

平成 30 年 6 月 17 日現在

機関番号：12701

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K16029

研究課題名(和文) 画像処理フィルタの組合せ最適化に基づく特徴抽出処理の自動構築

研究課題名(英文) Automatic Construction of Feature Extraction Process Based on Combinatorial Optimization of Image Processing Filters

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・講師

研究者番号：90633272

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,000,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、画像処理フィルタなどの画像に対する基本処理ユニットの種類や適用順の組合せをブラックボックス最適化法によって最適化することで、画像認識に適した特徴抽出処理を自動構築する方式を開発した。さらに、この方式の考え方を画像認識問題に対して高い性能を示している畳み込みニューラルネットワーク(CNN)に展開・応用した。実際の画像認識実験から、開発方式が既存のCNNよりも高い性能を達成可能であることを確認した。

研究成果の概要(英文)：In this research, we developed a novel technique that constructs efficient image feature extraction process by using a black-box optimization method based on combinatorial optimization of basic image processing units such as image processing filters. Further, we extended and applied the idea of this technique to convolutional neural networks (CNN) that show high performance on image recognition tasks. From the numerical experiments of image recognition, we confirmed that the proposed methods outperform the existing CNN based methods.

研究分野：知能情報処理，人工知能，ソフトコンピューティング

キーワード：画像認識 画像特徴量 機械学習 進化計算

1. 研究開始当初の背景

画像中の物体を計算機によって認識する画像認識は、デジタルカメラやスマートフォンの普及によってますます身近かつ要求の高い技術になってきている。画像認識技術は画像の内容による検索や監視システム、人と同様の視覚をもつロボットの実現に必要な不可欠であり、その性能向上には大きなインパクトがある。我々人間にとっては容易な画像認識も、計算機にとっては非常に困難な問題であり、長年様々なアプローチで研究が行われている。機械学習に基づく画像認識は、大まかに「前処理」、「特徴抽出処理」、「認識・識別処理」のフェーズから構成される。中でも特徴抽出処理は画像認識の根幹をなす重要な処理であり、これまでに様々な特徴記述子やベクトル化方法が人手による設計で提案されてきた。特徴抽出処理によって、1枚の画像を数値ベクトルで表現することができれば、認識・識別処理に Support Vector Machine (SVM) やブースティングなどの強力な機械学習手法を用いることができるため、いかにして目的に合った特徴量を設計するかが研究の主眼であった。

しかしながら、人手で設計された特徴抽出処理は目的に対して最適であるとは限らず、適切な処理を得るためには試行錯誤を必要とする。そのため、特徴抽出処理自体をデータから学習するアプローチが有望であると考えられ、それを実現する方法として、Deep Learning と呼ばれる方法論が画像認識の分野を席卷している。画像認識における Deep Learning では Convolutional Neural Network (CNN) と呼ばれる多層ニューラルネットワークが用いられる。CNN では画像そのものを入力とし、畳み込み層と呼ばれる局所的な特徴抽出を行う層と Pooling 層と呼ばれるサブサンプリング処理を行う層を多層に重ね、層間の結合荷重を最適化することで特徴抽出処理の学習を実現している。ここ数年の画像認識分野の研究は、そのほとんどが CNN ベースの方法を用いており、画像認識手法のデファクトスタンダードとして浸透しつつある。

CNN の成功は、特徴抽出処理を含んだモデルをデータから学習している点にあると考えられる。特徴抽出処理を学習するという点に着目すれば、アプローチは CNN やニューラルネットワークだけではないはずである。例えば、特徴抽出処理をガボールフィルタやエッジ強調フィルタ、サブサンプリング処理といった既知の処理ユニットの組合せで表現し、その組合せを最適化することで、人手を介することなく特徴抽出処理の自動構築を実現する方式も考えられる。この方式のメリットとして、各処理の内容を理解することが容易であるため、CNN に比べて構築された処理の解析が容易である点が挙げられる。また、CNN に比べると計算効率の良さも期待できる。

2. 研究の目的

本研究では、画像処理フィルタやサブサンプリング処理などの特徴抽出に適した処理ユニットの組合せを最適化することで特徴抽出処理を自動構築する方式を開発する。既存の CNN では層の数や抽出する特徴の次元数などの処理構造は使用者が設定する必要があるが、提案方式では処理構造などもフィルタの組合せと同時に最適化することで、人手での設計がより少ない方法を目指す。

本研究を進める中で、CNN が画像認識に関わる様々なタスクで圧倒的な性能を示すようになった。本研究で開発する方式の基本アルゴリズムは CNN の処理構造や CNN に入力する画像の前処理の最適化にも応用可能であるため、当初予定していた方式に加え、CNN の構造を対象とした組合せ最適化方式も開発する。

3. 研究の方法

本研究では、主に次の2つの項目について新規方式を開発し、その有効性を実験的に検証した。

(1) 画像処理の基本処理ユニットの組合せによる特徴抽出処理を構築する方式の開発

本項目では、画像処理フィルタやサブサンプリング処理、基本演算処理などの基本処理ユニットの種類や適用順序などの組合せを最適化することで、特徴抽出処理の自動構築方式を開発した。アルゴリズムの開発では、研究代表者らがこれまで提案してきた、処理ユニットをグラフ構造上に組み合わせる方法をベースに拡張するかたちで検討を行った。具体的には、特徴抽出処理に適した処理ユニットの選定、最適化方法、評価関数の設計などについて重点的に検討を行い、いくつかのプロトタイプアルゴリズムを実装し、比較実験を通して性能評価を実施した。

(2) (1)の方式を応用した CNN の処理構造最適化方式の開発

ここ数年で、その精度の高さから CNN が画像認識問題に対するデファクトスタンダードになっている。CNN の各層の処理は、ある種の画像のフィルタリングや演算処理を行なっていると考えることができる。そこで、本研究で開発している方式を CNN の構造最適化に応用する検討を行った。開発方式では、ブラックボックス最適化法である進化計算によって、高い画像分類精度を達成するように CNN の構造を自動構築する。一般に、このようなアプローチは何度も CNN の学習を必要とするため、計算コストが非常に大きい。この問題点を解消すべく、アルゴリズムの改良を行った。

4. 研究成果

(1) 画像処理用の基本処理ユニットの組合せによる特徴抽出処理を構築する方式の開発

この項目では、機械学習のアプローチに基づき、訓練データに対する認識精度が高くなるような画像処理フィルタの組合せをブラックボックス最適化法である進化計算によって求めるアプローチをとる。単に、事前に準備した画像処理フィルタだけを使用して、その組合せによって特徴抽出処理を構築する方法は、一定の精度を達成できることを確認したが、事前に準備する画像処理フィルタセットにその性能が依存してしまうという問題点もある。そこで、本研究では、① 既存の画像処理フィルタの組み合わせによる画像変換、② 遺伝的プログラミング (GP) で構築したフィルタ処理による画像変換、の二種類の処理を二段階の進化計算によって最適化することで特徴構築を実現する方式を開発した。

特徴構築の第一段階では、既存の画像処理フィルタの組み合わせによって入力画像を変換し、変換後の画像に対してプーリング処理を行う。そして、プーリング処理後の各画素値を特徴量として分類器に入力し、分類を行う。このときの検証画像セットに対する分類精度が高くなるように、画像処理フィルタの組み合わせを最適化する。フィルタリング層の構造例を図 1 に示す。図中の F2 などの記号はあらかじめ用意した画像処理の基本ユニットに対応する。

特徴構築の第二段階では、第一段階で得られた変換画像をさらに GP で構築したフィルタ処理によって変換する。そして第一段階と同様に、変換後の画像に対してプーリング処理を行い、プーリング処理後の各画素値を特徴量として分類器に入力する。このときも検証画像セットに対する分類精度が高くなるように、フィルタを GP によって構築する。図 2 に GP で表現されたフィルタリング処理の例を示す。

開発方式の有効性は、画像認識のデータセットである MIT urban and nature scene dataset と実際の医用画像データセットに適用し検証した。どちらのデータセットに

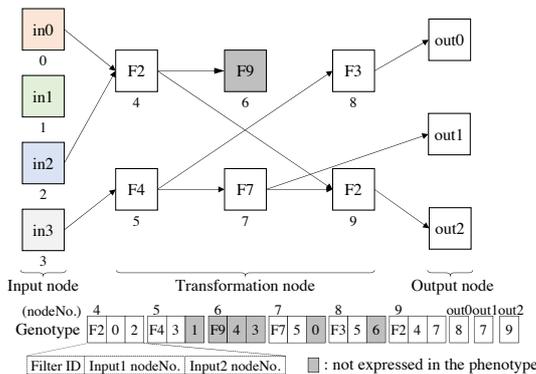


図 1：フィルタリング層の構造例

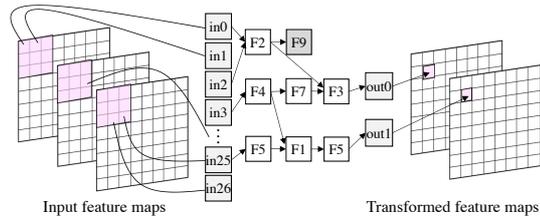


図 2：GP で表現されたフィルタリング処理の例

対しても、開発方式が認識精度の面で従来方式よりも精度が高いことが確認できた。医用画像データに対する精度を抜粋したものが表 1 である。この結果から、データ数が比較的少ない今回の問題に対しては、CNN よりも開発方式の方が優れていることが確認できた。

なお、この開発方式は Graphic Processing Unit (GPU) 上で実装し、並列処理によって計算効率を高めている。

上記の方式の開発の他に本項目に関連して、ブラックボックス最適化法において、評価関数の単調増加変換に対する不変性に着目したアルゴリズムの改良法や探索空間の解析法の検討も行った。

表 1：医用画像データに対する精度の比較

手法	認識精度
開発方式	0.837
CNN	0.788
CNN with fine-tuning	0.809
統計特徴量 + ULBP	0.759
原画像 + プーリング	0.661

(2) CNN の処理構造最適化方式の開発

CNN はその処理構造によって性能が大きく変化するため、様々な構造の開発が活発に行われている。しかし、適切な処理構造は問題やデータの数に大きく依存するため、CNN の構造設計は使用者の大きな負担になっている。この項目では、CNN の畳込み層やプーリング層、基本演算などを CNN の基本構成ユニットと考え、これらの組合せを(1)の方式に基づき進化計算によって最適化する方法を開発した。

開発方式では CNN の構造をグラフ構造で表現し、そのグラフ構造を進化計算によって最適化する。また、この方式では効率的な探索を行うために、一般的に CNN で用いられるような処理を複数包含した高機能モジュールをグラフ上の各ノードとして採用している。グラフ構造で表現された CNN は、学習用データを用いて確率的勾配降下法によって学習される。学習後、検証用データにおける分類精度を各構造の評価値とし、この評価値が大きくなるように構造の探索を行う。開発方式におけるグラフ構造とそれに対応する CNN の構造例を図 3 に示す。

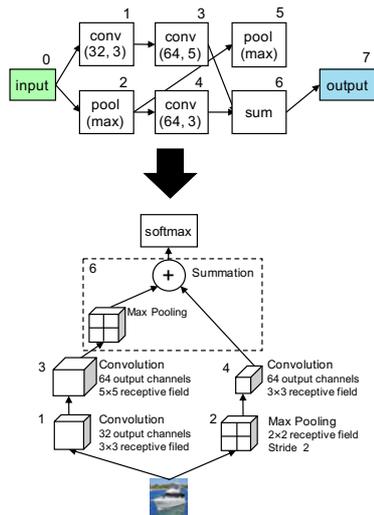


図 1：グラフ構造と対応する CNN の構造

開発方式を 10 クラスの画像分類のデータセットである CIFAR-10 に適用し、有用性の検証を行った。開発方式と人手で設計された既存の CNN の分類誤差率を表 2 に示す。なお、開発方式によって構築された CNN の結果は表 2 中では CGP-CNN と記している。表 2 の結果から、開発方式は既存の CNN と同等以上の性能を示していることがわかる。また、CIFAR-10 以外の実画像データの分類問題にも開発方式を適用し、高い性能を示す構造を構築可能であることを確認している。

表 2：開発方式と既存 CNN の分類誤差率

Model	Error rate
Maxout	9.38
Network in Network	8.81
VGG	7.94
ResNet	6.61
CGP-CNN (開発方式)	5.98

画像処理フィルタの組合せと CNN は、相反する方式ではなく、CNN の前処理としての画像処理フィルタの組合せを自動構築することも可能である。そのような方法は、CNN の学習と画像処理フィルタの組合せ最適化を交互に行う必要があり、データ数の増加や CNN の構造の複雑化に伴って、全体の計算量がボトルネックになる。この根本的な問題点に対して、画像処理フィルタの組合せ最適化と CNN の学習を同時に行えるような新規方式を開発した。数値実験から、この方式が通常の CNN に対して学習時間の大幅な増加なしに認識性能を向上させることができることを確認した。

以上のように、本研究を通して、画像処理フィルタの組合せ最適化によって高性能な特徴抽出処理の構築が可能であること、および開発方式が CNN の処理構造最適化へと展

開可能であることを示した。今後は、画像の特徴抽出処理だけでなく画像のセンシングや画像認識の後処理も含めた画像認識システム全体の自動設計に向けて研究を進展させていきたい。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 (計 2 件)

- ① 菅沼雅徳, 土屋大樹, 白川真一, 長尾智晴: 遺伝的プログラミングを用いた階層的な特徴構築による画像分類, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用 (TOM), Vol. 9, No. 3, pp. 44-53 (2016) (査読有)
- ② Shinichi Shirakawa and Tomoharu Nagao: Bag of local landscape features for fitness landscape analysis, Soft Computing, Springer, Vol. 20, Issue 10, pp. 3787-3802 (2016) (査読有) DOI: 10.1007/s00500-016-2091-4

〔学会発表〕 (計 12 件)

- ① Shinichi Shirakawa, Yasushi Iwata, and Youhei Akimoto: Dynamic Optimization of Neural Network Structures Using Probabilistic Modeling, Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-18), pp. 4074-4082 (2018)
- ② 齊藤翔汰, 白川真一: Information Geometric Optimization を用いた埋め込み型特徴選択, 進化計算シンポジウム 2017, pp. 77-84 (2017)
- ③ 内田絢斗, 白川真二, 秋本洋平: 等方性ガウス分布を用いた Information Geometric Optimization の有限サンプル解析, 進化計算シンポジウム 2017, pp. 195-202 (2017)
- ④ 白川真二, 岩田康志, 秋本洋平: 確率的モデリングに基づく Neural Network の動的構造最適化, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2017 (SSI 2017), SS03-7, pp. 474-479 (2017)
- ⑤ 菅沼雅徳, 白川真二, 長尾智晴: 畳み込みニューラルネットワークの構造最適化手法の調査と遺伝的プログラミングによるアプローチ, 平成 29 年電気学会電子・情報・システム部門大会, TC2-3 (2017)
- ⑥ Masanori Suganuma, Shinichi Shirakawa, and Tomoharu Nagao: A Genetic Programming Approach to Designing Convolutional Neural Network Architectures, Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference 2017 (GECCO 2017), pp. 497-504 (2017) DOI: 10.1145/3071178.3071229

- ⑦ 岩田康志, 白川真一: Information Geometric Optimization に基づく Deep Learning の動的モデル学習, 計測自動制御学会第 56 回システム工学部会研究会, pp. 33-38 (2017)
- ⑧ 齊藤翔汰, 白川真一: 適応的ノイズ分布を導入した Deep Neural Network のための学習法, 計測自動制御学会第 56 回システム工学部会研究会, pp. 26-32 (2017)
- ⑨ Masanori Suganuma, Daiki Tsuchiya, Shinichi Shirakawa, and Tomoharu Nagao: Hierarchical Feature Construction for Image Classification Using Genetic Programming, Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2016), pp. 1423-1428 (2016)
DOI: 10.1109/SMC.2016.7844436
- ⑩ Shinichi Shirakawa: Impact of Invariant Objective for Order Preserving Transformation in Bayesian Optimization, Proceedings of the 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2016), pp. 1432-1437 (2016)
DOI: 10.1109/CEC.2016.7743958
- ⑪ 菅沼雅徳, 土屋大樹, 白川真一, 長尾智晴: 遺伝的プログラミングを用いた階層的な特徴構築による画像分類, 情報処理学会研究報告 第 108 回 数理モデル化と問題解決 (MPS) 研究会, Vol. 2016-MPS-108, No. 4, pp. 1-6 (2016)
- ⑫ 白川真一: Bayesian Optimization における目的関数の単調増加変換に対する不変性の実現と効果, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2015 (SSI 2015), SS19-12, pp. 1260-1263 (2015)

6. 研究組織

(1)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・
 講師
 研究者番号: 90633272