



永磁悬浮交通空间磁轨力计算代理模型

刘浩东, 冯 洋, 赵春发, 罗世辉, 宋小林

(西南交通大学 轨道交通运载系统全国重点实验室, 四川 成都 610031)

摘 要: 永磁悬浮交通系统利用 Halbach 永磁阵列之间的磁斥力实现被动悬浮, 因此开发基于多自由度空间姿态的磁力快速准确计算方法对永磁悬浮交通车辆动力学预测评估具有重要意义。文章通过参考兴国县永磁悬浮交通系统, 建立了长度 100 mm 车载永磁阵列最小悬浮单元的三维磁场有限元模型, 计算不同悬浮间隙、不同横移量、不同点头角、不同侧滚角、不同摇头角条件下的磁力和磁力矩, 形成与磁力和位姿参数关联的数据集; 采用神经网络回归算法建立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。结果表明, 所建立的代理模型对永磁阵列单元的磁力预测结果准确度高, 拟合优度达到 0.99 以上; 预测长度 600 mm 车载永磁悬浮模块的整体合力和合力矩 also 具有很高的精度。研究成果可为永磁悬浮交通车辆系统动力学仿真提供重要支持。

关键词: 磁浮列车; 永磁悬浮; Halbach 阵列; 三维磁力; 代理模型; 神经网络回归; 有限元

中图分类号: U237

文献标志码: A

文章编号: 1000-128X(2025)01-0050-08

0 引言

近年, 永磁悬浮交通系统发展迅速, 其利用车载永磁体与轨道永磁体之间的磁斥力或磁吸力实现悬浮^[1], 具备承载能力强、耗能小、占地小、造价低等优点^[2-5]。永磁悬浮交通多采用 Halbach 阵列排布的方式来配置车载永磁体和轨道永磁体^[6]。目前, 针对 Halbach 永磁阵列之间的磁力计算, 相关研究普遍采用有限元方法^[7-8]。该方法首先对 Halbach 永磁阵列进行细致的网格划分, 然后基于麦克斯韦方程组构建精确的磁场模型, 最后使用虚功原理计算出磁力大小。有限元方法的优势在于, 它可以全面考虑永磁材料的物理特性, 计算结果也较为准确, 并适用于分析永磁阵列多自由度姿态 (如浮沉、横移、点头、摇头、侧滚) 下的磁力特性。但是, 有限元方法计算效率低下, 计算过程耗时较长, 限制了其在动力学仿真中的应用。另一方

面, 部分学者采用数值解析方法来计算磁力^[9-12]。这种方法以麦克斯韦磁场理论为基础, 将永磁体等效成静电荷, 采用静电场的理论推导出 Halbach 永磁阵列的磁场解析模型^[13], 再利用虚功原理或 Maxwell 应力张量公式求解出磁力^[14]。尽管数值解析法的求解速度较快, 但在处理永磁阵列的复杂空间姿态时, 解析模型会变得异常复杂, 涉及多维积分的求解, 计算难度大。综上所述, 上述两种方法均未能建立一个既能考虑永磁阵列多自由度姿态, 又能实现快速高精度计算的磁力模型, 因此在动力学仿真中的应用受限。为满足永磁悬浮交通系统动力学仿真的实际需求, 迫切需要探索一种既保证计算精度又提升计算效率的方法。

随着计算机技术的发展, 机器学习逐渐兴起, 并在多个领域得到了应用^[15]。神经网络回归算法 (Neural Network Regression, NNR)^[16]作为机器学习领域的重要算法, 主要目的是构建输入特征与输出变量之间的关系模型, 特别是在解决多元非线性问题时发

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2023YFB4302102-6); 国家自然科学基金资助项目 (52172375); 国家资助博士后研究人员计划 (GZB20230612); 四川省自然科学基金资助课题 (2024NSFSC0939)

通信作者: 赵春发, 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为轨道交通系统动力学, E-mail: cfzhao@swjtu.edu.cn

引用格式: 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.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.01.006.

Citation: 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.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.01.006.

挥着关键作用,能够准确地捕捉输入特征之间复杂的相互作用,并迅速对输出结果做出预测,具备极高的计算效率和准确度。

本文以兴国县永磁悬浮交通车载永磁阵列最小悬浮单元为研究对象,利用Ansys Maxwell仿真平台,计算了大量永磁阵列单元在复杂空间姿态下的磁力和力矩,形成磁力和位姿参数关联的数据集。最后,采用神经网络回归算法构建基于永磁阵列单元多自由度姿态的空间磁力计算代理模型。

1 悬浮系统结构

永磁悬浮交通悬浮系统结构如图1所示。永磁轨道单块永磁体的宽度为30 mm,厚度为22 mm,5块永磁体沿横向布置,组成长度为100 mm的轨道Halbach永磁阵列单元。纵向拼接这些Halbach阵列,构成了铺设在轨道梁上的连续永磁轨道。单块车载永磁体的宽度与永磁轨道单块永磁体的宽度一致,但厚度变为60 mm,同样采用5块永磁体横向布置,形成一个长度为100 mm的车载Halbach永磁阵列最小悬浮单元。6个车载永磁阵列单元纵向拼接,构成了长度为600 mm的车载永磁悬浮模块,从左至右依次编号为一位到六位悬浮点。

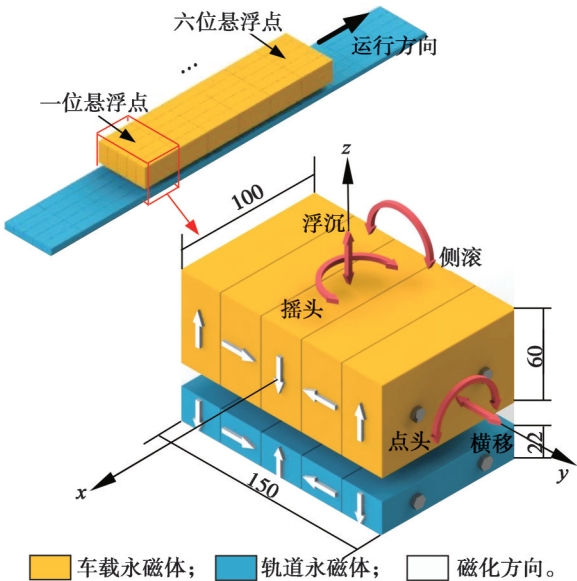


图1 永磁悬浮系统结构
Fig. 1 Structure of PML system

2 永磁悬浮系统磁场有限元计算模型

不同于轮轨交通通过接触斑传递轮轨作用力,磁悬浮交通依靠分布在车载悬浮系统和轨道表面之间的磁力实现无接触悬浮。通常情况下,悬浮系统所受的磁力可以等效为若干个分布在悬浮系统上的集中力。本文以单个车载Halbach永磁阵列单元为基础,将每个车

载永磁阵列受到的磁力等效为一个集中力,作用于其质心位置,从而将整个车载永磁悬浮模块所受到的磁力分为6个集中力。

为简化计算并提高效率,同时便于在后续磁轨关系研究中考虑永磁轨道不平顺的激励,本文使用一个车载永磁阵列最小悬浮单元来等效计算车载永磁悬浮模块各悬浮点所受的磁力,但由于端部效应的影响,车载永磁悬浮模块各悬浮点所受的磁力并不一致,并且与车载永磁阵列最小悬浮单元受到的磁力也存在差异,本文基于文献[17]对永磁悬浮交通三维磁力特性的研究,采用与之相同的参数和建模方法,在Ansys Maxwell软件中分别建立了车载永磁阵列最小悬浮单元和车载永磁悬浮系统的三维磁场有限元模型(如图2所示),并开展有限元仿真分析,探究端部效应对磁力的影响,量化车载永磁阵列最小悬浮单元所受磁力和车载永磁悬浮模块各悬浮点所受磁力的偏差。

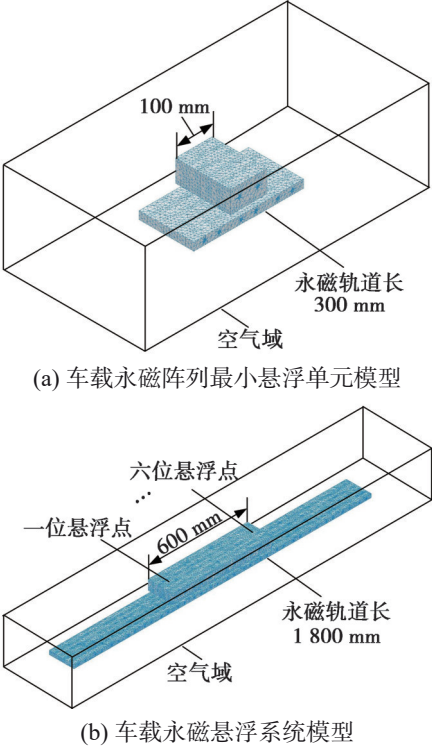


图2 有限元模型
Fig. 2 Finite element model

图3和图4分别为车载永磁阵列在悬浮间隙为15 mm、有无横向偏移时,采用车载永磁悬浮系统模型计算得到的各悬浮点的磁力和采用车载永磁阵列最小悬浮单元模型计算得到的磁力对比。由图3和图4可知,当悬浮间隙为15 mm、无横向偏移时,车载永磁阵列最小悬浮单元模型计算得到的悬浮力略大,为3 422.20 N,与车载永磁悬浮系统模型各悬浮点受到的悬浮力最大偏差为2.46%;当悬浮间隙为15 mm、横向偏移为8 mm时,车载永磁阵列最小悬浮单元模型受到的横向力为1 439.80 N,与车载永磁悬浮系统模型各悬浮点受到的横向力最大偏差为1.85%。由此可见,在相同条件

下, 车载永磁阵列最小悬浮单元模型与车载永磁悬浮系统模型各悬浮点受到的磁力偏差较小。因此, 使用车载永磁阵列最小悬浮单元模型来等效计算车载永磁悬浮系统模型各悬浮点所受的磁力是可行的, 后续关于代理模型的研究也是基于车载永磁阵列最小悬浮单元模型进行的。

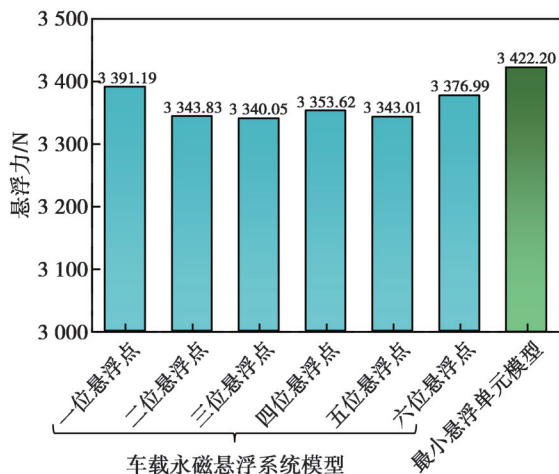


图3 悬浮力对比(悬浮间隙 15 mm 并无横向偏移)

Fig. 3 Comparison of levitation force at 15 mm levitation gap and without lateral offset

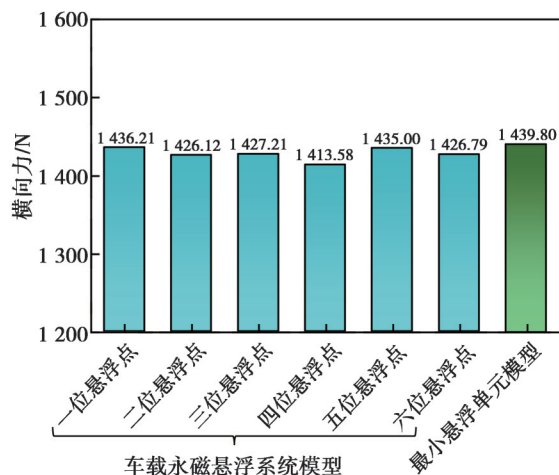


图4 横向力对比(悬浮间隙 15 mm 且横向偏移 8 mm)

Fig. 4 Comparison of lateral force at 15 mm levitation gap and with 8 mm lateral offset

3 空间磁轨力计算代理模型

3.1 代理模型数据集

本文将车载永磁阵列最小悬浮单元的悬浮间隙、横移量、点头角、摇头角和侧滚角这5个参数设定为代理模型的输入特征, 以模拟永磁阵列的复杂空间姿态; 同时, 将永磁阵列受到的悬浮力、横向力、点头力矩、侧滚力矩和摇头力矩作为代理模型的输出。

考虑到永磁磁浮车辆的额定悬浮间隙为 15 mm, 设定车载永磁悬浮模块悬浮间隙变化范围为 12~18 mm, 横向偏移量限制在 ± 8 mm 以内, 以此作为车载永

磁悬浮模块空间运动的边界条件, 进一步计算得到各转动参数的取值范围。当车载永磁悬浮模块端部的悬浮间隙在 12~18 mm 之间变化时, 点头角的变化幅值约为 0.5° ; 当车载永磁悬浮模块端部的横向偏移量不超过 8 mm 时, 摇头角的变化幅值约为 2.5° ; 当车载永磁悬浮模块内、外侧边缘的悬浮间隙之差不超过 6 mm 时, 侧滚角的变化幅值约为 2.3° 。车载永磁阵列最小悬浮单元作为车载永磁悬浮模块的一部分, 其角度变化范围与车载永磁悬浮模块一致。最终, 代理模型各输入特征参数的取值范围如表 1 所示。

表1 各输入特征参数取值参数范围

Table 1 Range of input feature parameter values

输入特征参数	取值范围
悬浮间隙/mm	12~18
横移量/mm	± 8
点头角/ $^\circ$	± 0.5
摇头角/ $^\circ$	± 1.5
侧滚角/ $^\circ$	± 2.3

根据各输入特征的取值范围, 本文采用拉丁超立方抽样方法抽取了 1 500 组特征样本, 并通过车载永磁阵列最小悬浮单元的三维磁场有限元模型, 对特征样本进行了仿真计算, 得到其对应的磁力和转角力矩。

为了消除不同特征之间的量纲差异, 使用 Z-score 方法对 1 500 组特征样本及其对应的磁力、转角力矩进行标准化处理, 形成了一个完整的代理模型数据集。该数据集将为后续的空间磁轨力计算代理模型的训练提供基础。

3.2 代理模型搭建

基于神经网络回归算法, 本文使用 python 编程语言, 完成空间磁轨力计算代理模型的搭建。其详细流程如图 5 所示, 关键步骤如下:

①数据集划分。将代理模型数据集随机划分为训练集、验证集和测试集, 三者占比分别为总数据集的 80%、15% 和 5%。

②设置模型参数。空间磁轨力计算代理模型输入层共设置了 5 个神经元, 用以接收 5 个空间姿态的输入特征; 输出层设有 5 个神经元, 分别对应悬浮力、横向力和 3 个转角力矩。经过多次试验, 确定隐藏层采用包含 35 个神经元的单层结构。

③模型训练。使用训练集数据训练模型, 通过正向传播计算预测值, 使用损失函数计算训练损失, 并通过反向传播更新权重和偏置。同时, 利用验证集的数据评估模型的泛化能力, 以监控模型的训练过程。在这个过程中, 损失函数用于量化模型训练过程中预测值与实际值(有限元计算结果)之间的差异, 常用均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 来计算, 公

式为

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2 \quad (1)$$

式中: y_{ij} 为第 i 个样本的第 j 个输出的预测值; $\hat{y}_{ij}$ 为第 i 个样本的第 j 个输出的实际值; N 为样本数量; M 为神经网络的输出数量。

④模型评估。使用测试集数据(模型训练过程中未出现的数据)对训练好的代理模型性能进行全面评估, 重点分析模型预测的准确性以及泛化能力。

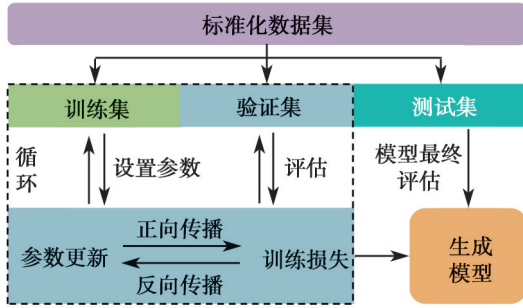


图5 代理模型搭建流程

Fig. 5 Flow chart of surrogate model building

每次从训练集中随机抽取20组样本输入到神经网络, 历经200次的迭代训练和参数更新, 生成最终的空间磁轨力计算代理模型。图6为神经网络训练过程中训练集和验证集损失值的对比。

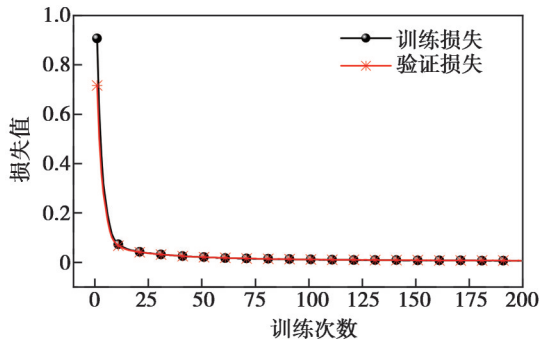


图6 模型训练损失值

Fig. 6 Model training loss values

由图6可知, 在训练初期, 神经网络的各项参数还未得到充分更新, 此时训练集的损失值为0.907, 验证集的损失值为0.717, 两者损失值差距较大。在前25次训练中, 训练集和验证集损失值的下降速率较快; 从第25次训练至第200次训练期间, 损失值的减小幅度逐渐变缓并趋于平稳, 最终训练集和验证集的损失值稳定在0.007左右。与训练初始状态相比, 训练集和验证集的损失值分别实现了99.23%和99.02%的大幅下降, 模型预测准确度显著提高。在整个训练过程中, 验证集损失持续降低, 未出现任何上升趋势, 而且与训练集损失之间的差异也逐渐缩小。这说明经过训练更新后的神经网络参数在验证集上同样表现良好, 模型表现出良好的泛化能力, 未出现过拟合现象。

3.3 模型验证

拟合优度 R^2 是衡量回归模型对数据拟合程度的重要指标, 其取值范围为0~1之间。数值越接近“1”表示模型对数据的拟合程度越好, 数值越接近“0”表示拟合程度越差。其计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

式中: y_i 为第 i 个样本的预测值; $\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的实际值; $\bar{y}$ 为样本均值; m 为样本数量。

为保证评估结果的客观性和准确性, 本文使用测试集数据来计算模型的 R^2 。测试集数据代表了模型在实际应用中可能遇到的新样本, 具有一定的普遍性。计算结果显示, 空间磁轨力计算代理模型在测试集上对悬浮力、横向力、点头力矩、侧滚力矩、摇头力矩的拟合优度分别达到了0.996 7、0.999 3、0.994 6、0.999 2、0.997 3, 均趋近于1, 拟合准确度高。

图7进一步地展示了代理模型对测试集数据的预测结果与有限元计算结果的对比。由于横向力、点头力矩、侧滚力矩、摇头力矩的数值在0附近波动, 误差基准值较小, 不适合比较相对误差, 图7中仅使用绝对误差进行比较。从图7可以看出, 代理模型对悬浮力的预测准确度极高, 最大相对误差仅为1.54%, 最大绝对误差为57.84 N, 约为车载永磁阵列最小悬浮单元额定悬浮力(额定间隙15 mm, 无横向偏移状态)3 422.20 N的1.69%。在验证集样本中, 横向力数值在-1 543.10~1 639.26 N变化, 横向力的最大绝对误差为57.63 N, 仅占额定悬浮力的1.68%, 约为横向力绝对值最大值的3.52%, 误差相对较小。此外, 点头力矩、侧滚力矩和摇头力矩的预测结果与有限元计算结果吻合良好, 三者变化幅值较小。其中, 点头力矩的变化幅值最小, 在-2.08~1.78 N·m之间, 最大绝对误差为0.24 N·m, 约为点头力矩绝对值最大值的11.54%; 侧滚力矩在3个转角力矩中的变化幅值最大, 在-37.36~46.27 N·m之间, 最大绝对误差为1.55 N·m, 约为侧滚力矩绝对值最大值的3.35%; 摇头力矩的数值在-4.13~4.27 N·m之间变化, 最大绝对误差为0.36 N·m, 约为摇头力矩绝对值最大值的8.43%。

综上所述, 空间磁轨力计算代理模型在测试集上表现出较高的预测准确度, 能够有效预测新出现的数据, 展现出强大的泛化能力。

4 代理模型对车载悬浮模块整体磁力预测结果评估

基于前文建立的车载永磁阵列最小悬浮单元的空间磁轨力计算代理模型, 本章将进一步探究该代理模

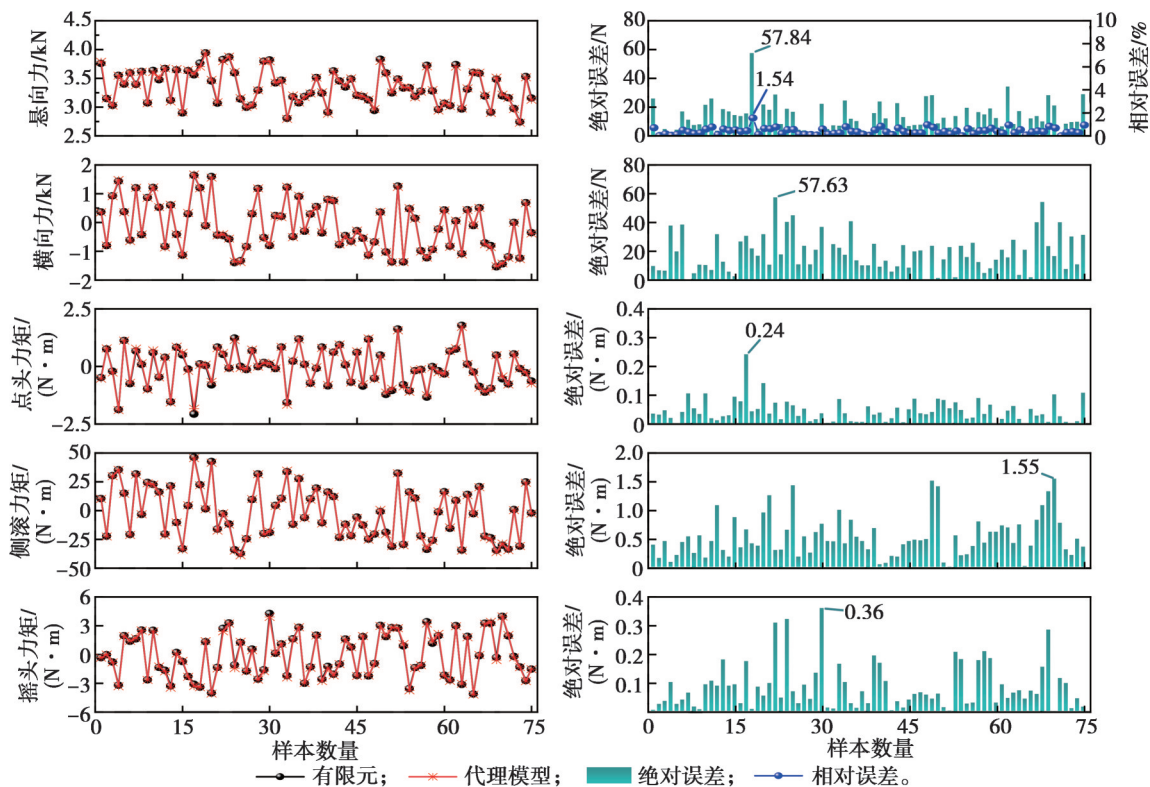


图7 代理模型预测结果与有限元计算结果对比

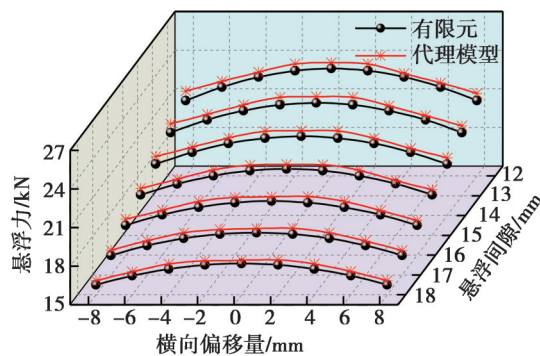
Fig. 7 Comparison of surrogate model predictions with finite element calculations

型对整个车载永磁悬浮模块所受磁力的预测效果。使用代理模型计算车载永磁悬浮模块中各个车载Halbach永磁阵列单元所受的磁力和转角力矩,通过移轴公式,将6个悬浮点位的磁力和转角力矩转换到车载永磁悬浮模块的质心位置,并与通过有限元方法计算得到的作用在质心位置的磁力和转角力矩进行对比,验证代理模型对车载永磁悬浮模块整体作用力预测的可靠性。

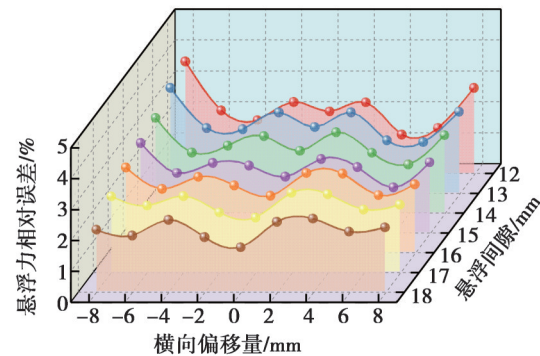
图8和图9为悬浮间隙在12~18 mm变化、横向偏移量在±8 mm变化时,代理模型对车载永磁悬浮模块磁力的预测结果和有限元法计算结果的对比。由图8和图9可以看出,代理模型对悬浮力的预测结果整体略大于有限元法计算结果,最大相对误差仅为3.62%。横向力预测结果与有限元法计算结果相吻合,最大绝对误差为393.14 N,仅为车载永磁悬浮模块额定悬浮力(额定间隙15 mm、无横向偏移状态)20 148.69 N的1.95%,误差较小。

图10为车载永磁悬浮模块悬浮间隙为15 mm且无横向偏移的情况下,点头角、侧滚角和摇头角分别按照表1中的参数范围变化时,代理模型对车载永磁悬浮模块各转角力矩的预测结果和有限元法计算结果的对比。此时,作用在质心的转角力矩是各悬浮点位磁力和力矩共同作用的结果。由图10可以看出,点头力矩和摇头力矩的变化幅值较大,代理模型的预测结果与有限元法计算结果吻合良好,最大绝对误差分别为4.26 N·m和29.82 N·m,约占点头力矩和摇头力矩最大值的1.66%和3.47%。相比之下,侧滚力矩的变化幅值

在所有转角力矩中最小,最大绝对误差仅为5.55 N·m,远低于摇头力矩的最大绝对误差,对整体力矩的影响较小,可以忽略。



(a) 悬浮力结果对比



(b) 相对误差

图8 悬浮力预测结果与有限元计算结果对比

Fig. 8 Comparison of levitation force predictions with finite element calculations

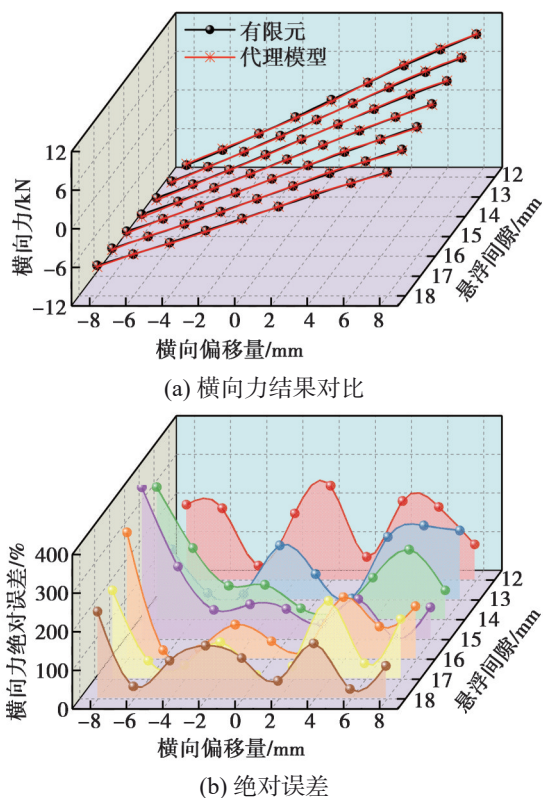


图9 横向力预测结果与有限元计算结果对比

Fig. 9 Comparison of lateral force predictions with finite element calculations

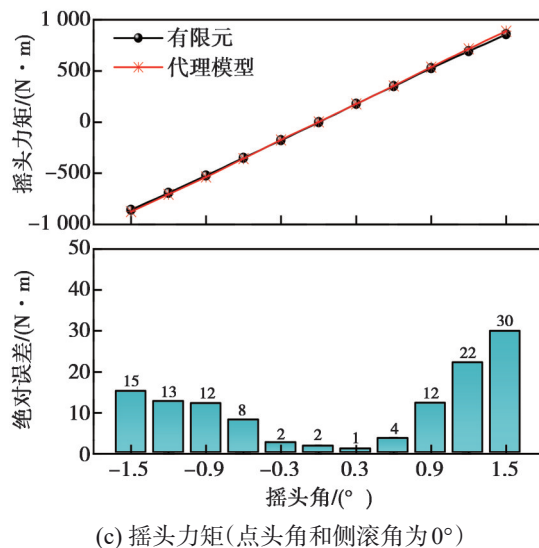
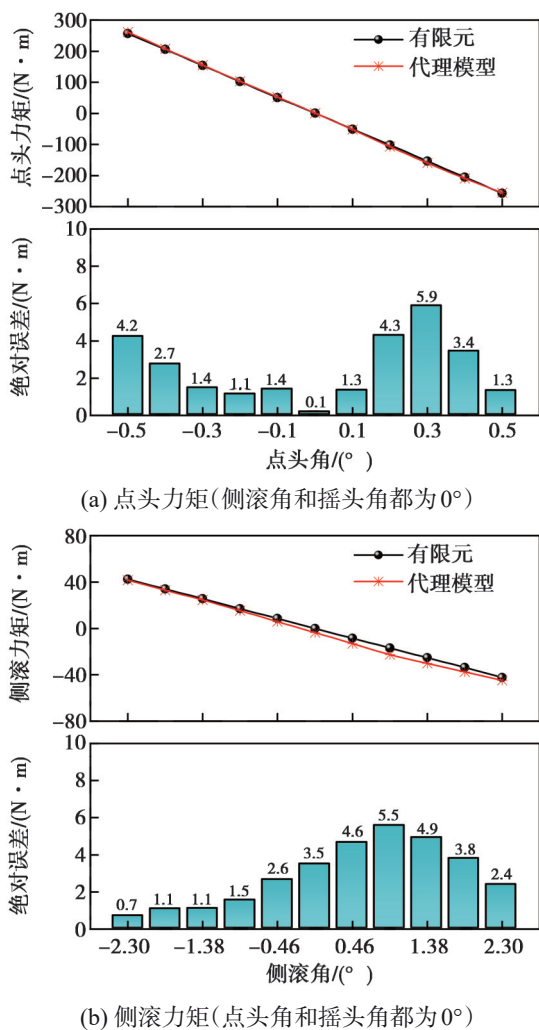


图10 转角力矩预测结果与有限元计算结果对比

Fig. 10 Comparison of torque predictions with finite element calculations

5 结论

本文以兴国县永磁悬浮交通系统为研究对象,建立了车载永磁阵列最小悬浮单元的三维磁场有限元模型,通过计算不同参数下的磁力和磁力矩,形成与磁力和位姿参数关联的数据集,采用神经网络回归算法建立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,并得出以下结论:

①基于车载永磁阵列最小悬浮单元建立的空间磁轨力计算代理模型预测准确度极高,对悬浮力、横向力和转角力矩的拟合优度均达到0.99以上。在测试集样本中,悬浮力和横向力的预测值与有限元法计算结果误差极小,悬浮力最大相对误差仅为1.54%,横向力最大绝对误差为57.63 N,仅占额定悬浮力的1.68%;点头力矩和摇头力矩的绝对误差也较小,最大绝对误差不超过0.4 N·m;侧滚力矩绝对误差最大值为1.55 N·m,约为侧滚力矩绝对值最大值的3.35%。

②代理模型对车载永磁悬浮模块整体合力和合力矩的预测同样准确,与有限元仿真结果吻合良好。悬浮力最大相对误差仅为3.62%,横向力最大绝对误差较小,仅为额定悬浮力的1.95%,各转角力矩的绝对误差数值也保持在较低水平。

③代理模型全面考虑了永磁阵列的5个空间自由度,因此能够准确模拟永磁悬浮交通车辆运行过程中悬浮系统的空间姿态,并较为准确地输出对应的磁力和转角力矩。同时,代理模型具有极高的计算效率,能够满足实时计算的需求。这使其能够为后续永磁悬浮交通整车动力学仿真提供重要技术支撑。

参考文献:

[1] 邓自刚, 刘宗鑫, 李海涛, 等. 磁悬浮列车发展现状与展望

- [J]. 西南交通大学学报, 2022, 57(3): 455-474.
- DENG Zigang, LIU Zongxin, LI Haitao, et al. Development status and prospect of maglev train[J]. Journal of southwest jiaotong university, 2022, 57(3): 455-474.
- [2] 杨杰, 高涛, 邓永芳, 等. 永磁磁浮空轨系统的研究与设计[J]. 铁道学报, 2020, 42(10): 30-37.
- YANG Jie, GAO Tao, DENG Yongfang, et al. Study and design on suspended permanent maglev rail transit system[J]. Journal of the China railway society, 2020, 42(10): 30-37.
- [3] QIN Yao, YANG Jie, GUO Haoqi, et al. Fuzzy linear active disturbance rejection control method for permanent magnet electromagnetic hybrid suspension platform[J]. Applied sciences, 2023, 13(4): 2631.
- [4] 高涛, 杨杰, 贾利民, 等. 考虑机械阻尼结构的永磁悬浮系统动态特性研究[J]. 铁道学报, 2021, 43(11): 61-68.
- GAO Tao, YANG Jie, JIA Limin, et al. Study on dynamic characteristics of permanent magnet suspension system based on mechanical damping structure[J]. Journal of the China railway society, 2021, 43(11): 61-68.
- [5] 李晓飞, 李际胜. 悬挂式永磁磁浮单轨交通系统兴国试验线总体设计[J]. 铁道勘察, 2023, 49(5): 114-118.
- LI Xiaofei, LI Jisheng. Overall design of Xingguo test line of suspended permanent maglev monorail transportation system[J]. Railway investigation and surveying, 2023, 49(5): 114-118.
- [6] GAO Tao, YANG Jie, JIA Limin, et al. Design of new energy-efficient permanent magnetic maglev vehicle suspension system[J]. IEEE access, 2019, 7: 135917-135932.
- [7] SUN Ruixue, ZHENG Jun, ZHENG Botian, et al. Study on the magnetic field inhomogeneity of a Halbach permanent-magnet guideway due to different defects[J]. IEEE transactions on applied superconductivity, 2016, 26(1): 1-7.
- [8] JIANG Yang, DENG Yongfang, ZHU Penghua, et al. Optimization on size of Halbach array permanent magnets for magnetic levitation system for permanent magnet maglev train[J]. IEEE access, 2021, 9: 44989-45000.
- [9] HOBURG J F. Modeling maglev passenger compartment static magnetic fields from linear Halbach permanent-magnet arrays[J]. IEEE transactions on magnetics, 2004, 40(1): 59-64.
- [10] YE Jianhe, ZHAN Pengfei, ZENG Jincheng, et al. Concise magnetic force model for Halbach-type magnet arrays and its application in permanent magnetic guideway optimization[J]. Journal of magnetism and magnetic materials, 2023, 587: 171301.
- [11] O'CONNELL J L G, ROBERTSON W S P, CAZZOLATO B S. Analytic magnetic fields and semi-analytic forces and torques due to general polyhedral permanent magnets[J]. IEEE transactions on magnetics, 2020, 56(1): 1-8.
- [12] VUČKOVIĆ A N, ILIĆ S S, ALEKSIĆ S R. Interaction magnetic force calculation of permanent magnets using magnetization charges and discretization technique[J]. Electromagnetics, 2013, 33(6): 421-436.
- [13] 陈殷, 张昆仑. Halbach永磁阵列空间磁场的解析计算[J]. 磁性材料及器件, 2014(1): 1-4.
- CHEN Yin, ZHANG Kunlun. Analytic calculation of the magnetic field created by Halbach permanent magnets array [J]. Journal of magnetic materials and devices, 2014(1): 1-4.
- [14] TANG Wenbing, XIAO Liye, XIA Dong, et al. 2-D and 3-D analytical calculation of the magnetic field and levitation force between two Halbach permanent magnet arrays[J]. IEEE transactions on magnetics, 2021, 57(4): 1-8.
- [15] 王贝伦. 机器学习[M]. 南京: 东南大学出版社, 2021.
- WANG Beilun. Machine learning[M]. Nanjing: Southeast University Press, 2021.
- [16] AWAD F A, GRAHAM D J, SINGH R, et al. Predicting urban rail transit safety via artificial neural networks[J]. Safety science, 2023, 167: 106282.
- [17] 赵春发, 刘浩东, 冯洋, 等. 五位姿参数下车载永磁体与永磁轨道之间的磁力特性研究[J]. 西南交通大学学报, 2024, 59(4): 804-811.
- ZHAO Chunfa, LIU Haodong, FENG Yang, et al. Magnetic force characteristics between on-board permanent magnet and permanent magnetic rail considering five pose parameters[J]. Journal of southwest jiaotong university, 2024, 59(4): 804-811.

Surrogate model for calculating spatial magnetic track forces in permanent magnet levitation transportation

LIU Haodong, FENG Yang, ZHAO Chunfa, LUO Shihui, SONG Xiaolin

(State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China)

Abstract: The permanent magnet levitation (PML) transportation system employs magnetic repulsion between Halbach permanent magnet arrays to achieve passive levitation. Developing a method for rapidly and accurately calculating magnetic forces, which considers multi-degree-of-freedom spatial attitudes, is essential for the dynamic prediction and assessment of PML vehicles. In this study, a three-dimensional finite element model of the magnetic field was established, to simulate a 100 mm long minimum levitation unit of vehicle-mounted permanent magnet arrays, based on the PML transportation system in Xingguo County. The magnetic forces and torques were then calculated under various conditions, including levitation gaps, lateral offsets, pitch angles, roll angles, and yaw angles, resulting in a dataset that correlates magnetic forces with position and attitude parameters. Additionally, a surrogate model for calculating spatial magnetic track forces was developed using a neural network regression algorithm, which accommodates the multi-degree-of-freedom attitudes of the permanent magnet array unit. The results indicate that the surrogate model accurately predicts magnetic forces for the permanent magnet array unit, achieving a goodness of fit exceeding 0.99. Furthermore, the predicted overall resultant and corresponding torque for the 600 mm long vehicle-mounted PML module also demonstrate high accuracy. These research findings provide significant support for the dynamic simulation of transportation vehicle systems.

Keywords: maglev train; permanent magnetic levitation (PML); Halbach array; three-dimensional magnetic force; surrogate model; neural network regression; finite element