

基于分类的多波段遥感图象无损压缩方法

张 荣 刘政凯 李厚强

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系,合肥 230027)

摘 要 多波段遥感图象是序列图象的一种,通常序列图象的帧间压缩是基于帧与帧之间的相关性。对于多波段遥感图象,其帧间相关性较小,因此用常规的帧间压缩收效甚微。此文提出一种基于分类的多波段的无损压缩方法(CBS²P²),先对图象进行分类,然后采用谱间(即帧间)和空间预测方法,进行无损压缩。在多波段遥感图象中,物体在不同波段图象中的灰度值是由其本身固有的光谱反射特性决定的,所以,利用每一类的光谱反射特性构造谱间预测器,可以实现谱间压缩,同时,由于同一帧图象中同类像素之间存在空间相关性,我们选用 JPEG 标准定义的空间 DPCM 方法实现空间压缩。用这一方法对不同的多波段遥感图象进行无损压缩,压缩比都有明显提高。

关键词 无损压缩,多波段遥感图象,谱间预测,空间预测

1 引言

近年来,遥感技术应用日益广泛,由于遥感图象数据量巨大,使得遥感数据的传输和存储产生困难,因此遥感数据压缩具有特别重要意义。虽然图象数据压缩的研究很多,但针对多波段遥感图象的压缩的研究是最近几年才出现的^[1]。而且,特别是由于遥感图象数据信息对地物的解译非常宝贵,所以希望在遥感图象压缩时不损失信息,因此需要采用无损压缩。我们知道,图象之所以可以压缩是由于其本身存在冗余。多波段遥感图象也存在两类冗余:空间冗余和谱间冗余,但是由于遥感图象对应的区域广大,地物复杂,使空间相关性较小,而且大部分多光谱图象谱间分辨率较低,使谱间相关性较小,因此压缩比很小。对 AVIRIS 数据(224 波段)的无损压缩比只有 1.33 至 1.50 : 1^[2,3],对 TM 数据(7 波段)的无损压缩比为 1.7 至 2.4 : 1^[4]。Memen 等人在文献[3]中提出了预测树的方法,对每一帧图象构造预测树去除空间冗余,相邻波段的预测树是相似的,因此对所有波段分组,相似的预测树用一种预测树代替,去除谱间冗余。在文献[2]中,Hoffman 等人用 K-L 变换进行压缩,使 AVIRIS 图象的最大压缩比达到 1.5:1。Wang 在文献[4]中提出最优线性预测器方

法,进行空间和谱间压缩,使 TM 图象的无损压缩比达到 2.4:1。上述所有无损压缩方法都是基于统计的,同一波段图象中的每个像素的帧间预测器都是相同的。本文提出一种基于结构的方法,首先对图象进行分类,对每一类分别构造谱间预测器,同一波段图象中属于不同类别的像素的帧间预测器是不同的,同时,由于同一帧图象中同类别像素之间存在空间相关性,我们选用 JPEG 标准定义的空间 DPCM 方法构造空间预测器,然后进行空间和谱间预测。我们称这一方法为基于分类的空间预测和谱间预测(CBS²P²)方法。用这种方法对多种多波段遥感图象进行无损压缩,实验表明,压缩比都有明显提高。

2 基于分类的多波段遥感图象无损压缩方法

2.1 无损压缩的一般过程

图 1 为无损压缩的流程图,图中预测器的作用在于去除冗余,原图和预测图象之差为残差图象,原图可以精确地从残差图象中恢复。熵编码器对残差图象进行无损编码,一般用 Hoffman 编码或算术编码。

大部分压缩研究都着重于去除冗余,使残差图

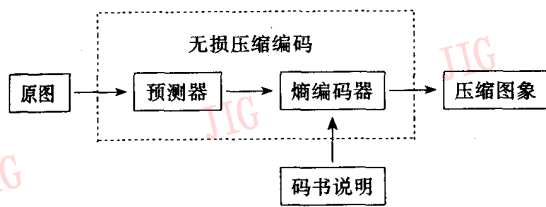


图1 无损压缩编码流程图

Fig.1 The processing steps for lossless compression

象的熵尽可能的小,因为根据香农编码定理,信源的熵是平均码长的下限,只有降低残差图象的熵,才可能减少平均码长,提高压缩比。图象的熵定义如下:

$$H = - \sum_k P_k \times \log_2 P_k \quad (1)$$

其中 P_k 是灰度值为 k 的象素的概率。通常残差图象的熵比原图的熵要低,并且其概率分布很好地吻合零均值的 Laplasian 分布^[3],所以,对残差图象熵编码的平均码长比对原图熵编码的平均码长小,从而实现压缩。因此无损压缩的关键在于设计一个好的预测器,使残差图象的熵尽可能地小。

JPEG 标准定义的无损压缩算法是基于空间线性预测(DPCM)技术的,提供8种可选择的空间预测方法,如表1所示。

图2为一个象素 x 和它的三邻域 (a, b, c) 位置示意图。这样定义三邻域的依据是传输顺序, a, b, c 在 x 之前已被传输,是一种因果预测,算法简单,无需额外的存储空间。 x 的

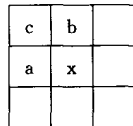


图2 邻域图

Fig.2 Neighborhood

预测值可用表1中所列的预测方式计算,其中方式1、2、3是一维预测,方式4、5、6、7是二维预测。

表1 JPEG标准的预测方式
Table 1 Prediction modes in JPEG

方式	0	1	2	3	4	5	6	7
预测值	Null	a	b	c	a+b-c	a+(b-c)/2	b+(a-c)/2	(a+b)/2

2.2 多波段遥感图象的特点

多波段遥感图象可以表示为一个三维数组 ($M \times N \times B$),其中 $M \times N$ 为图象的空间尺寸, B 表示图象的波段数。每一个象素的灰度值可以表示为 $p(i, j, b), (i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N, b=1, 2, \dots, B)$,它是对应的地物在特定的波段 b 上的反射值。一方面,相同空间位置不同波段的象素值构成波段向量 $P=(p(i, j, 1), p(i, j, 2), \dots, p(i, j,$

$b))^T$,波段向量反映了对应的地物的光谱反射特性,同一类地物的波段向量是大致相同的,这一特点使多波段遥感图象被广泛用于分类,同样,这一特点也可以用于遥感图象的无损压缩。另一方面,每一波段的图象本身也存在空间相关性,即同一类地物在图象中占据一定区域,使这一区域的象素值相近,这一特点也可用于遥感图象的无损压缩。

2.3 遥感图象的 CBS²P² 方法

我们提出的基于分类的遥感图象的无损压缩方法 CBS²P²,首先对图象进行分类,然后根据分类图选择进行空间预测或谱间预测,如果某一点与其周围的点属于同一类地物,则它的象素值具有较强的空间相关性,可以用空间预测,否则空间相关性小,难以空间预测,对于这些点,我们用其所属类别的中心波段向量作谱间预测,最后把残差图象进行熵编码。具体方框图如图3所示。

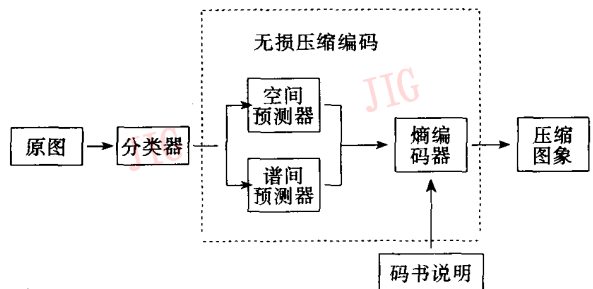


图3 CBS²P²方法框图

Fig.3 The processing steps of CBS²P² method

图中,分类器的设计以两点为原则:

(1)分类类别数的确定,从理论上讲,分类类别数越多,谱间预测误差越小,但同时存储谱间预测器的开销增加,对于 256×256 的图象,在极限情况 $k=256 \times 256$ 下,虽然预测误差为0,但其开销 COST 为 8bits/pixel,与压缩功效相抵消,因此不能无限地增大分类类别数。在本文中,分类类别数小于50, $COST < 50 \times 8 / (256 \times 256) < 0.006 \text{bit} / \text{pixel}$,可以忽略不计。

(2)分类判别原则,由于这里的分类的目的是用类别中心的波段矢量预测该类别中元素的波段矢量,所以分类的原则是使类内距离最小,而不考虑实际的分类精度。我们把某类中各元素至中心的距离平方和定义为性能指数 J ,分类的结果应使 J 最小。在作预测时,根据分类图选择预测方式。如果一个点

与其邻域属于同一个类别,说明其空间相关性较强,选择空间预测方式,否则选择谱间预测。CBS²P²方法具体步骤如下:

- (1) 用 K-means 算法将图象分成 K 类;
- (2) 计算每一类的中心波段向量 $P_{center}(k)$:

$$P_{center}(k) = \frac{\sum_{P \in s(k)} P}{N(k)}, k = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

其中 P 为波段向量, $s(k)$ 为属于 k 类的波段向量集合, $N(k)$ 为属于 k 类的波段向量的个数;

- (3) 用所得的 K 个中心波段向量构造谱间预测器,用数组表示为 $spectrpd(k, b), k = 1, 2, \dots, K, b = 1, 2, \dots, B, B$ 为波段数,其中:

$$(spectrpd(k, 1), spectrpd(k, 2), \dots, spectrpd(k, B))^T = P_{center}(k);$$

- (4) 选用 JPEG 定义的测器方式作为空间预测器;

- (5) 选择预测方式:对于任一点 $p(i, j, b)$ 根据分类图选择谱间预测或空间预测。分类图用数组表示为 $class(i, j), i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N, M, N$ 为图象尺寸,数组元素的值表示分类号。

A. 如果 $class(i, j)$ 与其邻域 $class(i, j-1), class(i-1, j), class(i-1, j-1)$ 均不相同,则选择谱间预测, $p(i, j, b)$ 的预测值 $\hat{p}(i, j, b) = spectrpd(x, b)$, 其中 x 为 $p(i, j, b)$ 所属的类别号;

B. 否则,有以下几种情况均采用空间预测:

a. $class(i, j) = class(i, j-1)$, 选择 JPEG 方式 1 预测: $\hat{p}(i, j, b) = p(i-1, j, b)$;

b. $class(i, j) = class(i-1, j)$, 选择 JPEG 方式 2 预测: $\hat{p}(i, j, b) = p(i, j-1, b)$;

c. $class(i, j) = class(i-1, j-1)$, 选择 JPEG 方式 3 预测: $\hat{p}(i, j, b) = p(i-1, j-1, b)$;

d. $class(i, j) = class(i, j-1) = class(i-1, j)$, 选择 JPEG 方式 7 预测:

$$\hat{p}(i, j, b) = (p(i-1, j, b) + p(i, j-1, b))/2;$$

e. $class(i, j) = class(i, j-1) = class(i-1, j-1)$, 选择 JPEG 方式 1 预测:

$$\hat{p}(i, j, b) = p(i, j-1, b);$$

f. $class(i, j) = class(i-1, j) = class(i-1, j-1)$, 选择 JPEG 方式 2 预测:

$$\hat{p}(i, j, b) = p(i-1, j, b);$$

g. $class(i, j) = class(i, j-1) = class(i-1, j) = class(i-1, j-1)$, 选择 JPEG 方式 4 预测:

$$\hat{p}(i, j, b) = p(i-1, j, b) + p(i, j-1, b) - p(i-1, j-1, b);$$

(6) 获取残差图象, $e(i, j, b) = p(i, j, b) - \hat{p}(i, j, b)$;

(7) 对残差图象进行熵编码。

3 实验结果

我们用三种多波段遥感图象对这种方法进行验证,实验数据 1 取自 1991 年 6 月 24 日里斯本泰吉河流域的 SPOT 遥感图象,尺寸位 256×256 ,共 6 个波段,象素灰度级为 256 (8 bits),图 4 (a) 为其其中第 5 波段的图象。实验数据 2 取自 1984 年 11 月 4 日祁连山地区的 NOAA-AVHRR 遥感图象,尺寸位 128×128 ,共 5 个波段,象素灰度级为 256 (8 bits),图 4 (b) 为其中第 4 波段的图象。实验数据 3 是日本平塚市区的 TM 遥感图象,尺寸位 256×256 ,共 6 个波段,象素灰度级为 256 (8 bits),图 4 (c) 为其中第 1 波段的图象。我们用 K-means 算法将图象分类成 K 类,计算每一类的中心波段向量作为谱间预测器,利用 JPEG 定义的预测方法构造空间预测器,用图 4 所示的 CBS²P²方法进行无损压缩,对不同的遥感图象,压缩比都有明显提高,实验结果如表 2 所示。为了便于比较,我们在表中还列出了只用 JPEG 定义的空间预测方法 (DPCM) 的无损压缩结果。

表 2 DPCM 方法与 CBS²P²方法比较

Table 2 The comparison of DPCM and CBS²P² methods
(a) SPTO 图象 ($K=48$)

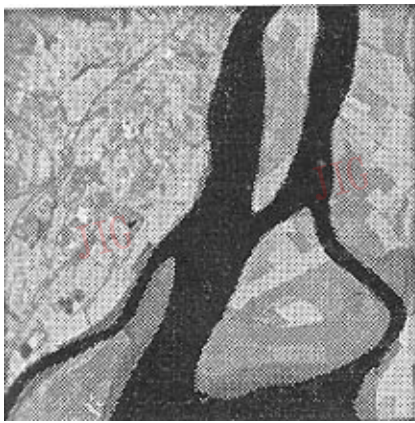
波段	DPCM 方法		CBS ² P ² 方法	
	平均码长(bit)	压缩比	平均码长(bit)	压缩比
1	3.92	2.04	2.84	2.82
2	3.44	2.33	2.24	3.57
3	4.62	1.73	2.97	2.69
4	4.27	1.87	3.35	2.39
5	4.78	1.67	3.45	2.32
6	4.11	1.95	2.90	2.76
平均	4.13	1.93	2.96	2.70

(b) NOAA-AVHRR 图象 (K=32)

波段	DPCM 方法		CBS ² P ² 方法	
	平均码长(bit)	压缩比	平均码长(bit)	压缩比
1	3.33	2.40	2.29	3.49
2	3.42	2.33	2.24	3.57
3	4.58	1.74	2.49	3.21
4	3.87	2.06	2.08	3.48
5	3.83	2.08	2.00	4.00
平均	3.81	2.09	2.22	3.60

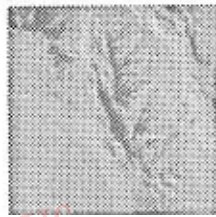
(c) TM 图象 (K = 48)

波段	DPCM 方法		CBS ² P ² 方法	
	平均码长(bit)	压缩比	平均码长(bit)	压缩比
1	5.53	1.44	5.13	1.56
2	5.48	1.45	4.74	1.79
3	5.53	1.44	5.00	1.60
4	5.79	1.38	5.69	1.40
5	5.31	1.50	5.21	1.53
6	5.37	1.51	5.19	1.54
平均	5.48	1.45	5.16	1.57



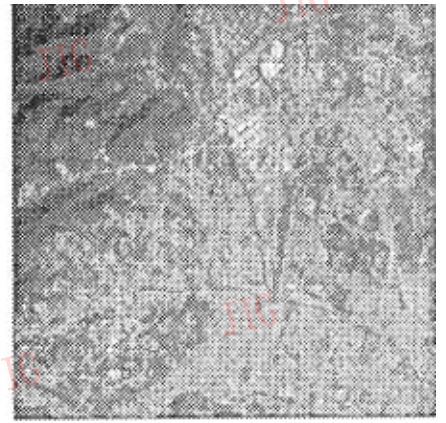
(a) SPOT 图象,

(a) The SPOT image



(b) NOAA-AVHRR 图象

(b) The NOAA-AVHRR image



(c) TM 图象

(c) The TM image.

图 4

Fig. 4

4 结 论

本文对多波段遥感图象的无损压缩进行了研究,提出一种基于分类的无损压缩方法,该方法从多波段遥感图象的成象特点出发,将图象分类,利用各类别的中心波段相量构造谱间预测器进行谱间预测,与 JPEG 定义的空间预测方法相结合,进行无损压缩.实验结果表明,对多种多波段遥感图象的无损压缩比有明显提高。

参 考 文 献

- 1 Sayood K Data compression in remote sensing application, IEEE Geosci. Remote Sensing Newsletter, 1992,84:7~15.
- 2 Hoffman R N, Johnson D W. Application of EOF's to multispec-

tral imagery: data compression and noise detection for AVIRIS, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 1994, 32(1): 25~34.

- 3 Memon N D, Sayood K, Nagliras S S. Lossless compression of Multispectral image data, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 1994, 32(2): 282~289.
- 4 Wang J F, Zhang K, Tang S. Spectral and spatial decorrelation of Landsat-TM data for lossless compression. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 1995, 33(5): 1277~1285.
- 5 刘政凯. 微型计算机数字图象处理技术. 合肥:安徽科学技术出版社, 1991.
- 6 Stearns S D, Tan L, Magotra N. Lossless compression of wave form data for efficient storage and transmission. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 1993, 31(3): 645~654.
- 7 Roger R E, John Arnold F. Reversible image compression bounded by noise. IEEE Trans. Geodesic. Remote Sensing, 1994, 32(1): 19~24.



张荣,女,1995年7月毕业于合肥工业大学计算机与信息科学系,获信号与信息处理专业硕士学位,同年考入中国科学技术大学电子工程与信息科学系读博士学位,从事遥感图象处理研究。



刘政凯,男,1940年8月生,1964年毕业于中国科学技术大学无线电遥控遥测专业,现为中国科学技术大学教授,博士生导师。主要从事遥感图象处理,人工神经网络及模式识别方面的研究,已发表论文60余篇,出版专著6本。



李厚强,男,1969年3月生,分别于1992年7月和1997年7月获中国科学技术大学通讯与电子科学专业学士、硕士学位,现为中国科学技术大学信息号信息处理专业博士研究生。

Classification-based Lossless Compression of Multispectral Data

Zhang Rong, Liu Zhengkai, Li Houqiang

(Dept. of Elec. Eng. & Info. Sci., Univ. of Sci. & Tech. of China, Hefei, 230027)

Abstract Multispectral imagery is one of sequence images. Usually, the frame compression of sequence images is based on the decorrelation between frames. To multispectral imagery, there is less correlation between frames. So the conventional frame compression is invalid.

In this paper, we present a new lossless compression technique that based on classification to decorrelate spectral correlation and spatial correlation, we called it classification~based spectral prediction and spatial prediction (CBS²P²) method. The imagery was classified first, then was compressed by spectral prediction and spatial prediction. We created spectral predictors with spectral vectors, for the gray values of image pixels were based on spectral vectors, and chosed the second mode of JPEG standard rediction modes for lossless compression as spatial predictors. The experiments with 6 bands SPOT data, 5 bands NOAA-AVHRR data and 6 bands TM data show the compression ratios can be improved.

Keywords Lossless Compression, Multispectral images, Spatial Prediction, Spectral Prediction