

文章编号: 2095-2163(2022)07-0020-06

中图分类号: TP753

文献标志码: A

结合邻域信息自适应优化的 SAR 图像变化检测

朱拂晓^{1,2}, 董张玉^{1,2,3}, 杨学志^{2,3,4}

(1 合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230031; 2 工业安全与应急技术安徽省重点实验室, 合肥 230031;
3 智能互联系统安徽省实验室, 合肥 230031; 4 合肥工业大学 软件学院, 合肥 230031)

摘要: 为提高 SAR 图像变化检测的精度, 本文提出了一种邻域信息自适应优化及差异图融合的 SAR 图像变化检测算法。该算法首先根据邻域信息异质性计算像素点的自适应窗口生成自适应的对数均值比差异图像, 充分抑制噪声影响; 其次, 将其与差值图加权融合, 保留了图像的细节部分; 最后, 利用基于邻域隶属度约束的 FCM 聚类算法对融合后的差异图像进行分类。实验结果表明, 该方法有效抑制了噪声对结果的影响, 提高了变化检测的精度。

关键词: SAR 图像; 变化检测; 自适应窗口; 差异图融合; FCM 聚类

SAR image change detection based on adaptive optimization of neighborhood information

ZHU Fuxiao^{1,2}, DONG Zhangyu^{1,2,3}, YANG Xuezhi^{2,3,4}

(1 College of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230031, China;
2 Anhui Province Key Laboratory of Industry Safety and Emergency Technology, Hefei 230031, China;
3 Anhui Province Laboratory of Intelligent Interconnection System, Hefei 230031, China;
4 College of Software, Hefei University of Technology, Hefei 230031, China)

[Abstract] To improve the accuracy of SAR image change detection, an algorithm of change detection based on adaptive optimization of neighborhood information and difference image fusion is proposed. The algorithm first constructs an adaptive log-mean ratio difference image according to the heterogeneity of neighborhood information to fully suppress the effect of noise. Then the image is fused with subtraction difference image. The details of the image are preserved. Finally, the FCM clustering algorithm based on neighborhood membership constraint is used to classify the fused difference image. Experimental results show that this method can effectively restrain the impact of noise on the results and improve the accuracy of change detection.

[Key words] SAR image; change detection; adaptive window; difference image fusion; FCM clustering

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)因其具有全天时、全天候、高分辨的特征, 并且不受日照、雾霾、云层等气象影响, 广泛应用于环境监测、农林监测、自然灾害评估等领域, SAR 图像变化检测是其中非常关键的环节^[1]。

然而 SAR 图像变化检测技术受到其相干斑噪声影响大^[2], 如果在进行变化检测时, 相干斑噪声的影响不能被消除, 则不能很好地区分图像中的变化区域以及不变区域, 影响最终的分类精度。因此, 需要一种既能有效抑制相干斑噪声, 又能很好保留细节信息部分的 SAR 图像变化检测算法。

对于两幅配准后不同时间的两幅 SAR 图像, 可以用变化检测技术将图像分为两个区域, 即变化区

域和不变区域。SAR 图像变化检测技术通过特定算法, 生成对应的变化差异图像, 再通过聚类的方法对差异图像进行分类^[3]。因此, 要提高 SAR 变化检测精度, 需要改进差异图生成算法, 同时也要对聚类算法进行优化。

近年来, 关于 SAR 变化检测, 提出了许多差异图生成算法, 采用多种方法提高算法抗噪性, Liu 等人^[4]提出了基于邻域比值的 SAR 图像检测算法, 通过计算邻域像素的比值, 构建差异矩阵, 对矩阵进行迭代, 实现变化检测; Gong 等人^[5]在邻域比差异图上进行改良, 融入对数算子, 生成邻域对数比差异图, 降低了相干斑噪声对检测结果的影响; Milad 等人^[6]提出了一种显著性引导邻域比模型, 将显著性引导和邻域比两种方法生成一个向量作为特征, 利用 K-means 方法进行聚类。也有学者通过改进差异图分类方法, 从

作者简介: 朱拂晓(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: SAR 图像变化检测; 董张玉(1986-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 数字信号处理、遥感图像处理; 杨学志(1970-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 图像处理。

通讯作者: 董张玉 Email: dzyhfut@hfut.edu.cn

收稿日期: 2022-01-06

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

而提升变化检测精度;Yin等人^[7]通过改进模糊C均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法,提出了直觉FCM聚类算法;Jia等人^[8]基于多核学习在信息融合中的有效性和灵活性,提出了核图割算法,用于融合减法图像和比值图像之间的互补信息。以上算法虽然具有较强的抗噪能力,但是对于图像复杂区域处理能力不足,没有平衡好空间信息和细节信息之间的关系。

为了降低相干斑噪声影响,提高SAR图像变化检测精度,本文提出了一种结合邻域信息自适应优化的SAR图像变化检测算法,在异质区域使用较大的邻域窗口,在同质区域使用较小的邻域窗口,根据邻域信息自适应调整窗口大小,以此在降低噪声影响的同时保留图像的细节信息。实验验证了该算法具有较强的抗噪能力,实验结果与实际变化参考图相似度高,变化检测结果理想。

1 算法框架

本文提出了一种结合邻域信息自适应优化的SAR图像变化检测算法,该方法首先针对两幅同一地区、不同时间的SAR图像的不同像素点,根据像素点邻域异质性构造不同大小的邻域窗口,进而利用对数均值比方法构造差异图像,之后将其与差值差异图像进行加权融合,再对融合后差异图像应用基于邻域隶属度约束的FCM聚类方法得到最终的变化检测结果。本文方法总体框图如图1所示。

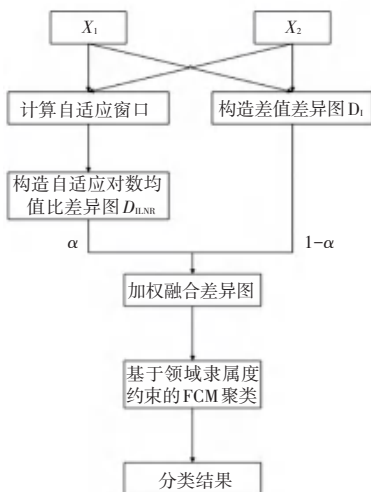


图1 本文方法总体框图

Fig. 1 The overall block diagram of the proposed method

2 算法原理

2.1 差异图构造

假设图像 X_1 和 X_2 是同一地区、不同时间的两

幅SAR灰度图像,图像大小为 $I \times J$, $X_1(i, j)$ 和 $X_2(i, j)$ 分别对应的两幅SAR图像上第 i 行、第 j 列像素的灰度值,其中, $1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J$ 。

根据邻域信息的异质性确定每个像素点的自适应窗口大小,由此构造自适应均值比差异图像。

与均值比法不同,自适应均值比法利用邻域信息异质性 ∂ 维持抑制噪声和保留细节信息之间的平衡,式(1):

$$\partial(x) = \frac{\sigma(x)}{u(x)} \quad (1)$$

其中, $\sigma(x)$ 表示邻域方差, $u(x)$ 表示邻域均值。

$\partial(x)$ 值越大表示像素点 x 的邻域结构越复杂,其异质性强,越需要保留其细节信息;相反, $\partial(x)$ 值越小表示像素点 x 处均质性强,更加注重噪声信号的抑制。根据邻域异质性确定邻域窗口大小流程:

(1) 设置最小窗口 N_{\min} 和最大窗口 N_{\max} , 异质性阈值 ∂T , 若某个窗口 $\partial(x)$ 值小于 ∂T , 则视为同质窗口;

(2) 设置当前窗口 $N(x) = N_{\max}$;

(3) 计算像素点 x 在当前窗口下邻域异质性 $\partial(x)$, 若 $\partial(x) < \partial T$, 跳转至步骤(5); 否则跳转至步骤(4);

(4) 若 $N = N_{\min}$, 跳转至步骤(5); 否则, $N = N - 2$, 跳转至步骤(3);

(5) 保存当前像素点 x 最优窗口 $N(x)$, 如果不是最后一个像素点, 则移动到下一个像素点, 从步骤(2)继续; 否则流程结束。

根据最优窗口 N 构造出自适应对数均值比差异图 D_{ILNR} , 式(2)

$$D_{ILNR}(x) = \ln \max \left(\frac{\sigma X_1(x) + 1}{\sigma X_2(x) + 1}, \frac{\sigma X_2(x) + 1}{\sigma X_1(x) + 1} \right) \quad (2)$$

其中, σX_1 和 σX_2 分别表示 X_1 和 X_2 在对应最优窗口下的均值。

自适应对数均值比差异图通过上述步骤计算生成, 其不仅拥有传统均值比差异图消除相干斑噪声的特性, 同时可以更好地保留图像细节部分。

另外, 根据两幅SAR图像 X_1, X_2 相同位置上像素点灰度值的差值生成差值差异图像 D_I ^[9], 式(3):

$$D_I(x) = |X_1(x) - X_2(x)| \quad (3)$$

其中, $X_1(x)$ 表示 $X_1(x)$ 在 x 处的灰度值, $X_2(x)$ 表示 X_2 在 x 处的灰度值。

差值差异图可以有效地找到两幅 SAR 图像的弱变化区域。

2.2 差异图融合

对两幅差异图像按照特定方法进行融合,可以很好地将两种方法各自的优势结合。

对两种差异图 D_{ILNR} 和 D_I 进行归一化处理,公式(4)和公式(5):

$$D_{\text{ILNR}}' = \frac{D_{\text{ILNR}} - \min(D_{\text{ILNR}})}{\max(D_{\text{ILNR}}) - \min(D_{\text{ILNR}})} \quad (4)$$

$$D_I' = \frac{D_I - \min(D_I)}{\max(D_I) - \min(D_I)} \quad (5)$$

通过归一化将两幅差异图映射到 0~1 的区间内,并对其进行加权求和,得到最终的差异图 D_X ,公式(6):

$$D_X = \alpha D_{\text{ILNR}}' + (1 - \alpha) D_I' \quad (6)$$

2.3 基于邻域隶属度约束的 FCM 聚类

模糊 C 均值聚类算法是利用隶属度确定每个数据点属于某个聚类程度的一种聚类算法,其在图像分类上也具有不错的效果。

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示图像中的像素点,将这 n 个样本分成 c 个聚类, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 表示 c 个聚类中心。FCM 目标函数,公式(7):

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (7)$$

其中, m 表示模糊加权指数,一般取 $m = 2$; d_{ik} 表示样本与聚类中心的欧式距离,即 $d_{ik} = \|x_i - v_k\|$; u_{ik} 表示第 i 个像素与第 k 个聚类中心的隶属度,满足式(8):

$$\sum_{k=1}^c u_{ik} = 1, 0 \leq u_{ik} < 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

根据拉格朗日乘法,对式(7)中 u_{ik}, v_k 求导,得到式(9)和式(10):

$$u_{ik} = \sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|^2}{\|x_i - v_j\|^2} \right)^{-\frac{1}{m-1}} \quad (9)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m} \quad (10)$$

而传统的 FCM 聚类算法仅仅针对每个像素点进行分类,没有考虑到空间信息,容易受到噪声干扰,导致分类结果精度不足。基于邻域隶属度约束的 FCM 算法修改了传统的目标函数,并引入相应的惩罚机制,增强了邻域像素的影响因子,从而提高检测精度,式(11)。

$$J_{\text{MFCM}}(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik} \sum_{k \in N_k} (1 - u_{ik}) \quad (11)$$

其中, N_R 表示像素的邻域大小, N_k 表示像素所处的邻域。

α 为正则化系数,对邻域信息所占权重有影响^[10]。 α 的选取方法:首先,使用不考虑邻域信息的 FCM 算法,得到聚类矩阵 U 以及目标函数 J_{FCM} , 据此得到对应函数值,式(12):

$$J_{\text{add}} = \frac{1}{N_R} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik} \sum_{k \in N_k} (1 - u_{ik}) \quad (12)$$

得出正则化系数,式(13):

$$\alpha = \frac{J_{\text{FCM}}}{J_{\text{add}}} \quad (13)$$

约束条件不变,根据拉格朗日乘法对式(11)中的 u_{ik}, v_k 求导,得到式(14)和式(15):

$$u_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^c \left(d_{ij}^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{k \in N_k} (1 - u_{ik}) \right)^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left(d_{ij}^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{k \in N_k} (1 - u_{ik}) \right)^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (14)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m} \quad (15)$$

算法流程如下:

- (1) 确定聚类中心数目 c , 加权指数 m 以及阈值 ε ;
- (2) 使用 FCM 算法,得到初步的聚类矩阵 U 和聚类中心 V , 通过式(13)得到 α 的值,设置迭代次数 $b = 0$;
- (3) 利用式(14),式(15)更新矩阵 $U^{(b)}$ 及 $V^{(b)}$;
- (4) 若 $\|V^{(b+1)} - V^{(b)}\| < \varepsilon$, 则结束算法;否则,设置 $b = b + 1$, 跳转至步骤(3)。

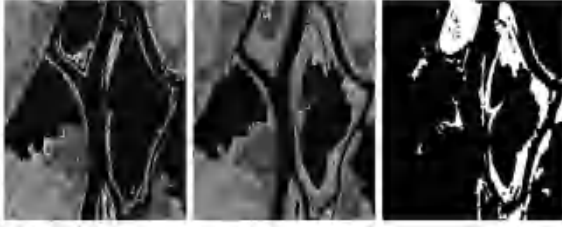
3 实验

3.1 实验数据集及评价指标

实验采用两组同一地区不同时间的 SAR 图像检测算法性能。第一组是由 Radarstat 遥感卫星获取的加拿大 Ottawa 地区 1997 年 6 月和 1997 年 8 月的 SAR 图像,该数据集大小为 290×350 , 及实际的变化参考图,如图 2 所示。

第二组是由 ERS-2 遥感卫星获取的瑞士首都 Bern 地区于 1994 年 4 月和 1994 年 5 月的 SAR 图像,该数据集大小为 301×301 , 及实际变化参考图,

如图3所示。



(a) 1997年6月 (b) 1997年8月 (c) 变化参考图

图2 Ottawa地区数据集

Fig. 2 Ottawa area data set



(a) 1994年4月 (b) 1994年5月 (c) 变化参考图

图3 Bern地区数据集

Fig. 3 Bern area data set

研究人员通常采用图像分类精度的评价方法对变化检测结果进行评定,具体为虚警数、漏检数、正确分类精度、Kappa系数等^[11]:

(1) 虚警数(False Positive, FP): 未变化区域被检测为变化区域的像素数;

(2) 漏检数(False Negative, FN): 变化区域被检测为未变化区域的像素数;

(3) 正确分类精度(Percentage Correct Classification, PCC): 正确分类像素占图像总像素的比例;

(4) $Kappa$ 系数: 用于衡量变化检测精度的重要指标,计算公式(16):

$$Kappa = \frac{P_{ra} - P_{re}}{1 - P_{re}} \quad (16)$$

其中:

$$P_{ra} = \frac{TP + TN}{N} \quad (17)$$

$$P_{re} = \frac{(TP + FP) \times (TP + FN) + (FN + TN) \times (FP + TN)}{N^2} \quad (18)$$

以上4种评价指标中, $Kappa$ 系数表示变化检测结果与真实的变化参考图之间的相似程度, $Kappa$ 系数越大,表示变化检测效果越好,因此,可以将 $Kappa$ 系数作为衡量变化检测算法优劣的最重要指标。

3.2 实验结果及分析

为了验证本文算法准确性,设置MR方法、MRF方法、PCA-K方法、FLICM方法与本文算法作比较。Ottawa地区以上4种方法变化检测结果图、本文算法结果图以及标准参考图如图4所示。其中,MR方法变化检测结果中存在大量斑点噪声,说明该方法对于噪声较为敏感,无法起到抗噪的效果;MRF方法的变化检测图中噪声数量比MR方法稍微少一些,但同样令人不太满意;PCA-K方法的变化检测结果明显抑制了噪声信号对检测结果的影响,但是在边缘轮廓部分检测效果不理想,检测结果过于平滑;而FLICM方法无论是噪声部分,还是边缘轮廓检测部分,相较于前面3种方法表现都更为优秀,但是其细节部分仍然存在一些瑕疵;本文提出的算法变化检测,其噪声斑点像素数量明显少于前几种方法,细节部分也更加接近标准变化检测图。

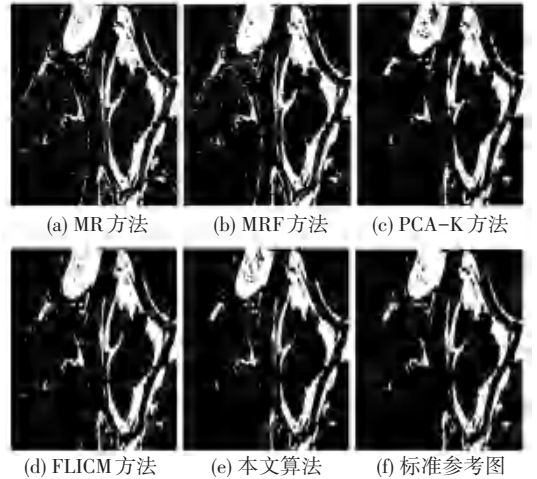


图4 Ottawa地区变化检测图

Fig. 4 Change detection map of Ottawa area

Ottawa地区的变化检测结果分析见表1,可以看出本文算法与MR方法得出的变化检测结果相比, FN 增加了721个像素, FP 减少了2250个像素,准确率增加了1.51%, $Kappa$ 增加了5.01%;与MRF方法相比, FN 增加了822个像素点, FP 减少了2389个像素点,准确率增加了1.54%, $Kappa$ 增加了5.09%;与PCA-K方法相比, FN 减少了465个像素点, FP 减少了733个像素点,准确率增加了1.18%, $Kappa$ 增加了4.46%;与FLICM方法相比, FN 增加了626个像素点, FP 减少了941个像素点,准确率增加了0.31%, $Kappa$ 增加了1.35%。通过与其他4组实验的比较,本文提出的算法检测结果是最好的,准确率和 $Kappa$ 都高于另外4种方法。

表1 Ottawa地区检测结果分析表

Tab. 1 Analysis table of Ottawa test results

算法	FN	FP	PCC/ %	Kappa/ %
MR	343	2 496	97.20	90.04
MRF	242	2 635	97.17	89.96
PCA-K	1 529	979	97.53	90.59
FLICM	438	1 187	98.40	93.70
本文算法	1 064	246	98.71	95.05

Bern地区4种方法变化检测结果图、本文算法结果图以及标准参考图如图5所示,可见与Ottawa地区变化检测图相同,MR方法和MRF方法的变化检测图都存在不同程度的不均匀斑点噪声,说明这两种方法抗噪能力较弱;PCA-K方法虽然抑制了大量噪声信号,但是在变化检测细节部分明显精度不足,标准参考图中变化主体部分由若干个变化区域组成,而在PCA-K方法生成的变化检测图中,变化区域连通为一个整体;FLICM方法虽然在细节部分检测精度较高,但是仍受到噪声信号影响;本文提出的算法生成的变化检测结果不仅在检测细节上表现优于上述4种算法,且只存在一个像素的白色斑点,说明其具有良好的抗噪能力。

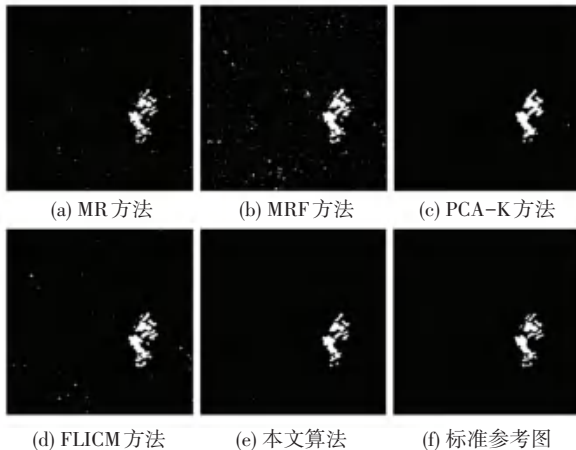


图5 Bern地区变化检测图

Fig. 5 Change detection map of Bern area

Bern地区的变化检测结果分析见表2,可以看出,本文算法与MR方法得出的变化检测结果相比,FN增加了155个像素,FP减少了736个像素,准确率增加了0.64%,Kappa增加了15.90%;与MRF方法相比,FN增加了53个像素点,FP减少了99个像素点,准确率增加了0.05%,Kappa增加了2.03%;与PCA-K方法相比,FN增加了107个像素点,FP减少了156个像素点,准确率增加了0.05%,Kappa增加了1.43%;与FLICM方法相比,FN增加了178个像素点,FP减少了288个像素点,准确率增加了0.12%,Kappa增加了2.99%。通过与其他4组实验的比较,本文提出的算法检测结果是最好的,准确率

和Kappa均高于另外4种方法。

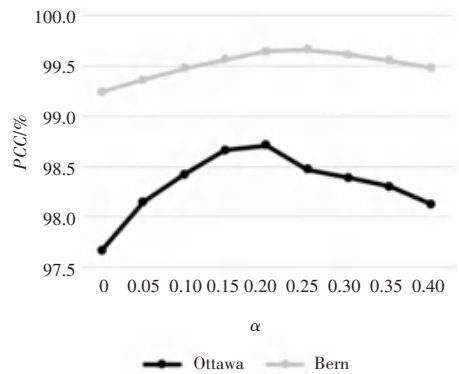
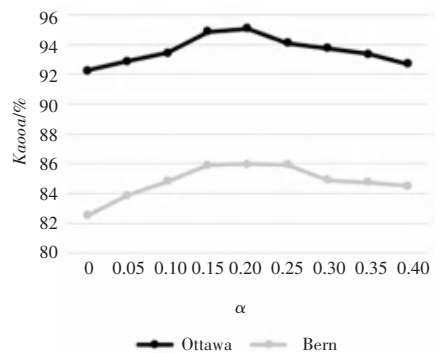
表2 Bern地区检测结果分析表

Tab. 2 Analysis table of Bern test results

算法	FN	FP	PCC/ %	Kappa/ %
MR	73	832	99.00	70.04
MRF	175	195	99.59	83.91
PCA-K	121	252	99.59	84.51
FLICM	50	384	99.52	82.95
本文算法	198	96	99.68	86.13

参数 α 是自适应均值对数比差异图与差值差异图加权融合的重要参数, α 数值越小,表示自适应均值比差异图对变化检测结果影响越大,差值差异图对结果影响越小,反之 α 数值越大,表示自适应均值比差异图对变化检测结果影响越小,差值差异图对结果影响越大。

参数 α 对PCC的影响如图6所示, α 对Kappa的影响如图7所示。可以看出,对于两个地区变化检测结果,随着 α 的数值由0逐步增大,直至 α 升至0.2时,Ottawa和Bern地区的PCC和Kappa都在不断增大,达到最大值。继续增大 α 数值后,两幅图像的PCC和Kappa系数都在下降。由此可见,当 α 取0.2时,变化检测效果最佳。

图6 参数 α 对PCC的影响Fig. 6 Impact of parameters α on PCC图7 参数 α 对Kappa的影响Fig. 7 Impact of parameters α on Kappa