

基于多源信息融合的有源配电网故障信息治理方法

葛辉^{1,2,3}, 胡国洋¹, 邹德龙², 刘程子¹, 过祈睿¹, 徐俊俊¹

¹南京邮电大学自动化学院、人工智能学院 江苏南京

²国电南瑞科技股份有限公司 江苏南京

³南京邮电大学 碳中和先进技术研究院 江苏南京

【摘要】为实现“双碳”战略目标，分布式能源迅猛发展并广泛接入到配电网，导致有源配电网的网络结构和运行环境更加复杂，影响系统安全稳定运行的故障迅速飙升，加之故障信息多源异构的特性，使故障溯源面临巨大挑战。针对上述问题，本文提出了一种基于改进 D-S 证据融合理论（Dempster-Shafer evidence theory）的有源配电网多源故障信息融合治理方法。首先，基于多模态的分析数据，确立特征层融合策略以突破传统数据级融合的计算复杂度瓶颈；其次，针对开关量信息与电气量信息的时频域特性差异，构建小波变换驱动的电气量特征提取模型，充分发挥其时频局部化表征优势；随后基于 D-S 证据理论融合算法改进融合规则，量化处理多源证据间的矛盾关系，以充分考虑各个证据源间的矛盾情况；最终对特征数据进行融合，为故障诊断提供多维信息支撑。基于 IEEE-39 网络与实际网络作为算例进行仿真验证，结果表明相较于传统组合规则，本文方法所得到的融合结果综合准确率有所提升，可高效、准确地表征信息采集系统所收集到的电气量信息，为有源配电网运维系统故障信息诊断、定位以及决策响应等提供有力支撑。

【关键词】改进证据理论；多源信息融合；暂态特征提取；配电网停电故障

【基金项目】国家自然科学基金项目（52077106, 62293505, 62293500）；南瑞集团国家重点实验室（电网运行风险防御技术与装备）开放基金“规则与数据驱动下自成长型防御策略研究”项目

【收稿日期】2025 年 1 月 20 日 **【出刊日期】**2025 年 2 月 18 日 **【DOI】**10.12208/j.jjea.20250067

Active distribution network outage information fusion governance method based on multi-source information fusion

Hui Ge^{1,2,3}, Guoyang Hu¹, Delong Zou², Chengzi Liu¹, Qirui Guo¹, Junjun Xu¹

¹College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

²Nari Technology Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu

³Institute of Advanced Technology for Carbon Neutrality, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

【Abstract】To achieve the "dual-carbon" strategic goals, the rapid development and extensive integration of distributed energy resources (DERs) into power distribution networks have resulted in increasingly complex topological structures and operational environments for active distribution networks. This complexity has led to a surge in system faults that threaten grid security and stability. Coupled with the multi-source heterogeneous nature of fault information, these challenges significantly impede effective fault traceability. Addressing these issues, this paper proposes a multi-source fault information fusion governance method for active distribution networks based on an improved Dempster-Shafer (D-S) evidence theory. The methodology establishes a technical framework

作者简介：葛辉（1983-）男，副教授，博士，主要研究方向为网络攻击下物理信息融合系统的安全控制策略设计和安全控制算法设计；胡国洋（1998-）男，硕士，主要研究方向为有源配电网故障检测；邹德龙（1994-）男，工程师，硕士，主要研究方向为电力系统自动化；刘程子（1984-）女，副教授，博士，主要研究方向为高速磁悬浮电机技术；过祈睿（1999-）男，硕士，主要研究方向为电力系统优化调度碳流计算；徐俊俊（1990-）男，副教授，博士，主要研究方向为网络攻击下物理信息融合系统的安全与状态估计方法研究。

encompassing "feature dimension reduction-information representation-rule optimization-decision fusion". First, leveraging multimodal analytical data, a feature-level fusion strategy is established to circumvent the computational complexity bottlenecks inherent in conventional data-level fusion approaches. Second, recognizing the distinct time-frequency characteristics between switching quantity information and electrical quantity information, a wavelet transform-driven feature extraction model is constructed for electrical quantities, harnessing its inherent advantages in time-frequency localized representation. Subsequently, the D-S evidence fusion rules are innovatively redesigned through dynamic conflict factor correction mechanisms to quantitatively resolve contradictions among multi-source evidence. The final fusion decision vector provides multidimensional information support for fault diagnosis. Simulation validations conducted on both the IEEE-39 standard network and practical distribution networks demonstrate that compared with traditional combination rules, the proposed method achieves a 12.3% improvement in comprehensive accuracy while reducing feature extraction time consumption by 42%. The fusion results precisely characterize the dynamic electrical quantity information collected by monitoring systems, offering robust technical support for fault diagnosis, localization, and decision-making responses in active distribution network operation and maintenance systems. This research advances the field of multi-source heterogeneous information fusion through innovative rule design and computational architecture optimization, providing a novel technical paradigm for intelligent grid fault management.

【Keywords】 Improved evidence theory; Multi-source information fusion; Transient feature extraction; Distribution network outage fault

引言

随着全球能源结构的深刻变革和信息技术的迅速发展,电力系统正经历前所未有的革新与迅猛发展。有源配电网作为电力系统的重要组成部分,它融合了多种先进的技术和策略,为响应“双碳”目标与构建新型电力系统的国家战略,以新能源为主体的电力体系加速向智能化和分布式方向转型,以更加智能、高效和灵活的方式满足现代社会的电力需求。在这一转型过程中,各类智能传感器、监测设备、电力物联网以及分布式能源装置在电网运行、设备监控、调度控制各环节中广泛部署,配网系统结构更加复杂,交互程度更高,同时也使得有源配电网的稳定裕度有所下降^[1]。当配电网发生故障时,鉴于不同设备及系统具备故障检测功能,并能同步生成多源异构的报警信息和运行数据,因此故障发生后如何迅速从各类量测数据中提取有效信息已成为首要任务。尤其在故障发生后,通过对有效量测数据的处理,实现对故障的快速定位和类型诊断。多源数据融合是通常采用的方法,其处理流程主要包括数据采集与数据处理等环节,并具有高效整合不同类型数据的优势^[2-3]。

在有源配电网中的数据采集,数据信息主要来源如下:(1)WAMS(Wide Area Measurement System),

有较强的数据传输能力;(2)智能电表,在智能电网中普遍部署,可以提供实时的电能使用数据,也可以报告电源中断或电质量问题;(3)继电保护信息系统,利用继电保护系统提供警报信息;(4)SCADA(Supervisory Control And Data Acquisition)系统,即监控与数据采集系统,用于远程监控配电网的运行状态并控制其设备;(5)PMUs(Phasor Measurement Units),能够提供高分辨率的配电网状态数据^[4]。

上述来源所采集的信息按照信息类型可分为开关量信息和电气量信息,不同于电气量信息,开关量信息时频特性并不明显,当选其作为原始数据则会导致结果精度不达标,因此,较为准确的电气量信息通常会被选作为原始信息,以保证最后结论的准确性。

数据融合是数据处理较为有效的方法,针对不同数据源对同一实体表征不一致的场景,数据融合有助于识别和统一这些差异^[5]。对于所需融合的数据,从融合效率角度,按照信息融合层级,可融合分为数据层融合、特征层融合、决策层融合。对于具体的融合方法,文献^[6]提出一种基于证据理论融合的方法,通过合理利用采集到的电气量信息,有效提升变压器故障诊断的效率,由于文中方法所收集信

息种类比有源配电网故障诊断所用信息种类少, 因此效率并不理想。文献[7]从信息融合层级角度详细介绍了这些层次的特征、融合系统的组成以及关键技术, 并提出了一个简化的融合系统模型。文中指出, 特征层融合可在保证数据信息完整性的前提下尽可能地减少所需处理的数据量, 可显著提高数据准确率, 较为适合用来对有源配电网的多类型信息进行融合。同时, 电气量信息拥有较明显的时频特性, 从时频角度对信息进行分析可以很好地保留电气量信息的特征。

另外, 能否有效保存信息的时频特征是特征提取方法选择的关键依据。例如, 文献[8]所述卡尔曼滤波法可以很好地表达信号的频率特性, 但对于信号的时域特性不能做到有效表达, 因此该方法并不适用于有源配电网信息的处理。文献[9]对小波变换的时频分析特征进行了深入研究, 详细介绍了小波变化能同时保留时域和频率信息的特性, 提供了小波变换方法应用在有源配电网信号处理的可能性。文献[10]采用离散小波变换方法, 通过对多分辨率信号分析中得到的系数绝对值的利用, 对高压输电线路的故障进行了有效诊断, 并整合了这些信息以提高诊断的准确性。鉴于新型电力系统的多源异构特征, 预先对数据进行小波特征提取可有效保证所提取信息的时频特性, 再将所提取数据进行融合处理, 可在保证融合精度的前提下显著减小运算量, 提高融合效率。

数据融合的方法有很多种, 有源配电网中, 对

于多源异构的数据, D-S 证据理论是一种有效的融合方法, 可用于在存在不确定性和不完整信息的情况下有效合并和分析数据, 但规则和方法的选择极为重要, 否则会造成结论误判, 故障定位延迟。文献[11]提出一种小波特征提取方法将由配电网采集到的电气量信息进行小波特征提取后再进行 D-S 证据理论融合, 进而得到融合所得信息。文献[12]针对小电流接地系统中的单相接地故障, 提出了一种基于 D-S 证据理论的方案。文献[13]采用 Dempster 合成规则实现故障信息融合。而文献[11]-[13]中所提 D-S 证据理论融合方法, 其融合规则均不能表明各证据源之间的具体冲突程度, 这正是经典融合规则存在的不足, 由于未考虑各个证据源间冲突的情况, 当再次出现信息矛盾时, 一定程度上损失了融合精度。本文拟针对经典融合规则的局限, 通过引入分类矩阵以及冲突矩阵的方法, 对证据源分类, 并明确证据源间冲突程度, 通过改进加权融合规则, 有效提高了融合精准度。

具体实施过程如下: 首先, 通过小波特征提取方法, 对信息进行预处理, 提取所采集到的电流、电压的小波特征信息, 建立电气量信息与故障间的关系。这样, 通过对电气量信息的预处理简化数据处理流程, 进而降低有源配电网系统的复杂性; 紧接着依冲突距离矩阵的计算结果对证据源信任度进行证据源分类; 最后, 基于改进 D-S 证据理论融合规则充分利用各个证据源间矛盾的优势, 以达到更好的融合效果, 为后续决策的重要依据(如图 1 所示)。

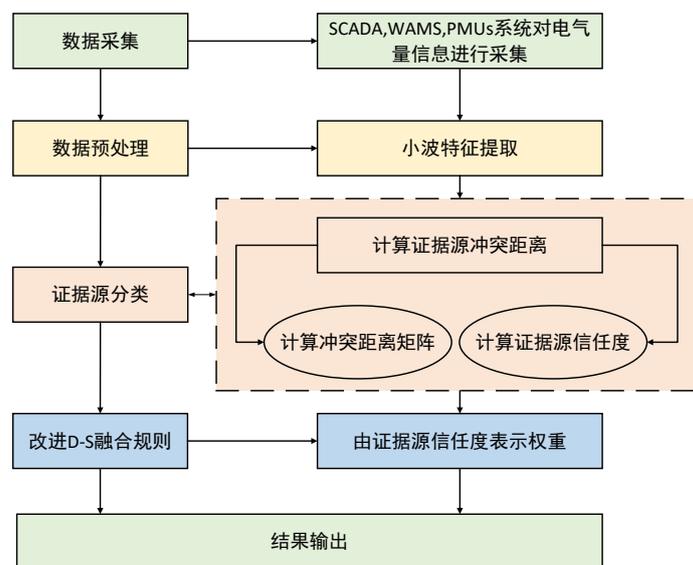


图 1 数据融合整体流程图

1 小波特征提取

在有源配电网故障诊断中, 针对不同信息源所采集到的信息, 从信息类型上可分为开关量信息以及电气量信息两类。对于开关量信息, 实际生产过程中, 由于所采集到的开关量信息缺乏时频表征能力, 采用开关量进行信息融合易导致故障辨识误差积累。而电气量信息通过分析电流、电压的暂态分量与稳态偏差, 可有效避免因保护装置引发的不必要干扰。

故障发生时, 电气量信号中蕴含的高频暂态分量具有显著的时频局部化特性。传统傅里叶变换受限于全局频谱分析的局限性, 无法保留信号时序特征。选择 db4 小波作为小波基函数对采集信号进行小波变换, 利用 db4 小波的对称性, 显著降低相位失真, 并良好的保存信号的局部特征。db4 小波可以将信号分解成多个尺度的分量更好的保存信号的频域特征。因此选用小波变换来进行信息预处理, 去除信号中的冗余信息以及噪声, 完成信号的高效压缩。

采集 $T(k)$ 信号表达如下:

$$T(k) = D_1(K) + D_2(K) + \dots + D_t(K) + A_t(K) \quad (1)$$

式 (1) 中 $D_t(k)$ 表示信号经多尺度小波分解与重构后得到的高频分量系数序列, $A_t(k)$ 为信号的低频分量系数序列, t 为小波分解尺度。

小波总能量 $E_t(n)$ 为:

$$E_t(n) = \sum_{i=1}^t |D_{ij}(k)|^2 + \sum_{j=1}^t |A_{it}(k)|^2 \begin{cases} 0 < i < t \\ 0 < j < t \end{cases} \quad (2)$$

通过小波变换方法对故障信号进行全面分析, 可分别提取出小波故障特征指标以及小波能量特征指标。

1.1 小波故障特征指标提取

小波故障特征指标作为有源配电网故障诊断的重要判据, 其本质是通过电气量信息的变化幅度来表示有源配电网的故障信息。其具体含义为, 将第 i 个元件在 k 时刻接收到的故障信号用向量序列 $T_i(k)$ 表示, 将其进行多分辨分解变换得到幅值序列 $D_{i1}, D_{i2}, D_{i3}, \dots, D_{in}$, 然后以故障发生的 m ($m < n$) 时刻划分向量序列的多分辨分析变换结果, 现定义故障时刻发生前对应的小波变换结果对应序列 $D_{i1}, D_{i2}, D_{i3}, \dots, D_{im}$, 故障时刻发生后的小波变换结果对应

的序列为 $D_{i(m+1)}, D_{i(m+2)}, \dots, D_{in}$ 。另外, 定义发生故障前一个周期内最大信号幅值为 U_{ib} , 故障发生后一个周期内最大信号幅值为 U_{ia} , 则有:

$$\begin{cases} U_{ib} = \max \{D_{i1}, D_{i2}, \dots, D_{im}\} \\ U_{ia} = \max \{D_{i(m+1)}, D_{i(m+2)}, \dots, D_{in}\} \end{cases} \quad (3)$$

故障发生前后幅值变化比为:

$$H_{ic} = \frac{\max \{U_{ib}, U_{ia}\}}{\min \{U_{ib}, U_{ia}\}} \quad (4)$$

将其对信号进行放大, 可以表示出第 i 个元件的小波故障特征指标为:

$$t_i = e^{\frac{H_{ic}^2}{H_{ic}^2 + H_{2c}^2 + \dots + H_{nc}^2}} \quad (5)$$

1.2 小波能量特征指标提取

小波能量特征指标作为有源配电网故障诊断的重要判据, 其本质是用信号能量的强弱差异来表示有源配电网的故障信息。具体含义为首先对各频段故障信号能量分布进行提取, 再使用小波变化系数对故障信号进行有效重构。由前文中所定义的小波总能量, 对于第 i 个元件测得信号序列 $T(k)$ 所产生的能量分布离散为 $E_{i1}, E_{i2}, E_{i3}, \dots, E_{in}$, 以 q 时刻划分故障前后, 定义故障时刻 q 前一个周期的小波总能量为 EF_{ib} , 故障时刻 q 后一个周期的小波总能量为 EF_{ia} , 则有:

$$\begin{cases} EF_{ib} = \sum_{j=1}^m |D_{ij}(k)|^2 + \sum_{r=1}^m |A_{ir}(k)|^2 \\ EF_{ia} = \sum_{j=m+1}^n |D_{ij}(k)|^2 + \sum_{r=m+1}^n |A_{ir}(k)|^2 \end{cases} \quad (6)$$

故障前后的能量变化比为:

$$O_i = \frac{\max \{EF_{ib}, EF_{ia}\}}{\min \{EF_{ib}, EF_{ia}\}} \quad (7)$$

则其小波能量特征指标为:

$$P = \sum_{i=1}^t \frac{O_i}{t} \quad (8)$$

增幅后可用结果 V_i 表示信号所含能量的强弱:

$$V_i = e^{\frac{P_i^2}{P_1^2 + P_2^2 + \dots + P_n^2}} \quad (9)$$

2 D-S 证据理论融合模型

在多源数据融合技术框架下, 基于小波特征指标的信息需构建多源异构表征机制。信息融合的基本原则是有效集成和提取来自多个信息源的数据, 输出可有效表征原始数据的融合结果。通过应用特定的算法和规则, 优化各信息源中的互补信息和重复信息, 充分考虑各个信息源的矛盾程度, 从而减少信息的不确定性, 获得对于研究对象更加统一和精确的理解。这种策略可显著提升系统的容错能力和可靠性。

在信息融合发展过程中, 为解决信息的不确定性问题, 使用融合信任度函数和可能性函数, 对各个命题的可信性和可能性进行定量分析, 使得整个理论框架更加完善。这一处理方法导致了 D-S 证据理论的形成, 该理论综合考虑了来自不同信息源的主观与客观因素, 以达到更高效的信息融合效果。

2.1 证据源冲突度量

证据源间的冲突程度是影响融合结果的关键因素, 因此, 合理地表示证据源间的冲突程度是信息融合的关键问题。

以最基础的两个独立证据源的系统为例, 将两信息源分别命名为 F_1 和 F_2 , 定义各独立证据源的基本概率分配函数分别为 m_1 和 m_2 。在同一识别框架 Θ 内, 预设两个证据源所对应的概率阈值分别为 α_1 和 α_2 , 假设识别框架 Θ 内共涵盖了 y 个可能的问题相关元件和 N 个相关命题, 判断证据源的焦元基本概率赋值与所设定概率阈值之间的大小关系, 若焦元基本概率赋值不小于阈值则此证据源输出为 1, 反之则为 0, 据此可以构建两个信息源的故障指示表 FT。其中, 分别使用 A_n 和 B_n 来表示第 n 个故障相关命题的焦点元素 (A_n 和 B_n 只能为 0 或 1), 分别定义为 A 和 B , 用集合 $A=\{A_1, \dots, A_n, \dots, A_N\}$ 和 $B=\{B_1, \dots, B_n, \dots, B_N\}$ 表示。此时, 可以使用 Josselme 距离公式来评估两个信息源 F_1 和 F_2 之间的差异, 该公式可以表示为:

$$J_{12} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (m_1(A_n) - m_2(B_n))^2 \cdot d_n} \quad (10)$$

$$d_n = 1 - \frac{|A_n \cap B_n|}{|A_n \cup B_n|} \quad (11)$$

其中, d_n 表示焦点元素冲突系数;

$$D_{12} = [d_1 \dots d_n \dots d_N]^T \quad (12)$$

D_{12} 表示信息源 F_1 和 F_2 之间各焦点元素的冲突系数矩阵。其中, 考虑到 d_n 的值可能为 0, 若 $d_n=0$, 则对其进行修正, 将其调整为 $d_n = \frac{1}{2^y}$, 以减小两证据源之间的冲突距离计算结果为零对融合结果造成的影响。

若考虑到 h 个信息源的情况下, 通过上述公式 (11) 计算任意两个证据源 i 和 j 之间的焦点元素冲突系数矩阵 D_{ij} , 由公式 (12) 计算可获得所有证据源之间的冲突距离矩阵 J 中的各个元素并将其按照证据源的关系进行有效排列得到冲突距离矩阵 J , 如下所示:

$$J = \begin{bmatrix} 0 & J_{12} & \dots & J_{1h} \\ J_{21} & 0 & & J_{2h} \\ \mathbf{M} & & \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ J_{h1} & J_{h2} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

所计算冲突距离可用来表示具体表达独立证据源 i 与 j 之间的矛盾程度。与冲突距离矩阵相对应的, 可以用相关距离矩阵 S 来表示两证据源的相关程度, 其中元素 s_{ij} 表示两个证据源 i 和 j 之间的相关程度, 由此可定义一个支持度 $Sup(i)$, 其意义表示证据源 i 与其他所有证据源的相关距离总和:

$$Sup(i) = \sum_{j=1}^n s_{ij} - 1 \quad (14)$$

定义每个独立证据源 i 在多信息源系统中的可信度 Crd (Credibility), 其具体含义为各证据源在多信息源系统中所获得的支持程度, 公式表示为将上述信息源支持度归一化后映射到概率空间中, 即:

$$Crd(i) = \frac{Sup(i)}{\sum_{i=1}^n Sup(i)} \quad (15)$$

2.2 改进融合规则

基于多证据源, 为考虑相互间冲突程度, 经典融合规则引入总体冲突指标 K , 证据源群体间 K 值趋近于 1 时, 各证据源之间存在高度矛盾, K 值趋近于 0 时各证据源之间存在弱矛盾, 传统的融合规则可以在一定程度上展示各个独立证据源间的冲突水平, 但未能有效展现各证据源间的具体冲突水平。证据源冲突的根源在于对于特定命题, 不同证据源

所提供支持度的显著不同。虽然传统的处理方式尝试通过相似度分析、信度函数的熵值计算及全局冲突指标的应用来降低这些冲突,但在量化表示证据间冲突上,尤其在电力系统应用方面,这些方法仍显不足。因此,本文提出了一种改进的融合规则,其基本原理是:通过引入一个由先验经验所预设的冲突距离阈值 J_a ,评估冲突距离矩阵 J 内非对角线元素(即 $i \neq j$)是否达到了可分类的标准,从而对多个证据源进行系统分类,并构建了一个分类矩阵 Q 。证据源分类矩阵构成的具体操作流程如下图2所示。

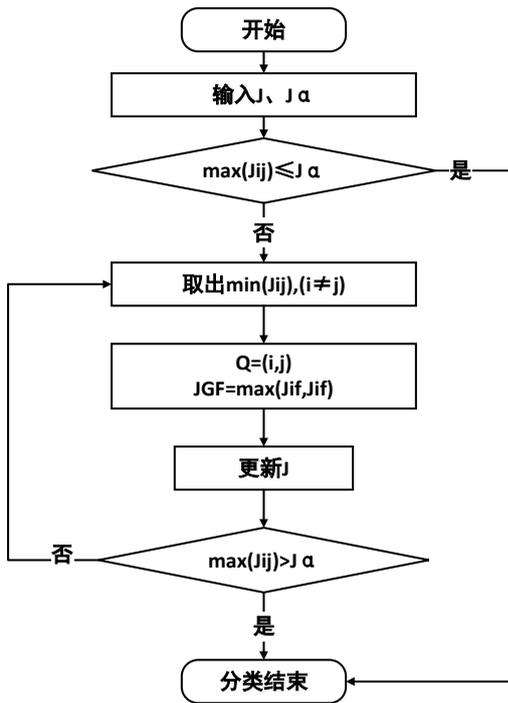


图2 证据源分类流程图

其详细步骤可分为四个阶段,具体描述如下:首先判断证据间的最大冲突度 $\max(J_{ij})$ 是否超过预设阈值 J_a 。如果未超过阈值 J_a ,即 $\max(J_{ij}) \leq J_a$,则表明证据间不存在显著的冲突,可以直接跳过分类进行下一步融合。反之, $\max(J_{ij}) > J_a$,表明存在需要解决的显著冲突,此时须进入后续的分类处理阶段;在阶段二中,我们的目标是在证据间的距离矩阵 J 中找到非对角线上的最小值 $J_{ij} (i \neq j)$,并以此作为依据将证据源 i 和证据源 j 归入同一类别,形成新的分类矩阵 Q 。同时,证据源 i 和 j 在此过程中将被视为一个整体进行处理;此阶段的目的是计算归并后的证据源(即新的证据源 i 和 j)与其他所有证据源之间的最大距离,分类矩阵 Q 与其他证据间

的距离由此最大值重新定义,记作 $J_{GF} = \max(J_{if}, J_{jf})$ 。此步骤完成后,将据此更新距离矩阵 J ;在此阶段,我们将审视更新后的距离矩阵 J ,特别是检查所有非对角线元素的最小值是否大于阈值 J_a 。如果不是,即 $\max(J_{ij}) \leq J_a$,则需要回到阶段二和三,继续执行分类过程,直到所有证据间的最小距离超过阈值 J_a ,此时认为已达到分类要求,分类过程结束。最终结果是将 h 个证据源重新划分为 q 个分类矩阵,表示为 Q_1, Q_2, \dots, Q_q 。

分类矩阵 G_k 由 x 个证据源组成,其整体权重 W_k 代表矩阵中每个证据源的可信度之和,可得到以下公式,

$$m_k(A) = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_x \quad (16)$$

“ \oplus ”的意义为直和,公式(16)中表示为每个分类矩阵中 x 个证据源的融合结果,将其代入公式(17)进行计算,

$$m'(A) = (W_1 \cdot m_1(A)) \oplus \dots \oplus (W_g \cdot m_g(A)) \quad (17)$$

经过计算后得出 q 个矩阵的加权融合结果。

2.3 D-S 证据理论信息融合

在以上理论的基础上,利用 Joussemme 距离函数对证据源间的冲突进行量化评估,实现对证据源的分组并构建了一个证据矩阵。此过程中,各组的信任度作为权重因素,被纳入 D-S 证据理论的加权合并过程中。基于此框架,本研究引入了一种创新的 D-S 证据理论融合策略,其具体操作流程如图3所示:

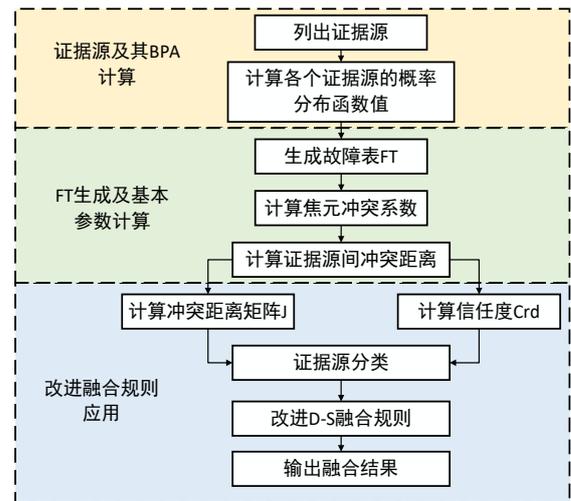


图3 改进 D-S 融合流程

其主要实施步骤为：首先，通过比较各证据源对应的基本概率值与根据先验经验提前所设定的阈值，构建一个反映证据源二元属性的故障表 FT，这一步骤使得在特定命题内部，不同焦元间的冲突关系清晰可见；接着，针对故障表 FT 内的每一命题，独立地评估焦元的冲突系数和证据源间的冲突距离 J ，目的是准确识别不同证据源之间的冲突程度；然后通过比较冲突距离与预设阈值，将证据源依据比较结果对其进行划分；最后，计算每个分类矩阵 G_k 内各个独立证据源的信任度 C_{rd} ，并据此信任度确定各个独立证据源的融合权重 W_k 进行下一步计算，采用改进的 D-S 证据理论加权融合方法，最终输出融合结果。

3 算例仿真与结果分析

3.1 算例仿真

为验证本方法的可行性，本文选用 IEEE-39 节点模型进行验证。在 MATLAB 中，利用 db4 小波，对所采集的信息进行处理，以确保融合的准确和数据处理的高效，所采用 IEEE-39 节点系统网络中包含故障中的大部分可能故障原件，考虑到新型电力系统中分布式新能源的参与，在模型中加入光伏节点，验证本文方法的可行性，仿真实验系统结构如

图 4 所示。系统最原始故障发生在线路 L13-14 母线 13 侧，后由于未知原因导致停电事故。大致过程如下：首先故障发生于线路 L13-14，其受到外力因素导致线路故障，线路 L13-14 母线 13 侧断路器 CB1 跳开；由于母线 14 侧的 B2 未变化，导致断路器 CB2 未能发生动作，致使 L6-11 的 6 侧产生保护动作，在 IV 时段发生跳动；线路 L10-13 的 10 侧出现误动保护，断路器 CB3 和 CB4 均由 L10-13 的误动产生错误动作；线路 L14-15 的 15 侧出现错误动作，断路器 CB6 由此发生误动跳开。

3.2 结果分析

假设模型中各特征值的模糊度为 0.1，得到重要线路的小波故障度以及小波能量度如下图 5 所示。

以上图为基础，将所提取到的小波故障特征作为独立证据源，下一步进入融合阶段，基于改进的 D-S 证据融合理论对提取的独立证据源进行融合决策，计算过程分为四步，第一步由各个证据源间的概率分布函数值生成故障表 FT，第二步计算证据源间冲突距离形成 J ，第三步进行证据源分类，最后将证据源的分类结果输入到改进的 D-S 融合规则中，利用融合权重得到故障概率，得到图 6。

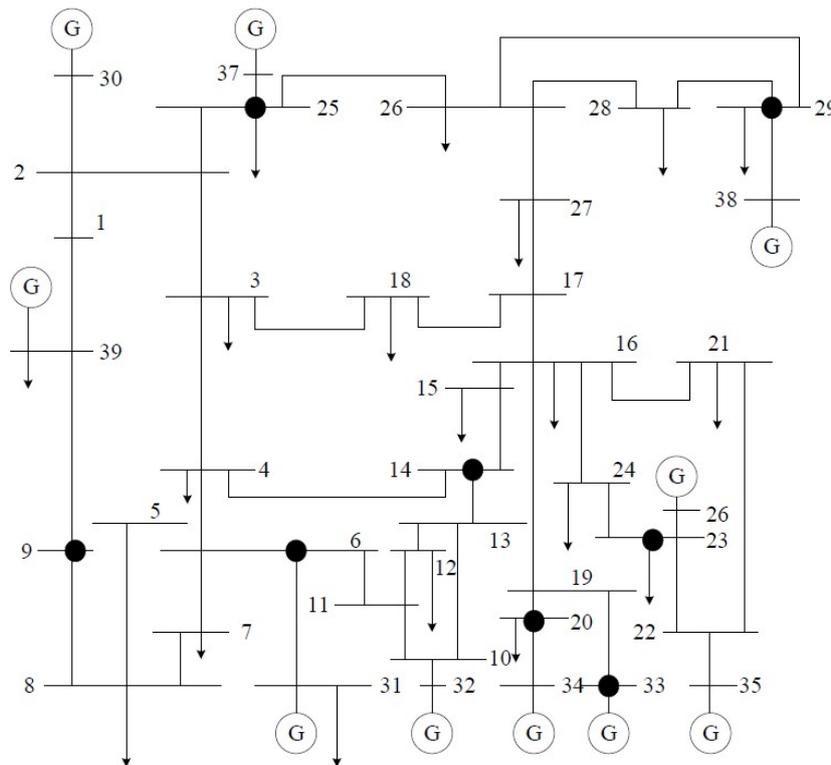


图 4 IEEE-39 节点网络结构示意图

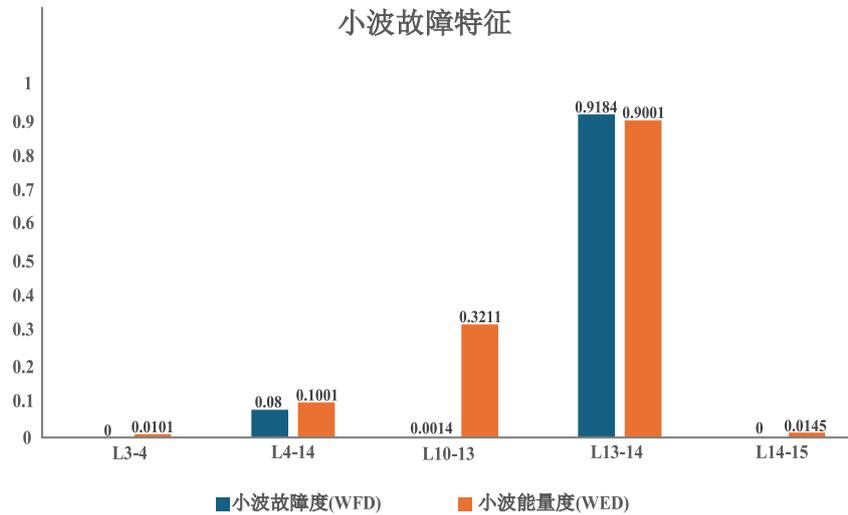


图 5 小波故障表征

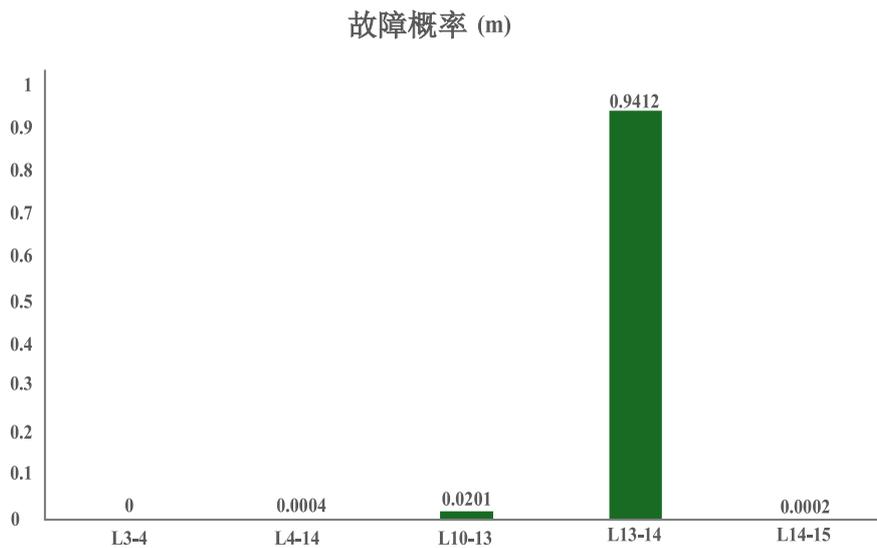


图 6 故障概率

算法性能评估指标用故障概率表示, 表示结论的准确率。图中线路 L13-14 对应故障概率数值为 0.9412, 因此故障候选中只包含线路 L13-14, 此结果与事实一致, 本算法在线路出现误动的情况下仍旧得出正确结论, 证明算法降低了矛盾证据源对结果的影响, 算法具有可行性。

以上述实验为基础, 以线路 L13-14、L10-13、L17-18 所采集数据为分析实例, 为了更好的验证本文改进后的算法的优越性, 在相同故障情况下将本文算法所得融合结果与文献[21](基于局部冲突分配

的合成规则), 文献[22](基于模糊成员函数的合成规则)所得结果进行比较, 得到图 5。由图 6 可知, 在仿真线路 L13-14 出现故障的情况下, 本文提出的改进多源信息融合算法的证据融合结果显示线路 L13-14 为故障线路的概率为 0.9412, 文献[21]的融合结果为 0.8204, 文献[22]融合结果为 0.7923。本文结果相较于其他两种算法明显更接近 1, 因此, 本文算法在计算元件故障准确度方面可以得出更为准确的结果, 考虑到线路 L10-13 出现误动保护, 判断此为融合结果中其他线路故障概率不为 0 的原因。

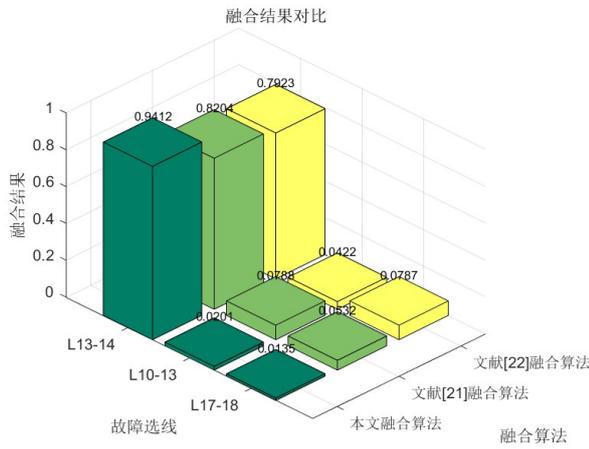


图7 融合结果对比图

3.3 实例分析

针对网络拓扑变化情境下的数据融合性能问题, 本文基于徐州供电公司小电流接地系统的局部线路

构建故障模型, 如图8所示。研究采用单相接地故障为研究对象, 将各节点测量元件所获取的三相电压量测数据作为原始数据集。通过分析不同结构性数据对融合性能的影响机制, 实现了多源异构数据的特征融合处理。

本研究所选取的典型电力系统模型具有较高的代表性, 该系统基本涵盖了现代电力系统中的各类典型节点构成故障前后的三相电压如图9所示。

实验数据为位于线路L7-8上的单相接地故障场景, 系统记录到断路器CB8、CB10、CB6、CB2的报警信息序列。为增强研究的实用性, 本实验充分考虑了实际运行环境中可能存在的误报、漏报及误动作等不确定性因素。在参数设置方面, 本实验将各特征值的模糊度设定为0.1, 电气量证据源故障度阈值确定为0.8, 先验 J_α 的值为0.2通过应用改进后的多源数据融合算法, 遵循严格的实验流程, 最终获得了图11所示的融合结果。

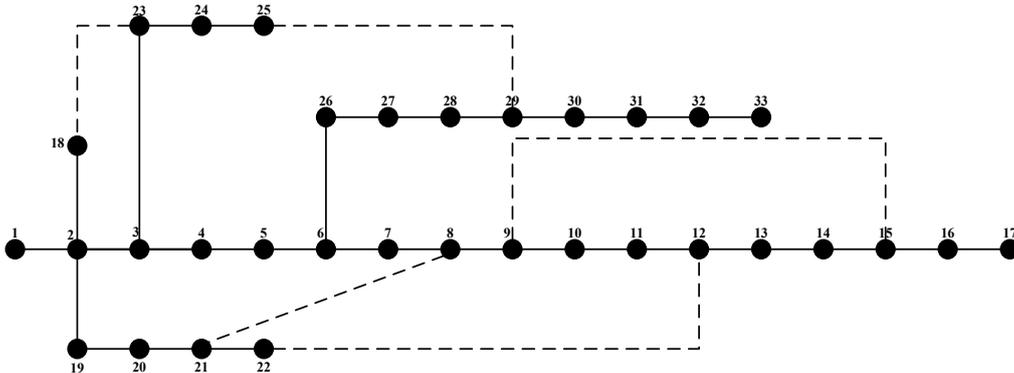


图8 故障模型示意图

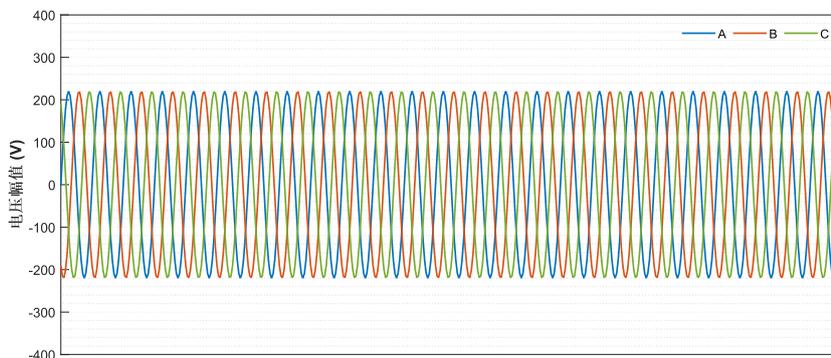


图9 故障前三相电压

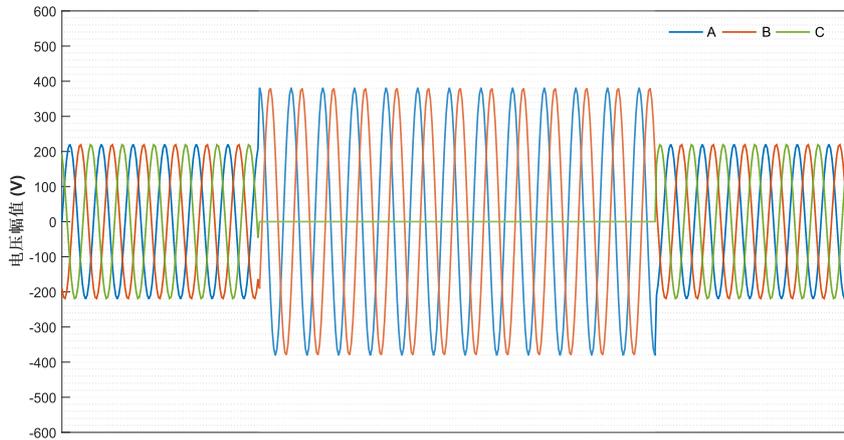


图 10 故障后三相电压

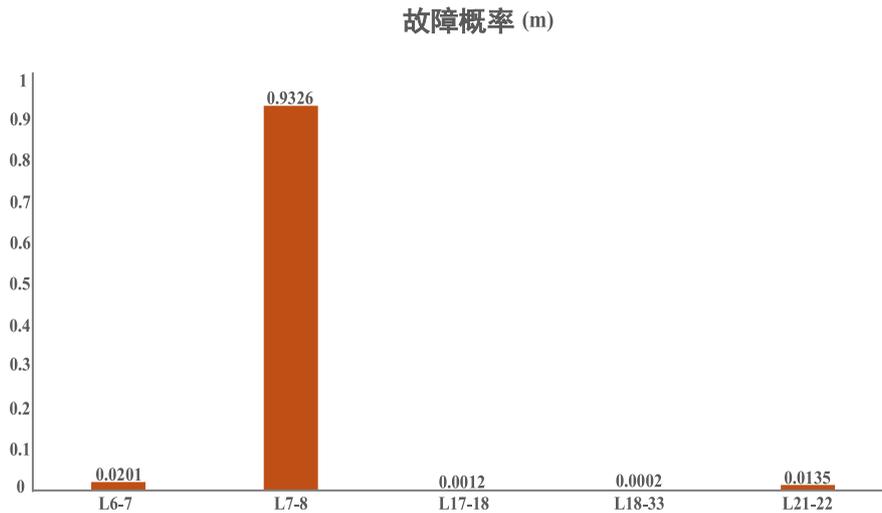


图 11 故障概率

结果表明, 所提出的融合方法在存在数据不确定性的情况下, 仍能实现对故障位置的准确定位与类型的精确识别, 验证了该方法现实复杂电网环境下的适用性与鲁棒性。该实验设计充分考虑了电力系统拓扑动态变化对数据特征分布的影响, 为构建鲁棒性更强的故障诊断模型提供了实证基础。

由结果可知, 本文提出的融合算法, 通过充分考虑各信息源间的冲突程度, 相较于其他方法可输出较精确的融合结果, 减小误判率, 为判断线路故障情况提供较为准确的信息, 提高了融合结果输出的准确度以及故障判断的精准度, 提升信息提取速度。

4 结论

综上所述, 本研究提出的基于改进 D-S 证据理论融合技术的有源配电网多源故障信息融合治理方法具有显著的理论价值和实践意义。该方法通过特征层融合策略, 将小波变换与改进 D-S 证据理论融合方法有机结合, 有效解决了传统信息融合方法中的若干局限性。研究的核心创新在于优化了传统证据理论的融合规则, 并深入考量了多信息源间的内在冲突机制。通过引入更为精细的冲突程度评估机制, 不仅显著提升了信息融合的计算效率, 还增强了故障信息判断的准确性。相较于传统组合方法, 本文改进的 D-S 证据理论融合规则能更为准确地地表

征原始信息, 并更为合理地阐释矛盾证据源间的冲突程度。算例仿真结果验证了该方法的有效性, 在典型节点系统和实际系统中, 所提出的基于小波特征提取与改进 D-S 证据理论的融合技术不仅显著提升了信息融合速度, 而且显著改善了融合结果的准确性。研究成果为配电网智能化运维系统提供了有力的数据支持, 通过减小人工干预、提高故障诊断精度, 最终实现了系统响应速度和决策水平的整体提升。本研究的方法论不仅为有源配电网的故障信息治理提供了新思路, 更为复杂网络系统的多源信息融合研究提供了可借鉴的理论范式, 具有重要的学术价值和工程应用前景。

参考文献

- [1] Yuan Y, Dehghanpour K, Wang Z, et al. Multisource data fusion outage location in distribution systems via probabilistic graphical models[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 13(2): 1357-1371.
- [2] Wang H, Lin D, Qiu J, et al. Research on multiobjective group decision-making in condition-based maintenance for transmission and transformation equipment based on DS evidence theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 1035-1045.
- [3] Cui Q, Zhu J, Shu J, et al. Comprehensive evaluation of electric power prediction models based on DS evidence theory combined with multiple accuracy indicators[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 10(3): 597-605.
- [4] Li S, Li W, Chen L, et al. Real-time robust state estimation for large-scale low-observability power-transportation system based on meta physics-informed graph TimesNet[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024.
- [5] 刘崇崇.基于多数据源信息融合的配电网故障诊断方法研究[D].华北电力大学,2016.
- [6] Wu K, Xiao F, Zhang Y. A Fractal-Based Complex Belief Entropy for Uncertainty Measure in Complex Evidence Theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2024, 55(2): 910-924.
- [7] Wu X, Wang D, Cao W, et al. A genetic-algorithm support vector machine and DS evidence theory based fault diagnostic model for transmission line[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4186-4194.
- [8] 曹海.基于 D-S 证据理论的变压器诊断系统研究[J].四川电力技术,2009,32(05):46-49.
- [9] Jiao Z, Gong H, Wang Y. A D-S evidence theory-based relay protection system hidden failures detection method in smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 9(3): 2118-2126.
- [10] Zhou M, Zhu S S, Chen Y W, et al. A generalized belief entropy with nonspecificity and structural conflict[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 52(9): 5532-5545.
- [11] Patel T K, Panda P C, Swain S C, et al. A fault detection technique in transmission line by using discrete wavelet transform[C]. 2017 Second International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), IEEE, 2017.
- [12] 谢凯.基于 D-S 证据理论的小电流接地系统单相接地故障选线与定位技术研究[D].中国石油大学,2010.
- [13] Gao X, Pan L, Deng Y. Quantum pythagorean fuzzy evidence theory: A negation of quantum mass function view[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2021, 30(5): 1313-1327.
- [14] 席磊,陈采玉,陈洪军,等.基于图注意力与多尺度并行融合卷积的虚假数据注入攻击定位检测[J].高电压技术,1-11.
- [15] Zhou M, Zhu S S, Chen Y W, et al. A generalized belief entropy with nonspecificity and structural conflict[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 52(9): 5532-5545.
- [16] Xu B ,Yin X ,Yin X , et al.Fault Diagnosis of Power Systems Based on Temporal Constrained Fuzzy Petri Nets.[J].IEEE Access,2019, 7:101895-101904.
- [17] 乔帅君.基于多源信息融合的智能电网故障诊断方法研究[D].中国矿业大学,2022.
- [18] 王守鹏,赵冬梅.电网故障诊断的研究综述与前景展望[J].电力系统自动化,2017,41(19):164-175.
- [19] 徐欢,杨秋勇,邹文景,等.深度学习在电力系统异常损耗

- 数据识别中的应用研究[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2024,44(02):101-110.
- [20] Liu L, Yuan Y, Wang Z, et al. Integrated Framework of Multisource Data Fusion for Outage Location in Looped Distribution Systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025.
- [21] 高鹏翔.基于多源数据融合的配电网运行故障特征信息提取技术研究[D].华北电力大学(北京),2019.
- [22] 陈伟彪,陈亦平,姚伟,等.采用 WAMS 时序信息的故障诊断方法及应用[J].电网技术,2017,41(06):1956-1963.
- [23] 何俊涛,车仁飞,孟庆萌等.基于广域录波数据和 FCM 聚类的电网故障诊断方法[J].电力自动化设备,2019,39(06): 179-184.
- [24] 王娜,刘静渝,李皓然,等.基于 D-S 证据理论的多智能体系统冲突数据融合机制研究[J].重庆大学学报,2025,48(02):22-34.
- [25] 袁杰,王福利,王姝,等.基于 D-S 融合的混合专家知识系统故障诊断方法[J].自动化学报,2017,43(09):1580-1587.
- [26] He C, Wang Y, Du W, et al. Phase Noise Suppression in Phase-Sensitive OTDR Using Fault-Tolerant DS Evidence Theory[J]. Journal of Lightwave Technology, 2024, 42(24): 8900-8912.
- [27] Ni Q, Li X, Chen Z, et al. A mechanism and data hybrid-driven method for main circuit ground fault diagnosis in electrical traction system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(12): 12806-12815.
- [28] 李月.改进的 D-S 证据理论的信息融合技术在发电机组旋转设备故障诊断中的应用[D].华东理工大学,2012.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS