

TSUBAME 共同利用 令和6年度 学術利用 成果報告書

利用課題名 人工知能とその応用に関する研究
英文: Research on Artificial Intelligence and its Applications

利用課題責任者

KIM Wonjik

所属

国立研究開発法人産業技術総合研究所

人工知能研究センター

URL

<https://www.airc.aist.go.jp/clmrt/>

邦文抄録

AI 技術の幅広い分野への展開で多く用いられる転移学習には、画像分類を基盤として事前学習された AI が使われている。その際に一般的に用いられる、softmax 関数を用いた交差エントロピー(CE)損失では過学習が発生しやすい問題が存在する。これに対して本課題では閾値を設け、その閾値によって学習を止める損失関数を提案し、検証した。本手法は転移学習のための事前学習重み生成に特に有効で、従来手法を上回る転移後精度と平坦な損失面を実現する。

英文抄録

In transfer learning, which is widely applied across various AI fields, AI pretrained on image classification is commonly used. However, one of major settings, cross entropy (CE) loss with the softmax function, is prone to overfitting. To avoid this issue, we propose and validate a loss function that stops learning beyond a set threshold. Our approach is particularly effective in generating pretrained weights for transfer learning, achieving better accuracy after transfer and flatter loss landscapes compared to conventional methods.

Keywords: Transfer learning

背景と目的

転移学習は、事前学習データセットで得られたネットワーク重みを活用し、新たなタスクを少ないデータ、少ない学習で実現させる手法であるため、幅広い分野で活用されてきた。しかし、従来は事前学習済みモデルの選定が事前学習における精度や主に経験や直感に依存しており、それが転移先のタスクに有効であるかの評価基準はなかった。本プロジェクトは、大規模な事前学習データセットを用いて転移に有効な重みを作成することに着目し、新たな損失関数を提案・検証する。同時に、事前学習済みモデルの選定に定量的な判断基準を導入することで、選定の根拠となりうる評価手法の確立を目指す。

概要

本プロジェクトでは、Multi-class smoothed hinge 損失関数を提案し、特に転移学習におけるモデルの汎化性能とロバスト性の向上を目指した。従来の CE 損失と softmax 関数の組み合わせで学習されたネットワーク

は、過学習になりやすいと報告された。本プロジェクトの損失関数は、hinge 損失を multi-class の分類に拡張し、ハイパーパラメータで定められた基準のもとで不要なパラメータ調整を抑制し、平な損失平面を実現する。転移学習において、提案手法は事前学習済み重みの質を向上させ、異なるタスクへの適応性を高めることを実証した。本プロジェクトでは、ResNet-50 および ViT-B を用いて ImageNet-1K で事前学習を行い、6 つのデータセットで転移学習の性能を評価した。

結果および考察

本プロジェクトでは、Multi-class smoothed hinge 損失関数を導入し、特に転移学習における性能向上に寄与することを示した。提案手法を用いて事前学習した重みは、label smoothing や weight decay を適用した場合と比較して、平均 Top-1 精度が高く、より優れた転移学習性能を示した。具体的には、提案手法の事前学習済み重みは平均 Top-1 精度 0.746 を達成し、ラベルスムージングの 0.736 やウェイトディケイの 0.719 を上回

る結果となった。さらに、PyTorchV2 の初期重みを用いた場合、提案手法の精度は 0.769 に向上し、公開されている事前学習済み重みよりも高い転移学習精度を記録した。

損失平面の解析では、最大曲率を用いてその形状を評価した結果、提案手法による事前学習済み重みは、より平な形状を形成し、モデルの安定性と汎化性能の向上に寄与していることが確認された。SAM はより平な平面を示したものの、計算コストが約 2 倍かかるのに対し、提案手法は同等以上の転移学習性能を達成し、より効率的な学習が可能であることが示された。

まとめ、今後の課題

本プロジェクトの目的は、損失関数を変更するだけで転移学習の精度を向上できることを示す点にある。提案手法は、従来の CE 損失に基づく学習と比較して、過学習を抑制し、より汎化性能の高い事前学習済み重みを生成することができる。また、損失平面の解析により、提案手法による事前学習した重みは、モデルの安定性と転移学習時の適応力を向上させる平らな損失平面を形成することが確認された。これらの結果から、提案手法は転移学習において効果的な事前学習済み重みを生成し、従来手法と比較して高い性能を発揮することが明らかとなった。