

# ABCI 3.0開発加速利用 (2025年度) 成果概要 (公開用)

課題名：  
深層学習の予測性能向上のための効率的なデータ拡張技術および追加学習技術の開発

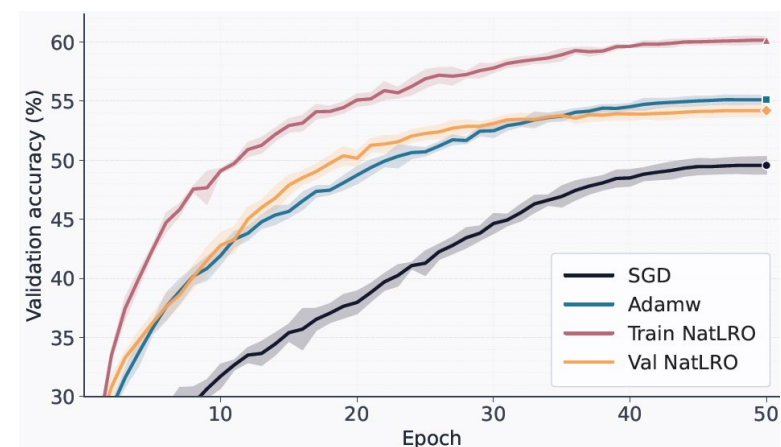
実施時期：2025/6/23 – 2026/3/30  
所属機関名：産業技術総合研究所  
代表者氏名：高瀬 朝海

成果概要：  
本年度は深層モデルの転移学習において、各層の学習率を自動調整するアルゴリズムを提案した。具体的には、fine-tuningにおけるモデルの線形化へのバイアスに着目し、ロス関数を摂動展開することで、学習率の最適化問題を定式化し、いくつかの理論解析に基づきながら、その優位性を実験検証した。成果は国内学会発表にて報告した。また、拡散モデルにより生成したスタイルテキストチャ画像をオンザフライ拡張で利用するデータ拡張手法を開発し、既存手法との比較を行い提案法の高い効率性を実証した。

成果のポイント：  
大規模データで事前学習された深層モデルをデータ数が限定された、あるいはドメインが異なるタスクで訓練する転移学習は、様々な実用で使われる基本的な設定であるが、その学習様式には多くの恣意性があり、多数のヒューリスティクスによって支えられている状況である。経験的には、出力層に近い層だけ選択するfine-tuningが高い性能を発揮するなど、転移学習に特有の傾向が知られる。本研究では、全体をfine-tuningする前に出力層を先に最適化するlinear probingに着目し、まずこの手法がパラメータに関してモデルを線形化するバイアスを持つことを一般的なboundで定量化した。続いて、この線形化を使ってロス関数の線形化を考え、適切な学習率の選択の問題を、この摂動ロス関数の最適化として定式化した。転移学習のベンチマークとして標準的な設定、たとえばViT(ImageNetからDomainNetへの転移)を実験検証し、提案手法が通常的全層で均一な学習率の勾配法に比べ、優位な予測性能を達成できることを明らかにした。

また、十分なデータ数が得られない状況においてノイズ付加や反転といった操作を加えることでデータ数を人工的に増やすデータ拡張が有効であり、今年度画像データを対象としたデータ拡張技術の開発を行った。特に拡散モデルを用いて生成したデータを学習に利用する方法が近年注目されているが、データ生成には時間がかかるという欠点がある。そこで本研究では拡散モデルを用いて生成したスタイルテキストチャ画像を、学習中オンザフライで訓練データと合成するデータ拡張手法を開発した。この手法を用いることで、拡散モデルで訓練データを直接生成する既存の方法と比べ、学習時間は大きく変わらない一方で生成時間を大幅に短縮した。

ViT (source: ImageNet target: DomainNet)



成果についてより詳細な情報を提供しているWebページ、発表論文などの情報：

<https://jps2026s.gakkai-web.net/data/html/program11.html>

<https://cvim.ipsj.or.jp/MIRU2025/timetable.html>