

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205468

基于 D-S 证据理论的高分遥感影像建筑物变化检测^{*}

潘伟豪¹ 徐赛博¹ 郭弘扬² 万宇坤² 吴涛² 王超^{1,2}
(1. 南京信息工程大学长望学院 南京 210044; 2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要:面向城市发展过程中建筑物多样的变化类型,提出了一种基于 D-S 证据理论高分遥感建筑物变化检测方法。基于影像多尺度分割结果,综合多重因素首先设计了一种非建筑物指标 NBI。在此基础上,结合多时相的 NBI、传统建筑物指数 MBI 以及差分特征,构建建筑物变化证据集合。最后,提出了一种结合阴影检测的证据置信度指标,进而构建了一套完整的 D-S 证据理论变化检测模型,从而将建筑物划分为新建、拆除以及改建类。不同地区影像的实验结果表明,所提出模型的变化检测精度和 Kappa 系数分别可达 80% 和 0.7 以上,且在目视分析和定量评价中均优于对比方法。

关键词: 高分分辨率遥感影像;面向对象;证据理论;变化检测

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Building change detection of high-resolution remote sensing images based on D-S evidence theory
Pan Weihao¹ Xu Saibo¹ Guo Hongyang² Wan Yukun² Wu Tao² Wang Chao^{1,2}
(1. Changwang School of Honors, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;
2. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the variety of building change types in the process of urban development, this paper proposed a high-resolution remote sensing building change detection method based on D-S evidence theory. Based on the results of multi-scale image segmentation, a non-building index NBI is designed by combining multiple factors at first. On this basis, the multi-temporal NBI, traditional building index MBI and differential features are combined to construct the building change evidence set. Finally, an evidence confidence index combined with shadow detection is proposed, then a complete set of D-S evidence theory change detection model is constructed. Thus, the buildings can be divided into new, demolished and rebuilt categories. The experimental results of images from different regions show that the change detection accuracy and Kappa coefficient of the proposed model can reach more than 80% and above 0.7 respectively, which are better than contrast method in both visual analysis and quantitative evaluation.

Keywords: high-resolution remote sensing image; object-oriented; evidence theory; change detection

0 引言

近年来,随着遥感技术的飞速发展,遥感影像的获取变得更加便捷。与传统实地勘测手段相比,遥感影像具有覆盖范围广、空间分辨率高等诸多优势,可为城市规

划、环境监测、土地变化等方面能够提供更加详细、丰富的决策支持信息^[1-4]。其中,对建筑物开展变化检测是城市动态监测的重要内容,已经成为遥感领域的一个研究热点^[5]。

按照变化检测基元的不同,目前常用的建筑物变化检测方法主要可以分为像素级和对象级两类^[6]。其中,

像素级变化检测方法通过直接比较匹配像素对之间的差异来获得检测结果。然而,不同时相遥感图像由于尺度、图像质量以及成像条件不同可能导致突出的“伪变化”问题^[7],而像素级方法通常对这些“伪变化”非常敏感;此外,孤立的像素无法完整地表达地物以及地物间的关系,难以有效应对高分遥感影像中普遍存在的“同物异谱、异物同谱”现象^[8-9]。

相较于像素级方法,对象级变化检测(object-based change detection, OB-CD)^[10]检测对象固有形状及尺寸进行特征提取,对配准误差、噪声等具有更高的顽健性^[11-12]。例如,陈奎伊等^[13]利用高度分析提取建筑物轮廓信息,基于倾斜影像重建的实景三维模型,对城市全要素做多次切割,获取不同高度下地物的轮廓特征,并根据其轮廓变化率精确提取建筑物,进一步基于轮廓线对建筑物进行三维模型的精细重建后,以建筑物基底轮廓为对象,利用建筑物的最小外接矩形对其进行对象级变化检测,分析中高层建筑物的变化检测结果;Javed 等^[14]应用变化向量分析、主成分分析和迭代重加权多元检测 3 种方法于 MBI 图像,将像素级变化检测扩展到对象级变化检测,得到新建建筑物区域结果;卢丽琛等^[15]综合 BMI、CVA、EM 算法进行面向对象的高分辨率遥感影像建筑物变化检测,将结果二值化输出为建筑物变化区域和未变化区域;刘海飞等^[16]根据建筑物的角点和规则的外观形状特点,对两时相影像线段进行综合处理使其共享线特征,基于此生生成对应的矩形搜索区,并在区域内进行超像素合并得到包含地物结构信息的结构面对象作为基本分析单元,最后为每个基本分析单元构建特征向量,通过监督分类获取发生变化的建筑区域。尽管如此,已有方法主要聚焦于建筑物的是否变化,而无法反映建筑物的更新改造等其他变化类型,且具有较大的使用局限性,降低了其在实际应用中的参考价值;另一方面,高分辨率遥感影像提供的丰富空间细节信息,使分析细粒度建筑物变化类型已经变得极具可行。

为此,本文基于 D-S 证据理论,提出了一种面向建筑物的细粒度变化检测模型。该模型不仅提供了建筑物、非建筑物的变化检测结果,更进一步将建筑物变化划分为新建、拆除以及改建三种类型。在影像分割基础上,首先综合对象的面积、矩形度、长宽比等特征,设计了一种非建筑物指数(non building index, NBI);此外,结合对象轮廓提取了相应的建筑物指数 MBI、差分信息以及基于阴影检测的证据置信度指标;最后,综合以上“证据”作为 D-S 决策模型的输入,提出了一种细粒度建筑物变化类型识别模型。多组实验表明,所提出的模型的总体精度可达 85% 以上,在提高了建筑物变化检测精度的同时更精细化划分了建筑物的变化类型。

1 方法

所提出的方法主要包括 4 个部分:首先,在数据预处理阶段,获取某一地区在不同时相下的异源高分遥感影像数据集后对其进行配准、融合及分割,得到统一的对象集合;其次,在已获取分割结果的基础上,构建证据集合,具体包括所提出的非建筑物指数 NBI、两时相影像的建筑物指数 MBI 以及两时相影像间的差分信息;再者,基于对象在不同时相影像中的阴影特征,提取证据置信度指标;最后,利用 D-S 证据理论进行决策融合,输出面向对象的细粒度建筑物变化检测结果。实现流程如图 1 所示。

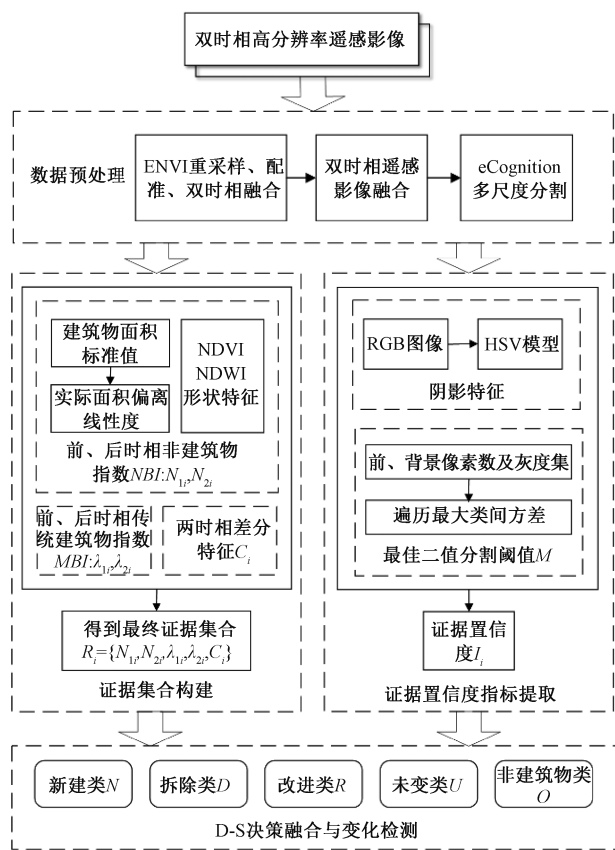


图 1 方法流程

Fig. 1 Flow chart of method

1.1 数据预处理

影像的预处理阶段,具体包括多时相影像的重采样、配准及分割。首先,采用商业软件 ENVI 进行重采样及配准处理。由于双时相异源遥感图像通常存在着空间分辨率差异,为此本文选择重采样的处理方式。在重采样阶段,以低分辨率影像为基准,采用三次卷积内插法对高分辨率遥感影像进行升尺度,从而获得相同分辨率。在此基础上,采用目前流行的遥感处理商业软件 ENVI 进行

自动配准。

在影像分割阶段,基于目前非常流行的商业软件 eCognition,利用影像中不同波段的权重、紧致度以及平滑度,通过设置分割尺度参数,能够在保证运行效率的前提下对复杂地区进行细致的地类提取的多尺度分割法对融合影像进行分割,从而获得后续开展对象级变化检测的分析基元集合。本文所使用的分割参数设置为:分割尺度为 100,形状因子为 0.4,紧致度为 0.8。

1.2 证据集合构建

面向建筑物变化检测任务,本文所构建的证据集合主要由 5 个部分构成:前、后时相的非建筑物指数,前、后时相的建筑物指数以及多时相差分特征。

1) 前、后时相非建筑物指数 NBI 提取

传统的建筑物指数 MBI 基于光谱的强对比度特征,描述了像素属于建筑物的可能性。另一方面,目前定量评价像素属于非建筑物的指标还不多见,而其对于准确判别建筑物变化具有重要参考价值。为此,本文对于分割结果中的任一对象 T_i ,在综合矩形度、长宽比、面积、NDVI 植被指数及 NDWI 水体指数的基础上,本文设计了一种非建筑物指数 NBI,如式(1)所示。

$$\begin{cases} NBI = 0.8 & NDVI, NDWI > 0.15 \\ NBI = \frac{Pwl \times (1 - Pr)}{Pwl_m} \times S & NDVI, NDWI \leq 0.15 \end{cases} \quad (1)$$

其中,NDVI 为归一化差异植被指数^[17],NDWI 为归一化差值水体指数^[18],Pr 为 T_i 的矩形度;Pwl 为长宽比,Pwl_m 为遍历所有对象后所得到的长宽比最大值。S 为面积指标,由于建筑物通常具有一定面积但不会过大或过小,因此令:

$$\begin{cases} S = \frac{S_a - S_i}{S_a} & S_i \leq S_a \\ S = \frac{S_i - S_a}{S_i} & S_i \geq S_a \end{cases} \quad (2)$$

其中, S_i 为 T_i 的面积; $S_i = r^2 \times n_i$, r 代表该幅遥感影像的分辨率, n_i 代表第 i 个对象内像素点的总数。 S_a 定义为建筑物面积标准值,参考 2.2 节 3) 中,本文所取的建筑物区面积标准值 S_a 的值为 2 000 m²。若其 NBI 值越大,则该对象属于非建筑物对象的可能性越大;反之则对象属于建筑物的可能性越大。在此基础上,对前、后时相提取非建筑物指数 NBI,分别得到 N_{1i} 和 N_{2i} 。

2) 前、后时相建筑物指数 MBI 提取

形态学建筑物指数 MBI^[19]主要考虑了建筑物的光谱结构特征,包括亮度、局部对比度、形状、大小及方向性等,并进行系列形态学操作。具体提取步骤如下:

步骤(1)计算亮度值。

$$b(x) = \max_{1 \leq k \leq K} (band_k(x)) \quad (3)$$

其中, $band_k(x)$ 为第 k 光谱波段在像素 x 处的亮度值, k 为可见光光谱波段数。由于可见光波段对建筑物光谱信息影响较大,将可见光波段每个像素的最大值作为该像素的亮度值。

步骤(2)形态学白帽重构。

$$WTH(d, s) = b - \gamma_b^{re}(d, s) \quad (4)$$

其中, γ_b^{re} 为对亮度图像 b 的形态学开运算,而 d 和 s 分别代表线性结构元素的方向和尺度。

步骤(3)计算微分形态学剖面 DMP (differential morphological profiles)。

$$DMP_{WTH}(d, s) = |WTH(d, (s + \Delta s)) - WTH(d, s)| \quad (5)$$

步骤(4)计算 MBI 指数。

$$MBI = \frac{\sum_{d,s} DMP_{WTH}(d, s)}{D \times S} \quad (6)$$

其中, $S = ((S_{\max} - S_{\min}) / \Delta S + 1)$, D 为计算建筑物剖面时的方向数。本文所采用的 $S_{\max} = 105$, $S_{\min} = 5$, $\Delta S = 25$ 。而通过 MBI 所提取的较大区域建筑物对象内部往往会因存在异质性干扰因素导致提取结果的不完整性,本文对 MBI 结果进行孔洞填补,以提高建筑物区域提取精度。在此基础上,提取前、后时相建筑物指数 MBI 分别为 λ_{1i} 和 λ_{2i} 。

3) 两时相差分特征

在提取了统一的对象基元的基础上,进一步提取两时相影像间的光谱差分特征,具体步骤为:定义差分特征

$$C_i = \frac{\sum_{k=1}^z \frac{|\sigma_{1k} - \sigma_{2k}|}{\sigma_{\max}}}{z}, \text{ 其中 } z \text{ 为对象 } T_i \text{ 中的像素点总数,}$$

σ_1, σ_2 为该点在两时相的像素值, $\sigma_{\max}$ 为该点在两幅影像中像素值较大值。此时,结合两时相 NBI 指数、两时相 MBI 指数和两时相差分特征,可获得最终的证据集合 $R_i = \{N_{1i}, N_{2i}, \lambda_{1i}, \lambda_{2i}, C_i\}$ 。

1.3 D-S 决策模型

基于以上证据集合,本文采用 D-S 证据理论 (dempster-shafer evidence theory) 进行决策融合,从而实现细粒度建筑物变化程度划分。相较于传统概率推理理论,D-S 证据理论所需先验数据更加直观、容易、不需过多处理且其具有能够综合异源信息作为证据支持的优点^[20]。此外,考虑到阴影作为变化检测中“伪变化”的主要来源^[21],本文设计了一种考虑阴影因素的证据置信度指标 I_i ,作为度量不同证据可信程度的依据。

1) 证据置信度指标提取

阴影是高分遥感影像变化检测中“伪变化”的主要来源之一。为此,本文首先采用王非凡等^[22]的阴影检测

方法进行阴影检测。通过将彩色的 RGB 图像转换为 HSV 图像,基于式(7)所计算的类间方差 g 值从而确定二值化阈值 M 。

$$g = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (7)$$

其中, ω_0 为灰度值小于 M 的前景像素点数占整幅图像的比例, μ_0 为其平均灰度; ω_1 为灰度值大于 M 的背景像素点数占整幅图像的比例, μ_1 为其平均灰度; μ 为图像的总平均灰度。当完成遍历后, $g = g_{\max}$ 时,所采用分割阈值 M 即为所求最佳二值分割阈值。在此基础上,对图像进行形态学开闭运算以修补空洞及滤除孤立点,从而获得阴影检测结果。此时,可计算得出对象 T_i 在双时相影像中的阴影区域占比分别为 p, q , 从而获得 T_i 的证据置信度:

$$I_i = (1 - p) \times (1 - q) \quad (8)$$

2) 决策融合及细粒度建筑物变化检测输出

首先定义识别框架 $F = [N, D, R, U, O]$, 将对象划分为新建类 N 、拆除类 D 、改建类 R 、未变化类 U 和其他类 O , 则焦元包括 $[N], [D], [R], [U], [O], [N, D, R, U, O]$ 。基于 1.2 中各小节所提取的证据集合, 共构建 5 个 mass 函数 m_1, m_2, m_3, m_4, m_5 。若设新建类 N 为焦元 ($N \subseteq F$), F 上的 5 个 mass 函数的 Dempster 合成规则为:

$$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus m_4 \oplus m_5(N) = \frac{1}{K} \cdot \sum_{\cap N_k = N} \prod_{1 \leq k \leq 5} m_k(N_k) \quad (9)$$

其中, 归一化系数 $K = \sum_{\cap N_k \neq \emptyset} \prod_{1 \leq k \leq 5} m_k(N_k)$ 。因此, 可对任意对象 T_i 建立基本概率赋值函数 BPAF, 以前一时相的 NBI 指数 N_1 的 mass 函数 m_1 为例, 其 BPAF 公式具体如下:

$$m_{1i}(\{N\}) = 0.5 \times N_{1i} \times I_i \quad (10)$$

$$m_{1i}(\{D\}) = 0.35 \times (1 - N_{1i}) \times I_i \quad (11)$$

$$m_{1i}(\{R\}) = 0.3 \times (1 - N_{1i}) \times I_i \quad (12)$$

$$m_{1i}(\{U\}) = 0.35 \times (1 - N_{1i}) \times I_i \quad (13)$$

$$m_{1i}(\{O\}) = 0.5 \times N_{1i} \times I_i \quad (14)$$

$$m_{1i}(\{N, D, R, U, O\}) = 1 - I_i \quad (15)$$

其中, I_i 为 1.3 节 1) 中所提取的证据置信度。 $R_i = \{N_{1i}, N_{2i}, \lambda_{1i}, \lambda_{2i}, C_i\}$ 为每个尺度证据所提供的指数全集, 在其余 mass 函数中 R_i 取集合中的其余证据对应项。 N_{1i} 为对象 T_i 在前一时相中由 NBI 指数得到其为非建筑物的概率, N_{2i} 为对象 T_i 在后一时相中由 NBI 指数得到其为非建筑物的概率; λ_{1i} 为对象 T_i 在前一时相中由 MBI 得到其为建筑物的概率, λ_{2i} 为其在后一时相中由 MBI 得到其为建筑物的概率; C_i 用于描述对象 T_i 在前后两时相的变化程度。

采用如下判别规则对建筑物变化进行细粒度划分, 划分的基础依据在于对象 T_i 属于某类的可能性越大, 则该类对应的概率分配函数值应当越大:

(1) 属于 N 类的 T_i 应满足: $m_i([N]) > 0.25$, 或 $m_i([N]) > 0.15 \wedge m_i([R]) > 0.1$;

(2) 属于 D 类的 T_i 应满足: $m_i([D]) > 0.25$, 或 $m_i([D]) > 0.15 \wedge m_i([R]) > 0.1$;

(3) 属于 R 类的 T_i 应满足: $m_i([R]) > 0.25$, 或 $\{m_i([N]) > 0.1 \vee m_i([O]) < 0.3\}$;

(4) 属于 U 类的 T_i 应满足: $m_i([U]) > 0.3$, 且 $m_i([O]) < 0.3$;

(5) 否则, T_i 属于 O 类。

根据上述判决规则, 输出细粒度建筑物变化检测结果, 最终将影像中的所有对象划分为新建类、拆除类、改建类、未变类以及非建筑物类共 5 个类别。

2 实验与分析

2.1 实验数据与对比策略

为验证所提出方法的有效性和精度, 本文实验采用 2 组异源高分遥感影像数据。2 组数据采用中国宁夏回族自治区银川市不同地区的高分一号 (GF-1) 和高分二号 (GF-2) 异源 R、G、B 三波段影像, 空间分辨率分别为 2 m 和 0.81 m, 采集时间分别为 2018 年及 2020 年。经重采样+配准后的 2 组图像尺寸均为 1 024×1 024 pixel, 分辨率为 2 m。

为了验证本文所提出方法的有效性, 本文采用 3 种先进的方法进行对比实验。策略 1: 文献[15]基于面向对象的方法, 利用 MBI 算法提取建筑物并采用 CVA 算法进行变化检测得到全部对象差异度, 最后利用 EM 算法的贝叶斯阈值计算方法确定变化阈值, 叠加光谱特征和建筑物指数特征形成多个特征, 更明显地体现了像斑的差异度, 构建特征空间, 提高了最终建筑物变化检测的结果精度; 策略 2: 文献[23]利用改进双边滤波器提高对象内部像素间空间结构一致性后, 通过 on-off 通道小目标抑制、基于矩形度长宽比的传统建筑物提取及大津法分类, 减少了因“伪变化”所造成的检测误差; 策略 3: 文献[24]是一种基于 D-S 证据理论融合特征信息的变化检测方法, 在影像分割的基础上利用变化矢量分析法计算对象前后光谱、纹理特征差异及形态学建筑物指数差异, 以 sigmoid 函数作为隶属度函数从而构建 BPAF, 最后利用 D-S 证据理论进行特征融合及规则判定得到建筑物变化区域。

2.2 实验结果与精度评价

1) 般结果与分析

由于本文将变化建筑物划分为新建、拆除和改建类, 为此本文用不同灰度值代表不同的变化类型, 各结果图中各灰度与其所对应变化类型如表 1 所示。同时用方框

标识出了一些典型区域以便进一步的目视分析。此外，由于 3 种对比方法均为二分类方法，因此在对比实验中

本文将所提出方法的新建、拆除、改建类均归为变化，从而基于二值影像进行目视和定量评价类。

表 1 实验结果图对应灰度标签表

Table 1 Gray scale label table corresponding to the experimental result diagrams					
输出类别(c)~(d)	新建类 $N(c) \sim (d)$	拆除类 $D(c) \sim (d)$	改建类 $R(c) \sim (d)$	未变类 $U(c) \sim (d)$	其他类 $O(c) \sim (d)$
图中颜色区域					
输出类别(e)~(i)	变化类(e)~(i)		未变化类(e)~(i)		
图中颜色区域					

本文提出方法与对比方法的变化检测结果如图 2、3

所示。

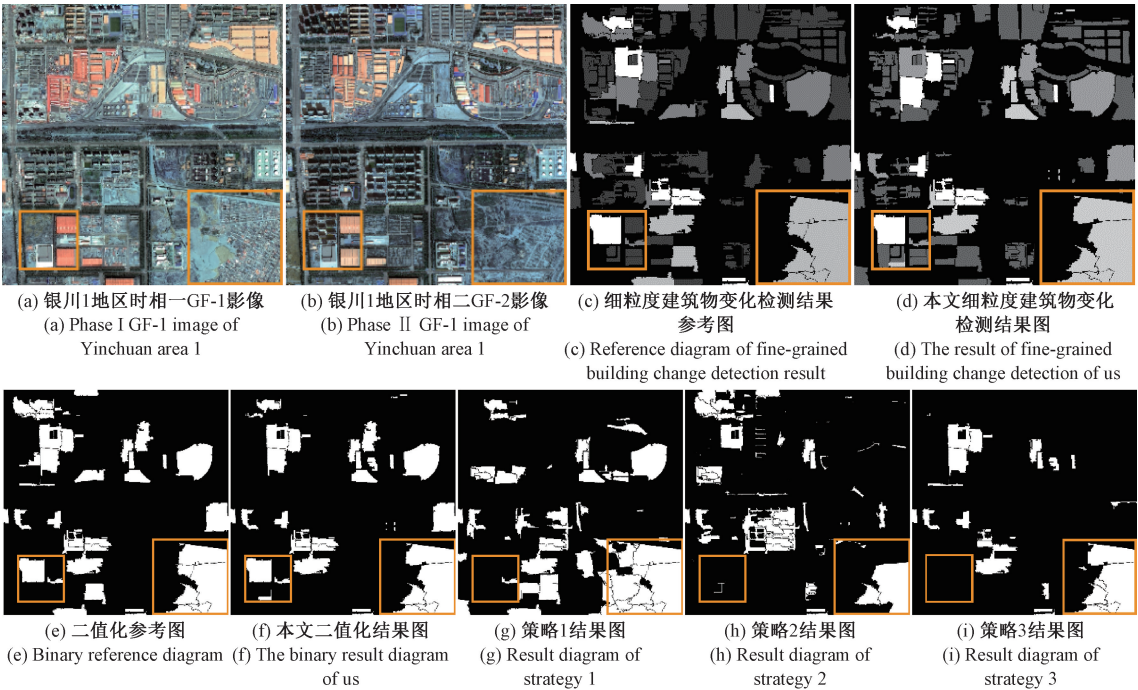


图 2 数据集 1 变化检测结果对比

Fig. 2 Comparison diagrams of change detection results of data set 1

为了进一步验证本文所提出的细粒度建筑物变化检测模型的有效性,本文选取了图 2 中 2 块代表性区域进行局部目视分析,局部放大结果如图 4、5 所示。

根据图 4 进行对比分析,在原图像中左上部分实际为新增建筑物区域。由于阴影部分占比较高,且建筑物与周围阴影区域差异较小,从图 4(e)~(i)部分可以看出,策略 1、策略 3 采用 MBI 及策略 2 的传统方法均无法准确地识别该区域在后期影像中实为建筑物区域。而本文采用阴影特征作为证据置信度指标提取后,能够在 D-S 决策输出判决规则下更好地发挥证据集合内各个证据的优势,将该区域判定为建筑物新增类。右侧中部部分实际为改建建筑物区域,由于其不规则的分割形状,策

略 2 所采用的传统建筑物提取方法无法正确识别,而策略 3 在结合了光谱、纹理特征后,将该处改建建筑物剔除。策略 1 所采用的 MBI 及 CVA 变化向量检测及本文方法均能正确提取该区域,且由图 4(c)、(d),在本文的输出模型下,能够将该区域更加精确地输出为建筑物改建类区域。

而在图 4(d)中判别为拆除建筑物的区域,其在前期影像中为明亮裸地,后期影像中由于异源影像的成像差异,显示为偏蓝色系的明亮裸地。其在策略 1、3 中均判别为未变化的建筑物类别,本文方法由于非建筑物 NBI 中所利用的水体指数 NDWI 将其在后期影像中判别为非建筑物,故最终判别结果为拆除建筑物,本文方法及本文

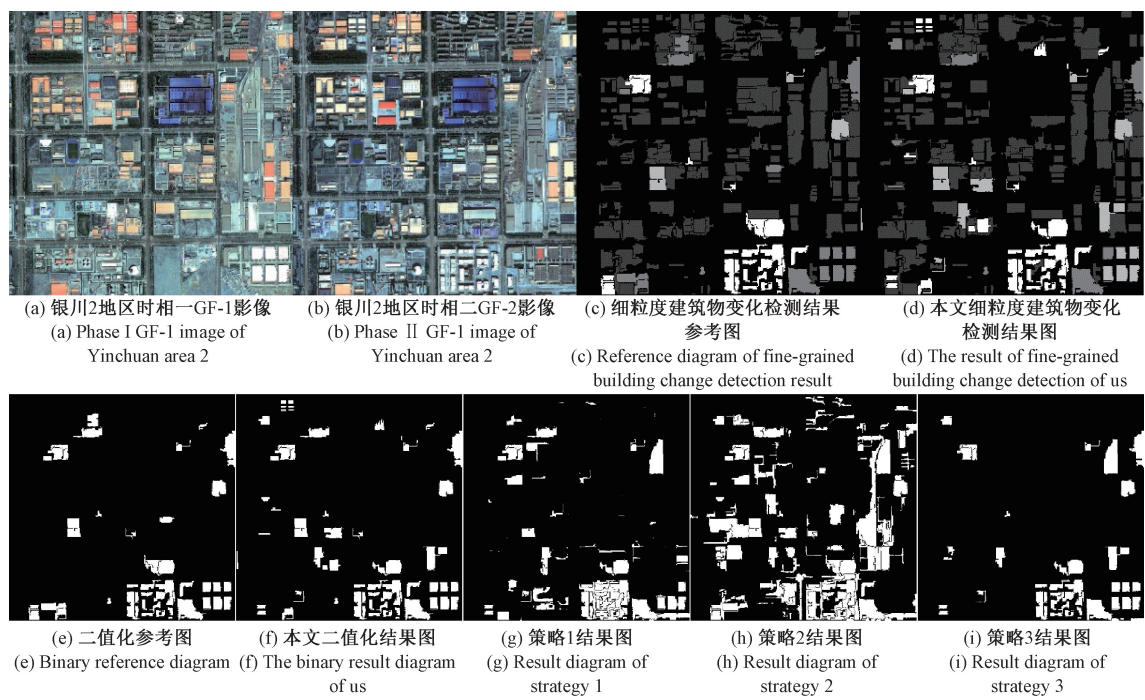


图 3 数据集 2 变化检测结果对比

Fig. 3 Comparison diagrams of change detection results of data set 2

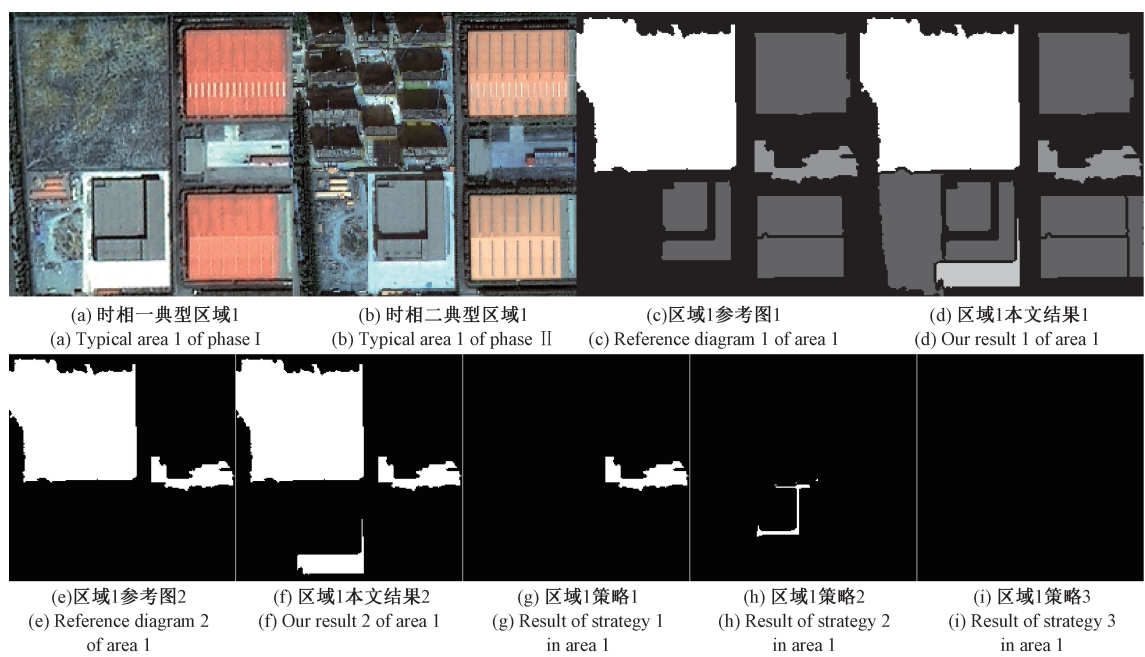


图 4 区域 1 前后期影像及建筑物变化检测结果

Fig. 4 Pre and post phase images and building change detection results of area 1

所涉及的 3 种对比策略均未能对该区域进行准确的识别,是后续实验的一处改进方向。

基于图 5 对比分析各方法性能,由图 5(c)~(i)可以看出,相较于策略 1、2,本文方法表现出来良好的检测性能,所设计的 NBI 指数能够利用 NDWI、面积指数及形状特征,准确地筛除在两年的城市规划中转变为水体、空地等的非建筑物区域,正确地提取该建筑物拆除区域。而由于该区域前期影像中建筑物较小而密集,策略 1、2 对

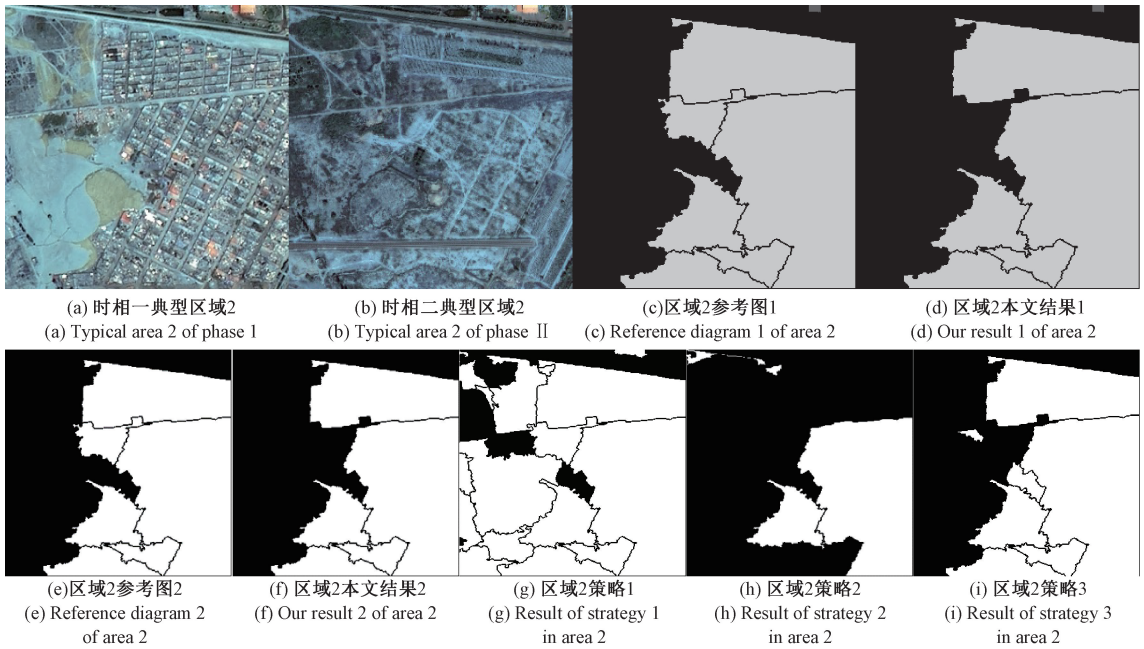


图 5 区域 2 前后期影像及建筑物变化检测结果

Fig. 5 Pre and post phase images and building change detection results of area 2

建筑物区域检测不明确,错检率、漏检率较高,对比之下本文的检测精度较高,与参考图的结果更为一致;而在没有阴影影响的情况下,同样使用了证据理论的策略 3 和本文检测结果与参考图较为一致,但在本文方法提出的 NBI 所用的面积阈值下,本文相较于策略 3 的检测结果进一步剔除了 2 处错误区域,结果与实际更为一致。

2) 定量评价

本文采用总体精度、误检率及 Kappa 系数对 2 组细粒度建筑物变化检测结果进行定量分析。精度评价结果分别如表 2、3 所示。

表 2 本文方法数据集 1 细粒度建筑物变化检测精度

Table 2 The fine-grained building change detection accuracy of data set 1 of us

策略/评价指标	总体精度/%	误检率/%	Kappa
本文方法	81.9	18.1	0.738

表 3 本文方法数据集 2 细粒度建筑物变化检测精度

Table 3 The fine-grained building change detection accuracy of data set 2 of us

策略/评价指标	总体精度/%	误检率/%	Kappa
本文方法	80.7	19.3	0.726

表 2、3 的实验精度可以证明,所构建的融合证据集合进行 D-S 决策融合后能够有效区分地区建筑物对象与非建筑物对象,并对所得的变化类建筑物对象进行进一步新建类、拆除类、改建类的分类检测输出。实验总体精

度达 80%且 Kappa 系数大于 0.7,细粒度变化检测结果与实际结果一致性较为理想。

根据 2.2 节 1) 中图 2(e)~(i) 和图 3(e)~(i),对所提出方法与对比方法进行精度评价,结果如表 4、5 所示。

表 4 本文及对比方法数据集 1 精度

Table 4 The accuracy of data set 1 in our method and comparison methods

策略/评价指标	总体精度/%	错检率/%	漏检率/%	Kappa
策略 1	87.5	7.2	5.3	0.801
策略 2	75.0	20.2	4.8	0.603
策略 3	89.9	7.0	3.1	0.835
本文方法	92.2	5.0	2.8	0.868

表 5 本文及对比方法数据集 2 精度

Table 5 The accuracy of data set 2 in our method and comparison methods

策略/评价指标	总体精度/%	错检率/%	漏检率/%	Kappa
策略 1	83.5	14.0	2.5	0.743
策略 2	80.9	16.9	2.2	0.672
策略 3	84.9	12.6	2.5	0.789
本文方法	86.6	10.7	2.7	0.802

从基于表 4、5 的定量分析来看,数据集 1:本文方法相较于策略 1 总体精度提升 4.7%,错检率降低 2.2%,漏检率降低 2.5%,Kappa 系数提升 0.067;相较于策略 2 总体精度提升 17.2%,错检率降低 15.2%,漏检率降低

2.0%, Kappa 系数提升 0.265; 相较于策略 3 总体精度提升 2.3%, 错检率降低 2.0%, 漏检率降低 0.3%, Kappa 系数提升 0.033。数据集 2: 本文方法相较于策略 1 总体精度提升 3.1%, 错检率降低 3.3%, 漏检率降低 0.2%, Kappa 系数提升 0.059; 相较于策略 2 总体精度提升 5.7%, 错检率降低 6.2%, 漏检率降低 0.5%; 相较于策略 3 总体精度提升 1.7%, 错检率降低 1.9%, 漏检率提升 0.2%, Kappa 系数提升 0.013。综上, 本文方法的变化检测结果总体精度在 3 组对比中均为最高, 虽在数据集 2 中漏检率略有提高, 但总体一致性最高, 体现了所构建的证据集合内部各证据之间良好的互补性, 基于阴影检测提取证据置信度后 D-S 决策融合模型的有效性, 提高了变化检测的总体精度。

3) 面积参数分析

由于本文所构建的证据集合中, 非建筑物指数部分建筑物区面积标准值 S_a 的设置对非建筑物指数结果具有显著影响。为此, 设置建筑物区面积标准值 S_a 取值区间为 [500, 5 000], 步长 500, 在上文数据集 1、2 实验中分析建筑物区面积标准值 S_a 设定与细粒度建筑物变化检测输出结果精度之间的关系, 实验结果与变化趋势如图 6 所示。

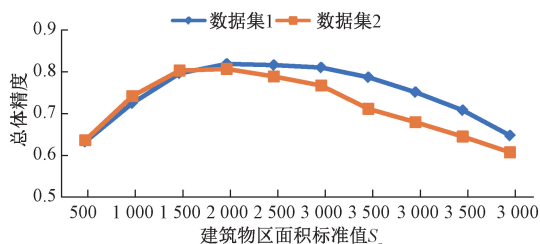


图 6 不同建筑物区面积标准值下数据集总体精度变化趋势
Fig. 6 The variation trend of the overall accuracy of the data set under different building area standard values

由图 6 可以看出, 数据集 1 在建筑物区面积标准值 S_a 从 500 增长到 2 000 时, 细粒度建筑物变化检测总体精度上升; 当建筑物区面积标准值 S_a 从 2 000 增长到 3 000 时, 细粒度建筑物变化检测总体精度相对持平但缓慢下降; 当建筑物区面积标准值 S_a 从 3 000 增长到 5 000 时, 细粒度建筑物变化检测总体精度呈下降趋势; 数据集 2 在建筑物区面积标准值 S_a 从 500 增长到 1 500 时, 细粒度建筑物变化检测总体精度上升; 当建筑物区面积标准值 S_a 从 1 500 增长到 2 000 时, 细粒度建筑物变化检测总体精度相对持平但缓慢上升; 当建筑物区面积标准值 S_a 从 2 000 增长到 5 000 时, 细粒度建筑物变化检测总体精度呈下降趋势。综合数据集 1、2, 本文建议在实际应用中设定 S_a 为 2 000。

3 结 论

本文提出了一种基于 D-S 证据理论的高分遥感影像建筑物细粒度建筑物变化检测方法。该方法基于影像多尺度分割结果, 综合多重因素首先设计了一种非建筑物指标 NBI, 与差分信息、建筑物指数 MBI 所共同组成的证据集合能够较好地实现优势互补, 融合了不同尺度证据的优势。此外, 利用阴影检测结果, 提出了一种证据置信度指标, 进而构建了一套完整的 D-S 证据理论变化检测模型, 从而将建筑物划分为新建、拆除以及改建类。与对比方法在不同地区影像的实验结果表明, 所提出模型的变化检测精度和 Kappa 系数分别达 80% 和 0.7 以上, 在目视分析和定量评价中显著优于对比方法。未来, 将面向更加复杂的震害建筑物检测应用展开研究。

参考文献

- [1] 卢麒, 秦军, 姚雪东, 等. 基于多层次感知网络的 GF-2 遥感影像建筑物提取 [J]. 国土资源遥感, 2021, 33 (2): 75-84.
LU Q, QIN J, YAO X D, et al. Buildings extraction of GF-2 remote sensing image based on multi-layer perception network [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33 (2): 75-84.
- [2] JANALIPOUR M, TALEAI M. Building change detection after earthquake using multi-criteria decision analysis based on extracted information from high spatial resolution satellite images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38 (1): 82-99.
- [3] JIANG K, WANG Z Y, YI P, et al. Edge-enhanced GAN for remote sensing image super resolution [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57 (8): 5799-5812.
- [4] GUIMARES N, L PÁDUA, MARQUES P, et al. Forestry remote sensing from unmanned aerial vehicles: A review focusing on the data, processing and potentialities [J]. Remote Sensing, 2020, 12 (6): 1046.
- [5] JI S, SHEN Y, LU M, et al. Building instance change detection from large-scale aerial images using convolutional neural networks and simulated samples [J]. Remote Sensing, 2019, 11 (11): 1343.
- [6] XU L, JING W, SONG H, et al. High-resolution remote sensing image change detection combined with pixel-level and object-level [J]. IEEE Access, 2019, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2922839.
- [7] 王超, 张雪红, 石爱业, 等. 结合阴影补偿的对象级高分辨率遥感影像多尺度变化检测 [J]. 通信学报, 2018, 39 (9): 159-167.

- WANG CH, ZHANG X H, SHI AI Y, et al. Object-based change detection method for high-resolution remote sensing image combining shadow compensation and multi-scale fusion [J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(9):159-167.
- [8] 王译著,黄亮,陈朋弟,等. 联合显著性和多方法差异影像融合的遥感影像变化检测[J]. *自然资源遥感*, 2021,33(3):89-96.
- WANG Y ZH, HUANG L, CHEN P D, et al. Change detection of remote sensing images based on the fusion of co-saliency difference images [J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2021,33(3): 89-96.
- [9] WANG B, CHOI S, BYUN Y, et al. Object-based change detection of very high resolution satellite imagery using the cross-sharpening of multitemporal data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(5): 1151-1155.
- [10] BANSAL P, VAID M, GUPTA S. OBCD-HH: An object-based change detection approach using multi-feature non-seed-based region growing segmentation [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81(6): 8059-8091.
- [11] BLASCHKE T, HAY G J, KELLY M, et al. Geographic object-based image analysis - towards a new paradigm [J]. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87(100): 180-191.
- [12] 李少英,刘小平,黎夏,等. 土地利用变化模拟模型及应用研究进展 [J]. *遥感学报*, 2017, 21(3): 329-340.
- LI SH Y, LIU X P, LI X, et al. Simulation model of land use dynamics and application: Progress and prospects [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(3): 329-340.
- [13] 陈奎伊,胡翰,丁雨淋,等. 顾及轮廓特征的建筑物对象级三维变化检测方法 [J]. *地理信息世界*, 2019, 26(5):101-106.
- CHEN K Y, HU H, DING Y L, et al. 3-D change detection method of buildings' object-level considering contours characteristics [J]. *Geomatics World*, 2019, 26(5):101-106.
- [14] JAVED A, JUNG S, LEE W H, et al. Object-based building change detection by fusing pixel-level change detection results generated from morphological building index [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18):2952.
- [15] 卢丽琛,洪亮. 面向对象的高分辨率遥感影像建筑物变化检测 [J]. *牡丹江师范学院学报(自然科学版)*, 2021(1):50-54.
- LU L CH, HONG L. Object-oriented detection of building changes based on high spatial resolution remote sensing image [J]. *Journal of Mudanjiang Normal University*, 2021(1):50-54.
- [16] 刘海飞,杨敏华,王晶,等. 利用结构面对象的高分遥感影像建筑物变化检测 [J]. *测绘通报*, 2021(6): 16-20.
- LIU H F, YANG M H, WANG J, et al. High-resolution remote sensing image building change detection using structural objects [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2021(6):16-20.
- [17] HUANG C, YANG Q, HUANG W. Analysis of the spatial and temporal changes of NDVI and its driving factors in the Wei and Jing River basins. *Int J Environ Res Public Health*, 2021,18(22):11863.
- [18] TENG J, XIA S, LIU Y, et al. Assessing habitat suitability for wintering geese by using normalized difference water index (NDWI) in a large floodplain wetland, China [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 122(11):107260.
- [19] HUANG X, ZHANG L P. A multidirectional and multiscale morphological index for automatic building extraction from multispectral GeoEye-1 imagery [J]. *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing*, 2011, 77(7):721-732.
- [20] 韩德强,杨艺,韩崇昭. DS 证据理论研究进展及相关问题探讨 [J]. *控制与决策*, 2014,29(1):1-11.
- HAN D Q, YANG Y, HAN CH ZH. Advances in DS evidence theory and related discussions [J]. *Control and Decision*, 2014, 29(1):1-11.
- [21] 黄亚朋,何浩. 一种改进的高分辨率遥感影像变化检测方法 [J]. *地矿测绘*, 2017,33(2):10-12.
- HUANG Y P, HE H. An advanced method of change detection based on high resolution remote sensing image [J]. *Surveying and Mapping of Geology and Mineral Resources*, 2017,33(2):10-12.
- [22] 王非凡,徐炜,陈晓辉,等. 面向高层地物的异源高分遥感影像配准方法 [J]. *电子测量技术*, 2021, 44(16):156-167.
- WANG F F, XU W, CHEN X H, et al. Registration method for multi-source high resolution remote sensing image based on high-rise objects [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021,44(16):156-167.
- [23] 徐炜,王驿飞,张艳,等. 基于双边滤波和小目标抑制的异源遥感变化检测 [J]. *电子测量技术*, 2021, 44(17):165-172.
- XU W, WANG Y F, ZHANG Y, et al. Heterogeneous remote sensing image change detection based on bilateral filtering and small target suppression [J]. *Electronic*

Measurement Technology, 2021,44(17):165-172.

[24] 李军胜, 党建武, 王阳萍. 多特征融合的高分辨率影像建筑物变化检测 [J]. 测绘通报, 2019(10): 105-108.

LI J SH, DANG J W, WANG Y P. Building change detection by multi-feature fusion from high resolution remote sensing images [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(10): 105-108.

作者简介



潘伟豪, 本科生, 现就读于南京信息工程大学。主要研究方向为遥感影像的图像处理。

E-mail: 201983180010@nuist.edu.cn

Pan Weihao is now a B. Sc. candidate in Nanjing University of Information Science and

Technology. His main research interest includes image processing

of remote sensing images.



王超(通信作者), 2007 年于中国矿业大学获得学士学位, 2010 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2014 年于河海大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为高分辨率遥感影像处理。

E-mail: chaowang@nuist.edu.cn

Wang Chao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2007, M. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2010 and Ph. D. degree from Hohai University in 2014, respectively. Now he is an associate professor and master's supervisor of Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest includes high-resolution remote sensing image processing.