基于多源异构数据融合的电力设备故障检测方法

张文轩[1*] 王建红[1]
ZHANG Wenxuan WANG Jianhong

摘 要 针对电力设备故障检测实践中存在的误报率较高和延迟较长的问题，提出基于多源异构数据融合的电力设备故障检测方法。通过物联网感知层，采集振动、温度、电流、电压、局部放电及红外图像等多源异构数据。分别从时域和频域提取峰值、能量等特征。文章设计了一种基于注意力机制的多模态数据融合策略，该策略能够动态加权融合不同来源的特征，进而形成统一、低维的判别性特征向量。在此基础上，构建基于改进 BP 神经网络的故障检测模型，通过非线性映射学习融合特征与故障类别的复杂关系，实现故障的自动识别检测。实验以某 220 kV 智能变电站为验证环境，针对线路合并单元、智能终端、保护装置等 6 类典型故障进行了详细测试。结果表明：所提方法故障检测误报率低于 1%，平均检测延迟小于 300 ms，验证了其在复杂电网环境下实现高精度、低延迟故障检测的有效性与先进性。

关键词 多源异构数据；电力设备；故障检测；物联网；BP 神经网络

doi：10.3969/j.issn.1672-9528.2026.05.028

0 引言

电力设备是由许多微小的组件组成的一个有机体。在我国，电力设备在生产和生活中发挥着重要作用，而对这些电力设备进行合理的维修和管理，则是保证其长期稳定可靠运行的基础。然而，受电场、气象、机械外力等多种外部环境的作用，电力设备在运行中难免会出现因部件损坏引起的早期失效。因此，及时有效地发现设备中存在的问题，并依据这些问题，及早对设备模块进行维修，对于保证整个电网的安全稳定运行，具有十分重要的意义。国内外在故障检测研究方面已加入了众多现代的检测方法。

针对上述研究背景，彭曙蓉等 [1] 提出基于改进 YOLOv4 的检测方法，以移动网络结构代替 YOLOv4 的骨干网络，以减少计算量；在颈网中，采用深度可分卷积和 CSPNet 架构，减少计算量；通过无人机获取影像，并结合改进的模型，实现对故障的实时检测。轻量化设计在提高探测速度的同时，也会损失一些特征提取能力，从而降低对复杂场景的检测准确率。李建路等 [2] 提出基于智能感知与 AR 的检测方法，将人工智能的视觉识别和 AR 增强现实相结合，将设备的运行数据通过 AR 眼镜进行叠加，通过 AI 算法对异常的模式进行分析，并标记出故障的位置。在复杂环境中，传感器之间的相互干扰使得检测结果的可信度受到很大的影响。

鉴于既有方法存在不足和缺陷，提出基于多源异构数据融合的电力设备故障检测方法。

1. 甘肃同兴智能科技发展有限责任公司 甘肃兰州 730050

1 基于物联网的电力设备故障数据感知

全面、精确、实时地获取故障数据是进行有效故障诊断的前提。提出一种新的基于物联网技术的电网设备故障信息获取方法。通过大规模感知节点的部署，搭建一种集数据采集、传输和预处理为一体的智能感知网络，为多源异质信息的融合和故障检测奠定坚实的理论基础。物联网感知层是指在电网中各个节点（如变压器、断路器、电缆等）上安装的多个传感器组成的，能够采集包括振动、温度、电流、电压、局部放电、红外热像等多个维度的状态信息 [3]。这些原始信号构成反映设备健康状态的多源异构数据源。为了从感知的原始数据流中提取出能够表征设备故障的特征，对信号进行了多域分析。模型通过对感知的多源异构数据的时间序列进行数学变换，分别从时域和频域提取关键特征。

时域特征主要反映信号随时间变化的统计特性。通过对设备感知信号（如振动信号、泄漏电流）的深入分析，提取了其自适应预测的特征表示 [4]。时域特征表征形式可表达为：

$$\boldsymbol{E}(t)=\int x(t-e)(t+e)^{2\pi u}\,\mathrm{d}t \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{E}(t)$ 表示电力设备故障数据传输时的时域特征向量；t 表示数据时间域；x 表示数据感知自适应预测；e 表示电力设备感知信号幅度；u 表示数据感知速度。频域特征揭示信号中不同频率成分的能量分布，对于识别与特定频率振动或电气谐波相关的故障模式至关重要。其频域表征可表示为：

$$\boldsymbol{F}(t)=\int x(u-\mu)(u+\mu)^{2\pi u}\,\mathrm{d}t \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{F}(t)$ 表示电力设备故障数据传输时的频域特征向量；μ

表示电力设备信号传输时的衰减系数[5]。通过对时频特征进行双曲调频分解等进一步处理，得到电力设备信号在时频域中的总能量：

$$K=\int \boldsymbol{E}(t)\boldsymbol{F}(t)\,\mathrm{d}t \tag{3}$$

式中：K 表示电力设备信号在时频域中的总能量。经过初步特征提取的数据通过物联网网关进行汇聚。考虑到网络传输的实际情况，将感知到的电力设备数据序列模型表述为：

$$y=K\left(t_0+\sum bt\right)=Kw\left[g\left(t_0+\sum bt\right)\right]+c \tag{4}$$

式中：y 表示感知的电力设备故障数据；t_0 表示电力设备数据初始感知时间；b 表示常数；w 表示电力设备故障数据流量；g 表示时间窗口函数尺寸；c 表示数据变换系数。通过基于物联网的电力设备故障数据感知模型实现对电力设备状态的多维度、同步化数据采集，为后续的数据融合与智能分析提供经过初步提炼和结构化处理的特征数据。

2 电力设备故障多源异构数据融合方法设计

在电力设备的数据采集过程中，故障信息通常分布在多个数据源中，且种类繁多。单模式数据只能反映某一方面的状况，具有信息不完全和表征不足的缺陷。为充分挖掘和利用多源异质数据间的互补性和关联性，提高故障检测的精度、鲁棒性和可靠性，设计并实现一种面向电力设备故障检测的多模态数据融合策略[6]。该方法采用层次化、模块化的方法，保证从原始数据到融合特征的高效转化：

基于物联网传感层，采集了振动、电流、温度、PD、红外等多源信号。由于这些信号在采样速率、维度、时序等方面存在不同，对其进行了同步对准、离群剔除和去噪处理。并非所有数据在错误检测中都起到相同的作用。根据执行情况，将策略导入数据筛选机制。在此基础上，综合考虑实际负载速率、累计运行时长以及当前运行工况（如启停等）。然后，基于历史经验和专家知识确定的规则，动态选取最符合实际的数据进行融合。

在以上基础上，采用注意力机制对筛选的电力设备多源异构数据自适应融合，通过可学习的线性变换矩阵将多源异构数据映射到一个公共的、维度为 128 的特征空间[7]。随后，注意力机制自动评估两个模态在当前样本中的重要程度，并计算对应的归一化注意力权重，满足以下条件：

$$\boldsymbol{h}_i+\boldsymbol{h}_j=1 \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{h}_i$、$\boldsymbol{h}_j$ 分别表示第 i 个和第 j 个数据源感知的电力设备数据权重向量[8]。基于多源异构数据权重对数据融合，其用公式表示为：

$$z=\boldsymbol{h}_i\left(\boldsymbol{W}y_i\right)+\boldsymbol{h}_j\left(\boldsymbol{W}y_j\right) \tag{6}$$

式中：z 表示融合后的电力设备多源异构数据；$\boldsymbol{W}$ 表示线性变换矩阵。为消除量纲影响，加速后续分类器的收敛，对融合后的特征向量进行最小 - 最大归一化处理，使其各维度数值分布在 [0, 1] 区间内：

$$\bar{z}=\frac{z-\min(z)}{\max(z)-\min(z)} \tag{7}$$

式中：$\bar{z}$ 表示归一化后的电力设备多源异构数据；min(z)、max(z) 分别表示融合多源异构数据集中最小值与最大值[9]。通过以上步骤，实现了对电力设备多源异构数据的融合，为后续故障识别检测奠定了基础。

3 电力设备故障自动识别检测方法

在完成多源异构数据的融合处理并得到统一、低维且高判别性的数据样本后，基于这些数据实现电力设备故障的自动识别检测。本研究采用经改进的误差反向传播的 BP 神经网络算法，构建电力设备故障自动识别检测模型。通过充分学习融合特征与故障类型之间的复杂非线性映射关系，最终输出故障检测结果。BP 神经网络是一种多层前馈神经网络，主要由输入层、隐藏层和输出层组成，

输入层输入即为归一化后的 128 维融合特征向量，每个神经元对应特征向量的一个维度，将数据无修改地传递至下一层。

隐藏层逐层抽象和提取输入特征中更深层次、更本质的非线性模式。每个隐藏层神经元对其所有输入进行加权求和，并通过一个非线性激活函数进行变换，其用公式表示为：

$$d_n=\varepsilon\left[\boldsymbol{V}_n\bar{z}+r_n\right] \tag{8}$$

式中：d_n 表示隐藏层输出的电力设备故障特征；ε 表示激活函数；$\boldsymbol{V}_n$ 表示隐藏层第 n 个神经元的权重向量；r_n 表示隐藏层第 n 个神经元的偏置项。

输出层神经元数量等于预设的故障类别数（如“正常”“轴承故障”“绝缘老化”“轻微放电”“严重放电”等），采用 Softmax 函数作为激活函数，对隐藏层提取的故障特征融合，得到输入样本属于某一故障类别的概率，其用公式表示为：

$$p_k=\varepsilon\left(\frac{d_n}{a^2-\delta}\right) \tag{9}$$

式中：p_k 表示输入样本隶属于第 k 个故障类别的概率；a 表示预测范围；δ 表示检测频率[10]。BP 神经网络输出概率值最大的故障类别作为最终的检测结果，以此完成基于多源异构数据融合的电力设备故障检测。

4 实验验证

4.1 实验对象及准备

为了更好地评价本文方法在电力设备故障检测中的应用价值，开展多源异质信息融合的电力设备故障检测方法的比较试验。最后，将所提出的方法应用于实际环境中，与已有的主流方法进行比较，验证所提方法的先进性和工程应用价值。本项目以某型 220 kV 双母线供电的 K 型智能化变电站

为研究对象，其工作环境复杂、用电设备类型多，是进行故障检测试验的理想场地。试验选取了一条整条线路上 15 台电力设备作为研究对象。为了建立一个实际的数据获取和测试环境，做了如下准备：

系统搭建：采用“直采直跳”模式构建底层数据采集框架，通过配置母线保护与线路保护装置，确保测试期间系统基础运行的稳定与安全。

监测网络部署：在目标电力设备（断路器、隔离开关、电流互感器等）上随机选定接入点，部署由多种传感器（振动、温度、电流）构成的检测节点。这些节点通过有线或无线方式互相连接，构成一个可循环采集数据的分布式监测网络。

测试用例设计：为全面考核算法性能，预设了多组涵盖不同设备、不同故障模式的测试用例。这些故障类型既包括硬件单元故障，也包含软件功能及通信链路故障，具体设计如表 1 所示。

表 1 预设电力设备故障测试用例

故障序号	故障设备	故障类型说明
1	线路合并单元	单元故障导致采样失效
2	智能终端	系统崩溃、应用无响应
3	母线合并单元	主变相关故障
4	线路保护装置	装置内部短路、断路等硬件问题
5	线路保护至智能终端之间光纤	光纤链路中断或损耗过大
6	智能终端发送 / 接收端口	端口物理或逻辑故障

利用本文设计方法对以上电力设备故障检测。

4.2 实验流程及评价指标

测试过程中，将表 1 中预设的各类故障内容转换为可执行的测试指令，并依次导入基于本文方法构建的故障检测程序中执行。作为对比，同期部署并运行文献 [1] 提出基于改进 YOLOv4 的检测方法与文献 [2] 提出的基于智能感知与 AR 的检测方法进行并行测试。实验中 BP 神经网络关键超参数设置如表 2 所示。

表 2 BP 神经网络参数表

序号	参数	设定值
1	识别阈值	0.5
2	初始学习率	0.01
3	最大迭代次数	120
4	损失函数	交叉熵（Cross-Entropy Loss）
5	优化算法	Adam

通过运行所有测试用例并收集三种方法的输出结果，从故障误报率和检测延迟等多个维度进行定量对比分析，以此检验设计方法的准确性和时效性。

4.3 实验结果与讨论

实验统计了三种方法在本次电力设备故障检测实验中的误报率和检测延迟，如图 1~2 所示。

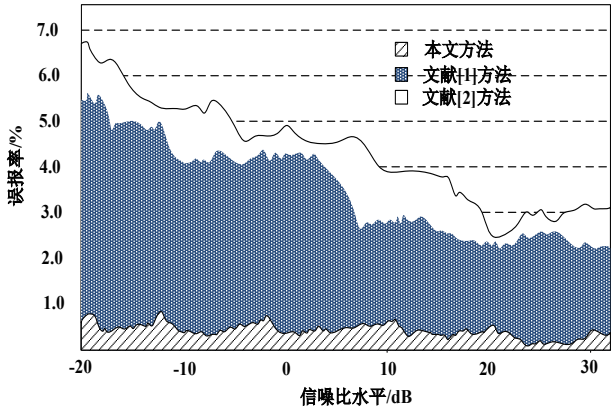

图 1 三种方法的误报率

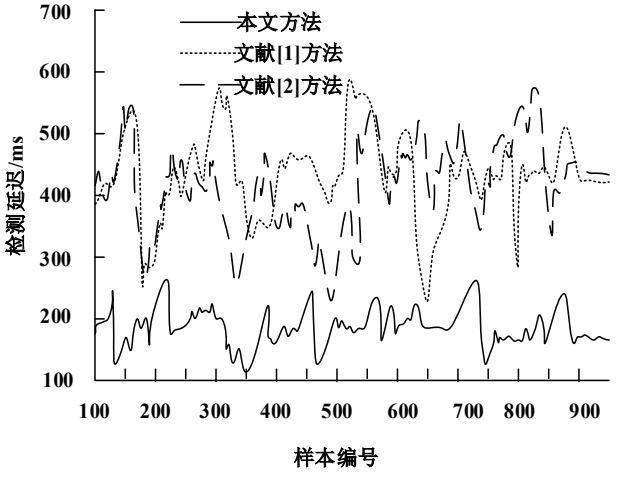

图 2 三种方法的检测延迟

从图 1~2 可以看出，在电力设备故障检测场景中，设计方法误报率不超过 1%，相比较文献 [1] 方法和文献 [2] 方法，误报率得到了有效降低。并且设计方法检测延迟不超过 300 ms，文献 [1] 方法和文献 [2] 方法检测延迟最高达到 586 ms 和 564 ms，远高于设计方法。实验证明了设计方法可以实现对电力设备故障精准快速检测。

5 结语

此次研究将多源异构数据融合技术应用到电力设备故障检测中，提出了一种新的故障自动化检测方法，并且通过实例验证了方法具有良好的时效性与准确性，有效解决了电力设备故障误报和延迟时间较长的问题，为基于多源异构数据融合的电力设备故障检测提供了参考依据。

参考文献：

[1] 彭曙蓉，刘登港，何洁妮，等 . 基于改进 YOLOv4 的架空线路电力设备故障检测 [J]. 电力科学与技术学报，2023, 38(5):169-176.

[2] 李建路，朱珠，李柯，等 . 基于智能感知与 AR 的电力设备故障检测识别技术 [J]. 信息技术，2024, 48(12):136-140.

[3] 朱愈，张耘 . 融合 Canopy 的 K-means 算法在电力设备故障检测中的应用研究 [J]. 自动化与仪器仪表，2024(4): 62-66.

[4] 闾林秀 . 机器学习在电力设备故障检测中的实践应用 [J]. 信息系统工程，2024(2):53-56.

[5] 陈欢颐，张伟，纪巍 . 基于调控云技术的电力电网设备故障分析方法 [J]. 电力设备管理，2023(2):15-17.

[6] 刘文瑞 . 基于边缘计算的电力设备故障检测与维护系统研究 [J]. 通信电源技术，2024, 41(23):61-63.

[7] 袁艳会 . 红外热像技术在电力设备故障检测中的应用 [J]. 电脑校园，2023(9): 9359-9360.

[8] 翁东雷，王露民，莫建国，等 . 基于云计算关联分析的电力设备故障识别模型 [J]. 电网与清洁能源，2023, 39(10): 38-44.

[9] 任正国，黄文琦，梁凌宇，等 . 基于高低频特征融合的电力设备热故障模糊检测方法 [J]. 自动化技术与应用，2024, 43(11): 39-42.

[10] 张梓溪，景超，王慧民，等 . 基于改进 StyleGAN2 的电力设备缺陷图像生成 [J]. 计算机仿真，2025,42(8):161-169.

【作者简介】

张文轩（1991—），通信作者（email:Yongjiao19912@163.com），男，甘肃陇西人，硕士研究生，工程师，研究方向：信息通信。

王建红（1988—），男，甘肃甘谷人，本科，工程师，研究方向：安全生产。

（收稿日期：2025-10-09 修回日期：2026-05-08）

（上接第 114 页）

（1）MATIP 网关建立并维护与主机服务 S2 间的 MATIP 连接。

（2）主机服务 S2 通过与 MATIP 网关间的 MATIP 链路向开放服务 S3 发起请求。

（3）MATIP 网关在接收到主机服务 S2 的请求后，根据缓存中的服务总线 ESB 节点信息，结合节点探活组件提供的节点状态信息，选出当前可用的 ESB 节点，根据负载均衡策略选中待发送的目标节点。

（4）利用协议转换模块完成接收到的请求到 SOA 架构下内部协议的数据格式转换，将请求发送至服务总线 ESB。

（5）SOA 架构中的服务总线 ESB 将请求发送至目标服务方 S3（SOA 服务）的处理节点。

（6）ESB 接收服务方 S3 返回的应答，并将应答转发到 MATIP 网关。

（7）MATIP 网关接收 ESB 返回的应答，协议转换模块完成开放数据到 IATA 数据格式的转换，通过 MATIP 链路返回请求发起方 S2，流程结束。

3 结语

本文提出一种通过构建 MATIP 网关、代理民航 UNISYS 主机服务在 SOA 架构中的服务定义与发布，实现了民航 UNISYS 主机服务与开放服务交互过程中的服务治理机制。MATIP 网关实现了 UNISYS 主机服务和开放服务间的数据格式转换和通信协议的适配，支持了主机服务和开放服务间的业务交互，为查询、预订、票证、离港等民航主机业务的开放化迁移提供了强力支持。同时，MATIP 网关对 UNISYS 主机系统和 SOA 架构中的开放系统无侵入性，保证了现有系统的稳定性。

参考文献：

[1]Robert A.Mapping of airline reservation, ticketing,and messaging traffic over IP [R/OL].1998[2026-05-08].https://www.rfc-editor.org/pdfrfc/rfc2351.txt.pdf.

[2]Erl T.Service-oriented architecture: analysis and design for services and microservices (second edition)[M]. 李东，李多，译 . 北京：机械工业出版社，2017:228.

[3]Hanwell M D, De Jong W A, Harris C J. Open chemistry: RESTful Web APIs, JSON, NWChem and the modern Web application[J].Journal of Cheminformatics,2017,9: 55.

【作者简介】

杨国胜（1981—），通信作者（email:gshyang@travelsky.com.cn），男，山东潍坊人，硕士，高级工程师，研究方向：云计算、分布式技术。

于嘉（1983—），男，河南洛阳人，硕士，高级工程师，研究方向：民航信息系统。

庄子尤（1995—），男，陕西汉中人，硕士，工程师，研究方向：企业服务总线。

季婉晴（1995—），女，江苏徐州人，硕士，工程师，研究方向：云计算。

（收稿日期：2025-10-17 修回日期：2026-05-13）