

引用格式: Liu Liyue, Miao Zelang, Wu Lixin. Spatial-temporal Variability of Amazon Tropical Rainforest Fire based on MODIS Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 721-730. [刘立越, 苗则朗, 吴立新. 基于MODIS数据的亚马逊热带雨林火灾时空变化规律研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 721-730.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0721

基于MODIS数据的亚马逊热带雨林火灾时空变化规律研究

刘立越^{1,2}, 苗则朗^{1,2}, 吴立新^{1,2}

(1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙 410083;

2. 中南大学 地灾感知认知预知实验室, 湖南 长沙 410083)

摘要: 频繁发生的森林大火对亚马逊热带雨林造成了大面积破坏, 获取不同年份的火灾影响范围以及植被破坏情况, 有助于了解该地区火灾时空演变规律以及火灾与植被的相互作用关系, 进而探究火灾发展机理, 为防灾减灾提供科学依据。为此, 利用2015~2019年MODIS植被指数产品与地表温度产品, 构建MODIS全球扰动指数模型(MGDI), 结合火点数据(以下统称MOD14A1)、植被连续场数据(Vegetation Continuous Field, VCF)提取1 000 m分辨率下的燃烧范围和燃烧强度, 并分析研究区域5年内的火灾分布时空规律。实验结果表明: ①火灾主要分布在巴西中部以及巴西与玻利维亚的交界处, 占燃烧区总面积的67%左右; ②燃烧范围以及燃烧强度的综合信息显示火灾整体呈现出“升—降—升”的趋势; ③火灾多发生于灌木草地(50%以上)以及阔叶林(30%), 且火灾多发在旱季; 在全球变暖大背景下, 火灾发生频率呈上升趋势; (4)人类活动范围扩张、不合理农业开垦、森林砍伐导致研究区内草地退化严重, 农业用地以及建筑用地逐年上升, 在一定程度上为火灾的发生、传导提供了良好的条件。

关键词: 亚马逊; 火灾; 全球扰动指数模型; 燃烧区; 时空变化

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)03-0721-10

1 引言

随着人口增加和社会经济发展, 全球气候不断发生变化, 在全球变暖大背景下, 森林火灾发生率呈上升趋势^[1]。快速准确地获取火灾综合情况, 对灾后救援、灾害评估、防灾减灾等具有重要意义。目前, 森林火灾监测主要基于地面监测与遥感监测。地面监测具有实时、准确的优点^[2-4], 但随着火灾频率不断上升, 火灾范围逐渐增大, 其高成本、小范围覆盖的不足之处愈发明显。遥感由于其重访周期性、大范围覆盖性逐渐成为火灾监测的主流方

法^[5-6]。然而光学卫星受气候条件影响较大(尤其在热带地区), 数据质量较低, 进而影响监测精度。雷达数据具有全天时、全天候特点, 近年来逐步应用于森林火灾监测^[7-9], 但其复杂的数据处理、计算过程以及有限的区域覆盖, 限制了雷达数据的广泛应用。多元数据融合是当下研究热点, 如利用哨兵数据结合NDVI估算火灾面积^[10-12]。此外, 多元数据融合常利用数学模型(如马尔科夫随机场^[13]、高斯模型^[14])或机器学习算法(如卷积神经网络^[15]、支持向量机^[16]), 产生火灾区域训练样本并融合到其他数据中, 以提取森林燃烧区。通过信息互补与增强

收稿日期: 2020-11-21; 修订日期: 2022-03-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171084), 中南大学创新驱动计划(2020CX036), 中南大学研究生科研创新项目(2020zzts646), 湖南省研究生科研创新项目(CX20200223)。

作者简介: 刘立越(1996—), 男, 江西九江人, 硕士研究生, 主要从事光学遥感环境变化监测研究。E-mail: liulue@csu.edu.cn

通讯作者: 苗则朗(1988—), 男, 安徽宿州人, 副教授, 主要从事遥感影像特征提取研究。E-mail: Zelang.miao@csu.edu.cn

算法^[17],多源数据融合还常与高时效性的实地监测数据相结合^[18-20],使综合分析结果更具代表性。但对于无实地数据地区或者面积较大范围的火灾监测,典型的多源数据方法存在一定局限性。

本研究基于中分辨率成像光谱仪(Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)数据,综合长时间序列数据以减少自然因素(如云、雨)对数据质量的影响,使用MODIS全球扰动指数模型(MODIS Global Disturbance Index, MGD I)结合辅助数据提取亚马逊雨林燃烧区。在获得大面积监测结果的同时,保持较高的监测精度。本研究可为森林火灾扰动遥感监测提供一种有效、普适的方法,为了解森林火灾扰动变化情况、保护森林生态系统多样性、维持森林生态系统可持续发展提供数据支撑和研究依据。

2 数据与研究区

2.1 数据

研究主要使用增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index,EVI)、地表温度(Land Surface Tem-per-

ature, LST)、火点数据(MOD14A1)以及植被连续场数据(Vegetation Continuously Field, VCF),所有MODIS数据均来自于美国航空航天局(NASA, <http://reverb.echo.nasa.gov>),对于MODIS系列数据产品,使用MRT(MODIS Reprojection Tool)进行数据预处理,包括转换投影、裁剪、重采样等。同时,根据QA(Quality Assurance)文件对数据进行掩膜,去除由于云、雨以及其他未知因素产生的质量较差的像素点。CCI(Climate Change Initiative)数据来自于CCI数据门户网站(<http://cci.esa.int/data>)。本研究使用了FireCCI-BA-Pixel产品(以下统称FireCCI-BA),而FireCCI-BA-Grid产品分辨率较低(0.25°),无法满足分析需要。为研究燃烧区地物分布,使用了CCI-Landcover产品。所有CCI数据预处理流程与MODIS数据类似,使用GDAL(Geospatial Data Abstraction Library)对CCI数据进行投影变换、裁剪、质量控制、重采样(为保证采样精度及可操作性,所有数据均采样到1 000 m)等,最终得到研究区域的FireCCI-BA以及CCI-Landcover,相关数据信息如表1所示。

表 1 数据产品描述
Table 1 Description of the data product

数据产品	卫星系统	空间分辨率/m	时间分辨率	起止时间
MOD13A1(EVI)	MODIS-Terra	500	16-Day	2004~2019
MOD11A2(LST)	MODIS-Terra	1 000	8-Day	2004~2019
MOD14A1	MODIS-Terra	1 000	1-Day	2015~2019
MOD44B(VCF)	MODIS-Terra	500	1-Year	2015~2019
FireCCI-BA(Pixel)	Envisat-MERIS & MODIS Aqua & Terra	250	30-Day	2015~2019
CCI-Landcover	Envisat-MERIS & MODIS Aqua & Terra	300	1-Year	2015~2018

2.2 研究区

亚马逊热带雨林位于南美洲中北部,面积约700万km²,是地球上最大的雨林^[21],占世界雨林面积的一半,占全球森林面积的20%,对全球生态安全具有重要影响。近年来,随着城市化的加剧,加之频繁发生的森林大火,森林系统遭到严重破坏,亚马逊雨林面积正以惊人的速度减少,森林覆盖率已从原来的80%减少到56%,动植物资源遭到严重破坏,造成水土流失^[22]、旱灾^[23]、火灾^[24]、土地荒漠化等一系列环境问题^[25-28]。本文选取亚马逊平原以及周边的5个国家:玻利维亚、巴西、哥伦比亚、秘鲁、委内瑞拉为研究区域。该地区茂盛而连续的植被(草地、阔叶林等)覆盖构成了良好的火灾传导环境,同时当地人类、野生动物活动频繁。在自然以及人为因素的共同作用下,使得该区成为全球火灾

高发区。亚马逊雨林火灾影响范围大、破坏力强,具有代表性。

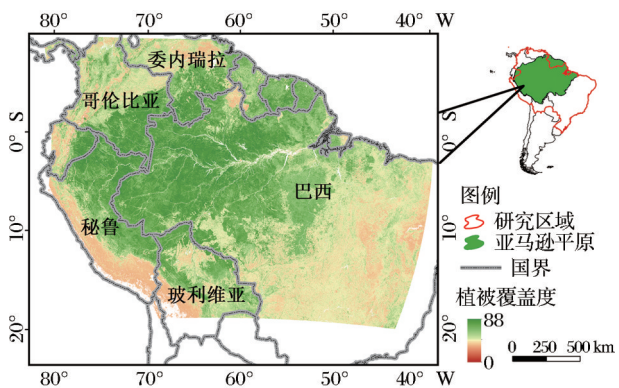


图 1 亚马逊平原地理位置及植被覆盖度状况
Fig.1 Geolocation of Amazon Basin and its vegetation coverage status

3 研究方法

3.1 MGDI

研究使用了 Mildrexler 等^[29]于2007年提出的MGDI算法,该干扰指数算法通过在不同区域的应用,对不同种类森林干扰类型均有较强的监测能力^[30]。

$$MGDI_n = \frac{LST_{\max,n}/EVI_{\max,n}}{\sum_{i=1}^{n-1} LST_{\max,i}/EVI_{\max,i}/(n-1)} \quad (1)$$

其中:MGDI_n表示第 n 年干扰指数;LST_{max,n}表示第 n 年通过最大值合成法(Maximum Value Composite, MVC)得到的LST,单位是℃,EVI_{max,n}表示第 n 年通过MVC得到的EVI。EVI_{max,i}、LST_{max,i}分别为之前年份年际EVI以及LST。干扰发生后LST/EVI比值高于以往多年平均值,当MGDI=1时,表示森林未发生扰动,处于正常状态;当MGDI>1时,森林可能发生扰动,并且扰动剧烈程度与MGDI成正比。在缺少实地数据情况下,一般选择当前图像2倍标准差为阈值,当MGDI<2std时,认为是森林生态系统自身动态变化,当MGDI≥2std时,认为森林可能发生扰动^[31]。得到每一年的MGDI后,结合当前年份的CCI-Landcover协同分析(CCI-Landcover较VCF空间分辨率更高,且分类更加精细)。对CCI-Landcover二值化,根据地物分类信息,赋值植被像素(阔叶林、混交林、草原等)为1,赋值非植被像素(湿地、建筑用地等)为0。以此为依据对MGDI掩膜,去除不可燃烧像素,从而获得森林、草原等植被的扰动信息。

3.2 燃烧区提取

计算得到的结果综合显示了研究区域内森林植被扰动综合情况,而扰动由多种因素引起,如人类砍伐、野火以及天气因素等。因此,从综合扰动结果中分离出火灾扰动区是本研究的关键。使用MOD14A1作为输入,该产品由对温度敏感的波段制成,效果较好^[32],对MOD14A1进行形态学开运算,将点扩充为面,同时结合VCF协同分析,采用以下规则:

(1)对每个火点像素周围8个像素进行标记,认为是该火点像素影响范围;

(2)对标记的8个像素进行遍历判断,根据当年对应的VCF数据集中Percent_Tree_Cover(T)、Percent_NonTree_vegetation(NT)和Percent_Non-Vegetated(N)3个波段信息,结合同年的CCI-Land-

cover,判定像素所对应的地物类型,以保证每一年的分析结果符合实际客观地物分布,一定程度上保证了像素点的时效性。因为当前地物分布类型直接反映了之前燃烧区是否恢复植被覆盖,是否成为下一年的燃烧区选择范围。所以该方法一定程度上减弱了多次燃烧对结果的影响。综上,燃烧区判断规则如公式(2):

$$R = \begin{cases} 1 & (\min(T, NT) > 30 \cap N \leq 10 \cap LC = B) \\ 0 & (\max(T, NT) \leq 30 \cup N > 10 \cup LC = UB) \end{cases} \quad (2)$$

其中:LC为CCI-Landcover对应像素值,B、UB分别代表可燃烧像素、不可燃烧像素。统计多年数据,设置植被阈值为30,非植被阈值为10时,植被与火灾的相互关系表达较为明确。当 $\min(T, NT) > 30$ 、 $NT \leq 10$ 且 $LC = B$ 时,表示当前像素为植被充分覆盖像素,判定其为火灾像素点($R=1$);当 $N > 10$,或 $\max(T, NT) < 30$,或 $LC = UB$ 时,表示当前像素为低植被覆盖像素,或者非植被覆盖像素,判定其为非火灾燃烧像素点($R=0$)。最后使用得到的二值结果对MGDI掩膜,得到燃烧区。

3.3 一致性检验

将实验结果与FireCCI-BA对比,从定性与定量两个方面进行分析:目视解译二者的空间分布是否具有-致性;分别计算选定研究区域内火灾扰动区所占比例,计算二者与燃烧产品的一致性以确定实验结果的有效性,计算其精度(Accuracy, Acc)以及Kappa系数,计算公式如下:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$Kappa = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} \quad (4)$$

$$p_0 = \frac{TP + TN}{n} \quad (5)$$

$$p_e = \frac{\sum_{i=1}^2 T_i * N_i}{n^2} \quad (6)$$

其中:TP(True Positive)表示实验结果与FireCCI-BA均为燃烧区,TN(True Negative)表示实验结果与FireCCI-BA均为非燃烧区,FP(False Positive)以及FN(False Negative)表示实验结果与FireCCI-BA相反; p_0 是正确分类的像素数量之和除以像素总数 n , p_e 表示所有类别(T, N)分别对应的实际与预测数量的乘积之总和,与 n^2 的商。

3.4 燃烧区分析方法

对于燃烧范围来说,统计燃烧区面积,分别从

国家、年份这两个角度计算面积占比以及年际变化趋势。对于燃烧强度来说,计算不同倍数标准差下的强度信息分级,同时在国家、年份之间进行统计计算。对于地物辅助分析来说,计算不同地物在当前年份的Z分数(Z-Score),以表达不同地物的年际变化趋势。

$$Z=\frac{X-\bar{X}}{s} \tag{7}$$

其中:X为图像值; \bar{X} 、s分别为当前图像均值与标准差。

4 结果与讨论

4.1 MGDI

由图2可以看出2015~2019年燃烧区分布在亚马逊平原周围,且2015、2019年火灾影响范围较大,2016~2017年火灾情况得到缓解,零散分布在亚马逊平原腹地;2018年火灾主要分布在玻利维亚与巴西的交界处,为5 a内最低水平。巴西中部、玻利维亚西北部、哥伦比亚与委内瑞拉的中北部是火灾频发区。巴西航空局公布的数据显示,2019年1月至9月亚马逊地区发生8.3万多起火灾,与2018年同期相比增长了77%。另一方面,秘鲁的燃烧区较少,而当地矿业资源丰富,近年来矿物开采对森林资源破坏严重^[33],矿业开采对森林的破坏程度远大于火灾。

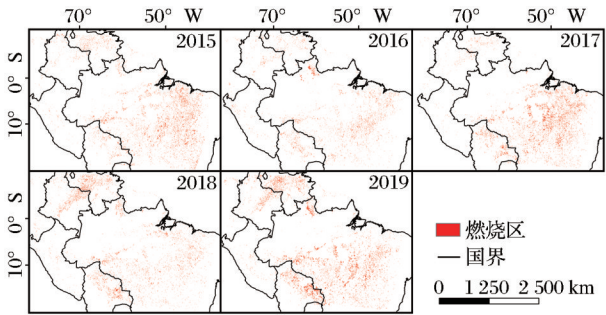


图2 2015~2019年MGDI燃烧区提取结果
Fig.2 MGDI burned area extraction result during 2015 to 2019

4.2 一致性检验

将实验结果与FireCCI-BA进行对比,该数据在许多研究中被证实有效性。将实验结果燃烧区赋值为1,非燃烧区赋值为0,转化为二值图像,与FireCCI-BA进行一致性检验。

由表2可以看出,在2015~2019年期间Acc都在一个较高的水平(95%左右),而Kappa系数则在0.21~0.30,表现出一一般的一致性(Fair)。其原因是

表2 MGDI与FireCCI-BA一致性检验统计表

Table 2 Consistency test between MGDI and FireCCI-BA

年份	TP	TN	FP	FN	Acc	Kappa
2015	69 070	11 095 196	202 302	184 260	96.65%	0.25
2016	60 900	11 113 070	191 703	178 033	96.80%	0.23
2017	84 974	11 104 441	187 011	184 085	96.79%	0.30
2018	36 201	11 281 372	131 866	120 412	97.82%	0.21
2019	107 668	11 092 463	202 962	184 714	96.65%	0.34

燃烧区占小部分(特别是在2018年),导致TN较大,进而拉大了Acc。而较大的TN与FP共同作用降低了Kappa系数。以上分析表明实验结果相比FireCCI-BA表现为较多的燃烧区,且在火灾频发年份(2015年、2019年),实验效果较好。为进一步观察实验效果,逐年选取了燃烧程度较为剧烈的地区(剧烈燃烧区),在小范围内进行一致性检验(图3)。

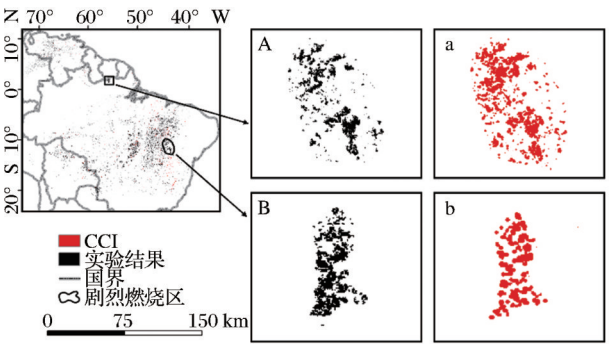


图3 剧烈燃烧区一致性检验
Fig.3 Drastic burned area consistency test

由表3可以看出,在剧烈燃烧区,2017的Acc略低(82.01%),其余年份Acc均在85%以上;在火灾较为严重的年份(2015年、2019年),Kappa系数均在0.50左右,表现为中等的一致性(Moderate);而在其他年份,Kappa系数则较低。由以上分析可以看出:①在剧烈燃烧区,实验结果与FireCCI-BA具有较好的一致性,Acc达到95%以上,Kappa系数表现为中等一致性;②实验结果与FireCCI-BA相比,表现为更多的燃烧区,特别是在各个主要燃烧区之间——非剧烈燃烧区,存在一定的误判点(FP + FN),这是影响一致性检验的重要因素。综合来看,较高分辨率的Fire-CCI-Pixel产品仅能体现出燃烧范围,而能表示燃烧强度信息的Fire-CCI-Grid产品则是以牺牲空间分辨率为代价,不能满足实际分析需要。本文方法可提供较高分辨率(1 000 m)的燃烧范围、燃烧强度信息,这是FireCCI-BA产品所不具备的。

表3 剧烈燃烧区一致性检验统计表
Table 3 Statistical table of drastic burned area consistency test

年份	TP	TN	FP	FN	Acc/%	Kappa
2015	8 564	75 188	8 591	1 028	89.70	0.59
	996	33 095	815	620	95.96	0.56
2016	1 566	19 959	2 653	574	86.96	0.30
	1 817	14 099	1 605	779	86.97	0.30
2017	285	62 934	615	516	98.24	0.33
	556	32 499	231	1 045	96.28	0.45
2018	356	10 556	468	226	94.01	0.48
	265	33 933	164	474	98.17	0.45
2019	3 180	25 514	4 668	976	83.56	0.44
	2 723	29 146	3 103	1 171	88.17	0.50

4.3 燃烧区分析

4.3.1 燃烧范围分析

以巴西为例,相比于2015年,2016年燃烧区面积年下降了21%(图4),2017年燃烧区面积又再一次增长,达到了2015年水平,2019年有一个增长率约为118%的峰值;玻利维亚与巴西类似,2015~2016年燃烧区增长,增长率约为25%,在2018年达到最低水平,2019年剧增,增长率约为129%;哥伦比亚与委内瑞拉的情况类似,在2017年达到最低水平,2017~2018年增加了约425%。秘鲁最为特别——在2016年有一个燃烧区峰值,其余年份燃烧区较小。可以看出火灾从巴西逐渐向玻利维亚与委内瑞拉转移。结合燃烧区的空间分布,巴西的潘塔纳尔地区以及玻利维亚的圣克鲁斯地区的火灾比2018年明显增加,该地是重要的生态保护区^[34-35],近年来不合理的森林砍伐、农业活动(如火

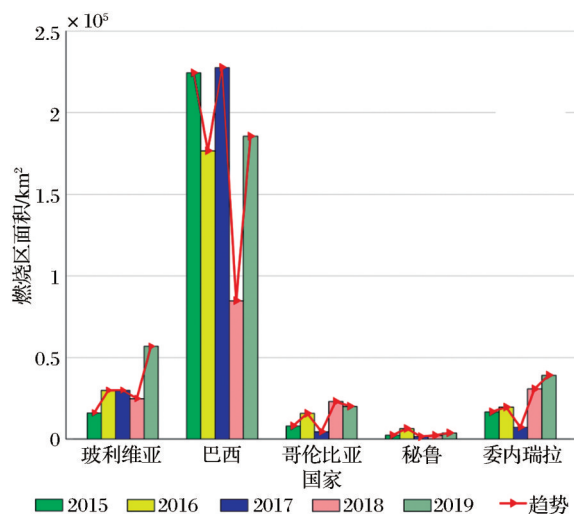


图4 燃烧区分布

Fig.4 Distribution of burned area

耕等)对其造成的破坏巨大。

4.3.2 燃烧强度分析

对5 a内不同地区的火灾扰动强度进行分析,分别统计不同指标下像素个数:I: $std \leq x < 2std$; II: $2std \leq x < 3std$; III: $x \geq 3std$ 。

5 a期间,火灾主要表现为轻度燃烧(蓝色区域),严重、重度燃烧(黄色、红色区域)较少(图5)。其中,2015~2017年巴西燃烧强度远高于其他国家,分别占当年重度燃烧区面积的83.22%、76.20%、70.85%(表4);除2018年,玻利维亚燃烧强度呈现出逐年上升的趋势;而哥伦比亚、委内瑞拉则与之相反,在2018年迎来燃烧强度高峰,在2019年迅速降低。从年际变化来看,轻度燃烧区占比逐年减少(27.06%降低至5.54%),在2019年达到峰值(33.75%)。严重燃烧区与重度燃烧区变化情况与轻度燃烧区类似,在2019年达到峰值(34.56%),超过2015年水平(24.99%)。

可以看出:①严重燃烧区主要集中在巴西,在巴西内陆出现了更多的燃烧区。火灾活动的显著增加可能与政策有关,近年来当地政府鼓励农业扩张^[36];同时为使更多土地用于放牧或耕种,砍伐雨林,并通过燃烧树干、树枝、树叶等清理现场,这类现象在巴西农业活动屡见不鲜;②根据研究数据,2015、2019年很有可能成为有记录以来全球最热的几年之一^[37],全球变暖导致冬季积雪提前融化,热空气使得树木、土壤中的水分减少,同时降雨量的减少也使得干燥的森林更易被烧毁^[38]。由于当地潮湿多雨的气候环境,亚马逊热带雨林内部实际上是不易起火的,但雨林边缘地区湿度相对较低,人类活动频繁,依然存在森林火灾风险。且随着农业化的推进,火灾也逐渐向雨林内部蔓延。

4.3.3 火灾发生时间分布

火灾多发生在每年的8月至10月(旺季),约占当年火灾总数的70%左右(图6)。由于研究区域面积以及分辨率的影响,为使结果更加清晰,对燃烧像素进行扩充处理,标记其周围一个像素距离内的像素也为燃烧像素,在增强显示的同时,不改变燃烧区空间分布。观察不同季节燃烧区空间分布,可以看出,淡季火灾在整个亚马逊平原均有少量分布,但主要集中在北部(委内瑞拉、哥伦比亚等地区),且在2018、2019年北部火灾较为集中,其原因是淡季气温较高、气候干燥,易发生火灾;旺季火灾主要分布在亚马逊平原中南部(巴西腹地、玻利维

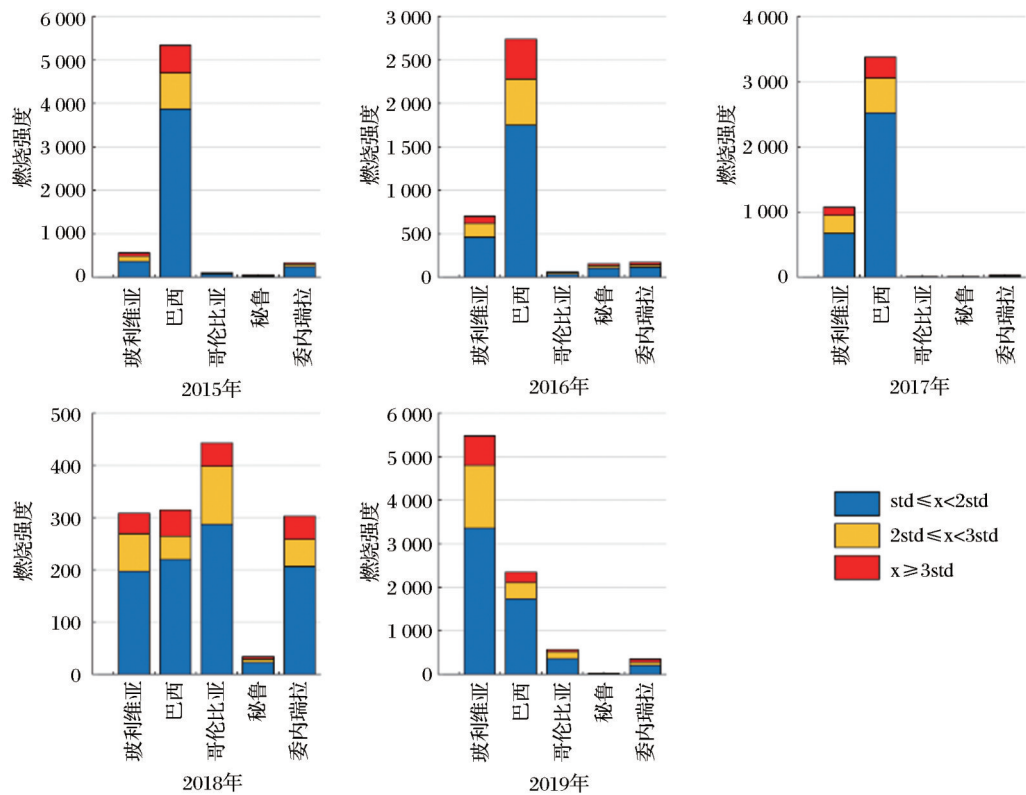


图 5 2015~2019 不同国家燃烧强度分布

Fig.5 Distribution of burned degree in different country during 2015 to 2019

表 4 2015~2019 各个国家燃烧强度占比

Table 4 Different countries' burned degree proportion during 2015 to 2019

年份		燃烧强度	玻利维亚	巴西	哥伦比亚	秘鲁	委内瑞拉	年际占比/%
2015		I	7.87	84.78	1.45	0.55	5.35	27.06
		II	11.40	80.80	1.36	0.94	5.46	20.88
		III	9.96	83.22	1.97	0.52	4.33	24.99
2016		I	18.64	71.21	1.31	4.20	4.65	14.55
		II	20.84	69.86	2.23	3.54	3.54	15.53
		III	13.88	76.20	1.49	3.80	4.63	19.82
2017	年内不同燃烧强度占比/%	I	20.91	78.41	0.09	0.09	0.53	19.10
		II	33.54	64.88	0.24	0.24	1.10	16.69
		III	27.58	70.85	0	0.22	1.35	14.61
2018		I	21.11	23.58	30.76	2.47	22.08	5.54
		II	25.17	15.73	38.81	2.10	18.18	5.82
		III	21.20	27.17	24.46	2.72	24.46	6.03
2019		I	59.15	30.60	6.33	0.28	3.64	33.75
		II	71.06	17.94	7.33	0.20	3.47	41.07
		III	63.98	22.94	6.07	0.38	6.64	34.56

亚东北部等地区),火灾发生较为频繁(图7)。旱季火灾发生的一个主要原因是人们清理牧场和土地以便后期耕作。这种现象与当地积极鼓励伐木工人和农民清空土地的政策有关,直接加快雨林的消失速度^[39]。

4.3.4 地物分布

对 2015~2018 年 CCI-Landcover 数据进行统计(2019 年数据未发布),分别统计农业用地、森林、草地、湿地、建筑用地以及其他用地这 6 类主要地物的像元个数,并进行归一化处理。

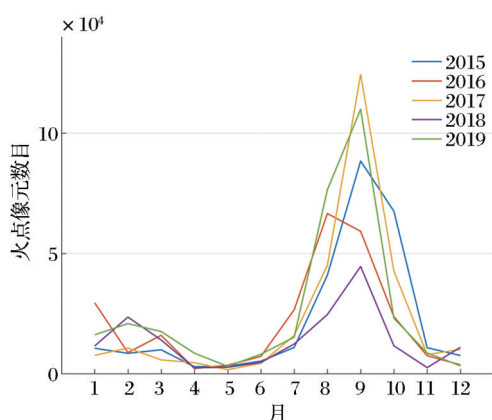


图6 5年内研究区火灾发生时间

Fig.6 Fire occurrence time in five years

研究区域整体呈现出草地退化、农业以及建筑用地增加的趋势(图8)。地物覆盖变化在一定程度上与火灾相关联,亚马逊地区自然火灾非常罕见,目前大多数火灾是人为因素导致的,火灾多发生于以前被砍伐的地区,很可能与农业生产活动有关,这部分地区因为火灾转变为热带稀树草原^[36]。根据联合国数据,目前巴西的公共债务危机严重,这是促进农业扩张、植被退化的重要因素;另一方面,由于财政紧缩,森林防火投入的资金更少,以往亚马逊雨林发生大火都是让它们自生自灭,导致植被破坏严重,如此往复,形成恶性循环。

燃烧区主要分布草地与阔叶林(图9),其他地物(农田、建筑用地等)的燃烧区较少(2%左右),而分布在针叶林等混交林的燃烧区几乎没有(<1%)。这种现象显示出,在农业开垦过程中造成的火灾占大多数。在2015、2017、2018年,草地燃烧区占整个

燃烧区面积的80%以上,阔叶林燃烧区占整个燃烧区面积的15%左右。在2016年以及2019年,燃烧区从草地(60%左右)迁移至阔叶林(35%左右),这个现象表明在2016、2019年火灾由草地向森林内部扩张。这在另一方面也证实了不合理的农业活动对火灾的促进作用。

5 结 语

本文依据MGDI算法思想,利用MOD14A1以及VCF提取燃烧区范围以及强度信息,结合辅助数据分析亚马逊热带雨林流域近年来的火灾及植被的变化情况。结果显示:①该地区的火灾不是偶尔发生,而是呈现一种常年发生的状态;②巴西、玻利维亚是火灾的重灾区,燃烧范围、燃烧强度均在较高水平;③全球变暖对于该地区火灾的发生与传导有促进作用—使树木、草地等植被含水量减少,更易燃烧;④以牺牲自然植被为代价的砍伐、农业发展是火灾的一个重要原因;⑤在全球变暖、不合理森林开发共同作用下,亚马逊热带雨林流域成为世界上火灾发生最频繁的地区之一。本文优势在于,综合1 000 m分辨率下的分析火灾燃烧范围、强度信息,并结合5年以来的燃烧区变化、地物覆盖变化,给公众一种清晰直观的认识,改变了外界对于亚马逊森林大火局限的认识——只有当发生了严重火灾才意识到问题严重性。特别是对于政府部门,掌握详细的火灾变化情况,有利于辅助决策,进而为生态保护、控制全球变暖提供积极的作用。

本文的研究证实了MODIS数据应用于燃烧区

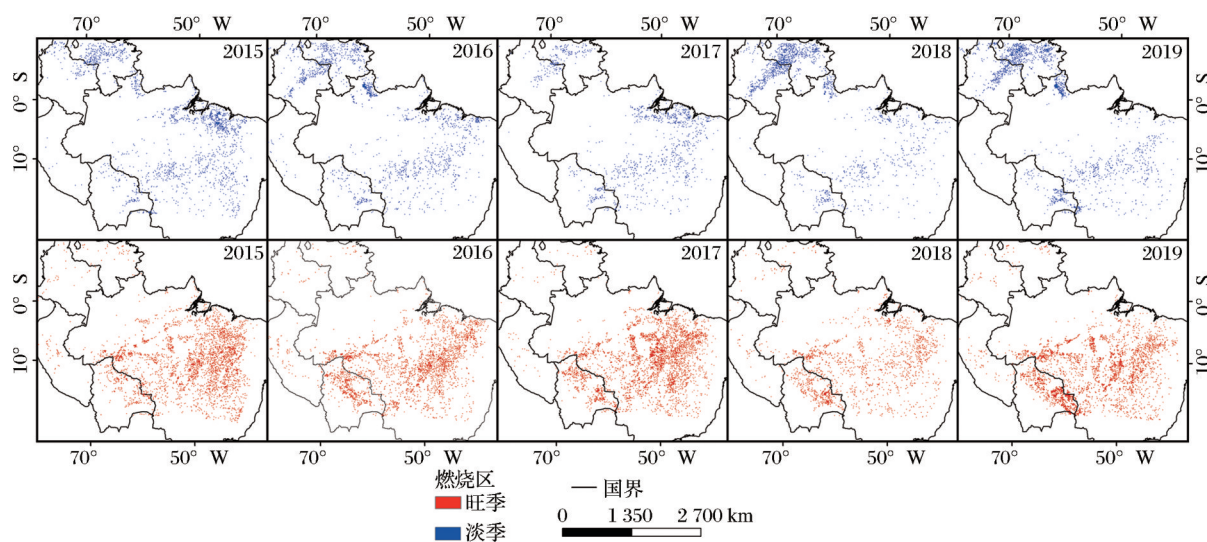


图7 旺季淡季火灾分布(2015~2019年)

Fig.7 Burned area distribution in high season and low season (2015~2019)

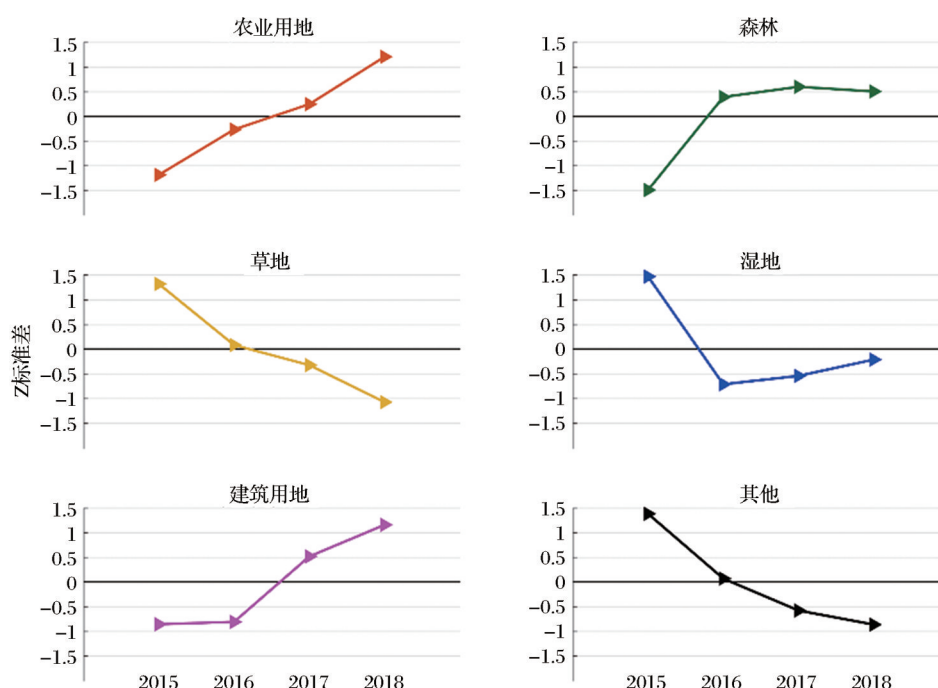


图 8 5年内不同地物年际变化趋势(Z分数)

Fig.8 Interannual variation of different landcover in 5 years(Z-Score)

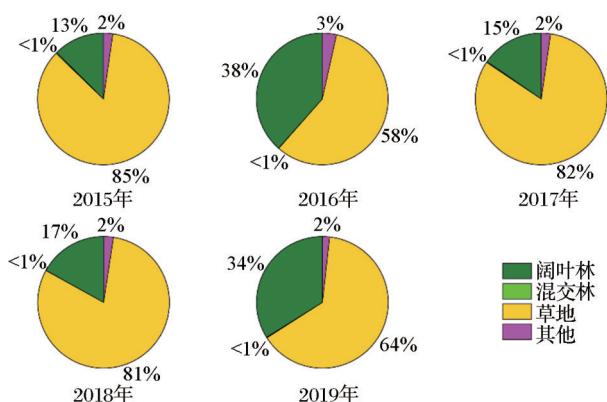


图 9 燃烧区地物分布

Fig.9 Landcover distribution in burned area

范围提取、燃烧区演变规律分析的可行性。但受制于数据分辨率(1 000 m),本文方法对小面积燃烧区的敏感性较弱,且存在混合像元问题,结果精度会受到一定影响;此外,燃烧产生的烟雾在一定程度上也会影响实验结果,MODIS数据的质量控制(QA)数据会将烟雾区域当作质量较差的像元而忽略,导致漏判燃烧区;另外,综合植被、地表温度信息估算燃烧区利用的波段信息有限,成果还有一定的提升空间。

后续可以考虑在传统光学影像的基础上,融合高分辨率且波段信息较为丰富的数据(如哨兵、高分、风云等),设计合理算法挖掘该类数据信息作为补充,以解决分辨率不足及像元误判问题;同时,根

据不同地区的气候条件,赋予实地数据(如气象站数据、植被含水量数据等这一类高时效性数据)不同权重,在获得整体燃烧区范围后,利用实地数据加权调节燃烧区提取结果,使结果更具时效性和说服力。

参考文献 (References):

- [1] Jolly W M, Cochrane M A, Freeborn P H, *et al.* Climate-induced variations in global wildfire danger from 1979 to 2013 [J]. *Nature Communications*, 2015, 6 (1) : 1-11. DOI: 10.1038/ncomms8537 (2015).
- [2] Li Guanghui, Zhao Jun, Wang Zhi. Forest fire detection system based on wireless sensor network[J]. *Journal of Transduction Technology*, 2006, 19(6) : 2760-2764.[李光辉, 赵军, 王智. 基于无线传感器网络的森林火灾监测预警系统[J]. *传感技术学报*, 2006, 19(6) : 2760-2764.]
- [3] Zhang Jiawei, Zhang Hongli, Li Mingbao. TDLA-S-based early-stage forest fire detection system [J]. *Forest Engineering*, 2013, 29(2) : 139-142.[张佳薇, 张红丽, 李明宝. 基于TDLAS早期森林火灾检测系统[J]. *森林工程*, 2013, 29(2) : 139-142.]
- [4] Lu Jiazheng, Wu Chuanping, Yang Li, *et al.* Research and application of forest fire monitor and early warning system for transmission line [J]. *Power System Protection and Control*, 2014(16) : 89-95.[陆佳政, 吴传平, 杨莉, 等. 输电线路山火监测预警系统的研究及应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2014(16) : 89-95.]
- [5] Guo Zhixing, Wang Zongming, Song Kaishan, *et al.* Changes

- of vegetation coverage in Northeast China from 1982 to 2003 [J]. *Acta Botanica Bor-eali-Occidentalia Sinica*, 2008, 28 (1): 155-163.[国志兴, 王宗明, 宋开山, 等. 1982~2003年东北地区植被覆盖变化特征分析[J]. *西北植物学报*, 2008, 28(1): 155-163.]
- [6] Healey S P, Cohen W B, Yang Z Q, *et al.* Comparison of tasseled cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(3):301-310. DOI:10.1016/j.rse.2005.05.009.
- [7] Leblon B, Kasischke E, Alexander M, *et al.* Fire danger monitoring using ERS-1 SAR images in the case of Northern Boreal forests[J]. *Natural Hazards*, 2002, 27(3): 231-255. DOI:10.1023/A:1020375721520.
- [8] Abbott K N, Leblon B, Staples G C, *et al.* Fire danger monitoring using Radarsat-1 over Northern Boreal forests[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(5/6): 1317-1338. DOI:10.1080/01431160600904956.
- [9] Lasaponara R, Tucci B. Identification of burned areas and severity using SAR Sentinel-1[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(6): 917-921. DOI:10.1109/LGRS.2018.2888641.
- [10] Liu Kun, Ouyang Sida, Li Hongzhou, *et al.* Application of multi-sensor remote sensing data in forest fire emergency monitoring [J]. *Satellite Application*, 2020(7): 53-57.[刘锟, 欧阳斯达, 李鸿洲, 等. 多源遥感数据在森林火灾应急监测中的应用[J]. *卫星应用*, 2020(7): 53-57.]
- [11] Rao Yueming, Wang Chuan, Huang Huaguo. Forest fire monitoring based on multisensor remote sensing techniques in Muli County, Sichuan Province [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2020, 24(5): 559-570.[饶月明, 王川, 黄华国. 联合多源遥感数据监测四川木里县森林火灾[J]. *遥感学报*, 2020, 24(5): 559-570.]
- [12] Meng R, Wu J, Zhao F, *et al.* Measuring short-term post-fire forest recovery across a burn severity gradient in a mixed pine-oak forest using multi-sensor remote sensing techniques [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210: 282-296. DOI:10.1016/j.rse.2018.03.019.
- [13] Wei J, Zhang Y, Wu H, *et al.* The automatic detection of fire scar in Alaska using multi-temporal PALSAR polarimetric SAR data [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2019: 1-15.
- [14] Lafarge F, Descombes X, Zerubia J. Forest fire detection based on Gaussian field analysis[C]//2007 15th European Signal Processing Conference, 2007.
- [15] Li Z, Wang Y, Liang S. When convolutional neural networks meet remote sensing data for fire detection [C]//*Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1914(1): 012002-012003. DOI:10.1088/1742-6596/1914/1/012002.
- [16] Bao C, Huang G, Yang S. Application of fusion with SAR and Optical images in land use classification based on SVM [J]. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012: 39-B1.
- [17] Maeda E E, Formaggio A R, Shimabukuro Y E, *et al.* Predicting forest fire in the Brazilian Amazon using MODIS imagery and artificial neural networks [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2009, 11 (4): 265-272.
- [18] Yuan C, Liu Z, Zhang Y. Aerial images-based forest fire detection for firefighting using optical remote sensing techniques and unmanned aerial vehicles [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2017, 88(2): 635-654.
- [19] Wing M G, Burnett J D, Sessions J. Remote sensing and unmanned aerial system technology for monitoring and quantifying forest fire impacts [J]. *International Journal of Remote Sensing Applications*, 2014, 4(1): 18-35.
- [20] Xiong Yuan, Xu Weiheng, Huang Shaodong, *et al.* Fine extraction of forest burned area by using fusion visible light UAV image with Sentinel-2A image [J]. *Journal of Southwest Forestry University(Natural Sciences Edition)*, 2021, 41(4): 103-110.[熊源, 徐伟恒, 黄邵东, 等. 融合可见光无人机与哨兵2A影像的森林火灾迹地精细化提取[J]. *西南林业大学学报:自然科学版*, 2021, 41(4): 103-110.]
- [21] Longo M. Amazon forest response to changes in rainfall regime: Results from an individual-based dynamic vegetation model[D]. Cambridge Massachusetts, Harvard University, 2014.
- [22] Merten G H, Minella J. The expansion of Brazilian agriculture: Soil erosion scenarios [J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2013, 1(3): 37-48. DOI: 10.1016/S2095-6339(15)30029-0.
- [23] Jimenez-munoz J C, Mattar C, Barichivich J, *et al.* Record-breaking warming and extreme drought in the Amazon rainforest during the course of El Nio 2015~2016 [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 33130. DOI:10.1038/srep33130.
- [24] Alencar A A, Brando P M, Asner G P, *et al.* Landscape fragmentation, severe drought, and the new Amazon forest fire regime [J]. *Ecological applications*, 2015, 25(6): 1493-1505. DOI:10.1890/14-1528.1.
- [25] Lizundia-loiola J, Oton G, Ramo R, *et al.* A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 236: 111493. DOI:10.1016/j.rse.2019.111493.
- [26] Laurance W F, Vasconcelos H L, Lovejoy T E. Forest loss and fragmentation in the Amazon: Implications for wildlife conservation [J]. *Oryx*, 2000, 34(1): 39-45. DOI:10.1046/j.1365-3008.2000.00094.x.
- [27] Saatchi S S, Soares J V, Alves D S. Mapping deforestation and land use in amazon rainforest by using SIR-C imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 59(2): 191-202. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00153-8.
- [28] Roosevelt A C. The Amazon and the Anthropocene: 13 000 years of human influence in a tropical rainforest [J]. *Anthropocene*, 2013, 4: 69-87. DOI:10.1016/j.ancene.2014.05.001.
- [29] Mildrexler D J, Zhao M, Running H. A new satellite-based

- methodology for continental-scale disturbance detection [J]. *Ecological Applications*, 2007, 17(1): 235–250. DOI: 10.1890/1051-0761(2007)017[0235:ANSMFC]2.0.CO;2.
- [30] Mildrexler D J, Zhao M, Running S W. Testing a MODIS global disturbance index across North America [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(10): 2103–2117. DOI: 10.1016/j.rse.2009.05.016.
- [31] Guo Xiaoyi. Detection forest disturbances in North-eastern China using remote sensing data [D]. Changchun: Northeast Normal University, 2015. [郭笑怡. 中国东北森林干扰遥感研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2015.]
- [32] Masocha M, Dube T, Mpofu N T, *et al.* Accuracy assessment of MODIS active fire products in Southern African savannah woodlands [J]. *African Journal of Ecology*, 2018, 56(3): 563–571.
- [33] Swenson J J, Carter C E, Domec J C, *et al.* Gold mining in the Peruvian Amazon: Global prices, deforestation, and mercury imports [J]. *PLOS ONE*, 2011, 6(4): e18875. DOI: 10.1371/journal.pone.0018875.
- [34] Lizundia-loiola J, Pettinari M L, Chuvieco E. Temporal anomalies in burned area trends: Satellite estimations of the Amazonian 2019 fire crisis [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(1): 151. DOI: 10.3390/rs12010151.
- [35] Seidl A F, Silva J, Moraes A S. Cattle ranching and deforestation in the Brazilian Pantanal [J]. *Ecological Economics*, 2001, 36(3): 413–425. DOI: 10.1016/S0921-8009(00)00238-X.
- [36] Romero-muoz A, Jansen M, Nuez A M, *et al.* Fires scorching Bolivia's Chiquitano forest [J]. *Science*, 2019, 366(6469): 1082.1–1082.
- [37] Tollefson J. 2015 declared the hottest year on record [J]. *Nature*, 2016, 529(7587): 450–450.
- [38] Yuan Jian. The influence of climate change to forest fire and classification of forest fuel based on remote sensing in Chongqing [D]. Hangzhou: Zhejiang A&F University, 2013. [袁建. 气候变化对重庆森林火灾的影响以及森林可燃物遥感分类[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2013.]
- [39] Filho J B, De Faria V G, Guedes Pinto L F, *et al.* Economic and social impacts of deforestation reduction in Brazil [R]. International Association of Agricultural Economists, 2018.

Spatial-temporal Variability of Amazon Tropical Rainforest Fire based on MODIS Data

Liu Liyue^{1,2}, Miao Zelang^{1,2}, Wu Lixin^{1,2}

(1. School of Geoscience and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Lab of Geohazards Perception, Cognition and Prediction, Changsha 410083, China)

Abstract: Frequent forest fires have caused extensive vegetation destruction in the Amazon tropical rain forest. It's of great importance to obtain the fire influence range and vegetation destruction in different years to understand the spatio-temporal evolution of fire in this area, study the interaction between fire and vegetation, and then explore the fire development mechanism, so as to provide a scientific basis for disaster forest and reduction. To this end, the MODIS vegetation index products and surface temperature products range from 2015 to 2019 were used in this paper to construct the MODIS Global Disturbance Model (MGDI), combined with fire point data (hereinafter collectively referred to as MOD14A1) and Vegetation Continuous Field (VCF) to extract combustion scope and intensity at 1 000 m resolution, and the spatial and temporal law of burned area within 5 years of the study area was analyzed. The results revealed that: (1) Burned area are mainly distributed in the central part of Brazil and the border between Brazil and Bolivia, accounting for about 67% of the total burning area; (2) The information of burned area and burned intensity comprehensively 'indicated that the fire showing a "rise-drop-rise" trend; (3) The fire mainly occurred in shrub grassland (more than 50%) and broad-leaved forest (30%), and most of them took place during the dry season; under the global warming circumstance, the fire frequency increased a lot; (4) The expansion of human activities, unreasonable agricultural reclamation and deforestation lead to serious grassland degradation in the study area, and agricultural land and construction land are increasing year by year, which provides good conditions for the occurrence and conduction of fire to a certain extent.

Key words: Amazon; Fire; MGDI; Burned area; Spatial and temporal variation