



·高功率微波技术·

基于 BiGRU-CNN 的宽带电磁图像条带噪声去除方法研究*

朱艳菊^{1,2}, 赵梓寒¹, 高志伟^{1,2}

(1. 石家庄铁道大学 信息科学与技术学院, 石家庄 050043; 2. 河北电磁环境效应与信息处理重点实验室, 石家庄 050043)

摘 要: 电磁探测成像系统能够对电磁干扰源进行大范围、宽频带且快速的定位, 系统主要由抛物反射面和多通道超宽频带信号采集系统组成。由于各个通道器件参数受限于制造工艺的影响不可能完全一致, 探测不同频率干扰源的响应特性也不相同, 导致获得的电磁图像中存在的条带噪声随干扰源的频率变化而呈现出不同的特征, 严重地影响定位的精度。构建了双向门控循环单元 (BiGRU)-卷积神经网络 (CNN) 模型, 根据实测数据构建数据集作为模型的输入, BiGRU 和 CNN 利用图像相邻行间的强相关性, 从过去和未来的输入中广泛收集冗余信息, 对条带噪声进行提取并对空间信息进行整合处理, 利用数据之间的差值对这个过程进行循环迭代。通过大量的实验对模型进行验证, BiGRU-CNN 方法与测试的经典方法相比更优, 在垂直梯度能量方面降低了 15.2%, 在残差非均匀性方面降低了 21.9%。

关键词: 电磁成像系统; 条带噪声; 双向门控循环单元; 卷积神经网络; 噪声去除

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202335.230238

Research on wideband electromagnetic image striping noise removal method based on BiGRU-CNN

Zhu Yanju^{1,2}, Zhao Zihan¹, Gao Zhiwei^{1,2}

(1. School of Information Science and Technology, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. Hebei Key Laboratory of Electromagnetic Environmental Effects and Information Processing, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: The electromagnetic detection and imaging system enables wide-range, wideband, and fast localization of electromagnetic interference sources. The system primarily consists of a parabolic reflector and a multi-channel ultra-wideband signal acquisition system. Due to variations in device parameters across channels caused by manufacturing processes, it is impossible to achieve complete consistency, resulting in stripe noise in the obtained electromagnetic images that significantly affects localization accuracy. A bidirectional gated recurrent unit (BiGRU)-convolutional neural network (CNN) model was constructed, which constructs a dataset based on the measured data as the input. The BiGRU and the CNN utilize the strong correlation between neighboring rows of the image to extensively collect redundant information from the past and future inputs, to extract the stripe noise and to integrate the spatial information, and to utilize the difference between the data for loop iteration of this process. The model is validated through a large number of experiments and the BiGRU-CNN method outperforms other tested (classical) methods by reducing the vertical gradient energy by 15.2% and the residual nonuniformity by 21.9%.

Key words: electromagnetic imaging system, striping noise, bidirectional gated recurrent units, convolutional neural network, noise removal

随着电子设备的不断增加, 造成了空间电磁环境越来越复杂, 电子设备之间因为电磁干扰而性能下降甚至无法正常工作。电磁干扰源探测成像系统可以接收频率为 1~6 GHz 的宽带电磁波, 能够对电磁干扰源进行快速识别及定位, 且具有范围大、频带宽和动态实时性^[1-2]等优点。但是由于成像系统接收阵列各通道的响应参数存在不

* 收稿日期: 2023-07-29; 修订日期: 2023-10-25

基金项目: 河北省教育厅基金项目 (CXY2023005); 河北省重点研发计划基金项目 (21350701D)

联系方式: 朱艳菊, zhuyanju1309@163.com。

通信作者: 高志伟, gao_zhiwei@163.com。

一致性,探测不同频率干扰源的响应特性也不相同,导致获得的电磁图像中存在的条带噪声随干扰源的频率变化而呈现出不同的特征,最终影响干扰源的定位精度^[3-5]。

在遥感卫星^[6]对地探测、红外成像系统^[7]以及毫米波扫描成像系统中,阵列扫描^[8]成像方式被广泛地应用。由于多通道各器件参数响应的不一致性,造成图像也含有条带噪声。对于条带噪声去除方法大概可以分成三类:基于优化的方法、基于统计的方法和基于深度学习的方法。基于优化的条带噪声校正方法可以被视为一个不适定逆问题,其中正则化模型接收多个先验信息作为输入^[9]。在这些方法中,低秩正则化^[10]、非局部均值^[11]和引导滤波^[12]是利用基准真实数据的先验知识来消除条带噪声的方法。还有 Munch 等^[13]提出了一种基于小波变换和频域滤波方法(WT-FF),利用多层小波变换将条带噪声与图像信息进行分离,在每层中对含噪小波分量进行傅里叶变换并应用频域高斯滤波器进行滤波,滤波后的结果应用傅里叶逆变换及逆小波变换对去噪图像进行重构,从而去除条带噪声。然而,这些基于优化的方法可能会导致图像模糊伪影,因为它们会没有区分地去头条带噪声。相对于基于先验的方法,标准的统计方法包括中途直方图均衡化(MHE)^[14]方法。该算法通过在整个图像中均匀分布像素强度值,典型地提高了对比度和图像清晰度^[15]。然而,MHE算法的一个缺点是它缺乏针对特定噪声和伪影的差异性处理,这可能会增加噪声和伪影的对比度,从而影响图像信号的质量。

基于深度学习的方法在条带噪声去除算法方面展示了巨大的优势。例如,J. Guan 等^[16]提出的条带噪声去噪小波深度神经网络(SNRWDNN)采用卷积神经网络(CNN)结构,用于预测图像的小波变换系数,并通过逆变换实现去除条带的图像重构。此外,J. Guan 等^[17]提出的时空条带噪声去除(ST-SNR)方法使用双向门控卷积循环单元(BiGCRU),利用图像中列和列之间的连续条带分量的强相关性。Z. Fayya 等^[18]提出深度展开迭代去噪(DINR)算法,该方法利用循环神经网络(RNN)迭代去除图像中的列噪声。利用这些方法在去除低至中等水平的条带噪声时表现出有效性,但在面对较高水平噪声时仍然可能存在较小的条带伪影并且会对原始信号产生影响。总的来说,基于深度学习的方法在条带噪声去除方面的性能显著提升。SNRWDNN、ST-SNR 和 DINR 等方法通过学习图像的特征表示和建模条带噪声的相关性,能够更有效地去除条带噪声。然而,在处理较高水平噪声时,仍然存在一定程度的条带伪影问题,并且会对图像的原始细节产生影响,这些方法对于宽带电磁图像非固定条带噪声的去除具有局限性。

本文在此基础上根据实测数据构建数据集并且提出了双向门控循环单元-卷积神经网络(BiGRU-CNN)方法,基于 BiGRU 和 CNN 对估计的噪声进行处理,利用电磁图像的相邻行之间的强相关性,可以使估计的噪声更加准确,降低网络结构对图像原始信号的影响,并且我们使用了最佳的迭代层数,提高了条带噪声去除的精度,改善了模型的性能,能够有效地去除宽带电磁图像中的条带噪声。

1 算法理论

1.1 图像退化模型

对电磁图像中的条带噪声进行建模。设 \mathbf{X} 表示原始图像的 $n \times m$ 矩阵, \mathbf{S} 为条带噪声的 $n \times m$ 矩阵, \mathbf{Y} 表示降级图像的 $n \times m$ 矩阵。加到第 i 行的噪声表示为

$$y_i = x_i + s_i \quad (1)$$

式中: y_i 、 x_i 、 s_i 分别是 \mathbf{Y} 、 \mathbf{X} 和 \mathbf{S} 的第 i 行矩阵元素,其中 s_i 的正态分布为

$$s_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

噪声方差随着干扰源频率的不同而变化,其中对于条带矩阵 \mathbf{S} ,其标准正态分布为

$$\sigma \sim U(0, \beta) \quad (3)$$

1.2 基于 BiGRU-CNN 的网络架构模型

给定一个有噪声的电磁图像 \mathbf{Y} ,我们提出的 BiGRU-CNN 方法是通过准确地估计条带噪声来得到原始的图像。其中,设 $\mathbf{X}^{(k)}$ 为第 k 次迭代结束时估计的无污染图像, $\mathbf{X}^{(0)} = \mathbf{Y}$,设 $\mathbf{S}^{(k)}$ 为第 k 次迭代结束时估计的噪声。第 k 次迭代后估计的无污染图像为

$$\mathbf{X}^{(k)} = \mathbf{X}^{(0)} - \mathbf{S}^{(k)} \quad (4)$$

在迭代过程中,使用函数 $\mathbf{S}^{(k)} = \mathbf{f}$ 从之前的迭代中重新估计噪声 $\mathbf{f}_k(\mathbf{X}^{(k-1)})$ 。因此第 k 次迭代的输出为

$$X^{(k)} = X^{(0)} - f_k(X^{(k-1)}) \quad (5)$$

设计 f_k 函数的目的是为了估计上一步的剩余噪声, 利用条带噪声的三点特性: (1) 将相同的噪声添加到图像中给定行的每个像素上, 这意味着在噪声图像中, 同一行中的每个像素都受到相同的噪声干扰。(2) 为了区分噪声和第 i 行无污染图像的真实像素值, 我们利用相邻行的像素值, 因为它们与第 i 行高度相关。通过观察相邻行的像素值, 我们可以推断出第 i 行中的噪声干扰。(3) 为了使预测的噪声更加准确, 可以利用卷积神经网络, 对噪声图像更高级别和抽象特征进行提取, 对噪声图像的空间信息进行整合, 对特征形状、结构和上下文等特征更好地捕捉。利用这三点特性, 我们使用 BiGRU 和 CNN 的串联来表示函数 f_k 。这个 f_k 由多层 BiGRU 的第 k 层表示, 其中整个网络架构的输入是长度为 n 的 m 个向量。因此, 对于第 i 行 f_k 函数表示为

$$f_k(x_i^{(k-1)}) = \begin{cases} f_{\text{BiGRU},k}[x_i^{(k-1)}, g_k(x_{0:i-1}^{(k-1)}), h_k(x_{i+1:m}^{(k-1)})] \\ f_{\text{CNN},k}[f_k(x_i^{(k-1)})] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $g_k(\cdot)$ 和 $h_k(\cdot)$ 分别为前向和后向隐藏状态, 这些状态向量汇总了各个行前后的相关信息。利用这种技术, 网络可以利用相邻行的空间信息对图像进行降噪。门控循环单元 (GRU) 是 RNN 的一种改进类型。与 RNN 不同, GRU 将输入门和遗忘门合并为一个更新门, 并将 cell 状态合并为隐藏状态^[19]。可以广泛地从过去和未来的输入中收集冗余信息, 以便更好地估计条带成分。我们对 BiGRU 结构串联了一个 CNN 结构, 可以更好地整合图像的空间信息, 对条带噪声的特征进行更好捕捉, 因为这样可以保留更多的空间信息, 能够提高特征的精细度和位置敏感性, 可以减少信息的丢失, 从而更好地捕捉图像的细微噪声。

如图 1 所示, 提出了 BiGRU-CNN 方法的网络体系结构。噪声图像的每个像素输入到第一层 BiGRU 单元, 其中单元的数量是图像中行的数量, 在经过 CNN 处理后, 算法中 CNN 的每次输出都由下一层 BiGRU 捕获。

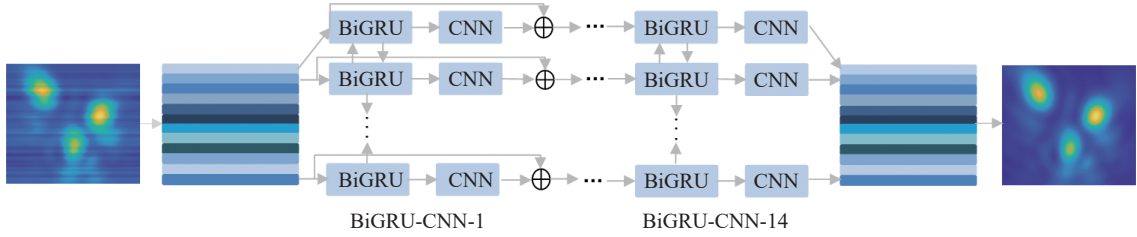


Fig. 1 BiGRU-CNN: overall network architecture

图 1 BiGRU-CNN: 整体网络架构图

1.3 训练策略与实验参数设置

训练数据集采用仿真图片, 设置不同频率、不同位置和不同个数的干扰源成像, 图像大小为 256×256 像素, 共使用 6000 张电磁图像作为训练数据集。训练集利用噪声模型进行降质处理, 在 $1 \sim 6$ GHz 频率范围的电磁图像中加入标准差为 $0.02 \sim 0.22$ 的条带噪声, 为了进行模型验证, 将数据集分成 85% 用于训练, 15% 用于验证模型的性能。在训练过程中, 我们将学习率设置为 0.001, 优化算法采用自适应矩估计 (Adam), 训练时期最大数量为 100。

整个网络具有迭代循环的 14 层结构, 每一层结构由双向门控循环单元串联卷积神经网络组成, 其中双向门控循环单元中隐藏单元的个数设置为 256 个, 卷积神经网络包括两个卷积层, 具体而言, 第一层使用 32 个 3×3 大小的卷积核, 步长为 1, 填充为 same; 第二层则采用 64 个 3×3 大小的卷积核, 步长为 1, 填充为 same。为了引入非线性, 我们在卷积层后使用了 ReLU 作为激活函数, 并在每个卷积层后应用了最大池化操作, 池化窗口大小为 2×2 , 步长为 2。为了防止过拟合, 我们采用了 0.1 的 dropout 概率对 BiGRU-CNN 进行正则化。为了获得最佳的模型, 我们将验证集上评价最好的模型保留为最终的训练结果。

2 评价指标与算法验证

对于无参照图像的评价条带噪声, 去除效果的常见指标为垂直梯度能量 $E^{[20]}$ 和残差非均匀性 $U_r^{[21]}$ 。电磁探测成像系统对干扰源进行成像, 所产生的电磁图像属于无参照图像, 因此选用这两个指标来评价噪声的去除效果。

2.1 评价指标

(1) 横向条带噪声只会增加垂直梯度的能量, 但它不会影响水平梯度的能量。通过垂直梯度 E 的能量评价去除条带噪声的效果, 其值越小代表去噪效果越好, 垂直梯度的能量可表示为

$$E = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |f(x,y) - f(x,y+1)|^2 / mn \quad (7)$$

(2) 残差非均匀性指的是在数字图像中存在的一种非均匀的亮度或颜色分布。它是指图像中存在的不希望的空间变化或偏差, 这些变化或偏差超出了期望的均匀性。残差非均匀性会影响图像的视觉质量和后续图像处理任务的准确性。通过残差非均匀性 U_r 评价去除条带噪声的效果, 其值越小代表去噪效果越好, 残差非均匀性可表示为

$$U_r = \frac{1}{\langle f \rangle} \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (f(x,y) - \langle f \rangle)^2} \quad (8)$$

式中: $f(x,y)$ 为被测图像坐标 (x,y) 处的电场强度; m 和 n 分别表示图像的横向像素点数和纵向像素点数; $\langle f \rangle$ 为图像 f 像素点的均值。

2.2 算法验证

为了验证所提出的 BiGRU-CNN 方法的有效性, 评估该方法在宽带电磁图像上的性能。我们使用实测数据来验证该方法对图像的去噪效果, 并采用 WT-FF^[13]、中途直方图均衡化方法 (MHE^[14]) 这两种经典与之进行比较。为了保证对比方法的准确性, 我们使用了网上公开的原始代码。我们对实验测试得到的 1~6 GHz 的电磁干扰源的电场分布图进行处理, 图 2 所示为利用不同方法对频率为 6 GHz 的两个干扰源所成电磁图像进行去噪的效果, 其中图 2(a) 表示无干扰源时, 电磁探测系统所成电磁图像, 图 2(b) 表示有干扰源时所成电磁图像。结果显示, MHE 算法不能完全滤除噪声, 导致噪声残留量大。WT-FF 方法可以有效去除条带噪声, 但是在中心干扰源的水平区域有过平滑的问题。经过比较, 所提出的 BiGRU-CNN 方法能够有效去除电磁图像中的条带噪声, 并且电磁干扰源的电场分布还得到了保留。

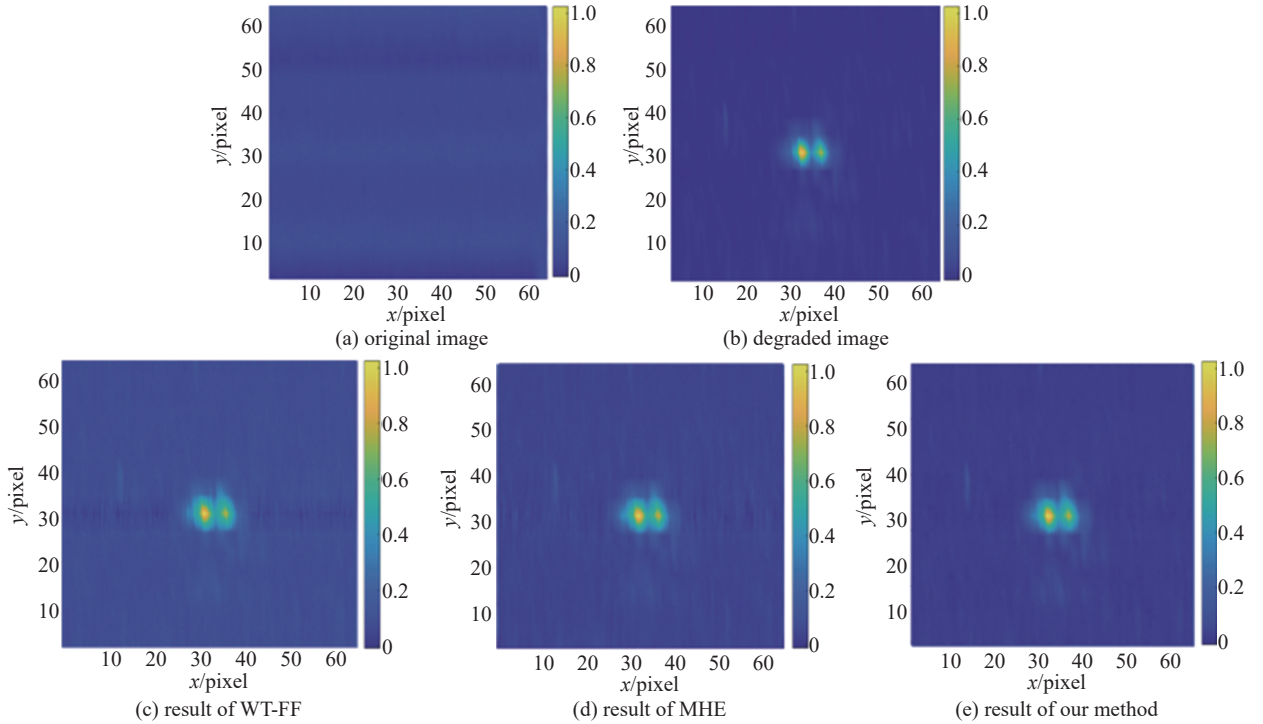


Fig. 2 De-stripping results of various methods for 6 GHz

图 2 不同方法在 6 GHz 下的去条带结果

图 3 展示了不同方法对两个干扰源在频率为 1 GHz 下的实测电磁图像进行去噪的效果。WT-FF 和 MHE 方法的去噪结果分别如图 3(c) 和图 3(d) 所示。实验证明 WT-FF 算法虽然对条带噪声的去除有效果, 但是不能保留电磁图像原始的细节, MHE 方法并不能完全去除条带噪声。相比之下, 本文所提出的 BiGRU-CNN 方法对 1 GHz 下的电磁图像能够充分的去除噪声并保留了图像的信号。

为了验证我们所提出的算法的宽带特性, 我们进行了实验测试, 同时使用了 1 GHz、3 GHz 和 4 GHz 三个不同频率下的干扰源的电场分布图, 如图 4 所示。从结果中可以观察到, WT-FF 和 MHE 算法仍然存在噪声滤除不完全

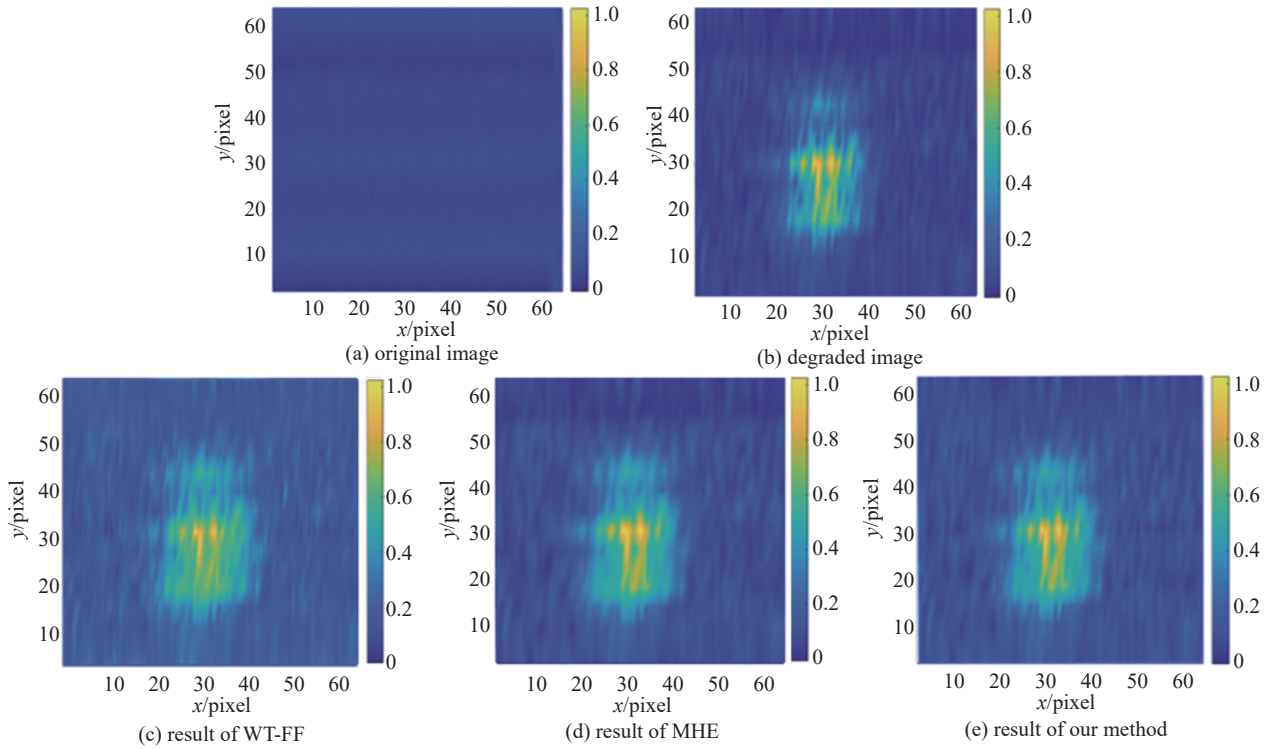


Fig. 3 De-stripping results of various methods for 1 GHz

图 3 不同方法在 1 GHz 下的去条带结果

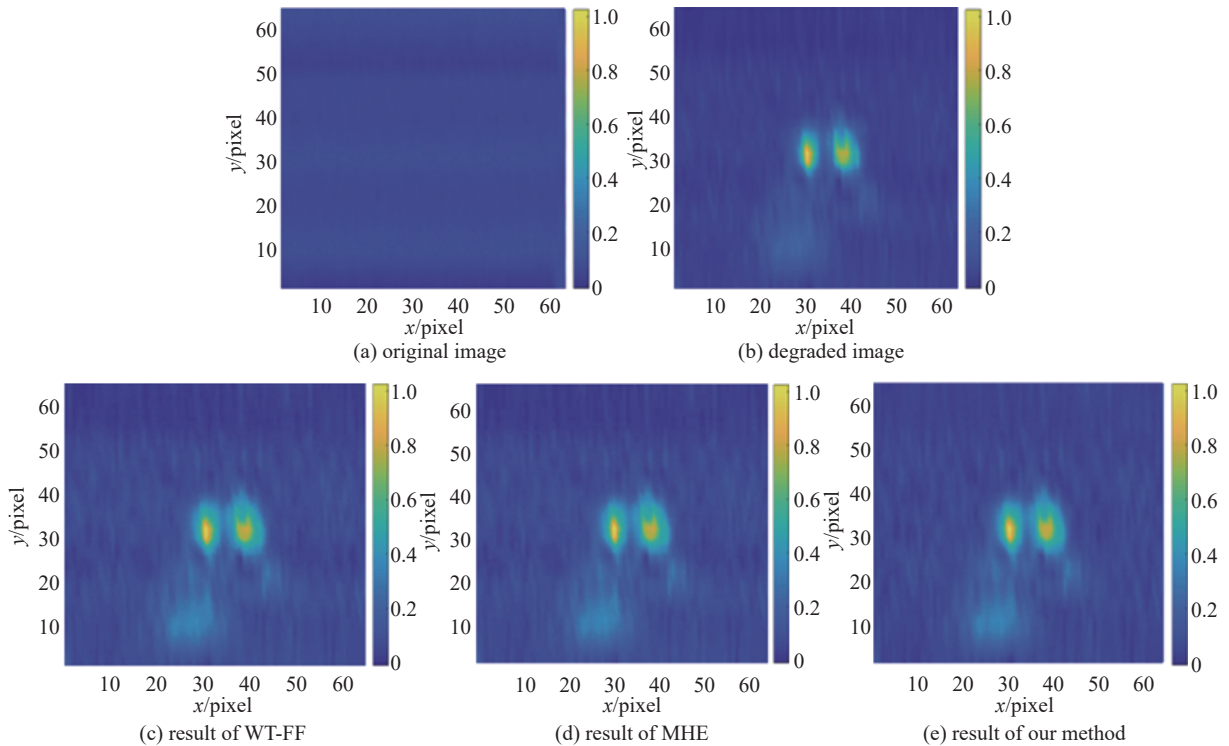


Fig. 4 De-stripping results of various methods for 1 GHz, 3 GHz and 4 GHz

图 4 不同方法在 1 GHz、3 GHz 和 4 GHz 下的去条带结果

的现象。然而, 与其他两种方法相比, 我们所提出的方法可以在不破坏干扰源电场强度分布的情况下尽可能地抑制噪声, 保留了图像的细节和特征。

为了进一步验证我们所提出方法的有效性, 我们使用垂直梯度能量和残差非均匀性作为评价去噪效果好坏的指标。对 1~6 GHz 下的干扰源所成电磁图像进行去噪, 并与经典的两种方法 (WT-FF、MHE) 进行比较, 结果如图 5 所示。

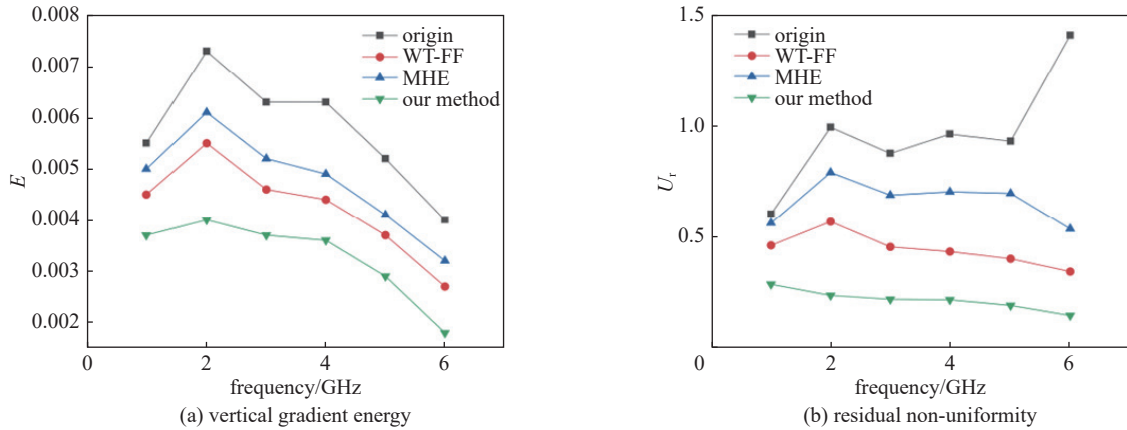


Fig. 5 Comparison of evaluation metrics for the results obtained by various methods

图 5 各种方法处理后的结果评价指标比较

实验结果表明, 我们所提出的 BiGRU-CNN 方法对宽频带电磁干扰源所成的电磁图像进行去噪, 不仅从图像能够看出与其他经典方法比较具有明显的效果, 并且在评价指标垂直梯度能量和残差非均匀性方面也具有最优值, 在垂直梯度能量方面降低了 15.2%, 在残差非均匀性方面降低了 21.9%。这充分表明: BiGRU-CNN 方法对于宽频带电磁图像条带噪声的去除具有良好的效果。

3 结 论

本文提出了基于 BiGRU-CNN 的宽带电磁图像条带噪声去除方法, 搭建了能够有效去除宽带电磁图像中条带噪声的网络结构模型。通过对数据集进行预处理和验证网络结构的有效性, 这种方法适用于去除宽频段电磁辐射源所成电磁图像的条带噪声。通过对图像的处理, 使电磁图像中的辐射源更加清晰, 能够在电磁干扰检测中, 快速且准确地定位辐射源的位置, 提高定位精度。

参考文献:

- [1] Xie Shuguo, Wang Tianheng, Hao Xuchun, et al. Localization and frequency identification of large-range wide-band electromagnetic interference sources in electromagnetic imaging system [J]. *Electronics*, 2019, 8: 499.
- [2] Luan Shenshen, Xie Shuguo, Wang Tianheng, et al. A space-variant deblur method for focal-plane microwave imaging [J]. *Applied Sciences*, 2018, 8: 2166.
- [3] Goswami A, Sharma D, Mathuku H, et al. Change detection in remote sensing image data comparing algebraic and machine learning methods [J]. *Electronics*, 2022, 11: 431.
- [4] Lai Rui, Guan Juntao, Yang Yintang, et al. Spatiotemporal adaptive nonuniformity correction based on BTV regularization [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 753-762.
- [5] Liang Kun, Yang Cailan, Peng Li, et al. Nonuniformity correction based on focal plane array temperature in uncooled long-wave infrared cameras without a shutter [J]. *Applied Optics*, 2017, 56(4): 884-889.
- [6] 高浩博, 卜桐, 李欣, 等. 基于深度学习的高分辨率卫星遥感影像条带噪声去除 [J]. *遥感学报*, 2023, 27(3): 610-622. (Gao Haobo, Bu Tong, Li Xin, et al. Stripe noise removal in high resolution satellite remote sensing images based on deep learning [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, 27(3): 610-622)
- [7] 邵晓鹏, 靳振华, 王阳. 去除红外图像条带噪声改进算法研究 [J]. *电子科技*, 2013, 26(10): 83-87. (Shao Xiaopeng, Jin Zhenhua, Wang Yang. Improved algorithm for removing stripe noise of infrared images [J]. *Electronic Science and Technology*, 2013, 26(10): 83-87)
- [8] 罗佩言. 大动态阵列信号接收与处理技术研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022. (Luo Peiyan. Research on large dynamic array signal receiving and processing technology [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022)
- [9] Lai Rui, Yue Gaoyu, Zhang Gangxuan. Total variation based neural network regression for nonuniformity correction of infrared images [J]. *Symmetry*, 2018, 10: 157.
- [10] Chang Yi, Yan Luxin, Wu Tao, et al. Remote sensing image stripe noise removal: from image decomposition perspective [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(12): 7018-7031.
- [11] Li Hongjun, Suen C Y. A novel non-local means image denoising method based on grey theory [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 49: 237-248.
- [12] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiaoou. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [13] Münch B, Trtik P, Marone F, et al. Stripe and ring artifact removal with combined wavelet-Fourier filtering [J]. *Optics Express*, 2009, 17(10): 8567-8591.
- [14] Tendero Y, Landeau S, Gilles J. Non-uniformity correction of infrared images by midway equalization [J]. *Image Processing On Line*, 2012, 2: 134-146.
- [15] 张亚涛, 吉书鹏, 王强锋, 等. 基于区域对比度的图像清晰度评价算法 [J]. *应用光学*, 2012, 33(2): 293-299. (Zhang Yatao, Ji Shupeng, Wang Qiangfeng, et al. Definition evaluation algorithm based on regional contrast [J]. *Journal of Applied Optics*, 2012, 33(2): 293-299)
- [16] Guan Juntao, Lai Rui, Xiong Ai. Wavelet deep neural network for stripe noise removal [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 44544.

- [17] Guan Juntao, Lai Rui, Xiong Ai. Learning spatiotemporal features for single image stripe noise removal[J]. [IEEE Access](#), 2019, 7: 144489-144499.
- [18] Fayyaz Z, Platnick D, Fayyaz H, et al. Deep unfolding for iterative stripe noise removal[C]//Proceedings of 2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). 2022: 1-7.
- [19] Yin Xing, Liu Changhui, Fang Xiaodong. Sentiment analysis based on BiGRU information enhancement[J]. [Journal of Physics:Conference Series](#), 2021, 1748: 032054.
- [20] Zhao Jufeng, Zhou Qiang, Chen Yueting, et al. Single image stripe nonuniformity correction with gradient-constrained optimization model for infrared focal plane arrays[J]. [Optics Communications](#), 2013, 296: 47-52.
- [21] Lai Rui, Yang Yintang, Li Qing, et al. Improvement in adaptive nonuniformity correction method with nonlinear model for infrared focal plane arrays[J]. [Optics Communications](#), 2009, 282(17): 3444-3447.