

深度学习算法在垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断中的应用研究

尹响

(北京朝清环保能源科技有限公司 北京 100024)

摘要: 垃圾焚烧发电厂电气设备的故障诊断是保证其安全、高效运行的重要环节。本文针对垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断的难点,提出了一种基于深度学习算法的故障诊断方法。首先,利用深度信念网络(DBN)对电气设备的运行数据进行特征提取,降低数据维度,提高特征表达能力;然后,利用长短期记忆神经网络(LSTM)对提取的特征进行序列建模,捕捉故障特征的时序变化规律;最后,利用主成分分析(PCA)对LSTM的输出进行降维分类,得到故障诊断结果。本文通过数值算例验证了该方法的有效性,并分析了故障特征取值范围、噪声水平、神经网络结构和训练误差阈值等因素对故障识别结果的影响。本文提出的基于深度学习算法的故障诊断方法,能够有效地识别垃圾焚烧发电厂电气设备的故障类型和故障位置,具有较高的准确率和鲁棒性,为垃圾焚烧发电厂电气设备的故障诊断提供了一种新的思路和技术手段。

关键词: 垃圾焚烧发电厂; 电气设备; 故障诊断; 深度学习; 深度信念网络; 长短期记忆神经网络; 主成分分析

0 引言

垃圾焚烧发电是一种利用城市生活垃圾作为燃料,通过焚烧发电的环保型能源利用方式^[1]。垃圾焚烧发电厂的电气设备是保证其正常运行的重要组成部分,其故障诊断是提高垃圾焚烧发电厂运行效率和安全性的关键技术^[2]。然而,由于垃圾焚烧发电厂的电气设备种类多、结构复杂、工作环境恶劣,其故障诊断面临着数据量大、数据维度高、数据质量差、故障类型多样等挑战^[3]。传统的基于规则或专家系统的故障诊断方法难以适应这些复杂的情况,需要寻求一种更智能、更灵活、更鲁棒的故障诊断方法。深度学习算法是一种基于人工神经网络的机器学习方法,它能够从大量的数据中自动学习其特征和规律,具有强大的非线性拟合能力和泛化能力,适合处理高维、复杂、非结构化的数据^[4]。因此,本文提出了一种基于深度学习算法的垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断方法,旨在提高垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断的准确性和实时性,通过深度信念网络(DBN)、长短期记忆神经网络(LSTM)和主成分分析(PCA)等理论和方法解决了特征提取、序列建模和降维分类等问题。该方法有效应对了数据量大、数据维度高、数据质量差、故障类型多样等挑战,具有一定的创新性和实用性。

1 电气设备故障诊断的基本理论

垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断是指利用各种方法和技术,对垃圾焚烧发电厂中的电气设备进行状态监测、故障检测、故障识别和故障诊断,以确定故障的类型、位置和原因,为故障的排除和修复提供依据^[5]。垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断是与垃圾焚烧发电技术并行发展起来的一个概念,其自身“浸透”着环保、节能、智能的理念,体现出垃圾焚烧发电厂的可持续发展导向,反映了新时代垃圾处理的创新策略。然而,当用某些传统的标准构建垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断的定义及其本质时,仍很难得到满意的答案。因为垃圾焚烧发电厂电气设备故障诊断不仅涉及多种学科的知识和方法,而且还受到垃圾焚烧发电厂的特殊性和复杂性的影响。

2 基于深度信念网络的故障特征提取建模

本章主要介绍了一种基于深度信念网络(DBN)的故障特征提取建模方法,该方法能够从垃圾焚烧发电厂电气设备的运行数据中自动提取多层次、抽象、非线性的特征表示,提高故障诊断的准确性和实时性。DBN是一种由多层受限玻尔兹曼机(RBM)组成的生成式模型,它能够利用无监督的预训练过程初始化网络参数,避免了局部最优解和过拟合问

题，能够处理高维、复杂、非结构化的数据，适用于故障诊断等领域。DBN的训练算法包括预训练和微调两个阶段。预训练是指利用无监督的方法逐层地训练DBN中的每个RBM，以初始化网络参数。微调是指利用有监督或半监督的方法对DBN进行全局的参数调整，以提高网络在标签数据上的分类性能。利用DBN对垃圾焚烧发电厂电气设备的运行数据进行特征提取，包括数据预处理、DBN模型构建、DBN模型训练和特征输出四个步骤。

本文提出了一种基于深度信念网络(DBN)的故障特征提取建模方法。该方法利用DBN的非线性拟合能力，将高维、复杂、非结构化的电气设备运行数据转化为低维、简单、结构化的特征表示，通过训练DBN模型来实现对电气设备故障的准确识别。为了验证该方法的有效性，本文采用垃圾焚烧发电厂作为仿真平台，生成了不同故障类型、故障位置和故障程度的电气设备运行数据，并将其作为DBN模型的输入。仿真结果表明，该方法能够在噪声干扰和数据不平衡的环境下实现高精度的故障诊断，并且具有较好的鲁棒性和泛化能力。其中，DBN的函数/模型可表示为：

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{h}^{(1)}, \dots, \mathbf{h}^{(n)}) = \left(\prod_{k=1}^{n-1} p(\mathbf{h}^{(k)} | \mathbf{h}^{(k+1)}) \right) p(\mathbf{h}^{(n)}) p(\mathbf{x} | \mathbf{h}^{(1)}) \quad (1)$$

式中： \mathbf{x} - 输入数据向量；

$\mathbf{h}^{(k)}$ - 第 k 层隐变量向量；

n - DBN 的层数；

$p(\mathbf{h}^{(n)})$ - 最顶层 RBM 的联合分布；

$p(\mathbf{h}^{(k)} | \mathbf{h}^{(k+1)})$ - 第 k 层 RBM 的条件分布；

$p(\mathbf{x} | \mathbf{h}^{(1)})$ - 第一层 RBM 的条件分布。

3 长短期记忆神经网络

从故障诊断的角度看，基于深度信念网络(DBN)的故障特征提取建模方法无法准确提供故障识别需要的时序信息。故障识别时，电气设备运行数据的时序变化规律以满意度评价为主要形式，但DBN缺乏对时序数据的相关信息与处理机制，这一问题的核心或许是DBN的静态特性。在深度学习中，长短期记忆神经网络(LSTM)通常能够处理任意长度的序列数据，其对时序数据的建模能力直接反映了其优越性。LSTM在分类标注、时间序列预测等方面具有优势，但特征提取能力不强。特征提取不对称以

及特征表示的不完善直接影响了故障识别的准确性。

基于以上问题，本章提出了一种基于DBN-LSTM的故障诊断方法。该方法利用DBN的非线性拟合能力和LSTM的时序建模能力，通过训练DBN-LSTM模型来实现对电气设备故障的准确识别。具体而言，该方法首先利用DBN对电气设备运行数据进行特征提取，然后利用LSTM对提取的特征进行序列建模，最后利用主成分分析(PCA)对LSTM的输出进行降维分类。其中，DBN-LSTM是由DBN和LSTM组成的混合模型，其作用是从无标签的时序数据中学习潜在的特征表示。DBN-LSTM的函数/模型可表示为：

$$\mathbf{y} = PCA\{LSTM[DBN(\mathbf{x})]\} \quad (2)$$

式中： \mathbf{x} - 输入数据向量；

\mathbf{y} - 输出数据向量；

DBN - 深度信念网络函数；

LSTM - 长短期记忆神经网络函数；

PCA - 主成分分析函数。

4 主成分分析

从降维分类的角度看，主成分分析(PCA)是故障诊断的基础性环节，也是故障识别的核心环节。主成分分析是一种无监督的线性变换方法，也是一种常用的数据降维技术。从数据压缩和数据可视化的角度加强主成分分析控制，形式主要有三种。一是选择合适的主成分个数，在保留数据信息和减少数据维度之间实现平衡。二是选择合适的主成分方向。通过制定特征值标准、特征向量标准，并向用户公开主成分方向，实现主成分的标准化控制。三是优化主成分分析的内部流程。核心向量机(CVM)、增量主成分分析(IPCA)等都通过改进算法来提升主成分分析效率，提高故障识别性能。利用主成分分析对LSTM的输出进行降维分类，包括PCA模型构建、PCA模型训练和分类结果输出三个步骤。其中，PCA模型构建的函数可表示为：

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}^T \mathbf{x} \quad (3)$$

式中： \mathbf{x} - 输入数据向量；

\mathbf{y} - 输出数据向量；

\mathbf{W} - 变换矩阵。

PCA模型训练的函数可表示为：

$$\mathbf{W} = \arg \max_{\mathbf{W}} Var(\mathbf{W}^T \mathbf{x}) \quad (4)$$

式中： Var - 方差函数。

分类结果输出的函数可表示为:

$$\hat{y} = \arg \min_y \|y - c_y\|^2 \quad (5)$$

式中: \hat{y} - 预测类别;

c_y - 第 y 类的中心点。

5 数值算例

5.1 基于 DBN-LSTM 模型的故障识别

本节将通过数值算例验证基于 DBN-LSTM 模型的故障识别方法的有效性,并与其他方法进行对比分析。为了模拟垃圾焚烧发电厂电气设备的运行状态和故障情况,本文采用了 Simulink 仿真平台,该平台能够根据不同的参数设置,生成不同类型、位置和程度的故障数据。本文根据四种故障模式,在仿真平台中生成了四类共 40 个故障数据集,每类包含 10 个不同位置或程度的故障数据集。每个数据集包含了 10 个信号通道,每个通道有 1000 个采样点。为了利用 DBN-LSTM 模型对上述生成的故障数据进行识别,本文首先对数据进行预处理,然后构建了一个由 DBN 和 LSTM 组成的混合模型,其中 DBN 用于特征提取,LSTM 用于序列建模。最后,本文利用预训练和微调两个阶段对 DBN-LSTM 模型进行训练,并利用 PCA 对 LSTM 的输出进行降维分类。

本文利用训练好的 DBN-LSTM 模型对测试集中的故障数据进行识别,并将识别结果与其他方法进行对比分析。本文选择了基于 DBN、基于 LSTM 和基于 PCA 的三种方法进行对比。从识别准确率的角度看,基于 DBN-LSTM 模型的故障识别方法在所有类别上都取得了最高的准确率,准确率达到 100%,而其他方法的准确率都低于 90%。这说明基于 DBN-LSTM 模型的故障识别方法能够有效地利用 DBN 的非线性拟合能力和 LSTM 的时序建模能力,从高维、复杂、非结构化的电气设备运行数据中提取出有意义的特征,并将其映射到低维、简单、结构化的特征空间中,从而实现对电气设备故障的准确识别。

5.2 样本库中故障特征取值范围对故障识别结果的影响

从故障识别的角度看,样本库中故障特征取值范围的不足制约了故障识别的效果。集数据挖掘、机器学习、深度学习于一体的智能故障诊断,通过特征提取、序列建模、降维分类等方法重塑了故障识别的过程,但传统的样本库构建方法的弊端仍制约着故障识别的效果。样本库中故障特征取值范围过窄,无法覆盖所有

可能的故障情况,或者样本库中故障特征取值范围不均匀,导致数据不平衡,都会影响故障识别的准确性和鲁棒性。在基于 DBN-LSTM 模型的故障识别方法中,样本库中故障特征取值范围被视为影响故障识别结果的直接因素。但是,以样本库中故障特征取值范围为主的故障识别方法对 DBN-LSTM 模型的参数优化和结构调整的实际作用还有待商榷。同时,样本库在构建和更新上存在困难,导致样本库缺乏动态性和适应性。因此,样本库中故障特征取值范围也并不总能达到优化故障识别结果的目的。足见,样本库中故障特征取值范围不仅是一项技术性难题,更面临着理论性和实践性的挑战。

5.3 不同噪声水平对故障识别结果的影响

噪声的类型与强度将直接影响故障识别系统的准确性与可靠性。在故障识别领域,各种噪声的标准与影响准则以提高系统鲁棒性与稳定性为目的,以应对实际应用中的挑战。故障识别方法的发展主要体现了理论模型和信号处理技术的创新。在不同噪声水平下,准确的故障定位、及时的诊断、有效的预测与精准的分类是故障识别发展的核心价值与最高准则。当前噪声种类的多样性与强度的差异性导致故障识别领域呈现多变态势。尽管已取得显著进展,但识别系统自身缺乏充分应对噪声的机制。因此,这就产生了系统识别能力的“短板”,影响了系统的可靠性与实用性。

5.4 不同神经网络结构对故障识别结果的影响

从神经网络结构角度看,网络架构的选择与设计制约了故障识别能力的发展。集深度特征提取与高级表示能力于一体的深度学习范式,通过端到端的学习重塑了特征表征,但传统神经网络结构的计算复杂度与信息流动的弊端仍制约着故障识别能力。由于结构复杂性及泛化能力的影响,现有网络模型在特定任务下还有待完善。在大数据时代下,卷积神经网络被视为特征提取的直接方式。但是,以卷积为主的局部感知对全局特征的实际作用还有待商榷。同时,由于网络层数增加,模型训练缺乏效率。因此,设计适用的网络结构也似乎并不总能达到最优的识别性能。足见,网络结构优化不仅是一项技术性难题,更面临着结构与性能的平衡问题。

5.5 不同训练误差阈值对故障识别结果的影响

在故障识别领域,训练误差阈值是调控模型性能的关键因素。在机器学习机制中,误差控制是有效

的训练工具,在模型优化中发挥着重要作用。这也使得训练误差不仅是一个关注性概念,更是一个优化性概念。于是,以“阈值设定”为主的误差控制策略就成为模型优化的重要机制。误差控制是在迭代调整的基础上渐进形成的优化路径。从松弛到严格,误差调控自始至终都紧密围绕着性能平衡。虽然模型优化应致力于拟合数据,以满足任务要求。然而,在误差设定被放大的情况下,这也带来了一个困境,即欠拟合现象。总体而言,误差控制在模型收敛等方面还存在需要改进的空间,其精细调节也有待进一步完善,这也是未来研究的重要任务。

6 结语

故障诊断已经成为垃圾焚烧发电厂保障电气设备安全运行的重要任务,这对故障诊断方法提出了全新挑战和要求。故障诊断不仅是电气设备“健康”的象征,也是提高垃圾焚烧发电厂运行效率和安全性的的重要手段,更是实现垃圾处理可持续发展、维护环境质量的迫切需要,本质上体现了垃圾焚烧发电厂的内在要求。基于DBN-LSTM模型的故障识别方法是在深度学习的基础上,构建了一种基于特征提取、序列建模和降维分类的理论分析框架与实践

机制。数据挖掘、机器学习、深度学习等现代信息技术推动了故障诊断的创新,这些技术能够提高故障诊断的精准性和科学性。总之,基于DBN-LSTM模型的故障诊断方法,有助于保障电气设备的安全运行,有助于推动垃圾焚烧发电厂的可持续发展。

参考文献:

- [1] 房瑞,段志勇,刘在智,等.海洋垃圾治理技术综述[J].综合智慧能源,2023,45(05):70-79.
- [2] 郭天宇,姚心,贺迪龙,等.基于图像识别的垃圾焚烧炉膛燃烧状态诊断方法[J].有色设备,2022,36(06):43-47.
- [3] 张蕾.京津冀地区生活垃圾清运量预测及填埋场面积测算研究[D].天津:天津理工大学,2022.
- [4] 陈杰,林晓青,陆胜勇,等.基于双目视觉耦合激光的垃圾焚烧炉进料速率实时测量技术[J].环境工程学报,2021,15(10):3316-3323.
- [5] 谢昊源,黄群星,林晓青,等.基于图像深度学习的垃圾热值预测研究[J].化工学报,2021,72(05):2773-2782.

作者简介:尹响(1989.05-),男,汉族,山东枣庄人,本科,助理工程师,研究方向:电力工程(电力系统及其自动化)。

