

基于低通滤波残差图的高光谱条带噪声去除

鞠荟荟, 刘志刚*, 姜江军, 汪洋

火箭军工程大学核工程学院, 陕西 西安 710025

摘要 针对高光谱遥感图像中存在的条带噪声, 提出了一种基于低通滤波残差图的条带噪声去除算法。算法首先使用高斯低通滤波器对图像进行滤波, 得到低通滤波残差图; 然后借助条带噪声秩为 1 以及残差图中的细节与条带噪声正交的先验信息, 使用正交子空间投影技术将低通滤波残差图中的条带噪声和图像细节进行分离; 最后将分离出的细节信息加入滤波后的图像中。通过对上述三步不断迭代, 算法能够有效地去除图像中的条带噪声, 并且能够解决低通滤波法去条带造成图像模糊的问题。实验结果表明, 与现有前沿的去条带算法相比, 该方法能在有效去除条带噪声的同时很好地保持图像的信息。

关键词 遥感; 高光谱遥感; 条带噪声; 低通滤波; 残差图; 正交子空间投影

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1228002

Removal of Hyperspectral Stripe Noise Using Low-Pass Filtered Residual Images

Ju Huihui, Liu Zhigang*, Jiang Jiangjun, Wang Yang

Institute of Nuclear Engineering, Rocket Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710025, China

Abstract A stripe-removing algorithm using low-pass filtered residual images is proposed herein to remove stripe noise in hyperspectral remote sensing images. First, a Gaussian low-pass filter is used for image filtering to obtain a low-pass filtered residual image. Then, using previously determined knowledge that the rank of the stripe noise is 1 and the details are orthogonal to the stripe noise, we employ the orthogonal subspace projection technique to separate the stripe noise from the details in a low-pass filtered residual image. Finally, the separated details are then added to the filtered image. Through continuous iteration of the above mentioned three steps, the proposed algorithm can effectively remove stripe noise and overcome image blurring issues caused by traditional low-pass filtering methods. The experimental results illustrate that the proposed algorithm can significantly improve the removal of stripe noise and preserve image information comparing with the existing stripe-removing algorithms.

Key words remote sensing; hyperspectral remote sensing; stripe noise; low-pass filtering; residual image; orthogonal subspace projection

OCIS codes 280.4991; 100.4145; 100.3020

1 引 言

受成像光谱仪成像机理以及环境的影响, 高光谱遥感图像中常含有条带噪声, 这限制了高光谱遥感的应用^[1-2]。在过去的二十几年中, 人们根据条带噪声的特点, 提出了许多去除条带噪声的方法。

早在 1988 年, 功率谱滤波的方法便被用于去除条带噪声^[3], 甘信铮等^[4]提出使用低通滤波的方法去除条带噪声。滤波方法主要基于条带噪声的高频特性。由于图像的细节也具有高频特性, 滤波方法

在去除条带的同时往往也去除了图像的细节。一些文献还进一步探索了如何选择合适的滤波器以保留图像的细节信息^[5-7]。但这些方法中还假设条带噪声具有周期性, 而这往往并不成立。

相对于傅里叶变换, 小波变换是一种更为精细的时频分析工具。由于小波变换的局部性, 它可以克服周期性假设的问题。在二维图像的小波变换中, 列小波成分包含主要的条带噪声。Torres 等^[8]将列小波成分置 0 以去除条带。但如同滤波方法一样, 列小波成分仍然包含大量的图像细节, 这使去噪

收稿日期: 2018-04-12; 修回日期: 2018-06-22; 录用日期: 2018-07-26

基金项目: 国家自然科学基金(41574008)

* E-mail: 1982450862@qq.com

后的图像变得模糊。Pande-Chhetri 等^[9]对此进行了改进,使用自适应滤波的方法去除列小波成分包含的条带噪声。但正如 Yang 等^[10]指出的,如何在小波变换中既保持细节又去除条带仍然是一个困难的问题。

条带噪声的另一个特点是列均值与列方差的差异性较大。直方图匹配^[11-12]和矩匹配^[13]就是在这个特点上建立的去条带噪声的算法。均值和方差是典型的统计量,因此,上述两种算法也被称为基于统计的方法。相对于直方图匹配法,矩匹配法去除条带的效果更好。矩匹配法建立在电荷耦合器件(CCD)响应函数近似线性的假设基础之上,有着坚实的理论基础。但其假设对图像的限制太大,这限制了它的应用。韩玲等^[14]对此进行了改进,提出使用均值滤波对列均值进行平滑处理。Wang 等^[15]针对红外图像提出了最小化列间差异(MDBC)的方法,该方法等价于使用加权均值滤波对列均值进行处理。

此外,基于变分的方法也被用于去除条带噪声,该方法首先确定图像的模型,然后结合条带噪声的特点构造能量函数。Shen 等^[16]最早使用的是 Huber-Markov 图像模型。ROF(Rudin-Osher-Fatemi)模型则在 2011 年被使用,并根据条带噪声的方向性特点,被改为单方向变差模型^[17]。其后陆续还有很多改进工作^[18-19]。其中,著名的图像分解表示(IDP)法^[20]就使用单方向变差模型,且结合了条带噪声的低秩性。

不同于这些算法,本文提出一种基于低通滤波残差图去除条带噪声的算法(RSLFRI),旨在将低通滤波残差图中的图像细节与条带噪声分离。低通滤波法去除条带噪声的问题在于残差图中包含图像细节,使得在去除噪声的同时也丢掉了图像的细节信息,造成滤波后的图像模糊。鉴于此,先使用高斯低通滤波器对图像进行滤波,获得低通滤波残差图,再借助条带噪声秩为 1^[20]以及残差图中的细节信息和条带噪声正交的先验知识,使用正交子空间投影技术分离残差图中的条带噪声和图像细节,然后把细节信息补回到滤波后的图像中。通过不断迭代,所提算法能够有效地去除条带噪声。

2 条带噪声图像的矩阵分解模型

给定一幅含条带噪声的图像 $\mathbf{Y}(\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{m \times n})$,去除条带噪声意味着将 \mathbf{Y} 分解成清晰图像 \mathbf{X} 以及条带噪声 \mathbf{S} 。如果条带噪声是加性的,则 \mathbf{Y}, \mathbf{X} 和 \mathbf{S} 满足关系

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{S}. \quad (1)$$

如果条带噪声是乘性的,则有

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \circ \mathbf{S}, \quad (2)$$

式中 \circ 表示矩阵的 Hadamard 积。图像的取值是非负的,可以通过对数函数将(2)式转化为(1)式,因而可以将条带噪声都当作加性噪声处理。

条带噪声是 CCD 响应函数不一致与图像由多次探测拼接而成的共同作用形成的,因而在列方向有明显的相关性。Chang 等^[20]指出条带噪声具有低秩性的特点,且秩仅为 1。因而 Zhang 等^[21]认为可以将条带噪声表示为

$$\mathbf{S} = \mathbf{E}^{m \times 1} \boldsymbol{\beta}^T, \quad (3)$$

式中, $\mathbf{E}^{m \times 1}$ 为元素全为 1 的 $m \times 1$ 阶矩阵, $\boldsymbol{\beta} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 。因而,条带噪声图像的矩阵分解模型可以表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{E}^{m \times 1} \boldsymbol{\beta}^T, \quad (4)$$

即去除图像的条带噪声相当于估计 $\mathbf{E}^{m \times 1} \boldsymbol{\beta}^T$ 。

3 基于低通滤波残差图的高光谱条带噪声去除算法

3.1 高斯低通滤波去除条带噪声

低通滤波是一种频域滤波技术,研究使用高斯低通滤波,主要考虑到高斯低通滤波器没有振铃效应。假设使用的模板为 \mathbf{K} ,则空域上的高斯滤波可表示为

$$\mathbf{F} = \mathbf{K} * \mathbf{Y}, \quad (5)$$

式中 $*$ 表示卷积运算。选择固定尺寸为 3 pixel \times 3 pixel,标准差为 0.325 的高斯模板,其数值排布接近于矩阵

$$\begin{bmatrix} 0.000074678 & 0.008492290 & 0.000074678 \\ 0.008492290 & 0.965732128 & 0.008492290 \\ 0.000074678 & 0.008492290 & 0.000074678 \end{bmatrix}.$$

\mathbf{X} 为高斯滤波去条带噪声后的图像,则残差图像 \mathbf{R} 可表示为

$$\mathbf{R} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}. \quad (6)$$

现对一幅尺寸为 198 pixel \times 200 pixel 的含有条带噪声的高光谱图像进行高斯低通滤波测试,以检测高斯低通滤波去除条带噪声的效果。其中,图像的取值范围被归一化到区间 $[0, 1]$,测试时共对其进行 1000 次的高斯滤波,得到如图 1 所示的结果。

由图 1(b)可知,通过多次高斯滤波,条带噪声几乎被完全去除,但是滤波后的图像变得十分模糊。从图 1(c)可以看出,残差图 \mathbf{R} 不仅包含条带噪声还有图像的一些细节信息,正是这些细节信息的丢失导致滤波后的图像变得模糊,严重影响低通滤波法去除条带噪声的效果。

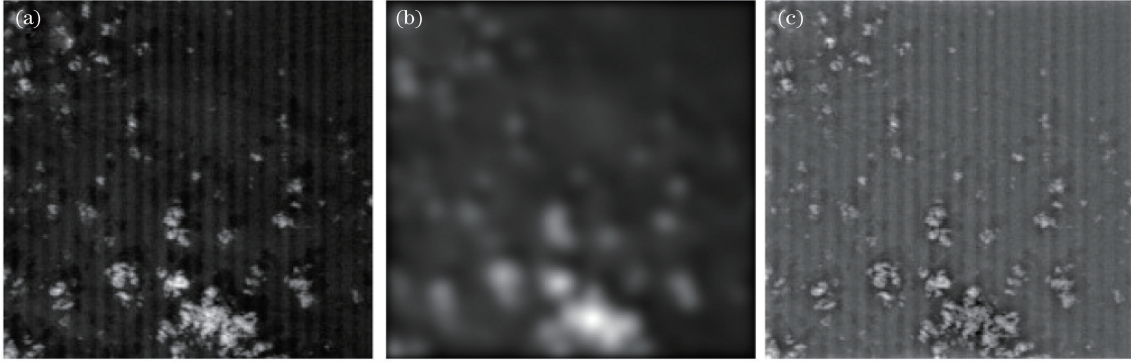


图 1 1000 次高斯滤波后的实验结果。(a)原始条带噪声图像 Y ; (b)滤波后图像 X ; (c)残差图 R

Fig. 1 Experimental results after 1000 Gaussian filtering. (a) Original strip noise image Y ; (b) filtered image X ; (c) residual image R

由此可以看出,低通滤波技术虽然能够去除图像的条带噪声,但是同时也会使图像变模糊。低通滤波法的问题在于滤波后的残差图中包含图像的一些细节信息,与所期望的残差图像包含且只包含条带噪声的目标不符。但如果能从低通滤波残差图中分离条带信息与细节,则可以将细节信息放回滤波后的图像中(这等价于在原图中直接去除条带信息),从而避免低通滤波法去条带造成图像模糊的问题。这正是本研究算法的出发点和核心。

3.2 RSLFRI 算法

RSLFRI 算法首先对图像进行一次上述的高斯低通滤波,滤波残差图可以表示为

$$\mathbf{R} = \mathbf{Y} - \mathbf{X} = \mathbf{Y} - \mathbf{F} = (\boldsymbol{\delta} - \mathbf{K}) * \mathbf{Y}, \quad (7)$$

式中, $\boldsymbol{\delta}$ 为单位算子,令 $\boldsymbol{\delta} * \mathbf{Y} = \mathbf{Y}$ 。残差图 \mathbf{R} 中不仅有条带噪声 \mathbf{S} 还有图像的细节信息 \mathbf{D} ,因此可以表示为

$$\mathbf{R} = \mathbf{D} + \mathbf{S}. \quad (8)$$

如果能从 \mathbf{R} 中将 \mathbf{D} 与 \mathbf{S} 分离开,则可以将图像的细节 \mathbf{D} 重新加到 \mathbf{X} 中以改善低通滤波去条带方法的性能。考虑到条带噪声的形式,(8)式可改写为

$$\mathbf{R} = \mathbf{D} + \mathbf{E}^{m \times 1} \boldsymbol{\beta}^T. \quad (9)$$

为了从(9)式中提取条带,假设图像细节 \mathbf{D} 与条带噪声 \mathbf{S} 正交。这一假设主要基于以下的理论依据:条带噪声的秩为 1,而残差图中细节信息的秩相对较大,细节在条带噪声上的投影能量也相对较小,如果忽略细节在条带噪声上投影的微弱能量,就可以认为图像细节 \mathbf{D} 与条带噪声 \mathbf{S} 正交。即

$$\mathbf{D}^T \mathbf{E}^{m \times 1} = \mathbf{0}. \quad (10)$$

将(10)式代入(9)式即可求得

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{R}^T \mathbf{E}^{m \times 1} / m. \quad (11)$$

这样,就能够估计出残差图中的条带噪声。图 2 为使用(11)式在残差图中提取条带的效果图。可以看出,通过正交投影技术,能够将条带噪声从残差图中分离出来,实现有效的信噪分离。

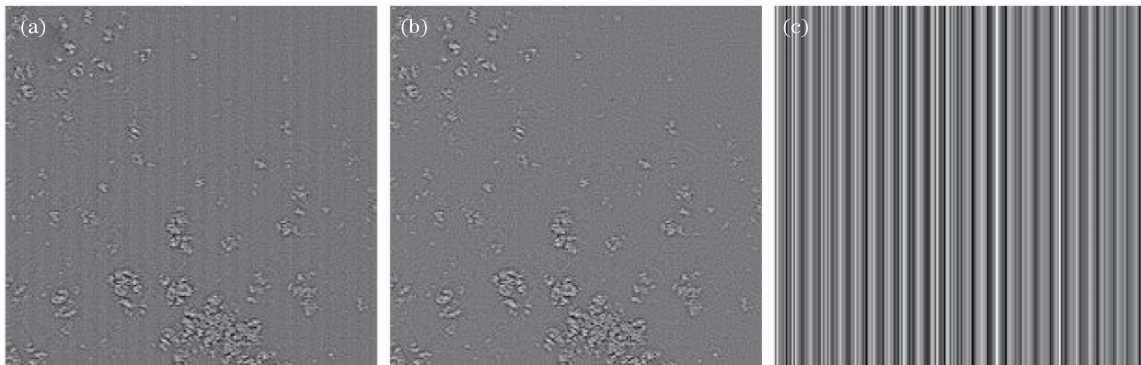


图 2 条带噪声与细节的分离结果。(a)残差图 \mathbf{R} ; (b)细节 \mathbf{D} ; (c)条带噪声 \mathbf{S}

Fig. 2 Separation results of strip noise and detail. (a) Residual image \mathbf{R} ; (b) details \mathbf{D} ; (c) strip noise \mathbf{S}

将分离出来的细节信息 \mathbf{D} 放回滤波后的图像 \mathbf{X} (等价于从原图 \mathbf{Y} 中直接去除条带信息 \mathbf{S}),就可以去除图像中的条带噪声。通过不断迭代上述步骤,

算法就能有效去除条带噪声。

研究提出的利用低通滤波残差图进行条带噪声去除的方法,能够大力改善低通滤波法去条带的性

能,算法实现的主要步骤可以用伪代码简述,如表 1 所示。

表 1 RSLFRI 算法步骤

Table 1 Steps of RSLFRI algorithm

Input: \mathbf{Y}, \mathbf{K}
Output: \mathbf{X}
1. Initialization: $\mathbf{X}=\mathbf{Y}, \boldsymbol{\beta}=\mathbf{E}^{n \times 1}, \epsilon=0.0001$
2. While $\ \boldsymbol{\beta}\ _{\infty} > \epsilon$
3. $\mathbf{R}=\mathbf{X}-\mathbf{K} * \mathbf{X}$
4. $\boldsymbol{\beta}=\mathbf{R}^T \mathbf{E}^{m \times 1} / m$
5. $\mathbf{F}=\mathbf{X}-\mathbf{E}^{m \times 1} \boldsymbol{\beta}^T$
6. $\mathbf{X}=\mathbf{F}-\mu_F \mathbf{E}^{m \times n} + \mu_Y \mathbf{E}^{m \times n}$
7. End

在表达式 $\mathbf{X}=\mathbf{F}-\mu_F \mathbf{E}^{m \times n} + \mu_Y \mathbf{E}^{m \times n}$ 中, μ_F, μ_Y 分别表示 \mathbf{F}, \mathbf{Y} 的灰度平均值, $\mathbf{E}^{m \times n}$ 表示元素全为 1 的 $m \times n$ 阶矩阵。这使得每次迭代中都有等式 $\mu_X = \mu_Y$, 从而使得去除条带噪声后的图像与原图像的均值保持一致。选择迭代阈值参数 $\epsilon = 0.0001$ 是假设图像 \mathbf{Y} 的数值已经被归一化到区间 $[0, 1]$ 。

4 实验验证

为了验证所提算法的有效性,将 RSLFRI 算法与三种前沿的去条带算法进行比较。用于对比的三种方法分别为小波自适应频域滤波(WFAF)^[9], MDPC^[15]和 IDP^[20]。这些方法的参数设置将以参考文献给定的参数为准。其中文献[20]中给出了 IDP 算法的参数范围,这里将使用给定区间中的去噪效果最优的值作为算法的参数。将图像的取值范围归一化到 $[0, 1]$ 。

4.1 RSLFRI 算法参数选择

RSLFRI 算法对图像进行高斯低通滤波处理,需要确定卷积模板 \mathbf{K} 的大小以及滤波器的标准差 σ 两个参数。将卷积模板尺寸选为 3 pixel \times 3 pixel。选择该模板的一个优点是,在处理图像的边界时,为了获得更为稳定的结果,只需对边界进行简单的扩展。对于高斯滤波器标准差 σ 的选择,秉持两个原则。

1) σ 的选择应使图像中大部分的条带噪声能被去除。去除条带多少可以通过被去除的条带 \mathbf{R} 与图像含有的条带 \mathbf{S} 的比值 I_{RS} 来衡量:

$$I_{RS} = \frac{\|\mathbf{R}\|_F^2}{\|\mathbf{S}\|_F^2}, \quad (12)$$

式中 F 表示矩阵的 Frobenius 范数。对于去除的条

带 \mathbf{R} , 应该使其接近于图像包含的条带 \mathbf{S} , 也就是 I_{RS} 应接近于 1。

2) 选择的 σ 应该使图像具有好的保持能力。也就是说,选择的 σ 不应该使去除条带后的图像 \mathbf{X} 与参考图像 $\tilde{\mathbf{X}}$ (不含条带噪声的图像)产生极大的差异。变化大小可以使用类似于均方误差的信息保持指标 I_{IM} 来衡量:

$$I_{IM} = \frac{\|\mathbf{X} - \tilde{\mathbf{X}}\|_F^2}{\|\mathbf{X}\|_F^2}. \quad (13)$$

相对于均方误差, I_{IM} 更少受到图像灰度的影响。 I_{IM} 越小, 图像的信息保持得越好。

由于需要已知参考图像 $\tilde{\mathbf{X}}$ 和图像中含有的条带 \mathbf{S} , 所以采用仿真实验分析标准差 σ 对 RSLFRI 算法的影响, 即通过给 Lenna 图像添加不同程度的条带噪声来仿真受到条带干扰的高光谱图像。其中, 添加的条带噪声每列的值是一样的, 各列的均值为不同方差的白噪声。方差的大小决定条带噪声的严重程度。文中添加的噪声方差分别为 0.01、0.02、0.05、0.1、0.2 和 0.5, 对应生成的条带噪声图像记为 Lenna-1、Lenna-2、Lenna-3、Lenna-4、Lenna-5 和 Lenna-6, 如图 3 所示。仿真实验结果如表 2 所示。

从表 2 容易发现两个趋势: 一是随着 σ 的增大, 去除的条带越来越多; 二是随着 σ 的增大, 图像的信息保持能力先变好再变差。对于第一个趋势, 从表 2 中可以看出, 当 $\sigma > 0.5$ 时, I_{RS} 已经大于 1, 表明去除的条带已经多于图像包含的条带, 这是不可取的。对于第二个趋势, 从表 2 中加粗的数字可以看出, 当 I_{RS} 接近 1 时, I_{IM} 接近最小, 这说明当条带噪声去除得较为完全时, 图像信息保持得最好。同时还可以看到, 使得 I_{RS} 接近 1 和 I_{IM} 最小的标准差 σ 主要落于区间 $[0.3, 0.4]$; 受条带噪声污染相对严重的图像, 使 I_{RS} 接近 1 和 I_{IM} 最小所需要的标准差 σ 偏向 0.4; 受条带噪声污染较轻的图像, σ 则偏向 0.3。这说明没有一个固定的 σ 能使这些图像既保持得很好也能够很好地去除条带。在上述实验及进一步的实验验证下, 对于大多数条带噪声图像, $\sigma = 0.325$ 是一个可以接受的值。

除此之外, 算法在迭代过程中还需要选择迭代阈值参数 ϵ 。理论上, ϵ 越小, 算法去除条带噪声的能力就越强, 但与此同时, 算法的运算时间也会增加。在假设图像数据归一化的条件下, 选择 $\epsilon = 0.0001$ 就能达到很好的去噪效果。



图 3 含有不同程度条带噪声的 Lenna 图像。(a) 0.01; (b) 0.02; (c) 0.05; (d) 0.1; (e) 0.2; (f) 0.5

Fig. 3 Lenna images with strip noise of different degrees. (a) 0.01; (b) 0.02; (c) 0.05; (d) 0.1; (e) 0.2; (f) 0.5

表 2 滤波器标准差 σ 对 RSLFRI 算法性能的影响

Table 2 Influences of filter standard deviation σ on the performance of RSLFRI algorithm

Image	Parameter	σ									
		0.25	0.27	0.3	0.32	0.33	0.35	0.4	0.5	1	10
Lenna-1	I_{RS}	8×10^{-7}	8×10^{-6}	0.5639	0.6930	2.3333	4.5913	14.3913	26.3392	41.7984	44.7957
	I_{IM}	0.0003	0.0003	0.0002	0.0002	0.0006	0.0014	0.0050	0.0094	0.0151	0.0162
Lenna-2	I_{RS}	7×10^{-7}	0.0387	0.6214	0.9677	1.2007	1.8425	4.3673	7.3466	10.9396	11.6647
	I_{IM}	0.0014	0.0010	0.0005	0.0006	0.0008	0.0016	0.0051	0.0093	0.0144	0.0154
Lenna-3	I_{RS}	0.0245	0.3620	0.7204	0.8909	0.9608	1.0843	1.5794	2.1763	2.9538	3.0911
	I_{IM}	0.0065	0.0027	0.0015	0.0013	0.0014	0.0018	0.0048	0.0094	0.0157	0.0168
Lenna-4	I_{RS}	0.2235	0.4811	0.7024	0.8261	0.8646	0.9551	1.1540	1.3170	1.5199	1.5562
	I_{IM}	0.0162	0.0101	0.0057	0.0037	0.0033	0.0030	0.0057	0.0101	0.0162	0.0173
Lenna-5	I_{RS}	0.4640	0.6704	0.8168	0.8679	0.8830	0.9232	0.9835	1.0690	1.1410	1.1522
	I_{IM}	0.0373	0.0242	0.0157	0.0131	0.0123	0.0110	0.0116	0.0186	0.0282	0.0300
Lenna-6	I_{RS}	0.6227	0.7843	0.8780	0.9096	0.9219	0.9427	0.9904	1.0411	1.0974	1.1099
	I_{IM}	0.1394	0.0932	0.0693	0.0638	0.0623	0.0616	0.0751	0.1086	0.1454	0.1521

4.2 实验数据

测试图像-1 的高光谱数据是由搭载在环境与灾害监测 A 号小卫星的高光谱成像仪获取的,共有 384 个波段,其中第 130~160 波段图像含有严重的条带噪声。选择其第 140 波段作为测试图像-1,尺寸为 200 pixel \times 200 pixel,如图 4(a)所示。测试图像-2 的高光谱数据来自 HYDICE 星载传感器拍摄的华盛顿广场区域高光谱图像,共有 191 个波段,前 10 个波段存在明显的条带噪声。将第 1 波段图像作为测试图像-2,尺寸为 300 pixel \times 300 pixel,如图 4(b)所示。从图 4 可以看出,选取的两幅图像受

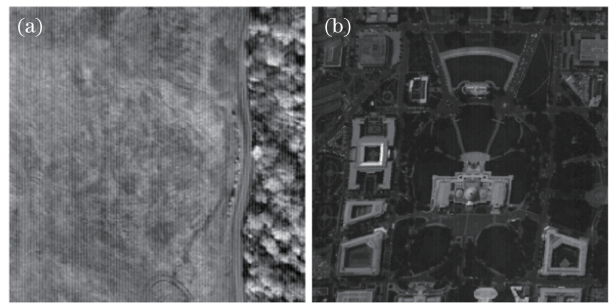


图 4 测试图像。(a)测试图像-1;(b)测试图像-2

Fig. 4 Test images. (a) Test image-1; (b) test image-2

条带噪声干扰的程度不同,地物分布的复杂程度不同,且灰度变化幅度也有很大差异,能够代表不同类型的条带噪声图像。

4.3 实验结果及分析

图 5、图 6 分别为采用 WFAF、MDBC、IDP 和 RSLFRI 这四种算法去除测试图像-1 和测试图像-2 条带噪声的效果,图 7、图 8 分别为测试图像-1 和测试图像-2 去噪前后列均值的分布图。

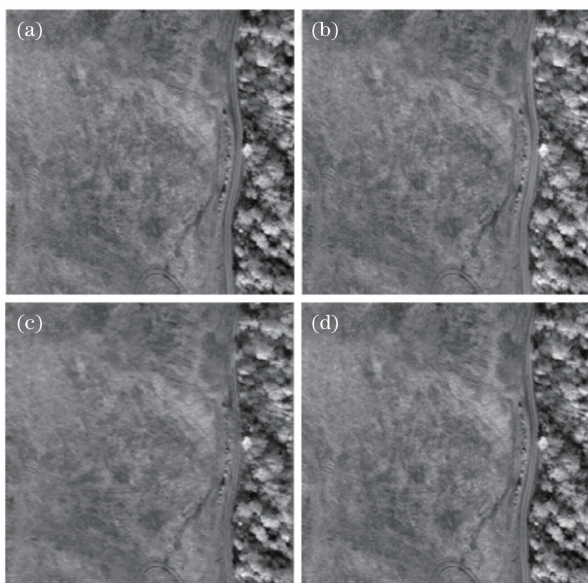


图 5 不同方法去除测试图像-1 条带噪声效果。

(a) WFAF; (b) MDBC; (c) IDP; (d) RSLFRI

Fig. 5 Stripe noise removing results of different algorithms on test image-1. (a) WFAF; (b) MDBC; (c) IDP; (d) RSLFRI

观察图 5 可以看到,WFAF、IDP 和 RSLFRI 三种算法能很好地去掉测试图像-1 中的条带噪声,并且保留图像的细节信息,而 MDBC 算法去噪后的图像中还残留一些条带噪声。从图 4 以及测试图像的列均值曲线可以看出,相对于测试图像-1,测试图像-2 受条带噪声干扰较轻,地物分布相对复杂,且图像的灰度变化明显。从图 6 可以看出,4 种算法都去除了测试图像-2 中的条带噪声,但 MDBC 算法去噪后的图像存在“带状效应”的问题,即在视觉上存在时明时暗的不连续性。从图 7 和图 8 可以看出,WFAF、IDP 和 RSLFRI 三种算法能很好地平滑原始图像列均值曲线,并且去噪后图像的列均值曲线与原始图像的列均值曲线一致性保持得较好,而 MDBC 算法总是将各列的均值调整到相同的灰度值附近,列均值曲线与原始图像有明显差异,这就造成了在灰度变化不平坦的区域(如测试图像-2),MDBC 算法出现“带状效应”。总体上看,WFAF、IDP

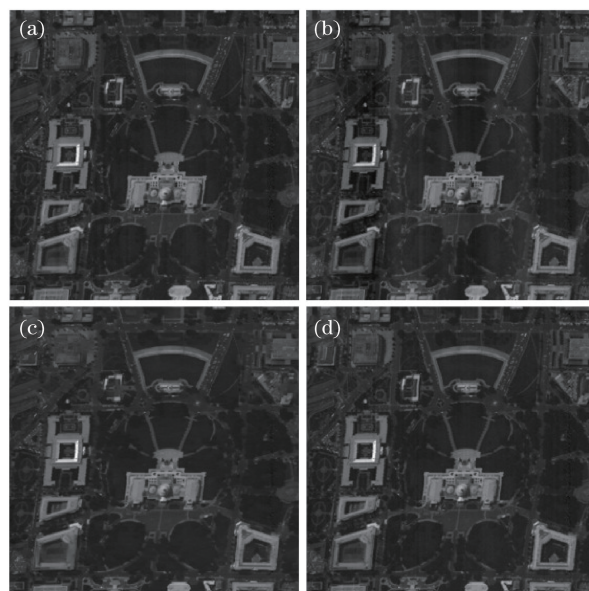


图 6 不同方法去除测试图像-2 条带噪声效果。

(a) WFAF; (b) MDBC; (c) IDP; (d) RSLFRI

Fig. 6 Stripe noise removing results of different algorithms on test image-2. (a) WFAF; (b) MDBC; (c) IDP; (d) RSLFRI

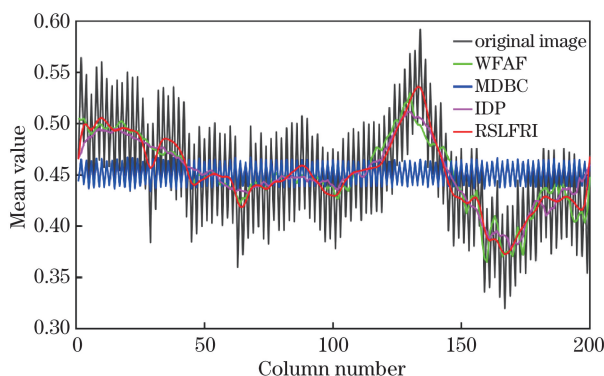


图 7 测试图像-1 去噪前后列均值曲线对比

Fig. 7 Comparison of mean column profiles before and after de-noising of test image-1

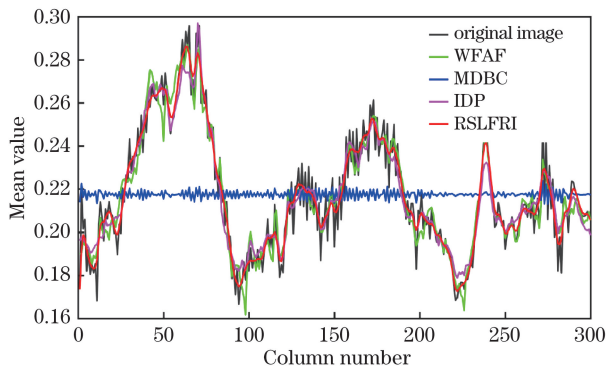


图 8 测试图像-2 去噪前后列均值曲线对比

Fig. 8 Comparison of mean column profiles before and after de-noising of test image-2

和 RSLFRI 三种算法的去噪性能优于 MDBC 算法。与 WFAF 和 IDP 算法相比, RSLFRI 算法去噪后的图像目视效果更优, 列均值曲线更平滑, 图像的灰度层次更加丰富。

为了能够定量地评价算法的去噪效果, 引入均值 μ 、方差 δ 、峰值信噪比 $f_{\text{PSNR}}^{[22]}$ 、图像信息熵 H 4 个指标评价算法的基本图像信息保持能力。

灰度均值 μ 和灰度方差 δ 分别反映图像的平均灰度和图像灰度层次的丰富程度, 计算公式分别为

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n X_{ij}}{mn}, \quad (14)$$

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (X_{ij} - \mu)^2}{mn}, \quad (15)$$

式中 X_{ij} 表示去噪后图像 \mathbf{X} 位于像素点 (i, j) 的灰度值。

峰值信噪比 f_{PSNR} 反映图像的质量, 峰值信噪比越高, 图像的质量越好, 计算公式为

$$f_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{mn}{\|\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}\|_2^2}. \quad (16)$$

参考图像选择距测试图像最近且不受条带噪声污染的波段, 测试图像-1 的参考图像为高光谱数据第 100 波段图像, 测试图像-2 的参考图像为第 15 波段图像。

图像信息熵 H 能够衡量图像信息的丰富程度, 反映图像的细节表现能力。信息熵越大, 图像所能表达的信息越丰富, 计算公式为

$$H = - \sum_{i=0}^1 p(i) \ln p(i), \quad (17)$$

式中 $p(i)$ 表示灰度值为 i 的概率密度函数。

条带噪声通常在高光谱数据的多个波段连续出现, 因此, 去噪前后数据的光谱信息保持能力也是衡量算法去噪效果的一个重要方面。对测试图像-1 所在高光谱数据的第 130~160 条带噪声波段以及测试图像-2 所在高光谱数据的前 10 个条带噪声波段进行去条带处理, 使用平均相关系数 $\bar{C}^{[23]}$ 以及平均欧式距离 $\bar{D}^{[23]}$ 两个指标来衡量去噪前后数据的光谱相似度, 用于分析算法的光谱信息保持能力。

平均相关系数 \bar{C} 用于衡量数据去噪前后所有像素点的平均光谱相关程度, 能够描述去噪前后光谱曲线的形状相似度。 \bar{C} 越接近 1, 表明光谱形状保持得越好。计算公式为

$$\bar{C} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n C_{od}(i, j), \quad (18)$$

其中:

$$C_{od}(i, j) = \frac{\sum_{k=1}^l [\mathbf{o}(i, j)_k - \bar{\mathbf{o}}(i, j)][\mathbf{d}(i, j)_k - \bar{\mathbf{d}}(i, j)]}{\sqrt{\sum_{k=1}^l [\mathbf{o}(i, j)_k - \bar{\mathbf{o}}(i, j)]^2} \sqrt{\sum_{k=1}^l [\mathbf{d}(i, j)_k - \bar{\mathbf{d}}(i, j)]^2}}, \quad (19)$$

式中, $C_{od}(i, j)$ 为位于 (i, j) 像素点去噪前后光谱向量的相关系数, $\mathbf{o}(i, j)$ 、 $\mathbf{d}(i, j)$ 分别为去噪前后位于 (i, j) 像素点的光谱向量, m 、 n 和 l 为高光谱数据的行数、列数和波段数, $\bar{\mathbf{o}}(i, j)$ 和 $\bar{\mathbf{d}}(i, j)$ 分别为光谱向量 $\mathbf{o}(i, j)$ 和 $\mathbf{d}(i, j)$ 的均值。

平均欧式距离 \bar{D} 用于衡量数据所有像素点去噪前后光谱向量的幅值差异程度。 \bar{D} 越小, 表明光谱信息保持得越好。计算公式为

$$\bar{D} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n D_{od}(i, j), \quad (20)$$

其中:

$$D_{od}(i, j) = \|\mathbf{o}(i, j) - \mathbf{d}(i, j)\|_2, \quad (21)$$

式中 $D_{od}(i, j)$ 为位于 (i, j) 像素点去噪前后的光谱向量的欧式距离。

表 3 对比了 4 种算法的信息保持能力。由表 3 可知, 无论是对于测试图像-1 还是测试图像-2, 与 WFAF、MDBC 和 IDP 这 3 种算法相比, RSLFRI 去噪后图像的方差总是最大, 峰值信噪比总是最高, 说明 RSLFRI 去噪后图像的灰度层次最为丰富, 图像的质量最好。对于测试图像-1, RSLFRI 去噪后图像的信息熵最大, 说明 RSLFRI 算法去除测试图像-1 条带噪声后的图像能够表达的信息最丰富, 细节保留得最好; 而 RSLFRI 去除测试图像-2 条带噪声后图像的信息熵要低于 MDBC 和 WFAF 算法, 这主要是由于测试图像-2 受条带噪声干扰较轻, RSLFRI 算法中 $\sigma = 0.325$ 会造成图像过度平滑, 从而丢失图像的一些细节信息, 这一点从 RSLFRI 算法去除测试图像-2 的列均值曲线过于平滑能够看出, 而 MDBC 算法去除测试图像-2 条带噪声后图像的信息熵最大, 可能与 MDBC 算法去噪后的图像存在时明时暗的不连续性有关。观察平均相关系数 \bar{C} 和平均欧式距离 \bar{D} 这两个指标, 可以看出, 在 4 种去条带算法中, RSLFRI 算法的光谱信息保持能力最优。总体上看, RSLFRI 算法去噪后图像的质量最好, 灰度层次也最丰富, 细节信息也保留得很好, 并且光谱信息保持能力也是最优, 这说明本研究提出的算法能够在有效去除条带噪声的同时很好地保留图像的信息。

表 3 不同算法的信息保持能力对比

Table 3 Comparison of ability to maintain information for different algorithms

Image	Parameter	Initial image	WFAF	MDBC	IDP	RSLFRI
Test image-1	μ	0.4512	0.4512	0.4512	0.4512	0.4512
	δ	0.0133	0.0111	0.0101	0.0098	0.0112
	f_{PSNR}	20.9514	22.0721	21.8917	22.0234	22.1907
	H	6.8857	6.7179	6.6264	6.6159	6.7231
	\bar{C}	1.0000	0.9827	0.9706	0.9777	0.9831
	\bar{D}	0	0.0050	0.0054	0.0060	0.0048
Test image-2	μ	0.2176	0.2176	0.2176	0.2176	0.2176
	δ	0.0090	0.0090	0.0083	0.0081	0.0090
	f_{PSNR}	19.5468	19.5482	19.2601	19.3885	19.5560
	H	5.9748	5.9577	6.1546	5.8446	5.9477
	\bar{C}	1.0000	0.9956	0.9906	0.9772	0.9970
	\bar{D}	0	0.0002	0.0008	0.0006	0.0001

5 结 论

提出了一种基于低通滤波残差图去除条带噪声的方法,算法的核心在于使用正交子空间投影技术将低通滤波残差图中的细节与条带分离开。在进行正交投影时,低频信息并未进行正交投影,使得大部分图像信息被保留。而对于高频部分,由于投影子空间已知,在进行投影时只丢弃了包含在条带子空间中的信息,大部分有用信息能够保留下来,使得图像的信息得到很好的保留。此外,算法通过迭代方式逐步去除条带噪声,从而能够有效地去除图像中的条带噪声。定性分析去噪后的图像和列均值曲线以及定量分析图像的信息保持能力,结果都表明 RSLFRI 算法能在有效去除条带噪声的同时很好地保留图像的信息。

但同时也应看到,RSLFRI 算法中低通滤波器标准差 σ 的选择还需要进一步优化。如何针对不同的条带噪声图像选择合适的 σ 本质上就是自适应去除条带噪声的问题,这将是本课题组下一步的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Guo L L, Wu Z P, Zhang L G, *et al.* Destriping of remote sensing images with applications to push-broom-type cameras[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(8): 0828001.
郭玲玲, 吴泽鹏, 张立国, 等. 推扫式遥感相机图像条带噪声去除方法[J]. *光学学报*, 2013, 33(8): 0828001.
- [2] Xue Z X, Yu X C, Tan X, *et al.* Local hypergraph Laplacian regularized low-rank representation for noise reduction of hyperspectral images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(5): 0510001.
薛志祥, 余旭初, 谭熊, 等. 局部超图拉普拉斯约束的高光谱影像低秩表示去噪方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(5): 0510001.
- [3] Srinivasan R, Cannon M, White J. Landsat data destriping using power spectral filtering[J]. *Optical Engineering*, 1988, 27(11): 939-943.
- [4] Gan X Z, Sun J B. The removal of the streaking noise on antarctic satellite image[J]. *Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping*, 1994, 19(4): 332-334.
甘信铮, 孙家柄. 南极卫星影像条带噪声的消除[J]. *武汉测绘科技大学学报*, 1994, 19(4): 332-334.
- [5] Sun Y, Zhang Z J. Adaptively de-stripping algorithm based on frequency filtering[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2006(2): 57-59.
孙颖, 张志佳. 基于频域滤波的自适应条带噪声去除算法[J]. *仪表技术与传感器*, 2006(2): 57-59.
- [6] Zhao L R, Zhu W, Cao Y G, *et al.* Removal of stripe noise in CCD faint targets image[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2014, 28(10): 1084-1091.
赵立荣, 朱玮, 曹永刚, 等. CCD 弱目标图像条带噪声消除[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, 28(10): 1084-1091.
- [7] Pal M K, Porwal A. Destriping of Hyperion images using low-pass-filter and local-brightness-normalization[C]//2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 26-31, 2015, Milan, Italy. New York: IEEE, 2015: 3509-3512.

- [8] Torres J, Infante S O. Wavelet analysis for the elimination of striping noise in satellite images [J]. *Optical Engineering*, 2001, 40(7): 1309-1314.
- [9] Pande-Chhetri R, Abd-Elrahman A. De-striping hyperspectral imagery using wavelet transform and adaptive frequency domain filtering [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(5): 620-636.
- [10] Yang J, Wang S, Yang W. Fast removal of stripe noise based on wavelet decomposition [C] // 2013 Fourth Global Congress on Intelligent Systems, December 3-4, 2013, Hong Kong, China. New York: IEEE, 2013: 195-199.
- [11] Horn B K P, Woodham R J. Destriping LANDSAT MSS images by histogram modification [J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1979, 10(1): 69-83.
- [12] Wegener M. Destriping multiple sensor imagery by improved histogram matching [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(5): 859-875.
- [13] Gadallah F L, Csillag F, Smith E J M. Destriping multisensor imagery with moment matching [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(12): 2505-2511.
- [14] Han L, Dong L F, Zhang M, *et al.* Destriping hyperspectral image based on an improved moment matching method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(12): 3333-3338.
韩玲, 董连凤, 张敏, 等. 基于改进的矩匹配方法高光谱影像条带噪声滤波技术 [J]. *光学学报*, 2009, 29(12): 3333-3338.
- [15] Wang S P. Stripe noise removal for infrared image by minimizing difference between columns [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 77: 58-64.
- [16] Shen H F, Zhang L P. A MAP-based algorithm for destriping and inpainting of remotely sensed images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(5): 1492-1502.
- [17] Bouali M, Ladjal S. Toward optimal destriping of MODIS data using a unidirectional variational model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(8): 2924-2935.
- [18] Zhou D B, Li G, Wang D J, *et al.* Method of destriping stripe noise of aerial images based on total variation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(11): 1128003.
周达标, 李刚, 王德江, 等. 基于全变分的航空图像条带噪声消除方法 [J]. *光学学报*, 2014, 34(11): 1128003.
- [19] Liu Y M. Hyperspectral image destriping based on adaptive unidirectional variation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(9): 091002.
刘亚梅. 基于自适应单向变分的高光谱图像去条带方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(9): 091002.
- [20] Chang Y, Yan L X, Wu T, *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.
- [21] Zhang S W, Xiang W, Xu B S, *et al.* Stripe noise removal for infrared images using guided filter [J]. *Proceedings of SPIE*, 2016, 10157: 101572R.
- [22] Hore A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM [C] // 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, August 23-26, 2010, Istanbul, Turkey. New York: IEEE, 2010: 2366-2369.
- [23] Gao X H. Research on technologies of hyperspectral data processing [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2013: 55-59.
高晓惠. 高光谱数据处理技术研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2013: 55-59.