

DCGAN と幾何変形を用いたデータ拡張

上野 丈瑠

画像分類において、多くのサンプルが必要でありながら、ラベル付けの手間やコスト、さらには著作権やプライバシーの制約から、十分な学習データを収集できず、学習不足に陥る場合がある。

本研究では、少数の学習データを元に Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN) と幾何変形を活用して、データを拡張する手法を提案する。限られた少数サンプルを利用して DCGAN を学習し、データを生成する。生成データを事前に少数サンプルで訓練した分類器にて True Positive データ (TP データ) と False Positive データ (FP データ) に分類する。さらに少数サンプル・TP データ・少数サンプルの幾何変形データを使用して分類器を学習し、その分類器で DCGAN の生成データを分類し、True Positive データを TP2 データとする。そのようにして得られた TP2 データを利用し、少数サンプル・幾何変形データ・TP2 データを使用する手法を本研究では提案する。また、TP(n-1)データ ($3 \leq n \leq 10$)・幾何変形データ・少数サンプルで訓練した CNN を使用して、選別したデータを TPn データ ($3 \leq n \leq 10$) とする。実験では、少数サンプル・幾何変形データ・TP データ・TP2 データ・TPn データ ($3 \leq n \leq 10$) をそれぞれ組み合わせさせた場合の、画像分類正解率を比較する。データセットは The CIFAR-10 dataset を使用し、少数サンプルとしてデータセットの全体の 10%を使用する。

比較実験では、少数サンプル・幾何変形データ・TP2 データを使用した場合が最も正解率が高く、少数サンプルのみを用いた場合と比較して、4.00%正解率が上昇した。さらに、先行研究において DCGAN を使用した手法の中で、最も正解率の高かった「TP+幾何変形」の手法に対しても、本研究で提案する手法である「TP2+幾何変形」は 1.95%正解率が高かった。

ただし、データセットのクラスごとに DCGAN を訓練したり、事前訓練を CNN に施したりすることによって、処理時間が長くなり、計算リソースの消費が激しい点は考慮しなければならない。今後、さらなる正解率向上のために、データ数を増やした場合や、より高い正解率をもつ事前訓練済み CNN を用いた場合、別の GAN を使用した場合なども調査していきたい。

(指導教員 于 海涛)