Aliasing Layer : CNN を用いたパラレルイメージングや EPI のアーティファクト除去 [大会長賞記録]

竹 島 秀 則

キヤノンメディカルシステムズ研究開発センター先行技術研究部

目 的

MR 画像のノイズ除去手法の 1 つとして、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた手法¹⁾が知られている。CNN を用いた手法では、画像の局所的な相関を利用してノイズを除去する。一方、パラレルイメージング (PI) やエコプラナー法 (EPI) といった高速イメージング法を用いると、一般の画像処理ではあまり見られないアーティファクトが生じることがある。これらのアーティファクトでは、相関を持つ信号が離れた位置に生じる。したがって、従来の CNN を利用したノイズ除去手法では、これらのアーティファクトを除去する効果は期待できない。

CNN を利用してこのようなアーティファクトを除去するために、エイリアシング層と呼ぶ新しい手法を提案する。提案手法では、アーティファクトの位置が予測可能であることを利用して、アーティファクトを除去する。

方 法

畳み込み演算の対象に離れた位置の信号を加えるために、3 種類の候補手法を考案した。候補とした手法は、畳み込み演算の対象領域を変更する手法 1、予め分割した画像を CNN に入力しその出力を再結合する手法 2、畳み込み演算の直前に新しい層を追加する手法 3 である。手法 1 と手法 3 はアーティファクトの除去効果が高く、手法 2 と手法 3 は既存のソフトウェアやハードウェアとの互換性が高い。これらの特性を考慮して、手法 3 を提案手法と

した。手法 3 は、アーティファクト信号が元の信号と重なるように画像をずらし、それらをチャンネルとして束ねる処理を利用した手法である (Fig. 1)。この処理は既存の層と同様に扱えることから、エイリアシング層 (AL) と命名した。

AL の効果を確認するため、AL の有無を除いて同一の構成を持つ 8 層の ResNet²⁾ を用いた CNN を用意し (Fig. 2)、アーティファクトを含む疑似データを入力、正解画像を出力としたアーティファクト除去過程を学習した^{3,4)}。AL を有効にした CNN では、ResNet の shortcut と呼ばれる結合の直後に AL を配置した。学習用の正解画像として 30 名計 900 スライスの FLAIR 画像 3600 枚を用いた。また、テスト用の正解画像として 1 名計 30 スライスの FLAIR 画像 120 枚を用いた。PI の疑似データは、正解画像ごとに平均 1、標準偏差 0.25 の正規分布から生成した乱数値を利用し、加速率 2、4 における信号欠落位置に乱数値を乗ずることで生成した。EPI の疑似データは、正解画像ごとに $-0.15 \sim 0.15$ の一様分布から生成した乱数値を利用し、k 空間位置を左右に乱数値だけずらしたデータを再構成することで生成した。学習のロス関数として平均 2 乗誤差を用いた。

結 果

従来の CNN と比べ、AL を利用した CNN では学習時のロス値、テスト時のロス値のいずれも低かった。また、AL を利用した CNN は従来の CNN と比べ、信号部分への影響は少な

Fig. 1. (color online) The aliasing layer (AL) in a convolutional neural network (CNN) for eliminating artifacts of 3-fold parallel imaging (PI). The AL duplicates input channels, applies circular shifts to the duplicated channels, and concatenates the input and all shifted channels.

Fig. 2. (color online) The denoising CNN using the proposed ALs for demonstration. The purpose of the CNN is to remove residual aliasing artifacts which are left after reconstruction of PI or EPI. The first and last layers are inserted for adjusting number of channels.

く、アーティファクトを抑える効果は高いことを視覚的に確認できた (Fig. 3)。

結 論

AL を利用した CNN により、MR 特有のアーティファクトのみを選択的に除去できる可能性を示した。

文 献

1) Kidoh M, Shinoda K, Kitajima M, et al.: Deep

learning based noise reduction for brain MR imaging: tests on phantoms and healthy volunteers. Magn Reson Med Sci 2020 ; 19 : 195–206

2) He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. CVPR. Las Vegas, USA : IEEE, 2016 ; 770–778

3) Takeshima H. Convolutional neural networks with aliasing layers for correcting parallel imaging and EPI ghost artifacts. ISMRM 2019 ; 27 : 4695

4) Takeshima H. Aliasing layers for processing parallel imaging and EPI ghost artifacts efficiently in convolutional neural networks. Magn Reson Med : 28758 (online ahead of print)

Fig. 3. Results of correcting aliased PI and EPI images using CNNs with and without ALs. The CNN without ALs failed to suppress some of aliasing artifacts. The images using the proposed method (the CNN with ALs) were similar to the ground-truth images (Truth).

Aliasing Layer: A New Method for Removing Parallel Imaging Aliasing and EPI Ghosting Artifacts in CNN [Presidential Award Proceedings]

Hidenori TAKESHIMA

*Advanced Technology Research Department, Research and Development Center,
Canon Medical Systems Corporation
70-1 Yanagi-cho, Saiwai-ku, Kawasaki-shi, Kanagawa 212-0015*

Purpose : Residual aliasing artifacts are often generated in MR images acquired using parallel imaging (PI) and/or echo-planar imaging (EPI). Existing denoising methods based on convolutional neural networks (CNNs) assume that an image has spatial locality. Since the artifacts do not satisfy the assumption of CNNs, denoising methods based on CNNs cannot remove artifacts efficiently. In this presentation, the author proposes a new method that can significantly reduce residual aliasing artifacts. The proposed method utilizes the locations of aliasing artifacts and/or N-half ghost artifacts, which can be analytically calculated.

Methods : CNNs based on ResNet, with and without aliasing layers (ALs), were used to remove artifacts from the reconstructed MR images. For training and testing the CNNs, 31 fluid-attenuated inversion recovery (FLAIR) images (30 training, 1 testing) were used. PI aliasing artifacts were simulated by adding noise to the k-space. In the case of EPI, even and odd encodes in k-space were shifted to simulate aliasing artifacts.

Results : The use of ALs significantly reduced training and validation errors. The CNN without ALs suppressed the brain structures where signals were weak. In contrast, the correction method using CNNs with the proposed ALs suppressed parallel imaging aliasing and EPI ghosting artifacts, selectively.

Conclusion : The correction method using the proposed AL could effectively remove PI aliasing and EPI ghosting artifacts.