

令和 4 年 6 月 2 日現在

機関番号：12501

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2017～2021

課題番号：17K00334

研究課題名（和文）特徴抽出処理の取舍選択による効率的な転移学習手法

研究課題名（英文）Efficient transfer learning method by selecting feature extraction processing

研究代表者

矢田 紀子（YATA, Noriko）

千葉大学・大学院工学研究院・助教

研究者番号：60528412

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、ネットワーク構造最適化の技術とCNNの転移学習の技術を活かして、モデル構築時の試行錯誤部分を自動化し、様々な課題に対して汎化性の高い高精度で軽量な認識器を構築する技術を実現する。CNNのモデル軽量化手法については、特性重要度に基づくフィルタプルーニングや、強化学習を用いて認識精度に影響のないパラメータを選択することでモデルの圧縮を行う手法など、軽量化かつ高精度な認識器を実現する新たな手法を提案した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

近年、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)によってコンピュータによる物体認識技術は人間と同等の精度を実現できるようになった。CNNは特徴を抽出する役割をもつ畳み込み層を重ねることで高精度な画像認識を実現しているが、高精度なCNNを利用するために必要な計算量や記憶容量も増大しているため、計算資源が限られているデバイス上にCNNを組み込むことは困難であるという問題があり、近年では様々なエッジデバイスにAIを組み込みリアルタイムで動作させたいという需要が増えてきている。そこでこの問題を解決するためにCNNの性能を維持したまま計算量やパラメータを削減するモデルの圧縮を提案した。

研究成果の概要（英文）：This study proposes a new method to reduce the weight of the CNNs (Convolutional Neural Networks) model.

The proposed method is a lightweight and accurate recognizer by automating the trial-and-error part of model construction and using network structure optimization and transition learning techniques for CNNs.

We have proposed new methods to realize lightweight and accurate recognizers, such as filter pruning based on the importance of characteristics and model compression by selecting parameters that do not affect recognition accuracy using reinforcement learning.

研究分野：機械学習

キーワード：畳み込みニューラルネットワーク 深層学習 プルーニング

1. 研究開始当初の背景

画像認識の分野において畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Networks; CNN)はその性能の高さから注目を集めている。CNN に代表される深層学習によって、これまでの機械学習では人手に頼っていた特徴抽出処理を学習過程で獲得することが可能になり、これが人工知能の大きなブレイクスルーの発端となった。しかし、学習を一から実行するには大規模な教師付き訓練データが必要であることから、一般物体認識などの汎用性の高い大規模教師付きデータを高精度に認識できる事前学習済みネットワークを基にして目的とする画像認識課題を学習させる転移学習という手法が盛んに利用されており、多くの課題において高精度な認識結果を示している。しかし、適切な学習方法を決定するために設定すべきパラメータが非常に多く、ユーザの経験が必要で試行錯誤が不可欠であることがユーザの負担となっている。さらに、事前学習課題は目的の課題よりも汎用性が高いという前提から、事前学習済みネットワークが獲得している特徴抽出処理は目的の課題に必要な物ばかりではなく不必要なものも混在しており、このことが転移学習の効率性を損なっている可能性があると考えられる。また、近年普及しているスマートフォンや IoT 端末などのエッジ端末は計算資源や記憶域、消費電力が限られており、低コストで高性能な CNN を利用可能な技術の実現のために、プルーニングなど CNN のモデル軽量化の研究が重要になっている。

2. 研究の目的

本研究では、ネットワーク構造最適化の技術と CNN の転移学習の技術を活かして、モデル構築時の試行錯誤部分を自動化し、様々な課題に対して汎用性の高い高精度で軽量の認識器を構築する技術を実現する。CNN のモデル軽量化手法については、特性重要度に基づくフィルタプルーニングや、強化学習を用いて認識精度に影響のないパラメータを選択することでモデルの圧縮を行う手法など、軽量化かつ高精度な認識器を実現する新たな手法を提案する。

3. 研究の方法

本研究では、CNN のモデル軽量化手法に関して、精度を重視した手法である(1)特性重要度に基づくフィルタプルーニング手法と、軽量化をより重視した(2)強化学習を用いたモデル圧縮の二つの手法を提案する。特性重要度に基づくフィルタプルーニングにおいて、事前にネットワークに対してフィルタ置換の処理を導入する手法を提案し、従来手法における問題点であったプルーニングに伴う精度劣化を、プルーニングを行う前に重要度の高いフィルタを複製することで改善する。ネットワークに対してフィルタ置換の処理を行い、ネットワークのプルーニングに対する頑強性、すなわち、表現能力の冗長性を高める。

強化学習を用いた CNN モデルの圧縮では、強化学習アルゴリズム R2D2 を用いて CNN のモデルを自動で圧縮する手法を提案する。主にパラメータがプルーニングされているか保持されているかを表すバイナリマスクのみで表現し、精度劣化を抑えながら多くのパラメータを削減する。

4. 研究成果

(1)特性重要度に基づくフィルタプルーニング手法では、フィルタプルーニングに伴う認識精度の劣化の要因は重要度の高いフィルタがプルーニングに対して脆弱なことにありと仮定し、CNN のプルーニングに対する頑強性を高めるため畳み込み層に存在する重要度の高いフィルタを複製する操作である「フィルタ置換」を提案する。フィルタ置換はフィルタごとに算出される HRank を重要度とし、予め決定する置換割合に相当する数だけ重要度の低いフィルタを選択して同数の重要度の高いフィルタで置換することで実現する。

学習済みネットワークにそのままプルーニングを行った HRank の精度劣化が 2.27 ポイントであるのに対し、フィルタ置換を導入してからプルーニングを行った提案手法の精度劣化は、重要度が上位のフィルタを 2 倍に複製する方法(提案手法 1)では 1.49 ポイント、置換対象のフィルタを全て重要度が最大のフィルタで置き換える方法(提案手法 2)では 1.42 ポイントと、プルーニング後のネットワークの認識精度は高い数値を示し、いずれの置換方法でも精度劣化を抑えられたことを示した。この結果は、同一のフィルタを複数枚置換しても、再学習の結果、異なる表現能力を獲得できる可能性を示している。よって、重要度が高い順にフィルタを必要十分な枚数ずつ置換することができれば、フィルタ置換によって得られるネットワークの冗長性をさらに高めることができると考えられる。

(2)強化学習を用いたモデル圧縮手法では、図 1 のように Recognizer と Controller を同時に学習させる。Recognizer はプルーニング対象の CNN で各層の出力に Zero Out Layer を追加している。Controller は Recognizer の状態からどのパラメータをプルーニングするかを決定するネットワークである。まず Recognizer は現在の精度、削減率、バイナリマスクを Controller

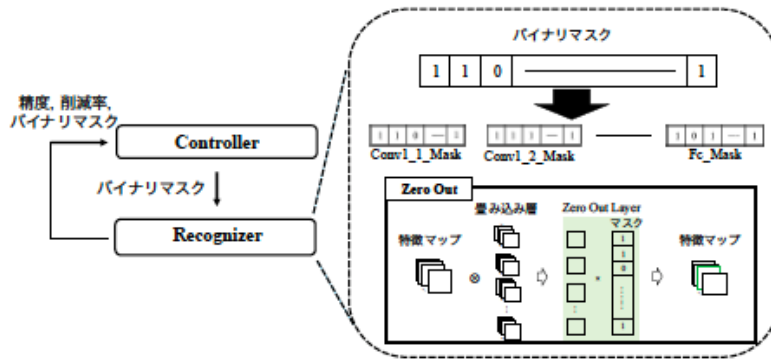


図 1 強化学習を用いたモデル圧縮手法の概要

へ送る。Controller は与えられた Recognizer の状態からどのパラメータを削減するか決定し、そのパラメータに対応するバイナリマスクの値を 0 にして Recognizer へ送る。Recognizer はそのバイナリマスクを用いて再学習を行い、Controller へ入力する精度、削減率を算出する。そして再び Controller へ状態を入力するといった操作を繰り返し行い、Recognizer のパラメータを削減する。

本手法の評価には Cifar10 の画像分類タスクを用いる。Cifar10 は 32*32 画素の画像で 50,000 枚の学習用画像と 10,000 枚のテスト用画像を持つ。本じっけんでは 50,000 枚の学習用画像の 5% を検証用画像として扱い、評価精度を算出するのに使用する。削減する対象 CNN モデルに VGG16 と ResNet18, ResNet34 を用いる。実験では最初に Recognizer のフルスクラッチ学習を 300epoch 行う。その後、Recognizer がスキップ接続を持つ場合はスキップ接続に畳み込み層を追加してファインチューニングする。そして本手法による削減をエピソードが Actor の数の 2 倍になるまで行う。最後に精度回復のために 50 epoch 再学習を行う。

本手法による VGG16 の削減結果を図 2 に示す。図から精度劣化を 2% に抑えつつ約 96% までパラメータを削減できていることがわかる。次に、先行研究と比較した結果を表 1 に示す。先行研究は強化学習を用いてプルーニングを行った CACP と Hrank, LPF である。削減率 70% 付近では、本手法は CACP よりも精度劣化が大きい結果となった。しかし、約 92% と約 93% ではそれぞれ Hrank と LPF よりもかなり小さい精度劣化で削減できていることがわかる。さらに、本手法で 97.52% 削減した場合の精度劣化は LPF の 92.80% 削減した場合よりも精度劣化が小さかった。ResNet18 の削減結果では、精度劣化を 1% に抑えつつパラメータを約 90% 削減できた。しかし、削減率に対する精度の変動が大きく、学習が安定していなかった。先行研究との比較では、削減率 70% 付近で CACP よりも提案手法の方が精度劣化を抑えて多くのパラメータを削減できた。提案手法で 87% のパラメータを削減した場合の精度劣化は 0.75% と CACP の約 70% 削減した場合の精度劣化よりも小さい結果となった。削減率が 79% 付近でも LPF よりも提案手法の方が大きく精度劣化を抑えて削減することができた。また 96% と非常に多くのパラメータを削減した場合でも LPF の約 79% 削減した結果よりも精度劣化を抑えることに成功した。ResNet34 の削減結果では、精度劣化を 2% に抑えつつ約 94% のパラメータを削減できた。しかし、70% 以上の削減率では精度劣化を 1% 以内に収めることができなかった。先行研究との比較では、約 70% の削減率において本手法の方が CACP よりも精度の劣化が大きい結果であった。また、本手法で約 60% 削減した場合でも CACP の約 70% の削減した場合よりも精度劣化が大きい結果となった。

本研究では CNN のパラメータの状態を表すバイナリマスクをメインに強化学習を用いて CNN を自動で圧縮する手法を提案した。本手法では従来の強化学習を用いたプルーニング手法の問題点であった、他の層を考慮したプルーニングになっていない点とプルーニング対象のフィルタをヒューリスティックな基準を用いて決定している点の 2 点を改善することができた。

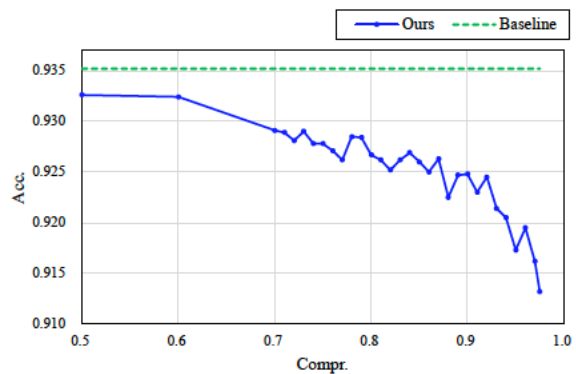


図 2 削減率に対する精度の推移

表 1 VGG16 の削減結果

Method	Baseline	Acc.	Δ Acc.	Compr.
CACP[17]	93.02%	92.89%	-0.13%	70.10%
Ours	93.52%	92.91%	-0.61%	70.02%
Hrank[5]	93.96%	91.23%	-2.76%	92.00%
Ours	93.52%	92.45%	-1.07%	92.00%
LPF[6]	92.77%	89.34%	-3.40%	92.80%
Ours	93.52%	92.14%	-1.38%	93.01%
Ours	93.52%	91.32%	-2.20%	97.52%

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計6件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 2件）

1. 発表者名 Ryo Muto, Noriko Yata and Yoshitsugu Manabe
2. 発表標題 Transfer Learning for Small-scale Data Classification Using CNN Filter Replacement
3. 学会等名 IWAIT2021 (国際学会)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Nozomi Tobaru, Noriko Yata and Yoshitsugu Manabe
2. 発表標題 Analysis of mechanism in material estimation by CNN
3. 学会等名 AIC2020 (国際学会)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 原田佳拓, 矢田紀子, 眞鍋佳嗣
2. 発表標題 量子化とブルーニングを用いたDNNのモデル軽量化手法の提案
3. 学会等名 映像情報メディア学会冬季大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 原田佳拓, 矢田紀子, 眞鍋佳嗣
2. 発表標題 強化学習を用いたCNNのブルーニング手法の提案
3. 学会等名 映像情報メディア学会冬季大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 武藤 諒, 矢田 紀子, 眞鍋 佳嗣
2. 発表標題 CNN フィルタ置換を用いた小規模データのクラス分類のための転移学習
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
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 武藤 諒, 矢田紀子, 眞鍋佳嗣
2. 発表標題 小規模データのクラス分類のための転移学習におけるCNNのフィルタ選択
3. 学会等名 映像情報メディア学会2018年冬季大会
4. 発表年 2018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
---------	---------