

基于神经网络的真空泵用驱动电机发热预测

张京瑶¹, 安 辉¹, 邓文字², 段永利³, 王 君², 高 宇³, 安跃军^{1*}

(1. 沈阳工业大学 电气工程学院, 辽宁, 沈阳 110870;

2. 沈阳中北通磁科技股份有限公司, 辽宁, 沈阳 110159;

3. 沈阳中北真空技术有限公司, 辽宁, 沈阳 110159)

Heating Prediction of Drive Motors for Vacuum Pumps Based on Neural Network

ZHANG Jingyao¹, AN Hui¹, DENG Wenyu², DUAN Yongli³,

WANG Jun², GAO Yu³, AN Yuejun^{1*}

(1. School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Shenyang General Magnetic Co., Ltd., Shenyang 110159, China;

3. Shenyang North China Vacuum Technology Co., Ltd., Shenyang 110159, China)

Abstract: [Objective] To address the difficulty in heat dissipation of drive motors used in vacuum pumps during actual operation and the tendency of its temperature to exceed insulation limits under impact loads, a neural network method is used to predict the heating of vacuum pump drive motors. [Methods] Taking a 4.5 kW vacuum pump drive motor as an example, the temperature simulation analysis of the motor under impact loads was first conducted. The instantaneous data were classified, and a neural network was trained using historical data to establish the mapping relationship between the operating data and temperature of the vacuum pump drive motor. Subsequently, a motor test platform was constructed to conduct impact tests on the motor. The test data were used to correct the neural network training model. By comparing predicted temperatures with actual measured temperatures through experiments, the accuracy of the corrected model was validated. [Results] The experimental results showed that the accuracy of the neural network model for temperature prediction was improved after error correction. The bidirectional long short-term memory network with error correction outperformed the convolutional neural network and the long short-term memory network in predicting the temperature at the stator winding end, with a coefficient of determination reaching 0.979.

[Conclusion] This study provides a method and a technical approach for heating prediction of vacuum pump drive motors under impact loads without relying on temperature sensors, offering an algorithmic basis for the effective control of drive motors.

Key words: neural network; vacuum pump; drive motor; impact load; heating prediction

摘 要: 【目的】针对真空泵用驱动电机在实际工作过程中散热困难,且在出现冲击载荷情况下电机温度容易突破绝缘限制的问题,本文采用神经网络法对真空泵用驱动电机进行发热预测。【方法】以一台 4.5 kW 的真空泵用驱动电机为例,首先,对冲击载荷下的电机进行温度仿真分析,对瞬时数据进行分类,利用历史数据对神经网络进行训练,建立真空泵用驱动电机运行数据与温度的映射关系。其次,搭建电机试验平台,对电机进行冲击试验,用试验数据修正神经网络训练模型。通过试验比较预测温度值与实际测量温度,验证修正后模型的准确性。【结果】试验结果表明,经过误差修正后,神经网络模型的温度预测精度得到了提高。误差修正后的双向长短期记忆网络在预测定子绕组端部温度方面的表现优于卷积神经网络和长短期记忆网络,决定系数达到 0.979。【结论】本研究为不依赖温度传感器实现对真空泵用驱动电机受冲击载荷时的发热预测提供了一种方法和技术路线,为驱动电机的有效控制提供算法判断依据。

关键词: 神经网络; 真空泵; 驱动电机; 冲击载荷; 发热预测

基金项目: 辽宁省“揭榜挂帅”科技计划项目(2023JH1/11100010)

Liaoning Province Open Bidding for Selecting the Best Candidates
Science and Technology Program Project (2023JH1/11100010)

0 引言

真空技术与人们的生活紧密相关,在航空领域、新能源产业、生物制药甚至食品包装等方面有着卓越表现^[1]。真空泵是获得真空的重要设备^[2],实际应用需要根据工作压力范围和工作要求来设计不同类型的真空泵^[3]。其中真空泵驱动电机是直接影响真空泵性能指标和寿命的动力核心^[4]。真空泵驱动电机在真空条件下运行时散热困难,电机温度大幅上升,从而影响工作效率,并且在有冲击载荷情况下会导致温度过高甚至烧毁电机^[5],因此超前预测真空泵用驱动电机的温度情况,对驱动电机以及整个真空泵系统的安全运行至关重要。

影响电机发热的因素很多,其互相耦合且难以确定。传统的电机温度预测使用有限元仿真,通过有限元数值计算全面考虑和分析系统中的各个因素,最后建立温度场并预测电机温度^[6]。然而,这种方法存在几方面缺点。其一,数值方法计算量很大,计算时间很长,因此有限元分析工具只能用于离线计算,作为机器设计期间的一个有价值的支持,不能做到即时预测;其二,这种预测方法无法处理非线性历史数据,只能处理和计算当前的线性数据;其三,计算结果依赖于电机自身的物理模型与数学模型,由于电机结构复杂,其材料多种多样并不断更新,建模的准确性难以保证,因此预测精度也很难提高。

为了解决电机温度场有限元计算所面临的问题,神经网络以其高度非线性映射、自组织结构、高度并行处理方式以及无需预先建模等优点,为方便、快捷且准确地预测真空泵用驱动电机的发热情况提供了可能。文献[7]通过深度学习方法对航空发动机燃烧室温度场进行了快速预测,通过入口流动参数快速获得航空发动机燃烧室截面的温度场,帮助研究人员快速了解发动机燃烧室的燃烧状态,为后续对于航空发动机燃烧室的设计和优化提供支撑。文献[8]利用神经网络中的广义回归网络模型对电机的排气温度进行了预测,取得了很好的预测效果。在变压器方面,文献[9]采用基于变分模态分解与改进门控循环单元网络方法对变压器内部发热情况进行了预测,提高了变压器运行的安全性。也有很多其他学者采

用深度学习方法对变压器绕组最热点温度进行了预测^[10-15]。在电机方面,文献[16-17]对永磁同步电机的转子温度进行了在线预测,试验结果表明所提方法对电机转子温度预测精度较高。近几年来,深度学习方法被广泛用于解决实际工业问题^[18-22]。

综上所述,本文将神经网络应用于真空泵用驱动电机在过载冲击下电机最热点的温度预测。

1 电机过载仿真分析

1.1 电机参数确定

以一台 4.5 kW 真空泵用驱动电机为研究对象,表 1 为根据真空泵用驱动电机的实际运行特性设计的基本参数。

表 1 电机基本参数

Tab. 1 Basic parameters of motor	
参数名称	参数值
额定功率/kW	4.5
额定电压/V	340
额定电流/A	8.9
额定频率/Hz	100
额定转矩/(N·m)	7.3
额定转速/(r·min ⁻¹)	5 885
绝缘等级	E

根据真空泵用驱动电机基本参数与电机实际设计的三维结构建立的电机物理模型如图 1 所示。

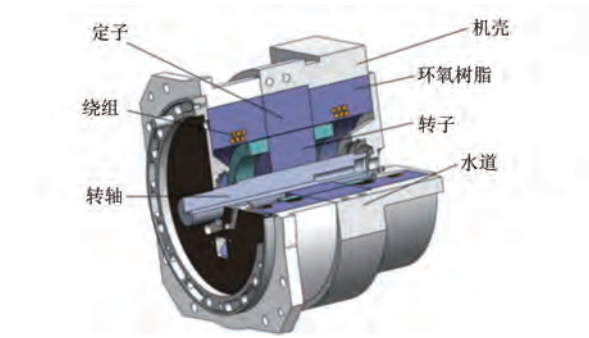


图 1 真空泵驱动电机三维立体剖分图

Fig. 1 Three-dimensional sectional view of vacuum pump drive motor

1.2 热源及边界条件确定

本文采用有限元方法对电机额定工况下的电磁场特性进行分析,当电机的各项基本参数与电

磁特性符合实际要求后,对电机各部分的损耗包括定子铜耗、定子铁耗、转子铜耗与转子铁耗进行了计算,结果如表 2 所示。

表 2 电机的各部分损耗

Tab. 2 Losses in different components of motor

参数名称	参数值
定子铜耗/W	97.4
定子铁耗/W	66.0
转子铜耗/W	81.8
转子铁耗/W	16.0
杂散损耗/W	49.8

1.3 电机额定运行时稳态温度场的分析

电机稳态温度指在单位时间内发热量与散热量达到平衡时电机温度不再随时间发生变化的最终温度值。

真空泵用驱动电机的热量传递过程为定子绕组经绝缘层传至铁心与机壳,依靠水冷与机壳表面散热,转子绕组经转轴传导至外壳散热。根据传热定律与所建立的真空泵用驱动电机三维模型,将有限元计算得到的电机各部分损耗与体积的比值,即体积发热率分别赋值给电机各发热部件。基于驱动电机的实际运行要求,采用电机用工业冷水机组对其进行冷却。当电机温度为环境温度 25 ℃时,冷却水的流速达到 5 L/min,且水温达到 33 ℃时得到电机额定运行时的稳态温度分布,结果如图 2~图 7 所示。

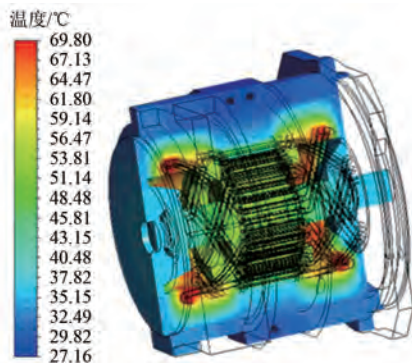


图 2 电机整体稳态温度场剖分图

Fig. 2 Sectional view of overall steady-state temperature field of motor

由温度场仿真计算结果可知,电机的最热点位于定子绕组端部处,温度为 69.80 ℃,虽然留有一定的温度安全裕度,但在冲击载荷下连续过载

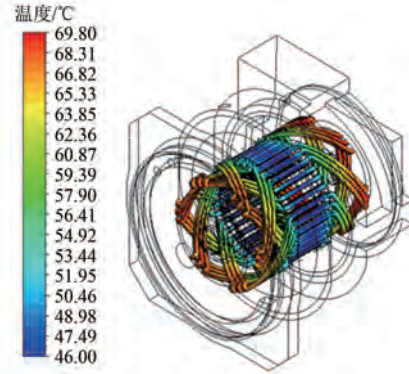


图 3 电机定子绕组温度分布图

Fig. 3 Temperature distribution of motor stator windings

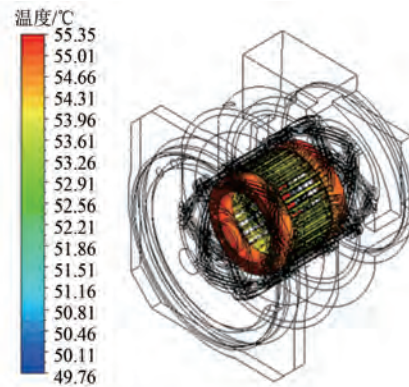


图 4 电机转子绕组温度分布图

Fig. 4 Temperature distribution of motor rotor windings

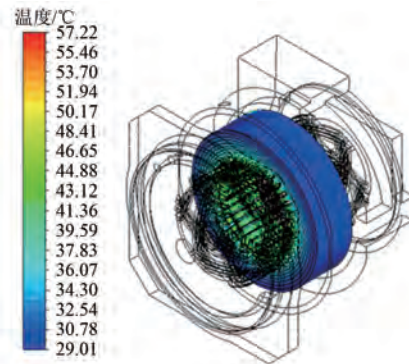


图 5 电机定子铁心温度分布图

Fig. 5 Temperature distribution of motor stator core

运行定子绕组端部会最早突破绝缘限制。因此本文应该重点预测电机定子绕组端部处的温度变化情况。

1.4 电机在冲击载荷下瞬态温度场的分析

当电机承受冲击载荷,冲击电流随之增大时,

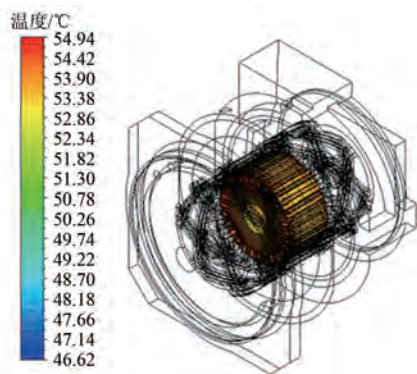


图 6 电机转子铁心温度分布图

Fig. 6 Temperature distribution of motor rotor core

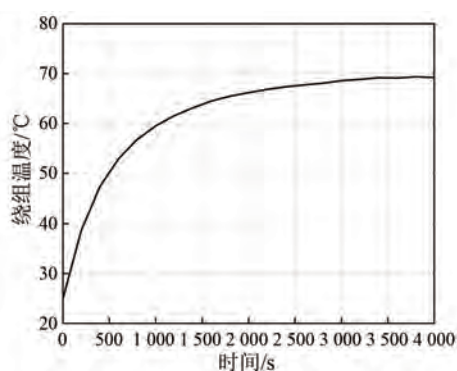


图 7 电机定子绕组瞬时温度

Fig. 7 Instantaneous temperature of motor stator windings

电机各部分损耗也会发生改变。其中,定子铜耗和转子铜耗与电流的平方成正比,依据焦耳定律,其上升幅度最为显著。定子铁耗和转子铁耗通常被视作不变损耗,主要受电压和频率的影响。然而,在实际运行过程中,由于磁通饱和效应以及漏磁通的增加,定子铁耗和转子铁耗也呈现出小幅上升趋势。因此,在冲击载荷作用下,电机各部分体积发热率发生变化。基于有限元仿真分析,将每次电机遭受冲击载荷时所获取的各部分损耗数据重新核算,每 4 000 s 更新一次,并将其作为热源施加于电机温度场模型中。在其他仿真条件保持不变的情况下,得到电机在不同冲击载荷下连续过载运行时定子绕组端部即电机最热点的温度变化情况如图 8 所示。

由图 8 可知,在额定电流为 8.9 A 时定子绕组温度曲线与图 7 一致,随着突加负载,定子绕组的铜耗显著增加,因此电机最热点温度也迅速攀升。

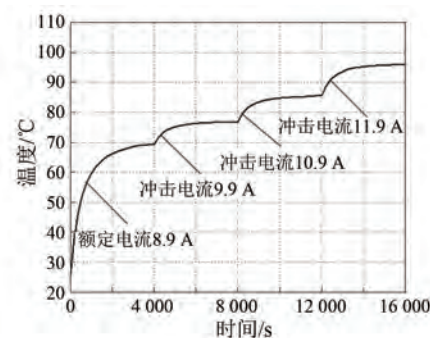


图 8 电机最热点在不同过载倍数下的温度曲线

Fig. 8 Temperature curve of motor's hottest spot under different overload multiples

2 神经网络原理

2.1 卷积神经网络

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是一类含有卷积运算、具有多层深度结构的前馈神经网络^[23-24],其结构示意图如图 9 所示。

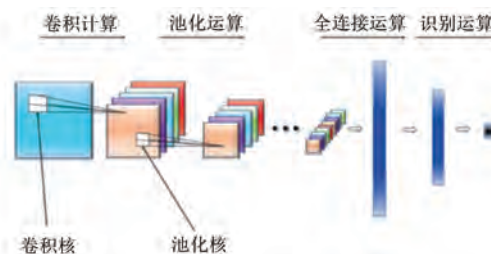


图 9 CNN 结构示意图

Fig. 9 Schematic diagram of CNN structure

CNN 由卷积层、池化层以及全连接层三大核心层级构建而成。卷积层利用卷积核进行特征提取,1 维卷积层的计算原理如式(1)所示:

$$y_i^k = f_{\text{cov}}(\mathbf{w}_k \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_k) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_i$ 为输入变量; $\mathbf{w}_k$ 为第 k 个卷积核的权重向量; $\cdot$ 为点积运算; $\mathbf{b}_k$ 为第 k 个卷积核的偏置向量; f_{cov} 为激活函数; y_i^k 为第 k 个卷积核的输出向量。

池化层是通过降低数据的分辨率来聚合特征信息,其目的在于有效控制参数量以及避免过拟合现象,这种操作本质上是一种降采样的行为,涵盖了诸如最大值池化和均值池化等多种形式。在具体运用场景下,CNN 往往采取连续且交错的多个卷积层以及降采样层,这种方式旨在挖掘更为细致和多样的特征信息。利用仅有卷积层而不添加池化层的结构,同样能处理特定问题。

2.2 长短期记忆网络

长短期记忆 (Long Short-Term Memory, LSTM) 网络是一种特殊的递归神经网络。这种网络与一般的前馈神经网络不同, LSTM 网络可以利用时间序列对输入进行分析, 是一种改进后的循环神经网络。LSTM 网络在循环神经网络的基础上增加了输入门、遗忘门和输出门三个逻辑门控单元。遗忘门用于决定细胞状态中信息的遗忘或保留; 输入门的作用是将新的信息选择性地记录到细胞状态中; 输出门用于将更新后的细胞状态传递到下一个时间步长中。相比传统人工神经网络, LSTM 网络能够更好地存储和访问序列历史信息, 有效挖掘长时间跨度的数据信息, 比较适合本文所预测的温度问题。LSTM 网络的循环结构及内部结构如图 10 所示^[25]。

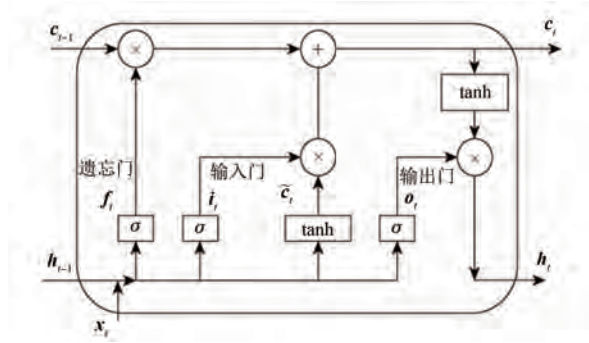


图 10 LSTM 网络的循环结构和内部结构

Fig. 10 Loop structure and internal structure of LSTM network

LSTM 网络的相关数学表达式如式 (2) ~ 式 (7) 所示。

遗忘门 f_t 为

$$f_t = \sigma \{ W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f \} \quad (2)$$

输入门 i_t 为

$$i_t = \sigma \{ W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i \} \quad (3)$$

输出门 o_t 为

$$o_t = \sigma \{ W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o \} \quad (4)$$

当前输入的单元状态 $\tilde{c}_t$ 为

$$\tilde{c}_t = \tanh \{ W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c \} \quad (5)$$

当前时刻的单元状态 c_t 为

$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \tilde{c}_t \quad (6)$$

最终输出 h_t 为

$$h_t = o_t \circ \tanh(c_t) \quad (7)$$

式中: σ 为 sigmoid 激活函数; W_f 为遗忘门权重矩

阵; $[h_{t-1}, x_t]$ 为前一时刻输出 h_{t-1} 和当前时刻输入 x_t 的组合矩阵; b_f 为遗忘门偏置; W_i 为输入门权重矩阵; b_i 为输入门偏置; W_o 为输出门权重矩阵; b_o 为输出门偏置; W_c 为输入单元状态权重矩阵; b_c 为单元状态的偏置; $\circ$ 为 Hadamard 积运算; c_{t-1} 为上一时刻单元状态。

2.3 双向长短期记忆网络

双向长短期记忆 (Bidirectional LSTM, BiLSTM) 网络由双向 LSTM 网络共同构成, 能够同时考虑正向和反向的上下文信息。因为温度变化往往受历史状态和运行条件的深远影响。相较于 LSTM, BiLSTM 更能捕捉到与目标事件相关联的前后信息^[24], 因此通过双向结构全面捕捉电机温度的变化趋势, 适合处理长时间依赖问题, 有利于真空泵用驱动电机的温度预测, BiLSTM 网络的循环结构如图 11 所示。

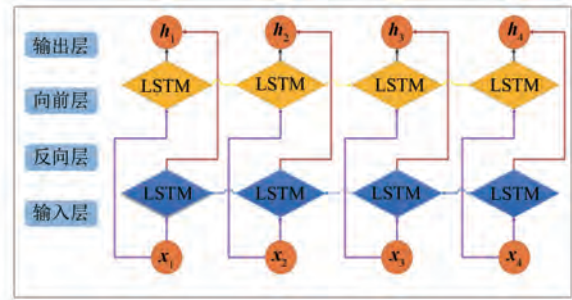


图 11 BiLSTM 网络的循环结构

Fig. 11 Loop structure of BiLSTM network

3 电机预测实例分析

3.1 温度预测模型

在真空泵用驱动电机中, 电机定子绕组温度 θ_{sw} 取决于发热量和散热量。发热量由电流大小 i 、电压大小 u 、电机转速 n 、电机转矩 T 与电机功率 P 决定; 散热量由环境温度 θ_a 、冷却水流量 q 与冷却水温度 θ_c 决定。由此, 可以通过神经网络建立电机在不同冲击载荷下的定子绕组端部温度模型。

3.2 样本的选取及数据的归一化

为规避量纲差异对预测结果的干扰, 避免梯度激增, 增强模型运算的精确度, 本文对样本数据进行归一化操作, 确保数据值介于 0~1 之间。归一化的计算式为

$$x_{\text{normal}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中: x 为变量的值; $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 分别为该类变量的最大值、最小值; x_{normal} 为归一化后的值。

3.3 预测误差分析

在现有学术资料中, 通常利用平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 与决定系数 R^2 这 3 种指标来评价预测模型的准确性^[26]。各评估指标的计算如式 (9) ~ 式 (11) 所示:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{z}_i - z_i}{z_i} \right| \times 100\% \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{z}_i - z_i)^2} \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{z}_i - \bar{z})^2}{\sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z})^2} \quad (11)$$

式中: N 为样本总数; z_i 、 $\hat{z}_i$ 分别为实际值、预测值; $\bar{z}$ 为实际均值。

4 样机试验与预测模型修正

4.1 数据修正试验

为使神经网络训练样本数据与实际数据相关度更高, 提高神经网络的预测精度。搭建如图 12 所示的电机试验测试平台, 设置与仿真的负载率、冷却水温与冷却水流量, 在此条件下进行样机试验。将得到的试验数据与仿真数据进行对比, 并根据试验数据修正仿真数据。

在样机试验前, 在定子绕组端部设置温度传感器, 测量电机运行时的温度变化情况, 达到稳态温度后, 将冲击电流逐次增加 1 A, 直到温度接近电机绝缘等级限制。试验中, 每隔 10 分钟记录一次温度传感器示数。图 13 为仿真数据与电机实

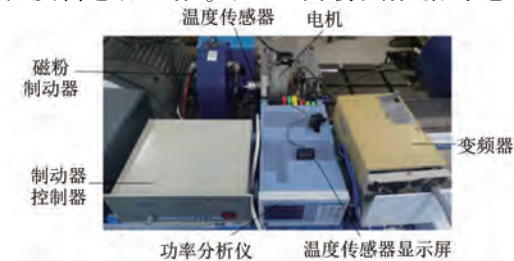


图 12 电机过载能力测试平台

Fig. 12 Motor overload capacity test platform

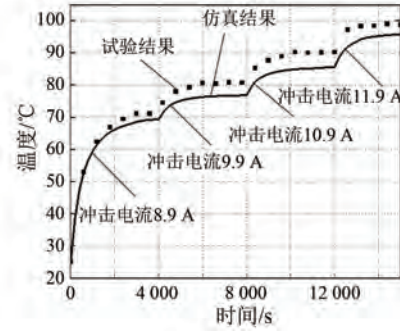


图 13 电机最热点在不同过载倍数下试验与仿真温度曲线

Fig. 13 Temperature curves of motor's hottest spot under different overload multiples in experiment and simulation 测数据对比。

由图 13 可知, 当电机负载冲击电流为 11.9 A 时电机最热点温升为 70.69 K, 已经接近 E 级绝缘等级所允许的极限温升 75 K, 继续增加负载会造成电机过热, 因此试验记录到冲击电流为 11.9 A 时, 电机温度达到稳态结束。

由于仿真设置条件与电机实际运行存在客观差异, 因此仿真与试验的温度数据存在一定误差, 但两者的温度变化趋势较为一致, 在不同负载下达到稳态温度的时间也基本相同。因此本文采取误差修正的方式对仿真数据进行修正, 将修正后的仿真数据作为训练样本, 进行深度学习。

4.2 神经网络模型修正

使用有限元仿真得到的样本数据训练神经网络, 虽然可以捕捉负载与温度的关系, 但是如果将电机实测数据输入到训练好的神经网络中, 只能得到低保真度的温度预测值, 与真实的温度情况存在一定差异。因此根据真空泵实际工作时的运行要求, 本文采用试验数据对仿真数据进行误差修正。

常用的误差修正模型有线性修正模型、三次样条估计模型、多项式估计模型以及谐波估计模型等^[27]。由于本文中电机在不同负载下达到稳态的温度值与仿真结果基本吻合且温度变化趋势较为一致, 因此将采取线性误差修正的方式对仿真数据进行修正, 误差修正表达式为

$$\hat{y}_i = a + bx_i \quad (12)$$

$$\begin{cases} \sum y_i = na + b \sum x_i \\ \sum x_i y_i = a \sum x_i + b \sum x_i^2 \end{cases} \quad (13)$$

式中: x_i 为自变量; y_i 为因变量; $\hat{y}_i$ 为因变量均值

的修正值。

y 为试验数据, x 为仿真数据, 修正结果为 $y = 1.934\ 28 + 1.066\ 49x$, 回归曲线如图 14 所示。

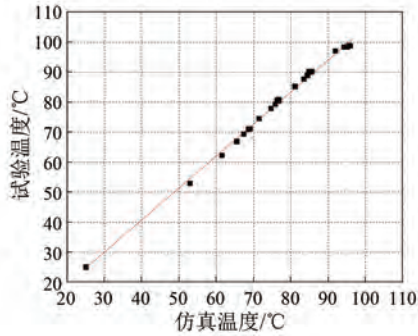


图 14 线性回归拟合曲线

Fig. 14 Linear regression fitting curve

由图 14 可知, 采用线性回归曲线对仿真数据进行修正效果较好, $R^2 = 0.998$ 接近于 1。因此本文通过改变负载载荷、冷却水温与冷却水流量构建数据集, 并对数据集进行误差修正, 共构建了 100 组样本数据来训练神经网络模型。

5 神经网络发热预测试验验证

为验证修正后神经网络模型预测结果的准确性, 搭建电机试验平台进行试验验证。

电机为真空泵用驱动电机, 负载侧采用磁粉制动器模拟冲击负载, 电机驱动方式为变频器驱动, 冷却方式为冷水机冷却。随机选用不同冷却水温与冷却水流量, 在环境温度为 17 °C、冷却水进水流量为 4 L/min 以及冷却水温为 25 °C 的条件下进行试验。误差修正前, 三种神经网络的预测结果对比如图 15 所示。

由图 15 可知, BiLSTM 网络预测的效果优于 CNN 和 LSTM 网络, 具体预测评价指标如表 3 所示。

表 3 误差修正前不同模型预测评价指标对比

Tab. 3 Comparison of prediction evaluation indicators using different models before error correction

预测模型	评价指标		
	RMSE	MAPE	R^2
CNN	1.645	0.016	0.969
LSTM	1.548	0.017	0.970
BiLSTM	1.487	0.016	0.973

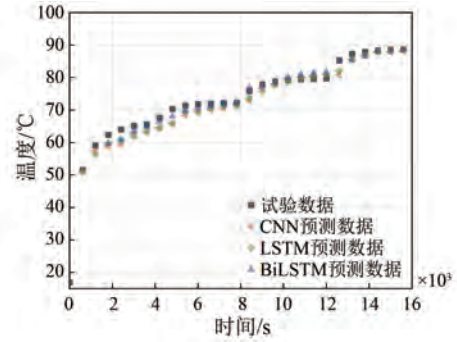


图 15 误差修正前预测结果对比

Fig. 15 Comparison of prediction results before error correction

误差修正前后, BiLSTM 网络的预测结果对比如图 16 所示。

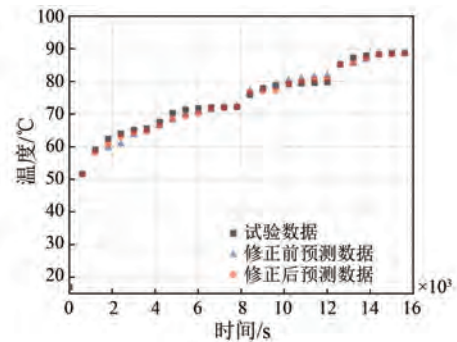


图 16 误差修正前后 BiLSTM 网络预测结果对比

Fig. 16 Comparison of prediction results of BiLSTM network before and after error correction

由图 16 可知, 误差修正后 BiLSTM 网络预测的效果较误差修正前更好, 具体预测评价指标如表 4 所示。

表 4 误差修正前后 BiLSTM 网络的预测评价指标对比

Tab. 4 Comparison of prediction evaluation indicators of BiLSTM network before and after error correction

参数名称	评价指标		
	RMSE	MAPE	R^2
误差修正前	1.487	0.016	0.973
误差修正后	1.453	0.014	0.979

6 结语

(1) 以真空泵用驱动电机温度最高的定子绕组端部为发热预测目标, 构建三种神经网络模型对电机在不同冲击载荷下的定子绕组端部温度进行预测。

(2) 为提高预测精度, 利用试验数据修正神经网络模型, 经误差修正后, 神经网络模型的温度预测精度得到了提高。BiLSTM 网络对定子绕组端部温度的预测结果优于 CNN 和 LSTM 网络, $R^2=0.979$ 。

(3) 基于神经网络的真空泵用驱动电机发热预测, 为不依赖温度传感器实现对真空泵用驱动电机受冲击载荷时的发热预测提供了一种方法和技术路线。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

张京瑶主导全文工作, 安辉进行论文结构的确定, 邓文宇提供测试条件, 段永利、王君和高宇协助试验测试, 安跃军进行论文工作指导。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The research work was led by Zhang Jingyao. The structure of the paper was designed by An Hui. The test conditions were provided by Deng Wenyu. The experimental test was assisted by Duan Yongli, Wang Jun, and Gao Yu. The paper was supervised by An Yuejun. All authors have read and approved the final version of the paper for submission.

参考文献

- [1] 邓文宇, 齐丽君, 王光玉, 等. 中国高端真空泵驱动电机及控制技术的现状和发展[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(7): 1-8.
DENG W Y, QI L J, WANG G Y, et al. Present situation and development of drive motor and control technology for high-end vacuum pump in China [J]. Electric Machines & Control Application, 2020, 47(7): 1-8.
- [2] 毕晓舜, 安跃军, 杨维国, 等. 真空干泵用屏蔽电机温度场仿真分析与试验[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(5): 64-69.
BI X S, AN Y J, YANG W G, et al. Simulation and experiment of temperature field of canned motor for vacuum dry pump [J]. Electric Machines & Control Application, 2020, 47(5): 64-69.
- [3] 穆海琦, 周舒昊, 于添昊, 等. 真空泵用屏蔽式永磁同步电机电磁场-温度场互相迭代计算方法[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(2): 113-122.
MU H Q, ZHOU S H, YU T H, et al. Electromagnetic field-temperature field iterative calculation method of canned permanent magnet synchronous motor for vacuum pump [J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(2): 113-122.
- [4] 安跃军, 张振厚, 张强, 等. 干式涡旋真空泵用特种电机温度场仿真与实验[J]. 电机与控制学报, 2017, 21(8): 48-52.
AN Y J, ZHANG Z H, ZHANG Q, et al. Temperature field simulation and experiment of special motor for dry scroll vacuum pump [J]. Electric Machines and Control, 2017, 21(8): 48-52.
- [5] 安跃军, 陈嘉伟, 邓文宇, 等. 真空干泵用屏蔽电机抗冲击持续带载能力评估与实验[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(10): 67-77.
AN Y J, CHEN J W, DENG W Y, et al. Evaluation and experiment of impact resistance and continuous load capacity of canned motor for vacuum dry pump [J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(10): 67-77.
- [6] 丁树业, 朱敏, 江欣. 永磁同步电机三维全域温度场与温度应力耦合研究[J]. 电机与控制学报, 2018, 22(1): 53-60.
DING S Y, ZHU M, JIANG X. Coupling study of 3D universal temperature field and temperature stress for permanent magnet synchronous motor [J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(1): 53-60.
- [7] 王瑄, 孔辰, 韩云霄, 等. 引入物理约束的航空发动机燃烧室温度场预测模型[J]. 推进技术, 2024, 45(12): 59-73.
WANG X, KONG C, HAN Y X, et al. Prediction model for aero-engine combustor temperature field with physical constraints [J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(12): 59-73.
- [8] 皮骏, 马圣, 张奇奇, 等. 基于改进果蝇算法优化的 GRNN 航空发动机排气温度预测模型[J]. 航空动力学报, 2019, 34(1): 8-17.
PI J, MA S, ZHANG Q Q, et al. Aero-engine exhaust gas temperature prediction model based on

- IFOA-GRNN [J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(1): 8-17.
- [9] 赵洪山, 王奎, 王震, 等. 基于 VMD-MGRU 的箱式变压器高压套管温度预测[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(8): 18-28.
- ZHAO H S, WANG K, WANG Z, et al. Temperature prediction of box-type transformer high-voltage bushing based on VMD-MGRU [J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(8): 18-28.
- [10] 袁发庭, 张乃月, 匡柏源, 等. 基于多孔介质的油浸式变压器磁场-流场-温度场仿真计算及热点温度反演预测[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 62-74.
- YUAN F T, ZHANG N Y, KUANG B Y, et al. Simulation calculation of magnetic-fluid-thermal field of oil-immersed transformer based on porous media and prediction of hot spot temperature inversion [J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 62-74.
- [11] 钟振鑫, 董玉玺, 张作刚, 等. 用于变压器温度预测的基于物理场数据增强的深度网络[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 108-114.
- ZHONG Z X, DONG Y X, ZHANG Z G, et al. Deep network based on physical data enhancement for temperature prediction of transformer [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 108-114.
- [12] 林蔚青, 缪希仁, 肖洒, 等. 基于时空特征挖掘的特高压变压器热状态参量预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(4): 1649-1662.
- LIN W Q, MIAO X R, XIAO S, et al. Forecasting method for thermal state parameters in ultra-high voltage transformers based on spatial-temporal features mining [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1649-1662.
- [13] 梁峰, 杨鑫, 乐晓文, 等. 基于 ACO-SVM 模型的油浸风冷式变压器热点温度预测方法[J]. 变压器, 2023, 60(6): 6-12.
- LIANG F, YANG X, LE X W, et al. A hot spot temperature prediction method for oil-natural air-forced transformers based on ACO-SVM model [J]. Transformer, 2023, 60(6): 6-12.
- [14] 罗龙, 李岩, 石岩, 等. 基于雾计算和随机森林算法的变压器温度监测及故障预测方法研究[J]. 变压器, 2023, 60(5): 15-22.
- LUO L, LI Y, SHI Y, et al. Research on transformer temperature monitoring and fault prediction method based on fog calculation and random forest algorithm [J]. Transformer, 2023, 60(5): 15-22.
- [15] 张家涛, 褚琼楠, 代煜, 等. 基于时序 NARX 自适应神经网络的油浸式变压器绕组温度预测[J]. 电工技术, 2023, 44(8): 104-106+109.
- ZHANG J T, CHU Q N, DAI Y, et al. Winding temperature prediction of oil-immersed transformer based on time series NARX adaptive neural network [J]. Electric Engineering, 2023, 44(8): 104-106+109.
- [16] 肖宗鑫, 胡明辉, 石力王, 等. 电动汽车内置式永磁同步电机转子温度在线估计[J]. 机械工程学报, 2023, 59(24): 209-222.
- XIAO Z X, HU M H, SHI L W, et al. Rotor temperature online estimation of built-in permanent magnet synchronous motor for electric vehicle [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(24): 209-222.
- [17] 唐鹏, 赵治国, 李豪迪, 等. 电驱动总成多场耦合数据驱动建模及瞬态温度场实时在线预测[J]. 汽车工程, 2024, 46(7): 1259-1272.
- TANG P, ZHAO Z G, LI H D, et al. Real-time online prediction of transient temperature field for electric drive assembly with multi-physics coupling and data-driven fusion modeling [J]. Automotive Engineering, 2024, 46(7): 1259-1272.
- [18] 曹美禾, 宋琳, 孙军, 等. 深度学习及其在电机控制中的研究现状与展望[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(5): 1-9.
- CAO M H, SONG L, SUN J, et al. Research and prospect on deep learning and its application in motor control [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(5): 1-9.
- [19] HOSSEINI S, ILIYASU A M, AKILAN T, et al. Accurate flow regime classification and void fraction measurement in two-phase flowmeters using frequency-domain feature extraction and neural networks [J]. Separations, 2022, 9(7): 160.
- [20] 邢艺馨, 蓝益鹏, 姜云凤, 等. 直线同步电动机磁悬浮系统非线性神经网络自适应反步控制[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(3): 8-13.
- XING Y X, LAN Y P, JIANG Y F, et al. Nonlinear adaptive neural network backstepping control of linear synchronous motor magnetic levitation system [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(3): 8-13.
- [21] 张鹏, 束小曼, 厉雪衣, 等. 基于 LSTM 的交流电

- 机系统故障诊断方法研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(3): 109-116.
- ZHANG P, SHU X M, LI X Y, et al. LSTM-based fault diagnosis of AC electric machine system [J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(3): 109-116.
- [22] ZRIRA N, KAMAL-IDRISSI A, FARSSI R, et al. Time series prediction of sea surface temperature based on BiLSTM model with attention mechanism [J]. Journal of Sea Research, 2024, 198: 102472.
- [23] 李金瑾, 陈珏羽, 黄柯颖. 基于 CNN-LSTM 混合模型的多类别窃电行为检测[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(1): 226-234.
- LI J J, CHEN J Y, HUANG K Y. Multi-class electricity theft detection based on the CNN-LSTM hybrid model [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(1): 226-234.
- [24] 李青, 张新燕, 马天娇, 等. 基于 SSA-CNN-BiGRU-Attention 的超短期风电功率预测模型[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(5): 61-71.
- LI Q, ZHANG X Y, MA T J, et al. Ultra-short term forecasting model of wind power based on SSA-CNN-BiGRU-Attention [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(5): 61-71.
- [25] 聂华伟, 应江虹, 邓捷. 基于 Bi-LSTM 模型的桥梁健康监测挠度预测方法[J]. 公路, 2024, 69(10): 213-219.
- NIE H W, YING J H, DENG J. A deflection prediction method for bridge health monitoring based on Bi-LSTM model [J]. Highway, 2024, 69(10): 213-219.
- [26] LATIF A, MEHEDI I M, VELLINGIRI, et al. Enhanced remora optimization with deep learning model for intelligent PMSM drives temperature prediction in electric vehicles [J]. Axioms, 2023, 12(9): 852.
- [27] 洪烨, 王帮亭, 王志伟, 等. 基于线性回归及 BP 神经网络的 RAT 最大释放冲击载荷预测研究[J]. 航空计算技术, 2024, 54(5): 53-57.
- HONG Y, WANG B T, WANG Z W, et al. Research on predicting the maximum deployment impact load of RAT based on linear regression and BP neural network [J]. Aeronautical Computing Technology, 2024, 54(5): 53-57.

收稿日期:2024-12-23

收到修改稿日期:2025-03-13

作者简介:

张京瑶(2000-),女,硕士研究生,研究方向为特种电机设计及其控制,jingyaozhang01@163.com;

*通信作者:安跃军(1962-),男,博士,教授,研究方向为特种电机及其控制,anyj_dq@sut.edu.cn。