

基于改进 Pix2pix 的变压器多物理场耦合温度分布 高效计算方法

李紫豪¹, 何怡刚¹, 周亚中¹, 汤海宁², 张 滔²

(1. 武汉大学电气与自动化学院, 武汉 430000; 2. 国电南瑞科技股份有限公司, 南京 210000)

摘 要: 针对变压器多物理场耦合关系复杂, 材料呈现非线性特性, 现有状态参量分布特性求解技术难以兼顾模型准确性和实时性, 无法满足变压器全局场量可视化与状态实时评估分析需求。该文提出变压器多物理场耦合温度分布高效计算方法, 首先搭建变压器电磁-热-流多物理场耦合模型, 基于有限元分析技术构建温度分布样本库; 然后提出基于差分优化算法的传感器布控优化方法, 建立基于改进 Pix2pix 神经网络的变压器温度分布高效计算模型, 引入多感受野特征挖掘及多尺度特征判别技术提高全局及局部计算精度; 最后采用基于克里金插值的降尺度技术, 提高温度分布面的空间分辨率, 实现变压器多物理场耦合温度分布精细化计算。通过变压器仿真模型及实际变压器数据验证, 结果表明该文所提方法在仿真模型的温度分布计算精度达到 98% 以上, 在实际变压器的温度分布计算精度达到 85% 以上, 且计算时间均小于 6 s。该文所提方法兼顾计算准确性和高效性, 为变压器安全运行提供有力技术支撑。

关键词: 多物理场耦合; 传感器布控优化技术; 改进的 Pix2pix 神经网络; 温度分布高效计算; 降尺度技术

Efficient Calculation Method for Multi-physics Coupled Temperature Distribution of Transformers Based on Improved Pix2pix Network

LI Zihao¹, HE Yigang¹, ZHOU Yazhong¹, TANG Haining², ZHANG Tao²

(1. School of The Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430000, China;

2. Nari Technology Development Limited Company, State Grid Corporation of China, Nanjing 210000, China)

Abstract: In response to the complex multi-physical field coupling relationships in transformers and the nonlinear characteristics of materials, existing state parameter distribution characteristic solving techniques struggle to balance model accuracy and real-time performance, making it difficult to meet the needs for global field visualization and real-time state assessment of transformers. This paper proposes an efficient computational method for the temperature distribution in transformer multi-physical field coupling. Initially, a transformer model is established through coupling electromagnetic, thermal and fluid multi-physics fields. Subsequently, a differential evolution algorithm is proposed to optimize the placement of the sensor. The improved Pix2pix network is built to bolster both the global and local computational precision by introducing multi-receptive field feature mining and multi-scale feature discrimination. Finally, a down-scaling technique based on Kriging interpolation is adopted to improve the spatial resolution of the temperature distribution, and to realize the refined calculation of the multi-physical field coupled temperature distribution in transformers. Validation through transformer simulation models and actual transformer data shows that the proposed method achieves a temperature distribution calculation accuracy of over 98% in simulation models and over 85% in actual transformers, with computation time consistently under 6 seconds. The method presented in this paper balances computational accuracy and efficiency, providing a robust technical support for the safe operation of transformers.

Key words: multi-physical field coupling of transformers; sensor position optimization technology; improved Pix2pix neural network; efficient calculation of temperature distribution; downscaling technology

0 引言

国家发改委和国家能源局印发的《“十四五”现代能源体系规划》提出要做好碳达峰、碳中和工作,着力增强能源供应链安全性和稳定性,推动能源生产消费方式绿色低碳变革。由于海上风能资源丰富,大规模的海上风电建设是落实“双碳”战略目标的重要举措之一^[1]。相比于陆地,海洋环境复杂、恶劣,海上风电并网关键设备失效演化过程及故障风险的不确定性更强,且受地理环境因素影响,海上风电并网设备运维投入较大^[2]。因此对海上风电关键设备的状态反演感知、远程风险评估、故障诊断是长期安全稳定运行的重要保障。

变压器作为海上风电并网的核心设备,其内部结构复杂,电磁-热-流等多物理耦合呈现非线性特性^[3]。目前国内外学者在变压器多物理场数值求解技术上进行大量的研究^[4-8],且开发了相应的仿真软件。文献[9]利用有限元法计算变压器绕组及铁芯产生的损耗作为热源,基于有限体积法耦合流体场、温度场计算温度分布,通过温度变化修正变压器损耗实现变压器电磁-流体-温度场耦合。文献[10]采用最小二乘有限元法求解油流速度分布,采用迎风有限元法对场域的温度分布进行求解,计算整体温度分布。文献[11]采用有限元差分法计算变压器内涡流场,采用格子玻耳兹曼方法计算变压器内温度-流场获取温度分布。然而传统的数值方法计算矩阵庞大、计算效率低,为提高计算效率,国内外学者研究基于数值方法的变压器温度场高效计算方法。文献[12]基于变压器的历史仿真数据获取动态模态和模态时间系数,提出一种以径向基函数作为字典函数映射的扩展动态模态分解模型实现变压器绕组瞬态温度场快速预测。文献[13]提出基于本征正交分解的降阶算法实现温度场全域的快速计算,但上述计算方法需在绕组内部放置传感器。

随着高性能计算集群的普及和发展,人工智能算法从变压器物理实体至智慧运维的数字孪生体都得到很好的应用^[14]。基于人工智能的状态反演重构技术在训练完成后具备输出的快速性,从而为变压器多物理场耦合的温度分布高效计算提供新思路。变压器状态参量反演需根据传感系统监测值为输入求解内部多物理场场量分布数据,因此内特性反演重构准确性受传感器监测值影响。文献[15]分析变压器内部热流扩散规律,提取典型热流流线上特征

测温点实现内部绕组热点温度反演。文献[16]根据油流选取温度特征点,以环境温度、顶层油温、负载系数等特征参量作为输入,构建反向传播神经网络实现变压器热点温度反演。然而变压器内部温度场全局场量数据相对于热点温度反演输出值更多,导致较少的监测点可提供的反演信息往往是不完备,过量的监测数据造成模型训练困难^[17]。

基于人工智能的温度场高效反演方法通过多物理场耦合仿真软件构建可信样本库,训练网络模型,输出温度分布结果^[18]。文献[19]基于外壳温度监测点利用支持向量机实现变压器内部热点温度高效反演。文献[20]基于12个特征温度点建立模糊子集,通过模糊神经网络算法预测变压器绕组热点温度值。文献[21]基于温度场偏微分函数设计损失函数,将物理知识引入数据驱动模型中,构建物理信息神经网络实现一维变压器随高度的温度分布计算。然而现有变压器重构反演方法主要针对热点温度及一维温度分布,对二维温度面的分布计算较少。

变压器温度分布面的计算可理解为固定监测点至温度场的映射,即充满零值且包含部分监测点温度的热图反演成二维温度面热图^[22]。对抗神经网络模型被广泛用于图像转换、图像翻译等方面^[23-25]。文献[26]采用改进的条件生成对抗神经网络实现输电线路中的绝缘子像素级分割。文献[27]使用生成对抗神经网络对太阳能电池板遥感图像分割实现太阳能电池精准定位。文献[28]基于 Pix2pixHD 对虚拟云图进行图像修复,实现光伏电站秒即功率高精度预测。由此可知,通过人工智能技术辅佐电力行业是数字化建设的重要措施之一^[29]。

针对变压器多物理场耦合下的温度面分布计算难以兼顾计算的精确性和快速性,本文构建电磁-热-流体场变压器多物理场耦合模型,基于有限元方法计算温度分布面形成样本库;提出基于差分进化算法的传感器布控方法,构建改进的 Pix2pix 神经网络模型,通过部分监测点温度反演计算面温度;采用降尺度方法,提高温度面的空间分辨率,实现变压器多物理场耦合温度分布精细化、高效化计算。

1 变压器多物理场耦合模型

变压器在运行过程中受多种物理量作用,其内部能量转换紧密且材料特性呈非线性变化,形成复杂的多物理场耦合关系。本文以电磁场热损耗为激励热源,以热场为多物理场耦合的重要枢纽,结合

流体场构建变压器电磁-热-流多物理场耦合模型。

1.1 电磁场-热场耦合

变压器热源主要来自于铁芯及绕组损耗,铁芯损耗取决于变压器内部的磁通密度分布,绕组损耗与运行电流、导体电阻密切相关,麦克斯韦方程组是描述电磁场的基本方程。

$$\begin{cases} \nabla \times \mathbf{E} = -\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t} \\ \nabla \times \mathbf{H} = \mathbf{J} + \frac{\partial \mathbf{D}}{\partial t} \\ \nabla \cdot \mathbf{D} = \rho \\ \nabla \cdot \mathbf{B} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{E}$ 为电场强度; $\mathbf{H}$ 为磁场强度; $\mathbf{B}$ 为磁感应强度; $\mathbf{D}$ 为电位移矢量; $\mathbf{J}$ 为电流密度; ρ 为电荷密度。结合麦克斯韦方程组,建立基于矢量磁位的变压器控制方程。

$$\begin{cases} \nabla \times \frac{1}{\mu} (\nabla \times \mathbf{A}) + \sigma \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial t} + \sigma \nabla \varphi = 0 \\ \nabla \times \frac{1}{\mu} (\nabla \times \mathbf{A}) = \mathbf{J} \end{cases} \quad (2)$$

式中: μ 为磁导率; $\mathbf{A}$ 为矢量磁位; σ 为电导率。

绕组损耗主要为电阻损耗,铁芯损耗主要是由硅钢片的磁滞损耗和涡流损耗组成,结合式(2)计算变压器的电磁损耗作为热源。

1.2 热场-流体场耦合

变压器电磁损耗产生的热量主要以热传导及热对流的形式,将变压器油视为不可压缩的理想流体,其流动特性受质量守恒定律、动量守恒定律和能量守恒定律控制。

$$\begin{cases} \frac{\partial \rho_{oil}}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho_{oil} \mathbf{u}) = 0 \\ \rho_{oil} \frac{\partial (\mathbf{u})}{\partial t} + \rho_{oil} \mathbf{u} \cdot \nabla \mathbf{u} = \mathbf{F} - \nabla p + \eta \nabla^2 \mathbf{u} \\ \rho_{oil} C_p \frac{\partial (T)}{\partial t} + \rho_{oil} C_p \nabla \cdot (\mathbf{u} T) = \nabla \cdot (k \nabla T) + Q \end{cases} \quad (3)$$

式中: ρ_{oil} 为变压器油密度; $\mathbf{u}$ 为流体速度矢量; $\mathbf{F}$ 为外部体积力矢量; η 为变压器油动力粘度; C_p 为比热容; k 为热导率; T 为变压器油温度; Q 为变压器损耗。

变压器在运行过程中电磁损耗产生的热量基于内部油介质传导,受热的变压器油向上加速流动,通过管道出口流向散热器,经散热器降温后从底部流回至变压器内部,从而实现油循环散热。

2 基于改进 Pix2pix 的高效计算模型

2.1 Pix2pix 神经网络架构

基于图像处理技术的变压器温度场高效计算可理解为充满零值且包含部分温度监测点的热图反演成二维温度面热图。Pix2pix 以其典型的架构适用于图像与图像之间不同形式的转换,模型架构为条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN),包括生成器和判别器^[30]。

生成器(generator, G)旨在让判别器难以区分生成的数据和真实数据,从而让生成的数据尽可能的接近真实数据。生成器模型以 U_net 为框架由编码器和解码器两部分组成,其网络结构如图 1 所示。U_net 神经网络结构呈 U 形,左半部分为编码器通过迟化层不断下采样挖掘数据重要特征,右半部分为解码器利用上采样并引入跳跃连接,将上采样输出数据与原始特征数据在通道方向融合,通过融合不同层次的特征信息,提高数据生成的准确性。

由图 1 所示, U_net 神经网络结构中卷积层采用 3×3 的卷积核并全零填充,激活函数采用 ReLU 函数,迟化层采用最大迟化 Max pool 函数,迟化核为 2×2 ,步长为 2,如下所示。

$$\text{ReLU } f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

$$\text{Max pool } f(x_{i,j}) = \max \begin{pmatrix} x_{2 \times i, 2 \times j} & x_{2 \times i+1, 2 \times j} \\ x_{2 \times i, 2 \times j+1} & x_{2 \times i+1, 2 \times j+1} \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中: x_{ij} 为第 i 行第 j 的输入; $\max$ 为最大值函数。

判别器(discriminator, D)旨在区分生成的数据与真实数据,本质上是个二分类模型。判别器采用 PatchGAN 结构,利用卷积计算将输入的数据等分成多个固定大小的小块,判断每个小块的真实性和最后求平均值得到输出,从而判断输入的数据真假。

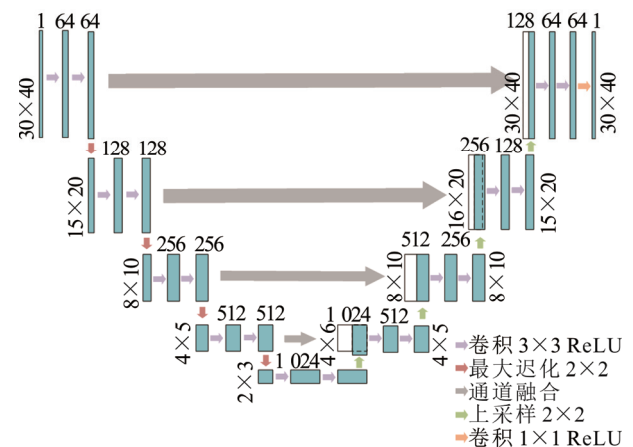


图 1 U_net 神经网络模型架构

Fig.1 Model of U_net network

2.2 Pix2pix 神经网络训练方法

2.2.1 损失函数

Pix2pix 神经网络模型的损失函数包含 L_1 损失函数和对抗损失函数, L_1 损失函数为生成器生成数据与真实数据的绝对平均误差, 其表达式如下:

$$L_1 = \frac{1}{NM} \sum_{i,j} |G(x)_{i,j} - y_{i,j}| \quad (6)$$

式中: x 为输入; $G(x)_{i,j}$ 为通过生成器生成数据第 i 行第 j 列的值; $y_{i,j}$ 为第 i 行第 j 列的真值; N 、 M 分别行数和列数。

对抗损失函数用二元交叉熵, 表达式如下:

$$L_{\text{cGAN}} = E_{x,y} (\lg D(x,y)) + E_x (1 - \lg D(x, G(x))) \quad (7)$$

式中: y 为真值; $D(x,y)$ 为判别器的输出。

由于生成器的目标是使式(7)的第2部分尽可能的小, 而判别器的目标是使式(7)尽可能的大, 因此 Pix2pix 神经网络的整体损失函数表达式如下:

$$L = \arg \min_G \max_D L_{\text{cGAN}}(G, D) + \tau L_1 \quad (8)$$

式中: τ 为权重系数。

2.2.2 训练方法

Pix2pix 采用分步训练的方式对网络模型权重进行训练, 每次遍历的具体步骤如下:

1) 开放判别器权重, 通过最大化式(7)训练判别器权重;

2) 固定判别器权重, 通过最小化式(7)的第2部分训练生成器权重;

3) 通过最小化式(6)训练生成器权重。

2.3 改进方法

传统的 Pix2pix 神经网络模型使用统一的 3×3 卷积核, 捕捉特定范围的特征信息。而变压器在不同的深度上温度分布情况相差甚远, 且考虑到温度监测点数量相对整个面的温度分布点较少。在计算时既要考虑变压器整体温度分布情况, 还要考虑铁芯、绕组以及外壳等关键部位及连结部分的温度变化情况。因此本文提出改进的 Pix2pix 神经网络模型, 如图2所示。

本文在 Pix2pix 神经网络的生成器中引入多感受野模块, 提高网络的特征表征能力, 利用较小的感受野提高网络对细节特征的挖掘能力, 利用较大的感受野提高对全局特征的感知能力, 提高温度分布在连接部位的准确性及整体精确性; 在判别器中引入多尺度卷积核, 分析不同尺度的数据重要特征, 生成相应的矩阵判断不同尺度的区域结果, 通过对

抗训练提高温度分布数据生成的真实性。

3 基于差分进化算法的传感器布控方法

差分进化算法是一种高效的全局优化算法, 主要包括初始化、变异、交叉和选择4个部分, 具体流程如图3所示。

种群变异通过差分策略实现, 表达式如下:

$$V_{ij,G+1} = X_{r_1j,G} + H(X_{r_2j,G} - X_{r_3j,G}) \quad (9)$$

式中: $V_{ij,G+1}$ 为第 $G+1$ 次迭代下的第 i 个变异个体的第 j 个变量; $X_{r_1j,G}$ 、 $X_{r_2j,G}$ 、 $X_{r_3j,G}$ 为第 G 次迭代下的第 r_1 、 r_2 、 r_3 个体的第 j 个变量; H 为缩放因子, 取值范围为0至2。

种群交叉表达式如下:

$$\begin{cases} U_{ij,G+1} = V_{ij,G+1}, & \text{Rand}(0,1) < P_{\text{CF}} \text{ 或 } j = j_{\text{rand}} \\ U_{ij,G+1} = X_{ij,G}, & \text{Rand}(0,1) > P_{\text{CF}} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $U_{ij,G+1}$ 为第 $G+1$ 次迭代下的第 i 个交叉个体的第 j 个变量; P_{CF} 为交叉概率; j_{rand} 为随机一个参数; Rand 为随机函数。

种群选择表达式如下:

$$\begin{cases} X_{i,G+1} = U_{i,G+1}, & f(U_{i,G+1}) < f(X_{i,G}) \\ X_{i,G+1} = X_{i,G}, & f(U_{i,G+1}) > f(X_{i,G}) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $f(X_{ij,G+1})$ 为第 $G+1$ 迭代下第 i 个个体的适应度函数值。

由于变压器内部状态参量反演精度受外壳传感器布控监测点影响, 因此本文提出基于差分进化算法的传感器布控方法, 以神经网络模型训练过程中训练集损失函数的最小值为适应度函数, 输出传感器坐标, 实现传感器数量、位置布控优化。

4 基于克里金插值的温度场分布降尺度方法

基于有限的温度观察点计算高空间分辨率变压器温度场分布难以保证较高的准确率; 在变压器温度场分布计算过程中若网格尺度较小, 计算量越大导致模型训练时间较长。因此本文采用克里金插值法, 在保证精度的前提下实现变压器温度场分布降尺度, 提高空间分辨率。

克里金插值法是一种空间插值技术, 其基本思想是利用已知点的状态参量预测未知点的状态参量, 表达式如下:

$$\hat{z}_0 = \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i \quad (12)$$

$$\min_{\lambda_i} \text{Var}(\hat{z}_0 - z_0) \quad (13)$$

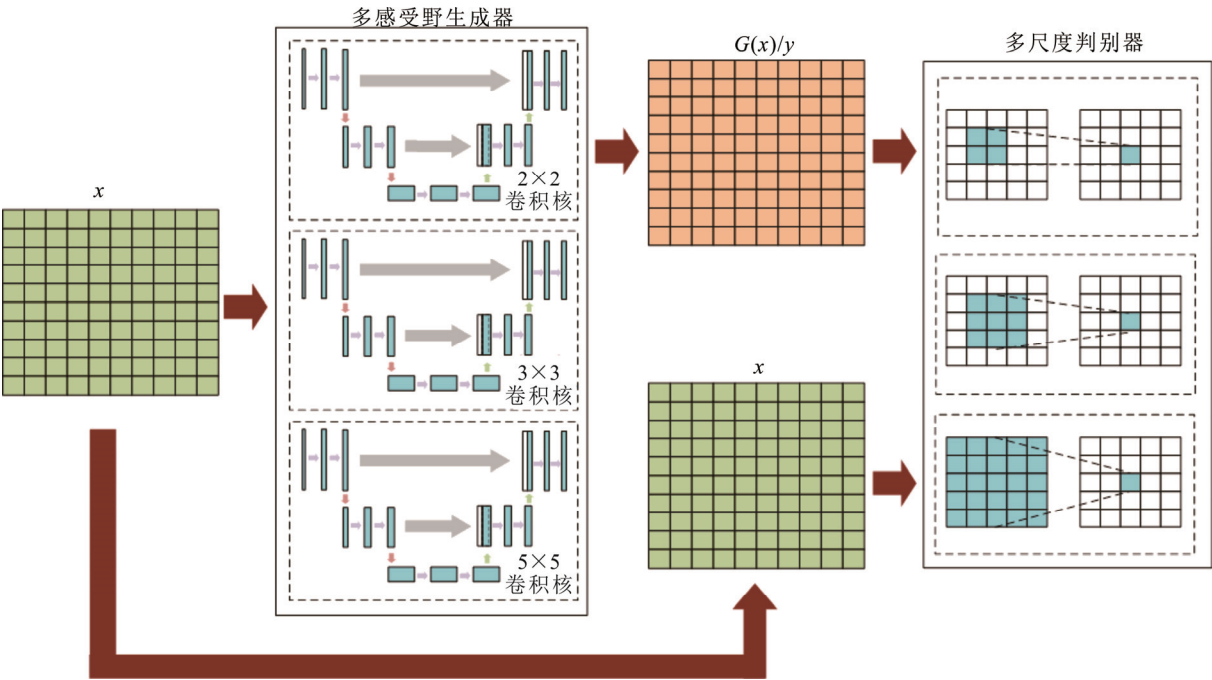


图2 改进的 Pix2pix 神经网络模型

Fig.2 Improved Pix2pix network

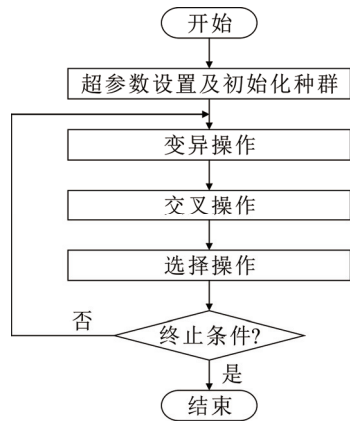


图3 差分进化算法流程图

Fig.3 Flowchart of differential evolution

式中： $\hat{z}_0$ 是在未知点的预测状态参量值； z_i 是已知点的状态参量值； λ_i 为已知点相对于未知点的权重系数； Var 为方差。其目标为预测点的估计值与真实值的差最小。

克里金插值假设空间属性是均一，对于空间任意一点的期望和方差是相同的。使用拉格朗日乘数法求解，将式(13)构造为新目标函数，表达式如下：

$$J = \text{Var}(\hat{z}_0 - z_0) + 2\phi \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) \quad (14)$$

式中： ϕ 为拉格朗日乘数。

定义半方差函数 r_{ij} ，表达式如下：

$$r_{ij} = \sigma^2 - C_{ij} \quad (15)$$

$$C_{ij} = \text{Cov}(z_i, z_j) \quad (16)$$

式中： Cov 为协方差。

将式(15)、(16)代入式(14)中，通过最小化 J 得到求解权重系数 λ_i ，表达式如下：

$$\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} & 1 \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nn} & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{10} \\ r_{20} \\ \vdots \\ r_{n0} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

克里金插值法计算步骤可以总结为：

- 1) 计算观测点半方差函数值 r_{ij} 和距离值。
- 2) 采用线性函数拟合半方差函数值和距离值。
- 3) 计算未知点至所有已知点的距离，并通过拟合曲线计算半方差值 r_{i0} 。
- 4) 基于式(17)求解所用的权重系数 λ_i 。
- 5) 基于式(12)计算未知点的状态参量预估值。

5 变压器温度场分布高效计算方法

本文所提变压器温度场高效计算方法如图4所示，基于实际变压器的几何、物理和规则搭建变压器多物理场耦合仿真模型。通过几何建模匹配变压器实际尺寸；设置相关物理特性模拟变压器材料的非线性变化；设置相应的边界条件计算多物理场耦

合状态参量演化结果。

搭建不同类型变压器仿真模型, 利用有限元分析计算不同深度下的面温度热图, 构建仿真模型温度场分布数据集。采用差分进化算法对传感器数量及位置布控优化。变压器温度场高效计算模型以固定位置的温度监测点为输入端, 如图 4 所示, 红色部分为待计算值即零值, 蓝绿色正方形块为监测温度值; 网络模型采用改进的 Pix2pix 神经网络模型; 输出端为生成器的输出即整个面温度分布情况。改进的 Pix2pix 神经网络模型输出的面温度分布为 30×40 (1 200 点)。利用克里金插值对温度分布降尺度, 输出的面温度分布为 60×80 (4 800 点), 从而提高空间分辨率, 精细化温度分布。

将仿真数据集分为训练集和测试集, 训练改进的 Pix2pix 神经网络。实际变压器热成像作为验证集, 验证基于改进 Pix2pix 神经网络变压器多物理场耦合温度分布高效计算的可行性。

6 实验验证

6.1 变压器多物理场耦合仿真实验

本文采用两种类型变压器构建仿真模型温度分布数据库, 以 15 kV/400 V 变压器多物理场耦合模型为例, 其结构尺寸如表 1 所示。变压器高压侧施加额定电压, 低压侧为空载状态, 通过结合电磁场-热场-流体场以及电路耦合获取变压器三维温度分布情况, 以正对三相绕组为正面, 基于不同的深度取二维温度分布面, 如图 5 所示。

由图 5 可知在不同的深度下变压器的温度分布差异较大。由于在背面 ($y = -60$ cm) 的底部变压器油通过油管向内部充油, 通过顶部油管向外部流出,

在靠近外壳的面顶层油温高于底层油温且背面的整体油温高于正面的整体油温, 如图 5(a)、(i) 所示。由于绕组和铁芯在运行过程不断发热, 越靠近变压器内部油温越高。在往内部深入过程中先以绕组发热为主, 后以铁芯发热为主, 如图 5(d)、(e)、(f) 所示。

6.2 传感器布控方法实验验证

本次实验在 pycharm 平台上使用 tensorflow2.0 编码实现, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3080。通过构建不同类型变压器多物理场耦合模型获取变压器温度分布数据共 105 条, 将数据分为训练集和测试集, 其中训练集数据 95 条, 测试集数据 10 条。

本文所提差分优化算法设置式(9)中缩放因子 H 为 0.5, 式(10)中交叉概率 P_{CF} 为 0.7, 种群规模为 5 个, 最大迭代数为 20 次, 以 U_net 神经网络模型训练集损失函数最小值为适应度函数, 表达式如下:

$$RMSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{1200} \sum_{i,j} (T_{ij} - \hat{T}_{ij})^2} \quad (18)$$

式中: T_{ij} 为第 i 行第 j 列的预测温度; $\hat{T}_{ij}$ 为第 i 行第 j 列的真实温度。

利用差分优化算法分别对不同数量传感器(3 至 13)的布控位置进行寻优, 不同数量传感器的适应度函数值如图 6 所示。随着传感器数量增加, 模型适应度函数值先减小, 后呈现上下波动趋势, 意味着过少的监测点为反演模型提供的信息量较少, 计算准确率低, 过多监测点导致模型训练困难。由图 6 所示, 当传感器数量为 7 和 12 时适应度函数最小即训练集损失函数最小, 其值为 1.650。本文兼顾成本及计算精度设置传感器数量为 7, 传感器布控坐标位置分别为 (23,29)、(25,37)、(8,31)、(14,13)、(14,39)、(9,23)、(26,13), 其具体方位如图 4 输入端所示。

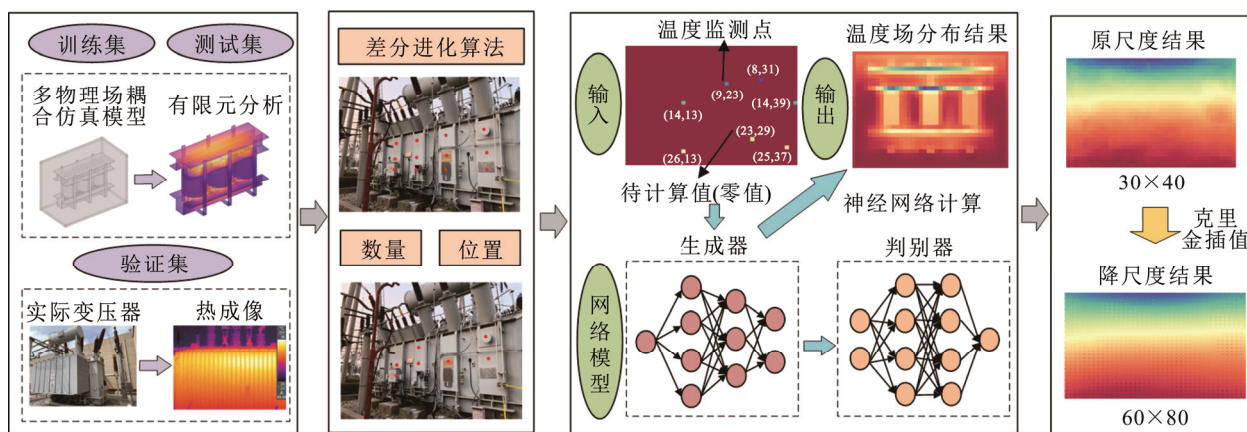


图 4 变压器温度场高效计算

Fig.4 Efficient calculation of transformer temperature field

表 1 变压器关键结构尺寸

Table 1 Key structural dimensions of the transformer		
结构	名称	尺寸/cm
铁芯	长	129
	高	102
	芯窗长	33
	芯窗高	60
绕组	初级绕组外径	44
	初级绕组内径	36.6
	次级绕组外径	34.6
	次级绕组内径	29
外壳	长	220
	高	160
	宽	120

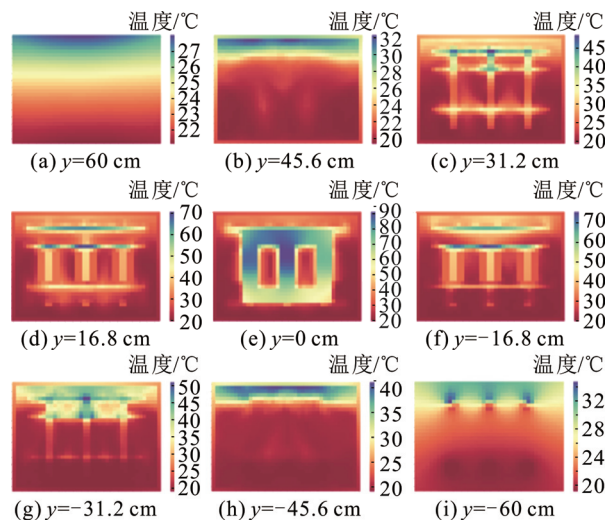


图 5 不同深度下变压器温度分布

Fig.5 Temperature distribution of the transformer at different depths

6.3 高效计算网络模型实验验证

6.3.1 改进的 Pix2pix 神经网络模型温度分布计算

本文所提改进的 Pix2pix 神经网络模型生成器采用 Adam 优化器,学习率为 0.001,判别器采用 SGD 优化器。选取温度监测点 7 个点,通过网络模型反演快速计算整个面的温度分布,共计 1 200 个点。基于改进 Pix2pix 神经网络模型的变压器温度高效计算部分结果如图 7 所示。图 7 左侧为基于有限元仿真的变压器温度场分布结果,图 7 右侧为变压器温度场高效计算结果。

由图 7 可知,改进的 Pix2pix 神经网络模型学习变压器温度场分布规律,能够通过部分温度点有效的拟合出未监测点的温度,在不同深度下变压器温度分布计算上都表现出良好的拟合特性。设置不同训练集比例,采用准确率作为评价指标,其表达式如下:

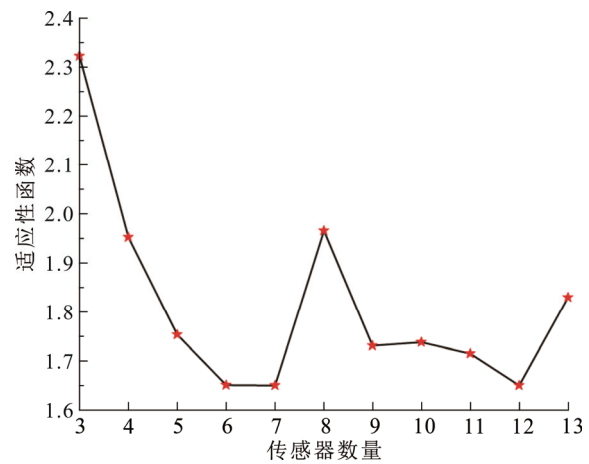


图 6 不同数量传感器适应度函数值

Fig.6 Fitness function values for different numbers of sensors

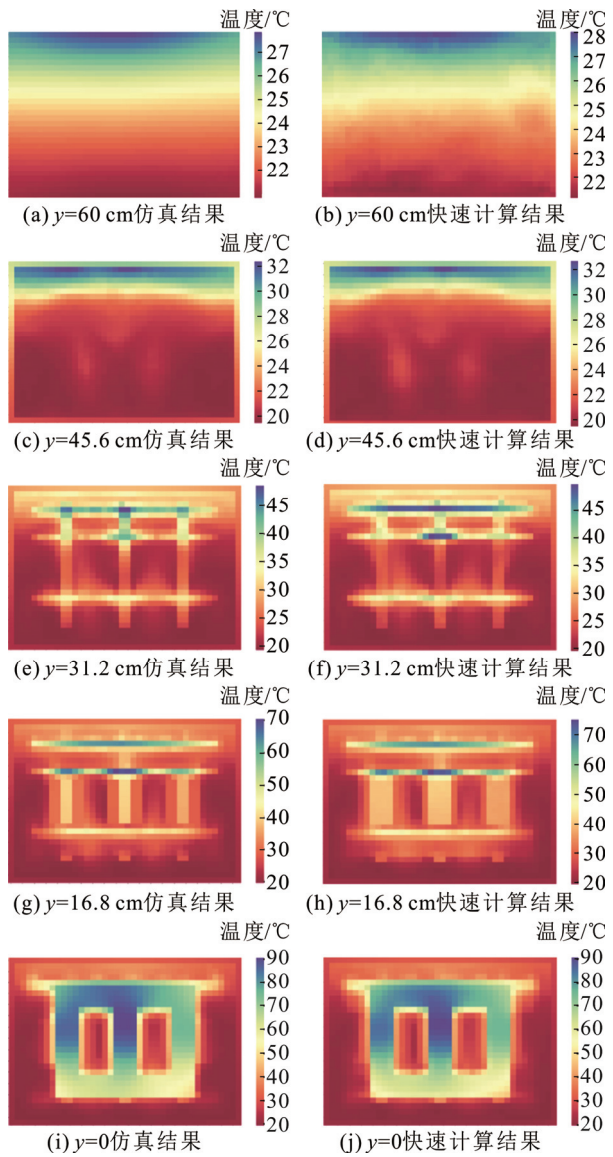


图 7 基于改进 Pix2pix 神经网络的变压器温度场计算结果

Fig.7 Calculation results of transformer temperature field based on improved Pix2pix network

$$R_{ACC} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{1200} \sum_{i,j} \frac{|T_{i,j} - \hat{T}_{i,j}|}{\hat{T}_{i,j}}} \quad (19)$$

当训练集比例占总样本数为 0.9 时, 其训练集准确率为 98.99%; 当训练集比例占总样本数为 0.8 时, 其训练集准确率为 98.43%; 当训练集比例占总样本数为 0.7 时, 其训练集准确率为 98.35%。随着训练集的比例减小, 模型的准确率有所下降, 但仍保持在 98%。

6.3.2 不同模型下温度计算分布

为验证所提计算网络模型的优越性, 本文采用 U_net 神经网络、Pix2pix 网络进行温度分布计算。采用均方根误差及准确率评价快速计算模型的有效性, 表达式如式(18)、(19)所示。

对比不同网络模型与所提网络模型在温度分布计算结果的均方根误差及准确率如表 2 所示, 温度云图如图 8 所示。由表 2 可知, 本文所提网络在变压器温度分布计算表现最佳, 其训练集均方根误差为 0.915, 准确率为 98.99%, 测试集均方根误差为 0.692, 准确率为 99.18%。相对其他网络模型本文所提方法基于测试集数据在均方根误差上下降了 0.789, 在准确率上提高了 1.28%。

由图 8 可知, U_net 神经网络模型计算的温度场分布与仿真模型计算存在一定的偏差, Pix2pix 神经网络模型温度分布特征计算相对准确, 而本文所提网络模型不仅能够较好的学习温度分布特征, 相对与 Pix2pix 神经网络其温度分布更加均匀平滑, 与仿真模型温度场分布更接近。

基于有限元分析的变压器多物理场耦合模型温度场计算时长为 1 h 41 min 14 s, 而基于改进的 Pix2pix 神经网络在精度达到 98.00%的前提下, 计算时长为 5.928 s, 即本文所提方法在变压器温度分布计算上能够兼顾精确性和时效性。

6.4 降尺度方法实验验证

本文对改进的 Pix2pix 神经网络模型输出的变压器温度分布计算值, 采用克里金插值对网格进行降尺度, 计算结果如图 9 所示。克里金插值通过预测网格中的更精细的空间分辨率对应点从而减少网格的尺寸, 降尺度处理通过提高温度分布的空间分辨率实现更高的变压器温度分布清晰度。

采用式(18)、式(19)计算变压器温度分布降尺度前后均方根误差及准确率, 如表 3 所示。降尺度前均方根误差为 0.288, 准确率为 98.92%, 降尺度后

表 2 不同网络模型温度分布计算

Table 2 Calculation of temperature distribution for different

网络模型	network models			
	均方根误差		准确率/%	
	训练集	测试集	训练集	测试集
U_net 神经网络	1.650	1.481	97.16	97.90
Pix2pix 神经网络	1.693	1.203	98.25	98.77
本文所提神经网络	0.915	0.692	98.99	99.18

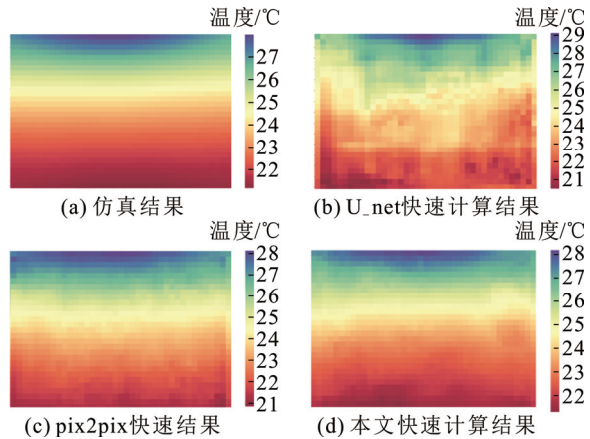


图 8 不同模型温度场计算分布图

Fig.8 Distribution of temperature field calculations for different models

表 3 降尺度前后温度分布对比

Table 3 Comparison of temperature distribution before and

降尺度前后	after down-scaling	
	均方根误差	准确率/%
	降尺度前	降尺度后
降尺度前	0.288	98.92
降尺度后	0.377	98.50

均方根误差为 0.377, 准确率为 98.50%。变压器温度分布结果在降尺度前后均方根误差及准确率并未发生显著上升及下降, 即克里金插值在保证计算精度的前提下实现变压器温度分布计算精细化。

6.5 案例分析

本文采用某变电站实际变压器, 对所提方法在现场的适用性进行验证, 通过红外成像仪对变压器外壳温度进行拍摄, 获取变压器外壳面温度分布情况, 如图 10 所示。取黑框内的图像作为真实变压器外壳温度分布, 经灰度处理后对数据进行归一化。保留监测点的温度作为已训练完成的改进 Pix2pix 神经网络模型的输入端, 其输出结果如图 11 所示。

由图 11 可知, 本文所提方法适用于实际变压器温度分布计算, 温度分布趋势与拍摄图拟合度较高, 均在图片的右上角温度偏高, 往左及往下呈现下降

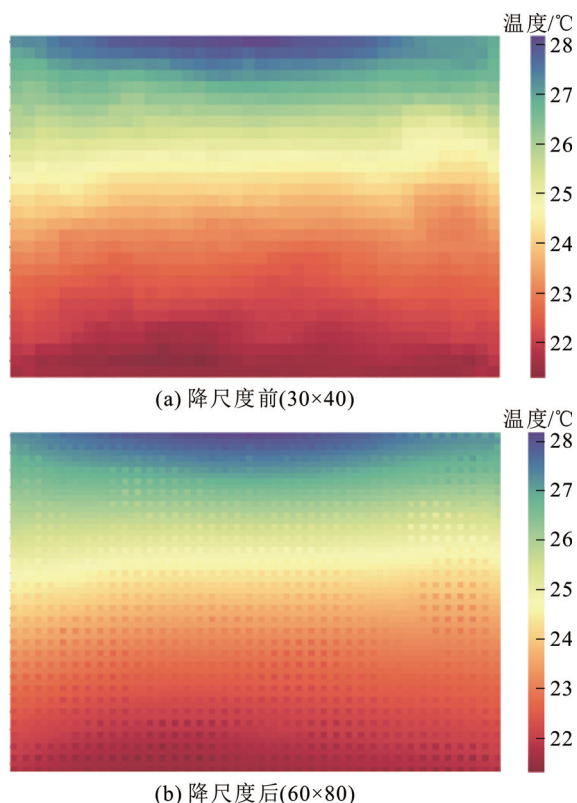


图9 降尺度前后温度分布

Fig.9 Temperature distribution before and after down-scaling

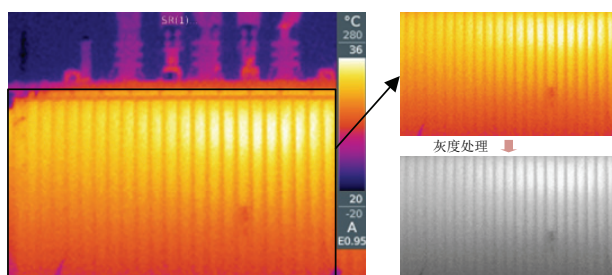


图10 实际变压器外壳温度分布

Fig.10 Temperature distribution of transformer casing

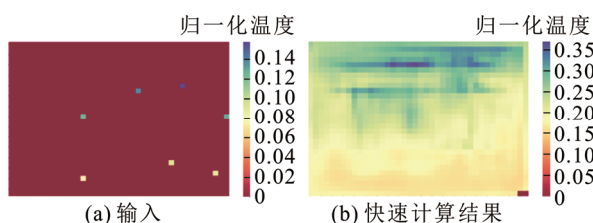


图11 实际变压器外壳温度分布高效计算结果

Fig.11 Fast calculation results of temperature distribution of transformer casing

趋势。采用式(19)计算可知基于改进 Pix2pix 神经网络模型的真实变压器外壳分布的准确率为 86.42%，

计算时间为 4.899 s，证明本文所提方法的可靠性，能够兼顾计算的准确性及输出的快速性。所提方法实现变压器温度场面分布高效计算，可用于变压器内部热点温度预测，为基于变压器多物理场演化规律的故障诊断、状态评估提供数据支撑。

7 结论

1) 提出差分优化算法对变压器传感器数量、位置寻优，利用改进的 pix2pix 网络模型挖掘变压器空间多尺度温度分布特征，在温度分布计算上相较于传统 pix2pix 网络模型均方根误差下降 0.511，准确率上提高了 0.41%，温度面分布更加均匀平滑，与仿真结果更接近。

2) 通过克里金插值法降低变压器温度分布网格尺寸，提高温度分布空间分辨率，降尺度后温度分布准确率下降 0.42%，但总体准确率仍保持在 98%以上，从而实现变压器温度分布精细化计算。

3) 经仿真及实际变压器实验验证，本文所提方法在仿真变压器温度分布计算的准确率超过 98%，在实际变压器温度分布计算的准确率超过 85%；且计算时长均小于 6 s。

参考文献 References

- [1] 蔡希鹏, 邹常跃, 彭发喜, 等. 超大规模海上风电海陆一体直流输电技术探讨[J]. 电网技术, 2024, 48(7): 2895-2901.
CAI Xipeng, ZOU Changyue, PENG Faxi, et al. Discussion on HVDC transmission technology for super-large scale offshore wind power under offshore-onshore Integration[J]. Power System Technology, 2024, 48(7): 2895-2901.
- [2] 刘璐洁, 单国优, 陈 龙, 等. 考虑海洋环境影响的风电机组两阶段滚动优化维护策略[J/OL]. 电力系统自动化, 2024: 1-23 [2025-07-31]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1180.tp.20241031.1441.004>.
LIU Lujie, SHAN Guoyou, CHEN Long, et al. Two stages of offshore wind turbines considering the impact of the marine environmentrolling optimization maintenance strategy[J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 2024: 1-23[2025-07-31]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1180.tp.20241031.1441.004>.
- [3] 李清泉, 朱 然, 李姝奇, 等. 换流变压器电热耦合数值计算方法综述[J]. 高电压技术, 2024, 50(10): 4734-4748.
LI Qingquan, ZHU Ran, LI Shuqi, et al. Review of numerical calculation methods for electro-thermal coupling of converter transformers[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(10): 4734-4748.
- [4] 杨 帆, 郝翰学, 王鹏博, 等. 电力装备多物理场数值计算发展现状[J]. 高电压技术, 2023, 49(6): 2348-2364.
YANG Fan, HAO Hanxue, WANG Pengbo, et al. State of the art of multiphysics simulation technology for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(6): 2348-2364.
- [5] 程书灿, 赵彦普, 张军飞, 等. 电力设备多物理场仿真技术及软件

- 发展现状[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(10): 121-137.
- CHENG Shucan, ZHAO Yanpu, ZHANG Junfei, et al. State of the art of multiphysics simulation technology and software development for power equipment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(10): 121-137.
- [6] 刘云鹏, 刘一瑾, 刘刚, 等. 电力变压器智能运维的数字孪生体构想[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8636-8651.
- LIU Yunpeng, LIU Yijin, LIU Gang, et al. Digital twin conception of intelligent operation and maintenance of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8636-8651.
- [7] SUN L F, XU M C, REN H, et al. Multi-point grounding fault diagnosis and temperature field coupling analysis of oil-immersed transformer core based on finite element simulation[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 55: 104108.
- [8] 阮江军, 张宇, 张宇娇, 等. 电气设备电磁多物理场数值仿真研究与应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(3): 739-756.
- RUAN Jiangjun, ZHANG Yu, ZHANG Yujiao, et al. Numerical simulation research and applications of electromagnetic multiphysical field for electrical equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(3): 739-756.
- [9] 廖才波, 阮江军, 刘超, 等. 油浸式变压器三维电磁-流体-温度场耦合分析方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(9): 150-155.
- LIAO Caibo, RUAN Jiangjun, LIU Chao, et al. Comprehensive analysis of 3-D electromagnetic-fluid-thermal fields of oil-immersed transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(9): 150-155.
- [10] 谢裕清, 李琳, 宋雅吾, 等. 油浸式电力变压器绕组温升的多物理场耦合计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(21): 5957-5965.
- XIE Yuqing, LI Lin, SONG Yawu, et al. Multi-physical field coupled method for temperature rise of winding in oil-immersed power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(21): 5957-5965.
- [11] 曾非同, 关向雨, 黄以政, 等. 基于多尺度多物理场的油浸式变压器流动-传热数值研究[J]. 电工技术学报, 2020, 35(16): 3436-3444.
- ZENG Feitong, GUAN Xiangyu, HUANG Yizheng, et al. Numerical study on flow-heat transfer of oil-immersed transformer based on multiple-scale and multiple-physical fields[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(16): 3436-3444.
- [12] 刘可心, 刘云鹏, 傅榕韵, 等. 基于径向基函数-扩展动态模态分解的油浸式电力变压器绕组瞬态温度场快速预测方法[J/OL]. 中国电机工程学报, 2025: 1-15[2025-07-31]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2107.TM.20250225.1556.011>.
- LIU Kexin, LIU Yunpeng, FU Rongyun, et al. Rapid prediction method for transient temperature rise of oil-immersed power transformer winding based on RBF-EDMD[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2025: 1-15[2025-07-31]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2107.TM.20250225.1556.011>.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 邓永清, 阮江军, 董旭柱, 等. 基于流线分析的 10 kV 油浸式变压器绕组热点温度反演模型建立及验证研究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(8): 3191-3204.
- DENG Yongqing, RUAN Jiangjun, DONG Xuzhu, et al. Establishment and verification of 10 kV oil immersed transformer winding hot spot temperature inversion model based on streamline analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(8): 3191-3204.
- [16] 倪子瞻, 盛戈皞, 张立静, 等. 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[J]. 高电压技术, 2023, 49(6): 2466-2477.
- NI Zizhan, SHENG Gehao, ZHANG Lijing, et al. Dynamic inversion method of hot spot temperature of oil-immersed transformer based on combination of multiphysics simulation and neural network algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(6): 2466-2477.
- [17] 吴泽华, 吴宝英, 赵林杰, 等. 面向输变电设备数字孪生的多物理场正反演快速仿真关键技术综述[J]. 电网技术, 2024, 48(10): 4215-4230.
- WU Zehua, WU Baoying, ZHAO Linjie, et al. Review of forward and reverse multi-field simulation technology for digital twin of electrical power equipment[J]. Power System Technology, 2024, 48(10): 4215-4230.
- [18] 刘亚东, 严英杰, 严波, 等. 电力装备内部状态反演重构研究框架与应用展望[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 2883-2896.
- LIU Yadong, YAN Yingjie, YAN Bo, et al. Framework and application prospect of internal state inversion and reconstruction of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 2883-2896.
- [19] DENG Y Q, RUAN J J, QUAN Y, et al. A method for hot spot temperature prediction of a 10 kV oil-immersed transformer[J]. IEEE Access, 2019, 7: 107380-107388.
- [20] 骆小满, 阮江军, 邓永清, 等. 基于多物理场计算和模糊神经网络算法的变压器热点温度反演[J]. 高电压技术, 2020, 46(3): 860-866.
- LUO Xiaoman, RUAN Jiangjun, DENG Yongqing, et al. Transformer hot-spot temperature inversion based on multi-physics calculation and fuzzy neural network algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(3): 860-866.
- [21] BRAGONE F, MOROZOVSKA K, HILBER P, et al. Physics-informed neural networks for modelling power transformer's dynamic thermal behaviour[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 211: 108447.
- [22] PENG X W, LI X C, GONG Z Q, et al. A deep learning method based on partition modeling for reconstructing temperature field[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2022, 182: 107802.
- [23] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [24] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J].

International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2): 336-359.

[25] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J]. Journal of Big Data, 2019, 6(1): 60.

[26] GAO Z S, YANG G D, LI E, et al. Insulator segmentation for power line inspection based on modified conditional generative adversarial network[J]. Journal of Sensors, 2019, 2019: 4245329.

[27] LEKAVIČIUS J, GRUŽAUSKAS V. Data Augmentation with generative adversarial network for solar panel segmentation from remote sensing images[J]. Energies, 2024, 17(13): 3204.

[28] 孟祥剑, 石欣羽, 张承慧, 等. 基于 pix2pixHD 图像修复的光伏电站秒级功率预测方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(9): 3894-3903.

MENG Xiangjian, SHI Xinyu, ZHANG Chenghui, et al. Second-level photovoltaic power forecasting method based on pix2pixHD image restoration[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3894-3903.

[29] 江俊杰, 胡 军, 马国明, 等. 数字化电力装备专用传感应用需求与发展趋势[J]. 高电压技术, 2024, 50(8): 3271-3302.

JIANG Junjie, HU Jun, MA Guoming, et al. Application requirements and development trend of special sensors in digital electrical equipment[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3271-3302.

[30] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, America: IEEE, 2017: 5967-5976.



LI Zihao
Ph.D. candidate



HE Yigang
Ph.D., Professor
Corresponding author

李紫豪
1998—, 男, 博士生
主要从事电力变压器故障诊断及状态评估方面的研究工作
E-mail: zihao1209@whu.edu.cn

何怡刚(通信作者)
1966—, 男, 博士, 教授, 博导
主要从事电力设备故障诊断及状态评估方面的研究工作
E-mail: yghe1221@whu.edu.cn

收稿日期 2024-12-23 修回日期 2025-08-15 编辑 曹昭君