

基于模糊控制和大数据算法模型的电力运维故障诊断设备方法

金海勇¹, 吴其乐², 刘腾泽³

(1. 上海乐研电气有限公司, 上海 201802;

2. 江苏大全长江电器股份有限公司, 江苏 扬中 361024;

3. 湖北科技学院, 湖北 咸宁 437100)

摘要: 针对现有技术中对电力运维故障检测灵敏度低、诊断误差大等问题, 设计了一种新型故障诊断方法; 该方案将模糊控制计算器与大数据算法模型相结合, 并采用实时布线的方法减少诊断面积, 基于改进型大数据算法模型提取电力运维设备故障数据特征, 对电力运维设备运行工况构建诊断网络, 通过分析电力运维设备工况的功能系统完成数据诊断; 为了减少诊断误差, 该研究设计了一种故障诊断设备方法, 采用集成芯片化设计和算法程序, 减小体积的同时保证检测结果的准确性; 实验结果表明, 该研究方法故障诊断误差小, 准确率最高达到 98.6%。

关键词: 大数据算法模型; 电力运维设备; 故障诊断方案; PID 模糊控制; 数据挖掘

Method of Power Operation and Maintenance Fault Diagnosis Equipment Based on Fuzzy Control and Big Data Algorithm Model

JIN Haiyong¹, WU Qile², LIU Tengze³

(1. Shanghai Roye Electrical Co., Ltd., Shanghai 201802, China;

2. Jiangsu Daqo Changjiang Electric Appliance Co., Ltd., Yangzhong 361024, China;

3. Hubei University of Science and Technology, Xianning 437100, China)

Abstract: Aiming at the problems of low sensitivity and large diagnosis error in the power operation and maintenance fault detection in the existing technology, a new fault diagnosis scheme is designed. In this scheme, the PID fuzzy controller is combined with the big data algorithm model, and the real-time wiring method is used to reduce the diagnosis area. Based on the improved big data algorithm model, the fault data characteristics of the power operation and maintenance equipment are extracted, the diagnosis network is constructed for the operating conditions of the power operation and maintenance equipment, and the data diagnosis is completed by analyzing the function of the operating conditions of the power operation and maintenance equipment. In order to reduce the diagnosis error, a fault diagnosis equipment is designed in this paper. The integrated chip design and algorithm program are adopted to reduce the volume and ensure the accuracy of the detection results at the same time. The experimental results show that the fault diagnosis error of this method is small, and the highest accuracy reaches 98.6%.

Keywords: big data algorithm model; power operation and maintenance equipment; fault diagnosis scheme; PID fuzzy control; data mining

0 引言

随着计算机时代的到来, 信息网络正在飞速的发展, 人工智能技术广泛应用于制造领域当中^[1]。在这样的大背景之下, 电力市场随之不断扩大, 但电力异常问题也频繁发生, 比如电力营销异常、电力运行异常、电力用户异常等问题, 若不及时解决将给电力系统和用户带来损失, 严重时将带来安全风险^[2]。在电力运维领域中, 以往的故障诊断方案已经落后, 工作效率低下无法满足需求, 如何高质量高效地完成电力运维设备故障数据的预测与诊断工作,

是目前亟待完善的难题^[3]。

针对上述问题, 国内外许多学者也在不断的进行相关研究, 其中文献 [4] 提出一种基于定量递归分析的电力运维设备故障的预测及诊断方法, 该方法通过相空间重构提取电力运维异常时间序列的非线性特征, 进行定量递归图构建, 实现对电力运维故障特征参数的定量递归分析。但该方法需要在高维空间中进行时间序列重构, 计算量较大, 实时性不好。文献 [5] 提出了一种线性指数时间序列预测及诊断方法, 该方法能够对短时非线性电力运维设备故障

收稿日期: 2022-05-20; 修回日期: 2022-08-22。

作者简介: 金海勇(1968-), 男, 浙江青田人, 大学本科, 工程师, 主要从事电气设备及其在线监测, 电气仪器仪表等方向的研究。

引用格式: 金海勇, 吴其乐, 刘腾泽, 等. 基于模糊控制和大数据算法模型的电力运维故障诊断设备方法[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(11): 71-76.

的诊断, 但该方法在出现包络振荡时, 诊断精度不高。

此外, 文献 [6] 采用了基于实验室虚拟仪器工程平台的大数据分析聚类算法, 用于电力运维设备故障诊断方案中。这种方法虽然能够聚类过程简单迅速, 但是需要建立一个数据模型专门进行管理, 比较复杂, 文献 [7] 公开了一种局部异常因子算法以分析异常电能数据, 通过将数据点的局部密度与其 k 距离邻域内的对象进行比较来推导出电力运维设备故障数据的异常程度。但当多维故障数据的维度之间存在相关性时, 该算法故障诊断过程则会经常失败。

该研究设计了一种新型故障诊断方, 将模糊控制计算机与大数据算法模型相结合, 并采用实时布线的方法减少诊断面积, 基于改进型大数据算法模型提取电力运维设备故障数据特征, 对电力运维设备运行工况构建诊断网络, 通过分析电力运维设备工况的功能系统完成数据诊断, 该方法的诊断灵敏度和准确性与以往方法相比有显著提升, 有效解决了现有技术中对电力运维故障检测灵敏度低、诊断误差大等问题。

1 电力运维故障诊断算法模型

为了快速准确地诊断电网故障, 该研究将 PID 模糊控制[8-10]计算机与大数据算法模型相结合, 并采用实时布线的方法减少诊断面积, 基于改进型大数据算法模型提取电力运维设备故障数据特征, 对电力运维设备运行工况构建诊断网络, 通过分析电力运维设备工况完成数据诊断。首先, 采用 PID 模糊控制计算电力运维设备电荷流动工况如图 1 所示。

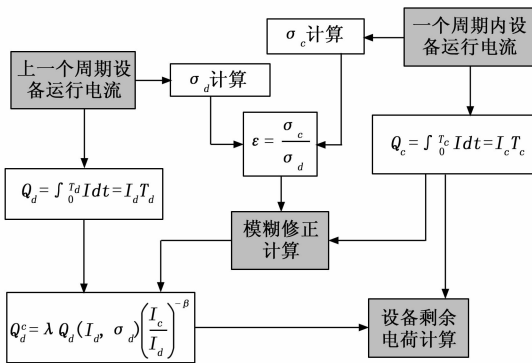


图 1 PID 模糊控制计算流程结构

在图 1 中, Q_d 、 Q_c 均是诊断工况设备流动电荷量, I_d 、 I_c 均是积分等效电流, σ_d 、 σ_c 均是诊断周期内电流波动, T_d 、 T_c 表示电力运维设备诊断周期, Q_d^c 是电力运维设备组最大流动电荷量, λ 是电力运维设备运行工况修正过程其他故障参数变化常量的校正系数, x 是一种电力运维设备故障特征参数的值, α 和 β 是形状参数, ε 是相邻两个周期设备流动电荷量的比值。

在电力运维设备运行工况诊断中对各项参数以相对比例值的形式进行收录, 对收录的不同比例的参数进行标定值换算。利用供能电力运维设备流通电流存在的随机性对

收录的各项参数进行等效变换^[11-12]。采用模糊控制 PID 方式完成扰动计算解决设备运行诊断过程中产生的波动电路。计算周期内电力运维设备运行电流, 利用积分方程推算结果:

$$Q_d(I_d, \sigma_d) = \int_0^{T_d} i dt = I_d T_d \quad (1)$$

$$Q_c(I_c, \sigma_c) = \int_0^{T_c} i dt = I_c T_c$$

式 (1) 中, Q_d 、 Q_c 均是诊断工况设备流动电荷量, I_d 、 I_c 均是积分等效电流, σ_d 、 σ_c 均是诊断周期内电流波动, T_d 、 T_c 表示电力运维设备诊断周期, i 表示电力运维设备工况诊断感应电流, t 表示时间。为进一步确定电力运维设备故障特征参数数据, 对其运行周期内的特性进行分析, 根据其特性电流波动量确定电力运维设备的稳定情况^[13]。根据电力运维设备组特性分析结果进行工况修正, 其修正函数为:

$$Q_d^c(I_c, \sigma_c) = \lambda(\sigma_c, \sigma_d) Q_d(I_d, \sigma_d) \left(\frac{I_c}{I_d}\right)^{-\beta} \quad (2)$$

式 (2) 中, Q_d^c 是电力运维设备组最大流动电荷量, λ 是电力运维设备运行工况修正过程其他故障参数变化常量的校正系数。对于其他多种故障参数, 通过威布尔分布^[14-15]的概率密度函数 $f(x)$ 和累积概率分布函数 $F(x)$ 进行故障判别, 两函数分别如等式 (3) 所示:

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right]$$

$$F = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (3)$$

式 (3) 中, x 是一种电力运维设备故障特征参数的值, α 和 β 是形状参数。故障特征参数值是连续的, 但采用数据挖掘算法需要离散输入。因此, 该研究提出了一种基于设备状态分布概率的参数离散化方法, 将电力运维设备的运行状态分为正常状态、注意状态、异常状态和严重状态, 收集所有同类型设备的实际状态数据后, 计算不同状态的分布概率 $P = [P_1, P_2, P_3, P_4]$, 则累积分布概率 $F = [F_1, F_2, F_3, 1]$ 通过累积分布概率 P 获得。 F_1 、 F_2 和 F_3 根据方程 (4) 中表示的威布尔分布模型, 带入逆累积概率分布函数^[16]:

$$x = \alpha[-\ln(1 - F)]^{1/\beta} \quad (4)$$

根据方程 (4) 计算三个值 $[x_1, x_2, x_3]$, 并获得四个离散区间 $s_1 (0 \sim x_1)$ 、 $s_2 (x_1 \sim x_2)$ 、 $s_3 (x_2 \sim x_3)$ 和 $s_4 (x_3 \sim +\infty)$ 。根据不同的离散区间输入电力运维设备故障特征参数。

不同的故障模式将对故障特征参数的变化趋势产生不同的影响, 这些故障特征离散参数通过 Apriori 算法进行量化。Apriori 算法扫描每个训练循环中的整个电力运维故障数据库, 以计算电力运维故障候选项集的置信度。假设故障数据集为 $D_f = [d_{f1}, d_{f2}, \dots, d_{fm}]$, d_f 是故障特征参数, 分为 m 个数据集。设置置信度 C 为:

$$C(G \rightarrow d_f) = \frac{\text{count}(G \rightarrow d_f)}{\text{count}(D_f)} \quad (5)$$

式 (5) 中, $count()$ 是项目集的计数函数。置信度用于衡量关联规则在整个数据集中的统计重要性, 置信度越高, 项目集在 D_j 中出现的频率就越高。根据 Apriori 算法中得到的电力设备运维故障参数置信度, 可以计算出前文中所提到的 4 种不同故障模式的隶属函数^[17]。这些不同的隶属函数对故障诊断措施的失效概率有不同的贡献。因此, 每种诊断措施失效概率通过加权方法计算, 例如, 第 j 个诊断措施的失效概率 P_j 由公式 (7) 计算:

$$P_j = V \times W = \sum_{i=1}^m V_{ij} \omega_{ij} \quad (7)$$

式 (7) 中, V_{ij} 和 ω_{ij} 分别是第 i 个故障特征参数到第 j 个故障模式的隶属函数和重要权重。为了保证权重结果的合理性, 提出了一种样本差异计算权重模型: 首先, 获取不同运维故障特征参数的差异值; 其次, 计算特征参数 N_{ij} 大于或等于等式 (8) 中所示差异值的样本数 (N):

$$N = \begin{bmatrix} N_{11} & N_{12} & \cdots & N_{1m} \\ N_{21} & N_{22} & \cdots & N_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ N_{m1} & N_{m2} & \cdots & N_{mg} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式 (8) 中, N_{ij} 是第 i 个运维故障特征参数到第 j 个故障模式的样本数, N_{mg} 是第 m 个运维故障特征数据集到第 j 个 m 个运维故障特征数据集的样本数。第 j 个故障模式的所有故障特征参数的重要权重通过公式 (9) 中的归一化计算得出^[18]:

$$\omega_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_{i=1}^m N_{ij}} \quad (9)$$

根据式 (8) 和式 (9), 重要权重 W 的计算结果是基于故障数据和差异值数量的计算, 而不是基于传统评价专家的经验, 以确保准确性和合理性。

综上所述, 该研究采用多种算法结合, 提出改进的大数据算法模型, 总体算法流程如图 2 所示。

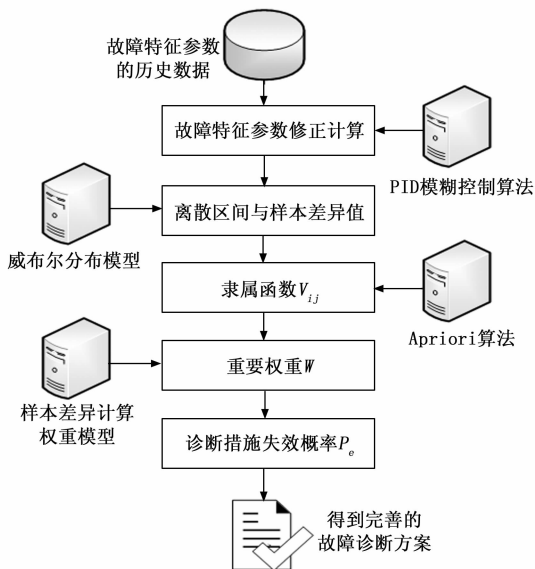


图 2 改进的大数据算法模型整体流程

对每种类型的电力运维故障模式及其诊断概率之间建立串联网, 通过计算得到设备故障诊断措施失效概率 P_e 为:

$$P_e = 1 - \prod_{j=1}^n (1 - P_j) \quad (10)$$

通过改进大数据算法模型结合第 2 节故障诊断设备, 能够得出完善的电力运维故障诊断方案。

2 电力运维故障诊断系统实现

为了快速诊断电力运维故障, 该研究设计了一种故障诊断设备, 以故障检测技术为核心实现全面检测, 采用集成芯片化设计和算法程序, 减小体积的同时保证检测结果的准确性, 该故障诊断设备功能如图 3 所示。

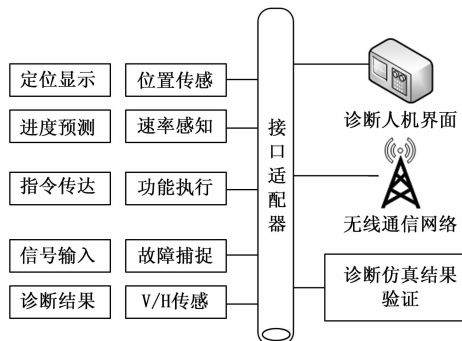


图 3 电力运维故障诊断设备功能示意图

电力运维设备性能检测利用多个计算机连接网络, 通过显示屏展示芯片处理内容, 便于分析和统计。检测系统的数据处理由 SX1276 芯片完成, 主要功能为设备需求数据分析、检测信号响应、测试信息显示、故障推算结果和现场处理方式, 通过对上述多种数据的处理, 使检测系统全面掌握能源控制器运行状态, 为后续检测和模型验证提供大数据支持。检测架构中建立如 V/H 传感多个通道, 负责数据的互通, 使整个故障诊断设备运行能够整体化调度和控制。故障诊断设备的调度通过采用芯片集成电路的方式实现数据的有效处理。故障诊断设备融合智能化报警装置, 对异常的情况进行报警并将故障信息以短信的形式发送给技术人员, 技术人员在接收到报警信息后能够及时的处理故障监控机发送的信息。故障监控机接收命令消息的流程图如图 4 所示。

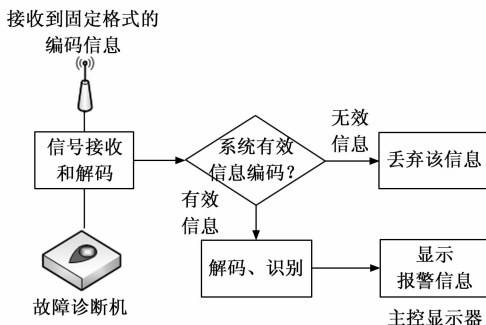


图 4 故障监控机接收到命令消息的流程图

在收到固定二进制码的故障信号信息后，故障监控机会通过解码器进行解码，并进行自动识别有效或者无效信息，经过对码识别后，工作人员会判断电力运维设备对应哪一台故障监控机发出报警信号。关于故障诊断设备主控面板示意图如图 5 所示。

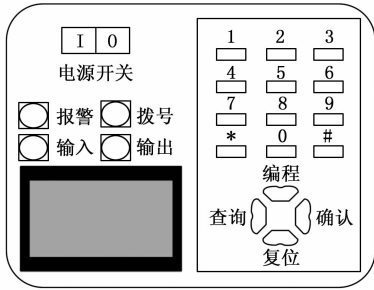


图 5 故障监控机的主控面板示意图

图 5 中故障监控机的主控面板由电源开关区域、接线柱区域、键盘区域、菜单区域、控制面板组成。其中电源开关控制电源的打开和关闭。接线柱区域的输入和输出接线柱是防护区域内接入工作电源时外接电源的输入和输出端，可接入 220 V 或者 380 V 的交流电压，最大通过电流为 30 A；报警接线柱在接入后如遇异常情况则指示灯会发亮；拨号接线柱接入后可在键盘区域进行拨号。在菜单区域用户可通过键盘区域的 * 键和 # 键选择设置项，按“确认”键设置需要的选项。系统设置必须在待机状态下进行，设置过程中不发出任何报警信息；设置完成后退出界面^[19]。故障诊断设备的控制是通过多个传感器感知电力运维设备的工况完成的，其控制电路如图 6 所示。

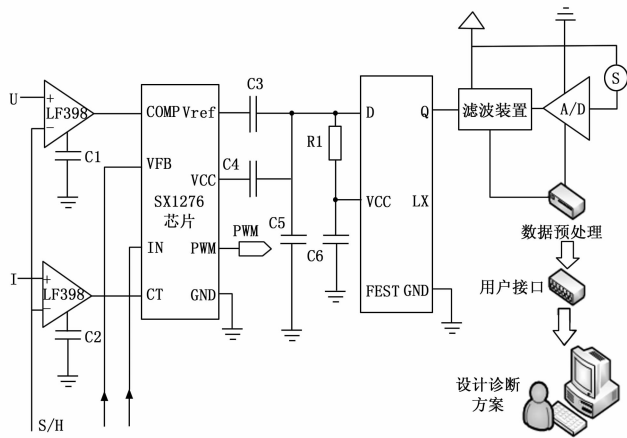


图 6 控制电路

在图 6 中，LF398 是采样保持电路，在其工作中引导加载外部电容，当采样开关 S/H 处于高输入电平时，开关接通。SX1276 处理芯片运行于收发器形式，通过转变运行中的变化规律实现信号的传递。COMP 引脚作为补偿电容，可以外接补偿元件，减少芯片内部输出信号误差；Vref 连接 C3 和安全电路，保持芯片电压的恒定；VCC 引脚连接电源，控制芯片的总电压，利用按钮控制芯片的启

动；PWM 引脚负责整理信号形态，对转化电流进行脉冲控制，便于识别；GND 引脚连接接地装置，负责电力运维设备的线路保护。在将模拟信号转换为数字离散信号时，转换器辅助带来量化误差。低输出阻抗不会影响后面的电路。为了获得较高精度的电能数据，保证数字接地端和模拟点接地端之间的连接，即高输入电压信号和内部电路之间的绝缘，转换器模数转换器在接地信号传输中采用隔离接地设计方案，接地信号传输的应用可以减少采样信号对输入杂波的干扰^[20-21]，提高测量精度。最后，经过终端装置进行数据预处理，运维人员进行分析并设计出相应的诊断方案。

3 实验与分析

在本节中，该研究将通过实验来证实分布式电网故障诊断方法的适用性与有效性。实验设立在江苏南瑞国家电网公司内部进行，通过搭建物联网电网系统对接公司内网获得数据。关于实验计算机硬件环境为 Pentium (R) CPU、8 核 16G 内存，电脑的硬盘容量为 512G 的硬件环境，软件的操作系统 Windows10。该研究中用作实验系统架构主要工具是 Raspberry Pi Model 2，其主要功能是执行电力运维故障信息采集，并作为云服务器的互联网网关。物联网网关采用下载速率 1 024 kbps、向云服务器发送数据。在云系统中实现了 Web 和数据库应用服务器，实验架构如图 7 所示。

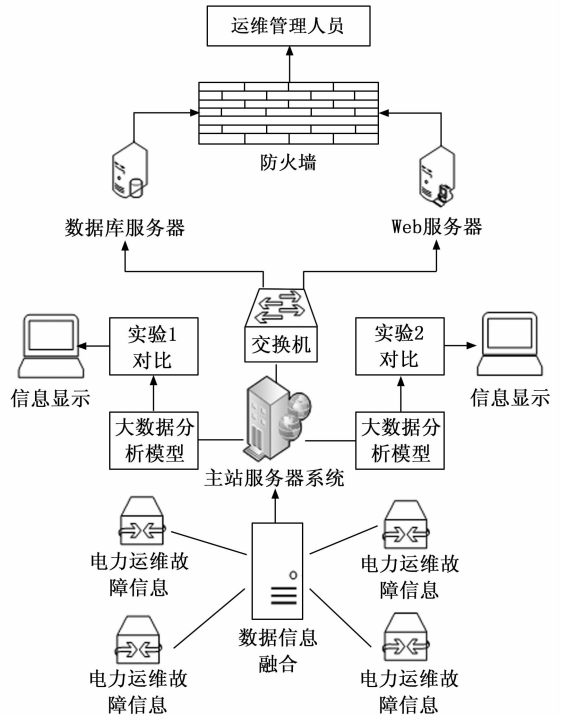


图 7 故障诊断实验架构

故障诊断实验架构分解为若干个子系统，每个子系统再分为若干个分子系统；在子系统中采用机理分析法、系统辨识法等建立各个子系统模型，即建立内部逻辑方程组；

根据各个子系统模型之间的关联, 建立关联模型即建立外部逻辑方程组; 将各个子系统有机集成形成系统总模型, 同时借助图形化的故障树(如图 8 所示)分析工具生成故障诊断的信息平台。案例库记录了故障诊断过程中的所有故障及其处理的相关信息, 包括诊断时机、故障现象、故障原因、故障处理方法、故障结论、新故障原因及相关人员, 专家意见以及专家签名等信息。

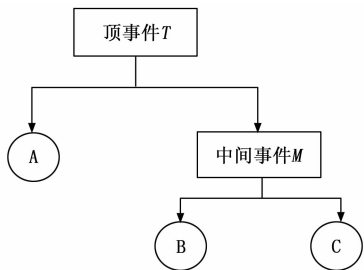


图 8 故障树图示

电力运维故障诊断系统采用演绎法建树, 故障树的顶事件为故障发生率最低事件, 顶事件的孩子节点为直接导致顶事件发生的各种可能因素或因素组合, 根据各种因素再找出产生各种因素的原因作为顶事件孙子节点, 逐级向下演绎, 一直查找到引起电力运维故障诊断系统发生故障的全部原因, 即查找到不需要继续查找原因的底事件为止。把各级事件用逻辑关系的门与顶事件相联接, 建成一棵以顶事件为根节点、中间事件为子节点、底事件为叶的具有若干级的倒置故障树。如图 8 所示: 图中是一个具有 A、B、C, 3 个底事件的故障树; 故障树的顶事件 T 有 5 个割集: {A}, {B, C}, {A, B, C}, {A, B}, {A, C}。割集是指故障树中一些底事件的集合, 当这些底事件同时发生时, 顶事件必然发生。最小割集是指: 割集中去掉任意一个底事件, 顶事件不会发生。这里 {A} 和 {B, C} 是最小割集。故障树定性分析的任务就是寻找最小割集。

本研究采用江苏南瑞国家电网公司管辖下的 X 变电站运维系统数据库, 针对电网电力运维设备故障基于 Simulink 软件建立了仿真模型。在构建实验硬软件环境之后, 通过故障诊断设备对电力运维特征数据的误差和灵敏度进行测试, 采用文献 [4] 故障诊断方法与文献 [5] 故障诊断方法作为实验对比, 将故障诊断的实验结果汇总数据表, 如表 1 所示。

表 1 检测结果实验测试表

故障诊断方法	检测设备数量/台	灵敏度 /dBm	差异性 /%	诊断误差 /%
该研究方法	100	148	1.29	1.4
文献[4]方法	100	125	2.36	13.3
文献[5]方法	100	96	4.21	18.4

通过表 1 数据分析, 设置的电力运维设备故障检测数量最高上限为 100 台, 可以看出, 文献 [4] 方法的灵敏度为 125 dBm, 其差异性为 2.36%, 诊断误差为 13.3%, 文

献 [5] 方法的灵敏度为 96 dBm, 其差异性为 4.21%, 诊断误差为 18.4%, 在三种方法中文献 [5] 方法各项指标数据最差, 而该研究方法平均每台电力运维设备故障诊断的灵敏度为 148 dBm, 差异性为 1.29%, 且诊断误差仅为 1.4%, 表现远优于文献 [4] 和文献 [5] 中所使用的方法。为了进一步体现该研究方法的优点, 在不同设备数量环境下通过对比故障检测灵敏度分析三种不同方案性能, 得到实验结果如表 2 所示。

表 2 三种诊断方案故障检测灵敏度对比(单位: dBm)

设备数量/台	该研究方法	文献[4]方法	文献[5]方法
30	96.35	70.00	62.48
40	127.21	89.12	64.39
50	139.06	100.00	68.84
60	139.74	105.68	73.71
70	136.39	110.00	79.65
80	136.45	118.37	78.14
90	140.06	121.65	83.42
100	143.76	125.67	97.52

通过表 2 的数据分析可以看出, 随着设备数量的逐渐增多, 三种方法的故障检测灵敏度也随之提升, 本文研究方法的灵敏度仍然始终优于文献 [4] 和文献 [5] 所使用的故障诊断方法。

将各诊断方法灵敏度数据用仿真曲线的形式描述, 得到检测结构灵敏度分析曲线如图 9 所示。

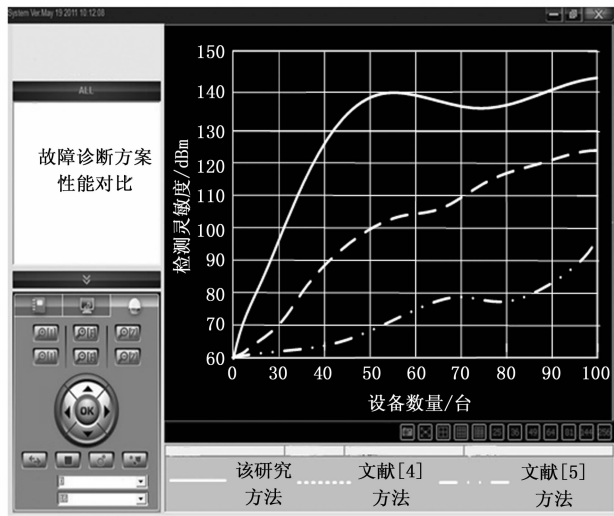


图 9 检测结构灵敏度分析

图 9 中该研究方法对电力运维故障检测灵敏度上升趋势较为明显, 在 0~50 台灵敏度增速达到 2.8, 50~100 台时, 平均检测灵敏度稳定在 140 dBm, 明显高于其他两种方法, 体现了该研究设计的电力运维故障诊断方案的实用性。

通过对比各研究模型验证结果准确性进一步完成对比实验, 在不同设备数量环境下通过对比三种方法诊断准确率, 得到实验结果如表 3 所示。

表 3 三种诊断方案准确率对比 %

设备数量/台	该研究方法	文献[4]方法	文献[5]方法
20	90.1	71.2	54.9
40	85.8	75.3	57.4
60	82.8	71.9	64.2
80	93.2	83.8	74.5
100	98.6	86.7	81.6

通过表 3 的数据分析可以看出,随着设备数量的逐渐增多,三种方法的故障检测准确率也随之提升,且本文研究方法的故障检测准确率始终优于文献 [4] 和文献 [5] 所使用的诊断方法。

根据计算机处理结果进行仿真对比,得到验证结果准确性对比如图 10 所示。

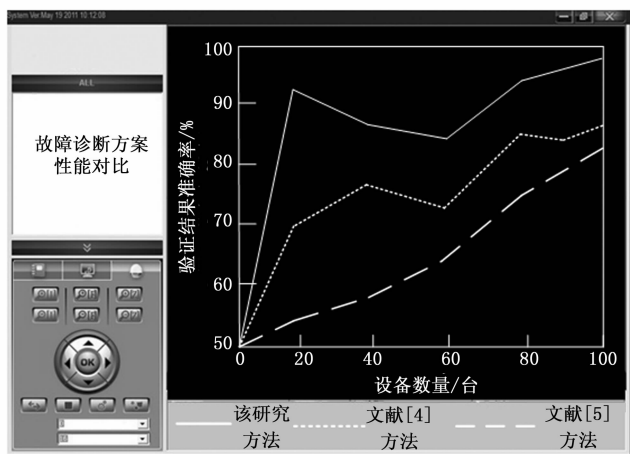


图 10 验证结果准确性对比

通过对比图 10 发现该研究方法故障诊断准确率较高,在数量达到 20 台时,准确性超过 90%,90~103 台期间存在波动,在 100 台时最高为 98.6%,均高于其他两种方法,显示了该研究设计的电力运维故障诊断方案的可靠性。

4 结束语

对于电网公司存在运维系统故障异常的现象,该研究提出了一种基于改进大数据算法模型的电力运维故障诊断方案,采用多种算法结合的方式对电力运维故障特征参数进行整合处理,并提出多种诊断措施,对每种类型的电力运维故障模式及其诊断概率之间建立串联网络,通过计算得到设备故障诊断措施失效概率,进而筛选出合理地诊断步骤完成方案设计。该研究在某电网公司进行了实验数据的调取与测试,结果证明该研究提出的方法具有较好的设备故障检测灵敏度和准确率,大大提升了电网运维效率。最终结果体现了该研究方法的实用性与可靠性,但同时发现信息传递方面存在信号干扰问题,未来会对诊断方案进一步的加强和完善。

参考文献:

[1] 钟定清,王艾伦,何 谦,等. 交流电力测功机运行状态的混

沌预测与异常诊断 [J]. 中南大学学报 (自然科学版), 2019, 50 (2): 51-59.

[2] 李 鹏,洪梅子,李 君,等. 电网运行异常状态诊断分析专家系统的应用研究 [J]. 湖北电力, 2019, 43 (1): 44-49.

[3] 宋 伟,詹焯洁,周 洁. 电力营销计量装置的安全运行及故障诊断 [J]. 数码设计 (上), 2019, 000 (9): 122-134.

[4] 曲永富. 电气设备在变电运行中的监控及异常诊断 [J]. 黑龙江科技信息, 2019, 000 (18): 155-156.

[5] 史冬茹. 电气设备在变电运行中的监控及异常诊断 [J]. 中国战略新兴产业 (理论版), 2019, 000 (24): 1-10.

[6] KORDOV K. A Novel Audio Encryption Algorithm with Permutation-Substitution Architecture [J]. Electronics, 2019, 8 (5): 530.

[7] FAIA R, PINTO T, Vale Z, et al. Portfolio optimization of electricity markets participation using forecasting error in risk formulation [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 129 (24): 58-69.

[8] 杨鸿滨,刘海峰,王 许,等. 基于外特性前馈和模糊控制反馈的发动机冷却系统控制策略研究 [J]. 内燃机工程, 2020, 41 (3): 10.

[9] 游 谊,张自强,董 燕,等. 基于模糊控制的塔式起重机定位和防摆仿真实验 [J]. 实验室研究与探索, 2022 (2).

[10] 高子茵,杜明刚,李慎龙,等. 基于遗传算法优化和模糊控制动态优化的自动变速器换挡规律设计 [J]. 兵工学报, 2021, 42 (4): 684-696.

[11] 陈志涛. 基于群体搜索的电网危险入侵监测系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (4): 4.

[12] 张 科,唐 静,肖治华,等. 基于 PHM 的电力中间件故障预警技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (7): 48-71.

[13] 王瑞萍,鲍 喜,张海超,等. 人工智能审计流程的设计及平台构建 [J]. 微型电脑应用, 2022, 38 (1): 62-65.

[14] 周 翔,尹炳生. 正常新西兰兔体表 Wilson 和头胸导联假性 Q 波分布的比较 [J]. 南方医科大学学报, 2002, 22 (3): 220-221.

[15] 石 京,杨 朗,应习文,等. 基于 Wilson 熵分布假设的交通公平性量化评价模型 [J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2008, 32 (1): 4.

[16] 王艳芹,王 松,李大兴,等. 一种关口电能计量装置智能故障诊断及预警技术 [J]. 电力科学与技术学报, 2019 (213): 101-107.

[17] 余立伟,毛兴华,邹学伟,等. 某 220 kV 电容式电压互感器异常诊断分析 [J]. 湖南电力, 2020, 40 (2): 42-44.

[18] JOGEZAI P G, GUL P. Efficacy of saline infusion son hystero-graphy in the diagnosis of abnormal uterine bleeding in perimenopausal women: a study in Quetta, Pakistan [J]. Ultrasound in Obstetrics and Gynecology, 2019, 54 (324): 435.

[19] DAVID M, BOLAND J, CIROCCO L, et al. Value of deterministic day-ahead forecasts of PV generation in PV + Storage operation for the Australian electricity market [J]. Solar Energy, 2021, 224 (257): 672-684.

[20] 薛天宇,孟庆昌,华正权. 模数转换器应用技术 [M]. 科学出版社, 2001.

[21] 于 奇,梁锦江,田 明,等. 一种适用于时间交织模数转换器的时间失配校正电路 [Z]. 2021.