顾及冲突分析的模糊积分非监督变化检测

邵 攀 [1, 2] 任 东 [1, 2] 董 婷 [1, 2]

摘 要 以模糊积分 (Fuzzy integral, FI) 为基础, 提出一种顾及冲突分析 (Conflict analysis, CA) 的全自动遥感变化检测方法 CA-based FI, CAFI). CAFI 首先选取典型的对比算子, 生成信息互补的差异图 (Difference image, DI) 集; 其次利用模糊聚类、杰卡德相似系数和 FI 对差异图进行决策级融合, 得到初步融合变化检测图; 然后通过模糊集理论计算像元的信息冲突程度, 将初步融合检测结果自适应地划分为冲突严重区域和冲突较弱区域; 最后, 对冲突较弱的像元, 将其初步融合结果作为最终检测结果, 对易产生融合错误的冲突严重像元, 利用地统计分析对其重新分类. CAFI 能够集成不同信息优势的同时, 很大程度地解决 FI 融合过程中的信息冲突问题. 三组真实遥感数据的实验结果验证了 CAFI 的有效性和鲁棒性.

关键词 遥感, 非监督, 变化检测, 模糊积分, 冲突分析

引用格式 邵攀, 任东, 董婷. 顾及冲突分析的模糊积分非监督变化检测. 自动化学报, 2021, **47**(9): 2250−2263

DOI 10.16383/j.aas.c190047

Unsupervised Change Detection Based on Fuzzy Integral Considering Conflict Analysis

SHAO Pan[1, 2] REN Dong[1, 2] DONG Ting[1, 2]

Abstract This paper presents an automatic change detection method incorporating conflict analysis (CA) based on fuzzy integral (CAFI) for multitemporal remote sensing images. First, a difference image (DI) set with complementary information is generated by selecting typical comparison operators. Second, the DIs are fused in decision level by fuzzy clustering, Jaccard similarity coefficient and fuzzy integral, and a preliminary change detection map is obtained. Third, the preliminary map is adaptively partitioned into two regions — strongly conflicting region and weakly conflicting region — by computing the information conflict degree of each pixel with fuzzy set theory. Finally, for the weakly conflicting pixels, their preliminary detecting results are taken as the final results; and the strongly conflicting pixels likely to be misclassified are reclassified based on geostatistical analysis. CAFI can integrate the advantages of different DI images and resolve the FI conflicting situations largely. Experimental results on three real remote sensing images verify the effectiveness and robustness of the proposed technique.

Key words Remote sensing, unsupervised, change detection, fuzzy integral (FI), conflict analysis (CA)

Citation Shao Pan, Ren Dong, Dong Ting. Unsupervised change detection based on fuzzy integral considering conflict analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(9): 2250−2263

变化检测指通过分析同一地区不同时相遥感影像获取地表变化信息的过程,是遥感领域的重要研究方向[1−3], 广泛应用于城市研究[4]、灾害评估[5−6]、国防建设[7] 等领域. 一般地, 可通过监督和非监督两种途径实现变化检测. 非监督变化检测除原始遥感影像外, 不需其他任何信息,有着广阔的应用前景.

本文关注最常用的基于 “差异图 (Difference image, DI)”的非监督变化检测. 该方法首先对两期影像进行预处理, 然后比较预处理后影像生成差异图, 最后通过分析差异图提取变化信息. 虽然国内外学者从不同的角度提出了众多的差异图变化检测技术, 但不存在一种普适性的检测方法[8]. 同时由于受到异物同谱、同物异谱、类别混叠、噪声以及 (用来生成差异图的) 对比算子局限性等因素的影响, 差异图变化检测的检测结果有时不够理想.

将多差异图进行集成, 挖掘和融合不同差异图的优势, 是提高差异图变化检测性能的有效途径,也是近年来遥感变化检测的研究热点之一[8−11]. 根据抽象程度一般可将数据融合技术划分为三个层次:

收稿日期 2019-01-18 录用日期 2019-06-06
Manuscript received January 18, 2019; accepted June 6, 2019
国家自然科学基金 (41901341, 41701504), 国家重点研发计划 (2016YFD0800902), 湖北省技术创新专项 (重大项目) (2017ABA157), 地理国情监测国家测绘地理信息局重点实验室开放基金项目 (2017NGCM04) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (41901341, 41701504), National Key Research and Development Program of China (2016YFD0800902), Major Technological Innovation Project in Hubei Province of China (2017ABA157), and Open Project Program of Key Laboratory for National Geographic Census and Monitoring of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation (2017NGCM04)
本文责任编委 潘泉
Recommended by Associate Editor PAN Quan
1. 三峡大学计算机与信息学院 宜昌 443002 2. 三峡大学湖北省农田环境监测工程技术研究中心 宜昌 443002
1. College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002 2. Hubei Engineering Technology Research Center for Farmland Environmental Monitoring, China Three Gorges University, Yichang 443002

数据级、特征级和决策级[9]. 现有的多差异图融合变化检测主要是基于数据级和决策级的.

数据级差异图融合变化检测通过提升差异图的质量来提高检测精度: 首先将不同的差异图进行集成得到质量更优的融合差异图, 然后通过分析融合图像获取变化信息. Gong 等[10] 利用小波变换集成自然对数差值和邻域均值比差异图. Zheng 等[11] 通过加权平均法融合差值和自然对数差值差异图. Jia 等[12] 利用多尺度小波核融合差值和比值差异图. Zhuang 等[13] 首先通过融合波谱值差异和波谱夹角构造混合特征矢量 (Hybrid feature vector, HFV), 再对 HFV 求范数生成融合差异图.

决策级差异图融合变化检测通过集成不同差异图的检测结果来增强检测性能. Le Hegarat-Mascle 等[8] 和 Luo 等[14] 采用证据理论 (Dempster-Shafer theory, DS) 对不同差异图的检测结果进行融合. Zhang 等[15] 借助 DS 和支持向量机对不同尺度的差异图进行决策级融合. 霍春雷等[16] 使用投票法 (Majority voting, MV) 对多个尺度的检测结果进行融合. Du 等[9] 将决策级融合技术引入城市变化检测, 调查分析 DS、MV 和模糊积分 (Fuzzy integral, FI) 对差异图的融合效果. Nemmour 等[17] 利用 FI 对多个支持向量机的检测结果进行集成. Hao 等[18] 提出一种融合阈值技术和聚类算法的变化检测技术框架.

所有上述融合变化检测均有其技术优势, 能够实现信息的有效融合. 但总的来讲, 差异图融合变化检测的研究还处在初步阶段, 理论和方法探讨还不够深入, 有许多关键问题亟待解决. 对 FI 等决策级融合, 急需解决的关键问题之一是信息冲突问题: 不同信源可能得到相互冲突的判断结果, 当信源判断结果冲突严重时, 容易造成融合错误. 信息冲突问题是影响融合效果的根本原因之一.

本文以 FI 为基础, 提出一种全自动的顾及冲突分析的融合变化检测方法. 该方法首先选取典型的对比算子, 生成信息互补的差异图集; 然后利用顾及冲突分析的 FI (Conflict analysis-based FI, CAFI) 对差异图进行决策级融合. 所提出的 CAFI 在集成不同信源优势的同时, 尝试解决信息冲突问题. 利用三组真实遥感数据进行变化检测实验, 与多种相关先进检测技术进行对比, 以客观评估 CAFI 的有效性和可靠性.

1 CAFI 变化检测

CAFI 变化检测包括两个主要步骤: 1) 生成信息互补的差异图集合; 2) 利用所提出的 CAFI 模型对差异图进行决策级融合.

1.1 生成差异图集

本步的主要任务是生成两期遥感影像的差异图集. 假设 X_1 和 X_2 是两幅同一地区不同时刻的多光谱遥感影像, 且已经过配准和辐射校正等预处理.

遥感文献中存在众多的差异图生成算法, 常用的算法包括差值法、比值法、变化矢量分析 (Change vector analysis, CVA)、主成分分析 (Principle component analysis, PCA)、波谱相关性映射 (Spectral correlation mapper, SCM)、波谱角度映射 (Spectral angle mapper, SAM) 和波谱梯度差值法 (Spectral gradient differencing, SGD) 等[2, 19−20]. 差值法和比值法主要针对单波段遥感影像, 分别采用差值运算和比值运算生成两期影像的差异图. CVA 是对差值法在多波段情况下的扩展, 利用欧氏距离生成两期影像的差异图. PCA 通过主成分分析生成差异图, 能够去除数据相关性, 减少数据冗余. 上述差异图生成算法主要利用波谱曲线的波谱强度差异 (波谱特征样本点间的位置变化) 来生成差异图. 与上述算法不同, SCM 和 SAM利用波谱角度差异来生成两期影像的差异图[19]; 而 SGD 通过波谱梯度描述波谱曲线的形状信息, 并基于波谱曲线的形状差异生成两期影像差异图[20].

波谱曲线包括波谱强度、波谱角度和波谱形状 (梯度) 三方面的信息. 对 (地表) 发生变化的像元, 可能导致其波谱强度、波谱角度和波谱形状三个方面均发生较大变化, 亦可能只有其中某些方面发生较大变化[13, 20]. 基于此, 两期影像波谱曲线的变化可划分为 7 种类型 (表 1), 其中, 性质 a 表示具有较大的波谱强度变化; 性质 b 表示具有较大的波谱角度变化; 性质 c 表示具有较大的波谱形状变化. 若只考虑波谱强度变化, 则只能检测出变化类型 1, 4, 5 和 7; 若只考虑波谱角度变化, 则只能检测出变化类型 2, 4, 6 和 7; 若只考虑波谱形状变化, 则只能检测出变化类型 3, 5, 6 和 7. 忽略其中任何一方面, 都会造成 7 种变化类型 (表 1) 不能被全部检测. 比如, 若未考虑波谱形状变化信息, 则变化类型 3 (此类别只有波谱形状发生较大变化) 不能被检测. 综上可知, 通过综合考虑两期影像的波谱强度、波谱角度和波谱形状差异, 可提供互补的差异图集. 另外, 计算两期影像波谱强度差异时, 可采用代数运算法 (以 CVA 为代表), 也可采用数据变换法 (以 PCA 为代表). 代数运算法和变换法具有一定的互补性, 可提供互补的波谱强度差异.

基于上述分析, 本研究选取 CVA、SCM、PCA 和 SGD 来生成两期影像 X_1 和 X_2 的差异图集 S_{DI}, 并将其记作 $S_{\mathrm{DI}} = \{\mathrm{CVA}, \mathrm{SCM}, \mathrm{PCA}, \mathrm{SGD}\}$. 其

表 1 波谱曲线的变化类型

Table 1 The change categories of spectral curve

变化类型	具有性质
1	a
2	b
3	c
4	a, b
5	a, c
6	b, c
7	a, b, c

中 CVA和 PCA 描述波谱强度差异, SCM 描述波谱角度差异, 而 SGD 描述波谱形状差异; CVA 和 PCA 分别利用代数运算法和变换法生成差异图, 能够提供互补的波谱强度差异.

CVA、SCM 和 SGD 的技术细节可参见文献 [19−20]. 而对差异图 PCA, 本研究首先计算两期影像 X_2 和 X_1 的比值差异矢量 $RX = (|1 - X_2^1/X_1^1|, \cdots, |1- X_2^B/X_1^B|)$, 其中 X_l^b 表示影像 X_l 的第 b 波段, B 表示波段总数; 然后通过 PCA 技术得到 RX 的各主成分; 最后通过方差贡献率将 RX 的各主成分加权平均得到差异图 PCA. 得到差异图集 $S_{\rm DI}$ 后, 对每组差异图进行归一化操作, 使其在 $[0, 1]$ 中取值.

1.2 CAFI 融合模型

如图 1 所示, 所提出的 CAFI 融合模型包括 3 个步骤: 1) 初步融合. 利用杰卡德相似系数 (Jaccard similarity coefficient, JSC)、模糊聚类和 FI 对信源 (差异图) 集进行决策级融合, 得到初步融合变化检测图; 2) 自适应分割. 利用模糊集合的模糊度计算像元的信息冲突程度, 将初步融合变化检测图划分为冲突严重和冲突较弱区域; 3) 重新分类. 将冲突较弱像元的初步融合结果作为其最终的变化检测结果, 利用地统计学知识对冲突严重像元重新分

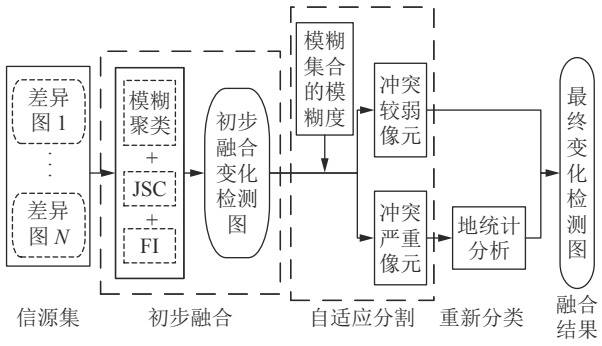


图 1 所提出的 CAFI 融合模型的基本流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed CAFI fusion model

类. 用符号 w_1 和 w_2 分别表示未变化类和变化类.

1.2.1 初步融合

模糊积分 FI 是对传统积分的有效扩展, 不要求信源相互独立, 且能够同时考虑信源的重要程度和判断结果, 为信息融合提供了一种强有力的工具[21]. Sugeno 积分和 Choquet 积分是两种最常用的模糊积分. 所提出的 CAFI 是一个融合技术框架, 在初步融合步骤可采用不同的积分类型, 本研究以 Choquet 积分为例来研究和探讨 CAFI.

Choquet 积分基于模糊测度对各信源的分类结果进行非线性合成. 模糊测度用来表征信源的重要程度以及信源之间的相互作用. 设集合 $Z = \{z_1, z_2, \cdots, z_N\}$ 是一个有限集合, 用 2^Z 表示 Z 的幂集, 称集合映射 $g: 2^Z \to [0, 1]$ 为一个模糊测度, 若 g 满足:

1) $g(\emptyset) = 0$;

2) $g(Z) = 1$;

3) 若 $A, B \in 2^Z$ 且 $A \subseteq B$, 则 $g(A) \le g(B)$.

其中, $\emptyset$ 表示空集. 利用 Choquet 积分融合信息时, 可采用不同的模糊测度, 本文采用简单有效的 g_λ 模糊测度[9]. g_λ 模糊测度除满足上述 3 个条件外, 还满足以下性质: 若 $A, B \in 2^Z$ 且 $A \cap B = \emptyset$, 则

$$g_\lambda(A \cup B) = g_\lambda(A) + g_\lambda(B) + \lambda \times g_\lambda(A) g_\lambda(B) \quad (1)$$

其中, $\lambda \ge -1$. 设 $h: Z \to [0, 1]$ 是集合 Z 上一个函数, 且满足 $h(z_1) \le h(z_2) \le \cdots \le h(z_N)$, 则基于 g_λ 模糊测度的 Choquet 积分可通过下式定义[21]

$$\int_Z h \mathrm{d} g_\lambda = \sum_{n=1}^{N} (h(z_n) - h(z_{n-1})) \times g_\lambda(A_n) \quad (2)$$

其中, $h(z_0) = 0$, $A_n = \{z_1, z_2, \cdots, z_n\}$, $n = 1, 2, \cdots, N$, $g_\lambda(A_n)$ 表示 A_n 的 g_λ 模糊测度, 可通过下式确定

$$\begin{cases} g_\lambda(A_1) = g_\lambda(z_1) \\ g_\lambda(A_n) = g_\lambda(z_n) + g_\lambda(A_{n-1}) + \lambda \times \\ \qquad g_\lambda(z_n) g_\lambda(A_{n-1}) \end{cases} \quad (3)$$

参数 λ 可通过解下面方程得到[9]

$$\lambda + 1 = \prod_{n=1}^{N} (\lambda \times g_\lambda(z_n) + 1) \quad (4)$$

其中, $g_\lambda(z_n)$ 表示单元素集合 $\{z_n\}$ 的模糊测度. 在用 Choquet 积分进行信息融合时, 集合 Z 表示信源集, 信源 z_n 的 g_λ 模糊测度表示信源 z_n 的重要程度, 函数 $h(z_n)$ 表示信源 z_n 的分类结果. 本研究中信源集 Z 由 $N\,(N = 4)$ 组差异图构成 (参见第 1.1 节).

从上述分析可知, 为通过 Choquet 积分融合差异图集, 需计算各差异图对像元的分类结果 $h(z_n)$ 和各差异图的 g_λ 模糊测度 (重要程度). 如图 2 所示, 基于 Choquet 积分的初步融合步骤的基本流程

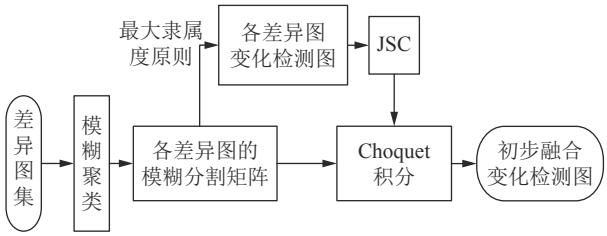


图 2　初步融合步骤的基本流程

Fig. 2　Flowchart of the preliminary fusion step

包括: 1) 通过模糊聚类求解各差异图的分类结果(模糊分割矩阵); 2) 利用杰卡德相似系数 JSC 估算差异图的 g_λ 模糊测度; 3) 基于 Choquet 积分融合差异图集, 生成初步融合变化检测图.

1) 求解各差异图的分类结果

一般地, 未变化类和变化类之间没有明确的边界, 存在一个混叠区域[22], 导致差异图分析总是伴随着不确定性. 模糊集通过隶属度引入部分属于的概念, 能够很好的处理不确定性问题. 为此, 本研究采用模糊聚类分析差异图获取像元的分类结果. 具体的, 采用最流行的模糊聚类算法——模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM)[23] 对差异图进行软聚类, 获取其模糊分割矩阵 $U_n=[u_n^i(w_1),u_n^i(w_2)]$, 其中 $u_n^i(w_k)$ 表示 FCM 基于差异图 z_n 得到的像元 p_i 属于类别 w_k 的隶属度, $k=1,2$, 满足 $0\le u_n^i(w_k)\le 1$ 和 $u_n^i(w_1)+u_n^i(w_2)=1$.

对任给像元 p_i, 用符号 $h_i^k(z_n)$ 表示信源 (差异图) z_n 对像元 p_i 关于类别 w_k 的分类结果. 本研究用像元隶属度定义 $h_i^k(z_n)$

$$h_i^k(z_n)=u_n^i(w_k),\ k=1,2;n=1,2,\cdots,N \tag{5}$$

2) 估算各差异图的 g_λ 模糊测度

为叙述方便, 用符号 g_n^k $(1\le n\le N,k\in\{1,2\})$ 表示差异图 z_n 关于类别 w_k 的 g_λ 模糊测度. 模糊测度用来表征信源的重要程度, 学者们常用分类精度来定义 g_n^k [9, 17]. 然而本研究关注非监督变化检测, 无训练样本可用, 不能得到未变化类和变化类的分类精度, 故需采用其他途径求解 g_n^k. 根据文献 [24], 变化检测图的相似度能够在一定程度上反映变化检测效果, 为描述差异图的重要程度提供一种可能途径. 但该文献针对整幅变化检测图定义相似度, 不能反映单个类别的检测效果. 基于上述分析, 本研究尝试用杰卡德相似系数 JSC 估算类别相似度, 通过类别相似度描述差异图关于类别的重要程度 (模糊测度 g_n^k).

用 S_n 表示通过 "最大隶属度原则"基于模糊分割矩阵 U_n, 得到的差异图 z_n 的变化检测图, S_n^k 表示 S_n 中 w_k 类像元构成的集合, 即

$$\begin{cases} S_n^1=\{p_i|u_n^i(w_1)>u_n^i(w_2)\} \\ S_n^2=\{p_i|u_n^i(w_1)\le u_n^i(w_2)\} \end{cases}$$

集合 S_n^k 与 S_m^k 的杰卡德相似度 $J(S_n^k,S_m^k)$ 可通过下式计算

$$J(S_n^k,S_m^k)=\frac{|S_n^k\cap S_m^k|}{|S_n^k\cup S_m^k|},\ \ n,m=1,\cdots,N,\ \ m\ne n$$

其中, $|\cdot|$ 表示求集合的基数, $\cap$ $(\cup)$ 表示集合的交 (并) 运算. 对 $J(S_n^k,S_m^k)$ 关于 m 求均值可定义集合 S_n^k 的平均杰卡德相似度 $J(S_n^k)$

$$J\left(S_n^k\right)=\frac{1}{N-1}\sum_{m=1,m\ne n}^{N}J\left(S_n^k,S_m^k\right) \tag{6}$$

$J(S_n^k)$ 表示差异图 z_n 的变化检测图 S_n 与其他差异图的变化检测图关于类别 w_k 的平均杰卡德相似度, 能够在一定程度上反映 z_n 关于类别 w_k 的检测效果. 本研究用 $J(S_n^k)$ 定义差异图 z_n 关于类别 w_k 的 g_λ 模糊测度 (重要程度), 即令

$$g_n^k=J\left(S_n^k\right),\ \ n=1,2,\cdots,N,\ \ k=1,2 \tag{7}$$

3) 生成初步融合变化检测图

得到各差异图 z_n 的 g_λ 模糊测度 (重要程度) g_n^k 和 z_n 对像元的分类结果 $h_i^k(z_n)$ 后, 利用 Choquet 积分实现差异图集的初步融合, 生成初步融合变化检测图. Choquet 积分关于类别 $w_k,k=1,2$ 的具体融合过程为: 对任给像元 p_i, 首先对信源 (差异图) 集合 $Z=\{z_1,z_2,\cdots,z_N\}$ 进行重新排序, 使其满足条件 $h_i^k(z_1^*)\le h_i^k(z_2^*)\le\cdots\le h_i^k(z_N^*)$, 其中 $\{z_1^*,z_2^*,\cdots,z_N^*\}$ 是 Z 的一个按序排列. 令 $A_n^*=\{z_1^*,z_2^*,\cdots,z_n^*\}$, $g^k(A_n^*)$ 表示信源集 A_n^* 关于类别 w_k 的 g_λ 模糊测度, $n=1,2,\cdots,N$. 根据式 (2) 可知, 对像元 p_i, 差异图集关于类别 w_k 的 Choquet 积分 FI_i^k $(k\in\{1,2\})$ 为

$$FI_i^k=\sum_{n=1}^{N}\left(h_i^k\left(z_n^*\right)-h_i^k\left(z_{n-1}^*\right)\right)\times g^k\left(A_n^*\right) \tag{8}$$

其中, $h_i^k(z_0^*)=0$, $g^k(A_n^*)$ 和参数 λ 可通过将 $g_{n^*}^k$ 分别代入式 (3) 和式 (4) 得到, 这里 $g_{n^*}^k$ 表示重新排序后信源 z_n^* 关于类别 w_k 的 g_λ 模糊测度.

用 L_i 表示像元 p_i 的类别标签, 则得到所有像元的 FI_i^1 和 FI_i^2 后, 可通过式 (9) 生成初步融合变化检测图:

$$L_i=\begin{cases} w_1, & FI_i^1>FI_i^2 \\ w_2, & FI_i^1\le FI_i^2 \end{cases} \tag{9}$$

1.2.2　自适应分割

Choquet 积分能够实现多源信息的有效融合,

然而当不同差异图的变化检测结果冲突严重时, 可能导致融合错误. 例如对某一像元, 假设两组差异图将其分配给变化类, 另外两组差异图将其分配给未变化类, 信源之间冲突严重, 很难判断其最终的检测结果, 极易出现融合错误. 信源冲突问题严重影响 FI 的融合效果, 为此, CAFI 对 FI 得到的初步融合变化检测图进行进一步处理: 识别初步融合变化检测图中的冲突严重像元并对其重新分类.

对任给像元 p_i , 用符号 $u^i(w_k)$ 表示基于信源 (差异图) 集 Z, p_i 属于类别 w_k 的所有隶属度的加权和, 即

$$u^i(w_k)=\sum_{n=1}^{N}u_n^i(w_k)\times g_n^k,\quad k\in\{1,2\} \tag{10}$$

并对 $u^i(w_k)$ 进行式 (11) 的规范化操作, 使其满足 $u^i(w_1)+u^i(w_2)=1$.

$$u^i(w_k)=\frac{u^i(w_k)}{u^i(w_1)+u^i(w_2)} \tag{11}$$

可将集合 $\Psi_i=\{u^i(w_1),u^i(w_2)\}$ 视作一个模糊集: 若 $u^i(w_1)$ 和 $u^i(w_2)$ 的值越接近, 则 p_i 的变化检测结果冲突越严重, 模糊集 Ψ_i 的模糊程度越高; 反之亦然. 因此, 可用 Ψ_i 的模糊度来描述信源在像元 p_i 的冲突程度: 首先采用最常用的模糊度量函数之一——信息熵来计算 Ψ_i 的模糊度 F_i

$$F_i=\frac{-[u^i(w_1)\log_2 u^i(w_1)+u^i(w_2)\log_2 u^i(w_2)]}{\ln 2} \tag{12}$$

其中, ln 表示自然对数算子; 而后用 F_i 定义信源在像元 p_i 的冲突程度.

用符号 S^1 和 S^2 分别表示初步融合变化检测图中未变化类 (w_1) 和变化类 (w_2) 像元构成的集合, 分别在 S^1 和 S^2 中识别冲突严重像元. 将集合 S^k 中像元的信源冲突程度 F_i 组成的集合记作 $\Re^k=\{F_i|p_i\in S^k\}$ ($k\in\{1,2\}$), 分别用 $\mu(\Re^k)$ 和 $s(\Re^k)$ 表示集合 $\Re^k$ 的均值与标准差; 并用 Con^k 表示 S^k 中的冲突严重像元组成的集合. 根据定义可知集合 Con^k 与集合 $\Re^k$ 的统计特征密切相关, 本研究用 $\mu(\Re^k)$ 和 $s(\Re^k)$ 自适应地确定 $Con^k, k\in\{1,2\}$.

$$Con^k=\{p_i\in S^k|F_i>\mu\left(\Re^k\right)+T_k\times s\left(\Re^k\right)\} \tag{13}$$

其中, T_k 为常数, T_k 的取值越大, 则 Con^k 中的元素越少; T_k 越小, Con^k 中的元素越多. 通过式 (13), S^k 被划分为两部分: 冲突严重的 Con^k 和冲突较弱的 $Non^k=S^k-Con^k$. 从而, 初步融合变化检测图被划分为两个区域: 冲突严重区域 $Con^1\cup Con^2$ 和冲突较弱区域 $Non^1\cup Non^2$.

为使所提出模型无需人工干预, 实现算法的自动化, 需确定参数 T_1 和 T_2 的取值. 受文献 [25] 启发, 本研究通过实验确定参数 $T_k, k\in\{1,2\}$: 对多组遥感影像进行测试, 当参数 $T_1\in[0.5,1.5], T_2\in[5,7]$ 时, CAFI的检测结果保持稳定且达到最优. 本研究固定 T_1 和 T_2 的取值, 令 $T_1=1, T_2=6$. 对参数 T_1 和 T_2 的测试细节可参见第 2.3 节.

1.2.3 重新分类

对 $Non^1\cup Non^2$ 中像元, 信源之间冲突较小, FI 能够得到较可靠的融合结果, 故将其初步融合变化检测结果作为最终的检测结果: 将 Non^1 中像元标记为未变化类, Non^2 中像元标记为变化类; 对 $Con^1\cup Con^2$ 中像元, 信源之间冲突严重, 需进行重新分类.

遥感影像的邻域像元间具有很强的相关性, 且地表变化一般不是孤立的点, 而是空间连通的区域[26]. 地统计学中的克里金插值理论通过观测值对未知点进行无偏、最优线性估计, 能够很好地利用空间相关性, 已被成功应用到众多领域. 鉴于以上两点, 本研究利用克里金插值技术对冲突严重像元重新分类.

任给冲突严重像元 p_{i_0}, $N(i_0)$ 为它的一个邻域, 若 $N(i_0)$ 满足: $p_{i_0}\notin N(i_0)$; 且 $N(i_0)$ 以 p_{i_0} 为中心, 则称 $N(i_0)$ 为一个克里金窗口. 图 3 给出一个半径 $r=3$ 的克里金窗口: w_1 表示相应位置的像元被标记为未变化类, Con 表示相应位置的像元属于冲突严重区域, 需重新分配类别, w_2 表示相应位置的像元被标记为变化类.

w_1	w_1	w_2	w_2	w_1	w_1	Con
w_1	Con	w_2	Con	w_1	w_1	w_2
w_1	w_1	w_1	w_1	Con	w_2	w_2
w_1	w_1	w_1	p_{i_0}	w_1	Con	w_2
Con	w_1	w_1	w_1	w_1	Con	w_2
w_2	Con	w_1	w_1	w_1	w_1	w_1
w_2	w_2	Con	w_1	w_1	w_1	w_1

图 3 半径 $r=3$ 的克里金窗口

Fig. 3 Kriging window with radius $r=3$

普通克里金能够估算未知点的最优属性值, 提供估值误差. 但在当前问题中, 获取冲突严重像元是否发生变化的概率比获取其属性值更重要. 指示克里金将类别标记变量视作区域化变量, 为计算类别概率提供了一种途径. 本研究借助指示克里金理

论求解冲突严重像元属于 w_1 和 w_2 的概率: 首先对冲突严重像元定义一个克里金窗口, 并将窗口中已标记的像元视作已知点; 然后通过指示克里金计算冲突严重像元的类别概率.

具体地, 对任给冲突严重像元 p_{i_0}, 用 $Pro_2(i_0)$ 表示其属于变化类 w_2 的概率. 为计算 $Pro_2(i_0)$, 可从变化类的角度定义指标变量 $x_2(i)$: 将已标记为 w_2 和 w_1 像元的指标值分别设置为 1 和 0: 对于冲突严重像元, 其类别未知, 发生和未发生变化的可能各占一半, 故将 $Con^1 \cup Con^2$ 中像元的指标值设置为 1/2, 即

$$x_2(i)=\begin{cases}1, & p_i \in w_2\\ \dfrac{1}{2}, & p_i \in Con^1 \cup Con^2\\ 0, & p_i \in w_1\end{cases} \tag{14}$$

根据文献 [27], 像元 p_{i_0} 属于变化类 w_2 的概率 $Pro_2(i_0)$ 可通过下式计算

$$Pro_2(i_0)=\sum_{p_i \in N(i_0)} \lambda_2^i \cdot x_2(i) \tag{15}$$

式中, $N(i_0)$ 为 p_{i_0} 的克里金窗口, λ_2^i 表示像元 p_i 的克里金权重系数. $\{\lambda_2^i\}$ 可通过求解克里金方程 (16) 获取

$$\begin{cases}\displaystyle\sum_{p_j \in N(i_0)} \lambda_2^j = 1\\ \displaystyle\sum_{p_j \in N(i_0)} C_2(i,j) \times \lambda_2^j - \mu = C_2(i,i_0)\end{cases}, \quad p_i \in N(i_0) \tag{16}$$

式中, $C_2(i,j)=Cov(x_2(i),x_2(j))$ 表示 $x_2(i)$ 和 $x_2(j)$ 的协方差, 其取值只与像元 p_i 和 p_j 的相对位置有关, μ 为拉格朗日系数. 克里金理论的更多细节可参见文献 [28].

通过从未变化类 w_1 的角度定义指标变量 $x_1(i)$, 可类似地求解冲突严重像元 p_{i_0} 属于 w_1 的概率 $Pro_1(i_0)$. 得到冲突严重像元 p_{i_0} 属于未变化类和变化类的概率 $Pro_1(i_0)$ 和 $Pro_2(i_0)$ 后, CAFI 通过最大概率原则为 p_{i_0} 分配类别:

$$L_{i_0}=\begin{cases}w_1, & Pro_1(i_0) > Pro_2(i_0)\\ w_2, & Pro_1(i_0) \le Pro_2(i_0)\end{cases} \tag{17}$$

为提高计算效率, 在计算 $x_k(i)$ 的协方差函数 $C_k(i,j)$ 时, 采用切可雪夫距离量测像元间的空间距离;同时假设 $x_k(i)$ 各向同性, 分别计算东、南、西、北、东南、西南、东北、西北八个方向的协方差函数, 并将其均值赋值给 $C_k(i,j)$.

对类别 w_k, $k=1$ 或 2, 得到 $C_k(i,j)$ 后, 如果固定 $N(i_0)$ 的大小和形状, 则方程组 (16) 不依赖于 p_{i_0} 本身, 故对所有冲突严重像元, 为得到 $Pro_k(i_0)$, 只需求解一次方程组. 选取克里金窗口 $N(i_0)$ 时需考虑: 1) $N(i_0)$ 中需包含足够的已标记像元; 2) $N(i_0)$ 的半径 r 需小于 $x_k(i)$ 的变程[28].

为实现重新分类步骤的自动化, 需确定克里金窗口半径 r 的取值. 本研究通过实验确定参数 r: 对多组遥感影像进行测试, 当半径 r 的取值从 1 变到 5 时, CAFI 的检测效果先是缓慢变好然后变差, 且当 $r=3$ 时达到最优. 本文采用如图 3 所示的半径 $r=3$ 的克里金窗口. 对参数 r 的测试细节可参见第 2.3 节的实验部分.

通过方程 (16) 可能得到负的克里金权重系数 $\{\lambda_k^i\}$, 直接代入式 (15) 可能导致负值概率. 为避免出现这种情况, 得到 $\{\lambda_k^i\}$ 后进行如下操作: 首先依次判断 λ_k^i 是否为负, 若 λ_k^i 为负, 则令 $\lambda_k^i=0$, 否则保持 λ_k^i 不变; 然后对正的 λ_k^i 进行规范化操作, 使其满足和为 1. 算法 1 给出了 CAFI 主要步骤.

算法 1. CAFI 融合算法

输入. 经过预处理的两期遥感影像 X_1 和 X_2.

输出. 融合变化检测图.

步骤 1. 利用 CVA、SCM、PCA、SGD 技术生成 X_1 和 X_2 的差异图集,并对差异图进行归一化处理, 使其在 [0, 1] 中取值.

步骤 2. 对差异图集进行初步融合, 生成初步融合变化检测图.

1) 利用 FCM 获取各差异图的模糊分割矩阵 U_n, 并通过式 (5) 得到各差异图对像元的分类结果 $h_i^k(z_n)$;

2) 利用 "最大隶属度原则"基于 U_n 生成各差异图的变化检测图, 通过 JSC (式 (6) 和式 (7)) 计算各差异图的模糊测度 g_n^k;

3) 基于差异图的分类结果 $h_i^k(z_n)$ 和模糊测度 g_n^k, 通过式 (8) 和式 (9) 生成初步融合变化检测图.

步骤 3. 通过式 (12) 计算每个像元的信息冲突程度, 基于式 (13) 将初步融合变化检测图划分为冲突严重区域和冲突较弱区域.

步骤 4. 对冲突严重区域中像元重新分类, 得到最终的融合变化检测图.

1) 将冲突较弱像元的初步融合结果, 作为其最终的变化检测结果;

2) 利用式 (15) 计算冲突严重区域像元属于变化类的概率,利用相同的方法计算冲突严重像元属于未变化类的概率;

3) 通过式 (17) 对冲突严重像元重新分配类别, 得到其最终变化检测结果, 至此得到最终的融合变化检测图.

步骤 5. 输出最终的融合变化检测图.

2 实验对比与分析

2.1 实验数据

为验证所提出的变化检测技术 CAFI 的有效性, 本研究采用三组来自不同传感器、具有不同变化类型的遥感数据进行实验. 实验 1 中使用的数据由内蒙古和黑龙江交界处的两幅 Landsat-5 TM 影像构成, 获取时间分别为 2006 年 8 月 22 日 (t_1) 和 2011 年 6 月 17 日 (t_2), 数据大小为 1 200 × 1 350 像元. 两期影像的变化主要是由森林火灾引起的. 图 4 (a) ~ (c)给出两期影像及其变化参考图. 本研究三组实验数据的变化参考图, 均是通过人工详细对比两期遥感影像生成: 白色表示发生变化区域, 黑色表示未发生变化区域. 实验 1 使用影像的 1 ~ 5 和 7 波段进行变化检测.

(a) t_1 时刻 (a) Time t_1　(b) t_2 时刻 (b) Time t_2　(c) 变化参考图 (c) Reference map of change

图 4 实验 1 中使用的遥感影像及其变化参考图

Fig. 4 The remote sensing images used in Experiment 1 and its reference map

实验 2 中使用的数据由辽宁省某地区的两幅 Landsat-7 ETM + 影像构成, 大小为 800 × 1 000 像元, 成像时间分别为 2001 年 8 月 11 日 (t_1) 和 2002 年 8 月 14 日 (t_2). 两期影像发生变化的主要原因是农作物种植的改变. 图 5 (a) ~ (c) 分别给出两期影像和它们的变化参考图. 实验 2 使用影像的 1 ~ 4 波段进行变化检测.

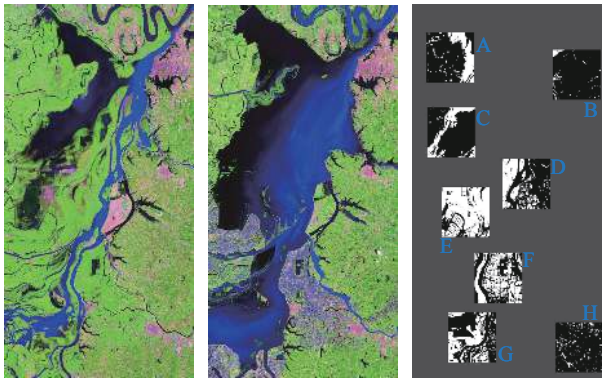
实验 3 中使用的数据由湖南某地区的两幅 Landsat-8 OLI (Operational land imager) 影像构成, 其大小为 3 000 ×1 600 像元, 获取时间分别为 2013 年 9 月 17 日 (t_1) 和 2016 年 7 月 23 日 (t_2). 如图 6 (a) 和图 6 (b) 所示, 该地区主要包括 4 种地物: 水、农田、森林和城区建筑. 两期影像包含多种类型的变化, 这些变化主要是由于长时间降雨、种植计划改变和城市建设造成的.

变化的多样性和较大的尺寸, 使得实验数据 3 的变化检测任务更具挑战性, 同时也使得生成整个区域的变化参考图非常困难. 受文献 [9, 20] 的启发, 实验 3 中采用抽样技术进行性能评估. 具体的, 采用分层抽样技术选取 8 组 400 × 400 像元的影像块测试各算法的性能. 这些影像块空间分布均衡, 且

(a) t_1 时刻 (a) Time t_1　(b) t_2 时刻 (b) Time t_2　(c) 变化参考图 (c) Reference map of change

图 5 实验 2 中使用的遥感影像及其变化参考图

Fig. 5 The remote sensing images used in Experiment 2 and its reference map



(a) t_1 时刻 (a) Time t_1　(b) t_2 时刻 (b) Time t_2　(c) 变化参考图 (c) Reference map of change

图 6 实验 3 中使用的遥感影像及其变化参考图

Fig. 6 The remote sensing images used in Experiment 3 and its reference map

包含所有变化类型. 图 6 (c) 给出了 8 组影像块的变化参考图, 实验 3 使用影像的 1 ~ 7 波段进行变化检测.

首先对 3 组影像进行配准和辐射校正等预处理, 然后利用 CVA, SCM, PCA 和 SGD 生成两期影像的差异图集, 最后利用 FCM 生成每组差异图的模糊隶属度函数, 得到每组差异图的变化检测图, 为多差异图融合做准备.

2.2 实验设计

本文方法 CAFI 在确定冲突严重像元过程中, 涉及参数 T_1 和 T_2, 在重新分类冲突严重像元时, 涉及参数克里金窗口半径 r, 故特组织实验测试参数 T_k, $k \in \{1, 2\}$ 和 r 对 CAFI 的影响. 为证明 CAFI 的有效性, 根据其特点组织了如下对比实验: 1) 与所使用的四组单差异图变化检测器进行比较, 即 CVA, SCM[19], PCA 和 SGD[20]; 2) 与四组先进融合技术进行比较: 数据级融合技术 HFV[13]: HFV 通过融合波谱强度变化和波谱角度生成差异图, 决策级融合技术: 投票法 MV[9]、模糊积分 FI (指 Choquet 积分) 和 K 均值 (K means, KM) 聚类集成自

适应投票法 (Adaptive MV, AMV) 的融合算法 (K-means-based adaptive MV, KMAMV)[29]; 3) 与三组先进水平的非融合算法比较: 增强的模糊局部信息 C 均值聚类 (Reformulated fuzzy local information C-means, RFLICM)[10]、集成全局和局部信息的 FCM 聚类 (FCM clustering incorporating both local and global information, FLGICM)[30], 以及最优阈值技术 Optimal-T: Optimal-T 对阈值 T 进行遍历, 通过与变化参考图比较得到最优阈值的变化检测图. 将 Optimal-T 作为对比算法, 是为了与最先进的阈值技术做比较 (如文献 [31]).

在 4 组单差异图和 HFV 方法中, 得到差异图后通过 FCM 获取变化检测结果. RFLICM、FLGICM 和 Optimal-T 基于最流行的 CVA 生成的差异图实施变化检测. 在 FCM、RFLICM 和 FLGICM 聚类中, 将用来控制隶属度函数模糊度的模糊加权系数设置为 2. 在 KMAMV 算法中, 通过多次实验确定控制自适应分割过程的两个参数的取值, 并采用 KMAMV的最优检测结果参与后续对比分析. 此外, 以数据 2 为例分析 CAFI 的增强过程.

漏检错误 (Missed detections, MD)、虚检错误 (False alarms, FA)、总体错误 (Overall errors, OE) 和 Kappa 系数[10] 是 4 种最常用的变化检测精度指标. MD 表示未被检测出的变化像元个数, FA 表示被检测为变化类的未变化像元个数, OE = MD + FA. OE 和 Kappa 系数是综合评价指标. 因 Kappa 系数涉及更多分类信息, 相比于其他指标更加可靠.

2.3　参数测试

本小节测试参数 T_k, $k \in \{1,2\}$ 和克里金窗口半径 r 对 CAFI 的影响. 为测试 CAFI 对参数 T_k, $k \in \{1,2\}$ 的敏感度: 令参数 T_k 在集合{0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 4.5, 5, 5.5, 6, 6.5, 7}上取值, 将最可靠的 Kappa 系数作为变化检测的评价标准. 图 7 (a) ~ (c)给出 ($r = 3$ 时) 三组实验中 CAFI 的 Kappa 系数随 T_1 和 T_2 变化的曲面图, 为清楚展示曲面变化趋势, 只给出部分测试数据.

观察图 7 (a) ~ (c) 可知, 对三组实验数据, CAFI 的 Kappa 系数随参数 T_1 和 T_2 具有类似的变化趋势: 固定参数 T_1 时, CAFI 的 Kappa 系数随着 T_2 的增大而升高; 固定参数 T_2 时, CAFI 的 Kappa 系数随着 T_1 的增大而降低; 当 $T_1 \in [0.5, 1.5]$, $T_2 \in$

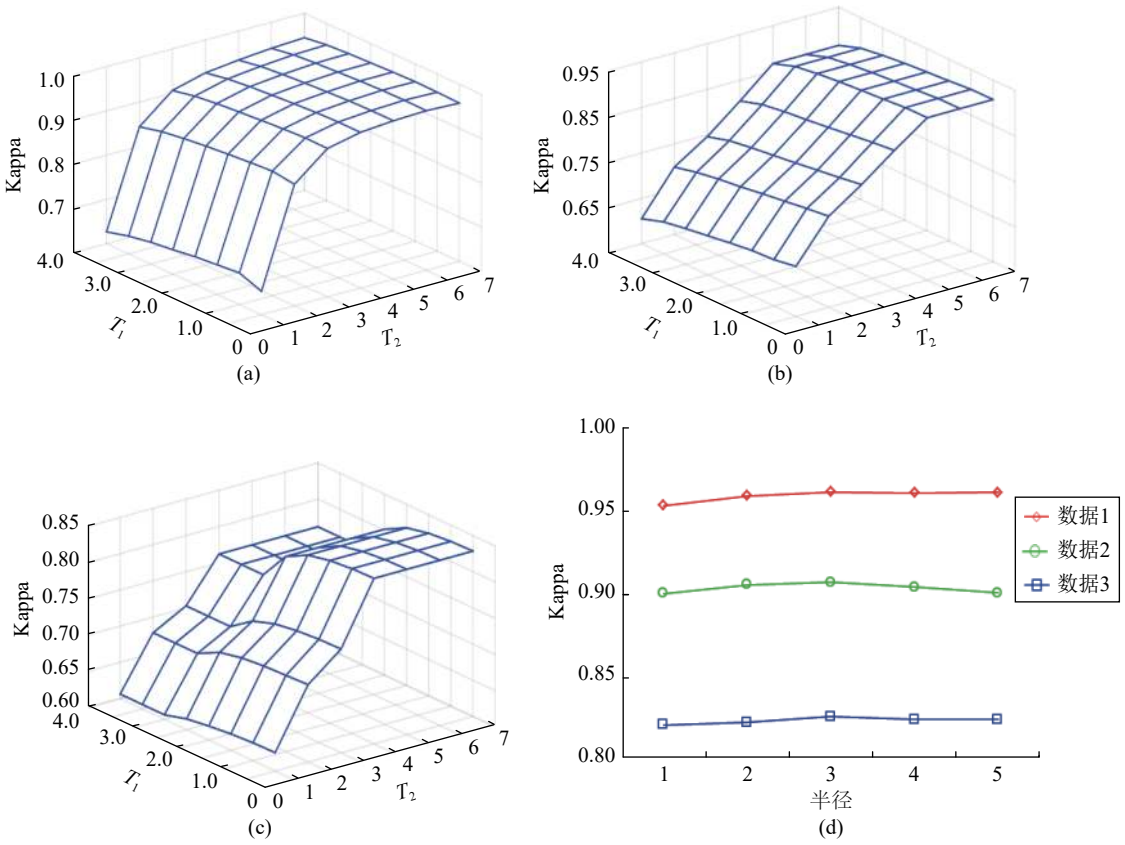


图 7　参数分析图 ((a) ~ (c) Kappa 系数随参数 T_1 和 T_2 的变化曲面; (d) Kappa 系数随半径 r 的变化曲线)

Fig. 7　Diagram of parameter analysis ((a) ~ (c) changing surface of Kappa coefficients with parameters T_1 and T_2 and (d) relationships between KC and radius r for the three datasets)

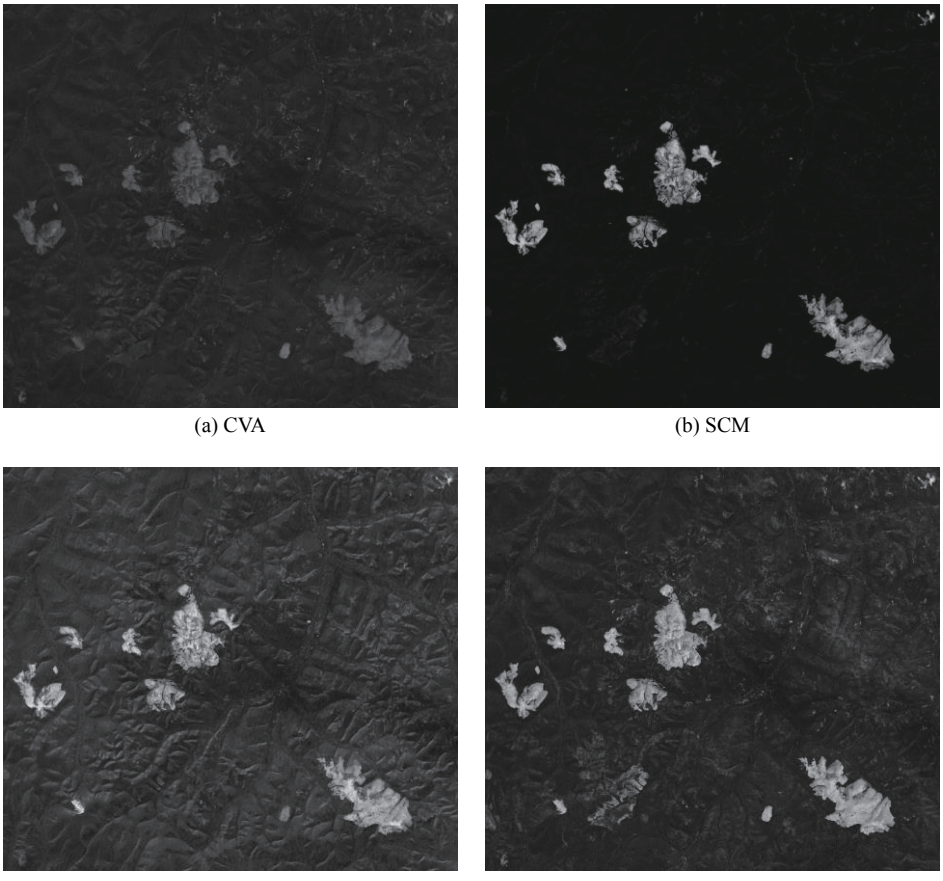
[5, 7]时, CAFI 的 Kappa系数基本保持不变, 且达到最优. Kappa 系数在区域 ([0.5, 1.5], [5, 7]) 保持稳定说明 CAFI 对参数 T_1 和 T_2 具有一定鲁棒性. 随后的对比分析中, CAFI 将参数 T_k 固定为$T_1 = 1$, $T_2 = 6$.

为测试克里金窗口半径 r 对 CAFI 的影响,令 r 在集合{1, 2, 3, 4, 5}上取值. 图 7 (d) 给出 ($T_1 = 1, T_2 = 6$) CAFI 的 Kappa 系数随半径 r 的变化曲线图. 从图 7 (d)可知, 对三组实验数据, 当半径 r 从 1 变到 3 时, Kappa系数缓慢上升; 当半径 r 从 3 变到 5 时, Kappa 系数略有下降. 实验结果表明 CAFI 对参数 r 具有一定的鲁棒性. 随后的对比分析中 CAFI 将参数 r 的取值固定为 3. 需要指出的是, 克里金窗口半径 r 的最优取值与影像的分辨率有关, 当将 CAFI 应用到分辨率远高于 (或远低于) 本研究使用数据分辨率的遥感影像时, 需重新测试确定克里金窗口半径的取值.

2.4 实验结果对比与分析

图 8 给出通过 CVA、SCM、PCA 和 SGD 得到的第 1 组实验数据的 4 组差异图. 图 9 给出第 1 组实验数据的变化检测图: 图 9 (a) ~ (d) 分别为通过 FCM 得到的 CVA、SCM、PCA 和 SGD 的变化检测图: 图 9 (e) ~ (l) 分别为 Optimal-T、RFLICM、FLGICM、HFV、MV、KMAMV、FI 和本文方法 CAFI 的检测图: 黑色表示未变化区域, 白色表示变化区域, 红色表示漏检区域, 黄色表示虚检区域. 表 2 给出第 1 组实验数据变化检测结果的定量分析指标.

从图 8 可知: CVA、SCM、PCA 和 SGD 得到信息互补的差异图集. SCM 和 PCA 的差异图能够有效地抑制未变化区域像元的灰度值强度, 有利于减少虚检; 但同时也使得部分变化区域像元具有较小的灰度值, 容易造成漏检. CVA 和 SGD 差异图变化区域像元的灰度值相对均匀, 有利于降低漏检; 但其变化区域和未变化区域像元灰度值的对比度相对较低, 容易造成虚检. 虽然 SCM 和 PCA (CVA 和 SGD) 的差异图具有一定的相似特征, 但仔细观察可发现它们亦具有明显不同. 4 组差异图的检测结果 (图 9 (a) ~ (d)) 也验证了 CVA、SCM、PCA



(a) CVA (b) SCM

(c) PCA (d) SGD

图 8 通过 CVA、SCM、PCA 和 SGD 得到的第 1 组实验数据的 4 组差异图

Fig. 8 The four difference images obtained by CVA, SCM, PCA, and SGD on Dataset 1

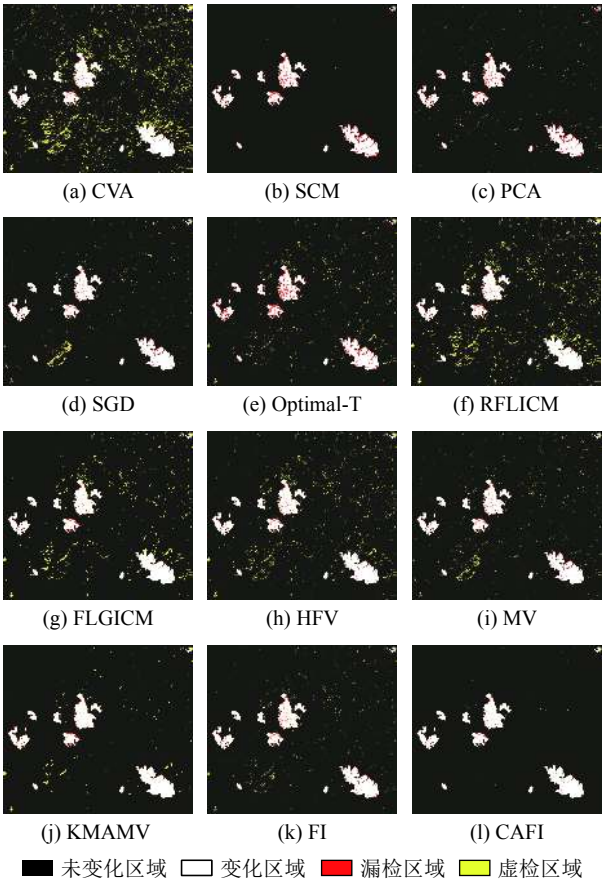


图 9　不同检测技术对第 1 组实验数据的变化检测结果

Fig. 9　Change detection results obtained by different methods on Dataset 1

表 2　第 1 组实验数据变化检测结果的定量分析指标

Table 2　Quantitative analysis indices for change detection results on Dataset 1

方法	MD	FA	OE	Kappa
CVA	3 400	87 835	91 235	0.6037
SCM	12 280	1 174	13 454	0.9067
PCA	11 534	7 989	19 523	0.8708
SGD	5 521	12 956	18 477	0.8852
Optimal-T	13 994	19 215	33 209	0.7911
RFLICM	4 356	53 102	57 458	0.7099
FLGICM	4 000	28 412	32 412	0.8161
HFV	4 594	31 556	36 150	0.7975
MV	5 703	16 354	22 057	0.8654
KMAMV	5 454	10 220	15 674	0.9011
FI	5 884	12 379	18 263	0.8859
CAFI	**3 331**	**2 607**	**5 938**	**0.9613**

和 SGD 的互补性: 4 组变化检测图互不相同, 总的来讲, 差异图 SCM 和 PCA 的检测图中虚检错误 (黄色区域) 较少, 但漏检错误 (红色区域) 较多; 而 CVA 和 SGD 的检测图中漏检相对较少, 但虚检错误严重 (表 2). 互补的检测结果为融合技术提高变化检测精度提供了可能.

对 4 组单差异图检测器, SCM 的检测结果优于其他 3 组差异图 (表 2). 对其余对比算法, Optimal-T、RFLICM、FLGICM、HFV 和 MV 得到了优于 CVA 的变化检测图, 但其检测图中仍包含大片黄色虚检 (图 9 (e) ~ (i)). 与 Optimal-T、RFLICM、FLGICM、HFV 和 MV 相比, KMAMV 和 FI 的虚检错误有所减少, 得到更优的变化检测结果 (表 2), 但其检测结果仍不够理想, 其检测图中还有较多的黄色虚检错误 (图 9 (j) 和图 9 (k)).

虽然 FI 对冲突较弱像元能够得到较可靠的融合结果, 但其不能很好地处理冲突严重像元, 影响了整体融合效果. 所提出的 CAFI 通过识别和重新分类冲突严重像元, 显著增强了 FI 的性能, 得到最接近变化参考图的检测图 (图 9 (l)): 一方面 CAFI 去除了 FI 检测图中的几乎全部黄色虚检错误; 另一方面 CAFI 检测图中包含的红色漏检最少. 表 2 从定量的角度表明 CAFI 优于其他检测技术: 其总体错误最小, Kappa 系数最高. 例如, CAFI 的 Kappa 系数为 0.9613, 比 CVA, SCM, PCA, SGD, Optimal-T, RFLICM, FLGICM, HFV, MV, KMAMV 和 FI 分别提高 35.76 %, 5.46 %, 9.05 %, 7.61 %, 17.02 %, 25.14 %, 14.52 %, 16.38 %, 9.59 %, 6.02 % 和 7.54 %.

图 10 给出第 2 组实验数据的变化检测结果: 图 10 (a) ~ (l) 分别为 CVA、SCM、PCA、SGD、Optimal-T、RFLICM、FLGICM、HFV、MV、KMAMV、FI 和本文方法 CAFI 的变化检测图: (m) 为 CAFI 识别的冲突严重像元的空间分布. 表 3 给出实验数据 2 检测结果的定量分析指标.

通过图 10 和表 3 可知, 实验 2 得到与实验 1 类似的结果: 对第 2 组实验数据, 4 组差异图亦得到互补的变化检测图: CVA 和 SGD 的变化检测图包含较少的红色漏检和较多的黄色虚检错误, 而 SCM 和 PCA 的检测图则包含少量的虚检和大片的漏检 (图 10 (a) ~ (d) 和表 3). 实验结果表明 CVA、SCM、PCA和 SGD 能够提供互补的差异图, 有望通过融合技术提高差异图变化检测的精度.

4 组单差异图检测器中, SGD 的检测结果最优 (表 3). 对其他 7 种对比算法: Optimal-T 和 RFLICM 得到比 SGD 略差的检测结果: FLGICM、HFV、MV、KMAMV 和 FI 得到比 SGD略优的检测结果 (图 10 (e) ~ (k) 和表 3). 然而, HFV 和 MV 检测图中仍具有较多黄色虚检, FLGICM、KMAMV 和 FI 的检测图中具有较多红色漏检, 影响了整体检测效果.

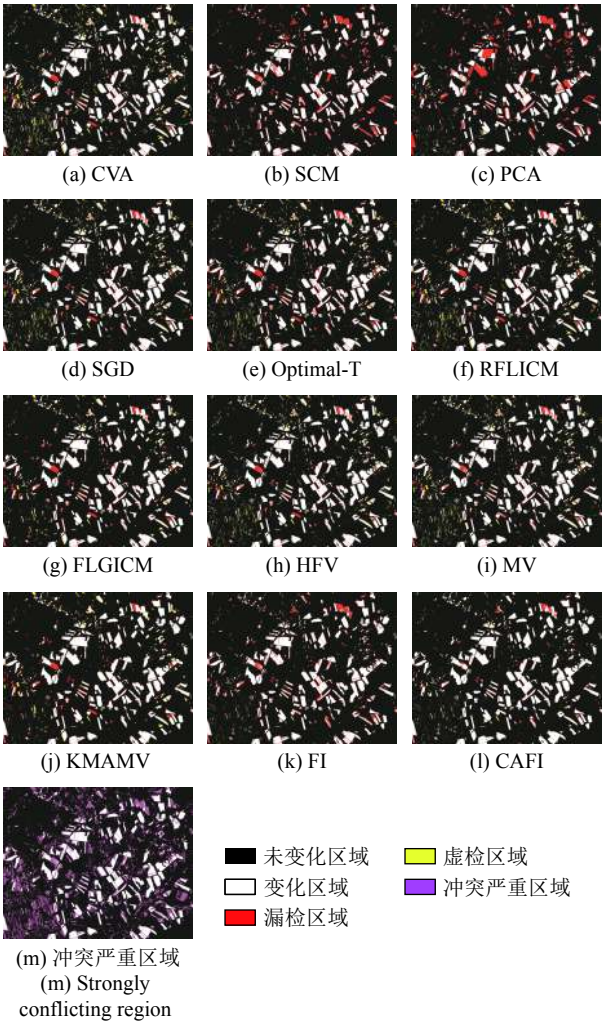


图 10 不同检测技术对第 2 组实验数据的变化检测结果

Fig. 10 Change detection results obtained by different methods on Dataset 2

表 3 第 2 组实验数据变化检测结果的定量分析指标

Table 3 Quantitative analysis indices for change detection results on Dataset 2

方法	MD	FA	OE	Kappa
CVA	14 854	20 301	35 155	0.8335
SCM	34 319	1 758	36 077	0.8047
PCA	41 724	3 681	45 405	0.7491
SGD	15 270	14 635	29 905	0.8555
Optimal-T	19 353	13 199	32 552	0.8397
RFLICM	15 676	16 389	32 065	0.8458
FLGICM	18 401	8 839	27 240	0.8643
HFV	14 223	14 172	28 395	0.8631
MV	14 386	14 425	28 811	0.8611
KMAMV	17 222	10 442	27 664	0.8635
FI	23 540	3 695	27 235	0.8593
CAFI	**11 976**	**7 009**	**18 985**	**0.9069**

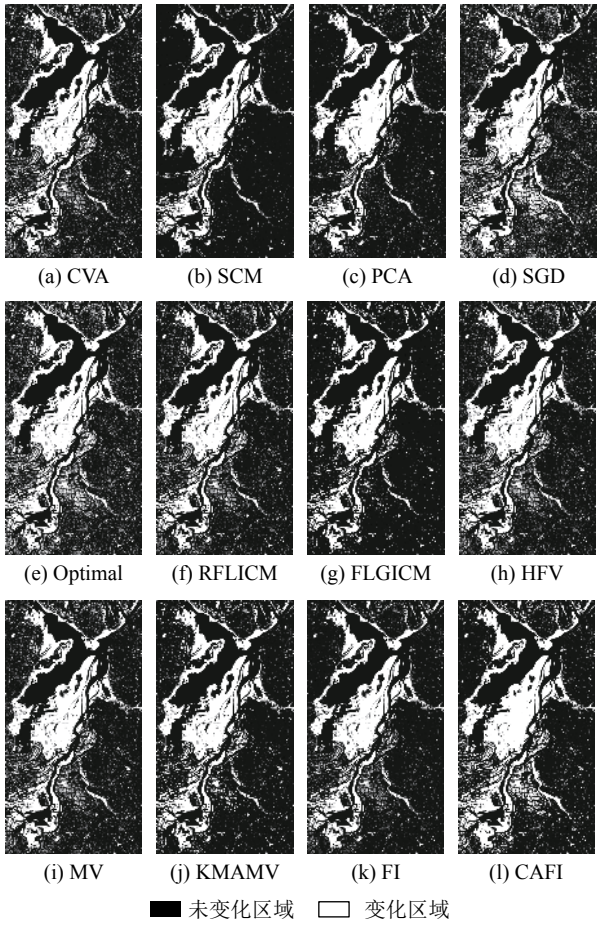


图 11 不同检测技术对第 3 组实验数据的变化检测结果

Fig. 11 Change detection results obtained by different methods on Dataset 3

实验 2 中, 所提出的 CAFI 再次战胜 11 组对比算法, 得到最准确的变化检测图, 检测图中彩色面积最少 (图 10 (l)). 从定量的角度, CAFI 具有最小的漏检错误和总体错误, 最高的 Kappa 系数 (表 3): 其总体错误为 18 985 像元, 比其他检测技术降低超过 8 000 像元; 其 Kappa 系数为 0.9069, 比其他技术提高 4.26 % ~ 15.78 %.

对第 3 组实验数据, 图 11 给出各检测技术的变化检测图, 表 4 给出各变化检测图的定量分析指标. 由于第 3 组实验数据尺寸较大, 很难在一页纸上展示其检测图的细节. 为便于视觉分析, 选取两个典型的影像块 (即影像块 A 和 F) 进行视觉比较. 图 12 和图 13 给出了影像块 A 和 F 的原始影像、变化参考图和各检测技术的变化检测图. 表 4 中的定量分析指标是基于所有 8 个影像块计算的 (图 6 (c)).

通过影像块 A 和 F 的变化检测图, 可发现对第 3 组实验数据 CVA、SCM、PCA 和 SGD 也得到互补的检测结果 (图 12 (d) ~ (g), 图 13 (d) ~ (g)):

表 4　第 3 组实验数据变化检测结果的定量分析指标
Table 4　Quantitative analysis indices for change detection results on Dataset 3

方法	MD	FA	OE	Kappa
CVA	98 603	42 243	140 846	0.7462
SCM	149 608	6 455	156 063	0.7037
PCA	137 465	14 987	152 452	0.7142
SGD	86 756	53 509	140 265	0.7506
Optimal-T	70 010	62 914	132 924	0.7671
RFLICM	101 180	37 026	138 206	0.7498
FLGICM	147 678	17 094	164 772	0.6896
HFV	93 148	33 121	126 269	0.7719
MV	93 986	39 105	133 091	0.7603
KMAMV	114 737	26 485	141 222	0.7406
FI	111 342	12 559	123 901	0.7710
CAFI	**67 261**	**30 538**	**97 799**	**0.8257**

SCM 和 PCA 检测图中的黄色虚检错误较少, 而 SGD 检测图中的红色漏检相对较少. 为通过融合技术增强单差异图检测器的性能提供潜力. 对于其他 7 组对比算法, 除 RFLICM、FLGICM 和 KMAMV 外, 另外 4 组方法均得到了优于单差异图检测器的检测精度(表 4). 然而, Optimal-T、HFV 和 MV 的检测图中仍具有许多虚检 (影像块 A), FI 的检测图中具有较多的红色漏检 (影像块 F). 对更具挑战性的第 3 组实验数据, 本文方法 CAFI 也得到了最接近变化参考图的变化检测图 (图 12 (o), 图 13 (o)). 在定量分析方面, 相比于其他 11 种基准检测技术, CAFI 的总体错误明显降低, Kappa 系数显著提高 (表 4). CAFI 具有最高的 Kappa 系数, 比其他检测技术提高超过 5 %.

对来自不同传感器 (TM、ETM+和 OLI)、具有不同尺寸 (1 200×1 350 像元、800×1 000 像元和 3 000×1 600 像元)、不同变化类型 (火灾 (数据 1), 作物种植变化 (数据 2), 包括持续降雨、作物种植改变和城市建设等引起的多种变化类型 (数据 3)) 的 3 组真实遥感数据, 所提出的 CAFI 算法均战胜 11 组基准变化检测技术, 取得最优的检测结果. 而 11 组对比算法对 3 组实验数据表现出不稳定的检测性能: 对数据 1, SCM 取得 11 组对比算法中最高 Kappa 系数 (表 2); 对数据 2, FLGICM 取得 11 组对比算法中最高 Kappa 系数 (表 3); 对数据 3, HFV 取得 11 组对比算法中最高 Kappa系数 (表 4). 相比于 11 组对比算法, CAFI 具有更好的鲁棒性.

2.5　增强过程分析

3 组实验结果表明, 本文方法 CAFI 能够取得

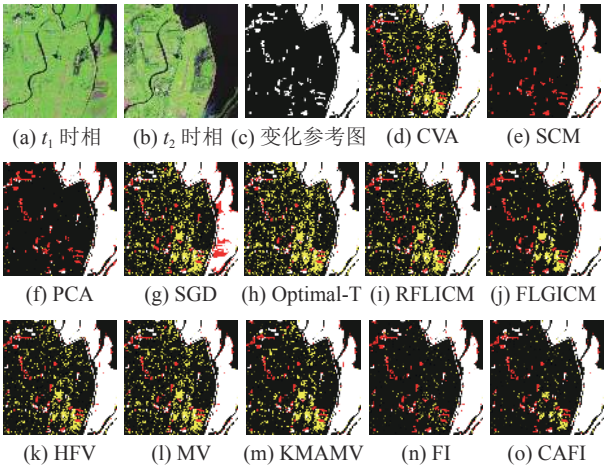


图 12　影像块 A 及其变化检测结果
Fig. 12　Image blocks A and its change detection results on Dataset 3

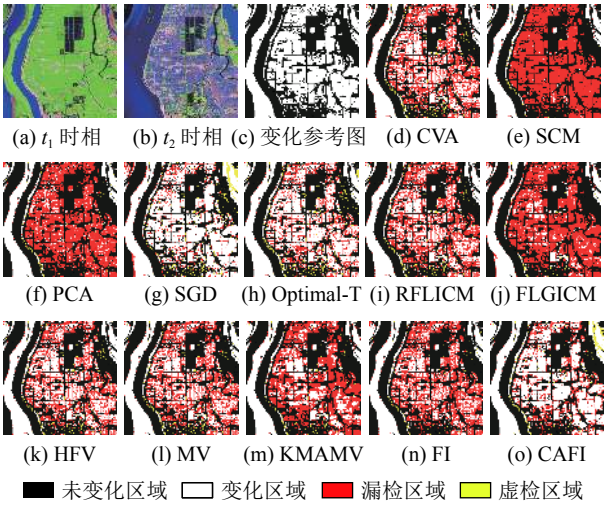


图 13　影像块 F 及其变化检测结果
Fig. 13　Image blocks F and its change detection results on Dataset 3

较优的变化检测结果. 这主要是因为 CAFI 集成不同信源优势的同时, 通过识别和重新分类冲突严重像元, 能够很大程度上解决 FI 融合过程中的信源冲突问题.

接下来以实验数据 2 为例说明重新分类步骤的效果. 图 10(m) 展示 CAFI 识别的数据 2 的冲突严重像元的空间分布. 表 5 列出各检测技术对冲突严重像元的检测结果: OE 表示总体错误, Con_{OE} 表示冲突严重像元的总体错误, $P_{Con_{OE}}$ 表示 Con_{OE} 占 OE 的百分比, 即 $P_{Con_{OE}} = Con_{OE}/OE \times 100\,\%$, Con_A 表示冲突严重像元的检测精度.

由于干扰的多样性、地物变化的复杂性、以及差异图生成算子的局限性, 使得在许多像元处, 单差

表 5 实验 2 中的冲突严重像元的变化检测结果
Table 5 Change detection results on strongly conflicting pixels in Experiment 2

方法	OE	Con_{OE}	$P_{Con_{OE}}$ (%)	Con_A (%)
CVA	35 155	27 086	77.04	69.03
SCM	36 077	19 837	54.99	77.32
PCA	45 405	18 747	41.29	78.56
SGD	29 905	22 088	73.86	74.75
Optimal-T	32 552	23 135	71.07	73.55
RFLICM	32 065	23 684	73.86	72.92
FLGICM	27 240	18 291	67.15	79.09
HFV	28 395	20 857	73.45	76.15
MV	28 811	21 724	75.40	75.16
KMAMV	27 664	18 913	68.37	78.38
FI	27 235	20 779	76.29	76.24
CAFI	**18 985**	**12 529**	—	**85.68**

异图检测器具有相互冲突的变化检测结果 (图 10 (m)). 这些冲突像元在融合过程中容易造成融合错误, 是影响融合效果的主要因素. 比如, FI 在冲突区域有 20 779 个检测错误像元, 约占其总体错误 (27 235) 的 76 % (表 5). 通过识别和重新分类步骤, CAFI 能够显著提高 FI 处理冲突严重像元的能力, 增强其性能. CAFI 对冲突严重像元的检测精度为 85.68 %, 比 FI 提高 9 % 以上, 比其他检测技术提高 6.5 % 以上.

3 结束语

本文提出一种全自动的顾及冲突分析的融合变化检测技术 CAFI. CAFI 不仅能够集成不同信源的优势, 且能够很大程度上解决 FI 融合过程中的信息冲突问题. 三组来自不同传感器、具有不同变化类型数据的实验结果表明: CAFI 的检测效果优于 CVA、SCM、PCA、SGD、Optimal-T、RFLICM、FLGICM、HFV、MV、KMAMV 和 FI 等 11 组基准变化检测技术. CAFI 具有良好的扩展性: 本文对 4 组信源进行融合, 可灵活增减信源个数; 可直接将 CAFI 扩展到多算法情形: 将不同算法应用到同一数据, 对不同算法的结果进行融合.

对中高分辨率遥感影像, CAFI 能够取得较优的检测结果, 如本文中数据. 今后的工作重点是将 CAFI 应用到更高分辨率的遥感影像,这需要根据使用影像的特点, 调整生成差异图集的策略.

References

1 Feng Wen-Qing, Sui Hai-Gang, Tu Ji-Hui, Sun Kai-Min, Huang Wei-Ming. Change detection method for high resolution remote sensing images using random forest. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, **46**(11): 1880−1890
(冯文卿, 眭海刚, 涂继辉, 孙开敏, 黄伟明. 高分辨率遥感影像的随机森林变化检测方法. 测绘学报, 2017, **46**(11): 1880−1890)

2 Lu D S, Mausel P, Brondizio E S, Moran E. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, **25**(12): 2365−2401

3 Zhang C S, Li G J, Cui W H. High-resolution remote sensing image change detection by statistical-object-based method. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, **11**(7): 2440−2447

4 Li Wei-Ming, Wu Yi-Hong, Hu Zhan-Yi. Urban change detection under large view and illumination variations. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(5): 449−461
(李炜明, 吴毅红, 胡占义. 视角和光照显著变化时的变化检测方法研究. 自动化学报, 2009, **35**(5): 449−461)

5 Luo Wan, Lin Wei, Zhang Hong-Bo. A change detection method of SAR image using point signature based on heat content invariants. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(6): 1126−1134
(罗湾, 林伟, 张红波. 热含量不变量的SAR图像点特征变化检测. 自动化学报, 2014, **40**(6): 1126−1134)

6 Liu Z G, Li G, Mercier G, He Y, Pan Q. Change detection in heterogenous remote sensing images via homogeneous pixel transformation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, **27**(4): 1822−1834

7 Su Juan, Wang Gui-Jin, Lin Xing-Gang, Liu Dai-Zhi. A change detection algorithm for man-made objects based on multi-temporal remote sensing images. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(9): 1040−1046
(苏娟, 王贵锦, 林行刚, 刘代志. 基于多时相遥感图像的人造目标变化检测算法. 自动化学报, 2008, **34**(9): 1040−1046)

8 Le Hegarat-Mascle S, Seltz R. Automatic change detection by evidential fusion of change indices. *Remote Sensing of Environment*, 2004, **91**(3-4): 390−404

9 Du P J, Liu S C, Gamba P, Tan K, Xia J S. Fusion of difference images for change detection over urban areas. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, **5**(4): 1076−1086

10 Gong M G, Zhou Z Q, Ma J J. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(4): 2141−2151

11 Zheng Y G, Zhang X R, Hou B, Liu G C. Using combined difference image and k-means clustering for SAR image change detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(3): 691−695

12 Jia L, Li M, Zhang P, Wu Y, An L, Song W Y. Remote-sensing image change detection with fusion of multiple wavelet kernels. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, **9**(8): 3405−3418

13 Zhuang H F, Deng K Z, Fan H D, Yu M. Strategies combining spectral angle mapper and change vector analysis to unsupervised change detection in multispectral images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, **13**(5): 681−685

14 Luo H, Liu C, Wu C, Guo X. Urban change detection based on Dempster-Shafer theory for multitemporal very high-resolution imagery. *Remote Sensing*, 2018, **10**(7): 980

15 Zhang Y J, Peng D F, Huang X. Object-based change detection for VHR images based on multiscale uncertainty analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, **15**(1): 13−17

16 Huo Chun-Lei, Cheng Jian, Lu Han-Qing, Zhou Zhi-Xin. Object-level change detection based on multiscale fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(3): 251−257
(霍春雷, 程健, 卢汉清, 周志鑫. 基于多尺度融合的对象级变化检测新方法. 自动化学报, 2008, **34**(3): 251−257)

17 Nemmour H, Chibani Y. Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2006, **61**(2): 125−133

18 Hao M, Tan M, Zhang H. A change detection framework by fusing threshold and clustering methods for optical medium resolution remote sensing images. *European Journal of Remote Sensing*, 2019, **52**(1): 96−106

19 Carvalho O A, Guimaraes R F, Gillespie A R, Silva N C, Gomes R A T. A new approach to change vector analysis using distance and similarity measures. *Remote Sensing*, 2011, **3**(11): 2473−2493

20 Chen J, Lu M, Chen X H, Chen J, Chen L J. A spectral gradient difference based approach for land cover change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, **85**: 1−12

21 Torra V, Narukawa Y. The interpretation of fuzzy integrals and their application to fuzzy systems. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2006, **41**(1): 43−58

22 Shao P, Shi W Z, He P F, Hao M, Zhang X K. Novel approach to unsupervised change detection based on a robust semi-supervised FCM clustering algorithm. *Remote Sensing*, 2016, **8**(3): 264

23 Yan W D, Shi S J, Pan L L, Zhang G, Wang L Y. Unsupervised change detection in SAR images based on frequency difference and a modified fuzzy c-means clustering. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, **39**(10): 3055−3075

24 Bovolo F, Bruzzone L, Marconcini M. A novel approach to unsupervised change detection based on a semisupervised SVM and a similarity measure. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **46**(7): 2070−2082

25 Zhang Xian-Peng, Chen Fan, He Hong-jie. Shadow detection in high resolution remote sensing images using multiple features. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(2): 290−298
(张先鹏, 陈帆, 和红杰. 结合多种特征的高分辨率遥感影像阴影检测. 自动化学报, 2016, **42**(2): 290−298)

26 Wang Jian-Ming, Shi Wen-Zhong, Shao Pan. Change detection method for SAR image using adaptive distance- and fuzzy topology optimization-based Fuzzy Clustering. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, **47**(5): 611−619
(王建明, 史文中, 邵攀. 自适应距离和模糊拓扑优化的模糊聚类SAR影像变化检测. 测绘学报, 2018, **47**(5): 611−619)

27 Chiang J-L, Liou J-J, Wei C, Cheng K-S. A feature-space indicator kriging approach for remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(7): 4046−4055

28 Liu Ai-Li, Wang Pei-Fa, Ding Yuan-Yuan. *Introduction to Geostatistics*. Beijing: Science Press, 2012.
(刘爱利, 王培法, 丁园圆. 地统计学概论. 科学出版社, 2012.)

29 Lv Z Y, Liu T F, Shi C, Benediktsson J A, Du H J. Novel land cover change detection method based on K-Means clustering and adaptive majority voting using bitemporal remote sensing images. *IEEE Access*, 2019, **7**: 34425−34437

30 Hao M, Zhang H, Li Z X, Chen B Q. Unsupervised change detection using a novel fuzzy c-means clustering simultaneously incorporating local and global information. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, **76**(19): 20081−20098

31 Zanetti M, Bruzzone L. A theoretical framework for change detection based on a compound multiclass statistical model of the difference image. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, **56**(2): 1129−1143

邵 攀 三峡大学计算机与信息学院讲师. 2016 年获得武汉大学博士学位. 主要研究方向为遥感图像处理, 变化检测.
E-mail: panshao@whu.edu.cn
(**SHAO Pan** Lecturer at the College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University. He received his Ph.D. degree from Wuhan University in 2016. His received interest covers remote sensing image processing and change detection.)

任 东 三峡大学计算机与信息学院教授. 主要研究方向为人工智能, 模式识别, 3S 技术.
E-mail: rendong5227@163.com
(**REN Dong** Professor at the College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University. His research interest covers artificial intelligence, pattern recognition, and 3S technology.)

董 婷 三峡大学计算机与信息学院讲师. 2016 年获得武汉大学博士学位. 主要研究方向为 3S 技术, 灾害监测. 本文通信作者.
E-mail: dongt@ctgu.edu.cn
(**DONG Ting** Lecturer at the College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University. She received her Ph.D. degree from Wuhan University in 2016. Her research interest covers 3S technology and disaster monitoring. Corresponding author of this paper.)