

引用格式:王帅,李泽文,吴骢羽,等.基于S变换与PSO-GRNN的行波精确检测方法[J].电力科学与技术学报,2024,39(6):11-21.

Citation: WANG Shuai, LI Zewen, WU Congyu, et al. A precise detection method of traveling wave based on S-transform and PSO-GRNN[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(6): 11-21.

# 基于S变换与PSO-GRNN的行波精确检测方法

王 帅, 李泽文, 吴骢羽, 邹睿奇, 肖雨嫣

(长沙理工大学电网安全监控技术教育部工程研究中心, 湖南长沙 410114)

**摘 要:**针对变电站设备产生反射行波,行波信号测量时存在入射波与反射波混叠的问题,提出一种基于S变换与粒子群优化广义回归神经网络(particle swarm optimization and generalized regression neural network, PSO-GRNN)算法的行波精确检测方法。首先,对混叠行波和真实入射行波信号分别进行S变换,得到两者的S矩阵;然后,对混叠行波和真实入射行波信号的S矩阵进行维数重构,将其转化为向量,并作为PSO-GRNN算法的输入和输出进行训练学习,建立分离混叠行波信号的网络模型;最后,根据此模型从混叠行波信号中分离出入射行波信号的S矩阵并进行S逆变换,得到纯净入射行波。仿真结果表明,分离出的入射行波陡度高、时频特征更突出,为提高现有行波保护的可靠性与行波定位的准确性提供了新思路。

**关 键 词:**变电站;行波检测;S变换;广义回归神经网络;S矩阵

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.06.002 中图分类号: TM773 文章编号: 1673-9140(2024)06-0011-11

## A precise detection method of traveling wave based on S-transform and PSO-GRNN

WANG Shuai, LI Zewen, WU Congyu, ZOU Ruiqi, XIAO Yuyan

(Ministry of Engineering Center for Power System Security and Supervisory Control Technology, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:** Reflected traveling waves are generated by substation equipment, and the incident waves and reflected waves are overlapped during traveling wave signal measurement. To address these issues, a precise detection method of traveling waves based on S-transform and particle swarm optimization and generated regression neural network algorithm (PSO-GRNN) is proposed. Firstly, the S matrixes of the overlapped traveling wave signal and the real incident traveling wave signal are obtained by the S transform, respectively. Secondly, the S matrixes of the overlapped traveling wave signal and the real incident traveling wave signal are reconstructed in terms of dimensionality into a vector, which is used as the input and output of PSO-GRNN for training and learning, and the network model for separating the overlapped traveling wave signal is established. Finally, according to this model, the S matrix of the incident traveling wave signal is separated from the overlapped traveling wave signal, and the S-inverse transform is performed to obtain the pure incident traveling wave. The simulation results show that the separated incident traveling wave has higher steepness and more prominent time-frequency characteristics, which provides a new idea to improve the reliability of existing traveling wave protection and the accuracy of traveling wave positioning.

**Key words:** substation; traveling wave detection; S-transform; generalized regression neural network; S-matrix

随着电力系统远距离输电的日益发展以及电压等级的不断提高,人们对电网的输送能力和安全稳定运行也提出了更高的要求<sup>[1-3]</sup>。如何快速判断

输电线路故障位置以及实现故障部分的迅速切除是电力系统保护的重要内容,获取可靠的故障行波信息是设计保护和定位方案的前提<sup>[4-6]</sup>。

收稿日期:2023-02-27;修回日期:2024-10-16

基金项目:湖南省科技创新人才计划科技创新团队项目(2021RC4061);长沙理工大学研究生“实践创新与创业能力提升计划”项目(SJCX202154)

通信作者:李泽文(1975—),男,教授,博士生导师,主要从事电网故障行波定位与保护理论研究;E-mail: 820288556@qq.com

由于行波包含大量的故障信息,基于行波的保护与定位方案精度高,基本不受过渡电阻大小与电力系统运行情况等因素的影响,其已成为专家学者研究的热点<sup>[7-8]</sup>。文献[9-11]提出利用暂态行波信号进行输电线路的距离保护、差动保护和方向保护,为后续的保护方案设计奠定了基础,但在实现过程中需要准确提取行波的波头,当发生故障初相角较小、接地电阻值高等微弱故障或者测得行波具有较大干扰时,保护的可靠性会降低,因此,有必要对行波信号精确检测展开深入研究。

精确检测故障暂态行波信号,一般从2个思路入手:1)设计出传变能力更强、波形畸变更小的新型行波传感器;2)分析现有行波传感器的传变特性,根据其检测到的行波信号反演得到接近真实一次侧信号。

文献[12]改进了电子式互感器检测行波的方法,但测得的二次行波与真实一次侧的行波在波形特征上仍存在差异。文献[13]针对现有行波传感器的传变特性较差的问题,研究出一种基于Rogowski线圈原理的印制电路板式电压行波传感器,具有频带响应宽、抗干扰能力强的特点,但输出的波形同样存在不同程度畸变,难以准确反映真实一次侧行波。

为解决行波传感器测得的二次侧行波信号难以精准体现系统一次侧行波特征的问题,文献[14]根据离散反卷积方法对传感器测得的二次电压行波进行反演,对反演过程出现的病态问题则通过引入Tikhonov正则化理论来解决,方法新颖但反演精度很大程度依赖行波传感器等效电路模型的传递函数准确性和正则化参数。文献[15]利用经验模态分解和维纳滤波对二次行波进行反演,但该方法分解时存在模态混叠现象,会对反演精度造成不利影响。文献[16]摒弃求解行波传感器的传递函数,利用变步长最小均方误差(least mean square, LMS)自适应算法训练一、二次行波信号并找到两者之间的映射关系,建立反演黑箱模型,方法简单但算法运行速度不高。上述文献主要解决由行波传感器自身引起的波形畸变问题,但由于变电站内电力设备众多,行波传感器与设备的距离近,检测到的信号是由各种设备折、反射行波与入射行波混叠而成,各种设备的反射干扰会对行波保护的可靠性和定位的精确性造成不利影响。

为此,针对行波传感器检测到的行波信号易受变电站设备干扰的问题,本文创新性地提出一种结

合S变换与粒子群优化广义回归神经网络(particle swarm optimization and generalized regression neural network, PSO-GRNN)算法的行波精确检测方法,从直接测得的混叠行波中分离出真实入射行波,进而为行波保护方案提供更加可靠的故障信息,有助于提高现有行波定位精度与保护方法的可靠性。

## 1 行波在电力设备上的传变规律

### 1.1 行波的产生与折、反射原理

高压输电线路行波的产生及折、反射原理如图1所示。高压输电线路发生接地故障时,接地点的电压产生突变,突变电压值可根据叠加定理进行分析。故障发生的瞬间,等同于在故障点突然施加一个虚拟电压源 $U_2$ ,其数值与故障发生前系统运行电压瞬时值 $U_1$ 相等,电势极性相反,施加的虚拟电压源 $U_2$ 产生的初始行波迅速向全网传递<sup>[17]</sup>。行波在波阻抗不连续的地方(如输电线路到电缆或各种变电站设备等)会发生波形的折射和反射。

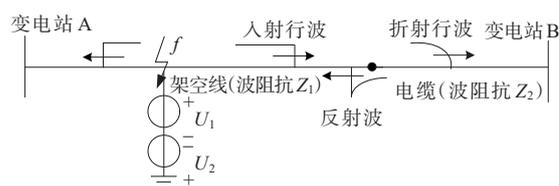


图1 行波产生及折、反射原理

Figure 1 Principles of traveling wave generation, refraction, and reflection

### 1.2 变压器的行波传变特性

工程上通常使用变压器宽频三电容等效电路模型来表征变压器的高频特征<sup>[18]</sup>,由于行波的频带宽、高频分量高,所以根据此模型来研究变压器对高频行波信号产生的影响,变压器宽频三电容等效电路模型如图2所示,使用行波波头陡度描述行波波头的突变特征,陡度定义为两采样点之间的高度差与水平距离的比值。

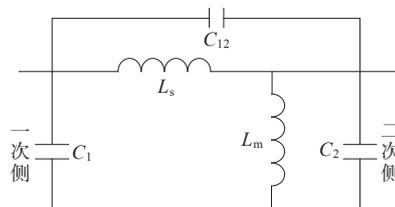


图2 变压器宽频三电容等效电路模型

Figure 2 Broadband three-capacitor equivalent circuit model of transformer

其中, $L_s$ 表示变压器的漏感; $L_m$ 表示励磁电感; $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_{12}$ 分别表示变压器一次侧、二次侧、一次侧与二

次侧间的分布电容。图 3 展示了变压器对行波信号的影响。图 3 根据变压器三电容模型仿真得到入射行波与混叠行波的波形对比,分析可知,混叠后的电流行波幅值变小,波头陡度降低。混叠后的电压行波幅值增大,波头的陡度与入射行波接近。

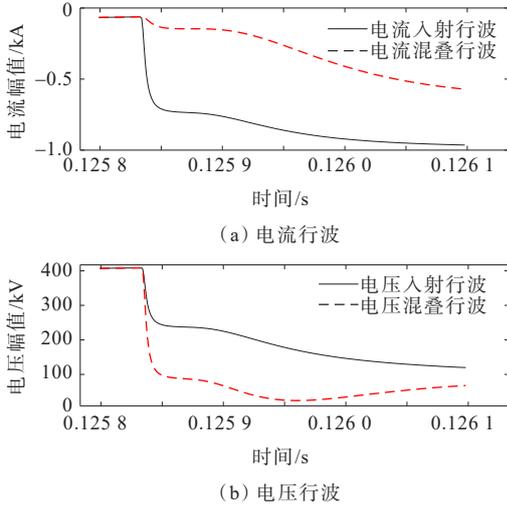


图 3 变压器对行波信号的影响

Figure 3 Influence of transformer on traveling wave signal

1.3 母线的行波传变特性

500 kV 变电站主接线及等效电路如图 4 所示。为了分析母线对行波信号的影响,根据图 4(a)建立母线的高频等效电路如图 4(b)所示<sup>[19]</sup>。高压输电线路采用分布式等效模型;图 4(b)中  $Z$  为线路单位电抗,  $Y/2$  为单位长度输电线的对地电容。忽略电压互感器、电流互感器的影响,由于避雷器与电力设备连接距离小,故直接采用电感模型,  $L_b$  为等效电感用,  $C_d$  为断路器与隔离开关入口的电容用,  $C_m$  为母线对地电容用,在 PSCAD 中搭建进线及母线模型以分析其对行波传变的影响。

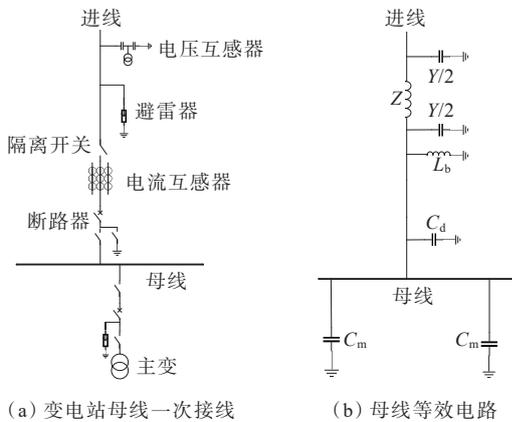


图 4 500 kV 变电站主接线及等效电路

Figure 4 Main wiring and equivalent circuit of 500 kV substation

图 5 展示了母线对行波信号的影响。根据等效电路搭建母线和接线方式仿真模型,在变电站入口处的行波传感器检测到的行波时域波形如图 5 所示。

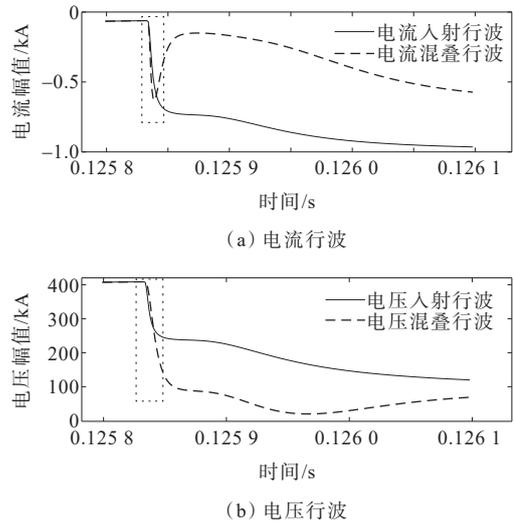


图 5 母线对行波信号的影响

Figure 5 Influence of bus on traveling wave signal

由于母线及其接线方式的影响,混叠后的电流行波极性与入射行波一致,行波波头的陡度接近但在达到最大后瞬间减小,波形出现尖峰。混叠后的电压行波幅值增大,波头的陡度降低。

1.4 电容器的行波传变特性

为维持输电线路的电压稳定,保持良好的电能质量,可通过各种补偿设备进行电压调整,其中电容器为最典型的补偿设备。其安装位置为变电站低压侧,容量一般为主变容量的 10%~30%,考虑电容器的影响,在 PSCAD 中直接用电容作为电容器等效模型,电容器对行波信号的影响如图 6 所示。

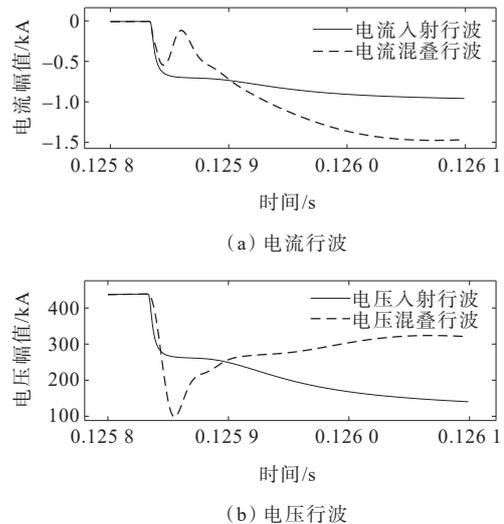


图 6 电容器对行波信号的影响

Figure 6 Influence of capacitor on traveling wave signal

由图6可知,变电站电容器能够使得行波传感器检测到的电压与电流行波波头的陡度对比入射行波都有所降低,并且相对于入射行波,混叠行波存在的干扰较多,波形变化情况复杂。

## 2 入射与混叠行波时频域特征对比

### 2.1 混叠行波

入射行波是从故障点处产生的故障行波经过线路色散和衰减后,传播到达变电站入口位置处的行波。混叠行波的组成如图7所示,不仅包含了到达变电站入口处的入射行波,还包含了在变电站中变压器、母线、电抗器、电容器等各个电力设备上反射行波在时域上的叠加。不同频率的行波信号在不同设备上的响应不同,折、反射情况也各不相同,因而混叠行波的时频成分复杂。

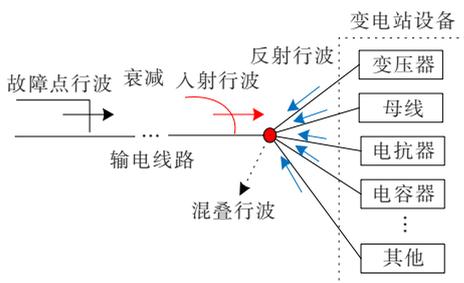


图7 混叠行波的组成

Figure 7 Composition of overlapped traveling wave

### 2.2 入射行波与混叠行波时域特征对比

为能够更加清晰地对比混叠行波与入射行波在时域上的特征差异,本文搭建了如图8所示的500 kV降压变电站仿真模型,站内2台500 kV变220 kV的变压器并联运行,高压侧500 kV采用3/2接线,低压侧220 kV采用双母线分段接线。电流互感器二次侧的电流行波信号或电压互感器的开口三角形侧的电压行波信号被输入行波传感器中,以此对电压行波与电流行波信号的离散数据进行采集,其安装位置位于阻波器后。在仿真中的故障点位置处引出一条虚拟线路,其参数与故障线路参数一致,且末端设置与真实变电站相同的虚拟变电站,虚拟线路在长度上设置更长,在距离故障点相同距离位置安装行波传感器采集行波信号,当末端的虚拟变电站的反射行波未到达行波传感器时,可将行波传感器测得的行波信号等效为入射行波信号。

根据图8仿真可获得电流的入射行波电流行波与变电站行波传感器直接测得的电流混叠行波如

图9所示。通过分析可知,两测点得到的电流行波波波形具有显著差异。电流入射行波的幅值更大、波头的陡度更高,突变特征更加明显,并且达到最大值后波形趋于稳定。电流混叠行波在达到最大值后瞬间减小,在经过不规则波形振荡后缓慢升高到最大值附近。

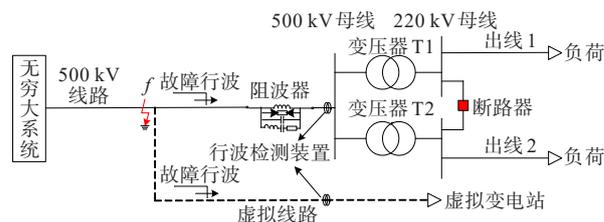


图8 500 kV降压变电站仿真模型

Figure 8 Simulation model of 500 kV step-down substation

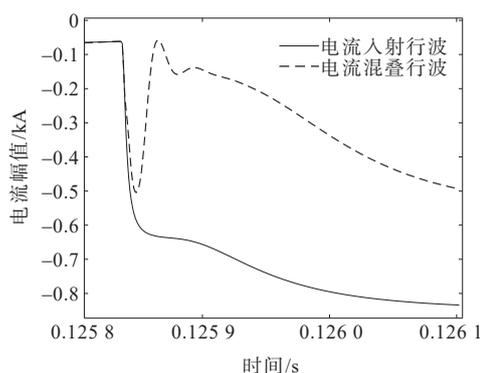


图9 电流入射行波与电流混叠行波对比

Figure 9 Comparison between incident current traveling wave and overlapped current traveling wave

入射电压行波与混叠电压行波对比如图10所示,分析可知,电压入射行波的波头陡度更高,波形稳定。电压混叠行波幅值高,但波头陡度降低,达到最大之后波形出现不规则振荡。

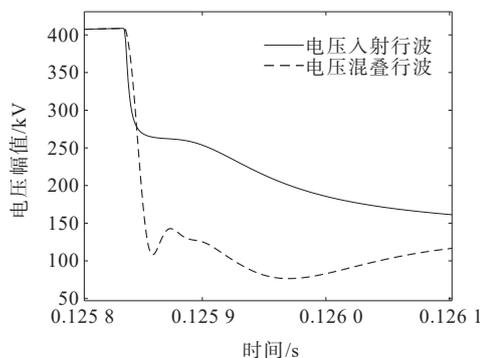


图10 电压入射行波与电压混叠行波对比

Figure 10 Comparison between incident voltage traveling wave and overlapped voltage traveling wave

### 2.3 入射行波与混叠行波时频域特征对比

以电流行波为例,将电流的入射行波与混叠行

波进行 S 变换,得到 S 矩阵并将其绘制成三维图,两者的时频域特征如图 11 所示。

由于行波中的工频附近的幅值较大,高频部分幅值相对较小,为能够更加明显地观察高频部分的变化情况,仅截取频率高于工频的部分进行深入分析。

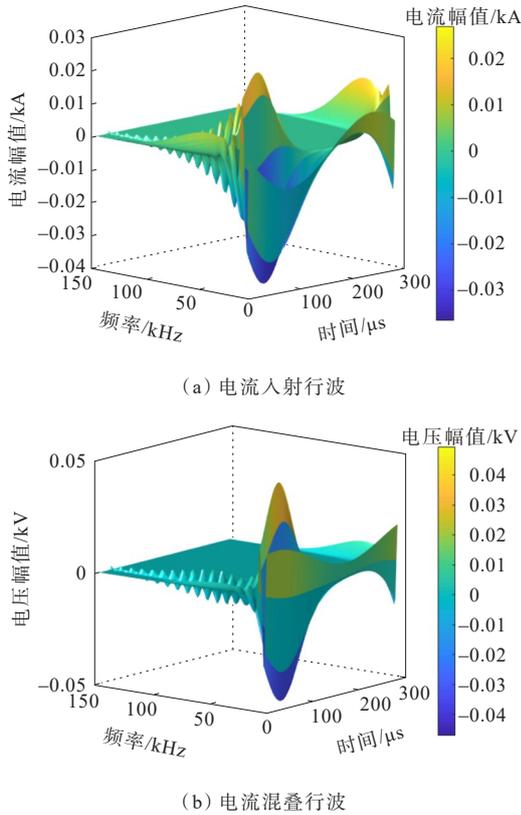


图 11 电流入射行波与混叠行波时频域特征

Figure 11 Comparison of time-frequency domain characteristics of incident current traveling wave and overlapped traveling wave

由图 11 可知,入射行波在时频域上的特征分布更加明显,在不同的频段上具有不同的响应特征,且容易辨识。而混叠行波对于入射行波而言,低频部分幅值大,高频部分的特征则相对较少,因此通过分析可知,电流的入射行波在整个时频域上的分布更均匀,频率特征更加明显,故障特征也更加显著,电压入射行波与混叠行波的时频特征与电流行波时频特征类似。

经过上述分析可得:相对于电流混叠行波,电流入射行波波头的陡度更高,因而更利于准确标定行波的到达时刻,从而提高行波定位的精度,并且电流入射行波具有更加纯净、显著的时频特征,蕴含着丰富的源自故障点的故障特征信息,因而如何获取含有更加完整故障信息的入射行波信号对于

行波保护的可靠性和行波定位技术的准确性有重要的意义。

### 3 基于 S 变换与 PSO-GRNN 的行波精确检测

变电站入口的行波受到站内众多电力设备干扰,建立设备的稳态集总等效电路分析行波折反射情况难以体现各电力设备之间原来的电磁关系。建立各个设备的暂态分布模型则无法精确获取元件参数,且极大地提高了计算难度。故本文选择人工神经网络的方法,训练学习入射行波与混叠行波在不同频率上的映射关系,从而获得两者之间的映射模型。

#### 3.1 算法选取

在广泛应用的人工神经网络中,能够实现高维非线性关系映射的主要有:误差反向传播(back propagation, BP)神经网络,利用遗传算法优化的 BP(genetic algorithm-back propagation, GA-BP)神经网络,径向基(radial basis function, RBF)神经网络以及广义回归神经网络(generalized regression neural network, GRNN)<sup>[20]</sup>,不同类型神经网络的性能对比如表 1 所示。考虑行波保护中的速动性和选择性需求,选用 GRNN 构建混叠行波与入射行波时频特征的高维非线性映射模型,并利用粒子群算法对 GRNN 的光滑因子参数进行寻优,以获取最佳的网络性能。

表 1 不同类型神经网络的性能对比

Table 1 Performance comparison of different types of neural networks

类型	优点	缺点
BP	结构简单,可实现任意非线性高维复杂关系的映射	参数多,性能不稳定,易陷入局部最优、样本依赖
GA-BP	可实现任意非线性复杂关系映射,训练速度与性能更好	容易陷入局部最优,对样本数据有依赖性
RBF	可实现任意非线性复杂关系映射,全局逼近,收敛速度快,参数易确定,网络性能有保证	样本增多时,神经元数量远大于 BP 神经网络,网络的复杂度大大增加
GRNN	兼具 RBF 神经网络的优点,在非线形映射方面表现更加优越,学习速率比 RBF 快 80 倍左右	仅存在唯一的参数需要调整,参数的选取对网络性能影响较大

#### 3.2 PSO-GRNN 算法原理

##### 3.2.1 GRNN 工作原理

GRNN<sup>[21]</sup>是一种基于密度估计概念的非线性

回归方法,其结构简单但非线性映射能力很强,并且容错性和鲁棒性表现出色,需要的样本数据少。GRNN在模型训练过程中仅需要训练一个参数(即光滑因子 $\sigma$ ),学习速度快,在处理不稳定数据方面具有优秀的全局收敛性,因而十分适合被用于研究高维非线性映射问题。

GRNN包括输入层、模式层、求和层、输出层。网络的输入为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_i)$ ,输出为 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_k)$ ,其结构如图12所示,其中, $P_1, P_2, \dots, P_m$ 代表模式层中的一个线性运算的神经元,模式层神经元的数量等于训练样本的数量,每个模式层神经元对应一个训练样本,并使用径向基函数(通常是高斯核函数)计算输入向量与训练样本之间的相似度。 $S_{N_1}, S_{N_2}, \dots, S_{N_j}$ 以及 $S_d$ 代表求和层中的神经元。求和层分为两个部分,一部分对所有模式层神经元的输出进行加权求和,另一部分对所有模式层神经元的输出进行简单求和。

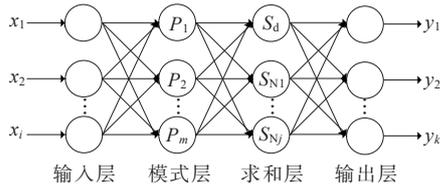


图12 GRNN结构

Figure 12 Structure of GRNN

GRNN的工作步骤如下:

- 1) 设定一个光滑因子 $\sigma$ ;
- 2) 将样本数据中的一个样本作为测试样本,除此之外的样本数据作为训练样本来进行网络的搭建;
- 3) 用测试样本对搭建网络进行性能测试,求出绝对误差;
- 4) 重复步骤2)、3),直至所有的样本数据都被设置为测试样本,定义目标函数求出平均误差。

假设输入 $N$ 个样本,每个样本是 $M$ 维的,经过网络到达输出层得到输出,记为 $A$ ,将 $A$ 与真实的期望输出 $T$ 进行对比,计算网络输出 $A$ 与期望输出 $T$ 的均方误差(mean square error, MSE) $e_{MSE}$ :

$$e_{MSE} = \frac{\sum (A - T)^2}{N} \quad (1)$$

由此可求得给定光滑因子 $\sigma$ 下的误差值,误差值越小,网络的性能越好。

光滑因子 $\sigma$ 的取值直接关系到所构建的网络的性能,其值设置过大会造成输出波形不准确,设置过小则又会导致过学习。需要寻找一个最优的 $\sigma$ 使得搭建的神经网络模型拥有更好的性能,使训练样

本的网络输出值与实际值的均方差最小,故本文采用粒子群算法对 $\sigma$ 的取值进行寻优。

### 3.2.2 粒子群算法优化GRNN参数

粒子群优化算法<sup>[22]</sup>是一种模拟鸟群觅食的优化算法,每个粒子代表搜索空间中的一个可行解。粒子在搜索空间中以一定的速度飞行,粒子的运动轨迹就是解的搜索轨迹。在寻求最优解过程中,通过设定适应度函数,对粒子位置的优劣进行判定,然后在迭代次数内不停地比较寻找搜索空间中粒子的最优位置,最终得到问题的最优解。由于希望MSE越小越好,因而可以MSE为依据,构造适应度函数为

$$F(i) = \frac{1}{e_{MSE}} = \frac{N}{\sum (A - T)^2} \quad (2)$$

式中, $F(i)$ 为第 $i$ 个粒子的适应度; $e_{MSE}$ 为第 $i$ 个粒子的均方误差。

粒子群算法中的每个粒子都有位置和速度2个特征,每个粒子在求解空间中的每个位置都有需要能够优化求解问题的可能解,每个粒子都具有记忆功能,能够记录下每一步的最优位置 $p_i$ 和所有粒子的最好位置 $p_g$ ,每次迭代中第 $i$ 个粒子的第 $j$ 维速度 $v_{ij}$ 和位置 $x_{ij}$ 的更新公式为

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij} - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj} - x_{ij}(t)) \quad (3)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (4)$$

式(3)、(4)中, $t$ 为迭代次数; $i=1, 2, \dots, V$ , $V$ 为粒子总量; $j=1, 2, \dots, D$ , $D$ 为空间维度; $\omega$ 为惯性权重; $c_1$ 与 $c_2$ 为加速系数; $r_{1j}$ 和 $r_{2j}$ 为均匀分布的随机数,值为 $[0, 1]$ ;粒子存在位置和速度2个特征, $p_{ij}$ 代表粒子 $i$ 在速度 $j$ 时每一步的最优位置, $p_{gj}$ 代表粒子 $g$ 在速度 $j$ 时的最优位置。

完整的PSO-GRNN流程如图13所示。

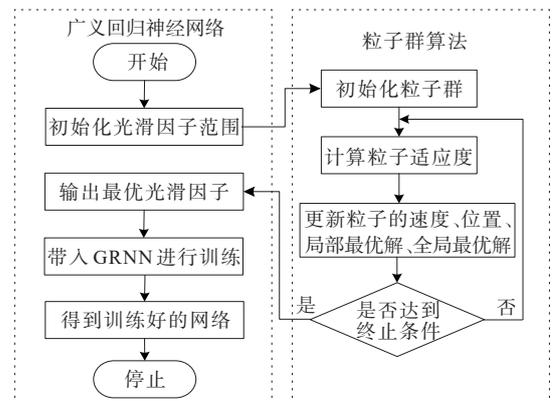


图13 PSO-GRNN流程

Figure 13 PSO-GRNN flow

### 3.3 入射行波的提取方法

由分析可知,对变电站入口处行波产生干扰的设备较多,使用人工神经网络的方法以时域上的混叠行波和入射行波的数据为输入和期望输出进行训练,得到两者之间的对应关系,方法简单,但是单纯从一维的时域波形来训练难免会产生较大时频域上的误差,进而会对后续的保护方案设计以及故障定位方法产生不良影响。所以,本文采取PSO-GRNN的方法,综合考虑各个设备对行波的影响,在时频域上对入射行波和混叠行波进行训练,减少单纯从时域上训练的误差,并使用粒子群算法对GRNN的光滑因子进行优化,以获取更好的网络性能,从而准确快速地从检测到的变电站入口的混叠电流行波中提取出纯净的入射行波。

在时频分析方法中,S变换具有窗口可随频率自动调节的优越性能,并且对比同为多分辨率的小波变换,S变换能够严格地无损可逆变换<sup>[23]</sup>。假设存在信号 $h(t)$ ,连续S变换的定义式如下:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}\right]} \cdot e^{-i2\pi ft} dt \quad (5)$$

式中, $\tau$ 为时间; $f$ 为频率; $i$ 为虚数单位。

S变换后的S矩阵表示信号的局部频谱,S变换的连续逆变换为

$$h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\infty}^{\infty} S(\tau, f) d\tau \right) e^{i2\pi ft} df \quad (6)$$

根据式(5)、(6)可知,S变换在对信号进行时频分析后得到S矩阵,并且能够进行严格的反向变换,即从S矩阵反向变换得到唯一时域信号,不存在信号丢失,因而本文选择将入射行波和混叠行波分别进行S变换,使用PSO-GRNN对两者的S矩阵进行训练学习。

以电流行波为例,分离混叠电流行波的具体步骤如下。

1) 根据搭建的输电线路和变电站的模型进行仿真,得到不同运行状况下的入射行波数据和混叠行波数据。

2) 将入射行波和混叠行波数据进行S变换,得到S矩阵,S矩阵是一个复数矩阵。

3) 由于PSO-GRNN的输入、输出为向量,所以要将S矩阵构建成一维的特征向量,将矩阵按列进行重构,将第二列及以后的列续接在第一列后形成一维向量,并将实部和虚部拆分开得到实部向量和虚部向量。

4) 将所有的入射行波和混叠行波按照步骤3)处

理,得到的入射行波实部向量和混叠行波实部向量,入射行波虚部向量和混叠行波虚部向量。将其作为PSO-GRNN的输入和期望输出进行训练学习,即得到训练好的实部网络Net\_Rel和虚部网络Net\_Im。

5) 将待分离的混叠行波进行S变换并维数重组组成向量,实部向量作为Net\_Rel的输入,输出则为分离的入射行波的实部向量,虚部向量作为Net\_Im的输入,输出则为分离的入射行波的虚部向量。

6) 将步骤5)中得到的分离出的入射行波实部向量和虚部向量进行重组,即可得到分离的入射行波的S矩阵。

7) 将步骤6)中分离的入射行波的S矩阵进行S逆变换。由于S变换具有无损可逆性,即S变换和逆变换的解是唯一的,所以能够通过S矩阵唯一地得到入射行波,即可完成从电流混叠行波中分离出入射行波。

## 4 算例分析

在PSCAD中搭建如图8所示500 kV变电站模型,500 kV的输电线路采用 $4 \times 450$  mm的分裂导线,线路总长度为500 km。变电站为500 kV降压变电站,站内2台500 kV变220 kV变压器并联运行,高压侧500 kV采用3/2接线,低压侧220 kV采用双母线分段接线。总输送容量为4 000 MW,功率因数0.9,变电站入口加装XZF-3150-1.0/63-B1型阻波器。针对此变电站模型设置如下故障条件进行仿真,故障类型设定为A相单相接地。

1) 不同故障点位置 $d$ :距离变电站分别为25、200、400 km。

2) 不同故障初相角 $\theta$ : $3^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $60^\circ$ 。

3) 不同故障电阻 $R$ :10、100、300  $\Omega$ 。

得到300组不同运行情况以及故障接地电阻的混叠行波数据,采样率设置为1 MHz,由于变电站内电力设备距离较近,发生折、反射的时间不会超过3  $\mu$ s,为去除变电站设备之外(如故障点处、线路首端变电站)的反射行波干扰,仅对行波到达时刻300  $\mu$ s内的时间窗进行分析。在仿真中选择从故障点起建立虚拟线路,在变电站等距离位置获取入射行波。

在不同的输送容量和接地电阻的A相单相故障情况下,根据所提S变换结合PSO-GRNN的方法,得到分离出的接地电阻为200  $\Omega$ 情况下的电流入射行波时域波形。将从混叠电流行波分离出的

电流入射行波与等效真实的电流入射行波进行对比,结果如图14所示。分析可知,PSO-GRNN分离得到的电流入射行波与真实的电流入射行波的时域波形几乎重合,在幅值上存在微小差异,但是在突变特征上与真实电流入射行波保持一致,能够验证时域上的准确性。

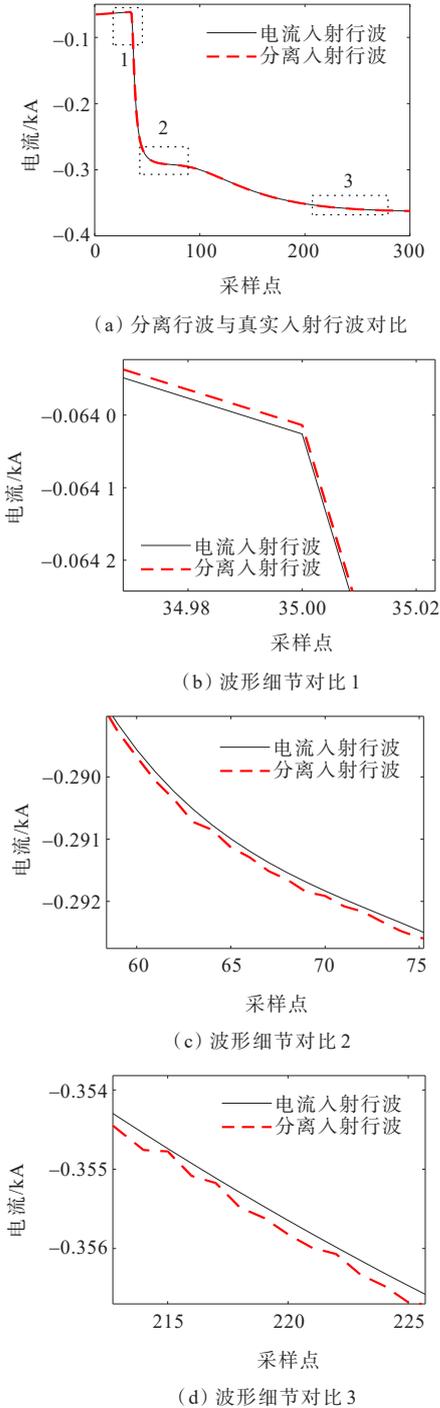


图14 PSO-GRNN分离电流入射行波与真实电流入射行波对比

Figure 14 Comparison between incident current traveling wave separated by PSO-GRNN and real incident current traveling wave

PSO-GRNN分离得到的入射行波和真实入射行波在时域上的波形之间的相似程度可使用豪斯多夫(Hausdorff)距离进行度量<sup>[24]</sup>,数据向量 $A$ 到 $B$ 的Hausdorff单向距离为

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (7)$$

数据向量 $B$ 到 $A$ 的Hausdorff单向距离为

$$h(B, A) = \max_{a \in B} \min_{b \in A} \|a - b\| \quad (8)$$

则 $A$ 与 $B$ 之间的Hausdorff距离 $H(A, B)$ 为

$$H(A, B) = \max [h(A, B), h(B, A)] \quad (9)$$

PSO-GRNN分离得到的入射行波和真实入射行波在时频域波形之间的相似程度可使用式(10)进行计算。 $R_r$ 为S变换后的真实入射行波S矩阵, $R_f$ 为PSO-GRNN分离出的入射行波S矩阵, $i, j$ 分别表示矩阵第 $i$ 行、第 $j$ 列, $N, M$ 分别表示矩阵总共有 $N$ 列、 $M$ 行。相似度 $\rho$ 如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M R_r(i, j) R_f(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M R_r^2(i, j) \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M R_f^2(i, j)}} \quad (10)$$

根据式(9)、(10)可对不同运行情况下分离得到的电流入射行波与真实电流入射行波之间的时域相似度与时频域相似度进行计算。在故障距离为200 km、输送容量为4 000 MW情况下,不同故障初相角分离得到的入射行波与真实的入射行波相似度如表2所示。 $H$ 为Hausdorff距离, $H$ 越接近0,表示两波形之间越相似。 $\rho$ 为时频相似度。

表2 不同故障初相角下的波形相似度  
Table 2 Waveform similarity at different initial phase angles of fault

故障角/(°)	故障电阻/ $\Omega$	$H/(10^{-5} \text{ kA})$	$\rho/\%$
3	10	2.334 5	99.46
	100	2.346 7	99.24
	300	2.441 6	99.11
30	10	2.229 9	99.72
	100	2.333 4	99.43
	300	2.341 8	99.33
60	10	2.221 2	99.77
	100	2.301 1	99.54
	300	2.302 4	99.43

在故障初相角为30°、输送容量为4 000 MW情况下,不同故障距离分离得到的入射行波与真实的入射行波相似度如表3所示。

表 3 不同故障距离下的波形相似度

Table 3 Waveform similarity under different fault distances

故障距离/km	故障电阻/ $\Omega$	$H/(10^{-5} \text{ kA})$	$\rho/\%$
25	10	2.221 3	99.83
	100	2.330 9	99.50
	300	2.340 2	99.47
200	10	2.229 9	99.72
	100	2.333 4	99.43
	300	2.341 8	99.33
400	10	2.234 5	99.45
	100	2.335 4	99.26
	300	2.346 8	99.26

为验证分离所得入射行波是否对现有的保护和定位方案具有积极作用,本文按照传统单端定位,双端定位,零模、线模波速差定位方法进行对比,故障设置为 A 相接地,故障初相角为  $15^\circ$ ,过渡电阻为  $200 \Omega$ ,不同定位方法性能比较如表 4 所示。

表 4 不同定位方法性能比较(利用混叠/入射行波)

Table 4 Performance comparison of different positioning methods (using overlapped/incident traveling wave)

定位方法	故障距离/km	测量距离/km	误差/km
单端定位	10	9.602/9.696	0.398/0.304
	200	200.481/200.316	0.481/0.316
	450	450.507/450.341	0.507/0.341
双端定位	10	9.613/9.699	0.387/0.301
	200	199.546/199.675	0.454/0.325
	450	449.494/449.664	0.506/0.336
波速差定位	10	9.441/9.657	0.559/0.343
	200	200.436/200.319	0.436/0.319
	450	449.424/449.733	0.576/0.267

从表 4 中 3 种典型定位方案结果可知,利用分离的入射行波能够显著降低 3 种行波定位的误差,达到提高定位精度的目的。

按照文献[25]所提根据波形相关性采取的保护方法,在故障初相角为  $3^\circ$ 、故障电阻为  $300 \Omega$  等最不利于保护判定的情况下,利用混叠行波与 PSO-GRNN 分离的入射行波进行保护判定并进行对比,得到行波保护方案性能评估如表 5 所示。

由表 4、5 的验证结果可知,相对于利用混叠行波进行输电线路保护和定位,利用分离出的入射行波进行定位的准确性和保护判断准确度均有较大程度提升。

表 5 行波保护方案性能评估

Table 5 Performance evaluation of traveling wave protection schemes

定位方法	利用混叠行波信号判定准确度/ $\%$	利用分离入射行波信号判定准确度/ $\%$
正向区内故障	90.12	98.94
正向区外故障	91.23	97.88
反向区外故障	92.33	99.15

将本文所提方法与文献[15-16]提出的方法进行对比,结果如图 15 所示。文献[15]所提方法需要建立电路模型计算传递函数,因而存在设备反射干扰。文献[16]搭建的黑盒模型同样可用于寻找混叠行波与入射行波间的波形映射关系,但仅在一维时域的维度进行,对比本文提出的在二维时频域上搭建的映射模型,波形整体特征一致但 PSO-GRNN 的幅值更加突出。

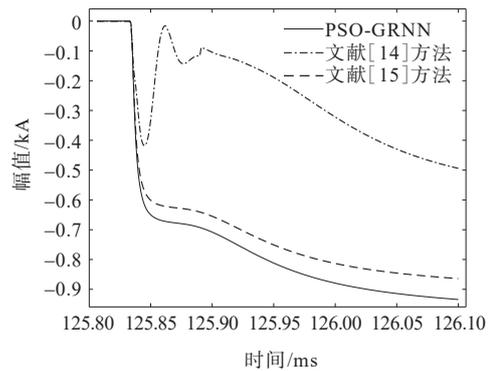


图 15 行波检测方法对比

Figure 15 Comparison of traveling wave detection methods

## 5 结语

本文通过理论和仿真分析出变电站行波传感器检测得到的行波信号并非直接来自故障点的故障行波信号,而是来自经过站内各种设备折、反射后与入射行波叠加的混叠行波信号,在利用 S 变换分析了入射行波与混叠行波的时频特征后,证明入射行波保留了更丰富的源自故障点的时频特征信息,因而创新性地提出了一种行波精确检测方法。

本文利用 S 变换无损可逆的性质,将混叠行波的 S 矩阵重构为向量后输入训练好的神经网络模型,得到入射行波的向量,并重组为入射行波 S 矩阵,再经过 S 逆变换得到唯一的入射行波。考虑输入、输出的维数较大,本文选择学习速度和逼近效果更好的 GRNN 进行训练学习,并利用粒子群算法

获得最优的光滑因子以保证网络的性能。

仿真结果表明:分离出的入射行波波头的陡度高,时频特征明显,能够为基于行波时频特征的定位和保护方法提供更加丰富的时频域故障信息,同时减少变电站内设备的干扰,为增加基于行波的保护方案的可靠性和定位方案的准确性提供了新思路。但真实的电力系统往往无法直接获取入射行波数据以供模型训练,因而实际应用中需要搭建精准的电力系统仿真模型或者借助实时数字仿真(real time digital simulator, RTDS)系统,获取准确的入射行波数据,且暂未考虑噪声干扰,下阶段将对此展开深入研究。

#### 参考文献:

- [1] 刘振亚,张启平. 国家电网发展模式研究[J]. 中国电机工程学报,2013,33(7):1-10+25.  
LIU Zhenya,ZHANG Qiping. Study on the development mode of national power grid of China[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(7):1-10+25.
- [2] 袁清云. 特高压直流输电技术现状及在我国的应用前景[J]. 电网技术,2005,29(14):1-3.  
YUAN Qingyun. Present state and application prospect of ultra HVDC transmission in China[J]. Power System Technology,2005,29(14):1-3.
- [3] 杨建明,张庆武,王杨正,等. 特高压直流输电线路电压突变量保护优化[J]. 电力工程技术,2022,41(3):102-109.  
YANG Jianming,ZHANG Qingwu,WANG Yangzheng, et al. Optimization of voltage differential protection for UHVDC transmission line[J]. Electric Power Engineering Technology,2022,41(3):102-109.
- [4] 张灵芝,王杨帆,刘基典,等. 电网故障行波传感器研究及测试[J]. 电力科学与技术学报,2020,35(2):142-149.  
ZHANG Lingzhi, WANG Yangfan, LIU Jidian, et al. Research and experiments on the transmission characteristics of traveling wave sensor for power fault [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020,35(2):142-149.
- [5] 杨隽豪,韦延方,王鹏,等. 基于Swin Transformer的柔性直流电网单端量故障诊断[J]. 电力建设,2023,44(5):53-60.  
YANG Junhao, WEI Yanfang, WANG Peng, et al. Single-ended fault diagnosis of flexible DC grid based on Swin Transformer[J]. Electric Power Construction,2023,44(5):53-60.
- [6] 谢贤乐,杨岸. 改进VMD-PE的输电线路故障特征提取[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2023,40(6):36-43.  
XIE Xianle, YANG An. Improved VMD-PE fault feature extraction for transmission lines[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition),2023,40(6):36-43.
- [7] 张峰,梁军,车仁飞. 弱行波信号的奇异点检测方法[J]. 电力系统自动化,2010,34(8):92-96.  
ZHANG Feng, LIANG Jun, CHE Renfei. A novel singularity point detection method for weak traveling wave signals[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010,34(8):92-96.
- [8] 杨杰,吴浩,胡潇涛,等. 基于多尺度行波功率的T接线线路故障识别方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2021,33(4):115-126.  
YANG Jie, WU Hao, HU Xiaotao, et al. Fault identification method for T-connection transmission lines based on multiscale traveling wave power[J]. Proceedings of the CSU-EPSS,2021,33(4):115-126.
- [9] 苏斌,董新洲,孙元章. 基于小波变换的行波差动保护[J]. 电力系统自动化,2004,28(18):25-29+35.  
SU Bin, DONG Xinzhou, SUN Yuanzhang. Traveling wave differential protection based on wavelet transform [J]. Automation of Electric Power Systems, 2004,28(18):25-29+35.
- [10] 董杏丽,董新洲,张言苍,等. 基于小波变换的行波极性比较式方向保护原理研究[J]. 电力系统自动化,2000,24(14):11-15+29.  
DONG Xingli, DONG Xinzhou, ZHANG Yancang, et al. Directional protective relaying based on polarity comparison of travelling wave by using wavelet transform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000,24(14):11-15+29.
- [11] 董杏丽,葛耀中,董新洲,等. 基于小波变换的行波测距式距离保护原理的研究[J]. 电网技术,2001,25(7):9-13.  
DONG Xingli, GE Yaozhong, DONG Xinzhou, et al. Wavelet transform based distance protection scheme with travelling wave fault location[J]. Power System Technology,2001,25(7):9-13.
- [12] 陈学伟,高厚磊,向珉江,等. 基于电子式互感器微分输出的改进R-L模型距离保护算法[J]. 电工技术学报,2014,29(6):283-289.  
CHEN Xuewei, GAO Houlei, XIANG Minjiang, et al. Improved R-L model distance protection algorithm based on differential output of electronic transducers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(6):283-289.
- [13] 李泽文,刘柏罕,范彩兄,等. 基于Rogowski线圈的新型电压行波传感器[J]. 电力系统自动化,2016,40(9):94-99.  
LI Zewen, LIU Bohan, FAN Caixiong, et al. Rogowski coil based voltage traveling wave sensor[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016,40(9):94-99.
- [14] 李泽文,杜昱东,林依勤,等. 结合Tikhonov正则化的电

- 压行波精确检测方法[J].电网技术,2019,43(3):1049-1055.
- LI Zewen, DU Yudong, LIN Yiqin, et al. A method of voltage wave accurate detection based on Tikhonov regularization theory[J].Power System Technology,2019, 43(3):1049-1055.
- [15] 李泽文,任申,贺子凝,等.EMD分解结合维纳滤波的电压行波精确检测方法[J].电力系统及其自动化学报, 2019,31(12):28-34.
- LI Zewen,REN Shen,HE Zining,et al.Accurate detection method for voltage traveling wave based on EMD decomposition combined with Wiener filtering[J]. Proceedings of the CSU-EPSSA,2019,31(12):28-34.
- [16] 雷柳,李泽文,夏翊翔,等.基于自适应黑盒反演的行波精确检测方法[J].电力系统自动化,2022,46(15): 128-135.
- LEI Liu,LI Zewen,XIA Yixiang,et al.Accurate waveform detection method for traveling wave based on adaptive black-box inversion[J]. Automation of Electric Power Systems,2022,46(15):128-135.
- [17] 邓丰,祖亚瑞,黄懿菲,等.基于行波全波形主频分量的单端定位方法研究[J].中国电机工程学报,2021,41(6): 2156-2168.
- DENG Feng,ZU Yarui,HUANG Yifei,et al.Research on single-ended fault location method based on the dominant frequency component of traveling wave full-waveform[J].Proceedings of the CSEE,2021,41(6):2156- 2168.
- [18] 任军辉,张艳梅,李小鹏,等.高压直流换流阀无源宽频等效电路模型的建模[J].高压电器,2024,60(5):179-188.
- REN Junhui, ZHANG Yanmei, LI Xiaopeng, et al. Modeling of passive broadband equivalent circuit model for high voltage DC converter valve[J]. High Voltage Apparatus,2024,60(5):179-188.
- [19] 周欣佳,蒋传文.电气几何模型对500 kV变电站雷电侵入波风险评估的影响[J].电气技术,2016,17(12):1-4+10.
- ZHOU Xinjia,JIANG Chuanwen. Influence of electro-geometric model on risk assessment of lightning surges in 500 kV substation[J].Electrical Engineering,2016, 17 (12):1-4+10.
- [20] 丁硕,常晓恒,巫庆辉.GRNN与RBFNN的二元函数逼近性能对比研究[J].计算机与现代化,2014(4):92-96.
- DING Shuo, CHANG Xiaoheng, WU Qinghui. Comparative study on binary function approximation performances of GRNN and RBFNN[J]. Computer and Modernization,2014(4):92-96.
- [21] 余奇迪.改进广义回归神经网络及其应用研究[D].贵阳:贵州大学,2022.
- YU Qidi. Research on improved generalized regression neural network and its application[D]. Guiyang: Guizhou University,2022.
- [22] 何嘉威.粒子群优化算法改进及其在智能电网经济优化调度应用[D].南京:南京邮电大学,2022.
- HE Jiawei.Improvement of particle swarm optimization algorithm and its application on economic dispatching of smart grid[D].Nanjing:Nanjing University of Posts and Telecommunications,2022.
- [23] 蔡军,周波,黄跃,等.基于S变换时频特性的谐振接地系统故障选线新方法[J].电力科学与技术学报,2022,37 (3):109-116.
- CAI Jun, ZHOU Bo, HUANG Yue, et al. A fault line selection method based on time-frequency characteristics in S-transform for resonant grounded systems[J].Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(3): 109-116.
- [24] 黄天喜,李斌,刘武能,等.基于Hausdorff Distance算法的配电网故障区段定位方法[J].电力科学与技术学报, 2022,37(5):115-123.
- HUANG Tianxi,LI Bin,LIU Wuneng,et al.A fault section location method of distribution networks based on Hausdorff Distance algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2022,37(5):115-123.
- [25] 李泽文,郭田田,曾祥君,等.基于波形相关性分析的输电线路暂态保护方法[J].电力系统及其自动化学报, 2018,30(8):44-50.
- LI Zewen, GUO Tiantian, ZENG Xiangjun, et al. Wave correlation analysis based transient protection method for transmission lines[J].Proceedings of the CSU-EPSSA, 2018,30(8):44-50.