

基于三维上下文预测的遥感图象无损压缩

毋立芳 沈兰荪 张晓玲 任军

(北京工业大学信号与信息处理实验室, 北京 100022)

摘要 随着遥感技术的发展,其应用领域大大拓展,随之也带来了遥感数据的海量增长,这给存储、传输都带来极大困难,因此必须对遥感数据进行压缩,为了实现遥感数据的高效压缩,提出了一种基于三维上下文预测的无损压缩编码算法,该算法包括如下三部分:首先,结合多波段遥感图象的特点,综合考虑其二维的空间相关性和谱间相关性,建立了三维预测模型;其次,在三维预测的基础上,进一步进行上下文预测;最后,引入二次预测的思想来去除图象的统计相关性,从而使残差图象的熵得到最大程度的降低。实验结果表明,该算法大大优于最优 JPEG,而对 AVHRR 图象,其预测效果也明显优于空间和谱间最佳线性预测方法(SSOLP)。

关键词 三维预测 上下文模型 统计相关 二次预测

中图分类号: TN919.81 TP751 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2001)11-1107-04

Remote Sensing Image Lossless Compression Based on 3D Context Prediction

WU Li-fang, SHEN Lan-sun, ZHANG Xiao-ling, REN Jun

(Signal & Information Processing Lab., Beijing Polytechnic University, Beijing 100022)

Abstract With the development of remote sensing technology, it has been applied in more and more domains. Therefore, it is necessary to efficiently compress remote sensing data because of the rapid increasing of remote sensing data. In this paper the algorithm includes three parts: first, based on the spatial and inter-spectral correlation of multi-spectral remote sensing images, a 3D prediction model is set up, then the context prediction is made; finally, the re-prediction is used to remove the statistic correlation in the images, and it results in the most decreasing of entropy of the residue. The experimental results represent that the put forward algorithm is much more efficient than the Best JPEG, in addition, it is more efficient for AVHRR images than Spatial & Spectral Optimal Linear Prediction (SSOLP).

Keywords 3D prediction, Context model, Statistic correlation, Re-prediction

0 引言

随着遥感技术的发展及全球定位系统的出现,遥感技术越来越多地应用于日常生活中,从而大大拓宽了其应用领域,但由于随之带来了遥感数据的海量增长,因此有效地压缩遥感数据十分必要。鉴于遥感信息的重要性,遥感图象一般采用无损压缩编码^[1]。

由于许多遥感图象是多波段图象,波段之间存在相关性,因此图象压缩可以从空间冗余和谱间冗余来考虑,但由于遥感图象空间分辨率较低(一般>

10m×10m),其空间相关性较小,同时又由于大部分多光谱图象光谱分辨率较低,谱间相关性也比较小,因此遥感图象压缩比较低^[2]。

根据 Shannon 信息论,图象熵为图象无失真编码的理论极限,因此图象无损压缩通常分为去相关和熵编码两步进行,其中去相关的目的在于尽量去除图象像素间的空间冗余和谱间冗余,以得到熵大大降低的误差图象,再进一步利用熵编码技术来降低平均码长;如今去相关方式有很多种,它包括预测方式、变换方式以及矢量量化方式等,其中,预测方式由于其思路简单,故在图象压缩领域一直很活跃,

如DPCM^[5]、最佳线性预测、自适应线性和非线性预测,都被人们以不同的方式,在不同的场合所采用,目前无损压缩领域比较活跃的方法,如LOCO^[2,4],CALICS^[3,6]等也可以归结为预测方法,本文结合LOCO与CALICS的思路,引入其中二次预测的思想,并结合遥感图象同时存在空间和谱间相关性的特点,在三维预测的基础上,进一步结合上下文预测,自适应地将遥感图象中的空间相关性和谱间相关性同时考虑,其压缩结果所得预测误差熵大大优于最优JPEG,比空间和谱间最佳线性预测模式(SSOLP)也有所提高。

1 三维上下文预测原理

1.1 遥感图象相关性

1.1.1 相关性分类

众所周知,遥感图象同时存在谱间和空间相关性,但是相关性的的大小是随机的,随着遥感图象的种类不同或遥感图象拍摄区域的不同,其谱间与空间相关性也不同.综合起来,在象素点层次上,遥感图象相关性可以分为以下几类:

(1) 同一图象内,空间灰度分布存在很强的水平或垂直方向相关性.

(2) 在空间小区域内,不同波段图象象素点之间灰度分布存在很强的谱间相关性.

(3) 在空间小区域内,不同波段的图象纹理分布完全相同,而灰度值不同.

(4) 同一图象内,空间灰度分布存在其他方向的相关性

1.1.2 相关性的统计特性

根据分析,上述特性并没有充分表现出来象素间的相关性,而且去除上述各类相关性后,误差图象分布仍存在绝对偏差,而且偏差大小随图象的不同而不同,这就说明了误差图象仍存在一定的统计相关性.为了进一步去除误差图象的统计相关性,并降低其信息熵,本文定义了基于上下文的二次预测模型.

1.2 三维预测模型

根据上述相关性,就可以建立相应的预测器,并设计相应的预测算法,其预测模型如图1所示.

图1中,当前象素点的预测值可能由空域相邻点、预测波段的当前象素点及其邻域点组成,这样就构成了一个三维预测框架.由于图象信息的随机性,因此具体到每一点,其相关性则可能属于1.1.1节

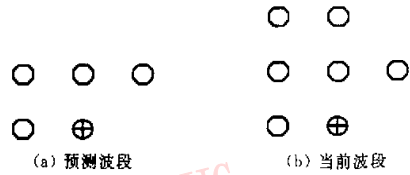


图1 三维预测模型

⊕为当前象素点,○为邻域点.

中的某一类,且其相应的预测器仅仅由三维预测框架中的部分点组成.

1.3 预测算法

预测算法需结合上述相关性分析来设计,其预测过程分如下两步来完成,第1步是在图1建立的三维预测框架的基础上,自适应地进行相关性类型判定,并通过进行一次预测来去除各类的空间与谱间相关性;第2步在一次预测的基础上,进一步通过建立上下文模型来去除统计相关性.

在下面的公式中,假设 b_0 为当前波段, b 为预测波段, $f_{b_0}(x,y)$ 为当前波段的当前点,而 $f_{b_1}(x,y)$ 为预测波段的当前点.

1.3.1 相关性判断及去除

(1) 根据梯度特征去除水平、垂直及谱间相关性.

分别计算平均水平梯度 d_h ,平均垂直梯度 d_v ,平均谱间梯度 d_z ,并求三者的最小值 d_{\min} .

$$d_h = \frac{|f_{b_0}(x-1,y) - f_{b_0}(x-1,y-1)| + |f_{b_0}(x-1,y+1) - f_{b_0}(x-1,y)| + |f_{b_0}(x-2,y) - f_{b_0}(x-2,y-1)|}{3}$$

$$d_v = \frac{|f_{b_0}(x,y-1) - f_{b_0}(x-1,y-1)| + |f_{b_0}(x-1,y-1) - f_{b_0}(x-1,y-2)| + |f_{b_0}(x-1,y) - f_{b_0}(x-2,y)|}{3}$$

$$d_z = \frac{|f_{b_1}(x-1,y) - f_{b_0}(x-1,y)| + |f_{b_1}(x-1,y-1) - f_{b_0}(x-1,y-1)| + |f_{b_1}(x,y-1) - f_{b_0}(x,y-1)|}{3}$$

$$d_{\min} = \min(d_h, d_v, d_z)$$

如果 $d_{\min} < T$ (预先给的一个梯度阈值),则进行下面的运算:

若 $d_{\min} = d_h$,则表明水平相关性最强,其相关性采用式(1)进行判断

$$f'_{b_0}(x,y) = f_{b_0}(x-1,y) \quad (1)$$

若 $d_{\min} = d_v$,则表明垂直相关性最强,其相关性采用式(2)进行判断

$$f'_{b_0}(x,y) = f_{b_0}(x,y-1) \quad (2)$$

若 $d_{mn}=d_z$, 则表明谱间相关性最强, 其相关性采用式(3)进行判断

$$f'_{b_3}(x, y) = f_{b_3}(x, y) \quad (3)$$

(2) 判断并去除谱间纹理相关性

首先, 计算当前波段当前像素点的已知 4 个邻域点与预测波段相应点之间的灰度差值 d_w, d_N, d_{NW}, d_{NE} .

$$d_w = f_{b_1}(x-1, y) - f_{b_1}(x, y)$$

$$d_N = f_{b_2}(x, y-1) - f_{b_2}(x, y)$$

$$d_{NW} = f_{b_1}(x-1, y-1) - f_{b_1}(x, y)$$

$$d_{NE} = f_{b_2}(x+1, y-1) - f_{b_2}(x, y)$$

然后, 根据上述各值间的关系, 来判断纹理相关性.

若 $d_w=d_N=d_{NE}=d_{NE}$, 则表明当前波段与预测波段在当前像素点邻域区有相似的纹理分布, 但由于其灰度相差一绝对值, 因此, 其纹理相关性可采用预测公式(4)来进行判断

$$f'_{b_1}(x, y) = f_{b_1}(x, y) + d_w \quad (4)$$

(3) 判断和去除其他相关性

空域相邻点, 除了有很强的垂直或水平相关性外, 还可能存在其他斜的方向的相关性, 而这类相关性可以根据 d_r 和 d_k 的关系来进一步判断, 并去除.

① 若 $d_r-d_k > 32$, 则表明水平与垂直方向均存在相关性, 且水平相关性强于垂直相关性, 这类相关性可采用预测公式(5)来进行判断

$$f'_{b_1}(x, y) = \frac{3}{4}f_{b_1}(x-1, y) + \frac{1}{4}f_{b_1}(x, y-1) \quad (5)$$

② 若 $d_r-d_k < -32$, 则表明水平与垂直方向均存在相关性, 且垂直相关性强于水平相关性, 这类相关性可采用预测公式(6)来进行判断

$$f'_{b_1}(x, y) = \frac{1}{4}f_{b_1}(x-1, y) + \frac{3}{4}f_{b_1}(x, y-1) \quad (6)$$

③ 若 $-32 \leq d_r-d_k \leq 32$, 则表明水平与垂直相关性相当, 这类相关性可采用预测公式(7)来进行判断

$$f'_{b_1}(x, y) = \frac{1}{2}f_{b_1}(x-1, y) + \frac{1}{2}f_{b_1}(x, y-1) \quad (7)$$

1.3.2 用二次预测去除统计相关性

(1) 误差能量估计与量化

实践证明, 上述预测并不能完全消除图象数据冗余. 显然, 由于预测误差 $e(x, y) = f(x, y) - f'(x, y)$ 与当前像素点周围图象的平滑程度有很大关系, 因此首先定义了误差能量估值 Δ

$$\Delta = ad_k + bd_r + cd_z \quad (8)$$

上式中, $a=b=c=1$; 然后, 将 Δ 进行标量量化, 同时

结合遥感图象的特征将其量化为 L 级, 本文中 $L=8$. 各量化器的值如下

$$\Delta_0=0, \Delta_1=10, \Delta_2=20, \Delta_3=40,$$

$$\Delta_4=65, \Delta_5=90, \Delta_6=120, \Delta_7=150$$

(2) 上下文模型的确定

上下文模型由 8 个事件组成, 即 $X = \{x_0, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$,

其中,

$$x_0 = f_{b_0}(x-1, y), x_1 = f_{b_0}(x, y-1),$$

$$x_2 = f_{b_1}(x, y), x_3 = f_{b_0}(x-1, y-1),$$

$$x_4 = f_{b_0}(x+1, y-1), x_5 = f_{b_0}(x, y-2),$$

$$x_6 = f_{b_1}(x, y) + f_{b_2}(x-1, y) - f_{b_1}(x-1, y),$$

$$x_7 = f_{b_1}(x, y) + f_{b_0}(x, y-1) - f_{b_1}(x, y-1)$$

将 X 进行量化 $Q(X) = b_1b_0b_1b_1b_2b_2b_1b_0$.

若 $x_k \geq f'_{b_0}(x, y)$, 则 $b_k=0$; 否则 $b_k=1$

式中, x_k 取值为上述 8 个事件 $x_0, x_1, x_2, \dots, x_7$.

(3) 复合上下文及二次预测

首先将(1)(2)两步的结果组成复合上下文 $C(\Delta_i, Q(X))$, 再依据以前的统计结果, 即可以得到相应复合上下文在一次预测基础上的平均预测误差 $d(\Delta_i, Q(X))$. 用该值作为二次预测的修改值, 则综合预测值如下:

$$f''_{b_0}(x, y) = f'_{b_0}(x, y) + d(\Delta, Q(X))$$

1.3.3 预测流程

各部分预测的具体实现步骤如图 2 所示.

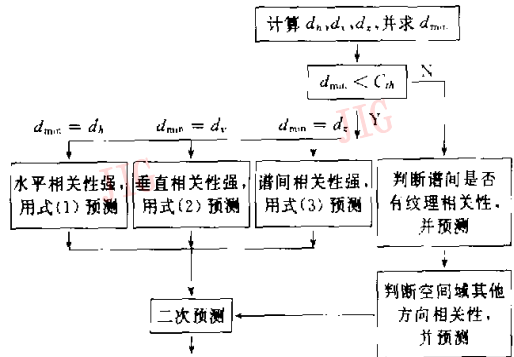


图 2 预测流程

2 实验及结果分析

2.1 波段相关性

本文首先对 TM 图象和 AVHRR 图象的相关性

进行了分析,结合实验结果发现,其相邻波段相关性并不都是最好,而且有些波段二维上下文预测与三维预测效果相同,为简化运算,本文采用二维预测(即表1、表2中无预测的波段)。由于TM图象第6波段分辨率较低(120m×120m,其他波段为30m×30m),因此与其他波段相关性较小,在这里被省略。

表1 TM 图象波段预测关系

编码波段	1	2	3	4	5	7
预测波段	2	3	无预测	5	7	3

表2 AVHRR 图象波段预测关系

编码波段	1	2	3	4	5
预测波段	2	无预测	无预测	5	无预测

2.2 实验结果

本文利用TM和AVHRR第1波段图象(图3)进行了实验。表3给出了本算法预测后的误差熵、原图象熵、最优JPEG方式(BJEPG)、空间和谱间三维最佳线性预测方式(SSOLP)^[1]的预测误差熵比较。

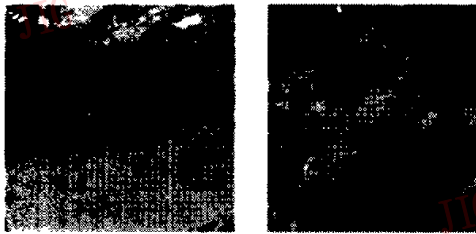


图3 实验图象

表3 不同算法的预测误差熵比较

波段	AVHRR 图象				TM 图象			
	原图象	BJEPG	SSOLP	本算法	原图象	BJEPG	SSOLP	本算法
1	5.13	3.77	3.34	2.82	4.85	3.68	3.08	3.00
2	5.80	3.57	3.15	2.99	4.29	3.20	2.20	2.32
3	5.70	4.80	4.30	3.99	5.05	4.00	3.46	3.10
4	5.97	3.46	2.60	2.07	5.82	4.96	4.30	4.12
5	5.32	3.17	2.33	1.97	6.59	5.51	4.90	4.85
7					5.65	3.89	3.95	4.01
平均	6.14	3.77	3.14	2.77	5.35	4.21	3.62	3.57

BJEPG为采用最优JPEG预测器所得结果(BJEPG: the Best JPEG);

SSOLP为采用空域和谱间最佳线性预测器方式所得结果(SSOLP Spatial & Spectral Optimal Linear Prediction)

从表3可以看出,通过预测可以大大降低图象熵,本文提出的算法,其结果优于BJEPG和SSOLP,另外,由于AVHRR图象有较强的局部相关性,因此采用本算法预测误差熵比最优JPEG模式减少约1.0,比SSOLP减少约0.4;而TM图象由于细节较

多,图象局部相关性较小,故本算法的预测误差熵大大优于最优JPEG预测,比SSOLP稍好。

3 结 语

本文结合遥感图象的特点,将三维预测和上下文预测相结合,其目的在于有效地去除多波段遥感图象的空间以及谱间冗余。实验结果表明,本算法能获得较小的预测误差熵,对AVHRR图象尤其明显,而进一步优化预测器模型有望得到更好的结果。

参 考 文 献

- Geli G, Poggi G. Compression of multispectral images by spectral classification and transform coding[J]. IEEE Trans. Image Proc., 1999, 8(4):476~489.
- 遥感研究会[日]编. 遥感图象精解[M]. 刘勇卫, 贺雪涛译. 北京: 测绘出版社, 1993.
- Arps R, Thomas T. Comparison of international standard for lossless still image compression[J]. Proceedings of the IEEE, 1994, 82(6):889~899.
- Weinberger M, Seroussi G, Sapiro G. The LOCO-I lossless image compression algorithm; Principles and standardization into JPEG-JS[R]. Technical Report of HP Lab HPL-98-193, Nov. 1998.
- Wu X. Lossless compression of continuous-tone images via context selection, quantization, and modeling[J]. IEEE Trans. Image Proc., 1997, 6(5):656~664.
- Wu X, Memon N D. Context-based, adaptive, lossless image coding[J]. IEEE Trans. Commun., 1997, 45(4):437~444.



毋立芳 讲师,在读博士,1991,1994年先后获北京工业大学获学士学位和硕士学位,现从事图象处理领域的教学和研究工作,感兴趣的研究领域为图象压缩、图象重建、图象内容描述以及小波变换在图象处理中的应用等。

沈兰荪 教授,博士生导师,IEEE高级会员。1961年毕业于北京邮电大学通信工程系,现为北京工业大学信号与信息处理研究室主任。主要研究领域为智能化信息处理,发表论文100余篇,出版专著11部。

张晓玲 1993年获华中理工大学学士学位,现为北京工业大学信号与信息处理研究室硕士研究生,感兴趣的研究领域为图象压缩与神经网络等。

任 军 1977年生,在读硕士,研究方向为智能化信息处理。