

# 联合微光辅助红外遥感数据的夜间微小火点识别算法

刘慧1,何玉青1\*,胡秀清2,3\*\*,孙春丽1

'北京理工大学光电学院光电成像技术与系统教育部重点实验室,北京 100081;

<sup>2</sup>中国气象局中国遥感卫星辐射测量和定标重点开放实验室,国家卫星气象中心(国家空间天气监测预警中心),

北京 100081;

<sup>3</sup>许健民气象卫星创新中心,北京 100081

**摘要** 基于美国国家极地操作环境(NPP)卫星可见光红外成像辐射仪(VIIRS)的红外和微光遥感数据开展夜间火点检测识别研究,并提出一种联合微光辅助红外遥感数据的夜间微小火点识别(FRJLI)算法。首先,采用VIIRS多天数据融合获得研究区的城市灯光背景图,为火点检测消除城市灯光影响;然后,在传统红外通道火点识别算法的基础上,联合微光通道的火点阈值调试,通过多通道阈值判别、绝对火点识别和上下文判别得到最终的识别结果。以韩国2022年3月4—13日森林火灾和蒙古国2022年4月18—19日草原火灾案例进行实验,根据夜间假彩图和植被指数验证了FRJLI算法识别火点的正确性,分析每天识别火点的亮温和辐射值关系,得出红外与微光数据的相关性及敏感性差异,FRJLI算法较NASA官方火点产品或其他火点算法结果具有更高的识别质量,特别是提高了微小火点的识别率,为更高效准确地识别火点提供了技术支持。针对森林和草原火点的识别效果表明,该算法适用性更广。

关键词 遥感; VIIRS; 微光; 红外波段; 夜间火点识别; 联合识别

**中图分类号** P407 **文献标志码** A

#### DOI: 10.3788/AOS231939

## 1 引 言

森林、草原火灾具有强突发性、强破坏性和易蔓延 等特点,除造成大气污染和经济损失外,严重时还可能 导致生态失衡[1],因此及时准确地识别微小火点不但 能节省人力物力,还能降低火点对生态环境的影响。 卫星遥感监测范围广、实时性强,能提供及时准确的火 点位置、等级和过火面积等信息<sup>[2]</sup>。早在1987年,国家 卫星气象中心就利用气象卫星对东北大兴安岭特大森 林火灾进行了全程监测,所提供的监测信息在灭火过 程中发挥了重要作用[3]。近几年,利用卫星数据获取 森林火点信息的研究和业务应用受到更多重视,常规 的方法是基于火灾时中红外波段亮温明显升高和中红 外与长波红外波段的亮温差明显增大来展开的[4],但 在晨昏和夜间等没有足够反射太阳能量的时段,只利 用红外亮温数据的常规火点探测存在准确度受限和漏 判等问题,而微光探测器可以在反照能量不足时或在 夜间获取可见到近红外波段的高亮度目标,其数据是 对夜间火点识别的有效补充。

多波段阈值法是最早使用的遥感火点监测方法, 主要通过对中红外波段亮温及中红外与长波红外波段 的亮温差设置阈值进行火点识别,具有快速、高效的特 点。1986年,Flannigan等<sup>[5]</sup>使用甚高分辨率扫描辐射 计(AVHRR) 3通道中红外亮温数据和4通道长波红 外亮温数据成功识别到研究区域的火点,但多波段阈 值法对不同地表类型和季节的广泛适用性不足,容易 导致虚假火点的产生。上下文法于20世纪90年代由 Kaufman 等<sup>[6]</sup>提出,该方法主要通过比较待判别像元 与周围像元的中红外亮温及中红外波段与长波红外波 段亮温差进行火点判识,对于周边像元下垫面类型及 植被覆盖度等客观因素具有更强的适用性,提高了火 点判识的准确度。2003年, Giglio等<sup>[7]</sup>考虑到云、荒漠 和海岸边界等对于火点判识的影响,提出一种改进的 上下文火点识别算法——MODIS Collection 4,提升 了识别精度和敏感度。2011年10月28日,美国国家 极地操作环境(NPP)卫星发射升空,其具有更高的信 噪比、更小的瞬时视场和可实现微光探测的VIIRS数 据,进一步提高了火点探测的精度和准度。Csiszar 等<sup>[8-9]</sup>分别基于 MODIS 1 km 和 VIIRS 750 m 数据、 VIIRS 750 m 和 380 m 数据,使用 MODIS Collection 4 算法进行对比研究,得出提高卫星数据分辨率可以明 显增加火点识别数量和提高识别精度的结论。郑伟 等[10]利用改进的上下文火点监测算法将风云三号D极 轨气象卫星250m远红外通道和1km中波红外通道

收稿日期: 2023-12-15; 修回日期: 2024-01-24; 录用日期: 2024-02-02; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目:国家重点研发计划(2022YFB3902900, 2022YFB3902901)

通信作者: \*yuqinghe@bit.edu.cn; \*\*huxq@cma.gov.cn

联合用于火点监控,千米级的火点范围由分辨率较低的中波红外通道得到,百米级的火点强弱分布由分辨 率较高的长波红外通道得到。

微光是指月光、火光、闪电和大气辉光等微弱可见 光,微光成像技术扩大了可见光成像的时间范围:在存 在微光的夜间也可以得到可见光图像[11],进而实现城 市灯光和植物燃烧过程火光的探测。业务线扫描系统 (OLS)、中分辨率光谱成像仪(微光型)(MERSI-LL) 和 VIIRS 是目前具备微光探测能力的 3 种载荷<sup>[12]</sup>。 VIIRS光谱范围覆盖可见光至热红外,其微光数据较 OLS微光数据有更宽的动态范围和较高的空间分辨 率,并增加辐射校正功能<sup>[13]</sup>,MERSI-LL数据质量仍在 进一步评估中。在将微光数据用于热源的识别方面, Elvidge 等<sup>[14]</sup>最早针对 OLS 微光数据进行眩光消除、 闪电消除,并采用光线拾取算法识别到可见光近红外 发射源,通过对大量OLS数据进行分类和时间序列分 析得到稳定的灯光数据,并在前期识别的可见光近红 外发射源中去除稳定灯光数据,成功捕捉到火点的相 关信息。NPP卫星发射后,质量更高的白天/夜间波 段(DNB)微光数据得到应用,Elvidge等<sup>[15]</sup>基于VIIRS 的中分辨率波段(M波段)和DNB数据提出了VIIRS Nightfire项目,旨在提高卫星数据源对天然气燃烧估 计的质量。Polivka等<sup>[16]</sup>通过重采样统一M波段和 DNB数据的分辨率,依次对微光和红外数据设置动态 阈值,使用绝对火点和上下文法得到最终火点,相较于 单红外的火点识别,该方法可以更早发现范围较小、温 度较低的火点,但忽略了微光火点识别中城市灯光的 干扰,同时将微光作为第一判识条件会导致阴燃火点 漏判,且算法缺乏对其他地区和植被类型的适用性验 证。2023年,武晋雯等[17]基于地表温度通过潜热传递 随植被密度的增加而降低的原理,提出了增强夜光火 灾扰动指数(ENFDI),对森林火灾的识别具有较强的 敏感性、稳定性和准确性,但是该方法的影响因素较 多,在秋冬森林植被指数不高或火灾较小、微光不明显 时的适用性不强。

#### 第 44 卷 第 8 期/2024 年 4 月/光学学报

针对上述夜间火点识别算法存在的问题,本文提 出一种联合 VIIRS M 波段和 DNB 遥感数据的夜间火 点识别算法,增加了通过微光数据合成月城市灯光数 据来排除微光火点识别中城市灯光的干扰,并且将微 光和红外并列用于火点识别以减少对于阴燃等微小火 点的漏判,选取韩国 2022年3月森林火灾和蒙古国 2022年4月草原火灾案例展开研究,验证了本文算法 显著提升夜间微小火点的识别质量和不同植被的适 用性。

## 2 研究区域和数据源

考虑到森林和草原火灾较其他植被类型的火灾 往往具有更强的火势和更大的破坏性,本文选取近期 发生的森林和草原火灾案例展开研究,以设计出一套 对森林和草原火灾均适用的算法。研究区域1为韩 国东部地区,具体包含江原道大部分地区、庆尚北道 中北部地区和忠清北道东北部地区,空间范围为 128.3°E~129.8°E、36.5°N~38.0°N,植被类型为森 林,火点发生时间为2022年3月4—13日;研究区域2 为蒙古国东北部东方省,空间范围为118.5°E~120.0°E、 46.2°N~47.7°N,植被类型为草原,火点发生时间为 2022年4月18—19日。

本研究采用的数据是美国气象环境卫星遥感仪器 VIIRS数据,VIIRS搭载于NPP卫星,是一种22波段 扫描辐射计,5个高分辨率图像通道(I波段)的空间分 辨率为375m,16个中分辨率通道(M波段)和1个白 天/夜间通道[也称微光通道(DNB)]的空间分辨率均 为750m。该仪器校准辐射和亮温的传感器数据覆盖 的光谱范围为0.411~11.87 μm,被广泛应用于火点的 探测和表征、云和气溶胶特性的检索以及陆地和海洋 表面温度的估计等研究方向<sup>[18]</sup>。本文基于VIIRS (NPP\_VMNES\_L1/NPP\_VDNES\_L1) HDF类型数 据进行分析,具体包括M13中红外波段、M15长波红 外波段、M16长波红外波段、DNB微光波段,这些波段 的相关参数如表1所示。

Band	Central wavelength $/\mu m$	Wavelength range $/\mu m$	Nadir pixel size along track & cross track /(km $\timeskm)$	Primary application				
M13	4.05	3.973-4.128	$0.742 \times 0.259$	SST, fires				
M15	10.763	10.263-11.263	$0.742 \times 0.776$	SST				
M16	12.013	11.538-12.488	$0.742 \times 0.776$	Cloud imagery				
DNB	0.7	0.5-0.9	$0.742 \times 0.742$	Imagery				

表1 本文算法使用波段的相关参数 Table 1 Relevant parameters of the band for proposed algorithm

## 3 研究方法

基于 VIIRS M 波段和 DNB 遥感数据开展夜间火 点识别研究,整体流程如图 1 所示,主要包括:采集 VIIRS数据和月融合城市灯光背景,并将VIIRS同时段的M波段和DNB数据投影至研究区域;对投影后的遥感数据进行预处理,得到标准数据;针对处理后的数据进行多波段阈值判别、绝对火点识别和上下文



图 1 FRJLI算法流程图 Fig. 1 Flow chart of FRJLI algorithm

判别,得到最终联合微光与红外波段的夜间火点识别结果。综合上述步骤的火点识别算法称为FRJLI算法。

#### 3.1 城市灯光数据的月度合成

由于火光和城市灯光在微光数据上均表现为具有 更大的辐射值,因此在加入微光数据辅助识别火点的 同时,需将城市灯光予以去除。本文获取月融合城市 灯光数据的步骤如下:在火灾前月每天的DNB数据基 础上,筛选无月或近无月日期数据;去除无效数据以及 黄昏和白天数据;去除杂散光、边缘噪声、闪电、云,并 进行气溶胶透过率校正;通过狄克松检测法剔除火点, 求出月辐射值均值并去除渔船灯光干扰;由有效月辐 射值均值的概率密度变化率确定背景和灯光的区分阈 值并去除背景<sup>[19]</sup>。在韩国火灾案例中使用 2022年2月 的月融合城市灯光,在蒙古国火灾案例中使用2022年 3月的月融合城市灯光,图2为月融合城市灯光数据与 美国国家海洋和大气管理局(NOAA)发布的月城市 灯光数据散点图,对比可知,二者具有较好的相关性。 本文未直接使用NOAA官方城市灯光产品的原因是 本文已对月融合城市灯光数据进行气溶胶透过率校正 并且考虑了火点对城市灯光融合的干扰,图2的插图 为融合数据概率密度函数的相邻区间概率变化,可用



图 2 2022年 2 月融合城市灯光辐射值与 NOAA 灯光辐射值散 点图

Fig. 2 Scatter diagram of fusion urban light radiation value and NOAA light radiation value in February 2022

#### 于后续区分灯光与背景<sup>[20]</sup>。

#### 3.2 数据预处理

数据预处理主要包括筛选并去除无效数据以及

云、黄昏和夜间城市灯光像元。无效数据包括地面 删除数据、碗边效应剔除数据、一般像元缺失数据和 错误数据等,本设计所用数据的无效数据填充值具 有以下特点: D<sub>N4</sub> < - 999, D<sub>N11</sub> & D<sub>N12</sub> > 65530。其 中:D<sub>M</sub>表示 M13 中红外波段的原始亮温值;D<sub>M1</sub>表示 M15长波红外波段的原始亮温值;D<sub>N12</sub>表示 M16长波 红外波段的原始亮温值;下标中的数字表示该波段的 中心波长,单位为µm。因此,可以通过设定阈值去除 无效数据。随后,利用夜间云层在红外波段具有更低 亮温的特点,通过对长波红外M16通道和中波红外 M13通道亮温数据设置经验性阈值进行云筛选<sup>[21]</sup>,其 筛选条件为:T<sub>12</sub><265K,T<sub>4</sub><275K。其中,T<sub>12</sub>表示 M16长波红外波段的亮温数据,T<sub>4</sub>表示M13中红外波 段的亮温数据。考虑到夜间太阳天顶角大于101°,本 设计通过设定太阳天顶角阈值去除白天和黄昏的数 据: $A_{sz} < 101^{\circ}(A_{sz}$ 表示太阳天顶角)。

#### 第 44 卷 第 8 期/2024 年 4 月/光学学报

在选择灯光干扰阈值时,主要参考文献[19]提出的将月融合数据概率密度函数相邻区间的概率 变化图中绝对值趋近于零点对应的辐射值作为阈 值的方法。由图2可知,2022年2月研究区域的灯 光阈值为1nW/(sr·cm<sup>2</sup>)左右,但同时考虑到森林、 草原等植被虽然远离城市中心,但也可能存在较微 弱的灯光,为了防止其对结果造成漏判,需要对阈 值进行适当放缩,确保后续火灾识别过程中微光的 动态阈值在火灾存在时明显高于2nW/(sr·cm<sup>2</sup>), 以保证放缩不会导致结果误判,因此最终将灯光阈 值设置如下:

$$R_{\rm ad} > 2 \,\mathrm{nW}/(\mathrm{sr} \cdot \mathrm{cm}^2),$$
 (1)

式中:*R*<sub>ad</sub>表示前期合成的月融合城市灯光辐射数据。 通过式(1)即可去除城市灯光干扰。图3展示了预处 理前后的数据,明显看出,预处理可有效去除云、城市 灯光等的干扰。



图 3 韩国 2022年 3月 5日火点预处理前后的数据图。(a)预处理前的亮温图;(b)月融合城市灯光图;(c)预处理后的亮温图 Fig. 3 Data before and after fire point pretreatment in Republic of Korea on March 5, 2022. (a) Brightness temperature diagram before pretreatment; (b) monthly fusion diagram of urban light; (c) brightness temperature diagram after pretreatment

#### 3.3 筛选潜在火点像元

考虑到火灾发生时,中红外波段亮温会明显升 高,并且中红外与长波红外波段的亮温差会升高,同 时伴随的火光在夜间可以被微光探测器捕捉<sup>[22]</sup>,因此 微光也可以作为火点识别的一个判据。结合三者的 数据分布情况,综合目前火点识别算法中筛选潜在火 点像元的思想,根据韩国火灾和蒙古国火灾的潜在火 点像元的筛选情况不断调整阈值,最终得到如下3个 潜在火点像元筛选条件: $T_4 > 305 \text{ K}(红外亮温识别)$ 条件); $R_d > R_{DNB}$ 、 $T_4 > 295 \text{ K}/\Delta T > 5 \text{ K}$ (微光辐射和 红外辅助识别条件);  $\Delta T > 10 \,\mathrm{K} \,R_{d} > R_{\mathrm{DNB}} / T_{4} >$ 287 K(红外亮温差和微光/中红外辅助识别条件)。 其中,R<sub>d</sub>表示研究区域的微光数据,R<sub>DNB</sub>表示微光阈 值,ΔT表示M13中红外波段与M15长波红外波段的 亮温差。由于微光辐射数据的大小受月球周期、地形 地貌、云遮挡、城市灯光及火灾等级等因素的影响,虽 然通过云目标和城市灯光的剔除预处理可以减小微 光用于火点识别时的干扰因素,但仍然无法确定一个 对于每天都适用的固定阈值,因此,通过设置一个随 辐射情况每天变化的动态阈值,在本文算法中设定为 1.5°×1.5°区域有效微光数据的前0.35%处的辐射值, 这样既可以满足特大森林火灾的识别区域要求,避免 了漏判问题的产生,又可以通过红外约束解决火点较 小或没有火点时的误判问题。规定满足任意一个潜在 火点像元筛选条件的像元为潜在火点像元,图4(a)为 韩国2022年3月5日火灾案例中潜在火点像元的筛 选结果。

#### 3.4 绝对火点识别和上下文测试

该阶段需要为筛选的潜在火点像元生成背景统计数据,并对潜在火点像元应用4个测试来确定它是否 是火点。第一个测试是"绝对火点"测试<sup>[23]</sup>:

$$T_4 > 320 \,\mathrm{K_o}$$
 (2)

通过式(2)测试的潜在火点像元会被标记为火点。如 果没有通过测试,则统计潜在火点像元的背景信息,相 关原则为:以潜在火点像元为中心建立3×3窗口并增 大,在该过程中若满足有效背景像元比例≥25%且有 效背景像元数≥8,则停止增大并统计相应背景信息 (有效背景像元是指经过预处理且不包含潜在火点的

像元),否则以间隔为2继续增大窗口,直至满足条件 且最大窗口设为21×21<sup>[8]</sup>。对满足条件的潜在火点 像元及其背景信息进行上下文测试,若同时满足 式(3)~(5)的筛选条件,则标记为火点像元,否则标记 为非火点像元:

$$\Delta T > \Delta T_{\rm B} + 3\delta(\Delta T_{\rm B}), \qquad (3)$$

$$\Delta T > \Delta T_{\rm B} + 3 \,\mathrm{K}, \qquad (4)$$

$$T_4 > T_{4B} + 3\delta T_{4B},$$
 (5)

式中: $\Delta T_{\rm B}$ 表示 M13 波段背景亮温与 M15 波段亮温差 的平均值; $\delta(\Delta T_{\rm B})$ 表示 M13 波段背景亮温与 M15 波 段亮温差的标准差; $T_{\rm 4B}$ 表示 M13 波段平均背景亮温;  $\delta T_{\rm 4B}$ 表示 M13 波段背景亮温标准差。

选择 21×21 窗口作为截止窗口的原因是,此时的 实际窗口已达到 248.1 km<sup>2</sup>,若仍不满足背景信息的统



#### 第 44 卷 第 8 期/2024 年 4 月/光学学报

计原则,说明此时火点面积已经接近248.1 km<sup>2</sup>(这种 情况的客观存在性很小)或者潜在火点像元附近存在 大面积云等干扰(此时统计背景像元信息将失去意 义)。因此,对于窗口达到21×21时仍不满足背景信 息统计原则的潜在火点像元,将不再考虑该潜在火点 像元与背景信息的关系,而是从潜在火点像元本身的 数据出发,若此时潜在火点像元满足红外识别条件 ( $T_4$ >300K、 $\Delta T$ >10K)或满足微光识别条件( $R_d$ >  $R'_{DNB}$ , $R'_{DNB}$ 表示另一个微光阈值,此时为微光数据的 前0.25%处的辐射值),则仍可标记为火点像元,否则 为非火点像元。图4(b)展示了联合微光与红外火点 夜间遥感识别算法的识别结果,其中白色五边形填充 的红色像元由绝对火点识别得到,黄色像元由上下文 测试得到。



图 4 像元筛选结果。(a)潜在火点像元识别结果;(b)联合算法识别结果 Fig. 4 Pixel screening results. (a) Potential fire pixel recognition results; (b) recognition results by joint algorithm

### 4 识别结果与分析

首先,将所提出的FRJLI算法应用于2022年3月 4—13日的韩国森林火灾和2022年4月18—19日的 蒙古国草原火灾案例,以得到对应的识别结果,获取 直观的火点分布区域;然后,使用夜间假彩色图像和 植被指数变化图分析本文算法识别结果的正确性, 并将本文算法的识别结果与目前常用的算法或产品 的结果进行对比;最后,从每天识别火点的微光和红 外数据出发,分析二者在火点识别中的相关性及敏 感性差异。

#### 4.1 火点识别结果

将 FRJLI 算法应用于韩国森林火灾和蒙古国 草原火灾的分析中,得到图 5 所示的识别结果,其 中图 5(a)~(j)对应于韩国 2022年3月4—13 日火 点,图 5(k)、(1)对应于蒙古国 2022年4月18日的火 点,图 5(m)、(n)对应于蒙古国 2022年4月19日的火 点。图 5直观地展示了每天火点的分布区域,表2显示 了 FRJLI算法在韩国火灾和蒙古国火灾期间的夜间识 别火点数量。

#### 4.2 火点识别结果评估

为了验证FRJLI算法识别结果的正确性,从微光

辐射值和中红外亮温相结合的假彩色图像及可以较好 反映过火面积的植被指数两个方向展开评估,并与目 前比较常用的NASA官方算法、MODIS Collection 4 算法和FILDA算法的识别结果进行对比。

4.2.1 假彩色图像辅助验证算法正确性

为验证 FRJLI算法的正确性,加入了夜间假彩色 图像辅助验证。图6中的假彩色图像是通过对 RGB 通道分别赋予微光辐射值、中红外亮温值和微光辐射 值得到的,它可以直观地呈现相关数据与周围数据的 差异性。图6(a)~(j)分别为韩国2022年3月4—13日 研究区域的假彩色图像,图6(k)、(1)为蒙古国2022年 4月18日研究区域的假彩色图像,图6(m)、(n)为蒙古 国2022年4月19日研究区域的假彩色图像。可以看 出,FRJLI算法的假彩色图像与联合算法的识别结果 具有较高的一致性,说明 FRJLI算法可以充分利用微 光与红外数据,且识别结果与实验数据和算法目的相 吻合。

#### 4.2.2 植被指数辅助验证算法正确性

2019年,孙桂芬等<sup>[24]</sup>对不同植被指数识别过火面 积的能力进行分析,结果表明,归一化火烧指数 (NBR;γ<sub>NBR</sub>)对火烧迹地与背景具有很高的区分度,考 虑到森林火灾过程中高处植被遮挡造成植被指数识别



- 图5 夜间火点识别结果。(a)韩国 2022年3月4日1时48分;(b)韩国 2022年3月5日3时6分;(c)韩国 2022年3月6日2时48分; (d)韩国 2022年3月7日2时30分;(e)韩国 2022年3月8日2时12分;(f)韩国 2022年3月9日1时54分;(g)韩国 2022年3月 10日1时36分;(h)韩国 2022年3月11日2时54分;(i)韩国 2022年3月12日2时36分;(j)韩国 2022年3月13日2时18分; (k)蒙古国 2022年4月18日1时24分;(1)蒙古国 2022年4月18日3时;(m)蒙古国 2022年4月19日1时;(n)蒙古国 2022年4 月19日2时42分
- Fig. 5 Recognition results of fire points at night. (a) Republic of Korea, 2022-03-04T01:48; (b) Republic of Korea, 2022-03-05T03:06;
  (c) Republic of Korea, 2022-03-06T02:48; (d) Republic of Korea, 2022-03-07T02:30; (e) Republic of Korea, 2022-03-08T02:
  12; (f) Republic of Korea, 2022-03-09T01:54; (g) Republic of Korea, 2022-03-10T01:36; (h) Republic of Korea, 2022-03-11T02:54; (i) Republic of Korea, 2022-03-12T02:36; (j) Republic of Korea, 2022-03-13T02:18; (k) Mongolia, 2022-04-18T01:
  24; (l) Mongolia, 2022-04-18T03:00; (m) Mongolia, 2022-04-19T01:00; (n) Mongolia, 2022-04-19T02:42

Region	Date	Number of fire points	Region	Date	Number of fire points
Republic of Korea	2022-03-04T01:48	2	Republic of Korea	2022-03-11T02:54	22
Republic of Korea	2022-03-05T03:06	111	Republic of Korea	2022-03-12T02:36	6
Republic of Korea	2022-03-06T02:48	85	Republic of Korea	2022-03-13T02:18	3
Republic of Korea	2022-03-07T02:30	39	Mongolia	2022-04-18T01:24	160
Republic of Korea	2022-03-08T02:12	50	Mongolia	2022-04-18T03:00	177
Republic of Korea	2022-03-09T01:54	25	Mongolia	2022-04-19T01:00	884
Republic of Korea	2022-03-10T01:36	2	Mongolia	2022-04-19T02:42	887

表 2 FRJLI算法在韩国火灾和蒙古国火灾期间的夜间识别火点数量 Table 2 Number of fire points identified by FRJLI algorithm at night during Republic of Korea fire and Mongolia fire

过火面积受限,本文以蒙古国草原火灾为例,进一步验证FRJLI算法识别结果的准确性。利用NBR计算过火面积的思路是对火灾前后的NBR作差,将NBR减小区域判定为过火区。NBR表达式为

$$\gamma_{\rm NBR} = \frac{\rho_{\rm NIR} - \rho_{\rm SWIR}}{\rho_{\rm NIR} + \rho_{\rm SWIR}},\tag{6}$$

式中: ρ<sub>NIR</sub>为M7近红外波段的反射率; ρ<sub>SWIR</sub>为M11短 波红外波段的反射率。利用式(6)得到蒙古国2022年 4月15日火灾前的NBR数据图、2022年5月1日火灾 后的NBR数据图及火灾前后NBR之差的数据图,如 图7所示。

将蒙古国火点识别结果进一步分类,得到图8所示



- 图6 夜间假彩色图像。(a)韩国 2022年3月4日1时48分;(b)韩国 2022年3月5日3时6分;(c)韩国 2022年3月6日2时48分; (d)韩国 2022年3月7日2时30分;(e)韩国 2022年3月8日2时12分;(f)韩国 2022年3月9日1时54分;(g)韩国 2022年3月 10日1时36分;(h)韩国 2022年3月11日2时54分;(i)韩国 2022年3月12日2时36分;(j)韩国 2022年3月13日2时18分; (k)蒙古国 2022年4月18日1时24分;(1)蒙古国 2022年4月18日3时;(m)蒙古国 2022年4月19日1时;(n)蒙古国 2022年4 月19日2时42分
- Fig. 6 False color image at night. (a) Republic of Korea, 2022-03-04T01:48; (b) Republic of Korea, 2022-03-05T03:06; (c) Republic of Korea, 2022-03-06T02:48; (d) Republic of Korea, 2022-03-07T02:30; (e) Republic of Korea, 2022-03-08T02:12; (f) Republic of Korea, 2022-03-09T01:54; (g) Republic of Korea, 2022-03-10T01:36; (h) Republic of Korea, 2022-03-11T02:54;
  - (i) Republic of Korea, 2022-03-12T02:36; (j) Republic of Korea, 2022-03-13T02:18; (k) Mongolia, 2022-04-18T01:24;
    (l) Mongolia, 2022-04-18T03:00; (m) Mongolia, 2022-04-19T01:00; (n) Mongolia, 2022-04-19T02:42



图 7 蒙古国火灾前后 NBR数据图及数据差图。(a)火灾前 NBR数据图;(b)火灾后 NBR数据图;(c)火灾前后 NBR数据差图 Fig. 7 NBR data and data difference before and after the fire in Mongolia. (a) NBR data before fire; (b) NBR data after fire; (c) NBR data difference before and after fire

的结果,其中红色部分表示满足火灾前后 NBR之差为 负的火点像元,白色部分(圆圈框出区域)表示不满足火 灾前后 NBR之差为负的火点像元。可以看出,除2022 年4月18日2时[图8(c)]有3个火点像元不满足 NBR 减小外,其他火点像元 NBR均减小,占比为98.6%。这 3个火点像元不满足 NBR减小条件的可能原因是:选 取的火灾前后数据相差15d,一些植被获得了恢复;投 影中的重采样过程导致原始数据改变。上述结果表明,所设计的FRJLI算法具有较高的识别准确度。 4.2.3 火点识别算法对比

MODIS Collection 4 算法最早考虑到云、荒漠和海岸边界等对于火点判识的影响,由 Giglio 等<sup>[7]</sup>于 2003 年提出;NASA 官方算法较 MODIS Collection 4 算法 使用了分辨率更高的数据、更精细化的阈值,得到了更



图 8 根据NBR分类后的蒙古国火点识别结果。(a)2022年4月18日1时24分;(b)2022年4月18日3时;(c)2022年4月19日1时; (d)2022年4月19日2时42分

Fig. 8 Recognition results of fire points in Mongolia after NBR classification. (a) 2022-04-18T01:24; (b) 2022-04-18T03:00; (c) 2022-04-19T01:00; (d) 2022-04-19T02:42

好的识别结果,由Schroeder等<sup>[9]</sup>于2014年提出; FILDA算法最早将微光数据用于火点识别的辅助,由 Polivka等<sup>[16]</sup>于2016年提出。图9展示了所提出的 FRJLI算法及上述比较算法2022年3月5日3时6分 在韩国地区的识别结果,结合当天的夜间假彩色图像 [图6(b)]进一步分析,发现:FRJLI算法的识别结果与 假彩色图像具有较高的一致性,可以实现火线边缘微 小火点的检测,具有更高的识别质量;NASA官方算 法的结果更离散,对于一些明显异常的像元点存在漏 判,并且在海岸线区域存在误判;MODIS Collection 4 算法和FILDA算法存在明显的漏判问题,识别效果 较差。



图 9 本文算法及其他 3 种算法的识别结果。(a)FRJLI算法;(b)NASA 官方算法;(c)MODIS Collection 4算法;(d)FILDA算法 Fig. 9 Recognition results of proposed algorithm and three other algorithms. (a) FRJLI algorithm; (b) NASA official algorithm; (c) MODIS Collection 4 algorithm; (d) FILDA algorithm

随后,统计了韩国火灾和蒙古国火灾在FRJLI算 法、NASA 官方算法、MODIS Collection 4 算法和 FILDA 算法下识别的火点个数和火点面积,如图 10 所示。从图 10(a)、(b)可以看出:NASA 官方算法具 有最多的火点识别数,微光数据的加入使得FILDA算 法的火点识别效果较只有红外数据参与的 MODIS Collection 4算法的识别效果更好;所设计的FRJLI算 法在加入微光数据的基础上去除了夜间城市灯光的干 扰,并且通过设定合适的阈值实现了对不同植被类型 火点的识别,较FILDA算法具有更多的火点识别数 量。考虑到NASA官方算法使用的是VIIRS 380 m 分辨率I波段数据,因此其单个像元面积小于FRJLI 算法、MODIS Collection 4 算法和 FILDA 算法中使 用的 750 m 分辨率 M 波段数据,并且火灾面积通常 对火灾影响的评估至关重要,因此将统计量转化为 对面积辅助算法结果的分析。由图 10(d)可知,蒙 古国火灾中, FRJLI算法始终具有最大的火点识别 面积;由图 10(c)可知,除 2022 年 3 月 10 日和 11 日 外,FRJLI 算法在韩国火灾识别中具有最大的火点 面积。

对 2022 年 3 月 10 日 和 11 日的火点识别结果开 展进一步分析,图 11(a)、(b)所示分别为 3 月 10 日 和 11 日韩国火灾的 NASA 官方识别结果,官方算法较 FRJLI算法多识别的部分已经由红框标记,右侧小 图对应于该区域放大后的①NASA 官方火点分布、 ②FRJLI算法识别结果、③ 380 m分辨率中红外亮温 数据图和④750 m分辨率中红外亮温数据图。可以 发现,这些火点位置在 380 m分辨率中红外亮温数据 中较周围环境突出,但是在 750 m分辨率中红外亮温数据 中较周围环境突出,但是在 750 m分辨率中红外亮温数据 中转周围环境突出,因此 FRJLI算法对该部分火点识 别的缺失本质上是由所使用的数据分辨率较低导 致的。

#### 4.3 微光与红外数据相关性及敏感性分析

为了进一步验证微光数据与红外数据的相关性及



图 10 4种算法对韩国火灾和蒙古国火灾的识别结果。(a)韩国火点数量;(b)蒙古国火点数量;(c)韩国火点面积;(d)蒙古国火点面积 Fig. 10 Recognition results of four algorithms during the fire in Republic of Korea and Mongolia. (a) Number of fire points during the fire in Republic of Korea; (b) number of fire points during the fire in Mongolia; (c) fire area in Republic of Korea; (d) fire area in Mongolia



图 11 韩国火点的 NASA 官方识别结果。(a) 2022 年 3 月 10 日;(b) 2022 年 3 月 11 日 Fig. 11 NASA official recognition results for the fire points in Republic of Korea. (a) March 10, 2022; (b) March 11, 2022

敏感性差异,统计FRJLI算法每天识别火点的平均亮 温、平均辐射值、火点数量和NASA官方火点每天的 平均亮温数据(由官方提供的火点亮温数据直接计算 均值得到)。图12为韩国2022年3月火灾期间以上四 者的时间序列折线图。可以看出:FRJLI算法每天识 别的火点数量与平均辐射值的波动性一致,验证了火 灾的一般性规律,即火灾越大时,整体辐射值越高;通 过比较FRJLI算法与NASA官方火点每天的平均亮温 数据可知,二者具有相同的变化趋势,且FRJLI算法具

有更低的平均亮温,说明了FRJLI算法趋势上的正确 性,且相比于官方算法,FRJLI算法可以识别出更冷更 小的火点,具有更好的识别效果;FRJLI算法每天识别 火点的平均亮温与平均辐射值的变化趋势较为一致, 验证了联合微光与红外方法用于火点识别的可行性, 同时趋势差异性的存在使得它们可作为彼此的补充, 从而改善单波段火点识别存在的漏判、误判等问题。

从相对变化的角度分析微光与红外波段的敏感 性差异。2022年3月4日,红外亮温相较于底层的



图 12 平均亮温、平均辐射与火点个数的时间序列图 Fig. 12 Time series diagram of average brightness temperature, average radiance, and number of fire points

辐射值更明显,说明红外波段更早识别火点,这也可 以通过图 13(a)所示的亮温与图 13(b)所示的辐射 值得出;2022年3月4-5日,火点由阴燃状态变为 剧烈燃烧,此时平均微光辐射值发生更明显的相对 变化,说明微光对于火灾燃烧状态更加敏感;2022 年3月6-7日,消防对火灾的控制初见成效,火势、 平均辐射值和平均亮温均有所减小,此时受到前期 火灾积累的烟和灭火中植被不完全燃烧导致浓烟 的影响,对烟更加敏感的微光波段较红外波段具有 更明显的下降趋势;2022年3月9-11日,火灾被扑



灭后复燃,此时平均红外亮温发生更明显的相对变化,说明红外波段对于火灾有无趋势更加敏感;结合图9(j)的夜间假彩色图像对比2022年3月13日 官方结果和FRJLI算法结果可知,官方结果并没有 识别出火点,而FRJLI算法基于微光辐射值的辅助 依旧可以识别出更小更冷的将要结束的火点。 FRJLI算法结合微光和红外波段敏感性的不同,除 了可以实现常规性火点识别外,还可以完成燃烧状 态和火灾趋势的精确判别,实现微光与红外波段火 点识别的优势互补。



图 13 2022 年 3 月 4 日韩国火灾的原始数据图。(a)中红外亮温;(b)微光辐射值

Fig. 13 Raw data of the fire in Republic of Korea on 4 March, 2022. (a) Mid-infrared brightness temperature; (b) low light radiance

图 14 为火灾期间识别火点的红外亮温和微光辐 射散点图,红色竖直虚线为潜在火点的亮温识别阈值 305 K,红色水平实线为每天微光识别阈值的加权平均 值 20,并且每天识别火点的红外亮温均值和微光辐射 均值的相关度为 0.674。22.0% 的火点像元位于第一 象限(右上象限),可能处于剧烈燃烧阶段;62.3% 的火 点像元位于第二象限(左上象限),可能非火点中心像 元且存在风力助燃等情况,该区域的像元更能反映火 线的区域火点状态;0.9% 的火点像元位于第四象限 (右下象限),像元的可能燃烧分数低于第一象限,阴燃 分数高于第一象限,或者存在烟雾、植被遮挡的情况; 14.8%的火点像元位于第四象限(左下象限),可能是 刚开始或刚结束的火点。火势相对较大的2022年3月 5—8日的火点(红色正方形)主要分布在第二象限和 第一象限,说明火势更大时,火点具有更高的亮温和辐 射值,其中第二象限火点像元虽然不满足中红外亮温 火点识别条件,但具有较高的亮温,也被识别出来。可 见,FRJLI算法对比单红外火点识别方法有很大的优 势。火势相对较小的其他时间的火点(蓝色倒三角) 主要分布在第二象限和第三象限,说明火势较小时,





大部分火点的中红外亮温值都小于中红外亮温火点 识别阈值,但是加入微光和红外亮温差数据后,成功 识别出更多的火点像元,特别是微小火点像元,证明 了将微光与红外数据用于夜间火点识别具有重要的 研究价值。图15展示了FRJLI算法识别的2022年3 月6日4类火点的实际分布。灰色像元对应于图14第 二象限的火点,其多位于火灾的边缘部分,可以较好地 反映火线分布;红色像元对应于图14第一象限的火 点,周围分布着灰色火点,可以较好地反映火灾中心; 黄色像元对应于图14第四象限的火点,该类型火点相 对较少,分布于红色火点周围,其NBR 植被指数为 0.26,明显高于周围火点,存在植被遮挡的可能;蓝色 像元对应于图14第三象限的火点,主要位于灰色火点 周围,结合灰色火点可以得到火线走势。FRJLI算法 的识别结果与实际分布相符。



图 15 2022年3月6日4类火点的实际分布 Fig. 15 Actual distribution of four types of fire points on 6 March, 2022

综上所述,FRJLI算法除了可以识别出常规算法 的识别结果外,还可以实现范围较小、温度较低火点的 识别。夜间微光与红外波段的假彩色图像验证了 FRJLI算法的识别结果与实验数据和算法目的的一致 性。植被指数变化图从火灾前后的反射率差异角度再 次验证了FRJLI算法识别结果的正确性。通过与其他

#### 第 44 卷 第 8 期/2024 年 4 月/光学学报

算法或产品结果的对比,得出FRJLI算法具有更高的 识别质量的结论。从识别火点数据本身出发,从数据 的趋势一致性上验证了火灾发生时的相关规律、算法 结果的正确性和优越性,从火灾不同阶段的数据相对 变化趋势上分析出红外波段更早识别火点、微光对于 燃烧状态更加敏感、红外对于火点有无的趋势更加敏 感,说明FRJLI算法可以完成燃烧状态和火灾趋势的 精确判别,实现微光与红外波段火点识别的优势互补。 最后,通过火点散点图和实际分布图推测和验证了 FRJLI算法识别火点的不同状态,直观地呈现出识别 火点数量和火灾中心、火线位置及走势等信息获取上 的优势。

## 5 结 论

考虑到火点在中红外亮温、中红外与长波红外亮 温差及微光辐射值上的异常表现,结合目前可用的数 据,设计了FRJLI算法并针对韩国2022年3月森林火 灾和蒙古国2022年4月草原火灾案例展开研究,引入 夜间假彩图和植被系数验证了FRJLI算法的正确性。 通过与NASA官方火点产品、MODIS Collection 4算 法和FILDA算法识别结果进行比较分析,得出FRJLI 算法结果的优势性:除识别出常规算法的识别结果外, 还可以实现范围较小、温度较低的微小火点识别;根据 FRJLI算法每天识别火点的亮温和辐射值关系验证了 二者在火点识别中的相关性及对火灾过程的敏感性差 异,进而可以提供更及时准确的火点位置、火灾中心、 火线位置及走势等信息;FRJLI算法对于森林、草原火 灾有着较好的适用性,在保护森林、草原等资源方面具 有巨大的应用潜力和价值。

本研究使用 VIIRS 750 m数据,考虑到 VIIRS 380 m数据在分辨率上的优势和容易出现饱和问题的 劣势,后续可联合 VIIRS 750 m、380 m和微光数据进 行进一步分析与优化。在我国风云三号黎明星的 MERSI-LL数据正式投入使用后,研究人员将进一步 验证 FRJLI算法在该数据下的火点识别情况,以进一 步提高 FRJLI算法的普适性。当然,红外亮温和微光 辐射分布存在季节性和地域性差异,在算法设计中充 分考虑季节性和地域性差异也是未来深入研究的 方向。

#### 参考文献

[1] 陈义君, 雷永江. 森林火点的危害和防火措施[J]. 现代化农业, 2022, 511(2): 38-39.

Chen Y J, Lei Y J. Hazards and fire prevention measures for forest fire points[J]. Modern Agriculture, 2022, 511(2): 38-39.

 [2] 余恩旭.基于多源遥感数据的西南地区森林干扰识别与评价
 [D].成都:电子科技大学,2022:34-37.
 Yu E X. Identification and assessment of forest disturbances in the southwest region based on multi-source remote sensing data[D]. Chengdu: University of Electronic Science and

Technology, 2022: 34-37.

- [3] 张文文,王劲,王秋华,等.森林火灾遥感探测技术研究进展
  [J].西北林学院学报,2023,38(1):123-130.
  Zhang W W, Wang J, Wang Q H, et al. Research progress of remote sensing detection technology of forest fire[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2023, 38(1): 123-130.
- [4] 陆全辉, 王向强, 曹赫, 等. 四川凉山州的森林火灾遥感监测研究[J]. 地矿测绘, 2020, 36(4): 9-12.
  Lu Q H, Wang X Q, Cao H, et al. Remote sensing monitoring of forest fire in Liangshan prefecture, Sichuan Province[J]. Surveying and Mapping of Geology and Mineral Resources, 2020, 36(4): 9-12.
- [5] Flannigan M D, Vonder Haar T H. Forest fire monitoring using NOAA satellite AVHRR[J]. Canadian Journal of Forest Research, 1986, 16(5): 975-982.
- [6] Kaufman Y J, Tucker C J, Fung I Y. Remote sensing of biomass burning in the tropics[J]. Advances in Space Research, 1989, 9(7): 265-268.
- [7] Giglio L, Descloitres J, Justice C O, et al. An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 87(2/3): 273-282.
- [8] Csiszar I, Schroeder W, Giglio L, et al. Active fires from the Suomi NPP Visible Infrared Imaging Radiometer Suite: product status and first evaluation results[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2014, 119(2): 803-816.
- [9] Schroeder W, Oliva P, Giglio L, et al. The New VIIRS 375 m active fire detection data product: algorithm description and initial assessment[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 143: 85-96.
- [10] 郑伟,陈洁,唐世浩,等.基于FY-3D/MERSI-Ⅱ远红外数据的火情监测研究[J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(1): 120-127.
  Zheng W, Chen J, Tang S H, et al. Fire monitoring based on FY-3D/MERSI-Ⅱ far-infrared data[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2020, 39(1): 120-127.
- [11] 付秀华,刘瑞奇,朱忠尧,等.大角度双波段探测成像分光器 件的研制[J].中国激光, 2023, 50(14): 1403101.
  Fu X H, Liu R Q, Zhu Z Y, et al. Fabrication of large-angle dual-band detection imaging splitter[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(14): 1403101.
- [12] 胡秀清,徐寒列,雷松涛,等.风云三号黎明星微光探测及应用综述[J].光学学报,2022,42(12):1200003.
  Hu X Q, Xu H L, Lei S T, et al. Overview of low light detection and application of FY-3 early morning satellite[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(12): 1200003.
- [13] 胡晓华,刘松涛,潘振东,等.星载微光探测仪器的发展及其数据应用[J].中国光学,2015,8(3):350-359.
  Hu X H, Liu S T, Pan Z D, et al. Progress in spaceborne shimmer detector and data application[J]. Chinese Optics, 2015, 8(3): 350-359.
- [14] Elvidge C D, Kroehl H W, Kihn E A, et al. Algorithm for the retrieval of fire pixels from DMSP operational linescan system data[EB/OL]. [2024-01-04]. https://www.semanticscholar.org/ paper/Algorithm-for-the-Retrieval-of-Fire-Pixels-from-Elvidge-Kroehl/3349606b538b9f085b6da7fbb80184b8f26be123.
- [15] Elvidge C D, Zhizhin M, Hsu F C, et al. VIIRS nightfire:

#### 第 44 卷 第 8 期/2024 年 4 月/光学学报

satellite pyrometry at night[J]. Remote Sensing, 2013, 5(9): 4423-4449.

- [16] Polivka T N, Wang J, Ellison L T, et al. Improving nocturnal fire detection with the VIIRS day-night band[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(9): 5503-5519.
- [17] 武晋雯,纪瑞鹏,张玉书,等.森林火灾微光遥感识别新指数——增强夜光火灾扰动指数[J].红外与毫米波学报,2023,42(2):241-249.
   WuJW, Ji R P, Zhang Y S, et al. A new index for low-light-

level remote sensing identification of forest fires: the enhanced noctilucent fire disturbance index[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2023, 42(2): 241-249.

- [18] 胡申森.VIIRS微光通道数据辐射定标与应用技术[D].长沙: 国防科技大学,2019:78-80.
  Hu S S. Radiometric calibration and application technology of VIIRS low light channel data[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2019:78-80.
- [19] 余越,胡秀清,闵敏,等.NPP/VIIRS 微光图像融合中国中东 部城市灯光算法[J]. 激光与光电子学进展,2018,55(10): 102804.

Yu Y, Hu X Q, Min M, et al. NPP/visible infrared image radiometer suite low-light image fusion algorithm for city lights in mid-eastern China[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(10): 102804.

[20] 韩亚芳,马骕,刘焱春,等.中国东部地区气溶胶光学特性和
 类型特性分析[J].激光与光电子学进展,2023,60(15):
 1501001.

Han Y F, Ma S, Liu Y C, et al. Analysis of optical characteristics and type characteristics of aerosols in eastern China[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(15): 1501001.

- [21] 逄淑林,孙林,杜永明,等.全谱段光谱成像仪遥感影像云检测算法[J]. 激光与光电子学进展,2023,60(22):2228003.
  Pang S L, Sun L, Du Y M, et al. Cloud-detection algorithm for images obtained using the visual and infrared multispectral imager[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(22): 2228003.
- [22] 李少蒙, 聂凯明, 徐江涛. 用于微光 CMOS 图像传感器的 相关多采样技术[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(12): 1228005.
  Li S M, Nie K M, Xu J T. Correlated multiple sampling technique for low-light CMOS image sensors[J]. Laser &.
- Optoelectronics Progress, 2023, 60(12): 1228005.
  [23] 徐迅,李建松,赵伶俐.基于 VIIRS 影像的秸秆焚烧火点监测 方法[J].地理空间信息, 2018, 16(6): 90-93, 100, 9.
  Xu X, Li J S, Zhao L L. Straw incineration fire point monitoring method based on VIIRS imagery[J]. Geospatial Information, 2018, 16(6): 90-93, 100, 9.
- [24] 孙桂芬,覃先林,刘树超,等.典型植被指数识别火烧迹地潜力分析[J].国土资源遥感,2019,31(1):204-211.
   Sun G F, Qin X L, Liu S C, et al. Potential analysis of typical vegetation index for identifying burned area[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2019, 31(1):204-211.

## Nighttime Tiny Fire Recognition Algorithm by Joint Low-Light-Assisted Infrared Remote Sensing Data

Liu Hui<sup>1</sup>, He Yuqing<sup>1\*</sup>, Hu Xiuqing<sup>2,3\*\*</sup>, Sun Chunli<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System, Ministry of Education, School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

<sup>2</sup>Key Laboratory of Radiometric Calibration and Validation for Environmental Satellites, National Satellite Meteorological Center (National Center for Space Weather), China Meteorological Administration, Beijing 100081, China;

<sup>3</sup>Innovation Center for FengYun Meteorological Satellite (FYSIC), Beijing 100081, China

#### Abstract

**Objective** The conventional recognition of nighttime fires typically relies on infrared brightness temperature data, which often presents issues such as limited accuracy and challenges in identifying small fires. On the other hand, low-light detectors excel at capturing bright targets in settings of low illumination or during night conditions, making their observational data a valuable supplement to nighttime fire recognition. Consequently, the integration of low-light-assisted infrared technology in nighttime fire recognition holds considerable research significance. In this context, we introduce a novel fire recognition algorithm named FRJLI (nighttime tiny fires recognition by joint low-light-assisted infrared remote sensing data). This algorithm aims to integrate low-light data that eliminates interference from urban lights into fire recognition processes and establish thresholds for both low-light and infrared data to enhance the detection accuracy of small nighttime fires.

**Methods** Given the heightened intensity and destructiveness of forest and grassland fires compared to fires in other vegetation types, our investigation delves into the atypical behavior exhibited by the visible infrared imaging radiometer suite (VIIRS) data within the medium-resolution infrared channel (M-band) and the low-light channel (DNB) of the U.S. Next Generation Meteorological and Environmental Satellite (NPP) when facing forest and grassland fires. Our methodology involves fusing VIIRS DNB data to extract monthly city light background information, projecting both M-band and DNB data simultaneously to the study area, preprocessing the projected remote sensing data to derive standardized data, and executing multiband threshold discrimination, absolute fire recognition, and contextual discrimination on the processed data to culminate in a comprehensive joint low-light and infrared nighttime fire recognition process.

Results and Discussions By implementing the FRJLI algorithm on forest fire in the Republic of Korea and grassland fire in Mongolia, we daily map out the distribution areas of these fires (Fig. 5). Our evaluation process focuses on two key aspects: first, a false color image that integrates low-light radiation values with mid-infrared brightness temperatures; second, the utilization of vegetation indices for a more accurate depiction of the affected fire zones. Ensuring the accuracy of our recognition outcomes, we visually compare the recognition results obtained through the FRJLI algorithm with those yielded by the NASA official algorithm, the MODIS Collection4 algorithm, and the FILDA algorithm (Fig. 9). The FRJLI algorithm demonstrates remarkable consistency with the identification outcomes and false color imagery, enabling the detection of minor fires at the fire line periphery. In a detailed analysis, the identification results from all four algorithms are scrutinized in terms of quantity and area coverage (Fig. 10). The findings affirm that the FRJLI algorithm not only identifies a greater number of fires but also offers superior quality compared to other methods, thus providing crucial technical support for more efficient and precise fire detection processes. Furthermore, an innovative examination of the correlation and sensitivity discrepancies between low-light and infrared data in the daily identification of fires is provided (Fig. 12). This analysis confirms the general patterns observed in fires, validates the trend accuracy of the FRJLI algorithm's identification outcomes, and highlights its ability to identify colder and smaller fires in contrast to NASA's findings. Significantly, this study concludes that low-light data is more responsive to the fire's burning status, while infrared data is more adept at revealing fire trends, showcasing the FRJLI algorithm's capability to leverage the complementary strengths of low-light and infrared fire detection techniques. Finally, through the insights gleaned, we speculate on and verify the varying states of fire identification achieved by the FRJLI algorithm (Figs. 14 & 15). These figures vividly portray the algorithm's advantages in accurately identifying fire quantities, pinpointing fire centers and boundaries, as well as capturing critical trends in fire-related data.

Conclusions Taking into account the peculiar behavior exhibited in mid-infrared brightness temperature, the discrepancy

in mid-infrared and long-wave infrared brightness temperatures, and variations in low-light radiation values during fires, we leverage the available data to introduce a novel algorithm for nocturnal tiny fire recognition through joint low-light assisted infrared technology. Our methodology involves merging monthly city light data with low-light information to mitigate city light interference in low-light fire detection. By leveraging both low-light and infrared data concurrently for fire recognition, we aim to enhance the detection accuracy of small fires, including those concealed in shaded areas. Experimental validation is performed on forest fire occurring in March 2022 in the Republic of Korea and grassland fire in April 2022 in Mongolia, successfully enabling the identification of colder and smaller fires. The proposed algorithm significantly advances the capability to detect these colder and smaller fires, thereby enhancing the quantity and quality of nighttime fire recognition. Furthermore, it offers more precise and timely insights into fire location, fire center coordinates, fire line positions, and trend analysis, making it particularly valuable for forest and grassland resource protection applications. This innovative approach holds immense potential and practical value in bolstering fire management strategies for forest and grassland ecosystems.

Key words remote sensing; VIIRS; low-light; infrared waveband; nighttime fire recognition; joint recognition