

基于边缘计算和多传感器融合的 输电线路监测研究

王志明¹, 李鹏¹, 韦杰¹, 刘胜荣¹, 张伟勋¹, 钟枚汕¹, 李正波²

(1. 广东省数字电网技术企业重点实验室(南方电网数字电网研究院), 广州 510663;

2. 上海倍肯智能科技有限公司, 上海 200030)

摘要: 为了提高输电线路运行的安全性, 研究设计了一种基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测系统; 研究利用多种传感器采集数据, 采用 Edge X Foundry 平台作为系统构架, 对数据进行处理, 从而通过边缘计算实现低延迟、高可靠性的实时监测、在线查看现场、无线通讯等功能; 实验结果显示, 优化后的 ARIMA 模型的最小 MAE 为 0.476, 最小 MSE 为 0.623, 最大 R^2 为 0.984; 监测系统在白天和夜晚对线路舞动的最高预警准确率分别达到了 97.1% 和 93.5%, 说明设计的监测系统对导线舞动的预警性能具有显著的准确性和可靠性, 为输电线路的安全运行提供了实践依据。

关键词: 输电线路监控; 智能监测; 导线舞动; 边缘计算; 多传感器; ARIMA

Research on Transmission Line Monitoring Based on Edge Computing and Multi-Sensor Fusion

WANG Zhiming¹, LI Peng¹, WEI Jie¹, LIU Shengrong¹, ZHANG Weixun¹,
ZHONG Meishan¹, LI Zhengbo²

(1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Digital Grid Technology (Digital Grid Research Institute, CSG),
Guangzhou 510663, China; 2. Shanghai Beacon Intelligent Technology Co., Ltd., Shanghai 200030, China)

Abstract: In order to improve the security and efficiency of transmission line operation, a transmission line monitoring system based on edge computing and multi-sensor fusion is designed; The designed system uses a variety of sensors to collect data, the Edge X Foundry edge platform is taken as a system framework to process the data, thus the real-time monitoring, online viewing of the scene, wireless communication and other functions are realized through the edge computing of the collected data. The experimental results show that the optimized auto regressive integrated moving average (ARIMA) model has a minimum mean absolute error (MAE) of 0.476, minimum mean-square error (MSE) of 0.623, and maximum coefficient of determination (R^2) of 0.984; The highest warning accuracy of the monitoring system for line galloping during the day and night reached 97.1% and 93.5%, respectively, indicating that the designed monitoring system has a significant accuracy and reliability in warning wire galloping, and it provides a practical basis for the safe operation of transmission lines.

Keywords: transmission line monitoring; intelligent monitoring; wire dancing; edge computing; multiple sensors; ARIMA

0 引言

随着我国经济的不断高速发展, 对电力供应的需求越来越大。因此, 电力传输线作为电力传播的重要组成部分, 也受到了人们的高度关注^[1]。然而一些地区环境较为恶劣, 输电线路受冻寒、强风、降雪等影响较为严重, 从而导致输电线路故障。输电线路作为电力输送的载体, 保障其安全可靠的运行是现代电网建设中关键的一环, 输电线路架设在自然环境中, 其结构安全与稳定易受自然环境的影

响^[2-3]。在高温或异常天气条件下, 输电线路温度容易出现波动, 导致输电线路电流瞬间增大, 从而对线路稳定性构成威胁, 存在线路烧断、塔架倾倒等风险。通过对输电线路温度的预测, 可以预判线路的健康状况, 提前调整运维计划, 减少维护成本和停机时间。舞动是输电导线常见的故障类型之一, 导线在一定的攻角和风速作用下容易产生大幅度、低频的自激振动, 即为舞动。当输电线路发生故障时, 不仅影响当地的电力供应, 而且往往会引起电网振荡和破坏电网, 导致大面积停电。中国是舞动发生最频繁

收稿日期: 2023-06-05; 修回日期: 2023-06-28。

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB3206800)。

作者简介: 王志明(1986-), 男, 博士, 高级工程师。

引用格式: 王志明, 李鹏, 韦杰, 等. 基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 113-118.

的国家之一,进行输电线路舞动情况的监测研究有助于及时做好灾害处理预案,确保供电系统稳定运行,保障社会用电安全^[4-5]。研究探究了基于边缘计算的输电线路监测系统,采用预测算法和边缘计算技术来对输电线路的安全进行监测,以确保输电线路的安全运行,同时在数据采集方面降低成本。通过该系统能够实时监测和预警输电线路的异常情况,确保输电线路运行的安全性,为相关工作人员提供参考和依据。

1 基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测系统

1.1 基于 ARIMA 模型的输电线路监测系统温度预测功能

输电线路的温度预警时存在数据获取不易、模型复杂度高、误差累计等问题。自回归移动平均模型 (ARIMA, auto regressive integrated moving average) 是一种常用的时间序列预测模型,它能够对线性数据进行良好的逼近,还能准确地描述时间序列的长期趋势及其对应的波动情况。针对输电线路附近的环境温度情况,研究通过搭建自回归移动平均模型 (ARIMA, auto regressive integrated moving average) 来对当地气温未来的变化情况进行预测,以此来实现高低温下输电线路的异常舞动情况监测及预警。首先以数据为基础进行自相关和偏自相关分析,判断数据在平衡方面的性能是否达到要求,若达标则对模型的阶数进行确定,否则对数据进行差分处理,经过处理后的数据视其平衡性性能进行参数估计和验证。若数据符合白噪声的序列类型则模型可用于预测。ARIMA 模型建模流程如图 1 所示。

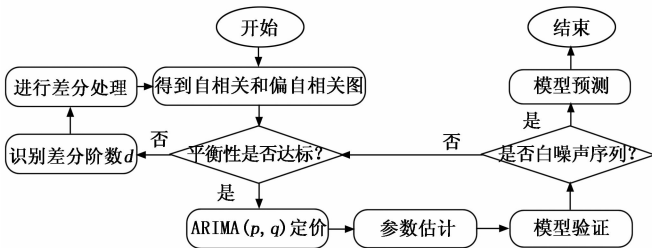


图 1 ARIMA 模型建模流程

一般情况下,时间序列的变动规律类型包含不规则的、周期性的、季节性的和长期的,4种变动根据引发变动的因素随机出现。利用叠加模型对4种变动规律之间相互独立的关系进行表征,如式(1)所示。

$$F = L + S + C + I \quad (1)$$

式(1)中, F 表示最终变动; L 表示长期趋势变动; S 表示季节变动; C 表示循环变动; I 表示不规则变动。利用乘积模型对4种变动规律之间相互影响的关系进行表征,如式(2)。

$$F = L \cdot S \cdot C \cdot I \quad (2)$$

假设 Y_t 序列无法达到平衡方面的标准,然而 $\nabla^d Y_t = (1-B)^d Y_t$ 序列的平稳性能较好,利用 $\nabla^d Y_t$ 与 ARIMA(p ,

q) 模型中的 Y_t 替换,如式(3)。

$$\nabla^d Y_t = c + \sum_{i=1}^p \bar{\omega}_i Y_{t-i} + \omega_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \omega_{t-i} \quad (3)$$

式(3)所表示的为 ARIMA(p, d, q) 模型, d 为差分次数。针对平衡性能上有所欠缺的序列,ARIMA 模型对其适用性更强。

为了使数据在平稳方面能够达标,也就是数据平均值为不变的常数,存在方差且为常数,协方差只与间隔存在唯一关系。对于不平稳的时间序列数据,需要对其进行差分处理,通过对一阶差分处理后的数值进行平稳性判断,确定模型差分阶数为 1。ARIMA 模型能够较好地实现季节性规模化数据的建模,而季节性 ARIMA 模型则在此之上进一步实现了季节性数据特征状态的构造,可以用 SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_m 进行表示,其中 p 指代自回归(季节性)、 P 指代自回归(非季节性)、 q 与 Q 都指代最大之后阶数(移动性平均算子); d 指代差分次数(非季节性)、 D 指代差分次数(季节性)。根据残差 ACF 和 PACF 可知,所有之后阶数的偏自相关和自相关系数都与 0 十分相近。如果残差是白噪声,则说明所选择的模型能够对时间序列的变化规律进行精准识别。当残差非白噪声时,则所选模型不能完全将时间序列的变化规律识别出来,在这种情况下,需要通过对模型进行修正来完善数据识别,反映在具体数值上,即当 p 值小于或等于 0.05 时则拒绝原假设。该模型以残差值为基础进行 Q 检验,得到的 p 值满足要求,则模型接受原假设。

该模型对温度的预测数值整体与真实数值是较为接近的,但预测点在拐点位置处的预测误差值较大,进而形成对于温度预测精准度的负面影响。为了提高整体温度预测的准确性,需要优化极值点的精度,减小预测误差。因此,需要先确定温度曲线的极值点,通过斜率相关理论确定曲线的极值点,若判断点为极值点,则对其进行优化,若判断点非极值点,则直接输出初始的预测数值。然后对极值点的相对平均误差进行计算,若误差均值大于或等于 10%,则对其进行纠正,若误差小于 10%,则直接输出预测值。确定误差均值大于或等于 10% 的点后,以加权平均的形式对处于较前部分的两个预测点进行温度值数据处理,并将得到的数据作为得到修正的极值数据,如式(4)所示。

$$\hat{y}_a = \frac{\hat{y}_{a-1} - y_a}{2} \quad (4)$$

1.2 基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测系统的设计

目前的输电线路监测系统监测方式较为单一,数据传输方式不稳定,且系统维护成本高。为了实现低延迟、高可靠性、多角度多方位的输电线路监测,研究对基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测系统进行了设计。研究通过改进 ARIMA 模型来对输电线路附近的环境温度进行预测和预警,进而构建基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测系统对多分裂超高压大档距的输电线路进行监

测。传统云计算方式在进行大规模数据处理时难以在正确处理数据的同时保证实时化处理的效果。但是边缘式运算则可以将运算操作设置在数据边缘部分, 这种运算方式一方面可以减轻云端产生的运算压力, 提升数据安全性, 另一方面也可以有效降低系统延迟^[6-7]。

研究采用 Edge X Foundry 开源框架作为边缘计算的基础架构, 它可以在保证信息安全性的同时, 有效降低网络流量消耗和运算过程中的网络延迟, 还能实现系统扩展和自适应, 并且它能够与云端架构形成适用性连接, 从而提升自身操作性。研究设计的监测系统架构包括数据采集层、处理层和应用层, 具体架构如图 2 所示。

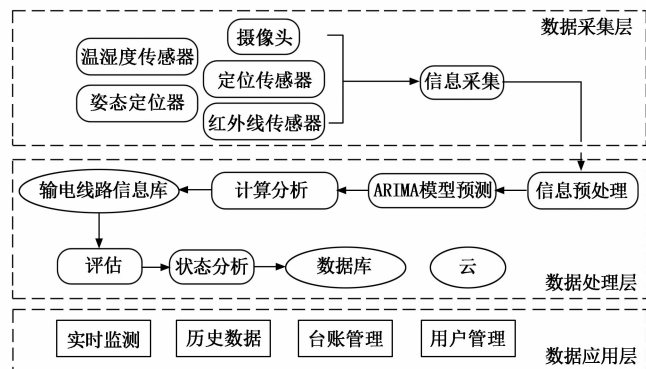


图 2 系统整体架构图

在数据采集层级中, 复数种类的传感装置是必要的, 它们可以对输电线路运行过程中的气象变化与舞动形态进行数据采集, 相关设备包括多个摄像头、温湿度传感器、红外传感器、姿态传感器及定位传感器。这些传感器设备安装在多分裂导线上, 通过感应取电供电。数据处理层的边缘计算节点能够对采集到的数据进行运算。数据应用层级以 Java 作为主要操作语言, 并以 EasyUI 作为主要技术框架, 以此为基础进行输电线路控制管理体系的开发。以此实现时效性监测、在线查看现场、无线通讯、记录事件过程、端侧 AI 分析和可视化交互操作等功能。研究设计的系统采用低功耗芯片, 具备 AI 算力; 能够将数据进行本地存储, 提供端侧边缘计算; 设备的维护成本降低, 能够适应各种恶劣天气。

研究设计的系统结合低功耗传感器监测, 触发摄像头录像, 并综合多台设备数据模拟舞动轨迹。研究将采集到的数据放在边缘计算平台的边缘部分执行运算, 该方式能够在缩减传输带宽, 并缩减系统性运算延迟的同时, 减轻云端的运算压力, 提升信息安全性。数据采集硬件的主要职责是数据监测, 其数据采集面对的是输电线路所在环境的相关数据, 同时它也会对输电线路舞动变化数据进行收集。采集到的数据通过无线传输, 在此基础上还要确保数据传输的效率^[8]。

1.3 Edge X Foundry 边缘计算平台构建

Edge X Foundry 平台涉及到硬件和软件环境选择、多协议支持、安全性保障、技术集成和可扩展性, 需要面对

多方面的挑战, 需要综合的、迭代式的技术路线、开发过程和生态迭代。建立 Edge X Foundry 平台需要满足以下两个条件: 至少具备 4 GB 的内存、3 GB 的硬盘和 4 核以上的 CPU, 并对需求事先做好安排。为了让较多的硬盘空间留存下来, 需要考虑传感器和采集设备的留存时间。在软件需求上, Git、MongoDB、Eclipse 和 Java 都是必要的。Git 的功能是从 GitHub 库中提取代码, MongoDB 可以作为元数据库与设备的连接工具使用, Java 则是 EdgeX Foundry 的微服务语言设计端口, 而 Go 语言则起到二次封装的作用。要利用 sudo 命令来对边缘平台进行平滑性处置, 则必须启动相关软件包升级和安装系统, 并对有关的软件源进行配置, 以便于在 Eclipse 中创建微服务^[9-10]。

Edge X Foundry 传输层的主要作用是构造通信回路, 及时推送信息, 其由三部分构成, 第一部分为传感器处理构造 (温度、湿度、光照、风速等传感维度), 第二部分为客户端, 第三部分为 Modbus-TCP 服务器程序。设备管理模块注册和管理传感器, 扩展使用 Modbus-TCP 协议。信息到达边缘平台后, 设备服务层则会向核心服务层发送信息, 对关键词进行有效过滤, 将消息队列传输到扩展服务。扩展服务提取信息传输给客户, 或从客户端订阅信息^[11-12]。

装置登记服务提供了相关资料的定义、格式以及传送路径等服务。与传感器设备传送给核心数据服务的全部数据不同, 数据定义可以通过定制的数据过滤器来筛选客户所订购的相关数据^[13]。过滤器包括两类, 一类是通过装置名称或 ID 来筛选数据, 客户获取有效信息的唯一途径是已登记设备。另一种形式是将数字类别与表达的内容以特定数值的形式来表达。

例如“温度”用于表示温度传感器或其他数字型传感器。客户端还可以指定数据的特定格式, JSON 格式与 XML 格式是较为普遍的例子, 也可以根据需求来对数据的加密操作和压缩操作是否执行进行决策^[14-16]。

Edge X Foundry 是边缘计算节点, 它属于该系统的数据处理层, 主要用于实现边缘运算操作。边缘平台对传感器信息进行有效接收, 并根据真实性需求来进行时效性运算。为确保数据处理的实时性, 动态增容理论模型被放置在边缘端进行实时计算, 计算结果被送至云存储。Edge X Foundry 旨在为 IoT 节点建立边界框架, 实现互操作性^[17-18]。

设备服务主要依赖于核心数据和元数据两种微服务。在设备初始化之前, 需要开启核心数据和元数据微服务, 并按照配置文件的规定来初始化设备, 包括设备名称和值描述符等信息^[19]。启动微服务后, 装置服务将根据配置文件中所写的信息, 记录到元数据中以进行初始化, 配置文件中的 YAML 可按实际需要编制。使用回调应用程序界面可以管理设备实例, 支持元数据的微服务。通过配置文件中包含的 GET 命令, 可以将数据资源存储在“虚拟资源”的 H2 库中。装置服务每 15 秒从 H2 库中提取一份数据, 并将其传输到核心数据。如果发现传输频率不合适, 可以

使用 YAML 进行修改。如果在 600 秒内无响应，初始化将失败，可以使用 ping 命令查看微服务是否已启动^[20]。设备虚拟服务总体流程如图 3 所示。

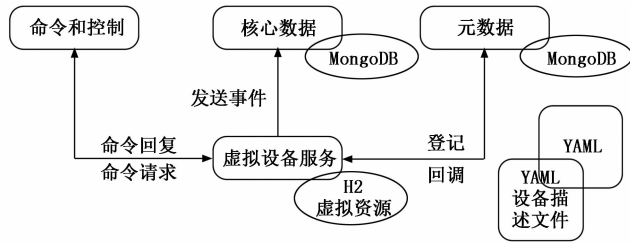


图 3 设备虚拟服务总体流程

研究设计的系统可以将用户按权限分为两类，一类是普通型用户，一类是管理型用户。普通性用户的权限以查询功能为主。而管理型用户则可以对诸如设备、用户等信息进行实时化的修改和增删。两种用户均拥实时监测和历史数据查询的权限，在这部分两种权限具有同等级功能。管理型用户可以对线路数据、终端数据和用户数据进行管理，而普通用户仅能管理自身账号数据。

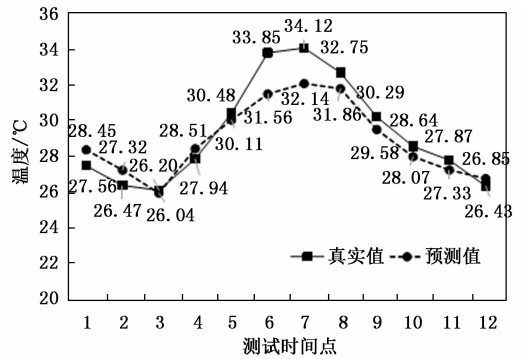
2 基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测系统性能分析

2.1 输电线路监测系统的 ARIMA 模型性能分析

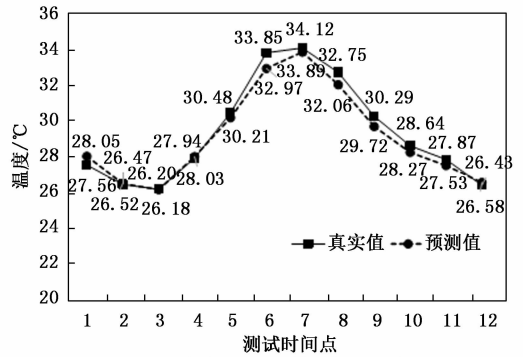
为了验证设计系统的有效性，研究对系统的 ARIMA 模型的预测功能及系统的监测效果进行实验分析。根据时间序列数据能够看出输电线路所处地点的温度具有一定的周期性，消除温度数据体现出来的周期性，进而得到偏自相关系数与自相关系数，在此基础上利用季节性 ARIMA 模型来拟合时间序列信息。研究在间隔相同时长的 12 个时间点点对系统的 ARIMA 模型预测效果进行实验记录，真实值和模型的预测值如图 4 所示。

从图 4 中可以看出，在预测曲线的整体趋势上，优化后的 ARIMA 模型更加接近真实值。图 4 (a) 中，1、2、6、7 时间点上的真实值分别为 27.56、26.47、33.85 和 34.12，而这 4 个时间点上的 ARIMA 模型预测值分别为 28.45、27.32、31.56 和 32.14。可以看出，在时间拐点上，真实值和预测值之间相差较大，优化前的 ARIMA 模型的预测准确性还存在一定的缺陷。图 4 (b) 中，1、2、6、7 时间点上的真实值分别为 27.56、26.47、33.85 和 34.12，而这 4 个时间点上的 ARIMA 模型预测值分别为 28.05、26.52、32.97 和 33.89。可以看出，在相同的时间拐点上，真实值和预测值之间相差较小，对比优化前的 ARIMA 模型，优化后的 ARIMA 模型在预测准确性上得到了显著提升。决定系数 R^2 是评价模型和样本的拟合情况的指标，范围为 $[0, 1]$ ，其值越大则模型拟合度越高，若 $R^2 = 0$ ，则表明模型与样本完全拟合。优化前后的 ARIMA 模型的预测误差及决定系数如图 5 所示。

图 5 (a) 中，ARIMA 模型在 6 个时间点上的 MAE 分

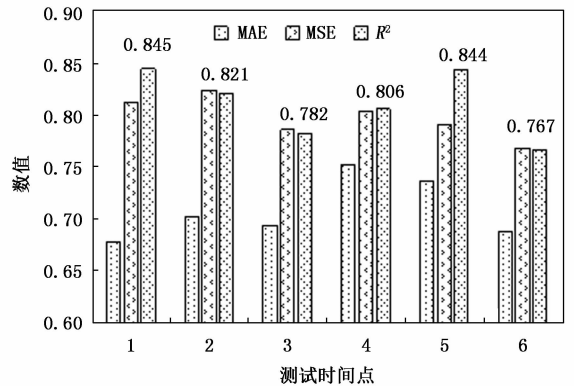


(a) 优化前 ARIMA 模型的预测效果

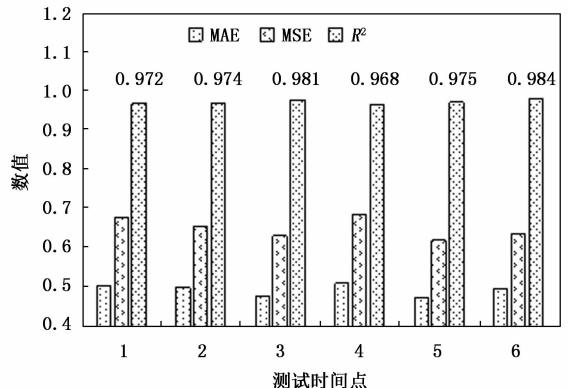


(b) 优化后 ARIMA 模型的预测效果

图 4 ARIMA 模型的预测效果



(a) 优化前 ARIMA 模型的误差及决定系数



(b) 优化后 ARIMA 模型的误差及决定系数

图 5 ARIMA 模型的误差值及决定系数比较

别为 0.678、0.702、0.6940.752、0.736 和 0.688, 其中最小 MAE 为 0.678; ARIMA 模型在 6 个时间点上的 MSE 分别为 0.812、0.824、0.786、0.804、0.791 和 0.768, 其中最小 MSE 为 0.768; ARIMA 模型在 6 个时间点上的 R^2 分别为 0.845、0.821、0.782、0.806、0.844 和 0.767, 其中最大 R^2 为 0.845。图 5 (b) 中, 优化后的 ARIMA 模型在 6 个时间点上的 MAE 分别为 0.506、0.503、0.482、0.513、0.476、0.501, 均比优化前的 ARIMA 模型的最小 MAE 值更小。优化后的 ARIMA 模型在 6 个时间点上的 MSE 分别为 0.682、0.657、0.634、0.688、0.623、0.641, 均比优化前的 ARIMA 模型的最小 MSE 值更小。优化后的 ARIMA 模型的 R^2 分别为 0.972、0.974、0.981、0.968、0.975、0.984, 均比优化前的 ARIMA 模型的最大 R^2 更大。通过对比可知, 研究对 ARIMA 模型的优化具有显著的有效性, 优化后的 ARIMA 模型具有优越的准确性和稳定性。

2.2 输电线路监测系统性能分析

研究在性能分析时主要探讨监测系统的预警功能, 将输电线路的舞动情况具体分为 6 种类型, 分别为旋转舞动、振荡舞动、侧向舞动、绕组舞动、摆动舞动及脉动舞动, 将 6 种舞动类型分别记为舞动类型 1~6。对 6 种舞动类型下的系统预警性能进行实验分析, 结果如图 6 所示。

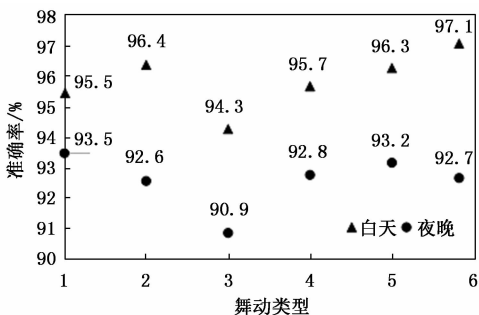


图 6 输电线路监测系统的预警准确率

从图 6 可以看出, 监测系统在白天对输电线路舞动的预警准确率分别为 95.5%、96.4%、94.3%、95.7%、96.3%、97.1%, 在夜晚的预警准确率分别为 93.5%、92.6%、90.9%、92.8%、93.2%、92.7%。通过比较可知, 监测系统在白天对不同类型的导线舞动情况的预警准确率均比夜晚要高, 特别是在白天对舞动类型 6 的预警准确率达到 97.1%。监测系统对舞动类型 3 的预警准确率相对较低, 在白天对舞动类型 3 的预警准确率为 94.3%, 而在夜晚对舞动类型 3 的预警准确率只有 90.9%, 为所有导线舞动类型中预警准确率最低。监测系统对舞动类型 6 预警准确率的昼夜差异最大, 监测系统在白天对舞动类型 6 的预警准确率为 97.1%, 在夜晚对舞动类型 6 的预警准确率仅为 92.7%。监测系统对舞动类型 1 预警准确率的昼夜差异最小, 监测系统在白天对舞动类型 1 的预警准确率为 95.5%, 在夜晚对舞动类型 1 的预警准确率为 93.5%。结果说明研究设计的输电线路监测系统具有显著的准确性和

可靠性。输电线路监测系统的预警响应时间如图 7 所示。

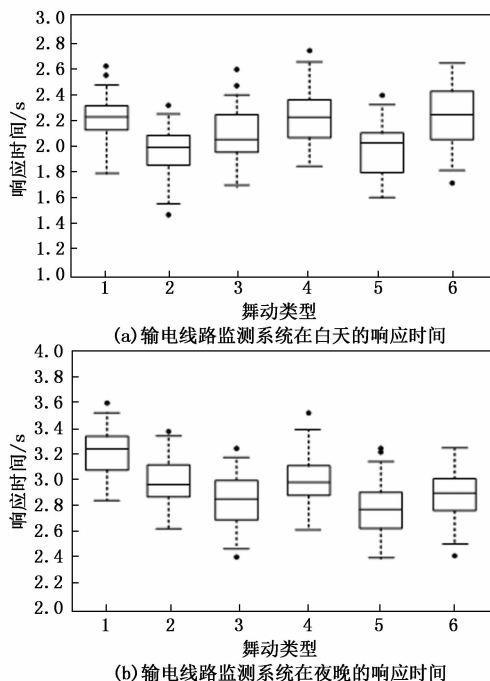


图 7 输电线路监测系统的响应时间

图 7 (a) 中, 监测系统在白天对舞动类型 1 的响应时间大概集中在 1.8 s 到 2.5 s 之间; 系统对舞动类型 2 的响应时间大概集中在 1.5 s 到 2.2 s 之间; 系统对舞动类型 3 的响应时间大概集中在 1.9 s 到 2.4 s 之间; 系统对舞动类型 4 的响应时间大概集中在 1.8 s 到 2.7 s 之间; 系统对舞动类型 5 的响应时间大概集中在 1.6 s 到 2.4 s 之间; 系统对舞动类型 6 的响应时间大概集中在 1.8 s 到 2.7 s 之间。通过总结可知, 监测系统在白天的响应时间基本集中在 1.5 s 到 2.7 s 之间, 其中对舞动类型 4 和类型 6 的响应时间较长, 对舞动类型 2 的响应时间较短。图 7 (b) 中, 监测系统在夜晚对舞动类型 1 的响应时间大概集中在 2.8 s 到 3.6 s 之间; 监测系统在夜晚对舞动类型 2 的响应时间大概集中在 2.6 s 到 3.4 s 之间; 监测系统在夜晚对舞动类型 3 的响应时间大概集中在 2.4 s 到 3.2 s 之间; 监测系统在夜晚对舞动类型 4 的响应时间大概集中在 2.6 s 到 3.4 s 之间; 监测系统在夜晚对舞动类型 5 的响应时间大概集中在 2.4 s 到 3.2 s 之间; 监测系统在夜晚对舞动类型 6 的响应时间大概集中在 2.4 s 到 3.3 s 之间。通过总结可知, 监测系统在夜晚的响应时间基本集中在 2.4 s 到 3.6 s 之间, 整体响应时间明显比白天更长, 其中系统对舞动类型 1 的响应时间较长, 对舞动类型 3 和 5 的响应时间较短。结果表明研究设计的输电线路监测系统在白天对导线舞动情况的预警更加迅速和准确。

3 结束语

为了确保供电系统稳定运行, 保障社会用电安全, 研究设计一种基于边缘计算和多传感器融合的输电线路监测

系统。研究设计的系统架构包括数据采集层、处理层和应用层,利用摄像头、红外传感器、温湿度传感器等多种传感器进行数据采集,并设计 ARIMA 模型对输电线路附近的气象情况进行监测和预测,进而实现对导线监测的系统辅助,并利用边缘运算来处理得到的数据,从而得到监测结果。结果显示,优化后的 ARIMA 模型的最小 MAE 为 0.476,最小 MSE 为 0.623,最大 R^2 为 0.984,均比优化前的 ARIMA 模型表现更优。监测系统在白天对线路舞动的最高预警准确率达到 97.1%,在夜晚的最高预警准确率达到 93.5%;监测系统在白天的响应时间基本集中在 1.4 s 到 2.8 s 之间,在夜晚的响应时间基本集中在 2.4 s 到 3.6 s 之间。实验结果表明研究设计的输电线路监测系统对导线舞动的预警性能具有显著的准确性和可靠性,但其在白天的监测效果比夜晚更好。研究设计的系统利用 ARIMA 模型对输电线路环境温度进行预测,并结合边缘计算和多传感器对输电线路进行监测,实现了低延迟、高可靠性、多角度多方位的输电线路监测,在保障线路安全运行的同时为电力工作人员提供了参考和依据。

参考文献:

- [1] 黄见和. 输电线路在线监测与故障诊断技术研究 [J]. 中国设备工程, 2022, 513 (24): 155-157.
- [2] 方刚, 平学良, 王铭民, 等. 基于边缘信息融合的输电线路防外破监测系统研究与应用 [J]. 电子器件, 2023, 46 (1): 210-217.
- [3] 顾天琪. AI 识别技术在输电线路监测系统中的应用 [J]. 电子技术, 2023, 52 (1): 162-163.
- [4] 黄永刚, 雷文鸾, 陈伟, 等. 适用于输电线路监测的自供电无线在线监测系统 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (20): 83-91.
- [5] 黄金柱. 输电线路多参数可视化监测系统设计 [J]. 电子技术与软件工程, 2022, 235 (17): 148-151.
- [6] 凌永鹏. 输电线路在线视频监测系统的设计 [J]. 集成电路应用, 2022, 39 (8): 132-133.
- [7] 王军龙, 施俊, 陈友宏, 等. 输电线路在线监测系统的设计与实现 [J]. 电子技术, 2022, 51 (3): 106-109.
- [8] 郑仟. 基于多旋翼无人机的架空输电线路状态检测系统设计

- [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (12): 332-338.
- [9] WU H, TANG B, XIAO Y, et al. Monitoring of the transmission line galloping with a novel distributed optical fibre sensor and its statistical data analysis [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14 (1): 166-171.
- [10] TAN T, DUAN C, LIU X, et al. Research on Monitoring the Transmission Line Tension and Galloping Based on FBG Fitting Sensor [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-8.
- [11] 李先锋, 徐志钮, 郭一帆, 等. 基于光纤传感的输电线路覆冰监测技术应用评述 [J]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 2023, 50 (2): 22-34.
- [12] 逄宝中, 李庚银, 王剑晓, 等. 计及监测与控制功能的电力信息物理系统关键输电线路辨识方法 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (7): 2556-2566.
- [13] 田闽哲, 张龙, 罗辉勇, 等. 特高压直流输电线路雷击暂态响应监测技术研究 [J]. 电瓷避雷器, 2021, 301 (3): 93-98.
- [14] 谢景海, 袁敬中, 郭嘉, 等. 一种输电线路多参数可视化物联监测系统 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (12): 4975-4981.
- [15] 熊佳佳. 基于巡检机器人的电网覆冰输电线路状态智能监测技术 [J]. 制造业自动化, 2021, 43 (4): 153-156.
- [16] 王敏学, 李黎, 周达明, 等. 分布式光纤传感技术在输电线路在线监测中的应用研究综述 [J]. 电网技术, 2021, 45 (9): 3591-3600.
- [17] 徐志钮, 樊明月, 赵丽娟, 等. 基于分布式光纤传感的输电线路温度和应变快速测量方法 [J]. 高电压技术, 2020, 46 (9): 3124-3134.
- [18] 周湛, 张志坤, 赵振刚, 等. 基于光纤传感的输电线路悬垂绝缘子风偏角监测研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34 (3): 81-87.
- [19] 梁庆国, 梁世容, 彭家宁, 等. 输电线路中杆线结构的抗风监测技术 [J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35 (1): 181-186.
- [20] 周华良, 饶丹, 宋斌, 等. 输电线路分布式故障诊断系统的信息安全防护设计及应用 [J]. 电力系统自动化, 2019, 43 (15): 193-199.

(上接第 112 页)

- [17] ZHAO H, GAO J, LAN T, et al. Tnt: Target-driven trajectory prediction [C] // Conference on Robot Learning. PMLR, 2021: 895-904.
- [18] ROZENBERG R, MOUTARDE F, GESNOUIN J. Asymmetrical Bi-RNN for Pedestrian Trajectory Encoding [R]. Vannes, France: Reconnaissance des Formes, Image, Apprentissage et Perception (RFIAP), 2022.
- [19] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30.

- [20] CHANG M F, LAMBERT J, SANGKLOY P, et al. Argoverse: 3d tracking and forecasting with rich maps [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8748-8757.
- [21] 周仁杰. 基于多尺度信息融合与 GAT 的轨迹预测方法 [D]. 长沙: 湖南大学, 2021.
- [22] 连静, 丁荣琪, 李琳辉, 等. 基于图网络和注意力机制的轨迹预测方法研究 [J/OL]. 兵工学报: 1-9. [2023-04-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2176.TJ.20220701.1419.013.html>