

基于时空融合技术的森林火灾遥感动态监测

黄武彪^{1,2}, 栾海军^{1,3}, 李大成⁴

(1. 厦门理工学院 计算机与信息工程学院, 福建 厦门 361024; 2. 长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710064;
3. 厦门理工学院 数字福建自然灾害监测大数据研究所, 福建 厦门 361024; 4. 太原理工大学 矿业工程学院, 山西 太原 030024)

摘 要:针对单一时空融合方法或使用单一中等空间分辨率影像(如 Landsat 影像)和 MODIS 影像时空融合的不足,本文提出综合利用经典的 STARFM 算法、基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法,联合使用多种空间分辨率更优(≤ 30 m)的传感器影像,以“时间最邻近及空间分辨率优先”为原则对传统单一中等空间分辨率影像预测周期(如 Landsat 影像为 16 天)进行分段独立预测,并优化组合两种预测方法的预测结果,进而获取更为精确的逐日中等空间分辨率预测影像。基于上述方法所得结果,可应用于森林火灾监测场景中。以四川凉山木里县 3·30 森林大火为例,综合利用 MOD09GA、Landsat8 OLI、Sentinel-2、GF-1 WFV 遥感影像数据进行实验研究,基于预测所得逐日中等空间分辨率影像提取火灾指标因子(燃烧面积指数和归一化燃烧指数),分析森林火灾演化态势。结果表明:①多类型中高空间分辨率遥感影像的综合利用,有利于解决传统单一中等空间分辨率影像预测周期跨度过长、总体精确度低的问题,可获取更为精确的逐日中等空间分辨率预测影像;②两种算法在不同类型遥感数据融合应用中各有其局限性,两种方法联立使用具有理论价值与实际意义;③基于时空融合影像分析火灾演化态势时,归一化燃烧指数计算结果更敏感、更有效。研究认为,基于时空融合技术的森林火灾遥感动态监测具有可行性,具有进一步深入研究的价值与意义。

关键词:森林火灾;遥感动态监测;时空融合;时空自适应反射率融合模型;地物组分

中图分类号:TP79; X43

文献标识码:A

Remote sensing dynamic monitoring of forest fire based on spatiotemporal fusion technology

HUANG Wubiao^{1,2}, LUAN Haijun^{1,3}, LI Dacheng⁴

(1. College of Computer and Information Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China;
2. College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710064, China;
3. Big Data Institute of Digital Natural Disaster Monitoring in Fujian, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China;
4. College of Mining Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: The single spatiotemporal fusion method or the use of a single medium spatial resolution image (such as Landsat image) and MODIS image spatiotemporal fusion have shortcomings, this paper proposes a comprehensive use of the classic Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model algorithm and the surface reflectance space-time fusion algorithm based on the temporal phase change model of the components within the ground feature, combined with various sensor images with better spatial resolution (≤ 30 m), based on the principle of "time closest and spatial resolution priority" to traditional single medium spatial resolution image prediction period (such

收稿日期:2021-01-27; 修回日期:2021-08-08

基金项目:国家自然科学基金项目(41601350);福建省自然科学基金项目(2020J01261);厦门理工学院科学技术研究项目(“科研攀登计划”资助项目)(XPDKT19010)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (41601350); Natural Science Foundation of Fujian Province (2020J01261); Science and Technology Research Project of Xiamen University of Technology (XPDKT19010)

作者简介:黄武彪(1999-),男,硕士研究生,主要从事灾害遥感方面的研究. E-mail:huangwubiao@chd.edu.cn

通讯作者:栾海军(1984-),男,副教授,博士,主要从事多尺度遥感地学定量分析研究. E-mail:luanhaijun@xmut.edu.cn

as Landsat image is 16 days) to segmented independent prediction, and optimize the combination of the prediction results of the two methods to obtain more accurate day-to-day medium spatial resolution prediction images. Based on the results obtained from the above method, it can be applied to forest fire monitoring scenarios. Taking the 3·30 forest fire in Muli County, Liangshan City, Sichuan Province as an example, comprehensively utilize MOD09GA, Landsat8 OLI, Sentinel-2, GF-1 WFV remote sensing image data for experimental research, and extract fire index factors (Burning area index and normalized burning index) based on the daily medium spatial resolution images—obtained from predictions, and analyzed the evolution of forest fires. The results show that: a) The comprehensive utilization of various types of medium and high spatial resolution remote sensing images can solve the problems of long prediction period and low accuracy of traditional single medium spatial resolution images, and can obtain more accurate daily medium spatial resolution prediction images; b) The two algorithms have their own limitations in different types of remote sensing data fusion applications, the combined use of the two methods has theoretical value and practical significance; c) The results of Normalized Burn Ratio are more sensitive and effective when analyzing fire evolution trend based on spatiotemporal fusion images. The study believes that the remote sensing dynamic monitoring of forest fires based on spatiotemporal fusion technology is feasible and has the value and significance of further research.

Key words: forest fire; remote sensing dynamic monitoring; spatiotemporal fusion; Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model (STARFM); components within the ground feature

引言

森林火灾是一种突发性强、破坏性大、救援困难的自然灾害,全球每年平均发生森林火灾数十万次,森林受灾面积达数百公顷^[1],对生态环境和经济发展造成了极大威胁。截止2019年,全国有记录森林火灾2 345次,其中重大火灾为8次,特别重大火灾为1次,火场总面积为39 705 hm²,受害森林面积为13 505 hm²,伤亡人数为76人,其它损失折款16 219.9万元^[2]。森林火灾监测,要求及时发现着火点的位置及其变化、过火面积,并准确评估出火灾损失及影响,因此需要具有高时间分辨率和高空间分辨率的遥感影像来进行分析判读。但在现有传感器硬件条件限制下,卫星遥感数据无法同时满足高空间分辨率和高时间分辨率的要求^[3-4]。因此,很多学者提出时空融合的技术方法来解决遥感传感器时间分辨率和空间分辨率的矛盾^[5-8],将该方法应用于森林火灾场景中,便于更加准确、快速得获得受灾区域高空间和高时间分辨率的遥感影像,为森林火灾演化的监测和灾损评估提供有力支撑。Gao等^[9]提出的时空自适应反射率融合模型(Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, STARFM),用于融合Landsat影像和MODIS影像得到高时空分辨率的数据,取得了较好的效果,该模型适用于同质地表季节变化情形。Hilker等^[10]在提出了一种针对反射率变化的时空自适应融合模型算法(Spatial Temporal Adaptive Algorithm for mapping Reflectance Change, STA-ARCH),从低分辨率影像的密集时间序列中检测出变化点,以提高土地覆盖类型变化时的STARFM性能,适用于地表反射率突发扰动事件情形。邬明权等^[11]提出基于混合像元分解的方法(Spatial and Temporal Data Fusion Model, STDFM)来融合MODIS和Landsat影像数据,进一步,Zhang等^[12]对STDFM方法进行了改进,提出增强型基于混合像元分解的方法(Enhanced spatial and temporal data fusion model, ESTDFM),该模型适用于异质地表季节变化情形。Zhu等^[13]基于STARFM提出了一种增强型时空自适应反射率融合模型(Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model, ESTARFM),引入了一个转换系数,可以更好地预测异质性地表的反射率的变化。Huang等^[14]提出的基于稀疏表示的时空反射率融合模型(SParse-representation- based SpatioTemporal reflectance Fusion Model, SPSTFM),将稀疏表达理论引入时空融合算法,该模型适用于地表季节和类别变化情形。除地表反射率参数外,学者们^[15-17]对地表温度参数也进行了时空融合研究。学者们致力于研发出通用性与鲁棒性更优的时空融合算法。如,Cheng等^[18]提出了一种时空非局部滤波融合模型(Spatial and Temporal Nonlocal Filter-Based Data Fusion Method, STNLFFM),对于异质性地表区域具有更高的预测精度。Zhao等^[19]提出了一种针对复杂地表变化的鲁棒性自适应时空数据融合模型(Robust Adaptive Spatial and Temporal Fusion Model, RASTFM),在捕捉地表变化现象时具有更高的准确度和鲁

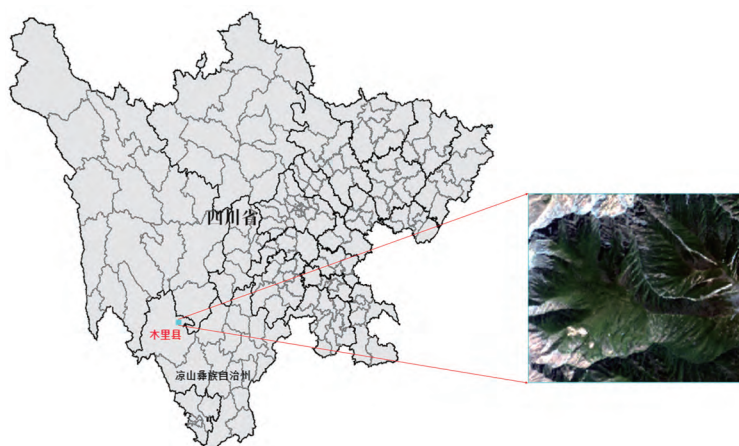
棒性。黄波和姜晓璐^[20]提出一种增强型空间像元分解时空遥感影像融合算法(Unmixing Enhanced model for Spatial and temporal image fusion, EUSTFM), 能够实现对季节性变化及复杂的地物类型变化的稳定预测, 生成具有更高精度的融合影像。

鉴于森林属于地表相对均质的场景, 故本次研究将选用经典的STARFM算法与具有组合优势的基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法, 并综合使用多种空间分辨率更优($\leq 30\text{m}$)的国内外传感器影像, 对两种算法所得时空融合结果优化组合, 进而应用于2019年3月30日四川凉山州木里县森林火灾遥感动态监测中。

1 研究区与研究数据

1.1 研究区概况

本次研究区域(如图1所示)为四川凉山木里县雅砻江镇立尔村附近的雅砻江边海拔约3 800 m的一处森林中, 区域经纬度介于 $28^{\circ}32'10''\text{N} \sim 28^{\circ}33'27''\text{N}$, $101^{\circ}15'02''\text{E} \sim 101^{\circ}16'49''\text{E}$ 之间。该区域位于典型的高山峡谷区, 气候特点为冷热两季交替、干湿分明, 天气干燥, 日照强, 大面积被植被覆盖, 有少部分水及岩石。地形复杂、坡陡谷深, 交通、通讯不便。火灾发生时间为2019年3月30日–4月4日。此次火灾造成30名消防员牺牲, 据中国新闻网2019年4月5日报道, 本次火灾起火点为一颗位于山脊上的树龄约80年的云南松, 起火原因为雷击火^[21–22]。



注: 该图基于四川省标准地图服务网站下载的审图号为川S[2021]00059号和图川审(2016)018号的标准地图制作, 底图无修改。

图1 研究区位置

Fig. 1 Location of the study area

1.2 研究数据

本次研究所用实验数据源为MOD09GA、Landsat8 OLI、Sentinel-2及GF-1 WFV影像, 具体实验影像说明见表1, 表中所列影像均为本次实验中所用到的数据。各遥感数据的特征与使用波段如表2所示。

Landsat8 OLI数据和Sentinel-2数据可从USGS(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)免费获取, MOD09GA数据可从NASA(<https://landsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/>)免费获取, GF-1 WFV数据可从中国资源卫星应用中心陆地观测卫星数据服务平台(<http://218.247.138.119:7777/DSSPlatform/productSearch.html>)免费获取。

在进行时空融合之前, 需要对获取的影像数据使用遥感图像处理软件进行预处理。使用ENVI对Landsat8 OLI影像进行辐射定标和大气校正, 生成反射率数值影像。Sentinel-2影像使用Sen2Cor和SNAP软件进行大气校正并转换成ENVI所能打开的img格式。GF-1WFV影像除进行与Landsat8 OLI相同的预处理外, 还需先使用ENVI遥感图像处理软件进行几何纠正, 其辐射定标时绝对辐射定标系数在中国资源卫星应用中心网站下载。对于MOD09GA影像需先使用MODIS Reprojection Tool(MRT)重投影至UTM/WGS84坐标系、GeoTIFF格式, 并重采样为10 m、16 m和30 m分辨率。除上述预处理外, 还应使用ENVI遥感图像处理软件进行各传感器影像裁剪, 确保其研究区域范围相同。在本次研究中, 均针对各影像的单波段进行研究。

表 1 实验数据说明
Table 1 Experimental data

日期	原始数据	日期	原始数据
2019年3月17日	MOD09GA	2019年4月6日	MOD09GA
2019年3月18日	Landsat8 OLI	2019年4月7日	MOD09GA
2019年3月21日	MOD09GA、Sentinel-2	2019年4月9日	MOD09GA
2019年3月22日	MOD09GA、GF-1	2019年4月11日	MOD09GA、GF-1
2019年3月25日	MOD09GA、GF-1	2019年4月13日	MOD09GA
2019年3月26日	MOD09GA、Sentinel-2、GF-1	2019年4月17日	MOD09GA
2019年3月27日	MOD09GA	2019年4月19日	Landsat8 OLI
2019年3月30日	MOD09GA、GF-1	2019年4月20日	MOD09GA、GF-1
2019年3月31日	Sentinel-2		

表 2 各遥感数据的特征及使用波段
Table 2 The characteristics and use bands of various types of remote sensing data

数据类型	分辨率/m	重访周期 (天)	红波段 ($\mu\text{m}/\text{nm}$)	绿波段 ($\mu\text{m}/\text{nm}$)	蓝波段 ($\mu\text{m}/\text{nm}$)	近红外波段 ($\mu\text{m}/\text{nm}$)	短波红外波段1 ($\mu\text{m}/\text{nm}$)	短波红外波段2 ($\mu\text{m}/\text{nm}$)
Landsat8 OLI	30	16	0.630–0.680	0.525–0.600	0.450–0.515	0.845–0.885	1.560–1.660	2.100–2.300
MOD09GA	500	1	0.620–0.670	0.545–0.565	0.459–0.479	0.841–0.876	1.628–1.652	2.105–2.155
Sentinel-2	10	10	0.650–0.680	0.543–0.578	0.458–0.523	0.855–0.875	1.565–1.655	2.100–2.280
GF-1 WFV	16	4	0.630–0.690	0.520–0.590	0.450–0.520	0.770–0.890	无	无

2 研究方法

具体研究技术路线图如图 2 所示。主要技术流程阐述如下：

- (1)对获取到的 MOD09GA、Landsat8 OLI、Sentinel-2、GF-1WFV 影像数据进行预处理；
- (2)使用 STARFM 算法与基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法分别对 MOD09GA 与 Landsat8 OLI、Sentinel-2、GF-1 WFV 影像进行融合,以达到结合多源影像的目的,从而生成待预测时刻的中等空间分辨率影像；
- (3)基于预测影像计算火灾指标因子,进行火灾演化趋势分析。

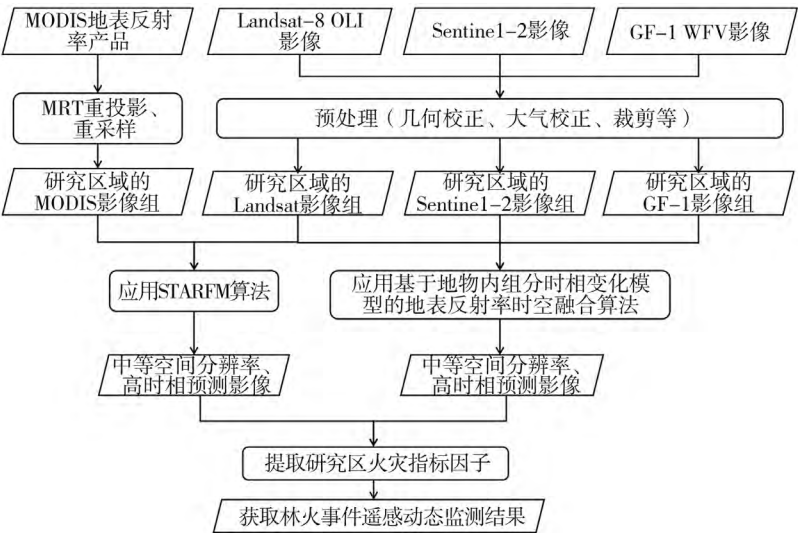


图 2 本研究的技术路线图

Fig. 2 Flowchart of the research

2.1 面向多源数据的时空自适应反射率融合模型

时空自适应反射率融合模型(STARFM)在使用前需要对来自不同平台的观测数据进行几何配准,并进行大气校正转化至地表反射率。STARFM算法的总体流程描述如下^[9]。STARFM算法的基本原理是:假定在 t_k 日低分辨率影像数据地表反射率值 $M(x_i, y_j, t_k)$ 与中高分辨率影像数据地表反射率值 $L(x_i, y_j, t_k)$ 之间的关系可以表示为

$$L(x_i, y_j, t_k) = M(x_i, y_j, t_k) + \varepsilon_k \quad (1)$$

则在 t_0 日的低分辨率影像数据地表反射率值 $M(x_i, y_j, t_0)$ 与在 t_0 日的中高分辨率影像数据地表反射率预测值 $L(x_i, y_j, t_0)$ 的关系可以表示为

$$L(x_i, y_j, t_0) = M(x_i, y_j, t_0) + \varepsilon_0 \quad (2)$$

ε_k 与 ε_0 分别表示观测到的低分辨率影像数据和中高分辨率影像数据地表反射率之间由于不同的波段宽度和太阳几何造成的差异。假设在预测日期 t_0 和日期 t_k 时像素 (x_i, y_j) 的地面覆盖类型和系统误差不变,则 $\varepsilon_0 = \varepsilon_k$,因此

$$L(x_i, y_j, t_0) = M(x_i, y_j, t_0) + L(x_i, y_j, t_k) - M(x_i, y_j, t_k) \quad (3)$$

但这仅仅是一种理想情况,它们之间的关系受到以下3方面的影响:1)观测的低分辨率影像数据在用与高分辨率影像数据相同的空间分辨率考虑时可能包括混合的土地覆盖类型;2)在预测期间,土地覆盖可能从一种类型变为另一种类型;3)土地覆盖状态和太阳几何双向反射率分布函数的变化将改变从预测日期 t_0 到日期 t_k 的反射率。

因此,通过引入邻近像素的附加信息,使用加权函数来计算日期 t_0 时中心像素的地表反射率:

$$L(x_{\frac{\omega}{2}}, y_{\frac{\omega}{2}}, t_0) = \sum_{i=1}^{\omega} \sum_{j=1}^{\omega} \sum_{k=1}^n W_{ijk} \times (M(x_i, y_j, t_0) + L(x_i, y_j, t_k) - M(x_i, y_j, t_k)) \quad (4)$$

其中 ω 是搜索窗口的大小, $(x_{\frac{\omega}{2}}, y_{\frac{\omega}{2}})$ 是该移动窗口的中心像素。为确保使用来自邻近像素的正确信息,仅使用来自同一光谱类别的和来自移动窗口内中高分辨率影像数据地表反射率的无云像素来计算反射率。权重 W_{ijk} 代表每个邻近像素对中心像素的预测反射率的贡献程度,从光谱、时间、距离3个方面来确定每个光谱相似像素的最终权重。

本次研究所做改进:上述内容通常针对单一类型中等空间分辨率传感器,当面向多源数据时,需要对STARFM时空融合模型进行优化组合应用。具体优化组合策略设计如下:在经典的STARFM算法基础上,在30 m Landsat卫星16天或更长的预测周期内利用多种国内外传感器影像(空间分辨率 ≤ 30 m)进行分段,分段原则为:时间最邻近及空间分辨率优先。上述原则以案例描述为:(1)若引入10 m Sentinel-2可见光影像,该影像在Landsat基期与末期时间段之间(如第5天),则将预测区间分为两段(Landsat基期-第5天)、(第6天-第16天);(2)对于每一时间段(包含新的基期和末期两天),若天数为偶数,对其均分,前半段影像预测由本时间段基期影像完成,后半段影像预测由本时间段末期影像完成,若天数为奇数,前半段(如Landsat基期-第2天)的影像预测由“最邻近”的Landsat基期影像完成,后半段(如第4天-第5天)的影像预测由“最邻近”的Sentinel-2影像完成,中间一天(如Landsat基期-第5天时间段,中间一天为第3天)的影像预测依照空间分辨率优先原则,由空间分辨率高的传感器影像(也就是Sentinel-2影像)完成;(3)当引入的传感器影像更多时,参照上述案例进行扩展即可。各时间分段内,当新的基期或末期影像中高空间分辨率优于30 m,需要通过现有商业遥感软件进行空间重采样至30 m,然后进行预测影像生成。

2.2 面向多源数据的基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法

对于相同的土地覆盖类型的均质像素都具有相同的反射率,并且这些像素的季节性和双向反射率变化对于不同的像元大小也应该相同^[23]。对于不同分辨率的影像,每种土地覆盖类型在获取日期和预测日期之间的变化关系大致相同,即在不同组分之间具有空间尺度不变性。因此,可以将基于获取日期的低分辨率影像数据和中高分辨率影像数据建立的变化关系映射到中高分辨率遥感影像中,从而预测出待预测时刻的中高分辨率影像。

基于上述前提,提出了基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法,具体流程如图3所示。先对中高分辨率遥感影像采用迭代自组织数据分析算法(ISODATA)进行非监督分类,将其分为多个地物类别,得到不同的地物组分。然后分别对各个地物组分的变化,建立相应时相变化模型进行预测。

寻找“纯像元”的基础为将非监督分类得到的结果聚合到低分辨率影像像元大小,其聚合过程可理解为

通过计算聚合前后的分辨率像元的比例 n ,将非监督分类影像自左上开始,组成若干 $n*n$ 大小的矩阵,并记录聚合后的行列号。分别计算在每一个 $n*n$ 矩阵中各组分所占比例,取比例最大的组分作为该像元的类别,并判断比例值是否大于20%(20%为经验值,针对不同的分辨率设置不同的阈值),若大于该值,则将该聚合后的像元称为该地类的一个“纯像元”。依次得到各类地物的“纯像元”,并找出两个时间的低分辨率影像中对应组分内部的无云像元是如何变化的,使用差值、比值或变化率建立不同地物组分的时相变化模型。整个过程基于MATLAB软件实现。

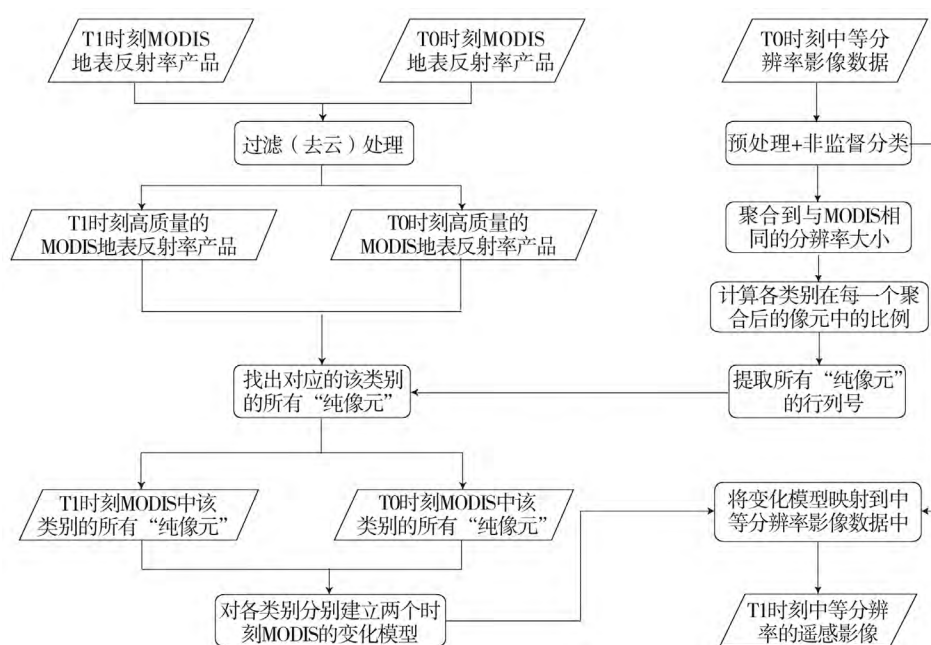


图3 基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法流程图

Fig. 3 Flow chart of Spatiotemporal fusion algorithm of land surface reflectance based on temporal phase change model of components in surface features

基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法三类模型依次描述如下。

差值模型:

$$pre_Sentinel_T1 = mean(MOD09GA_T1 - MOD09GA_T0) + Sentinel_T0 \quad (5)$$

比值模型:

$$pre_Sentinel_T1 = mean\left(\frac{MOD09GA_T1}{MOD09GA_T0}\right) \times Sentinel_T0 \quad (6)$$

变化率模型:

$$pre_Sentinel_T1 = mean\left(\frac{MOD09GA_T1 - MOD09GA_T0}{MOD09GA_T0}\right) \times Sentinel_T0 + Sentinel_T0 \quad (7)$$

式中, $MOD09GA_T0$ 表示在 $T0$ 时刻低分辨率遥感影像的地表反射率值, $MOD09GA_T1$ 表示在 $T1$ 时刻低分辨率遥感影像的地表反射率值, $Sentinel_T0$ 表示在 $T0$ 时刻的中高分辨率遥感影像地表反射率值, $pre_Sentinel_T1$ 表示预测得到的 $T1$ 时刻的中高分辨率遥感影像地表反射率值, $mean$ 表示对所有的值取平均。

本次研究所做改进:上文所述算法通常针对单一类型中等空间分辨率传感器,对于多源数据的实施原则可参照2.1节“优化组合策略”,其实施过程相似,但无需“重采样至30 m”步骤。

2.3 火灾指标因子介绍

在森林火灾监测中应用遥感影像,需要对使用两种时空融合算法得到的影像数据计算燃烧面积指数和归一化燃烧指数。

2.3.1 燃烧面积指数

燃烧面积指数(Burn Area Index(BAI))是采用影像的红色波段(Red)和近红外波段(NIR)来增强火烧以

后的地表信息,也就是增强火灾过火以后图像上的木炭信号,燃烧区域的 BAI 值比较大。计算公式^[24]如下:

$$BAI = \frac{1}{(0.1 - Red)^2 + (0.06 - NIR)^2} \quad (8)$$

在 ENVI5.3 中利用光谱指数计算工具选择“Burn Area Index”即可计算研究区燃烧面积指数。

2.3.2 归一化燃烧指数

归一化燃烧指数(Normalized Burn Ratio(NBR))是基于近红外波段(NIR)和短波红外波段 2($SWIR2$)来增强较大范围的火灾区域,燃烧区域的 NBR 值比较小,计算公式^[25-26]如下:

$$NBR = \frac{(NIR - SWIR2)}{(NIR + SWIR2)} \quad (9)$$

在 ENVI5.3 中利用光谱指数计算工具选择“Normalized Burn Ratio”即可计算研究区归一化燃烧指数。

3 分析与讨论

3.1 融合结果分析

利用 STARFM 算法和基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法分别对 MOD09GA 与 Landsat8 OLI、Sentinel-2 及 GF-1 WFV 进行时空融合。根据融合结果(见表 3),将预测后的影像与可从其他类型传感器获得的同时刻的影像进行目视对比,分析本次实验所采用的时空融合算法的精度,并对火灾发生前后的火灾指标因子进行提取分析。如图 4 是 3 月 22 日 GF-1 影像与 MOD09GA 影像预测 3 月 21 日 GF-1 影像,并与 Sentinel-2 影像对比,图 5 是 3 月 18 日 Landsat8 OLI 影像与 MOD09GA 影像预测 3 月 26 日 Landsat8 OLI 影像,并与 Sentinel-2 影像对比,图 6 是 3 月 26 日 Sentinel-2 影像与 MOD09GA 影像预测 3 月 30 日 Sentinel-2 影像,并与 GF-1 影像对比。

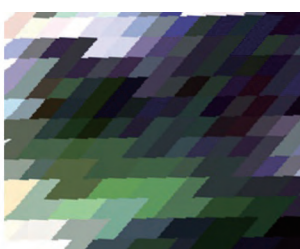
表 3 使用两种算法的融合结果

Table 3 Fusion results based on the two algorithms

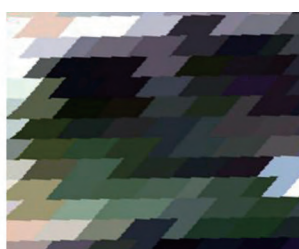
日期	预测所获得的数据	日期	预测所获得的数据
2019 年 3 月 17 日	pre-Sentinel-2	2019 年 4 月 6 日	pre-Landsat、pre-GF
2019 年 3 月 18 日	无	2019 年 4 月 7 日	pre-Landsat、pre-GF
2019 年 3 月 21 日	pre-Landsat、pre-GF	2019 年 4 月 9 日	pre-Landsat、pre-GF
2019 年 3 月 22 日	pre-Landsat、pre-Sentinel-2、pre-GF	2019 年 4 月 11 日	pre-Landsat
2019 年 3 月 25 日	pre-Landsat、pre-Sentinel-2	2019 年 4 月 13 日	pre-Landsat、pre-GF
2019 年 3 月 26 日	pre-Landsat、pre-Sentinel-2	2019 年 4 月 17 日	pre-Landsat、pre-GF
2019 年 3 月 27 日	pre-Landsat、pre-Sentinel-2、pre-GF	2019 年 4 月 19 日	无
2019 年 3 月 30 日	pre-Landsat、pre-Sentinel-2	2019 年 4 月 20 日	无
2019 年 3 月 31 日	pre-Landsat		



(a)20190322_GF-1



(b)20190322_MOD09GA



(c) 20190321_MOD09GA



(d)20190321_Sentinel-2

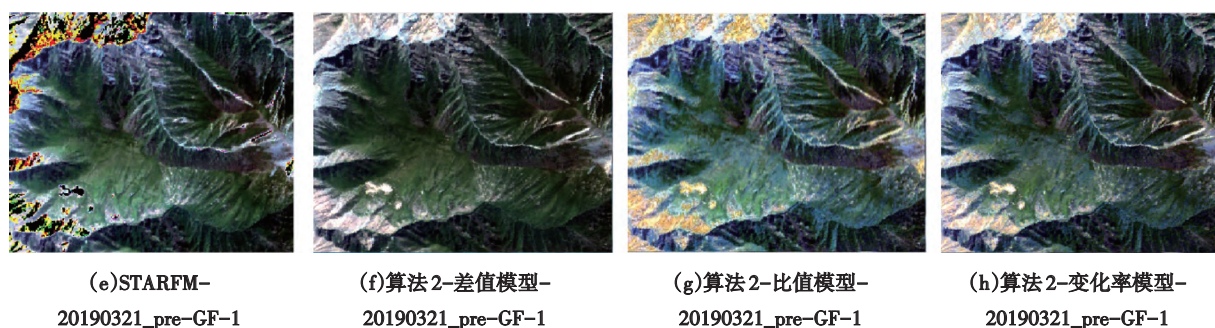


图4 使用3月22日GF-1与MODIS影像预测3月21日GF-1影像,并与Sentinel-2影像对比

Fig. 4 Use GF-1 and MODIS images on March 22 to predict GF-1 image on March 21 and compare with Sentinel-2 images

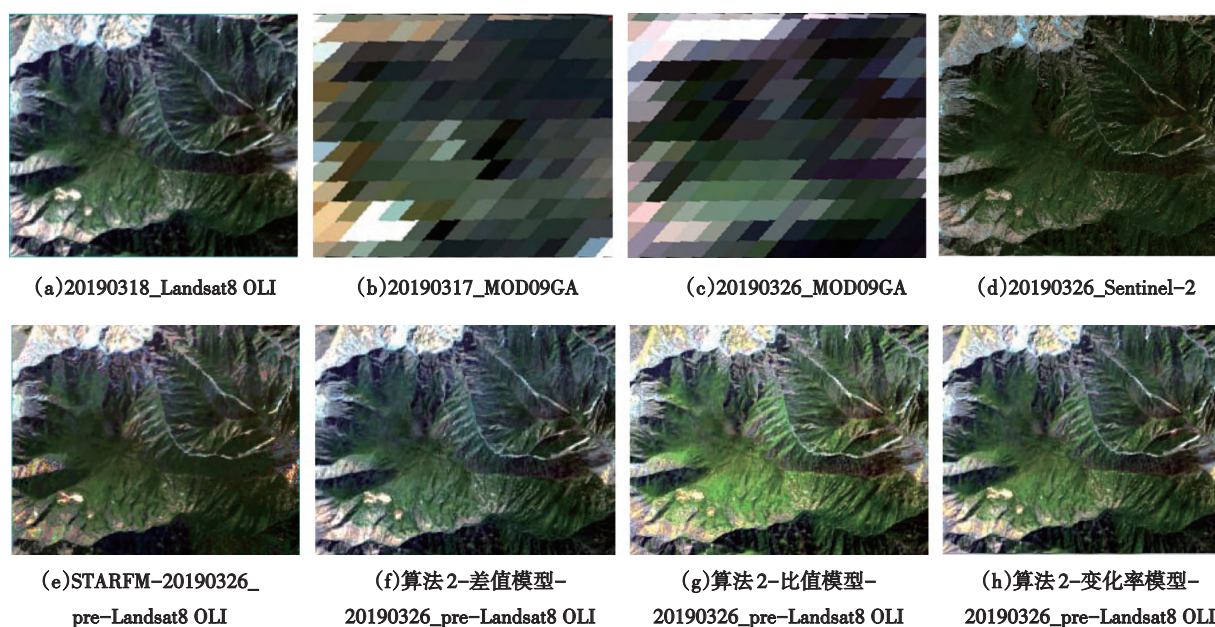


图5 3月18日Landsat与MODIS影像预测3月26日Landsat影像,并与Sentinel-2影像对比

Fig. 5 Use Landsat and MODIS images on March 18 to predict Landsat image on March 26 and compare with Sentinel-2 images

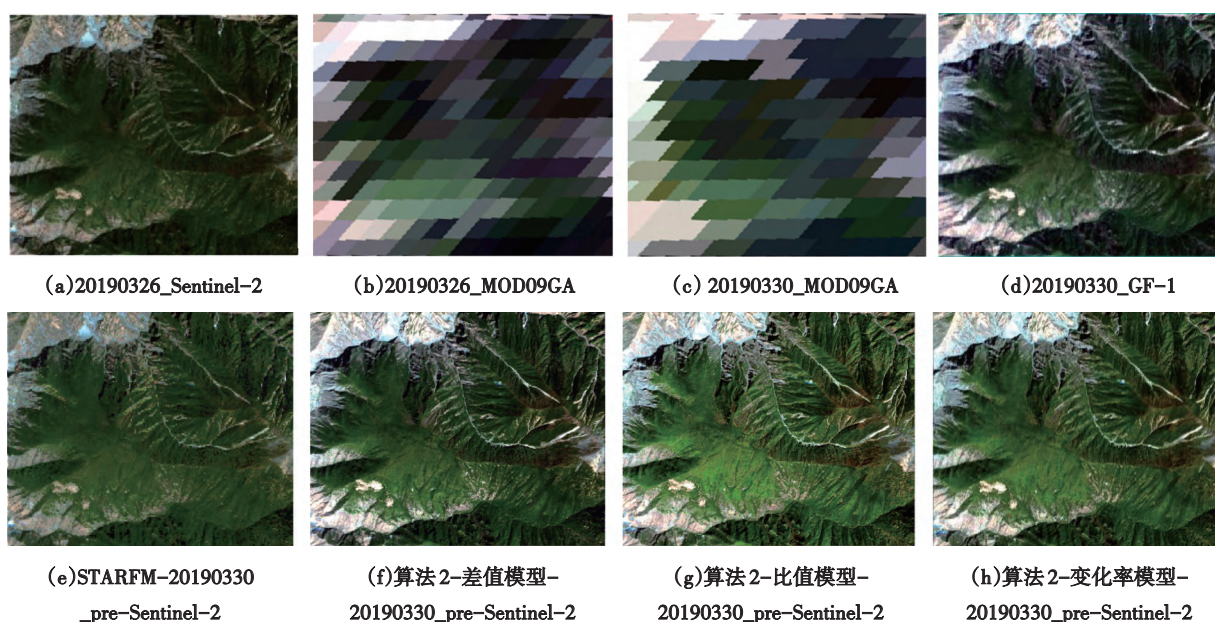


图6 3月26日Sentinel-2与MODIS影像预测3月30日Sentinel-2影像,并与GF-1影像对比

Fig. 6 Use Sentinel-2 and MODIS images on March 26 to predict Sentinel-2 image on March 30 and compare with GF-1 images

两种算法在不同类型遥感数据融合应用中各有其局限性。将时空融合后的单波段影像进行叠加,得到RGB彩色图像,如图4~6所示。基于图4~6分析:使用STARFM算法对地表变化明显区域预测精度差,从图4(e)可发现影像左侧存在黑色区域,与实际地表存在明显差距,说明STARFM算法对GF-1 WFV的预测周边裸露岩石的效果不是很好;从图5(e)、图6(e)与图5(d)、图6(d)的山脉、植被、岩石等地区进行对比可以发现STARFM对于Landsat8 OLI和Sentinel-2的预测效果较好,但Landsat8 OLI的结果更优。基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法包括3种变化模型,将图4(f)、图5(f)和图6(f)与对应的(d)影像选取山脉、植被、岩石等地区对比,发现使用地物组分时相变化差值模型来进行预测时,对Landsat8 OLI、Sentinel-2和GF-1预测效果都比较好;将图4(g)、图5(g)和图6(g)与对应的(d)影像对比,发现使用地物组分时相变化比值模型进行预测时,图4(g)、图5(g)影像图左侧岩石地区呈现黄色,与真实地表存在明显差异,因此地物组分时相变化比值模型对GF-1和Landsat8 OLI的周边预测效果较差,对Sentinel-2的预测效果较好;将图4(h)、图5(h)和图6(h)与对应的(d)影像对比,发现使用地物组分时相变化的变化率模型进行预测时,图4(h)影像图左侧裸露岩石呈现明显差异,因此地物组分时相变化的变化率模型对GF-1预测效果较差,Sentinel-2和Landsat8 OLI预测效果较好。综合分析,对于Landsat8 OLI的预测可以选用STARFM和地物组分时相变化差值模型,对于Sentinel-2的预测,地物组分时相变化差值模型和变化率模型要好于STARFM和比值模型,对于GF-1的预测,尽量选择地物组分时相变化差值模型。因此,通过影像对比与分析,基于地物内组分时相变化的差值模型对于上述3种影像均适用,而使用比值模型进行预测的效果都不是很好。

对不同传感器中等空间分辨率影像与相同时间不同算法预测所得结果进行比对分析,计算相同波段上的影像相关系数,结果如表4所示。表4中,相关系数越大表明算法在该类型传感器该波段上的预测效果越好。可以看出,对于GF-1 WFV和Sentinel-2,在预测的每个波段,基于地物组分时相变化的差值模型的相关系数最高;对于Landsat8 OLI,在近红外和短波红外1两个波段上,基于地物组分时相变化的变化率模型更优。同时,不同的算法在不同传感器影像的同一波段上的预测效果也不同,具体为:1)对于蓝光波段,STARFM、基于地物组分时相变化的比值模型和变化率模型对Sentinel-2的预测效果最好,差值模型对GF-1

表4 各波段不同时空融合方法的相关系数
Table 4 Correlation coefficients of different fusion methods in each band

波段	算法	GF-1 WFV	Landsat8 OLI	Sentinel-2	波段	算法	GF-1 WFV	Landsat8 OLI	Sentinel-2
Blue	STARFM	0.82282	0.322121	0.8433	Green	STARFM	0.69427	0.488156	0.779996
	差值模型	0.999934	0.991624	0.997054		差值模型	0.999925	0.994409	0.997216
	比值模型	0.725759	0.95292	0.983889		比值模型	0.924479	0.942685	0.964037
	变化率模型	0.929607	0.976202	0.993188		变化率模型	0.980698	0.991081	0.985483
Red	STARFM	0.6209	0.890898	0.807921	NIR	STARFM	0.72999	0.942022	0.751936
	差值模型	0.999895	0.995933	0.997652		差值模型	0.999703	0.995629	0.982426
	比值模型	0.96795	0.958517	0.979053		比值模型	0.939944	0.974016	0.874922
	变化率模型	0.989078	0.992736	0.991653		变化率模型	0.986721	0.999345	0.953731
SWIR1	STARFM	\	0.968821	0.785769	SWIR2	STARFM	\	0.927021	0.815941
	差值模型	\	0.999614	0.996526		差值模型	\	0.997105	0.99742
	比值模型	\	0.973796	0.937981		比值模型	\	0.966437	0.937335
	变化率模型	\	0.99962	0.976966		变化率模型	\	0.991687	0.976187

注:表中差值模型代表基于地物组分时相变化的差值模型,比值模型代表基于地物组分时相变化的比值模型,变化率模型代表基于地物组分时相变化的变化率模型。

WFV 的预测效果最优;2)对于绿光波段,STARFM和基于地物组分时相变化的比值模型对 Sentinel-2 的预测效果最好,差值模型对 GF-1 WFV 的预测效果最优,变化率模型对 Landsat8 OLI 的预测效果更好;3)对于红光波段,STARFM、基于地物组分时相变化的差值模型、比值模型和变化率模型分别对 Landsat8 OLI、GF-1 WFV、Sentinel-2 和 Landsat8 OLI 的预测效果最好;4)对于近红外波段,四种算法的预测效果最好的传感器影像分别为 Landsat8 OLI、GF-1 WFV、Landsat8 OLI、Landsat8 OLI;5)对于短波红外 1 和 2,4 种算法在 Landsat OLI 上的预测效果均最好。对于提取 2 种火灾指标因子所用波段,可选用差值模型进行预测,其对几个波段均适用,其次是变化率模型,最后是比值模型和 STARFM 模型。

3.2 火灾变化时序分析

对 2 种时空融合算法所得结果进行优化组合,获取质量更优的逐日中等空间分辨率预测影像,进而对预测影像计算火灾指标因子,由于 GF-1 WFV 影像无短波红外波段,故无法计算归一化燃烧指数,以“时间最邻近及空间分辨率优先”为原则选取符合条件的 Landsat8 OLI/Sentinel-2 预测影像作为替代计算该指数。经过计算,如图 7 所示是火灾发生前期、中期、后期 3 个时间的燃烧面积指数变化,图 8 所示是火灾发生前期、中期、后期 3 个时间的归一化燃烧指数对比。

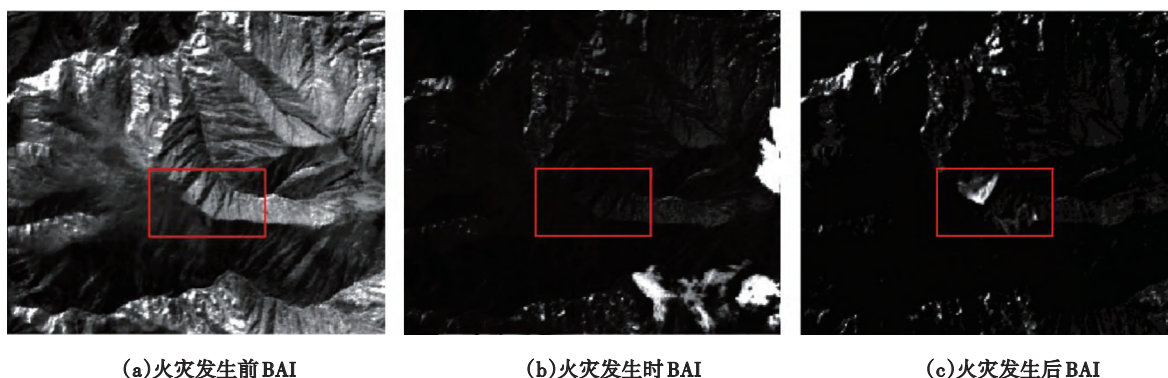


图7 火灾发生前期、中期、后期的燃烧面积指数

Fig. 7 Burn Area Index before, during and after the fire

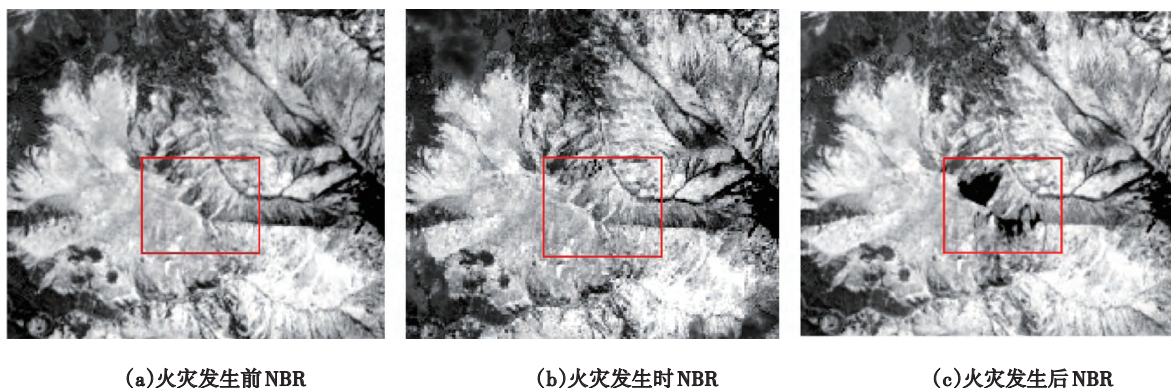


图8 火灾发生前期、中期、后期的归一化燃烧指数

Fig. 8 Normalized Burn Ratio before, during and after the fire

图7(a)中植被覆盖区域呈现黑色或暗灰色,图7(c)中植被覆盖区域(未发生火灾区域)呈现黑色,而火灾发生区域呈现白色,显著的对比度差异利于确定火灾发生以后的位置和面积;但图7(b)研究区呈现黑色,无法看到燃烧区域,这是由于在火灾发生时有植被燃烧产生的浓烟,而燃烧面积指数计算所使用的红波段(Red)和近红外波段(NIR)均无法穿透烟雾,所以对于燃烧面积指数会产生一定的影响。图8(a)中植被覆盖区域呈现白色或浅灰色,图8(c)中植被覆盖区域(未发生火灾区域)呈现白色或浅灰色,而火灾发生区域呈现黑色,明显的黑白对比可确定火灾发生以后的位置和面积;图8(b)中可以看到火灾发生时零星的燃烧区域,这是由于归一化燃烧指数计算所使用的短波红外波段(SWIR)可以穿透烟雾,GF-1 WFV 影像没有短波

红外波段,这也造成了GF-1在火灾指标因子分析中的局限性。从图7整体来看,未发生火灾区域仍然保持黑色或暗灰色,而发生火灾区域变为白色;图8则与图7相反,从整体来看未发生火灾区域仍然保持白色或浅灰色,而发生火灾区域变为黑色。且总体而言,火灾演化进程中NBR的变化更加显著,BAI效果略差。通过两种火灾指标因子的对比研究,结果表明:基于时空融合影像分析火灾演化态势时,归一化燃烧指数计算结果更敏感、更有效。

火灾发生时间为2019年3月30日-2019年4月4日。基于预测得到的影像并计算NBR,统计过火面积,我们发现:由于2019年3月30日影像获取时火灾还未发生,故NBR结果中没有火灾区域;2019年3月31日过火面积约为72 087.96m²;2019年4月1日过火面积约为187 616.86m²;2019年4月2日过火面积约为249 256.77m²;2019年4月3-5日MODIS数据云量太大无法使用,故无预测结果;2019年4月6日过火面积约为335 834.01m²。可以看到从2019年3月31日开始,火灾面积逐步扩大,最终过火面积为335 834.01m²,这与官方所公布的结果总体一致。

3.3 讨论

通过分析发现,结合多类型中高空间分辨率影像(如Landsat8 OLI、Sentinel-2和GF-1影像)、MODIS影像,并针对两种时空融合算法结果优化组合,可弥补单一时空融合方法或使用单一中等空间分辨率影像(如Landsat影像)和MODIS影像时空融合的不足,可获取更精确、更好的时间和空间分辨率预测影像。但对于实验存在的问题进行讨论:在应用时空融合时,我们发现在使用较差的预处理后的影像进行融合时,效果比较差,因此,时空融合的2种算法对数据的预处理工作有很高的要求,包括辐射定标、大气校正等,对于高分系列卫星还受到辐射校正和几何校正精度的影响,因此时空融合结果的精度一定程度上受影像预处理精度的影响;其次,该算法对于输入的影像数据有很高的要求,要求获取的影像必须是无云的纯净像素,MODIS影像的时间分辨率虽然比较好,但不可避免的也会出现研究区被云层覆盖的情况,如果是薄雾,可使用去云处理,但如果云层较厚,关于去云研究目前还未成熟。因此,在后续研究中,可以考虑加入雷达影像,利用雷达影像能够穿透云层,可以看到火灾的边界等信息的特点,探索雷达强度图像与光学数据之间的关系,实现两者的融合,以期得到更好的应用。

4 结论

本文综合利用经典的STARFM算法与具有组合优势的基于地物内组分时相变化模型的地表反射率时空融合算法,联合使用多种空间分辨率更优($\leq 30\text{m}$)的传感器影像(Landsat8 OLI、Sentinel-2、GF-1 WFV)与MODIS影像,以“时间最邻近及空间分辨率优先”为原则对传统单一中等空间分辨率影像预测周期(如Landsat影像为16天)进行分段独立预测,并优化组合两种预测方法的预测结果,进而对四川凉山木里县3·30森林大火预测结果计算BAI和NBR指数,提取森林火灾区域动态变化信息。研究结果表明:本文所设计的时空融合策略可弥补单一时空融合方法或使用单一中等空间分辨率影像(如Landsat影像)和MODIS影像时空融合的不足,同时,使用NBR提取火灾变化信息效果更优。本文所提出的方法在森林火灾遥感动态监测场景中具有可行性,具有进一步深入研究的价值与意义。

参考文献:

- [1] 刘明,贾丹.卫星遥感技术在森林火灾扑救中的应用[J].城市与减灾,2018,123(6):70-74.
LIU Ming, JIA Dan. The application of satellite remote sensing technology in forest fire fighting [J]. Cities and Disaster Reduction, 2018, 123(6): 70-74. (in Chinese)
- [2] 国家统计局.中国统计年鉴[M].北京:中国统计出版社,2020:8-29.
National Bureau of Statistics of China. China Statistical Yearbook[M]. Beijing: China Statistics Press, 2020: 8-29. (in Chinese)
- [3] 石月婵,杨贵军,李鑫川,等.融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据的方法对比[J].红外与毫米波学报,2015,34(1):92-99.
SHI Yuechan, YANG Guijun, LI Xinchuan, et al. Intercomparison of the different fusion methods for generating high spatial-temporal resolution data [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2015, 34(1): 92-99. (in Chinese)
- [4] 陈云浩,窦闻,孙洪泉.面向灾害应用的遥感影像融合统一理论体系设计[J].自然灾害学报,2008,17(6):82-86.
CHEN Yunhao, DOU Wen, SUN Hongquan. Disaster monitoring application-oriented design of universal theoretical system for remote sensing image fusion[J]. Journal of Natural Disaster, 2008, 17(6): 82-86. (in Chinese)

- [5] 黄波,赵涌泉.多源卫星遥感影像时空融合研究的现状及展望[J].测绘学报, 2017, 46(10):1492 – 1499.
HUANG Bo, ZHAO Yongquan. Research status and prospect of spatiotemporal fusion of multi-source satellite remote sensing imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1492 – 1499. (in Chinese)
- [6] Zhu X, Cai F, Tian J, et al. Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions[J]. Remote Sensing, 2018, 10 (4): 527.
- [7] 章欣欣, 栾海军, 潘火平. 一种基于多波段距离加权的遥感影像时空融合方法及其在洪水监测中的应用[J]. 自然灾害学报, 2015, 24 (6):105 – 111.
ZHANG Xinxin, LUAN Haijun, PAN Huoping. A spatiotemporal remote sensing imagery fusion method based on multi-band distance weighted and its application to flood monitoring[J]. Journal of Natural Disasters, 2015, 24(6):105 – 111. (in Chinese)
- [8] 张亚军, 李大成. 基于 Landsat8 与 MODIS 的亮温融合-反演策略[J]. 测绘科学, 2020, 45(4):71 – 80.
ZHANG Yajun, LI Dacheng. Optimal strategies of fusion-inversion based on Landsat8 and MODIS brightness temperature[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(4):71 – 80. (in Chinese)
- [9] Gao F, Masek J, Schwaller M, et al. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(8):2207 – 2218.
- [10] Hilker T, Wulder M A, Coops N C, et al. A new data fusion model for high spatial-and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(8):1613 – 1627.
- [11] 郭明权,王洁,牛铮,等.融合MODIS与Landsat数据生成高时间分辨率Landsat数据[J].红外与毫米波学报, 2012, 31(1):80 – 84.
WU Mingquan, WANG Jie, NIU Zheng, et al. A model for spatial and temporal data fusion[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31 (01):80 – 84. (in Chinese)
- [12] Zhang Wei, Li Ai-nong, Jin Hua-an, et al. An enhanced spatial and temporal data fusion model for fusing Landsat and MODIS surface reflectance to generate high temporal Landsat-like data[J]. Remote Sensing, 2013, 5(10):5346 – 5368.
- [13] Zhu X, Chen J, Gao F, et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11):2610 – 2623.
- [14] Huang B, Song H. Spatiotemporal reflectance fusion via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(10):3707 – 3716.
- [15] Weng Q, Fu P, Gao F. Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 145:55 – 67.
- [16] Huang B, Wang J, Song H, et al. Generating high spatiotemporal resolution land surface temperature for urban heat island monitoring[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2013, 10(5):1011 – 1015.
- [17] Wu P, Shen H, Zhang L, et al. Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 156:169 – 181.
- [18] Cheng Q, Liu H, Shen H, et al. A spatial and temporal nonlocal filter-based data fusion method[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017:1 – 13.
- [19] Zhao Y, Huang B, Song H. A robust adaptive spatial and temporal image fusion model for complex land surface changes[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 208:42 – 62.
- [20] 黄波,姜晓璐.增强型空间像元分解时空遥感影像融合算法[J].遥感学报, 2021, 25(1):241 – 250.
HUANG Bo, JIANG Xiaolu. An enhanced unmixing model for spatiotemporal image fusion[J]. Journal of Remote Sensing, 2021, 25(1):241 – 250. (in Chinese)
- [21] 中国新闻网. 四川木里森林火灾确认为雷击火整个火场已全面控制[EB/OL]. (2019 – 04 – 05) [2021 – 06 – 08]. <http://www.chinanews.com/sh/2019/04 – 05/8801406.shtml>.
Chinanews. The forest fire in Muli, Sichuan Province was confirmed as lightning strike fire, and the whole fire site has been completely controlled. [EB/OL]. (2019 – 04 – 05) [2021 – 06 – 08]. <http://www.chinanews.com/sh/2019/04 – 05/8801406.shtml>. (in Chinese)
- [22] 李维强. 森林火灾的成因及防控对策——以“3·30”木里火灾为例[J]. 四川林业科技, 2019, 40(4):108 – 111.
LI Weiqiang. Causes of forest fires and prevention and control measures —— A case study of “3·30” fire in muli county[J]. Journal of Sichuan Forestry Science and Technology, 2019, 40(4):108 – 111. (in Chinese)
- [23] Gao F, Masek J G, Wolfe R E, et al. Building a consistent medium resolution satellite data set using moderate resolution imaging spectroradiometer products as reference[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2010, 4(1):279 – 293.
- [24] Martin M. Mapping and Inventory of Forest Fires in the Iberian Peninsula from NOAA-AVHRR Images[M]. Alcala, Spain: Department of Geography, University of Alcala, 1998.
- [25] Key C H, Benson N C. Landscape Assessment: Ground measure of severity, the Composite Burn Index; and Remote sensing of severity, the Normalized Burn Ratio[M]. FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System, 2006.
- [26] Garcia J, M.L., Caselles V. Mapping burns and natural reforestation using thematic mapper data[J]. Geocarto International, 1991, 6:31 – 37.