

基于深度学习的工业自动化控制系统故障诊断方法研究

王 帅

北京公科飞达交通工程发展有限公司 北京

【摘要】随着工业自动化程度的不断提升,传统的故障诊断方法逐渐暴露出局限性,尤其在复杂环境中,准确性和实时性要求更高。基于深度学习的工业自动化控制系统故障诊断方法通过利用深度神经网络的强大特性,能够有效提升故障检测和预测的准确性。本研究深入探讨了深度学习在自动化控制系统故障诊断中的应用,分析了常见的网络模型和算法,比较了不同模型在工业故障诊断中的表现,并提出了基于深度学习的多层次诊断框架。深度学习能够极大地优化故障诊断效率,提高工业生产的安全性和稳定性。

【关键词】深度学习; 工业自动化; 故障诊断; 神经网络; 控制系统

【收稿日期】2025 年 2 月 20 日 **【出刊日期】**2025 年 3 月 18 日 **【DOI】**10.12208/j.jeea.20250072

Research on fault diagnosis method of industrial automation control system based on deep learning

Shuai Wang

Beijing Gongkefeida Traffic Engineering Co., Ltd, Beijing

【Abstract】 With the continuous improvement of industrial automation, traditional fault diagnosis methods gradually reveal their limitations. Especially in complex environments, higher requirements are imposed on accuracy and real-time performance. The fault diagnosis method of industrial automation control system based on deep learning can effectively improve the accuracy of fault detection and prediction by utilizing the powerful features of deep neural networks. This study deeply explores the application of deep learning in the fault diagnosis of automation control systems, analyzes common network models and algorithms, compares the performance of different models in industrial fault diagnosis, and proposes a multi-level diagnosis framework based on deep learning. Deep learning can greatly optimize the efficiency of fault diagnosis and improve the safety and stability of industrial production.

【Keywords】 Deep learning; Industrial automation; Fault diagnosis; Neural network; Control system

引言

在现代工业自动化领域,控制系统的稳定性对生产过程至关重要。随着设备运行的复杂性增加,传统的故障诊断方法逐渐面临准确性差、响应慢等问题。尤其在大型和复杂系统中,故障检测的实时性和精度成为亟待解决的难题。深度学习作为一种先进的人工智能技术,凭借其强大的特征提取和模式识别能力,为故障诊断提供了新的解决方案。尤其是在图像处理、时间序列分析等方面,深度学习能够显著提高自动化控制系统故障的诊断能力。本研究旨在探讨深度学习在工业自动化控制系统中的应用,通过分析其优势和挑战,提出一种基于深度学习的故障诊断方法,旨在提高工业系统的稳定性和效率。

1 工业自动化控制系统故障诊断面临的挑战

工业自动化控制系统在现代工业生产中发挥着至关重要的作用,确保了生产过程的稳定与高效。随着自动化系统逐渐复杂化,故障诊断面临着许多新的挑战。传统的故障诊断方法依赖于专家经验和规则库,往往难以适应不断变化的生产环境与设备状态。复杂的控制系统中,各种设备、传感器、执行器等组件彼此交织,导致故障表现多样化且复杂^[1]。这使得故障的准确定位与诊断变得异常困难,传统方法往往不能及时响应,导致潜在的设备故障未能被及时发现,严重影响生产效率与设备安全性。

在复杂工业自动化环境下,控制系统往往受到环境因素、设备老化以及操作人员行为等多方面的影响。这些因素使得故障诊断的准确性大大降低。

更为严重的是,随着工业设备的运行时间增加,故障的类型和形式也日益多样化,传统的监测方法往往只能依赖一些简单的指标进行分析,忽视了更为细致的系统性故障信息。由于控制系统涉及多个子系统和复杂的实时数据,现有的故障诊断方法往往难以整合不同的数据源,缺乏全局性视角,导致诊断的效率和精度都受到制约。如何有效地结合这些多维度数据进行综合分析,成为了亟待解决的问题。

深度学习作为一种新兴的人工智能技术,为解决这些挑战提供了新的思路。通过深度神经网络,深度学习能够从大量历史数据中自动提取特征,识别系统中的潜在故障模式,并通过训练不断提高诊断的准确性。深度学习能够处理复杂的非线性关系和高维度数据,在故障诊断中能够有效捕捉到传统方法无法识别的微小异常信号。深度学习在工业自动化控制系统中的应用仍面临一些难题,包括数据的质量与可获取性、模型的训练效率以及实际部署中的实时性要求等。如何在保证高精度的提高故障诊断的响应速度,仍是深度学习在工业自动化领域应用的主要挑战。

2 基于深度学习的故障诊断方法研究

基于深度学习的故障诊断方法近年来成为解决传统方法不足的有效途径。深度学习通过神经网络结构,能够自动从大量数据中提取特征,识别隐藏的故障模式。在工业自动化控制系统中,深度学习特别擅长处理高维度、非线性的数据,能够有效捕捉到故障前的微弱信号,这些信号可能是传统方法所无法察觉的。深度神经网络(DNN)、卷积神经网络(CNN)以及循环神经网络(RNN)等模型在故障诊断中得到了广泛的应用。不同的网络结构能够针对不同的故障类型和数据特点,优化诊断效果,提高检测精度。

与传统方法相比,基于深度学习的故障诊断方法能够显著降低对人工经验的依赖,尤其在面对复杂的多变量系统时,深度学习通过其强大的学习能力,能够从历史故障数据中学习规律,自动构建故障诊断模型。这一过程不仅减少了人工干预,还提高了诊断的自动化和实时性^[2-5]。卷积神经网络能够处理多维的时间序列数据,通过层层卷积操作提取数据中的重要特征,从而实现对故障的准确预测。而循环神经网络则能够更好地处理具有时序关系的数据,适用于对工业自动化系统中长期运行数据的故障预测。

尽管基于深度学习的故障诊断方法在实际应用中展现了巨大的潜力,但其面临的挑战也不容忽视。首先,深度学习模型的训练需要大量高质量的标注数据,然而在工业环境中,故障数据往往不易获得,且标注过程繁琐,可能导致模型的训练效果受限。深度学习模型的复杂性较高,需要强大的计算资源,这在某些实时性要求较高的应用场景中,可能导致无法满足实际需求。如何解决数据获取、模型优化与计算资源之间的平衡,成为当前基于深度学习的故障诊断方法研究中的关键问题。针对工业自动化系统的特点,设计出高效、鲁棒的深度学习算法,仍是未来发展的重要方向。

3 深度学习模型在工业故障诊断中的应用与比较

深度学习模型在工业故障诊断中的应用展现了强大的潜力,尤其是在处理高维度、非线性数据时,能够显著提高故障诊断的准确性。以卷积神经网络(CNN)为例,它在图像识别领域的成功使其在工业故障诊断中也得到了广泛应用,尤其是在设备故障的图像或声学信号分析中。通过对设备振动信号、红外热成像图等数据的处理,CNN能够自动提取出潜在的故障特征,识别设备的异常状态。卷积层的特性使其能够处理时间序列数据中的空间特征,进而提高故障诊断的准确性和鲁棒性。基于CNN的诊断系统,能够在不依赖复杂的手动特征提取的前提下,完成高效的故障识别。

循环神经网络(RNN)则在时序数据分析中表现突出,尤其适用于对工业自动化系统中运行数据的实时监控与故障预警。工业系统的运行数据通常是连续的、时间相关的,传统的诊断方法无法有效处理时间依赖关系,而RNN能够通过其记忆机制捕捉到历史数据的动态变化,从而实现对设备状态的实时预测与故障预警^[6]。长短时记忆网络(LSTM)作为RNN的一种变种,进一步解决了传统RNN在处理长序列数据时可能遇到的梯度消失问题,增强了模型在长时间序列中的学习能力,适用于复杂系统的长期监控。

不同深度学习模型在工业故障诊断中的应用效果有所不同。虽然CNN在图像数据的处理上具有明显优势,但其在处理时间序列数据时的效果较为一般。而RNN和LSTM则在处理动态变化的设备状态时更为合适,尤其是在对历史数据和实时数据的联合分析

中具有不可替代的作用。在实际应用中,结合不同深度学习模型的特点,构建混合模型成为一种有效的解决方案。使用 CNN 进行特征提取后,利用 LSTM 进行时序预测,能够充分发挥两者的优势,进一步提高故障诊断的准确性和实时性。虽然这些深度学习模型的应用效果显著,但在工业场景中,还需要考虑数据采集、计算资源和实时响应等问题,这对深度学习模型的进一步优化提出了更高的要求。

4 基于深度学习的故障诊断框架与优化策略

基于深度学习的故障诊断框架通常包括数据采集、特征提取、模型训练与预测等多个环节。数据采集是整个诊断过程的基础,工业控制系统中不同类型的数据,包括传感器数据、设备运行状态、振动信号、图像信息等,都是进行故障诊断所必须的输入。为了提高诊断精度,数据的质量至关重要,因此在数据采集阶段,必须确保数据的完整性和多样性,以便深度学习模型能够捕捉到故障的各种特征^[7]。实际应用中,数据往往存在噪声、缺失或者标注不准确等问题,这就要求在数据处理阶段进行适当的预处理,如数据清洗、去噪和补全,从而为后续的特征提取和模型训练打下良好的基础。

特征提取是深度学习模型在工业故障诊断中的关键步骤。传统方法依赖人工设计特征,而深度学习通过自动学习可以从原始数据中提取出有效的特征。卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)在特征提取过程中各具优势,CNN 擅长从图像数据或信号的频域特征中提取关键信息,而 RNN 和 LSTM 则在处理时间序列数据时表现突出,可以捕捉设备运行过程中的动态变化。为了进一步提升诊断精度,可以结合不同深度学习模型的优势,构建多层次特征提取框架。使用 CNN 提取局部特征后,再通过 LSTM 对时序数据进行分析,以实现更为全面和准确的故障识别。

模型训练和优化则是实现高效故障诊断的核心。在训练阶段,深度学习模型通过大量的历史数据进行学习,并根据数据中隐藏的规律来调整模型参数。深度学习模型的训练通常需要较大的计算资源,尤其在面对大规模数据时,训练时间较长,这要求采用高效的算法与优化策略。为了加速训练过程,可以考虑使用迁移学习方法,将预训练的模型应用于相似的工业场景,减少从头开始训练所需的时间和

资源^[8]。对于实时性要求较高的工业应用,还可以结合轻量级模型与深度压缩技术,使得模型能够快速响应并适应实际的运行环境。优化策略的设计也十分重要。为了提高模型的泛化能力,避免过拟合,可以采用正则化技术、数据增强和集成学习等方法。通过这些优化策略,深度学习模型不仅能够提高故障诊断的准确率,还能够在实际部署中高效运行,确保工业控制系统的稳定性与安全性。

5 结语

基于深度学习的故障诊断方法在工业自动化控制系统中展现了巨大的潜力。通过结合先进的神经网络模型和优化策略,可以显著提高故障诊断的准确性和实时性。然而,实际应用中仍面临数据质量、计算资源和模型部署等挑战。未来,随着深度学习技术的不断发展和优化,其在工业故障诊断中的应用将更加广泛,为工业自动化系统的安全稳定运行提供更加可靠的技术保障。

参考文献

- [1] 白渊铭,魏艳龙.基于深度学习与光流算法的工业机器人异常姿态检测方法[J].山西电子技术,2025,(02):35-37+48.
- [2] 章海峰,高瞳.基于深度学习的工业自动化控制 DCS 系统维护方法[J].自动化应用,2025,66(06):12-14.
- [3] 莫丽娟,张梦榛.基于深度强化学习的工业物联网路由优化方法[J].物联网技术,2025,15(02):82-84.
- [4] 沈琛.基于深度学习的工业机器人装配路径规划方法[J].今日制造与升级,2024,(12):85-88.
- [5] 薛雨,姚金明,姜怀龙,等.基于深度学习和多源 GIS 数据的工业用地调查更新机制研究与应用[J].智能城市,2024,10(12):85-88.
- [6] 赵梦逸.基于深度学习的工业外观检测通用方法研究[J].工业控制计算机,2024,37(12):73-75.
- [7] 吕张成,张建业,陈哲钥,等.基于深度学习的工业零件识别与抓取实时检测算法[J].机床与液压,2023,51(24):33-38.
- [8] 石兰娟.基于深度学习的工业制品表面缺陷检测算法研究[D].杭州师范大学,2023.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS