文章编号:1671-4598(2026)10-0185-08 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2026.10.024 中图分类号:TM744 文献标识码:A

基于多系统交互的配电网线损异常分析系统设计

杨晓妍[1]，马东东[2]，党世红[3]
(1. 陕西科技大学镐京学院 电信工程学院，西安 712000；
2. 国网咸阳供电公司，陕西 咸阳 712000；
3. 咸阳职业技术学院 机电学院，陕西 咸阳 712000)

摘要：针对传统配电网线损异常分析方法因信息孤岛导致的定位不准、误报率高等问题，文章设计了一种基于多系统数据融合的智能分析系统；该系统在硬件层面，构建集高精度采集（ADS1256）与边缘计算于一体的感知层；软件层面上，采用牛顿—拉夫逊法进行潮流计算以设定动态理论阈值，并融合SCADA、AMI、GIS及气象等多源系统数据，构建线损动态影响因子模型对实测值进行校正，进而通过斯皮尔曼相关系数与嫌疑系数模型锁定异常用户；经实验测试，所设计系统在线损异常定位中的误报率可稳定控制在0.75%以下，实现了高精度诊断；经实际配电网台区应用验证，该系统能够有效满足对线损异常实时、准确定位与管理的工程需求。

关键词：多系统交互；配电网；线损异常；系统开发

Design of Distribution Line Loss Anomaly Analysis System Based on Multi System Interaction

YANG Xiaoyan[1], MA Dongdong[2], DANG Shihong[3]
(1. School of Telecommunication Engineering, Haojing College of Shaanxi University of Science and Technology, Xianyang 712000, China;
2. State Grid Xianyang Power Supply Company, Xianyang 712000, China;
3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xianyang Polytechnic Institute, Xianyang 712000, China)

Abstract: This article proposes an intelligent analysis system based on multi system data fusion to address the issues of inaccurate positioning and high false alarm rates caused by information silos in traditional methods for analyzing network loss anomalies in distribution lines. At the hardware level, the system constructs a perception layer that integrates high-precision acquisition (ADS1256) and edge computing; On the software level, the Newton Raphson method is used for power flow calculation to set dynamic theoretical thresholds, and multi-source system data such as SCADA, AMI, GIS, and meteorology are integrated to construct a line loss dynamic impact factor model to correct the measured values. Then, abnormal users are identified through Spearman correlation coefficient and suspicion coefficient models. The experimental results show that the designed system can stably control the false alarm rate in online loss anomaly localization below 0.75%, achieving high-precision diagnosis. After practical application verification in the distribution network area, the system can effectively meet the engineering requirements of real-time and accurate positioning and management of line loss anomalies.

Keywords: multi system interaction; distribution network; abnormal line loss; system development

收稿日期:2025-10-10； **修回日期**:2025-12-03。
基金项目:陕西省教育厅专项科研计划项目(22JK0306);陕西省科技厅重点研发计划项目(2023-YBGY-217)。
作者简介:杨晓妍(1993-),女,硕士,讲师。
通讯作者:党世红(1975-),男,博士,教授。
引用格式:杨晓妍,马东东,党世红.基于多系统交互的配电网线损异常分析系统设计[J].计算机测量与控制,2026,34(10):185-192.

0 引言

在新型电力系统加速构建与能源互联网技术深度融合的背景下，电网的配电范围逐渐增大且用户类型日益增多。同时，随着智能电网的转型升级和建设优化，在电能传输过程中，不可避免地会出现线损异常情况。而引起线损异常的因素有很多，且复杂多变，若不进行准确的诊断和定位，则会直接影响供电质量以及供电企业的经济效益，进而制约电网降本增效。

常规的线损异常检测与分析方法主要依靠定期数据统计与单系统信息比对，但由于线损数据流动路径长、业务信息交互程度高等因素的影响，导致用电信息数据孤岛现象严重，难以实现跨域信息联动。另外，忽略了负荷动态波动和电网拓扑变更的影响，使得线损异常识别不准确，无法满足实时性的要求。近年来，许多专家学者对如何有效地分析和诊断配电网线损异常进行了大量的理论研究与实践。文献［1］通过整合电力信息采集系统中的多源数据，采用 K-means 聚类算法与 LOF 局部离群因子检测法组合模型，对线损异常特征进行提取与筛选，结合卷积神经网络模型实现台区线损异常检测。该方法系统可实时处理海量数据，实现线损异常的秒级响应，提高了检测效率。但此方法对动态工况适用性较差，导致采集的线损数据与实际数据不匹配，定位准确度受限。文献［2］利用物联网技术采集配电网的电气参数并传输至智能网关中，结合 GIS 地理信息系统，对线路拓扑结构进行建模，动态计算理论线损值，引入机器学习算法构建线损预测模型，完成线损异常识别[3]。此方法从数据采集到预警发布全程无需人工干预，实现了线损异常检测的自动化，且提高了识别速度。然而，无线传输模块在复杂电磁环境中易受干扰，导致数据丢包率较高，影响了线损异常定位的准确度。

为了解决上述方法中存在的问题，文章结合多系统交互方法对配电网线损异常分析系统展开了深入研究，以提高配电网运行的可靠性。

1 配电网线损异常分析系统框架设计

配电网由于电量失真、供售端抄表不同步和电网结构变化等多方面综合因素的影响，极易出现线损异常问题[4]。因此，需要线损异常分析系统时刻对异常线损状态进行判断，从而对其异常情况进行细致检测。系统的总体框架如图 1 所示。

通过深入配电网实时线损分析的各个环节，从数据区、计量模型区、线损模型区和应急业务事件区 4 个维度设计了线损异常分析系统[5]。其中，数据区负责采集和整合配电网的全量异构线损数据，并通过边缘网关和

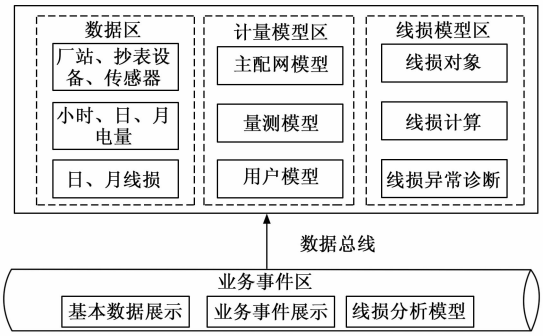


图 1 配电网线损异常分析系统架构

传输总线将数据传输到计量模型区，该模块通过配电网模型、量测模型和用户模型构建，形成逻辑一致的数据集，并量化计量误差对线损的影响，保证线损数据的精准度。线损模型区是实现线损理论计算与异常识别核心模块，结合历史线损分布与实时工况，感知线损异常情况，进一步将其输送至业务事件区，通过将分析结果转化为可执行的业务指令，确定线损异常位置[6]。

配电网线损异常分析系统通过数据采集与特征工程优化以及异常区域定位，满足新型电力系统对实时性、精准性的要求[7]。结合系统的总体设计架构，对系统的硬件和软件功能进行详细设计。

2 系统硬件设计

2.1 线损数据采集电路

为实现对异常线损的准确分析，判断线损异常区域，对配电网的回路线损数据进行采集，依据线损波动情况分析配电网的用电量状况，以此反映出线损是否存在异常。但常规数据采集设备需要将数据连接到数据采集箱中，才能得到二次线损值，影响了数据采集的实时性，还容易引入噪声干扰与其他误差，降低数据的准确性[8]。因此，为增强数据信号反馈机制强度，精准感知电网的运行状态，为线损计算提供基础数据源，需在配电网二次回路中构建耦合线损数据采集回路，从而直接完成信号采集的切换与输入。

本系统设计的线损数据采集电路采用的核心芯片为 ADS1256，是一种高精度单片集成型信号转换电路，通过 16 位双极性 AD 转换，对采集的电压与电流信号进行数字滤波与程控放大，进而获取高质量的线损数据，适用于对数据采集精度要求极高的场合[9]。其电路结构如图 2 所示。

图 2 中，V_1 为输入的模拟电压信号源，将 V_1 连接到 ADS1256 的输入引脚（IN），芯片可以对 V_1 的电压值进行采样和量化，最终输出对应的数字信号，以便后续的数字系统进行处理和分析。R_1 是串联在输入信号路径上的电阻，防止输入信号电流过大，避免对 ADS1256 芯

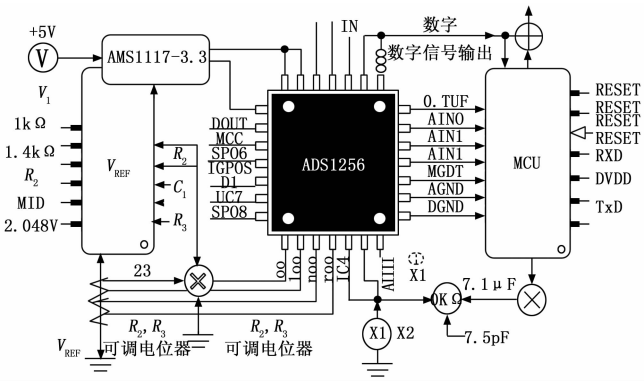


图 2　电压采集电路图

片造成损坏。R_2 和 R_3 组成了一个分压电路，通过分压作用，可以稳定输出信号的电压值，减少信号的波动和干扰，提高信号传输的可靠性。在变电站出线、分支箱、台区总表、用户分表处安装电压传感器，与配电网二次回路中的采集电路形成二级监测网络[10]。采集电路的采集参数设置如表 1 所示。

表 1　线损数据采集电路参数

参数名称	推荐值/范围
ADC 分辨率	≥16 位
基础采样率	1 kHz
信号覆盖范围	DC～1 kHz
电压输入范围	±10 V
多通道同步误差	10 μs
共模抑制比(CMRR)	120 dB@50 Hz
自动校准间隔	24 h
稳态数据压缩比	100∶1
输入通道数	8 通道
输入电压范围	0～5.25 V
增益放大系数	0.50
信号覆盖范围	DC～1 kHz
PGA 增益范围	1～64
非线性度	±0.001 0%
数据传输速率	30 ksps

电路采集参数设置完成后，获取配电网电压参数的稳态信号和瞬态信号，经过内置的转换逻辑将信号压缩成正弦输出的叠加信号，进一步将信号通过通信协议栈输入到系统的模型计算层，便于后续线损异常的分析。

本系统通过在配电网关键节点部署上述采集电路，构建了一个覆盖“站－线－台－户”的二级监测网络，旨在获取计算理论线损与识别异常所必需的多维度物理量。具体采集点位与数据包括：

1）变电站 10 kV 出线侧：通过电压互感器（VT）与电流互感器（CT），采集三相电压、三相电流、有功功率、无功功率，用于计算供电侧总电量并作为潮流计算的起点。

2）馈线分支节点与台区变压器低压侧：在关键分支箱和配变出口处，采集三相电压、电流及总有功功率，用于追踪线损在空间上的分布情况，并定位异常发生的区段。

3）用户接入点：通过 AMI 系统中的智能电表，采集每个电力用户的冻结电量（正向有功总电量），该数据是计算售电量和进行用户侧嫌疑分析的核心依据。

所有上述物理量均以同步或带时标的方式被采集，并通过边缘计算网关进行初步的校时与封装，形成结构化的线损分析数据流。

2.2　信号调理与前端隔离电路

为直接从配电网二次回路中安全、准确地提取电压与电流信号，并抑制共模干扰、防止高压窜入，本系统在 ADC 转换前端设计了完备的信号调理与隔离电路。该电路由电压/电流信号适配、电气隔离与低通滤波 3 个核心环节构成，其系统如图 3 所示。

1）电压/电流信号适配：

电压信号通道：来自电压互感器的额定 100 V 交流电压信号，通过一个高精度、低温漂的电阻分压网络，将其衰减至 ADS1256 芯片允许的±5 V 输入范围以内。分压电阻采用精度为 0.1%的金属膜电阻，以保障衰减系数的长期稳定性。

电流信号通道：来自电流互感器的额定 5 A 交流电流信号，通过一个精密取样电阻将其转换为电压信号。随后，该微弱电压信号被送入一个基于 AD620 或 INA128 的仪表放大器进行放大。仪表放大器因其高输入阻抗、高共模抑制比的特性，能有效提取叠加在强共

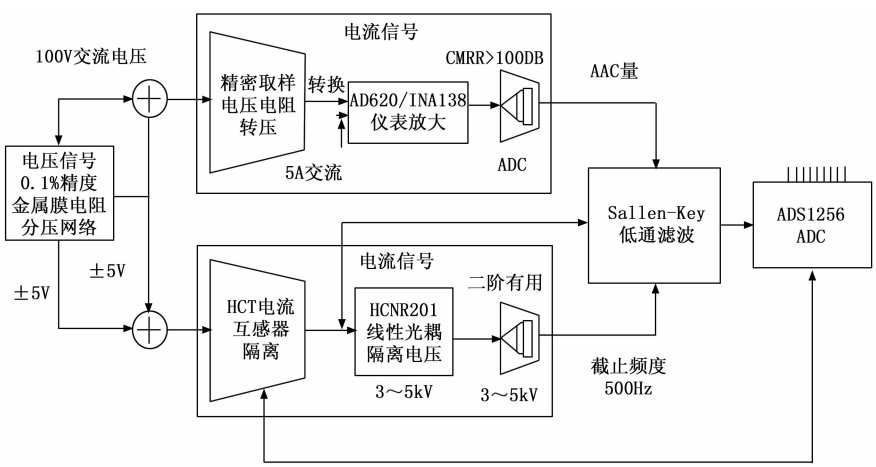


图 3　信号调理与隔离电路图

模干扰上的微弱差分电压信号，并将其放大至 ADC 的最佳量程。

2）电气隔离：

电力现场环境恶劣，存在地电位差和瞬时过电压的风险。为确保后端采集系统的安全并抑制环路干扰，系统在信号适配电路与 ADC 之间引入了线性光耦隔离方案。该方案通过光耦合实现信号的电气隔离，其典型隔离电压可达 3～5 kV，同时能高保真地传输模拟信号，避免了传统数字隔离方案所需的额外 ADC/DAC 转换环节，在精度与成本间取得了良好平衡。

3）抗混叠滤波：

为消除高频噪声并满足奈奎斯特采样定理，防止信号混叠，在每个 ADC 输入通道前端均设置了一个二阶有源低通滤波器。其截止频率根据系统 1 kHz 的基础采样率设定为 500 Hz，旨在最大限度地衰减高于奈奎斯特频率的频率分量，确保采样后信号的频谱纯度。

完成上述信号调理后，洁净、安全且幅度适宜的模拟信号方被送入以 ADS1256 为核心的高精度 ADC 转换电路进行数字化。

2.3 边缘计算网关

边缘计算网关作为系统的智能边缘节点，其核心功能在于实现数据流的本地化智能调度与初步诊断。在接收到来自数据采集电路的原始数据流后，网关依据数据的时间敏感性、数值突变幅度及所属线路关键等级，执行动态优先级排序。高优先级数据（如越限报警、瞬时突变信号）被实时推送至内置的轻量化异常检测模型进行即时分析，以实现秒级响应；中低优先级数据则进行缓存与压缩后，按批次传输至云端数据中心用于模型训练与历史分析。此外，网关集成了反向传播微调策略，当云端基于全局数据对诊断模型完成迭代更新后，可将模型增量参数下行同步至网关，使其本地模型能够自适应电网运行方式的变化，从而实现边缘智能能力的持续优化。

边缘计算网关作为系统计算中心，负责完成本地数据与信号处理和协议转换的任务。系统中选用的边缘计算网关为 ARM Cortex-A72/A76 工业级处理器配置 RS485 通信接口扩展板，通过 16 路通用输入输出接口将输出结果存储在数据库中，完成本地化异常检测与决策[11]。边缘计算网关的相关技术指标如表 2 所示。

边缘计算网关可以根据接收到的线损数据的重要性对数据进行分类处理，并通过边缘侧反向传播微调策略，进而调用 WebSer-vice 进行实时分析结果展示。

表 2 边缘计算网关技术指标

指标	数据
主频	2.2 GHz
内存容量	4 GB
存储容量	64 GB
GPIO 接口	16 路
输入电压	DC 9～36 V
功耗	5 W
波特率范围	1.2～115.2 kbps
最大传输距离	300 m
每段最大站点数	32 个
典型工作电压	3.3 VDC
RS485 接口数量	2 路

3 算法设计

3.1 理论线损值计算

基于配电网基本拓扑结构、电力设备运行参数以及负荷动态变化等数据，采用潮流计算方法描述与模拟配电网在正常运行过程中的能量损耗，并将其设置为理论阈值，作为线损异常的判断依据[12]。

依据配电网的运行标准，对采集的线损数据进行聚类和离散度分析，以剔除其中的冗余数据，提取线损离群点[13]。计算公式如下：

$$T=\frac{1}{n-1}\sum_{j=1}^{n}[t_1-t_2(1+S)] \tag{1}$$

式中，n 为采集的线损数据点个数，t_1 为数据点对象群的聚类中心[14]，t_2 为时间处理单元，S 为数据过滤函数，T 为线损数据的离散度。

$$C_j=\sqrt{\frac{T}{N}\sum_{k=1}^{N}(d_s-h_0)^2/l} \tag{2}$$

为线损数据采集的总次数；d_s 表示第 s 个数据点与其邻域点的局部可达密度[15]；h_0 为用户的日用电量；C_j 表示第 j 个线损数据点的局部离群因子[16]。若线损数据点的局部离群因子远大于 1，则将该数据点视为离群点并删除。

充分考虑线损计算误差的影响，求取配电网电气特征指标。公式如下：

$$D=\frac{C_j-\alpha_y}{\sqrt{\alpha_j\cdot h^2}} \tag{3}$$

式中，α_j 表示由 y 个台区组成的初始数据矩阵；α_j 为数据点 j 到其所属簇中心的距离；h 为负荷损失系数。

将配电网电气特征指标转化为标准化决策矩阵，基于线损数据的瞬态特征和局部变化，提取线损数据各个频段上的线损特征。表达式为：

$$k_t=\frac{\beta\sqrt{D^2\ln M}}{\vartheta(u-1/2)} \tag{4}$$

式中，β 为噪声的标准方差，M 为线损数据的实际分解尺度，ϑ 为用电信息采集周期内的总采集数据量，u 为 3 次拉格朗日基函数，k_t 为 t 频段上的线损特征。

进一步采用牛顿－拉夫逊法对配电网进行潮流计算与分析，结合历史日线损序列，求取理论线损值。公式如下：

$$e_i = \sum_{t=1}^{24} \frac{k_t \varepsilon}{|\, g_h + L_r \,|} \tag{5}$$

式中，ε 为线路阻抗上的功率损耗，g_h 为线路首端复功率，L_r 为线路对地导纳支路的功率损耗，e_i 为当前线路的理论线损值。

3.2　基于多系统交互的线损异常点定位

在配电网线损异常分析与定位中，通过整合 SCADA、AMI（高级量测体系）、GIS（地理信息系统）和气象数据等多源系统，实现线损异常定位。

为实现 SCADA、AMI、GIS 与气象数据等多源异构系统的有效融合，本系统设计了一套标准化的数据交互接口规范。所有交互数据均采用轻量级的 JSON 格式进行封装，以确保其可读性与跨平台兼容性。SCADA 系统通过其 OPC UA 服务器接口，提供以秒级为周期的电网实时运行数据；AMI 系统通过 IEC 61968 标准的信息交换总线，推送台区总表及用户智能电表以 15min 为周期的冻结电量数据，GIS 系统则通过 RESTful API 提供包含设备坐标、连接关系及电气参数的电网拓扑模型数据；外部气象数据通过调用 HTTP/HTTPS API 从权威气象服务商获取，包括温度、风速等影响线路损耗的环境参数。系统中心服务器作为数据融合节点，通过解析这些标准化接口，实现对多源数据的时序对齐、空间匹配与语义集成，为后续的比对分析与异常定位奠定坚实的数据基础。

为了使配电网线损异常分析过程在同一个系统中实现，将 SCADA、AMI、GIS 和气象数据等信息从各个源端系统推送至同期。多系统数据交互过程如图 4 所示。

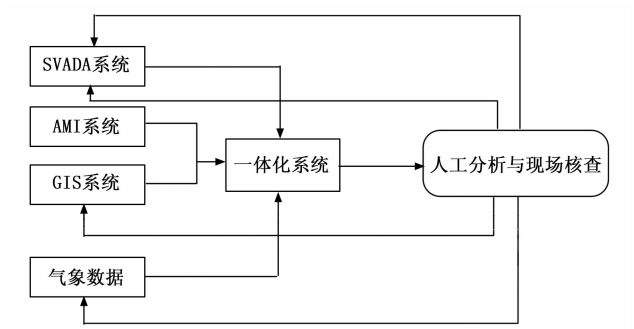


图 4　多系统数据信息交互过程

基于多系统交互的线损异常定位机制以 GIS 提供的电网拓扑为空间基准，通过 SCADA 与 AMI 系统数据进行供售电平衡校验，初步锁定异常台区范围；继而引入气象数据对线损进行环境因子修正，以排除非异常波动；最终，通过计算各用户用电行为与台区线损间的斯皮尔曼相关系数，生成嫌疑系数量化评估模型，据此精准识别并定位嫌疑异常用户，完成从区域预警到点位确定的闭环诊断。

数据的正确性由 SCADA 校验，配电网的拓扑模型来源于 GIS，售电侧电量采集自 AMI，气象影响因子整合来源于气象数据。聚合各个系统的信息数据，对线损数据进行修正，进而完成线损动态影响因子建模。表达式如下：

$$K = \frac{\phi_f}{\varphi_k}[1 + \delta(T' - q)] \tag{6}$$

式中，ϕ_f 为电阻温度系数，δ 为窃电损失，T' 为标准温度，q 为下游用户总电量，φ_k 为风速修正系数，其计算方法如下：

$$\varphi_k = 1 - \chi \cdot \left(\frac{v}{V}\right)^2 \tag{7}$$

式中，χ 为实时风速，v 为设计风速，V 为变电站出口电量。

通过比对来自不同系统的同类数据，实现信息交互的比对分析，结合现场核查，校正线损率。如公式（8）所示：

$$Y = \frac{\eta}{K}\max\left(\frac{\omega + c}{f(x)}\right) \tag{8}$$

式中，η 为离散数据数量，ω 为离散点幅值，c 为线损特征量总和，$f(x)$ 为最近邻函数，Y 为校正后的日线损率。

研究采用斯皮尔曼相关性系数分析配电网线损异常和用户电量之间的关联程度，进而依据用户嫌疑系数，定位线损异常点。具体计算公式如下：

$$R = 1 - \frac{\zeta^2}{e_i(G^2 - Y)} \tag{9}$$

$$Z_\sigma = \frac{R}{\kappa_\sigma^+ + \kappa_\sigma^-} \tag{10}$$

式中，ζ 为样本数量，G 为用户总用电量与配电网线损等级差，R 为斯皮尔曼相关系数，κ_σ^+、κ_σ^- 分别表示第 σ 个用户的最优解与最劣解的范数，Z_σ 表示第 σ 个用户的嫌疑系数。

根据配电网台区线损异常的嫌疑系数，将数值大于 $\sigma_{\max}$ 的用户判定为异常用户，从而精准定位线损异常区域。

4　系统软件架构与工作流程设计

本系统的软件部分采用分层微服务架构，其核心任务是实现从多源数据接入到线损异常定位与决策支持的自动化流水线。

4.1　数据治理与特征工程层

该层作为系统的数据底座，负责对接入的原始数据进行标准化与特征化处理。首先，数据接入与解析服务

通过标准化接口，持续接收来自 SCADA、AMI、GIS 与气象系统的多源流数据与静态数据，并将其统一转换为系统内部的标准化数据对象；随后，数据融合与质量校验模块 以 GIS 提供的拓扑关系为骨架，在时空维度上对 SCADA 的实时量测、AMI 的冻结电量与气象数据进行对齐与融合，并基于 SCADA 数据对 AMI 数据进行合理性校验，标记异常数据点；最后，特征计算引擎根据融合后的洁净数据，按预设周期滚动计算关键特征，包括：线路/台区的总有功供电量、总有功售电量、实时线损率，以及通过公式（1）和（2）计算的线损数据离散度与局部离群因子，为上层分析提供高质量的特征输入。

4.2 理论线损动态计算模块

该模块是异常判别的基准生成器。其输入是来自数据治理层的电网拓扑、设备参数、负荷数据以及气象环境数据。模块内置的潮流计算引擎采用牛顿－拉夫逊法，根据电网实时运行方式动态求解潮流分布，并利用公式（5）精确计算各线路与台区的理论线损值。该理论值并非固定阈值，而是随电网运行状态动态更新的基准线，有效克服了传统方法中因负荷波动和网络结构变化导致的误判。

4.3 线损异常诊断与定位引擎

此引擎是系统的智能核心，采用一种“阈值初筛－多源校验－精准定位”的多级诊断策略。

1）阈值初筛：实时比对 实测线损率 与 理论线损值，当初筛偏差超过设定门槛时，触发深度诊断流程。

2）多源校验：对于初筛异常，引擎调用多源数据融合分析服务，执行公式（6）～（8）的计算。该服务整合气象因子（如温度、风速）对理论线损进行动态修正，并通过比对 SCADA 与 AMI 的供需电量数据，校正因计量误差或数据不同步导致的偏差，生成校正后的日线损率。

3）精准定位：对于确认为异常的台区，引擎启动嫌疑用户识别算法。该算法基于公式（9）的斯皮尔曼相关性系数，分析台区内所有用户的历史用电模式与台区线损异常模式的统计关联性，并综合用户用电量空间分布，利用公式（10）计算出每个用户的嫌疑系数，最终生成嫌疑系数大于阈值的异常用户清单。

4.4 决策支持与可视化人机接口

本层面向系统最终用户。决策报告生成器 接收来自定位引擎的异常用户清单及其关联的多源证据链，自动生成包含异常定位、原因分析、处置建议的结构化诊断报告。同时，可视化服务 基于 Web 技术，将电网拓扑、实时线损数据、异常点位、诊断报告等信息，在 GIS 地图、趋势曲线、数据面板等多种形式上进行了综合展示，为调度人员提供直观、全面的决策支持。

5 系统性能测试与分析

5.1 测试准备

为全面评估系统的性能与普适性，测试选用了来自 3 个不同地理区域（分别标记为 A 区：城市商业区、B 区：城乡结合部、C 区：农村居民区）的配电网台区数据。测试数据集时间跨度为 2024 年第三季度（7－9 月），共计 92 天，涵盖了夏季高负荷、多雷雨以及负荷相对平稳的典型工况。数据集包含了这些台区的 SCADA、AMI、GIS 及同步气象数据，总数据量超过 3TB。表 3 展示了 A 区某台区连续 10 天的线损负载变化示例，用于初步说明数据特征。

表 3 配电网线损负载变化统计

时间	日供电量/(kW·h)	日售电量/(kW·h)	日线损电量/(kW·h)	负载率/%
1 日	12 000	10 800	1 200	60
2 日	12 356	11 375	1 125	57
3 日	15 478	10 620	1 108	62
4 日	12 400	11 830	1 025	58
5 日	12 506	11 102	1 241	59
6 日	21 547	11 648	1 134	63
7 日	20 000	10 895	1 116	60
8 日	15 879	11 284	1 125	41
9 日	22 154	13 256	1 161	45
10 日	12 900	10 054	1 302	50

采用的多系统交互信息来自 KingSCADA 8.0 服务器、ForceAMI-3000 AMI 智能电表、Esri ArcGIS Pro3.1 和 Vaisala WXT536 等 6 座气象站。通过数据处理与分析计算配电网理论线损值，并采用 Python3.12 构建线损数据修正模型，实现对配电网的潮流计算与线损仿真。同时，在设计的线损异常分析系统中配置 Qt 6.7 开发根据，集成 Matplotlib3.9 实现线损分析结果的可视化展示。

为评估边缘计算网关的鲁棒性，测试模拟了配电网在遭遇扰动时数据流量在 5 分钟内陡增 300％的极端场景，以监测其性能表现。

设计的配电网线损异常分析系统基于 WinCC 平台进行开发，采用 Key-Value 键值数据库作为系统的关键数据库，对线损数据进行统一分类与管理，并基于 C/S 模式将数据服务器与客户机安装到本地计算机中，实现人机交互功能。

在系统性能对比测试中，为保障比较的公平性，对文献［1］所提出的基于深度学习的台区线损异常检测方法，严格依照其原文设置，采用了一个包含 3 层卷积层的卷积神经网络（CNN）模型进行特征提取，并使

用局部离群因子（LOF）算法进行异常分数计算，其关键参数邻居数量（$n_{neighbors}$）设置为 20，contamination 参数设置为 0.1。对于文献［1］所提出的基于物联网与云计算的电力线损实时监控与预警方法，则完全复现了其基于随机森林（Random Forest）构建的线损预测模型，其中决策树数量（$n_{estimators}$）设置为 100，最大深度（$depth_{max}$）设置为 15。所有对比方法均在同一测试数据集（即文章采集的 01 台区 2024 年 9 月至 10 月的 10 个线损段数据）上进行训练与验证，并采用相同的五折交叉验证流程以评估其误报率性能，从而确保所有结果均在同等条件下获得，验证了性能对比的客观性与结论的可靠性。

5.2　测试结果与分析

将设计的系统部署到该配电网台区中，以表 3 中的数据为基础，设置线损异常用户的嫌疑系数阈值为 0.5。利用人工标注的方式对台区内的 1、10、15、17、20、22、26 和 32 这 8 户用户注入异常线损数据，之后通过系统的线损率求取和嫌疑系数计算，进行线损异常定位。结果如图 5 所示。

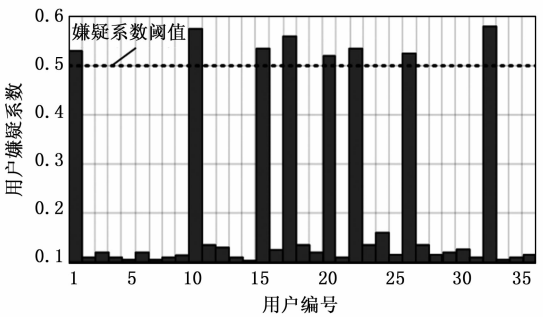
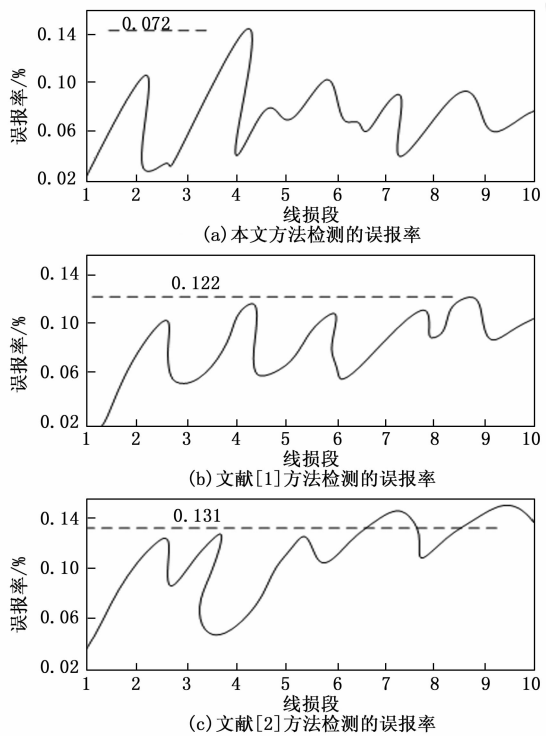


图 5　配电网线损异常定位结果

根据图 5 可以直观地看出，应用研究的系统对算例中的线损异常用户进行检测与定位后，以 0.5 嫌疑阈值为基准，系统输出的异常用户点位分别为 1、10、15、17、20、22、26 和 32，与模拟的情况一致，表明文章设计系统能够准确地定位配电网异常线损用户，异常识别的针对性更强，具有实际的应用价值。

在此基础上，分别引入文献［1］基于深度学习的台区线损异常检测系统研究方法与文献［2］基于物联网与云计算的电力线损实时监控与预警系统分析方法对该配电网 01 台区的 2024 年 9 月份到 10 月份的 10 个线损段进行异常分析，统计不同方法下的系统的异常定位误报率，结果如图 6 所示。

通过分析图 6 可知，在研究系统的应用下，对于 01 台区的 10 个线损段进行线损异常分析，得到的误报率相对较低，均在 7.5％以下，而文献［1］和文献［2］方法的误报率则达到 12％和 13％左右，均高于文



(a)本文方法检测的误报率
(b)文献[1]方法检测的误报率
(c)文献[2]方法检测的误报率

图 6　配电网线损异常分析定位误报率结果

章设计的方法，进一步证明了文章设计系统的性能有效性。

为进一步验证系统在不同运行环境下的鲁棒性与普适性，研究跨区域、跨工况展开了扩展测试。表 4 统计了文章设计系统与对比方法在 A、B、C 三个区域整个第三季度测试周期内的平均性能。

表 4　跨区域综合性能对比

测试区域	系统方法	误报率/％	平均检测延迟/s	高负载天气下定位准确率/％
A 区（城市）	文章设计系统	0.78	4.8	96.5
	文献[1]方法	11.5	26.3	82.1
	文献[2]方法	12.8	58.9	78.5
B 区（城乡）	文章设计系统	0.81	5.1	95.8
	文献[1]方法	13.2	28.1	80.3
	文献[2]方法	14.5	62.4	75.9
C 区（农村）	文章设计系统	0.85	5.5	94.2
	文献[1]方法	15.1	31.5	78.8
	文献[2]方法	16.3	65.7	72.1

分析表 4 数据可知，文章设计系统在不同区域的误报率均稳定保持在 1％以下的低水平，且检测延迟均低于 6 s，显著优于两种对比方法，这证明了系统对不同电网拓扑与用户密度具备良好的普适性。其次，针对不同工况，系统在“高负载天气”（如雷暴、持续高温）下的定位准确率依然维持在 94％以上。这得益于系统对气象影响因子的动态修正机制，有效剥离了环境扰动

带来的线损异常波动，从而在复杂工况下依然能精准锁定真实的异常用户。相比之下，文献［1］与［2］的方法在C区（农村区域，负荷分散、信号质量相对较差）及恶劣天气下性能下降更为明显，暴露出其在数据质量波动和复杂物理环境建模方面的局限性。

为验证文章设计系统的综合性能，得到不同方法下性能指标结果如表5所示。

表5 系统综合性能指标对比

性能指标	文章设计系统	文献[1]方法	文献[2]方法
异常检测误报率/%	0.75	12.0	13.0
平均检测延迟/s	＜5	－25	－60
硬件成本	中	高	中高
数据峰值处理能力	＞95% 数据不丢包	－80%	－75%
可解释性	强	弱	中

上述综合性能对比表明，文章提出的基于多系统交互的系统在关键性能指标上均展现出显著优势。在诊断准确性方面，0.75%的误报率远低于对比方法，这直接印证了融合知识图谱与多源数据校验对于降低误报的有效性。在实时性上，文章设计系统凭借边缘计算网关的本地化处理能力，将平均检测延迟控制在5 s以内，实现了准实时诊断；而文献［1］与［2］的方法因依赖云端或中心服务器的复杂模型推理，延迟显著增加。在数据峰值处理能力测试中，文章设计系统在数据流量激增300%的极端条件下，仍能保持95%以上的数据不丢包，这得益于边缘网关的优先级调度与数据缓冲机制，确保了在高负载工况下的系统稳定性。此外，文章设计系统通过输出“用户嫌疑系数”及关联的多源证据链，提供了强可解释性，而对比的深度学习与物联网云计算方法在此方面存在固有短板。综上所述，文章设计系统在精度、速度、鲁棒性和决策透明度上实现了更优的平衡，更契合实际电网对故障诊断系统的高标准要求。

6 结束语

充分利用多系统交互的数据融合与打破单一系统边界等优势，以跨域数据融合引擎为核心，通过线损理论值计算与线损异常定位，结合采集电路和边缘计算网关等硬件，实现了配电网线损异常分析诊断。并经实际台区应用测试，验证了设计系统的应用可靠性。研究成果可为新型电力系统建设中源网荷储协同优化提供了关键技术设计思路，助力“双碳”目标下电网能效提升与资产全寿命周期管理。

参考文献：

[1] 原俊龙，张 军. 基于深度学习的台区线损异常检测系统研究［J］. 光源与照明，2024（12）：71－73.

[2] 翟夏楠. 基于物联网与云计算的电力线损实时监控与预警系统分析［J］. 集成电路应用，2024，41（12）：270－271.

[3] 吕国峰. 基于智能电表的电力营销线损管理系统优化设计［J］. 电气技术与经济，2024（12）：297－299.

[4] 邓思敬，吴 浩，邓力川，等. 基于STFT与改进Conv-NeXt配电网故障区段定位方法研究［J］. 电工电气，2024（7）：16－26.

[5] 李 君，何 敏，黄守道，等. 基于相暂态功率方向的有源配电网接地故障区段定位算法［J］. 高电压技术，2023，49（8）：3205－3215.

[6] 安天瑜，马 煜，高 阳，等. 基于融合深度特征的含分布式电源配电网智能故障检测［J］. 中国测试，2023，49（2）：58－65.

[7] 吴璐子，缪希仁，庄胜斌，等. 含分布式电源配电网故障检测与定位研究综述［J］. 福州大学学报（自然科学版），2022，50（6）：751－759.

[8] 钟加勇，程 晓，项 波，等. 高压断路器潜伏性故障自动预警系统设计［J］. 计算机测量与控制，2025，33（6）：54－59.

[9] 吴 若，张振超. 考虑新能源接入下的配电网线损综合检测方法［J］. 电测与仪表2024，61（9）：145－150.

[10] 黄 飞，陈纪宇，欧阳金鑫，等. 基于正序电压差的含分布式电源配电网断线接地复合故障定位方法［J］. 电力系统保护与控制，2022，50（24）：37－48.

[11] 金国彬，刘玉龙，李国庆，等. 考虑可靠性的交直流混合配电网网架与分布式电源协同优化规划［J］. 电力系统保护与控制，2022，50（22）：59－70.

[12] 杨国华，冯 骥，柳 萱，等. 基于改进秃鹰搜索算法的含分布式电源配电网分区故障定位［J］. 电力系统保护与控制，2022，50（18）：1－9.

[13] 邓祥力，赵磊鑫，熊小伏，等. 基于多元暂态特征故障度的配电网单相接地选线方法［J］. 电力系统保护与控制，2024，52（15）：69－80.

[14] 沈少峰，牛元平. 基于SVMD-IGSA-RBF的井下单相接地故障线路选线方法［J］. 机电工程技术，2024，53（7）：225－230.

[15] 黄灿英，杨墉金，宁 珍. 基于暂态信号的配电网单相接地故障区段自动定位方法［J］. 自动化与信息工程，2023，44（6）：22－28.

[16] 程 慧，陈 艳. 基于多级支持向量机的配电网故障识别方法［J］. 山西大同大学学报（自然科学版），2024，40（3）：55－59.