第 50 卷 第 12 期：5648-5657　　高电压技术　　Vol.50, No.12: 5648-5657
2024 年 12 月 31 日　　High Voltage Engineering　　December 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231887

高海拔地区 750 kV 输电线路可听噪声环境影响分析及预测模型研究

李鹏飞[1]，张业茂[2]，路　遥[2]，刘健犇[2]，尹凯阳[1]
（1. 平顶山学院电气与机械工程学院，平顶山 467000;
2. 中国电力科学研究院有限公司电网环境保护全国重点实验室，武汉 430074）

摘　要：为了建设环境友好型高海拔超、特高压交流输电线路，开展可听噪声长期观测研究具有重要意义。坏天气下采集得到的可听噪声掺杂着风声、雨声、降雪声等多种环境噪声，很难揭示可听噪声的影响规律。因此，该文利用官亭电磁环境观测站为期 7 个月的测试结果，开展好天气下可听噪声环境影响规律分析及其预测模型研究。研究结果表明：(1)好天气下输电线可听噪声与环境温度、风速具有较强的正相关性。特别地，当风速<0.7 m/s 时，风速对可听噪声的影响不大；当风速>0.7 m/s 时，随着风速的增加，可听噪声具有增大趋势。(2)由于凝露和凝霜的原因，早晨可听噪声的上升超前于温度和风速的增大，表现出可听噪声与环境因素变化不同步的现象。(3)提出的卷积神经网络-长短期记忆网络预测模型在 3 个季节的可听噪声预测均方根误差分别为 1.934 3、1.221 5、1.248 8，平均绝对误差分别为 1.425 0、0.910 0、0.942 5，实现了较为准确的预测。

关键词：高压输电线路；可听噪声；CNN-LSTM；预测模型；环境因素分析

Environmental Impact Analysis and Prediction Method of Audible Noise on 750 kV Transmission Lines in High Altitude Areas

LI Pengfei[1], ZHANG Yemao[2], LU Yao[2], LIU Jianben[2], YIN Kaiyang[1]
(1. School of Electrical and Mechanical Engineering, Pingdingshan University, Pingdingshan 467000, China;
2. State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection, China Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China)

Abstract: To build environment-friendly high-altitude UHV AC transmission lines, it is of great significance to study the long-term audible noise (AN) observation data of the completed transmission lines. The AN in bad weather is mixed with wind, rain, snowfall, and other factors, and it is difficult to reveal the influence law of AN. Therefore, this paper uses the test results of the Guanting electromagnetic environment observation station for seven months to analyze the environmental influence law of AN and research its prediction model in fair weather. The experimental results show that: (1) AN has a strong positive correlation with ambient temperature and wind speed in fair weather. In particular, when the wind speed is lower than 2.2 m/s, the wind speed has a negligible effect on the audible noise; when the wind speed is greater than 2.2 m/s, the audible noise has an increasing trend with the increase of the wind speed. (2) Due to condensation and frost, the rise of AN in the morning is ahead of the increase in temperature and wind speed, showing the phenomenon that AN is not synchronized with the change of environmental factors. (3) The proposed CNN-LSTM prediction model's RMSE in three seasons is 1.934 3, 1.221 5, 1.248 8, and the MAE is 1.425 0, 0.910 0, 0.942 5, respectively, which achieves a more accurate prediction.

Key words: high voltage transmission line; audible noise; CNN-LSTM; prediction model; environmental factor analysis

0　引言

随着社会经济的发展，输变电设施正朝大容量、高电压等级方向发展。超高压电网在提高输电能力、减小输电线路走廊占地的同时，也因其高电压、大电流所带来的电磁环境问题而引起广泛关注[1]。在 500 kV 以上的电压等级输电线路设计中，可听噪声已经成为输电线路电磁环境问题评估的主要因素[2]。因此，分析环境因素对可听噪声的影响

基金资助项目：国家自然科学基金(52177010)；中国电力科学研究院研究开发项目(GY83-22-011)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52177010), Research and Development Project of China Electric Power Research Institute(GY83-22-011).

规律，进而研究高海拔地区超高压输电线路可听噪声预测模型，对建设环境友好型超高压输电线路具有重要意义。

目前，针对超高压交流输电线路可听噪声的研究主要集中在试验线段测试[3]、电晕笼试验[4-6]、可听噪声预测模型[7]和可听噪声功率计算方法[8-9]等方面。文献[4]基于电晕笼试验结果分析了输电导线参数对可听噪声的影响规律，并提出了基于回归分析的可听噪声预测方法。文献[10]利用点源积分的方法实现了特高压交流输电线路可听噪声的预测。文献[11]分析了输电线路下方可听噪声的影响因素，并对 6 种可听噪声的经验预测公式进行了评估。文献[12]建立了电晕光子数-可听噪声功率间的预测计算模型，提出了利用测试电晕光子数来预测高压输电线路可听噪声的方法。文献[8]研究了导线表面场强、分列数、子导线直径等对声功率的影响，提出了更为精确的交流输电线路可听噪声功率计算方法。输电线路的可听噪声受环境因素影响较大，晴天的可听噪声较小，雨、雪、雾霾等天气的可听噪声较大[13]。这一结论的间接证据为高压输电线路周围居住的居民在雨、雪、雾霾天气针对可听噪声的投诉较多[14]。Apple Grove 交流试验线段可听噪声长期测试表明雨天条件下的可听噪声比晴天条件下高 7~17 dB，雾霾天气条件下的可听噪声比晴天条件下高 4~9 dB[15]。坏天气下采集得到输电线路可听噪声掺杂着风声、雨声、降雪声等多种环境噪声，很难揭示可听噪声的影响规律。单一好天气下，输电线路可听噪声分散性较大，长期以来采用统计方法进行研究，对其环境因素分析和预测模型研究较少。因此，本文主要针对好天气下高海拔地区输电线路可听噪声环境影响分析及预测模型进行研究。为了研究好天气下高海拔地区高压交流输电线路可听噪声特性，在中国青海官亭建立了可听噪声长期观测站，并开展了可听噪声、环境气象参数的长期测试。本文针对 2021 年 10 月初至 2022 年 4 月底进行的为期 7 个月的测试数据进行可听环境因素影响规律分析和可听噪声预测模型的构建。首先，计算了可听噪声的 L_{50}(50%的时间 A 声级超过的值)作为可听噪声的等效值，以消除输电线路电晕放电随机性引起的可听噪声波动；然后，基于好天气下的长期监测数据，分析环境因素对可听噪声的影响规律；最后，构建了基于卷积神经网络-长短期记忆网络(convolutional neural network-long short-term memory, CNN-LSTM)的可听噪声预测模型，能够有效利用环境因素数据准确预测可听噪声值。研究结果对超高压输电线路可听噪声的抑制具有重要的指导意义。

1　可听噪声长期观测数据采集及预处理

1.1　可听噪声长期观测站布置

本文基于中国青海官亭输电线路长期观测站测量的输电线路可听噪声和环境数据，开展可听噪声环境影响因素分析及预测模型的研究。青海官亭输电线路长期观测站位于青海省海东州民和县官亭镇内，750 kV 官东Ⅱ线 25 号到 26 号杆塔之间，距离黄河峡口约 1 km，海拔约 1 860 m。测试区域位于葡萄园内，地面相对平整，周围无居民，环境非常安静。

青海官亭观测站配置了可听噪声和气象参数采集设备，每间隔 1 min 采集 1 次数据。可听噪声测量采用丹麦 B&K 公司 3560B PULSE 多分析仪系统(含 3 个传声器)，该系统可同时采集噪声的 A 声级和频谱数据。气象参数测量采用美国 Davis 一体化气象站传感器套件。根据 DL/T 501—2017《高压架空输电线路可听噪声测量方法》要求，3 个噪声传声器通过支架分别置于 750 kV 官东Ⅱ线边相导线投影外 20、30、40 m，距地面 1.5 m 高处，气象参数采集设备置于边相导线投影外 35 m 处。观测站测量现场如图 1 所示。

1.2　长期观测数据统计分析

青海官亭输电线路长期观测站从 2021 年 10 月初至 2022 年 4 月底进行了为期 7 个月涵盖秋、冬、春 3 个季节的测试，并将继续开展测试。本文对该测试周期的实测数据进行了统计学分析，为减少随



图 1　官亭观测站测量现场

Fig.1　Test site of Guanting observation station

机噪声对测量结果的影响，统计数据已根据可听噪声有效性检测方法，把无效数据进行了剔除处理。青海官亭站长期观测数据统计结果如表 1 所示。由表 1 可知，青海官亭观测站共统计有效值 225 763 组。统计的边导线投影外 20、30、40 m 处可听噪声的 L_{50} 值依次为 23.06、21.80、20.47 dB，L_{20} 值依次为 33.18、28.59、26.01 dB，L_{10} 值依次为 36.70、31.33、30.55 dB，L_5 值依次为 39.12、35.79、35.20 dB。从统计结果看来，边导线投影外 20~40 m 可听噪声具有较明显的衰减，因此本文重点分析边相导线投影外 20 m 处的可听噪声。

1.3 可听噪声预处理

青海官亭输电线路长期观测站所处环境非常安静，基本可以忽略背景噪声的影响。可听噪声由输电线路表面的电晕放电产生。当输电线路表面的场强高于起晕场强时，线路附近一定范围内的空气电离，形成电子崩产生大量的电子和正负离子。带电粒子在电场作用下快速移动产生碰撞和中和，引起振动进而产生 1 个声脉冲，形成可听噪声[16]。输电线路的电晕放电受运行电压、线路结构、导线参数、地理位置和环境因素等众多因素的影响，其放电次数、形状和尺寸都具有一定的随机性[17]，导致其派生的可听噪声也具有一定的随机性。为了消除可听噪声随机波动，常采用一定时间范围内的累积百分声级作为衡量可听噪声的标准[18]。

本文采用 10 min 内的 L_{50} 值作为可听噪声的等效值，探索时间域内可听噪声的变化规律。随机选取的 6 000 组采集数据的时间域内变化趋势对比如图 2 所示。可以看到，等效处理后的可听噪声减弱了测量值的波动频率，并且 2 者具有相同的变化规律，有利于探索时间域内环境因素对可听噪声的影响分析。

2 可听噪声好天气长期监测数据分析

本文仅研究好天气下输电线路可听噪声特性。根据 IEEE Std 539-2005 对好天气的定义[19]，本文将天气现象记录出现过雾、雨、雪等有降水的情况的整天数据都舍弃，选择不发生任何降水的天气现象作为好天气数据。图 3 为随机选取的连续 6 d 好天气的监测数据归一化结果，包括输电线路可听噪声和温度、相对湿度、风速、大气压数据 4 种天气因素，其中可听噪声为边相导线投影外 20 m 处 A 计

表 1 青海官亭站长期观测数据统计结果

Table 1 Statistical results of long-term observation data at Guanting station

统计参数		降雨量/mm	温度/℃	相对湿度/%	风速/(m·s^{-1})	大气压/(10^2 Pa)	边导线投影外噪声/dB		
							20 m	30 m	40 m
有效样本		225 763	225 763	225 763	225 763	225 763	225 763	225 763	225 763
均值		0.013 2	9.22	51.68	0.74	816.75	26.21	24.05	22.54
中值		0	8.10	51.00	0.40	817.10	23.06	21.80	20.47
标准差		0.126 3	5.77	19.78	0.85	4.86	7.76	5.97	6.02
方差		0.015 9	33.33	391.11	0.73	23.64	60.25	35.64	36.29
峰度		474.73	2.51	2.26	7.81	2.76	6.16	7.41	8.24
偏度		17.91	0.51	0.05	1.89	−0.21	1.44	1.77	2.01
不同百分位数下的取值	75%	—	4.40	36.00	0	813.40	19.90	19.57	18.32
	50%	—	8.10	51.00	0.40	817.10	23.06	21.80	20.47
	20%	—	14.50	70.00	1.30	821.10	33.18	28.59	26.01
	10%	—	17.00	78.00	1.80	822.60	36.70	31.33	30.55
	5%	0.002	19.60	85.00	2.70	824.10	39.12	35.79	35.20

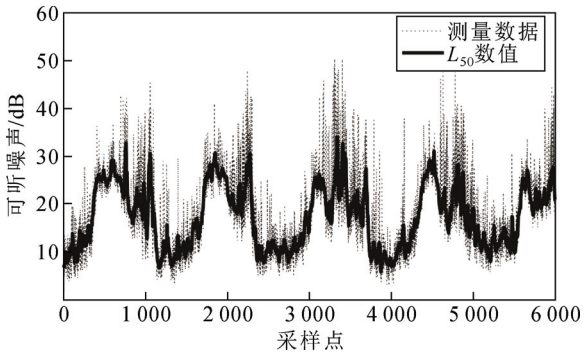


图 2　可听噪声测量数值和 L_{50} 数值随时间变化趋势对比

Fig.2　Comparison of trend of audible noise measurements and L_{50} values over time

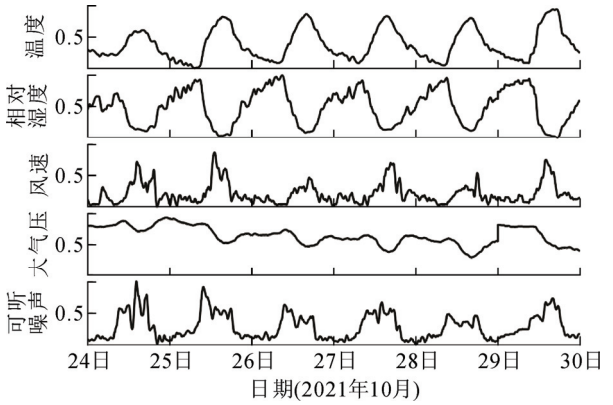


图 3　连续 6 d 好天气下 4 种天气因素和可听噪声归一化结果

Fig.3　Normalized results for four weather factors and audible noise under six consecutive days of fair weather

权可听噪声。可以看出，4 种天气因素和可听噪声归一化数值随时间呈周期性变化趋势，变化周期为 1 d，说明可听噪声与 4 种天气因素具有一定的内在联系。好天气下环境温度和相对湿度表现出明显的负相关性；风速具有较大的随机性，一般表现为白天风速大于晚上风速；白天可听噪声大于晚上可听噪声，且白天可听噪声波动较大。

2.1　可听噪声与环境因素相关性分析

本文采用 Pearson 相关系数表征分析各类天气因素和可听噪声间的相关性。Pearson 相关系数被广泛用于衡量数据间的线性相关程度，其值介于−1~1 之间，−1 代表完全负相关，0 代表不相关，1 代表完全正相关。4 种天气因素和可听噪声相互间的 Pearson 相关系数如图 4 所示。

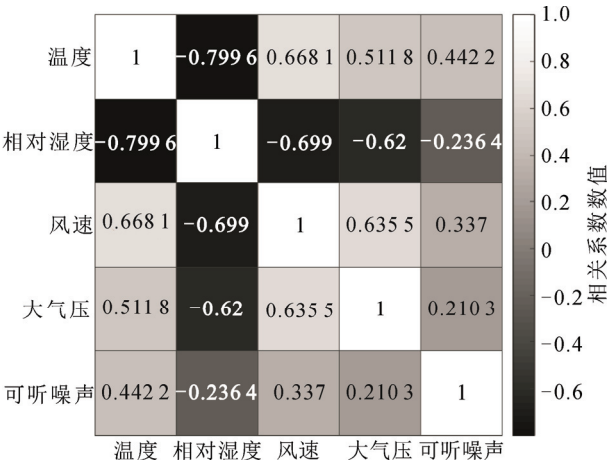


图 4　天气因素和可听噪声相互间的 Pearson 相关系数

Fig.4　Pearson correlation coefficient between weather factors and audible noise

可以看出温度、相对湿度、风速和大气压 4 种天气因素间的 Pearson 相关系数绝对值均较大，说明各天气因素是一种相互影响的关系。进一步地，温度和相对湿度间的相关系数为−0.799 6，说明温度与相对湿度具有较大的负相关性；温度与风速、大气压间的相关系数分别为 0.668 1、0.511 8，说明温度与风速、大气压具有较大的正相关性。可听噪声与温度、相对湿度、风速和大气压间的相关系数分别为 0.442 2、−0.236 4、0.337 0 和 0.210 3，说明可听噪声受各种天气因素的综合影响。这是因为温度、相对湿度和风速等会对架设在露天环境中的输电线路的表面场强产生影响，而场强的大小与电晕放电紧密相关，进而对可听噪声造成影响。具体地，温度和风速对可听噪声的影响较大，均具有较大的正相关性；相对湿度对可听噪声具有一定的负相关性；大气压与可听噪声有一定的正相关性。由于官亭观测站大气压变化较小，本文将重点分析温度、相对湿度和风速对可听噪声的影响规律。

2.2　可听噪声对环境因素依赖性分析

在 1 d 内的各个时段和各种不同的季节，环境因素具有不同的变化规律，各因素彼此影响表现出耦合关联性。随着各个环境因素取值的变化，其对可听噪声的影响程度也将发生变化。本文通过绘制不同环境因素影响下可听噪声的分布图和散点图，分析可听噪声对环境因素的依赖性。可听噪声分布图是指，将各个环境因素的取值范围等间隔划分为 15 个区间，两两因素之间形成 15×15 的网格，将长期监测数据中每个网格内可听噪声取平均值作为到该网格内的可听噪声值。需要指出的是，绘制两两因素间可听噪声分布图时，采取求平均值的方式消除其他环境因素对可听噪声的影响。不同环境因素影响下可听噪声的分布图如图 5、6、7 所示。可听

噪声的散点图是指，取 1 d 为周期的环境因素 L_{50} 值和可听噪声 L_{50} 值的散点图。不同环境因素影响下可听噪声的散点图如图 8 所示。

图 5 为温度和湿度下可听噪声的分布图。可以看出，在高温度、低相对湿度范围内可噪声取值较大，在低温度高相对湿度范围内可听噪声取值较小。同时图 8(a)表明，在温度取值区间内，随着 1 d 内温度 L_{50} 值的升高，输电线路可听噪声具有相应的增大趋势。图 8(b)表明，在相对湿度取值区间内，可听噪声的取值与相对湿度没有明显的对应关系。其原因可以归结为 2 个方面：(1)好天气下环境温度和相对湿度具有较大的负相关性，不会存在高温度、高相对湿度和低温度、低相对湿度天气环境；(2)在高温度低相对湿度的环境下，温度对可听噪声起主要的影响作用，温度的升高使得空气相对密度降低而游离电子自由行程增加，导致输电线起晕电压下降，引起电晕放电增强、可听噪声升高。

图 6 为不同温度和风速下可听噪声的分布图，图 7 为不同相对湿度和风速下可听噪声的分布图。可以看出，当风速<0.7 m/s 时，风速对可听噪声的影响不大，此时随着温度和相对湿度的升高，可听噪声具有小幅上升趋势；当风速>0.7 m/s 时，随着风速的增加，可听噪声具有增大趋势。同时，图 8(c)也表明，在风速取值区间内，随着 1 d 内风速 L_{50} 值的升高，输电线路可听噪声具有增大趋势。其原因可以归结为：(1)当风速不大时，风不足以破坏导线周围空间电荷的平衡，对输电线电晕放电的影响不大，因而不会对可听噪声产生明显影响；(2)当风速较大时，风加剧了输电线周围的空间电荷的电离和复合，导致电晕产生的可听噪声升高。

2.3 1 d 内分时段可听噪声分析

为了进一步分析好天气下天气因素对可听噪声影响的内在原因，本节采取可听噪声 1 个变化周期(1 d)内分时段分析和不同变化周期比较分析相结合的方式进行研究。

图 3 表明，4 种天气因素和可听噪声归一化数值随时间呈现出相同的周期性变化趋势，变化周期为 1 d。随机抽取秋、冬、春 3 个季节中的 1 个好天气内 4 种天气因素和可听噪声归一化数值进行分析，如图 9 所示。可以看出，3 个季节好天气下可听噪声表现出相同的变化规律：(1)白天的可听噪声值较夜晚大；(2)白天可听噪声振荡幅度较夜晚大；(3) 1 d 内可听噪声具有明显的上升和下降阶段，3

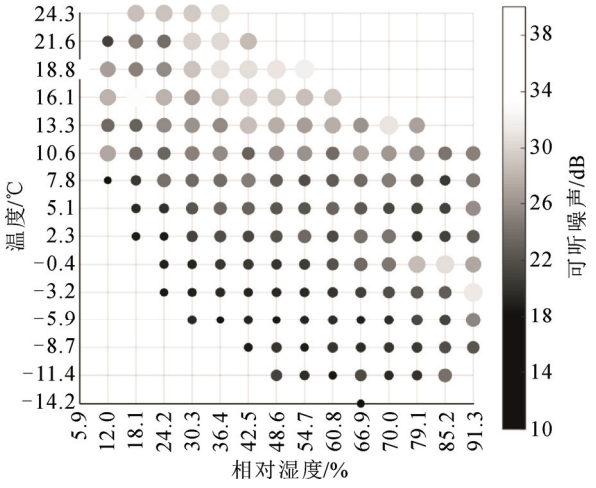


图 5 不同温度和相对湿度下可听噪声的分布

Fig.5 Distribution of audible noise under different temperatures and relative humidities

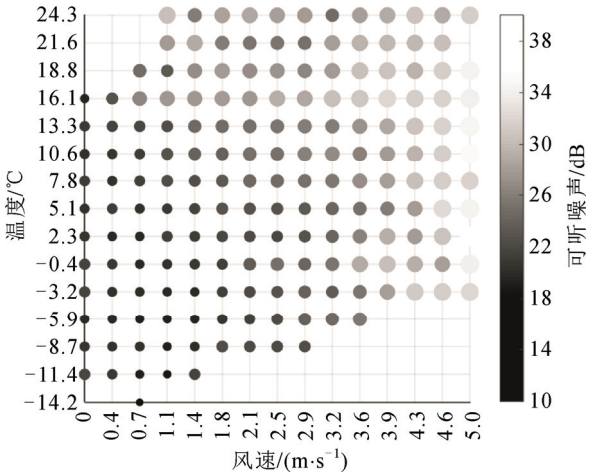


图 6 不同温度和风速下可听噪声的分布

Fig.6 Distribution of audible noise under different temperatures and wind speeds

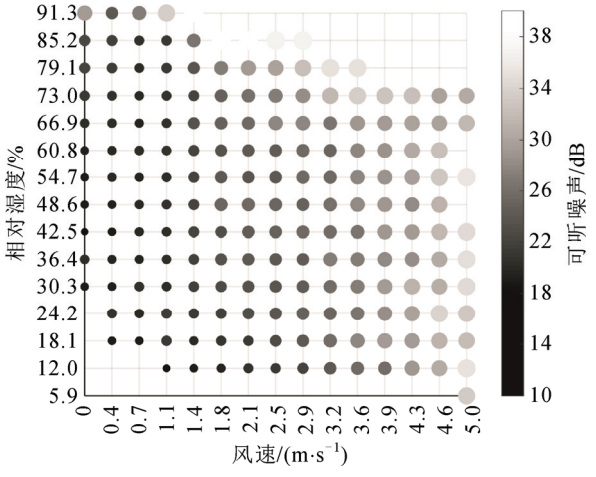
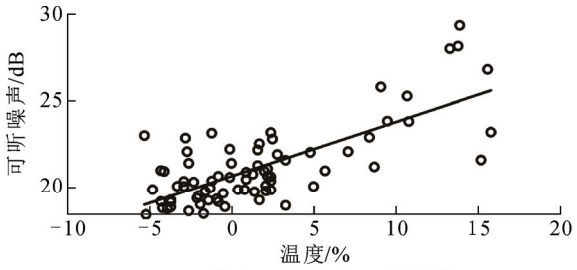
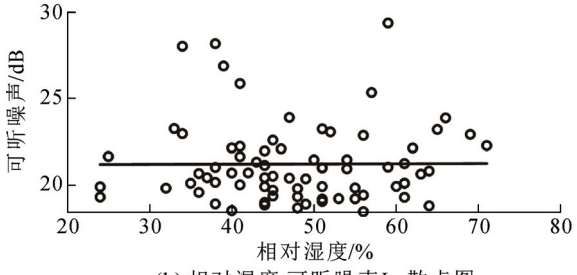


图 7 不同相对湿度和风速下可听噪声的分布

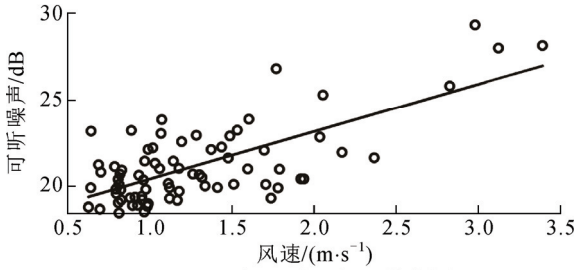
Fig.7 Distribution of audible noise under different wind speeds and relative humidities



(a) 温度-可听噪声L_{50}散点图



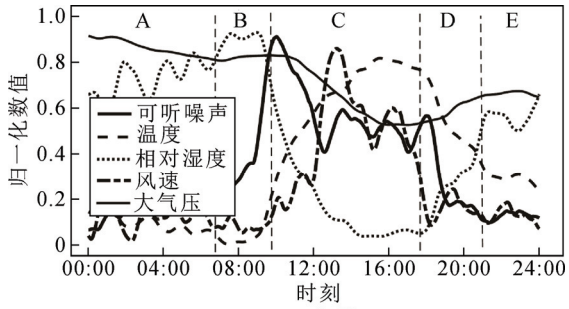
(b) 相对湿度-可听噪声L_{50}散点图



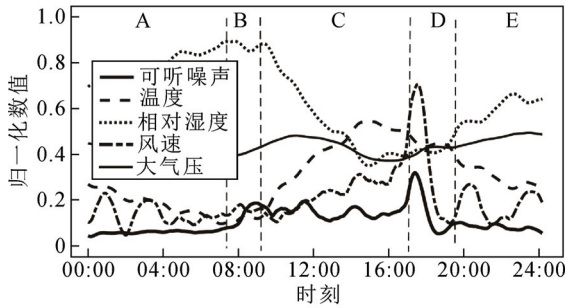
(c) 风速-可听噪声L_{50}散点图

图 8　不同环境因素下可听噪声 L_{50} 值散点图

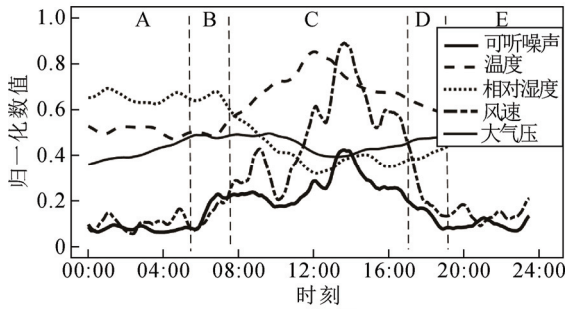
Fig.8　Scatter diagram of audible noise L_{50} under different environment factors



(a) 秋天



(b) 冬天



(c) 春天

图 9　3 个季节 1 d 内天气因素和可听噪声归一化数值分时段结果

Fig.9　Time-segment results for normalized values of weather factors and audible noise within one day for three seasons

个季节的上升和下降时刻不同。为了进一步分析环境因素对可听噪声变化规律的影响，本文根据可听噪声的变化趋势将 1 d 分为 5 个时段进行，分别为：可听噪声低位小幅振荡阶段Ⅰ(A)；可听噪声上升阶段(B)；可听噪声高位振荡阶段(C)；可听噪声下降阶段(D)和可听噪声低位振荡阶段Ⅱ(E)。其中，E 时段与下一天的 A 时段相连，2 个时段表现出相同的平缓小幅振荡状态，在这 2 个阶段内 3 个季节的可听噪声和环境因素均未发生太大变化。D 阶段，3 个季节的可听噪声表现出相同的下降趋势，这主要是由温度下降和风速下降引起的。相比较而言，B、C 时段可听噪声变化较为明显，环境因素影响原因也较为复杂，本节重点分析 B、C 阶段。

B 时段，3 个季节的发生时刻有所差别，本文将对 3 个季节分别进行讨论。秋季 B 时段发生在 07:00—10:00 区间，可听噪声的上升超前于温度的上升和相对湿度的下降，在 07:00 时刻温度达到最低而相对湿度达到最高，同时可听噪声开始上升。这是因为环境温度的降低和相对湿度的提高使得导线达到了露点温度，导线表面发生了凝露现象[20-21]。凝露使得导线表面的电场分布不均，加剧了电晕放电效应，因而可听噪声开始增大。冬季 B 阶段发生在 07:30—09:00 区间，这个时间段温度达到最低，而湿度达到最高。冬季 B 阶段持续时间较短且可听噪声上升幅度不大，这是因为温度的降低和相对湿度的提高使得导线达到了露点温度，同时环境温度为 0 ℃以下，这时导线表面凝结成霜。相比于凝露，霜的冰晶体积较小，造成的导体表面电场分布不均较小，因而可听噪声上升幅度较低。春天 B 阶段发生在 05:30—07:45 区间，可听噪声的上升超前于温度的上升和相对湿度的下降。其原因与秋天相同，这里不在赘述。

C 阶段，3 个季节发生的时刻和振荡状态均有所差别，并且振荡具有随机性是环境因素综合作用的结果。本部分将对振荡的特殊位置进行分析讨论。秋季 10:00 时刻，可听噪声达到峰值，而环境温度继续升高，相对湿度继续降低。这是因为 B 阶段内的凝露现象使得相对湿度降低，相对湿度降低后减缓了凝露，而温度的升高又加剧了凝露水珠的蒸发，减小了导线表面电场分布不均现象，减缓了电晕放电效应，因而可听噪声开始降低。冬季 16:00—17:30 区间，可听噪声发生了快速上升，此时环境因素中风速大幅上升。这是因为当风速>2 m/s 且急剧增加时，导线周围的空间电荷在风的作用下快速电离和复合，导致电晕产生的可听噪声升高。春季 12:00—16:00 区间，出现了可听噪声上升期，同时风速也出现了上升期，其原因也是风速的上升加剧了导线周围空间电荷的电离和复合，导致电晕产生的可听噪声升高。

3 基于 CNN-LSTM 的可听噪声预测模型

根据上文分析可知，好天气下可听噪声受历史和当前环境因素影响，具有明显的时间关联性，各环境因素之间也彼此相互影响表现出耦合关联性。因此，准确的可听噪声预测模型既需要考虑环境因素的时间关联性，又需考虑其耦合关联性。鉴于 CNN 处理数据耦合关联性和 LSTM 处理时间关联性的优势[22]，本文将 CNN 和 LSTM 2 种模型相结合进行可听噪声的预测。CNN-LSTM 预测模型首先利用 CNN 模型提取环境因素数据的空间特征量，将得到的特征量转化为时间序列后，输入到 LSTM 模型提取时间特征，最后进行可听噪声的预测输出。

3.1 CNN 模型

CNN 具有很强的数据特征提取能力。可以有效提取温度、相对湿度、风速、大气压等环境变量之间的耦合特征。CNN 主要由输入层、卷积层、池化层和全连接层组成。

卷积层是 CNN 网络的核心部分，其作用是对输入的多维特征数据进行特征提取，通过滑动窗口数据与卷积核做内积运算，提取不同数据位置的特征值，得到特征矩阵[23]。池化层对特征矩阵进行降维操作，减小计算资源消耗的同时也能有效防止过拟合。

3.2 LSTM 模型

LSTM 通过引入遗忘门、输入门、更新门和输出门克服了传统循环神经网络存在的梯度消失和梯度爆炸的问题[24]。LSTM 网络结构如图 10 所示。图 10 中，$\boldsymbol{C}_t$ 为 t 时刻 LSTM 中存储单元状态；$\boldsymbol{h}_t$ 为 t 时刻的输出；$\boldsymbol{f}_t$ 为 t 时刻的遗忘门状态；$\boldsymbol{i}_t$ 为 t 时刻的输入门状态；$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$ 为 t 时刻的候选单元状态；$\boldsymbol{o}_t$ 为 t 时刻的输出门状态。

LSTM 网络的计算过程可表示为：

$$\boldsymbol{f}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{f}}) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{i}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}) \tag{2}$$

$$\tilde{\boldsymbol{C}}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{c}}) \tag{3}$$

$$\boldsymbol{C}_t=\boldsymbol{f}_t\boldsymbol{C}_{t-1}+\boldsymbol{i}_t\tilde{\boldsymbol{C}}_t \tag{4}$$

$$\boldsymbol{o}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t\tanh\boldsymbol{C}_t \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}$ 为各模块对应的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{f}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{c}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}$ 为偏置项；σ 为 sigmoid 激活函数；tanh 为双曲正切激活函数。式(6)得出的 $\boldsymbol{h}_t$ 经过全连接层得到最终的预测值：

$$y_t=\tilde{\sigma}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{y}}\boldsymbol{h}_t+\boldsymbol{b}_{\mathrm{y}}) \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{y}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{y}}$ 分别为全连接层的权重矩阵和偏置项；$\tilde{\sigma}$ 为全连接层的激活函数。

3.3 CNN-LSTM 网络结构

本文构建的 CNN-LSTM 模型如图 11 所示。CNN 网络输入为多维环境因素序列数据，经卷积层融合多维环境变量，经池化层减少特征维度，对数据序列进行特征融合与提取，将 CNN 提取的特征时间序列输入 LSTM 网络，在时间维度上提取数据变化特征，并实现可听噪声的预测。

可听噪声长期观测站采集得到的 t 时刻 4 种环境因素数据为 $\boldsymbol{X}_t\in\mathbf{R}^{1\times4}$，其中 **R** 为实数集，采用历史时间窗口的方式，构造 t 时刻的 4 维环境因素序列数据矩阵 $\boldsymbol{X}_T$ 作为 CNN 网络的输入。$\boldsymbol{X}_T$ 可描述为：

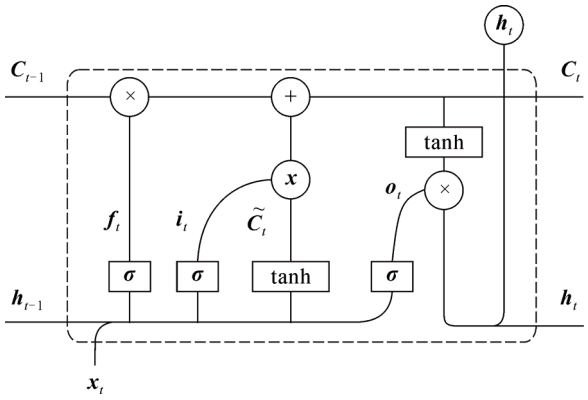


图 10 LSTM 网络结构

Fig.10 Structure of LSTM network

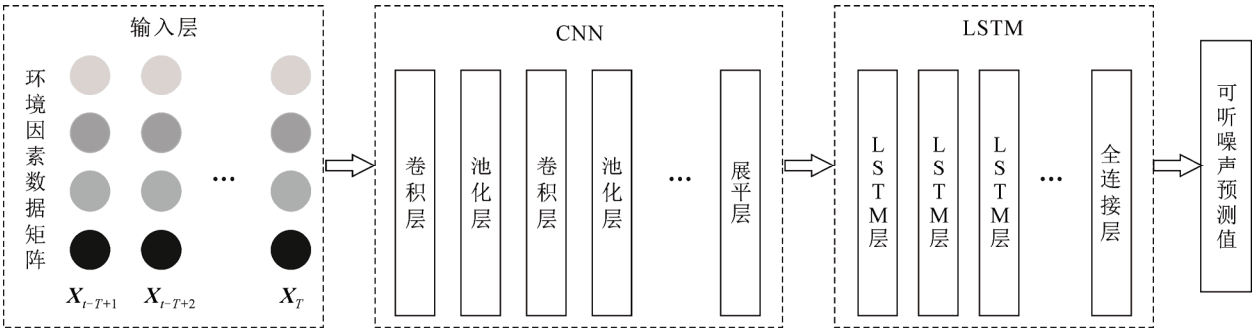


图 11　CNN-LSTM 可听噪声预测模型框架

Fig.11　CNN-LSTM audible noise prediction model framework

$$\boldsymbol{X}_T=[\boldsymbol{X}_{t-T+1},\boldsymbol{X}_{t-T+2},\cdots,\boldsymbol{X}_t] \tag{8}$$

式中：T 为观测的时间窗口长度。CNN 卷积层的输出表示为：

$$\boldsymbol{X}_{i,j}^{l}=\boldsymbol{f}_{\mathrm{cov}}\left(\sum_{n=0}^{k}\sum_{m=0}^{k}\boldsymbol{\omega}_{n,m}^{l}\boldsymbol{X}_{i+n,j+m}^{l-1}+\boldsymbol{b}_{n,m}\right) \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{i+n,j+m}^{l-1}$ 为第 l 层卷积层输入矩阵的第 n 行 m 列的值；$\boldsymbol{\omega}_{n,m}^{l}$ 为卷积核第 n 行 m 列的权重；$\boldsymbol{b}_{n,m}$ 为卷积核偏置；k 为滑动窗口；$\boldsymbol{f}_{\mathrm{cov}}(\cdot)$ 为激活函数。CNN 池化层采用最大值池化操作来降低数据特征尺寸、去除干扰信息，然后经展平层将数据展平为 1 维特征序列输入到 LSTM 层。本文采用粒子群优化算法对 CNN 网络的初始输入权重、偏置值、LSTM 层的权重矩阵与偏置项进行寻优，设计的 CNN 具有 3 层卷积层，卷积核尺寸为 2×2，卷积核数量分别为 32、32、64，池化层尺寸为 2×2。

研究发现，增加 LSTM 神经网络的神经元数量有助于提高网络的预测能量。因此本文采用 3 层 LSTM 网络，神经元数量分别为 16、32、32，最后通过全连接层和输出层获得可听噪声的预测结果。

本文采用均方根误差(root mean square error，RMSE，R_{MSE})、平均绝对误差(mean absolute error，MAE，M_{AE})作为输电线路可听噪声预测模型的评价指标，其计算式为：

$$R_{\mathrm{MSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(y_t-y_t')^2} \tag{10}$$

$$M_{\mathrm{AE}}=\frac{\sum_{t=1}^{N}|y_t-y_t'|}{N} \tag{11}$$

式中：y_t' 和 y_t 分别为 t 时刻的可听噪声真实值和预测值；N 为测试样本个数。

3.4　预测模型结果分析

观测站采集得到的数据进行预处理后，按照 8:2 的比例划分为训练集和测试集，对所提预测方法进行验证与分析。为验证 CNN-LSTM 对输电线路可听噪声模型的有效性，分别建立 LSTM 预测模型和深度极限学习机(depth extreme learning machine，DELM)预测模型，进行输电线路可听噪声预测结果对比分析。DELM 是由多个极限学习机自编码器(extreme learning machine autoencoder，ELM-AE)堆栈而成，其每一层都相对独立，将每层的特征信息逐层传递到高层矩阵中并最终训练学习到输入数据隐含的深层逻辑。在 3 种季节好天气下随机抽取 4 d 测试不同预测模型的可听噪声预测效果，如图 12 所示。为了更加直观地展示不同预测模的预测精度，表 2 列出了 3 种模型在不同季节预测的 RMSE 和 MAE 值。图 12 和表 2 表明：(1)在 3 种不同季节下，预测模型的预测值与实际可听噪声相比整体趋势一致，而本文所提的 CNN-LSTM 模型预测值最贴近实际值；(2)针对不同季节，3 种预测模型的预测准确性也有所差别。

秋季时，相较其他 2 种模型，本文提出的 CNN-LSTM 模型预测精度均具有巨大的提高。具体地，CNN-LSTM 模型的 RMSE 和 MAE 分别为 1.934 3 和 1.425 0。CNN-LSTM 模型的 RMSE 相比 LSTM 模型和 DELM 模型分别降低了 60.2%和 49.5%。CNN-LSTM 模型的 MAE 相比 LSTM 模型和 DELM 模型分别降低了 57.6%和 47.6%。这是因为环境因素的变化趋势不同，表现为：凝露导致可听噪声增强，温度的升高和相对湿度的降低导致可听噪声减弱，秋季气候特征为凝露出现时间早于温度升高和相对湿度的降低，因此秋季早晨出现可听噪声的增强，且此显现在秋季更为明显。CNN-LSTM 可以较好地分析时间序列数据间的依赖关系，使得其具有较好的预测精度。

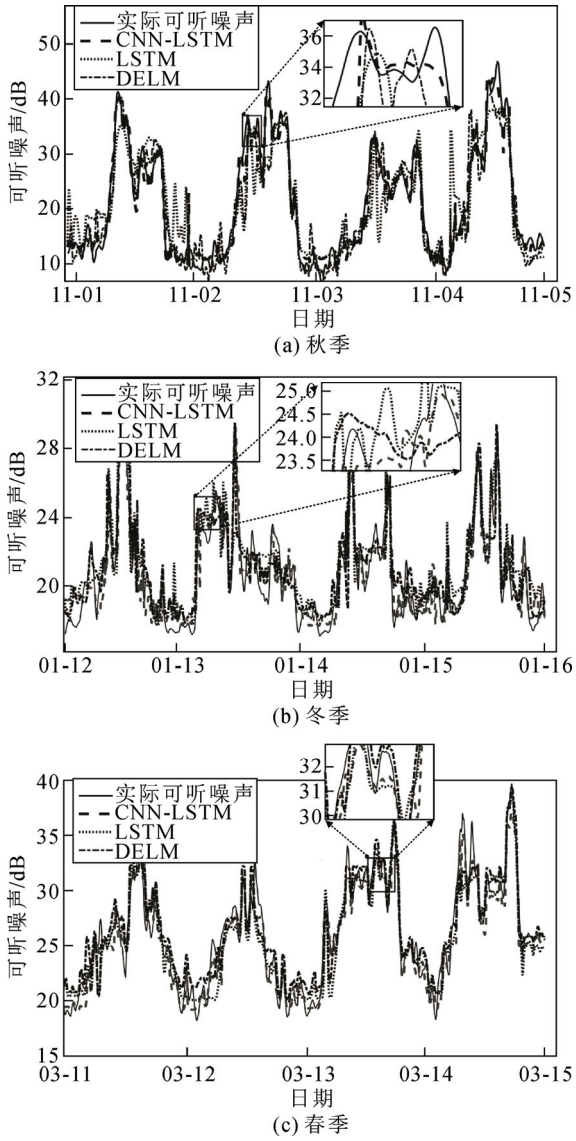


图 12 不同模型预测结果

Fig.12 Prediction results of different models

冬季和春季时，3 个预测模型的精度明显优于秋季，此时 CNN-LSTM 优于 LSTM 和 DELM 模型。具体为：冬季模型的 RMSE 和 MAE 分别为 1.221 5 和 0.910 0；春季模型的 RMSE 和 MAE 分别为 1.248 8 和 0.942 5；冬季 CNN-LSTM 模型的 RMSE 和 MAE 相比秋季分别降低了 36.9%和 36.1%。春季 CNN-LSTM 模型的 RMSE 和 MAE 相比秋季分别降低了 35.4%和 33.9%。由于环境因素与可听噪声的影响各自独立，不同季节的各类环境因素存在变化范围和出现时间的不同，因此可听噪声的强度在不同季节强度不同，具体为：(1)由于官亭站的冬季和春季环境温度低于秋季，其高压输电线路的峰值也低于秋季，在相同的百分比误差下，冬季和春季可听噪声的 RMSE 和 MAE 较低；(2)冬季和春季的凝霜与凝露程度较小，环境因素与可听噪声强度变化趋势不同步现象也更明显，因而 3 种预测模型的精度都有所提升。

表 2 3 个季节下不同预测模型的平均指标数值

Table 2 Average metric values of different forecasting models under three seasons

季节	预测模型	RMSE	MAE
秋季	CNN-LSTM	1.934 3	1.425 0
	LSTM	4.854 3	3.363 5
	DELM	3.827 6	2.719 2
冬季	CNN-LSTM	1.221 5	0.910 0
	LSTM	1.349 1	1.054 8
	DELM	1.551 7	1.185 7
春季	CNN-LSTM	1.248 8	0.942 5
	LSTM	1.742 2	1.281 7
	DELM	1.667 3	1.321 5

4 结论

1）输电线路可听噪声受环境因素影响较大。青海官亭输电线路长期观测站监测数据表明，该区域好天气下可听噪声与环境温度、风速具有较强的正相关性；相对湿度对可听噪声具有较弱的负相关性。

2）青海官亭输电线路长期观测站监测数据表明，该区域秋、冬、春 3 个季节好天气下可听噪声表现出相同的变化规律：白天的可听噪声值较夜晚更大，白天可听噪声振荡幅度较夜晚更大，1 d 内可听噪声具有明显的上升和下降阶段。由于凝露和凝霜作用，早晨可听噪声的上升超前于温度和风速的增大，因此可听噪声与环境因素变化不同步。

3）本文提出基于 CNN-LSTM 的可听噪声预测模型，在好天气下秋、冬、春 3 个季节的可听噪声 RMSE 分别为 1.934 3、1.221 5、1.248 8，MAE 分别为 1.425 0、0.910 0、0.942 5，实现了较为准确的预测效果。

参考文献 References

[1] 王国利，李 敏，刘 磊，等. 高海拔特高压直流线路电磁环境特性研究[J]. 高电压技术，2018，44(1)：264-274.
WANG Guoli, LI Min, LIU Lei, et al. Electromagnetic environment characteristics of UHVDC transmission line in high altitude area[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(1): 264-274.

[2] 赵录兴，小布穷，王炳强，等. 高海拔地区±500 kV 直流线路电磁环境试验研究及导线选型[J]. 电网技术，2021，45(2)：794-801.
ZHAO Luxing, XIAO Buqiong, WANG Bingqiang, et al. Experimental research and conductor selection on electromagnetic environment of ±500 kV DC transmission line at high altitude[J]. Power System Technology, 2021, 45(2): 794-801.

[3] 路 遥，干喆渊，陈豫朝，等. 特高压试验线段与实际线路产生的

电场和可听噪声的等效性分析[J]. 高电压技术，2011，37(2)：354-360.
LU Yao, GAN Zheyuan, CHEN Yuchao, et al. Consistency analysis between the electric field and audible noise caused by UHV test line and UHV transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(2): 354-360.

[4] 唐　剑，杨迎建，李永双，等. 特高压交流输电线路电晕效应的预测方法，Ⅰ：可听噪声[J]. 高电压技术，2010，36(11)：2679-2686.
TANG Jian, YANG Yingjian, LI Yongshuang, et al. Prediction of corona effects generated from UHVAC transmission lines, Ⅰ: audible noise[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(11): 2679-2686.

[5] 蓝　磊，李　威，万保权，等. 交流电晕笼电晕特性数值计算分析(Ⅱ)-电晕电流与电晕损失[J]. 高电压技术，2018，44(10)：3291-3298.
LAN Lei, LI Wei, WAN Baoquan, et al. Numerical calculation and research of corona characteristics in AC corona cage (Ⅱ)-corona current and corona loss[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(10): 3291-3298.

[6] 刘元庆，郭　剑，陆家榆. 基于电晕笼的特高压分裂导线老化试验方法[J]. 高电压技术，2013，39(12)：2967-2971.
LIU Yuanqing, GUO Jian, LU Jiayu. Aging method of UHV bundled conductors based on corona cage[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(12): 2967-2971.

[7] 李鹏飞，张业茂，张　桐，等. 特高压输电线路“100 Hz”纯声的天气影响因素及预测模型[J]. 高电压技术，2019，45(9)：2971-2979.
LI Pengfei, ZHANG Yemao, ZHANG Tong, et al. Weather factors and prediction method for “100 Hz” pure tone of UHV AC transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(9): 2971-2979.

[8] 万保权，武晓蕊，裴春明，等. 基于回归分析法的交流输电线路声功率计算方法[J]. 高电压技术，2017，43(4)：1354-1361.
WAN Baoquan, WU Xiaorui, PEI Chunming, et al. Calculation method for acoustic power based on multivariant regression method for AC transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(4): 1354-1361.

[9] 路　遥，张业茂，刘震寰，等. 特高压同塔双回线路产生的“100 Hz”纯声驻波研究[J]. 高电压技术，2018，44(7)：2261-2267.
LU Yao, ZHANG Yemao, LI Zhenhuan, et al. Study on standing wave of “100 Hz” pure tone from UHV AC double-circuit transmission lines on the same tower[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(7): 2261-2267.

[10] 陈豫朝，谢辉春，张业茂，等. 基于电晕笼的特高压交流输电线路可听噪声预测方法[J]. 高电压技术，2012，38(9)：2189-2194.
CHEN Yuchao, XIE Huichun, ZHANG Yemao, et al. Audible noise prediction of UHVAC transmission lines based on corona cage[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(9): 2189-2194.

[11] 李静雅，曹　洁，姜　梅. 主成分在输电线路可听噪声预测中的应用研究[J]. 计算机工程与应用，2011，47(14)：233-236，241.
LI Jingya, CAO Jie, JIANG Mei. Applied research of PCA method to transmission line audible noise prediction[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(14): 233-236, 241.

[12] 周尚虎，韩梦龙，海景雯，等. 高海拔架空输电线路可听噪声环境影响预测分析研究[J]. 环境影响评价，2021，43(3)：67-71.
ZHOU Shanghu, HAN Menglong, HAI Jingwen, et al. Study on environmental impact prediction of audible noise on high altitude overhead transmission lines[J]. Environmental Impact Assessment, 2021, 43(3): 67-71.

[13] 张海兵，吴海涛，胡　琴，等. 架空输电线路可听噪声问题综述[J]. 高压电器，2022，58(5)：1-6.
ZHANG Haibing, WU Haitao, HU Qin, et al. Review of audible noise of overhead transmission lines[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 1-6.

[14] ZHANG Y M, XU J L, LI N, et al. Audible noise analysis of 750-kV AC transmission line in high-altitude area under different weather[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2023, 17(11): 2644-2654.

[15] KOLCIO N, WARE B J, ZAGIER R L, et al. The apple grove 750 kV project statistical analysis of audible noise performance of conductors at 775 kV[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1974, PAS-93(3): 831-840.

[16] 李学宝，汪　晶，程露莹，等. 交流单点电晕放电可听噪声纯音分量的产生机理[J]. 中国电机工程学报，2019，39(3)：906-914.
LI Xuebao, WANG Jing, CHENG Luying, et al. Generation mechanism of pure tones of audible noise caused by single corona source under AC voltages[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(3): 906-914.

[17] 刘元庆，陆家榆，张　强，等. 高压直流输电线路可听噪声测量数据有效性判定方法[J]. 高电压技术，2014，40(9)：2728-2733.
LIU Yuanqing, LU Jiayu, ZHANG Qiang, et al. Effectiveness determination method of audible noise test data for high voltage DC transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(9): 2728-2733.

[18] 张业茂，万保权，周　兵，等. 特高压输电线路可听噪声长期测试数据的统计分析[J]. 中国电机工程学报，2017，37(20)：6136-6144.
ZHANG Yemao, WAN Baoquan, ZHOU Bing, et al. Statistic analysis of long-term measured data of audible noise on UHV AC transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(20): 6136-6144.

[19] IEEE. IEEE standard definitions of terms relating to corona and field effects of overhead power lines: IEEE Std 539-2005[S]. New York, USA: IEEE, 2005.

[20] 胡　琴，何高辉，彭华东，等. 高湿条件下基于凝露分布模型的导线电晕起始电压预测[J]. 电工技术学报，2018，33(7)：1634-1640.
HU Qin, HE Gaohui, PENG Huadong, et al. Prediction of conductor corona onset voltage based on condensation-distribution model under high humidity conditions[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(7): 1634-1640.

[21] 郭　沁，张炜琦，郭　雨，等. 温湿度对户外设备凝露现象的影响研究[J]. 高压电器，2018，54(8)：60-64.
GUO Qin, ZHANG Weiqi, GUO Yu, et al. Study on the influence of temperature and humidity on the condensation of outdoor equipment[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(8): 60-64.

[22] 吉兴全，曾若梅，张玉敏，等. 基于注意力机制的 CNN-LSTM 短期电价预测[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(17)：125-132.
JI Xingquan, ZENG Ruomei, ZHANG Yumin, et al. CNN-LSTM short-term electricity price prediction based on an attention mechanism[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(17): 125-132.

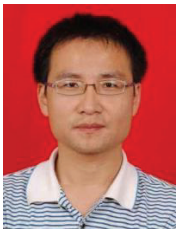
[23] 周飞燕，金林鹏，董　军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报，2017，40(6)：1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.

[24] 马志侠，张林鎧，邱朝洁，等. 基于 CEEMD-SSA-LSTM 的园区综合能源系统两阶段优化调度[J]. 高电压技术，2023，49(4)：1430-1440.
MA Zhixia, ZHANG Linxuan, QIU Chaojie, et al. Two-stage optimal scheduling of the park integrated energy system based on CEEMD-SSA-LSTM[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(4): 1430-1440.



李鹏飞
1986—，男，博士，副教授
主要从事高电压绝缘技术和设备状态检测与故障诊断方面的研究
E-mail: pengfei9966@126.com

LI Pengfei
Ph.D.
Associate professor



张业茂(通信作者)
1982—，男，博士，教授级高工
主要从事电力系统电磁兼容和电磁环境研究
E-mail: zhangyemao@epri.sgcc.com.cn

ZHANG Yemao
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2023-10-23　修回日期　2024-01-29　　编辑　程子丰