

II 最新MRI技術の可能性：基礎編

7. 拡散強調画像における深層学習の研究動向

大野 直樹 金沢大学医薬保健研究域保健学系

近年、人工知能 (AI) は深層学習 (ディープラーニング) の登場により大きな進化を遂げ、さまざまなMRI技術に活用されている。われわれMRI技術者にとって身近なところでは、撮像断面の自動設定や臓器および病変の自動検出などによるワークフローの向上、新たな再構成技術による画質の向上などの例が挙げられる。このように、AIはさまざまな形でMRIシステムに組み込まれ始めており、MRIに携わるスタッフの多くが、AIを活用して日々の臨床および研究業務を行う時代が到来することは間違いない。

本稿では、特に拡散MRIに焦点を当て、深層学習を活用した研究動向について解説するとともに、筆者が現在取り組んでいる拡散強調画像 (以下、DWI) における病変部自動セグメンテーションの実例についても紹介する。

拡散MRIにおける深層学習を活用した研究トピックス

近年、MRIに深層学習を活用した研究の論文数が飛躍的に増加している。その中で、拡散MRIにおいても深層学習が応用され始めており、PubMedで“diffusion-weighted”と“deep learning”というキーワードで検索したところ、現在 (2020年7月22日) までの論文数は56編である。本稿では、直近1年間に発表された論文の中から、筆者が興味深いと思ったものをいくつかピックアップして紹介させていただく。

1. モデルフィッティングへの応用

最初の論文は、深層学習をintravoxel incoherent motion (以下、IVIM) 解析のモデルフィッティングに応用した研究である¹⁾。IVIM解析は、複数のb値で取得したDWIの信号強度に対して、biexponential関数によるフィッティングを行うことによって血流および拡散情報を取得する方法である²⁾。この手法は、従来の見かけの拡散係数 (ADC) 解析と比較して造影剤を使用しなくても血流情報が得られるという点で有用であるが、信号雑音比 (以下、SNR) が十分に高くない場合に、血流に関するパラメータにバイアスが生じることに加え、再現性が低いことが臨床での普及を妨げる原因の一つである。IVIM解析においてフィッティングを行う際に非線形最小二乗法が一般的に使用されるが、SNRが低い場合に発散しやすく再現性が低い。一方、ベイズ推定を使用すれば解析の再現性と精度が改善することが報告されているが、きわめて高い計算コストに加え、推定するパラメータに対して事前確率分布を定義する必要があるため、人為的なバイアスが生じる可能性がある。これらの問題を解決するために、この論文ではdeep neural network (以下、DNN) をIVIM解析のフィッティングに応用している。入力層、3つの隠れ層、出力層から構成されるDNNを使用し、各b値のDWIの信号強度を入力して血流成分の拡散係数、血流成分の割合、真の拡散

係数を出力する。また、損失関数として実測した信号強度とフィッティング後の各パラメータから推定した信号強度の平均二乗誤差を使用することによって、教師なし学習が行われている。その結果、DNNによるIVIM解析はベイズ推定と同等の解析精度を担保しつつ、計算時間が1万分の1未満に大幅に短縮できることが示されており、今後の臨床応用の進展に大きな期待が持てる論文である。GitHub上にPythonのソースコード (https://github.com/sebbarb/deep_ivim) が公開されているので、興味のある方は一度試していただきたい。

2. 拡散MRIの品質管理への応用

次の論文は、拡散MRIの品質管理ツールとしてアーチファクトの自動検出に応用した研究である³⁾。拡散MRIでは、モーション、エヌハーフ、磁化率、ケミカルシフトなど、さまざまなアーチファクトが発生する。これらのアーチファクトは拡散解析の際に重大なバイアスが生じる原因となるため、何らかの方法で取り除くか補正する必要がある。従来は、視覚的にアーチファクトの有無を評価してきたが、主観的であることに加え、近年のdiffusion spectrum imagingに代表されるようなmulti-shellで撮像を行う際には画像データが膨大となるため、視覚的な評価には限界がある。この問題を解決するために、この論文では転移学習を活用して事前学習済みのdeep convolutional neural network (以下、