

基于深度学习的铁路通信继电保护测试异常诊断技术研究

张志刚

(国能朔黄铁路发展有限责任公司,河北 肃宁 062350)

摘要:在铁路通信继电保护测试异常诊断过程中,由于工作环境的影响,测试数据中包含大量噪声数据,严重干扰铁路通信继电保护测试诊断结果,因此提出基于深度学习的铁路通信继电保护测试异常诊断技术研究。基于铁路通信继电保护测试流程,设计相应的监测架构采集监测数据。采用针对性的措施处理噪声处理和正常数据,得到继电保护测试异常数据,将其保存到数据库中,利用深度学习技术搭建用于异常诊断的网络架构,实现对目标的自适应诊断。实验结果表明,所提出诊断技术的异常数据检测准确率高,在不同环境下平均流量始终保持在较高的水平,证明该诊断技术的抗干扰性能较以往方法有较明显的提升。

关键词:深度学习;铁路通信;继电保护测试;异常诊断;状态监测

中图分类号:TP277.2 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-7241(2025)08-0098-05

Research on Abnormal Diagnosis Technology of Railway Communication Relay Protection Test Based on Deep Learning

ZHANG Zhigang

(Guoneng Shuohuang Railway Development Co., Ltd., Suning 062350, China)

Abstract: In the process of abnormal diagnosis in railway communication relay protection testing, due to the influence of the working environment, the test data contains a large amount of noise data, which seriously interferes with the diagnosis results of railway communication electromechanical protection testing. Therefore, a deep learning based research on abnormal diagnosis technology for railway communication relay protection testing is proposed. Based on the railway communication relay protection testing process, this paper designs a corresponding monitoring architecture to collect monitoring data. It adopts targeted measures to handle noise processing and normal data, obtains abnormal data from relay protection testing, saves it in a database, and uses deep learning technology to build a network architecture for anomaly diagnosis, achieves adaptive diagnosis of the target. The experimental results show that the proposed diagnostic technology has a high anomaly data detection accuracy, and the average traffic remains at a high level in different environments. It is proved that compared to precious methods, the anti-interference performance of this diagnostic technology is significantly improved.

Keywords: deep learning; railway communication; relay protection test; abnormal diagnosis; condition monitoring

0 引言

随着铁路建设规模的不断扩大,对电力系统自动化设备运行状态监测水平提出了更高的要求,其中电力系统通信作为电力系统自动化的重要组成部分,其可靠性直接影响着整个电力系统运行的稳定性^[1-3]。目前,铁路通信继电保护测试主要采用人工测试方式,虽然具有一定的稳定性和准确性,但存在着测试效率低、异常信息诊断不准确等问题^[4-6]。

针对上述问题,许多学者提出了多种继电保护测试异常诊断方法。如基于数据融合的异常诊断技术^[7]、基于自动化计量的异常诊断技术^[8],在实际应用上,这两种异常诊断技术能够利用历史样本数据建立特征数据库,实现

对目标的异常诊断。但是随着铁路建设规模的扩大,以及用户需求的提高^[9],一般的异常诊断技术已经很难满足实际工作需求,对于异常诊断过程中产生的各种干扰,缺少可靠的抗干扰性能,异常诊断技术急需改进和优化^[10-12]。

深度学习技术是现阶段比较流行的一种智能化水平比较高的技术,具有比较好的自适应性和分类能力,将深度学习技术应用到铁路通信继电保护测试异常诊断中能够改善上述存在的问题^[13]。因此,提出基于深度学习的铁路通信继电保护测试异常技术研究,解决异常诊断技术中存在的问题。

1 铁路通信继电保护测试异常诊断

1.1 继电保护测试状态在线监测

铁路通信继电保护测试状态监测内容由控制层、传输层、站控层、数据层构成。其中,控制层通过以太网交

*基金项目:河北省科技创新项目(HB-17-39)

收稿日期:2023-12-25

换机连接到服务器,传输层与站控层通过以太网交换机连接,数据层与站控层通过网络交换机连接。另外,控制层与传输层是主要的数据交互通道,其传输性能直接影响了铁路通信继电保护测试数据的传输效率^[14-15]。为保证继电保护测试数据的正常传输,需要在控制层端配置相应的网络端口,并对网络端口进行设置和配置。

测试过程中,控制端通过以太网交换机将数据传递给测试设备。继电保护设备收到测试数据后,对其进行分析和处理,生成对应的控制命令并将其转发给传输层。在此过程中,通信系统中的网络协议会自动识别所需的通信协议并选择合适的数据格式进行封装^[16]。当测试设备接收到信息后,通过以太网交换机将其转发给数据层。当继电保护设备发送控制命令时,控制层将其转发给站控层。因此,在铁路通信继电保护测试系统中需要配置相应的监测装置,需要注意的是,在继电保护测试过程中可能存在异常故障。为此,设计的继电保护测试状态在线监测架构如图1所示。

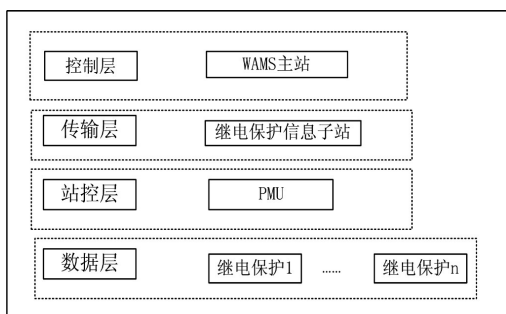


图1 继电保护测试状态监测架构

图1中显示的继电保护信息子站与各个PMU之间主要通过高速通信网相连接,主要的目的是收集继电保护装置和PMU的监测数据,以便实现对异常数据的实时诊断。

1.2 采集继电保护测试异常数据

铁路通信继电保护测试过程中,测试装置产生的数据不能直接用于模型训练,需要对测试数据进行预处理,消除冗余数据,保证模型训练的准确性。在对数据进行预处理时,首先要去除测试过程中产生的噪声。对于铁路通信继电保护测试异常数据的预处理主要包括两个方面:一是通过阈值检验排除异常值;二是通过去除异常值判断异常类型。

在采集继电保护测试过程中的异常数据时,通常采用人工手动方式进行,由于不同测试人员对同一段继电保护测试中的数据理解不同,导致其对同一段测试中产生的异常数据理解不同。为提高继电保护测试异常诊断的准确性,需要对同一测试过程中产生的多个异常数据进行统一管理,将其存储在同一个数据库中。由于数据

库中存放着多个不同的继电保护测试中产生的多个异常数据,因此需要对这些数据进行统一存储,在设计数据采集装置时,利用网口通信接收监测指令,去选择相应的模块进行工作,对于不同的监测数据采取针对性的处理措施,使其统一管理。

由于继电保护测试的复杂性导致监测数据中含有大量噪声,严重影响异常诊断的可靠性。因此,需要对噪声数据进一步处理,噪声数据主要有超出正常用电计量范围的极大值、持续性为零的极小值以及负数值,对于持续性为零和负数值,可以直接过滤掉。对于极大值,需要设定一个阈值。表达式为

$$X_{\max} = D_3 + (D_3 - D_1) \cdot 5 \quad (1)$$

式中, X_{\max} 表示需要处理的极大值, D_3 表示四分之三位点, D_1 表示四分之一位点,高出设定阈值的数据均需要过滤掉。在此基础上,采用简单的归一化方法处理正常监测数据,将其全部映射到 $[0,1]$ 区间。公式为

$$x'_i = \frac{x_i}{X_{\max} \cdot x_{\max}} \quad (2)$$

式中, x_i 表示原始数据, x_{\max} 表示监测数据中非线性变化参数的极大值, x'_i 表示归一化处理后的数据,可以作为异常诊断数据使用。

在获得异常数据后,利用深度学习技术对继电保护测试异常进行诊断。

1.3 基于深度学习的继电保护测试异常诊断

铁路通信继电保护测试是指在测试过程中,使用多种测试方法对继电保护装置进行测试,包括故障模拟、性能测试、动作特性测试等。其中,故障模拟是指在正常工作状态下,对设备的异常行为进行模拟;性能测试是指在正常工作状态下,对设备的性能指标进行测量;动作特性测试是指在正常工作状态下,对设备的动作行为进行观察和分析。故障模拟是一种故障状态模拟方法,是通过改变继电保护装置中的某些元器件或元件参数来模拟故障,使被测设备发生故障。当被测设备发生故障时,其保护装置能够快速动作切除故障元件,避免产生严重事故。性能测试是一种通过对被测设备的实际工作状态进行测量,并分析其工作性能指标的方法。动作特性测试是指通过改变继电保护装置中某些元件或元件参数来模拟动作行为。

针对不同的行为,采用深度学习中无监督学习网络对异常数据进行诊断。将采集到的监测数据输入到编码器中,每一层网络都根据前一层提取的特征进行学习,经过训练得到编码信息。假设输入的数据为 x ,编码信息的计算公式为

$$a^{(l)} = F(Q^{(l)} \cdot x_i + b^{(l)}) \quad (3)$$

式中, $a^{(1)}$ 表示编码信息, 右上角标志表示编码网络层数, $Q^{(1)}$ 表示前一层特征值, F 表示编码函数, $b^{(1)}$ 表示当前层的编码信息。获得编码信息后, 将编码信息输入到解码器中进行解码。公式为

$$a^{(2)} = F(Q^{(2)} \cdot a^{(1)} + b^{(2)}) \quad (4)$$

在理想状态下, 解码输出的 $a^{(2)}$ 与原始输入的 x 相等, 实现完成的重构处理。但是实际处理过程中, 信息编码和解码过程中存在一定的损失, 为了避免过拟合现象, 利用损失函数对自适应网络结构进行调整。损失函数为

$$f(x) = \frac{1}{2} \times \|a^{(2)} - x\|^2 + \frac{\alpha}{2} \times (\|Q^{(1)}\|^2 + \|Q^{(2)}\|^2) \quad (5)$$

通过损失函数减小网络解码输出信息和原始输入信息之间的误差, 从而降低信息损失, 最大程度上实现数据的复现, 得到完整的输出特征, 进而通过判别器实现对铁路通信继电保护测试异常的诊断。具体流程如图2所示。

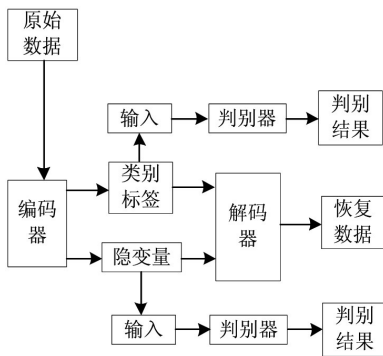


图2 继电保护测试异常诊断模型

由于铁路通信继电保护测试系统运行时间长、环境复杂等原因, 导致采集到的数据样本具有较大的波动性、噪声干扰等特点。因此, 在铁路通信继电保护测试异常诊断技术研究过程中, 利用深度学习的自适应网络结构可以实现对继电保护测试异常的诊断, 能够有效提高铁路通信继电保护测试异常诊断精度。

2 实验

2.1 实验环境

在完成铁路通信继电保护测试异常诊断技术的设计与开发后, 利用实验研究内容对基于深度学习的异常诊断技术进行仿真研究与性能验证。仿真实验现场如图3所示。仿真实验环境如表1所示。

表1 实验仿真环境

| 参数名称 | 参数取值 |
|------|------------------------------|
| 操作系统 | Windows 10 |
| CPU | Intel Core i7-10700K 3.8 GHz |
| 内存 | 16 GB DDR4 |
| 显卡 | Nvidia GeForce RTX 3060 |



图3 仿真实验现场

2.2 实验数据

由于实验研究采用对比方式, 在实验开始前, 构建统一的实验数据集。具体内容如表2所示。

表2中设置的3组数据集分别针对3种铁路通信情况, 主要目的是为了验证异常诊断技术在不同工作环境下的抗干扰能力。在以上数据的支持下, 选择两种常见的继电保护测试异常诊断技术作为参照, 分别是基于数据融合的异常诊断技术和基于自动化计量的异常诊断技术。将以上异常诊断技术应用到实验数据集中, 完成对铁路通信继电保护测试异常的诊断分析, 利用计算机软件统计各个诊断技术的异常数据检测率和数据流量, 在实验结束后, 根据两组实验结果分析各个继电保护测试异常诊断技术的实际性能。

表2 实验数据集构成

| 编号 | 类型 | 数据条数 | 数据构成 | 数据占比 |
|------|------|--------|------|------|
| 数据集1 | 网络风暴 | 15 382 | 正常数据 | 91% |
| | | | 异常数据 | 9% |
| 数据集2 | 异常通信 | 11 425 | 正常数据 | 78% |
| | | | 异常数据 | 22% |
| 数据集3 | 正常通信 | 13 091 | 正常数据 | 95% |
| | | | 异常数据 | 5% |

2.3 数据流量结果分析

在数据流量实验研究中, 将原始流量数据格式设置为.pcap, 对数据进行标准化处理, 得到统一的数据集合。数据处理完成后, 利用3种不同的异常诊断技术执行相同的任务, 以铁路通信继电保护测试的平均流量为指标, 依据表2中设置的实验数据集展开实验研究。实验结束后, 经过第三方软件的统计, 得到的实验结果如图4所示。

实验中以3种实验数据集为例, 利用3种不同的异常诊断技术对铁路通信继电保护测试异常进行诊断工作。从图中显示的实验结果可以看出, 基于数据融合的异常诊断技术在正常通信情况下, 流量在40 MB/s以下, 在其他条件下, 平均流量水平比较低, 并且流量变化存在不稳定的情况。基于自动化计量的异常诊断技术实验结果

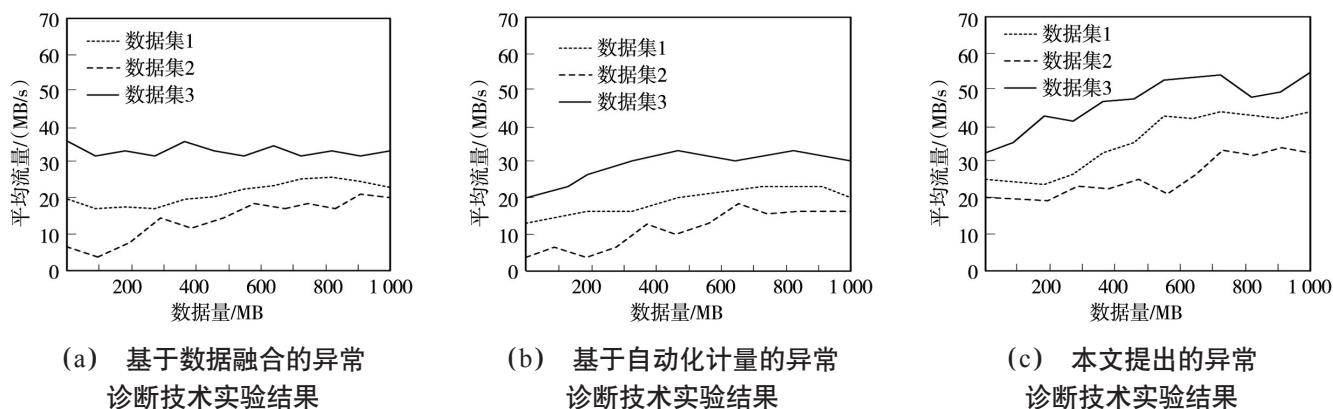


图4 不同异常诊断技术数据流量实验结果

中,存在与上述结果类似的情况,但是整体平均流量更低。相比之下,本文提出的铁路通信继电保护测试异常诊断技术平均流量比较高,并且随着数据量的增加,呈现出一种上升的趋势。

2.4 异常数据检测率结果分析

在异常数据检测率实验中,依据表中的实验数据集,

采用不同的异常诊断技术进行铁路通信继电保护测试异常诊断工作,在工作完成后,利用第三方插件输出各个诊断技术对异常数据的检测结果,以正确检测到的异常数据为关键指标,确定各个异常诊断技术的检测准确率。经过第三方软件的统计,实验结果如图5所示。

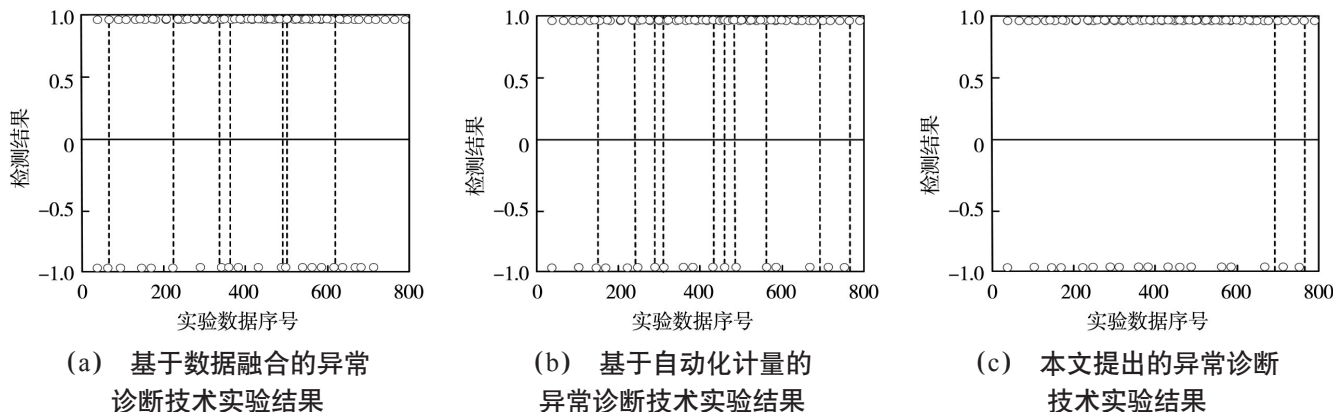


图5 不同异常诊断技术异常数据检测率实验结果

图5中纵坐标的值,1表示正常类,-1表示异常类,垂直黑色虚线表示该点数据检测错误。通过图中显示的实验结果可以看出,基于数据融合的异常诊断技术和基于自动化计量的异常诊断技术实验结果存在较多较明显的垂直黑色虚线,表示数据检测错误非常明显,异常数据检测准确率比较低。而提出的异常诊断技术实验结果中,异常数据检测错误比较少,集中在数据量比较大的情况,检测准确率水平比较高。结合各个诊断技术的平均流量实验结果综合分析可得出,提出的基于深度学习的铁路通信继电保护测试异常诊断技术具有较高的检测率,数据流量稳定,在实际应用环境中,整体性能优于其他异常诊断技术。

2.5 继电保护测试异常诊断效率结果分析

为了进一步验证本文方法的高效性,利用3种不同的异常诊断技术执行相同的任务,以铁路通信继电保护测

试的诊断时间为指标,依据表中设置的实验数据集展开实验研究。实验结束后,经过第三方软件的统计,得到的实验结果如表3所示。

分析表3可知,利用本文方法完成继电保护测试异常诊断的时间均低于15 s,而其他两种方法的诊断时间均高于78 s。因此,可以证明本文方法可以有效提升异常诊断的工作效率,具有高效性。

表3 继电保护测试异常诊断效率实验结果

| 编号 | 本文方法 诊断时间/s | 基于自动化计量的异常 诊断技术的诊断时间/s | 基于数据融合的异常 诊断技术的诊断时间/s |
|------|----------------|---------------------------|--------------------------|
| 数据集1 | 15 | 78 | 85.0 |
| 数据集2 | 13 | 82 | 83.0 |
| 数据集3 | 14.5 | 79 | 81.5 |

(下转第114页)