



仪器仪表学报
Chinese Journal of Scientific Instrument
ISSN 0254-3087, CN 11-2179/TH

《仪器仪表学报》网络首发论文

题目: 基于残差编解码网络的 CT 图像金属伪影校正
作者: 马燕, 余海军, 钟发生, 刘丰林
收稿日期: 2020-06-15
网络首发日期: 2020-09-18
引用格式: 马燕, 余海军, 钟发生, 刘丰林. 基于残差编解码网络的 CT 图像金属伪影校正. 仪器仪表学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2179.TH.20200918.1133.006.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于残差编解码网络的 CT 图像金属伪影校正

马燕^{1,2}, 余海军^{1,2}, 钟发生^{1,2}, 刘丰林^{1,2,3,*}

(1. 重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400044; 2. 重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心 重庆 400044;
3. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆 400044)

摘要：金属伪影校正对提高 CT 图像清晰度具有重要意义。针对金属伪影校正研究中伪影消除不彻底、组织结构缺失等问题，本文提出一种基于残差编解码网络的金属伪影去除(RED-CNN-MAR)方法。首先，使用 RED-CNN 网络实现由金属伪影图像到无金属伪影图像的端到端映射，在卷积层之后引入 BN 层提高网络训练精度和加快收敛速度；并且将原始图像、线性插值(LI)图像、射束硬化校正(BHC)图像作为 RED-CNN 网络的三通道输入，以融合不同校正方法的优势。接着，对该网络的输出图像在投影域进一步做组织处理；最后利用滤波反投影重建得到校正后的无金属伪影图像。经实验分析，经过 RED-CNN-MAR 方法校正后的图像 RMSE 减小了 0.0007，PSNR 和 SSIM 分别提高了 0.59dB、0.0028。实验结果表明，该方法可以有效地抑制金属伪影，重建出清晰的结构细节。

关键词：金属伪影校正；深度学习；残差网络；编解码器

中图分类号：TP391.9 TH74 文献标识码：A 国家标准学科分类代码：520.60

CT metal artifact reduction based on the residual encoder-decoder network

Ma Yan^{1,2}, Yu Haijun^{1,2}, Zhong Fasheng^{1,2}, Liu Fenglin^{1,2,3,*}

(1. Key Lab of Optoelectronic Technology and Systems, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2. Engineering Research Center of Industrial Computer Tomography Nondestructive Testing, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
3. State Key Lab of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Metal artifact reduction is of great significance to improve the clarity of CT images. In this domain, some problems include incomplete artifact removal and miss of organizational structure. To address these issues, this paper proposes a method of metal artifact reduction based on the residual encoder-decoder network (RED-CNN-MAR). Firstly, the RED-CNN network is used to realize the end-to-end mapping from the metal artifact image to the metal artifact-free image. The BNlayer is utilized after the convolutional layer to improve the training accuracy of the network. Meanwhile, the speed of convergence is enhanced. To integrate the advantages of different correction methods, the original image, linear-interpolation images and beam-hardening correction images are used as the three-channel input of the RED-CNN network. Secondly, the output image of the network is further processed in the projection domain. Finally, the corrected image without metal artifact is reconstructed by the filtering back projection algorithm. The RMSE of the image corrected by the RED-CNN-MAR method is reduced by 0.0007. PSNR and SSIM are improved by 0.59dB and 0.0028, respectively. Experimental results show that the proposed method can effectively suppress metal artifact and reconstruct clear structural details.

Keywords: metal artifact reduction; deep learning; residual network; encoder-decoder

0 引言

计算机断层扫描(computed tomography, CT)作为一种非侵入性成像技术，广泛应用于工业、医学和其他领域。滤波反投影(filtered back projection, FBP)^[1]是 X 射线 CT 成像中应用最广泛的一种图像重建方法，一般在投影数据完整的情况下可以重建出良好的图像。然而，当检测视场范围内出现金属物体时，会强烈衰减甚至完全阻挡 X 射线，导致探测器接收到缺失或损坏的投影数据。若使用传统 FBP 方法重建图像，得到的图像会出现明暗相间的放射状

条纹^[2]，即金属伪影。金属伪影会严重损害图像质量，降低断层图像中金属周围的结构清晰度。在工业检测时增大缺陷检测、定位的误差，在临床诊断中影响后续诊断结果的准确性。因此，采取高效率、高质量的方法对金属伪影进行校正非常必要。

现阶段金属伪影校正(metal artifacts reduction, MAR)方法可分为五大类^[3]：数据获取改进、基于物理效应的校正、迭代重建、基于投影域数据补全和基于图像域处理的校正

方法。金属伪影首先可以从数据采集阶段^[4]进行预防,增加数据的固有保真度。射束硬化校正(beam hardening correction, BHC)^[5]是一种基于物理效应校正的方法,使用物理校正算法直接减少光束硬化误差,可消除金属伪影并保持图像的空间分辨率;目前应用较多的是基于投影域数据补全的校正方法,如线性插值^[6] (linear interpolation, LI)算法是在投影域对缺失的投影数据由其邻近的不受影响的数据通过插值补全,此算法简单快速,但是次级伪影严重。为有效抑制次级伪影和保护金属边缘的组织结构, Meyer 提出归一化金属伪影校正方法^[7](normalization metal artifact reduction, NMAR),该方法采用均值聚类法计算先验模型,对先验模型做标准化插值,对先验模型的图像质量具有较高要求。近年来,深度学习方法在图像处理领域的研究快速发展,已成功应用于图像检测^[8]、图像去噪^[9,10]、图像分类^[11]等,并开始用于 CT 图像金属伪影校正^[12-14]。Hegazy^[14]使用 U-Net 网络在投影域进行金属分割,对分割后的数据进行校正。Zhang^[15]将简单的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与图像域后处理方法相结合来抑制金属伪影,提出一种基于简单 CNN 网络的校正算法,校正果优于传统校正方法,伪影得到明显抑制。Ghani^[12]直接在投影域使用条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)补全缺失的投影数据,并且结合真实数据集实现迁移学习,提高了网络的泛化性能。

但是上述方法仍然存在一些问题,传统的单一的金属伪影校正方法无法取得理想的校正效果。基于深度学习的金属伪影校正方法较好地消除了金属伪影,但是基于 U-net 的 MAR 方法在上采样下采样的过程中会造成图像细节的丢失;基于 CNN 的 MAR 方法,由于只有简单的卷积操作无法充分提取图像特征,不能彻底消除伪影,伴随次级伪影出现;CGAN 网络改善了网络模型,但是非监督式的网络训练模型在训练过程中存在着训练不稳定且网络难以收敛的问题。

为此,本文提出一种基于残差编解码器(residual encoder-decoder, RED)卷积神经网络的金属伪影校正(RED-CNN-MAR)算法。该算法使用 RED-CNN 网络完成图像域的训练,RED-CNN 网络模型简单易训练,且包含卷积与反卷积操作能更好地提取特征并恢复图像细节;并且将 RED-CNN 网络作为一种融合工具,使用原始图像、LI 图像、BHC 图像作为神经网络的三通道输入,而非传统神经网络的单通道输入,可以融合线性插值和射束硬化校正以及深度学习自动校正三种不同方法的优点。最后,将残差学习与传统的组织处理技术结合进一步恢复图像组织细节,达到理想的伪影校正效果。

1 基于残差编解码网络的 MAR 算法

传统的单一的金属伪影校正算法具有其自身的局限性。线性插值方法利用其自身插值特性可以有效利用受损点附

近不受影响的良好信息,并且实验表明^[5]对盆腔区域的校正效果良好。但是受损区域投影数据被完全替换,难以避免细节信息丢失的情况;而射束硬化方法直接对物理效应校正,可以保护原始的投影数据中有效信息,在保持空间分辨率的同时去除金属伪影,然而该方法需要了解植入材料或 X 射线谱^[5],限制了其应用。

本文将 LI 校正方法和 BHC 校正方法融合来共同校正金属伪影,两种方法的结合可以避免投影数据中组织细节信息丢失并有效地进行受损数据修正。利用神经网络可以多通道输入的特点,选取神经网络作为一种融合工具,将原始图像、LI 校正图像、BHC 校正图像作为网络三通道输入,在特征提取过程中获取到来自不同来源的有效信息:原始数据信息、相邻投影数据的良好信息以及物理校正后的信息,从而达到融合不同校正方法的优势的目的。

RED-CNN-MAR 算法结合投影域和图像域共同处理,算法主要流程如图 1 所示。首先,将原始图像中的金属痕迹分割出来,进行前向投影得到金属痕迹的投影正弦图,以便后续图像融合工作使用。接着,本文选用原始图像与线性插值和射束硬化校正后的图像,即原始图像、LI 图像、BHC 图像作为残差编解码网络的三通道输入,经过网络训练得到弱伪影图像;网络多通道输入的设置可以实现同时使用不同机制校正算法的目的。为进一步抑制金属伪影,对残差网络训练所得的图像在投影域进行组织处理得到先验图像。最后,将得到的先验图像的投影正弦图与分割出来的金属痕迹进行融合得到完整的投影正弦图,进行 FBP 重建^[1]获得校正后的无金属伪影的 CT 图像。

2 研究方法

2.1 网络训练与设计

残差网络模型简单、易训练,已广泛应用到图像处理^[16,17]领域。受 RED-CNN 网络^[18]的启发,本文将残差编解码网络用于金属伪影校正,网络结构图如图 2 所示。与简单的残差网络^[19]相比,残差编解码网络在残差网络的基础上加入反卷积层。残差网络中的编码器(encoder)用于分层特征提取,将输入首先映射到一个非线性空间^[20];然后解码器(decoder)将其反向映射以重构输入。

2.1.1 编码网络

编码器^[21]在网络训练中的主要作用是特征提取,主要由五层卷积层构成,每一个小的编码器单元组成是 Conv+BN+ReLU。在卷积操作之后加入了批量归一化(batch normalization, BN)^[22],即 BN 层。在输出每一层中,经过编码网络执行后的输出 $f(X_i)$ 定义为:

$$f(X_i) = \text{ReLU}(\text{BN}(W_i * X_i + B_i)), i = 0, \dots, m \quad (1)$$

式中 $*$ 表示卷积操作, BN 表示批量归一化操作, ReLU 是一个定义为 $\text{ReLU}(X) = \max(0, X)$ 的非线性运算单元,在 BN 层之后执行。 m 是卷积层的层数, W_i 和 B_i 分别为第 i 层卷积核的权重和偏置。 X_i 是第 i 层中提取出来的图像块, X_0 是从输入图像中提取出来的大小为 $s \times t \times 3$ 的图像块。

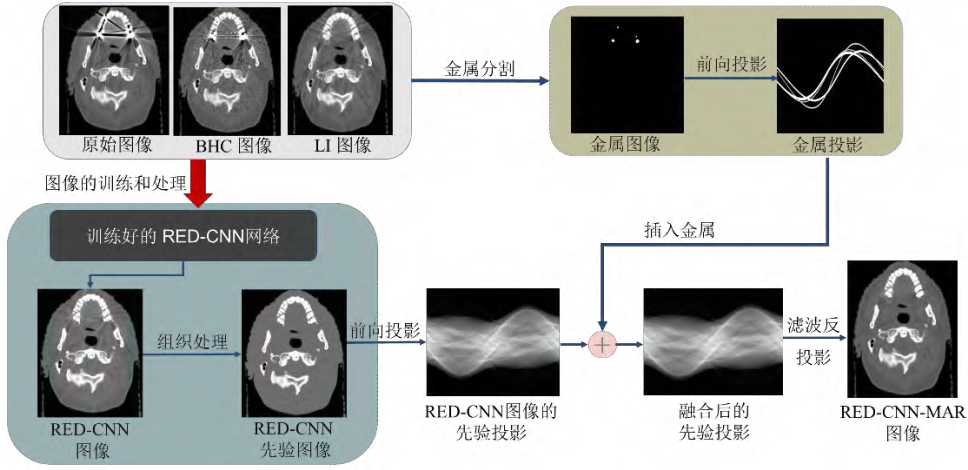


图 1 算法原理流程图

Fig.1 Work flow of the RED-CNN-MAR algorithm

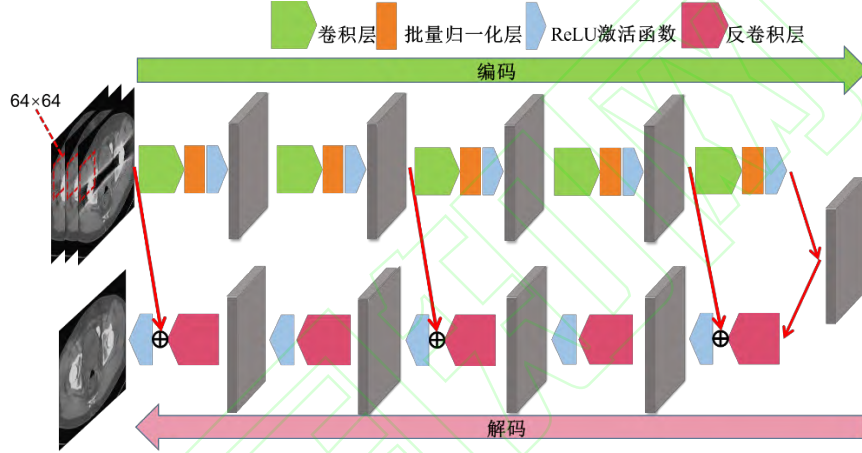


图 2 残差编解码网络结构

Fig.2 Architecture of RED-CNN network

2.1.2 解码网络

在编码网络的特征提取过程中，会造成输入图像细节丢失或减少。为避免卷积操作后信息丢失，在解码网络中使用反卷积层，完成从提取的特征中进行图像重建的工作，从而恢复出接近于标签图像的无金属伪影图像。解码网络由五层反卷积层构成，每一个小的解码器单元组成是 Conv_t+ReLU。为了保证网络的输入和输出完全匹配，卷积层与反卷积层必须具有相同的卷积核尺寸大小。在每一层中，经过解码网络执行后的输出 $f(U_i)$ 定义为：

$$f(U_i) = \text{ReLU}(W_i \otimes U_i + B_i), \quad i = 0, \dots, n \quad (2)$$

式中 \otimes 为反卷积操作， n 是反卷积层的层数， W_i 和 B_i 分别为第 i 层中反卷积核的权重和偏置。 $U_0 = x$ 为一系列编码操作后的输出特征向量， $U_i (0 < i < n)$ 是前一反卷积层的重构特征向量。经过一系列解码操作后，从提取的特征中重建出目标图像。

2.1.3 残差映射

在前向传播的过程中，随着网络层数的加深，特征图包含的图像信息会逐层减少，同时梯度扩散会使网络难以训练，而残差网络直接映射的加入，保证了 $i+1$ 层的网络一定比 i 层包含更多的图像信息。因此，在去除伪影和噪声的同时，也尽可能地保留了原始图像信息。

编解码残差网络是由一系列残差块组成的，残差块分

成两部分^[23]：直接映射部分和残差部分，一个残差块可以表示为：

$$y_i = h(x_i) + \Re(x_i, P_i) \quad (3)$$

$$x_{i+1} = f(y_i) \quad (4)$$

x_i 和 x_{i+1} 是第 i 个残差单元的输入与输出；函数 h 是恒等映射： $h(x_i) = x_i$ ， $h(x_i)$ 是直接映射部分，反应在图 3 中是左边的直线； $\Re(x_i, P_i)$ 是残差部分， \Re 是残差映射函数， P_i 在该网络中由编码和解码操作组成，即图 3 中右侧包含编解码网络的部分。

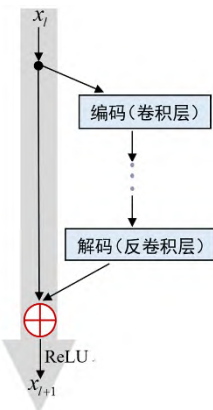


图 3 残差映射原理图

Fig.3 Schematic diagram of residual mapping

2.1.4 改进的残差编解码网络

本文的网络模型是残差编解码网络的优化模型。相对于单通道输入的网络，本文中三通道输入可以获取不同来源的有用特征，使得金属伪影校正结合了不同校正方法的优点。并且本文设计的编码器模型，在卷积层之后加入了BN层，批量归一化之后再使用ReLU函数。深层的神经网络会导致训练过程中损失函数难以收敛，加大训练难度，BN层可以加快收敛速度，解决训练深度神经网络出现的内部协变量移位(internal covariate shift)问题^[22]并提高泛化能力，同时还有助于提高网络训练模型的精确度。

网络的训练过程包括特征提取、非线性映射、反卷积重建。该网络的目标是将输入图像 x 尽可能修复成为接近于标签图像 y 的高质量图像。为了缩减网络重建图像与真实标签图像 y 之间的差值，需要对网络参数权重 $\theta = \{W_1, \dots, W_i, B_1, \dots, B_i\}$ 不断进行优化调整，该优化过程通过最小化网络重建图像 $f(U_k; \theta)$ 与真实标签图像 Y_k 之间的均方误差(mean square error, MSE)实现。所以网络的损失函数定义为：

$$L(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \|f(U_k; \theta) - Y_k\|^2 \quad (5)$$

其中， m 为训练样本的数量，在本文中 m 取值为 10000。使用标准的反向传播的随机梯度算法 SGD 最小化损失函数。

2.2 组织处理

经过 RED-CNN 网络训练后的图像伪影明显消失，为彻底消除金属周围残留的微弱伪影，并且清晰地恢复受金属伪影影响的组织结构边界信息，该算法接着在投影域使用基于聚类分割的组织处理技术对残差编解码网络生成的图像进行处理，以达到更好的校正效果。

残留的金属伪影是微弱的，在神经网络训练过程中这部分金属伪影由于不够明显，网络无法准确地识别组织信息与微弱的金属伪影信息并将其去除，导致水当量组织的平坦区域存在较不明显的金属伪影。为了彻底去除遗留的金属伪影，需要对水当量组织进行处理。因为水当量的组织有相似的 X 射线衰减，并且在图像中占主导比例，所以为这些像素分配一个统一的值，以去除平坦区域残留的金属伪影^[15]。

首先遵循 K 均值聚类分割^[24]方法的原理，基于两个阈值自动将图像分割为骨骼、水(包含水当量组织)、空气三个部分，为了避免在仅有少量骨像素的情况下出现错误聚类，骨-水阈值不小于 350HU。接着将聚类分割后的图像转化为二值图像，即水像素为一，其余像素为零。但是如果将水像素区域直接设置为一个恒定值，会造成边界数据的不连续性，产生假边界或结构，所以在水像素区域设置一个 $L = 5$ 像素的过渡区，这个过渡区域由两个像素点之间的距离计算所得。具体实现为在二值图像的基础上引入距离图像，即该像素与其最近的零像素之间的距离若大于 L ，像素值设置为 L ，否则设置为两者之间的距离 D 。神经网络训练完的图像经过组织处理后的水像素的加权平均值表示

为：

$$\frac{-Net, w}{y} = \frac{\sum_i D_i y_i^{Net}}{\sum_i D_i} \quad (6)$$

从而得到先验图像：

$$y_i^{prior} = \frac{D_i}{L} \frac{-Net, w}{y} + (1 - \frac{D_i}{L}) y_i^{Net} \quad (7)$$

该算法中 RED-CNN 网络训练与组织处理是两个互惠互利的步骤，与基于先验图像的 MAR 方法相似，组织处理可以去除大部分伪影，生成效果较好的先验图像。但是，在有严重金属伪影存在的情况下，先验图像通常会受到组织错误分类的影响。经过 RED-CNN 网络训练后的图像使重度的金属伪影消除，接着结合组织处理技术，进一步消除残留的细微的金属伪影的同时避免组织错误分类。本文中在组织处理环节加入了水当量组织部分的过渡区域的处理，可以消除同一阈值分配造成的数据不连续性，恢复清晰准确的边缘结构的同时消除该区域残留的金属伪影，指导生成图像质量更好的结果。

3 实验结果与分析

为了验证所提出算法的有效性，本文选用与文献^[15]相同的数据集进行训练和测试，该数据库包含 100 种案例下的金属伪影 CT 图像，每张图像的像素大小为 512×512。通过模拟各种金属种植体，如牙齿填充物、脊柱固定螺钉、髋关节假体、线圈、金属丝等；并且调整金属材料的大小、角度、位置和插入的金属材料种类，创建了包含了 100 个案例的数据库。从该数据库中提取 10000 个图像块生成数据集，尺寸大小为 64×64。为了进行交叉验证，将数据集分成两组，其中 80% 作为训练集，20% 用于验证集。训练过程中，采用原始图像块、LI 图像块与 BHC 图像块作为输入。图 4 展示了数据集中部分代表性样本，每一列对应一种案例，每个案例包含参考图像、原始图像、BHC 图像、LI 图像；其中 BHC 图像、LI 图像分别是使用 BHC 方法、LI 方法对原始图像进行校正后的图像。本文残差编解码网络的结构配置参数如表 1 所示，选取大小为 3×3、数量为 32 的卷积核进行特征提取，尺寸大小为 3×3 的反卷积核进行图像重建。本文算法采用 Matlab R2016 编程，并借助深度学习工具包 Matconvnet 实现，以及 CUDA9.1 进行 GPU 加速。电脑硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i5-8400 CPU @ 2.80GHz，NVIDA GeForce GT 730。

将本文算法与 LI 算法^[6]、BHC 算法^[5]、NMAR 算法^[7]、LI-NMAR 算法^[7]和 CNN-MAR^[15]算法进行比较。其中，LI-NMAR 算法是将线性插值校正后的图像作为先验图像，对先验图像进行归一化处理；CNN-MAR 算法的实验结果采用原文献中原迭代模型的最终校正结果。本文进一步采用结构相似性指数(structural similarity index, SSIM)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)三个客观评价指标对不同算法校正后的图像进行分析。SSIM 可以从亮度、对比度、结构三

方面度量图像相似性，其取值范围为[0,1]，值越接近于 1，参考图像 x 与重建图像 y 之间的结构相似性越高。RMSE 表示参考图像 x 和恢复图像 y 的均方根误差，误差越小，该值越小。PSNR 是基于误差敏感的图像质量评价指标，单位是 dB，数值越大表示失真越小。

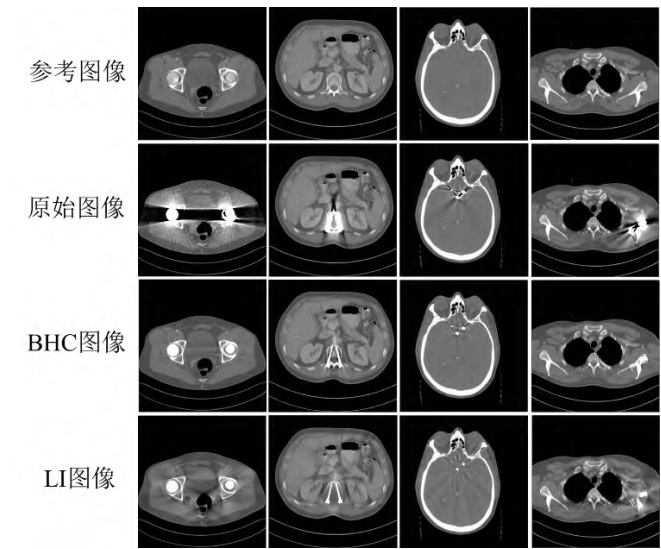


图 4 数据集中的代表性样本

Fig.4 The representative samples of the data set

表 1 残差编解码网络的结构配置参数

Table 1 Configuration parameters for the RED-CNN network

structure			
网络层	核大小	通道数	图像尺寸
conv1+BN+ReLU	(3,3,3)	(32,32)	64×64
conv2+BN+ReLU	(1,3,3)	(32,32)	64×64
conv3+BN+ReLU	(1,3,3)	(32,32)	64×64
conv4+BN+ReLU	(1,3,3)	(32,32)	64×64
conv5+BN+ReLU	(1,3,3)	(32,32)	64×64
convt1+ReLU	(1,3,3)	(32,32)	64×64
convt2+ReLU	(1,3,3)	(64,32)	64×64
convt3+ReLU	(1,3,3)	(32,32)	64×64
convt4+ReLU	(1,3,3)	(64,32)	64×64
convt5+ReLU	(1,3,3)	(35,1)	64×64

3.1 网络设置

随着网络深度的加深，模型准确度会达到饱和接着迅速退化，出现难以收敛的情况，导致网络的训练精度降低^[25]。残差网络可以加快网络损失函数的收敛速度，解决网络层数增加引起的梯度消失和退化问题。图 5 展示了残差网络与非残差网络的损失函数随迭代次数的收敛速度，从图中可以看出，相比于非残差网络，残差网络收敛速度较快，收敛后的 loss 值较小，说明残差学习的学习效果优于直接映射的学习效果，可以最小化输入图像与目标图像之间的差值。引入残差后的映射对输出的变化较敏感，在保持网络深度的同时提高了模型的准确率。

神经网络的层数与残差单元的个数决定训练模型的性能，为进一步确定合适的残差网络层数与残差单元个数，本文分别训练和测试了网络层数为 6、10、12，残差单元个数分别为 2、3、4 的网络模型。表 2 展示了不同网络模型在相同训练集下迭代一次所需的平均时间，可以看出 10 层的残差编解码网络迭代一轮所需时间较短、训练速度较快，为 270.534s。

本文选取案例一(髌关节假体)作为测试集，对层数为 6、10、12 的网络训练后的图像质量进行评价，表 3 展示了三种网络训练后图像的 SSIM 值、RMSE 值、PSNR 值，可以看出残差编解码网络层数为 10 时，输出图像的评价指标较优，SSIM 值较大、RMSE 值较小、PSNR 值较大，说明网络的图像修复性能较高。综上所述，网络模型的层数为 10 时，其收敛速度较快，且校正后的图像质量较高，金属伪影校正的性能较优。

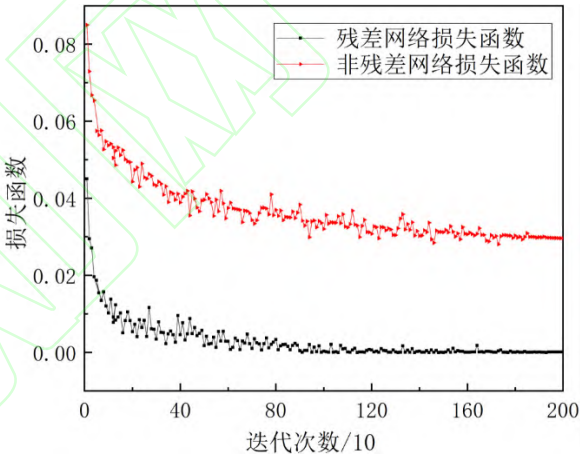


图 5 残差网络与非残差网络的损失函数

Fig.5 The loss function of residual network and non-residual network

表 2 网络层数为 6、10、12 层的残差编解码网络训练一轮的平均时长

Table 2 The average training time for one epoch of the RED-CNN network with the number of layers of 6、10、12

网络层数	6	10	12
训练时间/s	313.734	270.534	756.878

表 3 网络层数为 6、10、12 层的残差编解码网络处理后的 SSIM 值、RMSE 值、PSNR 值

Table 3 SSIM value, RMSE value and PSNR value under the RED-CNN network with the number of layers of 6, 10 and 12

网络层数	SSIM	RMSE	PSNR/dB
6	0.9464	0.0060	70.5764
10	0.9466	0.0057	70.6048
12	0.9447	0.0061	70.2992

3.2 不同算法效果对比分析

为了直观地验证算法的修复效果，选取两个金属伪影较为严重的图像进行校正效果测试。案例一为髌关节假体，如图 6 所示，BHC 方法和 NMAR 方法校正后的图像仍存

在明显的金属伪影，LI 和 LI-NMAR 校正后暗带消失，残留有部分的伪影且组织结构有一定程度的失真。CNN-MAR 校正后的图像与原始图像相比图像质量显著提高，但伴随有轻微的次级伪影出现。相比其他算法，RED-CNN-MAR 算法的结果金属伪影去除彻底，图像清晰，被金属伪影污染的细节和轮廓明显恢复。

案例二为牙齿填充物，图 7 展示了各算法校正后的结果。相比而言，LI 算法和 BHC 算法处理后的图像伪影明显减少，但图像清晰度降低，BHC 校正后的图像组织结构信息丢失严重。NMAR 算法的校正效果依赖于先验图像的质量高低，由于原始图像金属伪影严重，NMAR 校正后伪

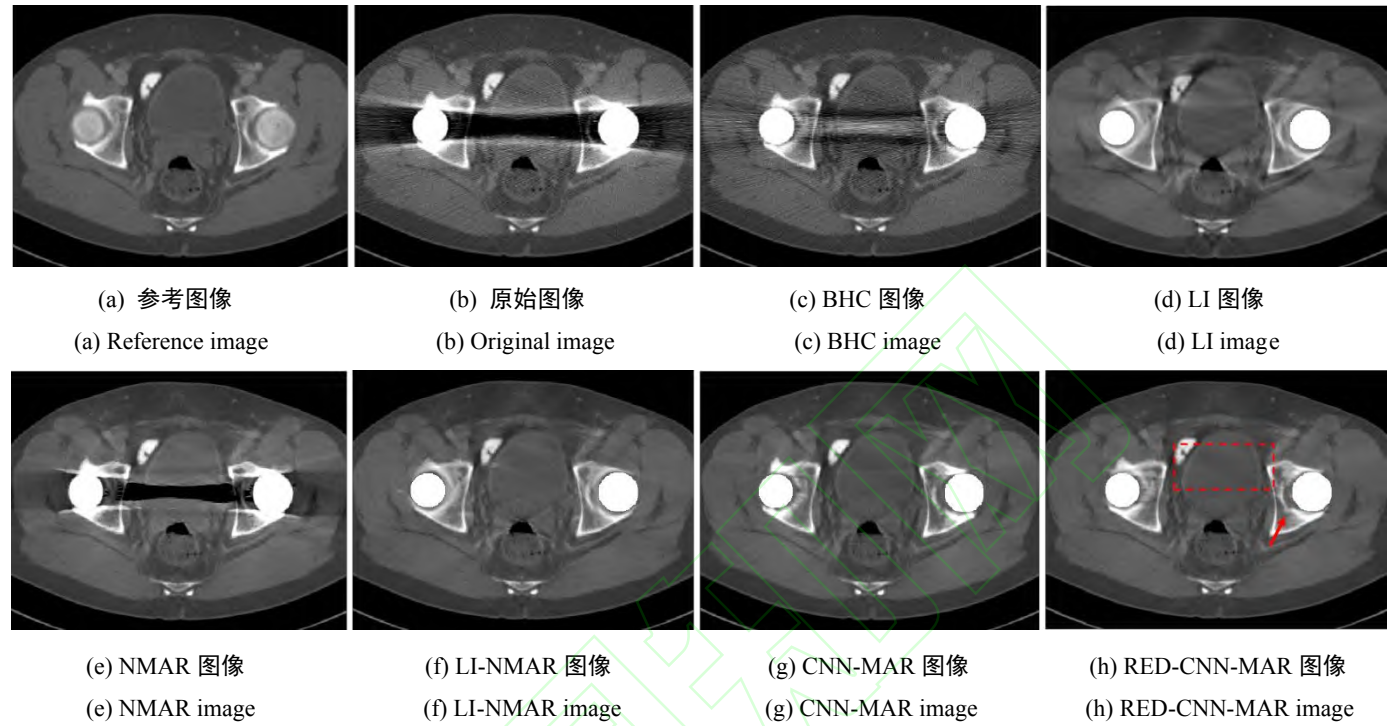


图 6 双侧髋关节假体在不同算法下的效果图

Fig.6 Effect of bilateral hip prosthesis under different algorithms

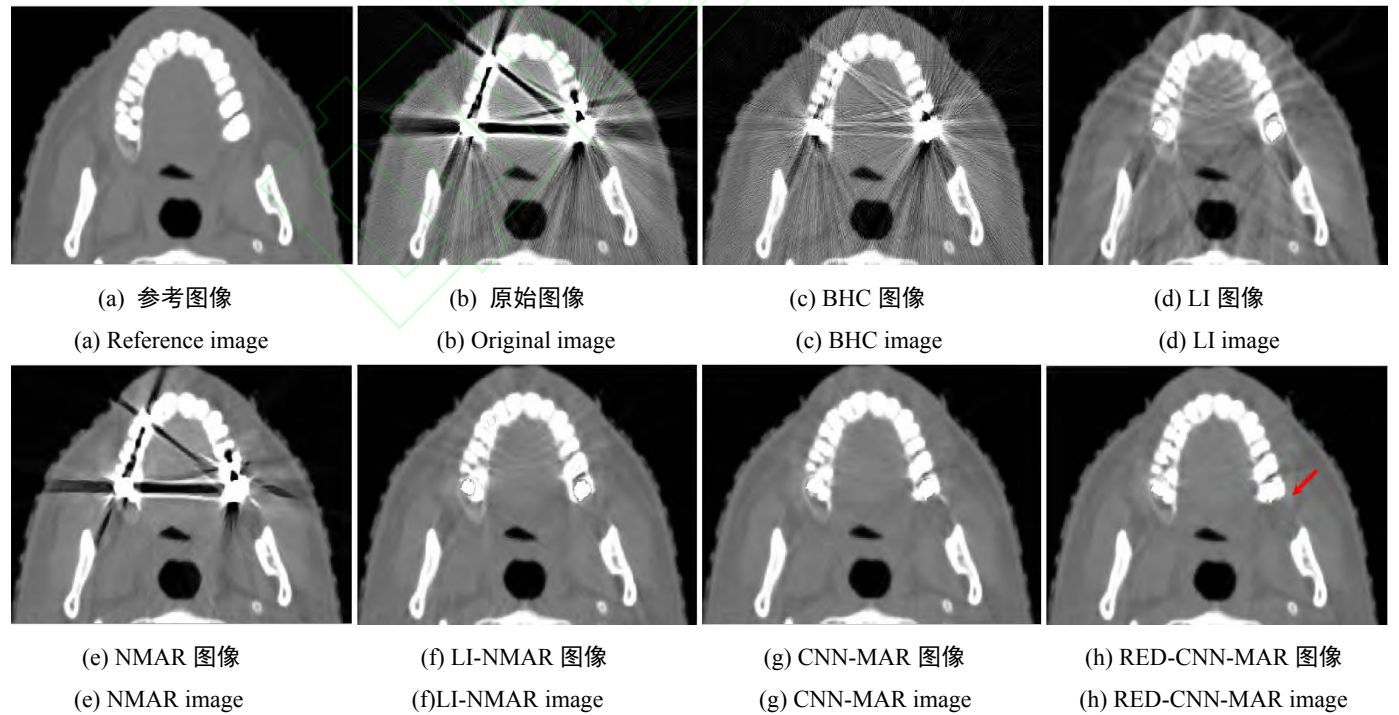


图 7 牙齿填充物在不同算法下的效果图

Fig. 7 Effect of dental fillings under different algorithm

影明显存在，图像失真严重。LI-NMAR 算法由于采取质量较高的 LI 图像作为先验图像，组织结构信息恢复良好，但图像中出现了放射状的次级伪影。CNN-MAR 算法整体上

有效的去除了金属伪影，但是组织边缘有部分金属伪影残留，图像细节仍有待提高。相比而言，本文提出的算法校正后的图像金属伪影明显消除，如图 7(h)中箭头所示，有

效消除了牙齿周边残留的金属伪影，清晰恢复了轮廓边缘。

为进一步验证算法的有效性，表 4、5、6 分别展示了测试集在不同算法处理后的 SSIM、PSNR 和 RMSE。可以看出，在案例 1 中，本文算法的各评价指标较传统算法 BHC、LI 明显提高，与 CNN-MAR 算法相比，SSIM 值提高了 0.0001，RMSE 降低了 0.0009，PSNR 提升了约 0.7dB，各

评价指标均有所提高。在案例 2 中，RED-CNN 算法校正后的图像的评价指标均高于其他算法，相对于 CNN-MAR，RED-CNN-MAR 的 PSNR 值比 CNN-MAR 的 PSNR 值提升了约 2.6dB，SSIM 也提高了 0.0072，RMSE 减小了 0.0007，说明本文算法校正后的图像失真较小，在去除金属伪影的同时，金属组织周围结构细节和边缘恢复较为完善。

表 4 不同算法处理后的 SSIM
Table 4 SSIM values of different algorithms

算法	原始图像	BHC	LI	NMAR	LI-NMAR	CNN-MAR	RED-CNN-MAR
案例 1	0.6161	0.6304	0.9323	0.8929	0.9397	0.9465	0.9466
案例 2	0.5314	0.5095	0.8727	0.8257	0.9450	0.9624	0.9696

表 5 不同算法处理后的 PSNR，PSNR 单位为 dB
Table 5 PSNR values of different algorithms, PSNR values in dB

算法	原始图像	BHC	LI	NMAR	LI-NMAR	CNN-MAR	RED-CNN-MAR
案例 1	62.3754	64.1683	68.1063	63.9944	69.2276	69.9090	70.6048
案例 2	56.7802	57.1864	63.4054	59.7861	64.5122	65.7749	68.3427

表 6 不同算法处理后的 RMSE
Table 6 RMSE values of different algorithms

算法	原始图像	BHC	LI	NMAR	LI-NMAR	CNN-MAR	RED-CNN-MAR
案例 1	0.0376	0.0249	0.0101	0.0259	0.0078	0.0066	0.0057
案例 2	0.1365	0.1243	0.0297	0.0683	0.0230	0.0172	0.0165

表 7 不同算法处理后的 SSIM、RMSE、PSNR 的均值
Table 7 The mean value of SSIM、RMSE、PSNR of different algorithms

算法	原始图像	BHC	LI	NMAR	LI-NMAR	CNN-MAR	RED-CNN-MAR
SSIM	0.7709	0.8449	0.9423	0.9050	0.9688	0.9778	0.9806
RMSE	0.0548	0.0317	0.0126	0.0346	0.0101	0.0072	0.0065
PSNR/dB	61.8497	66.1609	70.2655	63.6278	68.6252	69.9438	70.5345

随机选取十张图像对修复效果进行测试，且不与训练用的图片重复，采用各算法修复后的重建图像与真实的标签图像间的 SSIM、RMSE 和 PSNR 的均值作为衡量算法的评价标准。表 7 给出了各算法修复后的各质量评价指标的均值，可以看出，基于深度学习的算法修复性能优于传统的校正算法，同时基于 RED-CNN 的算法相对于基于 CNN 的算法具有较好的校正效果。综上，RED-CNN-MAR 算法的结果获得了较高的 SSIM 值、PSNR 值与较低的 RMSE 值，表明经过该算法修复后，噪声和伪影得到了明显的抑制，且校正后的图像与参考图像的之间的差值小，图像中被金属伪影损坏的组织结构细节恢复完整，验证了该算法较稳定的修复性能和较优越的恢复效果。原因在于，本文算法选取三通道输入图像：未校正的原始图像、LI 图像和 BHC 图像作为 RED-CNN 网络的输入，原始图像包含了原始图像中被噪声和伪影掩盖的组织、结构的有效信息，

LI 图像很好地利用了相邻不受影响的投影数据良好信息，BHC 图像保持了原始数据经过物理校正后的修正信息，神经网络在特征提取的过程中融合了来自不同来源的有用信息，在学习过程中从输入图像中捕获被金属伪影掩盖的组织细节内容，明显消除了牙齿周边残留的金属伪影和髋关节中平坦区域的放射状条形伪影，含有丰富的细节信息。并且，与简单的卷积神经网络相比，加入反卷积层的残差编解码网络可以从提取的特征中更好地重建图像，通过各层网络的参数及权重的不断优化与调整，在去除金属伪影的同时可以恢复出接近于标签图像的目标图像，达到金属伪影校正的目的。

4 结 论

深度学习为金属伪影校正提供了更多的发展空间，针对现有 MAR 算法中修复性能不佳、网络模型复杂与训练

困难等问题,本文提出一种开放式的残差编解码网络框架。该算法首先将残差编解码网络用于受损图像的恢复,接着对网络训练得到的图像进行组织处理,进一步抑制伪影还原细节。该方法的优点有:

1) 用残差编解码网络代替普通卷积神经网络,完成图像域的图像修复工作;神经网络自动进行特征提取、重建,保留了更多的图像特征,并且加入 BN 层的残差网络在实现金属伪影校正的同时可以加快收敛速度;

2) 残差编解码网络的输入为三通道输入,可以使网络提取到不同来源的有用特征,融合不同校正方法的优势;

3) 将残差学习与传统的组织处理技术相结合,在水域图像引入一个距离图像,可以消除数据的不一致性,防止金属周围组织结构的错误分类,进一步消除伪影恢复受损的结构细节。

本文提出的算法不仅可以有效地消除伪影,还能保护轮廓边缘,较好地恢复出图像中组织细节,生成清晰真实的结果。实验结果表明,本文算法在主观视觉效果和客观指标评价上都优于现有的其他几种算法,具有较好的修复效果。但是,残差编解码网络在迭代过程中需要优化的权重参数数量增多,训练时间相对较长,有待于进一步优化修复时长。对于未来的工作,还需要在保持精度的同时进一步优化网络模型,提高网络训练速度;并尝试加入不同校正方法对校正结果进行进一步优化。

参考文献:

- [1] 阮秋琦. 数字图像处理的 MATLAB 实现 (第 2 版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2013:158-160.
RUAN Q Q. Digital image processing using MATLAB, Second edition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013:158-160.
- [2] MAN B D, NUYTS J, DUPONT P, et al. Metal streak artifacts in X-ray computed tomography: a simulation study [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2002, 46(3):691-696.
- [3] GJESTEBY L, DE MAN B, JIN Y, et al. Metal artifact reduction in CT: Where are we after four decades? [J]. IEEE Access, 2016, 4:5826-5849.
- [4] HORAT L, HAMIE M Q, HUBER F A, et al. Optimization of monoenergetic extrapolations in dual-energy CT for metal artifact reduction in different body regions and orthopedic implants [J]. Academic Radiology, 2018, 26(5):67-74.
- [5] VERBURG J M, SECO J. CT metal artifact reduction method correcting for beam hardening and missing projections [J]. Physics in Medicine & Biology, 2012, 57(9):2803-2818.
- [6] KALENDER W A, HEBEL R, EBERSBERGER J. Reduction of CT artifacts caused by metallic implants [J]. Radiology, 1987, 164(2):576-577.
- [7] MEYER E, RAUPACH R, LELL M, et al. Normalized metal artifact reduction (NMAR) in computed tomography [J]. Medical Physics, 2010, 37(10): 5482-5493.
- [8] 蔡彪, 沈宽, 付金磊, 等. 基于 Mask R-CNN 的铸件 X 射线 DR 图像缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41 (3):61-69.
CAI B, SHEN K, FU J L, et al. Research on defect detection of X-ray DR images of casting based on mask R-CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41 (3):61-69.
- [9] ZHANG K, ZUO W, ZHANG L. FFDNet: Toward a Fast and Flexible Solution for CNN based Image Denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9):4608-4622.
- [10] TANG Y, GONG W, CHEN X, et al. Deep residual networks with a fully connected reconstruction layer for single image super-resolution [J]. Neurocomputing, 2018, 405:186-199.
- [11] 李绣心, 凌志刚, 邹文. 基于卷积神经网络的半监督高光谱图像分类[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10):95-102.
LI X X, LING ZH G, ZOU W. Semi-supervised learning via convolutional neural network for hyperspectral image classification [J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2018, 32(10):95-102.
- [12] GHANI M U, KARL W C. Fast enhanced CT metal artifact reduction using data domain deep learning [J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2020, 6:181-193.
- [13] GHANI M U, KARL W C. Deep learning based sinogram correction for metal artifact reduction [J]. Electronic Imaging, 2018(15):472-1-4728.
- [14] HEGAZY M A A, CHO M H, CHO M H, et al. U-net based metal segmentation on projection domain for metal artifact reduction in dental CT [J]. 2019, 9(3):375-385.
- [15] ZHANG Y, YU H. Convolutional neural network based metal artifact reduction in X-Ray computed tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(6):1370-1381.
- [16] 王飞, 张莹, 邵豪, 等. 多尺度残差网络模型的研究及其应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4):19-28.
WANG F, ZHANG Y, SHAO H, et al. Research and application of the multi-scale residual networks model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2019, 33(4):19-28.
- [17] 林桢哲, 王桂棠, 陈建强, 等. 基于残差网络深度学习的肺部 CT 图像结节良恶性分类模型[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41 (3):248-256.
LIN ZH ZH, WANG G T, CHEN J Q, et al. Classification model of benign and malignant nodules in lung CT images based on deep learning of residual network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3):248-256.
- [18] CHEN H, ZHANG Y, KALRA M K, et al. Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(12):2524-2535.
- [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016:1646-1654.
- [20] JUN T J, KWEON J, KIM Y-H, et al. T-Net: Nested encoder-

decoder architecture for the main vessel segmentation in coronary angiography [J]. Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society, 2020, 128: 216-233.

- [21] SHAO R, LAN X Y. Adversarial auto-encoder for unsupervised deep domain adaptation [J]. IET Image Process, 2019, 13(14):2772-2777.
- [22] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]. International Conference on Machine Learning, 2015: 448-456.
- [23] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Identity mappings in deep residual networks [C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016, 9908:630-645.
- [24] 王千, 王成, 冯振元, 等. K-means 聚类算法研究综述[J]. 电子设计工程, 2012, 20(7):21-24.
WANG Q, WANG CH, FENG ZH Y, et al. Review of K-means clustering algorithm [J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(7):21-24.
- [25] MING J, YI B S, ZHANG Y G. Low-dose CT image denoising using classification densely connected residual network [J]. KSII Trans Internet Inf Syst, 2020, 14(6):2480-2496.

作者简介



马燕, 2018 年毕业于曲阜师范大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为仪器科学与技术、金属伪影校正。

E-mail: mayan@cqu.edu.cn

Ma Yan received her B.Sc. degree from Qufu Normal University in 2018. She is currently a M.Sc. student at Chongqing University. Her main research interests include instrument science and technology, and metal artifact reduction.



刘丰林 (通信作者), 分别在 1990 年、1993 年和 2009 年于重庆大学获得学士学位、硕士学位、工学博士学位。现为重庆大学研究员、博士生导师, 主要研究方向为工业 CT 技术与系统、机械电子技术。

E-mail: liufl@cqu.edu.cn

Liu Fenglin (Corresponding author) received his B.Sc. degree, M.Sc. degree and Ph.D. degree all from Chongqing University in 1990, 1993 and 2009, respectively. He is currently a professor and a Ph.D. advisor at Chongqing University. His main research interests include CT technology and systems, and mechanical electric technology.