引文格式: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),2025,50(11):2273-2284.DOI:10.13203/j.whugis20230361

Citation: 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, 2025, 50(11): 2273-2284. 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全国重点实验室,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。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。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算子和格拉布斯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;最后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,所提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 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-05-16

DOI:10.13203/j.whugis20230361 **文章编号**:1671-8860(2025)11-2273-12

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

WU Zhangping[1] *WANG Mi*[1] *CHEN Ru*[1]

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 analyze the source of the system noise and propose 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 combined in a ratio operation to eliminate the radiation characteristics to obtain multiple texture images. Second, the circular local binary pattern 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, 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 and structural similarity index with different noise levels in simulation experiments. In experiments on real data, laboratory coefficient correction, DCT, and wavelet thresholding could not re-

基金项目: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

通信作者:王密,教授。wangmi@whu.edu.cn

move the noise effectively. BM3D and WNNM can efficiently remove noise and obtain high signal-to-noise ratio, but the edge and texture details are lost seriously. Our method effectively removes the noises, while preserving the edge details and texture information. **Conclusions**: The results show that the proposed method can effectively maintain image edge details and texture information while removing image noise.

Key words: area-array camera; series images denoising; GF-4

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的方法被提出,如BM3D(block matching 3-D filtering)[6]、NL-Bayes(nonlocal Bayes)[7]和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和参数较多的问题。

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、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方法,LIU等[16]提出群稀疏混合模型,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,可以较好地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,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(flexible denoising convolutional neural network)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(convolutional blind denoising network)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,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。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(local binary pattern,LBP)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(charge coupled device)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:

$$\mathrm{DN}_c=\frac{\mathrm{DN}_o-B}{\mathrm{NG}} \tag{1}$$

式中,DN_c 为无噪影像对应的数字量化值(digital number,DN)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(normalized gain)。由于实验数据是经过相对辐射校正处理的 Level-1 影像,相对辐射校正模型可表示为:

$$\mathrm{DN}_{c,1}=\frac{\mathrm{DN}_o-B_1}{\mathrm{NG}_1} \tag{2}$$

式中,$\mathrm{DN}_{c,1}$ 为 Level-1 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)变形后代入式(1)得:

$$\begin{aligned}\mathrm{DN}_c&=\frac{\left(\mathrm{DN}_{c,1}\cdot\mathrm{NG}_1+B_1\right)-B}{\mathrm{NG}}\\&=\frac{\mathrm{NG}_1}{\mathrm{NG}}\mathrm{DN}_{c,1}-\frac{B-B_1}{\mathrm{NG}}=\alpha\mathrm{DN}_{c,1}-\beta\end{aligned} \tag{3}$$

式中,$\alpha=\mathrm{NG}_1/\mathrm{NG}$,$\beta=(B-B_1)/\mathrm{NG}$,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。基于此,本文设置 $\beta=0$,重点研究校正系数 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见图1,包括4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校正。

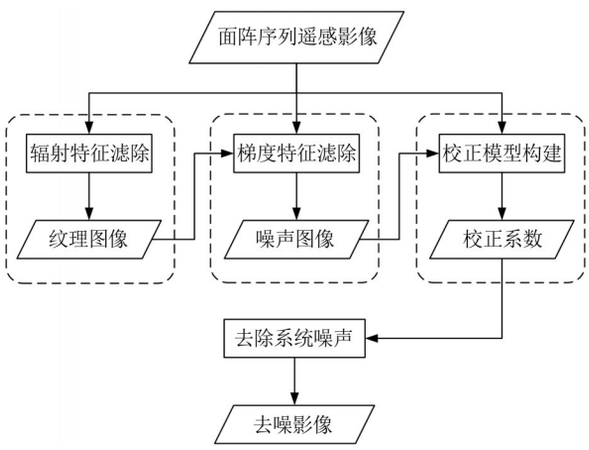


图1 本文方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the 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取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:

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

式中,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。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。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$C(i,j)$为:

$$C(i,j)=\begin{cases}0, L_r-L_c>u \text{或} L_r-L_c<-u\\ 1, \text{其他}\end{cases} \tag{5}$$

式中,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,$r=1,2,\cdots,P$;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准则首先建立观测数据模型:

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

样本均值$\bar{y}$和标准差$\hat{\sigma}$计算公式为:

$$\bar{y}=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K}y_i \tag{7}$$

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

式中,y_i为观测样本,即纹理图像相同坐标位置对应的像素值;$i=1,2,\cdots,K$,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为:

$$v=\max_{1\leqslant i\leqslant K}\left|y_i-\bar{y}\right| \tag{9}$$

基于式(9),运用Grubbs准则对粗差进行判别:

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

式中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K和α有关。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。

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:

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

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;$G(\cdot)$表示运用Grubbs准则剔除数组中的粗差;Mean$(\cdot)$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:

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

式中,$e(i,j)$为校正系数;$n_k(i,j)$为噪声图像;$k=1,2,\cdots,K$,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:

$$f'(i,j)=f(i,j)\times e(i,j) \tag{13}$$

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,选择的方法包括NLM、离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)[36]、小波阈值法[37]、WNNM和BM3D。

2.1　WHU-RS19数据集

WHU-RS19数据集来源于谷歌地球,可以提供高达0.5 m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像素×600像素,有红、绿、蓝3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]。

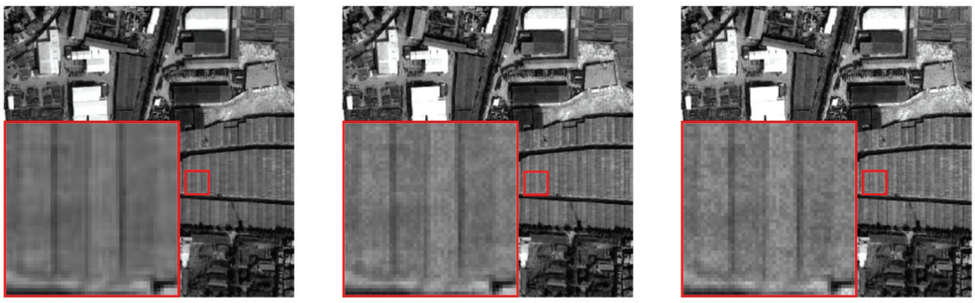
2.2　模拟实验

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(σ)分别为30、40、50和60的乘性噪声,得到噪声图像并进行去噪处理。噪声图像的获得可表示为:

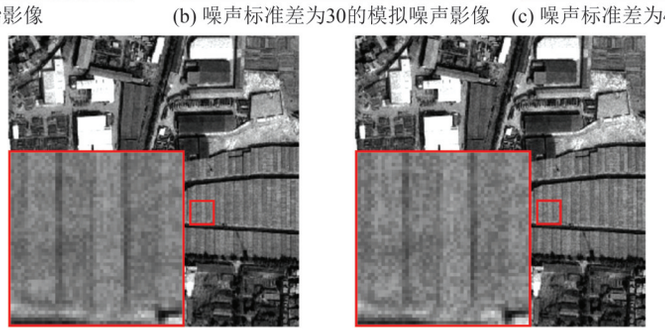
$$\text{SN}(i,j)=O(i,j)\cdot(1+E_s(i,j)) \tag{14}$$

式中,SN(i,j)为模拟噪声(simulated noise,SN)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。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,结果见表1,其中粗体标记的为最好去噪结果。结果表明,本文方法在不同噪声强度下均获得最好指标。

图3至图5分别是噪声标准差为30、40和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(图5(c)、5(d))。WNNM方法的去噪结果过度平滑,原始图像的边缘细节严重丢失,如图3(f)和图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,去噪结果也更加接近真实图像的视觉效果。



(a) 原始影像 (b) 噪声标准差为30的模拟噪声影像 (c) 噪声标准差为40的模拟噪声影像



(d) 噪声标准差为50的模拟噪声影像 (e) 噪声标准差为60的模拟噪声影像

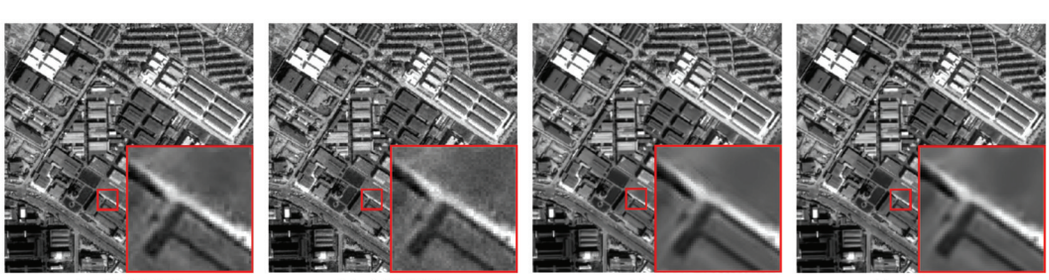
图2 不同标准差对应的模拟噪声影像

Fig. 2 Simulation Noise Images with Different Standard Deviations

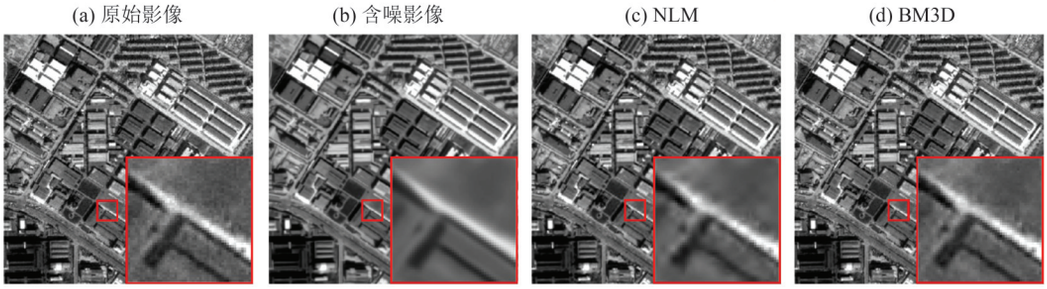
表1 模拟实验定量指标结果

Table 1 Quantitative Indexes of Simulation Experiment

方法	噪声标准差为30			噪声标准差为40			噪声标准差为50			噪声标准差为60		
	PSNR/dB	SSIM	FSIM	PSNR/dB	SSIM	FSIM	PSNR/dB	SSIM	FSIM	PSNR/dB	SSIM	FSIM
噪声图像	30.242 6	0.993 7	0.994 8	27.814 5	0.989 1	0.991 1	25.927 5	0.983 5	0.986 8	24.413 9	0.977 1	0.982 0
NLM	29.798 1	0.992 1	0.991 8	27.883 2	0.989 3	0.987 8	26.334 6	0.986 4	0.987 4	24.413 9	0.977 1	0.977 2
BM3D	30.648 2	0.994 9	0.994 5	28.371 0	0.992 0	0.991 5	26.660 4	0.989 1	0.989 2	25.217 7	0.985 5	0.986 1
DCT	30.284 1	0.993 8	0.994 6	27.863 2	0.989 3	0.991 0	26.140 0	0.985 1	0.984 4	24.684 9	0.979 8	0.980 0
WNNM	26.075 9	0.968 7	0.949 5	25.244 6	0.967 3	0.950 3	23.869 8	0.957 6	0.931 8	23.146 1	0.955 8	0.931 9
小波阈值	29.281 5	0.990 2	0.978 4	28.102 6	0.990 6	0.987 5	26.289 5	0.986 2	0.984 9	24.825 9	0.981 3	0.972 9
本文方法	**31.290 2**	**0.996 1**	**0.995 8**	**28.904 3**	**0.993 7**	**0.993 7**	**27.021 3**	**0.990 6**	**0.991 1**	**25.507 1**	**0.987 1**	**0.988 2**



(a) 原始影像 (b) 含噪影像 (c) NLM (d) BM3D



(e) DCT (f) WNNM (g) 小波阈值 (h) 本文方法

图3 噪声标准差为30的模拟图像去噪结果

Fig. 3 Denoising Results of Simulated Image with σ=30

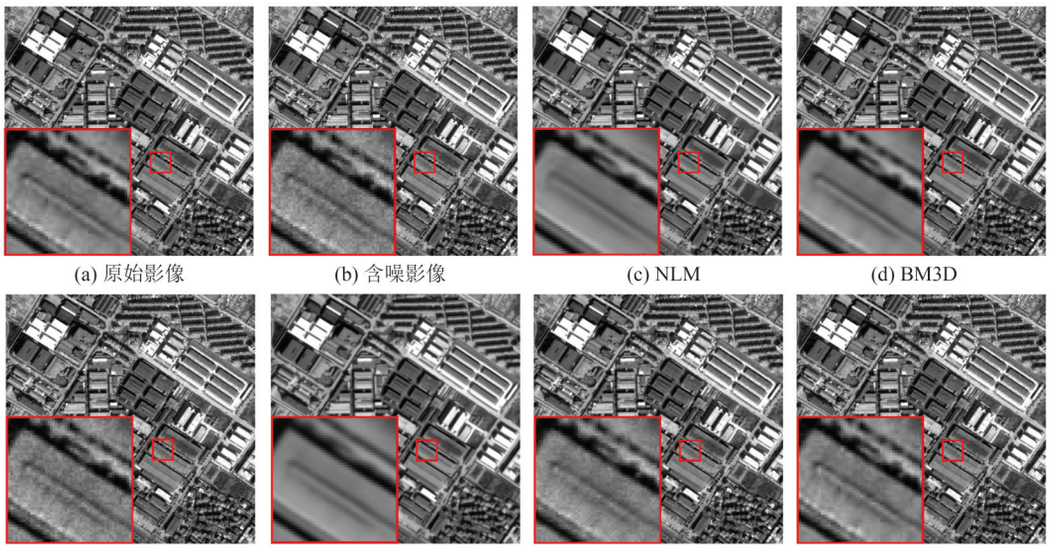


图 4　噪声标准差为 40 的模拟图像去噪结果

Fig. 4　Denoising Results of Simulated Image with σ=40

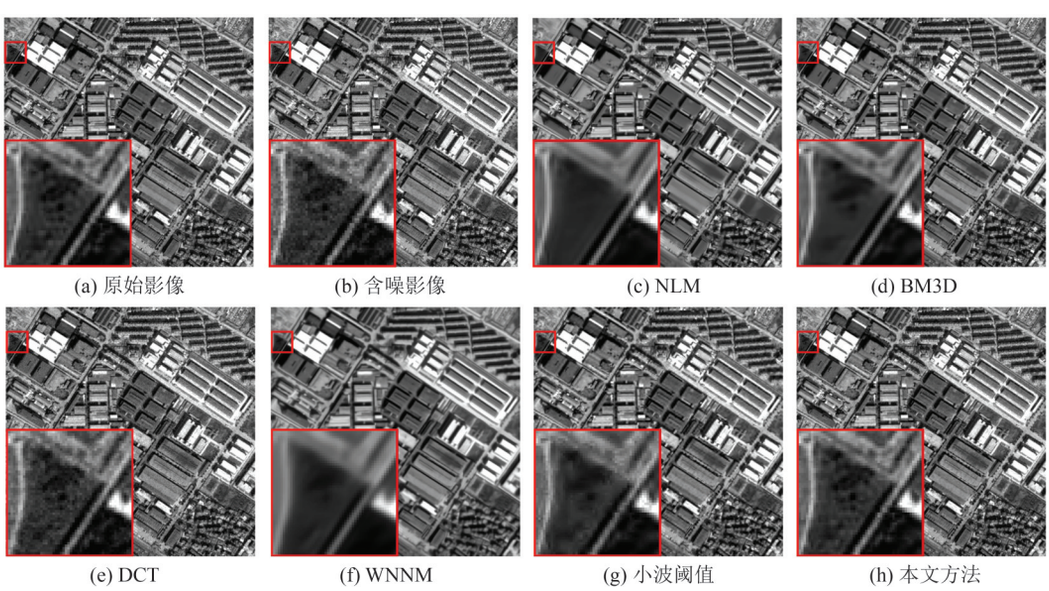


图 5　噪声标准差为 60 的模拟图像去噪结果

Fig. 5　Denoising Results of Simulated Image with σ=60

2.3　真实实验

高分四号(GF-4)是中国第一颗地球静止轨道面阵成像卫星,其可见光近红外(visible and near-infrared,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

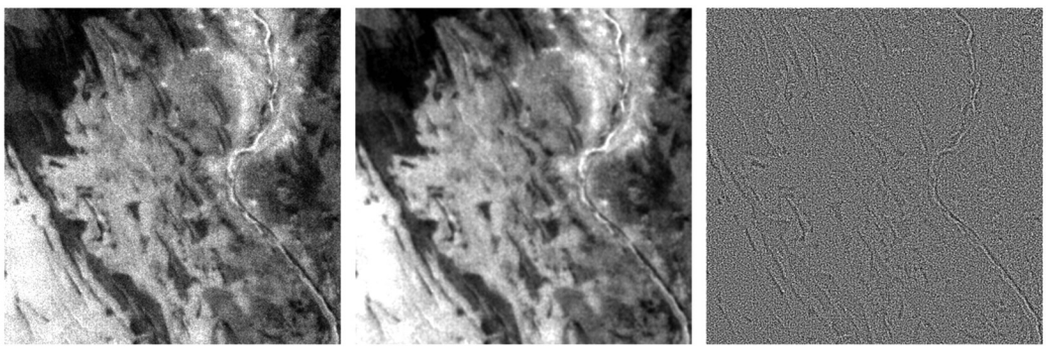
对 12 幅实验影像分别进行辐射特征的滤除,图 6 为其中一幅影像第 4 波段辐射特征滤除的结果,其中高斯函数标准差为 1,卷积核大小为 5×5。图 6(a)中高、低亮度区域可以明显区分,而在纹理图像(c)中,它们之间的辐射差异基本消除,不同亮度区域无法区分。

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(图 7),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:

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

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 波段的灰度最大值和最小值。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为 0.706 8~0.860 6、0.301 3~0.442 9

和0.079 8～0.215 2,滤除后分别为0.860 2～0.868 0、0.566 0～0.570 3和0.325 4～0.358 7。辐射特征滤除过程可以有效去除原始影像的光谱信息,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。



(a) 原始影像 (b) 高斯滤波后影像 (c) 纹理影像

图6 辐射特征滤除结果

Fig. 6 Result of Radiation Characteristics Elimination

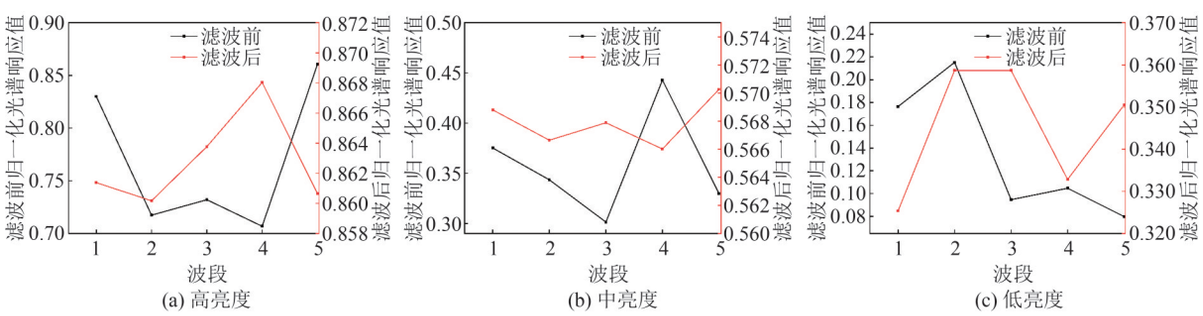
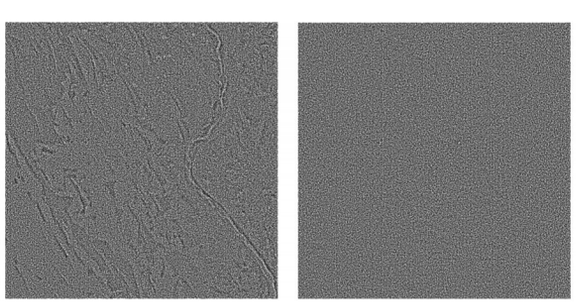


图7 高、中、低亮度区域像素辐射特征滤除前后光谱曲线图

Fig. 7 Spectral Curves 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$C(i,j)$,其中窗口半径R为3,采样点数量P为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,通过比较图8(a)和8(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为纹理图像像素位置(126,245)的粗差检测结果,红色框内的样本点为粗差,需要剔除处理。



(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

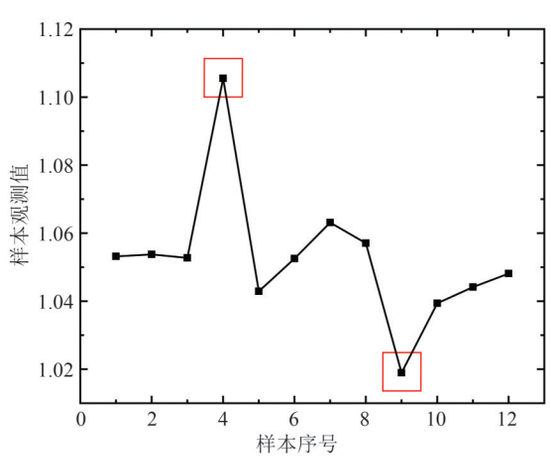


图9 像素位置(126,245)粗差检测结果(红色框内样本点为粗差)

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

3) 系统噪声去除及评价

基于序列噪声图像,根据式(12)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(图11)。

选取均值、标准差和信噪比(signal-to-noise

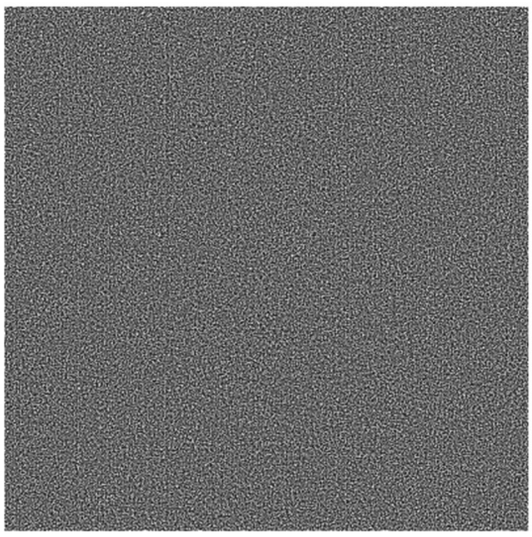


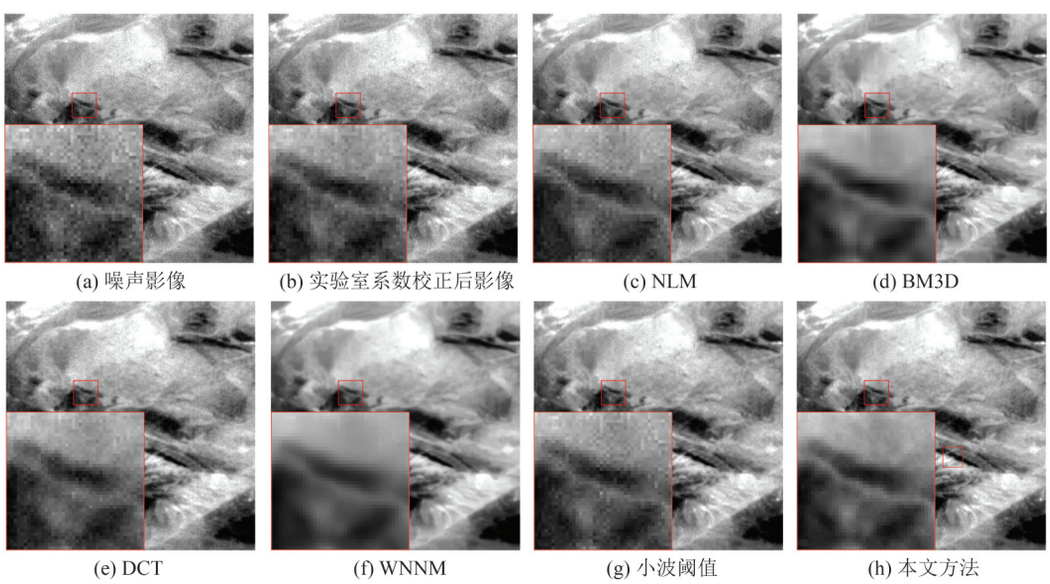
图 10　GF-4 VNIR第4波段校正系数

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

ratio, SNR)作为定量评价指标,结果见表2和图12。SNR 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1 000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S_{max};(4)计算SNR:

$$\mathrm{SNR}=20\lg(M/S_{max}) \tag{16}$$

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,SNR较低;(2)BM3D、WNNM方法的SNR最高,但BM3D去噪后图像的边缘及纹理特征严重丢失,还存在块状模糊(图11(d));WNNM方法去噪后图像过度模糊,严重影响视觉效果(图11(f));(3)NLM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指标也低于本文方法。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。



(a) 噪声影像　(b) 实验室系数校正后影像　(c) NLM　(d) BM3D

(e) DCT　(f) WNNM　(g) 小波阈值　(h) 本文方法

图 11　不同方法去噪效果图

Fig. 11　Results by Different Denoising Methods

表 2　去噪效果定量评价表

Table 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

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,粗差提出准则分别为3σ准则、Dixon准则、t检验准则和Grubbs准则,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。结果见表3。

从表3中实验1~4可以看出,实验4取得最高指标,表明Grubbs准则的有效性。对比实

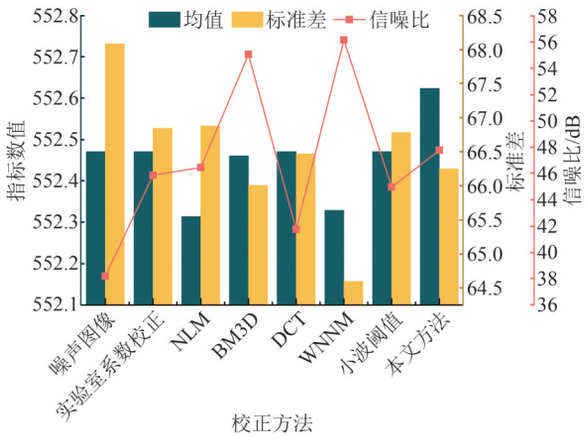


图12 不同方法去噪结果定量评价图

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

表3 消融实验定量指标结果

Table 3 Quantitative Indexes for the Ablation Experiment

消融实验序号	粗差剔除准则	选择性应用粗差剔除准则	SNR增加量均值/dB
1	3σ准则	√	9.133 6
2	Dixon准则	√	9.122 0
3	t检验准则	√	9.117 0
4	Grubbs准则	√	**9.384 6**
5	Grubbs准则	×	9.308 2

验4和实验5基于系统噪声和梯度特征的强度关系进行选择性粗差剔除这一策略可以有效提高去噪性能。

3 结 语

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,提出一种基于粗差剔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粗差剔除,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,有待进一步研究和改进:(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,如何通过少数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,也是未来值得研究的方向。

参 考 文 献

[1] 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(6):925-932.
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(6): 925-932.

[2] 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(3):597-617.
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(3): 597-617.

[3] PAN H D, GAO F, DONG J Y, 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 M, LI X L, et al. From Heuristic Optimization to Dictionary Learning: A Review and Comprehensive Comparison of Image Denoising Algorithms[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 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 H, XIE Q, MENG D Y, et al. Weighted Nuclear Norm Minimization and Its Applications to Low Level Vision[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 121(2): 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 N. 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*, 2014, 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 X, HUAN H T, LI W, et al. Highly Sensitive Broadband Differential Infrared Photoacoustic Spectroscopy with Wavelet Denoising Algorithm for Trace Gas Detection[J]. *Photoacoustics*, 2021, 21: 100228.

[14] ZHANG Q, YUAN Q Q, SONG M P, 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 Q, LI B L, 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 S, LI L Q, LU J B, 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 Q, et al. Single Image Denoising via Multi-Scale Weighted Group Sparse Coding [J]. *Signal Processing*, 2022, 200: 108650.

[18] HE W, ZHANG H Y, ZHANG L P, et al. Total-Variation-Regularized Low-Rank Matrix Factorization for Hyperspectral Image Restoration [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(1): 178-188.

[19] XIE Y, QU Y Y, TAO D C, et al. Hyperspectral Image Restoration via Iteratively Regularized Weighted Schatten *p*-Norm Minimization [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(8): 4642-4659.

[20] CHEN Y, CAO W F, 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 Subspace Representation-Based Method for Hyperspectral Image Denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 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*, 2020, 50(8): 3556-3570.

[23] SUN L, CAO Q J, CHEN Y W, 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 H, ZHANG Y Z, 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 M, CHEN Y J, 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 M, 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 F, ZHANG K, et al. Toward Convolutional Blind Denoising of Real Photographs [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, USA, 2019.

[28] LIU M H, JIANG W Z, LIU W F, et al. Dynamic Adaptive Attention-Guided Self-Supervised Single Remote-Sensing Image Denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1-11.

[29] FENG X B, ZHANG W X, SU X Q, 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 H, ZHANG Y Z, LI Q, et al. Unidirectional Variation and Deep CNN Denoiser Priors for Simultaneously Destriping and Denoising Optical Re-

mote 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*, 2021, 59(4): 3369-3382.

[32] LIU J M, SUN Y, XU X J, 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), Brighton, United Kingdom, 2019.

[33] QUAN Y H, CHEN M Q, PANG T Y, et al. Self2Self with Dropout: Learning Self-Supervised Denoising from Single Image[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, WA, USA, 2020.

[34] 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(6): 179-187.
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(6): 179-187.

[35] CHANG X L, HE L X. System Noise Removal for Gaofen-4 Area-Array Camera[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 759.

[36] YU G S, SAPIRO G. DCT Image Denoising: A Simple and Effective Image Denoising Algorithm[J]. *Image Processing on Line*, 2011, 1: 292-296.

[37] 相瑞, 王力, 何庆. 小波变换与偏微分方程的图像去噪算法[J]. 通信技术, 2017, 50(1): 30-37.
XIANG Rui, WANG Li, HE Qing. Image Denoising Algorithm Based on Wavelet Transform and Partial Differential Equations[J]. *Communications Technology*, 2017, 50(1): 30-37.

[38] CHENG G, HAN J W, LU X Q. 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 F, 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 S, YANG W, DELON J, et al. Structural High-resolution Satellite Image Indexing[C]//ISPRS TC VII Symposium-100 Years ISPRS, Vienna, Austria, 2010.

[42] ZHENG R D, JIANG X H, 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), Lanzhou, China, 2022.

[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.