第 49 卷 第 6 期：2466-2477 高电压技术 Vol.49, No.6: 2466-2477
2023 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221743

基于多物理场仿真和神经网络算法相结合的油浸式变压器热点温度动态反演方法

倪子瞻，盛戈皞，张立静，王丰华
（上海交通大学电气工程系，上海 200240）

摘　要：绕组热点温度是影响油浸式电力变压器绝缘老化程度的重要因素之一。已有的变压器热点温度计算方法主要包括经验热模型、热路等值模型、人工智能算法等，这些方法在计算准确性和实际应用方面各有不足。基于此，提出了基于多物理场仿真和神经网络算法相结合的油浸式变压器热点温度反演方法。借助多物理场仿真技术实现变压器的高精度模拟，以获取多种环境温度和负载升降变化运行断面下的可信样本，并提取环境温度、顶层油温、负载系数等特征参量作为输入，采用反向传播神经网络建立变压器热点温度的反演模型。以 100 kVA/10 kV 变压器为例进行分析，结果表明该文提出的热点温度计算方法可以实现负载系数和环境温度变化过程中热点温度的动态反演，其动态反演曲线和实际测量曲线均方根误差为 0.94 ℃，较现有的导则经验公式和热路模型有更高的计算精度。

关键词：热点温度；油浸式变压器；多物理场仿真；反向传播神经网络；动态反演

Dynamic Inversion Method of Hot Spot Temperature of Oil-immersed Transformer Based on Combination of Multiphysics Simulation and Neural Network Algorithm

NI Zizhan, SHENG Gehao, ZHANG Lijing, WANG Fenghua
(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The winding hot spot temperature is one of the important factors affecting the insulation aging of oil-immersed power transformers. The existing methods for calculating transformer hot spot temperature mainly include empirical thermal model, thermal circuit equivalent model, artificial intelligence algorithm, etc. Each of these methods is inadequate in terms of calculation accuracy or practical application. Thereby, we propose a hot spot temperature inversion method for oil-immersed transformers based on the combination of multiphysics simulation and neural network algorithm. The high-precision simulation of transformers can be realized with the help of multi-physics field simulation technology. Thus, credible samples are obtained under a variety of operating sections in ambient temperature and load change. Among them, the characteristic parameters such as ambient temperature, top oil temperature, and load factor are extracted as inputs, and back propagation neural network is used to build the inversion model of transformer hot spot temperature. A 100 kVA/10 kV transformer is taken as an example for analyses, and the results show that the proposed hot spot temperature calculation method can realize the dynamic inversion of hot spot temperature during the change of load factor and ambient temperature. The root-mean-square error between the dynamic inversion curve and the actual measurement curve is 0.94 ℃. Therefore, a higher calculation accuracy can be achieved over the existing empirical formulas of the guidelines and thermal circuit models.

Key words: hot spot temperature; oil-immersed transformer; multiphysics simulation; back-propagation neural network; dynamic inversion

0　引言

绕组热点温度是油浸式电力变压器的一个重要指标，其可以决定变压器的负载能力，并直接影响变压器的绝缘老化程度[1-2]。热点温度与变压器自身结构、尺寸、冷却模式等相关，并随着外界环境参量和负载运行条件的变化而变化。为了准确地分析预测绕组热点温度，目前已有的方法主要包括 IEEE 和 IEC 导则推荐的经验热模型、热路等值模

基金资助项目：国家重点研发计划 (2020YFB1709701)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2020YFB1709701).

型、人工智能算法和数值仿真分析方法。

IEEE C57.91[3]和 IEC 60076-7[4]中的经验热模型是最常用的热点温度计算方法，它们通过一个或两个微分方程来描述热点温度对于顶层油温的温升值。而热路等值模型法采用热电类比的方式，将变压器内部的热路模型转化为电路模型进行计算，国内外已有众多学者进行了热路模型的研究。D Susa 分别针对顶油对环境的温升和热点对顶油的温升建立了热路模型，并在模型中考虑了温度对油动力黏度、绕组损耗的影响，因此所建模型较导则提供的经验热模型有更高的精度[5-6]。在此基础上，M Djamali 详细考虑了变压器油箱壁的热传导、油箱外侧的对流和辐射等热传递过程，进一步完善了热路等值模型[7]。L Kong 则考虑变压器三相不平衡运行对绕组产热和散热的影响，提出了一种改进的三相热路模型[8]。上述经验热模型和热路等值模型对应的微分方程可以离散为差分方程进行快速计算，能够满足实时在线监测的要求，因此两模型在实际中得到广泛应用。但这类模型的一些参数取值(例如：绕组指数、油指数、热常数等)难以准确获取，往往会根据变压器容量等级和冷却类型进行粗略估计，因而在实际应用中这类模型计算热点温度的准确性有限。

除此之外，人工智能算法和数值仿真分析也是计算热点温度的有效方法[9-13]。以神经网络为代表的人工智能算法能够准确提取输入特征与输出参量之间的复杂非线性映射关系，从而实现对热点温度的快速反演计算[14]。但复杂映射关系的提取需要基于大量的训练样本。实际运行中的变压器很少配置热点温度测量装置，因此，大量训练样本的获取较为困难。而数值仿真分析可以在详细考虑绕组结构、损耗分布的基础上，实现对热点温度的准确计算。Meitei S N 利用 COMSOL 多物理场仿真建模并设置探针来监测热点温度[15]，计算准确度高。然而，数值仿真分析计算量大，计算速度缓慢，尤其是对于负载波动下的大容量变压器，难以实现对热点温度的实时跟踪计算，因此该方法难以应用于在线监测系统中。

基于对已有方法的分析，本文结合多物理场仿真技术和神经网络算法的优势，提出一种基于两者相演方结合的热点温度反法。在分析变压器产热和传热的基础上，建立了变压器发热状态高保真仿真模型，详细考虑了绕组内部热传导、油对流、空气侧对流和热辐射等热传递过程。并运用所建仿真模型，获取了不同运行断面下的动态仿真样本。然后，提取关键电热特征参量作为输入属性，采用反向传播神经网络挖掘输入属性与热点温度之间的映射关系，所训练的神经网络可以实现变压器热点温度的准确反演计算。本文所提方法的主要优势为：1）多物理场仿真技术可以实现模型发热状态和实体的高度吻合，由于详细考虑了实体的结构、尺寸、材料物理属性参数，可以实现热点温度的准确计算。多个运行断面的数值仿真计算可以离线完成，从而在避免实时计算的前提下为神经网络训练提供足量的样本数据。2）神经网络可以准确提取输入电热特征参量与热点温度的复杂非线性关系，能够快速准确计算热点温度值，满足了反演实时性的需求。即使在负载系数和环境温度实时变化的情况下，也能够通过输出的迭代计算实现热点温度的动态反演。两种技术相辅相成，能够实现对于实时热点温度的快速估算和预测。

1 变压器热–流体场耦合仿真模型

变压器运行过程中，铁芯损耗和绕组损耗是变压器内部最主要的热量来源，额定运行下的铁损和铜损数据由变压器出厂试验获得。若变压器运行过程中电压不变，则铁损不受负载电流的影响。铜损 P_{Cu} 则受负载电流的影响，其可进一步分为直流损耗 P_{d} 和涡流损耗 P_{e}，计算式如下：

$$P_{\mathrm{Cu}} = P_{\mathrm{d}} + P_{\mathrm{e}} \tag{1}$$

$$P_{\mathrm{d}} = K^2 \cdot P_{\mathrm{d_rated}} \cdot \frac{234.5 + \theta_{\mathrm{W}}}{234.5 + 75} \tag{2}$$

$$P_{\mathrm{e}} = K^2 \cdot P_{\mathrm{e_rated}} / \frac{234.5 + \theta_{\mathrm{W}}}{234.5 + 75} \tag{3}$$

式中：P_{d}、P_{e} 分别表示直流损耗和涡流损耗；$P_{\mathrm{d_rated}}$、$P_{\mathrm{e_rated}}$ 分别为额定电流下的直流损耗和涡流损耗；K 为负载系数；θ_{W} 为绕组温度，℃。

变压器内部热量传递过程如图 1 所示[16]。由热源位置铁芯和绕组内部持续产生的大量热量，依靠热传导传递到绕组及铁芯与变压器油相接触的表面，使铁芯和绕组表面温度逐步升高。这部分固体内部依靠热传导所传递的热流量 Φ 为

$$\Phi = S\lambda \frac{\Delta T}{\delta} = \frac{\Delta T}{R} \tag{4}$$

式中：λ 为热传导系数；δ 为表面间距；ΔT 为表面间温差，K；S 为表面面积；R 为热阻。

对于油浸式电力变压器，油对流散热是一种重要的散热形式。绕组铁芯表面的一部分热量传递到附近的油中，当绕组及铁芯附近的油被加热导致密

度下降，便会向上流动；随着移动过程碰到油箱壁或者散热片，就会将一部分热量传给箱壁和片壁，而使油温下降，冷却后的冷油便会向下流动。通过油的这一自然对流过程将绕组和铁芯表面的热量传递至油箱表面，油流动分布特性满足纳维–斯托克斯方程：

$$\frac{\partial \rho}{\partial t}+\nabla\cdot(\rho \boldsymbol{u})=0 \tag{5}$$

$$\rho\left(\frac{\partial \boldsymbol{u}}{\partial t}+\boldsymbol{u}\cdot\nabla\boldsymbol{u}\right)=-\nabla p+\nabla\cdot\left(\mu(\nabla\boldsymbol{u}+(\nabla\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}})-\frac{2}{3}\mu(\nabla\cdot\boldsymbol{u})\boldsymbol{I}\right)+\boldsymbol{F} \tag{6}$$

$$\rho C\frac{\partial T_{\mathrm{L}}}{\partial t}+\rho C\boldsymbol{u}\cdot\nabla T_{\mathrm{L}}=\nabla\cdot(k\Delta T_{\mathrm{L}})+Q \tag{7}$$

式中：t 为时间；ρ 为流体密度；$\boldsymbol{u}$ 为流体流速；p、F 分别为压强和体积力；$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵；μ、C 分别为流体动力黏度和比热容；T_{L} 为流体温度；k 为导热系数；Q 为热源。

箱壁和散热片壁受热后而温度上升，对周围的空气介质也会产生一定的温差。当热传导至外壁之后，借助对流和辐射作用将热散发到空气中去。其中空气自然对流的热流量与温升的关系为

$$\Phi=Ah(T_{\mathrm{s}}-T_{\mathrm{a}}) \tag{8}$$

式中：A 为表面面积；h 为对流换热系数；T_{s} 和 T_{a} 分别为变压器油箱外表面温度和环境温度，K。

油箱内部辐射散热相比于对流散热而言可忽略不计，但从油箱壁传到空气中的热量则必须考虑。根据辐射定律，从箱壁辐射到空气中的热流量与辐射体温度及周围空气温度间的关系为

$$\Phi=\sigma EA(T_{\mathrm{s}}^4-T_{\mathrm{a}}^4) \tag{9}$$

式中：σ 为斯蒂芬–玻耳兹曼常量，σ =5.67×10^{-8} W/(m^2×K^4)；E 为表面辐射系数。

2 结合多物理场仿真技术和神经网络算法的变压器热点温度反演方法

基于多物理场仿真技术和神经网络算法相结合的变压器热点温度反演方法基本思路为：借助 COMSOL 软件构建油浸式变压器的高保真仿真模型，基于此仿真模型获取不同环境温度和不同负载升降变化运行条件下的可信样本；然后选取油箱外壳关键测温区域的温度、绕组电流、顶层油温、环境温度及前一时刻热点温度作为输入特征属性，当前时刻的热点温度作为输出项，采用反向传播神经网络提取输入特征属性与输出项之间的定量关系；最后，利用所训练神经网络对该变压器物理实体的热点温度进行实时动态反演计算。本文所提反演方法的具体流程如图 2 所示，主要包括 4 个步骤：

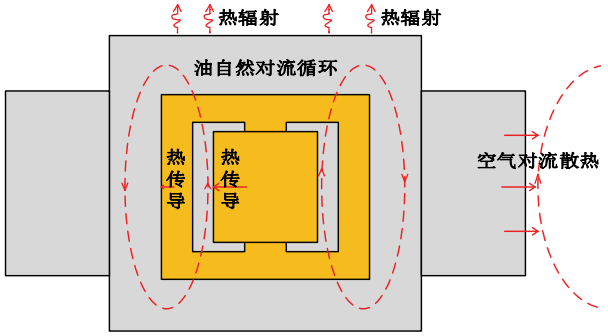


图 1 变压器内部热量传递示意图

Fig.1 Internal heat transfer in transformer

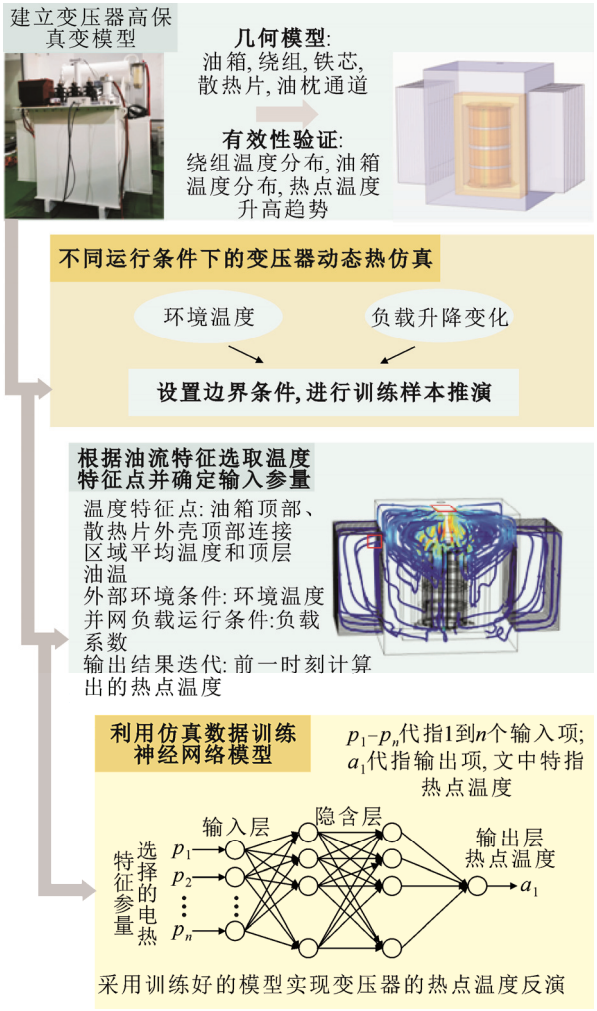


图 2 基于多物理场仿真技术和神经网络算法相结合的变压器热点温度反演方法框图

Fig.2 Block diagram of transformer hot spot temperature inversion method based on multi-physical field simulation technology and neural network algorithm

1）建立高保真的变压器动态热仿真模型；2）进行不同运行条件下的变压器动态热仿真；3）根据油流线分析选取油箱外壳关键测温区域，从而确定用于反演的关键电热特征属性；4）利用仿真样本训练神经网络，获取电热特征属性与热点温度的定量关系，并利用训练的神经网络实现变压器实体的热点温度动态反演。

2.1　变压器发热状态高保真仿真模型的建立

2.1.1　几何模型

本文采用单相油浸自冷式变压器为研究对象，实物结构和仿真模拟的几何结构分别如图 3、图 4 所示。油箱左右两侧各连接 11 片散热片，用以增加散热面积。油箱外壳和绕组的绝缘包覆均采用多层材料构建：油箱外壳多层材料内外为油漆层，中间为铁板层；高压绕组外侧多层材料内外为绝缘纸，中间为光纤材料；低压绕组外侧多层材料内部为光纤材料，外部为绝缘纸。采用多层材料构建方法能够真实模拟实际热传递过程，同时可以大大减少划分网格的数量，从而提高计算速度。高压绕组分 4 段绕制，每段之间加油道档板分隔，可供油流水平进出，利于内部低压绕组的散热。为了让绕组热点温度的仿真结果能够更符合实际，模型考虑了高低压绕组之间的油道撑条。绕组间均匀加入 16 根垂直撑条，以形成散热油道，绕组上下各再加一层撑板作为绕组结构的机械支撑。

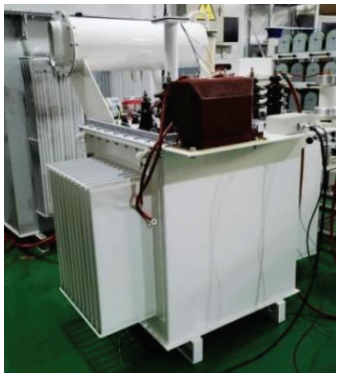


图 3　变压器实物

Fig.3　Real transformer

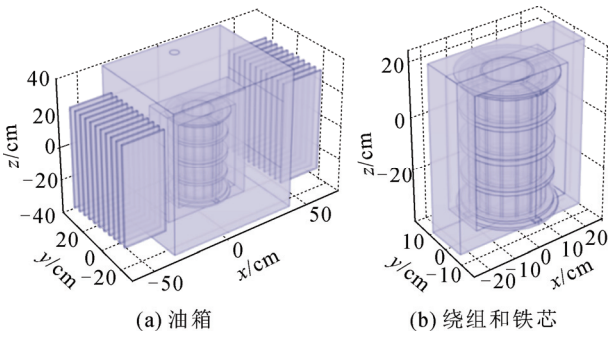


图 4　仿真模型几何结构

Fig.4　Geometric structure of simulation model

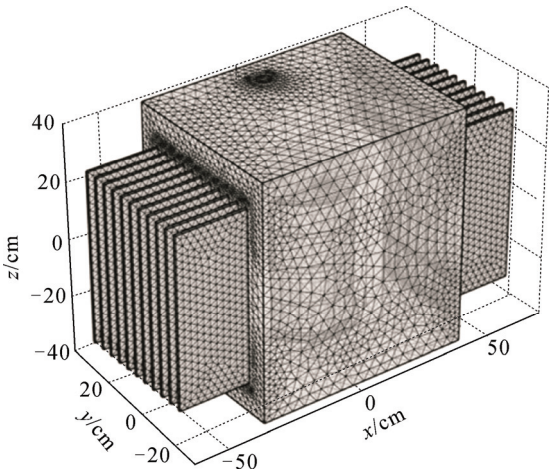


图 5　模型网格划分示意图

Fig.5　Diagram of model meshing

2.1.2　边界条件

边界条件可以约束求解域边界上待定变量的值，是有限元计算中的关键条件。依据本实验的需求，主要介绍初始温度设置、固体壁面边界。

设置油箱内油温初始值、油箱壁和散热片壁温度初始值均与环境温度一致。油箱顶部设置的圆形开放边界用以模拟连接油枕的管道，同时起到平衡油箱内部压强的作用，其边界正应力 f_0 设置为

$$f_0 = p_a - p_f \tag{10}$$

式中：p_a 为外部环境压力；p_f 为用于计算油密度的压力。

固体壁面和紧贴壁面的流体相对速度几乎为 0，因此设置油箱壁和内部铁芯表面均为无滑移，u=0。而对于绕组线圈和散热片而言，由于壁面之间间距较小，若采用无滑移对于网格划分精度要求很高。因此对绕组壁和散热片壁设置 Navier 滑移，用可滑移的边界条件代替无滑移边界条件，使壁面间油能够正常流动。油箱顶部和底面的对流换热系数 h 设置为 4 W/(m^2·K)，四周表面的 h 为 6 W/(m^2·K)，散热片的 h 为 12 W/(m^2·K)。

2.1.3　网格划分

考虑到变压器的结构特性，选择不同的有限元网格类型进行划分。绕组、散热片、上下撑板和绕组间的撑条均为对称结构部件，故采用结构化网格

剖分，进行单表面自由三角形网格划分后加垂直扫掠的剖分方式。结构化网格剖分方式的优势在于减少网格数量，提升网格质量，提高计算速度。对于油箱内部流体等不规则区域，则采用非结构化网格剖分，由于其良好的适应性，可直接采用自由四面体网格划分并按流体动力学校准网格。

考虑到温度升高的变化，对模型不同部位采取不同的网格单元大小划分。对于变压器热点温度而言，温度升高变化尤其体现在散热片、高压绕组、低压绕组和绕组间油道间隙，其各自的网格单元平均体积分别为 0.957、1.411、0.537、0.291 cm^3，网格划分相对细化，能够更细致地反映温度在小范围内的快速变化。而大体积油箱和铁芯的温度变化则相对缓慢，其各自的网格单元平均体积分别为 1.599、4.053 cm^3，网格划分相对粗化，用以节约一定的计算成本。

整个模型具有较高的单元质量，约 6 万个网格顶点，27 万个单元数量，仍能有着 0.6544 的平均网格质量，划分情况如图 5 所示。这种网格分布的设计在瞬态传热集中的位置网格密度很高，传热过程相对稀疏的位置则网格密度较低，同时兼顾了计算时间成本和计算精度。随着网格密度的增加，结果变化不大。

2.2 不同运行条件下的变压器动态热仿真

本文主要研究对象为热点温度实时的动态反演，因此更加关注在负载变动情况下的热点温度瞬态变化。参考相关文献可知，变压器正常工作下的 K 大多在 0.6~1.1 之间波动，变压器周围的环境温度也基本在 20~40 ℃之间[3]。本文设置了 10 种负载变动的运行条件，分别为 5 种负载系数上升的情况和对应相反的 5 种负载系数下降的情况。设置 3 种不同的环境温度作为运行条件进行仿真取样，具体的取样流程如图 6 所示。

例如当需要取样 K 从 0.6 升至 0.8，环境温度为 20 ℃时：首先给定模型的初始条件，将环境温度、油箱温度、铁芯绕组初始温度均设为 20 ℃，然后，仿真先是在 K=0.6 下运行 4 h，再将 K 切换至 0.8 后继续运行 4 h。时间步长设置为 1 min，用以保存每分钟的结果数据以提供后续的训练样本。

2.3 基于流线分析的关键电热特征参量提取

流线特征提取是流场分析的必要过程，也是构建反演模型过程中，确定外壳测温点从而实现原模型降维的重要方法[17]。

借助 COMSOL 的流线轨迹绘制功能得到的油箱内部流线轨迹如图 7 所示，由图 7 可见变压器油在油箱中的流动速度整体比较缓慢，不超过 2 cm/s。根据图 7 可总结出油箱中有 4 条主要的流动路径，分别是：(1)绕组外侧和绕组间受热向上流动的油流；(2)出绕组部分继续向上流至油箱顶部后向四周分散；(3)一部分到达油箱顶角落处后沿着箱壁向下流动，由于散热降温效果一般，在油箱中间位置速度放缓停滞打转，部分沿着外侧绕组撑板位置水平进入到内外绕组间的油道；(4)一部分沿着散热片与油箱接口处进入到散热片，由于散热片优秀的散热效果，油流快速的降温并向下流动至出口处重新回到油箱。

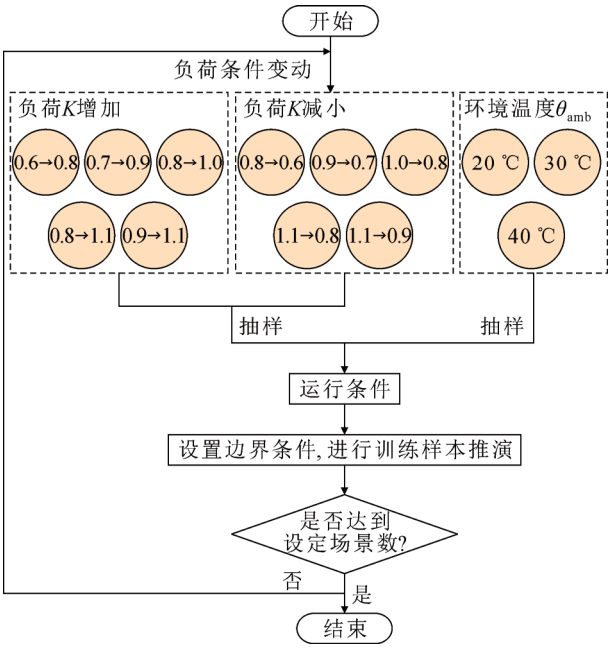


图 6 变压器仿真的取样推演流程

Fig.6 Sampling deduction process of transformer simulation

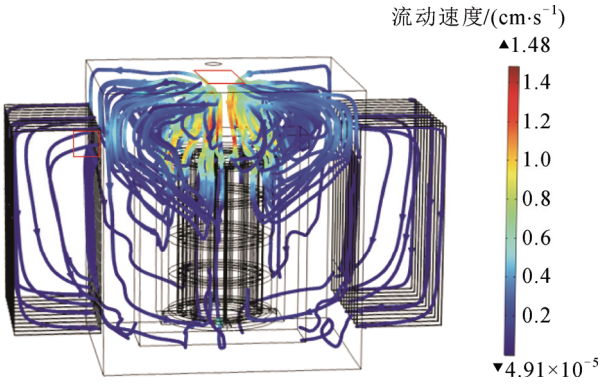


图 7 油箱内流线轨迹仿真结果

Fig.7 Simulation results of the streamlines in the fuel tank

基于油流轨迹图 7 可知，当油流运动到最高点到达油箱顶部外壳以及后续运动到散热片顶部连接处时，仍然能够保留较高的温升，且携带了大量绕组温度信息，与热点温度有着较强的相关性。因此，将油箱顶部中心位置以及散热片顶部连接位置选取为油箱外壳的关键测温区域，如图 7 中的红色区域所示。将上述两处特征区域的平均温度作为输入数据用于绕组的热点温度反演。

考虑到变压器的传感器配置及方便测量等因素，本文确定的用于热点温度反演的关键特征参量主要有：(1)特征温度：油箱顶部区域平均温度、散热片上部区域平均温度、顶层油温；(2)环境温度；(3)负载系数；(4)前一时刻热点温度。

选取前一时刻热点温度结果进行迭代的优势在于：一方面，将前一时刻计算出的热点温度作为当前时刻的输入可以给定一个基础的温度起点，使训练得到的实时热点温度不至于出现上下波动的情况，减小训练难度的同时能获得较好的训练效果；另一方面，最终在适用于变压器实体进行热点温度曲线反演时，只需给定一个初始的热点温度数值，网络便能自动将前一时刻 的输出热点温度作为输入迭代给下一时刻进行计算。这种滚动式迭代计算方法非常适用于热点温度的实时动态反演。而初始热点温度的选定，只会影响初始的几次反演结果，随着反演次数的增加，后续结果能够迅速向实际值靠近，因此对其精确度要求不高，本文选取和初始油温相同的数值。

2.4　基于神经网络算法的变压器热点温度反演

2.4.1　神经网络结构

人工神经网络作为模拟人脑神经系统功能的数学模型，可以充分逼近任意复杂的非线性关系。其同时具有的自学习、自组织、自适应性，使得网络拥有处理不确定系统的能力[18-20]。而反向传播算法是目前用来训练人工神经网络最常用且有效的手段，其结构简单，训练速度快，更适合大型样本的训练，用以获取电热特征参量与热点温度之间的非线性映射关系。因此本文采用反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)来实现绕组热点温度的反演。

BP 神经网络为多个神经元的级联，上一级神经元的输出作为下一级神经元的输入，当信号在两级的两个神经元间传播时需考虑对应的权值。网络包括输入层、隐含层、输出层，神经元采用麦卡洛克–匹兹(McCulloch-Pitts, M-P)模型，见图 8。其中 x_1—x_n 指输入量；w_1—w_n 指输入对应的权值；θ 为偏置参数；$f(\cdot)$为激活函数，激活函数采用 Sigmoid 函数，为非线性连续可微函数；O 为输出量。

在网络训练过程中，给定神经网络的初始权值和模型的输入后，网络便可计算得到输出值，并能通过与实际输出值的比较计算得到误差函数 ε 为

$$\varepsilon=\frac{1}{2}\sum_k(O_k-t_k)^2 \tag{11}$$

式中：O_k 为计算出的输出层第 k 个节点的输出值；t_k 为输出层第 k 个节点的目标值。训练的目标是最小化该误差，这就要看 ε 对权值参数 w 的导数$\partial\varepsilon/\partial w$，通过一系列的计算可将其化简为

$$\partial\varepsilon/\partial w_{jk}=(O_k-t_k)O_k(1-O_k)O_j=O_j\delta_k \tag{12}$$

$$\delta_k=O_k(1-O_k)(O_k-t_k) \tag{13}$$

$$\partial\varepsilon/\partial w_{ij}=O_iO_j(1-O_j)\sum_k\delta_k w_{jk}=O_i\delta_j \tag{14}$$

$$\delta_j=O_j(1-O_j)\sum_k\delta_k w_{jk} \tag{15}$$

式中：w_{jk} 为隐藏层第 j 个节点对输出层第 k 个节点的权值；w_{ij} 为输入层第 i 个节点对隐藏层第 j 个节点的权值；O_j 为隐藏层第 j 个节点的输出；O_i 为输入层第 i 个节点的输出；δ_k、δ_j 均是为简化公式而提取的中间量。从而可以计算对于第 l 层的节点与偏置节点的权值调整梯度。

$$\Delta w=-\eta\delta_l O_{l\text{-}1} \tag{16}$$

$$\Delta\theta=-\eta\delta_l \tag{17}$$

$$w+\Delta w\rightarrow w \tag{18}$$

$$\theta+\Delta\theta\rightarrow\theta \tag{19}$$

式中：Δw、$\Delta\theta$ 分别为节点与偏置节点的权值调整梯度；d_l 在计算输出层权值梯度时取 d_k，计算隐藏层权值梯度时取 d_j；O_{l-1} 为上一层节点的输出；η 为学习率，它会影响训练速度。可知反向传播算法的本质是梯度下降法，通过误差来计算权值梯度，通过每次迭代更新权值，从而最终实现误差最小化。

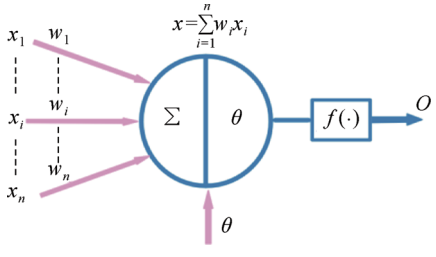


图 8　神经元模型

Fig.8　Neuron model

2.4.2 训练样本获取

基于 2.3 节中所得输入特征参量，设计神经网络的输入节点 6 个，输出节点 1 个。由于输入参量相互之间数值差距较大，为降低输入节点数值的波动对训练效果的影响，对输入数据进行归一化处理。除负载系数外，其余输入特征参量及输出温度均采用式(20)的方法进行归一化处理。

$$\bar{x}_{n,i}=\frac{x_{n,i}-x_{\min,i}+e}{x_{\max,i}-x_{\min,i}+e} \tag{20}$$

式中：e 为防止出现结果为 0 的情况而加入的保护量，固定取值 10^{-8}；$x_{\min,i}$、$x_{\max,i}$ 分别为第 i 个温度特征参量在所有样本中的最小值和最大值；$x_{n,i}$、$\bar{x}_{n,i}$ 分别为第 n 个样本 x_n 的第 i 个温度特征参量的原始值和归一化后的值。

所有训练样本基于 2.2 节描述的流程来进行获取，通过组合共计获得 30 组不同的运行状态。每个状态下仿真曲线可离散为 480 组瞬态数据，共计 14 400 组瞬态数据，全部用作反向传播神经网络的训练样本。

最终采用已经训练好的神经网络进行热点温度的反演计算。油浸式变压器运行过程中，借助红外测温技术获得外壳表面关键区域温度，分别利用热电偶和电流互感器获取顶层油温和负载电流。将上述监测的参量和环境温度，以及给定的热点温度初始值作为输入特征参量，已训练的 BPNN 便可以准确计算热点温度的变化曲线。

3 实例验证

3.1 变压器结构及参数

本次实例分析验证所用 100 kVA/10 kV 单相双绕组油浸自冷式变压器的主要性能和结构参数如表 1 所示，变压器绕组、铁芯、箱壳等材料的物性参数如表 2 所示。考虑到变压器油的密度、导热系数、比热容、动力粘度等参数受温度影响较为显著，因此将其设置为随温度变化的函数。

3.2 仿真模型的有效性验证

为验证仿真模型的有效性，必须准确得到实际实验过程中的温度数据与仿真结果进行对比。为此在绕组表面安装了分布式光纤测温系统用以获取高低压侧绕组温度分布以及热点温度变化；在变压器油箱上、中、下侧安置热电偶温度传感器测量不同高度位置的油温；并在实验过程中利用红外热成像技术来获取外壳温度。

表 1 油浸式变压器主要性能及结构参数

Table 1 The performance and structural parameters of oil-immersed transformer

变压器参数	数值
功率/kVA	100
额定电压/kV	10/0.4
绕组高度/mm	470
高压线圈内径/mm	256
高压线圈外径/mm	309
低压线圈内径/mm	177
低压线圈外径/mm	227
油箱尺寸/(m×m×m)	0.748×0.608×0.826

表 2 变压器材料物性参数

Table 2 Transformer material physical parameters

材料	参数	数值
绕组铜线	密度/(kg·m^{-3})	8700
	导热系数/(W·(m·K)$^{-1}$)	400
	比热容/(J·(kg·K)$^{-1}$)	385
铁芯硅钢片	密度/(kg·m^{-3})	7550
	导热系数/(W·(m·K)$^{-1}$)	51.9
	比热容/(J·(kg·K)$^{-1}$)	446
变压器油	密度/(kg·m^{-3})	$1003.3-0.5551T$
	导热系数/(W·(m·K)$^{-1}$)	$0.134-(8.049\times10^{-5})T$
	比热容/(J·(kg·K)$^{-1}$)	$807.163+3.58T$
	动力粘度/(Pa·s)	$1005.9-0.5715T+(2.61\times10^{-5})T^2$
油箱外壳	密度/(kg·m^{-3})	7860
	导热系数/(W·(m·K)$^{-1}$)	33
	比热容/(J·(kg·K)$^{-1}$)	460
挡板	密度/(kg·m^{-3})	1150
	导热系数/(W·(m·K)$^{-1}$)	0.25
	比热容/(J·(kg·K)$^{-1}$)	2093

在低压和高压绕组外侧分别紧密螺绕一层分布式测温光纤，该光纤温度传感器基于拉曼散射原理[21-22]，可以承受 250 ℃高温，测温精度为±0.5 ℃。在光纤绕制时，将一层绝缘纸紧密包裹在已布设了光纤的导线上，从而利用其自身的拉伸作用以及绝缘纸的压力和摩擦力使光纤紧密贴合于绕组表面不发生相对移动。高压绕组由于采用漆包圆铜线的结构，在进行如上过程的绕制之前需先在高压绕组外侧贴敷一层绝缘纸。设计的光纤集成绕组保持了原有结构，传感光纤将与相邻导线同步加热。因此，仅通过检测两种背向拉曼散射光的变化，即可很容易地获得沿整个绕组的实时温度分布数据。

整个实验装置连接如图 9 所示。配电箱出线经过隔离变压器，调压变压器后连接至油浸式变压器低压侧供电，高压侧根据负载需要连接电阻、电容或两者的串并联。实验配备有 40 个 50 Ω 电阻，50

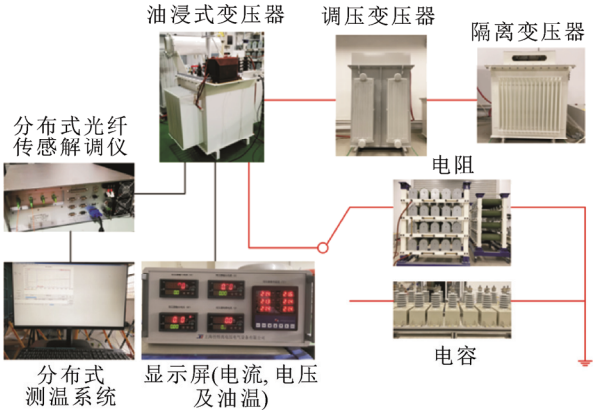


图 9　实验设备

Fig.9　Experimental setup

个 110 Ω 电阻及 9 个 1.92 μF 电容可供选择使用，用于模拟不同容量的负载。绕组温度由分布式光纤测量，光纤从变压器顶部开口向外引出后，触头连接到分布式光纤传感解调仪进行数据处理，并利用分布式测温系统配套的数据采集软件实时显示光纤传感器测得的变压器内部绕组实际温度数据，以实现数据的实时记录。

变压器在 90%负载系数下运行 5 h，环境温度 23 ℃。将光纤传感器测得的温度数据进行绘制。由于光纤沿绕面螺旋均匀缠绕，因此可以用螺旋结构来模拟传感光纤的空间位置，使检测到的数据可以对应于其空间位置。绘制结果如图 10 所示。

为保持与实际实验条件一致，仿真负荷系数同样取 90%，环境温度取 23 ℃，仿真 5 h，得到绕组温度分布仿真结果如图 11 所示。

将仿真结果与实验测量的绕组温度结果比较可见，低压绕组温度热点温度为 56.4 ℃，与实际实验结果 56 ℃几乎一致；高压绕组热点温度 53 ℃，略高于实际实验结果 52 ℃。总体来看误差均小于 2%，在可以接受的范围内。

而对于油箱外壳温度测量利用红外热成像技术，拍摄运行 5 h 过后的变压器表面，油箱外壳温度分布如图 12 所示。可以看到，油箱顶部温度为 45.85 ℃，散热片顶部 45.34 ℃，油箱上下温差较大，分层明显，大概能达到 10 ℃左右的温差。且等温线大致呈现为上括弧形状，分析原因应当是散热片处散热面积更大，散热性能良好，温度随高度下降更为明显，同样温度下对应的高度也更高。

油箱外壳温度仿真结果如图 13 所示，油箱顶部取一块方形区域做平均值计算，温度达到 48.14 ℃，

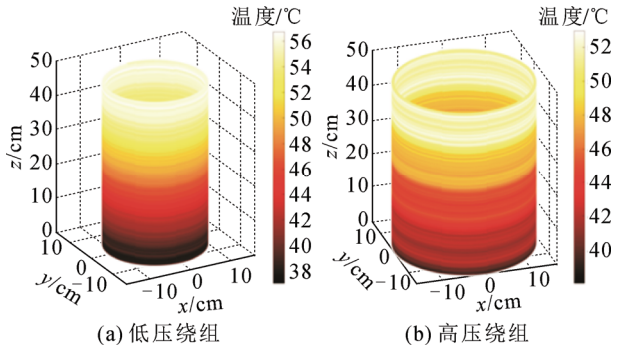


图 10　90%负载系数运行 5 h 时变压器绕组温度分布示意图

Fig.10　Schematic diagram of transformer winding temperature distribution when 90% load factor runs for 5 h

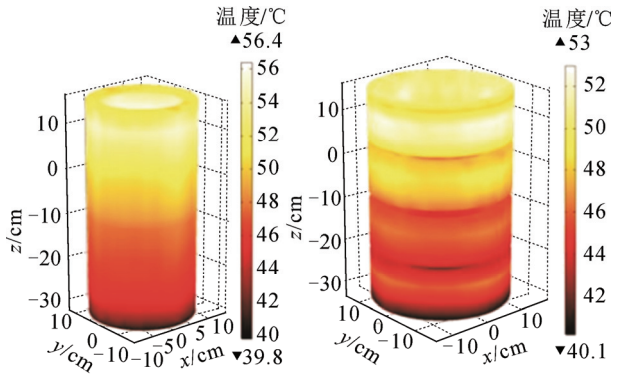


图 11　90%负载系数运行 5h 变压器绕组温度分布仿真结果

Fig.11　Simulation results of transformer winding temperature distribution when 90% load factor runs for 5 h

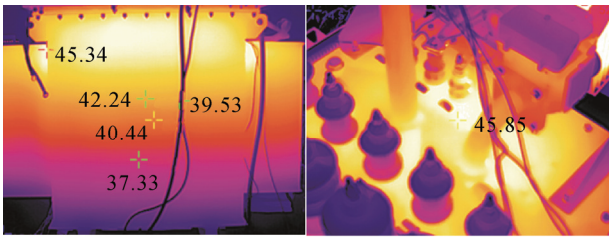


图 12　油箱外壳红外热成像结果(单位：℃)

Fig.12　Infrared thermal imaging results of fuel tank shell(Unit: ℃)

同理在散热片顶部取一块方形区域做平均值计算，得到结果为 47.28 ℃。与前文中实际情况相比较，整体有大概 2 ℃左右的误差，误差在 5%以内，属于可接受范围。同时可以明显看出温度分布情况及等温线形状均与实际一致。

为验证仿真时热点温度的变化趋势也能与实际保持一致。选取实验中测得的绕组 90%高度处的

热点位置温度，绘制其随时间变化的曲线与仿真结果相比对，如图 14 所示。可以看出，仿真结果和实际热点温度随时间的变化趋势十分接近，误差最大在 1 ℃左右。

综上所述，通过绕组温度分布、油箱外壳温度分布、热点温度升高趋势的对比分析，验证了该仿真模型的准确性和有效性，为热点温度动态反演模型样本数据的获取奠定了基础。

3.3 基于神经网络的热点温度动态反演结果及有效性验证

3.3.1 基于仿真样本的神经网络训练结果

基于仿真样本数据训练 BPNN 模型。为确保训练效果达到最佳，在尝试过多种节点选择后，设计网络隐藏层为 2 层，节点数分别为 20、10。在此种节点组合下，训练网络总计迭代 1000 次的误差函数的收敛曲线如图 15 所示。其中误差函数的计算式为

$$\varepsilon=\frac{1}{2}\sum_{n=1}^{N}(O_n-t_n)^2 \tag{21}$$

式中：N 为训练样本总数；O_n 为第 n 个训练样本的计算输出值；t_n 为第 n 个训练样本的目标输出值。且两者均为归一化后的结果。

由图 15 可知，随着迭代次数增加，训练集的误差函数曲线在前 100 次迭代过程中迅速下降，之后逐渐趋于平稳，最终维持在 0.02 左右，表明该 BP 神经网络模型的训练效果达到了较好且比较稳定的状态。该 BP 神经网络训练过程总计耗时约 185 min，训练平台配置为：CPU：英特尔 i5-8300H；显卡：GTX1050-4G；内存：8 G；固态硬盘：128 GB；编程语言：python；计算环境：jupyter notebook。

3.3.2 热点温度动态反演结果及有效性验证

为验证该训练过的 BPNN 模型是否准确有效，将变压器在负载系数 K=0.6 下运行 4 h，对应负载为 33 个 50 Ω 电阻串联；接着将负载系数切换至 K=1.1 运行 3 h，对应负载为串并联 1.92 μF 电容得到的 3.5 μF 容性负载；最后将负载系数切换至 K=0.8 运行 2 h，对应负载为 25 个 50 Ω 电阻串联。实验过程中实时记录变压器各测温点数据、环境温度、负载系数及绕组热点温度。将数据输入到已训练好的 BPNN 模型中进行热点温度反演，绘制出热点温度动态变化曲线。同时，为更好地体现该方法相比于其他热点温度计算方法的优越性，根据文献[23]中列举的方法生成对照组：在已知变压器额定顶油温升和额定绕组热点温升的情况下，代入实验过程中实时测得环境温度和负载系数，计算出 IEEE 和 IEC 经典热模型以及 D. Susa 的热路等值模型各自对应的热点温度变化曲线。图 16 展示了实际测量的热点温度变化曲线、本文方法和对比方法计算的热点温度动态曲线。

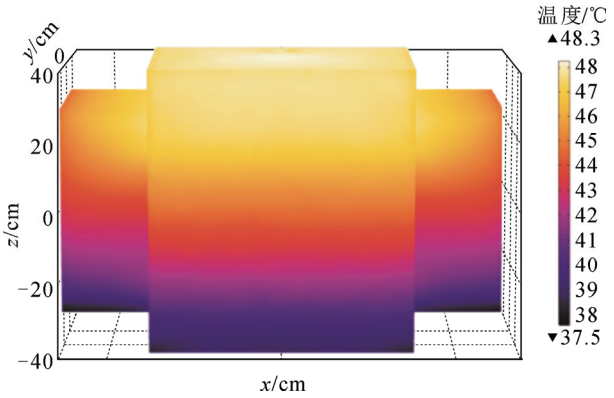


图 13 油箱外壳温度分布仿真结果

Fig.13 Simulation results of the temperature distribution of the fuel tank shell

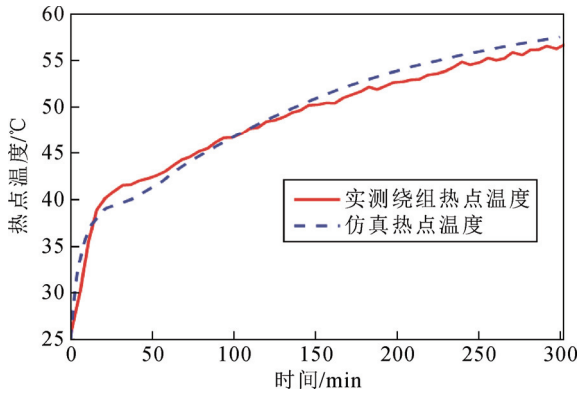


图 14 实际实验与仿真热点温度随时间变化曲线对比

Fig.14 Comparison of hot spot temperature curve with time between actual experiment and simulation

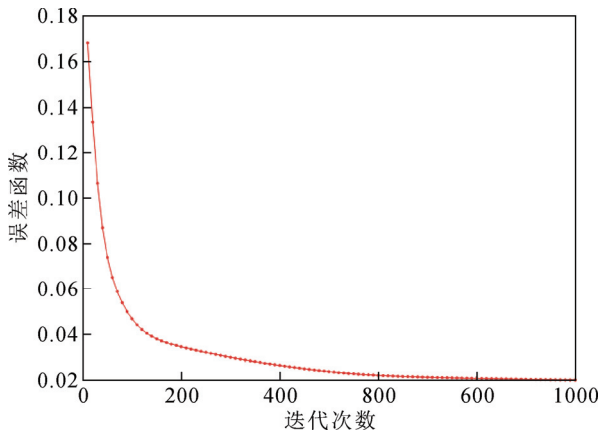


图 15 误差函数随迭代次数变化曲线

Fig.15 The curve of the error as a function of iteration

从图 16 可以看出，相较于其他方法而言，本文介绍的热点温度实时反演方法在变压器负载变化时所计算出的热点温度更贴合实际，与实际测量值的绝对误差最大为 2.74 ℃，绝对误差大于 2 ℃的时间节点数仅 5 个。而 IEEE 热模型、IEC 热模型、热路等值模型对应的绝对误差最大值分别为 3.43、4.38、4.19 ℃，绝对误差大于 2 ℃的时间节点数分别为 65、167、172 个。

在负载系数 K=1.1 期间，本文方法计算的热点温度与实际测量值之间存在一定误差，在温度最高点时较实际测量值降低 1.2 ℃左右。在该时段内，本文方法计算热点温度的上升幅度略低于实际测量值的上升幅度。但在负载系数 K=0.6 和 K=0.8 期间，本文方法的反演效果较明显，计算准确度较高。IEEE 和 IEC 在负载系数变动时，热点温度的计算曲线变化幅度过大，其上升下降速度相较实际过快，若想要获得更好的计算结果与实际相匹配，需适当增大油指数 n 的取值。可以看出，IEC 和 IEEE 均依赖经验数值(绕组指数、油指数、热常数)的选择，一旦经验数值和实际有偏差，会导致计算热点温度曲线存在较大误差，然而实际中，这些参数取值又难以准确获取，往往只能根据变压器容量等级和冷却类型粗略估计，使得在实际应用中计算热点温度的准确性有限。而热路等值模型的计算中要求当前油黏度与额定时的比值，不仅需要获得当前油温数值，对油黏度数值准确性要求也很高，这使得 K=1.1 时整体曲线出现明显较大的误差。这也说明热路模型计算虽然考虑到油黏度的影响，但同时对油黏度随温度变化数据有更高的要求，且需要油温的在线监测实现对油黏度的实时修正，使得在实际操作中难度较大，计算热点温度的准确性有限。

为详细对比各计算方法的效果，表 3 给出了不同方法在 3 个负载系数时段和整个时段的均方根误差值。除在第 1 个负载系数时段(0~4 h)，本文所提方法的均方根误差略高于热路等值模型对应的均方根误差外，在其余 2 个负载系数时段均小于其余方法的误差。在整个时段内，本文方法误差仅为 0.94 ℃，较 IEEE 热模型、IEC 热模型、热路等值模型分别降低 0.52、0.94、1.08 ℃。由此可知，本文所提热点温度实时反演方法相比于 3 种传统计算方法有着更高的准确度，非常适用于智能变电站中变压器热点温度的实时计算和监测。

在本次实例中，仿真热模型的最大绝对误差为 2.29 ℃，神经网络反演后热点温度结果与实际测量相比的最大绝对误差为 2.74 ℃，可见通过神经网络训练引入的误差只有 0.45 ℃。这表明想要利用文中的方法来实现变压器热点温度的反演，关键在于建模过程，而后续神经网络训练带来的误差则相对较少。由此可见，面对大容量超特高压变压器，若能够充分考虑到变压器形状、大小的区别和油泵、风扇装置的力度功效进行建模，尽量减少仿真建模带来的误差，也能保证本文反演方法的准确性。

当然，对于大型电力变压器的准确建模并非易事，若今后要在大型电力变压器上应用，如何进一步改进现有的建模方法，并利用更先进的神经网络来削弱建模部分引入的误差还有待进一步研究。

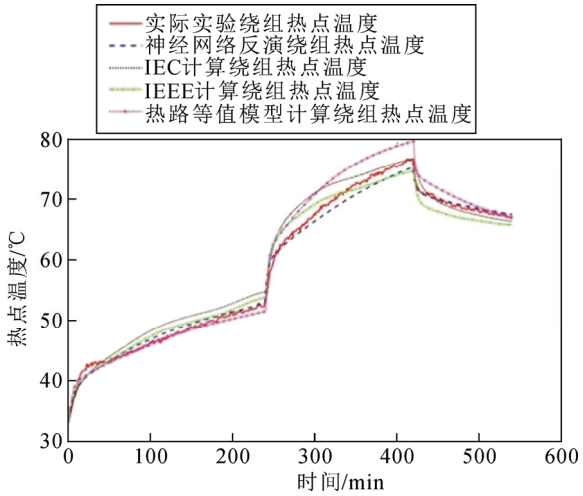


图 16　各方法计算热点温度随时间变化曲线与实际对比

Fig.16　The time variation curve of hot spot temperature calculated by each method compared with the reality

表 3　各热点计算方法与实际相比均方根误差

Table 3　Root mean square error of each hot spot calculation method compared with the actual

热点温度计算方法类型	均方根误差值/℃			
	0~4 h	4~7 h	7~9 h	总计
IEC	1.80	2.40	0.85	1.88
IEEE	1.04	1.71	1.76	1.46
热路等值模型	0.70	3.20	1.44	2.02
本文方法	0.75	1.34	0.44	0.94

4　结论

本文以油浸式电力变压器为例，采用多物理场

仿真技术实现变压器的高精度模拟，以获取多种环境温度和负载升降变化的运行断面下的可信样本。提取关键电热特征参量进行反向传播神经网络训练，并基于训练网络对该变压器实体热点温度实时动态反演，验证了反演结果的有效性和准确性，所得主要结论如下：

1）利用多物理场仿真技术建立变压器热–流体仿真模型。逐次对比分析了绕组温度，油箱外壳温度分布，绕组热点温度曲线的仿真值与实际测量结果，两者误差均在 5%以内。结果表明建立的热–流体仿真模型可以正确反映变压器实体的温度特征。

2）选取油箱壳关键区域温度值、环境数据、负载系数以及前一时刻绕组热点温度作为电热特征参量，采用反向传播神经网络构建变压器热点温度的反演模型。

3）通过变化负载系数的运行工况来验证本文所提方法的有效性。结果表明，本文方法与实际测量结果的绝对误差最大为 2.74 ℃，在整个时段的均方根误差为 0.94 ℃。本文方法在热点温度反演上相较现有的导则经验公式和热路模型有着更高的准确性，对于变压器热点温度的预测和监测，以及热故障的诊断分析具有重要意义。

参考文献 References

[1] 李 军，董立文，赵 红. 油浸式变压器的老化和寿命评估[J]. 高电压技术，2007，33(3)：186-187，189.
LI Jun, DONG Liwen, ZHAO Hong. Aging and life evaluation of oil-immersed transformers[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(3): 186-187, 189.

[2] 王昌长，李福祺，高胜友. 电力设备的在线监测与故障诊断[M]. 北京：清华大学出版社，2006：69-73.
WANG Changchang, LI Fuqi, GAO Shengyou. On-line monitoring and diagnosis for power equipment[M]. Beijing, China: Tsinghua University Press, 2006: 69-73.

[3] IEEE guide for loading mineral-oil-immersed transformers and step-voltage regulators: C57.91—2011[S]. 2011.

[4] Power transformers-Part 7: loading guide for mineral-oil-immersed power transformers: IEC 60076-7: 2018[S]. 2018.

[5] SUSA D, LEHTONEN M, NORDMAN H. Dynamic thermal modelling of power transformers[C] // Proceedings of the IEEE Power Engineering Society General Meeting. Denver, USA: IEEE, 2004.

[6] SUSA D, LEHTONEN M. Dynamic thermal modeling of power transformers: further Development-part I[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(4): 1961-1970.

[7] DJAMALI M, TENBOHLEN S, JUNGE E, et al. Real-time evaluation of the dynamic loading capability of indoor distribution transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(3): 1134-1142.

[8] KONG L M, MO W X, LUO S M. The modified thermal circuit model for three-phase unbalanced operation of distribution transformers[C] // Proceedings of 2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Wuhan, China: IEEE, 2020: 3868-3872.

[9] 陈 彬，梁 旭，万妮娜，等. 中频变压器瞬态电磁场–温度场耦合求解分析[J]. 高电压技术，2020，46(12)：4400-4409.
CHEN Bin, LIANG Xu, WAN Nina, et al. Coupled transient electromagnetic-thermal fields analysis of medium-frequency transformer[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12): 4400-4409.

[10] 王泽忠，刘 恪，李明洋，等. 特高压变压器直流偏磁“三变”联合仿真分析[J]. 高电压技术，2020，46(12)：4097-4105.
WANG Zezhong, LIU Ke, LI Mingyang, et al. Co-simulation and analysis of “Three Transformers” for UHV transformer under DC-bias[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12): 4097-4105.

[11] 杨 帆，吴 涛，廖瑞金，等. 数字孪生在电力装备领域中的应用与实现方法[J]. 高电压技术，2021，47(5)：1505-1521.
YANG Fan, WU Tao, LIAO Ruijin, et al. Application and implementation method of digital twin in electric equipment[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(5): 1505-1521.

[12] 刘亚东，陈 思，丛子涵，等. 电力装备行业数字孪生关键技术与应用展望[J]. 高电压技术，2021，47(5)：1539-1554.
LIU Yadong, CHEN Si, CONG Zihan, et al. Key technology and application prospect of digital twin in power equipment industry[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(5): 1539-1554.

[13] 齐 波，张 鹏，张书琦，等. 数字孪生技术在输变电设备状态评估中的应用现状与发展展望[J]. 高电压技术，2021，47(5)：1522-1538.
QI Bo, ZHANG Peng, ZHANG Shuqi, et al. Application status and development prospects of digital twin technology in condition assessment of power transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(5): 1522-1538.

[14] WEI B G, WU X Y, YAO Z F, et al. A method of optimized neural network by L-M algorithm to transformer winding hot spot temperature forecasting[C] // Proceedings of 2017 IEEE Electrical Insulation Conference. Baltimore, USA: IEEE, 2017: 87-91.

[15] MEITEI S N, SAIKIA A, BORAH K, et al. Hot spot detection in high voltage transformer by thermal sensor using COMSOL multiphysics[C] // Proceedings of 2018 2nd International Conference on Power, Energy and Environment: Towards Smart Technology. Shillong, India: IEEE, 2018.

[16] S. V. 库卡尼，S. A. 科哈帕得. 变压器工程：设计、技术与诊断[M]. 陈玉国，译. 2 版. 北京：机械工业出版社，2016：292-310.
KULKARNI S V, KHAPARDE S A. Transformer engineering: design, technology, and diagnostics[M]. CHEN Yuguo, translated. 2nd ed. Beijing, China: China Machine Press, 2016: 292-310.

[17] 王怀晖. 基于特征的复杂流场纹理可视化关键技术研究[D]. 长沙：国防科学技术大学，2015.
WANG Huihuai. Research on key techniques of feature-based texture visualization for complex flow field[D]. Changsha, China: National University of Defense Technology, 2015.

[18] 刘曙光，郑崇勋，刘明远. 前馈神经网络中的反向传播算法及其改进：进展与展望[J]. 计算机科学，1996，23(1)：76-79.
LIU Shuguang, ZHENG Chongxun, LIU Mingyuan. Backpropagation algorithms and improvements in feedforward neural networks: progress and prospects[J]. Computer Science, 1996, 23(1): 76-79.

[19] 刘天舒. BP 神经网络的改进研究及应用[D]. 哈尔滨：东北农业大学，2011.
LIU Tianshu. The research and application on BP neural network im-

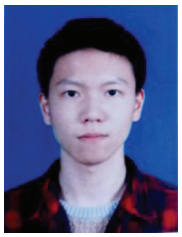
provement[D]. Harbin, China: Northeast Agricultural University, 2011.

[20] 毛 健，赵红东，姚婧婧. 人工神经网络的发展及应用[J]. 电子设计工程，2011，19(24)：62-65.
MAO Jian, ZHAO Hongdong, YAO Jingjing. Application and prospect of Artificial Neural Network[J]. Electronic Design Engineering, 2011, 19(24): 62-65.

[21] 奚红娟. 变压器绕组温度分布光纤光栅在线监测及影响因素研究[D]. 重庆：重庆大学，2012.
XI Hongjuan. Study of online monitoring and influencing factors of fiber grating on temperature distribution in transformer windings[D]. Chongqing, China: Chongqing University, 2012.

[22] 李 强，王艳松，刘学民. 光纤温度传感器在电力系统中的应用现状综述[J]. 电力系统保护与控制，2010，38(1)：135-140.
LI Qiang, WANG Yansong, LIU Xuemin. Application situation of temperature monitoring of optic fiber sensor in power system[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(1): 135-140.

[23] SÖNMEZ O, KOMURGOZ G. Determination of hot-spot temperature for ONAN distribution transformers with dynamic thermal modelling[C]// Proceedings of 2018 Condition Monitoring and Diagnosis (CMD). Perth, Australia: IEEE, 2018: 1-9.



NI Zizhan

倪子瞻
1999—，男，硕士生
主要从事高电压与绝缘技术方面的研究工作
E-mail: 2935393640@qq.com



SHENG Gehao
Ph.D., Professor
Corresponding author

盛戈皞(通信作者)
1974—，男，博士，教授，博导
从事电力设备状态评估与故障诊断技术的研究
E-mail: shenghe@sjtu.edu.cn

收稿日期 2022-10-20 修回日期 2022-12-23 编辑 卫李静