

基于小波包-BP神经网络的分布式光伏台区暂态波形异常特征提取

刘单华¹, 周永刚², 高寅¹, 卢丽鹏³

(1. 国网安徽省电力有限公司营销服务中心, 安徽 合肥 230000; 2. 国网安徽省电力有限公司, 安徽 合肥 230022;
3. 国网安徽省电力有限公司芜湖供电公司, 安徽 芜湖 241000)

摘要:为支持分布式光伏台区暂态检测,融合小波包和BP神经网络,优化设计分布式光伏台区暂态波形异常特征提取方法。考虑分布式光伏台区的工作原理与组成结构,采集分布式光伏台区暂态波形。利用小波包分解、过滤并重构暂态波形,从时域和频域两方面提取暂态波形的特征分量,在BP神经网络支持下判定特征分量异常状态,融合所有处于异常状态的特征分量,得出分布式光伏台区暂态波形异常特征提取结果。实验结果显示:与传统方法相比,优化设计方法的异常特征提取偏差和提取特征缺失量均得到下降,能够提升台区异常状态的检测精度。

关键词:小波包;BP神经网络;分布式光伏台区;暂态波形检测;异常特征提取

中图分类号: TP183;TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0017-06

Extracting abnormal characteristics of transient waveforms in distributed photovoltaic stations based on wavelet packet BP neural network

LIU Danhua¹, ZHOU Yonggang², GAO Yin¹, LU Lipeng³

(1. Marketing Service Centre of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230000, China;
2. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230022, China;
3. State Grid Wuhu Electric Power Supply Company, Wuhu 241000, China)

Abstract: To support transient detection in distributed photovoltaic substations, a method for extracting abnormal features of transient waveforms in distributed photovoltaic substations is optimized by integrating wavelet packets and BP neural networks. It considers the working principle and composition structure of the distributed photovoltaic substation, and collects transient waveforms of the distributed photovoltaic substation. Using wavelet packet decomposition, filtering, and reconstruction of transient waveforms, feature components of transient waveforms are extracted from both time and frequency domains. With the support of BP neural network, abnormal states of feature components are determined, and all abnormal feature components are fused to obtain the abnormal feature extraction results of transient waveforms in distributed photovoltaic substations. The experimental results show that compared with traditional methods, the optimized design method reduces the deviation and missing amount of abnormal feature extraction, which can improve the detection accuracy of abnormal states in the station area.

Keywords: wavelet packet; BP neural network; distributed photovoltaic station area; transient detection of transient waveform; abnormal feature extraction

0 引言

分布式光伏台区是在用户场地附近建设的光伏发电设施,不仅具有灵活性,还可以根据场地资源进行最大限度的利用,提高了能源利用效率^[1-2]。在分布式光伏系统运行过程中,由于光照变化、负载波动、设备投切等因素引起的电压、电流等电气量的瞬态变化波形,暂态波形包含了丰富的系统动态信息,对于评估光伏台区运行状态、诊断潜在故障以及优化系统运行具有重要意义。为了从复杂的暂态波形数据中精准地识别出异常特征,需要采取有效的方法进行特征提取。

波形异常特征提取指的是从复杂多变的波形信号中,

精准地识别并提取出与异常状态相关的特征信息。现阶段发展较为成熟的特征提取方法中,文献[3]提出的复杂动态负荷电流幅度域典型游程波形模态特征提取方法建立离散数学模型,提取典型游程波形模态,得出复杂动态负荷电流特征的提取结果。上述特征提取方法主要针对的是电网环境中的电流信号进行特征提取,而分布式光伏台区暂态异常体现在电流、电压、功率等多个方面,因此将该方法应用到分布式光伏台区暂态波形异常特征提取工作中会出现部分特征缺失的情况。文献[4]基于实测数据研究频率与交流电网结构的分群现象,通过皮尔逊相关系数和卷积神经网络提取“频率指纹”,但实测数据误差可能影响提取效果。文献[5]利用电压行波波相似系数进行特征提取,但该方法局限于电压,无法满足完整性要求。文献[6]采用电流波形与阶跃响应褶积方法,精确

* 基金项目: 国家电网科技项目(5700-202318625A-3-2-ZN)

收稿日期: 2024-05-27

计算全波形瞬变电磁响应,结合视电阻率分析,但该方法仅针对电阻率特征,不适用于台区暂态异常检测。综上所述,传统特征提取方法均存在明显的特征提取完整性不佳的问题,为此引入小波包-BP神经网络算法。

小波包是一种现代时频分析方法,具有强大的时频局部化分解能力,能够对各类非平稳随机信号进行精细处理。另外,BP神经网络是一种基于误差反向传播算法的多层前馈神经网络,通过调整神经元之间的连接权值,实现对输入数据的学习和预测。利用小波包-BP神经网络算法对分布式光伏台区暂态波形异常特征提取方法进行优化设计,能够保证特征提取准确性的同时,提升提取特征的完整度。

1 分布式光伏台区暂态波形异常特征提取方法设计

分布式光伏台区暂态波形异常特征提取方法的基本运行原理为:在分布式光伏台区内采集暂态数据,并将其以波形形式进行输出,从时域和频域两个方面对波形的波动特征进行提取,并通过提取波动特征与正常运行状态下的标准特征进行比对,判断提取特征是否为异常特征,并通过异常特征分量的融合,得出异常特征的提取结果。而此次优化设计的特征提取方法,在传统提取方法的基础上引入小波包-BP神经网络算法,利用小波包实现波形的分解与变换处理,保证初始波形的采集质量,同时利用BP神经网络实现提取暂态特征的分类,保证提取特征均为异常特征,进而保证异常特征的提取效果。

1.1 采集分布式光伏台区暂态波形

分布式光伏台区的工作原理以光伏效应为技术支持,通过光伏组件将太阳能直接转换为电能,转换得到的直流电随后通过电缆传输至逆变器,逆变器将直流电转换为交流电,交流电能够直接应用到实际用电任务当中。利用光伏电池板作为核心组件,辅以DC/AC整流逆变装置和蓄电池储能系统,可以驱动直流和交流负载^[3]。在暂态过程中,光伏台区各组件的电压、电流等参数会发生快速变化,因此需要在分布式光伏台区环境中安装专门的采集设备,在硬件设备支持下实时获取台区暂态运行数据。分布式光伏台区暂态数据包括电压暂态数据、电流暂态数据以及功率暂态数据,分布式光伏台区中任意位置的暂态数据采集结果公式为

$$\begin{cases} I_i(t) = \kappa_I \cdot \kappa_{\text{loss}} \cdot I_{i-s}(t) \\ U_i(t) = \kappa_U \cdot \kappa_{\text{loss}} \cdot U_{i-s}(t) \\ P_i(t) = \kappa_P \cdot \kappa_{\text{loss}} \cdot P_{i-s}(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中, κ_I 、 κ_U 和 κ_P 分别表示的是电流、电压和功率暂态数据的采集系数,该系数的具体取值由硬件设备的工作参数决定, κ_{loss} 为分布式光伏台区运行过程中产生的损耗值, $I_{i-s}(t)$ 、 $U_{i-s}(t)$ 和 $P_{i-s}(t)$ 对应的是分布式光伏台区中第*i*

个节点位置上*t*时刻的实际电流、电压和功率值。按照上述方式可以得出分布式光伏台区中任意位置在任意时刻的暂态数据采集结果^[4]。根据采集数据与时间之间的关系,绘制分布式光伏台区暂态波形,完成暂态波形的绘制工作。

1.2 利用小波包处理分布式光伏台区暂态波形

为了保证分布式光伏台区暂态波形的初始采集质量,利用小波包技术对初始采集的暂态波形进行分解、过滤与重构处理。图1是小波包技术原理。

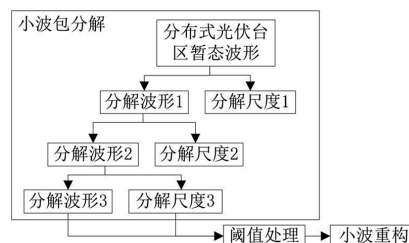


图1 小波包技术原理图

小波包处理核心思想是将信号分解成具有不同频率和时间分辨率的小波基函数。这个过程是逐层进行的,首先将信号分解成低频子信号和高频子信号,然后对高频子信号进行进一步分解,直到达到所需的频率精度为止^[5]。以初始采集的暂态波形信号为处理对象,对其进行分解处理,分解处理过程公式为

$$x_{\text{decompose}} = \sum_{n=1}^N \phi_c(x_n^{j+1}) \cdot \phi_{\text{ort}}(x_n^{j+1}), x \in I(t) \cup U(t) \cup P(t) \quad (2)$$

式中, $\phi_c(\cdot)$ 和 $\phi_{\text{ort}}(\cdot)$ 分别为小波包分解的尺度系数和二进正交尺度系数, n 为小波包子空间序号, j 表示的是分解层数,其中系数 $\phi_{\text{ort}}(\cdot)$ 的公式为

$$\varphi_{\text{ort}}(x) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (3)$$

式中, $\psi(\cdot)$ 为小波函数。在此基础上,对小波包分解波形进行滤波处理,处理结果公式为

$$x_{\text{filtering}} = L_{\text{low}}(x_{\text{decompose}}) \cdot L_{\text{high}}(x_{\text{decompose}}) \quad (4)$$

其中, $L_{\text{low}}(\cdot)$ 和 $L_{\text{high}}(\cdot)$ 分别为低通、高通滤波器的工作函数。最终将分解并滤波处理完成的暂态波形进行重构,重构输出结果公式为

$$x_{\text{rec}} = \sum_{i=1}^N x_{\text{filtering}}(t) \quad (5)$$

在实际的分布式光伏台区暂态波形处理过程中,通过式(2)、式(4)和式(5)的联立,即可得出满足质量要求的暂态波形数据。

1.3 提取分布式光伏台区暂态波形特征分量

以采集并处理完成的分布式光伏台区暂态波形数据为处理对象,从时域和频域两个方面提取暂态波形的特征分量,其中时域特征分量包括幅值、流向、波动规律等,而频域特征包括能量谱、频谱宽度等^[6]。暂态波形幅值指的是暂态过程中信号的最大或最小值,它反映了信号强度的变化,描述电压、电流的瞬时变化,以暂态电流波形为例,

其幅值特征分量的提取结果为

$$\tau_A(I) = \sqrt{I_{\text{eff}}^2 - x_{\text{rec}}^2(I)} \quad (6)$$

式中, I_{eff} 为分布式光伏台区暂态电流波形数据的有效值。流向则是指暂态过程中信号或能量的传输方向,而波动规律描述了暂态波形随时间变化的特性,暂态电流波形波动规律特征分量的提取结果为

$$\tau_B(I) = \frac{\sum I(t) - I(t-1)}{\Delta t} \quad (7)$$

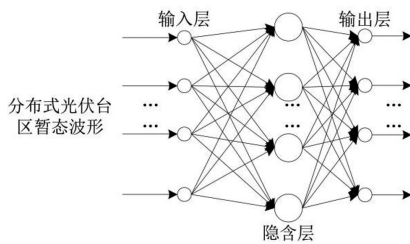
其中, $I(t)$ 和 $I(t-1)$ 分别为 t 和 $t-1$ 时刻的电流暂态波形数据, Δt 为分布式光伏台区的运行时间^[7]。另外,频域特征中能量谱特征的提取过程量化公式为

$$\tau_E = \int (x_{\text{rec}}(t))^2 dt \quad (8)$$

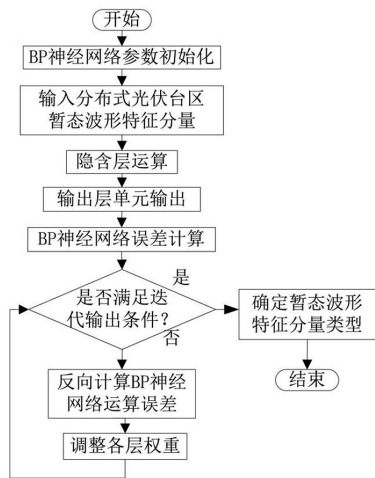
将任意时刻分布式光伏台区暂态波形数据的采集与小波包处理结果输入到上述公式中,即可得出暂态波形时域和频域所有特征分量的提取结果。

1.4 采用 BP 神经网络判定特征分量异常状态

利用 BP 神经网络算法,采用特征分类的方式确定提取分布式光伏台区暂态波形特征是否处于异常状态,并将判定为异常状态的特征作为优化设计方法的提取目标。BP 神经网络算法的工作原理和训练过程如图 2 所示。



(a) 工作原理



(b) 训练过程

图 2 BP 神经网络算法工作原理和训练过程图

从图 2(a) 可以看出,构建的 BP 神经网络由输入、隐含和输出 3 个部分组成,设定 BP 神经网络中输入层中包含的神经元个数为

$$n_{\text{in}} = 2^{n_{\text{feature}}} \quad (9)$$

其中, n_{feature} 表示的是初始提取分布式光伏台区暂态波形特征分量的数量。另外,隐含层神经元数量的设置情况为

$$n_{\text{implicit}} = \sqrt{n_{\text{in}} + n_{\text{out}}} + \beta \quad (10)$$

式中, n_{in} 和 n_{out} 分别为神经网络中输入层和输出层的中包含的神经元数量, β 表示的随机数^[8]。根据特征状态类型数目确定 BP 神经网络输出层神经元数量,由于分布式光伏台区暂态波形特征状态主要分为异常状态和正常状态两种,因此 n_{out} 取值为 2。以构建的 BP 神经网络为运行环境,按照图 3(b) 表示流程执行算法训练,神经网络三个组成层中任意神经元的实际结果为

$$\begin{cases} O_{\text{in}} = \omega_{\text{in}} \cdot \tau_i \\ O_{\text{implicit}} = y_h(\omega_{\text{implicit}} O_{\text{in}} + b_{\text{implicit}}), i = A, B, E \\ O_{\text{out}} = y_h(O_{\text{implicit}}) \end{cases} \quad (11)$$

其中, ω_{in} 和 ω_{implicit} 分别为输入层和隐含层的权重系数, τ_i 为输入数据,即初始提取的分布式光伏台区暂态波形特征, b_{implicit} 为隐含层的偏置值, $y_h(\cdot)$ 为激活函数。上述过程为 BP 神经网络的正向训练过程,为保证特征状态的判定精度,采用反向传播的方式,通过梯度算法逐渐缩小判定误差,当满足训练条件时,得出 BP 神经网络的输出结果^[9]。若最终输出 O_{out} 取值高于 1,证明对应分布式光伏台区暂态波形特征为异常特征,否则认为该特征为正常状态,重复上述操作,完成对初始提取所有特征分量异常状态的判定^[10]。

1.5 实现分布式光伏台区暂态波形异常特征提取

针对判定为异常的分布式光伏台区暂态波形特征分量,采用加权融合的方式进行融合,得出异常特征的最终提取结果^[11-12]。针对每个异常特征分量,综合考虑异常特征分量的显著性和可靠性,确定暂态波形异常特征的融合权重,由此得出分布式光伏台区暂态波形异常特征的提取结果为

$$\tau = \sum_{i=1}^{n_{\text{abnormal}}} \tau_{\text{abnormal}}(i) \times \bar{\omega}(i) \quad (12)$$

其中, $\tau_{\text{abnormal}}(i)$ 和 $\bar{\omega}(i)$ 分别为判定为异常的第 i 个特征分量及其权重, n_{abnormal} 为判定为异常特征分量的提取数量^[13]。由于分布式光伏台区处于实时运行状态,因此产生的暂态波形数据会发生相应变化,因此需要对波形数据、特征分量提取等步骤的重复操作,实现分布式光伏台区暂态波形异常特征提取结果的更新^[14]。

2 性能测试实验分析

优化设计基于小波包-BP 神经网络的分布式光伏台区暂态波形异常特征提取方法的运行目的是精准、完整的提取,并为分布式光伏台区的暂态异常提供支持,因此以测试优化设计方法的特征提取性能和应用性能为目的,进行性能测试,根据分布式光伏台区的实际运行情况,确定暂态波形异常特征的预期提取结果,将优化设计方法的实

际输出结果与预期提取结果进行比对,得出反映特征提取性能的测试结果,在此基础上,将提取的异常特征应用到光伏台区的暂态异常检测工作中,得出特征提取方法应用性能的测试结果。

2.1 选择分布式光伏台区研究对象

此次实验选择某光伏台区作为研究对象,该台区的拓扑组成结构如图3所示。

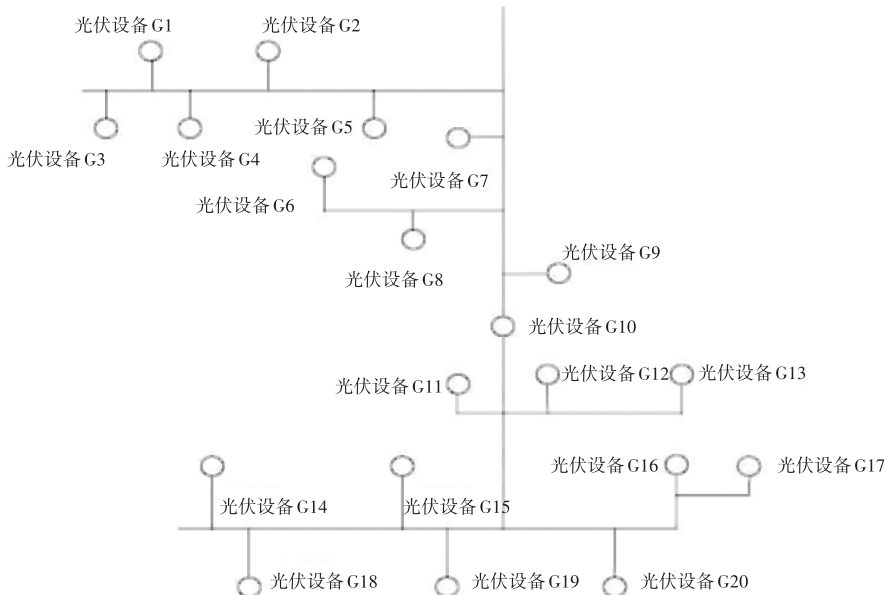


图3 分布式光伏台区拓扑结构

2.2 生成分布式光伏台区暂态波形数据样本

在分布式光伏台区环境下,对各个光伏发电元件、逆变器等设备的工作参数进行设置,将其调整至异常状态,并执行光伏发电任务,通过发电、转换、储电等步骤,得出分布式光伏台区暂态波形数据样本的生成结果。图4展示的是任意时段分布式光伏台区在异常状态下暂态波形数据样本的生成结果。

按照上述方式可以得出分布式光伏台区在实验过程中产生的所有暂态波形数据样本。实验中设定的分布式光伏台区异常状态具体包括:电流异常、电压异常、功率异常等类型,并根据分布式光伏台区工作参数的设定情况,确定波形异常特征的预期提取值和异常状态标准。

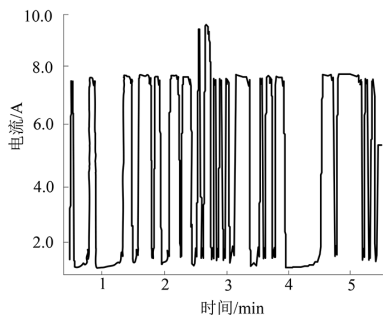


图4 分布式光伏台区暂态波形数据样本

2.3 设定小波包-BP神经网络算法运行参数

优化设计的分布式光伏台区暂态波形异常特征提取

图3表示分布式光伏台区内包含20个光伏发电元件,其开放容量为55 MW,分布式光伏台区中的安装发电元件的额定电压和额定电流分别为220 kV和5 A,组件功率标准严格按照TUV IEC61215-1:2021相关要求。台区内安装的逆变器型号为SUN2000-5KTL-L0,光电转换效率为2.2%。

方法以小波包-BP神经网络算法作为技术支持,因此需要结合分布式光伏台区运行状态以及暂态波形异常特征的提取要求确定算法的运行参数。小波包中使用的小波基为Haar小波,小波包的分解层数为15。另外BP神经网络参数的设置情况如图5所示。

将除节点数外的其他参数设为固定值,如学习速率设为0.1,训练精度目标定为0.0001,训练次数确定为1000次。在隐层中,选用logsig作为激活函数,而在输出层则选择purelin作为激活函数。

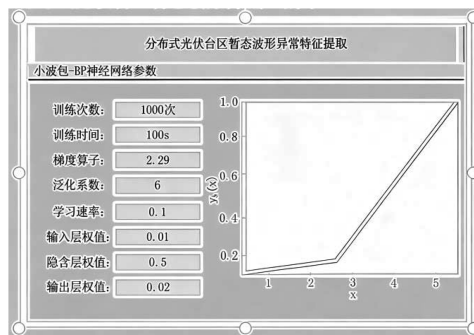


图5 BP神经网络工作参数设置界面

2.4 描述性能测试实验过程

为同时支持小波包-BP神经网络和分布式光伏台区暂态波形异常特征提取程序的同步运行要求,选择Python作为开发工具,不仅提供强大的编程环境,还集成丰富的数据处

理、机器学习和可视化库,保证能够高效地实现小波包-BP神经网络算法。利用开发工具实现优化设计提取方法的开发,并将分布式光伏台区及样本数据代入到特征提取程序中,得出相应的异常特征提取结果,如图6所示。

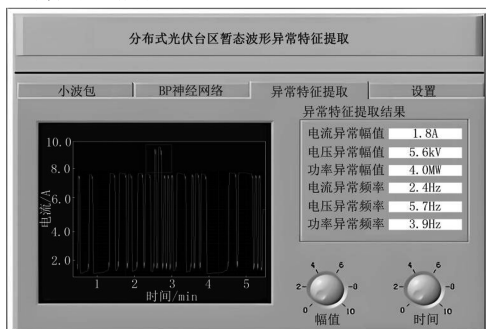


图6 分布式光伏台区暂态波形异常特征提取结果

重复上述操作可以得出分布式光伏台区工作状态下所有暂态波形的异常特征提取结果。利用特征提取结果对分布式光伏台区的异常状态进行检测,得出异常状态检测结果。在实验过程中,对任意时段的异常特征进行提取并检测异常状态。实验中设置传统的基于实测数据的特征提取方法和基于电压行波波形特征提取方法作为对比方法,利用开发工具完成对比方法的开发,并得出异常特征提取结果、异常状态检测结果。

2.5 设置特征提取性能测试指标

根据实验目的,设置异常特征提取偏差和提取特征缺失量作为特征提取性能的测试指标,用来反映提取特征的正确性和完整性,上述指标的测试结果为

$$\begin{cases} \varepsilon = \tau_{\text{extract}} - \tau_{\text{expect}} \\ Q = n_{\text{expect}} - n_{\text{extract}} \end{cases} \quad (13)$$

其中, τ_{extract} 和 τ_{expect} 分别为台区异常特征的提取值和预期值, n_{expect} 和 n_{extract} 对应的是台区特征的预期提取量和实际提取量,在异常特征提取偏差测试、过程中以电流异常特征作为测试对象。最终计算得出 ε 的值越大、 Q 取值越大,证明对应方法的提取性能越低。另外异常特征提取方法应用性能的测试指标设置为异常状态误检系数,该指标的测试结果为

$$\mu = \frac{n_{\text{cor}}}{n_{\text{det}}} \quad (14)$$

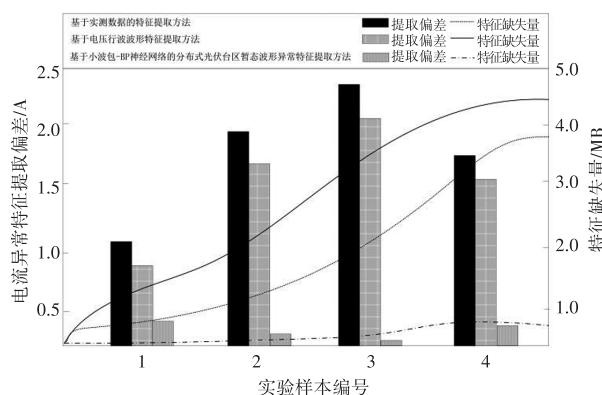
式中, n_{cor} 和 n_{det} 分别为异常状态正确检测次数和状态检测总数量,计算得出 μ 的值越高,证明对应方法的应用性能越优。

2.6 性能测试实验结果与分析

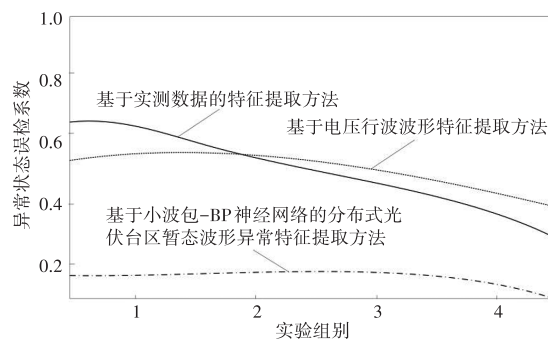
通过相关数据的统计,得出特征提取性能和特征提取方法应用性能的测试对比结果,如图7所示。

从图7可以看出,与两种传统方法相比,优化设计方法的异常特征提取偏差和提取特征缺失量明显降低,同时将该方法应用到异常状态检测中能够有效减少异常状态误检系数,由此证明优化设计方法具有更好的提取性能和

应用性能。



(a) 异常特征提取性能



(b) 特征提取方法应用性能

图7 异常特征提取性能与应用性能测试结果

3 结束语

分布式光伏台区暂态波形异常特征提取的目的在于精确识别光伏系统运行中的异常状态,对于确保光伏系统的稳定运行、提高发电效率以及降低运维成本具有重要意义。在此次研究中,将小波包分析与BP神经网络相结合,不仅充分发挥了小波包在时频分析领域的优势,准确捕捉了暂态波形的细节特征,还通过BP神经网络的强大学习能力,实现对异常特征的智能提取与应用。通过特征提取,可以更好地理解分布式光伏系统的工作机制,为后续的故障诊断和性能评估提供有力支持。

参考文献

[1] 牛博, 杨鼎革, 王雪莉, 等. 基于坐标变换的凸形 TRV 波形参考线及特征参数计算方法研究[J]. 电子器件, 2022, 45(2):494-498.
 [2] 梁嘉文, 严贝峰, 景楷楠, 等. 基于 K-Medoids 聚类的分布式光伏台区线损异常感知算法[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(12):47-52, 80.
 [3] 王学伟, 刘建平, 袁瑞铭, 等. 复杂动态负荷电流幅度域典型游程波形模式与特征提取[J]. 电网技术, 2023, 47(6):2497-2503.
 [4] 刘灏, 商峻, 毕天姝, 等. 基于实测数据的电网频率信号特征分析与提取方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(10):135-144.
 [5] LIU Z, GAO H, LUO S. Non-unit protection for long-distance LCC-HVDC transmission lines based on waveform characteristics of voltage travelling waves[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2023(150):109079.

(下转第79页)