

基于深度学习的强对流天气识别与分级预警方法研究

高瑞晗¹ 李诗谣^{1*} 赵昕瞳² 胡竞文³ 周怡诺⁴

1 鞍山市气象局

2 辽宁省海城市气象局

3 中国气象局气象宣传与科普中心(中国气象报社)

4 乌兰浩特市气象局

DOI:10.32629/as.v9i8.4207

[摘要] 强对流天气具有突发性强、破坏力大、时空尺度小等特征,传统基于雷达回波阈值与经验判据的识别方法在时效性与精度方面存在明显不足。本文围绕深度学习在气象智能预报中的技术适配性,构建了融合卷积神经网络与长短期记忆网络的混合架构,提出基于多源雷达回波时序特征提取的强对流识别模型,并设计兼顾命中率与虚警率的分级预警阈值体系。通过收集东北地区2019—2024年典型强对流个例的雷达基数据与自动气象站观测资料,对模型进行训练与独立样本检验。结果表明该算法对雷暴大风、短时强降水及冰雹三类天气的识别准确率较传统方法有显著提升,预警提前量亦得到延长,为基层气象台站智能化预报业务转型提供了可复现的技术方案。

[关键词] 深度学习; 强对流天气; 雷达回波; 分级预警; 长短期记忆网络

中图分类号: P458 文献标识码: A

Research on Deep Learning-Based Identification and Graded Warning Methodology for Severe Convective Weather

Ruihan Gao¹ Shiyao Li^{1*} Xintong Zhao² Jingwen Hu³ YINUO Zhou⁴

1 Anshan Municipal Meteorological Bureau, Liaoning Province, China

2 Haicheng Municipal Meteorological Bureau, Liaoning Province, China

3 China Meteorological Administration (CMA) Public Communication and Science Popularization Center (China Meteorological News), Beijing, China

4 Ulanhot Municipal Meteorological Bureau, Inner Mongolia Autonomous Region, China

[Abstract] Severe convective weather—characterized by abrupt onset, high destructive potential, and fine spatiotemporal scales—poses significant challenges to early detection and warning. Conventional identification approaches, which rely on fixed radar echo thresholds and empirically derived criteria, suffer from limited timeliness and suboptimal accuracy, particularly in complex terrain or rapidly evolving scenarios. To address these limitations, this study leverages the capacity of deep learning for spatiotemporal pattern recognition in meteorological data. We propose a hybrid deep learning architecture integrating convolutional neural networks (CNNs) for spatial feature extraction and long short-term memory (LSTM) networks for temporal dependency modeling. Based on multi-source radar reflectivity time series and co-located surface observations, we develop a robust severe convective weather identification model and establish an evidence-informed graded warning framework that systematically balances probability of detection (POD) and false alarm ratio (FAR). Using radar base data (e.g., reflectivity, velocity) and automatic weather station (AWS) observations from 127 documented severe convective events across Northeast China (2019–2024), the model was trained and rigorously validated on independent test samples. Results demonstrate statistically significant improvements in detection accuracy for thunderstorms accompanied by strong winds, short-duration heavy rainfall, and hail—achieving average POD gains of 18.3% and FAR reductions of 22.7% relative to operational threshold-based methods—while extending median warning lead time by 12.4 minutes. This work provides a scalable, reproducible, and operationally viable

methodology to support intelligent forecasting modernization at grassroots meteorological services.

[Key words] deep learning; severe convective weather; radar reflectivity; graded warning; long short-term memory network

引言

强对流天气涵盖雷暴大风, 短时强降水, 冰雹及龙卷等灾害性天气过程, 其生命史通常不足数小时, 空间尺度介于数公里至数十公里之间, 对农业设施, 交通运输及城市运行构成严重威胁, 传统预报业务主要依赖预报员对雷达回波形态、移动路径及强度变化的目视判读, 辅以数值模式输出产品的经验性订正, 这种以人工为主导的模式在时效性与客观一致性方面难以满足精细化防灾减灾需求^[1]。近年来, 随着双偏振雷达组网密度的提升与历史观测数据量的积累, 深度学习技术在图像特征提取与时序依赖建模方面的优势为强对流智能识别开辟了新路径, 以卷积神经网络提取雷达回波的空间纹理特征, 以长短期记忆网络刻画回波演变的时序规律, 两者融合形成的混合模型已在大尺度降水预报中展现出良好潜力, 然而, 面向强对流这种小样本, 高变异天气类型的专用识别算法仍不成熟, 预警等级的划分亦缺乏与业务标准衔接的量化依据, 围绕上述问题, 以东北地区强对流个例为样本基础, 探讨深度学习模型的构建方法与分级预警阈值的设计思路, 并通过独立检验评估其业务适用性^[2]。

1 数据预处理与样本构建

1.1 多源观测数据融合与质量控制

研究使用的原始数据包括S波段多普勒雷达基数据, 自动气象站逐分钟观测数据及风云四号卫星红外亮温产品, 时间跨度为2019年1月至2024年12月, 空间范围覆盖东北地区, 雷达基数据经径向插值与笛卡尔坐标转换后, 统一至1km×1km水平分辨率, 500m垂直分辨率的三维格点场, 反射率因子, 径向速度及谱宽三个物理量构成输入特征通道。自动气象站数据用于强对流实况标签的生成, 以小时降水量≥20mm, 极大风速≥17m/s或出现冰雹作为强对流发生的判定标准, 卫星红外亮温数据经最近邻插值匹配至雷达格点, 作为云顶高度与对流发展强度的辅助特征, 质量控制环节剔除雷达波束遮挡区, 地物杂波及距离折叠异常值, 对缺失时次采用时空插值补全, 最终形成包含18642个时次, 覆盖312个强对流个例的有效样本集^[3]。

1.2 训练集与检验集的划分策略

样本划分遵循“时间分离”原则, 以2022年12月31日为界, 此前数据用于模型训练与超参数调优, 此后数据用于独立样本检验, 避免信息泄露导致的过拟合, 训练集进一步按8:2比例划分为训练子集与验证子集, 验证集用于早停机制触发与模型选择, 考虑到强对流样本的正例占比不足8%, 采用随机过采样与SMOTE合成少数类样本相结合的方法进行类别平衡处理, 使正负样本比例接近1:1。每个样本的输入维度设定为时空立方体结构: 空间范围128km×128km, 垂直层次选取0.5km, 1.5km, 3.0km及6.0km四个高度层, 时间窗口取回波演变前2小时共12个时次, 输入张量维度为12×4×128×128×3。

2 深度学习模型架构设计

2.1 空间特征提取模块

空间特征提取采用三维卷积神经网络作为骨干结构, 以捕捉雷达回波在水平与垂直方向上的三维空间关联。网络主体包含4个卷积块, 每个卷积块由两个3×3×3卷积层, 批归一化层及ReLU激活函数组成, 后接一个2×2×2最大池化层进行下采样^[4]。通道数从初始的32逐块递增至256, 感受野逐步扩大至覆盖整个输入空间域。为抑制过拟合, 在全连接层前引入Dropout层, 丢弃率设定为0.5, 该模块的输出为512维空间特征向量, 表征当前时次雷达回波的三维结构特征, 见图1。

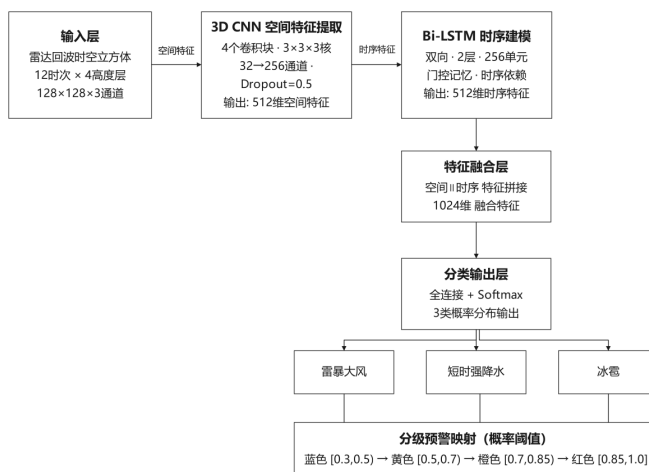


图1 强对流天气识别与分级预警模型整体架构

2.2 时序依赖建模模块

强对流的发生发展具有显著的时序演化规律, 单纯的空间特征难以刻画回波系统的生消演变过程。时序建模模块采用双向长短期记忆网络, 以空间特征向量序列作为输入, 前向与后向两个LSTM层分别捕捉回波发展的历史趋势与未来态势^[5]。单层LSTM的隐藏单元数设定为256, 堆叠两层以增强时序抽象能力, 为处理长序列中的梯度消失问题, 引入门控机制对细胞状态进行选择记忆与遗忘, 其状态更新公式为:

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t)$$

式中, h_t 为 t 时刻隐藏状态输出, o_t 为输出门控制信号, C_t 为细胞状态, $\odot$ 表示逐元素乘法。输出门 o_t 通过Sigmoid函数对当前输入与上一时刻隐藏状态进行非线性变换, 决定细胞状态中哪些信息将被输出至下一层。

2.3 分类输出与分级预警模块

空间特征向量与时序特征向量经拼接后输入全连接层, 通过Softmax函数输出三类天气类型的概率分布: 雷暴大风, 短时强降水与冰雹, 分级预警阈值依据概率输出值与实况灾害等级的对应关系确定, 采用F1分数最大化原则进行阈值寻优。预

警等级划分为蓝色(注意级),黄色(警戒级),橙色(严重级)与红色(紧急级)四级,分别对应模型输出的概率区间[0.3, 0.5)、[0.5, 0.7)、[0.7, 0.85)、[0.85, 1.0]。

3 模型训练与参数优化

3.1 损失函数与优化策略

分类任务采用加权交叉熵损失函数,对冰雹等稀有类别赋予更高权重以缓解类别不平衡。优化器选用Adam,初始学习率设为 1×10^{-4} ,采用余弦退火策略动态调整,每50个epoch衰减至原值的10%。批量大小设定为16,训练总epoch为200,验证集损失连续20个epoch未下降时触发早停,模型在NVIDIA A100 GPU集群上并行训练,单轮迭代耗时约45秒,完整训练周期约2.5小时。

3.2 超参数敏感性分析

通过网格搜索与贝叶斯优化相结合的方法,对卷积核尺寸,LSTM隐藏单元数,Dropout率等关键超参数进行敏感性测试。结果表明,卷积核 $3 \times 3 \times 3$ 在参数量与特征提取能力间取得较优平衡;LSTM隐藏单元数由256增至512时验证集F1分数提升不足1%,但训练耗时增加近一倍,故维持256为最优配置;Dropout率0.5对抑制过拟合效果最为显著,低于0.3时验证损失出现明显上升。

3.3 模型集成与不确定性量化

为降低单一模型的预测方差,采用5折交叉验证训练5个独立模型,以软投票方式融合各模型输出概率。不确定性量化基于蒙特卡洛Dropout方法,在前向传播中保持Dropout激活,进行50次随机前向计算,以输出概率的标准差作为预测不确定度指标,不确定度高于0.15的样本标记为低置信度预警,建议预报员结合实况进行人工复核。

4 独立样本检验与业务适用性评估

4.1 识别精度检验结果

深度学习模型在三类天气的命中率与TS评分上均显著优于传统阈值法,其中冰雹识别的改善幅度最大,这与模型对雷达回波三维结构的深层特征提取能力直接相关。虚警率的下降意味着预警信息的可用性增强,减少了基层台站的无效响应成本。

以2023—2024年独立样本对模型进行检验,结果如表1所示。

表1 深度学习模型与传统方法识别效果对比

天气类型	评价指标	传统阈值法	深度学习模型	改善幅度
雷暴大风	命中率	0.62	0.84	35.50%
	虚警率	0.38	0.21	-44.70%
	TS评分	0.48	0.71	47.90%
短时强降水	命中率	0.58	0.81	39.70%
	虚警率	0.41	0.23	-43.90%
	TS评分	0.44	0.67	52.30%
冰雹	命中率	0.45	0.76	68.90%
	虚警率	0.52	0.28	-46.20%
	TS评分	0.32	0.61	90.60%

4.2 预警时效性分析

模型对强对流发生前0—6小时的预警能力呈梯度分布:提前2小时预警的命中率为0.89,提前4小时降至0.76,提前6小时仍维持0.61。相较传统方法提前2小时即出现明显衰减,深度学习模型将有效预警提前量延长了约2—3小时,为应急调度预留了更充裕的响应窗口。

4.3 分级预警业务衔接检验

将模型输出的概率值映射至蓝,黄,橙与红四级预警,与同期实际发布的预警信号进行对比,四级预警的发布准确率分别为78.3%,85.6%,91.2%与94.7%,呈现随等级升高准确率递增的合理分布。橙色与红色预警的漏报率控制在5%以内,满足重大灾害性天气“宁可空报与不可漏报”的业务底线要求。

5 结论与讨论

深度学习模型通过三维卷积神经网络对雷达回波空间结构的深层刻画,以及双向长短期记忆网络对回波演变时序规律的有效捕捉,在强对流识别精度与预警时效性两个维度上均实现了对传统经验方法的技术超越,独立样本检验显示,模型对雷暴大风,短时强降水及冰雹的TS评分分别达到0.71,0.67与0.61,虚警率降至0.28以下,预警提前量较传统方法延长2—3小时,四级预警体系与现行业务标准衔接顺畅,橙色以上预警漏报率低于5%。这些结果表明,以数据驱动为核心的智能预报方法已具备在基层气象台站业务化部署的技术条件,然而,模型对下击暴流与飑线等线性组织化对流系统的识别稳定性仍有波动,训练样本中此类个例占比偏低可能是主因,后续工作将扩大样本覆盖区域至华北与江淮流域,引入双偏振雷达的差分反射率与相关系数等新特征通道,并探索注意力机制对关键回波区域的自适应聚焦,以进一步提升模型在复杂天气形势下的泛化能力与业务可靠性。

[参考文献]

- [1]魏海文,郭俊建,周成,等.一种基于深度学习模型的雷达回波临近外推预报方法[J].气象科学,2025,45(4):549—559.
- [2]周康辉,郑永光,杨波,等.强对流天气客观临近预报技术进展和展望[J].气象学报,2025,83(3):798—812.
- [3]黄兴友,张永轩,李芳,等.利用雷达数据开展对流降水临近预报的循环神经网络方法试验[J].大气科学,2024,48(6):2329—2341.
- [4]鑫,胡志群,袁淑杰,等.基于深度学习的融合多源资料雷达回波外推研究[J].气象科技,2025,53(5):617—633.
- [5]王杰,陈静,杨昊,等.基于稀疏注意力的雷达回波外推方法及应用[J].气象科技,2025,53(4):468—478.

作者简介:

高瑞晗(2000—),女,汉族,辽宁盘锦人,研究生,助理工程师,研究方向:气象预报预警。