新する方法である。ベンチマーク関数の同定問題に開発手法を適用し、突然変異確率の初期値を様々な値に設定して評価した。その結果、表 2 に示すように固定の突然変異確率を用いる従来手法と比べて、開発手法は突然変異確率の初期値に対してロバストであり安定した最適化が実現できることを確認した。

表 2：あるベンチマーク関数での最適化終了までの平均評価回数 (小さい方が良い)

突然変異率の初期値	適応あり	適応なし
0.001	11,332	17,172
0.01	8,865	12,649
0.1	8,767	6,779
0.5	27,250	38,273

(1-3) 確率緩和と連続緩和の比較とその他のモデル開発

確率緩和と連続緩和に基づく計算グラフの学習方式について、ニューラルネットワークにお

ける入力選択問題を対象に性能比較を行った。この問題はニューラルネットワークの入力層部分の構造を最適化することになる。人工データセットや機械学習のベンチマークデータセットでの評価実験を通して、十分な学習時間をかければ、どちらの方式も適切なモデルを学習できることが分かった。また、これらの方式に入力選択に関わる事前知識を組み込むことができる方式を開発した。さらに、この方式を発展させ、解釈性の高い Neural Additive Models (NAM) における連続緩和に基づく入力選択手法を開発した。NAM は入力変数ごとに個別のニューラルネットワークを用意することでモデルの解釈性を高めたモデルであるが、高次元のデータセットでは計算コストが大きくなってしまいう問題があった。これに対して、開発方式では NAM の入力層の構造を最適化することで、高次元データセットでも学習を行えるようにした。

(2) 画像データに関するモデル構造と学習方式の開発

(2-1) 画像データ用のモデル構造と連続緩和による最適化方式の開発

画像データに対するモデル構造の開発として、画像処理フィルタのような処理の意味付けが容易なモジュールの組合せで画像分類モデルを表現し最適化する方式の開発を行った。ここでは、Gumbel-Softmax による連続緩和に基づく緩和方式を利用し、画像処理フィルタの組合せ構造を学習する方式を開発した。図 2 に開発したモデルの概略図を示す。画像認識のベンチマークデータセットを利用して評価実験を行ったところ、簡単な問題であれば畳込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network; CNN) に匹敵する性能を達成できる一方、一般画像などを対象にしたデータセットでは劣ってしまうという結果を得た。しかし、開発方式のモデルは、意味付けが容易な画像処理フィルタの組合せで構成されることやモデルのパラメータ数が少ないことから、解釈性やリソース効率の面ではアドバンテージがある。

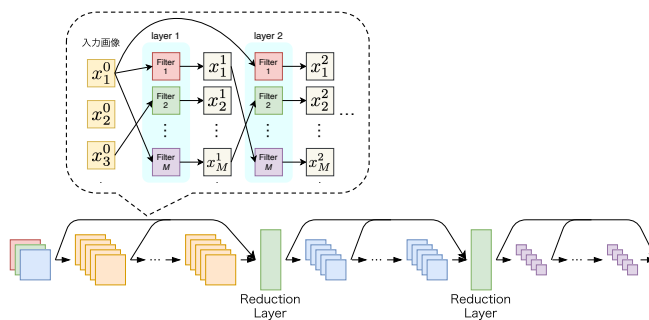


図 2：画像データ用に開発したモデルの概略図

次に、テンプレートマッチングのようなルールベースの画像分類方法を計算グラフで表現し、その計算グラフ中のテンプレートを連続緩和を用いた勾配法によって最適化する方式を開発した。この方法は精度の面では CNN などの深層学習に劣るものの、ルールベースであるため、解釈性の面では優位性が認められた。

(2-2) 表形式データの画像への変換器の学習方式の開発

さらに、数値のような表形式データを画像化して CNN で分類等を行うモデルを開発した。既存研究において、表形式データを画像化し CNN を用いることで、その他の機械学習モデルの精度を上回る結果が報告されている。しかし、既存手法では、表形式データの画像化とその後の CNN の学習は別々に行われている。そのため、CNN の学習に用いる損失関数を考慮した画像化がされておらず、CNN の損失を考慮した画像化によって性能向上が期待できる。そこで、表形式データの画像変換器を連続緩和によって勾配法による学習を可能にし、CNN の学習と同時に最適化する手法を開発した。本手法は、画像化部分の計算グラフを最適化することになる。また、人間が事前に参照画像を与えることにより、表形式データから作成される画像が参照画像に近づくような工夫も行った。評価実験を通して、いくつかのデータセットで開発手法が既存手法よりも高い性能を達成することを確認するとともに、開発手法が参照画像に非常に近い画像を作成できることを示した。さらに、開発手法が作成した画像に対する CNN の注目領域を可視化することで、データの変化を視覚的に把握できることを確認した。

(3) 確率緩和方式に関するアルゴリズム改良

計算グラフの構造最適化に利用可能な確率緩和による緩和方式は、確率モデルベース進化計算と関係が深い。確率緩和では、構造を表現するカテゴリカル変数やバイナリ変数を生成する確率分布のパラメータを最適化する。確率緩和では離散的な構造を最適化中に直接扱っているため、連続緩和で必要になる最適化後の離散化が不要というメリットがある。そのため、確率緩和ベースの最適化方式の効率を高めるための研究を実施した。下記に主な成果を報告する。

(3-1) 評価値への影響を持たない変数を含む問題のための最適化手法の開発

計算グラフの最適化では、出力につながっていない演算が存在するなど、計算グラフ中でモデルの挙動に寄与しない（もしくは寄与が少ない）部分が存在する。このように最適化対象の変数の中に評価値に影響を与えない変数が存在することが想定される。特に少数の変数だけが目的関数の評価値に貢献する場合に、そのような性質は Low Effective Dimensionality (LED) と呼ばれる。LED の性質をもつ目的関数の効率的な最適化のためには、目的関数の評価値に貢献する次元を優先的に探索することが有効であると考えられる。確率緩和に基づく最適化方式において、LED の性質をもつ関数を効率的に最適化できる手法を開発した。開発手法では、変数ごと

の推定自然勾配の Signal-to-Noise Ratio (SNR)に基づいて、評価値に影響を与えない変数を推定し、その推定に基づいて最適化パラメータを調整する。これにより、評価値に影響を与えない変数が存在した場合に探索の効率化が実現できる。ベンチマーク関数を用いた評価実験から、LEDの性質をもつ関数や次元別に最適化の優先度が異なる関数に対して、開発手法が効率的な最適化を実現できることを確認した。

(3-2) 構造の複雑さを考慮した学習方式の開発

確率緩和方式に構造の複雑さに関する罰則や制約を加えることで、コンパクトな構造を得られる方式を開発した。コンパクトな計算グラフの構造が得られれば、その分、内部処理の解釈も容易になる。また、複数の複雑さの構造を一度の探索で同時に獲得可能な方式の開発も行った。この成果は、ニューラルネットワークの構造探索においても性能評価を行い、有効性を確認している。

(3-3) 混合整数最適化問題のための確率モデルベース進化計算手法の開発

連続変数を対象にした確率モデルベース進化計算手法である CMA-ES を混合整数最適化問題に効果的に適用する方式の開発を行った。CMA-ES はブラックボックス連続最適化の最先端の手法であるが、整数変数やバイナリ変数が含まれる問題に直接適用した場合に、特定の整数変数に早期収束してしまうという問題点があった。これに対処すべく、マージンと呼ばれる機構を導入し、隣接の整数変数の生成確率を一定以上に保つ手法を開発した。これにより、CMA-ES による混合整数最適化問題やバイナリ変数最適化の効率的な最適化が実現でき、ベンチマーク関数を用いた評価実験から、その有効性を確認した。問題によっては、バイナリ最適化に特化した方法に匹敵する性能を達成しており、本方式を拡張し計算グラフの構造最適化へ応用することが今後の展開として考えられる。本研究の成果は国際会議 GECCO 2022 においてベストペーパー候補に選出されている。

(4) まとめと今後の展望

本研究課題では、確率緩和や連続緩和といった方式を利用し、計算グラフの構造最適化に基づく機械学習手法の開発を行った。開発方式には、解釈性やリソース効率、モデル構造自体を学習できるといった深層ニューラルネットワークにはない利点を確認できた。また、確率緩和や連続緩和といった緩和方式を利用した最適化方式の開発・改良を行った。今後は、より効率的かつスケラブルな計算グラフの構造最適化手法の開発や実問題への応用、深層学習で利用されるモデル等との融合を行っていく予定である。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計9件（うち査読付論文 8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 Yohei Watanabe, Kento Uchida, Ryoki Hamano, Shota Saito, Masahiro Nomura, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 (1+1)-CMA-ES with Margin for Discrete and Mixed-Integer Problems	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2023)	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1145/3583131.3590516	査読の有無 有
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 -
1. 著者名 Yutaro Yamada, Kento Uchida, Shota Saito, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 Surrogate-Assisted $$(1+1)$$ -CMA-ES with Switching Mechanism of Utility Functions	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Applications of Evolutionary Computation (EvoApplications 2023)	6. 最初と最後の頁 798-814
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/978-3-031-30229-9_51	査読の有無 有
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 -
1. 著者名 Ryoki Hamano, Shota Saito, Masahiro Nomura, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 CMA-ES with Margin: Lower-Bounding Marginal Probability for Mixed-Integer Black-Box Optimization	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2022)	6. 最初と最後の頁 639-647
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1145/3512290.3528827	査読の有無 有
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 -
1. 著者名 Ryoki Hamano, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 Reduction of Genetic Drift in Population-Based Incremental Learning via Entropy Regularization	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion (GECCO 2022, Poster Paper)	6. 最初と最後の頁 491-494
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1145/3520304.3529012	査読の有無 有
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 -

1. 著者名 Ryoki Hamano, Shota Saito, Masahiro Nomura, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 Benchmarking CMA-ES with Margin on the bbob-mixint Testbed	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion (GECCO Workshop on Black-Box Optimization Benchmarking (BBOB 2022))	6. 最初と最後の頁 1708-1716
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1145/3520304.3534043	査読の有無 有
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 -

1. 著者名 Yuhei Noda, Shota Saito, Shinichi Shirakawa	4. 巻 13532 of LNCS
2. 論文標題 Efficient Search of Multiple Neural Architectures with Different Complexities via Importance Sampling	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Proceedings of the 31st International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN 2022)	6. 最初と最後の頁 607-619
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/978-3-031-15937-4_51	査読の有無 有
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 -

1. 著者名 Teppei Yamaguchi, Kento Uchida, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 Improvement of sep-CMA-ES for Optimization of High-Dimensional Functions with Low Effective Dimensionality	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Proceedings of the 2022 IEEE Symposium Series On Computational Intelligence (SSCI)	6. 最初と最後の頁 1659-1668
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/SSCI51031.2022.10022244	査読の有無 有
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 -

1. 著者名 Teppei Yamaguchi, Kento Uchida, Shinichi Shirakawa	4. 巻 12269
2. 論文標題 Adaptive Stochastic Natural Gradient Method for Optimizing Functions with Low Effective Dimensionality	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proceedings of the 16th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN XVI)	6. 最初と最後の頁 719-731
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/978-3-030-58112-1_50	査読の有無 有
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 -

1. 著者名 Takuya Matsuda, Kento Uchida, Shota Saito, Shinichi Shirakawa	4. 巻 -
2. 論文標題 HACNet: End-to-end learning of table-to-image converter and convolutional neural network	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 preprint	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.21203/rs.3.rs-2174672/v1	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13件 (うち招待講演 1件 / うち国際学会 1件)

1. 発表者名 岸本 泰俊, 山西 康太, 松田 拓也, 白川 真一
2. 発表標題 特徴選択と特徴間の相互作用を組み込んだNeural Additive Modelsの提案
3. 学会等名 2023年度 人工知能学会全国大会 (第37回)
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 広瀬 陽一, 白川 真一
2. 発表標題 ドメイン知識を考慮した特徴量構築の言語モデルによる自動化
3. 学会等名 2023年度 人工知能学会全国大会 (第37回)
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 埜田 夕平, 齊藤 翔汰, 白川 真一
2. 発表標題 構造の複雑さを考慮したNeural Architecture Searchにおける複数構造探索の効率化
3. 学会等名 2022年度 人工知能学会全国大会 (第36回)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 内田 絢斗, 山口 哲平, 白川 真一
2. 発表標題 評価値への影響を持たない次元を含む高次元最適化問題のためのCMA-ESの改良
3. 学会等名 進化計算シンポジウム2022
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 山田 裕太郎, 内田 絢斗, 斉藤 翔汰, 白川 真一
2. 発表標題 利得関数の適応的切替機構を導入したサロゲートモデルを用いた(1+1)-CMA-ESの提案
3. 学会等名 進化計算シンポジウム2022
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 渡邊 陽平, 内田 絢斗, 濱野 椋希, 斉藤 翔汰, 野村 将寛, 白川 真一
2. 発表標題 離散変数最適化および混合整数最適化のためのマージン補正付き(1+1)-CMA-ESの提案
3. 学会等名 第23回 進化計算学会研究会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 濱野 椋希, 白川 真一
2. 発表標題 Genetic Driftの抑制を目的とするエントロピー正則化を導入したPBILの提案
3. 学会等名 進化計算シンポジウム2021
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 山田 裕太郎, 内田 絢斗, 梅木 宏, 山口 哲平, 斉藤 翔汰, 白川 真一
2. 発表標題 目的関数の単調増加変換に対する不変性をもつサロゲートモデルを用いた(1+1)-CMA-ESの提案
3. 学会等名 進化計算シンポジウム2021
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 埜田 夕平, 斉藤 翔汰, 白川 真一
2. 発表標題 カテゴリカル分布と構造正則化を用いた自然勾配法による畳み込みニューラルネットワークの構造探索
3. 学会等名 進化計算シンポジウム2021
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 巢山 凜, 牧 敦生, 宮内 新喜, 白川 真一
2. 発表標題 遺伝的プログラミングを用いた船体運動モデル同定における入力端子の影響について
3. 学会等名 令和3年 日本船舶海洋工学会 秋季講演会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Masaya Nakata, Will Browne, and Shinichi Shirakawa
2. 発表標題 Evolutionary Machine Learning (Tutorial)
3. 学会等名 2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2021) (国際学会)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 白川真一
2. 発表標題 確率モデルに基づく進化計算とその応用
3. 学会等名 IMI研究集会「進化計算の数理」(招待講演)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Masaya Nakata, Will Browne, and Shinichi Shirakawa
2. 発表標題 Evolutionary Machine Learning (Tutorial)
3. 学会等名 IEEE World Conference on Computational Intelligence 2020 (WCCI 2020)
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

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