

基于云平台和 BFAST 算法的地表变化检测方法

周旭¹ 陈元鹏¹ 刘岩涛² 周妍¹ 李少帅¹ 王力³
(1. 自然资源部国土整治中心, 北京 100035; 2. 中国地质大学(北京)土地科学技术学院, 北京 100083;
3. 中国科学院空天信息创新研究院遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 准确识别地表变化的时空信息,有助于探究地表自然环境和生态系统发展演变的规律,支撑相关的科研与行政管理工作。本文以河南某生态保护修复工程部分实施范围为研究区域,基于 Google Earth Engine(GEE)云平台,以 2013—2020 年的 98 景 Landsat8/OLI 遥感影像作为数据源,应用 Breaks for additive season and trend(BFAST)算法对地表变化进行了信息提取和制图。首先基于 GEE 云平台对 Landsat8/OLI 地表反射率数据集进行调用和预处理,基于 CFMask 算法对遥感数据集进行云影掩膜,开展光谱指数(植被指数 NDVI)的计算以及时间序列数据集的构建。其次基于时序数据集与 BFAST 算法构建由趋势项、季节项和残差项组成的广义线性回归模型,通过最小二乘法求解模型中的未知参数集,以此进一步构建时序拟合模型,而后基于残差的 Moving sums(MOSUM)方法对时序结构变化进行检测。最后从检测结果中抽取像元样点,通过与 Google Earth 高分辨率影像数据叠置和目视解译,开展结果验证和精度评价。结果表明,本文提出的方法在研究区的时序地表变化检测中具有较高的检测精度(总体精度为 83.7%,2018—2020 年分年度检测结果精度分别为 86.5%、80.7%、87.7%)。本文提出的方法是遥感大数据数据库构建、地表生态信息近实时变化扰动识别和监测等技术的一种基础方法,能够对国土空间生态保护修复调查监测和评估预警等工作提供技术支撑和决策支持。

关键词: 地表变化; 检测方法; 遥感; 时序分析; GEE; BFAST 算法

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)07-0179-08 OSID: 

Land Surface Change Detection Method Based on Cloud Platform and BFAST Algorithm

ZHOU Xu¹ CHEN Yuanpeng¹ LIU Yantao² ZHOU Yan¹ LI Shaoshuai¹ WANG Li³
(1. Land Consolidation and Rehabilitation Center, Ministry of Natural Resources, Beijing 100035, China
2. School of Land Science and Technology, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China
3. National Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Accurately identifying the spatio-temporal information of surface changes will help to explore the law of development and evolution of surface natural environment and ecosystems, and support related scientific research and administrative management. Taking part of the implementation area of an ecological protection and restoration project in Henan Province as the study area, based on the Google Earth Engine (GEE) cloud platform, using 98-view Landsat8/OLI remote sensing images from 2013 to 2020 as the data source, and the Breaks for additive season and trend (BFAST) algorithm theory was applied to extract and map information on land surface changes. The methodological experimental process included: firstly, the Landsat8/OLI land surface reflectance dataset was called and pre-processed based on GEE, the cloud shadow masking of the remote sensing dataset based on CFMask algorithm, the calculation of the spectral index (vegetation index NDVI) and the construction of the time series dataset. Secondly, based on the time series data set and the BFAST algorithm theory, a generalized linear regression model consisted of trend terms, seasonal terms and residual terms was constructed, and the unknown parameter set in the model was solved by the least square method, so as to further construct a

收稿日期: 2022-02-21 修回日期: 2022-04-22
基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1500203、2019YFC0507800)
作者简介: 周旭(1975—),男,高级工程师,主要从事国土空间生态保护修复监测监管技术研究,E-mail: cyp520918@163.com
通信作者: 陈元鹏(1986—),男,高级工程师,博士,主要从事国土空间生态保护修复遥感监测技术研究,E-mail: txtfb@lrcr.org.cn

time series fitting model and detect time-series structure changes in near real-time based on the Moving sums of the residuals (MOSUM) method. Finally, image element sample points were extracted from the detection results, and the results were validated and evaluated in terms of accuracy by overlaying with Google Earth high-resolution image data and visual interpretation. The analysis of the results showed that the method proposed had high detection accuracy in the detection of time-series land surface ecological changes in the study area (83.7% overall accuracy, 86.5%, 80.7% and 87.7% accuracy of the detection results in the sub-years from 2018 to 2020, respectively) in the detection of time-series land surface changes in the study area. Overall, the method proposed was a basic method for remote sensing big database construction, near real-time disturbance identification and monitoring of land surface ecological information and other technologies, which can provide technical support and decision-making support for the investigation and monitoring of ecological protection and restoration in national land space and assessment and early warning.

Key words: land surface change; detection method; remote sensing; time series analysis; GEE; BFAST algorithm

0 引言

受自然变迁和人类活动影响,地表自然环境和生态系统不断发生变化,分析这些变化信息是地理科学的一个重要研究方向^[1-3]。遥感技术的发展增强了对地观测的能力,提供了重要的支撑数据,更便于准确掌握地表变化信息。迄今为止,行业领域已积累了大量遥感数据(如 Landsat、MODIS、AVHRR 等),这些遥感数据以时间序列的方式记录了地表的动态变化,通过对变化情况的研究,能够在时间和空间上检测到地表的扰动,探究地表自然环境和生态系统发展演变的规律,支撑相关的科研与行政管理工作^[4-7]。

基于遥感时序数据的地表变化检测属于时序变化分析研究,从遥感时序数据中开展变化分析存在一定困难,因为遥感时序数据中不仅包含季相性变化、趋势性变化和突发性变化,还存在数据处理过程中产生的大气散射、云影效应和几何误差等。因此,在遥感时序变化分析中,如何在季相性变化中即不受到误差干扰又能够有效判定和识别变化是核心问题。

目前,在遥感时序变化分析中,已存在多类方法,如 阈值、差分、轨迹分割、分类、统计和回归^[8-10],每类方法均包含 6 种特征,分别为时序数据频率(影像数量)、光谱指数类型、变量维度(单变量/多变量)、实时性(非实时/近实时)、变点类型(突变/渐变)、检测单元(像元/亚像元)。但各类方法均存在一定弊端^[11-12]。

从具体算法方面看,现阶段应用较为广泛的算法主要包括,如 LandTrendr(Landsat-based detection of Trends)是轨迹分割类算法,采用单变量光谱指数 NBR,检测地表变化,属于非实时检测;VCT(Vegetation change tracker)是阈值类算法,采用单变

量光谱指数 IFZ,识别地表变化,属于非实时检测;CCDC(Continuous change detection and classification)是统计和分类结合的算法,采用多变量光谱和指数,识别土地覆被类型的变化,属于近实时检测。但以上方法各有优劣,如 LandTrendr、VCT 在时序数据频率使用上相对较低(如年度均值),一定程度上弱化了对地表连续变化的检测能力,并且两种算法属于非实时的检测,这在应对稀疏数据时会产生较大的结果延迟性;CCDC 采用了多变量输入,而多变量的输入方法本身就会对分类结果带来误差,加之时序的影响因素,将进一步影响检测结果的准确性。相比之下,BFAST(Breaks for additive season and trend)采用单变量光谱指数能够相对减小检测结果的误差,采用高时序数据频率能够增强对地表连续变化的检测能力和响应速度,利于更精准、近实时地检测地表扰动变化,因此,在遥感时序变化分析方面更具有优势。

此外,除模型算法方面存在的问题外,还存在其他因素会影响基于遥感时序数据的地表变化检测,如受天气、卫星重访周期等因素的影响,遥感时间序列中往往存在大量缺失数据,而缺失数据对地表变化结果的准确性将产生较大影响^[13-14]。更关键的是,大范围、长时间、高空间分辨率的遥感变化检测要应用大量遥感影像数据,需下载的数据量往往达 TB 级,庞大的数据量大大增加了数据处理和模型解算的成本,因此,节约成本、提高效率也是遥感时序地表变化检测的关键问题^[15]。

为更好地改善以上问题,本文拟开展基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)云平台 and BFAST 算法的地表变化检测方法研究。首先利用 GEE 云平台,批量处理遥感时序数据,生成遥感时间序列数据集,以此提升数据处理和运算效率,降低因数据处理环节过多而引起的不确定性和误差;其

次通过 BFAST 算法改善模型对遥感时间序列中确定阈值、对抗缺失数据等问题,增强模型对遥感时序数据中变化的分析能力,提升模型对遥感时序数据中的断点数据的识别精度;最后以河南某生态保护修复工程为实验区,开展实验验证。

1 研究区与数据源

1.1 研究区

在河南某生态保护修复工程实施范围内选择局部区域作为研究区。该生态保护修复工程涉及安阳市、鹤壁市、新乡市、焦作市和济源市 5 市,总面积约 $1.4 \times 10^4 \text{ km}^2$,实施期限为 2018—2020 年。选择的研究区位于河南省鹤壁市的淇滨区和山城区,地理坐标为 $35^\circ 47' 50'' \sim 35^\circ 52' 28'' \text{ N}$ 、 $114^\circ 04' 10'' \sim 114^\circ 11' 01'' \text{ E}$,区域内海拔 120 ~ 550 m,暖温带大陆性季风气候,年平均气温 14.6°C 、平均降雨量 $548.8 \sim 863.4 \text{ mm}$ ^[16]。研究区域东西宽 10.41 km,南北长 8.61 km,总面积 8 963 hm^2 ,区域内海拔由西南向东北逐渐降低,地形地貌从山地到平原呈阶梯式变化,层次较为分明。土地覆被类型多样,适合从不同土地覆被类型角度开展地表变化检测实验,验证实验结果。研究区地理区位及遥感影像数据如图 1 所示。

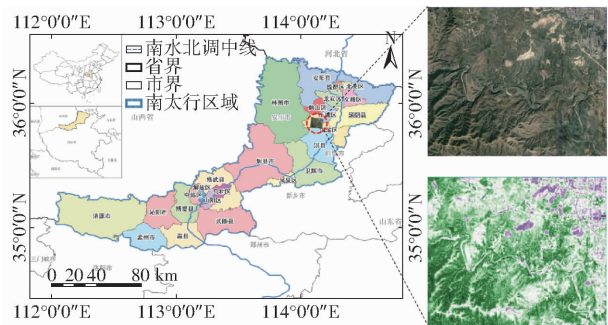


图 1 研究项目区地理位置和遥感影像(真彩色、NDVI)
Fig. 1 Location of study area and remote sensing image

1.2 实验数据

Landsat 系列卫星传感器数据的波段范围、时空分辨率较为一致^[17-21],因此,可以很好地重构长时间序列数据^[22]。为最小化数据处理过程中的误差,选择 Landsat8/OLI 遥感影像作为数据源,经范围和云量等条件设置,最终筛选了 98 景遥感影像参与实验,时间跨度为 2013 年 3 月至 2020 年 12 月。研究区遥感影像数据统计量如图 2 所示。

1.3 GEE 云计算平台

GEE 是当前世界上较为先进的处理卫星影像等地理空间观测数据的云计算平台。GEE 云端数据库中集成了近 40 年的 Landsat 系列卫星的历史存档数据,给个人用户提供了强大的算力和云存储空间

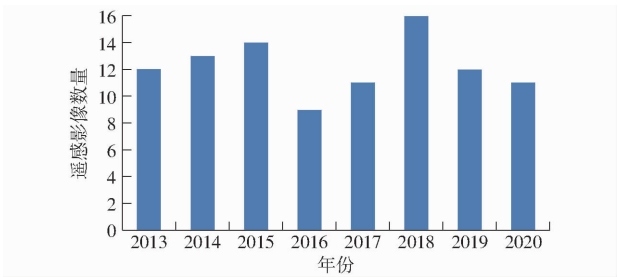


图 2 研究区遥感影像数据量统计
Fig. 2 Data volume statistics of remote sensing images

间,同时提供了方便快捷的 JavaScript 语言 API 接口进行数据处理、算法实现以及结果分析^[23-26]。本研究应用 GEE 云计算平台进行数据处理,减少了数据准备的前期工作,降低了数据处理与算法实现过程中对本地硬件设备的依赖。

2 研究方法

首先基于 GEE 的遥感时序数据构建,包括 Landsat8/OLI 地表反射率(Landsat surface reflectance)数据集的调用、条件筛选、镶嵌、裁剪,基于 CFMask 算法的遥感数据集进行云影掩膜,在数据预处理基础上开展光谱指数(NDVI)计算和时间序列数据集构建等。其次基于时序数据集与 BFAST 算法进行地表变化检测^[27]。最后,基于 Google Earth 开展精度评价。具体技术路线如图 3 所示。

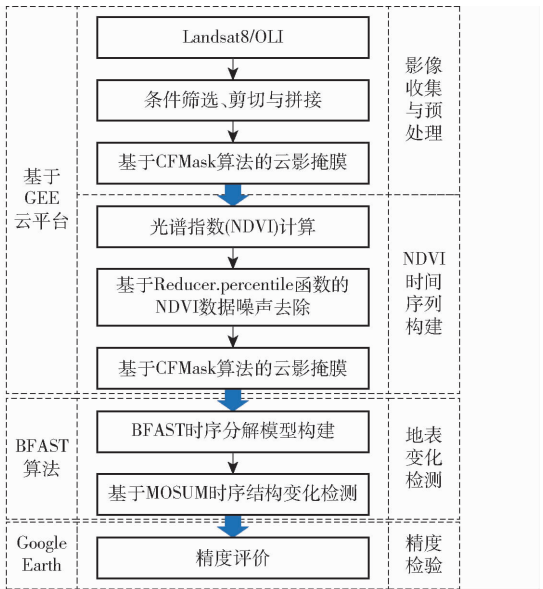


图 3 技术路线
Fig. 3 Workflow of this study

2.1 数据处理和时序构建

数据处理和时序构建过程包括:①结合实际研究需求,基于 GEE 平台确定并生成研究区的矢量边界数据。②采用 ImageCollection 相关函数调用 GEE 平台内嵌的 Landsat SR 数据,数据主要为 LC08/

C01/T1_SR,以此数据作为实验的数据源。③采用 Filter 相关函数对数据进行条件筛选、影像剪裁,将质量较差、不符合实验标准的数据进行剔除,并统一剪裁至研究区矢量形状。④针对数据集,构建掩膜函数,开展基于 CFMask 算法的云影掩膜^[28]。⑤计算 NDVI 数据,对步骤①~④精选的 LC08/C01/T1_SR 数据统一批量进行 NDVI 计算,并采用 Reducer.percentile 函数对 NDVI 数据进行噪声去除,符合实验标准 NDVI 数据集。⑥构建并导出 NDVI 时间序列数据集(98 景 NDVI 数据影像),并生成时间序列数据立方体。

2.2 BFAST 时序分解模型构建

基于时序数据的地表变化检测,是通过时间序列分解模型来探究光谱变量(如 NDVI)和时间变量之间的关系,时序分解模型通常为加性的线性回归模型^[29-31],计算式为

$$Y_t = T_t + S_t + e_t \quad (t = 1, 2, \cdots, n) \quad (1)$$

其中 $T_t = a_i + b_i t \quad (\tau_{i-1} \leq t < \tau_i, i = 1, 2, \cdots, m) \quad (2)$

$$S_t = \sum_{j=1}^k \gamma_j \sin\left(\frac{2\pi j t}{f} + \delta_j\right) \quad (j = 1, 2, \cdots, k) \quad (3)$$

式中 Y_t ——在时间 t 范围的观测数据
 T_t ——趋势项 S_t ——季节项
 a_i, b_i ——趋势项系数
 e_t ——残差项 γ_j ——振幅
 δ_j ——分段数量 f ——频率

其中振幅、分段数量为未知项,而频率为已知项。

联合式(1)~(3)可将式(1)改写为一个由基函数组成的广义线性模型,即

$$Y_t = \mathbf{X}_t^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_t \quad (4)$$

其中 $\mathbf{X}_t^T = (1, t, \sin(2\pi t/f), \cos(2\pi t/f), \cdots, \sin(2\pi k t/f), \cos(2\pi k t/f))$
 $\boldsymbol{\beta} = (a_i, b_i, \gamma_1 \cos \delta_1, \gamma_1 \sin \delta_1, \cdots, \gamma_k \cos \delta_k, \gamma_k \sin \delta_k)^T$

式(4)中的 $\boldsymbol{\beta}$ 是一个未知参数集,通过最小二乘法估计。式(4)即为时序分解模型。该模型通过对未知参数集的估计实现对已知数据的有效拟合,进而开展时序变化检测。

2.3 时序变化检测

通过 MOSUM (Moving sums of the residuals) 对时序的结构变化进行检测,计算式为

$$M_{o_t} = \frac{1}{\hat{\sigma} \sqrt{n}} \sum_{s=t-h+1}^t (y_s - \mathbf{x}_s^T \hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (5)$$

式中 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ —— $t = 1, 2, \cdots, n$ 时的估计值
 h ——MOSUM 的带宽
 $\hat{\sigma}$ ——方差估计值
 n ——历史阶段观测样本数量

通常根据观测样本的数量选取,如 $h = n$ 或 $h = n/4$ ^[32-33],当时间序列处于稳定状态时, $|M_{o_t}|$ 接近于 0 且随机波动,而当时间序列出现较大变化时, $|M_{o_t}|$ 将系统性的偏离 0,而当 $|M_{o_t}|$ 偏离 0 超过 95% 的显著性边界时,即判定时间序列结构出现断点。

在时序变化检测过程中,需要在时序中设置并明确两个阶段:①历史阶段,此阶段基于观测数据进行模型训练。②检测阶段,此阶段基于训练好的模型对数据进行拟合,进而判别检测阶段数据的结构变化以及断点。

确定历史阶段的方法通常为:①基于先验知识。②基于 Reversed-Ordered-Cumulative sum (ROC)。③基于 Bai Perron (BP) 断点估计方法^[34]。而在本实验中,因生态保护修复工程实施周期为 2018—2020 年,因此基于先验知识,拟定检测阶段为 2018—2020 年,历史阶段为 2013—2018 年。

3 结果与分析

3.1 数据处理和时序构建

基于 GEE 云平台,实验得到符合要求的 NDVI 时间序列数据,数据共计 98 景,从统计描述看,98 景 NDVI 影像数据的均值在 0.037 ~ 0.690 范围内波动,波动周期符合年度季相特征。标准差在 0.03 ~ 0.16 范围内波动,稳定性较好,数据质量较好,时序 NDVI 数据构建结果符合预期。研究区数据统计结果见图 4。

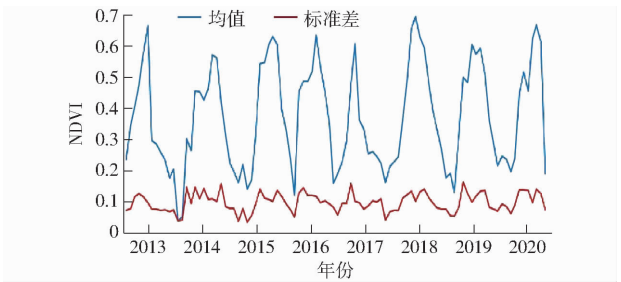


图 4 时序 NDVI 数据的均值和标准差
Fig. 4 Mean and variance of time series NDVI data

3.2 地表变化检测结果

地表变化检测结果主要包括:①检测的扰动(断点)发生时间,即扰动(断点)发生的年份和月份。②检测的扰动(断点)变化强度,即模型预测值和实际观测值之间的残差中值。对 98 景 NDVI 数据立方体执行算法后,结果如图 5 所示。

图 5a 为扰动变化强度,值域为 -0.47 ~ 0.36,均值为 -0.052,标准差为 0.065,从统计结果并结合图 5a 视觉效果,可知研究区内 2018—2020 年的扰动变化以负向为主。

图 5b~5d 分别为 2018—2020 年 3 个年度的扰动时间(以月度计量),其中 2018 年发生扰动的像元 5 184 个,扰动主要发生在 8 月之后,为 4 414 个;2019 年发生扰动的像元 14 009 个,其中发生在 8 月之前的扰动为 7 240 个,8 月之后的为 6 769 个;2020 年发生扰动的像元 3 435 个,其中发生在 8 月之前的扰动为 1 396 个,8 月之后的扰动为 2 039 个。从扰动时间统计结果并结合图 5b~5d 视觉效果,可知 2018—2020 年间,扰动发生的时间主要集中在下半年,其中 2019 年扰动发生的像元数量最大、面积最广。

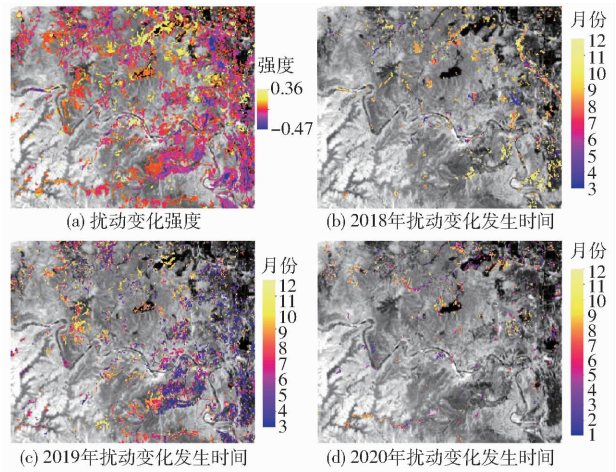


图 5 研究区扰动强度与发生时间

Fig. 5 Disturbance intensity and time in study area

3.3 结果验证与精度评价

3.3.1 结果验证

基于上述方法能够有效、准确检测到地表变化,采用随机抽样方法分别从扰动变化强度、扰动发生时间的检测结果中抽取像元,组成参考数据集,同时基于 Google Earth 高分辨率影像数据,进行结果验证和精度评价。

首先,从检测结果中选取扰动较为集中连片的区域(2020 年修建的道路)开展结果验证,如图 6 所示。图 6a 为发生在 2020 年的扰动识别结果。图 6b 和图 6c 为 Google Earth 高分辨率遥感影像,图 6b 为 2019 年影像,图 6c 为 2020 年影像,图 6d 为 2020 年影像标记点细节,图 6a~6d 中的标记点(红色十字和黄色图钉)为同一点,是识别结果中的第 23 733 号像元,图 6e 为标记点的时间序列数据,和扰动识别结果发生的时间节点。

对比图 6a 和图 6c 可看出,图 6a 的识别结果准确,虽然图 6a 的空间分辨率较低,但参照图 6c 高分辨率影像可看出,图 6a 对道路轮廓和形态的识别结果清晰;对比图 7b 和图 7c 可看出,该道路在 2019 年确未修建,而是在 2020 年修建完成,验证了图 6a 识别结果时间节点准确性。

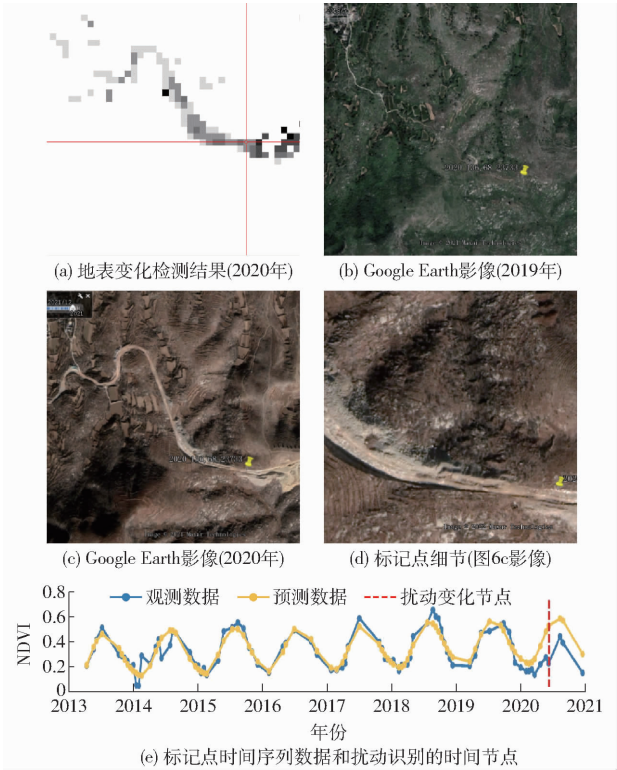


图 6 2020 年扰动识别结果

Fig. 6 Disturbance identification results in 2020

从图 6e 时间序列数据可看出,在 2020 年之前,预测变量对观测变量进行了良好的拟合,直到 2020 年第 2 季度,标记点所在的空间位置地表发生了连续剧烈的扰动(即道路的修建),进而导致观测变量大幅偏移了预测变量。通过图 6e 可以进一步佐证图 6a 识别结果的准确性,也说明基于本文提出的方法可有效检测和识别地表变化过程。

图 7a 为扰动识别结果(2019 年修建的地表建筑物),图 7b 和图 7c 为 Google Earth 高分辨率遥感影像,图 7b 为 2018 年影像,图 7c 为 2019 年影像,图 7a~7c 中的标记点(红色十字和黄色图钉)为同一点,是识别结果中第 28182 号像元,图 7d 为标记点的时间序列数据,和扰动识别结果发生的时间节点。

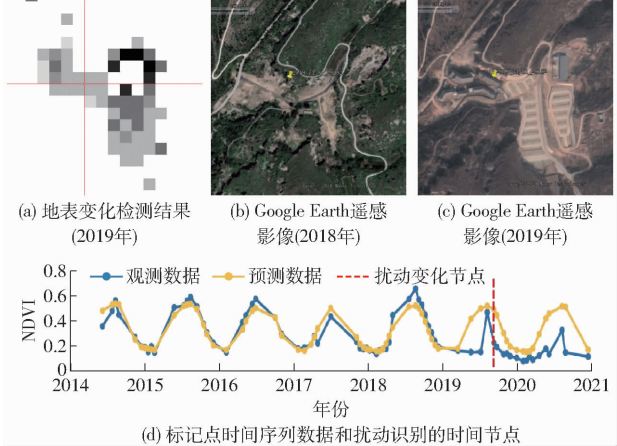


图 7 2019 年扰动识别结果

Fig. 7 Disturbance identification results in 2019

点。对比图 7a~7c 可得出,与图 6 结论一致,图 7a 对地表建筑物的轮廓和形态识别清晰,识别结果时间节点准确,而通过图 7d 进一步验证了识别结果的可靠性和准确性。

从图 6 和图 7 时序数据上看,属于规律变化后的突变,即在地表变化发生前,地表覆被基本呈规律性变化,而图 8a~8e 则验证了本文提出的方法在地表覆被不规律变化中对扰动的检测能力,其中图 8a~8d 为 Google Earth 高分辨率遥感影像,图 8e 为标记点(黄色图钉)的时间序列数据和扰动识别结果发生的时间节点。如图 8a~8d 所示,该区域地表覆被变化复杂,类型包括植被、裸土、水体以及三者的混合存在,2015 年 5 月区域内以裸土为主略带植被,而 2016 年 3 月区域内则出现大面积水体,而 2018 年 7 月区域内水体大幅减少,受季节性因素影响区域内同时存在大量植被,而至 2020 年 11 月区域内水体基本转化为了裸土和植被。

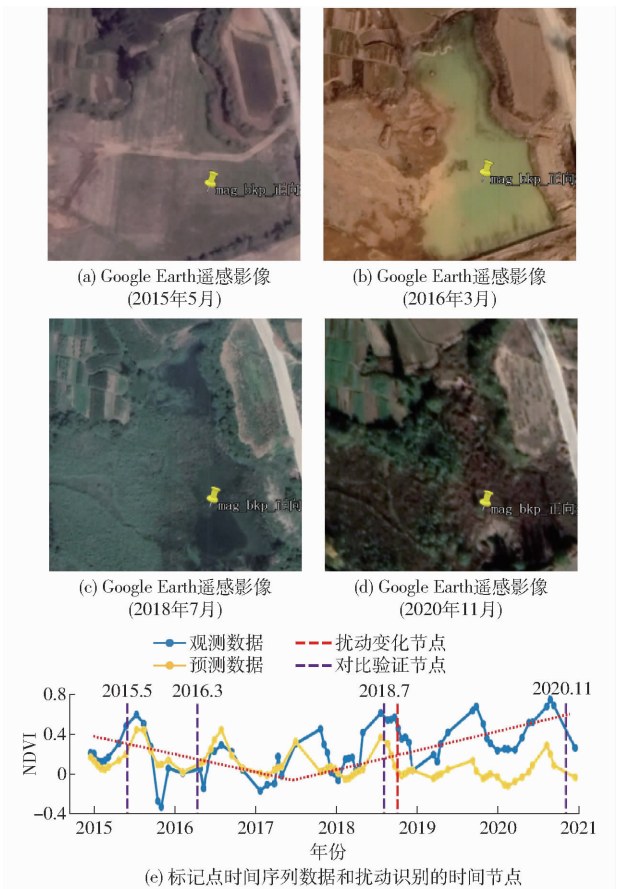


图 8 地表覆被不规律变化中的扰动检测能力
Fig.8 Disturbance detecting capability in irregular changes of land surface cover

从图 8e 时间序列数据看,标记点 2015 年 4 季度 NDVI 存在明显的下降且由正转负,说明该阶段其空间位置的地表覆被已由植被和裸土转换为水体;2016—2018 年,NDVI 在 $-0.4 \sim 0.4$ 之间波动,

说明该阶段其空间位置的地表覆被受季节性因素影响,为植被、裸土、水体交替存在;从 2018 年开始,NDVI 逐步在 0 以上形成波动,说明该阶段其空间位置的地表覆被中的水体逐渐消失。由此可见,时间序列数据与 Google Earth 高分辨率遥感影像呈现的趋势一致。虽然,从图 8e 的时间序列数据看,NDVI 总体呈先下降而后升高趋势,但本文提出的方法对该趋势仍进行了有效拟合,并在检测阶段(2018—2020 年)准确判定了扰动(断点)发生的年份和月份。进一步说明了,本文方法在地表 NDVI 复杂变化的条件下,对地表变化识别仍具有准确性。

3.3.2 精度评价

通过图 6~8 从局部验证本文提出的方法对于检测地表变化的有效性和准确性,但还需通过样点验证进一步开展精度评价,扩大验证范围,提升结果验证和精度评价的稳健性。地表年度变化扰动的精度评价样点选取是较为困难的,尤其是历史已经发生过的变化扰动难以追溯。因此,本文选择逆向精度评价,即在年度检测结果中抽样,将样点叠置在 Google Earth 高分辨率影像中开展精度评价验证。

分别从 2018—2020 年扰动检测结果中随机选取样点,2018 年选取样点像元 625 个,2019 年选取样点像元 1 260 个,2020 年选取样点像元 412 个。其中,并非选取的所有样点都可用于精度评价,如选取的年度样点其空间位置所在的 Google Earth 中没有本年度和邻近年度高分辨率遥感影像数据,则无法开展精度评价,则该样点即为无效样点。通过对样点数据的筛查,2018—2020 年选取样点中的有效样点占比分别为 85.1%、77.5%、89.1%,数量分别为 532、976、367 个像元,有效样点数量可满足精度评价条件。将有效样点叠置在 Google Earth 高分辨率影像中,通过目视解译,开展精度评价,2018—2020 年的扰动检测结果正确样点率分别为 86.5%、80.7%、87.7%,总体正确样点率为 83.7%,正确率较高,如表 1 所示。

表 1 精度评价			
Tab.1 Accuracy evaluation results			
指标	2018 年	2019 年	2020 年
扰动检测结果/像元	5 184	14 009	3 435
随机选取样点/像元	625	1 260	412
随机选取样点率/%	12	9	12
可用有效样点/像元	532	976	367
可用有效样点率/%	85.1	77.5	89.1
检测结果正确样点/像元	460	788	322
检测结果正确样点率/%	86.5	80.7	87.7

4 结束语

基于 GEE 和 BFAST 算法的地表变化检测方

法,对长时间序列卫星遥感影像的变化信息进行了提取。实验结果分析表明,通过 GEE 能够高效获取并生成符合实验标准和要求的 NDVI 长时间序列数据,可以大幅度减少数据准备的前期工作,极大地降低了数据处理与算法实现过程中对本地硬件设备的依赖,节约了大量人力物力成本。通过 BFAST 算法对 NDVI 长时间序列数据进行变化

检测,能够对时间序列的季相趋势进行充分拟合,分析趋势性变化,也能够准确检测到时间序列中的突发性变化,进而准确识别并检测到地表的变化扰动信息。针对本文实验区,地表变化检测结果的总体精度为 83.7%,2018—2020 年分年度检测结果精度分别为 86.5%、80.7%、87.7%,精度较高。

参 考 文 献

[1] 张超,吕雅慧,郅文聚,等. 土地整治遥感监测研究进展分析[J]. 农业机械学报,2019,50(1):1-22.
ZHANG Chao, LÜ Yahui, YUN Wenju, et al. Analysis on research progress of remote sensing monitoring of land consolidation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1):1-22. (in Chinese)

[2] 韩鹏鹏,黄进良,李仁东,等. 基于面向对象的坑塘遥感监测与动态分析[J]. 农业机械学报,2015,46(1):272-277.
HAN Pengpeng, HUANG Jinliang, LI Rendong, et al. Remote sensing monitoring and dynamic analysis of ponds based on object-oriented rules[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):272-277. (in Chinese)

[3] 贺振,贺俊平. 近 32 年黄河流域植被覆盖时空演化遥感监测[J]. 农业机械学报,2017,48(2):179-185.
HE Zhen, HE Junping. Remote sensing on spatio-temporal evolution of vegetation cover in the Yellow River basin during 1982—2013[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2):179-185. (in Chinese)

[4] BACHMANN C M, AINSWORTH T L, FUSINA R A, et al. Bathymetric retrieval from hyperspectral imagery using manifold coordinate representations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(3):884-897.

[5] 赵忠明,孟瑜,岳安志,等. 遥感时间序列影像变化检测研究进展[J]. 遥感学报,2016,20(5):1110-1125.
ZHAO Zhongming, MENG Yu, YUE Anzhi, et al. Review of remotely sensed time series data for change detection[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5):1110-1125. (in Chinese)

[6] HAWBAKER T J, VANDERHOOF M K, BEAL Y J, et al. Mapping burned areas using dense time-series of Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 198:504-522.

[7] 杨辰,沈润平,郁达威,等. 利用遥感指数时间序列轨迹监测森林扰动[J]. 遥感学报,2013,17(5):1246-1263.
YANG Chen, SHEN Runping, YU Dawei, et al. Forest disturbance monitoring based on the time-series trajectory of remote sensing index[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(5):1246-1263. (in Chinese)

[8] ZHU Z, WOODCOCK C E, OLOFSSON P. Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 122:75-91.

[9] 刘晓奕. 序列遥感影像异常检测的时空模型研究与应用[D]. 北京:中国科学院大学,2018.

[10] 申健,常庆瑞,李粉玲,等. 基于时序 NDVI 的关中地区冬小麦种植信息遥感提取[J]. 农业机械学报,2017,48(3):215-220,260.
SHEN Jian, CHANG Qingrui, LI Fenling, et al. Extraction of winter wheat information based on time-series NDVI in Guanzhong area[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3):215-220, 260. (in Chinese)

[11] 刘哲,李智晓,张延宽,等. 基于时序 EVI 决策树分类与高分纹理的制种玉米识别[J]. 农业机械学报,2015,46(10):321-327.
LIU Zhe, LI Zhixiao, ZHANG Yankuan, et al. Seed maize identification based on time-series EVI decision tree classification and high resolution remote sensing texture analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10):321-327. (in Chinese)

[12] 张荣群,王盛安,高万林,等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J]. 农业机械学报,2015,46(增刊):246-252.
ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Remote-sensing classification method of county-level agricultural crops using time-series NDVI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.):246-252. (in Chinese)

[13] MORENO-MARTÍNEZ Á, IZQUIERDO-VERDIGUIER E, MANETA M P, et al. Multispectral high resolution sensor fusion for smoothing and gap-filling in the cloud[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247:111901.

[14] ZENG L, WARDLOW B D, XIANG D, et al. A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237:111511.

[15] 钞振华,车明亮,侯胜芳. 基于时间序列遥感数据植被物候信息提取软件发展现状[J]. 自然资源遥感,2021,33(4):19-25.
CHAO Zhenhua, CHE Mingliang, HOU Shengfang. Brief review of vegetation phenological information extraction software based on time series remote sensing data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4):19-25. (in Chinese)

[16] 陈阳,王西平,甄娜,等. 基于生态系统服务理论内涵的山水林田湖草生态保护修复实践——以河南省南太行地区试点工程为例[J]. 环境工程技术学报,2021,11(4):701-710.

- CHEN Yang, WANG Xiping, ZHEN Na, et al. Practice of ecological protection and restoration of mountain-river-forest-farmland-lake-grassland based on connotation of ecosystem service theory: taking the pilot project of South-Taihang Area in Henan Province as an example[J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2021, 11(4): 701 – 710. (in Chinese)
- [17] 姜高珍, 韩冰, 高应波, 等. Landsat 系列卫星对地观测 40 年回顾及 LDCM 前瞻[J]. 遥感学报, 2013, 17(5): 1033 – 1048. JIANG Gaozhen, HAN Bing, GAO Yingbo, et al. Review of 40-year earth observation with Landsat series and prospects of LDCM[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(5): 1033 – 1048. (in Chinese)
- [18] 计璐艳, 尹丹艳, 宫鹏. Landsat 长时间序列的阳澄湖湖面围网时空变化[J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 717 – 729. JI Luyan, YIN Danyan, GONG Peng. Temporal-spatial study on enclosure culture area in Yangcheng Lake with long-term Landsat time series[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(4): 717 – 729. (in Chinese)
- [19] 裴杰, 牛铮, 王力, 等. 基于 Google Earth Engine 云平台的植被覆盖度变化长时间序列遥感监测[J]. 中国岩溶, 2018, 37(4): 608 – 616. PEI Jie, NIU Zheng, WANG Li, et al. Monitoring to variations of vegetation cover using long-term time series remote sensing data on the Google Earth Engine cloud platform[J]. Carsologica Sinica, 2018, 37(4): 608 – 616. (in Chinese)
- [20] 沈文娟, 李明诗, 黄成全. 长时间序列多源遥感数据的森林干扰监测算法研究进展[J]. 遥感学报, 2018, 22(6): 1005 – 1022. SHEN Wenjuan, LI Mingshi, HUANG Chengquan. Review of remote sensing algorithms for monitoring forest disturbance from time series and multi-source data fusion[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(6): 1005 – 1022. (in Chinese)
- [21] 汤冬梅, 樊辉, 张瑶. Landsat 时序变化检测综述[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(8): 1069 – 1079. TANG Dongmei, FAN Hui, ZHANG Yao. Review on Landsat time series change detection methods[J]. Journal of Geoinformation Science, 2017, 19(8): 1069 – 1079. (in Chinese)
- [22] THOMAS R L, JAMES R I. Landsat 8: the plans, the reality, and the legacy[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 185: 1 – 6.
- [23] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18 – 27.
- [24] PRASAI R, SCHWERTNER T W, MAINALI K, et al. Application of Google Earth Engine python API and NAIP imagery for land use and land cover classification: a case study in Florida, USA[J]. Ecological Informatics, 2021, 66: 101474.
- [25] 马战林, 刘昌华, 薛华柱, 等. GEE 环境下融合主被动遥感数据的冬小麦识别技术[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 195 – 205. MA Zhanlin, LIU Changhua, XUE Huazhu, et al. Identification of winter wheat by integrating active and passive remote sensing data based on Google Earth Engine platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 195 – 205. (in Chinese)
- [26] 朱德海, 刘逸铭, 冯权泷, 等. 基于 GEE 的山东省近 30 年农业大棚时空动态变化研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 168 – 175. ZHU Dehai, LIU Yiming, FENG Quanlong, et al. Spatial-temporal dynamic changes of agricultural greenhouses in Shandong Province in recent 30 years based on Google Earth Engine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 168 – 175. (in Chinese)
- [27] 王烨, 李宁, 张正涛, 等. BFAST——一种分析气候极端事件变化的新方法[J]. 灾害学, 2016, 31(4): 196 – 199. WANG Ye, LI Ning, ZHANG Zhengtao, et al. BFAST—a new method to analyze change of climate extremes[J]. Journal of Catastrophology, 2016, 31(4): 196 – 199. (in Chinese)
- [28] FOGA S, SCARAMUZZA P L, GUO S, et al. Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 194: 379 – 390.
- [29] VERBESSELT J, HYNDMAN R, ZEILEIS A, et al. Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(12): 2970 – 2980.
- [30] LINDERHOLM H W. Growing season changes in the last century[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2006, 137(1): 1 – 14.
- [31] 刘宝柱, 方秀琴, 何祺胜, 等. 基于 MODIS 数据和 BFAST 方法的植被变化监测[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(3): 146 – 153. LIU Baozhu, FANG Xiuqin, HE Qisheng, et al. Monitoring the changes of vegetation based on MODIS data and BFAST methods[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2016, 28(3): 146 – 153. (in Chinese)
- [32] ZEILEIS A. A unified approach to structural change tests based on ML scores, F statistics, and OLS residuals[J]. Econometric Reviews, 2005, 24(4): 445 – 466.
- [33] ZEILEIS A, SHAH A, PATNAIK I. Testing, monitoring, and dating structural changes in exchange rate regimes[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2010, 54(6): 1696 – 1706.
- [34] DUTRIEUX L P, JAKOVAC C C, LATIFAH S H, et al. Reconstructing land use history from Landsat time-series: case study of a swidden agriculture system in Brazil[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 47: 112 – 124.