

基于多方式预测的多波段遥感图象无损压缩

郭去疾 张 荣 俞能海

(中国科学技术大学信息处理中心, 合肥 230027)

摘 要 针对多波段遥感图象的空间和谱间结构特点, 提出了多方式预测的概念: 一幅图内的任一像素按照给定的准则在候选预测函数集中选取其实际采用的预测函数, 从而更大程度去除相关; 同时利用谱间结构相关, 令谱间邻点选用相同的预测方式, 使多方式预测导致的附加存储代价大大缩小。提出以极小熵原则作为选取预测函数的理论判据, 并将其等效为最小误差的最高频次准则。对 TM 图象的实验证明此方法能更有效去除相关, 压缩比有较大提高。

关键词 多方式预测 谱间结构相关 极小熵原则 最小误差的最大频次准则

0 引 言

由于遥感图象的重要性, 通常须采用无损压缩方式。多光谱遥感图象同时具有空间相关和谱间相关性, 去除这些相关性可减小存储冗余。所以, 通常无损图象压缩分为去相关和对残差图编码两个步骤。残差图象像素灰度值(以下简称像素值)分布的零阶熵决定了压缩可达到的下界, 而且好的变长编码器(Variable Length Coder)可以很接近此下界^[1], 所以我们在本文中着重改进去相关方法。

去相关的重要手段是预测, 通过存储像素值与预测的差值来保证信息无损。通常的预测, 对于一幅图象选取同一个预测函数。对多光谱遥感图象, 综合考虑空间和谱间相关, Wang 在文献[2]中用最小二乘方法构造了图象的单一最佳线性预测函数。Memmon 提出了预测树方法^[3], 但压缩结果并不十分理想, 且是非因果系统, 计算量较大。在下文中我们将提出一个称为“多方式预测”的新概念。

1 多光谱遥感图象的相关性

多波段遥感图象具有 2 种相关性: (1) 空间相关。与普通图象相比, 多光谱图象空间相关的特点是模式更加局域化。这是因为一幅遥感图象对应的区

域很大, 其结构特征很难有整体的一致性。(2) 谱间相关。我们认为其谱间相关性本身也有 2 种表现形式: (a) 灰度数值的统计相关: 设图象的波段数为 B (下同), $p(x, y, b)$ 表示第 b 波段空间坐标为 (x, y) 的像素值, 数值 $p(x, y, 1), p(x, y, 2), \dots, p(x, y, B)$ 是相同区域地物在各波段的反射值, 具有相关性, 其相关性的强弱很大程度由光谱分辨率决定。(b) 谱间结构相关: 不同波段图所摄的地物相同, 所以它们具有相同的空间拓扑结构, 这是比灰度数值更本质的相关, 也即: 谱间结构相关是指空间相关模式相似。

综合利用几种相关性, 是我们工作的出发点。

2 多方式预测

2.1 多方式预测的一般方法

我们首先考虑单幅图象以说明多方式预测的原理。设已经构造了一个候选预测函数集: $F = \{f_i(x, y) | i = 1, 2, \dots, k\}$ 其中 x, y 是空间坐标, 范围是 $[1, M] \times [1, N]$, i 称为预测方式。任意给定点 (x, y) , 像素值为 $p(x, y)$, 则相对 f_i 的预测误差为: $dif_i(x, y) = f_i(x, y) - p(x, y)$ 。

基于 F 的最小预测误差 $dif_{\min}(x, y)$ 满足: $|dif_{\min}(x, y)| = \min_{i=1, 2, \dots, k} (|dif_i(x, y)|)$

故对点 (x,y) 基于 F 的一个最佳预测方式是:

$$i_{\min}(x,y) \in \{i | i \in \{1,2,\dots,k\}; |dif_i(x,y)| = |dif_{\min}(x,y)|\} \quad (i_{\min}(x,y) \text{可能不唯一})$$

当 F 已知, $p(x,y)$ 由 $dif_{\min}(x,y)$ 和 $i_{\min}(x,y)$ 确定。对于所有的空间点, $(dif_{\min}(x,y))_{M \times N}$ 构成了多方式预测的残差图,而 $(i_{\min}(x,y))_{M \times N}$ 构成了预测方式矩阵(Matrix of Prediction Pattern),简称PP矩阵。预测矩阵作为附加信息是我们的预测代价,如果 F 中只有唯一的预测函数,即退化为单方式预测,代价为零。容易证明,当预测函数的个数为 2^k 时,预测代价不超过 k bit/pixel。在此我们不探讨如何构造最优的预测函数集合,而是要就一般方法进行展开。但同时预测函数集需要有足够好的性质,所以构造函数集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_8\}$ 如下作为示例:

设待预测点 (x_0, y_0) ,象素值为 P ,与它邻近的点象素值 X_1, X_2, \dots, X_8 ,与其空间关系如图1:

X_1		X_2		X_3
	X_4	X_5	X_6	
X_7	X_8	P		

图1 8方式预测的邻点位置关系图

预测函数:

$$\begin{aligned} f_1(x_0, y_0) &= X_8; \\ f_2(x_0, y_0) &= X_6; \\ f_3(x_0, y_0) &= X_5; \\ f_4(x_0, y_0) &= X_4; \\ f_5(x_0, y_0) &= (2X_8 + 2X_5 + X_6 - X_4) / 4; \\ f_6(x_0, y_0) &= 2X_8 - X_7; \\ f_7(x_0, y_0) &= 2X_5 - X_2; \\ f_8(x_0, y_0) &= 2X_6 - X_3; \end{aligned}$$

对这8个预测函数的选取作如下的解释:

设图象关于空间坐标 x,y 的灰度函数为 $p(x,y)$,不妨假设 x,y 可以连续取值, $p(x,y)$ 可导,把 $p(x,y)$ 在点 (x_0-1, y_0) 沿 x 方向作一维Talor展开,将 $p(x_0, y_0) = P, p(x_0-1, y_0) = X_8$ 代入,并舍去2阶及以上的小量即得: $P \approx X_8 + \frac{dp(x,y_0)}{dx} \Big|_{x=x_0-1} \times [x_0 - (x_0-1)]$

再把 $\frac{dp(x,y_0)}{dx} \Big|_{x=x_0-1}$ 的数值导数 $\frac{P-X_7}{2}$ 代入,解得: $P \approx 2X_8 - X_7 = f_6(x_0, y_0)$ 。

设在 (x_0, y_0) 附近 $p(x,y)$ 沿 x 方向缓变,可舍去一阶小量,即有 $P \approx X_8 = f_1(x_0, y_0)$ 。

同理可得到 $f_2, f_3, f_4, f_6, f_7, f_8$ 的表达式; f_5 的特点是综合各方向的相关信息。以上的预测方式都是因果的,扫描到 (x_0, y_0) 时, X_1, \dots, X_8 都已知了。(在下文中均使用这个函数集做多方式预测)。实验数据取自1991年6月24日里斯本泰吉河流域的TM图象(尺寸 256×256 ,灰度级8比特),表1是各波段里斯本TM图象各自作为单幅图象多方式预测去相关的结果,残差熵和附加代价的单位均为bit/pixel(下同)。作为比较,我们给出了用JEPG标准去相关的结果。从中可见,多方式预测大大降低了残差图的熵,但预测代价却抵消了预测收益。所以,多方式预测面临的中心问题是降低预测代价。

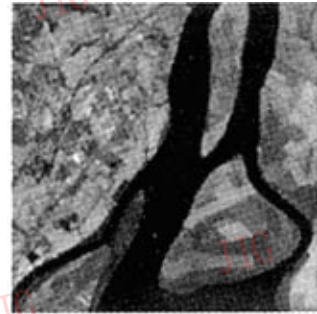


图2 里斯本TM图象(第5波段)

表1 单幅多方式预测对TM图象的去相关

六波段平均值	
残差熵	1.51
附加代价	2.09
合计	3.60
best JEPG	3.66

我们认为,多波段遥感图象具有谱间结构相关性,所以空间坐标相同的谱间邻点对应类似的最佳预测函数,故若预测函数集 F 中各函数表达的结构特性完全不同,就可认为各谱间邻点基于 F 的最佳预测方式相同,即多个波段共用一个预测方式矩阵(PP矩阵)。这样,对 B 个波段,PP矩阵只用生成一次,计算量开销降为单幅的 $1/B$ 。同时,PP矩阵所引起的单幅等效附加存储代价减为原来的 $1/B$,当 B 很大时,可忽略。表2是分别选取任意一个波段的PP矩阵预测所有的六波段图的结果, $No. i$ 表示用第 i 个波段的PP矩阵。由表可见:使用不同波段的PP矩阵,结果差异不大,都大大优于用JEPG标准的结果(见表2)。

表 2 基本的多方式预测对 TM 图象去相关结果均值

所用方式矩阵	No.1	No.2	No.3	No.4	No.5	No.6
残差图嫡平均值	2.26	2.29	2.17	2.37	2.20	2.23
单幅等效代价	0.34	0.31	0.36	0.36	0.38	0.35
合计	2.60	2.60	2.53	2.73	2.58	2.58

在数据传输中多方式预测还可以结合后向自适应方法^[3]:发方把波段 1 用标准方法(比如 JPEG)去相关的残差传出,并生成波段 1 的 PP 矩阵,用此矩阵对波段 2 去相关,传出残差图,再生成波段 2 自己的 PP 矩阵,对波段 3 去相关,以此类推。这样没有额外代价,因为收方要恢复波段 2 时,波段 1 已经收到,他可自己生成其 PP 矩阵。通过实验,我们得到里斯本 TM 图象用多方式预测结合后向自适应方法的平均残差嫡为:2.56 bit/pixel,与表 2 的结果相当。

我们指出,如果知道各波段图象的相关系数矩阵,后向自适应方法可作如下改进:给波段从新排序发送,这样可以尽量让相关性强的波段相邻。从相关系数最小或最大的项开始,分别用贪心算法构造排序如下:(a) 4-5-6-3-2-1;(b) 1-2-3-6-5-4。表 3 是相应的结果。由表可见,对本组 TM 图,改进的效果并不明显,这是因为相关系数矩阵中大的系数很多,所以对排序的变化不敏感。

表 3 改进后的后向自适应预测结果

	波段						平均
	1	2	3	4	5	6	
残差嫡(a)	2.06	1.62	2.41	3.78(JEPG)	3.05	2.17	2.51
残差嫡(b)	3.47(JEPG)	1.65	2.34	2.59	2.77	2.26	2.51

2.2 基于极小嫡原则的多方式预测

表 2 中不计代价的均值要比表 1 大很多,这说明使用某个波段的 PP 矩阵缺乏全局考虑,针对此,原方法须改进如下:设已得到了各波段的残差图,其灰度值满足零均值的 Laplacian 分布^[1~3],第 i 波段的概率密度函数为: $p_L(x, \sigma_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2}} e^{-(\sqrt{2}/\sigma_i)|x|}$ 设图的尺寸为 $m \times n$ 则由点 (x, y, b) 的残差值 d 引起的零阶嫡增加(舍去高阶小量):

$$\Delta h_{L_b}(X) = [p_L(d, \sigma_b) + \frac{1}{m \times n}] \log_2 [p_L(d, \sigma_b) + \frac{1}{m \times n}] - p_L(d, \sigma_b) \log_2 [p_L(d, \sigma_b)] \quad (1)$$

大多数情形有 $p_L(d, \sigma_b) \gg \frac{1}{m \times n}$, 则上式近似为:

$$\Delta h_{L_b}(X) = \frac{1}{m \times n} \log_2 [p_L(d, \sigma_b)]$$

将分布密度函数代入上式得: $\Delta h_{L_b}(X)$ 正比于 $\frac{|d|}{\sigma_b}$ 。

我们将 x, y 相同的谱间邻点一起处理,当扫描到点 $(x, y, 1), \dots, (x, y, B)$ 时,我们选取使

$\sum_{b=1,2,\dots,B} \Delta h_{L_b}(X)$ 最小的预测函数作为这 B 个点共同的预测函数,这样单次的嫡增加最小,又此操作可近似认为无记忆,所以最终总的嫡会趋于极小,这就是嫡极小准则。嫡增加可用式(1)计算,但运算量较大,用 $\Delta h_{L_b}(X)$ 与 $\frac{|d|}{\sigma_b}$ 的正比关系可得:

$$\sum_{b=1,2,\dots,B} \Delta h_{L_b}(X) \text{ 最小等价于 } \sum_{b=1,2,\dots,B} \frac{|dif_i(x, y, b)|}{\sigma_b} \text{ 最小。}$$

事前残差图尚未生成,分布方差未知,有 2 个解决办法:(1) 对方差(或均方差)进行估计。(2) 把嫡极小准则等效为不依赖分布方差的数学表达。我们不着眼于方差的精确估计,因为从上面的推导已经看出估值只需反映出各残差图的方差之间的相对大小关系即可。在此使用各波段图作为单幅图象通过多方式预测所得残差图的均方差作为估计值,借以对方法所能达到的效果和大致下界有所认识(实际处理中该均方差不可能预先得知)。分别用式(1)和上述经近似化简后的表达式计算嫡增加,得到表 4 的结果。

表 4 方差估值下基于嫡极小原理的去相关

	波段						平均	单幅等效代价	合计
	1	2	3	4	5	6			
近似前	1.78	1.44	1.96	2.19	2.48	1.91	1.96	0.42	2.38
近似后	1.86	1.54	2.03	2.25	2.54	1.98	2.03	0.42	2.45

实际实现时,我们将嫡极小准则等效为不依赖分布方差的数学表达,有以下 2 个方案:(1) 当各图的方差相等,嫡极小准则等价于残差的绝对值和最小,故当各图的方差相差不大时可以用绝对值和最小准则来代替极小嫡准则。(2) 利用极大似然原理等效:对每个点,在候选预测函数集中有一种或多种方式使预测误差达到极小,若预测函数 f_k 使空间坐标相同的 B 个谱间邻点达到各自最小预测误差的波段数最多,则 f_k 极大似然于这些谱间邻点通过极小嫡准则找到得预测函数。我们将利用似然原理等效后的方法称为最小误差的最高频次准则(Maximal-

Frequency-of-Minimum-Error Standard), 简称 MFME 准则。为了对比, 我们给出现有的一些方法的结果作为比较, 包括: 最小绝对权值预测树 (MAW 树) 方法(后向自适应)^[3], 侧邻域最小权值预测树 (SNMAW 树) 方法(后向自适应), 和 best JPEG。结果见表 5。

表 5 不同方法对 TM 图象去相关的比较

	残差图 平均熵	单幅等 效代价	合计	压缩比
best JPEG	3.66	0	3.66	2.18
MAW 树	2.84	0	2.84	2.82
SNMAW 树	2.58	0	2.58	3.10
绝对值和最小准则	2.04	0.41	2.45	3.27
MFME 准则	1.89	0.40	2.29	3.50

2.3 计算量分析

比较这几种方法的在串行计算方式下的净计算量: 设 JPEG 方法的净计算量为 1, 预测函数个数为 k , 则基本的多方式预测净计算量为 $1+k/B$; 使用 MFME 准则或绝对值最小准则的多方式预测计算量为 k , 是 SNMAW 树的 $k/4$ 倍, 若从计算复杂度考虑, 与 JPEG 也相当; MAW 树方法因为非因果, 寻找生成最小生成树的计算量更大。TM 图象去相关的实际运算时间: 多方式预测 (MFME 准则): 0.8 秒/幅; 多方式预测 (绝对值和最小准则): 0.7 秒/幅; JPEG 方法: 0.09 秒/幅。与理论分析的结果相当。

3 结论

在本文中, 我们认为多光谱图象的谱间相关包

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。

括数值统计相关和结构相关, 后者是本质, 同时其空间相关模式相当局域。针对这些特点, 我们提出了一种去相关的新方法: 多方式预测。根据理论分析和实验结果得出以下结论: (1) 对多波段图象, 多方式预测在压缩比上有显著优势。(2) 极小熵准则是多波段图象选取预测函数的理论准则, 在实现中可等效为 MFME 准则与绝对值和最小准则, 从而在计算复杂度和压缩比两项指标上都取得好的结果。(3) 多方式预测的计算量大于 JPEG 方法, 但计算复杂度相同, 优于 MAW 树方法。

参考文献

- 1 Roger R E, John F Arnold. Reversible Image Compression Bounded By Noise. IEEE Trans. Geodesic. Remote Sensing, 1994, 32(1): 19~24.
- 2 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.
- 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.

郭去疾 国际电气与电子工程师协会 (IEEE) 学生会员。1994 年保送入中国科学技术大学试点班, 1996 年 9 月起在中国科技大学信息处理中心参与研究工作。专业兴趣: 图象处理, 通讯与网络, 数学建模。曾获 1997 年全国大学生数学模型竞赛一等奖, 1998 年美国大学生数学建模竞赛 (AMCM) 二等奖, 有论文发表于《数学的实践与认识》。



俞能海 1992 年毕业于清华大学电子工程系, 获工学硕士学位, 现为中国科技大学讲师, 主要研究领域包括数据库及信息系统集成技术, 多媒体技术, 图象处理与模式识别。1992 年以来, 先后参加或主持的科研开发项目有 7 项, 其中一项获中国科学院科技进步三等奖。

Wavelet-Based Fractal Predictive Image Coding

Xie Xin, Ma Zhengming

(Electronic Dept. of Zhongshan University, GuangZhou 510275)

Abstract This paper presents a new image coding scheme which integrates the wavelet image coding and the fractal image coding together. There are two similarities emerging after an image has been decomposed with wavelet transform, one is the self-similarity of each subimage and the other is the co-similarity between the subimages with the same orientation at different resolution. It is the co-similarity that we make use of in our scheme. The experimental results provided in this paper justifies the good performance as well as efficiency of our scheme.

Keywords Wavelet transform, Multiresolution, Fractal image coding

(上接第 222 页)

Multi-Pattern Prediction Based on Lossless Compression Of Multispectral Image Data

Guo Quji, Zhang Rong, Yu Nenghai

(Information Processing Center of Univ. of Sci. & Tech. of China, HeFei 230027)

Abstract According to the spatial and spectral structural characteristics of multi-spectral image data, this paper present a concept of Multi-Pattern Prediction: given a principle, any pixel in an image can be predicted by any prediction function selected from an alternative function set in order to decorrelate the image more efficiently; at the same time, taking the advantage of spectral structural correlation, the spectral adjacent pixels are decorrelated by the same prediction function, so the additional cost of storage in Multi-Pattern Prediction would be reduced smartly. We present the Minimum-Entropy Principle as the theoretic principle to select the prediction function. And we get an equivalent principle named as Maximal-Frequency-of-Minimum-Error Standard. Experiments on TM images show that this method can decorrelate images much more efficiently and lead to higher compression ratios.

Keywords Multi-pattern prediction, Spectral structural correlation, Minimum-Entropy principle, Maximal-Frequency-of-Minimum-Error standard