

基于提升小波分解曲波变换的雷达影像消噪法

田养军¹, 薛春纪²

(1 长安大学 地球科学与资源学院 陕西 西安 710054; 2 中国地质大学 地质工程与矿产资源图像重点实验室, 北京 100083)

摘要: 利用提升法对传统小波进行提升, 将提升小波对雷达影像进行分解, 形成子带影像, 再将子带影像进行脊波变换, 并对变换结果进行消噪处理, 然后进行脊波逆变换和提升小波重构, 得到新的雷达影像。试验结果表明: 基于提升小波分解的曲波变换比传统小波分解的曲波变换对雷达影像消噪效果好, 同时与传统的均值滤波相比效果更好。

关键词: 曲波变换; 提升小波; 消噪; 雷达影像

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6561(2008)03-0326-05

Radar Image De-noise Method Based on Lifting Curvelet Transformation of Wavelet Decomposition

TIAN Yang-jun¹, XUE Chun-ji²

(1 School of Earth Sciences and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 2 Key Laboratory of Mining Resources Remote Sensing Image and Geological Engineering, China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract A new de-noises way is provided. Traditional wavelet is promoted by lifting scheme, lifting wavelet is used to decompose radar image into sub-band images, and then sub-band images are transformed by ridgelet to new sub-band images. Then, new-band images are de-noised and reconstructed by ridgelet and lifting wavelet to new image. Experimental results demonstrate that curvelet transformation algorithm based on lifting wavelet decomposition has a better efficiency than the curvelet transform algorithm of traditional wavelets decomposition in radar image de-noising. Algorithm of lifting wavelet decomposition is better than traditional average value filter in radar image de-noising.

Key words: curvelet transformation; lifting wavelet; de-noise; radar image

0 引言

小波变换是 20 世纪 80 年代后期发展起来的应用数学分支, 在遥感数据处理领域有很好的图像处理效果^[1-2]。提升小波和曲波变换都是对小波理论的发展和延伸, 各有其特点。提升小波是用提升法对传统的小波函数进行提升, 生成有特殊功能的新小波^[3-4]。曲波变换实际上是多尺度的局部脊波变换^[5-6]。脊波(Ridgelet)变换与小波变换不同, 除了有尺度和位移参量外, 脊波变换还增加了一个方

向参量, 因此具有更好的方向辨识能力。脊波变换一般要对整个区域作均匀分割, 分别在各个子区域上实现, 这样才能取得好的结果^[7-8], 所以, 脊波变换又称单尺度脊波分析或局部脊波变换。曲波变换先对信号作小波变换将其分解为一系列不同尺度的子带信号, 然后对每个子带再作局部脊波变换。

笔者利用提升法对传统小波进行提升, 将提升小波对雷达影像进行分解, 形成子图像, 再将子图像进行脊波变换, 并对变换结果进行消噪处理, 通过逆变换得到消噪图像, 试验效果令人满意。

收稿日期: 2007-11-20

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2006BAB07B01-02)

作者简介: 田养军(1964), 男, 陕西蓝田人, 讲师, 从事遥感应用研究。E-mail: yangjunt@chd.edu.cn

1 提升小波与曲波基本理论

1.1 提升小波的提升方法

设信号 $s=(s_k), k \in \mathbb{Z}, s_k \in \mathbb{R}$, 将 s 分解成偶采样点 $s_e=(s_{2k})$ 和奇采样点 $s_o=(s_{2k+1})$, e 为偶数点下标, o 为奇数点下标, 这种分解称为懒惰小波变换。由于信号 s 的各采样点之间存在一定的相关性, 因此可以通过 s_e 估计 s_o , 即 $s_o=P(s_e)$, 这就是提升方法中的预测, 并保留二者的差值部分 γ , 即 $\gamma=s_o-P(s_e)$ 。但是在这样一种新的表示形式中可能会丢失信号的某些特征, 而这些特征又是人们所期望的有用信息, 如信号的均值。为了恢复这些特征, 在提升方法中又引入另外一种操作, 即修正操作 U 。用新得到的 γ 来修正 s_e , 修正结果用 λ 表示, 即 $\lambda=s_e+U(\gamma)$ 。简单地说, 一个规范的提升方法由分解(Split)、预测(Predict)和修正(Update)3 个步骤组成。提升方法的分解步骤见图 1。

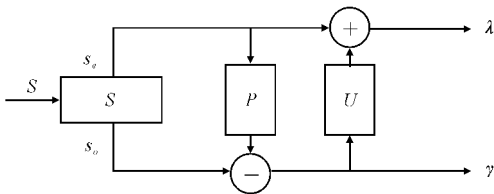


图 1 提升方法分解过程

Fig. 1 Processes of Lifting Scheme Decomposition

提升方法的分解变换为

$$\begin{cases} (s_e, s_o) = S(s) \\ \gamma = s_o - P(s_e) \\ \lambda = s_e + U(\gamma) \end{cases} \quad (1)$$

式中: S, P, U 分别为分解算子、预测算子和修正算子; γ, λ 为小波系数和尺度系数。提升方法的重构步骤见图 2。

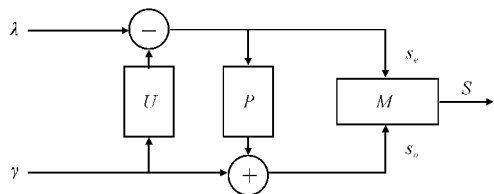


图 2 提升方法重构过程

Fig. 2 Processes of Lifting Scheme Reconstruction

$$\begin{cases} s_e = \lambda - U(\gamma) \\ s_o = \lambda + P(s_e) \\ s = M(s_e, s_o) \end{cases} \quad (2)$$

实现提升方法的关键是寻找合理的预测算子和修

正算子。

1.2 用提升小波方法构造传统小波

1.2.1 离散小波变换

离散小波变换包括分析滤波器组 $\{\tilde{h}, \tilde{g}\}$ 和综合滤波器组 $\{h, g\}$ 。小波变换分解是把信号 s 通过低通滤波器 \tilde{h} 和高通滤波器 \tilde{g} 进行滤波, 然后向下抽样, 得到低频信号 λ 和 高频信号 γ , 各自的信息量只 为原来信号 s 的一半。由 λ 和 γ 重建 s 的过程是: 先对 λ 和 γ 向上抽样, 然后各自通过低通滤波器 \tilde{h} 和高通滤波器 \tilde{g} , 再把滤波后两信号相加即可。

完全重构条件为

$$\begin{cases} h(z)\tilde{h}(z^{-1}) + g(z)\tilde{g}(z^{-1}) = 2 \\ h(z)h(-z^{-1}) + g(z)g(-z^{-1}) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

1.2.2 离散小波的多相表示法

为了用提升方法构造传统小波, 需引入滤波器组中的多相表示法。若有限冲击响应(FIR)滤波器 $h=\{h_{k1}, K, h_{kn}\}$, 其 z 变换为 Laurent 多项式, 即

$$h(z) = \sum_{k=-kl}^{kn} h_{kz} z^{-k} \quad (4)$$

可以用多相表示法表示 $h(z)$ 为

$$h(z) = h_e(z^2) + z^{-1}h_o(z^2) \quad (5)$$

式中: h_e 为包含偶数序号的系数; h_o 为包含奇数序号的系数, 且有

$$h_e = \sum_k h_{2kz} z^{-k}$$

$$h_o = \sum_k h_{2k+1z} z^{-k}$$

或

$$h_e(z^2) = \frac{h(z) + h(-z)}{2}$$

$$h_o(z^2) = \frac{h(z) - h(-z)}{2z^{-1}}$$

对于综合滤波器 $\{h, g\}$, 定义矩阵 $P(z)$ 为

$$P(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} \quad (6)$$

则式(6)中 $P(z)$ 是 $\{h, g\}$ 的多相表示。对于分析滤波器组 $\{\tilde{h}, \tilde{g}\}$, 同样可定义 $\tilde{P}(z)$ 是 $\{\tilde{h}, \tilde{g}\}$ 的多相表示。

用多相矩阵表示关于小波完全重构的条件为

$$P(z)\tilde{P}(z^{-1})^t = I \quad (7)$$

设矩阵 $P(z)$ 的行列式为 1, 即 $\det P(z)=1$ 。如果满足这一条件, 则 $\{h, g\}$ 为互补。由式(7)可得

$$\begin{cases} \tilde{h}_e(z) = g_o(z^{-1}) \\ \tilde{h}_o(z) = -g_e(z^{-1}) \\ \tilde{g}_e(z) = -h_o(z^{-1}) \\ \tilde{g}_o(z) = h_e(z^{-1}) \end{cases} \quad (8)$$

1.2.3 用提升方法构造传统小波

提升方法可以把一个已经存在的小波经变换生成一个具有某种特性的新小波^[4]。

定理 1(提升定理) 如果 $\{h, g\}$ 为互补的滤波器组, 那么任何与 h 互补的有限长滤波器 g^{new} 可以表示为

$$g^{new}(z) = g(z) + h(z)s(z^2) \tag{9}$$

式中: $s(z) = \sum_{k=kl}^{kn} s_k z^{-k}$ 为 Laurent 多项式。反之, 任何具有形式 g^{new} 的滤波器一定与 h 互补。

定理 2(对偶提升定理) 如果 $\{h, g\}$ 为互补的滤波器组, 那么任何与 g 互补的有限长滤波器 h^{new} 可以表示为

$$h^{new}(z) = h(z) + g(z)t(z^2) \tag{10}$$

式中: $t(z) = \sum_{k=kl}^{kn} t_k z^{-k}$ 为 Laurent 多项式。反之, 任何具有形式 h^{new} 的滤波器一定与 g 互补。

定理 3(分解定理) 如果 $\{h, g\}$ 为互补的滤波器组, 那么存在一组 Laurent 多项式 $s_i(z)$ 、 $t_i(z)$ ($1 \leq i \leq m$) 和一个非 0 的常数 k , 使得 $P(z)$ 满足

$$P(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & s_i(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ t_i(z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k & 0 \\ 0 & 1/k \end{bmatrix} \tag{11}$$

这就是提升方法构造小波变换分解矩阵, 它的重构矩阵为

$$\tilde{P}(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -s_i(z^{-1}) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -t_i(z^{-1}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/k & 0 \\ 0 & k \end{bmatrix} \tag{12}$$

1.3 曲波变换

曲波变换包括图像分解和脊波变换(图 3)。

脊波变换定义如下^[3-4]:

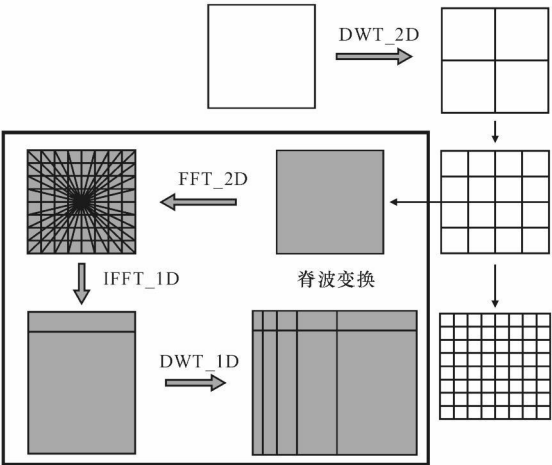


图 3 曲波变换示意图

Fig. 3 Curvelet Transform Sketch Map

定义 1 考虑 d 维 ($d \geq 2$) 空间, 设函数 $\Psi: R \rightarrow R$, 满足条件: $\int \Psi(t)dt = 0$, 及容许条件

$$K_{\Psi} = \int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|^d} d\omega < \infty \tag{13}$$

那么, 对于参数集 $\gamma = (a, u, b)$, 定义 $R^d \rightarrow R$ 函数

$$\Psi_{\gamma}(x) = a^{-1/2} \Psi\left(\frac{ux-b}{a}\right) \tag{14}$$

式中: Ψ_r 为由容许条件(1)生成的脊波(Ridgelet)函数; a 为 Ridgelet 的尺度参数; u 表示方向; b 为位置参数。

定义 2 考虑二维空间, 令 $u = (\cos \theta, \sin \theta)$, $x = (x_1, x_2)$ 时, 则 Ridgelet 函数为

$$\Psi_{a,b,\theta}(x) = a^{-1/2} \Psi\left(\frac{x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - b}{a}\right) \tag{15}$$

其中 $\Psi(x)$ 为一维 Wavelet 函数, 称变换

$$CR T_f(a, b, \theta) = \int_{R^2} \bar{\Psi}_{a,b,\theta}(x) f(x) dx \tag{16}$$

为 $f(x)$ 在 R^2 上的连续 Ridgelet 变换。

定义 3 设 $f(x_1, x_2) \in L^2(R^2)$, 称变换

$$R_f(\theta, t) = \int_{R^2} f(x_1, x_2) \delta(x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - t) dx_1 dx_2 \tag{17}$$

为 f 在 R^2 上的连续 Radon 变换。

在二维空间中, Ridgelet 变换和 Radon 变换的关系密切, 而 Ridgelet 变换与 Wavelet 变换^[5] 通过 Radon 变换相联系, 即有

$$CR T_f(a, b, \theta) = \int_R \Psi_{a,b}(t) R_f(\theta, t) dt \tag{18}$$

其中, $\Psi_{a,b}(x) = a^{-1/2} \Psi[(x-b)/a]$, 因此可以说, Ridgelet 变换是 Radon 变换域上的一维 Wavelet 变换。

由 R^2 上的连续 Ridgelet 变换定义式(4), 可以推出其重构公式^[2]

$$f(x) = c_{\Psi} \int CR T_f(a, b, \theta) \Psi_{a,b,\theta}(x) \frac{da db d\theta}{a^3} \tag{19}$$

式中: $c_{\Psi} = \frac{1}{4\pi} K_{\Psi}^{-1}$ 。

2 曲波变换雷达影像消噪

提升小波分解的曲波变换雷达影像消噪步骤:

(1)子带分解。通过将图像作提升小波变换分解成多个子带分量。

(2)脊波变换。本次使用较简便 Radon 变换, 即二维 FFT、一维 IFFT 和一维 DWT。

(3)对变换后的小波系数进行阈值收缩。阈值的设定硬阈值法,其公式为

$$\gamma_i^n = \begin{cases} r_i^n & \text{if } |\gamma_i^n| > \tau \\ 0 & \text{if } |\gamma_i^n| \leq \tau \end{cases} \quad (20)$$

式中: γ_i^n 为第 n 层分解的小波系数; τ 为阈值, $\tau = \tilde{\sigma} \sqrt{2 \log N}$; $\tilde{\sigma} = \text{med}(|\gamma|)/0.6745$; N 为小波系数的样本个数; $\tilde{\sigma}$ 为噪声的标准偏差估计; $\text{med}(\cdot)$ 是中值函数。

- (4)脊波逆变换。得到新的子带。
- (5)子带重构。用提升小波重构得到融合图像。

3 消噪试验与结果分析

遥感资料选取 Envisat 卫星的 ASAR 雷达发现南极洲自由漂浮的最大冰山 B-15A 碎片,分辨率约 30 m,尺寸 280×280 ASAR 雷达影像(图 4)。同时使用均值滤波对图像消噪,消噪结果为图 5。图像噪声明显,使用 sym4 函数进行提升及小波变换,在 matlab 7.0 中进行基于小波分解曲波消噪和基于提升小波分解的曲波消噪,结果为图 6~7。由于 ASAR 雷达图像没有无噪声标准图像,将滤波前后图像之差的为噪声,用峰值信噪比作为衡量对消噪图像进行评价,结果如表 1。



图 4 ASAR 原图像
Fig. 4 ASAR Original Image



图 5 均值滤波
Fig. 5 Result of Average Value Filter

表 1 消噪影像效果评价

Tab. 1 Evaluation of De-noised Image Effect

消噪算法	峰值信噪比	消噪后的图像视觉
ASAR 雷达影像		噪声大
均值滤波	22.944 4	有好有坏
小波分解曲波消噪	18.564 0	效果好
提升小波分解曲波消噪	18.919 6	效果好

从消噪前后图像对比来看,均值滤波对图像进行 3×3 的平滑作用,原图像的椒盐状的噪声图像整体平滑许多,所以信息损失大,峰值信噪比大,原



图 6 提升小波分解曲波消噪
Fig. 6 De-noise Resolution of Lifting Wavelet Curvelet



图 7 小波分解曲波消噪
Fig. 7 De-noise Resolution of Wavelet Curvelet

来线状地物变得不太清楚,好像虚影像,均值滤波以滤波窗口中心像素认为噪声,认为窗口内所有像素灰度都对中心噪声像素有贡献,没有对噪声进行精确定位,造成了滤波图像的几何畸变,而不区分与中心噪声像素相关性的均值处理,就造成了滤波图像灰的畸变(模糊)。提升小波分解曲波消噪和小波分解曲波消噪与原图像相近,主要是对噪声像素位置不变,取一定的阈值限定其大小,消噪效果比原图像有较好改善。但从峰值信噪比来看,提升小波分解曲波消噪比小波分解曲波消噪效果好,同时它们比传统的均值滤波效果好。

4 结语

基于提升小波分解曲波变换的雷达影像消噪方法目的是提供一种新思路,需要研究的问题很多。

(1)对于不同类型传感器及其性能,雷达影像的噪声主要是哪一类,采取去噪方法是否合适,需要具体分析。

(2)曲波分解尺度是否恰当,最合适消噪为几级分解,怎样能保持地物光谱的特征信息,而又能消除噪声,是否还要加一定的条件来保证。

(3)提升原来小波或构造新的特殊小波,哪一种小波消噪效果好,获得消噪影像清晰、边缘效果明显。笔者只是将提升小波分解的曲波变换与小波分解的曲波变换用在图像消噪中进行对比,基于提升小波分解的曲波变换比小波分解的曲波变换用在图像消噪中效果好。相信基于提升小波分解的曲波变换在遥感图像消噪中还有很大的潜力。

参考文献:

[1] 李德仁,周月琴,金为铨. 摄影测量与遥感概论[M]. 北京:测绘出版社,2003.
[2] 田养军,薛春纪. 基于小波变换的遥感数据融合与边缘检测

[J] . 地球科学与环境学报, 2007, 29(1): 103-106.

[3] Daubechies I, Sweldens W. Factoring Wavelet Transforms into Lifting Steps[J] . J Fourier Anal 1998, 4(3): 245-267.

[4] Sweldens W. The Lifting Scheme: A Custom-design Construction of Biorthogonal Wavelets[J] . Appl Comput Harmon Anal 1996, 3: 186-200.

[5] Candes E J. Ridgelets: Theory and Application[D] . Stanford; Stanford University, 1998.

[6] Candes E J. Monoscale Ridgelets for the Representation of Images with Edges[R] . Stanford: Stanford University, 1999.

[7] 李晖晖, 郭 雷, 刘 航. 基于二代 curvelet 变换的图像融合研究[J] . 光学学报, 2007, 26(5): 657-662.

[8] 焦李成, 谭 山, 刘 芳. 脊波理论: 从脊波波变换到 Curvelet 变换[J] . 工程数学学报, 2005, 22(5): 761-773.

(上接第 325 页)

参考文献:

[1] Marr D, Hildreth E. Theory of Edge Detection[M] . London: Proc Roy Soc 1980.

[2] 杨枝灵, 王 开. 数字图像获取、处理及实践应用[M] . 北京: 人民邮电出版社, 2003.

[3] 陈 哲, 王富嘉, 张常云. INS/GPS/TAN/SMN 组合导航系统的仿真研究[R] . 北京: 中国航空工业总公司, 1999.

[4] 卜纳特. 数字图像处理[M] . 邓鲁花, 译. 北京: 机械工业出版社, 2005.

[5] Schiele B. Object Recognition Using Receptive Field Histograms[R] . Grenoble: Institut National Polytechnique de Grenoble 1997.

[6] Smith S, Brady M. SUSA: A New Approach to Low Level Image Processing[J] . International Journal of Computer Vision, 1997, 23: 45-78.

[7] Vincent E, Laganier R. Detecting and Matching Feature Points[J] . Vis Commun Image R, 2004, 16: 38-54.

