

遥感超谱(Hyperspectral)图象处理技术

张 晔 张钧萍

(哈尔滨工业大学电子与通信工程系, 哈尔滨 150001)

摘 要 由于遥感超谱图象分辨率的提高,如今已可以获得比多光谱图象更丰富的信息,并使得许多原先用多光谱信息不能解决的问题现在可以得到解决,它的问世是遥感技术应用的一个重大飞跃.另外,分类和压缩是目前国际上对超谱图象研究非常活跃的两个相对彼此独立、又相互联系的专题,因为压缩可以看作是给不同的子块分配不同的码字而实现的一种分类;反过来,分类也可以看作是一种提取感兴趣的地物信息的压缩.两者的差别主要在于评价最后处理结果的出发点不同,压缩一般侧重于恢复图象的平均误差,而分类则侧重于分类结果的错分概率.由于两者具有内在的相互联系,因此在实现算法上有许多相似之处.为了使人们对其发展的现状有所了解,因此对目前超谱图象分类和压缩广泛应用的方法进行了全面的综述,并对二者在应用中的相同之处和不同点作了比较分析,在此基础上,结合具体实例分别介绍了进行超谱图象分类和压缩的过程,并进行了计算机模拟仿真,最后给出了相应的结论和进一步研究的建议.

关键词 超谱图象 数据压缩 图象分类

中图法分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)01-0006-08

Remote Sensing Hyperspectral Image Processing Techniques

ZHANG Ye, ZHANG Jun-ping

(Department of Electrical and Communication Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Remote sensing hyperspectral images provide more information than multispectral images in the sense that the spectral resolution of the former is much higher than that of the latter. They can solve the problems that the multispectral images can not. Their invention is a leap in the techniques of remote sensing for applications. There are two key subjects—classification and compression—for the researches of hyperspectral images now, which are both independent and dependent. Compression can be viewed as a kind of classification realized by allocating different code words to different sub-blocks; on the contrary classification also can be considered as a type of compression extracting interesting object information. The main difference between them lies in the different standpoints evaluating the last results. Compression emphasizes the mean error of the reconstructed image, and classification emphasizes the misclassified probability of the images. Because of their inner relation, there are many similar realization algorithms. This paper first summarizes the methods of hyperspectral image classification and compression. Then the similar characteristics and differences for both are compared. Following two schemes for hyperspectral image classification and compression are introduced, and the computer simulations are carried out. Finally, the conclusions are given and the further research techniques are suggested.

Keywords Hyperspectral image, Data compression, Image classification

0 引 言

随着遥感技术的发展,其在地球资源管理、环境

监测、军事侦察等方面获得了广泛的应用,但由于传统的多光谱(Multispectral)图象,如 SPOT 和 Landsat TM 图象等仅包含 4~7 个离散谱带,可是人们感兴趣的地物目标,其吸收特性一般只有 20~

40nm 的宽度,故当上述谱带内的地物目标光谱特性相近时,多光谱图象的应用就受到限制,此时必须利用更多的谱带,通常包括几百个谱带,这就是超谱(Hyperspectral)图象.与多光谱图象相比,超谱图象的突出特点是谱分辨率的提高,它的问世是遥感技术应用的一个重大飞跃.由于其具有高的谱分辨率,使许多原先用多光谱信息不能解决的问题,现在在超谱下可以得到解决.例如,对于包含有多种地物目标的遥感图象,多光谱图象虽能区分不同的地物,但不能辨识它们,而超谱图象不但可以区分不同的地物,还可以辨识它们.这对利用遥感图象进行目标分类、目标识别、目标跟踪等都具有重要的研究价值和应用意义.

然而超谱图象的这种具有较高谱分辨率的优越性是以其较大的数据量及较高的数据维为代价的,如标准的超谱 AVIRIS(Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer)图象就有 224 个连续谱带,而每个谱带的图象空间分辨率为 $512 \times 614 \times 12\text{bits}$,这样一幅 AVIRIS 图象的数据量大约为 140Mbytes,每个象素的数据维为 224 维,比多光谱图象的数据量大得多、数据维也高得多.由于这样大的数据量和较高的数据维给超谱图象的传输和存储都带来较大的困难,同时也对通常的遥感图象应用方法提出新的挑战,因此充分利用其特点,研究新的超谱图象处理技术是极其必要的.

超谱图象有以下两个可利用的特性:其一是超谱图象具有高的谱分辨率,这使得它能够解决许多多光谱不能解决的问题,由于不同谱带对不同的地物目标具有不同的反射光谱特性,而且人们感兴趣的目标,其特征光谱往往集中在一个较窄的波长范围内(几个谱带),因此,可以利用超谱图象较高的谱带分辨率来辨识不同的目标;第二个可利用的特点是超谱图象相邻谱带间存在较强的相关性,且这种谱间相关性比空间相关性要强得多.在这一方面,它也完全不同于多光谱图象,因为多光谱图象的空间相关性要强于谱间的相关性.就目前关于超谱图象的处理技术而言,其中大多数方法主要是依赖这两个特性来进行的.

超谱图象的分类和压缩是目前国际上对超谱图象研究较活跃的两个专题,尽管二者在研究上是彼此独立的领域,但在应用上又是相互联系的,因为压缩可以看作是通过给不同的子块分配不同的码字而实现的一种分类;反过来,分类也可以看作是一种提取感兴趣的地物信息的压缩.两者的主要差别在于评价

最后处理结果的出发点不同,其中,压缩侧重于恢复图象的平均误差,而分类则侧重于分类结果的错分概率.另外,由于两者具有内在的相互联系,在实现算法上也有许多相似之处,所以本文把二者结合在一起加以介绍.

1 超谱图象分类

分类是一种为描述地物目标或种类的分析技术,其主要任务是辨识不同象素可能属于哪种地物种类.人们已经研究了许多多光谱图象的分类技术,但是由于超谱图象的数据量大、数据维高,因而使通常的多光谱图象分类方法,对于超谱图象的应用有较大的限制,因此需要研究适合于超谱图象的分类方法.目前,超谱图象的分类方法主要集中在以下两大类:

第 1 类主要是通过某种运算,使原始的高数据维降低到较低的数据维,然后再利用成熟的多光谱图象分类技术来进行分类.对此,Jimenez 等从理论上对数据维减小的可能性进行了论证,指出超谱高维空间大多数是空的,数据通常集中在较低维的结构中^[1],因此,减小数据维,而又不损失有意义的信息及可分性是可能的.其中对数据维的减小,目前广泛应用以下两种方法:一是从所有谱带中选择起主要作用的子集(Subset),该子集既能减小维数,又能保留所希望的信息,如 Tu 等提出的快速两阶段分类方法就属于此类^[2],该方法是采用谱带选择 BS(Band Selection)算法来减小维数,再采用递归最大似然法来实现分类;二是目前广泛应用的主成份分析 PCA(Principal Component Analysis)法.由于 PCA 可使图象能量集中在较少的系数上,因此可通过抑制具有较少信息量的系数,来实现数据维数的减小,但是通常的 PCA 方法是在整个数据空间上进行的,这种全局 PCA 方法最大的缺点是对非平稳数据不是最佳的,而对于局部而言,也只是次最佳的.为了反映数据局部统计特性的变化,PCA 要能够与局部的最佳标准相适应,为此,Jia 等提出了一种分段 PCA 超谱图象分类方法^[3],Zhang 等提出了一种自适应子空间分解 ASD(Adaptive Subspace Decomposition)方法^[4].它们的共同之处是先把整个数据空间分割成高度相关的子空间,然后在每个子空间中分别进行 PCA,从而可获得令人满意的数据维减小. Benediktsson 等从另一个角度也提出了利用决策边界 DB(Decision Boundary)进行特征提

取,来减小数据维的方法^[5],该方法是应用决策边界特征来提取减小了的特征集,因而可以获得较简单的分类器和较好的分类精度。

第2类分类方法主要是直接在超谱图象数据上进行,即通过提取有益的特征,使数据维减小和分类同步进行。目前广泛应用的方法是正交子空间投影OSP(Orthogonal Subspace Projection)方法^[6],该方法首先是由Chang和他的学生提出来的,其基本思想是将每一个像素向量投影到与不需要的特征正交的子空间上,由于该子空间对于不希望的奇异特征是正交的,因此该方法可以同时减小数据维数和抑制不希望的奇异特征,并可检测感兴趣的非奇异特征。由于文献^[6]缺乏理论依据,文献^[7]在文献^[6]的基础上,继续对OSP方法从理论上进行论证,包括奇异特征空间OSP、目标奇异特征空间OSP及非正交子空间投影等论证方案。文献^[7]不同于文献^[6]之处是奇异特征量不必已知,它可以从感兴趣的图象中根据最小均方准则来进行估计。此外目前数据融合(Data Fusion)技术也被广泛应用于超谱图象分类,这类技术是在多传感器融合的基础上发展起来的。由于几百幅图象是用同分辨率的同一传感器同时拍下的,因此对超谱图象进行融合分类不需要配准。按照进行融合的信息层次,目前主要采用的是特征层融合和决策层融合,例如,Jimenez等利用投影法以及大多数投票和神经网络等技术对超谱图象进行了基于特征和决策融合的分类研究^[8]。实验证明,融合分类方法大大提高了图象的分类精度。Benediktsson等基于决策融合,对超谱图象进行了分类^[9],也获得了很好的分类结果。

2 超谱图象压缩

大家知道,压缩是为数据传输和存储而进行的数据处理技术,其目的是在给定数码率下,以最小的失真表示图象。对于遥感图象压缩,其空间相关性和谱带相关性可以利用。其中,空间相关性在各种图象压缩中已被人们探索了多年,因此技术相对比较成熟,而对于谱带之间相关性的利用,虽然近年来也做了一些工作,但大多数都是集中在遥感多光谱图象上,而对超谱图象的研究则相对甚少,因此本节主要对超谱图象的压缩方法进行介绍。到目前为止,超谱图象的压缩(有失真和无失真)方法可分为如下3类:

第1类方法主要由基于变换(Transform)的技

术组成,典型的方法是K-L(Karhunen-Loeve)变换和DCT变换及它们的改进方案。其中,K-L变换对于超谱图象压缩,理论上是最佳的,其主要原理是通过变换重新组织数据,以使图象能量相对集中于较少的几个系数,而其它的系数只具有很小的能量,这样通过抑制能量小的系数,即可实现数据的压缩。例如Hoffman和Johnson首先在谱带上利用经验正交函数EOF(Empirical Orthogonal Functions)(也称离散K-L变换)来去除谱带间的相关性,然后再利用标准技术,在空间域对每个谱带内的EOF残余误差通过去相关继续压缩^[10]。K-L变换的主要缺点是,变换的基函数需要计算与原始数据相关的协方差矩阵和特征矢量,由于这些计算在应用中通常是很难实现的,因此,人们往往利用DCT变换来替代K-L变换,以实现谱带的去相关,而利用DCT的主要优点是其基函数固定不变,这样即不用考虑其原始数据,例如,Abousleman研究了两种基于DCT的超谱图象压缩方案^[11]:其一是先利用三维DCT对原始图象数据进行变换,然后利用格状编码量化(Trellis Coded Quantization)对变换系数进行编码;其二是先利用DPCM对谱带去相关,然后用二维DCT方案来实现空间去相关,而DCT变换的主要缺点是,谱带去相关的效率相对K-L变换要低。

第2类压缩方法主要由基于矢量量化VQ(Vector Quantization)的技术及其改进方案组成。VQ的原理是直接对数据块进行量化,而不需要去相关预处理。基于VQ的压缩方案,理论上是以信息的高阶熵为下限,在高压缩率和平均最小失真间获得最佳折衷,如Ryan和Arnold提出了用均值归一化VQ技术来实现AVIRIS的无损压缩^[12],其压缩性能接近于理论上的图象最小压缩熵。由于VQ的主要问题是较高的编码复杂性,其计算量随着矢量维数的增加而呈指数增长,因此,在保持较高压缩性能的前提下,人们也试图在减小VQ复杂性的算法上进行改进,如Canta和Poggi提出了一种Kronecker积形状增益的VQ方法^[13]用来减小VQ复杂性,获得了准最佳的压缩结果。

最后一类压缩方法是基于预测(Predictive)技术的改进方案。这类方法不同于以上两类方法之处是,它们直接探索像素与像素之间的相关性和(或)谱带与谱带之间的相关性,其基本原理是,任何一个像素可以由其周围的样值预测,因而其产生的去相关残余误差比较容易压缩。例如,在Abousleman提出的利

用二维 DCT 和熵限制预测格状编码量化 ECPTCQ (Entropy-Constrained Predictive Trellis Coded Quantization) 方法进行超谱图象压缩的方案中^[14], 就将二维 DCT 后用于每个谱带的非重叠方块变换, 而后 ECPTCQ 用于在谱带内对变换系数进行预测编码, 又如 Roger 和 Cavenor 提出的利用自适应 DPCM 对谱带去相关, 然后对残余误差图象采用变长度编码 (Variable-Length Coding) 的 AVIRIS 无损压缩方法^[15] 也获得较好的结果. 而基于预测技术的主要问题是, 相对于其它两类方法, 其压缩比较低.

3 超谱图象分类方案

在文献^[16]介绍的超谱图象数据分类方案中, 其关键技术是利用自适应子空间分解的方法来保存超谱图象不同谱带的细节信息, 该自适应子空间分解方法主要是针对传统方法在整个数据空间进行分析时所存在的弊病而提出来的. 由于整个数据空间

的统计特性不同于局部统计特性, 因此如果在整个数据空间上提取特征, 可能有些细节信息要丢失, 而且这必将导致不合理的统计估计, 从而导致分类精度的降低. 这里整个数据空间和子空间分解的关系如图 1 所示.

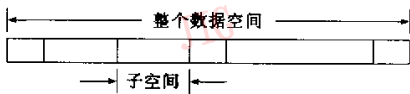


图1 整个数据空间和子空间

自适应子空间分解应用的基本原理为: 根据超谱图象不同谱带间的相关特性, 将维数为 L 的数据空间 S 自适应地分解成维数为 L_i 的若干个子空间 S_i , 则在每一个子空间中, 一方面谱带具有较强的相关性, 另一方面在应用中不像通常的方法在整个数据空间操作, 而是把操作应用到低维的子空间上. 这样, 在每一个子空间中, 能量将更集中, 而且提取的特征更具有代表性. 其基于自适应子空间分解方法的超谱图象数据分类系统框图如图 2 所示.

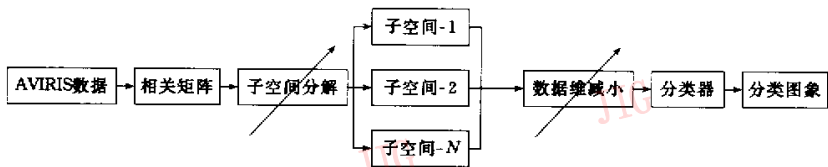


图2 超谱图象数据分类系统框图

应用自适应子空间分解的分类过程主要包括: (1) 计算给定的 AVIRIS 数据空间的相关矩阵 R , 然后根据相关矩阵值, 在预先给定的门限下, 进行自适应子空间分解; (2) 利用某种处理技术, 如将 PCA 应用到每个子空间, 进行去相关处理. 由于每个子空间的谱带间存在较强的相关性, 因而经处理后的数据能量更集中; (3) 基于每个子空间的能量分布, 从每个子空间中提取包含主要信息的特征, 这样可以保证分类精度不受损失; (4) 根据从不同子空间提取的组合特征 (Combined Features), 利用成熟的多光谱图象分类方法来实现不同种类的分类, 这样即可获得分类图象.

为了验证该方法的有效性, 把本文提出的自适应子空间分解方案应用于 AVIRIS 分类中, 并进行计算机模拟仿真. 为了简化运算, 本文从 224 个谱带中选择了 100 个谱带 (6~105), 每个谱带包含 512×614 个像素, 每个像素灰度为 12bits. 其模拟的步骤为: (1) 计算不同谱带的相关矩阵, 虽然一些谱带在其邻域内较其它谱带具有较强的相关性, 而一些谱带具有较弱的

相关性, 但总的趋势是随着两个谱带间距离的增大, 而相关性减弱; (2) 根据相关矩阵 R 值, 在预先给定的 0.05 门限值下, 将谱带数据空间分解成 5 个子空间 (其谱带分别为 6~16 谱带、17~35 谱带、36~37 谱带、38~40 谱带及 41~105 谱带), 但其子空间的维数不同 (分别是 11、19、2、3 和 65), 此时, 在每个子空间中, 相关系数的变化都在给定的门限 0.05 之内. 值得注意的是, 如果给定的门限不同, 尚可获得不同的子空间; (3) 将 PCA 应用到每个子空间. 由于在每个子空间的谱带间存在较强的相关性, 所以 PCA 特征值的分布主要集中在前几个系数上, 5 个子空间 PCA 的前 5 个特征值及它们对应总能量的百分比如表 1 所示; (4) 基于 PCA 特征值的能量分布, 从各个子空间的变换系数中提取满足给定相对能量为 $VR=0.02$ 的主要特征, 由于它们包含了原图象的主要信息, 所以不损失分类精度; (5) 根据从不同子空间提取的组合特征, 通过高阶矩保持的分类方法来实现不同种类的聚类, 然后通过对不同的种类标号编码后, 即获得分类图象, 分类结果如图 3 所示 (共 16 类).

表 1 子空间 PCA 前 5 个特征值及它们对应总能量的百分比

特征值及 百分比	PCA ₁		PCA ₂		PCA ₃		PCA ₄		PCA ₅	
	特征值	百分比	特征值	百分比	特征值	百分比	特征值	百分比	特征值	百分比
子空间-1	2 408 189	99.02	16 512	0.68	3 661	0.15	941	0.04	678	0.03
子空间-2	8 231 238	98.36	117 521	1.40	10 503	0.13	4 264	0.05	2 443	0.03
子空间-3	916 163	98.01	18 560	1.99						
子空间-4	2 720 687	98.36	45 037	1.63	257	0.01				
子空间-5	58 644 611	99.13	423 458	0.72	62 826	0.11	11 209	0.02	8 495	0.01

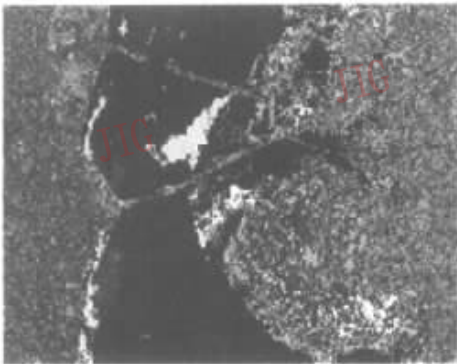


图 3 基于自适应子空间分解的分类图象

为了进行比较,本文把通常的 PCA 分类方法应用到整个 AVIRIS 数据空间,且前 5 个变换系数图象被选为特征图象,其特征值及它们对应的总能量百分比如表 2 所示.若对这 5 个特征图象应用相同的分类方法进行分类(其分类结果如图 4 所示),其

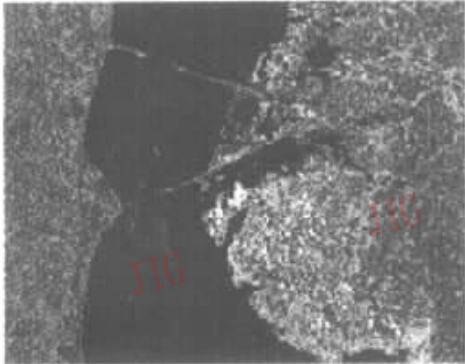


图 4 基于通常 PCA 方法的整个空间分类图象

分类结果虽然也是可以接受的,但是,比较图 3 和图 4 可以看出,通常的 PCA 方法已损失了一些信息,如浅水区(图 4),而基于自适应子空间分解的方法则使不同的谱带保持了更多的细节信息,因此获得了较高的分类精度.

表 2 整个空间 PCA 前 5 个特征值及它们对应总能量的百分比

特征值及 百分比	PCA ₁		PCA ₂		PCA ₃		PCA ₄		PCA ₅	
	特征值	百分比	特征值	百分比	特征值	百分比	特征值	百分比	特征值	百分比
整个空间	63 871 967	86.71	9 014 277	12.24	498 031	0.68	121 427	0.16	74 787	0.10

4 超谱图象压缩方案

在文献[17]介绍的超谱图象数据压缩方案中,其关键技术是利用所谓的递归双向预测 RBP (Recursive Bidirection Prediction)算法来减小谱带间的相关性.RBP 算法是在传统的 DPCM 基础上,经过改进成双向预测 BP (Bidirection Prediction)后,再改进成递归双向预测 RBP 而成的,BP 和 RBP 的预测原理如图 5 所示.它们与一般 DPCM 方法不同的是,在 DPCM 中只用单边样值对当前样值进行预测;而在 BP 和 RBP 中则是利用双边样值对当前样值进行预测,因为这样可以充分利用样值间的相关性,从而减小信息熵,而 RBP 由于利用了递归算法,因而比 BP 预测误差更小(图 5 中粗黑线),这样使信息熵更小、压缩比更高.

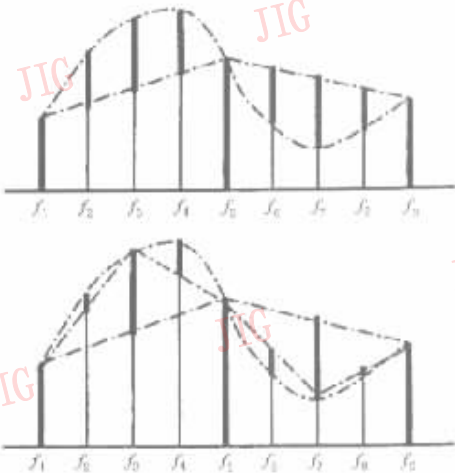


图 5 BP 预测原理(上)和 RBP 预测原理(下)

基于 RBP 算法的超谱图象数据压缩方法的系统框图如图 6 所示.

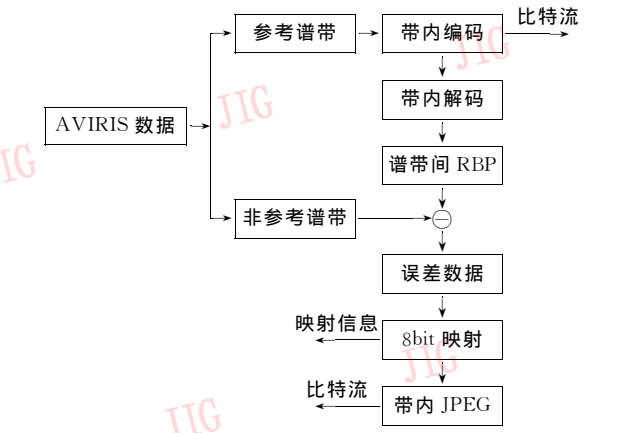


图 6 超谱图象数据压缩系统框图

该系统包括参考谱带的带内压缩、非参考谱带间的 RBP 去相关、映射残余误差数据为 8bit 残余误差图象及谱带内残余误差图象的标准 JPEG 压缩等 4 个步骤。各步骤具体包括：

(1) 所谓参考谱带是指在超谱图象中,其它非参考谱带可以由它来精确预测的那些谱带。该参考谱带有如下两个作用:其一是将压缩的参考谱带传输到接收端,并解码恢复成原始图象;其二是将它们重建后,用来预测其它的非参考谱带。由于参考谱带的压缩质量对整个系统的质量至关重要,所以对参考谱带的重建有较高质量要求,且通常是采用空间压缩的方法来对参考谱带进行较低失真的压缩;

(2) 压缩的参考谱带一方面传输到接收端;另一方面通过重建后反馈到 RBP,以进行谱带间去相关。这里有一个参数必须预先决定,即两个谱带间的距离。该参数将直接影响 RBP 的结果;

(3) 通过计算非参考谱带图象和 RBP 预测图象间的差,来产生残余误差数据,这种残余误差数据通常是浮点格式,且具有正、负值。为了下一步用 JPEG 算法压缩,需先将残余误差数据映射成 8bit 图象格式,然后将映射参数编码,再传输到接收器,以用于图象重建;

(4) 谱带间去相关后的残余误差图象先用 JPEG 算法来去除空间相关性,再通过进一步压缩,形成比特流,然后进行压缩比特流的传输。在接收端,可根据接收到的比特流和映射信息,通过相反的运算,即可得到重建图象。

为了验证该方法的有效性,把本文提出的 RBP/JPEG 方法应用到 AVIRIS 图象中,进行计算机模拟仿真。实验中,为了简化计算,从 224 个谱带中选择了

40 个谱带(谱带 11~谱带 50)。每个谱带截取 512×512 个像素,每个像素灰度为 12bits,其中 5 幅选为参考谱带,每两个参考谱带间的距离选为 8 个谱带(即两个谱带间有 7 个谱带)。参考谱带在空间域用 JPEG 算法,并以较低的失真进行压缩及重建。在参考谱带重建的基础上,非参考谱带再利用线性 RBP 方法进行预测,以实现谱带去相关。对于生成的残余误差数据,则根据残余数据的最大值和最小值,采用线性变换方法把残余数据映射成 8bits 残余数据图象;然后利用标准 JPEG 算法,来对残余图象进一步在空间域去相关和压缩编码。

为了评价本文提出的 RBP 方法的性能,本文除用压缩比(CR)和信噪比(SNR)作为客观评价准则外,还针对超谱图象的特殊应用性,来对重建图象和原始图象分别进行分类,并根据对重建图象的错分率来进行评价。用本文方法重建的不同谱带图象压缩比 CR 和信噪比 SNR 如图 7 和图 8 所示,其压缩比和信噪比的平均值分别为 47.56 倍和 38.73dB,其重建图象的质量也是令人满意的。

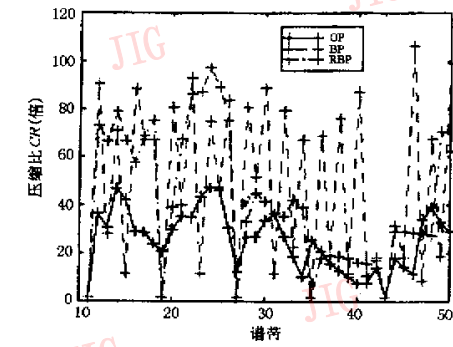


图 7 3 种压缩方案重建的不同谱带图象的压缩比曲线 (OP 指单向预测;BP 指双向预测;RBP 指递归双向预测)

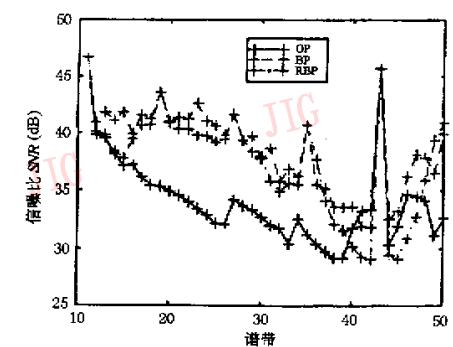


图 8 3 种压缩方法重建的不同谱带图象的信噪比曲线 (OP 指单向预测;BP 指双向预测;RBP 指递归双向预测)

为了进行比较,本文也在相同的 40 幅 AVIRIS 图象上对 BP 和 DPCM 方法进行了模拟。在 BP 方法中,两个参考谱带之间的距离也取为 8 个谱带;在 DPCM 方法中,只有第一个谱带选为参考谱带;其不同谱带图象的压缩比和信噪比也在图 7 和图 8 中给出。其中,BP 方法的平均压缩比和信噪比分别为 42.64 倍和 37.39dB,而 DPCM 的压缩比和信噪比分别为 25.38 倍和 34.10dB。由此可以看出,RBP 的性能与 BP 和 DPCM 相比,有较大的改进提高。

为了验证压缩后的图象是否影响其它应用要求,又分别对压缩前的图象和压缩后的重建图象用相同的方法进行分类,并对由于压缩引起的分类误差进行了分析,其误分率如表 3 所示。由表 3 可见,压缩对于分类的影响是可以忽略的。

表 3 重建图象的错分率

分类数	2	4	7	12
错分率	0.49	2.22	3.37	5.47

5 结论和展望

本文对超谱图象的分类和压缩技术进行了全面综述,并结合具体实例进行了计算机模拟仿真。在基于自适应子空间分解方法的分类中,其利用子空间分解的方法与通常在的空间上进行分类的方法相比,可保留较多的细节信息,并能获得较高的分类精度;而在基于 RBP 算法的压缩方法中,还克服了传统 DPCM 方法的单边预测和误差积累等缺点。同时由于 RBP 算法的实现只用加法,其运算量比目前较广泛应用的基于 K-L 变换或基于 DCT 变换的压缩方法以及基于 VQ 的压缩方法则大大减小。

纵观当前关于超谱图象的分类和压缩方法,还有以下许多关键技术急待解决。

(1)关于超谱图象分类的研究目前有两个关键技术需要解决:其一是数据维减小问题。由于在分类中超谱图象可利用的谱带比多光谱高得多,这样高的数据维一方面将给超谱图象分类的实现带来困难,甚至是不可能的,另一方面,由于在超谱图象中需要分类的各种地物目标往往集中在相对较窄的不同谱带范围内,因此在充分利用超谱图象谱分辨率高的特点的同时,如何合理减小超谱图象数据维,使其分类算法既简单、又能获得较高的分类精度是超谱图象分类中首先要解决的关键技术;其二是解译

混合象元问题。虽然超谱图象的谱分辨率有了很大提高,但由于与其象元对应的地物目标分辨率却是有限的,如 AVIRIS 为 $20\text{m} \times 20\text{m}$,这样,在一个象元内则可能包含两种或两种以上地物目标,即象元是混合的,如果仅将该象元分为一类,必将带来分类误差,并导致分类精度下降,进而影响后续的进一步应用,因此,研究超谱图象中混合象元的解释方法是超谱图象分类中要研究的第二个关键技术。

(2)关于超谱图象数据压缩目前也有两个关键技术需要解决:其一是压缩过程中多目标及小目标的保存问题。由于超谱图象压缩的目的不同于一般的电视图象,它不仅仅是为了人的视觉系统、同时也是为了某种特殊的应用,且不同的地物目标或小目标往往是主要的应用信息,因此如何保留这些细节信息,并使压缩后的不同目标或小目标不受损,是目前要重点解决的问题;其二是压缩算法的简化问题。由于超谱图象的突出特点之一是其谱间相关性要高于谱内相关性,因而在利用谱带间的相关性算法上往往要比利用谱带内算法复杂得多,如 K-L 变换等方法就相当复杂,难以实现,因此研究简单可行的压缩算法不仅是超谱图象进一步应用的先决条件,也是今后将要进行重点研究的另一项关键技术。

可以肯定,超谱图象是遥感技术应用发展的一大趋势,它的研究将越来越受到普遍关注,同时它在国土资源调查、农业、林业、环境污染及地质调查等方面必将发挥越来越重要的作用。

参考文献

- Jimenez L O, Landgrebe D A. Supervised classification in high-dimensional space: Geometrical, statistical, and asymptotical properties of multivariate data. IEEE Trans. On System, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 1998, 28(1):39~54.
- Tu Te-Ming, Chen Chin-Hsing. A fast two-stage classification method for high-dimensional remote sensing data. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1998,36(1):182~191.
- Jia Xiuping, Richards J A. Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(1):538~542.
- Zhang Ye, Desai M D, Zhang Junping *et al.* Adaptive subspace decomposition for hyperspectral data dimensionality reduction. In: International Conference on Image Processing (ICIP99'), Kobe, Japan,1999:326~329.
- Benediktsson J A, Sveinsson J S, Arnason K. Classification and feature extraction of AVIRIS data. IEEE Trans. On Geoscience

- and Remote Sensing, 1995,33(5):1194~1205.
- 6 Harsanyi J C, Chang Chein-I. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection approach. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1994,32(4):779~785.
- 7 Chang Chein-I, Zhao Xiao-Li, Althouse M L G *et al.* Least squares subspace projection approach to mixed pixel classification for hyperspectral images. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1998,36(3):898~912.
- 8 Jimenez L O, Morell A M, Creus S. Classification of hyperdimensional data based on feature and decision fusion approaches using projection pursuit, Majority Voting, and Neural Networks. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1360~1366.
- 9 Benediktsson J A, Kanellopoulos I. Classification of multisource and hyperspectral data based on decision fusion. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1367~1377.
- 10 Hoffman R N, Johnson D W. Application of EOF's to multispectral imagery: Data compression and noise detection for AVIRIS. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1994,32(1):25~34.
- 11 Arousleman G P. Compression of hyperspectral imagery using the 3-D DCT and hybrid DPCM/DCT. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1995,33(1):26~34.
- 12 Ryan M J, Arnold J F. The lossless compression of AVIRIS images by vector quantization. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 1997,35(3):546~550.
- 13 Canta G R, Poggi G. Kronecher-product gain-shape vector quantization for multispectral and hyperspectral image coding. IEEE Trans. On Image Processing, 1998,7(5):668~678.
- 14 Arousleman G P, Marcellin M W, Hunt B R. Hyperspectral image compression using entropy-constrained predictive trellis coded quantization. IEEE Trans. On Image Processing, 1997,6(4):566~573.
- 15 Roger R E, Cavenor M C. Lossless compression of AVIRIS images. IEEE Trans. On Image Processing, 1996,5(5):713~719.
- 16 Zhang Ye, Zhang Junping, Jin Ming *et al.* Adaptive subspace decomposition and classification for hyperspectral images. Chinese Journal of Electronics, 2000,9(1):82~88.
- 17 Zhang Ye, Jin Ming, Zhang Junping. Hyperspectral image compression based on recursive bidirection prediction/JPEG. Chinese Journal of Electronics, 2000,9(3):235~241.

张 晔 1960 年生,1985 年获哈尔滨工业大学无线电工程系硕士学位,1996 年获博士学位.现为哈尔滨工业大学信息工程教研室主任、教授.主要研究兴趣有小波变换技术、数据融合技术、图象数据压缩与传输、纹理图象分析、自动目标识别、遥感图象处理及医学图象处理等.

张钧萍 1970 年生,1998 年获哈尔滨工业大学硕士学位.现为哈尔滨工业大学信号与信息处理专业博士研究生、讲师.目前主要从事遥感图象处理及分类技术的研究.