

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.05.019

# 基于雷达回波与 LSTM 的输电线路强对流灾害风险预警方法

寇晓适<sup>1</sup>, 王德琳<sup>2</sup>, 柯佳颖<sup>1</sup>, 王建<sup>2</sup>, 王超<sup>1</sup>, 刘善峰<sup>1</sup>

(1. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052;

2. 输变电装备技术全国重点实验室(重庆大学), 重庆 400044)

**摘要:**强对流天气下输电线路易发生雷击、风偏、雨闪等故障,威胁电网安全运行。为了克服现有短临预报尚不能完全满足输电线路风险预警对精细化气象预报的需求问题,文中利用气象雷达拼图、风速和降雨量同化数据以及电网雷电定位数据,构建了基于深度学习的强对流风雨雷短临预报模型,用于开展输电线路风险预警。首先,将气象雷达拼图及其时序外推数据作为输入,将同化后的风速、降雨和落雷密度、雷电流强度作为输出,构建基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络的强对流气象要素预报模型。然后,结合模型输出的风雨雷预报结果,评估输电走廊网格内风偏、雷击和断线倒塔故障风险大小,综合计算输电线路的故障概率,进行风险预警。最后,展示了所提模型对2023年9月某省的强对流天气过程进行成功预警的案例,表明了所提方法能够提高强对流天气下输电线路风险预警能力。

**关键词:**输电线路;强对流灾害;风险预警;雷达回波;长短期记忆(LSTM)网络;风偏放电

**中图分类号:** TM75

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-3203(2024)05-0189-10

## 0 引言

近年来,龙卷风、风雹等强对流灾害的发生频率和强度都有所增加,局地致灾严重<sup>[1]</sup>,导致输电线路极易发生风偏放电<sup>[2]</sup>、雷击跳闸,甚至断线倒塔等故障<sup>[3]</sup>,威胁电网安全稳定运行。因此,研究强对流天气下的输电线路风险预警方法,对可能发生事故的输电线路进行重点关注,对于提高电网运维水平具有重要意义。

强对流天气具有突发性、局地性等特点,现有气象部门发布的强对流天气落区图主要面向公众,通过人工识别雷达、卫星图像对其进行0~2 h临近预报<sup>[4]</sup>,但是仅靠空间上落区图,仍无法做到同输电线路精细关联,不足以用于指导电网运维决策。新一代天气雷达是对强对流天气预测和预警的主要工具之一,主要通过探测雷达回波强度,判断强对流天气系统特征<sup>[5]</sup>。气象学科相关研究表明,天气雷达输出组合反射率是进行雷暴、大风、强降水等强对流天气预报的重要指标,可以高质量地识别出强对流天气特征,并进行强对流潜势分析<sup>[6-7]</sup>。因此,可以基于雷达回波数据的高时空分辨率,结合输电线路装设的气象监测,改善对强对流天气的短临预报能力<sup>[8-9]</sup>。

目前,关于气象因素下输电线路风险预警已有一些计算模型,主要分为统计分析法<sup>[10-12]</sup>和物理模

型法<sup>[13-16]</sup>。文献[13]通过构建输电塔线系统的有限元模型,计算风偏失效概率,但该模型建模过程复杂,主要用于具体杆塔的失效机理分析,难以用于整条输电线路的风险预警。文献[17]通过对风速、风向和雨量三维数据进行联合概率分布拟合,得到更准确的风偏风险预测模型。文献[18]提出一种基于数值天气预报的输电线路风偏闪络预警方法,可对未来几小时有风险的线路进行预警。文献[19]采用现有气象预报和雷电定位系统数据进行强对流天气下输电线路风险评估。以上方法依赖气象条件输入,风险预警模型的预测精度受到限制。

为提高强对流天气风险预警效果,气象学科的科技工作者借助天气雷达短临预报的优势,提出雷达回波外推技术<sup>[20-22]</sup>,例如文献[20]构建了基于双流注意力生成式对抗网络(two-stream attention generative adversarial net, TAGAN)的深度学习模型,进行雷达回波图像外推,其效果优于传统光流模型。利用雷达回波数据进行强对流气象要素预报的方法中,对于输入输出变量之间无明确表达关系的问题,通常都是借助深度学习技术<sup>[23-24]</sup>,如循环神经网络(recurrent neural network, RNN)<sup>[25-27]</sup>、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络<sup>[28-31]</sup>等解决。但不同气象预报系统之间的时空分辨率存在差异,需要针对输电走廊开展精细化的气象预报,提高风速、降雨等气象要素的预报精度。因此,部分学者开始研究如何将气象雷达数据应用于电力气象预

收稿日期:2023-12-22;修回日期:2024-02-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52277079)

报。文献[32]采用机器学习方法借助气象雷达数据对风力等级进行预测,从而进行输电线路风险预警。文献[33]将雷达组合反射率用于雷电风险预警。

综上,文中针对强对流天气下输电线路风险预警对于输电走廊精细化短临气象预报的需求,利用气象雷达拼图、风速和降雨量同化数据以及电网雷电定位数据,构建基于深度学习的强对流风雨雷预报模型,用于开展输电线路风险预警。首先,构建基于气象雷达和 LSTM 网络的强对流气象要素预报模型,提高强对流天气预报的预报时效。然后,采用强对流风雨雷临近预报结果,通过评估输电线路风偏、断线倒塔和雷击故障概率,开展强对流灾害风险预警。最后,在河南电网开展应用,案例分析表明所提方法可以用于电网强对流风险预警和电网运维决策指导。

## 1 基于气象雷达的输电线路风险预警原理

### 1.1 输电线路强对流故障的气象因素分析

强对流天气是一种复合极端灾害,涉及风、雨、雷等多种要素。图 1 为 2018 年—2022 年河南电网 220 kV 及以上输电线路故障类型统计。可见,河南电网由强对流天气引发的故障数超过总故障数的 25%,强对流天气引发线路故障类型主要包括风偏放电、雷击跳闸和断线倒塔。

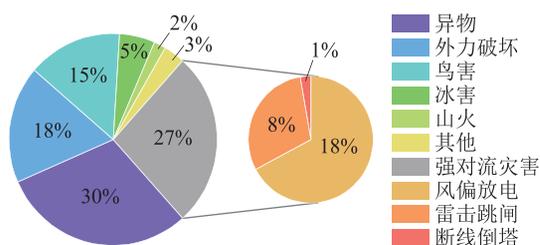


图 1 河南电网 220 kV 及以上输电线路故障类型统计  
Fig.1 Statistical of fault types of 220 kV and above transmission lines in Henan power grid

断线倒塔是指风速过大,超过线路和杆塔设计标准而发生严重故障;风偏放电是指风吹导线靠近塔身时,击穿空气绝缘而发生放电;雷击跳闸是指雷电击穿空气绝缘,对线路或杆塔放电。风偏放电和雷击跳闸都是击穿空气绝缘而发生故障,当伴随短时强降雨使空气绝缘性能下降时,这 2 种故障将更容易发生。可见,影响输电线路强对流故障的气象因素可归纳为风、雨和雷。

### 1.2 基于气象雷达的输电线路风险预警原理

气象雷达拼图可以提高强对流临近预报的预报精度和预报时效,同时气象雷达回波强度可用于

强对流天气各气象要素临近预报,从而将其应用于输电线路风险预警。但是,目前气象雷达回波组合反射率与强对流各气象要素之间并无明确映射关系,需要借助深度学习技术来构建关联模型。此外,气象雷达回波数据每 6 min 探测一次,仅仅通过历史雷达回波与风雨雷的关联模型,无法实现有效的要素预测和风险预警。因此,要借助气象雷达拼图实现输电线路强对流短临预报,需要先进行雷达回波趋势外推,再利用雷达回波外推结果预报强对流风雨雷气象要素。图 2 为基于气象雷达的输电线路风险预警原理。

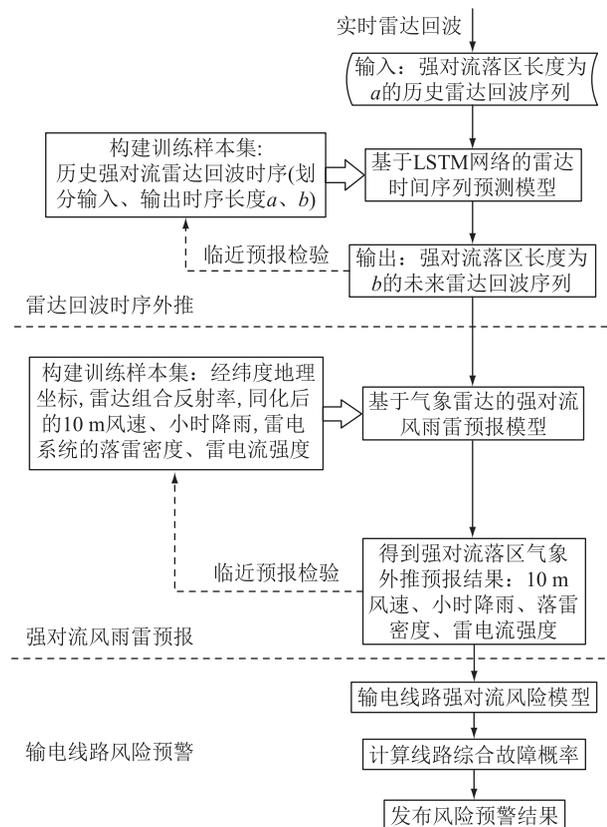


图 2 基于气象雷达的输电线路风险预警原理  
Fig.2 Principle of transmission lines risk early warning based on weather radar

可见,要实现输电线路强对流风险预警,可以分三步进行:第一步,提取气象雷达拼图中的雷达回波序列作为输入,利用 LSTM 神经网络的长短时记忆功能在处理时序信号方面的优势,构建基于 LSTM 网络的雷达时间序列预测模型;第二步,将气象雷达回波作为输入,将风速、降雨和落雷密度、雷电流强度作为输出,构建基于气象雷达拼图的强对流风雨雷预报模型;第三步,根据预报的未来时刻强对流各气象要素,评估输电走廊各网格内风偏、雷击和断线倒塔故障概率,进而预测整条输电线路的故障概率,进行输电线路风险预警。

## 2 基于气象雷达和 LSTM 网络的强对流风雨雷预报

### 2.1 数据简介及预处理

#### 2.1.1 雷达数据预处理

图 3 为河南省某次强对流天气的雷达回波拼图(时空分辨率为  $0.01^\circ \times 0.01^\circ / 6 \text{ min}$ )。通过 Python 读取气象雷达拼图,得到强对流落区的雷达回波时间序列,从而构造 LSTM 神经网络预测模型的训练数据集,并对数据集在时间维度上进行标准化。

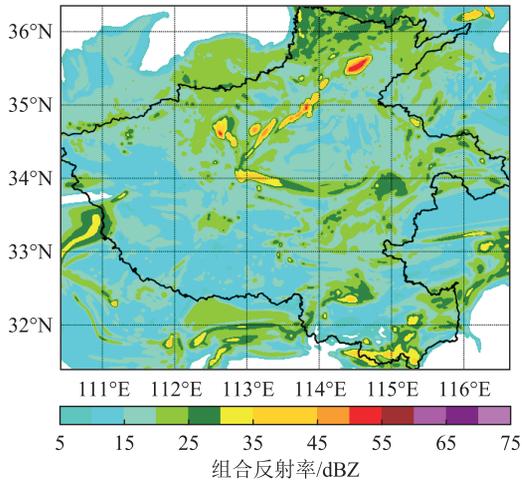


图 3 某次强对流天气的雷达拼图  
Fig.3 Radar puzzle of a severe convective weather event

#### 2.1.2 气象数据预处理

作为风、雨、雷等气象要素的观测值,现有气象站(含国家站和自动气象站)的观测结果是空间离散分布的点,无法与网格化的雷达拼图作对比。而中国气象局陆面数据同化系统(China meteorological administration land data assimilation system, CLDAS) CLDAS-V2.0 实时产品数据集,利用多种来自地面、卫星的观测资料,采用多重网格变分同化、最优插值、概率密度函数匹配、物理反演、地形校正等技术生成,时空分辨率更高。因此,文中采用同化系统中的 10 m 风速、降水和电网公司的雷电定位系统数据,作为预报输出的参照标准。图 4 和图 5 为河南省某次强对流过程中 10 m 风速和小时降雨监测数据的同化资料图(时空分辨率为  $0.01^\circ \times 0.01^\circ / 1 \text{ h}$ ) ,图 6 为此次强对流过程中雷电定位系统查询的落雷情况。获取到强对流落区的风速、降雨和雷电流数据后,对各气象要素数据在时间维度上做标准化。

### 2.2 强对流风雨雷预报模型

构建基于气象雷达的强对流风雨雷预报模型,需要获取强对流发生区域的雷达回波强度数据、气

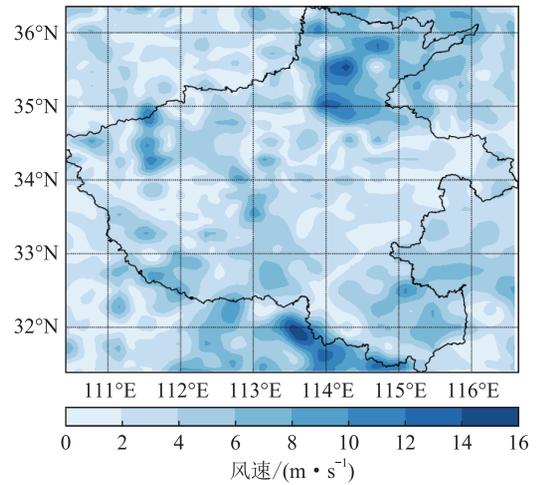


图 4 数据同化后的 10 m 风速图

Fig.4 10 m wind speed map of assimilation data

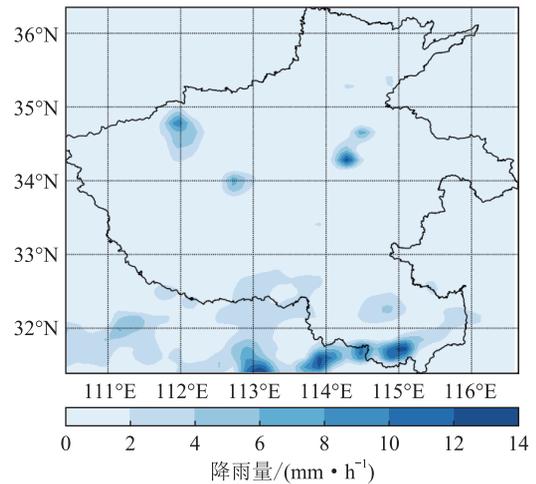


图 5 数据同化后的小时降雨图

Fig.5 Hourly rainfall map of assimilation data

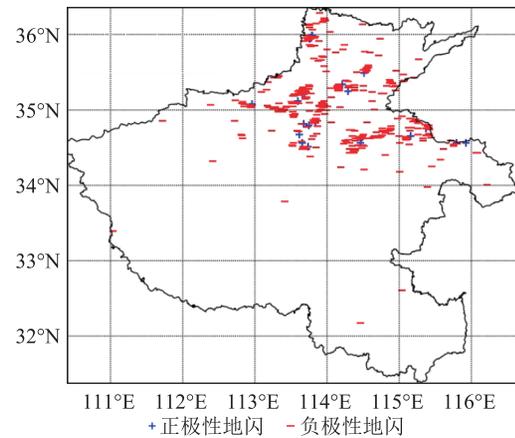


图 6 雷电定位图

Fig.6 Lightning location map

象同化系统数据和雷电定位系统数据。雷达回波强度数据是覆盖河南全省的组合反射率数据,而气象同化系统数据融合了输电线路气象监测和自动

气象站的 10 m 风速和小时降雨数据,雷电定位系统数据是落雷密度和雷电流强度。

### 2.2.1 基于 LSTM 的雷达回波时间序列预测模型

LSTM 神经网络具有长短时记忆功能,能够通过学习雷达回波的历史时序特征,预测未来一段时间内的雷达回波强度。其最终目的是输出未来时刻强对流落区的雷达回波强度数据,以供电力部门进行强对流气象临近预测。因此,该深度学习模型是一个时间序列到另一个时间序列的预测问题。

首先,给定一段长度为  $a$  的历史时间序列雷达数据。

$$X = \{x_t, x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_{t+a}\} \quad (1)$$

式中:  $x_t$  为时刻  $t$  的历史雷达数据值。

其次,预测一段长度为  $b$  的未来时间序列雷达数据。

$$Y = \{x_{t+a+1}, x_{t+a+2}, x_{t+a+3}, \dots, x_{t+a+b}\} \quad (2)$$

式中:  $x_{t+a+1}$  为时刻  $t+a+1$  的预测雷达数据值。

然后,将经过预处理的时间序列雷达数据划分成长度为  $a$  的子序列  $X$  和长度为  $b$  的子序列  $Y$ ,构造从序列  $X$  到序列  $Y$  的映射。

最后,划分训练集、验证集和测试集,训练 LSTM 模型,使预测误差降低到最小值。

### 2.2.2 基于气象雷达的强对流风雨雷预报模型

为更好地学习各气象要素空间特征,需要加入经度和纬度这 2 个影响因子,与雷达组合反射率外推结果共同组成输入样本数据,输出样本数据为网格化处理的 10 m 风速、小时降雨以及雷电定位系统的落雷密度和雷电流强度记录,从而构造训练数据集。最终目的是通过基于深度学习的强对流风雨雷预报模型,预报未来时刻强对流落区的风速、降雨量和雷电数据,以供电力部门提前做好强对流灾害下输电线路风险评估和应急策略制定。

首先,输入量中除了  $t$  时刻雷达回波数据,还加入了经度和纬度地理指标,组成的输入形式为:

$$X(t) = \{l_{\text{lon}}, l_{\text{lat}}, x_t\} \quad (3)$$

式中:  $l_{\text{lon}}$ 、 $l_{\text{lat}}$  分别为经度、纬度。

其次,输出量为同化系统  $t$  时刻的 10 m 风速、小时降雨和雷电定位系统记录的雷电流强度。

$$Y(t) = \{v_t, R_t, N_t, I_t\} \quad (4)$$

式中:  $v_t$  为时刻  $t$  的预测 10 m 风速;  $R_t$  为时刻  $t$  的预测小时降雨;  $N_t$  为时刻  $t$  的预测落雷密度;  $I_t$  为时刻  $t$  的预测雷电流强度。

然后,将经过预处理的雷达数据和气象数据在时间和空间上一一对应,构造从  $X(t)$  到  $Y(t)$  的映射。

最后,划分训练集、验证集和测试集,采用深度学习模型进行训练,使预报误差降低到最小值。

## 3 基于强对流要素短临预测的输电线路风险预警模型

### 3.1 输电线路风险评估模型

#### 3.1.1 风偏放电

由文献[34]计算塔线风偏间隙距离  $d$ ,与计及强降雨影响的输电线路允许最小安全间隙距离  $d_{\text{rain}}$  比较,判断输电线路是否会发生风偏放电。通过蒙特卡洛抽样选取风向角样本,设总模拟风向角样本为  $M$ ,发生风偏故障的次数为  $m$ ,则预报风速  $v$  下输电线路发生风偏放电的概率  $P_w(v)$  为:

$$P_w(v) = P(d < d_{\text{rain}} | v) = \frac{m}{M} \quad (5)$$

#### 3.1.2 雷击跳闸

依据文献[19]拟合出强对流发生地区的雷电流幅值累计概率密度分布函数,为:

$$P(I) = \frac{1}{1 + (I/\alpha)^\beta} \quad (6)$$

式中:  $P(I)$  为雷电流幅值超过  $I$  的概率;  $I$  为某次雷电流幅值大小;  $\alpha$ 、 $\beta$  为拟合参数。

某次落雷击中线路,引起雷击跳闸的概率  $P_m$  为:

$$P_m = \eta(g_t P_1 + P_\alpha P_2) \quad (7)$$

式中:  $\eta$  为建弧率;  $g_t$ 、 $P_\alpha$  分别为雷击塔顶、绕击导线的概率,即击杆率,绕击率;  $P_1$ 、 $P_2$  分别为雷电流幅值超过雷击塔顶耐雷水平  $I_1$ 、绕击导线耐雷水平  $I_2$  的概率。 $\eta$ 、 $g_t$ 、 $P_\alpha$ 、 $I_1$  和  $I_2$  均可通过查询 DL/T 620—1997 得到。

假设某次雷电活动的落雷密度为  $N$ ,则线路雷击跳闸概率  $P_M$  为:

$$P_M = 1 - (1 - P_m)^N \quad (8)$$

#### 3.1.3 断线倒塔

根据文献[35]塔线承受的风雨荷载表达式,依据干涉理论和概率理论,当塔线承受的风雨冲击超出自身强度承受范围时会发生断线倒塔。其结构失效概率模型为:

$$P_s(S > R) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_z} \exp\left(-\frac{(z - \mu_z)^2}{2\sigma_z^2}\right) dz = 1 - \Phi\left(-\frac{\mu_z}{\sigma_z}\right) \quad (9)$$

$$\begin{cases} z = S - R \\ \mu_z = \mu_s - \mu_r \\ \sigma_z^2 = \sigma_s^2 + \sigma_r^2 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $S$ 、 $R$  分别为风雨荷载和结构强度的随机变量; $\mu_s$ 、 $\mu_r$  分别为荷载和强度的均值; $\sigma_s^2$ 、 $\sigma_r^2$  分别为荷载和强度的方差; $\Phi(\cdot)$  为正态分布函数的累积概率密度函数。

### 3.2 输电线路综合风险等级划分

基于 3.1 节建立的线路风偏放电、雷击跳闸和断线倒塔模型,计算出未来时刻线路的故障概率。将各个故障类型视为相互独立事件,计算线路的综合故障概率  $P_F$ 。

$$P_F = 1 - (1 - P_W)(1 - P_M)(1 - P_S) \quad (11)$$

由线路综合故障概率划分强对流天气输电线路风险预警等级,如表 1 所示。

表 1 输电线路风险预警等级

Table 1 Risk early warning levels of transmission lines

预警条件	预警等级
$P_F > 80\%$	I 级(红色)
$40\% < P_F \leq 80\%$	II 级(橙色)
$10\% < P_F \leq 40\%$	III 级(绿色)
$0 < P_F \leq 10\%$	IV 级(蓝色)

### 3.3 输电线路风险预警流程

基于雷达回波与 LSTM 网络的输电线路强对流灾害风险预警流程包括如下步骤:

(1) 获取强对流落区的气象雷达拼图,提取雷达回波序列,并进行预处理;

(2) 输入经训练的基于 LSTM 网络的雷达时间序列预测模型中,进行雷达外推预测,得到未来一段时间内的雷达回波强度;

(3) 将输电线路经纬度信息和雷达外推预测结果输入基于气象雷达的强对流风雨雷预报模型,得到 10 m 风速、小时降雨、落雷密度和雷电流强度;

(4) 根据强对流风雨雷临近预报结果,计算输电线路综合故障概率;

(5) 根据表 1 确定预警等级。

## 4 算例分析

利用 Pytorch 搭建用于强对流风雨雷预报的 LSTM 神经网络,并采用历史强对流气象雷达数据和同化系统数据训练模型,尝试在真实的强对流灾害场景中应用训练好的 LSTM 预测模型预报强对流天气,并进行输电线路风险预警。以 2023 年 9 月 11 日到 9 月 12 日某次强对流天气过程为例,利用所提模型,河南电力气象监测与预警中心在 08:00 发布了强对流风险橙色、红色预警,某 220 kV 线路在 09:36 因强对流天气发生风偏放电。下文介绍所提模型对该次强对流过程的短临预报和风险预警

效果。

### 4.1 雷达外推预测

#### 4.1.1 模型训练

收集该省近几年历史强对流天气过程的雷达回波时间序列构建训练数据集,历史强对流天气过程时段从几小时到几天不等,训练样本总长度从几十到几百不等。应当选择合适的历史时间序列长度  $a$ , $a$  过短将无法学习到雷达历史变化趋势,过长会遇到训练时间长、参数更新慢甚至梯度消失等问题。

结合训练样本总长度,文中采用不同历史时间序列长度来训练模型,用过去 1 h、3 h、5 h 和 7 h(对应的输入时间序列长度  $a$  为 10、30、50 和 70)的雷达数据预测接下来 1 h 的雷达数据,从而选择出比较合理的历史时间序列长度。实验部署相同的训练参数,训练周期设置为 100,训练批量设置为 64,学习率为 0.001,优化器选择 Adam,通过训练损失曲线来评估模型预测精度。图 7 为 4 种不同长度历史时间序列下的训练模型损失曲线。

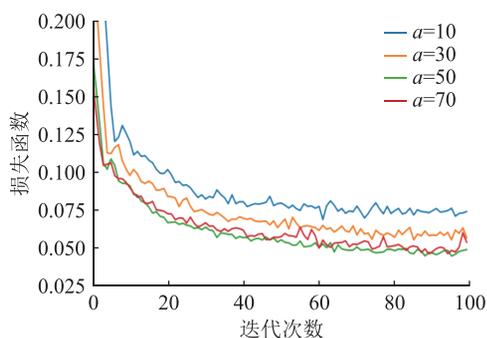


图 7 不同时间序列长度下训练模型损失曲线对比  
Fig.7 Comparison of loss curves of training model under different time series lengths

可以看出,随着迭代次数增加,模型的损失函数逐渐减小并趋于平稳;历史时间序列长度不同,损失曲线趋于平稳的最小值也不同,历史时间序列长度为 10、30、50 时,损失函数值逐渐减小,模型准确度在上升,历史时间序列长度为 70 时,出现过拟合,损失值反而增大。综上,时间序列长度为 50 时,模型损失函数最小,预测效果最好,因此,选择 50 作为历史时间序列长度比较合理。

#### 4.1.2 雷达外推预测模型验证

提取发生故障的输电走廊处 9 月 11 日 08:00 到 9 月 12 日 23:54 的共 40 h 雷达回波数据,时间序列样本总长度为 400。采用雷达时间序列预测模型进行雷达回波时序外推,预测未来时刻的雷达回波。雷达组合反射率外推结果的均方根误差(root mean squared error, RMSE)为 7.054,雷达组合反射

率序列外推预测与真实值对比结果如图 8 所示。可以看出,该模型除了在 2 个极值点处的预测结果偏小,且预测时间滞后几分钟外,雷达外推趋势与真实趋势基本一致。

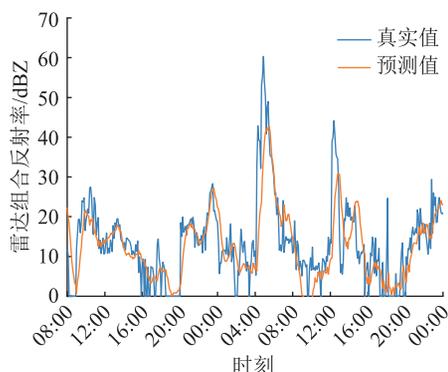


图 8 基于 LSTM 网络的雷达回波预测值与真实值对比  
Fig.8 Comparison of predicted and true values of radar echo based on LSTM network

## 4.2 强对流风雨雷预报

### 4.2.1 模型评估

气象学上临近天气预报的落区预报检验指标主要包括命中率 (probability of detection, POD) 和空报率 (false alarm rate, FAR), 而气象要素的数值大小通常采用 RMSE 进行量化评估。根据 QX/T 204—2013《临近天气预报检验》<sup>[36]</sup> 的规定,当某地某时段出现了风速  $\geq 17.2$  m/s 的阵性大风时,认为发生雷暴大风;当某地某时段出现了小时降水量  $\geq 20$  mm 的降水时,认为发生短时强降水;当某地某时段出现了雷暴时,认为发生雷暴现象。

因此,文中在强对流天气落区预报检验中,根据选定的阈值,对预报格点数据和真实格点数据进行二值化处理,大于阈值的格点值记为 1,视为该格点发生了强对流天气;小于阈值的格点值记为 0,视为该格点未发生强对流天气。并据此统计强对流气象要素预报的混淆矩阵,计算命中率  $\delta_{\text{POD}}$ 、空报率  $\delta_{\text{FAR}}$ 、均方根误差  $\delta_{\text{RMSE}}$  和平均绝对误差  $\delta_{\text{MAE}}$ 。其中,命中率越大,空报率越小,临近预报效果越好。

$$\delta_{\text{POD}} = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}} \quad (12)$$

$$\delta_{\text{FAR}} = \frac{N_{\text{FP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}} \quad (13)$$

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (14)$$

$$\delta_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (15)$$

式中: $N_{\text{TP}}$ 为强对流天气落区预报经二值化处理后,预测值为 1 且真实值也为 1 的格点数; $N_{\text{FN}}$ 为预测值

为 0 而真实值为 1 的格点数; $N_{\text{FP}}$ 为预测值为 1 而真实值为 0 的格点数; $Y_i$ 为某气象要素预报值; $\hat{Y}_i$ 为某气象要素真实值; $n$ 为某气象要素预报的总格点数。

由历史强对流落区内的气象雷达数据、经纬度地理坐标和风雨雷气象观测数据构造训练数据集,共 300 000 组样本。基于气象雷达的强对流气象要素预报模型的落区预报命中率和空报率,以及数值大小的均方根误差和平均绝对误差,如表 2 所示。

表 2 不同气象要素预报效果对比  
Table 2 Comparison of prediction effects of different meteorological elements

气象要素	$\delta_{\text{POD}}$	$\delta_{\text{FAR}}$	$\delta_{\text{RMSE}}$	$\delta_{\text{MAE}}$
10 m 风速	0.897	0.104	1.385 m/s	0.974
小时降雨	0.887	0.239	1.751 mm/h	1.057
雷电流强度	0.795	0.381	4.033 kA	1.271

可以看出,10 m 风速的均方根误差为 1.385 m/s,命中率为 0.897,空报率为 0.104;小时降雨的均方根误差为 1.751 mm/h,命中率为 0.887,空报率为 0.239;雷电流强度均方根误差为 4.033 kA,命中率为 0.795,空报率为 0.381。说明该气象预报模型对风雨雷预报的数值误差均较小,与实际观测吻合度较高;10 m 风速和小时降雨量的落区预报命中率均接近 90%,空报率较低,具有较好的预报准确性。

### 4.2.2 强对流风雨雷预报模型验证

将雷达序列外推结果输入强对流风雨雷预报模型,进行强对流气象要素预报,得到 10 m 风速、小时降雨和雷电流强度预报结果,模型输出的预报值与真实值对比如图 9—图 11 所示。同时,由雷电流强度预报结果,计算得到该输电走廊上落雷密度为 0.01 次/ $\text{km}^2$ 。

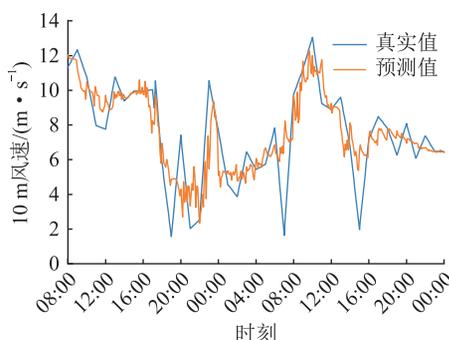


图 9 基于气象雷达的强对流 10 m 风速预报值与真实值对比

Fig.9 Comparison of predicted and true values of 10 m wind speed in severe convection based on weather radar

整体来看,相比现在电力气象部门发布的 1 h

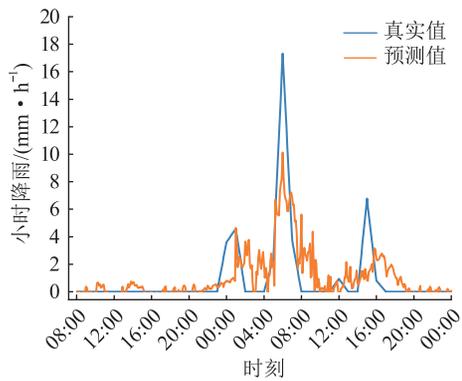


图 10 基于气象雷达的强对流小时降雨  
预报值与真实值对比

Fig.10 Comparison of predicted and true values of hourly rainfall in severe convection based on weather radar

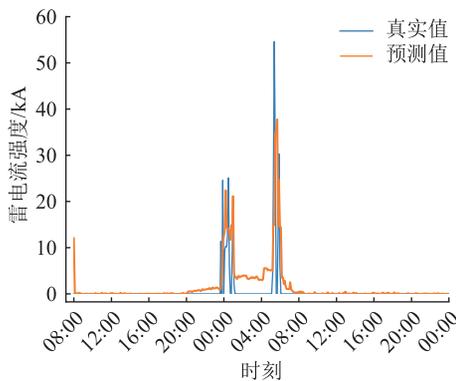


图 11 基于气象雷达的强对流雷电流  
强度预报值与真实值对比

Fig.11 Comparison of predicted and true values of lightning current intensity in severe convection based on weather radar

分辨率气象预报数据,基于气象雷达的强对流气象要素预报模型将预报时效提高到 6 min 一个预报点。每个气象要素分开来看,小时降雨和雷电流强度预报中在 2 个极值点处的预报存在误差,后续需要继续加强该模型对离群点的训练,而 10 m 风速预报效果较好。

#### 4.3 输电线路风险预警

将风雨雷预报数据输入输电线路风险预警模型中,计算得到线路综合故障概率时序变化,并依据风险等级发布预警讯号,如图 12 所示。需要说明的是,由于强对流天气下的风速多变,特别是飕线风,仅依靠气象雷达数据无法精确预测出具体的风向,因此在输电线路风偏放电概率计算中取最严重情形,即假设风向与输电线路走向垂直。

由图 12 可以看出,文中构建的基于气象雷达的输电线路预警模型预报该条线路在 9 月 12 日 09:30—09:48 的综合故障概率超过 80%,发布 I 级

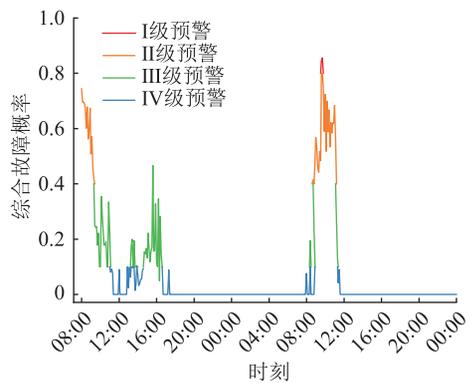


图 12 输电线路故障概率与风险预警结果

Fig.12 Faults probability and risk early warning results of transmission lines

红色预警讯号。实际该条输电线路记录在 09:36 由于大风而发生风偏故障。应用效果表明,文中所提强对流风险预警模型有效,且相比现阶段 1 h 分辨率的气象预报,既提高了预报的分辨率,又提高了预报时效,可以满足强对流天气下输电线路风险预警的需要。

## 5 结论

文中利用气象雷达拼图、风速和降雨量同化数据以及电网雷电定位数据,构建了基于深度学习的强对流风雨雷短临预报模型,用于开展输电线路风险预警,有效提升了中小尺度天气的预测能力,提高了输电线路强对流故障预警的预报时效。经过算例验证,得到结论如下:

(1) 雷达回波拼图是强对流天气监测和预报的重要数据源,文中构建了基于 LSTM 网络的雷达回波序列预测模型,实现了 1 h 的雷达回波趋势外推,可用于强对流天气下的风速、降雨和雷电预报。

(2) 利用雷达回波拼图作为输入,将风速、降雨量同化数据和电网雷电定位数据作为输出,训练得到深度学习网络模型,可实现每  $0.01^\circ \times 0.01^\circ / 6 \text{ min}$  一个格点,滚动预报未来 1 h 的强对流气象要素和落区。测试结果表明,10 m 风速的均方根误差为 1.385 m/s、命中率为 0.897,小时降雨的均方根误差为 1.751 mm/h、命中率为 0.887,雷电流强度均方根误差为 4.033 kA、命中率为 0.795,与实际观测吻合度较高,落区预报也取得了较好的效果。

(3) 采用强对流风雨雷临近预报结果,通过评估输电线路风偏、断线倒塔和雷击故障概率,开展强对流灾害风险预警,并在河南电网开展应用,案例分析表明所提方法可以用于电网强对流风险预警和电网运维决策指导。

应用情况表明,文中的雷达序列外推模型和小时降雨预报模型在极值处预报结果略微偏小,因此还需要在极值点预测方面进行效果提升。此外,对于小于 1 km 的微地形区域的预报效果也有待完善。后续研究可以通过加入更多极端强对流的案例样本或者加入每条故障线路设计参数作为特征值来训练模型。

参考文献:

- [1] 中国气象局国家气候中心. 中国气候公报(2022)[EB/OL]. (2023-03-24)[2023-11-27]. <https://www.cma.gov.cn>. China Meteorological Administration, National Climate Centre. China climate bulletin (2022)[EB/OL]. (2023-03-24)[2023-11-27]. <https://www.cma.gov.cn>.
- [2] 徐福聪,林锐,田正波,等. 近海台风区 500 kV 防风偏复合绝缘子研制及工程应用[J]. 电瓷避雷器,2023(6):179-186. XU Fucong, LIN Rui, TIAN Zhengbo, et al. Development and engineering application of 500 kV anti-windage yaw composite insulator in coastal typhoon area[J]. Insulators and Surge Arresters, 2023(6):179-186.
- [3] 康丽莉,陈科技,韩颂雨,等. 两次强对流天气对 500 kV 输电线路的影响[J]. 浙江电力,2023,42(3):79-87. KANG Lili, CHEN Keji, HAN Songyu, et al. Influence of two strong convective weather cases on a 500 kV transmission line[J]. Zhejiang Electric Power, 2023,42(3):79-87.
- [4] 葛玲玲,师春香,谷军霞,等. 强对流实况分析关键技术与产品研制进展和展望[J]. 气象科技进展,2023,13(3):14-21,28. GE Lingling, SHI Chunxiang, GU Junxia, et al. Progress and prospects of key technologies and product development for severe convective real-time analysis[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2023,13(3):14-21,28.
- [5] 俞小鼎. 多普勒天气雷达原理与业务应用[M]. 北京:气象出版社,2006. YU Xiaoding. Principle and operational application of Doppler weather radar[M]. Beijing:China Meteorological Press,2006.
- [6] 邹耀仁,王赞,王淑一,等. 基于卫星资料的大连地区强对流天气闪电活动特征[J]. 气象与环境学报,2021,37(4):128-133. ZOU Yaoren, WANG Yun, WANG Shuyi, et al. Characteristics of lightning activity during severe convective weather in Dalian area based on satellite data[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2021,37(4):128-133.
- [7] YANG L, ZHAO Q, XUE Y H, et al. Radar composite reflectivity reconstruction based on FY-4A using deep learning[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2022,23(1):81.
- [8] 肖艳姣,王珏,王志斌,等. 基于 S 波段新一代天气雷达观测的下击暴流临近预报方法[J]. 气象,2021,47(8):919-931. XIAO Yanjiao, WANG Jue, WANG Zhibin, et al. A downburst nowcasting method based on observations of S-band new generation weather radar[J]. Meteorological Monthly, 2021,47(8):919-931.
- [9] 崔春光,杜牧云,肖艳姣,等. 强对流天气资料同化和临近预报技术研究[J]. 气象,2021,47(8):901-918. CUI Chunguang, DU Muyun, XIAO Yanjiao, et al. Study on the technique of data assimilation and nowcasting of severe convective weather[J]. Meteorological Monthly, 2021,47(8):901-918.
- [10] 熊小伏,王建,袁峻,等. 时空环境相依的电网故障模型及在电网可靠性评估中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(15):28-35. XIONG Xiaofu, WANG Jian, YUAN Jun, et al. Temporal and spatial environments dependent power grid failure method and its application in power grid reliability assessment[J]. Power System Protection and Control, 2015,43(15):28-35.
- [11] 吴琛,苏明昕,谢云云,等. 基于 BP 神经网络的输电线路雷击故障预测[J]. 电力工程技术,2020,39(5):133-139. WU Chen, SU Mingxin, XIE Yunyun, et al. BP neural network based lightning fault prediction of transmission lines[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020,39(5):133-139.
- [12] 杨月,孙博,马晓忱,等. 融合注意力机制的输电线路故障概率预测模型[J]. 电力建设,2022,43(3):42-49. YANG Yue, SUN Bo, MA Xiaochen, et al. Prediction model of transmission line fault probability applying attention mechanism[J]. Electric Power Construction, 2022,43(3):42-49.
- [13] XUE J Y, MOHAMMADI F, LI X, et al. Impact of transmission tower-line interaction to the bulk power system during hurricane[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020,203:107079.
- [14] BI W Z, TIAN L, LI C, et al. Wind-induced failure analysis of a transmission tower-line system with long-term measured data and orientation effect[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023,229:108875.
- [15] 文屹,陈易飞,毛先胤,等. 500 kV 输电铁塔覆冰风险评估与加固措施[J]. 电力工程技术,2023,42(2):250-257. WEN Yi, CHEN Yifei, MA Xianyin, et al. Icing risk assessment and reinforcement measures of 500 kV transmission tower[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023,42(2):250-257.
- [16] MA L Y, CHRISTOU V, BOCCHINI P. Framework for probabilistic simulation of power transmission network performance under hurricanes[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022,217:108072.
- [17] 邓红雷,周晨,夏桥,等. 基于多维极值分布的风雨荷载下输电线路风偏放电概率分析[J]. 电力科学与技术学报,2021,36(2):67-75. DENG Honglei, ZHOU Chen, XIA Qiao, et al. Probability analysis of windage yaw discharge under wind and rain loads based on the multidimensional extreme value distribution[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021,36(2):67-75.
- [18] 王海涛,谷山强,吴大伟,等. 基于数值天气预报的输电线路风偏闪络预警方法[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(12):121-127.

- WANG Haitao, GU Shanqiang, WU Dawei, et al. Method for windage yaw flashover warning of transmission lines based on numerical weather prediction[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(12):121-127.
- [19] 郭志民, 王伟, 李哲, 等. 强对流天气下输电线路多因素风险动态评估方法[J]. *电网技术*, 2017, 41(11):3598-3608.
- GUO Zhimin, WANG Wei, LI Zhe, et al. Dynamic multi-risk assessment method of transmission lines under severe convective weather[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(11):3598-3608.
- [20] 胡家晖, 卢楚翰, 姜有山, 等. 深度学习模型 TAGAN 在强对流回波临近预报中的应用[J]. *大气科学*, 2022, 46(4):805-818.
- HU Jiahui, LU Chuhan, JIANG Youshan, et al. Application of deep learning model TAGAN in nowcasting of strong convective echo[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 2022, 46(4):805-818.
- [21] 尹麒名, 甘建红, 漆慧, 等. 一种改进的循环神经网络雷达图像外推算法[J]. *气象科技*, 2021, 49(1):18-24, 45.
- YIN Qiming, GAN Jianhong, QI Hui, et al. An improved algorithm of radar image extrapolation based on recurrent neural network[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2021, 49(1):18-24, 45.
- [22] 陈家慧, 张培昌. 用天气雷达回波资料作临近预报的 BP 网络方法[J]. *南京气象学院学报*, 2000, 23(2):283-287.
- CHEN Jiahui, ZHANG Peichang. The back propagation network method for nowcasting using weather radar data[J]. *Journal of Nanjing Institute of Meteorology*, 2000, 23(2):283-287.
- [23] 黄兴友, 马玉蓉, 胡苏蔓. 基于深度学习的天气雷达回波序列外推及效果分析[J]. *气象学报*, 2021, 79(5):817-827.
- HUANG Xingyou, MA Yurong, HU Suman. Extrapolation and effect analysis of weather radar echo sequence based on deep learning[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2021, 79(5):817-827.
- [24] 廖峥, 熊小伏, 李新, 等. 基于 BP 神经网络的输电线路舞动预警方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(19):154-161.
- LIAO Zheng, XIONG Xiaofu, LI Xin, et al. An early warning method of transmission line galloping based on BP neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(19):154-161.
- [25] WANG Y B, WU H X, ZHANG J J, et al. PredRNN: a recurrent neural network for spatiotemporal predictive learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(2):2208-2225.
- [26] 张露, 颜宏文, 马瑞. 基于改进 DBSCAN-RNN 的电力负荷建模及可调特征提取[J]. *智慧电力*, 2023, 51(3):39-45.
- ZHANG Lu, YAN Hongwen, MA Rui. Power load modeling and adjustable feature extraction based on improved DBSCAN-RNN[J]. *Smart Power*, 2023, 51(3):39-45.
- [27] 赵振兵, 强一凡, 李信, 等. 基于改进循环神经网络的配电网超短期功率预测方法[J]. *电力科学与技术学报*, 2022, 37(5):144-154.
- ZHAO Zhenbing, QIANG Yifan, LI Xin, et al. Ultra-short-term power prediction method of distribution network based on improved recurrent neural network[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2022, 37(5):144-154.
- [28] JING J R, LI Q, PENG X. MLC-LSTM: exploiting the spatio-temporal correlation between multi-level weather radar echoes for echo sequence extrapolation[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2019, 19(18):3988.
- [29] 曹志强, 陈洁. 智能电网中基于批标准化 LSTM 的互感器故障诊断技术[J]. *电力科学与技术学报*, 2023, 38(6):152-158.
- CAO Zhiqiang, CHEN Jie. Online monitoring and fault diagnosis technology of transformers based on the LSTM with batch normalization[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38(6):152-158.
- [30] 朱育钊, 方文田, 方逸越, 等. 基于多源信息融合的金属氧化物避雷器运行状态评价方法[J]. *电瓷避雷器*, 2023(3):24-30, 37.
- ZHU Yuzhao, FANG Wentian, FANG Yiyue, et al. Evaluation method of metal oxide surge arrester operation state based on multi-source information fusion[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2023(3):24-30, 37.
- [31] 许道林, 谢兵, 伍毅, 等. 基于多层双向递归神经网络的短期电力负荷预测[J]. *电力电容器与无功补偿*, 2022, 43(2):96-104.
- XU Daolin, XIE Bing, WU Yi, et al. Short-term power load prediction based on multilayer bidirectional recurrent neural network[J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2022, 43(2):96-104.
- [32] 熊小伏, 王伟, 王建, 等. 基于天气雷达数据的强对流天气下输电线路风偏放电预警方法[J]. *电力自动化设备*, 2018, 38(4):36-43.
- XIONG Xiaofu, WANG Wei, WANG Jian, et al. Early warning method for wind swing discharging of transmission lines under severe convective weather based on weather radar data[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(4):36-43.
- [33] 梁宇, 周腊吾, 魏瑞增, 等. 基于雷达组合反射率的架空线路走廊雷电风险预警[J]. *南方电网技术*, 2020, 14(10):55-64.
- LIANG Yu, ZHOU Lawu, WEI Ruizeng, et al. Lightning risk early warning for overhead line corridors based on radar combined reflectivity[J]. *Southern Power System Technology*, 2020, 14(10):55-64.
- [34] 翁世杰. 架空输电线路大风灾害预警方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
- WENG Shijie. Research of wind disaster early warning method for overhead transmission lines[D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.
- [35] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 110 kV~750 kV 架空输电线路设计规范: GB 50545—2010[S]. 北京: 中国计划出版社, 2010.

Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Code for design of 110 kV ~ 750 kV overhead transmission line; GB 50545-2010[S]. Beijing: China Planning Press, 2010.

- [36] 中国气象局. 临近天气预报检验: QX/T 204—2013[S]. 北京: 中国气象出版社, 2014.  
China Meteorological Bureau of the People's Republic of China. Method of nowcasts verification: QX/T 204-2013[S]. Beijing: China Meteorological Press, 2014.

作者简介:



寇晓适

寇晓适(1978),男,博士,教授级高级工程师,从事电网防灾减灾相关工作(E-mail: 249590757@qq.com);

王德琳(1999),女,硕士在读,研究方向为电网风险评估与气象灾害预警;

柯佳颖(1997),女,博士,工程师,从事电力气象分析与应用相关工作。

## Risk early warning method of severe convective disasters for transmission lines based on radar echo and LSTM

KOU Xiaoshi<sup>1</sup>, WANG Delin<sup>2</sup>, KE Jiaying<sup>1</sup>, WANG Jian<sup>2</sup>, WANG Chao<sup>1</sup>, LIU Shanfeng<sup>1</sup>

(1. State Grid Henan Electric Power Company Research Institute, Zhengzhou 450052, China;

2. Sate Key Laboratory of Power Transmission Equipment Technology (Chongqing University), Chongqing 400044, China)

**Abstract:** In severe convective weather, transmission lines are prone to lightning strikes, wind swings, rain flashes and other faults that threaten the safe operation of the power grids. To overcome the problem that the existing nowcasting cannot fully meet the demand for refined weather forecasts for transmission line risk warning, a deep-learning-based nowcasting model of severe convective is constructed in this paper. The model is built by using meteorological radar echo image, assimilated data of wind speed and rainfall, lightning location data of the power grid and it is used to carry out early warning of transmission line risks. First, an long short-term memory (LSTM) network-based forecasting model of severe convective meteorological elements is constructed by taking the meteorological radar echo and its time-series extrapolation data as inputs, and assimilated data of wind speed and rainfall, lightning density, lightning current intensity as outputs. Then, combined with the wind, rain, and lightning forecast output from the model, the risk of wind swing, lightning strike, and tower collapse in the transmission corridor grid is evaluated. The fault probability of the transmission line is calculated in a comprehensive way for risk early warning. Finally, a case of successful early warning of severe convective weather processes in a province in September 2023 is demonstrated, which demonstrates the ability of the proposed method to improve the risk early warning capability of transmission lines under severe convective weather.

**Keywords:** transmission lines; severe convective disasters; risk early warning; radar echo; long short-term memory (LSTM) network; wind swing discharge

(编辑 方晶)