



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 一种星载面阵相机序列影像的系统噪声去除方法
作者: 吴章平, 王密, 陈儒
DOI: 10.13203/j.whugis20230361
收稿日期: 2023-12-26
网络首发日期: 2024-01-18
引用格式: 吴章平, 王密, 陈儒. 一种星载面阵相机序列影像的系统噪声去除方法 [J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20230361>



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。

DOI:10.13203/j.whugis20230361

引用格式：吴章平，王密，陈儒. 一种星载面阵相机序列影像的系统噪声去除方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230361 (WU Zhangping, WANG Mi, CHEN Ru. A System Noise Removal Method for Series Images from Spaceborne Area Array Camera[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230361)

一种星载面阵相机序列影像的系统噪声去除方法

吴章平¹ 王密¹ 陈儒¹

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉, 430079

摘要：由于面阵相机在轨辐射定标困难，当相对辐射定标系数不够准确或者卫星状态发生变化时，面阵成像遥感影像中会出现大量系统噪声。本文分析了系统噪声的来源，并基于序列影像系统噪声在时间轴上存在相关性的特点，提出了一种利用序列影像去除系统噪声的方法。本方法首先将原始影像与高斯滤波后的影像进行比值运算以去除辐射特征，得到纹理图像；然后将圆形局部二值模式（local binary pattern, LBP）算子和格拉布斯（Grubbs）准则结合滤除梯度特征，获得噪声图像；利用序列噪声图像叠加得到校正系数，实现系统噪声的去除。以模拟和真实获取的噪声图像作为实验数据，采用多种去噪方法进行对比实验，结果表明本文方法能够在去除噪声的同时，有效保留影像的边缘细节和纹理信息。

关键词：面阵相机；序列影像去噪；高分四号

中图分类号：P237

文献标志码：A

A System Noise Removal Method for Series Images from Spaceborne Area Array Camera

WU Zhangping¹ WANG Mi¹ CHEN Ru¹

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Objectives: Due to the difficulty of the on-orbit radiometric calibration of area-array camera, a large amount of system noise will appear in the area-array imaging remote sensing images when the relative radiometric calibration coefficients are not accurate enough or the satellite state changes. Most of the existing denoising methods are based on the spatial domain correlation or transform domain correlation of images, and the denoising images will have the problem of losing edge details and texture characteristics. We analyzes the source of the system noise and proposes a method to remove system noise using series images based on the correlation of system noise in the time axis of series images. **Methods:** First, the original image and the Gaussian filtered image are firstly combined in a ratio operation to eliminate the radiation characteristics to obtain multiple texture images.

收稿日期：2023-12-26

项目资助：国家重点研发计划（2022YFB3902804）

第一作者：吴章平，硕士，研究方向为遥感影像相对辐射校正和质量提升。wuzp2318@whu.edu.cn

通讯作者：王密，教授，博士生导师。wangmi@whu.edu.cn

Second, the circular local binary pattern (LBP) operator and Grubbs criterion are combined to eliminate the gradient characteristics to obtain multiple noise images. Third, the correction coefficients are obtained by the superposition of multiple noise images, and further used to filter out the system noise. **Results:** The simulated and real images are used as the experimental data. Our proposed method was compared with non-local mean(NLM), discrete cosine transform(DCT), wavelet thresholding denoising, weighted nuclear norm minimization(WNNM), and block matching 3-D filtering(BM3D). Our method obtains the highest peak signal-to-noise ratio(PSNR) and structural similarity index(SSIM) with different noise levels in simulation experiments. For real data experiment, the laboratory coefficient correction, DCT and wavelet thresholding can not remove the noise well. BM3D and WNNM can efficiently remove noise and obtain high signal-to-noise ratio(SNR), but the edge and texture details are lost seriously. Our method removes the noise very well, and it can maintain the edge details and texture information. **Conclusions:** The results show that the method in this paper can effectively maintain image edge details and texture information while removing image noise.

Keywords: area-array camera; series images denoising; GF-4

0 引言

遥感影像成像过程中由于系统自身而引入的具有固定性或按一定规律变化的噪声称为系统噪声。相对辐射校正可以有效去除影像中的系统噪声,然而,当相对辐射定标系数不够准确或传感器在轨响应状态发生变化时,校正后影像中仍会残留大量噪声^[1-2]。面阵成像式卫星的在轨辐射定标较为复杂,相对辐射校正效果较差,影像中系统噪声水平较高。因此,如何去除星载面阵影像中的系统噪声以提升影像质量,是目前遥感领域的一个热点问题。

图像去噪方法可分为三类:基于滤波的方法、基于模型的方法和基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的方法^[3]。基于滤波的方法包括空间域滤波和变换域滤波。空间域滤波利用像素之间的相关性和统计特性设计滤波器来去除噪声,如中值滤波、均值滤波、高斯滤波等^[4]。为了利用整幅图像像素的相似性实现去噪, Buades 等^[5]开创性提出了非局部均值(non-local mean, NLM)算法,该算法利用图像的非局部自相似性来去除噪声,对高斯噪声去除效果显著。在此基础上,很多基于非局部自相似性(nonlocal self-similarity, NSS)的方法被提出,如 BM3D(block matching 3-D filtering)^[6]、NL-Bayes(nonlocal Bayes)^[7]、WNNM(weighted nuclear norm minimization)^[8]。变换域方法利用信号的稀疏性,通过傅里叶变换、小波变换或其他变换函数模拟原始信号,根据噪声和真实信号在变换域中的不同特征进行区分。经典的方法包括主成分分析、傅里叶变换和小波变

换。其中小波变换由于稀疏性、多分辨率、基选择灵活、计算复杂度低等特点得到了广泛的应用^[9],例如: Othman 等^[10]提出了混合空谱去噪(hybrid spatial-spectral noise reduction, SSNR)方法,利用混合空谱导数域的小波变换同时考虑空间信息和光谱信息; Rasti 等^[11]将一阶粗糙度惩罚(first-order roughness penalty, FORP)应用于小波域,以有效利用小波多分辨率分析特性。然而,小波变换的性能取决于小波基函数和阈值函数的选择,因此许多改进算法被提出。Bayer 等^[12]提出一种基于迭代算法确定小波系数的自适应滤波算法, Liu 等^[13]提出一种具有优化参数的小波域去噪算法,但这些方法仍存在运算复杂、参数较多的问题。

基于模型的去噪方法主要是利用图像内在特性和变分框架去除噪声,目前全变分(total variation, TV)、稀疏表示和低秩分解方法已得到广泛应用^[14]。基于稀疏先验, Ou 等^[15]提出了改进加权稀疏编码(improved weighted sparse coding, IWSC)方法, Liu 等^[16]提出群稀疏混合模型(group sparsity mixture model, GSMM),在自然图像上均获得较好去噪效果。为了利用图像不同尺度的稀疏先验, Ou 等^[17]提出一种多尺度加权群稀疏编码方法(multi-scale weighted group sparse coding, MSWGSC),可以较好恢复被噪声污染的结构和边缘。此外,基于图像低秩先验, He 等^[18]提出全变分(total variation, TV)正则化低秩矩阵分解方法。为了获得更好的低秩估计, Xie 等^[19]使用一种非凸低秩正则化器,提出加权 Schatten-p 范数(weighted Schatten p-norm, WSN)方法, Chen 等^[20]提出一种加权非局部低秩模型和自适应全变分正则化相结合的方法

(weighted nonlocal low-rank model and adaptive total variation regularization, WNLM-ATVR), 取得了较好的去噪效果。近年来, 低秩张量分解由于能够精细保留张量结构, 在高光谱影像处理领域取得了较好进展^[21]。Chen 等^[22]将加权群稀疏正则化与低秩张量分解相结合用于高光谱图像去噪; Sun 等^[23]提出了一种基于全局张量低秩和非局部奇异值分解辅助群稀疏混合的高光谱图像混合噪声去除方法。基于模型的去噪方法在求解逆问题时具有显著优势, 去噪效果显著, 但缺点在于运行效率较低^[24]。

随着深度学习的快速发展, 众多基于 CNN 的去噪方法被提出。Zhang 等^[25]结合 CNN、批归一化和残差学习提出 DnCNN 模型, 模型通过残差网络学习低层次原始信息, 增强了特征感知能力, 对高斯噪声去除效果显著。为了考虑更加复杂的真实噪声, Zhang 等^[26]又提出 FFDNet 模型, 该模型将噪声水平估计作为输入之一, 通过将输入图像下采样为多个子图像并在通道方向进行叠加, 有效降低了网络参数, 提高了计算效率。Guo 等^[27]在 CBDNet 中引入一种非对称损失函数, 可以在不同噪声干扰条件下实现非对称学习, 并利用真实噪声图像和合成噪声图像共同训练, 提高了模型的泛化能力。由于引入了噪声水平估计作为模型的输入, FFDNet 和 CBDNet 都可以实现任意噪声强度的盲去噪^[28]。基于遥感影像不同尺度存在重复特征的特点, Feng 等^[29]应用多尺度特征提取模块和全局特征融合模块, 提出了一种深浅特征融合去噪网络。Huang 等^[30]将单向变分 (unidirectional variation, UV) 模型与基于深度卷积神经网络的去噪模型相结合, 同时去除光学遥感图像中的条纹和随机噪声。上述基于监督的去噪方法需要高质量、大规模的训练数据, 这在实际应用中可能无法实现, 因此基于自监督的去噪方法得到了发展。Nguyen 等^[31]通过在代价函数中使用 Stein 无偏风险估计 (Stein's unbiased risk estimator, SURE), 提出了基于深度图像先验 (deep image prior, DIP) 的高光谱图像去噪模型。为提高 DIP 性能, Liu 等^[32]在目标函数中加入全变分正则项, 提出了一种改进的深度图像先验框架方法 (DIP-TV)。此外, Quan 等^[33]对噪声图像进行随机伯努利采样, 训练多个去噪模型, 最终取平均值作为结果。虽然自监督方法可以实现无需清晰图像的盲去噪, 但往往会导致图像模糊和细节信息的丢失。

现有去噪方法大多是基于影像的空间域相关性或变换域相关性, 因此去噪时会出现边缘细节和纹理特征丢失的问题。本文考虑到星载面阵相机序

列影像的系统噪声在时间轴上存在相关性, 并且这种相关性受到辐射特征和梯度特征的干扰, 无法通过一定数量图像的叠加得到系统噪声。因此, 本文首先将原始影像与高斯滤波后的影像进行比值运算以去除辐射特征, 之后将圆形局部二值模式 LBP (local binary pattern) 算子和 Grubbs 准则结合以滤除梯度特征获得噪声图像, 最终利用序列噪声图像计算系统噪声校正系数, 实现系统噪声的去除。实验结果表明, 本文方法可以在去除系统噪声的同时有效保留影像的边缘细节和纹理信息。

1 原理与方法

1.1 系统噪声去除原理

系统噪声主要由光学系统的反射率差异、CCD 探测器的不均匀响应、探测器破损以及暗电流等因素引起^[2]。在这些因素中, 光学系统的不同反射率、CCD 探测器的不均匀响应主要引起乘性噪声, 暗电流则会引起加性噪声。对于推扫式成像, 这些因素会造成遥感影像中的条带噪声, 而对于面阵成像, 这些因素会引起点状噪声。相对辐射校正的目的就是去除系统噪声, 但由于面阵相机具有大量的探测器单元, 当相对辐射定标系数不够准确或者传感器在轨响应状态发生变化时, 相对辐射校正并不能很好消除噪声, 校正后影像中仍会残留部分乘性噪声和加性噪声。因此, 在相对辐射校正处理后还需要进行去噪处理以提升影像辐射质量。对于线性响应传感器, 其相对辐射校正模型为:

$$DN_c = \frac{DN_o - B}{NG} \quad (1)$$

其中, DN_c 为无噪影像对应的 DN (digital number) 值, DN_o 为原始影像 (Level-0 影像) DN 值, B 为偏移量, NG 为归一化后的增益值。由于实验数据是经过相对辐射校正处理的 Level-1 影像, 可表示为:

$$DN_{c,1} = \frac{DN_o - B_1}{NG_1} \quad (2)$$

其中, $DN_{c,1}$ 为 Level-1 影像的 DN 值, DN_o 为 Level-0 影像的 DN 值, B_1 和 NG_1 是数据生产阶段使用到的相对辐射校正系数, 分别是偏移和增益。为了获取 DN_c , 将式(2)变形后带入式(1):

$$\begin{aligned} DN_c &= \frac{(DN_{c,1} * NG_1 + B_1) - B}{NG} \\ &= \frac{NG_1}{NG} DN_{c,1} - \frac{B - B_1}{NG} = \alpha DN_{c,1} - \beta \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\alpha = NG_1 / NG$, $\beta = (B - B_1) / NG$, 分别用于

校正乘性噪声和加性噪声。对于面阵成像遥感影像中的系统噪声，乘性噪声是主要因素，加性噪声是次要因素。由于影像数量有限，无法根据几十幅影像利用最小二乘法准确计算加性噪声校正系数 β 。基于这些考虑，本文设置 $\beta=0$ ，重点研究系数 α 的求解。

线阵推扫式卫星影像的每一列都是由同一探测器单元拍摄得到的，随着影像数量的积累，可以绘制每个探测器单元的辐射响应曲线，得到对应的辐射基准，并结合直方图匹配、矩匹配等方法进行校正^[34]。然而，面阵相机拥有多达上亿个探测器单元，影像的每个像素由不同的探测器单元拍摄，这导致很难统计足够数量的样本来描述每个探测器单元的辐射响应曲线。因此基于统计的在轨辐射定标方法并不适用于面阵遥感影像，获取的相对辐射定标系数也不准确。

从统计角度分析，假设有无限数量、特征分布互不相关的无噪影像，叠加后影像应趋于均匀。如

果影像存在系统噪声，那系统噪声在叠加后影像中会突出显示，辐射特征、随机噪声、地形和空间信息等随机变量在叠加过程中会逐渐滤除，从而可以确定系统噪声的位置和强度。然而，实际获得的影像数量不可能无限，并且影像之间会存在重复和重叠，这意味着影像之间存在相关性。因此，随机变量无法完全消除而成为误差项，其中影响最大的是影像间的辐射特征和梯度特征。因此，如果能够消除影像辐射特征和梯度特征，就可以通过少量影像确定系统噪声的位置和强度，从而实现系统噪声的去除^[35]。

基于此，本文对面阵遥感影像系统噪声的去除主要流程如图 1 所示，包括四个步骤：(1) 原始影像辐射特征的滤除；(2) 梯度特征的滤除处理；(3) 基于步骤 (2) 获得的噪声图像，构建校正系数模型，求取校正系数；(4) 根据校正系数进行系统噪声的校正。

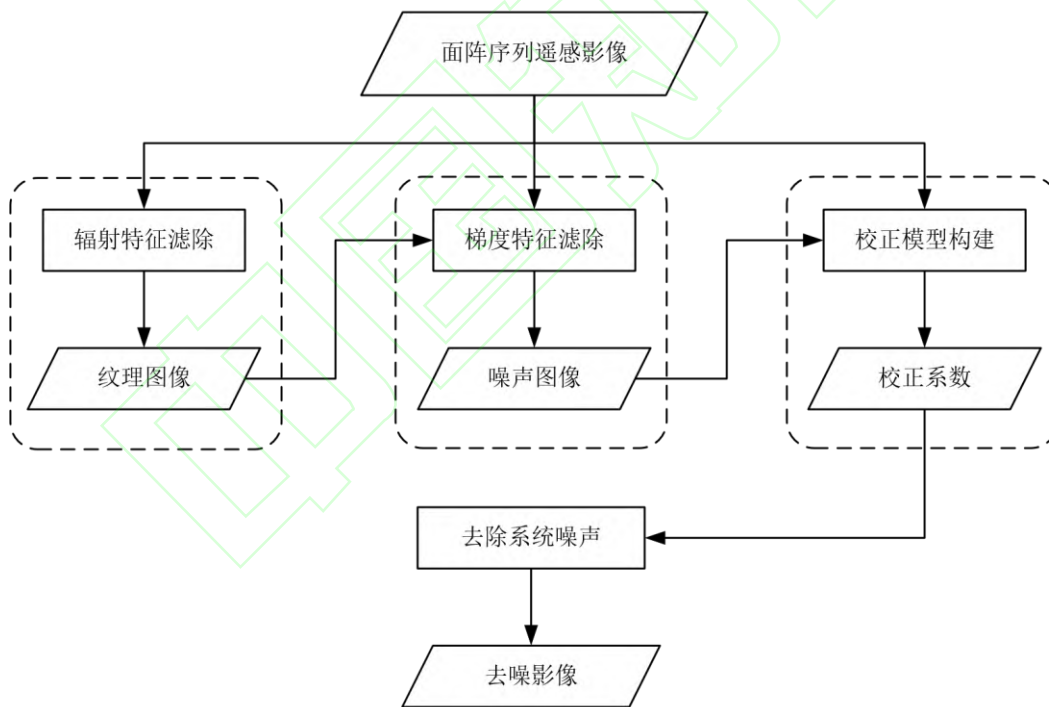


图 1 本文方法流程图

Fig.1 Flowchart of Proposed Method

1.2 辐射特征滤除

辐射特征是遥感影像的重要特征，基于辐射特征可以获得影像蕴含的相关信息，例如，由于水体在近红外波段反射率很低，近红外影像上水域通常为黑色，从而可以在目视解译阶段实现典型地物类

型的区分。在遥感影像成像过程中，光照强度、成像角度、光谱范围、下垫面类型等因素都会影响影像的辐射特征^[35]。在多种因素的耦合作用下，很难构建出一个理想的模型逐一消除各个影响因素。因此，本文基于高斯滤波器，将原始遥感影像与高斯滤波后的影像进行比值运算得到纹理图像，实现了

大部分辐射特征的滤除,最终纹理图像中只保留梯度特征和噪声信息。纹理图像由下式获得:

$$T(i, j) = \frac{I(i, j)}{I_f(i, j)} \quad (4)$$

其中, I 为原始影像, I_f 为高斯滤波处理后的影像, T 为辐射特征滤除后的纹理图像, (i, j) 为影像坐标。

1.3 梯度特征滤除

辐射特征滤除后的纹理图像中主要有梯度特征和噪声信息。由于系统噪声主要源于探测器单元的不均匀响应,其位置、强度范围和变化方向是固定的;梯度特征主要由地形因素决定,其位置、强度范围和变化方向具有随机性。基于此,将序列纹理图像叠加,坐标相同的像素对应的灰度值组成一个数组,数组中元素的值由系统噪声和梯度特征决定,系统噪声使得数组元素值集中分布,梯度特征使得数组元素值呈现随机分布趋势。因此,可以将梯度特征视为粗差进行剔除从而得到系统噪声。

考虑到系统噪声和梯度特征的强度差异,纹理图像中某些像素系统噪声强度远远大于梯度特征,梯度特征被严重破坏,此时可以忽略梯度特征,认为这些像素位置只含有系统噪声,不进行粗差剔除。为了确定系统噪声强度远大于梯度特征的像素位置,本文基于圆形 LBP 算子的思想,采用滑动窗口法进行判别,具体做法是:首先设置半径为 R , 采样点数量为 P 的圆形窗口,计算各采样点与中心点的灰度差值,如果所有灰度差值都大于(或小于)设定的阈值,则认为中心像素系统噪声强度远大于梯度特征。强度关系结果 $C(i, j)$ 可以表示为:

$$C(i, j) = \begin{cases} 0 & L_r - L_c > u \quad \text{or} \quad L_r - L_c < -u \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

其中, (i, j) 为坐标, L_r 表示以 (i, j) 为中心的圆形窗口第 r 个采样点的灰度值, $r=1, 2, \dots, P$, L_c 为窗口中心像素的灰度值, u 为阈值,与 L_c 成比例关系,即 $u = \lambda L_c$, λ 为比例系数。 $C(i, j)$ 为二值图像, 0 值对应的像素位置即为系统噪声强度远大于梯度特征的像素位置。

由于元素分布满足高斯分布并且样本数量较少,因此选择 Grubbs 准则剔除粗差。Grubbs 准则适用于少量样本的粗差剔除,并且粗差的确定与样本均值和方差无关。Grubbs 准则基本原理如下。

首先建立观测数据模型:

$$y_i = \mu + x_i, x_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (6)$$

样本均值 \bar{y} 和标准差 $\hat{\sigma}$ 计算公式如下:

$$\bar{y} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i \quad (7)$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^K (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

其中, y_i 为观测样本,即纹理图像相同坐标位置对应的像素值, $i=1, 2, 3, \dots, K$, K 为样本数量,即影像数量; μ 为常数,对应系统噪声引起的灰度值, x_i 对应梯度特征引起的灰度值, x_i 满足均值为 0, 方差为 σ^2 的正态分布。

设计统计量 v , 公式如下:

$$v = \max_{1 \leq i \leq K} |y_i - \bar{y}| \quad (9)$$

基于式(9),运用 Grubbs 准则对粗差进行判别:

$$v \geq g(K, \alpha/2) \hat{\sigma} \quad (10)$$

如果式(10)成立,统计量 v 对应的样本就判为粗差并剔除,剔除后样本数量减 1,重复上述操作,直至所有粗差都被剔除。式(10)中 α 为 Grubbs 准则的显著性水平, $g(K, \alpha/2)$ 为 Grubbs 准则的临界值,其值大小只与样本数量 K 和显著性水平 α 有关。

综上,基于强度关系结果 $C(i, j)$,有选择性地运用 Grubbs 准则以滤除梯度特征,得到噪声图像:

$$n(i, j) = \begin{cases} \text{Mean}(G(Y_{i,j})) & C(i, j) = 1 \\ \text{Mean}(Y_{i,j}) & C(i, j) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $n(i, j)$ 为噪声图像, $Y_{i,j}$ 表示纹理图像 (i, j) 位置对应的数组, $G(*)$ 表示运用 Grubbs 准则剔除数组中的粗差, $\text{Mean}(*)$ 表示取均值操作。

1.4 校正模型构建

影像依次滤除辐射特征、梯度特征后获得对应的噪声图像,噪声图像含有系统噪声的强度信息。对所有噪声图像取平均,得到系统噪声平均强度,计算系统噪声校正系数,如下所示:

$$e(i, j) = \frac{K}{\sum_{k=1}^K n_k(i, j)} \quad (12)$$

式中, $e(i, j)$ 为校正系数, $n_k(i, j)$ 为噪声图像, $k=1, 2, 3, \dots, K$, K 为影像数量, (i, j) 为像素位置。

根据式(12)求得的校正系数对含噪影像进行校正处理,去噪后的影像可以表示为:

$$f'(i, j) = f(i, j) \times e(i, j) \quad (13)$$

式中, $f'(i, j)$ 为去噪后影像, $f(i, j)$ 为原始含噪影像, $e(i, j)$ 为校正系数。

2 实验结果与分析

本文分别进行模拟实验和真实实验以验证所提出方法的有效性,并将去噪结果与现有方法进行比较,选择的方法有:非局部均值(non-local mean, NLM)^[5]、离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)^[36]、小波阈值法^[37]、加权核范数最小化算法(weighted nuclear norm minimization, WNNM)^[8]和三维块匹配滤波(block matching 3-D filtering, BM3D)^[6]。

2.1 WHU-RS19 数据集

WHU-RS19 数据集来源于谷歌地球(Google Earth),可以提供高达 0.5 米的高分辨率卫星图像。数据集包含 19 个具有挑战性的场景类别,包括机场、海滩、桥梁、商业区、沙漠、农田、足球场、森林、工业区、草地、山区、公园、停车场、池塘、港口、火车站、住宅区、河流和高架桥,每个场景

类别约有 50 幅图像,每幅图像大小为 600×600 像素,有红、绿、蓝三个波段。数据集同一场景类别下的图像样本是从不同分辨率卫星影像的不同区域采集的,因此可能具有不同的尺度、方向和照度,这也使得该数据集被广泛用于评估各种不同的场景分类方法^[38-41]。

2.2 模拟实验

本文在 WHU-RS19 数据集工业区场景下随机选择 20 幅图像作为参考影像,对参考影像添加标准差分别为 30, 40, 50, 60 的乘性噪声,得到噪声图像并进行去噪处理。噪声图像的获得可以用下式表示:

$$SN(i, j) = O(i, j) * (1 + E_s(i, j)) \quad (14)$$

式中, $SN(i, j)$ 为模拟噪声图像, $O(i, j)$ 为无噪图像, $E_s(i, j)$ 为标准差 s , 符合高斯分布的噪声系数矩阵,大小与参考图像一致, (i, j) 为图像像素位置。图 2 为不同噪声标准差对应的模拟噪声图像。

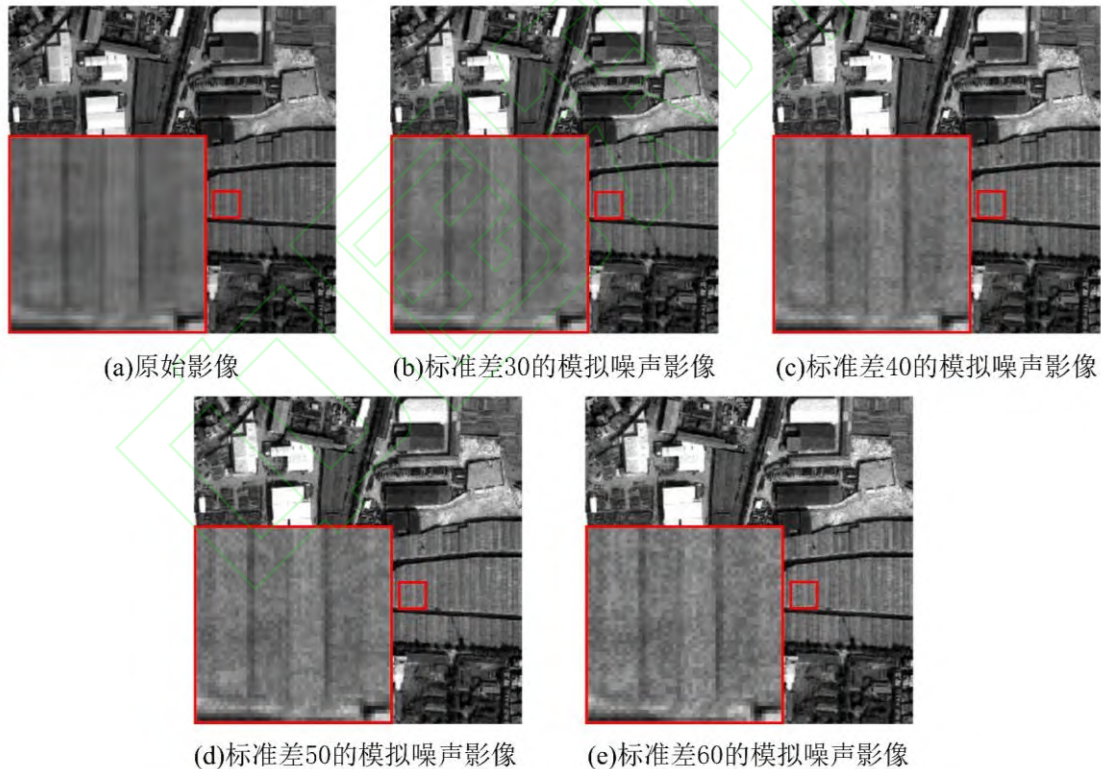


图 2 不同标准差对应的模拟噪声影像

Fig.2 Simulation Noise Images with Different Standard Deviations

表 1 模拟实验定量指标结果

Tab.1 Quantitative Indexes of Simulation Experiment

| 噪声标准差(σ) | 定量指标 | 噪声图像 | NLM | BM3D | DCT | WNNM | 小波阈值 | 本文方法 |
|-------------------|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------------|
| 30 | PSNR | 30.2426 | 29.7981 | 30.6482 | 30.2841 | 26.0759 | 29.2815 | 31.2902 |
| | SSIM | 0.9937 | 0.9921 | 0.9949 | 0.9938 | 0.9687 | 0.9902 | 0.9961 |

| | | | | | | | | |
|----|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------------|
| 40 | FSIM | 0.9948 | 0.9918 | 0.9945 | 0.9946 | 0.9495 | 0.9784 | 0.9958 |
| | PSNR | 27.8145 | 27.8832 | 28.3710 | 27.8632 | 25.2446 | 28.1026 | 28.9043 |
| | SSIM | 0.9891 | 0.9893 | 0.9920 | 0.9893 | 0.9673 | 0.9906 | 0.9937 |
| 50 | FSIM | 0.9911 | 0.9878 | 0.9915 | 0.9910 | 0.9503 | 0.9875 | 0.9937 |
| | PSNR | 25.9275 | 26.3346 | 26.6604 | 26.1400 | 23.8698 | 26.2895 | 27.0213 |
| | SSIM | 0.9835 | 0.9864 | 0.9891 | 0.9851 | 0.9576 | 0.9862 | 0.9906 |
| 60 | FSIM | 0.9868 | 0.9874 | 0.9892 | 0.9844 | 0.9318 | 0.9849 | 0.9911 |
| | PSNR | 24.4139 | 24.4139 | 25.2177 | 24.6849 | 23.1461 | 24.8259 | 25.5071 |
| | SSIM | 0.9771 | 0.9771 | 0.9855 | 0.9798 | 0.9558 | 0.9813 | 0.9871 |
| | FSIM | 0.9820 | 0.9772 | 0.9861 | 0.9800 | 0.9319 | 0.9729 | 0.9882 |

使用峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似度 (structural similarity index, SSIM) 和特征相似性 (feature similarity, FSIM) [42] 作为定量评价指标, 计算 20 张实验图像的平均值, 结果如表 1 所示, 其中粗体标记的为最好去噪结果。表中结果表明, 文中方法在不同噪声强度下均获得最好指标。图 3、图 4、图 5 分别是噪声标准差为 30、40、60 的去噪结果, 可以发现: NLM 和 BM3D 能够有效去除噪声, 但对纹理和边缘细节保留效果较差, 尤其是当噪声强度较高时, 如图 5(c)、(d)局部放大图所示。WNNM 方法去噪结果过度

平滑, 原始图像的边缘细节严重丢失, 如图 3(f)、图 4(f)中的建筑物轮廓细节, 图 5(f)中的道路交叉口。DCT 方法去噪性能较差, 去噪后图像中仍残留较多噪声; 小波阈值方法与前几种方法相比能够有效去除噪声, 同时较好保留纹理和边缘细节, 但其对噪声强度不具有鲁棒性, 随着噪声强度的增加, 去噪后图像仍存在纹理区域模糊、边缘细节丢失的问题。相比之下, 本文方法对噪声强度具有较好的鲁棒性, 能够在去除噪声的同时较好地保留纹理和边缘细节, 去噪结果也更接近真实图像的视觉效果。

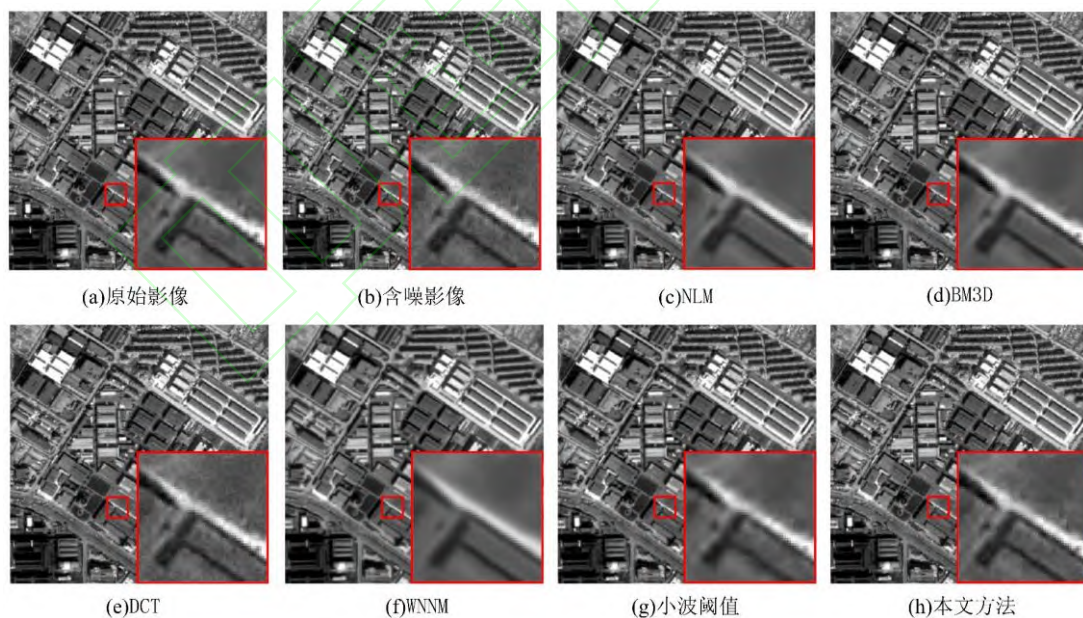


图 3 标准差为 30 的模拟图像去噪结果

Fig.3 Denoising Results of Simulated Image with $\sigma=30$

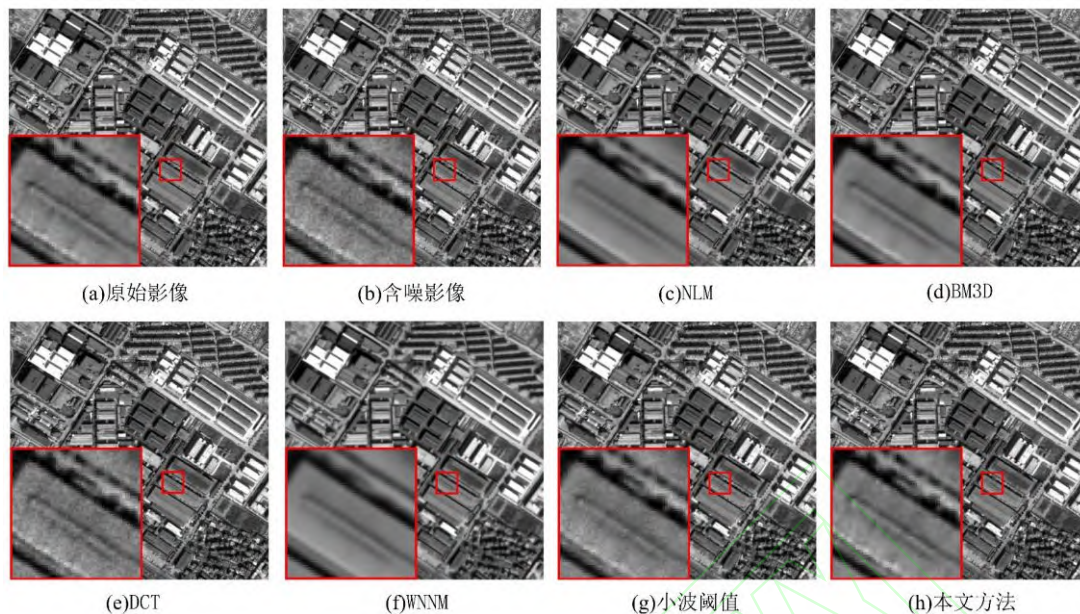


图 4 标准差为 40 的模拟图像去噪结果

Fig.4 Denoising Results of Simulated Image with $\sigma=40$

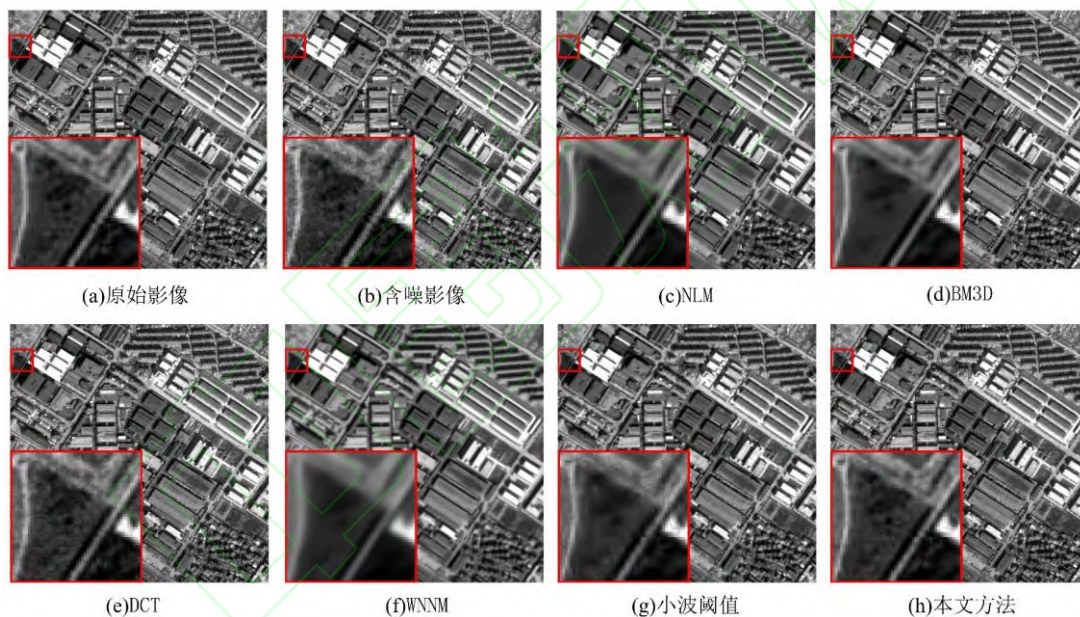


图 5 标准差为 60 的模拟图像去噪结果

Fig.5 Denoising Results of Simulated Image with $\sigma=60$

2.3 真实实验

高分四号 (GF-4) 是我国第一颗地球静止轨道面阵成像卫星, 其可见光近红外 (VNIR) 影像有 5 个波段, 空间分辨率为 50 m。选择 12 幅 GF-4 VNIR 影像作为实验数据, 截取影像大小为 400×400 像素。

1) 辐射特征滤除

对 12 幅实验影像分别进行辐射特征的滤除,

图 6 为其中一幅影像第 4 波段辐射特征滤除的结果, (a) 为原始影像, (b) 为 (a) 高斯滤波处理后结果, 其中高斯函数标准差为 1, 卷积核大小为 5×5 , (c) 为辐射特征滤除后的纹理图像。从图中可以发现, (a) 中高、低亮度区域可以明显区分, 而在纹理图像 (c) 中, 它们之间的辐射差异基本消除, 不同亮度区域无法区分。

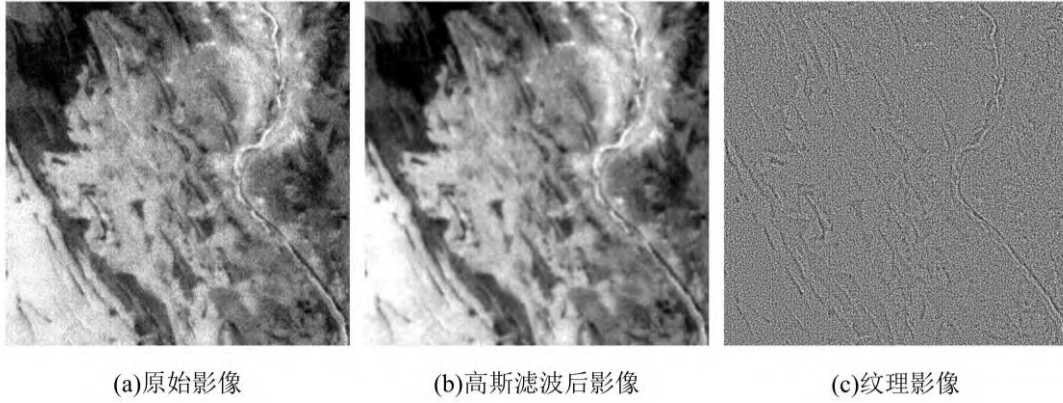


图 6 辐射特征滤除结果

Fig.6 Result of Radiation Characteristics Elimination

为了进一步检验辐射特征的滤除效果,在原始 VNIR 影像的高、中、低亮度区域分别随机选择 5 个像素,计算其辐射特征滤除前后的光谱曲线,如下图 7 所示,其中纵坐标为 5 个像素灰度均值经过归一化处理后的数值,归一化方法采用最大最小归一化,如式(15)所示:

$$x'_{i,j,k} = \frac{x_{i,j,k} - x_k^{\min}}{x_k^{\max} - x_k^{\min}} \quad (15)$$

式中, $x'_{i,j,k}$ 为第 k 波段 (i, j) 位置像素归一化

后结果, $x_{i,j,k}$ 为第 k 波段 (i, j) 位置像素归一化前灰度值, x_k^{\max} 、 x_k^{\min} 分别为第 k 波段的灰度最大值、最小值。高、中、低亮度区域像素在辐射特征滤除前的光谱响应值范围分别是 0.7068 ~ 0.8606, 0.3013 ~ 0.4429, 0.0798 ~ 0.2152, 滤除后变为 0.8602 ~ 0.8680, 0.5660 ~ 0.5703, 0.3254 ~ 0.3587。由此可知,辐射特征滤除过程可以有效去除原始影像的光谱信息,与此同时,系统噪声和梯度特征也随着辐射特征的滤除得到增强。

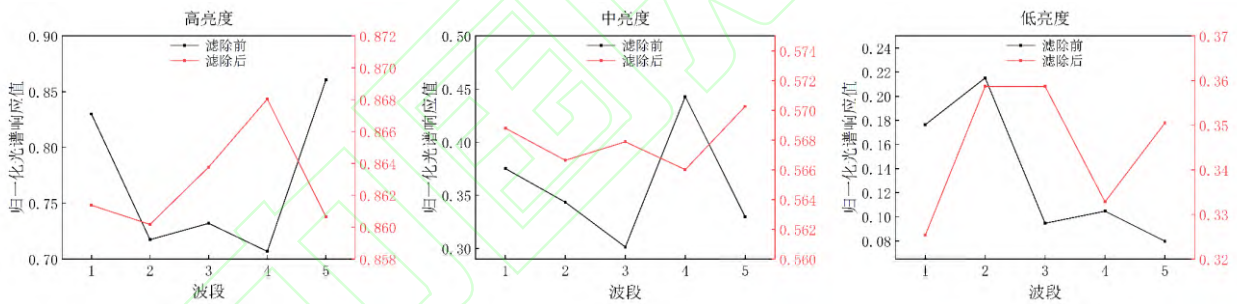


图 7 高、中、低亮度区域像素辐射特征滤除前后光谱曲线图

Fig.7 Spectral Before and After Filtering of a Random Pixel in High, Medium and Low Brightness Regions

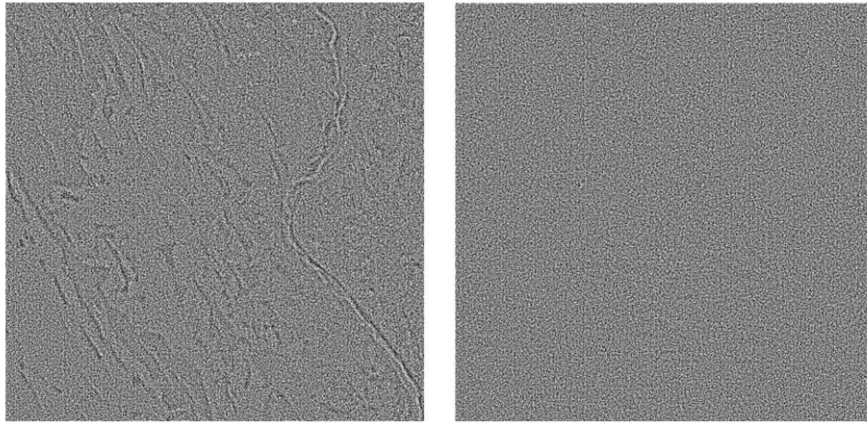
2) 梯度特征滤除

辐射特征滤除后,对纹理图像进行梯度特征的滤除,得到系统噪声图像。首先由式(5)求得强度关系结果 $C(i, j)$, 其中窗口半径 R , 采样点数量 P 分别为 3, 12, 比例系数 λ 取 0.01; 基于 $C(i, j)$ 和 Grubbs 准则, 利用式(11)求得噪声图像 $n(i, j)$, 实验中 Grubbs 准则显著性水平 α 取 0.1。图 8 为梯度特征滤除结果, (a)为图 6(c)纹理图像, (b)为目标噪声图像。通过比较图 8(a)、(b)发现, 纹理图像中的河流、洼地等梯度特征明显区域基本被滤除, 噪声

图像中系统噪声进一步增强。图 9 为纹理图像(126, 245) 像素位置对应的粗差检测结果, 其中红色框内的样本点为粗差, 需要剔除处理。

3) 系统噪声去除及评价

基于序列噪声图像, 根据式(12)可求得校正系数。图 10 为 GF-4 VNIR 第 4 波段校正系数。为检验本文方法的去噪效果, 在实验数据中选择一幅图像作为测试图像, 比较不同方法的去噪效果, 如图 11 所示。



(a)纹理图像

(b)梯度特征滤除后的噪声图像

图 8 梯度特征滤除结果

Fig.8 Results of the Gradient Characteristics Elimination

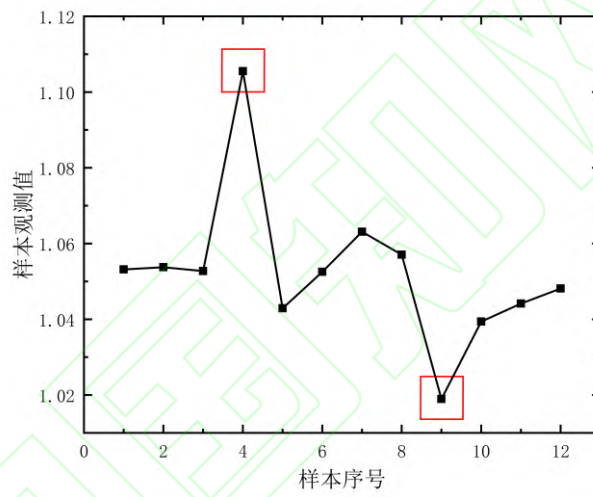


图 9 (126, 245) 像素位置粗差检测结果 (红色框内样本点为粗差)

Fig.9 Gross Errors Detection Result of (126, 245) Pixel (The Sample Points in the Red Box are Gross Errors)

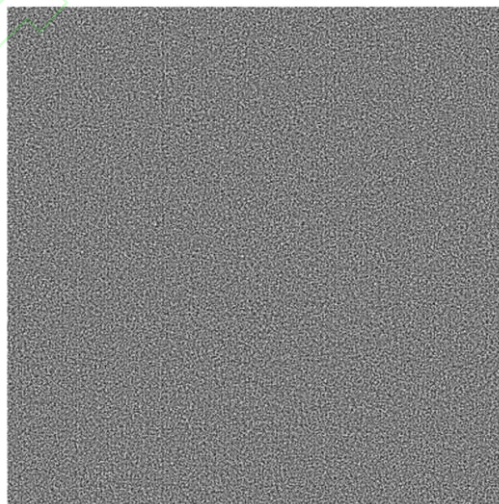


图 10 GF-4 VNIR 第 4 波段校正系数

Fig.10 Correction Coefficient of GF-4 VNIR Band 4

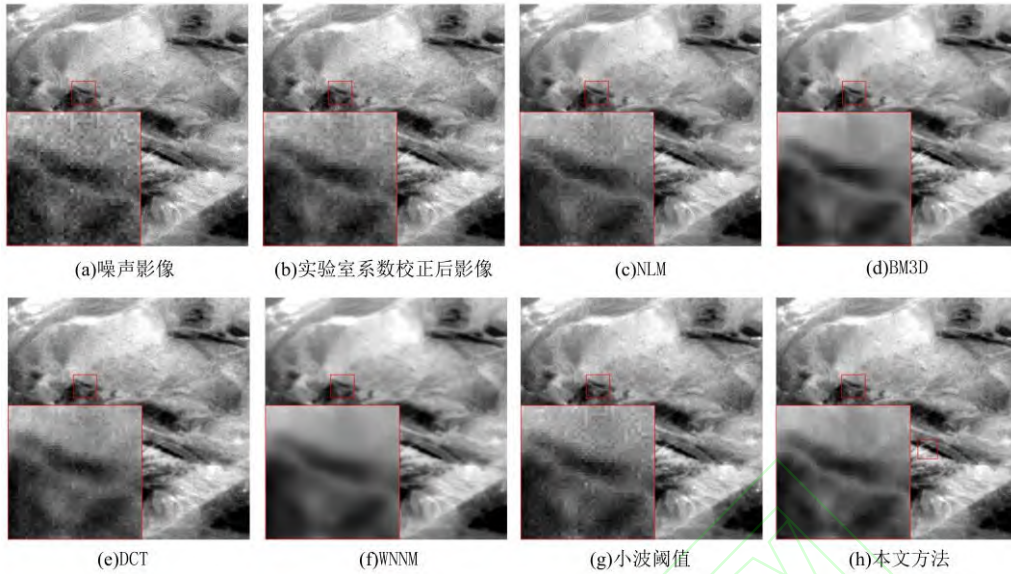


图 11 不同方法去噪效果图

Fig.11 Results by Different Denoising Methods

表 2 不同方法去噪效果定量评价表

Tab.2 Quantitative Indexes of Denoised Images

| 方法 | 均值 | 标准差 | 信噪比 (dB) |
|---------|---------|--------|----------|
| 噪声图像 | 552.471 | 68.088 | 38.190 |
| 实验室系数校正 | 552.471 | 66.847 | 45.862 |
| NLM | 552.314 | 66.880 | 46.461 |
| BM3D | 552.461 | 66.007 | 55.054 |
| DCT | 552.471 | 66.471 | 41.757 |
| WNNM | 552.329 | 64.597 | 56.148 |
| 小波阈值 | 552.471 | 66.783 | 44.978 |
| 本文方法 | 552.624 | 66.251 | 47.762 |

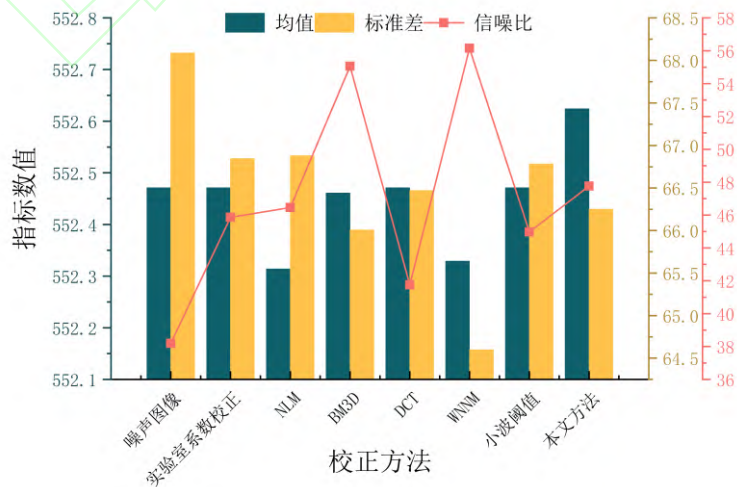


图 12 不同方法去噪结果定量评价图

Fig.12 Quantitative Evaluation Graph of Denoising Results of Different Methods

选取均值、标准差和信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 作为定量评价指标, 结果如表 2、图 12 所示。其中信噪比这一指标由于缺少无噪影像无法直接求解, 本文通过局部标准差间接获取^[43]。具体求解为: 1) 计算整幅影像灰度均值 M ; 2) 将影像分成 5×5 大小的子块, 计算所有子块的标准差; 3) 在最大和最小标准差之间建立 1000 个等间隔子区间, 含子块最多区间的标准差均值作为噪声标准差估计, 记作 LSD_{max} ; 4) 计算信噪比 SNR :

$$SNR = 20 \lg(M / LSD_{max}) \quad (16)$$

遥感影像去噪的关键是在去除噪声的同时较好地保留影像边缘细节和纹理特征。根据图 11、图 12 和表 2 不难发现: ①实验室系数校正、DCT 和小波阈值方法去噪结果中残留较多噪声, 对应 SNR 较低; ②BM3D、WNNM 方法的 SNR 最高,

但 BM3D 去噪后图像的边缘、纹理特征严重丢失, 还存在块状模糊, 如图 11(d); WNNM 方法去噪后图像过度模糊, 严重影响视觉效果, 如图 11(f); ③NLM 方法去噪后图像较好保留了边缘细节和纹理, 但仍残留部分噪声, SNR 指标也低于文中方法。综合来看, 本文方法能够在有效去除系统噪声的同时, 较好地保留图像的边缘细节和纹理特征。

2.4 消融实验

本文在梯度特征滤除时将圆形 LBP 算子与 Grubbs 准则结合以滤除梯度特征。为了验证此方法的有效性, 进行了 5 组消融实验, 实验数据为真实实验的 12 幅 GF-4 VNIR 影像, 定量指标为 12 幅影像 SNR 增加量的平均值。结果如表 3 所示。

表 3 消融实验定量指标结果

Tab.3 Quantitative Indexes for the Ablation Experiment

| 消融实验序号 | 粗差别除准则 | 选择性应用粗差别除准则 | SNR 增加量均值 |
|--------|---------------|-------------|---------------|
| 1 | 3 σ 准则 | ✓ | 9.1336 |
| 2 | Dixon 准则 | ✓ | 9.1220 |
| 3 | t 检验准则 | ✓ | 9.1170 |
| 4 | Grubbs 准则 | ✓ | 9.3846 |
| 5 | Grubbs 准则 | × | 9.3082 |

3 σ 准则、Dixon 准则、t 检验准则和 Grubbs 准则是常用的粗差别除准则。为了比较不同粗差别除准则对去噪效果的影响, 设计了实验 1~4, 结果实验 4 取得最高指标, 表明 Grubbs 准则的有效性。此外, 为了验证文中基于系统噪声和梯度特征的强度关系进行选择性的粗差别除这一策略的有效性, 设计了实验 4、5, 结果表明该策略可以有效提高去噪性能。

3 结论

对于面阵成像遥感影像, 当相对辐射定标系数不够准确时, 影像中会出现大量系统点状噪声, 严重影响影像的后续使用。由于序列影像中系统噪声在时间轴上存在相关性, 本文基于该特征提出一种面阵影像去噪方法。本文方法的创新点有: (1) 该方法是基于序列影像在时间轴的相关性, 而不是影像邻域相关性, 因此可以较好地保留影像的边缘细节和纹理信息; (2) 通过分析影像梯度特征和系统噪声在统计分布上的差异, 提出一种基于粗差别除的梯度特征滤除策略; (3)

将圆形 LBP 算子与 Grubbs 准则结合, 基于系统噪声和梯度特征的强度关系进行选择性的粗差别除, 实现了梯度特征的精细化滤除。

本文方法仍存在一些不足之处, 值得今后的研究和改进: (1) 本文方法仅考虑了乘性噪声校正系数, 忽略了暗电流等因素引起的加性噪声, 如何通过少量面阵图像获取精确的加性噪声校正系数是一个值得研究的问题。(2) 图像的梯度特征和系统噪声之间相互耦合, 如何准确区分梯度特征和系统噪声以实现梯度特征的进一步滤除, 这也是未来值得研究的方向。

参考文献

- [1] ZHAO Hongchen, ZHOU Xinghua, PENG Cong, et al. An Integrated BM3D Method for Removing Mixed Noise in Remote Sensing Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(06):925-932.(赵洪臣,周兴华,彭聪等.一种去除遥感影像混合噪声的集成 BM3D 方

- 法[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44(06):925-932.)
- [2] DUAN Yini, ZHANG Lifu, YAN Lei, et al. Relative Radiometric Correction Methods for Remote Sensing Images and Their Applicability Analysis[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18(03):597-617.(段依妮,张立福,晏磊等.遥感影像相对辐射校正方法及适用性研究[J].遥感学报,2014,18(03):597-617.)
- [3] Pan H, Gao F, Dong J, et al. Multiscale Adaptive Fusion Network for Hyperspectral Image Denoising[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 3045-3059.
- [4] Shao L, Yan R, Li X, et al. From Heuristic Optimization to Dictionary Learning: A Review and Comprehensive Comparison of Image Denoising Algorithms[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2013, 44(7): 1001-1013.
- [5] Buades A, Coll B, Morel J M. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One[J]. *Multiscale modeling & simulation*, 2005, 4(2): 490-530.
- [6] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [7] Lebrun M, Buades A, Morel J M. A nonlocal Bayesian image denoising algorithm[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2013, 6(3): 1665-1688.
- [8] Gu S, Xie Q, Meng D, et al. Weighted nuclear norm minimization and its applications to low level vision[J]. *International journal of computer vision*, 2017, 121: 183-208.
- [9] Mallat S G. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [10] Othman H, Qian S E. Noise reduction of hyperspectral imagery using hybrid spatial-spectral derivative-domain wavelet shrinkage[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(2): 397-408.
- [11] Rasti B, Sveinsson J R, Ulfarsson M O, et al. Hyperspectral image denoising using first order spectral roughness penalty in wavelet domain[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 7(6): 2458-2467.
- [12] Bayer F M, Kozakevicius A J, Cintra R J. An Iterative Wavelet Threshold for Signal Denoising[J]. *Signal Processing*, 2019, 162: 10-20.
- [13] Liu L, Huan H, Li W, et al. Highly Sensitive Broadband Differential Infrared Photoacoustic Spectroscopy with Wavelet Denoising Algorithm for Trace Gas Detection[J]. *Photoacoustics*, 2021, 21: 10.
- [14] Zhang Q, Yuan Q, Song M, et al. Cooperated spectral low-rankness prior and deep spatial prior for HSI unsupervised denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 6356-6368.
- [15] Ou Y, Luo J, Li B, et al. Gray-level image denoising with an improved weighted sparse coding[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2020, 72: 102895.
- [16] Liu H, Li L, Lu J, et al. Group sparsity mixture model and its application on image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 5677-5690.
- [17] Ou Y, Swamy M N S, Luo J, et al. Single image denoising via multi-scale weighted group sparse coding[J]. *Signal Processing*, 2022, 200: 108650.
- [18] He W, Zhang H, Zhang L, et al. Total-variation-regularized low-rank matrix factorization for hyperspectral image restoration[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2015, 54(1): 178-188.
- [19] Xie Y, Qu Y, Tao D, et al. Hyperspectral image restoration via iteratively regularized Schatten p-norm minimization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(8): 4642-4659.
- [20] Chen Y, Cao W, Pang L, et al. Hyperspectral image denoising with weighted nonlocal low-rank model and adaptive total variation regularization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-15.
- [21] Lin J, Huang T Z, Zhao X L, et al. A tensor sub-

- space representation-based method for hyperspectral image denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 59(9): 7739-7757.
- [22] Chen Y, He W, Yokoya N, et al. Hyperspectral image restoration using weighted group sparsity-regularized low-rank tensor decomposition[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2019, 50(8): 3556-3570.
- [23] Sun L, Cao Q, Chen Y, et al. Mixed Noise Removal for Hyperspectral Images Based on Global Tensor Low-Rankness and Nonlocal SVD-Aided Group Sparsity[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1-17.
- [24] Huang Z, Zhang Y, Li Q, et al. Joint analysis and weighted synthesis sparsity priors for simultaneous denoising and destriping optical remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(10): 6958-6982.
- [25] Zhang K, Zuo W, Chen Y, et al. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [26] 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.
- [27] Guo S, Yan Z, Zhang K, et al. Toward Convolutional Blind Denoising of Real Photographs[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019: 1712-1722.
- [28] Liu M, Jiang W, Liu W, et al. Dynamic Adaptive Attention Guided Self-Supervised Single Remote Sensing Image Denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023.
- [29] Feng X, Zhang W, Su X, et al. Optical remote sensing image denoising and super-resolution reconstructing using optimized generative network in wavelet transform domain[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(9): 1858.
- [30] Huang Z, Zhang Y, Li Q, et al. Unidirectional variation and deep CNN denoiser priors for simultaneously destriping and denoising optical remote sensing images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(15): 5737-5748.
- [31] Nguyen H V, Ulfarsson M O, Sveinsson J R. Hyperspectral image denoising using SURE-based unsupervised convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 59(4): 3369-3382.
- [32] Liu J, Sun Y, Xu X, et al. Image restoration using total variation regularized deep image prior[C]//ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Ieee, 2019: 7715-7719.
- [33] Quan Y, Chen M, Pang T, et al. Self2self with dropout: Learning self-supervised denoising from single image[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020: 1890-1898.
- [34] XU Heyu, ZHANG Liming, LI Xin, et al. A Relative Radiometric Calibration Method Based on Solar Diffuser Research for a Linear Array CCD Detector[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(06):179-187.(许和鱼,张黎明,李鑫等.基于太阳漫反射板线阵 CCD 相对辐射定标方法研究[J].光学学报,2020,40(06):179-187.)
- [35] Chang X, He L. System Noise Removal for Gaofen-4 Area-array Camera[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 759.
- [36] Yu G, Sapiro G. DCT Image Denoising: A Simple and Effective Image Denoising Algorithm[J]. *Image Processing On Line*, 2011, 1: 292-296.
- [37] Xiang R, Wang L, He Q. Image Denoising Algorithm Based on Wavelet Transform and Partial Differential Equations[J]. *Commun. Technol*, 2017, 50: 30-37.
- [38] Cheng G, Han J, Lu X. Remote Sensing Image Scene Classification: Benchmark and State of the Art[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2017, 105(10): 1865-1883.
- [39] Chaib S, Liu H, Gu Y, et al. Deep feature fusion for VHR remote sensing scene classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(8): 4775-4784.
- [40] Ji H, Yang H, Gao Z, et al. Few-shot scene classification using auxiliary objectives and transductive inference[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.

- [41] Xia G, Yang W, Delon J, et al. Structural high-resolution satellite image indexing[J]. 2009.
- [42] Zheng R, Jiang X, Ma Y, et al. A Comparison of Quality Assessment Metrics on Image Resolution Enhancement Artifacts[C]//2022 International Conference on Culture-Oriented Science and Technology (CoST). IEEE, 2022: 200-204.
- [43] Gao B C. An Operational Method for Estimating Signal to Noise Ratios From Data Acquired with Imaging Spectrometers[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 43(1): 23-33.

网络首发:

标题: 一种星载面阵相机序列影像的系统噪声去除方法

作者: 吴章平, 王密, 陈儒

收稿日期: 2023-12-26

DOI:10.13203/j.whugis20230361

引用格式:

吴章平, 王密, 陈儒. 一种星载面阵相机序列影像的系统噪声去除方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230361 (WU Zhangping, WANG Mi, CHEN Ru. A System Noise Removal Method for Series Images from Spaceborne Area Array Camera[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230361)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

基于通讯信号塔 RCS 建模的 SAR 影像绝对辐射定标

李佳楠, 李玉, 赵泉华, 姜昊男, 洪勇

武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1746-1755.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210052>

融合多种棋盘格约束的面阵相机和线激光外参标定

祝飞, 范佳, 黄玉春, 刘洋洋

武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(10): 1524-1529, 1537.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20180022>