

遥感图像的小波压缩方法*

李 强 王正志 周宗潭 张占月

(国防科技大学自动控制系 长沙 410073)

摘 要 本文讨论了遥感图像小波压缩方法中几个影响压缩性能的关键因素, 通过比较提出了较优的压缩策略, 将其应用于遥感图像压缩, 取得了较好的效果。

关键词 小波变换 (小波分析), 矢量量化, 图像压缩

分类号 TP391

The Compression Method of Remote Sensing Image

Li Qiang Wang Zhengzhi Zhou Zongtan Zhang Zhanyue

(Department of Automatic Control, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract The paper discuss the several key factors influencing the performance of wavelet transformation compression in detail. By comparing the different choices, we get the optimal one. Good results are obtained by applying them to remote sensing image compression.

Key words Wavelet Transform Vector Quantization Image Compression

遥感是本世纪 60 年代发展起来的一门综合科学技术, 并应用于农林业、测绘、地质勘探、水利、气象、环境保护以及军事等部门, 取得了很好的效益。随着传感器技术的迅速发展, 遥感数据量日益庞大, 大量遥感数据的存储和传输问题日益受到重视。

1992 年 K. Sayood^[1]将遥感应用中的压缩技术分为三类: ① 分类/聚类技术; ② 无失真压缩技术; ③ 限失真或率失真技术。

在某些遥感应用中^[2]允许恢复的图像存在一定的失真, 所以限失真压缩技术可以运用于遥感图像的压缩。由于遥感图像的各种应用是以数值本身为依据进行计算的, 这就要求恢复出的图像不能只是视觉效果好, 其数值改变也不能太大而导致分析错误, 故对图像恢复质量中 PSNR 值的要求较高。

图像编码技术目前已较为成熟。遥感图像信息量巨大, 细节较为丰富, 它的压缩要综合考虑图像的时(空)统计特性和频率域的频谱特性, 因此我们在遥感图像数据压缩的实现中主要选用的是变换编码, 并针对变换域数据特点, 在变换域合理量化, 再采用信源熵或矢量量化编码来实现压缩。

1 小波分解的基本原理和 Mallat 多尺度分解

分析一个信号的最常用方法之一是通过一定变换把它分解为基函数的加权和。小波变换是一种同时在时域和频域具有局部特性的变换, 十分有利于信号的压缩表示。1989 年, Mallat 等人在前人大量工作的基础上提出多尺度分析的概念, 将小波正交基的构造纳入统一的框架之中, 小波分析成为一种实用的信号分析工具。

* 本文受国家卫星应用重点项目支持
1997 年 6 月 22 日收稿
第一作者: 李强, 男, 1972 年生, 博士生

以一维情况为例，信号的多尺度分析算法可表示如下：

$$S_m(n) = \sum_k h(k - 2n) S_{m-1}(k) \tag{1}$$

$$C_m(n) = \sum_k g(k - 2n) S_{m-1}(k) \tag{2}$$

其中 $h(n)$ 和 $g(n)$ 分别是低通和高通滤波器， m 是多尺度分解的层数， $S_m(n)$ 是 $S_{m-1}(n)$ 在 2^{-m} 上的近似， $C_m(n)$ 是信号 S 从 2^{-m+1} 到 2^{-m} 的尺度近似时丢失的信息。上述分解算法有精确的重构算法：

$$S_{m-1}(k) = \sum_n h(k - 2n) S_m(n) + \sum_n g(k - 2n) C_m(n) \tag{3}$$

上述算法推广到二维情形，可对图像的每一行，然后对每列分别进行小波分析，最后得到代表了原图不同频率特性和方向特性的 4 个子图。进行三级小波多尺度分解后的结果如图 1 所示，其中 LL_3 为低频分量， HL_i 为竖直边缘细节， LH_i 为水平边缘细节， HH_i 对应 $45^\circ/135^\circ$ 方向上的细节 ($i = 1, 2, 3$)。关于小波变换和多尺度分解的更详细讨论可参考有关文献^{[3],[4]}。

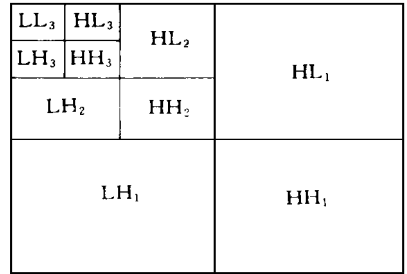


图 1 三层塔式小波分解示意图

2 小波分析与标量、矢量量化结合的方法

小波变换用于数据压缩具有如下优点：(1) 多尺度分解提供了不同尺度下图象的信息，并且变换后的能量大部分集中在低频部分，便于我们对不同尺度下的小波系数分别设计量化编码方案，在提高图象压缩比的情况下保持好的视觉效果和较高的 PSNR；(2) 小波分解和重构算法是循环使用的，易于硬件实现。S. G. Mallat 阐述了小波分解的时间复杂度为 $N^{[4]}$ ，快速小波算法时间复杂度为 $\log N$ 。

利用小波变换对图象进行压缩的基本步骤如图 2 所示。

此方法关键有三点：(1) 小波基的选取；(2) 量化策略；(3) 码书 (CodeBook) 的获取。

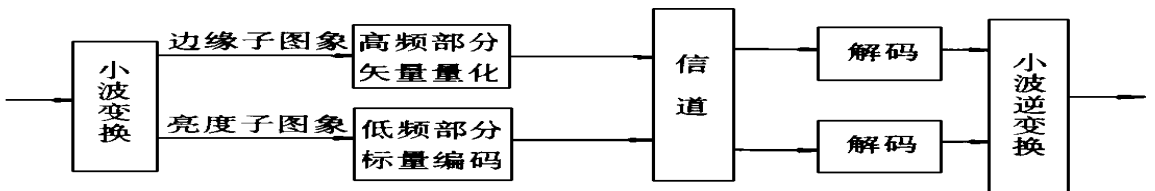


图 2 小波变换图象压缩编码流程图

2. 1 小波基的选取

在多尺度分析中小波基的选择要注意五个方面的因素。我们选择了四组小波基对应的二次镜面滤波器 (QMF) 来研究它们的性质：¹ Battle 和 Lemarie 的 27-系数滤波器 (简称 B-L 小波)^[5]；

④I. Daubechies 的 4-系数滤波器 (简称 D-4 小波)；④II. Daubechies 的 20-系数滤波器 (简称 D-20 小波)^[4]；^{1/4} I. Daubechies 的一组双正交小波基对应的滤波器。

1) 正交性。用正交小波基由多尺度分解得到的各子带数据分别落在相互正交的 $L^2(R)^2$ 的子空间中，使各子带数据相关性减小。但是能准确重建的正交的线性相位有限冲击响应滤波器组是不存在的，此时一般放宽正交性条件为双正交。上述四组 QMF 中除第四组外，都是正交小波基。

2) 支撑集。为了得到有限长度的滤波器组 $h(n)$ 、 $g(n)$ ，要求小波基是紧支集的。上述三组

Daubechies 小波都是紧支集的, 而 B-L 小波是非紧支集的。

3) 对称性。对称滤波器组具有两个优点^[6]: ①人类的视觉系统对边缘附近对称的量化误差较非对称误差更不敏感; ④对称滤波器组具有线性相位特性, 对图象边缘作对称边界扩展时, 重构图象边缘部分失真较小, 有利于复杂特性的分析(如序列目标检测和分类)。上述的 B-L 小波和双正交小波是对称的, 两种 Daubechies 正交小波是非对称的。

4) 规则性 (Regularity)。文献^[5]指出小波基的规则性对最小量化误差是很重要的。规则度是度量小波函数的光滑性的。这四组小波基中, D-20 小波规则性最好, 规则度为 2.9; 双正交小波规则度为 1.410; B-L 小波规则度为 1; D-4 小波规则度为 0.5。

5) 消失矩阶数。可以证明, 消失矩阶数很大时, 精细尺度下的高频部分数据值有许多是小至可以忽略的(奇异点例外)。上述 D-20 小波的消失矩为 10, 双正交小波的消失矩为 4, D-2 小波的消失矩为 2, B-L 小波的消失矩为 1。

采用上述四种小波基, 我们分别对 San Diego 遥感图象作三级多尺度分解后不作编码, 立即进行重构, 结果如表 1 (其它图象也有相似结果)。

表 1 四种小波基的性能比较

| 小波基 | B-L 小波 | D-4 小波 | D-20 小波 | 双正交小波 |
|------|---------|---------|----------|-----------|
| PSNR | 39.9693 | 32.5134 | 27.08921 | 46.280867 |

经比较, 我们采用了 Daubechies 双正交小波基所对应的滤波器组(如下表):

表 2 双正交滤波器组

| n | 0 | ± 1 | ± 2 | ± 3 | ± 4 |
|--------------------|----------|----------|-----------|-----------|----------|
| $h(n) / 2$ | 0.602949 | 0.266864 | -0.078223 | -0.016864 | 0.026749 |
| $\tilde{h}(n) / 2$ | 0.557543 | 0.295636 | -0.028772 | -0.045636 | 0 |

2. 2 量化方案

文献[7]比较了对各级小波系数采用标量编码和矢量编码的效果, 得到结论: 对于粗尺度下的细节图像, 在同样压缩比下, 矢量编码优于标量编码。为了得到较高压缩比和较少的失真, 我们比较了几幅测试图像的各级小波系数, 发现各高频细节分量都近似于零均值的 Gamma 分布, 尺度越粗, 方差越大。因此编码时应对不同部分的子图像采用不同的编码方案。我们采用了文献^[8]的量化方案: 对于低频子图 LL₃, 进行标量量化编码; 对于各级水平边缘 LH₁、LH₂、LH₃ 分别采用 8×16、4×8、2×4 方块编码; 对于各级垂直边缘 HL₁、HL₂、HL₃ 分别采用 16×8、8×4、4×2 方块编码; 对 HH₁、HH₂、HH₃ 也分别采用 16×8、8×4、4×2 方块编码。上述各子图的矢量量化采用各自的码书, 码书大小均为 1024。为进一步减小失真, 我们还采用了多级编码方案, 将上述方法编码后解码出的图像与原图的差值再次采用 16×16 的方块进行矢量量化, 码书大小为 1024。经试验(训练集为 San Diego 的 TM1、2、3 波段合成图像、Lenna 图像和北京等地的几幅 SPOT 图像), 发现压缩比虽降低了 12%, 但恢复图像的主观质量确有明显改善, 特别是对非训练集(另一幅遥感图像而言), 峰值信噪比 PSNR 值提高了 9.53dB。我们对 San Diego 遥感图像进行上述的多尺度分解和矢量量化后再采用 LZW 编码方案, 使压缩比达到了 40:1 左右。

2. 3 矢量量化码书的获取

码书获取目前是通过训练进行的, 一般分为两类: LBG 法和自组织映射神经网络(SOFM)法。这两种方法各有优缺点。LBG 算法易收敛, 但容易收敛到局部最优码书, 且对初始码书比较敏感; SOFM 算法对初始码书不敏感, 但对参数依赖性较大, 容易发散。我们在实际中首先采用 SOFM 算法设计初始码书, 以后则采用 LBG 算法训练, 效果较好。在码书训练过程中, 除了初始码书的选取问题外, 还存在空胞腔和非典型胞腔问题。在 LBG 算法中, 去空胞腔和去非典型胞腔都可采用分裂法, 即首先把某空胞腔的形心去掉, 非典型胞腔并入最邻近的胞腔, 然后将最大的胞腔 S_M 分裂为两个小胞腔, 其中一个胞腔的形心为 S_M 的形心, 另一个胞腔的形心为该形心加一个扰动量。

3 结果

图 3 给出采用上述小波分解和编码方案, 以 San Diego 遥感图像作为训练集训练码书恢复出的该图像, 另一幅遥感图像为 (非训练集) 恢复。

(a) 原图 $256 * 256$ $8\text{bits}/\text{pixel}$
San Diego 图像

(b) (a) 图的重构图像
 $0.193\text{ bits}/\text{pixel}$ PSNR= 41.423

(c) 原图 $256 * 256$
 $8\text{bits}/\text{pixel}$ 遥感图

(d) (c) 图的重构图像
 $0.198\text{ bits}/\text{pixel}$ PSNR= 33.354

图 3 小波变换结合矢量量化编码结果

从图 3 进行可见, 无论是对训练集还是非训练集, 重建图像基本上没有方块效应。表 3 表示, 对 DCT 变换 (DCT)、Walsh 编号的 Walsh-Hadamard 变换 (WVH)、Hadamard 编号的 Walsh-Hadamard 变换 (HWH) 后, 采用 JPEG 编码方案与小波变换 (DWT) 加矢量编码方案, 并对其效果作了比较。它说明了小波变换加矢量编码是一种实用、效果良好的编码压缩方法。

表3 四种变换编码的性能比较

| | | | | |
|-----|-----------|--------|-------|-------|
| DCT | 比特率 (bpp) | 3.616 | 1.320 | 0.760 |
| | PSNR | 44.29 | 34.4 | 30.28 |
| WVH | 比特率 (bpp) | 4.383 | 1.493 | 0.742 |
| | PSNR | 42.58 | 31.17 | 27.69 |
| HWH | 比特率 (bpp) | 4.280 | 1.468 | 0.784 |
| | PSNR | 42.58 | 31.17 | 27.69 |
| WVH | 比特率 (bpp) | 0.198 | | |
| | PSNR | 33.354 | | |

参 考 文 献

- 1 Sayood K. Data Compression in Remote Sensing Application. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing Newsleter, 1992, 38 (1): 7~15
- 2 Kwok R. and Johnson W. T. K. Adaptive quantization of Magellan SAR data. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1989, 27 (2): 375~382
- 3 Daubechies I. Ten lecture on Wavelets. Philadelphia: Capital city Press, 1992
- 4 Mallat S. G. A Theory for Multiresolution signal Decomposition. IEEE Trans. on PAMI, 1989, 11 (7): 674~693
- 5 Battle G. A block spin construction of ondelettes, Part 1: Lemarie function. Commun. Math. Phys., 1987, 110 (3): 601~615
- 6 Antonini M, etc. Image coding using wavelet transforms. IEEE Trans. on Image Processing, 1992, 1 (2): 205~220
- 7 Averbuch A. etc. Image Compression Using Wavelet Transform and Multiresolution Decomposition, 1996, IEEE Trans. on Image Processing, 5 (1): 4~15
- 8 唐金山, 王景中等. 基于小波变换的热图像压缩. 模式识别与人工智能, 1996, 9 (4): 377~381