

CNN における Batch Normalization のドメイン適用への活用に関する調査

Investigation on the Utilization of Batch Normalization for Domain Adaptation in CNNs

外川 宙¹⁾ 神野 健哉¹⁾
Sora Togawa Kenya Jin'no

概要

畳み込みニューラルネットワークの転移学習では、大規模データセットで事前学習されたモデルを出発点とし、目的のタスクに対して一部のパラメータを調整することでドメイン適用を行う。本研究では、より効果的なドメイン適用を実現するために、転移学習における Batch Normalization 層の活用について調査を行う。我々は、転移学習時に、分類器に加えて Batch Normalization 層も調整を行うことで、より効果的なドメイン適用が可能であることを明らかにする。この結果は、ドメイン適用において、Batch Normalization 層のアフィン変換が有効であることを示しており、より効率的で効果的な転移学習を実現するための知見となる。

1 はじめに

畳み込みニューラルネットワーク (CNN) のドメイン適用において、計算コストと性能はトレードオフの関係にある。一般的に、事前学習済みモデルに対して目的のドメインに合わせた層を追加し、全体を再学習する Fine-tuning は高い性能を示すが計算コストが高い。一方、追加した層のみを再学習する転移学習は計算コストを抑えられるが、性能が不十分になることが多い。

我々は、CNN の効率的なドメイン適用の実現に向けて、ImageNet[1] で事前学習した VGG16[2] をベースに、図 1 に示すような、CIFAR10 で第 n 畳み込み層以下を再学習する Target Models を作成し、層深度と重みの特性について調査を行った [3]。その結果、浅い層では ImageNet で学習した重みがドメインによらず有効である一方、深い層ほど、学習データに強く依存した重みが形成されることを明らかにした。また、図 2 に示されている Target Models の CIFAR10 の分類精度からは、再学習する層数が少ない場合は、訓練精度とテスト精度の両方が低く、学習が不十分なアンダーフィッティングの問題が見られた。

本研究では、この問題を解決するため、Batch Normalization(BN) 層の表現能力に着目し、ドメイン適用への活用に向けた調査を行う。Frankle et al. は、CNN における

BN 層の表現能力について調査し、BN 層のみを学習した場合でも、ランダムな重みを持つ CNN がある程度の表現能力を持つことを示した [4]。この知見は、BN 層が単なる正規化手法を超えて、モデルの学習能力そのものに寄与することを示唆している。我々は、この表現能力を活用し、少ない再学習層数でも効果的なドメイン適用を実現することを目指す。

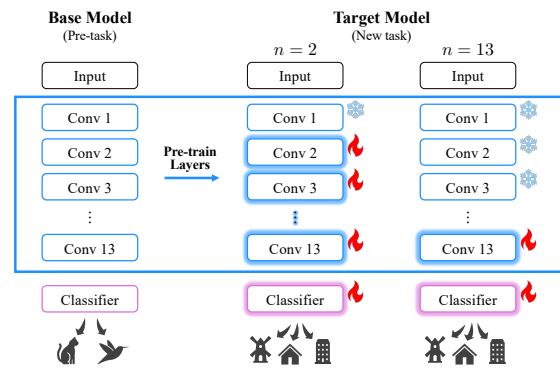


図 1 Target Models の概要

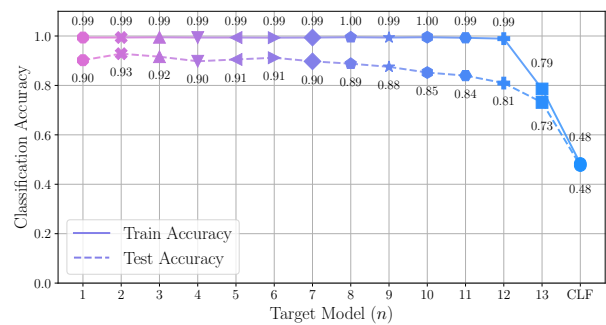


図 2 Target Models の CIFAR10 の分類精度 (1.00 = 100%)

2 実験

先行研究と同様の実験設定を用いる。CIFAR10 へのドメイン適用のベースとなる Base Model として ImageNet で事前学習済みの VGG16 を使用し、CIFAR10 の画像分類タスクにおいて第 n 畳み込み層以下を再学習する Target Models を作成する。ここで、今回使用するモデルは、データに合わせた分類層の学習を前提とし、本研究では畳み込み層のドメイン適用に焦点を当てる

1) 東京都市大学 大学院総合理工学研究科 情報専攻 Informatics, Graduate School of Integrative Science and Engineering, Tokyo City University

め、モデルの全結合層を変更した。具体的には、通常のVGG16が持つ3層の全結合層を、CIFAR10の分類に適した1層の全結合層に置き換えた。

今回の実験では、図2に示すTarget Modelsのうち、 $n = 13$ のTarget Model (13層目以下を再学習)に焦点を当てる。図中からもわかる通り、このモデルの分類精度は、訓練データで約79%、テストデータで約73%を示しており、ともに精度が低いことからアンダーフィッティングが発生している。我々はこの問題に対処するためにBN層を活用する。

$n = 13$ のTarget Modelを再学習する際に、13層目以下の畳み込み層の前にBN層を新たに追加し、追加したBN層も含めて13層目以下をCIFAR10で再学習する(BN Target Model)。このアプローチにより、BN層の表現能力を活用し、限られた再学習層数でも効果的な学習が可能になることを期待する。

3 結果

表1に、BN層を追加した $n = 13$ のBN Target Modelと、追加していないTarget Modelの分類精度の比較を示す。

実験結果から、以下のことが明らかになった。まず、BN Target Modelの訓練データにおける分類精度の大幅な改善が確認された。BN層を追加した $n = 13$ のTarget Modelでは、訓練データの分類精度がほぼ100%まで向上し、Target Modelの課題であった「学習ができていない」という問題が解消されている。一方で、テストデータの分類精度は、BN層を追加しなかったモデルの73%に対し、追加したモデルでは78%と、わずかな向上に留まった。

この結果は、モデルの状態がアンダーフィッティングからオーバーフィッティングへと移行したことを示している。これは、BN層の追加によって学習自体は可能になったものの、訓練データに過剰に適合してしまい、汎化能力の低下という新たな課題が生じたことを意味する。

表1 BN層の有無に関する $n = 13$ のTarget Modelの性能比較 (1.00 = 100%)。BN Target 行の✓は、BN層を追加したモデルであることを示す。

Model	Batch Norm	train accuracy	test accuracy
Target		0.79	0.73
BN Target	✓	1.00	0.78

4 考察

実験結果から、BN層の表現能力が実際に機能していることが可能性が確認できた。特に、再学習層数が少なく従来では学習が困難だった状況において、BNの追加により学習が可能になることが示唆された。しかし、BNの追加により学習は可能になったものの、現在の手法では過学習が新たに発生している。これは、BNにより学習能力は向上したが、汎化能力の改善には別のアプローチが必要であることを意味する。今後は、過学習を防止しつつ、学習能力をより発揮できるようなBN層の活用について検討する必要がある。

5 まとめ

本研究では、CNNのドメイン適用において、BN層の表現能力を活用した再学習について調査を行なった。ImageNetで事前学習したモデルをベースに、BN層を活用したCIFAR10での再学習実験を行った結果、以下の知見を得た：

- 再学習層数が少なくアンダーフィッティングが生じていた状況で、BN層の追加により学習が可能になることを確認した。
- BN層の表現能力が実際に機能し、訓練精度の大幅な改善が達成された。
- 一方で、学習可能になったことで新たに過学習の問題が生じており、汎化能力の改善が今後の課題である。

今後は、過学習を抑制しながら少ないパラメータ数で効率的なドメイン適用を実現するため、より効果的なBN層の活用方法について検討を進める予定である。

謝辞

本研究は、科研費JP23K11266, JP23K28077, JP24K15115, 東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究【R06/B14】「深層学習における表現学習に関する研究」の助成によるものです。

参考文献

- [1] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A. C. Berg, L. Fei-Fei, "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge," International Journal of Computer Vision, vol. 115, pp. 211–252, 2015.
- [2] K. Simonyan, A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," in Proc. International Conference on Learning Representations (ICLR) 2015, 2015, arXiv:1409.1556.
- [3] 外川宙, 神野健哉, "層深度に着目したCNNの重みの特性に関する調査," 2025年度人工知能学会全国大会 (JSAI2025), 2Win5-03, 2025.
- [4] J. Frankle, D. J. Schwab, A. S. Morcos, "Training BatchNorm and Only BatchNorm: On the Expressive Power of Random Features in CNNs," in Proc. ICLR2021, 2021, arXiv:2003.00152.