

1. MRIのAI(深層学習)開発における不均衡データの取り扱いについて

松尾 秀俊 神戸大学医学研究科放射線診断学分野

2012年に発表された AlexNet を皮切りに、一世を風靡した深層学習¹⁾であるが、その後さらなる性能の向上を認め、一般画像の認識においては人の能力を超える分野も見られるようになってきている。医用画像分野における応用も進みつつあり、病気の診断に用いられるクラス分類(classification)のタスク以外にも、画像の再構成など、さまざまな分野で実用化が進んでいる。

本稿では、深層学習において最も一般的と考えられるクラス分類について、実際に医用画像(MRI)を用いて行うに当たり直面する課題や、その解決法の一端について解説を加える。

不均衡データと深層学習

一般的な医用画像分野では、疾患を有する少数の症例に対して、正常な症例の画像は多数得られることが多く、複数の病変の鑑別を考えると、クラスごとに得られるデータが均衡の取れたデータとなることは現実的ではない。しかしながら、一般的な多クラス鑑別の深層学習モデルの学習では、各クラスのデータはおおむね同じ割合となるように用意することが多い。データのバランスに偏りが生じると事前確率が変化するため、単純に学習を進めると多数派グループに過剰に分類する傾向が生じ、少数派グループの誤分類が多くなることが知られている²⁾。

しかし、実際の医用画像での応用を考えると、疾患群は少数であることが多く、それらの誤分類は見落としにつながるため問題がある。例えば、極端ではあるが、99%が正常、1%が疾患を有するデータセットがあった場合、すべてを正常と判断するだけで正答率は99%を達成することができており、一見すると良い性能を示しているように見えるが、実際には疾患例を1例も見出すことはできていない。一般的に、深層学習に用いられる手法をそのまま用いるとこのような問題が生じうるため、不均衡データの学習においては、一般的な深層学習で使われる工夫に加えて特別な工夫を加える必要がある。本稿では、そういった工夫を紹介していきたい。

MR画像の取り扱い

一般的なカラー画像は、赤、緑、青成分の3つの色成分がおおの8bit(0~255)の深度で表されるが、MRIでは基本的にグレースケールとなるため、おおの8bitの色成分は1つとなる。DICOM内には16bit以下の深度で格納されることが多く、一般画像に比べるとデータ量が多い。そのため、一般的な深層学習モデルに入力するためには、その画像データの深度を8bitに変換して入力を行う必要がある。深層学習モデルの入力をグレースケール、16bitへ対応するように設計することも可能ではあるが、16bit対応は必要なメモリ量が増大する一方で、大きな性能向上にはつながらないことも多い。また、一般画像を用いて別の課題向けに深層学習モデルをまず学習し、その上で別の課題を与えることで性能の向上を図る転移学習と呼ばれる手法³⁾などが使いづらくなるデメリットもあり、一概に深度を増大すれば性能向上につながるわけではない。

実際に、読影者がMRIを評価する際には、T1強調画像やT2強調画像などをそれぞれの立体構造の組み合わせとして考えることが多いと思われるが、深層学習で同様なことをするためには一工夫が必要である。仮に、立体のT1強調画像、T2強調画像の2画像を組み合わせるとすると、立体の三次元が2個の四次元データとして扱うこととなる。深層学