

6. ディープラーニング（畳み込み深層ニューラルネットワーク）による画像診断に向けて

立花 泰彦 量子科学技術研究開発機構放射線医学総合研究所
分子イメージング診断治療研究部医工連携画像研究チーム (AMR)

コンピュータを用いて画像診断を自動化したいというテーマは、研究者や医療者たちにとっては長年の夢である。一方、ここ数年で起きた「ディープラーニング」「人工知能」ブームに乗って、コンピュータによる画像認識・画像処理の技術の著しい発達は日々喧伝されており、この夢はいまや手の届く現実になろうとしているかのように見える。時として、近い将来に画像診断医の仕事はなくなる、とまで噂されるほどである。しかし、特にディープラーニング[の一部である畳み込み深層ニューラルネットワーク (deep convolutional neural network : dCNN)]に焦点を当てて見ると、一般画像においては、画像診断に相当する分類学習の輝かしい成果が次々に挙がっているのに対し、医用画像においては、どちらかといえばセグメンテーションや画像再構成に関する研究が目立ち、分類学習(診断)に関する成果はやや遅れている印象もある。

本稿では、ディープラーニングを用いた臨床画像診断について、臨床医の視点から、今後臨床実装を進めていく上で問題となると考えられる要素の一部を簡単に説明し、その解決に向けた筆者らの取り組みについて紹介する。

dCNNについて： その特徴と問題点

dCNNに限らず、あらゆる機械学習や解析の手法に共通するのは、対象データの特徴を機械で扱える数値や行列に変換する作業が含まれることである(特徴量の抽出)。そう言うと、元画像そのものも特徴が数値化されたものではないかと思われるかもしれない。しかし、元画像のままでは画像を構成する要素が多過ぎ、学習させるデータとしては不適である。例えば、 256×256 の二次元画像であれば、6万5536のピクセルがそれぞれ階調を持つので、その組み合わせは膨大であり、かつ、そこには疾患の有無による画像の差だけでなく、個人の体型などの身体的な違いやポジショニングなどの撮像状況による画像の差も大量に含まれている。これを、仮にせいぜい数百例程度のデータで学習させようとする、例えば、学習データの一つひとつは弁別できても、未知のデータには適用できない無意味な学習になってしまう。これを避けるために、標準化(標準脳への当てはめなど)あるいはROI based studyによって、個人の身体的な差や撮像状況による差を打ち消す工夫や、人為的な特徴量抽出(T2値の抽出など)を行うことで、比較すべきパラメータを絞り込む工夫がなされることが一般的であった。これに対し、dCNNでは、まず特徴量抽出を学習の過程の一部として自動化することができる。さらに、身体的な差や

ポジショニングの差なども、学習の過程で(少なくともある程度まで)自動的に解消する機能を持たせることができる。このため、従来の一般的な機械学習や画像解析と比較すると、人間が専門的な知識やアイデアを駆使して作業しなければならない範囲は大きく減少しており、これが「人工知能」とも称されるポイントになっている。なぜそのようなことができるのかの具体的な説明はここでは割愛するが、興味のある方は「畳み込み」「Deep Learning」「解説」などのキーワードで検索すれば、筆者が解説するよりもよほど正確でわかりやすい日本語の解説にたどり着ける。

このように、非常に優れた特徴を持つdCNNであるが、一方で、臨床実装を進めていく上では課題となる点も多い。そのうちのひとつが、dCNNによる判断は人間にとってブラックボックスとなりがちな点である。これは、学習が自動化された利点の副作用とも言える。現在の一般的なdCNNでは、例えば、脳MR画像の入力に対して「glioblastoma 80%、abscess 20%」というような判断の結果が出力されるのだが、これではどのようにその判断に至ったのかわからない。その情報は、もちろんdCNN内で処理された膨大なパラメータの組み合わせの中には存在しているのだが、それを人間に理解できる形で取り出すことは容易ではなく、すなわちブラックボックスになってしまうわけである。これは、臨床実装の上では非常に重大な問題である。その第1の理由は、手法の限界がわ