

利用GF-1 WFV影像和FY-3D MERSI火点产品提取过火区的方法

单天婵, 郑伟, 陈洁

国家卫星气象中心, 北京 100081

摘要: 利用遥感技术获取过火区信息对生态环境监测具有重要意义, 其中高分辨率数据更适合提取小范围过火区。目前已有多种利用国外火点产品结合遥感影像提取过火区的研究。为了增强国产遥感数据火情监测能力, 提高小范围过火区的提取效率和精度, 基于过火前后2幅GF-1 WFV影像和多时相FY-3D MERSI火点产品开展过火区提取研究。2处研究区分别位于四川省凉山彝族自治州木里藏族自治县和西昌市。首先根据火点与过火区形成的关系, 结合火点的时间、空间和光谱特征, 筛选并扩充火点像元, 确定过火区粗略范围; 然后确定每种地表类型的分割阈值, 分类过火像元和非过火像元; 最后剔除周边小斑块, 得到过火区提取结果。以人机交互方式获得的过火区参考真值作验证, 并与神经网络分类法提取过火区的结果作对比。结果表明本文方法的过火区提取结果精度要明显高于神经网络分类法, Kappa系数达到0.82。该方法可以充分结合GF-1 WFV影像和FY-3D MERSI火点产品数据的优势, 降低样本像元选择时间成本和不确定性, 快速准确地提取小范围过火区。未来可考虑通过选择更高精度的火点产品, 结合实地考察验证对该方法改进完善。

关键词: 遥感, 过火区, 火点监测产品, FY-3D MERSI, GF-1 WFV, NDVI, 阈值分割

中图分类号: TP79

引用格式: 单天婵, 郑伟, 陈洁. 2024. 利用GF-1 WFV影像和FY-3D MERSI火点产品提取过火区的方法. 遥感学报, 28(2): 375-384

Shan T C, Zheng W and Chen J. 2024. Extraction method of burned area using GF-1 WFV images and FY-3D MERSI fire-point products. National Remote Sensing Bulletin, 28(2): 375-384 [DOI: 10.11834/jrs.20221552]

1 引言

过火区是指经火灾烧毁后尚未长成新林的土地(武晋雯等, 2020), 是火灾监测的一项重要指标。快速、精准地获取过火区的位置、范围等信息有助于评估灾后损失, 对灾后恢复措施制定和生态环境变化监测有重要作用(李静等, 2018)。遥感卫星具有覆盖范围广、成像周期短的特点, 适合过火区的监测和提取(郑伟等, 2011)。中国对森林火灾的监管严格, 通常救援工作能够在火灾发生后及时有效地开展(鹿德林, 2019), 近几年单一过火区范围普遍小于100 km²。与低空间分辨率遥感数据相比, 高空间分辨率数据提取范围较小的过火区具有明显优势。目前已有一些研究用到我国高分数据提取过火区, 其中高分一号

(GF-1)宽幅相机WFV(Wide Field of View)数据具有空间分辨率高, 幅宽大等特点, 在该研究领域中广泛使用。祖笑锋等(2015)利用GF-1 WFV各波段反射率信息, 结合5种光谱指数, 构建森林过火区识别决策树模型提取过火区。孙桂芬等(2019)基于GF-1 WFV数据采用多种光谱指数对内蒙古鄂伦春自治旗过火区进行了识别, 取得了良好的效果。

上述方法主要是针对研究区采集过火像元样本, 分析过火像元在影像中的光谱特性, 确定分类阈值, 对过火区进行提取。由于高空间分辨率数据普遍缺少对过火区敏感的短波红外等波段, 因此若仅基于该数据构成的光谱指数提取过火区, 可能会出现阴影、裸地或其他非过火像元与过火像元混淆的情况。同时由于过火区所在地理位置、

收稿日期: 2021-08-23; 预印本: 2022-02-23

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2021YFC3000300); 国家卫星气象中心2021年度青年人才基金(编号: 412666)

第一作者简介: 单天婵, 研究方向为地表环境灾害遥感监测的研究。E-mail: shantc9165@163.com

遥感影像采集的时间和卫星传感器性能差异等原因,上述方法中提出的分类阈值往往只适用于某一特定区域,普适性较差。

为了解决以上问题,可结合火点信息提取过火区。火点像元在一定时间、空间上的累积可用于判断过火区所在位置和范围。目前越来越多对过火区提取的研究用到了火点产品。主要包括2种方法:一种是先以火点产品结合光谱指数,选择明确过火的像元作为种子点,然后按一定规则迭代生长种子点形成过火区(谭明艳等, 2007; Giglio等, 2009; Yang等, 2013; Alonso-Canas和Chuvieco, 2015; Giglio等, 2018)。另一种是首先根据光谱指数设定阈值,确定可能的过火像元,在此基础上设置缓冲区,去除缓冲区外的像元形成过火区(Merino-de-Miguel等, 2010; Boschetti等, 2015)。

上述方法用到的火点信息通常来自中分辨率成像光谱仪MODIS(Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)火点产品,这类产品主要基于中红外通道的亮温识别火点(张婕等, 2016)。自我国极轨气象卫星发射以来,可见光红外扫描辐射计VIRR(Visible and Infra-Red Radiometer)、中分辨率光谱成像仪MERSI(Medium Resolution Spectral Imager)等传感器均具有可判识火点的中红外等通道,对火点监测的研究已取得一定成果(赵立成, 2004; 王钊, 2011; 董晓锐和魏迎, 2014; 杨蕾等, 2019)。目前,风云三号D星(FY-3D)MERSI火点监测产品已具有较高的精度,与MODIS火点产品在时间分辨率、空间分辨率上相近,特别是在中国区域,风云三号D星(FY-3D)MERSI火点监测产品具有更高的精度(郑伟等, 2020)。因此,可利用FY-3D MERSI火点监测产品提取过火区。

综上所述,本文综合利用火点像元和过火像元在空间、时间、光谱特征上的关系,提出一种基于GF-1 WFV数据和FY-3D MERSI火点产品自动提取过火区的方法,以人机交互方式获得的过火区参考真值作验证,并与神经网络分类法提取过火区的结果作对比,快速准确地提取小范围过火区,进一步提升中国卫星遥感数据火情监测的能力。

2 研究区与数据

2.1 研究区

本文选择四川省凉山彝族自治州木里藏族自治县和西昌市2处过火区作为研究区(图1)。每年3、4月是上述地区的火灾高发期,2019年3月30日木里县雅砻江镇立尔村发生的森林火灾,造成严重的人员伤亡(饶月明等, 2020)。2020年3月底,木里、西昌又相继发生森林火灾。木里藏族自治县位于凉山彝族自治州西北部,处于横断山脉中段,地形复杂,海拔差异大,属于典型的高山峡谷地区(饶月明等, 2020)。西昌过火区所在的西昌市区东临邛海盆地、西临安宁河谷平原,地势北高南低,以山地为主,山区沟谷深切,地形崎岖(胡卸文等, 2020)。本文以2020年3月底的2处火灾形成的过火区作为研究区,其中木里研究区范围为 $27^{\circ}45'N-28^{\circ}9'N$, $101^{\circ}12'E-101^{\circ}36'E$;西昌研究区范围为 $27^{\circ}39'N-27^{\circ}57'N$, $102^{\circ}24'E-101^{\circ}36'E$ 。

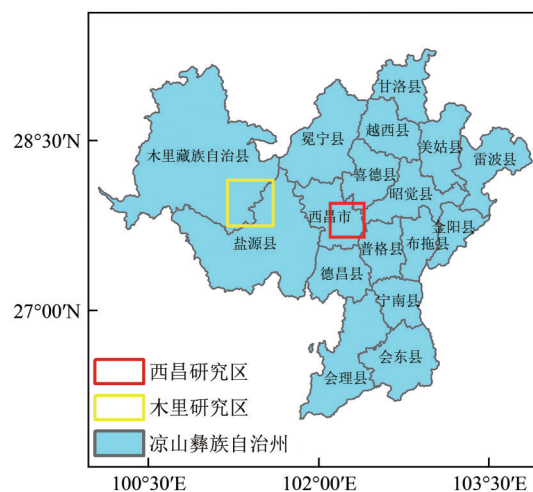


图1 研究区行政分布图

Fig. 1 Administrative distribution map of the study area

2.2 数据

2.2.1 GF-1 WFV 影像

本文选择GF-1 WFV数据结合FY-3D MERSI每日火点产品提取过火区。GF-1 WFV数据空间分辨率为16 m,在卫星不侧摆的情况下重访周期可达4 d,幅宽为800 km,包括蓝光、绿光、红光和近红外4个波段,各波段参数如表1所示。

表1 GF-1 WFV波段参数

Table 1 The band parameters of GF-1 WFV

波段	分辨率/m	波段范围/ μm
1	16	0.45—0.52
2	16	0.52—0.59
3	16	0.63—0.69
4	16	0.77—0.89

从中国资源卫星应用中心-陆地观测卫星数据服务平台 ([http://36.112.130.153:7777/DSSPlatform/index.html/\[2020-08-13\]](http://36.112.130.153:7777/DSSPlatform/index.html/[2020-08-13])) 查找并获取 GF-1 WFV 数据。为了降低过火区提取的误差, 选择数据时除了要考虑火灾发生的时间和地点, 还应尽量选用云量较少的影像。根据以上要求, 本文选用的过火前后的 2 景 GF-1 WFV 影像, 获取日期分别是 2020 年 2 月 21 日和 2020 年 5 月 8 日。

2.2.2 FY-3D MERSI 每日火点产品

本文选择 FY-3D MERSI 每日火点产品获取火点信息。该产品主要包括每日全球范围内火点的

经纬度、火点强度和可信度等信息。其中可信度有 4 种, 分别为火点、云区火点、可能是火点和可能是噪声。其火点判识算法主要根据 FY-3D MERSI 空间分辨率为 1000 m 的中红外通道对高温热源的敏感特性, 建立合适的阈值探测火点像元 (郑伟 等, 2020)。根据过火前后的 GF-1 WFV 影像获取时间, 获取 2020 年 2 月 21 日—5 月 8 日研究区内的 FY-3D MERSI 每日火点产品。

2.2.3 地表类型信息

选择中国科学院地理科学与资源研究所自然环境科学与数据中心提供的土地覆被遥感监测数据集 LUCC (Land Use/Land Cover Change) 作为地表类型信息, 空间分辨率为 30 m。该数据集以 Landsat 遥感数据作为主信息源, 通过人工目视解译将土地利用分为了耕地、林地、草地等 6 个一级地类和 25 个二级地类 (徐新良 等, 2018)。2 个研究区的一级地类分布情况如图 2 所示。

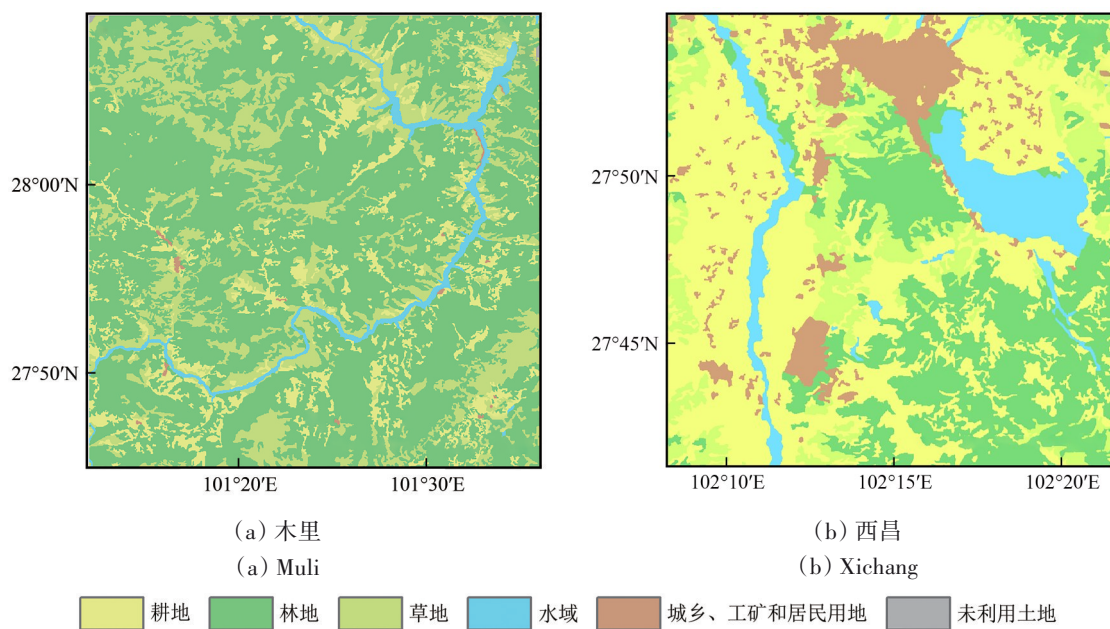


图2 木里和西昌研究区地表类型图

Fig. 2 Land cover type of study areas in Muli and Xichang

3 研究方法

本方法提取过火区的过程包括 2 个部分。第一部分: 过火区粗提取。数据预处理后, 基于高分数据读取并叠加火点, 结合火点的时间、空间、光谱特征筛选火点像元并扩充, 确定过火区粗略

范围。第二部分: 过火区精提取。根据每种地表类型所含火点像元的数量, 确定过火区含有的地表类型; 采用阈值分割算法, 在过火区粗略范围内对每种地表类型确定分类阈值, 分类过火像元和非过火像元, 最后剔除小斑块, 获得过火区提取结果。该方法的技术流程如图 3 所示。

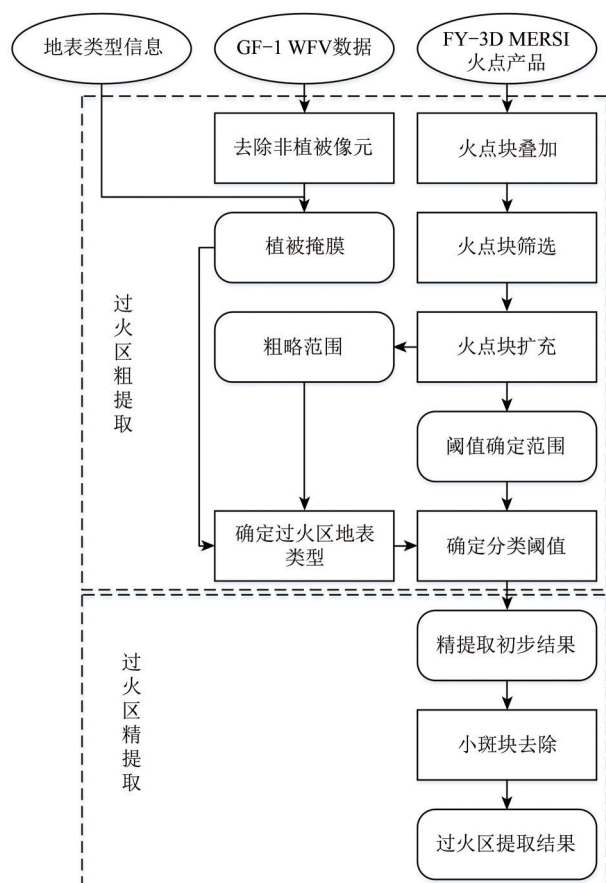


图3 技术流程图

Fig. 3 Technique flow chart

3.1 计算光谱指数

根据 GF-1 WFV 数据包含的波段, 对过火前后 2 景影像分别计算归一化差值植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 和由 McFeeters (1996) 提出的归一化差异水体指数 NDWI (Normalized Difference Water Index), 计算公式如下:

$$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R) \quad (1)$$

$$NDWI = (\rho_G - \rho_{NIR}) / (\rho_G + \rho_{NIR}) \quad (2)$$

式中, ρ_{NIR} 、 ρ_R 和 ρ_G 分别表示近红外、红光和绿光波段的反射率。

火灾发生后, 植被结构遭到破坏, NDVI 值会明显下降, 因此选用 NDVI 差值 d_{NDVI} 来突出植被的变化, d_{NDVI} 计算公式如下:

$$d_{NDVI} = NDVI_{pre} - NDVI_{post} \quad (3)$$

式中, $NDVI_{pre}$ 表示过火前影像的 NDVI 值, $NDVI_{post}$ 表示过火后影像的 NDVI 值。

3.2 过火区粗略提取

3.2.1 去除云、水体和其他非植被像元

本文仅考虑提取在森林、草地等植被地区的过火区, 因此可根据地表类型信息和光谱信息去除云、水体、城市等非植被区域。

在 GF-1 WFV 影像选择和预处理阶段, 尽可能选择无云或少云的影像。在有少量的云时, 需要先去除过火前后 2 幅影像的云像元。基于已有研究 (李俊杰和傅俏燕, 2020), 本文利用云像元在红、绿、蓝 3 个波段的反射率特性, 粗略提取并剔除影像上的云像元。

水体反射率从可见光到近红外波段依次降低, 在近红外波段反射率几乎为零, 而植被在近红外波段反射率较高 (童李霞等, 2017)。McFeeters (1996) 利用上述绿光波段与近红外波段的关系, 提出 NDWI。该指数可以在一定程度上抑制植被信息, 突出水体信息, 在水体提取中得到广泛应用。本文方法利用过火前后 2 景影像的 NDWI 值提取影像中的水体信息, 同时满足式 (4) 和式 (5) 的像元视为水体像元, 需要去除:

$$NDWI_{pre} > 0 \quad (4)$$

$$NDWI_{post} > 0 \quad (5)$$

式中, $NDWI_{pre}$ 表示过火前影像的 NDWI 值, $NDWI_{post}$ 表示过火后影像的 NDWI 值。

在此基础上, 利用地表类型信息提取植被区域。为了便于计算, 将 LUCC 数据重采样为 16 m。根据 LUCC 的分类级别和编号, 仅保留林地和草地部分的像元, 具体编号和名称如表 2 所示。

表2 LUCC分类体系

Table 2 The classification system of LUCC

一级类型		二级类型	
编号	名称	编号	名称
2	林地	21	有林地
		22	灌木林
		23	疏林地
		24	其他林地
3	草地	31	高度覆盖草地
		32	中度覆盖草地
		33	低度覆盖草地

3.2.2 火点处理

3.2.2.1 火点块叠加

根据过火前后2幅影像的获取时间, 读取并叠加研究区范围内2020年2月21日—5月8日的FY-3D MERSI每日火点产品。这里只选择可信度为火点和云区火点的火点信息。以空间分辨率为16 m的WFV影像图为基础, 根据产品所提供的火点经纬度, 可以确定火点所处的像元位置, 作为中心火点像元, 并记录其探测时间 t 。 t 用一年中的第几天 (Day of Year, DOY) 表示。若一个像元多次被监测为中心火点像元, 则取最晚的探测时间

作为 t 。

由于FY-3D MERSI每日火点产品是以空间分辨率为1 km的数据制作生成, 为了降低空间分辨率从1 km到16 m可能带来的影响, 尽可能保持火点在空间上的连续性, 减轻火点识别遗漏等问题, 将每个中心火点像元进行膨胀, 记为一个火点块。根据1 km和16 m的倍数关系, 将膨胀核设为 63×63 。火点块内的所有像元均为火点像元, 探测时间与其中心火点像元一致, 均为 t 。若一个火点像元在空间上同时属于多个相邻火点块, 则把它归于探测时间最晚的火点块。以西昌研究区为例, 叠加后的火点块如图4 (a) 所示。

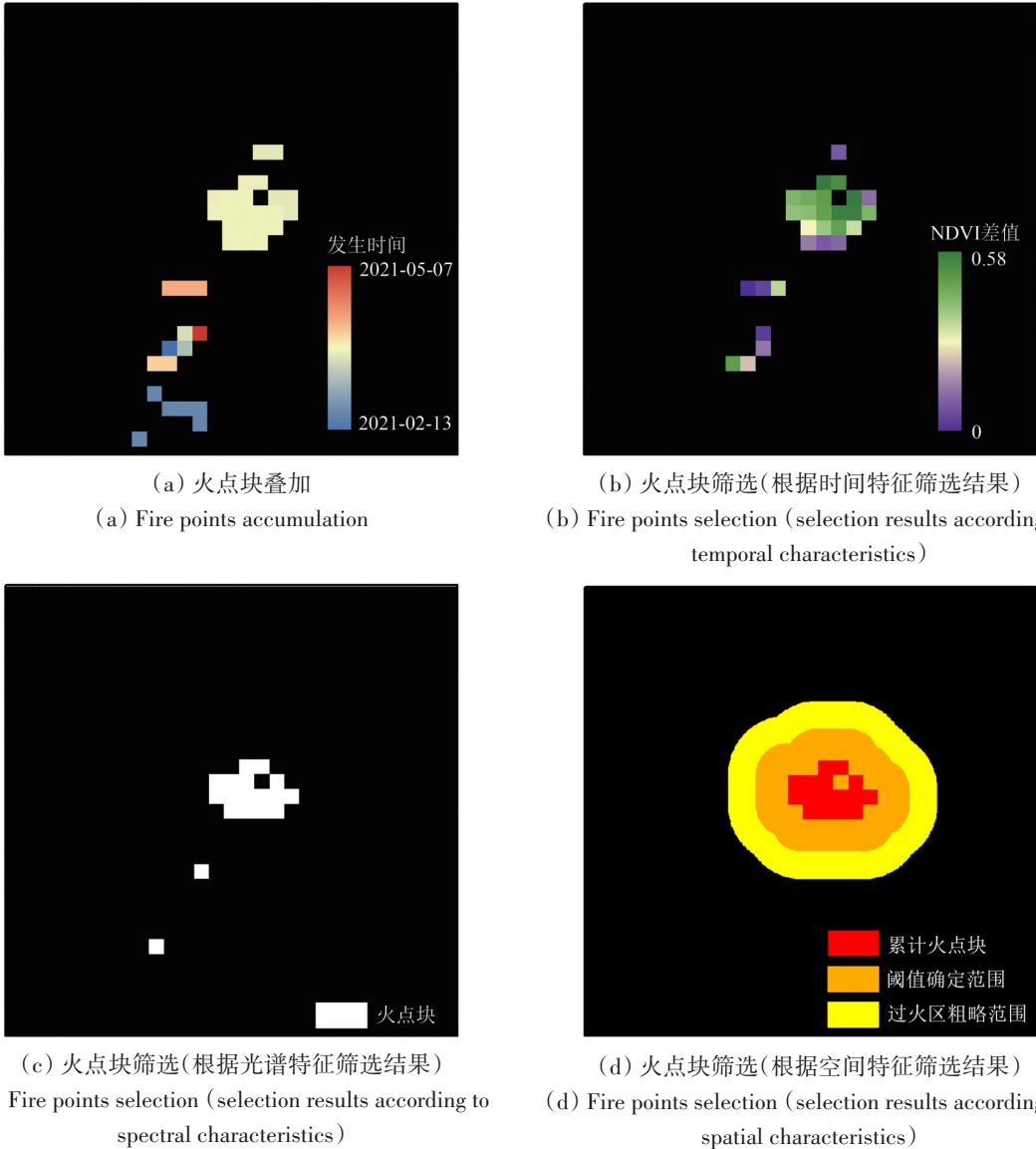


图4 西昌研究区火点在各阶段的处理效果

Fig. 4 The results of fire point in each step of Xichang study area

3.2.2.2 火点块筛选

根据火点块的时间特征进行筛选。一个过火区的形成通常是某一时间段内集中发生的火点造成的，远离该时间段内监测到的火点很大可能与形成该过火区无关，可以剔除。根据火点块的探测时间 t ，统计火点块数量最多的探测时间 $t_{\max}$ ， $t_{\max}$ 即为火势最强的时间。由于火灾强度的变化一般是由弱到强，然后再减弱直至熄灭，且持续时间一般不超过 30 d，因此只取时间为 $t_{\max}$ 前后 15 d 内的火点块，即保留满足式 (6) 的火点块：

$$t_{\max} - 15 \leq t \leq t_{\max} + 15 \quad (6)$$

以西昌研究区为例，筛选后的火点块分布如图 4 (b) 所示。

在此基础上，根据火点块的光谱特征进行筛选。每个火点块内所有像元的最大 d_{NDVI} 值作为该火点块的 d_{NDVI} ，记为 d_{NDVI_f} 。火灾后植被遭到破坏，过火后像元的 NDVI 值会明显降低，因此过火像元的 d_{NDVI} 值会较高。一部分火点像元在燃烧结束后即为过火像元，因此可根据火点块的 d_{NDVI_f} 进行筛选。首先保留满足下式的火点块：

$$d_{\text{NDVI}_f} > 0 \quad (7)$$

在此基础上，采用迭代阈值法，确定分割阈值 $d_{\text{NDVI}_f_{\text{th}}}$ ，保留满足下式的火点块：

$$d_{\text{NDVI}_f} \geq d_{\text{NDVI}_f_{\text{th}}} \quad (8)$$

以西昌研究区为例，筛选后的火点块分布如图 4 (c) 所示。

在此基础上，根据火点像元的空间特征进行筛选。一般情况下，在空间上集中的火点更容易形成过火区。独立的火点有可能是由于异常高温等非过火原因造成的，并不能形成过火区。因此可以删除空间上孤立的火点块，进一步确定过火区在空间中的位置。以西昌研究区为例，剔除孤立火点块后累计火点块的分布如图 4 (d) 所示。累计火点块中的像元为累计火点像元。

3.2.2.3 火点块扩充

在此基础上，扩充累计火点像元，确定过火区分类阈值确定范围和过火区粗略范围。用 d 表示像元到累计火点像元的距离。若像元满足式 (9)，则作为过火区阈值确定范围内的像元：

$$d \leq d_{\text{th}} \quad (9)$$

若像元满足式 (10)，则作为过火区粗略范围的像元：

$$d \leq d_r \quad (10)$$

上述两式中，一般设置 $d_r > d_{\text{th}}$ ，即过火区粗略范围比阈值确定范围要大。针对不同的地表类型，累计火点像元在 d_{th} 范围内区域增长以后，即可包含一定数量的非过火像元，适用于后续确定过火像元与非过火像元的分割阈值。根据多次实验比较发现在本文研究区中 d_{th} 取 2 km 较为合适。而由于受云覆盖和卫星过境时间周期的影响，过火期间的部分火点可能无法探测到，导致过火区的实际范围可能远大于火点块叠加范围，因此 d_r 的值要大于 d_{th} 。根据多次实验比较发现在本文研究区中 d_r 取 4 km 较为合适。以西昌研究区为例，过火区阈值确定范围和过火区粗略范围如图 4 (d) 所示。

3.3 过火区精细提取

3.3.1 确定过火区地表类型

地表类型不同，过火前后的光谱变化可能会有差异。为了提高过火区的提取精度，本方法按地表类型确定过火像元和非过火像元的分割阈值。对于每种二级土地类型 l ，统计阈值确定范围内的像元个数 N_l 和统计累计火点像元个数 n_l ，若满足式 (11) 则 l 属于过火区土地类型。

$$p_l \geq 10\% \quad (11)$$

式中， $p_l = (n_l/N_l) \times 100\%$ 。 p_l 可以视为每种地表类型的火点像元个数在阈值确定范围内的百分比，当 p_l 过小时，说明地表类型 l 的火点个数相对较少，可忽略不计。

3.3.2 初步精提取

与 3.2.2 中确定 $d_{\text{NDVI}_f_{\text{th}}}$ 方法相同，采用图像分割阈值法中的迭代阈值法，基于 d_{NDVI} 对每种地表类型确定分割阈值，分类过火像元与非过火像元。迭代法首先根据图像的全局直方图，将取阈值后得到的区域作为子图像，再对各子图像选灰度均值点作为新的阈值再分割图像，重复上述过程，直到新的阈值不再变化或变化很小为止。随着循环次数的增加，这种算法越来越细地考虑了图像的局部特征，可以获得精细的分割（李琳琳，2012），具体的实现步骤如下：

(1) 首先求出图像的最大 d_{NDVI} 和最小 d_{NDVI} ，分别记为 Z_{MAX} 和 Z_{MIN} ，计算初始阈值 T 为

$$T = (Z_{\text{MAX}} + Z_{\text{MIN}})/2 \quad (12)$$

(2) 根据阈值 T 将图像分割为前景和背景，分

别求出两者的平均值 Z_0 和 Z_B ;

(3) 求出新阈值 T' 为

$$T' = (Z_0 + Z_B)/2 \quad (13)$$

若 $T = T'$, 则 T 所得即为阈值; 否则将 T' 设为 T , 并从第 (2) 步开始重复, 进行迭代计算。

在过火区阈值确定范围内, 采用上述迭代阈值法确定分类阈值 $d_{NDVI_L_th}$ 。在过火区粗略范围内, 地表类型为 l 的像元满足下式则为过火像元:

$$d_{NDVI} \geq d_{NDVI_L_th} \quad (14)$$

所有地表类型的过火像元合集则为过火区初步提取结果。

3.3.3 小斑块去除

过火区初步提取结果周边会有一些细小的斑块。为了使过火区更为完整, 采用滤波算法, 去除细小的斑块。统计过火像元 3×3 范围内的火点像元数量 N_b , 满足式 (15) 的像元仍为过火像元, 否则为非过火像元, 重复上述步骤直至不再有新

的非过火像元产生。

$$N_b \geq 5 \quad (15)$$

4 结果处理与分析

根据上述方法, 2 个研究区的过火区提取结果如图 5 和图 6 所示。同时基于过火前后影像, 分别选择水体、云、裸土、植被、城市、过火区等类别的样本, 用神经网络分类方法提取 2 个研究区的过火区作为对比。基于 2 个研究区的过火后 GF-1 WFV 影像, 通过人机交互的方式判识过火区作为参考真值。将本方法和神经网络分类法的结果分别于参考真值比较, 通过混淆矩阵验证过火区提取精度, 精度评价见表 3。结合相关概念(许文宁等, 2011)和本实验情况, 表 3 中, 错分误差是指非过火像元错分为过火像元的误差, 漏分误差是指过火像元被分为非过火像元的误差。用 Kappa 系数作为精度评价指标。

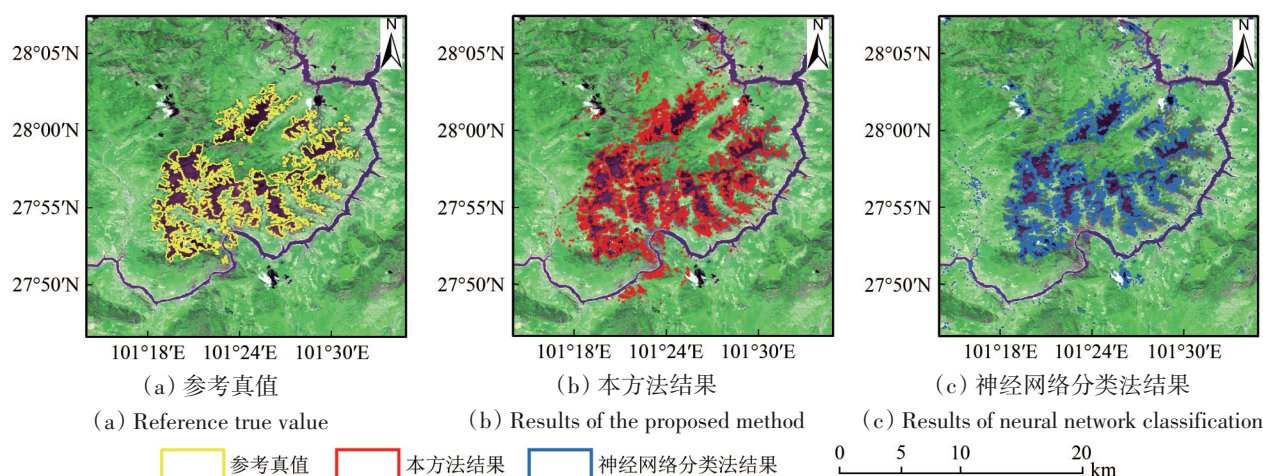


图 5 木里过火区分类结果图

Fig. 5 The classification result of burned area in Muli

从图 5 和图 6 可以看出, 本文方法结果与人工提取的过火区参考真值在空间上的分布和形状差异较小。从表 3 可以看出, 本文方法结果的 Kappa 系数整体较高, 达到 0.82, 说明本文方法的分类精度整体较高。本方法木里研究区的 Kappa 系数为 0.82, 要低于西昌研究区的 Kappa 系数 0.87, 说明本文方法对木里过火区的提取精度要低于西昌过火区, 主要有 2 个原因: 一是与西昌过火区相比, 木里过火区分布较为疏散, 斑块较多。从图 5 和图 6 可以看出, 错分误差和漏分误差多出现在过火区斑块的边缘处, 因此分布较为疏散的木里过火

区的误差较大; 二是木里的错分误差较大, 达到 19.38%, 这是因为在木里过火区的分类结果周边有较多的非过火像元构成的细小斑块造成的错分。

与神经网络分类法结果的 Kappa 系数相比, 可以看出本方法的分类精度要高于神经网络分类法。神经网络分类法木里研究区结果的漏分误差较高, 主要漏分了过火区斑块边缘部分; 西昌研究区结果的错分误差较大, 主要是错分了图像上非过火区的像元, 如裸土、山体阴影等。这可能是因为用于神经网络分类的 GF-1 WFV 数据仅有 4 个波段, 可能会混淆相似光谱特征的地物像元;

同时神经网络法等监督分类法的分类结果往往与样本的选择有较大关系，分类过程有较多不确定性；此外，在选择样本时，需要根据图像中地物的复杂程度来考虑样本种类，每种样本的数量要相近，空间分布要均匀，因此耗费的人力、时间成本较高。

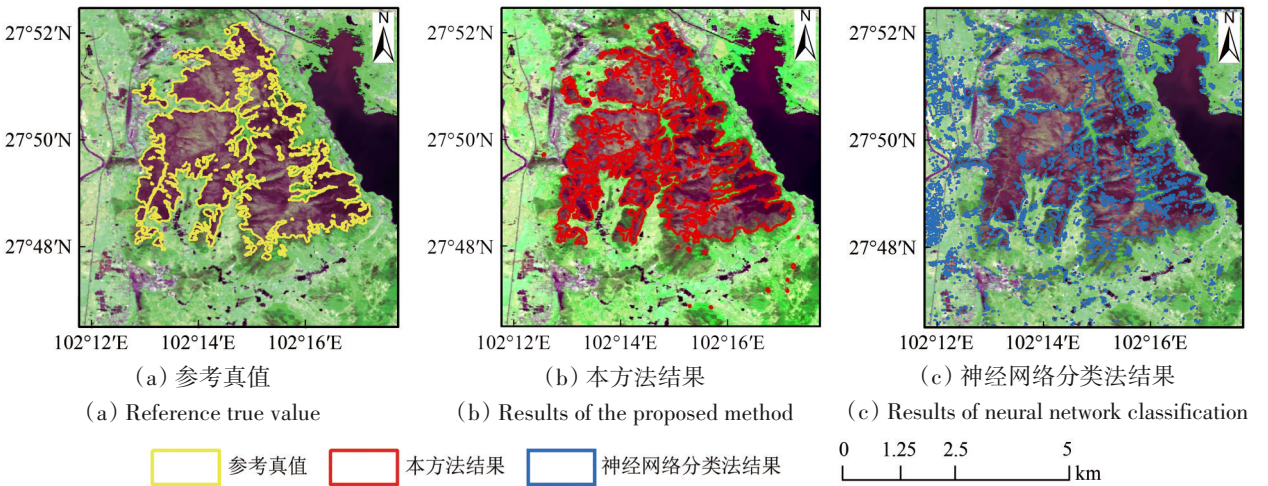


图6 西昌过火区参考真值、本方法结果以及神经网络的分类结果

Fig. 6 The classification result of reference true value , results of the proposed method and results of neural network classification of burned area in Xichang

表3 研究区过火区分类精度				
研究区	分类方法	错分误差/%	漏分误差/%	Kappa系数
木里	本文方法	19.38	14.24	0.82
	神经网络	13.12	26.04	0.79
西昌	本文方法	7.74	17.29	0.87
	神经网络	52.71	5.30	0.62

5 讨 论

本文方法充分结合了GF-1 WFV影像和FY-3D MERSI火点产品的优势和特点，得到较高的过火区提取精度。

FY-3D MERSI火点产品空间分辨率为1000 m，与GF-1 WFV影像差异较大，在过火区提取中如何能够充分结合利用上述2种数据，取长补短，本方法从以下2个方面进行了考虑：（1）根据火点与过火区形成关系的时间特征、空间特征和光谱特征提取过火区，可以弥补GF-1 WFV影像在时间和光谱分辨率上的不足。（2）为了更好的结合这2种数据，本方法根据数据特点，由低空间分辨率逐步到高空间分辨率转换：从空间分辨率为1000 m的火点产品切入，然后将空间分辨率为16 m和1000 m的数据相结合，最后基于空间分辨率为16 m的影像获得结果。这种从低空间分辨率到高空间

分辨率，从粗略到精细的分类方法，在充分利用2种数据的同时能最大程度地降低空间分辨率差异性所带来的影响。

6 结 论

综上，本文基于GF-1 WFV影像和FY-3D MERSI火点，对小范围过火区分类提取，主要结论如下：（1）该方法可以充分将GF-1 WFV影像和FY-3D MERSI火点产品相结合，弥补了GF-1 WFV影像在时间分辨率、光谱分辨率上的不足；（2）该方法降低了分类样本选择的不确定性和成本，能快速准确地对小范围过火区分类提取，进一步提升我国卫星遥感数据火情监测的能力。未来可利用静止卫星的火点产品，结合实地考察，以提升火点产品和参考真值的精度，对本方法改进完善。

参考文献(References)

Alonso-Canas I and Chuvieco E. 2015. Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. Remote Sensing of Environment, 163: 140-152 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.03.011]

Boschetti L, Roy D P, Justice C O and Humber M L. 2015. MODIS-landsat fusion for large area 30 m burned area mapping. Remote

- Sensing of Environment, 161: 27-42 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.01.022]
- Dong X R and Wei Y. 2014. FY-3 Satellite's support for forest fire remote sensing monitoring in Heilongjiang Province. *Heilongjiang Meteorology*, 31(2): 23, 32 (董晓锐, 魏迎. 2014. FY-3 卫星对黑龙江省林火遥感监测业务的支撑. *黑龙江气象*, 31(2): 23, 32) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-252X.2014.02.010]
- Giglio L, Boschetti L, Roy D P, Humber M L and Justice C O. 2018. The collection 6 MODIS burned area mapping algorithm and product. *Remote Sensing of Environment*, 217: 72-85 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.08.005]
- Giglio L, Loboda T, Roy D P, Quayle B and Justice C O. 2009. An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. *Remote Sensing of Environment*, 113(2): 408-420 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.10.006]
- Hu X W, Jin T, Yin W Q, Huo Z B, Song Y P, Zhang S K, Wang Y and Yang Y. 2020. The characteristics of forest fire burned area and susceptibility assessment of post-fire debris flow in Jingjiu Township, Xichang City. *Journal of Engineering Geology*, 28(4): 762-771 (胡卸文, 金涛, 殷万清, 霍柱北, 宋钰朋, 张绍科, 王严, 杨瀛. 2020. 西昌市经久乡森林火灾火烧区特点及火后泥石流易发性评价. *工程地质学报*, 28(4): 762-771) [DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2020-224]
- Li J, Gong A D, Chen Y L, Wang J M and Zeng T T. 2018. Analysis on the characteristics of change and recovery of vegetation indices for forests in burned area. *Journal of Geo-information Science*, 20(3): 368-376 (李静, 宫阿都, 陈艳玲, 王静梅, 曾婷婷. 2018. 森林过火区植被遥感参数的变化与恢复特征分析. *地球信息科学学报*, 20(3): 368-376) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2018.170464]
- Li J J and Fu Q Y. 2020. Automatic cloud detection of GF-7 satellite imagery. *Spacecraft Recovery and Remote Sensing*, 41(2): 108-115 (李俊杰, 傅俏燕. 2020. “高分七号”卫星遥感影像自动云检测. *航天返回与遥感*, 41(2): 108-115) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-8518.2020.02.012]
- Li L L. 2012. A Study on Auto-Thresholding Selection Methods for Image Segmentation. Lanzhou: Lanzhou University (李琳琳. 2012. 遥感图像分割中阈值的自动选取技术研究. 兰州: 兰州大学)
- Lu D L. 2019. Discussion on forest resource protection and forest fire management. *Forestry Science and Technology Information*, 51(1): 18-19 (鹿德林. 2019. 谈森林资源保护与森林火灾管理. *林业科技情报*, 51(1): 18-19) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-3303.2019.01.007]
- McFeeters S K. 1996. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7): 1425-1432 [DOI: 10.1080/01431169608948714]
- Merino-de-Miguel S, Huesca M and González-Alonso F. 2010. MODIS reflectance and active fire data for burn mapping and assessment at regional level. *Ecological Modelling*, 221(1): 67-74 [DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2009.09.015]
- Rao Y M, Wang C and Huang H G. 2020. Forest fire monitoring based on multisensor remote sensing techniques in Muli County, Sichuan Province. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 24(5): 559-570 (饶月明, 王川, 黄华国. 2020. 联合多源遥感数据监测四川木里县森林火灾. *遥感学报*, 24(5): 559-570) [DOI: 10.11834/jrs.20209125]
- Sun G F, Qin X L, Liu S C, Li X T, Chen X Z and Zhong X Q. 2019. Potential analysis of typical vegetation index for identifying burned area. *Remote Sensing for Land and Resources*, 31(1): 204-211 (孙桂芬, 覃先林, 刘树超, 李晓彤, 陈小中, 钟祥清. 2019. 典型植被指数识别火烧迹地潜力分析. *国土资源遥感*, 31(1): 204-211) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2019.01.27]
- Tan M Y, Chen Z X, Cao X, Chen J, Yang W and Gu Z H. 2007. Burn scar mapping in steppe using MODIS data. *Journal of Remote Sensing*, 11(3): 340-349 (谭明艳, 陈仲新, 曹鑫, 陈晋, 杨伟, 辜智慧. 2007. 利用MODIS识别草原火灾迹地方法的研究. *遥感学报*, 11(3): 340-349) [DOI: 10.11834/jrs.20070347]
- Tong L X, Yan Q, Luo C F and Du Y K. 2017. Water body information extraction based on NDWI segmentation and object-oriented method. *Geospatial Information*, 15(5): 57-59 (童李霞, 燕琴, 骆成凤, 杜英坤. 2017. 基于NDWI分割与面向对象的水体信息提取. *地理空间信息*, 15(5): 57-59) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-4623.2017.05.018]
- Wang Z. 2011. Research and evaluation of the algorithm of land surface fire detection based on FY3-VIRR data. *Fire Safety Science*, 20(3): 140-145 (王钊. 2011. 新一代极轨气象卫星FY3A-VIRR数据的地表火监测算法研究与评价. *火灾科学*, 20(3): 140-145) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-5309.2011.03.003]
- Wu J W, Sun L Y, Ji R P, Feng R, Yu W Y and Zhang Y S. 2020. Research progress and prospect of remote sensing on extracting burned areas information. *Journal of Catastrophology*, 35(4): 151-156 (武晋雯, 孙龙彧, 纪瑞鹏, 冯锐, 于文颖, 张玉书. 2020. 火烧迹地信息遥感提取研究进展与展望. *灾害学*, 35(4): 151-156) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-811X.2020.04.028]
- Xu W N, Wang P X, Han P, Yan T L and Zhang S Y. 2011. Application of Kappa coefficient to accuracy assessments of drought forecasting model: a case study of Guanzhong plain. *Journal of Natural Disasters*, 20(6): 81-86 (许文宁, 王鹏新, 韩萍, 严泰来, 张树普. 2011. Kappa系数在干旱预测模型精度评价中的应用——以关中平原的干旱预测为例. *自然灾害学报*, 20(6): 81-86)
- Xu X L, Liu J Y, Zhang S W, Li R D, Yan C Z and Wu S X. 2018. China land use/land cover change (CNLUCC). Registration and Publishing System of Resource and Environment Science and Data Center Data, China Academy of Science (徐新良, 刘纪远, 张树文, 李仁东, 颜长珍, 吴世新. 2018. 中国多时期土地利用遥感监测数据集(CNLUCC). 中国科学院资源环境科学数据中心数据注册与出版系统) [DOI: 10.12078/2018070201]
- Yang L, Wang J, Gao Y H, Zhang Z J and Dong Z X. 2019. Case application of forest fire monitoring based on Fengyun-3 meteorological satellite remote sensing. *Environment and Development*, 31(1): 129, 131 (杨蕾, 王健, 高玉宏, 张作君, 战冬雪. 2019. 基于风云三号气象卫星遥感在森林火灾监测的实例应用. *环境与发展*, 31(1): 129, 131) [DOI: 10.16647/j.cnki.cn15-1369/X.2019.01.073]
- Yang W, Zhang S W, Tang J M, Bu K, Yang J C and Chang L P. 2013.

- A MODIS time series data based algorithm for mapping forest fire burned area. *Chinese Geographical Science*, 23(3): 344-352 [DOI: 10.1007/s11769-013-0597-6]
- Zhang J, Zhang W Y, Feng J D, Wang H Y, Yu Z and Song W. 2016. An improved algorithm for forest fire detection: a study based on brightness temperature, vegetation index and AOD. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(5): 886-892 (张婕, 张文煜, 冯建东, 王宏义, 于泽, 宋玮. 2016. 基于亮温—植被指数—气溶胶光学厚度的MODIS火点监测算法研究. *遥感技术与应用*, 31(5): 886-892) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.5.0886]
- Zhao L C. 2004. The operation and application of FY-1C/D polar orbiting meteorological satellite. *Aerospace Shanghai*, 21(4): 12-15 (赵立成. 2004. FY-1C/D极轨气象卫星的运行和应用. *上海航天*, 21(4): 12-15) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-1630.2004.04.002]
- Zheng W, Chen J, Yan H, Liu C and Tang S H. 2020. Global fire monitoring products of FY-3D/MERSI-II and their applications. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 24(5): 521-530 (郑伟, 陈洁, 闫华, 刘诚, 唐世浩. 2020. FY-3D/MERSI-II全球火点监测产品及其应用. *遥感学报*, 24(5): 521-530) [DOI: 10.11834/jrs.20209177]
- Zheng W, Li Y J, Liu C and Wang M. 2011. Extracting forest burned scar region area based on multi-source remote sensing data. *Scientia Silvae Sinicae*, 47(8): 192-195 (郑伟, 李亚君, 刘诚, 王萌. 2011. 基于多源卫星遥感数据的森林过火区面积估算方法. *林业科学*, 47(8): 192-195) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20110830]
- Zu X F, Qin X L, Yin L Y, Chen X Z and Zhong X Q. 2015. Decision tree method for burned area identification based on the spectral index of GF-1 WFV image. *Forest Resources Management*, 4: 73-78, 83 (祖笑锋, 覃先林, 尹凌宇, 陈小中, 钟祥清. 2015. 基于高分一号影像光谱指数识别火烧迹地的决策树方法. *林业资源管理*, (4): 73-78, 83) [DOI: 10.13466/j.cnki.lyzygl.2015.04.013]

Extraction method of burned area using GF-1 WFV images and FY-3D MERSI fire-point products

SHAN Tianchan, ZHENG Wei, CHEN Jie

National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China

Abstract: Using remote-sensing technology to obtain information about burned areas is important for ecological environment monitoring. High-resolution data are more suitable for extracting small-scale burned areas. To develop the fire monitoring ability of domestic remote-sensing data and improve the extraction efficiency and accuracy of a small-scale burned area, two GF-1 WFV images (before and after fires) and multi temporal FY-3D MERSI fire products are used to extract burned areas for two study areas, respectively, located in the Tibetan Autonomous County of Muli and Xichang City, Sichuan Province.

The method is primarily divided into two parts: rough extraction and fine extraction. In rough extraction, according to the relationship between fire points and the formation of burned areas, the fire-point pixels are selected and expanded into the rough range of burned areas by combining temporal, spatial, and spectral characteristics. Temporal characteristic refers to fire points with concentrated occurrence time that easily form burned areas; spatial characteristic refers to fire points with concentrated location that easily form burned areas, and burned pixels are usually adjacent to fire-point pixels; spectral characteristics refer to pixels with higher NDVI difference before and after fire, which may be burned pixels. In fine extraction, the land-cover types included in the burned area are determined according to the number of fire-point pixels. The segmentation threshold is determined using the iterative-threshold method for each land-cover type. Burned pixels and unburned pixels in each land-cover type are classified using the segmentation threshold. The small patches are removed to obtain the result of burned-area extraction.

The reference true values are obtained by human-computer interaction for verification. The results of burned areas extracted by neural network classification are compared with the result of the proposed method. Our results show that the accuracy of burned areas detected by the proposed method is higher than that by neural network classification, and the Kappa coefficients in two study areas are 0.82 and 0.87, respectively. The regions of commission and omission are usually distributed at the edge of the burned area patch. The distribution of burned area in Xichang is more compact than that in Muli, so the accuracy of burned area mapping in Xichang is higher.

The method can fully combine the advantages of the two kinds of data, reduce the uncertainty and time cost caused by sample selection, and extract the small-scale burned area quickly and accurately. Fully exploiting the temporal, spatial, and spectral characteristics of fire points and burned areas can compensate for the shortcomings of GF-1 WFV images in temporal and spectral resolution. Meanwhile, the method can fully combine the two kinds of data and minimize the impact of the difference of spatial resolution. In the future, the method can be improved using a higher accuracy of fire-point products. The accuracy of the reference true value of the burned area can be improved through field investigation.

Key words: remote sensing, burned area, fire point product, FY-3D MERSI, GF-1 WFV, NDVI, segmentation threshold

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFC3000300)