引文格式：杨金虎. 基于GNSS-R数据和机器学习算法探测森林火灾研究[J]. 地理空间信息, 2025, 23(4):71-74. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.04.015

基于GNSS-R数据和机器学习算法探测森林火灾研究

杨金虎[1,2]
（1. 中煤科工集团重庆研究院有限公司，重庆 400039；2. 重庆大学 资源与安全学院，重庆 400044）

摘　要：基于巴西东南部地区的全球导航卫星系统反射技术（GNSS-R）和累计火灾燃烧面积数据，利用卷积神经网络（CNN）和随机森林（RF）2种算法，提出基于GNSS-R技术的火灾探测新方法。研究结果表明，CNN方法预测火灾面积和真实火灾面积的符合度显著高于RF方法，显示出较少的异常值。2种方法在探测火灾面积的相对误差方面均小于6%，其中CNN方法在精度上比RF方法提高了3.3%，在拟合度上提高了17.4%。误差分析表明，2种方法的探测误差均遵循正态分布，说明模型无显著系统误差，与RF方法相比，CNN方法探测火灾的误差较低。在空间分布分析中，CNN方法探测到的火灾面积与实际情况更为吻合，而RF方法倾向于对实际火灾面积进行高估。本研究为利用GNSS-R技术进行火灾探测提供了新视角，对于火灾预测与防控具有重要的实践意义。

关键词：全球导航卫星系统反射技术；火灾；卷积神经网络；随机森林；相对误差
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）04-0071-04

Research on Forest Fire Detection Based on GNSS-R Data and Machine Learning Algorithm

YANG Jinhu[1,2]
(1. Chongqing Research Institute of China Coal Science and Industry Group Co., Ltd., Chongqing 400039, China;
2. College of Resources and Security, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Based on GNSS-R and accumulated fire burn area data, we used convolutional neural network (CNN) and random forest (RF) algorithm to detect fire in the southeastern region of Brazil. The results show that the CNN method significantly outperforms the RF method in terms of congruence with actual fire areas, exhibiting fewer anomalies. Relative error in detecting fire areas is less than 6% for both methods, with the CNN method demonstrating 3.3% increase in accuracy and 17.4% enhancement in model fit over the RF algorithm. Error analysis indicates that the detection errors for both methods adhere to a normal distribution, suggesting an absence of significant systemic errors in the models. Spatial distribution analysis reveals that the fire areas detected by the CNN method align more closely with the actual conditions, in contrast to the RF algorithm which tends to overestimate the actual fire areas. This research offers a novel perspective in utilizing GNSS-R technology for fire detection, holding significant implications for future fire prediction and prevention strategies.

Key words: GNSS-R, fire, CNN, RF, relative error

森林生态系统因火灾而遭遇严重动态变化，这一问题在全球引起重视。火灾不仅直接威胁人类生命安全，还严重破坏了生态系统的结构、组成和功能，影响其向人类提供必要生态资源的能力[1-3]。近年来，全球多地由于气候变化加剧，记录到的火灾事件频次不断上升[4-6]。这种趋势导致森林恢复能力的超载风险急剧增加，可能导致森林生态系统遭受根本性改变甚至完全破坏[7]。据Lindner等[8]预测，未来几十年内，火灾将可能成为全球变暖对森林生态系统最关键的影响因素之一。随着森林火灾频率的增加，对火灾及其影响的监测需求亦在不断增长。尽管现场观测无法实现全球范围内频繁的火灾监控，遥感技术却可作为实现此目标的有效工具。目前可用的大多数全球尺度的火灾产品都是从搭载在TERRA和AQUA卫星上的中等成像光谱仪（moderate resolution imaging spectroradiometer，MODIS）衍生而来的[9-10]。

前期研究指出，在非常密集的森林中，全球导航卫星系统（global navigation satellite system，GNSS）反射信号具有相对较低且稳定的值，这主要是由于植被对土壤反射的高衰减。根据植被季节性周期和驱动散

项目来源：中煤科工集团重庆研究院有限公司自立重点项目（2023ZDYF15）；山西焦煤能源集团股份有限公司西山分公司自立项目（231401092023O6G），中国煤炭科工集团有限公司科技创新创业资金专项国际合作项目（2020-2-GJHZ003）。
作者简介：杨金虎（1977—），硕士，高级工程师，从事桥隧坡监测、地质灾害监测、超前地质预报研究及应用工作，E-mail：xpeng16@163.com。

射机制的其他表面参数（如土壤湿度和表面粗糙度），开放区域的特征是较高的值和显著的变化性。全球导航卫星系统反射技术（global navigation satellite system-reflectometry，GNSS-R）的这些特征使得其监测火灾成为可能[11-13]。

由于微波频率不受太阳光照射和恶劣天气条件的影响，GNSS-R技术能够弥补光学和多光谱传感器在火灾探测中的局限性。在热带地区，传统光学传感器经常受到云层遮挡的干扰，而GNSS-R技术则可以提供更高的时间覆盖率，确保连续可靠的监测。此外，GNSS-R在非常密集的森林环境中，其反射信号具有相对较低且稳定的值，表明其可以穿透森林冠层，达到更有效的火灾探测。因此，GNSS-R技术在火灾探测中的应用，为解决传统技术难以克服的挑战提供了一种重要的补充手段。

尽管GNSS-R技术在陆地上的潜力已经在森林生物量和土壤湿度估计方面得到了广泛证明，但国内并没有关于其在火灾探测领域应用的先例。本研究聚焦于巴西东南部地区，率先基于2019年8-11月的GNSS-R数据和全球燃烧区域地图数据，引入卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）和随机森林（random forest，RF）方法研究基于GNSS-R技术探测火灾的可行性，并分析不同方法探测火灾的准确性和精度。

1 数据和方法

1.1 研究数据

研究区域为巴西高原东部（-21.625°~5.875°N，-51.375°~43.125°E），植被覆盖以草原为主，气候类型以热带草原气候为主。研究区域西北部位于森林和草原的交界处，植被相对茂盛，而东南部靠近沿海，气候较为湿润。

欧洲航天局气候变化倡议（climate change initiative，CCI）的全球燃烧区域地图被用作验证算法的参考数据，该地图数据是基于由TERRA卫星搭载的MODIS近红外传感器获取的数据。火灾数据的空间分辨率为0.25°×0.25°，每月提供一次数据，本研究使用的是数据集中的累计火灾面积数据，可通过CCI数据网站（https://climate.esa.int/en/）免费获取。

本研究使用的GNSS-R数据是由美国国家航空航天局的旋风全球导航卫星系统（cyclone global navigation satellite system，CYGNSS）星座任务提供，CYGNSS星座由8颗微卫星组成，每颗卫星上都搭载了由萨里卫星技术有限公司开发的GNSS-R接收器。这8颗微卫星以35°的倾角绕地球轨道飞行；每颗卫星可以同时收集多达4个反射信号，数据可从PO.DAAC网站（https://podaac.jpl.nasa.gov）获取。

1.2 研究方法

如图1为本研究的技术路线图，主要包括数据预测处理、模型建立和火灾探测。

为了确保研究的准确性和可靠性，本研究在数据质量控制方面采取了严格的标准。首先，考虑到相干信号的第一菲涅尔反射区域对应的测量点的入射角变化范围为0°~65°，本研究仅选取了入射角小于65°的点数据。其次，为了确保接收信号的有效性，本研究选择了天线增益大于0的点数据，这有助于排除可能因天线性能不佳而产生的无效数据。最后，在数据质量的进一步控制上，依据元数据中的质量标签参数来筛选数据。通过这些质量控制参数的应用，可以有效地识别和排除因各种原因而质量不佳的数据点，从而确保所用数据的准确性和可靠性。

排除质量较差的数据后，开始计算地表反射率（surface reflectance，SR）。在相干假设中，入射至地表的GNSS信号在陆地表面仅发生相干反射。去除双基地雷达几何和观测系统硬件的影响后，地表有效反射率可定义为：

$$SR=\frac{(4\pi)^2 P_{\mathrm{coh}}(R_{ts}+R_{rs})^2}{\lambda^2 G_r P_t G_t} \tag{1}$$

式中，P_{coh}为延迟多普勒图的峰值功率；P_tG_t为发射机的等效全向辐射功率；P_t为GNSS卫星右旋圆极化导航信号的发射功率；G_t为发射机天线增益；G_r为接收机天线增益；λ为发射信号的载波波长；R_{ts}和R_{rs}分别为发射机到地表反射点的距离及接收机到地表反射点的距离。

得到镜面反射点的地表反射率后，将地表反射率数据与火灾地图数据进行格网统一，使2种数据的格网大小均为0.25°×0.25°；再以月为单位，将地表反射率数据求和作为累计地表反射率；然后使用机器学习方法进行训练。本研究使用了卷积神经网络和随机森林2种神经网络方法进行火灾的探测研究。首先采用了CNN方法来预测累计火灾面积：①对包含经纬度、时间、地表反射率和累计火灾面积的数据进行了标准化处理，并将其重塑为适合CNN输入的数组格式，在模型构建阶段，使用了多个卷积层和池化层来提取空间特征；②通过全连接层进行特征融合。训练过程中采用Adam优化器和均方误差损失函数。模型训练完

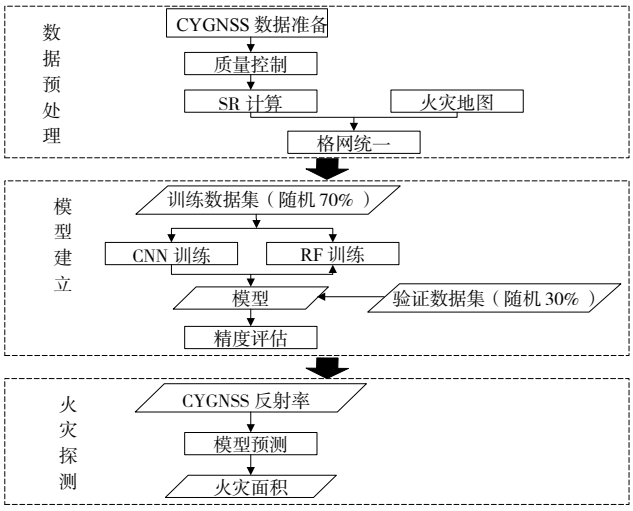


图 1　技术路线图

成后，使用测试数据集进行验证，并计算了相对误差（即误差占真实面积的百分比）和拟合度（R^2）值以评估模型性能。

同时，我们还采用 RF 算法来预测累计火灾面积。该方法首先涉及对包含经纬度、时间、地表反射率和累计火灾面积的数据进行预处理，包括数据清洗和特征选择。随后，使用随机森林模型进行训练和预测，该模型由多个决策树组成，其参数如树的数量和深度经过优化以提高预测准确性。模型训练完成后，利用测试集进行了性能评估，同样使用相对误差和 R^2 作为评估指标。

2　结果与分析

本研究使用随机森林方法和卷积神经网络方法对火灾进行预测，将经度、纬度、时间和地表反射率作为输入，将火灾面积作为学习目标进行训练，并将 30% 的数据作为验证。首先将 2 种方法预测的火灾面积和真实面积进行对比，并进行线性拟合，结果如图 2 和图 3 所示。

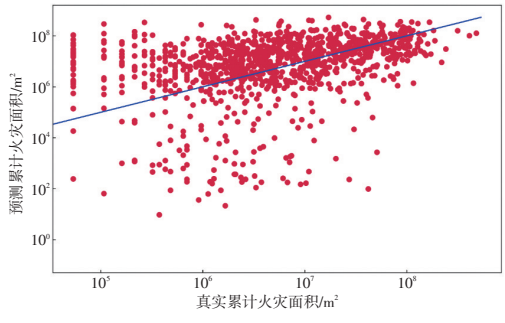


图 2　随机森林方法预测火灾面积和真实面积对比

由图 2 可得，使用随机森林方法得到的预测值和真实值整体符合度较好，但是在火灾面积较少的情况下异常值较多，拟合得到的线性表达式为 $y=1.058x+1\,003.54$。由图 3 可以看出，由卷积神经网络方法得到的预测值和真实值符合度较高，与随机森林方法得到的结果相比，异常值较少，预测值更加接近拟合的直线，拟合得到的线性表达式为 $y=1.031x+891.32$。从拟合曲线的方程来看，由卷积神经网络方法得到的结果更接近 $y=x$ 直线。

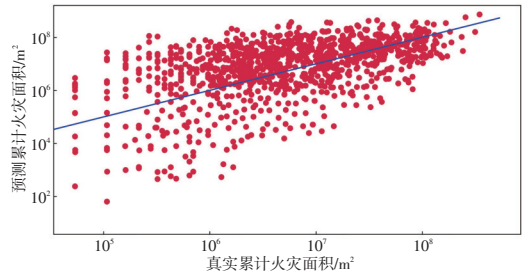


图 3　卷积神经网络方法预测火灾面积和真实面积对比

但是，在真实火灾面积较低的区域内，预测得到的火灾面积结果精度相对偏低。主要原因是在真实火灾面积较低的地区，其与周围地区的地表反射率差异较小，从而导致 CYGNSS 数据信号获取火灾面积信息较为困难。为了量化 2 种方法进行火灾面积探测的精度，本研究对相对误差、拟合度以及误差的分布特点进行了统计，结果如表 1、图 4 和图 5 所示。

表 1　不同方法预测精度对比

指标	RF	CNN	改善率
相对误差/%	5.77	2.69	3.3
R^2/%	69.63	81.73	17.4

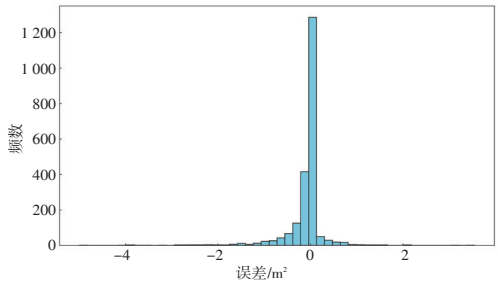


图 4　随机森林方法预测误差分布

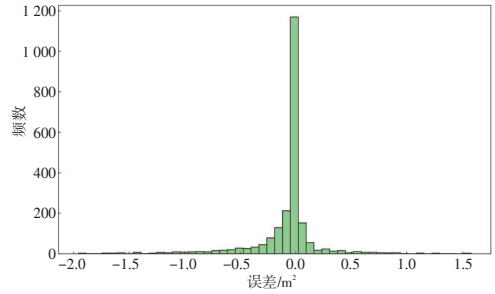


图 5　卷积神经网络方法预测误差分布

由表 1 可知，2 种方法探测火灾面积的相对误差均小于 6%，精度较高，但是使用卷积神经网络方法得到的结果较随机森林方法得到的结果精度提高了 3.3%，拟合度提高了 17.4%。

由图4可得，基于随机森林方法探测火灾的误差基本符合正态分布规律，这表明火灾探测模型无明显系统误差，其中误差在-0.5×10^8~0.5×10^8、-1×10^8~1×10^8、-2×10^8~2×10^8之间的分别占93.7%、98.8%和99.5%。由图5可知，基于卷积神经网络方法探测火灾的误差更加符合正态分布的规律，误差均在-2×10^8~2×10^8之间，误差在-0.5×10^8~0.5×10^8、-1×10^8~1×10^8之间的占比分别为95.41%和99.2%，火灾探测精度明显提高。

在确认火灾探测模型的精度后，本研究基于不同方法训练的模型对实验区域的累计火灾面积进行探测，并对2种方法的探测结果进行比较，结果如图6所示。

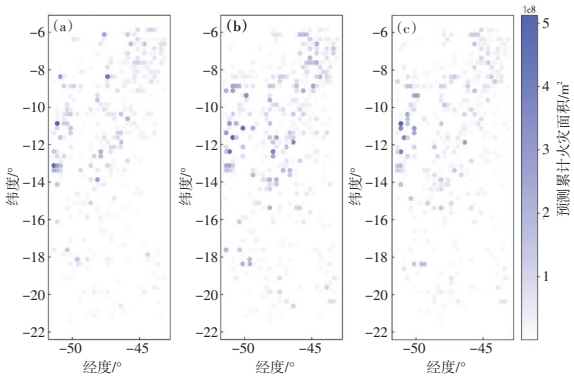


图6 随机森林方法预测火灾面积和真实火灾面积空间分布对比

注：子图（a）~（c）分别代表真实火灾面积、RF方法面积和CNN方法探测火灾面积

由图6可以看出，火灾主要分布在研究区域对角线以上部分，即研究区域偏西北部，其中经度小于−50°的部分火灾较为严重，此区域为草原和森林的交界处，植被较为茂盛，因此累计火灾面积较大；而偏东部地区的植被主要为草原，植被较少，因此火灾面积也较少。研究区域东南部靠近沿海，属于海洋性气候，降雨较多，因此火灾面积较少。

从不同方法探测火灾面积的结果来看，卷积神经网络方法的火灾面积探测结果更接近真实情况，而随机森林方法探测的火灾面积较真实值偏大，这也与前文中的结果相符。

3 结 语

本研究基于巴西东南部区域的CYGNSS和累计火灾燃烧面积数据，引入卷积神经网络和随机森林方法，提出基于GNSS-R技术进行火灾探测新思路，并对比了2种方法探测火灾的精度，结果表明，地面反射率的实时变化与火灾活动紧密相关，能够指示火灾发生前的地表特性变化。GNSS-R技术的显著优势在于其能够实时接收和处理地表反射的导航卫星信号，为火灾监测和预警系统提供了一种高效且可靠的数据源。随着全球导航卫星系统的发展，其覆盖范围广泛，数据丰富，确保了对地表条件的持续监测。因此，GNSS-R技术不仅优化了火灾探测的效率和精确度，也为火灾预测提供了可靠的科学基础，展现了其在防灾减灾领域的巨大应用潜力。

参考文献

[1] 蒋若凡,杨斌,宋林,等. 基于Sentinel-2卫星的凉山州木里县林火监测与植被评估[J]. 地理空间信息,2022,20(5):38-44

[2] 陈跃毅. 融合多源时空数据背景下的城市火灾危险性评估研究[J]. 地理空间信息,2023,21(11):63-67

[3] 俞昊天,耿君,艾达娜·哈克木,等. 2019—2020年澳大利亚森林火灾遥感监测研究[J]. 测绘通报,2021(增刊):165-169

[4] 庞勇,莫文,覃先林,等. 机载光学全谱段遥感林火监测[J]. 遥感学报,2020,24(10):1 280-1 292

[5] 李建,陈晓玲,陆建忠,等. 森林火灾遥感监测方法适用性研究[J]. 华中师范大学学报(自然科学版),2011,45(3):485-489

[6] 马芮,孙林,袁广辉,等. 可见光红外成像辐射仪数据林火识别算法研究[J]. 遥感信息,2015,30(4):37-42

[7] Seidl R, Spies T A, Peterson D L, et al. Searching for Resilience: Addressing the Impacts of Changing Disturbance Regimes on Forest Ecosystem Services[J]. Journal of Applied Ecology, 2016, 53(1): 120-129

[8] Lindner M, Maroschek M, Nethere S, et al. Climate Change Impacts, Adaptive Capacity, and Vulnerability of European Forest Ecosystems[J]. Forest Ecology and Management, 2010, 259(4):698-709

[9] Giglio L, Boschetti L, Roy D, et al. The Collection 6 MODIS Burned Area Mapping Algorithm and Product[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 217(8):72-85

[10] 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(5):111 493

[11] Fu Y, Li R, Wang X, et al. Fire Detection and Fire Radiative Power in Forests and Low-biomass Lands in Northeast Asia: MODIS Versus VIIRS Fire Products[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18):2 870

[12] 王健,杜玉玲,高钊,等. 基于MODIS时序数据的大兴安岭火烧迹地时空变化及其森林恢复研究[J]. 自然资源遥感,2024,36(2):142-150

[13] 张文文,王劲,王秋华,等. 基于MODIS的云南省2001—2020年林火发生时空特征分析[J]. 南京林业大学学报(自然科学版),2023,47(5):73-79