

序 説

CTスキャンでは，人体の周囲から回転させながらX線を照射し，人体を透過したX線を検出器で受けて投影データ（生データ）を収集する。この投影データから水平断面画像を作成する過程は，画像再構成とよばれる。従来，CTにおける画像再構成法としては，解析的手法であるフィルタ補正逆投影法と，逐次的に数値計算を行う逐次近似画像再構成法が用いられてきた。近年，これらに加えて，深層学習を応用した画像再構成法（deep learning reconstruction：DLR）が新たに登場した。DLRは，投影データあるいは従来法で再構成された断面画像に対して，人工知能の一種である深層学習を適用し高画質の断面画像を作成する技術である。DLRによるCT画像は，2018年に広島大学の中村らがヨーロッパ放射線学会において世界で初めて発表し大きな反響を呼んだ¹⁾。その後，各社がDLRをリリースしたこともあり，臨床の現場において急速に普及しつつある。

DLRのCT画像における利点としては，構造物の輪郭のぼやけを最小限に抑えつつ，画像ノイズやアーチファクトを低減できる点が挙げられる。この結果，従来と同じ撮影線量であれば，より画像ノイズの少ない画像が得られ，低線量で撮影した場合でもノイズの増加を抑制することが可能である。体格の大きな患者では，しばしば相対的に撮影線量が不足するが，これに対してもDLRではノイズが少ない画像を作成することができる。さらに，最近では，空間分解能を向上させるDLRも登場している。従来のモデルベース逐次近似画像再構成法も，通常線量以上ではノイズが高く空間分解能が高い画像を提供できるが，低線量の場合は画像のテクスチャが不自然となり，さらに画像の計算時間が長いことから，臨床現場でのルーチン使用には適していない。DLRの計算時間は実用範囲内であり，これもDLRの大きな利点の1つである。

現時点におけるDLRの懸念事項としては，ノイズやアーチファクトが生体内の構造に置換される「ハルシネーション」や，逆に実際に存在する構造が除去される「インバースハルシネーション」の可能性が挙げられる。今後，DLRの臨床使用に際しては，これらの点について十分な検証が求められる²⁾。

今回の特集では，DLRを臨床で活用しているエキスパートの先生方に，各領域におけるDLRの有用性についてご執筆いただいた。短期間にもかかわらずご執筆いただいた先生方に深謝申し上げる。

なお，MRIやPETにおけるDLRも各社からリリースされており，今後，これらの分野における臨床応用についても本誌『臨床画像』で取り上げる機会を作りたいと考えている。

栗井和夫

文献

- 1) Nakamura Y, et al : Improvement of diagnostic image quality of abdominal CT using a deep learning-based reconstruction: initial clinical trial targeting hepatic metastases (abstract). Insights Imaging, 9 : 279, 2018.
- 2) Koetzier LR, et al : Deep Learning Image Reconstruction for CT : Technical Principles and Clinical Prospects. Radiology, 306 : e221257, 2023.