

基于工业智能的电力变压器数字孪生 故障诊断方法

冯健¹, 张博闻^{1,2}, 赵宁¹, 江辉杰¹

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 国家电网有限公司 东北分部, 辽宁 沈阳 110000)

摘要: 作为新一代信息技术与先进制造技术融合的关键发展方向,工业智能利用智能化、数字化和自动化手段,能够显著提升工业生产效率和优化工业设备的预测和维护管理。本文聚焦于工业设备的智能化,以电力变压器在电力系统中高效、稳定运行的需求为出发点,基于电磁场方程和等效电路模型,构建了基于数字孪生技术的变压器匝间短路故障模型。该模型从电磁场角度对比分析变压器在正常状态和故障状态下的对称性,实现了数字孪生技术与故障诊断的结合。此外,通过对变压器虚拟模型的深入分析,实现对发生故障位置的定位,确保变压器的安全运行,提升其可靠性与效率,从而推动整个电力系统的智能化与现代化进程。

关键词: 数字孪生;工业智能;电力变压器;电磁场;故障定位

中图分类号: TM 41 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2025)07-0022-08

Digital Twin Fault Diagnosis Method of Power Transformer Based on Industrial Intelligence

FENG Jian¹, ZHANG Bo-wen^{1,2}, ZHAO Ning¹, JIANG Hui-jie¹

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Northeast Branch, State Grid Corporation of China, Shenyang 110000, China. Corresponding author: FENG Jian, E-mail: fjneu@163.com)

Abstract: As a key development direction integrating new-generation information technology with advanced manufacturing techniques, industrial intelligence leverages intelligent, digital, and automated methods to significantly enhance industrial production efficiency and optimize the prediction and maintenance management of industrial equipment. This paper focuses on the intelligentization of industrial equipment, with the goal of ensuring the efficient and stable operation of power transformers within power systems. A digital twin model for transformer inter-turn short circuit faults is constructed based on electromagnetic field equations and equivalent circuit models. The model analyzes the symmetry of the transformer in both normal and fault conditions from an electromagnetic field perspective, thereby integrating digital twin technology with fault diagnosis. Furthermore, through in-depth analysis of the virtual model of the transformer, the location of faults is accurately identified, ensuring the safe operation of the transformer, improving its reliability and efficiency, and advancing the intelligentization and modernization of the entire power system.

Key words: digital twin (DT); industrial intelligence; power transformer; electromagnetic field; fault location

随着信息技术的不断发展,工业智能作为新一代技术的发展方向,正逐渐成为工业领域的重要发展趋势。在电力系统中,工业智能不仅在提

高系统的稳定性和可靠性方面发挥了关键作用,还通过优化电能质量和推动电网智能化,进一步提升了电力系统的运行效率。电力变压器作为供

电系统中至关重要的设备,其对供电系统的平稳运行起着不可或缺的作用^[1-2]。匝间短路是变压器绕组故障中最常见^[3]、最关键的故障^[4],其发生时会导致温度升高,损耗变压器的使用寿命。在工程实践中,通常采用气体保护、差动保护和油中溶解气体分析^[5]等方法对变压器进行故障监测与保护。气体保护虽然可以对匝间短路作出反应,但是动作时间通常由于绝缘油和故障定位等诸多因素而延迟。当匝间短路故障程度超过3%时,差动保护只能识别绕组相间的相互作用,对早期或潜在故障缺乏灵敏度。溶解气体分析主要依据故障时气体成分和含量的变化来检测变压器的异常。因此,及时准确地检测匝间短路故障对保证电力系统稳定运行具有重要意义^[6]。除此之外,稳定的电力系统运行为工业智能系统的高效运作提供了基础保障,有助于提高能源利用效率,降低能耗和运营成本。近年来,有学者在匝间短路检测领域开展了广泛研究^[7]。

在以往的研究中,通常通过检测初级绕组与次级绕组之间的功率损耗异常,结合电流和电压采样来判断匝间短路。然而,这种方法对轻微匝间短路的灵敏度较低^[8],难以及时捕捉早期故障信号。目前,变压器故障诊断的在线信号类型包括振动^[9]、电流和温度^[10]。通过分析监测系统在时域、频域及时频域中测量到的信号,结合领域知识设计可指示目标系统健康状态的特征。上述研究虽然处于在线状态,但都利用了故障与变压器终端状态参数的对应关系,当故障演化到严重程度时,终端状态参数会有明显的变化,因此对潜在故障缺乏时效性。相比之下,物理场参数变化往往超前于终端状态,通过物理场分析,可以更及时地识别潜在故障,从而为问题的早期解决提供有效途径。近年来,工业智能在电力变压器领域经历了三个阶段的技术迭代。传统数据分析阶段:基于SCADA(supervisory control and data acquisition)历史数据的统计建模。深度学习爆发阶段:CNN(convolutional neural network)/LSTM(long short-term memory)应用于DGA(dissolved gas analysis)和振动信号分析,但存在物理可解释性差的问题。物理知识融合阶段:将电磁-热力学先验知识嵌入神经网络,形成hybrid intelligence范式。

在此背景下,随着数字孪生技术的兴起,其为实现更高效的故障诊断提供了全新的思路。数字孪生通过实时获取和分析数据,将物理系统精准映射到虚拟空间中,最初由NASA(美国国家航

空航天局)提出用于航天器健康管理领域,如今已广泛应用于智能制造、设备运维和工业诊断等领域。数字孪生的显著特点是其动态建模能力,可以在系统运行过程中实现性能预测与故障诊断^[11]。然而,构建数字孪生模型需要依赖海量高质量数据,如何确保数据的准确性和完整性已成为技术推广的关键挑战。除此之外,数字孪生作为真实设备在数字空间中的同步复制品^[12],与传统仿真计算相比,数字孪生通过传感器和实时监测系统集成,可动态反映设备的多物理场演化过程,从而大幅提升故障诊断的准确性。随着建模、传感、数据分析等技术的发展^[13-14],越来越多的学者对其基本理论、一致性以及应用进行了广泛研究。在数字孪生技术中,虚实互动是实现物理系统与虚拟模型实时交互的关键机制。通过传感器采集的实时数据,数字孪生模型能够不断更新和调整虚拟设备的状态,以反映实际系统的运行情况。具体来说,数字孪生技术不仅能够通过虚拟模型对设备状态进行模拟与预测,还能通过与物理设备的实时数据交换动态调整模型参数,实现精准的故障检测与预测。

在数字孪生技术应用于变压器故障诊断的过程中,电磁场的变化起到了至关重要的作用。研究表明,当发生匝间短路时,绕组外侧电磁场的分布会发生变化^[15-16]。相较于其他物理场,电磁场作为一种瞬态场,能够快速识别出变压器内部可能存在的问题,有助于及早采取维修或更换措施,避免故障进一步恶化。因此,将精度高、动态一致的数字孪生技术应用于监测变压器磁场是工业智能故障诊断的必要手段。通过对变压器电磁场孪生,不仅能够实时地监测变压器运行状态,而且可以检测到传感器无法测量的关键参数,使得工业智能系统能够及时调整操作参数,提高整体的运行效率,保证电力系统的稳定运行。

综上所述,数字孪生技术通过精准监测变压器电磁场的动态变化,能够快速识别匝间短路故障这一关键问题。数字孪生技术可以捕捉传感器难以测量的参数,实现早期预警和智能运维,从而提高变压器运行的可靠性和电力系统的稳定性。本文提出了1种基于工业智能的电力变压器数字孪生故障诊断方法,可及时准确地对发生故障的位置进行定位。本文的贡献如下:1)通过有限元分析建立了基于电磁场分布的数字孪生模型,该模型可反映变压器实际的运行状态。与传统故障诊断方法相比,本文提出的方法能够精准

地模拟变压器内部的电磁场分布,这使得虚拟模型能够更真实地反映变压器的实际工作状态.2)通过仿真对比变压器在正常状态和故障状态下电磁场的变化特征,研究发现,在故障状态下,电磁场的对称性会被破坏.从电磁场中提取故障诊断的关键特征,为后续的特征提取和推理诊断系统提供高质量的数据支持,提高了后续故障诊断的精度和效率.3)提出了1种基于工业智能的反演推理诊断方法.通过推理,结果会逐渐收敛于实际故障情况,从而确定故障位置.

1 基于工业智能的电力变压器多物理场分析的数字孪生框架

1.1 基于磁场-电路耦合的变压器匝间短路数字孪生构造

基于工业智能的电力变压器多物理场的数字孪生是融合变压器物理实体、虚拟模型和智能算法的综合系统.本文主要从物理场角度进行孪生,在分析电力变压器单场和耦合关系的基础上,建立了多场耦合模型.如图1所示,通过对电场、磁场构造统一的偏微分方程,并将它们同时关联以建立耦合关系,最终实现多场的耦合求解.变压器匝间短路是由绕组绝缘失效引起的一种常见故障,其特征表现为匝间电流急剧增加、电磁场分布异常.为了准确模拟这一故障,本文在等效电路方法结合电磁场理论的基础上,通过数字孪生技术对其进行建模分析.等效电路可以视为串联的2个绕组.以初级绕组匝间短路为例(见图2)^[17-18], M_{12} 为未发生短路的初级绕组和未发生短路的次级绕组之间的互感, M_{1s} 为初级未发生短路绕组与发生短路绕组之间的互感, M_{2s} 为次级绕组与发生短路的绕组之间的互感; L_1 为初级未发生短路绕组的自感, L_s 为发生短路绕组的自感, L_2 为次级绕组的自感.内阻则由初级未发生短路绕组的 R_1 、发生短路绕组的 R_s 和次级绕组的 R_2 构成.绕组一旦发生短路, U_s 将为0.

基于法拉第电磁感应定律和安培-麦克斯韦定律建立的完整电磁场理论体系的微分方程形式可以表示为

$$\mathbf{D} = \epsilon \mathbf{E}, \tag{1}$$

$$\mathbf{B} = \mu \mathbf{H}, \tag{2}$$

$$\mathbf{J} = \sigma \mathbf{E}. \tag{3}$$

其中: \mathbf{D} 为电位位移矢量; \mathbf{E} 为电场强度; \mathbf{B} 为磁通密度; \mathbf{H} 为磁场强度; \mathbf{J} 为电流密度; μ 为磁导率; σ 为电导率; ϵ 为介质的介电常数.

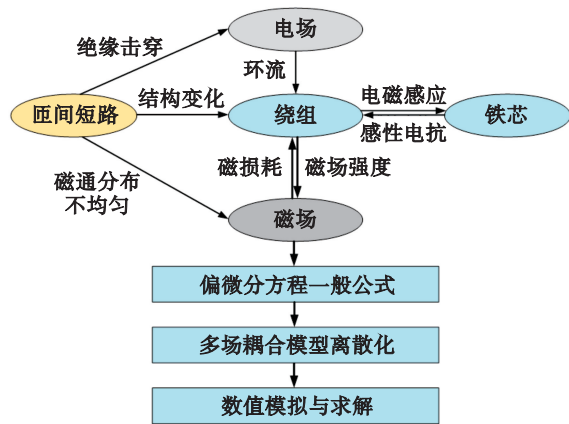


图1 数字孪生多场耦合框架

Fig. 1 DT multifield coupling framework

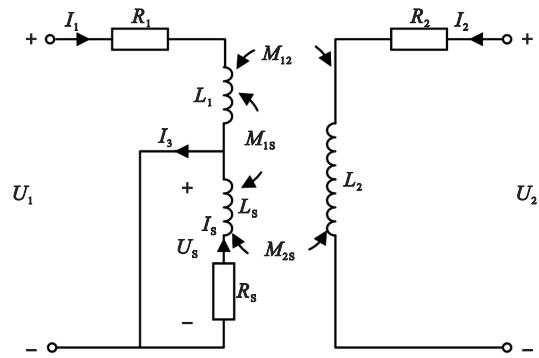


图2 匝间短路等效电路图

Fig. 2 Equivalent circuit diagram of inter-turn short circuit

在实际工程中对电磁场数据进行计算时,往往面临含有多个矢量变量的偏微分方程.为了解决这一问题带来的困难,通常采用函数法简化计算过程.其中,对于时变的电磁场问题,通常引入矢量磁位 \mathbf{A} ,具体公式如下:

$$\nabla \cdot (\nabla \times \mathbf{A}) = 0, \tag{4}$$

$$\mathbf{B} = \nabla \times \mathbf{A}. \tag{5}$$

其中 ∇ 为微分算子.

在求解变压器磁场问题时,先通过电流分布计算矢量磁位 \mathbf{A} ,再求磁感应强度 \mathbf{B} :

$$\left. \begin{aligned} B_x &= \frac{\partial A_z}{\partial y} - \frac{\partial A_y}{\partial z}, \\ B_y &= \frac{\partial A_x}{\partial z} - \frac{\partial A_z}{\partial x}, \\ B_z &= \frac{\partial A_y}{\partial x} - \frac{\partial A_x}{\partial y}. \end{aligned} \right\} \tag{6}$$

在电磁场问题的数学建模中,完整的边值问题描述应当包括控制方程和相应的边界条件.

当匝间短路发生时,故障线圈中存在回路电流.根据电磁感应定律,回路电流的磁通与激励磁通相反.变压器的主要电磁损耗来自铁芯和绕

组.铁芯损耗包括正常铁芯损耗和故障铁芯的回路电流损耗,后者太小而不用考虑.绕组损耗包括正常电流损耗和故障线圈的回路电流损耗,后者不容忽视.总损耗 L_{total} 计算公式如下:

$$L_{\text{total}} = L_{\text{fe0}} \left(\frac{\mathbf{B}}{\mathbf{B}_0} \right)^2 + L_{\text{wN}} \left(\frac{\mathbf{I}_b}{\mathbf{I}_N} \right)^2 + \frac{(\mathbf{I}_{\text{sh}})^2 R_{\text{sh}}}{nV}. \quad (7)$$

其中: \mathbf{B}, \mathbf{B}_0 为绕组短路前后磁芯内的最大磁通密度; L_{fe0} 为绕组短路后单位体积磁芯损耗; $\mathbf{I}_b, \mathbf{I}_{\text{sh}}, \mathbf{I}_N$ 分别为匝间短路绕组电流、等效故障电阻电流、绕组额定电流; L_{wN} 为额定电流下绕组单位体积损耗; n 为匝间短路比; V 为故障绕组体积; R_{sh} 为故障电阻.

本文采用数字孪生技术在磁场-电路耦合的基础上建立了稳态模型.其中,变压器的磁链方程为

$$\boldsymbol{\psi} = \mathbf{L}_s(t, \mathbf{i}) \times \mathbf{i}. \quad (8)$$

其中: $\boldsymbol{\psi}$ 为磁链向量; \mathbf{i} 为绕组电流向量; \mathbf{L}_s 为静态电感矩阵.

变压器时域电路微分方程如下:

$$\mathbf{u} = \left(\frac{d\mathbf{L}_s}{dt} \mathbf{i} + \mathbf{L}_s \right) \frac{d\mathbf{i}}{dt} + \mathbf{U}_z = \mathbf{L}_D(\mathbf{i}) \frac{d\mathbf{i}}{dt} + \mathbf{U}_z. \quad (9)$$

其中: \mathbf{u} 为交流电压向量; \mathbf{U}_z 为直流电压向量; \mathbf{L}_D 为动态电感矩阵.

当绕组中电流增量为 $d\mathbf{i}$ 时,根据磁场能量计算公式可得

$$\left. \begin{aligned} dw_a &= \frac{1}{2} M_{Dmn} di_m di_n, m, n = 1, 2, \\ dw_b &= \frac{1}{2} \int d\mathbf{B} \times d\mathbf{H}. \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: dw_a, dw_b 分别代表电路和磁场能量增量; $d\mathbf{B}, d\mathbf{H}$ 分别代表 $d\mathbf{i}$ 引起的磁通密度和磁场强度变化; M_{Dmn} 为绕组电感参数, m, n 为绕组编号.

依据能量守恒原理,解析方程(9)可以获得绕组的时域电感矩阵 \mathbf{L}_D .利用龙格-库塔方法的中点规则,能够推算出时间点 t_{b+1} 的电流 \mathbf{i}_{b+1} ,具体如方程(11)所示:

$$\mathbf{i}_{b+1} = \mathbf{i}_b + H \left(f \left(t_b + \frac{h}{2}, \mathbf{i}_b + \frac{h}{2} f(t_b, \mathbf{i}_b) \right) \right). \quad (11)$$

其中: h 为时间步长; \mathbf{i}_b 为电流的列向量; f 为时域表示方式; H 为输出函数.

基于数字孪生的具体变压器匝间短路磁场-电路迭代求解过程如下:

1) 将变压器初级绕组某时刻电流 \mathbf{i}_b 代入磁场模型,通过式(10)计算绕组之间的自感与互感;

2) 通过将计算出的自感和互感参数输入到绕组的初级电压方程中,可以计算出时间点 t_b 的绕组电流 \mathbf{i}_b ,应用式(11)计算下一时间点 t_{b+1} 的电流 \mathbf{i}_{b+1} ;

3) 将 \mathbf{i}_{b+1} 输入到磁场模型中,以计算下一时间点各绕组之间的自感与互感.

1.2 基于电磁场数字孪生的动态更新

电磁场数字孪生模拟与离线模拟的关键区别在于虚实同步的能力.对于变压器电磁场,由于运行过程中观测数据会持续变化,因此建立的磁场-电路耦合模型不仅在结构上需要与实际设备保持一致,还必须确保模型中的关键参数能够随运行条件的变化保持同步,以满足数字孪生的特性.然而,由于现场缺乏变压器故障数据,在模型与数据协调部分,需要利用变压器内部物理场与变压器结构之间的耦合关系,对数字孪生中的未知参数进行有效的分析和计算,从而实现对变压器真实设备的动态跟踪.

在进行数字孪生虚实同步过程中,本文采用SVR(support vector regression)模型对故障位置进行在线预测.对于每个观测数据,递归计算故障位置的估计值,然后更新数字孪生参数.非线性回归模型的一般形式为 $y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$.其中 y 为模型的目标输出, f 为映射函数,最终的回归估计函数如下:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^M (c_i - c_i^*) K(x_m, \mathbf{x}) + b. \quad (12)$$

其中: c_i, c_i^* 为最优拉格朗日算子; b 为偏移量; \mathbf{x} 为新样本向量; $K(x_m, \mathbf{x})$ 为核函数; M 为样本数量; x_m 为第 m 个样本.

在常用的核函数中,RBF(radial basis function)的应用最广泛.与多项式核函数相比,RBF需要确定的参数更少,降低了函数的复杂度.因此,本文采用RBF作为SVR计算的核函数来预测故障位置.通过查阅文献收集相关数据,得到了变压器在非稳定条件下的内部磁场的分布结果.利用这些数据训练SVR模型,并在实验现场安装了传感器来采集数据,用以预测稳定条件下的磁场分布.在现有文献研究和现场数据的基础上,经过数据分析、处理和归一化后,进行SVR模型训练.

输入 $\mathbf{x} = [L, R_m, L_{\text{leak}}]$ 用于训练变压器故障位置.其中 L 为电感, R_m 为磁阻, L_{leak} 为漏磁感应.故障位置预测模型的输入来自实际变压器现场采集的数据.通过不断更新数字孪生模型中的关键参数,实现实际设备的动态跟踪.数字孪生本质上是1个多尺度概率的仿真过程,其仿真过程会消耗大量的计算资源和时间.为提高计算效率并满足传感器实时性的要求,本文采用模型降阶简化的计算方法来实现传感器的时效性.该方法需满足如下非线性方程:

$$\left. \begin{aligned} \frac{dM(t)}{dt} &= F(M(t), U(t)), \\ N(t) &= H(M(t), U(t)). \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中: $M(t)$ 表示当前系统状态; $U(t)$ 表示输入数据; $N(t)$ 表示输出数据; F 表示状态函数.

对偶简化模型的核心目标在于构建 1 个能完整保留原系统关键动态特性的等效系统:

$$\left. \begin{aligned} \frac{d\tilde{M}(t)}{dt} &= \tilde{F}(\tilde{M}(t), U(t)), \\ \tilde{N}(t) &= \tilde{H}(\tilde{M}(t), U(t)). \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中: $\tilde{M}(t)$ 表示简化后系统状态; $\tilde{N}(t)$ 表示简化后的输出数据; \tilde{F} 表示简化后的状态函数; \tilde{H} 表示简化后的输出函数.

为了简化模型,降阶系统中的极点数明显少于原始系统.降阶系统评价完成后,需要通过微服务单元实现 2 个模型的网格化,从而实现数字孪生的动态更新,为后续故障定位奠定基础.

2 基于磁路反演的故障定位

2.1 基于磁通密度溯源的电磁场反演

当变压器发生匝间短路时,变压器内部电磁场中的磁通密度会受到显著影响.具体过程如下:匝间短路是指变压器绕组中的 2 个或多个导体之间发生电气接触或电气击穿,导致电流绕过了原本的电流路径,形成了 1 个新的电流回路.短路点周围的磁通密度会随着短路处的电流增加而增加.根据安培定律,增加的电流会导致附近区域的磁场强度增加,从而增加局部磁通密度.短路造成的局部电流路径会不符合正常的磁场分布规律,使得磁场的对称性被破坏,磁场形状在短路区域会出现扭曲或不均匀的情况,导致磁通密度在短路区域也产生不均匀的分布.

如图 3 所示,当变压器正常运行时,通过绕组的电流和产生的磁通密度呈现对称分布.故障时短路回路中的电流值非常大.故障线圈和正常线圈产生的磁通密度分布存在差异.这种差异性为故障诊断提供了重要依据.通过在每层绕组上安装传感器,能够实时监测磁通密度的变化,并利用这些数据推断故障位置.这一推断过程被称为故障反演^[19].

2.2 基于迭代推理的匝间短路反演定位方法

目前,基于工业智能的故障定位方法有很多,如数据分析、机器学习、数据驱动等技术.根据不同的应用场景和需求选择不同的技术进行故障定位.其中,机器学习因其能够从大量数据

中学习复杂的故障特征,从而实现精准的故障定位,成为工业智能中最常用的故障定位方法.贝叶斯推理作为机器学习中 1 种不断更新先验概率以获得后验概率的诊断算法,可以根据新的信息不断调整参数并最终接近事实,利用相关函数确定变压器发生故障的位置.这意味着它能够根据新的观测数据进行自我纠正进而提高诊断精度.除此之外,通过贝叶斯推理进行故障定位得出的结果可解释性更强.这种优势使得贝叶斯推理在变压器故障定位中应用广泛,基于贝叶斯故障定位的具体公式如下:

$$P(X_m|Y_n) = \frac{P(X_m)P(Y_n|X_m)}{P(Y_n)}. \quad (15)$$

其中: X_m 表示发生匝间短路; m 表示将绕组均匀地分成 $m(m=3)$ 个区; Y_n 表示发生匝间短路时带来的特征 ($n=1, 2, \dots, 5$); $P(X_m)$ 表示发生匝间短路的概率,为先验概率; $P(Y_n)$ 表示特征概率.电力变压器绕组故障中,匝间短路故障占比为 50%~60%^[20-21].

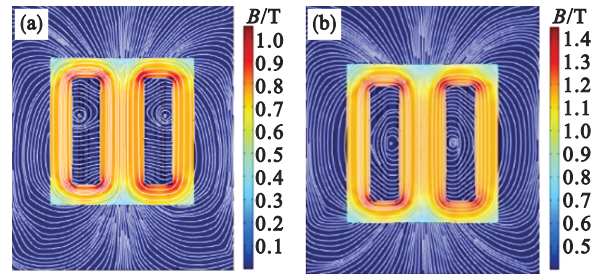


图 3 变压器内部磁通密度分布

Fig. 3 Distribution of magnetic flux density inside transformer

(a)—正常状态; (b)—故障状态.

$$P(Y_n) = \frac{\sum_{n=1}^5 Y_n}{\sum_{m=A}^C X_m}. \quad (16)$$

其中: $\sum_{m=A}^C X_m$ 为上中下 3 个区匝间短路总次数; $\sum_{n=1}^5 Y_n$ 为匝间短路所对应特征出现的频次.

$$P(B|A) = \frac{\sum_{n=1}^5 Y_n}{P_{X_n}}. \quad (17)$$

其中: P_{X_n} 表示 A, B, C 3 个区各自发生匝间短路的概率; $P(B|A)$ 表示当 A 区已经发生匝间短路时, B 区同时发生匝间短路的概率.

3 实验验证

3.1 数字孪生仿真模型构建与分析

为验证上述策略,本文基于数字孪生技术对

单相变压器进行建模分析. 通过将安装在实验变压器中传感器采集的电磁场数据与仿真模型结果进行对比验证, 确保虚拟模型与实际设备的一致性. 通过实时监控与数据融合, 实现了对故障演化过程的动态追踪. 但是, 由于数字孪生建模过程需要大量的数据支持, 数据不足会导致模型不精确. 因此, 有必要收集与变压器相关的各种数据, 如几何结构、材料性能、电气参数等, 利用这些数据建立变压器有限元模型. 所建模型通过与实际变压器的实时数据同步不断更新和调整, 确保模型与现实条件保持一致. 变压器基本参数如表1所示.

表1 变压器基本参数

Table 1 Basic parameters of transformer

名称	数值	名称	数值
额定容量/kVA	250	高压绕组直径/mm	240
额定电压/V	220/36	低压绕组直径/mm	180
高压绕组匝数/匝	220	高压绕组高度/mm	300
低压绕组匝数/匝	36	低压绕组高度/mm	300
铁芯宽度/mm	170	铁芯高度/mm	350

本文采用三维变压器模型进行仿真分析, 以更接近实际变压器的运行状态. 在建模过程中, 为了消除由于网格质量差而产生的较大误差, 保证结果的可靠性, 对初级绕组和次级绕组以及油道位置进行网格细化, 直到某些控制参数不再变化. 在第1章所述方法的基础上, 通过COMSOL模拟虚拟环境中变压器绕组运行涉及的电场和磁场变化.

为了实现实际变压器与数字孪生模型之间的共生演进, 仿真结果与实际情况之间的任何差异都可以及时识别, 从而进行相应调整. 在绕组中安装了一系列传感器, 每匝均对应1个传感器. 这些传感器用于实时采集变压器磁场的真实值, 并驱动数字孪生系统进行动态更新. 通过误差比较和模型迭代, 数字孪生系统能够逐步逼近实际变压器的运行状态, 实现高度匹配, 从而为故障诊断与预测提供可靠支持.

3.2 实验结果与误差分析

由于在研究场景中开发与原型尺寸一致的模型是不切实际的, 为了验证上述方法的准确性和有效性, 设计并制造了1个缩小尺寸的实验变压器模型. 但这并不影响验证结论的可信度. 实验平台如图4所示.

为了获取磁场信号, 本文在实验中采用线性霍尔传感器(CC6511), 其测量范围和灵敏度分别为0.2~4.8 V和15 V/T. 数据采集单元(USB3202N)

具有8个通道, 采样频率为250 kHz. 在实际测量过程中, 传感器只能测量变压器部分的轴向和径向磁场的波形.

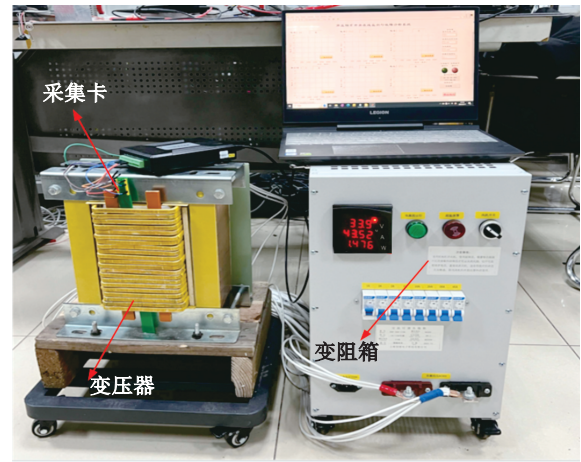


图4 漏磁测量的实验平台

Fig. 4 Experimental platform for magnetic leakage measurement

实际变压器与数字孪生模型在正常和故障工况下的磁通密度分布对比如图5~6所示. 分析结果表明, 实际变压器与通过COMSOL仿真构建的数字孪生模型在磁通密度趋势上基本一致, 整体磁通密度的绝对误差分别小于2.2 mT和1.5 mT. 这表明数字孪生模型生成的数据可以较为可靠地替代实际测量数据, 用于分析和诊断. 值得注意的是, 误差的主要来源包括模型简化过程中的近似处理, 以及实验过程中外部环境因素的干扰. 这些因素导致数字孪生模型的变化趋势与实际情况未能完全一致. 然而, 这些误差仍在可接受范围内, 证明了数字孪生技术在变压器故障诊断中的实用性与有效性.

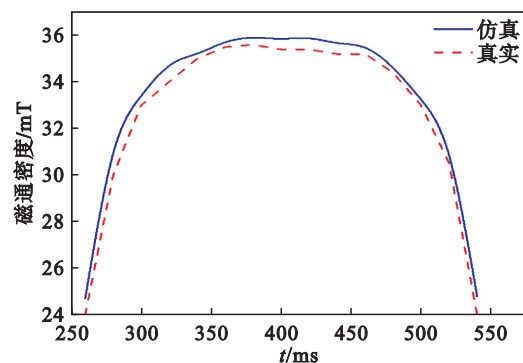


图5 正常状态磁通密度分布对比

Fig. 5 Comparison of magnetic flux density distribution in normal state

3.3 模型验证

为了增强实验的说服力, 本文在实验平台上

设置了已知位置的匝间短路故障,将绕组中传感器测量得到的磁场数据作为故障反演的输入数据.如图7所示,利用贝叶斯推理和传统反演算法对发生故障的位置进行反演和对比分析,对故障位置进行定位.实际故障定位与数字孪生模型的故障定位误差如图8所示.

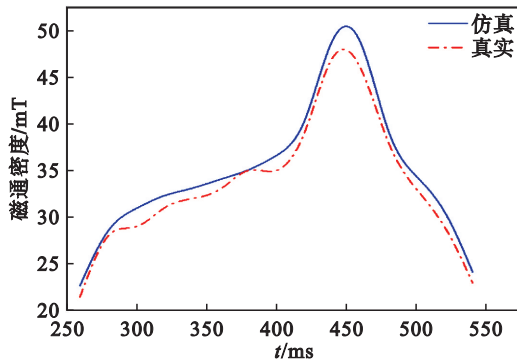


图6 故障状态磁通密度分布对比

Fig. 6 Comparison of magnetic flux density distribution in fault states

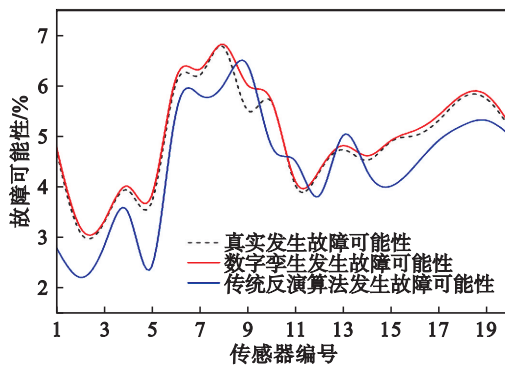


图7 故障定位结果与实际位置

Fig. 7 Fault location result and actual location

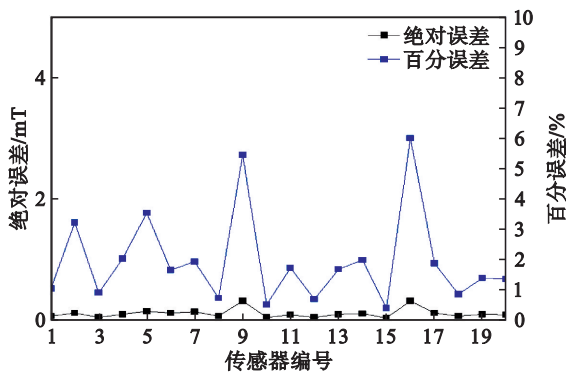


图8 故障定位误差图

Fig. 8 Fault location error

由图8可知,本文方法可以准确地对发生故障的位置进行定位.实际故障定位与数字孪生模型定位的百分误差小于6%.与传统反演方法对比,本文方法具有优势的主要原因如下:首先,本

文方法不仅充分考虑了现实电磁场的耦合过程,而且利用数字孪生模型综合考虑变压器内部各种因素对变压器故障位置进行评估.其次,本文方法是基于数字孪生技术综合各种因素的影响进行集成分析,进而对变压器发生故障的位置进行评估,而不是仅仅依靠复杂的数学计算和优化.因此,本文方法误差小、准确性高.

4 结 论

1) 本文总结了工业智能在变压器匝间短路故障定位中的实际应用价值.在工业智能化发展的大背景下,应用数字孪生技术对变压器发生故障的位置进行定位,提高了故障检测和诊断的准确性.

2) 本研究与数字孪生技术深度结合,相比于传统的离线仿真具有显著的优势.首先,数字孪生技术采用虚实互动机制,在故障诊断和预测方面具有明显优势;其次,数字孪生技术促进了变压器和电力系统的智能化发展,实现了更高效、安全、可靠的设备管理和运营;最后,数字孪生技术使模型能够动态响应设备运行状态的变化,为工业设备的智能管理提供了新的可能性.采用相应概率描述的故障定位误差小于6%,提升了变压器的可靠性.

3) 数字孪生技术的应用推动了变压器故障诊断技术的智能化升级,促进了工业智能设备的创新和发展,未来,数字孪生技术还将与更加先进的机器学习算法相结合,以期实现更精准的故障预测和诊断.

参考文献:

- [1] Lin J, Ma J, Zhu J G, et al. A transfer ensemble learning method for evaluating power transformer health conditions with limited measurement data [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 3513910.
- [2] Liu J F, Wang Q Y, Fan X H, et al. Effects of temperature gradient induced aging and moisture distribution on dielectric response measurement for transformer insulation [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 6002610.
- [3] Barzegaran M R, Mirzaie M. Detecting the position of winding short circuit faults in transformer using high frequency analysis [J]. *European Journal of Scientific Research*, 2008, 23(4): 645-659.
- [4] 邓祥力, 严康, 朱宏业, 等. 基于变压器绕组电路-漏磁场多状态解析模型的早期故障保护[J]. *电网技术*, 2023, 47(9): 3808-3821.
(Deng Xiang-li, Yan Kang, Zhu Hong-ye, et al. Transformer winding early fault protection based on circuit-magnetic leakage field multi-state analytical model[J]. *Power System*

- Technology*, 2023, 47(9): 3808–3821.)
- [5] IEEE guide for protecting power transformers-redline: C37.91—2008 [S].[S.l.]:IEEE, 2008: 1–168.
- [6] Athikessavan S C, Jeyasankar E, Manohar S S, et al. Interturn fault detection of dry-type transformers using core-leakage fluxes [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2019, 34(4): 1230–1241.
- [7] Abbasi A R, Mahmoudi M R, Arefi M M. Transformer winding faults detection based on time series analysis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3516210.
- [8] Xian R C, Wang L L, Zhang B Q, et al. Identification method of interturn short circuit fault for distribution transformer based on power loss variation [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20 (2) : 2444–2454.
- [9] Zhu L Y, Du Y M, Gao L, et al. Vibration distribution detection method for turn-to-turn short-circuit fault of dry-type air-core filter reactors [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2022, 37(5): 4474–4476.
- [10] Hong T Q, Deswal D, de León F. An online data-driven technique for the detection of transformer winding deformations [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2018, 33(2): 600–609.
- [11] Grieves M, Vickers J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems [M]//*Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 85–113.
- [12] Luo W C, Yang C H, Liang X J, et al. Digital twin driven soft sensing for key variables in zinc rotary kiln [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20 (4) : 6673–6683.
- [13] Wen G H, Yu W W, Yu X H, et al. Complex cyber-physical networks: from cybersecurity to security control [J]. *Journal of Systems Science and Complexity*, 2017, 30 (1): 46–67.
- [14] 邓祥力, 马倩, 童志祥, 等. 基于数字孪生虚拟漏磁场波形的变压器早期故障保护研究 [J]. *电网技术*, 2024, 48 (11): 4806–4815.
(Deng Xiang-li, Ma Qian, Tong Zhi-xiang, et al. Research on transformer incipient fault protection based on virtual leakage field waveform of the digital twin model [J]. *Power System Technology*, 2024, 48(11): 4806–4815.)
- [15] Wang G H, Qiu S X, Xie F, et al. Diagnosing fault types and degrees of transformer winding combining FRA method with SOA-KELM [J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 50287–50299.
- [16] Xing Z K, He Y G. Multi-modal information analysis for fault diagnosis with time-series data from power transformer [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 144: 108567.
- [17] Etumi A A, Anayi F. The application of correlation technique in detecting internal and external faults in three-phase transformer and saturation of current transformer [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2016, 31 (5) : 2131–2139.
- [18] Asadi N, Kelk H M. Modeling, analysis, and detection of internal winding faults in power transformers [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2015, 30(6): 2419–2426.
- [19] 陈思, 刘亚东, 严英杰, 等. 10 kV 油浸式变压器匝间短路故障反演与定位 [J]. *高电压技术*, 2023, 49(5): 1870–1881.
(Chen Si, Liu Ya-dong, Yan Ying-jie, et al. Inversion and localization of turn-to-turn short-circuit faults in 10 kV oil-immersed transformers [J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(5): 1870–1881.)
- [20] Hamel A, Dastous J B, Foata M. Estimating overpressures in pole-type distribution transformers. part I: tank withstand evaluation [J]. *IEEE Power Engineering Review*, 2002, 22 (8): 70.
- [21] Dastous J B, Foata M, Hamel A. Estimating overpressures in pole-type distribution transformers. part II: prediction tools [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2003, 18 (1): 120–127.