

基于 SInception-CNN 模型的复合电能质量环境下配电变压器损耗敏感性分析

谷伟康, 杨雅淮, 赵文冲, 尹忠东, 李新宇, 何 静, 沈子伦

(华北电力大学 电气与工程学院, 北京 102206)

摘要: 随着分布式资源大规模接入电网以及各种电力电子器件的广泛使用, 配电网中电能质量问题和配电变压器损耗问题愈发严重。为对复合电能质量环境下配电变压器损耗进行敏感性分析, 根据谐波、三相不平衡以及电压偏差对配电变压器损耗的影响机理, 设计出一种复合电能质量环境下配电变压器损耗测量实验平台。在此基础上, 将深度学习与灵敏度分析相结合, 基于实验测量数据训练 SInception-CNN 模型, 并利用训练好的深度学习模型对数据进行分析处理, 计算在复合电能质量环境下各项电能质量特征的灵敏度, 并利用 G 函数进行实验测试。结果表明, 在复合电能质量环境下, 三相不平衡对配电变压器损耗影响最为显著, 与 Sobol 方法相比, SInception-CNN 法表现出更高的准确性, 并且具备更强的鲁棒性。

关键词: 电能质量; 配电变压器损耗; 深度学习; SInception-CNN 模型; 灵敏度分析

中图分类号: TM41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2691 (2026) 02-0110-10

Distribution Transformer Loss Sensitivity Analysis under Composite Power Quality Environment Based on SInception-CNN Model

GU Weikang, YANG Yahuai, ZHAO Wenchong, YIN Zhongdong, LI Xinyu,

HE Jing, SHEN Zilun

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: With the large-scale access of distributed resources to the power grid and the widespread application of various power electronic devices, power quality issues and distribution transformer losses have become increasingly severe. To conduct a sensitivity analysis of distribution transformer losses under composite power quality conditions, an experimental platform for measuring such losses was designed, based on the impact mechanisms of harmonics, three-phase unbalance, and voltage deviation on transformer loss. On this basis, combining deep learning with sensitivity analysis, the SInception-CNN model is trained based on the experimental measurement data, and the trained deep learning model is used to analyze and process the data. The sensitivity of each power quality feature in the composite power quality environment is calculated, and the G function is used for experimental testing. The results show that under composite power quality conditions, three-phase unbalance has the most significant influence on distribution transformer loss. Compared with the Sobol method, the SInception-CNN method shows higher accuracy and stronger robustness.

Key words: power quality; distribution transformer loss; deep learning; SInception-CNN model; sensitivity analysis

0 引言

随着可再生能源发电在中低压配电网中接入

比例不断升高, 加上非线性和冲击性负荷的大量应用, 现代低压配电网中的电能质量问题受到广泛关注^[1-3]。目前, 针对配电变压器能耗问题国内外学者开展了大量研究。然而, 现有研究成果大多局限于单一电能质量特征对配电变压器能耗的影响, 没有考虑复合电能质量环境下配电变压器损耗的敏感性。因此建立复合电能质量环境下的

配电变压器损耗测试平台,对电能质量特征进行灵敏度分析,对于实际工程具有十分重要的指导意义。

灵敏度分析是研究系统输出参数对系统输入参数敏感程度的方法。其中全局灵敏度分析方法考虑输入参数特征对整个系统输出结果的影响,更适用于结构复杂,数学模型未知的系统^[4]。

目前,电力系统领域灵敏度分析大多应用 Sobol 法^[5]。Sobol 法是一种以方差为基础的全局灵敏度分析方法,能够定量计算系统中各输入参数的一阶灵敏度及全局影响指数^[6]。由于 Sobol 法以 Monte Carlo 方法作为计算核心^[7],这导致 Sobol 法的局限性很强,其计算精度很大程度上依赖于系统模型,而且容易受到离散数据或不良样本的影响。文献[8-10]在 Sobol 法基础上提出的 FAST 法,以及提出了结合 FAST 的随机平衡设计法进行整合改进,但并未从根本上解决 Sobol 法存在的局限性。文献[11-12]将深度学习模型与灵敏度结合,应用其进行电力系统紧急控制分析及配电网电压感知分析。文献[13]改进深度学习模型并与全局灵敏度计算相结合,大大提升了灵敏度计算的区分度和准确性。但深度学习尚未应用在配电网变压器损耗灵敏度分析中,且 Sobol 灵敏度分析方法的局限性由尚未得到很好的解决。

基于上述背景,本文建立了较为完备的配电变压器损耗测量平台及数据分析方法。首先分析配电变压器在复合电能质量环境下的损耗机理。其次设计并搭建复合电能质量环境下配电变压器损耗测量实验平台,进行现场实验并得到实验数据。最后,创新性地将深度学习 SInception-CNN 模型应用到配电变压器损耗敏感性分析中。利用 SInception-CNN 模型计算各项电能质量特征的灵敏度,找到影响损耗的主要电能质量特征。通过与 Sobol 法计算值对比,并在 G 函数中测试,证明了 SInception-CNN 模型具有更好的准确性以及鲁棒性。

1 复合电能质量环境配电变压器损耗机理

1.1 谐波损耗机理

谐波含有率 HRI_h 常用于表征谐波电流大小,其表达式为^[14]

$$HRI_h = \frac{I_h}{I_1} \times 100\% \quad (1)$$

式中: I_1 、 I_h 分别表示相电流基波分量的及 h 次谐波电流分量的有效值。

谐波电流流经配电变压器时主要对等值电阻产生畸变进而影响配电变压器损耗,谐波电流存在时配电变压器损耗为^[15]

$$P_{Th} = 3I_1^2 R_T + \sum_{h=2}^{\infty} (I_{Ah}^2 + I_{Bh}^2 + I_{Ch}^2) \sqrt{h} R_T \quad (2)$$

式中: I_{Ah} 、 I_{Bh} 、 I_{Ch} 为 h 次谐波电流; $\sqrt{h} R_T$ 为配电变压器考虑电流趋肤效应和临近效应后的等值电阻。

1.2 三相不平衡损耗机理

电力系统电流三相不平衡主要由系统中负荷或三相元件参数不平衡导致。相电流的三相不平衡度表示为

$$\beta_{\alpha} = \frac{I_{\alpha} - I_{av}}{I_{av}} \times 100\% \quad (3)$$

式中: I_{α} 为相电流的有效值, I_{av} 为相电流均值。

在三相不平衡状态下运行时,配电变压器会产生零序和负序分量。由于配电变压器的结构特点,零序分量只能流经配电变压器油箱壁和钢构件形成回路,导致配电变压器产生的涡流损耗和磁滞损耗增加。此外,配电变压器内流经三相不对称电流时其绕组损耗也会增加^[16]。

当三相不平衡电流流经配电变压器时,配电变压器产生的损耗为^[15]

$$\begin{aligned} P_{TB} &= (I_A^2 + I_B^2 + I_C^2) \times R_T \\ &= (3 + \beta_A^2 + \beta_B^2 + \beta_C^2) I_{av}^2 R_T \\ &= K_T I_{av}^2 R_T \end{aligned} \quad (4)$$

式中: K_T 为电流三相不平衡度系数。

1.3 电压偏差损耗机理

电力系统中将实际电压与标称电压的差值定义为电压偏差,其表达式为

$$\varepsilon = \frac{U - U_N}{U_N} \times 100\% \quad (5)$$

式中: U 为实际线路电压; U_N 为额定电压; ε 为电压偏差百分比。

电压偏差主要对配电变压器铁心产生影响。当配电变压器实际电压高于标称电压时,配电变压器中励磁电流增加,使得配电变压器铁耗随电压偏差百分数以指数方式迅速增加。当配电变压器运行在电压偏差环境下,其损耗为^[15,17]

$$P_{T\varepsilon} = \left(\frac{U}{U_N}\right)^\eta P_{N0} + \left(\frac{P^2 + Q^2}{U^2}\right) R_T \quad (6)$$

$$= (1 + \varepsilon)^\eta P_{N0} + \frac{P^2 + Q^2}{U_N^2 (1 + \varepsilon)^2} R_T$$

式中: U 表示配变实际电压; U_N 表示配变额定电压; P_{N0} 表示配变空载损耗; η 表示电压偏差相关系数。

2 配电变压器损耗测量平台

2.1 实验平台设计

实验平台兼具谐波注入、三相独立调节以及电压调节的功能。图 1 所示为实验平台搭建示意图。其中并网装置将电压电流解耦,在负载变

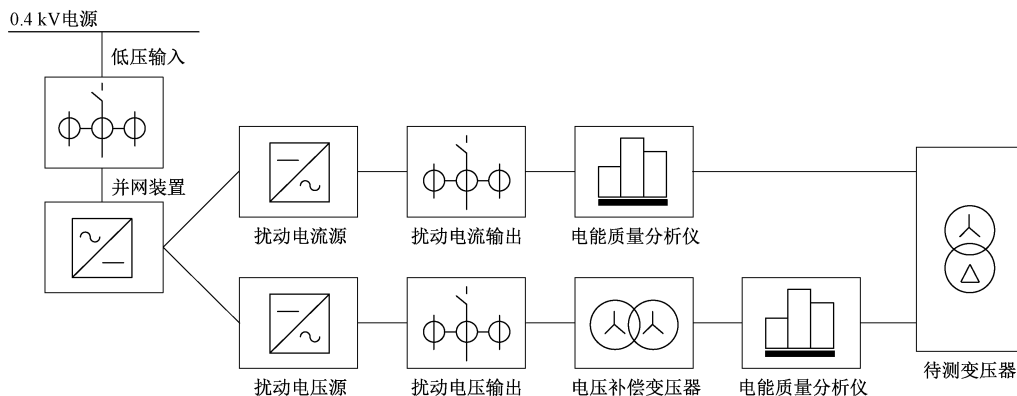


图 1 变压器损耗测量平台

Fig. 1 Transformer loss measurement platform

2.2 数据处理

先后调解扰动电压源和扰动电流源,通过观察电能质量分析仪,使待测变压器电压和功率分别到达额定值附近。引入不同的工况,当电能质量分析仪的数值稳定后,观察记录扰动电压源和扰动电流源侧的功率记为 P_1 和 P_2 。记录此时分析仪上基波和谐波的三相电流电压相角和幅值。在不同的工况环境下,重复实验若干次。根据电能质量国标:控制单次谐波电流的谐波畸变率在 5% 以内,三相不平衡度在 4% 以内,电压偏差百分比在 7% 以内。

按上述实验流程完成数据采集后,待测变压器的损耗 P 为

$$\Delta P = |P_1 - P_2| \quad (7)$$

由式(1)得到各次谐波含有率 HRI_h ,由式(3)得到三相不平衡度 β ,由式(5)得到电压偏差百分比 ε 。

按上述实验步骤,对复合电能质量环境下的

化时能更好保持平衡运行状态,使系统更加灵活智能,提高了平台稳定性及响应速度。电压补偿变压器为扰动电压源提供合适范围,满足了高电压大功率的技术特点,更为真实地模拟配电变压器在实际运行中的工况。为了进一步提高测量的精确度,在待测变压器的两端装设电能质量分析仪,对配电变压器端电压、电流和谐波含有量进行调整校正。依据图 1 搭建现场实验平台。实验平台容量为 1 MW,待测配电变压器额定容量为 400 kW,变比为 100 kV/0.4 kV;补偿变压器容量为 400 kW,变比为 0.4 kV/100 kV。采用 C. A 公司生产的 8336 电能质量分析仪,设置其采集频率为 1 s。

配电变压器损耗进行测量。其中,谐波环境下记录 3、5、7、11、13 次谐波电流。将基础测量数据转换为变压器损耗标么值、三相不平衡度、各次谐波含有率及电压偏差百分比。

3 基于 SInception-CNN 的全局灵敏度分析

3.1 SInception-CNN 模型

基于传统 CNN 模型改进而来的 SInception-CNN 模型,同样含有卷积层、池化层和全连接层 3 种模块。而 SInception-CNN 模型考虑到不同特征间的相互作用,通过打散特征,使用丰富的卷积核尺寸,可使不同特征组合在一起,输入同一个卷积核,从数量和空间两个维度更好的考虑了输入特征间的耦合作用^[13]。利用 SInception-CNN 模型处理单个样本过程如图 2 所示。图中 q 为非线性变换函数,其作用是从尺寸为 2×2 的卷积核中提取非线性特征。

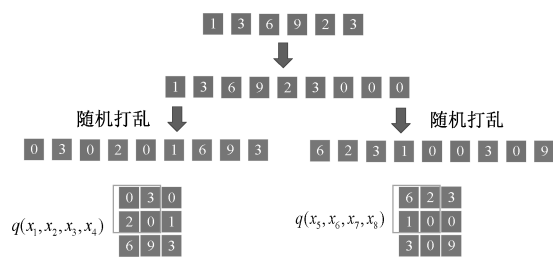


图 2 SInception-CNN 样本处理步骤
Fig. 2 Sample processing steps in SInception-CNN

SInception-CNN 模型如图 3 所示,模型中卷积后的输出维度用卷积核后的数字 32、64 表示。

CReLU 是卷积操作使用的改进后的激活函数,其如图 4 所示。该激活函数能够忽略小权重特征,自适应计算阈值,其公式为

$$U = \frac{1}{H} \sum_{a=1}^H y_a \quad (8)$$

式中: H 表示前一层神经元个数; U 表示该激活函数自适应阈值计算结果; y_a 表示前一层第 a 个神经元的输出值。

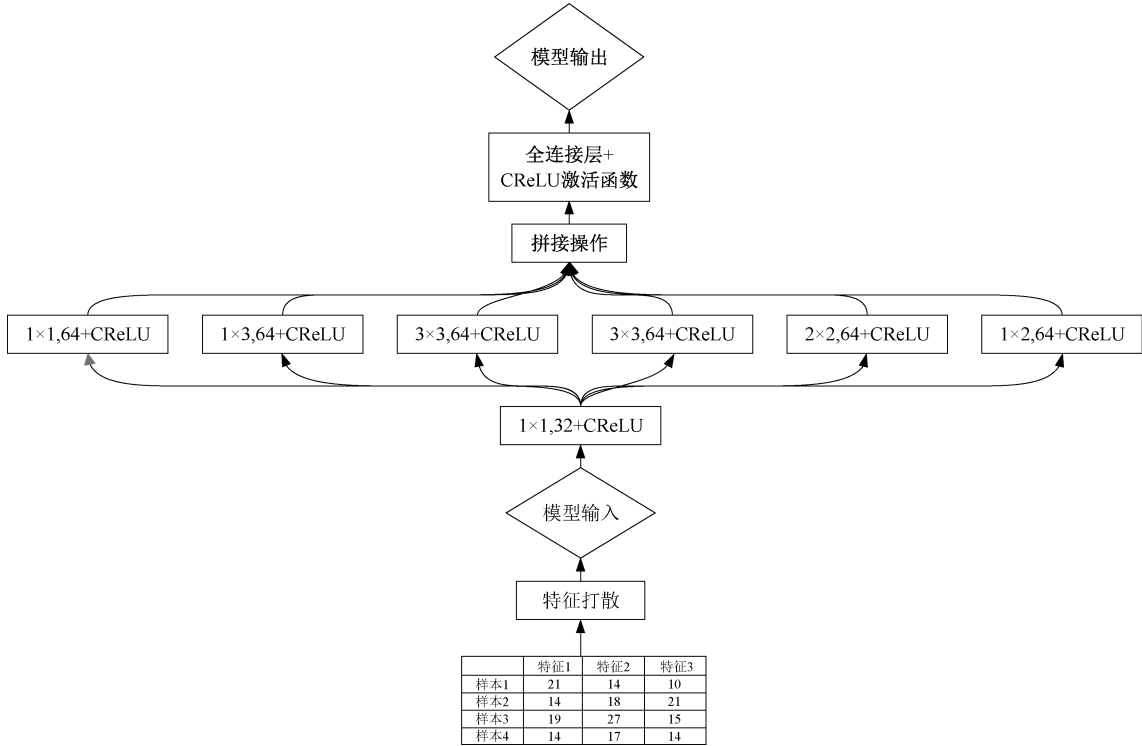


图 3 SInception-CNN 模型结构
Fig. 3 Structure of SInception-CNN model

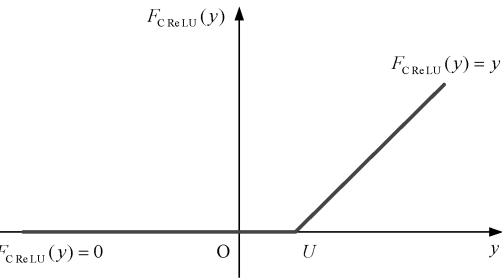


图 4 CReLU 激活函数
Fig. 4 CReLU activation function

3.2 SInception-CNN 模型灵敏度计算

SInception-CNN 法基于于输入与输出之间的映射关系建立模型。利用 SInception-CNN 模型计算灵敏度,将深度学习建模与数据分析结合,使深

度学习方法不再是一个“黑盒”,又将强大的特征提取能力赋予给灵敏度分析,构建出一种智能化灵敏度分析方法。基于 SInception-CNN 模型的全局灵敏度分析方法,首先利用实验数据进行深度学习模型的训练,模型输入为各次谐波含有率、三相不平衡度、电压偏差百分比,模型输出为配电变压器损耗(标么值)。然后得到反向传播的权重信息,进而求取模型的全局灵敏度。卷积神经网络的特殊架构,使得输出结果能充分考虑到每一个输入特征之间的耦合关系,计算出的灵敏度考虑了全局信息,从而使计算结果更为精准。

3.2.1 全连接层神经元灵敏度计算

在反向传播算法中,首先计算位于 SInception-

CNN 模型末尾的全连接层的灵敏度。如图 5 所示为典型的 3 层全连接层结构。

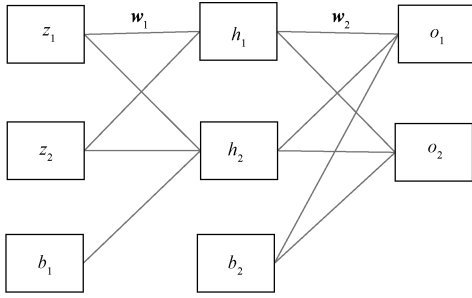


图 5 全连接层结构

Fig. 5 Fully connected layer structure

图 5 中 z_1, z_2 表示输入层神经元; h_1, h_2 表示神经元; o_1, o_2 为输出层神经元; b_1, b_2 为偏置系数; w_1, w_2 均表示连接权重。

前两层的向前传播公式为

$$h_n = F_{\text{CReLU}} \left(\sum_{i=1}^H \omega_1^{nm} z_m + b_n \right) \quad (9)$$

式中: w_1^{mn} 表示节点间的权重; b_n 表示偏置系数。

应用神经网络算法的思想,计算系统模型中输入层 z 中的各神经元对输出层 o 的神经元产生的影响:

$$\frac{\partial o}{\partial z} = \left(\sigma_2 \Theta \frac{\partial o}{\partial h} \right) \left(\sigma_1 \Theta \frac{\partial h}{\partial z} \right) \quad (10)$$

$$\frac{\partial o}{\partial h} = w_1, \quad \frac{\partial h}{\partial z} = w_2 \quad (11)$$

式中: $\sigma_L (L=1,2)$ 表示激活函数的导函数矩阵; 符号 Θ 表示计算中矩阵各对应参数相乘; $\partial o / \partial z$ 、 $\partial o / \partial h$ 、 $\partial h / \partial z$ 分别表示神经网络中各层对应的灵敏度。则得到输入层中各神经元对模型输出 E 的灵敏度为

$$\frac{\partial E}{\partial z} = \frac{\partial o}{\partial z} \delta^\circ = (w_1 \Theta \sigma_1) (w_2 \Theta \sigma_2) \delta^\circ \quad (12)$$

式中: δ° 为输出层对模型输出的灵敏度。

3.2.2 CNN 灵敏度计算

卷积神经网络 (CNN) 由卷积层和池化层组成,其结构如图 6 所示。图中 d 表示卷积核通道个数,也即卷积神经网络中的总通道数。

假定卷积神经网络中步长为 1,核大小为 1×3 ,则前向传播公式为

$$x_{dm}^{\text{out}} = F_{\text{CReLU}} (x_{in}^{\text{in}} w_{v(n)d(m)} + x_{v(n+1)}^{\text{in}} w_{v(n+1)d(m)} + \dots + b_d) \quad (13)$$

式中: x_{dm}^{out} 为输出通道中的神经元特征值, x_{in}^{in} 为输入通道中的神经元特征值, b_d 为神经元偏置系数,

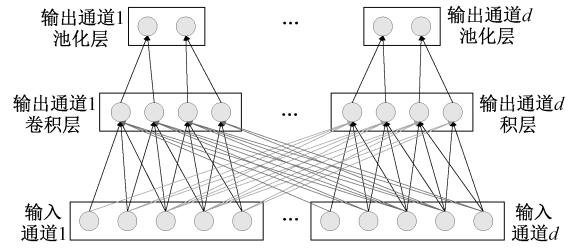


图 6 卷积层及池化层结构

Fig. 6 Structures of convolution layer and pooling layer

$w_{v(n)d(m)}$ 为神经元的权重大小。

得到卷积层前向传播公式的矩阵形式为

$$\mathbf{x}^{\text{out}} = F_{\text{CReLU}} (\mathbf{w}_l \mathbf{x}^{\text{in}} + \mathbf{b}_l) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{x}^{\text{out}}$ 为矩阵形式输出结果; $\mathbf{x}^{\text{in}}$ 表示输入特征; w_l 表示卷积核特征参数; b_l 表示该卷积层中所设置的偏置系数。

由上述分析得,当前卷积层灵敏度计算公式为^[18]

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{x}^{\text{in}}} = \frac{\partial \mathbf{x}^{\text{out}}}{\partial \mathbf{x}^{\text{in}}} \delta^{\text{out}} = \delta^{\text{out}} \text{rot180}(\mathbf{w}_l) \Theta \sigma_l \quad (15)$$

式中: δ^{out} 为网络中后一层输入特征对输出模型的灵敏度; $\text{rot180}(\mathbf{w}_l)$ 表示将矩阵 w_l 翻转 180° ; σ_l 表示激活函数求导后的矩阵形式。

3.2.3 池化层灵敏度计算

池化的最终目的是通过减少计算参数进而提升计算效率,同时池化过程中可以实现包含计算信息特征的再次提取^[19]。最大池化法相比于均值池化法更适合分离系数特征,最大池化法不仅能提取出计算过程中的纹理特征,还可以减少由于卷积层参数误差导致的平均值偏移问题^[20]。池化层输入特征的灵敏度计算公式为

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial \mathbf{C}^{\text{in}}} &= \frac{\partial \mathbf{C}^{\text{out}}}{\partial \mathbf{C}^{\text{in}}} \delta^{\text{out}} \\ &= \delta^{\text{out}} \Theta s(\mathbf{C}^{\text{in}}) \end{aligned} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{C}^{\text{out}}$ 表示池化层中的输入特征; δ^{out} 表示池化层中输出特征灵敏度; s 函数基于池化层中前向传播计算原理为灵敏度计算调整权重。

3.2.4 模型标准化的灵敏度计算

为标准化计算结果,在输入模型时需要将神经网络模型进行标准化处理:

$$x^{\text{after}} = \frac{x^{\text{row}} - \mu(x^{\text{row}})}{\text{std}(x^{\text{row}})} \quad (17)$$

式中: $\mu(x^{\text{row}})$ 、 $\text{std}(x^{\text{row}})$ 分别表示原始输入 x^{row} 的平均值及标准差; x^{after} 为标准化后的模型输入层。

由此可得 x^{row} 对模型输出 E 的灵敏度为

$$\frac{\partial E}{\partial x^{\text{row}}} = \text{std}(x^{\text{row}}) \frac{\partial E}{\partial x^{\text{row}}} \\ = \text{std}(x^{\text{row}}) \delta^{\text{row}}$$

(18)

式中: δ^{row} 表示标准化后的灵敏度。

4 现场实验及灵敏度结果分析

本文利用蒙特卡洛模拟法对电能质量环境进行选择,产生符合随机性的电能质量环境数据,从而模拟多种复合电能质量环境。实验现场、待测变压器如图 7、图 8 所示。其中 20 组实测数据如表 1 所示。

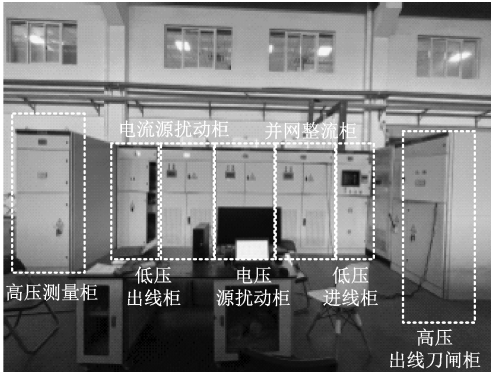


图 7 实验现场图

Fig. 7 Picture of experiment site



图 8 待测变压器

Fig. 8 Transformer to be tested

4.1 灵敏度计算结果精度对比分析

基于实测数据,利用 SInception-CNN 法及 Sobol 法计算各项电能质量特征的灵敏度。两种方法灵敏度计算结果对比图如图 9 所示。

图 9 中 S 表示电能质量特征的灵敏度计算值,特征 1 到特征 7 分别表示三相不平衡、3 次谐波、5 次谐波、7 次谐波、11 次谐波、13 次谐波、电压偏差 7 种电能质量特征。

表 1 实验数据

Tab. 1 Actual measurement results

Δp^*	$\beta / \%$	$HRI_3 / \%$	$HRI_5 / \%$	$HRI_7 / \%$	$HRI_{11} / \%$	$HRI_{13} / \%$	$\varepsilon / \%$
0.974 067 8	1.601	0.923	1.035	2.036	1.579	1.734	3.013
0.945 889 0	3.301	1.673	2.754	2.336	0.732	1.598	4.499
0.965 398 0	2.501	1.799	1.985	2.985	2.108	1.209	3.698
0.923 958 6	5.402	4.998	2.635	3.152	1.204	2.073	1.114
1.003 598 0	0.498	1.721	2.365	1.095	2.818	1.781	1.056
0.991 670 1	1.789	2.534	1.201	1.741	2.481	1.829	0.861
1.015 835 0	0.403	1.881	1.032	2.951	0.832	1.453	2.919
0.938 488 4	4.998	2.692	1.895	1.333	2.754	1.287	2.159
0.970 201 2	4.002	3.193	2.786	3.236	1.337	0.961	3.276
0.993 723 0	0.701	1.175	1.225	1.002	1.882	2.549	5.217
1.147 329 8	-6.399	0.701	2.089	3.225	0.645	2.168	1.129
1.106 703 2	-3.789	1.899	0.958	0.998	1.472	1.637	2.639
1.009 122 8	-1.892	0.523	0.605	1.362	1.723	2.361	1.182
1.150 874 2	-5.949	1.679	2.636	4.336	1.962	2.016	0.579
1.240 207 2	-5.359	2.847	4.215	2.895	2.219	1.914	3.461
1.061 002 8	-2.389	1.105	1.558	1.659	2.645	1.398	3.425
1.100 705 0	-3.701	1.908	2.668	1.009	0.971	0.447	1.991
1.120 195 8	-4.715	2.105	3.567	2.362	1.826	1.920	3.651
1.050 767 2	-1.829	1.376	1.023	3.221	2.267	2.247	0.621
1.051 052 4	2.001	1.214	1.362	1.998	0.991	1.748	1.131

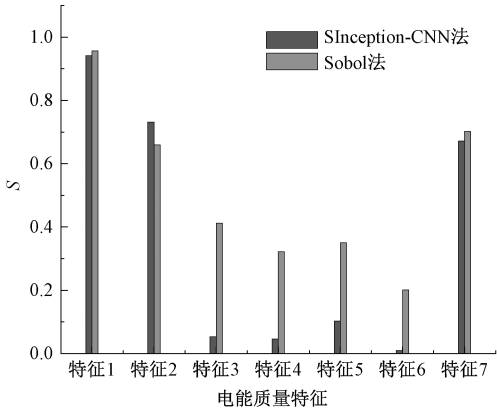


图9 电能质量特征灵敏度对比

Fig. 9 Comparison of sensitivity of power quality characteristics

由于 G 函数的灵敏度可以计算,所以被广泛应用于各种数据统计中^[21]。因此为验证 SInception-CNN 模型计算全局灵敏度方法的准确度,可以使用 G 函数进行测试验证。作为验证标准时,其表示形式为

$$G(X_1, X_2, \dots, X_N, \beta_1, \beta_2 \dots \beta_N) = \prod_{j=1}^N g_j \quad (19)$$

式中: X_j 为系统模型中输入特征; β_j 为系统模型中输入特征灵敏度调节项; J 为系统模型中输入特征数量。则 g_j 表示为

$$g_j = \frac{|4X_j - 2| + \beta_j}{1 + \beta_j} \quad (20)$$

文献[21-22]给出 G 函数真实灵敏度的计算过程及结果。测试中使用 6 个输入变量进行 G 函数验证,输入特征 $\alpha_k = \{0, 0.5, 2, 4, 6, 88\}$, 将所有输入特征的空间域设定为 $[0, 1]$ 。使用 Sobol 序列生成高效均匀分布的数值序列,将得到的结果构成 G 函数数据集。把 G 函数灵敏度的真实值与两种方法灵敏的计算值进行对比。真实值与计算值平均误差为

$$L_{MAE} = \frac{1}{15} \sum_{r=1}^{15} \left(\frac{\sum_{j=1}^N |\hat{T}_j - T_j|}{N} \right) \quad (21)$$

式中: $\hat{T}_j$ 、 T_j 分别表示 G 函数求得灵敏度的标准值及两种测试方法灵敏度的计算值; r 表示对比计算次数。进行 15 次测试对比取平均误差,图 10 所示为实验结果对比。

由图 9 可以看出,两种方法的灵敏度计算结果基本吻合,7 种电能质量特征中三相不平衡、3 次谐波、电压偏差灵敏度计算值较大,其中三相不平衡特征灵敏度计算值最大,说明其对配电变压

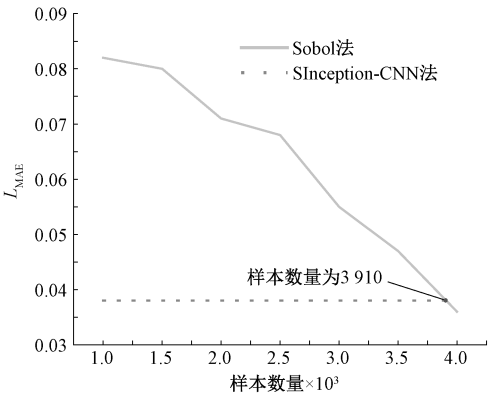


图10 两种方法计算精度对比

Fig. 10 Accuracy comparison of two methods

器损耗影响最为显著。而利用 SInception-CNN 模型得到的灵敏度计算结果更具有稀疏性,可以更直观地筛选出影响微弱的电能质量特征:5 次谐波、7 次谐波、11 次谐波、13 次谐波,在后续研究电能质量治理时可适当忽略影响较小的电能质量因素,以便减少研究的复杂性。

由图 10 可知,针对 G 函数实验,当样本数量小于 3 910 时,使用 SInception-CNN 模型的灵敏度计算值与真实值误差较小,其计算精确度远大于 Sobol 法。

由此可得,在复合电能质量环境下,当配电变压器损耗具体模型未知、参数分布不均匀、损耗数据采样量较少时,SInception-CNN 法比 Sobol 法更适用于配电变压器损耗敏感性分析。利用 SInception-CNN 模型,把深度学习强大的特征提取能力与全局灵敏度分析结合,计算输入特征的灵敏度,提升了计算精确度,弥补了 Sobol 法的不足。

4.2 灵敏度计算结果鲁棒性分析

为对比 SInception-CNN 法与 Sobol 法两种方法的鲁棒性,在测量数据中引入一组不良数据,该数据中 5 次谐波含有率取值为正常测量值的 3 倍,改变了该项电能质量特征的参数区间。分别用两种方法计算加入不良样本后各项特征的灵敏度,计算结果如表 2 所示。

图 11、图 12 列出了采用两种方法加入不良样本数据前后灵敏度计算值排序对比图。

通过上述计算值及排序图对比可知,加入不良数据后 Sobol 法计算结果出现较大偏差,各项电能质量特征的灵敏度计算值发生改变,其排序发生很大变化。而 SInception-CNN 法通过学习模型结构计算灵敏度,克服了 Sobol 法依赖具体模型及

参数区间的局限性,少量不良数据样本不会影响输入与输出参数的基本非线性映射关系,各项电能质量特征灵敏度排序与原来保持一致,因此其鲁棒性更好。

表 2 SInception-CNN 和 Sobol 法加入不良数据前后计算结果对比

Tab. 2 Comparison of results before and after adding bad data between SInception-CNN and Sobol method					
电能质量特征	SInception-CNN		电能质量特征	Sobol 法	
	正常	加入不良数据		正常	加入不良数据
三相不平衡	0.941 8	0.960 2	三相不平衡	0.957 3	0.980 3
3 次谐波	0.732 1	0.699 1	3 次谐波	0.659 7	0.251 6
5 次谐波	0.053 1	0.043 9	5 次谐波	0.412 2	0.115 8
7 次谐波	0.046 4	0.039 7	7 次谐波	0.321 8	0.102 2
11 次谐波	0.103 1	0.102 4	11 次谐波	0.350 3	0.503 4
13 次谐波	0.009 3	0.010 4	13 次谐波	0.201 4	0.143 9
电压偏差	0.673 2	0.693 6	电压偏差	0.703 2	0.328 7

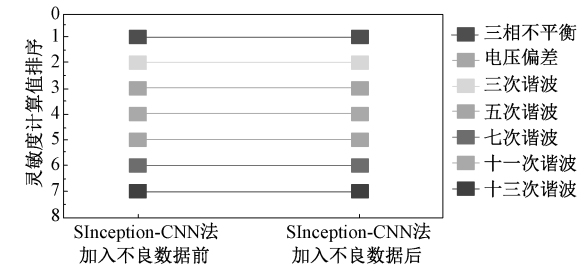


图 11 SInception-CNN 法灵敏度排序

Fig. 11 Sensitivity ranking of SInception-CNN method

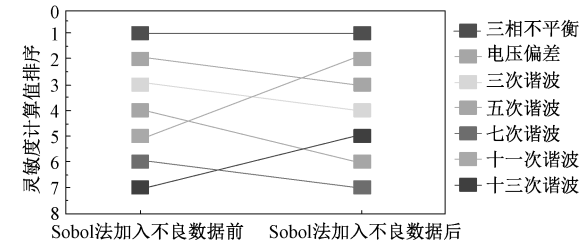


图 12 Sobol 法灵敏度排序

Fig. 12 Sensitivity ranking of Sobol method

5 结 论

本文基于复合电能质量环境下配电变压器的损耗机理,设计了一种可产生谐波、三相不平衡、电压偏差复合电能质量的配电变压器损耗测试实验平台,其次基于此平台对配电变压器展开损耗测量实验,最后将深度学习 SInception-CNN 模型应用到配电变压器损耗敏感性分析中,计算出各项电能质量特征的灵敏度。分析表明谐波、三相不平衡、电压偏差三种电能质量特征及其耦合作用均会影响配电变压器损耗,且三相不平衡特征影响最为显著。SInception-CNN 模型算法相比于 Sobol 法准确性更高,具备更强的鲁棒性。研究结论可为配电变压器的能效分析方法提供支持,并为电能质量的综合治理提供参考。

参考文献:

[1] 梁海峰, 刘子嫣. 基于 AHP—熵权法—模糊综合分析的智能配电网综合效益评估 [J]. 华北电力大学学报 (自然科学版), 2023, 50 (1): 48-55.
LIANG Haifeng, LIU Ziyang. Comprehensive benefit evaluation of smart distribution network based on analytic hierarchy process-entropy method-fuzzy comprehensive analysis [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2023, 50 (1): 48-55 (in Chinese).
[2] 何晋伟, 孟维奇, 蒋玮, 等. 新能源配电网电能质量典型问题分析及应对策略 [J]. 高电压技术, 2023, 49 (7): 2983-2994.
HE Jinwei, MENG Weiqi, JIANG Wei, et al. Power quality problems in renewable energy power distribution systems: analysis and solutions [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49 (7): 2983-2994 (in Chinese).
[3] 李琼林, 刘书铭, 温佳静, 等. 计及电能质量影响的 10 kV 配电网损耗计算模型及其实验验证 [J]. 电力自动化设备, 2022, 42 (1): 212-220.
LI Qionglin, LIU Shuming, WEN Jiajing, et al. Calculation model of 10 kV distribution network loss considering power quality impact and its experimental verification [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42 (1): 212-220 (in Chinese).
[4] 王晗, 侯恺, 刘晓楠, 等. 基于全局灵敏度分析的电气互联系统韧性提升方法 [J]. 电力系统自动化, 2023, 47 (3): 59-67.
WANG Han, HOU Kai, LIU Xiaonan, et al. Resilience enhancement method for electricity-gas interconnection system based on global sensitivity analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47 (3): 59-67 (in Chinese).
[5] 杨德友, 赵康, 王丽馨. 基于全局灵敏度的区间模式阻尼提升策略 [J]. 电力自动化设备, 2021, 41

- (11): 113-119.
- YANG Deyou, ZHAO Kang, WANG Lixin. Interval mode damping enhancement strategy based on global sensitivity [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41 (11): 113-119 (in Chinese).
- [6] 何琨, 严正, 徐潇源, 等. 基于 Sobol' 法的孤岛微电网潮流全局灵敏度分析 [J]. *电力系统自动化*, 2018, 42 (14): 99-106.
- HE Kun, YAN Zheng, XU Xiaoyuan, et al. Sobol' method based global sensitivity analysis of power flow in islanded microgrid [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42 (14): 99-106 (in Chinese).
- [7] 刘建锋, 陈乐乐, 姚晨曦. 基于 SRSM 模型的变压器电气参数对绕组变形的敏感性分析 [J]. *电力科学与技术学报*, 2023, 38 (4): 93-103.
- LIU Jianfeng, CHEN Lele, YAO Chenxi. Sensitivity analysis of transformer electrical parameters to winding deformation based on SRSM method [J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38 (4): 93-103 (in Chinese).
- [8] CUKIER R I, LEVINE H B, SHULER K E. Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems [J]. *Journal of Computational Physics*, 1978, 26 (1): 1-42.
- [9] TARANTOLA S, GATELLI D, MARA T A. Random balance designs for the estimation of first order global sensitivity indices [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2006, 91 (6): 717-727.
- [10] TISSOT J Y, PRIEUR C. Bias correction for the estimation of sensitivity indices based on random balance designs [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2012, 107: 205-213.
- [11] 强子玥, 吴俊勇, 李宝琴, 等. 基于改进 AlexNet 的电力系统暂态功角失稳紧急控制策略 [J]. *高电压技术*, 2022, 48 (7): 2794-2804.
- QIANG Ziyue, WU Junyong, LI Baoqin, et al. Emergency control strategy for transient angle instability of power system based on improved AlexNet [J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48 (7): 2794-2804 (in Chinese).
- [12] 李炜祺, 窦晓波, 张科鑫, 等. 据驱动的配电网电压灵敏度感知方法 [J]. *电网技术*, 2023, 47 (11): 4711-4718.
- LI Weiqi, DOU Xiaobo, ZHANG Kexin, et al. Data-driven voltage sensitivity sensing method for distribution network [J]. *Power System Technology*, 2023, 47 (11): 4711-4718. (in Chinese).
- [13] 吴庶宸, 戚宗锋, 李建勋. 基于深度学习的智能全局灵敏度分析 [J]. *上海交通大学学报*, 2022, 56 (7): 840-849.
- WU Shuchen, QI Zongfeng, LI Jianxun. Intelligent global sensitivity analysis based on deep learning [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2022, 56 (7): 840-849 (in Chinese).
- [14] 夏越婷, 尹忠东, 王毅. 谐波环境下配电线路损耗的计算方法与实验研究 [J]. *华北电力大学学报 (自然科学版)*, 2022, 49 (5): 17-23.
- XIA Yueting, YIN Zhongdong, WANG Yi. Calculation method and experimental study of distribution line loss under harmonic environment [J]. *Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)*, 2022, 49 (5): 17-23 (in Chinese).
- [15] 张家博. 考虑电能质量影响的配电网损耗计算及敏感度分析 [D]. 北京: 华北电力大学, 2020.
- ZHANG Jiabo. Distribution network loss calculation and sensitivity analysis considering the influence of power quality [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020 (in Chinese).
- [16] 姚伟, 刘彦彦, 于振江. 三相不平衡对配电变压器效率影响数学建模与分析 [J]. *电力系统及其自动化学报*, 2023, 35 (10): 140-147.
- YAO Wei, LIU Yanyan, YU Zhenjiang. Mathematical modeling and analysis of the effect of three-phase unbalance on the efficiency of distribution transformers [J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2023, 35 (10): 140-147 (in Chinese).
- [17] 谢峥, 杨楠, 刘钊, 等. 考虑不确定性和安全效能成本的配电网低电压综合治理方法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48 (9): 36-48.
- XIE Zheng, YANG Nan, LIU Zhao, et al. Distribution network low voltage integrated control method considering uncertainty and safety efficiency cost [J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48 (9): 36-48 (in Chinese).
- [18] 乐健, 廖小兵, 李奔, 等. 基于扩展仿射模型的不确定性静态电压稳定性全局灵敏度分析 [J]. *电工技术学报*, 2021, 36 (13): 2821-283.
- LE Jian, LIAO Xiaobing, LI Ben, et al. Global sensitivity analysis of uncertain static voltage stability based on extended affine model [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36 (13): 2821-283 (in Chinese).
- [19] BHATTACHARJEE K, PANT M, ZHANG Y D, et al. Multiple instance learning with genetic pooling for medical data analysis [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2020, 133: 247-255.