

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0031-06

基于DS证据理论与多标签算法的区域电网故障诊断方法

朱怡莹¹, 吴照裕¹, 苏锐谦¹, 张春恺²

(1. 广东电网有限责任公司广州供电局, 广州 510000; 2. 东方电子股份有限公司, 山东 烟台 264000)

摘要: 为提升电网故障诊断的准确性与可靠性, 确保区域电网平稳运行, 提高电力服务质量, 提出基于DS证据理论与多标签算法的区域电网故障诊断方法。针对常规标签增量特征变换算法忽略标签之间关联性的问题, 标签关联对其作出改进。利用改进后的算法实现对区域电网各类故障数据的分类处理, 以此建立多标签故障集合, 将其作为电网故障诊断的证据源; 利用Yager规则改进常规的德普斯特-谢弗证据理论, 在处理证据冲突时提供不同的策略, 以此来构建区域电网故障诊断识别框架; 在识别框架中, 利用基本概率分配对证据源中的证据进行表达, 引入电网元件边际谱熵与故障度熵指标作为独立的证据体建立可信度函数, 利用该函数完成证据的合成, 依据合成后的证据实现对区域电网的故障诊断。实验结果表明, 该方法可以有效且精准地诊断出存在于区域电网中的故障, 面对不同类型的电网故障可以保持较高的识别灵敏度。

关键词: 德普斯特-谢弗证据理论; 多标签算法; 区域电网; 故障诊断; 标签增量; 特征变换算法; 可信度函数

中图分类号: TP277.2

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0031-06

Fault diagnosis method of regional power grid based on DS evidence theory and multi-label algorithm

Zhu Yiying¹, Wu Zhaoyu¹, Su Ruiqian¹, Zhang Chunkai²

(1. Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China;

2. Dongfang Electronics Co., Ltd., Yantai 264000, Shandong, China)

Abstract: To improve the accuracy and reliability of power grid fault diagnosis, ensure the smooth operation of regional power grids, and improve the quality of power services, a regional power grid fault diagnosis method based on DS evidence theory and multi label algorithm is proposed. Aiming at the problem of ignoring the correlation between labels in conventional incremental feature transformation algorithms, label correlation are improved. The improved algorithm is used to classify and process various types of fault data in regional power grids, and a multi label fault set is established as the evidence source for power grid fault diagnosis; Using the Yager rule to improve the conventional Dempster-Shafer theory of evidence and provide different strategies for handling evidence conflicts, in order to construct a regional power grid fault diagnosis and recognition framework; In the recognition framework, basic probability allocation is used to express the evidence in the evidence source, and the marginal spectral entropy and fault degree entropy indicators of power grid components are introduced as independent evidence bodies to establish a credibility function. This function is used to complete the synthesis of evidence, and based on the synthesized evidence, fault diagnosis of regional power grids is achieved. Experiments show that this method can effectively and accurately diagnose faults existing in regional power grids, and maintain high recognition sensitivity in the face of different types of power grid faults.

Keywords: Dempster-Shafer theory of evidence; multi-label algorithm; regional power grid; fault diagnosis; label incremental; feature transformation algorithm; confidence function

电力系统是现代社会的基础设施, 电网故障可能导致供电中断, 影响工业生产、商业活动和居民生活, 甚至造成巨大的经济损失和社会影响^[1-2]。有效的故障诊断方法能够迅速识别并定位故障, 减少故障对电网的损害, 从而保障电网的安全^[3]。

近年来, 关于电网故障诊断问题, 诸多学者进行了大量研究, 例如: 曹源等^[4]在全面考虑电网中各种故障状态,

包括误动和拒动等复杂情况下, 构建电网解析模型, 并利用粒子群混合灰狼算法对模型主要参数及结构实施优化, 利用优化后的模型实现对电网故障的诊断。然而, 粒子群混合灰狼算法虽然在参数优化方面表现出色, 但在处理高度非线性 and 不确定性问题时可能不够稳健, 当面对极端复杂的故障情况时, 如多重故障并发、故障间相互影响等, 该方法难以保证诊断结果的准确性; 高艺文等^[5]依据多源故

收稿日期: 2024-10-08; 录用日期: 2024-12-12

基金项目: 广东电网科技项目(030108GS62220008)

作者简介: 朱怡莹(1990—), 女, 硕士, 研究方向: 配电网调控运行。

引用本文: 朱怡莹, 吴照裕, 苏锐谦, 等. 基于DS证据理论与多标签算法的区域电网故障诊断方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 31-36.

(Zhu Yiying, Wu Zhaoyu, Su Ruiqian, et al. Fault diagnosis method of regional power grid based on DS evidence theory and multi-label algorithm[J].

Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 31-36.)

障通信数据信息对电网故障展开诊断,首先将经过归一化的多源故障通信数据实施校核操作,保证数据的完整性,然后依据电网图模把校核后的通信数据变换成故障图数据,并将其输入至图卷积神经网络内开展训练,通过训练好的网络模型完成对电网故障的诊断。然而,图卷积神经网络在处理大规模电网数据时可能面临计算复杂度高的问题,且对于新出现的故障模式可能缺乏足够的泛化能力;毕鑫印等^[6]以最大互信息系数为适应度,采用极光优化算法优化逐次变分模态分解的惩罚因子。基于此,依据特征指标筛选关键模态分量,抑制噪声并完成信号重构。最后,构建诊断模型,融合局部特征提取、时序建模与自适应加权能力,增强关键特征表达,提高故障分类性能。但是,该方法在自适应加权过程中易产生传递损失,影响最终的诊断结果。

德普斯特-谢弗证据理论(Dempster-Shafer theory of evidence, DS 证据理论)能够处理不确定性问题,通过融合多源证据来提高决策的可靠性^[7-8]。多标签算法能够处理复杂的多维问题,适用于电网故障诊断中可能存在的多种故障类型同时发生的情况。为此,针对传统方法的不足,本文提出基于 DS 证据理论与多标签算法的区域电网故障诊断方法,旨在解决区域电网故障诊断中面临的多源信息融合、不确定性处理以及故障特征全面描述等问题,实现对区域电网故障的精确诊断。

1 区域电网故障诊断

所谓区域电网故障诊断是指针对某特定地区电网发生的故障进行快速感知、定位的过程^[9-10]。在区域电网故障诊断中,由于电网系统本身的复杂性以及各种不确定性因素的存在,使得对区域电网故障诊断变得困难且充满挑战。为了准确地识别和诊断故障,本文将 DS 证据理论与多标签算法结合在一起。首先,通过多标签算法对区域电网中的各类故障数据进行分类,建立多标签故障集合,将其作为证据源。然后,利用 DS 证据理论对证据源(多标签故障集合)进行处理、合成与推理,综合评估故障发生的可能性,以此实现对区域电网故障的诊断。

1.1 区域电网故障数据标签分类

由于区域电网中会包含大量的电力设备,一旦某处出现故障,通常会同时涉及多个设备和多个故障类型,这些故障可能同时发生或相互影响,使得故障诊断变得复杂而困难。传统的故障诊断方法往往只关注单一的故障类型,难以全面描述故障的特征和属性,从而限制了诊断的准确性和效率^[11]。将多标签算法应用于区域电网故障诊断中,可以克服传统方法的局限性。它能够同时考虑多个故障标签,将样本分到多个分类中,可以更全面地对区域电网故障特征和属性进行描述。这样,故障诊断结果不仅能够反映故障的类型,还能揭示故障可能涉及的设备和故障之间的关联性。因此本文利用多标签算法对区域电网故障数据进行分类,构建区域电网多标签故障集合。

1.1.1 多标签问题描述

电网故障往往不是单一的,而是多种故障并存。多标签算法能够处理一个样本对应多个标签的情况,这在电网故障诊断中尤为重要。多标签算法的核心思想是将每个样本与多个标签相关联,而不是传统的单一标签分类^[12]。在区域电网故障诊断中,这些标签代表不同的故障类型、故障设备等。通过训练多标签分类器,可以学习从故障特征到标签的映射关系,从而实现对新故障数据的自动分类。设定维度是 d 的区域电网故障样本空间用 $X = R^d$ 描述,故障标签空间用 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 描述,标签数量用 n 描述,给定的区域电网故障多标签数据集(训练集)用 $Z = \{(x_i, Y_i) \mid 1 \leq i \leq m, x_i \in X, Y_i \in B\}$ 描述,其中特征向量用 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ 描述,样本数量用 m 描述,标签集合用 $Y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}]$ 描述,当区域电网故障标签 j 属于 x_i 时, $y_{ij} = 1$, 反之 $y_{ij} = 0$ 。多标签算法最终要实现的目标是通过有效训练,获取区域电网故障多标签分类模型 $\xi: X \rightarrow 2^B$, 将 $x \in X$ 分配至与其有关联的区域电网故障标签集合 $\xi(x) \subseteq B$ 中。

1.1.2 构建区域电网多标签故障集合

在众多的多标签算法中,标签增量特征变换(label incremental feature transformation, LIFT)算法是一种较为常用的方法。不同于传统的多标签学习方法,其主要通过对相关数据实施聚类分析来建立各标签的特定特征(类属属性),从而为每个标签生成其特有的特征集合^[13]。

关于某标签 b_k , LIFT 算法把用于训练的区域电网故障数据分割成正、负类二类样本,分别用 S_k 和 U_k 描述,二者的表达式分别为

$$S_k = \{x_i \mid (x_i, Y_i) \in Z, b_k \in Y_i\} \quad (1)$$

$$U_k = \{x_i \mid (x_i, Y_i) \in Z, b_k \notin Y_i\} \quad (2)$$

为了获取 S_k 和 U_k 中和 b_k 有关联的一般特征,对 S_k 和 U_k 实施 K -means 聚类操作。将 S_k 和 U_k 分别分割成数量是 a_k^+ 和 a_k^- 个簇,且这些簇互不相交, S_k 和 U_k 的聚类中心分别用 $\{s_1^k, s_2^k, \dots, s_{a_k^+}^k\}$ 和 $\{u_1^k, u_2^k, \dots, u_{a_k^-}^k\}$ 描述,则二者的聚类个数可以描述为

$$g_k = \min(|S_k|, |U_k|) \times \vartheta \quad (3)$$

式中,聚类数量管控系数用 ϑ 。

获取到聚类中心后, LIFT 算法通过下式把 X 映射至维度是 2_{g_k} 的类属属性空间中,映射公式描述为

$$\psi_k(x) = [o(x, s_1^k), \dots, o(x, s_{g_k}^k), o(x, u_1^k), \dots, o(x, u_{g_k}^k)] \quad (4)$$

式中,区域电网故障样本间的欧氏距离用 $o(\cdot)$ 描述。

由于利用常规 LIFT 算法获取的类属属性没有将区域电网故障标签之间的关联性考虑其中,因此本文对其进行改进,将标签关联性引入算法中,设计了基于标签关联性的改进 LIFT 算法,即利用区域电网故障标签之间的距离对标签关联性进行度量,并在建立区域电网故障标签 b_k 类属属性空间的过程中,将 b_k 的关联标签添加其中,从而提高常规 LIFT 算法的分类能力。

如果已知 $Z = \{(x_i, Y_i) \mid 1 \leq i \leq m, x_i \in X, Y_i \in B\}$, 那么关于第 j 个与第 k 个区域电网故障标签的距离 h 可以描述为

$$h(b_j, b_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (b_{ji} - b_{ki})^2} \quad (5)$$

式中, Z 内样本 i 中区域电网故障标签 j 与 k 对应的数值用 b_{ji} 和 b_{ki} 描述。

在应用改进后的算法时,需设置一个临界值 δ 来管制标签之间的相关程度,本文将全部区域电网故障标签 h 值的平均数作为 δ 。所以当训练关于 b_k 的二分类器时,只需关注那些标签 h 值在 δ 范围之内标签即可,进而可以得到 b_k 的区域电网故障关联标签集合,描述为

$$Y'_k = \{b_j \mid h(b_k, b_j) \leq \delta \mid 1 \leq j, k \leq m\} \quad (6)$$

设定 b_k 的类属属性空间用 $C_k (1 \leq k \leq m)$ 描述,那么 X 到 C_k 的映射可以描述为

$$\psi'_k(x) = [o(x, s_1^k), \dots, o(x, s_{g_k}^k), o(x, u_1^k), \dots, o(x, u_{g_k}^k), Y'_k] \quad (7)$$

对于 b_k 来说,可以依据 Z 与 ψ'_k 建立包含数量是 m 的样本的二分类训练集 Z'_k , 描述为

$$Z'_k = \{(\psi'_k(x_i), Y_i(k)) \mid (x_i, Y_i) \in Z\} \quad (8)$$

依据获取的 Z'_k , 可通过任意选择的一种二分类器为 b_k 生成分类模型 $\xi_k: C_k \rightarrow R$ 。

在区域电网故障标签预测阶段,设定待标签样本用 $q \in X$ 描述,任选一种分类器作为基分类器,并以其对 q 的标签分类预测结果作为 q 的标签估计 \hat{y}_q , 并利用 \hat{y}_q 替换 q 的标签集合,也就是将 q 的标签估计表示成 $\hat{Y}_q = \{\hat{y}_{q1}, \hat{y}_{q2}, \dots, \hat{y}_{qm}\}$, 那么关于 q 的关联标签集合可以描述为

$$Y''_{qk} = \{\hat{y}_{qj} \mid y_j \in \hat{y}_q \mid 1 \leq j, k \leq m\} \quad (9)$$

q 的特征映射可以描述为

$$\psi''_k(q) = [o(q, s_1^k), \dots, o(q, s_{g_k}^k), o(q, u_1^k), \dots, o(q, u_{g_k}^k), Y''_{qk}] \quad (10)$$

由此得出关于 q 的区域电网故障标签预测集合,描述为

$$Y_q = \{b_k \mid \xi_k(\psi''_k(q)) > 0\} \quad (11)$$

得到的 Y_q 即是关于区域电网故障待标签样本的多标签故障集合,标签集合描述了区域电网故障的各个方面的特征和属性。

1.2 DS 证据理论诊断区域电网故障

DS 证据理论是一种处理不确定性问题的有效方法,它可以通过合成多个证据源的信息来评估命题的信任度^[14]。DS 证据理论能够有效地处理不确定性问题,通过定义识别框架和命题,以及计算基本概率分配 (basic probability assignment, BPA) 和证据体之间的距离,可以逐步逼近真实的故障原因。DS 证据理论能够将 1.1 小节获取的不同数据源的信息进行融合,提高综合结果的准确性。这对于电网故障诊断中多源数据的应用具有重要意义。

在区域电网故障诊断中,每个故障标签都可以被视为一个命题,而由 1.1 小节获取的区域电网多标签故障集合

则构成了 DS 证据理论中的证据源。

然而,当不同证据源之间存在高度冲突时,常规 DS 证据理论的合成规则可能会导致不合理的结果,即产生所谓的“悖论”问题。针对这一问题,本研究采用 Yager 规则改进 DS 证据理论。Yager 规则的核心思想是将所有冲突的证据(即那些不能分配给任何特定命题的证据)累积到一个特殊的命题中,称为“未知”或“不确定”命题。通过 Yager 规则可以在处理证据冲突时提供了不同的策略,特别是在证据之间存在高度不一致的情况下。

基于 DS 证据理论对区域电网故障进行诊断的基本步骤描述如下。

步骤 1 构建识别框架。识别框架属于一个命题集合,该集合具有完备性与互斥性^[15-16]。对于电网故障诊断问题来说,识别框架中的命题精确地描述了区域电网可能发生的各种故障。对识别框架进行构建时,首先,需要深入了解区域电网的特点、结构、主要设备和组件;其次列举出所有可能的故障类型,主要包括线路故障(如单相接地、相间短路、断线等)、设备故障(如断路器、输电仪器故障等)、通信故障(如监控系统失效、数据传输中断等)以及其他故障(如自然灾害导致的故障等);然后将列举出的所有故障汇聚成集合的形式,该集合即为识别框架;最后对构建的识别框架进行验证和完善,确保识别框架中命题的互斥性和完备性,同时定期对识别框架进行更新和优化,以保证其始终能够准确地描述区域电网可能发生的各类故障。

设定区域电网故障诊断的识别框架用 W 描述,则 W 的表达式可以描述为

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_N\} \quad (12)$$

式中,命题数量用 N 描述,基元用 w 描述,代表区域电网某类故障。

步骤 2 获取证据源。证据源是提供关于某个命题或假设的信息的来源。在区域电网故障诊断的背景下,从多个数据源(如各类传感器、监测设备、专家系统等)收集与电网故障相关的数据和信息。利用 1.1 小节所述方法对区域电网原始故障数据进行多标签分类,获取区域电网多标签故障集合,将该集合视为 DS 证据理论中的证据源,用 Q 描述。每个证据源都提供了关于区域电网故障状态的不同视角和线索。

步骤 3 证据表达。在 DS 证据理论中,对于每个证据源,需要将其提供的信息转化为识别框架中各个命题的 BPA,即为每个证据源分配一个 BPA,表示该证据源对识别框架中各个命题的支持程度。BPA 是一个将识别框架中的命题映射到 $[0, 1]$ 区间的函数,它表示了证据对命题的信任程度。BPA 可以定义为

在识别框架 W 下,如果存在函数 $M: 2^W \rightarrow [0, 1]$ 符合以下要求。

$$M(\emptyset) = 0 \quad (13)$$

$$\sum_{A \subseteq W} M(A) = 1 \quad (14)$$

则称 $M(A)$ 是关于命题 A 的 BPA。其中,基本概率分配函数用 M 描述,空集用 \emptyset 描述。当 $M(A) \neq 0$ 则 A 是 M 的基元, M 值的大小表示证据对 A 的信任度。

对于区域电网故障诊断问题来说,如果证据源 Q 中存在 K 条证据,区域电网有 n' 个元件待识别,那么证据 j 中关于电网元件 i 的基本概率分配 $M_j(A_i)$, 可以描述为

$$M_j(A_i) = \rho_{ij}/n', i = 1, 2, \dots, n', j = 1, 2, \dots, K \quad (15)$$

式中,证据 j 中电网元件 i 发生故障的后验概率用 ρ_{ij} 描述。利用上式对证据源中所有证据进行 BPA 表述。

步骤 4 证据合成。由于区域电网故障信息来自多个信息源,证据之间往往会存在冲突的可能性,所以需要证据集合中的证据进行合成处理。为此,本研究使用 Yager 规则进行证据合成。Yager 规则的核心思想是将所有冲突的证据(即那些不能分配给任何特定命题的证据)累积到一个特殊的命题中,称为“未知”或“不确定”命题。

在 W 条件下,如果存在 2 个单独的证据体,那么对二者进行合成后,便能够得到可信度函数。本文将区域电网元件边际谱熵与元件故障度熵作为独立的证据体对可信度函数进行构建,二者均代表对区域电网元件故障的支持程度,分别用 M_1 、 M_2 描述。构建的可信度函数,描述为

$$M'(A) = \left(\sum_{A_1 \cap A_2 = A} M_1(A_1) M_2(A_2), A \neq \emptyset \right) / (1 - \sigma) \quad (16)$$

式中,冲突系数用 σ 描述。其中,元件边际谱熵 M_1 可以描述为

$$M_1 = - \sum_{t=0}^{\infty} \frac{H_i(f, t)}{\sum H_i(f, t)} \log \frac{H_i(f, t)}{\sum H_i(f, t)} \quad (17)$$

式中, Hilbert 边际谱用 $H(f, t)$ 描述,其中时间用 t 描述,经过元件 i 的电流频率用 f 描述。

元件故障度熵 M_2 可以描述为

$$M_2 = - \sum_{t=0}^{\infty} p(r_{it}) \log p(r_{it}) \quad (18)$$

式中, t 时经过元件 i 的电流变化率用 r_{it} 描述,关于 r_{it} 的概率用 $p(r_{it})$ 描述。

利用二者构建的可信度函数,其输出的结果,即是这两类证据体对区域电网某个元件故障的支持程度。当得到的可信度函数值越大时,说明证据体对该元件故障的支持程度越高,即该元件发生故障的可能性越大。

步骤 5 故障诊断。依据合成后的证据,即获取的可信度函数值对区域电网故障进行诊断。根据实际情况和需求,设置一个或多个可信度阈值。这些阈值通常基于历史数据、专家经验、系统可靠性要求等因素确定。将合成后的可信度函数值与设置的阈值进行比较,如果某个故障的可信度超过了阈值,则认为该故障成立。工作人员可根据诊断结果,采取相应的解决措施。

2 实验与结果分析

2.1 实验环境

以广州供电局下辖电网为例。该电网担负广州市 11

个市辖区的供电任务,覆盖总面积约为 7 434 km²,供电客户 438 万户。拥有 110 kV 及以上变电站 251 座,主变容量 5.502×10⁷ kVA。

实验中,以广州供电局下辖的中心城区电网为例,对本文方法的应用性能展开验证。此中心城区电网属于网调级别电网,覆盖总面积约为 500 km²,具备较高的管理和调度能力。

此中心城区电网中,110 kV 等级电力线路总长度约为 300 km,采用双回路或多回路设计以增强供电可靠性。电网中设有 5 座 110 kV 变电站,分别位于电网的关键节点,每座变电站平均配备 2 台主变压器,总容量为 1 000~2 000 MVA 不等,确保电力分配的灵活性和稳定性。各条 110 kV 线路的实际输送电力容量根据季节、时间段及负荷需求调整,平均输送容量约为 100~150 MW,高峰时段可达 200 MW,总输送能力超过 1 GW。

电网局部拓扑图,见图 1。

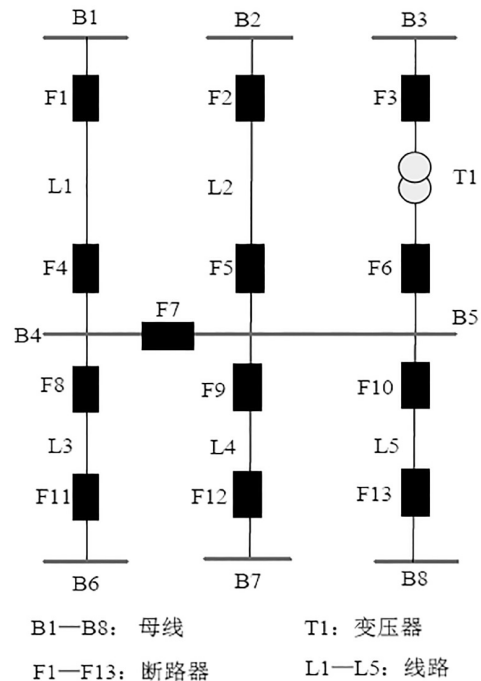


图 1 电网局部拓扑图

Fig. 1 Local topology diagram of the power grid

图 1 所示的拓扑图中包含了多种元件,包括 8 条母线、1 台变压器、13 个断路器以及 5 条线路。通常情况下,当电网正常运行时,所有断路器均处于合闸状态。

该电网拓扑中,线路 L1 中存在于 2023 年 12 月 11 日 09:38:42 时刻出现暂时性两相短路故障。为了分析本文方法的应用效果,实验利用本文方法该故障进行诊断。

2.2 实验步骤与诊断分析

实验步骤如下:

步骤 1 利用设置在电网各监测点的电流、电压传感器对该电网的故障数据进行收集。相关设备与采集参数,见表 1。

表 1 实验主要参数

Tab. 1 Main parameters of the experiment

参数名称	数值
电流传感器	SIN-DJI-1 000 A
电压传感器	Vadias-JXK-10VD
聚类数量管控系数	0.1
二分类器	C4.5 算法
基分类器	C4.5 算法
可信度阈值	0.360 0

步骤 2 利用改进 LIFT 算法,通过多标签分类的方式构建电网多标签故障集合,并将其作为证据源。

电网多标签故障集合相关信息,见表 2。

表 2 电网多标签故障集合相关信息

Tab. 2 Related information of multi label fault set in power grid

样本数	特征数	标签数	标签名称
587	62	6	变压器故障、断路器故障、母线故障、线路故障、电气量异常、保护动作异常

首先,准备区域电网故障数据集,包含变压器故障标签(001)、断路器故障标签(002)、母线故障标签(003)、线路故障标签(004)、电气量异常标签(005)、保护动作异常标签(006)。根据公式(5),计算每对标签之间的距离,并将所有标签值的平均数作为临界值 δ 。实验中, δ 取值为 0.5。根据临界值 δ 构建每个标签的关联标签集合,并添加至其类属性空间中。然后,根据公式(8)构建样本的二分类训练集,并为每个标签生成分类模型。以变压器故障标签为例,所构建的二分类训练集中包含变压器故障标签及其关联标签。最后,在区域电网故障标签预测阶段,通过特征映射,得到电网故障标签预测集合。

步骤 3 利用 DS 证据理论处理并合成证据源。

首先,需明确识别框架。在本实验中,识别框架由电网元件 L1、B4、L3 组成,即这些元件是可能存在故障的目标集合。

其次,对于每个证据源(在文档中为 M1 边际谱熵和 M2 故障度熵),需要构建一个基本信度分配,即对每个可能的故障元件(L1、B4、L3)分配一个信度值、以及一个分配给“不确定”或“未知”的信度值(通常表示为全集的补集,但在不直接显示在证据合成结果中)。

再次,通过 DS 合成规则,将 M1 和 M2 的证据进行合并,得到合成结果,如表 3 所示。

表 3 证据合成结果

Tab. 3 The synthesis result of evidence

名称	L1	B4	L3
M1(边际谱熵)	0.457 8	0.100 6	0.006 9
M2(故障度熵)	0.395 2	0.093 2	0.012 6
合成结果	0.428 6	0.097 6	0.009 8

合成结果反映了在综合了多个证据源之后,各电网元件存在故障的可信度。在本实验中,本次电网故障诊断的

识别框架为 $W = \{L1, B4, L3\}$,说明电网元件 L1、B4、L3 存在故障的可能。其中,L1 的可信度最高(0.428 6),表明其存在故障的可能性最大;B4 次之(0.097 6),而 L3 的可信度非常低(0.009 8),表明其存在故障的可能性很小。

步骤 4 以证据合成结果为基础,经推理后实现对电网故障的诊断,证据合成及最终的诊断结果。

实验中,设定一个可信度阈值(本实验将此阈值设定为 0.360 0),将各元件的合成可信度函数值与阈值进行比较,发现只有 L1 的可信度函数值(0.428 6)高于阈值,因此判断 L1 为故障元件。

故障诊断结果,见表 4。

表 4 故障诊断结果

Tab. 4 Diagnostic results of the malfunction

故障时间	故障元件	故障原因	故障等级
2023 年 12 月 11 日 09:38:42	L1	L1 线路出现暂时性 两相短路故障	2 级

由表 4 可知,将通过表 3 获取的 L1、B4、L3 可信度函数值分别与可信度阈值(0.360 0)进行对比后,得出只有 L1 的可信度函数值(0.428 6)高于可信度阈值,其他元件可信度函数值远低于可信度阈值。由此可以诊断出电网元件 L1 发生故障,同时故障诊断结果也给出了故障原因以及故障等级。

根据诊断结果,绘制出现故障后的电网局部拓扑图,见图 2。

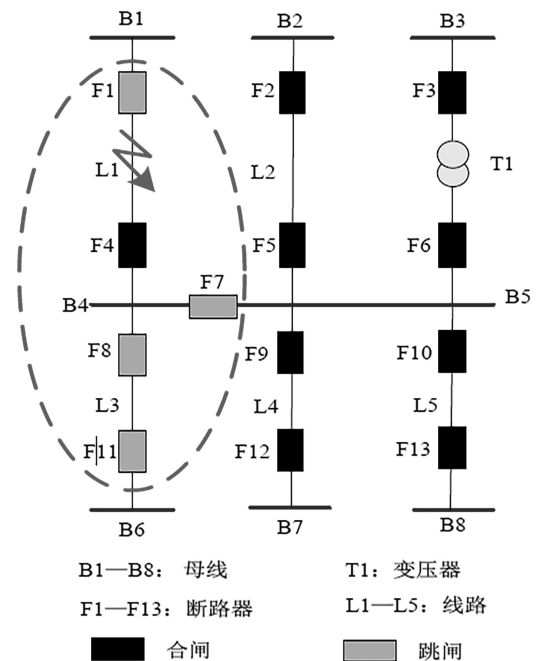


图 2 出现故障后的电网局部拓扑图

Fig. 2 Local topology diagram of the power grid after a fault occurs

由图 2 可知,断路器 F1、F7、F8、F11 由合闸状态变为跳闸状态,对与其相关联的电网元件开启保护模式。由此说明元件 L1、B4、L3 可能发生故障。从图中可以明显看出,线路 L1 出现了短路。这与本文方法的诊断结果一致,进而说明本文方法有效且精准。

2.3 深度验证分析

上述过程中以实际案例的形式验证了本文方法具有有效性和诊断精准性,在此基础上,为进一步分析本文方法在解决多标签分类问题和故障识别灵敏度方面的应用效果,展开如下深度分析。

在解决多标签分类问题时,汉明损失是较为重要的一个评价指标,主要用于衡量预测标签与真实标签之间不一致的情况,其值在 0-1 之间,值越小说明算法的性能越好。为此,实验利用汉明损失指标对本文改进后的 LIFT 算法的性能进行了考量,得出的结果见图 3。

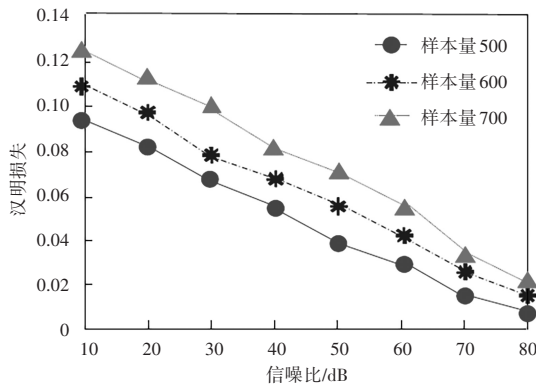


图3 汉明损失情况

Fig. 3 The situation of Hamming's losses

由图 3 可知,随着信噪比的提升,不同样本量条件下的汉明损失呈稳步下降状态,尤其是当信噪比为 80 dB 时,3 种样本量条件下的汉明损失均达到 0.02 以下。由此可以看出,本文改进后的算法对于处理区域电网故障数据标签分类问题具有较好的性能。

对于区域电网故障诊断问题来说,识别灵敏度是评价诊断方法性能的关键指标,通过该指标可以判断故障诊断方法对微小故障的识别能力。因此实验利用识别灵敏度对本文方法的诊断能力进行了评估,得出的结果见图 4。

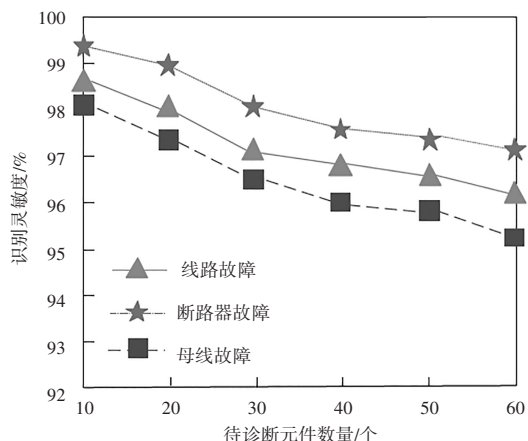


图4 本文方法识别灵敏度情况

Fig. 4 The recognition sensitivity of the method described in this article

由图 4 可知,针对不同电网故障类型进行诊断时,本文方法保持了较高的灵敏度,均在 95% 以上。由此说明,

将本文方法应用于区域电网故障诊断问题中,可以识别出较小的故障,具有较高的灵敏度。

3 结论

伴随人们对电力需求的不断增长,电网变得庞大且复杂,随之而来的对区域电网故障诊断也面临着越来越大的挑战。传统的故障诊断方法往往存在着准确性不高、可靠性不足等问题,难以满足现代电网的需求。因此,本文提出一种基于 DS 证据理论与多标签算法的区域电网故障诊断方法,结合多标签算法在全面、多角度描述样本特征方面的特点以及 DS 证据理论在处理不确定性和多源信息融合方面的优势,对区域电网故障展开诊断。通过实验证明,本文方法可以快速、准确地对区域电网故障实施诊断,比较适合用于此类问题的解决。

参考文献

- [1] 陈家超, 张勇军, 黄国权, 等. 计及保护和断路器告警信息可信度的电网故障诊断优化模型[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 28-36.
- [2] 王舳珊, 张存山, 刘洋, 等. 基于改进动态主元分析的配电网高阻故障检测[J]. 计算机仿真, 2022, 39(3): 104-107, 438.
- [3] 祁升龙, 芦翔, 刘海涛, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络在配电网故障诊断中的应用[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(3): 182-187, 196.
- [4] 曹源, 高丙朋, 张振海. 一种基于 PSO-GWO 的电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(9): 35-40.
- [5] 高艺文, 苏学能, 张华, 等. 基于数据校验与图卷积神经网络的高容错配电网故障诊断方法[J]. 电工电能新技术, 2024, 43(2): 95-104.
- [6] 毕鑫印, 何山. 基于 PLO-SVMD 与 CNN-BiGRU-ATT 的直流微电网故障诊断方法[J]. 高压电器, 2025, 61(11): 162-174.
- [7] 高莲, 程宏伟, 于虹, 等. 基于多元优化算法和 DS 证据理论的电力缺陷等级确定方法[J]. 电子器件, 2021, 44(3): 670-676.
- [8] 程玉胜, 曹天成, 王一宾, 等. 基于负相关性增强的不平衡多标签学习算法[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(9): 1700-1710.
- [9] 吴忠强, 卢雪琴. 基于深度迁移学习和 LSTM 网络的微电网故障诊断[J]. 计量学报, 2023, 44(4): 582-590.
- [10] 肖飞, 叶康, 邓祥力, 等. 基于最优编码集及智能状态估计的电网故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 89-97.
- [11] 许强, 刘恩涛, 郑天龙, 等. 基于深度学习的配电网故障辨识系统研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(9): 64-68.
- [12] 龚楷伦, 翟婷婷, 唐鸿成. 一种面向多标签分类的在线主动学习算法[J]. 山东大学学报(工学版), 2022, 52(2): 80-88.
- [13] 梁义珂, 谢小兰, 张迎春, 等. 基于标签相关性的多标签分类算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(12): 255-261.
- [14] 李青, 李钊阳, 王天钦, 等. 基于 DS 证据理论融合油液振动多参数的故障诊断方法研究[J]. 机械强度, 2023, 45(3): 534-540.
- [15] 曹子佳, 张鹏, 冷俊岭, 等. 基于改进粒子群优化算法与小波分析的医疗设备故障信号处理模型[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(9): 59-63, 83.
- [16] 何宁辉, 沙伟燕, 相中华, 等. 基于 Dempster-Shafer 证据理论和人工智能的变压器故障诊断研究[J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(4): 467-475.