

结合张量空间与倒易晶胞的高光谱影像去噪去混叠

张爱武^{1,2}, 赵江华^{1,2}, 赵宁宁^{1,2}, 康孝岩^{1,2}, 郭超凡^{1,2}

- (1. 首都师范大学 三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048;
2. 空间信息技术教育部工程研究中心, 北京 100048)

摘要: 传统去噪去混叠算法大多针对单波段图像, 针对于高光谱影像的特点以及噪声、混叠对于图像的影响, 提出了一种结合张量与倒易晶胞的多维滤波算法, 并将其应用在高光谱影像的去噪和去混叠中。该方法引入张量, 将高光谱影像数据视为三阶的张量表达, 以倒易晶胞获取影像混叠和噪声较小的频谱覆盖, 从最小均方误差的角度交替迭代求解三个方向的滤波器, 最终完成影像滤波, 在保证影像空间和光谱信息一致性的前提下, 有效地减少影像混叠和噪声, 提高图像的质量。通过与二维维纳滤波算法、张量多维去噪算法的多组高光谱数据对比实验, 证明了文中算法的有效性。

关键词: 高光谱影像; 张量; 倒易晶胞; 去噪; 去混叠

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.1026002

Hyperspectral image denoising and antialiasing based on tensor space and reciprocal cell

Zhang Aiwu^{1,2}, Zhao Jianghua^{1,2}, Zhao Ningning^{1,2}, Kang Xiaoyan^{1,2}, Guo Chaofan^{1,2}

- (1. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application of Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China; 2. Engineering Research Center of Spatial Information Technology, Ministry of Education, Beijing 100048, China)

Abstract: Conventional denoising and antialiasing algorithms are usually for single band images. Previously, numerous studies have only designed for single band images. Aiming at the data characteristics of hyperspectral image and the influence of noise and aliasing on the image, a multidimensional filtering algorithm combining tensor and reciprocating cells was proposed and applied to denoising and antialiasing of hyperspectral images. The method introduced the tensor, and the hyperspectral image data was regarded as the third-order tensor expression. The reciprocal cell was used to obtain the spectrum extrapolation which contained less image aliasing and noise. From the point of view of the minimum mean square error, the algorithm alternately iterated to solve the three directions of the filter, and finally completed the image filtering. The algorithm could effectively reduce the image aliasing and noise under the premise of ensuring the consistency of image space and spectral information. The effectiveness of the proposed algorithm was proved by comparing with multiple sets of hyperspectral data of the two-dimensional Wiener filter algorithm and tensor multidimensional denoising algorithm.

Key words: hyperspectral image; tensor; reciprocal cell; denoising; antialiasing

收稿日期: 2018-05-07; 修订日期: 2018-06-12

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41571369); 国家重点研发计划项目(2016YFB0502500); 青海省科技计划项目(2016-NK-138)

作者简介: 张爱武(1972-), 女, 教授, 博士, 主要从事空间信息获取与处理、计算机视觉与模式识别、图像处理等方面的研究。

Email: zhangaw98@163.com

0 引言

高光谱影像在成像过程不可避免地会造成影像在空间维和光谱维上的混叠,且后期抽取或插值处理也会给影像带来混叠。严重的混叠会在影像中产生莫尔条纹,改变影像中纹理的方向特性对图像质量有着很大的影响。同时,高光谱影像在采集、转换、传输、压缩、存储过程中也会引入噪声^[1],降低影像质量。

针对这些问题,近年来国内外学者提出了诸多遥感影像降噪的方法。参考文献[2]提出了一种针对植物高光谱的基于分组三维离散余弦变换字典的去噪方法,该方法在空间域和频率域都有较好的去噪能力;参考文献[3]提出了一种结合主成分分析(NAPCA)和复小波变换的噪声去除方法,能较好保持图像细节特征;参考文献[4]提出了通过迭代计算得到累计贡献阈值并确定主成分个数的方法,能客观、合理地解决数据的降噪问题;参考文献[5]根据高光谱图像光谱之间很高的相关性,得出图像本身具有高的低秩性,再结合鲁棒主成分分析(RPCA)进行高光谱图像处理,不仅能很好地去除噪声,而且能保留图像的细节信息。参考文献[6]提出了基于低阶矩阵(LRMR)的新型高光谱图像复原方法,通过将高光谱图像排序为 2-D 矩阵,并将高光谱图像复原问题纳入 LRMR 框架,应用“Go Decomposition”(GoDec)算法解决 LRMR 问题,来消除各种噪声。上述大多数算法没有考虑混叠,或者将混叠等同于噪声来处理。

2004 年 A. Almansa 等^[7]提出了倒易晶胞理论,考虑了混叠现象并提出用倒易晶胞理论来去混叠的方法。倒易晶胞理论是专门针对 SPOT-5 成像系统提出的,但对其他成像系统形成的混叠同样适用。张智等^[8]利用频域结合时频域,提出了一种基于小波理论结合倒易晶胞的复原方法;郑钰辉等^[9]提出了一种变分偏微分方程复原方法,用最佳倒易晶胞理论求出受混叠与噪声影响最小的图像频谱来提高分辨率。国内这些学者的研究主要针对单波段图像去混叠,而因技术的敏感性,国外对多光谱、高光谱解混叠方面的研究鲜见报道。

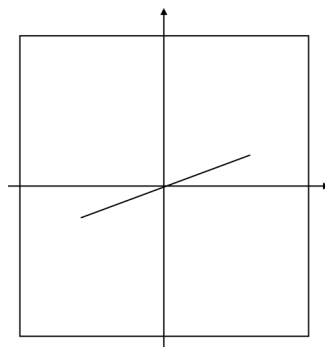
实际上,高光谱遥感图像与单波段遥感图像和全色遥感图像不同,高光谱遥感图像是同一地物在不同光谱波段之间的成像,除了在波段内具备空间相关性外,不同波段的图像间也具备很强的相关性^[10]。张量是一种多维数据的描述模型,高光谱图像可以视为三维张量,包括两个空间维和一个光谱维,张量模型可以很好地描述高光谱数据的本质结构。近年来,在高光谱图像处理中的去噪声^[11]、高光谱数据压缩^[12]、提高分类精度^[13]、目标探测等方面,张量模型也有较多的应用。

文中充分考虑了混叠、噪声和高光谱本身的特点,基于张量空间多维滤波器理论和频域倒易晶胞理论^[7],提出一种结合张量空间和倒易晶胞的高光谱影像去混叠、去噪算法。通过二维维纳滤波、张量多维滤波与文中算法比较,验证文中算法在去除高光谱影像噪声的同时可有效去除影像中的混叠现象,使得滤波后的影像更加清晰,与此同时,通过比较处理前后各个地物的光谱差值曲线,还能够较好地保证影像的空间和光谱信息的一致性。

1 影像混叠与倒易晶胞理论

1.1 影像混叠

由奈奎斯特采样定理可知,系统采样在频域中表现为影像频谱以采样频率为周期进行复制平移,当系统采样频率不能满足奈奎斯特条件时,复制平移后的频谱就与原始影像频谱重叠,信号的高频分量进入它的中频或低频分量,信号的中频分量进入它的高频分量,这种现象称为混叠^[14]。混叠产生的机理如图 1 所示。



(a) 自然场景的影像频谱

(a) Spectral images of natural scenes

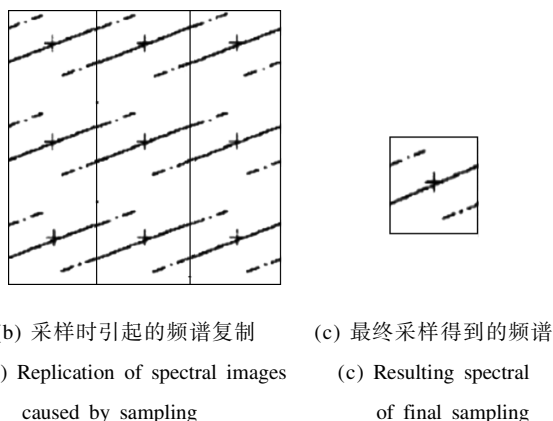


图 1 混叠现象的产生机理

Fig.1 Generation mechanism of aliasing phenomenon

对于高光谱影像，地物频谱的重叠导致实际采样得到的影像出现混叠，这种空间上的混叠导致地物的 DN 值发生改变且使地物在影像中变得难以区分，间接引起地物的光谱曲线发生畸变^[15]。这就导致在高光谱影像中，地物在光谱维也产生混叠而难以区分。鉴于光谱信息对于高光谱影像的重要性，光谱维混叠对高光谱影像质量的损害十分严重。

1.2 倒易晶胞理论

在影像处理领域中，经常将频域采样网格和空域采样网格对应起来。在频域中，采样网格平铺整个平面，形成一个个晶胞状的单元，称为倒易晶胞^[16]。

通常，采样系统获取影像的过程可以用下式来表示：

$$g = \nabla \Gamma \cdot (\overline{F(H) * f}) + n \quad (1)$$

式中： f 表示进入采样系统前的理想影像； \overline{F} 为傅里叶变换； $\nabla \Gamma$ 为传感器阵列的几何结构，假设分布于规则网格； n 为由于传感器测量不精确产生的噪声； H 为采样系统的调制传递函数(MTF)。对公式进行傅里叶变换，得到其频域形式：

$$\hat{g} = F(\Delta \Gamma) * (H \cdot \hat{f}) + \hat{n} = |D|^* |\Delta \Gamma|^* (H \cdot \hat{f}) + \hat{n} = |D|^* \sum_{\omega_0} (H \cdot \hat{f})(\omega_0) + \hat{n} \quad (2)$$

式中： ω_0 为一个权重函数，在混叠、噪声较小的区域接近 1，在混叠或噪声很大的区域接近于 0。 $|D|^*$ 为频域采样网格； \hat{n} 为噪声的频谱。如果用以下符号代换：

$$G = |D|^* |H \cdot \hat{f} \quad (3)$$

$$G_{\text{alias}} = \sum_{\gamma^* \in \Gamma^* \setminus \{0\}} G(\xi + \gamma^*) \quad (4)$$

式中： γ^* 为中心晶胞的频谱范围； ξ 为中心晶胞领域的频谱。则从影像混叠的角度可以将公式(4)改写为：

$$\hat{g} = G + G_{\text{alias}} + \hat{n} \quad (5)$$

式中： G 表示真实影像的频谱； G_{alias} 表示混叠的频谱。引入相对混叠 a 和相对噪声 b 两个参数来衡量影像不同区域混叠和噪声的程度：

$$a = \frac{G_{\text{alias}}}{G}, b = \frac{n}{G} \quad (6)$$

对于 G_{alias} 和 G ，为了排除一些奇异点的影响以及降低计算的复杂度，通过计算它们的期望值来代替原始值，则：

$$a^2(\xi) = \frac{|HF|^2_{\text{alias}}(\xi)}{|HF|^2(\xi)} \quad (7)$$

$$b^2(\xi) = \frac{|N|^2(\xi)}{|HF|^2(\xi)} = \frac{\sigma^2}{|HF|^2(\xi)} \quad (8)$$

式中： σ^2 为噪声方差； F 为自然场景的频谱分布，精确的模型无法得知，经过大量的实验发现可以用 $|\xi|^{-1}$ 来近似代替 F 。

最后通过设定相对混叠和相对噪声的阈值 θ_{alias} 和 θ_{noise} 来确定倒易晶胞的形状，即：

$$H_{A-ORC} = \{ \xi: a(\xi) < \theta_{\text{alias}} \text{ and } b(\xi) < \theta_{\text{noise}} \} \quad (9)$$

H_{A-ORC} 为倒易晶胞区域。原则上应设置 $\theta_{\text{alias}} = \theta_{\text{noise}} = 1$ 来表示当相对噪声或相对混叠大于 1 时此处的傅里叶系数可以忽略，但人类对噪声的忍受能力远高于混叠，因此一般设置 $\theta_{\text{alias}} = 0.2$ ， $\theta_{\text{noise}} = 5$ ^[7]。图 2 中白色区域为倒易晶胞区域，而白色方框为传统 Voronoi 晶胞边界。

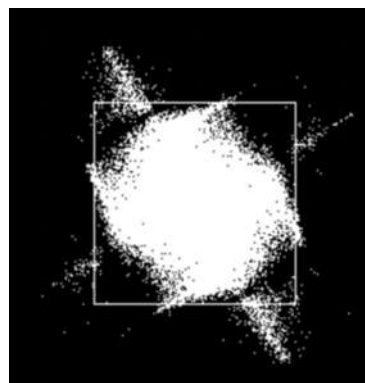


图 2 倒易晶胞

Fig.2 Reciprocal cell

2 结合张量空间与倒易晶胞的影像去混叠、去噪声算法

多维数据可以被表示为张量 $x \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_n}$, n 为张量的阶数, 也称为维数, I_n 为第 n 维的大小。张量中的每一个元素为 X_{i_1, i_2, \dots, i_n} , 标量属于零阶张量, 向量属于一阶张量, 矩阵属于二阶张量, 它可以表示灰度影像, 而高光谱影像就可以表示成一个三阶张量。

基于张量空间的高光谱影像滤波算法假设高光谱影像 χ 被高斯加性白噪声 N 影响^[17], 则含噪影像 R 可以表示为:

$$R = \chi + N \quad (10)$$

那么基于张量的多维滤波可以表示为:

$$\tilde{\chi} = R \times H^{(1)} \times H^{(2)} \times H^{(3)} \quad (11)$$

$H^{(1)}$ 、 $H^{(2)}$ 、 $H^{(3)}$ 分别是对应高光谱影像一维、二维、三维的滤波器, 退化影像 R 与各个滤波器相乘则是滤波器滤波的具体过程, 理想滤波器可以通过最小均方误差来计算:

$$e(H^{(1)}, H^{(2)}, H^{(3)}) = E\left(\left\|\chi - \tilde{\chi}\right\|^2\right) \quad (12)$$

将公式(11)代入公式(12), 化简可得^[11]:

$$e(H^{(1)}, H^{(2)}, H^{(3)}) = E\left(\left\|\chi\right\|^2\right) - 2E\left(\langle \chi | R \times H^{(1)} \times H^{(2)} \times H^{(3)} \rangle\right) + E\left(\left\|R \times H^{(1)} \times H^{(2)} \times H^{(3)}\right\|^2\right) \quad (13)$$

根据参考文献[18], 当已知 $H^{(m)}$ ($m=n$), 求 $H^{(n)}$, 可得:

$$H^{(n)} = \gamma_{XR}^n \Gamma_{RR}^{n-1} \quad (14)$$

其中

$$\gamma_{XR}^n = E\left(X_n q^{(n)} R_n^T\right) \quad (15)$$

公式 (15) 是 X 和 R 之间以 $q^{(n)}$ 为权重矩阵的协方差矩阵, $q^{(n)}$ 和 X_n 分别为:

$$q^{(n)} = H^{(1)} \otimes \dots \otimes H^{(n-1)} \otimes H^{(n+1)} \dots \otimes H^{(n)} \quad (16)$$

$$X_n = V_s^{(n)} O \quad (17)$$

式中: $V_s^{(n)}$ 为由 K_n 个 n 阶信号子空间的基向量组成的矩阵, K_n 是 X_n 的秩; O 是一个随机权重矩阵。而 Γ_{RR}^n 为:

$$\Gamma_{RR}^n = E\left(R_n Q^{(n)} R_n^T\right) \quad (18)$$

它是 R 自身以 $Q^{(n)}$ 为权重矩阵的协方差矩阵:

$$Q^{(n)} = \left(q^{(n)}\right)^{(T)} q^{(n)} \quad (19)$$

将公式(15)~(19)代入公式(14), 可得 n 阶滤波器 H_n :

$$H_n = V_s^{(n)} \gamma_{OO}^{(n)} \Lambda_{IS}^{(n-1)} \left(V_s^{(n)}\right)^T \quad (20)$$

$\gamma_{OO}^{(n)} \Lambda_{IS}^{(n-1)}$ 是一个对角权重矩阵:

$$\gamma_{OO}^{(n)} \Lambda_{IS}^{(n-1)} = \text{diag}\left[\frac{\beta_1}{\lambda_1}, \dots, \frac{\beta_{K_n}}{\lambda_{K_n}}\right] \quad (21)$$

$\lambda_1^I, \dots, \lambda_{K_n}^I$ 是协方差矩阵 Γ_{RR}^n 的 K_n 个最大的特征值, $\beta_1 \dots \beta_{K_n}$ 为:

$$\beta_{K_n} = \lambda_{K_n}^\gamma - \sigma_\gamma^{(n)^2} \quad (22)$$

$\lambda_1^I, \dots, \lambda_{K_n}^I$ 是协方差矩阵 $\gamma_{RR}^{(n)} = E\left(R_n q^{(n)} R_n^T\right)$ 的 K_n 个最大的特征值。 $\sigma_\gamma^{(n)^2}$ 代表 $\gamma_{RR}^{(n)}$ 的 $(I_n - K_n)$ 个最小的特征值, 所以 $\sigma_\gamma^{(n)^2}$ 可表示为:

$$\sigma_\gamma^{(n)^2} = \frac{1}{I_n - K_n} \sum_{K_n = K_n + 1}^{I_n} \lambda_{K_n}^\gamma \quad (23)$$

由此可求得滤波器 H_n , 对于滤波器 K_m ($m \neq n$), 可以通过交替最小二乘(ALS)求得。

通过以上计算可知, 基于张量的多维滤波算法^[19]只考虑了去除高光谱影像中的噪声, 并没有考虑混叠对影像质量的影响。文中结合倒易晶胞理论, 在利用多维滤波器对高光谱影像进行滤波时, 对于滤波器的每一次迭代, 利用倒易晶胞获取较少混叠的频谱, 只提取位于倒易晶胞内的影像频谱, 这样在去除影像噪声的同时可有效去除影像混叠, 而且能很好地保持高光谱影像的光谱信息。算法的具体流程如下:

(1) 由公式(9)计算影像混叠及噪声较小的倒易晶胞算子 H_{A-ORC} , 初始化 $k=0, X_0=R, H_1=I_1, H_2=H_{A-ORC}, H_3=I_1$;

(2) 若 $\left\|X^{k+1} - X^k\right\|^2 > \xi$ ($\xi > 0$), 执行步骤(3), 否则, 执行步骤(4);

(3) 利用交替最小二乘算法求得三个滤波器 H_1, H_2, H_3 ;

- 1) 对于每一个滤波器, H_n, n 为能量的阶数;
 - (i) 计算 $X^{(n),k} = R \times H_k^{(1)} \cdots \times H_k^{(n+1)} \cdots \times H_k^{(n)}$;
 - (ii) 利用如下步骤计算 H_k^{k+1} :
 - i) 将张量 $x^{(n),k}$ 展开为 $X^{(n),k}$;
 - ii) 计算 $\gamma_{RR}^n = E(R_n (X_n^K)^T)$;
 - iii) 对 γ_{RR}^n 进行特征值分解, 根据公式(23)计算 $\sigma_\gamma^{(n)}$, 根据公式(22)计算 β_{k_n} ;
 - iv) 根据公式(18)计算 Γ_{RR}^n ;
 - v) 对 Γ_{RR}^n 特征值分解, 将其 K_n 个最大特征值对应的特征向量保存在矩阵 V_s^n 中, 同时, 将这 K_n 个最大特征值保存在 $\Lambda_{k_n}^n$ 中;
 - vi) 根据公式(21)计算权重矩阵 $\gamma_{oo}^{(n)} \Lambda_{k_n}^{(n)-1}$;
 - vii) 利用公式(20)计算 H_n^{k+1} , 当 $n=2$ 时, $H_2^{k+1} = H_{A-ORC} \times H_2^{k+1}$, 即对于每一次迭代, 都利用倒易晶胞算子提取位于晶胞内的频谱, 以降低影像混叠和噪声。
- 2) 计算 $X^{k+1} = R \times H_{k+1}^{(1)} \cdots \times H_k^{(n)}$;
- 3) 增加 $k: k=k+1$;
- (4) 输出 $\tilde{X} = R \times H^{(1)} \times H^{(2)} \times H_k^{(3)}$, 得到最后的复原影像 \tilde{X} 。

算法的大致流程图如图 3 所示。

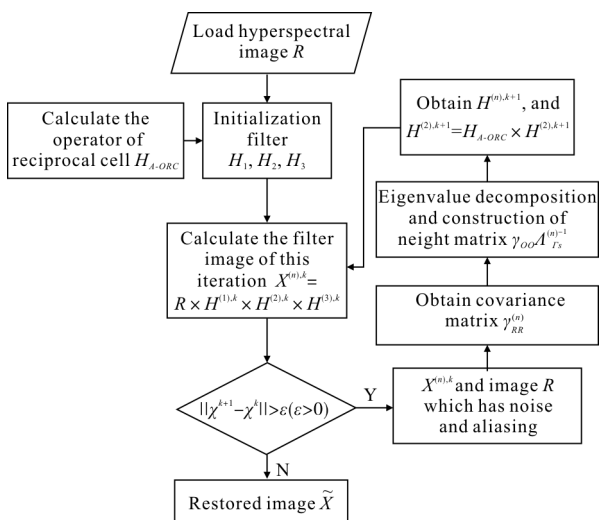


图 3 算法流程图

Fig.3 Algorithm flow chart

3 实验

为了验证文中算法的有效性, 选用三组高光谱数据进行模拟实验, 对每一组数据都加入 20 dB 的高斯白噪声, 同时为模拟影像混叠, 将影像频谱与频域中其八邻域频谱叠加 15 pixel. 对比实验选用逐波段二维维纳滤波算法和基于张量的多维滤波算法(MWF), 实验结果评价指标主要包括滤波后影像的目视效果、MSSIM 值、PSNR 值以及影像滤波前后的光谱差值曲线等。实验平台是 Matlab7.9 和 ENVI4.8。

3.1 斜模式靶标和植被高光谱影像的实验

斜模式靶标数据是笔者实验室高光谱相机采集的倾斜 45° 的靶标数据, 对于数据先进行几何校正, 然后对校正后的数据选取一部分进行处理, 影像大小为 256 pixel×256 pixel、波段数为 80 的高光谱数据, 以第 40 波段为例, 结果如图 4 所示。

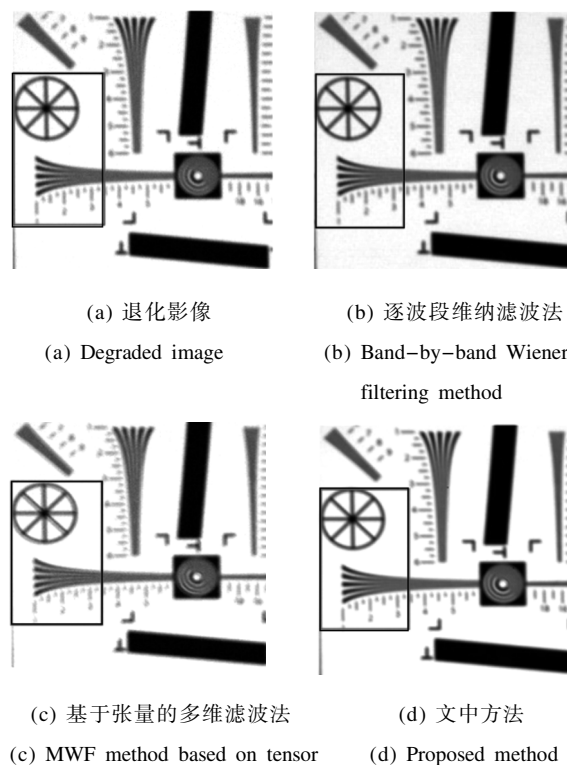
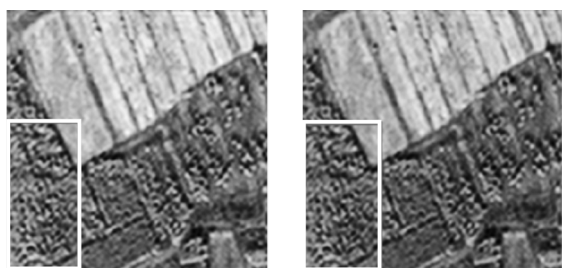


图 4 斜模式靶标高光谱影像空域滤波结果目视对比
Fig.4 Visual comparison of spatial filtering results in oblique-mode target hyperspectral imagery

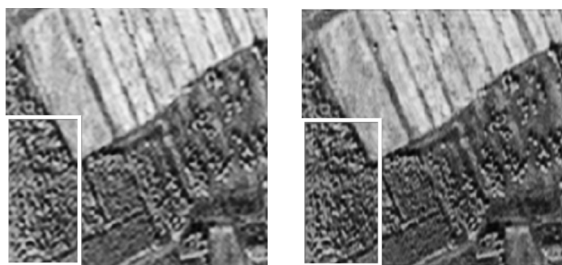
植被数据选用的是由 Specim Asia Eaglet 高光谱航空光谱仪获取的位于北京市延庆西北部野鸭湖保护区的影像大小为 256 pixel×256 pixel、波段

数为 76 的数据,分别用以上三种方法进行滤波,以第 60 波段为例,实验结果如图 5 所示。



(a) 退化影像 (b) 逐波段维纳滤波法

(a) Degraded image (b) Band-by-band Wiener filtering method



(c) 基于张量的多维滤波法 (d) 文中方法

(c) MWF method based on tensor (d) Proposed method

图 5 植被高光谱影像空域滤波结果目视对比

Fig.5 Visual comparison of spatial filtering results of vegetation hyperspectral image

为了评价算法对影像空间信息的保持和恢复能力,文中采用国际常用的峰值信噪比(PSNR)和平均结构相似度(MSSIM)两种指标作为评价标准,它们可以有效衡量影像处理前后空间信息的变化以及算法的去噪能力。两组数据的评价结果分别如图 6 和图 7 所示。

通过计算处理前后影像的光谱差值曲线来衡量不同算法对高光谱影像光谱信息的保持能力。对于不同的地物,计算各个算法处理前后不同波段像元的差值,就得到了不同算法的光谱差值曲

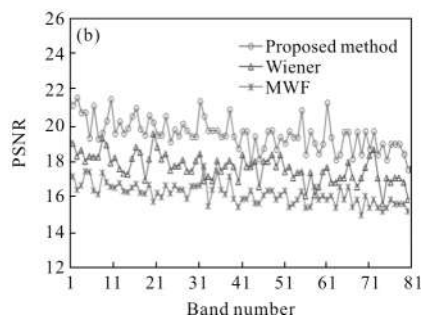
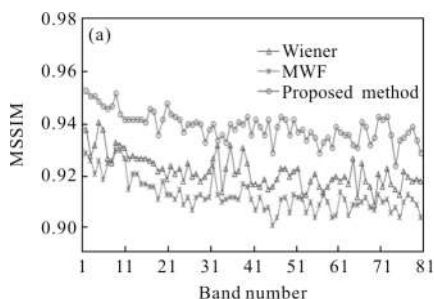


图 6 斜模式靶标高光谱影像采用不同方法滤波后 MSSIM 和 PSNR 值对比

Fig.6 Comparison of the value of oblique mode target hyperspectral images were filtered by using MSSIM and PSNR

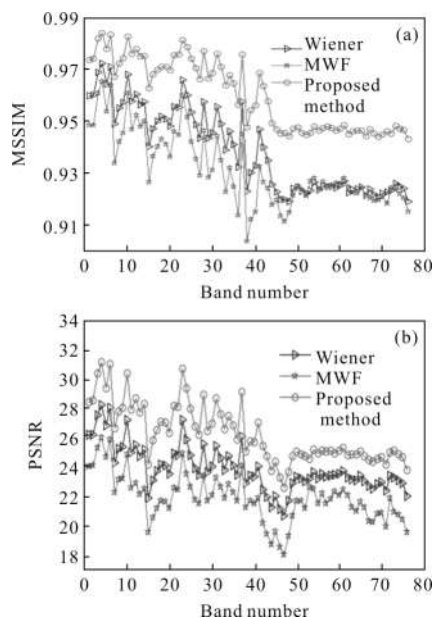


图 7 植被影像采用不同方法滤波后 MSSIM 和 PSNR 值对比

Fig.7 Comparison of MSSIM and PSNR value of vegetation image filtered by different methods

线,将不同波段处理前后像元差值的绝对值求平均值,得到平均光谱差,通过平均光谱差定量地体现不同方法对光谱信息的保持能力,差值越小表明对光谱信息的保持能力越强。图 8 为三种算法的光谱差值曲线,表 1 为植被影像不同方法滤波后的平均光谱差。

通过以上两组数据的空域目视结果(图 4、图 5)可以发现,相较于其他两种滤波方法,文中方法可以有效去除影像中大部分噪声,增强影像的细节信息。文中方法通过倒易晶胞获取影像混叠较小的频谱区域,可以有效去除影像混叠,而另外两种算

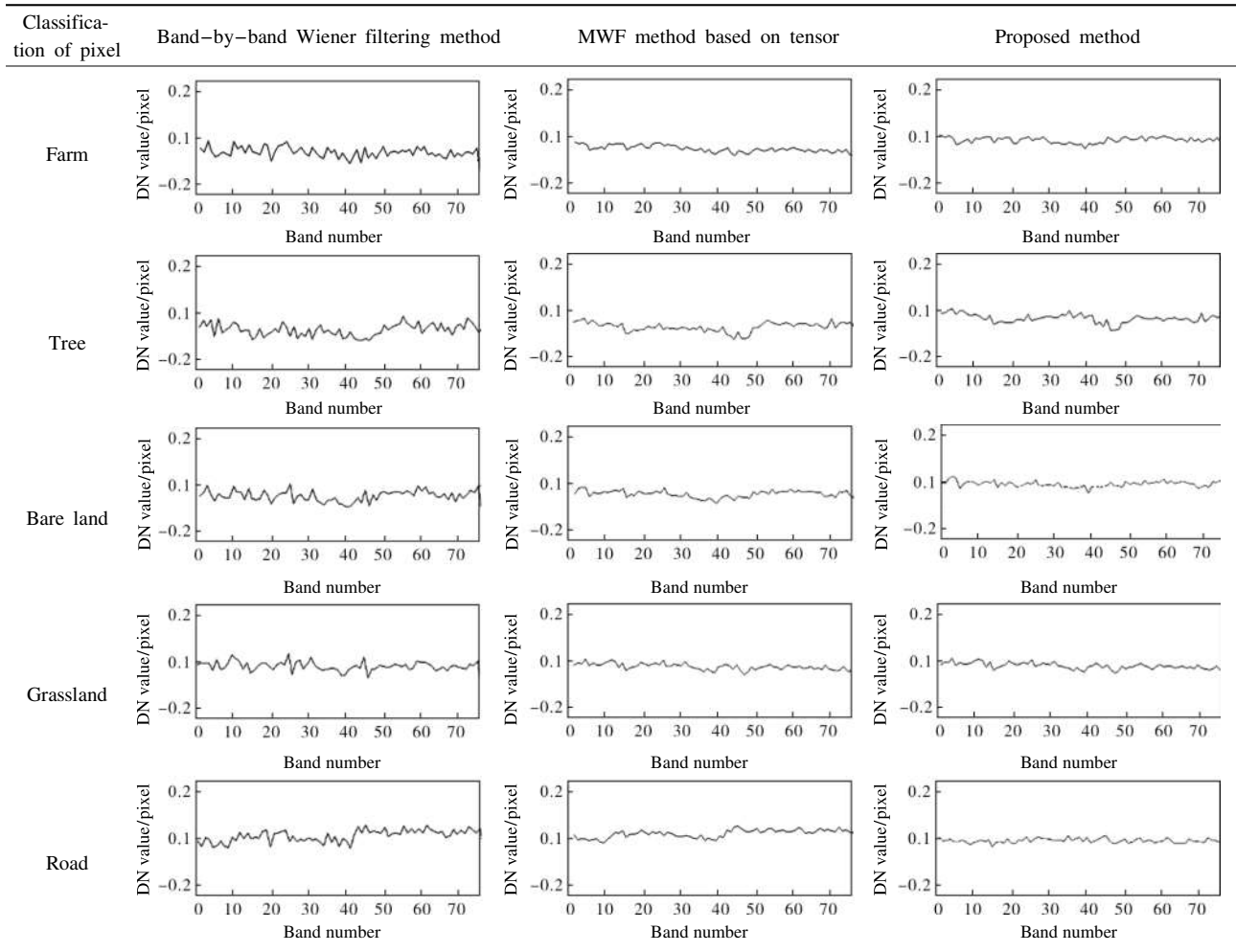


图 8 植被影像采用不同方法滤波后影像与原始影像的光谱差值曲线

Fig.8 Difference between spectrum of filtered images of vegetation and original images

表 1 植被影像不同方法滤波后的平均光谱差

Tab.1 Average spectral difference of vegetation images after filtering with different methods

Classification of pixel	Band-by-band Wiener filtering method	MWF method based on tensor	Proposed method
Farm	0.086	0.047	0.027
Tree	0.071	0.065	0.047
Bare land	0.053	0.025	0.012
Grassland	0.049	0.021	0.017
Road	0.038	0.023	0.014

法虽然可以去除大部分影像噪声,但也模糊了影像细节,不能很好地去除影像中的混叠部分。相对于目视结果,文中方法在 PSNR 和 MSSIM 指标上两组数据结果都表现的更好,表明文中方法可以更好地

保持影像的空间信息,滤波结果更接近原始影像。

分析图 8、表 1 可以看出,相较于逐波段维纳滤波,MWF 和文中方法都是将高光谱影像作为一个整体来处理,对于高光谱影像的光谱信息都保持的比较好,尤其是文中方法考虑了影像退化过程中混叠对于影像质量的影响,在滤波过程中增加了一个去混叠的滤波器,可以有效去除影像中的混叠,增加影像细节信息,与原始影像更加接近,光谱保持更好。

3.2 城区高光谱影像数据实验

第三组高光谱数据选用的是 1994 年获取的 Moffett Field 地区影像大小为 256 pixel×256 pixel、波段数为 58 的 AVIRIS 影像数据。分别用三种方法对高光谱影像进行滤波,以数据第 40 波段为例,实验结果如图 9~10 所示。

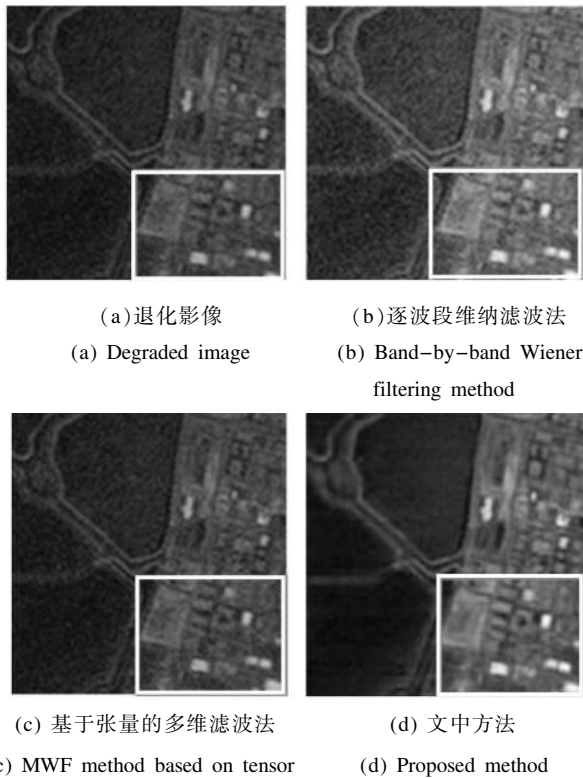


图 9 城区高光谱影像空域滤波结果目视对比

Fig.9 Visual comparison of spatial filtering results of urban

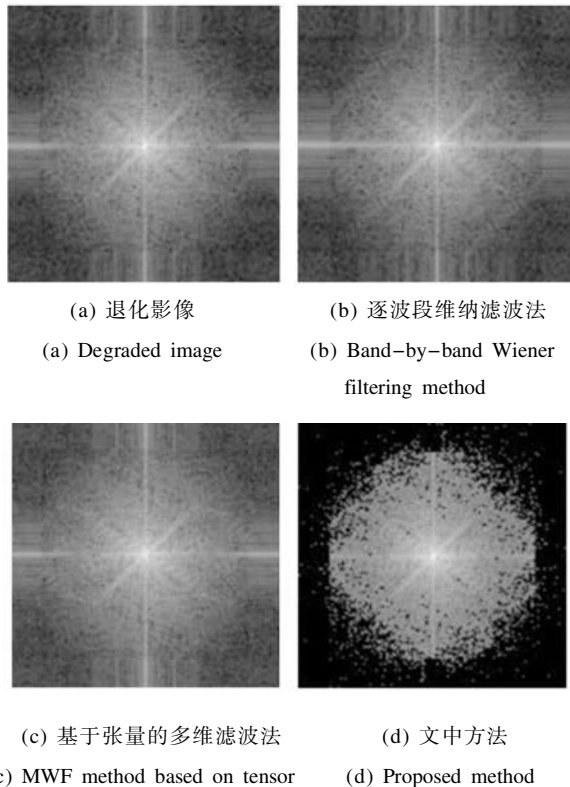


图 10 城区高光谱影像频域滤波结果目视对比

Fig.10 Visual comparison of filtered hyperspectral images of urban area in frequency domain

图 11 是城区高光谱影像分别用三种方法滤波后各波段 MSSIM 值和 PSNR 值的分布曲线。

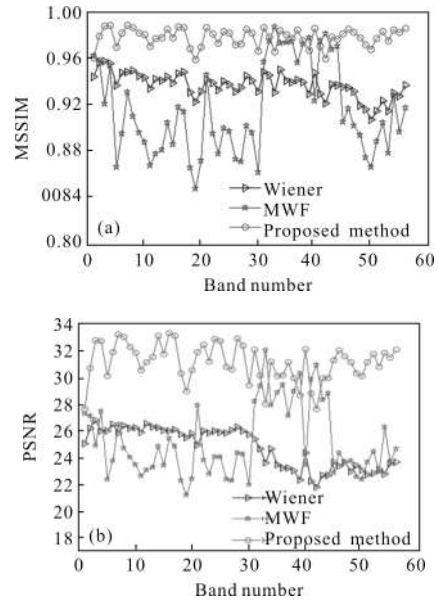


图 11 城区影像采用不同方法滤波后 MSSIM 和 PSNR 值对比

Fig.11 Comparison of MSSIM and PSNR value of filtered images of urban area by using different methods

表 2 为城区影像采用不同方法滤波后的平均光谱差,图 12 为是城区影像不同地物采用三种方法滤波后光谱差值曲线的对比图。

表 2 城区影像不同方法滤波后的平均光谱差

Tab.2 Average spectral difference of urban image with different methods after filtering

Classification of pixel	Band-by-band Wiener filtering method	MWF method based on tensor	Proposed method
Water	0.064	0.035	0.021
Building	0.091	0.053	0.029
Vegetation	0.089	0.069	0.022
Road/Bridge	0.097	0.079	0.015

分析结果(图 9、图 10)可知,相比于其他两种方法,文中方法的去噪效果更好,滤波后影像噪声更少。同时,由于去除了影像中大部分混叠,滤波后的影像更加清晰,细节表达更好。由图 11 分析可知,虽然在近红外波段(30~45 波段之间)由于波段的波长特性导致多维滤波算法的 MSSIM 和 PSNR 值与文中算法相近,但对于绝大部分波段来说,文中算法表现都维持在一个较高的水平,高于另外两种算法。

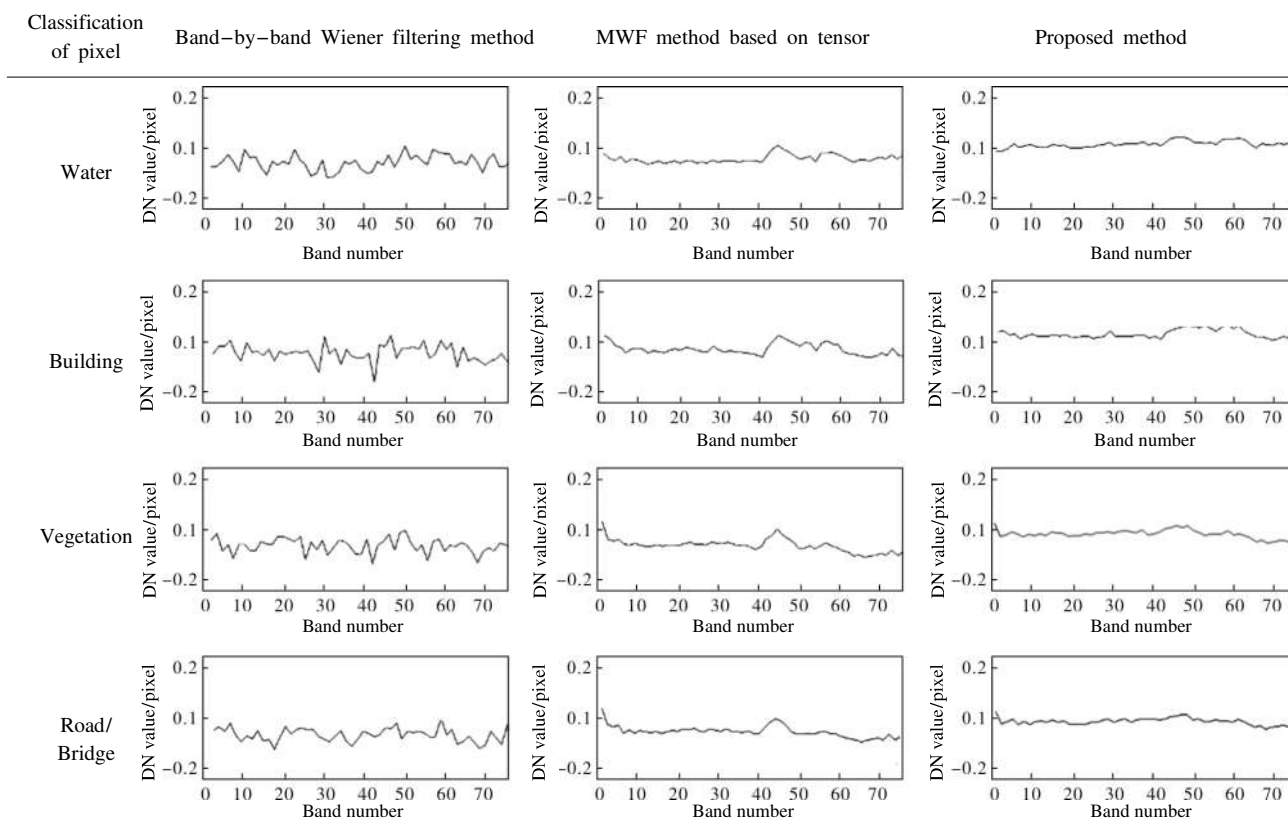


图 12 城区影像采用不同方法滤波后影像与原始影像的光谱差值曲线

Fig.12 Spectral curve of difference between urban image using different filtered methods and urban original image

由图 12、表 2 分析可知,文中方法的光谱差值曲线更平缓且值大部分都在附近,同时平均光谱差也更小,说明利用文中方法滤波后的影像与原始影像更为接近,表明相较于另外两种方法,文中方法对影像光谱信息保持的更好。

通过以上的实验证明,文中算法能够适应不同类型的高光谱数据。进一步对各个算法的时间效率进行分析,如表3 所示。

表 3 三种方法滤波处理的平均时间(单位:s)

Tab.3 Average time of three methods used to filtering (Unit: s)

Experimental data	Band-by-band Wiener filtering method	MWF method based on tensor	Proposed method
The first group	46.70	47.61	52.96
The second group	44.34	45.05	50.55
The third group	33.86	34.88	39.80

从表 1 可以看出,由于文中算法引入了倒易晶胞用于处理影像混叠和噪声,增加了影像处理所需的时间,但是综合影像处理的质量,用于花费在计算倒易晶胞算子的时间是完全值得的。

4 结论

通过对比实验可以证明,文中算法由于将高光谱数据视为一个整体来处理,滤波后并没有损失各个波段间之的相关信息,故相较于传统逐波段维纳滤波算法,文中算法对高光谱影像的光谱信息保持较好。同时,文中算法利用倒易晶胞算子提取重叠度较小的影像频谱区域,减少了影像混叠,所以相较于传统逐波段维纳滤波算法和基于张量的多维滤波算法,利用文中算法滤波后的影像细节信息更加丰富,图像的质量有所提高,使影像中的地物更加清晰可辨。

在未来的工作中,笔者希望通过减少算法的迭代次数,简化倒易晶胞的计算流程,删去一些不必要的临时变量等,改进文中方法以减少算法耗时,提升算法效率。

参考文献:

- [1] Chang C, Du Q. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(3): 608–619.
- [2] Xu Ping, Xiao Chong, Zhang Jingcheng, et al. Determination of plant hyperspectral data based on grouped three-dimensional discrete cosine transform dictionary [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017(6): 0630003. (in Chinese)
- [3] Xu Dong, Sun Lei, Luo Jianshu. Hetero-spectral hyperspectral remote sensing image denoising combined with NAPCA and complex wavelet transform [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 327–334.
- [4] Huang Wei, Gao Taichang, Liu Lei, et al. A method for noise reduction of hyperspectral data based on improved cumulative variance [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(11): 3625–3629. (in Chinese)
- [5] Yu Zhenmiao, Yang Ming. High spectral image denoising algorithm combining spatial similarity and RPCA [J]. *Journal of Nanjing University (Natural Science)*, 2017, 53(3): 518–524. (in Chinese)
- [6] Zhang H, He W, Zhang L, et al. Hyperspectral image restoration using low-rank matrix recovery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4729–4743.
- [7] Almansa A, Durand S, Rougé B. Measuring and improving image resolution by adaptation of the reciprocal cell [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, 21(3): 235–279.
- [8] Zhang Zhi, Xia Deshen. Image restoration of reciprocal cell combining with complex wavelet [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(10): 1979–1985. (in Chinese)
- [9] Zhang Yuhui, Tang Yang, Chen Qiang, et al. Improve the effective resolution of oblique-mode remote sensing image [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Graphics*, 2009, 21(2): 243–249. (in Chinese)
- [10] Zhang Aiwu, Du Nan, Kang Xiaoyan, et al. Non-linear transformation and information-related hyperspectral adaptive band selection [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(5): 0538001. (in Chinese)
- [11] Wu Z, Wang Q, Jin J, et al. Structure tensor total variation-regularized weighted nuclear norm minimization for hyperspectral image mixed denoising [J]. *Signal Processing*, 2017, 131(1): 202–219.
- [12] Yang Xinfeng, Hu Xunuo, Nian Yongjian. High-spectral image compression algorithm based on classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(2): 0228003.
- [13] Tang Zhongqi, Fu Guangyuan, Chen Jin, et al. Sparse representation and classification of hyperspectral images based on multi-scale segmentation [J]. *Optical Precision Engineering*, 2015, 23(9): 2708–2714. (in Chinese)
- [14] Chen Z, Karim M A, Hayat M M. Elimination of higher order aliasings by multiple interlaced sampling [J]. *Optical Engineering*, 1999, 38(38): 879.
- [15] He Yanfei. Remote sensing image restoration based on sparse representation and adaptive inverse cell [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2015.
- [16] Zhang Zhi, Xia Deshen. Image resolution based on hybrid reciprocal cell-wavelet [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2008, 20(4): 512–519. (in Chinese)
- [17] Damien Muti, Salah Bourennane. Multidimensional filtering based on a tensor approach [J]. *Signal Process*, 2005, 85(12): 2338–2353.
- [18] Damien Muti, Salah Bourennane. Noise removal from hyperspectral images by multidimensional filtering [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 46(7): 2061–2069.
- [19] Wang Zhongmei, Yang Xiaomei, Gu Xingfa. High-spectral image denoising algorithm of tensor groups [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(5): 614–622. (in Chinese)