

# 基于神经网络响应面模型的有载分接开关 弹簧储能故障的识别

刘志远<sup>1</sup>, 缪 辉<sup>2</sup>, 于晓军<sup>3</sup>, 邹洪森<sup>3</sup>, 陈大鹏<sup>4</sup>

(1. 国网宁夏电力有限公司, 宁夏 银川 750000; 2. 南京航空航天大学能源与动力学院, 江苏 南京 210016;  
3. 国网宁夏电力有限公司检修公司, 宁夏 银川 750000; 4. 南京优能特电力科技发展有限公司, 江苏 南京 211100)

**摘 要:**为有效识别有载分接开关的弹簧储能故障, 提出一种基于神经网络响应面模型的有载分接开关弹簧储能故障的识别方法。首先, 采用有限元法建立有载分接开关的故障仿真模型; 然后, 基于仿真试验和均匀试验设计生成响应面模型的训练样本, 通过样本训练构建神经网络响应面模型; 最后, 采用意愿函数构造的多目标识别算法对表征弹簧储能不足的力学参数进行识别, 通过仿真对 UCL 型有载分接开关弹簧储能不足故障的识别结果进行验证。研究表明, 基于神经网络响应面模型能够有效识别弹簧储能不足故障, 识别结果与参考值的最大相对误差为 3.93%, 验证该方法的有效性。

**关 键 词:**有载分接开关; 神经网络; 响应面模型; 故障仿真; 故障识别

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.03.025 中图分类号: TM403.4 文章编号: 1673-9140(2021)03-0203-08

## An identification method for spring energy storage fault of on-load tap changer based on neural network response surface model

LIU Zhiyuan<sup>1</sup>, MIAO Hui<sup>2</sup>, YU Xiaojun<sup>3</sup>, ZOU Hongseng<sup>3</sup>, CHEN Dapeng<sup>4</sup>

(1. State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750000, China; 2. College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 3. State Grid Ningxia Maintenance Company, Yinchuan 750000, China; 4. Nanjing Unitech Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211100, China)

**Abstract:** In order to precisely identify the spring energy storage failure in an on-load tap changer (OLTC), an identification method is developed for spring energy storage failure of the OLTC based on the neural network response surface model. Firstly, the fault simulation model of the OLTC was established through the finite element method. Then, the training samples of the response surface model were generated from the uniform experiments and simulations, and the neural network response surface model was therefore constructed by training these samples. Finally, the mechanical parameters of the spring energy storage deficiency were identified using the multi-objective identification algorithm constructed by desirability function, and the identification results of spring insufficient energy storage faults of the UCL type OLTC was validated by simulation. The Results show that the fault of spring insufficient energy storage can be identified accurately via the neural network response surface model. The maximum relative error between the identified result and the reference data is 3.93%, which can verify the effectiveness of this method.

**Key words:** OLTC; neural network; response surface model; fault simulation; fault identification

收稿日期: 2019-08-05; 修回日期: 2020-03-23

基金项目: 国家电网有限公司总部科技项目(5229CG17000W)

通信作者: 刘志远(1970-), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事电力系统保护与控制研究; E-mail: ycdhlz@126.com

有载分接开关(on-load tap changer, OLTC)是变压器实现调压的唯一可动部件,其工作的稳定性对变压器安全可靠运行起着至关重要的作用。在频繁的操作过程中,有载分接开关承受着巨大的机械和电流冲击,随着动作次数的不断增多,可能出现开关制动失效、触头过热烧损、弹簧储能不足、紧固件松动及脱落等机械和电气故障<sup>[1]</sup>。据统计数据显示,有载分接开关故障数量约占变压器总故障的40%,而其中多数故障为机械故障<sup>[2]</sup>。因此,开展有载分接开关机械故障研究对提高电力系统运行安全性和稳定性具有重要工程意义。

通常,分接开关工作时机构零部件的碰撞或摩擦产生的振动是导致分接开关机械故障的主要原因<sup>[3]</sup>。近年来,基于振动原理的有载分接开关机械故障研究引起了科研人员的普遍关注,文献<sup>[4]</sup>提出集合经验模态分解方法,实现对触头松动故障的检测;文献<sup>[5]</sup>提出有载分接开关振动包络信号各波峰的奇异性指数的计算方法,运用奇异性指数作为特征参数判别动静触头表面状况和弹簧压紧情况;文献<sup>[6]</sup>搭建有载分接开关故障模拟实验平台,开展紧固件松动故障、弹簧动能不足故障、触头磨损故障等常见故障的模拟实验,对比典型故障条件下的振动信号时域和频谱特征;文献<sup>[7]</sup>采用小波包总能量和特征熵的方法,分析切换开关在切换过程中,触头闭合期间振动信号的小波包总能量值及特征熵值,从而发现明显的故障特征信号;文献<sup>[8]</sup>用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)结合希尔伯特变换的时频分析方法有效地提取变压器有载分接开关的振动信号的故障特征;文献<sup>[9]</sup>运用连续小波变换技术对分接开关原始时域信号进行处理,提取有效振动特征信号对设备的健康状态进行评估;文献<sup>[10]</sup>在振动信号的离散功率谱中提取不同机械状态模式的特征,并基于隐马尔科夫模型对分接开关的机械故障进行诊断。

由以上研究可知,现有的分接开关故障诊断方法大多依赖于实物的试验数据,在多数情况下,采用这些方法建立故障诊断模型需要大量的故障数据。但是,由于有载分接开关在使用初期可靠性较高,设备缺陷和故障状态数据匮乏,这将导致建立的模型准确度不够理想,且部分模型的收敛速度较慢,容易

陷入局部最优解,从而无法对故障进行有效诊断。随着人工智能技术的发展,神经网络方法被广泛应用到机械故障诊断领域,得到不错的效果。但是在使用过程中还是会存在一定的缺陷,如计算量大、收敛性差和过学习等问题<sup>[11]</sup>。

该文在神经网络理论的基础上,首先发展一种基于神经网络响应面模型的有载分接开关故障识别方法,并建立有载分接开关弹簧储能不足故障的有限元仿真模型;然后基于仿真模型,采用均匀设计方法生成神经网络模型的训练样本,建立预测精度较高的神经网络响应面模型,对有载分接开关弹簧储能不足故障进行识别;最后通过仿真对方法的有效性进行验证。

## 1 基于神经网络响应面的故障识别

### 1.1 故障识别流程

基于神经网络响应面模型的故障识别流程如图1所示,其中,故障特征参数识别的精度主要由神经网络响应面模型精度和故障识别问题的求解方法决定。

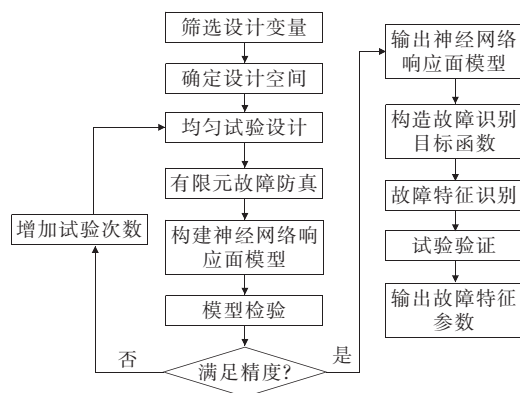


图1 基于神经网络响应面模型的故障识别流程

Figure 1 Fault identification process based on neural network response surface model

### 1.2 神经网络响应面模型

响应面模型是一种利用近似技术对离散数据进行回归或插值的数学模型,其主要以拟合精度或预测能力为约束,通过已知样本点构造系统输入参数和动态响应之间的对应关系,从而代替复杂、费时的计算或试验。响应面模型的构建主要包含取样策略和近似方法,取样策略用于选取构造响应面模型的

样本点;近似方法主要选择合适的响应面函数形式,用于数据拟合和建立预测模型。

采用 BP 神经网络作为近似方法构造输入参数和动态响应之间的响应面模型。BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,具有很强的非线性映射能力和柔性的网络结构,适合多变量、非线性函数的逼近,并且能够学习和存储大量的输入/输出模式映射关系,而无需事先揭示描述这种映射关系的数学方程,学习规则使用梯度下降法,通过反向传播不断调整网络的权值和阈值,使网络的实际输出值和期望输出值的误差平方和最小<sup>[12]</sup>。BP 神经网络的拓扑结构如图 2 所示,主要包含  $m$  个输入层和  $n$  个输出层,在输入和输出层之间通常还有若干个隐含层。

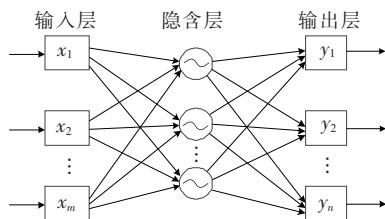


图 2 BP 神经网络的拓扑结构

Figure 2 Topological structure of BP neural network

构建神经网络响应面模型的流程主要包含 4 个步骤:①根据系统属性,将影响系统动态响应的关键参数作为设计变量,确定其取值范围,从而构建设计空间,采用合适的抽样方法选取样本点,并将其作为构建响应面模型的样本输入;②将样本点集的设计变量组合代入计算仿真模型进行分析,得到样本输入所对应的系统动态响应,将其作为构建响应面模型的响应输出;③选择 BP 神经网络作为响应面模型构建函数,选择合适的隐含层数量,将样本输入及其对应系统动态响应作为神经网络的训练样本,构建响应面模型,从而获得设计参数与动态响应之间的对应关系;④另选取少量样本点作为验证样本,对比实际结构输出响应与响应面模型预测结果的误差,检验响应面模型的精度。若不满足精度要求,通过增加样本点修正响应面模型。

在响应面模型构造结束后,通过计算响应面预测值与有限元计算值的偏差情况,对模型的泛化能力进行评价。选用决定系数  $R^2$  和均方根误差  $R_{MSE}$  作为神经网络响应面模型精度的评价指标,即

$$R^2 = \frac{(n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \sum_{i=1}^n y_i)^2}{(n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - (\sum_{i=1}^n \hat{y}_i)^2)(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2)} \quad (1)$$

$$R_{MSE} = \frac{1}{n\bar{y}} \sqrt{\sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_i]^2} \quad (2)$$

式(1)、(2)中  $\hat{y}_i$  为第  $i$  个样本的预测值,  $i=1, 2, \dots, n$ ;  $y_i$  为第  $i$  个样本的计算值,  $i=1, 2, \dots, n$ ;  $\bar{y}$  为样本计算值的均值;  $n$  为样本的数目。决定系数范围在  $[0, 1]$  内,越接近于 1,表明模型的拟合精度越好;均方根误差越小,表明模型的预测精度越好。

### 1.3 训练样本的生成

在使用神经网络构建响应面模型时,当输入训练样本数据较少或不具有代表性时,很难真实反映近似模型的结构映射规律,而且可能导致模型预测精度较低,缺乏推广和泛化能力;当训练样本数据太多时,则导致模型产生过拟合状态,无法建立正确的映射关系,模型的“泛化”能力降低,且训练收敛速度过慢,影响建模效率。训练样本的选择一般应遵循:①样本具有代表性,尽可能体现系统的输入输出关系;②样本具有广泛性,使构造的神经网络响应面模型具有较好的预测能力;③样本具有紧凑性,尽量减少样本中的无效成分,避免神经网络训练困难或不收敛以及网络产生错误映射。

基于以上原则,采用均匀设计方法获得试验次数较少但均匀性较优的样本点为神经网络模型提供训练样本,能够有效提高神经网络模型的预测精度和网络的训练效率。均匀设计着重在试验范围内考虑试验点均匀散布以求通过最少的试验次数获得最多的信息,特别适合于多因素多水平的试验和系统模型完全未知的情况。均匀设计表通常采用好格子点法生成,并以散度作为均匀设计表的均匀性度量准则<sup>[13]</sup>,散度定义为

$$D_p(P) = \max_{x \in C^k} \min_{1 < i < n} d(x, x_i) \quad (3)$$

式中  $C^k$  为  $k$  维欧式空间的单位立方体;  $P = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ , 为  $C^k = [0, 1]^k$  上的一个点集;  $d(x, x_i)$  为欧式空间的欧式距离。

### 1.4 故障识别方法

现有的故障识别方法大多基于定量模型开展,

其核心思想是以系统的数学模型为基础,利用模型参数估计和辨识等方法产生残差,然后基于某种准则或阈值对该残差进行评价和决策,实现方法主要有状态估计法、参数估计法和等价空间法。采用参数估计法,通过对系统模型参数的辨识来达到故障识别的目的。基于神经网络响应面模型和故障响应特征,采用多目标识别算法对输入故障特征参数进行识别,多目标识别问题的数学模型表述为

$$\begin{cases} \min \mathbf{F}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}) \quad f_2(\mathbf{x}) \quad \cdots \quad f_m(\mathbf{x})]^T \\ \mathbf{x} = [x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_n]^T \in D \\ \text{s. t. } g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, L \\ h_k(\mathbf{x}) = 0 \quad k = 1, 2, \dots, M < n \end{cases} \quad (4)$$

式中  $\mathbf{F}(\mathbf{x})$  为向量目标函数;  $f_m(\mathbf{x})$  为第  $m$  个目标函数;  $g_j(\mathbf{x})$  为第  $j$  个不等式约束;  $h_k(\mathbf{x})$  为第  $k$  个等式约束;  $m$ 、 $n$ 、 $j$ 、 $k$  分别为目标函数、设计变量、不等式约束、等式约束的个数;  $D$  为可行域。

在求解多目标识别问题的解时,往往需要在各个目标函数最优解之间进行协调,此时可构造适当的评价函数对多目标识别问题求解,采用意愿函数法将望目特性的响应特征进行转变构造单一意愿函数,其形式为

$$d_p(y_p) = \begin{cases} \left( \frac{y_p - L_p}{f_p - L_p} \right)^{s_p}, & L_p \leq y_p \leq f_p \\ \left( \frac{U_p - y_p}{U_p - f_p} \right)^{t_p}, & f_p \leq y_p \leq U_p \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中  $L_p$ 、 $U_p$  分别为第  $p$  个响应  $y$  的下限与上限;  $f$  为响应  $y$  的目标值。当响应特性为望目时,响应  $y$  可以从双向向目标值靠拢,且距离目标值越近,意愿最大,  $0 \leq d \leq 1$ 、 $s > 0$ 、 $t > 0$  均反映目标值被满足时的意愿大小。

通过对单个意愿函数进行转化,从而建立复合意愿函数模型,计算该模型的加权几何平均值,使其趋于最大化,从而将多目标响应的识别问题转化为单一目标响应的问题,复合意愿函数为

$$\max D_{\text{复合}} = \left\{ \prod_{i=1}^n d_i^{\omega_i} \right\}^{1/\sum \omega_i} \quad (6)$$

式中  $\omega_i$  为第  $i$  个响应的意愿函数的权重,且  $0 < \omega_i < 1$ ;  $\sum \omega_i = 1$  为各响应质量特性权重的总和,通常  $\omega_1 = \omega_2 = \cdots = \omega_n$ 。

## 2 算例研究

### 2.1 弹簧储能故障的有限元仿真

UCL 型有载分接开关主要包括切换开关、分接选择器、电机传动机构、压力继电器等部件,如图 3 所示,其中切换开关作为有载分接开关的重要组成部分,在电机传动机构驱动下换挡时承受较大的冲击载荷,因而选择切换开关作为主要研究对象。

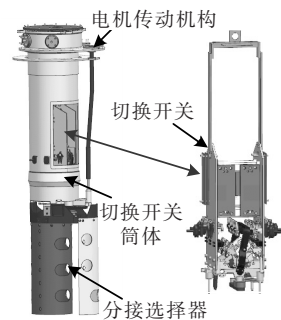


图 3 有载分接开关结构组成

Figure 3 Structure composition of OLTC

由于切换开关连接的其余结构比较复杂,若完全采用有限元建模,则计算规模巨大。为兼顾计算的精度和效率,根据切换开关实际工作状态下所受约束和边界条件对其进行适当简化。当切换开关换挡动作时,动、静触头接触时产生较大的冲击载荷,载荷通过切换开关传递到外部油室结构,引起油室振动。由于切换开关与分接选择器并无连接,且分接选择器的刚性较大,在冲击载荷作用下振动较小,因而在有限元建模中,通过对切换开关筒体与分接选择器连接区域施加全约束实现分接选择器结构的简化。分接开关是油灭弧式,绝缘油与油室相互作用,因而还需考虑绝缘油对系统振动特性的影响。由于复杂系统有限元模型的固液耦合分析需耗费大量的计算资源,为提高分析效率,该文章将绝缘油简化为附加质量,在建模中考虑了绝缘油的质量对系统动力学特性的影响。建立的分接开关的有限元模型如图 4 所示,模型网格采用精度较高的二阶四面体单元划分,模型自由度数为 3 351 744,该模型基本保留了原型结构的几何特征,具有较高的计算精度。

根据能量守恒原理,在切换过程中,弹簧储存的弹性势能转化为切换开关动触头的动能,由于动触头的运动轨迹相同,因此动触头传递到静触头的力



是恒定的。若弹簧储能发生变化,则力随之也发生变化。随着切换开关动作次数的增多,可能导致弹簧紧固件的振动松动,从而引起触头弹簧的储能不足,使得切换开关动触头对静触头的冲击力降低。

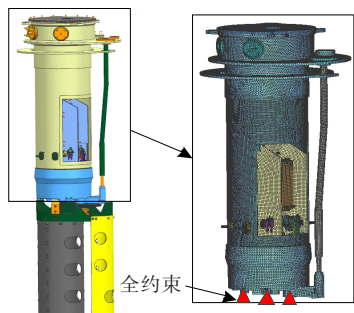


图 4 有载分接开关的有限元模型

Figure 4 Finite element model of OLTC

通过改变触头激励力的大小,对有载分接开关弹簧储能不足故障进行模拟。切换开关两侧各包含 6 对动、静触头,每侧对应 6 个激励点和 6 根储能弹簧,激励点位置为动、静触头的接触位置。响应测点的位置是通过传感器位置优化的有效独立法<sup>[14]</sup>获得,有效独立法的主要思想是选择对结构目标振型的独立性贡献最大的节点,以使目标振型的空间分辨率达到最大。通过测点位置优化选择切换开关油室外壁中间区域的节点为振动响应点,如图 5 所示。根据实际弹簧的储能估算得到无故障状态各个静触头所受激励力幅值为 100 N,对无故障状态的切换开关油室外壁测点的振动响应进行分析,如图 6 所示,在激励力作用下测点的位移响应主要有 4 个比较明显的峰值响应,分别对应频率 43、92.5、250.5、289.5 Hz,因此,这 4 个频率的峰值响应对触头激励力比较敏感,而触头激励力的变化对应弹簧储能的

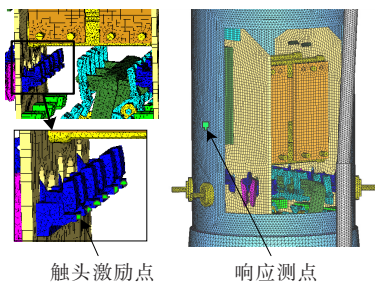


图 5 有载分接开关的激励点和测点

Figure 5 Excitation points and test point of OLTC

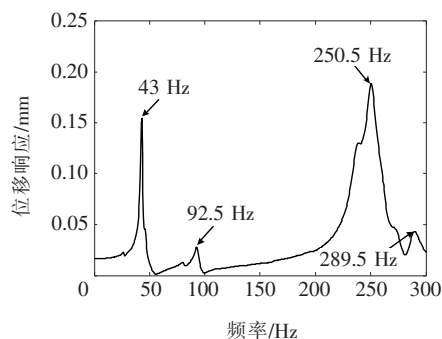


图 6 有载分接开关无故障时油室测点的振动响应

Figure 6 Vibration response of oil chamber test point of failure-free OLTC

变化。若弹簧储能不足,激励力随之减小,导致响应测点的峰值也随之减小。若假设弹簧激励力幅值低于 100 N 视为弹簧储能不足状态,则关心频率范围内对应峰值响应点的幅值也会随之降低。

## 2.2 神经网络响应面建模

根据图 1 中神经网络响应面模型的构建流程建立分接开关弹簧储能不足故障输入参数与输出响应的映射关系,构建神经网络响应面模型。首先,生成神经网络响应面模型的训练样本,包括设计变量的选择、设计空间的确定、均匀试验设计、有限元故障仿真等步骤。

实际工作中,分接开关可能存在多个弹簧储能不足的情况,对模拟的多个弹簧储能故障进行识别。假设分接开关中 6 个动触头储能弹簧中的 4 个弹簧储能不足,则参与均匀设计的设计变量为这 4 个弹簧对应的激励力  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$  和  $F_4$ ,输入层单元个数  $n=4$ ,对应设计变量  $F_i$  的范围为  $0 < F_i < 100$ ,单位为 N。设定均匀试验次数分别为 10、20、40、60、80 和 100,通过好格子点法分别生成对应试验次数的均匀设计表,由式(3)计算生成样本点的散度,分析均匀试验次数随样本设计点散度的变化,如图 7 所示。由图 7 可知,随着均匀试验次数的增加,散度逐渐减小,并趋于收敛。综合考虑样本在设计空间分布的均匀程度和样本的生成效率,选择试验次数为 60 次,通过均匀设计获得的样本点的散度为 0.001 2。将这些设计样本点分别代入分接开关有限元模型进行故障仿真,提取油室测点分别在 43、92.5、250.5、289.5 Hz 处的最大峰值响应作为输出响应,分别对应  $Y_1$ 、 $Y_2$ 、 $Y_3$ 、 $Y_4$ 。然后,采用 3 层的

BP 神经网络模型作为近似模型,设置隐含层的节点数<sup>[15]</sup>为  $2n - 1 = 7$ ,  $n$  为输入层单元个数,  $n = 4$ , 训练样本和验证样本的比例设为 2 : 1, 对输入设计参数和输出特征响应进行回归分析, 构建神经网络响应面模型。最后, 对神经网络响应面模型的精度进行检验, 样本的  $R^2$  和  $R_{MSE}$  如表 1 所示,  $R^2$  接近 1,  $R_{MSE}$  趋近于 0, 这表明响应面模型具有较好的拟合精度和预测精度。

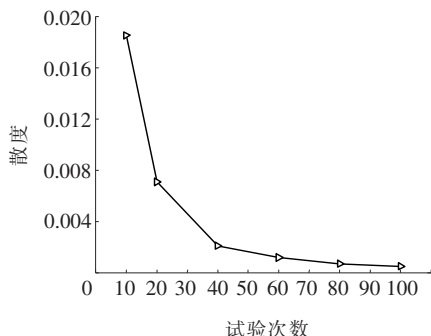


图 7 设计样本散度随试验次数的变化

Figure 7 Variation of design sample divergence varies by experimental number

表 1  $R^2$  及  $R_{MSE}$  检验

Table 1 Verification of  $R^2$  and RMSE

特征	$R^2$	$R_{MSE}$	特征	$R^2$	$R_{MSE}$
$Y_1$	0.99	$1.01 \times 10^{-10}$	$Y_3$	0.99	$1.29 \times 10^{-10}$
$Y_2$	0.99	$6.76 \times 10^{-9}$	$Y_4$	0.99	$7.98 \times 10^{-8}$

采用大样本仿真测试的方法对神经网络响应面模型的预测精度进行验证, 在设计空间内对设计变量均匀抽样 1 000 次, 分别代入神经网络响应面模型和有限元仿真模型进行振动响应分析, 结果对比如图 8~11 所示, 基于大样本抽样的神经网络响应面模型预测结果与有限元仿真结果基本一致, 两者

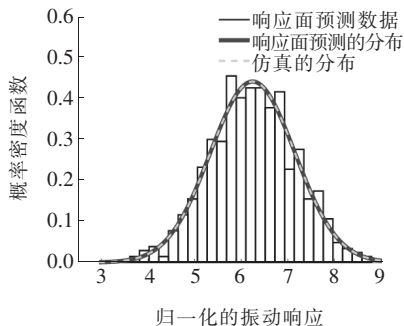


图 8 仿真模型与响应面模型预测  $Y_1$  的对比

Figure 8 Comparison of predicted  $Y_1$  between simulation model and response surface model

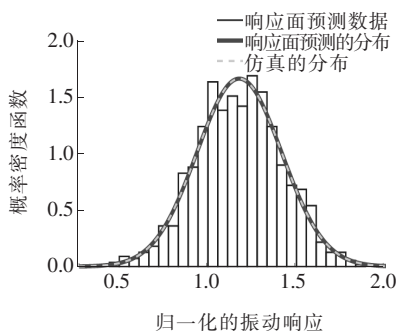


图 9 仿真模型与响应面模型预测  $Y_2$  的对比

Figure 9 Comparison of predicted  $Y_2$  between simulation model and response surface model

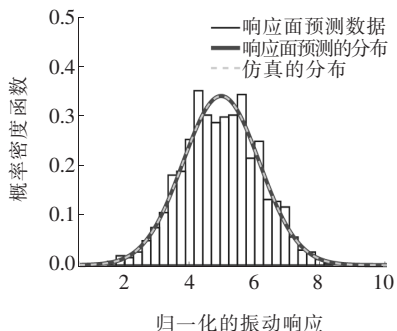


图 10 仿真模型与响应面模型预测  $Y_3$  的对比

Figure 10 Comparison of predicted  $Y_3$  between simulation model and response surface model

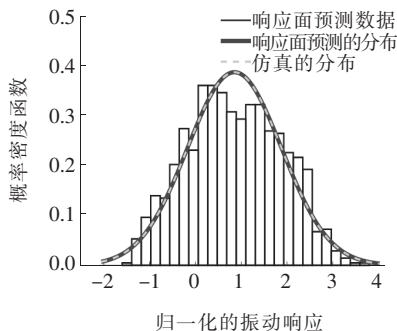


图 11 仿真模型与响应面模型预测  $Y_4$  的对比

Figure 11 Comparison of predicted  $Y_4$  between simulation model and response surface model

的正态分布非常吻合, 这说明响应面模型具有很高的精度, 能够进一步用于分接开关储能不足故障的识别。

### 2.3 弹簧储能不足故障的识别及验证

获得替代有限元故障仿真模型的神经网络响应面模型后, 采用故障识别算法对分接开关弹簧储能不足故障进行识别。随机抽取 2 组弹簧储能不足的有限元仿真结果作为故障参考样本, 选择样本中共振频率处的位移峰值响应作为神经网络响应面模型

输出响应特征量,基于意愿函数识别算法对输入参数,即故障激励力,进行识别。第 1 组故障响应特征对应图 6 中位移响应曲线的 4 个峰值响应分别为 0.110 4、0.019 2、0.136 4、0.017 7 mm,第 2 组对应的 4 个峰值响应分别为 0.121 7、0.020 4、0.127 2、0.032 8 mm。故障响应特征识别的激励力如表 2 所示,对比参考故障特征与识别结果可知,第 1 组故障激励力的识别结果与参考数据的最大相对误差为 3.93%,第 2 组故障激励力的识别结果与参考数据的最大相对误差仅为 1.52%,均达到了较好的识别效果。除此之外,虽然 2 组数据中  $F_3$  的参考值比较接近,但通过该方法也能达到较好的识别效果。

表 2 参考故障特征与识别结果的对比

Table 2 Comparison of reference fault characteristics and identified results

故障 激励力	第 1 组			第 2 组		
	参考 值/N	识别 值/N	相对误 差/%	参考 值/N	识别 值/N	相对误 差/%
$F_1$	88.76	89.24	0.54	55.84	55.10	1.32
$F_2$	58.66	57.48	2.01	83.63	84.90	1.52
$F_3$	41.63	40.88	1.80	44.25	43.59	1.50
$F_4$	43.13	44.83	3.93	91.28	91.42	0.16

图 12、13 分别给出了这 2 组识别的激励力与参考激励力在有限元仿真中的振动位移响应对比,识别的故障激励力产生的振动响应曲线与参考激励力的振动响应曲线十分吻合,除了共振频率处的峰值响应一致之外,其余频率处的响应也基本一致,这说明识别的故障特征是合理的,能够反映实际故障响应特征的变化,也说明了建立的神经网络响应面模

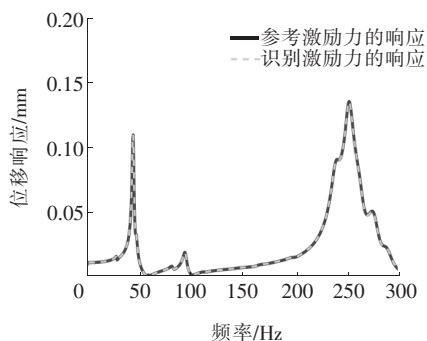


图 12 第 1 组识别的故障特征响应曲线对比

Figure 12 Comparison of response curves of fault feature identified in the first group

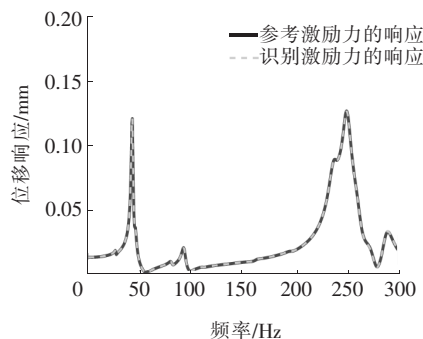


图 13 第 2 组识别的故障特征响应曲线对比

Figure 13 Comparison of response curves of fault feature identified in the second group

型具有很高的精度,结合故障识别算法能够获得较为满意的结果,从而验证了该方法的合理性。

### 3 结语

该文发展了一种基于神经网络响应面模型的有载分接开关弹簧储能不足故障的识别方法,基于有限元仿真试验,应用该方法对有载分接开关弹簧储能不足故障进行识别。主要结论如下:

- 1)采用神经网络响应面模型能够建立弹簧储能故障输入力学参数和输出特征响应的关系,响应面模型预测结果与仿真结果基本一致;
- 2)基于神经网络响应面模型,采用意愿函数构造的识别算法能够有效识别有载分接开关弹簧储能不足故障,识别的故障参数与仿真结果基本一致,验证了方法的有效性;
- 3)通过均匀设计方法为神经网络响应面模型提供训练样本,能够有效降低复杂仿真试验的次数,保证了神经网络响应面模型训练速度和精度;
- 4)采用仿真试验对识别的故障参数进行验证,仿真模型的精度影响分接开关故障识别结果,由于分接开关结构的复杂性,对于仿真建模的准确性,在后续工作中还需进一步研究和验证。

### 参考文献:

[1] 邓文斌,李毅,吕刚. 基于声学振动的有载分接开关故障诊断技术研究[J]. 计算技术与自动化,2017(3): 16-19.  
DENG Wenbin, LI Yi, LV Gang. Research on fault diagnosis of on-load tap changer based on acoustic vibration[J]. Computing Technology and Automation, 2017(3): 16-19.

- [2] Bengtsson C. Status and trends in transformer monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996, 11(3): 1379-1384.
- [3] Rivas E, Burgos J C, Garcia-prada J C. Condition assessment of power OLTC by vibration analysis using wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(2): 687-694.
- [4] 洪祥, 马宏忠, 高鹏, 等. 基于 EEMD 的有载分接开关触头松动故障诊断[J]. 华电技术, 2012, 34(1): 12-15.  
HONG Xiang, MA Hongzhong, GAO Peng, et al. Diagnosis of contacts loosening fault of on-load tap changer based on EEMD[J]. Huadian Technology, 2012, 34(1): 12-15.
- [5] 张伟政, 施琳琛, 汲胜昌, 等. 小波奇异性检测诊断有载分接开关故障[J]. 高电压技术, 2006(7): 49-53.  
ZHANG Weizheng, SHI Linchen, JI Shengchang, et al. Wavelet singularity detection used for fault diagnosis of on load tap changers[J]. High Voltage Engineering, 2006(7): 49-53.
- [6] 武立平, 杨柳, 李刚, 等. 基于振动信号特征矩阵相似度的变压器机械故障诊断技术研究[J]. 高压电器, 2019, 55(11): 211-217.  
WU Liping, YANG Liu, LI Gang, et al. Improved mechanical fault diagnosis technology of transformer based on similarity of vibration signal characteristic matrix[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(11): 211-217.
- [7] 赵莉华, 张振东, 刘浩, 等. 三相负载不平衡对变压器振动特性的影响研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(17): 1-7.  
ZHAO Lihua, ZHANG Zhendong, LIU Hao, et al. A influence of three-phase load imbalance on vibration characteristics of transformer[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(17): 1-7.
- [8] 张惠峰, 马宏忠, 陈凯, 等. 基于振动信号 EMD-HT 时频分析的变压器有载分接开关故障诊断[J]. 高压电器, 2012, 48(1): 76-81.  
ZHANG Huifeng, MA Hongzhong, CHEN Kai, et al. Fault diagnosis of power transformer on-load tap changer based on EMD-HT analysis of vibration signal[J]. High Voltage Apparatus, 2012, 48(1): 76-81.
- [9] Kang P, Birtwhistle D. Characterisation of vibration signals using continuous wavelet transform for condition assessment of on-load tap-changers [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17, 561-577.
- [10] Li Q, Zhao T, Zhang L, et al. Mechanical fault diagnostics of on-load tap changer within power transformers based on hidden markov model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(2): 596-601.
- [11] 康兵, 杨勇, 李振兴, 等. 基于实际运行数据的配电变压器故障原因多维度分析[J]. 智慧电力, 2019, 47(3): 66-70+116.  
KANG Bing, YANG Yong, LI Zhenxing, et al. Multidimensional analysis of causes of distribution transformer fault based on actual operation data[J]. Smart Power, 2019, 47(3): 66-70+116
- [12] Hecht N R, Theory of the backpropagation neural network [C]//International 1989 Joint Conference on Neural Networks, Washington, USA, 1989.
- [13] 常森, 沈艳霞. 基于改进卷积神经网络的风电轴承故障诊断策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 131-137.  
CHANG Miao, SHEN Yanxia. Fault diagnosis strategy of a wind power bearing based on an improved convolutional neural network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 131-137.
- [14] 邵庆祝, 谢民, 王同文, 等. 带有自供电功能的电流测量传感器的设计[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(16): 155-162.  
SHAO Qingzhu, XIE Min, WANG Tongwen, et al. Design of a current measuring sensor with self-power supply function[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(16): 155-162.
- [15] 郭红霞, 王振华, 荆臻, 等. 基于 BP 神经网络的高压电能计量装置误差校正研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(6): 28-30.  
GUO Hongxia, WANG Zhenhua, JING Zhen, et al. Error correction of high voltage power metering device based on BP neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(6): 28-30.