第 52 卷 第 9 期：4229-4243 高电压技术 Vol.52, No.9: 4229-4243
2026 年 9 月 30 日 High Voltage Engineering September 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20260231

基于物理-数据双驱动的大容量高频变压器损耗及热点温度在线计算方法

赵晓震[1,2]，魏君义[1]，顾湘龙[1]，李　奎[1,2]，李永建[1,3]
（1. 智能配用电装备与系统全国重点实验室(河北工业大学)，天津 300401；
2. 河北省电磁场与电器可靠性重点实验室(河北工业大学)，天津 300401；
3. 河北省柔性直流输电装备与技术实证重点实验室(河北工业大学)，天津 300401）

摘　要：损耗与温升直接影响大容量高频变压器的绝缘寿命与运行可靠性，精确的热状态感知对其安全运行至关重要。为了实现高频变压器温度及损耗的快速精准在线监测，提出了一种基于物理-数据双驱动的在线计算模型。首先，构建考虑热传导频变效应与热各向异性的改进热网络模型，验证了其具有与有限元仿真相当的高精度；然后，针对实验样本难以测得，而有限元样本生成耗时长的问题，提出了物理约束生成对抗网络(physical constraint wasserstein generative adversarial network with gradient penalty，PC-WGAN-GP)，生成了符合热力学定律的高质量数据集；最后，构建了基于冠豪猪优化算法(crown porcupine optimization，CPO)优化的物理信息卷积神经网络(physics-informed convolutional neural network，PI-CNN)模型，通过引入动态权重的混合损失函数，实现了物理机理约束与数据驱动特征的深度融合。研究结果表明，改进热网络模型对关键节点热点温度的计算相对误差在 3.31%以内，确立了等效物理基准；在此基础上，所提出的 CPO-PI-CNN 模型在测试集上的相对平均绝对误差降低至 2.66%，决定系数 R^2 达 99.19%，验证了该方法具备良好的计算精度与泛化能力。

关键词：热状态感知；在线监测；物理-数据双驱动；改进热网络模型；物理约束生成对抗网络；物理信息卷积神经网络；冠豪猪优化算法

Physics-Data Dual-driven Online Calculation Method for Losses and Hotspot Temperature of High-power High-frequency Transformers

ZHAO Xiaozhen[1,2], WEI Junyi[1], GU Xianglong[1], LI Kui[1,2], LI Yongjian[1,3]
(1. State Key Laboratory of Smart Power Distribution Equipment and System(Hebei University of Technology), Tianjin 300401, China; 2. Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability of Hebei Province(Hebei University of Technology), Tianjin 300401, China; 3. Hebei Key Laboratory of Equipment and Technology Demonstration of Flexible DC Transmission (Hebei University of Technology), Tianjin 300401, China)

Abstract: Losses and temperature rise directly affect the insulation life and operational reliability of high-power high-frequency transformers. Accurate thermal state perception is crucial to its safe operation. In order to realize fast and accurate on-line monitoring of temperature and loss of high frequency transformer, an on-line calculation model based on physical-data dual drive is proposed. Firstly, an improved thermal network model considering the frequency-dependent effect of heat conduction and thermal anisotropy is constructed, and its high accuracy is verified to be comparable to that of finite element simulation. Then, aimed at the problem that the experimental samples are difficult to measure and the finite element sample generation takes a long time, a physical constraint wasserstein generative adversarial network with gradient penalty(PC-WGAN-GP) is proposed to generate a high-quality data set that conforms to the law of thermodynamics. Finally, a physics-informed convolutional neural network(PI-CNN) model based on crown porcupine optimization(CPO) is constructed. By introducing a hybrid loss function of dynamic weights, the deep fusion of physical

基金资助项目：天津市科技计划(25ZXZSSS0050)；天津市教委科研计划(2023KJ301)；河北省高等学校科学研究项目青年基金(QN2025339)；国家自然科学基金(52130710)；中国科学院超导专项(SCZX-0302)。
Project supported by Tianjin Science and Technology Plan Project(25ZXZSSS0050), Tianjin Municipal Education Commission Scientific Research Project(2023KJ301), Youth Fund for Scientific Research Projects of Higher Education Institutions in Hebei Province of China(QN2025339), National Natural Science Foundation of China(52130710), CAS Superconducting Research Project(SCZX-0302).

mechanism constraints and data-driven features is realized. The results show that the relative error of the hot spot temperature of the key nodes calculated by the improved thermal network model is within 3.31%, and the equivalent physical benchmark is established. On this basis, the relative mean absolute error(RMAE) of the proposed CPO-PI-CNN model on the test set is reduced to 2.66%, and the coefficient of determination R^2 is 99.19%, which verifies that the method has good calculation accuracy and generalization ability.

Key words：thermal state awareness; online monitoring; physics-data dual-driven; improved thermal network model; physics-constrained WGAN-GP; physics-informed CNN; crested porcupine optimizer(CPO)

0 引言

大容量高频变压器作为电力电子变换系统的核心磁性元件，是实现电能高效转换与传输的关键枢纽[1-2]。随着高频变压器朝着高频、高功率密度的方向发展，其内部损耗的分布情况变得越来越复杂且不均匀，由此引起的局部过热问题会直接威胁绝缘系统的可靠性，甚至影响设备的使用寿命[3]。实现高频变压器温度的实时精准监测，对于保障设备的稳定运行至关重要[4]。

当前在线监测技术主要分为 2 类：一类是基于先进传感技术的直接测量技术，另一类是基于降阶模型与人工智能算法的虚拟监测技术。在直接测量方面，传统热电偶因技术成熟、成本低，常被用作验证仿真模型和样机性能的主要工具。文献[5]利用热电偶实测了液冷与风冷系统下关键点的温度，验证了多物理场仿真边界条件的合理性。文献[6]在研制 100 kW 中频变压器样机时，利用预埋热电偶评估了新型绝缘结构的散热极限。但是在高频强电磁场环境下，金属材质的热电偶容易受到干扰，绝缘性能也不够理想，加上只能进行单点测量，很难捕捉到未知的局部热点。因此，绝缘性能好、抗干扰强且能进行分布式测量的光纤传感技术正逐渐成为复杂环境下温度场全域监测的首选方案。文献[7]利用基于瑞利散射的光频域反射技术，实现了通电状态下铁芯温度的连续监测与热点定位。文献[8]利用光纤化学稳定性优势，开发了适用于油浸环境的专用监测系统。文献[9]将分布式传感应用于 110 kV 高压变压器，成功检测到传统方法难以发现的异常热点，充分证明了其在高压强场环境下的优势。

虽然传感技术在不断进步，但在实际工程应用中受到绝缘结构完整性和成本的限制，传感器很难覆盖变压器内部所有的关键区域，而且也无法预测未来的温度变化。因此，基于快速计算模型的虚拟监测技术，成为实现在线监测的另一条重要途径。传统有限元仿真虽精度较高，但计算耗时较长，满足在线监测对实时性的要求。为了解决这个问题，学者引入模型降阶技术(reduced order modeling，ROM)。文献[10-12]分别基于正交分解、场路耦合及本征正交分解(proper orthogonal decomposition，POD)技术，实现了磁热耦合场及全域温度场的快速重构。文献[13]进一步提出了干式变压器多材料温度场非稳态建模方法，有效解决了传统降阶方法处理瞬态热响应时效率低的问题。为了修正简化物理模型带来的误差，将物理机理与数据驱动相结合的混合监测方法成为研究热点。文献[14]利用监测点数据来驱动降阶模型，通过少量的实测数据实时修正模型偏差，实现了绕组瞬态温升的高精度反演。文献[15]则结合物理机理与数据驱动的优势，提出了基于 POD-DNN(deep neural network)的混合模型，在大幅提高稳态温升计算效率的同时，也保留了物理特征。随着人工智能技术的发展，纯数据驱动的神经网络方法也展现出了很大的应用潜力，文献[16]全面总结了人工智能在高频磁性元件设计中的应用，指出了其在多目标优化与快速计算方面的独特优势。文献[17]开发了基于神经网络的中频变压器内部热点与损耗计算系统，只需要输入端口的电气量，就能算出内部的热点与损耗。该团队后来又基于人工神经网络(artificial neural network，ANN)开发了非侵入式监测方案，无须在高频变压器内部埋设大量传感器，大大降低了系统的复杂度和维护成本[18]。

综上所述，基于传感器的直接测量受限于高频高压环境下的绝缘安全与内部空间，难以实现全域关键热点的有效覆盖；而现有方法多属于已知工况下的前向模拟而非逆向反演，无法实现在线监测。鉴于此，本文提出一种物理与数据双驱动的在线计算方法。首先深入剖析高频热传导机理，构建考虑频变效应与热各向异性的改进热网络模型，确立准确的物理先验基准；然后提出物理约束生成对抗网络(physical constraint wasserstein generative adversarial network with gradient penalty，PC-WGAN-GP)

数据增强方法，构建符合热力学定律的数据集；最后提出冠豪猪优化算法(crown porcupine optimization, CPO)优化的物理信息卷积神经网络(physics-informed convolutional neural network, PI-CNN)，依靠外部易测温度实现内部损耗与热点温度的反演。

1 考虑频变效应与各向异性的改进热网络物理模型构建

1.1 高频热传导机理与各向异性表征

1.1.1 热传导频变效应与热表面阻抗

在高频激励工况下(千赫兹等级)，变压器内部热流传导呈现出与电磁“趋肤效应”类似的物理特征[19]。由于热扩散速度的有限性，快速变化的热流被约束在材料表层的特定薄层区域内，导致有效导热截面积减小，表面温度纹波增大。

为量化该效应，引入热渗透深度 δ_{th} 概念，其物理意义为热波幅值衰减至 1/e 处的距离[20]。基于如图 1 所示的一维半无限大平板导热假设：1）研究对象为有限厚度 d 的均匀平板，热传导仅沿厚度方向(一维方向)进行，忽略其他方向的热传递；2）高频热波仅在朝向环境的表面层内发生衰减与能量聚集，深层材料不受高频热波动影响；3）平板底部边界条件设定为半无限介质或理想散热层，即不存在热反射与热积累效应[21]。

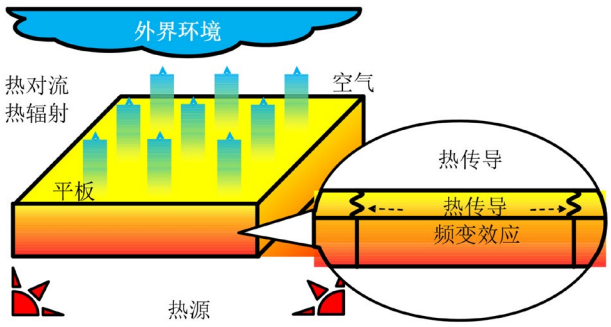


图 1 高频热传导示意图

Fig.1 Schematic diagram of high-frequency heat conduction

针对占空比为 50%的理想方波热流 $q(t)$，其傅里叶级数展开式表示为：

$$q(t)=\frac{4q_0}{\pi}\sum_{n=1,3,5,\cdots}^{\infty}\frac{1}{n}\sin(n\omega t),\omega=2\pi f_{\mathrm{th}} \tag{1}$$

式中：q_0 和 f_{th} 分别为理想方波热流的幅值和基波频率；n 为谐波次数；ω 为方波热流的基波角频率。由傅里叶级数展开特性可知，理想方波热流可表示为基波与奇次正弦热流分量的线性叠加。

在一维空间中，热传导遵循傅里叶第二定律，表示为：

$$\rho C_{\mathrm{p}}\frac{\partial T(x,t)}{\partial t}=k_{\mathrm{c}}\frac{\partial^2 T(x,t)}{\partial x^2} \tag{2}$$

式中：$T(x,t)$为空间位置 x 与时间 t 的二元温度场函数；k_{c}、ρ、C_{p} 分别为材料的热导率、密度和比热容。引入热扩散系数 $\alpha_{\mathrm{plate}}=k_{\mathrm{c}}/(\rho C_{\mathrm{p}})$，求解可得第 n 次谐波分量对应的热表面阻抗 Z_n(单位：K/W)为：

$$\begin{cases}Z_n=R_n\dfrac{\sinh(2a_n)-\sin(2a_n)}{\cosh(2a_n)-\cos(2a_n)}\\ R_n=1\Big/\left(\sqrt{2\pi f_{\mathrm{th},n}C_{\mathrm{p}}\rho k_{\mathrm{c}}}\,A\right)\\ a_n=\dfrac{d}{\delta_{\mathrm{th},n}},\delta_{\mathrm{th},n}=\sqrt{\dfrac{2\alpha_{\mathrm{plate}}}{\omega_n}}=\sqrt{\dfrac{k_{\mathrm{c}}}{\pi f_{\mathrm{th},n}\rho C_{\mathrm{p}}}}=\dfrac{\delta_{\mathrm{th},1}}{\sqrt{n}}\end{cases} \tag{3}$$

式中：R_n、ω_n 和 a_n 分别对应第 n 次谐波下的特征热阻、角频率及无量纲热厚度；A 为导热面积；$f_{\mathrm{th}.n}$ 为第 n 次谐波下的频率，其定义为 $f_{\mathrm{th},n}=nf_{\mathrm{th}}$；$\delta_{\mathrm{th}.n}$ 对应第 n 次谐波下的热渗透深度。总温度响应是各个谐波响应的线性叠加，总热表面阻抗 Z_{sq} 计算式为：

$$Z_{\mathrm{sq}}=\frac{4}{\pi\sqrt{2}}\times\sqrt{\sum_{n=1,3,5,\cdots}\left(\frac{Z_n}{n}\right)^2}\approx\sqrt{2}Z_1 \tag{4}$$

式中：Z_1 为基波(n=1)对应的热表面阻抗。在热网络模型中，该阻抗被等效串联至散热路径中，用于修正高频下被低估的表面传导热阻。

1.1.2 介质热各向异性建模

大容量高频变压器通常采用纳米晶合金铁芯与多股绞合利兹线(Litz wire)绕组。这 2 类材料在微观结构上具有方向性，纳米晶铁芯沿叠片方向存在层间绝缘与微气隙，利兹线径向存在绝缘漆皮与填充介质。这种非连续结构导致热流在不同方向上的传递阻力存在数量级差异。本模型采用正交各向异性热导率进行等效。对于利兹线绕组，其轴向热导率 $k_{\parallel}$取决于铜填充系数 η_{c}，而径向热导率 $k_{\perp}$基于多孔介质模型估算[22]。具体计算式为：

$$\begin{cases}k_{\parallel}=\eta_{\mathrm{c}}k_{\mathrm{Cu}}+(1-\eta_{\mathrm{c}})k_{\mathrm{ins}}\\ k_{\perp}\approx k_{\mathrm{eff_porous}}\end{cases} \tag{5}$$

式中：k_{Cu}=385 W/(m·K)为利兹线绕组中铜的热导率；k_{ins}=0.22 W/(m·K)为利兹线外部的绝缘漆的热导率；$k_{\mathrm{eff_porous}}$ 通常代表多孔介质的等效热导率。

1.2 改进热网络模型建立

1.2.1 网络结构与节点划分

本文针对 1 台 160 kW、20 kHz 的高频变压器

进行研究，其详细的电气指标与几何参数已汇总于表 1，对应的三维物理结构见图 2。

表 1 所研究高频变压器的电气与物理参数

Table 1 Electrical and physical parameters of the studied high-frequency transformer

参数/规格	参数值/名称
额定功率/kW	160
额定频率/Hz	20 000
额定电压/V	1 000/2 000
直流电阻/mΩ	1.03/4.60
质量/kg	21.85
铁芯材料	纳米晶(U 型)
绕组规格	利兹线(0.12 mm×3 185 股)
铜填充系数	0.402(40.2%)

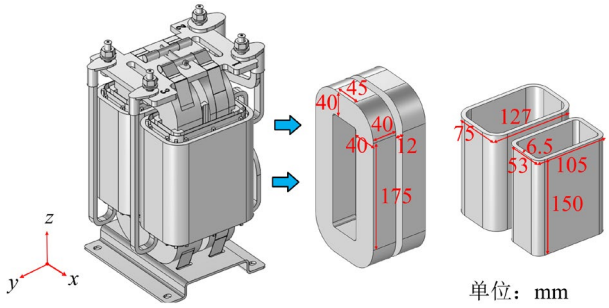


图 2 所研究的 160 kW、20 kHz 高频变压器的形状参数

Fig.2 Shape parameters of the studied 160 kW, 20 kHz high-frequency transformer

鉴于变压器几何结构的对称性，构建如图 3 所示的 1/8 对称热网络模型。该模型分为 5 个区域，每个区域用不同的颜色突出显示。为了计及热各向异性，网络是基于铁芯的 5 个主要笛卡尔方向 $y+$、$y-$、$x+$、$x-$和 $z+$构建的。热量从铁芯中心沿 $y+$、$y-$、$x+$和 $x-$方向向外流动，依次经过铁芯、原边绕组和副边绕组，最后耗散到周围空气中。铁芯和绕组内部的传导采用导热热阻建模，而向空气的散热则涉及对流和辐射热阻。

所建立的三维热网络模型中使用的参数定义汇总于表 2 中。

1.2.2 “固态空气”假设与边界条件

针对铁芯气隙及绕组间狭窄通道(特征长度 L_c 为 4~6 mm)，须判定其内部空气流动状态。基于瑞利数(Ra)判据[23]：

$$Ra = \frac{g\beta\Delta T L_c^3}{\nu\alpha} \tag{6}$$

式中：g 为重力加速度；β 为热膨胀系数；ΔT 为相对表面之间的温差；L_c 为特征长度，其被定义为气隙的宽度。这是基于变压器内部气隙高纵横比的几何特征，在极狭窄的通道内，流体的流动状态主要受控于相对壁面的边界层效应。此时，壁面施加的黏性阻力起主导作用，强烈抑制了由浮力驱动的对流运动，因此气隙的宽度构成了判定流体稳定性的关键几何尺度。ν 和 α 分别为空气的运动黏度和热扩散系数，它们表征了流体对动量传输的阻碍作用以及热量的扩散速率。具体计算方法列于表 3 中，

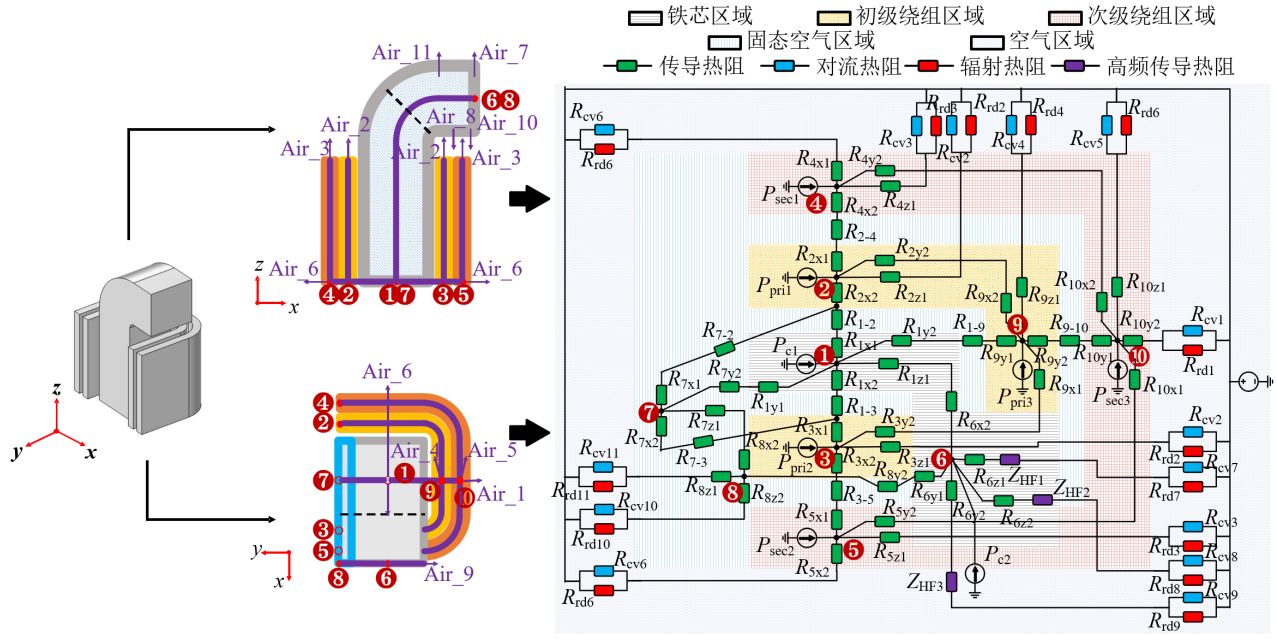


图 3 所提出的 160 kW、20 kHz 高频变压器热网络模型

Fig.3 The proposed thermal network model for a 160 kW, 20 kHz high-frequency transformer

表 2 热网络模型中各热阻及损耗参数说明

Table 2 Description of thermal resistance and power loss parameters in the thermal network model

参数	定义
$R_{ijk}(i\in\{1,6\}, j\in\{x,y,z\}, k\in\{1,2\})$	铁芯不同区域及方向上的传导热阻
$R_{ijk}(i\in\{7,8\}, j\in\{x,y,z\}, k\in\{1,2\})$	气隙不同区域及方向上的传导热阻
$R_{ijk}(i\in\{2,3,9\}, j\in\{x,y,z\}, k\in\{1,2\})$	初级绕组不同区域及方向上的传导热阻
$R_{ijk}(i\in\{4,5,10\}, j\in\{x,y,z\}, k\in\{1,2\})$	次级绕组不同区域及方向上的传导热阻
R_n/R_m	各节点 n/m 所在部件之间固态空气区域的传导热阻
Z_{HF1}—Z_{HF3}	高频传导热阻
R_{cv1}—R_{cv11}	不同表面积与对流系数下的对流热阻
R_{rd1}—R_{rd11}	不同表面积与辐射系数下的辐射热阻
P_{c1}—P_{c2}	不同区域对应的铁芯损耗
P_{pri1}—P_{pri3}	不同区域对应的初级绕组损耗
P_{sce1}—P_{sce3}	不同区域对应的次级绕组损耗

表 3 空气的热参数[24]

Table 3 Thermal properties of the air[24]

参数	表达式
密度 ρ/(kg·m^{-3})	$\rho=1.06\times10^{-5}T_f^2-1.03\times10^{-2}T_f+3.31$
导热系数 k_{air}/(W·m^{-1}·K^{-1})	$k_{air}=7.64\times10^{-5}T_f+3.27\times10^{-3}$
比热容 $C_{p,air}$/(J·kg^{-1}·K^{-1})	$C_{p,air}=4\times10^{-4}T_f^2-0.21T_f+1\,033.10$
运动黏度 v/(m^2·s^{-1})	$v=1.04\times10^{-10}T_f^2+3.23\times10^{-8}T_f-3.14\times10^{-6}$
热膨胀系数 β/K^{-1}	$\beta=1/T_f$
热扩散率 α_{air}/(m^2·s^{-1})	$\alpha_{air}=k_{air}/(\rho C_{p,air})$

其中 T_f 为参考温度。仅当 Ra 数超过临界阈值 1 708 时，浮力才能克服阻尼效应从而开始自然对流，反之，气隙内的空气将保持静止，热量仅以导热方式传递[25]。

为了直观地评估不同工况下的流动状态，图 4 绘制了不同气隙长度下计算得到的 Ra 与参考温度及温差 ΔT 的关系曲线。

经计算，在本研究工况(特征长度 L_c 为 4~6 mm)下 Ra 远小于临界阈值 1 708，表明浮力不足以克服粘性阻力，气隙内空气处于静止状态。因此，模型引入“固态空气”假设，将其处理为仅具有导热属性的静态介质节点，忽略内部自然对流，从而简化网络复杂度并保证计算的安全裕度。

1.3 模型参数计算与迭代求解过程

热网络模型的求解精度取决于模型参数的准确量化及非线性边界条件的有效处理。首先，针对各向异性传热路径，传导热阻 R_{cd} 的计算严格遵循傅里叶定律[26]，定义为：

$$R_{cd}=\frac{L_c}{k_{cd}A_{cd}} \tag{7}$$

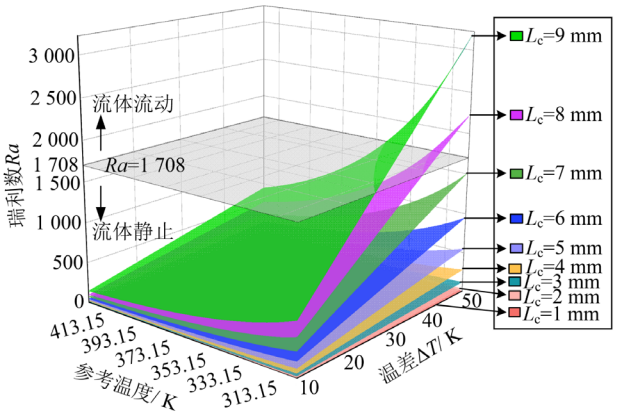


图 4 在不同特征气隙长度 L_c 下，瑞利数 Ra 随参考温度 T_f 和温差 ΔT 变化

Fig.4 Variation of the Rayleigh number (Ra) variation with respect to reference temperature (T_f) and temperature difference (ΔT) for various characteristic gap lengths (L_c)

式中：L_c 为沿热流方向的特征长度；A_{cd} 为传热截面积；k_{cd} 为依据 1.1.2 节所述正交各向异性模型确定的等效热导率(即 $k_{\parallel}$或 $k_{\perp}$)，以精准表征热流在铁芯叠片与绞合绕组中的差异化传输特性。

此外，模型边界涉及复杂的对流与辐射换热过程。对流热阻 R_{cv} 与辐射热阻 R_{rd} 表达式为：

$$\begin{cases} R_{cv}=\dfrac{1}{h_{cv}A_{cv}} \\ R_{rd}=\dfrac{1}{h_{rd}A_{rd}} \end{cases} \tag{8}$$

式中：h_{cv} 为对流换热系数；h_{rd} 为辐射换热系数；$A_{cv/rd}$ 为进行对流或辐射热交换的表面积。与传统模型中采用固定系数的简化处理不同，本文将对流换热系数 h_{cv} 与辐射换热系数 h_{rd} 视为表面温度 T_s 的非线性函数。其中，h_{cv} 计算式为：

$$\begin{cases} h_{cv}=Nu\cdot\dfrac{k_{air}}{L_c} \\ Nu=0.59\cdot Pr^{0.25}\cdot Gr^{0.25} \end{cases} \tag{9}$$

式中：Nu 为无量纲努塞尔数；Gr 和 Pr 分别为无量纲格拉晓夫数和普朗特数，计算式为：

$$\begin{cases} Gr=\dfrac{g\beta\Delta TL_c^3}{v^2} \\ Pr=\dfrac{v}{\alpha} \end{cases} \tag{10}$$

辐射换热系数 h_{rd} 计算式为：

$$h_{rd}=\frac{\varepsilon\sigma(T^4-T_{amb}^4)}{T-T_{amb}} \tag{11}$$

式中：ε=0.9 为表面发射率；σ=5.67×10^{-8} W/(m^2·K^4)

为斯特藩-玻耳兹曼常数；T_{amb} 为环境温度；T 为表面温度。表 4 列出了高频变压器材料热物性参数。

表 4 高频变压器材料的热参数

Table 4 Thermal properties of HFT's materials

材料	密度/(kg·m^{-3})	热导率/(W·m^{-1}·K^{-1})	比热容/(J·kg^{-1}·K^{-1})
铁芯	7 800	径向 1.1/轴向 7.6	460
绕组	8 933	径向 0.34/轴向 155	400
固态气体	—	0.024 4	—

热源功率的精确注入是温度场计算的前提。考虑到高频非正弦激励下的损耗特性，铁芯损耗采用改进广义斯坦梅茨方程进行计算[27]。绕组损耗则基于傅里叶分解 Tourkhani 解析模型，全面计及趋肤效应与邻近效应引发的高频损耗[28]。计算所得的总损耗功率依据各离散区域的体积占比权重，被作为恒定热流源分配至对应的温度节点。

鉴于材料热物性参数及边界换热系数与温度场分布存在强耦合关系。本文采用 MATLAB 与 Simulink 联合仿真。求解过程以环境温度为初始条件，在每一次迭代中，根据上一时刻的节点温度更新所有温度相关参数(包括 h_{cv}、h_{rd} 及随温度变化的损耗系数)，进而求解更新后的热阻网络矩阵。迭代终止的收敛判据设定为前后 2 次计算结果的最大误差$|T_1-T_2|<0.01\%$。整体仿真流程如图 5 所示。

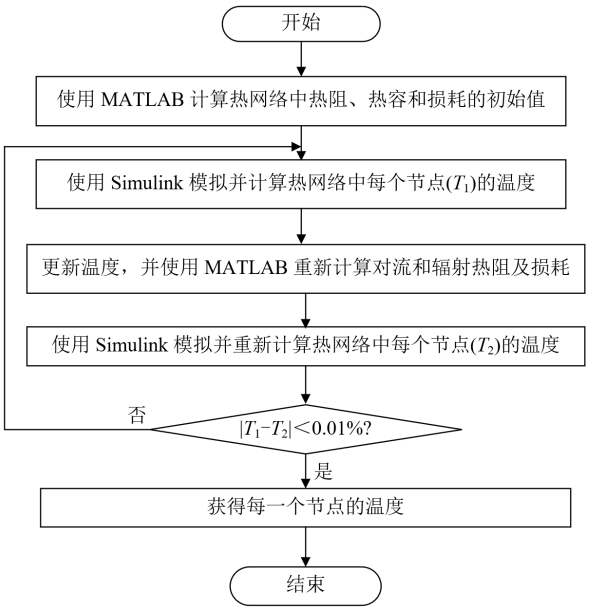


图 5 热网络模型的求解过程

Fig.5 Solution process of the thermal network model

2 基于物理-数据双驱动的损耗及热点温度在线计算模型设计

针对上述研究的高频变压器，为获取模型训练所需的原始样本数据，本研究采用经有效性验证的有限元仿真方法开展数据采集工作。考虑到工程应用中输入特征参数的可获取性需求，本文选取如图 6 所示的铁芯顶部、底部温度、初级绕组顶部、底部温度、次级绕组顶部、底部温度及环境温度，共计 7 个变量作为模型输入特征；输出变量则设定为变压器各关键部件的实时损耗与内部热点温度。为确保初始样本在高维特征空间中的范围，本文综合考量计算成本，选取了 0、25 和 50 ℃的 3 类典型环境温度边界，并结合 20%、50%与 120%这 3 种负载状态，构建了 9 组有限元原始样本集。

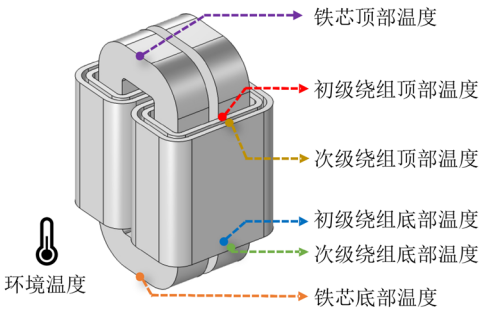


图 6 7 维输入特征示意图

Fig.6 Schematic diagram of the 7-dimensional input features

本文提出的计算方法旨在融合物理机理的明确性与深度学习的高效性，其核心逻辑是通过物理代理模型提供可计算的物理约束条件，利用数据增强模块解决原始实验数据稀缺及分布不均衡难题，进而通过在线计算模型实现物理机理与原始数据的融合计算。该计算方法的总体框架如图 7 所示。

2.1 等效物理一致性约束模型的构建与表征

上文所建立的热网络方程在数学本质上属于连续可微的状态空间方程组。然而，考虑到其非线性边界条件(如随温度动态更新的对流与辐射换热系数)在求解时使用了离散的数值迭代算法，而这种离散数值求解过程难以直接接入深度学习框架中，会导致物理方程的残差无法通过自动求导机制直接参与网络梯度的反向传播。为此，本文提出基于代理模型的等效物理约束构建方案，将复杂物理场计算过程转化为轻量级、可微的神经网络映射关系。物理代理模型本质上属于高精度函数逼近器，其核心目标是学习并等效替代传统热网络模型中核心的物理映射关系。本研究采用多层感知机(multi-layer perceptron，MLP)搭建物理代理模型。针对高频变压器运行特性，定义模型的输入向量 $\boldsymbol{x}_{sur}$ 包含铁芯

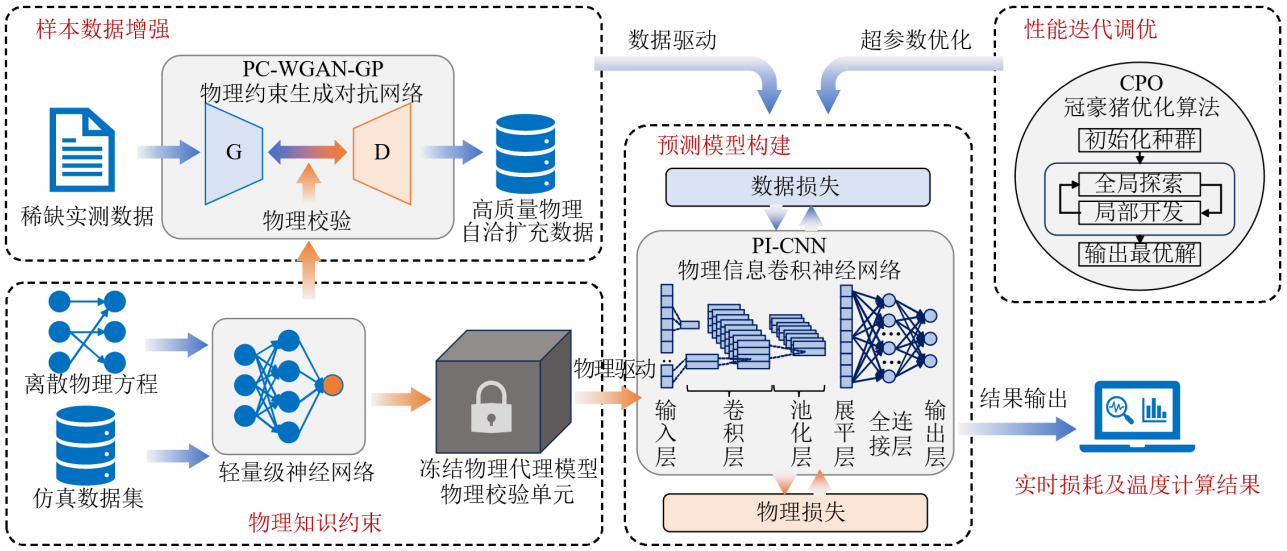


图 7 物理-数据双驱动在线计算方法总体框架图

Fig.7 Overall framework of the physics-data dual-driven online calculation method

损耗 P_{core}、初级绕组损耗 P_{pri}、次级绕组损耗 P_{sec} 及环境温度 T_{amb}；输出向量 $\boldsymbol{y}_{\mathrm{sur}}$ 则对应各关键部位的热点温度 T_{hs}。依托经实验验证的高精度热网络模型或有限元仿真工具，通过拉丁超立方采样生成足量、物理自洽的物理理论数据集，并以均方误差(mean squared error，MSE)为损失函数对神经网络 $\mathcal{F}_{\mathrm{phy}}(\cdot;\theta_{\mathrm{phy}})$进行训练。训练完成后，固定代理模型权重参数 θ_{phy}，将其作为物理算子嵌入后续数据增强与 PI-CNN 在线计算框架，为模型提供可微的物理约束支撑。

鉴于物理代理模型的固有局限性，其物理有效性建立在物理代理模型输入样本空间覆盖范围的基础上。在该范围内，可通过调整物理代理模型的参数使其能够高度逼近真实的物理热力学规律。然而，若高频变压器面临超出上述边界的极端未知工况，物理代理模型容易出现失真。此时，物理代理模型所提供的将不再是严格的物理规律，甚至可能给出违背热力学常理的错误梯度引导。因此，本文所提的 PI-CNN 模型的物理保真度仅在预设的工况范围内严格成立；在范围外的外推应用须通过重新扩充代理模型的采样空间来加以解决。

2.2 基于物理约束 WGAN-GP 数据增强网络设计

充足且覆盖全工况范围的高质量数据是构建高精度深度学习计算模型的前提。然而，在高频变压器的实际研制与工程运行中，极端工况下的实测数据获取成本极高，导致样本数据普遍存在稀缺性与分布不均衡性。传统数据增强方法难以捕捉温度-损耗耦合系统的高维非线性关联，极易生成违背热物理定律的“伪数据”。为此，本文提出如图 8 所示的物理约束生成对抗网络(PC-WGAN-GP)模型。

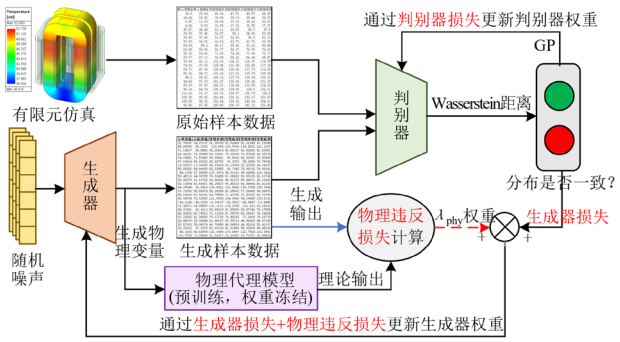


图 8 PC-WGAN-GP 运行过程示意图

Fig.8 Schematic diagram of PC-WGAN-GP operation

2.2.1 WGAN-GP 算法基础

为克服原始 GAN 模型[29]训练不稳定及模式崩溃等固有缺陷，选用带梯度惩罚的 Wasserstein GAN(WGAN-GP)作为基础生成框架[30]。在此框架中，生成器 G 与判别器 D 通过交替博弈实现优化。生成器 G 的输入为采自标准正态分布的随机噪声向量 $\boldsymbol{z}\sim N(0,1)$，输出为生成的特征与温度响应样本 $\tilde{\boldsymbol{x}}=G(\boldsymbol{z})$。采用随机噪声作为输入具有明确的物理合理性：在高频变压器的实际运行中，负载工况与环境温度在边界范围内是连续且存在随机波动的。随机噪声 $\boldsymbol{z}$ 物理上表征了这些难以穷举的微小连续扰动，生成器的任务即是寻找从该随机潜在空间到变压器真实高维物理特征空间(连续温度-损耗分布)的

非线性映射。

传统的 GAN 将判别器视为二分类器，输出属于[0,1]的概率来判断样本的“真假”。而在本文采用的 WGAN-GP 中，判别器被重定义为评价器。其输入为真实样本 $x\sim P_r$ 或生成样本 $\tilde{x}\sim P_g$，输出为 1 个无界的连续标量 $D(x)$。该输出不再代表真假概率，而是本质上用于度量生成样本分布 P_g 与原始 FEM 样本分布 P_r 在特征空间上的 Wasserstein 距离(即分布的一致性差异)。通过引入梯度惩罚项约束 Critic 满足 1-Lipschitz 连续条件，Critic 能够为生成器提供平滑且具有明确度量意义的梯度引导。

2.2.2 等效物理一致性约束的嵌入机制

标准WGAN-GP模型的优化目标仅局限于拟合数据的统计分布，缺乏对热物理守恒定律的显式约束。为提升生成数据的物理可信度，本文将前述预训练完毕的物理代理模型$\mathcal{F}_{\text{phy}}$ 引入训练回路充当“校验器”。此时，生成器的总损失函数$\mathcal{L}_{\text{G_total}}$由两部分构成——数据驱动的 Wasserstein 对抗损失$\mathcal{L}_{\text{adv}}$与物理先验驱动的物理违反损失$\mathcal{L}_{\text{phy_G}}$。其数学表达式为：

$$\mathcal{L}_{\text{G_total}}=\mathcal{L}_{\text{adv}}+\lambda\mathcal{L}_{\text{phy_G}} \tag{12}$$

式中：λ 为平衡两部分权重的超参数。第一部分$\mathcal{L}_{\text{adv}}$的计算方式为：

$$\mathcal{L}_{\text{adv}}=-E_{\tilde{x}\sim P_g}\left(D(\tilde{x})\right) \tag{13}$$

式中：$E_{\tilde{x}\sim P_g}$ 表示对服从生成分布 P_g 的随机变量 $\tilde{x}$求数学期望。$\mathcal{L}_{\text{adv}}$ 的作用是驱动生成器 G 最小化生成分布与真实分布之间的 Wasserstein 距离，迫使生成样本在统计特征上逼近真实有限元样本，以骗过评价器 D。

第二部分$\mathcal{L}_{\text{phy_G}}$ 为物理违反损失。在训练过程中，首先将生成器输出的样本向量拆分为输入特征分量 $\boldsymbol{x}_{\text{gen}}$ 和输出响应分量 $\boldsymbol{y}_{\text{gen}}$；随后，将 $\boldsymbol{x}_{\text{gen}}$ 输入物理代理模型，求解出遵循热物理定律的理论热点温度 $\boldsymbol{T}_{\text{calc}}$。基于此，构建物理违反损失函数$\mathcal{L}_{\text{phy_G}}$：

$$\mathcal{L}_{\text{phy_G}}=\|\boldsymbol{y}_{\text{gen}}-\boldsymbol{T}_{\text{calc}}\|_2^2 \tag{14}$$

这一部分损失强制约束生成器在探索数据分布的同时，其生成的温度-损耗关联矩阵必须严格收敛于热力学边界内。通过两部分损失的融合，最终生成样本实现了在统计特征上一致、物理逻辑上自洽。

本文 PC-WGAN-GP 的泛化能力并非单纯依赖对 9 组原始数据的统计插值。改进热网络模型通过 LHS 采样，其实质上已向代理模型注入了覆盖该运行域(全温度与 20%~120%负载区间)的全局热力学先验规律。因此，数据增强的过程本质上是在 LHS 全局物理规律的约束下，利用 9 组 FEM 边界锚点进行的内插补充，有效规避了小样本扩充易引发的模式崩溃与违背物理逻辑的问题。

2.3 物理-数据双驱动的 CNN 在线计算模型

基于增强后的高质量样本数据集，本文设计了物理信息卷积神经网络(PI-CNN)作为在线计算核心[31]。

2.3.1 PI-CNN 网络架构

鉴于绝缘与电磁限制导致内部热点不可实测，本文采用经实验验证的高精度有限元模型，从中提取对应工况下的输入输出特征，构建模型训练与验证所需数据集。针对在线监测的实时计算需求，该模型采用一维卷积神经网络(1-dimensional convolutional neural network，1D-CNN)架构作为深度特征提取的核心。与传统多层感知机(MLP)的全连接结构不同，本文对 1D-CNN 的选型是基于高频变压器内部的空间热耦合机理。在构建模型输入时，将 7 维特征按照物理位置的相邻关系进行序列化重构，按照从内部温度向外部温度最后到环境温度，底部温度向顶部温度排列。在这一特定序列下，1D-CNN 中滑动卷积核的作用，本质上是在计算物理相邻部件之间的局部温度梯度与动态热耦合特征。

相比于 MLP 简单地将所有特征展平并分配独立权重的做法，1D-CNN 的局部连接和权重共享机制更擅长提取这种局部的热梯度特征。同时，该机制减少了模型参数，起到了一定的正则化作用，有效避免了模型的过拟合风险。

2.3.2 混合损失机制与动态训练策略

为实现“双驱动”目标，本文设计了包含数据驱动损失$\mathcal{L}_{\text{data}}$ 与物理驱动损失$\mathcal{L}_{\text{phy}}$ 的复合目标函数。其中，$\mathcal{L}_{\text{data}}$ 采用均方误差衡量模型预测值与真实标签的差异；$\mathcal{L}_{\text{phy}}$ 则通过物理代理模型校验预测结果的等效物理一致性，即约束模型输出必须符合物理代理模型的映射规律。模型总损失函数$\mathcal{L}_{\text{total}}$ 定义为：

$$\mathcal{L}_{\text{total}}=\mathcal{L}_{\text{data}}+\eta\mathcal{L}_{\text{phy}} \tag{15}$$

考虑到训练初期神经网络参数的随机性，直接引入物理约束可能导致梯度方向错误，本文提出动态物理损失策略。在训练预热期(前 K 个 Epoch)，设置权重 $\eta=0$，使模型专注于从数据中学习统计规律；当迭代超过预热期后，将 η 调整为预设目标值，引入物理约束对参数进行精细化微调。该策略有效兼顾了模型的收敛效率与最终计算性能。

2.4　基于 CPO 的模型参数寻优策略

PI-CNN 模型的性能高度依赖于超参数配置(如学习率、卷积核数量、物理权重等)。针对传统网格搜索效率低下的问题，本文引入冠豪猪优化算法(CPO)进行全局寻优。具体如图 9 所示。

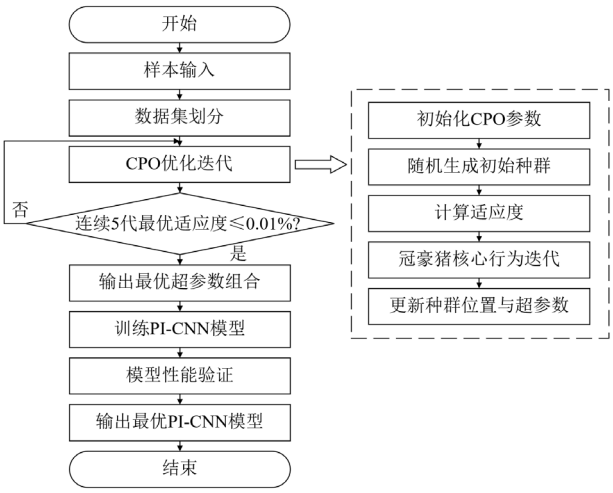


图 9　CPO-PI-CNN 流程图

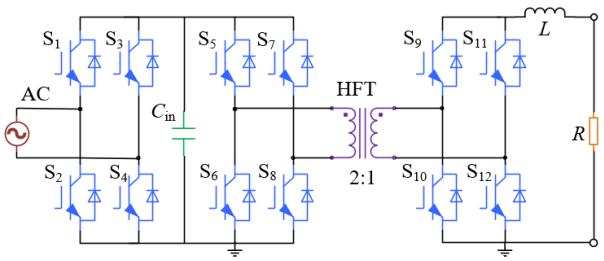
Fig.9　Flowchart of CPO-PI-CNN

算法通过模拟冠豪猪的“防御行为”与“觅食行为”实现优化[32]。防御行为对应局部开发阶段，利用高斯分布扰动在最优解邻域内进行精细搜索；觅食行为对应全局探索阶段，通过在参数空间内的大范围随机搜索跳出局部最优。本文以归一化后验证集 MSE 为适应度函数，利用 CPO 调节探索与开发权重，迭代搜索 PI-CNN 的最优超参数组合，从而实现模型性能的最大化。

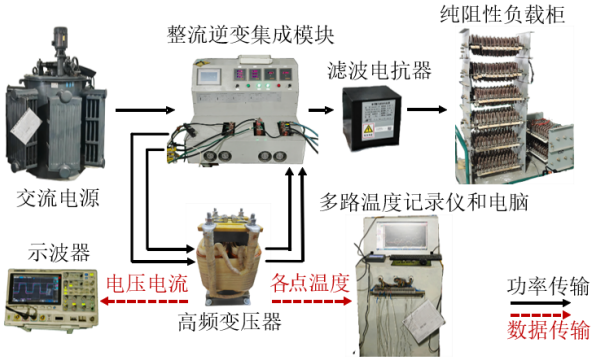
3　实验验证与结果分析

3.1　实验平台搭建

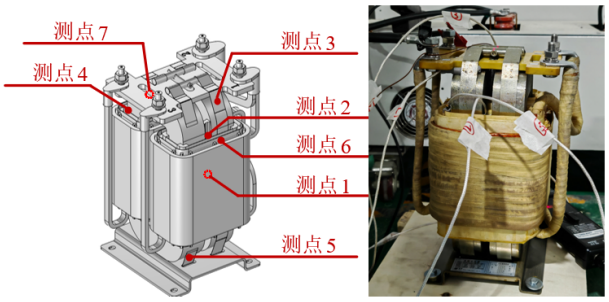
为全面评估所提热网络模型的有效性，搭建了如图 10 所示的大容量高频变压器温升测试平台。该平台核心测试对象为 1 台 160 kW、20 kHz 的纳米晶铁芯高频变压器样机，电路拓扑包含 70 kW 交流电源、整流-逆变模块及纯电阻负载柜，并在整流侧串联滤波电抗器以优化输出波形。电压与电流波形采用 SIGLENT SDS2104 X 示波器采集。温度采集系统采用高精度 PT100 铂热电阻传感器，该传感器布置于铁芯、绕组等关键发热部位，测量精度达到 $\pm(0.15+0.002|T|)$(单位℃)，确保了稳态热数据的可靠获取。



(a) 平台电路原理图



(b) 平台硬件实物图



(c) 温度测点位置示意图

图 10　高频变压器实验平台

Fig.10　High-frequency transformer test platform

3.2　电气及温升测试结果

受电源容量限制，本文通过向高频变压器二次侧施加 500 V 电压激励、调节一次侧负载的方式验证有限元仿真精度。电气与热性能测试在 22、11、5.4 及 3.3 Ω 负载条件下开展，对应的次级电压与电流波形如图 11 所示。

温度传感器记录了高频变压器趋于稳态时的热响应过程。当绕组温度在 1 h 内的变化保持在 1 K 以内时，即定义为达到热平衡[33]。不同负载下的不同测点的稳态温度变化如图 12 所示。

3.3　热网络物理模型验证与对比分析

3.3.1　变负载 FEM 仿真模型温升验证

为解决内部热点难以直接测量的难题，建立了基于 Ansys Maxwell 与 Icepak 双向耦合的电磁-热-流多物理场有限元(finite element method，FEM)仿

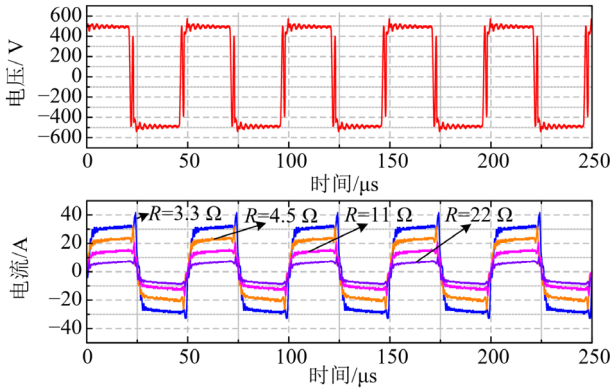


图 11 高频变压器次级侧电压电流波形

Fig.11 Voltage and current waveforms on the secondary side of the HFT

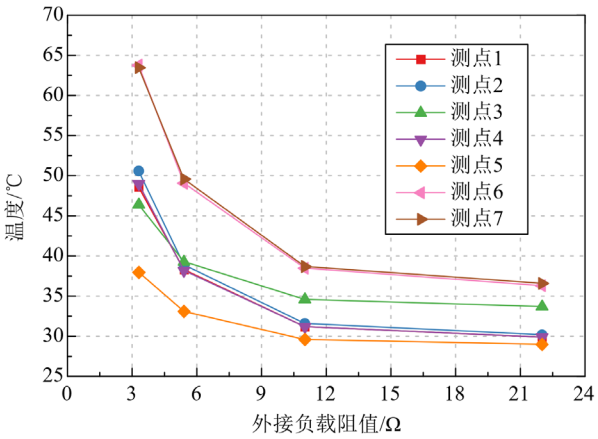


图 12 稳态温度随负载变化的曲线

Fig.12 Steady-state temperature as a function of load

真模型。首先开展变负载实验以校验 FEM 模型的准确度。表 5 给出了测量温度与有限元仿真模型仿真温度的对比。

如表 5 所示，在 R=22 Ω 的低功率轻载工况下，由于整体温升绝对值较小，传感器固有精度及环境温度的微小波动会导致相对百分比误差在数值上略微偏大(如测点 4)。但随着负载增加(R=3.3 Ω)，热流场趋于稳定且温升变大，模型的相对计算误差减小，实验测得的关键热点温度与 FEM 仿真结果的最大相对误差仅为 3.65%，且所有测点误差均控制在 4%以内。这一结果证实 FEM 仿真模型具有较高的准确性，可作为后续评估热网络模型精度的基准。

3.3.2 额定运行工况下的对比与分析

以经实验验证的 FEM 仿真结果为基准，在额定运行工况下，将本文提出的改进热网络模型与传统经验方法(包括 IEEE Std C57.96 方法[34]、文献[35]提到的 Kazimiercuzuk 方法与 McLyman 方法及未考虑频变效应的简化模型)进行对比分析。各方法的关键温度计算结果及耗时如表 6 所示。

由表 6 可知，本文所构建的改进热网络模型在关键温升节点的预测上展现出良好的计算精度。具体而言，铁芯与初级绕组热点温度的相对误差最大为 3.31%，且表面平均温度的计算偏差仅为 0.60%。这一结果表明，该模型能够精准表征高频变压器内部的温度分布及边界换热条件。进一步分析显示，若在模型中忽略热传导的频变效应，铁芯温度的计算误差将由 3.29%提高至 4.53%。该对比结果证实了在高频工况下，引入频变修正对于捕捉表层热聚集现象具有不可忽视的重要性。相比之下，传统经验计算方法则表现出明显的局限性，McLyman 方法由于基于内部温度均匀分布的简化假设，导致其对铁芯温度的预测误差高达 23.58%；而 IEEE 标准方法对绕组温度的预测偏差也达到了 8.94%。

在计算效率方面，完成一次完整的电磁-热-流耦合计算，有限元仿真耗时长达 3 730 s。相比之下，本文提出的热网络模型仅需 46 s 即可完成求解，计算速度实现了约 81 倍的提升。综上所述，本文构建的改进热网络模型在确保计算误差＜4%的高精度前提下，极大地降低了运算成本，实现了精度与效率的良好平衡。

表 5 不同负载工况下有限元仿真与实验温度对比

Table 5 Comparison of finite element simulation and experimental temperatures under different load conditions

测点编号	R=22 Ω			R=11 Ω			R=5.4 Ω			R=3.3 Ω		
	实验结果/℃	FEM 结果/℃	误差/%	实验结果/℃	FEM 结果/℃	误差/%	实验结果/℃	FEM 结果/℃	误差/%	实验结果/℃	FEM 结果/℃	误差/%
测点 1	29.9	32.22	7.76	31.2	33.26	6.60	38.3	38.97	1.75	48.6	48.98	0.78
测点 2	30.2	32.36	7.15	31.6	33.63	6.42	38.9	39.58	1.75	50.6	50.29	0.61
测点 3	33.7	32.60	3.26	34.6	34.15	1.30	39.3	40.32	2.60	46.4	47.23	1.79
测点 4	29.9	32.55	8.86	31.2	33.11	6.12	38.2	37.64	1.47	49.0	50.79	3.65
测点 5	29.0	29.47	1.62	29.6	31.28	5.68	33.1	33.36	0.79	37.9	38.78	2.32
测点 6	36.3	34.73	4.33	38.5	39.43	2.42	49.1	47.44	3.38	63.8	62.38	2.23
测点 7	36.6	34.81	4.89	38.7	39.37	1.73	49.6	47.41	4.42	63.5	62.33	1.84

表 6 本文方法与传统热计算方法的准确性及计算效率对比

Table 6 Comparison of accuracy and computational efficiency between the proposed method and traditional thermal calculation methods

方法	铁芯		初级绕组		次级绕组		表面平均温度		计算时间/s	相对时间/%
	热点温度/℃	相对误差/℃	热点温度/℃	相对误差/%	热点温度/℃	相对误差/%	温度值/℃	相对误差/%		
有限元模型	105.76	—	148.04	—	143.08	—	139.50	—	3 730	—
本文方法	102.28	3.29	143.14	3.31	138.77	3.01	138.66	0.60	46	1.23
未考虑频变效应的本文方法	100.97	4.53	142.99	3.41	138.62	3.12	—	—	48	1.29
Kazimiercuzuk 方法	99.24	6.16	138.61	6.37	134.55	5.96	—	—	30	0.80
IEEE Std C57.96-2013 制定的方法	—	—	161.28	8.94	146.62	2.47	—	—	—	—
McLyman 方法	130.70	23.58	130.70	11.71	130.70	8.95	—	—	—	—

3.4 PC-WGAN-GP 数据增强效果分析

基于拉丁超立方采样(Latin hypercube sampling, LHS)构建的 1 000 组训练样本，本文完成了 MLP 物理代理模型的构建。测试结果显示，该代理模型对铁芯及绕组热点温度计算的决定系数 R^2 均超过 99.9%，表明其能有效解释输出响应的方差变化，具备替代原改进热网络模型开展后续物理嵌入的能力。

为全面评估 PC-WGAN-GP 模型的数据增强性能，本文从物理约束的有效性和原始样本规模的充分性这 2 个方面展开了深入的对比分析。一方面，将本文所提方法与传统未加约束的 WGAN-GP 模型进行了基准对比；另一方面，采用 PC-WGAN-GP 将不同规模的原始样本(3、6、9、12、15 组)分别扩充至 2 000 组进行分析，以论证 9 组初始样本的合理性。本文选取物理违规率(physical violation rate，PVR)与分布一致性指标(KS 统计量(Kolmogorov-smirnov，KS)；相关矩阵距离(correlation matrix distance，CMD)作为核心评价体系，各维度的详细对比结果如表 7 所示。

结果表明，在 3、6 组的极端小样本下，由于采样空间过于稀疏，生成数据的分布一致性指标不及 9 组样本下的传统 WGAN-GP(3 组样本下甚至发生模式崩溃导致 CMD 指标呈现非数值(not a number， NaN)。但是，得益于物理代理模型的先验知识，其物理违规率保持在 0.02%，而未加约束的对比组高达 33.03%，这体现了物理先验知识对生成器的热力学约束，有效规避了伪样本。此外，当样本规模增加至覆盖全运行工况的 9 组时，模型的 CMD 与 KS 统计量分别降至 1.950 2 和 0.23，整体生成质量全面优于未加约束的基准组。若进一步将样本增至 12 组和 15 组，各项指标的提升幅度已不足 1%。结合单次有限元仿真约 3 730 s 的耗时，继续扩充至 15 组将带来近 6.2 h 的额外计算负担。综合评估计算成本与生成数据质量，9 组边界样本已足够进行基于 PC-WGAN-GP 的样本增强。

表 7 不同原始样本规模下数据增强效果及性能指标对比

Table 7 Comparison of data augmentation effects and performance metrics under different original sample sizes

数据增强方法	样本规模	物理违规率/%	相关矩阵距离	KS 统计量
PC-WGAN-GP (本文方法)	3 组	0.02	NaN	0.498 5
	6 组	0.00	2.905 6	0.312 1
	9 组	0.00	1.950 2	0.230 0
	12 组	0.00	1.938 8	0.221 5
	15 组	0.00	1.931 5	0.219 8
WGAN-GP	9 组	33.03	2.249 2	0.331 0

3.5 CPO-PI-CNN 在线计算模型性能评估

3.5.1 基准模型性能对比

基于 5 折交叉验证对 PI-CNN 模型进行评估，并将实验结果与 CNN、LSTM、SVR、ANN[18]、随机森林及 XGBoost 等 7 种基准模型进行对比。所有模型基于同一数据集训练与测试，选取均方误差(mean squared error，MSE)、均方根误差(root mean squared error，RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error，MAE)、相对平均绝对误差(relative mean absolute error，RMAE)和决定系数 R^2 指标，得到不同模型在测试集上的性能指标量化对比如表 8 所示，指标可视化结果如图 13 所示(图 13 中误差指标采用最大误差归一化处理，便于直观对比)。

表 8 本文方法(PI-CNN)与其他基准模型的性能对比

Table 8 Performance comparison between the proposed PI-CNN and other baseline models

方法名称	MSE	RMSE	MAE	RMAE	R^2
PI-CNN	29.839 9	5.458 2	3.194 3	0.034 4	0.987 2
CNN	44.222 1	6.637 2	4.084 9	0.044 0	0.979 8
LSTM	58.538 5	7.575 8	4.440 4	0.047 7	0.974 2
SVR	61.070 1	7.809 4	5.076 9	0.054 7	0.972 6
ANN[18]	67.251 4	8.177 8	5.378 9	0.058 1	0.968 1
Random Forest	112.486 4	10.603 0	6.187 9	0.066 7	0.951 9
XGBoost	119.055 2	10.908 8	6.614 0	0.071 3	0.951 0
Decision Tree	252.296 8	15.881 1	10.210 1	0.110 0	0.870 6

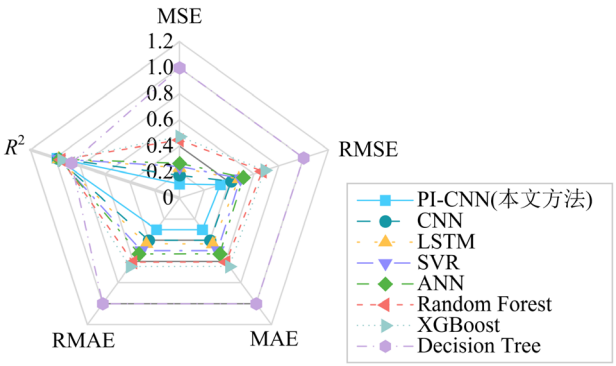


图 13 PI-CNN 与其他基准模型在评估指标上的雷达图

Fig.13 Performance evaluation of the proposed PI-CNN and baseline models using a radar chart

实验结果表明，本文所提 PI-CNN 的 MSE、RMSE 及平均绝对误差 MAE 分别为 29.84、5.46 和 3.19，均为所有对比模型中的最小值。其决定系数 R^2 达到 0.987 2，高于单纯数据驱动的 CNN 及传统机器学习模型。这一结果充分证实了物理约束机制作为一种正则化手段有效抑制了纯数据驱动模型易出现的过拟合现象，大幅提升了模型计算精度。同时，在相同的数据集与硬件环境下，纯数据驱动下 CNN 的 MSE 为 44.22，而 ANN(即 MLP 的典型代表)的 MSE 高达 67.25，也印证了前文 CNN 通过一维滑动卷积核与局部感受野机制强制网络关注相邻物理部件(初级绕组与次级绕组、铁芯与环境)之间的局部温度梯度与动态热耦合强度，使得 CNN 在预测时的精度优于 MLP。

3.5.2 参数寻优性能分析

将 CPO 算法与粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)进行对比。2 种算法的最优适应度曲线如图 14 所示。

收敛曲线分析显示，CPO 在迭代初期表现出更快的适应度下降速度，能迅速脱离劣质解空间；在迭代后期，PSO 易陷入局部最优，而 CPO 仍能持续优化。为验证 CPO 寻优对 PI-CNN 模型性能的提升效果，对比 CPO 优化后、PSO 优化后及未优化 PI-CNN 模型的计算性能，评估指标沿用 MSE、RMSE、MAE、RMAE 及 R^2，结果如表 9 所示。

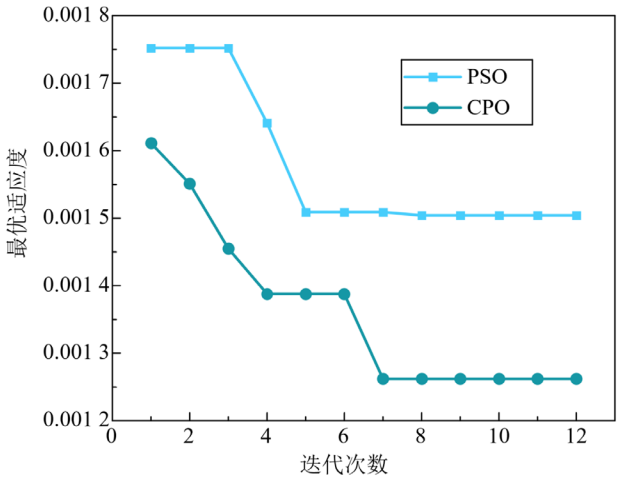


图 14 PSO 与 CPO 算法的最优适应度收敛曲线对比

Fig.14 Comparison of best fitness convergence curves between PSO and CPO algorithms

表 9 不同优化算法改进后的 PI-CNN 模型性能对比

Table 9 Performance comparison among PI-CNN models optimized by different algorithms

算法名称	MSE	RMSE	MAE	RMAE	R^2
CPO-PI-CNN	18.327 4	4.281 1	2.441 4	0.026 6	0.991 9
PSO-PI-CNN	21.516 9	4.638 6	2.652 5	0.028 9	0.990 9
PI-CNN	29.839 9	5.458 2	3.194 3	0.034 4	0.987 2

经 CPO 优化后的 PI-CNN 模型(CPO-PI-CNN)的 MSE 进一步降低至 18.33，MAE 降低至 2.441 4，R^2 提升至 0.991 9，验证了寻优策略的有效性。此外，本文所研究的 160 kW 大容量高频变压器在额定或重载工况下，其内部关键热点温度可达 140 ℃。在这一温度下，优化后的 CPO-PI-CNN 模型所取得的 2.44 ℃平均绝对误差，对应的相对计算偏差基本控制在 2%以内。在电力电子装备的实际热管理体系中，绝缘材料的寿命评估与过热安全保护系统通常设定有 10~15 ℃的安全预留裕度。同时，考虑到高频强电磁干扰环境下物理传感器本身存在的测量误差及安装位置局限性，本文模型约 2.44 ℃的预测误差已具备良好的工程参考价值。该精度水平能够为高频变压器的全生命周期寿命预测以及早期热故障预警提供充足、可靠的决策余量，可满足在线监测

系统的实际应用需求。

3.6 核心边界条件对计算精度的敏感性分析

在实际工程应用中，边界条件的获取常受测量噪声以及物理参数漂移的干扰。为评估上述非理想因素对模型温度反演精度的具体影响，本文基于测试集进行了定量的敏感性分析，结果详见表 10。

表 10 不同条件干扰下模型的计算精度敏感性分析

Table 10 Sensitivity analysis of calculation accuracy under different boundary conditions

干扰程度设定	RMSE	MAE	R^2
理想测试集	4.281 1	2.441 4	0.991 9
输入特征引入±1 ℃随机噪声	5.538 3	2.985 2	0.986 9
输入特征引入±2 ℃随机噪声	9.763 7	4.820 2	0.943 0
对流换热系数下降 10%	11.117 2	6.510 1	0.966 0

模型的输入依赖于布置于高频变压器外部的 7 个 PT100 测温节点。针对其实际工程中存在的固有误差，本文在测试集输入特征中人为引入了±1 ℃与±2 ℃的高斯随机噪声。从表 10 可以看出，当引入±1 ℃噪声时，模型的 MAE 仅从 2.441 4 增加至 2.985 2，表明 CNN 的局部卷积核机制对底层特征的微小扰动具有较强的平滑与抗噪能力；但当噪声扩大至±2 ℃时，R^2 下降至 94.3%，MAE 也明显扩大。这表明高精度的外部测温硬件仍是保障算法反演精度的基础前提。

长期服役引起的绝缘老化或积灰会改变设备的散热边界。以对流换热系数下降 10%的劣化为例，高频变压器实际温升将增加约 11%。此时，若模型内置的物理先验未能同步更新该边界参数，其预测温度将低于真实值。表 10 的测试结果与此规律相符，模型的 MAE 及 RMSE 分别上升至 6.510 1 和 11.117 2，同时 R^2 下降至 96.6%。这表明，在高频变压器服役中后期，固化的代理模型难以克服物理边界持续漂移带来的误差。因此，实际工程在部署在线监测系统时，须结合设备检修周期，对物理基准参数进行定期的重新标定与更新。

4 结论

本文面向大容量高频变压器在线监测对实时性与准确性的实际需求，提出了一种物理-数据双驱动的损耗及热点温度在线计算方法。研究以改进热网络模型提供物理基础，通过引入带有物理约束的生成对抗网络有效缓解了高质量样本不足的问题；同时，结合智能寻优算法，设计并优化了物理信息神经网络，最终实现了高频变压器损耗及热点温度的在线评估。主要研究结论如下所述。

1）构建了考虑热传导频变效应与各向异性的改进热网络模型。在传统热网络模型基础上引入了频变热表面阻抗与各向异性热导率。结果表明，在额定工况下，该模型对关键节点温升的计算相对误差在 3.31%以内，且单次求解耗时仅需 46 s，在保障计算精度的同时，提升了高频变压器温升的计算效率。

2）提出了基于物理约束生成对抗网络(PC-WGAN-GP)的数据增强方法。依托高精度(R^2>99.9%)的 MLP 物理代理模型，对小规模的原始样本(9 组)进行了扩充。验证表明，生成样本的物理违规率(PVR)成功降至 0，且展现出优于传统模型的分布一致性，为后续在线模型的训练提供了符合热力学定律的高质量数据集。

3）提出了基于物理信息卷积神经网络(PI-CNN)的损耗及热点温度在线计算模型。通过在传统 CNN 模型中嵌入物理损失函数及动态权重机制。结果表明：该模型的决定系数(R^2)达到 98.72%，相对平均绝对误差(RMAE)降至 0.034 4，综合预测性能全面优于基准模型。

4）实现了基于冠豪猪优化算法(CPO)的模型超参数的全局自适应寻优。采用 CPO 算法优化在线计算模型的 6 个超参数。结果表明，经 CPO 算法优化后，CPO-PI-CNN 模型的预测精度得到进一步提升，R^2 达 99.19%，RMAE 进一步降低至 0.026 6。

受限于物理代理模型的外推特性，其物理保真度具有明确的边界依赖性。未来研究将探索将简化后的解析物理方程残差直接融入数据增强及在线计算的损失函数，以进一步拓宽模型在全域工况下的物理自适应边界。

参考文献 References

[1] 韩钰，杨富尧，刘洋，等. 大规模新能源消纳用高频变压器及其铁芯材料发展现状与前景[J]. 高电压技术，2024，50(9)：3965-3977.
HAN Yu, YANG Fuyao, LIU Yang, et al. Development status and prospect of high frequency transformers and core materials for large-scale renewable energy consumption[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3965-3977.

[2] 马裕超，汪欣，钱勇，等. 基于双传声器和深度学习的变压器状态识别[J]. 电力信息与通信技术，2024，22(2)：54-60.
MA Yuchao, WANG Xin, QIAN Yong, et al. Transformer status recognition based on dual microphones and deep learning[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(2): 54-60.

[3] 王威望，罗宇靖，关子凌，等. 高功率密度中高频变压器绝缘与散热研究进展与展望[J]. 高电压技术，2024，50(10)：4388-4406.
WANG Weiwang, LUO Yujing, GUAN Ziling, et al. Research progress and technical prospect in insulation and heat dissipation of high power density medium-high frequency transformer[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(10): 4388-4406.

[4] SHANG X Y, PANG L, BU Q H, et al. Thermal runaway and induced electrical failure of epoxy resin in high-frequency transformers: insulation design reference[J]. High Voltage, 2024, 9(5): 989-1000.

[5] HAIDA M, STEBEL M, MELKA B, et al. Coupled EM-CFD analysis of an electrical three-phase low voltage line reactor equipped with liquid- and air-based cooling systems[J]. Applied Thermal Engineering, 2021, 199: 117564.

[6] GUO Z C, RAJENDRAN S, TANGUDU J, et al. A novel high insulation 100 kW medium frequency transformer[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(1): 112-117.

[7] LU P, BURIC M P, BYERLY K, et al. Real-time monitoring of temperature rises of energized transformer cores with distributed optical fiber sensors[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1588-1598.

[8] BADAR M, LU P, WANG Q R, et al. Real-time optical fiber-based distributed temperature monitoring of insulation oil-immersed commercial distribution power transformer[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(3): 3013-3019.

[9] LI H, LIU Y P, ZHUANG X Y, et al. Test and analysis on extended temperature rise of 110 kV transformer based on distributed temperature sensing[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(2): 1030-1041.

[10] 刘刚，马睿智，杨朔侨，等. 高频变压器磁热耦合降阶快速计算方法[J]. 高电压技术，2026，52(4)：1578-1587.
LIU Gang, MA Ruizhi, YANG Shuoqiao, et al. Fast calculation method for magneto-thermal coupling reduced-order modeling of high-frequency transformers[J]. High Voltage Engineering, 2026, 52(4): 1578-1587.

[11] 杨帆，胡星宇，王鹏博. 油浸式电力变压器温升计算场路耦合和降阶模型研究[J]. 电工技术学报，2025，40(13)：4071-4084.
YANG Fan, HU Xingyu, WANG Pengbo. Study on temperature rise calculation and reduced-order model of oil-immersed transformer with field-circuit coupling[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(13): 4071-4084.

[12] 荆澜涛，董雪情，杨超，等. 面向数字孪生应用的变压器温度场有限元降阶建模方法研究[J]. 高电压技术，2023，49(6)：2408-2419.
JING Lantao, DONG Xueqing, YANG Chao, et al. Research on finite element reduced order modeling method of transformer temperature field for digital twin application[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(6): 2408-2419.

[13] ZHANG Z Y, LAN H J, GONG J H, et al. Non-steady-state modelling method for multi-material temperature field in dry-type transformers based on proper orthogonal decomposition[J]. Electric Power Systems Research, 2025, 246: 111671.

[14] 刘刚，胡万君，刘云鹏，等. 降阶技术与监测点数据融合驱动的油浸式变压器绕组瞬态温升快速计算方法[J]. 电工技术学报，2024，39(19)：6162-6174.
LIU Gang, HU Wanjun, LIU Yunpeng, et al. A fast calculation method for transient temperature rise of oil immersed transformer windings driven by fusion of order reduction technology and monitoring point data[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(19): 6162-6174.

[15] 赵庆贤，刘云鹏，刘刚，等. 基于 POD-DNN 降阶模型的油浸式变压器绕组稳态温升快速计算方法[J]. 中国电机工程学报，2025，45(6)：2423-2436.
ZHAO Qingxian, LIU Yunpeng, LIU Gang, et al. Fast calculation of steady temperature rise of oil-immersed transformer windings based on POD-DNN reduced order model[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(6): 2423-2436.

[16] SHEN X B, ZUO Y, KONG J Z, et al. Artificial intelligence applications in high-frequency magnetic components design for power electronics systems: an overview[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(7): 8478-8496.

[17] SANTAMARGARITA D, SALINAS G, MOLINERO D, et al. Tradeoff between accuracy and computational time for magnetics thermal model based on artificial neural networks[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2023, 11(6): 5658-5674.

[18] SANTAMARGARITA D, MOLINERO D, BUENO E, et al. On-line monitoring of maximum temperature and loss distribution of a medium frequency transformer using artificial neural networks[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(12): 15818-15828.

[19] AZZOUZ F, FELIACHI M. Non-linear surface impedance taking account of thermal effect[induction heating][J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2001, 37(5): 3175-3177.

[20] MOGHADAM A J. Characterizing the thermal penetration depth of non-Fourier heat conduction in an infinite medium[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2025, 161: 108522.

[21] SHAFAEI R, ORDONEZ M, SAKET M A. Three-dimensional frequency-dependent thermal model for planar transformers in *LLC* resonant converters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(5): 4641-4655.

[22] LIU X M, GERADA D, XU Z Y, et al. Effective thermal conductivity calculation and measurement of litz wire based on the porous metal materials structure[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(4): 2667-2677.

[23] BAWAZEER S A, ALSOUFI M S. Natural convection in a square Cavity: effects of Rayleigh and Prandtl numbers on heat transfer and flow patterns[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2025, 73: 106680.

[24] OH J H, KIM D G, KIM D H, et al. Influence of Prandtl number on the chaos transition for pure natural and Rayleigh-Bénard convections inside a rectangular cavity[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2024, 155: 107511.

[25] BERGMAN T L, LAVINE A S, INCROPERA F P, et al. Fundamentals of heat and mass transfer[M]. 8th ed. Hoboken, USA: John Wiley & Sons, 2018.

[26] DEDE E M, GAO Y C, ZHOU Y Q, et al. Thermal design, optimization, and packaging of planar magnetic components[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2021, 11(9): 1480-1488.

[27] YANG M, YANG Q X, LI Y J, et al. Application-oriented characterization and analysis of core materials under medium-frequency condition[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(9): 11245-11259.

[28] CHEN T Y, ZHAO Z G, SHEN Z, et al. Litz-wire winding loss calculation method for optimal design of high-frequency transformers[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2024, 12(2): 2027-2040.

[29] 邵振国，张承圣，陈飞雄，等. 生成对抗网络及其在电力系统中的应用综述[J]. 中国电机工程学报，2023，43(3)：987-1003.
SHAO Zhenguo, ZHANG Chengsheng, CHEN Feixiong, et al. A re-

view on generative adversarial networks for power system applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 987-1003.

[30] 彭维锋，董树锋，邱剑. 基于特征约束与目标驱动的 WGAN-GP 光伏特定多场景生成方法[J]. 中国电机工程学报，2025，45(23)：9126-9139.
PENG Weifeng, DONG Shufeng, QIU Jian. A WGAN-GP approach for multi-scenario specific photovoltaic generation with feature-constrained and target-driven optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(23): 9126-9139.

[31] 向超群，尹雪瑶，伍珣，等. 基于物理信息神经网络的牵引变流器直流支撑电容参数辨识方法[J]. 电工技术学报，2024，39(15)：4654-4667.
XIANG Chaoqun, YIN Xueyao, WU Xun, et al. Parameter identification of DC-link capacitor in traction converter based on physical information neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(15): 4654-4667.

[32] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, ABOUHAWWASH M. Crested porcupine optimizer: a new nature-inspired metaheuristic[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 284: 111257.

[33] 国家市场监督管理总局，国家标准化管理委员会. 电力变压器 第 11 部分：干式变压器：GB/T 1094.11—2022[S]. 北京：中国标准出版社，2022.
State Administration for Market Regulation, National Standardization Administration. Power transformers-part 11: dry-type transformers: GB/T 1094.11—2022[S]. Beijing, China: Standards Press of China, 2022.

[34] IEEE. IEEE guide for loading dry-type distribution and power transformers: IEEE Std C57.96—2013[S]. New York, USA: IEEE, 2013.

[35] DANG Y L, ZHU L Y, LIU F S, et al. Multilevel boundary-coupled method for the efficient thermal prediction of high-frequency transformers (HFTs) with cylindrical windings[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(4): 5566-5582.



赵晓震(通信作者)
1989—，男，博士，副教授，硕导
主要从事电力设备状态智能感知、预测性维护及寿命管理，脉冲功率技术及其应用等方面的研究工作
E-mail: xiaozhen_zhao@foxmail.com

ZHAO Xiaozhen
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author



魏君义
2001—，男，硕士生
主要从事电力变压器剩磁消除与涌流抑制、中高频变压器全生命周期热管理方面的研究工作
E-mail: weijy0927@163.com

WEI Junyi

收稿日期 2026-02-26 在线出版日期 2026-06-08 编辑 曾文君