

基于目标的低码率 SAR 图像压缩

袁小红 朱兆达 张 弓

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘 要 基于目标的 SAR 图像压缩关键问题是将自动目标检测与图像压缩算法相结合。提出了以 db4 小波进行小波域多分辨率恒虚警率 (CFAR) 检测并嵌入图像编码中, 在压缩有损量化前检测出目标区, 推导了重要小波系数掩膜公式并据此将每个子带中的系数分成目标与背景两个序列, 对目标序列以高比特率 ECTCQ 编码而背景序列则相反。对 MSTAR 图像压缩实验结果表明, 同一般的 SAR 图像编码算法 W/TCQ 相比, 低码率下 TIC 算法目标区 SNR 高, 同时背景信息亦得到保护。

关键词 合成孔径雷达 小波 目标检测 图像压缩

中图分类号: TN957.52 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-455-07

Low Bit Rate Target-based SAR Image Compression

YUAN Xiaohong ZHU Zhaoda ZHANG Gong

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract The key to target-based SAR image compression is to incorporate ATD algorithm with image coding. A SAR image encoder embedded with a multiresolution CFAR (constant false alarm ratio) detection algorithm in wavelet domain used db4 is proposed in this paper. Target areas are detected before quantization. Significant wavelet coefficients mask is derived based on db4. The sequences of target areas are encoded with a higher bit rate than those of background. Compression and decompression are done on MSTAR target chips. The quality parameters for target areas are achieved. Comparison is made with a conventional SAR image coding algorithm of W/TCQ. Experiments show that SNR of target areas using TIC algorithm with low bit rate are higher than that of using W/TCQ algorithm and context information is preserved.

Keywords synthetic aperture radar; wavelet; target detection; image compression

0 引 言

SAR 图像在军事上的应用主要是从含有背景杂波的图像中检测并识别目标, 以便决策者及时、正确地决策。随着技术的发展与成熟, SAR 成像分辨率越来越高, 海量图像数据与有限信道带宽相矛盾, 机上成像后需要进行图像压缩, 再下传至地面基站由人判读或机器自动目标识别 (ATR)。常用的图像压缩方法对目标与背景采取相同的编码, 目标因失真较大影响后续 ATR 性能。基于目标的 SAR 图

像压缩 (TIC) 在有损量化前检测出潜在目标区 (ROI), 对目标区分配较高的比特率进行高保真编码以保护目标相关特征, 而对背景分配较低的比特率从而实现大幅度地压缩, 近年来在数字化战场设计中日益受到关注^[1]。目前, 基于目标的 SAR 图像压缩中, 目标区的检测大部分依靠外部 ATR 算法来实现, 不符合机上体积及功率有限的要求^[2]。基于目标的图像压缩关键问题是将目标检测算法与图像压缩算法相结合。文献 [3] 检测出目标区后, 采用改进嵌入式零树编码 (EZW) 只对目标区编码, 完全舍弃了目标发生的背景信息, 不利于决策者对图像

收稿日期: 2009-04-01; 改回日期: 2009-06-11

第一作者简介: 袁小红 (1972—), 女, 助理研究员。南京航空航天大学通信与信息系统专业博士研究生。主要研究方向为图像处理。

E-mail: yuan_4923@yahoo.com.cn

的正确理解。文献 [4] 对 SAR 仿真图像提出分区智能压缩的思路, 它的特点是对多尺度图像序列建立多分辨率马尔可夫模型^[5-6]。

本文基于目标的 SAR 图像压缩以 db4 小波进行小波域多分辨率恒虚警率 (CFAR) 检测, 并嵌入图像编码中。它与一般基于目标 SAR 图像压缩的不同在于: 1) 结合 SAR 图像压缩实际, 对小波域中的低频近似子带多分辨率图像序列建立多尺度随机模型, 利用 SAR 图像小波分解后低频子带的系数近

似服从高斯分布的特点, 提出小波域多分辨率 CFAR 检测; 2) ROI 检测出后, 映射至其他子带时考虑了重要小波系数的扩展。由于 SAR 图像具有动态范围大及乘性噪声的特点, 而且压缩后的图像需要进一步自动分析, 本文研究对数检测图像。

1 算法流程

图 1 为基于目标的 SAR 图像压缩算法流程图。

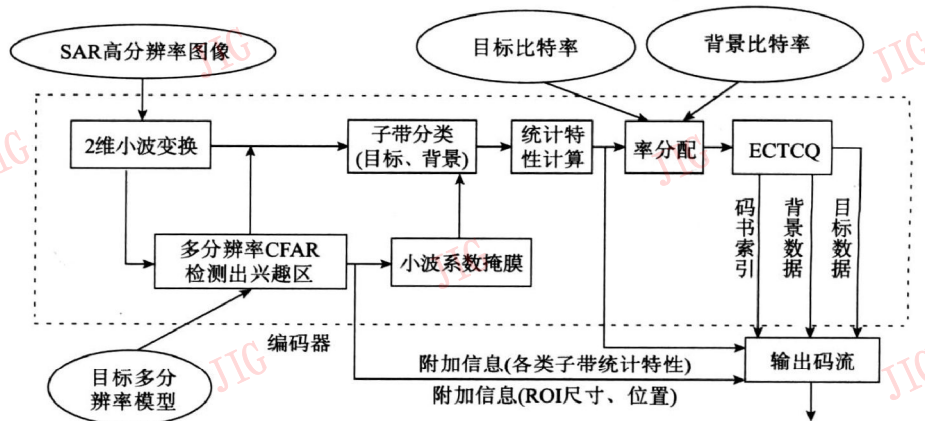


图 1 基于目标的 SAR 图像压缩算法流程图

Fig. 1 Flow chart of intelligent compression of Target-based SAR image

高分辨率 SAR 图像 (20 倍对数幅度图像) 小波变换分解成 22 个子带 (4 级标准 Mallat 分解后, 将频率最高的 3 个子带再作一次分解), 以多分辨率 CFAR 算法检测出 ROI 区, 根据小波系数掩膜将其映射到其他子带中, 每个子带中的小波系数因此被分成目标与背景两个序列, 将它们减均值除方差归一化, 然后按照设定的目标、背景比特率以熵约束格子编码量化 (ECTCQ) 分配最优码率进行编码。编码附加信息所花销的比特数为: 兴趣区位置信息需 4×8 bits, 低频近似子带均值、方差需 2×16 bits, 其他子带均值为 Q , 方差需 $(44 - 2) \times 8$ bits, 码书索引需 8 bits, 总共需 408 bits。对于 128×128 的图像, 编码附加信息耗费 0.0249 bit/pixel。

2 算法原理

2.1 小波域多分辨率 CFAR 检测

图像压缩一般分为 3 个阶段: 变换、量化和编码, 其中量化阶段引入失真。基于目标的 SAR 图像压缩需要在有损量化前检测出目标区。

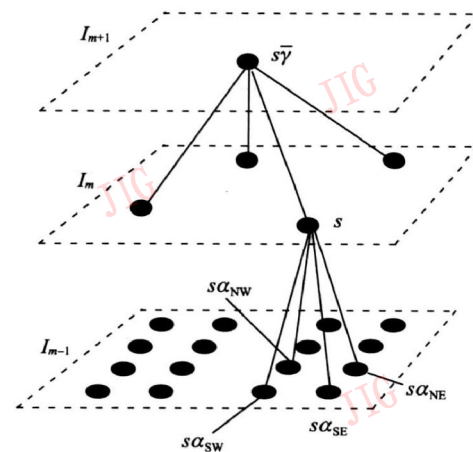


图 2 多分辨率图像序列与四叉树对应关系示意图

Fig. 2 Mapping multiresolution image sequences to a quadtree

SAR 高分辨率图像小波变换后, 不同分辨率下的近似图像 LL_1, LL_2, LL_3, LL_4 减均值归一化形成多分辨率图像序列 I_1, I_2, I_3, I_4 , 它们与四叉树存在对应关系, 如图 2 所示, 树节点 s 与数组 (m, q, n) 有关, 表 m 尺度下图像 I_m 中 (q, n) 处的像素。节点 s 有一个父节点 $s\bar{\alpha}$, 4 个子节点 $s\alpha_{NW}, s\alpha_{NE}, s\alpha_{SW}, s\alpha_{SE}$, 其中符号 $\bar{\alpha}$ 为上移算子, α 为下移算子, 脚

标 NW, NE, SE, SW 表方位。仿照时间序列 AR (autoregressive) 模型, 高分辨率图像可由低分辨率图像来预测, 对多分辨率图像序列建立多尺度自回归模型:

$$I(s) = a_{1,m(s)} I(s\bar{y}) + a_{2,m(s)} I(s\bar{y}^2) + \dots + a_{R,m(s)} I(s\bar{y}^R) + w(s) \quad a_{i,m(s)}(s) \in \mathbf{R} \quad (1)$$

式中, R 为回归阶数, $m(s)$ 表节点 s 所在的分辨率 (尺度), $a_{1,m(s)}, a_{2,m(s)}, \dots, a_{R,m(s)}$ 为标量自回归系数, $w(s)$ 为预测残差。

若定义四叉树节点 s 的状态空间为

$$X(s) = [I(s) \ I(s\bar{y}) \ \dots \ I(s\bar{y}^{R-1})]^T \quad (2)$$

则式 (1) 可表示成:

$$X(s) = \begin{bmatrix} a_{1,m(s)} & a_{2,m(s)} & \dots & a_{R-1,m(s)} & a_{R,m(s)} \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} w(s) \quad (3)$$

对目标按上述步骤建立状态方程, 定义矢量 $\mathbf{a}_k = (a_{1,k}, a_{2,k}, \dots, a_{R,k})^T$, 由最小二乘法估计回归系数 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$,

$$\mathbf{a}_k = \arg \min_{\mathbf{a}_k \in \mathbf{R}^R} \sum_{\{s|m(s)=k\}} |I(s) - a_{1,k} I(s\bar{y}) - \dots - a_{R,k} I(s\bar{y}^R)|^2 \quad (4)$$

回归阶次 R 的确定在参照时间序列 AR 模型的基础上兼顾计算复杂度及小波分解级数。

假定输入与目标信号不相关, 在输入已知的前提下, 用上述回归系数对输入作预测, 输入与预测信号之差为预测残差 $w(s)$, 从式 (3) 知:

$$p_{X(s)|X(s\bar{y})}(X(s) | X(s\bar{y})) = p_{w(s)}(W(s)) \quad (5)$$

式中, $W(s) = I(s) - [a_{1,m(s)} I(s\bar{y}) + \dots + a_{R,m(s)} I(s\bar{y}^R)]$, $p_{w(s)}(W(s))$ 为 $w(s)$ 的概率密度函数。

实际上, 高分辨率 SAR 图像在作目标预测后残差 $w(s)$ 并不平稳, 各级残差图像中目标区比较亮。目标占小部分时, 场景中均匀杂波起主导作用, 高分辨率对数检测图像经小波滤波器组低频滤波后, 低频子带中的小波系数服从高斯分布^[7]。因此, 输入

在作目标预测后, 各级残差 $w(s)$ 为高斯分布。目标区残差较亮说明其位于残差累积分布函数 (CDF) 的上拖尾。此时, 建立目标检测统计量:

$$\zeta(s) = \frac{w(s) - \mu_c}{\sigma_c} \quad (6)$$

式中, μ_c 为残差均值估值, 一般为 0, σ_c 为残差标准差估值。标准化检验统计量后, 判决门限的选取与图像噪声无关。

基于各级残差图像中目标区均较亮的这一现象, 且各级残差间、残差内互不相关, 建立更稳健的标准化小波域多分辨率 CFAR 目标检测统计量:

$$c(s) = \frac{|\zeta(s) + \zeta(s\bar{y}) + \zeta(s\bar{y}^2) + \dots + \zeta(s\bar{y}^{N-2})|}{\sqrt{N-1}} \quad (7)$$

式中, N 为图像压缩中小波分解级数, 本文 $N = 4$ 。

结合 MSTAR 数据库进行小波域多分辨率 CFAR 检测实验。MSTAR 中目标训练集有 1 622 幅图像; 杂波场景有 50 幅, 覆盖大约 10 km² 的区域。从干扰目标 ZSU_23_4 在不同方向的 64 幅图像中摘取 32 × 32 的目标切片组成的训练集建立目标多尺度模型, 回归阶次受小波分解级数及计算复杂度的限制取为 1, 假定残差已白化, 计算小波域多分辨率 CFAR 统计量 $c(s)$ 。在较大的范围内设定不同的门限, 以被检测出的目标图像百分比来估计目标检测概率, 以计数 10 km² 杂波中被检测出的像素个数来估计虚警密度, 画出 ROC 曲线如图 3 所示。图中, “CFAR” 指图像域双参数 CFAR 检测, 其他为小波域多分辨率 CFAR 检测, 为了比较不同小波的小波域多分辨率 CFAR 的检测性能, 图中亦列出了 SAR 图像压缩中常用小波 db2 db3 db5 coiflet2 CDF9/7, 样条 5/3 bior 2/6 的小波域多分辨率 CFAR 检测的 ROC 曲线, 并将图像域双参数 CFAR 检测作为参照, 可知 db 4 小波的小波域多分辨率 CFAR 检测最可靠。

假定 $c(s)$ 高斯分布完全准确, 设定门限 T , 则每个像素的虚警概率为

$$P_{FA} = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left[\frac{T}{\sqrt{2}} \right] \quad (8)$$

式中, $\operatorname{erfc}()$ 是互补误差函数。

若每平方公里有 Q 个像素, 则每平方公里的虚警像素密度为

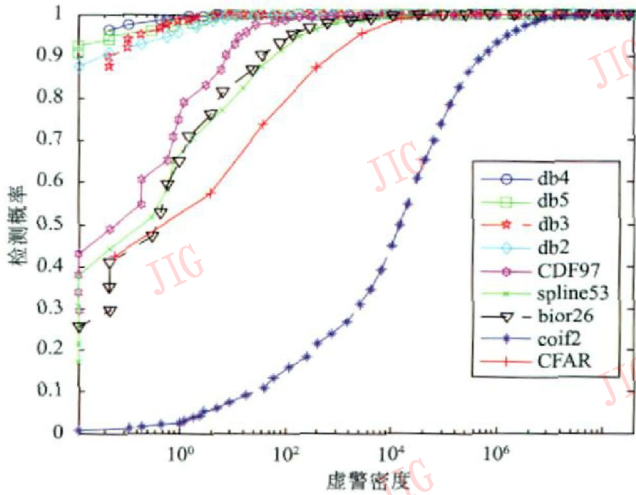


图 3 MSTAR 数据库检测 ROC 曲线

Fig. 3 ROC curves measured over public MSTAR database in log-detected image domain

$$FAR = \frac{Q}{2} \operatorname{erfc} \left[\frac{T}{\sqrt{2}} \right] \quad (9)$$

2.2 小波系数掩膜

根据需要设定虚警像素密度,由式(9)计算门限并对高分辨率 SAR 图像进行检测生成二值图像,经形态学处理及尺寸滤波去除虚警,所得结果即为 LL_1 子带中的 ROI。为实现 ROI 高保真重建,需要对其他子带中与 ROI 有关的重要小波系数进行掩膜,量化时对重要小波系数分配较高的码率实行较细地量化。

将 ROI 映射至下一级其他子带的过程中,重要小波系数将做一定的扩展,扩展长度可从逆小波变换推导而得^[8]。db4 为正交小波,用于图像压缩时,要求完美重建,此时综合滤波器组中的低、高频滤波器分别为

$$h(z) = h_0 + h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + h_3 z^{-3} + h_4 z^{-4} + h_5 z^{-5} + h_6 z^{-6} + h_7 z^{-7} \quad (10)$$

$$g(z) = h_7 z^6 - h_6 z^5 + h_5 z^4 - h_4 z^3 + h_3 z^2 - h_2 z^1 + h_1 - h_0 z^{-1} \quad (11)$$

式中,

$$\begin{aligned} h_0 &= 0.230\ 377\ 813\ 308\ 855 & h_1 &= 0.714\ 846\ 570\ 552\ 542 \\ h_2 &= 0.630\ 880\ 767\ 929\ 59 & h_3 &= -0.027\ 983\ 769\ 416\ 984 \\ h_4 &= -0.187\ 034\ 811\ 718\ 881 & h_5 &= 0.030\ 841\ 381\ 835\ 987 \\ h_6 &= 0.032\ 883\ 011\ 666\ 983 & h_7 &= -0.010\ 597\ 401\ 784\ 997. \end{aligned}$$

如图 4 所示,小波变换可通过多相表示。其中综合滤波器的多相表示为

$$h(z) = h_e(z^2) + z^{-1} h_o(z^2) \quad (12)$$

$$g(z) = g_e(z^2) + z^{-1} g_o(z^2) \quad (13)$$

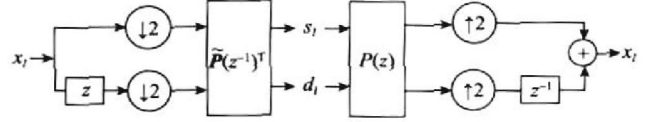


图 4 小波变换的多相表示

Fig. 4 Polyphase representation of wavelet transform

对应多相综合矩阵 $P(z)$ 为

$$P(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 + h_2 z^{-1} + h_4 z^{-2} + h_6 z^{-3} & h_7 z^3 + h_5 z^2 + h_3 z + h_1 \\ h_1 + h_3 z^{-1} + h_5 z^{-2} + h_7 z^{-3} & -h_6 z^3 - h_4 z^2 - h_2 z - h_0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

它可以因式分解为

$$P(z) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\alpha & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -(\beta z^{-1} + \beta') \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -(\gamma z^{-1} + \gamma') & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -(\eta z^{-1} + \eta') \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -(\lambda_3 z^3 + \lambda_2 z^2 + \lambda_1 z + \lambda_0) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -k_1^{-1} & 0 \\ 0 & k_1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中,

$$\begin{aligned} \alpha &= -0.322\ 275\ 887\ 997\ 141 & \beta &= -1.117\ 123\ 605\ 160\ 594 \\ \beta' &= -0.300\ 142\ 258\ 748\ 545 & \gamma &= -0.018\ 808\ 352\ 726\ 244 \\ \gamma' &= 0.117\ 648\ 086\ 798\ 478 & \eta &= 2.131\ 816\ 712\ 755\ 221 \\ \eta' &= 0.636\ 428\ 271\ 190\ 661 & \lambda_3 &= -0.024\ 791\ 238\ 156\ 143 \\ \lambda_2 &= 0.140\ 039\ 237\ 726\ 832 & \lambda_1 &= -0.469\ 083\ 478\ 901\ 698 \\ \lambda_0 &= -1 & k_1 &= 1.362\ 166\ 720\ 130\ 752 \end{aligned}$$

对于仿酉阵,存在着:

$$\tilde{P}(z) = P(z) \quad (16)$$

故:

$$\tilde{P}(z^{-1})^T = \begin{bmatrix} -k_1^{-1} & 0 \\ 0 & k_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -(\lambda_3 z^{-3} + \lambda_2 z^{-2} + \lambda_1 z^{-1} + \lambda_0) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -(\eta z + \eta') & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -(\beta z + \beta') & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & -d \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

那么正向小波变换可通过以下提升-缩放形式来实现:

$$\begin{aligned} s_l^{(1)} &= x_{2l} - \alpha x_{2l+1} \\ d_l^{(1)} &= -\beta s_{l+1}^{(1)} + \beta' s_l^{(1)} + x_{2l+1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 s_l^{(2)} &= s_l^{(1)} - \forall d_{l+1}^{(1)} - \forall' d_l^{(1)} \\
 d_l^{(2)} &= -\eta_{s_{l+1}^{(2)}} + \eta_l' s_l^{(2)} + d_l^{(1)} \\
 s_l^{(3)} &= s_l^{(2)} + d_l^{(2)} \\
 d_l^{(3)} &= -s_l^{(3)} + d_l^{(2)} \\
 d_l^{(4)} &= -\lambda_3 s_{l-3}^{(3)} - \lambda_2 s_{l-2}^{(3)} - \lambda_1 s_{l-1}^{(3)} + s_l^{(3)} + d_l^{(3)} \\
 s_l &= -k_1^{-1} s_l^{(3)} \\
 d_l &= k_1 d_l^{(4)}
 \end{aligned} \tag{18}$$

逆向小波变换的提升形式与上面相反:

$$\begin{aligned}
 d_l^{(4)} &= k_1^{-1} d_l \\
 s_l^{(3)} &= -k_1 s_l \\
 d_l^{(3)} &= d_l^{(4)} + \lambda_3 s_{l-3}^{(3)} + \lambda_2 s_{l-2}^{(3)} + \lambda_1 s_{l-1}^{(3)} - s_l^{(3)} \\
 d_l^{(2)} &= s_l^{(3)} + d_l^{(3)} \\
 s_l^{(2)} &= s_l^{(3)} - d_l^{(2)} \\
 d_l^{(1)} &= d_l^{(2)} + \eta_{s_{l+1}^{(2)}} - \eta_l' s_l^{(2)} \\
 s_l^{(1)} &= s_l^{(2)} + \forall d_{l+1}^{(1)} + \forall' d_l^{(1)} \\
 x_{2l+1} &= d_l^{(1)} + \beta_{s_{l+1}^{(1)}} - \beta_l' s_l^{(1)} \\
 x_{2l} &= s_l^{(1)} + \alpha x_{2l+1}
 \end{aligned} \tag{19}$$

式中, s_b, d_l 为二通道子带变换中的子带部分。

从 db4 逆小波变换的提升形式可知, 重建 $x(2l)$ 与 $x(2l+1)$ 需要低频系数 $L(l-3), L(l-2), L(l-1), L(l), L(l+1), L(l+2), L(l+3)$ 及高频系数 $H(l), H(l+1), H(l+2), H(l+3)$, 如图 5 所示。

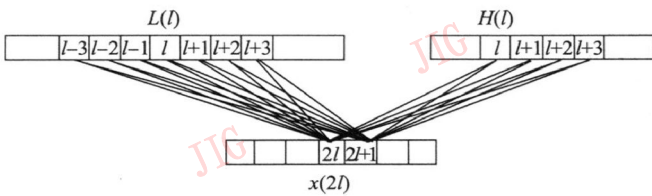


图 5 db4 逆小波变换

Fig. 5 The db4 inverse wavelet transform

以矩形逼近被检测出的 ROI 因为矩形存在快速掩膜公式, 且位置只需左上角顶点及右下角顶点坐标即可确定, 避免因传送复杂的形状信息而花销太多的比特数。将各个子带的左上角第一个位置点看做坐标原点, 并认为 HL_1, IH_1, HH_1 中重要小波系数的掩膜与 LL_1 的完全相同。将某级分解前的 ROI 矩形左上角顶点坐标记为 (x_0, y_0) , 右下角顶点坐标记为 (x_1, y_1) , 那么分解后所产生的新子带中重要小波系数掩膜为

$$\begin{aligned}
 x_0' &= \text{floor}(x_0/2) - nSup, y_0' = \text{floor}(y_0/2) - nSup \\
 x_1' &= \text{floor}(x_1/2) + pSup, y_1' = \text{floor}(y_1/2) + pSup
 \end{aligned} \tag{20}$$

式中, $\text{floor}()$ 为取下限整数函数, $nSup, pSup$ 取决于新子带所处的频带。由图 5 可知, 新子带处于低通频带时, $nSup = 3, pSup = 3$ 处于高通频带时: $nSup = 0, pSup = 3$ 。

2.3 ECTCQ 码书设计及率分配

基于 ECTCQ 的图像编码具有优异的压缩性能, 通常被用来量化小波子带。

在低码率情况下, ECTCQ 最优码书与均匀码书存在较大的差异。设计最优码书之前, 先建立小波系数概率分布模型。假定目标、背景序列服从广义高斯分布

$$f_X(x) = \left| \frac{p \eta(p, \sigma)}{2 \Gamma(1/p)} \right| \exp\{-|\eta(p, \sigma)| x|^p\} \tag{21}$$

式中, $\eta(p, \sigma) = \sigma^{-1} \left| \frac{\Gamma(3/p)}{\Gamma(1/p)} \right|^{1/2}$, p 为形状因子; σ

为该分布的方差; $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} \exp(-t) dt$ 为伽玛

函数。本文 $p \in [0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0]$, 为 SAR 图像小波分解时子带分布最典型的几种类型, 对应低码率临界点为 $[3.5, 3.0, 2.5, 2.5, 2.5]$ 。使用服从以上几种分布类型、大小为 100 000 的单位方差随机数进行训练, 以 0.1 比特/样本的步长设计 0 至低码率之间的系列码书, 建立率失真对表。

率分配即为各序列设计率失真最优的量化器, 可通过拉格朗日非条件极值问题来求解, 即通过二分法搜索合适大小的 λ 。假定目标区比特率为 $R_1 \text{ bit/pixel}$ 背景比特率为 $R_2 \text{ bit/pixel}$ 由外部给定。对于目标序列, 码率分配可通过以下步骤来实现:

1) 估计概率分布 目标序列共 22 个, 每个序列的形状因子 p 可通过峰度 K 来估计。峰度 K 为四阶中心矩:

$$K = \frac{E(X^4)}{\sigma^4} = F(p) \tag{22}$$

式中, $F(p) = \frac{\Gamma(5/p)\Gamma(1/p)}{\Gamma(3/p)^2}$, 为形状因子 p 的函数, 故 $p = F^{-1}(E(X^4)/\sigma^4)$; 方差 σ 估计可直接计算。为快速估计 p , 建立 K 与 p 的查找表;

- 2) 选取 λ_1 与 λ_0 ;
- 3) 计算 $\lambda = (\lambda_1 + \lambda_0) / 2$

4) 选取码矢 $T = (t_1, t_2, \dots, t_M)$, $M = 22$ 使得 $\sum_{i=1}^M (\epsilon_i \sigma_i^2 E_{\tilde{y}_i}(t_i) + \lambda \epsilon_i t_i)$ 最小。上式第 1 项为以码矢 T

编码目标系列时的总失真, 其中 ε_i 为序列长度权重, $E_{ij}(t_i)$ 表根据序列 i 的形状因子选定量化器 $j(j \in [1, 2, 3, 4, 5])$ 时, 以 t_i 比特/样本量化的失真;

5) 计算 $T' = \sum_{i=1}^M \varepsilon_i t_i$, 若 $T' > R_1$, 将 $\lambda_i = \lambda_j$ 若 $T' < R_1$, 则 $\lambda_i = \lambda_j$ 跳转至步骤 3)。

对于背景序列, 最优码率矢量 $B = (b_1, b_2, \dots, b_M)$ 的求解方法同上, 只需将步骤 5) 中的 R_1 改成 R_2 即可。

3 实验及性能分析

选取 MSTAR 目标训练集中的 HB03787.001 及测试集中的 HB03397.015 为压缩对象, 图 6(a) 为它们的对数检测图像, 每像素 16 比特。采用 db4 小波对它们进行小波域多分辨率 CFAR 检测, 参照文献 [9] 将检测门限取为 3.84 生成二值图像并经过形态学膨胀、腐蚀、尺寸滤波、再次形态学膨胀处理, 所得即为被检测出的 ROI 图 6(b) 为 LL_1 子带中的 ROI 及其掩膜示意图。

对 SAR 图像的压缩研究表明, 压缩比在 2:1 至 8:1 之间对 ATR 的影响较小, 本文为研究低码率下的压缩性能, 对目标区分配 8 bit/pixel 至 0.5 bit/pixel 的比特率, 而对背景仅分配 0.01 bit/pixel 的比特率以实现大幅度地压缩。文中 ECTCQ 采用四状态格子, 重建质量测度为目标区 SNR。为了进一步评价压缩性能, 实验还采用一般 SAR 图像编码 W/TCQ (wavelet/trellis-coded quantization)。图 6(c)、图 6(d) 为压缩比约为 100 时 TIC 及 W/TCQ 的重建图像, 可以看出, 采用 TIC 目标区得到了保护, 背景信息 (阴影) 亦得到了保留, 而 W/TCQ 中目标出现了模糊。图 7 为在不同比特率下重建目标区的 SNR, 可以看出, 在低码率下 TIC 目标区的 SNR 高于 W/TCQ。

基于目标的 SAR 图像压缩计算主要包括小波分解、小波域多分辨率 CFAR 检测及 ECTCQ 编码。小波变换采用提升算法实现时计算复杂度仅为标准小波变换的一半; 小波域多分辨率 CFAR 检测因在小波域检测及将多尺度自回模型的阶次取为单阶、借助具有马尔可夫特性的多分辨率随机模型的表现形式使得它计算复杂度低于图像域双参数 CFAR 算法; 此外 ECTCQ 中采用二分法搜索凸包的迭代次数小。因此, 对于大小为 $M \times N$ 图像, 整个算法的复杂

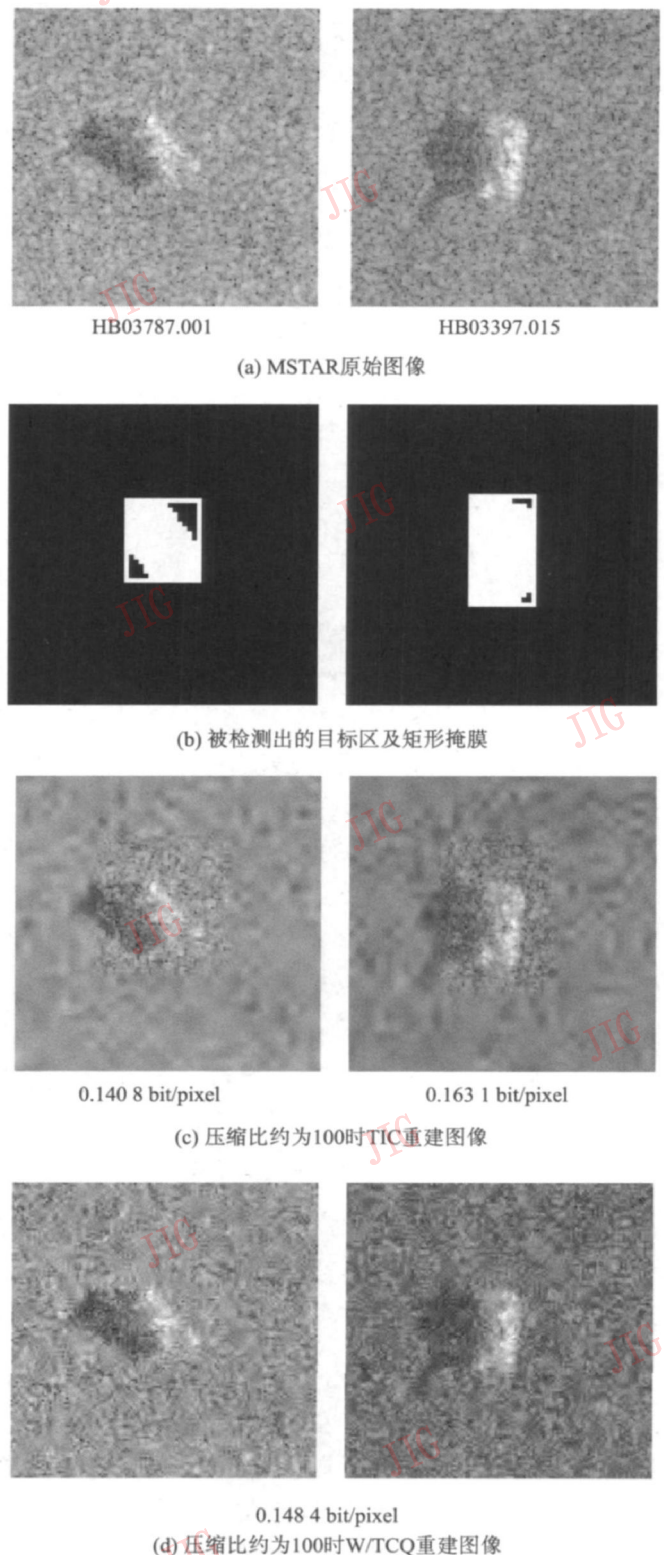


图 6 原图像及压缩后重建图像
Fig. 6 Image encoded and decoded

度是 $O(MN)$ 。表 1 列出以 0.1631 bit/pixel (压缩比约为 100) 编码 HB03397.015 时, 算法在 matlab 中的运行时间及目标区 SNR, 可知 TIC 算法不仅目标区重建质量高而且计算速度快。

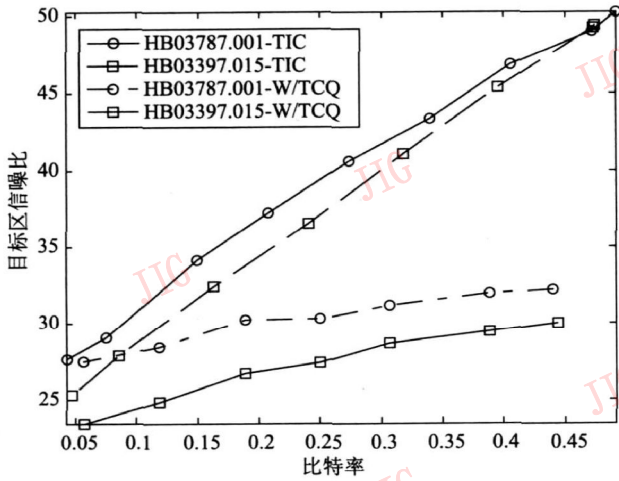


图 7 低码率下目标区 SNR

Fig. 7 SNR of target area at low bit rates

表 1 算法运行时间及压缩性能 (压缩比约 100)

Tab. 1 Operating time and performance for different compression algorithm at ratio about 100: 1

| 算法 | 运算时间 /s | 目标区 SNR /dB |
|-------|---------|-------------|
| TIC | 1.92 | 34.12 |
| W/TCQ | 2.84 | 30.26 |

4 结 论

基于目标的 SAR 图像压缩将 db4 小波域多分辨率 CFAR 检测与图像编码相结合, 在有损量化前检测出 ROI 推导了小波系数掩膜公式, 对目标、背景系列独立 ECTCQ 编码。对 MSTAR 中目标图像压缩表明, 本文算法在实现较大的压缩比同时目标区保真度高, 背景信息亦得到保留, 且计算复杂度低, 算法中多分辨率 CFAR 检测需要对目标建立多分辨率模型, 实际上随着对 SAR 成像研究的深入, 它可通过目标图像仿真预先确定。

参考文献 (References)

- [1] Lu Huanzhang Wang Yang. ATR-Directed image compression research: A survey [J]. Signal Processing 2006, 22(6): 844-848. [卢焕章, 汪洋. 面向自动目标识别的图像压缩研究综述 [J]. 信号处理, 2006, 22(6): 844-848.]
- [2] Zhang J Huang Y, Tian H, et al. SAR image compression based on image decomposing and targets extracting [C] //Proceedings of the 1st Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar. Huangshan: IEEE Press 2007, 671-673.
- [3] Tian J Wells R. A CFAR-enhanced image codec for SONAR ATR [C] /Michael IAU, Akram A, Andrew FL. Proceedings of SPIE Conference on Wavelet Application in Signal and Image Processing VII Denver, CO, USA: SPIE, 1999, 3813: 903-913.
- [4] Bonneau R, Abousleman G. Intelligent compression of SAR imagery using multiresolution Markov models [C] //Proceedings of ICASSP '01. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2001, 3: 1721-1724.
- [5] Li Xiaobin, Tian Zheng. Multiscale stochastic hierarchical image segmentation by spectral clustering [J]. Science in China Series E: Technological Sciences 2007, 37(8): 1073-1085. [李小斌, 田铮. 基于谱聚类的图像多尺度随机树的分割 [J]. 中国科学 E 辑: 信息科学, 2007, 37(8): 1073-1085.]
- [6] Choi M, Chandrasekaran V, Malioutov D. Multiscale stochastic modeling for tractable inference and data assimilation [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering 2008, 197: 3492-3515.
- [7] Bimey K, Fishcher T. On the modeling of DCT and subband image data for compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing 1995, 4(2): 186-193.
- [8] Park Keun-hyeong, Hyun Wook Park. Region-of-interest coding based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2002, 12(2): 106-113.
- [9] Novak L, Owirka S. Effects of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 1997, 33(1): 102-116.
- [10] Owens J, Marcellin B, Kleine M. Compression of synthetic aperture radar video phase history data using trellis coded quantization techniques [J]. IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing 1999, 37(2): 1089-1085.