

# 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\*

唐鹏<sup>1</sup>, 赵治国<sup>1</sup>, 李豪迪<sup>1</sup>, 卢万成<sup>2</sup>, 杨建煜<sup>1</sup>

(1. 同济大学汽车学院, 上海 201804; 2. 联合汽车电子有限公司, 上海 200131)

**[摘要]** 开发电驱动总成(EDA)轻量级实时在线温度精确预测方法, 对于提前有效监测其未来异常温度状态, 确保车辆行驶安全至关重要。基于多物理场耦合与数据驱动融合建模, 提出了EDA瞬态温度场在线预测方法。首先, 建立EDA电-磁-热-流多物理场耦合有限元模型, 并通过台架试验验证该模型准确性; 其次, 采用有限元模型生成了几种常规工况下的瞬态温度场数据集, 以用于后续代理模型的测试验证; 然后, 结合有限元模型获取简化的热网络拓扑和图卷积神经网络, 提出一种模型与数据双轮驱动建模的EDA时空关系图卷积神经网络预测模型; 最后, 通过不同工况下的离线仿真对比分析和台架在线测试, 对所提出的温度预测模型进行有效性和实时性验证。实测离线数据集上的分析结果表明: 全局预测误差和平均绝对误差分别为4.4和1.25 °C, 相较于常规时序图卷积神经网络和门控递归单元方法分别降低17.3%、28.1%和5.3%、29.3%。台架在线预测结果也与真实测量值十分接近, 其全局预测误差和平均绝对误差为3.99和0.66 °C。总之, 所提出的实时在线温度预测方法可以准确预测EDA真实温度变化。

**关键词:** 电驱动总成; 实时在线温度预测; 多物理场耦合; 关系图卷积神经网络

## Real-Time Online Prediction of Transient Temperature Field for Electric Drive Assembly with Multi-physics Coupling and Data-Driven Fusion Modeling

Tang Peng<sup>1</sup>, Zhao Zhiguo<sup>1</sup>, Li Haodi<sup>1</sup>, Lu Wancheng<sup>2</sup> & Yang Jianyu<sup>1</sup>

1. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804; 2. United Automotive Electronics Co., Ltd., Shanghai 200131

**[Abstract]** It is crucial to develop a lightweight real-time online temperature prediction model for electric drive assembly (EDA) to effectively monitor its future abnormal temperature state in advance and ensure vehicle safety. Based on multi-physics coupling and data-driven fusion modeling, this paper proposes an online prediction method for the transient temperature field of EDA. Firstly, a multi-physical coupling finite element model of EDA electric-magnetic-thermal-flow multi-physics coupling is established, and the accuracy of the model is verified by bench test. Secondly, several transient temperature field datasets under normal working conditions are generated via multi-physical field coupling model for subsequent proxy model verification. Then, combined with the finite element model to obtain the simplified thermal network topology and the graph convolutional neural network, a relational spatial-temporal graph convolutional neural network prediction model driven by model and data is proposed. Finally, the effectiveness and real-time performance of the proposed temperature prediction model are verified by offline simulation and online test under different ambient temperatures and working conditions. Analysis results on the measured offline dataset show that the global prediction error and average absolute error are 4.4 and 1.25 °C, reduced by 17.3%, 28.1%, 5.3% and 29.3%, respectively, compared with the conventional temporal graph convolutional neural network and gated recurrent unit. Meanwhile, the online prediction results of the bench are also very close to the

\* 国家自然科学基金(51675381)和上海市科委科技创新项目(21DZ1209700)资助。

原稿收到日期为2024年04月09日, 修改稿收到日期为2024年05月20日。

通信作者: 赵治国, 教授, 博士, E-mail: zhiguozhao@tongji.edu.cn。

real measured values, with the global prediction error and average absolute error of 3.99 and 0.66 °C. In conclusion, the proposed real-time on-line temperature prediction method can accurately predict the real temperature change of EDA.

**Keywords:** electric drive assembly; real-time online temperature prediction; multi-physical field coupling; relational graph convolutional neural network

## 前言

随着电驱动系统对提升功率密度的需求不断增加,在新能源车辆上采用将一个或多个高转速永磁同步电机(permanent magnet synchronous machine, PMSM)与减速器/变速器、控制器等部件集成的电驱动总成(electric drive assembly, EDA)已成为必然趋势<sup>[1]</sup>。然而,高集成度EDA在大负载高转速运行时会产生较多热损耗,若不及时散热,会使PMSM产生过温故障,严重时还会引起电机永磁体退磁,致使其驱动能力大为下降<sup>[2]</sup>。因此,提前准确预测电驱变速器内部PMSM瞬态温度场对于实现电机有效热管理,保障电驱变速器的热安全十分关键。

在EDA瞬态温度场估计方面,主流温度估计方法可以分为基于热模型、基于参数辨识与基于融合技术等3种。

基于热模型的温度估计方法一般包括有限元法(finite element method, FEM)、计算流体力学法(computational fluid dynamics method, CFD)和集总参数热网络法(lumped parameter thermal network method, LPTN)。例如,吴胜男等<sup>[3]</sup>通过建立解析热网络和CFD数值结合模型有效估计了高速PMSM温升。Tang等<sup>[4]</sup>采用解析及FEM建立磁热耦合温度模型,揭示了电机温度传递方式、容错模式与温升间的内在联系。Zhang等<sup>[5]</sup>采用CFD建立了电动涡旋压缩机流固耦合仿真模型对其内部电机和逆变器温度分布进行了准确估计。有限元法和CFD法都能准确估计电机的温度,但其计算耗时较长<sup>[6]</sup>。LPTN方法计算精度与节点数相关,高精度LPTN节点较多,计算负担较大,而少节点计算效率高,但计算精度往往较低<sup>[7]</sup>。

基于参数辨识的估计方法主要采用信号注入<sup>[8]</sup>和频谱分析<sup>[9]</sup>、模型参考自适应系统<sup>[10]</sup>和智能算法<sup>[11]</sup>来获取与温度相关的参数值,从而间接估计相应部件的温度变化。然而此类方法多针对电机稳态工况下的热特性进行分析,未对瞬态工况下的电机和EDA热特性进行进一步研究。

基于融合技术的估计方法主要通过结合热模型、参数估计和数据驱动方法的优势实现电机温度精确估计。例如,李兆宗等<sup>[12]</sup>使用遗传算法改进了传统电机单扇区热阻网络模型,实现了电机定子温度准确估计。Kirchgaessner等<sup>[13]</sup>结合LPTN和递归神经网络提出了一种有效估计PMSM温度的热神经网络。肖宗鑫等<sup>[14]</sup>构建了磁-热双向耦合转子温度在线估计模型,实现电机转子温度的快速在线估计。此类方法能够很好地估计不同场景下的电机温度,但目前相关研究仍较少,且缺乏对瞬态工况条件下的温度预测研究。

虽然,基于上述温度估计方法可有效估计相关零部件下一时刻温度,但无法实现未来短时间或中时间尺度的温度预测,且目前关于EDA瞬态温度场预测的研究少有报道。Yang等<sup>[15]</sup>提出了一种电机定子温度实时预测的深度学习模型,但由于其预测仅基于一维时序数据,忽略了绕组和永磁体等不同温度点的空间相互影响,预测精度仍有待提高。由于EDA产热和散热机制复杂,在预测其温度变化时,有必要充分考虑温度点间的时空相关特征。因此,Chen等<sup>[16]</sup>提出了一种基于长短期记忆和图卷积神经网络(graph convolutional neural network, GCN)的多传感器融合多步预测模型,其考虑了电机温度节点间时空相关性。能够实现基于30 min历史数据预测未来5到60 min温度,其最佳RMSE为1.39 °C。此外,Tang等<sup>[17-18]</sup>利用GCN分别对PMSM和EDA关键节点温度进行了预测,其最大绝对误差为5.88 °C。但由于均是离线预测,未对该预测算法进行在线验证。

为此,基于物理和数据驱动融合技术,本文提出一种考虑温度节点时空相关特性的EDA瞬态温度场在线预测方法。先建立EDA电-磁-热-流多物理场耦合模型生成几种常规工况下的温度数据集,以用于后续代理模型验证。同时结合多物理场耦合模型获取简化后的热网络拓扑特征以及最小二乘法(ordinary least square, OLS)、关系GCN(relational GCN, RGCN)和门限递归单元(gated recursive unit, GRU)的特点,构建基于OLS的瞬态温度场时空

RGCN 短期预测框架 (spatial-temporal RGCN based on OLS, OLS-RGCN)。之后采用历史测量数据动态估计与损耗、热阻、热容相关的热模型参数,实现 EDA 未来一段时间瞬态温度的准确预测,并在台架上进行在线验证。

与已有研究相比,本文主要贡献有:(1)所建立的 OLS-RGCN 框架能够充分考虑各温度节点动态的时空关联特性,准确地从 EDA 稀疏监测数据中动态学习热扩散规律,具有较强的物理解释性;(2)所提出的预测方法能够实现 EDA 任意温度节点多变量多时步预测,且仅依靠少量易获取传感器信息可以实时有效在线预测 EDA 内部关键部件的温度变化;(3)对所提出的基于多物理场耦合与数据驱动融合建模的 EDA 瞬态温度场在线预测方法在不同运行工况下进行了台架试验验证,验证了模型的精度和有效性,为温度预测算法实车应用提供了有效支撑。

## 1 基于物理与数据驱动融合建模的温度在线预测方法

### 1.1 研究对象及参数

以某款新能源汽车油冷 EDA 为研究对象,其中集成了两个电机 MG1 和 MG2 以及传动齿轮系统,主要研究车辆纯电动模式下 MG2 电机单独驱动的瞬态温度场变化特性。MG2 电机为一款 12 极 72 槽内嵌式 PMSM,其实物图如图 1 所示。该电机通过 5 个喷油嘴喷油、转子中间油道旋转喷油对定子绕组、转子等进行冷却。



图1 集成PMSM的油冷EDA实物图

### 1.2 温度在线预测方法开发流程

传统基于有限元的仿真分析往往计算量大,而纯数据驱动模型可解释性较差,同时,兼顾实时性和准确性的在线温度预测存在一定难度。因此,本文建立了基于物理与数据驱动融合建模的温度在线预测方法,其开发流程图如图 2 所示。首先建立 EDA 电-磁-热-流多物理场耦合有限元模型,并通过不同工况下的台架试验对有限元模型进行修正。修正后的有限元模型可以生成不同工况下的数据集用于基于数据驱动的温度离线预测算法的训练学习,同时有限元模型还可以获取各温度节点间的连接关系,以构建关键节点热网络图。通过温度预测模型离线训练和学习,可以辨识出与热容、热阻相关的最优神经网络模型权重参数。同时,基于辨识出的权重参数矩阵以及 2.5 s 内的输入节点信息(包括环境温度、壳体温度、电机转速和电流),构建轻量级温度在线预测模型,并进行台架试验验证。

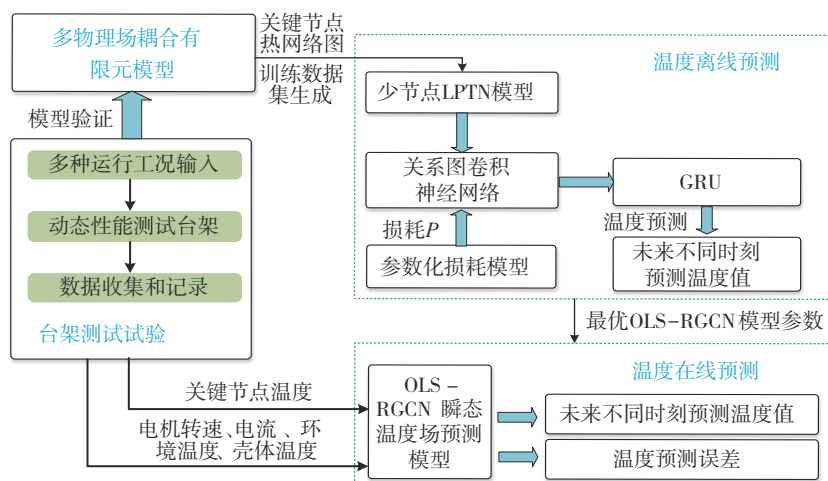


图2 基于物理与数据驱动融合建模的温度在线预测方法开发流程

## 2 EDA多物理场耦合建模与验证

### 2.1 电机设计与反电势验证

在对EDA拆解测绘获取其相关结构和材料参数后,在Anasy Motor-CAD中建立其MG2电机电磁模型,其结构图如图3所示,且其具体设计参数如表1所示。同时,为验证所建立电磁模型的准确性,对其反电动势进行了验证。对比台架上MG2电机在1496 r/min时的反电动势测量值和所设计的电机电磁模型预测值(如图4所示),可以看出其比较吻合。由此可以说明,所设计的电机与实际电机电磁性能较为接近。

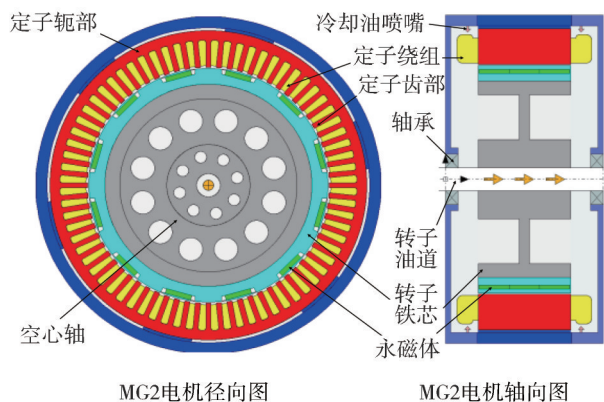


图3 EDA内MG2电机结构示意图

### 2.2 EDA电-磁-热-流多物理场耦合建模

结合Motor-CAD、Simulink搭建EDA电磁热流多物理场耦合联合仿真模型,如图5所示。

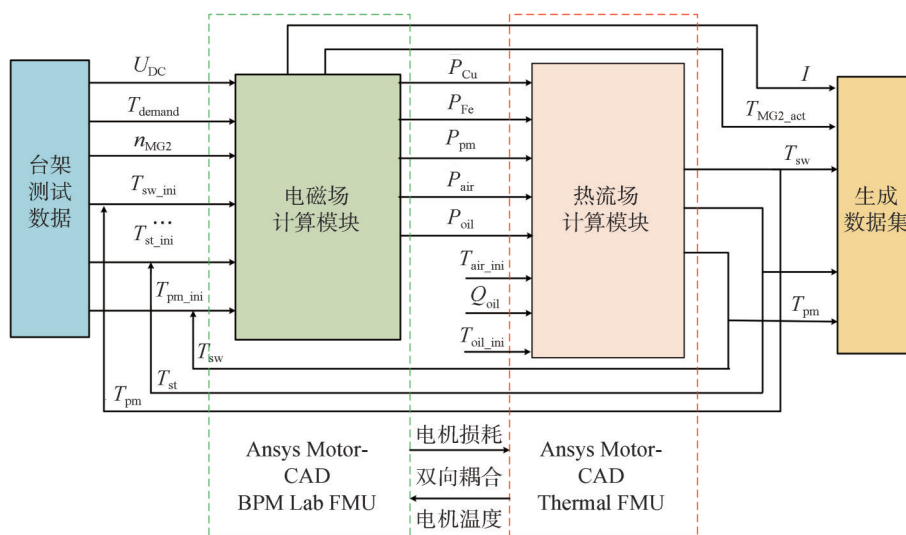


图5 EDA电-磁-热-流多物理场耦合模型

表1 MG2电机设计参数

| 参数                               | 数值   |
|----------------------------------|------|
| 永磁体极对数 $P_2$                     | 12   |
| 定子槽数 $S_n$                       | 72   |
| 定子槽口宽度 $b_0/\text{mm}$           | 4.58 |
| 永磁体厚度 $h_{\text{pm}}/\text{mm}$  | 4    |
| 永磁体宽度 $w_{\text{pm}}/\text{mm}$  | 22   |
| 隔磁桥厚度 $T_{\text{web}}/\text{mm}$ | 22   |
| 气隙长度 $L_{\text{gap}}/\text{mm}$  | 1.1  |
| 转子轴向长度 $L_r/\text{mm}$           | 94   |
| 定子内半径 $R_{\text{int}}/\text{mm}$ | 203  |
| 定子外半径 $R_{\text{out}}/\text{mm}$ | 266  |
| 定子铁芯轴向长度 $L_s/\text{mm}$         | 94   |
| 定子槽深 $d_{\text{slot}}/\text{mm}$ | 22.2 |
| 定子齿宽 $w/\text{mm}$               | 4.15 |

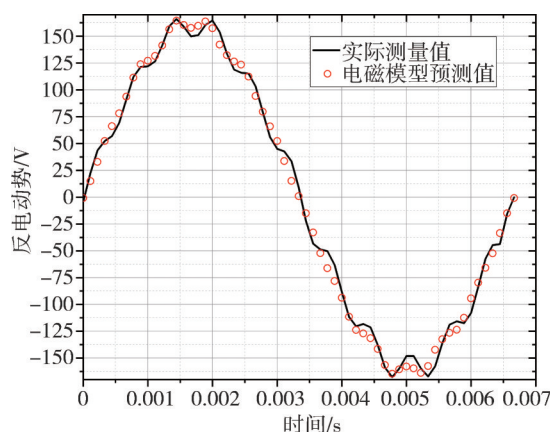


图4 1496 r/min时电机反电动势测量值和电磁模型预测值对比

可见,模型包括电磁场计算和热流场计算模块,

其分别在 Ansys Motor-CAD 的 BPM Lab FMU 和 Thermal FMU 模块中进行了实现。其中电磁模块首先依据 Motor-CAD 自带的铜损、铁损、永磁体损耗以及轴承和风磨损耗计算模型,计算 EDA 在给定转速  $n_{MG2}$ 、转矩  $T_{demand}$ 、母线电压  $U_{DC}$  和初始定子绕组温度  $T_{sw\_ini}$ 、定子齿部温度  $T_{st\_ini}$ 、永磁体温度  $T_{pm\_ini}$  下的内部损耗分布(电机铜损  $P_{Cu}$ 、铁损  $P_{Fe}$ 、永磁体损耗  $P_{pm}$ 、齿轮搅油损耗  $P_{oil}$  等),并将计算出的损耗分布与环境初始温度  $T_{air\_ini}$ 、冷却油初始温度  $T_{oil\_ini}$  和冷却油流量  $Q_{oil}$  传递给热流模块。其次,热流场计算模块考虑冷却油喷溅散热和转子轴间冷却散热,将热流模型计算出的各部分温度分布反馈给电磁模型,从而修正绕组铜的电导率、永磁体磁导率等参数,从而重新计

算各类损耗,实现电机电磁热流双向耦合。当前后两次温度场计算误差小于 0.1% 时,迭代完成。模型输出迭代收敛后的结果,包括温度分布、电机电流  $I$  和实际电机转矩  $T_{MG2\_act}$ ,并进行下一时刻温度场计算。

### 2.3 EDA 电-磁-热-流多物理场耦合模型验证

为验证 EDA 电-磁-热-流多物理场耦合模型的准确性,搭建了 EDA 温度测试台架,如图 6 所示。其中选择一款水冷 PMSM 作为负载电机,EDA 为被测件,快速原型控制器将给定的工况信息作为输入,并在所搭载的控制模型中计算出 MG2 电机需求转矩和实际转速,通过 CAN 线传递给电机控制器,实现对 MG2 电机的控制。

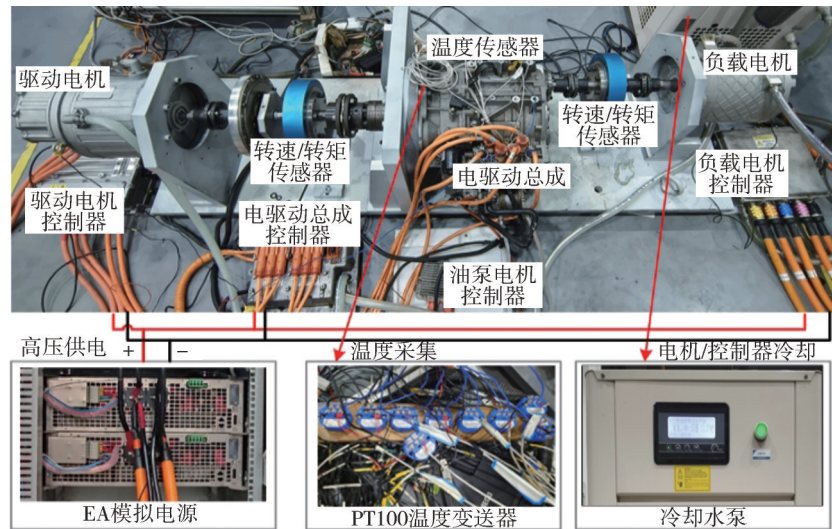


图6 EDA温度测试台架

同时,在 MG2 电机定子绕组、齿部、绕组附件空气、EDA 壳体和环境布置相应的温度传感器,部分温

度传感器布置如图 7 所示。通过 PT100 温度变送器采集温度信息,并将其传递给快速原型控制器,同时

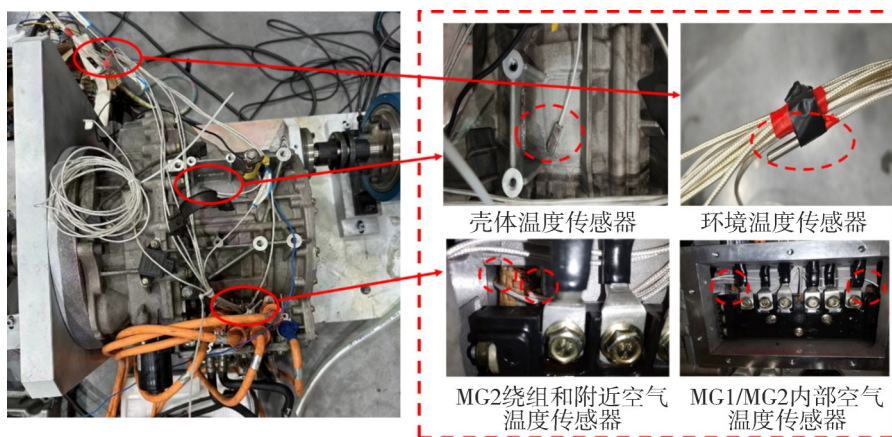


图7 温度传感器布置

通过CANape进行记录。在单MG2电机纯电动模式下基于如图8(a)所示电机测试工况(环境温度为21℃),在如图5所示的多物理场耦合模型中进行瞬

态温度场仿真计算。并将多物理场耦合模型预测的电机电流、转矩、定子绕组温度、油温和壳体温度与实际测试的结果进行对比分析,如图8(b)~图8(f)所示。

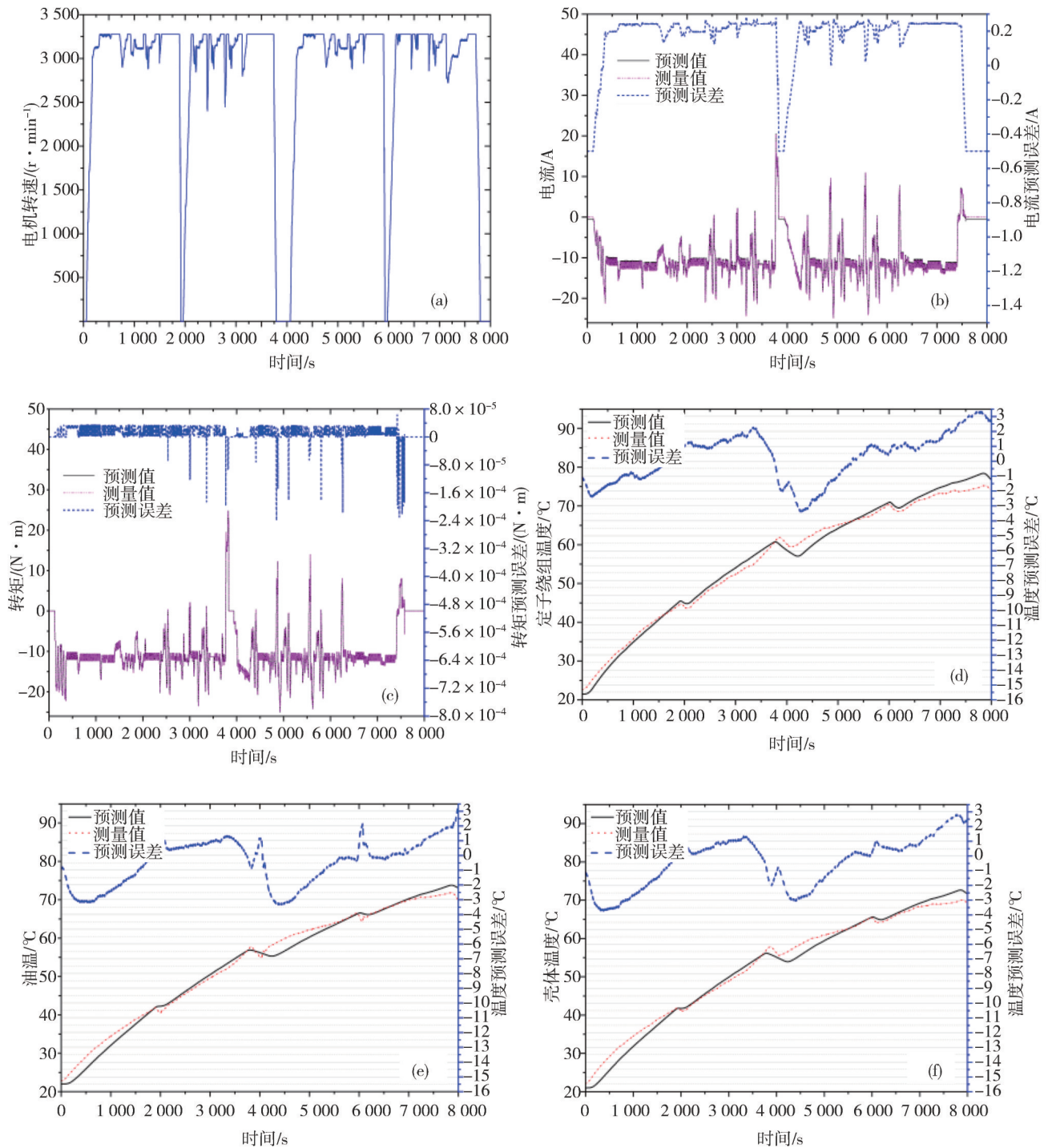


图8 测试工况和电机多场耦合有限元仿真与实际测试电流、转矩、定子绕组、润滑油和壳体温度对比(环境温度21℃)

通过图8(b)和图8(c)可以发现,多物理场耦合模型所预测的电流和转矩误差分别在-0.6~0.3 A和-0.0003~0.0001 N·m以内,表明其能够较好地

预测动态测试台架实际输出的转矩和电流。此外,通过图8(d)~图8(f)也可以看出,多物理场耦合模型所预测的定子绕组温度、油温和壳体温度误差均

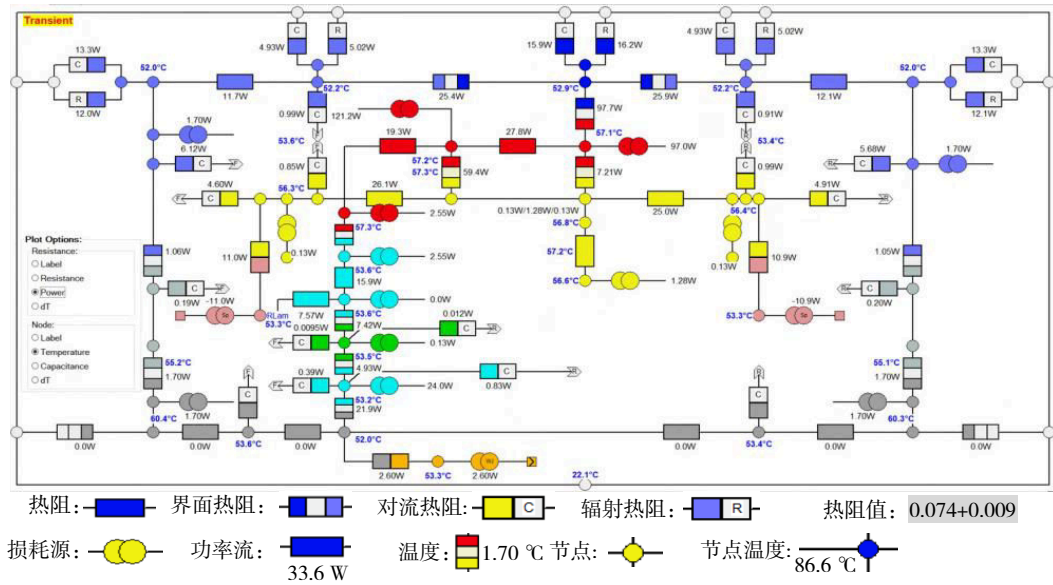
在±3.5 °C以内,表明其也能较好模拟EDA温升特性。根据上述针对图8的分析可以发现,所搭建的EDA用油冷电机多场耦合模型能够较好地模拟真实EDA在单电机纯电动模式下的电磁转矩、电流和温升特性。

### 3 基于数据驱动建模的瞬态温度场离线预测算法构建与分析

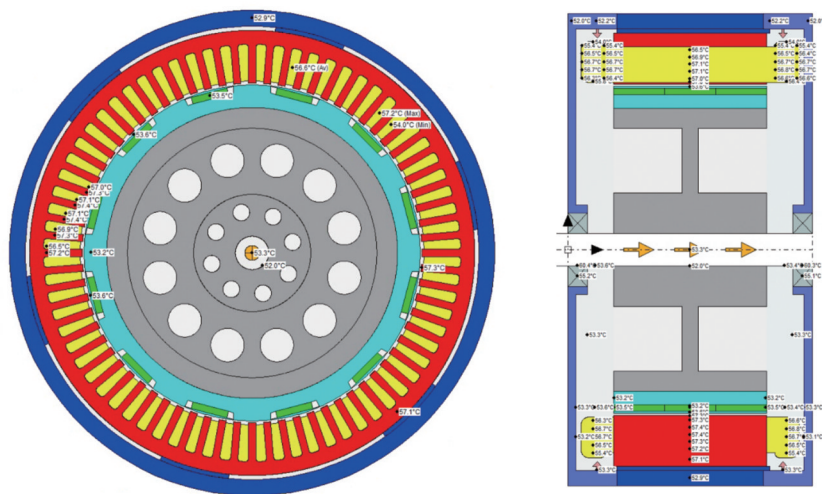
#### 3.1 集总参数热网络建模

基于 Motor-CAD 中可以获取 EDA 用油冷电机

瞬态温度场的详细集总参数热网络模型,其瞬态温度场损耗及温度示意图如图9所示。通常,在实际测试分析中,往往关注关键温度节点(包括电机定子绕组、齿部、轭部、永磁体、转子铁芯、轴承、壳体)是否产生过温现象,同时将EDA中齿轮搅油损耗和空气摩擦损耗等效到润滑油中,将润滑油温度作为一个关键节点。因此,基于Tang等<sup>[18]</sup>的热网络建模理论,建立了EDA用油冷电机详细热网络模型简化后包含关键温度节点的10节点热网络模型,如图10所示。



(a) 损耗分布示意图



(b) 温度分布示意图

图9 详细的集总参数热网络模型瞬态温度场损耗及温度示意图

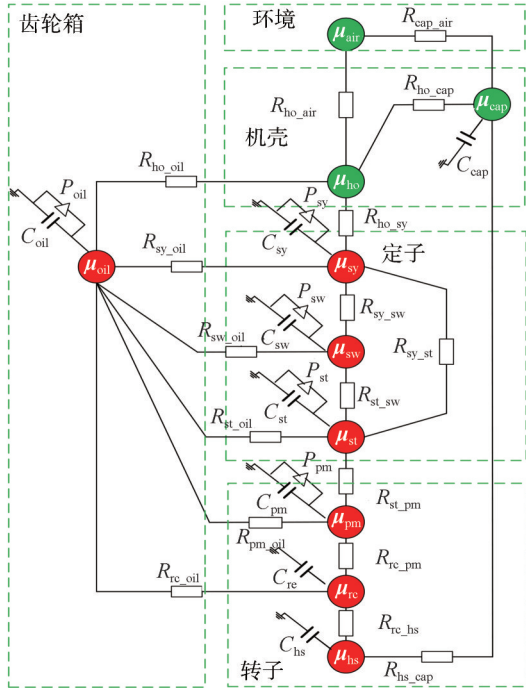


图10 EDA用油冷电机10节点热网络模型

图10中: air、ho、oil、sy、st、sw、pm、hs、rc、cap 分别代表环境空气、外壳外表面、润滑油、定子轭、定子齿、定子绕组、转子永磁体、空心轴、转子铁芯、端盖;  $\mu(*)$ 、 $C(*)$ 和 $P(*)$ 分别表示对应节点的温度、热容和损耗,  $R_{(x,y)}$ 表示任意两个节点之间的热阻, 例如  $R_{re,pm}$ 表示转子铁芯和永磁体间的热阻。结合图10, EDA温度场的热扩散方程如下:

$$\frac{d\mu_x}{dt} = \frac{1}{C_x} \left[ -\mu_x \times \left( \sum \frac{1}{R_{x,y}} \right) + \left( \sum \mu_y \times \frac{1}{R_{x,y}} \right) \right] + \frac{1}{C_x} P_x \quad (1)$$

将式(1)方程改写为状态方程形式, 如式(2)所示:

$$\begin{cases} \dot{\mu}(t) = A\mu(t) + BP(t) \\ y(t) = M\mu(t) + NP(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中:

$$\dot{\mu}(t) = \begin{pmatrix} \dot{\mu}_1(t) \\ \vdots \\ \dot{\mu}_n(t) \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \vdots \\ \frac{1}{C_n} \end{pmatrix} \times \begin{bmatrix} -\sum_{i=1}^n \frac{1}{R_{1,i}} & \frac{1}{R_{1,2}} & \cdots & \frac{1}{R_{1,n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{R_{n,1}} & \frac{1}{R_{n,2}} & \cdots & -\sum_{i=1}^n \frac{1}{R_{n,i}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{1}{C_n} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$M = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$N = \begin{bmatrix} 0 & & \\ & \ddots & \\ & & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

此外, EDA损耗主要来自其内部电机损耗和传动系统损耗<sup>[17]</sup>。电机损耗一般包括定子绕组  $P_{Cu,all}$  的铜损耗、定子轭架  $P_{Fe,sy}$  和齿部  $P_{Fe,st}$  的铁损耗、永磁体涡流损耗  $P_{pm}$ 。由于电机转子与空气高速摩擦加剧, 空气摩擦损失  $P_{air}$  不容忽视。同时, 对于油冷EDA, 还须考虑高速时齿轮油混合损失  $P_{oil}$ , 故其损耗计算公式为

$$\begin{cases} P_{Cu,all} = mRI^2 + \frac{4\pi^3 B_w^2 d^4 l}{128 \cdot 3600\rho} n^2 \\ P_{Fe,sy} = G_{Fe} C_{Fe} K_0 \left( \frac{B_{sy}}{B_0} \right)^2 \left( \frac{N_{pole}}{60f_0} \right)^{1.3} n^{1.3} \\ P_{Fe,st} = G_{Fe} C_{Fe} K_0 \left( \frac{B_{st}}{B_0} \right)^2 \left( \frac{N_{pole}}{60f_0} \right)^{1.3} n^{1.3} \\ P_{pm} = \frac{V_{pm} \pi^2 B_m^2 w_{pm}^2 N_{pole}}{360\rho_{pm}} n \\ P_{air} = C_f \pi \rho_a r^4 l_a \left( \frac{2\pi}{60} \right)^3 n^3 \\ P_{oil} = g_1 \left( \frac{2\pi}{60} \right)^2 n^2 + g_2 \left( \frac{2\pi}{60} \right)^{2.86} n^{2.86} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $m$ 为相数;  $I$ 为电机相电流有效值;  $R$ 为电机的直流相电阻;  $n$ 为电机转速;  $B_w$ 为定子绕组处的磁密度;  $d$ 、 $l$ 和 $\rho$ 分别为单根绕组的直径、长度和电阻率;  $K_0$ 为磁芯在公称磁通密度  $B_0$ 和频率  $f_0$ 下的比铁损耗;  $B$ 为实际磁通密度;  $G_{Fe}$ 为磁芯质量;  $C_{Fe}$ 为各向异性材料特性的标定系数;  $B_{sy}$ 和  $B_{st}$ 分别为定子磁轭和齿磁通密度;  $V_{pm}$ 为永磁体体积;  $w_{pm}$ 为永磁体宽度;  $N_{pole}$ 是极对数;  $B_m$ 为永磁体中的磁密度幅值;  $\rho_{pm}$ 为永磁体的电阻率;  $C_f$ 为空气摩擦系数, 与定子和转子的表面结构有关;  $\rho_a$ 为空气密度;  $r$ 为转子半径;  $l_a$ 为转子的轴向长度;  $g_1$ 与  $g_2$ 为待定系数。

由式(2)至式(8)可知, 下一时刻或未来多个时刻每个节点的温度值均可用该节点及其相邻节点当前时刻的温度信息进行加权表征, 权重系数矩阵 ( $A$ ,  $B$ ,  $P$ ) 与热容量、热阻和损耗值有关。而热容、

热阻、损耗值等参数的确定须获取EDA结构和材料参数。实际上,快速准确地获取此类参数是非常困难的。为摆脱对结构和材料参数等先验知识的依赖,及减少温度传感器的数量,使用数据驱动的方法进行温度场预测。然而,由于纯粹数据驱动方法中所使用的神经网络可解释性较差,在此基础上,文中提出一种结合集总参数热网络的数据驱动模型,以其稀疏监测数据中挖掘温度节点的时空相关特征,确定系数矩阵值。

### 3.2 时空图卷积神经网络离线预测模型构建

在实际应用中,较多的温度传感器会造成成本过高。因此,利用计算效率高的OLS<sup>[17]</sup>,仅通过少量易获得的传感器信息预测内部关键节点温度信息。其次,根据瞬态温度场变化的时空关联特性,结合如图10所示的热网络拓扑结构及OLS、RGCN和GRU的特点,构建OLS-RGCN预测模型,对EDA温度场变化进行短期预测,如图11所示。

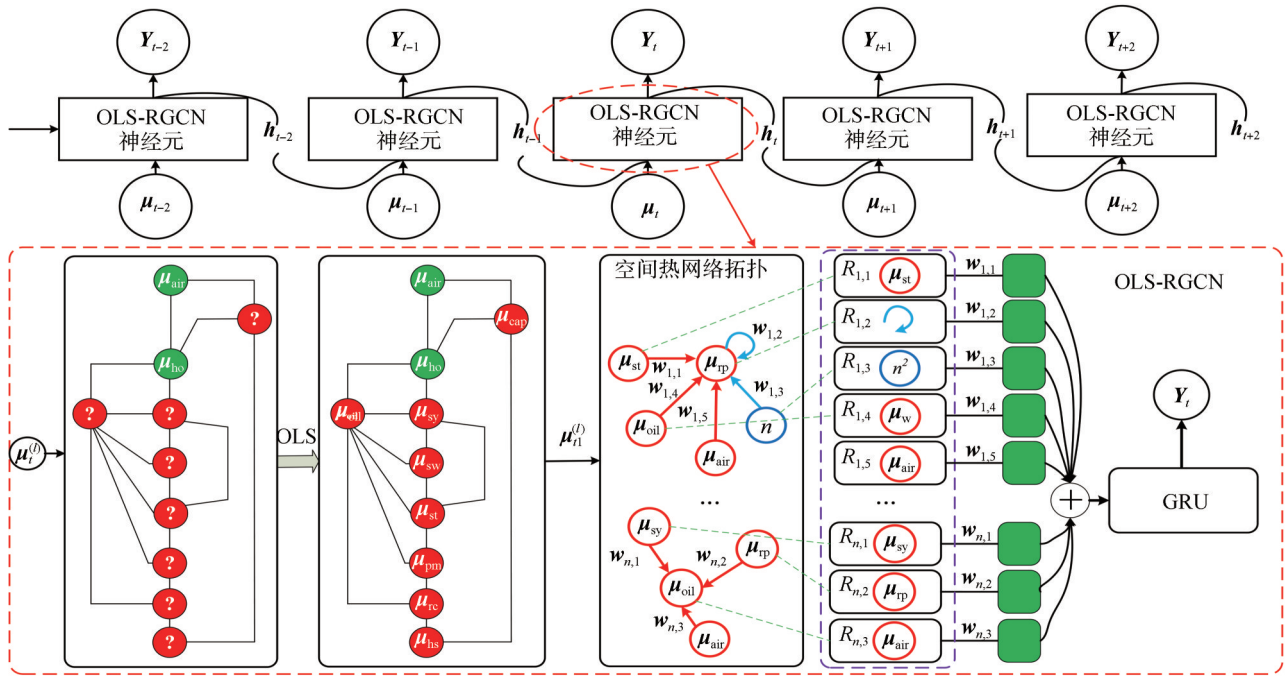


图11 OLS-RGCN的瞬态温度场预测框架

从图11可以看出,瞬态温度场预测过程如下。

首先,使用OLS基于部分传感器信息估计EDA内部节点温度,并将其补充为完整的热网络图 $A_1$ ,以作为预测模型的输入。其次,通过修正后的RGCN模型(式(9)与式(10))学习各节点的空间依赖关系,得到更新后的加权系数邻接矩阵。

$$\hat{A} = \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} A_1 \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \quad (9)$$

$$\mu_i^{(t+1)} = \sigma \left( \sum_{j \in N_i} \hat{A}_{i,j}^{(l)} \mathbf{W}_{i,j}^{(l)} \mu_j^{(t)} + \sum A_{i,i}^{(l)} \mathbf{W}_{i,i}^{(l)} \mu_i^{(t)} \right) \quad (10)$$

式中: $\tilde{D}^{-\frac{1}{2}} A_1 \tilde{D}^{-\frac{1}{2}}$ 表示对 $A_1$ 进行标准化处理, $\tilde{D}$ 为度矩阵, $\hat{A}_{i,j}^{(l)}$ 表示第 $l$ 层矩阵中第 $i$ 行和第 $j$ 列的项; $\mu^{(l)}$ 为第 $l$ 层的输入值矩阵; $A_{i,i}^{(l)}$ 表示第 $l$ 层矩阵中第 $i$ 行、第

$i$ 列的项; $N_i$ 表示节点 $i$ 所有邻居节点的索引集; $\mathbf{W}_{i,j}^{(l)}$ 表示 $l$ 层热网络拓扑节点 $i$ 与其他邻居节点之间的热路径上的权值; $\mathbf{W}_{i,i}^{(l)}$ 表示节点 $i$ 的自连接结构的权值。

其次,通过激活函数 $\sigma(\cdot)$ 将温度特征信息传递给时序预测模型GRU进行多变量多时步预测,其中GRU原理图如图12所示。

最后,通过损失函数估计得到的多变量多步预测结果 $\mu_t$ 与各温度节点真实温度信息 $\hat{\mu}_t$ 的预测误差,其中损失函数如式(11)所示。

$$\text{loss} = \left\| \mu_t - \hat{\mu}_t \right\| + \lambda L_{\text{reg}} \quad (11)$$

式中 $L_{\text{reg}}$ 和 $\lambda$ 分别是L2正则化项和惩罚项系数。

结合损失函数,可以进一步优化OLS-RGCN模

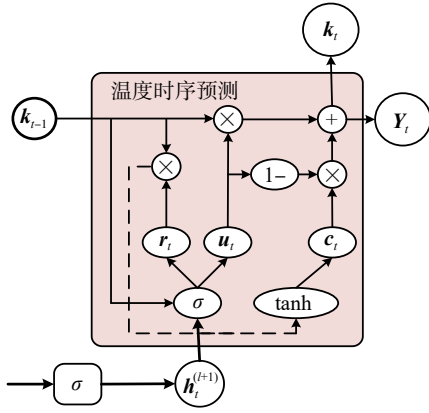


图12 时序预测模型GRU

型参数。具体预测过程如式(12)所示。

$$\begin{cases} \tilde{\mu}_t = \mu_t \beta \\ \mu_{t1} = \tilde{\mu}_t \cup \mu_t \\ u_t = \sigma(W_u[f(A, \mu_{t1}), h_{t-1}] + b_u) \\ r_t = \sigma(W_r[f(A, \mu_{t1}), h_{t-1}] + b_r) \\ c_t = \tanh(W_c[f(A, \mu_{t1}), (r_t \times h_{t-1})] + b_c) \\ h_t = u_t \times h_{t-1} + (1 - u_t) \times c_t \end{cases} \quad (12)$$

式中： $\tilde{\mu}_t = \mu_t \beta$ 为基于OLS的温度估计过程， $\tilde{\mu}_t$ 为根据部分传感器数据 $\mu_t$ 在 $t$ 时刻估计的其他节点的温度； $\mu_{t1}$ 为所有节点在 $t_1$ 时刻的温度； $\beta$ 为模型系数； $f(A^{(d)}, \mu^{(d)}) = \mu^{(d+1)}$ 表示图卷积过程， $h_t$ 和 $h_{t-1}$ 分别是隐藏层在时刻 $t$ 和时刻 $t-1$ 的输出； $W_u$ 、 $W_r$ 和 $W_c$ 表示预测模型的权重； $b_u$ 、 $b_r$ 和 $b_c$ 表示预测模型的偏差； $\tanh(\cdot)$ 表示激活函数。

### 3.3 时空图卷积神经网络离线预测模型有效性分析

#### 3.3.1 预测性能评价指标

为评价 OLS-RGCN 模型的预测性能,使用两个指标来评价待预测温度的实际实测值与预测值之间的差值,即平均绝对误差 (average absolute error, MAE) 和最大温度预测误差  $l_{err}$ , 如式(13)所示。

$$\begin{cases} MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\mu_i - \bar{\mu}_i| \\ l_{err} = \max |\mu_i - \bar{\mu}_i| \end{cases} \quad (13)$$

式中： $\bar{\mu}_i$ 为待预测温度的实际实测值的平均值； $n$ 为待预测温度的节点数。具体来说,用MAE和 $l_{err}$ 来衡量预测误差,其值越小,预测效果越好。

#### 3.3.2 预测性能分析

将实测的EDA数据集与多物理场耦合模型所生成的数据集进行分类整理,选择其数据集中60%作为OLS的输入进行训练,得到剩余40%数据集的预测温度对应的估计温度值。同时,取剩余数据的

一部分(80%)作为训练集,取与训练数据集差异显著的另一部分(20%)作为测试集。基于Tensorflow2.0框架,选择Adam优化器进行训练。

为验证 OLS-RGCN 模型的预测性能,在自测数据集上与多物理场耦合有限元模型(以下简称为FEM)、OLS-GRU 和 OLS-TGCN 模型进行了比较。其中,OLS-GRU 仅考虑时间关系进行预测,而OLS-TGCN 同时考虑时间和空间关系进行预测。但是,当消息传递时,它的邻居节点共享相同的权重。基于2.5 s历史数据,对比分析3种方法在预测时间为10 s时的预测性能,同时与多物理场耦合有限元模型预测性能进行对比,如图13和表2所示。

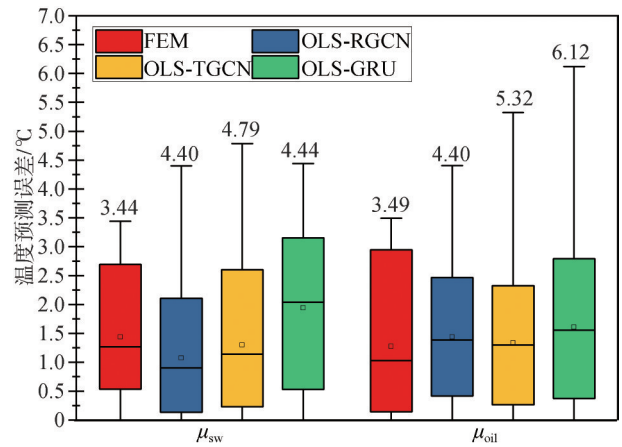


图13 预测时间为10 s时温度预测误差对比箱线图

表2 4种方法的预测性能比较

| 方法       | MAE/°C | $l_{err}$ /°C | 100个周期下平均训练时间/s | 平均测试时间/s |
|----------|--------|---------------|-----------------|----------|
| OLS-GRU  | 1.77   | 6.12          | 368             | 0.4      |
| OLS-TGCN | 1.32   | 5.32          | 497             | 0.5      |
| OLS-RGCN | 1.25   | 4.40          | 481             | 0.45     |
| FEM      | 1.35   | 3.49          |                 | 14.077   |

从图13可以看出,FEM在油温上的预测误差中位值和 $l_{err}$ 均最小,而在定子绕组上的预测误差中位值略大于OLS-RGCN和OLS-TGCN,但其最大预测误差仍然最小。而OLS-RGCN相较于OLS-TGCN和OLS-GRU,其 $l_{err}$ 均最小,分别降低了17.3%和28.1%。同时,其在油温上的预测误差中位值略大于OLS-TGCN,且其在定子绕组上的预测误差中位值均最小。此外通过表2可以发现,OLS-RGCN的MAE最小,为1.25 °C,相较于OLS-TGCN、OLS-GRU和FEM分别降低了5.3%、29.3%和7.4%。而FEM的 $l_{err}$ 最小,为3.49 °C。虽然FEM综合预测精度较

高,但其平均测试时间达到 14 007 s,远大于另外 3 种方法。而 OLS-RGCN 平均测试时间仅为 0.45 s,且其预测精度接近于 FEM 方法。

## 4 瞬态温度场在线预测算法验证与分析

### 4.1 温度在线预测模型与试验方案

在不同工况下测试 OLS-RGCN 模型,并选取其 MAE 和  $l_{err}$  最小时的模型参数(包括  $A_1$ 、 $\beta$ 、 $W_u$ 、 $W_r$ 、 $W_c$ 、 $b_u$ 、 $b_r$  和  $b_c$ )按照图 2 温度在线预测的方式获取 EDA 关键节点温度和预测误差。为验证基于 OLS-RGCN 的 EDA 关键节点在不同环境温度和不同电机转速转矩下的预测精度,在如图 7 所示的温度测试台架

上完成 OLS-RGCN 模型的验证。其温度在线预测试验方案如图 14 所示,先在 MATLAB/Simulink 软件中搭建包含 EDA 驱动控制策略、I/O 接口、车辆工况以及驾驶员模型的试验应用层集成控制程序,并将其编译烧写至 RapidECU S1 实时控制器中;测试台架 EDA 控制器、油泵电机控制器与负载电机控制器等各子控制器和温度、转速转矩等传感器通过 CAN、A/D 和 D/A 与 RapidECU S1 进行信号交互。PC 上位机 1 通过 MeCa 软件实现与 RapidECU S1 通信,基于 CCP 协议实现信号的自动测量与标定。同时 PC 上位机 2 通过 CANape 软件与 RapidECU S1 通信,采集 EDA 实时的电机转速、转矩、电流、电压以及各测点温度。并将 OLS-RGCN 温度预测模型的预测温度进行自动记录保存。

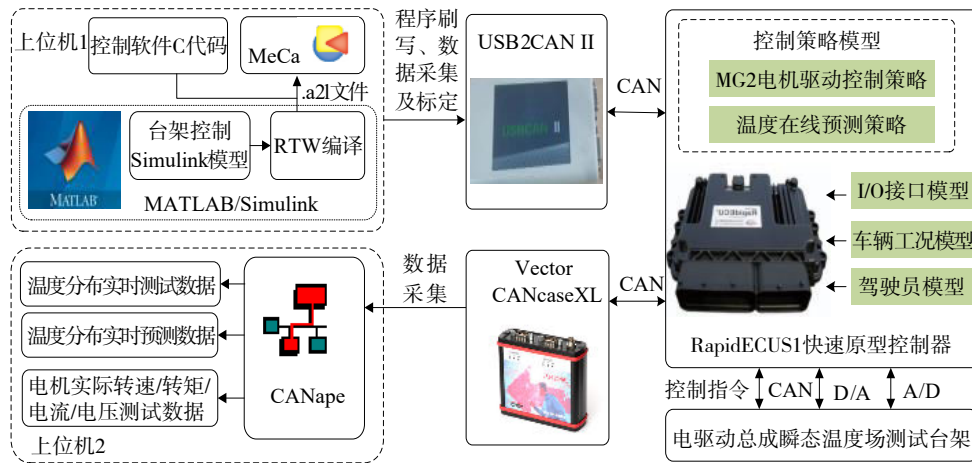


图 14 温度在线预测试验方案

### 4.2 温度在线预测算法准确性台架测试验证

为验证 OLS-RGCN 模型的在线预测性能,在台架上进行了在线验证(环境温度为 28 °C),并将相同测试工况(图 15)下获取的数据集作为测试数据集验证离线 OLS-RGCN 预测性能,并将它们的预测结果进行对比。以 2.5 s 的历史数据为基础,对比分析了离线与在线 OLS-RGCN 模型在预测时间为 10 s 时的预测性能,其温度跟踪效果和预测误差如图 16 和图 17 所示,同时温度预测误差的箱线图如图 18 所示,其预测性能对比如表 3 所示。

从图 16 中的(a1)、(b1)和(d1)可以看出,在线 OLS-RGCN 在  $\mu_{innerair}$ 、 $\mu_{oil}$  和  $\mu_{swair}$  下的预测结果与离线 OLS-RGCN 相比,偏差十分接近,能够较好跟踪实际温度。由图 16 中的(c1)可知,在线 OLS-RGCN 在  $\mu_{sw}$  温度的预测效果略低于离线 OLS-RGCN,但仍保持了

良好的跟踪效果。同时,由图 16 中的(b1)也可以看出,在线和离线 OLS-RGCN 预测曲线波动均在 0.2~0.8 °C 之间,平滑度较好。此外,通过图 17 可以发现,在线 OLS-RGCN 大部分区域预测误差均能够保持在 1 °C 左右。图 18 的箱线图显示了两种方法下 4 个温度节点预测误差的离散度和最大值。在  $\mu_{innerair}$ 、 $\mu_{sw}$  和  $\mu_{swair}$  下在线 OLS-RGCN 预测误差中位值与离线 OLS-RGCN 十分接近,虽然其预测误差中位值在  $\mu_{oil}$  大于离线 OLS-RGCN,但其  $l_{err}$  与离线 OLS-RGCN 也十分接近。此外,由表 3 也可以发现,离线和在线 OLS-RGCN 在  $\mu_{innerair}$ 、 $\mu_{sw}$  和  $\mu_{swair}$  的 MAE 十分接近,且其最大 MAE 分别为 0.41 和 0.66 °C,其全局  $l_{err}$  分别为 3.94 和 3.99 °C。综上,由图 16~图 18 与表 3 可以发现,虽然在线 OLS-RGCN 综合温度预测精度低于离线 OLS-RGCN,但其总体预测精度仍然较好。此

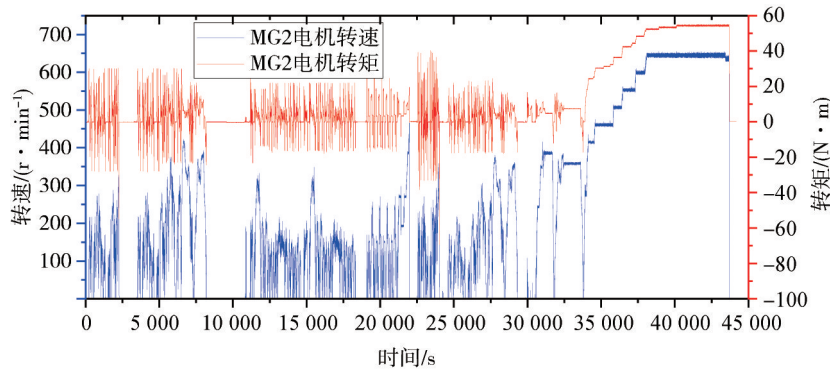


图15 测试工况(环境温度为28℃)

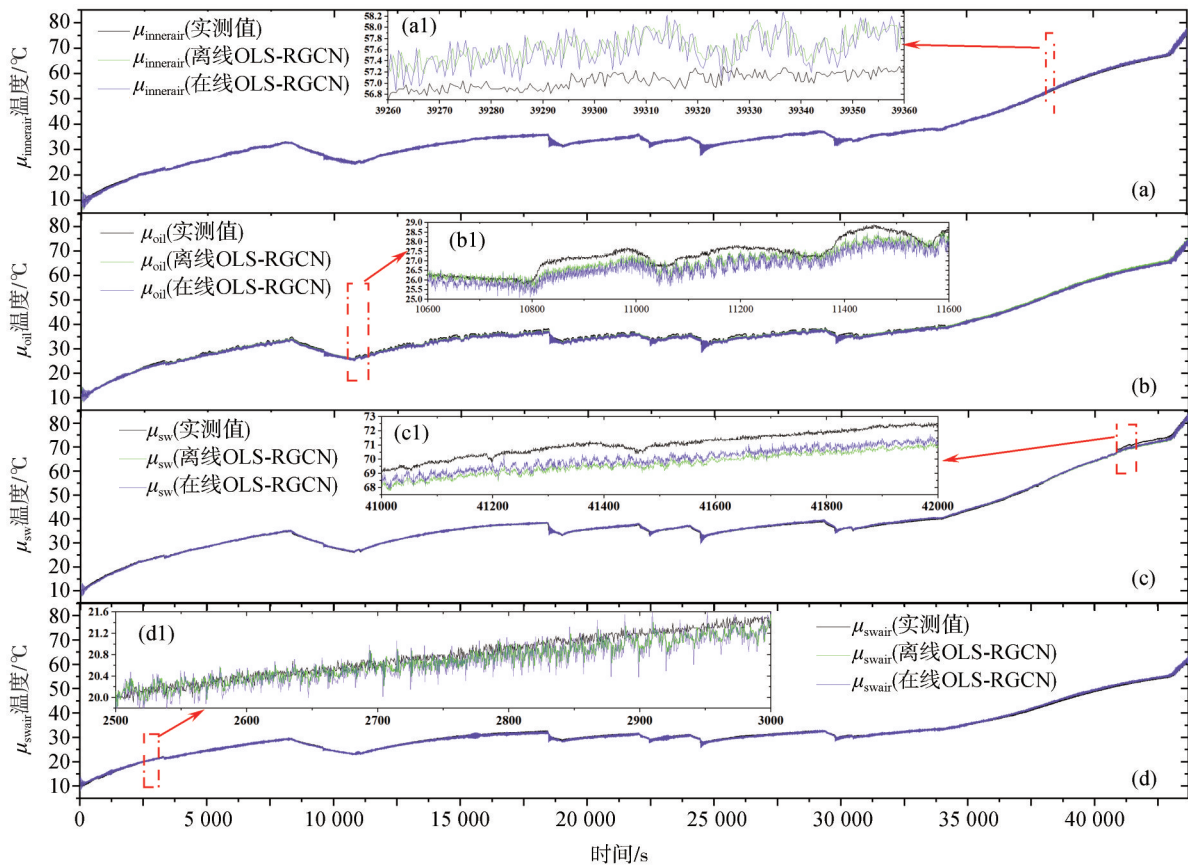


图16 不同方法基于2.5 s历史数据预测未来10 s内4个关键节点的温度跟踪效果比较

外,在线温度预测模型设置的采样时间为500 ms,其单次预测平均时间为129 ms,能够满足实时预测需求,这也进一步验证了OLS-RGCN算法的实时性和有效性。

### 5 结论

提出一种基于多物理场耦合和稀疏监测数据驱动融合建模技术的EDA瞬态温度场预测方法,通过

融合热网络图特征,并结合RGCN和GRU分别获取各温度节点的时空相关特征,构建OLS-RGCN温度在线预测模型。主要结论如下。

(1) 通过对实测的EDA数据集的分析发现,与OLS-TGCN和OLS-GRU相比,文中所提出的OLS-RGCN的MAE和 $l_{err}$ 均最小,分别为4.4和1.25℃,且分别降低了17.3%、28.1%和5.3%、29.3%。虽然较FEM相比,OLS-RGCN的 $l_{err}$ 较大,但其MAE较FEM降低了7.4%,同时计算效率远高于FEM模型。

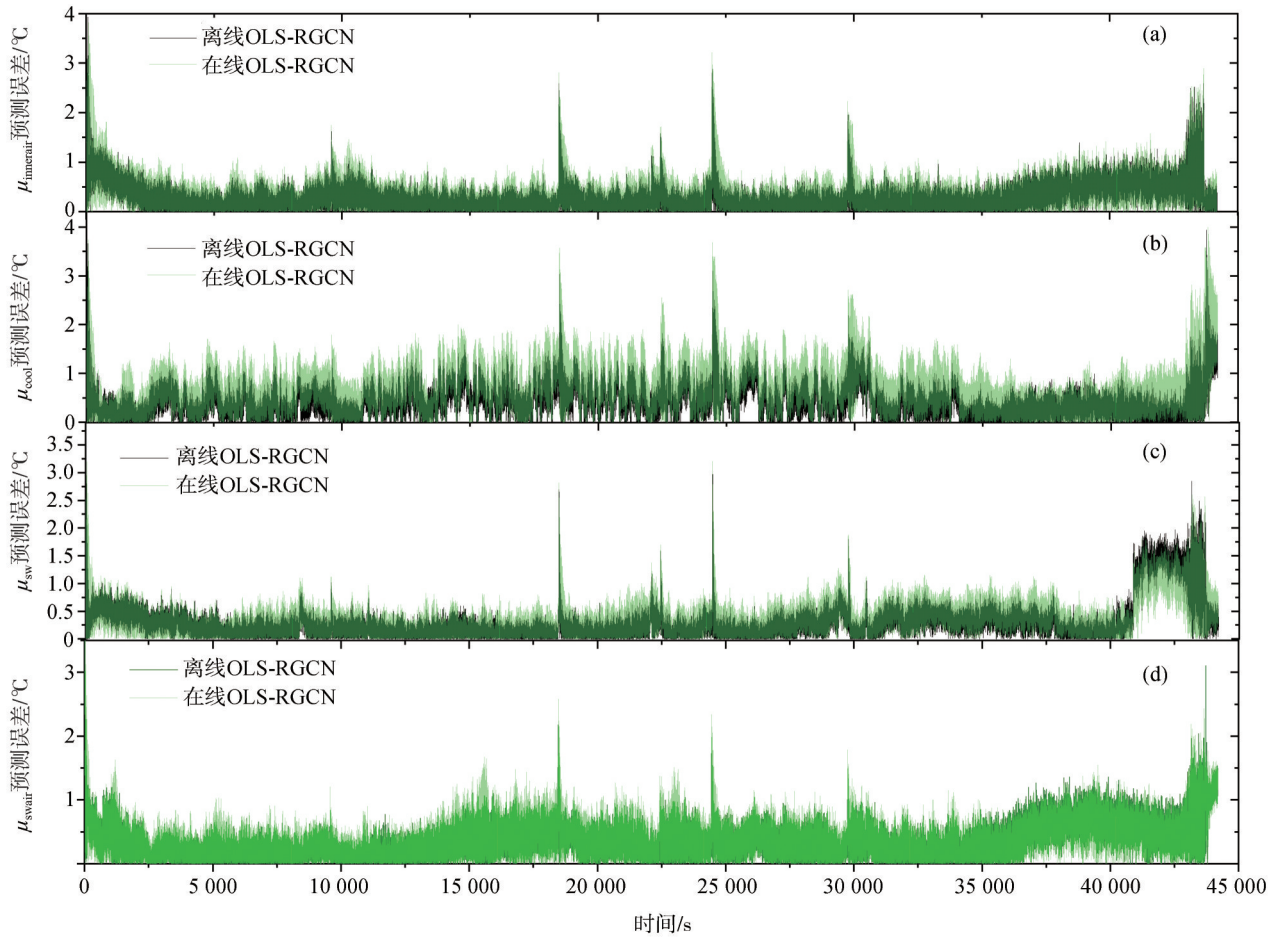


图 17 不同方法基于 2.5 s 历史数据预测未来 10 s 内 4 个关键节点的温度预测误差比较

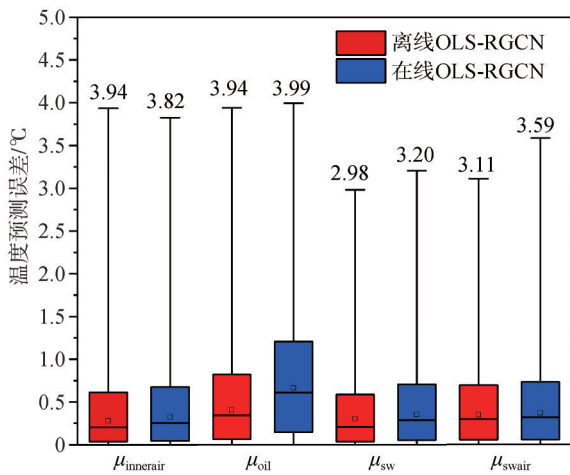


图 18 温度在线预测试验方案

表 3 离线与在线 OLI-RGCN 方法的预测性能比较

| 方法          | MAE              |             |            |               | $l_{err}$ 最大值 / °C | 单次预测平均计算时间 / ms |
|-------------|------------------|-------------|------------|---------------|--------------------|-----------------|
|             | $\mu_{innerair}$ | $\mu_{oil}$ | $\mu_{sw}$ | $\mu_{swair}$ |                    |                 |
| 离线 OLS-RGCN | 0.28             | 0.41        | 0.30       | 0.35          | 3.94               | 450             |
| 在线 OLS-RGCN | 0.32             | 0.66        | 0.35       | 0.37          | 3.99               | 129             |

(2) 由于 OLS-RGCN 结合了由热扩散状态方程导出的热网络拓扑特征,能够较好地学习 EDA 瞬态温度场的时空相关特征,预测性能优于不考虑温度节点空间关系的 OLS-GRU 和 不考虑真实节点权值关系的 OLS-TGCN。

(3) 在 EDA 台架上验证了在线 OLS-RGCN 的预测精度,当预测时间为 10 s 时,其全局温度误差控制在 3.99 °C 以内,MAE 为 0.66 °C,其预测性能与离线 OLS-RGCN 十分接近,且其单次预测平均计算时间为 129 ms,表明其可以实时在线有效预测 EDA 任意节点真实温度变化。

在未来的研究中,将考虑动态更新热网络图,以进一步提高在线预测的准确性,从而增强所提出的温度预测模型在后续 EDA 热管理应用中的可行性。

参考文献

[1] GRONWALD P O, KERN T A. Traction motor cooling systems, a literature review and comparative study[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021: 1-1.

- [2] 赵兰萍, 江从喜, 徐鑫, 等. 整车运行环境下油冷对外转子轮毂电机温度特性的影响[J]. 汽车工程, 2019, 41(4): 373-380.  
ZHAO Lanping, JIANG Congxi, XU Xin, et al. The effects of oil cooling on the temperature field of out-rotor in-wheel motor under vehicle operation environment[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(4): 373-380.
- [3] 吴胜男, 郝大全, 佟文明. 基于等效热网络法和CFD法高速永磁同步电机热计算研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(7): 29-36.  
WU Shengnan, HAO Daquan, TONG Wenming. Thermal calculation of high speed permanent magnet synchronous motor based on equivalent thermal network and CFD method[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(7): 29-36.
- [4] TANG H, DI J, WU Z, et al. Temperature analysis for the asymmetric six-phase permanent magnet synchronous motor in healthy and fault-tolerant modes[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(7): 6482-6493.
- [5] ZHANG S, WANG C, ZHONG H, et al. Study on the temperature distribution of motor and inverter in an electric scroll compressor for vehicle air conditioning under refrigeration conditions[J]. International Journal of Refrigeration, 2023, 154: 111-124.
- [6] WALLSCHIED O. Thermal monitoring of electric motors: state-of-the-art review and future challenges[J]. IEEE Open Journal of Industry Applications, 2021, 2: 204-223.
- [7] GUO Y, XU R, JIN P. A real-time temperature rise prediction method for PM motor varying working conditions based on the reduced thermal model[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2023, 47: 103098.
- [8] FENG G, LAI C, IYER K, et al. Improved high-frequency voltage injection based permanent magnet temperature estimation for PMSM condition monitoring for electric vehicle (EV) applications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 216-225.
- [9] POPOV N, VUKOSAVIC S. Estimator of the rotor temperature of induction machine based on terminal voltages and currents[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2017, 32(1): 155-163.
- [10] MAPELLI F, TARSITANO D, CHELI F. MRAS rotor resistance estimators for EV vector controlled induction motor traction drive: analysis and experimental results[J]. Electric Power Systems Research, 2017, 146: 298-307.
- [11] SHIRSAT G, JHALA A. Online rotor resistance evaluation of induction motor using ANN[J]. International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology, 2016, 5(1): 491-498.
- [12] 李兆宗, 张硕, 张承宁. 基于遗传算法的车用轴向磁通电机温度模型优化[J]. 汽车工程, 2023, 45(4): 609-618.  
LI Zhaozong, ZHANG Shuo, ZHANG Chengning. Optimization of temperature model in axial flux motor based on genetic algorithm for EVs[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(4): 609-618.
- [13] KIRCHGAESSNER W, WALLSCHEID O, BCKER J. Thermal neural networks: lumped-parameter thermal modeling with state-space machine learning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence: The International Journal of Intelligent Real-Time Automation, 2023, 117: 105537-105546.
- [14] 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 Zongxin, HU Minghui, SHI Liwang, et al. Rotor temperature online estimation of built-in permanent magnet synchronous motor for electric vehicle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(24): 209-222.
- [15] YANG Z, DONG H, MAN J, et al. Online deep learning for high-speed train traction motor temperature prediction[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(1): 608-622.
- [16] CHEN C, YUAN Y, SUN W, et al. Multivariate multi-step time series prediction of induction motor situation based on fused temporal-spatial features[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 50: 1386-1394.
- [17] TANG P, ZHAO Z G, LI H D. Short-term prediction method of transient temperature field variation for PMSM in electric drive gearbox using spatial-temporal relational graph convolutional thermal neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 17(7): 7839-7852.
- [18] TANG P, ZHAO Z G, LI H D. Transient temperature field short-term prediction of electric drive gearbox based on thermal network static and dynamic graph construction[J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 248(Part B): 123323.

(上接第1281页)

- [15] 贾良跃, 郝佳, 商曦文, 等. 基于长短期记忆网络的桁架车身结构轻量化设计优化[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 24(2): 1-20.  
JIA L Y, HAO J, SHANG X W, et al. Lightweight design optimization of truss body structure based on long short-term memory network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 24(2): 1-20.
- [16] WANG X, SUN P, ZUO W, et al. Multi-objective optimization of automobile body frame considering weight, rigidity, and frequency for conceptual design[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2022, 14(2): 317-335.
- [17] ROSTAMZADEH-RENANI M, BAGHOOLIZADEH M, ROSTAMZADEH-RENANI R, et al. The effect of canard's optimum geometric design on wake control behind the car using artificial neural network and genetic algorithm[J]. ISA Transactions, 2022, 131: 427-443.