基于深度学习算法的电力系统故障监测 与诊断分析

郭炬

(国网新源集团有限公司,北京 100052)

摘要:阐述利用深度学习算法进行电力系统的故障监测,包括数据收集、预处理、模型训练、故障监测性能的评估指标运用。从故障模式识别、特征提取和分类技术、案例应用方面,介绍故障诊断的方法。 关键词:深度学习算法,故障监测与诊断,故障模式识别。

中图分类号: TP18, TP274

文章编号: 1000-0755(2024)04-0338-02

文献引用格式: 郭炬.基于深度学习算法的电力系统故障监测与诊断分析[J].电子技术, 2024, 53(04): 338-339

Analysis of Power System Fault Monitoring and Diagnosis Based on Deep Learning Algorithms

GUO Ju

(State Grid Xinyuan Group Co., Ltd, Beijing 100052, China.)

Abstract — This paper expounds the use of deep learning algorithms for fault monitoring in power systems, including data collection, preprocessing, model training, and the application of performance evaluation indicators for fault monitoring. Introduce the methods of fault diagnosis from the aspects of fault pattern recognition, feature extraction and classification technology, and case applications.

Index Terms — deep learning algorithms, fault monitoring and diagnosis, fault pattern recognition.

0 引言

在现代电力系统中,故障监测与诊断是保证电网可靠性和稳定性的关键组成部分,涉及对电力网络的持续监视,以及时识别和解决异常情况。故障范围从短路到设备故障,及时检测利于防止可能导致停电的级联故障,有效的故障监控与诊断可以实现主动维护并增强电力基础设施的整体弹性。深度学习算法已成为电力系统故障监测的关键工具,它们从大量数据集中自主学习复杂模式的能力量上型,这是大量的准确性和效率。与依赖四或特征工程的传统方法不同,卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)等深度学习算法可以自动从原始数据中提取复杂特征,适应电力系统故障的动态特性。本介绍深入探讨了深度学习算法在电力系统故障监测与诊断中的相关应用,意在维护电网稳定、高效运行。

1 研究背景

利用深度学习算法进行电力系统故障监测是一个全面的过程,包括数据收集、预处理、模型训练和用于评估所部署算法性能的评估指标。

(1)数据收集和预处理。有效的故障监测在很大程度上依赖于用于训练深度学习模型的数据的质量和相关性。电力系统产生大量数据,包括电压、

电流和频率测量。第一步都是从分布在电力网络中的各种传感器和监控设备收集这些数据。数据预处理可以确保输入数据适合训练深度学习算法,这涉及通过处理缺失值、消除噪声和解决异常值来清理数据。此外,可以应用归一化和缩放技术来标准化数据,使其与神经网络架构兼容。在处理时间序列信息以保持时间一致性时,数据的时间同步至关重要。特征工程是数据预处理的另一个重要方面,从原始数据中提取相关特征有助于模型专注于与故障相关的基本模式。

(2)使用深度学习算法进行模型训练。预处理数据准备好后,下一步就是训练深度学习模型。卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)和长短期记忆(LSTM)网络是这种情况下常用的架构。CNN擅长空间特征提取,在处理图像数据(例如频谱图中的故障特征或时频表示)时特别有效。另一方面,RNN非常适合顺序数据,使其适合捕获电力系统时间序列测量中的时间依赖性。LSTM是一种先进的RNN,可以解决梯度消失问题,并且能够长期依赖性,这使得它们对于动态电力系统中的故障监测很有价值。在训练过程中,模型学习从标记数据集中识别与正常和错误条件相关的模式,损失函数、优化器和超参数的选择影响学习过程,可以执

作者简介: 郭炬,国网新源集团有限公司,高级工程师,研究生;研究方向:电力系统运行、监测与维护。 收稿日期: 2024-02-29;修回日期: 2024-04-12。 行超参数调整来增强模型的泛化能力并提高故障监 测性能。

(3) 故障监测性能的评估指标。通过各种评 估指标来评估深度学习模型在电力系统故障监测中 的有效性,这些指标可以深入了解模型的准确性、 精确度、召回率和整体性能[1]。准确性衡量正确分 类实例的百分比,提供对模型正确性的总体评估。 Precision关注真阳性预测占所有阳性预测的比 例,强调模型避免误报的能力。召回率或敏感性衡 量模型捕获所有真实实例的能力,突出其对错误的 敏感性。F1分数是精确率和召回率的调和平均值, 可以对模型的性能进行平衡评估。接收者操作特征 (ROC) 曲线和曲线下面积 (AUC) 也用于评估模型 区分正常和故障条件的能力,这些指标提供了真阳 性率和假阳性率之间权衡的图形表示。

2 利用深度学习算法进行电力系统故障诊断 2.1 使用深度学习算法进行故障模式识别

故障模式识别是电力系统故障诊断的一个关键 方面, 涉及识别与不同类型故障相关的独特模式或 特征[2]。深度学习具有从数据中自动学习复杂模式 的能力,有助于识别和解释这些故障模式。

- (1) 卷积神经网络(CNN)。CNN擅长空间模 式识别,非常适合故障表现为明显空间不规则性的 任务[3]。在电力系统中,CNN可以分析从传感器获得 的视觉表示或空间数据,以识别故障模式。例如, 它们可以识别热图像或空间表示中的不规则性,指 示变压器或电源线等组件中的潜在故障。
- (2) 递归神经网络(RNN)和长短期记忆 (LSTM) 网络。RNN和LSTM专为顺序数据分析而设 计, 使其适合诊断表现出时间依赖性的故障。电力 系统经常会遇到随时间演变的故障,这些网络可以 捕获故障模式的动态本质。例如,RNN和LSTM可以 识别与设备退化或电气特性变化相关的时间序列数 据模式。

2.2 特征提取和分类技术

识别故障模式后, 电力系统故障诊断的下一步 涉及特征提取和分类。深度学习模型自动从原始数 据中学习相关特征,不需要手动特征工程。

- (1) 自动特征提取。深度学习架构(包括 CNN) 本质上在训练期间执行自动特征提取[4]。CNN 中的卷积层充当特征检测器, 自动学习输入数据的 分层表示。这种能力使模型能够辨别指示不同故障 类型的细微特征,有助于准确的故障诊断。
- (2) 分类技术。提取特征后,深度学习模型 利用分类技术将故障模式分类为特定类型。神经网 络通常在输出层使用softmax激活函数,提供不同 故障类别的概率分布,这使得模型能够以最高的概 率将输入模式分配给故障类型,从而有利于精确的 故障识别。

(3) 迁移学习。迁移学习是一种强大的技 术,其中最初在大型数据集上开发的预训练模型针 对较小数据集的特定故障诊断任务进行了微调,这 种方法利用从更广泛的数据集中获得的知识,增强 模型概括和适应特定故障模式的能力。当特定电力 系统的标记数据有限时,迁移学习特别有用。

2.3 深度学习在故障诊断中的案例研究和应用

真实案例研究和应用展示了深度学习在电力系 统故障诊断中的有效性,这些示例展示了针对各种 故障场景部署深度学习模型的多功能性和实用性。

- (1) 变压器故障诊断。深度学习已被应用于 通过分析来自监测变压器状况的传感器的数据来诊 断电力变压器的故障, 该模型可以识别表明绝缘退 化、绕组故障或其他问题的模式,从而实现及时维 护并防止灾难性故障。
- (2) 线路故障监测。深度学习模型,尤其是 使用CNN的深度学习模型,已成功用于检测电力线 路故障。对热图像或空间数据的分析使这些模型能 够识别热点、故障组件或损坏部分,从而实现主动 维护并减少停机时间。
- (3) 发电机故障识别。发电机故障诊断对于 确保发电厂的持续运行至关重要。深度学习模型可 以分析振动数据、声学信号或其他传感器输入,以 识别与轴承故障、转子不平衡或电气问题相关的模 式,从而实现有针对性的维护干预。

这些案例研究强调了深度学习算法在解决电力 系统内不同故障场景方面的适应性。通过自动化特 征提取和利用各种数据类型,深度学习算法提高了 故障诊断过程的准确性和效率。

深度学习算法在电力系统故障监测和诊断中的 集成提供了一种变革性的方法。研究讨论的要点包 括电力系统故障监测与诊断中对深度学习算法的具 体应用, 涉及重点应用领域、应用方式、应用案例 等相关内容。电力系统故障监测和诊断的未来研究 可以集中于增强模型可解释性、解决数据集的不平 衡问题以及探索多种深度学习架构的协同集成。此 外,可解释的人工智能技术的进步和自适应故障监 控系统的强化学习的应用代表了有希望的方向。对 新方法、新技术的探索是建立更强大的电力系统监 测、诊断方法模式的关键。

参考文献

- [1] 胡美慧, 李凯, 陈佳, 等. 基于深度学习的行为识 别技术在电力系统的应用[J].集成电路应用, 2023, 40 (05):214-215.
- [2] 潮铸, 段秦尉, 钱峰, 等. 基于深度分布式强化学 习的电力系统分散协调调度方法[J]. 电子器 件, 2022, 45(04):947-953.