

基于L1范数优化模型的遥感图像条纹去除方法

李凯^{1,2,3}, 李文力^{1,2,3}, 韩昌佩^{1,2*}

1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;
2. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;
3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:从条纹噪声的结构属性进行分析,通过分离出条纹成分来实现去条纹的目的。在优化模型中,基于L1范数的正则化表示条纹的全局稀疏特性;基于差分的约束条件用于描述条纹方向上的平滑度和条纹垂直方向上的不连续性。为了更好地保护图像的细节信息,在条纹垂直方向的约束上引入了边缘权重因子,最后通过交替方向乘子法(ADMM)对所提模型进行求解和优化。用多通道扫描辐射计(AGRI)获取的在轨数据对算法进行了验证并与典型方法进行了比较,结果表明,消除条纹噪声的同时更好地保留了细节信息,并且呈现出较好的定性和定量结果。

关键词:L1稀疏优化模型;图像去条纹;边缘权重因子;交替方向乘子法;AGRI图像

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

The method based on L1 norm optimization model for stripe noise removal of remote sensing image

LI Kai^{1,2,3}, LI Wen-Li^{1,2,3}, HAN Chang-Pei^{1,2*}

1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;
2. Key Laboratory of Infrared Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Structural properties of stripe noise are analyzed and the purpose of destriping is achieved by separating the stripe components. In the proposed optimization model, the L1-norm-based is used to describe global sparse property of stripes. In addition, difference-based constraints are adopted to describe the smoothness and discontinuity in the along-stripe and across-stripe directions, respectively. In order to better protect the detailed information of an image, an edge weighting factor is introduced in the constraints of across-stripe direction. Finally, the proposed model is solved and optimized by the alternating direction method of multipliers (ADMM). The algorithm is verified by the in-orbit images obtained by Advanced Geosynchronous Radiation Imager (AGRI) in comparison with typical destriping methods. Experimental results show that the proposed algorithm completely eliminates the stripe noise and preserves more details, which shows better qualitative and quantitative result.

Key words: L1 sparse optimization model, image destriping, edge weighting factor, alternating direction method of multipliers, AGRI image

PACS:42. 79. Pw, 05. 40. Ca, 42. 68. Sq

引言

条纹噪声主要是由多元探测器响应不一致而引起的^[1],通常出现在摆扫式和推扫式遥感成像系统

中^[2-3]。条纹噪声不仅影响成像质量,而且还会严重影响后续的遥感图像应用,例如分类、目标检测、定量应用等。因此,为了改善图像质量,在保留细节结构信息的同时,消除条纹噪声至关重要。

收稿日期:2020-04-26,修回日期:2020-06-08

基金项目:中国科学院上海技术物理研究所创新专项(CX-208)

Foundation items: Supported by Innovative Special Foundation of Shanghai Institute of Technical Physics (CX-208)

作者简介(Biography):李凯(1992-),男,河南周口人,博士研究生,主要从事遥感图像处理,模式识别方面的研究. E-mail: likai_sitp@163.com

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: changpei_han@mail.sitp.ac.cn

Received date: 2020-04-26, Revised date: 2020-06-08

目前,去除条纹噪声的方法大致可分为三类:基于滤波的方法、基于统计的方法和基于优化的方法,本文所提方法属于基于优化的方法。

基于滤波的方法通常可通过各种滤波器来获得去条纹结果,例如傅里叶滤波器^[4]、小波分析^[5]和小波-傅里叶组合滤波器^[6]。这些方法通过分析和滤除变换域中的特定条纹成分来实现去条纹的目的。由于条纹的周期性特性可以在功率谱分析中轻松识别,并可以从变换域的信号中提取出来,因此基于滤波的方法通常对周期性条纹噪声能够输出较好的结果。受截止频率的影响,这些方法常会滤除比条纹噪声更多的信息,使滤除结果出现明显的模糊和振铃伪像。

基于统计的方法主要依赖于各传感器具有相同的灰度统计特性,例如矩匹配^[7]和直方图匹配^[8]。矩匹配假设每个传感器的均值和标准差是一致的,而直方图匹配是通过将未校准信号的直方图与参考信号进行匹配来消除条纹噪声。尽管这些方法效率相对较高,但是当条纹为非线性或不规则条纹时,并不能获得好的去除效果。

基于优化的方法通过极小化能量泛函,估计去条纹图像,因此这类方法的关键在于能量泛函的构造。文献[9]中假设正常像素值(DN值)符合Huber-Markov分布,利用最大后验框架去除条纹。文献[10]通过考虑条纹噪声的方向性结构信息,设计了一种较为复杂的去条纹方法。为了能够同时去除随机噪声和条纹噪声,文献[11]提出一种结合了单向总变分和稀疏表示的联合模型。由于优化模型设计的灵活性,这类方法是目前较为有效的去条纹方法。

但是,现有大多数优化方法都是通过去除噪声的角度来实现的,而没有考虑条纹的典型特性例如方向和结构特性,这将导致许多图像细节可能与条纹一起被去除^[12]。文献[13]中使用基于L0范数的正则化来描述条纹的全局稀疏性来估计出条纹。但是L0范数是非凸的,其算法通常不具有收敛性^[14]。因此本文设计了一个基于L1的正则化模型来描述条纹的稀疏特征,由于条纹噪声具有明确的方向特征,本文优化模型中还引入了沿条纹方向和垂直条纹方向的差分先验约束。同时为了进一步保护结构信息和防止过度平滑,本文在垂直条纹方向的约束上引入了边缘权重因子,使得在细节丰富区域上的惩罚因子较小,在平坦区域上的惩罚因子较大。为了有效求解该凸优化模型,本文提出了一种基于交替方

向乘法(ADMM)的计算方法。本文使用多通道扫描辐射计(AGRI)在轨数据对所提方法进行实验验证,结果表明,与典型去条纹方法相比,所提方法在细节信息保护和条纹去除上呈现出较好的定性和定量结果。

1 条纹去除算法

1.1 问题描述

假设遥感图像 $f \in L^2(\Omega)$,条纹噪声可看作为加性噪声^[10],则图像的退化模型为:

$$f(x, y) = u(x, y) + s(x, y) \quad (1)$$

这里, $f(x, y)$ 为遥感仪器所获取的实际观测数据, $u(x, y)$ 为探测器响应一致情况下的理想数据, $s(x, y)$ 是条纹噪声。 x 轴和 y 轴是分别沿遥感图像的水平方向和垂直方向,坐标原点位于图像的左上角。在本文中,算法主要部分是根据条纹的属性从退化图像 f 中提取条纹分量 s ,其所提模型求解框图如图1所示。为了便于讨论算法的数值计算,可将式(1)写成矩阵向量形式,如式(2)所示:

$$f = u + s \quad (2)$$

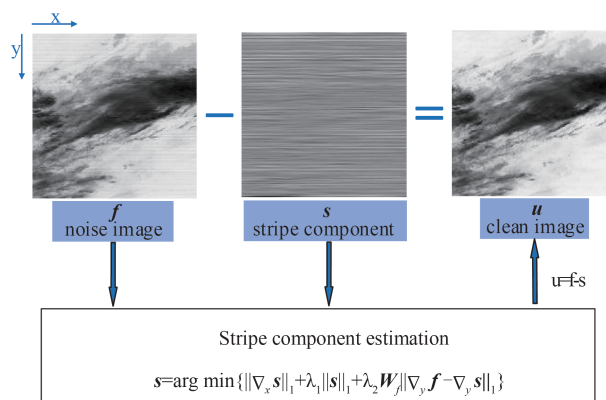


图1 本文算法框图

Fig. 1 The framework of the proposed model

1.2 条纹成分的估计模型

这里需要充分利用条纹噪声的属性,并以适当的正则化约束条件来进行描述,用以构成 s 的估计模型。

1.2.1 沿条纹方向的平滑度

遥感图像的条纹都是以逐行(x 轴)或逐列(y 轴)出现的,即沿着扫描方向的^[2-3]。不失一般性,本文将条纹视作逐行情况来建立优化模型。通常,从沿着条纹的方向上看,单个条纹内的相邻像素具有相对较小的变化,这意味着条纹成分(图像)沿条纹方向上具有良好的平滑度,因此条纹图像的水平梯度非

常稀疏。为了在水平方向上能够较好地保留条纹梯度,本文在梯度域上采用稀疏正则化对其进行约束,这里使用了具有凸函数性质的L1范数作为稀疏正则化,如下式所示:

$$R_1(\mathbf{s}) = \|\nabla_x \mathbf{s}\|_1, \quad (3)$$

式中 ∇_x 表示水平方向上的一阶差分算子。

1.2.2 全局稀疏性

近年来,稀疏表示模型广泛用于图像恢复中,例如去模糊^[15]、去噪^[16]和重建^[17],并取得了很好的效果。在很多遥感图像中,条纹噪声的比例相对较低。基于这样一个事实,条纹图像应具有全局稀疏的属性。因此,本文采用条纹图像的L1范数来描述条纹的全局稀疏性,如式(4)所示:

$$R_2(\mathbf{s}) = \|\mathbf{s}\|_1. \quad (4)$$

1.2.3 理想图像的局部连续性

理想图像 \mathbf{u} 通常在 y 轴方向(垂直条纹方向)上可看作为连续的,在 \mathbf{u} 逐行添加 \mathbf{s} 时,会破坏 \mathbf{u} 的连续性。因此,为了保证其连续性应使 $\nabla_y \mathbf{u}$ 为一个较小的值。根据式(2)的假设关系,可以用式(5)的基于L1范数的正则化来描述理想图像的局部连续性:

$$R_3(\mathbf{s}) = \|\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}\|_1, \quad (5)$$

式中, $\nabla_y \mathbf{u} = \nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}$, ∇_y 表示垂直方向上的一阶差分算子。值得注意的是 $R_3(\mathbf{s})$ 正是单向总变分模型(UTV)用于平滑条纹的正则约束项^[10]。

综上所述,结合三个正则化项可得出用于遥感图像去条纹的L1稀疏优化模型:

$$\mathbf{s} = \arg \min_{\mathbf{s}} \left\{ \|\nabla_x \mathbf{s}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{s}\|_1 + \lambda_2 \|\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}\|_1 \right\}, \quad (6)$$

式中, λ_1 与 λ_2 是两个正的正则化参数用于平衡上述三项。

1.2.4 边缘权重因子

最小化能量方程(6)还不能得到令人满意的去条纹效果。考虑到图像中存在不同的特征,为整个图像设置相同的正则化参数 λ_2 是不合理的,即分配给平坦区域与图像边缘区域的权重不应该相同,否则去条纹效果会变得过于平滑,并且细节信息将会丢失。为了克服这个问题,本文引入边缘权重因子分配给 $R_3(\mathbf{s})$ 项,其中,高权重值用于条纹噪声很重的区域(条纹非稀疏区域),对于包含图像纹理和细节的区域则选择较小的权值。因此,引入边缘权重因子后的优化模型为式(7)所示:

$$\mathbf{s} = \arg \min_{\mathbf{s}} \left\{ \|\nabla_x \mathbf{s}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{s}\|_1 + \lambda_2 \mathbf{W}_f \|\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}\|_1 \right\}, \quad (7)$$

式中, \mathbf{W}_f 为边缘权重因子。

根据梯度域优化^[18]和边缘感知加权理论^[19],本文定义了描述图像边缘的显式加权因子 $\Phi_f(x, y)$,它是由原始图像 f 中所有像素的 3×3 窗口和 $r \times r$ 窗口的局部方差来计算的:

$$\Phi_f(x, y) = \sigma_{f,3}(x, y) \sigma_{f,r}(x, y), \quad (8)$$

式中, $\sigma_{f,3}(x, y)$ 和 $\sigma_{f,r}(x, y)$ 分别是图像 f 以像素 (x, y) 为中心所计算的 3×3 窗口标准差和 $r \times r$ 窗口标准差; $M \times N$ 是图像 f 的尺寸大小,即像素总数。

根据 $\Phi_f(x, y)$ 的定义可知,它的作用是衡量给定像素 (x, y) 相对于整个图像 f 的重要性。因为同时使用了较大的尺度窗口 r 和较小的尺度窗口 3 ,因此它能够有效地将边缘分离出来,增强了加权因子的性能。图2(b)显示了权重因子 Φ_f 的图像边缘和细节描述能力,但是受条纹噪声的影响,权重因子错误地将条纹噪声看作为图像边缘。为了克服这个问题,本文首先使用垂直滤波器^[20]将图像 f 进行平滑得到平滑部分 f_g (如图2(c)所示)和高频细节部分 f_d (如图2(d)所示),其中 $f_d = f - f_g$ 。利用这两个部分重新设置权重因子可得式(9),图2(e)显示了新权重因子,可见新权重因子能够准确描述原始遥感图像的边缘和细节并不受条纹噪声的干扰。

$$\Phi_f(x, y) = \sigma_{f_g,3}(x, y) \sigma_{f_d,r}(x, y). \quad (9)$$

综上,可将优化模型中的边缘权重因子 \mathbf{W}_f 定义如下:

$$\mathbf{W}_f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \overline{\Phi_f}(x, y) < S \\ \delta, & \text{if } \overline{\Phi_f}(x, y) \geq S \end{cases}, \quad (10)$$

式中 $\mathbf{W}_f(x, y)$ 表示在 $R_3(\mathbf{s})$ 中像素 (x, y) 的边缘权重, S 是将图像边缘与平滑区域分开的阈值, δ 为一个较小的正值, $\overline{\Phi_f}$ 为 Φ_f 的归一化值。边缘权重图像如图2(f)所示。

2 ADMM最优化

由于L1范数具有不可导和不可分离性质,因此很难直接从方程(7)中解出 \mathbf{s} 。为了克服这个问题,需要找到一种有效的解决方法来处理这种非平滑的凸优化模型。ADMM算法是一种高效地用于解决凸模型的优化方法,例如在图像处理中解决基于L1范数的最小化和总变分模型^[12]。因此,本文选择该方

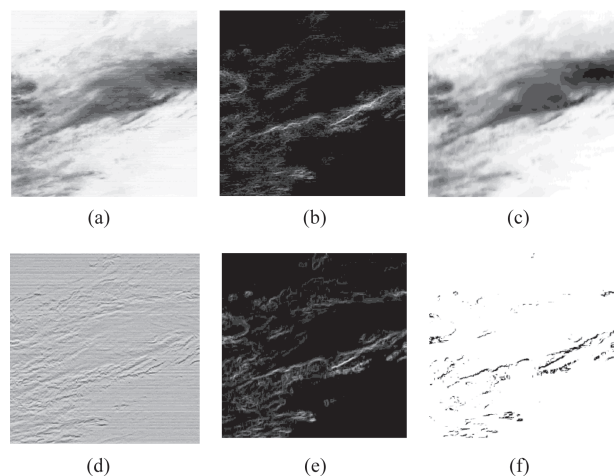


图2 (a)原始遥感图像,(b)式(8)权重因子,(c)平滑部分,(d)高频部分,(e)式(9)权重因子,(f)式(10)边缘权重

Fig. 2 (a) The original remote sensing image, (b) weighting factor image in Eq. 8, (c) the smooth part, (d) the high frequency part, (e) weighting factor image in Eq. 9, (f) edge weighting image in Eq. 10

法来处理方程(7)。

首先,通过引入三个辅助变量 $\mathbf{Z} = \nabla_x \mathbf{s}$, $\mathbf{V} = \mathbf{s}$ 和 $\mathbf{H} = \nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}$ 将无约束最小化问题(7)转换为有约束最小化问题,如式(11)所示:

$$\arg \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{V}, \mathbf{H}} \left\{ \|\mathbf{Z}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{V}\|_1 + \lambda_2 \mathbf{W}_f \|\mathbf{H}\|_1 \right\} \quad s. t. \quad \mathbf{Z} = \nabla_x \mathbf{s}, \mathbf{V} = \mathbf{s}, \mathbf{H} = \nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} . \quad (11)$$

根据 ADMM 算法,将式(11)转换为增广拉格朗日函数形式如式(12)所示:

$$\arg \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{V}, \mathbf{H}} \left\{ \|\mathbf{Z}\|_1 + \lambda_1 \|\mathbf{V}\|_1 + \lambda_2 \mathbf{W}_f \|\mathbf{H}\|_1 + p_1^T (\nabla_x \mathbf{s} - \mathbf{Z}) + p_2^T (\mathbf{s} - \mathbf{V}) + p_3^T (\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} - \mathbf{H}) + \frac{\beta_1}{2} \|\nabla_x \mathbf{s} - \mathbf{Z}\|_2^2 + \frac{\beta_2}{2} \|\mathbf{s} - \mathbf{V}\|_2^2 + \frac{\beta_3}{2} \|\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} - \mathbf{H}\|_2^2 \right\} , \quad (12)$$

式中 p_1, p_2, p_3 为拉格朗日系数; $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 为正的惩罚参数; ADMM 的每次迭代都可以分解为四个较为简单的子问题。

2.1 Z-子问题

关于 \mathbf{Z} 的子问题由式(13)所示:

$$\mathbf{Z} = \arg \min_{\mathbf{Z}} \left\{ \|\mathbf{Z}\|_1 + p_1^T (\nabla_x \mathbf{s} - \mathbf{Z}) + \frac{\beta_1}{2} \|\nabla_x \mathbf{s} - \mathbf{Z}\|_2^2 \right\} . \quad (13)$$

方程(13)可以通过以下软阈值收缩算子计算^[21]

$$\mathbf{Z}^{k+1} = \text{shrink} \left(\nabla_x \mathbf{s}^k + \frac{p_1^k}{\beta_1}, \frac{1}{\beta_1} \right) , \quad (14)$$

式中

$$\text{shrink}(r, \theta) = \frac{r}{|r|} * \max(|r| - \theta, 0) . \quad (15)$$

2.2 V-子问题

类似于 \mathbf{Z} 的子问题, \mathbf{V} 子问题可由(16)式求解

$$\mathbf{V} = \arg \min_{\mathbf{V}} \left\{ \lambda_1 \|\mathbf{V}\|_1 + p_2^T (\mathbf{s} - \mathbf{V}) + \frac{\beta_2}{2} \|\mathbf{s} - \mathbf{V}\|_2^2 \right\} . \quad (16)$$

因此

$$\mathbf{V}^{k+1} = \text{shrink} \left(\mathbf{s}^k + \frac{p_2^k}{\beta_2}, \frac{\lambda_1}{\beta_2} \right) . \quad (17)$$

2.3 H-子问题

同理, \mathbf{H} 子问题可由(18)式求解

$$\mathbf{H} = \arg \min_{\mathbf{H}} \left\{ \lambda_2 \mathbf{W}_f \|\mathbf{H}\|_1 + p_3^T (\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} - \mathbf{H}) + \frac{\beta_3}{2} \|\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} - \mathbf{H}\|_2^2 \right\} . \quad (18)$$

因此

$$\mathbf{H}^{k+1} = \text{shrink} \left(\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}^k + \frac{p_3^k}{\beta_3}, \frac{\lambda_2}{\beta_3} \cdot \mathbf{W}_f \right) . \quad (19)$$

2.4 s-子问题

关于 \mathbf{s} 的子问题,可由(20)式所示:

$$\mathbf{s} = \arg \min_{\mathbf{s}} \left\{ p_1^T (\nabla_x \mathbf{s} - \mathbf{Z}) + p_2^T (\mathbf{s} - \mathbf{V}) + p_3^T (\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} - \mathbf{H}) + \frac{\beta_1}{2} \|\nabla_x \mathbf{s} - \mathbf{Z}\|_2^2 + \frac{\beta_2}{2} \|\mathbf{s} - \mathbf{V}\|_2^2 + \frac{\beta_3}{2} \|\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s} - \mathbf{H}\|_2^2 \right\} . \quad (20)$$

这是一个二次最小化问题,等效于求解以下线性方程(21)

$$\left(\beta_1 \nabla_x^T \nabla_x + \beta_2 + \beta_3 \nabla_y^T \nabla_y \right) \mathbf{s}^{k+1} = \beta_1 \nabla_x^T \left(\mathbf{Z}^{k+1} - \frac{p_1^k}{\beta_1} \right) + \beta_2 \left(\mathbf{V}^{k+1} - \frac{p_2^k}{\beta_2} \right) + \beta_3 \nabla_y^T \left(\nabla_y \mathbf{f} - \mathbf{H}^{k+1} + \frac{p_3^k}{\beta_3} \right) . \quad (21)$$

对方程(21)可以通过快速傅里叶(FFT)有效求解。

最后,在每次迭代中对拉格朗日系数 p_1, p_2, p_3 按照式(22)进行更新:

$$\begin{cases} p_1^{k+1} = p_1^k + \beta_1 (\nabla_x \mathbf{s}^{k+1} - \mathbf{Z}^{k+1}) \\ p_2^{k+1} = p_2^k + \beta_2 (\mathbf{s}^{k+1} - \mathbf{V}^{k+1}) \\ p_3^{k+1} = p_3^k + \beta_3 (\nabla_y \mathbf{f} - \nabla_y \mathbf{s}^{k+1} - \mathbf{H}^{k+1}) \end{cases} . \quad (22)$$

综上所述,本文利用 ADMM 算法将复杂的优化

模型(7)分解为四个简单的子问题。具体来说, Z, V 和 H 子问题可以通过软阈值算子解决。对于 s 子问题, 可以选择FFT进行高效求解。此外, 拉格朗日系数 p_1, p_2, p_3 可以并行更新。因此, 本文提出的去条纹算法可以总结如表1所示。

表1 去条纹算法

Table 1 The proposed destriping algorithm

1: Input: Stripe image f , parameters $\lambda_1, \lambda_2, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \delta$ and S .
2: Initialize: Set $s^0 = 0, Z^0 = V^0 = 0, H^0 = \nabla_y f, p_1 = 0, p_2 = 0, p_3 = 0$, and $\varepsilon = 10^{-4}$.
3: Solve W_f by (10)
4: While $\ (f - s^k) - (f - s^{k-1})\ / \ f - s^k\ > \varepsilon$ and $k < N_{\max}$ do
5: Solve $Z^{k+1}, V^{k+1}, H^{k+1}$ using a thresholding method by (14), (17), (19)
6: Solve s^{k+1} using FFT by (21)
7: Update p_1^{k+1}, p_2^{k+1} , and p_3^{k+1} by (22)
8: End while
9: Output: $u^{k+1} = f - s^{k+1}$.

3 实验与分析

为了验证所提方法的有效性, 本文进行了实际遥感图像数据实验, 并与3种典型方法: 基于滤波的方法(WFAF)^[6]、基于统计的方法(SLD)^[22]和基于优化的方法(UTV)^[10]进行比较。本文方法将输入参数设置如下: 正则化参数 $\lambda_1 = 0.001, \lambda_2 \in [0.005, 0.01]$, 惩罚参数 $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0.1$, 尺度窗口 $r=33$, 阈值 $S = 0.1$, 因子常数 $\delta = 0.2$ 。为了便于定量评价, 本文将所有实验数据进行了归一化。本文实验的计算机硬件运行平台为: Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU @ 2.50 GHz 和 8 GB RAM; 软件运行平台为: MATLAB (R2014a)。

3.1 数据源

风云四号A星(FY-4A)于2016年12月11日发射, 是新一代中国地球静止气象卫星系列风云四号的第一颗卫星。其中, 多通道扫描辐射计(AGRI)是FY-4A的主要载荷之一^[23]。AGRI成像方式是多元线列探测器并扫结合二维扫描, 因此AGRI遥感图像

条纹噪声呈现在东西扫描方向上, 如图2(a)所示。AGRI共有14个波段, 光谱范围0.45~13.8 μm , 虽然经过发射前辐射定标和在轨辐射定标, 但某些波段仍受到条纹噪声影响严重, 如水汽波段9和波段10以及长波红外波段14, 其参数如表2所示。本文所用数据来源为FY-4A上AGRI于2018年12月9日06:00:00(Universal Time Coordinated, UTC)生成。

3.2 周期条纹噪声去除

在扫描成像中, 同一个波段内, 光谱一致的像元一般不受随机条纹噪声的影响, 只有较浅的周期条纹。以AGRI波段11为例, 行内没有条纹(四个像元为一个扫描行), 行间有周期条纹出现, 如图3(a)所示。因此, 本小节对波段11图像数据进行去条纹处理。

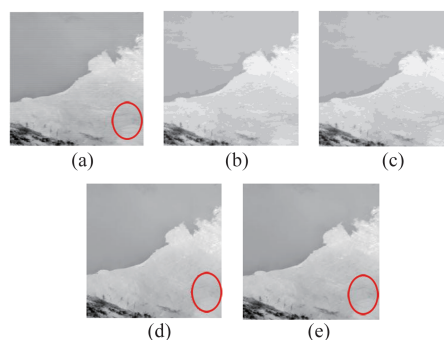


图3 AGRI波段11子图像去条纹结果 (a)原始图像, (b)WFAF方法, (c)SLD方法, (d)UTV方法, (e)本文方法

Fig. 3 Destriped results of AGRI band 11 subimage (a) original image, (b) WFAF, (c) SLD, (d) UTV, (e) proposed method

图3(b)~(e)为分别使用WFAF、SLD、UTV和本文方法对图3(a)周期条纹噪声进行去除的结果。从图中可以看出, 几种去条纹方法处理后, 周期条纹噪声得到了不同程度的抑制。如图3(b)所示, WFAF方法虽然能够一定程度上的去除条纹, 但容易丢失细节信息, 造成图像模糊。SLD方法也仅在条纹强度非常一致的地方去除的比较干净, 其他区域仍有条纹残留。相对来说, UTV方法呈现出了较好的去条纹效果, 但是由于方向约束性太强导致图像沿垂直于

表2 光谱参数

Table 2 Spectral parameters

No.	Central Band / μm	Spectral Band / μm	Spatial Resolution	Number of pixels	Main Application
9	6.25	5.80~6.70	4 km	4*1	upper-level water vapor
10	7.10	6.90~7.30	4 km	4*1	mid-level water vapor
11	8.50	8.00~9.00	4 km	4*1	integrated water vapor, cloud
14	13.50	13.20~13.80	4 km	4*1	cloud, water vapor

条纹的方向过于平滑,图像对比度下降,如图 3(d)红色椭圆区域所示。而本文方法在去除条纹噪声的同时能够最大限度地保留细节信息,去噪效果最好。

图 4 为图 3 对应的行均值曲线。理想情况下(无条纹噪声),行均值曲线应是较为平滑的曲线,从图中可以看出,受周期条纹噪声的影响,条纹噪声图像的行均值出现了周期性的波动。图 4(a)中行均值曲线在 250 行左右变化趋势并不能跟随原始图像,因此 WFAF 方法有细节损失。同样,图 4(b)在灰度值变化较大的地方出现了平滑,说明 SLD 方法在去条纹的同时损失了较多的细节信息。相对来说,UTV 方法和本文方法行均值曲线整体变化趋势与原图像基本一致,不存在大的波动,说明条纹噪声受到了有效抑制。

图 5 为图 3(a)~(e) 的列方向幅度-频率均值图,横轴表示归一化频率,纵轴表示所有列的平均功率谱。图 5(a) 由于周期条纹噪声的存在,幅度谱中会在某一点频率处出现尖峰值。从幅频曲线的角度可以看出四种方法对周期条纹噪声起到了抑制作用,其中 SLD 方法、UTV 方法和本文方法能够有效去除周期条纹噪声。但是 UTV 曲线整体过于平滑说明高频细节部分有一定程度损失。

行均值曲线、归一化功率谱曲线能够定性地描述方法的性能。考虑到没有理想的无条纹遥感图像作为参考,本文选用无参考评价指标降噪系数(NR)^[10]、平均相对偏差(MRD)^[9]和图像失真度(ID)^[10]作为定量描述。

降噪系数 NR 是用来描述条纹噪声在频域中的衰减效果,适用于评估去条纹的整体性能,在本文中降噪系数越大表明条纹噪声的去除效果越好。降噪系数表达式为

$$NR = \frac{N_0}{N_1}, \quad (23)$$

式中 N_0 为输入图像中条纹噪声频率分量的功率; N_1 为去条纹图像中条纹噪声频率分量的功率。

平均相对偏差 MRD 用于评估去条纹方法在受条纹影响较小的区域对原始数据信息造成的失真程度,MRD 值越小表示去条纹方法对原始数据造成的失真越小。其表达式为

$$MRD = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^{M \cdot N} \frac{|\hat{z}_i - g_i|}{g_i} \times 100\% \quad (24)$$

式中 g_i 为原始图像的像素值; \hat{z}_i 为去条纹图像的像素值; $M \cdot N$ 为所选图像区域的像素总数。

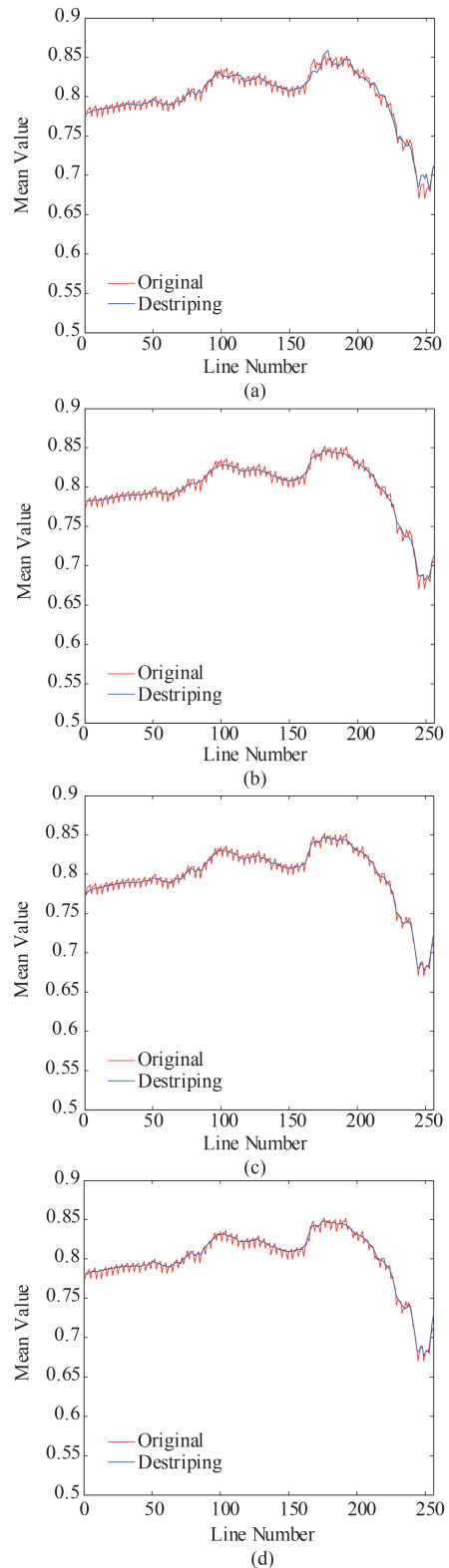


图 4 图 3 对应的行均值曲线 (a)WFAF 方法, (b)SLD 方法, (c)UTV 方法, (d)本文方法

Fig. 4 Mean line profiles for images shown in Fig. 3, (a) WFAF, (b) SLD, (c) UTV, (d) proposed method

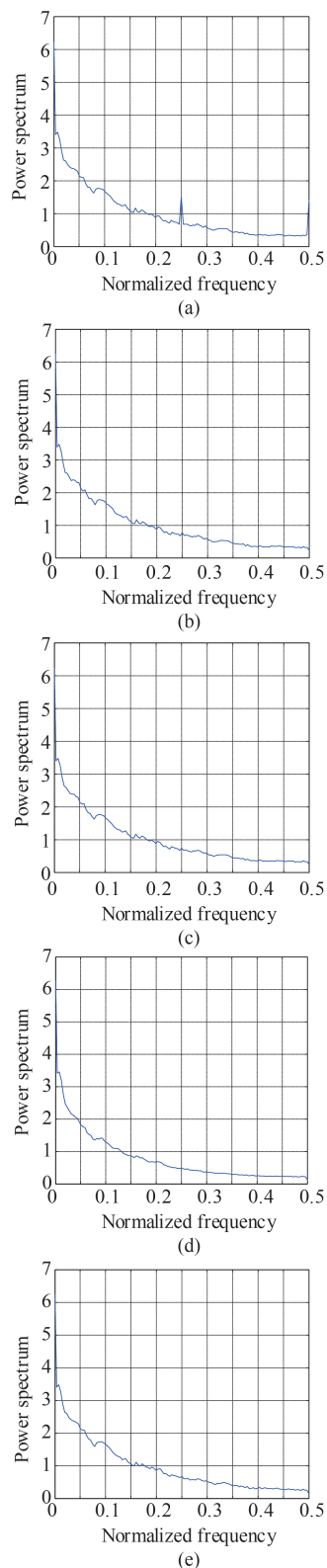


图5 图3的列方向幅度-频率均值图 (a)原始图像, (b) WFAF方法, (c)SLD方法, (d)UTV方法, (e)本文方法
Fig. 5 Column-averaged power spectrum for images shown in Fig. 3 (a) original image, (b) WFAF, (c) SLD, (d) UTV, (e) proposed method

图像失真指数ID用于评估去条纹图像对输入图像的保真度。其表达式为

$$ID = 1 - \frac{|S_1 - S_0|}{S_0}, \quad (25)$$

式中 S_0 是输入图像沿着行(条纹)方向上的平均功率, S_1 是去条纹图像沿着行方向的平均功率。

通常,较大的NR和ID值和较小的MRD值说明条纹图像的恢复效果较好。几种方法的周期条纹去除指标如表3所示。

表3 定量评价指标统计结果(NR, MRD和ID)

Table 3 Qualitative results using NR, MRD and ID

Image	Index	WFAF	SLD	UTV	Proposed
AGRI band 11	NR	10.06	10.78	12.93	13.67
Periodical stripes noise	MRD(%)	1.7817	0.7342	4.0334	0.8751
	ID	0.9878	0.9999	0.8570	0.9984
AGRI band 14	NR	7.8302	6.4005	5.3165	8.3659
Random stripe noise	MRD(%)	3.0862	3.3036	4.7782	3.0653
	ID	0.9455	0.9999	0.9851	0.9988

3.3 随机条纹噪声去除

对于受条纹噪声影响严重的波段9、波段10及波段14,除了行间周期性条纹外,行内会出现随机条纹(不规则条纹),如图6(a)所示,对于AGRI条纹出现原因详细可参考文献[24]。因此,本小节中对波段14图像数据进行去条纹处理。

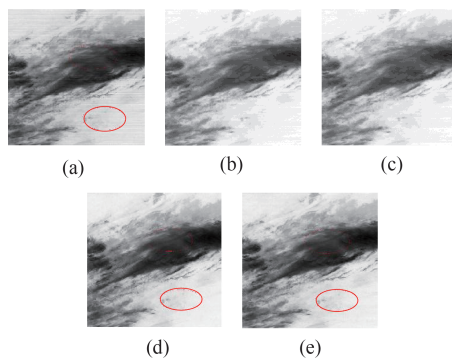


图6 AGRI波段11子图像去条纹结果 (a)原始图像, (b) WFAF方法, (c)SLD方法, (d)UTV方法, (e)本文方法
Fig. 6 Destriped results of AGRI band 11 subimage, (a) original image, (b) WFAF, (c) SLD, (d) UTV, (e) proposed method

图6(b)-(e)为分别使用四种方法对图6(a)条纹噪声进行去除的结果;图7(a)-(d)为对应方法获得的条纹成分。可以看出WFAF方法和SLD方法只能去除整行的亮或暗条纹,面对不规则条纹噪声失效,

因此去噪图像中会有条纹残留。UTV方法和本文方法均能够很好地去除随机条纹,但是UTV方法使图像整体的对比度下降,如图6红色椭圆区域所示;同时UTV方法去除的条纹成分中含有较多的图像细节信息,如图7(c)所示,使去噪图像出现模糊的现象。本文方法不仅成功地估计出条纹成分,而且还很好地保护了图像细节信息。

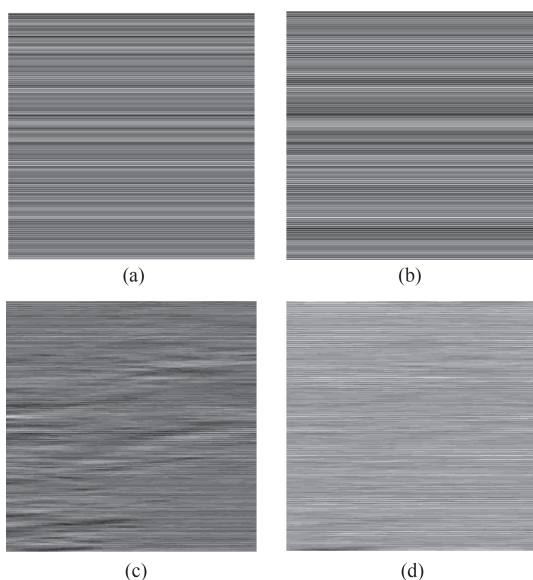


图7 不同算法获得的条纹成分(a)WFAF方法,(b)SLD方法,(c)UTV方法,(d)本文方法

Fig.7 The extracted stripe components of different algorithms (a) WFAF, (b) SLD, (c) UTV, (d) proposed method

图8为图6对应的行均值曲线。可以看到含噪图像的行均值曲线受随机条纹噪声的影响而呈现出随机波动的现象。图9是对应其列方向幅度-频率均值图。从图8和图9不难得到以下结论:WFAF方法和SLD方法随机条纹去除效果较差,图像中有残留的条纹;UTV方法能够去除所有随机条纹,但是容易过度平滑图像,使图像模糊;本文方法在不破坏有用细节信息的情况下更有效去除随机条纹噪声。几种方法的随机条纹去除指标如表3所示。

表3列出了实验数据的NR、MRD和ID值。对于NR和MRD指数,本文方法呈现出较好的结果,说明本文方法在能够很好地去除周期条纹噪声或随机条纹噪声的同时对原始数据造成的损失较小。对于ID指数,由于SLD方法去条纹效果较差,计算过程中会将条纹区域视为非条纹区域,因此会得到较大的ID值;相对于良好的UTV方法,本文方法呈现出了较好的ID值,说明本文方法对原始数据有较好的保真效果。综上,本文方法能够在图像细节信息保留较好

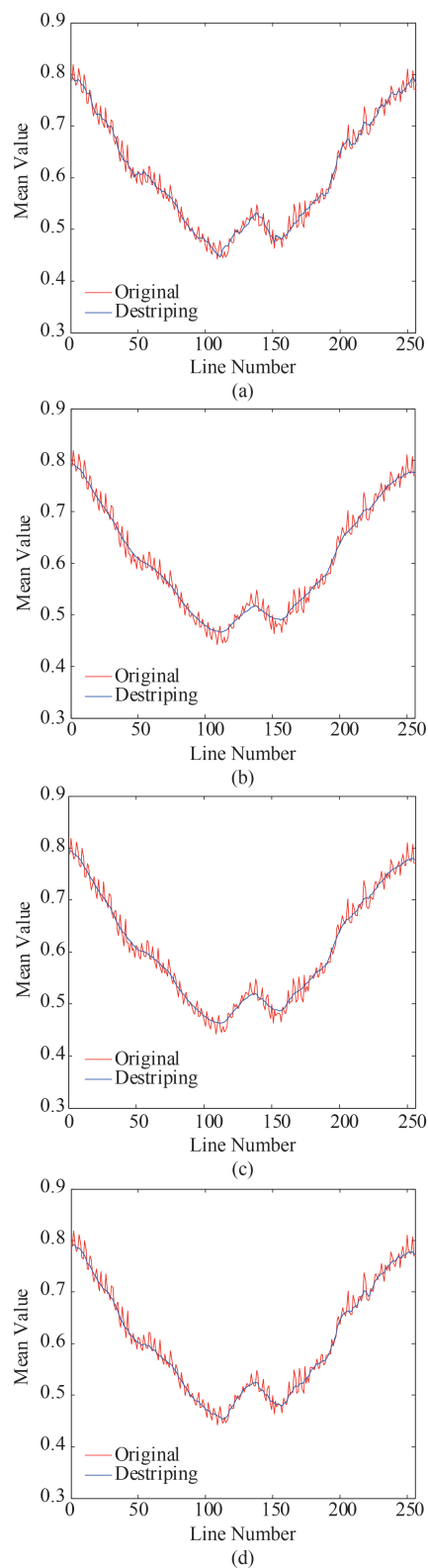


图8 图6对应的行均值曲线(a)WFAF方法,(b)SLD方法,(c)UTV方法,(d)本文方法

Fig.8 Mean line profiles for images shown in Fig.6 (a) WFAF, (b) SLD, (c) UTV, (d) proposed method

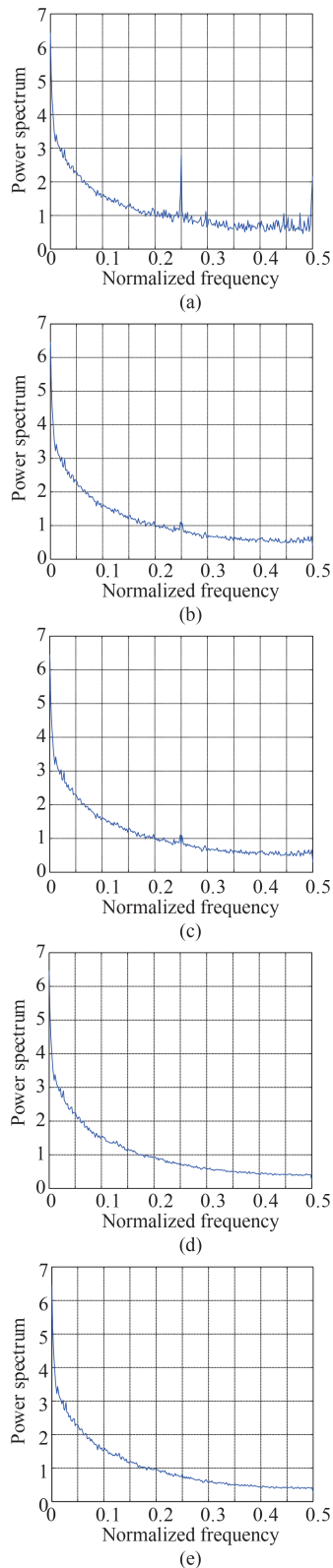


图9 图6的列方向幅度-频率均值图 (a)原始图像, (b) WFAF方法, (c)SLD方法, (d)UTV方法, (e)本文方法
Fig. 9 Column-averaged power spectrum for images shown in Fig. 6, (a) original image, (b) WFAF, (c) SLD, (d) UTV, (e) proposed method

的情况下,完全去除了条纹噪声。

3.4 参数分析

为了验证关键参数对所提方法性能的鲁棒性,本小节对两个正则化参数进行敏感性分析。这里引入有参考评价参数PSNR(峰值信噪比),表达式为:

$$\text{PSNR} = 10 \times \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{\text{MSE}} \right), \quad (26)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|I(i,j) - K(i,j)\|^2, \quad (27)$$

式中 M, N 分别为图像的行数与列数, n 是图像的量化位数, I 为参考图像, K 为处理图像。不失一般性本文将图6(e)的处理结果作为参考图像(不含条纹)如图10(a)所示,并对其添加随机条纹噪声模拟条纹输入图像如图10(b)所示。使用本文方法对条纹输入图像进行处理并绘制了PSNR值随正则化参数 λ_1 和 λ_2 变化的曲线,如图11所示,本文选择了部分处理结果作为展示如图12和13所示。从图11(a)可以看出PSNR在参数 $\lambda_1 = 0.001$ 能够取得较高的值,且在范围 $[0.0005, 0.005]$ 是鲁棒的;同样从图11(b)可以看出参数 λ_2 在 $[0.005, 0.01]$ 范围内可以获得最高的PSNR值。因此,本文参数设置 $\lambda_1 = 0.001$,根据不同波段的条纹分量的密集程度不同,参数 λ_2 设置范围为 $[0.005, 0.01]$ 。为进一步说明本文算法的鲁棒性,图14-16展示了本文方法(参数固定)对相关波段其他区域的去条纹效果。

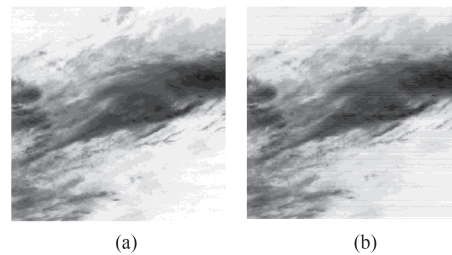


图10 (a)参考图像, (b)模拟条纹图像
Fig. 10 (a) Reference image, (b) simulated stripe image

4 结论

本文从条纹成分出发,充分考虑了沿条纹方向的平滑度、全局稀疏性及条纹垂直方向上的不连续性(理想图像的局部连续性),以此作为先验约束,提出一种基于L1正则化的凸优化模型用于遥感图像去条纹。在充分描述条纹结构特性的同时引入了边缘权重因子,加强了模型边缘细节保护的能力。为了优化该模型,本文采用ADMM方法对该模型进行优化求解。同时,利用AGRI的在轨条纹图像数据对模型

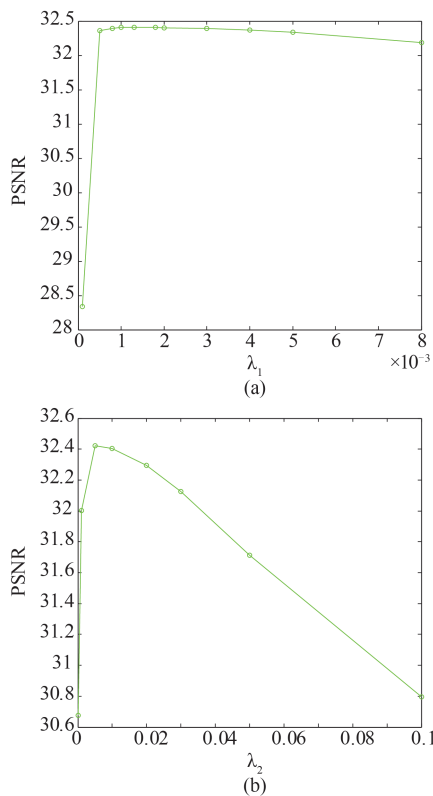


图 11 (a)以 λ_1 为自变量的 PSNR 曲线, (b)以 λ_2 为自变量的 PSNR 曲线

Fig. 11 (a) The PSNR curve with λ_1 as independent variable, (b) The PSNR curve with λ_2 as independent variable

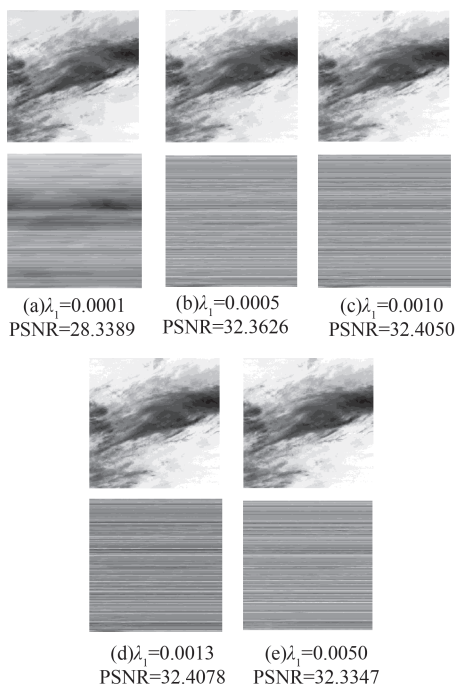


图 12 不同参数 λ_1 的处理结果

Fig. 12 Processing results of different parameters λ_1

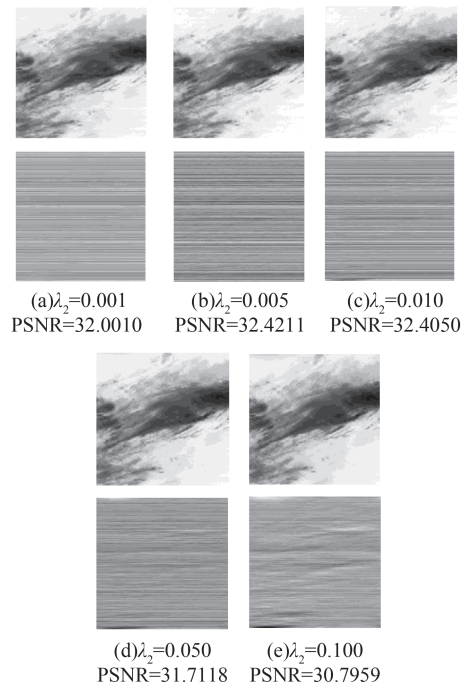


图 13 不同参数 λ_2 的处理结果

Fig. 13 Processing results of different parameters λ_2

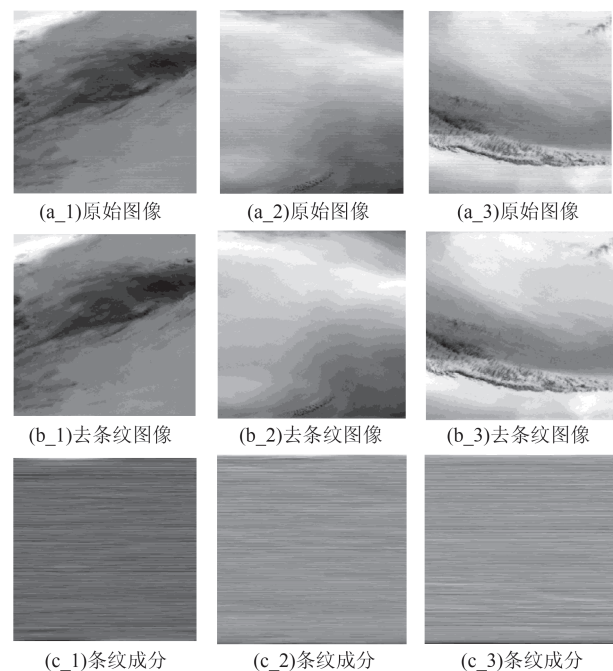


图 14 AGRI 波段 9 的去条纹结果

Fig. 14 Destriping result of AGRI band 9 images with the proposed algorithm

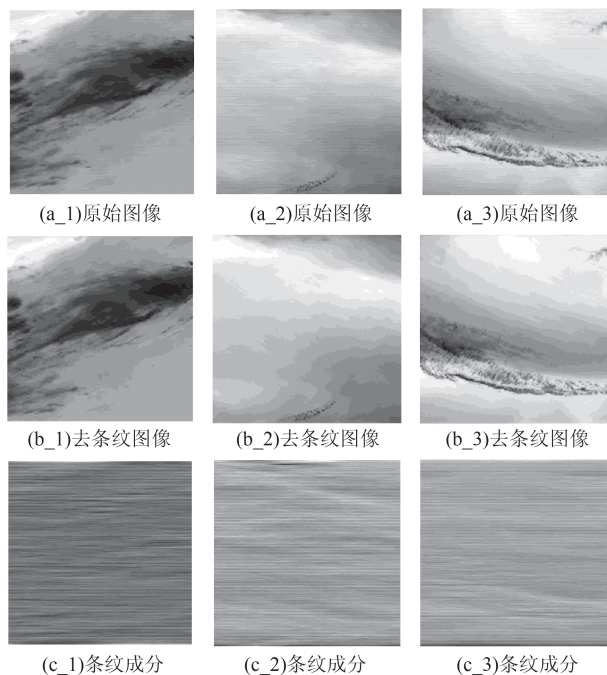


图 15 AGRI 波段 10 的去条纹结果

Fig. 15 Des Striping result of AGRI band 10 images with the proposed algorithm

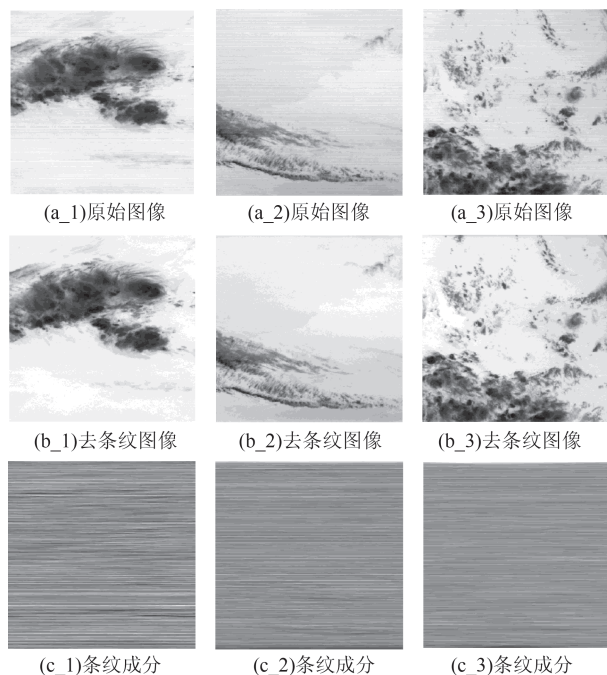


图 16 AGRI 波段 14 的去条纹结果

Fig. 16 Des Striping result of AGRI band 14 images with the proposed algorithm

进行了大量实验并与相关典型方法进行比较。通过定性和定量分析证明本文方法优于典型方法,提供了最佳的去条纹效果。本文提出的方法能够在完全去除条纹噪声的同时更好地保留原始图像的细节结

构信息。

References

- [1] REN Jian-Le, CHEN Qian, QIAN Wei-Xian. Stripe nonuniformity correction based on registration for infrared-focal plane arrays[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (任建乐, 陈钱, 钱惟贤. 基于配准的红外焦平面阵列条纹非均匀性校正. *红外与毫米波学报*), 2011, **30**(6): 499-502, 506.
- [2] Bouali M, Sato O, Polito P. An algorithm to improve the detection of ocean fronts from whiskbroom scanner images[J]. *Remote sensing letters*, 2015, **6**(12): 942-951.
- [3] Valenzuela W E, Figueroa M, Pezoa J E, et al. A digital architecture for striping noise compensation in push-broom hyperspectral cameras [C] Applications of Digital Image Processing XXXVIII. International Society for Optics and Photonics, 2015, **9599**: 95992H.
- [4] Chen J, Shao Y, Guo H, et al. Destriping CMODIS data by power filtering[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 2003, **41**(9): 2119-2124.
- [5] ZHANG Feng, LIU Shang-Qian, WANG Da-Bao. A new correction method of IRFPA nonuniformity based on stationary wavelet transform[J]. *Acta Photonica Sinica* (张峰, 刘上乾, 汪大宝. 一种新的基于平稳小波变换的红外焦平面非均匀性校正技术. *光子学报*), 2009, **38**(8): 2135-2138.
- [6] 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.
- [7] HAN Ling, DONG Lian-Feng, ZHANG Min, et al. Destriping hyperspectral image based on an improved moment matching method[J]. *Acta Optica Sinica* (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. *光学学报*), 2009, **29**(12): 3333-3338.
- [8] TAN Dong-Jie, ZHANG An. Non-uniformity correction based on local histogram specification[J]. *Infrared Technology* (谭东杰, 张安. 基于局部直方图规定化的红外图像非均匀性校正. *红外技术*), 2013, **35**(06): 325-328.
- [9] Shen H, Zhang L. A MAP-based algorithm for destriping and inpainting of remotely sensed images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **47**(5): 1492-1502.
- [10] 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.
- [11] Chang Y, Yan L, Fang H, et al. Simultaneous destriping and denoising for remote sensing images with unidirectional total variation and sparse representation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, **11**(6): 1051-1055.
- [12] Chen Y, Huang T Z, Deng L J, et al. Group sparsity based regularization model for remote sensing image stripe noise removal[J]. *Neurocomputing*, 2017, **267**: 95-106.
- [13] Liu X, Lu X, Shen H, et al. Stripe noise separation and removal in remote sensing images by consideration of the global sparsity and local variational properties[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(5): 3049-3060.
- [14] Dou H X, Huang T Z, Deng L J, et al. Directional ℓ_0

- sparse modeling for image stripe noise removal[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(3): 361.
- [15] Ma L, Zeng T. Image deblurring via total variation based structured sparse model selection[J]. *Journal of Scientific Computing*, 2016, **67**(1): 1-19.
- [16] Shahdoosti H R, Khayat O. Image denoising using sparse representation classification and non-subsampled shearlet transform[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2016, **10**(6): 1081-1087.
- [17] Bae J, Kang B, Lee S, *et al.* Bistatic ISAR image reconstruction using sparse-recovery interpolation of missing data [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, **52**(3): 1155-1167.
- [18] Hua M, Bie X, Zhang M, *et al.* Edge-aware gradient domain optimization framework for image filtering by local propagation [C] Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 2838-2845.
- [19] Boutemedjet A, Deng C, Zhao B. Edge-aware unidirectional total variation model for stripe non-uniformity correction [J]. *Sensors*, 2018, **18**(4): 1164.
- [20] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2012, **35**(6): 1397-1409.
- [21] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE transactions on information theory*, 1995, **41**(3): 613-627.
- [22] Carfantan H, Idier J. Statistical linear destriping of satellite-based pushbroom-type images [J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2009, **48**(4): 1860-1871.
- [23] WANG Gan-Quan, SHEN Xia, WANG Wei-Cheng, *et al.* On board adaptation of temperature of the FY-4 meteorological satellite radiation imager [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (王淦泉, 沈霞, 王伟成, 等. 风云四号气象卫星辐射成像仪在轨温度环境适应性. *红外与毫米波学报*), 2018, **37**(5): 30-34.
- [24] Chen B, Feng X, Wu R, *et al.* Adaptive wavelet filter with edge compensation for remote sensing image denoising [J]. *IEEE Access*, 2019, **7**: 91966-91979.