

基于改进决策树的直流充电桩充电模块故障诊断方法

郑经豪 刘洪儒 郑 焯 叶建锚 陈 伟

(国网浙江省电力有限公司平阳县供电公司)

摘要: 为提高直流充电桩充电模块故障诊断的准确性和效率,利用改进决策树,开展直流充电桩充电模块故障诊断方法研究。首先,采用多种传感器,采集直流充电桩充电模块故障数据。其次,提取充电模块故障的时域和频域特征,全面描述故障信号的特性。在此基础上,构建改进决策树,对直流充电桩充电模块故障状态进行全方位地诊断,评估充电模块的健康等级。通过实验证明了该方法的诊断效果,能够准确地识别出充电模块的故障状态,降低谐波含量,确保充电桩及其充电模块在安全的运行状态下稳定运行。

关键词: 改进决策树; 直流充电桩; 故障; 充电模块; 诊断

0 引言

随着电动汽车的快速发展和普及,作为其配套设施的直流充电桩也在快速增长。直流充电桩的充电模块作为其核心组成部分,其稳定性和可靠性直接关系到电动汽车的充电效率和用户体验。然而,在实际使用过程中,充电模块常常因各种原因出现故障,这不仅影响充电桩的正常运行,还可能对电动汽车的安全造成威胁。因此,研究直流充电桩充电模块的故障诊断方法,对于保障充电桩的安全稳定运行、提高故障处理的效率具有重要意义。然而,传统的充电模块故障诊断方法在实际应用中仍然存在缺陷。其中,文献[1]提出的方法通过构建神经网络,预设一系列故障规则和判断条件,对比实际运行参数和预设规则,判断充电模块是否存在故障,该方法对于复杂或未知的故障情况,其诊断准确性和效率往往难以保证。文献[2]提出的方法通过小波包分析原理,根据波形特征来判断充电模块的工作状态和

故障情况,对于某些隐蔽性故障或早期故障,信号的变化可能不明显,导致诊断结果不准确。

改进决策树是一种树形结构的分类和回归方法,它通过递归地将数据集划分为若干个子集,并在每个子集上构建决策节点和叶子节点,从而实现数据的分类或回归预测^[3]。在直流充电桩充电模块故障诊断领域,改进决策树能够处理复杂的数据关系和多变量条件,有效地提高了故障诊断的准确性和效率。基于此,本文利用改进决策树,开展了直流充电桩充电模块故障诊断方法研究。

1 直流充电桩充电模块故障诊断方法设计

1.1 直流充电桩充电模块故障数据采集

准备直流充电桩充电模块故障数据采集的设备,包括电流传感器、电压传感器、温度传感器、通信设备。其中电流传感器用于实时监测充电桩的电流数

据；电压传感器用于实时监测充电桩的电压数据；温度传感器用于监测充电模块的温度，以预防过热导致的故障；通信设备用于将采集到的数据传输到服务器^[4]。根据充电桩的故障表现（如无法启动、充电电流小、黑屏等），初步确定可能的故障类型。将充电桩与传感器等设备连接好，确保所有设备的电源供应正常。启动传感器，开始采集并记录充电桩在运行过程中的各项参数，如电流、电压、温度、功率等。考虑到直流充电桩充电模块的工作特性和数据的重要性，本文采用每秒采集一次数据的采集频率，确保数据的实时性。

通过测试仪器实时监测充电桩的运行状态。注意观察充电桩的指示灯、显示屏等，以捕捉可能的故障信号。当充电桩出现故障时，立即停止数据采集^[5]。记录故障发生的时间、故障类型、故障表现等信息。保存故障发生前后的数据，以便后续分析。将采集到的数据传输到计算机中，提取关键数据，如故障发生前后的电流、电压变化等。

通过以上故障数据采集流程，可以准确、高效地获取直流充电桩充电模块的故障数据，为后续的故障诊断和维修提供有力的支持。

1.2 充电模块故障特征量提取

在直流充电桩充电模块的故障诊断中，准确提取故障特征量是至关重要的。通过故障特征量的提取，可以更加精确地定位故障类型，为提高故障诊断的准确性和效率提供有力支持^[6]。首先，提取直流充电桩充电模块故障的时域特征，获取故障信号在时间上的变化特性，分别如下：

均值特征反映了直流充电桩充电模块故障信号的中心趋势，特征量提取公式为：

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

式中， x_i 为直流充电桩充电模块的第*i*个采样点；

N 为采样点的总数。

标准差特征反映了直流充电桩充电模块故障信号值的离散程度。特征量提取公式为：

$$\text{Std} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - M)^2} \quad (2)$$

峰峰值特征反映了直流充电桩充电模块故障信号的动态范围。特征量提取公式为：

$$P = \max(x_i) - \min(x_i) \quad (3)$$

式中， $\max(x_i)$ 、 $\min(x_i)$ 分别为故障信号中的最大值和最小值。峰峰值越大，表示直流充电桩充电模块故障信号的动态范围越宽；峰峰值越小，表示故障信号的动态范围越窄^[7]。

其次，利用傅里叶变换，提取直流充电桩充电模块故障信号的频域特征，获取故障信号在频率域的特性。公式如下所示：

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-2\pi i f t} dt \quad (4)$$

式中， $x(t)$ 为时域信号； $X(f)$ 为频谱响应； $e^{-2\pi i f t}$ 为傅里叶变换的核函数； f 为频率变量； t 为时间变量。从傅里叶变换的结果中，可以得到信号的频谱响应，进而提取出各频段的能量、频率分布等特征^[8]。

综上，特征提取是直流充电桩充电模块故障诊断中的关键步骤。通过提取时域和频域的特征，可以全面描述故障信号的特性，为后续的故障诊断提供有力支持。

1.3 基于改进决策树的充电模块故障状态诊断

充电模块故障特征量提取完毕后，在此基础上，构建改进决策树，对直流充电桩充电模块故障状态进行全方位地诊断。在直流充电桩的充电模块故障状态诊断中，考虑到实际运行环境中数据的复杂性和多样性，更倾向于选择能够灵活处理连续特征和缺失值的决策树算法^[9]。基于这一需求，本文特别选择了C4.5决策树算法，它不仅能够有效处理这些复杂情况，还通过引入信息增益率作为分裂准则，提高模型的分

类性能。信息增益公式如下所示：

$$G(A) = E(D) - \sum_{v=1}^V \frac{|D_v|}{|D|} E(D_v) \quad (5)$$

式中， $E(D)$ 为数据集 D 的信息熵； D_v 为根据属性 A 的第 v 个值划分得到的子集。通过该公式能够更准确地指导树节点的分裂。根据选定的分裂准则和特征，构建决策树模型。在 C4.5 决策树算法中，从根节点开始，算法会递归地将原始数据集划分为更小的子集，每个子集都代表了一种可能的故障状态或特征组合。这个划分过程会持续进行，直到满足特定的停止条件，如子集中的样本都属于同一类别或子集中的样本数量低于预设阈值。为了防止过拟合，算法会采用剪枝策略来简化决策树，去除一些可能导致模型过度复杂的分支。此外，为了进一步提高模型的稳定性和准确性，还可以采用集成学习的方法，集成多个决策树来进行故障状态的诊断。

当决策树模型被训练并验证其准确性后，可以将其部署到实际的直流充电桩故障诊断系统中。部署过程涉及将模型集成到现有的故障诊断框架中，使其能够接收来自充电桩的实时数据输入^[10]。这些实时数据包括充电桩的电流、电压、温度等关键参数，它们作为特征输入到决策树模型中。一旦接收到实时数据，故障诊断系统就会调用决策树模型，根据表 1 中列出的故障状态及对应特征，对充电桩的当前状态进行诊断。

表 1 直流充电桩充电模块故障状态及特征

序号	故障状态	特征
1	无法启动充电	充电桩无法与车辆进行通信，无法开始充电流程。
2	充电电流小	充电过程中电流远小于预期，充电速度极慢。
3	充电桩黑屏、碎屏、跳枪	充电桩显示屏无法正常显示，或是显示屏损坏，或是充电过程中充电枪突然断开。
4	充电中途停止	充电过程中突然停止，无法继续充电。

通过比较实时数据与模型中的决策规则，系统能够快速准确地判断充电桩是否存在故障，以及具体的故障类型。在此基础上，评估充电模块的健康等级，如表 2 所示。

表 2 充电模块健康等级

序号	等级	说明
1	健康	充电桩工作正常，无故障特征出现，能够正常进行充电操作。
2	亚健康	充电桩出现轻微异常，如偶尔的通信不畅、充电速度略慢等，但不影响正常使用。
3	故障	充电桩出现明显的故障特征，如无法启动充电、充电电流异常小、黑屏、跳枪等，需要进行维修或更换部件。
4	严重故障	充电桩出现严重故障，如频繁断电、无法充电、充电桩损坏等，需要立即停止使用并进行维修或更换。

通过以上流程，可以利用改进决策树来诊断直流充电桩充电模块的故障状态，并得出充电模块的健康等级评估结果，为相关维护人员提供准确的诊断结果和建议。

2 实验分析

2.1 实验准备

本次实验所研究的样本对象是某知名品牌的直流充电桩的充电模块。这些充电模块是电动汽车充电桩的核心组成部分，负责将电网的交流电转换为直流电，为电动汽车提供安全、高效的充电服务。为了验证基于改进决策树的故障诊断方法的有效性，选取多种故障情况下的充电模块运行数据作为实验样本。实验样本数量与分布如表 3 所示。

表 3 实验样本数量与分布

序号	项目	概况
1	总样本数量	1500 个
2	正常运行样本	1200 个
3	故障样本	300 个
4	过热故障样本	80 个
5	过流故障样本	70 个
6	欠压故障样本	60 个
7	过压故障样本	50 个
8	通讯故障样本	40 个

每个样本包含 12 个特征，这些特征能够全面反映充电模块的运行状态和潜在故障。

2.2 故障诊断结果分析

应用上文所提方法，对 10 个直流充电桩中充电模块的故障状态进行随机诊断。通过实时数据的输入，并结合决策树模型的预测，得到这 10 个充电桩充电模块的故障状态诊断结果，如表 4 所示。

表 4 充电模块故障诊断统计结果

序号	充电模块所在充电桩标号	故障状态诊断结果	是否正确诊断
1	3	部件的温度异常升高	是
2	4	电路中电流超过额定值	是
3	8	电压值低于设备正常工作所需的最低电压值	是
4	2	变频器出现过压报警	是
5	5	通信中断	是
6	9	状态信息无法读取	是
7	6	直流母线电压超过限值	是
8	1	数据传输异常	是
9	10	电源线路故障	是
10	7	电路短路	是

通过表 4 中的数据，可以清晰地看到，上文所提出的方法在诊断直流充电桩充电模块的故障状态方面展现出显著的效果，所有诊断结果均准确无误，实际应用性较高，能够精准地识别充电模块的故障状态，从而为确保充电桩的稳定、可靠运行提供了强有力的支持。

在此基础上，为进一步验证上文提出方法的应用效果，采用对比分析的实验方法，将本文提出的基于改进决策树的故障诊断方法设置为实验组，将文献 [1]、[2] 提出的常规诊断方法设置为对照组 1 与对照组 2。设置基准频率为 60Hz，应用三种方法诊断充电模块的故障状态，采集网侧三相电流。统计充电模块故障状态诊断后，网侧电流的总谐波失真，并作出对比，结果如图 1 所示。

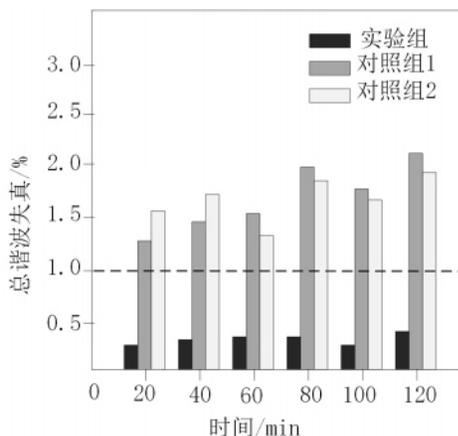


图 1 网侧电流总谐波失真

从图 1 中对比数据的呈现来看，本文所提出的故障诊断方法在实际应用中取得了显著成效。在应用该方法后，网侧电流的总谐波失真被成功控制在 1% 以下，这一数值远低于直流充电桩对于谐波含量需低于 5% 的严格标准。这一结果充分证明本文方法的有效性，在解决充电桩接入配电网时网侧电流谐波含量过高的问题方面，展现出了卓越的性能。通过采用本文的方法对充电模块的故障状态进行诊断，能够有效降低谐波含量，确保充电桩及其充电模块在安全的运行状态下稳定运行，从而提高整个系统的可靠性和安全性。

3 结束语

综上，在直流充电桩充电模块的故障诊断领域，本文提出的基于改进决策树的方法无疑为这一挑战提供了新的解决方案。通过不断的研究，将先进的决策树算法与充电桩的故障诊断相结合，不仅提高了诊断的准确性和效率，还降低了误报和漏报的风险。在未来，随着电动汽车的普及和充电设施的不断完善，对于故障诊断技术的要求也将越来越高。将继续深化研究，不断优化算法，提高诊断的精度和速度，为充电桩的安全运行提供更加坚实的支撑。

参考文献

- [1] 茆敏, 窦真兰, 陈良亮, 等. 基于 BOA-SSA-BP 神经网络的充电桩故障诊断方法 [J]. 吉林大学学报 (信息科学版), 2024, 42 (2): 269-276.
- [2] 马国瀚, 王静峰, 张天毅, 等. 基于小波包分析的直流充电桩故障诊断模型 [J]. 环境技术, 2023, 41 (6): 122-127, 141.
- [3] 李芝娟, 吴丹, 雷珽, 等. 基于软分类的直流充电桩故障预警方法 [J]. 电气传动, 2023, 53 (7): 78-84.
- [4] 金渊, 张倩, 李香龙, 等. 基于改进 BP 神经网络的充电模块故障状态识别 [J]. 电力电子技术, 2023, 57 (4): 76-79, 83.
- [5] 姚望, 张英, 王明伟, 等. 基于 WPT 和 SSA-BP 的直流充电桩充电模块故障诊断 [J]. 南方电网技术, 2023, 17 (9): 85-93.
- [6] 陈涵, 郑蔚蔚, 叶必超. 基于故障树的电动汽车充电桩故障分析系统设计 [J]. 电子设计工程, 2023, 31 (4): 100-104.
- [7] 黄焘, 彭科, 程旭, 等. 车联网环境下充电桩健康状态综合评估与短期预测方法研究 [J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20 (7): 109-116.
- [8] 刘梓强, 金涛, 刘宇龙, 等. 基于张量重构融合诊断的电动汽车直流充电桩开路故障诊断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2023, 43 (5): 1831-1843.
- [9] 许笑, 高翔, 李光熹, 等. 基于数据挖掘的电动汽车充电设施充电安全故障特性分析 [J]. 电器与能效管理技术, 2022 (3): 15-22.
- [10] 赵翔, 陈良亮, 李明贞, 等. 一种基于深度神经网络的直流充电桩故障诊断方法 [J]. 电测与仪表, 2021, 58 (6): 148-152.

(收稿日期: 2024-06-07)