

基于演化多目标聚类的SAR图像变化检测

周宇, 杨俊岭, 党可林

引用本文

周宇, 杨俊岭, 党可林. 基于演化多目标聚类的SAR图像变化检测[J]. 计算机科学, 2024, 51(9): 140-146.

ZHOU Yu, YANG Junling, DANG Kelin. [Change Detection in SAR Images Based on Evolutionary Multi-objective Clustering](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(9): 140-146.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于训练集聚类选择优化的CPU功耗建模精度提升方法](#)

CPU Power Modeling Accuracy Improvement Method Based on Training Set Clustering Selection
计算机科学, 2024, 51(9): 59-70. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100015>

[任务感知的多尺度小样本SAR图像分类方法](#)

Task-aware Few-shot SAR Image Classification Method Based on Multi-scale Attention Mechanism
计算机科学, 2024, 51(8): 160-167. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500171>

[基于共享最近邻的自适应密度峰值聚类算法](#)

Adaptive Density Peak Clustering Algorithm Based on Shared Nearest Neighbor
计算机科学, 2024, 51(8): 97-105. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500226>

[融合AP聚类算法和宽度学习系统的分布外硬盘故障预测](#)

Out-of-Distribution Hard Disk Failure Prediction with Affinity Propagation Clustering and Broad Learning Systems
计算机科学, 2024, 51(8): 63-74. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230600103>

[三维流场的流线深度特征学习与特征聚类](#)

Deep Feature Learning and Feature Clustering of Streamlines in 3D Flow Fields
计算机科学, 2024, 51(7): 221-228. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500033>

基于演化多目标聚类的 SAR 图像变化检测

周宇¹ 杨俊岭² 党可林¹

¹ 西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071

² 军事科学院军事科学信息研究中心 北京 100142

(zhouyu@xidian.edu.cn)

摘要 基于合成孔径雷达(SAR)图像的变化检测是遥感领域中一项具有挑战性的任务,如何在噪声鲁棒性和有效保留细节之间取得平衡是一个迫切需要解决的问题。然而,大多数 SAR 图像变化检测方法为了更好地抑制斑点噪声,不可避免地会在一定程度上丢失图像细节。为了解决这一问题,提出了一种基于演化多目标聚类的 SAR 图像变化检测多目标聚类算法,将变化检测问题转化为一个多目标优化问题。该方法同时构建了两个相互冲突的目标,即分别基于原始差异图与噪声滤波后差异图的聚类能量函数,并用基于分解的演化多目标优化算法 MOEA/D 对以上目标函数进行优化,实现对差异图不变区域与变化区域的聚类。利用该技术可得到一组变化检测图,用户可以根据自己的需求选择合适的结果。最后,在两个 SAR 图像数据集上进行了充分的实验,结果表明了该方法的有效性。

关键词: SAR 图像;变化检测;斑点噪声;图像细节;多目标优化;聚类

中图分类号 TP391.4

Change Detection in SAR Images Based on Evolutionary Multi-objective Clustering

ZHOU Yu¹, YANG Junling² and DANG Kelin¹

¹ School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

² Military Science Information Research Center, Academy of Military Sciences, Beijing 100142, China

Abstract SAR images change detection is a challenging task in the field of remote sensing, and it is an urgent problem to keep trade-off between robustness to noise and effectiveness of preserving the details. However, in order to better suppress speckle noise, it is inevitable that most of change detection methods loss image details to some extent. In order to solve this problem, a multi-objective clustering algorithm based on MOEA/D is proposed for change detection in SAR images. The change detection problem is formulated as a multi-objective optimization problem. Two conflicting objectives are constructed and then optimized by the proposed multi-objective clustering algorithm simultaneously. Finally, we obtain a set of change detection maps by the proposed technique. And the users can choose an appropriate one to satisfy their requirements. Experimental results on two SAR images show that the proposed method works well.

Keywords SAR images, Change detection, Speckle noise, Image details, Multi-objective optimization, Clustering

1 引言

图像变化检测^[1]在遥感^[2-7]、视频监控和医疗诊断等众多领域得到了大量应用,因此引起了人们的关注。多时相遥感影像变化检测被广泛应用于环境研究、城市发展研究、土地利用、农业调查、灾难监控和环境过渡等。图像变化检测算法已经经历了从传统的基于像素的光谱特征和统计分析到先进、开拓性机器学习技术的重大演变,并且这些技术仍在持续发展。近年来,随着合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)技术的快速发展,遥感领域基于 SAR 图像的变化检测变得越来越重要。然而, SAR 图像中散斑噪声的存在是该任务中的一项重大挑战,吸引了大量研究者^[3-7]的关注。

Bazi 等^[3]为了抑制散斑噪声并增强变化与未变化区域的

判别特征,提出了一种基于可控自适应迭代滤波的 SAR 图像预处理方法,而后利用标准对数比算子生成的差异图像完成变化检测任务。文献[4]提出了一种基于小波对数比的图像多尺度分解的变化检测方法,该方法将对数比算子应用于原始多时相 SAR 图像,获得对数比差异图,从而实现变化信号的不同尺度(水平)表示。该方法中,多尺度分解的特点是在散斑噪声抑制和几何细节保留之间进行不同程度的权衡,根据自适应尺度驱动的融合算法得到最终的变化检测结果。文献[5]提出了一种从多时相 SAR 图像中提取时间变化信息和稳定空间特征信息的新方法。该方法可以同时检测这两种信息的不连续性,在图像细节保留上获得了出色的效果。在时间变化信息提取方面,通过基于局部均值比和对数累积方法提取遥感图像的对比度和异质性信息;在空间特征提取过程

中,空间特征融合了量度时间变异性或空间特征的属性。Hao等^[7]提出了一种基于期望最大化的水平集方法来实现多时相SAR遥感影像的变化检测。该方法假定多时相SAR图像生成的差异图分布满足高斯混合模型,然后利用期望最大化法估计差分图像中变化像素和不变像素的均值,在此基础上定义两个新的能量函数(变化区域轮廓内与变化像素灰度均值的差异和,以及变化区域轮廓外与未变化像素灰度均值的差异和),并将其加入水平集方法中以检测无初始轮廓的变化,提高最终精度,最后采用改进的水平集方法将差异图划分为变化区域和不变区域。

基于SAR遥感图像的变化检测过程包括以下3个步骤^[2]。1)图像预处理。进行多时相遥感图像的几何校正和配准,使其在同一坐标系中对齐^[8]。2)多时相遥感图像差异图生成。减法和比值法是生成差异图的常用技术,由于比值法更适合SAR图像的统计且对校准误差具有鲁棒性^[9],因此该方法更受欢迎。此外,由于SAR图像中散斑噪声具有乘法特性,因此比值算子通常以对数表示。3)差异图分析,即将多时相图像的差异图划分为变化区域和未变化区域,本质上可视为图像分割的过程。



图1 变化检测示意图

Fig.1 Schematic diagrams of change detection results

显然,抑制SAR图像中散斑噪声造成的影响是非常困难的。对于上述步骤1)和2),以前的研究中提出了多种有效的算法对多时相SAR图像或差异图进行降噪处理;步骤3)是二值分割问题,将差异图划分为变化区域和未变化区域。常用的差异图分析方法有阈值法^[3]、聚类法^[6]和水平集法^[7]等。为了对SAR图像中散斑噪声导致的影响进行鲁棒性补偿,近年来提出了许多基于局部信息的方法^[6,10-11]。然而,在对差异图进行分割的过程中,图像细节的丢失问题很难避免。也就是说,在SAR图像变化检测任务中,如何平衡算法对噪声的鲁棒性和有效保留图像细节是亟待解决的重大问题。图1形象地展示了上述问题,图1(a)和图1(b)分别为存在散斑噪声和细节丢失情形下的变化检测结果,图1(c)为变化检测结果参考图,与图1(c)相比,图1(a)和图1(b)具有相同的正确性。从抑制噪声的角度看,图1(b)的结果优于图1(a),然而由于图1(b)中细节的丢失,圆区域出现了一定程度的畸变。综合对比以上情形,图1(a)所示的带有少量噪声的变化检测结果似乎更有用。

为了弥补上述缺陷,本文提出了一种用于SAR图像变化检测的多目标聚类方法,该方法将SAR图像变化检测问题转化为多目标优化问题。本文首先设计了两个相互冲突的目标函数,分别用于细节保留和噪声抑制;然后提出了一种多目标聚类算法,对两个相互冲突的目标同时进行优化;最后利用

该方法得到了一组非支配解,用户可根据需求从解决方案中选择一个合适的解。

2 相关工作

2.1 演化多目标优化

相较于单目标优化,多目标优化问题更难求解。近年来,随着多目标优化在现实世界复杂应用场景下的应用,越来越多研究者开始关注这一方向。多目标优化问题的复杂度虽然给多目标演化算法(MOEA)的设计带来了困难,但也提供了丰富的启发式信息,因而国内外学者提出了一些功能强大的MOEA框架。根据各种框架的特点,MOEA可分为以下几种^[12]:基于分解的MOEA(MOEA/D^[13])、基于支配的MOEA和基于指标的MOEA。特别地,近年来基于分解的算法在许多应用中已经显现出其优于许多其他MOEA的优势^[14]。MOEA/D不是将其作为一个整体来处理,而是将原始问题分解为一组简单的子问题,然后以协作的方式解决子问题。

对于一个具有 N 个变量 $X=(x_1, \dots, x_N)$ 、 M 个目标函数的最小化问题,表述如下:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } F(X) = (f_1(X), \dots, f_N(X)) \\ & \text{s. t. } X \in \Omega \end{aligned} \quad (1)$$

MOEA/D利用一组均匀分布的 NP 个权重向量 W_1, W_2, \dots, W_{NP} (其中 $W_i = (\omega_i^1, \dots, \omega_i^M)$),通过加权的形式将原始的多目标优化问题做如下分解:

$$\text{minimize } g_{ws}(X|W_i) = \sum_{j=1}^M \omega_j^i \cdot f_j(X) \quad (2)$$

除了加权和方法,研究人员还提出了其他的分解策略^[15],如Tchebycheff方法、基于惩罚的边界交集法、自适应惩罚方案和网格约束分解等。通过对原始多目标优化问题进行分解,MOEA/D可以有效地设计复制算子,提升优化算法的性能。

MOEA/D提供了一个简单而有效的基于分解的算法,其被成功并广泛应用于多目标演化计算中。由于MOEA/D算法同时优化多个子问题而不是直接将多目标优化问题作为一个整体来解决,相较于其他类别的MOEA,它在适应度分配和多样性控制等方面降低了解决的难度。考虑到实际问题中不同目标函数的值域差距问题,引入了目标归一化技术,用于解决目标值域间的规模差异问题,以便于多个目标函数间的聚合。另一方面,相较于基于支配的NSGA-II^[16]算法,MOEA/D的计算复杂度大幅降低。此外,难以充分利用标量优化算法是传统的非基于分解的MOEA的一个主要缺点,而MOEA/D算法中每个子问题本质上是标量优化问题,因此可以很自然地使用标量优化方法。

2.2 SAR图像变化检测

SAR遥感影像变化检测是一种依据同一场景的多时相遥感影像解析该场景下地表变化的技术,通常可分为监督和无监督方式^[17]。相较于监督算法,无监督的变化检测算法不需要人工标记,是学者们研究的热点。聚类算法是经典的无监督算法,在遥感影像变化检测领域被广泛应用。Celik^[18]

提出了一种基于 K -Means 聚类 and 主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 的算法, 该算法在聚类之前, 利用 PCA 一方面提取遥感图像的特征, 另一方面实现特征降维的目的。这种方法虽然利用了聚类的无监督学习优势, 但它忽略了空间纹理细节, 变化检测结果中存在大量椒盐噪声。Fuzzy C-Means (FCM)^[19] 巧妙利用了模糊系统的优势, 相比经典聚类方法中的硬划分方法, FCM 并不局限于把样本分类到一个聚类中, 因此保留了更多遥感影像原有的特征, 该方法也在遥感影像变化检测领域得到了迅速推广。Gong 等^[6] 改进了 FCM 并提出了模糊局部信息 C-均值聚类算法 (Reformulated Fuzzy Local Information C-Means Clustering Algorithm, RFLICM), 该算法通过在目标函数中添加一个新的模糊因子来融合空间信息并减少噪声的影响。聚类算法通常是基于相似性准则对遥感影像像素进行聚类, 然而遥感影像中地物的空间分布通常是不均匀的, 不同地物之间的相似性也会发生变化; 同时遥感影像中常常存在一些噪声 (如 SAR 遥感图像中的散斑噪声), 导致聚类结果存在过度分割或欠分割的问题。

3 演化多目标 SAR 图像变化检测方法

本章描述了提出的 SAR 图像变化检测方法。首先构造两个相互冲突的目标函数; 然后采用 MOEA/D 方法对两个目标函数同时进行优化; 最后详细描述了一些特定于问题的技巧。本文提出的 SAR 图像变化检测方法流程如图 2 所示。

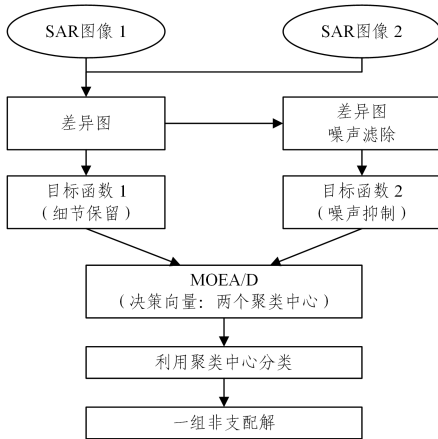


图 2 基于演化多目标聚类的 SAR 图像变化检测流程图

Fig. 2 Flowchart of SAR image change detection method based on evolutionary multi-objective clustering

3.1 MOEA/D 算法流程

作为基于分解的多目标演化领域的经典算法, MOEA/D 的本质是依据特定的分解策略, 将多个目标优化问题分解成 N 个单目标优化的子问题。MOEA/D 算法的核心表现在以下几个方面: 1) 子问题的目标函数启发并指导种群的进化, 在每次迭代过程中, 种群由针对每个子问题的当前最优个体重新构建而成; 子问题间的邻居关系由彼此权重向量的欧氏距离决定, 距离越小, 两个子问题越相似, 其最优解也应该越接近; 对每一个子问题进行优化时, 仅利用该子问题邻近若干个

子问题的当前最优解所提供的信息。MOEA/D 算法流程如图 3 所示。

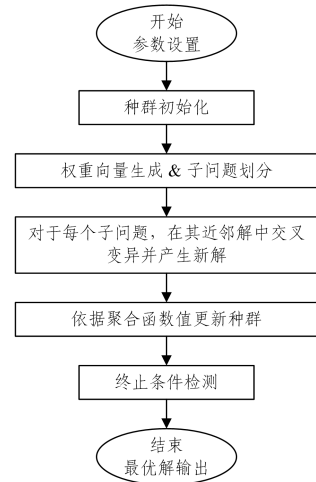


图 3 MOEA/D 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of MOEA/D algorithm

本文所采用的 MOEA/D 算法的细节如下: 种群初始化方面, 本文选择二进制编码方式; 分解策略为加权和方式; 交叉算子为多点交叉, 交叉概率设置为 0.85, 变异算子为单点变异, 变异概率为 0.05; 更新近邻解过程利用加权和的形式, 最后利用支配关系移除种群中的支配解。

3.2 变化检测多目标函数构造

在遥感影像变化检测任务中, 通过将差异图划分为变化区域和未变化区域来识别地物类别的变化, 也就是说, 差异图 $I(x)$ 中的所有像素 x 可以划分为两类区域, 可描述为:

$$\{x|x \in I\} = \{x|x \in U\} + \{x|x \in C\} \quad (3)$$

其中, U 和 C 分别表示未变化类和变化类。

K -Means 算法^[20] 是最流行的硬聚类方法之一, 其被广泛应用于图像分割任务, 它的能量函数为:

$$f(c_u, c_c) = \sum_{x \in U} \|x - c_u\|^2 + \sum_{x \in C} \|x - c_c\|^2 \quad (4)$$

其中, x 为差异图 I 中的像素, c_u 和 c_c 为未变化类和变化类的聚类中心, $\|\cdot\|$ 为欧氏范数。

如上所述, 为了将变化检测任务转化为多目标优化问题, 本文定义了两个目标函数, 分别表征对图像细节保留和散斑噪声抑制的优化。这两个相互冲突的目标函数可以描述为:

$$\min \begin{cases} f_1 = \sum_{x \in U} \|x - c_u\|^2 + \sum_{x \in C} \|x - c_c\|^2 \\ f_2 = \sum_{x \in U} \|\bar{x} - c_u\|^2 + \sum_{x \in C} \|\bar{x} - c_c\|^2 \end{cases} \quad (5)$$

其中, x 表示原始差异图 I 中的像素, \bar{x} 表示噪声滤除后的差异图 \bar{I} 中的像素。

显然, 当分别最小化 f_1 或 f_2 时, 变化检测结果将分别趋向于最大程度保留图像细节或抑制散斑噪声。考虑两幅已校准的 SAR 图像, 即 t_1 时刻图像 $I_A = \{I_A(i, j), 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W\}$ 与 t_2 时刻图像 $I_B = \{I_B(i, j), 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W\}$, 它们的大小同为 $H \times W$ 。本文方法使用对数比算子生成差异图 I , 生成方式如下:

$$I = \left| \log \frac{I_B}{I_A} \right| = |\log I_B - \log I_A| \quad (6)$$

差异图滤波是抑制散斑噪声的一种有效方式,本文利用均值滤波对差异图中的噪声进行平滑处理,噪声滤波后的差异图 \bar{I} 中的任一像素 \bar{x}_i 可通过下式计算而得:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n * n} \sum_{i \in N_r} x_i \quad (7)$$

其中, x_i 为差异图 I 中的第 i 个像素, N_r 为以点 x_i 为中心、大小为 $n * n$ 的矩形窗口中图像坐标的集合。

3.3 基于 MOEA/D 的多目标优化

本文所提方法的算法框架见算法 1。该方法选择聚类中心 c_u 和 c_c 作为决策向量,在此基础上,采用分解策略将上述多目标优化问题转化为一组不同标量的聚合问题。该方法采用加权和分解方法,可描述为:

$$g_{\text{wts}}(c_u, c_c | \lambda) = \lambda f_1(c_u, c_c) + (1 - \lambda) f_2(c_u, c_c) \quad (8)$$

其中, $\lambda = (\lambda, (1 - \lambda))^T$ 为权重向量, λ 满足 $0 \leq \lambda \leq 1$ 。

算法 1 本文提出的算法框架

输入:最大迭代次数 maxgen;子问题个数 N;权重向量近邻数量 n;外部存档 EA

输出:一组二值图像

1. 初始化:生成一组均匀分布的权重向量,然后计算出每个权重向量的 n 个近邻权重向量,再针对待优化问题初始化种群;
2. 设置当前迭代次数 $t=1$;
3. for $i \leftarrow 0$ to N do
 - 多点交叉和单点变异生成一个新解;
 - 更新 n 个近邻解;
 - 更新 EA;
4. 迭代停止条件:如果 $t < \text{maxgen}$,则执行 $t=t+1$ 并返回步骤 3;否则,迭代终止;
5. 利用算法 2 生成一组变化检测二值图像。

不失一般性,假设变化区域的灰度值大于未变化区域的灰度值。本文为了加速所提方法的收敛,采用了文献[3]中引入的 K&I 方法来寻找最佳阈值灰度 T 。因此,在差异图聚类过程中,未变化区域的聚类中心的初始化通过在 $[0, T]$ 中随机生成一个数值的方式实现,相应变化区域的聚类中心由 $[T, 255]$ 中随机生成的数值来初始化。差分进化算子^[21-22]和多项式变异算子^[22]用于来产生新的解。如算法 2 所示,最终变化检测图的生成由本文提出的基于分解的方法完成,算法描述见算法 2。

算法 2 变化检测图生成算法

输入:差异图中的第 i 个像素 x_i ;噪声滤除后差异图中的第 i 个像素

\bar{x}_i ;子问题个数 N;差异图像素个数 P

输出:一组二值图像

1. for $k \leftarrow 1$ to N do
 - for $i \leftarrow 1$ to P do
 - if $\lambda_k \| x_i - c_u \|^2 + (1 - \lambda_k) \| \bar{x}_i - c_u \|^2 \geq$
 - $\lambda_k \| x_i - c_c \|^2 + (1 - \lambda_k) \| \bar{x}_i - c_c \|^2$ then
 - $x_i \in U$
 - else
 - $x_i \in C$

SAR 遥感影像变化检测中,保持图像细节与散斑噪声抑制之间的权衡是一项重大挑战:过度保留图像细节,散斑噪声

的存在将增大未变化区域的差异,从而导致算法将未变化区域划分为变化区域;过度抑制散斑噪声,将导致图像细节丢失,一定程度上缩小了变化区域的差异,致使算法将变化区域划分为未变化区域。本文方法基于演化多目标优化算法框架,以细节保留与散斑噪声抑制为动机构建了两个目标函数,采用 MOEA/D 算法对上述两个目标依权重聚合并进行优化。通过这种方式,该方法同时提供了面向以上两个目标的多个不同权重下的变化检测结果,支持用户依据应用需求(图像细节保持与散斑噪声抑制的侧重/折衷)选择不同方案。

4 实验

为了验证所提出的 SAR 图像变化检测方法的有效性,对两个具有不同特征的 SAR 图像数据集进行了实验。

4.1 数据集介绍

第一个数据集为渥太华数据集(如图 4 所示),由加拿大国防研究与发展部提供。该数据集包含的两幅 SAR 图像由 RADARSAT SAR 传感器在加拿大渥太华市上空获得,图像大小为 290×350 ,其覆盖区域显示了 1997 年 5 月和 8 月曾经遭受洪水袭击的地区,通过对先验信息的整合,生成可用的地面真值。

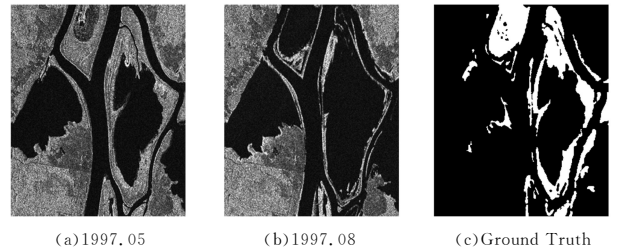


图 4 渥太华数据集
Fig.4 Ottawa dataset

第二个数据集为黄河河口数据集(如图 5 所示)。该数据集包含的两幅 SAR 图像由 Radarsat-2 传感器在黄河河口地区上空获得,图像大小为 128×128 ,获得的时间分别为 2008 年 6 月和 2009 年 6 月,通过对先验信息的整合,生成可用的地面真值。

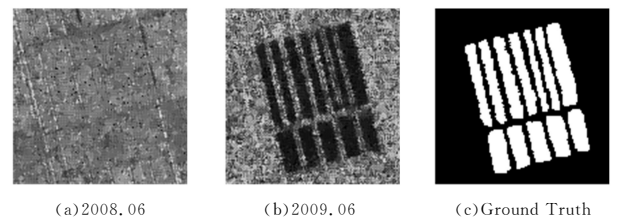


图 5 黄河河口数据集
Fig.5 Yellow River Estuary dataset

4.2 定量分析指标与参数设置

SAR 图像变化检测结果的定量分析指标为漏检(Missed Alarms, MA)和误检(False Alarms, FA)。漏检,指对比参考变化图,变化检测结果中被错误分类为未变化像素的数量,实际上这些像素是变化类别。误检,指在变化检测结果中与参考图相比被错误分类为变化类别像素的数量,这些像素事实上未改变。为了评估变化检测结果的图像细节和噪声,实验中

我们以百分比的形式表示漏检率与误检率,如式(9)和式(10)所示:

$$MA = \frac{N_{MA}}{N_C} \times 100\% \quad (9)$$

$$FA = \frac{N_{FA}}{N_U} \times 100\% \quad (10)$$

其中, N_{MA} 和 N_C 分别表示变化检测结果中漏检像素的个数和参考图像中变化像素的个数, N_{FA} 和 N_U 分别表示变化检测结果中误检像素的个数和参考图像中未变化像素的个数。

为了进一步评估 SAR 图像变化检测结果,本文将正确分类百分比(Percentage Correct Classification, PCC)^[23] 定义为:

$$PCC = \frac{N - N_{MA} - N_{FA}}{N} \times 100\% \quad (11)$$

其中, N 为差异图像像素总数。PCC 的本质为变化检测结果正确率。最后,本文将 Kappa 系数作为一个综合评价标准,评价变化检测结果在图像分割领域的效果。Kappa 系数越大,分割效果越好,反之越差。

本文所提方法中的参数设置情况如下:子问题个数为 101,每个权重向量的邻域权向量个数为 20,方法迭代次数最大为 300。此外,用于滤除渥太华数据集对应差异图噪声的滤波器窗口大小为 3×3 ,对于黄河河口数据集,该滤波器窗口大小为 5×5 。

4.3 渥太华数据集实验结果

本文方法得到的帕累托前沿面(Pareto Front, PF)如图 6 所示,图中的每个点对应于一个变化检测图,帕累托前沿面中心部分右侧的结果与其他变化检测经典方法的结果相似。然而,这些变化检测结果不可避免地会不同程度地丢失一些图像细节。本文提出的方法可生成一组变化检测图,用户可以选择一个希望得到的结果。考虑到在有限的空间中不能显示所有的变化检测结果,因此本文选择了 12 个具有代表性的变化检测映射来验证算法的性能。

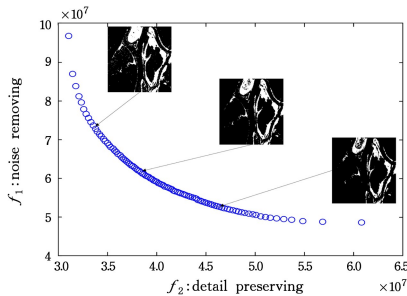


图 6 渥太华数据集变化检测帕累托前沿面

Fig. 6 Change detection Pareto front on Ottawa dataset

本文方法在变化检测结果中选取的 12 张变化检测结果图如图 7 所示,这些变化检测图是按照图像细节的保留程度排列的,其对应的 MAs 和 FAs 如表 1 所列。将图 7 中的红色矩形区域放大(如图 8 所示),相较于其他结果,图 7(a)–7(c)中包含了更多有用的信息,但图 7(a)–7(c)的所含误检的噪点较多,如表 1 所列。图 7(i)–7(l)中噪点少,但丢失了很多图像细节。总体上,该算法为用户选择合适的变化检测结果提供了便利。

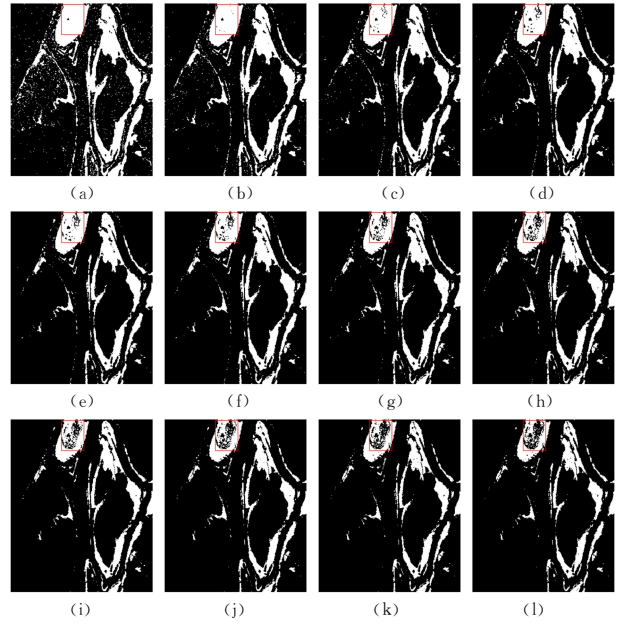


图 7 渥太华数据集代表性变化检测图(电子版为彩图)

Fig. 7 Representative change maps on Ottawa dataset

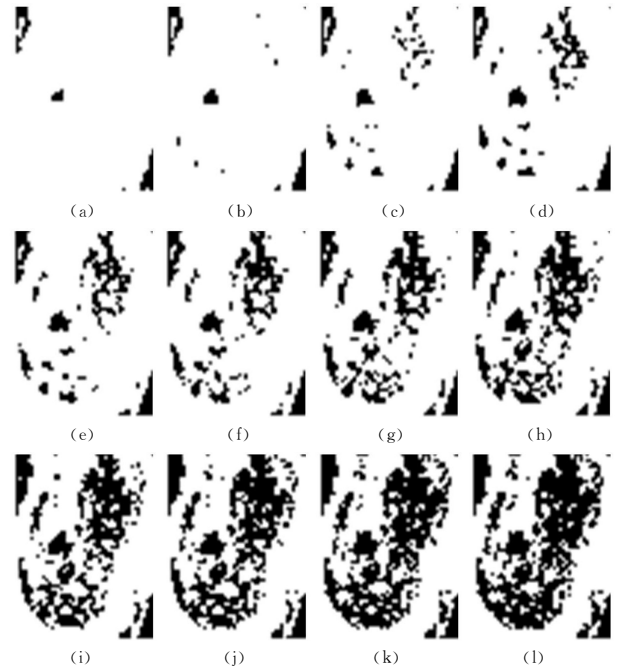


图 8 渥太华数据集变化检测图部分区域细节放大图示

Fig. 8 Details of the representative change maps on Ottawa dataset

表 1 渥太华数据集代表性变化检测结果

Table 1 Representative results on Ottawa dataset

No.	N_{MA}	MA/%	N_{FA}	FA/%
1	58	0.41	6364	7.46
2	105	0.74	3047	3.57
3	359	2.52	1666	1.95
4	670	4.71	921	1.08
5	999	7.02	659	0.77
6	1364	9.59	486	0.57
7	1812	12.74	356	0.42
8	2246	15.79	278	0.33
9	2662	18.71	198	0.23
10	3097	21.77	140	0.16
11	3575	25.13	92	0.11
12	3901	27.42	75	0.08

4.4 黄河河口数据集实验结果

参照4.3节的实验结果展示形式,本节给出了所提算法在黄河河口数据集上得到的8个代表性变化检测结果,如图9所示,对应的漏检与误检指标如表2所列。

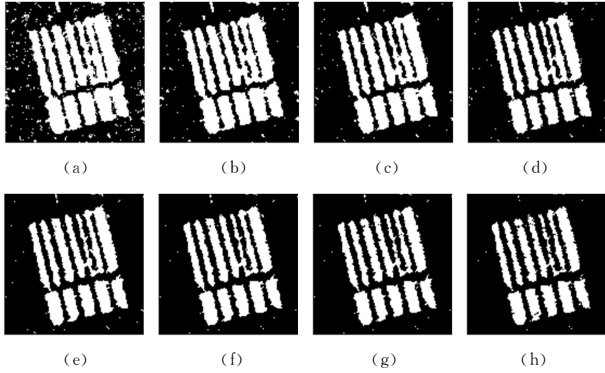


图9 黄河河口数据集代表性变化检测图

Fig. 9 Representative change maps on Yellow River Estuary dataset

表2 黄河河口数据集代表性变化检测结果

Table 2 Representative results on Yellow River Estuary dataset

No.	N_{MA}	$MA/\%$	N_{FA}	$FA/\%$
1	220	4.49	1248	11.14
2	287	5.86	659	5.88
3	412	8.41	428	3.82
4	639	13.04	236	2.11
5	783	15.98	149	1.33
6	894	18.25	108	0.96
7	1036	21.15	82	0.73
8	1220	24.90	50	0.45

相较于图9(c),图9(a)与9(b)的噪声较大,图9(g)

表3 渥太华数据集代表性变化检测结果

Table 3 Representative change detection results on Ottawa dataset

Indicator	Comparative results on Ottawa dataset			Comparative results on Yellow River Estuary dataset		
	FTC-CD	MRFFAC	Proposed	FTC-CD	MRFFAC	Proposed
N_{MA}	1049	2253	670	705	938	639
$MA/\%$	7.37	15.84	4.71	14.39	19.14	13.04
N_{FA}	2176	382	921	829	57	236
$FA/\%$	2.55	0.48	1.08	7.40	0.51	2.11
$PCC/\%$	96.75	97.35	98.40	90.47	92.58	94.57
Kappa	0.9003	0.9154	0.9301	0.7930	0.8306	0.8688

最后比较了本文提出的算法与FTC-CD、MRFFAC分别在渥太华数据集与黄河河口数据集上完成SAR遥感影像变化检测的时间。以上方法的运行环境相同,具体情况如下:处理器为Intel(R) Core(TM) i9-13900K CPU,内存32GB,环境为Python 3.8.5。各算法运行时间如表4所列。

表4 算法运行时间统计结果

Table 4 Statistics of algorithm running time

Dataset	(min)		
	FTC-CD	MRFFAC	Proposed
Ottawa	19.57	23.10	31.27
Yellow River Estuary	4.22	5.32	7.09

由表4可知,相较于FTC-CD与MRFFAC算法,本文

和9(h)的细节丢失较多。由表2可知,图9(a)的漏检率最小,误检率最大;图9(h)的漏检率最大,误检率最小。由于本文提出的方法同时利用了差异图和滤波后差异图的信息,权衡优化了图像细节保留与噪声抑制,因此用户可在所有的变化检测结果中找到一个合适的解来满足需求。

4.5 对比实验分析

为了对比分析本文提出的SAR图像变化检测算法的性能,本节基于渥太华数据集和黄河河口数据集,选取了两个近年来提出的变化检测方法FTC-CD^[24]和MRFFAC^[25]与本文算法进行比较。其中,为了实现多时遥感影像变化检测,FTC-CD方法融合了阈值控制与聚类算法,MRFFAC则将马尔可夫随机场理论创新地引入于模糊主动轮廓模型。如上文所述,本文方法可得到一组变化检测结果,我们将其中PCC最大的结果与对比算法进行比较。FTC-CD、MRFFAC和本文算法的变化检测图如图10所示,其变化检测结果的PCC与Kappa系数如表3所列。由表3可知,本文提出的算法优于FTC-CD与MRFFAC。

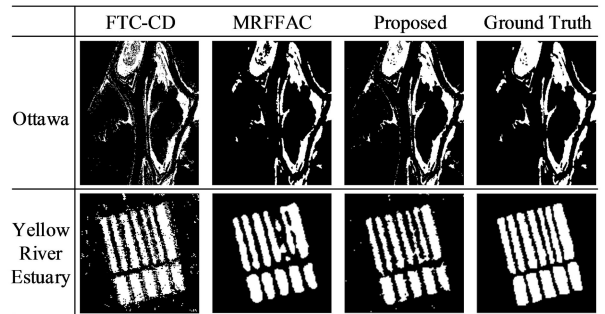


图10 对比实验SAR图像变化检测图

Fig. 10 SAR images change detection maps of comparative experiments

提出的算法以可接受的时间成本有效地实现了算法性能的提升。在渥太华数据集上,正确分类百分比分别提升了1.65%与1.05%;在黄河河口数据集上,正确分类百分比分别提升了4.10%与1.99%。此外,本文算法可提供多组变化检测结果,支持用户依据需求(如漏检、误检侧重程度等)选择相应的结果。

结束语 本文提出了一种用于SAR图像变化检测的多目标聚类算法。为了保持算法对噪声的鲁棒性和有效保留图像细节之间的平衡,本文提出了一种基于多目标聚类的变化检测算法,利用MOEA/D对提出的两个相互冲突的目标同时进行优化,最后该算法可生成一组非支配解,用户可以从选择一个希望获得的变换检测结果。实验结果表明,与其他

单目标算法相比,该方法具有良好的性能。

参 考 文 献

- [1] RADKE R J, ANDRA S, AL-KOFAHI O, et al. Image change detection algorithms: a systematic survey[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(3): 294-307.
- [2] BRUZZONE L, PRIETO D F. An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(4): 452-466.
- [3] 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.
- [4] BOVOLO F, BRUZZONE L. A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geo-science and Remote Sensing*, 2005, 43(12): 2963-2972.
- [5] BUJOR F, TROUVE E, VALET L, et al. Application of log-cumulants to the detection of spatiotemporal discontinuities in multitemporal SAR images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(10): 2073-2084.
- [6] 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*, 2011, 21(4): 2141-2151.
- [7] HAO M, SHI W, ZHANG H, et al. Unsupervised change detection with expectation-maximization-based level set [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 11(1): 210-214.
- [8] GONG M, ZHAO S, JIAO L, et al. A novel coarse-to-fine scheme for automatic image registration based on SIFT and mutual information[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(7): 4328-4338.
- [9] SINGH A. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, 10(6): 989-1003.
- [10] 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*, 2013, 22(1): 98-109.
- [11] LI H, GONG M, LIU J. A local statistical fuzzy active contour model for change detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 12(3): 582-586.
- [12] MA A, ZHONG Y, ZHANG L. Adaptive multiobjective memetic fuzzy clustering algorithm for remote sensing imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(8): 4202-4217.
- [13] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.
- [14] SHIM V A, TAN K C, TANG H. Adaptive memetic computing for evolutionary multiobjective optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 45(4): 610-621.
- [15] WANG J, REN W, ZHANG Z, et al. A hybrid multiobjective memetic algorithm for multiobjective periodic vehicle routing problem with time windows[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 50(11): 4732-4745.
- [16] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II [C] // *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI: 6th International Conference*. Paris, France, 2000: 849-858.
- [17] BOVOLO F, CAMPS-VALLS G, BRUZZONE L. A support vector domain method for change detection in multitemporal images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(10): 1148-1154.
- [18] 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.
- [19] GHOSH A, MISHRA N S, GHOSH S. Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images[J]. *Information Sciences*, 2011, 181(4): 699-715.
- [20] MACQUEEN J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C] // *Proceedings of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. 1967: 281-297.
- [21] PRICE K, STORN R M, LAMPINEN J A. *Differential evolution: a practical approach to global optimization* [M]. Springer Science & Business Media, 2006: 37-131.
- [22] LI H, ZHANG Q. Multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 13(2): 284-302.
- [23] ROSIN P L, IOANNIDIS E. Evaluation of global image thresholding for change detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(14): 2345-2356.
- [24] HAO M, TAN M, ZHANG H. A change detection framework by fusing threshold and clustering methods for optical medium resolution remote sensing images[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2019, 52(1): 96-106.
- [25] XIE F, QIAO W, GAO T, et al. Fuzzy active contour model with markov random field for change detection[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 77406-77417.



ZHOU Yu, born in 1983, Ph.D. His main research interests include machine learning and evolutionary computation.



YANG Junling, born in 1975, Ph.D. His main research interest is national defense artificial intelligence.