

基于深度学习的电力计量检定流水线故障预警技术

卢冉

国网山西省电力公司晋城供电公司

摘要:传统的故障诊断系统基于传感器网络、网络和日志信息获取检定系统运行数据的方法存在数据量小等问题,而传统的数据挖掘方法如专家判断、决策树、SDG模型等方法效率不高。基于此,本文拟在自动化流水线上引入深度学习技术,实现故障预警与诊断一体化;基于深度学习神经网络,构建面向自动化流水线的故障分类模型,并利用实际运行数据对模型进行验证。

关键词:深度学习;电力计量检定流水线;故障预警技术

【DOI】10.12252/j.issn.2096-627X.2023.07.073

引言

随着我国电力行业信息化的快速发展,电力系统中越来越多地采用了智能化电器,实现了电力计量检定的智能化。自动化检定系统的核心是对检定流水线中出现的故障进行智能化报警,告知和采取有效的防范措施,从而达到防止故障发生的目的。在已有的失效预警研究基础上,人工智能技术在故障预警领域得到了广泛的应用,并取得了很好的效果。然而,目前已有的故障预警方法,如专家评判、决策树、SDG模型等,存在数据量小、效率低等问题。为了解决目前故障预警系统中存在的问题,本文拟利用深度学习技术对自动化流水线进行故障预警。首先,选择具有明显特征的故障类别样本,建立基于神经网络的故障诊断模型。在此基础上,利用已有的故障数据对所建立的网络模型进行有指导学习,并对所建模型进行性能检验。实验结果表明,所提出的方法具有很好的学习能力和稳定性,最终可以达到对各种故障的概率预报,并具有很高的准确性。

一、基于堆叠自动编码器的深度学习

随着我国电力信息化进程的不断推进,智能电网和人工智能等技术的不断发展,对智能计量装置提出了更高的要求。在此背景下,开展计量管理系统集成、智能化的研究,已经成为目前计量检定领域的热点问题。随着计量仪器的自动化水平的不断提高,计量仪器的集成化、复杂性也在不断增加,仅凭检修人员的经验进行检修已经成为一种难以解决的难题。在生产过程中,对测试流水线的依赖性也越来越强,一旦生产线发生故障,将给企业造成很大的经济损失。因此,如何实现故障早期预警和快速定位,是智能计量检定技术对产品品质的基本要求。

深度学习是一种具有多个隐藏层的神经网络,它通过对原始数据进行初始化、特征抽取,来确定原始数据的本质属性,达到对原始数据进行科学、合理地

分类分析。当前的深度学习技术主要有堆栈自编码器(SAE)、受限玻尔兹曼(RBM)以及卷积神经网络(CNN)等。

堆叠自动编码器(Stack Automatic encoder, SAE)是由输入层和输出层的数据容量相等的基本元件AE组成,将数据从输入层传送到隐藏层,在此期间对数据进行编码,这一处理由功能F实现;然后再由隐含层传送到输出层,这是一个解码的过程,由G函数来实现,最终输出Y数据。

自动编码器的编译码操作程序可以表示为:

$$H = F(X) = S(WX + P) \quad (1)$$

$$Y = G(H) = S^{-1}(W^T X + Q) \quad (2)$$

S(x)为sigmoid函数。

$$S^{-1}(x) = e^{-x} / (1 + e^{-x})^2 = S(x) (1 - S(x)) \quad (3)$$

其中,W是通过输入层向隐含层传输时的编码权,WT是隐含层到输出层的译码权值,P是隐含层的偏置矢量,Q是输出层的偏置矢量。自编码器的训练过程可以看作是一个寻求最佳参数(权比、偏量)的过程,以使输出尽可能接近输入。传统方法是通过最小化损失函数来判断重建程度,并根据输入与输出数据之间的信息熵损失来判断是否是最优的。当输入满足一定条件时,隐含层可以看成是对输入数据进行降维处理后得到的低维特征量。

二、自动化流水线故障预警模型的建立

电网检定系统自动化流水线规模越来越大,结构越来越复杂,系统运行状态也越来越复杂。传统的浅层故障诊断模型,不能有效地解决由微小异常造成的连锁故障。本文拟采用深度学习算法,在已有系统运行数据的基础上,采用数据预处理与多层自编码器堆栈相结合的方法,构建面向电力计量自动化流水线的故障预警模型。

在实际检定系统中,对模型的训练可划分为两个阶

段：预先训练和精细调整。在预训练过程中，选择不带标记的样本数据作为输入层，通过BP算法对原始数据进行编、译码初始化；而所谓的“修配”，就是对初始化的一种校正。在此基础上，对网络的参数进行调整，从而提高模型的精度。

自动流水线预警模型包含一个非线性的函数，其满足以下条件：

$$f(y) = \begin{cases} 1, & y > 1; \\ (\frac{x+1}{2})y - xy^3, & -1 \leq y \leq 1 \\ -1, & y \leq -1 \end{cases} \quad (4)$$

其中，x表示为模型的输入参数，一般x取值0.5，在此基础上，加入FRDS传递函数，通过迭代，可获得输出Y值函数：

$$Y_{i+1} = Y_i + \alpha(m[0], m[0]^{i+1}) \cdot m[p] = f(y_m[p-1]) \quad (5)$$

其中，m表示由存储方式存储的神经元标记，P表示对Y值函数进行逆变换后作用于p次迭代的数值，a是迭代系数。通常，a取0.4。

Y值函数在神经元上传递后，产生一个伪反转的权重函数，其权重函数如下所示：

$$w = \sum \sum I \quad (6)$$

公式中的Σ公式是把存储方式中的数据加起来，得到一个初始的矩阵，Σ I是一个权重函数矩阵，它用一种投影的方式，把它映射到一个线性空间。一种伪逆阵，这是一种在文献中被称作投影的方法，它是通过加权产生而映射到其他线性空间的，通过以上的Y值函数和权函数的变化，构成了深度学习的核心。

三、基于深度学习的故障预警方法研究

1. 样本集的选择

为了提高模型在故障诊断中的准确率，本文采用某检定现场采集的流水线数据，对所建模型进行了详细的分析。通过对模型的检验，进行模型的培训与验证。为了保证样本集的全面性，同时保证样本数目的充足，随机选择一定数目的未标注样本作为预训练样本。当提供相同数据时，使用有标记的样品数据，并对数据进行微调。

2. 数据预处理

针对实际采集到的样本数据特点，结合SAE深度学习方法对样本特征抽取能力强的特点，设计故障预警类型并选择特征样本。

3. 故障预警模型

在以上基础上，提出了一种基于深度学习的检定流水线故障预警模型。其中，大于预设阈值的故障状态就是故障预警的结果。故障警报模型的特定实施步骤为：

从检测中心的历时操作资料和第三方厂商的设备资料中，选择了七个典型的参数作为初始数据集；对所选择的资料做一些预处理，包括归一化、刚量化和正向化，如果是音频资料，就必须做一个从定性到定量的转换；在规范化后的数据中，选择有标注或无标注的样本作为预训练样本，选择不同数目的样本来训练模型，并研究其学习性能与稳定性。在无标记的情况下，利用BP算法对此故障预警模型进行训练，并对其特性进行分析，得到一个样本训练集；在训练样本集上，利用BP算法对模型进行优化，并对数据结构进行微调；将训练好的算法模型存储起来，选择确定的错误类型的试验样本，在错误警告准确率大于90%的情况下，证明该算法模型是真的可用的。

该模型采用二进制编码方式，并将其转化为十进制。采用二进制具有保持原始数据真实度和降低传输失真等优点。将输入的数据进行分组，构成搜索空间；在将数据划分为N个群组后，系统会计算所需的冲突次数，以及查询检索算法中，查询次数的计算公式如下：

$$T = T_{2-array} + T_{4-array} \quad (7)$$

4. 模型测试

本文采用某检定现场流水线的运行数据，对所建模型进行现场检测，以验证所建模型的准确性。找出模型的性能随AE层数和预训练样本个数的变化规律。因此，将1-5层AE模型分别进行性能试验。选取样本500, 1000, 1500, 进行3组识别测试，比较检测结果。在此基础上，随机选择300个已知/正常测试样本来验证模型的性能，检验模型的准确性。

结果表明：随着模型规模的增大，预训练样本的增多，模型的预测精度也随之提高。同时，该系统对实际运行数据有很好的预警能力，准确率达到90%以上，可以应用于整个检测中心的故障预警系统。在测试模式下，选择不同的m值算法，判断分组识别的效果和读取器的反应，同时对吞吐率进行比较。

四、电力计量检定流水线故障预警技术的应用

1. 电力计量装置及相关产品的安全质量检验。

由于电磁场干扰、高温、电磁干扰、盐雾腐蚀等因素导致，电力计量装置及相关产品的检验工作环境较为恶劣，所以导致各种故障发生的概率非常高，在电力计量装置及相关产品的检验过程中，检验环境要求较高，需要具备较强的检验能力，电力计量检定流水线故障预警技术可以有效解决检验过程中出现的各种问题，在一定程度上提高电力计量装置及相关产品的检验效率，从而提高电力计量装置及相关产品的检测工作效率。在具

体应用过程中选择相应的电力计量装置及相关产品进行检测,利用电力计量检定流水线故障预警技术对检定电流、电压互感器二次回路、互感器铁芯、电能表等相关内容进行检验。

2. 电力计量装置的定期检验。

为了防止计量误差超过规定标准,导致电能表出现异常情况,要对电能表及互感器进行误差检测,电力计量装置的定期检验包括绝缘电阻、绝缘耐压、计量比、电流互感器误差等的检查。对于检验周期内未进行检验或检验不合格的电力计量装置要及时处理并上报上级部门。当发现电能表出现异常情况时立即停止运行并上报上级部门,根据不同情况进行处理。如果是因为安装过程中接线错误或者安装人员操作不当而导致的电能表出现异常情况,按照实际情况进行修复或更换。

3. 电能表检定周期调整。

由于各种因素的影响,在使用一段时间后电能表的计量性能可能会出现一定程度的下降,如安装接线错误、工作环境不良、使用时间过长等,导致电能表计量误差过大或者过小,对电能表的正常工作造成影响。因此,在不影响电能表计量准确性的前提下可根据检定人员和检定仪器的实际情况对电能表检定周期进行合理调整。

在现场用电检查中如果发现使用时间较长、计量准确度较低的电能表时,为保证电能表质量、计量准确,可以根据现场实际情况将其调整到检定周期的最后一个周期。而对于现场电能表质量出现一些明显不良现象时,在工作中发现电能表计量不准或存在窃电行为等情况时,应立即停止工作、进行处理。

在对电能表进行现场检定时发现其不能正常工作时应立即进行复校,复校后若发现电能表出现故障,应根据检定人员的要求及时对其进行现场检定或将其送到具有相应计量检定资质的单位进行检定。

4. 电能表安装及测试质量监控。

电能表安装及测试质量监控可以通过以下几个方面实现:

(1) 为了避免出现电能表安装误差过大,电能表接线错误、互感器损坏等问题,要对电能表安装过程进行质量监控,确保电能表安装过程的精度、可靠性和安全性。

(2) 对电能表安装后进行测试质量监控,确保电能表安装后的性能指标符合国家规定的相关要求,避免出现电能表计量不准确的情况。

(3) 对电能表检定过程进行质量监控,确保电能

表检定过程中的安全性和可靠性,避免出现电力计量失准、误操作等情况。

5. 电能计量装置运行中的异常情况处理。

电能计量装置在运行中会出现一些异常情况,如电压异常、电流异常、二次回路开路、计量器具故障等,对电能计量装置的运行情况进行实时监控和预警可以及时发现电能计量装置的故障并进行处理,避免发生安全事故。对于电压异常情况,主要是由于电能计量装置电压互感器二次回路开路、电压互感器二次回路开路造成的,可以通过增加电压互感器二次回路的线径或者加压二次线来解决。

五、结语

本文在充分收集检测流水线的历史数据以及第三方厂商的特征信息的基础上,研究基于堆叠自动编码器的深度学习算法,实现电力计量流水线的故障预警。在此基础上,利用BP神经网络对算法进行建模,并将其与SAE算法相结合,建立基于BP神经网络的故障预警模型。最后利用非结构化的测试数据来验证该模型的性能。实验表明,当模型规模足够大、训练样本足够多时,所建立的故障预警模型具有较高的精度和稳定性,可以应用于设备的日常故障预警。

参考文献

- [1] 燕凯, 岳振宇, 高嘉浩. 基于大数据的电力计量设备运行状态评估与故障诊断方法研究[J]. 电子器件, 2019, 42(5): 1095-1098.
- [2] 邱伟, 唐求, 刘旭明, 滕召胜, 马丽莎. 基于MBBS的电能计量设备故障率预估[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 43-51.
- [3] 刘金硕, 刘必为, 张密, 刘卿. 基于GBDT的电力计量设备故障预测[J]. 计算机科学, 2019, 46(B06): 392-396.
- [4] 陈红燕, 邓臻. 概率度量算法在船舶设备故障分析与定位中的应用[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(8): 208-210.
- [5] 杨光盛, 崔幼, 宣玉华, 吕几凡, 刘晟源, 林振智. 基于CRITIC和理想点法的计量设备运行质量评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 62-69.
- [6] 孙海铭, 曹桐滔, 代作晓, 彭鹏. 基于双通道图像的电力设备智能监测技术研究[J]. 激光与红外, 2019, 49(11): 1338-1343.
- [7] 于春平, 白静芬, 周建波, 李亦龙, 李龙国. 基于IEC 61850的数字化电能计量二次设备远程校验技术[J]. 电测与仪表, 2019, 56(4): 135-141.