MLP-Mixer のオーバーラップ処理

日大生産工 ○高橋 恭平 日大生産工 山内 ゆかり

1. まえがき

MLP-Mixer[1]とは2021年5月にGoogleの研究チームが発表した手法である。畳み込みニューラルネットワークやAttentionを使わず、多層パーセプトロンのみを用いた画像認識モデルであり、SOTAと比較しても見劣りしない精度を誇る。特にスループットに関しては優秀な性能をたたき出した。しかし、SOTAを上回る性能ではなく、CNNやTransformerなどのものと比較すると、性能や学習速度、パラメータ数が及ばないという問題がある。

本研究では、MLP-Mixerの性能面での問題に おいてパッチの範囲を拡大する手法を提案する。 この提案手法を画像認識における計算機実験に よりMLP-Mixerと比較し、報告する。

2. 従来研究

2.1 MLP-Mixer

Figure1に、Mixer-Layerの全体像を示す。

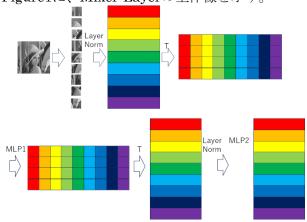


Figure 1 Mixer-Layerの全体像

MLP-Mixerは、まず画像を $P \times P$ のパッチに 分割する。それぞれベクトルにEmbedding、取 得したベクトルを複数回Mixer Layerで処理し、 Mixer Layerで処理されたベクトルをクラス分 類処理するという3ステップで画像認識を行う。

MLP-Blockの構造をFigure2に示す。Blockの中では入力値をfcに通して活性化関数GELU、そしてもう一度fcに通して出力するといった構造になっている。

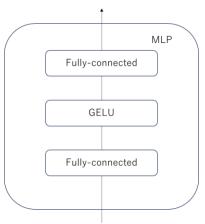


Figure 2 MLP-Blockの構造

Mixer-Layer は token-mixing と channel-mixingの二部分によって構成されている。式(1) にtoken-mixing、式(2)にchannel-mixingの式を示す。

$$U_{*,i} = X_{*,i} + W_{2\sigma}(W_1 LayerNorm(X)_{*,i})$$
for: $i=1 \cdot \cdot \cdot C$

$$Y_{j,*} = U_{j,*} + W_{4\sigma} (W_3 LayerNorm(X)_{j,*})$$
 for: $j=1 \cdot \cdot \cdot S$ (2)

 $X_{n,m}$ は画像を分割して得られたパッチテンソルの習合を $n \times m$ の二次元コテンソルに射影したもの、n,mはそれぞれパッチの空間方向、チャンネル方向を表す軸、 $U_{n,m}, Y_{n,m}$ はそれぞれtoken-mixing、channel-mixingのMLPブロックからの出力、 W_i はそれぞれMLPブロック内のi番目の全結合層、 σ はMLPブロック内のGELU関数を表す。

2.2 token-mixing

token-mixingは画像パッチのEmbeddingテンソルXの空間方向に対して全結合ネット層 W_1 による変換、活性化関数 σ の適用、全結合ネット層 W_2 による変換という処理を行い、各パッチの空間成分の情報を混合することが目的である。また、Figure1で行われている転置処理は、一回目はXの列方向に対してMLP-Blockの処理を実施するため、二回目は1回目に行った転置を元に戻すためである。

2.3 channel-mixing

channel-mixing はtoken-mixing からの出力 Uのチャンネル方向に対して全結合ネット層 W_3 による変換、活性化関数 σ の適用、全結合ネ

MLP-Mixer overlap processing

ット層W₂による変換という処理を行いチャンネル成分の情報の混合することが目的である。

3. 提案手法

本研究では従来のものより、分割範囲を拡大して画像認識を行う。例として 30×30 の画像の場合、従来手法では 10×10 のパッチで均等に 9 分割するが、提案手法では 12×12 のパッチで 9 分割し、パッチ同士が一部分重なるようにする。従来研究のイメージを Figure 3 に、提案手法のイメージを Figure 4 に示す。



Figure 3 従来研究の画像分割例

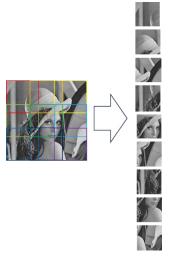


Figure 4 提案手法の画像分割例

上記のように分割することで、断面部分をより 正確に認識出来ると考える。

4. 実験および検討

MNIST参考文献の画像を用いて、MLP-Mixerと提案手法の精度を比較する。 提案手法ではMNISTの画像を 24×24 とし、 9×9 パッチで9つに分割して実験を行う。

5. まとめ

本研究では、MLP-Mixerの問題点である、最 先端のモデルに性能が劣るという問題を解決す るため、オーバーラップ手法を用いて、MLP-Mixerの性能向上を目指す。提案手法を行うこ とで、断面部分をより正確に認識させ、性能を 向上させることが出来ると考えられる。

参考文献

[1] Tolstikhin, Ilya O., et al. "Mlp-mixer: An all-mlp architecture for vision." Advances in neural information processing systems 34 (2021): 24261-24272.