

文章编号: 1001- 2486(2009) 03- 0048- 05

面向异常检测的高光谱图像压缩技术*

粘永健, 王 展, 万建伟, 辛 勤

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 异常检测已经成为高光谱图像重要的后续应用之一, 提出了一种面向异常检测的高光谱图像压缩算法。为减少压缩对异常检测性能的影响, 首先采用 RX 算子对高光谱图像进行异常检测, 并对异常点与背景对应的光谱维矢量进行预处理。对高光谱图像的光谱维矢量进行 KL 变换, 通过引入虚拟维数估计算法对原始数据的本征维数进行估计, 在此基础上给出了一种主分量选取方法。最后, 采用最优码率分配策略为各主分量分配相应的压缩码率, 并利用 SPIHT 算法分别进行压缩。实验结果表明, 该算法在获得较高压缩性能的同时, 可有效保持图像中的异常信息。

关键词: 高光谱图像; 有损压缩; 异常检测; 虚拟维数

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

Compression Technique for Hyperspectral Imagery Oriented Anomaly Detection

NIAN Yong-jian, WANG Zhan, WAN Jian-wei, XIN Qin

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Anomaly detection has been one of the most important applications for hyperspectral imagery. A new lossy compression method for hyperspectral imagery oriented anomaly detection is proposed. In order to keep the performance of anomaly detection, the anomalous vectors detected by the improved RX algorithm are preprocessed. Furthermore, virtual dimensionality algorithm is introduced to estimate the Intrinsic Dimensionality (ID) of original data while Karhunen-Loeve transform is used to provide spectral decorrelation. In addition, based on the virtual dimensionality, a new method for the number of principle component determination is presented. The bit rate of each principle component is distributed by optimal rate allocation strategy for spatial compression by SPIHT algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm provides better compression performance, as well as efficient preservation for anomalous pixels.

Key words: hyperspectral imagery; lossy compression; anomalous detection; virtual dimensionality

高光谱遥感是 20 世纪 80 年代兴起的新型对地观测技术, 已经在军事侦察和国民经济各领域得到了广泛应用^[1]。成像光谱仪是一种新型的航天遥感器, 使用成像光谱仪获取的遥感图像称为高光谱图像。随着谱间和空间分辨率的不断增长, 高光谱数据的波段宽度达到纳米量级 ($10^{-2}\lambda$, λ 为波长), 庞大的数据量给数据的存储和传输带来困难, 必须采用有效的压缩方法对其进行压缩。

高光谱数据可以看作准三维图像, 图像冗余来源于谱间相关性和空间相关性, 其中谱间相关性较强, 而空间相关性较弱。高光谱图像的压缩方法可以分为基于预测的方法, 基于变换的方法, 基于矢量量化的方法以及多种方法相结合。孙蕾根据各波段的方差进行码率预分配, 在谱间线性预测的基础上进行有损压缩, 在一定程度上提高了压缩性能, 但算法本身存在着较为严重的误差积累^[2]。对于有损压缩而言, 基于变换的方法由于具有较高的压缩性能而受到广泛关注。目前采用较多的变换方法包括 KL (Karhunen-Loeve) 变换、DCT 变换和 DWT 变换等。H. S. Lee 等比较了上述几种变换的性能, 结果表明 KL 变换用于谱间去相关的性能是最优的^[3]。Q. Du 将 KL 变换用于光谱维去相关, 讨论了信噪比与主

* 收稿日期: 2009- 02- 12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60572135)

作者简介: 粘永健 (1982-), 男, 博士生。

分量数的关系,但并未给出普遍意义上的主分量数选取方法^[4]。B. Penna 提出了改进的 KL 变换,在保证压缩质量的前提下,降低了 KL 变换运算量,并给出了在 KL 变换域中进行异常检测的方法^[5-6]。目前,异常检测已经成为高光谱图像重要的应用方向之一,在此应用背景下,本文提出了一种面向异常检测的高光谱图像压缩算法。为了降低压缩对异常点造成的损失,采用改进的 RX 算法对高光谱图像进行异常检测,并对异常点进行预处理。利用 KL 变换去除谱间相关性,引入虚拟维数(Virtual Dimensionality, VD)估计算法对高光谱图像的本征维数(Intrinsic Dimensionality, ID)进行估计,并给出了一种主分量(Principal Components, PC)选取方法;最后对各 PC 分配最优的压缩码率并进行 SPIHT 压缩,实验结果验证了算法的有效性。

1 光谱维 KL 变换

高光谱图像每条光谱曲线都对应同一特定地物,因而利用 KL 变换可有效去除谱间相关性,而空间相关性通常采用 DWT 或者 DCT 进行去除。记 $X = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$, 为谱向矢量集,其中 $r_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iL})^T$, 为任一样本像元的谱向矢量, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为矢量个数, L 为波段数。对于光谱维 KL 变换,首先估计数据的协方差矩阵 $K_{L \times L}$, 并进行特征值分解:

$$K_{L \times L} = U \Lambda U^T \quad (1)$$

其中, $U = (u_1, u_2, \dots, u_L)$, 为正交的特征向量矩阵, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)$, 为对角型的特征值矩阵,且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$ 。则谱向矢量 $r_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 进行 KL 变换后的结果为

$$y_i = U^T (r_i - \mu), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中, $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iL})^T$, μ 为样本的均值向量,相应的谱向矢量集为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 。

2 面向异常检测的压缩算法

针对高光谱图像异常检测的后续应用需求,提出了面向异常检测的高光谱图像压缩算法,如图 1 所示。该算法结合了 RX 检测、异常点预处理、光谱维 KL 变换、虚拟维数估计、最优码率分配以及 SPIHT 压缩。

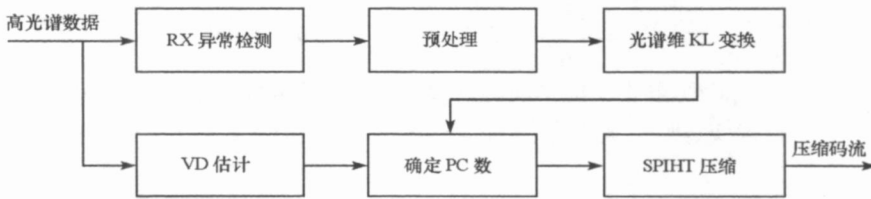


图 1 高光谱图像压缩流程图

Fig. 1 Diagram of the proposed algorithm for hyperspectral imagery compression

2.1 RX 异常检测

高光谱图像的异常检测问题通常可看作假设检验问题。假设数据方差未知,对于均值为 m 、方差为 Γ 的正态分布 $N(m, \Gamma)$, 异常检测问题表示为^[7]

$$H_0: r_i \sim N(\mu, \Gamma) \quad H_1: r_i \sim N(\zeta, \Gamma) \quad (3)$$

其中, ζ 和 Γ 是未知的, r_i 满足 H_0 被认为是背景,而满足 H_1 被认为是异常。当 $N \rightarrow \infty$ 时,上述假设检验问题可以转化为 RX 检测算法。由于 $K_{L \times L}$ 去掉了一阶统计特性,无法检测出一阶统计特性的异常点,Chang 等人给出了如下改进的检测算子^[8]:

$$\delta_{RXD}(r_i) = r_i^T R_{L \times L}^{-1} r_i > \delta \quad (4)$$

其中, $R_{L \times L}$ 为数据相关阵, δ 为检测阈值。将所有的谱向矢量 r_i 分别带入式(4)中,根据自动阈值选取算法计算 δ 。若检测到 M 个异常点,其坐标点集合为 D ,则相应的谱向矢量集 Ω 为

$$\Omega = \{r_j | j \in D\} \quad (5)$$

对于光谱维 KL 变换, $K_{L \times L}$ 是在假设所有像元的谱向矢量均满足 H_0 的条件下得到的,该假设对背

景信息是合理的,但异常点并不满足该条件,对于KL变换后的异常点无法得到较好的估计^[6]。异常点模型并不符合KL变换,在进行光谱维KL变换之前,需要对异常点与背景进行预处理。由式(3)可知,两者的不同点在于均值上的差异,对其进行如下预处理:

$$\begin{cases} \mathbf{r}'_j = \mathbf{r}_j - \zeta, & j \in A \\ \mathbf{r}'_j = \mathbf{r}_j - \mu, & j \notin A \end{cases} \quad (6)$$

此时异常点与背景均服从 $N(0, \Gamma)$,同时也完成了对所有谱向矢量的中心化,可直接进行光谱维KL变换。此时KL变换是在所有谱向矢量均服从 $N(0, \Gamma)$ 条件下得到的,可得到较好的估计效果。

2.2 虚拟维数估计

高光谱图像谱间具有较强的相关性,这说明数据集实际分布于一个波段数较少的低维几何结构中,这个低维几何结构的维数称为本征维数。利用KL变换进行光谱维去相关后,PC数量的选取一直是其应用过程中的难点问题。传统方法通过计算能量百分比来保留少数特征值较大的PC,可能丢失原始图像中的一些异常信息,这是由于此类信息常常出现在特征值相对较小的PC上。为了解决这一不足,引入虚拟维数估计算法对高光谱图像的本征维数进行估计,并在此基础上给出了一种新的主分量选取方法。HFC(Harsanyi, Farrand and Chang)是基于奈曼-皮尔逊检测理论的虚拟维数估计方法^[9],它完全依据图像中的可分谱向特征数目对数据维数进行界定,其原理如下:首先对 $R_{L \times L}$ 和 $K_{L \times L}$ 作特征值分解,分别记为 $\{\hat{\lambda}_1 \geq \hat{\lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\lambda}_L\}$ 和 $\{\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L\}$ 。假定信号源是未知正常数,噪声为零均值白噪声,则VD估计问题转化为一个二元假设问题:

$$H_0: z_l = \hat{\lambda}_l - \lambda_l = 0 \quad H_1: z_l = \hat{\lambda}_l - \lambda_l > 0 \quad (7)$$

其中, $l = 1, 2, \dots, L$ 。若 H_1 为真,则认为存在一个端元对相关特征值做出了贡献;反之,则认为仅有噪声成分。在该二元假设下,可以将每一对特征值 $\hat{\lambda}_l, \lambda_l$ 看成服从以下条件概率密度的随机变量

$$\begin{cases} p_0(z_l) = p(z_l | H_0) \cong N(0, \sigma_z^2) \\ p_1(z_l) = p(z_l | H_1) \cong N(\mu_l, \sigma_z^2) \end{cases} \quad (8)$$

其中, $l = 1, 2, \dots, L$, μ_l 是一个未知常数。定义检测概率 P_D 和虚警概率 P_F :

$$P_D = \int_{\tau_l}^{\infty} p_1(z) dz, \quad P_F = \int_{\tau_l}^{\infty} p_0(z) dz \quad (9)$$

若 $\delta_{NP}(\hat{\lambda}_l - \lambda_l)$ 表示对 $\hat{\lambda}_l - \lambda_l$ 的奈曼-皮尔逊检测算子,该算子可以通过在给定 P_F 的情况下,使 P_D 达到最大来建立。 P_F 一旦确实,则 τ_l 被确定,即而若

$$\hat{\lambda}_l - \lambda_l > \tau_l \quad (10)$$

则判定有一个信号能量对该特征值做出贡献。对 $l = 1, 2, \dots, L$ 分别确定 τ_l ,最终可以确定虚拟维数 p 。最终得到的虚拟维数 p 是对高光谱图像中端元个数的估计。严格来讲,本征维数应该等于端元数目减1,但由于 p 本身是在一定虚警概率条件下的估计值,因此可直接作为本征维数大小。针对KL变换应用过程中如何选取PC的难题,B. Ramakrishna等人在VD估计的基础上提出保留特征值较大的前 p 个PC进行后续处理^[10],但由于数据中噪声的影响,高光谱图像的本征维数很难对应前 p 个PC,这些PC仅仅能够从能量的角度保证原始数据得到较好的重建,无法保证异常信息得到较好的保持。本文在VD估计基础上提出了一种新的主分量选取方法,即对于 $l = 1, 2, \dots, L$,将最后一个满足式(10)的 l 值作为保留的PC个数(设为 q)。通过确定最后一个对端元做出贡献的PC的特征值序号作为PC选取的数量,可以在最大限度上保留图像中的异常信息。

2.3 最优码率分配方案

PC之间是根据能量大小进行排序的,根据各PC的能量大小进行码率分配,可获得较好的压缩效果。若目标码率为 R ,保留的PC个数为 q ,则码率分配方案为^[11]

$$B_i = R \left[\log_2 \sigma_i / \sum_{j=1}^q \log_2 \sigma_j \right] q \quad (11)$$

其中, B_i 表示第 i ($i = 1, 2, \dots, q$) 个 PC 分配的码率, σ_i 表示第 i 个 PC 的标准差。该分配方案可以使得能量较大的 PC 获得较高的码率, 而使能量较低的 PC 获得较少的码率, 从而达到最佳的压缩结果。

3 实验结果与讨论

利用 VC++ 和 Matlab 软件对 AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer: 航空可见光/红外光成像光谱仪) 型高光谱图像进行了仿真试验。AVIRIS 是首个测量全部太阳辐射覆盖波长范围 (0.4~2.5 μm) 的成像光谱仪, 一般搭载于美 U2 飞机。该数据包括 224 波段, 将图像大小截取为 256×256 , 每个像素保存为 2 个字节 (bpp=16), 对其中的 Cuprite 和 Lunar lake 两个地物的成像进行了测试。

表 1 不同 P_F 对应的 VD 估计结果

Tab. 1 VD estimates with various false alarm probabilities

P_F	10^{-1}		10^{-2}		10^{-3}		10^{-4}		10^{-5}	
	p	q	p	q	p	q	p	q	p	q
Cuprite	23	72	18	65	15	65	15	65	14	65
Lunar lake	26	118	21	73	19	73	15	73	15	73

使用 HFC 算法分别对 Cuprite 和 Lunar lake 进行 VD 估计, 表 1 所示为不同 P_F 条件下本征维数 (ID) 与保留 PC 个数的估计值。本文采用 $P_F = 10^{-2}$ 对应的 VD 估计结果, 即 Cuprite 与 Lunar Lake 的本征维数估计值分别为 18 和 21, 需要保留的 PC 数分别为 65 和 73。图 2 给出了 Cuprite 在 $P_F = 10^{-2}$ 时特征值差值与阈值曲线的关系图。将最后一个在阈值曲线上方的特征值序号作为需保留的 PC 个数, 可以最大限度保留图像中的异常信息。

假定图像中存在 1% 的异常点, 根据自动阈值方法获得 Cuprite 和 Lunar lake 的检测阈值分别为 533.29 和 844.69。为验证算法的压缩性能, 将本文算法与 2D SPIHT、DWT+SPIHT 以及 3D SPIHT 算法的压缩结果进行比较。其中 DWT+SPIHT 算法是利用 9-7 浮点小波进行谱间去相关, 利用 SPIHT 算法进行谱内压缩。图 3 所示为不同 bpp (bit per pixel) 下的 SNR (Signal Noise Ratio, 信噪比) 变化曲线。

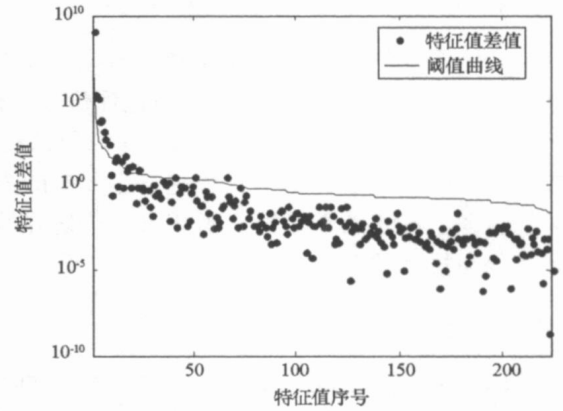


图 2 虚拟维数估计图 ($P_F = 10^{-2}$)

Fig. 2 VD estimate with $P_F = 10^{-2}$

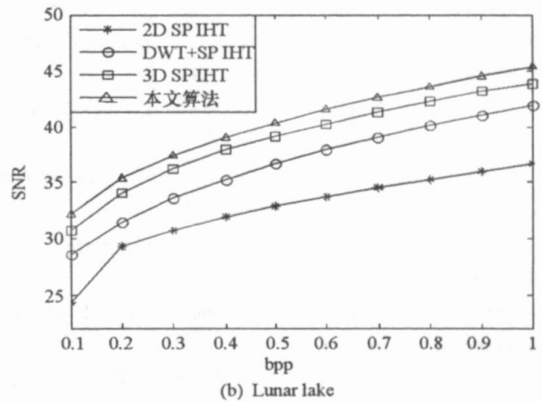
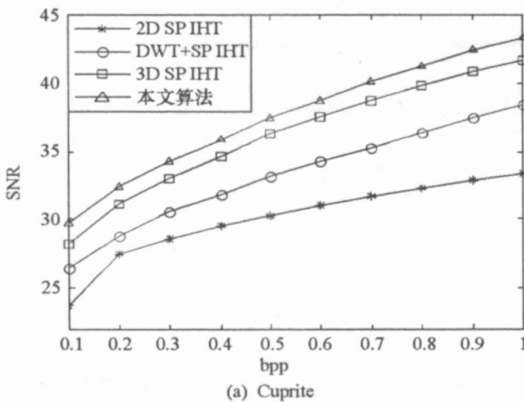


图 3 几种算法的压缩性能比较

Fig. 3 Comparison of compression performance for different algorithms

为验证本文算法能否有效保持异常点信息,以高光谱原始数据异常检测结果作为标准,将解码端的检测结果与其进行对比,从而得到各种算法在不同码率下的检测准确率,如表2所示。其中算法1为KIT+SPIHT,算法2为DWT+SPIHT,算法3为3D SPIHT。从检测结果可以看出,采用3D SPIHT压缩后的SNR高于DWT+SPIHT算法,但异常检测性能却不如后者,这是由于谱间+谱内的压缩结构更有利于保持高光谱图像的异常信息,说明SNR已经无法有效评价压缩对后续作用造成的影响。

表2 异常检测准确率比较

Tab.2 Comparison of anomaly-detection performance

	Cuprite				Lunar lake			
	本文算法	算法1	算法2	算法3	本文算法	算法1	算法2	算法3
bpp= 2	92.4%	89.3%	81.8%	78.7%	98.4%	95.5%	90.9%	87.9%
bpp= 1	84.9%	72.7%	63.6%	60.6%	96.9%	93.9%	89.3%	86.4%
bpp= 0.5	80.3%	57.6%	48.4%	43.9%	92.4%	89.3%	84.9%	81.8%
bpp= 0.2	69.7%	40.9%	33.3%	27.2%	86.4%	75.8%	69.7%	65.2%
bpp= 0.1	51.5%	22.7%	15.2%	10.6%	80.3%	71.2%	63.6%	57.6%

4 结束语

高光谱图像的压缩并不是高光谱图像的最终用途,压缩算法只有与特定的后续应用相结合才有实际意义,同时这也是对高光谱图像质量评价技术研究的依据所在。针对高光谱图像异常检测的后续应用,利用RX算子对异常点进行检测,并对异常点与背景进行预处理,然后在光谱维进行KL变换,在虚拟数维估计的基础上提出了一种选取主分量的方法;在最优码率分配条件下对PC进行SPIHT压缩。实验结果验证了算法的有效性。需要进一步研究的工作包括采用性能更好的检测算子,结合异常小目标检测或分类技术的压缩算法等。

参考文献:

- [1] 童庆喜,张兵,郑芬兰. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社,2006.
- [2] 孙蕾,罗建书,谷德峰. 基于谱间预测和码流预分配的高光谱图像压缩算法[J]. 光学精密工程,2008,16(4): 752-757.
- [3] Lee H S, Younan N H, King R L. Hyperspectral Image Cube Compression Combining JPEG-2000 and Spectral Decorrelation[C]// Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Toronto, Canada, 2002, 6: 3317-3319.
- [4] 闫敬文,屈小波,陈嘉臻. 分组 Karhun-Loeve 变换 整数小波变换高光谱影像无损压缩新方法[J]. 光学学报,2007,27(10): 1740-1744.
- [5] Du Q, Fowler J E. Hyperspectral Image Compression Using JPEG2000 and Principal Component Analysis[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(2): 201-205.
- [6] Perna B, Tillo T, Magli E, et al. Transform Coding Techniques for Lossy Hyperspectral Data Compression[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(5): 1408-1421.
- [7] Perna B, Tillo T, Magli E, et al. Hyperspectral Image Compression Employing a Model of Anomalous Pixels[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(4): 664-668.
- [8] Stein D W J, Beaven S G, Hoff L E, et al. Anomaly Detection from Hyperspectral Imagery[J]. IEEE Signal Process. Mag., 2002, 19(1): 58-69.
- [9] Chang C I, Chiang S S. Anomaly Detection and Classification for Hyperspectral Imagery[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6): 1314-1325.
- [10] Chang C I, Du Q. Estimation of Number of Spectrally Distinct Signal Sources in Hyperspectral Imagery[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(3): 608-619.
- [11] Rucker J T, Fowler J E, Younan N H. JPEG2000 Coding Strategies for Hyperspectral Data[C]// Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seoul, South Korea, 2005, 1: 128-131.