引文格式:曹汉瑞,王妍,李熙,等.VIIRS夜光影像中农田火像素识别方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(10):2072-2085.DOI:10.13203/j.whugis20230256
Citation:CAO Hanrui,WANG Yan,LI Xi,et al.Method for Detecting Farmland Fire Pixels in VIIRS Night-Time Light Images[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(10):2072-2085.DOI:10.13203/j.whugis20230256

VIIRS夜光影像中农田火像素识别方法

曹汉瑞[1] 王 妍[2] 李 熙[1] 胡申森[3] 邱 实[4] 魏英策[5]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079
2 江苏省测绘工程院,江苏 南京,210013
3 国防科技大学气象海洋学院,湖南 长沙,410073
4 中国科学院空天信息创新研究院,北京,100094
5 起源太空(南京)科技有限公司,江苏 南京,210046

摘 要:夜光遥感影像已被广泛应用于人类活动、社会经济等方面的研究。南部非洲的夜光影像上存在烧田产生的农田火像素,这些像素易与城镇灯光像素混淆,干扰了夜光影像在社会经济评估中的应用。以南部非洲的10个大陆国家为研究区域,基于国家极地轨道伙伴关系卫星(national polar-orbiting partnership,NPP)/可见光红外成像辐射仪(visible infrared imaging radiometer,VIIRS)数据生产的黑色大理石(Black Marble)产品,首先构建了夜光辐亮度时间序列的3个特征;然后采用随机森林分类方法将夜光影像中的像素分为农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素;最后采用分层随机抽样,用时间序列夜光辐亮度数据、高分辨率卫星影像和地表覆盖数据对像素分类结果进行精度检验。结果表明,像素分类的总体精度为91.2%,平均生产者精度为91.9%,平均用户精度为91.0%,其中农田火像素分类的生产者精度和用户精度分别为86.4%和92.6%。所提方法可在后续应用中滤除Black Marble产品中的农田火像素,提升夜光影像对非洲社会经济的评估精度。

关键词:夜光遥感;NPP/VIIRS;Black Marble产品;南部非洲;农田火
中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-03-24
DOI:10.13203/j.whugis20230256 **文章编号**:1671-8860(2025)10-2072-14

Method for Detecting Farmland Fire Pixels in VIIRS Night-Time Light Images

CAO Hanrui[1] *WANG Yan*[2] *LI Xi*[1] *HU Shensen*[3] *QIU Shi*[4] *WEI Yingce*[5]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 Jiangsu Province Surveying and Mapping Engineering Institute, Nanjing 210013, China
3 College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China
4 Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China
5 Origin Space (Nanjing) Technology Co. Ltd, Nanjing 210046, China

Abstract: **Objectives**: Night-time light images have been widely used in human activity analysis, social economy estimation and other aspects. However, on night-time light images, farmland fire pixels caused by burning fields are easily confused with the urban light pixels, which interferes with the socioeconomic assessments using night-time light images. Based on the radiance time series characteristics of pixels, the farmland fire pixels on night-time light images can be identified through the random forest method. **Methods**: 10 continental countries in southern Africa were taken as the research area. Based on Black Marble product produced by national polar-orbiting partnership(NPP)/visible infrared imaging radiometer(VIIRS) data, three characteristics of the time series of night-time light radiance were constructed, and the random forest classification method was used to divide the pixels into farmland fire pixels, stable light pixels, and black pixels. **Results**: Stratified random sampling was used to manually test the classification accuracy, using

基金项目:国家重点研发计划(2019YFE0126800);国家自然科学基金(42271371)。
第一作者:曹汉瑞,硕士,主要从事夜光遥感影像处理与应用。CaoHanrui@whu.edu.cn
通信作者:李熙,博士,教授。 lixi@whu.edu.cn

time series of night-time light data, high resolution satellite images and land cover data. Results show that the overall accuracy of pixel classification is 91.2%, the average producer accuracy is 91.9%, and the average user accuracy is 91.0%. Among them, the producer accuracy and user accuracy of farmland fire pixel classification are 86.4% and 92.6%, respectively. **Conclusions**: The random forest classification method was used to classify the pixels on night-time light images into farmland fire pixels, stable light pixels and black pixels with high accuracy. The proposed method can be used to filter out farmland fire pixels in Black Marble products, so as to improve the evaluation accuracy for African social economy using night-light images.

Key words: night-time light remote sensing; NPP/VIIRS; Black Marble product; southern Africa; farmland fire

夜光遥感是指在无云的夜间，遥感卫星、无人机、气球等平台搭载的传感器获取到城镇灯光、火点、生物质发光等可见光的过程。与日间遥感相比，夜光遥感可以更好地反映人类的社会活动，已被广泛用于监测和分析社会经济环境的变化[1-2]，如城市形态[3-5]、城市化[6-8]、经济活动[9-12]和人口调查[13-15]等。

一直以来，国际社会对非洲经济发展状况保持高度关注，然而由于缺少当地政府统计的可信数据，难以开展相应的社会经济评估工作[16]。夜光影像具备反映社会经济的能力，并且具有易获得、覆盖范围广等优势，常为非洲开展社会经济评估工作提供数据支持和决策依据[17-18]。非洲农业用地占比较高，但农业现代化水平与世界其他地区相比显著落后[19]。当地农民耕作以人工为主，化肥的使用程度较低，通常会在播种前焚烧农田里的杂草制造草木灰以提升土地肥力。这导致夜光影像上会在某一时期出现频次高、范围广的高辐亮度像素（农田火像素）。如图1所示（本文地图底图来源于标准地图服务系统的非洲地图，原审图号为GS(2020)4391，行政界线无修改），月平均夜光影像上显示刚果（金）、安哥拉和赞比亚等国家在8月出现大量农田火像素。这些像素容易与城市照明灯光像素混淆，在一定程度上影响了利用夜间灯光评估非洲社会经济的精度。

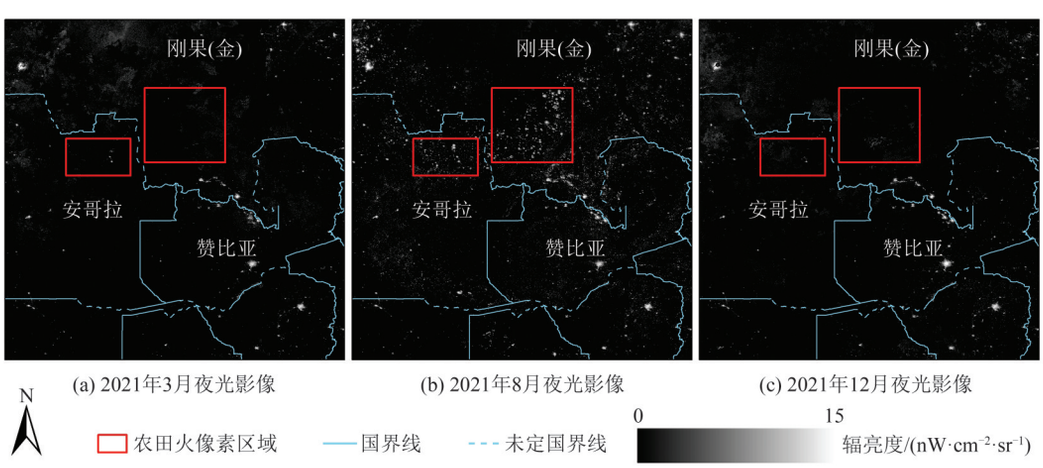


图1　月平均夜光影像对比

Fig. 1　Comparison of Monthly Average Night-Time Light Images

目前学者们已经提出多种探测活跃火的方法，并用于火点产品的生产。例如，在美国航空航天局（National Aeronautics and Space Administration, NASA）生产的活跃火产品中，文献[20]使用中分辨率成像光谱仪（moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS）4 μm 和 11 μm通道探测活跃火灾。文献[21]使用可见光红外成像辐射仪（visible infrared imaging radiometer, VIIRS）375 m中红外和热红外波段影像，在MODIS火灾和热异常产品的基础上，使用与环境结合的方法检测白天和夜间生物质燃烧和其他热异常。地球观测小组（earth observation group, EOG）生产的夜间火（VIIRS nightfire, VNF）产品中，文献[22]使用VIIRS传感器可见光、近红外、短波红外和中波红外波段的数据，每晚在全球范围内检测亚像素级的热源。然而，这些火点产品并不能有效提取出辐射能量较弱并且持续时间短暂的农田火。

NASA基于VIIRS数据生产的黑色大理石(Black Marble)夜光数据集提供了全球每日夜光影像,其校正了月光、地形、杂散光、大气的影响[23],可被应用于更精细的定量分析[24-25]。考虑到目前还没有一套滤除过农田火的夜光数据集,若能识别并滤除Black Marble夜光影像中的农田火像素,则可进一步提升利用该产品评估非洲社会经济的精度。本文将南部非洲的10个大陆国家作为研究区域,利用Black Marble产品构建像素的多元特征,采用随机森林(random forests,RF)分类方法识别出了Black Marble夜光影像中的农田火像素,并对分类结果进行了精度检验。

1 研究区域与数据

1.1 研究区域

选取南部非洲的10个大陆国家(安哥拉、赞比亚、马拉维、莫桑比克、津巴布韦、博茨瓦纳、纳米比亚、南非、斯威士兰和莱索托)作为研究区域,图2展示了其2021年3月的夜光影像。该区域三面临海,陆地面积约为660万km^2,以高原地形为主,人口约1.1亿人。

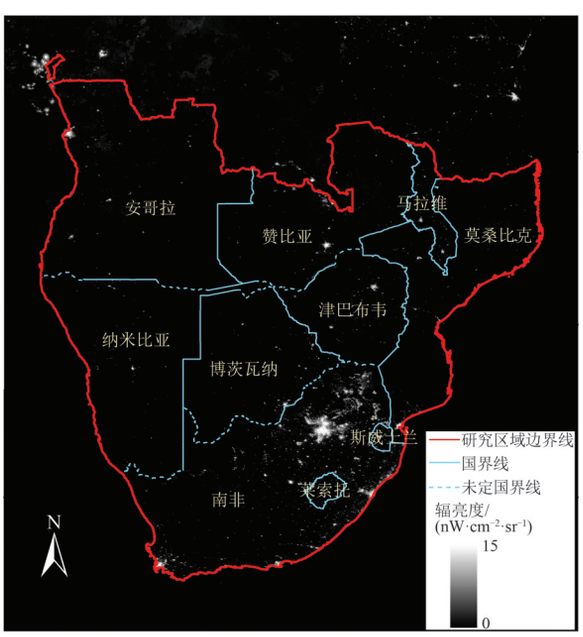


图2 研究区域夜光影像

Fig. 2 Night-Time Light Images of the Study Area

南部非洲经济较落后,工业化和城市化程度不高。农业作为当地最为重要的产业之一,是大多数非洲国家的主要收入来源,约有50%的劳动力从事农业相关工作,农业人口占比超过70%。然而,该地区农业基础设施薄弱,运输、灌溉和存储网络都不完善,农业生产效率低下,农作物的单位产量远低于世界平均水平。当地农业科技发展缓慢,先进科技对农业的助力很小,仍保留着原始的耕种方式,通过人工进行播种与收割,化肥和良种的使用频率较低,通常在播种之前焚烧农田内的杂草达到制造草木灰、提高土地肥力的目的[19],这导致南部非洲农田火频发。

1.2 数据

1.2.1 夜光数据

Suomi国家极地轨道伙伴关系卫星(Suomi national polar-orbiting partnership,Suomi-NPP)搭载了VIIRS,其昼/夜波段(day and night band,DNB)对极低水平的可见光高度敏感,可以收集晚间地球表面的低光图像数据。目前,由NPP/VIIRS获取的夜光影像已广泛应用于突发事件监测、城市发展评估、国内生产总值估算等领域。NASA基于VIIRS时序数据生产了一套新的夜光产品Black Marble(VNP46/VJ146),该产品经过云层掩膜和杂散光处理,对月光和大气的效应进行了进行校正,提供了自2012年1月每日/月/年的高质量夜光影像(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/)。VNP46产品中各图层均采用WGS-84地理坐标系,分辨率为15″,本文选取了2021年的VNP46产品。

夜光影像来源于VNP46产品中的日级夜光产品VNP46A2,以及月级夜光产品VNP46A3。VNP46A2产品中的双向反射分布函数(bidirectional reflectance distribution function,BRDF)纠正辐亮度影像图层去除了大气和月光的影响,能够真实反映地表光源的辐射强弱,该图层用于构建像素的夜光特征。VNP46A3产品中的全角度无雪覆盖影像图层剔除了一个月内BRDF纠正辐亮度的异常值,由全观测角度且无雪覆盖的剩余值平均得到,该图层主要用于模型训练和精度检验的样本采集。

1.2.2 辅助数据

1)质量标志数据。选取VNP46A1产品中的太阳天顶角图层、VNP46A2产品中的强制性质量标志图层和云层质量掩膜图层,用于筛选高质量的夜光像素。其中,太阳天顶角图层记录了影像获取时每个像素处的太阳天顶角,强制性质量标志图层记录了每个像素的检索质量和算法模型,云层质量掩膜图层包含了像素的云层掩膜质量、云检测结果和置信度指标。

2)地表覆盖数据。本文使用了GlobeLand30全球地表覆盖数据(http://www.globallandcover.

com/）。该数据采用WGS-84地理坐标系，投影方式采用通用横轴墨卡托投影和极地方位投影，具有30 m的空间分辨率，共包括10个主要的地表覆盖类型（耕地、林地、草地、灌木地、湿地、水体、苔原、人造地表、裸地、冰川和永久积雪）[26]。GlobeLand30提供了2000年、2010年和2020年全球地表覆盖数据，本文采用2020年的数据，主要用于模型训练和精度检验的样本采集。

3）行政区划数据。本文中南部非洲10个大陆国家的行政区划矢量数据来源于标准地图服务系统的非洲地图（原审图号为GS（2023）2758，行政界线无修改）。

本文使用的VNP46产品图层信息如表1所示。

表1　本文使用的VNP46产品图层信息

Table 1　Layer Information of VNP46 Product Used in the Study

数据源	图层名称	单位	有效值范围
VNP46A1	太阳天顶角	(°)	−90～90
VNP46A2	BRDF纠正辐亮度	nw•cm^{-2}•sr^{-1}	0～6 553.4
	云层质量掩膜	无	0～65 534
	强制性质量标志	无	0～3

2　方法原理

本文将夜光影像的像素分为3类，分别为农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素。本文中，像素的类别本质上是一个自然年内Black Marble夜光影像中像素对应区域的类别。图3展示了本文的实验流程，包括数据预处理、多元特征提取、RF分类、精度验证和结果分析。

2.1　数据预处理

VNP46产品以HDF5格式存储，首先，将表1中的4个图层转为GEOTIFF格式，根据行政边界数据镶嵌并裁剪至研究区域范围。然后，筛选出像素具有高质量夜光辐亮度的日期，由于观测时过小的太阳天顶角会使传感器接收到反射的太阳光，增大夜光辐亮度的观测误差，因此剔除太阳天顶角小于101°的天数。同时，为了减弱云层遮挡对夜光辐亮度观测的影响，仅保留云层质量掩膜为“无云”且强制性质量标志为“非常清晰”的天数。为减少观测误差对后续特征值计算的影响，仅保留农田火时间窗口内外有效天数均大于10的像素参与分类。由于VNP46A2不同日的夜光影像之间可能存在几何偏差，将像素邻域内的均值作为该像素的夜光辐亮度值，用于减弱几何偏差带来的辐亮度误差[24-25]，邻域选择以像素为中心3×3大小的窗口。

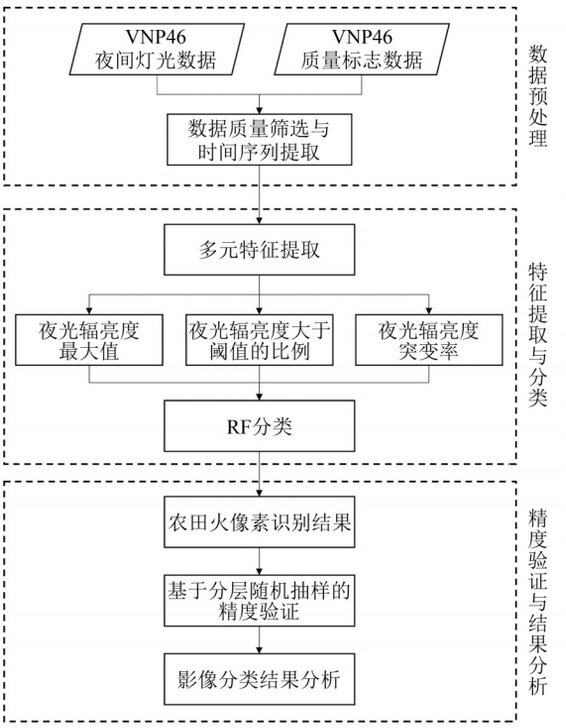


图3　实验流程

Fig. 3　Experimental Flowchart

GlobeLand30地表覆盖数据以GEOTIFF格式存储，首先将该数据重投影至WGS-84坐标系，重投影后空间分辨率为1.15″，然后镶嵌并裁剪至研究区域范围。

2.2　特征提取与训练样本采集

首先将一年中所有的日级夜光影像进行数据预处理，然后对影像中每个像素的夜光辐亮度构建时间序列。若像素在某些日期未通过质量筛选而被剔除，则该像素辐亮度时间序列中对应日期的值空缺。

图4以赞比亚首都卢萨卡附近为例，展示了农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素在月级夜光影像上的辐亮度变化，以及3类像素的谷歌地球影像。图5展示了农田火、稳定灯光和全黑这3类像素一年中夜光辐亮度的变化。农田火像素（如图4中1号点）一年中大部分日期的夜光辐亮度为0或略大于0（图5（a）），仅在播种季节会出现较高的辐亮度值，这类像素对应的区域可被认为发生过农田火，对应的区域大多为耕地。稳定灯光像素（如图4中2号点）一年中夜光辐亮度均保持较高水平并且相对稳定（图5（d）），这类像素对应的区域大多为城镇或道路。全黑像素（如图4中3号点）一年中夜光辐亮度均接近于0且无较

大波动(图5(g)),这类像素对应的区域大多是裸地、森林或水体等没有人类活动且没有发生农田火的区域。本文根据南部非洲地区主要种植农作物的类型(小麦、玉米、橄榄、花生、芒果、芭蕉、棉花等)及其播种时间,将农田火出现的时间窗口定为每年6月—11月。

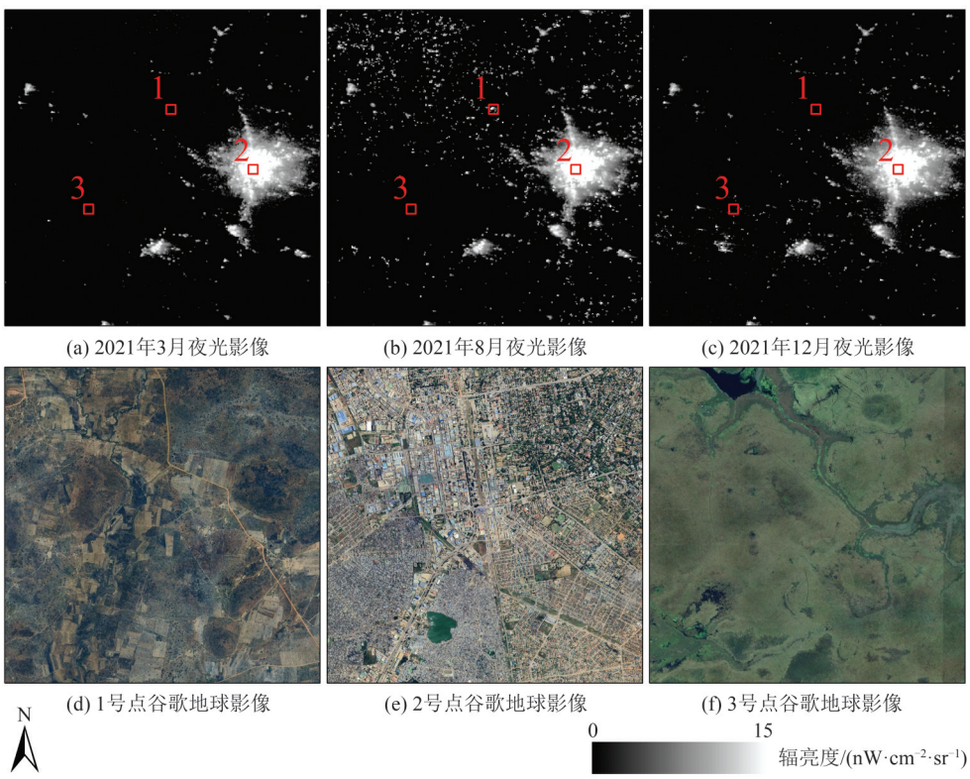


图4 3类像素的夜光影像和谷歌地球影像

Fig. 4 Night-Time Light Images and Google Earth Images of Three Types of Pixels

基于3类像素一年内的夜光辐亮度时间序列特点,本研究构建了3种夜光特征用于分类,分别为夜光辐亮度最大值、夜光辐亮度大于阈值的比例和夜光辐亮度突变率,如表2所示。

具体夜光辐亮度最大值特征F_1的计算公式为:

$$F_1=\max\{r_1,r_2\cdots,r_n\} \tag{1}$$

式中,$r_1,r_2,\cdots,r_n$表示该像素一年内的夜光辐亮度,n为该像素一年内通过质量筛选有效的天数。本文根据谷歌影像选取了裸地、森林和水体区域的像素,计算后发现这些像素一年内夜光辐亮度的最大值均小于0.5 nW·cm^{-2}·sr^{-1},显著小于稳定灯光像素和农田火像素的夜光辐亮度最大值,因此这一特征能区分全黑像素与其他两种像素。

夜光辐亮度大于阈值的比例特征F_2的计算公式为:

$$F_2=\frac{n'}{n} \tag{2}$$

式中,n'为该像素一年内夜光辐亮度高于阈值的天数。将夜光辐亮度的阈值设为1 nW·cm^{-2}·sr^{-1},如图5所示,稳定灯光像素一年内辐亮度保持较高水平,F_2值接近于1;农田火像素和全黑像素的一年内大部分天数辐亮度低于阈值,F_2值接近于0。因此这一特征能够区分稳定灯光像素与其他两种像素。

夜光辐亮度突变率F_3的计算公式为:

$$F_3=\begin{cases}\dfrac{r_{in}-r_{out}}{r_{out}}, & r_{out}>0\\ 0, & r_{in}=0\ \&\ r_{out}=0\\ r_{in}, & r_{in}>0\ \&\ r_{out}=0\end{cases} \tag{3}$$

式中,r_{in}表示该像素在农田火时间窗口内的最大值;r_{out}表示像素在农田火时间窗口外的最大值。若像素的夜光辐亮度在一年内较平稳,并且在农田火时间窗口内没有出现大幅度增长,则F_3值接近于0;若像素仅在农田火时间窗口内出现大幅增长,则F_3值较大。因此这一特征能够区分农田火像素与其他两种像素。

通过VNP46A3月级夜光影像、GlobeLand30地表覆盖数据以及谷歌影像采集训练样本,步骤如下:

1)使用VNP46A3月级夜光影像,在南部非洲10个大陆国家内人工采集农田火像素、稳定灯

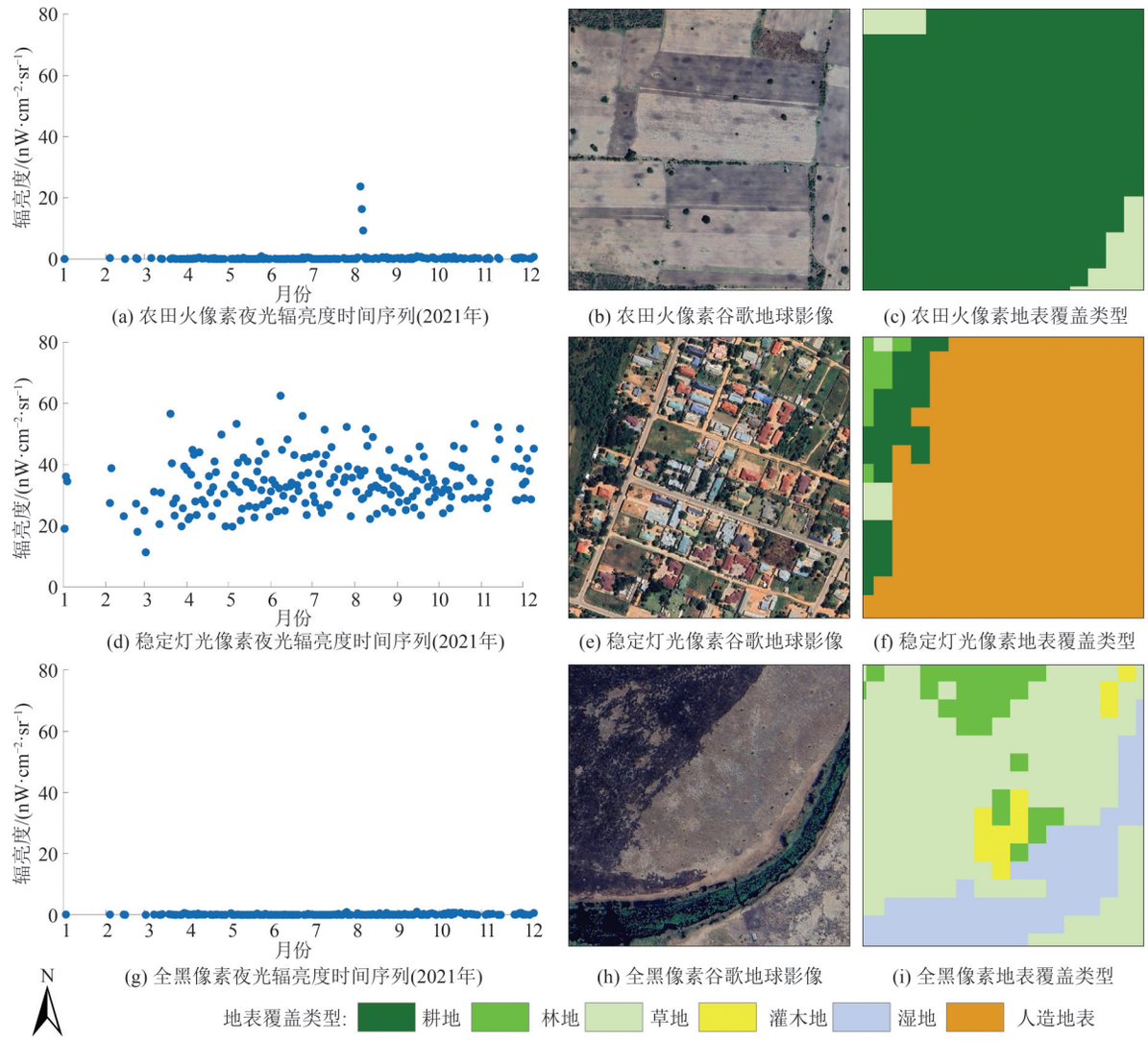


图 5　3类像素的一年中夜光辐亮度时间序列、谷歌地球影像和地表覆盖类型

Fig. 5　Time Series of Night-Time Light Radiance in a Year, Google Earth Images and Land Cover Types of the Three Types of Pixels

表 2　用于像素分类的特征

Table 2　Features for Pixel Classification

名称	描述	单位	数据源
夜光辐亮度最大值F_1	像素一年内夜光辐亮度的最大值	nW·cm^{-2}·sr^{-1}	VNP46A2日级夜光影像(BRDF纠正辐亮度图层)
夜光辐亮度大于阈值的比例F_2	像素一年内夜光辐亮度大于阈值的天数占有效值总天数的比例	无	
夜光辐亮度突变率F_3	像素在农田火时间窗口内辐亮度的最大值相对于窗口外辐亮度最大值的变化率	无	

光像素和全黑像素。在采集时,将农田火时间窗口内辐亮度出现高于5 nW·cm^{-2}·sr^{-1}、窗口之外辐亮度都低于1 nW·cm^{-2}·sr^{-1}的像素作为农田火像素的备选;将所有月份辐亮度均高于5 nW·cm^{-2}·sr^{-1}的像素作为稳定灯光像素的备选;将所有月份辐亮度均低于1 nW·cm^{-2}·sr^{-1}的像素作为全黑像素的备选。

2)使用GlobeLand30地表覆盖数据和谷歌地球影像,筛选3类备选像素中符合真实场景的像素。确保农田或像素内地表覆盖类型为耕地的比例大于20%,并且谷歌地球影像中为耕地;稳定灯光像素内地表覆盖类型为人造地表的比例大于20%,并且谷歌地球影像中为道路或建成区为道路、建成区等人类活动密集区域;全黑像素内地表覆盖类型为裸地、林地和水体等无人区的比例大于20%,并且谷歌影像中为裸地、林地和

水体等无人区。经过筛选后,使农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素的训练样本数量均为2 000个。

3)对每个通过筛选的像素,计算其夜光辐亮度最大值、夜光辐亮度大于阈值的比例和夜光辐亮度突变率,将这些多元特征值与像素类别对应,作为进行RF分类的训练样本。

2.3 影像分类

RF是对多个决策树进行集成评估的算法[27],其结果建立在各个决策树的分类结果之上,但是往往能够达到整体精度超过单个组成部分精度的效果。通过随机有放回地抽取样本构建多棵决策树,根据每棵决策树分类结果的众数综合得出最终分类结果。

RF作为一种经典的机器学习算法,降低了过拟合的可能性,并且对异常值有较高的容忍性,被广泛应用于地物分类[28-29]和火点识别[30-31]等方面。本文通过Scikit-Learn程序包实现RF算法,参数如表3所示,使用程序包中的网格搜索方法进行调参,其中RF的决策树数目为10,自举重采样,其他参数采用Scikit-Learn程序包的默认值。

表3 本文中RF分类的参数

Table 3 Parameters of Random Forest Classification in the Study

名称	描述
Estimators	决策树个数
MinSamplesLeaf	叶子节点的最小样本数目
BootStrap	是否自举重采样
MinSamplesSplit	根据属性分裂节点时,所需的最少样本数
MaxDepth	树的最大深度

2.4 精度检验

本文采用分层随机抽样的精度验证方式,步骤如下:

1)随机抽取样本。从每个国家的分类结果中随机抽取100个样本,包含40个农田火像素、30个稳定灯光像素和30个全黑像素。10个国家共计1 000个样本,将这些样本混合并随机打乱,隐藏分类结果。

2)人工判断分类结果。对第一步抽取的样本,基于VNP46A2日级夜光影像提取的辐亮度时间序列、GlobeLand30地表覆盖数据和谷歌地球影像,人工判别给出分类结果。若像素夜光辐亮度在农田火时间窗口内出现突然增长,夜光像素内地表覆盖类型为耕地的比例大于20%,并且谷歌地球影像中为耕地,则判断该像素是农田火像素(图5(a)~5(c))。若像素一年内夜光辐亮度较高且相对稳定,夜光像素内地表覆盖类型为人造地表的比例大于20%,且谷歌影像中为道路或建成区,则判断该像素为稳定灯光像素(图5(d)~5(f))。若像素一年内夜光辐亮度接近于0且无明显波动,夜光像素内地表覆盖类型为裸地、林地和水体等无人区的比例大于20%,并且谷歌地球影像中为裸地、林地和水体等,则判断该像素为全黑像素(图5(g)~5(i))。若人工无法准确判断,则为无效样本,不参与精度检验。

3)计算混淆矩阵。根据分类结果统计每类像素的数量,计算总体精度、生产者精度和用户精度,构建混淆矩阵。其中,总体精度是指正确分类的结果数占总样本数的比重,计算公式为:

$$T=\frac{\sum_{i=1}^{n}S_{ii}}{S} \tag{4}$$

式中,T表示总体精度;S指有效样本总数;S_{ii}指第i类被正确分类的样本数;n为样本点的种类数,本文中n为3。

生产者精度是指真实参考样本被正确分类的比例,计算公式为:

$$P_i=\frac{S_{ii}}{S_i} \tag{5}$$

式中,P_i指第i类的生产者精度;S_i指验证集中第i类的样本数目。

用户精度是指在分类结果图中,落在某类别上的检验点被正确分类为该类别的比例,计算公式为:

$$U_i=\frac{S_{ii}}{S_i^*} \tag{6}$$

式中,U_i指第i类的用户精度;S_i^*指分类集中第i类的样本数目。

3 结果与分析

3.1 精度检验

本文基于2021年VNP46产品,使用RF分类方法对南部非洲10个大陆国家内的夜光像素进行分类。表4展示了人工标注的训练样本中农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素3种特征的均值。可以看出,农田火像素的夜光辐亮度突变率显著大于其他两类像素,稳定灯光像素夜光辐亮度大于阈值的比例远超其他两类像素,全黑像素的夜光辐亮度最大值明显小于其他两类像素。

因此,本文中提出的3种特征能有效区分农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素。

表4　3类像素特征值的均值

Table 4　Mean Value of 3 Types of Pixels

像素类别	夜光辐亮度最大值/(nW·cm^{-2}·sr^{-1})	夜光辐亮度大于阈值的比例/%	夜光辐亮度突变率/%
农田火像素	10.3	0.6	1 164.5
稳定灯光像素	42.4	98.7	0.2
全黑像素	0.8	0.2	0.1

精度检验抽取的样本分布情况如图6所示,表5展示了南部非洲10个大陆国家范围内影像分类结果的混淆矩阵。其中,像素分类的总体精度为91.2%,3类像素的生产者精度和用户精度均在85%以上,平均生产者精度为91.9%,平均用户精度为91.0%,其中农田火像素分类的生产者精度和用户精度分别为86.4%和92.6%。研究发现,由于农田火像素和全黑像素的夜光辐亮度时间序列最接近,两者之间容易出现误分;稳定灯光像素的夜光辐亮度时间序列与其他两种像素差异较大,因此出现误分的像素数量最少。

表6列出了10个国家农田火像素的分类精度。结果表明,本文提出的农田火像素识别方法在不同国家均取得较好的结果,大部分国家农田火像素分类的生产者精度在85%以上,各国农田火像素分类的用户精度均高于90%。

图7以赞比亚首都卢萨卡附近为例,展示了2021年3月、8月和12月的夜光影像,以及农田火像素在夜光影像上的覆盖情况。从图7(a)~7(c)中可以清楚地看出,该地区影像中部分像素在8月的辐亮度较高,而在3月和12月辐亮度接近于0,结合地表覆盖数据和谷歌地球影像发现这些像素对应的区域大部分为耕地,因此可以将这些像素判断为真实的农田火像素。图7(d)显示,识别出的农田火像素基本覆盖了8月影像中辐亮度升高的像素,表明提出的方法能有效识别夜光影像中的农田火像素。

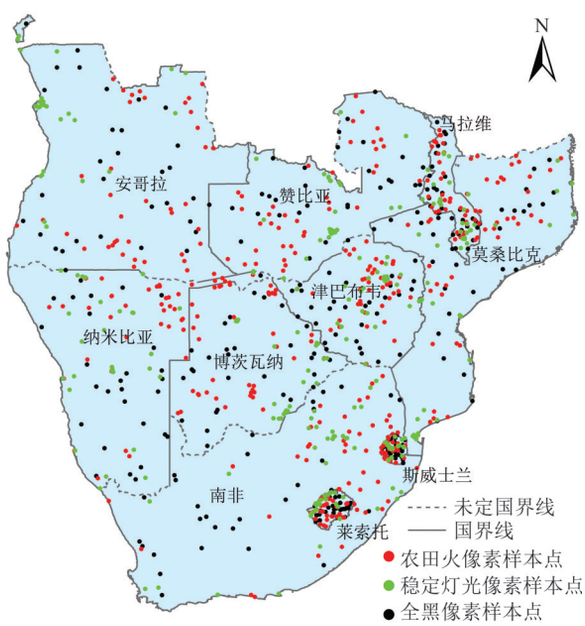


图6　精度检验样本分布情况

Fig. 6　Distribution of Accuracy Test Samples

表5　研究区域分类结果的混淆矩阵

Table 5　Confusion Matrix of Classification Results for the Study Area

真实类别	有效样本数量/个	分类集-农田火像素/个	分类集-稳定灯光像素/个	分类集-全黑像素/个	生产者精度/%
验证集-农田火像素	420	363	18	39	86.4
验证集-稳定灯光像素	287	8	279	0	97.2
验证集-全黑像素	279	21	1	257	92.1
样本累计	986	392	298	296	
用户精度/%		92.6	93.6	86.8	91.2

3.2　影像分类结果分析

图8展示了南部非洲10个大陆国家的分类结果,若像素农田火时间窗口内或时间窗口外的有效天数不足10 d,则视为无效像素不参与分类,图8中无效像素对应的区域多为内陆水体。整体分类图显示,农田火像素主要分布在北部地区(津巴布韦、赞比亚和安哥拉)。津巴布韦、赞比亚和安哥拉三国相邻,地理环境相似,农业资源丰富。津巴布韦的中部地区存在较多的农田火像素,稳定灯光像素主要集中在布拉瓦约、奎鲁和首都哈拉雷等大型城市。赞比亚全境均有农田火像素分布,稳定灯光像素主要集中在首都卢

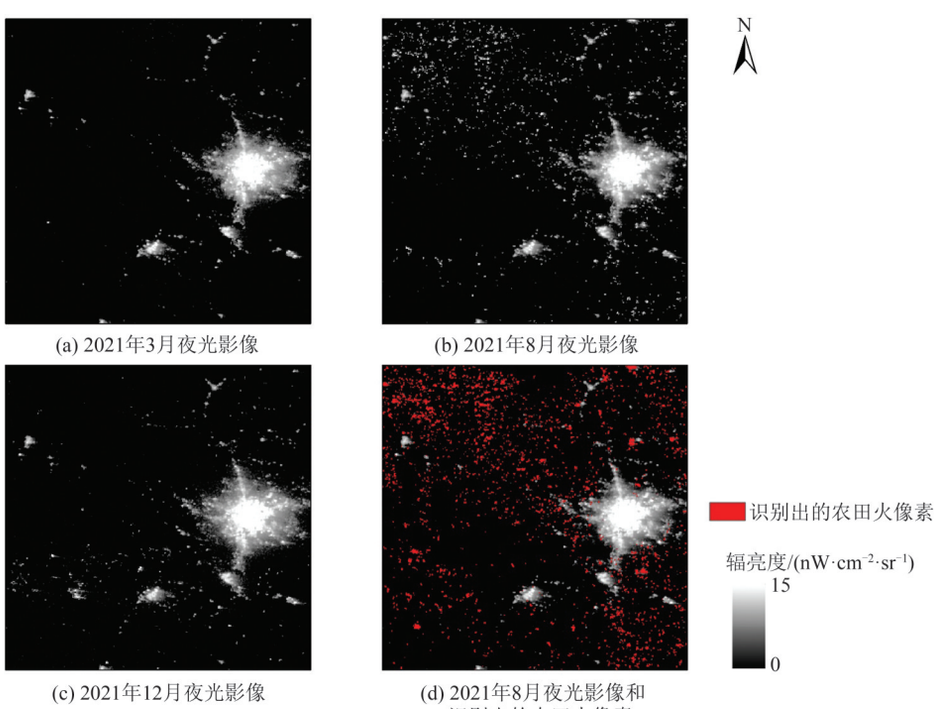
萨卡和北部的铜带省。安哥拉的农田火像素集中在该国北部和南部,稳定灯光像素主要集中在港口城市卡宾达和首都罗安达。南非包含的稳定灯光像素最多,而农田火像素相对较少,其中稳定灯光像素集中分布在约翰内斯堡附近。这是由于该国发展水平较高,经济结构较为先进,同时农业仅占国内生产总值的2.8%,全国约有15%的就业人口从事农业生产,远低于其他国家。

表7展示了各个国家中农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素所占的比例。其中,农田火像素比例最低的国家是博茨瓦纳(2.25%),比例最高的国家是斯威士兰(13.18%)。除赞比亚和斯威士兰两国之外,其他国家的农田火像素比例小于10%。稳定灯光像素比例最低的国家是纳米比亚(0.28%),最高的国家是斯威士兰(5.38%),除斯威士兰、南非、马拉维和莱索托之外,其他国家中稳定灯光像素比例均小于1%。

表6 各国农田火像素分类精度/%

Table 6 Classification Accuracy of Farmland Fire Pixels in Various Countries/%

国家	分类总体精度	农田火像素分类生产者精度	农田火像素分类用户精度
安哥拉	90.2	84.7	92.6
赞比亚	89.7	84.1	94.2
马拉维	89.5	84.3	93.7
莫桑比克	91.0	85.1	91.5
纳米比亚	92.7	86.4	92.6
博茨瓦纳	91.6	86.2	93.3
津巴布韦	88.5	86.2	91.7
南非	92.2	94.2	92.5
莱索托	91.6	86.2	92.1
斯威士兰	92.3	86.9	91.8



(a) 2021年3月夜光影像 (b) 2021年8月夜光影像

(c) 2021年12月夜光影像 (d) 2021年8月夜光影像和识别出的农田火像素

图7 卢萨卡附近农田火像素识别情况

Fig. 7 Identification Results of Farmland Fire Pixels Near Lusaka

在南部非洲地区10个大陆国家中,3类像素中占比最高的均为全黑像素,其次均为农田火像素,稳定灯光像素占比最低。这种情况与南部非洲地区的整体发展情况相符,南部非洲地区城市化水平较低,大多数土地还未进行充分开发,无人居住,仍为森林或荒原。虽然该南部非洲地区农业用地占比较高,但仅有部分耕地会发生农田火,因此全黑像素多于农田火像素。同时,南部非洲的城市化水平普遍较低,城市内建成区面积较小,大部分城际道路未配备照明设施,因此代表城市建成区和城郊交通要道的稳定灯光像素占比最少。

4 讨论

4.1 现有火点产品分析

NASA生产的MODIS和VIIRS活跃火产品、EOG生产的NOAA-20和NPP夜间火产品是目前被广泛应用的火点产品。为分析这4种火点

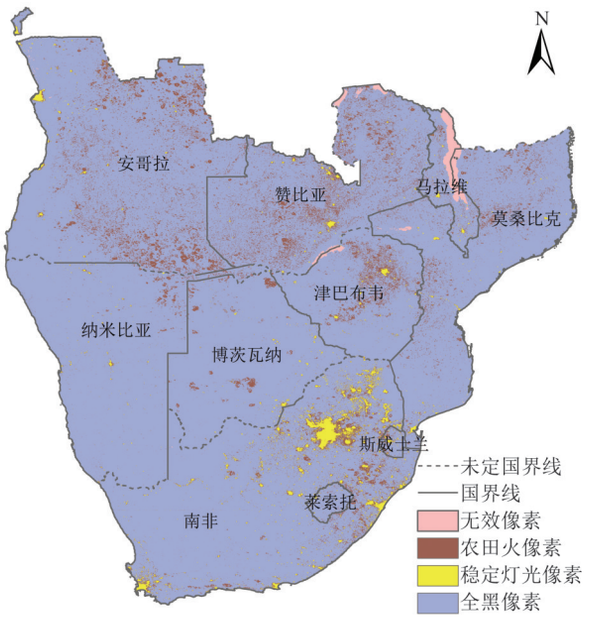


图 8　2021年南部非洲10个国家的分类结果

Fig. 8　Classification Results for 10 Countries in Southern Africa in 2021

产品检测夜光影像中农田火像素的能力，本文基于VNP46A3月级夜光影像、谷歌地球影像和地表覆盖数据，在南部非洲地区选取了仅在2021年8月发生农田火的像素，选取标准为：像素在2021年8月的辐亮度显著高于农田火时间窗口外的辐亮度，谷歌影像上为耕地，并且像素内部地表覆盖类型为耕地的比例大于20%。将2021年8月内火点产品中火点所在的夜光像素标记为火点产品像素，计算火点产品对农田火像素的检出率P，计算公式为：

$$P=\frac{n_2}{n_1} \tag{7}$$

式中，n_1表示2021年8月的农田火像素数量；n_2表示2021年8月火点产品像素与农田火像素重合的数量。经计算，2021年8月NASA的MODIS和VIIRS活跃火产品、EOG的NOAA-20和NPP夜间火产品对农田火像素的检出率分别为8.72%、34.75%、11.83%和12.66%。

表 7　南部非洲 10 个国家分类结果统计

Table 7　Classification Results Statistics of 10 Countries in Southern Africa

国家	农田火像素比例/%	稳定灯光像素比例/%	全黑像素比例/%	有效像素数	有效像素占比/%
安哥拉	8.78	0.60	90.62	5 972 881	99.93
赞比亚	12.27	0.66	87.07	3 573 590	98.91
马拉维	7.09	1.66	91.25	460 555	81.20
莫桑比克	4.47	0.55	94.97	3 813 291	98.88
纳米比亚	1.39	0.28	98.34	4 157 993	100.00
博茨瓦纳	2.25	0.48	97.27	2 915 838	100.00
津巴布韦	8.56	0.85	90.59	1 915 975	99.26
南非	6.20	4.81	88.99	6 671 397	99.99
莱索托	3.77	1.49	94.75	163 391	100.00
斯威士兰	13.18	5.38	81.44	90 192	100.00

图9～11分别展示了赞比亚卢萨卡市、安哥拉万博市和南非乌姆塔塔市附近火点产品对农田火像素的检测情况。可以看出，火点产品像素未与农田火像素对应，夜光影像中仍有大量农田火像素未被火点产品像素覆盖。结果表明，此类火点产品对夜光影像中的农田火像素检出率较低，不适合去除夜光影像上的农田火像素。此类火点产品基于亮度温度检测火灾，对火灾的亮度温度识别阈值在300 K以上[20-22]，然而大部分农田火点的亮度温度较低，无法被识别，因此现有火点产品像素与农田火像素差异较大。

4.2　夜光遥感农田火识别

时间序列夜光遥感影像提供了丰富的非洲社会经济动态信息，但是这些影像中包含大量的农田火点，对于欠发达的非洲地区而言，这些火点的亮度可能超过城镇夜间灯光的亮度，对城镇夜间灯光信息的提取和分析产生较大干扰，影响了利用夜光影像对非洲社会经济的评估工作。因此，需要发展方法与技术剔除夜光影像中的农田火像素，同时最大限度保留城镇灯光像素。

现有火点产品无法有效检测出夜光影像中的农田火像素，考虑到部分农田火像素分布在城镇附近，若以现有火点产品中的火点为中心设置缓冲区，以其为掩膜剔除农田火像素，则会同时剔除掉部分城镇灯光像素。同时，由于部分像素中同时包含农田和城镇用地，无法仅凭借地表覆

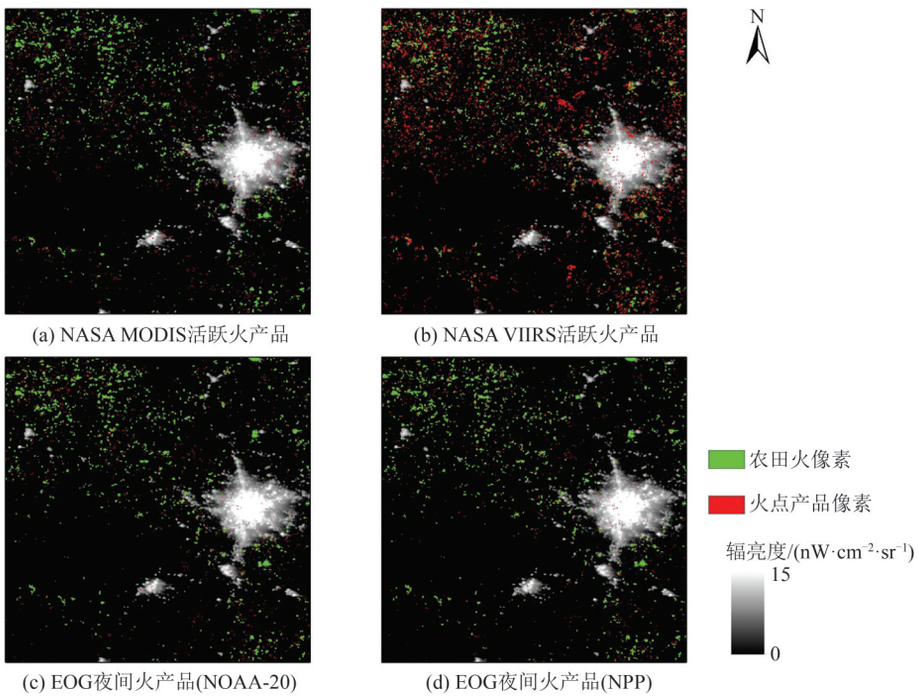


图9 卢萨卡附近火点产品对农田火像素的检测情况

Fig. 9 Detection of Fire Point Products on Farmland Fire Pixels Near Lusaka

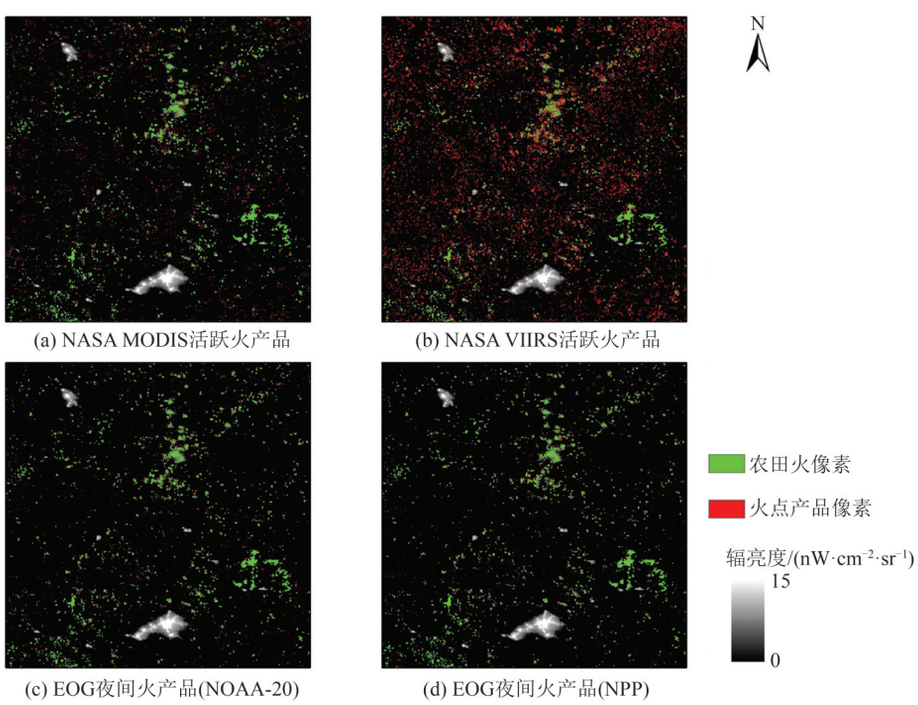


图10 万博附近火点产品对农田火像素的检测情况

Fig. 10 Detection of Fire Point Products on Farmland Fire Pixels Near Huambo

盖数据为农田的区域掩膜剔除掉农田火像素。因此,本文利用农田火像素和城镇灯光像素在时间序列夜光影像上的辐亮度特征差异,通过机器学习的方法对夜光影像进行分类,进而更精准地识别出农田火像素。

4.3 农田火像素识别误差

本文基于Black Marble日级夜光影像,利用像素一年内的辐亮度变化特点来构建多元特征。虽然夜光辐亮度均经过大气校正和质量筛选,但云层对月光反射和云层对地面光源遮挡的影响并未被完全消除,传感器噪声信号和像元“溢出”效应也会对像素的特征值产生影响,从而影响农田火像素的识别结果。同时,农田火时间窗口的选择也会影响像素的特征值,本文仅考虑主要农

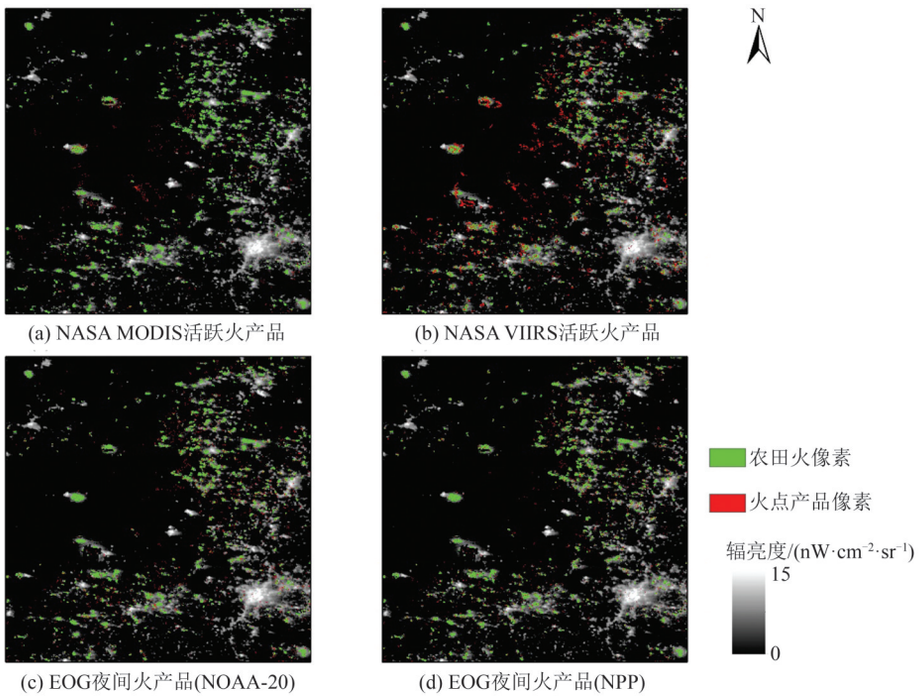


图 11　乌姆塔塔附近火点产品对农田火像素的检测情况

Fig. 11　Detection of Fire Point Products on Farmland Fire Pixels Near Umtata

作物的生长季节和月级夜光影像上农田火像素出现的时间规律，将每年6月—11月作为农田火的时间窗口。此外，本文识别出的农田火像素中可能也包含因炊火和自然野火等非农业因素产生的高辐亮度像素。在未来研究中，可结合不同农作物生长周期优化农田火时间窗口的选择，也可利用具有更高时间分辨率的Landsat影像优化模型构建的训练样本，以提高农田火像素的分类精度。

5　结　语

本文以南部非洲地区的10个大陆国家为研究区域，利用日级Black Marble夜光影像构建辐亮度多元特征，使用RF分类方法将夜光影像上的像素分为农田火像素、稳定灯光像素和全黑像素，像素分类的总体精度为91.2%，平均生产者精度为91.9%，平均用户精度为91.0%，其中农田火像素分类的生产者精度和用户精度分别为86.4%和92.6%。大部分国家农田火像素分类的生产者精度在85%以上，各国农田火像素分类的用户精度均高于90%，分类精度能满足应用需求。在10个国家的夜光影像中，占比最高的像素为全黑像素，其次为农田火像素，占比最低的为稳定灯光像素。本文提出的方法能有效识别出夜光影像中的农田火像素，在未来的研究中，可利用本方法滤除Black Marble产品中的农田火像素，提高使用该产品评估非洲社会经济的精度，改善该产品的质量以适应更多应用需求。

参　考　文　献

[1] 李德仁，李熙．论夜光遥感数据挖掘[J]．测绘学报，2015，44(6)：591-601.
LI Deren，LI Xi. An Overview on Data Mining of Nighttime Light Remote Sensing[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*，2015，44(6)：591-601.

[2] LEVIN N，KYBA C C M，ZHANG Q L，et al. Remote Sensing of Night Lights：A Review and an Outlook for the Future[J]. *Remote Sensing of Environment*，2020，237：111443.

[3] JUNG M C，KANG M Y，KIM S. Does Polycentric Development Produce less Transportation Carbon Emissions？ Evidence from Urban Form Identified by Night-Time Lights Across US Metropolitan Areas[J]. *Urban Climate*，2022，44：101223.

[4] HE X，YUAN X D，ZHANG D H，et al. Delineation of Urban Agglomeration Boundary Based on Multisource Big Data Fusion：A Case Study of Guangdong - Hong Kong - Macao Greater Bay Area (GBA)[J]. *Remote Sensing*，2021，13(9)：1801.

[5] 钟芊芊，肖锐，曹汉瑞，等．启明星一号夜间灯光影像的评估[J]．武汉大学学报(信息科学版)，2023，48(8)：1273-1285.
ZHONG Qianqian，XIAO Rui，CAO Hanrui，et al.

Evaluation of Qimingxing-1 Nighttime Light Image [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(8):1273-1285.

[6] CHEN J Q, WEI H, LI N, et al. Exploring the Spatial-Temporal Dynamics of the Yangtze River Delta Urban Agglomeration Based on Night-Time Light Remote Sensing Technology[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 5369-5383.

[7] BERGANTINO A S, DI LIDDO G, PORCELLI F. Regression-Based Measure of Urban Sprawl for Italian Municipalities Using DMSP-OLS Night-Time Light Images and Economic Data[J]. *Applied Economics*, 2020, 52(38): 4213-4222.

[8] HE X, ZHANG Z M, YANG Z J. Extraction of Urban Built-up Area Based on the Fusion of Night-Time Light Data and Point of Interest Data[J]. *Royal Society Open Science*, 2021, 8(8): 210838.

[9] PAN W B, FU H M, ZHENG P. Regional Poverty and Inequality in the Xiamen-Zhangzhou-Quanzhou City Cluster in China Based on NPP/VIIRS Night-Time Light Imagery [J]. *Sustainability*, 2020, 12(6): 2547.

[10] LIANG H D, GUO Z Y, WU J P, et al. GDP Spatialization in Ningbo City Based on NPP/VIIRS Night-Time Light and Auxiliary Data Using Random Forest Regression[J]. *Advances in Space Research*, 2020, 65(1): 481-493.

[11] IVAN K, HOLOBÂCĂ I H, BENEDEK J, et al. Potential of Night-Time Lights to Measure Regional Inequality[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(1): 33.

[12] 李熙, 巩钰, 邵振峰, 等. 夜间灯光遥感视角下的中国对中亚地区援助效果评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(12): 1914-1922.
LI Xi, GONG Yu, SHAO Zhenfeng, et al. Evaluation of China's Aid to Central Asia from the Perspective of Night-Time Light Remote Sensing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(12): 1914-1922.

[13] STATHAKIS D, BALTAS P. Seasonal Population Estimates Based on Night-Time Lights [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, 68: 133-141.

[14] SONG J C, TONG X Y, WANG L Z, et al. Monitoring Finer-Scale Population Density in Urban Functional Zones: A Remote Sensing Data Fusion Approach [J]. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 190: 103580.

[15] HE M, XU Y M, LI N. Population Spatialization in Beijing City Based on Machine Learning and Multi-source Remote Sensing Data[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(12): 1910.

[16] VERNON HENDERSON J, STOREYGARD A, WEIL D N. Measuring Economic Growth from Outer Space[J]. *The American Economic Review*, 2012, 102(2): 994-1028.

[17] JIANG S N, WEI G E, ZHANG Z K, et al. Detecting the Dynamics of Urban Growth in Africa Using DMSP/OLS Nighttime Light Data [J]. *Land*, 2021, 10(1): 13.

[18] LI X, GE L L, CHEN X L. Detecting Zimbabwe's Decadal Economic Decline Using Nighttime Light Imagery[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(9): 4551-4570.

[19] 张悦, 李众, 曲春红. 非洲农业现代化发展: 现状、挑战与机遇[J]. 中国食物与营养, 2021, 27(6): 17-22.
ZHANG Yue, LI Zhong, QU Chunhong. Agricultural Modernization in Africa: Status Quo, Challenges and Opportunities [J]. *Food and Nutrition in China*, 2021, 27(6): 17-22.

[20] 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.

[21] 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.

[22] ELVIDGE C, ZHIZHIN M, HSU F C, et al. VIIRS Nightfire: Satellite Pyrometry at Night[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(9): 4423-4449.

[23] ROMÁN M O, WANG Z S, SUN Q S, et al. NASA's Black Marble Nighttime Lights Product Suite[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210: 113-143.

[24] LI X, SHANG X Y, ZHANG Q L, et al. Using Radiant Intensity to Characterize the Anisotropy of Satellite-Derived City Light at Night[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 271: 112920.

[25] LI X, MA R, ZHANG Q, et al. Anisotropic Characteristic of Artificial Light at Night-Systematic Investigation with VIIRS DNB Multi-temporal Observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111357.

[26] JUN C, BAN Y F, LI S N. Open Access to Earth Land-Cover Map[J]. *Nature*, 2014, 514: 434.

[27] BELGIU M, DRĂGUŢ L. Random Forest in Remote Sensing: A Review of Applications and Future

Directions[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 114: 24-31.

[28] 李明洁，王明常，王凤艳，等. 基于多特征随机森林算法的深圳市土地利用分类[J]. 世界地质，2022，41(3)：632-640.
LI Mingjie, WANG Mingchang, WANG Fengyan, et al. Land Use Classification in Shenzhen Based on Multi-features Random Forest Algorithm [J]. *World Geology*, 2022, 41(3): 632-640.

[29] 马玥，姜琦刚，孟治国，等. 基于随机森林算法的农耕区土地利用分类研究[J]. 农业机械学报，2016，47(1)：297-303.
MA Yue, JIANG Qigang, MENG Zhiguo, et al. Classification of Land Use in Farming Area Based on Random Forest Algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(1): 297-303.

[30] 杨潇钰，余勤，叶强，等. 基于遥感技术的输电走廊植被山火预警平台研究[J]. 自然灾害学报，2021，30(6)：67-76.
YANG Xiaoyu, YU Qin, YE Qiang, et al. An Early Warning Platform of Mountain Fire in Transmission Corridor Based on Remote Sensing[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2021, 30(6): 67-76.

[31] 尹俊玥，何瑞瑞，赵凤君，等. 多源卫星遥感影像的林火监测[J]. 光谱学与光谱分析，2023，43(3)：917-926.
YIN Junyue, HE Ruirui, ZHAO Fengjun, et al. Research on Forest Fire Monitoring Based on Multi-source Satellite Remote Sensing Images[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(3): 917-926.

（上接第2047页）

Using Dynamic Upsampling Filter Deep Network [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46 (11): 1716-1726.

[31] DONG C, LOY C C, HE K M, et al. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(2): 295-307.

[32] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets[C]// The 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, Bali, Indonesia, 2022.

[33] 陆川伟，孙群，赵云鹏，等. 一种基于条件生成式对抗网络的道路提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2021，46(6)：807-815.
LU Chuanwei, SUN Qun, ZHAO Yunpeng, et al. A Road Extraction Method Based on Conditional Generative Adversarial Nets[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(6): 807-815.

[34] 宇如聪，李建，陈昊明，等. 中国降水日变化[M]. 北京：科学出版社，2021：148-149.
YU Rucong, LI Jian, CHEN Haoming, et al. Daily Variation of Precipitation in China[M]. Beijing: Science Press, 2021: 148-149.

[35] 谭伟伟. 长江经济带卫星遥感降水数据空间降尺度研究[D]. 武汉：武汉大学，2020.
TAN Weiwei. Spatial Downscaling of Satellite-Based Precipitation Data over the Yangtze River Economic Belt [D]. Wuhan: Wuhan University, 2020.