原 著

畳み込みニューラルネットワークによる 画像ノイズ分類を応用した CT 画像の線量評価： ファントムによる基礎的検討

杉野晶一¹ 白石順二²

¹ 熊本大学大学院保健学教育部

² 熊本大学大学院生命科学研究部

論文受付
2020 年 6 月 3 日

論文受理
2020 年 9 月 25 日

Code No. 251

緒 言

X 線 computed tomography (CT) 装置を用いた撮影では、線量管理と画質の最適化が重要視されている。CT の線量指標には volume computed tomography dose index (CTDI_{vol}) が広く用いられているが、特定の大きさのアクリルファントムを用いた測定値であり、患者の吸収線量を示す値でないため、実効線量やがんのリスクの推定に用いるべきでないという意見もある^{1,2)}。一方、より実際の吸収線量に近い値を求めるた

め、近年、CT 画像の線量評価をモンテカルロシミュレーションにより推定する手法が提案されている³⁾。しかし、モンテカルロシミュレーションには高額な専用ソフトウェアが必要であるため、あらゆる施設で利用できるわけではない⁴⁾。

一般的に、CT 検査における撮影線量の変化は CT 画像のノイズに影響し、線量を少なくすると、画像中のノイズが多くなる傾向にある。ノイズが多くなると病変の信号がノイズに埋もれてしまい、画像診断の弊

Application of Convolutional Neural Network for Evaluating CT Dose Using Image Noise Classification: A Phantom Study

Masakazu Sugino¹ and Junji Shiraishi^{2*}

¹ Graduate School of Health Science, Kumamoto University

² Faculty of Life Sciences, Kumamoto University

Received June 3, 2020; Revision accepted September 25, 2020

Code No. 251

Summary

Purpose: It is well known that there is a trade-off relationship between image noise and exposure dose in X-ray computed tomography (CT) examination. Therefore, CT dose level was evaluated by using the CT image noise property. Although noise power spectrum (NPS) is a common measure for evaluating CT image noise property, it is difficult to evaluate noise performance directly on clinical CT images, because NPS requires CT image samples with uniform exposure area for the evaluation. In this study, various noise levels of CT phantom images were classified for estimating dose levels of CT images using convolutional neural network (CNN). **Method:** CT image samples of water phantom were obtained with a combination of mAs value (50, 100, 200 mAs) and X-ray tube voltage (80, 100, 120 kV). The CNN was trained and tested for classifying various noise levels of CT image samples by keeping 1) a constant kV and 2) a constant mAs. In addition, CT dose levels (CT dose index: CTDI) for all exposure conditions were estimated by using regression approach of the CNN. **Result:** Classification accuracies for various noise levels were very high (more than 99.9%). The CNN-estimated dose level of CT images was highly correlated ($r=0.998$) with the actual CTDI. **Conclusion:** CT image noise level classification using CNN can be useful for the estimation of CT radiation dose.

Key words: noise power spectrum, volume computed tomography dose index (CTDI_{vol}), dose evaluation, convolutional neural network

*Corresponding author

Table 1 CTDI_{vol} of each scan condition

X-ray tube voltage (kV)	Tube current-time product (mAs)	CTDI _{vol} (mGy)
80	50	1.2
	100	2.4
	200	4.8
100	50	2.3
	100	4.7
	200	9.4
120	50	3.8
	100	7.7
	200	15.3

害となるため、日々の点検でノイズを正確に評価することが重要である⁵⁾。ノイズの評価にはCT値のstandard deviation (SD)を測定する方法が簡便であり、広く利用されている。また、SDを用いるノイズの評価方法はノイズの周波数特性を考慮していないため、より詳細なノイズの測定にはノイズの周波数ごとの測定が可能なnoise power spectrum (NPS)が用いられる。しかし、ノイズ特性評価に一般的に用いられるNPSは、画像上の均一な部分を必要とするため、複雑なテクスチャを有する臨床画像に適用することは難しい。

本研究では、深層学習の一つである畳み込みニューラルネットワーク (convolutional neural network: CNN)を用いることによりCT画像のノイズレベルを判定し、その結果からCT画像の線量を推定する手法の開発を試みる。画像に含まれるノイズ成分と被写体の情報から線量を推定することが可能になれば、患者の被ばく管理が容易になり、被ばくの軽減につながると考えられる。

近年、CNNを用いた同様のアプローチが報告されており、その報告では、シミュレーションにより作成したさまざまなノイズ特性のCT画像の分類について、高い精度(92.6%)が示されている⁶⁾。本研究は、CNNによるノイズ評価の手法を更に拡張して、CT画像のノイズ特性から線量を評価するシステムの開発を試みる。本研究では、基礎的検討として水ファントムから得られたCT試料画像を用いるが、一般的な臨床画像を想定して、CT画像の中心部と辺縁部のノイズ特性の変化、臨床画像の限定した領域からデータを取得する場合を考慮して、線量推定に用いる正方形の関心領域(region of interest: ROI)のサイズが分類精度に与える影響についても検討した。

1. 方法

1-1 使用機器および撮影条件

CT装置として、16列検出器を装備したmulti detector CT (MDCT)装置、Supria Advance (日立製作所、東京)を使用した。また、ノイズ特性評価の対象にするファントムは、直径210 mmの水ファントムを使用した。水ファントムの撮影条件は、管電圧を80, 100, 120 kV、管電流時間積を50, 100, 200 mAs、スライス厚5 mm、field of view (FOV) 350 mmで撮影した。画像再構成法はフィルタ逆投影法(filtered back projection: FBP)で行い、再構成関数は標準再構成関数standardを使用した。3種類の管電圧および3種類の管電流時間積の9通りの組み合わせで、各撮影条件で5回ずつ撮像し、45枚の試料画像を取得した。なお、試料画像取得の際に、それぞれの撮影条件においてコンソールに表示されたCTDI_{vol}を本研究におけるX線被ばく情報の基準として用いた(Table 1)。

第1の検討項目であるノイズレベルの判定は、管電圧一定でmAs値(50, 100, 200 mAs)を変化させた3種類の画像、mAs値一定で管電圧(80, 100, 120 kV)を変化させた3種類の画像について、CNNを用いて分類を行い、それらの結果を同一条件で得られた画像のNPSとCTDI_{vol}により検証した。なお、NPSの測定には、仮想スリット法とradial frequency法が用いられる。仮想スリット法では、解析領域のサイズ(スリット長)がNPSの精度に影響を及ぼすため、ここでは二次元パワースペクトルの原点を中心にして、周波数ごとに平均して、全周囲の平均的NPS値を求めるradial frequency法を用いてNPSを算出した⁷⁾。

次の過程では、未知のCT画像のノイズレベルから、そのCTDI_{vol}を推測することを目的としたCNNの開発を試みた。ここでは、試料画像のノイズレベルとそのCTDI_{vol}との関係を回帰応用のCNNで学習さ

Table 2 Summary of created CNN architecture

Layer type	Output size	Filter size/stride
Input image	30×30×1	
CONV	30×30×32	3×3, K=32
ACT	30×30×32	
CONV	30×30×32	3×3, K=32
ACT	30×30×32	
BN	30×30×32	
POOL	15×15×32	2×2
CONV	15×15×64	3×3, K=64
ACT	15×15×64	
CONV	15×15×64	3×3, K=64
ACT	15×15×64	
BN	15×15×64	
POOL	7×7×64	2×2
FC	512	
ACT	512	
DROPOUT	512	
FC	3	
SOFTMAX	3	

せ、その推定精度をラウンドロビン法による学習とテストにより検証した。

1-2 CNNの構造

本研究では、deep learning 開発環境として MATLAB R2019b(Mathworks, Natick, MA, USA)を使用した。構築したCNNは、畳み込み層四つ、プーリング層二つ、全結合層二つが並ぶ構造で、miniVG⁸⁾の考

え方を応用した。構築したCNNは、3×3のフィルタを32個および64個もつ畳み込み層(CONV)をそれぞれ2回学習させ、プーリング層(Pool)にはプールサイズを2×2、ストライドを2×2の最大値プーリングを使用し、活性化関数(ACT)として正規化線形ユニット層(ReLU)と、畳み込み層の間にバッチ正規化層(BN)を用いた。構築したCNNで入力画像を30×30とした場合の概要をTable 2に示す。本研究で用いたCNNの学習パラメータはエポック数を50回、学習率を0.001、最適化関数はモーメント項付き確率的勾配降下法(stochastic gradient descent method: SGDM)とした。なお、これらのパラメータの設定は経験的に決定した。

CNNによる分類精度の評価は、交差検証法の一つである5分割交差検証法を用いて、画像ごとに分類精度を算出し、評価した。この検証法では、5枚の水ファントム画像のうち4枚を学習に用いて、残りの1枚でテストを行うという処理を5回繰り返すことで、5枚の試料画像すべてを独立してテストすることが可能になる。

1-3 入力画像の作成

CNNによるノイズレベルの判定の学習およびテストのための入力画像は、水ファントム画像内の水相当部分全体に設定したROIの画像(以下、ROI像)とした。最初の評価では、ROI像のサイズが分類精度に与える影響を検討するため、水ファントム画像5枚に対して、Fig. 1に示すように、3種類のサイズの正方形のROI(10×10, 20×20, 30×30 pixels)でROI像を生成し

Fig. 1 Illustration of procedure for obtaining input image using water phantom images.

Fig. 2 Illustration of procedure for obtaining input image considering position dependence.

た。なお、学習効果の影響を排除するため、1 試料画像当たりの ROI 像の枚数は、ROI サイズが変化しても同一となるように、学習用、テスト用ともに 1 試料画像当たり 1153 枚とした。その結果、学習用画像 4 枚の ROI 数は 4612 枚、テスト用画像では 1153 枚となり、5 分割交差検証法(評価対象の ROI 像の総数は $1153 \times 5 = 5765$ 枚)を用いて判定精度による評価を行った。

最初の評価で ROI サイズを決定した後、CT 画像における位置依存性を考慮するため、試料画像を CT 画像の中心部、中心から辺縁部、辺縁部の 3 カ所に、それぞれの面積が同じになるように分割し、それぞれの領域から ROI 像を生成した(Fig. 2)。1 試料画像当たりの ROI 像の枚数は、それぞれの領域について 310 枚とし、それぞれの撮影条件ごとに、それぞれの領域から学習用に 1240 枚(310×4 枚)、テスト用に 310 枚を用いた。撮影条件ごとの判定精度は、領域別に 5 分割交差検証法(評価対象の ROI 像の総数は $310 \times 5 = 1550$ 枚)を用いて求めた。その後、試料画像ごとの最終的な判定精度の評価を、三つの領域について得られた判定結果の総計($1550 \times 3 = 4650$ 枚)により行った。

最後的评价では、今回設定した 9 種類の撮影条件と、それぞれの $CTDI_{vol}$ を用いて CNN により回帰学習を行い、未知の試料画像の $CTDI_{vol}$ を推定する手法の推定精度の評価を行った。評価は、9 種類の撮影条

件における 5 枚の試料画像のうちの 1 枚を試料画像から排除した残りの試料画像で CNN を学習させ、排除した 1 枚の試料画像の $CTDI_{vol}$ を推定し、それを全試料画像について繰り返すラウンドロビン法により、全体の推定精度を算出した。なお、この評価に使用する ROI 像は、CT 画像の中心部から生成した ROI 像(1 試料画像当たりの評価対象の ROI 像の枚数は 310 枚)とし、1 枚の試料画像全体の $CTDI_{vol}$ は、各 ROI 像について算出された推定 $CTDI_{vol}$ の平均値とした。更に、各撮影条件の 5 枚の試料画像について推定した平均の $CTDI_{vol}$ とコンソールに表示された $CTDI_{vol}$ (表示値)の間の相関係数を求めて、本手法の正当性を検証した。

2. 結果

2-1 ROI サイズと判定精度の関係

ROI 像のサイズを変化させた場合の判別精度の評価は、ファントム像の水相当部分全体から生成した ROI 像を用いて行った。評価を行った 3 種類の ROI サイズのうち、 30×30 pixels の ROI 像から得られた判定結果の混同行列を示す(Table 3a, b)。混同行列の縦列は実際の撮影条件のクラス、横列は予測された撮影条件のクラスを示す。分類精度は、全体のデータの中で、正しく分類できたものがどれだけあるかという指

Table 3 Confusion matrix using various noise levels of CT image samples by keeping (a) a constant kV (80, 100, 120 kV) and (b) a constant mAs (50, 100, 200 mAs) (ROI size; 30×30 pixels)

(a)	80 kV	50 mAs	100 mAs	200 mAs	Accuracy (%)	Overall accuracy (%)
	50 mAs	5765	0	0	100	99.9
	100 mAs	0	5747	18	99.7	
	200 mAs	0	0	5765	100	
	100 kV	50 mAs	100 mAs	200 mAs	Accuracy (%)	Overall accuracy (%)
	50 mAs	5677	88	0	98.4	98.4
	100 mAs	10	5625	130	97.5	
	200 mAs	0	46	5719	99.2	
	120 kV	50 mAs	100 mAs	200 mAs	Accuracy (%)	Overall accuracy (%)
	50 mAs	5564	201	0	96.5	95.5
	100 mAs	111	5427	227	94.1	
	200 mAs	0	243	5522	95.8	
(b)	50 mAs	80 kV	100 kV	120 kV	Accuracy (%)	Overall accuracy (%)
	80 kV	5765	0	0	100	97.7
	100 kV	0	5653	112	98.0	
	120 kV	0	248	5517	95.7	
	100 mAs	80 kV	100 kV	120 kV	Accuracy (%)	Overall accuracy (%)
	80 kV	5756	9	0	99.8	96.7
	100 kV	0	5491	274	95.2	
	120 kV	0	287	5478	95.0	
	200 mAs	80 kV	100 kV	120 kV	Accuracy (%)	Overall accuracy (%)
	80 kV	5754	11	0	99.8	96.5
	100 kV	0	5553	212	96.3	
	120 kV	0	367	5398	93.6	

標で、100%に近づくほど性能が高い。管電圧を 80, 100, 120 kV と一定にして、管電流時間積を 50, 100, 200 mAs と変化させた場合 (Table 3a) の全体精度はそれぞれ 99.9, 98.4, 95.5% となった。また、管電流時間積を 50, 100, 200 mAs と一定にして、管電圧を 80, 100, 120 kV と変化させた場合 (Table 3b) の全体精度はそれぞれ 97.7, 96.7, 96.5% となった。

次に、管電圧を 80 kV を一定にして、管電流時間積を 50, 100, 200 mAs と変化させたときの ROI サイズごとの分類精度の結果を Fig. 3 に示す。図に示すように、いずれの線量レベルにおいても、ROI サイズが大きいほど、分類精度が高くなり、ROI サイズが 10×10 pixels の場合の全体精度は 94.5%, 20×20 pixels では 99.3%, 30×30 pixels では 99.9% となった。この傾

向は他の管電圧を一定とした場合も同様であり、すべての撮影条件において、ROI サイズが 30×30 pixels の場合に、最も高い分類精度を示した (Table 4)。

2-2 位置依存性を考慮した場合の判定精度

位置依存性を考慮し、三つに分割した領域ごとに学習およびテストを行った場合の判定精度について示す (Table 5a, b)。なお、ここからは、2-1 の結果から、ROI サイズを 30×30 pixels とした場合の結果のみを示す。ファントム内の位置依存性を考慮することにより、考慮しない場合に比べて全体的に分類精度が向上し、ほとんどの撮影条件において 99.9% 以上の分類精度を示した。

Fig. 3 Change in total accuracy of ROI size (10×10, 20×20, 30×30 pixels).

Table 4 Change in total accuracy of ROI size (10×10, 20×20, 30×30 pixels) by keeping a constant kV

	ROI size	10×10	20×20	30×30
100 kV	50 mAs	89.7%	97.2%	98.4%
	100 mAs	78.0%	92.1%	97.5%
	200 mAs	88.9%	99.1%	99.2%
120 kV	50 mAs	81.2%	93.1%	96.5%
	100 mAs	68.9%	90.0%	94.1%
	200 mAs	84.8%	88.5%	95.8%

Table 5 Overall accuracy of CNN using various noise levels of CT image samples by keeping (a) a constant kV (80, 100, 120 kV) and (b) a constant mAs (50, 100, 200 mAs) considering location dependence

(a)		80 kV	100 kV	120 kV
	50 mAs	100.0%	100.0%	100.0%
	100 mAs	100.0%	100.0%	100.0%
	200 mAs	100.0%	100.0%	100.0%
	Overall accuracy	100.0%	100.0%	100.0%
(b)		50 mAs	100 mAs	200 mAs
	80 kV	100.0%	100.0%	100.0%
	100 kV	99.9%	99.9%	99.9%
	120 kV	99.8%	99.7%	99.8%
	Overall accuracy	99.9%	99.9%	99.9%

2-3 推定 $CTDI_{vol}$ の算出と表示値との相関関係

ラウンドロビン法により、九つの撮影条件で撮像された45枚の試料画像のうちの1枚を未知の試料画像として推定した $CTDI_{vol}$ の撮影条件ごとの平均と誤差の結果を Fig. 4 に示す。グラフの横軸は CT 装置に表

示された $CTDI_{vol}$ 、縦軸は CNN で推定された $CTDI_{vol}$ を示す。推定 $CTDI_{vol}$ の表示 $CTDI_{vol}$ に対する推定誤差は平均で 6.73% で、推定誤差の最大は 1.2 mGy 時の 16.9%，最小は 9.4 mGy 時の 0.91% であった。以上から推定 $CTDI_{vol}$ と表示 $CTDI_{vol}$ の間には非常に高い相

Fig. 4 Comparison of estimation CTDI_{vol} using CNN and exposure dose value displayed on the operator console.

関がある($r=0.998$)ことが実証された。

3. 考 察

CNNを用いたノイズレベルの異なるCT画像の分類は、CNNへの入力画像となるROI像の位置依存性を考慮することで、非常に高い精度を示した。CT画像において、中心部と辺縁部とではノイズ特性が変化することは既知の事実であり⁹⁾、CT画像の中心部から求められるCTDI_{vol}を基準としてノイズレベルの判定を行うためには、位置依存性を考慮することが必要であると考えられる。

CNNへの入力画像のサイズについては、今回の検討では設定した中で最も大きいサイズの30×30 pixelsとした場合に、最も高い精度となった。本手法を臨床画像に応用することを想定した場合、比較的濃度分布が均一で線量の変化がノイズに反映しているような部位は、臨床画像の中にそれほど多く存在するとは思われないため、ROI像のサイズはできるだけ小さい方が望ましいと考えられる。しかしROIサイズを小さくすることにより、データ数の減少に伴うノイズの標準偏差の変化が、CNNによる判定精度に影響を及ぼすことが本研究により示唆された。今回は正方形のROI像のみについて検討を行ったが、ROI像の形状に関しても今後検討の必要がある。

本研究で評価を行った管電圧一定、もしくは管電流時間積一定の条件の場合、基準とするCTDI_{vol}の値に

は比較的明確な差があり、そのことが本研究における非常に高い判定精度の理由の一つになっていると考えられる。そこで、CTDI_{vol}の差が非常に小さい3種類の撮影条件について、追加検討を行った。評価の対象としたのは、管電圧と管電流時間積の組み合わせとCTDI_{vol}が80 kV-200 mAs (4.8 mGy), 100 kV-100 mAs (4.7 mGy), 120 kV-50 mAs (3.8 mGy)についてである。これらの三つの撮影条件の試料画像をFig. 5に示す。図から明らかなように、三つの画像のノイズレベルはほぼ同等であり(水ファントム画像5枚の80 kV-200 mAs, 100 kV-100 mAs, 120 kV-50 mAsのそれぞれの平均SDは22.7 HU, 22.0 HU, 22.2 HU)、目視で線量の大小を判定することは極めて困難であると考えられる。

これらの三つの撮影条件について、位置依存性を考慮したノイズレベルの判定をCNNにより学習・テストした結果、それぞれの撮影条件の分類精度は、80 kV-200 mAsで71.7% (3304/4605), 100 kV-100 mAsで83.3% (3838/4605), 120 kV-50 mAsで67.6% (3117/4605)となり、全体精度は74.2%と本実験の場合と比較して低い精度となった。そこで、これらの三つの撮影条件のCT画像について、NPSを測定した結果をFig. 6に示す。それぞれのNPSについて、周波数1.0 cycles/mmまでの積分値 Σ NPSを算出した結果、80 kV-200 mAsの Σ NPSは12287.8 mm², 100 kV-100 mAsでは10277.7 mm², 120 kV-50 mAsでは

Fig. 5 Similar CTDI water phantom image.

(a) 80 kV-200 mAs, (b) 100 kV-100 mAs, (c) 120 kV-50 mAs

Fig. 6 Each NPS of similar CTDI water phantom image (80 kV-200 mAs, 100 kV-100 mAs, 120 kV-50 mAs).

12036.8 mm²となった。三つの撮影条件のノイズレベルの差はわずかであるが、100 kV-100 mAsの撮影条件が最もノイズが少なく、線量レベルでは最も低い120 kV-50 mAsと最も高い80 kV-200 mAsが、ともに似たノイズ特性となることが判明した。この結果は、CNNによる判定精度と同じ傾向を示しており、CNNによる判定結果は、実際のノイズレベルの結果を反映していると考えられる。以上のことから、CNNを用いたノイズレベルの判定は、NPSによる判定と同等程度に、わずかなノイズ特性の差まで判定することが可能な手法であると考えられる。

本研究でのCNNを用いた推定CTDI_{vol}と表示CTDI_{vol}の相関係数は0.998と非常に高い結果を示しており、CT画像の画質を基準として線量推定が可能

であることを示した。しかし、表示値(4.7 mGy, 4.8 mGy)と(2.3 mGy, 2.4 mGy)において、推定CTDI_{vol}ではそれぞれ(4.85 mGy, 4.37 mGy)と(2.49 mGy, 2.24 mGy)と線量の大小関係が変化する結果となった。この要因を検討するため、前述の場合と同様に、すべての撮影条件の試料画像について、周波数1.0 cycles/mmまでのNPSの積分値 Σ NPSを算出した結果をTable 6に示す。Table 6に示すように、表示値(4.7 mGy, 4.8 mGy)と(2.3 mGy, 2.4 mGy)においては、表示CTDI_{vol}では増加しているにもかかわらず、逆にノイズ量が増えていることが判明した。本研究では、CT画像から求めた推定CTDI_{vol}と装置の出力に対応した表示CTDI_{vol}の相関が高いことの検証を目的としたので、実測したCTDI_{vol}ではなく、装置の表示

Table 6 Comparison of CTDI_{vol} and integrated NPS value between 0.0 and 1.0 cycle/mm

CTDI _{vol} (mGy)	Integrated NPS values (0.0–1.0 cycles/mm)
1.2	57265
2.3	21244
2.4	25119
3.8	12036
4.7	10277
4.8	12287
7.7	5964
9.4	5071
15.3	3002

CTDI_{vol}を用いた。今回、表示CTDI_{vol}の精度検討は行っていないが、今後、臨床応用を目的として研究を進めるうえでは、実測による正確なCTDI_{vol}の取得が必要であると考ええる。

本研究の今後の課題として、画像再構成法がFBP法に限定されている点が挙げられる。近年、アーチファクトやノイズの低減を目的に、逐次近似画像再構成法がCT装置に多く導入されている。一般的にFBP画像と逐次近似画像とでは同じ線量であってもノイズの特徴が異なり、特に逐次近似画像では、各装置で採用されている逐次近似の手法が異なるため、本提案手法を適用するためには、装置ごと、また再構成パラメータごとに試料画像を作成し学習させる必要がある。そのため、今後、逐次近似再構成画像に対して

も検討が必要であると考ええる。

また、本研究では、規格化されたファントムを使用したため、患者サイズ、吸収体の変化が考慮されていない。患者サイズ、吸収体の違いによってX線吸収は変化し、ノイズは変化する。吸収体が異なる場合では線量ごとにノイズの変化が異なるため、ほぼ同様の傾向が得られると考えられる。今後、本手法を臨床画像に応用するためには、患者サイズや吸収体の違いが本手法に与える影響についても検討する必要がある。

4. 結 語

9通りの管電圧とmAs値の組み合わせにより撮影条件を変化させて撮像したノイズレベルが異なるファントム像から得られたCT画像を試料画像とした。CNNを用いてCT画像のノイズレベルの自動判定を試み、CT画像内の位置依存性を考慮することで、判定精度が非常に高くなることを証明した。更に、線量レベルが未知のCT画像のCTDI_{vol}を推定する手法を提案し、非常に高い精度で推定が可能であることを実証した。

本研究の要旨は第47回日本放射線技術学会秋季学術大会(2019年、大阪)にて発表した。

利益相反

筆頭著者および共著者全員が開示すべき利益相反はない。

参考文献

- Boone JM, Strauss KJ, Hernandez AM, et al. Size-specific dose estimate (SSDE) for head CT: the report of AAPM Task Group 293. AAPM 2019; 1-24.
- McCullough CH, Leng S, Yu L, et al. CT dose index and patient dose: they are not the same thing. Radiology 2011; 259(2): 311-316.
- Oono T, Araki F, Tsuduki S, et al. Monte Carlo calculation of patient organ doses from computed tomography. Radiol Phys Technol 2014; 7(1): 176-182.
- 入内島明子, 福島康宏, 小倉明夫. 線量一元管理ソフトウェアを用いたCT線量指標による臓器線量推定法. 日放技学誌 2018; 74(1): 22-28.
- 後藤光範, 佐藤和宏, 水口早苗, 他. CT画像の雑音測定における低周波数領域での精度向上. 東北保健紀 2011; 20(1): 55-61.
- Hayashi N, Maruyama T, Sato Y, et al. Evaluating medical images using deep convolutional neural networks: A simulated CT phantom image study. Technol Health Care 2020; 28(2): 113-120.
- 市川勝弘, 原 孝則, 丹羽慎次, 他. CT画像におけるノイズパワースペクトル算出方法の比較評価. 医用画像情報誌 2008; 25(2): 29-34.
- Ismail A, Ahmad SA, Soh AC, et al. Improving convolutional neural network (CNN) architecture (miniVGGNet) with batch normalization and learning rate decay factor for image classification. International Journal of Integrated Engineering 2019; 11(4): 51-59.
- Pahn G, Skornitzke S, Schlemmer HP, et al. Toward standardized quantitative image quality (IQ) assessment in computed tomography (CT): A comprehensive framework for automated and comparative IQ analysis based on ICRU Report 87. Phys Med 2016; 32(1): 104-115.

問合せ先

〒862-0976 熊本市中央区九品寺4丁目24-1
熊本大学大学院生命科学研究部 白石順二