



基于变分法与Markov随机场模糊局部信息聚类法的SAR影像变化检测

王昶^{1,2} 张永生² 王旭^{2,3}

1 辽宁科技大学土木工程学院,辽宁 鞍山,114051

2 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450001

3 辽宁生态工程职业学院林学院,辽宁 沈阳,110101

摘要:为了提高合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像变化检测的精度,提出一种基于变分法与马尔可夫随机场模糊局部信息聚类(Markov random field fuzzy local information C-means clustering, MRF-FLICM)的SAR影像变化检测方法。首先融合对数比影像和对数均值比影像来构建差异影像;然后采用变分去噪模型去除差异影像的噪声;最后利用马尔可夫随机场将空间邻域信息引入到模糊局部信息C均值聚类算法中,提高聚类的性能。对两组不同时相真实SAR影像数据进行对比实验,结果表明,提出的变分去噪方法能够避免去除微小变化区域,有效抑制SAR影像的斑点噪声,同时MRF-FLICM方法可以有效提高变化检测的精度,提升了变化检测方法的适应性。

关键词:变分法;马尔可夫随机场;模糊局部聚类方法;SAR影像;变化检测

中图分类号:P237

文献标志码:A

由于合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)能进行全天候、全天时成像,且不受阳光、云量和天气条件的影响,因此SAR影像是进行变化检测任务的理想光源。然而,在SAR影像变化检测过程中,存在受斑点噪声影响大、构造的差异影像(difference image, DI)不能很好地凸显变化信息以及聚类方法性能低等问题,导致SAR影像变化检测精度较低。因此,有效抑制散斑噪声的高性能SAR影像变化检测方法成为研究热点。

近年来,研究者们提出了许多SAR影像的变化检测方法,这些方法大致可以分为DI生成和DI分析两种。在DI生成中,为了尽量减少SAR影像斑点噪声的影响,有学者提出了利用对数比方法^[1]、基于像素均值比方法^[2]、小波技术融合对数比影像及均值比影像方法^[3]、高斯对数比影像和对数比影像融合方法^[4]来构造DI,从而达到较好抑制噪声的效果。但无论采用哪种方法构造DI,只能减少DI中的斑点噪声,斑点噪声比较大时会影响变化检测的性能。于是一些学者提出先对SAR影像采用Lee滤波或者Frost滤波进行相干斑去噪处理,再生成DI。但这种处理方式会包含许多非

变化的背景信息,从而增加错检数,降低变化检测精度。为了解决这一问题,文献[5]提出先对差异影像采用Frost滤波去噪,再利用模糊C均值聚类法(fuzzy C-means clustering, FCM)获取变化检测图,提高了变化检测的性能。DI分析主要有阈值法、聚类法及机器学习方法3种方法。阈值法虽然简单,但当变化和未变化的类严重重叠,或者当它们的统计分布不能准确建模时,会导致检测精度降低。于是文献[6]提出了将Kittler Illingworth(KI)模型与逆高斯模型结合,可提高变化检测的性能。聚类法因其不需要建立模型而得到了广泛的应用,如主成分分析法与K-均值聚类方法^[7]、改进的模糊C均值聚类法^[8]、模糊局部信息C均值算法^[9]、重构的模糊局部信息C均值算法^[10]等。近年来,有学者把马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)的空间邻域信息引入到FCM过程中,通过修改每个像素的隶属度来改进FCM,从而提高聚类性能^[11-12]。虽然上述聚类方法的变化检测性能较好,但对斑点噪声较大的SAR影像进行变化检测时,分类结果会出现较多错检数,变化检测精度降低。

收稿日期:2020-11-23

项目资助:国家自然科学基金(41671409)。

第一作者:王昶,博士,副教授,研究方向为遥感影像处理。Wangchang324@163.com

近年来,机器学习方法被广泛地应用到SAR影像变化检测中,如文献[13]通过极限学习机(extreme learning machine, ELM)进行训练及分类,获得最终的变化检测图;文献[14-15]通过深度神经网络(deep neural network, DNN)获得变化检测图。虽然此类方法的变化检测性能较好,但会遇到构造的DI不能很好凸显变化信息,受斑点噪声影响提取的训练样本质量不高等问题,从而导致DNN分类及ELM分类精度下降。

为了抑制斑点噪声,提高SAR影像变化检测精度,本文从如何构造DI、抑制斑点噪声及提高聚类性能三方面考虑,提出一种基于变分法与马尔可夫随机场模糊局部信息聚类(Markov random field fuzzy local information C-means clustering, MRFFLICM)的SAR影像变化检测方法。该方法

通过融合对数比影像及对数比均值影像构建DI,采用变分去噪模型(variational denoising model, VDM)去除差异影像的斑点噪声,最后把MRF空间邻域信息引入模糊局部信息聚类方法(fuzzy local information C-means clustering, FLICM)中,提高聚类性能。

1 基于变分法与MRFFLICM的变化检测方法

1.1 DI构造

为了更好地凸显变化区域及抑制斑点噪声,本文通过融合对数比影像及对数比均值影像获得DI,对数比影像、对数比均值影像及融合差异影像的计算如下^[16]:

$$\begin{cases} DI_L = \left| \log \frac{I_1 + 1}{I_2 + 1} \right| = |\log(I_1 + 1) - \log(I_2 + 1)| \\ DI_M = 1 - \min \left[\log \left(\frac{\mu_1(i, j)}{\mu_2(i, j)}, \frac{\mu_2(i, j)}{\mu_1(i, j)} \right) \right] \\ DI_{LM} = \alpha \times DI_L + (1 - \alpha) \times DI_M \end{cases} \quad (1)$$

式中, I_1 和 I_2 表示不同时刻的两幅SAR影像; DI_L 、 DI_M 和 DI_{LM} 分别表示对数比影像、对数比均值影像及融合后的差异影像; $\mu_1(i, j)$ 、 $\mu_2(i, j)$ 表示不同时相SAR影像中以像素 (i, j) 为中心的邻域窗口像素灰度平均值; α 表示融合系数。

1.2 变分去噪算法

为了避免去噪影像产生阶梯效应,本文提出一种具有同性扩散能力及异性扩散能力的变分去噪模型,该模型表达式如下^[17]:

$$J(s, v) = \inf_{s=s+v} \int \frac{|\nabla s|^2}{n(1+|\nabla s|^3)^{\frac{1}{3}}} ds + \lambda_0 \int |s - S|^2 ds \quad (2)$$

式中, S 为含噪影像; s 为去噪影像; v 为噪声; λ_0 为正则化参数。式(2)右边第一项为正则约束项,第二项是保真项。

1.3 MRFFLICM方法

一般情况下,影像 $I = \{I(h, l), 1 \leq h \leq A, 1 \leq l \leq B\}$ 本身可以看作一个随机场,影像中的每个像素都是随机场中的一个元素。当每个元素的某些属性只与相邻元素相关而与该领域内的其他元素无关时,可以把随机场 $p(x)$ 叫作MRF。由于MRF的这种特性,有学者把MRF的空间邻域信息引入到FCM中,通过修改每个像素的隶属度来提高FCM的聚类性能。但由于引

入MRF的空间邻域信息易受斑点噪声的影响,而FCM本身没有结合空间邻域信息的能力,只是通过MRF引入空间邻域信息提高聚类性能,且FCM对噪声比较敏感。因此,MRF-FCM对于受噪声污染比较大的SAR影像进行变化检测,其效果不是很理想。针对此问题,本文将MRF的空间邻域信息引入FLICM中。MRFFLICM方法可以利用空间邻域信息及灰度信息,有效去除由于斑点噪声引起的杂点,从而提高变化检测的精度。主要步骤如下:

1) 在第一次迭代中($k=1$),通过KI方法求出均值 u_i^1 和标准偏差 σ_i^1 ,并利用FLICM算法生成初始隶属度矩阵 $\{u_{ij}^1\}$,然后生成同种类数矩阵 $\{u_{i \in q_j}^1\}$,矩阵的每个元素表示属于 i 的邻域像素个数。

2) 在第 k 次迭代中,建立能量矩阵 $\{E_{ij}^k\}$:

$$E_{ij}^k = -\ln(m_{u_{ij}}) + \beta_j \cdot t_{qj} \cdot n_{ij} \quad (3)$$

式中, $m_{u_{ij}}$ 为第 j 类中像素 x_i 邻域系统中所有像素隶属度的均值; n_{ij} 表示第 j 类中像素 x_i 邻域中的样本个数; t_{qj} 表示调整仅与中心像素所属的类及其位置有关的项的符号,并且 $q = x_i$, $t_{qj} = \text{sgn}(u_{qj} - 0.5)$; β_j 是人工参数。

3) 利用能量函数计算MRF的局部先验概率,能量函数如下:

$$\pi_{ij}^k = \frac{\exp(-E_{ij}^k)}{\exp(-E_{uj}^k) + \exp(-E_{cj}^k)} \quad (4)$$

4)使用均值和标准偏差计算条件概率 p_i^k ,从而生成距离矩阵。条件概率及距离矩阵计算如下:

$$\begin{cases} P_i^k(y_j | \mu_i^k, \sigma_i^k) = \frac{1}{\sigma_i^k \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(y_j - \mu_i^k)^2}{2(\sigma_i^k)^2}\right] \\ d_{ij}^k = -\ln[P_i^k(y_j | \mu_i^k, \sigma_i^k)] \end{cases} \quad (5)$$

5)计算目标函数 J_{ij}^K 和收敛阈值 δ 。如果目标函数与前一个目标函数之间的距离小于或等于阈值,则算法停止。目标函数及收敛阈值计算如下:

$$J_{ij}^K = \sum_{i=u,c} \sum_{j \in L_x} (u_{ij}^k)^2 (d_{ij}^k)^2 + G_{ij}^k, |J_{ij}^K - J_{ij}^{K-1}| \leq \delta \quad (6)$$

6)通过距离矩阵和局部先验概率矩阵计算新的隶属度矩阵,计算如下:

$$u_{ij}^{k+1} = \frac{\pi_{ij}^k \exp(-d_{ij}^k)}{\pi_{ij}^k \exp(-d_{ij}^k) + \pi_{cj}^k \exp(-d_{cj}^k)} \quad (7)$$

7)计算均值 u_i^{k+1} 和标准偏差 σ_i^{k+1} ,返回步骤2),进行下一次迭代,直到迭代停止为止。

$$\begin{cases} u_i^{k+1} = \frac{\sum_{j \in L_x} u_{ij}^k y_j}{\sum_{j \in L_x} u_{ij}^k} \\ \sigma_i^{k+1} = \sqrt{\frac{\sum_{j \in L_x} [u_{ij}^k (y_j - \mu_i^{k+1})^2]}{\sum_{j \in L_x} u_{ij}^k}} \end{cases} \quad (8)$$

本文方法的流程如图1所示。

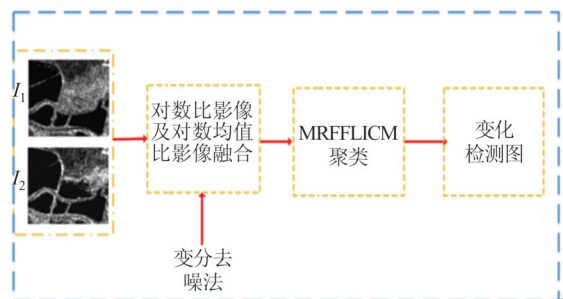


图1 本文方法流程图

Fig.1 Flowchart of Our Proposed Method

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集及评价指标

为了验证本文方法的有效性,选取斑点噪声比较大的两组真实SAR数据集。第一组数据集是黄河数据集,是由Radarsat-2传感器在2008-06

和2009-06获取的黄河河口地区的两幅SAR影像(257×289像素),分别如图2(a)、2(b)所示,图2(c)为黄河河口地区参考变化影像。第二组数据集是邯郸数据集,由Radarsat-2传感器在2015-04和2016-03获取的邯郸地区的两幅SAR影像(800×700像素),分别如图2(d)、2(e)所示,图2(f)为邯郸地区的参考变化影像。上述影像数据都经过辐射校正及精确配准。

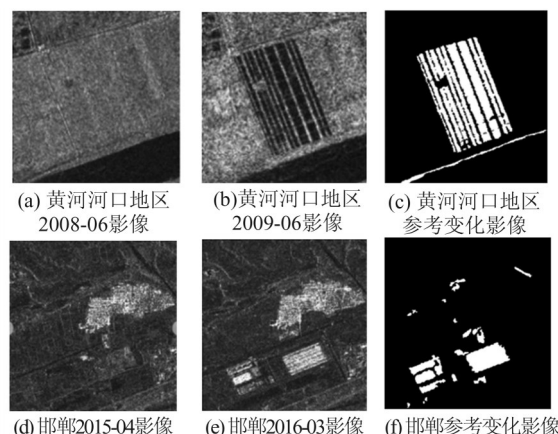


图2 黄河数据集和邯郸数据集

Fig.2 SAR Image Datasets of the Yellow River and Handan

本文通过主观效果及客观定量指标来评价变化检测结果。将变化检测图与对应的参考变化影像进行比较分析,并采用漏检数(false positives, FP)、错检数(false negatives, FN)、总错误数(overall errors, OE)及Kappa系数等指标来评价。

2.2 DI构造

通过本文DI构造方法构造两组SAR影像数据集的差异影像,并与对数比算子、对数比均值算子构造DI作比较,实验结果如图3所示。

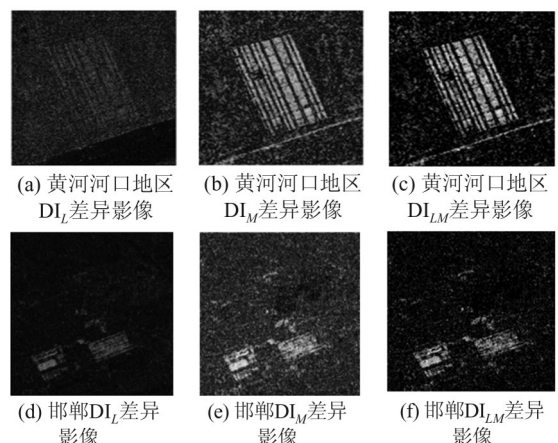


图3 两组数据集得到的DI_L、DI_M、DI_{LM}影像

Fig.3 DI_L, DI_M, DI_{LM} Images of Two Datasets

从图 3 可以看出,采用对数比算子构造的 DI (见图 3(a)) 不仅受到斑点噪声的影响,而且凸显变化区域的效果不明显,尤其在黄河数据集(见图 3(a)) 的 DI 中,部分变化区域没有凸显出来。而采用对数比均值算子构造的 DI (见图 3(b)) 虽然可以很好地凸显变化区域,但受到严重的斑点噪声污染。而采用融合两种算子构造的 DI (见图 3(c)) 不仅可以很好地凸显变化区域,而且受斑点噪声的影响较对数比均值算子小。但对于受斑点噪声比较大的 SAR 影像来说,无论采用何种算子构造 DI,都会受到斑点噪声的影响,从而导致变化检测的精度降低。

融合系数 α 的选取主要以能很好地凸显变化区域、抑制噪声的效果及最终变化检测的精度来确定。通过对数比算子构造的 DI 对散斑噪声具有较强的鲁棒性,但对细节信息的保留能力较弱,凸显变化区域不明显。通过对数比均值算子构造的 DI 能较好地保留影像细节,凸显变化区域效果明显,但抑制散斑噪声的能力有限。由于本文方法对于生成的 DI 进行了去噪处理,因此,本文通过融合构建的 DI 主要以凸显变化区域为主,并且能尽量抑制斑点噪声,所以一般选择 DI_M 的融合比例大些,而 DI_L 融合比例小些。以最终变化检测精度为依据,构造 DI 的融合系数 α 分别为 0.1 和 1.5。

2.3 变化检测实验分析

首先,对本文构建的 DI 不进行 VDM 去噪处理,只通过 DI_{LM} -MRFFLICM 方法进行 SAR 影像变化检测,并与 DI_{LM} -FCM 方法、 DI_{LM} -FLICM 方法、 DI_{LM} -MRFFCM 方法相比较。黄河数据集的变化检测结果如图 4 所示,邯郸数据集的变化检测结果如图 5 所示,各评价指标的统计结果如表 1 所示。

由图 4、图 5 和表 1 可以看出,虽然对 DI 的构造进行了优化,但由于 FCM 对噪声比较敏感,因此 DI_{LM} -FCM 方法和 DI_{LM} -MRFFCM 方法获得的变化检测图中包含较多白色斑点噪声,从而使这两种方法的 FP 值较高。而由于 FLICM 较 FCM 可以较好地抑制斑点噪声,因此, DI_{LM} -FLICM 方法和 DI_{LM} -MRFFLICM 方法获得的变化检测图中白色斑点噪声明显变少,相比两种方法的 FP 值也较低。且 DI_{LM} -MRFFLICM 方法引入了 MRF 空间邻域信息,因此其变化检测的效果最好, Kappa 系数最高。

从上述分析可知,尽管从 DI 的构造及聚类方

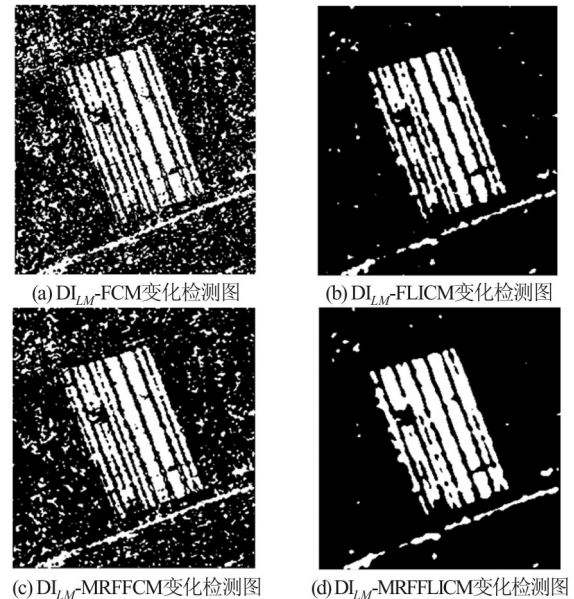


图 4 不同方法对黄河数据集的变化检测结果
(无去噪方法)

Fig.4 Results of Change Detection for the Yellow River Dataset by Different Methods
(Without Denoising Method)

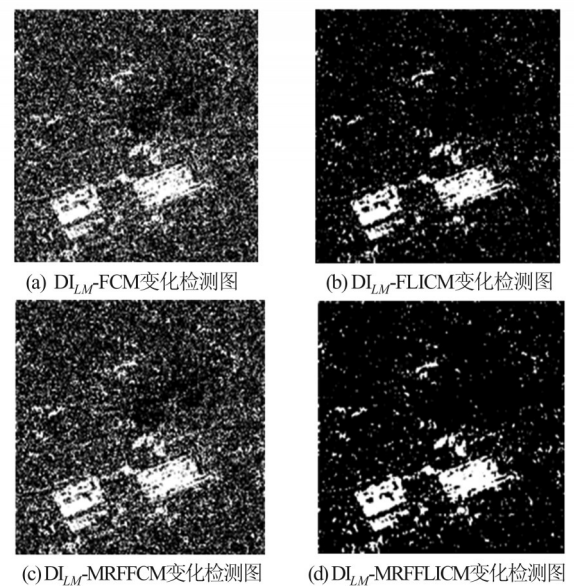


图 5 不同方法对邯郸数据集的变化检测结果
(无去噪方法)

Fig.5 Results of Change Detection for Handan Dataset by Different Methods
(Without Denoising Method)

法两个方面都进行了改进,但变化检测的结果还是会受到斑点噪声的影响。本文在 DI_{LM} -MRFFCM 方法的基础上引入变分去噪方法来提高变化检测的精度。为了验证变分去噪方法的有效性,与引入 Lee 滤波、Frost 滤波及均值滤波等方法作比较。增加去噪方法后,黄河数据集的变化检测

结果如图6所示,邯鄹数据集的变化检测结果如图7所示,各评价指标的统计结果如表2所示。

表1 不同方法对两组SAR数据集的变化检测评价指标统计结果(无去噪方法)

Tab.1 Evaluation Indicators Results of Change Detection of Two SAR Datasets by Different Methods (Without Denoising Method)

数据集	方法	FP	FN	OE	Kappa 系数
黄河河口数据集	DI _{LM} -FCM	10 636	1 928	12 564	0.544 2
	DI _{LM} -FLICM	1 065	3 039	4 104	0.802 2
	DI _{LM} -MRFFCM	6 987	2 156	9 143	0.635 6
	DI _{LM} -MRFFLICM	1 588	2 242	3 830	0.822 6
邯鄹数据集	DI _{LM} -FCM	154 836	5 078	159 914	0.188 0
	DI _{LM} -FLICM	33 531	7 046	40 567	0.545 0
	DI _{LM} -MRFFCM	137 705	4 856	142 561	0.217 3
	DI _{LM} -MRFFLICM	28 893	5 304	34 197	0.605 3

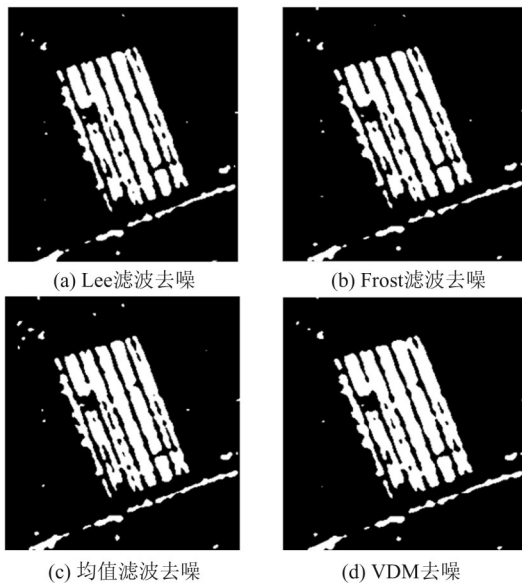


图6 不同方法对黄河数据集的变化检测结果(增加去噪方法)

Fig.6 Results of Change Detection for the Yellow River Dataset by Different Methods (with Denoising Method)

由图6、图7和表2可以看出,采用不同去噪方法对DI_{LM}进行去噪处理后,获得的变化检测图中白色斑点噪声明显变少,因此,各种方法的FP值较表1中明显变小,Kappa系数较表1中明显变大。而从表2也可以看出,对于斑点噪声比较大的黄河数据集和邯鄹数据集,DI_{LM}-VDM-MRFFLICM的FN值最小,说明采用VDM方法去除斑点噪声较大的差异影像后,白色斑点噪声减少的同时能更好地保留微小变化区域。对比表1和

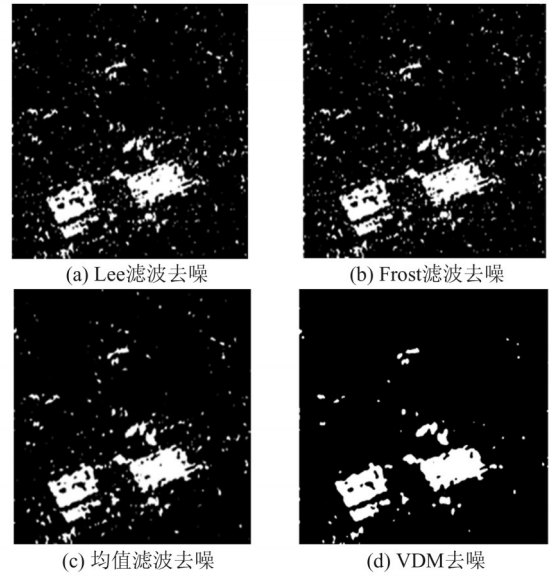


图7 不同方法对Handan数据集的变化检测结果(增加去噪方法)

Fig.7 Results of Change Detection for Handan Dataset by Different Methods (with Denoising Method)

表2可知,DI_{LM}-VDM-MRFFLICM的FN值较DI_{LM}-MRFFLICM都变小,这说明DI_{LM}-MRFFLICM引入VDM方法后,变化检测性能提升,微小变化区域的保留效果较好,漏检数变小。从表2中的OE值和Kappa系数可以看出,DI_{LM}-VDM-MRFFLICM方法的变化检测精度较其他去噪变化检测方法都高,检测性能最好,这说明引入VDM去噪方法不仅能有效抑制斑点噪声,提高变化检测的性能,而且对于斑点噪声比较大的SAR影像来说,在抑制噪声的同时能较好地保留微小的变化区域。

为了更好地验证本文方法的优越性,进一步与PCA_{KM} (principal component analysis and K-means clustering)^[8]、NBR-ELM (neighborhood-based ratio and extreme learning machine)^[14]、DNN^[16]及IVDM (image-VDM-DI_{LM}-MRFFLICM)等方法进行比较。黄河数据集的变化检测结果如图8所示,邯鄹数据集的变化检测结果如图9所示,各评价指标的统计结果如表3所示。

从图8、图9和表3可以看出,对于黄河数据集,采用PCA_{KM}、DNN及IVDM3种方法获得的变化检测图中出现了白色斑点噪声较DI_{LM}-VDM-MRFFLICM及NBR-ELM方法多。而从表3可以看到,NBR-ELM方法的FN值最大,DNN方法的FP值最大,DI_{LM}-VDM-MRFFLICM方法的OE值最小,Kappa值最大。综上

表 2 不同方法对两组 SAR 数据集的变化检测评价指标统计结果(增加去噪方法)

Tab.2 Evaluation Indicators Results of Change Detection of Two SAR Datasets by Different Methods
(with Denoising Method)

数据集	方法	FP	FN	OE	Kappa 系数
黄河数据集	DI _{LM} -Lee 滤波-MRFFLICM	1 723	2 483	4 206	0.804 6
	DI _{LM} -Frost 滤波-MRFFLICM	1 487	2 339	3 826	0.821 7
	DI _{LM} -均值滤波-MRFFCM	1 588	2 242	3 830	0.822 6
	DI _{LM} -VDM-MRFFLICM	1 794	2 026	3 820	0.825 2
邯郸数据集	DI _{LM} -Lee 滤波-MRFFLICM	21 584	5 653	27 237	0.659 3
	DI _{LM} -Frost 滤波-MRFFLICM	23 283	5 571	28 854	0.645 9
	DI _{LM} -均值滤波-MRFFCM	15 352	4 664	20 016	0.734 4
	DI _{LM} -VDM-MRFFLICM	14 812	4 276	19 088	0.746 2

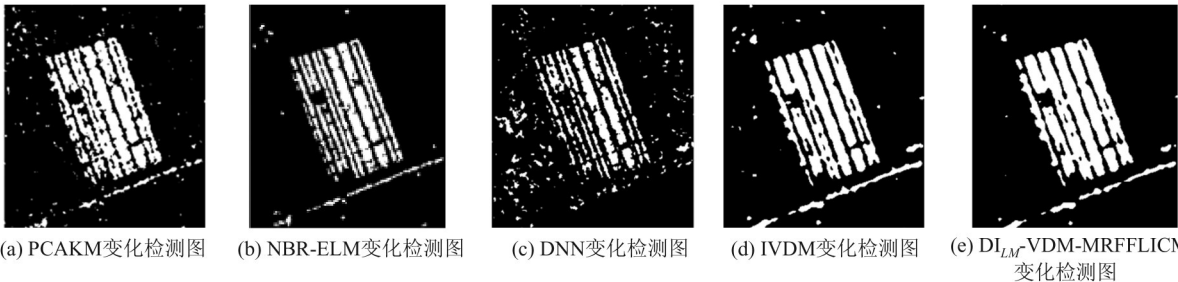


图 8 不同方法对黄河数据集变化检测结果

Fig.8 Results of ChangeDetection for the Yellow RiverDataset by Different Methods

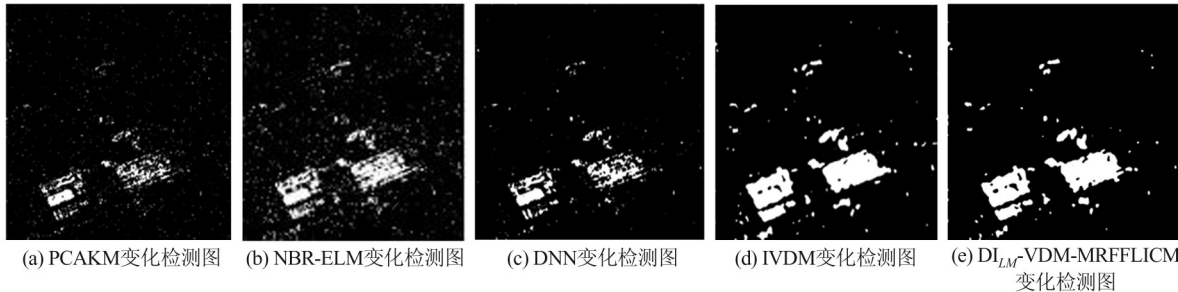


图 9 不同方法对邯郸数据集变化检测结果

Fig.9 Results of ChangeDetection for Handan Dataset by Different Methods

表 3 不同方法对两组 SAR 数据集的变化检测评价指标统计结果

Tab.3 Evaluation Indicators Results of Change Detection of Two SAR Datasets by Different Methods

数据集	方法	FP	FN	OE	Kappa 系数
黄河河口数据集	PCAKM	2 137	2 663	4 800	0.778 5
	NBR-ELM	621	3 403	4 024	0.801 1
	DNN	6 463	1 841	8 304	0.560 0
	IVDM	2 049	2 696	4 745	0.780 3
	DI _{LM} -VDM-MRFFLICM	1 794	2 026	3 820	0.825 2
邯郸数据集	PCAKM	8 077	21 499	29 576	0.455 1
	NBR-ELM	9 618	16 727	26 345	0.635 2
	DNN	18 162	2 161	20 323	0.609 0
	IVDM	19 907	3 060	22 967	0.715 5
	DI _{LM} -VDM-MRFFLICM	14 812	4 276	19 088	0.746 2

所述,DI_{LM}-VDM-MRFFLICM 方法对于黄河数据集的变化检测效果较好。对于邯郸数据集,采用 PCAKM 及 NBR-ELM 方法获得的变化检测图出现的白斑噪声较其它方法多,因此,这两种

方法的FN值较大。而DNN方法获得变化检测图中的白斑噪声较少,但同时丢失较多变化信息,因此,DNN方法的FP值较大, FN值较小。而IVDM方法和 DI_{LM} -VDM-MRFFLICM方法比较来看, DI_{LM} -VDM-MRFFLICM方法获得变化检测图中的白斑噪声较少,因此, FN值较小。而从表3可以看到, DI_{LM} -VDM-MRFFLICM方法的OE值最小, Kappa值最大。综上分析, DI_{LM} -VDM-MRFFLICM方法对于邯郸数据集的变化检测的效果仍然较好。

3 结 语

为了有效抑制SAR影像的斑点噪声,提高变化检测的性能,本文提出一种基于变分法与MRFFLICM聚类法的SAR影像变化检测方法。该方法从差异影像构造、斑点噪声抑制及聚类方法等3个方面进行优化,从而提高变化检测的精度。通过对两组受斑点噪声污染较大的SAR影像进行变化检测实验,结果表明本文方法可以有效抑制斑点噪声,提高变化检测性能。

参 考 文 献

- [1] 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): 2 963-2 972
- [2] Inglada G, 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): 1 432-1 445
- [3] Ma J J, Gong M G, Zhou Z Q. Wavelet Fusion on Ratio Images for Change Detection in SAR Images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 18(6): 1 122-1 126
- [4] Hou B, Wei Q N, Zheng Y G, Wang S. Unsupervised Change Detection in SAR Image Based on Gauss-Log Ratio Image Fusion and Compressed Projection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(8): 3 297-3 317
- [5] Zhou Wenyan, Jia Zhenhong, Yang Jie. Change Detection in SAR Images Based on Combined Different Image and FCM Clustering[J]. *Laser Journal*, 2018, 39(3): 89-93 (周文艳, 贾振红, 杨杰. 基于组合差异图和FCM聚类的SAR图像变化检测[J]. 激光杂志, 2018, 39(3): 89-93)
- [6] Zhuang Huifu, Deng Kazhong, Yu Mei, et al. A Novel Approach Combining KI Criterion and Inverse Gaussian Model to Unsupervised Change Detection in SAR Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(2): 282-288 (庄会富, 邓喀中, 余美, 等. 结合KI准则和逆高斯模型的SAR影像非监督变化检测[J], 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(2): 282-288)
- [7] Celik T. Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis and K-Means Clustering[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2009, 6(4): 772-776
- [8] 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 Process*, 2012, 21(4): 2 141-2 151
- [9] Pal N R, Pal K, Keller J M, et al. A Possibilistic Fuzzy C-Means Clustering Algorithm[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, 13(4): 517-530
- [10] Stelios K, Vassilios C. A Robust Fuzzy Local Information C-Means Clustering Algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1 328-1 337
- [11] Yousif O, Ban Y. Improving SAR-Based Urban Change Detection by Combining MAPMRF Classifier and Nonlocal Means Similarity Weights[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth*, 2014, 7(10): 4 288-4 300
- [12] Gong M, Su L, Jia M, et al. Fuzzy Clustering with a Modified MRF Energy Function for Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2014, 22(1): 98-109
- [13] Feng Gao, Jun Yudong, Bo Li, et al. Change Detection from Synthetic Aperture Radar Images Based on Neighborhood-Based Ratio and Extreme Learning Machine[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(4): 1-14
- [14] Gong Maoguo, Zhao Jiaojiao, Liu Jia, et al. Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images Based on Deep Neural Networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(1): 125-138
- [15] Liao F, Koshelev E, Malcolm M, et al. Change Detection by Deep Neural Networks for Synthetic Aperture Radar Images[C]//International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC), Silicon Valley, California, USA, 2017
- [16] Yan Weidong, Shi Shaojun, Pan Lulu, et al. Unsu-

- pervised Change Detection in SAR Images Based on Frequency Difference and a Modified Fuzzy C-Means Clustering [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(10): 3 055-3 075
- [17] Wang Chang, Wang Xu, Ji Song. Stripe Noise Removal of Remote Images Based on Variation [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(3): 143-149 (王昶, 王旭, 纪松. 基于变分法遥感影像条带噪声去除[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(3): 143-149)

SAR Image Change Detection Based on Variational Method and Markov Random Field Fuzzy Local Information C-Means Clustering Method

WANG Chang^{1,2} ZHANG Yongsheng² WANG Xu^{2,3}

1 School of Civil Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China

2 Institute of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

3 Surveying and Mapping Engineering Institute, Liaoning Vocational College of Ecological Engineering, Shenyang 110101, China

Abstract: Objectives: In order to improve the accuracy of SAR (synthetic aperture radar) image change detection, this paper proposes a method of SAR image change detection based on variational method and Markov random field fuzzy local information C-means clustering (MRFFLICM) method. **Methods:** Firstly, we fuse the logarithmic ratio images and logarithmic mean ratio images to construct the difference image. Secondly, variational denoising model is established to remove the noise from difference images. Finally, the spatial neighborhood information is introduced into fuzzy local information C-means clustering method by using Markov random field to improve the clustering performance. **Results:** Experiments on two real SAR datasets show that the proposed variational denoising method can avoid removing the small change region and effectively suppress speckle noise of SAR image. **Conclusions:** The MRFFLICM method can effectively improve the precision of change detection, thus enhancing the adaptability of change detection method.

Key words: variational method; Markov random field; fuzzy local information C-means clustering method; SAR images; change detection

First author: WANG Chang, PhD, associate professor, specializes in remote sensing image processing. E-mail: Wangchang324@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (41671409).

引文格式: WANG Chang, ZHANG Yongsheng, WANG Xu. SAR Image Change Detection Based on Variational Method and Markov Random Field Fuzzy Local Information C-Means Clustering Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(6): 844-851. DOI:10.13203/j.whugis20190167 (王昶, 张永生, 王旭. 基于变分法与 Markov 随机场模糊局部信息聚类法的 SAR 影像变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(6): 844-851. DOI:10.13203/j.whugis20190167)