

离散小波变换域非负张量分解的高光谱遥感图像压缩

李进^{*①②} 金龙旭^① 李国宁^①

^①(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033)

^②(中国科学院研究生院 北京 100039)

摘要: 该文提出一种基于非负张量分解的高光谱图像压缩算法。首先将高光谱图像的每个谱段进行2维离散5/3小波变换,消除高光谱图像的空间冗余。然后将所有谱段的每级小波变换的4个小波子带看作作为4个张量。对每个小波子带张量采用改进HALS(Hierarchical Alternating Least Squares)算法进行非负分解,来消除光谱冗余和空间残余冗余,同时保护了光谱信息。最后,将分解的因子矩阵进行熵编码。实验结果表明,该文提出的压缩算法具有良好压缩性能,在压缩比32:1~4:1范围内,平均信噪比高于40 dB,与传统高光谱图像压缩算法比较,平均峰值信噪比提高了1.499 dB。有效地提高了高光谱图像压缩算法的压缩性能和保护了光谱信息。

关键词: 遥感图像处理; 高光谱图像压缩; 2维离散小波变换; 改进HALS; 非负张量分解

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)02-0489-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00812

Hyper-spectral Remote Sensing Image Compression Based on Nonnegative Tensor Factorizations in Discrete Wavelet Domain

Li Jin^{①②} Jin Long-xu^① Li Guo-ning^①

^①(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

^②(Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: A hyper-spectral image compression algorithm based on nonnegative tensor factorizations is proposed in this paper. First, every band of hyper-spectral images is decomposed by 2D 5/3 discrete wavelet transform to reduce the space redundancy of hyper-spectral images. Then, the four DWT sub-bands of the each level DWT for all spectral coverage are used as four tensors. And each sub-band tensor is decomposed by the proposed improved Hierarchical Alternating Least Squares (HALS) algorithm to reduce the spectra redundancy and the residual space redundancy. The algorithm can also protect the spectral information. Finally, the factorizations matrix is encoded by an entropy coder. The experimental results show that the proposed compression algorithm has good compressive property. In the compression ration range from 32:1 to 4:1, the average peak signal to noise ratio of proposed compression algorithm is higher than 40 dB. Compared with traditional approaches, the proposed method could improve the average PSNR by 1.499 dB. The compression performance of hyper-spectral image is effectively improved and the spectral information is protected.

Key words: Remote sensing image processing; Hyper-spectral image compression; 2D-DWT; Improved Hierarchical Alternating Least Squares (HALS); Nonnegative tensor factorization

1 引言

随着成像光谱仪的光谱分辨率指标不断提高,导致高光谱图像数据量急剧增加,现有星载存储器容量有限,卫星信道带宽受限,无法适应高光谱遥感图像的海量数据。因此,必须要对高光谱遥感图像进行压缩。目前,对高光谱遥感图像无压缩的常用方法是基于预测、变换、矢量量化以及它们的组合或改进的图像压缩算法的图像压缩算法,如POT(Pairwise Orthogonal Transform)变换^[1]。这些

压缩算法对于高光谱图像压缩取得较好的效果,但这些算法均是把高光谱图像作为矩阵来处理,通常先将图像矩阵向量化后再进行相应压缩处理,这会严重破坏图像的本征结构,导致信息损失。且具有较低的数据压缩率。

本文提出一种离散小波域非负张量分解的高光谱图像压缩算法,本文提出的算法是将图像作为张量,而张量能完整地表示高维数据并且能维持高维空间数据的本征结构,可去除图像的空间冗余和光谱冗余,大大提高光谱图像压缩效率和性能。

2 高光谱图像的离散小波域张量表示

高光谱图像是通过成像光谱仪获得的,成像光

2012-06-25 收到, 2012-09-13 改回

国家 863 计划基金(863-2-5-1-13B)资助课题

*通信作者: 李进 664910699@qq.com

谱成像原理(图 1)为光谱仪的 optical 分光单元将目标反射和辐射的光分为许多波长可调的窄谱段, 每个谱段的能量被一个专用探测器测量, 通过数百甚至数千个探测器, 进而获得 1 维光谱和 1 维空间信息。对于光谱仪推扫过目标像时所获得为另 1 维空间信息。可见高光谱序列间既存在空间相关性, 也存在谱间相关性。

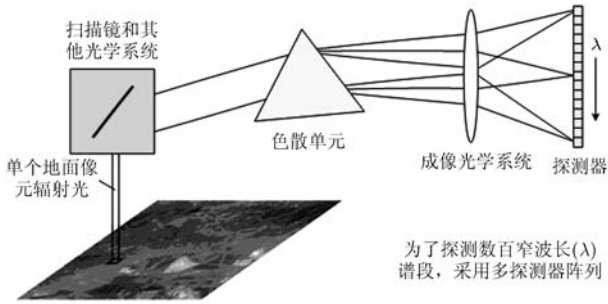


图 1 高光谱图像成像原理

由小波理论知 2 维离散小波变换可以消除图像的空间冗余。因此, 对谱段数为 I_3 高光谱图像各谱段进行 2 维离散小波可以消除高光谱图像的空间冗余。设高光谱图像的每个谱段图像大小为 $I_1 \times I_2$, 每个谱段 2 维离散小波一级分解后图像被分成 4 个小波子带, 每个子带大小为 $I_1/2 \times I_2/2$, 所有谱段对应的小波子带可看作为 $I_1/2 \times I_2/2 \times I_3$ 的 3 维数据量。由张量理论知^[2], 张量是高维数据分析的一种表达方法, 高维数据 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 可以视为位于张量空间 $\mathbf{R}^{I_1} \otimes \mathbf{R}^{I_2} \dots \mathbf{R}^{I_N}$ 中的 N 阶张量, \mathbf{R}^{I_N} 是张量空间的向量子空间, 高维数据的维 N 称为张量的阶。因此, 4 个小波子带图像可以看作 4 个不同的三阶张量。 n 级小波分解后得到 $3n+1$ 个不同子带, 每个子带可以看作 1 个三阶张量, 本文称为小波子带张量。

3 小波域张量非负分解压缩算法提出

3.1 非负张量分解

常见高阶张量分解主要分成两类: Tucker 和 PARAFAC 分解。PARAFAC 分解是将张量分解为一阶张量和的形式; Tucker 分解是主元素分析的高阶形式(PCA)。这两种张量分解方法分解后均含有张量的形式不适于工程应用。本文采用非负张量分解方法。非负张量分解由于其元素均为非负值且分解后为一系列模式矩阵形式, 实施起来不仅容易而且分解的模式矩阵便于存储和后续的算术编码处理。因此, 可以有效地适应于图像压缩问题。

一个三阶张量 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 经非负张量分解为一系列因子矩阵的相乘, 如图 2 所示。

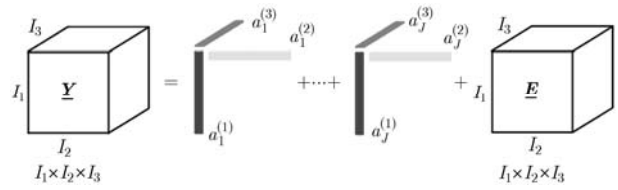


图 2 非负张量分解

图 2 的表达式为

$$\mathbf{Y} = \sum_{j=1}^J a_j^{(1)} \circ a_j^{(2)} \circ a_j^{(3)} + \mathbf{E}$$

$$= \mathbf{A}^{(1)} \times_1 \mathbf{A}^{(2)} \times_2 \mathbf{A}^{(3)} + \mathbf{E} = \{\mathbf{A}\} + \mathbf{E} = \hat{\mathbf{Y}} + \mathbf{E} \quad (1)$$

式(1)中, $\mathbf{A}^{(n)} = [a_1^{(n)}, a_2^{(n)}, \dots, a_J^{(n)}] \in \mathbf{R}^{I_n \times J}$ ($n=1,2,3$), $\hat{\mathbf{Y}}$ 为 \mathbf{Y} 的估计近似值, \mathbf{E} 为残余估计误差, J 为因子矩阵的维数(详见本文 3.2 节)。式(1)中非负张量分解即是求 $a_j^{(1)}, a_j^{(2)}, a_j^{(3)}$ ($j=1,2,\dots,J$), 使得

$$\min_{a_j^{(1)}, a_j^{(2)}, a_j^{(3)}} \frac{1}{2} \left\| \mathbf{Y} - \sum_{j=1}^J a_j^{(1)} \circ a_j^{(2)} \circ a_j^{(3)} \right\|_F^2,$$

$$\text{s.t. } a_j^{(1)} \geq 0, a_j^{(2)} \geq 0, a_j^{(3)} \geq 0, j = 1, 2, \dots, J \quad (2)$$

张量 \mathbf{Y} 分解后用 $\hat{\mathbf{Y}}$ 代替 \mathbf{Y} , 这样一个三阶张量 \mathbf{Y} 在传输或存储时只需传输或存储因子矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}$ ($n=1,2,3$) 即可, 进而达到数据压缩的目的。对于高光谱小波域而言, 每个小波张量进行非负分解时需要找出最优因子矩阵, 使估计误差最小。由于每个张量因子分解过程涉及所有谱段, 因此, 张量非负分解过程消除了谱间冗余。另外, 存储和传输只是因子矩阵并不是乘积, 且因子矩阵的维数远低于原张量, 因此, 进一步消除空间残余冗余且压缩性能比较强。

3.2 高光谱图像的改进 HALS 压缩算法

根据上面的分析, 本文提出的非负张量分解的高光谱图像压缩算法框图如图 3 所示。压缩算法主要分为: 各谱段 2 维离散小波变换, 小波各子带张量非负分解以及熵编码 3 部分。各谱段经过 3 级 2 维离散 5/3 小波变换后生成 10 个子带张量, 各子带张量进行快速 HALS 分解, 将分解后的因子矩阵采用自适应熵编码算法得到压缩码流。下面说明本文提出的高光谱图像张量改进 HALS 分解压缩算法。

为了使式(2)最优, 数学上提出了很多算法, 其

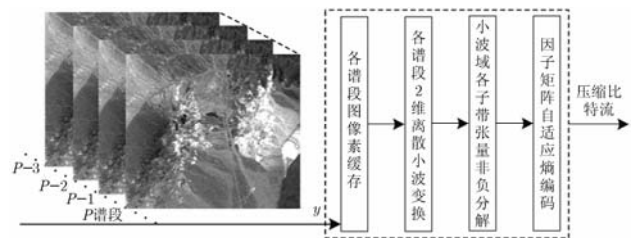


图 3 本文算法框图

中 HALS 算法属于一种自适应数据近似技术，与小波变换逐级分解非常类似，详细的 HALS 算法可参考文献[3,4]。HALS 算法的分层特点非常适合图像数据处理，但该算法仅是从数学上取得了好的效果，对于高光谱图像压缩而言，为了加快非负张量分解速度，使其更适合图像压缩应用，本文对其进行改进和优化。传统 HALS NTF 算法[3,4]更新公式为

$$a_j^{(n)} \leftarrow [\mathbf{Y}_{(n)}^j \{a_j\}^{\odot -n}]_+, j = 1, 2, \dots, J, n = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式(3)计算十分耗时，为了加快计算速度使其更适合图像压缩应用，本文利用两个向量 Kharti-Rao 和 Kronecker 的乘积特性[5]：

$$[\mathbf{A}^{(1)} \odot \mathbf{A}^{(1)}]_j = [a_1^{(1)} \otimes a_1^{(1)} \dots a_j^{(1)} \otimes a_j^{(1)}]_j = a_j^{(1)} \odot a_j^{(2)} \quad (4)$$

利用式(4)计算关系来替代式(3)，经推导式(3)修正为

$$a_j^{(n)} \leftarrow \left[\gamma_j^{(n)} a_j^{(n)} + [\mathbf{Y}_{(n)} \mathbf{A}^{\odot -n}]_j - \mathbf{A}^{(n)} \left[\{\mathbf{A}^T \mathbf{A}\}^* ./ (\mathbf{A}^{(n)T} \mathbf{A}^{(n)}) \right]_j \right]_+ \quad (5)$$

其中 $\gamma_j^{(n)}$ 为伸缩因子。

下面说明整个算法过程，三级小波变换后 10 个子带张量的改进 HALS 分解压缩算法均相同，以第 1 级 5/3 小波变换域为例，压缩算法具体描述为：

第 1 步 输入大小为 $I_1 \times I_2 \times I_3$ 高光谱图像 X 。设置因子矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}(n=1,2,3)$ 的维数 J 的大小， J 的大小由压缩比决定， J 越小压缩比越高。由于所有小波子带图像中最低频子带图像 \mathbf{LL} 包含原始图像的主要能量，可以看作原始图像的低版本图像。因此设置张量 \mathbf{LL} 的 $J_{\mathbf{LL}}$ 比其它的子带的 $J_{\mathbf{LH}}$, $J_{\mathbf{HL}}$, $J_{\mathbf{HH}}$ 大。另外含对角信息子带 \mathbf{HH} 张量分解的核心张量维数 $J_{\mathbf{HH}}$ 也要比其它张量维数设置的大。压缩比(CR)计算公式为

$$\text{CR} = I_1 \times I_2 \times I_3 / C \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} C = & I_1 J_{\mathbf{LL}} / 2 + I_2 J_{\mathbf{LL}} / 2 + I_3 J_{\mathbf{LL}} + J_{\mathbf{LL}} J_{\mathbf{LL}} J_{\mathbf{LL}} \\ & + I_1 J_{\mathbf{LH}} / 2 + I_2 J_{\mathbf{LH}} / 2 + I_3 J_{\mathbf{LH}} + J_{\mathbf{LH}} J_{\mathbf{LH}} J_{\mathbf{LH}} \\ & + I_1 J_{\mathbf{HL}} / 2 + I_2 J_{\mathbf{HL}} / 2 + I_3 J_{\mathbf{HL}} + J_{\mathbf{HL}} J_{\mathbf{HL}} J_{\mathbf{HL}} \\ & + I_1 J_{\mathbf{HH}} / 2 + I_2 J_{\mathbf{HH}} / 2 + I_3 J_{\mathbf{HH}} + J_{\mathbf{HH}} J_{\mathbf{HH}} J_{\mathbf{HH}} \end{aligned}$$

第 2 步 使用 2 维 5/3 小波变换得到独立的 4 个小波子带张量，每个张量 \mathbf{Y} 的大小为 $I_1 / 2 \times I_2 / 2 \times I_3$ 。

第 3 步 非负张量改进 HALS 伪代码描述如表 1 所示。

第 4 步 熵编码 $\mathbf{A}^{(n)} \in \mathbf{R}^{I_n \times J}$ ，得出压缩码流。

下面分析本文提出压缩算法的算法复杂度。对于一个 N 抽头、小波分解级数为 L_b 的提升小波滤波器而言，当分解的图像大小为 $I_1 \times I_2 \times I_3$ 时，计算复

表 1 非负张量改进 HALS 伪代码

算法 1 改进的 HALS-NTF 算法

Input 非负小波子带张量 \mathbf{Y} ，大小为 $I_1 \times I_2 \times I_3$ ；根据压缩比指定因子矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}(n=1,2,3)$ 的维数 J 的大小。

Output 3 个模式矩阵 $\mathbf{A}^{(n)} \in \mathbf{R}_+^{I_n \times J}$ ($n=1,2,3$)

Begin

采用非负随机或非负 ALS 初始化 $\mathbf{A}^{(n)} \in \mathbf{R}_+^{I_n \times J}$ for $n=1,2,3$.

$$a_j^{(n)} \leftarrow a_j^{(n)} / \|a_j^{(n)}\|_2 \text{ for } \forall j, n=1,2,3$$

$$\mathbf{T}^{(1)} = (\mathbf{A}^{(1)T} \mathbf{A}^{(1)}) * \dots * (\mathbf{A}^{(3)T} \mathbf{A}^{(3)})$$

repeat

$$\gamma = \text{diag}(\mathbf{A}^{(3)T} \mathbf{A}^{(3)})$$

for $n=1$ to 3 **do**

if $n=3$ **then** $\gamma = 1$

$$\mathbf{T}^{(2)} = \mathbf{Y}_{(n)} \{\mathbf{A}^{\odot -n}\}$$

$$\mathbf{T}^{(3)} = \mathbf{T}^{(1)} ./ (\mathbf{A}^{(n)T} \mathbf{A}^{(n)})$$

for $j=1$ to J **do**

$$a_j^{(n)} \leftarrow [\gamma_j a_j^{(n)} + t_j^{(2)} - \mathbf{A}^{(n)} t_j^{(3)}]_+$$

If $n \neq 3$ **then** $a_j^{(n)} \leftarrow a_j^{(n)} / \|a_j^{(n)}\|_2$

end

$$\mathbf{T}^{(1)} = \mathbf{T}^{(3)} * (\mathbf{A}^{(n)T} \mathbf{A}^{(n)})$$

end

Until 停止条件满足。

end

杂度为 $O(8NI_1 I_2 I_3 (1 - 2^{-2L_b}) / 6)$ [6]。因此，一级小波分解算法复杂度为 $O(5I_1 I_2 I_3 / 3)$ 。小波分解后每个子带张量大小为 $1/4 \times (I_1 \times I_2 \times I_3)$ ，非负张量分解最大复杂度阶数为 $O(J_A I_A^3)$ [7]，这里 I_A 是因子矩阵平均像素数， J_A 是因子矩阵平均维数，即

$$I_A = (I_1 / 2 + I_2 / 2 + I_3) / 3 \quad (7)$$

$$J_A = (J_{\mathbf{LL}} + J_{\mathbf{LH}} + J_{\mathbf{HL}}) / 3 = J_{\mathbf{LL}} \quad (8)$$

因此，本文提出的压缩算法总算法复杂度阶数为 $4 \times O(J_A I_A^3) + O(5I_1 I_2 I_3 / 3)$ 。

4 实验与结果

4.1 压缩算法实验结果

为了验证本文提出的压缩算法可行性，测试图像选用 JPL 实验室的 AVIRIS 高光谱图像序列，沿光谱线以 56 个谱段为一组进行测试，每组图像格式为 256 pixel \times 288 pixel \times 56，即 $I_1=256$, $I_2=288$, $I_3=56$ ，每个像素深度为 8 bit/pixel。整个算法在计算机上用 Matlab R2008a 仿真。压缩比设置为 8:1，图 4(a) 为高光谱图像第 25 谱段原始图像，经非负张量分解算法压缩后并解压缩后得到的重构图像如图 4(b) 所示。

由图 4(a) 和 4(b) 可知，从图像上来看原始图像和重构图像没有任何区别，这是由于在压缩比为 8:1

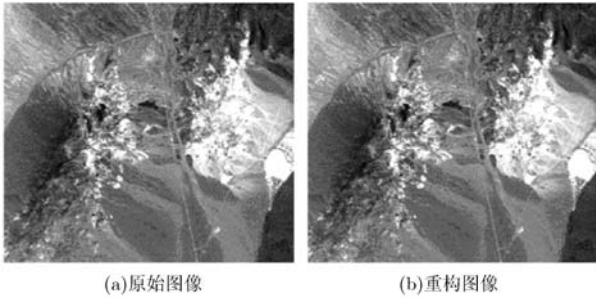


图 4 高光谱图像压缩

下, 本文提出的压缩算法信噪比(PSNR)较高。可见, 本文压缩算法是可行的。另外, 由图 4(a)和 4(b)知, 经 2 维 5/3 小波变换后的大部分空间冗余被消除了, 子带 HL 像素深度由 8 bit 减少到 0~6 bit, 大部分像素值位于 5 bit。经非负张量分解后, 大部分光谱冗余被消除了, 像素动态范围减少到 0~2 bit, 大部分像素位于 1 bit 左右。对图 4(a)压缩过程小波子带(以 HL 子带为例)和模式矩阵图像采用图像熵公式进行比较, 预测残差图像熵公式为

$$E = \sum_{i \in I} p_i \times \lg(p_i) \quad (9)$$

其中 p_i 为像素值 i 出现的概率。小波子带图像熵为 10.8741, 3 个模式矩阵图像熵分别为 4.5976, 4.0184, 5.1491。可见, 经小波变换和非负张量分解后空间和光谱冗余被大部分消除了, 大大提高无损压缩比。

4.2 压缩算法性能实验结果

选用纹理程度不同的 3 组, 每组 56 个谱段 AVIRIS 高光谱图像序列进行测试, 不同压缩比下对应的信噪比测试结果如表 2 所示。

由表 2 知本文提出基于小波域的非负张量分解的高光谱图像压缩算法经在压缩比为 32:1~4:1 范围内平均信噪比在 40 dB 以上, 具有良好的压缩性能, 满足设计指标要求。

表 2 压缩测试结果

图像名	信噪比(dB)	平均信噪比(dB)	压缩比
AVIRIS-1	42.372	41.784	32:1
AVIRIS-2	43.059		
AVIRIS-3	39.813		
AVIRIS-1	47.605	46.849	16:1
AVIRIS-2	47.892		
AVIRIS-3	45.051		
AVIRIS-1	50.616	50.215	8:1
AVIRIS-2	51.240		
AVIRIS-3	48.790		
AVIRIS-1	53.113	53.108	4:1
AVIRIS-2	53.293		
AVIRIS-3	52.918		

为了比较本文提出的非负张量分解的高光谱图像压缩算法性能, 用传统高光谱图像压缩算法 3 维小波, 3 维 PCA, 3D-SPECK, AT-3DSPIHT, 方向角预测对图像进行对比测试, 图像仍选用 JPL 实验室的 AVIRIS 高光谱图像序列, 每组图像格式为 256 pixel×288 pixel×56, 每个像素深度为 8 bit/pixel, 图像名称为 Low Altitude, Lunar Lake, Jasper Ridge 和 Cuprite 图像数据。测试压缩比在项目设计指标要求的范围 4:1~32:1(2.0~0.25 bpp)进行测试。4 组图像平均信噪比测试结果如图 5 所示。

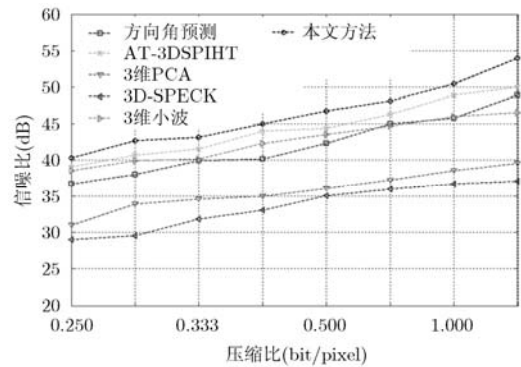


图 5 平均信噪比测试结果

由图 5 知, 在项目指标要求压缩比为 4:1~32:1 范围内, 本文压缩算法的平均信噪比优于传统高光谱压缩算法。对图 5 数据进行整理, 在光谱仪正常工作压缩比为 16:1(0.5 bit/pixel)时, 各组图像信噪比如表 3 所示。

由表 3 知, 本文压缩算法在正常工作压缩比为 16:1 时, 平均信噪比达到 45.970 dB, 比 AT-3DSPIHT 法, 3 维小波法, 方向角预测法, 3 维 PCA 法和 3D-SPECK 法分别高 2.049 dB, 3.081 dB, 3.904 dB, 10.739 dB 和 11.324 dB。可见, 本文提出的算法具有较高的压缩性能。这是由于本文提出的压缩算法核心在于小波张量的非负分解, 而小波张量非负分解具有较高的压缩性能。

表 3 信噪比测试结果(dB)

方法	Low Altitude	Lunar Lake	Jasper Ridge	Cuprite
3D-SPECK	33.294	34.221	35.714	35.352
3 维 PCA	33.931	33.884	36.993	36.114
方向角预测	40.247	42.101	43.077	42.836
3 维小波	41.536	42.934	43.936	43.149
AT-3DSPIHT	43.012	43.275	44.847	44.538
本文方法	44.579	45.031	47.315	46.956

另外，本文提出的非负张量分解的高光谱压缩算法与其他传统高光谱压缩算法压缩性能在压缩比为 16:1(0.5 bit/pixel)时信噪比比较如表 4 所示。

表 4 压缩性能比较结果(dB)

方法	平均信噪比	方法	平均信噪比
文献[8]	42.17	文献[11]	44.91
文献[9]	41.78	SubPCA ^[12]	43.41
文献[10]	34.34	SA-MC-JPEG2000 ^[13]	43.60

由表 2 和表 4 知，本文提出的压缩算法在不同测试图像下压缩比为 16:1(0.5 bit/pixel)时平均信噪比为 46.409 dB，而测试现有压缩算法平均信噪比最大值为 44.91 dB，比现有压缩算法平均信噪比提高了 1.499 dB。因此，本文提出的压缩算法在项目压缩比指标要求 4:1~32:1 范围内，具有较好的压缩性能，满足项目应用要求。

5 结束语

本文提出一种非负张量分解的高光谱压缩算法。首先将高光谱图像的每个谱段进行 2 维离散 5/3 小波变换，来消除高光谱图像的空间冗余。然后将每个谱段对应的小波子带组成 3 维小波子带，看作张量。然后对张量进行采用改进 HALS 算法非负分解来消除光谱冗余和空间残余冗余。最后，将分解因子矩阵进行熵编码。结果表明，本文提出的压缩算法具有良好压缩性能，在压缩比 32:1~4:1 范围内，平均信噪比高于 40 dB，比现有压缩算法平均信噪比提高了 1.499 dB。本文提出的基于张量非负分解的高光谱图像压缩算法突破了传统的高光谱图像压缩算方框架，从张量的角度对高光谱图像进行处理。为高光谱图像有损压缩提供一种很好的解决方案。

参 考 文 献

- [1] Blanes I and Serra-Sagrístà J. Pairwise orthogonal transform for spectral image coding[J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2011, 49(3): 961-972.
- [2] Wang H C and Ahuja N. A tensor approximation approach to dimensionality reduction[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 76(3): 217-229.
- [3] Cichocki A, Zdunek R, and Amari S. Hierarchical ALS algorithms for nonnegative matrix and 3D tensor factorization[C]. Springer, Lecture Notes on Computer Science, 2007, LNCS 4666: 169-176.
- [4] Cichocki A, Phan A H, and Caiafa C. Flexible HALS algorithms for sparse non-negativematrix/tensor factorization[C]. Proceedings of 18th IEEE Workshops on Machine Learning for Signal Processing, Cancun, Mexico, Oct. 16-19, 2008: 73-78.
- [5] Phan A H and Cichocki A. Multi-way nonnegative tensor factorization using fast hierarchical alternating least squares algorithm (HALS) [C]. Proceedings of the 2008 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications, Budapest, Hungary, 2008: 214-218.
- [6] Penna B, Tillo T, Magli E, et al. Progressive 3-D coding of hy-perspectral images based on JPEG 2000[J]. *IEEE Geosciences. Remote Sensing Letter*, 2006, 3(1): 125-129.
- [7] Lathauwer L D, Moor B D, and Vandewalle J. A multilinear sin-gular value decomposition[J]. *SIAM Journal Matrix Analysis Applications*, 2000, 21(4): 1253-1278.
- [8] 白磷, 何明一, 戴玉超. 采用自适应波段分组的高光谱图像压缩算法[J]. *计算机科学*, 2011, 38(6): 275-278.
- [9] Bai Lin, He Ming-yi, and Dai Yu-chao. Hyperspectral images compression algorithm using adaptive band regrouping[J]. *Computer Science*, 2011, 38(6): 275-278.
- [9] 孙蕾, 罗建书, 谷德峰. 基于谱间预测和码流分配的高光谱图像压缩算法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(4): 752-757.
- [10] Sun Lei, Luo Jian-shu, and Gu De-feng. Hyperspectral images compression algorithm based on prediction between bands and rate pre-allocation[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(4): 752-757.
- [10] 吴一全, 吴超. 基于小波和支持向量回归的高光谱图像压缩 [J]. *宇航学报*, 2011, 32(3): 620-626.
- [11] Wu Yi-quan and Wu Chao. Hyperspectral remote sending image compression based on wavelet and support vector regression[J]. *Journal of Astronautics*, 2011, 32(3): 620-626.
- [11] Dutra A J S, Pearlman W A, and Da Silva E A B. Successive approximation wavelet coding of AVIRIS hyperspectral images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(3): 370-385.
- [12] Zhu Wei, Du Qian, and Fowler J E. Multitemporal hyperspectral image compression[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(3): 416-420.
- [13] González-Conejero J, Bartrina-Rapesta J, and Serra-Sagrístà J. JPEG2000 encoding of remote sensing multispectral images with no-data regions[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(2): 251-255.

李 进: 男, 1984 年生, 博士生, 研究方向为光电成像和图像压缩存储技术。

金龙旭: 男, 1965 年生, 博士生导师, 研究员, 研究方向为空间相机电子技术。

韩双丽: 女, 1968 年生, 硕士生导师, 副研究员, 研究方向为空间相机热控技术。