

# 基于山区大气电场演变特征与雷电定位数据的雷电临近预警方法

齐玥<sup>1</sup>, 杨庆<sup>1</sup>, 王科<sup>2</sup>, 胡逸<sup>1</sup>, 徐肖伟<sup>2</sup>

(1. 输配电装备技术全国重点实验室(重庆大学), 重庆 400044;

2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 昆明 650217)

**摘要:** 由于高原山区雷暴活动具有尺度小、离散性强的特点, 实现山区重点资源区域的雷电灾害准确预警存在较大困难。考虑到雷暴时空演变与地面大气电场特征的关联关系, 提出了一种基于大气电场监测数据与实时雷电定位信息的山区雷电临近预警方法。通过分析典型高原山区不同雷暴发展情况下的大气电场演化特性, 发现山区大气电场可作为雷电定位数据的补充源, 充分表征雷云剧烈放电和雷暴临近发展的特征信息。在预警过程中, 首先将大气电场形态学梯度提取的快速抖动、暂态突变特征与时空匹配的地闪活动特征输入堆叠稀疏自编码器网络模型, 判断监测区域附近是否出现雷云放电迹象, 再利用雷暴距离变化或者电场波形变化判断雷电活动的临近趋势, 最后综合两者的结果完成半径 15 km 监测区域的雷电活动短时预警。在 2023 年云南山区雷雨季节的雷暴算例分析中, 通过双源数据共同提取的山区雷暴活动预警特征的有效识别, 可以实现预警准确率为 90%, 约 44% 的警报提前时间不小于 30 min。

**关键词:** 高原山区; 大气电场特征; 雷电定位数据; 雷电临近预警; 堆叠稀疏自编码器网络

## Lightning Warning Methodology Based on Evolution Characteristics of Atmospheric Electric Field and Lightning Location Data in Mountainous Regions

QI Yue<sup>1</sup>, YANG Qing<sup>1</sup>, WANG Ke<sup>2</sup>, HU Yi<sup>1</sup>, XU Xiaowei<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Electric Power Research Institute, Yunnan Power Grid Company Ltd., Kunming 650217, China)

**Abstract:** Due to the small scale and strong dispersion of lightning activity in plateau mountainous regions, it is difficult to implement accurate early warning of lightning disaster for key resource areas. Therefore, the correlation between the spatial and temporal evolution of thunderstorms and the characteristics of ground atmospheric electric field is taken into consideration, and a lightning warning methodology in mountainous regions based on ground atmospheric electric field apparatus and real-time lightning location system is proposed. By analyzing the evolution characteristics of atmospheric electric field under different thunderstorm development conditions in typical plateau mountainous regions, it is found that the atmospheric electric field can be used as a supplement to lightning location data, which fully represents the characteristics of severe discharge of thunderclouds and approaching development of thunderstorms. In the early warning process, the fast jitter and transient change characteristics from the morphological gradient of atmospheric electric field as well as the matched spatial and temporal distribution of cloud-to-ground lightning flash are input into the stacked sparse auto-encoder model, to indicate whether there is the existence of electrification in nearby thunderclouds. Secondly, the approaching trend of thunderstorm activity is determined by the thunderstorm distance variation or the electric field waveform pattern. Finally, the upcoming lightning activity in a localized area with a radius of 15 km is forecast based on the combined results. The case study in the mountainous regions of Yunnan province during the thunderstorm season of 2023 reveals that the effective identification of the early warning features of lightning activity extracted from the dual-source data can achieve the early warning accuracy of 90%, and about 44% of the warning time leads at least 30 min.

**Key words:** plateau mountainous regions; atmospheric electric field characteristics; lightning location data; lightning nowcasting; stacked sparse auto-encoder network

## 0 引言

研究发现, 雷电地闪分布会受到海拔和地形的影响, 导致高原山区通常表现为地闪密集地区<sup>[1-2]</sup>, 容易造成设备雷击故障和生命财产损失。雷电临近预警作为主动防雷的手段之一, 现行预警方法多基于雷达<sup>[3]</sup>和卫星<sup>[4]</sup>等气象观测数据进行。由于山区对流活动受到地形、气候影响复杂<sup>[5-6]</sup>, 雷电活动呈现尺度小、分散性强的特征, 导致气象观测数据获取难度大、时效性弱, 难以实现局部区域的短时预警<sup>[7-8]</sup>。因此, 基于反映雷电实时演变过程的数据特征进行雷电临近预警研究, 对提高雷电短时预警能力, 减少山区电网、油库等重点资源区域的雷电危害具有重要意义。

雷电定位系统能够实时准确的获取有关雷电时空发展的统计数据, 许多学者基于雷电监测数据进行雷电临近预警<sup>[9-11]</sup>。文献[12]将雷电探测系统的实时地闪信息作为卫星红外图像的补充, 提高了雷电短时预测性能。文献[13]将气象因素和雷暴云质心位置数据输入极限梯度提升模型, 来预测雷暴到输电线路的距离。此外, 大气电场仪可以测量雷电过程引起的地面电场变化, 直接反映雷暴云的荷电状态, 在雷电预警中有着重要地位<sup>[14-16]</sup>。文献[17]通过稀疏自动编码器提取电场时序数据特征以构建可视化图像, 并基于改进的 ResNet50 模型预测雷电发生。文献[18]通过对大气电场信号进行集成经验模态分解、压缩特征和 LSTM 网络分类, 来快速实现雷暴的临近预警。

由于雷暴发生一段时间后, 才能获取足够的雷电定位数据预测雷暴云的移动轨迹, 而持续监测的大气电场数据可以弥补雷电定位系统用于雷电临近预警的不足。文献[19]发现电场测量与雷电数据的结合更有益于山区场景下的雷电临近预警。文献[20]提出一种大气电场测量和雷电定位数据结合的区域雷电预警方法, 为特定山区设置了阈值判据, 但是电场幅度、差分阈值判断方法在复杂山区环境中的普适性较差。因此, 基于多源数据的雷电临近预警问题广泛引入了机器学习算法<sup>[21-22]</sup>。文献[23]将天气雷达、大气电场仪和雷电定位系统的时空序列数据作为基于 Conv-LSTM 模块的编码-预测模型的输入来预报雷暴活动。然而, 目前上述方法大多同时将多源数据堆叠输入模型, 且大气电场和雷电定位数据之间的关联分析尤为缺乏。

鉴于以上分析, 本文考虑到雷暴活动与地面大气电场演变过程之间的关联性, 开展山区大气电场演变特征和雷电定位数据结合的雷电预警方法研究, 以提升雷电短时预警准确率, 降低虚警率。本文首先分析典型山区不同雷暴发展情况下地面大气电场的演变特性, 对实测电场数据采用形态学梯度变换, 提取电场快速抖动和突变的特征值, 结合电场时序对应的地闪活动特征, 作为堆叠稀疏自编码器模型的输入, 然后利用雷暴距离变化和电场波形结构特征判断雷暴云靠近预警区域的趋势, 综合以上结果发出雷电预警信号。最后, 用本文的预警方法对云南山区雷暴活动进行算例验证。

## 1 山区大气电场演变特征与雷电定位数据的关联分析

### 1.1 大气电场及雷电定位数据采集

基于场磨式 MEMS 电场传感器, 本文研制了一套地面大气电场监测系统, 系统结构如图 1 所示。电场监测系统主要由传感单元、中央控制处理单元和无线传输单元组成。由 MEMS 电场传感器获取的地面静电场信号通过数据分析处理后经无线通讯模块远程传输至后台监控系统。大气电场监测装置的响应时间为 1 s, 探测半径为 15~20 km。

通过标定测试实验验证了 MEMS 大气电场传感器的输入电场与输出电压之间的良好线性关系, 如图 2 所示。可以看出, 该 MEMS 电场传感器对输入电场的线性响应可达到 50 kV/m, 测量误差最大为 3.68%, 探测灵敏度为 6.37 mV/(kV/m), 基本符合地面大气电场的观测需求<sup>[24]</sup>。

本文采用的云南山区 2023 年夏季雷暴高发期的雷电定位数据由云南省电力科学研究院提供, 源自于华坪配网高精度短基线雷电监测系统。该系统通过定向时差综合法对雷电地闪进行定位, 实时获取地闪发生的相关信息, 包括云对地雷击的发生时间、位置、雷电流幅值和极性、回击次数参数。雷电定位系统的单站探测效率达到 95%以上, 定位精

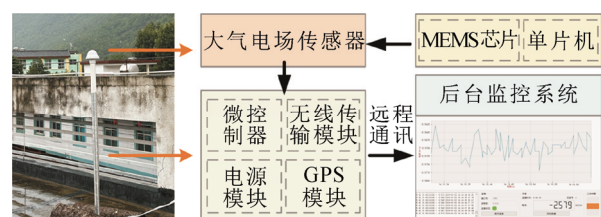


图 1 大气电场监测系统

Fig.1 Atmospheric electric field monitoring system

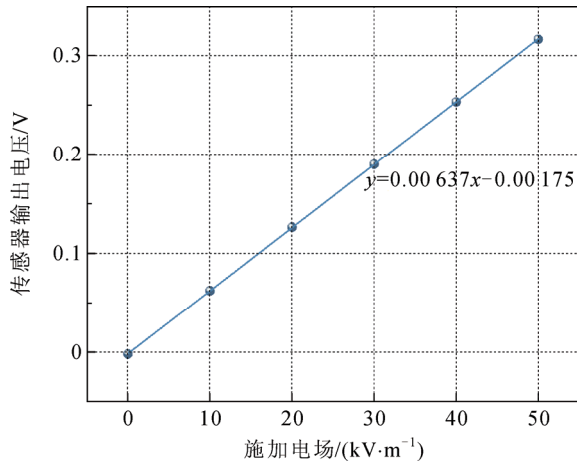


图2 MEMS 电场传感器标定测试曲线

Fig.2 Calibration test curve of MEMS electric field sensor

度优于 500 m, 满足国标 GB/T 40619—2021 要求<sup>[25]</sup>。

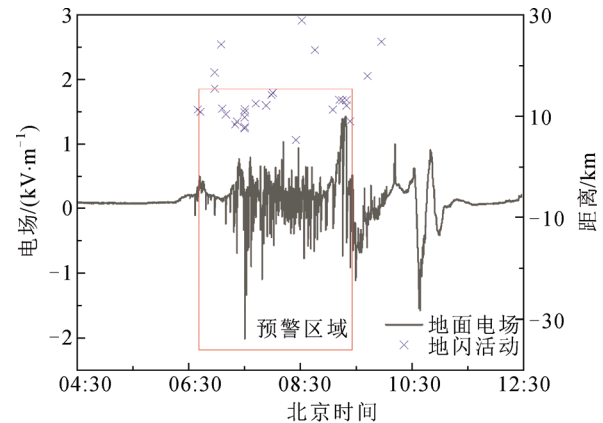
### 1.2 不同雷暴发展情况下的大气电场演变特征

根据大气电场传感器的有效探测范围, 本文选取以大气电场传感器为圆心、半径为 15 km 的区域作为预警区域。监测系统在云南省丽江市华坪县进行了高原山区大气电场试点观测实验, 目前已获取了共计 40 组雷暴活动经过预警区域时的地面电场时序。将采集的地面电场样本与预警区域附近的雷电定位数据进行时空匹配处理, 如图 3 所示。相关研究表明, 在非高原地区只有约 10% 的雷暴是直接发生在头顶形成的<sup>[17]</sup>。而本文统计分析发现, 雷暴过程中的首次地闪直接发生在预警区域内的情况占比 50%, 地闪活动首先发生在其他地方随后发展至预警区域内的情况也占 50%。可以说明高原山区的雷暴活动在区域上空直接形成的可能性较大。

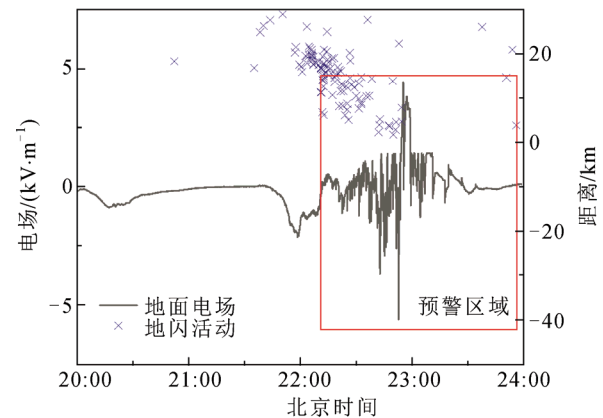
然而, 对于雷电活动直接发生在预警区域内的情况, 单一的雷电定位资料无法在首次地闪发生前提供早期预警信息。因此, 对山区雷暴发展过程的大气电场演变特征与雷电定位数据进行关联分析, 可以通过双源信息互补来提高雷电预警效率。

#### 1.2.1 雷云放电现象

对于不同的雷暴发展情况, 分析预警区域内发生地闪活动前共有的地面大气电场特性。当预警区域附近的雷云电荷积累到一定程度而发生击穿时, 大气电场波形会产生突变现象。与文献[26]中平原地区雷电活动的大气电场特征相比, 云南山区雷暴过境期间的大气电场突变抖动现象更加突出。这与山地高原更易发生雷电击穿, 地闪概率较大<sup>[2]</sup>的实际情况相符合。并且, 在高原地区发生首次地闪之



(a) 首次地闪发生在预警区域内



(b) 首次地闪发生在预警区域外

图3 地面电场信号及其匹配的地闪活动

Fig.3 Ground electric field signal and its matched cloud-to-ground lightning activity

前通常伴有持续时间较长的云内放电<sup>[27]</sup>, 故大气电场仪在首次地闪直接发生于预警区域前也能探测到电场时序的快速抖动现象。

本文利用形态学梯度获取电场数据的细节分量。形态学梯度表示为:

$$G = (f \oplus g) - (f \ominus g) \quad (1)$$

式中:  $f$  为电场数据;  $g$  为结构元素;  $\oplus$  为膨胀运算;  $\ominus$  为腐蚀运算。此变换具有取局部极大值和极小值的形态滤波效果, 能够抑制电场波形中变化较为平缓部分、放大波形中的暂态突变特征<sup>[28]</sup>。选长度为 3 的水平直线型结构元素对图 3 进行形态学梯度提取, 对应结果如图 4 所示。预警区域内发生地闪活动前约 30 min, 大气电场梯度波形逐渐开始表现出冲击特征。距离观测点 30 km 范围内发生地闪活动时, 对应电场梯度波形产生剧烈跳变。即使事先没有地闪活动发生, 也可以观测到电场突变特征, 这是由附近雷云的云闪活动引起的。因此, 若预警区域发生首次地闪之前雷电定位系统没有观测到地闪



活动, 雷云放电引起的电场时序突变跳动可作为雷电活动预警的补充特征。

为了量化大气电场突变特征与雷电活动情况的关联程度, 引入了一种相关性指标。距离相关系数(distance correlation, dCor)易于在任意维度上实现综合独立性检验, 且当相关性结构为非线性时, dCor 检验可能更有效<sup>[29]</sup>, 可用于分析地闪时空特征与大气电场梯度之间的关联关系。通过计算预警区域发生雷暴之前的地闪经纬度坐标与大气电场梯度的距离相关系数, 发现地闪空间位置与大气电场梯度的关联性指标基本稳定在 0.7 以上, 两者具有较强的相关性, 说明大气电场梯度可以补充反映地闪时空分布的特征信息。

### 1.2.2 雷暴临近趋势

本文基于 10 min 时间单元内同一雷暴云的地闪活动位置均值来确定雷暴质心的地理位置, 再通过连接相邻两个时间单元的质心来实现雷暴时空演变的追踪。其中, 使用 DBSCAN 聚类算法<sup>[30]</sup>对时间单元内的地闪进行分类识别, 将时间单元的搜索邻域半径设为 25 km, 邻域中的地闪数量阈值设为 10。当时间单元内发生地闪小于 10 次时, 可以认为这些地闪属于离散的偶发落雷点<sup>[31]</sup>。对 7~10 月的雷电定位数据进行统计分析, 发现预警区域内的雷暴活动中偶发性落雷事件占比超过 50%。因此, 处理雷电定位数据时不能忽略山区离散的雷暴活动。图 5 显示了一次雷暴事件发展至预警区域中的追踪情况, 蓝色十字表示每次地闪活动, 用于计算雷暴质心, 将每个连续的质心用黄线连接起来, 表示雷暴的移动轨迹。以雷暴质心与观测点距离小于 30 km 为初始点, 30 min 后雷暴单元距离观测点接近 15 km, 同时有地闪活动进入预警区域。

为了提取雷暴引起的缓慢电场变化趋势, 使用 300 s 平均法来对大气电场监测装置采集的原始电场波形进行平滑去噪处理, 避免由于雷电放电导致的电场快速变化。图 5 中雷暴活动轨迹对应的电场缓慢变化曲线如图 6 所示。在附近山体地形的屏蔽影响下, 预警区域内发生地闪前地面电场幅值较小, 大多低于传统阈值法的雷电预警阈值(2 kV/m)<sup>[32]</sup>。同时, 随着雷暴活动与观测点距离的减小, 测量的地面电场强度可能表现出缓慢增大到峰值后又减小的变化趋势。

地闪活动的迁移一定程度上意味着雷暴云的移动, 故通过有限元法仿真真实山地地形下雷暴云

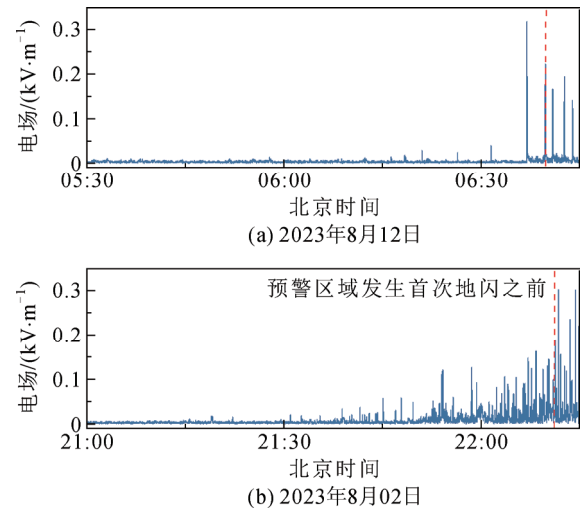


图 4 预警区域发生雷暴活动前的大气电场形态学梯度  
Fig.4 Morphological gradient of atmospheric electric field preceding the thunderstorm in the warning area

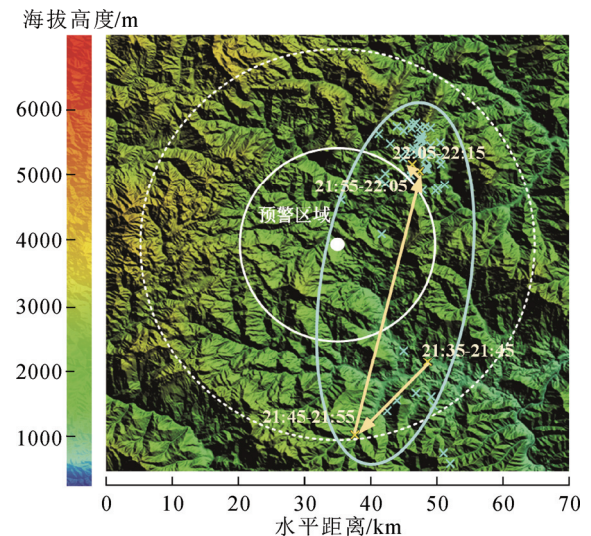


图 5 2023 年 8 月 2 日的雷暴活动追踪

Fig.5 Tracking the lightning activity for the data of August 2nd of 2023

产生的地面电场<sup>[33]</sup>, 获得雷暴云靠近不同观测点过程中的地面大气电场演变特性, 如图 7 所示。可以发现, 随着雷暴云与观测点的距离减小, 地面电场强度均出现先增加后减弱的变化规律, 与实测结果较为一致。

由于受到不规则起伏地形的影响, 雷暴云沿不同轨迹靠近同一观测点的电场幅值具有明显差异。例如, 在 10 km 范围内与观测点等距离的雷暴云模型引起的电场幅值差可达到 1.1 kV/m。此外, 不同海拔位置观测到同一雷暴云的地面电场幅值也存在差距, 海拔较高的观测点计算的雷暴云电场强度较大。然而, 当雷暴云与观测点距离大于 6 km 时,

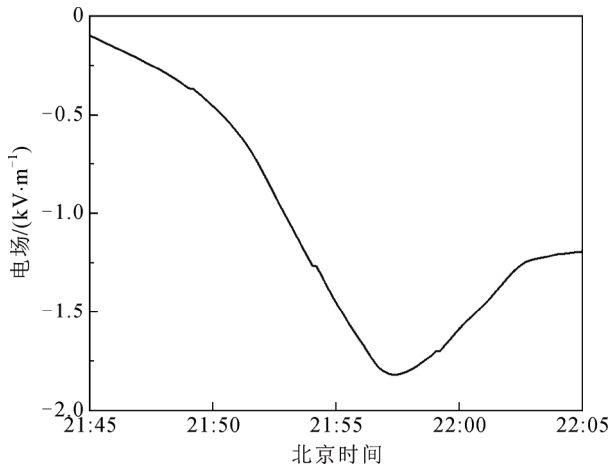


图6 2023年8月2日雷暴临近过程的电场变化

Fig.6 Electric field change for the thunderstorm approach of August 2nd of 2023

地面电场曲线的斜率逐渐趋于相等, 近似为  $1.2 \text{ kV/m}\cdot\text{km}^{-1}$ 。在无法获取雷电定位数据以监测雷暴移动轨迹时, 利用该电场波形变化特征一定程度上可以表征雷暴云的临近发展趋势, 进而估计预警区域内发生雷电活动的概率。

综合以上分析, 本文总结出雷暴活动经过预警区域之前地面大气电场波形与匹配雷电定位数据的关联特性, 可作为山区雷电临近预警的特征信息。一方面, 预警区域周围地闪活动的时空分布特征及大气电场的快速抖动与突变特征结合用以反映预警区域附近的雷云存在放电现象。另一方面, 雷暴相对观测点的位置变化与大气电场波形结构特征结合用以反映雷暴活动向预警区域的靠近趋势。

## 2 多源数据处理与特征参量提取

本文选取长度为 60 min、间隔为 2 min 的滑动时间窗口, 根据山区条件下雷暴经过预警区域的地闪活动与地面电场演变的关联分析, 对时间窗口内的雷电定位数据和大气电场时序提取表征雷云放电现象和雷暴临近趋势的特征量。

### 2.1 雷电定位数据

如图 5 所示, 山区雷暴地闪活动的时空演变过程表现出明显的离散性<sup>[34]</sup>, 相邻时间单元的雷暴质心空间位置可能出现距离较大的跳跃。这是由于雷暴活动具有一定的地形依赖性, 山体的存在可能影响雷暴的移动轨迹<sup>[31]</sup>。然而, 雷暴整体上呈靠近观测点的运动趋势<sup>[30]</sup>。因此, 本文考虑将二维经纬度坐标转化为雷暴质心与观测点距离的一维时间序

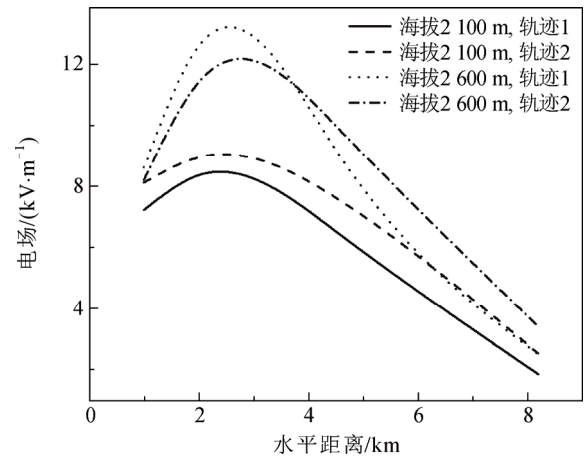


图7 仿真地面电场变化趋势

Fig.7 Change trend of the simulated ground electric field

列, 以实现双源数据维度的统一。

通常频繁发生地闪活动的附近继续发生雷击事件的机率相对更高。本文统计发现, 当雷暴活动进入预警区域的 2 倍半径范围时, 约 80% 的雷暴活动随后发展至预警区域以内。根据山区雷暴的平均移动速度约为  $30 \text{ km/h}$ <sup>[31]</sup>, 当 30 km 范围内观测到雷电活动时, 可以对预警区域未来 30 min 的雷暴发生情况进行预测。因此, 可以通过地闪时空分布特征来表征预警区域附近的雷电放电现象: 若时间窗口内发生两次及以上地闪的雷暴单元距离观测点小于 30 km, 本文设为 1, 否则设为 0。

此外, 利用雷暴单元与观测点的距离变化进行山区雷暴临近趋势判断。当一个时间单元的雷暴质心与观测点的距离小于前一时间单元的雷暴质心与观测点的距离, 则认为雷暴呈现出靠近预警区域的运动趋势。

### 2.2 电场快速抖动与突变特征

图 4 中的电场形态学梯度数据能够有效提取出突变幅值并使所有的突变极性转换为正极性, 有助于进一步提取电场的快速抖动和突变特征量。不同天气条件下的环境电场可能具有差异, 因此本文更加关注大气电场信号在时间序列前后的变化情况。

#### 1) 跳变总和比值和跳变均值比值

将滑动时间窗口等分成时长均为 30 min 的两个窗口, 当雷云频繁放电导致的电场快速抖动信号到达时, 前一窗口中的形态学梯度波形开始出现比后一窗口数量更多、振幅更大的抖动极值。因此计算滑动时间窗口的跳变总和比值和跳变均值比值:

$$\lambda_{\text{sum}} = \frac{\sum_{N_1} p_i}{\sum_{N_2} p_i} \quad (2)$$

$$\lambda_{\text{mean}} = \frac{\frac{1}{N_1} \sum_{N_1} p_i}{\frac{1}{N_2} \sum_{N_2} p_i} \quad (3)$$

式中: 时间窗口内梯度波形每一极值点的幅值为  $p_i$  ( $i=1, 2, \dots, N_1+N_2$ );  $N_1$  为前一窗口中的极值个数;  $N_2$  为后一窗口中的极值个数。 $\lambda_{\text{sum}}(\lambda_{\text{mean}})$  为前一窗口内所有极值点的幅值总和(平均值)与后一窗口内所有极值点的幅值总和(平均值)的比值。在非雷暴天气下仅存在背景噪声时,  $\lambda_{\text{sum}}(\lambda_{\text{mean}}) \approx 1$ , 雷暴云的放电现象引起电场发生剧烈快速抖动时, 相应的  $\lambda_{\text{sum}}(\lambda_{\text{mean}})$  值会出现偏离 1 的趋势。

### 2) 分段最值比

在干扰天气条件中, 最大的电场变化通常是由附近的雷暴引起的。为了表征雷暴云电荷量瞬时变化造成的大气电场突变程度, 引入前后两段时间窗口数据最值的比值来表示:

$$K_m = \frac{\max(G_1) - \min(G_1)}{\max(G_2) - \min(G_2)} \quad (4)$$

式中:  $G_1$  和  $G_2$  分别为前一窗口和后一窗口的形态学梯度数据。前一窗口中比后一窗口的数据突变幅度越大, 则分段最值比越大, 说明大气电场出现了一个更为显著的扰动。

### 3) 峭度

无扰动天气状态下的大气电场背景噪声分布通常呈现规律性, 而发生雷暴活动会使电场突变分布出现异常倾向。为了表征时间窗口内电场梯度波形中的突变分布情况, 采用峭度值进行表征:

$$K_{\text{kurt}} = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N \frac{(G(t) - \bar{G})^4}{\sigma^4} \quad (5)$$

式中:  $\bar{G}$  为时间窗口中形态学梯度  $G(t)$  的平均值;  $\sigma$  为时间窗口中形态学梯度  $G(t)$  的标准差;  $N$  为时间窗口内的电场采样点数。窗口内数据突变的分布越不均匀, 则峭度值越大, 适用于区别雷暴引起的大气电场突变和长期存在的环境噪声。

## 2.3 电场波形结构特征

根据 1.2.2 节雷暴临近发展的地面电场变化趋势分析, 发现雷暴云靠近观测点会导致地面电场出现一段时间的持续增强过程, 且电场强度增大斜率受山区地形影响较小。因此, 本文针对 300 s 平均

法过滤后的缓慢电场变化波形, 定义了信号的上升时间、上升陡度和信号能量作为电场波形结构的识别特征参量。

### 1) 上升时间

上升时间定义为时间窗口内平滑后波形 10% 峰值点上升到峰值点经历的时间:

$$T_r = t_p - t_{10\%p} \quad (6)$$

式中:  $t_p$  为峰值点对应的时刻;  $t_{10\%p}$  为上升到峰值的 10% 对应的时刻。雷暴临近引起的电场波形上升过程通常需要一定的时间。

### 2) 上升陡度

上升陡度定义为时间窗口内平滑后波形 10% 峰值点  $y_{10\%p}$  与峰值点  $y_p$  相连直线的斜率:

$$G_r = \frac{y_p - y_{10\%p}}{T_r} \quad (7)$$

由于气溶胶浓度变化<sup>[35]</sup>等影响, 非雷暴天气下的大气电场变化曲线存在缓慢波动现象, 而雷暴活动造成大气电场强度的上升陡度相对较大。

### 3) 能量

电场信号的能量定义为时间窗口内平滑后波形幅值的绝对值总和:

$$E_a = \sum_{t=1}^N |y_a(t)| \quad (8)$$

式中:  $y_a(t)$  为时间窗口中第  $t$  个采样点对应的电场幅值。随着雷暴云的靠近过程, 地面电场强度不断增大, 电场信号的能量会持续积累, 从而显著大于无持续扰动天气下的电场能量。

## 2.4 特征量选取

对上述电场变化特征进行 min-max 归一化处理, 将特征数据缩放至 [0,1] 范围内, 可以消除不同类型数据的量纲限制<sup>[36]</sup>。

$$C_1 = \frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \quad (9)$$

式中:  $C$  为电场变化特征参量;  $C_{\max}$  和  $C_{\min}$  分别为特征样本中的最大值和最小值;  $C_1$  为归一化后的特征参量。

其次, 利用随机森林算法<sup>[37]</sup>来评估特征参量对雷电预警效果的影响。图 8 为上述电场变化特征对雷电活动预警的袋外数据错误率指标, 指标值越大, 说明该特征对雷电活动预警的重要性越大。缓慢变化电场的能量参量对雷电预警目标的影响较小, 可以将其剔除。

### 3 雷电临近预警方法

#### 3.1 堆叠稀疏自编码网络

作为深度学习模型的自动编码器 (auto-encoder, AE), 能够在尝试让其输出端复制其输入的过程中对隐含层进行特征提取与参数学习。为了提高网络训练效率, 在隐含层中加入了稀疏性约束, 只保留少部分神经元处于激活状态。由于多层次表示会产生更有效的特征, 结合堆叠自编码器的多层堆叠方式和稀疏自编码器的稀疏性, 构建了

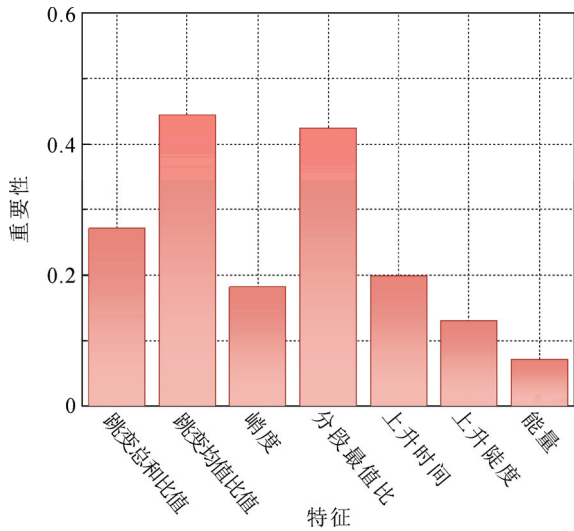


图 8 电场变化特征的重要性分析

Fig.8 Importance analysis of electric field variation characteristics

堆叠稀疏自编码网络用于预警区域附近雷云放电现象的快速有效识别。

首先使用自编码器以无监督方式单独训练各隐含层, 然后训练最终 softmax 层, 并将这些层连接在一起形成堆叠网络, 最终形成提取的双源数据特征集和雷暴云放电情况之间的映射关系, 如图 9 所示。该模型的输入参量包括时间窗口中的大气电场快速抖动与突变特征, 以及地闪时空分布特征。通过堆叠稀疏自编码网络来降低数据维度, 从而实现双源数据特征融合<sup>[38]</sup>。

为使堆叠稀疏自编码网络的损失函数最小, 通过量化共轭梯度法对权重矩阵  $W$  和偏置项  $b$  进行迭代更新。通过对整个 3 层网络执行反向传播, 基于训练数据以有监督方式重新训练网络来进行微调, 可以改进堆叠神经网络的效果。

#### 3.2 支持向量机算法

选取 7~8 月预警区域发生雷暴事件之前以及非雷暴天气下等长的电场时序, 统计分析电场变化波形的上升时间和上升陡度, 以有效辨识雷暴临近过程的典型电场变化波形。图 10 显示了不同天气状态下对以上两个特征参数的统计结果。图中基本可以划分为两个区域: 右上方区域对应为雷暴前期的电场波形特征, 上升时间和上升陡度均较大; 左下方区域对应非雷暴天气条件的结果。然而, 在此时的二维空间中不同类别的特征数据呈非线性分布, 难

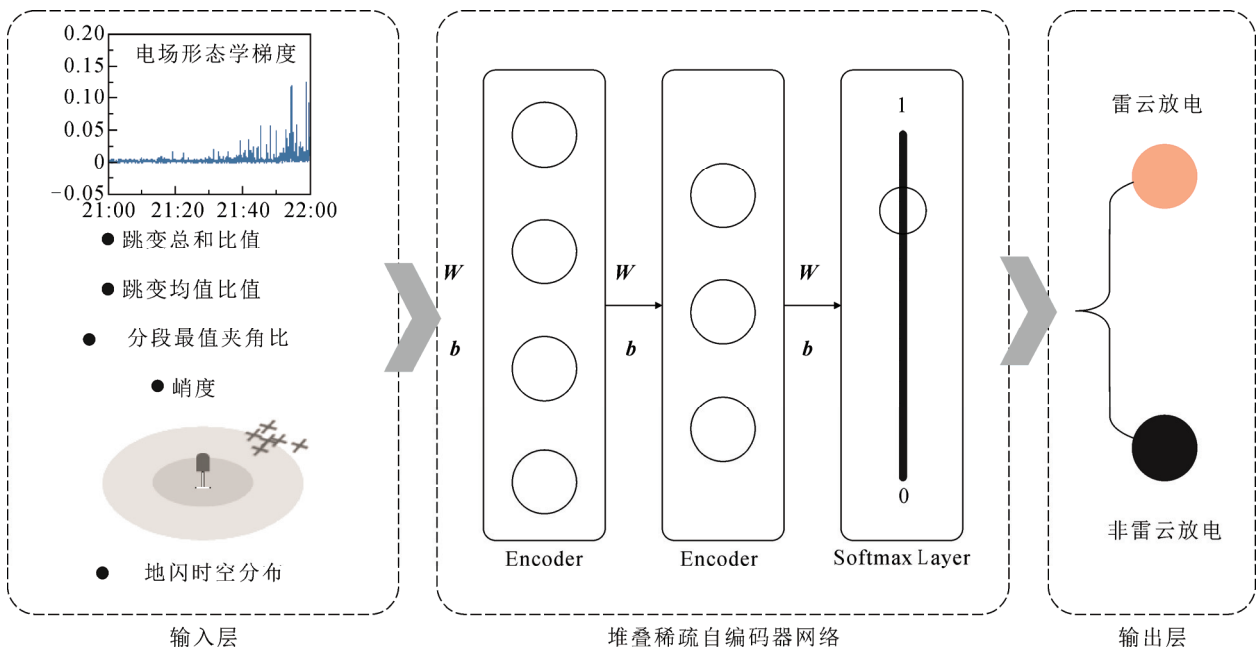


Fig.9 Structure of stacked sparse auto-encoder network



以通过线性方法进行区分。

为了对不同天气状态下的地面电场变化波形进行分类判断, 本文利用支持向量机算法将图 8 中的电场波形结构特征样本映射到高维空间来实现线性可分<sup>[39]</sup>。当连续两个时间窗口的电场波形被识别为雷暴天气, 则判断出现雷暴临近趋势。由于山区雷暴过程中可能出现地闪定位数据零散且信息量少的情况, 如果雷电定位系统没有监测到雷暴靠近预警区域的运动趋势, 则通过基于电场波形结构特征的支持向量机来识别雷暴的临近趋势, 从而实现双源信息互补。

### 3.3 样本不平衡处理

在云南山区雷暴活动的实际监测中, 雷暴活动经过预警区域的地面电场和雷电定位数据相比非雷暴天气下的数据非常稀少, 将出现正负样本的不均衡性。因此, 本文在算法和数据方面进行了一定的优化。在堆叠稀疏自编码网络模型中采用一种改进交叉熵的损失函数<sup>[40]</sup>, 以有效处理样本类别极度不平衡的问题。对特定区域短时间(2 h 以内)是否发生地闪事件进行预警是一个二分类问题。

$$L(y, p) = -\alpha \cdot y \cdot \ln(p) - (1-\alpha)(1-y) \cdot \ln(1-p) \quad (10)$$

式中:  $y$  表示样本的真实类别,  $y \in \{0, 1\}$ ;  $p$  表示  $y=1$  类的模型估计概率,  $p \in [0, 1]$ ;  $\alpha$  为  $y=1$  类的权重因子以平衡正负样本的重要性,  $\alpha \in [0, 1]$ , 本文中取为 0.75。这个损失函数可以让深度学习模型更加注重雷暴天气的特征样本, 赋予非雷暴天气的电特征样本一个更小的权重。

同时为了扩大雷暴活动经过预警区域的训练样本量, 丰富雷暴监测数据所表达的特征信息, 本文采用 A-SUWO 方法进行数据增强<sup>[41]</sup>。该方法采用半无监督分层聚类方法对少数样本进行聚类, 并基于分类复杂度来确定每个少数类子簇的过采样大小。然后根据少数类子簇到多数类的欧氏距离选择一个少数类样本  $a$ , 随机选取同子簇的一个最邻近样本  $b$ , 在  $a$  和  $b$  之间生成一个新样本  $c$ :

$$c = \beta a + (1-\beta)b \quad (11)$$

式中:  $\beta$  是 0 到 1 之间的随机数。

### 3.4 雷电预警方法流程

雷云剧烈放电和雷暴临近发展的预警特征在时间尺度上可能不同步, 因此本文利用堆叠稀疏自编码网络对预警区域附近的雷云放电现象进行识别后, 对识别雷云放电的时间窗口及其前后 60 min 的

时间窗口进行雷暴临近趋势判断。山区局部区域的雷电短时临近预警流程如图 11 所示。

在两个雷暴预警特征的识别中同时考虑了大气电场演变特征和匹配的雷电定位数据以实现双源信息互补。在判定预警区域附近存在显著雷云放电的基础上, 判断预警区域半径 2 倍范围内的雷暴相对距离是否减小, 并行判断大气电场缓慢变化曲线是否表现出雷暴云的临近发展趋势。这两个判断条

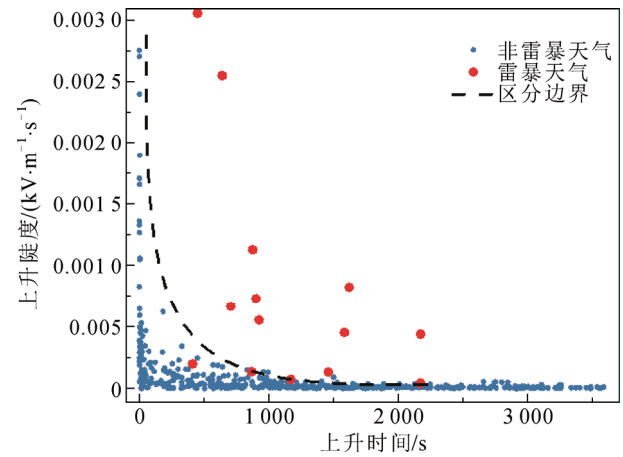


图 10 电场变化波形的特征变量分布

Fig. 10 Characteristic variable distribution of electric field waveform

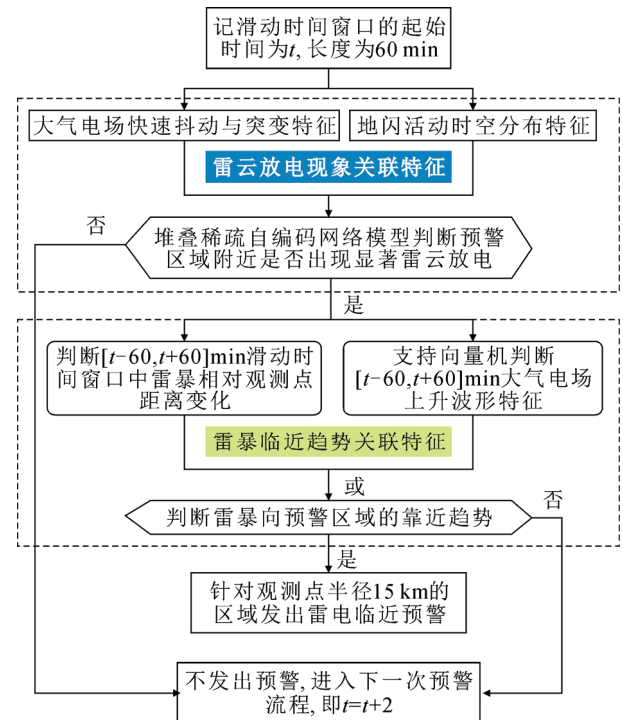


图 11 山区区域雷暴临近预警流程图

Fig. 11 Flow chart of thunderstorm early warning in mountainous regions



件是相互补充的,只要满足两者其一,则判定该监测区域短时间内发生雷暴的风险较大,此时发出预警信号。

#### 4 预警性能评估

本文基于以下4个参数进行预警性能评估:1)有效警报(effective alarm, EA)是在预警区域中发生地闪之前触发的警报;2)提前时间(lead time, LT)是从警报开始到预警区域内第一次出现地闪事件之间的时间;3)在没有提前警报的情况下预警区域内发生地闪的情况对应于警报失败(failure to warn, FTW);4)虚假警报(false alarm, FA)是指触发警报后预警区域中没有发生地闪的情况。

为评估本文提出预警方法的有效性和效率,采用预警准确率(probability of detection, POD) $P_{OD}$ 、虚警率(false alarm ratio, FAR) $F_{AR}$ 和成功指数(critical success index, CSI) $C_{SI}$ 3个评价指标进行分类统计<sup>[32]</sup>。计算表达式分别为:

$$P_{OD} = \frac{N_{EA}}{N_{EA} + N_{FTW}} \quad (12)$$

$$F_{AR} = \frac{N_{FA}}{N_{FA} + N_{EA}} \quad (13)$$

$$C_{SI} = \frac{N_{EA}}{N_{EA} + N_{FA} + N_{FTW}} \quad (14)$$

式中: $N_{EA}$ 、 $N_{FA}$ 与 $N_{FTW}$ 分别为测试样本中有效警报、虚假警报与警报失败的个数。

本文利用云南华坪山区的大气电场数据和雷电定位数据对所提出方法的预警效果进行校验。本文选取了华坪县龙洞观测点2023年7~8月共计120组60 min的数据样本用于模型训练,其中雷暴天气60组(实测20组、过采样40组),非雷暴天气60组(晴天、阴天、雨天各20组)。为了在触发雷电警报后有30 min的时间采取预防措施,本文选取提前时间为30 min的雷暴样本进行训练。随后选取9~10月期间采集的大气电场和雷电定位数据样本作为算例验证的测试集。

利用滑动时间窗口依次截取测试集的电场时序数据及其对应雷电定位数据,并提取出时间窗口的大气电场波形特征和雷暴活动时空特征,通过附近雷电放电识别和雷暴临近趋势判断的雷电预警模型预测监测区域未来2 h内是否发生雷暴。将本文预警方法的预报结果和实际观测结果联立,校验结果如表1所示。2次漏报地闪事件之前没有雷电历

史观测数据输入且电场变化曲线波动幅度小于0.15 kV/m,认为两种数据源均没有采集到雷暴相关信息,需结合气象条件才能准确判断。此外,一部分误报事件是由预警区域外的地闪活动引起的,雷暴发展过程中呈现出靠近趋势但并未进入预警区域,可能是山区地形限制了雷暴的位移。一部分误报事件是由强降雨活动引起的,通常山区雷暴过程会伴随着降雨现象,因此两者的地面电场变化特征混叠,难以完全区分。

图12显示了有效警报条件下的提前时间分布情况,统计发现,LT的变化范围主要集中在2~60 min,符合雷电活动短时预警的要求。有效警报中不小于30 min、15 min、5 min的LT分别占约44%、61%、89%。其中,最长的提前时间可达到97 min。对于本文在山区获取的测试算例,雷电临近预警的LT超过30 min的比例高于传统预警方法<sup>[17]</sup>,在警报信号发出后更有可能具备充足的时间进行设备调控和人员撤离。

为了测试基于双源数据提取的山区雷暴活动预警特征的有效性,本文对比了只考虑雷电放电辨识模型与只考虑雷暴临近趋势判断的情况;为了验证本文提出的雷电预警方法在山区场景下的先进性,与文献[19]、文献[17]的雷电预警方法进行对比,

表1 本文预警方法的性能统计

预警结果	实际发生雷暴次数	实际未发生雷暴次数
触发预警	18	5
未触发预警	2	195

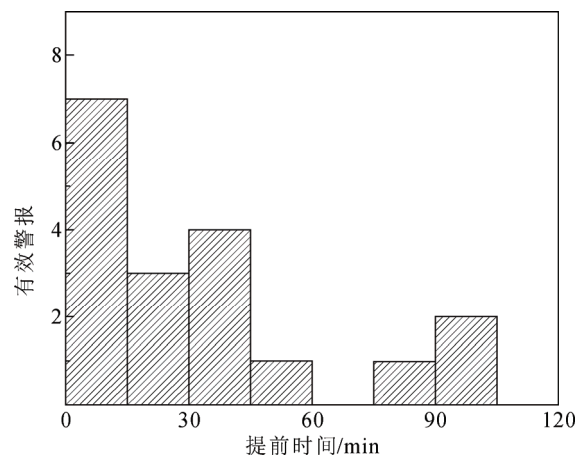


图12 雷电临近预警的提前时间分布

Fig.12 Lead time distribution of lightning early warning

结果见表 2。

仅通过基于堆叠稀疏自编码网络的雷云放电辨识模型进行雷电活动预警的准确率高达 95%，但同时也获得了 40.6% 的较高虚警率。其中，对于首次地闪直接发生在预警区域内的情况，大于 70% 的样本提前至少 5 min 识别到雷云放电现象，可以说明云闪一般先于地闪 5 min 发生<sup>[22]</sup>的结论适用于高原山区。结合基于双源数据的雷暴临近趋势判断后，模型的准确率保持在 90%，虚警率明显降低，相较于只考虑雷云放电辨识模型下降了 18.9%。

本文方法的综合预警性能与文献[19]中结合大气电场强度阈值和地闪位置的山区雷电预警方法相比具有显著改进，模型的 CSI 提升了 22%。由于错过雷暴活动的不利影响远远大于误报，与文献[17]中基于大气电场深度学习的预警方法性能指标相比，本文的雷电预警方法的准确率可提高到 90%。可以说明该方法对大气电场和雷电定位数据进行了有效的关联特征挖掘，在实际山区的雷暴临近预警应用中具有可行性。

为了评估本文预警方法在山区不同天气条件下的适用性，选取 2023 年 10 月 1 日雨天与 9 月 10 日阴天情况下各发生的一次雷暴过程进行算例分析，如图 13 所示。两次雷暴过程中的预警区域内首次地闪发生之前，附近均没有探测到相关地闪活动，无法利用雷电定位数据对雷暴进行外推预测。且 10 月 1 日首次地闪前的大气电场信号最大幅值仅为 0.2 kV/m，与非雷暴天气下的电场难以区分。

通过堆叠稀疏自编码网络模型分别在 15:50 和 14:11 初步判断出预警区域附近发生频繁雷云放电。继而当时时间窗口分别移动到 15:54 和 14:13 时刻，基于电场波形特征的支持向量机判断出雷暴的临近趋势，因此发出雷电预警信号。根据雷电定位系统记录数据，两次雷暴过程中预警区域内首次地闪事件分别发生在 16:29 和 14:35，对应的警报提前时间为 35 min 和 22 min。可以表明本文提出方法的雷电预警效果受天气状态的影响较小

## 5 结论

本文充分考虑了山区雷暴过程的大气电场演变特征及关联雷暴活动的时空分布情况，基于此提出一种适用于山区场景下的雷电临近预警方法，得到结论如下：

1) 通过一个位于中、高山地形的低纬度站点

表 2 预警性能指标对比

Table 2 Comparison of early warning performance indicators

雷电预警模型	POD/%	FAR/%	CSI/%
只考虑雷云放电辨识模型	95	40.6	57.6
只考虑雷暴临近趋势判断	90	28	66.7
文献[19]	80	42.9	50
文献[17]	81.5	7.8	76.3
本文预警方法	90	21.7	72

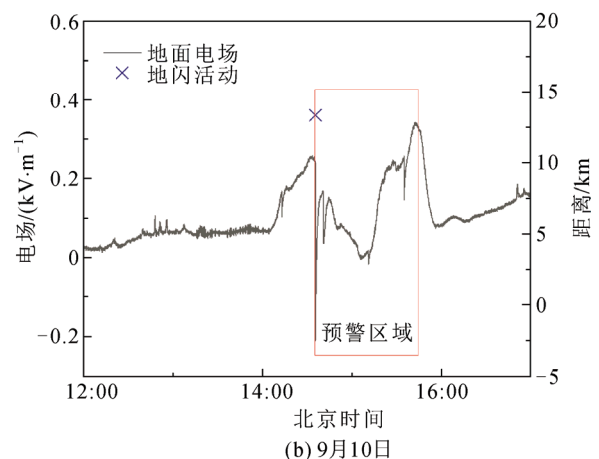
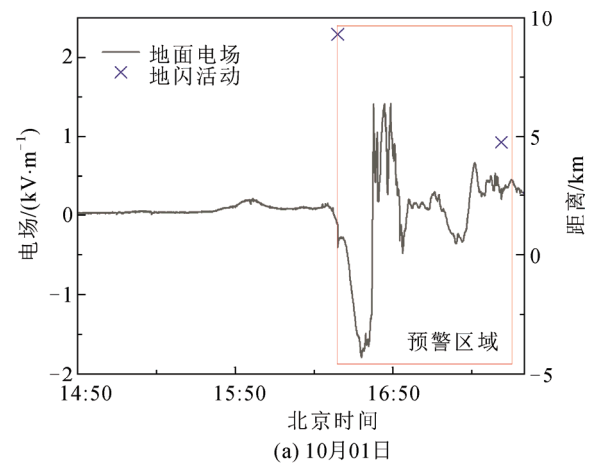


图 13 大气电场及其关联雷电定位数据采集

Fig.13 Atmospheric electric field and its matched lightning data acquisition

进行雷暴大气电场测量和分析，在基于大气电场和雷电定位数据的雷电预警研究中增加了地理多样性。在本次云南山区的观测实验中，雷暴发展过程的首次地闪直接发生在预警区域内的情况占比 50%，说明高原山区雷暴活动在所选预警区域上空直接形成的可能性较大。

2) 将电场波形特征与匹配的雷电定位数据相结合，以表征雷云剧烈放电和雷暴临近发展的预警特征。利用堆叠稀疏自编码器网络模型判断附近雷云放电现象，同时利用雷暴距离变化判据和电场变化波形特征判断雷暴临近趋势，可以有效提高预警

准确率,且误报事件发生情况较少。本文预警方法在云南山区实际应用中的预警准确率为90%,有助于相关部门采取针对性的雷电防护措施。

3) 由于本文目前获取的雷暴天气下的测试样本数量比较有限,且不同山区条件下的雷暴活动可能存在一定差异,需要继续通过大量雷电定位和大气电场数据积累来验证该预警方法的适用性。

## 参考文献 References

- [1] ARANGUREN D, LÓPEZ J, INAMPUÉS J, et al. Cloud-to-ground lightning activity in Colombia and the influence of topography[C]//Proceedings of the 2014 International Conference on Lightning Protection (ICLP). Shanghai, China: IEEE, 2014: 1850-1855.
- [2] 袁涛,王肖田,司马文霞,等.山区输电线路雷击跳闸预警的融合算法研究[J].电工技术学报,2023,38(9):2528-2540.  
YUAN Tao, WANG Xiaotian, SIMA Wenxia, et al. Research on fusion algorithm of lightning strike trip warning for mountain transmission lines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(9): 2528-2540.
- [3] GUASTAVINO S, PIANA M, TIZZI M, et al. Prediction of severe thunderstorm events with ensemble deep learning and radar data[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 20049.
- [4] THIERY W, GUDMUNDSSON L, BEDKA K, et al. Early warnings of hazardous thunderstorms over Lake Victoria[J]. Environmental Research Letters, 2017, 12(7): 074012.
- [5] PHILLIPS S E. Climatological lightning characteristics of the southern Rocky and Appalachian Mountain chains, a comparison of two distinct mountain effects[D]. San Antonio, USA: Texas A&M University, 2001.
- [6] 赵多青,谷山强,王宇,等.西藏高海拔地区输电线路沿线雷电地闪时空分布特征[J].高电压技术,2023,49(7):3090-3101.  
ZHAO Duoqing, GU Shanqiang, WANG Yu, et al. Spatio-temporal characteristics of the cloud-to-ground lightning activity along the transmission lines in the Tibet high-altitude area[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 3090-3101.
- [7] MOSTAJABI A, FINNEY D L, RUBINSTEIN M, et al. Nowcasting lightning occurrence from commonly available meteorological parameters using machine learning techniques[J]. npj Climate and Atmospheric Science, 2019, 2(1): 41.
- [8] 张青山,王丽婕,郝颖,等.基于卫星云图和晴空模型的分布式光伏电站太阳辐照度超短期预测[J].高电压技术,2022,48(8):3271-3281.  
ZHANG Qingshan, WANG Lijie, HAO Ying, et al. Ultra-short-term solar irradiance prediction of distributed photovoltaic power stations based on satellite cloud images and clear sky model[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3271-3281.
- [9] SHI T R, HU D H, REN X, et al. Investigation on the lightning location and warning system using artificial intelligence[J]. Journal of Sensors, 2021, 2021: 6108223.
- [10] MENG Q, YAO W, XU L T. Development of lightning nowcasting and warning technique and its application[J]. Advances in Meteorology, 2019, 2019: 2405936.
- [11] 张炎.基于机器学习的雷电灾害风险评估与雷电活动预测研究[D].南京:南京信息工程大学,2021.  
ZHANG Yan. Lightning hazard risk assessment and lightning activity prediction based on machine learning[D]. Nanjing, China: Nanjing University of Information Science & Technology, 2021.
- [12] KARAGIANNIDIS A, LAGOUVARDOS K, KOTRONI V. The use of lightning data and Meteosat infrared imagery for the nowcasting of lightning activity[J]. Atmospheric Research, 2016, 168: 57-69.
- [13] 鲍捷,王昕,张峰,等.基于雷电定位数据驱动的紧凑型输电通道连续雷击跳闸预警方法[J].电网技术,2022,46(3):1194-1205.  
BAO Jie, WANG Xin, ZHANG Feng, et al. Data-driven early warning for continuous lightning trip-out of compact power corridors based on lightning location data[J]. Power System Technology, 2022, 46(3): 1194-1205.
- [14] YANG X, XING H Y, JI X Y, et al. Multitime scale thunderstorm monitoring system with real-time warning and imaging[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2024, 32(4): 1821-1835.
- [15] 徐伟,夏志祥,行鸿彦.基于集成经验模态分解和极端梯度提升的雷电预警方法[J].仪器仪表学报,2020,41(8):235-243.  
XU Wei, XIA Zhixiang, XING Hongyan. Lightning warning method based on EEMD and XGBoost[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 235-243.
- [16] ZHANG Y, LI H, WANG Z H, et al. A preliminary study on time series forecast of fair-weather atmospheric electric field with WT-LSSVM method[J]. Journal of Electrostatics, 2015, 75: 85-89.
- [17] BAO R Y, ZHANG Y P, MA B J, et al. An artificial neural network for lightning prediction based on atmospheric electric field observations[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17): 4131.
- [18] 付光攀,李艳飞,朱璐,等.基于电场特征和深度学习的雷电预警方法[J].南方电网技术,2023,17(3):97-106.  
FU Guangpan, LI Yanfei, ZHU Lu, et al. Method of lightning warning based on electric field characteristics and deep learning[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(3): 97-106.
- [19] MURPHY M J, SAID R K. Preliminary analysis of lightning warnings in and near the rocky mountains using U. S. national lightning detection network and electric field mill data[C]//Proceedings of the 24th International Lightning Detection Conference & 6th International Lightning Meteorology Conference. San Diego, USA: Vaisala Inc., 2016.
- [20] LÓPEZ J, PÉREZ E, HERRERA J, et al. Thunderstorm warning alarms methodology using electric field mills and lightning location networks in mountainous regions[C]//Proceedings of the 2012 International Conference on Lightning Protection. Vienna, Austria: IEEE, 2012: 1-6.
- [21] LEINONEN J, HAMANN U, GERMANN U, et al. Nowcasting thunderstorm hazards using machine learning: the impact of data sources on performance[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2022, 22(2): 577-597.
- [22] GUO S C, WANG J Y, GAN R H, et al. Experimental study of cloud-to-ground lightning nowcasting with multisource data based on a video prediction method[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 604.
- [23] 章卓雨.基于多源数据的雷云监测与雷电临近预警方法研究[D].武汉:华中科技大学,2022.  
ZHANG Zhuoyu. Research on thunder cloud monitoring and lightning nowcasting method based on multi-source data[D]. Wuhan, China: Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [24] 中国气象局.地面大气电场观测规范:QX/T 594—2020[S].北京:气象出版社,2020.  
China Meteorological Administration. Specifications for ground atmospheric electric field observation: QX/T 594—2020[S]. Beijing, China: China Meteorological Press, 2020.
- [25] 国家市场监督管理总局,国家标准化管理委员会.基于雷电定位系

- 统的雷电临近预警技术规范: GB/T 40619—2021[S]. 北京: 中国标准出版社, 2021.
- State Administration for Market Regulation, Standardization Administration. Technical specification for lightning nowcasting and warning based on lightning location system: GB/T 40619—2021[S]. Beijing, China: Standards Press of China, 2021.
- [26] 张婧雯, 张远扬, 刘 畅, 等. 四川省复杂地貌区域雷电活动中大气电场特征研究[J]. 高原山地气象研究, 2021, 41(4): 56-60. ZHANG Jingwen, ZHANG Yuanyang, LIU Chang, et al. Study on characteristics of atmospheric electric field in lightning activity in complex geomorphologic region of Sichuan province[J]. Plateau and Mountain Meteorology Research, 2021, 41(4): 56-60.
- [27] QIE X, ZHANG T L, ZHANG G S, et al. Electrical characteristics of thunderstorms in different plateau regions of China[J]. Atmospheric Research, 2009, 91(2/4): 244-249.
- [28] 曹璞璘, 申忠友, 束洪春, 等. 基于波形突变特征的海量行波数据中雷击干扰波形辨识[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(17): 178-186. CAO Pulin, SHEN Zhongyou, SHU Hongchun, et al. Identification of lightning interference waveforms in massive traveling wave data based on waveform mutation characteristics[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 178-186.
- [29] SZÉKELY G J, RIZZO M L, BAKIROV N K. Measuring and testing dependence by correlation of distances[J]. The Annals of Statistics, 2007, 35(6): 2769-2794.
- [30] 王 羽, 向美辰, 邓治强, 等. 基于时空聚类的引雷塔区域雷电地闪活动分析[J]. 高电压技术, 2021, 47(12): 4255-4264. WANG Yu, XIANG Meichen, DENG Yejiang, et al. Analysis of lightning activity in area of triggering lightning tower based on spatial-temporal clustering[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(12): 4255-4264.
- [31] LÓPEZ J, PÉREZ E, HERRERA J, et al. Methodology for thunderstorm tracking using lightning location systems data in Colombia[C]//Proceedings of the 2011 International Symposium on Lightning Protection. Fortaleza, Brazil: IEEE, 2011: 146-151.
- [32] 涂志飞. 雷暴云的电场分布特征及其预警研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020. TU Zhifei. Research on characteristics of electric field distribution and its application in thunderstorm forecasting[D]. Wuhan, China: Huazhong University of Science and Technology, 2020.
- [33] 徐肖伟, 项恩新, 张贵鹏, 等. 高原山区地形对雷暴云地面电场影响规律的数值模拟[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(23): 9802-9808. XU Xiaowei, XIANG Enxin, ZHANG Guipeng, et al. Numerical simulation on effect of mountainous terrain on ground electric field of thunderstorm cloud in the plateau region[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(23): 9802-9808.
- [34] 张廷龙, 余 海, 王 军, 等. 青海地区一次雷暴的地闪活动及云内的电场探空观测[J]. 地球物理学报, 2019, 62(5): 1591-1602. ZHANG Tinglong, YU Hai, WANG Jun, et al. The activities of cloud-to-ground flashes and the electric field sounding results of a local thunderstorm in Qinghai region[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2019, 62(5): 1591-1602.
- [35] 谭涌波, 马 肖, 向春燕, 等. 气溶胶对雷暴云电过程影响的数值模拟研究[J]. 地球物理学报, 2017, 60(8): 3041-3050. TAN Yongbo, MA Xiao, XIANG Chunyan, et al. A numerical study of the effects of aerosol on electrification and lightning discharges during thunderstorms[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2017, 60(8): 3041-3050.
- [36] 侯 慧, 刘 超, 陈 希, 等. 基于网格化多源异构数据的台风灾害下杆塔受损数量预测[J]. 高电压技术, 2023, 49(3): 1205-1212. HOU Hui, LIU Chao, CHEN Xi, et al. Prediction on number of damaged towers under typhoon disasters based on gridded multi-source heterogeneous data[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(3): 1205-1212.
- [37] ZHANG D H, QIAN L Y, MAO B J, et al. A data-driven design for fault detection of wind turbines using random forests and XGboost[J]. IEEE Access, 2018, 6: 21020-21031.
- [38] 邢朝健, 刘树鑫, 高书豫, 等. 基于数据增强 SDAE-BiGRU 的交流接触器剩余电寿命预测[J/OL]. 高电压技术, 2023: 1-12. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20231311>. XING Chaojian, LIU Shuxin, GAO Shuyu, et al. Remaining electrical life prediction of AC contactor based on data augmentation SDAE-BiGRU[J/OL]. High Voltage Engineering, 2023: 1-12. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20231311>.
- [39] 康佳宇, 张沈习, 张庆平, 等. 基于 ANOVA 和 BO-SVM 的变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(5): 1882-1891. KANG Jiayu, ZHANG Shenxi, ZHANG Qingping, et al. Fault diagnosis method of transformer based on ANOVA and BO-SVM[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1882-1891.
- [40] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2999-3007.
- [41] NEKOOEIMEHR I, LAI-YUEN S K. Adaptive semi-supervised weighted oversampling (A-SUWO) for imbalanced datasets[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 46: 405-416.



QI Yue



YANG Qing  
Ph.D., Professor

Corresponding author

齐 玥

1999—, 女, 硕士生

主要从事雷电磁暂态监测与防护方面的研究工作

E-mail: 202111021168t@cqu.edu.cn

杨 庆(通信作者)

1981—, 男, 博士, 教授, 博导

主要从事电力系统过电压与绝缘配合、复杂环境下输电线路外绝缘特性及放电机理方面的研究工作

E-mail: yangqing@cqu.edu.cn

收稿日期 2024-02-04 修回日期 2024-04-15 编辑 陈 蔓