

文章编号: 1001-1595(2010)02-0180-07

基于小波变换的多时相 SAR 图像变化检测技术

黄世奇, 刘代志, 胡明星, 王仕成

西安高技术研究所, 陕西 西安 710025

Multi-temporal SAR Image Change Detection Technique Based on Wavelet Transform

HUANG Shiqi, LIU Daizhi, HU Mingxing, WANG Shicheng

Xi'an Research Institute of Hi-tech, Xi'an 710025, China

Abstract: A new two-threshold wavelet transform (TWT) SAR image change detection algorithm is proposed. The TWT algorithm uses the expectation maximum (EM) algorithm to produce two thresholds, so it can distinguish the changed classes (such as the enhanced change region and the weakened change region) or the changed grades. Finally, some SAR images are used to test the proposed method and the results verify that the method is effective.

Key words: wavelet transform; two thresholds; SAR image; change detection

摘 要: 提出基于小波变换的双阈值 (TWT) SAR 图像变化检测算法。采用期望最大化 (EM) 算法产生双阈值, 可以区分像素发生变化的类型 (如变化区域增强类和变化区域减弱类) 或变化等级。用 SAR 图像数据进行实验, 结果表明该方法有效。

关键词: 小波变换; 双阈值; SAR 图像; 变化检测

中图分类号: P237

文献标识码: A

基金项目: 西安高技术研究所科技创新基金 (XY2008JJ-16)

1 引 言

SAR 图像变化检测是指利用同一区域不同时相的 SAR 图像对区域目标的变化进行定性或定量的分析。它是一种针对 SAR 图像的特点而建立的数据分析方法, 用于识别一个物体或现象的状态变化。由于 SAR 具有全天候全天时的特点, SAR 图像变化检测技术已逐渐成为遥感研究中的热点问题, 被广泛地应用。在民用方面, 包括自然灾害中的灾情监测与评估, 环境变化的监视和评估, 农作物生长状况的监测和评估等^[1-7]。

近 10 多年来, 许多学者在 SAR 图像变化检测方面做了不少工作^[8-15], 但是该领域仍然是关注的焦点。多时相遥感影像变化检测方法总体可分为两大类: 分类后比较法和直接比较法^[16]。直接比较法相对简单、直观, 适用于具有重复、稳定的轨道且定标性能良好的 SAR 影像的变化检测分析。该方法主要包括: 图像灰度差值法、图像灰度比值法、图像纹理特征差值法、相关系数法、图像回归法、典型相关法等。分类后比较法是指对每个图像独立进行分类, 然后根据相应像素类别的差异来识别发生变化的区域, 其分类过程可以是监督的或非监督的。分类后比较法可以克服由于多时相图像的传感器性质、分辨率等因素的差

异带来的不便, 不需对数据归一化处理。主要缺点是: 分类误差会产生组合影响, 即由两个独立分类产生的变化图的精度近似于各自精度的乘积。

SAR 成像机理与光学、红外遥感有着本质的区别, 因此通常的图像变化检测算法直接应用于 SAR 图像, 很难获得理想的效果。这是因为 SAR 成像是主动的相干成像, 不可避免地产生斑点噪声, 同时, SAR 成像对目标方位角特别敏感, 这给不同时相的 SAR 图像带来极大的挑战。在变化的过程中, 不但要知道是否发生变化, 而且需知道变化的区域是散射增强区域还是减弱区域。本文根据 SAR 图像的特点, 提出双阈值小波变化检测算法。小波变换不仅能够很好地抑制 SAR 图像斑点噪声, 而且能很好地保留边缘和细节信息^[17-18]; 利用双阈值能检测出发生变化的类型。最后, 用加拿大遥感中心机载 C/X-SAR 遥感数据进行实验, 实验结果表明该方法可行。

2 TWT 变化检测算法描述

图 1 表示的是本文所提的基于小波变换的双阈值 SAR 图像变化检测算法流程图。该算法的具体实现步骤如下:

1. 获得不同时相的 SAR 图像。假设时间 t_1 和时间 t_2 所得的 SAR 图像分别为 X_1 和 X_2 , 而

且它们的大小均为 $I \times J$ 。

2. 不同时相的 SAR 图像进行预处理。这里的预处理主要包括不同时相的 SAR 图像的几何和辐射的校正及它们的配准。

3. 产生比值对数图像 X_{RL} 。SAR 图像 X_1 和 X_2 经配准后, 按对应像素逐一进行相比运算, 然后两边取对数, 即 $X_{RL}(i, j) = \log [X_2(i, j) / X_1(i, j)]$, (i, j) 表示像素的空间位置, 且 $X_1(i, j)$ 的值不能为零。当 $X_1(i, j)$ 等于零时, 为防止出现较大的奇异值, 通常以此像素为中心, 以适当大小的窗口内像素的均值作为这个像素的灰度值。

进行比值运算的目的是降低斑点噪声, 因为 SAR 图像的斑点噪声是乘性噪声。

4. 进行小波多尺度分解。获得比值对数图像 X_{RL} 后, 对其进行小波多尺度分解运算。在分解过程中, 选择了 2 维离散平稳小波, 这样可以避免分解时产生下采样。所以经小波分解后, 将获得一系列与原始图像大小一样的图像集 X_{DS} , 即

$$X_{DS} = \{X_{RL}^0, \dots, X_{RL}^n, \dots, X_{RL}^{N-1}\} \quad (1)$$

其中, 上标 $n(n=0, 1, \dots, N-1)$ 表示分解层数。当 $n=0, X_{RL}^0 = X_{RL}$, 即为原始图像。

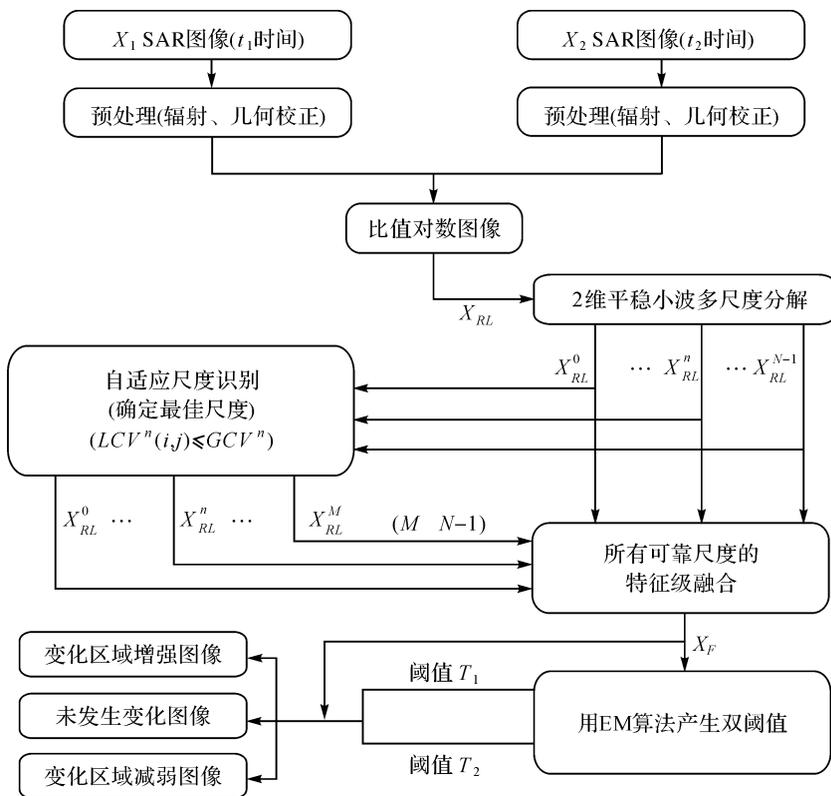


图 1 SAR 图像的 TWT 变化检测算法流程图

Fig. 1 The flow chart of the TWT change detection algorithm for SAR images

5. 确定最佳分解尺度。小波分解的最佳尺度层数 M 采用变化系数(CV)来确定。小波变换的目的是降低斑点噪声的同时, 尽量保护几何细节信息。而 CV 是衡量斑点噪声的指标, 用它来判断像素点在每个分解层是否属于边界区域还是同质区域。这个过程将在下文详述。一旦获得最佳分解层后, 就可以得到可靠的图像集 X_{DS}^M , 即

$$X_{DS}^M = \{X_{RL}^0, \dots, X_{RL}^n, \dots, X_{RL}^M\}, M \leq N-1 \quad (2)$$

6. 所有可靠尺度上的特征进行融合, 即比值对数图像的重构。图像的重构过程有两种方法:

一是对各个分解层图像进行处理后, 按多尺度分解的逆过程进行重构; 二是用各分解层近似图像(低频部分)进行重构。这里选择后者, 并且只对可靠分解层内的像素进行重构, 重构后的比值对数图像为 X_F 。

TWT 变化检测算法只对所有稳定分解层内的全部特征进行融合。在多尺度图像序列 X_{DS} 中, 通过考虑特征级融合的策略, 将获得更好的可利用的信息。为在不同尺度完成融合过程, 通过平均 X_{DS} 中全部可能结合的序列图像, 产生新的

图像集 $\bar{X}_{Ds}^M = \{\bar{X}_{Ds}^0, \dots, \bar{X}_{Ds}^n, \dots, \bar{X}_{Ds}^{M-1}\}$, 计算公式为

$$\bar{X}_{Ds}^n = \frac{1}{n+1} \sum_{h=0}^n X_{Ds}^h, \quad n = 0, 1, \dots, M-1 \quad (3)$$

其中, n 表示包括在平均运算的最高尺度。当 n 的值较小时, 图像 \bar{X}_{Ds}^n 包含着大量的几何细节和斑点噪声成分。 n 值增加时, 图像 \bar{X}_{Ds}^n 中所包含的几何细节和斑点噪声成分越来越少。所以, 在可靠尺度以外的分解层上所包含的信息越来越小, 不足以影响整个变化检测结果。在多尺度图像中, 由于不同尺度图像包含的信息量不同, 加权平均肯定比简单的算术平均好。低尺度图像所包含的信息比较多, 同时, 其含有的噪声成分也较多; 高尺度图像所含信息少, 其所含斑点噪声也少。它们在融合的图像中所占的比例是不一样的, 对它们进行加权处理, 则式(3)可改写为

$$\bar{X}_{Ds}^n = \sum_{h=0}^n W^h X_{Ds}^h, \quad n = 0, 1, \dots, M-1 \quad (4)$$

式中, W^h 表示尺度为 h 的图像 X_{Ds}^h 的权值, 其值可通过计算各个稳定尺度图像的方差或均值的归一化获得。最终的重构图像 X_F 就是 \bar{X}_{Ds}^M 。

7. 双阈值的确定。利用 EM 算法对比值对数图像 X_F 进行处理, 就可获得需要的不同判别阈值。根据实际需要, 可以确定两个或多个阈值。EM 算法的具体实现过程将在后文进行详述。

8. 产生变化图像。由第 7 步所获得的阈值对比值对数图像 X_F 进行判别, 根据预定的判别准则, 就可以获得未发生变化的图像和发生不同变化(等级)的图像。

在图像 \bar{X}_{Ds}^M 中, 空间位置 (i, j) 像素就被通过一定的阈值归属相应的类, 其判断定义如下

$$X_{Ds}^n(i, j) \in \begin{cases} \omega_c, \bar{X}_{Ds}^M(i, j) > T_1^M \\ \omega_s, T_2^M \leq \bar{X}_{Ds}^M(i, j) \leq T_1^M \\ \omega_b, \bar{X}_{Ds}^M(i, j) < T_2^M \end{cases} \quad (5)$$

其中, T_1^M 和 T_2^M 是用 EM 算法对图像 \bar{X}_{Ds}^M 进行计算所得的双阈值。

从图 1 中, 可知 TWT 变化检测算法的关键技术是判别阈值 T 和小波变换的最佳分解层 M 的确定。对于阈值的确定, 采用 EM 算法来完成^[19]。该算法是对不完整数据问题进行最大似然估计的一种常用算法, 它不需要任何外来数据和先验知识, 从观测数据本身就可以获得参数的估计值。它包括求期望值和求最大值两个阶段,

两步重复进行, 直到收敛为止, 详细步骤请参阅文献[12, 14]。下面着重讨论小波变换的最佳分解层的确定。

3 小波分解及最佳分解层的确定

小波多尺度分解的关键是最佳分解层的确定和小波逆变换。SAR 图像中的斑点噪声是乘性噪声, 用小波多尺度去除斑点噪声时, 一般是先取对数运算, 将乘性斑点噪声转化加性噪声, 再进行滤波处理, 对滤波后的各子图像进行小波多尺度逆变换, 最后进行指数运算。在这里直接对比值对数图像 X_{RL} 进行多尺度分解, 不进行对数和指数运算。这是因为产生比值对数图像时, 就进行了对数运算。在对比值对数图像 X_{RL} 进行小波多尺度分解时, 选择的是比值对数图像 X_{RL} , 而不是对原始的 SAR 图像 X_1 和 X_2 进行分解, 这样可以节省运算费用和时间。经小波多尺度分解后, 可获得一系列的子图像 X_{Ds} 。

在多尺度分解过程中, 采用 2 维离散稳定小波变换(2D-SWT), 而不是标准的离散小波变换(DWT), 因为 2D-SWT 分解可以避免对滤波信号进行下采样, 而且每层的子图像大小均与原始的图像一样^[20]。在没有高频成分的情况下, 2D-SWT 保证其逆变换不会产生混淆现象。图 2 为 X_{RL} 的 2D-SWT 分解过程。 X_{RL} 首先被分解成四个大小同它一样的子图像, 包括一个低分辨率的 X_{RL}^{LL1} 图像, 称为近似信号, 包含着第一分解层的水平和垂直方向的空间低频率部分。另外, 还包括三个高频图像 X_{RL}^{LH1} 、 X_{RL}^{HL1} 、 X_{RL}^{HH1} , 分别对应第一分解层的水平、垂直和对角方向的细节信号。上标 LL 、 LH 、 HL 和 HH 指的是高通和低通滤波次序, 图 2 中的 $h^n(\cdot)$ 和 $l^n(\cdot)$ 是应用于 2D-SWT 各个分解层的高通和低通滤波的冲击响应, 其中 $n=0, 1, \dots, N-1$, 然后, 低频部分 X_{RL}^{LL1} 继续按上述方法进行分解, 将在第二分解层上分别获得四个子图像 X_{RL}^{LL2} 、 X_{RL}^{LH2} 、 X_{RL}^{HL2} 、 X_{RL}^{HH2} , 如此重复直到分解尺度为 2^{N-1} 的低频信息 $X_{RL}^{LL_{N-1}}$ 为止。

通过小波多尺度分解, 可获得多尺度图像集 $X_{RL}^n, n=0, 1, \dots, N-1$ 。为了后面空间信息的融合, 必须为每个空间位置确定可靠的分解尺度。可靠尺度的选择是根据被考虑的像素在不同的尺度下属于边界还是同质区域来判断。在低分辨率水平, 用像素判别是属于边界还是同质区域的信息不可靠, 因为在这些分解尺度层上的细节和边

缘信息在分解的过程中被移开了。对一个像素来说, 如果它既不是边缘信息又不是几何细节信息, 则像素所在的尺度就是稳定的尺度。

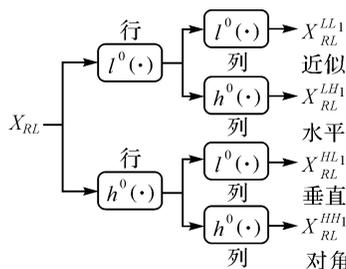


图 2 用 2D-SWT 对 \$X_{RL}\$ 进行分解示意图

Fig. 2 The diagram of \$X_{RL}\$ decomposition with 2D-SWT

在给定的尺度 \$n\$ 上, 一个像素是属于边缘还是同质区域, 可采用多尺度局部变化系数(\$LCV^n\$)来判断。变异系数是用来描述 SAR 图像的局部不均匀程度的一个指数, 也可以作为反映斑点噪声大小的一个理论值^[21]。\$LCV^n\$ 的定义如下

$$LCV^n(i, j) = \frac{\sigma^n(i, j)}{m^n(i, j)} \quad (6)$$

其中, \$\sigma^n(i, j)\$ 和 \$m^n(i, j)\$ 分别表示局部标准方差和均值。式(6)计算在分辨率水平为 \$n(n = 0, 1, \dots, N-1)\$ 的空间位置\$(i, j)\$的局部变化系数。为提高精度, 采用滑动窗进行计算, 滑动窗的大小由用户决定。如果滑动窗太小, 将降低局部统计参数的可靠性; 如果滑动窗太大, 将降低几何细节的敏感性。滑动窗的大小的选择应该在这两个属性之间权衡。变化系数是场景异质的估量, 低值对应着同质区域, 高值对应着异质区域(如边缘区域和点目标)。区分同类区域和异类区域, 必须定义一个阈值。在分解尺度 \$n\$ 上, 整个图像区域的变化系数, 即全局变化系数(\$GCV^n\$)的定义如下

$$GCV^n = \frac{\sigma^n}{m^n} \quad (7)$$

其中, \$\sigma^n\$ 和 \$m^n\$ 分别表示尺度层为 \$n\$ 的图像的标准差和均值。在每个尺度上, 同类区域就能被确定, 当它们满足下面的条件时

$$LCV^n(i, j) \leq GCV^n \quad (8)$$

对一个像素来说, 如果在所有的分解尺度 \$t(t = 0, 1, \dots, r)\$ 都满足式(8), 就认为分解尺度 \$r\$ 是可靠的。因而对于一个像素\$(i, j)\$, 其可靠尺度图像集的定义如下

$$X_{DS}^M = \{X_{DS}^0, \dots, X_{DS}^n, \dots, X_{DS}^M\}, M \leq N-1 \quad (9)$$

其中, \$M\$ 是最低分辨率水平(相对于最高值 \$n\$), 因

此像素\$(i, j)\$表现没有边界问题, 满足可靠尺度的定义。

4 用 EM 算法确定变化检测域值

假设经几何和辐射校正且配准好的影像 \$X_1\$ 和 \$X_2\$ 是同一传感器在不同时间 \$t_1\$ 和 \$t_2\$ 获得同一区域的 SAR 影像, 它们的大小为 \$I \times J\$。以它们对应的比值对数图像 \$X_{RL}\$ 为例介绍多时相 SAR 图像变化检测中双域值的确定方法。

首先只考虑比值对数图像 \$X_{RL}\$ 由两类组成, 即变化和未变化, 然后在此基础上讨论两类以上的情况。设 \$\omega_u\$ 和 \$\omega_c\$ 分别表示未变化和变化类, 它们各自分布的先验概率分别为 \$P(\omega_u)\$ 和 \$P(\omega_c)\$, 灰度值 \$x\$ 在 \$\omega_u\$ 和 \$\omega_c\$ 中的条件概率分别为 \$P(x/\omega_u), P(x/\omega_c)\$。\$X_{RL}\$ 的直方图 \$H(X)\$ 近似认为是 \$x\$ 概率分布函数 \$P(x)\$ 的估计, 则有

$$P(x) = P(x/\omega_u)P(\omega_u) + P(x/\omega_c)P(\omega_c) \quad (10)$$

利用贝叶斯公式有

$$P(\omega_k/x) = [P(x/\omega_k)P(\omega_k)]/P(x), k = (u, c) \quad (11)$$

式(11)称为 \$x\$ 的后验概率。贝叶斯公式的实质是通过观测值 \$x\$, 把状态的先验概率 \$P(\omega_k)\$ 转化为状态的后验概率 \$P(\omega_k/x)\$。这样, 基于最小错误率的贝叶斯决策规则为: 如果 \$P(\omega_u/x) > P(\omega_c/x)\$, 就把 \$x\$ 归类为没发生变化; 如果 \$P(\omega_u/x) < P(\omega_c/x)\$, 就认为 \$x\$ 发生了变化。当阈值 \$T\$ 满足式(12)时, 就认为是最佳阈值。

$$P(\omega_u)P(T/\omega_u) = P(\omega_c)P(T/\omega_c) \quad (12)$$

实验表明多时相图像一般服从高斯分布^[22], 因此, 假设差值图像 \$X_{RL}\$ 服从高斯分布, 即 \$P(x/\omega_k)\$, \$P(x/\omega_k)\$ 服从高斯密度函数分布, 其表达式如下

$$p(x/\omega_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left[-\frac{(x-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right], k \in \{u, c\} \quad (13)$$

式中, \$\mu_u, \mu_c, \sigma_u^2\$ 和 \$\sigma_c^2\$ 分别表示未变化的像元类 \$\omega_u\$ 和变化的像元类 \$\omega_c\$ 的均值和方差, 则有四个未知参数需要从比值对数 \$X_{RL}\$ 中得到估计。采用 EM 算法来估计统计分布参数的计算公式如下

$$p^{t+1}(\omega_k) = \frac{\sum_{X(i,j) \in X_D} \frac{p^t(\omega_k)p^t(X(i,j)|\omega_k)}{p^t(X(i,j))}}{I \times J} \quad (14)$$

$$\mu^{t+1}(\omega_k) = \frac{\sum_{X(i,j) \in X_D} \frac{p^t(\omega_k)p^t(X(i,j)|\omega_k)}{p^t(X(i,j))} X(i,j)}{\sum_{X(i,j) \in X_D} \frac{p^t(\omega_k)p^t(X(i,j)|\omega_k)}{p^t(X(i,j))}} \quad (15)$$

$$(\sigma^2)^{t+1}(\omega_k) = \frac{\sum_{X(i,j) \in X_D} \frac{p^t(\omega_k)p^t(X(i,j)|\omega_k)}{p^t(X(i,j))} [X(i,j) - \mu_k]^2}{\sum_{X(i,j) \in X_D} \frac{p^t(\omega_k)p^t(X(i,j)|\omega_k)}{p^t(X(i,j))}} \quad (16)$$

式(14)~(16)分别用来估计先验概率、均值和方差。其中, $k = u, c$, 上标 t 和 $t + 1$ 分别表示当前和下一次迭代所用的参数值; I 和 J 分别表示比值对数 X_{RL} 的行数和列数; $X(i, j)$ 表示 X_{RL} 中第 i 行 j 列的像元值。

通过对统计项由初始值开始迭代直到收敛为止, 得到估计值, 每次迭代中待估函数的对数似然函数都有一个增量 $L(\theta) = \ln p(X_D/\theta)$, 其中 $\theta = \{p(\omega_u), p(\omega_c), \mu_u, \mu_c, \sigma_u^2, \sigma_c^2\}$ 。这些参数估计的关键问题是如何确定初始值, 它们可以通过比值对数 X_{RL} 来确定。假设发生变化的类在直方图 $H(X)$ 的右边, 没发生变化的在直方图的左边。在直方图上选取左右各一个阈值 T_u 和 T_c , 计算公式如下

$$\left. \begin{aligned} T_u &= (1 - \alpha)M_d \\ T_c &= (1 + \alpha)M_d \\ M_d &= [\max(X_{RL}) - \min(X_{RL})] / 2 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中, $\alpha \in (0, 1)$ 为权因子。两个像元子集 $S_u = \{X(i, j) | X(i, j) < T_u\}$, $S_c = \{X(i, j) | X(i, j) > T_c\}$ 分别作为未变化和变化两类像元的初始样本集, 没有被这两个子集所包含的像元则被记为无标识样本, 记为 $S = \{X(i, j) | T_u \leq X(i, j) \leq T_c\}$ 。然后分别在这两个子集上按以式(18)计算先验概率、均值和方差的初始值。

$$\left. \begin{aligned} P(\omega_k) &= \frac{\|S_k\|}{I \times J} \\ \mu_k &= \frac{\sum_{X(i,j) \in S_k} X(i,j)}{\|S_k\|} \\ \sigma_k^2 &= \frac{\sum_{X(i,j) \in S_k} [X(i,j) - \mu_k]^2}{\|S_k\|} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

式(18)中的 $k = u, c$ 。通过式(12)解关于阈值 T 的方程, 就可以获得最佳阈值 T 。把式(13)代入式(12), 并简化可得

$$\begin{aligned} (\sigma_c^2 - \sigma_u^2)T^2 + 2(\mu_u\sigma_c^2 - \mu_c\sigma_u^2)T + \mu_c^2\sigma_u^2 - \mu_u^2\sigma_c^2 + 2\sigma_u^2\sigma_c^2 \ln \left[\frac{\sigma_u p(\omega_u)}{\sigma_u p(\omega_c)} \right] &= 0 \end{aligned} \quad (19)$$

现在假设比值对数图像 X_{RL} 由三类组成, 即未发生变化类 ω_u 、发生变化的灰度值增强类 ω_1

和发生变化的灰度值减弱类 ω_c 。比值对数 X_{RL} 的概率分布函数 $P(x)$ 可用式(20)表示

$$P(x) = P(x/\omega_1)P(\omega_1) + P(x/\omega_u)P(\omega_u) + P(x/\omega_c)P(\omega_c) \quad (20)$$

没发生变化的像素, 其值接近 0, 发生变化增强的像素集中在直方图 $H(X)$ 的右边, 变化减弱的像素集中在直方图 $H(X)$ 的左边, 离坐标轴中心越远, 它们的变化就越大。当 $X \geq 0$ 时, 通过双阈值 T_{u_1} 和 T_{c_1} 可以获得图像子集 S_{u_1} 和 S_{c_1} 。 T_{u_1} 和 T_{c_1} 可由式(21)计算

$$\left. \begin{aligned} T_{u_1} &= (1 - \alpha)M_{d_1} \\ T_{c_1} &= (1 + \alpha)M_{d_1} \\ M_{d_1} &= \max(X_{RL}) / 2 \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

其中, M_{d_1} 是直方图 $H(X)$ 中增强区域的中值, 权因子 α 的取值跟式(17)一样。同样, 当 $X \leq 0$ 时, 通过双阈值 T_{u_2} 和 T_{c_2} 可以获得图像子集 S_{u_2} 和 S_{c_2} , 此时 $M_{d_2} = \min(X_{RL}) / 2$ 。通过子图像集 $S_{u_1} = \{X(i, j) | 0 < X(i, j) < T_{u_1}\}$, $S_{c_1} = \{X(i, j) | X(i, j) \geq T_{c_1}\}$, $S_{u_2} = \{X(i, j) | T_{u_2} < X(i, j) < 0\}$, $S_{c_2} = \{X(i, j) | X(i, j) \leq T_{c_2}\}$, 利用式(18), 可以获得 EM 算法的初始估计值。然后, 由式(14)~式(16)反复迭代, 直到收敛于预先设置的虚警率。就可以得到相应的参数 $[P(\omega_{u_1}), \mu_{u_1}, \sigma_{u_1}^2]$, $[P(\omega_{c_1}), \mu_{c_1}, \sigma_{c_1}^2]$, $[P(\omega_{u_2}), \mu_{u_2}, \sigma_{u_2}^2]$ 和 $[P(\omega_{c_2}), \mu_{c_2}, \sigma_{c_2}^2]$, 把它们代入式(19), 获得了双阈值 T_1 和 T_2 。

5 实验结果与分析

实验数据采用加拿大遥感中心机载 C/X-SAR 遥感数据。原始图像数据如图 3 所示, 图 3(a) 和图 3(b) 为不同时相单视 SAR 图像, 它们是 C 波段 HH 极化图像, 方位向分辨率为 3.89 m, 距离向分辨率为 4.0 m。两图像经过严格的几何和辐射校正, 配准后进行了重采样, 空间分辨率为 5 m × 5 m。图 3(a)、图 3(b) 成像时间分别是 1994-03-18 和 1992-02-08。假设图 3(a) 是时间 t_1 的 X_1 , 图 3(b) 是时间 t_2 的 X_2 。这是一片森林区域, 因森林被砍伐了, 地面目标类型发生了变化, 其散射结构发生了变化, 导致 SAR 图像发生了变化。森林的散射比裸露的地面强, 因此砍伐后, 后向散射变弱了, 在 SAR 图像中体现较暗, 如图 3(b) 中央区域。在图 3(b) 中, 中间较亮的直线区域是树木与地面形成的二面角反射, 属于强散射结构, 回波强度较大, 在 SAR 上表现较亮。

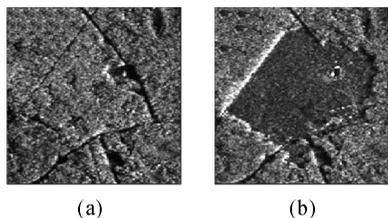


图 3 变化前后的 SAR 图像

Fig. 3 SAR images before and after change

用小波对比率对数图像 X_{RL} 进行多尺度分解, 所得的多尺度图像序列如图 4 所示, 分解尺度为 7, 图 4(a) ~ (g) 分别表示第一到第七层的近似图像, 选的小波基函数为 Daubechies-4, 每个计算的近似系数用来重构不同的尺度, 即 $X_{DS} = \{X_{RL}^1, \dots, X_{RL}^7\}$ 。用变化系数自适应识别可靠尺度为 4, 用推导的可靠尺度 4 进行特征级融合, 产生新的图像序列。对 X_{DS} 作加权平均处理, 得到新的图像集 $\bar{X}_{MS}, \bar{X}_{DS} = \{\bar{X}_{DS}^1, \dots, \bar{X}_{DS}^4\}$ 如图 5 所示, 图 5(a) ~ (d) 分别表示新的图像序列第一到第四层的近似图像。重构融合后比值图像 $X_F = \bar{X}_{DS}^4$, 用多阈值 EM 算法对 X_F 进行计算, 获得判别阈值。在本实验中, 只进行了双阈值实验, 共产生了两个阈值 T_1 和 T_2 , $T_1 = 48.566, T_2 = -23.974$ 。按照判别规则, 如果像素 $X_F(i, j) \leq T_2$, 则 $X_F(i, j) \in \omega_{dc}$, 即属于变化减弱区域类; 如果像素 $X_F(i, j) \geq T_1$, 则 $X_F(i, j) \in \omega_{ec}$, 即属于变化增强区域类; 当 $T_2 < X_F(i, j) < T_1$, 则属于未发生变化区域。变化检测结果如图 6 所示, 图 6(a) 为变化减弱区域, 图 6(b) 是变化增强区域, 图 6(c) 是全部发生变化图像, 图 6(d) 是原始图像 X_1 和发生变化的像素图像的合成, 绿色表示像素灰度值增强区域, 蓝色表示像素灰度值减弱区域。

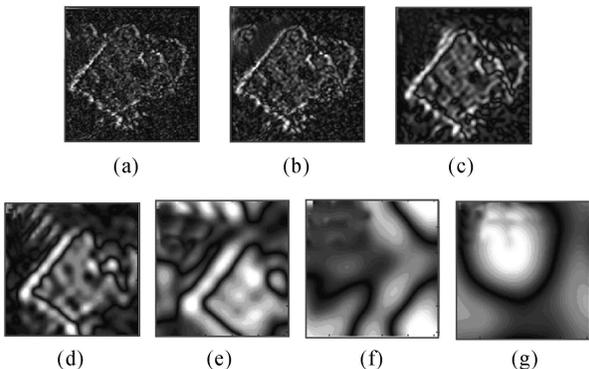


图 4 小波分解产生的多尺度图像

Fig. 4 Multi-scale image sequence obtained by applying the wavelet decomposition

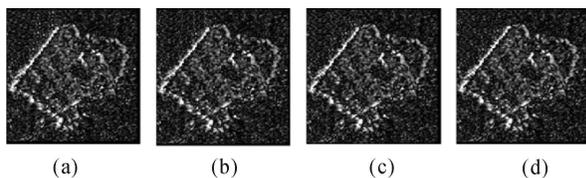


图 5 加权处理生成的新多尺度图像序列

Fig. 5 New multi-scale image sequence by weighting processing

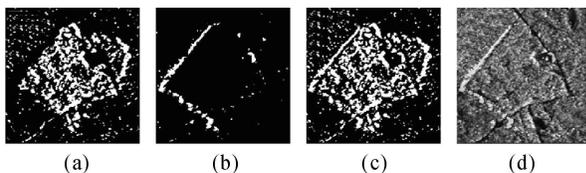


图 6 多阈值变化检测结果

Fig. 6 Multi-threshold change detection results

6 总 结

本文提出的非监督双阈值小波变换 SAR 图像变化检测方法对斑点噪声不敏感, 也不需进行对数和指数运算。在多尺度图像重构时, 利用每个多尺度近似图像加权平均, 计算新的可靠图像序列集。利用 EM 算法可获得多个不同的判断阈值, 不仅可以获得发生变化和未发生变化的像素区域, 而且可以区分发生变化的类型: 变化区域增强类和变化减弱类, 同时可进一步对变化类型分成不同的变化等级。实验结果表明该方法可行、有效。进一步工作是完善该方法并与其他方法进行融合, 提高变化检测精度。

参考文献:

[1] QUEGAN S, LE TOAN T, YU J J, et al. Multitemporal ERS SAR Analysis Applied to Forest Mapping[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38 (2): 744-753.

[2] ZHANG Hong, SHU Ning, LIU Gang. Application of Multitemporal Composition and Classification to Land Use Change Detection[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30 (2), 131-134. (张红, 舒宁, 刘刚. 多时相组合分类法在土地利用动态监测中的应用[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2005, 30 (2): 131-134.)

[3] ZHANG Jingfa, XIE Lili, TAO Xiaolin. Change Detection of Remote Sensing Image for Earthquake-Damaged Buildings and Its Application in Seismic Disaster Assessment[J]. Chinese Journal of Natural Disasters, 2002, 11(2): 59-64. (张景发, 谢礼立, 陶夏新. 建筑物震害遥感图像的变化检

- 测与震害评估[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(2): 59-64.)
- [4] MANSOURI B. Remote Sensing: Feasibility of Change/Damage Detection in Urban Areas and Structures by Synthetic Aperture Radar (SAR) Imagery[D]. Los Angeles: University of Southern California, 2002.
- [5] GAMBA P, DELL'ACQUA F, TRIANNI G. Rapid Damage Detection in the Bam Area Using Multitemporal SAR and Exploiting Ancillary Data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(6): 1582-1589.
- [6] FU Wenxian, LI Shaohong, HONG Wen. Hitting Effect Evaluation Based on High-resolution SAR Images[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1290-1294. (付文宪, 李少洪, 洪文. 基于高分辨率 SAR 图像的打击效果评估[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1290-1294.)
- [7] HUANG Shiqi, LIU Daizhi, CHEN Liang. Study of the Damage Detection Method for Smooth Earth Surface[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2007, 50(4): 315-321. (黄世奇, 刘代志, 陈亮. 光滑地表面毁伤检测方法研究[J]. 地球物理学报, 2007, 50(4): 315-321.)
- [8] INGLADA J, MERCIER G. A New Statistical Similarity Measure for Change Detection in Multitemporal SAR Images and Its Extension to Multiscale Change Analysis[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(5): 1432-1445.
- [9] MOSER G, SERPICO S, VERNAZZA G. Unsupervised Change Detection from Multichannel SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(2): 278-282.
- [10] CHEN Fulong, ZHANG Hong, WANG Chao. The Art in SAR Change Detection: A Systematic Review[J]. Chinese Remote Sensing Technology and Application, 2007, 22(1): 109-115. (陈富龙, 张红, 王超. SAR 变化检测技术发展综述[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(1): 109-115.)
- [11] CASTELLANA L, DADDABBO A, PASQUARIELLO G. A Composed Supervised/Unsupervised Approach to Improve Change Detection from Remote Sensing[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, (28): 405-413.
- [12] BOVOLO F, BRUZZONE L. A Detail-preserving Scale-driven Approach to Change Detection in Multitemporal SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(12): 2963-2972.
- [13] BRUZZONE L, PRIETO D F. Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1171-1182.
- [14] CHEN F, LUO L, JIN Y Q. Automatic Analysis of Change Detection of Multi-temporal ERS-2 SAR Images by Using Two-threshold EM and MRF Algorithms[J]. Chinese Progress in Natural Science, 2004, 14(3): 269-275.
- [15] JIANG Liming, LIAO Mingsheng, ZHANG Lu, et al. Change Detection in Multitemporal SAR Images Using MRF Models[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(4): 312-315. (江利明, 廖明生, 张路, 等. 顾及空间邻域关系的多时相 SAR 影像变化检测[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(4): 312-315.)
- [16] LU D, MAUSEL P, BRONDI Z E. Change Detection Techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(12): 2365-2407.
- [17] WANG Lucai, WANG Yaoran, MAO Liuping. An Algorithm of Interferometric Phase Filter of InSAR Based on Wavelet Analysis and Median Filter Algorithm[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2005, 34(2): 108-112. (汪鲁才, 王耀南, 毛六平. 基于小波变换和中值滤波的 InSAR 干涉图像滤波方法[J]. 测绘学报, 2005, 34(2): 108-112.)
- [18] HUANG Shiqi, LIU Daizhi. Research on Method and Application of Speckle Noise Reduction of SAR Image[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2006, 35(3): 245-250. (黄世奇, 刘代志. SAR 图像斑点噪声抑制方法与应用研究[J]. 测绘学报, 2006, 35(3): 245-250.)
- [19] NASON G P, SILVERMAN B W. The Stationary Wavelet Transform and Some Statistical Applications[J]. Lecture Notes in Statistics, 1995, 103: 281-299.
- [20] ARGENTI F, ALPARONE L. Speckle Removal for SAR Images in the Undecimated Wavelet Domain[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(11): 2363-2374.
- [21] MOON T K. The Expectation-maximization Algorithm[J]. Signal Processing, 1996, 13(6): 47-60.
- [22] MAÎTRE H. Traitement des Images de Radar Synthèse d'Ouverture[M]. Paris: Lavoisier Publishing Company, 2001.

(责任编辑: 丛树平)

收稿日期: 2009-01-23

修回日期: 2009-06-10

第一作者简介: 黄世奇(1974—), 男, 博士后, 讲师, 主要从事遥感图像处理, 目标检测与识别等方面的研究。

First author: HUANG Shiqi (1974—), male, post-doctoral researcher, lecturer, majors in remote sensing image processing, target detection and recognition.

E-mail: huan_g_shi_qi@163.com