

超低線量Computed Tomography画像高画質化のための畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の構築

Improvement of Image Quality in Ultra-Low Dose CT Images Using Convolution Neural Network

櫻井基成*1 中山良平*1 浅尾充彦*1 檜作彰良*1

市川泰崇*2 北川覚也*2 佐久間肇*2

Motonari Sakurai Ryohei Nakayama Mitsuhiro Asao Akiyoshi Hizukuri
Yasutaka Ichikawa Kakuya Kitagawa Hajime Sakuma

1. はじめに

CT検査において、患者の放射線被曝は最も重要な問題である。“as low as reasonably practicable”の指針に基づき、画質を劣化させることなく、CTの放射線被曝量を可能な限り低下させることが推奨されている。しかし、線量を落とせば落とすほど、得られるCT画像のノイズレベルが高くなり、解像度も下がり、明らかな画質劣化がみられ、診断能の低下を引き起こす。

近年、CNN（畳み込みニューラルネットワーク：Convolutional Neural Network）を応用することにより、後処理として、低解像度/低画質な画像から高解像度/高画質な画像を生成する研究が数多く報告されている[1-7]。それらは一般画像だけでなく医用画像にも用いられ、Umeharaらは、CNNを用いた超解像法の一つである超解像畳み込みニューラルネットワーク（SRCNN）を胸部X線画像に適用し、良好な結果を報告している[3]。しかし、SRCNNによる高解像度化は、本来、自然画像を対象としたもので医用画像に最適なネットワーク構成ではない可能性がある。そこで本研究では、超低線量CT画像を高画質化するのに適したCNNを明らかにし、高精度な高画質化CT画像を生成することを目的とする。

2. 方法

2.1 実験試料

実験試料は、鈴鹿回生病院のCT装置（GE社製、米国）で、同時期に撮影されたボランティア患者11名（平均年齢：69±7.3歳、年齢範囲：60-84歳）の通常線量CT画像と超低線量CT画像である。本研究では、放射線被曝低減の観点から、低線量よりさらに線量を落とした超低線量CT画像を使用した。通常線量CT画像の撮影では200~300mAの管電流、超低線量CTでは20mAの固定管電流を用いた。超低線量CT撮影の有効線量は0.5mSvである。

2.2 CNNによる高画質化手法

提案手法では、CT画像を肺と肺以外の2つの領域に分け、それぞれ独立してCNNを構成し学習を行う。今回は2つの領域に対して同じ構成のCNNで学習を行った。以下にCNNの構成を示す。

- 入力層（32×32）
- 畳み込み層（5×5のフィルタ32枚）+ReLU
- 畳み込み層（1×1のフィルタ32枚）+ReLU
- 畳み込み層（3×3のフィルタ1枚）+ReLU
- 出力層（26×26）

ReLUはRectified Linear Unit活性化関数である。

本研究ではCNNの学習に、同時期に撮影された同じ患者の通常線量CT画像と超低線量CT画像を用いた。異なる線量のCT画像を1回の撮影で同時に取得することができないため、2回撮影し、2画像間で位置が微妙に異なる。そこで、まず、通常線量CT画像と超低線量CT画像の位置合わせを実施する。この位置合わせには、テクスチャ情報を維持したまま、高精度な非剛体位置合わせを可能とするデモンストラレーション法を用いた[8]。

そして、超低線量CT画像を32×32の大きさの小領域（パッチ）に切り出し、その中央位置に対応する通常線量CT画像の26×26のパッチとペアで学習データを構築する。CNNの学習では、各超低線量パッチを入力層に入力し、対応する通常線量パッチを教師データとして与え、CNNの出力層の値と教師データとのRMSE（Root Mean Squared Error：平均平方誤差）が最小となるようにCNNのパラメータを更新する。CNNの初期学習率は 1.0×10^{-6} 、ミニバッチサイズは128を与えた。

2.3 評価指標

本研究の目的は、超低線量CT画像と通常線量CT画像の局所的な信号パターンとの関係をCNNに学習させることにより、超低線量CT画像からvirtual通常線量CT画像を生成することである。したがって、生成されたvirtual通常線量CT画像は、通常線量CT画像に忠実である必要があり、本研究では以下の指標で評価した。また、提案手法の有用性を評価するため、従来法（SRCNN）により生成される高画質化画像と比較する。

RMSEは、通常線量CT画像と生成画像間の画素値の差を表す指標であり、値が0に近いほど誤差が少なく、通常線量CT画像に近い画像が得られたことを示す。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{\Omega} \sum_{l \in \Omega} (NDCT(l) - constructed\ images(l))^2}$$

Ω ：画像に含まれるボクセル数

NDCT：通常線量CT画像

constructed images：生成画像

*1 立命館大学大学院 理工学研究科

*2 三重大学大学院 医学系研究科

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio: ピーク信号対応比) は、生成画像が通常線量 CT 画像と比較して、どの程度劣化したかを表す指標であり、値が大きいほど劣化が少ない画像であることを示す。

$$PSNR = 20 * \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{RMSE} \right)$$

MAX_I : 通常線量 CT 画像の最大画素値

SSIM (Structural Similarity Index) は、画素値 (輝度値)、コントラスト、構造の 3 つの要素がどの程度変化したかを統合的に評価する指標である。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

$\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$, そして σ_{xy} は通常線量 CT 画像と生成画像の平均画素値、標準偏差、そして共分散値を示す。 C_1, C_2 は評価値が大きくなりすぎないように制御する定数であり、 $C_1 = (K_1 L)^2$, $C_2 = (K_2 L)^2$ とした。ここで、 K_1, K_2 は定数、 L が表示される画素値の最大値で与えられる。

3. 結果と考察

図 1 に通常線量 CT 画像、超低線量 CT 画像、および提案手法、従来法で超低線量 CT 画像を高画質化した画像を示す。両手法とも生成画像は、超低線量 CT 画像に比べ、明らかにノイズが低減し、画質の向上が見られる。また、従来法では、高画質化した画像は、全体的にボケた印象を受けるが、提案手法は細部のテクスチャまで再現されていることが分かる。

表 1 に提案手法、従来法で高画質化した画像の通常線量 CT 画像に対する忠実度の結果を示す。提案手法が従来法よりも全ての指標において、忠実度が高く、より正確な高画質画像を生成することができた。

表 1 通常線量 CT 画像に対する忠実度

	提案手法	従来法
RMSE	46.13 ± 11.7	55.97 ± 12.1
PSNR	33.81 ± 2.28	32.49 ± 2.33
SSIM	0.975 ± 0.016	0.975 ± 0.012

4. まとめ

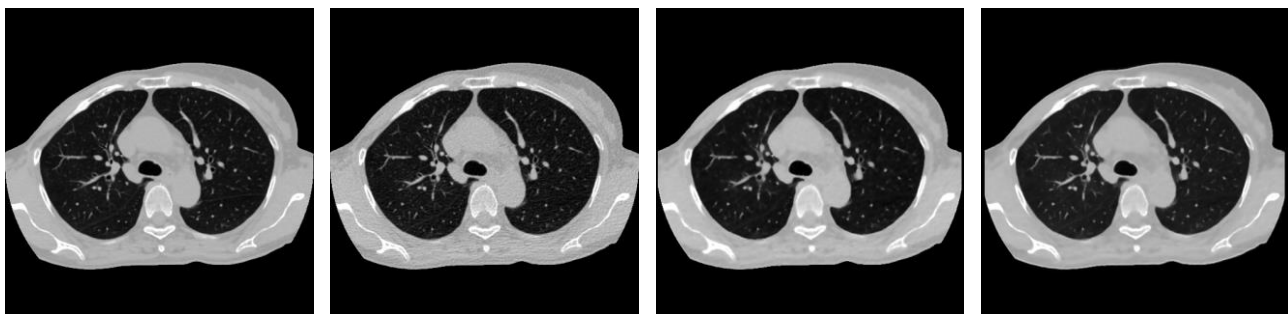
本研究では、CNN による超低線量 CT 画像の高画質化を行った。従来法より、提案手法による高画質化画像の方が、通常線量 CT 画像に対する忠実度が高い結果を示した。提案手法で生成された画像は画質が大幅に改善され、アーチファクトの発生も無かったことから、臨床で有用となる可能性が示唆された。

謝辞

研究遂行にあたり貴重なご助言を賜った三重大学医学部附属病院のスタッフの方々に深謝いたします。

参考文献

- [1] Dong C, Loy CC, et al.: Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 38: 295-307, 2016.
- [2] 大谷真也, 加藤裕, 黒木修隆, 他: 4 並列の畳み込みニューラルネットワークを用いた超解像. 信学論 (D-II) J99: 588-593, 2016.
- [3] Umehara K, Ota J, et al.: Super-resolution convolutional neural network for the improvement of the image quality of magnified images in chest radiographs. Proc. SPIE 10133: 1-7, 2017.
- [4] Dong C, Loy CC, et al.: Accelerating the Super-Resolution Convolutional Neural Network. Computer Vision-ECCV 2016: 391-407, 2016.
- [5] Zeng K, Yu J, et al.: Coupled Deep Autoencoder for Single Image Super-Resolution. IEEE Trans Cybern. 2017 Jan;47(1):27-37.
- [6] Shi J, Liu Q, et al.: Super-resolution reconstruction of MR image with a novel residual learning network algorithm. Phys Med Biol. 2018 Apr 19.
- [7] Du X, Qu X, et al.: Single Image Super-Resolution Based on Multi-Scale Competitive Convolutional Neural Network. Sensors (Basel). 2018 Mar 6
- [8] Kroon DJ, H. Slump C: MRI Modality transformation in demon registration. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 2009.



通常線量 CT 画像

超低線量 CT 画像

提案手法による
virtual 通常線量 CT 画像

従来法による
生成画像

図 1 通常線量画像, 超低線量画像, および提案手法, 従来法で超低線量 CT 画像を高画質化した画像の比較