

一种群稀疏限制的消除条带噪声变分模型

陈柳, 陈明举, 吴浩, 薛智爽

引用本文:

陈柳, 陈明举, 吴浩, 等. 一种群稀疏限制的消除条带噪声变分模型[J]. 液晶与显示, 2020, 35(6): 604–611.

CHEN Liu, CHEN Ming-ju, WU Hao, et al. Variation model with group sparsity constraint for stripe noise removal[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(6): 604–611.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203506.0604>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于L1范数的非局部变分图像复原模型

A non local total variation based on L1 norm for image recovery

液晶与显示. 2017, 32(8): 635–641 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173208.0635>

本征图像分解的稀疏表示彩色图像去噪算法

Color image denoising algorithm based on intrinsic image decomposition and sparse representation

液晶与显示. 2019, 34(11): 1104–1114 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193411.1104>

基于图像局部方向特性的自适应全变分去噪模型

Adaptive directional total variation denoising model based on image local direction

液晶与显示. 2016, 31(5): 477–483 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163105.0477>

基于开关二级检测的图像椒盐噪声滤波算法

Salt and pepper noise filtering algorithms based on switch two-stage detection

液晶与显示. 2019, 34(1): 74–80 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193401.0074>

基于稀疏表示的SOM多失真图像质量评价方法

Multi-distorted image quality assessment algorithm based on sparse representation and SOM

液晶与显示. 2018, 33(10): 877–883 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183310.0877>

文章编号:1007-2780(2020)06-0604-08

一种群稀疏限制的消除条带噪声变分模型

陈 柳¹, 陈明举^{1,2*}, 吴 浩¹, 薛智爽¹

(1. 四川轻化工大学 人工智能四川省重点实验室, 四川 自贡 643000;

2. 西南科技大学 特殊环境机器人技术四川省重点实验室, 四川 绵阳 621000)

摘要:在对图像变分描述的前提下,为有效地利用条带噪声之间的相似性,本文将条带噪声的群稀疏表示引入到单向变分模型中,提出群稀疏技术限制的单向变分模型,并采用交替方向乘法求解该模型。对比实验证明,本文所提出的群稀疏限制的单向变分模型能有效地利用条带噪声的相似性实现条带噪声的消除,更好地重构图像的细节信息,峰值信噪比与结构相似性比其他模型分别提高 6.76 dB 和 0.25,图像去噪性能更优。

关 键 词:条带噪声;变分;群稀疏;交替方向乘法

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20203506.0604

Variation model with group sparsity constraint for stripe noise removal

CHEN Liu¹, CHEN Ming-ju^{1,2*}, WU Hao¹, XUE Zhi-shuang¹

(1. School of Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering,
Zigong 643000, China;

2. Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province,
Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: By introducing the group sparse representation of strip noise into the single variation model, a single variational model restricted by group sparse technique is proposed to remove noise. The proposed model is solved by alternating direction method of multipliers. The experiments show that the proposed model can more effectively use the similarities between strip noise to remove noise compared with other existing models, and it can reconstruct the image information better. The values of peak signal-to-noise ratio and structural similarity are increased by 6.76 dB and 0.25, respectively, which shows good image denoising performance of our model.

Key words: strip noise; variation; group sparse; alternating direction method of multipliers

收稿日期:2019-10-25;修订日期:2019-12-20.

基金项目:四川省科技厅项目(No.2018GZDZX0043, No.2019YJ0476, No.2019YJ0477);企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室项目(No.2018WZY01)

Supported by Project of Sichuan Department of Science and Technology (No. 2018GZDZX0043, No. 2019YJ0476, No. 2019YJ0477); Project of Enterprise Informatization and Internet of Things Measurement Key Laboratory of Sichuan Education Department(No.2018WZY01)

* 通信联系人, E-mail: mailcmj@163.com

1 引言

由于平面阵列中不同探测单元本身的差异以及外界的电磁与温度等因素的影响,导致不同探测单元具有不同的响应函数,此外平面阵列在正反过来扫描中存在行间差异,因而使获得的图像出现与扫描方向相同的条带噪声^[1-2]。条带噪声广泛存在于红外图像与光谱遥感图像中,造成图像视觉质量的下降,不利于对图像进行分析、识别等后续处理。因此,采用有效的方法去除条带噪声,提高图像的清晰度是图像处理中一个热门课题。

目前,条带噪声去除主要分为频域滤波方法和空域统计特征方法。频域滤波方法主要利用条带噪声具有周期性的特点,通过频谱分析确定条带噪声所处频域区域以实现噪声的消除^[3-4]。由于图像部分信息与条带噪声处于同一个频段,频域法在去除噪声的同时不可避免地会消除部分图像信息,从而导致去噪后图像细节模糊与阶梯效应。基于图像空域统计特征方法主要有匹配法、稀疏分解和变分法等方法。匹配法以图像像素值的统计特性为前提,去噪效果依赖于统计的准确性,当图像像素较少或像素值不均匀分布时,其去噪性能变差^[4-5]。稀疏表示(Sparse decomposition, SD)利用图像空间上的冗余性与相似性,利用字典学习与稀疏系数重构图像,实现图像与噪声的分离^[6]。Zhang等人^[7]认为原始图像可以表示成低秩矩阵,提出了去除条带噪声的图像的低秩稀疏模型(Low-rank single-image decomposition, LRSID),有效地实现了遥感图像的复原。Dou等人^[8]根据图像相邻像素值的相关性与条带噪声的特性,构建非凸的 L_0 范数稀疏模型,并通过实验证明该模型具有较好的去噪性能。稀疏表示可以有效地重构图像,但未考虑条带噪声的特性,其去除条带噪声的性能存在一定的局限。鉴于此,Bouali等人^[9]依据条带噪声的特点,将变分理论(Total variational, TV)应用到条带噪声去除中,构造了去除条带噪声的 L_1 范数单向变分模型(Unidirectional total variational, UTV)。该模型在消除条带噪声的同时能较好地保护图像的细节信息,但该模型过度对图像梯度约束,不可避免地产生阶梯效应。随后,一些学者对UTV模型进行改变,提出了一些改进模型。

如,Chang等^[10]将图像的framelet变换系数的 L_1 范数加入UTV模型的限制项,实现了条带噪声区域与非噪声区域不同平滑。Ayoub等^[11]针对UTV模型过度平滑图像的边缘问题,将边缘感知权值引入到UTV模型,更好地保护了图像的边缘信息。然而,这些变分模型着重变分技术对图像梯度的约束^[12-13],未充分考虑图像空域的相似性与条带噪声的几何特性,去噪性能有待进一步提高。

鉴于此,本文针对条带噪声的特性,在单向变分模型的基础上,采用群稀疏技术对条带噪声加以限制,提出充分考虑图像结构相似性与条带噪声几何特性的群稀疏技术约束的单向变分模型(Unidirectional total variation model with group sparsity constraint, UTVGSC),并给出该模型的优化求解过程。

2 群稀疏约束的单向变分模型

2.1 单向变分模型的不足

假设图像 u 受条带噪声 s 的干扰,获得退化图像 f 可以表示为:

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

与常见的随机噪声不同,条带噪声 s 是一种结构性强的噪声,具有单一方向的结构特性,在该方向的梯度近似不变,如图1(b)所示。受条带噪声干扰的图像,通常只有一个方向的梯度受条带噪声的影响,另外一个与之正交方向的图像梯度几乎不受干扰,条带噪声干扰图像如图1(c)所示。

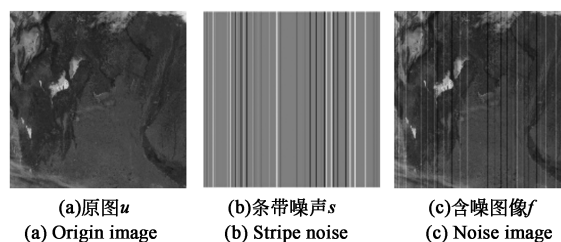


图1 条带噪声与含噪图像
Fig.1 Stripe noise and noisy images

经典的去除条带噪声的单向变分模型就是基于上述特性构建的,通过极小化图像 x 方向(水平方向)的梯度与条带噪声 y 方向(垂直方向)的梯度的 L_1 范数,建立的模型如下:

$$\arg \min_{s, u} \| \nabla_y s \|_1 + \lambda \| \nabla_x u \|_1. \quad (2)$$

由于条带噪声在 y 方向梯度几乎为 0, 对 $\|_{y,s} \|_1$ 极小化可以减少条带噪声; 图像在 x 方向的梯度连续, 极小化 $\|_{x,u} \|_1$ 项可以有效地消除高频噪声对图像的影响。该单向变分模型在去除图像条带噪声中取得了一定的效果, 但该模型过度强调变分模型对图像的描述, 不可避免地在图像的平滑区域产生阶梯效应。同时, 该模型忽略条带噪声结构上的相似性, 未充分利用条带噪声之间存在的稀疏性, 去除条带噪声的能力有待进一步提高。

2.2 群稀疏约束的单向变分模型

图像的群稀疏表示在实现图像整体稀疏表示前提下, 更好地考虑图像中的结构相似信息。图像群稀疏表示通过极小化图像的 $L_{1,2}$ 范数来实现。令 $\mathbf{A} = [\alpha_1, \dots, \alpha_l] \in \mathbf{R}^{k \times l}$, α_i 为矩阵 $\mathbf{A}$ 的一列, 采用 $L_{1,2}$ 范数对矩阵 $\mathbf{A}$ 加以限制:

$$\|\mathbf{A}\|_{1,2} \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^k \|\alpha_i\|_2, \quad (3)$$

通过极小化 $\|\mathbf{A}\|_{1,2}$ 便可以实现矩阵 $\mathbf{A}$ 的群稀疏表示。相对于稀疏表示, 群稀疏表示不仅使矩阵每一列不为 0 的系数尽量少, 且各列不为 0 的系数出现的位置相同(图 2(b)), 从而在实现图像稀疏表示的前提下, 有效地表达图像中相似结构信息。

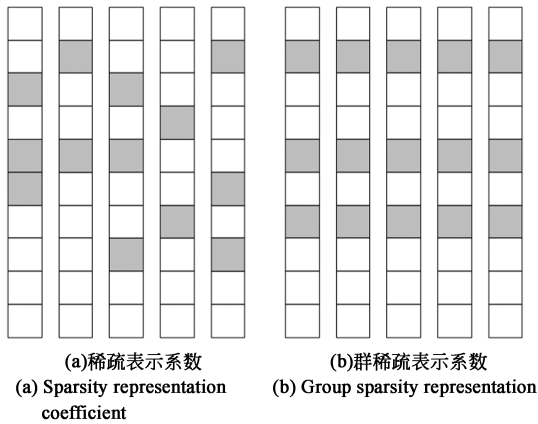


图 2 稀疏表示与群稀疏的系数比较(图中黑色方块表示非 0 系数)

Fig.2 Comparison between sparsity and group sparsity (the black squares are nonzero coefficients)

考虑到条带噪声之间存在极强的结构相似性, 采用群稀疏技术能有效实现对条带噪声的描述。为有效利用条带噪声之间存在的结构相似性,

本文将对条带噪声加以群稀疏限制引入到单向变分模型中, 以减弱单向变分模型产生的阶梯效应, 更好地消除条带噪声, 建立群稀疏技术约束的单向变分模型(Unidirectional total variation model with group sparsity constraint, UTVGSC):

$$\arg \min_{s,u} \alpha_1 \|s\|_{2,1} + \alpha_2 \|_{y,s} \|_1 + \alpha_3 \|_{x,u} \|_1, \quad (4)$$

式(4)中: $\|s\|_{2,1}$ 对条带噪声采用群稀疏表示, 使优化求得的图像 u 更接近原始真实图像。

2.3 群稀疏约束的单向变分模型的优化求解

式(4)建立的 UTVGSC 模型是一个凸函数, 可采用经典的交替方向乘法(Alternating direction method of multipliers, ADMM)对其优化求解^[14]。引入辅助变量 $\mathbf{v}$ 、 $\mathbf{z}$ 与 $\mathbf{w}$, 模型(4)非限制性问題可以转化为带限制项的极小化问题:

$$\arg \min_{s,u} \alpha_1 \|s\|_{2,1} + \alpha_2 \|_{y,s} \|_1 + \alpha_3 \|_{x,u} \|_1$$

$$\text{s.t. } \mathbf{v} = s, \mathbf{z} =_{y,s}; \mathbf{w} =_{x,u} =_{x}(f-s), \quad (5)$$

式(5)表示成拉格朗日函数为:

$$L_{\beta}(s, \mathbf{v}, \mathbf{z}, \mathbf{w}, \Lambda) = \arg \min_{s,u} \alpha_1 \|s\|_{2,1} + \alpha_2 \|z\|_1 + \alpha_3 \|w\|_1 + \langle \Lambda_1, \mathbf{v} - s \rangle + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{v} - s\|^2 + \langle \Lambda_2, \mathbf{z} -_{y,s} \rangle + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{z} -_{y,s}\|^2 + \langle \Lambda_3, \mathbf{w} -_{x}(f-s) \rangle + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{w} -_{x}(f-s)\|^2, \quad (6)$$

其中 Λ 为拉格朗日乘子。采用交替方向最小化的思想, 式(6)可以分解成 $\mathbf{v}, \mathbf{z}, \mathbf{w}, s, \Lambda$ 几个子问题。

$\mathbf{v}$ 子问题可以表示为:

$$\mathbf{v} = \arg \min_{\mathbf{v}} \alpha_1 \|\mathbf{v}\|_{2,1} + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{v} - s + \frac{\Lambda_1}{\beta}\|, \quad (7)$$

令 $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_l]$, v_i 为矩阵 $\mathbf{v}$ 的第 i 列, 式(7)可以转化为^[15]:

$$\mathbf{v} = \arg \min_{\mathbf{v}} \sum_i \left(\alpha_1 \|v_i\|_2 + \frac{\beta}{2} \|v_i + Q_i\|^2 \right),$$

$$Q_i = s_i - \frac{(\Lambda_1)_i}{\beta}, \quad (8)$$

$\mathbf{v}$ 的求解可以通过阈值收缩迭代求得:

$$v_i^{(t+1)} = \max \left(\|Q_i^{(t)}\|_2 - \frac{\alpha_1}{\beta}, 0 \right) \frac{Q_i^{(t)}}{\|Q_i^{(t)}\|_2}, \quad (9)$$

z, w 子问题可表示为:

$$\arg \min_s \alpha_2 \|z\|_1 + \frac{\beta}{2} \|z - y s + \frac{\Lambda_2}{\beta}\|^2, \quad (10)$$

$$\arg \min_x \alpha_3 \|w\|_1 + \frac{\beta}{2} \|w - x(f - s) + \frac{\Lambda_3}{\beta}\|^2, \quad (11)$$

z, w 的值可以通过软阈值迭代更新求得:

$$z^{(t+1)} = \text{soft}_{\frac{\beta}{2}} \left(y s^{(t)} - \frac{\Lambda_2^{(t)}}{\beta} \right), \quad (12)$$

$$w^{(t+1)} = \text{soft}_{\frac{\beta}{2}} \left(x(f - s^{(t)}) - \frac{\Lambda_3^{(t)}}{\beta} \right), \quad (13)$$

s 子问题可以表示为:

$$\arg \min_s \frac{\beta}{2} \|v - s + \frac{\Lambda_1}{\beta}\|^2 + \frac{\beta}{2} \|z - y s + \frac{\Lambda_2}{\beta}\|^2 + \frac{\beta}{2} \|w - x(f - s) + \frac{\Lambda_3}{\beta}\|^2, \quad (14)$$

式(14)极小化求解问题,可令其导数为0,得:

$$(\beta I + \beta \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T) s = \beta v + \Lambda_1 + \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T (\beta z + \Lambda_2) + \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T (\beta w + \Lambda_3 - \beta y f), \quad (15)$$

s 可以通过以下闭式解求得:

$$s^{(t+1)} = F^{-1} \left(\frac{F(k_1)}{F(k_2)} \right), \quad (16)$$

式(16)中 F 与 F^{-1} 分别为傅里叶正反变化,其中,
 $k_1 = \beta y + \Lambda_1 + \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T (\beta z + \Lambda_2) + \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T (\beta w + \Lambda_3 - \beta y f)$
 $k_2 = \beta I + \beta \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T$.

为确保迭代过程的收敛性,迭代中产生的 $s^{(t)}$ 如果小于0,将其变成0;如果 $s^{(t)}$ 大于图像像素值的最大值,则将其变成像素最大值。

另外,拉格朗日乘子 $\Lambda = [\Lambda_1, \Lambda_2, \Lambda_3]$ 的更新公式为

$$\begin{cases} \Lambda_1^{t+1} = \Lambda_1^t + \beta(v^{t+1} - s^{t+1}) \\ \Lambda_2^{t+1} = \Lambda_2^t + \beta(z^{t+1} - y s^{t+1}) \\ \Lambda_3^{t+1} = \Lambda_3^t + \beta(w^{t+1} - x(f - s^{t+1})) \end{cases}, \quad (17)$$

综上所述,群稀疏约束的单向变分模型的 ADMM 优化求解可以简化如下:

群稀疏约束的单向变分模型的 ADMM 优化求解步骤

Input: 含条带噪声图像 f

Initialize: $u^0 = f, s^0 = f - u^0$

While “Not converged” do:

按式(9)更新 v

按式(12)、(13)更新 z, w

按式(16)更新 s

按式(17)更新拉格朗日乘子 Λ

end while

Output: 条带噪声 s , 从而得到 $u = f - s$.

3 试验结果及分析

为证明本文群稀疏约束的单向变分模型去除条带噪声的性能,将本文 UTVGSC 模型与 LRSID、TV、DTV、SD 去噪模型进行对比分析。实验中分别选取红外图像与高光谱遥感图像两组图像加入不同强度的条带噪声进行对比分析,采用峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)^[16] 和结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM)^[17-18] 作为客观评价指标。

3.1 红外图像条带噪声的消除实验

红外图像选取具有代表性的“Elephant”、“Warcraft”、“Tank”、“Man”4幅图像加入条带噪声进行实验,原始图像如图3所示。表1给出不同模型去除条带噪声前后的 PSNR 与 SSIM 的值,从表1可以看出本文的 UTVGSC 模型的 PSNR 与 SSIM 均高于其余4种模型。

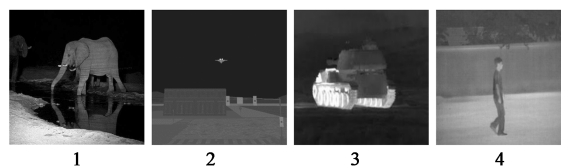


图3 原始红外图像

Fig.3 Original infrared images

表1 不同红外图片不同模型去除条带噪声结果

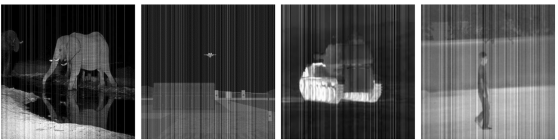
Tab.1 Denoising results of different models for different infrared images

图片	评价指标	Noisy image	SD	TV	DTV	LRSID	UTVGSC
图1	PSNR/dB	22.915 7	24.260 8	23.663 1	26.499 4	28.145 0	33.045 8
	SSIM	0.550 8	0.426 9	0.464 1	0.530 2	0.638 8	0.939 7

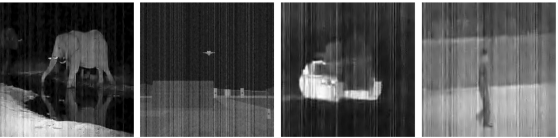
续 表

图片	评价指标	Noisy image	SD	TV	DTV	LRSID	UTVGSC
图 2	PSNR/dB	20.778 1	23.480 6	28.960 3	31.042 9	34.243 2	35.037 4
	SSIM	0.321 8	0.446 4	0.853 0	0.927 9	0.984 4	0.992 5
图 3	PSNR/dB	20.965 9	23.299 5	25.328 3	27.824 3	31.703 0	33.554 8
	SSIM	0.390 8	0.511 0	0.792 4	0.881 9	0.932 9	0.966 7
图 4	PSNR/dB	21.172 7	24.013 8	23.982 7	29.218 3	33.008 8	35.091 1
	SSIM	0.350 3	0.493 7	0.793 2	0.881 0	0.982 4	0.995 1

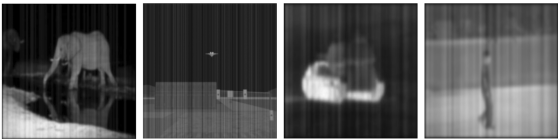
图 4 给出 4 幅红外图像采用不同模型去噪后的结果。从图中可以看出,稀疏分解的结果残留大量的条带噪声,这是由于条带噪声和图像一样具有稀疏性,单一的稀疏变换无法将二者分离。TV 去噪的结果仍然存在较强的条带干扰,这是由于 TV 模型未考虑条带噪声的方向性,从而不能有效去除条带噪声。与 TV 模型相比,DTV 更好地考虑到条带噪声的方向性,去除图像条带噪声的性能有一定幅度的提高,条带噪声在一定程度上得到减弱,如图 4(d)所示。LRSID 较好地实现了图像与条带噪声的分离,但去噪后图像仍然存在少许条带噪声阴影。在所有的模型中,本文提出的 UTVGSC 模型获得图像是最清晰的,几乎未发现残留的条带噪声,图像的轮廓与细节都



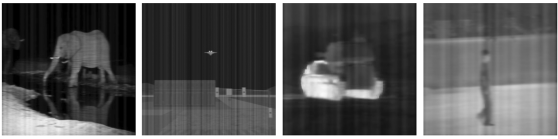
(a)噪声图
(a) Noise images



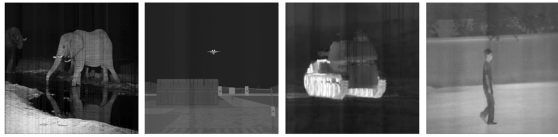
(b)SD 结果
(b) SD results



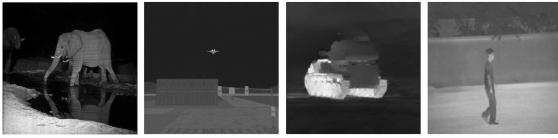
(c)TV 结果
(c) TV results



(d)DTV 结果
(d) DTV results



(e)LRSID 结果
(e) LRSID results



(f)本文 UTVGSC 结果
(f) UTVGSC results

图 4 红外图像不同模型处理结果
Fig.4 Infrared images before and after restoration

得到了较好的保留,去除条带噪声的性能最优。

3.2 高光谱图像条带噪声的消除

高光谱遥感图像同样选取具有代表性的 4 幅图像加入条带噪声进行实验,原始高光谱遥感图像如图 5 所示。表 2 给出不同模型的 PSNR 与 SSIM 的值。表 2 数据再次证明,本文 UTVGSC

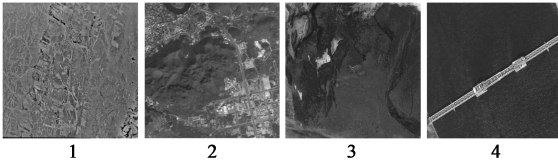


图 5 原始高光谱图像
Fig.5 Original hyperspectral images

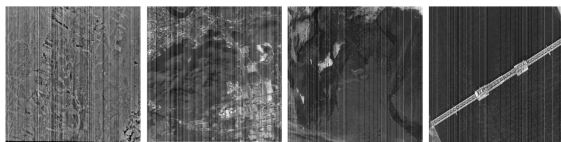
模型去除条带噪声的峰值信噪比与结构相似性都明显高于其他模型。通过对比图 6 中各图,再一

次证明 UTVGSC 模型去除条带噪声获得的图像清晰度最高,去噪性能最优。

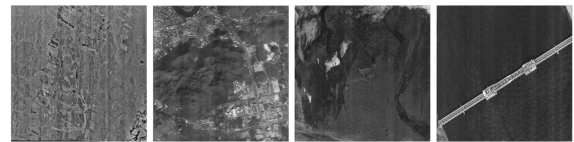
表 2 不同高光谱遥感图片不同模型去除条带噪声结果

Tab.2 Denoising results with different models use different hyperspectral images

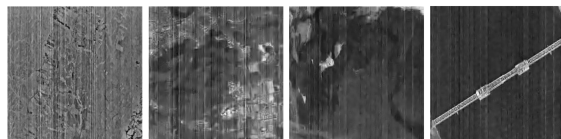
图片	评价指标	Noisy image	SD	TV	DTV	LRSID	UTVGSC
图 1	PSNR/dB	19.163 1	21.123 5	22.173 4	31.171 6	32.223 1	34.878 6
	SSIM	0.401 7	0.603 8	0.619 3	0.889 8	0.988 6	0.992 6
图 2	PSNR/dB	19.187 8	21.999 6	20.397 1	25.966 0	26.423 5	28.332 8
	SSIM	0.543 2	0.676 1	0.611 3	0.835 8	0.976 4	0.994 8
图 3	PSNR/dB	22.458 1	25.795 3	24.832 3	32.111 9	34.935 6	35.026 2
	SSIM	0.653 0	0.737 0	0.798 8	0.920 7	0.977 9	0.984 1
图 4	PSNR/dB	22.499 0	25.613 7	23.660 2	33.495 3	35.452 6	36.708 0
	SSIM	0.648 0	0.726 5	0.671 3	0.876 6	0.982 7	0.988 7



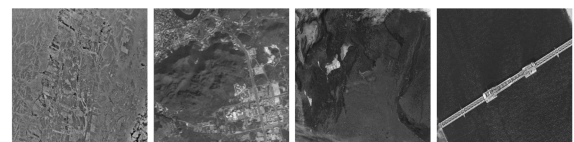
(a)噪声图
(a) Noise images



(e)LRSID 结果
(e) LRSID results



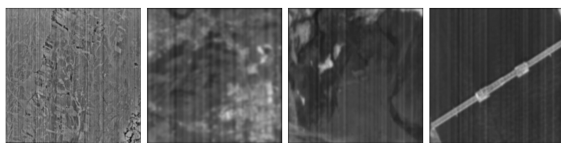
(b)SD 结果
(b) SD results



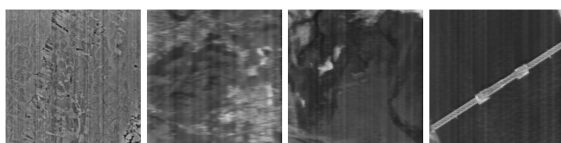
(f)本文 UTVGSC 结果
(f) UTVGSC results

图 6 高光谱遥感不同模型处理结果

Fig.6 Hyperspectral images before and after restoration



(c)TV 结果
(c) TV results



(d)DTV 结果
(d) DTV results

4 结 论

针对现有的变分模型未充分考虑条带噪声结构之间存在相似性的缺点,本文将群稀疏技术引入到单向变分模型中,建立群稀疏限制的单向变分模型,并推导出该模型的交替迭代优化求解过程。由于本文提出的群稀疏技术限制的单向变分模型在极小化图像变分项的前提下,利用群稀疏技术能充分考虑条带噪声的结构相似特性,因此较好地实现了条带噪声的估计,在有效去除图像条带噪声的同

时能更好地保留图像的结构细节信息。在对比实验中,从主客观两个方面证明本文提出的群稀疏限制的单向变分模型具有更好的去除条带噪声性能。

因此,本文提出的群稀疏限制的单向变分模型能有效去除红外、高光谱图像中的条带噪声,具有极大的学术价值与广泛的应用前景。

参 考 文 献:

- [1] 李晓杰,任建伟,李宪圣,等.反射式拼接 CCD 相机非均匀性定标与校正[J].液晶与显示,2014,29(6):1057-1064.
LI X J, REN J W, LI X S, *et al.* Non-uniformity calibration and correction of reflector-based mosaic ccd camera [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(6): 1057-1064. (in Chinese)
- [2] 李晶,赵建科,昌明,等.复合面阵 CCD 摄影相机的实验室辐射定标[J].光学 精密工程,2017,25(1):73-83.
LI J, ZHAO J K, CHANG M, *et al.* Radiometric calibration of photographic camera with a composite plane array CCD in laboratory [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(1): 73-83. (in Chinese)
- [3] MÜNCH B, TRTIK P, MARONE F, *et al.* Stripe and ring artifact removal with combined wavelet-Fourier filtering [J]. *Optics Express*, 2009, 17(10): 8567-8591.
- [4] 王昶,张永生,王旭,等.遥感影像条带噪声去除的小波变分法[J].测绘学报,2019,48(8):1025-1037.
WANG C, ZHANG Y S, WANG X, *et al.* Stripe noise removal of remote image based on wavelet variational method [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(8): 1025-1037. (in Chinese)
- [5] 罗敏,康一飞,潘励.频域滤波与直方图匹配相结合的条带噪声去除法[J].地理空间信息,2018,16(7):11-12,15.
LUO M, KANG Y F, PAN L. Destriping method combined with frequency filter and histogram matching [J]. *Geospatial Information*, 2018, 16(7): 11-12, 15. (in Chinese)
- [6] 夏琴,邢帅,马东洋,等.遥感卫星影像 K-SVD 稀疏表示去噪[J].遥感学报,2016,20(3):441-449.
XIA Q, XING S, MA D Y, *et al.* An improved K-SVD-based denoising method for remote sensing satellite images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(3): 441-449. (in Chinese)
- [7] ZHANG H Y, HE W, ZHANG L P, *et al.* Hyperspectral image restoration using low-rank matrix recovery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4729-4743.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] CHANG Y, YAN L X, FANG H Z, *et al.* Anisotropic spectral-spatial total variation model for multispectral remote sensing image destriping [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(6): 1852-1866.
- [11] BOUTEMEDJET A, DENG C W, ZHAO B J. Edge-aware unidirectional total variation model for stripe non-uniformity correction [J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 1164.
- [12] 唐玲,陈明举.基于图像局部方向特性的自适应全变分去噪模型[J].液晶与显示,2016,31(5):477-483.
TANG L, CHEN M J. Adaptive directional total variation denoising model based on image local direction [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(5): 477-483. (in Chinese)
- [13] 赵文达,赵建,韩希珍,等.基于变分偏微分方程的红外图像增强算法研究[J].液晶与显示,2014,29(2):281-285.
ZHAO W D, ZHAO J, HAN X Z, *et al.* Infrared image enhancement based on variational partial differential equations[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2): 281-285. (in Chinese)
- [14] BOYD S, PARIKH N, CHU E, *et al.* Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers [J]. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2010, 3(1): 1-122.
- [15] DENG W, YIN W T, ZHANG Y. Group sparse optimization by alternating direction method [C]//*Proceedings of SPIE Wavelets and Sparsity XV*. San Diego, California, United States: SPIE, 2013: 88580R.
- [16] 何阳,黄玮,王新华,等.稀疏阈值的超分辨率图像重建 [J]. 中国光学,2016, 9(5): 532-539.
HE Y, HUANG W, WANG X H, *et al.* Super-resolution image reconstruction based on sparse threshold [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(5): 532-539. (in Chinese)
- [17] 朱福珍 刘越 黄鑫 等.改进的稀疏表示遥感图像超分辨率重建 [J]. 光学 精密工程,2019, 27(3): 718-725.

- ZHU F Z, LIU Y, HUANG X, *et al.* Remote sensing image super-resolution based on improved sparse representation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(3): 718-725. (in Chinese)
- [18] 刘超, 张晓晖. 超低照度下微光图像的深度卷积自编码网络复原 [J]. 光学 精密工程, 2018, 26(4): 951-961.
- LIU C, ZHANG X H. Deep convolutional autoencoder networks approach to low-light level image restoration under extreme low-light illumination [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(4): 951-961. (in Chinese)

作者简介:



陈 柳(1995—),男,四川南充人,硕士研究生,2018 年于四川轻化工大学获得学士学位,主要从事图像处理、深度学习方面的研究。E-mail:1541821848@qq.com



陈明举(1982—),男,重庆人,博士研究生,副教授,2007 年于重庆邮电大学获得硕士学位,主要从事数字图像处理、信号处理等方面的研究。E-mail:mail-cmj@163.com