

基于小波包和 CS-BP 神经网络的电力电缆故障诊断

刘泽金¹ 唐勇² 李斌³ 唐勇⁴ 张飞¹ 付兵¹

1 国网成都供电公司, 四川 成都 610000; 2 金堂县供电公司, 四川 金堂 610400

3 四川宏业电力集团有限公司, 四川 成都 610300; 4 国网成都供电公司青羊供电中心, 四川 成都 610000

摘要: 电力电缆作为电网重要的输电和配电载体, 其运行状态直接关系到电力系统供电的可靠性和安全性。然而, 电力电缆一旦发生故障, 若无法及时准确地判断故障类型与位置, 就会导致检修延误, 从而影响正常生产和生活。针对目前电力电缆故障诊断中信息特征提取不充分、故障识别率不高以及诊断实时性不足等问题, 本文提出一种基于小波包和布谷鸟搜索优化 BP(CS-BP) 神经网络的电力电缆故障诊断方法。通过在 PSCAD/EMTDC 环境中搭建电力电缆故障仿真模型, 采集到多种故障工况下的电压暂态信号, 并利用小波包分解与信息熵提取故障特征向量, 再将特征向量输入至 CS-BP 神经网络进行故障识别分类, 从而实现对常见电力电缆故障类型的诊断。实验结果表明, 该方法在故障识别精度和收敛速度方面均优于同参数下的 BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络, 为电力电缆故障在线监测和自诊断提供了有效技术支持。

关键词: 小波包; 信息熵; 布谷鸟搜索; BP 神经网络; 故障诊断

Fault Diagnosis of Power Cables Based on Wavelet Packet and CS-BP Neural Network

Liu,Zejin¹ Tang,Yong² Li,Bin³ Tang,Yong⁴ Zhang,Fei¹ Fu,Bing¹

1State Grid Chengdu Power Supply Company, Chengdu, Sichuan, 610000, China

2Jintang County Power Supply Company, Jintang, Sichuan, 610400, China

3Sichuan Hongye Electric Power Group Co., Ltd., Chengdu, Sichuan, 610300, China

4Qingyang Power Supply Center, State Grid Chengdu Power Supply Company, Chengdu, Sichuan, 610000, China

Abstract: As an important carrier for power transmission and distribution in the power grid, the operation status of power cables is directly related to the reliability and safety of power supply in the power system. However, once a power cable fails, if the fault type and location cannot be accurately determined in a timely manner, it will lead to delays in maintenance, affecting normal production and life. Aiming at the problems of insufficient extraction of information features, low fault recognition rate, and insufficient diagnostic real-time performance in the current fault diagnosis of power cables, this paper proposes a fault diagnosis method for power cables based on wavelet packet and Cuckoo Search optimized BP (CS-BP) neural network. By building a power cable fault simulation model in the PSCAD/EMTDC environment, the voltage transient signals under various fault conditions are collected. The wavelet packet decomposition and information entropy are used to extract the fault feature vectors, which are then input into the CS-BP neural network for fault recognition and classification, thus realizing the diagnosis of common fault types of power cables. The experimental results show that this method outperforms the BP neural network and PSO-BP neural network with the same parameters in terms of fault recognition accuracy and convergence speed, providing an effective technical support for the online monitoring and self-diagnosis of power cable faults.

Keywords: Wavelet packet; Information entropy; Cuckoo search; BP neural network; Fault diagnosis

DOI: 10.62639/sspis04.20250204

当前电力电缆常见故障包括单相接地故障、两相短路故障以及多相接地短路故障等, 这些故障在低压、中压乃至高压电网中均有可能发生。为了快速定位故障并识别故障类型, 人们提出了各种基于信号处理和智能算法的方法。在信号处理方面, 小波变换与小波包分析逐渐成为提取故障时频特征的重要工具。相较于传统傅里叶变换, 小波分析更适合瞬变性与非平稳性电压电流信号的处理, 而小波包在细分高频部分时具有更好的分辨率, 使得故障特征可以更加精细地展现出来。另一方面, 为了对

故障特征进行分类识别, 人工智能方法也得到了广泛应用, 其中 BP 神经网络拥有较好的自学习、自适应和非线性映射能力, 在电力系统故障诊断中获得了较为成熟的应用^[1]。然而, 传统的 BP 神经网络易陷入局部最优, 并且在权值和阈值的初始化或学习速率设置不当时, 可能出现收敛速度慢的问题。为此, 越来越多的研究者将粒子群优化 (PSO)、遗传算法 (GA) 以及布谷鸟搜索 (CS) 等智能算法与 BP 神经网络相结合, 以改善 BP 神经网络的收敛特性与鲁棒性能。本文针对电缆故障在现场中存在波形多变、干扰噪声强以及故障演变方式复杂

(稿件编号: IS-25-4-1002)

作者简介: 刘泽金 (1987-), 男, 汉族, 籍贯: 四川泸州, 本科, 技师, 研究方向: 电力电缆故障诊断。

唐勇 (1977-), 男, 汉族, 籍贯: 四川金堂, 本科, 高级技师, 研究方向: 电力电缆故障诊断。

李斌 (1981-), 男, 汉族, 籍贯: 四川仪陇, 本科, 高级技师, 研究方向: 电力电缆故障诊断。

唐勇 (1977-), 男, 汉族, 籍贯: 重庆奉节, 本科, 工程师, 研究方向: 电力电缆故障诊断。

张飞 (1987-), 男, 汉族, 籍贯: 四川仁寿, 硕士, 工程师, 研究方向: 电力电缆故障诊断。

付兵 (1981-), 男, 汉族, 籍贯: 四川雅安, 大学本科, 研究方向: 电力电缆故障诊断。

等现实挑战,提出了基于小波包和CS-BP神经网络的电力电缆故障诊断方法。首先,借助PSCAD/EMTDC电磁暂态仿真软件,搭建了电力电缆故障模型,并在不同故障类型、故障位置和故障阻抗等条件下采集多组故障电压暂态信号。然后,利用小波包分解方法将故障电压波形进行多层细分,并对各分解节点的能量熵进行计算和归一化处理,从而构造出可以反映故障特征的低维特征向量。最后,基于CS算法对BP神经网络的初始权值与阈值进行全局寻优,训练后的CS-BP网络能够快速收敛并准确判别故障类型。实验表明,该方法可以在较短时间内实现对常见电力电缆故障的精确诊断,优于传统BP及PSO-BP算法,具有良好的推广应用价值。

一、电力电缆故障信号及仿真模型

为深入研究不同类型故障下电缆电压信号的变化规律,本文在PSCAD/EMTDC中建立了一段典型的中高压电缆线路模型,并将系统电压等级设置在35 kV左右,选取常见的消弧线圈接地方式,对多种故障类型进行仿真。为了让系统先进入稳定状态,再施加故障扰动,将故障开始时间设定为0.1 s,故障持续时间设定为0.3 s ~ 0.5 s,并对单相接地、两相短路、两相接地短路以及三相短路等多种场景进行模拟。通过在故障点采集电压信号,分别记录故障前与故障发生瞬间以及故障延续期间的电压波形,为小波包分解和特征提取提供数据基础。

在仿真模型中,为充分考虑电缆的分布参数与频率相关效应,选取PSCAD中的“Frequency Dependent (Phase) Model”对电缆进行建模,并将电缆的正序与零序参数按实际工程数据输入。其中,电缆导体半径、绝缘材料厚度等细节参数与真实电缆相匹配,保证了仿真结果的可靠性与准确性^[2]。由于小电流接地系统在发生单相故障后仍可维持一定时间的持续供电状态,因此在故障仿真中对过补偿度、接地电阻等参数进行调节,以模拟不同程度的故障场景,获得更加全面与多样化的电压信号样本。

二、小波包分解与故障特征提取

小波包分析比传统小波变换具有更细的分辨能力,可以同时信号的低频和高频分量进行细分,对复杂暂态电压信号的处理尤其有效。若设小波包函数 $W_{\{j,k\}}(t)$ 为母小波函数的平移与伸缩,则对原始电缆故障电压信号 $S(t)$ 进行 n 层分解后,可得 2^n 个频带。本文选取三层分解,并且在对比多种小波基函数后,选用Daubechies系列小波包对故障电压进行分解与重构。每个小波包节点对应一段特定频率带宽的信号,我们通过计算各节点小波系数的能量,以及在此基础上得出能量熵,来表征故障发生时信号所蕴含的特征信息。

具体而言,对于第 i 层第 j 个节点的小波包系数序列 D_{ij} ,其能量可表示为: $E_{ij} = \sum_{m=1}^M |D_{ij,m}|^2$, 并进行归一化得到 $\varepsilon_{ij} = \frac{E_{ij}}{\sum_{j=1}^I E_{ij}}$, 然后根据信息熵理论,计算各节点的小波包能量熵 $H_{\{ij\}}$:

$H_{ij} = -\sum_{j=1}^I \varepsilon_{ij} \ln \varepsilon_{ij}$, 若故障电压信号的三相暂态分别为 $u_A(t)$ 、 $u_B(t)$ 、 $u_C(t)$,则在三层小波包分解后,每相都会得到若干节点,每个节点对应一个能量熵值。通过筛选和组合最能区别不同故障类型的若干能量熵分量,即可构建故障特征向量 $\mathbf{T} = [T_1, T_2, \dots, T_M]$ 。在本文的研究中,实验结果显示,在三层分解后,低频部分往往蕴含了大部分故障能量,高频部分则提供了突变或尖峰信息,适当选用若干能量熵可以有效区分单相故障、两相故障以及其他复杂故障情形。

三、CS-BP神经网络模型

(一) BP神经网络

BP神经网络是一种典型的前馈型人工神经网络,通过误差反向传播算法(Back Propagation, BP)实现网络参数的调整,目标是 minimized 输出值与期望值之间的误差。它的基本结构包括输入层、隐含层和输出层,其中隐含层可以包含一个或多个神经元。故障诊断任务中,输入层用于接收从故障信号中提取的特征向量,隐含层完成特征的非线性映射与处理,输出层则用来表示诊断结果。

以电缆故障诊断为例,假设故障特征向量为 $\mathbf{T} = [T_1, T_2, \dots, T_M]$,则其作为输入层节点,每个节点对应一个特征。输出层节点表示不同的故障类别,采用“one-hot”编码方式,例如“000”代表正常状态,“100”表示A相接地故障,“001”表示AB接地短路故障等。神经网络的权值和阈值通过训练过程中的误差反向传播进行更新,其误差计算公式为: $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_k - \hat{y}_k)^2$, 其中, y_k 为实际输出值, \hat{y}_k 为期望输出值, m 为输出节点的个数。

尽管BP网络具有强大的非线性映射能力,但其性能受限于学习速率、初始化权值和阈值等参数选择的不确定性。常见问题包括:收敛速度慢、易陷入局部最优解以及对初始权值依赖性强。这些问题直接影响了BP神经网络在实时电缆故障诊断中的应用效果。

(二) 布谷鸟搜索(CS)算法

布谷鸟搜索(Cuckoo Search, CS)算法是一种模拟布谷鸟寄生繁殖行为和宿主识别机制的元启发式优化算法,由Yang和Deb于2009年提出。该算法的核心思想是通过“莱维飞行”(Lévy flight)生成新解,并结合“异卵发现概率”(P_a)的更新规则对解集进行优化。

具体来说,莱维飞行是一种随机游走策略,其步长分布符合幂律分布,能够保证搜索过程具有较好的全局探索能力。假设当前解为 $\mathbf{x}_i^{(t)}$,新解 $\mathbf{x}_i^{(t+1)}$ 可由以下公式产生: $\mathbf{x}_i^{(t+1)} = \mathbf{x}_i^{(t)} + \alpha \cdot \text{Lévy}(\lambda)$

其中, α 为步长因子, $\text{Lévy}(\lambda)$ 表示莱维分布随机步长, $\lambda \in (1,3)$ 通常取值为1.5。新的候选解通过适应度函数进行评估,与上一代解进行比较,并以一定概率更新为新的最优解。

在CS算法中,异卵发现概率 P_a 控制了解集中随机更新的程度。当 P_a 较高时,更多低质量解将被替换,有助于跳出局部最优;当 P_a 较低时,搜索倾向于细化高质量解周围的局部区域。通过

全局探索与局部开发的动态平衡, CS 算法在解决非线性优化问题上展现了优异的性能。

(三) CS-BP 算法流程

结合布谷鸟搜索算法 (Cuckoo Search, CS) 和 BP 神经网络的特点, 通过 CS 算法优化 BP 网络的初始权值和阈值, 可以显著提高网络的收敛速度和全局搜索能力, 尤其适用于电缆故障诊断中的复杂场景。具体的 CS-BP 算法优化流程如下:

1. 参数初始化

初始化 CS 算法的关键参数, 包括鸟巢数量 n 、异卵发现概率 P_a 、最大迭代次数 N_{\max} 和莱维飞行步长参数 N_{\max} 。同时, 确定 BP 神经网络的结构, 包括输入层、隐含层和输出层的节点数^[3]。

每个鸟巢的位置向量 $\mathbf{x}_i = \{\mathbf{W}_{in-hidden}, \mathbf{W}_{hidden-out}, \mathbf{\theta}_{in-hidden}, \mathbf{\theta}_{hidden-out}\}$ 包含 BP 神经网络的所有权值和阈值。初始化这些位置为随机值, 并对每个鸟巢计算适应度函数, 即网络误差。

2. 计算适应度值

对每个鸟巢的位置, 将其参数应用于 BP 网络, 并利用训练样本进行前向传播计算输出结果。根据以下误差函数计算适应度值:

$$f(\mathbf{x}_i) = \frac{1}{2} \sum_k = 1^m (y_k - \hat{y}_k)^2$$

其中, y_k 和 \hat{y}_k 分别为网络输出值和期望值, m 为输出节点个数。适应度值越小, 说明当前鸟巢位置对应的参数性能越优。

3. 生成新解 (莱维飞行策略)

根据莱维飞行规则更新鸟巢位置, 以探索新的解空间。新解的生成公式为:

$\mathbf{x}_i^{(t+1)} = \mathbf{x}_i^{(t)} + \alpha \cdot \text{Lévy}(\lambda)$, 其中, α 为步长因子, $\text{Lévy}(\lambda)$ 为莱维分布随机数, 常用 $\lambda = 1.5$ 。莱维飞行具有长距离跳跃的特性, 有助于快速跳出局部最优区域, 增强全局搜索能力。

4. 随机删除与更新鸟巢

根据异卵发现概率 P_a , 随机删除部分低质量解, 对其进行重新初始化, 以模拟宿主发现并摧毁异卵的行为。这种机制提高了解集的多样性, 防止算法过早收敛到局部最优解。

5. 适应度评估与最优解保存

对新生成的鸟巢位置进行适应度评估, 与上一代的适应度进行比较。如果新解的适应度更优, 则替换原解。同时, 将本轮迭代中适应度最优的鸟巢位置保留至下一代, 作为当前的最优解。

6. 停止条件判断

检查是否达到设定的停止条件, 例如迭代次数达到最大值 N_{\max} 或适应度值小于预设阈值 E_{\min} 。若满足停止条件, 输出当前最优解; 否则, 返回步骤 3, 继续迭代。

7. 赋值优化结果给 BP 网络

将最终优化得到的全局最优参数 (包括权值和阈值) 赋给 BP 神经网络, 完成 CS-BP 网络的构建。通过这些优化参数, BP 网络能够更快收敛到误差最小值, 提升故障诊断的准确性与实时性。

四、实验仿真与结果分析

为了验证所提方法的有效性, 本文基于

PSCAD/EMTDC 和 MATLAB 联合仿真, 对电力电缆在多种故障类型下的电压信号进行了大量采样, 并分别应用 BP、PSO-BP、CS-BP 三种网络进行对比实验。实验采用三层小波包分解, 选出若干能量熵构成特征向量作为神经网络输入, 每种故障类型包含不同故障位置和故障阻抗, 共计 200300 组样本, 其中 70% 样本作为训练集, 30% 样本作为测试集。对于 CS-BP 算法, 鸟巢数量 n 可选 2030, 异卵发现率 P_a 约 0.250.3, 最大迭代次数为 10001500, 具体取值可根据收敛过程适当调整。

训练结束后, 在相同的初始学习率和网络结构下, 传统 BP 网络通常需要几百乃至上千次迭代才可收敛, 且容易出现在局部最优解附近振荡的情况; PSO-BP 网络在前期收敛较快, 但在后期迭代时也可能遇到停滞; CS-BP 网络则在大多数情况下都能够在 300~500 次迭代左右就达到设定的精度阈值, 且不易产生过早收敛。对测试集样本进行故障类型判别后, CS-BP 的准确率往往可以达到 95% 以上, 而传统 BP 约在 80%~85% 之间, PSO-BP 可达 90% 左右。这些结果表明, CS-BP 神经网络在电缆故障诊断的识别准确度和收敛效率方面均具有明显优势。

进一步分析诊断错判案例, 发现错判多与故障发展过程中的混合状态或故障波形畸变显著相关。若在故障发生瞬间伴随强干扰或传感器信号失准, 可能导致高频部分能量突变。为此, 若能在现场增加抗干扰硬件或使用一定的降噪算法 (如小波去噪) 对采集波形进行预处理, 并收集更加丰富的训练样本, 能进一步提升模型的鲁棒性和准确性。

五、结语

本文针对电力电缆故障类型诊断中实时性与准确性不足等问题, 提出了一种结合小波包信息熵与布谷鸟搜索优化 BP (CS-BP) 神经网络的故障诊断方法。通过在 PSCAD 环境下模拟电缆多种故障场景, 并采用三层小波包分解和能量熵计算提取故障特征, 再运用 CS-BP 网络实现对故障类型的准确判别。实验结果表明: 相比于传统 BP 和 PSO-BP 网络, CS-BP 方法在收敛速度和识别准确率方面都显示出显著优势, 其对故障电压信号的分类精度更高, 且对不同故障场景具有良好的适应性。该研究思路可进一步推广至配电网与输电网的其他非线性故障检测场景, 也可结合实际工程需求对网络结构进行改造和优化。下一步工作可考虑在现场应用中引入更多传感器数据, 如电流、电缆护套信号等, 并且与融合多源信息的智能算法相结合, 实现对电缆故障的综合诊断和精确定位, 为电力系统的安全可靠运行提供有力保障。

参考文献:

- [1] 占良浩. 基于 BP 神经网络计算电力电缆线芯温度的研究 [J]. 科技资讯, 2015, 13 (31): 56-57+59.
- [2] 郭秀才, 刘冰冰, 王力立. 基于小波包和 CS-BP 神经网络的矿用电力电缆故障诊断 [J]. 计算机应用与软件, 2021, 38 (09): 105-110.
- [3] 徐先峰, 马志雄, 姚景杰, 李芷茜, 王轲. 基于小波变换和 GA-BP 神经网络的电力电缆故障定位 [J]. 电气工程学报, 2024, 19 (02): 146-155.