

短 報

Deep Learning Reconstructionを用いた頭部CT画像における強度とスライス厚の検討

長岡中央総合病院、放射線科

金澤 雄大、佐野 恵太、岩田 直也

目的：急性期脳梗塞を想定した Deep Learning Reconstruction (DLR) である Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) を用いた頭部 Computed Tomography (CT) 画像において、Filtered back projection (FBP) 画像と同等の被ばく線量と画像 SD でより薄いスライス厚の画像の取得を目指し、AiCE の至適強度とスライス厚について検討すること。

方法：頭部 CT 画像30症例より、同データから再構成関数 FC67 の FBP 4 mm 画像と AiCE の強度とスライス厚を変えた画像を作成し、それぞれの画像 SD と白質-灰白質の平均 CT 値より contrast to noise ratio (CNR) を算出した。また、水ファントムを撮影し noise power spectrum (NPS) を算出した。

結果：FBP と AiCE の画像を比較した結果、AiCE の画像 SD は、スライス厚を薄くしても FBP よりも低い値を示し、強度を上げるほど低い値を示した。白質と灰白質の CT 値差は、スライス厚を薄くし、強度を上げるほど上昇した。以上の結果から算出した CNR は、スライス厚が厚いほど、強度を上げるほど上昇した。以上3項目において、AiCE のいずれの強度とスライス厚においても、FBP 4 mm の画像よりも良好な値が得られた。NPS の結果より、AiCE は全ての周波数帯のノイズ低減がされた。一方逐次近似応用再構成法 (hybrid-IR) である Adaptive Iterative Dose Reduction 3D (AIDR 3D) では強度を上げても高周波ノイズのみ低減され、低周波ノイズは変化がなかった。

結論：AiCE のより強い強度の画像は高周波ノイズが大きく落ちたため、空間分解能が悪い画像となったことと、Guideline for ALI About CT exams: Imaging Concept (GALACTIC) に記載されている推奨画像 SD から、急性期脳梗塞に対する AiCE の画像は強度が Mild、スライス厚は 2 mm が適していると考えられた。また、AiCE は物理評価の観点から、FBP や hybrid-IR よりも優れた再構成法であることが示唆された。

キーワード：DLR、頭部CT、急性期脳梗塞、低コントラスト検出能、CNR、NPS、空間分解能

結 言

急性期脳梗塞に対しての頭部 CT 検査は、早期虚血変化である正常域と梗塞域の淡い CT 値差を描出する必要があるが、画像ノイズによる境界の視認性の低下が問題となる(1、2)。補うためには高い線量の撮影条件が適用される可能性があり、画像ノイズについては GALACTIC で急性期脳梗塞の画像 SD は3程度と推奨されている(3)。昨年3月の当院のCT装置更新に伴い、DLR である AiCE が使用可能となり、高いノイズ低減効果が報告されている(4、5)。頭部 CT 画像に AiCE を使用することで、FBP 画像と同等の被ばく線量と画像 SD でより薄いスライス厚の画像を取得できるのではないかと考えた。血管等の頭蓋内の微小構造をノイズを抑えつつ薄いスライスでより詳細に観察できることが期待される。本研究では急性期脳梗塞を想定した頭部 CT において、FBP と同等の被ばく線量と画像 SD を示す AiCE の強度とスライス厚について検討を行った。

対 象 と 方 法

1. 対象者

2020年8月1日から2020年8月20日までに Helical scan mode で撮影され、読影レポートで異常なしと診断された頭部CT画像30症例(男性16名、女性14名、平均年齢は64.36歳)。

2. 使用装置、使用機器

Aquilion ONE PRISM Edition (Canon medical systems)、直径 200 mm 頭部用水ファントム、CT 画像計測プログラム CT measure (日本 CT 技術学会)。

3. 評価方法

本研究のフローチャートを Fig. 1 に示す。1 で述べた頭部 CT 画像データより、当院のルーチンの再構成条件である再構成関数 FC67 の FBP スライス厚 4 mm で再構成した。対して、同データから AiCE の画像を、Brain LCD というパラメータを用いて強度を Mild と Standard (STN) の2種類を使用し、スライス厚を 1 mm、2 mm、4 mm の3種類にて計6種類の画像を再構成した。Mild が弱い強度、STN がより強い強度である。Fig. 2 に AiCE の画像再構成のアルゴリズムを示す(4)。撮影した画像を、deep convolution neural network (DCNN) に入力し、一旦の出力画像と教師画像の比較を行う。これにより両者の誤差、すなわちノイズ成分が算出される。この誤差が0となるように

DCNN で上記のサイクルを何度も繰り返し、最終的に教師画像に近い出力画像が再構成される。なお、教師画像には Canon medical systems の model-based iterative reconstruction (MBIR) である Full Iterative Reconstruction (FIRST) の画像が使用されている。しかし、これは一般にユーザーが使用可能な FIRST とは再構成アルゴリズムが異なるものであり、Iteration 数を増やし、より高線量で撮影された高品質な画像が教師画像となっている。作成した画像の大脳基底核レベルの同一スライス上で、白質と灰白質に region of interest (ROI) を 5 点ずつ配置した。灰白質の ROI 内の平均 CT 値と画像 SD を $CT_{value}(G)$ 、 $SD(G)$ とし、白質の ROI 内の平均 CT 値と画像 SD を $CT_{value}(W)$ 、 $SD(W)$ とし、低コントラスト検出能の指標である CNR (6) を求めて評価した。式(1)に CNR の計算式を示す。また、水ファントムを撮影し、スライス厚を 4 mm で統一して再構成を変更し、FBP FC67、AiCE Brain LCD Mild、STN、AIDR 3D Weak、Mild、STN の画像を作成し、radial frequency 法にてノイズの周波数特性の指標である NPS (7) を算出した。式(2)に NPS の計算式を示す。水平方向のピクセルサイズとマトリクス数をそれぞれ Δx 、 N_x 、垂直方向のピクセルサイズとマトリクス数をそれぞれ Δy 、 N_y 、フーリエ変換後の座標 (u,v) の値を $F(u,v)$ とした。なお、NPS は精度を上げるために、水ファントムの全スライスを平均して算出した。

$$CNR = \frac{CT_{value}(G) - CT_{value}(W)}{[SD(G) + SD(W)]/2} \quad \dots \text{式(1)}$$

$$NPS(u,v) = \frac{\Delta x \Delta y}{N_x N_y} |F(u,v)|^2 \quad \dots \text{式(2)}$$

結 果

頭部 CT 画像より算出した各強度とスライス厚における FBP 4 mm と AiCE の画像 SD、白質と灰白質の CT 値、CNR の結果を Fig. 3、Fig. 4、Fig. 5 に示す。AiCE の画像 SD はスライス厚を薄くするほど増加した。また AiCE は強度を上げるほど画像 SD が低下し、いずれの強度と薄いスライス厚であっても FBP 4 mm よりも低い値を示した。AiCE の画像の白質と灰白質の CT 値では、スライス厚を薄くするほど、また強度を上げるほど白質の CT 値は低下し、灰白質の CT 値は上昇した。いずれの強度とスライス厚であっても FBP よりも白質と灰白質の CT 値差が大きくなる結果となった。AiCE の画像の CNR では、スライス厚を厚くするほど、また強度を上げるほど CNR は高い値を示した。いずれの強度とスライス厚であっても FBP よりも高い値を示した。

水ファントムより算出した FBP と AiCE、AIDR 3D の各強度における NPS を Fig. 6 に示す。AiCE は低周波から高周波まで全体的にノイズ低減された。一方で、AIDR 3D は高周波ノイズのみ低減され、低周波ノイズは FBP と同等であった。

Fig. 7 に同データに対して FBP 4 mm と、AiCE の各強度とスライス厚で再構成した頭部 CT 画像を 1 例示す。AiCE の画像では白質と灰白質のコントラストがより明瞭となり、薄いスライス厚であってもノイズを抑えた画像が取得できた。しかし、強度の強い STN の画

像は全体的にボケが大きく、画像のテクスチャが大きく変化した。薄いスライス厚においても同様であった。

考 察

AiCE の画像 SD は薄いスライス厚であっても FBP よりも低い値を示した。よって AiCE の高いノイズ低減効果が確認できた。また、薄いスライス厚の画像は partial volume 効果を抑制し、白質と灰白質のコントラストの上昇にも貢献した。

白質と灰白質のコントラストは AiCE の強度を上げるほど上昇した。hybrid-IR の CNR は強度によって CT 値の変化がないため、式(1)の分子のコントラストは変化せず、分母のノイズのみが低減すると先行論文で報告されている(6)。本研究の結果から、AiCE の CNR はコントラストが上昇しノイズが減少したため、hybrid-IR と異なる挙動を示した。理由として高品質な MBIR 画像を教師画像とし、それに近い画像が出力されるためであると考えられた。

NPS において、AiCE の強度を上げるほど画像 SD が減少し、低周波ノイズから高周波ノイズまで全体的に低下した。対して AIDR 3D では強度によって低周波ノイズは変化なかった。hybrid-IR では強度を強くしても低コントラスト検出能に重要な低周波ノイズの変化ないと先行論文で報告されている(8)。本研究の NPS の結果から、AiCE の画像は低周波ノイズが効果的に低減されることが確認され、hybrid-IR と異なる挙動を示した。理由として AiCE は高線量をかけ理想的に低周波ノイズが低減された MBIR 画像を目指して反復計算する再構成法であり、出力画像も低周波ノイズが効果的に低減されるが、対して hybrid-IR はローパスフィルタを使用しノイズ低減処理がされることにより、高周波成分が除去されるためであると考えられる。

以上の結果から AiCE で再構成した画像は、被ばく線量を増加させることなく低コントラストの視認性をより明瞭に描出可能であることが示唆された。

Fig. 6 で示した頭部 CT 画像より、AiCE の強い強度である STN の画像は FBP の画像と比較した際にボケが大きく、画像のテクスチャが大きく変化した。薄いスライス厚であっても改善されることはなかった。理由として NPS の結果より、高周波ノイズが大きく低減されたことによる空間分解能の低下が原因であると考えられた。

以上の結果と GALACTIC が推奨する画像 SD より、急性期脳梗塞の頭部 CT における AiCE の画像は、強度が Mild、スライス厚は 2 mm が適しているという結論に至った。Fig. 8 に AiCE Mild 2 mm と FBP FC67 4 mm の急性期脳梗塞の頭部 CT 画像と、同患者の拡散強調画像 diffusion weighted image (DWI) を示す。AiCE の画像は FBP の画像よりもノイズを抑えつつ正常域と梗塞域のコントラストが良い画像が出力された。AiCE は白質と灰白質のコントラストが良いため、脳梗塞による皮髄境界の消失をより明瞭に描出できる印象を受けた。しかし AiCE は FBP と画像のテクスチャが大きく異なるため、ルーチンの FBP 画像に加えて AiCE の画像を追加で再構成し、両者の比較読影を行っていくことが望ましいと考えた。

結 語

AiCE を使用した頭部 CT 画像において FBP 画像と同等の被ばく線量と画像 SD 且つより薄いスライス厚の画像の取得を目指し、強度とスライス厚について検討を行なった。CNR および NPS の結果と GALACTIC の推奨画像 SD より、急性期脳梗塞の AiCE の画像で Mild 2 mm とすることが有効であるという結論に至った。また、AiCE の出力画像は従来の hybrid-IR と異なる挙動を示し、低コントラスト検出能がより向上する再構成法であることが示唆された。

文 献

1. 長島宏幸、岩崎隆史、須永眞一他. 脳 CT 画像における低コントラスト検出能の定量的評価：超急性期脳梗塞識別に対するウィンドウ幅の影響に対する検討. 日放技学誌 2011 ; 67(11) : 1408-14.
2. 小山亮、松永英司、大村知己. 脳卒中における CT の役割と画像診断. 日放技誌 2020 ; 67(8) : 45-54.
3. 高木卓、日本放射線技術学会撮影部会. X 線 CT 撮影における標準化～ GALACTIC ～ (改訂 2 版). 京都：日本放射線技術学会出版委員会編；2015. 8-9 頁.
4. Akagi M, Nakamura Y, Higaki T et al. Deep learning reconstruction improves image quality of abdominal ultra-high-resolution CT. *European Radiology* 2019 ; 29 : 6163-71. Online Journal <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06170-3> (cited 2019/5/27)
5. Tatsugami F, Higaki T, Nakamura Y et al. Deep Learning-based image restoration algorithm for coronary CT angiography. *European Radiology* 2019 ; 29 : 5322-9. Online Journal <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06183-y> (cited 2019/4/8)
6. 多田佳司、内田幸司、金山秀和他. 急性期脳梗塞 CT 検査における逐次近似応用再構成法の有用性. 日放技学誌 2015 ; 71(11) : 1090-5.
7. 市川勝弘、村松禎久、佐藤宏他. 放射線技術学スキル UP シリーズ「X 線 CT 画像計測」. 改訂 2 版. 東京：オーム社；2018. 80-2.
8. Ghetti C, Palleri F, Serreli G et al. Physical characterization of a new CT iterative reconstruction method operating in sinogram space. *J Appl Clin Med Phys* 2019 ; 14(4) : 263-70. Online Journal <https://doi.org/10.1120/jacmp.v14i4.4347> (cited 2019/7/8)

英 文 抄 録

Brief report

Investigation of Intensity and Slice Thickness in Head CT Image Using Deep Learning Reconstruction

Department of Radiology, Nagaoka Chuo General Hospital
Yudai Kanazawa, Keita Sano, Naoya Iwata

Objective : With regard to the head computed tomography (CT) image using advanced intelligent clear-IQ engine (AiCE), which is a type of deep learning reconstruction (DLR) with the assumption for acute stage cerebral infarction, the optimal intensity and slice thickness for AiCE will be investigated in order to obtain images with thinner slice thicknesses using radiation doses and image SD equivalent to filtered back projection (FBP).

Study design : Using the head CT images obtained from 30 patients, images with FBP, 4 mm images with the reconstruction function FC67, and images with different intensities and slice thicknesses in AiCE were prepared from the same data, and the contrast to noise ratio (CNR) was calculated from each image SD and the mean CT value of the white matter and the gray matter. In addition, an image of a water phantom was taken to calculate the noise power spectrum (NPS).

Results : As a result of comparisons between the FBP and AiCE images, the image SD of AiCE showed values lower than FBP even with thinner slice thicknesses, and the values became lower as the intensity increased. The difference in the CT values between white matter and gray matter increased with thinner slice thicknesses and higher intensity. The CNR calculated from the results above increased with thicker slice thicknesses and higher intensity. For the three items shown above, the values obtained were better for AiCE than FBP 4 mm for all intensities and slice thicknesses. The results of NPS showed noise reduction for AiCE across all frequency spectrums. Meanwhile, for adaptive iterative dose reduction 3D (AIDR 3D), which is a type of hybrid iterative reconstruction (hybrid-IR), an increase in intensity only resulted in the reduction of high frequency noise with no changes in low frequency noise.

Conclusion : AiCE images with higher intensity were found to decrease in high frequency noise dramatically and resulted in poor spatial resolution. Also, based on the recommended image SD provided in the Guideline for ALI About CT exams: Imaging Concept (GALACTIC), the optimal conditions for AiCE images in acute stage cerebral infarction were thought to be mild intensity and a slice thickness of 2 mm. Also, from the perspective of physical evaluation, AiCE was suggested to be a superior method of reconstruction to FBP and hybrid-IR.

Key words : DLR, head CT, acute stage cerebral infarction, low contrast detectability, CNR, NPS, spatial resolution

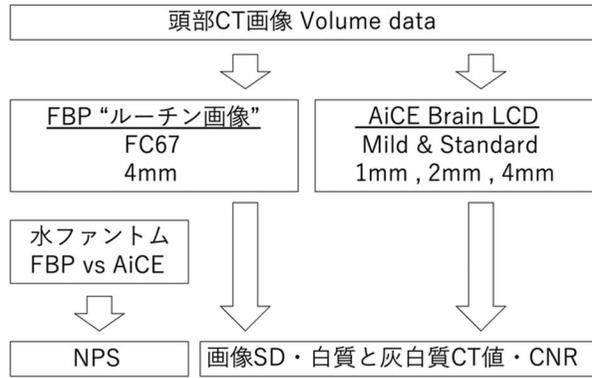


Fig. 1 本研究のフローチャート

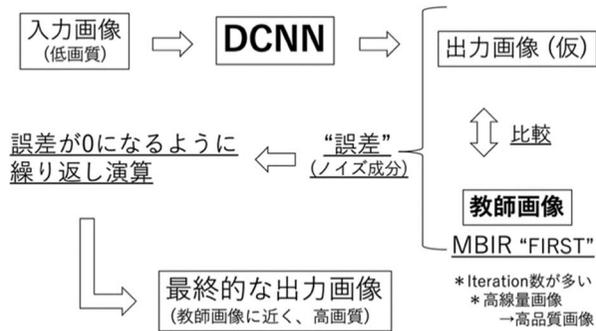


Fig. 2 AiCE の再構成アルゴリズム

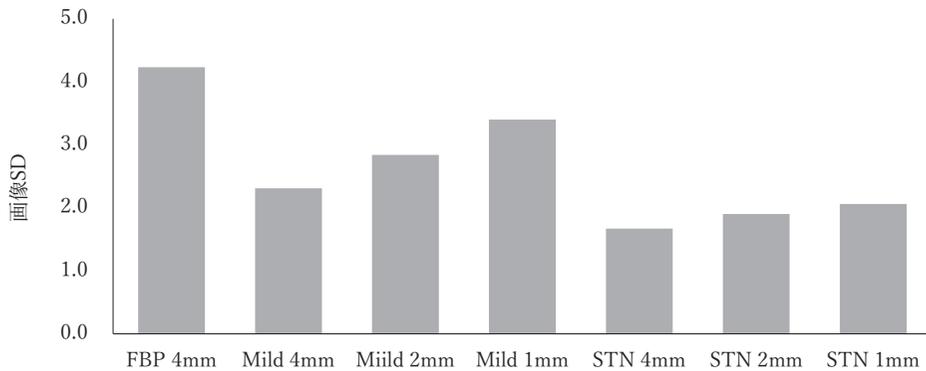


Fig. 3 各再構成とスライス厚における画像 SD

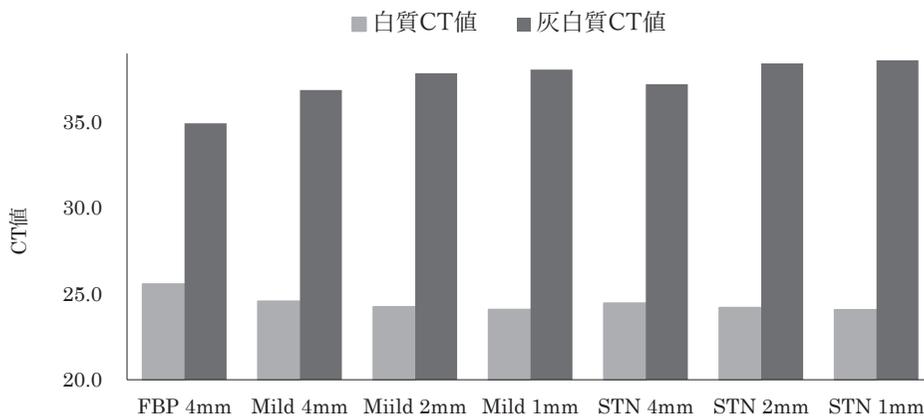


Fig. 4 各再構成とスライス厚における白質と灰白質のCT値

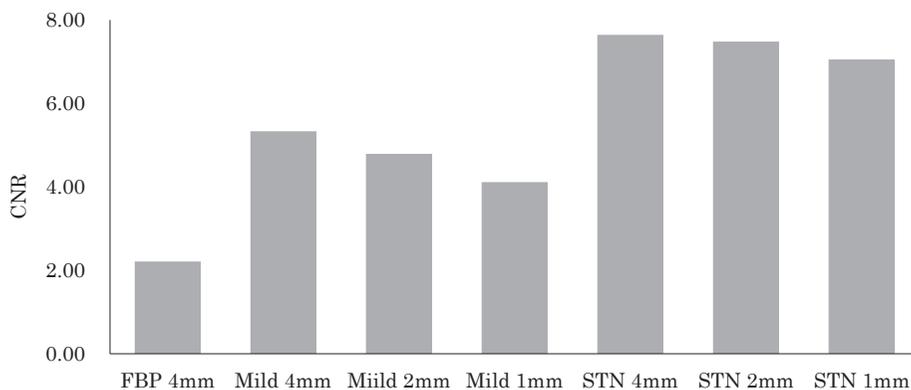


Fig. 5 各再構成とスライス厚における CNR

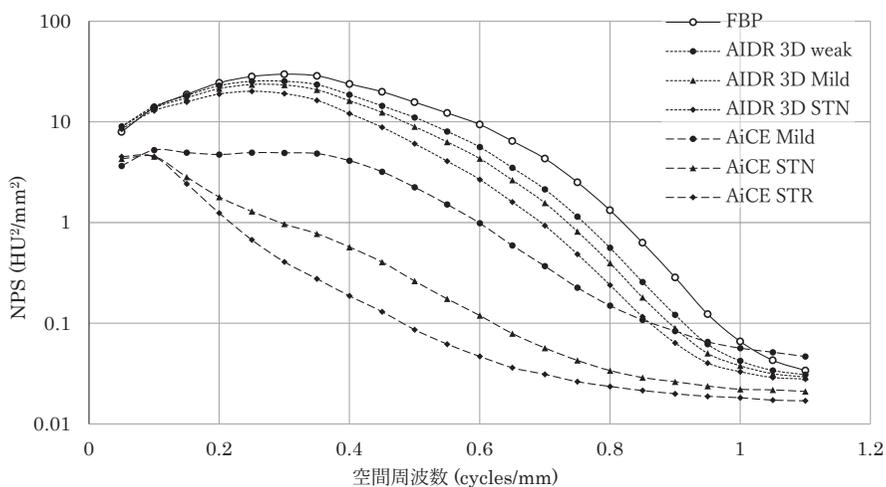


Fig. 6 各再構成とスライス厚における NPS

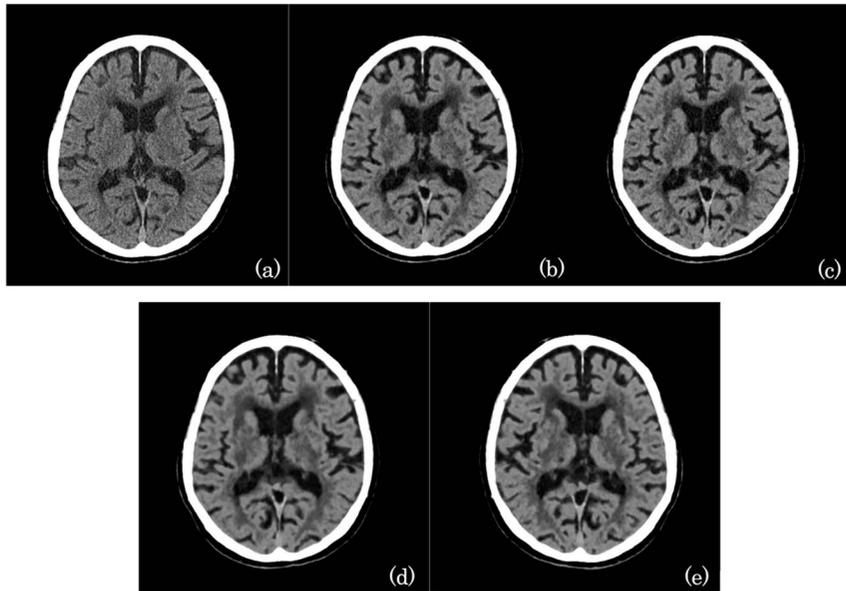


Fig. 7 同データから作成した異なる再構成とスライス厚における頭部 CT 画像 (a) FC67 FBP 4 mm、(b) AiCE Mild 2 mm、(c) AiCE Mild 1 mm、(d) AiCE STN 2 mm、(e) AiCE STN 1 mm

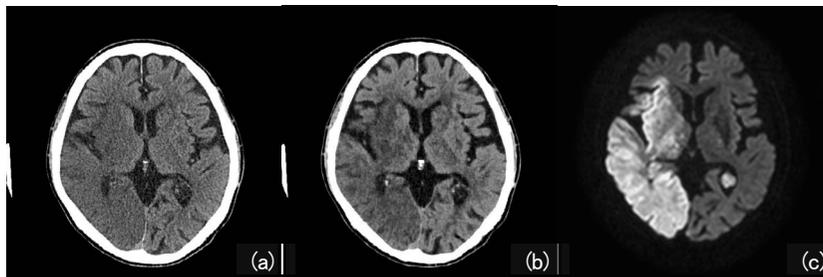


Fig. 8 急性期脳梗塞の一例 (a) FBP FC67 4 mm、(b) AiCE Brain LCD Mild 2 mm、(c) DWI

本論文で使用した略語一覧表

DCNN	deep convolution neural net-work	画質向上に特化した Deep Learning アルゴリズム。何層もの畳み込みフィルターを組み合わせたニューラルネットワークによって構成されており、構造をばかすことなくノイズ低減が可能となる。
DLR	Deep Learning Reconstruction	人工知能 Deep learning を用いた画像再構成法。DCNN により畳み込みフィルターの組み合わせを決定し、エッジ保存、ノイズ低減を行う。
AiCE	Advanced intelligent Clear-IQ Engine	Canon Medical Systems の DLR。
FBP	Filtered back projection	CT の一般的な画像再構成法。撮影により得られた投影データを単純に逆投影すると多大なボケを含むため、部位ごとに適したフィルターをかけながら逆投影することでボケを補正する。
MBIR	model-based iterative reconstruction	撮影して取得した投影データと、逆投影し再構成した画像から計算で算出した投影データを比較し、再計算、修正を繰り返す逐次近似再構成法に、CT 装置特有の誤差の補正を組み込んだ、ノイズ低減と空間分解能を向上する画像再構成法。
AIDR 3D	Adaptive Iterative Dose Reduction 3D	Canon medical systems の逐次近似応用再構成法。
FIRST	Full Iterative Reconstruction	Canon medical systems の MBIR。全投影データを用いて精度良く逐次近似再構成を行う。
CNR	contrast noise to ratio	画像のコントラストとノイズの比。淡いコントラストの組織間の分解能や視認性を評価する際に用いられるが、ノイズの周波数特性を考慮していないため、CNR のみの評価では視覚的な検出能と一致しない。
NPS	noise power spectrum	ノイズの周波数特性を評価するための指標。線量やフィルタ閾数、逐次近似再構成などノイズの程度や状態が異なる場合にノイズ成分を周波数成分に分解して評価可能。

本論文で使用した用語の定義一覧表

Helical Scan	CT 画像のスキャン方法。患者の周囲を X 線管球と検出器を連続回転させながら寝台を一定速度で移動させ、螺旋状にデータを収集する。
逐次近似応用再構成法	物質の境界のエッジは保存しつつ、平坦部分に作用する非線形のノイズ低減処理。撮影して得られた投影データに統計学的モデルを適用し補正を行い、修正した投影データを原画像に組み合わせて画像を再構成する。
Iteration 数	逐次近似再構成法に利用する投影データの数。数が多いほど画質が向上するが、同時に再構成時間が延長する。FIRST は全ての投影データを使用するため空間分解能が向上し、ノイズ低減もされるが FBP よりも再構成時間が長い。
空間分解能	近接して存在する 2 つの物体を分離して描出する能力。分離して見える物体の大きさが小さいほど空間分解能が高いという評価になる。
画像 SD	画像上での雑音成分。大きいほど信号が埋没し、特に低コントラスト検出能に影響を及ぼす。撮影線量を増やすことで理想的に低減可能である。
低コントラスト検出能	わずかな CT 値差を有する数 mm の物体を検出する画像の能力。認識可能な最小コントラストと最小径を以って評価する。ノイズに弱く、線量を増加させることで理想的に改善可能である。
radial frequency 法	二次元 NPS の算出方法。二次元のノイズプロファイルをフーリエ変換し、空間周波数上におけるパワースペクトルの原点からの距離として周波数間隔ごとに全円周方向に収集し、加算平均して算出する。
partial volume 効果	画像のスライス厚が厚いことにより、物質の辺縁が不明瞭に描出される現象。CT 画像の各ピクセル値は、スライス厚の中の CT 値を平均した値を示すことが原因となる。