

# 基于直觉模糊 C 核均值聚类算法的合成孔径雷达图像变化检测

宿强<sup>1,2,3\*</sup>, 杨景玉<sup>1,2,3\*\*</sup>, 王阳萍<sup>1,2,3\*\*\*</sup>

<sup>1</sup>兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;

<sup>2</sup>甘肃省人工智能与图形图像处理工程研究中心, 甘肃 兰州 730070;

<sup>3</sup>甘肃省轨道交通装备系统动力学与可靠性重点实验室, 甘肃 兰州 730070

**摘要** 针对合成孔径雷达图像中存在椒盐噪声影响变化检测精度的问题,在变化检测步骤中应用一种改进的直觉模糊 C 核均值聚类算法;首先运用代数运算方法——差值法、比值法、图像回归法,构建 3 幅光谱变化差异的图像,将 3 幅差异图像组成列向量;然后使用主成分分析算法对差异图像构成的列向量进行特征提取;最后采用直觉模糊 C 核均值聚类算法获取影像变化图。实验结果表明:所用算法可以减小椒盐噪声对合成孔径雷达影像变化检测的影响,而且该算法能更好地保留特征信息,提高变化检测的精度。

**关键词** 图像处理;合成孔径雷达;直觉模糊 C 核均值聚类;变化检测;主成分分析

中图分类号 TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.192805

## Synthetic Aperture Radar Image Change Detection Based on Intuitionistic Fuzzy C-Core Mean Clustering Algorithm

Su Qiang<sup>1,2,3\*</sup>, Yang Jingyu<sup>1,2,3\*\*</sup>, Wang Yangping<sup>1,2,3\*\*\*</sup>

<sup>1</sup> School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

<sup>2</sup> Gansu Provincial Engineering Research Center for Artificial Intelligence and Graphics & Image Processing, Lanzhou, Gansu 730070, China;

<sup>3</sup> Gansu Provincial Key Lab of System Dynamics and Reliability of Rail Transport Equipment, Lanzhou, Gansu 730070, China

**Abstract** Synthetic aperture radar images are characterized by salt & pepper noise that affects change detection accuracy. To solve this problem, an improved method based on intuitionistic fuzzy C-core mean clustering is applied to synthetic aperture radar image change detection. First, we use algebraic operation methods, such as the difference, ratio, and image regression methods, to construct three types of spectral variation difference images, and three different images are grouped to column vectors. Second, the principal component analysis algorithm is used to extract features from column vectors of the difference images. Finally, the change map is obtained using intuitionistic fuzzy C-core mean clustering. Experimental results show that the proposed method can reduce the influence of salt & pepper noise in synthetic aperture radar images, retain feature information, and improve the accuracy of change detection in the image.

**Key words** image processing; synthetic aperture radar; intuitionistic fuzzy C-core mean clustering; change detection; principal component analysis

**OCIS codes** 110.2960; 280.6730

收稿日期: 2019-03-17; 修回日期: 2019-04-11; 录用日期: 2019-04-17

基金项目: 甘肃省科技计划(18JR3RA104,1504FKCA038)、甘肃省教育厅科研项目(2017D-08)

\* E-mail: 736449389@qq.com; \*\* E-mail: 16587472@qq.com; \*\*\* E-mail: 1328396793@qq.com

# 1 引言

遥感影像变化检测一般是指以一个时相的遥感图像为参照,检测另外时相的相对参照图像的差异<sup>[1]</sup>。合成孔径雷达(SAR)是遥感影像领域的一个重要组成部分,具有很强的穿透力,能在恶劣环境下保持很高的分辨率<sup>[2]</sup>。目前,SAR图像的变化检测已经应用于经济领域和自然灾害评估领域,如农作物检测、城市土地利用、地震灾情分析和评估等方面<sup>[3-4]</sup>。变化检测方法分为有监督变化检测方法和无监督变化检测方法。有监督变化检测方法包括可视化法、分类后比较法、神经网络法等;而无监督变化检测方法则包括图像差值法、图像比值法和变化向量分析法等<sup>[5-6]</sup>。相较于无监督变化检测方法,有监督变化检测方法需要大量的先验信息,因此有监督变化检测方法需要较高的成本。

变化检测一般分为降噪、变化检测和分类3个步骤<sup>[7]</sup>。散射回波的干涉导致SAR图像会出现不同程度的椒盐噪声,Celik<sup>[8]</sup>利用主成分分析(PCA)将局部信息投影到特征空间形成特征向量,然后利用K均值聚类算法进行变化检测,该方法不能很好地去除噪声,易产生误差。模糊C均值(FCM)聚类

算法<sup>[9-10]</sup>作为基于模糊理论产生的算法,在变化检测中有很广泛的应用,但FCM聚类算法在变化检测过程中对噪声较敏感,易产生大量虚警<sup>[11]</sup>。赵磊等<sup>[12]</sup>提出了基于FCM聚类和邻域分析的无监督多通道遥感图像变化检测的方法,该方法充分利用了遥感图像的波段信息及空间信息,使检测效果显著改善,但图像中的相干斑噪声问题没有得到很好的解决。毛天祺等<sup>[13]</sup>提出利用二进小波增强与边缘局部信息FCM的变化检测方法,该方法有效地抑制了相干斑噪声,但在某种情况下会出现变化检测精度偏低的问题。

针对上述问题,本文使用改进的直觉FCM聚类算法进行变化检测,首先利用差值法、比值法、图像回归法构建3幅光谱变化有差异的图像,然后利用PCA对差异图像进行特征提取,最后利用直觉FCM聚类算法进行变化检测。

## 2 本文算法

$X_{T_1}$ 和 $X_{T_2}$ 分别为相同区域中 $T_1$ 时刻和 $T_2$ 时刻的2幅遥感影像的像素值,本文算法主要分为3个步骤:1)建立差异图像;2)利用PCA方法提取特征信息;3)利用直觉FCM聚类算法得到变化检测结果。本文算法流程如图1所示。

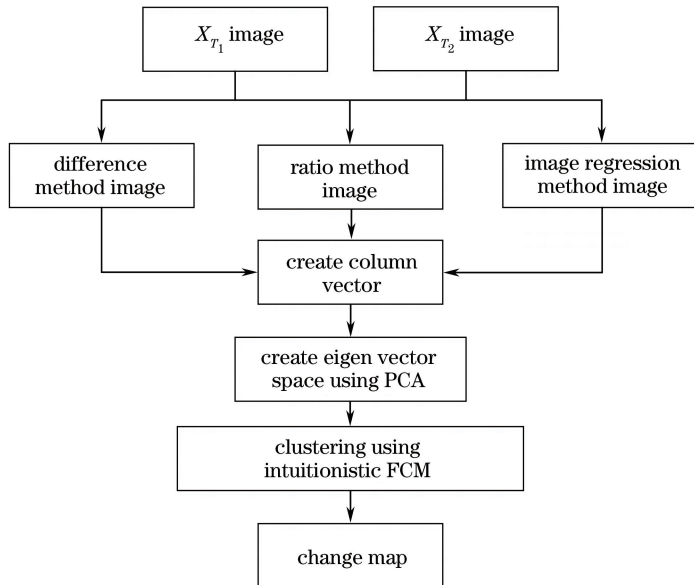


图1 本文算法流程

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

### 2.1 差异图像

#### 2.1.1 差值法

将2幅不同时相图像的对应像素相减,在生成的差值图像中,没有变化的区域像素值为0,有变化

的区域像素值不等于0。差值法公式为

$$I_{d1} = X_{T_1} - X_{T_2} + C, \quad (1)$$

式中: $I_{d1}$ 为差值图像的像素值; $X_{T_1}$ 和 $X_{T_2}$ 分别为时相 $T_1$ 和时相 $T_2$ 图像的像素值; $C$ 为常数。差值法

的优点是复杂度较低,可操作性较强,而且结果容易解释。

### 2.1.2 比值法

将 2 幅不同时相的图像的对应像素值相除,在生成的比值图像中,没有变化的区域像素值为 1,变化的区域像素值不等于 1。比值法公式为

$$I_{d2} = \frac{X_{T_1}}{X_{T_2}}, \quad (2)$$

式中: $I_{d2}$ 为差值图像的像素值。比值法的优点是可以去除由太阳高度角、阴影和地形引起的一些乘性误差。

### 2.1.3 图像回归法

假设  $X_{T_2}$  的每个像素值分别为  $X_{T_1}$  对应像素值的线性函数,通过最小二乘法解出线性函数。根据回归方程,利用  $X_{T_1}$  可以计算出  $T_2$  对应像素的值  $X_{T_2N}$ ,  $I_{d3}$  为  $X_{T_2N}$  与  $X_{T_2}$  之间差的绝对值,当有像素发生变化时,  $I_{d3}$  的值较大。回归法公式为

$$I_{d3} = |X_{T_2N} - X_{T_2}|。 \quad (3)$$

图像回归法的优点是可以去除季节、大气条件、太阳角度等因素对变化检测的影响。

## 2.2 PCA 特征提取

PCA<sup>[14]</sup> 主要应用于特征提取和降维,是遥感数据处理的主要方法之一,被广泛应用于植被覆盖研究、变化检测等方面。利用 3 幅差异图像的像素值  $I_{d1}$ 、 $I_{d2}$  和  $I_{d3}$  建立一个列向量  $I_{d,i}$ ,即

$$I_{d,i} = \begin{pmatrix} I_{d1} \\ I_{d2} \\ I_{d3} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

式中: $i$  为差异图的的向量列数。

假设  $I_{d,i}$  由  $B \times H$  个向量构成,而  $N = B \times H$ , 均值向量  $\bar{I}$  为

$$\bar{I}_{d,i} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{d,i}。 \quad (5)$$

对  $I$  进行均值化处理可得

$$\Psi_{d,i} = I_{d,i} - \bar{I}_{d,i}。 \quad (6)$$

协方差矩阵  $C$  为

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Psi_{d,i} \Psi_{d,i}^T。 \quad (7)$$

根据(8)式可求得协方差矩阵的特征值,

$$Cv_i = \lambda_i v_i, \quad (8)$$

式中: $\lambda_i$  为协方差矩阵  $C$  的特征值; $v_i$  为对应  $\lambda_i$  的特征向量矩阵。

对特征值按从大到小降序排列,特征值对应的

特征向量按照既定的法则排列,即

$$D = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n), \quad (9)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  为协方差矩阵  $C$  的特征值。 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  对应的特征向量  $a_1, a_2, \dots, a_n$  所构成的正交向量为

$$A = (a_1, a_2, \dots, a_n)。 \quad (10)$$

协方差 PCA 方法的变换矩阵为

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nm} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_n \end{pmatrix}, \quad (11)$$

式中: $(y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  为 PCA 变换后所得图像的  $n$  维向量; $(i_1, i_2, \dots, i_n)^T$  为原始图像的  $n$  维向量; $a_{11}, a_{12}, \dots, a_{nm}$  为对应的协方差矩阵的正交向量的值。矩阵  $Y$  的行向量为变换后的主成分,而前几个行向量为所求的原始影像的主要特征信息,因此本文根据已有方法<sup>[15]</sup>,取前 4 个列向量作为主要特征信息。

## 2.3 直觉 FCM 聚类

### 2.3.1 标准 FCM 聚类

FCM 聚类算法是一种应用广泛的非监督变化检测方法,该算法通过分别计算每个数据点属于各个类的隶属度,对每个数据点进行分类。

根据聚类数  $c$  和一组包含  $q$  个  $L$  维向量的数据  $x_k$  ( $k$  为  $L$  维向量中包含的数据个数),用 FCM 算法输出元素的隶属度  $u_{sj}$  ( $s=1, 2, \dots, c, j=1, 2, \dots, q$ ),  $u_{sj}$  为数据  $x_j$  属于第  $s$  个类的概率,可以通过求解目标函数的最小值得到,通常取模糊指数  $m=2$ 。目标函数为

$$J(u, v) = \sum_{s=1}^c \sum_{j=1}^q u_{sj}^m d_{sj}^2, \quad (12)$$

式中: $u$  为数据点的隶属度; $v$  为聚类中心; $d_{sj}$  为第  $s$  个聚类中心与第  $j$  个数据点的欧几里得距离。

$$(12) \text{ 式的约束条件为 } \begin{cases} \sum_{s=1}^c u_{sj} = 1, \forall s \\ 0 < \sum_{s=1}^c u_{sj} < q, \forall c \end{cases}。$$

在(12)式的约束条件下,可以求得目标函数取最小值时相应的隶属度矩阵和聚类中心。通常情况下,该最小值用极小值代替,因此分别对各变量求偏导,并令偏导数为 0,联立解出更新后的模糊隶属度  $u_{sj}$  和聚类中心  $v_s$ ,即

$$u_{sj} = 1 / \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{sj}}{d_{pj}} \right)^{\frac{2}{m-1}}, 1 \leq s \leq c, 1 \leq j \leq q, \quad (13)$$

$$v_s = \sum_{j=1}^q (u_{sj}^m x_j) / \sum_{j=1}^q u_{sj}^m, \forall s, j, s = 1, 2, \dots, c, \\ j = 1, 2, \dots, q, \quad (14)$$

式中:  $p$  为样本点序号。

根据 FCM 算法原理, FCM 算法的步骤如下:

- 1) 初始化参数, 包括目标函数精度  $e$ 、模糊指数  $m$  ( $m$  通常取 2) 和算法最大迭代次数;
- 2) 初始化隶属度矩阵和聚类中心;
- 3) 根据(13)、(14)式, 更新隶属度矩阵和聚类中心;
- 4) 若目标函数  $|J(t) - J(t-1)| < e$  ( $t$  为迭代次数), 则迭代结束; 否则跳转第 3) 步;
- 5) 根据求得的隶属度矩阵, 取隶属度最大值对应的类作为聚类的结果。

### 2.3.2 直觉模糊集

直觉模糊集<sup>[16]</sup>作为模糊集的拓展, 在隶属度的基础上引进了非隶属度  $\gamma$  和不确定度  $\pi$ 。假设直觉模糊集  $A$  表示样本  $x$  与论域  $X$  之间的关系, 且  $A = \{u_A(x), \gamma(x), \pi(x) | x \in X\}$ , 其中  $u_A(x)$  为直觉模糊集  $A$  的隶属度函数。当满足约束条件  $0 \leq u_A(x) \leq 1, 0 \leq \gamma_A(x) \leq 1$  和  $0 \leq u_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$  时, 不确定度  $\pi$  为

$$\pi_A(x) = 1 - u_A(x) - \gamma_A(x). \quad (15)$$

因此隶属度  $u_A(x)$  不再是一个确定的值, 而是一个区间  $[u_A(x), u_A(x) + \pi_A(x)]$ 。通过引入不确定度使得直觉模糊集在描述图像不确定性时更合理。

### 2.3.3 基于直觉模糊集的 FCM 聚类算法

在算法实现过程中, 首先应构建直觉模糊集, 步骤如下:

- 1) 根据 Yager 生成函数, 得到非隶属度公式

$$\gamma_A(x) = [1 - u_A(x_s)]^{1/\alpha}, x \in X, \quad (16)$$

式中:  $\alpha$  为控制非隶属度的参数;  $x_s$  为属于第  $s$  类的数据点。由(15)式可得到不确定度公式

$$\pi_A(x) = 1 - u_A(x_s)^\alpha - [1 - u_A(x_s)^\alpha]^{1/\alpha}, \\ x \in X. \quad (17)$$

- 2) 更新隶属度公式

$$u_{sj}^* = u_{sj} + \pi_{sj}, \quad (18)$$

式中:  $u_{sj}^*$  为第  $j$  个数据点对第  $s$  个聚类中心的直觉模糊隶属度;  $\pi_{sj}$  为第  $j$  个样本对第  $s$  类聚类中心的不确定度;  $u_{sj}$  为第  $j$  个样本对第  $s$  类聚类中心的隶属度。然后求得聚类中心为

$$v_s^* = \sum_{j=1}^q (u_{sj}^* x_j) / \sum_{j=1}^q u_{sj}^*. \quad (19)$$

- 3) 聚类中心更新后, 同时更新隶属度矩阵。

4) 若  $|u_{ij}^*(v_{\text{new}}) - u_{ij}^*(v_{\text{prev}})| < e$  (其中  $v_{\text{new}}$  为新的聚类中心,  $v_{\text{prev}}$  为上一个聚类中心), 则迭代结束, 聚类结束; 否则跳转第 3) 步。

### 2.3.4 基于核函数的直觉模糊集的 FCM 聚类算法

基于核函数的直觉模糊集的 FCM 聚类算法将传统的直觉模糊均值聚类算法(IFCM 算法)中的欧几里得距离用内核诱导距离来代替<sup>[17-18]</sup>。IFCM 算法的目标函数为

$$J = \sum_{s=1}^c \sum_{j=1}^q u_{sj}^{*m} d_{sj}^2. \quad (20)$$

同时, 将欧几里得距离  $d_{sj}$  用内核诱导距离  $\|\Phi(x_j) - \Phi(v_s)\|$  来代替, 其中  $\Phi(x)$  为高维特征空间的映射。改进后算法的目标函数为

$$J = \sum_{s=1}^c \sum_{j=1}^q u_{sj}^{*m} \|\Phi(x_j) - \Phi(v_s)\|^2, \quad (21)$$

$$\|\Phi(x_j) - \Phi(v_s)\|^2 = K(x_j, x_j) + \\ K(v_s, v_s) - 2K(x_j, v_s), \quad (22)$$

式中:  $K(x, v) = \Phi(x)^T \Phi(v)$  为对初始特征空间中不同的核产生的不同尺度的核函数内积。

目前, 核函数还没有统一的选择准则。由于高斯核函数所对应的特征空间是无穷维的, 有限的样本映射到高维空间内是线性可分的, 因此本文采用高斯核函数, 目标函数改写为

$$J = 2 \sum_{s=1}^c \sum_{j=1}^q u_{sj}^{*m} [1 - K(x_j, v_s)]. \quad (23)$$

通过拉格朗日乘数法, 求得隶属度为

$$u_{sj}^* = \left\{ \sum_{k=1}^c \left[ \frac{1 - K(x_j, v_s)}{1 - K(x_j, v_p)} \right] \frac{1}{m-1} \right\}^{-1}, \quad (24)$$

若  $\forall s, j = 1, 2, \dots, c$ , 使得  $1 - K(x_j, v_s) = 0$ , 则

$$\begin{cases} u_{sj}^* = 1, s = p \\ u_{sj}^* = 0, s \neq p \end{cases}. \quad (25)$$

同理, 聚类中心为

$$v_s = \frac{\sum_{j=1}^q u_{sj}^* K(x_j, v_s) x_j}{\sum_{j=1}^q u_{sj}^* K(x_j, v_s)}. \quad (26)$$

基于核函数的直觉模糊集的 FCM 聚类算法的步骤如下:

- 1) 经过 PCA 降维后生成差异图, 从差异图中选取灰度值最大和最小的像素作为聚类的 2 个中心;
- 2) 初始化参数, 包括模糊权重  $m$ 、迭代终止阈值  $\epsilon$ ;
- 3) 初始化隶属度矩阵;
- 4) 利用(24)、(25)式更新模糊隶属度矩阵;
- 5) 利用(26)式更新聚类中心;

6) 若  $|v_j - v_{j-1}| < \epsilon$ , 则算法终止。

## 3 结果与分析

### 3.1 实验数据

为了验证本文算法的有效性,对带有椒盐噪声的2组SAR图像进行变化检测实验。实验硬件如下:处理器为 Intel(R) Core(TM) i3-4160,内存为4 GB。实验软件如下:系统为 Windows 7,软件为

MATLAB R2015b。

实验数据来自纳米比亚某地区河流干涸情况的遥感影像和巴西某河流的遥感影像。数据1分别拍摄于2013年和2015年,反映河流干涸的过程,该数据大小为  $310 \text{ pixel} \times 227 \text{ pixel}$ ,2幅影像都经过了配准处理,如图2所示。数据2分别拍摄于2013年和2015年,反映河心岛的形成,该数据大小为  $350 \text{ pixel} \times 619 \text{ pixel}$ ,2幅影像都经过了配准处理,如图3所示。

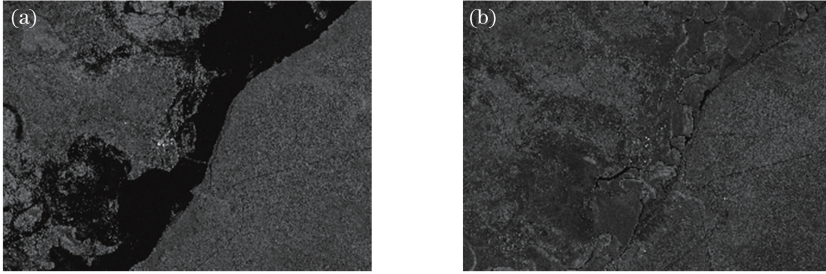


图2 纳米比亚某地区河流干涸情况的SAR影像。(a) 2013年影像;(b) 2015年影像

Fig. 2 SAR images of river drying in region of Namibia. (a) Image in 2013; (b) image in 2015

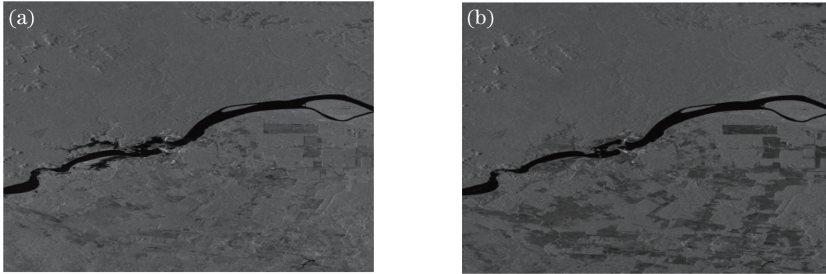


图3 巴西某河流河心岛变化情况的SAR影像。(a) 2013年影像;(b) 2015年影像

Fig. 3 SAR images of change of river island in a river in Brazil. (a) Image in 2013; (b) image in 2015

### 3.2 实验分析

为了评价本文算法的有效性,将其与4种现有的变化检测方法进行比较,这4种方法包括PCA K-means、FCM、模糊C均值核聚类(KFCM)和FCM-邻域。

为了定量评估本文获得的变化检测结果,通过比较得到的变化检测图与真实变化影像,计算4个量化指标:1)虚警率  $P_{fa}$ ,即原本未变化的像素点被错误地检测为变化的像素点的个数占像素点总数的比例;2)漏检率  $P_{ma}$ ,即原本变化的像素点被检测为未变化的像素点的个数占像素点总数的比例;3)总错误率  $P_{oe}$ ,即虚警数和漏检数的总和占像素点总数的比例;4)Kappa系数,用来在变化监测中检测实验结果与地面真实情况之间的相似性程度。Kappa系数越大,则说明变化检测实验结果与地面真实情况越相似;当Kappa系数为1时,说明2幅图像完

全一致<sup>[19-20]</sup>。

#### 3.2.1 实验1

本实验对图2所示的  $310 \text{ pixel} \times 227 \text{ pixel}$  的区域进行分析,在2幅影像之间,变化的主要是河流,属于变化较大的物体类型。本文只考虑变化或者不变化的信息,而不考虑变化的是哪种地物类型。

利用FCM、PCA K-means、KFCM、FCM-邻域和本文算法的变化检测结果分别如图4(a)~(e)所示,其中对沙土部分的变化进行了影像掩模。实验1的标准图如图4(f)所示。由图4可知,PCA K-means、KFCM、FCM-邻域和本文算法均表现出较好的可视化结果,而FCM获得的变化检测结果中有大量的椒盐噪声未被处理。为了更清楚地观察各算法的变化检测结果,选择2个变化明显的区域,用白色实线矩形和虚线矩形框出,如图4(a)~(f)所示,其中每幅实验结果图的右上方为白色实线矩形

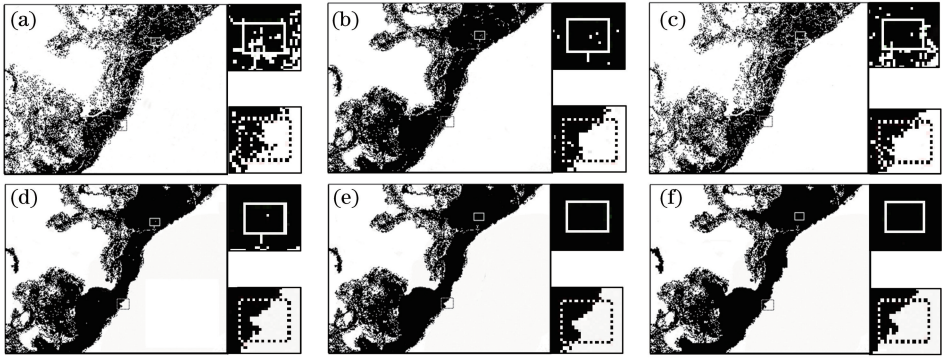


图4 实验1的变化检测结果。(a) FCM;(b) PCA  $K$ -means;(c) KFCM;(d) FCM-邻域;(e)本文算法;(f)标准图  
Fig. 4 Change detection results of experiment 1. (a) FCM; (b) PCA  $K$ -means; (c) KFCM; (d) FCM-neighborhood; (e) proposed method; (f) standard result

区域的细节图,右下方为虚线矩形区域的细节图。从虚线矩形区域可以看出,本文算法可以较好地保留特征信息,而且相较于其他4种方法,可以更好地减小虚线矩形区域中的椒盐噪声。综上所述,相较于其他方法,本文算法在对变化较大的地物类型图像进行变化检测时,可获得较好的可视化结果。

为了进行精确的定量评估,分别计算了不同算法的  $P_{fa}$ 、 $P_{ma}$ 、 $P_{oe}$  和 Kappa 系数,如表1所示。从表1可以看出,本文算法的 Kappa 系数为 0.9050,优于 KFCM、PCA  $K$ -means、FCM 和 FCM-邻域。此外,在本文算法的变化检测系数中, $P_{fa}$ 、 $P_{ma}$  和  $P_{oe}$  也是最佳的。综上所述,本文算法在检测变化较大类型的 SAR 图像时可获得较好的实验结果。

表1 实验1中各算法变化检测的定量分析结果

Table 1 Quantitative analysis on change detection results of different algorithms in experiment 1

Algorithm	$P_{fa}/\%$	$P_{ma}/\%$	$P_{oe}/\%$	Kappa
				coefficient / %
FCM	11.0857	1.7763	12.8620	71.82
PCA $K$ -means	4.0188	1.6328	5.6516	86.81
KFCM	4.6127	1.7110	6.3237	85.31
FCM-neighborhood	3.4248	1.2832	4.7080	88.99
Proposed method	3.1505	0.9137	4.0642	90.50

### 3.2.2 实验2

本实验对图3所示的  $350 \text{ pixel} \times 619 \text{ pixel}$  的区域进行分析,在2幅影像之间,变化的主要是河流中心冲刷小岛的面积,属于变化较小的地物类型。因

此,实验2用来检验变化检测过程中在变化较小的情况下本文算法的检测情况。本文只考虑变化检测结果中的变化或者不变化的信息,而不考虑变化的是哪种地物类型。

利用 FCM、PCA  $K$ -means、KFCM、FCM-邻域和本文算法的变化检测结果分别如图5(a)~(e)所示,实验2的标准图如图5(f)所示。由图5可知,与实验1的结果情况类似,与传统的 FCM 相比,PCA  $K$ -means、KFCM、FCM-邻域和本文算法均表现出了更好的可视化结果,而且 FCM 获得的变化检测结果中有大量的椒盐噪声未被处理。为了更细致地比较各算法变化检测结果的优点和缺点,选择2个变化明显的区域,用黑色实线矩形和虚线矩阵框出,如图5(a)~(f)所示,其中每幅实验结果图的右上方为黑色实线矩形区域的细节图,右下方为虚线矩形区域的细节图。从黑色实线矩形中可以看出,相较于其他4种方法,本文算法可以较好地保留特征信息,而其他4种算法的特征信息丢失较严重。通过对比黑色实线矩形区域可知,本文算法可以较好地减小椒盐噪声的影响。综上所述,相较于其他方法,本文算法在处理变化较小的地物类型图像时,也可以获得较好的可视化结果。

为了进行精确的定量评估,计算不同算法的  $P_{fa}$ 、 $P_{ma}$ 、 $P_{oe}$  和 Kappa 系数,如表2所示。从表2可以看出,本文算法的 Kappa 系数最佳,此外,在本文算法的变化检测系数中, $P_{fa}$ 、 $P_{ma}$  和  $P_{oe}$  也是最佳的。综上所述,当对变化较小的地物类型图像进行变化监测时,本文算法具有较好的实验结果。

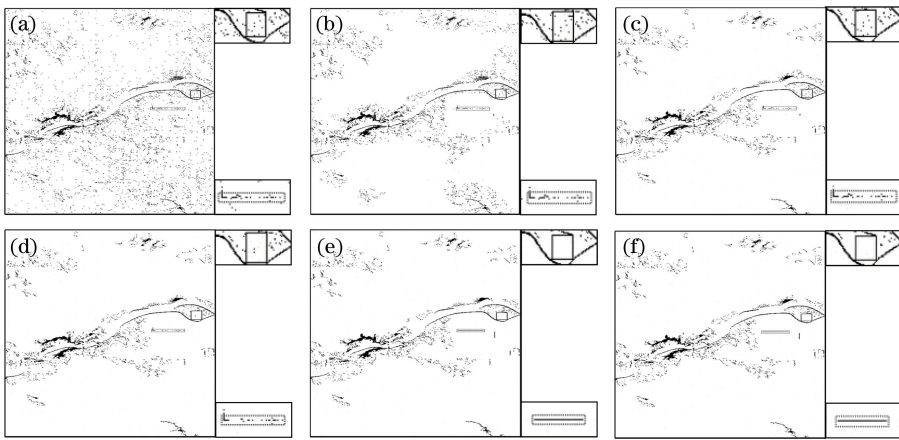


图5 实验2的变化检测结果。(a) FCM;(b) PCA K-means;(c) KFCM;(d) FCM-邻域;(e)本文算法;(f)标准图

Fig. 5 Change detection results of experiment 2. (a) FCM; (b) PCA K-means; (c) KFCM; (d) FCM-neighborhood; (e) proposed method; (f) standard result

表2 实验2中各算法变化检测的定量分析结果

Table 2 Quantitative analysis on change detection results of different algorithms in experiment 2

Algorithm	$P_{fa}/\%$	$P_{ms}/\%$	$P_{oe}/\%$	Kappa coefficient / %
FCM	5.8546	0.9698	6.8244	80.90
PCA K-means	4.5571	0.7072	5.2643	85.01
KFCM	5.2850	0.6707	5.9557	83.26
FCM-neighborhood	3.8422	0.5594	4.4016	87.34
Proposed method	3.5758	0.4763	4.0521	88.32

## 4 结 论

利用3种不同的代数运算方法得到了3幅差异图像,将3幅差异图像构成一个列向量,使用PCA对列向量进行特征提取,解决了单一类的差异图像精度较低且稳健性较差的问题,并利用改进的直觉FCM聚类算法,对PCA提取的差异图像进行变化检测。实验结果表明,在变化较小和变化较大的地物类型影像中,本文算法都可以减小椒盐噪声对SAR图像的影响,而且可以很好地保留图像的特征信息。但是,由于本文算法中需将像素点映射到更高维的空间中进行聚类,算法运行所需要的时间成本较大,因此减少本文算法所需时间是进一步研究的方向。

## 参 考 文 献

[1] Tong G F, Li Y, Ding W L, *et al.* Review of remote sensing image change detection[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(12): 1561-1571.  
佟国峰, 李勇, 丁伟利, 等. 遥感影像变化检测算法

综述[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(12): 1561-1571.

[2] Xie X F, Xu X, Dong H, *et al.* A semi-supervised dimension reduction method for polarimetric SAR image classification[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(4): 0428001.

谢欣芳, 徐新, 董浩, 等. 一种极化SAR影像分类中的半监督降维方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(4): 0428001.

[3] Li Q, Zhang J F, Gong L X, *et al.* Extraction of earthquake-collapsed buildings based on correlation change detection of multi-texture features in SAR images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(s1): 128-138.

李强, 张景发, 龚丽霞, 等. SAR图像纹理特征相关变化检测的震害建筑物提取[J]. *遥感学报*, 2018, 22(s1): 128-138.

[4] Wan J H, Zang J X, Liu S W. Fusion and classification of SAR and optical image with consideration of polarization characteristics[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(6): 0628001.

万剑华, 臧金霞, 刘善伟. 顾及极化特征的SAR与光学影像融合与分类[J]. *光学学报*, 2017, 37(6): 0628001.

[5] Jiao L C, Hou B, Shang R H, *et al.* Intelligent SAR image change detection[M]. Beijing: Science Press, 2017: 1-10.

焦李成, 侯彪, 尚荣华, 等. 智能SAR影像变化检测[M]. 北京: 科学出版社, 2017: 1-10.

[6] Yang N, Wang W X, Wang F P, *et al.* Road information change detection based on fractional integral and neighborhood FCM[J]. *Journal of Chang'an University(Natural Science Edition)*, 2018,

38(2): 103-111.

杨楠, 王卫星, 王峰萍, 等. 基于分数阶积分和邻域FCM的道路信息变化检测[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2018, 38(2): 103-111.

- [7] Sui H G, Feng W Q, Li W Z, *et al.* Review of change detection methods for multi-temporal remote sensing imagery [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 1885-1898.

眭海刚, 冯文卿, 李文卓, 等. 多时相遥感影像变化检测方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 1885-1898.

- [8] 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.

- [9] Li Y F, Li J F. Coherent noise filtering algorithm in SAR images based on FCM algorithm [J]. Application Research of Computers, 2016, 33(8): 2496-2499, 2503.

李玉峰, 李景芳. 基于FCM算法的SAR图像相干斑噪声滤波算法研究[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(8): 2496-2499, 2503.

- [10] Peng Y F, Song X N, Zi L L, *et al.* Remote sensing image retrieval based on convolutional neural network and modified fuzzy C-means [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(9): 091008.

彭晏飞, 宋晓男, 訾玲玲, 等. 基于卷积神经网络和改进模糊C均值的遥感图像检索[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(9): 091008.

- [11] Zhou L C, Cao G, Li Y P, *et al.* Change detection based on conditional random field with region connection constraints in high-resolution remote sensing images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(8): 3478-3488.

- [12] Zhao L, Wang B, Zhang L M. Unsupervised change detection for multichannel remote sensing images based on FCM and neighborhood analysis [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(4): 395-401.

赵磊, 王斌, 张立明. 基于模糊C均值聚类和邻域分析的无监督多通道遥感图像变化检测[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(4): 395-401.

- [13] Mao T Q, Liu W, Huang J, *et al.* Change detection of SAR images using dyadic wavelet enhancement and edge local information FCM [J]. Journal of Signal Processing, 2018, 34(1): 54-61.

毛天祺, 刘伟, 黄洁, 等. 二进小波增强与边缘局部信息FCM的SAR图像变化检测[J]. 信号处理, 2018, 34(1): 54-61.

- [14] Deng J S, Wang K, Deng Y H, *et al.* PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(16): 4823-4838.

- [15] Mu C H, Huo L L, Liu Y, *et al.* Change detection for remote sensing images based on wavelet fusion and PCA-kernel fuzzy clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1375-1381.

慕彩红, 霍利利, 刘逸, 等. 基于小波融合和PCA-核模糊聚类的遥感图像变化检测[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1375-1381.

- [16] Hu D. The study of intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithm for image segmentation [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016.

胡丹. 直觉模糊C均值聚类的图像分割算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.

- [17] Singh K K, Mehrotra A, Nigam M J, *et al.* Unsupervised change detection from remote sensing images using hybrid genetic FCM [C] // 2013 Students Conference on Engineering and Systems (SCES), April 12-14, 2013, Allahabad, India. New York: IEEE, 2013: 13613220.

- [18] Zhang J Y, Li Z Y. Kernel-based algorithm with weighted spatial information intuitionistic fuzzy C-means [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(9): 2162-2168.

张洁玉, 李佐勇. 基于核空间的加权邻域约束直觉模糊聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(9): 2162-2168.

- [19] Wang Z, Fan J L, Lou H, *et al.* Intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithm incorporating local information for image segmentation [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(9): 2864-2866, 2872.

王昭, 范九伦, 娄昊, 等. 一种融入局部信息的直觉模糊C均值聚类图像分割算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(9): 2864-2866, 2872.

- [20] Yan Y, Liu Y L. Unsupervised remote sensing image change detection based on fusion and IFLICM algorithm [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(3): 25-31.

严宇, 刘耀林. 基于融合和IFLICM算法的非监督遥感影像变化检测[J]. 测绘通报, 2018(3): 25-31.