

基于小波融合和 PCA-核模糊聚类的 遥感图像变化检测

慕彩虹¹, 霍利利¹, 刘逸², 刘若辰¹, 焦李成¹

(1. 西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室, 智能感知与计算国际联合研究中心, 陕西西安 710071;

2. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071)

摘要: 本文提出了一种变化检测方法以提高算法的鲁棒性、检测精度以及抗噪性. 首先对差值法构造的差异图和比值法构造的差异图进行小波融合. 然后将融合图像分成互不重叠的小块, 并用主成分分析得到图像块的正交基. 通过将融合图像中每个像素的邻域小块映射到正交基上使得每个像素用一个特征向量来表示. 最后用基于核的模糊 C 均值对特征向量进行聚类. 实验结果显示与使用单一类型差异图的聚类方法相比, 本方法由于采用了图像融合的策略而增强了鲁棒性, 且由于采用了核模糊聚类, 进一步提高了变化检测精度. 此外由于使用了特征提取的技术, 本方法具有一定的抗噪性能.

关键词: 遥感图像; 变化检测; 特征提取; 核模糊聚类; 小波融合

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)07-1375-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.07.019

Change Detection for Remote Sensing Images Based on Wavelet Fusion and PCA-Kernel Fuzzy Clustering

MU Cai-hong¹, HUO Li-li¹, LIU Yi², LIU Ruo-chen¹, JIAO Li-cheng¹

(1. Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education, International Research Center for Intelligent Perception and Computation, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: A change detection method is proposed to improve the robustness, detection accuracy and noise immunity. Wavelet fusion is employed to combine the difference image obtained by subtraction operator with that obtained by ratio operator. Then, the fused image is partitioned into non-overlapping blocks, and an orthonormal basis is extracted from them through principal component analysis (PCA). Each pixel in the fused image is represented by a feature vector which is the projection of neighborhood patch onto the orthonormal basis. Finally, the change detection image is achieved by clustering the feature vectors using kernel based fuzzy C means (kernel-FCM) clustering algorithm. Experiments show that the strategy of image fusion enhances the robustness of the algorithm when compared with those based on single difference image, and kernel-FCM improves the accuracy further. In addition, due to the use of feature extraction technique, the method performs well on combating noise.

Key words: remote sensing image; change detection; feature extraction; kernel fuzzy clustering; wavelet fusion

1 引言

遥感图像变化检测是指通过对同一地区不同时期的两幅或多幅遥感图像进行比较分析, 根据图像之间的差异获得地物的变化信息. 遥感图像变化检测技术已成

功地应用于众多领域, 如环境监测, 土地利用和土地覆盖的动态监测, 森林或植被变化分析, 灾害评估, 农业研究, 城镇变化研究等.

变化检测方法通常包括以下 3 个步骤: 图像预处理; 差异图的构造; 变化信息的提取. 其中预处理包括几

收稿日期: 2013-01-15; 修回日期: 2014-06-18; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (No. 2013CB329402); 国家自然科学基金 (No. 61003199, No. 61373111, No. 61272279, No. 61303032, No. 61371201); 中央高校基本科研业务费专项资金 (No. JB140216, No. K5051202019, No. K5051302084); 陕西省自然科学基金基础研究计划 (No. 2014JQ5183, No. 2014JM8321); 高等学校学科创新引智计划 (No. B07048); 教育部长江学者和创新团队发展计划 (No. IRT1170)

何校正与配准、辐射校正、图像滤波等. 差异图的构造主要有差值法和比值法, 其中比值法又主要有对数比和均值比两种形式. 比值法比差值法能更好地消除 SAR 图像中相干斑噪声的影响, 且对校正误差不敏感, 但是也存在夸大低灰度值区域变化的不足^[1], 如灰度值从 2 到 20 的变化与从 20 到 200 的变化, 比值法将无法区分, 而差值法的变化就很明显. 因此, 单一类型差异图的构造方法会存在检测精度低以及适用范围窄等问题. 马国锐等人^[2]使用简单的乘积法对差值图和比值图进行了融合, 王桂婷等^[3]进一步改进了文献[2]的融合方法. Gong 等^[1]将对数比图和对数比图进行了小波融合, 取得了很好的效果, 由于在融合中未使用差值图, 该方法对某些图像的效果还不够理想.

进行变化信息的提取时, 阈值法是经典的方法, 通过对差异图进行统计建模来选取阈值是当前运用较多的方法, Bruzzone 等^[4]用期望最大化 (Expectation-Maximization, EM) 算法对阈值进行自动选取. 王桂婷等^[5]提出了快速的 EM 算法, Bazi 等^[6]采用基于广义高斯模型的 KI 阈值法. 以上这些方法都需要选择合适的统计模型. Ghosh 等^[7]将 FCM 用于变化检测, 聚类的方法不需要统计模型的建立, 且可以获得满意的效果, 李阳阳等人采用量子进化聚类^[8]、量子免疫克隆算法^[9]进一步优化了聚类方法的性能. 但以上方法直接用聚类方法针对差异图的灰度信息进行聚类而未考虑空间邻域信息, 抗噪性能不太理想. 常宝等人^[10]提出了基于几何结构的 SAR 图像无监督变化检测聚类方法, 充分利用了图像局部邻域信息核空间相关性, 获得了较好的抗噪效果.

Celik^[11]提出了一种基于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 的变化检测方法, 首先构造差异图, 然后将差异图划分成大小相等互不重叠的小块, 用 PCA 方法求出小块的特征向量, 构成一组正交基, 然后将差异图中每个像素所在的邻域小块映射到正交基上, 构成新的特征空间, 用 K-means 方法对特征空间聚类得到最终的变化检测结果图. 由于使用了基于分块的数据分析技术, 每个像素用一个特征向量来表示, 具有一定的抗噪能力. 但是 K-means 聚类方法属于硬划分的范畴, 它将每个样本严格地划分到某一类, 类别界限分明, 对实际类别间有重叠的数据或线性不可分数据的聚类效果不理想. 另外文献[11]只使用了单一类型的差异图, 因而对某些图像的检测效果不够理想.

针对上述已有方法的不足, 提出了一种基于小波融合和 PCA-核模糊聚类的遥感图像变化检测方法. 该方法首先对差值图和比值图进行融合, 并对融合后的差异图进行 PCA 特征提取, 然后用核 FCM 进行特征聚类. 本文方法解决了现有方法检测效果不理想, 单一类型

型差异图方法检测精度低、适用范围窄的问题, 能够更好地检测出变化区域, 且具有较好的抗噪性能.

2 基于小波融合和 PCA-核模糊聚类的变化检测

设 X_1 和 X_2 是经过校正的两幅在不同时刻从同一地区获取的图像, 大小均为 $H \times W$, $X_1 = \{X_1(i, j), 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W\}$, $X_2 = \{X_2(i, j), 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W\}$, 差异图构造之前对两幅图像进行 3×3 中值滤波, 中值滤波可以去掉小的噪声并保持图像轮廓.

图 1 是本文方法的流程图, 主要包括 3 个部分: (1) 对差值图和比值图 (包括对数比值图和均值比值图) 进行融合; (2) 将融合后的差异图分成互不重叠的 $h \times h$ 小块, 并用 PCA 方法求出图像块的正交特征向量, 并取前 S 个, $S \leq h^2$, 形成一组正交基, 再将融合图像中每个像素所在的邻域小块映射到正交基上, 这样每个像素都用一个 S 维的特征向量来表示, 构成特征空间矩阵; (3) 用核 FCM 对特征空间矩阵进行聚类.

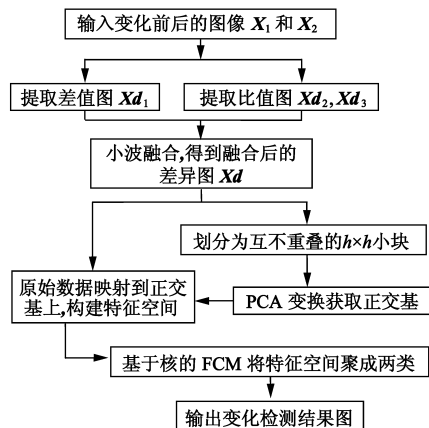


图 1 本文方法的流程图

2.1 融合图像的构造

在差异图的构造中, 差值法和比值法作为两种最基本的方法, 分别通过对校正后的两时相遥感图像逐像素相减和相除运算来获得差异图. 由于 SAR 图像中相干斑噪声的乘性特征, 比值法比差值法更适合于 SAR 图像差异图的构造^[12]. 目前在用比值法构造差异图时主要采用对数比或均值比的形式. Dekker 等^[13]提出使用对数比的方法构造差异图, 对数比法就是对比值法取对数, 它除了可以将乘性噪声转化为加性噪声外, 还对比值图像的变化范围进行了压缩. 均值比法就是取对应像素的邻域均值再求比值, 它对噪声具有更强的鲁棒性.

然而比值法 (包括均值比法和对数比法) 一定程度上也夸大了低灰度值区域的变化, 不能真实地反映变化信息. 单一类型差异图的构造方法会存在检测精度

低以及适用范围窄等问题。

综合考虑差值法和比值法各自的优缺点,借鉴 Gong 等^[1]的思路,本文采用平稳小波变换对差值图,对数比值图和均值比图进行了融合,具体过程如下。

首先用式(1)、(2)、(3)计算差值图 Xd_1 , 对数比值图 Xd_2 和均值比差异图 Xd_3 :

$$Xd_1(i, j) = |X_1(i, j) - X_2(i, j)| \quad (1)$$

$$Xd_2(i, j) = |\log(X_1(i, j)/X_2(i, j))| \quad (2)$$

$$Xd_3(i, j) = 1 - \min\left(\frac{\mu_1(i, j)}{\mu_2(i, j)}, \frac{\mu_2(i, j)}{\mu_1(i, j)}\right) \quad (3)$$

式(3)中, $\mu_1(i, j)$ 和 $\mu_2(i, j)$ 分别表示图像 X_1 和 X_2 中以坐标 (i, j) 为中心的 3×3 邻域窗口内所有像素灰度值的平均值。

然后分别对差值图, 对数比值图及均值比差异图进行归一化处理, 并分别进行 3 层平稳小波变换, 得到每一幅图像的低频系数和低频系数, 采用式(4)和式(5)分别对低频系数和低频系数进行融合。

$$difL = A_2/4 + A_3/4 + A_1/2 \quad (4)$$

式(4)中, $difL$ 是融合后的低频系数, $A_i (i = 1, 2, 3)$ 分别表示差值图, 对数比值图和均值比差异图的低频系数。

$$difH_k(i, j) = \begin{cases} cD_k^l(i, j), E_k^l(i, j) < E_k^m(i, j) \\ cD_k^m(i, j), E_k^l(i, j) \geq E_k^m(i, j) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中, $difH_k(i, j)$ 是融合后的高频系数, $k \in \{LH, HL, HH\}$ 分别表示对应的水平分量, 垂直分量和对角分量, l 和 m 分别表示对数比值图和均值比图像, $cD_k(i, j)$ 表示差异图中坐标 (i, j) 处的高频系数。 $E_k(i, j) = \sum_{p \in N_{i,j}} [cD_k(p)]^2$ 表示局部能量, $N_{i,j}$ 是以 (i, j) 为中心的 $N \times N$ 矩形窗, $cD_k(p)$, $p = 1, 2, \dots, N \times N$ 表示窗口内的第 p 个系数。在仿真试验中 N 取 3。低频系数反映图像的轮廓, 对低频系数可采用如式(4)所示的加权平均融合规则; 高频系数包含丰富的边缘和细节信息, 故采用如式(5)所示的局部能量取小的融合规则以抑制背景杂波。在高频系数的融合中没有用到差值图像是因为它的高频部分含有过多的噪声。

最后对融合后的低频系数和低频系数进行平稳小波反变换, 得到融合后的图像。

2.2 采用 PCA 方法对融合后图像进行特征提取

Celik^[11]采用 PCA 方法对差异图进行特征提取, 分块的思想使得该方法具有一定的抗噪能力。

将融合后的差异图 Xd 分成大小相等互不重叠的 $h \times h$ 小块, 共有 m 个小块, 将每个小块转化为列向量 x^t , $t = 1, 2, \dots, m$, 这些列向量组成矩阵 P , 矩阵大小为 $h^2 \times m$ 。计算均值向量 $mean = (1/m) \sum_{t=1}^m x^t$, 求出矩阵 P 的协方差矩阵 C , $C = (1/m) \sum_{t=1}^m (x^t - mean)(x^t -$

$mean)^T$, T 表示转置。协方差矩阵 C 是一个大小为 $h^2 \times h^2$ 的矩阵, 对协方差矩阵进行特征值分解, 求出特征值和特征向量, 按特征值从大到小的顺序排列, 选出对应的特征向量, 这些特征向量形成一组正交基, 取特征向量的前 S 个列向量构成矩阵 V , V 是一个大小为 $h^2 \times S$ 的矩阵。

取差异图 Xd 每个像素所在的 $h \times h$ 邻域小块, 将小块转化为列向量 y_ϵ , $\epsilon = 1, 2, \dots, H \times W$, 共有 $H \times W$ 个列向量 ($H \times W$ 为差异图 Xd 的大小), 将所有的列向量映射到矩阵 V 上, 即 $v_\epsilon = V^T(y_\epsilon - mean)$, $\epsilon = 1, 2, \dots, H \times W$, 这样每个像素都用一个 S 维的特征向量来表示, $[v_1, v_2, \dots, v_{H \times W}]$ 构成特征向量空间 Q , Q 即为一个 $S \times HW$ 矩阵。

2.3 核 FCM 聚类

基于核的模糊聚类解决了传统聚类算法对非线性问题处理不理想的缺点, 核 FCM 通过核映射将原始数据映射到高维空间, 并在高维空间对数据进行聚类, 通过非线性映射能够较好地分辨、提取并放大有用特征, 对多种数据结构都能进行准确的聚类^[14, 15]。

有两种形式的核 FCM^[16, 17], 一种是把每个聚类中心作为特征空间的一个映射点, 也就是使用所有数据样本的一个线性组合代替原来的的聚类中心, 从而得到聚类结果。这种方法不容易进行直观解释。另一种仍将聚类中心作为像原始空间中给定样本那样的数据点, 然后将它们和数据样本一起变换到特征空间得到聚类结果。这种方法的复杂度低并且容易解释。本文中我们采用第二种形式的核 FCM。

核 FCM 聚类过程如下:

(a) 设定聚类数目 k , 初始化聚类中心 c_k 。

(b) 根据式(6)和聚类中心计算隶属度矩阵 $U^{(b)} = \{u_{ki}\}$, 设定循环计数器 $b = 0$ 。

$$u_{ki} = \frac{1/[1 - K(v_i, c_k)]^{1/(m-1)}}{\sum_{l=1}^2 1/[1 - K(v_i, c_l)]^{1/(m-1)}} \quad (6)$$

$$c_k = \frac{\sum_{i=1}^{H \times W} u_{ki}^m K(v_i, c_k) v_i}{\sum_{i=1}^{H \times W} u_{ki}^m K(v_i, c_k)} \quad (7)$$

其中, m 为模糊因子, v_i 表示数据样本, u_{ki} 表示第 i 个样本对第 k 个聚类中心的隶属程度, $K(v_i, c_k) = \exp(-\|v_i - c_k\|^2/\sigma^2)$ 采用高斯核函数, $\sigma^2 > 0$ 为高斯核函数的参数。

(c) 用当前的聚类中心和隶属度矩阵根据式(7)更新各个聚类中心。

(d) 用当前的聚类中心根据式(6)来更新隶属度, 得到隶属度矩阵 $U^{(b+1)}$, $U^{(b+1)} = \{u_{ki}\}$ 。

(e) 设定迭代终止条件 ϵ , 如果 $\max\{\mathbf{U}^{(b)} - \mathbf{U}^{(b+1)}\} < \epsilon$ 则停止迭代, 否则设置 $b = b + 1$, 转至步骤(c)继续迭代, 直到满足条件为止。

通过核 FCM 将特征空间矩阵聚为两类, 得到最终的变化检测结果。

3 实验结果与分析

为了说明算法的有效性, 将本文方法与以下 5 种方法进行对比: 分别采用差值法, 对数比值法和均值比法构造差异图然后用 K-means 聚类的方法分别记作“差值法”, “对数比值法”, “均值比法”; 文献[11]的方法记作“PCA-Kmeans 法”, 其中构造差异图时使用对数比法; 使用本文的融合方法构造差异图, 再使用 PCA-Kmeans 法进行检测的方法记为“融合 + PCA-Kmeans”。

3.1 实验数据描述

图 2 是模拟图像数据集, 变化图像通过模拟地球的天气变化和电磁波的辐射特性等因素影响并人工地嵌入一些变化区域得到。图像大小均为 470×335 , 包括 4236 个变化像素。

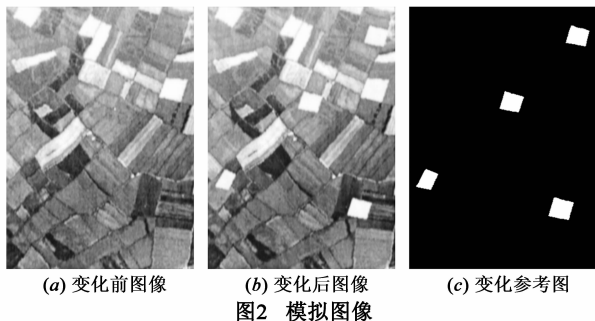


图 2 模拟图像

图 3 是 Ottawa 地区水灾的 SAR 图像, 大小均为 290×350 , 包括 16049 个变化像素。

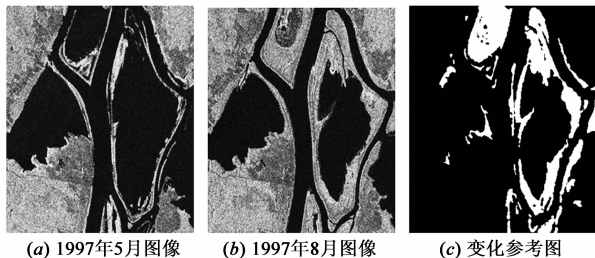


图 3 Ottawa 地区 SAR 图像

图 4 是 2000 年 4 月和 2002 年 5 月墨西哥郊外的两幅 Landsat7 第 4 波段图像, 大小均为 512×512 , 包括 25599 个变化像素。

3.2 实验参数分析

本文方法中影响变化检测结果的参数有 4 个, 块的大小 h , 特征维数 S , 核 FCM 中的模糊因子 m 和高斯核

函数的参数 σ 。

(1) 首先分析块的大小 h 对变化检测结果的影响, 根据经验值固定参数 m 和 σ , S 的取值范围为, $1 \leq S \leq h^2$, 取 $S = h^2$. 图 5 是 Ottawa 地区 SAR 图像取不同 h 值时变化检测的结果图。

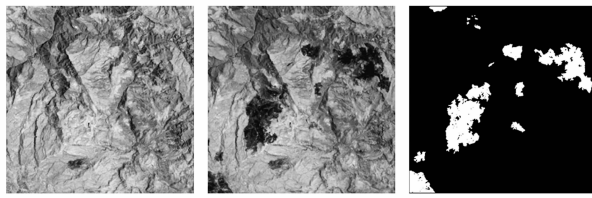


图 4 墨西哥地区图像

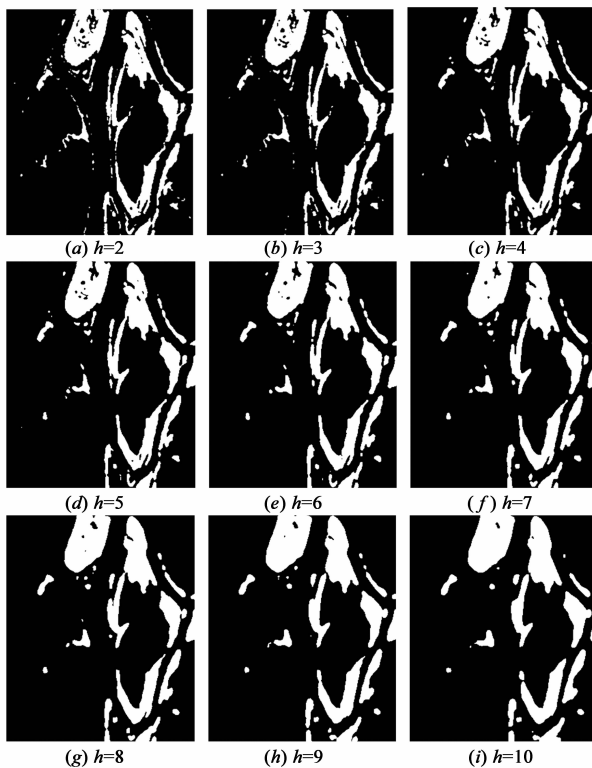


图 5 Ottawa 地区图像取不同 h 值时的变化检测结果图

从图 5 中可以看出块的大小 h 影响变化检测的结果, h 取值较小时, 对细节信息的保持比较好, 但同时噪声较多, 随着 h 值的增大, 细节信息丢失逐渐严重, 边缘出现模糊. 综合考虑细节信息以及检测的数据结果, 模拟图像中 h 取 4, Ottawa 地区 SAR 图像 h 取 3, 墨西哥地区图像 h 取 4.

(2) 参数 S 表示取特征向量的前 S 个, 即取前 S 个主成分, $1 \leq S \leq h^2$, 表 1 和表 2 分别是模拟图像在 $h = 4$ 和 Ottawa 图像 $h = 3$ 时, S 取不同值时对变化检测结果的影响。

PCA 可以去除数据之间的相关性, 得到正交的特征

向量,即获得一组正交基.第一主成分包含的信息量最大,其次为第二主成分,然后依次递减.从表 1 和表 2 可以看出,对于模拟图像, S 的变化对变化检测结果的影响不大.对 Ottawa 地区图像, S 取 1 时总错误数稍大,随着 S 的增大,总错误数基本是稳定的.综合考虑时间复杂度和错误数,选取 $S = 3$.

表 1 模拟图像 $h = 4$ 时 S 的影响

S	误检数	漏检数	总错误数
1	118	230	348
2	118	231	349
3	117	231	348
5	118	230	348
7	118	230	348
9	119	230	349
11	119	230	349
13	119	230	349
15	119	230	349

表 2 Ottawa 地区图像 $h = 3$ 时 S 的影响

S	误检数	漏检数	总错误数
1	608	1219	1827
2	541	1281	1822
3	523	1299	1822
5	521	1301	1822
7	521	1302	1823
9	521	1302	1823

(3)核 FCM 中模糊因子 m 和高斯核函数的参数 σ 对聚类结果有重要影响^[17],因此需反复进行参数的调整, m 在 $\{1.4, 1.5, 2, 2.5, 3\}$ 中取值, σ 在 $[1, 150]$ 区间内取值.表 3 给出了模拟图像当 $m = 2$ 时, σ 取不同值的变化检测统计结果.

表 3 模拟图像 $m = 2$ 时 σ 取值的影响

σ	误检数	漏检数	总错误数
1	35643	0	35643
2	117	231	348
3	103	253	356
4	101	260	361
5	100	261	361
10	95	267	362
20	95	267	362
50	95	267	362
100	95	267	362

从表 3 可以看出,对于模拟图像而言,当 $\sigma > 1$ 时,

随着 σ 的增大,总错误数在小范围内升高,且趋于稳定,所以在确定 $m = 2$ 后,当 $\sigma > 1$ 时, σ 取值越小越好,然而当 σ 过小即等于 1 时,会造成总错误数骤然变大而不能正确找到变化区域.根据以上规律,当 m 值确定时,我们可以通过观察变化检测的直观效果图来确定 σ ,即 σ 取得到的较好的直观效果图中的最小值.取不同的 m 值,从而获得最优参数.

根据上述方法,得到三组图像的核 FCM 参数.模拟图像: m 为 2, σ 为 2;Ottawa SAR 图像: m 为 1.4, σ 为 1;墨西哥地区图像: m 为 3, σ 为 1.5.

3.3 变化检测结果与分析

(1)模拟图像变化检测结果与分析

变化检测结果如图 6 所示,定量评价指标如表 4 所示.图 6(b)和(c)两幅图中存在较多的伪变化区域,造成过多的误检,从而使得总错误数过大,主要是因为比值法在增强变化信息的同时,也一定程度上夸大了低灰度区域的变化.图 6(a)虽然直观效果看起来很好,但从表 4 的数值统计结果可以看出,差值法的漏检数较大,从而总错误数也较大.从图 6(b)和(d)可看出,PCA-Kmeans 方法由于考虑了空间邻域信息,它的效果比单纯 K-means 聚类的效果要好.本文方法与 PCA-Kmeans 方法相比,性能进一步提高,检测结果的直观效果图也更好.

表 4 三组不同图像的变化检测统计指标

数据集	方法	误检数	漏检数	总错误数
模拟图像	差值法	39	362	401
	对数比值法	554	284	838
	均值比	3148	70	3218
	PCA-Kmeans ^[11]	234	315	549
	融合 + PCA-Kmeans	93	271	364
	本文方法	117	231	348
Ottawa	差值法	3482	3082	6564
	对数比值法	911	1962	2873
	均值比	2383	138	2521
	PCA-Kmeans ^[11]	354	1605	1959
	融合 + PCA-Kmeans	654	1171	1825
	本文方法	523	1299	1822
墨西哥	差值法	1349	3514	4863
	对数比值法	840	5539	6379
	均值比	2174	2063	4239
	PCA-Kmeans ^[11]	730	5051	5781
	融合 + PCA-Kmeans	1121	2791	3912
	本文方法	1160	2705	3865

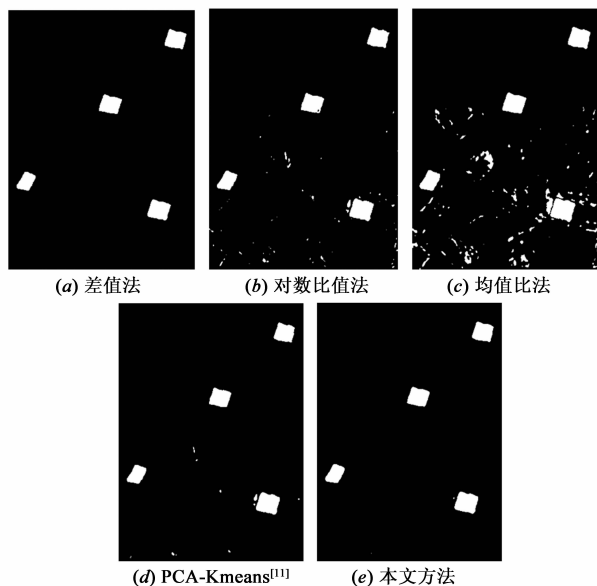


图6 模拟图像用不同算法的检测结果

(2) Ottawa 地区变化检测结果与分析

变化检测结果如图 7 所示,定量评价指标如表 4 所示.从图中可以看出,图 7(a)中漏检信息较多,且杂点较多,主要是由于差值法抗噪能力不好,不能有效地对抗 SAR 图像中的相干斑噪声;而图 7(c)的伪变化信息较多,误检严重.基于单一类型差异图的变化检测方法效果不好,本文方法在抗噪声的同时能有效地提取出变化信息.

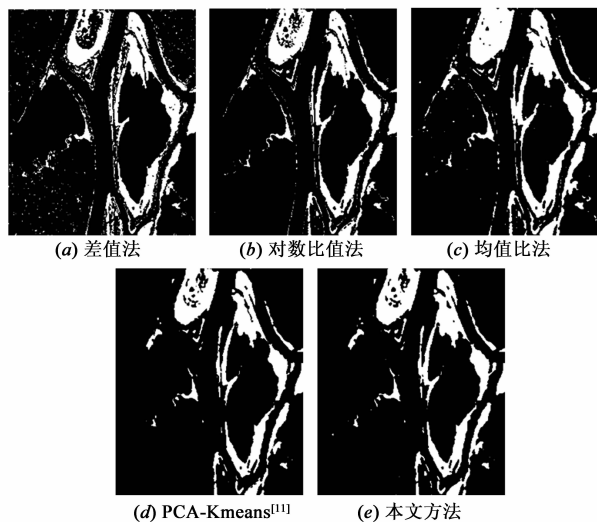


图7 Ottawa地区不同算法的检测结果

(3) 墨西哥地区变化检测结果与分析

变化检测结果如图 8 所示,定量评价指标如表 4 所示.图 8(a)和(c)的伪变化信息较多,图 8(b)的漏检信息较多,从图 8(e)以及表 4 的数值统计结果都可看出本文的方法可以较好地抑制背景信息,获得较高的检测精度.

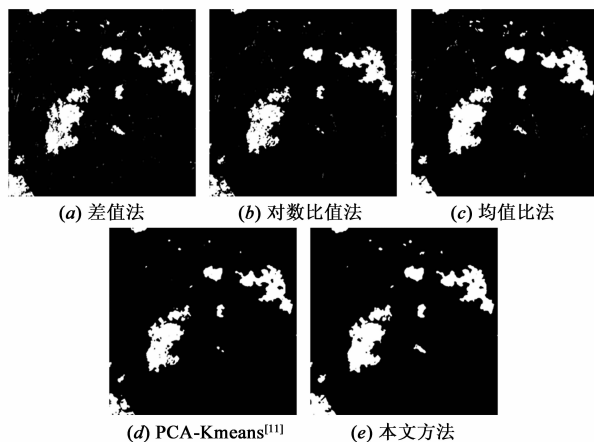


图8 墨西哥地区不同算法的检测结果

由表 4 可以看出,均值比误检较大,而差值法漏检多,基于单一差异图的方法检测精度不高;“融合 + PCA-Kmeans”的方法比单一差异图有更少的总错误数,提高了检测精度,比 Celik 的 PCA-Kmeans 方法更有效地提取了变化信息,降低了总错误数,同时也验证了本文所提的融合方法的有效性;本文方法采用融合 + PCA-核聚类的方法,与 PCA-Kmeans 方法相比,本文方法结合了图像融合和核模糊聚类的优势,进一步减小了总错误数,提高了变化检测精度;与“融合 + PCA-Kmeans”方法相比,核 FCM 方法优于 K-means 聚类结果,可以得到更少的错误数,同时也验证了核聚类方法的有效性,核方法通过非线性映射能够较好地分辨、提取并放大有用的特征,可以对不同的数据结构进行有效聚类,从而更准确地检测出变化区域.

4 结论

本文方法采用基于平稳小波的图像融合方法来构造差异图,对不同类型的遥感图像均可获得较好的检测结果,解决了单一类型差异图检测精度低、适用范围窄的问题,具有较好的鲁棒性;对 PCA 提取的特征采用基于核的模糊聚类方法,将原始数据映射到高维特征空间再进行聚类,通过非线性映射能够较好地分辨、提取并放大有用特征,实现更为准确的聚类,进一步降低了变化检测的总错误数.差异图融合技术及核 FCM 聚类算法的联合使用使得本文方法在鲁棒性及检测精度方面有了较大的提高.但是核 FCM 的聚类效果受核函数及其参数的影响,要获得好的变化检测结果需要反复调节参数,下一步工作希望能实现参数的自适应调节.

参考文献

[1] Gong M, Zhou Z, Ma J. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering[J].

- IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2141 – 2151.
- [2] 马国锐, 李平湘, 秦前清. 基于融合和广义高斯模型的遥感影像变化检测[J]. 遥感学报, 2006, 10(6): 847 – 853.
Ma Guo-rui, Li Ping-xiang, Qin Qian-qing. Based on fusion and GGM change detection approach of remote sensing image[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(6): 847 – 853. (in Chinese)
- [3] 王桂婷, 王幼亮, 焦李成. 自适应空间邻域分析和瑞利-高斯分布的多时相遥感影像变化检测[J]. 遥感学报, 2009, 13(4): 639 – 646.
Wang Gui-ting, Wang You-liang, Jiao Li-cheng. Adaptive spatial neighborhood analysis and Rayleigh-Gauss distribution fitting for change detection in multi-temporal remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(4): 639 – 646. (in Chinese)
- [4] 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.
- [5] 王桂婷, 王幼亮, 焦李成. 基于快速 EM 算法和模糊融合的多波段遥感影像变化检测[J]. 红外和毫米波学报, 2010, 29(5): 383 – 388.
Wang Gui-ting, Wang You-liang, Jiao Li-cheng. Change detection method of multiband remote sensing image based on fast expectation-maximization algorithm and fuzzy fusion[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2010, 29(5): 383 – 388. (in Chinese)
- [6] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 874 – 887.
- [7] Ghosh A, Mishra N S, Ghosh S. Unsupervised change detection of remotely sensed images using fuzzy clustering[A]. Proceedings of the Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition[C]. USA: IEEE, 2009. 385 – 388.
- [8] 李阳阳, 石洪竺, 焦李成, 等. 基于流形距离的量子进化聚类算法[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2343 – 2347.
Li Yang-yang, Shi Hong-zhu, Jiao Li-cheng, et al. Quantum-inspired evolutionary clustering algorithm based on manifold distance[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(10): 2343 – 2347. (in Chinese)
- [9] 李阳阳, 吴娜娜, 焦李成, 等. 基于量子免疫克隆聚类的 SAR 图像变化检测[J]. 红外和毫米波学报, 2011, 30(4): 372 – 376.
Li Yang-yang, Wu Na-na, Jiao Li-cheng, et al. Change detection for SAR images based on quantum-inspired immune clonal clustering algorithm[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30(4): 372-376. (in Chinese)
- [10] 常宝, 张弓. 基于几何结构的 SAR 图像无监督变化检测方法[J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2125 – 2129.
Chang Bao, Zhang Gong. An unsupervised approach based on Geometrical structures to automatic change detection in multi-temporal SAR images[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2125 – 2129. (in Chinese)
- [11] Celik T. Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and k-means clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(4): 772 – 776.
- [12] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 874 – 887.
- [13] Dekker R J. Speckle filtering in satellite SAR change detection imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(6): 1133 – 1146.
- [14] Zhang D Q, Chen S C. Fuzzy clustering using kernel methods [A]. Proceedings of International Conference on Control and Automation[C]. Xiamen: IEEE, 2002. 123 – 127.
- [15] Kim D W, Lee K Y, Lee D, et al. Evaluation of the performance of clustering algorithms in kernel-induced feature space [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(4): 607 – 611.
- [16] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B-Cybernetics, 2004, 34(4): 1907 – 1916.
- [17] Graves D, Pedrycz W. Kernel-based fuzzy clustering and fuzzy clustering: A comparative experimental study[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2010, 161(4): 522 – 543.

作者简介



慕彩红 女, 1978 年 10 月出生于河南武陟. 2010 年 6 月在西安电子科技大学获博士学位. 现为西安电子科技大学电子工程学院副教授、硕士生导师. 主要研究方向包括图像处理、模式识别、计算智能等.

E-mail: mucaihongxd@foxmail.com



霍利利 女, 1987 年 10 月出生于河北邢台. 西安电子科技大学电子与通信工程专业硕士研究生. 主要研究方向包括图像处理、遥感图像变化检测等.

E-mail: lily.home.hao@163.com