

# 基于卷积神经网络的气象灾害动态检测模型研究

## ——以 OnFire-CNN 模型为例

刘伟 张淑婷 张嘉敏 冯德林 刘亮龙\*

桂林学院 广西 桂林 541006

**【摘要】**：近年来气象灾害频发且强度提升，传统监测手段存在多方面瓶颈。本研究探究卷积神经网络在气象灾害动态识别中的应用，整合多源数据融合、大数据实时分析与模型优化等关键环节，梳理分析完整数据流程；基于自研 OnFire-CNN 模型研制火灾动态检测精准识别系统，阐述模型在结构轻量化、二进制气象数据适配及抗干扰预处理创新，总结系统在识别准确率、处理速度等方面的性能，同时展望其发展方向与应用潜力。

**【关键词】**：卷积神经网络；气象灾害检测；遥感影像；二进制数据处理；抗干扰预处理

DOI:10.12417/3041-0630.26.03.064

### 1 引言

全球气候变化导致火灾、洪涝等气象灾害频发，传统监测手段受时空限制，难以实现灾害早发现、快预警。国内外研究方面，国外自 2010 年起将 CNN 应用于遥感影像处理，经典网络依托主流卫星数据实现高识别精度，近年聚焦轻量化网络、多源数据融合等方向。国内研究起步较晚但发展迅速，华为云、航天宏图等企业推出 AI 灾害预警平台，推动技术落地。现有研究存在三大短板：二进制气象卫星原始数据适配能力弱、复杂环境干扰抑制效果有限、模型复杂度高难以满足实时需求。OnFire-CNN 模型针对性创新，为气象灾害精准检测提供新思路。政策与市场层面，我国“十五五”规划明确构建智慧应急体系，空天地一体化监测网络为模型提供应用场景与数据支撑，产学研协同机制助力技术迭代。各级应急部门及高风险行业对自动化预警服务需求攀升，OnFire-CNN 凭借二进制数据高效处理、实时分析优势，可嵌入现有遥感业务链，转化为定制化服务。综上，“十五五”规划从政策、技术、市场维度为模型产业化奠基，有望实现从示范应用到规模化推广的跨越，为智慧应急体系建设提供支撑。

### 2 卷积神经网络理论基础及其在遥感影像处理中的应用

#### 2.1 卷积神经网络的基本结构

卷积神经网络是一种重要的前馈神经网络，其基本结构通常由卷积层、池化层和全连接层依次堆叠，形成从浅到深的层级体系。卷积层作为一种特征探测器，我们可以使用可以训练的卷积核对数的图像进行分析、扫描，提取边缘纹理等一些基

础的视觉特征；池化层则是通过压缩特征图，在降低数据维度的同时，提升模型对特征位置变化的侦查度；全连接层则是负责整合全局特征并映射至最终分类或回归结果。所以卷积神经网络这种不断递进的特征学习机制，使得 CNN 具备例如图像识别、语义分割、目标检测等类似的数据化层次表征的能力，从而在这些领域取得关键性的突破。



图 1 卷积神经网络结构图

#### 2.2 CNN 在遥感影像处理中的优势

遥感影像的特点是拥有的数据量大、波段信息丰富，空间分辨率多。而传统的方法总是依赖人工设计的特征，他们的效率非常低，并且难以应变复杂多变的气象灾害场景，所以我们的 CNN 采用端到端学习方式，能自动从遥感影像中挖掘纹理、形状、光谱等多维度深层特征，显著提升识别精度与处理效率。在气象灾害检测中，CNN 可有效捕捉火灾热辐射异常、洪涝水体扩展、干旱区域植被退化，实现灾害早期预警与精准空定位，为防灾决策提供科学依据<sup>[2]</sup>。

通讯作者：刘亮龙，大学生创新研究项目指导老师。



图2 传统遥感影像与 CNN 处理方法对比图

### 2.3 现有 CNN 模型在气象灾害检测中的局限性

尽管 CNN 在遥感影像分析中优势明显，但在气象灾害检测中仍面临三大挑战<sup>[5]</sup>：首先，数据特征极其复杂。气象卫星数据包含多波段的信息，比较容易遭受到云层、大气散射等因素的干扰，所以灾害特征的提取难度非常大。其次 CNN 遥感影像对实时性的要求比较高，需要在分钟级时间内完成气象灾害的检测与数据处理分析，比较传统的 CNN 模型难以做到这一点，最后是误报率比较难控制，比如云层辐射异常、地表高温地物等非灾害信号容易被误判。所以现有模型抗干扰能力普遍是不足的。

## 3 OnFire-CNN 模型创新设计

### 3.1 模型整体架构

OnFire-CNN 模型针对气象灾害检测需求进行专门设计，采用“输入层 - 预处理模块 - 轻量卷积模块 - 分类输出层”的四级串联架构。输入层直接接收气象卫星的全帧二进制数据；预处理模块负责过滤云层遮挡和地表异常辐射等干扰；轻量卷积模块在控制计算复杂度的前提下高效提取灾害相关特征；分类输出层则完成灾害类型判定与位置标定，输出结果包括灾害区域边界坐标及相应置信度，为后续预警与决策提供量化支持。

### 3.2 适配二进制数据的 CNN 架构简化设计

#### 3.2.1 二进制气象数据的核心特征

(1) 卷积层结构优化：针对二进制数据非黑即白的特点，模型仅保留 1 - 2 层核心卷积层，重点提取灾害异常区域的形状与空间分布特征。过多层级不仅引入噪声、影响效率，对精度提升亦无显著帮助。(2) 卷积计算方式改进：将传统乘加运算简化为“与”“或”等逻辑操作，通过统计卷积核与输入数据逻辑运算结果中“1”的个数作为特征响应，大幅降低计算负担。(3) 减少数据格式转换：模型直接处理原始二进制数据，省去浮点型转换环节，缩短计算链路，提升实时响应能力。



图3 传统 CNN 与 OnFire-CNN 的结构功能对比图

### 3.3 抗干扰预处理模块设计

(1) 云层干扰自适应去除。基于云层在特定红外波段辐射温度相对稳定、边缘纹理均匀的物理特性，预处理模块采用自适应阈值区间识别云层像素，并结合时序遥感影像进行动态掩膜更新，从而精准去除云层干扰，保留有效地表信息。(2) 地物辐射异常衰减处理。模块通过统计方法建立监测区域内各类地物的平均辐射基线，对辐射值高于基线但未达灾害阈值的像素，按一定比例（通常为 0.3 - 0.5）进行衰减。该处理可抑制地物正常辐射波动引起的误报，同时确保真实灾害点的特征不被削弱，保障后续检测准确性。

### 3.4 轻量化分类与定位机制

模型采用全局平均池化层替代传统全连接层，大幅减少模型参数量，降低过拟合风险，同时提升模型的泛化能力。灾害点空间定位通过特征图响应峰值提取实现，结合非极大值抑制（NMS）算法剔除重叠检测框，精准输出灾害区域的边界坐标与置信度，实现“分类-定位”一体化输出，简化后续数据解析流程。

## 4 数据处理与分析流程

(1) 多源数据接入与融合：系统构建“空天地一体化”数据采集网络，同时整合无人机遥感数据与地面监测站点实测数据。数据融合阶段采用基于拓扑信息与 SIFT 特征的自动匹配算法，实现多源影像在时间与空间维度的精准对齐，保障数据一致性，为后续分析提供高质量数据基础。

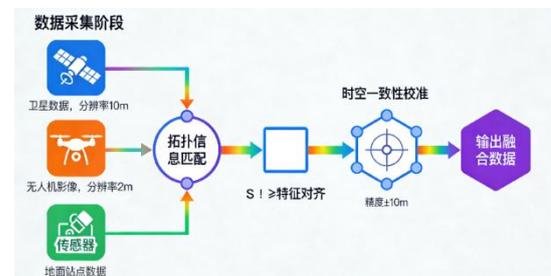


图4 数据接入与融合流程图

(2) 大数据分析预测流程：构建“实时解译 - 可视化推送 - 动态更新”的闭环分析流程。借助 PIE-Engine 遥感云平台，系统对卫星数据流进行实时解析，提取辐射强度、纹理与光谱

等多维特征，并实时推送至云端可视化监测平台，支持灾害态势动态展示与交互分析，推动监测模式从“事后追溯”向“事前预警”转变。

(3) 机器学习训练与优化：模型训练采用涵盖不同区域、季节与强度的大规模历史灾害数据集，通过图像旋转、尺度缩放、噪声添加等数据增强手段扩展样本覆盖面，提升模型泛化能力。损失函数结合交叉熵与定位误差，协同优化分类与定位精度。部署后，通过在线学习机制持续吸收新监测数据，动态调整模型参数，以适应气候变迁引起的灾害模式演变。

### 5 模型优势与关键技术分析

(1) 轻量化设计与实时性保障：传统 CNN 模型在处理高分辨率遥感影像时常受计算复杂度高、硬件依赖强、响应延迟大等制约，难以满足灾害实时监测需求。OnFire-CNN 通过卷积层裁剪、计算逻辑优化、全连接层替换等轻量化策略，在保持核心特征提取能力的同时大幅降低计算开销。优化后的模型可在普通云服务器或边缘设备上高效运行，实现分钟级数据处理与预警发布，为构建实时监测系统提供关键支持。与依赖高性能服务器的传统方案相比，该模型部署成本更低、适用场景更广，工程推广价值更为突出。

(2) 抗干扰能力的系统性提升：由于受到云层遮挡、大气散射以及地表辐射、自然波动等多种因素影响，气象卫星影像在实际应用当中的分析，往往会受到偏移。为此，我们设计的 OnFire-CNN 模型采用了“预处理抑制+特征学习过滤”这一双重策略来应对上述问题。首先，我们先通过对针对性的预处理模块和云层等显著干扰，进行了自适应的去除。同时对于地表辐射的正常波动进行了平缓抑制的效果提升。随后，我们不断借助 CNN 模型本身对数据特征提取的能力，不断的从信号中区分出真实的灾害特征与干扰特征。我们利用的这种方式极大地增强了模型在应对不同灾害以及突发灾害、多变天气条件的稳定性和可信度。实现了更高精度的灾害预警，为灾害预警提供了更加可靠的保障。

(3) 应用潜力与推广价值：我们在观察森林火灾的实际检案案例中，发现 OnFire-CNN 的智能系统展现拥有广域同步监测、复杂环境适应及早期信号捕捉的优势，这些独特的优势

为灾害防控提供了及时准确的信息支撑，验证了我们的模型具有一定的应用价值，虽后，随着算法的不断精进和优化，数据的不断分析和归纳。我们的技术对洪涝、干旱、冰雹等多种灾害都进行了同步检测，这种同步监测有利于智能综合监测体系的构建。



图 5 基于 OnFire-CNN 的气象灾害监测技术发展规划图

### 6 结论与展望

(1) 研究总结：本研究围绕气象灾害动态检测的核心需求，开展 OnFire-CNN 模型的研发与应用研究，系统实现三大关键技术突破：一是针对二进制气象数据特性，完成 CNN 架构的轻量化简化设计；二是设计多维度抗干扰预处理模块；三是构建多源数据融合与实时分析流程，实现灾害的早期发现与精准预警。结果表明，OnFire-CNN 模型在识别精度、处理效率、误报率控制等核心指标上均显著优于传统监测方法，具备较高的实用价值与工程化应用前景。

(2) 未来研究方向：①模型轻量化深化与嵌入式部署：为了实现灾害监测的现场化、实时化的响应，我们将进一步压缩模型参数量与计算开销。同时适配边缘计算设备与无人机载的系统，进一步的强化轻量化模型深入和嵌入式的部署。②多灾种联合检测体系构建：我们为了实现火灾、洪涝、干旱、冰雹等多类气象灾害的同步检测与等级我们将扩展模型的灾害识别类型，不断地扩展数据库的容量体系，同时对这些数据进行有效的归纳和整理，为多灾种联合监测体系的构建贡献自己的力量。③跨模态数据融合优化：为了提升预警系统的决策支撑能力，我们将融合气象预报数据、数值模拟数据、社交媒体灾情信息等多模态的数据，不断的构建多元信息融合的综合研判模型，不断的强化模型研判的准确率，不断优化跨模态数据融合的能力。

### 参考文献：

[1] LECUN Y,BENGLIO Y,HINTON G.Deep learning[J].Nature,2015,521(7553):436-444.  
 [2] KRIZHEVSKY A,SUTSKEVER I,HINTON G E.Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems.2012:1097-1105.  
 [3] SIMONYAN K,ZISSERMAN A.Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J].arXiv Preprint arXiv:1409.1556,2014.  
 [4] 张伟,刘洋,王鹏.遥感影像智能解译技术研究进展[J].遥感学报,2020,24(6):681-695.  
 [5] 中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划和 2035 年远景目标纲要[N].人民日报,2025-03-12(01).