



轨道交通牵引电机多物理场降阶技术研究

杨柳青^{1,2}, 郭佳^{1,2}, 水富丽^{1,2}, 王文庆^{1,2}, 杨成^{1,2}, 段蓉^{1,2}

(1. 中车永济电机有限公司, 山西 永济 044502;

2. 轨道交通牵引电机山西省重点实验室, 山西 永济 044502)

摘要: 针对当前在役电机在线状态监测中存在的监测范围窄、数据类型单一、传感器布置受限等问题, 导致难以全面准确评估设备状态, 文章以轨道交通牵引电机为对象, 提出一种基于人工智能方法的电机多物理场耦合模型降阶方法, 以实现对牵引电机的电、磁、热、力多物理场实时仿真计算。在此基础上, 基于降阶模型构建数字孪生模型, 可实现在役电机的实时在线多物理场状态监测。研究表明, 该降阶模型在保持不低于90%仿真精度的同时, 可将多物理场仿真计算效率提升5个数量级以上, 在电机运维领域具有良好的工程应用价值。

关键词: 人工智能; 牵引电机; 降阶模型; 多物理场仿真; 轨道交通; 数字孪生

中图分类号: TP181; U264.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-128X(2026)01-0051-08

0 引言

牵引电机作为轨道交通装备的核心动力来源, 其服役过程涉及电磁、温度、流体、结构等多物理场的复杂耦合作用。为保障设备安全平稳运行, 需要对其服役状态进行实时监测。当前, 基于实物传感器的状态监测方法受限于传感器布置位置及数据类型, 难以全面获取设备状态信息, 限制了状态监测与故障诊断的应用范围。基于仿真的数字孪生技术为解决上述问题提供了新思路。数字孪生是一种融合数据与机器学习方法、用于虚拟刻画实际物理系统的技术, 可模拟系统行为特征并监测运行参数^[1], 有助于提升牵引电机的运维保障能力。实现基于仿真的数字孪生技术, 其核心挑战之一在于如何实现多物理场实时仿真计算。在电磁、温度、流体、结构等多物理场仿真中, 高精度有限元方法是主流选择, 但传统有限元方法依赖于对大量高维偏微分方程的迭代求解, 计算效率低, 难以满足实时计算需求。因此, 亟需开展针对高维模型的降阶处理技术研究。

国内外学者针对模型降阶技术已开展了大量研究, 主要可分为投影法和数据驱动两大类。投影法方面, 文献[2]以有限体积法(FVM)计算结果为样本, 构建了基于本征正交分解(POD)的降阶模型, 对比了两种方法在换热器空气侧流动与传热特性分析中的求解差异。结果表明, 随着变量参数个数的增多, POD降阶模型的计算精度及效率均有所降低, 二者计算结果的平均相对偏差最大为2.921%, 而POD的平均计算速度较传统FVM最大值提高了11 752倍。文献[3]采用动态模态分解(DMD)方法研究NACA0012翼型的跨声速抖动问题, 发现降阶模型能准确捕捉非定常流场演化过程并预测一定时间段内的流场特性。文献[4]基于重启多项式Krylov子空间模型降阶方法, 提出了一种全波形瞬变电磁三维正演算法, 实现了三维电磁场的快速计算推演。文献[5]提出了一种基于POD的径向基自适应采样模型降阶方法, 与传统POD降阶相比, 求解效率提高1倍, 与全阶模型的误差约为4%。文献[6]利用POD温度降阶模型显著提高了油浸式变压器场路耦合的计算效率。文献[7]基于POD和网格自适应技术建立了降阶模型, 用于求解无粘流问题。文献[8]基于

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2024PT-ZCK-79); 中国中车重点项目(2024CYB270)

通信作者: 杨柳青, 男, 博士, 主要从事电机仿真技术研究; E-mail: 409709426@qq.com

引用格式: 杨柳青, 郭佳, 水富丽, 等. 轨道交通牵引电机多物理场降阶技术研究[J]. 机车电传动, 2026(1): 51-58. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.01.007.

Citation: YANG Liuqing, GUO Jia, SHUI Fuli, et al. Research on multi-physics order reduction technology for rail transit traction motors[J]. Electric drive for locomotives, 2026(1): 51-58. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.01.007.

POD 和有限元法构建了变压器数字孪生温度场降阶模型, 其计算温度与实测值的温升误差绝对值在 $1.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内, 计算时间由小时级降至秒级。总体而言, 投影法数学意义明确, 在流体领域应用广泛, 但对于高频非线性瞬态过程, 通常难以通过基向量实现有效捕捉, 因此难以直接应用于牵引电机高频振动下的应力场降阶模型构建。

在数据驱动方面, 文献[9]通过降阶模型实现了热管冷却反应堆传热的快速准确模拟。文献[10]基于非插值卷积自编码器建立了湍流降阶模型。文献[11]采用神经网络回归算法, 建立了基于永磁阵列单元多自由度姿态的空间磁轨力计算代理模型。文献[12]采用机器学习方法构建了变流器吊耳强度分析降阶模型, 显著提高了结构优化效率。文献[13]针对传统气动力降阶模型难以适应不同量级输入变量的问题, 提出了基于标量基函数模糊神经网络的建模方法, 该方法不仅可实现对多种输入量尺度的自适应建模, 而且相较于深度神经网络, 模型框架更简洁, 泛化能力也有较大提升。文献[14]采用递归径向基函数神经网络, 并引入差分进化算法, 发展了一种基于计算流体力学的带验证信号气动力降阶模型。数据驱动方法能较好地描述高频瞬态过程, 但由于其学习过程不受物理约束, 降阶模型的计算结果有时会出现违反物理规律的数值。

近几年, 兼具两类降阶方法优势的混合降阶模型研究逐步展开。文献[15]结合多功能递归模糊神经网络(MFRFNN)与本征正交分解(POD), 提出了一种混合建模的新型降阶模型, 实现了对非定常尾流行为的

准确预测。文献[16]提出了一种利用长短期记忆(LSTM)神经网络的改进 POD-Galerkin 降阶模型, 构建了物理驱动与数据驱动混合的流动降阶模型, 该模型的预测误差较原模型减小两个数量级, 精度提升 56%。文献[17]构建的 POD-RBFN 混合模型可快速准确地预测串列叶栅的流场参数分布。文献[18]提出了 AlexNet 结合本征正交分解(POD-AlexNet)和多卷积神经网络结合 GRU(MCG)两种模型, 用于预测防冰表面温度分布, 精度可达 96.97%。

综上所述, 现有混合建模方法虽在一定程度上提升了适用范围和计算精度, 但仍局限于单一物理场的降阶, 难以应对电机仿真中涉及的复杂多物理场强耦合问题。为此, 本文提出一种基于数据驱动的多物理场耦合降阶方法, 涵盖电磁场、流场/温度场及结构场, 能够实现电机的电、磁、热、力参数快速求解计算, 从而显著提升牵引电机多物理场仿真的计算效率。

1 多物理场降阶方法与建模

图1展示了本文提出的感应电机多场耦合降阶技术路线。该模型主要由3部分组成: 电磁损耗降阶、流场温度场降阶及结构场降阶。根据降阶模型的输出是否依赖于当前输入, 或是否与历史信息及系统当前状态相关, 可将降阶模型分为静态降阶和动态降阶两类。其中, 电磁损耗降阶采用基于多项式拟合的响应面法实现, 属于静态降阶; 流场温度场降阶和结构场降阶则通过神经网络深度学习实现, 属于动态降阶。

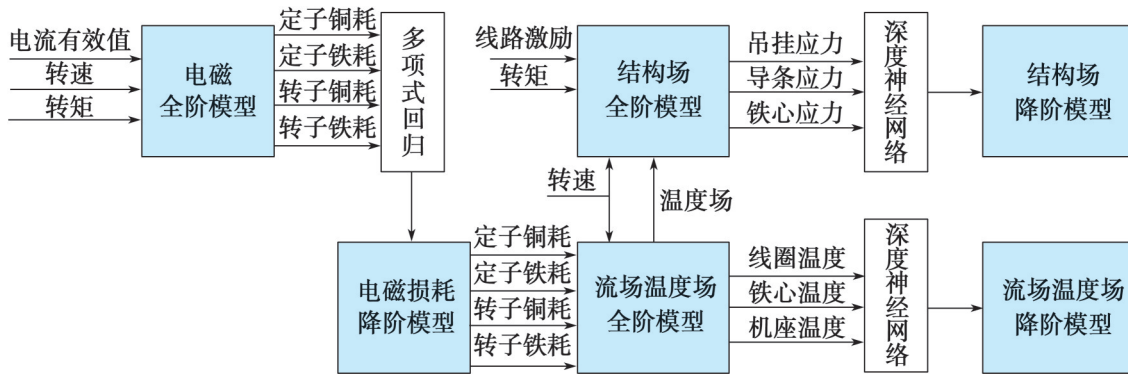


图1 感应电机多场耦合降阶技术路线

Fig. 1 Multi-physics order reduction technical route for induction motor

1.1 电磁损耗降阶

电磁损耗是电机温升的主要来源, 包括铜耗和铁耗两大类, 其中铜耗 P_{Cu} 可通过式(1)计算。

$$P_{Cu} = I^2 R \quad (1)$$

式中: I 为电流; R 为铜导体的电阻。

铁耗 P_{Fe} 可进一步分为涡流损耗 P_c 、磁滞损耗 P_h 及附加损耗 P_e 3 类, 分别由式(2)~式(5) 计算。

$$P_{Fe} = P_c + P_h + P_e \quad (2)$$

$$P_c = K_c (f B_m)^2 \quad (3)$$

$$P_h = K_h f B_m^2 \quad (4)$$

$$P_e = K_e (f B_m)^{1.5} \quad (5)$$

式中: K_c 、 K_h 、 K_e 分别为涡流损耗常数、磁滞损耗常数和附加损耗常数; f 为磁密变化频率; B_m 为磁密。

通过建立电机电磁有限元模型, 可在给定条件下求解损耗瞬时值。然而, 由于温度惯性远大于损耗变化的时间尺度, 工程上通常采用周期平均损耗值作为温升计算的输入条件。

周期平均损耗 P_{avg} 的定义如下:

$$P_{\text{avg}} = \frac{1}{t_1 - t_0} \int_{t_0}^{t_1} P(t) dt \quad (6)$$

式中: t_0 、 t_1 分别为积分周期的起止时刻; $P(t)$ 为瞬时损耗。

通过建立有限元模型, 计算不同电流有效值、转矩及转速条件下的电机周期平均损耗, 并采用多项式拟合方法生成电磁损耗降阶模型, 具体如下:

$$y = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_n x^n = \sum_{i=0}^n (a_i x^i) \quad (7)$$

式中: y 为定子损耗; a_i 为拟合系数; x^i 为电流、转矩、转速等输入参数。

1.2 流场温度场/结构场降阶

电机流场与温度场的计算以电磁损耗及转子转速为输入。其中, 流场计算通过求解RANS方程获得电机内部的冷却风量、风速及风压等参数; 温度场计算遵循热力学定律。电机结构场计算基于弹性力学理论, 综合考虑时变温度场、转矩、转速及线路振动激励的共同作用。通过建立有限元/有限体积模型, 在给定输入条件下仿真求解上述流场、温度场或结构场问题, 并基于输出结果, 采用神经网络深度学习方法生成对应的动态降阶模型。神经网络算法的基本原理^[19-20]如图2所示。

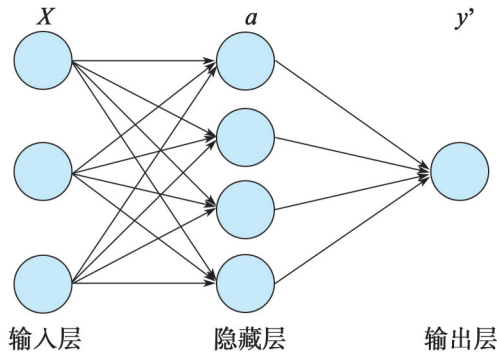


图2 神经网络原理图

Fig. 2 Schematic diagram of neural network

对于输入向量 X , 通过每一隐藏层的权重矩阵 w 和偏置向量 b 进行线性变换后, 经非线性激活函数 σ 激活, 逐层传递, 最终获得输出 y' , 见式(8)、式(9)。

$$a = \sigma(w^h X + b^h) \quad (8)$$

$$y' = \sigma(w^o a + b^o) \quad (9)$$

式中: w^h 和 b^h 分别为隐藏层的权重矩阵和偏置向量; w^o 和 b^o 分别为输出层的权重矩阵和偏置向量。

定义代价函数 C , 通过梯度下降反向传播算法求取最优权重矩阵 w 和偏置向量 b , 以最小化代价函数, 从而获得动态降阶模型, 代价函数 C 如式(10)。

$$C = \frac{1}{2} \|y - y'\|^2 \quad (10)$$

1.3 多场仿真建模计算

本文以太原地铁2号线列车所用鼠笼式异步感应牵引电机为研究对象, 采用2 h实测线路数据作为多物理场仿真的输入条件。该数据包包含西桥至尖草坪上行区间(前45 min), 尖草坪停车30 min, 以及尖草坪至西桥下行区间(后45 min)。

① 电磁损耗降阶模型利用Maxwell建立电机二维电磁场有限元模型。以牵引控制单元(TCU)回传的电流有效值、转矩、转速为输入, 按2 s间隔生成3 600组数据, 分别计算各组条件下的定子铁耗、定子铜耗、转子铁耗及转子铜耗。将上述4种损耗数据与3种输入参数进行二阶多项式回归, 得到电磁损耗降阶模型。

② 流场与温度场降阶模型将电机实体模型导入spaceclaim添加流体域, 采用Fluent划分四面体共节点网格。以Maxwell计算的定子铁耗、定子铜耗、转子铁耗及转子铜耗为热源, 分别以表格形式导入Fluent并施加于定子铁心、定子线圈、转子铁心及转子导条; 同时以表格形式施加转子及风扇附近流体的转速。采用SST $k-\omega$ 模型计算2 h电机瞬态温升, 分别监测线圈、定子铁心及机座的体积平均温度, 单次工况仿真耗时约8 h。以损耗和转速为输入, 以温度为输出, 构建包含5个输入、3个输出、3个隐藏层的前馈神经网络, 用于训练流场温度场降阶模型, 训练数据涵盖4种工况, 总数据量约250 GB, 最终获得降阶模型。

③ 结构场降阶模型以每60 s一次的频率输出温度场数据, 通过Ansys workbench导入瞬态结构分析; 同时以表格形式导入转矩、转速及线路振动加速度参数, 对电机模型进行四面体网格划分, 在吊挂位置施加远端位移约束, 进行2 h瞬态应力计算, 提取大吊挂中间点、转子导条端部节点及定子铁心轭部节点的Mises等效应力, 单次工况仿真耗时约4 h。以电流有效值、转矩、转速及线路三向振动加速度为输入, 以等效应力为输出, 构建包含6个输入、3个输出、3个隐藏层的前馈神经网络, 用于训练结构场降阶模型, 训练数据涵盖4种工况, 总数据量约280 GB, 最终获得降阶模型。

2 结果与讨论

2.1 电磁损耗降阶模型验证

采用响应面法拟合得到的电磁损耗结果如图3所示。

由图3可知, 4种损耗的拟合优度 R^2 分别为100%、99.7%、97.6%及97.9%, 表明拟合效果良好, 所得二阶多项式即为电磁损耗静态降阶模型, 可根据输入数据快速确定对应的损耗输出值。

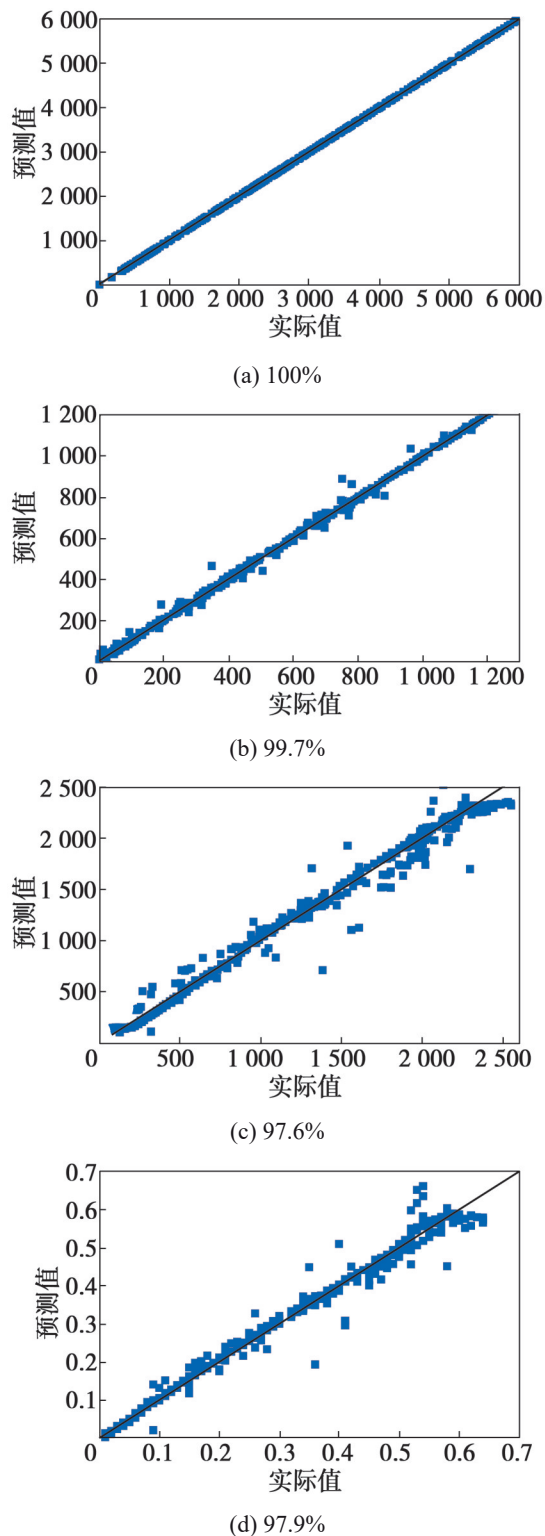


图3 多项式拟合结果

Fig. 3 Polynomial fitting results

2.2 流场温度场降阶模型验证

以未参与训练的3组新损耗数据作为验证集输入,数据总量为120 GB。分别采用1.3节所得流场温度场降阶模型及Fluent仿真计算电机温升,并将Fluent计算结果作为验证基准,对比结果如图4所示。

由图4可知,降阶模型在温度预测方面取得了良好效果。在3组验证集上的最大相对误差分别为6.08%、

6.93%和7.65%,表明该模型已具备足够的泛化能力,可快速准确地进行流场与温度场计算。

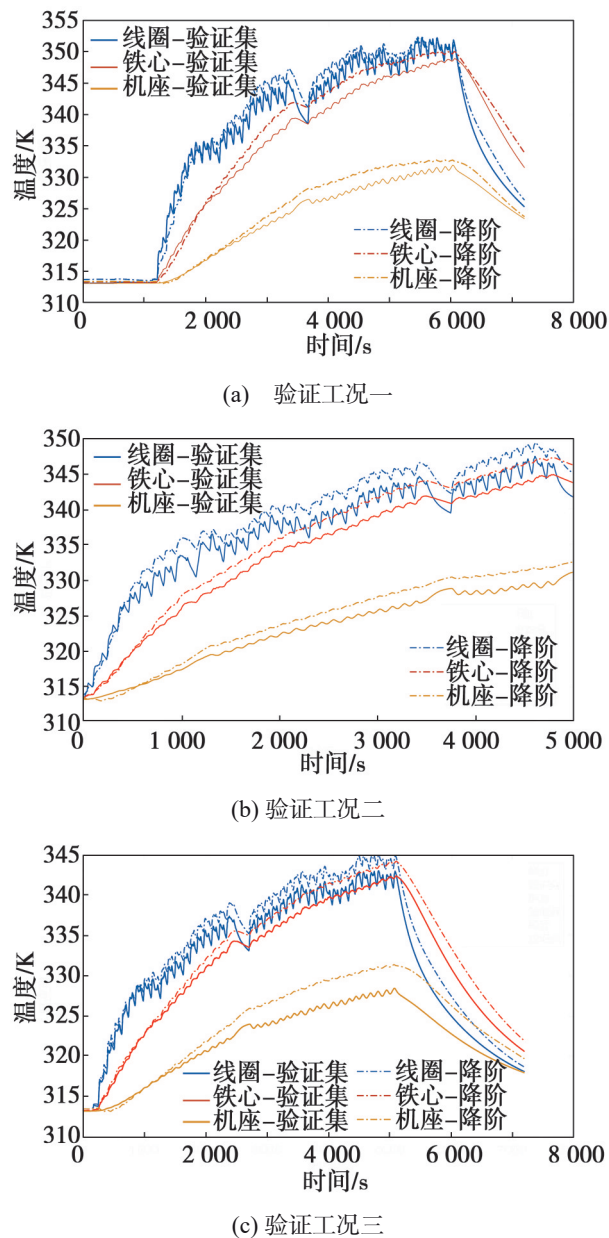


图4 温度场降阶模型验证

Fig. 4 Verification of temperature field reduced-order model

2.3 结构场降阶模型验证

以一组未参与训练的70 GB新激励数据作为验证集输入,分别采用1.3节所述结构场降阶模型与Ansys软件仿真计算电机部件应力,并以Ansys仿真结果为基准进行验证,结果如图5所示。

由图5可知,降阶模型在3个位置上的应力预测均取得了良好效果,同样展现出较强的泛化能力,可实现结构场的快速准确计算。

2.4 多物理场耦合降阶仿真计算

将1.3节获得的电磁损耗降阶模型、流场/温度场

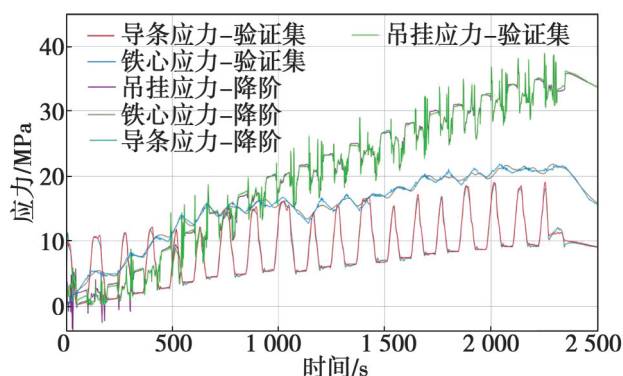


图5 结构场降阶模型验证

Fig. 5 Verification of structure field reduced-order model

降阶模型及结构场降阶模型,按图1所示方式集成于Ansys Twinbuilder中,得到如图6所示的牵引电机多场降阶模型。

以实测的太原地铁2号线电机电流有效值、转速及转矩作为多场降阶模型的输入, 计算电机在2 h运行时间内的损耗、温升及应力。太原地铁2号线运行区间为“西桥—尖草坪”, 站间运行时长为2~3 min, 抵达终点后会停车约30 min再折返, 因此列车运行过程中会出现多次“启动—加速—减速—停车”循环, 并在折返前经历较长的停车状态。降阶模型的计算用时为5 s, 而全阶模型的三场耦合仿真耗时超过200 h, 即计算速度提升近15万倍, 成功将多场耦合仿真的计算耗时从日级缩短至秒级。

图7为电机的定子铁耗、转子铁耗、定子铜耗及转子铜耗随时间变化的曲线。由图7可知,损耗在站间运行时多次起伏波动,并在停车折返前长时间为零,其变化规律与列车“多次启停+较长停车”的运行状态相符。

图8为采用降阶模型计算的关键部位2 h瞬态温升曲线与实测温升曲线的对比。由图8可知,降阶模型计算的铁心最高温度为73℃,实测最高温度为80℃,较实测值偏小8.75%,这主要是由于电磁损耗计算仅考虑了基波影响,导致定子铁耗计算值较实际值偏低,从而使定子铁心温度计算值低于实测值;两者整体变化趋势一致,即在上下行区间温度逐步上升,在中间停车半小时阶段温度逐步降低。降阶模型计算的线圈最高温度76℃,其温度变化趋势与铁心相同。降阶模型计算机座最高温度为58℃,与实测最高温度一致;然而两者变化趋势略有不同:在上下行区间,温度均呈上升趋势,在半小时停车阶段,实测温度先上升后下降且变化较为明显,而计算值虽同样先上升后下降,但变化十分缓慢,这种趋势主要是因为停车后电机内部的热量交换方式由以对流为主转变为以传导为主,大量热量由内而外传导至机座,导致机座温度逐渐升高,之后随着内部温度渐低,热传导减弱直至停止,机座温度逐渐降低。此外,线圈温度高于铁心、铁心温度高于机座的规律符合电机温度分布的一般特征。因此,模型计算精度满足工程应用要求(精度高于

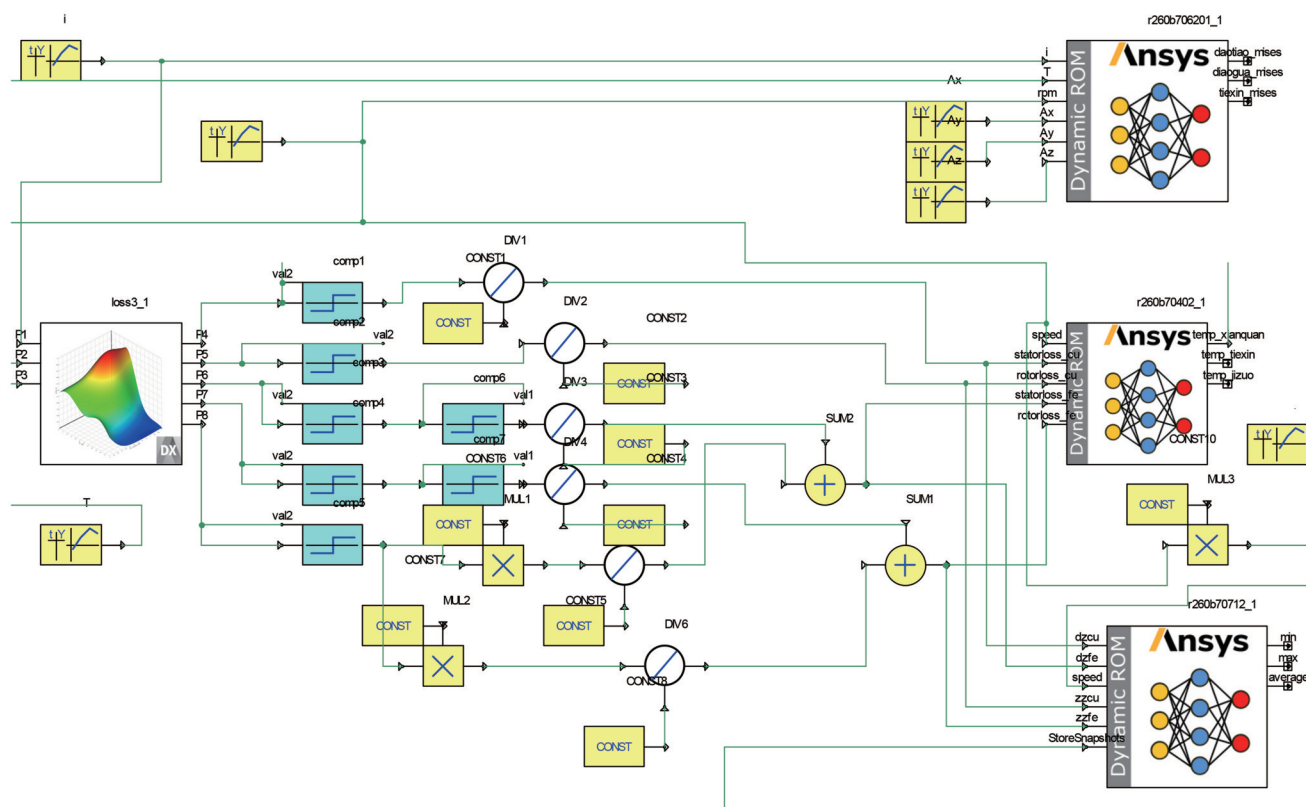


图6 多物理场耦合降阶模型

Fig. 6 Multi-physics coupled reduced-order model

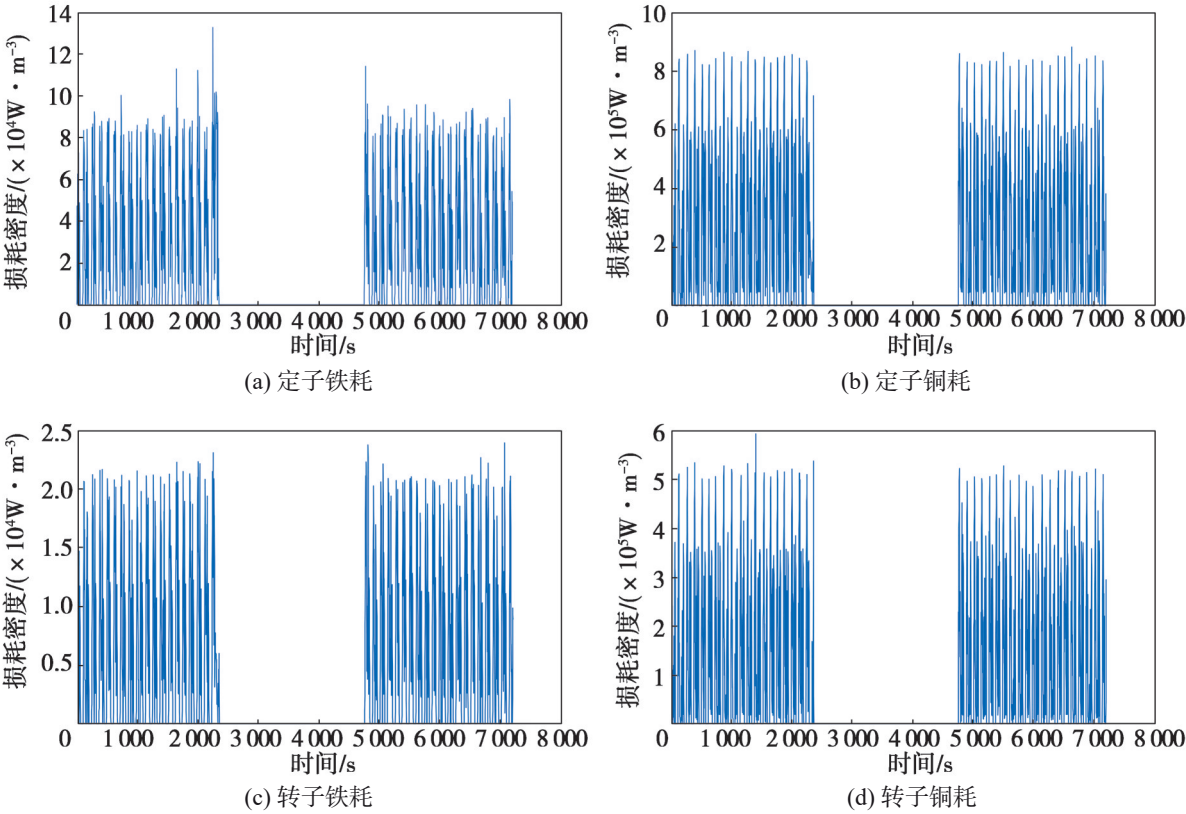


图 7 损耗计算结果
Fig. 7 Calculated loss results

90%)。

图 9 为采用降阶模型计算的关键部位 2 h 瞬态应力

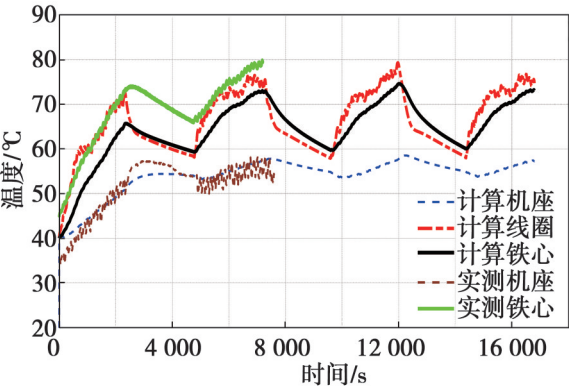
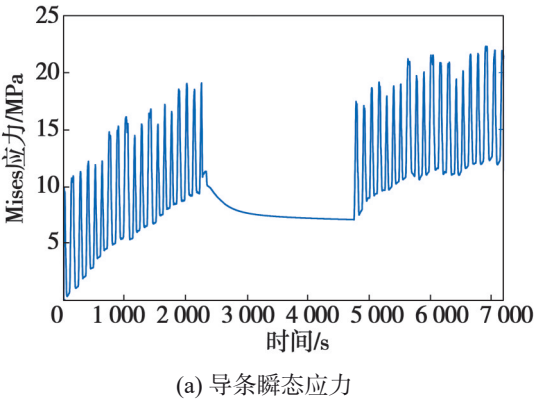
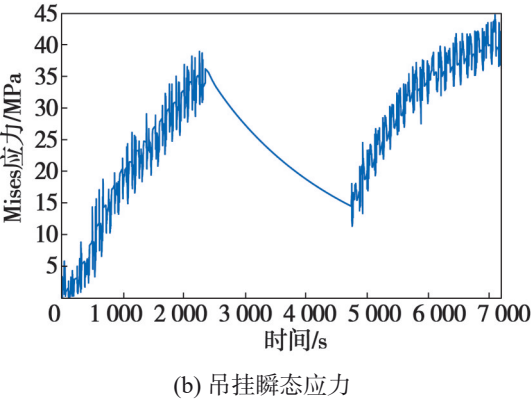


图 8 瞬态温升计算结果
Fig. 8 Calculated transient temperature rise results

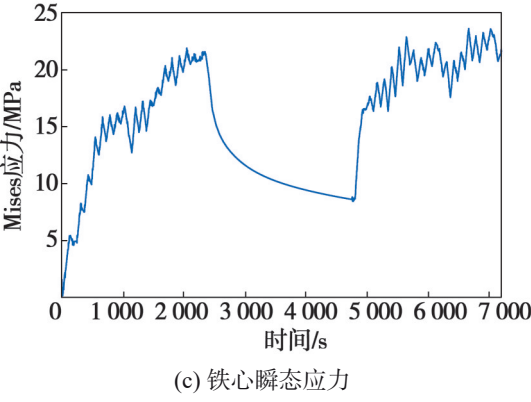


(a) 导条瞬态应力

曲线。由图 9 可知，导条的最大 Mises 应力为 22.2 MPa，吊挂的最大 Mises 应力为 42.7 MPa，铁心的最大



(b) 吊挂瞬态应力



(c) 铁心瞬态应力
图 9 瞬态应力计算结果

图 9 Calculated transient stress results

Mises应力为23.6 MPa。随着温度升高,三者应力曲线的均值逐步上升;转矩波动导致导条及铁心的应力曲线出现振荡,而对吊挂处无明显影响;此外,外部线路振动激励使吊挂处的应力曲线产生波动。

3 结论

本文基于仿真和实测数据,采用响应面法及深度神经网络建立了异步牵引电机多物理场耦合降阶模型,实现了电机电磁损耗、温度及应力的快速实时仿真计算,主要结论如下:

①采用周期平均损耗的静态降阶方法相较于采用瞬时损耗的动态降阶方法,能够降低降阶模型的复杂度,提高损耗计算效率,更适用于多场耦合降阶。

②多场耦合降阶模型在将多场耦合仿真计算速度提高5个数量级的前提下,仍保持高于90%的计算精度,为实现电机高精度实时多物理场仿真提供了可行途径。

③受限于硬件性能与实时计算需求,当前电磁损耗计算中电流有效值仅考虑基波影响,而忽略了谐波,导致降阶模型的铁心计算温度较实测值偏低,后续可引入谐波影响以进一步提高精度。

④将异步牵引电机多场耦合降阶模型与物联网技术相结合,生成电机数字孪生模型并在线部署,可实现与物理实体电机的虚实映射,形成对实体电机的在线实时多场状态监测能力。

参考文献:

- [1] 宋文胜, 张思慧, 叶存昕, 等. 数字孪生在轨道交通电力牵引系统应用的探讨与展望[J]. 机车电传动, 2024(2): 1-15.
SONG Wensheng, ZHANG Sihui, YE Cunxin, et al. Exploration and prospect on the application of digital twin in rail transit electric traction systems[J]. Electric drive for locomotives, 2024(2): 1-15.
- [2] 王烨, 朱欣悦, 孙振东. 基于POD降阶模型的正弦波翅片扁管管翅式换热器流动与传热特性分析[J]. 化工学报, 2022, 73(5): 1986-1994.
WANG Ye, ZHU Xinyue, SUN Zhendong. Flow and heat transfer characteristics analysis of flat tube-bank-fin heat exchanger with sine wave fin based on POD reduced-order model[J]. CIESC journal, 2022, 73(5): 1986-1994.
- [3] 寇家庆. 非定常气动力建模与流场降阶方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2018.
KOU Jiaqing. Reduced-order modeling methods for unsteady aerodynamics and fluid flows[D]. Xi'an: Northwest Polytechnical University, 2018.
- [4] 周建美, 景旭, 鲁凯亮, 等. 基于重启多项式Krylov子空间模型降阶的全波形瞬变电磁三维正演[J]. 地球物理学报, 2023, 66(6): 2646-2657.

- ZHOU Jianmei, JING Xu, LU Kailiang, et al. Three-dimensional full-time transient electromagnetic modeling using restarting polynomial Krylov subspace model order reduction method[J]. Chinese journal of geophysics, 2023, 66(6): 2646-2657.
- [5] 籍帅航, 王金江, 蔡睿, 等. 数字孪生驱动的热交换器降阶建模及智能感知方法研究[J]. 化工学报, 2023, 74(10): 4218-4228.
JI Shuaihang, WANG Jinjiang, CAI Rui, et al. Research on reduced order modeling and intelligent sensing method for heat exchangers driven by digital twin[J]. CIESC journal, 2023, 74(10): 4218-4228.
- [6] 杨帆, 胡星宇, 王鹏博. 油浸式电力变压器温升计算场路耦合和降阶模型研究[J]. 电工技术学报, 2025, 40(13): 4071-4084.
YANG Fan, HU Xingyu, WANG Pengbo. Study on temperature rise calculation and reduced-order model of oil-immersed transformer with field-circuit coupling[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2025, 40(13): 4071-4084.
- [7] BIDAGUREN I, REMAKI L, BLANCO M J. POD and mesh-adaptivity based reduce order model: application to solve PDEs and inviscid flows[J]. Proceedings of the institution of mechanical engineers, Part G: journal of aerospace engineering, 2025, 239(6): 509-527.
- [8] 荆澜涛, 董雪情, 杨超, 等. 面向数字孪生应用的变压器温度场有限元降阶建模方法研究[J]. 高电压技术, 2023, 49(6): 2408-2419.
JING Lantao, DONG Xueqing, YANG Chao, et al. Research on finite element reduced order modeling method of transformer temperature field for digital twin application[J]. High voltage engineering, 2023, 49(6): 2408-2419.
- [9] WANG Y, JIANG N B. A novel method for transient analysis of heat pipe cooled reactor based on reduced order model[J]. Applied thermal engineering, 2025, 265: 125525.
- [10] WU P, ZHANG B, SONG C, et al. A turbulence reduced order model based on non-interpolated convolutional autoencoder[J]. Journal of northwestern polytechnical university, 2025, 43(1): 149-153.
- [11] 刘浩东, 冯洋, 赵春发, 等. 永磁悬浮交通空间磁轨力计算代理模型[J]. 机车电传动, 2025(1): 50-57.
LIU Haodong, FENG Yang, ZHAO Chunfa, et al. Surrogate model for calculating spatial magnetic track forces in permanent magnet levitation transportation[J]. Electric drive for locomotives, 2025(1): 50-57.
- [12] 贺冠强, 刘永江, 李华, 等. 基于Kriging代理模型的变流器吊耳结构强度分析与优化[J]. 机车电传动, 2022(4): 104-110.
HE Guanqiang, LIU Yongjiang, LI Hua, et al. Structural strength analysis and optimization of converter lug based on Kriging model[J]. Electric drive for locomotives, 2022(4): 104-110.

- 104-110.
- [13] 王旭, 寇家庆, 张伟伟. 基于模糊神经网络的非定常气动力降阶模型[C]//中国力学学会固体力学专业委员会. 2018年全国固体力学学术会议摘要集(下). 哈尔滨: 中国力学学会固体力学专业委员会, 2018: 287.
- WANG Xu, KOU Jiaqing, ZHANG Weiwei. A reduced-order model for unsteady aerodynamic forces based on fuzzy neural networks[C]//Solid Mechanics Professional Committee of the Chinese Society of Theoretical and Applied Mechanics. Proceedings of the 2018 National Conference on Solid Mechanics (Part II). Harbin: Solid Mechanics Professional Committee of the Chinese Society of Theoretical and Applied Mechanics, 2018: 287
- [14] 尹明朗, 寇家庆, 张伟伟. 一种高泛化能力的神经网络气动力降阶模型[J]. 空气动力学学报, 2017, 35(2): 205-213.
- YIN Minglang, KOU Jiaqing, ZHANG Weiwei. A reduced-order aerodynamic model with high generalization capability based on neural network[J]. Acta aerodynamica sinica, 2017, 35(2): 205-213.
- [15] ZHANG H F, WEN J H, ZHOU L. Reduced-order model of unsteady wind turbine wake based on a multifunctional recurrent fuzzy neural network[J]. Journal of southeast university (English edition), 2025, 41(4): 437-445.
- [16] 张译文, 王志恒, 邱睿贤, 等. 利用长短期记忆神经网络的改进 POD-Galerkin 降阶模型及其在流场预测中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(2): 12-21.
- ZHANG Yiwen, WANG Zhiheng, QIU Ruixian, et al. Improved POD-Galerkin reduced order model with long short-term memory neural network and its application in flow field prediction[J]. Journal of Xi'an jiaotong university, 2024, 58(2): 12-21.
- [17] 尚珣, 刘汉儒, 杜亦臻, 等. 基于 POD-RBFN 降阶模型的串列叶栅流场预测[J]. 航空工程进展, 2022, 13(5): 86-94.
- SHANG Xun, LIU Hanru, DU Yican, et al. Tandem cascade flow prediction by POD-RBFN reduced order model[J]. Advances in aeronautical science and engineering, 2022, 13(5): 86-94.
- [18] CHU Z Y, GENG J, YANG Q, et al. Prediction of temperature distribution on an aircraft hot-air anti-icing surface by ROM and neural networks[J]. Aerospace, 2024, 11(11): 930.
- [19] 伊恩·古德费洛, 约书亚·本吉奥, 亚伦·库维尔, 等. 深度学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2017.
- IAN Goodfellow, YOSHUA Bengio, AARON Courville, et al. Deep learning[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2017.
- [20] 迈克尔·尼尔森, 朱小虎. 深入浅出神经网络与深度学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2020.
- MICHAEL Nielsen, ZHU Xiaohu. Neural networks and deep learning[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2020.

Research on multi-physics order reduction technology for rail transit traction motors

YANG Liuqing^{1,2}, GUO Jia^{1,2}, SHUI Fuli^{1,2}, WANG Wenqing^{1,2}, YANG Cheng^{1,2}, DUAN Rong^{1,2}

(1. CRRC Yongji Electric Co., Ltd., Yongji, Shanxi 044502, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Traction Motor for Rail Transit, Yongji, Shanxi 044502, China)

Abstract: To address the problems that the current online condition monitoring of in-service motors cannot fully and accurately understand the equipment status due to narrow monitoring range, single data type and limited sensor layout, this paper proposes a model order reduction method for multi-physics coupling of motors based on artificial intelligence methods to achieve real-time simulation calculation of multi-physics of electric, magnetic, thermal and force fields for traction motors. Moreover, the digital twin model established based on the reduced-order model can realize real-time multi-physics condition monitoring for in-service motors. The results of the research show that the reduced-order model not only has a simulation calculation accuracy of not less than 90%, but also improves the multi-physics simulation calculation efficiency by up to 5 orders of magnitude, showing a certain engineering application value of the model in the direction of motor operation and maintenance.

Keywords: artificial intelligence; traction motor; reduced-order model; multi-physics simulation; rail transit; digital twin