

DOI:10.11784/tdxbz202412025

# 基于 RBF-PINN 的双端输电线路正序和零序参数辨识算法

陈晓龙<sup>1</sup>, 李伊彤<sup>1</sup>, 白云飞<sup>2</sup>, 赵万里<sup>2</sup>, 杨广杰<sup>2</sup>

(1. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072;

2. 国网河北省电力有限公司邯郸供电分公司, 邯郸 056000)

**摘要:** 输电线路参数的准确性对电力系统安全稳定运行至关重要, 直接影响电力系统中状态估计、潮流计算及继电保护整定等关键环节的计算精度。针对传统时域辨识方法因微分计算导致的计算精度不足以及抗噪声能力弱的问题, 提出了一种融合物理信息神经网络(PINN)和径向基函数神经网络(RBF-NN)的双端线路正序和零序参数时域辨识算法。该算法首先基于输电线路在正常运行状态下和不对称接地故障状态下的相分量模型, 建立了一系列以线路正序参数、零序参数及故障距离为未知系数的微分方程组。在此基础上, 利用 RBF-NN 高效的函数逼近能力和较强的抗噪声能力, 将其引入 PINN 结构并构建了两个 RBF-PINN 框架以求解上述微分方程组, 从而实现线路的参数辨识和故障测距。其中, RBF-PINN1 利用线路两端的正常运行数据辨识线路的正序参数; 在获得正序参数后, RBF-PINN2 进一步利用线路两端的不对称接地故障数据, 依次辨识线路的零序电容、故障距离、零序电阻及零序电感值。最后, 在 MATLAB/Simulink 平台上搭建了 110 kV 输电线路仿真模型, 对所提算法的准确性和抗噪声能力进行验证。仿真结果表明, 该算法具有较高的参数辨识和故障测距精度, 并且受故障类型、过渡电阻、故障距离等因素的影响较小。此外, 在一定的噪声强度下, 该算法仍能保持较高的计算精度。

**关键词:** 输电线路; 正序参数; 零序参数; 物理信息神经网络; 径向基函数神经网络; 故障测距

中图分类号: TM75 文献标志码: A 文章编号: 0493-2137(2025)12-1242-13

## Identification Algorithm for Positive- and Zero-Sequence Parameters of Double-Ended Transmission Lines Based on RBF-PINN

Chen Xiaolong<sup>1</sup>, Li Yitong<sup>1</sup>, Bai Yunfei<sup>2</sup>, Zhao Wanli<sup>2</sup>, Yang Guangjie<sup>2</sup>

(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. State Grid Handan Electric Power Supply Company of Hebei Electric Power Co., Ltd., Handan 056000, China)

**Abstract:** The accuracy of transmission line parameters is crucial for the safe and stable operation of power systems, directly affecting the computational precision of key processes such as state estimation, power flow calculation, and relay protection setting. To address the issues of insufficient computational accuracy and weak noise immunity in traditional time-domain identification methods due to differentiation operations, this paper proposes a time-domain identification algorithm for positive- and zero-sequence parameters of double-ended transmission lines by integrating physics-informed neural network (PINN) and radial basis function neural network (RBF-NN). The proposed algorithm first establishes a set of differential equations with positive-sequence parameters, zero-sequence parameters, and fault distance as unknown coefficients based on the phase-component model of the transmission line under normal operation and asymmetric grounding fault conditions. Then, leveraging the efficient function approximation capability and strong noise immunity of RBF-NN, it is integrated into the PINN structure to construct two RBF-PINN frameworks (RBF-NN1 and RBF-NN2) for solving these differential equations, thereby achieving pa-

收稿日期: 2024-12-24; 修回日期: 2025-03-06.

作者简介: 陈晓龙(1985—), 男, 博士, 副教授.

通信作者: 陈晓龙, xiaolong.chen@tju.edu.cn.

基金项目: 国网河北省电力有限公司科技项目(kj2023-051).

Supported by the State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd. Technology Project (No. kj2023-051).

parameter identification and fault location. Specifically, RBF-PINN1 first identifies the positive-sequence parameters using normal operation data from both ends of the transmission line. After obtaining the positive-sequence parameters, RBF-PINN2 further identifies the zero-sequence capacitance, fault distance, zero-sequence resistance, and zero-sequence inductance based on asymmetric grounding fault data from both ends of the transmission line. Finally, a 110 kV transmission line simulation model is built on the MATLAB/Simulink platform to validate the accuracy and noise immunity of the proposed algorithm. Simulation results demonstrate that the algorithm achieves high accuracy in parameter identification and fault location while being less affected by fault type, transition resistance, and fault distance. Furthermore, under a certain level of noise intensity, the algorithm maintains high computational accuracy.

**Keywords:** transmission line; positive-sequence parameter; zero-sequence parameter; physics-informed neural network (PINN); radial basis function neural network (RBF-NN); fault distance measurement

输电线路是电力系统的重要组成部分,其参数准确性会直接影响到电力系统中状态估计、潮流计算、继电保护整定以及故障测距等关键环节的计算结果,进而影响到电力系统的安全稳定运行.输电线路参数辨识方法按线路是否退出运行可分为离线辨识法和在线辨识法.其中,离线辨识法要求被测线路停运,可能会影响系统的正常运行.因此,研究线路参数的在线辨识方法显得尤为重要<sup>[1-5]</sup>.

根据信号处理域的不同,在线辨识法可分为工频相量法和时域法.其中,工频相量法主要依赖于从同步相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)获取的电压、电流等电气量的工频相量数据<sup>[6-10]</sup>.此外,故障录波装置能够记录故障前后的电压、电流瞬时值,基于这些数据,同样可以提取出工频相量,进而实现线路参数的在线辨识<sup>[11-12]</sup>.然而,无论数据来源如何,工频相量法本质上都依赖于工频相量的提取,而提取过程难免会引入误差.

相比之下,时域法直接利用电压、电流的瞬时值,并依据输电线路微分方程来辨识线路参数,避免了工频相量提取过程中可能出现的误差<sup>[13]</sup>.然而,在应用时域法辨识线路参数时,需要获取录波数据的微分值,目前常用的方法是数值微分法.例如,鲍乐等<sup>[14]</sup>和梁振锋等<sup>[15]</sup>在建立输电线路微分方程的基础上,通过计算线路两端的电压和电流的差分来近似其微分,并进一步利用最小二乘法来求解线路参数.然而,利用数值微分法获取微分的过程中不可避免地会引入近似误差,进而影响参数辨识的精度.为避免这一误差, Schulze 等<sup>[16]</sup>利用 Prony 算法对录波数据进行拟合,从而获得其解析解和微分值.但是, Prony 算法等信号建模算法对初始值和数据质量较为敏感,而故障录波数据可能存在噪声,导致该类算法的效果将会受到一定影响.因此,亟需开发一种计算精度高且受噪声影响较小的线路参数辨识时域方法.

随着人工智能技术的不断发展,一些学者开始将人工智能算法应用于输电线路参数辨识领域.例如, Xue 等<sup>[17]</sup>将自适应线性神经网络应用到输电线路参数辨识中. Que 等<sup>[18]</sup>、Lu 等<sup>[19]</sup>和 Yan<sup>[20]</sup>分别采用不同的神经网络,学习线路两端的量测数据与线路正序参数之间的映射关系.然而,上述算法的实现均依赖于大量高质量训练数据.在基于故障录波数据的线路参数辨识问题中,由于输电线路发生故障的概率低,收集到大量故障录波数据存在很大困难.在这样的小样本场景下,绝大多数机器学习技术缺乏鲁棒性,甚至难以达到稳定的收敛状态.

值得注意的是, Raissi 等<sup>[21]</sup>提出的物理信息神经网络(physics-informed neural network, PINN)已在电气领域得到应用,并在参数辨识和微分方程逆问题求解领域展现出其独特优势<sup>[22]</sup>.与上述人工智能算法相比, PINN 在小样本场景下也能实现快速收敛.与传统的数值计算方法相比, PINN 将微分方程求解转化为优化问题,并利用自动微分功能精确计算所需微分值,显著提升了计算的精度.

然而, PINN 中采用的全连接神经网络在处理高阶微分方程时存在一定局限性,特别是涉及高阶微分项时,容易产生较大的计算误差.相比之下,径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBF-NN)具有高效精确的函数逼近能力和较强的抗噪声性能<sup>[23-24]</sup>.基于此,本文将 RBF-NN 引入 PINN 框架,提出了一种新的 RBF-PINN 框架,并将其应用于输电线路参数辨识中.本文基于输电线路相分量模型,首先建立了一系列包含正序参数、零序参数和故障距离的微分方程.随后,基于所提 RBF-PINN 框架,通过将这些微分方程作为约束条件嵌入神经网络的损失函数中,实现了对线路参数的精确辨识.具体而言,该框架首先对一组录波数据中的线路正常运行数据进行训练,以辨识线路的正序参数;随后,对故

障稳态数据进行训练,以辨识线路的零序参数.在此过程中,该框架还额外计算了故障距离,从而实现了故障测距的功能.最后,通过仿真算例验证了该算法的准确性和鲁棒性.

### 1 输电线路参数辨识原理

#### 1.1 输电线路正序参数辨识原理

实际运行中,通常会采用导线换位等方式来保持输电线路三相对称.对于三相对称的输电线路,在正常运行条件下,其零序和负序分量接近于零,仅存在正序分量.因此,可以利用线路正常运行的数据对正序参数进行辨识.输电线路在正常运行状态下的相分量模型如图 1 所示.图中,  $R_s$ 、 $L_s$  分别表示各相的自电阻和自电感,  $R_m$ 、 $L_m$  分别表示相间的互电阻和互电感,  $C_p$ 、 $C_g$  分别表示相间电容和接地电容.  $u_{aj}$ 、 $u_{bj}$ 、 $u_{cj}$  ( $j = 1, 2$ ) 表示线路两端的相电压,  $i_{aj}$ 、 $i_{bj}$ 、 $i_{cj}$  ( $j = 1, 2$ ) 表示线路两端的相电流,  $i'_{aj}$ 、 $i'_{bj}$ 、 $i'_{cj}$  ( $j = 1, 2$ ) 为线路两端经接地电容和相间电容后的相电流.

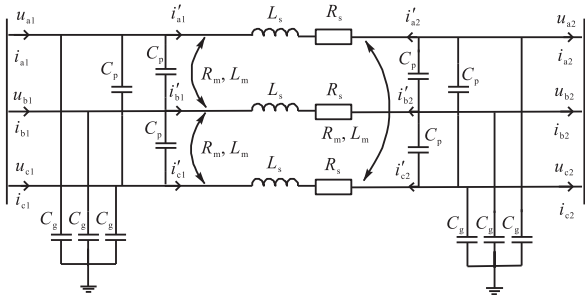


图 1 正常运行状态下的输电线路相分量模型

Fig.1 Phase component model of transmission lines under normal operating conditions

基于上述模型,应用基尔霍夫电流定律(Kirchhoff's current law, KCL)可得

$$\begin{cases} i_{a1} - i_{a2} = C_g \left( \frac{du_{a1}}{dt} + \frac{du_{a2}}{dt} \right) + C_p \left( 2 \frac{du_{a1}}{dt} + 2 \frac{du_{a2}}{dt} - \frac{du_{b1}}{dt} - \frac{du_{c1}}{dt} - \frac{du_{b2}}{dt} - \frac{du_{c2}}{dt} \right) \\ i_{b1} - i_{b2} = C_g \left( \frac{du_{b1}}{dt} + \frac{du_{b2}}{dt} \right) + C_p \left( 2 \frac{du_{b1}}{dt} + 2 \frac{du_{b2}}{dt} - \frac{du_{a1}}{dt} - \frac{du_{c1}}{dt} - \frac{du_{a2}}{dt} - \frac{du_{c2}}{dt} \right) \\ i_{c1} - i_{c2} = C_g \left( \frac{du_{c1}}{dt} + \frac{du_{c2}}{dt} \right) + C_p \left( 2 \frac{du_{c1}}{dt} + 2 \frac{du_{c2}}{dt} - \frac{du_{a1}}{dt} - \frac{du_{b1}}{dt} - \frac{du_{a2}}{dt} - \frac{du_{b2}}{dt} \right) \end{cases} \quad (1)$$

正常运行状态下,三相对称线路两端的零序电压均为 0,即

$$\begin{cases} u_{a1} + u_{b1} + u_{c1} = 0 \\ u_{a2} + u_{b2} + u_{c2} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

同时,三相对称线路满足

$$\begin{cases} C_g = C_0 \\ C_p = \frac{1}{3}(C_1 - C_0) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $C_1$  为线路的正序电容;  $C_0$  为线路的零序电容.

将式(2)、式(3)代入式(1)可得

$$\begin{cases} i_{a1} - i_{a2} = C_1 \left( \frac{du_{a1}}{dt} + \frac{du_{a2}}{dt} \right) \\ i_{b1} - i_{b2} = C_1 \left( \frac{du_{b1}}{dt} + \frac{du_{b2}}{dt} \right) \\ i_{c1} - i_{c2} = C_1 \left( \frac{du_{c1}}{dt} + \frac{du_{c2}}{dt} \right) \end{cases} \quad (4)$$

在已知线路两端正常运行状态下的电压和电流录波数据的基础上,根据式(4)中的任一方程可求得  $C_1$  的值.

进一步地,应用基尔霍夫电压定律(Kirchhoff's voltage law, KVL)可得

$$\begin{cases} u_{a1} - u_{a2} = R_s i'_{a1} + L_s \frac{di'_{a1}}{dt} + R_m (i'_{b1} + i'_{c1}) + L_m \left( \frac{di'_{b1}}{dt} + \frac{di'_{c1}}{dt} \right) \\ u_{b1} - u_{b2} = R_s i'_{b1} + L_s \frac{di'_{b1}}{dt} + R_m (i'_{a1} + i'_{c1}) + L_m \left( \frac{di'_{a1}}{dt} + \frac{di'_{c1}}{dt} \right) \\ u_{c1} - u_{c2} = R_s i'_{c1} + L_s \frac{di'_{c1}}{dt} + R_m (i'_{a1} + i'_{b1}) + L_m \left( \frac{di'_{a1}}{dt} + \frac{di'_{b1}}{dt} \right) \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} i'_{a1} = i_{a1} - C_1 \frac{du_{a1}}{dt} \\ i'_{b1} = i_{b1} - C_1 \frac{du_{b1}}{dt} \\ i'_{c1} = i_{c1} - C_1 \frac{du_{c1}}{dt} \end{cases} \quad (6)$$

同时,三相对称线路满足

$$\begin{cases} R_s = \frac{1}{3}(2R_1 + R_0) \\ R_m = \frac{1}{3}(R_0 - R_1) \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} L_s = \frac{1}{3}(2L_1 + L_0) \\ L_m = \frac{1}{3}(L_0 - L_1) \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $R_1$  和  $L_1$  分别为线路正序电阻和电感;  $R_0$  和  $L_0$  分别为线路零序电阻和电感。

将式(7)、式(8)代入式(5), 并依次执行相邻方程相减的操作, 可得

$$\begin{cases} u_{a1} - u_{a2} - u_{b1} + u_{b2} = R_1(i'_{a1} - i'_{b1}) + L_1 \left( \frac{di'_{a1}}{dt} - \frac{di'_{b1}}{dt} \right) \\ u_{b1} - u_{b2} - u_{c1} + u_{c2} = R_1(i'_{b1} - i'_{c1}) + L_1 \left( \frac{di'_{b1}}{dt} - \frac{di'_{c1}}{dt} \right) \\ u_{c1} - u_{c2} - u_{a1} + u_{a2} = R_1(i'_{c1} - i'_{a1}) + L_1 \left( \frac{di'_{c1}}{dt} - \frac{di'_{a1}}{dt} \right) \end{cases} \quad (9)$$

在求得  $C_1$  的基础上, 根据式(9)中的任一方程可进一步计算  $R_1$  和  $L_1$  的值。

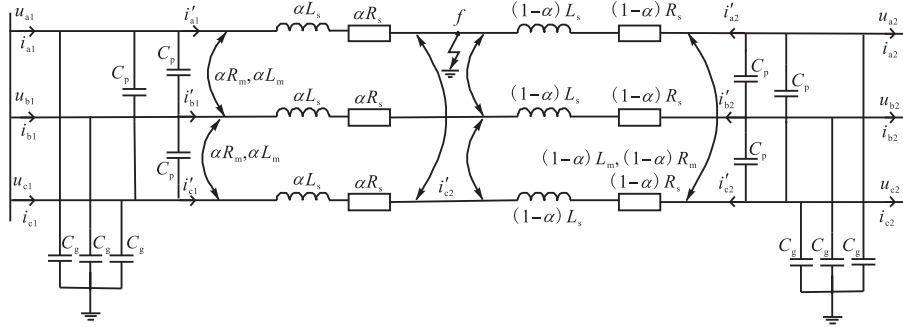


图 2 a相接地短路时的输电线路相分量模型

Fig.2 Phase component model of transmission line during phase a to ground short circuit

对健全相(以 c 相为例)方程应用 KCL, 可得

$$i'_{c1} - i'_{c2} = C_g \left( \frac{du_{c1}}{dt} + \frac{du_{c2}}{dt} \right) + C_p \left( 2 \frac{du_{c1}}{dt} + 2 \frac{du_{c2}}{dt} - \frac{du_{a1}}{dt} - \frac{du_{b1}}{dt} - \frac{du_{a2}}{dt} - \frac{du_{b2}}{dt} \right) \quad (10)$$

在已知线路故障稳态时的三相电压和电流, 并已求得  $C_1$ 、 $R_1$  和  $L_1$  的基础上, 利用式(10), 并结合式(3)可以求得  $C_0$  的值。

下面对各相应应用 KVL 可得

$$\begin{cases} u_{a1} - u_{a2} = \alpha R_s i'_{a1} + \alpha L_s \frac{di'_{a1}}{dt} + \alpha R_m (i'_{b1} + i'_{c1}) + \alpha L_m \left( \frac{di'_{b1}}{dt} + \frac{di'_{c1}}{dt} \right) - \\ \quad (1-\alpha) R_s i'_{a2} - (1-\alpha) L_s \frac{di'_{a2}}{dt} - (1-\alpha) R_m (i'_{b2} + i'_{c2}) - (1-\alpha) L_m \left( \frac{di'_{b2}}{dt} + \frac{di'_{c2}}{dt} \right) \\ u_{b1} - u_{b2} = \alpha R_s i'_{b1} + \alpha L_s \frac{di'_{b1}}{dt} + \alpha R_m (i'_{a1} + i'_{c1}) + \alpha L_m \left( \frac{di'_{a1}}{dt} + \frac{di'_{c1}}{dt} \right) - \\ \quad (1-\alpha) R_s i'_{b2} - (1-\alpha) L_s \frac{di'_{b2}}{dt} - (1-\alpha) R_m (i'_{a2} + i'_{c2}) - (1-\alpha) L_m \left( \frac{di'_{a2}}{dt} + \frac{di'_{c2}}{dt} \right) \\ u_{c1} - u_{c2} = \alpha R_s i'_{c1} + \alpha L_s \frac{di'_{c1}}{dt} + \alpha R_m (i'_{a1} + i'_{b1}) + \alpha L_m \left( \frac{di'_{a1}}{dt} + \frac{di'_{b1}}{dt} \right) - \\ \quad (1-\alpha) R_s i'_{c2} - (1-\alpha) L_s \frac{di'_{c2}}{dt} - (1-\alpha) R_m (i'_{a2} + i'_{b2}) - (1-\alpha) L_m \left( \frac{di'_{a2}}{dt} + \frac{di'_{b2}}{dt} \right) \end{cases} \quad (11)$$

其中

$$\begin{cases} i'_{a1} = i_{a1} - C_g \frac{du_{a1}}{dt} - C_p \frac{d}{dt}(2u_{a1} - u_{b1} - u_{c1}) \\ i'_{b1} = i_{b1} - C_g \frac{du_{b1}}{dt} - C_p \frac{d}{dt}(2u_{b1} - u_{a1} - u_{c1}) \\ i'_{c1} = i_{c1} - C_g \frac{du_{c1}}{dt} - C_p \frac{d}{dt}(2u_{c1} - u_{a1} - u_{b1}) \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} i'_{a2} = -i_{a2} - C_g \frac{du_{a2}}{dt} - C_p \frac{d}{dt}(2u_{a2} - u_{b2} - u_{c2}) \\ i'_{b2} = -i_{b2} - C_g \frac{du_{b2}}{dt} - C_p \frac{d}{dt}(2u_{b2} - u_{a2} - u_{c2}) \\ i'_{c2} = -i_{c2} - C_g \frac{du_{c2}}{dt} - C_p \frac{d}{dt}(2u_{c2} - u_{a2} - u_{b2}) \end{cases} \quad (13)$$

将式(7)、式(8)代入式(11), 并利用故障相方程减去健全相方程, 可得

$$\begin{cases} u_{a1} - u_{a2} - u_{b1} + u_{b2} = \alpha R_1 (i'_{a1} - i'_{b1}) + \alpha L_1 \left( \frac{di'_{a1}}{dt} - \frac{di'_{b1}}{dt} \right) - \\ (1-\alpha) R_1 (i'_{a2} - i'_{b2}) - (1-\alpha) L_1 \left( \frac{di'_{a2}}{dt} - \frac{di'_{b2}}{dt} \right) \\ u_{a1} - u_{a2} - u_{c1} + u_{c2} = \alpha R_1 (i'_{a1} - i'_{c1}) + \alpha L_1 \left( \frac{di'_{a1}}{dt} - \frac{di'_{c1}}{dt} \right) - \\ (1-\alpha) R_1 (i'_{a2} - i'_{c2}) - (1-\alpha) L_1 \left( \frac{di'_{a2}}{dt} - \frac{di'_{c2}}{dt} \right) \end{cases} \quad (14)$$

在求得  $C_0$  的基础上, 根据式(14)中的任意一个方程, 可以求得  $\alpha$  的值, 并计算出故障距离  $\alpha l$ 。

进一步地, 将式(7)、式(8)代入式(11), 并将其所有方程相加, 可得

$$\begin{aligned} u_{a1} - u_{a2} + u_{b1} - u_{b2} + u_{c1} - u_{c2} = \\ R_0 (\alpha (i'_{a1} + i'_{b1} + i'_{c1}) - (1-\alpha)(i'_{a2} + i'_{b2} + i'_{c2})) + \\ L_0 \left( \alpha \left( \frac{di'_{a1}}{dt} + \frac{di'_{b1}}{dt} + \frac{di'_{c1}}{dt} \right) - (1-\alpha) \cdot \right. \\ \left. \left( \frac{di'_{a2}}{dt} + \frac{di'_{b2}}{dt} + \frac{di'_{c2}}{dt} \right) \right) \end{aligned} \quad (15)$$

根据式(15)可以求得  $R_0$  和  $L_0$  的值。

综上, 线路的参数辨识问题已转化为多个根据微分方程的解(即线路双端的录波数据)来计算其系数(即线路参数)的问题。

## 2 基于 RBF-PINN 的输电线路参数辨识算法

### 2.1 RBF-PINN 算法

PINN 是一种将物理信息嵌入到神经网络中的深度学习框架, 已被证明能够精确求解微分方程的解, 或根据已知解来计算微分方程的系数<sup>[25-26]</sup>。与纯数据驱动的人工智能方法相比, PINN 通过将基于物理信息的微分方程嵌入到损失函数中, 利用物理信息来指

导学习过程, 使其即使在数据样本有限的情况下, 也能实现快速收敛, 并保持较高精度。与传统数值方法相比, PINN 利用神经网络的自动微分功能, 直接计算损失函数中涉及的微分项, 避免了数值微分引入的近似误差, 从而显著提升了相关计算的精度。

PINN 通常采用全连接神经网络 (fully connected neural network, FCNN) 作为基础结构。以单输入单输出单隐藏层 FCNN 为例, 其前向传播公式可以表示为

$$h^1 = \sigma(W^1 x + b^1) \quad (16)$$

$$y = \sigma(W^2 h^1 + b^2) \quad (17)$$

式中:  $x$  为输入变量;  $W^1$  和  $b^1$  分别为隐藏层的权重矩阵和偏置向量;  $\sigma$  为激活函数;  $h^1$  为隐藏层的输出;  $W^2$  和  $b^2$  分别为输出层的权重矩阵和偏置量;  $y$  为输出变量。

在 PINN 的损失函数中, 通常涉及到输出变量  $y$  关于输入变量  $x$  的微分。利用自动微分可以高效计算这些微分。以 1 阶微分为例, 自动微分的公式可以表示为

$$\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{dh^1} \frac{dh^1}{dx} = W^2 \cdot \sigma'(W^1 x + b^1) \cdot W^1 \quad (18)$$

若进一步求 2 阶导数, 则有

$$\frac{d^2 y}{dx^2} = W^2 \cdot \left[ \sigma''(W^1 x + b^1) \cdot (W^1)^2 \right] \quad (19)$$

然而, FCNN 中常用的激活函数  $\sigma$  在某些区间内 2 阶及高阶微分为 0, 这可能会导致无法获取高阶微分, 或所求高阶微分误差较大。

相比之下, RBF-NN 展现出了显著的优势。首先, 其高效的函数逼近能力使其能够以较少的神经元快速且精确地逼近复杂的非线性函数, 从而有效提升了计算速度和精度。其次, 由于 RBF 核函数(例如高斯核)具有无限阶可微的特性, 因此 RBF-NN 在高阶微分计算中展现出了稳定且精确的优势, 成功克服了 FCNN 在微分计算方面的局限性。此外, RBF-NN 的输出更加平滑, 展现出了优异的抗噪声性能。

输电线路在正常运行状态和故障稳态状态下, 电压和电流波形的的主要分量为频率 50 Hz 的正弦波。为模拟这一特性, 随机生成频率为 50 Hz 的正弦波信号, 并根据其解析式计算 1 阶和 2 阶微分的解析解。随后, 按照 2 kHz 的采样频率生成相应的采样数据序列。在此基础上, 添加均值为 0 且标准差分别为 1%、2%、5% 的高斯噪声, 构成不同噪声水平的测试数据集。然后, 分别采用数值微分方法、Prony 算法、FCNN 和 RBF-NN 的自动微分方法, 计算信号的 1

阶和 2 阶微分, 并将计算结果与解析解进行对比. 最终, 图 3 展示了在不同噪声水平下, 各方法计算结果与解析解之间的均方差 (mean square error, MSE). 结果表明, RBF-NN 在微分计算的精度和抗噪性能方面均优于其他方法.

因此, 本文将 RBF-NN 与 PINN 相结合, 提出了一种新的 RBF-PINN 框架, 并利用该框架求解上述一系列微分方程的系数, 从而实现输电线路正序和零序参数的辨识.

## 2.2 基于 RBF-PINN 的输电线路正序参数辨识算法

为辨识输电线路的正序参数, 构建了 RBF-PINN 输电线路正序参数辨识算法 RBF-PINN1, 其结构示意图如图 4 所示.

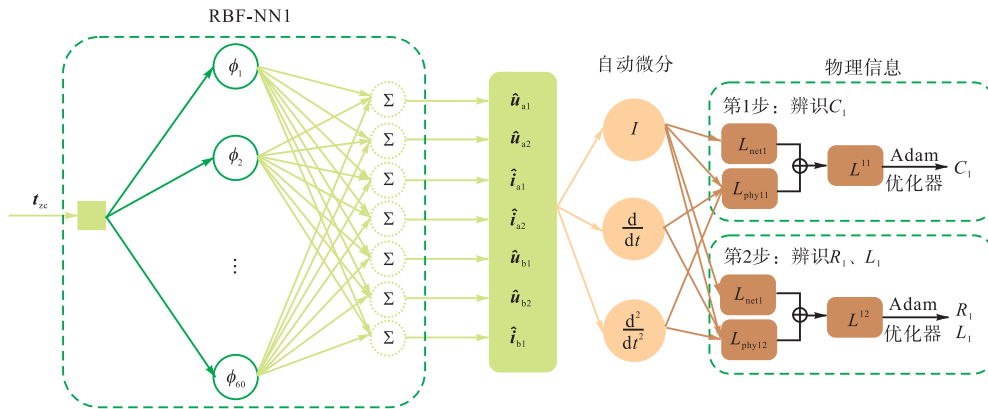


图 4 RBF-PINN1 结构示意图

Fig.4 Schematic of RBF-PINN1 structure

如图 4 所示, RBF-PINN1 以 RBF-NN1 为基础网络架构, 并通过在损失函数中引入物理约束项, 使网络在训练过程中能够同时学习数据特征和物理规律, 从而确保预测结果满足物理定律. 其中, RBF-NN1 的输入为线路正常运行状态下的录波数据采样时间  $t_{zc}$ , 输出则用于拟合正常运行状态下线路两端电压和电流的采样数据序列  $\tilde{u}_{a1}$ 、 $\tilde{i}_{a1}$ 、 $\tilde{u}_{a2}$ 、 $\tilde{i}_{a2}$ 、 $\tilde{u}_{b1}$ 、 $\tilde{i}_{b1}$ 、 $\tilde{u}_{b2}$ 、 $\tilde{i}_{b2}$ , 并被赋予相应的物理意义, 分别用  $\hat{u}_{a1}$ 、 $\hat{i}_{a1}$ 、 $\hat{u}_{a2}$ 、 $\hat{i}_{a2}$ 、 $\hat{u}_{b1}$ 、 $\hat{i}_{b1}$ 、 $\hat{u}_{b2}$ 、 $\hat{i}_{b2}$  表示. 在结构方面, RBF-NN1 是一个 3 层网络. 第 1 层为输入层, 仅负责接收正常状态下的录波数据, 不对其进行任何处理; 第 2 层为 RBF 层, 该层有 60 个神经元/中心点, 同时, 采用高斯函数作为径向基函数, 以第  $k$  个神经元为例, 其公式为

$$\phi_k(t_{zc}; c_k, \beta_k) = e^{-\beta_k \|t_{zc} - c_k\|^2} \quad (20)$$

式中  $c_k$  和  $\beta_k$  为可训练参数.

第 3 层为输出层, 通过线性变换将 RBF 层的输出映射到 7 维输出空间. RBF 层和输出层的输出结果分别为

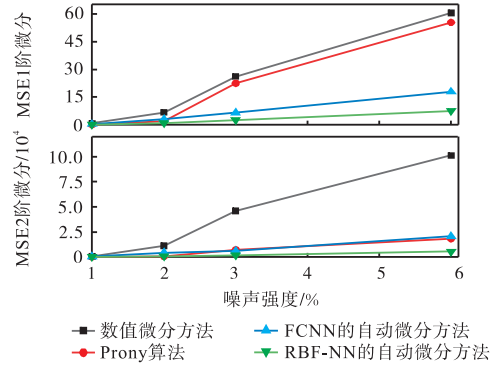


图 3 不同方法在多噪声水平下的 1 阶与 2 阶微分 MSE 比较

Fig.3 Comparison of the first and second order MSE of different methods under multiple noise levels

$$\mathbf{o}^{(1)} = [\phi_1(t_{zc}; c_1, \beta_1), \phi_2(t_{zc}; c_2, \beta_2), \dots, \phi_{60}(t_{zc}; c_{60}, \beta_{60})] \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{o}^{(2)} = \mathbf{o}^{(1)} \cdot \mathbf{W}^{(2)} + \mathbf{b}^{(2)} \quad (22)$$

式中:  $\mathbf{W}^{(2)}$  为输出层的权重矩阵;  $\mathbf{b}^{(2)}$  为输出层的偏置向量.  $\mathbf{W}^{(2)}$  和  $\mathbf{b}^{(2)}$  均为可训练参数.

为使 RBF-NN1 能够尽可能拟合录波数据, 构造神经网络损失函数

$$L_{\text{net1}} = \frac{1}{7N} \sum_{i=1}^N \left[ (\tilde{u}_{a1}^i - \hat{u}_{a1}^i)^2 + (\tilde{i}_{a1}^i - \hat{i}_{a1}^i)^2 + (\tilde{u}_{a2}^i - \hat{u}_{a2}^i)^2 + (\tilde{i}_{a2}^i - \hat{i}_{a2}^i)^2 + (\tilde{u}_{b1}^i - \hat{u}_{b1}^i)^2 + (\tilde{i}_{b1}^i - \hat{i}_{b1}^i)^2 + (\tilde{u}_{b2}^i - \hat{u}_{b2}^i)^2 + (\tilde{i}_{b2}^i - \hat{i}_{b2}^i)^2 \right] \quad (23)$$

式中  $N$  为录波数据采样点的个数.

为了在 RBF-NN1 中引入物理约束, 首先, 根据式 (4) 的第 1 个方程, 构造物理信息函数

$$f_{11}(t_{zc}^i) = \hat{i}_{a1}^i - \hat{i}_{a2}^i - C_1 \left( \frac{d\hat{u}_{a1}^i}{dt_{zc}^i} + \frac{d\hat{u}_{a2}^i}{dt_{zc}^i} \right) \quad (24)$$

式中  $i$  表示录波序列中的第  $i$  个数据点.

同时,根据式(9)中的第 1 个方程,构造物理信息函数为

$$f_{12}(t_{zc}^i) = \hat{u}_{a1}^i - \hat{u}_{a2}^i - \hat{u}_{b1}^i + \hat{u}_{b2}^i - R_1(\hat{i}_{a1}^i - \hat{i}_{b1}^i) - L_1 \left( \frac{d\hat{i}_{a1}^i}{dt_{zc}^i} - \frac{d\hat{i}_{b1}^i}{dt_{zc}^i} \right) \quad (25)$$

进而,构造物理信息损失函数

$$L_{\text{phy11}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{11}^2(t_{zc}^i) \quad (26)$$

$$L_{\text{phy12}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{12}^2(t_{zc}^i) \quad (27)$$

为使预测结果在拟合录波数据的同时也能够满足物理规律,构造损失函数

$$L^1 = L_{\text{net1}} + L_{\text{phy11}} \quad (28)$$

$$L^2 = L_{\text{net1}} + L_{\text{phy12}} \quad (29)$$

基于上述内容,RBF-PINN1 的训练过程为:首先,使用 Adam 优化器最小化损失函数  $L^1$ ,从而得到

$C_1$  的值;在此基础上,利用 Adam 优化器来最小化损失函数  $L^2$ ,从而得到  $R_1$  和  $L_1$  的值。

### 2.3 基于 RBF-PINN 的输电线路零序参数辨识及故障测距算法

为辨识输电线路零序参数及故障距离,构建了基于 RBF-PINN 的输电线路零序参数辨识及故障测距算法 RBF-PINN2,其结构示意图如图 5 所示。

由图 5 可知,RBF-PINN2 的输入为线路发生不对称接地故障时的录波数据采样时间  $t_{gz}$ ,输出用于拟合发生不对称接地故障时线路两端电压和电流的采样数据序列  $\tilde{u}_{a1}$ 、 $\tilde{i}_{a1}$ 、 $\tilde{u}_{a2}$ 、 $\tilde{i}_{a2}$ 、 $\tilde{u}_{b1}$ 、 $\tilde{i}_{b1}$ 、 $\tilde{u}_{b2}$ 、 $\tilde{i}_{b2}$ 、 $\tilde{u}_{c1}$ 、 $\tilde{i}_{c1}$ 、 $\tilde{u}_{c2}$ 、 $\tilde{i}_{c2}$ ,并被赋予相应的物理意义,分别用  $\hat{u}_{a1}$ 、 $\hat{i}_{a1}$ 、 $\hat{u}_{a2}$ 、 $\hat{i}_{a2}$ 、 $\hat{u}_{b1}$ 、 $\hat{i}_{b1}$ 、 $\hat{u}_{b2}$ 、 $\hat{i}_{b2}$ 、 $\hat{u}_{c1}$ 、 $\hat{i}_{c1}$ 、 $\hat{u}_{c2}$ 、 $\hat{i}_{c2}$  来表示. RBF-NN2 的结构与 RBF-NN1 类似,主要区别在于:RBF 层有 65 个神经元,输出层的输出维度为 12.

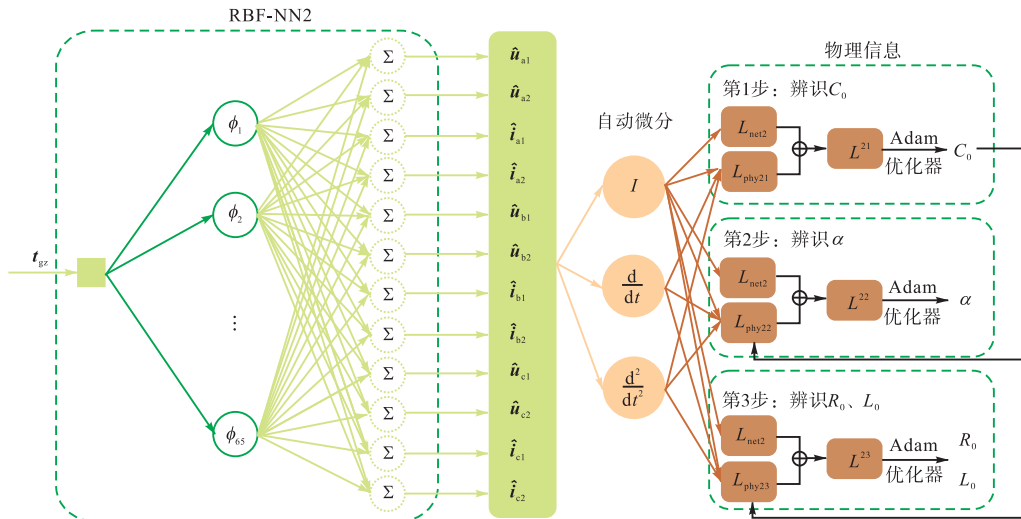


图 5 RBF-PINN2 结构示意图

Fig.5 Schematic of RBF-PINN2 structure

为使 RBF-NN2 尽可能拟合录波数据,构造神经网络损失函数

$$L_{\text{net2}} = \frac{1}{12N} \sum_{i=1}^N \left[ (\tilde{u}_{a1}^i - \hat{u}_{a1}^i)^2 + (\tilde{i}_{a1}^i - \hat{i}_{a1}^i)^2 + \dots \right] \quad (30)$$

为了在 RBF-NN2 中引入物理约束,首先,根据式(10),构造物理信息函数为

$$f_{21}(t_{gz}^i) = 3(\hat{i}_{c1}^i - \hat{i}_{c2}^i) - C_0 \left( \frac{d\hat{u}_{c1}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{u}_{c2}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{u}_{a1}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{u}_{b1}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{u}_{a2}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{u}_{b2}^i}{dt_{gz}^i} \right) - C_1 \left( 2 \frac{d\hat{u}_{c1}^i}{dt_{gz}^i} + 2 \frac{d\hat{u}_{c2}^i}{dt_{gz}^i} - \frac{d\hat{u}_{a1}^i}{dt_{gz}^i} - \frac{d\hat{u}_{b1}^i}{dt_{gz}^i} - \frac{d\hat{u}_{a2}^i}{dt_{gz}^i} - \frac{d\hat{u}_{b2}^i}{dt_{gz}^i} \right) \quad (31)$$

根据式(14)中的第 1 个方程,构建物理信息函数

$$f_{22}(t_{gz}^i) = \hat{u}_{a1}^i - \hat{u}_{a2}^i - \hat{u}_{b1}^i + \hat{u}_{b2}^i - \alpha R_1(\hat{i}_{a1}^i - \hat{i}_{b1}^i) - \alpha L_1 \left( \frac{d\hat{i}_{a1}^i}{dt_{gz}^i} - \frac{d\hat{i}_{b1}^i}{dt_{gz}^i} \right) + (1-\alpha) R_1(\hat{i}_{a2}^i - \hat{i}_{b2}^i) + (1-\alpha) L_1 \left( \frac{d\hat{i}_{a2}^i}{dt_{gz}^i} - \frac{d\hat{i}_{b2}^i}{dt_{gz}^i} \right) \quad (32)$$

根据式(15)构建物理信息函数

$$f_{23}(t_{gz}^i) = \hat{u}_{a1}^i - \hat{u}_{a2}^i + \hat{u}_{b1}^i - \hat{u}_{b2}^i + \hat{u}_{c1}^i - \hat{u}_{c2}^i - R_0 \cdot \left[ \alpha(\hat{i}_{a1}^i + \hat{i}_{b1}^i + \hat{i}_{c1}^i) + (1-\alpha)(\hat{i}_{a2}^i + \hat{i}_{b2}^i + \hat{i}_{c2}^i) \right] - L_0 \left[ \alpha \left( \frac{d\hat{i}_{a1}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{i}_{b1}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{i}_{c1}^i}{dt_{gz}^i} \right) + (1-\alpha) \left( \frac{d\hat{i}_{a2}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{i}_{b2}^i}{dt_{gz}^i} + \frac{d\hat{i}_{c2}^i}{dt_{gz}^i} \right) \right] \quad (33)$$

进而,构造物理信息损失函数

$$L_{\text{phy}21} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{21}^2(t_{\text{gz}}^i) \quad (34)$$

$$L_{\text{phy}22} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{22}^2(t_{\text{gz}}^i) \quad (35)$$

$$L_{\text{phy}23} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{23}^2(t_{\text{gz}}^i) \quad (36)$$

为使 RBF-PINN2 在拟合录波数据的同时也能够满足物理规律,构造损失函数

$$L^{21} = L_{\text{net}2} + L_{\text{phy}21} \quad (37)$$

$$L^{22} = L_{\text{net}2} + L_{\text{phy}22} \quad (38)$$

$$L^{23} = L_{\text{net}2} + L_{\text{phy}23} \quad (39)$$

基于上述内容,RBF-PINN2 的训练过程为:首先,使用 Adam 优化器最小化损失函数  $L^{21}$ ,从而得到  $C_0$  的值;在此基础上,利用 Adam 优化器来最小化损失函数  $L^{22}$ ,从而得到  $\alpha$  的值;最后,再利用 Adam 优化器来最小化损失函数  $L^{23}$ ,从而得到  $R_0$  和  $L_0$  的值。

### 3 输电线路正序和零序参数辨识流程

综上所述,输电线路正序和零序参数辨识流程如图 6 所示。

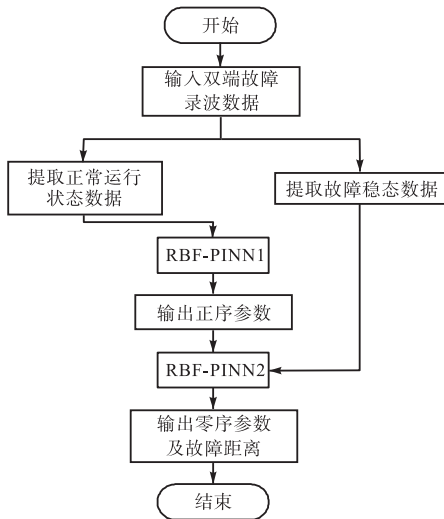


图 6 输电线路正序和零序参数辨识流程

Fig.6 Flow chart for identification of positive- and zero-sequence parameters of transmission lines

所含具体步骤如下所述:

**步骤 1** 输入发生不对称接地故障时线路双端的录波数据;

**步骤 2** 提取线路双端的正常运行数据和故障稳态数据并输出;

**步骤 3** 将正常运行数据输入 RBF-PINN1 进行

处理,辨识线路正序参数并输出;

**步骤 4** 将故障稳态数据和步骤 3 中得到的线路正序参数输入 RBF-PINN2 进行处理,辨识线路零序参数和故障距离并输出。

### 4 仿真实验

在 MATLAB/simulink 仿真环境下搭建双端输电线路仿真模型,如图 7 所示.图中,采用  $\pi$  型线路模型,其参数如表 1 所示;设置  $\dot{E}_1=110\angle 0^\circ$  kV、 $\dot{E}_2=110\angle 60^\circ$  kV.故障点  $f$  位于距离线路左端  $\alpha l$  的位置。

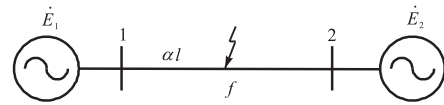


图 7 输电线路仿真模型

Fig.7 Simulation model of transmission line

表 1 线路参数及其真实值

Tab.1 Line parameters and their true values

线路参数	真实值
$C_1/\mu\text{F}$	0.286 65
$R_1/\Omega$	0.572 85
$L_1/\text{H}$	0.042 02
$C_0/\mu\text{F}$	0.174 40
$R_0/\Omega$	17.388 00
$L_0/\text{H}$	0.185 69

#### 4.1 所提算法准确性分析

当输电线路发生单相接地短路或两相接地短路故障时,本文所提算法、基于 PINN 的算法以及文献[16]所提算法对线路参数及故障距离比例系数的辨识结果及绝对误差如表 2 所示.其中,文献[16]采用 Prony 算法对电压、电流信号进行建模并计算信号的微分,进而利用输电线路微分方程来求解线路参数.由表 2 可知,相比于基于 PINN 的算法,本文所提算法在辨识精度方面具有显著优势;相比于文献[16]所提算法,尽管本文所提算法中正序参数的辨识精度较低,但在零序参数的辨识方面具有显著较高的精度.此外,本文算法在辨识除零序电容以外的参数时,绝对误差均在 0.5% 以内。

需要特别说明的是,根据图 6 所示的线路参数辨识流程,零序电容的辨识准确性依赖于正序参数的辨识结果,而正序参数的辨识结果不可避免地存在一定误差,这些误差会传递至零序电容的辨识中并可能被放大.同时,由于零序电容的数量级通常在  $10^{-8}$  量级,其辨识结果的准确性易受到微小扰动的影响,但本文算法仍将零序电容的辨识误差控制在 3% 以内。

表 2 不同算法的参数辨识结果及绝对误差

Tab.2 Parameter identification results and absolute errors of different algorithms

故障类型	线路参数	本文所提算法		基于 PINN 的算法		文献[16]所提算法	
		辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%
AG	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 44	0.072	0.287 14	0.169	0.286 66	0.005
	$R_1/\Omega$	0.570 15	0.472	0.579 66	1.188	0.582 90	1.754
	$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.025	0.042 05	0.088	0.042 02	0.001
	$C_0/\mu\text{F}$	0.178 51	2.354	0.168 84	3.190	0.158 30	9.234
	$R_0/\Omega$	17.321 32	0.383	18.671 81	7.383	18.207 33	4.712
	$L_0/\text{H}$	0.185 32	0.197	0.173 10	6.777	0.188 03	1.260
	$\alpha$	0.500 40	0.080	0.499 47	0.105	0.499 89	0.021
ABG	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 37	0.099	0.287 63	0.342	0.286 66	0.005
	$R_1/\Omega$	0.573 32	0.082	0.582 51	1.686	0.572 98	0.022
	$L_1/\text{H}$	0.042 00	0.036	0.042 05	0.083	0.042 02	0.001
	$C_0/\mu\text{F}$	0.170 78	2.073	0.174 28	0.066	0.171 55	1.632
	$R_0/\Omega$	17.337 89	0.288	16.602 78	4.516	17.990 58	3.465
	$L_0/\text{H}$	0.185 27	0.227	0.121 75	34.435	0.176 62	4.883
	$\alpha$	0.500 73	0.145	0.499 79	0.042	0.497 98	0.403

4.2 过渡电阻大小对算法的影响分析

当输电线路分别经过 0.001  $\Omega$ 、10.000  $\Omega$ 、20.000  $\Omega$ 、50.000  $\Omega$  过渡电阻发生单相或两相接地故

障时,本文所提出的算法对线路参数及故障距离比例系数的辨识结果及绝对误差如表 3 所示.由表 3 可知,该算法在经较大过渡电阻接地时仍具有较高精度.

表 3 不同过渡电阻下本文所提算法的参数辨识结果及绝对误差

Tab.3 Parameter identification results and absolute errors of the algorithm proposed in this paper under different transition resistances

过渡电阻/ $\Omega$	线路参数	AG 故障		ABG 故障	
		辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%
0.001	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 45	0.069	0.286 72	0.025
	$R_1/\Omega$	0.571 79	0.186	0.576 75	0.680
	$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.021	0.042 02	0.008
	$C_0/\mu\text{F}$	0.171 58	1.616	0.174 82	0.241
	$R_0/\Omega$	17.345 57	0.244	17.446 08	0.334
	$L_0/\text{H}$	0.183 56	1.145	0.182 32	1.816
	$\alpha$	0.499 74	0.052	0.499 31	0.138
10.000	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 44	0.072	0.286 37	0.099
	$R_1/\Omega$	0.570 15	0.472	0.573 32	0.082
	$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.025	0.042 00	0.036
	$C_0/\mu\text{F}$	0.178 51	2.354	0.170 78	2.073
	$R_0/\Omega$	17.321 32	0.383	17.337 89	0.288
	$L_0/\text{H}$	0.185 32	0.197	0.185 27	0.227
	$\alpha$	0.500 4	0.080	0.500 73	0.145
20.000	$C_1/\mu\text{F}$	0.285 27	0.482	0.286 53	0.041
	$R_1/\Omega$	0.570 20	0.462	0.574 92	0.361
	$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.022	0.042 00	0.046
	$C_0/\mu\text{F}$	0.168 64	3.305	0.176 69	1.315
	$R_0/\Omega$	17.724 19	1.933	17.360 97	0.155
	$L_0/\text{H}$	0.184 40	0.694	0.186 77	0.581
	$\alpha$	0.499 27	0.146	0.499 05	0.190
50.000	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 33	0.113	0.286 50	0.053
	$R_1/\Omega$	0.571 05	0.314	0.569 56	0.574
	$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.027	0.042 01	0.023
	$C_0/\mu\text{F}$	0.169 85	2.609	0.167 77	3.802
	$R_0/\Omega$	17.191 04	1.133	17.661 54	1.573
	$L_0/\text{H}$	0.185 75	0.032	0.179 72	3.212
	$\alpha$	0.500 22	0.043	0.500 26	0.053

### 4.3 故障距离对算法的影响分析

当线路发生单相接地故障,故障距离比例系数  $\alpha_{set}$  分别为 0.1、0.3 时,本文所提出的算法对线路参

数及故障距离比例系数的辨识结果及绝对误差如表 4 所示. 由表 4 可知,该算法在不同故障距离下均具有较高精度.

表 4 不同故障距离比例系数下本文所提算法的参数辨识结果及绝对误差

Tab.4 Parameter identification results and absolute errors of the algorithm proposed in this paper under different fault distances scale factor

线路参数	$\alpha_{set} = 0.1$		$\alpha_{set} = 0.3$	
	辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%
$C_1/\mu\text{F}$	0.282 27	1.53	0.286 44	0.07
$R_1/\Omega$	0.571 10	0.31	0.568 04	0.84
$L_1/\text{H}$	0.042 03	0.02	0.042 01	0.02
$C_0/\mu\text{F}$	0.176 30	1.09	0.176 91	1.44
$R_0/\Omega$	17.319 11	0.40	17.291 95	0.55
$L_0/\text{H}$	0.186 52	0.45	0.186 98	0.69
$\alpha$	0.100 55	0.55	0.300 61	0.20

### 4.4 噪声干扰对算法的影响分析

为验证所提算法的抗噪声能力,在线路两端电压、电流数据中引入了均值为 0,标准差分别为 0.05%、0.10%、0.15% 和 0.20% 的高斯噪声. 当输电线路发生单相接地短路或两相接地短路故障时,本文所提出的算法、基于 PINN 的算法以及文献[16]所提算

法对线路参数及故障距离比例系数的辨识结果及绝对误差如表 5 和表 6 所示. 由表 5 和表 6 可知,相较于其他两种算法,本文所提算法在较高噪声情况下仍能保持相对较低的辨识误差,表明其具有较强的抗噪声能力. 尽管零序电容的辨识结果易受噪声影响,但本文所提算法的辨识精度仍显著优于其他两种算法.

表 5 单相接地故障条件下噪声对参数辨识算法精度的影响

Tab.5 Impact of noise on parameter identification accuracy in single-phase ground fault scenarios

故障类型	噪声标准差/%	线路参数	本文所提算法		基于 PINN 的算法		文献[16]所提算法	
			辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%
AG	0.05	$C_1/\mu\text{F}$	0.287 32	0.234	0.288 30	0.575	0.282 68	1.385
		$R_1/\Omega$	0.571 79	0.186	0.570 14	0.473	0.571 21	0.286
		$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.004	0.042 04	0.052	0.042 06	0.094
		$C_0/\mu\text{F}$	0.176 59	1.254	0.179 28	2.796	0.155 88	10.619
		$R_0/\Omega$	17.368 62	0.111	16.560 51	4.759	17.611 97	1.288
		$L_0/\text{H}$	0.187 26	0.848	0.170 79	8.023	0.190 19	2.423
		$\alpha$	0.500 24	0.047	0.499 45	0.110	0.498 82	0.235
	0.10	$C_1/\mu\text{F}$	0.285 75	0.312	0.276 76	3.449	0.275 99	3.718
		$R_1/\Omega$	0.563 19	1.686	0.589 08	2.834	0.557 14	2.742
		$L_1/\text{H}$	0.041 99	0.074	0.042 06	0.103	0.042 10	0.194
		$C_0/\mu\text{F}$	0.168 03	3.653	0.203 81	16.866	0.122 28	29.885
		$R_0/\Omega$	17.315 00	0.420	17.647 30	1.491	49.758 96	186.168
		$L_0/\text{H}$	0.183 95	0.935	0.180 49	2.802	0.121 03	34.820
		$\alpha$	0.499 98	0.004	0.499 67	0.067	0.494 22	1.156
	0.15	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 26	0.136	0.293 63	2.437	0.284 57	0.726
		$R_1/\Omega$	0.577 55	0.820	0.581 11	1.442	0.554 60	3.186
		$L_1/\text{H}$	0.042 08	0.152	0.042 03	0.033	0.042 25	0.559
		$C_0/\mu\text{F}$	0.167 21	4.123	0.284 13	62.918	0.107 38	38.430
		$R_0/\Omega$	17.093 26	1.695	20.320 34	16.864	29.184 35	67.842
		$L_0/\text{H}$	0.188 32	1.417	0.168 21	9.414	0.161 17	13.201
		$\alpha$	0.500 51	0.102	0.498 88	0.225	0.502 19	0.439
	0.20	$C_1/\mu\text{F}$	0.285 98	0.235	0.292 87	2.171	0.282 51	1.444
		$R_1/\Omega$	0.572 91	0.010	0.572 71	0.024	0.558 99	2.419
		$L_1/\text{H}$	0.042 03	0.030	0.042 01	0.009	0.042 04	0.051
$C_0/\mu\text{F}$		0.159 57	8.501	0.085 08	51.216	0.144 51	17.137	
$R_0/\Omega$		17.625 85	1.368	16.731 68	3.775	22.206 60	27.712	
$L_0/\text{H}$		0.184 28	0.758	0.163 28	12.067	0.180 31	2.896	
$\alpha$		0.500 09	0.019	0.499 60	0.079	0.501 67	0.333	

表 6 两相接地故障条件下噪声对参数辨识算法精度的影响

Tab.6 Impact of noise on parameter identification accuracy in two-phase ground fault scenarios

故障类型	噪声标准差/%	线路参数	本文所提算法		基于 PINN 的算法		文献[16]所提算法	
			辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%	辨识值	绝对误差/%
ABG	0.05	$C_1/\mu\text{F}$	0.287 49	0.292	0.361 91	26.255	0.289 44	0.973
		$R_1/\Omega$	0.581 21	1.459	0.581 90	1.580	0.557 87	2.615
		$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.021	0.042 01	0.013	0.042 16	0.346
		$C_0/\mu\text{F}$	0.170 65	2.148	0.253 72	45.480	0.063 27	63.724
		$R_0/\Omega$	17.074 73	1.802	15.542 04	10.616	14.078 27	19.035
		$L_0/\text{H}$	0.182 91	1.494	0.122 54	34.009	0.177 18	4.580
		$\alpha$	0.500 11	0.022	0.500 41	0.082	0.497 30	0.541
	0.10	$C_1/\mu\text{F}$	0.291 98	1.860	0.293 12	2.257	0.272 38	4.978
		$R_1/\Omega$	0.573 85	0.175	0.586 81	2.437	0.558 87	2.441
		$L_1/\text{H}$	0.042 02	0.006	0.042 05	0.090	0.042 10	0.199
		$C_0/\mu\text{F}$	0.166 92	4.288	0.332 80	90.823	0.159 31	8.653
		$R_0/\Omega$	17.193 98	1.116	14.067 45	19.097	8.210 65	52.780
		$L_0/\text{H}$	0.185 47	0.119	0.153 22	17.488	0.184 19	0.805
		$\alpha$	0.500 05	0.010	0.501 96	0.391	0.499 56	0.088
	0.15	$C_1/\mu\text{F}$	0.286 13	0.183	0.285 66	0.346	0.283 69	1.034
		$R_1/\Omega$	0.573 88	0.181	0.574 54	0.294	0.586 20	2.331
		$L_1/\text{H}$	0.042 01	0.020	0.042 04	0.046	0.041 81	0.486
		$C_0/\mu\text{F}$	0.183 93	5.466	0.231 18	32.559	0.110 70	163.474
		$R_0/\Omega$	18.087 64	4.024	16.131 04	7.229	63.601 16	265.776
		$L_0/\text{H}$	0.185 22	0.253	0.089 49	51.805	0.220 72	18.865
		$\alpha$	0.500 17	0.033	0.499 63	0.074	0.499 04	0.191
	0.20	$C_1/\mu\text{F}$	0.292 22	1.943	0.300 10	4.693	0.266 22	7.129
		$R_1/\Omega$	0.566 20	1.161	0.565 12	1.349	0.544 18	5.004
		$L_1/\text{H}$	0.042 03	0.028	0.042 04	0.057	0.042 56	1.296
$C_0/\mu\text{F}$		0.197 09	13.013	0.146 38	16.069	0.679 55	289.649	
$R_0/\Omega$		18.250 38	4.960	16.331 50	6.076	23.084 72	32.762	
$L_0/\text{H}$		0.180 96	2.546	0.075 96	59.091	0.162 90	12.270	
$\alpha$		0.499 94	0.012	0.500 25	0.050	0.496 09	0.782	

### 5 结 论

本文提出了一种基于 RBF-PINN 的输电线路正序和零序参数辨识算法,该算法的优点如下:

- (1) 该算法继承了传统时域法的优势,无需提取工频相量,从而避免了相关误差;
- (2) 与传统时域方法相比,该算法利用神经网络的自动微分功能精确计算电压、电流微分,并将微分方程的求解问题转化成了优化问题,显著提升了线路参数辨识的精度和抗噪声能力;
- (3) 与纯数据驱动的人工智能算法相比,该算法利用输电线路物理模型指导神经网络训练,避免了对大规模数据的需求,在小样本条件下实现了线路正序和零序参数的辨识;
- (4) 与传统的 PINN 相比,RBF-PINN 在处理高阶微分方程时不仅具有更高的计算速度和精度,还展现出更强的抗噪声能力,更适用于输电线路参数辨识问题;

(5) 仿真结果表明,该算法具有较高的线路参数辨识和故障测距精度,并且受故障类型、故障位置以及过渡电阻大小等因素影响较小.此外,在一定的噪声强度下,该算法仍能保持较高精度.

尽管本文提出的基于 RBF-PINN 的输电线路参数辨识算法在理论和仿真验证中取得了良好的效果,但仍存在一些局限性.

- (1) 算法目前主要基于仿真数据验证,后续研究需要获取更多实测数据,从而评估算法在实际工程中的适用性.
- (2) 该算法基于输电线路三相对称假设,因此仅适用于三相对称线路的参数辨识.对于三相不对称线路,以相间电容和接地电容的辨识为例,可类似地列出如式(1)的公式.与之不同的是,每相的公式中包含 3 个未知数:该相的接地电容及与其他两相之间的相间电容.在仅有一组录波数据的情况下,未知量的系数将表现为频率相同的正弦函数序列.由于任意 3 个相同频率的正弦函数之间存在线性相关性,这会导致系数矩阵的秩小于未知数的数量.因此,该方

程组要么有无穷多解, 要么无解, 从而无法准确确定电容的值。因此, 要辨识不对称线路的参数, 需要研究新的相模变换方法, 以减少每个方程中的未知数个数, 或探索新的求解方法。

#### 参考文献:

- [1] 李 钦, 项凤雏, 颜 伟, 等. 基于 SCADA 及 PMU 多时段量测信息的独立线路参数估计方法[J]. 电网技术, 2011, 35(2): 105-109.  
Li Qin, Xiang Fengchu, Yan Wei, et al. An approach to estimate parameters of single transmission line based on multi-interval information measured by SCADA and phasor measurement units[J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 105-109(in Chinese).
- [2] 梁志瑞, 牛胜锁, 靳 楠. 交流输电线路参数测量现状及发展趋势[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(11): 181-191.  
Liang Zhirui, Niu Shengsuo, Jin Nan. Current status and development trend of AC transmission line parameter measurement[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(11): 181-191(in Chinese).
- [3] 高明鑫, 胡志坚, 倪识远, 等. 双回非全线平行输电线路零序参数测量方法[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4868-4876.  
Gao Mingxin, Hu Zhijian, Ni Shiyuan, et al. Zero sequence parameter measurement of double-circuit non-full parallel transmission lines[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4868-4876(in Chinese).
- [4] 陈晓龙, 余联课, 裴东锋, 等. 一种基于故障支路判定和迭代计算的单回 T 型输电线路故障测距新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 1-11.  
Chen Xiaolong, Yu Lianke, Pei Dongfeng, et al. A new fault location method for single-circuit three-terminal transmission lines based on fault branch determination and iterative calculation[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 1-11(in Chinese).
- [5] 丁 蓝, 欧智乐, 汤致凯, 等. 输电线路参数辨识的影响因素研究[J]. 电网技术, 2013, 37(7): 1948-1953.  
Ding Lan, Ou Zhile, Tang Zhikai, et al. Research on factors influencing identification of transmission line parameters[J]. Power System Technology, 2013, 37(7): 1948-1953(in Chinese).
- [6] Mousavi-Seyedi S S, Aminifar F, Afsharnia S. Parameter estimation of multiterminal transmission lines using joint PMU and SCADA data[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(3): 1077-1085.
- [7] 薛安成, 张兆阳, 毕天姝. 基于自适应抗差最小二乘的线路正序参数在线辨识方法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(8): 202-209.  
Xue Ancheng, Zhang Zhaoyang, Bi Tianshu. Online identification of transmission line positive-sequence parameters based on adaptive robust least squares[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 202-209(in Chinese).
- [8] 薛安成, 周 健, 黄梓华, 等. 输电线路零序参数的在线自适应 IGG 抗差辨识方法[J]. 电网技术, 2016, 40(12): 3923-3929.  
Xue Ancheng, Zhou Jian, Huang Zihua, et al. On-line adaptive IGG robust identification method for zero sequence parameters of transmission line[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3923-3929(in Chinese).
- [9] Xue A C, Xu F Y, Martin K E, et al. Robust identification method for transmission line parameters that considers PMU phase angle error[J]. IEEE Access, 2020, 8: 86962-86971.
- [10] 张江南, 雷江龙, 贺 勇, 等. 基于 PMU 误差校正的输电线路参数在线辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(19): 130-137.  
Zhang Jiangnan, Lei Jianglong, He Yong, et al. Transmission line parameter identification method based on PMU error correction[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(19): 130-137(in Chinese).
- [11] 韦 恒, 周 頔, 王 毅. 基于故障录波装置的双回输电线路参数在线测量方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(23): 138-142.  
Wei Heng, Zhou Di, Wang Yi. Online parameter measurement of double-circuit transmission lines based on fault recorder[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(23): 138-142(in Chinese).
- [12] 叶昌荣, 冯树海, 徐 鹏, 等. 基于故障录波数据同步技术的输电线路参数辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(23): 156-161.  
Ye Changrong, Feng Shuhai, Xu Peng, et al. Transmission line parameter identification method based on fault recorder data synchronization technology[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(23): 156-161(in Chinese).
- [13] 索南加乐, 张怿宁, 齐 军, 等. 基于参数识别的时域法双端故障测距原理[J]. 电网技术, 2006, 30(8): 65-70.

- Suonan Jiale, Zhang Yining, Qi Jun, et al. Time domain fault location method based on transmission line parameter identification using two terminals data[J]. *Power System Technology*, 2006, 30(8): 65-70(in Chinese).
- [14] 鲍乐, 丛伟, 胡妹, 等. 基于同步采样值的输电线路参数非解耦算法[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2016, 28(5): 23-28.
- Bao Le, Cong Wei, Hu Mei, et al. Transmission line parameters coupling algorithm based on synchronous sampling signal[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2016, 28(5): 23-28(in Chinese).
- [15] 梁振锋, 张晓阳, 张惠智, 等. 基于故障录波数据的故障线路参数计算[J]. *智慧电力*, 2018, 46(8): 39-44.
- Liang Zhenfeng, Zhang Xiaoyang, Zhang Huizhi, et al. Fault line parameters calculation based on fault recording data[J]. *Smart Power*, 2018, 46(8): 39-44(in Chinese).
- [16] Schulze R, Schegner P, Zivanovic R. Parameter identification of unsymmetrical transmission lines using fault records obtained from protective relays[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2011, 26(2): 1265-1272.
- [17] Xue A C, Kong H, Lao Y Z, et al. A new robust identification method for transmission line parameters based on ADALINE and IGG method[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 132960-132969.
- [18] Que L Y, Yang L Q, Qian H F, et al. A robust line parameter identification method based on LSTM and modified SCADA data[C]//2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration(EI2). Wuhan, China, 2020: 2981-2986.
- [19] Lu M, Jin X Q, Wang X Z, et al. A robust identification method for transmission line parameters based on BP neural network and modified SCADA data[C]//2020 IEEE International Conference on Energy Internet(ICEI). Sydney, Australia, 2020: 92-97.
- [20] Yan Y. A robust transmission line parameters identification based on RBF neural network and modified SCADA data[C]//2020 10th International Conference on Power and Energy Systems(ICPES). Chengdu, China, 2020: 251-255.
- [21] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686-707.
- [22] Huang B, Wang J H. Applications of physics-informed neural networks in power systems: A review[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2023, 38(1): 572-588.
- [23] Jiang Q H, Zhu L L, Shu C, et al. An efficient multi-layer RBF neural network and its application to regression problems[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34: 4133-4150.
- [24] Schwenker F, Kestler H A, Palm G. Three learning phases for radial-basis-function networks[J]. *Neural Networks*, 2001, 14(4/5): 439-458.
- [25] Misyris G S, Venzke A, Chatzivasileiadis S. Physics-informed neural networks for power systems[C]//2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting(PESGM). Montreal, Canada, 2020: 1-5.
- [26] Nathasarma R, Roy B K. Physics-informed long-short-term memory neural network for parameters estimation of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2023, 59(5): 5376-5384.

(责任编辑:孙立华)