

MY BOOK MARK

～本当に使いやすい製品がこの中に～

File No. 71

順天堂大学医学部附属順天堂医院 放射線部

佐藤英幸

はじめに

Computed tomography (CT) 装置の進歩は目覚ましく、2000年以降の多列化により、短い時間で撮影ができ、診断精度の高い画像が取得できるようになった。今日の医療現場において、CT装置で得られる情報は欠くことのできないモダリティとして確立している。しかし、従来のCT画像再構成アルゴリズムでは、放射線被ばくの低減と高画質を両立することや、ノイズやアーチファクトの抑制に限界があるという課題が存在していた。このような背景から、CT画像のさらなる改良を目指して、新たな再構成技術の開発が求められてきた。

2000年後半からは逐次近似法を活用した再構成技術が登場してきた。逐次近似（応用）再構成法では、線量を上げることなく画像再構成の部分でノイズを抑制することができ、画質改善と被ばく低減の両立を可能とした。しかし、逐次近似（応用）再構成法においても問題はあり、逐次処理の強度を強くしてしまうと画像のテクスチャが崩れてしまうなど問題^{1,2)}も抱えており、さらなる改善が必要とされてきた。近年、人工知能（artificial intelligence, AI）を用いた技術が様々な分野で活用されてきているが、CTにおいてもAI技術の一つであるディープラーニングを活用した画像再構成技術が注目を集めている。ディープラーニングは、多層ニューラルネットワークアルゴリズムを用いて、大量のデータから特徴を学習

深層学習応用 画像再構成法

し、従来のアルゴリズムでは困難だったノイズ除去や解像特性の向上を実現することができる。これにより、低線量で撮影されたCT画像でも、従来の線量で撮影した画像に匹敵する、あるいはそれ以上の画質を提供することが可能となり、画質の向上と患者の被ばく低減に繋がることが期待されている。本稿では、キヤノンメディカルシステムズのCT装置に搭載されているディープラーニング再構成技術（deep learning reconstruction, DLR）について、基本概念とその利点について述べる。



深層学習画像再構成

キヤノンメディカルシステムズから提供されているDLRの一つであるadvanced intelligent clear-IQ engine (AiCE) は、学習データにAdvanced MBIRが用いられている。Advanced MBIRとは、臨床現場で使用可能なMBIRとは異なり、キヤノン自社でのみ再構成可能なMBIRである。逐次処理の計算に関して、臨床のMBIRよりも時間をかけて計算することで、臨床版MBIR以上にノイズを落とした画像を生成することが可能である。入力データには低線量で得られた逐次近似応用再構成画像が用いられており、これらのデータを用いて学習されたニューラルネットワークを活用して再構成するのがAiCEである。そのため、AiCEは臨床現場で学習するようなディープラーニングではなく、臨床機にインストールされるときには、学習済みであることを知っておく必要がある。

AiCEの臨床画像として、膵管内乳頭粘液性腫瘍（intraductal papillary mucinous neoplasm : IPMN）を認める腹部画像を示す（図1）。5mmの画像ではIPMNを指摘するのは難しく、ガイドラインにおいても3mm未満の画像が推奨されているが、FBPではノイズが純粋に増えてしまい、診断に支障をきたす恐れがある。逐次近似応用再構成法であるadaptive iterative dose reduction 3D

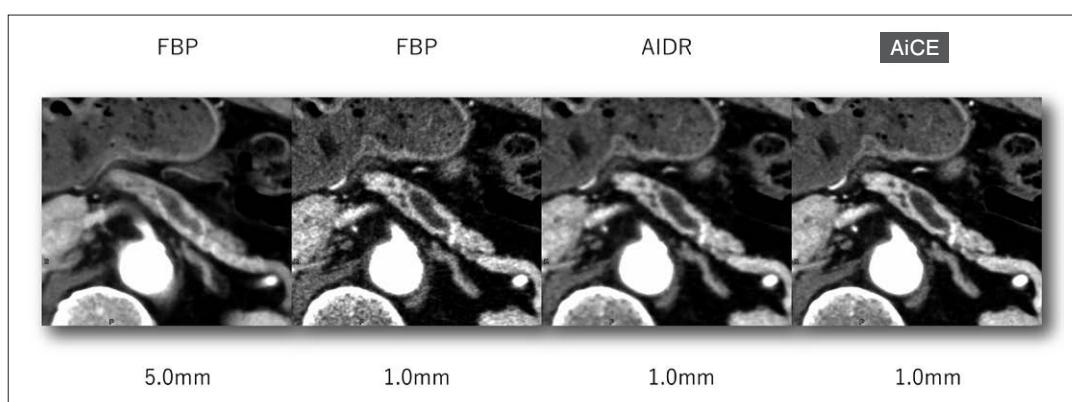


図1 膵臓IPMN症例

FBP5mmの画像では嚢胞を指摘するのは難しく、1mm画像が必要である。AiCEでは最もノイズが低減されておりボケも抑えられている。

(AIDR3D) を用いることでノイズは抑えることができるが、画像のボケが生じてしまいテクスチャの崩れが起きてしまっている。しかしAiCEを用いることで、ノイズ低減を抑えながらクリアな画像が取得でき、1mm画像でも診断しやすい画像が提供できる。これまでの逐次近似(応用)再構成で課題となっていたテクスチャの崩れにおいて、AiCEでは抑えながらノイズ低減効果が得られるのがディープラーニング再構成の最大のメリットである。

さらに、AiCEは再構成時間が速いことも臨床で活用しやすいポイントである。体幹部1mmスライス700枚を再構成する場合、AIDR3Dでは約25秒と高速であった。しかし、フル逐次近似再構成法であるforward projected model-based iterative reconstruction solution (FIRST) を用いると8分ほどとなり、全例で使うには現実的ではなく、必要な症例に絞って活用するのが一般的である。それに対しAiCEでは約50秒で再構成可能であり、臨床使用可能なレベルにある。実際、当院では体幹部の撮影においても全例でAiCEを用いて再構成しているが、画像再構成時間におけるストレスは感じられない。

また、AiCEを用いるときに再構成関数の設定はなく、目的とする部位(Brain, Lung, Bodym Cardiacなど)と強度(mild, standard, strong)を選択することで再構成可能である。目的部位と強度が明確になっており、プロトコルを作成するうえでも組みやすい仕様となっている。

超解像ディープラーニング再構成

CT画像のパフォーマンスとして、ノイズ低減とともに重要な要素になるのが解像特性である。解像特性的向上を得るために、
1. 検出器サイズを小さくする、2. 焦点サイズを小さくする、3. ジオメトリーを短くするなど、いくつか要素はあるがハード面に依存してしまうことが多い。キヤノンメディカルシステムズの

Aquilion Precisionは、検出器サイズが0.25mm(一般的なCT装置は0.5~0.625mm)となっており細かなデータが取得可能となっている。さらに焦点サイズの改善や、最大2,024マトリックスが得られるなど、これまでのCT装置よりも高解像度なデータが得られるCT装置³⁾である。このAquilion Precisionの高解像度データを学習データに用いたディープラーニング再構成がprecise IQ engine (PIQE) である。画像再構成の技術において解像度が向上したデータが得られるようになることで、Aquilion ONEのようなワイドカバレッジCTにおいても、高解像度なデータが取得可能となる。ファントムによる評価(図2)では、PIQEで再構成することでノイズ量は最も抑えられており、さらに解像特性も最も良いという結果⁴⁾であった。

PIQEを用いた臨床画像として、冠動脈CTの画像を示す(図3)。左前下行枝に狭窄とブラークが認められるが、PIQEで再構成することでノイズを抑えながら解像度の高い画像が得られている。また、冠動脈造影を基準にしたPIQEの評価では、診断能は同等であったが、ノイズはFIRSTと比べて大きく低減しており、PIQEを用いることで、線量を低減しても臨床においても問題のない画像が得られていた⁵⁾。PIQEの開発当初は心臓領域のみを対象とした再構成しかなかったが、現在は体幹部に合わせたPIQEも使用可能となっている。

問題点、課題

ディープラーニング技術は、ニューラルネットワークの部分が「ブラックボックス」として扱われることがある。CTの再構成技術においても、その再構成過程の透明性や解釈が難しい場面があり、信頼性が問われる。AiCEやPIQEでは、再構成対象の部位を選択する必要があるが、体幹部と頭頸部ではビームハードニング補正が異なっており、選択した部位に依存する。その為、頭部の再

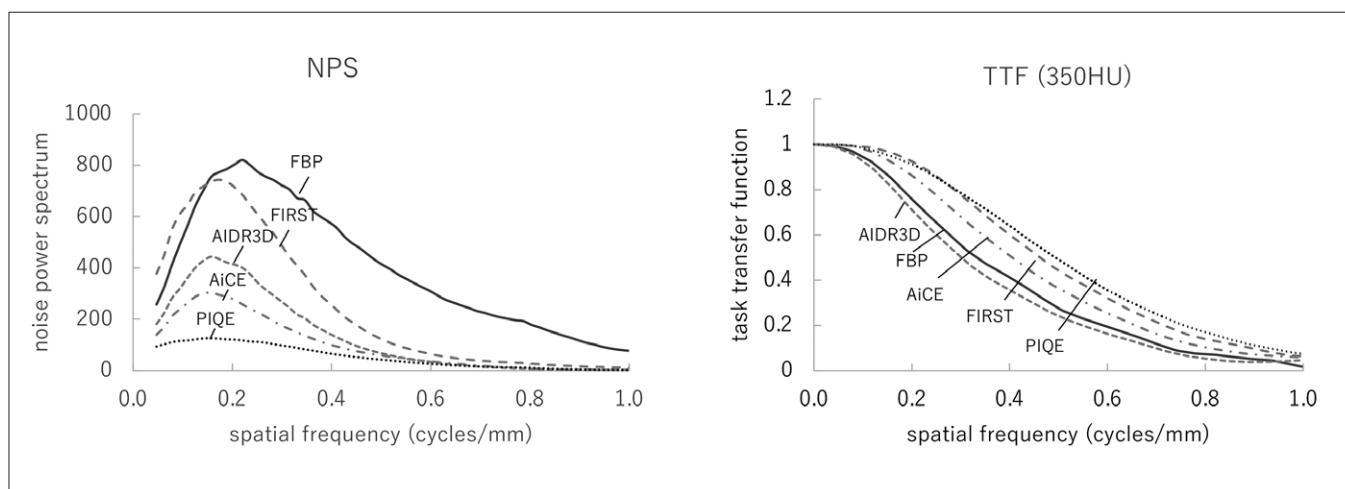


図2 ファントム評価

NPSにおいてPIQEが最も低く、ノイズが抑えられている。
TTFにおいてPIQEが最も高く、解像特性が高い。

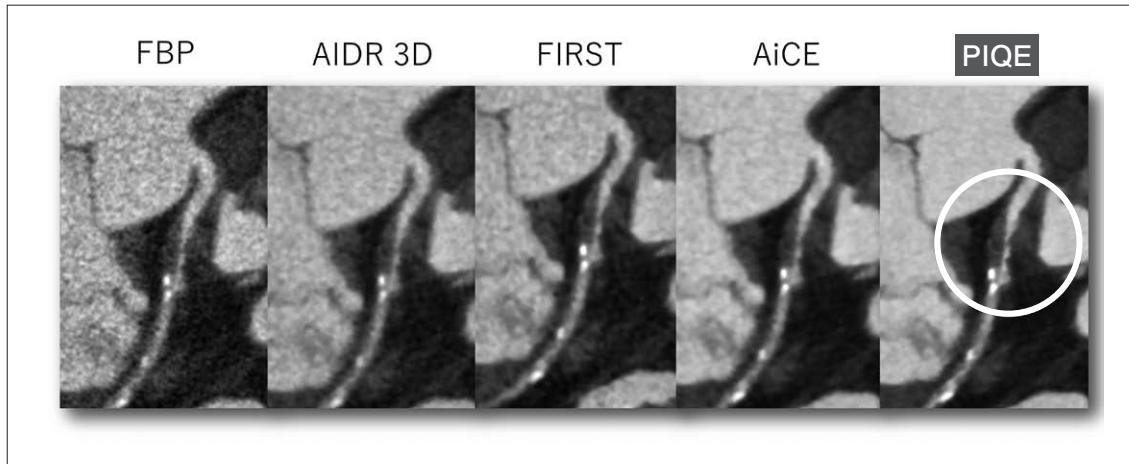


図3 冠動脈CT

左前下行枝に狭窄とブラークがあるが、PIQEではノイズを抑えて高解像な画像となっている。

構成をBodyで行った場合、ビームハードニング補正が適切に効かず、アーチファクトの原因となってしまうことがある（図4）。選択する部位によってノイズの低減率や解像特性の効果が若干異なり、あえて別な部位を選択して再構成するという話も時々聞くが、アーチファクトの原因になってしまふ恐れがあることは知っておく必要がある。

まとめ

CTの画像再構成法は、従来から用いられてきたフィルターバックプロジェクションから、逐次近似（応用）再構成法へと変わり、さらにディープラーニング再構成法へと進歩してきた。本稿ではキヤノンメディカルシステムズのディープラーニング再構成について述べたが、同様の再構成技術は各社からリリースされてきている。まだ使用できる装置は限られているが、今後間違いなく広がる技術だと思われる。しかし、その特性はまだ分かっていない部分もあり、さらなる検証が必要である。今後も最適な活用に向けて取り組んでいきたい。

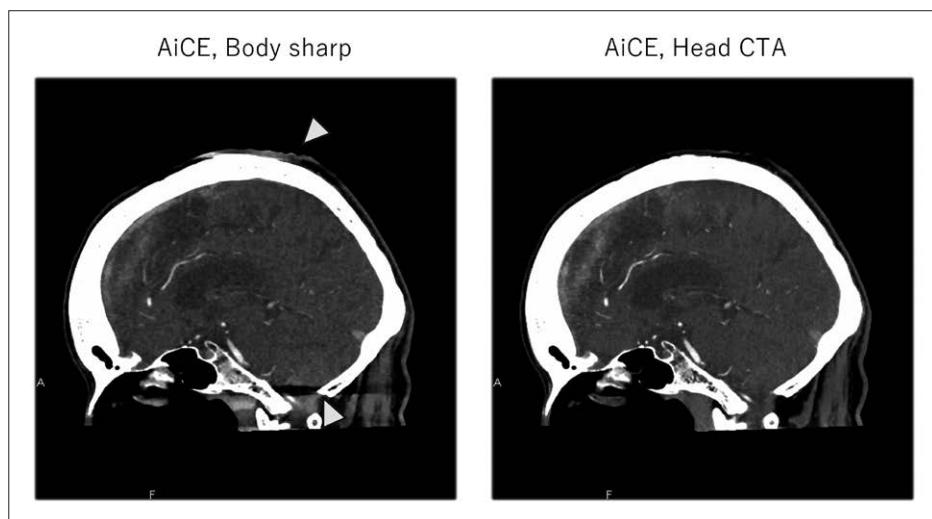


図4 再構成条件の違い

頭部をBody sharpで再構成すると頭頂部と頭蓋底部にアーチファクトがでてしまうことがある。

<文献>

- 1) Deak Z et al: Filtered Back Projection, Adaptive Statistical Iterative Reconstruction, and a Model-based Iterative Reconstruction in Abdominal CT: An Experimental Clinical Study. Radiology 2013; 266: 197-206
- 2) Beister M et al : Iterative reconstruction methods in X-ray CT. Physica Medica 2012; 28: 94-108
- 3) Motoyama S et al: Ultra-High-Resolution Computed Tomography Angiography for Assessment of Coronary Artery Stenosis. Circ J 2018; 82: 1844-1851
- 4) Sato H et al: Impact of a Deep Learning-based Super-resolution Image Reconstruction Technique on High-contrast Computed Tomography: A Phantom Study. Academic Radiology 2023; 30: 2657-2665
- 5) Tomizawa N et al: Super-resolution deep learning reconstruction to improve image quality of coronary CT angiography 2024; 00: 1-8