

基于空频双域滤波的 SAR 变化检测算法

武钰清, 徐青*, 马京振, 温伯威, 朱新铭, 赵天明

信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州 450001

摘要 合成孔径雷达图像变化检测中的差异图生成对变化检测二值图生成有着重要作用。现有的差异图构建方式主要集中在空间域滤波上,不能完好保留变化信息,且对频域内滤波方式考虑较少。为提高 SAR 影像变化检测的模型泛化能力和检测的准确率,提出了一种基于双域滤波的 SAR 影像变化检测方法。首先,对原始 SAR 影像在空间域进行滤波,采用自适应中值滤波后构建对数比算子,采用均值滤波后构建差值算子。然后,利用 Laplace 融合算法对空域中的差异图进行融合,综合不同差异算子的特征信息。最后,将融合后的图像通过傅里叶变换变换至频域内,进行频域低通滤波以检测图像变化。实验使用伯尔尼、渥太华、旧金山和黄河口 4 组数据进行验证,表明了双域滤波后的差异影像在聚类方法中的有效性。

关键词 遥感; SAR 变化检测; 空域滤波; 频域滤波; Laplace 融合; 差异图

中图分类号 P237 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS221834

1 引言

合成孔径雷达(SAR)可以主动获取地表信息,影像覆盖范围广,受自然条件影响较小,可以进行全天候、全天时的对地侦察。基于 SAR 影像的变化检测能够获取相同空域中不同时域内的目标变化信息,由于微波有一定穿透作用,故可以进行打击效果评估^[1]、地表与地下设施侦查和农业调查等,在军事、民用领域中都具有重要作用^[2-4],可以为国家有关部门应急快速决策提供支撑。

SAR 图像变化检测主要包含三个步骤,即图像预处理、差异图生成和变化检测结果生成。图像预处理主要包括图像配准和滤波等,可以提高 SAR 图像质量,并减少差异图生成时的噪声。差异图生成主要通过一定的方法比较两幅图像之间的差异,这类方法较为简单,依据不同的数学计算方式可分为差值法、比值法、均值比法、对数比法和加权融合等方法。变化检测结果主要在生成的差异图的基础上,通过阈值分析和聚类分析等方式将变化信息转化为二值图像。

差异图和变化检测结果的好坏直接影响图像变化检测结果,故 SAR 图像变化检测算法主要针对差异图生成和变化检测结果生成两个阶段进行改进^[5],国内外学者对此展开了大量研究。由于 SAR 图像中存在散斑噪声,故目前主要通过获取合适的差异图来抑制

噪声影响。在差异图生成中,采用单一的差异图进行变化检测往往精度不高且适用范围较窄^[2,5-6]。为解决这一问题,部分学者改进了差异图生成算法,对对数比差异图生成算法进行改进,提出了均值对数比法^[7]、高斯对数比法^[8]等。Zhou 等^[9]在对数域采用均值滤波并将均值比和对数比进行融合后使用一种滤波方式生成差异图。Gong 等^[10]将灰度和纹理差异特征结合,生成的差异图可以有效抑制噪声。刘本强等^[11]将 SAR 图像纹理信息进行融合,构建了纹理差异图。Qu 等^[12]利用频率域和空间域的共同特征来减少散斑噪声。Zheng 等^[13]提出了一种组合框架,同时考虑了空域中对数比和差值算子各自的特征。在变化检测结果生成中,通过聚类方法分析生成的变化检测结果二值图可以减少噪声带来的干扰。王昶等^[14]将马尔可夫随机场(MRF)的空间邻域信息引入模糊局部信息聚类(FLICM)。Ma 等^[15]将对数比和均值比算子进行小波融合,生成新的差异图像后进行模糊聚类。毛天祺等^[16]通过小波融合的方式对差异图进行增强,有效抑制了相干斑噪声,并对均值比算子和对数比算子进行融合以生成新的差异图像,模糊聚类后可得到变化检测的实验结果。

以上方法均在多个数据集中提升了算法的检测精度,其他学者从深度学习算法出发对实验进行了改进,但在解决实际样本时,受限于地物变化类型和对样本

收稿日期: 2022-10-17; 修回日期: 2022-11-15; 录用日期: 2022-12-07; 网络首发日期: 2023-01-04

基金项目: 国家自然科学基金(42101454)、河南省中原学者资助项目(202101510001)、智慧中原地理信息技术河南省协同创新中心 and 时空感知与智能处理自然资源部重点实验室基金资助项目(212102)、国家自然科学基金青年基金(42101455)

通信作者: *xq2021ch@126.com

质量要求较高,选择模型和调整参数占用了较多的实验时间,进而实现 SAR 图像的快速检测具有一定的困难。同时,在差异图生成中只采用了单一空间域内滤波的方式,忽视了图像频率域内的信息。频域滤波和空域滤波是图像滤波的两种重要方式:空间域滤波顾及了像素及其邻域内的相关关系,直接对图像中像素所在空间进行去噪处理;频率域低通滤波是对图像在频域内的操作,可减少尖锐的边缘轮廓部分并突出平滑部分。因此,本文提出了一种基于双域滤波的 SAR 图像变化检测方法,将差异图进行频率域变换,有效抑制了噪声,进而能更有效地提取变化信息,提升了对真实变化地区的检测能力。

2 研究方法

SAR 图像变化检测过程需要选择合理的滤波方式和计算差异图的算子,但多次实验调整滤波参数和更换差分算子一定程度上限制了算法的鲁棒性。研究表明,中值滤波在对数比差异图生成中有较好的效果,均值滤波在对差值差异图生成中有较好的效果^[13]。因此,将 Laplace 融合方法应用到遥感图像中,在将两个时相图像分别进行自适应中值滤波和均值滤波后,利用 Laplace 图像融合方法对空域中的差异图像进行融合,得到优化后的差异图像后进行频率域上的滤波处理,以达到提高变化检测精度的效果。

基于 Laplace 融合方法对差异图像进行空域上的融合,将图像特征进行融合处理可以更好地突出特征细节,在空域和频域上共同滤波后,将融合图像在频域上采用低通滤波以去除噪点,提高了变化检测的精度和鲁棒性。方法的具体流程如图 1 所示,其中 X_1 和 X_2 为双时相的 SAR 图像(大小为 $m \times n$)。首先,对原始图像进行空域滤波,以获得合适的差异图像。然后,对差异图像进行 Laplace 融合,在频域中进行低通滤波。最后,通过聚类的方式生成变化检测结果图。

2.1 对数比算子与差值算子

对数比算子是比值算子的改进,在比值算子中引入了对数运算,将 SAR 图像中的乘性噪声转换为加性噪声,非线性变化一定程度上对噪声有抑制作用且对非变化区域有明显抑制作用。然而,由于对数运算的收缩特性,故无法有效保留图像边缘细节。

原始双时相图像分别为 X_1 和 X_2 ,对数比算子 D_L 的计算公式为

$$D_L = \left| \ln \frac{X_2}{X_1} \right| \quad (1)$$

在实际计算中为避免图像 X_1 中出现像素值为零而导致计算错误,将式(1)中的计算像素值分别加 1,即

$$D_L = \left| \ln \frac{X_2 + 1}{X_1 + 1} \right| = \left| \ln(X_2 + 1) - \ln(X_1 + 1) \right| \quad (2)$$

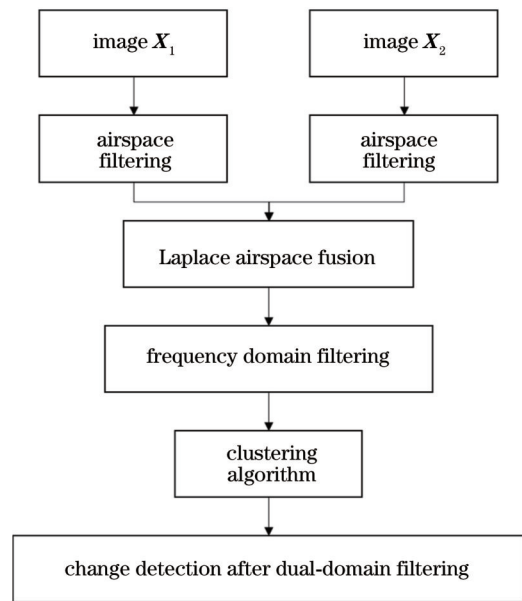


图 1 基于双域滤波的 SAR 图像变化检测方法流程

Fig. 1 Process of SAR image change detection method based on dual-domain filtering

差值算子是最早应用于变化检测的一种方法,是最为简单的一种算子。对两幅图像逐像素作减法运算,通过像素差值来反映差异信息,从而得到变化检测的差值算子,差值计算结果为 0 或者使用其他方法指定阈值得到差值法构建的差异图。SAR 图像中噪声表现为乘性噪声,单独的差值法不能抑制这种噪声,从而导致无法获取到理想的 SAR 图像变化检测结果。

差值算子 D_{sub} 的计算公式为

$$D_{sub} = |X_2 - X_1| \quad (3)$$

对数比算子和差值算子公式中 X_2 与 X_1 为输入灰度图像的灰二维矩阵表示, D_L 与 D_{sub} 为获取的差异算子,与输入图像大小一致。

2.2 基于 Laplace 融合的空域融合方法

在空域滤波作用后,去掉了 SAR 图像中的部分离散噪声点,差异图像质量得到了提高。为更好结合对数比算子和差值算子的特征细节,使用 Laplace 融合将二者特征结合。图像融合可以改善图像质量,在遥感、医学等领域中得到了广泛应用^[17],通过 Laplace 融合方法可以获得与人视觉感受更为接近的效果^[18]。对差异图像进行融合时,由于双时相图像中各图像细节保留程度不同,不同算子对相同位置信息在空域中的特征保留程度不同,故容易造成图像中低频分量和高频分量区分不清等问题的出现,影响后续处理。为了进一步获取差异图像内的特征与细节,基于上述分析,采用 Laplace 图像融合方法分离图像的高频与低频信息,结合对数比算子和差值算子的优点,将不同差异图像融合,生成高质量差异图。具体步骤如图 2 所示。

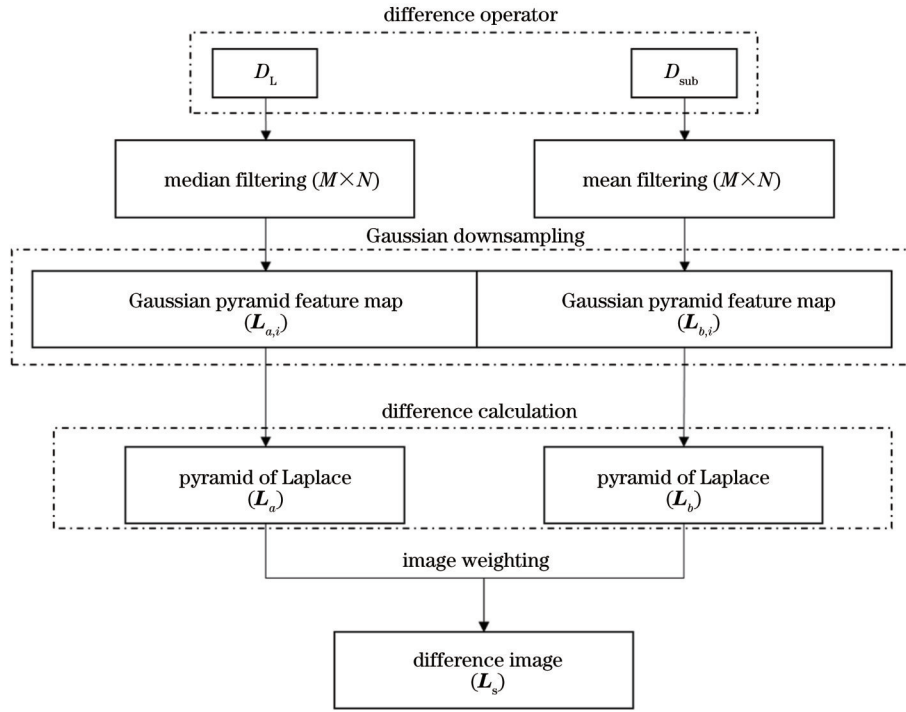


图 2 Laplace 空域融合方案
Fig. 2 Laplace airspace fusion scheme

空域滤波是在图像像素层面上进行的去噪,反映了像素与其邻域像素之间的关系,经过滤波后新产生的像素与之前位置的像素和邻域像素均有一定的关系。在 SAR 变化检测算法中,图像滤波方式对检测结果有重要影响。将自适应中值滤波和均值滤波运用到处理后的 SAR 图像中,可以预先对图像本身进行去噪处理。采用空域滤波中两种滤波方式构建不同差异算子。采用自适应中值滤波^[19]和均值滤波生成对数比算子和差值算子。

中值滤波依据固定尺寸的窗口将像素从小到大排列,并选取中间值作为滤波后的像素特征点,进而可以将排序后分布在两端的噪声点去除。标准中值滤波方法在图像去噪中有广泛应用,然而在去噪时对图像细节和噪声点区分不明显,容易将有效信息去除^[20]。自适应中值滤波可以动态改变中值滤波中的窗口大小,对于图像去噪和细节增强有较好的效果,适用于对数比算子构建。均值滤波求取指定窗口内像素的平均值来代替当前位置的像素值,与自适应中值滤波相同的是均要遍历图像内的每一个像素点,均匀后的区域显示出较强的联系,可以使整体区域更加完整,局部特征加强,在差异图构建中有重要作用。

为了减少两种滤波处理后图像结果的差异,实现平滑差异图,在图像融合前采用了常用的图像高斯降采样方法。分别对两幅空间域滤波后的图像进行高斯降采样,通过高斯内核卷积生成高斯金字塔,下采样后图像高频信息即变化区域的边缘信息会有较小损失。因此,在降采样生成图像高斯金字塔的过程中,使用空

域内的低通高斯滤波使差异图像更加平滑。具体步骤如下。

步骤一,初始输入图像 P_0 为空域滤波后的差异算子,并作为高斯金字塔图像的底层, P_i 为经过高斯金字塔分解之后的第 i 层,可以表示为

$$P_i = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(x, y) P_{i-1}(2a + m, 2b + n), \quad (4)$$

$$\omega(x, y) = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: $\omega(x, y)$ 为高斯核,用于卷积运算,实现滤波效果; $a \leq A_i$ 和 $b \leq B_i$, 其中 A_i, B_i 分别为 i 层图像 P_i 的行数和列数,滤波后删除图像的偶数行和偶数列,得到长和宽均为上一次图像的一半的特征表示,实现降采样。

步骤二, Laplace 融合将输入图像分别生成相应指定层数的 Laplace 金字塔,并对应到不同的空间频带中,对不同层的特征和细节进行融合可以将两幅图像中的细节融合。在高斯金字塔的基础上,利用高斯金字塔采样的每层图像与前一层经过上采样并高斯卷积后的图相减,得到构建的 Laplace 金字塔图像,其可以更好地描述图像信息。具体流程如图 3 所示。

其中,上采样后的高斯低通滤波的核是原来的 4 倍,对上采样后的数据进行滤波处理可获得与原图像相近的像素值。

步骤三, Laplace 加权融合是金字塔建立的逆过

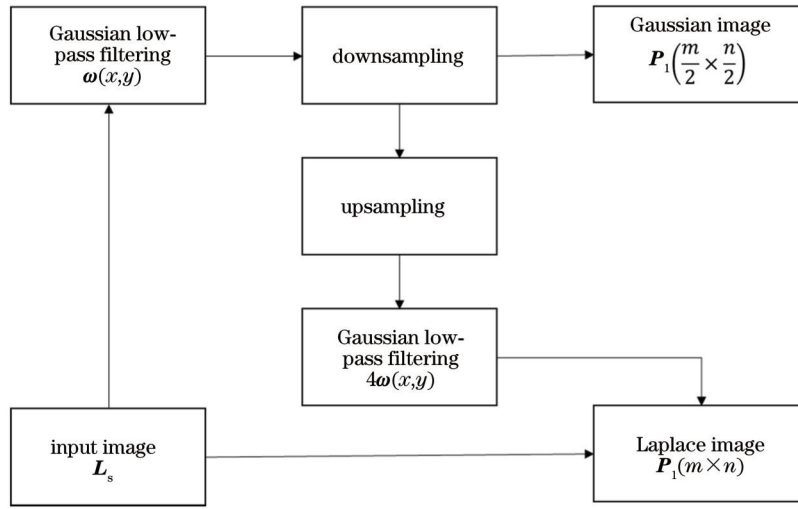


图 3 Laplace 金字塔生成
Fig. 3 Laplace pyramid generation

程,在差异图像重构中,对空域两种差异图采用系数取平均的融合方式,该方式可以在同等程度下均匀地反映两张图像信息,即

$$L_s = qL_a + wL_b, \quad (6)$$

式中: q 和 w 分别为融合系数权重; L_a 和 L_b 分别为经过Laplace金字塔重构后的差异图像; L_s 为加权后的总差异特征矩阵。

Laplace融合中的金字塔构建是一种对图像的多尺度分解,在 Gaussian 金字塔的基础上进行上采样和滤波将图像的细节背景区别开,融合时具有较高的针对性。

2.3 频域低通滤波

在图像处理中,二维图像滤波可以在空域和频域双域中进行。在空间域中,滤波可以很好地减少图像噪声,将图像进行平滑处理,但无法反映频域中图像的纹理信息。频域可通过数学方法变换得到,遵循特定的数学公式。利用傅里叶变换(FT)获得图像的频域信息,进一步处理空域融合后的差异图。频率域内滤波器主要有理想低通滤波器、Butterworth滤波器和同态滤波器等。

为保持差异图的细节特征,将空域融合后的差异图变换到频率域内进行处理。傅里叶变化是将某种信号转换至频率域内的方法,在图像处理中有着重要作用,通过傅里叶变换可以实现图像的二维信息从空间域到频率域的转变,即

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)] dx dy, \quad (7)$$

再利用傅里叶逆变换可将频率域内的信息恢复至空间域,即

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} F(u, v) \exp[j2\pi(ux + vy)] du dv. \quad (8)$$

频域滤波是将图像进行傅里叶变换,将空域信息转换至频域内,再进行滤波的一种方式。为提高算法运行效率,采用离散傅里叶变换(DFT)将图像信息转至频率域中并进行低通滤波。

对于 $m \times n$ 的图像 $f(x, y)$,其二维离散傅里叶变换为

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp\left[-2\pi j\left(\frac{xu}{m} + \frac{yv}{n}\right)\right], \quad (9)$$

式中: $u=0, 1, \dots, M-1$; $v=0, 1, \dots, N-1$ 。相应的逆变换为

$$f(x, y) = \frac{1}{m \times n} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp\left[2\pi j\left(\frac{xu}{m} + \frac{yv}{n}\right)\right], \quad (10)$$

式中: $x=0, 1, \dots, m-1$; $y=0, 1, \dots, n-1$; $f(x, y)$ 为图像在空间域上的二维矩阵表示,是图像灰度的分布函数; $F(u, v)$ 为图像的频谱信息,是频率域上的二维矩阵表示。 $f(x, y)$ 与 $F(u, v)$ 均为 $m \times n$ 大小的矩阵。

在频率域中,频域低通滤波是一种典型的滤波方式,与 Butterworth 和同态滤波相比可以减少人为参数的设定。采用理想低通滤波器进行滤波处理以去除图像中的高频信号即噪音。理想低通滤波具体函数 $H(u, v)$ 的计算公式为

$$H(u, v) = \begin{cases} 1, & D(u, v) \leq D_0 \\ 0, & D(u, v) > D_0 \end{cases}, \quad (11)$$

$$D(u, v) = \sqrt{\left(u - \frac{m}{2}\right)^2 + \left(v - \frac{n}{2}\right)^2}, \quad (12)$$

式中: $D(u, v)$ 为频率域中的点与图像中心位置的欧氏距离; D_0 为截止频率,不同的截止频率对图像噪音的去除效果不同,通常截止频率越低去噪效果越理想,为防止频率中产生振铃效应,将频域参数设置为80。频域内滤波流程如图4所示。首先,将输入图像利用式

(9)进行傅里叶变换,得到该差异图像在频率域内的矩阵表示。然后,利用式(11)进行低通滤波,保留差异图像的总特征。接着,利用式(10)进行傅里叶逆变换,

将差异图像恢复至空间域内。在频域内利用理想低通滤波对差异图像进行去噪处理,再将该结果进行聚类分析,得到最终的变化检测二值图像。

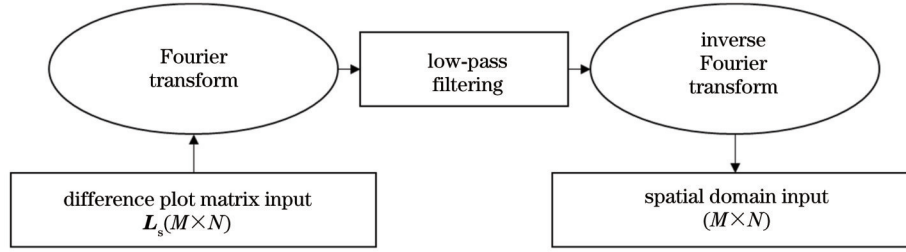


图 4 频域滤波流程图

Fig. 4 Flowchart of frequency domain filtering

新的差异图生成方式顾及了像素在空间域和频率域内的双重信息,对 SAR 图像本身相干斑噪声有更好的去除效果。

2.4 聚类方法

变化检测问题的本质是一个二分类问题,展现在视觉上通常是变化地区为白色,未变化地区为黑色。面对分类问题,聚类算法与阈值算法相比具有一定优势,聚类算法不需要考虑阈值算法中建立的图像统计模型^[9]。使用了 K 均值(K-means)聚类算法和模糊 C 均值(FCM)聚类算法,下面分别对其在变化检测中的应用进行介绍。

K-means 聚类算法是聚类方法中较早使用的方法,可以快速将数据分为多个类别,算法聚类效果和普适性好。从数据像素点中随机选取 k 个初始聚类中心 K_i ,将像素点与选定的聚类中心点的距离平方和作为目标函数,即

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^l (x_i - K_i)^2}, \quad (13)$$

式中: x_i 为遍历的像素点; K_i 为初始随机选中的聚类中心; k 和 l 分别为聚类中心个数和数据维度。在该算法中,按照欧氏距离计算每个像素点与聚类中心的距离,每个像素点均在目标函数下被归为变化或不变化两类,即标签指定为 0 或 1 中的一个。最后,计算每一类别中各个像素点与中心的平均距离,并以此调整新的中心点。

FCM 聚类算法通过优化最小目标函数形成指定数据的分类^[21],是对 K-means 聚类算法的改进,在数据处理和分析领域中具有重要的作用^[22]。在变化检测中,该方法计算每个像素与聚类中心的隶属度使目标函数取得极小值,从而实现所有像素的分类。相应的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^h d_{ij}^2, \quad (14)$$

式中: c 为指定的分类个数,在变化检测实验中 $c = 2$; $n \times m$ 为图像中像素数量; h 为模糊权重指数,该参数通常取值为 $[1.5, 2.5]$,均值点时 2 为首选^[23]; u_{ij} 为图

像中第 j 个像素属于第 i 个聚类中心的隶属度, u_{ij} 要满足的约束条件为

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \\ 0 \leq u_{ij} \leq 1 \end{cases}; \quad (15)$$

$$d_{ij}^2 = \|x_j - v_i\|_2^2, \quad (16)$$

其中 x_j 为二维图像中第 j 个样本点的向量表示, v_i 为第 i 类的聚类中心。

隶属度与聚类中心迭代计算公式为

$$u_{ij} = \left(\sum_{k=0}^c \frac{d_{ij}^2}{d_{kj}^2} \right)^{-1}, \quad (17)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^h x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^h}. \quad (18)$$

U 是由隶属度 u_{ij} 组成的 $c \times n$ 大小的矩阵, V 是由聚类中心 v_i 组成的 $n \times c$ 大小的矩阵, n 是图像用于分类的总像元个数,对配准好的图像内的全部像元进行了聚类分类。

2.5 精度评价

变化检测主要确定发生变化的像素和未发生变化的像素,对 SAR 图像变换检测算法性能进行评价采用定量分析,通过对实验结果的客观分析来验证算法的有效性。采用评价指标为漏检数(FN)、虚警数(FP)、总错误数(OE)、正确检测率(PCC)和 Kappa 系数 5 个指标进行精度评价:FN 表示变化像素被归为非变化像素的个数;FP 表示非变化像素归为变化像素的个数;OE 表示 FN 与 FP 之和;PCC 表示正确检测数与总像素之比;Kappa 系数表示综合考虑正确检测的像素和错误检测的像素,是重要的评价指标之一, Kappa 系数越接近 1 表明算法检测效果越好。

PCC 与 Kappa 系数的计算公式为

$$R_{\text{PCC}} = \frac{N_{\text{total}} - N_{\text{OE}}}{N_{\text{total}}}, \quad (19)$$

$$\begin{cases} C_{\text{Kappa}} = \frac{R_{\text{PCC}} - P}{1 - P} \\ P = \frac{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}}{N_{\text{total}}} \times \frac{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}}{N_{\text{total}}} \times \frac{N_{\text{TN}} + N_{\text{FP}}}{N_{\text{total}}} \times \frac{N_{\text{TN}} + N_{\text{FN}}}{N_{\text{total}}} \end{cases}, \quad (20)$$

式中: N_{total} 表示图像像素总个数; N_{TP} 表示变化像素被归为变化像素的个数; N_{TN} 表示非变化像素归为非变化像素的个数。

3 实验与结果分析

3.1 研究数据与实验方案

为评估双域滤波后差异图在聚类算法中的有效性, 选取 K-means 聚类算法、FCM 聚类算法两种聚类方法来生成分类图像, 以验证算法的有效性。实验使用 4 组数据进行对比, 研究区域和变化检测参考图如

图 5~8 所示。所用数据集为不同传感器获得的 4 个配准后和几何校正的多时相 SAR 数据集。

第一组实验数据大小为 301×301 , 由欧洲遥感 2 号卫星拍摄的瑞士首都伯尔尼市的 SAR 图像。图 5(a)、(b) 为同一地区不同时相的图像。图 5(c) 为变化参考图, 白色像素部分表示两时相间发生变化的区域。图 5(a) 和图 5(b) 分别显示的是 1999 年 4 月和 5 月拍摄的瑞士首都伯尔尼市郊区附近的情况, 该变化主要由洪灾引起。

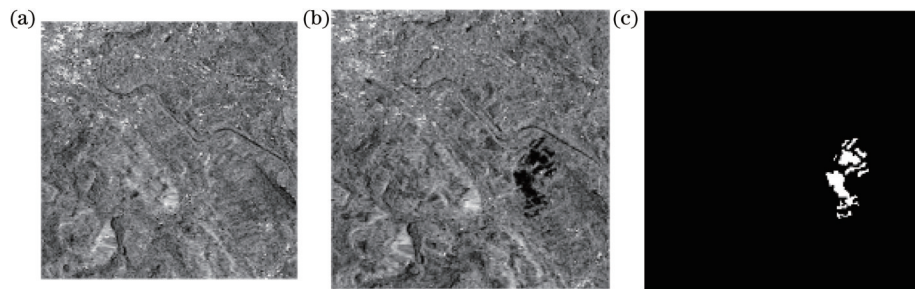


图 5 伯尔尼地区 SAR 图像。(a) 1999 年 4 月拍摄的图像; (b) 1999 年 5 月拍摄的图像; (c) 变化参考图

Fig. 5 SAR images of Bern area. (a) Image taken in April 1999; (b) image taken in May 1999; (c) change reference map

第二组实验数据大小为 290×350 , 由 Radarsat SAR 卫星拍摄的加拿大渥太华地区的 SAR 图像。

图 6(a) 和图 6(b) 分别显示的是 1997 年 5 月和 8 月拍摄的加拿大渥太华地区遭受洪灾的地表变化情况。

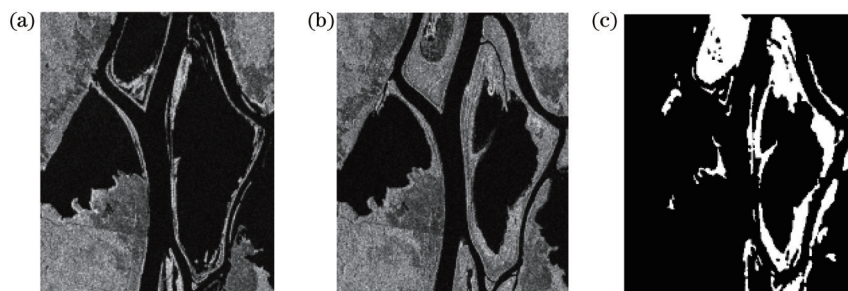


图 6 渥太华地区 SAR 图像。(a) 1997 年 5 月拍摄的图像; (b) 1997 年 8 月拍摄的图像; (c) 变化参考图

Fig. 6 SAR images of Ottawa area. (a) Image taken in May 1997; (b) image taken in August 1997; (c) change reference map

第三组实验数据大小为 256×256 , 由 ERS-2 SAR 传感器拍摄的旧金山的 SAR 图像。图 7(a) 和图 7(b) 分别显示的是 2003 年 8 月和 2004 年 5 月的旧金山地区的地表变化情况, 以水域变化为主。

第四组实验数据大小为 257×289 , 由 Radarset-2 获取的中国黄河口地区的 SAR 图像。图 8(a) 和图 8(b) 分别显示的是 2008 年 6 月和 2009 年 6 月中国黄河口地区的地表变化情况, 该黄河数据集中以农田变化为主, 植被与土壤引起的斑点噪声较强, 很难准确地识别变化区域。

为了证明双域滤波对变化检测性能的有效性, 对上述 4 组数据分别采用不同的差异图进行实验。在 4 个数据集中进行了单一的空间域滤波和频域率滤波实验。为表述方便, 将直接采用对数比差异图的方法命名为 Lr, 将对差异图只进行频率域滤波的方法命名为 Frequency Domain, 将只进行空间域滤波的方法命名为 Spatial Domain, 将基于 Laplace 空间域融合的方法命名为 L-S, 将采用双域滤波方式命名为 Dual Domain。同时, 为表明所提方法的优越性, 将其与 K-means 聚类^[24]、FCM 聚类^[25]、PCA^[26]、FLICM^[27] 和

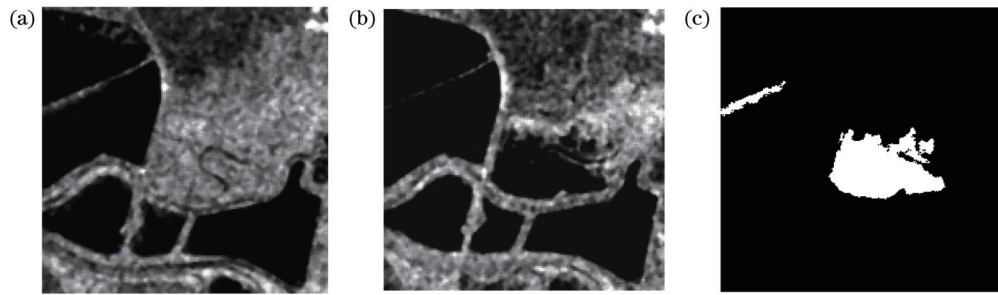


图 7 旧金山地区 SAR 图像。(a) 2003 年 8 月拍摄的图像;(b) 2004 年 5 月拍摄的图像;(c) 变化参考图

Fig. 7 SAR images of San Francisco area. (a) Image taken in August 2003; (b) image taken in May 2004; (c) change reference map

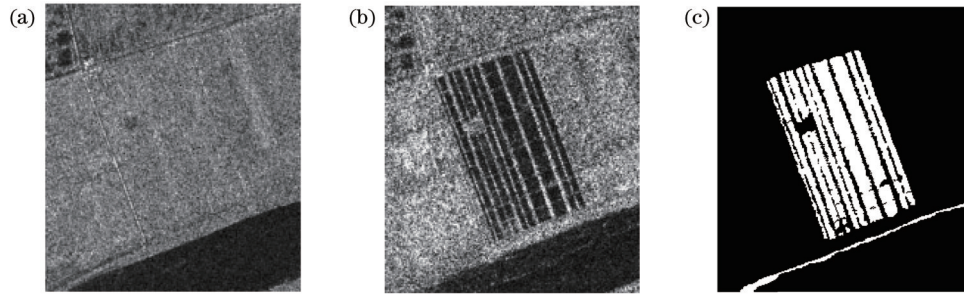


图 8 黄河口地区 SAR 图像。(a) 2008 年 6 月拍摄的图像;(b) 2009 年 6 月拍摄的图像;(c) 变化参考图

Fig. 8 SAR images of Yellow River area. (a) Image taken in June 2008; (b) image taken in June 2009; (c) change reference map

PCANet^[1]5 种算法进行了实验对比。

将自适应中值滤波允许的最大窗口设置为 7×7 , 均值滤波窗口设置为 7×7 , Laplace 金字塔层数设置为 6, 初始 Laplace 融合系数的权重设置为 $q = 0.5$ 和 $w = 0.5$, 实验环境为 Inter Core i7-1160G7, 内存为 16 GB 的计算机, 实验编写语言为 Python。

3.2 变化检测结果与分析

4 组数据集基于 K-means 的检测结果如图 9~12

所示, 客观指标分别如表 1~4 所示。可以看出, 双域滤波后检测结果噪声点最少, 其在检测结果中细节程度保留较好, 在漏检数和虚警数上均有不同程度的下降, 且较为均衡。以 Lr 算法为基准, Dual Domain 算法在伯尔尼、渥太华、旧金山和黄河口数据集上分别提升 16.05 个百分点、9.41 个百分点、9.69 个百分点和 43.21 个百分点, 对噪声程度较大的黄河口数据集提升效果最大。

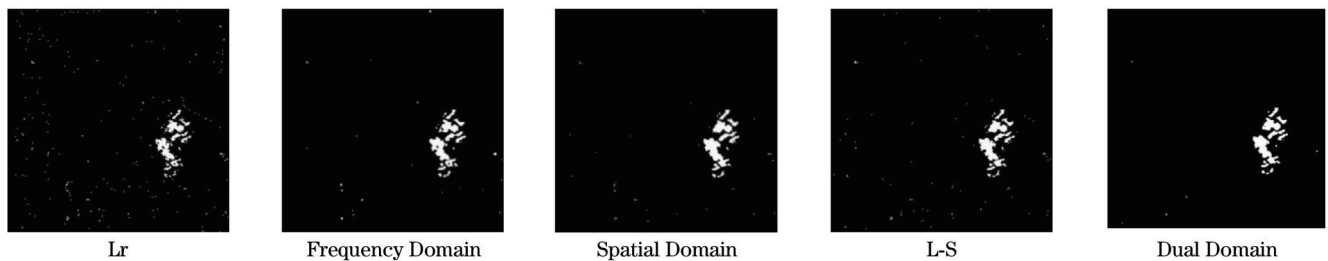


图 9 伯尔尼数据集采用 K-means 聚类的变化检测结果

Fig. 9 Results of change detection in Bern dataset using K-means clustering

4 组数据集基于 FCM 聚类的检测结果如图 13~16 所示, 客观指标分别如表 5~8 所示。可以看出, 双域滤波后检测结果噪声点去除效果与 K-means 聚类算法相近, 去除效果较为优异, 并且在检测结果中细节程度也保留得较好, 在漏检数和虚警数上均有不同程度的下降。以 Lr 算法为基准, Dual Domain 算法分别在伯尔尼、渥太华、旧金山和黄河口数据集上分别提升 16.44 个百分点、9.05 个百分点、7.49 个百分点和 40.12 个百分点。

对于实验整体, 由表 1~8 可以看出, 4 组数据采用两种聚类方式: Frequency Domain 方法使 OE 指标大幅下降, Kappa 系数提升明显; Dual Domain 方法在伯尔尼、渥太华、旧金山和黄河口 4 个数据集中可以使 OE 值进一步下降。相比而言, 频率域上滤波有效抑制了噪声。以伯尔尼数据集为例, 如图 17 所示, 使用不同算子的检测精度在两种聚类方法中接近一致, 效果良好。

与其他算法的比较结果如图 18 和表 9 所示: 所提



图 10 渥太华数据集采用K-means聚类的变化检测结果

Fig. 10 Results of change detection in Ottawa dataset using K-means clustering



图 11 旧金山数据集采用K-means聚类的变化检测结果

Fig. 11 Results of change detection in San Francisco dataset using K-means clustering

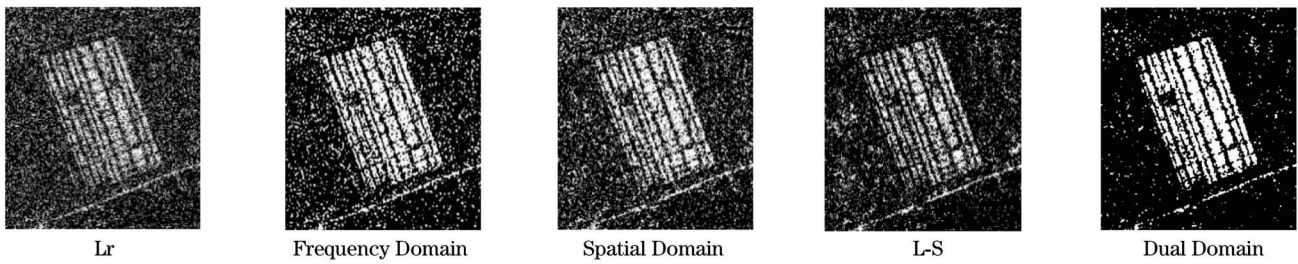


图 12 黄河口数据集采用K-means聚类的变化检测结果

Fig. 12 Results of change detection in Yellow River dataset using K-means clustering

表 1 伯尔尼数据集基于K-means聚类的指标

Table 1 Metrics of Bern dataset Based on K-means clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	360	326	686	99.24	70.34
Frequency Domain	172	201	373	99.59	83.44
Spatial Domain	152	305	457	99.50	78.56
L-S	204	204	408	99.55	82.11
Dual Domain	128	176	304	99.66	86.39

表 2 渥太华数据集基于K-means聚类的指标

Table 2 Metrics of Ottawa dataset based on K-means clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	2086	2741	4827	95.24	81.84
Frequency Domain	712	2317	3029	97.02	88.32
Spatial Domain	1113	2576	3689	96.37	85.82
L-S	1033	2207	3240	96.81	87.64
Dual Domain	418	1860	2278	97.76	91.25

的 Dual Domain-K 方法在伯尔尼和渥太华两个数据集中效果最优; PCAKM 在旧金山数据集中精度最高, 但

PCAKM 方法要对图像块大小和特征维数进行指定, 且不同的参数对最后结果有一定的影响; PCANet 对

表 3 旧金山数据集基于 K-means 聚类的指标

Table 3 Metrics of San Francisco dataset based on K-means clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	1782	408	2190	96.66	77.83
Frequency Domain	1474	398	1872	97.14	80.55
Spatial Domain	1469	411	1880	97.13	80.43
L-S	935	761	1696	97.41	80.83
Dual Domain	395	662	1057	98.39	87.52

表 4 黄河口数据集基于 K-means 聚类的指标

Table 4 Metrics of Yellow River dataset based on K-means clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	11144	5466	16610	77.64	35.29
Frequency Domain	8444	3798	12242	83.52	50.98
Spatial Domain	10222	4338	14560	80.40	43.48
L-S	6566	5986	12552	83.10	43.90
Dual Domain	1984	2655	4639	93.75	78.50

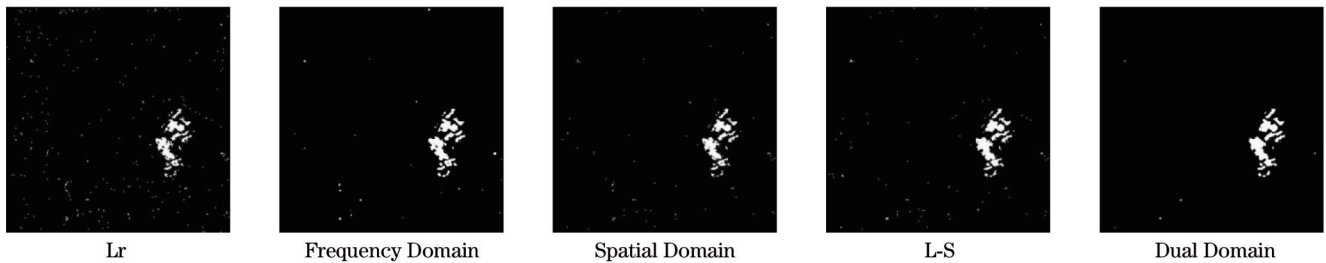


图 13 伯尔尼数据集采用 FCM 聚类的变化检测结果

Fig. 13 Results of change detection in Bern dataset using FCM clustering



图 14 渥太华数据集采用 FCM 聚类的变化检测结果

Fig. 14 Results of change detection in Ottawa dataset using FCM clustering

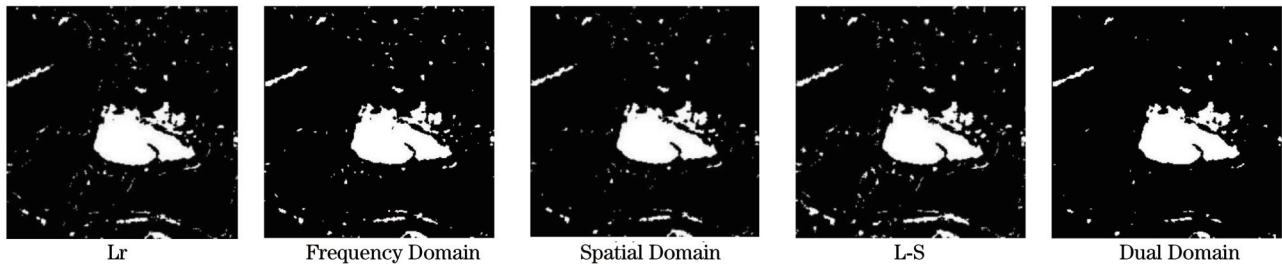


图 15 旧金山数据集采用 FCM 聚类的变化检测结果

Fig. 15 Results of change detection in San Francisco dataset using FCM clustering

斑点噪声抑制效果明显,整体精度较高,但精度提升不平衡,如在 Bern 数据集中变化主体内容受到一定压

缩,进而丢失了部分变化信息,且与所提方法相比,计算运行时间明显增加。

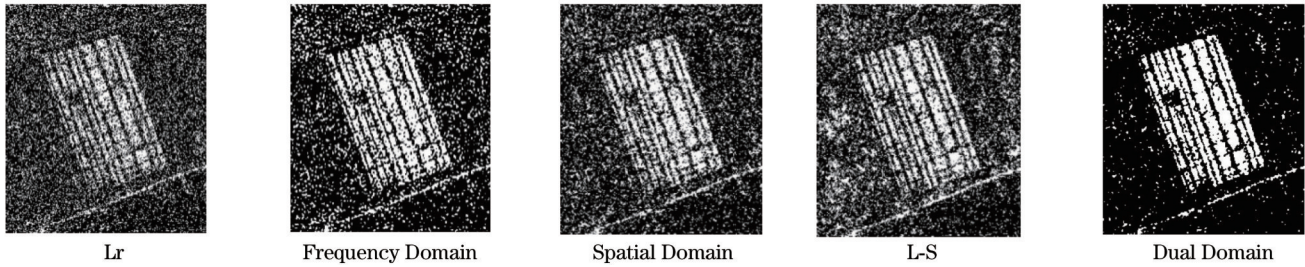


图 16 黄河口数据集采用 FCM 聚类的变化检测结果

Fig. 16 Results of change detection in Yellow River dataset using FCM clustering

表 5 伯尔尼数据集基于 FCM 聚类的指标

Table 5 Metrics of Bern dataset based on FCM Clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	430	295	725	99.20	69.94
Frequency Domain	184	193	377	99.58	83.41
Spatial Domain	152	305	457	99.50	78.56
L-S	234	185	419	99.54	82.00
Dual Domain	131	174	305	99.66	86.38

表 6 渥太华数据集基于 FCM 聚类的指标

Table 6 Metrics of Ottawa dataset based on FCM clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	2106	2723	4829	95.24	81.85
Frequency Domain	661	2420	3081	96.96	88.07
Spatial Domain	1113	2576	3689	96.37	85.82
L-S	1010	2245	3255	96.79	87.57
Dual Domain	361	1996	2357	97.68	90.90

表 7 旧金山数据集基于 FCM 聚类的指标

Table 7 Metrics of San Francisco dataset based on FCM clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	1745	409	2154	96.71	78.12
Frequency Domain	1474	398	1874	97.14	80.55
Spatial Domain	1469	411	1880	97.13	80.43
L-S	2186	439	2625	95.99	74.26
Dual Domain	928	390	1318	97.99	85.61

表 8 Yellow River 数据集基于 FCM 聚类的指标

Table 8 Metrics of Yellow River dataset based on FCM clustering

Method	FP	FN	OE	PCC / %	Kappa / %
Lr	12642	5091	17733	76.12	33.90
Frequency Domain	9942	3466	13428	81.92	48.60
Spatial Domain	10222	4338	14560	80.40	43.48
L-S	13872	3890	17702	76.09	37.41
Dual Domain	2469	3138	5607	92.45	74.02

3.3 参数选择与分析

在实验参数设置中,对频域低通滤波的截止频率进行了实验,将截止频率设置为 30、50、80、100、120 来表示 PCC 与截止频率的关系,如图 19 所示。

当截止频率大于 80 时,SAR 图像中仍存在较多的

散斑噪声,PCC 值呈下降趋势。此外,当截止频率为 80 时,所提方法在 4 个数据集中都有较好的性能,故在后续融合参数实验中将截止频率均设置为 80。

在融合参数中,由于差值算子作用于整体,对局部变换效应不明显,故将 Laplace 融合系数重新调整至

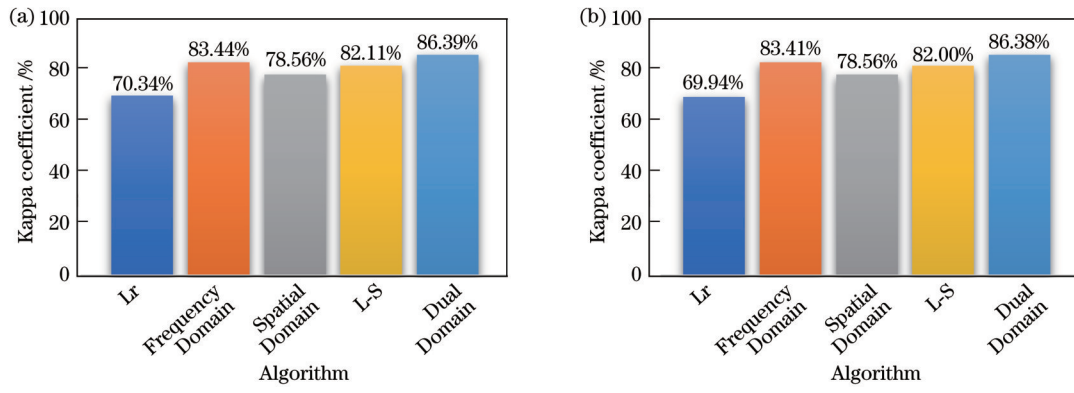
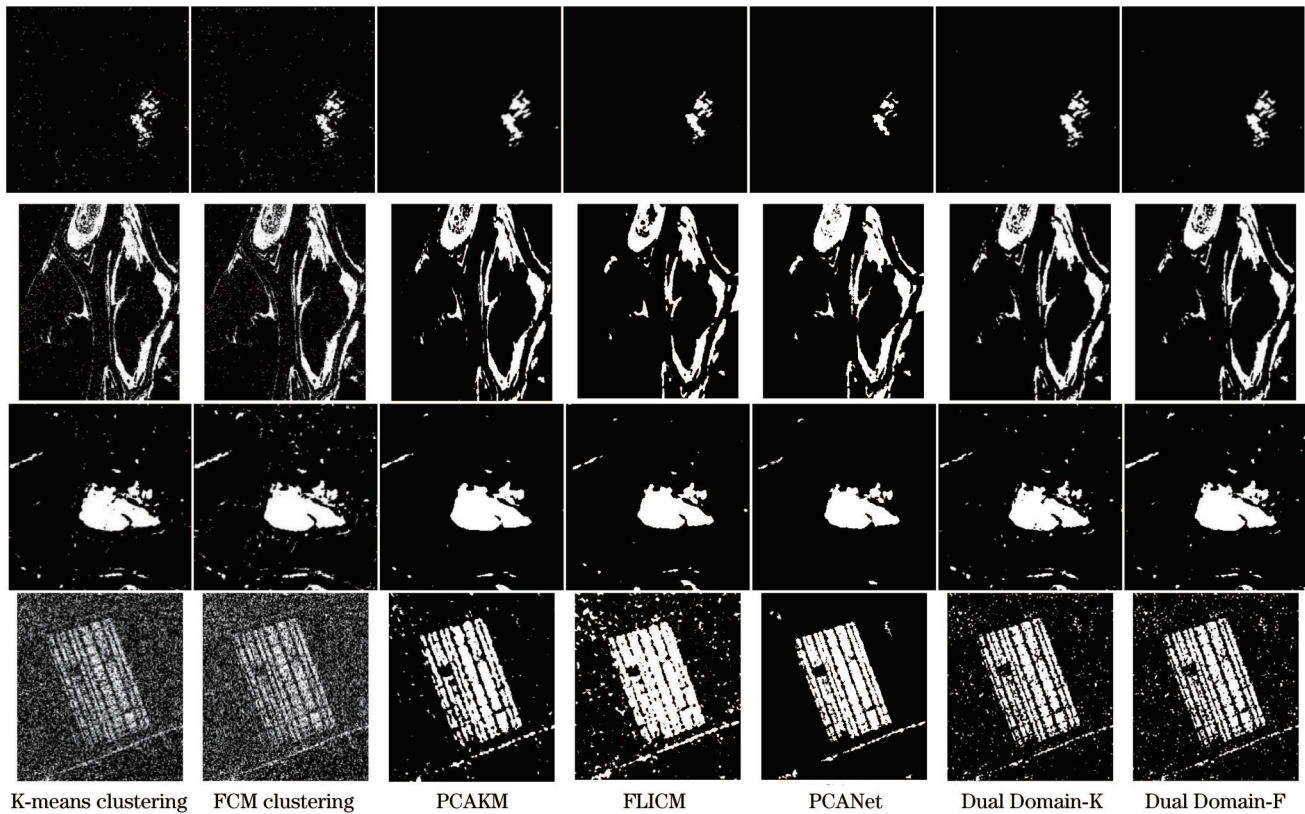


图 17 伯尔尼数据集在不同聚类方法中的 Kappa 系数。(a)K-means 聚类方法;(b)FCM 聚类方法

Fig. 17 Kappa coefficients of Bern dataset in different clustering methods. (a) K-means clustering method; (b) FCM clustering method



K-means clustering FCM clustering PCAKM FLICM PCANet Dual Domain-K Dual Domain-F

图 18 算法结果对比

Fig. 18 Comparison of results obtained by different algorithms

表 9 Kappa 系数结果

Table 9 Kappa coefficient result

unit: %

Method	Bern	Ottawa	San Francisco	Yellow River
K-means clustering	70.34	81.84	77.83	35.29
FCM clustering	69.94	81.85	78.12	34.29
PCAKM	85.75	88.17	88.80	78.37
FLICM	85.82	89.47	88.62	71.18
PCANet	75.37	93.11	91.22	82.43
Dual Domain-K	86.39	91.25	87.52	78.50
Dual Domain-F	86.38	90.90	85.61	74.02

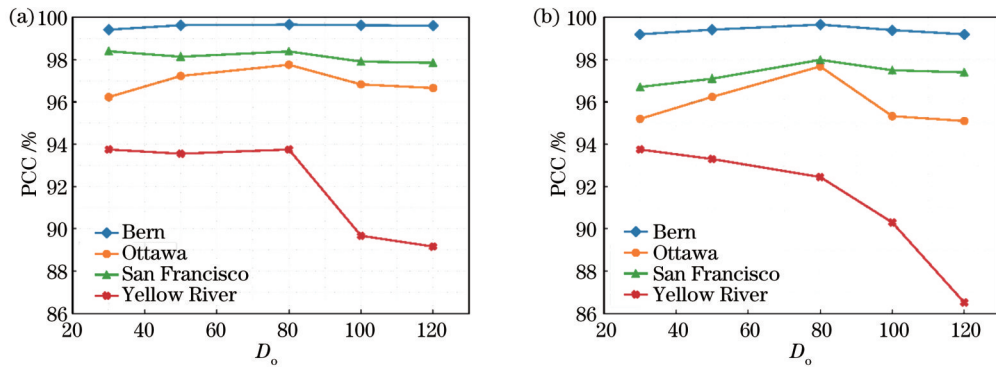


图 19 PCC与截止频率之间的关系。(a) K-means聚类方法;(b) FCM聚类方法

Fig. 19 Relationship between PCC and cutoff frequency. (a) K-means clustering method; (b) FCM clustering method

$q=0.8$ 和 $w=0.2$ 。调整融合系数权重可以突出差异图的不同特征,该权重强调对数比算子在差异图中的主要特征。不同融合系数下 K-means 聚类 and FCM 聚类的 Kappa 系数如表 10 和表 11 所示。

表 10 不同融合系数下 K-means 聚类的 Kappa 系数

Fusion coefficient	fusion coefficients			
	Bern	Ottawa	San Francisco	Yellow River
$q=0.5$ and $w=0.5$	83.39	91.25	87.52	74.27
$q=0.8$ and $w=0.2$	85.82	90.09	84.53	68.11

表 11 不同融合系数下 FCM 聚类的 Kappa 系数

Fusion coefficient	fusion coefficients			
	Bern	Ottawa	San Francisco	Yellow River
$q=0.5$ and $w=0.5$	86.38	90.90	85.61	74.02
$q=0.8$ and $w=0.2$	85.86	89.78	83.25	65.95

由表 10 和表 11 可知:伯尔尼和渥太华数据集在不同融合尺度下 Kappa 系数差距不大,新权重下检测精度减小程度在 1 个百分点左右;旧金山和黄河口数据集对融合指标敏感,调整融合参数后的检测精度下降,但所提方法本身较基础 Lr 方法也大幅提升;在 $q=0.8$ 和 $w=0.2$ 融合系数下,整体精度均有所下降。

3.4 小结

实验选用了 4 组数据集,影像噪声涵盖由低到高多个方面,在两种无监督聚类方法中效果有明显改善,在水域引起的变化中 Kappa 系数在 80.00% 以上,在渥太华数据集中可以达到 90.00% 以上,以土壤农田为主的变化中整体精度较低。农田数据集图像本身存在较严重的散斑噪声,在 K-means 聚类方法和 FCM 聚类方法中 Kappa 系数明显低于其他数据集。所提方法

在双域滤波后的差异图构造中考虑了图像中空间上的像素关系,可以较好地去除雷达图像固有的噪声影响,对强噪声下数据精度提升显著。同时,利用图像在频率域中的信息对散斑噪声进行一定收缩,增强了差异图的特征,有利于后续分类,并减少了参数的输入,从而避免了其他复杂的算法步骤。

实验结果表明,对于 4 个数据集,双域滤波的差异图构造方法噪声抑制和平滑效果更好,降低了漏检率和虚警率。然而,对于不同聚类方法,需要调整 Laplace 融合对数比和差值算子的权重才能取得更好的效果。

4 结论

提出了一种通过融合对数比和差值算子的新型差异图像构建、在空间域上融合后在频率域上去噪的变化检测方法,在双域滤波的基础上通过聚类方法进行实验,融合结果不存在采用一种差异算子的精度低、鲁棒性差的问题,有利于提高变化检测的客观评价指标,实验结果验证了所提算法的有效性。主要工作包括:提出了一种新的差异图像生成框架,该框架结合了图像的空频双域信息,能够更好地反映差异图局部特征;将滤波的方法引入差异图构建中,提高聚类方法对差异图的敏感性;通过融合系数的调整使提出的差异图像生成方法在不同聚类算法中性能获得提升,适合具体应用。

通过聚类算法无监督生成变化检测结果图,不需要选定二值化图像中的阈值。受限于研究重点,主要对差异算子的特征表示进行了研究。在保证一定精度的情况下,减少了深度学习算法所用的计算时间,提升了运行效率。然而,对变化检测中生成二值图的方法还未进行有效探索。同时,将所用聚类方法与相关的改进方法进行了对比。在未来研究中,将进一步挖掘差异图像特征,利用人工智能与神经网络对方法进行优化,提高空频双域差异算子在真实图像数据上的检测精度。

参 考 文 献

- [1] Gao F, Dong J Y, Li B, et al. Automatic change detection in synthetic aperture radar images based on PCANet[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1792-1796.
- [2] 高新, 靳国旺, 熊新, 等. 融合差异图与高斯混合模型相结合的 SAR 图像变化检测[J]. *测绘科学技术学报*, 2020, 37(1): 68-73.
- Gao X, Jin G W, Xiong X, et al. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and Gaussian mixture model[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2020, 37(1): 68-73.
- [3] 韩星, 韩玲, 李良志, 等. 基于深度学习的高分辨率遥感图像建筑物变化检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(10): 1001003.
- Han X, Han L, Li L Z, et al. Building change detection in high-resolution remote-sensing images based on deep learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 1001003.
- [4] 常振良, 杨小冈, 卢瑞涛, 等. 基于改进 DeepLabv3+ 的高分辨率遥感影像变化检测研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 1228006.
- Chang Z L, Yang X G, Lu R T, et al. High-resolution remote sensing image change detection based on improved DeepLabv3+[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 1228006.
- [5] 公茂果, 苏临之, 李豪, 等. 合成孔径雷达影像变化检测研究进展[J]. *计算机研究与发展*, 2016, 53(1): 123-137.
- Gong M G, Su L Z, Li H, et al. A survey on change detection in synthetic aperture radar imagery[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2016, 53(1): 123-137.
- [6] 高敏, 王肖霞, 杨风暴, 等. 面向 SAR 图像像素级变化检测的去模糊化处理方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(22): 221105.
- Gao M, Wang X X, Yang F B, et al. Deblurring processing method for pixel level change detection of SAR images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(22): 221105.
- [7] Li Y Y, Zhou L H, Lu G, et al. Change detection in synthetic aperture radar images based on log-mean operator and stacked auto-encoder[C]//*IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, July 23-28, 2017, Fort Worth, TX, USA. New York: IEEE Press, 2017: 3090-3096.
- [8] Singh A, Singh K K. Unsupervised change detection in remote sensing images using fusion of spectral and statistical indices[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2018, 21(3): 345-351.
- [9] Zhou W Y, Jia Z H, Yu Y F, et al. SAR image change detection based on equal weight image fusion and adaptive threshold in the NSST domain[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2018, 51(1): 785-794.
- [10] Gong M G, Yu Li, Li C J, et al. SAR change detection based on intensity and texture changes[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 93: 123-135.
- [11] 刘本强, 赵争, 盛玉婷, 等. 利用纹理融合与广义高斯模型的高分辨率 SAR 影像变化检测[J]. *测绘工程*, 2018, 27(6): 19-25.
- Liu B Q, Zhao Z, Sheng Y T, et al. High resolution SAR image change detection based on texture fusion and generalized gaussian model[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2018, 27(6): 19-25.
- [12] Qu X F, Gao F, Dong J Y, et al. Change detection in synthetic aperture radar images using a dual-domain network[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4013405.
- [13] Zheng Y G, Zhang X R, Hou B, et al. Using combined difference image and k -means clustering for SAR image change detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(3): 691-695.
- [14] 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.
- Wang C, Zhang Y S, Wang X. 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.
- [15] 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, 9(6): 1122-1126.
- [16] 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.
- 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.
- [17] 王佳, 聂仁灿, 金鑫, 等. 基于拉普拉斯金字塔与 PCNN-SML 的图像融合算法[J]. *计算机科学*, 2016, 43(S1): 122-124.
- Wang J, Nie R C, Jin X, et al. Image fusion algorithm using LP transformation and PCNN-SML[J]. *Computer Science*, 2016, 43(S1): 122-124.
- [18] 苗启广, 王宝树. 基于改进的拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法[J]. *光学学报*, 2007, 27(9): 1605-1610.
- Miao Q G, Wang B S. Multi-sensor image fusion based on improved Laplacian pyramid transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, 27(9): 1605-1610.
- [19] Hwang H, Haddad R A. Adaptive median filters: new algorithms and results[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, 4(4): 499-502.
- [20] 万丰丰, 周国民, 周晓. 一种去除椒盐噪声的自适应模糊中值滤波算法[J]. *浙江大学学报(理学版)*, 2019, 46(4): 445-453.
- Wan F F, Zhou G M, Zhou X. An adaptive fuzzy median filtering algorithm for salt and pepper noise removal[J]. *Journal of Zhejiang University (Science Edition)*, 2019, 46(4): 445-453.
- [21] Ghosh S, Mishra N S, Ghosh A. Unsupervised change detection of remotely sensed images using fuzzy clustering[C]//*2009 Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition*, February 4-6, 2009, Kolkata, India. New York: IEEE Press, 2009: 385-388.
- [22] Gosain A, Dahiya S. Performance analysis of various fuzzy clustering algorithms: a review[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 79: 100-111.
- [23] Pal N R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy c-means model[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, 3(3): 370-379.
- [24] Yetgin Z. Unsupervised change detection of satellite images using local gradual descent[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1919-1929.
- [25] Ashish G, Niladri S M, Susmita G. Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images[J]. *Information Sciences*, 2011, 181(4): 699-715.
- [26] 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.
- [27] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.

SAR Change Detection Algorithm Based on Space-Frequency Dual-Domain Filtering

Wu Yuqing, Xu Qing*, Ma Jingzhen, Wen Bowei, Zhu Xinming, Zhao Tianming

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

Abstract

Objective Synthetic aperture radar (SAR) can actively obtain surface information, has a wide image coverage, is less affected by natural conditions, and can conduct all-weather and all-day ground reconnaissance. Change detection based on SAR images can obtain target change information in the same airspace and different time domains. It plays an important role in both military and civilian fields, and can provide support for emergency and rapid decision-making by relevant national departments. SAR image contains rich multi-dimensional and multi-domain information, and its processing can improve image utilization. With the development of SAR, difference map generation in SAR image change detection plays a key role in subsequent processing. Spatial domain filtering takes into account the correlation between pixels and their neighbors, and directly denoises the space of pixels in the image. The frequency domain low-pass filtering is the operation of the image in the frequency domain, reducing the sharp edge contour part and highlighting the smooth part. The existing difference map construction method mainly focuses on spatial domain filtering, which cannot retain the change information well, and has less consideration for the frequency domain filtering method. In the difference map generation, only a single spatial domain filtering method is used, ignoring the information in the frequency domain of the image. In order to improve the model generalization ability and detection accuracy of SAR image change detection, we propose a SAR image change detection method based on dual-domain filtering.

Methods Firstly, we filter the original SAR image in the spatial domain, and filter the dual temporal SAR image in different ways. We construct a logarithmic ratio operator after the adaptive median filter, and we construct a difference operator after the mean filter. Then, Laplace fusion algorithm is used to fuse the difference map in the spatial domain and synthesize the feature information of different difference operators. Afterwards, the fused image is transformed into the frequency domain for low-pass filtering in the frequency domain. Finally, the change detection result graph is obtained by using clustering algorithm.

Results and Discussions In order to verify the effectiveness of the proposed method, four datasets of Bern, Ottawa, San Francisco, and Yellow River are used for experiments. In the hidden line elimination experiment, the difference operator proposed in this paper is used to improve the accuracy of the basic algorithm, which has significantly improved in the objective indicators (Figs. 9–16). It can be seen that the noise points in the detection results after the dual-domain filtering are the least, and the degree of detail in the detection results is well preserved, and the number of missed detections and false alarms are reduced to varying degrees, which are relatively balanced. The results of the two clustering algorithms are close (Fig. 17). At the same time, in order to compare the performance of the registration methods proposed in this paper, we use the existing five algorithms to test on the four experimental datasets in this paper (Fig. 18). The proposed Dual Domain-K method is the best in Bern and Ottawa datasets. Compared with the depth learning method, the accuracy of Dual Domain-K method is lower, but the calculation time cost is greatly reduced, and the accuracy is also guaranteed. Finally, the influence of the experimental parameters manually adjusted in this method on the result indicators is given (Fig. 19, Table 10 and Table 11). Four sets of data from Bern, Ottawa, San Francisco, and Yellow River are used for experimental verification, and the experimental results show the effectiveness of differential images after dual-domain filtering in the clustering.

Conclusions This paper mainly studies the high noise problem of difference operator in SAR image change detection. The feature representation of difference operator is studied. Under the condition of ensuring certain accuracy, the calculation time of depth learning algorithm is reduced, and the operation efficiency is improved. A new change detection algorithm is proposed, which deals with difference operators in frequency domain. We fuse the features of different operators in the spatial domain, and use Laplace for fusion to retain the features in the spatial domain to the greatest extent. Then, Fourier transform is used to transform the SAR difference operator to the frequency domain for low-pass filtering, and the main part of the transform is retained. Finally, experiments are carried out with real SAR image data, and change detection results with high accuracy are obtained. Several groups of experimental data show that, compared with other methods, the proposed method has strong robustness on different datasets and can quickly generate binary mapping of change detection results.

Key words remote sensing; SAR change detection; spatial filtering; frequency domain filtering; Laplace fusion; difference diagram