基于物理引导神经网络的耐张线夹引流板两阶段温度预测方法

吴　田[1, 2, 3]，王晨阳[1, 2]，邱中华[4]，张博林[1, 2]，巨心悦[1, 2]，赵梓杰[1, 2]

（1. 三峡大学电气与新能源学院，湖北 宜昌 443002；2. 湖北省输电线路工程技术研究中心，湖北 宜昌 443002；3. 三峡大学三峡数智研究院，湖北 宜昌 443002；4. 国网四川省电力公司超高压分公司，成都 610000）

摘要：输电线路中以耐张线夹引流板为代表的导线连接金具的接触退化可能引发异常过热，严重时可造成导线损伤甚至断线，威胁线路安全运行。针对耐张线夹引流板接触状态难以直接获取、实际退化样本有限，以及接触退化引起的温度异常易受负荷与气象条件影响而被掩盖等问题，提出一种基于物理引导神经网络（physics-guided neural networks，PGNN）的耐张线夹引流板两阶段温度预测方法。首先，构建基于力电热耦合与微观接触力学的引流板仿真模型，并通过试验验证了仿真的有效性，分析接触退化致热机理并生成多工况数据集。其次，构建两阶段温度预测模型：第一阶段利用观测工况下的表面温度、负荷电流和气象环境信息反演等效电热接触状态；第二阶段以该状态为中间变量，结合目标工况负荷电流和气象环境信息，预测引流板温度。结果表明，所提 PGNN 模型温度预测平均 RMSE 为 2.093 ℃，综合精度优于对比模型，试验数据下预测平均相对误差为 5.82%，在稀疏样本训练条件下也表现出较好的预测性能，在 3 类物理响应规则下的平均违反率为 0.3%。

关键词：物理引导神经网络；导线连接金具；耐张线夹引流板；温度预测；多物理场耦合

Two-stage Temperature Prediction Method for Strain-Clamp Jumper Plates Based on Physics-guided Neural Networks

WU Tian[1, 2, 3]，WANG Chenyang[1, 2]，QIU Zhonghua[4]，ZHANG Bolin[1, 2]，JU Xinyu[1, 2]，ZHAO Zijie[1, 2]

（1. College of Electrical Engineering and New Energy，China Three Gorges University，Hubei Yichang 443002，China；2. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line，Hubei Yichang 443002，China；3. Three Gorges Digital Intelligence Institute，China Three Gorges University，Hubei Yichang 443002，China；4. State Grid Sichuan Extra High Voltage Company，Chengdu 610000，China）

Abstract：Abnormal overheating caused by contact degradation in conductor connection fittings of transmission lines，represented by strain-clamp jumper plates，may lead to conductor damage or even breakage，posing a threat to the safe operation of transmission lines. To address the difficulties in directly obtaining the contact state of strain-clamp jumper plates，the limited availability of actual degradation samples，and the fact that temperature anomalies caused by contact degradation may be masked by load and meteorological conditions，a two-stage temperature prediction method for strain-clamp jumper plates based on Physics-Guided Neural Networks（PGNN）is proposed. First，a jumper-plate simulation model based on mechanical-electrical-thermal coupling and microscopic contact mechanics is established and experimentally validated. The heat-generation mechanism induced by contact degradation is then analyzed，and a multi-condition dataset is generated. Second，a two-stage temperature prediction model is constructed. In the first stage，the equivalent electrothermal contact state is inferred from the surface temperature，load current，and meteorological information under the observed operating condition. In the second stage，this state is used as an intermediate variable and combined with the load current and meteorological information under the target operating condition to predict the jumper-plate temperature. The results show that the proposed PGNN achieves an average RMSE of 2.093 ℃，outperforming the comparison models，with an average relative error of 5.82% on experimental data. It also performs well under sparse-sample training conditions，with an average physical violation rate of 0.3%.

Key words：physics-guided neural networks；conductor connection fittings；strain clamp jumper plate；temperature prediction；multiphysics coupling

基金项目:国家电网公司科学技术项目(5500-202455164A-1-1-ZN)；国家自然科学基金资助项目(51807110)。

Project Supported by Science and Technology Projects of State Grid Corporation of China(5500-202455164A-1-1-ZN)，National Natural Science Foundation of China(51807110).

0 引言

导线连接金具是架空输电线路中承担机械连接与电流传输功能的关键部件[1]，其中耐张线夹及其引流板是典型的连接金具，其电热运行状态关系到线路载流能力及安全运行。长期服役过程中，连接部位易受导线振动与热胀冷缩造成螺栓紧固力衰减，导致真实接触面积减小、接触电阻增大[2]，并在大电流作用下产生局部过热[3]。若发热缺陷未能及时发现，可能引起引流板烧蚀、导线损伤甚至断线事故，因此，开展导线连接金具接触状态识别与温度预测研究具有重要工程意义[4]。

从发热机理看，导线连接金具温度是接触状态、负荷电流和气象环境共同作用的结果[5]。接触状态影响界面接触电阻和接触热阻，负荷电流决定焦耳热强度，环境温度、风速和太阳辐照则影响对流、辐射及太阳吸热边界条件[6]。电接触理论表明，金属界面真实导通主要发生在微观接触斑点处，接触压力及表面粗糙度会显著影响接触电阻[7]；CMY(cooper-mikic-yovanovich)热接触导率模型揭示了接触压力、材料性质和微凸体形貌与界面传热能力之间的关系[8]；架空导线温度计算标准也表明，载流导体温度受电流、风速、环境温度和太阳辐射等因素共同影响[9]。低环境温度、高风速及低负荷等工况可能削弱接触退化引起的温度异常，而高环境温度、低风速、高负荷及强太阳辐照则可能放大过热风险。因此，利用巡检可获取的表面温度和运行环境信息预测高温升风险工况下的温度响应，可为导线连接金具隐性缺陷筛查和预防性检修提供方法基础。

目前，国内外关于耐张线夹及导线连接金具发热的研究可分为 3 类。第一类是基于有限元方法的温度场仿真研究。包健康等建立了耐张线夹电接触温升有限元模型，分析了接触压力与最高温度之间的关系[10]；董选昌等构建了耐张线夹电磁—热耦合模型，研究了接触电阻变化对三维温度场的影响[11]。第二类是基于温度监测或缺陷识别的诊断研究。方春华等提出了基于 Swin Transformer 的引流板缺陷超声检测技术及智能识别方法，为引流板缺陷智能识别提供了参考[12]。第三类是面向工程现场发热隐患的分析与治理研究。汪恒等结合红外测温、回路电阻测量和数值仿真分析了线夹发热隐患，指出接触不良和接触电阻过大是异常发热的重要原因[13]。上述研究为连接金具发热机理分析、温度场仿真和缺陷诊断提供了基础。

然而，现有研究多侧重于在给定接触电阻、接触压力或缺陷位置条件下进行正向温升计算，较少利用表面温度、负荷电流和气象环境信息反演界面接触状态[14]；同时，退化实测样本稀缺，纯数据驱动模型难以显式表征接触退化、焦耳发热、传导散热和环境换热之间的物理关系，易出现偏离物理规律的预测结果[15]。近年来，物理信息神经网络和物理引导机器学习为复杂工程系统中的小样本建模、反问题求解和可解释预测提供了新思路[16]。其中，PINN(physics-informed neural networks)主要通过偏微分方程残差约束网络训练[17]，而PGNN(physics-guided neural networks)更侧重于将物理损失、单调性约束或一致性约束嵌入数据驱动模型，从而提升预测精度、物理一致性和工程适用性[18]。

针对上述问题，本文提出一种基于物理引导神经网络的耐张线夹引流板两阶段温度预测方法。本文主要工作如下：

1)构建耐张线夹引流板力电热耦合多物理场仿真模型，建立接触压力与界面电热传输特性之间的关联，并通过工频通流试验验证模型的温升计算合理性，为多工况数据集构建和物理引导建模提供基础。

2)提出两阶段温度预测方法。第一阶段利用表面温度、负荷电流和气象环境等可观测信息反演等效电热接触状态；第二阶段将估计状态作为中间变

量，预测目标工况下的稳态温度响应。

3)在模型训练中引入热平衡约束、响应单调性约束和温升层级约束等物理损失，将发热、传热与散热规律转化为可微损失项，提升模型在稀疏样本的预测精度与物理一致性。

1　引流板温升仿真模型

1.1　模型建立与简化

1.1.1　温升机理与建模思路

耐张线夹引流板作为典型导线连接金具，其温升受接触状态、负荷电流及气象环境共同影响。接触退化会减小界面真实接触面积，增大接触电阻和热阻；负荷电流产生本体焦耳热和界面附加热耗散；外表面对流、辐射及太阳辐照共同决定吸热散热边界。基于此，文中采用力电热耦合建模框架：首先求解螺栓预紧力作用下的接触压力，其次建立压力相关的界面电热传输模型，最后结合焦耳热、界面热源及环境换热边界，获得引流板稳态温度场。

1.1.2　模型简化

文中以NY400/35 型铝合金耐张线夹为对象，该型号线夹与 400/35 规格钢芯铝绞线配套使用，在 220 kV及以上架空输电线路应用广泛，其典型搭接结构可反映导线连接金具接触退化引起的局部过热问题。在Comsol中建立引流板及线夹本体三维模型见图 1。为兼顾计算效率与仿真精度，做如下简化：①忽略工频条件下的电磁波传播效应，采用准静态导电模型；②保留主通流路径、螺栓连接区和关键接触界面，忽略螺纹、倒角等局部细节；③压接区采用等体积、等电导率均匀材料等效；④通过螺栓拧紧力矩调节接触压力，并采用CMY热接触关联及相应的电接触关联表征界面传导率变化。上述简化可提高参数化计算效率和求解稳定性。文中主要考虑螺栓紧固力下降引起的接触退化，并采用均匀紧固条件表征不同接触状态。

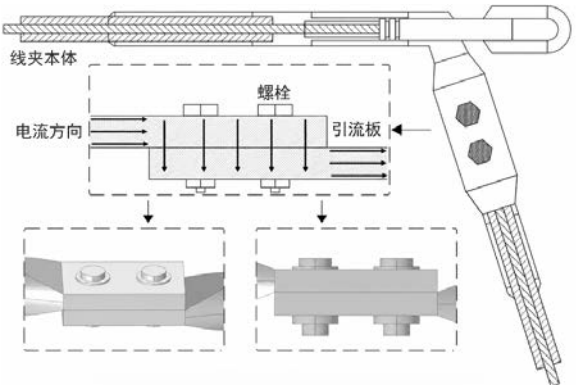


图 1　NY400/35 型耐张线夹引流板三维几何模型

Fig. 1　3D model of the NY400/35 strain clamp jumper plate

1.2　控制方程及边界条件

1.2.1　固体力学、电流场与温度场控制方程

在引流板及螺栓紧固组件的固体区域内，力学形变满足稳态弹性力学平衡方程

$$\nabla \cdot \boldsymbol{\sigma}_s + \mathbf{F}_v = 0 \tag{1}$$

式(1)中：$\boldsymbol{\sigma}_s$ 为柯西应力张量；$\mathbf{F}_v$ 为体积力矢量。

在导体区域内，电流场满足电流连续性方程：

$$\nabla \cdot \mathbf{J} = 0 \tag{2}$$

$$\mathbf{J} = \sigma(T)\mathbf{E} = -\sigma(T)\nabla\varphi \tag{3}$$

式(2)、(3)中：$\mathbf{J}$ 为电流密度矢量；$\mathbf{E}$ 为电场强度矢量；φ 为电位；$\sigma(T)$ 为材料的温度相关电导率，采用线性温度修正模型

$$\sigma(T) = \frac{\sigma_{20}}{1+\alpha(T-T_{20})} \tag{4}$$

式(4)中：σ_{20} 为参考温度(20 ℃)下的电导率；α 为电阻温度系数。由导体区域内电流传输产生的单位体积焦耳热源 Q_J 为

$$Q_J = \mathbf{J}\cdot\mathbf{E} = \sigma(T)\,|\nabla\varphi|^2 \tag{5}$$

该项作为体积热源载荷映射至温度场。

引流板及其相关金具的稳态温度场分布满足能量守恒方程

$$\nabla \cdot (k\nabla T) + Q = 0 \tag{6}$$

式(6)中：k 为材料导热系数；T 为温度；Q 为导体区域内的体积热源，主要来源于导体本体焦耳

热。

1.2.2　界面电热传输表征

引流板连接界面的电热传输能力低于理想连续介质，且受接触压力显著影响。文中采用经典 CMY 模型表征界面热接触导率，并基于电、热缩流传输的相似性，采用相同的粗糙接触关联形式表征接触电导率[19]。界面的法向电流密度 J_n 与法向热流密度 q_n 的连续性条件可表示为：

$$J_n = h_{ec}(\varphi_1 - \varphi_2) \tag{7}$$

$$q_n = h_{tc}(T_1 - T_2) \tag{8}$$

式(7)、(8)中：h_{ec} 为接触电导率，$\mathrm{S/m^2}$；h_{tc} 为接触热导率，$\mathrm{W/(m^2 \cdot K)}$；角标 1、2 表示界面两侧。

接触热导率由 CMY 关联式确定，接触电导率采用相同的压力—粗糙度关联形式表征，二者均随固体力学场计算所得的局部接触压力变化

$$h_{tc} = 1.25 k_{contact} \frac{m_{slope}}{\sigma_{rough}} \left(\frac{P_c}{H_c} \right)^{0.95} \tag{9}$$

式(9)中：$k_{contact}$ 为接触面材料的调和平均导热系数；m_{slope} 为微凸体平均斜率；σ_{rough} 为表面粗糙度均方根；H_c 为材料的微硬度。通过引入上述界面电热接触关联，模型建立了力矩下降、接触压力降低与界面电热传输能力退化之间的耦合关系[20]，从而模拟不同接触状态下引流板局部热点的形成特征。

1.2.3　边界条件设置

电流场边界方面，在输入端施加总电流边界条件以表征线路负荷电流，即：

$$\int_{\Gamma_{in}} \mathbf{J} \cdot \mathbf{n} dS = I \tag{10}$$

$$\varphi \,|\, \Gamma_{out} = 0 \tag{11}$$

式(10)、(11)中：I 为负荷电流有效值；Γ_{in}、Γ_{out} 分别为电流输入端和输出端边界。其余外表面设为电绝缘边界

$$\mathbf{n} \cdot \mathbf{J} = 0 \tag{12}$$

热场边界方面，引流板表面通过对流与辐射向环境散热，并吸收太阳辐照，其综合热通量边界条件表示为

$$\begin{aligned} -k\nabla T \cdot \mathbf{n} &= h(v)(T - T_a) + \\ \varepsilon\sigma_{\mathrm{SB}} &\left[(T + 273.15)^4 - (T_{\mathrm{amb}} + 273.15)^4 \right] - \alpha_s G \end{aligned} \tag{13}$$

式(13)中：$h(v)$ 为与风速相关的对流换热系数；T_a 为环境温度；ε 为表面发射率；σ_{SB} 为斯特藩–玻尔兹曼常数；T_{amb} 为背景辐射温度，表示引流板与周围环境进行长波辐射换热时的等效环境温度；α_s 为太阳吸收率；G 为太阳辐照强度[21]。文中仿真中取 $T_{\mathrm{amb}} = T_a$，即背景辐射温度随环境温度同步变化。

1.3　参数设置

为保证仿真模型能够较准确地反映 NY400/35 型耐张线夹引流板在不同接触状态和环境工况下的温升响应，参考标准 GB 50545—2010[22]，结合工程材料参数、接触界面特性以及耐张线夹引流板运行工况与环境参数，文中对模型中的材料属性、接触微观参数及环境载荷进行了统一设置。仿真模型材料物理参数见表 1，接触界面、运行工况及环境边界参数设置见表 2。

表 1 仿真模型材料物理参数

Table 1　Material parameters of the simulation model

参数名称	铝合金(Alloy)	钢(Steel)
密度 ρ /(kg·m^{-3})	2 700	7 850
参考电导率(20 ℃) σ_{20} /(s·m^{-1})	3.8×10^7	6.0×10^6
导热系数 k /[W·(m·K)$^{-1}$]	238	44
定压比热容 C_p /[J·(kg·K)$^{-1}$]	900	475
电阻温度系数 α /K^{-1}	0.003 9	0.004 5

表 2 接触界面、运行工况及环境边界参数设置

Table 2　Contact，operating，and boundary parameters

参数分类	参数名称	取值/范围
接触参数	表面粗糙度 σ_{rough} / μm	1.6
	平均斜率 m_{slope}	0.1
	微硬度 H_c / MPa	900
	扭矩系数 K	0.20
运行工况	负荷电流 I / A	200~600

	拧紧力矩 M /(N·m)	1~80
	环境风速 v/(ms^{-1})	0~10
气象环境	环境温度/℃	10~40
	背景辐射温度/℃	$T_{amb}=T_a$
	太阳辐照强度/(W·m^{-2})	0~1 000
边界常数	发射率	0.9

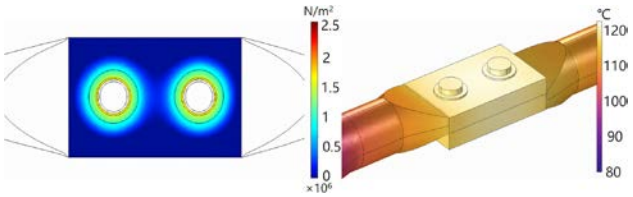
1.4 模型求解与仿真结果

1.4.1 模型求解

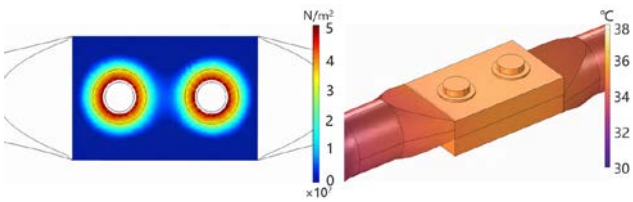
针对接触非线性和电—热反馈效应，文中采用先力学接触、后电热耦合的求解策略。先计算螺栓预紧载荷下的搭接面接触压力，并据此更新界面接触电导率和热导率；随后进行电流场与温度场耦合计算，最终获得不同工况下的稳态温度分布。

1.4.2 仿真结果分析

为分析不同接触状态下耐张线夹引流板的温升特性，在环境温度 25 ℃、风速 2 m/s、太阳辐照强度 600 W/m^2、负荷电流 600 A 条件下，选取 1 N·m 和 80 N·m 分别构造接触退化与正常接触工况。正常工况下，引流板搭接区域接触压力分布较为均匀，界面有效接触面积较大，电流传输较稳定，因此整体温度场分布较平缓，未出现明显异常热点。而当螺栓拧紧力矩降低至 1 N·m 时，接触面压力明显减小，引流板接触不充分，导致界面接触电导率与热导率下降，局部附加电阻发热增强[23]，热点主要集中于螺栓接触区域。接触面压力云图与引流板温度分布见图 2。



(a) 故障工况

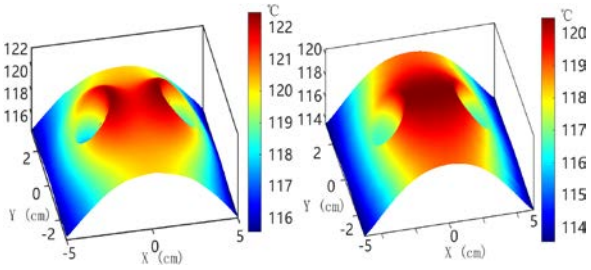


(b) 正常运行

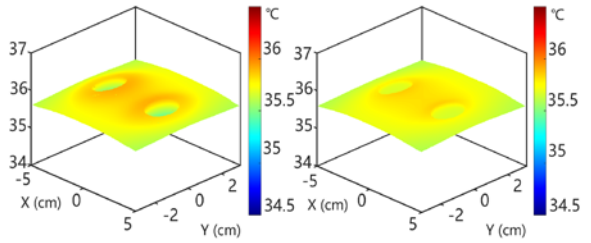
图 2 接触面压力云图与引流板温度分布

Fig. 2 Contact pressure contour and jumper plate temperature distribution

接触退化工况下，高温区域首先出现在螺栓附近的接触界面，并向周围及上表面扩展，使接触面温度高于外表面温度，且温度沿 X 轴呈先升高后降低趋势。由于螺栓并非主通流路径，其焦耳热较小且导热能力低于铝合金，引流板主体区域升温更明显。相比之下，正常工况下接触面及表面温度分布较均匀，见图 3。结果表明，接触不良会抬升界面温度并影响表面温度分布，表面温度异常可作为连接金具接触状态劣化的重要表征。



(a) 故障工况接触面　　(b) 故障工况上表面



(c) 正常运行接触面　　(d) 正常运行上表面

图 3 引流板接触面与上表面温度场对比

Fig. 3 Temperature fields of contact and upper surfaces

1.5 多物理场仿真模型的通流试验验证

为了验证 NY400/35 型耐张线夹引流板模型，参考已有线夹温升试验方法，搭建工频通流试验平台。试验平台由 380 V 交流电源、调压器、电流互感器、电容箱、力矩扳手、耐张线夹试样、热电偶测温仪及气象监测设备组成，见图 4。试验中调节回路电流，将热电偶布置于引流板上表面螺栓连接区域热点处，测量其表面温度。

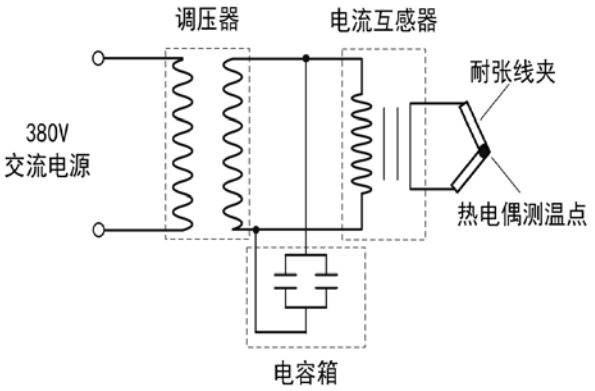


图 4　引流板工频通流温升试验平台

Fig. 4　Current-carrying temperature-rise test platform

试验在室外自然环境下进行，同步记录环境温度、风速和太阳辐照强度。按照设定拧紧力矩装配线夹并调节负荷电流，当环境参数相对稳定且测点温度达到准稳态后记录表面温度，共获得 30 组不同拧紧力矩、负荷电流及环境条件下的试验数据，并与相同工况下的 Comsol 仿真结果进行比较，结果见图 5。

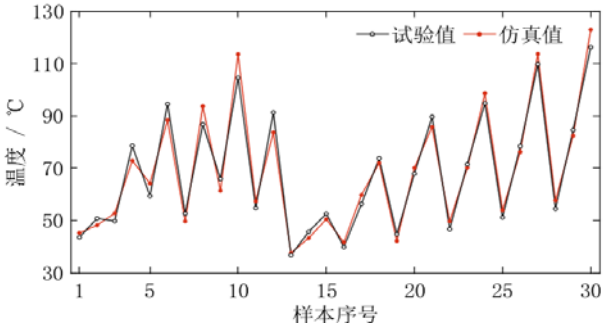


图 5　试验与仿真温度对比

Fig. 5　Comparison of experimental and simulated temperatures

各工况下仿真温度与试验温度平均相对误差为 5.16%。结果表明，所构建的多物理场模型能够在试验工况范围内较好地反映耐张线夹引流板不同接触状态下的稳态温升变化，可作为后续温升样本生成的计算基础。

1.6　数据集构建

针对实测退化样本获取困难的问题，文中基于上述 Comsol 多物理场模型构建仿真数据集，选取拧紧力矩、负荷电流、环境温度、风速和太阳辐照强度为输入，以引流板表面平均温度和接触面平均温度为输出，变量范围见表 2。采用拉丁超立方采样生成多工况组合，并逐组进行稳态仿真，形成 2 000 组样本。同时从各工况稳态仿真结果中提取总焦耳损耗、接触区域至外表面的传导热流等物理量，用于计算后续热平衡约束所需的等效电阻和等效热阻；等效换热面积则由仿真模型外表面几何边界确定。为验证数据趋势的合理性，对样本进行 Pearson 相关性分析，见图 6。

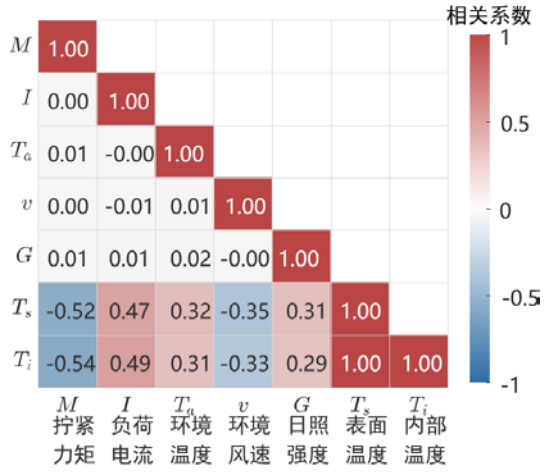


图 6　各因素与引流板内外温度相关性分析

Fig. 6　Correlation between factors and jumper plate temperatures

结果表明，拧紧力矩、风速与温度呈负相关，负荷电流、环境温度和太阳辐照强度与温度呈正相关，符合接触退化致热、焦耳发热及环境换热规律，表明样本总体变化趋势与基本物理规律一致。

2　两阶段温度预测模型

2.1　问题定义与等效电热接触状态表征

2.1.1　问题定义

导线连接金具在长期运行过程中，受接触退化、负荷电流及气象环境等因素共同影响，其连接界面的导电与导热性能会发生变化，进而引起局部发热增强和温升异常。由于接触状态难以直接在线测量，而表面温度及运行工况信息相对易于获取，因此，文中利用观测工况下的表面温度、负荷电流及气象环境信息估计等效电热接触状态，并进一步结合目标工况参数预测引流板温度。其中，目标工况指待预测条件下的负荷电流及气象环境参数组

合，从而形成可观测信息—等效电热接触状态—目标工况温度的两阶段预测流程，为潜在过热风险的提前判断提供依据。

2.1.2 界面等效电热接触状态指标构建

耐张线夹引流板的接触状态反映观测时刻连接界面的宏观电热性能。文中的拧紧力矩仅用于形成不同程度的接触状态，不作为接触状态或退化程度的定量表征。文中主要考虑螺栓紧固力下降引起的接触压力退化，并以界面的宏观电热性能构建等效状态表征，用于描述与温度响应相关的综合接触状态[24]。粗糙金属界面的电、热传输具有共同的机械接触基础，均受真实接触区域及接触压力变化影响[25]。文中参考电接触电阻理论和热接触导通模型，选取等效接触电阻 R_c 和等效热接触导率 H_{tc} 表征界面的导电与导热能力，结合前述粗糙界面接触理论及 CMY 模型，接触压力降低时，R_c 增大而 H_{tc} 降低，二者均随接触状态呈非线性变化[26]。采用对数变换可减弱这种非线性尺度差异，同时使其具有一致的状态变化方向。在此基础上，对两类状态量进行无量纲化和对数变换，将归一化后的两类状态量进行融合，等效电热接触状态指标 C_s 表示为：

$$C_s = \omega_e N\left[-\ln\left(\frac{R_c}{R_{c,0}}\right)\right] + \omega_t N\left[\ln\left(\frac{H_{tc}}{H_{tc,0}}\right)\right] \tag{14}$$

$$N(x) = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{15}$$

式(14)、(15)中：$R_{c,0}$、$H_{tc,0}$ 分别为接触电阻和热接触导率的固定参考量，线性加权用于融合导电和导热两类互补状态信息，并非由单一接触物理方程直接推导得到；$N(x)$ 为归一化函数；ω_e 和 ω_t 分别为电接触状态和热接触状态权重，其取值依据验证集预测性能确定，并在后续训练和测试过程中保持固定，且 $\omega_e + \omega_t = 1$，$C_s \in [0,1]$，其值越大，表示界面导电导热能力越强。

2.2 模型构建

2.2.1 物理引导神经网络

多层感知机(multilayer perceptron，MLP)是一种典型的前馈型人工神经网络，主要由输入层、隐藏层和输出层构成[27]。网络各层之间采用全连接方式，相邻层神经元通过权重和偏置建立非线性映射关系。多层感知机结构图见图 7。

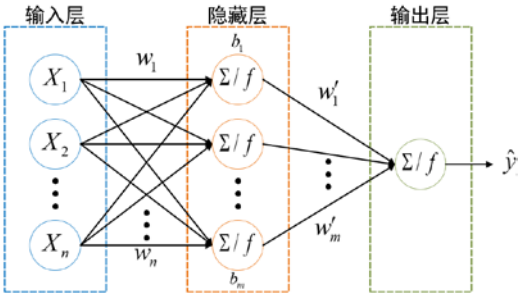


图 7 多层感知机结构图

Fig. 7 MLP structure

文中的接触状态反演与温度预测问题具有明显的非线性耦合特征。传统 MLP 虽具备较强的非线性拟合能力，但仅依赖样本标签监督时，在数据稀疏或复杂工况下容易出现偏离物理规律的预测结果。基于此，文中在 MLP 基础上引入物理信息约束，其核心思想是在保持神经网络非线性映射能力的同时，将物理机理融入训练过程[28]。引入物理信息后，PGNN 的总体损失函数可表示为：

$$L = L_d + \lambda_{phy} L_{phy} \tag{16}$$

式(16)中：L_d 为数据监督损失，用于度量预测值与真实值之间的误差；L_{phy} 为物理约束损失；λ_{phy} 为权重系数。

2.2.2 两阶段建模框架

文中构建两阶段温度预测模型，第一阶段为等效电热接触状态反演模块。该模块以环境温度 T_a、太阳辐照 G、风速 v、负荷电流 I 及表面温度 T_s 为输入，输出状态表征量 $\hat{C}_s$，即

$$\hat{C}_s = f^{\text{inv}}\left(T_a, G, v, I, T_s\right) \tag{17}$$

由于该过程属于逆问题，训练中引入状态监督、链式一致性和物理约束，以增强等效状态反演结果的可靠性。

第二阶段为温度预测模块。该模块以环境温度、太阳辐照、风速、负荷电流及第一阶段输出的等效电热接触状态 $\hat{C}_s$ 为输入，采用分支式特征提取结构，其中环境分支用于提取边界条件特征，电热分支用于提取发热过程特征，两分支融合预测目标工况的稳态表面及接触面温度，即

$$[\hat{T}_s,\hat{T}_i]=f^{\mathrm{fwd}}(T_a^*,G^*,v^*,I^*,\hat{C}_s) \tag{18}$$

式(18)中，前向预测模型在训练过程中引入热平衡、单调性和温升层级等物理信息约束，以提高温度预测结果与基本热学规律的一致性。两阶段模型以等效电热接触状态作为中间变量实现耦合，使内部接触状态通过目标工况下的温度响应得到表征，并为温升风险分析提供参考。模型框架见图 8。

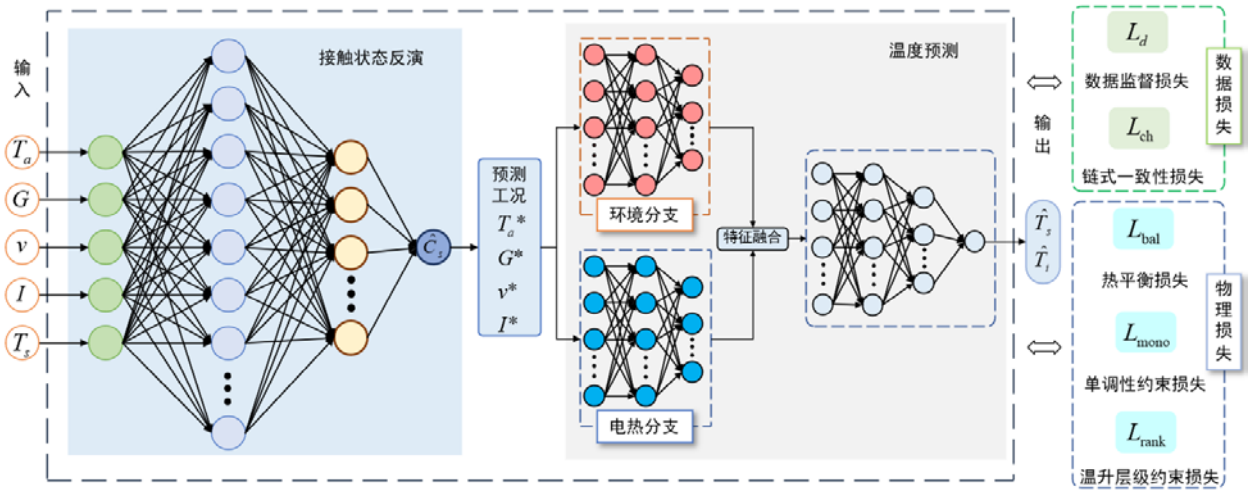


图 8　模型框架图

Fig. 8　Model framework

2.2.3　损失函数设计

为兼顾预测精度与物理一致性，文中在数据监督基础上进一步引入热平衡、响应单调性和温度层级约束。首先，文中将反演阶段监督损失、前向阶段监督损失以及链式一致性损失统一归纳为误差度量型损失，其一般形式可表示为

$$L_d=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}w_n\left\|\hat{y}_n-y_n\right\|_2^2 \tag{19}$$

式(19)中：N 为样本数；w_n 为第 n 个样本的权重；$\hat{y}_n$ 和 y_n 分别为预测输出与目标输出。当 y_n 取接触状态标签时，表示反演阶段监督损失；取温度标签时，式表示前向阶段监督损失；当 $\hat{y}_n$ 取链式温度预测、y_n 取真实温度时，表示链式一致性损失。

根据稳态温度场能量守恒关系，导体内部应满足发热与导热平衡，表面应满足对流、辐射及太阳辐照共同作用下的热通量平衡，将内部传热及表面换热过程进行集总等效[29]，对于第 n 个样本，接触区域至外表面的等效传导热流率为

$$Q_{i\to s}^{(n)}=\frac{\hat{T}_i^{(n)}-\hat{T}_s^{(n)}}{R_{\mathrm{th}}^{(n)}} \tag{20}$$

式(20)中，$R_{\mathrm{th}}^{(n)}$ 为接触区域至外表面传热路径的等效热阻。根据稳态条件下内部发热与向外传导热量之间的平衡关系，等效内部热平衡残差定义为

$$r_{\mathrm{in}}^{(n)}=I_n^2R_{\mathrm{e}}^{(n)}-Q_{i\to s}^{(n)} \tag{21}$$

式(21)中：$R_{\mathrm{e}}^{(n)}$ 为考虑导体本体电阻及接触附加电阻影响的等效电阻；$I_n^2R_{\mathrm{e}}^{(n)}$ 表示相应工况下的等效焦耳发热量。另一方面，将预测表面温度 $\hat{T}_s^{(n)}$ 代入式(13)，得到表面的等效净换热量

$$Q_{\mathrm{sf}}^{(n)}=A_{\mathrm{eff}}\left[h(v_n)(\hat{T}_s^{(n)}-T_{a,n})+\varepsilon\sigma_{\mathrm{SB}}\left((\hat{T}_s^{(n)}+273.15)^4-(T_{\mathrm{amb},n}+273.15)^4\right)-\alpha_sG_n\right] \tag{22}$$

式(22)中，A_{eff} 为等效换热面积。由此，等效表

面热平衡残差表示为：$r_{\mathrm{sf}}^{(n)}=Q_{i\to s}^{(n)}-Q_{\mathrm{sf}}^{(n)}$。因此构造热平衡损失

$$L_{bal}=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\frac{1}{2}\left[\left(r_{in}^{(n)}\right)^2+\left(r_{sf}^{(n)}\right)^2\right] \tag{23}$$

依据关键输入变量与预测输出之间的物理响应方向，本文构造单调性约束损失，对违反已知物理变化规律的梯度施加惩罚。为统一表示反演阶段和前向阶段中的响应方向约束，损失可写为

$$L_{mono}=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sum_{j=1}^{J}\mathrm{ReLU}\left(s_j\cdot\frac{\partial\hat{y}_n}{\partial x_{j,n}}\right) \tag{24}$$

式(24)中：$x_{j,n}$为第 j 个输入变量；$\hat{y}_n$ 为对应预测输出；s_j 为期望响应方向系数。当输出应随输入增大而增大时，取 $s_j=-1$；当输出应随输入增大而减小时，取 $s_j=+1$。在反演阶段，该项主要用于约束接触状态不随表面温度升高而增大；在前向预测阶段，则主要用于约束温度对负荷电流、太阳辐照、风速及接触状态的响应方向符合实际热学规律。

为增强模型对不同工况下相对温升关系的辨识能力，文中在前向预测阶段进一步引入温升层级约束损失，其表达式为

$$L_{rank}=\frac{1}{|P|}\sum_{(i,j)\in P}\mathrm{ReLU}\left(m-\left(\hat{y}_i-\hat{y}_j\right)\right) \tag{25}$$

式(25)中：P 为满足先验排序关系的样本对集合；m 为排序间隔。该项用于保持不同风险工况之间合理的相对温升顺序，从而提高模型对高温风险工况相对温升关系的排序与辨识能力。

物理约束损失可统一表示为

$$L_{phy}=\lambda_{bal}L_{bal}+\lambda_{mono}L_{mono}+\lambda_{rank}L_{rank} \tag{26}$$

式(26)中，λ 为各损失的权重系数。将其与前述监督损失结合后，可得到式(16)所示的模型总损失函数。

2.2.4 模型训练策略与实现流程

为提高模型收敛稳定性与整体预测性能，文中采用“分阶段预训练—链式联合优化”的训练策略，训练流程见图 9。首先，按基础样本编号互斥划分训练、验证和测试集，在各子集内配对构造链式样本，并以训练集统计量归一化；其次，分别预训练等效电热接触状态反演和前向温度预测模型；然后，将两者串联，以反演接触状态作为前向输入，得到目标工况预测温度；最后，综合监督、链式一致性和物理约束损失进行联合优化，模型确定后利用测试集评估性能。后续反演精度与温度预测精度均基于联合优化后的最终模型统计，预训练结果仅用于模型初始化。

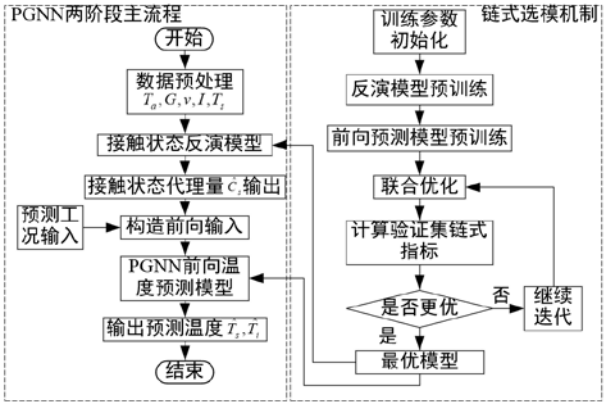


图 9　训练流程图

Fig. 9　Training workflow

2.3　模型训练与配置

为保证训练结果的可重复性，文中对数据集划分方式、优化器、学习率及关键损失权重进行了统一设置。考虑到热平衡、单调性和温升层级约束在本文中主要作为软物理引导项，用于提升预测结果的物理一致性，因此相关物理项权重设置相对较小。上述超参数结合验证集表现进行调优确定，见表 3。

表 3 模型主要参数与训练配置

Table 3　Main model parameters and training configuration

参数类别	参数名称或符号	设定值
数据划分	训练集：验证集：测试集	0.70：0.15：0.15
优化器	Adam	—
批量大小	batch size	64
反演学习率	inverse learning rate	3×10^{-3}
前向学习率	forward learning rate	3×10^{-3}
联合学习率	joint learning rate	4×10^{-4}
反演链式一致性权重	λ_{ch}^{inv}	0.35
热平衡损失权重	λ_{bal}^{fwd}	0.10

响应单调性损失权重	λ_{mono}^{fwd}	0.04
温升层级损失权重	λ_{rank}^{fwd}	0.06
联合前向监督权重	λ_{fwd}^{joint}	0.25
联合链式监督权重	λ_{ch}^{joint}	0.25
联合物理权重	λ_{phy}^{joint}	0.05
电接触状态权重	ω_e	0.60
热接触状态权重	ω_t	0.40

为验证所提方法的有效性，文中设置两类对比模型：一类为直接预测模型，即 Direct-MLP 和 Direct-PGNN，用于比较单阶段端到端温度预测效果；另一类为 MLP、SVR 和 XGBoost 采用与所提 PGNN 相同的等效电热接触状态反演—温度预测框架，但不引入 PGNN 中的物理约束，用于评价物理引导机制带来的性能差异。各模型从等效电热接触状态反演精度与温度预测精度及物理一致性等方面进行综合比较。

3 结果分析与讨论

3.1 评价指标选取

为评价模型在温度预测任务中的表现，文中选取均方根误差 RMSE、平均绝对误差 MAE 和决定系数 R^2 作为精度评价指标，并以物理违反率衡量模型输出是否满足基本物理规律。上述指标能够从误差大小、拟合程度和物理一致性 3 个方面衡量模型性能。均方根误差、平均绝对误差和决定系数定义为：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(\hat{y}_n-y_n)^2} \tag{27}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}|\hat{y}_n-y_n| \tag{28}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{n=1}^{N}(\hat{y}_n-y_n)^2}{\sum_{n=1}^{N}(y_n-\bar{y})^2} \tag{29}$$

式(27)-(29)中：N 为样本数；y_n 和 $\hat{y}_n$ 分别为参考值和预测值；$\bar{y}$ 为参考值均值。RMSE 和 MAE 用于衡量预测误差；R^2 用于评价模型对样本变化规律的拟合程度，其值越接近 1，表示拟合效果越好。

为评价模型输出是否符合基本物理规律，文中引入物理违反率指标，该指标参考物理引导学习中物理一致性思想[30]，并结合目标工况温度预测任务构建。其核心是通过统一测试样本和受控扰动，判断模型预测是否违背已知物理响应方向。以测试集样本为锚点，分别上调太阳辐照强度、负荷电流和风速，其余参数保持不变，构造扰动样本。若预测结果不满足物理规律，则记为一次物理违反。物理违反率定义为

$$\eta=\frac{N_{\mathrm{vio}}}{N_{\mathrm{all}}}\times 100\% \tag{30}$$

式(30)中：N_{vio} 为违反物理约束的样本数；N_{all} 为总样本数。

3.2 模型精度验证

文中模型与 Direct-MLP、Direct-PGNN、MLP、SVR 和 XGBoost 模型进行对比，各模型精度结果见表 4，精度对比见图 10。

表 4 各模型精度对比

Table 4 Model accuracy comparison

模型	支持反演	支持目标工况预测	反演 RMSE	反演 MAE	反演 R^2	温度预测平均 RMSE/℃	温度预测平均 MAE/℃	温度预测平均 R^2
Direct-MLP	否	是	—	—	—	3.415	2.407	0.984
Direct-PGNN	否	是	—	—	—	3.565	2.515	0.986
MLP	是	是	0.083	0.054	0.903	5.596	4.290	0.967
PGNN	是	是	0.056	0.034	0.955	2.093	1.254	0.995
SVR	是	是	0.091	0.057	0.883	6.422	4.017	0.956
XGBoost	是	是	0.104	0.072	0.847	8.650	5.969	0.921

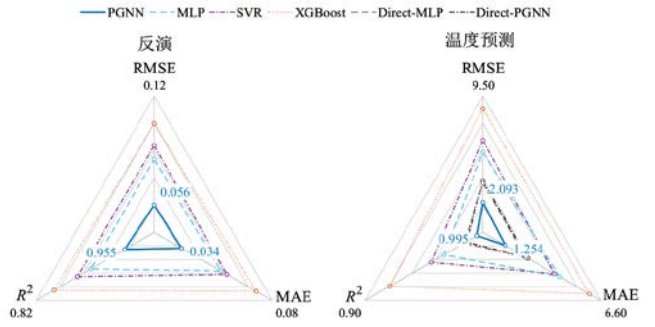
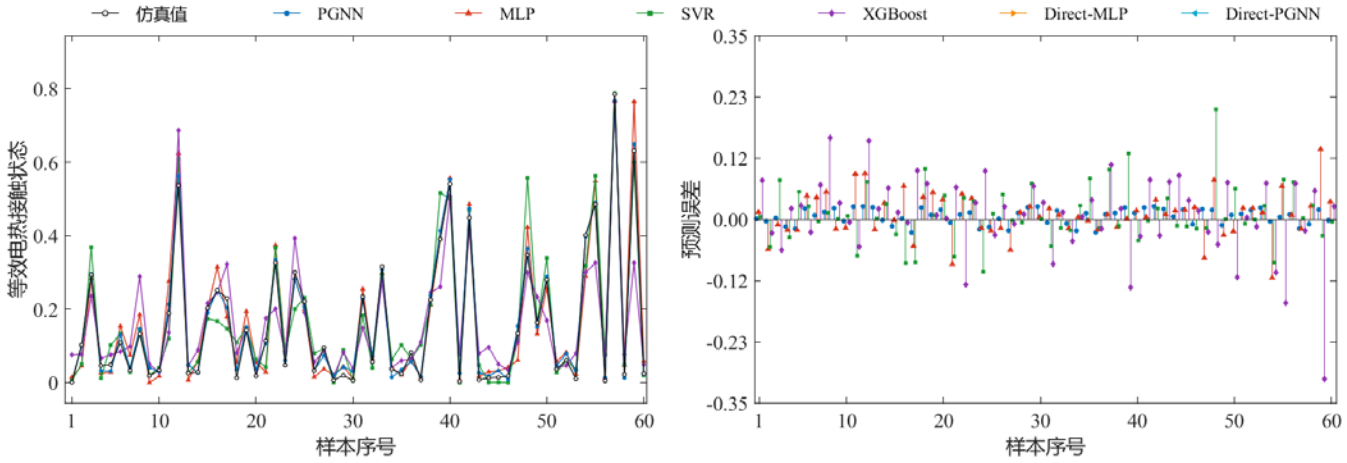


图 10 模型精度对比图

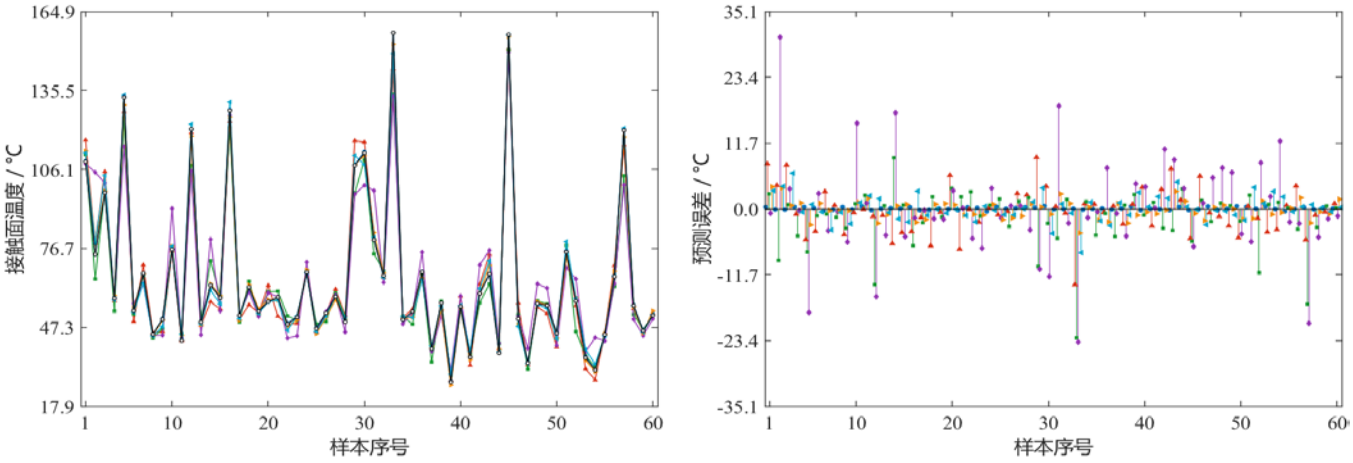
Fig. 10 Model accuracy comparison

由表 4 可知，PGNN 在接触状态反演和目标工况温度预测中均取得最优结果。其中，温度预测平均 RMSE、MAE 和 R^2 分别为 2.093℃、1.254℃和 0.995，优于 MLP、SVR 和 XGBoost 等链式模型。Direct-MLP

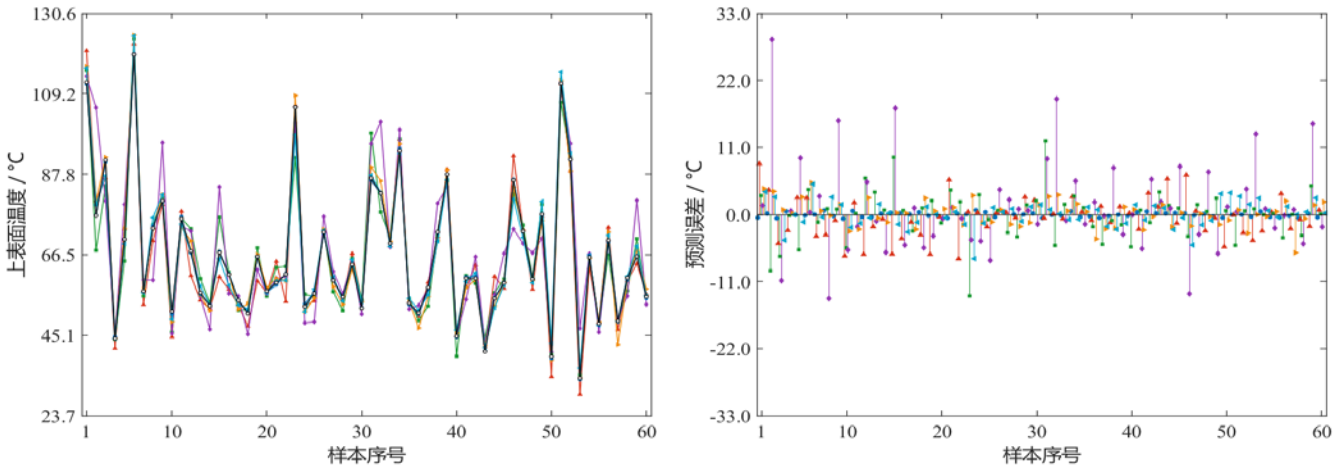
和 Direct-PGNN 不显式引入接触状态中间变量，因此无法实现接触状态反演；其温度预测误差在文中测试集上高于两阶段 PGNN。图 11 进一步表明，PGNN 的接触状态反演值及温度预测值与仿真值吻合最好，在温度峰值区域仍能保持较小偏差。



(a) 等效电热接触状态反演值及误差对比



(b) 引流板接触面温度及误差对比



(c) 引流板上表面温度及误差对比

图 11 各预测值及其误差对比图

Fig. 11 Comparison of Predicted Values and Their Errors

为定量分析第一阶段残余反演误差的传播效应，参考神经网络不确定性传播相关研究[31]，文中采用基

于实际反演残差经验分布的非参数 Monte Carlo 方法进行分析。首先，根据联合优化后测试集的接触状态反演残差构建经验误差分布，并从中随机抽样形成接触状态扰动。在保持负荷电流、环境温度、风速、太阳辐照强度及第二阶段网络参数不变的条件下，将扰动后的接触状态输入温度预测网络，并以扰动前后温度输出之差表征误差传播量。采用传播 RMSE、MAE 及 95%绝对偏差分位数评价第一阶段残余误差对第二阶段预测结果的影响。

结果表明，第一阶段残余反演误差传播至第二阶段后，接触面温度的传播 RMSE、MAE、95%绝对偏差分别为 0.82、0.61、1.58 ℃，上表面温度分别为 0.69、0.51、1.33 ℃。从误差量级来看，第一阶段残余反演误差引起的温度响应偏差相对较小，对最终预测结果的影响有限。

采用通流试验数据评价 PGNN 在实际试验工况下的温度预测性能，共构建 24 组观测—目标工况配对样本。在接触状态近似不变的条件下，将观测工况下的实测表面温度、负荷电流及气象环境信息输入第一阶段网络，反演等效电热接触状态，并结合目标工况参数预测引流板温度，结果见图 12。

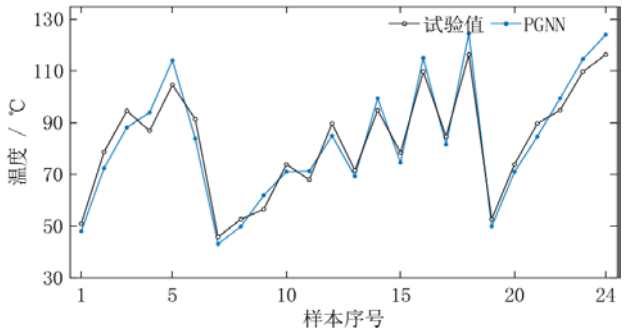


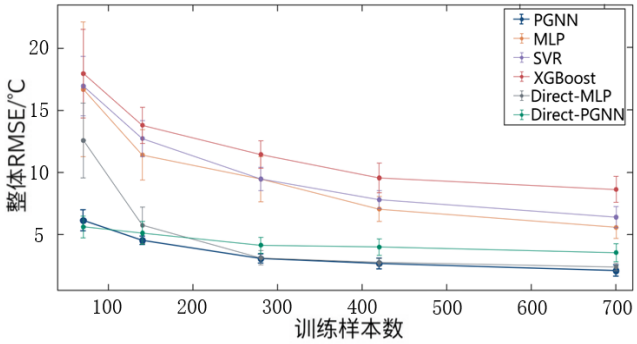
图 12　PGNN 模型试验数据核验

Fig. 12　Experimental Data Validation of the PGNN Model

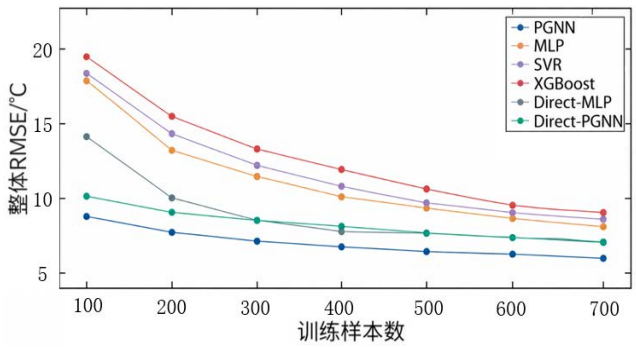
核验结果表明，PGNN 预测温度与试验温度平均相对误差为 5.82%，说明所提模型在试验工况具有一定的实测温度预测能力。

3.3　稀疏数据集下模型性能分析

为评价模型在稀疏样本条件下的预测性能，文中从仿真数据集中分层抽取 100～700 组训练样本，分别采用仿真测试数据和实际通流试验数据评价各模型在目标工况温度预测任务中的性能。其中，试验数据构建了 24 组观测—目标工况配对样本，仅用于模型性能评价，不参与网络训练及参数优化。不同训练样本规模下各模型的温度预测 RMSE 见图 13。



(a) 仿真数据验证



(b) 试验数据验证

图 13　稀疏数据集下各模型性能变化

Fig. 13　Model performance on sparse datasets

总体来看，随着训练样本数量增加，各模型在仿真测试集和实际试验数据上的预测 RMSE 总体呈下降趋势，但不同模型对样本规模的敏感程度存在一定差异。在仿真测试集上，PGNN 在各稀疏训练样本规模下均表现出较好的预测精度，且误差变化较为平稳。在试验数据上，PGNN 同样保持了较低的预测误差，整体表现优于其他对比模型。相比之下，MLP、SVR 和 XGBoost 等模型在训练样本较少时误差较大，表明其预测性能对样本规模的依赖相对更强。上述结果表明，所提 PGNN 模型在有限仿真样本训练条件下具有较好的温度预测性能。

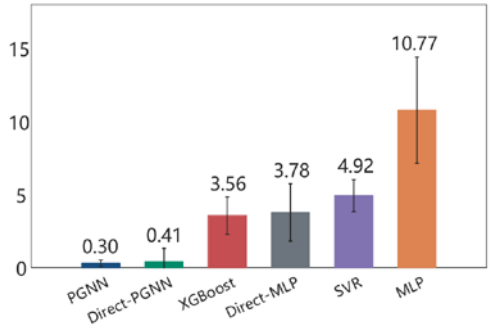
3.4　各模型物理违反率对比

文中进一步比较不同模型在目标工况温度预测

任务中的物理一致性表现，结果见图 14。



(a) 物理违反率热力图



(b) 平均违反率

图 14　物理违反率

Fig. 14　Physical violation rates

结果表明，PGNN 在 3 类物理响应规则下的违反率分别为 0.32%、0、0.58%，总体平均违反率为 0.3%，为各模型中的最低值。Direct-PGNN 的总体平均违反率也较低为 0.41%，与其引入物理约束的设计预期一致。相比之下，XGBoost、Direct-MLP、SVR 和 MLP 的总体平均违反率明显高于 PGNN。结果表明，PGNN 在目标工况温度预测过程中能够更好地保持合理响应方向。

4　结论

文中提出一种基于物理引导神经网络的耐张线夹引流板两阶段温度预测方法，并验证了方法具有一定的可行性。

1)建立力电热耦合仿真模型，刻画了接触退化与界面电热传输能力之间的关系，并通过试验验证了仿真的合理性。结果表明，接触退化会导致界面电热传输能力下降和局部发热增强；异常高温首先集中在螺栓附近的引流板搭接界面，并随着导热作用逐渐向外表面扩展。

2)构建了以等效电热接触状态为中间变量的两阶段温度预测模型。结果表明，目标工况温度预测平均 RMSE 为 2.093 ℃，整体精度优于对比模型，试验数据下预测平均相对误差为 5.82%。误差传播分析表明，第一阶段残余反演误差对最终温度预测的影响相对有限。

3)通过引入热平衡、响应单调性、温升层级以及链式一致性损失，提高了模型输出的物理一致性。模型在稀疏样本下仍保持较好预测性能，平均物理违反率仅为 0.3%。

该方法可为引流板等输电线路导线连接金具的温升风险分析及预警提供一定参考。文中主要针对单一型号线夹中螺栓紧固力下降引起的接触退化开展研究。后续将结合实测样本训练、更多型号线夹及现场监测数据，进一步验证模型在真实小样本及复杂退化条件下的泛化能力。

参考文献：

[1] 李阳林，周龙武，张　宇，等. 双分裂导线连接金具异常发热原因分析与研究[J]. 中国电力，2016，49(5)：35-38.
Li Yanglin，Zhou Longwu，Zhang Yu，et al. Analysis on the abnormal heating of the link fittings for double-bundled conductors[J]. Electric Power，2016，49(5)：35-38.

[2] 李洋洋，孙　艳，董　龑，等. 110 kV 隔离开关线夹发热故障分析与研究[J]. 高压电器，2021，57(12)：195-200.
Li Yangyang，Sun Yan，Dong Gong，et al. Analysis and study on thermal fault of clamp of 110 kV disconnector[J]. High Voltage Apparatus，2021，57(12)：195-200.

[3] 周　鑫，鲁铁成，张　博，等. 基于三维分形接触电阻模型的粗糙表面多物理场耦合分析[J]. 电工技术学报，2015，30(14)：226-232.
Zhou Li，Lu Tiecheng，Zhang Bo，et al. Multi-physics coupling analysis of rough surfaces using 3D fractal model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2015，30(14)：226-232.

[4] Jin Yingai，Quan Mingyu，Yan Shijuan，et al. Analysis of overhead transmission lines fusing failure due to poor contact between conductors and clamps[J]. Engineering Failure Analysis，2020(118)：104858.

[5] 陈　芳，查　浩，韩学山，等. 基于半参数平差模型的输

电线路温度估计[J]. 电力系统自动化，2015，39(21)：81-86.
Chen Fang，Zha Hao，Han Xueshan，et al. Transmission line temperature estimation based on semi-parametric adjustment model[J]. Automation of Electric Power Systems，2015，39(21)：81-86.

[6] 张　智，周　明，郭　尊，等．考虑架空线路动态热定值的输电网与储能协同鲁棒规划方法[J]．中国电机工程学报，2025，45(10)：3801-3812.
Zhang Zhi，Zhou Ming，Guo Zun，et al. Coordinated robust planning method for transmission network and energy storage considering dynamic thermal rating of overhead lines[J]. Proceedings of the CSEE 2025，45(10)：3801-3812.

[7] Talukder S，Yeo C D，Hong Y K，et al. Analytical modeling and simulation of electrical contact resistance for elastic rough electrode surface contact including frictional temperature rise[J]. AIP Advances，2022，12(2)：025204.

[8] Chen Zhiqiang，Xie Zhongbin. Investigation of the thermal conductance of MEMS contact switches[J]. Micromachines，2025，16(8)：872.

[9]IEEE Std 738—2023 IEEE standard for calculating the current-temperature relationship of bare overhead conductors[S].

[10]包健康，高　波，张血琴．500 kV 输电线路耐张线夹电接触计算及其发热研究[J]．中国电力，2016，49(11)：25-30.
Bao Jiankang，Gao Bo，Zhang Xieqin. Research on electric contact calculation and heating of 500 kV transmission line clamps[J]. Electric Power，2016，49(11)：25-30.

[11]董选昌，曲烽瑞，李艳飞，等．架空线路耐张线夹三维温度场仿真分析及验证[J]．西南交通大学学报，2019，54(5)：997-1004.
Dong Xuanchang，Qu Fengrui，Li Yanfei，et al. Simulation analysis and verification on three-dimensional temperature field of strain clamps for overhead lines[J]. Journal of Southwest Jiaotong University，2019，54(5)：997-1004.

[12]方春华，钮非凡，张　鑫，等．基于 SwinTransformer 的引流板缺陷超声检测技术及智能识别方法[J]．声学技术，2026，45(3)：519-528.
Fang Chunhua，Niu Feifan，Zhang Xin，et al. Ultrasonic detection technology and intelligent recognition method for drainage plate defects based on SwinTransformer[J]. Technical Acoustics，2026，45(3)：519-528.

[13]汪　恒，魏　震，王群锋，等．换流站进线线夹发热隐患治理研究[J]．电线电缆，2022(4)：41-44.
Wang Heng，Wei Zhen，Wang Qunfeng，et al. Research on treatment of hidden dangers of heating in inlet line clips of converter station[J]. Wire & Cable，2022(4)：41-44.

[14]刘传洋，吴一全．基于红外图像的电力设备识别及发热故障诊断方法研究进展[J]．中国电机工程学报，2025，45(6)：2171-2195.
Liu Chuanyang，Wu Yiquan. Research progress of power equipment identification and thermal fault diagnosis based on infrared images[J]. Proceedings of the CSEE，2025，45(6)：2171-2195.

[15]阮广春，何一鎏，谭振飞，等．面向新型电力系统运行的数据-物理融合建模综述[J]．中国电机工程学报，2024，44(13)：5021-5036.
Ruan Guangchun，He Yiliu，Tan Zhenfei，et al. Review of hybrid data-driven and physics-based modeling for the operation of new-type power systems[J]. Proceedings of the CSEE，2024，44(13)：5021-5036.

[16]Karniadakis G E，Kevrekidis I G，Lu Lu，et al. Physics-informed machine learning[J]. Nature Reviews Physics，2021，3(6)：422-440.

[17]Raissi M，Perdikaris P，Karniadakis G E. Physics-informed neural networks：a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics，2019(378)：686-707.

[18]Jia Xiaowei，Willard J，Karpatne A，et al. Physics-guided machine learning for scientific discovery：an application in simulating lake temperature profiles[J]. ACM/IMS Transactions on Data Science，2021，2(3)：20.

[19]Persson B N J. On the electric contact resistance[J]. Tribology Letters，2022，70(3)：88.

[20]Li Youhua，Shen Fei，Güler M A，et al. An efficient method for electro-thermo-mechanical coupling effect in electrical contact on rough surfaces[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer，2024(226)：125492.

[21]刘　刚，何耿生，李　炀，等．用于架空线路载流量计算的实时太阳辐射强度计算模型[J]．华南理工大学学报(自然科学版)，2016，44(11)：140-146.
Liu Gang，He Geng-sheng，Li Yang，et al．A real-time solar radiation intensity calculation model for calculating transmission capacity of overhead conductor[J]．Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)，2016，44(11)：140-146.

[22]GB 50545—2010 110 kV～750 kV 架空输电线路设计规范[S].
GB 50545—2010 Code for design of 110 kV～750 kV overhead transmission line[S].

[23]Si Jiajun，Rui Xiaoming，Wang Jingchao，et al. Experimental analysis on influence of temperature and bolted torque to DC contact resistance of terminal connector in UHV valve hall[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems，2020，6(4)：858-866.

[24]Argatov I，Sevostianov I. Health monitoring of bolted joints via electrical conductivity measurements[J]. International Journal of Engineering Science，2010，48(10)：874-887.

[25]He Wenxin，Feng Yu，Wu Shaolei，et al. Mechanical-thermal-electrical coupling modeling and temperature rise characteristic of a parallel groove clamp with improved representation of contact interactions[J]. IEEE Transactions on Components，Packaging and Manufacturing Technology，2023，13(3)：356-364.

[26]Cheng Yu，Wan Zhenping，Feng Xiaoming，et al. Fractal model of thermal contact conductance considering thermal stress and asperity interactions[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer，2024(230)：125787.

[27]谢　鑫，刘秀龙，王军晓，等．基于多层感知机的无线射频标签数量估计方法[J]．计算机学报，2023，46(3)：499-511．

Xie Xin，Liu Xiulong，Wang Junxiao，et al. RFID cardinality estimation approach based on multilayer perceptron[J]. Chinese Journal of Computers，2023，46(3)：499-511.

[28]陈　冲，朱啸宇，王　芳，等．物理引导的深度学习研究综述：进展、挑战和展望[J]．计算机科学与探索，2025，19(2)：277-294．

Chen Chong，Zhu Xiaoyu，Wang Fang，et al. Comprehensive review of physics-guided deep learning：advancements，challenges，and perspectives[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology，2025，19(2)：277-294.

[29]于学良，方立华，曹永吉，等．基于量测和热平衡方程的输电线路温度分段实时估计[J]．电力工程技术，2024，43(6)：223-234．

Yu Xueliang，Fang Lihua，Cao Yongji，et al. Real-time segmented temperature estimation of transmission lines based on measurement and heat balance equation[J]. Electric Power Engineering Technology，2024，43(6)：223-234.

[30]Pei Te，Qiu Tong. Machine learning with monotonic constraint for geotechnical engineering applications：an example of slope stability prediction[J]. Acta Geotechnica，2024，19(6)：3863-3882.

[31]刘竟飞，姜　潮，倪冰雨，等．基于主动学习与贝叶斯深度神经网络的高维多输出不确定性传播方法[J]．中国机械工程，2024，35(5)：792-801．

Liu Jingfei，Jiang Chao，Ni Bingyu，et al. High dimensional multioutput uncertainty propagation method via active learning and bayesian deep neural network[J]. China Mechanical Engineering，2024，35(5)：792-801.

吴　田(1983—)，男，博士，副教授，主要研究方向为带电作业、高电压与绝缘技术(通信作者)(E-mail：wutian_08@163.com)。

王晨阳(2003—)，男，硕士研究生，主要研究方向为输电线路智能运维技术(E-mail：3029927269@qq.com)。

邱中华(1986—)，男，高级工程师，硕士，从事超特高压输电线路带电作业(E-mail：81220089@qq.com)。