中国科学技术大学

University of Science and Technology of China

博士学位论文

论文题目 基于MODIS遥感数据的野火烟雾探测和植被受灾评估研究

作者姓名 巴 锐

学科专业 安全科学与工程

导师姓名 宋卫国 研究员 卢兆明 教授

完成时间 二〇二〇年六月

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

中国科学技术大学

博士学位论文

基于MODIS遥感数据的野火烟雾探测和植被受灾评估研究

作者姓名： 巴 锐

学科专业： 安全科学与工程

导师姓名： 宋卫国 研究员 卢兆明 教授

完成时间： 二〇二〇年六月二日

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

University of Science and Technology of China

A dissertation for doctor's degree

Wildfire Smoke Detection and Fire-affected Vegetation Assessment Based on MODIS Data

Author: BA Rui

Speciality: Safety Science and Engineering

Supervisors: Prof. SONG Weiguo, Prof. LO Siuming

Finished time: 02 June 2020

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

中国科学技术大学学位论文原创性声明

本人声明所呈交的学位论文，是本人在导师指导下进行研究工作所取得的成果。除已特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含任何他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中作了明确的说明。

作者签名：巴锐　　签字日期：2020.7.4

中国科学技术大学学位论文授权使用声明

作为申请学位的条件之一，学位论文著作权拥有者授权中国科学技术大学拥有学位论文的部分使用权，即：学校有权按有关规定向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅，可以将学位论文编入《中国学位论文全文数据库》等有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。本人提交的电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

保密的学位论文在解密后也遵守此规定。

☑公开　□保密（____年）

作者签名：巴锐　　导师签名：

签字日期：2020.7.4　　签字日期：2020.7.4

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

摘　要

随着全球变暖和极端气候的日益频繁，近年来世界各地的野火频繁发生。野火的研究和防控对于保护人民的生命财产安全、研究了解火灾的影响和生态系统的动态变化至关重要。卫星遥感作为一种有效的环境监测和分析手段，为野火的研究和应用提供了有价值的信息。基于卫星数据已经开展了很多野火监测和评估方面的研究。然而，对于火灾烟雾识别的有效性和适用性还有待进一步提高，同时对灾后过火迹地的光谱特征和探测识别以及受灾植被的动力学等方面还需要更深入的研究。

本文基于 Aqua 和 Terra 卫星上搭载的中分辨率成像光谱仪(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)的遥感数据，提出了两个模型来分别提高野火烟雾探测和过火迹地测绘的精度，并深入分析了灾后过火迹地的光谱特征和受野火影响植被的动力学特征。第三章介绍了我们构建的新的大型卫星图像烟雾数据集(USTC_SmokeRS)，该数据集涵盖了来自世界各地的六种地物和气溶胶类别的 MODIS 影像，即云、沙尘、雾霾、陆地、海岸和烟雾。为了建立卫星遥感火灾烟雾的探测基准，我们提出了一个新的基于卷积神经网络(convolution neural network, CNN)的改进型模型(SmokeNet)，该模型通过融合空间和通道间注意力机制，有效增强了网络对图像的特征表达，并对比评估了新模型与几种先进的深度学习图像分类方法的精度。通过利用不同比例(16%、32%、48%和 64%)的训练图像开展多组对照实验，结果表明所提出的 SmokeNet 模型的精度和 Kappa 系数均高于其他先进的方法。其中，在采用 64%的图像训练后，SmokeNet 模型达到了最优的精度 92.75%和 Kappa 系数 0.9130；在采用 16%的图像训练后，新模型的图像分类精度和 Kappa 系数较其它先进模型分别提高了至少 4.99%和 0.06。

在第四章中，为了准确评估野火发生后的过火区域，我们研究了过火迹地的光谱特征，并提出了一种新的过火迹地测绘方法，在仍利用单张 MODIS 影像的基础上，该方法对过火迹地的识别精度优于以往的方法，关键的创新是结合了最优的光谱指数和神经网络算法。我们利用传统的遥感算法（经验公式法、多阈值法和目视判别法），从美国内华达州、华盛顿州和加利福尼亚州 2016 年的三场野火 MODIS 数据中提取了五种典型地物类别（过火迹地、植被、云、裸土和云阴影）的样本集。然后，利用分离性指数 M 评价了 7 个光谱波段和 13 个光谱指数区分过火迹地与四种未燃地物类别的能力。基于过火区域和未过

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

火区域的分离性分析，我们采用了 M 值大于 1.0 的光谱指数生成了训练样本集，其精度评估的结果是总精度 98.68%和 Kappa 系数 0.9746。最后，我们利用反向传播神经网络(back-propagation neural network, BPNN)学习了训练样本集中不同类别间的光谱差异，最终生成基于 MODIS 的过火迹地图。我们将新的过火迹地测绘方法应用于美国爱达荷州、内华达州和俄勒冈州 2017 年的三场野火案例来验证其有效性。通过对比新方法的结果和基于 Landsat-8 陆地成像仪(Operational Land Imager, OLI)数据生成的参考过火迹地图，结果表明新方法可以有效利用不同地物类别间的光谱特征。与传统的经验公式法相比，该方法降低了至少 10%的错分误差和 6%的漏分误差，从而实现灾后过火迹地的精确评估。

为深入理解野火扰动下的植被动力学过程，在第五章中，我们研究了三个研究区域近二十年间植被指数时间序列的动态过程，包括 Aqua 和 Terra 卫星 MODIS 的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)和增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)数据，其中研究地点 L1 遭受过两场野火(Btu Fire, 2008 和 Camp Fire, 2018)的影响，研究地点 L2 只受 Camp Fire 的影响，而地点 L3 不受任何火灾的影响。通过利用多重分形去趋势波动分析(multifractal detrended fluctuation analysis, MFDFA)和费歇尔–香农分析(Fisher–Shannon analysis, FSA)的统计学方法，我们研究了植被指数时间序列的异质性和组织/无序性及其与灾后植被恢复过程的关系。结果表明，多次野火的影响增加了 NDVI 和 EVI 时间序列的异质性，其时间动态受较大的波动控制。同时，与未受火灾影响的研究区域相比，受野火影响地区的 NDVI 和 EVI 数据更有组织性，也更有序。此外，研究表明多个统计指标包括广义赫斯特指数范围 h_q-range、多重分形谱的宽度 W 和费歇尔-香农信息平面在研究区域的比较中 p-value 值通常小于 0.05，因此能够较好地区分不同次数野火影响的研究区域。

本文提出了改进的野火烟雾探测模型和灾后过火迹地测绘方法，并研究分析了火灾对植被动力学的影响及其特征变化，可以为野火防控和植被监测提供参考。最后，对未来进一步的研究提出了建议。

关键词：野火；卫星遥感；MODIS；烟雾；过火迹地；植被指数；光谱指数；神经网络；时间序列分析

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

ABSTRACT

With the development of global warming and the increasing frequency of extreme climates, wildfires have occurred frequently in recent years. The wildfire research is of critical importance for the protection of people's lives and property, and the understanding of fire impacts and ecosystem dynamics. Recently, a variety of environmental analysis applications have been advanced by the use of satellite remote sensing, which is an effective technology that can provide valuable information for wildfire monitoring. Numerous methods and analysis were investigated using the satellite imageries to detect wildfires and assess their effects. However, the effectiveness and applicability of wildfire identification need to be further improved, and more investigations are imperative for the spectral characteristics, mapping method, and vegetation dynamics of fire-affected areas.

In this thesis, based on the satellite remote sensing data from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensors onboard Aqua and Terra satellites, a couple of models were developed to improve the accuracy of wildfire smoke and burned area mapping, along with the in-depth analysis of the spectral features of post-fire areas and the fire-affected vegetation dynamics. The third chapter presents a new large-scale satellite imagery smoke detection benchmark generated from MODIS images, namely USTC_SmokeRS, consisting of 6225 satellite images from six classes (i.e., cloud, dust, haze, land, seaside, and smoke) and covering various areas/regions over the world. To build a baseline for smoke detection in satellite imagery, we evaluate several state-of-the-art deep learning-based image classification models. Moreover, we propose a new convolution neural network (CNN) model, SmokeNet, which incorporates spatial and channel-wise attention in CNN to enhance feature representation for scene classification. The experimental results of our method using different proportions (16%, 32%, 48%, and 64%) of training images reveal that our model outperforms other approaches with higher overall accuracy and Kappa coefficient. Specifically, the proposed SmokeNet model trained with 64% training images achieves the best overall accuracy of 92.75% and Kappa coefficient of 0.9130. Besides, the model trained with 16% training images can also improve the classification overall

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

accuracy and Kappa coefficient by at least 4.99% and 0.06, respectively, over the state-of-the-art models.

In the fourth chapter, for the purpose of the accurate assessment of post-fire areas, we investigated the spectral characteristics of burned area and developed a new burned area mapping method that surpasses the detection accuracy of previous methods, while still using a single MODIS image. The key innovation is integrating the optimal spectral indices and a neural network algorithm. We used the traditional empirical formula method, multi-threshold method, and visual interpretation method to extract the sample sets of five typical types (burned area, vegetation, cloud, bare soil, and cloud shadow) from the MODIS data of several wildfires in the USA states of Nevada, Washington, and California in 2016. Afterward, the separability index M was adopted to assess the capacity of seven spectral bands and 13 spectral indices to distinguish the burned area from four unburned land cover types. Based on the separability analysis between the burned and unburned areas, the spectral indices with an M value higher than 1.0 were employed to generate the training sample sets that were assessed to have an overall accuracy of 98.68% and Kappa coefficient of 0.9746. Finally, we utilized a back-propagation neural network (BPNN) to learn the spectral differences of different types from the training sample sets and obtain the output burned area map. The proposed method was applied to three wildfire cases in the USA states of Idaho, Nevada, and Oregon in 2017. A comparison of detection results between the new MODIS-based burned area map and the reference burned area map compiled from Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) data indicates that the proposed method can effectively exploit the spectral characteristics of various land cover types. Also, this new method can achieve higher accuracy with the reduction of commission error (CE, >10%) and omission error (OE, >6%) compared to the traditional empirical formula method.

To understand the vegetation dynamic processes induced by wildfires, in the fifth chapter, we investigated the time dynamics of MODIS Aqua and Terra Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Enhanced Vegetation Index (EVI) data acquired during nearly two decades from three study sites (L1, L2, and L3), of which site L1 was affected by two wildfires (Btu Fire, 2008 and Camp Fire, 2018), site L2 only affected by the Camp Fire, and site L3 not affected by any fire. The statistical analysis methods including the multifractal detrended fluctuation analysis (MFDFA) and the Fisher–Shannon analysis (FSA) were employed to

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

investigate the heterogeneity and the organization/disorder of the vegetation time series, and the relationship with the recovery process of vegetation after fire. Our results indicate that multiple fires increase the heterogeneity of NDVI and EVI time series, whose time dynamics is governed by the large fluctuations. In addition, the NDVI and EVI data for the sites affected by wildfires are more organized and less disordered than those for the fire-unaffected sites. Furthermore, the three sites affected by different number of wildfires can be well discriminated by the multifractal exponents of the hq-range and the multifractal width, as well as the Fisher–Shannon Information plane, with the p-value for the comparisons generally lower than 0.05.

The study develops the improved methods for fire smoke detection and burned area mapping, also provides deeper insights on the impacts of wildfires on vegetation dynamics and the changes of its characteristics. Additionally, the recommendations for further research are put forward.

Keywords: wildfire, satellite remote sensing, MODIS, smoke, burned area, vegetation indices, spectral indices, neural network, time series analysis

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

目　录

摘　要.....I
ABSTRACT.....III
目　录.....VII
表　格.....XI
插　图.....XIII
符号说明.....XV
第 1 章　绪论.....1
1.1　研究背景.....1
1.2　文献综述.....6
1.2.1　野火的探测监测.....6
1.2.2　灾后过火迹地评估.....12
1.2.3　植被监测和火灾影响分析.....15
1.2.4　总结.....16
1.3　研究目标与方法.....17
1.4　研究思路及内容.....17
1.5　论文章节安排.....19
第 2 章　卫星遥感基础和野火应用.....21
2.1　引言.....21
2.2　遥感基本物理原理.....21
2.2.1　电磁辐射.....21
2.2.2　电磁辐射定律.....22
2.3　卫星及传感器.....24
2.3.1　基本概念和特征.....24
2.3.2　卫星的主要类别.....25
2.4　EOS/MODIS 数据.....27
2.5　小结.....30
第 3 章　基于卷积神经网络的野火烟雾图像探测模型.....31
3.1　引言.....31
3.2　材料.....33
3.2.1　数据源.....33

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

3.2.2　类别……33
3.2.3　数据集及标注……34
3.2.4　USTC_SmokeRS 数据集……35
3.3　方法……37
3.4　实验……40
3.4.1　实施细节……40
3.4.2　评价指标……41
3.5　结果……42
3.5.1　精度评价……42
3.5.2　可视化分析……45
3.6　讨论……48
3.7　小结……50
第 4 章　灾后过火迹地的光谱特性分析与识别方法……51
4.1　引言……51
4.2　材料……52
4.2.1　数据源……52
4.2.2　研究区域……52
4.3　研究方法……54
4.3.1　数据预处理……54
4.3.2　样本集提取……55
4.3.3　光谱特性分析……57
4.3.4　反向传播神经网络……58
4.4　实验……60
4.5　结果……61
4.5.1　提取的样本集……61
4.5.2　光谱分析结果……62
4.5.3　精度分析和 BPNN 训练……67
4.5.4　过火迹地图……68
4.6　讨论……74
4.7　总结……75
第 5 章　植被指数时间序列的多重分形和信息分析……77
5.1　引言……77
5.2　材料……79
5.2.1　数据源……79

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

5.2.2　研究区域.....80
5.3　方法.....81
5.3.1　多重分形去趋势波动分析.....81
5.3.2　费歇尔-香农分析.....83
5.4　结果.....85
5.4.1　NDVI 和 EVI 时间序列.....85
5.4.2　MFDFA 和 FSA 分析.....87
5.5　讨论.....93
5.6　小结.....94
第 6 章　总结与展望.....97
6.1　工作总结.....97
6.2　论文创新点.....100
6.3　工作展望.....101
参考文献.....103
致　谢.....119
在读期间发表的学术论文与取得的其他研究成果.....121

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表　格

表 1.1 全球 2015 至 2020 年间发生的野火灾害案例.....2
表 1.2 世界各国的典型火点和烟雾监测系统.....12
表 2.1 电磁能量的主要表征参数.....22
表 2.2 野火研究中常用的卫星传感器及其特性.....27
表 2.3 MODIS 传感器各波段的主要特点.....28
表 3.1 MODIS 波段 1、3 和 4 的特性.....35
表 3.2 USTC_SmokeRS 数据集每种类别的图像数量.....35
表 3.3 模型 SCResNet, CAttentionNet 和 SmokeNet 的结构细节.....39
表 3.4 训练集、验证集和测试集的图像数量及比例.....40
表 3.5 *t* 种类别的混淆矩阵和评价指标.....41
表 3.6 采用 16%图像训练的八个模型的分类结果以及模型的参数量.....44
表 3.7 采用 64%图像训练的 SmokeNet 模型在测试集上的混淆矩阵.....44
表 4.1 MODIS 和 OLI 传感器的光谱波段特性.....52
表 4.2 野火案例和 MODIS 数据的详细信息.....53
表 4.3 未燃类别样本提取和水体掩模的多阈值法.....56
表 4.4 所用光谱指数的计算公式及其参考文献.....57
表 4.5 三处野火案例中提取过火迹地样本的经验公式.....61
表 4.6 三处野火案例过火迹地与未燃类别间各光谱指数的分离性指数 M 值...65
表 4.7 十折交叉验证法对样本集精度评估的平均误差矩阵.....67
表 4.8 四处野火案例中使用的 OLI 影像信息和新方法对过火迹地识别的 CE 和 OE.....70
表 5.1 MODIS NDVI 和 EVI 时间序列的详细信息.....80
表 5.2 研究区域中野火的详细信息.....80
表 5.3 广义赫斯特指数范围的独立样本 T 检验 *P* 值.....89
表 5.4 三个研究区域多重分形谱宽度 W 的 T 检验 *P* 值.....91
表 5.5 三个研究区域多重分形谱不对称性 R 的 T 检验 *P* 值.....91
表 5.6 费歇尔信息测度的独立样本 T 检验 *P* 值.....92
表 5.7 香农熵功率的独立样本 T 检验 *P* 值.....92

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

插　图

图 1.1 全球火点和热异常点图.....2
图 1.2 中国每年的森林火灾次数和过火面积.....4
图 1.3 美国每年的野火次数和过火面积.....5
图 1.4 中国和美国每年的每次火灾平均过火面积对比.....5
图 1.5 火点探测监测的方法实例.....9
图 1.6 多阈值法[44]识别烟雾像素的流程图.....10
图 1.7 中国 1987 年 5·6 大兴安岭森林火灾的遥感影像.....13
图 1.8 本文的研究思路图.....18
图 2.1 电磁波与电磁场的关系[88].....22
图 2.2 不同温度下黑体辐射的波谱曲线[89].....23
图 2.3 卫星遥感的主动遥感系统(a)和被动遥感系统(b)示意图[92].....25
图 2.4 位于中国合肥中国科学技术大学的卫星遥感平台工作原理[97].....29
图 2.5 LAADS DAAC 网站的数据查询界面.....29
图 3.1 USTC_SmokeRS 数据集六类图像的空间分布.....36
图 3.2 USTC_SmokeRS 数据集各类别的示例图像.....36
图 3.3 空间通道间注意力结构和残差注意力模块的结构示意图.....38
图 3.4 各个模型的分类结果对比.....43
图 3.5 各模型的 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 可视化图对比.....46
图 3.6 各类别样例图像的可视化结果.....47
图 3.7 错误预测的案例及其可视化评估结果.....48
图 4.1 六起野火案例的地理位置及其 MODIS 波段 7-5-6 的假彩色合成图.....53
图 4.2 新的过火迹地测绘方法流程图.....54
图 4.3 Range 12 Fire 的 MODIS 假彩色合成图.....56
图 4.4 反向传播神经网络的结构示意图.....59
图 4.5 MODIS 波段 5 与波段 7 反射率间的关系.....61
图 4.6 Hot Pot Fire 五类典型类别的反射率曲线和各光谱波段的分离性指数 M 值.....62
图 4.7 三处火灾案例中波段 5 反射率的分离性指数 M 值对比.....63
图 4.8 Hot Pot Fire 中过火迹地、裸土、云、阴影和植被的主要光谱指数的箱线图.....65

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

图 4.9 过火迹地和未燃类别间各光谱指数的分离性指数 M 值对比.....67
图 4.10 传统的经验公式法对过火迹地的检测结果.....68
图 4.11 新过火迹地识别方法的错分和漏分误差随阈值 T 的变化趋势.....69
图 4.12 基于 MODIS 和 OLI 过火迹地测绘图的逐像素对比结果.....71
图 4.13 新过火迹地测绘方法的识别结果图.....73
图 5.1 两场野火范围和三个研究区域的位置.....81
图 5.2 研究区域 L1 (a), L2 (b)和 L3 (c)样例像素的 NDVI 和 EVI 序列.....86
图 5.3 对应图 5.2 中各研究区域像素点的偏离 NDVI 和 EVI 序列.....87
图 5.4 研究区域 L1 像素 P1 $NDVI_d$ 序列在矩阶数 q=-5 (a)和 q=5 (b)的波动函数.....88
图 5.5 研究区域 L2 像素 P3 EVI_d 序列在 q 取值从-5 至 5 的波动函数.....88
图 5.6 研究区域 L2 像素 P3 EVI_d 序列的广义赫斯特指数值.....88
图 5.7 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) $NDVI_d$ 和 EVI_d 的广义赫斯特指数范围 h_q-range.....89
图 5.8 研究区域 L3 像素 P6 $NDVI_d$ 序列的多重分形谱.....90
图 5.9 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) $NDVI_d$ 和 EVI_d 序列的多重分形谱宽度 W.....90
图 5.10 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) $NDVI_d$ 和 EVI_d 序列的多重分形谱不对称性 R.....91
图 5.11 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) $NDVI_d$ 和 EVI_d 序列的费歇尔-香农信息平面.....92

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

符号说明

缩略词	英文全称	中文全称
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer	中分辨率成像光谱仪
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer	先进型甚高分辨辐射仪
OLI	Operational Land Imager	陆地成像仪
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer	先进星载热辐射与反辐射计
VIIRS	Visible Infrared Imaging Radiometer Suite	可见光红外成像辐射仪
TM	Thematic Mapper	专题制图仪
ETM	Enhanced Thematic Mapper	增强型专题制图仪
ETM+	Enhanced Thematic Mapper plus	增强型专题制图仪+
AHI	Advanced Himawari Imager	先进型向日葵成像仪
VEG	VEGETATION	植被探测器
VIRR	Visible and Infra-Red Radiometer	可见光红外扫描辐射计
MERSI	MEdium Resolution Spectral Imager	中分辨率光谱成像仪
MERIS	MEdium Resolution Imaging Spectrometer	中等分辨率成像光谱仪
IRS	Infrared Camera Sensor	红外摄像机传感器
SLSTR	Sea and Land Surface Temperature Radiometer	海洋和陆地表面温度辐射计
OLCI	Ocean and Land Colour Instrument	海洋和陆地颜色仪
SEVIRI	Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager	旋转增强型可见光和红外成像仪
AMI	Active Microwave Instrument	主动式微波探测仪
SAR	Synthetic Aperture Radar	合成孔径雷达
ASAR	Advanced Synthetic Aperture Radar	先进型合成孔径雷达
GF	GaoFen satellite	高分卫星
FY	FengYun satellite	风云卫星
HJ	Environment and Disaster Monitoring and Forecasting with a Small Satellite Constellation	环境与灾害监测预报小卫星
ERS	European Remote Sensing satellite	欧洲遥感卫星
MSG	Meteosat Second Generation	欧洲第二代气象卫星

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite	静止环境观测卫星
JERS	Japanese Earth Resources Satellite	日本地球资源卫星
RADARSAT	RADARSAT Constellation Mission	雷达卫星星座任务
Suomi-NPP	Suomi National Polar-orbiting Partnership	索米国家极地轨道伙伴卫星
OLS	Operational Linescan System	线性扫描业务系统
Envisat	Environmental Satellite	环境卫星
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre	地球观测卫星
EOS	Earth Observation System	对地观测系统
GMES	Global Monitoring for Environment and Security	全球环境与安全监测
DMSP	Defense Meteorological Satellite Program	国防气象卫星计划
EOSDIS	Earth Observing System Data and Information System	地球观测计划数据与信息系统
LAADS	Level-1 and Atmosphere Archive & Distribution System	一级和大气档案和分配系统
DAAC	Distributed Active Archive Center	分布式动态数据中心
NASA	National Aeronautics and Space Administration	美国国家航空航天局
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration	美国国家海洋和大气管理局
USGS	United States Geological Survey	美国地质调查局
SRSS	Landgate's Satellite Remote Sensing Services	土地局卫星遥感服务
EPA	Environment Protection Authority	环境保护管理局
IGBP	International Geosphere Biosphere Program	国际地圈生物圈计划
DIS	Data and Information Systems	数据和信息系统
FKSS	Forestry Knowledge Service System	林业专业知识服务系统
InciWeb	Incident Information System	事故信息系统
GeoMAC	Geospatial Multi-Agency Coordination	地理空间多部门协调
MTBS	Monitoring Trends in Burn Severity	火灾严重程度趋势监测
BAER	Burned Area Emergency Response	过火迹地应急响应
EFFIS	European Forest Fire Information System	欧洲森林火灾信息系统
SatSee-Fire	Satellite See Fire system	卫星看火系统
ORNL	Oak Ridge National Laboratory	橡树岭国家实验室
DVB-S	Digital Video Broadcasting-Satellite	卫星数字广播系统
WUI	wildland–urban interface	城镇森林交界域

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

ROI	region of interest	感兴趣区域
EMR	Electromagnetic radiation	电磁辐射
IFOV	instantaneous field of view	瞬时视场
LPM	line pairs per millimeter	每毫米线对
GRD	ground resolved distance	地面分辨距离
UAV	Unmanned Aerial Vehicle	无人机
VIS	visible light	可见光
NIR	near infrared	近红外
MIR	middle infrared	中红外
SWIR	short wave infrared	短波红外
TIR	thermal infrared	热红外
FIR	far infrared	远红外
MW	microwave	微波
UV	ultraviolet light	紫外线
RGB	red, green and blue	红绿蓝
BT	brightness temperature	亮度温度
LST	land surface temperature	地表温度
AOT	Aerosol Optical Thickness	气溶胶光学厚度
VI	vegetation index	植被指数
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	归一化植被指数
EVI	Enhanced Vegetation Index	增强型植被指数
BAI	Burned Area Index	过火面积指数
CSI	Char Soil Index	碳化土壤指数
MIRBI	Mid Infrared Burn Index	中红外燃烧指数
NBR	Normalized Burn Ratio	归一化燃烧比值指数
dNBR	Normalized Burned Ratio differencing	归一化燃烧比值指数差分
GEMI	Global Environment Monitoring Index	全球环境监测指数
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index	土壤校正植被指数
bsVI	burn-sensitive Vegetation Index	燃烧敏感植被指数
NSEv1	NIR-SWIR-emissivity Version 1	近红外-短波红外-发射率版本 1 指数
NSEv2	NIR-SWIR-emissivity Version 2	近红外-短波红外-发射率版本 2 指数

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

NSTv1	NIR-SWIR-LST Version 1	近红外-短波红外-地表温度版本 1 指数
NSTv2	NIR-SWIR-LST Version 2	近红外-短波红外-地表温度版本 2 指数
GPP	Gross Primary Production	总初级生产力
NDαI	Normalized Difference α-Angle	归一化 α 角指数
NDWI	Normalized Difference Water Index	归一化水体指数
$NDVI_d$	departure NDVI	偏离 NDVI
EVI_d	departure EVI	偏离 EVI
MAIAC	Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction	多角度大气校正算法
BRDF	bidirectional reflectance distribution function	双向反射分布函数
BPNN	back-propagation neural network	反向传播神经网络
CNN	convolutional neural network	卷积神经网络
DBN	deep belief network	深度信念网络
SA	sparse autoencoder	稀疏自编码器
BOVW	bag-of-visual-words	视觉词袋
SIFT	scale invariant feature transform	尺度不变特征转换
SE block	squeeze-and-excitation block	压缩激发块
SCResNet	spatial and channel-wise attention ResNet	空间和通道间注意力的 ResNet
CAttentionNet	channel-wise AttentionNet	通道间注意力的 AttentionNet
RA module	residual attention module	残差注意力模块
Grad-CAM	Gradient-weighted Class Activation Mapping	梯度加权类别激活映射
Guided Grad-CAM	Guided Gradient-weighted Class Activation Mapping	导向梯度加权类别激活映射
MSM	multiple segmenting method	多重分割方法
DFA	detrended fluctuation analysis	去趋势波动分析法
MFDFA	Multifractal detrended fluctuation analysis	多重分形去趋势波动分析法
FSA	Fisher–Shannon analysis	费歇尔-香农分析
FIM	Fisher Information Measure	费歇尔信息测度
SE	Shannon entropy	香农熵

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

OA	overall accuracy	总精度
OE	omission error	漏分误差
CE	commission error	错分误差
K	Kappa coefficient	Kappa 系数
DEM	digital elevation model	数字高程模型
UTM	Universal Transverse Mercator	通用横轴墨卡托投影
M	Separability index	分离性指数
T	Threshold in the output layer of BPNN	BPNN 输出层的阈值
QA	quality assessment	质量评价
N_X	Shannon entropy power	香农熵功率
h_q	Generalized Hurst exponents	广义赫斯特指数
h_q-range	range of the generalized Hurst exponent	广义赫斯特指数的范围

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

第1章　绪论

1.1　研究背景

火灾的危害：

野火(wildfire)是非城镇区域的可燃植被发生的一种不受控制的火灾[1]。根据可燃物的类型，野火可以分为森林火灾、草原火灾、泥炭火灾、灌木火灾等。野火具有自然属性，可以促进生态系统中动植物群落的更新演替，从而发挥其生态作用[2]。然而，野火的灾害属性却危害巨大，会毁坏人类的生命财产，影响生态系统的平衡，以及破坏大气组成、造成生态系统退化、影响全球碳平衡和气候变化[3,4]。野火是当今世界上最具破坏性、发生最频繁的自然灾害之一[5]，主要特征是突发性强、破坏性大、危害范围广、应急救援难度大等[6]。

随着全球变暖和气候变化，高温干旱、极端气候（如厄尔尼诺现象）和区域性天气模式（如高压脊、热浪）频繁发生，同时加之人类的广泛活动和参与，这些因素都已成为野火频发的重要驱动[7]。不仅野火的风险增加，火灾的状态和行为也发生了巨大的变化，诸如火旋风、飞火、爆燃等极端火行为增多。美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)地球观测计划数据与信息系统(Earth Observing System Data and Information System, EOSDIS)的 Worldview 应用(https://worldview.earthdata.nasa.gov/)对全球火点和热异常点的日常监测（图 1.1）表明，当今世界各地的野火频发，火灾的防控形势非常严峻。表 1.1 列举了 2015 年至 2020 年间世界各地发生的野火灾害案例。由于干旱、大风、雷击等因素和极端火的发生发展，促使火灾迅速蔓延，从野外烧至城镇森林交界域(wildland–urban interface, WUI)，最终甚至发展至城镇区域内。野火的大范围快速发展和极强的破坏力，造成了严重的社会经济影响和重大的人员伤亡。因此，亟需采取有效的技术和措施来预防、探测、监控和抑制野火的发生发展，最大程度上降低灾害的损失和影响。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

图 1.1 全球火点和热异常点图

图注：该图由 NASA Worldview 应用于 2020 年 3 月 10 日发布，红点为卫星识别到的火点和热异常点。

表 1.1 全球 2015 至 2020 年间发生的野火灾害案例

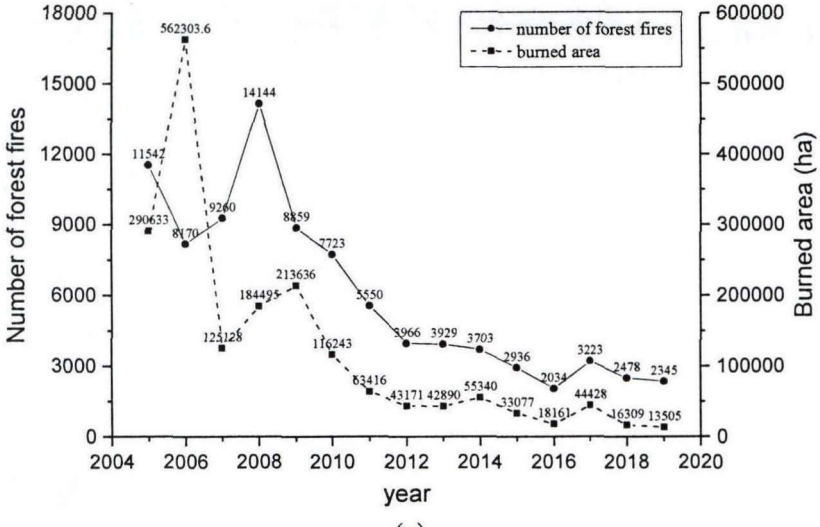
开始时间	地点	起火原因	过火面积	灾害影响
2015.04	俄罗斯西伯利亚南部地区	清理农业用地	>1100000 ha	造成33人死亡，900多人受伤
2016.05	加拿大阿尔伯塔省麦克默里堡大火	人类活动	590000 ha	大火持续近三个月，成为加拿大历史上损失最严重的火灾，经济损失约67亿美元
2017.05	中国内蒙古大兴安岭毕拉河火灾	人类活动	115000 ha	火灾威胁3万多人的生命财产安全，近万名人员前去救火
2017.06	葡萄牙中部地区	雷暴、雷击	44969 ha	共计156起火灾，造成66人死亡、204人受伤
2018.07	希腊Attica火灾	电缆损坏，人类活动	6880 ha	造成102人死亡、172人受伤
2018.07	美国加州火灾	输电线路，干旱气候	766439 ha	共计8527起火灾，造成103人死亡，至少80人受伤，损失高达245亿美元
2019.03	中国四川省木里森林火灾	雷击	>15 ha	峡谷内发生爆燃，造成31人死亡
2019.06	亚马逊森林大火（巴西、玻利维亚、巴拉圭和秘鲁）	农业刀耕火种	906000 ha	对全球气候、环境和生物多样性造成巨大的破坏和影响
2019.07	俄罗斯西伯利亚森林大火	私自非法采伐	3000000 ha	烧毁了大片人迹罕至的地区，释放了大量浓烟

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

2019.06	澳大利亚2019-20大火	涉嫌纵火，雷击等	>18636079ha	数百起火灾持续数月，造成至少33人、10亿只动物死亡，排放了超过3.06亿吨二氧化碳

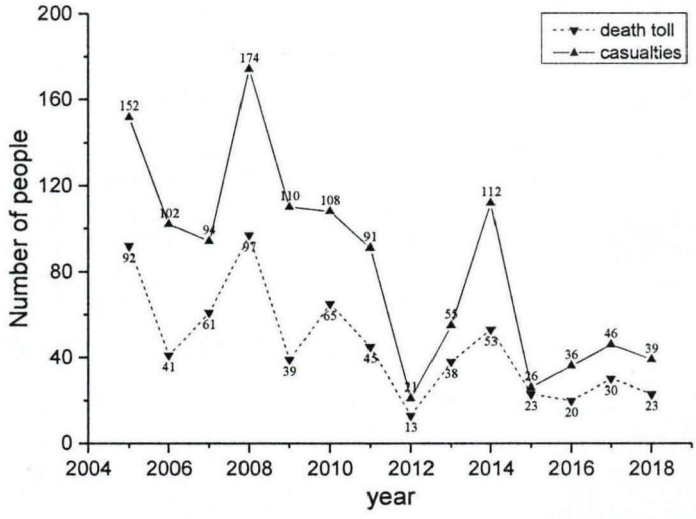
我国：

在过去的 30 年中，我国的森林面积持续增长，中国已经成为世界上森林资源增长最大、增长最快的国家。根据中国林业科学院林业专业知识服务系统(Forestry Knowledge Service System, FKSS, http://forest.ckcest.cn/)中关于第九次全国森林资源清查的统计信息，我国拥有约 2.2 亿公顷的森林，覆盖率达 22.96%。同时，天然草地的面积约 3.928 亿公顷[8]。我国森林和草原等自然资源的不断增加使生态情况得到了有效改善，但当前严峻的野火形势对生态系统和人类安全造成了极大的威胁。基于 FKSS 的公布数据，中国每年森林火灾次数和过火面积的统计信息如图 1.2 所示，其中图 1.2a 是 2005 年至 2019 年森林火灾的数量和过火面积，图 1.2b 是 2005 年至 2018 年火灾的伤亡人数和死亡人数。此外，2019 年我国有 45 起草原火灾，受灾面积约 66705 公顷。统计数据表明近些年我国的野火数量、过火面积和火灾造成的人员伤亡数呈总体下降趋势，但不同年间的数据仍有波动。这得益于国家严格的野火防控政策和及时科学的灭火救援措施，使我国的森林草原火灾处于相对较低的水平。然而，由于全球温度的不断升高和极端天气的频繁加剧，我国的野火防治形势依然十分严峻。正如表 1.1 的火灾案例所示，一旦发生大规模的野火灾害，将会极大地威胁人类的生命财产安全，同时给生态和气候带来严重影响。



(a)

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(b)

图 1.2 中国每年的森林火灾次数和过火面积

图注：(a) 2005 年至 2019 年我国每年的森林火灾次数（实线）和过火面积（虚线）；**(b)** 2005 年至 2018 年我国每年火灾的伤亡人数（实线）和死亡人数（虚线）。

与中国相比，美国大陆的纬度范围与中国有很大的重叠，并且这两个中纬度国家都濒临地球的主要海洋，因此对美国野火的分析研究也有助于我国火灾的防治。基于文献[9]中公布的数据，图 1.3 展示了 1983 年至 2017 年美国每年野火的次数和过火面积，可以看出美国的野火仍然非常严重。在过去的几十年中，尽管每年的野火发生次数有所波动，但每年的过火面积呈整体上升趋势。通过对比中国和美国每年的每次火灾平均过火面积（图 1.4）可以得到，美国的野火严重程度在过去几十年间有所上升，而中国在过去 15 年间相对较低。这在一定程度上证明了我国在防火方面的努力和成效，但同时也为我国的火灾防治敲响了警钟。放眼全球，观测数据显示火险天气季节在地球植被区域延长了约 25%，导致全球火险天气季节的平均长度增加了约 20%[10]。因此，面对更加频繁、严重的野火形势，如 WUI 火灾、极端火行为、境外火灾入侵等，我国火灾的防控任务仍然任重而道远。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

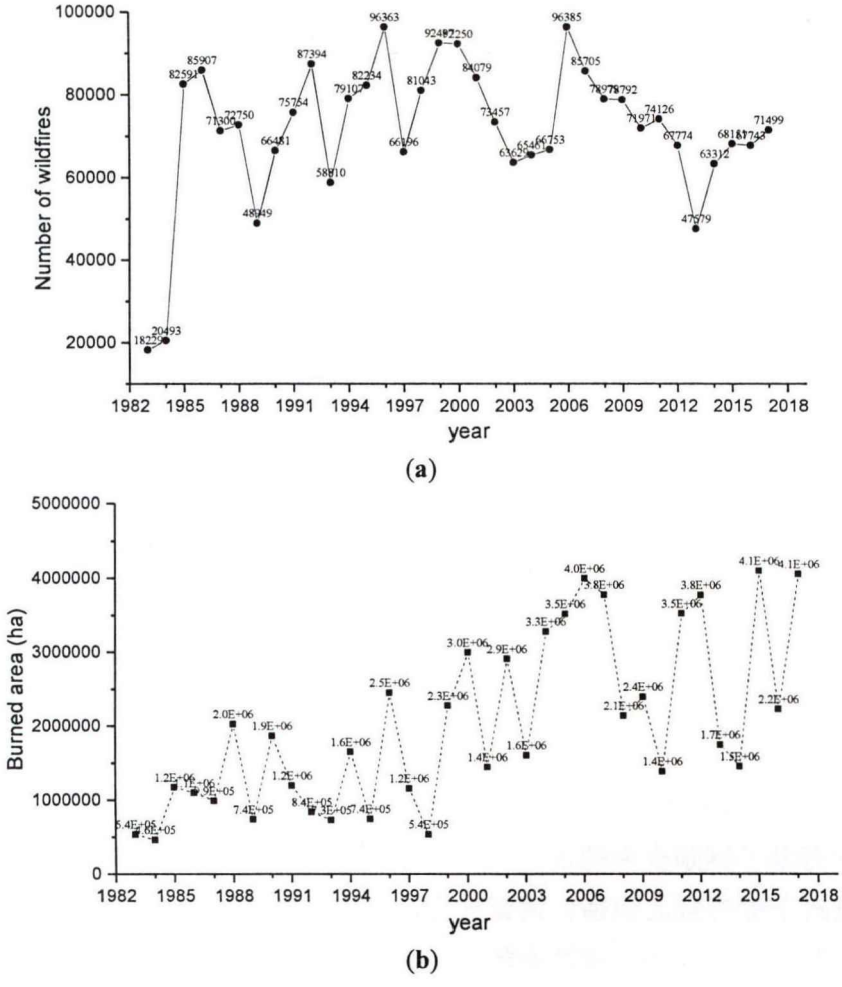


图 1.3 美国每年的野火次数和过火面积

图注：1983 年至 2017 年间每年的(a)野火数量和(b)总过火面积。

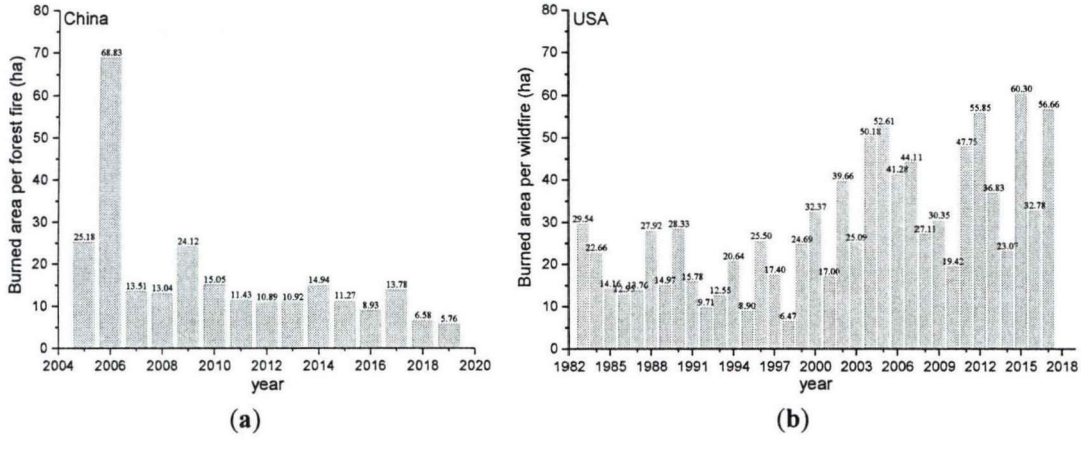


图 1.4 中国和美国每年的每次火灾平均过火面积对比

图注：(a)中国 2005 年至 2019 年的统计数据；(b)美国 1983 年至 2017 年的统计数据。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

为了对森林、草原等火灾进行有效的监测监控，降低火灾造成的损失，研究人员开发和应用了多种火灾探测设备和技术，例如野外实地测量、人工瞭望塔、监控视频、无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)、机载和星载传感器等。在诸多的监测方法之中，卫星遥感能够提供大范围、近实时的全球观测，以及充足的数据和丰富的空间、时间和光谱信息。因此，开发适用于卫星数据的野火监测方法非常必要，有利于开展对植被群落的长期监测，实现野火的早期探测和实时监测，以及对火灾影响区域进行及时精确地评估，从而支撑我国野火的高效防控。

1.2 文献综述

为了获得野火研究的有益信息，研究人员通常利用人机目视判读、模型构建和数字图像处理等技术对卫星影像进行解译。利用卫星获得的时空和光谱信息，学者们根据火灾的发生发展规律和特征，在火灾探测监测、灾后评估和植被变化等方面开展了许多研究。在生物质的燃烧过程中，地表温度(Land surface temperature, LST)迅速上升，并伴有火光、烟雾的释放和碳的生成，这些重要信号的识别有助于判别火灾的发生和过火区域的评估。同时，对植被的监测、报告和核查对于提高野火识别、调查火灾影响也至关重要。

1.2.1 野火的探测监测

1.2.1.1 火点识别

卫星对火点的探测主要依赖于生物质燃烧引起的红外光谱特征的变化。当地表的温度正常时（约 300 K），其辐射峰值的波长在 11 μm 附近；当火灾发生时，地表温度通常在 600 K 以上，地表辐射能量显著增加，辐射峰值的波长移动到 4 μm 附近。基于 4 μm 的中红外(middle infrared, MIR)波段和 11 μm 的远红外(far infrared, FIR)波段对火灾敏感性的显著差异，研究人员提出了多种方法模型，利用具有这些光谱波段的卫星传感器探测火点。根据这些火点识别模型的特点，可以将其分为亚像元法、阈值法、掩模法、上下文法、多时相法。

（1）亚像元法

1981 年，Dozier 假设卫星影像的每个像素有两个温度场，即“目标”（火点）温度和“背景”（非火点）温度，每个温度场只占该像素的一部分。他还假设，与其他部分相比，温度较高的部分在较短波长的热红外(thermal infrared, TIR)波段比在较长波长的热红外波段对信号的辐射贡献成比例地增加。基于该假设和

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

普朗克辐射定律，他提出的亚像元方法[11]可以应用于具有多个热红外波段的卫星传感器，识别亚像素分辨率的火点温度及其面积。随后，基于先进型甚高分辨辐射仪(Advanced Very High Resolution Radiometer, AVHRR)的夜间影像，Langaas 等人[12]对 Dozier 的模型进行了改进，采用一种新方法获取背景温度变量，并基于直方图获得波段 3 的频率值来识别潜在火点像素。

（2）阈值法

基于阈值的火点探测方法是将针对局部地区或特定季节提取的固定阈值应用于单个或多个光谱波段，从而在未燃烧的地物背景中识别出火点像素，可以分为单波段阈值法和多波段阈值法。Flannigan 等人[13]首先提出了基于 AVHRR 影像的波段 3 和波段 4 应用阈值识别火点像素的方法。Kaufman 等人[14,15]也使用了基于阈值的方法，对 AVHRR 波段 3 和波段 4 的辐射温度采用三个约束条件来探测火点：$T_3 \geq 320$ K, $T_3 \geq T_4+10$ K 和 $T_4>250$ K。还有学者在阈值算法的区域性应用方面开展了进一步研究，例如采用红外反射阈值消除非洲西部裸土区带来的误判[16]；以及通过去除所有的前向散射测量，降低加拿大北方林区的太阳耀斑问题[17]。

（3）上下文法

上下文法是通过对比潜在火点与临近的背景地物像素间的物理量差来识别火点像素，其中像素间的对比随所选像素框的大小而变化。与基于阈值的方法相比，上下文法可以更灵活地用于不同的环境条件中。Lee 等人[18]较早地开发了基于 AVHRR 影像的上下文火点探测模型。国际地圈生物圈计划数据信息系统(International Geosphere Biosphere Program Data and Information Systems, IGBP-DIS)的火点产品[19]采用了 Flasse 等人[20]的上下文算法。

随着拥有火灾探测专用光谱波段的中分辨率成像光谱仪(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)的发射，上下文算法通过整合 4 μm 和 11 μm 波长的光谱波段，使其性能得到进一步提升。一系列基于 MODIS 的火点探测算法和产品（如 MOD14 和 MYD14）[21-25]推陈出新，对火灾检测的鲁棒性和适用性也不断提高。基于 MODIS 影像的上下文法的主要步骤包括：1）识别潜在火点像素；2）通过背景表征估算无火灾发生时潜在火点像素的辐射信号；3）采用上下文阈值测试探测火灾；4）剔除异常信号。值得注意的是，针对不同土地覆盖类型的阈值和掩膜也常与上下文算法结合使用，提升对火灾的识别能力。上下文算法也被广泛应用于其它多种卫星数据的火点探测识别中[26-30]。

（4）掩模法

掩模火点探测方法是为了消除已知地物或气溶胶类别所引起的错误检测。

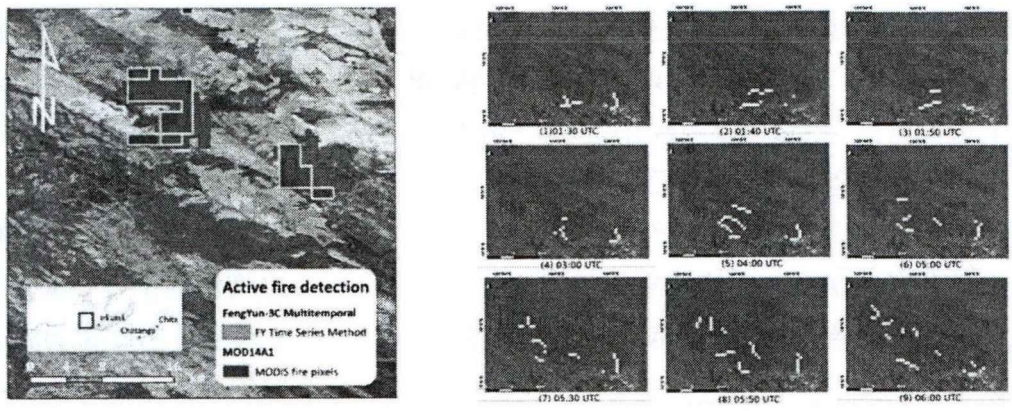
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

典型的可燃物掩模方法是将表征植被生长状况的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)作为初始阈值，该方法认为只有 NDVI 值大于某阈值的像素才能有充足的可燃物维持火灾的燃烧，从而去除非植被地表的噪声像素。Chuvieco 等人[31]通过对 AVHRR 波段 3 设置阈值，生成了火灾发展过程中的火点掩模图像，然后采用由 NDVI 分类生成的灾前植被掩模对火点图像进行滤波，以消除火点的误检。Boles 等人[32]将可燃物掩膜法应用于阿拉斯加内陆地区来验证该方法的有效性，结果证明其火点探测精度要高于基于阈值和上下文的方法。除了对可燃物的掩模，研究人员还研究了对其他地物和气溶胶类型的掩模操作，如陆地、水、海岸、沙漠、云、烟雾和太阳耀斑等，并整合到火点探测的算法中，从而提高对火灾的识别精度[23,24,26,33]。

（5）多时相法

多时相法主要采用感兴趣区域(region of interest, ROI)不同时相的卫星影像监测地表的异常变化，从而区分火点像元。Pozo 等人[34]开发了一种多时相火灾探测和火灾发展的模拟技术，监测和比较多幅连续的卫星影像中像素的温度和 NDVI 值变化。Lin 等人[28]（结果如图 1.5a 所示）和 Lin 等人[29]利用像素信号的时间序列变化，并结合空间和光谱的特征，增强了火灾异常检测的鲁棒性。由于地球同步卫星可以提供分钟级的连续观测数据，因此多时相法非常适用于静止卫星数据，识别野火引起的信号变化。Xie 等人[30]提出了基于 Himawar-8 卫星数据的火点检测模型，充分利用了温度的时序变化以及火灾信号与背景像素间的空间差异。为了提高 Himawari-8 卫星识别较小火点的能力，Wickramasinghe 等人[35]提出了一种利用多空间分辨率数据的方法，即协同使用 1 km 分辨率的近红外(near infrared, NIR)波段的信息和 500 m 分辨率的可见光(visible light, VIS)波段的信息以检测 2 km 分辨率中红外波段中的火点和烟雾，最终生成了 500 m 分辨率的火线图，结果如图 1.5b 所示。此外，全球火灾地图集[36]改进了 MODIS 每日的过火迹地产品 MCD64A1，可以提供单个火灾的多种动态参数，包括火灾的时间、位置和范围，以及每日火线长度、蔓延速度和方向等。未来可以考虑协同使用更多的卫星数据，进一步融合时间、空间和光谱信息，不断提升多星源对火点的响应和监测能力。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(a)　　(b)

图 1.5 火点探测监测的方法实例

图注：(a) Lin 等人[28]基于风云-3C 卫星探测到的火点（绿色像素）；**(b)** Wickramasinghe 等人[35]使用 Himawari-8 卫星识别的火线（黄色像素）发展情况。

1.2.1.2 火灾烟雾探测

烟雾作为野火最重要的信号之一，在火灾的发生发展过程中不断地释放。由于烟雾的扩散速度快，在火灾发生初期便会蔓延至较大的范围，因此烟雾的有效识别有助于火灾的早期、及时探测。火灾烟雾与其他类别的光谱特性差异主要表现在蓝光波段、短波红外波段(short wave infrared, SWIR)以及 3.7 μm 和 11 μm 的光谱波段。许多烟雾探测的方法主要基于这些光谱特性，诸如目视判别法、多阈值法、多时相法、基于模式识别算法的方法等。作为气溶胶的一种，野火烟雾还可以通过某些气溶胶算法反演识别。

（1）目视判别法

具有相关经验的人员广泛采用了人机交互目视判别法来判别火灾烟雾。通过将卫星的三个光谱波段分别作为 RGB (red, green and blue)图像的红、绿、蓝三个通道，从而生成真彩色和假彩色的卫星合成图，专业人员根据不同地物类别间的光谱特性差异进而对合成图进行目视判别，识别火灾烟雾。例如利用 MODIS 波段 1、4、3 合成的真彩色 RGB 图像和波段 7、5、6 合成的假彩色图像[37,38]。Chrysoulakis 等人[39]采用了假彩色卫星合成图来监测烟雾的发生。Li 等人[40]也将该方法用于火灾烟雾样本数据的提取。对于有经验的人来说，目视判别是一种有效的烟雾和火灾识别方法，但该方法较大的局限性是无法自动处理海量的数据[41]。

（2）多阈值法

与基于阈值的火点探测方法类似，多阈值烟雾探测法[23,24,37,41-43]基于对历史数据的分析，提取了针对特定光谱波段的反射率或亮度温度(brightness

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

temperature, BT)的区域性最优阈值，通过逐步排除云和部分地物类别，最终识别火灾烟雾。Li 等人[41]提出了一种利用 AVHRR 影像的神经网络和多阈值烟雾自动检测方法。Xie 等人[42,44]提出了一组阈值方法识别 MODIS 数据中的烟雾像素，算法流程如图 1.6 所示。Wang 等人[24]改进了该方法，并应用于美国东南部的烟雾识别。针对陆地和海洋上空火灾烟雾的光谱特性差异，Zhao 等人[43]提出了分区域探测的光谱和空间阈值集。尽管用于多个光谱波段的固定阈值法在局部地区可能是有效的，但由于时空信息的变化，很难确定最佳阈值[40]。这导致小范围的烟雾容易被忽视，从而降低火灾报警的及时性。

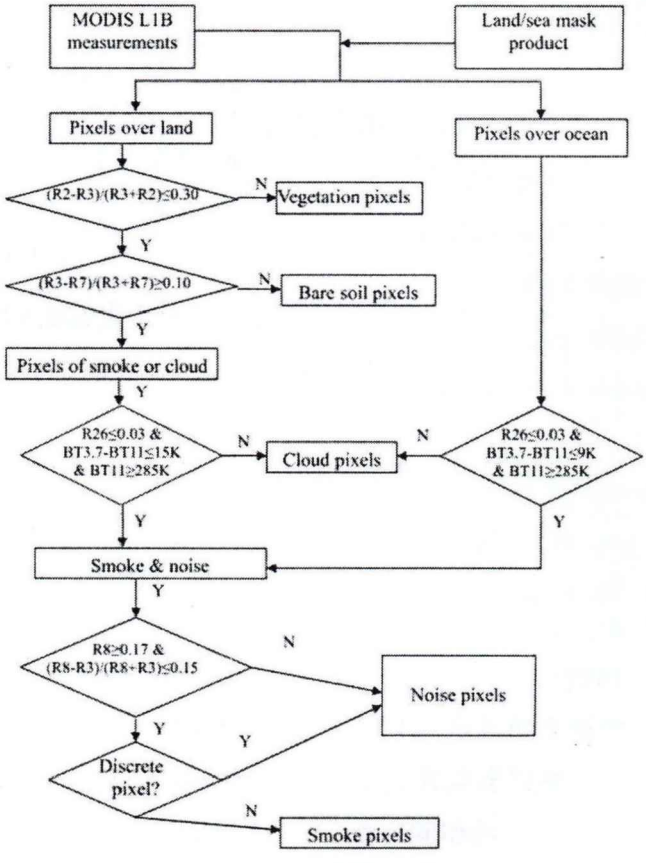


图 1.6 多阈值法[44]识别烟雾像素的流程图

图注：Xie 等人提出的烟雾探测方法，R 和 BT 分别表示光谱波段的反射率和亮度温度。

（3）多时相变化检测法

多时相变化检测法通过对比火灾发生前和发展过程中获取的卫星影像识别像素的变化，实现对烟雾蔓延的监测。Chrysoulakis 等人[45]提出了一个基于多时相和多光谱数据的烟雾变化检测算法。该方法首先对火灾前后影像中感兴趣区域进行光谱和空间滤波，检测出 NDVI 和辐射值的变化异常。在此基础上，采用一套阈值标准提取烟雾的中心区域，并利用区域生长法，从探测到的初始

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

烟羽中心向空间和光谱上的相邻像素扩展，最终得到完整的烟雾区域。然而，该方法的主要问题是必须获得火灾烟雾发生前的晴天影像。

（4）气溶胶反演算法

通过卫星进行气溶胶遥感反演可以识别多种气溶胶类别，包括生物质燃烧产生的烟雾。早期的气溶胶反演方法如暗像元法[46]，适用于黑暗地表目标（包括植被区）之上的气溶胶反演。该方法利用 2.1 μm 波段的反射率，根据波段间的线性关系比 0.25 和 0.5 分别计算得到 0.47 μm 和 0.64 μm 波段的反射率，并计算获得气溶胶光学厚度(Aerosol Optical Thickness, AOT)和颗粒尺寸参数。根据烟雾与其他气溶胶类别的尺寸差异和吸收情况，可以推导出烟雾的光学厚度，即阳光透过烟雾气溶胶的垂直透射率的绝对对数[47]。Hsu 等人[48]的深蓝算法利用蓝光波段的辐射测量值反演气溶胶的性质，提升了对高反射地表的气溶胶反演。在此基础上，该方法的改进版本[49]采用了一种融合方法，即利用预先计算的地表反射率数据库和 NDVI 的组合确定气溶胶反演的地表反射率，从而可以应用于更广阔的陆地区域。多角度大气校正法(Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction, MAIAC)[50]基于时间序列分析，利用双向反射分布函数(bidirectional reflectance distribution function, BRDF)的参数反演识别 1 km 分辨率的气溶胶。该方法的烟雾识别主要基于生物质燃烧过程中释放的有机碳的多重散射和增强吸收作用，这导致 0.412 μm 波段对烟雾的吸收作用比 0.47–0.67 μm 波段有所增加[51]。然而，这些气溶胶反演方法的适用性仍然存在区域性差异[52]，模拟中的一些关键参数需要进一步研究[44]。

（5）基于模式识别算法的方法

基于模式识别算法的烟雾探测方法是利用烟雾与典型地物类别的光谱特性差异，对卫星影像进行分类从而识别烟雾像素的图像处理方法。该方法通过提取除烟雾之外如云、水、植被等几种典型类别的训练样本，分析其光谱特征差异，以期选择合适的特征向量作为模式识别方法的输入样本。Li 等人[53]提出了基于 K 均值聚类和 Fisher 线性判别的烟雾自动检测算法。Li 等人[40,41]也研究了神经网络在烟雾像素识别中的应用。然而，由于卫星影像中的实际类别更加多样和复杂，当在不同地区应用这些只考虑几种典型地物类别的方法时，烟雾检测的有效性和适用性就会有所降低。

通过整合上述方法和遥感技术，许多国家或组织开发了多种近实时的火灾探测监测系统。这些火点和烟雾监测系统不但可以提供与野火有关的具体信息，包括日期、位置、分布、强度、范围等，还可以帮助公众更好地了解空气质量、环境影响以及生活安排。表 1.2 列举了世界各国的几个火灾监测系统。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 1.2 世界各国的典型火点和烟雾监测系统

系统	国家	网站
卫星看火系统(Satellite See Fire system, SatSee-Fire)	中国	http://satsee.radi.ac.cn:8080/index.html
国家航空航天局WorldView应用(NASA WorldView application)	美国	https://worldview.earthdata.nasa.gov/
林业局AirFire研究组的BlueSky系统(Forest Service AirFire Research Team's BlueSky System)	美国	https://airfire.org
国家海洋和大气局烟雾预测系统(NOAA smoke prediction system)	美国	https://airquality.weather.gov/
太平洋西北部的空气质量预报(Air-quality forecasting for the Pacific Northwest)	美国	http://lar.wsu.edu/airpact/
欧洲森林火灾信息系统(European Forest Fire Information System, EFFIS)	欧洲	http://effis.jrc.ec.europa.eu
土地局卫星遥感服务(Landgate's Satellite Remote Sensing Services, SRSS)	澳大利亚	http://srss.landgate.wa.gov.au/fire.php
环境保护管理局AirWatch系统(Environment Protection Authority (EPA) AirWatch System)	澳大利亚	https://www.epa.vic.gov.au/for-community/airwatch

1.2.2　灾后过火迹地评估

野火烧过的区域被称为过火迹地，精确的过火迹地测绘对于评估植被损失和火灾严重程度、监测火灾蔓延以及灾后的重建具有重要意义，对过火迹地的评估信息也可用于火源排放模型的构建。传统的灾后评估方法主要通过现场实地测量获取过火面积和可燃物载荷信息，而卫星遥感作为一种安全、快捷的技术手段，能够为灾后过火区域提供高分辨率的遥感影像，利用过火迹地的光谱特征和合适的技术手段，可以直观、自动地识别过火迹地（图 1.7 中暗红色区域）。研究结果表明，近红外和短波红外光谱波段的反射率、远红外波段的发射率和地表温度对过火迹地有较高的敏感性。此外，还可以利用多种光谱指数表征过火迹地的光谱特征，并结合火点的信息识别过火区域。根据所采用的卫星数据，可以将过火迹地测绘方法分为三类：基于多时相影像、单张灾后影像以及融合光学和合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)数据的方法。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

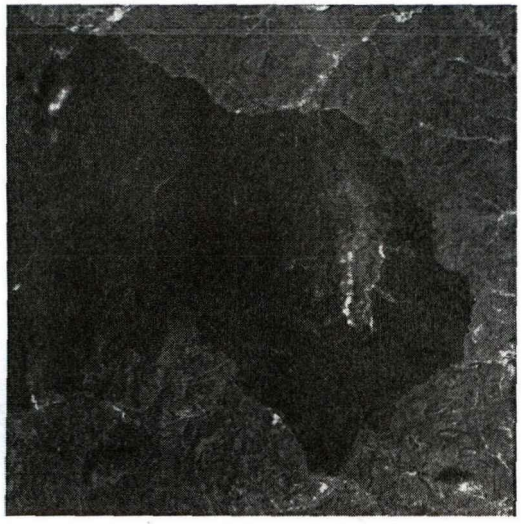


图 1.7 中国 1987 年 5·6 大兴安岭森林火灾的遥感影像

图注：该影像是卫星 Landsat TM 传感器波段 7、4、3 分别作为 RGB 图像的红、绿、蓝通道而生成的假彩色图；图中深红色区域是大火烧过的过火迹地，同时也可以目视判别出白色的烟雾；本图引自中国遥感地面站。

（1）基于多时相影像的方法

基于多时相影像的方法采用了不同时间获取的卫星数据，识别火灾前后影像中植被的持续变化，从而评估过火迹地。Loboda 等人[54]通过处理火灾前后的数据获得了归一化燃烧比值指数差分(Normalized Burned Ratio differencing, dNBR)图像，提出了区域适应的半自动算法，该算法利用 MODIS 地表反射率 8 天合成产品和火点产品，生成年度过火迹地图。Giglio 等人[55]提出了 500 m 分辨率的过火迹地测绘算法，对不同时相燃烧敏感植被指数(burn-sensitive Vegetation Index, bsVI)合成的图像采用动态阈值，并使用累积火点图选择燃烧和未燃烧区域的样本。之后，通过细化时空火点信息，统计燃烧和未燃烧区域像素的变化，并估计概率阈值识别燃烧像素。基于该方法生成了版本 6 的 MODIS 过火迹地产品 MCD64A1[56]。为了提高 MODIS 过火迹地产品的空间分辨率，Chuvieco 和 Lizundia-Loiola 等人[57,58]组合使用了 MODIS 250 m 分辨率的近红外波段数据和热红外波段获得的火点信息，生成了过火迹地数据集 FireCCI51，该数据集使用自适应的阈值选择具有较高燃烧概率的像素，并采用上下文生长算法检测过火区域。Guindos-Rojas F.等人[59]基于贝叶斯算法，利用 MODIS 地表反射率 10 天合成产品和地表温度数据检测加那利群岛的干燥林地和森林生态区的过火迹地。Ryu 等人[60]利用归一化燃烧比值指数(Normalized Burned Ratio, NBR)、归一化植被指数(NDVI)和总初级生产力(Gross Primary Production, GPP)的多时相 MODIS 产品，监测火灾后植被恢复过程中的过火迹地变化。这

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

些基于多时相卫星数据的典型算法，能够利用野火前后的信息变化实现对过火迹地的探测识别。

（2）基于单张灾后影像的算法

该种方法基于火灾后的单张卫星影像，充分利用过火迹地与其他地物类别的光谱特征差异来识别过火迹地。传统的经验公式方法[61]采用波长 1.24 μm 和 2.13 μm 的近红外波段构建的经验公式识别过火迹地像素，这些波段对火灾造成的地表特征变化较为敏感，且不会被烟雾遮挡。有些学者还提出了结合火点信息和应用阈值的多种光谱指数的方法识别过火迹地[62,63]。多种模式识别分类算法，如支持向量机[64,65]、模糊理论[66]、分类回归树[67]等，也用于灾后过火迹地的检测方法中。另外，通过从卫星影像中提取多种土地覆盖类型的样本，并采用诸多光谱指数可以表征过火迹地、生物量燃烧、植被变化和其他地物类别的光谱特征。Stroppiana 等人[62,66-69]、Veraverbeke 等人[70,71]和 Xiao 等人[72]评估了不同光谱指数对过火迹地和未燃烧的地物类别（此后简称“未燃类别”）的识别能力。然而，对于灾后过火迹地的光谱特征分析还需进一步的研究，并采用合适的算法提高基于单张卫星影像方法的识别精度和适用性。

（3）融合光学和 SAR 数据的方法

光学遥感传感器可以获取从可见光到远红外波段的多光谱信息，除此之外，主动微波传感器，特别是合成孔径雷达(SAR)，可以提供观测场景地表和地下结构的几何（形态、粗糙度等）和介电特性的高分辨率信息[66]。同时，SAR 受恶劣天气和云层的影响较小。一些研究通过整合微波数据以补充和增强多光谱数据的过火迹地测绘精度。Stroppiana 等人[66]结合火灾前后 SAR 数据的后向散射和多种光谱指数的时相变化，提出了基于模糊理论和区域生长算法的过火迹地识别方法。Lohberger 等人[73]采用基于对象的图像分割方法研究了高分辨率、多时相 C 波段 SAR 影像对过火迹地识别的适用性。Engelbrecht 等人[74]也基于多时相 C 波段 SAR 影像提出了归一化 α 角指数(Normalized Difference α-Angle, NDαI)的方法识别过火区域。未来研究中，可以进一步提升对多源数据的融合使用，实现更精准地测绘过火迹地。

目前世界各国也发布了多个野火严重度和信息统计的系统，基于实地测量和多源平台获得的过火迹地数据，这些系统记录了过去几天甚至多年间的火灾信息，促进了管理者和研究人员开展有效的火灾评估和应急管理。相关的系统网站包括美国的地理空间多部门协调野火支持(Geospatial Multi-Agency Coordination (GeoMAC) wildland fire support, https://www.geomac.gov/)、火灾严重程度趋势监测(Monitoring Trends in Burn Severity, MTBS, https://www.mtbs.gov)、过火迹地应急响应(Burned Area Emergency Response,

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

BAER, https://fsapps.nwcg.gov/baer/)、火灾后植被状况的快速评估(Rapid Assessment of Vegetation Condition after Wildfire, RAVG)，欧洲森林火灾信息系统 (EFFIS, http://effis.jrc.ec.europa.eu)，澳大利亚土地局卫星遥感服务 (SRSS, http://srss.landgate.wa.gov.au/fire.php)。

1.2.3　植被监测和火灾影响分析

地表植被群落的众多特征，如生物量载荷、可燃物含水率等，影响着火灾的发生频率、周期性、季节性、严重程度和过火面积，同时野火也影响着植被生态系统的结构和变化[57]。植被与野火之间的互相影响，突显了对火灾影响下植被群落生长和变化的监测分析研究的重要性。

植被信息可以由各种直接和间接的观测方法测量得到，而卫星系统生成的植被指数(vegetation index, VI)时间序列数据是对全球植被群落监测的最重要的记录数据之一，具有年度持续性、大范围观测、时间间隔短等特点。植被指数的形式简单，表征能力强，能够反映生物质的内在特征，已广泛用于全球变化研究，成为了陆地生态、地物类别与土地利用变化、碳循环等诸多课题的标准研究工具。自从 1978 年 Deering[75]提出 NDVI 以来，该指数成为了全球最广泛使用的准确表征植被特性的参数[76]。增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)也广泛用于植被的表征，尤其对植被茂盛地区的监测更为有效。EVI 还有效减少了大气和叶冠背景的作用，提升了反演植被的能力[77]。多个卫星传感器(AVHRR、MODIS、VIIRS 等)采用了 NDVI 和 EVI 来生产连续的全球植被产品。除了这两个植被指数外，许多描述火灾影响的指标也用于火灾研究中，如 bsVI[56]和 NBR[70]对受灾植被的评估和过火迹地的识别，GPP[78]用来评估碳循环和地表能量的平衡。

植被指数长时间序列数据提供了对植被健康、生产力和物候情况时间变化的连续、鲁棒的监测，同时也有助于研究植被生长趋势以及全球气候变化、人类活动和局部地区的自然灾害(特别是野火)对其造成的扰动。Telesca 等人[79,80]使用多重分割方法(multiple segmenting method, MSM)和去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis, DFA)研究了地中海生态系统的多时相 NDVI 数据，发现其年内植被动力学特征有持续的时间波动，且存在对外部干扰的反馈机制。Li 等人[81]也采用 DFA 和 Fisher–Shannon 分析法研究了火灾影响下植被的标度行为和组织/秩序结构。Willem J. D.等人[82]分析了 MODIS NDVI 时间序列中的多物候指标，以评估和监测火灾后植被响应的季节和空间变化。采用合适的统计方法和指标分析植被指数时间序列数据，有助于研究植被行为的物理变化以及灾后植被的恢复情况。为了监测植被物候的特征，Testa 等人的研究[83]通过

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

校正不同种类的植被指数时间序列获得最佳的日期校正数据，进而估计落叶林生长季的开始和结束时间，有助于研究气候变化对植被类型的影响。此外，通过使用植被指数的时序信息，可以提高对土地覆盖类型的表征和分类，也有利于研究不同地物类型的年内物候差异及其动力学的年际变化[84]。

迄今为止，从 AVHRR 遥感数据到 MODIS 和 VIIRS 等不断补充更新的连续数据，全球植被指数数据集已有近 40 年的历史。持续生产和积累的植被指数产品为地球的监测研究提供了长期的数据记录[77]。如 Terra 和 Aqua 卫星 MODIS 传感器生成的植被指数产品 MOD13/MYD13、MCD15、MOD15-17/MYD15-17 等[76]，VIIRS 的植被指数产品 VNP13 和 VNP15。这些植被指数数据集可以从美国橡树岭国家实验室分布式动态数据中心(Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center, ORNL DAAC)开发的 MODIS 和 VIIRS 陆地产品全球子集构建和可视化工具(Land Products Global Subsetting and Visualization Tool, https://modis.ornl.gov/)中获取。

1.2.4　总结

综上所述，研究学者在利用卫星遥感对火点和烟雾的探测监测、火灾后植被受灾和过火迹地的评估、植被群落监测和变化分析等方面开展了很多研究。在野火的探测识别方面，为了对火灾的发生发展进行及时有效的应急管理，学者们开发了多种方法探测和监测火点，并对火灾烟雾进行反演和识别。然而，烟雾探测方面的文献综述表明，目前的方法仅考虑了除烟雾以外的几种典型地物类别，如云、水体和植被，有限的数据样本分析造成了这些方法在实际的野火应用中精度较低，无法有效地从卫星影像的复杂地物和气溶胶类别中准确识别火灾烟雾[85]，这极大降低了这些方法在火灾烟雾识别中的适用性和鲁棒性。而对于野火灾后的评估，目前的过火迹地测绘方法主要采用与火灾和植被相关的光谱指数表征地表特征的变化，以此开发算法进行火灾后受灾区域的评估。为了确定各光谱波段和光谱指数对灾后过火迹地的分离和表征能力，仍需开展更多的研究深入分析过火区域与其他多种未燃地物类别间的光谱特征差异。这有助于选取最佳的过火迹地表征指标，进一步提高灾后评估的精度[70]。再则，在植被的监测分析方面，由于野火发生频率和严重程度的增加，分析野火引起的植被生态系统的扰动对于评估植被动力学和灾后植被恢复情况尤为重要，而这在目前的研究中还较为缺乏。因此仍需基于卫星长期观测的植被指数时间序列数据，采用合适的统计方法来进一步研究火灾扰动下植被动力学的特征变化。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

1.3 研究目标与方法

本文旨在提高野火烟雾探测和灾后过火迹地测绘的响应能力和识别精度，同时研究分析过火区域的光谱特征和火灾引起的植被动力学变化，为火灾的防控和管理提供有效的方法技术和建设性的建议。本文的主要目标包括以下五个方面：1）构建一个新的大型卫星影像烟雾探测数据集，涵盖世界各地的野火烟雾和与烟雾类似的地物、气溶胶类别；2）开发有效的模型实现对包含火灾烟雾图像的准确识别；3）研究分析灾后过火迹地的光谱特征及其与未燃地物类别的光谱特性差异；4）提出一种有效、灵活的基于单张卫星影像实现过火迹地测绘的方法；5）利用多重分形和信息分析等统计方法研究火灾扰动下植被动力学的特征变化。为了实现上述目标，我们采用了以下方法开展工作：

（1）文献和数据的调研。首先是系统、全面的文献调研，掌握卫星遥感在野火研究方面的进展，包括火灾探测、灾后评估和植被监测等方面的理论和方法，然后分析和总结当前研究的局限和不足。同时，基于卫星遥感的基本原理、概念和数据特点，确定本文的数据源。

（2）遥感火灾数据的获取。基于已有的理论和方法，构建和提取野火相关的遥感数据集，包括火灾烟雾、过火迹地、植被指数和多种地物、气溶胶类别的数据，表征火灾的特性，为模型的开发提供数据支撑。

（3）模型开发和方法应用。采用合适有效的模式识别算法和统计学方法，分析数据的特性，并提升算法的性能；为了验证模型方法的有效性，设计开展实验进行方法应用，同时与其它方法进行对比和精度评价。

1.4 研究思路及内容

本文的研究思路如图 1.8 所示。首先对目前卫星遥感野火研究方面的文献进行调研，回顾卫星遥感的基本原理和概念，并确定数据源。接着，为了实现野火的早期探测，研究提出一个改进型野火烟雾探测模型；然后，针对野火灾后评估，分析揭示过火迹地的光谱特性，并提出过火迹地的测绘方法；最后，利用植被指数时间序列数据，统计分析火灾对植被动力学的影响规律。根据本文的研究思路，主要研究内容包括：

（1）火灾烟雾探测的数据集构建和模型研究。首先我们收集和处理大量的野火烟雾相关的卫星影像，构建大型的卫星影像烟雾探测数据集。然后，提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)融合空间和通道间注意力机制的烟雾探测模型，提升对含有野火烟雾图像的识别能力。通过多组对

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

照实验定量和定性地评估模型的精度，并与先进方法进行比较。

（2）灾后过火迹地的光谱特性及其识别方法研究。利用经验公式法、目视判别法和多阈值法，提取火灾后的过火迹地和多种未燃地物类别的样本集，并分析过火迹地和未燃类别的光谱特性差异，从而确定表征过火迹地的最优指标。然后，利用最优指标的样本集训练反向传播神经网络(back-propagation neural network, BPNN)，充分学习过火迹地的光谱特征以提高灾后评估的精度。

（3）植被指数时间序列的多重分形和信息分析。采用多重分形去趋势波动分析(multifractal detrended fluctuation analysis, MFDFA)和费歇尔-香农分析(Fisher–Shannon analysis, FSA)的统计方法，研究野火对植被动力学的影响规律。采用多个统计参数揭示植被指数 NDVI 和 EVI 数据的异质性、波动性和组织/无序性等特征及其在多次火灾扰动下的变化。

上述各部分内容相互关联、互相支撑，共同构成卫星遥感对野火和植被的监测研究整体，提出火灾探测和评估的新方法，揭示受火灾影响植被动力学的变化规律，为野火的有效防控提供参考。

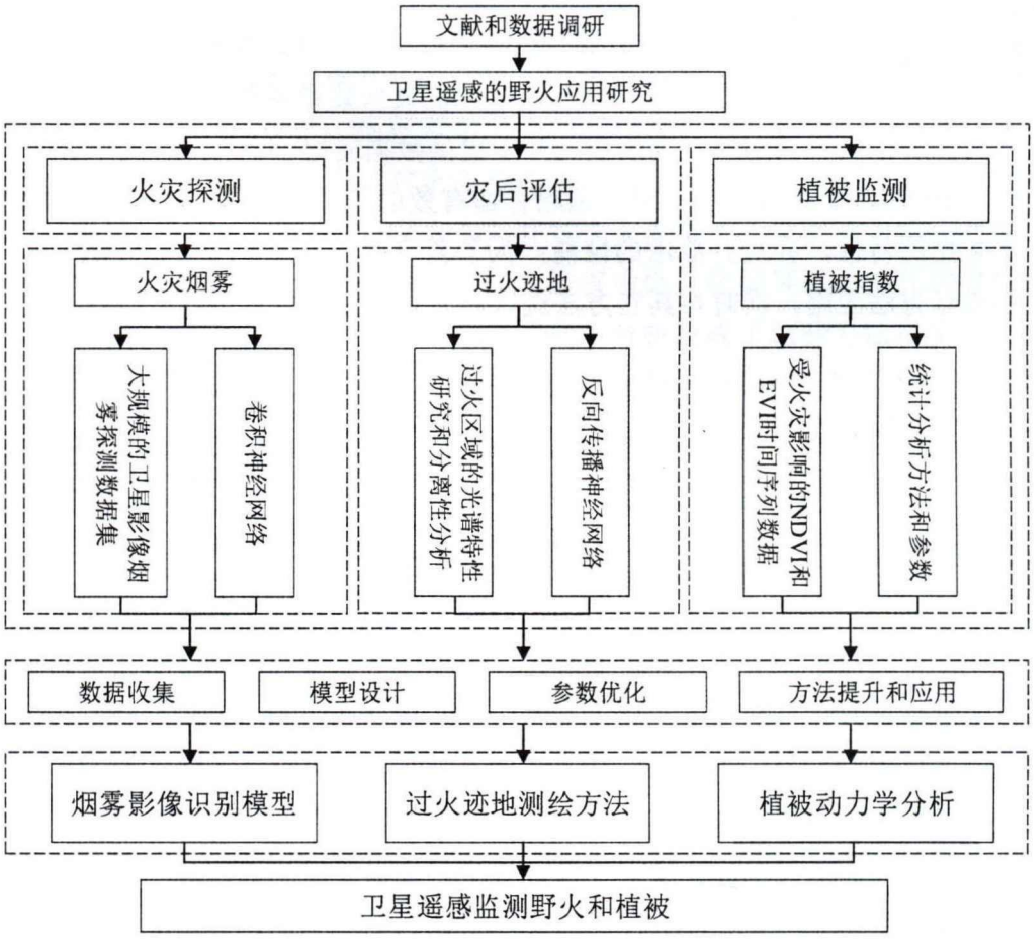


图 1.8 本文的研究思路图

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

1.5 论文章节安排

第二章介绍卫星遥感的基本原理概念及其在野火研究中的应用。

第三章介绍野火烟雾遥感图像的探测模型研究。

第四章介绍灾后过火迹地的光谱分析和识别方法研究。

第五章介绍植被指数时间序列的多重分形和信息分析研究。

第六章总结本文的主要结果和贡献，并提出未来研究的思路和计划。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

第2章　卫星遥感基础和野火应用

2.1 引言

卫星遥感是指利用卫星传感器技术，通过电磁辐射(electromagnetic radiation, EMR)等信号的传播，在不与地球上物体发生直接物理接触的情况下获取物体的信息，涉及了地球空间信息学、林学、光学、大气科学等的跨学科知识。卫星遥感以其时效性强、观测范围广、应用成本低、定位精度高、时空分辨率高等优势，极大地促进了地球科学的发展[30]。现如今，太空中已经运行着多颗地球观测卫星，其监测数据广泛应用于生态、健康、灾害、气候等方面。作为最重要和最具破坏性的自然灾害之一，野火正日益影响着地球生态和人类安全。因此，卫星遥感以其独特的优势逐渐成为野火监测中不可替代的技术手段[86]。

2.2 遥感基本物理原理

卫星图像是电磁辐射与地表相互作用的记录。电磁辐射相关的原理和定律为卫星遥感的野火研究奠定了基础。

2.2.1　电磁辐射

电磁辐射是指带有能量并在空间中传播的电磁场波[87]。电磁波由电场和磁场的同步振荡产生，如图 2.1 所示。在真空中，电磁波的传播速度等于光的速度，而其在介质中的速度始终小于光速，并且方向垂直于电场和磁场。电磁波在介质中的传播速度是：

$$V=\frac{c}{\sqrt{\varepsilon\mu}} \tag{2.1}$$

式中ε表示物质的介电常数($\varepsilon\geq1$)，μ表示物质的磁导率($\mu\geq1$)，c是光速($c\approx2.998\times10^{8}\mathrm{m\cdot s^{-1}}$)。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

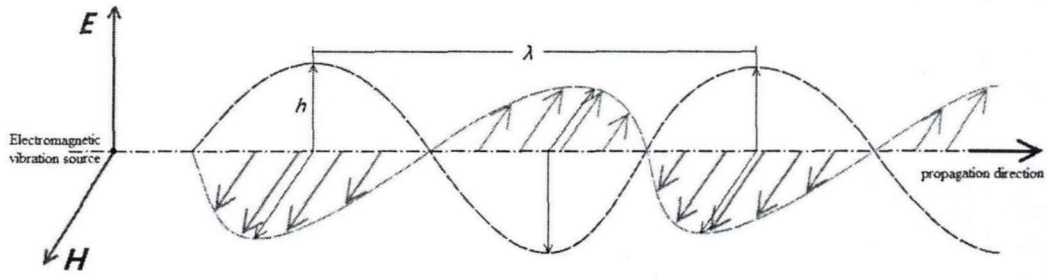


图 2.1 电磁波与电磁场的关系[88]

图注： E 表示电场，H 表示磁场，λ 和 h 分别代表电磁波的波长和振幅。

电磁波与物质的相互作用反映了电磁波的波粒性质。当在较大的时间尺度和较大的距离上测量电磁辐射时，波的性质更加明显；而当在较小的时间尺度和距离测量时，其粒子的性质更加明显。电磁振源是通过电磁波来传递能量，波的电磁能量可利用表 2.1 中的参数表征。

表 2.1 电磁能量的主要表征参数

参数	定义	单位
波长	波的相邻同位点间的距离	m,cm,mm, μm,nm
频率	单位时间内重复发生的次数	Hz
振幅	物理量相对于参考值振动的最大位移，用来表示振动的强度	由波的类型决定
相位	在某一时刻或某一位置上每一完整周期内振动的物理量的值	由波的类型决定

2.2.2　电磁辐射定律

在介绍电磁辐射定律之前，首先对黑体进行简单的介绍。黑体是一种理想化的物理体，它可以完全吸收和发射所有的电磁辐射，且各向同性。自然界中物体的特性只是与黑体近似。电磁波的如下定律奠定了遥感的物理基础。

普朗克辐射定律：

普朗克辐射定律描述了在一定温度下处于热平衡状态的黑体所发射电磁辐射的谱密度，规定了辐射出射度与温度、波长之间的关系，该定律的方程定义为：

$$M_\lambda(T)=\frac{2\pi hc^2}{\lambda^5}\cdot\frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda kT}}-1} \tag{2.2}$$

式中 h 是普朗克常数，值为 $6.626\times10^{-34}\,\mathrm{J\cdot s}$；$k$ 是玻耳兹曼常数，值为 $1.3806\times10^{-23}\,\mathrm{J/K}$；$c$ 是光速($c\approx2.998\times10^{8}\,\mathrm{m\cdot s^{-1}}$)；$\lambda$ 代表波长(m)；T 表示热力学温度(K)；$M_\lambda(T)$ 表示在温度 T 时波长的辐射出射度。

普朗克辐射定律也可以表示为能量密度波谱作为波长的函数，其意义是单

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

位波长在单位体积的能量，单位是 $J\cdot m^{-3}\cdot nm^{-1}$，该定义如下：

$$u_\lambda(\lambda,T)=\frac{8\pi hc}{\lambda^5}\cdot\frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda kT}}-1} \tag{2.3}$$

斯蒂芬-玻尔兹曼定律：

斯蒂芬-玻尔兹曼定律描述了从黑体辐射出的能量作为温度的函数。该定律规定，单位时间单位面积上黑体所有波长的辐射总能量正比于黑体热力学温度的四次方，具体关系如下：

$$M(T)=\sigma T^4 \tag{2.4}$$

式中 σ 是斯蒂芬-玻尔兹曼常数($\sigma=5.6697\times10^{-8}W\cdot m^{-2}\cdot K^{-4}$)；$T$ 是热力学温度(K)；$M(T)$ 表示总辐射出射度($W\cdot m^{-2}$)。

维恩位移定律描述了不同温度下黑体辐射的波谱曲线峰值的波长与温度成反比。该定律规定，单位波长黑体辐射的峰值能量其波长 λ_{peak} 定义为：

$$\lambda_{peak}=\frac{A}{T} \tag{2.5}$$

式中 λ_{peak} 是峰值辐射的波长(m)；A 是维恩位移常数，值为 $2.898\times10^{-3}m\cdot K$；$T$ 是热力学温度(K)。

不同温度下黑体辐射的波谱曲线如图 2.2 所示，图中结果表明，所有的光谱曲线都具有相似的形状；黑体的辐射能量仅取决于温度和波长；温度越高，黑体的辐射能量越大；而随着温度的升高，黑体辐射波谱曲线的峰值移至较短的波长。这些特性与以上三大定律相吻合。

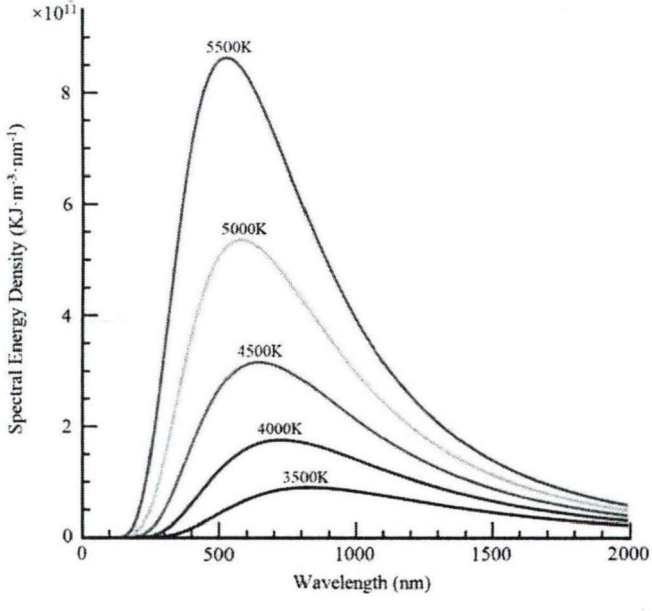


图 2.2 不同温度下黑体辐射的波谱曲线[89]

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

2.3 卫星及传感器

2.3.1 基本概念和特征

卫星遥感数据的多维性体现在其空间特征、光谱特征、时间特征和辐射特征等方面。深入理解卫星数据分辨率相关的知识概念对其实际应用至关重要，卫星影像的基本概念如下。

空间分辨率是指在遥感影像上能够区分的最小单位，它衡量了卫星传感器识别空间细节的能力。通常采用像素(pixel)、线对数(line pair)和瞬时视场(instantaneous field of view, IFOV)等方法规范目标的特征来评估空间分辨率。其中，像素是卫星影像的基本单位，单位是 m 或 km，表示对应地表面积的大小。除此之外，每毫米内的线对数(line pairs per millimeter, LPM)也可以量化地面分辨距离(ground resolved distance, GRD)，单位是 pairs/mm 。瞬时视场指的是传感器元件观测到的区域，单位是毫弧度(mrad)，如果传感器的运动暂停，则只能记录地面单位区域的辐射[88]。

光谱分辨率表示传感器定义精细波长间隔的能力，包括每个光谱波段的中心波长、带宽以及光谱波段的数量。光谱分辨率越高，光谱波段的间隔越窄，则卫星获得的光谱信息越丰富。增加光谱波段可以有效提高卫星传感器的信息提取和数据分析能力。卫星遥感常用的电磁波谱范围包括从可见光到远红外(0.3~15μm)的光学光谱波段和微波(microwave, MW, 1mm~1m)，其中光学波段包括紫外线(ultraviolet light, UV, 0.3~0.38μm)、可见光(VIS, 0.38~0.76μm)、近红外(NIR, 0.76~1.3μm)、短波红外(SWIR, 1.3~3μm)、中红外(MIR, 3~6μm)和远红外(FIR, 6~15μm)[90]。

时间分辨率是指某区域卫星影像的成像时间间隔，是卫星数据实际应用时的重要参数。时间分辨率较高的卫星传感器能够在较短的时间间隔内获取地物的一系列图像，有助于对感兴趣区域的实时监测。相反，时间分辨率较低的卫星只能记录目标地物在几天甚至几个月间的变化。因此，利用高时间分辨率的卫星传感器获取的多时相影像，可以近实时地监测地物的动态现象及其演变。

辐射分辨率是指卫星传感器对不同亮度等级的成像能力，即传感器的灵敏度，通常用亮度值范围所需的二进制数字或位的数量来表示[91]。具有高辐射分辨率的卫星传感器可以获取多种亮度级别的地物情况，而对于较低辐射分辨率的传感器，只能记录较少亮度级别的场景信息，这意味着生成的图像具有较高的对比度。

卫星遥感在野火研究中有着越来越广泛的应用，通过利用高空间、高时间

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

和高光谱分辨率的卫星影像可以对野火开展有效地监测。具体来说，千米级别空间分辨率的影像，例如 1 km 分辨率的 MODIS，以及更高分辨率的影像，例如 30 m 分辨率的 Landsat 等遥感影像在野火探测中得到了广泛应用。而具有分钟级、小时级重访周期的卫星传感器有助于对野火的实时连续监测。波长 4 μm 和 11 μm 的红外波段对异常高温非常敏感，可以为火点的识别提供重要的信息，而可见光蓝光波段和短波红外波段在火灾烟雾的检测中可以发挥重要作用。然而，由于卫星传感器的物理限制，不同种类的分辨率特性之间存在权衡，这需要我们选择具有合适特性的卫星和传感器来开展野火的研究和应用。

2.3.2　卫星的主要类别

通过配合使用搭载于各卫星的多种传感器，可以实现对地球的有效观测。根据传感器的感知原理和模式，卫星遥感系统可以分为主动遥感系统和被动遥感系统：主动遥感是卫星传感器主动发射信号，然后检测来自物体的反射和散射信息，如雷达、激光雷达；而被动遥感是卫星传感器只接收和记录来自物体发出的信号，如热红外遥感、微波被动式遥感。主动遥感与被动遥感虽有一定的区别，但也相互联系，其工作原理如图 2.3 所示。

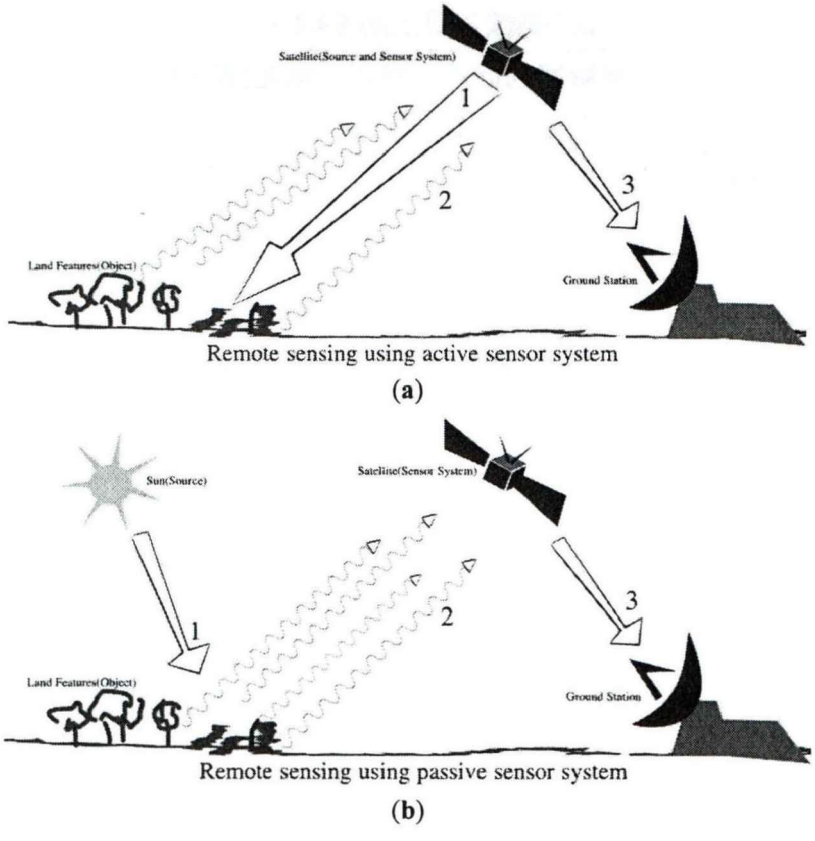


图 2.3 卫星遥感的主动遥感系统(a)和被动遥感系统(b)示意图[92]

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

根据卫星的运行轨道，可以将卫星分为极地轨道（极轨）卫星和同步地球轨道卫星（又称地球静止卫星）。极地轨道卫星运行于太阳同步轨道中，距离地球约 840 km，其数据具有更高的空间分辨率和较低的时间分辨率。目前，常应用于野火研究的极轨卫星和传感器有：NOAA/AVHRR, DMSP/OLS, SPOT/VEG, Envisat/MERIS, EOS-Aqua & Terra/MODIS, Terra/ASTER, Suomi-NPP/VIIRS, Landsat/TM & ETM & ETM+ & OLI, FY-3/VIRR & MERSI, HJ/IRS, GF-1/2/6, GMES-Sentinel/SLSTR & OLCI 等等。虽然极轨卫星对同一地区的重访周期较长，但多颗极轨卫星相互配合、相互补充，可以有效缩短全球数据的采集时间。地球静止卫星运行于地球同步轨道中，距离地球约 35790 km，其数据具有更高的时间分辨率和较低的空间分辨率。静止卫星可以提供分钟级的连续观测数据，并且能够监测更广的区域，但其空间分辨率比极轨卫星数据低。常用于野火监测的静止卫星和传感器有：MSG/SEVIRI, GOES 系列, Himawari/AHI, GF-4, FY-2/4 等等。随着静止卫星传感器的空间分辨率不断提高，其高时间分辨率的连续数据将在野火的实时监测中发挥越来越重要的作用。同时，协同使用极轨卫星和静止卫星的数据更有助于野火的监控。

根据传感器的成像原理，卫星也可分为光学和微波遥感。光学遥感主要利用从紫外线(0.3 μm)到远红外(15 μm)的光谱波段，而微波遥感的光谱范围为 1 mm 到 1 m，如 SAR。主动式微波卫星上的 SAR 可以主动传输连续的无线电波脉冲信号，然后接收记录脉冲的回波，保证了能在低能见度的天气条件下获取高分辨率的影像。这两类卫星中，光学遥感卫星可以获取丰富的光谱信息，目前已广泛用于野火的研究中；也有学者对使用 SAR 数据识别过火迹地方面开展了研究[66,73,74]，以及采用激光雷达偏振卫星影像识别烟雾羽流的高度[93]。常用的微波卫星和传感器包括：ERS/AMI, Envisat/ASAR, JERS/SAR, RADARSAT/SAR 等等。

野火中常用的卫星和传感器及其特性见表 2.2。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 2.2 野火研究中常用的卫星传感器及其特性

卫星类型		卫星/传感器	空间分辨率	回访周期	国家
极地轨道卫星	光学遥感	DMSP/OLS	0.56-2.7 km	1 天	美国
		NOAA/AVHRR	1.1 km	1-6 天	
		EOS/MODIS	0.25-1 km	1 天	
		EOS/ASTER	15-90 m	1 天	
		Suomi-NPP/VIIRS	375-750 m	4 天	
		Landsat-8/OLI	15-100 m	16 天	
		FY-3/VIRR&MERSI	1.1 km	6 day	中国
		HJ-1B/CCD&IRS	30-300 m	4 day	
		GF-1/ WFV	16 m	4 day	
		GF-2/PMS	4 m	5 day	
		Sentinel-3/SLSTR	0.5-1 km	0.9 day	欧洲
		Sentinel-3/OLCI	0.3 km	0.9 day	
		SPOT-5/VEG	1 km	3 day	
	微波遥感	JERS-1/SAR	18 m	44 day	日本
		ESR-1&2/AMI	10-30 m	3 day	欧洲
		Envisat/ASAR	28-980 m	30 day	
		Radarsat-2/SAR	1.6-30 m	24 day	加拿大
地球静止卫星	光学遥感	MSG/SEVIRI	1 km	15 min	欧洲
		GOES-17/ABI	2 km	30 min	美国
		Himawari8/AHI	0.5-2 km	10 min	日本
		GF-4/PMS&IRS	50-400 m	20 sec	中国
		FY-4/AGRI	0.5-4 km	15 min	中国

表注： 卫星和传感器的信息主要来自地球观测门户(Earth Observation Portal, https://directory.eoportal.org/)。

2.4 EOS/MODIS 数据

美国 EOS-Aqua & Terra 卫星上搭载的 MODIS 传感器能够提供全球的日常观测以及 250 m、500 m 和 1 km 空间分辨率的影像，而且，MODIS 的 36 个光谱波段有助于获取更加丰富的光谱信息。MODIS 的高分辨率特性使其能够有效监测全球的火灾和植被。例如，MODIS 用于火灾探测的 4 μm 和 11 μm 波段的饱和亮温分别约为 500 K 和 400 K，而由于该波段数据的空间分辨率为 1 km，

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

因此在该空间范围很少情况下才会达到温度饱和的情况。同时，MODIS 数据的多个光谱波段，从 VIS(0.4 μm)至 TIR(14.4 μm)光谱域能够为野火的研究提供丰富的光谱信息（各光谱波段的主要特征见表 2.3），如 0.41 μm 到 2.1 μm 的光谱域可以用来探测火灾烟雾，而 1.2 μm 到 2.1 μm 的光谱域有助于识别过火迹地区域[47]。这些特点促进了 MODIS 数据在野火的预测、探测、监测和评估以及植被分析方面的应用。此外，自 1999 年 12 月 Terra 卫星[94]和 2002 年 5 月 Aqua 卫星发射[95]以来，MODIS 传感器在过去 20 年间积累了大量的全球火灾和植被监测数据。而且，MODIS 每天可以有 4 次过境，重访周期约为 1-2 天[38,96]，较高的时间分辨率也有助于监测火灾的发生发展。因此，本文确定了 MODIS 传感器作为研究数据源。

表 2.3 MODIS 传感器各波段的主要特点

波段	波段宽度(μm)	主要应用	波段	波段宽度(μm)	主要应用
1	0.620~0.670	土地/云边界	18	0.931~0.941	大气水蒸气
2	0.841~0.876		19	0.915~0.965	
3	0.459~0.479	土地/云属性	20	3.660~3.840	表面/云温度
4	0.545~0.565		21	3.929~3.989	
5	1.230~1.250		22	3.929~3.989	
6	1.628~1.652		23	4.020~4.080	
7	2.105~2.155		24	4.433~4.498	大气温度
8	0.405~0.420	海洋颜色/浮游植物/生物地球化学	25	4.482~4.549	
9	0.438~0.448		26	1.360~1.390	卷云
10	0.483~0.493		27	6.535~6.895	水蒸气
11	0.526~0.536		28	7.175~7.475	
12	0.546~0.556		29	8.400~8.700	
13h	0.662~0.672		30	9.580~9.880	臭氧
13l	0.662~0.672		31	10.780~11.280	表面/云温度
14h	0.673~0.683		32	11.770~12.270	
14l	0.673~0.683		33	13.185~13.485	云顶高度
15	0.743~0.753		34	13.485~13.785	
16	0.862~0.877		35	13.785~14.085	
17	0.890~0.920	大气/水蒸气	36	14.085~14.385	

本文研究中使用的 MODIS 数据主要通过以下两种方式获取：

（1）位于中国科学技术大学的卫星遥感平台，可以接收每天的 MODIS 数据，并基于卫星数字广播系统(Digital Video Broadcasting-Satellite, DVB-S)进行数据的预处理。该平台自 2007 年建成以来，已累计接收 EOS/MODIS、NOAA/AVHRR、FY2D/2E/2G 等卫星的数据量超过 30TB。该卫星遥感平台的工作原理如图 2.4 所示；

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

（2）位于美国 NASA 的一级和大气档案和分配系统(Level-1 and Atmosphere Archive & Distribution System, LAADS) DAAC 网站(https://ladsweb.nascom.nasa.gov/)，用户可以根据研究区域的地理位置、所需数据及其时间等信息进行搜索、查看和下载 MODIS、VIIRS、AVHRR、MERIS、OLCI 和 SLSTR 的数据产品。该系统的数据搜索网站界面如图 2.5 所示。

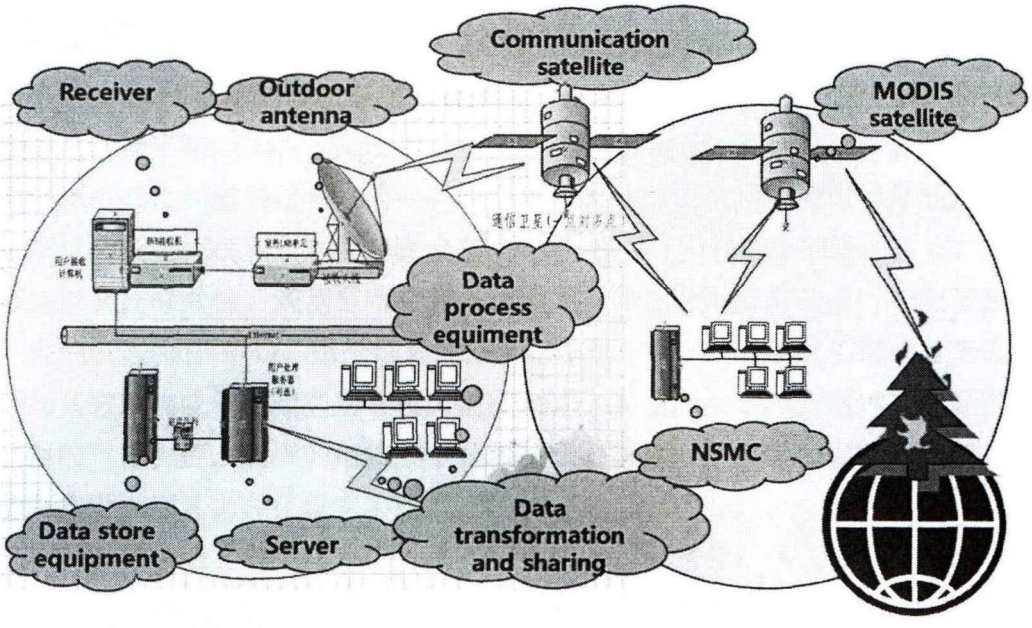


图 2.4 位于中国合肥中国科学技术大学的卫星遥感平台工作原理[97]

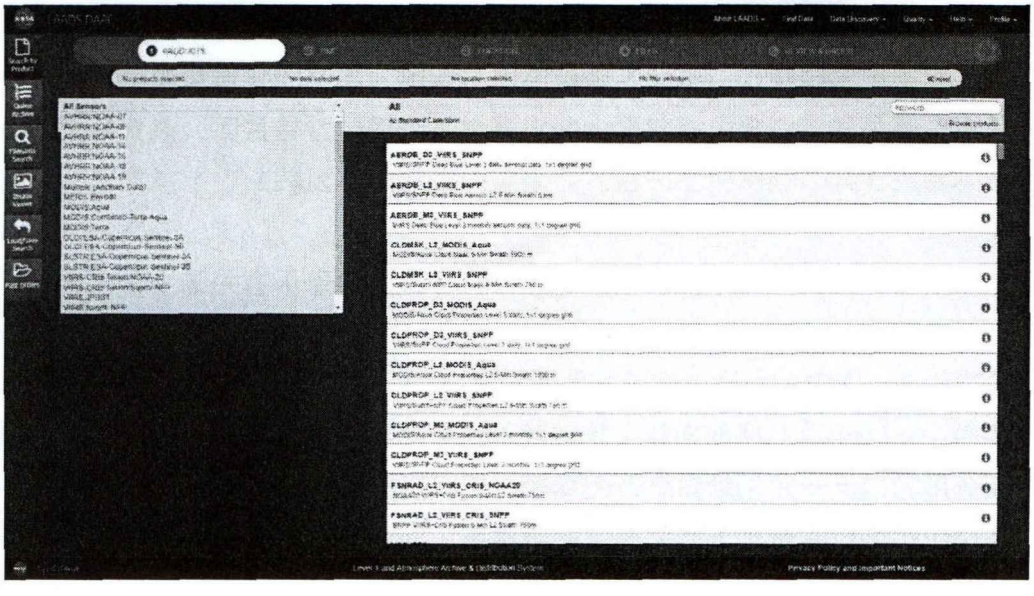


图 2.5 LAADS DAAC 网站的数据查询界面

图注：数据搜索界面的链接：https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

2.5 小结

在本章中，我们首先回顾了卫星遥感的基本物理原理和相关概念，然后介绍了卫星传感器的主要概念、类别和特点，并对野火研究中常用的卫星和传感器进行了总结。其中，Aqua 和 Terra 卫星上搭载的 MODIS 传感器具有较高的时间、空间分辨率和丰富的光谱波段，同时可以对全球各地进行日常观测，并且积累了过去近二十年间的全球数据。因此，本文的研究主要采用 MODIS 遥感数据作为样例，开发野火的探测识别模型并对植被进行监测分析。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

第3章　基于卷积神经网络的野火烟雾图像探测模型

3.1 引言

野火是极具破坏性的自然灾害，对人类的生命财产和生态系统构成严重的威胁[60]。生物质燃烧释放的烟雾会扰乱大气的辐射平衡、破坏空气质量和生态系统的能量平衡[41,43]。然而，由于火灾烟雾扩散迅速、蔓延范围广，因此它也是生物质燃烧的重要信号。因此，提升对火灾烟雾的识别能力对于早期野火的探测以及火灾救援和应急管理意义重大[45]。随着过去几十年的快速发展，卫星遥感以其高时效性、观测范围广和低成本等优势为野火烟雾的实时监测带来了巨大的机遇[30]。但是，由于烟雾的形状、颜色各异，蔓延变化多端，且光谱特征与其它地物或气溶胶类别有较大重叠[40,41,43]，这导致很难有效地区分烟雾和类似的气象灾害、复杂的地物类型，例如云、雾霾、沙尘等，因此识别卫星影像中的野火烟雾仍存在较大的挑战。

基于野火烟雾与一些典型地物类型之间的特征差异，学者们开发了多种烟雾探测方法。采用人机交互的目视解译判别火灾烟雾的方法比较耗费人力和时间，不能智能化、自动化地处理海量的遥感数据[41]；而多波段阈值法很难确定最优的阈值[40]，从而导致烟雾识别精度的降低。对于基于模式识别算法的烟雾探测方法，如 K 均值聚类[53]、神经网络[40,41]，这些方法仅仅分析了除烟雾以外的某几类典型地物的样本，如云、水和植被。但是，卫星影像中实际的地物类别繁多复杂，而目前常用的烟雾检测方法主要针对少数特定的类别与烟雾的判别，当将这些方法跨区域在更多的复杂地物类别上使用时，其有效性和适用性将大大降低。

与先前主要关注于像素级烟雾识别的研究不同，本章研究的目的是识别包含野火烟雾的卫星图像，即图像级的烟雾检测。图像分类任务旨在使用语义标签解释卫星图像[98,99]，这有助于烟雾图像的辨别和对野火的识别。而近年来深度学习技术的迅速发展为遥感影像的处理带来了新的研究动力[100,101]。海量的卫星数据为使用深度学习方法识别野火烟雾的研究提供了独一无二的机会。然而，现有用于图像分类的航空或卫星数据集主要关注于土地利用类型的分类，例如 UC-Merced 数据集[102]、WHU-RS 数据集[103]、RSSCN7 数据集[104]和 AID 数据集[105]，这些数据集包含了特定土地利用类型的高分辨率遥感影像，例如飞机、棒球场、裸地、森林、储罐、水塘、河流等。但是，这些数据集并没有涉及与野火相关的类别。而现有的烟雾检测数据集主要是监控摄像头采集的图

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

像。研究[106]中使用的烟雾图像集由 1220 张烟雾图像和 1648 张非烟雾图像构成。在[107-109]的工作中也介绍了由监控视频的真实烟雾图像和以现实场景作为背景渲染的合成烟雾图像组成的图像集。研究[110,111]中的烟雾视频集提供了一些烟雾和非烟雾的视频。在动态场景数据集 DynTex[112]中也引入了一些烟雾视频，包含 650 多个动态纹理序列。研究[113]采用了涵盖 11 种类别的视频集，每个类别包含 50 多个视频。这些由图像或视频组成的烟雾数据集大都来自常规的监控摄像机，可以应用于监控视频的近距离观测场景。但是，这些数据集在纹理、颜色、背景等方面与卫星的观测角度相差很大。然而，利用卫星传感器识别野火烟雾具有观察范围广、成本低、时效性强的优点，对于野火的探测应用价值巨大。通过文献调研，目前为止还没有针对卫星遥感的烟雾数据集，这促使我们收集和处理了大量卫星影像来构建一个新的烟雾图像集，以填补该类数据的空缺。因此，我们基于 MODIS 遥感数据，通过集合与烟雾相关的地物和气溶胶类别，构建了一个新的数据集，即 USTC_SmokeRS。该数据集涵盖了数千张来自野火烟雾的卫星图像，以及在视觉上与烟雾非常接近的类别，例如复杂繁多的地表样貌及其自然背景上的云、沙尘和雾霾等。由于图像级标签比像素级标签更容易标定，因此作为火灾烟雾探测的第一阶段，我们首先开展了烟雾图像数据集的构建以及图像分类模型的研究，而像素级的烟雾识别也将在未来的研究工作中进一步完善。

在过去十年间，图像分类任务得到了越来越多的关注和发展。传统方法对土地利用场景采用尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)获得图像特征[102,114]，再采用视觉词袋(bag-of-visual-words, BOVW)技术区分图像类别。深度信念网络(deep belief network, DBN)[104]和稀疏自编码器(sparse autoencoder, SA)[115]也用于提取不同类别的表征特征。近年来，卷积神经网络(CNN)已广泛用于图像分类任务并不断取得最优性能。学者们已经开发了多种 CNN 的结构设计，诸如 AlexNet[99]、VGGNet [116]、GoogLeNet[117]、ResNet[118]、DenseNet[119]等网络，基于如 ImageNet 和 CIFAR-10/100[120,121]等数据集，不断推进图像分类任务的发展。另外，研究人员还提出了一种基于人类感知的视觉注意力机制，通过在图像处理过程中有选择地利用有效的信息特征，从而提升网络的表达能力[122,123]。随着注意力机制在机器翻译[124]和目标检测[125]中的成功应用，它已被引入至更多的任务中，例如图像描述[126,127]、视频[128]和图像分类[129-131]。对于图像分类的任务，Wang 等人[130]提出了残差注意力模块，该模块融合了残差学习的思想[118]和自底向上自顶向下的前馈结构[132]以获得注意力感知的特征，再通过堆叠多个模块，生成了残差注意力网络。而 Hu 等人[131]针对特征图通道间的关系，研究建立了门控机制的压缩激发块

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(squeeze-and-excitation block, SE block)，由多个压缩激发块堆叠的 SE-Net 可以对通道间的特征进行重新校准，从而提高网络的分类能力。尽管这些采用注意力机制的模型在某些数据集上性能良好[130,131]，但仍有必要进一步提升对信息最丰富的空间特征的利用来改善分类结果。由于图像分类任务中每张图像都标记了标签，所以应为位于图像局部区域的目标对象分配最敏感的感受域[125-127,130]。因此，综合运用空间和通道间注意力的网络设计对于提高模型的性能至关重要。

本章提出了一种新的烟雾检测模型(SmokeNet)，充分利用了空间和通道间的注意力信息来识别烟雾图像。与研究[130]中使用的空间注意力机制不同，我们提出了空间感知的瓶颈门控机制来生成空间注意特征。基于所构建的新的 USTC_SmokeRS 烟雾图像集，我们验证了 SmokeNet 的性能，并与最先进的网络模型进行了比较。

3.2 材料

3.2.1 数据源

MODIS 传感器在过去近 20 年间拍摄和记录了全球大量的野火、雾霾、沙尘等数据，因此我们采用 MODIS 作为数据源构建了大规模的卫星图像烟雾数据集。我们首先基于 ENVI 软件对原始的 MODIS 1B 级数据进行预处理，通过几何校正将影像转换成通用横轴墨卡托投影(Universal Transverse Mercator, UTM)，并通过辐射定标[133]生成了反射率和辐射率数据。然后，将 MODIS 波段 1、4、3 分别作为 RGB 图像的红、绿、蓝通道，从而生成了 MODIS 真彩色 RGB 图像[37,53]。

3.2.2 类别

通过充分考虑卫星影像中与火灾烟雾类似的特征，我们基于 MODIS 数据收集了六种与野火相关类别的图像，分别是*云(Cloud)*、*沙尘(Dust)*、*雾霾(Haze)*、*陆地(Land)*、*海岸(Seaside)*和*烟雾(Smoke)*。收集这六类图像的主要原因如下：

烟雾：烟雾是野火发生发展过程中的重要产物，它可以迅速扩散至很大的范围，从而成为探测野火的可靠信号[134]。因此，我们选择了烟雾作为野火探测的目标类别。在数据集中，我们收集了包含不同扩散范围的烟雾图像，这有助于早期野火的探测。

沙尘/雾霾：沙尘和雾霾是用来作为烟雾的干扰类别。在野火探测的实际应

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

用中，沙尘、雾霾和烟雾的形状、颜色和光谱等特征非常相似，这对于烟雾的有效识别造成了困难[135]。此外，这些大尺度的灾害还会与不同的地表背景发生重叠，这也给它们之间的分类带来了挑战。考虑到这些问题，我们也将包含沙尘和雾霾的图像收集至新的图像集中。

云：云是卫星影像中最常见的类别。云与烟雾有相似的形状、颜色和光谱特征[40]。同时，当发生野火时，烟雾常与云混淆在一起。因此，将含有云的图像集成到我们的数据集中很有必要。

陆地/海岸：由于野火主要发生在陆地中或海岸附近，因此我们也收集了这两种类别的图像作为野火烟雾的背景。一些土地覆盖类型和地理特征，例如一定阳光照射角度下的湖泊，高反射率的裸地、雪山，海岸附近的海浪和沉积物，都有可能与烟雾发生混淆。而且，陆地和海岸也是卫星影像中的主要类别，这使得它们的图像对于数据集的构建至关重要。

3.2.3　数据集及标注

为了构建新的遥感烟雾数据集，共有五名学生参加了数据收集和图像标注的工作。对于图像分类任务，我们为每张图像分配了类别标签。注释者主要根据以下的准则收集了这六种类别的图像：

（1）我们基于谷歌、百度和其他网站的历史新闻报道，搜索了全球的野火、沙尘和雾霾的灾害信息。这些灾害事件的 MODIS 数据时间跨度约 20 年，并覆盖了除南极洲以外的六大洲。其中，沙尘的遥感数据主要来自中东、非洲和中国，而雾霾的数据主要来自中国和印度。由于北美地区经常发生大型野火，因此此处烟雾数据的比例较高。我们还从这些 MODIS 影像中收集了云和陆地的图像。

（2）根据收集的事件信息（时间、地点、灾害类别等）以及不同地物和气溶胶的光谱特征，我们可以确定卫星影像中灾害事件的类别标签。另外，通过综合利用卫星的真彩色和假彩色 RGB 合成图，可以在陆地、海岸和其他气溶胶类别中判别出火灾烟雾。例如，MODIS 1、4、3 波段合成的真彩色图可以显示烟雾和云[40,41]，而波段 7、5、6 合成的假彩色图仅可显示云和过火区域[38,61]。

（3）我们还使用了 MODIS/Terra & Aqua 的 1 km 空间分辨率的热异常和火点产品(MOD14/MYD14)来识别野火，这可以帮助我们推断火灾烟雾的位置。根据地物的地理位置坐标，我们还利用了 Google Earth 软件提供的高分辨率卫星影像，帮助我们确定具体的土地覆盖类型，例如湖泊、雪山和具有高反射率的地表。该些数据产品和软件可以为我们的数据收集和图像类别的标注提供辅助信息。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

（4）只要图像中含有火灾烟雾，该图像就被标记为烟雾类别。在图像标签的标注过程中，烟雾、沙尘和雾霾这三种类别具有最高的优先级，同时，烟雾、沙尘和雾霾的图像中不包含其他的两种气溶胶类别。我们在图像标注过程中对此进行了仔细检查，以减少类别间的歧义。但是，烟雾、沙尘和雾霾的图像中可能包含其他的类别，例如云、陆地或海岸，这与真实的情况一致。在类别标签的分配中，次等优先级的类别是云，而最低优先级的类别是陆地和海岸。

（5）MODIS 波段 1、4、3 生成的真彩色 RGB 图用于构建新的烟雾数据集。表 3.1 列出了 MODIS 1、3 和 4 波段的特性。我们在本章中基于真彩色 RGB 图像集开发了图像分类的模型，主要是因为与多光谱数据相比，大多数的光学卫星传感器都可以生成 RGB 图像，这可以确保所提出的模型能够应用于其他卫星传感器的 RGB 图像中。

表 3.1 MODIS 波段 1、3 和 4 的特性

光谱波段	带宽(μm)	光谱域	主要应用
1	0.620~0.670	红	陆地/云层边界
3	0.459~0.479	蓝	陆地/云层特性
4	0.545~0.565	绿	

3.2.4　USTC_SmokeRS 数据集

新数据集（即 USTC_SmokeRS）包含了六种不同类别共计 6225 张 RGB 图像：云、沙尘、雾霾、陆地、海岸和烟雾。每张图像的保存格式均为“.tif”，图像尺寸为 256×256 像素，像素的空间分辨率为 1 km。表 3.2 中列出了每种类别的图像数量，图 3.1 展示了数据集中图像的空间分布统计信息，图 3.2 还展示了数据集中这六种类别的示例图像。USTC_SmokeRS 的 RGB 数据集已在网站 http://complex.ustc.edu.cn/sjwwataset/list.htm 公开发布。

表 3.2 USTC_SmokeRS 数据集每种类别的图像数量

类别	云	沙尘	雾霾	陆地	海岸	烟雾
数量	1164	1009	1002	1027	1007	1016

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

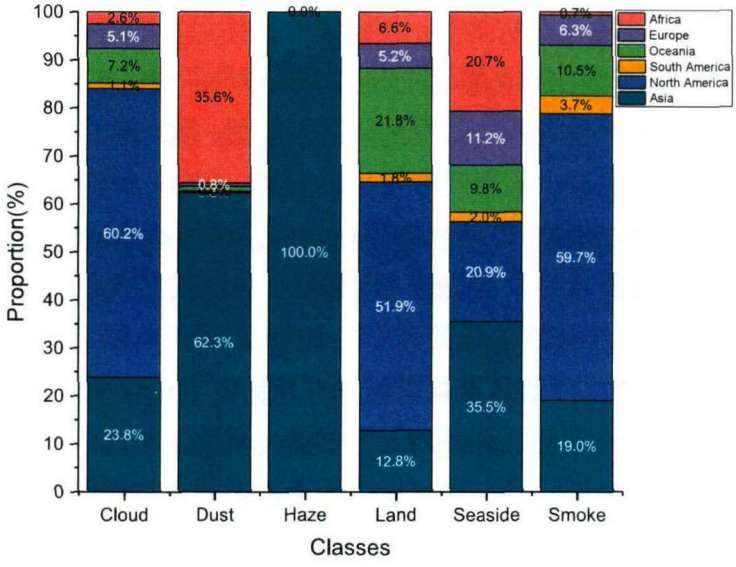
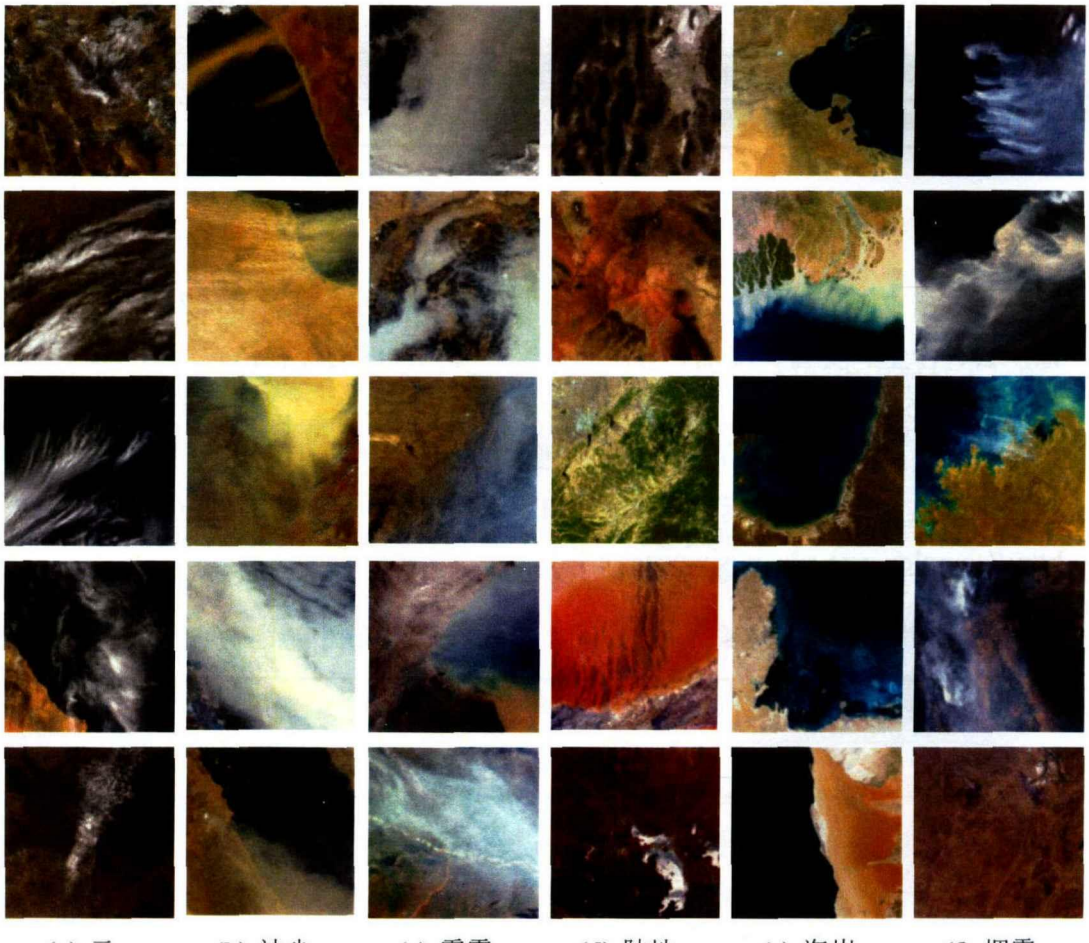


图 3.1 USTC_SmokeRS 数据集六类图像的空间分布

图注：图像地理位置信息的统计是基于七大洲模型[136]。



(a) 云　(b) 沙尘　(c) 霾霾　(d) 陆地　(e) 海岸　(f) 烟雾

图 3.2 USTC_SmokeRS 数据集各类别的示例图像

图注：第一列(a)至第六列(f)中的图像分别属于云、沙尘、霾霾、陆地、海岸和烟雾。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

3.3 方法

具有高效的、可扩展的和端到端学习结构的 CNN 已被广泛应用于图像分类的任务中[98,129]。在这些 CNN 中，基于残差学习框架的 ResNet 更易于参数优化，能够有效提高深层次网络的精度[118]。同时，注意力机制为 CNN 的改进带来了新的思路，可以促进网络充分利用图像中最丰富的信息特征。研究[131]证明压缩激发块中的通道间注意力机制可以有效增强网络的分类能力，而空间信息对于图像的分类任务也非常重要。为了提升分类结果，网络模型应更关注于图像中与类别标签相关的区域，而不是其它不相关的区域，例如背景。在 SE 块的结构基础上，我们进一步设计了空间注意力机制增强网络的分类能力，这有助于模型充分利用与类别相关的信息进行图像分类。

具体来说，对于输入图像 **X**，首先经过网络层的卷积、池化、激活等处理变换得到输出特征图$\mathbf{V}=[\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_C]$，其中$\mathbf{v}_i$是输出特征图**V**的第 i 个通道。然后，采用注意力机制对输出特征图 **V** 进一步处理，生成空间和通道间注意的输出图 **Q** 和 **P**。空间和通道间注意力机制的结构如图 3.3a 所示，对图像的处理操作表示如下：

$$\mathbf{P}=\Psi_c(\mathbf{V}) \tag{3.1}$$

$$\mathbf{Q}=\Psi_s(\mathbf{V}) \tag{3.2}$$

式中 $\mathbf{X}\in\mathbb{R}^{W'\times H'\times C'}$, $\mathbf{V}\in\mathbb{R}^{W\times H\times C}$, $\mathbf{P}\in\mathbb{R}^{W\times H\times C}$, $\mathbf{Q}\in\mathbb{R}^{W\times H\times C}$；$C'$和 C 分别表示输入图像 **X** 和输出特征图 **V** 的通道总数，W'和 W 分别是 **X** 和 **V** 的宽度，而 H' 和 H 是它们的高度；函数Ψ_c和Ψ_s分别表示通道间和空间的注意力机制。

通道间注意力机制：

在通道间注意力机制的处理过程中，我们对输出特征图 **V** 的每个通道采用全局平均池化，生成了各通道的特征$\mathbf{Z}=[z_1, z_2, \ldots, z_C]$，其中$\mathbf{z}_i$是每个特征图通道的统计标量。为获得通道间的注意力分布$\mathbf{M}=[m_1, m_2, \ldots, m_C]$，我们参考了研究[131]的设计，采用了两个具有 sigmoid 激活函数的全连接层。最后将分布 **M** 乘以 **V**，从而生成通道间注意的输出图 **P**。整个处理过程表示如下：

$$\mathbf{M}=f_2(\mathbf{W}_2 f_1(\mathbf{W}_1\mathbf{Z}+b_1)+b_2), \tag{3.3}$$

$$\mathbf{p}_i=m_i\mathbf{v}_i, \tag{3.4}$$

式中 $\mathbf{Z}\in\mathbb{R}^C$, $\mathbf{M}\in\mathbb{R}^C$, $\mathbf{W}_1\in\mathbb{R}^{C/r\times C}$和$\mathbf{W}_2\in\mathbb{R}^{C\times C/r}$表示权重；$b_1\in\mathbb{R}^{C/r}$和$b_2\in\mathbb{R}^C$是偏差；$r$ 是压缩比例，根据研究[131]的参数选择将其设置为 16；i 代表通道的数目；f_1和f_2分别表示 ReLU 和 sigmoid 激活函数。

空间注意力机制：

在空间注意力机制的处理过程中，首先将网络处理获得的特征图 **V** 改变形

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

状成$\mathbf{U}=[\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \ldots, \mathbf{u}_l]$，其中$\mathbf{u}_j$是 V 中位置 j 的像素值，且$l=W\times H$。然后，我们同样采用了两个全连接层并连接 sigmoid 激活函数获得了空间注意力的分布$\mathbf{N}=[\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2, \ldots, \mathbf{n}_C]$，其中$\mathbf{n}_i$是$\mathbf{v}_i$的空间注意分布。最后，我们将分布 N 乘以 V 从而生成了空间注意力输出图 Q。整个处理过程表示如下：

$$\mathbf{N}=f_2(\mathbf{W}_2^{'}f_1(\mathbf{W}_1^{'}\mathbf{U}+b_1^{'})+b_2^{'}), \tag{3.5}$$

$$\mathbf{q}_i=\mathbf{n}_i\mathbf{v}_i, \tag{3.6}$$

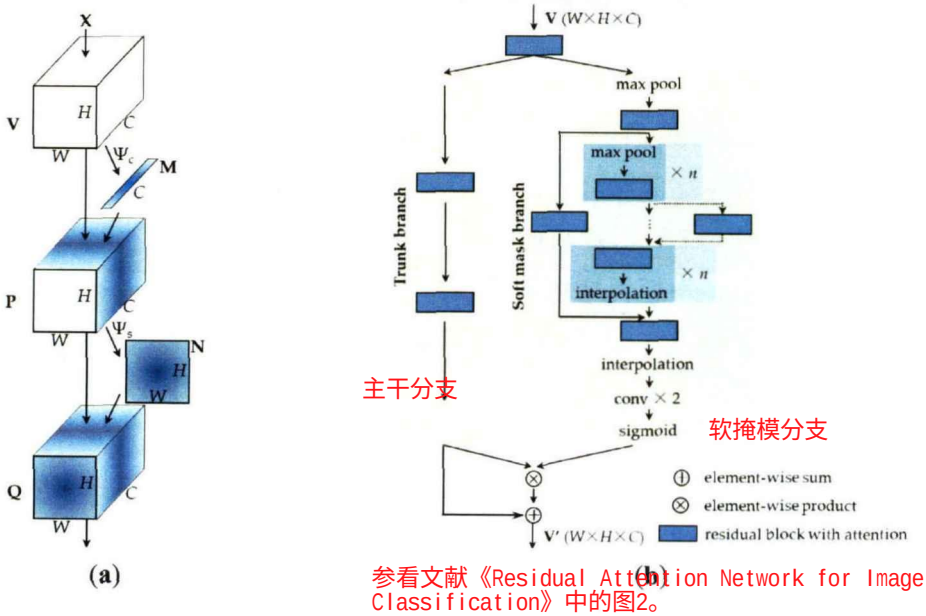
式中$\mathbf{u}_j\in\mathbb{R}^C, \mathbf{N}\in\mathbb{R}^{W\times H\times C}$；$j$ 表示像素位置；$\mathbf{W}_1^{'}\in\mathbb{R}^{C/r\times C}$和$\mathbf{W}_2^{'}\in\mathbb{R}^{C\times C/r}$代表权重；$b_1^{'}\in\mathbb{R}^{C/r}$和$b_2^{'}\in\mathbb{R}^{C}$代表偏差，$r$ 值设置为 16。

残差注意力模块：

此外，我们还将残差注意力模块(residual attention module, RA 模块)[130]集成至 SmokeNet 模型中，以进一步利用可区分性的信息。RA 模块的结构如图 3.3b 所示。RA 模块对前一网络层的输出特征图 $\mathbf{V}\in\mathbb{R}^{W\times H\times C}$进行处理，从而生成 $\mathbf{V}'\in\mathbb{R}^{W\times H\times C}$。该模块的软掩模分支采用了自底向上自顶向下的结构设计生成注意力掩码图，用以提升主干分支的特征。与 ResNet 的结构设计类似，具有两个分支的 RA 模块利用了残差注意力学习机制组合软掩模分支和主干分支的输出特征图。残差注意力学习的定义如下：

$$\mathbf{O}(\mathbf{V})=(1+\mathbf{S}(\mathbf{V}))*\mathbf{T}(\mathbf{V}) \tag{3.7}$$

式中 S(V)、T(V)和 O(V)分别表示软掩模分支、主干分支和 RA 模块的输出。



参看文献《Residual Attention Network for Image Classification》中的图2。

图 3.3 空间通道间注意力结构和残差注意力模块的结构示意图

图注：(a)空间和通道间注意力结构；(b)残差注意力(RA)模块，图中 n 表示单元数($n\geq 0$)，如果 n 为 0 和 1，虚线断开，而当 n 大于 1 时，虚线连接；蓝色块表示具有空间或通道间注意力结构的残差块[118]。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

两个待比较的模型：

我们还将 SmokeNet 与其他两种有效的模型设计进行了比较。第一种模型是空间和通道间注意的 ResNet (spatial and channel-wise attention ResNet, SCResNet)，该模型在 ResNet50[118]的结构基础上仅采用了空间和通道间注意的残差块。第二种模型是通道间注意的 AttentionNet (channel-wise AttentionNet, CAttentionNet)，该模型将仅具有通道间注意力结构的残差块整合至由 RA 模块堆叠而成的 AttentionNet56 模型[130]中。通过整合所有的注意力机制和模块，我们提出的 SmokeNet 模型将具有空间和通道间注意力结构的残差块集成至 AttentionNet56 模型中，通过利用网络层特征图中最有效的空间信息和特征图通道，增强了模型对图像主要特征的表达能力。表 3.3 详细描述了 SCResNet、CAttentionNet 和 SmokeNet 模型的整体结构。

表 3.3 模型 SCResNet, CAttentionNet 和 SmokeNet 的结构细节

输出图尺寸	SCResNet	CAttentionNet	SmokeNet
112×112	卷积层，7×7，64，步长2		
56×56	最大池化层，3×3，步长2		
56×56	(conv, 1 × 1, 64 conv, 3 × 3, 64 conv, 1 × 1, 256 2fc, (16, 256) 2fc, (16, 256)) × 3	(conv, 1 × 1, 64 conv, 3 × 3, 64 conv, 1 × 1, 256 2fc, (16, 256)) × 1 RA-C模块1 [1] × 1	(conv, 1 × 1, 64 conv, 3 × 3, 64 conv, 1 × 1, 256 2fc, (16, 256) 2fc, (16, 256)) × 1 RA-SC模块1 [2] × 1
28×28	(conv, 1 × 1, 128 conv, 3 × 3, 128 conv, 1 × 1, 512 2fc, (32, 512) 2fc, (32, 512)) × 4	(conv, 1 × 1, 128 conv, 3 × 3, 128 conv, 1 × 1, 512 2fc, (32, 512)) × 1 RA-C模块2 × 1	(conv, 1 × 1, 128 conv, 3 × 3, 128 conv, 1 × 1, 512 2fc, (32, 512) 2fc, (32, 512)) × 1 RA-SC模块2 × 1
14×14	(conv, 1 × 1, 256 conv, 3 × 3, 256 conv, 1 × 1, 1024 2fc, (64, 1024) 2fc, (64, 1024)) × 6	(conv, 1 × 1, 256 conv, 3 × 3, 256 conv, 1 × 1, 1024 2fc, (64, 1024)) × 1 RA-C模块3 × 1	(conv, 1 × 1, 256 conv, 3 × 3, 256 conv,1 × 1, 1024 2fc, (64, 1024) 2fc, (64, 1024)) × 1 RA-SC模块3 × 1
7×7	(conv, 1 × 1, 512 conv, 3 × 3, 512 conv, 1 × 1, 2048 2fc, (128, 2048) 2fc, (128, 2048)) × 3	(conv, 1 × 1, 512 conv, 3 × 3, 512 conv, 1 × 1, 2048 2fc, (128, 2048)) × 3	(conv, 1 × 1, 512 conv, 3 × 3, 512 conv,1 × 1, 2048 2fc, (128, 2048) 2fc, (128, 2048)) × 3
1×1	全局平均池化	平均池化，7×7，步长1	
	fc, softmax, 6		

表注：[1] RA-C 模块表示采用通道间注意残差块的残差注意力模块。[2] RA-SC 模块表示采用空间和通道间注意残差块的残差注意力模块。与文献[130]相同，RA 模块 1、2 和 3 中的 n 分别设置为 2、1 和 0。大括号中包含具体的图像处理操作、核尺寸和输出图通道数。fc 表

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

示一个全连接层，其后为输出图的大小。大括号之外的数字是堆叠的单元数。

3.4 实验

3.4.1 实施细节

我们将 USTC_SmokeRS 数据集（共 6225 张图像）随机分为三个子集：训练集(3984)、验证集(999)和测试集(1242)。鉴于灾害相关图像的收集较为困难，因此我们采用四种不同比例的训练图像：16%(994)、32%(1988)、48%(2985)和 64%(3984)，研究了训练后每种模型的性能。在每组实验中，验证集和测试集都使用相同的图像，比例分别是 16%(999)和 20%(1242)。训练集、验证集和测试集的图像数量及比例见表 3.4。

表 3.4 训练集、验证集和测试集的图像数量及比例

图像集	图像数量	所占比例
训练集	994	16%
	1988	32%
	2985	48%
	3984	64%
验证集	999	16%
测试集	1242	20%
USTC_SmokeRS	6225	100%

为了公平比较先进模型和本章所提出模型的性能，每个网络模型都使用相同的实验设置对相同的图像进行训练、验证和测试。每个模型的初始参数、优化方法和损失函数也都相同。模型首先在训练集上训练，并在验证集上进行验证，然后利用最优验证精度的模型参数，对测试集的图像分类。模型训练时，采用了 Adam 方法进行随机优化训练[137]，权重衰减系数（L_2 范数惩罚项）设为1×10^{-4}；训练采用交叉熵损失函数；学习率的初始值设为1×10^{-3}，当验证损失停止下降时将学习率减小为 0.5 倍；批处理大小设为 32，最大的训练迭代周期设为 200。

在训练阶段，首先将 256×256 输入图像的尺寸调整为 230×230。然后采用数据增强方法，随机裁剪得到尺寸 224×224 的图像，再将裁剪图像随机地在水平和垂直方向上翻转。尺寸调整和随机裁剪的图像处理操作能够确保不遗漏掉在烟雾图像边缘的小范围烟雾。然后，对图像进行归一化处理，均值和标准差均取值 0.5，通过实验测试，这些值的效果比 ImageNet 图像中使用的值或对每

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

张图像每个通道计算得到的值更好。在验证和测试阶段，我们将输入图像的尺寸直接调整为 224×224，并采用与训练阶段相同的均值和标准差值对图像归一化处理。

所有实验均在装有 E5-2630 CPU 和两个 11 GB 内存的 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU 的计算机服务器上进行，操作系统是 Ubuntu 16.04，网络模型的实现是基于带有 CUDA 工具包的 PyTorch 平台[138]。

3.4.2　评价指标

我们利用了多种评价指标来定量评估模型的性能，包括混淆矩阵、测试总精度(overall accuracy, OA)、Kappa 系数(Kappa coefficient, K)、漏分误差(omission error, OE)和错分误差(commission error, CE)。正确分类的测试图像数量除以测试图像总数得到测试 OA，某类别遗漏分类的图像数量与实际数量之比是 OE，而错误分类的图像数量与该类别的预测数量之比是 CE[40]。K 常用于评估各类别的分类精度和一致性程度[66,139]。简而言之，OA 和 K 值越高，且 OE 和 CE 越低，则分类的结果越好。t 种类别的混淆矩阵和各个评价指标见表 3.5。

表 3.5 t 种类别的混淆矩阵和评价指标

类别	预测类别1	预测类别t	漏分误差(OE)	错分误差(CE)
实际类别1	N_{11}	N_{1t}	$OE_{class1}=\frac{N_{1+}-N_{11}}{N_{1+}}$	$CE_{class1}=\frac{N_{+1}-N_{11}}{N_{+1}}$
实际类别t	N_{t1}	N_{tt}	$OE_{classt}=\frac{N_{t+}-N_{tt}}{N_{t+}}$	$CE_{classt}=\frac{N_{+t}-N_{tt}}{N_{+t}}$
总精度(OA)			$OA=\frac{\sum_{1}^{t}N_{ii}}{N}$	
Kappa系数 (K)			$K=\frac{N\sum_{1}^{t}N_{ii}-\sum_{1}^{t}(N_{i+}N_{+i})}{N^2-\sum_{1}^{t}(N_{i+}N_{+i})}$	

表注：i 指某类别，t 是类别数量；N 是图像数量；N_{ii} 是位于矩阵对角线上正确分类的图像数量；N_{i+}和 N_{+i} 分别是第 i 行和第 i 列的图像数量之和。

为了合理地解释模型预测图像类别的决策方式，我们还采用了梯度加权类别激活映射方法(Gradient-weighted Class Activation Mapping, Grad-CAM)和 Guided Grad-CAM 方法[140]生成对输入图像的类别评估的可视化图。Grad-CAM 方法是针对基于 CNN 的模型所开发的，可以粗略地突出显示图像中用于预测图像类别的分离性区域。通过将该技术与导向反向传播方法[141]结合使用，从而

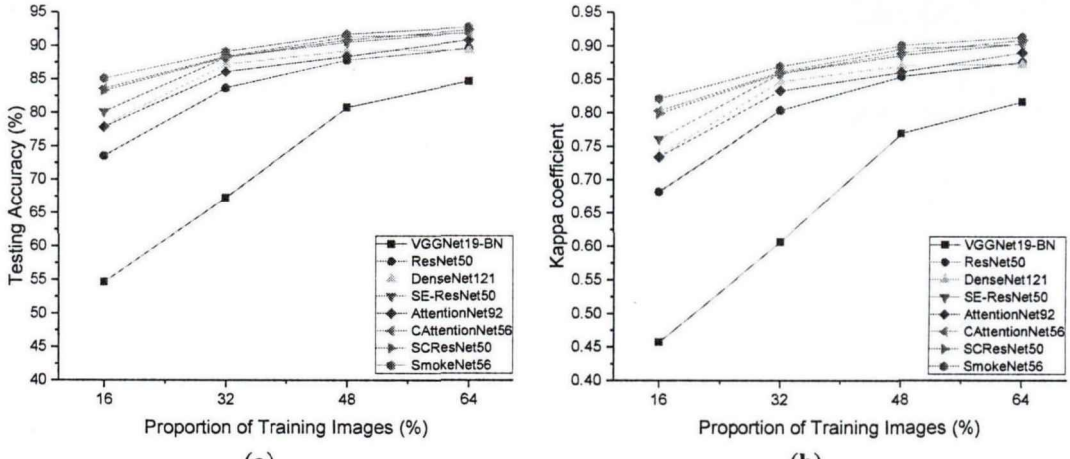
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

生成了 Guided Grad-CAM 方法[140]。该方法能够生成高分辨率的类别详细定位图，帮助我们解释模型的预测结果。因此，本章也采用了 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 方法的可视化分析图来定性地解释模型的分类依据。

3.5 结果

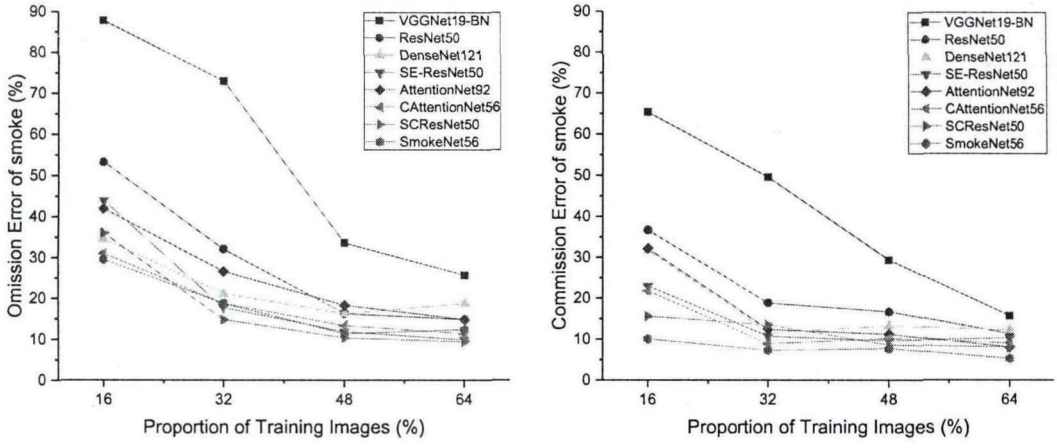
3.5.1 精度评价

基于 USTC_SmokeRS 数据集中不同比例的训练图像，我们比较了五个先进网络模型 (VggNet-BN[116], ResNet[118], DenseNet[119], SE-ResNet[131] 和 AttentionNet [130])、其他两个组合模型(SCResNet 和 CAttentionNet)与所提出的 SmokeNet 模型的分类精度。图 3.4 展示了使用四种不同比例(16%，32%，48% 和 64%)的图像训练这八个模型后的分类结果。图 3.4a–d 分别是 OA、K、OE 和 CE 的比较结果，可以发现随着训练图像数量的增加，OA 和 K 值随之增加，而 OE 和 CE 降低。这是因为更多的训练图像能够帮助模型学习到各类别更多鲁棒的特征。另外，每个模型对烟雾图像的 OE 都高于 CE，这表明模型对于某些烟雾图像难以正确识别，主要归因于小范围的烟雾与复杂的土地覆盖类型之间的高度相似性。此外，使用不同比例的训练图像时，SmokeNet 模型的分类性能均优于其他模型。



(a)　　(b)

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(c)　　(d)

图 3.4 各个模型的分类结果对比

图注：采用四种不同比例的训练图像时，先进模型(VggNet19-BN, ResNet50, DenseNet121, SE-ResNet50 和 AttentionNet92)、组合模型(CAttentionNet56 和 SCResNet50)以及所提出的 SmokeNet56 模型的分类结果。**(a)** 测试精度；**(b)** Kappa 系数；**(c)** 烟雾图像的漏分误差；**(d)** 烟雾图像的错分误差。

表 3.6 列出了使用 16%训练图像训练的八个模型的测试精度、K 值和烟雾类别的 OE 和 CE，以及模型的参数量。结果表明在使用相同的 16%训练图像时，SmokeNet 的分类结果优于其他模型，其 OA 是 85.10%，K 值为 0.8212，OE 和 CE 分别是 29.56%和 10.06%。与先进模型相比，我们模型将 OA 和 K 值分别提高了至少 4.99%和 0.0600，而将 OE 和 CE 分别降低了至少 4.92%和 12.91%。与 SE-ResNet50 模型相比，SCResNet50 模型在网络参数略有增加（51 万）的情况下，将 OA 和 K 值分别提高了 3.14%和 0.0376，同时将 OE 和 CE 分别降低了 7.88%和 7.39%，这表明所提出的空间注意力机制能够有效增强网络的分类能力。此外，与仅将通道间注意力机制结合到 AttentionNet56 的 CAttentionNet56 模型相比，SmokeNet 的 OA 和 K 值分别提高了 1.53%和 0.0184，并分别将 OE 和 CE 降低了 1.47%和 11.73%，这进一步验证了所提出的空间注意力机制在图像分类时的有效性。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 3.6 采用 16%图像训练的八个模型的分类结果以及模型的参数量

模型	层	OA(%)	K	OE(%)	CE(%)	参数量(百万)
VGGNet-BN [116]	19	54.67	0.4572	87.68	65.28	143.68
ResNet [118]	50	73.51	0.6821	53.20	36.67	25.56
DenseNet [119]	121	78.10	0.7371	34.48	31.79	7.98
AttentionNet [130]	92	77.86	0.7342	41.87	32.18	83.20
SE-ResNet [131]	50	80.11	0.7612	43.84	22.97	28.07
CAttentionNet	56	83.57	0.8028	31.03	21.79	50.57
SCResNet	50	83.25	0.7988	35.96	15.58	28.58
SmokeNet	56	85.10	0.8212	29.56	10.06	53.52

表 3.7 展示了使用 64%训练图像训练的 SmokeNet 在测试集的混淆矩阵。结果显示有 16 张烟雾图像被错分为雾霾和陆地类别，6 张沙尘图像被错分为烟雾类别，这表明烟雾图像容易与沙尘、雾霾和陆地的图像混淆。这是因为沙尘和雾霾与某些条件（例如光照、风等）大范围的烟雾具有相似的形状和颜色[135]。同时，由于小范围的烟雾与陆地图像中高反射率的地表、湖泊或雪山具有高度相似性，因此很难检测出部分野火早期阶段燃烧产生的小范围烟雾，从而导致这样的烟雾图像容易错分成陆地类别。而且沙尘和雾霾在图像分类时也很容易发生混淆，主要因为这些大范围的气象灾害具有相似的纹理形状和颜色特征。烟雾、沙尘、雾霾和某些地表特征间的高度相似性突显了将这些类别集成到新数据集中的重要性，尽管这会使得新数据集的分类更有挑战性，但能够提升其在实际应用中的实用性。

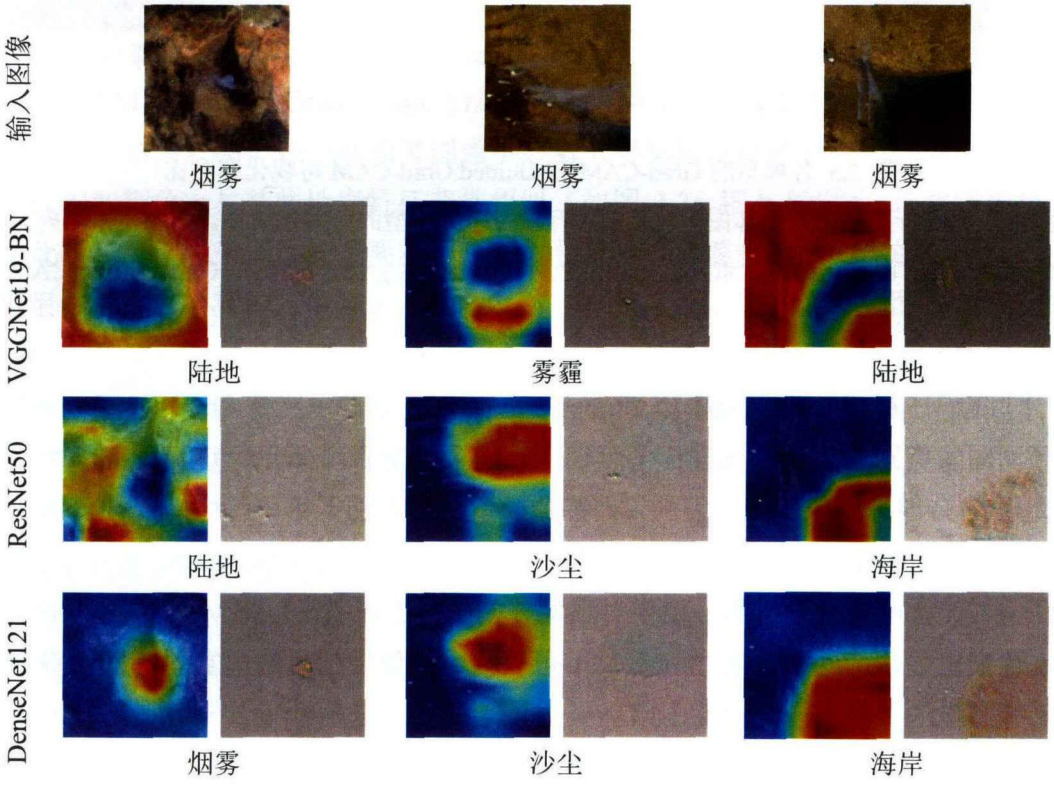
表 3.7 采用 64%图像训练的 SmokeNet 模型在测试集上的混淆矩阵

类别	云	沙尘	雾霾	陆地	海岸	烟雾	OE(%)	CE(%)
云	227	0	1	3	0	1	2.16	2.99
沙尘	0	174	15	5	1	6	13.43	10.77
雾霾	0	13	183	3	0	1	8.50	13.68
陆地	4	4	3	193	0	1	5.85	9.39
海岸	0	0	2	1	197	1	1.99	1.50
烟雾	3	4	8	8	2	178	12.32	5.32
OA	92.75%							
K	0.9130							

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

3.5.2　可视化分析

我们采用 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 方法对模型的图像处理进行了可视化评估，以解释模型对图像分类的决策过程。图 3.5 展示了采用 16%训练图像训练的八个模型对三张烟雾图像（第一行）处理获得的 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 可视化分析图（第二行至最后一行）。各模型对三张输入烟雾图像的预测类别显示在每一行可视化结果的下方。可视化分析结果表明，除了 SmokeNet56 和 SCResNet50 之外，其他模型只能关注图像中的主要特征，例如土地、海岸和水的纹理结构和形状颜色，从而使小范围的烟雾区域很难被这些模型检测到。相比之下，SmokeNet56 和 SCResNet50 可以有效利用类别间的分离性特征正确识别烟雾图像，这说明所提出的空间注意力机制提高了网络的空间感知能力，能够提升对小范围烟雾的区分。根据最后三行的可视化结果对比，与 SCResNet50 和 CAttentionNet56 模型相比，SmokeNet56 的可视化图显示了更多更细微的烟雾结构细节。同样，与其他两个模型相比，图 3.5b, d, f 列中 SmokeNet56 的 Guided Grad-CAM 结果可以定位到图像中的多个烟雾区域，这表明 SmokeNet56 模型集成的空间通道间注意力机制和 RA 模块有助于高效区分和准确定位多个小范围的烟雾。



(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

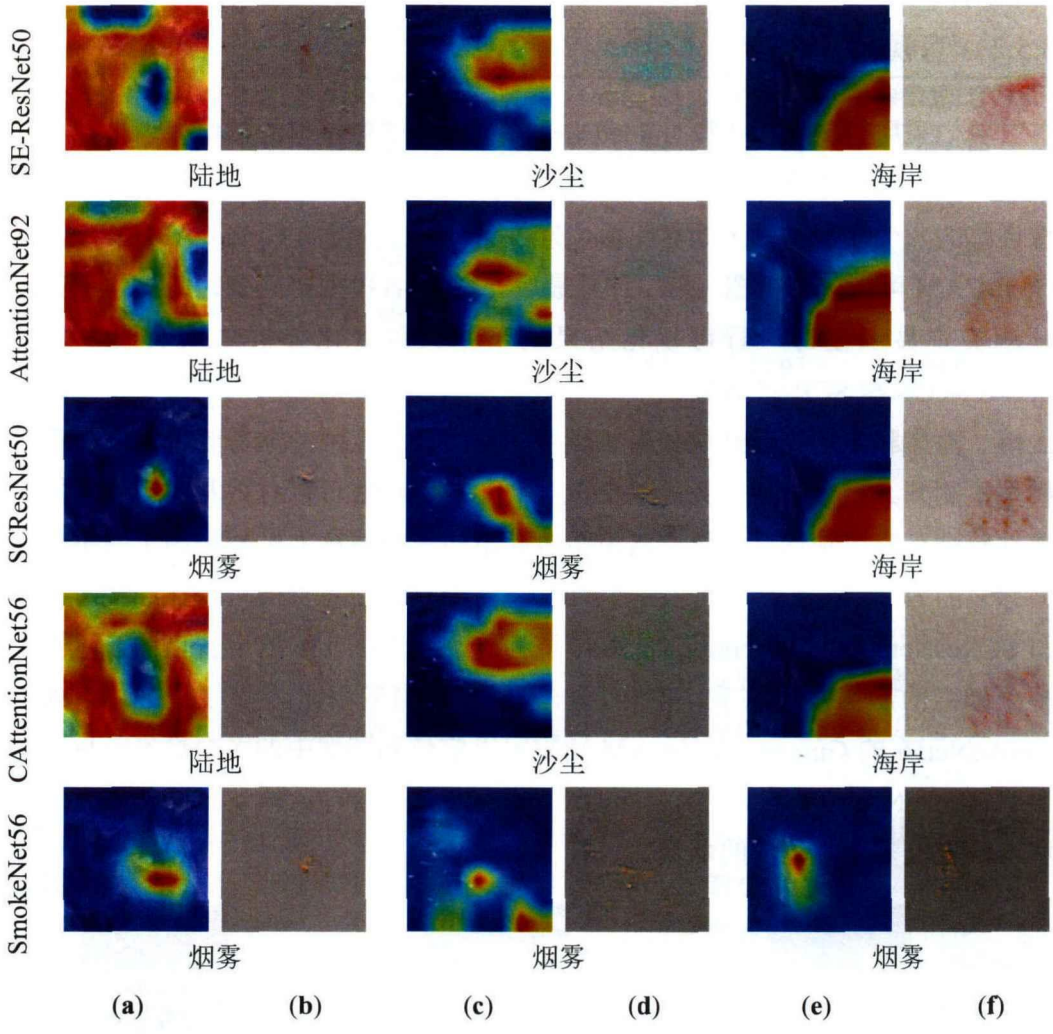


图 3.5 各模型的 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 可视化图对比

图注：第一行是输入的烟雾图像，其余各行是对左侧模型的可视化结果。**(a), (c)**和**(e)**列是 Grad-CAM 的可视化结果，重要区域用红色突出显示；**(b), (d)**和**(f)**列是 Guided Grad-CAM 的高分辨率类别区分可视化结果。各模型对图像的预测类别显示在可视化图的下方。

我们还利用 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 方法对支持 SmokeNet56 模型预测图像类别的重要区域进行了可视化，结果如图 3.6 所示。该模型的参数是使用 64%训练图像训练获得的，训练的模型正确识别了第一行中的 6 类示例图像。第二行和第三行分别是 SmokeNet56 对每个图像的 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 可视化分析图。模型对图像分类的依据在 Grad-CAM 可视化图中以红色突出显示，结果表明 SmokeNet 可以利用图像中信息最丰富的特征正确判别该图像的类别。Guided Grad-CAM 方法还显示了云、沙尘、雾霾和烟雾的具体位置、形状和纹理特征。对于陆地和海岸图像，模型能够利用整个图像中的有效特征确定其类别。可视化评估的定性分析表明，所提出的融合空间通道间注意力和 RA 模块的 SmokeNet 能够有效利用类别间的区分特征，从而提升分类

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

结果。

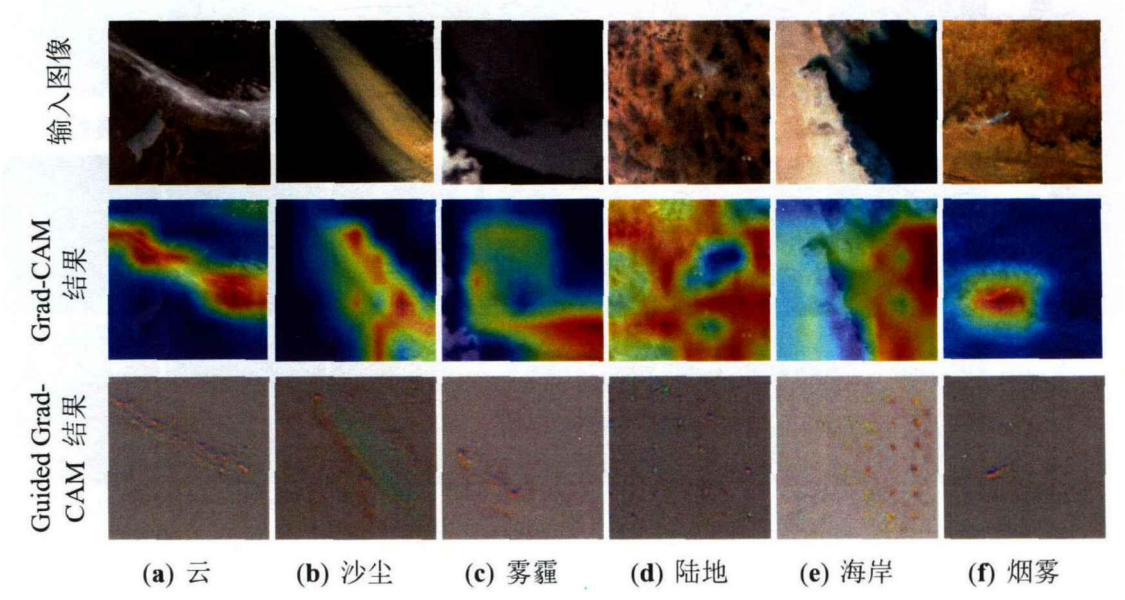


图 3.6 各类别样例图像的可视化结果

图注：第一行是输入图像，第二行和第三行分别是 Grad-CAM 和 Guided Crad-CAM 方法的可视化结果。

图 3.7 展示了使用 64%图像训练的 SmokeNet 模型的一些错误预测案例以及相应的可视化结果。第一行是输入图像及其真实的类别标签，其余各行是 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 方法的可视化结果以及模型的预测类别。可视化评估的结果表明，在一些烟雾图像中，野火早期阶段释放的小范围烟雾在形状纹理和颜色上与某些地表特征非常相似（如图 3.7a 和 b 所示），这意味着模型此时只能关注于图像的主要特征。与之相反，当烟雾扩散至较大的范围，模型很难将其与雾霾和沙尘等大范围的气溶胶有效区分，这导致了对图 3.7c 和 d 中输入图像类别的失败预测。同样，这些相似之处也给区分图 3.7e 和 f 中的沙尘和雾霾带来了挑战。此外，不同类别间的重叠（如图 3.7f 左下方的雾霾和水体）也会造成模型的误判。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

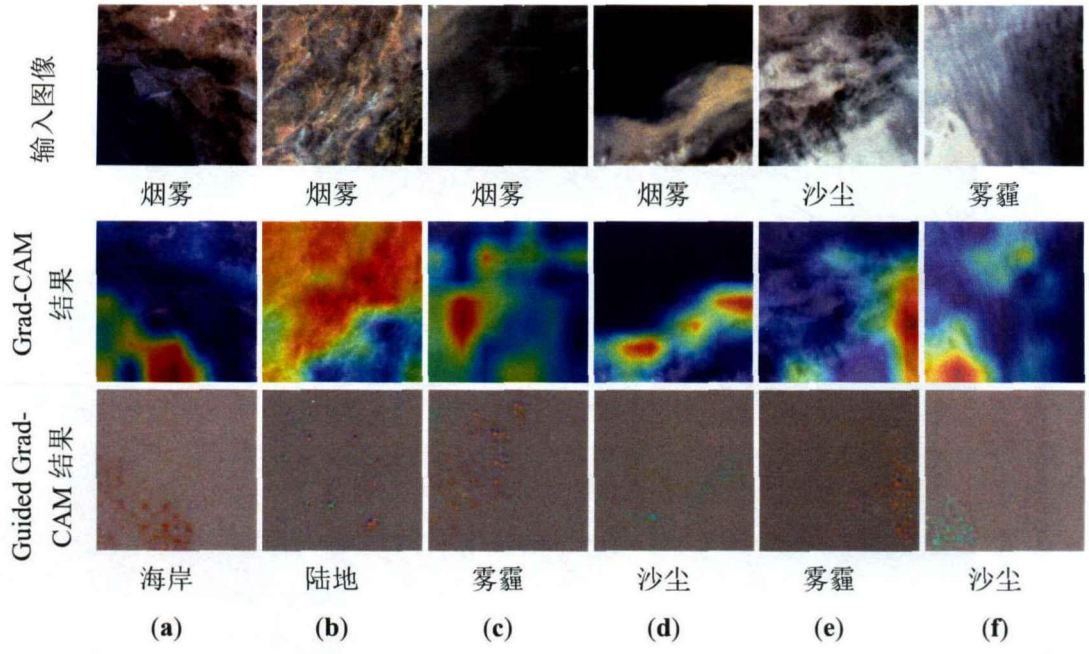


图 3.7 错误预测的案例及其可视化评估结果

图注：第一行是输入图像及其真实的类别标签，第二行和第三行分别是 Grad-CAM 和 Guided Crad-CAM 方法的可视化结果以及模型预测的图像类别。

3.6 讨论

各模型在 USTC_SmokeRS 数据集上的图像分类结果和可视化评价分析表明，与先进的深度学习模型相比，本章所提出的 SmokeNet 模型可以达到更高的分类精度。为了实现卫星遥感对野火的有效探测，我们尽力收集了数千张火灾烟雾的卫星图像和五种与烟雾相关的类别，一定程度上解决了目前缺乏野火相关遥感数据集的困境。同时，我们的 SmokeNet 模型具有融合空间通道间注意力[131]和残余注意力模块[130]的优势，能够充分利用图像空间上的类别分离特征。新的数据集和模型有助于采用卫星遥感技术探测烟雾、沙尘和雾霾等灾害。

为实现对野火的迅速探测，我们聚焦于识别野火的重要信号，即火灾烟雾[134]。正如研究[101,105]所提到的，图像分类可以自动解译图像的具体类别。因此，与以往烟雾探测的研究[37,40,41,45,53]不同，本章旨在识别包含野火烟雾的卫星图像，这对于野火的快速探测至关重要。然而，现有的用于图像分类的航空遥感数据集主要是对特定土地利用类型的分类，如工作[102-105]，而与烟雾有关的数据集[106-113]大都是从近距离观测的常规监控视频收集的，这些数据集仍无法满足我们的需求，这促使我们进行了长期的灾害数据收集和处理工作。由于光学卫星覆盖了多光谱或高光谱域[100]，而 VIS 红、绿、蓝光波段生成的真彩

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

色 RGB 图像可用于对卫星影像的目视判别[39,40,53]。为了确保所提出的模型在不同卫星传感器的适用性，我们在本章中使用了 RGB 图像代替多光谱数据来开发烟雾检测算法。未来研究中可以尝试使用大规模 RGB 数据集的 CNN 预训练参数来提升图像分类的结果，其有效性已在工作[116,142,143]中证明。因此，我们使用 MODIS 真彩色 RGB 图像构造了 USTC_SmokeRS 数据集。

根据火灾烟雾检测的实际情况和卫星影像中的实际类别，我们在新数据集中集成了更多与烟雾类似的气溶胶和土地覆盖类型，例如云、沙尘、雾霾、明亮的地表、湖泊、海岸、植被等。与之前的研究[40,41,53]相比，这是一个重要的改进，而这些研究中仅考虑了几种典型的地物类别。尽管这增加了分类的难度，但是对于实际的烟雾检测应用非常重要。值得注意的是，尽管构建的数据集涵盖六个类别，但是每个类别的图像都包含了各种各样的土地覆盖类型。例如，陆地类别的图像可以包括不同类别的植被、地表、湖泊或山脉。数据集类别间的高度相似性和类别内的多样性为烟雾图像和其他类别的区分增加了难度。

不确定性、误差和精度评价：我们基于新数据集验证了先进模型和所提出模型的有效性。鉴于与普通的土地利用类型相比，收集灾害的图像更为困难，我们按照章节 3.4.1 中的设置，采用了四种不同比例训练图像的实验方案。实验结果表明，在使用不同数量的训练图像时，所提出 SmokeNet 模型的分类能力明显优于其他模型。这是因为 SmokeNet 不仅可以动态地重新校准特征图通道间的权值并生成注意力感知的特征，而且可以使用所提出的空间注意力机制优化对图像空间信息的表达。图 3.4 和表 3.6 的实验结果证明了我们模型的优势，这种改进可以有效提高网络的空间感知能力，从而利用图像中的类别特征判断图像的类别。为了验证这一说法，我们还在图 3.5 和图 3.6 中展示了不同模型的注意力可视化结果。此外，SmokeNet 模型可以在 GeForce RTX 2080Ti GPU 的硬件条件达到每秒处理和识别约 20 张图像，从而确保了在实际应用中对火灾烟雾的识别速度。目前，本章研究中还没有进行空间显式的测试，但在将来工作中可以使用根据特定地理区域划分的图像集，进一步探索模型性能在空间上的差异。

总而言之，本章提出的 SmokeNet 模型通过融合空间和通道间的注意力机制，表现出了更优的烟雾图像检测能力。本研究收集的新数据集还可以为从事野火探测和遥感领域的研究人员和从业人员提供帮助。除了 MODIS 遥感数据，该方法在识别其他卫星传感器 RGB 图像中的烟雾方面也具有广阔的应用前景，例如 Himawari-8 卫星 AHI 数据、Landsat-8 卫星 OLI 数据、Suomi-NPP 卫星 VIIRS 数据、GOES 数据、Sentinel 数据和 GF-4 卫星数据等。若将这些卫星数据处理为真彩色 RGB 图像，卫星数据的空间分辨率会影响图像中火灾烟雾和土地覆盖

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

类型的范围，因此对于不同空间分辨率的卫星 RGB 图像间的迁移学习值得进一步研究。未来，我们将评估模型在多种空间分辨率的卫星 RGB 图像中的应用效果。考虑到卫星传感器中丰富的光谱波段，我们还将开发可同时利用多光谱数据和 RGB 图像的新算法，以解决图 3.7 中讨论的问题，从而提升分类效果。进而，我们将构建像素级的烟雾数据集，并开发识别图像中的烟雾像素及其扩散区域的模型。

3.7 小结

在本章中，我们提出了一种基于 CNN 的改进型模型，利用卫星遥感技术识别烟雾图像。由于卫星图像涵盖了复杂的气溶胶和土地覆盖类型，在算法开发时仅考虑几个特定的类别会降低其在实际烟雾检测时的识别精度。因此，我们构建了一个新的卫星图像烟雾数据集(USTC_SmokeRS)，该数据集涵盖了更多与火灾相关的灾害和更复杂的土地覆盖类型的 RGB 图像。同时，我们还提出了融合空间和通道间注意力机制的改进型 CNN 模型，SmokeNet 可以充分利用类别分离特征进行图像分类。为了验证模型的性能，我们基于新数据集对比了新模型和先进方法的分类能力。通过采用不同比例(16%, 32%, 48%和 64%)的训练图像开展多组对比实验，结果表明与先进的图像分类模型相比，我们的模型可以达到更高的分类精度和 Kappa 系数值，以及更低的漏分和错分误差。当使用 64%的训练图像时，SmokeNet 获得了 92.75%的最佳分类精度和 0.9130 的 Kappa 系数值；当使用 16%的训练图像时，该模型能将精度和 Kappa 系数分别至少提升 4.99%和 0.0600，并将漏分和错分误差分别至少降低 4.92%和 12.91%。可视化分析还表明，所提出的具有空间感知和通道间注意力的模型能够有效利用图像中最有用的信息对烟雾图像进行探测识别。总之，本工作主要有以下三方面的贡献：1）我们基于 MODIS 数据构建了一个新的卫星图像数据集用于烟雾图像检测，共包含六种类别的 6225 张 RGB 图像，并将该数据集作为卫星遥感烟雾图像探测的基准数据集公开发布；2）我们改进了图像分类的深度学习网络模型中的空间注意力机制，提出了具有空间和通道间注意力的 SmokeNet 模型识别烟雾图像；3）基于新数据集的实验结果表明，我们模型的性能优于其它先进的深度学习模型。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

第4章　灾后过火迹地的光谱特性分析与识别方法

本章的研究主题是灾后过火迹地的检测。

4.1 引言

由于野火破坏了地表的植被层，精确的过火迹地测绘对于受灾植被评估、灾后植被恢复和过火区域的陆地管理至关重要[65,72,144]。近年来，该课题因其实际意义逐渐成为研究热点，而充分利用卫星遥感的优势为过火迹地的研究提供了契机。与火灾后人工实地测量过火面积相比，卫星遥感更方便、安全、实用，且能够快速响应。目前用于过火迹地研究的卫星传感器主要有VEG[67,145,146]、AVHRR[3,147-151]、MODIS[54,55,59,61,64]、ASTER[68,70,152]、VIIRS[65]、TM[69,72,153]、ETM+[62,66,69,154]和 OLI[133]。还有研究分析了 SAR 数据在过火迹地测绘中的实用性[66,73,74]。在这些卫星传感器中，MODIS 传感器具有从 VIS(0.4 μm)到 TIR(14.4 μm)光谱域的 36 个波段[40]，可以获取过火迹地和未燃类别的复杂光谱特征。并且，MODIS 还能够提供全球每日的观测数据，因此其数据已广泛应用于过火迹地的测绘研究中[59,155,156]。

学者们提出了多种利用 MODIS 影像测绘过火迹地的方法。传统的基于阈值的方法在单张卫星影像中得到了广泛的应用。Li 等人[61]对 MODIS 波段 7、5、6 合成的假彩色 RGB 图像目视判别过火区域，并通过数据分析获得了区分过火区域和未燃区域的经验公式。该经验公式法需要人工提取样本数据进行分析，而不能充分利用多种地物类别间的不同特征和信息。此外，一些自动的机器学习算法，如支持向量机[64,65]、模糊集理论[66]、分类与回归树算法[67]，结合使用了多种光谱指数识别过火迹地。然而，关于 MODIS 数据的光谱波段及其衍生光谱指数对过火区域的区分能力仍需进一步研究。同时，也有必要开发一种能够充分利用不同土地覆盖类型间光谱特性差异的方法，提高基于单张卫星影像快速识别过火迹地的能力。

在本章中，我们提出了一种灵活实用的方法，利用单张 MODIS 影像评估灾后的过火迹地。首先，我们采用传统的经验公式法、多阈值法和目视判别法提取了过火迹地、植被、云、裸地、云阴影五种典型类别的样本集。然后，研究了 MODIS 光谱波段及其衍生光谱指数对过火迹地和未燃类别的分离能力，确定了对过火迹地具有高识别能力的最优指标，从而利用其样本集训练 BPNN 模型。最终，应用新的过火迹地测绘方法生成过火迹地图。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.2 材料

4.2.1 数据源

新的过火迹地测绘方法是基于 MODIS 遥感数据开发的。我们还采用了 Landsat-8 卫星上搭载的 OLI 传感器作为独立的参考数据源，以验证基于 MODIS 数据获得的过火迹地图的精度（详细信息参见章节 4.4）。本章研究区域所用的 OLI 数据是从美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS) EarthExplorer 网站(https://earthexplorer.usgs.gov/)下载的。我们利用野火灾前和灾后的 OLI 影像生成了参考的过火迹地图，验证所提出方法的精度。表 4.1 列出了研究中采用的 MODIS 和 OLI 传感器的光谱波段特性。

表 4.1 MODIS 和 OLI 传感器的光谱波段特性

传感器/卫星	光谱波段	带宽(μm)	光谱域	空间分辨率(m)
MODIS, Terra/Aqua	1	0.620~0.670	R	250
	2	0.841~0.876	NIR	250
	3	0.459~0.479	B	500
	4	0.545~0.565	G	500
	5	1.230~1.250	NIR	500
	6	1.628~1.652	SWIR	500
	7	2.105~2.155	SWIR	500
	9	0.438~0.448	B	1000
	19	0.915~0.965	NIR	1000
	31	10.780~11.280	FIR	1000
	32	11.770~12.270	FIR	1000
OLI, Landsat-8	3	0.530~0.590	G	30
	4	0.640~0.670	R	30
	5	0.850~0.880	NIR	30
	6	1.570~1.650	SWIR	30
	7	2.110~2.290	SWIR	30

表注：光谱波段及其缩写：蓝光 B，绿光 G，红光 R，近红外 NIR，短波红外 SWIR 和远红外 FIR。

4.2.2 研究区域

我们利用美国西部 2016 年三场野火的 MODIS 数据提取样本数据集，样本野火案例包括 Hot Pot Fire（内华达州）、Range 12 Fire（华盛顿州）和 Rey Fire（加利福尼亚州），而在 2017 年发生的另外三起野火用于验证我们的方法，包

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

括 Powerline Fire（爱达荷州）、Tohakum 2 Fire（内华达州）和 Cinder Butte Fire（俄勒冈州）。图 4.1 展示了这六起野火案例的地理位置及其 MODIS 波段 7、5、6 的假彩色 RGB 合成图。由于该地区经常发生严重的野火，高频率的火灾灾害突显了对灾后评估和应急管理的迫切需求，而且选定野火案例的少云 MODIS 数据也有助于本章方法的实施。研究中各野火的 MODIS 影像均来自 Terra 卫星。通过与 MODIS/Terra 版本 6 的热异常点和火点产品(MOD14)进行比较，所选用的 MODIS 数据中已经没有热异常点或火点像素。表 4.2 列出了野火案例的详细信息及其 MODIS 数据的获取时间，其中野火的详细信息来自 GeoMAC (https://www.geomac.gov)[119,157]和 MTBS(https://www.mtbs.gov/)[131,158]网站，而灾前的植被信息来自事件信息系统(Incident Information System, InciWeb, https://inciweb.nwcg.gov/)[159]。

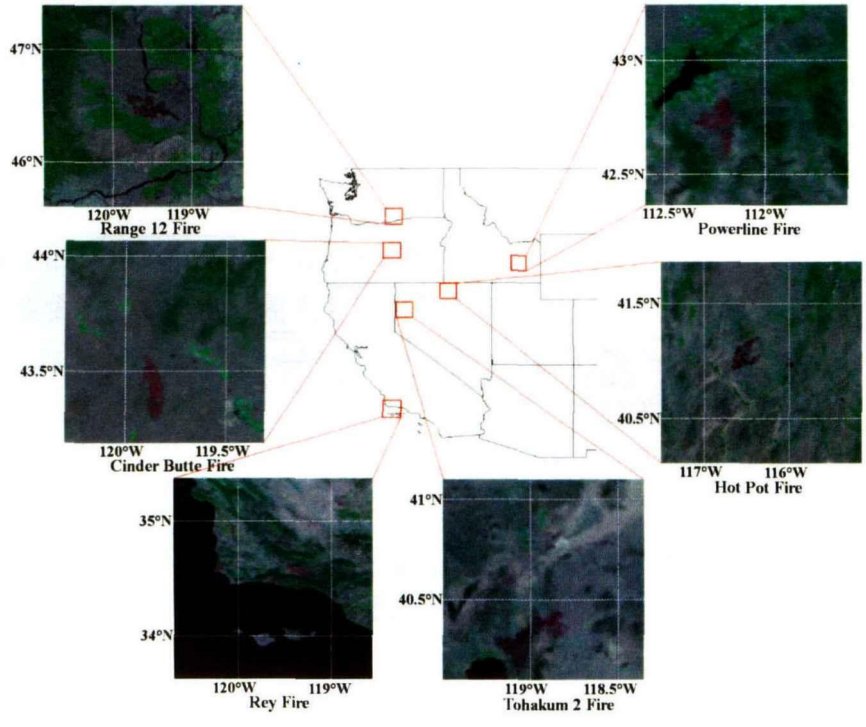


图 4.1 六起野火案例的地理位置及其 MODIS 波段 7-5-6 的假彩色合成图

表 4.2 野火案例和 MODIS 数据的详细信息

野火案例	火灾时间	MODIS数据时间	灾前植被
Hot Pot Fire	2016.7.2–17	2016.7.7	brush, long and short grass
Range 12 Fire	2016.7.30–8.29	2016.8.6	tall grass, brush and short grass
Rey Fire	2016.8.18–9.15	2016.8.28	burned grass, brush, and oak canopy
Powerline Fire	2017.8.4–9.25	2017.8.20	short grass, brush, dormant brush and hardwood slash
Tohakum 2 Fire	2017.8.29–9.15	2017.9.5	short grass, brush, closed timber litter
Cinder Butte Fire	2017.8.2–10.16	2017.8.18	short grass, dormant brush, hardwood slash

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.3 研究方法

本章研究方法的概述：

我们提出的过火迹地测绘方法主要包含四个阶段：数据预处理、样本集提取、光谱特征分析和 BPNN 训练，具体流程如图 4.2 所示。首先，我们对 MODIS 1B 级数据进行预处理，获得了反射率、发射率和地表温度数据。然后，采用经验公式法[61]、多阈值法[23,37,40,160,161]和人机交互的目视判别法[41,61,66]提取了五种典型类别的样本集，包括过火迹地、植被、云、裸土和云阴影。而后，我们研究分析了 7 个光谱波段和 13 个光谱指数对过火迹地和四种未燃类别的分离性能，从而确定了 BPNN 输入层的最优特征向量。在最后阶段，我们利用过火迹地最优表征指标的样本集训练 BPNN，最终获得基于 MODIS 数据的过火迹地图。

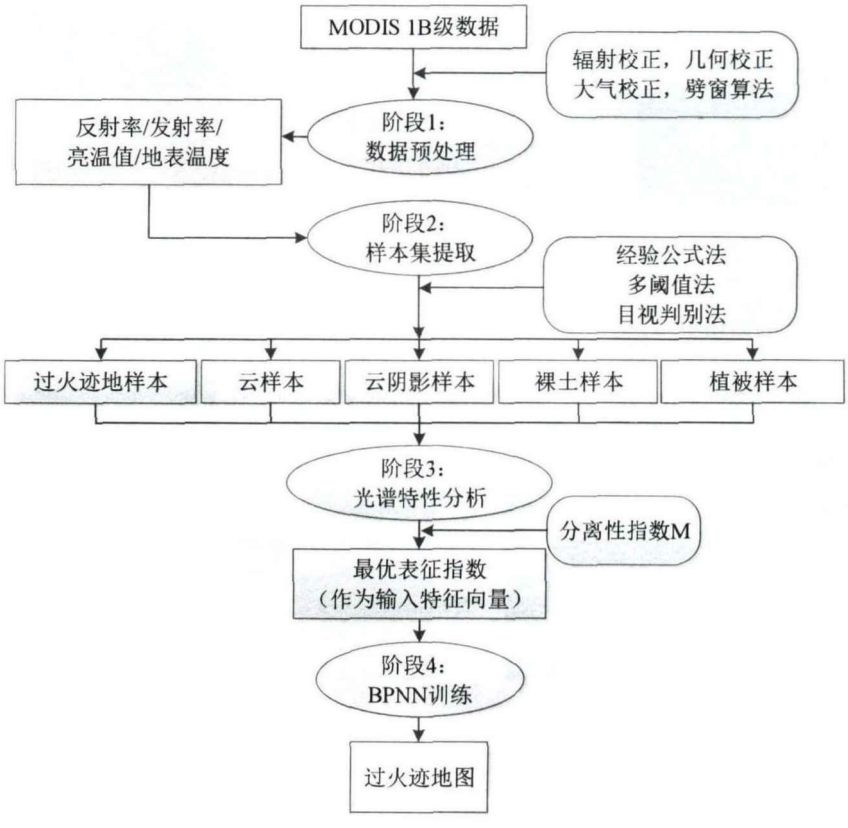


图 4.2 新的过火迹地测绘方法流程图

4.3.1 数据预处理

基于 ENVI 软件，我们首先对 MODIS 1 km 的影像进行几何校正，获得横轴墨卡托投影的地理位置信息。然后，对影像进行辐射定标[133]和大气校正[162]，生成了反射率和发射率数据。之后，利用劈窗算法[163]处理得到亮度温度和地

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表温度数据。最后，通过整合各光谱波段的反射率、发射率和地表温度数据获得了 13 种光谱指数。

4.3.2　样本集提取

我们采用传统的经验公式法[61]、多阈值法[23,37,40,160,161]和人机交互目视判别法[41,61,66]提取了过火迹地、植被、云、裸土和云阴影的样本集。人工目视判别法常用于识别 MODIS 影像中的过火迹地，而经验公式法能够基于样本集的分析提取过火迹地像素，因此我们综合使用了这些传统方法获取了过火迹地的样本，以下是详细的处理步骤。首先，在 ENVI 软件中使用两个矩形框（Box1 和 Box2）提取 MODIS 影像中的过火迹地和未燃类别的样本像素，如图 4.3 所示。参照 MTBS 网站上独立的灾后过火迹地图，可以目视判别假彩色 RGB 合成图中的过火区域，如图 4.3 中矩形框 1 的暗红色区域是 Range 12 Fire 的过火迹地。框 1 包含了过火迹地和未燃类别的样本像素，而框 2 提取的像素仅属于未燃类别。然后，我们采用了以波段 7 和波段 5 反射率分别作为自变量和因变量的散点图，研究波段 5 和波段 7 反射率间的关系。由于在波段 5(1.24 μm)植被和裸土的反射率高于过火迹地的反射率[61]，因此框 1 和框 2 提取的未燃类别样本主要集中于散点图的左上方，而框 1 提取的过火迹地样本主要位于图的右下方（详细信息见章节 4.3.1 和图 4.5）。最后，通过建立一个经验公式，可以将过火迹地和未燃类别的样本像素分开。经验公式的形式是：

$$\rho_5 < \alpha \times \rho_7 + \beta \tag{4.1}$$

式中 ρ_5 和 ρ_7 分别代表波段 5(1.24 μm)和波段 7(2.13 μm)的反射率，而 α 和 β 分别是经验公式的斜率和截距。满足该公式的样本位于直线的下方，将其归类为过火迹地像素。经验公式中使用了保守的系数，从而确保直线以下的样本像素均属于过火迹地。我们采用传统的目视判别法和经验公式法提取了过火迹地的样本。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

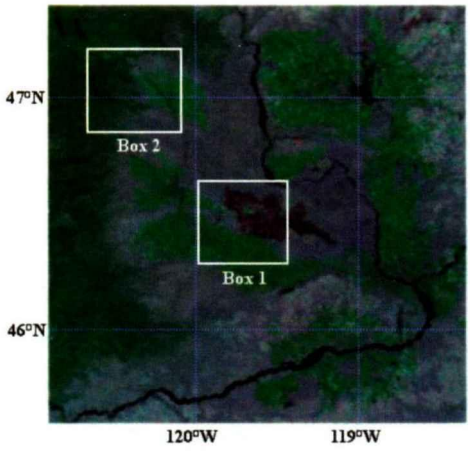


图 4.3 Range 12 Fire 的 MODIS 假彩色合成图

图注：该影像的获取时间是 2016 年 8 月 6 日，RGB 图像的三通道分别是 MODIS 波段 7、5、6（红：2.13μm，绿：1.24μm，蓝：1.64μm）。矩形框 1 包含了过火迹地和未燃类别的样本，而矩形框 2 仅包含未燃类别的样本。

多阈值法已广泛用于检测卫星影像中的土地覆盖类型。为获得未燃类别的样本像素，我们利用多阈值法以及人机交互的目视判别法提取了植被、云和裸土的样本，而云阴影样本是对 MODIS 波段 1-4-3 的真彩色图进行目视判别并利用 ENVI 软件提取的。多阈值法的阈值标准见表 4.3。由于 NDVI 与地表生物质密切相关，所以植被样本像素的提取主要基于 NDVI 阈值；云样本像素的获取是基于 Stroppiana 等人[161]和 Giglio 等人[23]提出的云探测方法；裸土样本主要是对 NDVI 以及波段 7 和波段 9 的归一化反射率比值设置经验阈值提取的[37]。此外，我们将满足波段 2、波段 7、NDVI 和归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI)阈值标准的水像素掩模为未燃类别。NDWI[164]的计算公式如下：

$$NDWI = (\rho_2 - \rho_5)/(\rho_2 + \rho_5) \tag{4.2}$$

表 4.3 未燃类别样本提取和水体掩模的多阈值法

类别	多阈值标准	参考文献
植被	$NDVI > 0.3$	[160]
云	$((\rho_1 + \rho_2) > 0.7$ and $BT_{32} < 285K)$ or $((\rho_1 + \rho_2) > 0.9)$ or $(BT_{32} < 265K)$	[23,161]
裸土	$(NDVI > 0.2)$ and $((\rho_9 - \rho_7)/(\rho_9 + \rho_7) \geq 0.1)$	[37]
水	$(NDWI > 0)$ and $(\rho_2 < 0.15)$ and $(\rho_7 < 0.05)$ and $(NDVI < 0)$	[40,164]

表注：ρ_i 和 BT_i 分别表示波段 i 的反射率和亮度温度。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.3.3　光谱特性分析

光谱特性的分析包括两个部分：光谱波段分析和光谱指数分析，以期研究过火迹地和未燃类别的分离性。分离性指数 M[40,66,69,70]主要用于评价两个类别的分离性，因此我们利用它来研究光谱波段和光谱指数区分过火迹地和未燃类别的能力。M 值大于 1.0 表示过火迹地和未燃类别的分离较好，而 M 值小于 1.0 则表示分离较差。分离性指数 M 的计算公式如下：

$$M = (|\mu_{i,b} - \mu_{i,u}|)/(\sigma_{i,b} + \sigma_{i,u}) \tag{4.3}$$

式中 $\mu_{i,b}$ 和 $\mu_{i,u}$ 分别是过火迹地和未燃类别像素的平均值，而 $\sigma_{i,b}$ 和 $\sigma_{i,u}$ 分别是过火迹地和未燃类别像素的标准差。

MODIS 传感器的光谱波段涵盖了从 VIS 到 TIR 的光谱域。相关研究证明，NIR 和 SWIR 波段对过火迹地的识别尤为重要[70]，因此我们研究了 MODIS 波段 1–7 对过火迹地和未燃类别的区分能力，包括 VIS（波段 1、3、4）、NIR（波段 2、5）和 SWIR（波段 6、7）光谱波段。此外，我们也将对过火区域敏感的反射率数据和已经证明对过火迹地具有较高分离能力的发射率和地表温度数据[70,71]整合至表 4.4 所列的光谱指数中，研究分析了三类光谱指数（共 13 个）对过火迹地的分离性能。其中，第一类光谱指数 BAI、CSI、MIRBI 和 NBR 主要反映的是过火迹地的光谱特征；而光谱指数 NDVI、EVI、GEMI、SAVI 和 bsVI 属于植被指数类型，旨在表征地表生物质的特征；第三类是基于 NBR 改进的光谱指数(NSEv1、NSEv2、NSTv1 和 NSTv2)，集成了反射率、发射率和地表温度的数据。基于对过火迹地和未燃类别的光谱特征分析，我们将表征过火迹地的最优指标作为 BPNN 输入层的特征向量。

表 4.4 所用光谱指数的计算公式及其参考文献

光谱指数	计算公式	参考文献
Burned Area Index	$BAI = 1/((0.1-\rho_1)^2 + (0.06-\rho_2)^2)$	[165]
Char Soil Index	$CSI = \rho_2 / \rho_6$	[166]
Mid Infrared Burn Index	$MIRBI = 10\rho_7 - 9.5\rho_6 + 2$	[167]
Normalized Burn Ratio	$NBR = (\rho_2 - \rho_7)/(\rho_2 + \rho_7)$	[168]
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = (\rho_2 - \rho_1)/(\rho_2 + \rho_1)$	[169]
Enhanced Vegetation Index	$EVI = G \times (\rho_2 - \rho_1)/(\rho_2 + 6\rho_1 - 7.5\rho_3 + 1)$	[170]
Global Environment Monitoring Index	$GEMI = \eta(1-0.25\eta) \times (\rho_5 - 0.125)/(1-\rho_5)$ and $\eta = (2(\rho_7^2 - \rho_5^2) + 1.5\rho_7 + 0.5\rho_5)/(\rho_7 + \rho_5 + 0.5)$	[171]
Soil Adjusted Vegetation Index	$SAVI = 1.5(\rho_2 - \rho_1)/(\rho_2 + \rho_1 + 0.5)$	[172]

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

burn-sensitive Vegetation Index	$bsVI=(\rho_5-\rho_7)/(\rho_5+\rho_7)$	[55]
NIR-SWIR-emissivity Version 1	$NSEv1=(\rho_2-\rho_7)\times E/(\rho_2+\rho_7)$	[70]
NIR-SWIR-emissivity Version 2	$NSEv2=(\rho_2-(\rho_7+E))/(\rho_2+\rho_7+E)$	
NIR-SWIR-Ts Version 1	$NSTv1=(\rho_2-\rho_7)\times T_S/(\rho_2+\rho_7)$	
NIR-SWIR-Ts Version 2	$NSTv2=(\rho_2-(\rho_7+T_S))/(\rho_2+\rho_7+T_S)$	

表注：光谱指数公式中的符号下标代表 MODIS 的光谱波段，ρ 表示波段 i 的反射率，E 表示辐射率，T_s 表示地表温度。

4.3.4　反向传播神经网络

BPNN 广泛用于多光谱遥感数据的分类[173]，并证明了其在火灾监测过程中烟雾识别的有效性[40]。BPNN 能够以较低的计算时间和内存模拟复杂系统中各变量间的非线性关系[174]，因此，本章利用了对过火迹地具有高识别能力的最优指标样本集训练 BPNN 算法，深入学习和挖掘过火迹地与未燃类别的光谱特征差异。

BPNN 的结构包括输入层、隐含层和输出层（图 4.4）。相邻网络层的神经元建立了连接，而同一层的神经元之间不存在连接[173]。输入层将每种类别的特征信息输入至网络中，接着由隐含层的双曲正切 sigmoid 激活函数对数据进行计算，结果再由输出层的线性传递函数处理获得网络的最终输出值。隐含层和输出层的激活函数公式如下：

$$a_{1i}=f_1(\sum_{j=1}^{r}\omega_{1ij}\cdot p_j+b_{1i}) \tag{4.4}$$

$$a_{2k}=f_2(\sum_{i=1}^{s_1}\omega_{2ki}\cdot a_{1i}+b_{2k}) \tag{4.5}$$

式中 j, i 和 k 分别表示输入层、隐含层和输出层的神经元，而 r 和 s_1 分别是隐含层和输出层中神经元的数量；p_j 表示输入层的特征向量。另外，ω_{1ij} 和 ω_{2ki} 分别是 i 到 j 和 k 到 i 的连接权重；b_{1i} 和 b_{2k} 分别是 i 和 k 的偏差；a_{1i} 和 a_{2k} 分别是 i 和 k 的输出值。f_1 是双曲正切 sigmoid 激活函数，f_2 是线性传递函数。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

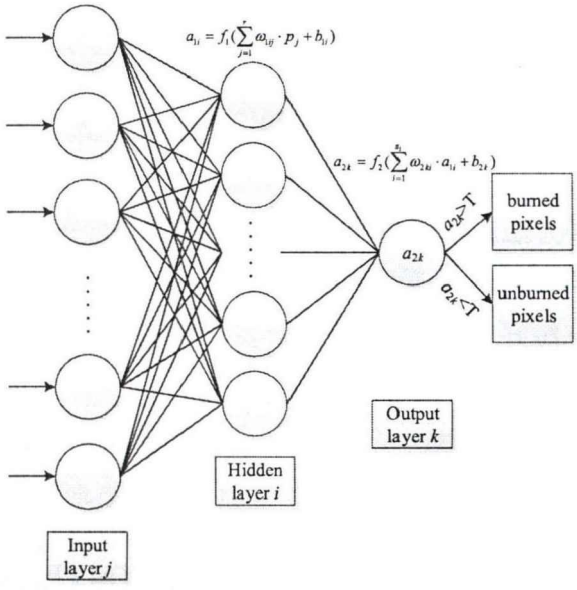


图 4.4 反向传播神经网络的结构示意图

数据信息从输入层开始向前传播，经隐含层处理最后至输出层，而误差信息则反方向传播，并不断更新网络的权值和偏差[174,175]。通过对权值和偏差的更新，使均方误差达到最小值，这意味着网络的实际输出最大程度地接近目标输出。误差函数的计算公式如下：

$$E_r = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{s_2}(t_k - a_{2k})^2 \tag{4.6}$$

式中 E_r 表示误差函数；k 和 s_2 分别代表输出层的神经元及其数量；a_{2k} 是 k 的实际输出，t_k 是 k 的目标输出。

网络中的非线性优化方法使用了动量和自适应学习率梯度下降法，用于更新网络层神经元的权重和偏差。为了使我们的方法适用于不同的野火案例，通常可以接受接近全局最小值的局部极小值。网络利用梯度下降法的附加动量来减小误差并达到局部极小值。在每个训练周期中，学习率根据网络的结果不断向目标调整。如果网络的权重使误差函数值减小，则学习率将提高；而如果误差增大，则学习率将降低[176]。通过实验验证，具有动量和自适应学习率反向传播方法的梯度下降法在训练实验中要优于其他的优化方法，且收敛速度更快。

对于网络的输出层，该层的最终输出设置了阈值 T，如果输出层某像素的输出值大于 T，则该像素是过火迹地像素，而输出值小于 T 的像素则被视为未燃类别的像素。过火迹地图的漏分和错分误差也会随阈值 T 的取值而发生变化。如果将 T 值设置得较高，即采用保守的阈值，则漏分误差增加而错分误差将减小；相反，如果 T 值较低，则漏分误差减小而错分误差增大。方法中阈值 T 的

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

值可以由用户确定，这意味着所提出的方法能够灵活满足不同用户的需求。

4.4 实验

BPNN 的训练和方法应用等实验是基于 MATLAB 实现的。我们利用五种典型类别的样本集训练 BPNN，直到网络的均方差达到最低时则为模型的最佳性能。最后，我们将训练好的 BPNN 应用于多个野火案例中，生成基于 MODIS 的过火迹地图。

为了验证我们方法的有效性和适用性，我们对提取的训练样本集和生成的过火迹地图进行了精度评估。由于新方法的性能取决于训练样本集的精度，因此有必要对训练样本集进行精度评估。我们采用十折交叉验证法分析了 BPNN 训练样本集的精度。样本共分为 10 组，每次实验采用其中 9 组进行训练，剩下的 1 组进行测试，重复计算 10 次。这样的验证过程可以将所有的样本均作为训练集和测试集，使每个样本都可以被验证一次。与章节 3.4.2 的精度评价相同，我们也采用了评价指标 OA、OE、CE 和 K 定量地评估样本集的精度，这些指标的计算公式见表 3.5。

此外，我们还对过火迹地图进行了精度评估，验证新方法的实用性。通过利用更高空间分辨率的遥感影像生成的参考数据，评价新方法生成的过火迹地图的精度[55,146]。在本章中，我们对 Landsat-8 OLI 的 L1TP 产品进行处理，生成了参考的过火迹地图作为真实数据。该 OLI 产品利用地面控制点和数字高程模型(digital elevation model, DEM)对原始影像进行了辐射校正和正射投影，以校正投影差[72]。基于 ENVI 软件处理 Landsat-8 OLI 数据的详细步骤：首先，对 L1TP 产品进行大气校正，获得了不受大气、太阳照度及类似干扰影响的地表反射率[62,162]。然后，对灾前（灾后）两幅大气校正的相邻影像进行图像镶嵌，得到宽幅的影像。再则，根据野火案例的经纬度对拼接的影像进行裁剪，获得研究区域的影像。为了与基于 MODIS 的过火迹地结果比较，我们将高空间分辨率(30 m)的 OLI 光谱波段重采样至 1 km 的分辨率，然后计算得到了灾前或灾后的 NBR 图像。通过将灾前的 NBR 图像减去灾后 NBR 图像，得到差分 NBR (dNBR)数据[177]，计算公式如下：

$$dNBR = NBR_{pre-fire} - NBR_{post-fire} \tag{4.7}$$

最后，通过综合使用 dNBR 以及灾后的 NDVI 和 NDWI 数据，利用经验阈值去除了噪声像素[60,178]：

$$(NDVI_{post-fire} < 0.2) \text{ and } (NDWI_{post-fire} < 0) \tag{4.8}$$

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

MODIS 和 OLI 数据均使用了横轴墨卡托投影。我们对基于 MODIS 和基于 OLI 生成的过火迹地图进行了逐像素的精度比较，并且分析了新过火迹地测绘方法的误差，从而验证基于 MODIS 过火迹地图的精度。

4.5 结果

4.5.1 提取的样本集

我们将提出的过火迹地测绘方法应用于 Hot Pot Fire、Range 12 Fire 和 Rey Fire 提取了五种典型类别的样本集。对于过火迹地样本的提取，图 4.5a 和图 4.5b 分别是在 Range 12 Fire 由矩形框 1 和框 2 提取的样本在波段 5(1.24 μm)和波段 7(2.13 μm)反射率间关系的散点图，图 4.5c 是将图 4.5a 和图 4.5b 组合而成的散点图。矩形框 1 和框 2 中未燃类别的样本位于散点图的左上角，而框 1 中过火迹地的样本位于图 4.5a 和图 4.5c 的右下角。通过建立截距为-0.003、斜率为 1.079 的经验公式可以有效区分 Range 12 Fire 中的过火迹地样本与未燃类别样本，因此，我们提取了该直线下方的样本像素，即过火迹地样本。使用相同的方法，我们确定了其他两处野火案例的经验公式，并提取了更多的过火迹地样本。表 4.5 列出了三处野火案例的经验公式及其系数 α 和 β。

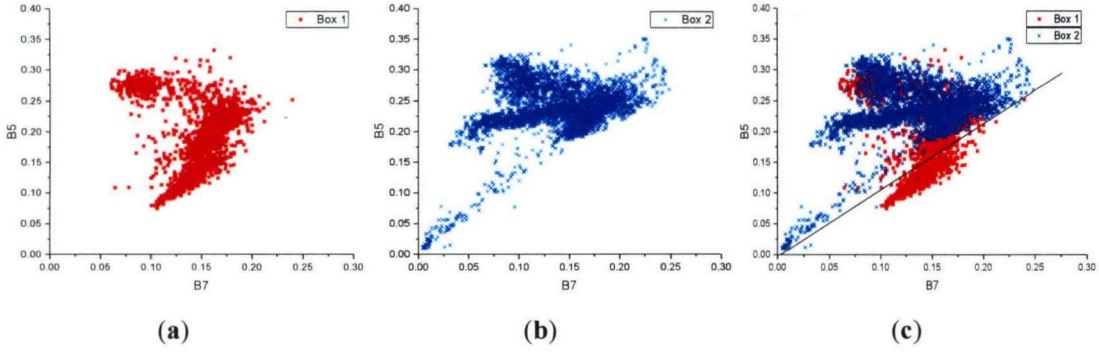


图 4.5 MODIS 波段 5 与波段 7 反射率间的关系

图注： 图中数据是在 Range 12 Fire 提取的样本，**(a)**矩形框 1 样本的散点图，**(b)**矩形框 2 样本的散点图，**(c)**是组合**(a)**和**(b)**得到的散点图。

表 4.5 三处野火案例中提取过火迹地样本的经验公式

经验公式	系数	Hot Pot Fire	Range 12 Fire	Rey Fire
$\rho_5 < \alpha \times \rho_7 + \beta$	α	1.04	1.079	0.75
	β	0.02	−0.003	0.06

表注： ρ_i 表示 MODIS 波段 i 的反射率，α 和 β 分别是经验公式的斜率和 y 截距。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

我们还从这三处野火案例中提取了植被、云、裸土和云阴影的样本。最终，从 Hot Pot Fire、Range 12 Fire 和 Rey Fire 中获得的样本集包含过火迹地像素(1251)、植被像素(1101)、裸土像素(898)、云像素(302)和云阴影像素(205)，提取的样本像素总数是 3757 个。

4.5.2　光谱分析结果

4.5.2.1　光谱波段分离性分析

基于从 Hot Pot Fire 数据提取的五种典型类别的样本集，我们研究了 MODIS 波段 1–7 对过火迹地的识别能力。图 4.6a 展示了 Hot Pot Fire 中五种类别的反射率曲线，结果表明云的反射率远高于过火迹地的反射率，这说明云和过火迹地的区分较为容易。对于云阴影，除了在波段 3 处反射率略高，总体上比过火迹地低。在 NIR 光谱域，过火迹地的反射率比植被有所下降，其在波段 5 和波段 7 的值分别是植被反射率的 61.6%和 72.7%；而在 SWIR 光谱域，过火迹地的反射率有所增加，其在波段 6 和波段 7 的值分别是植被反射率的 110.5%和 189.1%。这也表明了 NIR 和 SWIR 光谱域对过火迹地更为敏感。

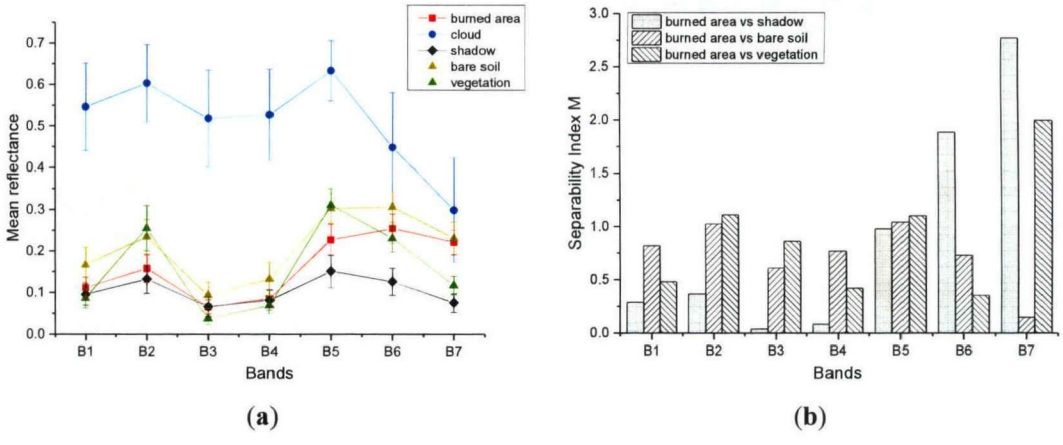


图 4.6 Hot Pot Fire 五类典型类别的反射率曲线和各光谱波段的分离性指数 M 值

图注：(a)过火迹地、云、云阴影、裸土和植被样本像素的平均反射率曲线，**(b)**波段 1–7 在三组对比（过火迹地 vs.阴影、过火迹地 vs.裸土、过火迹地 vs.植被）的分离性指数值。

为了证明光谱波段对过火迹地和未燃类别的区分能力，我们计算了三组类别间对比的分离性指数 M：过火迹地与云阴影、过火迹地与裸土以及过火迹地与植被。Hot Pot Fire 中三组类别对比的 M 值结果如图 4.6b 所示，结果证明 VIS（波段 1、3 和 4）不能区分过火迹地与三种未燃类别，尤其对过火迹地和云阴影的区分能力很弱，其 M 值低于 0.4。另外，在过火迹地与裸土的比较中，波

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

段 2 和波段 5 的 M 值均为 1.0；在过火迹地与植被的比较中，波段 2 和波段 5 的 M 值均为 1.1，这表明 NIR 对过火迹地具有较高的分离能力。而在过火迹地和云阴影的比较中，波段 6 和波段 7 的 M 值均高于 1.8，这表明 SWIR 反射率也有助于区分过火迹地和云阴影。总的来说，基于 Hot Pot Fire 提取的样本，波段 5 在三组类别对比中的 M 值均大于 1.0，这说明在波段 1–7 中，波段 5 的反射率对过火迹地具有较强的识别能力。

从 Range 12 Fire 和 Rey Fire 数据提取的样本集仅包括三种类别：过火迹地、植被和裸土。为了确定波段 5 反射率对过火迹地的分离能力，我们也计算了其在这两处野火中对该两组类别对比（过火迹地与裸土、过火迹地与植被）的分离性指数 M 值，如图 4.7 所示。结果显示，过火迹地与植被对比的 M 值均低于 1.0，这意味着波段 5 的反射率对这两处野火中过火迹地与植被的区分能力较差。波段 5 在这两处野火与 Hot Pot Fire 结果的差异性主要是因为这三处野火案例的灾前植被有所不同，即 Hot Pot Fire 的 long grass [179]、Range 12 Fire 的 tall grass [180]和 Rey Fire 的 oak canopy 之间的植被差异。而且，野火的时空变化也会导致单一光谱波段分离性能的不一致[72]。正如文献[181]所研究的内容，我们的结果也说明了未归一化到灾前光谱条件的单一光谱波段在不同区域应用时的局限性。因此，不应采用分离能力具有区域性差异的单一光谱波段反射率作为 BPNN 的输入特征向量。尽管如此，这些对过火迹地较为敏感的光谱域（例如 NIR 和 SWIR）可组合生成光谱指数，进一步增强对过火迹地的识别能力。

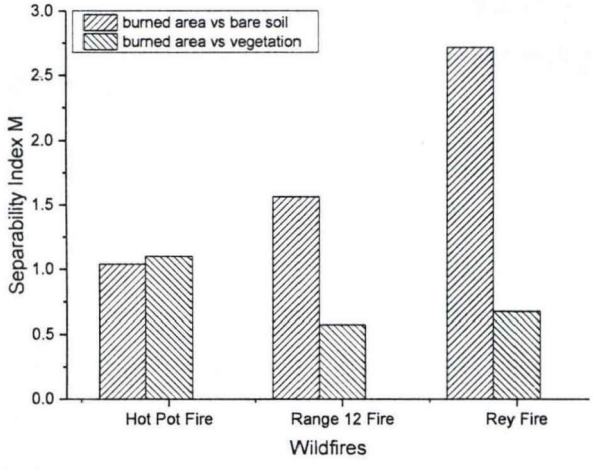


图 4.7 三处火灾案例中波段 5 反射率的分离性指数 M 值对比

图注：在 Hot Pot Fire、Range 12 Fire 和 Rey Fire 三处火灾中，波段 5 对过火迹地与裸土、植被的分离能力对比。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.5.2.2 光谱指数分离性分析

Hot Pot Fire 中过火迹地、裸土、云、阴影和植被的三类光谱指数的箱线图如图 4.8 所示。为了研究表 4.4 的光谱指数对过火迹地的区分能力，我们比较了三处样本野火案例的过火迹地和未燃类别，计算获得每个光谱指数的分离性指数 M 值，结果见表 4.6。图 4.9a, b 和 c 分别是 Hot Pot Fire、Range 12 Fire 和 Rey Fire 的 M 值统计数据。M 的值越大，则光谱指数对过火迹地的分离能力越优。图 4.9 的水平线（M 值等于 1.0）可用于判别高(>1.0)或低(<1.0)分离能力的光谱指数。通常，M 值在水平线以上的光谱指数（表 4.6 中以粗体显示）对于过火迹地和未燃类别的区分能力较强。

对 M 值的分析结果表明，不同光谱指数在过火迹地和未燃类别的对比中有显著差异。在所有光谱指数中，MIRBI、NBR、bsVI、NsEv1 和 NsTv1 具有最优的分离能力。如图 4.8 所示，过火迹地的 NBR、bsVI、NsEv1 和 NsTv1 指数值明显低于其他类别，而其 MIRBI 值则较高。在植被指数中，bsVI 在所有野火案例中的分离性能最佳。尽管 NDVI 区分过火迹地和植被或云的性能较好，但对于过火迹地和阴影或裸土的区分能力较弱。EVI 尽管在其他的类别对比中表现良好，但不适合区分过火迹地和阴影。GEMI 难以区分过火迹地和植被，而 SAVI 对过火迹地与云、阴影的比较中 M 值较低。结果表明，这些植被指数能较好地区分过火迹地和植被，但对过火迹地和其他类别的分离能力较弱。另外，根据 M 值的统计结果，除了 BAI 以外，其它过火迹地指数均具有较高的 M 值，其中 BAI 对过火迹地和阴影的 M 值相对较低。考虑到 CSI 对 Rey Fire 中过火迹地与植被的 M 值虽然略低于 1.0，但在其它比较的分离性能相对较好，因此我们也选择了 CSI 作为 BPNN 的输入特征向量。还可以发现，整合了 NIR 和 SWIR 光谱域反射率的 MIRBI、NBR、bsVI 和 CSI 指数，比利用 VIS 光谱域反射率的 BAI、NDVI、EVI、GEMI 和 SAVI 指数对过火迹地的识别能力更强。而在基于NBR改进的光谱指数中，NSEv1 和NSTv1 的表现优于NSEv2 和NSTv2。这也说明了结合 NIR 和 SWIR 的光谱指数适用于过火迹地的判别，并进一步证明了 NIR 和 SWIR 光谱域对过火迹地的高敏感性。NSEv1 和 NSTv1 的高分离性还说明地表温度和 TIR 波段的发射率可用于过火迹地的探测中[70]。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

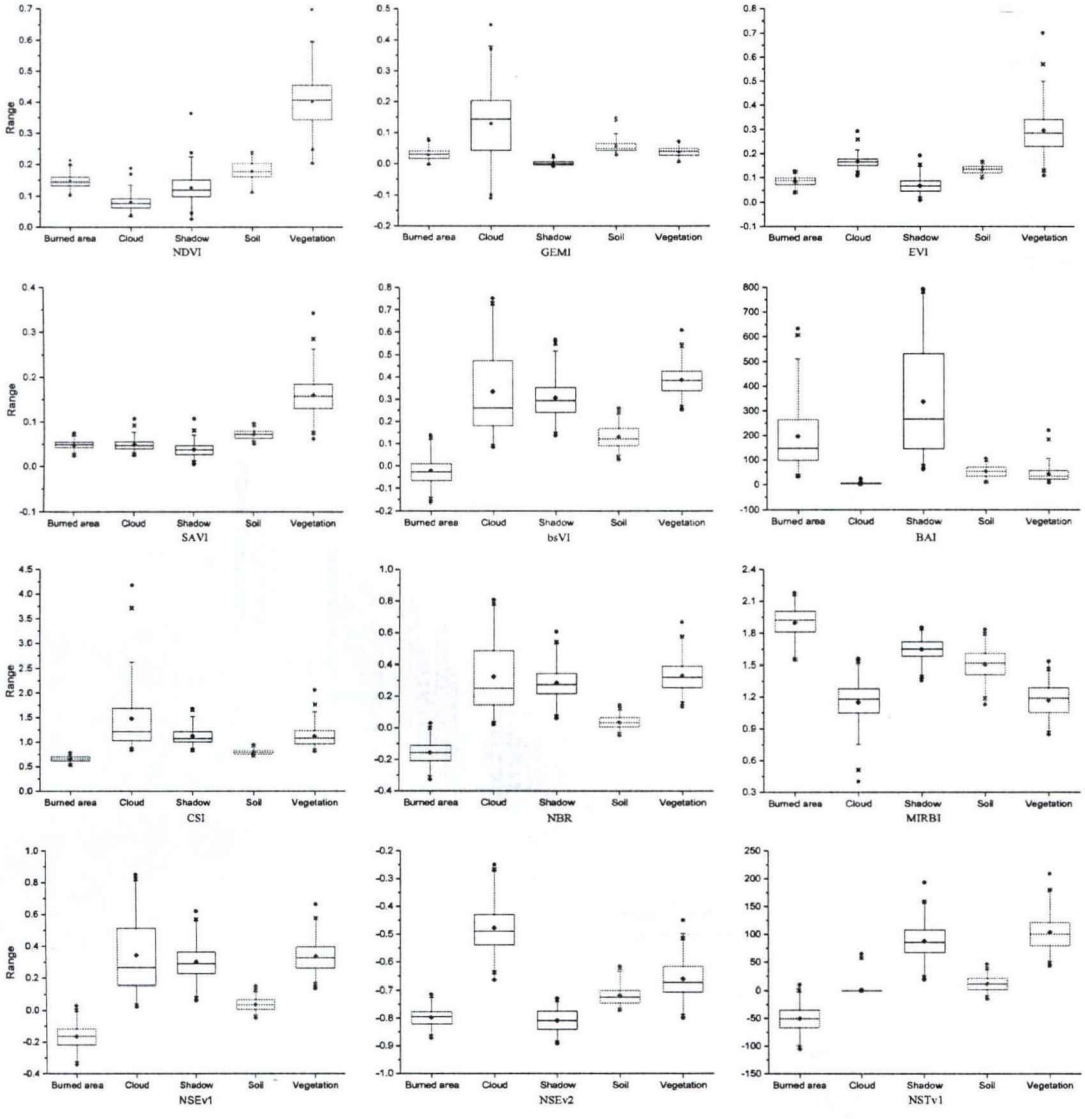


图 4.8 Hot Pot Fire 中过火迹地、裸土、云、阴影和植被的主要光谱指数的箱线图

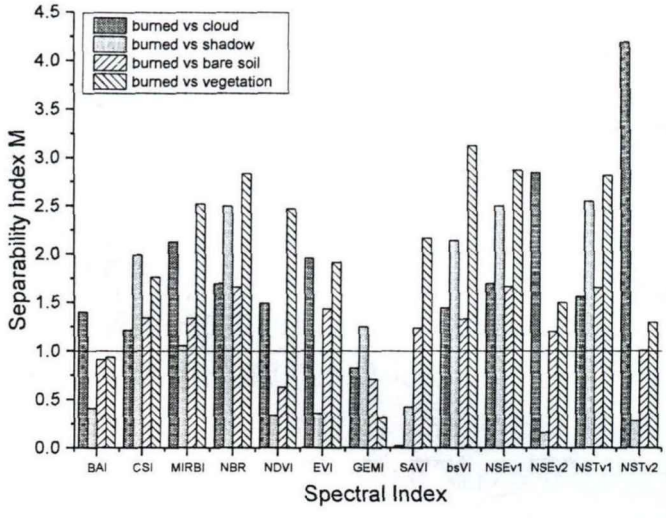
表 4.6 三处野火案例过火迹地与未燃类别间各光谱指数的分离性指数 M 值

光谱指数	Hot Pot Fire				Range 12 Fire		Rey Fire	
	1	2	3	4	3	4	3	4
NDVI	**1.491**	0.333	0.626	**2.467**	0.889	**4.048**	0.334	**2.088**
EVI	**1.956**	0.351	**1.435**	**1.913**	**1.597**	**3.136**	**1.333**	**2.119**
GEMI	0.821	**1.249**	0.711	0.313	**1.389**	0.283	**1.957**	0.044
SAVI	0.020	0.423	**1.235**	**2.161**	**1.561**	**3.609**	0.966	**2.275**
bsVI	**1.445**	**2.138**	**1.326**	**3.118**	**1.992**	**3.421**	**1.095**	**2.450**
BAI	**1.399**	0.410	0.909	0.934	**2.040**	**2.596**	**2.168**	**1.695**
CSI	**1.213**	**1.992**	**1.338**	**1.761**	**1.246**	**2.357**	0.752	**1.344**
MIRBI	**2.125**	**1.051**	**1.336**	**2.516**	**2.058**	**1.759**	**2.286**	**2.162**

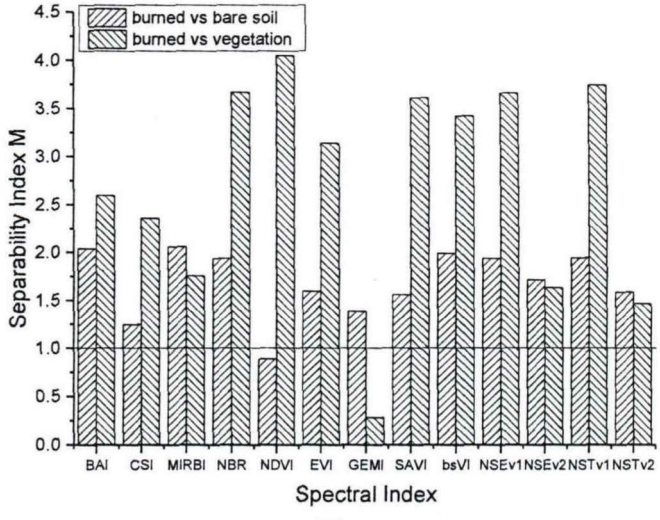
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

NBR	1.696	2.494	1.658	2.835	1.939	3.667	1.20	2.285
NSEv1	1.696	2.497	1.660	2.866	1.938	3.659	1.202	2.282
NSEv2	2.843	0.156	1.196	1.498	1.714	1.637	2.90	1.869
NSTv1	1.565	2.540	1.651	2.815	1.943	3.739	1.081	2.043
NSTv2	4.183	0.277	1.004	1.293	1.588	1.466	0.211	0.042

表注：表头中数字 1、2、3、4 分别表示过火迹地与云、阴影、裸土和植被之间的对比。

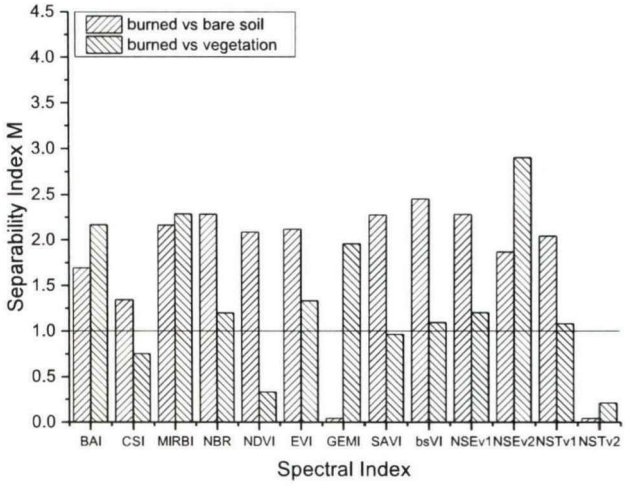


(a)



(b)

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(c)

图 4.9 过火迹地和未燃类别间各光谱指数的分离性指数 M 值对比

图注：三处野火分别是 Hot Pot Fire (a)、Range 12 Fire (b)和 Rey Fire (c)。

通过对过火迹地和未燃类别的分离性分析，结果表明光谱指数 MIRBI、NBR、CSI、bsVI、NSEv1 和 NSTv1 适用于过火迹地的探测识别，因此我们使用了这些指数作为 BPNN 输入层的六个特征向量。

4.5.3　精度分析和 BPNN 训练

在我们的方法中，BPNN 结构包括 6 个特征向量的输入层、25 个处理神经元的隐含层和 1 个神经元的输出层。在新方法应用之前，我们首先分析了所提取样本集的精度。十折交叉验证计算得到的平均误差矩阵、OE、CE、OA 和 K 值见表 4.7[40,69,146,182]，结果表明样本集的 OA 和 K 值较高，且 OE 和 CE 值较低，其中 OA 和 K 的平均值分别是 98.68%和 97.46%，说明预测结果与目标结果较为接近。因此，提取的样本集可以应用于 BPNN 算法的训练，从而进行过火迹地的识别。

表 4.7 十折交叉验证法对样本集精度评估的平均误差矩阵

类别	过火像素	未燃像素	平均OE	平均CE
过火像素	120.90±1.92	0.10±0.30	2.72%±1.96%	0.08%±0.25%
未燃像素	4.10±1.92	250.90±0.30	0.04%±0.12%	1.33%±0.95%
平均OA	98.68%±0.94%			
平均K	97.46%±1.27%			

表注：表中数值是十次精度评估的平均值及其标准差；误差矩阵的各列中表示的是实际类别，而各行中表示我们方法的预测结果。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

我们采用了表征过火迹地的最优光谱指数(MIRBI、NBR、CSI、bsVI、NSEv1 和 NSTv1)生成的样本集对 BPNN 进行训练。当均方误差等于 0.001 时网络停止训练，经过训练的网络最终达到最优的局部极值。之后，我们将训练好的网络应用于验证野火案例中，检验新的过火迹地测绘方法的实用性（详见章节 4.5.4.2 和 4.5.4.3）。

4.5.4　过火迹地图

4.5.4.1　传统经验公式法的结果

为了与本章的新方法进行比较，我们利用传统的经验公式法[61]处理了 Hot Pot Fire 和 Range 12 Fire 的 MODIS 数据，得到了对应的过火迹地图，结果如图 4.10a, b 所示，用于识别该两处野火过火迹地的经验公式见表 4.5。图中的红色像素是利用经验公式法识别到的过火区域。

结果表明，传统的经验公式法可以检测到这两处野火过后过火迹地的主要区域，但仍存在过多的错误分类和遗漏分类。图 4.10a 的图像中间存在一些过火迹地像素未被正确识别，而图像的右下和左下区域有一些未燃类别的像素却被错分为过火迹地类别。图 4.10b 是 Range 12 Fire 的检测结果，可以看出图中有大量的错误分类。尽管传统的经验公式法能够识别图像中大部分的过火迹地像素，但许多未燃类别的像素也被误分为过火迹地。这主要是由于从该野火案例中提取的样本集有限，也就是说，在分离性分析中未能提取错误分类的像素作为样本，因此建立的经验公式无法将其与过火迹地像素有效区分。与基于 OLI 的过火迹地图对比，传统的经验公式法在 Hot Pot Fire 中的 CE 是 20.16%、OE 是 20.00%，而在 Range 12 Fire 中表现更差，CE 是 66.73%，OE 是 20.32%，这说明传统的经验公式法在不同区域的过火迹地检测中适用性较差。

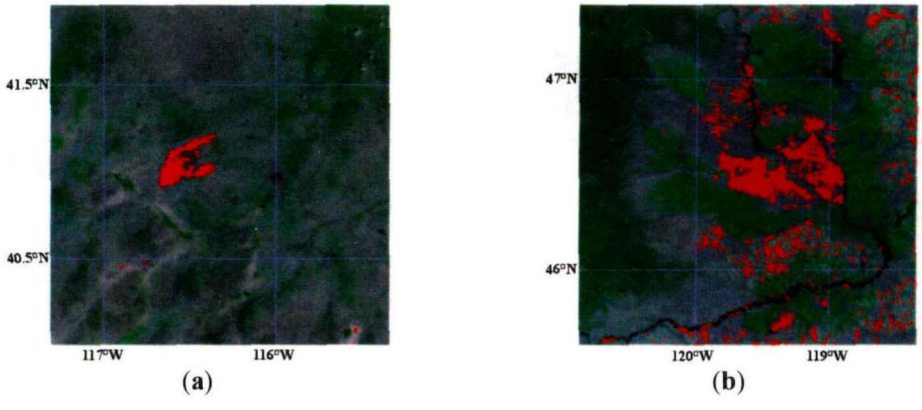


图 4.10 传统的经验公式法对过火迹地的检测结果

图注：两场野火案例分别是 Hot Pot Fire (a)和 Range 12 Fire (b)。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.5.4.2 阈值选取和精度评估

新的过火迹地测绘方法旨在获得基于 MODIS 的过火迹地图，通过与基于 OLI 的过火迹地图进行对比可以对其精度评估。在我们的方法中，BPNN 输出层的阈值 T 决定了过火迹地图的 CE 和 OE。通过与基于 OLI 的过火迹地识别结果对比，我们研究了不同阈值的选取对新方法识别过火迹地精度的影响。研究分析了在四处野火案例(Hot Pot Fire, Range 12 Fire, Tohakum 2 Fire 和 Cinder Butte Fire)中阈值 T 的应用，由于缺少对应的无云 OLI 数据，因此未对 Powerline Fire 进行研究。表 4.8 列出了四起野火案例灾前和灾后 OLI 影像的具体信息。除 Tohakum 2 Fire 外，其余三处野火的灾后 OLI 和 MODIS 影像的采集时间间隔均在 1 天以内，从而最大程度地降低了图像获取日期和燃烧日期之间的火灾蔓延差异，以及灰烬散失和植被变化带来的误差。

我们利用评价指标 CE 和 OE 分析了过火迹地的识别精度随阈值 T 的变化[66]，其中 T 的范围是[0，0.9]，结果如图 4.11 所示。结果表明，随着 T 值的增加，CE 降低而 OE 增加。这是因为较高的 T 值（即保守的阈值）可以避免将未燃类别的像素错分为过火迹地像素，但也会造成一些过火迹地的像素遗漏。与之相反，较低的 T 值有助于识别所有的过火迹地区域，但是某些未燃类别的像素也可能会被错分为过火迹地。因此，新方法可以通过修改 BPNN 输出层中的阈值 T 满足用户的不同需求。四处野火案例平均误差的变化趋势表明，平均 CE 和平均 OE 在 T 值为 0.8 附近相交，交汇处 CE 是 12.125%，OE 是 12.458%。因此，在本章中我们采用了 T=0.8 的阈值来处理每一处野火案例，以平衡和保证较低的分类误差。

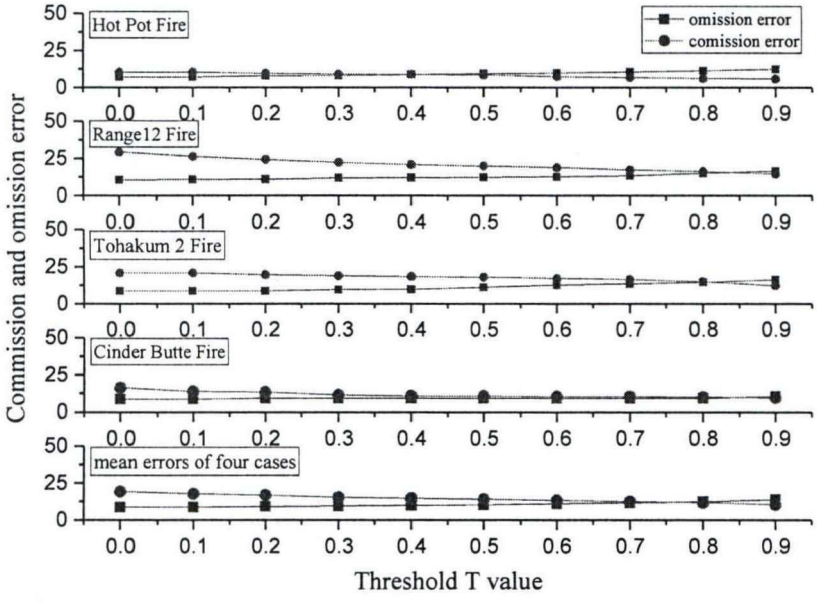


图 4.11 新过火迹地识别方法的错分和漏分误差随阈值 T 的变化趋势

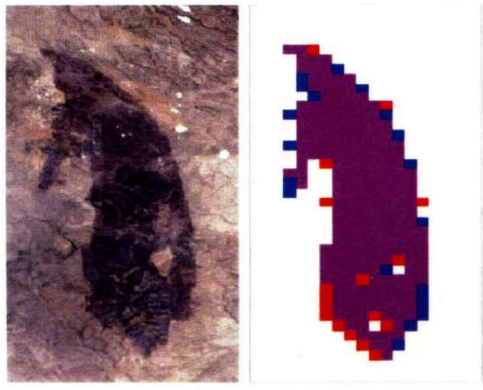
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

为了验证新方法的精度，我们还与基于 OLI 的过火迹地图对比，对新方法的识别结果进行了逐像素的精度评价。表 4.8 列出了 Hot Pot Fire、Range 12 Fire、Cinder Butte Fire 和 Tohakum 2 Fire 的 OE 和 CE。与传统的经验公式法相比，新方法显著提高了过火迹地识别的精度：在 Hot Pot Fire 中，CE 和 OE 分别降低了 10.28%和 9.69%；而在 Range 12 Fire 中，CE 和 OE 分别降低了 50.58%和 6.03%。结果证明了新的过火迹地测绘方法比传统的经验公式法有更好的性能。我们还将新方法应用于 Cinder Butte Fire 和 Tohakum 2 Fire。图 4.12 是这两处火灾基于 MODIS 和基于 OLI 识别的过火迹地结果，不同颜色的混合表示了逐像素的比较结果，新方法在 Cinder Butte Fire 的 CE 和 OE 是 8.07%，而在 Tohakum 2 Fire 的 CE 和 OE 分别是 14.40%和 17.16%。

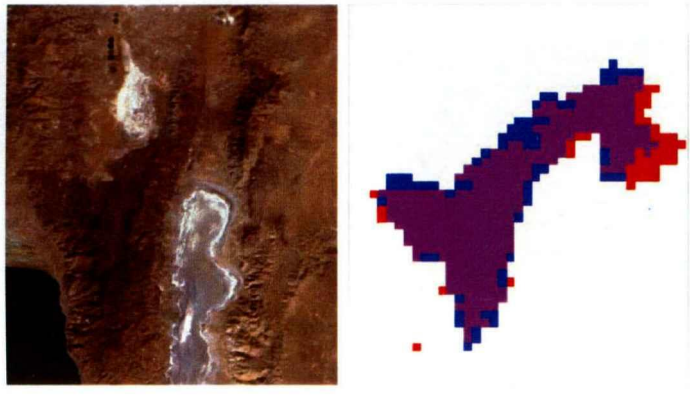
表 4.8 四处野火案例中使用的 OLI 影像信息和新方法对过火迹地识别的 CE 和 OE

野火	Landsat 影像			CE	OE
	时期	列/行	获取日期		
Hot Pot Fire	灾前	41/31 41/32	2016 年 6 月 22 日	9.88%	10.31%
	灾后	41/31 41/32	2016 年 7 月 8 日		
Range 12 Fire	灾前	45/27 45/28	2016 年 7 月 20 日	16.15%	14.29%
	灾后	45/27 45/28	2016 年 8 月 5 日		
Cinder Butte Fire	灾前	44/30	2017 年 8 月 1 日	8.07%	8.07%
	灾后	44/30	2017 年 8 月 17 日		
Tohakum 2 Fire	灾前	43/32	2017 年 8 月 26 日	14.40%	17.16%
	灾后	43/32	2017 年 9 月 27 日		

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(a)



(b)

图 4.12 基于 MODIS 和 OLI 过火迹地测绘图的逐像素对比结果

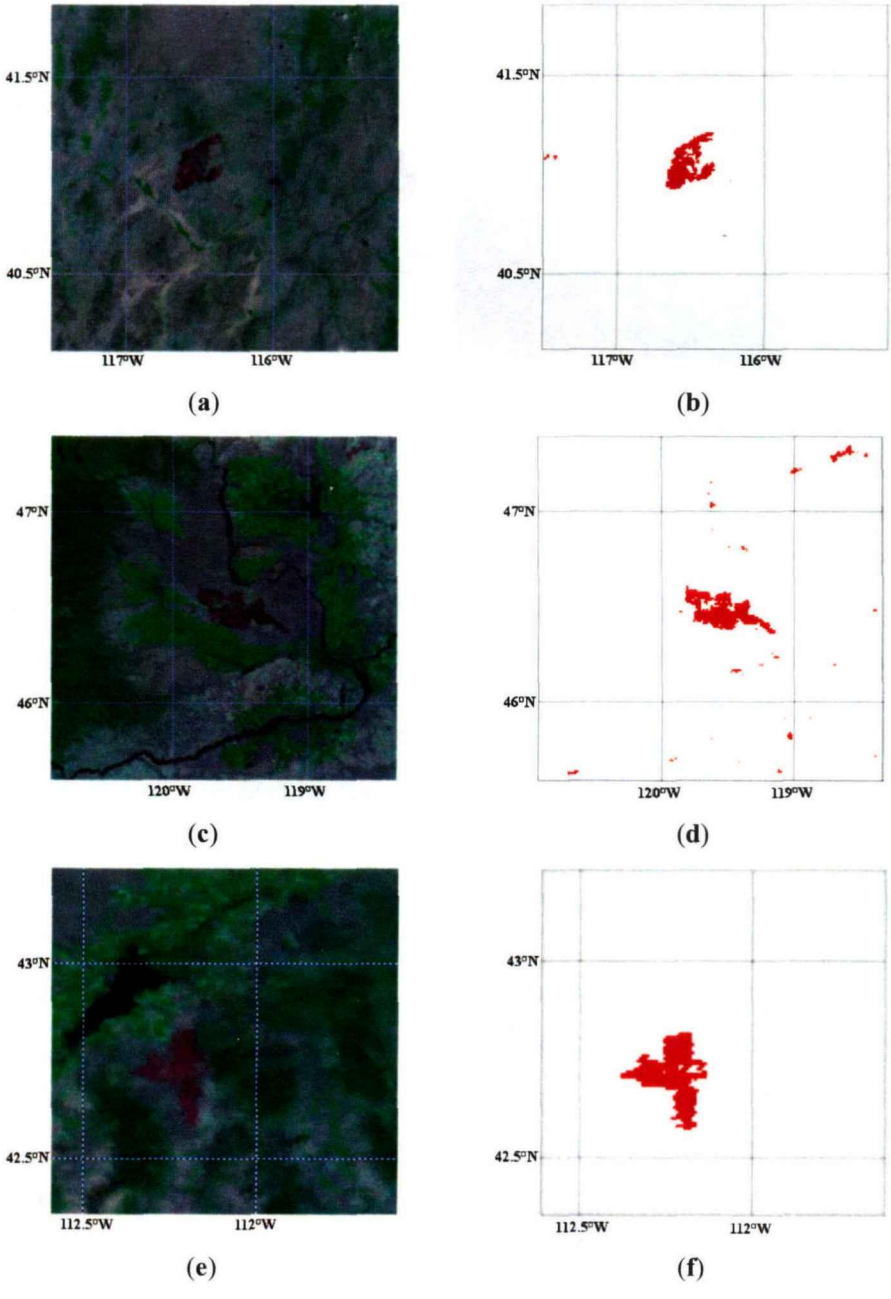
图注：(a)和(b)中左侧图像是 OLI 波段 4、3、2 的真彩色合成图，右侧图像是基于 MODIS 和 OLI 识别的过火迹地结果对比：OLI 的过火迹地以蓝色表示，MODIS 的过火迹地用红色表示，识别一致的区域用紫色表示。(a) 2017 年 8 月 17 日 Cinder Butte Fire 的 OLI 影像(path/row 44/30)；(b) 2017 年 9 月 27 日 Tohakum 2 Fire 的 OLI 影像(path/row 43/32)。

根据表 4.8 和图 4.12 对基于 MODIS 和基于 OLI 的过火迹地图之间的精度评估，结果表明新方法对过火迹地的识别具有较高的精度，这主要得益于最优光谱指数的训练样本和 BPNN 算法的结合。在野火灾后评估的实际应用中，OE 的存在说明基于 MODIS 的过火迹地检测结果有所低估，这主要因为新方法 BPNN 输出层选取了保守的阈值来区分过火迹地和未燃类别的像素。另外，高空间分辨率遥感数据中过火迹地斑块的空间模式也可能导致错误检测[183]。此外，MODIS 数据的几何校正投影和重采样方法等处理造成的像素移动，也增加了基于 MODIS 和基于 OLI 的过火迹地图之间的错分和漏分误差。考虑到 Tohakum 2 Fire 精度分析中使用的 OLI 影像比灾后 MODIS 影像晚 22 天，这期间燃烧灰烬的散失和植被的恢复可能是造成该火灾的东北区域出现了较大差异的原因。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.5.4.3 新过火迹地测绘方法结果

为了证明新方法的有效性和适用性，我们将其应用于五处野火的灾后评估中，包括 Hot Pot Fire, Range 12 Fire, Powerline Fire, Tohakum 2 Fire 和 Cinder Butte Fire，如图 4.13a, c, e, g 和 i 所示，这些图是 MODIS 波段 7、5、6 的假彩色合成 RGB 图，通过目视判别可以识别过火区域，作为方法的定性评估。相应地，图 4.13b, d, f, h 和 j 展示了使用新方法对这五处野火案例灾后过火迹地的识别结果。在新方法输出的过火迹地图中，我们将网络的输出值大于 0.8 的像素判别为过火迹地（红色），而输出值小于 0.8 的像素是未燃类别（白色）。



(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

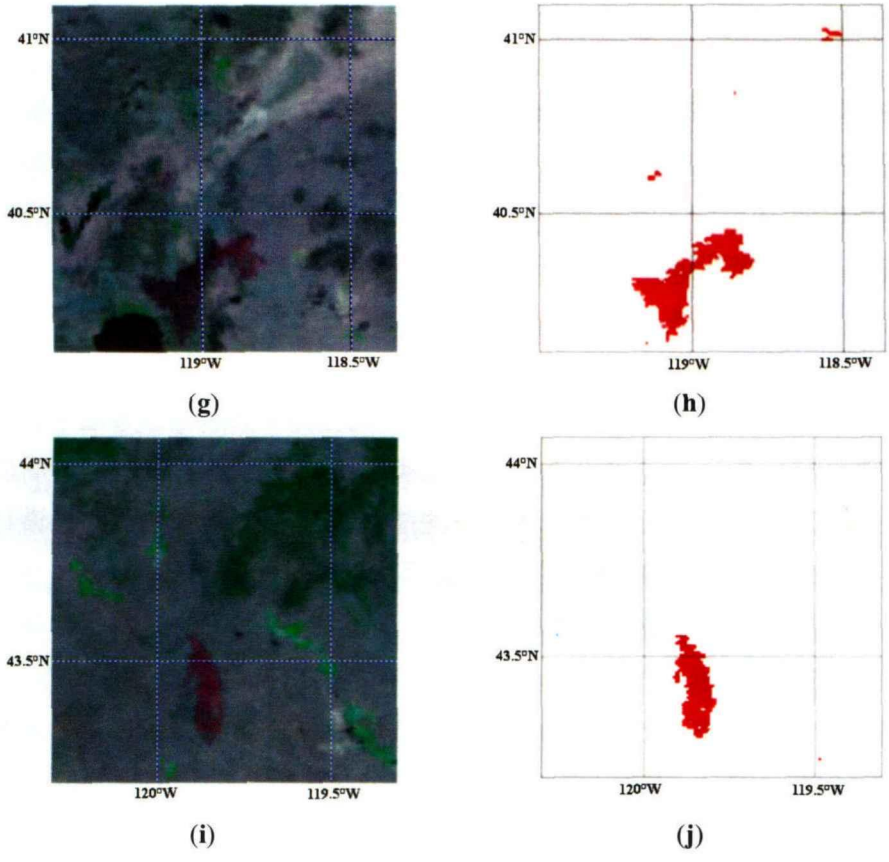


图 4.13 新过火迹地测绘方法的识别结果图

图注：(a), (c), (e), (g)和(i)分别是 Hot Pot Fire, Range 12 Fire, Powerline Fire, Tohakum 2 Fire 和 Cinder Butte Fire 的 MODIS 波段 7-5-6 假彩色图；**(b), (d), (f), (h)和(j)**分别是新方法对**(a), (c), (e), (g)和(i)**处理得到的过火迹地图。

通过对图 4.13 中假彩色 RGB 合成图的目视判别以及章节 4.5.4.2 中的精度评估，五处野火案例的结果证明了我们的方法在过火迹地识别中的有效性和适用性。结果表明，新方法可以有效识别主要的灾后过火区域。每处过火迹地的轮廓与假彩色合成图中暗红色区域重合。同时，我们的方法也可以识别较小的过火区域，例如图 4.13c 右上角的暗红色区域。与传统的经验方法（图 4.10）相比，新的过火迹地测绘方法对图 4.13b, d 中的野火案例有很大的改善，我们的方法能够消除与过火迹地具有相似光谱特性的未燃类别造成的错分误差。然而，图 4.13d 中河流沿岸有一些像素被错分为过火迹地像素。鉴于已经进行了章节 4.3.2 描述的水体掩模工作，这部分错分误差主要是由于河岸和过火迹地像素相似的光谱特性，下一步的研究将致力于消除这类错分误差。图 4.13e, g 和 i 的影像中除了过火迹地之外，还包含水、植被和裸土等多种地物类别，而图 4.13f, h 和 j 的识别结果说明新方法可以有效区分过火迹地和这些未燃类别。总的来说，灾后评估结果表明本章提出的新方法对过火迹地的识别能力较好。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4.6 讨论

通过应用于不同时空野火案例获得的灾后过火迹地图表明，本章提出的基于单张 MODIS 影像的过火迹地测绘方法比传统的经验公式法精度更高，主要优点是集成使用了多种光谱指数和神经网络。通过对过火迹地和未燃类别的分离性分析，结果表明虽然单个光谱波段的分离性能具有区域性差异，但是使用光谱指数(MIRBI、NBR、CSI、bsVI、NSEv1 和 NSTv1)会带来更优的分离能力。与仅采用光谱波段的经验公式法不同[61]，新方法利用了具有最优分离性能的光谱指数识别过火迹地像素。同时，基于多光谱指数的训练样本，方法中的 BPNN 算法可以更好地学习利用过火迹地和未燃类别之间的差异。这些改进明显提升了过火迹地测绘的精度，因此，我们方法能够充分利用不同类别的光谱特征差异，实现基于单张 MODIS 影像的野火灾后快速评估。

本章方法的精度是基于一个重要的前提，即某种类别的样本必定属于该类别。为保证所提取样本集的有效性，我们首先在前人的工作基础上[23,37,40,41,61,66,160,161,184]，结合使用了传统遥感算法提取了五种典型土地覆盖类别的样本集。同时，所用的传统方法采用的是文献中的保守阈值和数据分析得出的经验公式，以确保提取样本的有效性。通过采用十折交叉验证法对样本集的精度进行定量评估，高精度和低误差的结果表明，采用章节 4.3.2 中方法提取的样本集对于过火迹地的识别是有效的。

我们研究了样本集中过火迹地和未燃类别之间的光谱差异。分离性分析研究了涵盖 VIS、NIR 和 SWIR 光谱域的 7 个光谱波段，以及包括植被指数、过火迹地指数和基于 NBR 改进的指数三种类别的 13 个光谱指数。研究证明使用 NIR 和 SWIR 光谱域的反射率、FIR 的发射率以及地表温度数据对过火迹地的识别有较好的效果，这与参考文献[68-70,167]的发现一致。然而，任何单一光谱波段的反射率都无法有效地区分不同地区的土地覆盖类型，这也解释了仅使用光谱波段的传统经验公式法在识别过火迹地中的局限性。另外，NBR、bsVI、NSEv1 和 NSTv1 多个光谱指数在过火迹地的识别中表现较好，这与文献[55,70,72]的研究一致。研究[68]也证明了 CSI 的高分离性，且 MIRBI 适用于灌木-稀树草原生态系统的灾后评估[69,167]。正如文献[70]所述，由于植被类型、气候条件、光照情况以及传感器波长的不同，光谱指数在不同区域也难以达到相同的分离性能[72]。但是，我们可以利用 BPNN 算法的学习和建模能力，挖掘光谱指数样本集中不同类别的光谱特性差异，从而实现对过火迹地的精确识别，这有助于提高过火迹地检测结果的精度。此外，无论是对于 MODIS 数据还是其他传感器的数据，本章分离性分析和光谱特性分析的结果都为使用光谱波段和光谱指数识别过火迹地提供了有价值的信息。未来将构建不同灾前植被类型的季节性

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

和区域性样本集，并深入研究光谱特征的差异[70,155]，从而进一步揭示光谱波段和指数对过火迹地的分离能力。

本章方法中使用的 BPNN 可以基于已知类别的光谱指数样本集学习类别间的光谱差异，并预测每个未知像素的类别。BPNN 能够有效建模输入和目标之间的复杂非线性关系。然而，传统的经验公式法需要基于提取的样本来分析过火迹地和未燃类别的光谱特征，以确定区分这些类别的经验公式，这样的数据分析过程较为耗时且仅适用于提取数据的区域。而且，经验公式是由具体的样本集确定，这意味着在其他区域应用时需要重新建立新的公式。因此，我们的方法比经验公式法更加实用和有效。考虑到 BPNN 输出层的阈值 T 是一个重要参数，通过与基于 OLI 的参考结果对比，我们研究了阈值选择对结果误差的影响。内在的限制导致了一种权衡，表现为两种误差(CE 和 OE)的变化趋势[66]，也就是说，如果选择的阈值能够降低一种误差，则另一种误差将会增大。一方面，选择合适的阈值可以平衡结果的 CE 和 OE，使两者均处于相对较低的水平；另一方面，不同阈值的设置可以满足用户对 CE 和 OE 优先级的不同需求。如果用户需要识别所有的过火迹地，则可以设置较低的阈值；而如果用户需要确保所有的识别结果均为过火迹地，则可设置较高的保守阈值。在本章研究中，我们在分析了四处野火案例后，采用了保守的阈值 T = 0.8 来验证新方法的有效性。但是，目前方法仍存在对 BPNN 输出层阈值选取方面的限制。随着将更多的地物类别和样本数据收集到训练集中，未来可以进一步改进 BPNN 的结构设计。

总体而言，我们的新方法可以利用单张 MODIS 影像中不同地物类别的光谱特征差异，更精确、迅速地确定火灾后的过火区域，即过火迹地。由于 MODIS 传感器可以获取同一处野火的时间序列数据，新方法还可以用于估计野火的蔓延范围。MODIS 具有 2330 km 的大范围观测能力，且重访周期为 1 或 2 天[96]，通过组合使用 Aqua 和 Terra 卫星时则每天可有四次过境（白天两次和晚上两次），因此新方法对于监测火灾蔓延和过火迹地具有重要意义。除了应用于 MODIS 数据外，新的过火迹地测绘方法还有望扩展至其他的极轨和静止卫星乃至 UAV 数据。此外，考虑到训练样本在不同季节、地区和植被类型中可能存在的光谱差异[70,155]，我们还可以建立季节性、区域性和特定植被类型的样本集进一步改进方法。未来，具有强大学习能力的深度学习技术也会引入至海量的卫星数据处理之中。

4.7 总结

基于单张 MODIS 遥感影像，本章开发了一种整合多光谱指数和神经网络的

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

新过火迹地测绘方法，可用于近实时的过火迹地识别。除此之外，本章研究中的光谱特性分析还有助于选择合适的光谱波段和指数，这同样适用于更高空间分辨率的遥感数据开展过火迹地的探测和野火的灾后评估。

我们方法的优点在于使用了多个光谱指数和 BPNN 算法。通过对过火迹地和未燃类别间的分离性分析表明，NIR 和 SWIR 光谱域对过火迹地的敏感度高于 VIS 波段。同时，地表温度和 TIR 发射率数据也可用于过火迹地的检测。新方法采用了在不同野火中分离能力均较高的光谱指数代替单一的光谱波段，生成了 BPNN 的训练样本集。样本集的精度高达 98.68%，Kappa 系数值为 0.9746，这有效提高了新方法的探测精度。与传统的经验公式法相比，在 Hot Pot Fire 和 Range 12 Fire 的灾后评估中，新方法对过火迹地的识别有明显地改进，其中 CE 分别降低了 10.28%和 50.58%，而 OE 降低了 9.69%和 6.03%。方法精度的提高主要归功于 BPNN 算法，充分利用了过火迹地和未燃类别之间的光谱差异。新方法还应用于多处不同时空的验证火灾案例中，获得了基于 MODIS 的过火迹地图，并与基于 OLI 的参考结果进行了对比：Cinder Butte Fire 的 CE 和 OE 是 8.07%，Tohakum 2 Fire 的 CE 和 OE 分别是 14.40%和 17.16%。通过在不同野火案例的实际应用，结果证明我们的方法可以利用单张 MODIS 影像有效识别过火迹地。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

第5章　植被指数时间序列的多重分形和信息分析

5.1 引言

引出评估灾后植被生长状况的课题：

在前面的章节中，我们提出了两种模型方法分别用于火灾烟雾的探测和灾后过火迹地的测绘。除此之外，对植被群落的生长状况和变化分析有助于生态系统的管理，以及有效策略的设计来减轻外界扰动对环境和生态系统的影响[185,186]。由于野火是全球生态系统最重要的影响因素之一[187-189]，不同的火灾频率、火灾严重程度和植物抗性等因素极大地影响着植被生态系统[190,191]。因此，对植被动力学的研究和表征有助于揭示野火对植被的影响及其内部机制的变化[192]，并确定植被动态监测的有效手段。

由于全球变暖和人类活动的影响，近些年世界各地的野火灾害频繁反复地发生[193-195]。火灾数量和严重性的增加明显影响了植被群落的生长和演替，而植被状况或种类的变化在生态系统（如生产力水平、植被结构变化和植被组成）以及地表变化（如植被演替、水平衡和碳循环）中起到重要作用[196]。因此，评估植被对火灾的反应已经成为一个重要的科学课题[197]。

研究现状：

评价野火对植被资源的影响需要在从局部到区域的多时空尺度中开展研究，而卫星遥感可以对感兴趣区域(ROI)提供大量长期的观测数据[30]，因此，它已经成为研究火灾发生后不同时空尺度下植被动力学的基本手段[198-200]，卫星数据的使用大大促进了对地球中多种环境分析的应用[85]。其中，MODIS 传感器已经记录了近二十年间的全球观测数据，并拥有一系列的植被指数(vegetation index, VI)产品，如 MOD13Q1 和 MYD13Q1[76]，这些产品基于植被指数的特性可以监测和量化生物质的状态。其中，NDVI 和 EVI 是应用最广泛的植被指数，其时间序列数据能够有效地描述地表生物质的时间变化特征，反映植被群落的组成、分布和活动[83]。NDVI[75]利用了 NIR 和 VIS 红光波段的归一化组合，对云、地形、太阳和大气等影响因素具有较强的鲁棒性。EVI 通过整合 NIR、红光、蓝光三个光谱波段进而改进性能，对高生物量的区域更加敏感。经过优化的 EVI 还可以减少大气和叶冠背景的作用[170]。因此，拥有 NDVI 和 EVI 的 MODIS 植被指数时间序列非常适用于监测火灾引起的植被变化。

植被时间动力学可以反映和描述复杂的自然现象。当野火发生时，由于地表植被与土壤、大气等的互相作用，以及对气候条件、生态子系统和生物活动等的反馈机制，植被动力学会更加复杂[201]。因此，采用合适的统计方法研究

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

卫星植被指数时间序列数据，有助于了解植被动力学的特征，并可以详细记录植被的持续变化趋势[202]。分形分析常用于定量解译火灾影响下植被的复杂性[203]。Telesca 等人[79,204]利用去趋势波动分析法(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)研究了卫星 SPOT-VEG 的多时相 NDVI 数据，检测火灾引起的持续性特征。Li 等人[81]也使用 DFA 研究了 MODIS-NDVI 数据，评估火灾对植被的影响。DFA 可以检测非平稳时间序列（如植被生长）的分形或标度行为。研究时间序列的分形或标度特征可以揭示该过程的时间波动类型是持续性的（如果序列的增量在时间上是相同的）或者非持续性的（如果序列的增量随时间的变化而变化）或者完全随机的（如果序列的样本是相互独立且完全不相关的），这些特征的分析有助于更好地理解该过程的时间动力学。鉴别时间序列是持续性的、非持续性的还是随机的，及其持续性/非持续性的程度，有助于分析该时序动力学内部机制的控制信息。通过应用 DFA 估计分形指数，能够提供有关该时序的持久性特征信息，然而 DFA 只能计算单一指数。实际上，像植被时序变化这样的复杂过程，需要多个统计指标才能更好地表征该时间序列的不同标度行为，而仅生成单一指标的 DFA 不能详尽地表征植被动力学的所有特征。与之相比，多重分形分析方法可以生成多个统计指标研究时间序列的特征，从而能够更完整地分析时序特征。因此，本章利用了 DFA 的多重分形扩展方法，即多重分形去趋势波动分析法(MFDFA)[205]。

此外，费歇尔-香农分析(Fisher–Shannon analysis, FSA)也常用于研究非平稳时间序列的复杂特征，其中包括费歇尔信息测度(Fisher Information Measure, FIM)和香农熵(Shannon entropy, SE)等指标。Fisher 等人[206]在估算理论的背景下最早提出了 FIM 的定义，该参量逐渐成为了研究各类动态系统和信号的统计工具。Frieden 等人[207]使用 FIM 解释了物理系统的演化，而 Martin 等人[208]也利用 FIM 分析了不同健康状态下患者脑电图信号的动态变化。FIM 还成功地用于探测与火山相关的连续地震信号[209]和与地震相关的电磁信号[210]等的前兆特征。通过与 SE 联合使用，FIM 也可用于揭示视电阻率信号的高无序性和低组织性[211]。由香农熵功率(Shannon entropy power, N_X)和 FIM 作为横纵坐标轴的费歇尔-香农信息平面(Fisher–Shannon information plane)广泛用于区分同类时间序列信号的动态差异。Telesca 等人[212]利用费歇尔-香农信息平面有效区分了 17 次海啸地震和 26 次非海啸地震事件的 P 波时序动态。Wu 等人[213]利用该平面分析了朗之万摩擦方程在两种不同的摩擦状态（粘性和库仑）下生成的滑移速度时间序列的信息属性。Li 等人[81]也利用该方法研究了 2002 年至 2014 年大兴安岭林区的 MODIS-NDVI 时序数据，从而表征和区分过火迹地和未燃类别的像素。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

本章方法：

在本章中，我们使用 MFDFA 和 FSA 方法研究了三个研究区域 Aqua 和 Terra 卫星 MODIS 传感器的 NDVI 和 EVI 时间序列数据，其中包括受一场野火、两场野火影响的研究区域，以及另一处不受任何火灾影响的区域作为参考，从而分析植被时间动力学和火灾引起的特征变化。

5.2 材料

5.2.1 数据源

我们采用了 NDVI 和 EVI 两种植被指数研究了受火灾影响像元的识别和生物质状态的定量反演。这两种 VI 的值越高，表明地表生物量越丰富、越健康。植被在 NIR 光谱域有较强的反射，而在 VIS 红光波段有较强的吸收[72]。NDVI 通过将这两个光谱波段进行归一化比值组合，可以在一定程度上降低波段间的噪声，气溶胶、大气和太阳的影响，以及与校准和设备有关的误差[170]。NDVI 的定义如下：

$$NDVI = \frac{\rho_{\mathrm{NIR}} - \rho_{\mathrm{red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}} + \rho_{\mathrm{red}}}, \tag{5.1}$$

式中 ρ_{NIR} 和 ρ_{red} 分别表示 NIR 和 VIS 红光波段的反射率。当植被受火灾破坏后，ρ_{NIR} 减小而 ρ_{red} 增大，所以 NDVI 值显著降低[214]。

基于 NDVI 的组合形式，EVI 还融合了 VIS 蓝光波段，并新增了相应的调整系数，EVI 的定义如下：

$$EVI = \mathrm{G}\frac{\rho_{\mathrm{NIR}} - \rho_{\mathrm{red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}} + \mathrm{C}_1 * \rho_{\mathrm{red}} - \mathrm{C}_2 * \rho_{\mathrm{blue}} + \mathrm{L}}, \tag{5.2}$$

式中 ρ_{blue} 表示 VIS 蓝光波段的反射率，系数 G、C_1、C_2 和 L 分别设置为 2.5、6、7.5 和 1。由于大气中的气溶胶在蓝光波段的散射高于红光波段，因此 EVI 可以利用这两个波段的反射率差来稳定在不同气溶胶浓度时的指标值。同时，通过调整系数的优化，EVI 消除了植被冠层和背景土壤变化的影响。

本章所采用的 NDVI 和 EVI 时间序列数据[215,216]来源于 MODIS 植被指数产品 MYD13Q1[217]和 MOD13Q1[218]。该植被指数产品设计采用 16 天间隔内的最优像素值，从而获得空间分辨率 250 m 的全球植被指数数据[76]。MODIS NDVI 和 EVI 时间序列的详细信息见表 5.1。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 5.1 MODIS NDVI 和 EVI 时间序列的详细信息

植被指数产品	植被指数	空间分辨率(m)	频率(天)	时间范围(年)	传感器/卫星
MOD13Q1	NDVI, EVI	250	16	2000-2019	MODIS/Terra
MYD13Q1	NDVI, EVI	250	16	2002-2019	MODIS/Aqua

5.2.2　研究区域

为了研究野火干扰下植被群落的动力学特征，我们从三个研究区域(L1、L2 和 L3)提取了不同次数野火影响下的 MDOIS NDVI 和 EVI 卫星时序数据。每个研究区域均包含 3×3 个相邻像素，表示为 P1 至 P9。研究区域的两起野火分别是发生在美国西部的 2008 年 BTU Lightning Complex Fire（以下简称为 Btu Fire）和 2018 年 Camp Fire，这两场火灾的重叠区域覆盖了研究区域 L1，野火的具体信息见表 5.2。其中，研究区域 L1(39.80°N, 121.51°W)受这两场野火的影响，研究区域 L2(39.726°N, 121.597°W)仅受 Camp Fire 影响，而未受任何火灾影响的研究区域 L3(39.91°N, 121.77°W)作为研究参考。图 5.1 展示了这两场野火的过火迹地和三个研究区域的具体位置，其中火灾范围的数据来自地理空间多部门协调野火支持网站(GeoMAC, https://www.geomac.gov/)。

表 5.2 研究区域中野火的详细信息

野火案例	持续时间	起火原因	过火面积(英亩)	受灾的研究区域	研究区域的灾前植被类型
BTU Lightning Complex Fire	2008.6.21–7.29	雷击	57815	L1	常绿针叶林 (Evergreen needleleaf forests)
Camp Fire	2018. 11. 8–11.25	输电线路	153336	L1, L2	多树的草原 (Woody savannas)

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

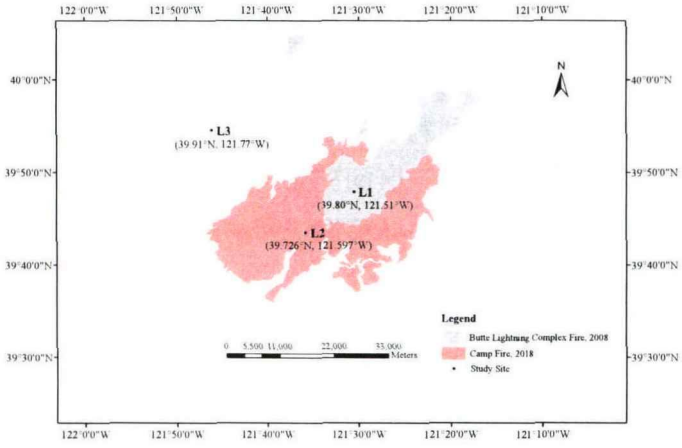


图 5.1 两场野火范围和三个研究区域的位置

图注：Btu Fire（灰色）和 Camp Fire（粉色）；三个研究区域分别是 L1、L2 和 L3，其中 L1 位于两场野火的重叠地区。

通过利用 Terra 和 Aqua MODIS 的组合土地覆盖类型产品 MCD12Q1 版本 6[219]（数据来自 NASA Earthdata 网站 https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/），我们获得了基于国际地圈生物圈计划(IGBP)分类方案编制的 500 m 分辨率的年度全球土地覆盖类型图，该数据将地表划分成 17 种不同类别。具体而言，在 Camp Fire 发生之前，3 个研究区域 L1、L2 和 L3 在 2018 年的植被类型均是多树的草原(woody savannas)，树木的覆盖率在 30%~60%之间（树冠高度> 2 m）；而在 But Fire 发生之前，研究区域 L1 在 2008 年被常绿针叶林(evergreen needleleaf forests)所覆盖，以常绿针叶树为主（树冠高度> 2 m），树木的覆盖率大于 60%[220]。

5.3 方法

为了研究 MODIS NDVI 和 EVI 时间序列的多重分形和信息特征，本章采用了以下两种统计学方法。

5.3.1 多重分形去趋势波动分析 (MFDFA)

MFDFA[205]是评价非平稳时间序列多重分形特征的最常用和最有效的方法之一。假定一个时间序列 $x(i)$，其中 i=1,2,...,N，N 和 x_{ave} 分别表示该序列的尺寸和均值，通过对该序列的简单集成可以获得信号轮廓 $y(i)$：

$$y(i)=\sum_{k=1}^{i}\left[x(k)-x_{ave}\right], \tag{5.3}$$

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

首先将信号轮廓 $y(i)$ 分成 N_m 个尺寸均为 m 的不重叠子区间，其中 $N_m = \mathrm{int}(N/m)$。由于 N 通常不是时间尺度 m 的倍数，所以划分后的序列还剩末端的一小部分。为了不忽略序列剩余的这部分数据，我们从序列末端开始执行相同的过程，最终获得了 $2N_m$ 个子区间。对于每个 $2N_m$ 片段的数据，利用最小二乘法拟合得到多项式局部趋势，并根据下面的公式计算得到方差：

$$F^2(m,v) = \begin{cases} \dfrac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left\{y\left[(v-1)m+i\right]-y_v(i)\right\}^2, & v=1,\ldots,N_m \\ \dfrac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left\{y\left[N-(v-N_m)m+i\right]-y_v(i)\right\}^2, & v=N_m+1,\ldots,2N_m \end{cases}, \tag{5.4}$$

式中 $y_v(i)$ 是片段 v 的 p 阶拟合多项式。该 p 阶拟合多项式消除了 p 阶信号轮廓内的趋势，同样也去除了 p-1 阶原始序列的趋势[205]。

之后，对所有的片段平均求得 q 阶波动函数 $F_q(m)$，如下所示：

$$F_q(m) = \left\{\frac{1}{2N_m}\sum_{v=1}^{2N_m}\left[F^2(m,v)\right]^{\frac{q}{2}}\right\}^{\frac{1}{q}}, \tag{5.5}$$

式中矩阶数 q 可以取除 0 之外的任何实数。负值 q 能够增强时间序列中小的信号波动，而正值 q 会增强大的信号波动。通过改变时间尺度 m，波动函数 $F_q(m)$ 随着 m 的增大而增大。对于每一个矩阶数 q 的 $F_q(m)$ 值，通过将其绘制在双对数和时间尺度 m 的坐标图中，可以检测序列的标度行为。若时间序列是长程幂律相关的，则 $F_q(m)$ 随 m 的增大呈幂律增长：

$$F_q(m) \approx m^{h_q}, \tag{5.6}$$

对于平稳序列，h_2 是赫斯特指数 H，而上式中的 h_q 被称为广义赫斯特指数 (generalized Hurst exponents)。当 $q = 0$ 时，采用对数平均法计算得到 $F_q(m)$：

$$F_0(m) \equiv \exp\left\{\frac{1}{4N_m}\sum_{v=1}^{2N_m}\ln[F^2(m,v)]\right\}, \tag{5.7}$$

在双对数坐标图上绘制 $F_q(m)$，同时利用最小二乘法拟合函数随 m 的变化，拟合线的斜率即为广义赫斯特指数 h_q，表示在某矩阶数 q 时该序列的标度特性。若指数 h_q 与 q 近似恒定，则时间序列为单分形，这表明信号的波动尺度大致相同；但当序列的波动尺度具有不同的标度行为时，h_q 值随 q 的增大而减小，这说明该序列是多重分形的，结构更复杂。

利用多重分形谱也可以研究时间序列的多重分形特征，通过如下公式的 Legendre 变换：

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$$\tau(q)=qh_q-1, \tag{5.8}$$

$$\alpha=\frac{d\tau}{dq}, \tag{5.9}$$

我们可以获得多重分形谱 $f(\alpha)$：

$$f(\alpha)=q\alpha-\tau(q), \tag{5.10}$$

式中 α 是 Hölder 指标。多重分形谱 $f(\alpha)$用于研究时间序列中各种分形指标的主导地位，具有典型的单峰形状，可以用 2 次多项式拟合：

$$f(\alpha)=\sum_{i=0}^{2}c_i(\alpha-\alpha_0)^i, \tag{5.11}$$

式中α_0是频谱的最大值。多重分形谱宽度 W 常用于定量地度量时间序列的多重分形程度。谱越宽（即 W 值越大），则序列的多重分形性越强。多重分形的宽度 W 定义为：

$$\mathrm{W}=\alpha_{\max}-\alpha_{\min}, \tag{5.12}$$

式中$\alpha_{\min}$和$\alpha_{\max}$是拟合 2 次多项式的斜率趋近于无穷大时的左右端点值。

另外一个重要指标是多重分形谱的不对称性 R。当 R=1 时多重分形谱是对称形状，R>1 时谱的形状是右偏的，R<1 时形状是左偏的。谱的右偏度表明该序列的小波动占主导地位，而谱的左偏度则表明该序列的大波动占主导地位。多重分形的不对称 R 定义为：

$$\mathrm{R}=\frac{\alpha_{\max}-\alpha_0}{\alpha_0-\alpha_{\min}}, \tag{5.13}$$

5.3.2　费歇尔-香农分析

通过利用 FIM 和 SE 可以研究时间序列的信息特征。作为统计学和信息理论中重要的参量，FIM 和 SE 分别是概率密度函数平滑性的局部和全局度量，常用于研究非平稳序列的复杂性以及描述有序性和组织性[207]。FIM 可以度量系统的有序度和组织度，而 SE 能够衡量概率事件结果预测中的不确定性[221]，对于确定性事件时 SE 等于 0。基于时间序列 x 的概率密度函数 $f(x)$，FIM 和 SE 的表达式分别如下：

$$\mathrm{FIM}=\int_{-\infty}^{+\infty}\left(\frac{\partial}{\partial x}f(x)\right)^2\frac{dx}{f(x)}, \tag{5.14}$$

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$$\mathrm{SE}=-\int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\log f(x)dx, \tag{5.15}$$

由于 SE 可以是负值，因此一般采用香农熵功率 N_X 进行分析：

$$N_X=\frac{1}{2\pi e}e^{2SE}, \tag{5.16}$$

根据等周型不等式：$\mathrm{FIM}\cdot N_X \geq D$ [222]，其中 D 是空间维数（对于时间序列 D 等于 1），FIM 和 N_X 相互联系。等式适用于高斯过程，FIM 关注的是概率密度函数的局部性质，而 SE 针对的是全局特性，因此通过联合使用这两种参量可以更完整地描述时间序列的动态。Martin 等人[223]的研究也表明 FIM 能够在 SE 表现出有限动态的情况下检测一些非平稳行为。

由公式 5.15 和 5.16 可知，需要对概率密度函数 $f(x)$ 进行准确估计才能得到可靠的 FIM 和 N_X 值。Telesca 和 Lovallo[224]研究了计算 FIM 和 SE 参量的两种方法的性能，一种是基于 FIM 和 SE 公式的离散化，即基于离散化的方法；另一种是基于核的概率密度函数估计，即基于核的方法，结果证明了后者的优越性。因此，我们采用了基于核的方法，通过核密度估计[225,226]计算 FIM 和 SE 参量，计算公式如下所示：

$$\hat{f}_M(x)=\frac{1}{Mb}\sum_{i=1}^{M}K\left(\frac{x-x_i}{b}\right), \tag{5.17}$$

式中 b 代表带宽；M 是数据的数量；$K(u)$ 是连续、非负、对称的核函数，符合下面的两个准则：

$$K(u)\geq 0 \text{ 和 } \int_{-\infty}^{+\infty}K(u)du=1, \tag{5.18}$$

概率密度函数 $f(x)$ 的计算采用了基于 Troudi 等人[227]和 Raykar 等人[228]算法的优化集成方法[223]，使用的是均值和单位方差均为零的高斯核函数：

$$\hat{f}_M(x)=\frac{1}{M\sqrt{2\pi b^2}}\sum_{i=1}^{M}e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2b^2}}, \tag{5.19}$$

等周型不等式还表明使用费歇尔-香农信息平面有助于研究时序信号的动力学[229]。该平面的坐标轴分别是 N_X 和 FIM。对于标量信号，直线 $\mathrm{FIM}\cdot N_X=1$ 能够将费歇尔-香农信息平面划分成两部分，每个信号都可以由位于 $\mathrm{FIM}\cdot N_X>1$ 空间中的点来表示。因此，本章也利用了费歇尔-香农信息平面识别同一类型信号的不同动态。

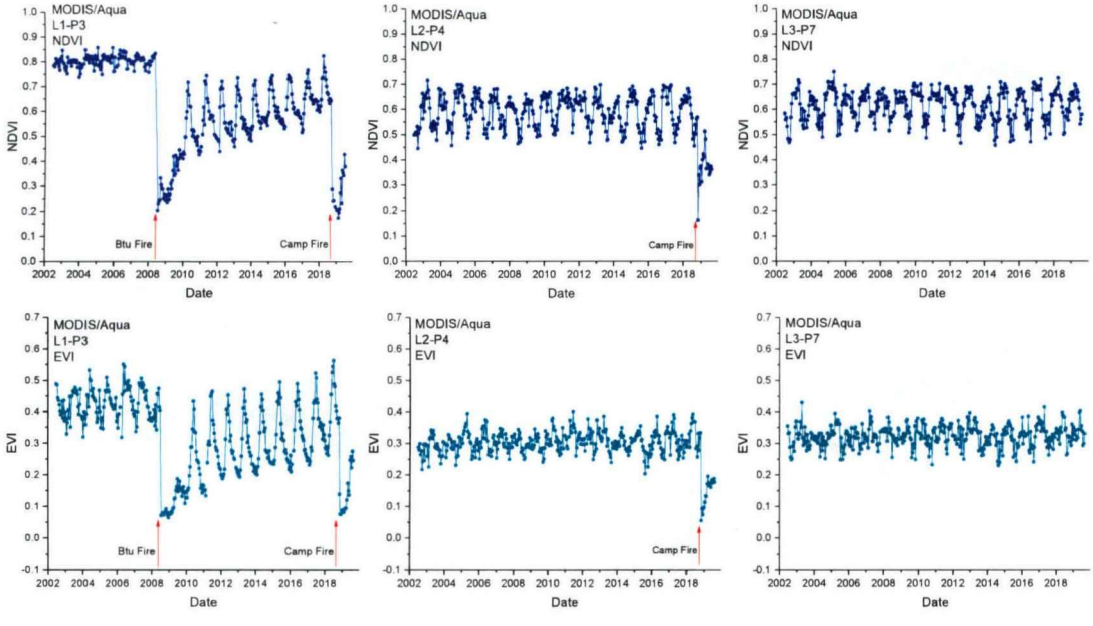
(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

5.4 结果

5.4.1 NDVI 和 EVI 时间序列

由于云层、大气或 BRDF 效应或这些因素的组合影响，NDVI 和 EVI 时间序列中存在一些异常值。因此，为了去除噪声和异常点，我们首先对时序数据进行了预处理，主要基于以下两方面：1）利用 MODIS 植被指数产品总结质量层中的质量评估(quality assessment, QA)信息；2）描述数据采集和处理过程中像素状况的植被指数质量数据[83]。经过数据预处理之后，一小部分的异常数据被去除，其中在 L1、L2 和 L3 三个研究区域，Aqua 卫星去除的异常数据比例分别为 2.73%、1.63%和 1.13%，而 Terra 卫星数据分别为 1.51%、0.89%和 0.89%。

图 5.2 展示了每处研究区域样例像素点的两种卫星 NDVI 和 EVI 时间序列。结果表明，野火发生时各植被指数值急剧下降，而火灾后的多年间指数值逐渐上升。为了标准化数据并消除季节性的变化，我们对每个像素的数据减去其在所有年份同一时间点的平均值，从而获得偏离 NDVI (departure NDVI, $NDVI_d$)和偏离 EVI (departure EVI, EVI_d)的时间序列。该数据处理方式已在 Telesca 和 Lasaponara[79,204,230]以及 Telesca 等人[231]的研究中使用。图 5.3 是对应于图 5.2 中像素数据的偏离植被指数时间序列，结果表明，与 NDVI 和 EVI 原始序列相比，偏离序列的周期性季节变化有所减小，而火灾引起的直接变化仍可以有效保留。因此，我们对 $NDVI_d$ 和 EVI_d 时间序列进行了统计分析。



(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

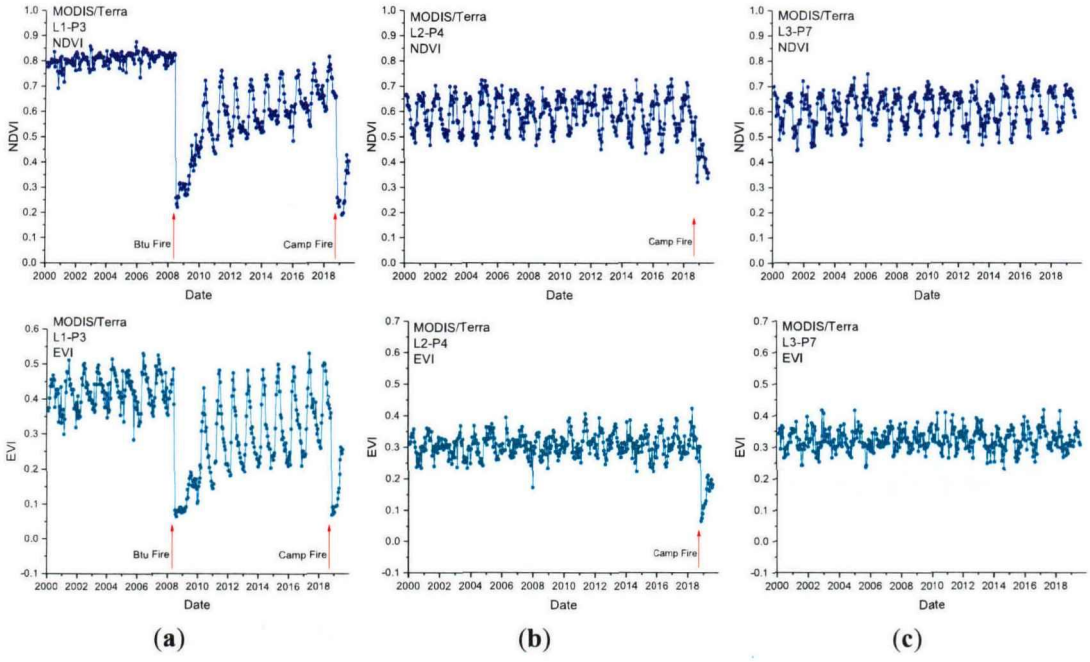
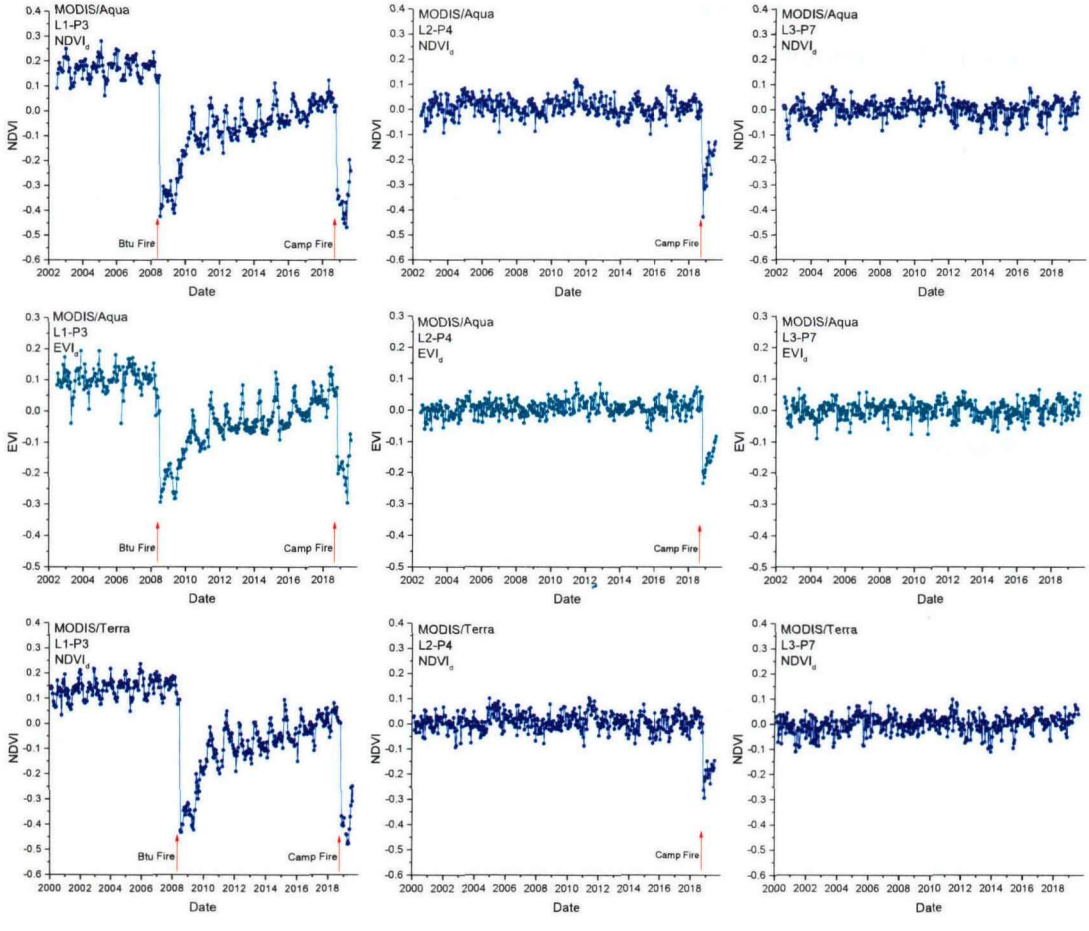


图 5.2 研究区域 L1 (**a**), L2 (**b**)和 L3 (**c**)样例像素的 NDVI 和 EVI 序列



(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

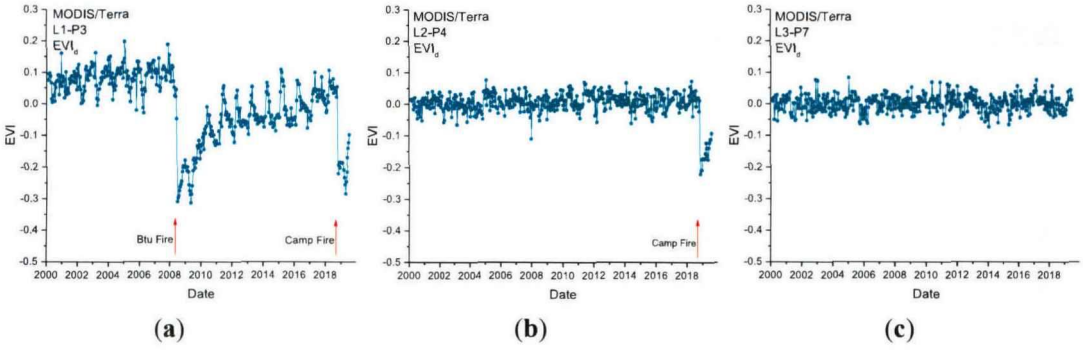


图 5.3 对应图 5.2 中各研究区域像素点的偏离 NDVI 和 EVI 序列

5.4.2　MFDFA 和 FSA 分析

我们利用 MFDFA 方法对 NDVI 和 EVI 偏离序列进行处理，标度取值范围是从 10 到 80。为了选择去趋势多项式的最优阶 p，我们计算了从 1 至 5 不同 p 的波动函数。图 5.4 是研究区域 L1 像素 P1 处 MODIS Aqua $NDVI_d$ 的 q=-5 和 q=5 波动函数。因为 p 阶去趋势多项式能够消除直到 p 阶信号轮廓上的所有趋势，如果 p+1 阶去趋势多项式能够使其波动函数与 p 阶波动函数相似，则该时间序列的特征是只有 p 阶的趋势，因此 p 阶去趋势多项式就能够有效去除该序列的趋势。图中结果表明，对于 p=4 和 p=5，波动函数的表现非常相似，这表明 p=4 可以作为去趋势多项式的最优阶。因此，我们采用了 4 阶去趋势多项式分析时间序列的多重分形性。如果用直线拟合以双对数计算的波动函数，可以揭示时序的多重分形性，拟合直线的斜率随矩阶数 q 的变化而变化。图 5.5 展示了研究区域 L2 像素 P3 的 MODIS Aqua EVI_d 序列的波动函数，q 的范围是-5 至 5，结果表明这些函数具有不同的标度行为。广义赫斯特指数 h_q 是指拟合双对数波动函数的曲线斜率，h_q 随矩阶数 q 的增大而减小，如图 5.6 的黑点曲线所示。由于多重分形性可以源自数据的长期相关性或序列值的分布，因此对于每个时间序列，我们计算了 100 个随机重排，而对于每个重排数据，我们计算了对应的广义赫斯特指数 h_{qs}。随机重排处理可以消除数据的相关性，但保留序列值的相同分布。如果时间序列的多重分形依赖于长期相关性，那么 h_{qs} 在 0.5 附近变化，因为重排处理消除了数据相关性；而如果时间序列的多重分形依赖于值的分布，则 h_{qs} 近似等于原序列的 h_q，因为重排处理保留了值的相同分布；此外，如果两种类型的多重分形都存在，那么随机重排会显示较弱的多重分形性。图 5.6 也展示了研究区域 L2 像素 P3 处 MODIS Aqua EVI_d 的 h_{qs} 的 95%置信区间（红色虚线），可以发现原始序列的 h_q 明显不同于重排的 h_{qs}，这说明序列的多重分形主要源自数据中存在的长期相关性。然而，由于 h_{qs} 随矩阶数 q

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的变化也有一定的变化，这说明原始序列的多重分形也受值的分布影响。

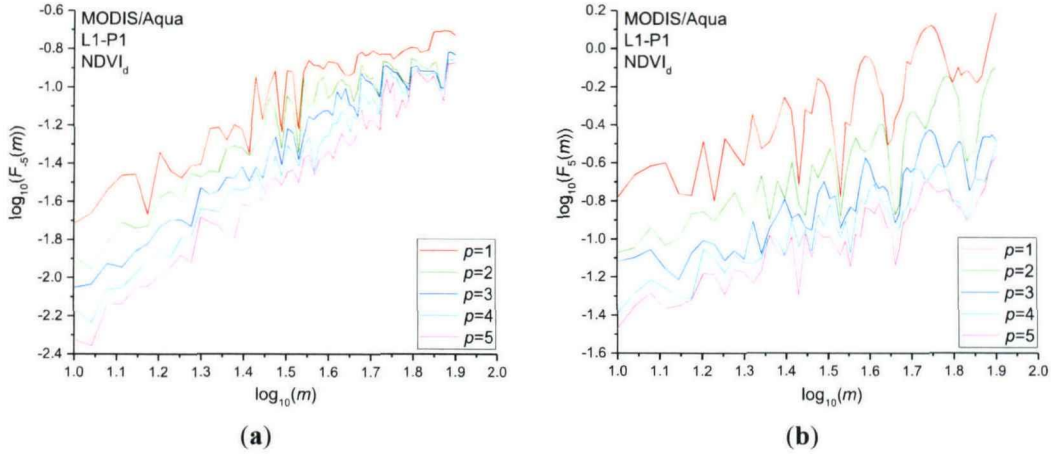


图 5.4 研究区域 L1 像素 P1 NDVI$_d$ 序列在矩阶数 q=-5 (**a**)和 q=5 (**b**)的波动函数

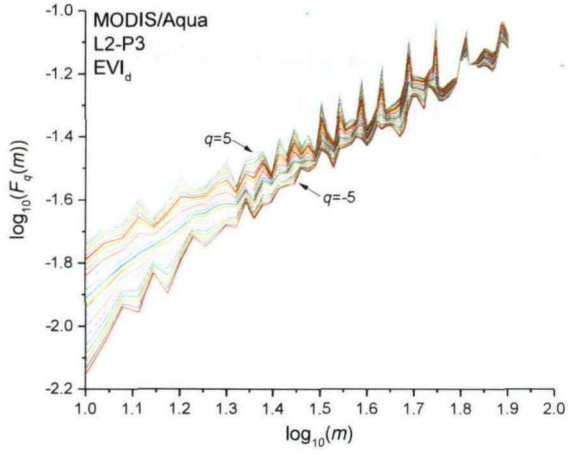


图 5.5 研究区域 L2 像素 P3 EVI$_d$ 序列在 q 取值从-5 至 5 的波动函数

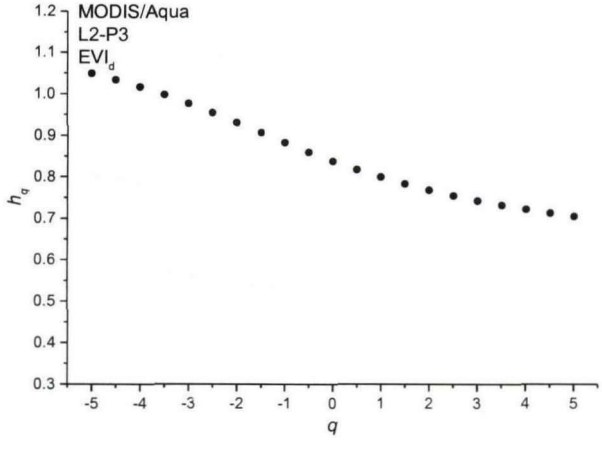


图 5.6 研究区域 L2 像素 P3 EVI$_d$ 序列的广义赫斯特指数值

图注：黑色点线是原始序列的 h_q，红色虚线是随机重排 h_{qs} 的 95%置信区间。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

时间序列的多重分形性可以使用广义赫斯特指数的范围(range of the generalized Hurst exponent, h_q-range)来量化，h_q-range 是赫斯特指数的最大值和最小值之差。图 5.7 展示了每个研究区域每种卫星植被指数的 h_q-range 值。从整体上看，h_q-range 能够区分这三个地点的时间序列。为了定量评估两个地点的区分程度，我们对其对比数据采用了独立样本 T 检验，p 值结果见表 5.3。当 p 值小于 0.05 时（粗体数值），说明两个研究区域的差异显著，结果表明除了 L2 与 L3 (Aqua EVI)、L1 与 L2 (Terra EVI)的 h_q-range 对比没有显著差异外，在其它的所有比较中，h_q-range 都能很好地区分这三处地点。

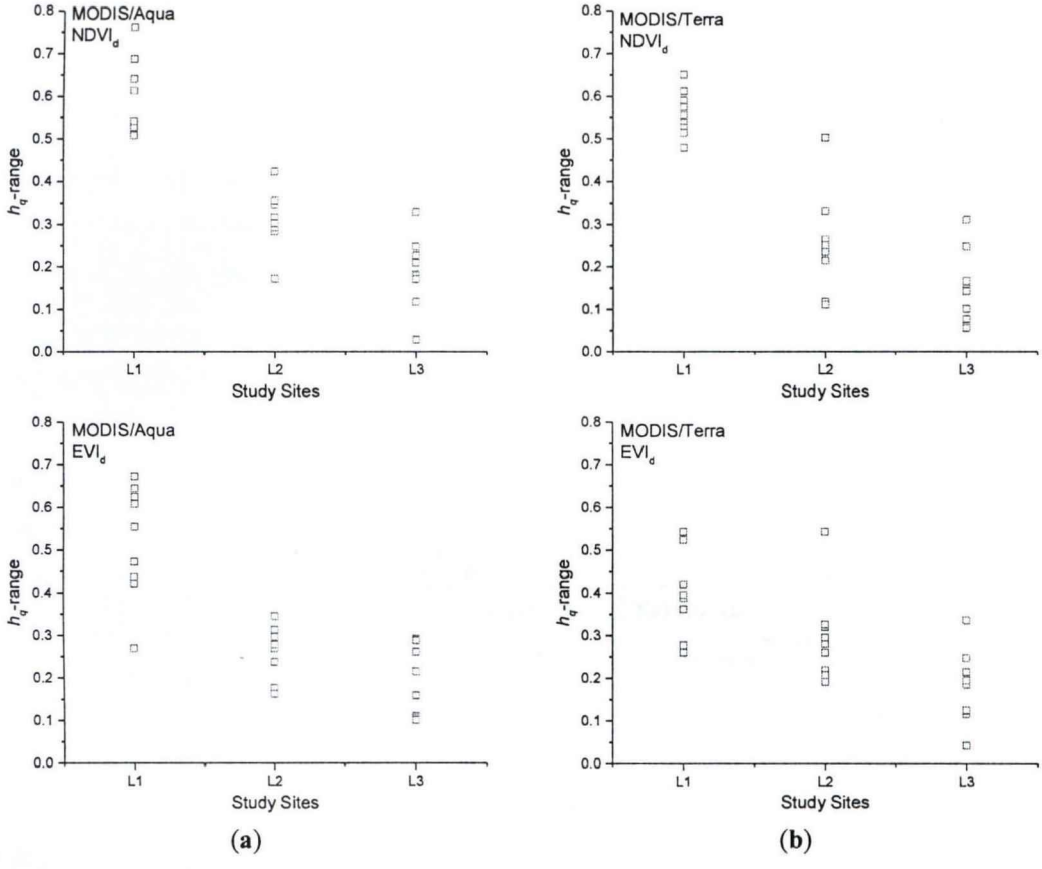


图 5.7 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) NDVI$_d$ 和 EVI$_d$ 的广义赫斯特指数范围 h_q-range

表 5.3 广义赫斯特指数范围的独立样本 T 检验 P 值

	Aqua-NDVI	Aqua-EVI	Terra-NDVI	Terra-EVI
L1 – L2	**0.000001**	**0.000139**	**0.000002**	0.087843
L2 – L3	**0.003868**	0.069761	**0.041996**	**0.020387**
L1 – L3	**3.7449E-8**	**0.000007**	**1.6042E-9**	**0.000290**

通过分析多重分形谱的参数，即公式 5.8 至 5.10，也可以研究时间序列的

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

多重分形性。研究区域 L3 像素 P6 的 MODIS Terra $NDVI_d$ 的多重分形谱如图 5.8 所示。此外，我们还计算了所有分析信号的多重分形谱宽度 W（图 5.9）和不对称性 R 值（图 5.10）。与 h_q-range 相似，多重分形宽度 W 和不对称性 R 能够从整体上区分这三个地点。这两个参数的独立样本 T 检验结果也证明了其区分能力（p 值<0.05），见表 5.4 和表 5.5。

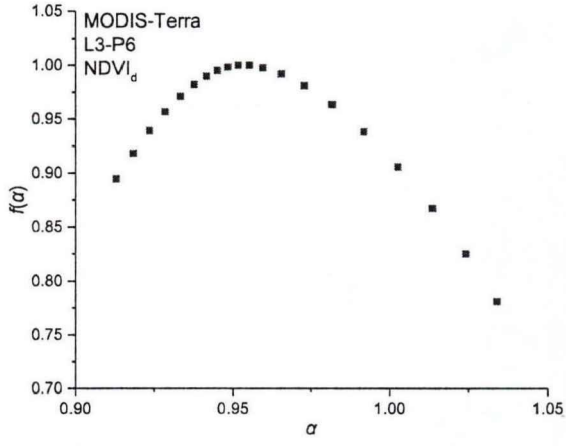


图 5.8 研究区域 L3 像素 P6 $NDVI_d$ 序列的多重分形谱

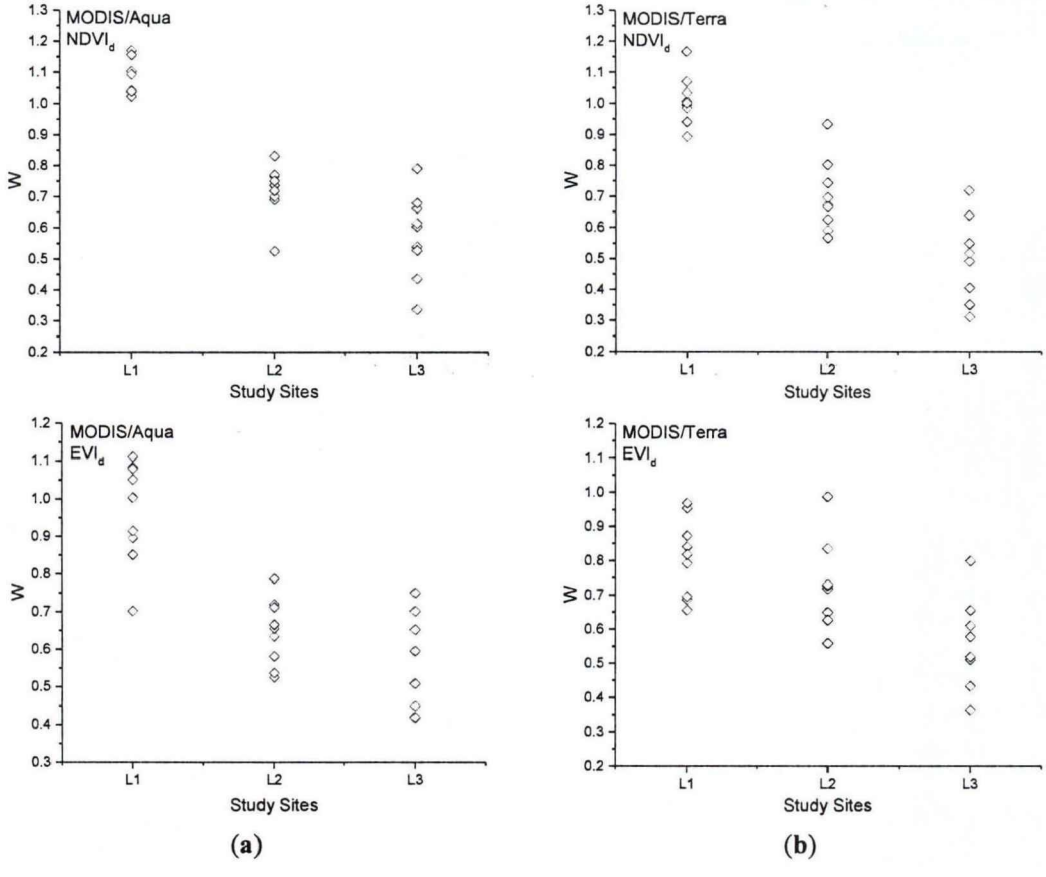


图 5.9 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) $NDVI_d$ 和 EVI_d 序列的多重分形谱宽度 W

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

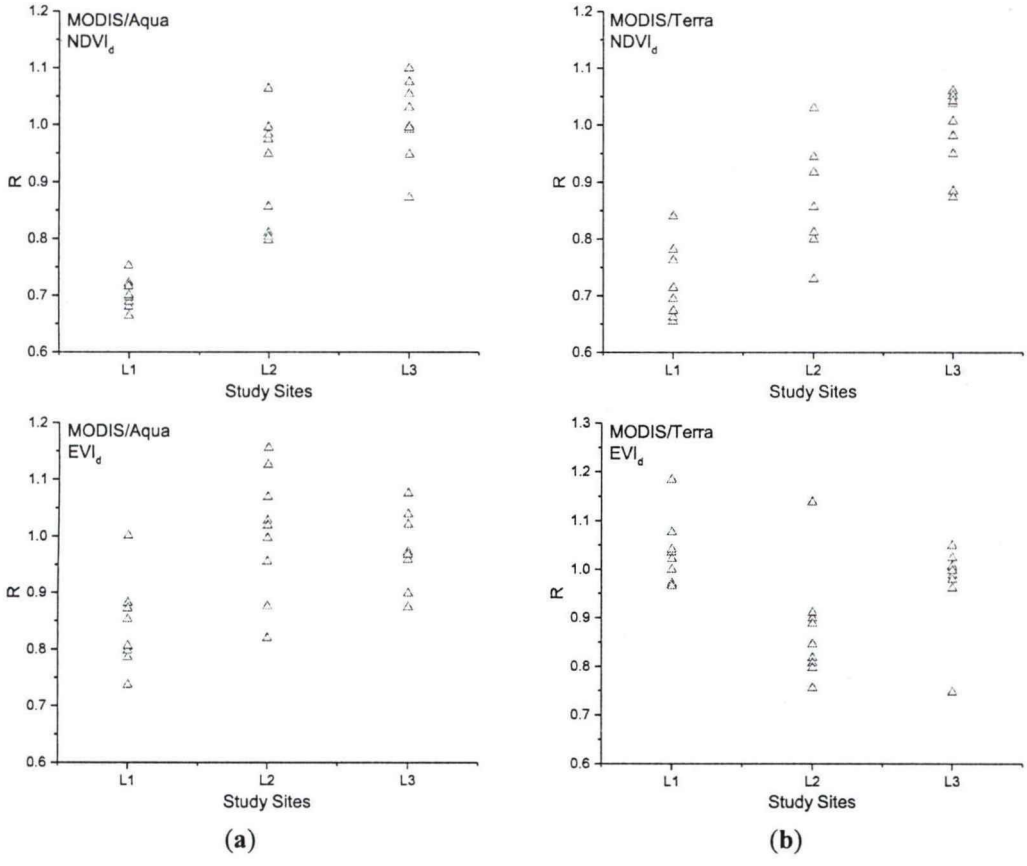


图 5.10 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) $NDVI_d$ 和 EVI_d 序列的多重分形谱不对称性 R

表 5.4 三个研究区域多重分形谱宽度 W 的 T 检验 *P* 值

	Aqua-NDVI	Aqua-EVI	Terra-NDVI	Terra-EVI
L1 – L2	**2.2471E-7**	**0.000021**	**0.000005**	0.165536
L2 – L3	0.015261	0.074559	**0.002305**	0.012452
L1 – L3	**7.4981E-8**	**0.000005**	**3.0695E-8**	**0.000466**

表 5.5 三个研究区域多重分形谱不对称性 R 的 T 检验 *P* 值

	Aqua-NDVI	Aqua-EVI	Terra-NDVI	Terra-EVI
L1 – L2	**0.000159**	**0.001690**	0.028685	**0.002711**
L2 – L3	0.035162	0.493012	0.625498	0.052306
L1 – L3	**1.4513E-9**	**0.000740**	**2.4783E-7**	0.155295

我们也利用 FSA 方法分析了所有 $NDVI_d$ 和 EVI_d 序列，费歇尔-香农信息平面如图 5.11 所示。图中结果存在清晰的模式，即受火灾影响和未受火灾影响的像素有明显的区分。此外，EVI 序列的香农熵功率 N_X 能够区分一场火灾影响和两场火灾影响的像素点，而 NDVI 的 N_X 和 NDVI、EVI 的 FIM 不能区分这两类

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

火灾影响的像素点。独立样本 T 检验的结果也证明了这一点，FIM 和 N_X 的 p 值分别见表 5.6 和 5.7。然而，在费歇尔-香农信息平面中（图 5.11），这三个研究区域可以很好地区别，每个地点的数据对应着不同的聚类，这说明采用费歇尔-香农信息平面对时间序列的分析比仅使用 SE 或 FIM 更详尽。

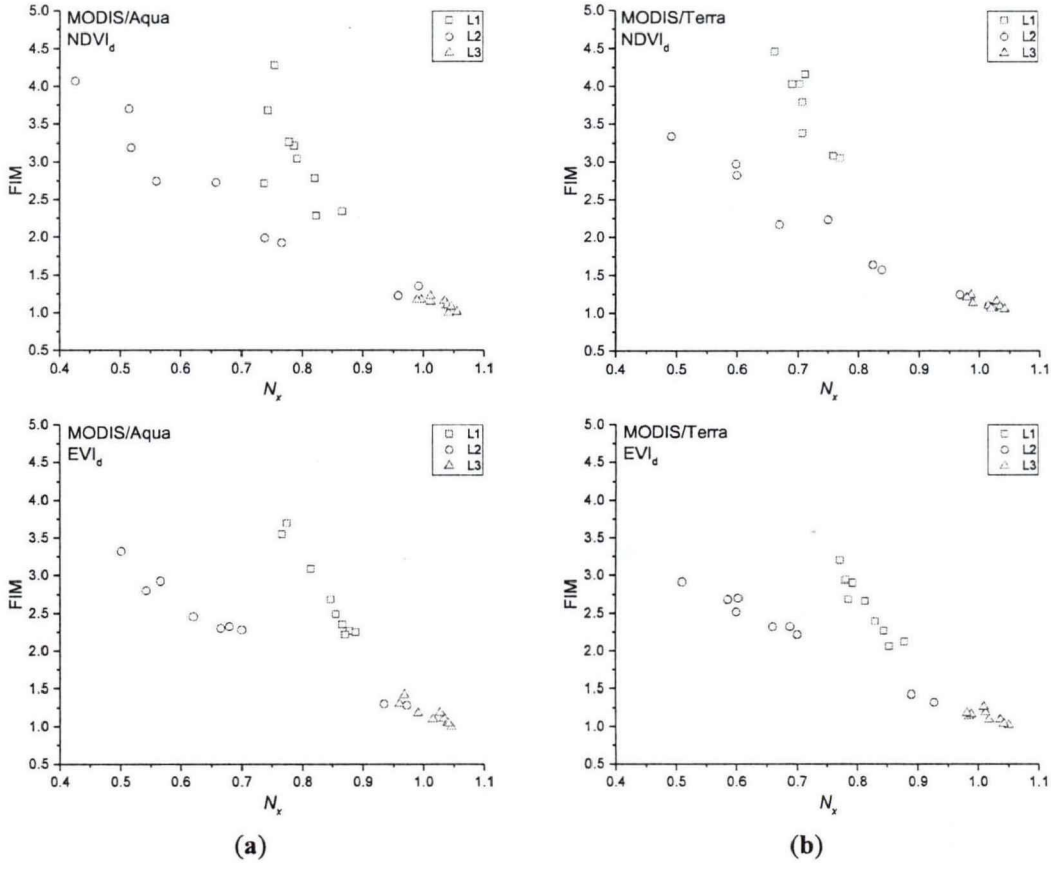


图 5.11 MODIS/Aqua (a)和 MODIS/Terra (b) NDVI$_d$ 和 EVI$_d$ 序列的费歇尔-香农信息平面

表 5.6 费歇尔信息测度的独立样本 T 检验 P 值

	Aqua-NDVI	Aqua-EVI	Terra-NDVI	Terra-EVI
L1 – L2	0.207279	0.199476	**0.000174**	0.187654
L2 – L3	**0.002635**	**0.000756**	**0.005472**	**0.000252**
L1 – L3	**0.000014**	**0.000024**	**4.349E-7**	**0.000003**

表 5.7 香农熵功率的独立样本 T 检验 P 值

	Aqua-NDVI	Aqua-EVI	Terra-NDVI	Terra-EVI
L1 – L2	0.147484	**0.024671**	0.615159	**0.023410**
L2 – L3	**0.000823**	**0.000301**	**0.002083**	**0.000088**
L1 – L3	**9.8435E-11**	**6.7626E-8**	**4.9176E-13**	**5.6064E-10**

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

5.5 讨论

在本章中，我们对植被指数 NDVI 和 EVI 时间序列进行了多重分形和信息分析，研究了野火对植被动力学的影响。特别地，我们利用多重分形谱的 h_q-range、宽度 W 和不对称性 R 分析了时间序列的多重分形性，并利用费歇尔信息测度 FIM 和香农熵功率 N_X 研究了时序数据的有序性/组织性、波动性等特征。整体来说，这些统计参数能够较好地区分这三个研究区域（受一场、两场或无野火影响）的 NDVI 和 EVI 时序信号。

h_q-range 和多重分形宽度 W 可以测量时间序列的多重分形程度。h_q-range 和宽度 W 的值越大，序列的多重分形度越高；而多重分形度越高，说明时间序列的异质性越大，这意味着该序列具有更复杂的动力学特征，表现为波动的爆发并穿插着较小变化的间歇性特征。研究结果表明，各研究区域的 h_q-range 和宽度 W 值的整体变化趋势是从受两次火灾影响的地点(L1)到不受火灾影响的地点(L3)逐渐减小，而只受一次火灾影响地点(L2)的参数值位于中间。h_q-range 和 W 的下降趋势表明，受火灾影响地点的 NDVI 和 EVI 序列比未受火灾影响的地点表现出更强的异质性，而受两次火灾影响的地点异质性更强。未受火灾影响的 NDVI 和 EVI 序列的时间动态更加均匀，因为植被通常只受年度气候趋势的驱动，而没有像野火这样的显著扰动，因此植被动态不会发生突然变化。相反，受火灾影响地区的植被更容易出现间歇性波动，这是对火灾扰动的弹性反应。而受多次火灾影响的植被群落对火灾扰动的响应强度更大，因此异质性也更大。正如 João 等人[232]的研究结果，研究区域 L1 处植被的重复燃烧使其恢复过程更加复杂，植被类型也从 2008 年的常绿针叶林更替为 2018 年的多树的草原。特别是第一次野火的发生引起了植被的突然波动，在火灾后的多年间植被逐渐恢复，而第二次野火进一步加强了植被的恢复过程，导致灾后地表资源的重新分布，从而增加了异质性[82,233]。此外，植被动态中可能存在的滞后现象也可以解释 L1 处更大的异质性。由于灾后植被很难恢复到与灾前完全相同的状态，因此第二次野火会引发与第一次野火不同起始条件的恢复过程。

多重分形不对称性 R 能够测量多重分形谱的偏态性，为时间序列小/大波动的相对优势提供了信息。如果序列的多重分形谱是右偏的，则其动态主要受小波动的控制；而如果序列的多重分形谱是左偏的，则其动态主要受大波动的控制。对于 NDVI 序列，我们观察到不对称性 R 值从 L1 到 L3 整体上有所增加。因此，未受火灾扰动的 NDVI 序列其多重分形谱平均是右偏的；而受火灾影响时其偏态特征发生变化，即更加左偏；在受两次火灾影响时左偏地更强烈。因此，L3 处 NDVI 的时间动态一般由较小的波动主导，L2 处的波动更加强烈，而 L1 处的波动最强烈。在研究区域 L1 处，植被动态的较大波动不仅是由多起

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

火灾引起的直接变化造成的，还与火灾后植被恢复过程中较大的季节性变化有关，这与文献[78]所解释的相同。L1 处植被在第一次火灾后的恢复过程被第二次火灾打断，造成植被指数值大幅下降，这使其时间序列动态不再由植被恢复过程中典型的小波动主导。与 L1 相比，研究区域 L2 植被动态中较小波动的强度相对较大，这是因为灾后植被的恢复过程主要通过连续的小变化进行且没有被打断；而 L2 时间序列有着像 L3 的稳态特征，另一个原因是 L2 处灾后的植被恢复过程比灾前阶段短，因此不足以改变 VI 序列的稳态特征。对于 R 未能很好地区分 L2 和 L3，未来研究中需要更多的序列数据进一步分析。

在费歇尔-香农信息平面中，三个研究区域对应于三个不同的聚类簇，这说明该方法能够很好地区分这三处地点的数据，特别是未受火灾影响的研究区域 L3 的像素点具有较大的 N_X 和较低的 FIM 值，这与 Li 等人[81]的研究发现相同。由于 FIM 和 N_X 依赖于时间序列的分布，因此未受火灾影响的 NDVI 和 EVI 有较低的组织性和较高的无序性，这主要源自序列中较高的均匀性分布。由于植被在没有外界干扰的情况下不会发生显著的动态变化，因此 NDVI 和 EVI 的分布具有较大的均匀性。相反，当受到火灾影响时，植被的恢复过程决定了 NDVI 和 EVI 在时间结构上具有较高的组织性，而时序数据的分布不均匀。序列分布的均匀性越低，说明异质性越大。特别是对于 N_X 结果，存在一个明显的变化趋势，即火灾影响地点(L1, L2)的 N_X 值较低，而不受火灾影响地点(L3)的 N_X 值较高。与未受火灾影响的区域相比，火灾（一次或两次）的发生导致植被指数时间序列通常具有更异质性的动力学和更小的无序性结构，这与 MFDFA 的结果一致。

5.6 小结

在本章中，我们基于 Aqua 和 Terra 卫星 MODIS 传感器的 NDVI 和 EVI 时间序列数据，利用两种统计学方法分析了植被时间动力学的多重分形和信息特征，来自三个不同研究区域的序列数据其时间跨度约二十年，其中研究区域 L1 受两次野火(Btu Fire 和 Camp Fire)影响，L2 受一次野火(Camp Fire)影响，以及不受任何火灾影响的地点 L3 作为参考。我们利用多重分形去趋势波动分析和费歇尔-香农分析的统计学方法，研究了时间序列的异质性、组织性/无序性和波动性及其与灾后植被恢复过程的关系。

主要研究结果总结如下：1）受火灾影响地点的 NDVI 和 EVI 序列比未受火灾影响的地点具有更大的异质性；2）受一次火灾影响地点的异质性总体上比受两次火灾影响地点的异质性弱；3）未受火灾影响地点的 NDVI 和 EVI 序列

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的时间动态更受较小波动的控制，而受火灾影响地点的时间动态更受较大波动的控制；4）受火灾影响的 NDVI 和 EVI 序列的时间动态比未受火灾影响的序列更有组织性，且无序性较小；5）多重分形参数（广义赫斯特指数的范围 h_q-range 和多重分形宽度 W）以及费歇尔-香农信息平面能够有效区分受不同数量野火影响的研究区域。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

第6章　总结与展望

6.1 工作总结

本文旨在开发野火烟雾探测和灾后评估的改进方法，并分析过火迹地的光谱特征和火灾扰动对植被动力学的影响，为野火的防控提供有效的技术方法和理论依据。为实现这一目标，本文基于 MODIS 遥感影像和产品，从以下四个方面开展了研究：1）系统回顾和综述了卫星遥感在野火探测监测、灾后过火迹地评估以及植被监测与分析等方面的研究；2）野火烟雾数据集的建立和烟雾图像识别模型的研究；3）灾后过火迹地的光谱特征分析与测绘方法研究；4）受火灾影响植被指数时间序列的多重分形和信息分析。本文的主要研究工作和成果总结如下：

1. 基于卷积神经网络的火灾烟雾图像探测研究。为了提高野火识别的准确性和响应能力，我们首先构建了一个大规模的烟雾探测数据集，该数据集囊括了火灾烟雾以及与烟雾类似的多种地物和气溶胶类别。然后，提出了一种基于卷积神经网络的改进型烟雾图像探测模型，通过多组对照实验验证了模型的性能，并与先进的模型进行了结果对比。主要的结果如下：

（1）通过收集来自全球各地的野火等灾害的 MODIS 影像，处理生成共计 6225 张真彩色合成图，涵盖了火灾烟雾和五种与烟雾相关的类别（即云、沙尘、雾霾、陆地和海岸），从而首次构建了一个新的大规模的卫星影像烟雾探测数据集(USTC_SmokeRS)，并作为卫星遥感探测野火烟雾的基准数据集公开发布。值得注意的是，数据集中的图像包含了形状和颜色各异、野火不同阶段不同扩散范围的烟雾，以及多种土地覆盖类型、地理特征和与烟雾类似的气溶胶类别，从而使该数据集更符合火灾探测的实际应用需求。

（2）我们基于卷积神经网络提出了一个图像级的分类模型(SmokeNet)来识别含有火灾烟雾的卫星影像。该模型融合了空间和通道间的注意力机制，能够动态地学习各网络层生成特征图的通道间特征，并且优化对图像空间信息的学习和表达，有效地增强了模型的注意力感知能力，从而提高了图像分类和火灾烟雾的识别精度。

（3）通过多组对照实验，采用四种不同比例(16%, 32%, 48%和 64%)的训练图像集以及相同的验证集和测试集，实验结果证明与先进的模型相比，所提出的 SmokeNet 能够达到更高的总精度和 Kappa 系数，以及更低的错分误差和

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

漏分误差。具体而言，当采用 16%的训练图像时，该模型对图像分类的总精度和 Kappa 系数至少提高了 4.99%和 0.0600，而对漏分和错分误差至少降低了 1.47%和 5.52%；而当采用 64%的训练图像时，SmokeNet 达到了最佳的总精度 92.75%和 Kappa 系数 0.9130。

（4）通过采用 Grad-CAM 和 Guided Grad-CAM 方法对模型的分类过程进行注意力可视化分析，结果也解释了所提出的 SmokeNet 模型能够有效提高对图像空间信息的感知能力，从而识别卫星影像中不同尺度的火灾烟雾。

2. 灾后过火迹地的光谱特性分析及其测绘方法研究。通过对过火区域和典型未燃区域进行光谱特征差异分析，确定了表征过火迹地的最优指标，并结合 BPNN 方法，从而实现对过火迹地的精确识别和灾后评估。主要的结果如下：

（1）我们采用传统的经验公式法提取了过火迹地的样本，并利用多阈值法和目视判别法提取了其他四种未燃类别（植被、云、裸土和云阴影）的样本集，从三场野火案例的数据中共获得五种类别的 3757 个像素。利用分离性指数 M，研究分析了 7 个光谱波段的反射率以及 13 个融合了反射率、发射率和地表温度等信息的光谱指数对过火迹地的分离性能。

（2）对 Hot Pot Fire 的数据分析表明，与植被相比，过火迹地的反射率在近红外光谱域有所下降，而在短波红外光谱域上升。然而，单一光谱波段的反射率对不同地区的过火迹地和其它地物的分离能力不一致，这表明其不适合作为过火区域的判别指标。对过火迹地与未燃类别的分离性分析也表明，近红外和短波红外光谱域对过火区域的敏感度高于可见光波段，而地表温度和发射率数据也有助于过火迹地的检测。

（3）对比单一光谱波段对过火迹地分离能力的区域性差异，我们采用了在多场野火案例中对过火迹地都具有较高识别能力的光谱指数作为 BPNN 的训练样本集。在研究的三场野火中，光谱指数 MIRBI、NBR、CSI、bsVI、NSEv1 和 NSTv1 是分离性能最优的过火迹地指标，在所有火灾的过火迹地与未燃类别的比较中，其分离性指数 M 值均大于 1.0。通过对提取的样本集采用十折交叉验证法进行定量的精度评估，实验计算得到的平均总精度和 Kappa 系数分别是 98.68%和 0.9746，并且各类别的漏分误差和错分误差均较低，这表明所提取的样本集对于神经网络的训练和特征学习是有效的。

（4）BPNN 输出层的阈值 T 是生成基于 MODIS 的过火迹地图的重要参数，通过与参考结果即基于 OLI 的过火迹地图进行对比，我们验证了阈值 T 的选取对结果精度的影响。内在的固有属性导致了错分误差和漏分误差的权衡，表现在两种误差值随阈值 T 的变化趋势，即随着阈值的增加，错分误差降低而漏分误差增加。通过对四场野火数据的精度分析，新的方法中采用了保守阈值 T = 0.8

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

来验证其对过火迹地识别的有效性。

（5）通过对两场火灾(Hot Pot Fire 和 Range 12 Fire)进行灾后评估，与传统的经验公式法相比，本文提出的基于 BPNN 的方法显著提升了对过火迹地的识别能力，两场火灾的错分误差分别降低 10.28%和 50.58%，而漏分误差分别降低 9.69%和 6.03%。在验证火灾案例中，我们采用基于 OLI 的过火迹地图对新方法生成的基于 MODIS 的过火迹地图进行精度评价：模型在 Cinder Butte Fire 的错分误差和漏分误差是 8.07%，而在 Tohakum 2 Fire 中分别是 14.40%和 17.16%。并且，将新方法应用于五场野火案例后获得了对应的过火迹地图，通过与 MODIS 波段 7-5-6 的假彩色合成图对比，也证明了本文基于单张 MODIS 影像的过火迹地测绘方法的有效性和适用性。

3. 受火灾影响植被指数时间序列的多重分形与信息分析。为了表征植被的生长状况和变化，我们采用了多重分形去趋势波动分析和费歇尔-香农分析法，获得了多个统计分析指标，研究了近二十年受不同野火次数影响的三个研究区域中 Aqua 和 Terra 卫星 MODIS 传感器的 NDVI 和 EVI 时序动力学特征。主要的结果总结如下：

（1）通过 MODIS 植被指数 NDVI 和 EVI 时间序列的表征，研究了不同数量野火影响的三处研究区域的植被动力学特征，其中研究区域 L1 遭受过两场野火，研究区域 L2 仅受一场野火影响，以及不受任何火灾影响的研究区域 L3 作为参考。结果表明 NDVI 和 EVI 时间序列以及它们的偏离时序数据($NDVI_d$ 和 EVI_d)在野火发生时急剧下降，然后在火灾后逐渐上升。同时，$NDVI_d$ 和 EVI_d 可以相对减少时间序列的周期性季节变化，同时保留火灾引起的迅速变化，因此在统计分析中采用了 $NDVI_d$ 和 EVI_d 时序数据。

（2）通过对植被指数长时间序列数据计算获得了多个统计指标，包括多重分形分析获得的广义赫斯特指数范围(h_q-range)、多重分形谱宽度 W 和多重分形谱不对称性 R，以及信息分析获得的费歇尔信息测度(FIM)和香农熵功率(N_X)。其中，大部分的统计指标可以总体上区分受不同数量火灾影响的三个研究区域，其两两比较中独立样本 T 检验的 p 值小于 0.05。

（3）从受两次野火影响的研究区域 L1 到受一场野火影响的 L2，再到不受任何火灾影响的 L3，广义赫斯特指数范围和多重分形谱宽度值总体呈下降趋势。这表明野火的多次发生增加了 NDVI 和 EVI 时间序列的异质性程度：受火灾影响的区域比未受灾区域具有更大的异质性，而受一场火灾影响区域的异质性平均低于受两场火灾影响的区域。L1 处植被的反复燃烧使其恢复过程更加复杂，灾前和灾后的植被群落也发生了变化，且植被生长出现了更多的间歇性变化。相比之下，未受火灾影响的植被动力学更加同质性，主要特征表现为季节性和

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

年度气候趋势的时间波动，而没有突然的动态变化。此外，多重分形参数（广义赫斯特指数范围和多重分形谱宽度）能够很好地区分这三处研究区域。

（4）我们采用多重分形谱的不对称性参数测量了时间序列多重分形谱的偏态，其值在研究区域 L1、L2 至 L3 的 NDVI 序列呈总体下降。当没有火灾发生时，NDVI 的多重分形谱是右偏的，但受火灾影响时其偏态特征发生改变，在两次火灾影响的 L1 处其左偏程度更加强烈。这说明未受火灾影响 L3 处 NDVI 序列的时间动力学更受较小波动的支配，而受火灾影响 L1 和 L2 的 NDVI 序列经历了较大的波动。另外，火灾数量的增加引起植被的剧烈变化增加，并且灾后植被恢复过程的季节性变化更大，使 L1 植被的波动更加强烈。

（5）未受火灾影响的 L3 具有较大的香农熵和较低的费歇尔信息测度值。同时，香农熵功率在火灾影响和未受火灾影响的区域有清晰的分布规律，其中 L1、L2 的香农熵功率普遍较低而 L3 的较高。这说明未受火灾影响区域的 NDVI 和 EVI 序列分布的均匀度较高，而受火灾影响的序列分布均匀性较低，因此火灾影响区域植被的时间动力学比未受野火影响的区域有更高的组织性和有序性。通过组合费歇尔信息测度和香农熵功率，费歇尔-香农信息平面能够明显区分三个研究区域，其像素聚集在三个不同的簇中，这表明该平面可以作为火灾扰动下植被序列的分类器。

6.2 论文创新点

1. 构建了一个新的大规模卫星影像烟雾探测数据集，作为基准数据集公开发布；并提出了基于卷积神经网络的融合空间和通道间注意力机制的改进型烟雾图像识别模型，获得了更优的火灾烟雾识别能力，有助于野火的早期探测。

2. 研究了过火迹地的光谱特征，揭示了过火区域与典型未燃区域的光谱特性差异，分析获得过火迹地判别的最佳指标。整合多光谱指数与反向传播神经网络方法，提出了新的过火迹地测绘方法，提高了对过火迹地的识别精度和区域适用性，实现精确的灾后评估。

3. 建立了不同次数野火扰动的长时序植被指数集，利用多重分形去趋势波动分析和费歇尔-香农分析法研究了 NDVI 和 EVI 时间序列的变化特征，揭示了野火对植被动力学的影响规律，确定了多个统计指标对不同次数火灾影响下植被序列的区分能力。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

6.3 工作展望

目前，全球日益变暖和人类广泛活动造成了野火的发生频率和严重程度显著增加。为了有效降低灾害的损失，更好地理解火灾对植被群落、生态系统和全球气候的影响，未来需要开展更深入的调查研究，进一步提高卫星遥感的方法技术对野火研究应用的能力和实用性。下一步的研究将致力于以下几个方面：

1. 通过协同使用不同卫星传感器、不同时空分辨率的多源遥感数据，并融合颜色、纹理、光谱等异构信息，探测识别火点、火灾烟雾、过火迹地、植被变化等野火相关的信号，增强所提出模型的有效性。

2. 收集更多的野火案例数据，扩充训练样本集。建立针对不同植被类型的季节性、区域性数据集，并研究对比野火和其它多种外界扰动（如干旱、虫灾）影响下植被、气象和生态系统的关系。

3. 基于卫星长时期记录的野火相关的大数据，采用合适的机器学习算法、先进高效的深度学习模型和多种统计学方法等工具，提高卫星遥感在野火的预测、探测、监测和评估等领域的应用。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

参考文献

1. Walter, E. *Cambridge advanced learner's dictionary*; Cambridge university press: 2008.
2. Bowman, D.M.; Balch, J.K.; Artaxo, P.; Bond, W.J.; Carlson, J.M.; Cochrane, M.A.; D'Antonio, C.M.; DeFries, R.S.; Doyle, J.C.; Harrison, S.P. Fire in the Earth system. *Science* **2009**, *324*, 481-484.
3. Barbosa, P.M.; Gregoire, J.M.; Pereira, J.M.C. An algorithm for extracting burned areas from time series of AVHRR GAC data applied at a continental scale. *Remote Sensing of Environment* **1999**, *69*, 253-263.
4. Thonicke, K.; Spessa, A.; Prentice, I.; Harrison, S.P.; Dong, L.; Carmona-Moreno, C. The influence of vegetation, fire spread and fire behaviour on biomass burning and trace gas emissions: results from a process-based model. *Biogeosciences* **2010**, *7*, 1991.
5. Qu, J. *Remote Sensing and Modeling Applications to Wildland Fires*; Springer Berlin Heidelberg: 2013.
6. 国家林业局国家发展改革委财政部联合印发《全国森林防火规划(2016--2025年)》. *中国应急管理* **2017**, 34-44.
7. Andela, N.; Morton, D.C.; Giglio, L.; Chen, Y.; Van Der Werf, G.; Kasibhatla, P.S.; DeFries, R.; Collatz, G.; Hantson, S.; Kloster, S. A human-driven decline in global burned area. *Science* **2017**, *356*, 1356-1362.
8. 王琪. 我国草原保护建设任重而道远. *国土绿化* **2018**, 10.
9. Ritchie, H.; Roser, M. Natural disasters. *Our World in Data* **2014**.
10. University of East Anglia. Climate change increases the risk of wildfires confirms new review. ScienceDaily. Availabe online: www.sciencedaily.com/releases/2020/01/200114074046.htm (accessed on February 22, 2020).
11. Dozier, J. A method for satellite identification of surface temperature fields of subpixel resolution. *Remote Sensing of environment* **1981**, *11*, 221-229.
12. Langaas, S. A parametrised bispectral model for savanna fire detection using AVHRR night images. *Int J Remote Sens* **1993**, *14*, 2245-2262.
13. Flannigan, M.D.; Haar, T.V. Forest fire monitoring using NOAA satellite AVHRR. *Canadian Journal of Forest Research* **1986**, *16*, 975-982.
14. Kaufman, Y.J.; Setzer, A.; Justice, C.; Tucker, C.; Pereira, M.; Fung, I. Remote sensing of biomass burning in the tropics. In *Fire in the tropical biota*, Springer: 1990; pp. 371-399.
15. Kaufman, Y.J.; Tucker, C.J.; Fung, I.Y. Remote sensing of biomass burning in the tropics. *Advances in Space Research* **1989**, *9*, 265-268.
16. Kennedy, P.; Belward, A.; Gregoire, J. An improved approach to fire monitoring in West Africa usingAVHRR data. *Int J Remote Sens* **1994**, *15*, 2235-2255.
17. Li, Z.Q.; Cihlar, J.; Moreau, L.; Huang, F.T.; Lee, B. Monitoring fire activities in the boreal ecosystem. *J Geophys Res-Atmos* **1997**, *102*, 29611-29624.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

18. Lee, T.F.; Tag, P.M. Improved detection of hotspots using the AVHRR 3.7-um channel. *Bulletin of the American Meteorological Society* **1990**, *71*, 1722-1730.
19. Dwyer, E.; Grégoire, J.-M.; Malingreau, J.-P. A global analysis of vegetation fires using satellite images: Spatial and temporal dynamics. *Ambio* **1998**, *27*, 175-181.
20. Flasse, S.; Ceccato, P. A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *Int J Remote Sens* **1996**, *17*, 419-424.
21. Kaufman, Y.J.; Justice, C.O.; Flynn, L.P.; Kendall, J.D.; Prins, E.M.; Giglio, L.; Ward, D.E.; Menzel, W.P.; Setzer, A.W. Potential global fire monitoring from EOS-MODIS. *J Geophys Res-Atmos* **1998**, *103*, 32215-32238.
22. Justice, C.O.; Giglio, L.; Korontzi, S.; Owens, J.; Morisette, J.T.; Roy, D.; Descloitres, J.; Alleaume, S.; Petitcolin, F.; Kaufman, Y. The MODIS fire products. *Remote Sensing of Environment* **2002**, *83*, 244-262.
23. Giglio, L.; Descloitres, J.; Justice, C.O.; Kaufman, Y.J. An Enhanced Contextual Fire Detection Algorithm for MODIS. *Remote Sensing of Environment* **2003**, *87*, 273-282.
24. Wang, W.T.; Qu, J.J.; Hao, X.J.; Liu, Y.Q.; Sommers, W.T. An improved algorithm for small and cool fire detection using MODIS data: A preliminary study in the southeastern United States. *Remote Sensing of Environment* **2007**, *108*, 163-170.
25. Giglio, L.; Schroeder, W.; Justice, C.O. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment* **2016**, *178*, 31-41.
26. Giglio, L.; Csiszar, I.; Restas, A.; Morisette, J.T.; Schroeder, W.; Morton, D.; Justice, C.O. Active fire detection and characterization with the advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER). *Remote Sensing of Environment* **2008**, *112*, 3055-3063.
27. Wooster, M.J.; Xu, W.; Nightingale, T. Sentinel-3 SLSTR active fire detection and FRP product: Pre-launch algorithm development and performance evaluation using MODIS and ASTER datasets. *Remote Sensing of Environment* **2012**, *120*, 236-254.
28. Lin, Z.; Chen, F.; Niu, Z.; Li, B.; Yu, B.; Jia, H.; Zhang, M. An active fire detection algorithm based on multi-temporal FengYun-3C VIRR data. *Remote Sensing of Environment* **2018**, *211*, 376-387.
29. Lin, L.; Meng, Y.; Yue, A.; Yuan, Y.; Liu, X.; Chen, J.; Zhang, M.; Chen, J. A spatio-temporal model for forest fire detection using HJ-IRS satellite data. *Remote Sens-Basel* **2016**, *8*, 403.
30. Xie, Z.; Song, W.; Ba, R.; Li, X.; Xia, L. A Spatiotemporal Contextual Model for Forest Fire Detection Using Himawari-8 Satellite Data. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 1992.
31. Chuvieco, E.; Martin, M. A simple method for Are growth mapping using AVHRR channel 3 data. *Remote Sens-Basel* **1994**, *15*, 3141-3146.
32. Boles, S.H.; Verbyla, D.L. Comparison of three AVHRR-based fire detection algorithms for interior Alaska. *Remote Sensing of Environment* **2000**, *72*, 1-16.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

33. 肖霞; 宋卫国; 王彦; 涂然; 刘士兴; 张永明. 基于类间方差的MODIS森林火灾火点检测方法. *光谱学与光谱分析* **2010**, *30*, 2065-2068.
34. Pozo, D.; Olrno, F.; Alados-Arboledas, L. Fire detection and growth monitoring using a multitemporal technique on AVHRR mid-infrared and thermal channels. *Remote Sensing of Environment* **1997**, *60*, 111-120.
35. Wickramasinghe, C.H.; Jones, S.; Reinke, K.; Wallace, L. Development of a multi-spatial resolution approach to the surveillance of active fire lines using Himawari-8. *Remote Sens-Basel* **2016**, *8*, 932.
36. Andela, N.; Morton, D.C.; Giglio, L.; Paugam, R.; Chen, Y.; Hantson, S.; Werf, G.R.; Randerson, J.T. The Global Fire Atlas of individual fire size, duration, speed and direction. *Earth System Science Data* **2019**, *11*, 529-552.
37. Xie, Y.; Qu, J.J.; Xiong, X.; Hao, X.; Che, N.; Sommers, W. Smoke plume detection in the eastern United States using MODIS. *Int J Remote Sens* **2007**, *28*, 2367-2374.
38. Ba, R.; Song, W.; Li, X.; Xie, Z.; Lo, S. Integration of Multiple Spectral Indices and a Neural Network for Burned Area Mapping Based on MODIS Data. *Remote Sens-Basel* **2019**, *11*, 326.
39. Chrysoulakis, N.; Opie, C. Using NOAA and FY imagery to track plumes caused by the 2003 bombing of Baghdad. *Int J Remote Sens* **2004**.
40. Li, X.L.; Song, W.G.; Lian, L.P.; Wei, X.G. Forest Fire Smoke Detection Using Back-Propagation Neural Network Based on MODIS Data. *Remote Sens-Basel* **2015**, *7*, 4473-4498.
41. Li, Z.Q.; Khananian, A.; Fraser, R.H.; Cihlar, J. Automatic detection of fire smoke using artificial neural networks and threshold approaches applied to AVHRR imagery. *Ieee T Geosci Remote* **2001**, *39*, 1859-1870.
42. Xie, Y.; Qu, J.; Hao, X.; Xiong, J.; Che, N. Smoke plume detecting using MODIS measurements in eastern United States. In Proceedings of EastFIRE Conference Proceedings; pp. 11-13.
43. Zhao, T.X.-P.; Ackerman, S.; Guo, W. Dust and smoke detection for multi-channel imagers. *Remote Sens-Basel* **2010**, *2*, 2347-2368.
44. Xie, Y. Detection of smoke and dust aerosols using multi-sensor satellite remote sensing measurements. Doctoral dissertation, 2009.
45. Chrysoulakis, N.; Herlin, I.; Prastacos, P.; Yahia, H.; Grazzini, J.; Cartalis, C. An improved algorithm for the detection of plumes caused by natural or technological hazards using AVHRR imagery. *Remote Sensing of Environment* **2007**, *108*, 393-406.
46. Kaufman, Y.; Tanré, D.; Remer, L.A.; Vermote, E.; Chu, A.; Holben, B. Operational remote sensing of tropospheric aerosol over land from EOS moderate resolution imaging spectroradiometer. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **1997**, *102*, 17051-17067.
47. Kaufman, Y.; Ichoku, C.; Giglio, L.; Korontzi, S.; Chu, D.; Hao, W.; Li, R.-R.; Justice, C. Fire and smoke observed from the Earth Observing System MODIS instrument--products, validation, and operational use. *Int J Remote Sens* **2003**, *24*, 1765-1781.
48. Hsu, N.C.; Tsay, S.-C.; King, M.D.; Herman, J.R. Aerosol properties over

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

bright-reflecting source regions. *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing* **2004**, *42*, 557-569.
49. Hsu, N.; Jeong, M.J.; Bettenhausen, C.; Sayer, A.; Hansell, R.; Seftor, C.; Huang, J.; Tsay, S.C. Enhanced Deep Blue aerosol retrieval algorithm: The second generation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **2013**, *118*, 9296-9315.
50. Lyapustin, A.; Wang, Y.; Korkin, S.; Huang, D. MODIS Collection 6 MAIAC algorithm. *MODIS Collection 6 MAIAC algorithm* **2018**, *11*.
51. Lyapustin, A.; Korkin, S.; Wang, Y.; Quayle, B.; Laszlo, I. Discrimination of biomass burning smoke and clouds in MAIAC algorithm. *Atmospheric Chemistry Physics* **2012**, *12*, 9679-9686.
52. Tao, M.; Wang, J.; Li, R.; Wang, L.; Wang, L.; Wang, Z.; Tao, J.; Che, H.; Chen, L. Performance of MODIS high-resolution MAIAC aerosol algorithm in China: Characterization and limitation. *Atmospheric Environment* **2019**.
53. Li, X.L.; Wang, J.; Song, W.G.; Ma, J.; Telesca, L.; Zhang, Y.M. Automatic Smoke Detection in MODIS Satellite Data based on K-means Clustering and Fisher Linear Discrimination. *Photogramm Eng Rem S* **2014**, *80*, 971-982.
54. Loboda, T.; O'Neal, K.J.; Csiszar, I. Regionally adaptable dNBR-based algorithm for burned area mapping from MODIS data. *Remote Sensing of Environment* **2007**, *109*, 429-442.
55. Giglio, L.; Loboda, T.; Roy, D.P.; Quayle, B.; Justice, C.O. An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor. *Remote Sensing of Environment* **2009**, *113*, 408-420.
56. Giglio, L.; Boschetti, L.; Roy, D.P.; Humber, M.L.; Justice, C.O. The Collection 6 MODIS burned area mapping algorithm and product. *Remote sensing of environment* **2018**, *217*, 72-85.
57. Lizundia-Loiola, J.; Otón, G.; Ramo, R.; Chuvieco, E. A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. *Remote Sensing of Environment* **2020**, *236*.
58. Chuvieco, E.; Lizundia-Loiola, J.; Pettinari, M.L.; Ramo, R.; Padilla, M.; Tansey, K.; Mouillot, F.; Laurent, P.; Storm, T.; Heil, A. Generation and analysis of a new global burned area product based on MODIS 250 m reflectance bands and thermal anomalies. *Earth System Science Data* **2018**, *10*, 2015-2031.
59. Guindos-Rojas, F.; Arbelo, M.; García-Lázaro, J.R.; Moreno-Ruiz, J.A.; Hernández-Leal, P.A. Evaluation of a Bayesian Algorithm to Detect Burned Areas in the Canary Islands' Dry Woodlands and Forests Ecoregion Using MODIS Data. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 789.
60. Ryu, J.-H.; Han, K.-S.; Hong, S.; Park, N.-W.; Lee, Y.-W.; Cho, J. Satellite-Based Evaluation of the Post-Fire Recovery Process from the Worst Forest Fire Case in South Korea. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 918.
61. Li, R.R.; Kaufman, Y.J.; Hao, W.M.; Salmon, J.M.; Gao, B.C. A technique for detecting burn scars using MODIS data. *Ieee T Geosci Remote* **2004**, *42*, 1300-1308.
62. Stroppiana, D.; Bordogna, G.; Carrara, P.; Boschetti, M.; Boschetti, L.; Brivio, P.A. A method for extracting burned areas from Landsat TM/ETM+ images by soft aggregation of multiple Spectral Indices and a region growing algorithm. *ISPRS*

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **2012**, *69*, 88-102.
63. Na, L.; Zhang, J.; Bao, Y.; Bao, Y.; Na, R.; Tong, S.; Si, A. Himawari-8 Satellite Based Dynamic Monitoring of Grassland Fire in China-Mongolia Border Regions. *Sensors* **2018**, *18*, 276.
64. Cao, X.; Chen, J.; Matsushita, B.; Imura, H.; Wang, L. An automatic method for burn scar mapping using support vector machines. *Int J Remote Sens* **2009**, *30*, 577-594.
65. Pereira, A.A.; Pereira, J.; Libonati, R.; Oom, D.; Setzer, A.W.; Morelli, F.; Machado-Silva, F.; de Carvalho, L.M.T. Burned area mapping in the brazilian savanna using a one-class support vector machine trained by active fires. *Remote Sens-Basel* **2017**, *9*, 1161.
66. Stroppiana, D.; Azar, R.; Calo, F.; Pepe, A.; Imperatore, P.; Boschetti, M.; Silva, J.M.N.; Brivio, P.A.; Lanari, R. Integration of Optical and SAR Data for Burned Area Mapping in Mediterranean Regions. *Remote Sens-Basel* **2015**, *7*, 1320-1345.
67. Stroppiana, D.; Tansey, K.; Gregoire, J.M.; Pereira, J.M.C. An algorithm for mapping burnt areas in Australia using SPOT-VEGETATION data. *Ieee T Geosci Remote* **2003**, *41*, 907-909.
68. Stroppiana, D.; Boschetti, M.; Zaffaroni, P.; Brivio, P.A. Analysis and Interpretation of Spectral Indices for Soft Multicriteria Burned-Area Mapping in Mediterranean Regions. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* **2009**, *6*, 499-503.
69. Stroppiana, D.; Bordogna, G.; Boschetti, M.; Carrara, P.; Boschetti, L.; Brivio, P.A. Positive and Negative Information for Assessing and Revising Scores of Burn Evidence. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters* **2012**, *9*, 363-367.
70. Veraverbeke, S.; Harris, S.; Hook, S. Evaluating spectral indices for burned area discrimination using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. *Remote Sensing of Environment* **2011**, *115*, 2702-2709.
71. Harris, S.; Veraverbeke, S.; Hook, S. Evaluating spectral indices for assessing fire severity in chaparral ecosystems (Southern California) using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. *Remote Sens-Basel* **2011**, *3*, 2403-2419.
72. Fornacca, D.; Ren, G.; Xiao, W. Evaluating the Best Spectral Indices for the Detection of Burn Scars at Several Post-Fire Dates in a Mountainous Region of Northwest Yunnan, China. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 1196.
73. Lohberger, S.; Stängel, M.; Atwood, E.C.; Siegert, F. Spatial evaluation of Indonesia's 2015 fire affected area and estimated carbon emissions using Sentinel - 1. *Global Change Biology* **2017**.
74. Engelbrecht, J.; Theron, A.; Vhengani, L.; Kemp, J. A simple normalized difference approach to burnt area mapping using multi-polarisation C-Band SAR. *Remote Sens-Basel* **2017**, *9*, 764.
75. Deering, D.W. Rangeland reflectance characteristics measured by aircraft and spacecraft sensors. Ph. D Dissertation, Texas A&M Universtiy, 1978.
76. Huete, A.; Didan, K.; van Leeuwen, W.; Miura, T.; Glenn, E. MODIS vegetation indices. In *Land remote sensing and global environmental change*, Springer: 2010; pp. 579-602.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

77. Didan, K.; Munoz, A.B.; Solano, R.; Huete, A. MODIS vegetation index user's guide (MOD13 series). *University of Arizona: Vegetation Index Phenology Lab* **2015**.
78. Li, X.; Zhang, H.; Yang, G.; Ding, Y.; Zhao, J. Post-Fire Vegetation Succession and Surface Energy Fluxes Derived from Remote Sensing. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 1000.
79. Telesca, L.; Lasaponara, R. Vegetational patterns in burned and unburned areas investigated by using the detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **2006**, *368*, 531-535.
80. Telesca, L.; Lasaponara, R. Quantifying intra-annual persistent behaviour in SPOT-VEGETATION NDVI data for Mediterranean ecosystems of southern Italy. *Remote Sensing of Environment* **2006**, *101*, 95-103.
81. Li, X.; Lanorte, A.; Lasaponara, R.; Lovallo, M.; Song, W.; Telesca, L. Fisher–Shannon and detrended fluctuation analysis of MODIS normalized difference vegetation index (NDVI) time series of fire-affected and fire-unaffected pixels. *Geomatics, Natural Hazards and Risk* **2017**, 1-16.
82. van Leeuwen, W.J.; Casady, G.M.; Neary, D.G.; Bautista, S.; Alloza, J.A.; Carmel, Y.; Wittenberg, L.; Malkinson, D.; Orr, B.J. Monitoring post-wildfire vegetation response with remotely sensed time-series data in Spain, USA and Israel. *Int J Wildland Fire* **2010**, *19*, 75-93.
83. Testa, S.; Soudani, K.; Boschetti, L.; Mondino, E.B. MODIS-derived EVI, NDVI and WDRVI time series to estimate phenological metrics in French deciduous forests. *Int J Appl Earth Obs* **2018**, *64*, 132-144.
84. Gómez, C.; White, J.C.; Wulder, M.A. Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2016**, *116*, 55-72.
85. Ba, R.; Chen, C.; Yuan, J.; Song, W.; Lo, S. SmokeNet: Satellite Smoke Scene Detection Using Convolutional Neural Network with Spatial and Channel-Wise Attention. *Remote Sens-Basel* **2019**, *11*, 1702.
86. Qu, J.J.; Hao, X. Introduction to Remote Sensing and Modeling Applications to Wildland Fires. Springer Berlin Heidelberg: 2013.
87. Purcell, E.M.; Morin, D.J. *Electricity and magnetism*; Cambridge University Press: 2013.
88. Campbell, J.B.; Wynne, R.H. *Introduction to remote sensing*; Guilford Press: 2011.
89. Lillesand, T.; Kiefer, R.W.; Chipman, J. *Remote sensing and image interpretation*; John Wiley & Sons: 2015.
90. 赵英时. *遥感应用分析原理与方法*; 科学出版社: 2013.
91. Richards, J.A.; Richards, J. *Remote sensing digital image analysis*; Springer: 1999; Vol. 3.
92. Arkarjun. Remote sensing - Wikipedia. Availabe online: https://en.wikipedia.org/wiki/Remote_sensing (accessed on 19 Jan 2020).
93. Xu, F.; Ma, J.; Wu, S.; Li, Z. Identification of smoke and polluted clouds based on polarized satellite images. *Journal of Quantitative Spectroscopy Radiative*

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Transfer **2019**, *224*, 343-354.
94. Terra | The EOS Flagship. Availabe online: https://terra.nasa.gov/ (accessed on 4 May 2019).
95. Aqua Earth-observing satellite mission | Aqua Project Science. Availabe online: https://aqua.nasa.gov/ (accessed on 4 May 2019).
96. Pagano, T.S.; Durham, R.M. Moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS). In Proceedings of Sensor Systems for the Early Earth Observing System Platforms; pp. 2-18.
97. 李晓恋. 基于 MODIS 数据的多因子协同作用下森林火灾预测监测研究. 博士, 中国科学技术大学, 2016.
98. LeCun, Y.; Bottou, L.; Bengio, Y.; Haffner, P. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE* **1998**, *86*, 2278-2324.
99. Krizhevsky, A.; Sutskever, I.; Hinton, G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Proceedings of Advances in neural information processing systems; pp. 1097-1105.
100. Zhu, X.X.; Tuia, D.; Mou, L.; Xia, G.-S.; Zhang, L.; Xu, F.; Fraundorfer, F. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* **2017**, *5*, 8-36.
101. Zhang, L.; Zhang, L.; Du, B. Deep learning for remote sensing data: A technical tutorial on the state of the art. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* **2016**, *4*, 22-40.
102. Yang, Y.; Newsam, S. Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification. In Proceedings of Proceedings of the 18th SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems; pp. 270-279.
103. Xia, G.-S.; Yang, W.; Delon, J.; Gousseau, Y.; Sun, H.; Maître, H. Structural high-resolution satellite image indexing. In Proceedings of ISPRS TC VII Symposium-100 Years ISPRS; pp. 298-303.
104. Zou, Q.; Ni, L.; Zhang, T.; Wang, Q. Deep learning based feature selection for remote sensing scene classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* **2015**, *12*, 2321-2325.
105. Xia, G.-S.; Hu, J.; Hu, F.; Shi, B.; Bai, X.; Zhong, Y.; Zhang, L.; Lu, X. AID: A benchmark data set for performance evaluation of aerial scene classification. *Ieee T Geosci Remote* **2017**, *55*, 3965-3981.
106. Yuan, F. Video-based smoke detection with histogram sequence of LBP and LBPV pyramids. *Fire Safety Journal* **2011**, *46*, 132-139.
107. Xu, G.; Zhang, Y.; Zhang, Q.; Lin, G.; Wang, J. Deep domain adaptation based video smoke detection using synthetic smoke images. *Fire Safety Journal* **2017**, *93*, 53-59.
108. Zhang, Q.-x.; Lin, G.-h.; Zhang, Y.-m.; Xu, G.; Wang, J.-j. Wildland forest fire smoke detection based on faster R-CNN using synthetic smoke images. *Procedia engineering* **2018**, *211*, 441-446.
109. Xu, G.; Zhang, Q.; Liu, D.; Lin, G.; Wang, J.; Zhang, Y. Adversarial Adaptation From Synthesis to Reality in Fast Detector for Smoke Detection. *IEEE*

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Access **2019**, *7*, 29471-29483.
110.Lin, G.; Zhang, Y.; Zhang, Q.; Jia, Y.; Xu, G.; Wang, J. Smoke detection in video sequences based on dynamic texture using volume local binary patterns. *KSII Transactions on Internet and Information Systems* **2017**, *11*, 5522-5536.
111.B.U.Toreyin. COMPUTER VISION BASED FIRE DETECTION SOFTWARE & DATASET. Availabe online: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/ (accessed on 10 March 2019).
112.Péteri, R.; Fazekas, S.; Huiskes, M.J. DynTex: A comprehensive database of dynamic textures. *Pattern Recognition Letters* **2010**, *31*, 1627-1632.
113.Bansal, R. Dynamic Texture Using Deep Learning. In Proceedings of Proceedings of the 2017 IEEE Region 10 Conference (TENCON).
114.Zhu, Q.; Zhong, Y.; Zhao, B.; Xia, G.-S.; Zhang, L. Bag-of-visual-words scene classifier with local and global features for high spatial resolution remote sensing imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* **2016**, *13*, 747-751.
115.Zhang, F.; Du, B.; Zhang, L. Saliency-guided unsupervised feature learning for scene classification. *Ieee T Geosci Remote* **2015**, *53*, 2175-2184.
116.Simonyan, K.; Zisserman, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556* **2014**.
117.Szegedy, C.; Liu, W.; Jia, Y.; Sermanet, P.; Reed, S.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Vanhoucke, V.; Rabinovich, A. Going deeper with convolutions. In Proceedings of Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; pp. 1-9.
118.He, K.; Zhang, X.; Ren, S.; Sun, J. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; pp. 770-778.
119.Huang, G.; Liu, Z.; Van Der Maaten, L.; Weinberger, K.Q. Densely connected convolutional networks. In Proceedings of Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; pp. 4700-4708.
120. Russakovsky, O.; Deng, J.; Su, H.; Krause, J.; Satheesh, S.; Ma, S.; Huang, Z.; Karpathy, A.; Khosla, A.; Bernstein, M. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision* **2015**, *115*, 211-252.
121. Krizhevsky, A.; Hinton, G. *Learning multiple layers of features from tiny images*; Citeseer: 2009.
122. Itti, L.; Koch, C. Computational modelling of visual attention. *Nature reviews neuroscience* **2001**, *2*, 194.
123. Mnih, V.; Heess, N.; Graves, A. Recurrent models of visual attention. In Proceedings of Advances in neural information processing systems; pp. 2204-2212.
124. Bahdanau, D.; Cho, K.; Bengio, Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *arXiv preprint arXiv:*. **2014**.
125. Ba, J.; Mnih, V.; Kavukcuoglu, K. Multiple object recognition with visual attention. *arXiv preprint arXiv:*. **2014**.
126. Xu, K.; Ba, J.; Kiros, R.; Cho, K.; Courville, A.; Salakhudinov, R.; Zemel, R.; Bengio, Y. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention. In Proceedings of International conference on machine learning; pp.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2048-2057.
127. Chen, L.; Zhang, H.; Xiao, J.; Nie, L.; Shao, J.; Liu, W.; Chua, T.-S. Sca-cnn: Spatial and channel-wise attention in convolutional networks for image captioning. In Proceedings of Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition; pp. 5659-5667.
128. Miech, A.; Laptev, I.; Sivic, J. Learnable pooling with context gating for video classification. *arXiv preprint arXiv:.06905* **2017**.
129. Jaderberg, M.; Simonyan, K.; Zisserman, A. Spatial transformer networks. In Proceedings of Advances in neural information processing systems; pp. 2017-2025.
130. Wang, F.; Jiang, M.; Qian, C.; Yang, S.; Li, C.; Zhang, H.; Wang, X.; Tang, X. Residual attention network for image classification. In Proceedings of Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition; pp. 3156-3164.
131. Hu, J.; Shen, L.; Sun, G. Squeeze-and-excitation networks. In Proceedings of Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; pp. 7132-7141.
132. Newell, A.; Yang, K.; Deng, J. Stacked hourglass networks for human pose estimation. In Proceedings of European Conference on Computer Vision; pp. 483-499.
133. Axel, A.C. Burned Area Mapping of an Escaped Fire into Tropical Dry Forest in Western Madagascar Using Multi-Season Landsat OLI Data. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 371.
134. Allison, R.S.; Johnston, J.M.; Craig, G.; Jennings, S. Airborne optical and thermal remote sensing for wildfire detection and monitoring. *Sensors* **2016**, *16*, 1310.
135. Su, Q.; Sun, L.; Di, M.; Liu, X.; Yang, Y. A method for the spectral analysis and identification of Fog, Haze and Dust storm using MODIS data. *Atmos. Meas. Tech. Discuss.* **2017**, *2017*, 1-20.
136. Continent - Wikipedia. Availabe online: https://en.wikipedia.org/wiki/Continent (accessed on 10 July 2019).
137. Kingma, D.P.; Ba, J. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:.* **2014**.
138. Paszke, A.; Gross, S.; Chintala, S.; Chanan, G.; Yang, E.; DeVito, Z.; Lin, Z.; Desmaison, A.; Antiga, L.; Lerer, A. Automatic differentiation in pytorch. In Proceedings of 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017).
139. Yu, S.; Jia, S.; Xu, C. Convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *Neurocomputing* **2017**, *219*, 88-98.
140. Selvaraju, R.R.; Cogswell, M.; Das, A.; Vedantam, R.; Parikh, D.; Batra, D. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In Proceedings of Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision; pp. 618-626.
141. Springenberg, J.T.; Dosovitskiy, A.; Brox, T.; Riedmiller, M. Striving for

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

simplicity: The all convolutional net. *arXiv preprint arXiv:*. **2014**.
142. Sultani, W.; Chen, C.; Shah, M. Real-world Anomaly Detection in Surveillance Videos. *Center for Research in Computer Vision (CRCV), University of Central Florida (UCF)* **2018**.
143. Hu, F.; Xia, G.-S.; Hu, J.; Zhang, L. Transferring deep convolutional neural networks for the scene classification of high-resolution remote sensing imagery. *Remote Sens-Basel* **2015**, *7*, 14680-14707.
144. Mouillot, F.; Schultz, M.G.; Yue, C.; Cadule, P.; Tansey, K.; Ciais, P.; Chuvieco, E. Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing-A review: Analysis of user needs and recommendations for future developments. *Int J Appl Earth Obs* **2014**, *26*, 64-79.
145. Stroppiana, D.; Pinnock, S.; Pereira, J.M.C.; Gregoire, J.M. Radiometric analysis of SPOT-VEGETATION images for burnt area detection in Northern Australia. *Remote Sensing of Environment* **2002**, *82*, 21-37.
146. Brivio, P.; Maggi, M.; Binaghi, E.; Gallo, I. Mapping burned surfaces in Sub-Saharan Africa based on multi-temporal neural classification. *Int J Remote Sens* **2003**, *24*, 4003-4016.
147. Kasischke, E.S.; French, N.H.F. LOCATING AND ESTIMATING THE AREAL EXTENT OF WILDFIRES IN ALASKAN BOREAL FORESTS USING MULTIPLE-SEASON AVHRR NDVI COMPOSITE DATA. *Remote Sensing of Environment* **1995**, *51*, 263-275.
148. Razafimpanilo, H.; Frouin, R.; Iacobellis, S.F.; Somerville, R.C.J. Methodology for estimating burned area from AVHRR reflectance data. *Remote Sensing of Environment* **1995**, *54*, 273-289.
149. Pereira, J.M.C. A comparative evaluation of NOAA/AVHRR vegetation indexes for burned surface detection and mapping. *Ieee T Geosci Remote* **1999**, *37*, 217-226.
150. Fraser, R.H.; Li, Z.; Cihlar, J. Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): A new technique for burned area mapping over boreal forest. *Remote Sensing of Environment* **2000**, *74*, 362-376.
151. Ruiz, J.A.M.; Riano, D.; Arbelo, M.; French, N.H.F.; Ustin, S.L.; Whiting, M.L. Burned area mapping time series in Canada (1984-1999) from NOAA-AVHRR LTDR: A comparison with other remote sensing products and fire perimeters. *Remote Sensing of Environment* **2012**, *117*, 407-414.
152. Boschetti, M.; Stroppiana, D.; Brivio, P.A. Mapping Burned Areas in a Mediterranean Environment Using Soft Integration of Spectral Indices from High-Resolution Satellite Images. *Earth Interactions* **2010**, *14*.
153. García-Lázaro, J.; Moreno-Ruiz, J.; Riaño, D.; Arbelo, M. Estimation of Burned Area in the Northeastern Siberian Boreal Forest from a Long-Term Data Record (LTDR) 1982–2015 Time Series. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 940.
154. Bastarrika, A.; Chuvieco, E.; Martin, M.P. Mapping burned areas from Landsat TM/ETM plus data with a two-phase algorithm: Balancing omission and commission errors. *Remote Sensing of Environment* **2011**, *115*, 1003-1012.
155. Santana, N.; de Carvalho Júnior, O.; Gomes, R.; Guimarães, R.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Burned-Area Detection in Amazonian Environments Using Standardized Time Series Per Pixel in MODIS Data. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 1904.

156. Melchiorre, A.; Boschetti, L. Global Analysis of Burned Area Persistence Time with MODIS Data. *Remote Sens-Basel* **2018**, *10*, 750.

157. Capata, A.; Marella, A.; Russo, R. A geo-based application for the management of mobile actors during crisis situations. In Proceedings of Proceedings of the 5th International ISCRAM Conference, Washington, DC.

158. Parson, A.; Robichaud, P.R.; Lewis, S.A.; Napper, C.; Clark, J.T. Field guide for mapping post-fire soil burn severity. *Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-243. Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 49 p.* **2010**, *243*.

159. Ruder, S. An overview of gradient descent optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv:.04747* **2016**.

160. Chowdhury, E.H.; Hassan, Q.K. Use of remote sensing-derived variables in developing a forest fire danger forecasting system. *Natural Hazards* **2013**, *67*, 321-334.

161. Stroppiana, D.; Pinnock, S.; Gregoire, J.-M. The global fire product: Daily fire occurrence from April 1992 to December 1993 derived from NOAA AVHRR data. *Int J Remote Sens* **2000**, *21*, 1279-1288.

162. Module, F. Atmospheric correction module: Quac and flaash user's guide. *Version* **2009**, *4*, 44.

163. Mao, K.; Qin, Z.; Shi, J.; Gong, P. A practical split - window algorithm for retrieving land - surface temperature from MODIS data. *Int J Remote Sens* **2005**, *26*, 3181-3204.

164. McFeeters, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int J Remote Sens* **1996**, *17*, 1425-1432.

165. Chuvieco, E.; Martin, M.P.; Palacios, A. Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *Int J Remote Sens* **2002**, *23*, 5103-5110.

166. Smith, A.M.; Wooster, M.J.; Drake, N.A.; Dipotso, F.M.; Falkowski, M.J.; Hudak, A.T. Testing the potential of multi-spectral remote sensing for retrospectively estimating fire severity in African Savannahs. *Remote sensing of environment* **2005**, *97*, 92-115.

167. Trigg, S.; Flasse, S. An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah. *Int J Remote Sens* **2001**, *22*, 2641-2647.

168. Key, C.; Benson, N. Measuring and remote sensing of burn severity. In Proceedings of Proceedings joint fire science conference and workshop; p. 284.

169. Tucker, C.J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment* **1979**, *8*, 127-150.

170. Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment* **2002**, *83*, 195-213.

171. Pinty, B.; Verstraete, M. GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Plant ecology* **1992**, *101*, 15-20.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

172. Huete, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment* **1988**, *25*, 295-309.
173. Heermann, P.D.; Khazenie, N. Classification of multispectral remote sensing data using a back-propagation neural network. *Ieee T Geosci Remote* **1992**, *30*, 81-88.
174. Goh, A.T. Back-propagation neural networks for modeling complex systems. *Artificial Intelligence in Engineering* **1995**, *9*, 143-151.
175. Rumelhart, D.E.; Hinton, G.E.; Williams, R.J. *Learning internal representations by error propagation*; California Univ San Diego La Jolla Inst for Cognitive Science: 1985.
176. Yu, C.-C.; Liu, B.-D. A backpropagation algorithm with adaptive learning rate and momentum coefficient. In Proceedings of Neural Networks, 2002. IJCNN'02. Proceedings of the 2002 International Joint Conference on; pp. 1218-1223.
177. Key, C.H.; Benson, N.C. Landscape assessment (LA). *In: Lutes, Duncan C.; Keane, Robert E.; Caratti, John F.; Key, Carl H.; Benson, Nathan C.; Sutherland, Steve; Gangi, Larry J. 2006. FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD. Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. p. LA-1-55, 2006, 164.* **2006**.
178. Hall, J.V.; Loboda, T.V.; Giglio, L.; McCarty, G.W. A MODIS-based burned area assessment for Russian croplands: Mapping requirements and challenges. *Remote sensing of environment* **2016**, *184*, 506-521.
179. Brough, T.; Bridgman, C. An evaluation of long grass as a bird deterrent on British airfields. *Journal of Applied Ecology* **1980**, 243-253.
180. Tallgrass prairie. Availabe online: Available on: https://en.wikipedia.org/wiki/Tallgrass_prairie (accessed on on 20 December 2018).
181. Miller, J.D.; Thode, A.E. Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). *Remote Sensing of Environment* **2007**, *109*, 66-80.
182. Congalton, R.G.; Green, K. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices*; CRC press: 2008.
183. Eva, H.; Lambin, E.F. Remote sensing of biomass burning in tropical regions: Sampling issues and multisensor approach. *Remote Sensing of Environment* **1998**, *64*, 292-315.
184. Justice, C.; Giglio, L.; Korontzi, S.; Owens, J.; Morisette, J.; Roy, D.; Descloitres, J.; Alleaume, S.; Petitcolin, F.; Kaufman, Y.J.R.S.o.E. The MODIS fire products. **2002**, *83*, 244-262.
185. Yapp, G.; Walker, J.; Thackway, R. Linking vegetation type and condition to ecosystem goods and services. *Ecol Complex* **2010**, *7*, 292-301.
186. Lawley, V.; Lewis, M.; Clarke, K.; Ostendorf, B. Site-based and remote sensing methods for monitoring indicators of vegetation condition: An Australian review. *Ecological Indicators* **2016**, *60*, 1273-1283.
187. Carvalheiro, L.C.; Bernardo, S.O.; Orgaz, M.D.M.; Yamazaki, Y. Forest

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Fires Mapping and Monitoring of current and past forest fire activity from Meteosat Second Generation Data. *Environ Modell Softw* **2010**, *25*, 1909-1914.
188. Cruz, M.G.; Alexander, M.E. Uncertainty associated with model predictions of surface and crown fire rates of spread. *Environ Modell Softw* **2013**, *47*, 16-28.
189. Eastaugh, C.S.; Hasenauer, H. Deriving forest fire ignition risk with biogeochemical process modelling. *Environ Modell Softw* **2014**, *55*, 132-142.
190. French, N.H.F.; Kasischke, E.S.; Hall, R.J.; Murphy, K.A.; Verbyla, D.L.; Hoy, E.E.; Allen, J.L. Using Landsat data to assess fire and burn severity in the North American boreal forest region: an overview and summary of results. *Int J Wildland Fire* **2008**, *17*, 443-462.
191. Keeley, J.E. Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. *Int J Wildland Fire* **2009**, *18*, 116-126.
192. Lentile, L.B.; Holden, Z.A.; Smith, A.M.S.; Falkowski, M.J.; Hudak, A.T.; Morgan, P.; Lewis, S.A.; Gessler, P.E.; Benson, N.C. Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *Int J Wildland Fire* **2006**, *15*, 319-345.
193. FAO. Global forest fire assessment 1990-2000. Availabe online: http://www.fire.uni-freiburg.de/programmes/un/fao/Wp55_eng.pdf (accessed on 26 March 2020).
194. FAO. *Global Forest Resources Assessment 2010*; FAO: Rome, 2010.
195. UNCCD. *United Nations Convention to Combat Desertification*; UNCCD: Paris, 1994.
196. Huemmrich, K.F.; Black, T.A.; Jarvis, P.G.; McCaughey, J.H.; Hall, F.G. High temporal resolution NDVI phenology from micrometeorological radiation sensors. *J Geophys Res-Atmos* **1999**, *104*, 27935-27944.
197. Diaz-Delgado, R.; Llorett, F.; Pons, X. Influence of fire severity on plant regeneration by means of remote sensing imagery. *Int J Remote Sens* **2003**, *24*, 1751-1763.
198. Lasaponara, R. Estimating interannual variations in vegetated areas of Sardinia island using SPOT/VEGETATION NDVI temporal series. *Ieee Geosci Remote S* **2006**, *3*, 481-483.
199. Lasaponara, R. Estimating spectral separability of satellite derived parameters for burned areas mapping in the Calabria region by using SPOT-Vegetation data. *Ecol Model* **2006**, *196*, 265-270.
200. Lasaponara, R. Geospatial analysis from space: Advanced approaches for data processing, information extraction and interpretation. *Int J Appl Earth Obs* **2013**, *20*, 1-3.
201. Telesca, L.; Lasaponara, R. Analysis of time-scaling properties in forest-fire sequence observed in Italy. *Ecol Model* **2010**, *221*, 90-93.
202. Telesca, L.; Lanorte, A.; Lasaponara, R. Investigating dynamical trends in burned and unburned vegetation covers using SPOT-VGT NDVI data. *J Geophys Eng* **2007**, *4*, 128-138.
203. Telesca, L. Fractal Methods in the Investigation of the Time Dynamics of Fires: An Overview. In *Fractal Solutions for Understanding Complex Systems in*

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Earth Sciences, Springer: 2016; pp. 117-152.
204. Telesca, L.; Lasaponara, R. Discriminating dynamical patterns in burned and unburned vegetational covers by using SPOT - VGT NDVI data. *Geophysical Research Letters* **2005**, *32*.
205. Kantelhardt, J.W.; Zschiegner, S.A.; Koscielny-Bunde, E.; Havlin, S.; Bunde, A.; Stanley, H.E. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics its Applications* **2002**, *316*, 87-114.
206. Fisher, R.A. Theory of statistical estimation. In Proceedings of Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society; pp. 700-725.
207. Frieden, B.R. Fisher information, disorder, and the equilibrium distributions of physics. *Physical Review A* **1990**, *41*, 4265.
208. Martin, M.; Perez, J.; Plastino, A. Fisher information and nonlinear dynamics. *Physica A: Statistical Mechanics its Applications* **2001**, *291*, 523-532.
209. Telesca, L.; Lovallo, M.; Martì Molist, J.; López Moreno, C.; Abella Meléndez, R. Using the Fisher–Shannon method to characterize continuous seismic signal during volcanic eruptions: application to 2011–2012 El Hierro (Canary Islands) eruption. *Terra Nova* **2014**, *26*, 425-429.
210. Telesca, L.; Lovallo, M. Non - uniform scaling features in central Italy seismicity: A non - linear approach in investigating seismic patterns and detection of possible earthquake precursors. *Geophysical Research Letters* **2009**, *36*.
211.Telesca, L.; Lovallo, M.; Romano, G.; Hsu, H.-L.; Chiang, C.-W.; Chen, C.-c. Informational analysis of apparent Earth's resistivity time series to assess the reliability of magnetotelluric measurements. *Journal of Asian Earth Sciences* **2013**, *77*, 77-82.
212. Telesca, L.; Chamoli, A.; Lovallo, M.; Stabile, T.A. Investigating the tsunamigenic potential of earthquakes from analysis of the informational and multifractal properties of seismograms. *Pure Applied Geophysics* **2015**, *172*, 1933-1943.
213. Wu, T.-H.; Chen, C.-C.; Lovallo, M.; Telesca, L. Informational analysis of Langevin equation of friction in earthquake rupture processes. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* **2019**, *29*, 103120.
214. Ba, R.; Song, W.; Lo, S.; Xie, Z. Spectral Characteristic Analysis of Burned Area Based on MODIS Data. In Proceedings of Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology; pp. 391-404.
215. DAAC., O. MODIS and VIIRS Land Products Global Subsetting and Visualization Tool. ORNL DAAC, Oak Ridge, Tennessee, USA. Accessed September 07, 2019. Subset obtained for MOD13Q1 product at various sites in Spatial Range: N=39.91N, S=39.726N, E=121.77W, W=121.51W, time period: 2000-02-18 to 2019-08-13, and subset size: 2.25 x 2.25 km. https://doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1379. **2018**.
216. DAAC., O. MODIS and VIIRS Land Products Global Subsetting and Visualization Tool. ORNL DAAC, Oak Ridge, Tennessee, USA. Accessed September 07, 2019. Subset obtained for MYD13Q1 product at various sites in Spatial Range: N=39.91N, S=39.726N, E=121.77W, W=121.51W, time period:

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2002-07-04 to 2019-08-21, and subset size: 2.25 x 2.25 km. https://doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1379. **2018**.
217. Didan., K. MYD13Q1 MODIS/Aqua Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MYD13Q1.006. **2015**.
218. Didan, K. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006. **2015**.
219. Sulla-Menashe, D.; Gray, J.M.; Abercrombie, S.P.; Friedl, M.A. Hierarchical mapping of annual global land cover 2001 to present: The MODIS Collection 6 Land Cover product. *Remote sensing of environment* **2019**, *222*, 183-194.
220. Friedl, M., Sulla-Menashe, D. MCD12Q1 MODIS/Terra+Aqua Land Cover Type Yearly L3 Global 500m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD12Q1.006. **2015**.
221. Shannon, C.E. A mathematical theory of communication. *Bell system technical journal* **1948**, *27*, 379-423.
222. Esquivel, R.O.; Angulo, J.C.; Antolín, J.; Dehesa, J.S.; López-Rosa, S.; Flores-Gallegos, N. Analysis of complexity measures and information planes of selected molecules in position and momentum spaces. *Physical Chemistry Chemical Physics* **2010**, *12*, 7108-7116.
223. Martin, M.; Pennini, F.; Plastino, A. Fisher's information and the analysis of complex signals. *Physics Letters A* **1999**, *256*, 173-180.
224. Telesca, L.; Lovallo, M. On the performance of Fisher Information Measure and Shannon entropy estimators. *Physica A: Statistical Mechanics its Applications* **2017**, *484*, 569-576.
225. Devroye, L. *A course in density estimation*; Birkhauser Boston Inc.: 1987.
226. Janicki, A.; Weron, A. *Simulation and chaotic behavior of alpha-stable stochastic processes*; CRC Press: 1993; Vol. 178.
227. Troudi, M.; Alimi, A.M.; Saoudi, S. Analytical plug-in method for kernel density estimator applied to genetic neutrality study. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* **2008**, *2008*, 739082.
228. Raykar, V.C.; Duraiswami, R. Fast optimal bandwidth selection for kernel density estimation. In Proceedings of Proceedings of the 2006 SIAM International Conference on Data Mining; pp. 524-528.
229. Vignat, C.; Bercher, J.-F. Analysis of signals in the Fisher–Shannon information plane. *Physics Letters A* **2003**, *312*, 27-33.
230. Telesca, L.; Lasaponara, R. Pre - and post - fire behavioral trends revealed in satellite NDVI time series. *Geophysical research letters* **2006**, *33*.
231. Telesca, L.; Pierini, J.O.; Lovallo, M.; Santamaría-del-Angel, E. Spatio-temporal variability in the Brazil-Malvinas Confluence Zone (BMCZ), based on spectroradiometric MODIS-AQUA chlorophyll-a observations. *Oceanologia* **2018**, *60*, 76-85.
232. João, T.; João, G.; Bruno, M.; João, H. Indicator-based assessment of

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

post-fire recovery dynamics using satellite NDVI time-series. *Ecological Indicators* **2018**, *89*, 199-212.

233. Turner, M.G.; Romme, W.H.; Gardner, R.H. Prefire heterogeneity, fire severity, and early postfire plant reestablishment in subalpine forests of Yellowstone National Park, Wyoming. *Int J Wildland Fire* **1999**, *9*, 21-36.

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

致　谢

依稀记得五年前乘绿皮车辗转来到科大面试时所说的“可能要留在这里五年了”，现在梦想也已成真，硕博五年时光、大学五地求学，在学生生涯即将结束之际，首先我想最衷心最真挚地感谢我的两位恩师：中国科学技术大学的宋卫国教授和香港城市大学的卢兆明教授，感谢他们无私的帮助、一贯的支持和悉心的指导。是他们激励我不断求知、探索真理、红专并进、奋斗进步，是他们渊博的知识、专业的经验、建设性指导和国际性视野让我受益匪浅。从他们身上，我学到了学者的严谨、自律、积极和责任。感谢敬爱的宋老师和卢老师让我有机会完成博士学业，感谢他们对我的学业、工作、生活和人生的帮助和指导，非常荣幸能成为他们的学生。此外，也非常感谢他们对本论文的悉心指导、建设性方法和有益的建议。

感谢中国科大火灾实验室的范维澄院士、刘乃安教授、孙金华教授、张和平教授、杨立中教授、胡源教授、汪箭教授、陆守香教授、纪杰教授、胡隆华教授和敬爱的师兄张俊教授等老师，感谢香港城大工学院的 LIEW Kim Meow 教授和 YUEN Kwok Kit Richard 教授等老师，感谢意大利国家研究委员会的 Luciano Telesca 教授和美国北卡罗莱纳大学的陈宸教授，他们教会了我很多专业的学术技能、严谨的研究态度和深刻的人生哲理；在与他们的学术讨论和日常交流中，在聆听学习他们的课程和报告中，我收获颇丰，也感悟良多。同时感谢祝玉泉老师、曾文茹老师、谢阳老师、LEUNG April K T 老师、CHENG Connie Y M 老师、瞿燕老师、朱红老师、吴迪老师和科大城大办公室全体工作人员的热情帮助。

感谢科大城大课题组的小伙伴们对我的科研、生活和工作的帮助和支持，与你们的友谊是我人生中珍贵的财富。特别感谢芮雪、袁昕、易若龙对论文校正的帮助，感谢詹中昊、杨龙楠、程泽坤对数据收集的支持，感谢李晓恋、刘晓栋、谢字希、练丽萍、曾益萍、曹淑超、傅丽碧、王巧、刘驰、曾光、黄中意等师兄师姐的指导和关心，感谢叶锐、胡杨慧、金沙、魏梦、黄传力、宋京涛、袁璟、肖含仪、夏龙、李旭东、许晗、马晴、任祥霞、李红柳、梁璇文等师弟师妹在工作和科研上的协助。感谢朝夕相处的所有舍友，感谢硕士和博士班的所有同学，感谢所有的相遇和相识，让我成长，助我进步。

感谢我深爱的父母和家人，没有他们一如既往的鼓励、信任、支持和关爱，我也不会走到今天。唯有继续努力，奋进向上，以回报他们对我无私、深沉、伟大的爱。

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

还要感谢火灾科学国家重点实验室的培养，感谢中国科学技术大学和香港城市大学！

最后，致自己，继续努力，永不止步。

本文的工作还得到了国家重点研发计划重点专项项目课题（No. 2018YFC0807000，2016YFC0802508），中央高校基本科研业务费专项资金（No. WK2320000040，WK2320000035，WK6030000105）以及香港特别行政区政府研究资助局资助项目（CityU 11300815）的支持，在此表示感谢！

巴　锐

二〇二〇年六月

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

在读期间发表的学术论文与取得的其他研究成果

A. 已发表和在投的学术论文

[1] **Rui Ba**, Weiguo Song, Michele Lovallo, Siuming Lo, Luciano Telesca. Analysis of multifractal and organization/order structure in Suomi-NPP VIIRS Normalized Difference Vegetation Index Series of wildfire affected and unaffected sites by using the multifractal detrended fluctuation analysis and the Fisher–Shannon analysis. *Entropy* 22.4 (2020): 415. (SCI)

[2] **Rui Ba**, Chen Chen, Jing Yuan, Weiguo Song, Siuming Lo. SmokeNet: Satellite Smoke Scene Detection Using Convolutional Neural Network with Spatial and Channel-Wise Attention. *Remote Sensing* 11.14 (2019): 1702. (SCI)

[3] **Rui Ba**, Weiguo Song, Xiaolian Li, Zixi Xie, Siuming Lo. Integration of Multiple Spectral Indices and a Neural Network for Burned Area Mapping Based on MODIS Data. *Remote Sensing* 11.3 (2019): 326. (SCI)

[4] **Rui Ba**, Weiguo Song, Siuming Lo, Zixi Xie. Spectral Characteristic Analysis of Burned Area Based on MODIS Data[C]//*Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology*. Springer, Singapore, 2018: 391-404. (Conference proceedings)

[5] Jing Yuan, Yang Cao, Yu Kang, Weiguo Song, Zhongcheng Yin, **Rui Ba**, Qing Ma. 3D Layout encoding network for spatial-aware 3D saliency modelling. *IET Computer Vision* 13.5 (2019): 480-488. (SCI)

[6] Guang Zeng, Andreas Schadschneider, Jun Zhang, Shibo Wei, Weiguo Song, **Rui Ba**. Experimental study on the effect of background music on pedestrian movement at high density. *Physics Letters A* 383.10 (2019): 1011-1018. (SCI)

[7] Zixi Xie, Weiguo Song, **Rui Ba**, Xiaolian Li, Long Xia. A spatiotemporal contextual model for forest fire detection using Himawari-8 satellite data. *Remote Sensing* 10.12 (2018): 1992. (SCI)

[8] Xue Rui, Yang Cao, Yu Kang, Weiguo Song, **Rui Ba**. MaskPan: Mask Prior Guided Network for Pansharpening. 27th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 25, 2020. (Conference proceedings)

[9] **Rui Ba**, Weiguo Song, Michele Lovallo, Siuming Lo, Luciano Telesca. Multifractal and informational analysis of MODIS Aqua and Terra satellite time series of Normalized Difference Vegetation Index and Enhanced Vegetation Index of

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

fire-affected and fire-unaffected pixels. (SCI, under review)

[10] Longnan Yang, Weiguo Song, Xudong Li, Long Xia, Jun Zhang, **Rui Ba**, Han Xu, & Zhonghao Zhan. Motion Characteristics of Mixed Traffic with Multiple Vehicles and Pedestrians in Co-flow and Counter-flow Situations. (SCI, under review)

B. 已参加和将参加的学术会议

[1] 22nd Conference of the International Federation of Operational Research Societies. Seoul, August 22-27, 2021.（口头报告）

[2] 2019 中国公共安全大会，北京. Nov. 22-24, 2019.（口头报告）

[3] 第七届中国林业学术大会，南京, Nov. 8-11, 2019.（口头报告）

[4] 11th Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology (AOSFST). Taipei. Oct. 21-25, 2018.（口头报告）

[5] 2018 American Geophysical Union (AGU), Washington, D.C., Nov. 11-20, 2018.

[6] 27th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). October 25, 2020.

C. 已申请的专利

[1] 宋卫国，**巴锐**，袁璟，芮雪，张俊. 一种林火烟雾探测方法及装置. 发明专利，申请号：201910604190.0.

[2] 宋卫国，**巴锐**，张俊，叶锐. 结合光谱指数和神经网络的火灾过火迹地识别方法. 发明专利，申请号：201811062013.6.

D. 参与的科研项目或课题

[1] 基于卫星遥感的森林火灾探测方法（中央高校基本科研业务费专项资金资助-中国科学技术大学青年创新基金，课题批准号：WK6030000105）

[2] 火灾时间序列信号处理分析（2019 年中国科学技术大学国际访问教授项目）

[3] 多用途无源细水雾喷淋防护系统相关火灾防护技术服务（中国科学技术大学技术服务项目）

[4] 安徽省合肥市巢湖蓝藻卫星反演监测（中国科学技术大学先进技术研究院湖泊蓝藻应急技术创新中心共建项目）

[5] 城镇重大突发事件下人员转移安置应急保障技术与平台研发（“十三五”国家重点研发计划重点专项项目课题，课题批准号：2016YFC0802508）

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

E. 获得的奖励和荣誉

[1] 2020 安徽省普通高校品学兼优毕业生

[2] 2020 中国科学技术大学优秀毕业生

[3] 2020 香港城市大学 Peter Ho Conference 奖学金

[4] 2020 中国科学技术大学优秀共青团员

[5] 2019 中国科学技术大学光华奖学金

[6] 2017 中国科学技术大学优秀共青团（学生）干部

[7] 2017 中国科学技术大学苏州研究院优秀学生干部

[8] 2017 中国科学技术大学火灾实验室科普中心优秀主席

[9] 2017 中国科学院第十三届公众科学日科普志愿者

[10] 2016 中国科学技术大学火灾实验室优秀研究生会干部

[11] 2016 中国科学技术大学火灾实验室科普中心优秀部长

[12] 2016 中国科学院第十二届公众科学日科普志愿者

(C)1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net