

# 一种基于小波变换的高倍数 SAR 原始数据压缩算法

潘志刚<sup>①②</sup> 王岩飞<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(中国科学院电子学研究所 北京 100080)

<sup>②</sup>(中国科学院研究生院 北京 100039)

**摘要** 该文提出了一种基于分块提升小波变换的 SAR 原始数据压缩算法。在该算法中,针对 SAR 原始数据特点,提出一种有效的小波子带比特分配策略,为获得最优量化增益,在高比特率和低比特率两种情况下,分别采用均匀和非均匀 Lloyd-Max 量化器对小波系数进行量化。实验结果表明,该算法与传统 BAQ 和 BAVQ 算法相比,在信噪比和图像质量等各方面指标都取得了明显的改善。

**关键词** 原始数据压缩,提升小波变换,最优比特分配,Lloyd-Max 量化器

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)10-1798-04

## A Wavelet-Based Algorithm for SAR Raw Data Compression

Pan Zhi-gang<sup>①②</sup> Wang Yan-fei<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

<sup>②</sup>(Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract** In this paper, a technique for compressing Synthetic Aperture Radar(SAR) raw data using block lifting wavelet transform is considered. Due to the statistical properties of SAR signal, a proper subband bit allocation strategy is presented. At high bit rates and low bit rates, the uniform and non-uniform Lloyd-Max quantizer optimized for Gaussian statistics is respectively used to quantize the wavelet coefficients in order to get the optimum quantization gain. The performances achieved in terms of bit rate reduction and certain quality parameters have been evaluated. These show an increased performance in this method with respect to conventional methods.

**Key words** Raw data compression, Lifting wavelet transform, Optimum bit allocation, Lloyd-Max quantizer

### 1 引言

目前在工程中得到实际应用的SAR原始数据压缩算法有BAQ<sup>[1]</sup>和BFPQ<sup>[2]</sup>两种算法,这两种算法都是把分块的方差归一化原始数据看作为高斯分布数据来进行处理,在硬件实现上比较简单,但是没有利用SAR原始数据样点之间存在的相关性,因此不可能获得更高的压缩性能。矢量量化(VQ)<sup>[3]</sup>能够利用相关性来提高量化信噪比增益,但同时存在运算量大、实现复杂、量化性能依赖于码书训练序列的选择等问题。为进一步提高压缩性能,需要对SAR原始数据做去相关处理,通常的去相关方法有预测编码<sup>[4]</sup>和变换编码两种,而小波变换编码是目前得到广泛应用的变换域数据压缩方法,小波变换能够进行时-频联立分析,这是Fourier分析所不具备的优点。目前已有文献将小波<sup>[5]</sup>和小波包变换<sup>[6]</sup>应用于SAR原始数据压缩,但所取得的压缩效果并不理想,因此小波变换用于SAR原始数据的压缩有待于进一步的深入研究。

本文将分块提升小波变换应用于 SAR 原始数据压缩,在此基础上给出了压缩算法实现的流程框图,并重点讨论了小波分解后各子带最优比特分配及系数量化等问题。这种算

法具有量化增益较高、任意可变比特率选择、硬件实现复杂度适中、适合多种类型 SAR 原始数据的压缩等特点。

### 2 算法实现原理

任意取大小为 512×512 的一块 SAR 原始数据,计算该原始数据块距离向及方位向上 0~35 个样点间隔的相关系数,结果如图 1 所示。

由图 1 可以看出, SAR 原始数据虽然符合近似零均值高斯分布,但在距离向与方位向上分别存在着较低的相关

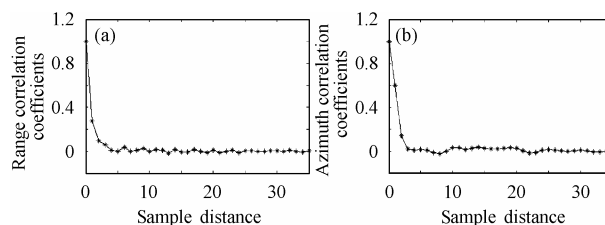


图1 SAR 原始数据相关特性曲线  
(a) 距离向相关特性曲线 (b) 方位向相关特性曲线  
Fig.1 Correlation coefficients curve of SAR raw data  
(a) Correlation coefficients curve on range  
(b) Correlation coefficients curve on azimuth

性,这是以去相关为基础的数据压缩算法能够应用于 SAR

原始数据压缩的理论依据。正交变换可使强相关的空间样值变换为不相关或弱相关的变换系数,这就使存在于相关性之中的数据冗余度得以去除。在一定条件下,如加大变换尺寸,甚至可以使这些系数相互独立,从而得到无记忆信源,因此可以独立地量化每一系数。小波变换本质上也是一种正交变换。它在非平稳过程处理中的地位与 DCT (Discrete Cosine Transform)在平稳过程处理中的地位相当。SAR 原始数据在距离向和方位向上的标准偏差缓慢变化,决定了其具有非平稳过程的特点,因此小波变换适合于 SAR 原始数据的压缩。本文提出的基于提升小波变换的 SAR 原始数据压缩算法,其编码器具体包括提升小波变换、比特分配、系数量化、熵编码等几部分,该算法实现流程框图如图 2 所示。下面分别予以详细的论述。

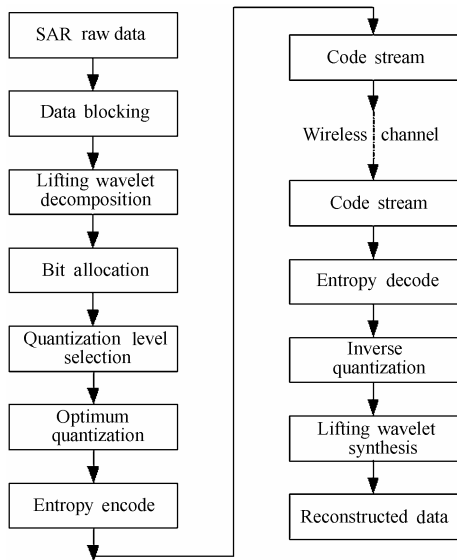


图 2 算法实现原理框图

Fig.2 Block diagram of the compression algorithm

2.1 数据分块与提升小波变换

分块编码的思想来源于原始信源如图像等可以被分成尺寸相等的小块,因此像一些操作如小波变换、量化和编码都可以只针对小的图像块而不是针对整幅图像来进行。目前流行的静态图像压缩标准如 JPEG 就是基于分块为  $8 \times 8$  大小离散余弦变换的分块变换编解码器。

因为 SAR 原始数据的数据量非常巨大,数据流速率很高,因此 SAR 原始数据压缩存在的一个重要问题就是能否保证实时性。从这一点来说,采用分块变换编码器是有利的,一方面可以节省算法的执行时间,另一方面也有利于压缩算法的并行实现。SAR 原始数据分块以后,各分块数据的统计特性并不完全相同,分别表现在动态范围、熵及相关性等几个方面。块编码器可以根据这种统计特性的不同来加以利用并提高整个原始数据的压缩性能。对于 SAR 原始数据,即使相隔很远的两个样点之间也会存在相关性,因此分块的大小应尽量大以充分利用原始数据的相关性;同时从硬件实现实时性角度来说,又要求分块的尺寸尽可能小,通常来说,  $256 \times 256$  的分块大小是合适的。

在本文算法的小波变换阶段,采用的是小波变换的提升形式,提升小波又称为第二代小波变换<sup>[7]</sup>。它在保持传统小波变换性能的基础上还具有如下优点:(1)整个变换可以同址进行,节省内存;(2)运算速度快,采用提升方案,可以使运算量降低为传统小波变换的 1/2;(3)适合定点计算;(4)选择适当的小波基,可以把整数映射到整数,实现可逆变换。由此可以看出,对于数据流速率很高的 SAR 原始数据压缩来说,提升小波变换比传统小波变换具有明显的优越性。

对于数据压缩,小波基的选择主要取决于小波  $\psi$  的正则性、消失矩和  $\psi$  的支集长度,通常要求小波基要具有正则性、线性相位、较大的消失矩及较小的支集长度;另一方面若小波的消失矩阶数越大,则其支集长度越大<sup>[8]</sup>,因此在选择小波基时又面临着在消失矩阶数和支集长度之间的权衡问题。针对 SAR 原始数据与光学图像的不同特点,结合大量的实验并考虑到线性相位、硬件实现的简单性和实时性,本文最终选择CDF2.4 作为实施压缩算法所使用的小波基函数。

2.2 最优比特分配<sup>[9]</sup>

小波变换将 SAR 原始数据分解成不同分辨率子带系数。由于正交变换的去相关作用,使能量重新分配和集中,因此各子带系数能量分布不同,重构时对于原始数据的贡献也不同。量化时为达到压缩的目的,不同分辨率子带需分配不同的比特数。最优比特分配就是在某种误差测度下,给定总比特率,寻求一种合理的比特分配形式,使得总编码误差为最小。设原始信号被分解为  $M$  阶分辨率子带信号和一个最低频分信号,采用均方误差失真测度,定义  $D_{m,d}(R_{m,d})$  为编码子带信号  $(m,d)$  的平均失真,则

$$D_{m,d}(R_{m,d}) = E\left(|x - q(x)|^2\right) \quad (1)$$

$R_{m,d}$  为该子带信号的比特率,  $x$  和  $q(x)$  分别是子带信号的采样值和量化值。小波变换之后,总的系数编码平均失真为

$$D_T(R_T) = \frac{1}{2^{2M}} D_M(R_M) + \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 D_{m,d}(R_{m,d}) \quad (2)$$

其中  $D_M(R_M)$  为最低分辨率  $M$  子带信号的平均失真。对于 SAR 原始数据,最优比特分配问题可以用下面两式描述,即给定总比特率:

$$R_T = \frac{1}{2^{2M}} R_M + \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 R_{m,d} \quad (3)$$

求

$$\text{Min}_{R_{m,d}} \left[ D_T^*(R_T) = \frac{1}{2^{2M}} D_M(R_M) + \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 D_{m,d}(R_{m,d}) \times B_{m,d} \right] \quad (4)$$

其中  $R_M$  为  $M$  子带信号的比特率,  $D_T^*(R_T)$  是总的编码失真函数。在式(4)中引入了加权因子  $B_{m,d}$  是因为, SAR 原始数据与光学图像相比,具有丰富的高频成分,这些高频成分在 SAR 图像中往往对应着图像的目标与细节,对于 SAR 图像识别有很重要的作用,因此在比特分配时要引入加权,以突出高频成分的作用。压缩结果也表明,这种加权对于 SAR 原始数据的压缩是有效的。

给定方差为  $\sigma^2$  的高斯连续信源的率失真函数可以表示为<sup>[10]</sup>

$$R(D) = \frac{1}{2} \log_2 \left( \frac{\sigma^2}{D} \right) \quad (5)$$

可以求出

$$D = \sigma^2 \times 4^{-R} \quad (6)$$

代入式(4)中可得

$$\text{Min}_{R_{m,d}} \left[ D_T^*(R_T) = \frac{1}{2^{2M}} \sigma_M^2 \times 4^{-R_M} + \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 \sigma_{m,d}^2 \times 4^{-R_{m,d}} \times B_{m,d} \right] \quad (7)$$

上述最小化问题可由拉格朗日乘数法来解决。采用该方法, 需求解下面的方程组:

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial}{\partial R_{m,d}} \left[ D_T^*(R_T) - \lambda \left( R_T - \frac{1}{2^{2M}} R_M - \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 R_{m,d} \right) \right] &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial R_M} \left[ D_T^*(R_T) - \lambda \left( R_T - \frac{1}{2^{2M}} R_M - \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 R_{m,d} \right) \right] &= 0 \\ R_T - \frac{1}{2^{2M}} R_M - \sum_{m=1}^M \frac{1}{2^{2m}} \sum_{d=1}^3 R_{m,d} &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

通过求解方程组(8), 就可以得到率失真意义下小波变换各子带的最优比特分配值。不同比特率情况下, 加权因子  $B_{m,d}$  的选择值不同, 针对特定的比特率和不同的实验数据块, 通过选择  $B_{m,d}$  的不同值, 并对所得的实验结果进行比较, 从中得出对不同类型的实验数据块都能取得较好性能的  $B_{m,d}$  值。由方程组(8)求得  $R_M$  及各  $R_{m,d}$  之后, 输出给量化阶数选择电路, 根据这些值可以求得系数量化时所需的量化阶数。这样对每一分块数据就可以实现自适应的比特分配过程。

### 2.3 系数量化与熵编码

SAR 原始数据符合近似高斯分布, 奇点密度很大, 小波变换时容易产生高幅值系数, 因此系数的动态范围要增大很多, 以CDF2.4小波为例, 对  $512 \times 512$  大小的一块原始数据做一阶小波变换, 其最低分辨率LL子带信号动态范围为  $[-220.6, 215.5]$ ; 随着小波变换阶数的增加, 系数的动态范围将进一步加大, 这意味着对于量化不利, 决定了需要选择较小的小波变换阶数。

由于小波变换是线性变换, 在变换域得到的系数实际上是大量样本的加权和, 当变换尺寸取得越大, 变换系数越趋于高斯分布, 因此 SAR 原始数据经过小波变换之后, 变换系数仍然符合近似零均值高斯分布, 这样对于高斯信号为最优的Lloyd-Max量化器就可以用于对变换系数的量化。

标量量化的算法实现比较简单, 适合硬件实现, 比较适用于SAR原始数据的压缩。若给定编码系数  $C_{nm}$  时所需要的比特数, 那么可以在使  $d = E[C_{nm} - \hat{C}_{nm}]^2$  为最小的原则下设计标量量化器  $Q$ <sup>[8]</sup>。对高比特率量化, Gish和Pierce的定

理<sup>[8]</sup>证明: 当且仅当  $Q$  为均匀量化器时, 量化误差  $d$  为最小, 但是对于低比特率量化的情况, 该定理不再适用, 因此需要针对这两种情况分别设计量化器, 在比特率大于或等于 2.5 时采用均匀量化器, 而在比特率小于 2.5 时采用非均匀量化器。经过最优比特分配之后, 比特分配电路输出分数比特率, 由量化阶数选择电路输出对应的量化阶数作为量化器的输入, 量化时首先要对小波变换各子带系数进行分块并对各分块进行方差归一化, 之后对分块的方差归一化数据采用Lloyd-Max量化器<sup>[11]</sup>进行量化, 量化器的输出用霍夫曼编码器进行熵编码。对于零均值、方差归一化高斯分布数据, 不同阶数的均匀和非均匀Lloyd-Max量化器的判决电平和量化输出值可参考文献[11]。

### 3 实验结果与分析

对于同一块机载SAR原始数据, 分别采用LWT-MQ即本文算法与传统的BAVQ<sup>[12]</sup>, BAQ算法做了对比实验, 结果分别如表1, 表2, 表3所示。除信噪比(SNR)和峰值信噪比(PSNR)两个指标外, 定义  $K$  为逼真度, 该参数反映了重建数据与原始数据的相似程度,  $K$  值越接近 1, 说明重建数据与原始数据的相似度越高; 而ERMS参数则表征重建数据相对于原始数据的平均误差, 参数MPE(Mean Phase Error)表征解压缩数据与未压缩原始数据的平均相位误差。

由表1, 表2, 表3可以看出, 上述3种算法对于真实SAR原始数据所取得的压缩性能以LWT-MQ为最优, BAVQ次之, 而BAQ最差, 在比特率为1.0~3.0bit/s时, 本文算法所取得的信噪比增益要比BAQ算法提高约1.5~1.8dB, 而且在比特率越低时, 这种优势越明显, 虽然在相位保持方面本文算法与传统算法相比并不具有明显的优越性, 但总体而言, 本文算法所取得的压缩结果能够说明小波变换应用于低比特率数据压缩时所具有的优势, 从而为SAR原始数据的高倍数压缩提供了一个有效途径。虽然熵编码器的使用增加了本文算法的复杂度, 但是相对于复杂的矢量量化算法, 本文算法的复杂度仍然是较低的, 当最优比特分配电路输出的分数比特率做四舍五入取整后, 就可以省略熵编码的环节而直接以等长码作为整个编码器的输出, 这样就可以大大地提高算法的执行速度而且不会造成明显的量化信噪比的降低。

图3给出了由未经压缩的原始数据与本文算法在不同比特率时的解压缩数据分别所得到的成像结果, 其中所用的成像算法为RD算法。该块数据是一个细节比较丰富的地域图像, 由图3所示6幅图像的对比结果表明, 即使在数据压缩比为8:1时, 由解压缩数据所得到的图像质量与原始图像相比, 几乎看不出有什么变化, 依然能够清晰地保留图像中的细节信息, 由此可见本文算法的高效性。

### 4 结束语

本文提出了一种基于分块提升小波变换的SAR原始数据压缩算法, 在该算法中着重研究了小波变换子带最优比特

表 1 LWT-MQ 压缩 SAR 真实原始数据结果

Tab.1 SAR raw data compression results for LWT-MQ algorithm

rate (b/s)	SNR(dB)	PSNR(dB)	K	NMSE	ERMS	MPE
3.0	16.0031	32.5068	0.9582	0.0251	3.0093	0.1583
2.5	13.3943	29.8980	0.9346	0.0458	4.0635	0.2179
2.0	10.8803	27.3840	0.8995	0.0819	5.4276	0.2851
1.5	8.2903	24.7940	0.8367	0.1482	7.3131	0.3653
1.0	6.0513	22.5550	0.7583	0.2482	9.4636	0.4487

表 2 BAVQ 压缩 SAR 真实原始数据结果

Tab.2 SAR raw data compression results for BAVQ algorithm

rate(b/s)	SNR(dB)	PSNR(dB)	K	NMSE	ERMS	MPE
2.0	9.422	26.3517	0.8666	0.1142	6.195	0.2839
1.5	6.991	22.8132	0.7841	0.1999	8.196	0.3658
1.0	4.970	20.8348	0.6590	0.3180	10.343	0.4571

表 3 BAQ 压缩 SAR 真实原始数据结果

Tab.3 SAR raw data compression results for BAQ algorithm

rate(b/s)	SNR(dB)	PSNR(dB)	K	NMSE	ERMS	MPE
3.0	14.5586	31.0623	0.9617	0.0350	3.5538	0.1675
2.0	9.2159	25.7196	0.8796	0.1198	6.5739	0.2942
1.0	4.2683	20.7720	0.6337	0.3743	11.6199	0.4593

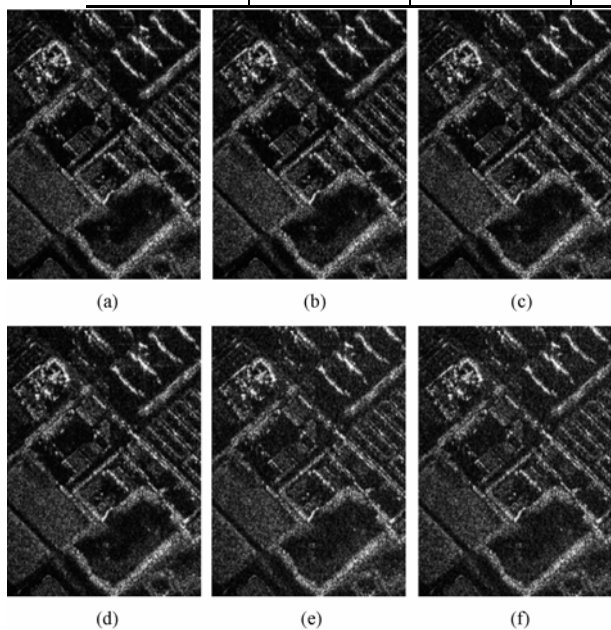


图 3 解压缩数据成像结果及其与原始图像的比较

(a) SAR 原始图像 (b)  $R=3\text{bit/s}$  图像 (c)  $R=2.5\text{bit/s}$  图像  
(d)  $R=2.5\text{bit/s}$  图像 (e)  $R=1.5\text{bit/s}$  图像 (f)  $R=1\text{bit/s}$  图像

Fig.3 Imaging results for SAR raw data and decompression data

(a) SAR raw data image (b)  $R=3\text{bit/s}$  image (c)  $R=2.5\text{bit/s}$  image

(d)  $R=2.5\text{bit/s}$  image (e)  $R=1.5\text{bit/s}$  image (f)  $R=1\text{bit/s}$  image

分配和系数量化等问题,针对 SAR 原始数据特点,提出一种有效的比特分配策略,采用 Lloyd-Max 量化器对小波系数进行量化并通过熵编码进一步提高压缩性能。通过仿真实验结果表明,在压缩比为 8:1 时,由压缩数据仍然能够得到高质量的 SAR 图像,而且本文算法的运算复杂度适中,便于硬件实现,由此说明了本文算法的高效性,同时也为高倍数 SAR 原始数据压缩提供了一个有效途径。

### 参 考 文 献

[1] Kwok R, Johnson W T K. Block adaptive quantization of

Magellan SAR data. *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, 1989, 27(4): 375-383.

[2] Huneycutt B L. Spaceborne imaging radar-C instrument. *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, 1989, 27(2): 164-169.

[3] Moureaux J M, et al.. Raw SAR data compression using vector quantization. *Int. J. Remote Sensing*, 1995, 16: 3179-3187.

[4] Magli E, Olmo G. Lossy predictive coding of SAR raw data. *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing*, 2003, 41(5): 977-987.

[5] Pascazio V, Schirinzi G. Wavelet transform coding for SAR raw data compression. Proc. IGARSS, Hamburg, 1999: 2251-2253.

[6] Pascazio V, Schirinzi G. SAR phase history data compression by using wavelet packets. Proc. IGARSS, Hawaii, 2000: 2639-2641.

[7] Sweldens W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets. Technical Report 1995:6, Industrial Mathematics Initiative, Department of Mathematics, University of South Carolina.

[8] Mallat S 著, 杨力华, 戴道清, 黄文良等译. 信号处理的小波导引 (第二版). 北京: 机械工业出版社, 2002: 403-417.

[9] Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, et al.. Image coding using wavelet transform. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1992, 1(2): 205-220.

[10] 朱雪龙 编著. 应用信息论基础. 北京: 清华大学出版社, 2001: 229-233.

[11] Max J. Quantizing for minimum distortion. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1960, 6(3): 7-12.

[12] Moreira A, Blaeser F. Fusion of block adaptive and vector quantization for efficient SAR data compression. Proc. IGARSS, Tokyo, 1993: 1583-1585.

潘志刚: 男, 1976 年生, 博士生, 研究方向为数据压缩、小波分析及信源编码。

王岩飞: 男, 1963 年生, 研究员, 博士生导师, 主要研究领域包括雷达系统设计、信号处理和微波成像技术。