

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2311346

基于杂散磁场感知与 NBCNN-LSTM-Attention 深度回归建模的永磁直线电机气隙磁密测量研究^{*}

吴先红¹, 宋俊材², 王骁贤³, 陆思良¹

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院 合肥 230601; 2. 安徽大学互联网学院 合肥 230601;
3. 安徽大学电子信息工程学院 合肥 230601)

摘要: 本文提出一种基于隧道磁阻(TMR)传感器和噪声注入卷积神经网络(NBCNN)、长短期记忆网络(LSTM)、注意力机制动态集成神经网络预测模型(NBCNN-LSTM-Attention)的双边永磁同步直线电机气隙磁密新型非侵入式测量方法。首先,建立直线电机气隙磁场的解析模型和有限元模型作为数据基础,探寻直线电机的外部空间杂散磁场和内部中心气隙磁场存在非线性映射关系。其次,引入TMR传感器测量直线电机外部杂散磁场信号,并对传感器的安装位置进行优化,将内外一维磁密信号进行相似度特征匹配,以获取传感器最优测量位置。然后,将电机外部杂散磁场数据作为输入,内部气隙磁场数据作为输出,建立NBCNN-LSTM-Attention网络的内外磁场高精度映射模型,实现“用外代内”的非侵入式气隙磁密高精密度测量。最后,搭建直线电机气隙磁密测量实验平台和高斯计对比测量实验平台,验证了本文所提方法的先进性和优越性。

关键词: 双边永磁同步直线电机;隧道磁阻传感器;曲线相似度匹配;传感器位置优化;卷积神经网络

中图分类号: TH7 TM359.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Research on air gap magnetic density measurement of permanent magnet linear motor based on stray field sensing and NBCNN-LSTM-Attention depth regression modeling

Wu Xianhong¹, Song Juncai², Wang Xiaoxian³, Lu Siliang¹

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. College of Internet, Anhui University, Hefei 230601, China; 3. College of Electronic and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: A new non-invasive measurement method of air gap magnetic density of bilateral permanent magnet synchronous linear motor (BPMsLM) based on the tunneling magnetoresistance (TMR) sensor and the dynamic integrated neural network prediction model based on noise-boostered convolutional neural network (NBCNN), long short-term memory network (LSTM), attention mechanism is proposed. Firstly, the analytical model and the finite element model of air gap magnetic field of linear motor are formulated as data basis. The nonlinear mapping relationship between external space stray magnetic field and internal central air gap magnetic field of linear motor is explored. Secondly, the TMR sensor is introduced to measure the external stray magnetic field signal of the linear motor, the installation position of the sensor is optimized, and the similarity characteristics of the internal and external one-dimensional magnetic density signals are matched to obtain the optimal measurement position of the sensor. Then, taking the external stray magnetic field data of the motor as the input and the internal air gap magnetic field data as the output, a high-precision mapping model of the internal and external magnetic fields of NBCNN-LSTM-Attention network is established to realize the non-invasive high-precision measurement of air gap magnetic density. Finally, the experimental platform for measuring the air gap magnetic density of linear motor and the experimental platform for comparative measurement of Gauss meter are built, which verifies the advancement and superiority of the proposed method.

Keywords: bilateral permanent magnet synchronous linear motor; tunneling magnetoresistance sensor; curve similarity matching; sensor position optimization; convolutional neural network

收稿日期: 2023-04-24 Received Date: 2023-04-24

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(52207036)、安徽省自然科学基金(2208085QE167)、安徽省教育厅自然科学重点项目(KJ2021A0018)资助

0 引 言

无铁芯双边永磁同步直线电机 (bilateral permanent magnet synchronous linear motor, BPMSLM) 因其结构简单紧凑、体积小、高精度、动态响应迅速等优点, 广泛应用于现代工业的各个领域, 如激光雕刻机、激光切割机、3D 打印机等^[1]。气隙磁通密度是永磁同步直线电机重要的观测参数之一^[2], 该参数可以直接反映直线电机的功率密度、推力品质和定位精度的优劣^[3]。因此, 实现直线电机的气隙磁密精密测量对于提高电机性能、实现高精度控制和高可靠性故障诊断具有重要意义。

在电机气隙磁场检测的研究中, 如何选择传感器实现精确测量和如何进行气隙磁场建模计算是该领域的两个关键问题。

常用的电机磁场测量传感器有霍尔传感器、高斯计、探测线圈、巨磁电阻 (giant magneto resistive, GMR) 传感器等。文献[4]通过在永磁同步直线电机内部气隙位置安装霍尔传感器阵列, 实现对电机的高精度位置测量; 文献[5]使用安装在永磁同步电机定子间隙的 3 个霍尔传感器, 同时实现电机的退磁和偏心故障检测。但是, 由于霍尔传感器本身的器件特性, 其灵敏度较低且易受噪声干扰。文献[6]通过将高斯计伸入直线电机的气隙磁场, 直接采集直线电机永磁体之间作用于动子线圈的气隙磁场信号, 实现退磁故障的精确检测和识别。但侵入式测量装置不利于电机的正常工作, 不利于电机的在线实时检测。文献[7]在感应电机定子绕组中嵌入探测线圈, 检测气隙磁场中的转子槽谐波, 实现对电动机无速度传感器转速估计。但是, 探测线圈的自身尺寸限制了其灵敏度, 并且受到电机拓扑结构的约束, 无法有效安装。文献[8]将 GMR 传感器嵌入感应电机的气隙中, 实现对转子槽尺寸变化的高精度预测。但是 GMR 传感器的尺寸较大, 且易受温度影响。

气隙磁场建模计算是分析电机气隙磁场分布的基础。目前主流的建模方式主要有解析公式建模、线性回归建模、机器学习回归建模等。解析公式对数据拟合分析具有较高的精确性^[9], 但是其运算较为复杂, 模型建立较为困难。线性回归建模速度快, 不需要很复杂的计算, 对异常值敏感, 但是不适用于非线性拟合。机器学习回归包括多项式回归、决策树 (decision tree, DTR) 回归、支持向量机等具有高运算效率, 能灵活处理复杂的关系^[10], 但拟合效果并不稳定, 易出现过拟合现象, 导致气隙磁场的计算结果不精确。

本文提出了一种非侵入式测量永磁同步直线电机气隙磁密新方法, 利用隧道磁阻 (tunneling magneto-resistance, TMR) 传感器测量永磁同步直线电机外部空

间杂散磁场信号, 基于噪声注入卷积神经网络 (noise-boosterd convolutional neural network, NBCNN)、长短期记忆网络 (long short-term memory network, LSTM)、注意力机制 (Attention) 动态集成的神经网络预测模型 (NBCNN-LSTM-Attention) 精确计算永磁同步直线电机内部气隙磁场, 实现电机气隙磁密的在线精准测量。具体实现如下: 1) 根据电机拓扑结构, 基于毕奥-萨伐尔定律分析和有限元仿真验证直线电机的空间杂散磁场与内部气隙磁场存在非线性关系。2) 以仿真数据为基础, 获取不同空间位置的外部杂散磁场信号, 运用曲线相似度匹配方法对 TMR 传感器的安装位置进行优化。3) 建立 NBCNN-LSTM-Attention 映射预测网络, 将最优外部杂散磁密信号作为输入, 内部气隙磁密信号作为输出, 实现“用外代内”的非侵入式气隙磁密高精度测量。4) 搭建永磁同步直线电机样机实验平台并设计 TMR 传感器硬件采集电路, 验证了本文所提方法的先进性和优越性。

1 直线电机气隙磁场建模与分析

1.1 电机拓扑结构

BPMSLM 的三维拓扑结构如图 1 所示。

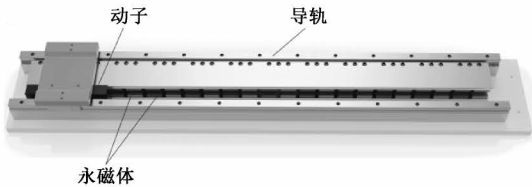


图 1 BPMSLM 三维拓扑结构
Fig. 1 3D topological structure of BPMSLM

该电机为采用双边对称式设计, 中间层为动子绕组线圈, 上下两层为定子。定子包括次级铁轭和 N、S 交错排列的钕铁硼永磁体, 永磁体采用径向充磁方式充磁。其主要结构参数如表 1 所示。

表 1 BPMSLM 相关参数
Table 1 Related parameters of BPMSLM

参数/单位	数值	参数/单位	数值
永磁体长度/mm	30	背铁个数	2
永磁体宽度/mm	24	双边气隙/mm	9
永磁体高度/mm	6.5	线圈长度/mm	61
永磁体材料	NdFeB	极距/mm	30
剩磁/T	1.31	极对数	4

1.2 直线电机内部气隙磁场与空间杂散磁场解析建模分析

永磁同步直线电机的工作原理是:定子部分的上下4块相邻永磁体形成磁链闭合气隙磁场,垂直穿过动子线圈。当线圈通正弦交流电时,产生洛伦兹力,推动电机动子做往复直线运动^[11]。BPMSLM的永磁体排布具有周期阵列的特性如图2所示,因此对直线电机的解析建模从周期阵列开始。上下相邻的4块永磁体为一个周期,任意一点 P 的磁场强度受周期内4块永磁体的共同影响。将4块永磁体编号I,II,III,IV以永磁体之间的中心位置沿垂直、水平方向建立三维直角坐标系(原点记为 $(0,0,0)$,下文数据均采用此坐标系)。假设矩形永磁体的外形尺寸分别为 a, b, h mm,永磁体II、III、IV为将永磁体I沿 y, z 轴平移 y_m, z_m 个单位得到。由毕奥-萨伐尔定律、安培分子环流假设及文献[12]得出永磁体外部空间的任意一点 $P(x, y, z)$ 沿 z 轴方向上磁场 B_z 为:

$$\mathbf{B}_z = \mathbf{B}_{z-I} + \mathbf{B}_{z-II} + \mathbf{B}_{z-III} + \mathbf{B}_{z-IV} \quad (1)$$

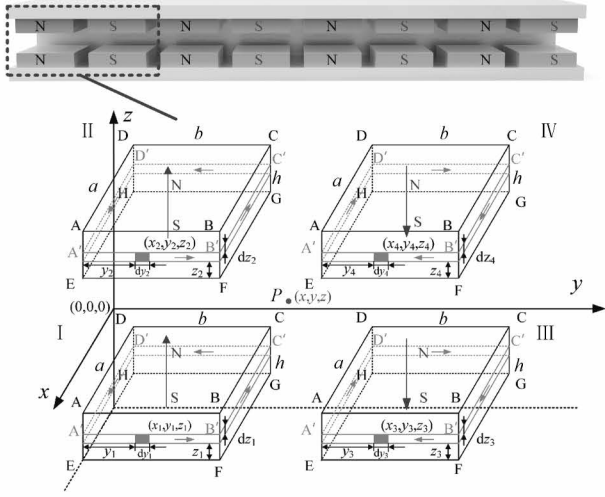


图2 直线电机气隙磁场分析:永磁体阵列分析

Fig. 2 Analysis of air gap magnetic field in linear motors: Analysis of permanent magnet arrays

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_{z-I} = \int_0^h d\mathbf{B}_{z-I} = \frac{\mu_0 J_s}{4\pi} \int_0^h \times \\ \left\{ \left[\int_0^b \left(\frac{(a-x) dy_1}{[(x-a)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{x dy_1}{[(x-0)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) + \right. \right. \\ \left. \int_0^a \left(\frac{(b-y) dx_1}{[(x-x_1)^2 + (y-b)^2 + (z-z_1)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{y dx_1}{[(x-x_1)^2 + (y-0)^2 + (z-z_1)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) \right] \right\} dz_1 \quad (2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_{z-II} = \int_0^h d\mathbf{B}_{z-II} = \frac{\mu_0 J_s}{4\pi} \int_0^h \times \\ \left\{ \left[\int_0^b \left(\frac{(a-x) dy_2}{[(x-a)^2 + (y-y_2)^2 + (z-z_2-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{x dy_2}{[(x-0)^2 + (y-y_2)^2 + (z-z_2-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) + \right. \right. \\ \left. \int_0^a \left(\frac{(b-y) dx_2}{[(x-x_2)^2 + (y-b)^2 + (z-z_2-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{y dx_2}{[(x-x_2)^2 + (y-0)^2 + (z-z_2-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) \right] \right\} dz_2 \quad (3) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_{z-III} = \int_0^h d\mathbf{B}_{z-III} = \frac{\mu_0 J_s}{4\pi} \int_0^h \times \\ \left\{ \left[\int_0^b \left(\frac{(x-a) dy_3}{[(x-a)^2 + (y-y_3-y_m)^2 + (z-z_3)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{-x dy_3}{[(x-0)^2 + (y-y_3-y_m)^2 + (z-z_3)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) + \right. \right. \\ \left. \int_0^a \left(\frac{(y-b-y_m) dx_3}{[(x-x_3)^2 + (y-b-y_m)^2 + (z-z_3)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{(y_m-y) dx_3}{[(x-x_3)^2 + (y-0-y_m)^2 + (z-z_3)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) \right] \right\} dz_3 \quad (4) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_{z-IV} = \int_0^h d\mathbf{B}_{z-IV} = \frac{\mu_0 J_s}{4\pi} \int_0^h \times \\ \left\{ \left[\int_0^b \left(\frac{(x-a) dy_4}{[(x-a)^2 + (y-y_4-y_m)^2 + (z-z_4-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{-x dy_4}{[(x-0)^2 + (y-y_4-y_m)^2 + (z-z_4-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) + \right. \right. \\ \left. \int_0^a \left(\frac{(y-b-y_m) dx_4}{[(x-x_4)^2 + (y-b-y_m)^2 + (z-z_4-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} + \frac{(y_m-y) dx_4}{[(x-x_4)^2 + (y-0-y_m)^2 + (z-z_4-z_m)^2]^{\frac{3}{2}}} \right) \right] \right\} dz_4 \quad (5) \end{aligned}$$

式中: J_s 为电流元密度, 由永磁体本身性质决定。 (x_1, y_1, z_1) 是永磁体 I 内部的点, $d\mathbf{B}_{z-1}$ 是厚度为 dz_1 薄层电流环 A'B'C'D'A' 在 P 点 z 方向上的磁场分量。永磁体 II、III、IV 同理。 $\mu_0 = 4\pi \times 10^{-7}$ H/m, 为真空磁导率。

直线电机的磁场解析建模是在单个永磁体阵列解析建模基础上, 经过空间平移得到的^[13]。因此其任意一点 P 的磁场强度可由每个周期阵列在此点的磁场叠加得到, n 个永磁体阵列的磁场强度计算如式(6)所示。

$$\mathbf{B}_P = \sum_{i=1}^n (\mathbf{B}_{z_{i1}} + \mathbf{B}_{z_{i2}} + \cdots + \mathbf{B}_{z_{in}}) \quad (6)$$

本文通过测量直线电机外部空间杂散磁场来精确计算电机内部的磁场。因此将直线电机内部空间任意一点 P_1 和电机外部空间任意一点 P_2 的坐标, 分别记为 $(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2)$, 代入式(6), 可分别得到两点的磁通密度如式(7)、(8)所示。

$$\mathbf{B}_{P_1} = \sum_{i=1}^n (\mathbf{B}_{z_{i1}} + \mathbf{B}_{z_{i2}} + \cdots + \mathbf{B}_{z_{in}}) \quad (7)$$

$$\mathbf{B}_{P_2} = \sum_{i=1}^n (\mathbf{B}_{z_{i1}} + \mathbf{B}_{z_{i2}} + \cdots + \mathbf{B}_{z_{in}}) \quad (8)$$

因此, 由毕奥-萨伐尔解析模型可以推断, 永磁体气隙磁场和空间杂散磁场两者之间存在非线性的函数关系, 如式(9)所示。因此, 只要通过电机外部空间杂散磁场的测量, 并代入式(9)即可得到内部气隙磁通密度的结果。但是由于解析法存在理想假设条件, 式(9)的计算结果会存在误差。本文拟采用三维有限元计算提供数据基础, 并通过深度神经网络拟合回归的方式, 建立直线电机内部和外部磁场的非线性高精度快速计算模型。

$$k = \frac{\mathbf{B}_{P_1}(x_1, y_1, z_1)}{\mathbf{B}_{P_2}(x_2, y_2, z_2)} =$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n (\mathbf{B}_{z_{i1}}(x_1, y_1, z_1) + \mathbf{B}_{z_{i2}}(x_1, y_1, z_1) + \cdots + \mathbf{B}_{z_{in}}(x_1, y_1, z_1))}{\sum_{i=1}^n (\mathbf{B}_{z_{i1}}(x_2, y_2, z_2) + \mathbf{B}_{z_{i2}}(x_2, y_2, z_2) + \cdots + \mathbf{B}_{z_{in}}(x_2, y_2, z_2))} \quad (9)$$

1.3 基于有限元分析的直线电机气隙磁密建模分析

有限元仿真具有计算精度高、建模速度快等优点, 广泛应用于电机本体设计、控制策略研究和故障检测分析等方面^[14]。因此本文采用有限元法建立永磁同步直线电机三维有限元拓扑模型, 提取直线电机内部气隙和外部空间杂散磁通信号作为数据基础, 有限元仿真结果如图3所示。

为验证解析推导的数据和有限元仿真的数据, 采用高精度高斯计, 型号 MG-3002, 对电机内部气隙磁场和外部杂散磁场进行实测。3 者对比的结果如图4(a)和(b)所示。其中图4(a)的测量位置是以图2建立的坐标系的 $(0, y, 0)$ 坐标, 图4(b)的测量位置是 $(25, y, 0)$ 坐标, y 为 BPMSLM 动子的运动方向。本文引入弗朗明歇距离

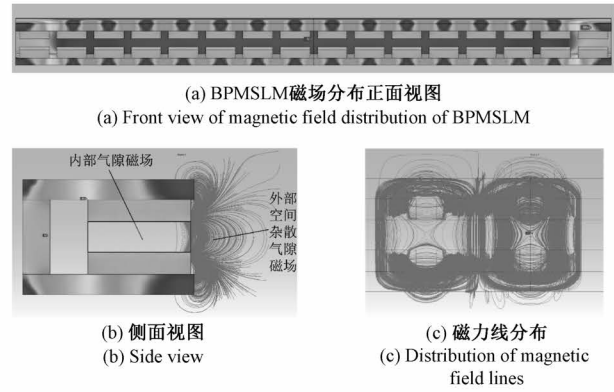


图 3 BPMSLM 磁通密度分布

Fig. 3 Magnetic flux density distribution of BPMSLM

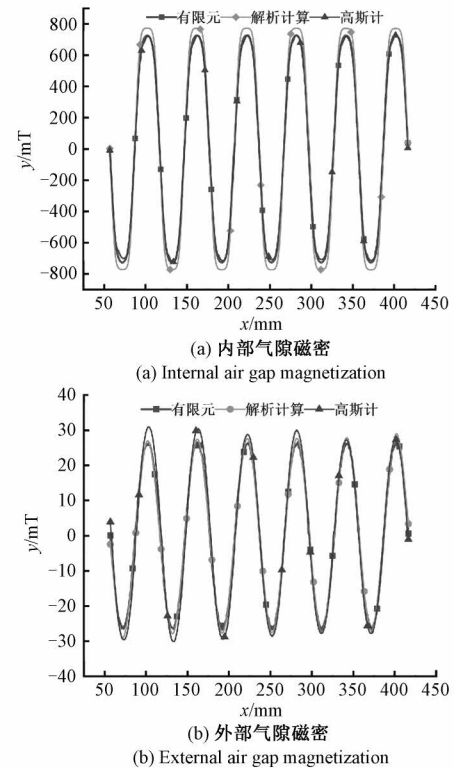


图 4 有限元、解析模型、高斯计数据对比

Fig. 4 Comparison of finite element, analytical model and Gauss meter data

(Fréchet distance, Fd)^[15] 和余弦相似度 (cosine similarity, $\cos$)^[16] 2 个指标来对比解析结果、有限元分析结果和高斯计结果。它们广泛应用于一维信号的相似匹配和相关性检验。计算结果与高斯计在相同位置的实际测量、仿真、公式计算数据进行对比, 如表 2 所示。

Fd 越小则两曲线相似度越高; $\cos$ 越大则两曲线相似度越高。因此, 定量分析证明有限元计算和高斯计实测数据基本吻合, 说明了有限性计算数据精度高, 因此本文采用有限元数据作为建模数据。

表 2 不同模型计算对比

Table 2 Calculation comparison of different models

磁场	计算方法	Fd	$ \cos $
内部气隙磁场	FEM	36.069 4	0.999 0
	解析模型	69.318 1	0.998 3
外部杂散磁场	FEM	5.242 8	0.995 4
	解析模型	6.010 4	0.993 8

2 基于 TMR 传感器的直线电机外部空间杂散磁场测量研究

2.1 TMR 传感器获取磁信号

TMR 传感器基于隧道磁阻效应原理。在外加磁场的作用下,其输出电压与外加磁场成正比。它具有灵敏度高、体积小、抗干扰、动态范围宽等优点。该传感器已成功应用于永磁同步电机缺陷检测^[17]和电机

偏心检测。本文选用 TMR2009 作为直线电机的测量传感器。

本研究根据直线电机拓扑结构的约束,设计了 TMR 采集放大传感器电路,用于获取直线电机外部空间的杂散磁场信号。通过“以外代内计算”的思想,将其引入高精度非参数模型,精确计算电机内部气隙的磁密数据。

具体实验流程如图 5 所示:1)设计采用 3D 打印连接件,将 TMR 传感器安装在 BPMSLM 的动子上,跟随电机动子进行水平方向的直线往复运动,通过磁阻效应测量电机外部杂散空间磁场信号;2)采用 AD620 芯片设计运算放大电路、滤波电路等硬件,将放大滤波后的信号输入进数据采集卡(NI USB-4431);3)基于有限元仿真数据,建立深度学习 NBCNN-LSTM-Attention 回归模型,以外部杂散磁场信号作为输入,内部气隙磁密磁场信号作为输出,建立高精度非线性计算模型。将实测的外部杂散磁密信号带入训练好的神经网络,回归预测出电机内部气隙磁通密度,实现电机气隙磁场的非接触式高精度测量。

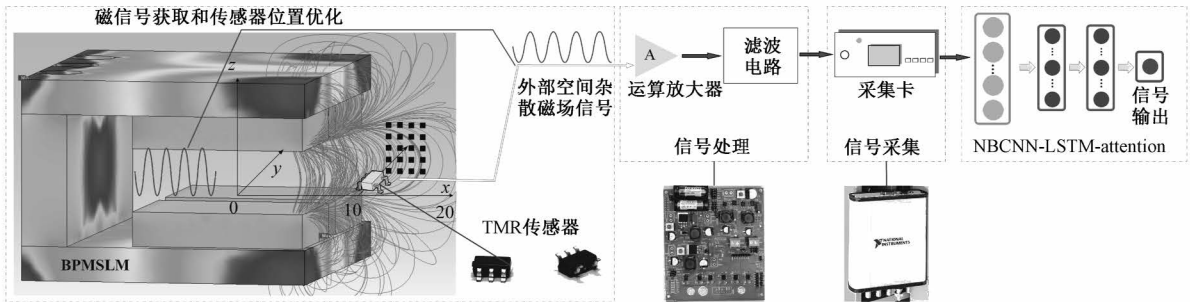


图 5 杂散磁场气隙检测步骤流程

Fig. 5 Step flow of air gap detection for stray magnetic field

2.2 基于一维曲线相似度的 TMR 传感器的最优位置获取

根据直线电机拓扑结构约束、电机定子的周期阵列特性以及 TMR 传感器工作特性,本文需要确定电机外部空间杂散磁场的最优测量位置,以获取与气隙内部磁场最相似的外部磁场信号。本文采用 JMAC 软件根据图 2 所建立的坐标系确定位置坐标,在直线电机外部选取了 4×6 个测量位置,提取如图 5 所示的 24 条外部磁场磁密曲线作为筛选数据。

本文引入 Fd 和 $\cos$ 计算方法计算对外部磁密曲线和内部标准气隙磁场曲线进行一维曲线相似度匹配。并采用模糊综合评价法(fuzzy comprehensive evaluation, FCE)^[18]选取匹配度最高的测量点,以确定 TMR 磁传感器的最佳测量位置。其计算结果如表 3 所示。

如表 3 所示,第 6 组磁密与内部气隙磁场的 $Fd = 0.711 3$, $\cos = 0.934 6$,峰值 = 26.445 8,经模糊综合评价计算,其评判指数为 0.042 6,为 24 组位置中的最优选择。因此选取该位置作为 TMR 传感器最佳测量位置,将该坐标作为传感器的安装位置,该坐标数据作为 NBCNN-LSTM-Attention 的输入。

3 基于 NBCNN-LSTM-Attention 回归模型的直线电机内部气隙磁密精准预测研究

3.1 NBCNN-LSTM-Attention 模型理论分析

本文提出的 NBCNN-LSTM-Attention 模型是混合模型。在卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)注入条件噪声构成 NBCNN 模块,将其输出的特征矩阵

表3 直线电机内外部磁密信号匹配度对比
Table 3 Comparison of internal and external magnetic density characteristics of linear motor

序号	(x, z)	峰值	Fd	cos	FCE
0	(0,0)	726.428 3	—	—	—
1	(25,10)	8.561 2	0.735 7	0.959 3	0.404 3
2	(25,8)	3.596 1	0.731 1	0.949 3	0.400 5
3	(25,6)	5.576 3	0.723 7	0.871 5	0.383 3
4	(25,4)	15.375 6	0.713 2	0.977 4	0.100 6
5	(25,2)	23.358 4	0.714 8	0.848 9	0.185 0
6	(25,0)	26.445 8	0.711 3	0.934 6	0.042 6
7	(27,10)	4.032 7	0.731 3	0.857 1	0.488 0
8	(27,8)	0.427 8	0.728 0	0.403 2	0.918 5
9	(27,6)	4.959 2	0.724 9	0.834 6	0.436 2
10	(27,4)	10.422 1	0.718 6	0.945 7	0.223 7
11	(27,2)	14.732 0	0.715 2	0.936 4	0.166 1
12	(27,0)	16.383 0	0.716 4	0.927 2	0.175 4
13	(29,10)	1.645 7	0.729 0	0.847 7	0.490 5
14	(29,8)	0.933 8	0.726 8	0.817 4	0.501 9
15	(29,6)	4.042 5	0.726 2	0.703 1	0.583 8
16	(29,4)	7.198 0	0.721 1	0.974 0	0.245 8
17	(29,2)	9.663 6	0.720 2	0.907 6	0.282 1
18	(29,0)	10.498 9	0.717 5	0.978 7	0.179 4
19	(31,10)	0.465 1	0.728 0	0.609 5	0.718 9
20	(31,8)	1.202 2	0.726 4	0.894 7	0.421 0
21	(31,6)	3.178 0	0.724 8	0.911 8	0.372 9
22	(31,4)	5.071 4	0.723 5	0.931 6	0.327 2
23	(31,2)	6.445 4	0.726 9	0.575 9	0.697 0
24	(31,0)	6.939 6	0.723 5	0.848 3	0.394 3

展平后串联双向长短期记忆网络 (bi-directional long short-term memory network, BiLSTM) 再连接 Attention 模块构成 NBCNN-LSTM-Attention 网络。本文整体模型结构如图6所示。

CNN 由卷积层、池化层等组成。卷积层扫描数据列提取特征生成特征矩阵,通过 RELU 激活函数计算特征矩阵的输出。池化层提取特征,减小矩阵的大小^[19]。CNN 通过扫描数据可以更好地提取数据的内部特征,可以减少网络的层间连接,以及过拟合的风险。NBCNN 是在 CNN 中注入条件噪声,以提高 CNN 的作用范围和分类收益^[20]。本文注入的条件噪声为高斯噪声,其计算如式(10)所示。

$$n_{i,\theta} = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{\omega_{i,\theta}^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (10)$$

式中: $\omega_{i,\theta}$ 和 $n_{i,\theta}$ 分别为第 i 个神经元上的输入值和添加的噪声; σ 为噪声参数,设 $\sigma=0.1$ 。

LSTM 是一种时间循环神经网络,由输入门、遗忘门和输出门组成的链式网络单元^[21]。BiLSTM 具有两条以相反的方向连接的传播 LSTM,正向 LSTM 获取序列数据之前的信息,反向 LSTM 将数据反向,隐藏层合成前向和反向信息,以通过使用过去和未来的状态来增加网络的可用信息,负责对提取的特征进行预测。Attention 主要实现对 LSTM 输出的特征向量进行加权求和,增加网路对信息重要程度的区别能力。其计算如式(11)所示。

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_K}}\right) \mathbf{V} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{Q}$ 为查询向量序列、 $\mathbf{K}$ 为键向量序列、 $\mathbf{V}$ 为值向量序列、 d_K 为 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$ 向量的维度、Softmax 为归一化函数。给定输入矩阵 $\mathbf{X}$ 和可训练的参数矩阵 $\mathbf{W}^Q, \mathbf{W}^K, \mathbf{W}^V$ 。 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$ 的计算方法如式(12)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = \mathbf{X}\mathbf{W}^Q \\ \mathbf{K} = \mathbf{X}\mathbf{W}^K \\ \mathbf{V} = \mathbf{X}\mathbf{W}^V \end{cases} \quad (12)$$

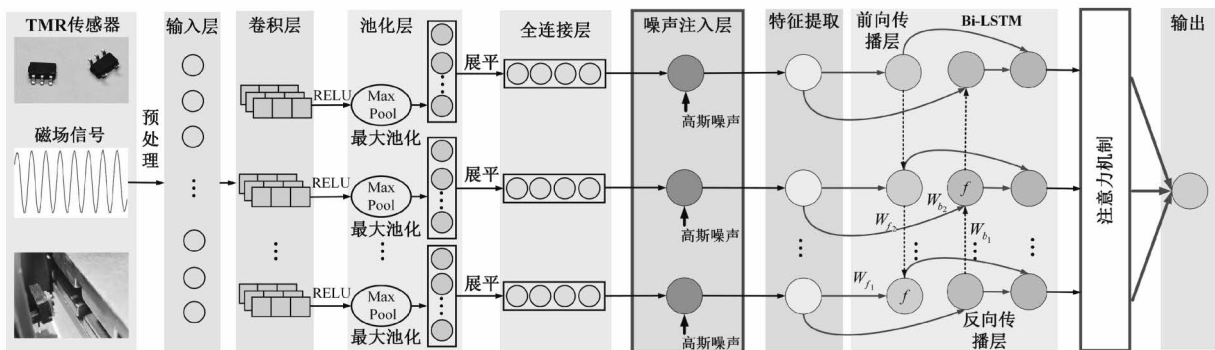


图6 NBCNN-LSTM-Attention 网络

Fig. 6 NBCNN-LSTM-Attention network

3.2 NBCNN-LSTM-Attention 模型输入输出数据分析

NBCNN-LSTM-Attention 模型的输入数据是外部杂散空间磁密信号数据(记为 x),输出为回归计算所得的电机内部气隙磁密信号数据(记为 y)。其中仿真实验数据由 JMag 有限元仿真提供,样机实验数据为 TMR 传感器实际测量提供。

3.3 NBCNN-LSTM-Attention 模型性能评判模型指标

本文引入平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)两种指标来评判模型的预测精度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i - y_i)^2} \quad (13)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\tilde{y}_i - y_i| \quad (14)$$

式中:真实值为 $\tilde{y}_i$,预测值为 y_i ,预测样本总数为 n ,误差指标越小,精度越好,模型越好。

3.4 仿真对比实验

本文引入流行的机器学习回归预测建模方法进行对比,包括 DTR 模型、随机梯度增强模型(eXtreme gradient boosting, Xgboost)^[22]、序列到序列预测模型(sequence to sequence, seq2seq)、CNN 模型、CNN-BiLSTM^[21]模型对比结果如图7所示。可知本文提出的 NBCNN-LSTM-Attention 模型 RMSE 和 MAE 仅为 4.786 mT 和 3.692 mT,预测精确度更高,定量分析证明了 NBCNN-LSTM-Attention 模型的优越性。

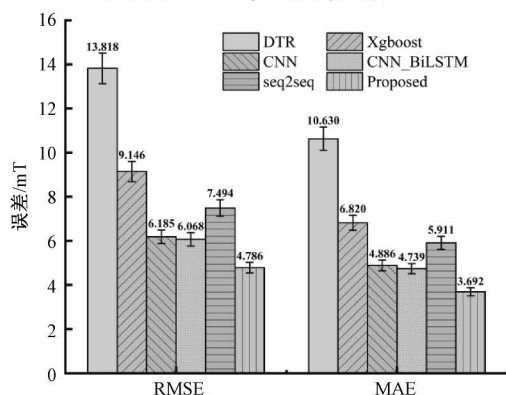


图7 模型指标对比

Fig. 7 Model index comparison

NBCNN-LSTM-Attention 回归预测模型具有高精度的优点,主要原因有:1)与单一 CNN、LSTM 网络相比,所提的方法综合 CNN 提取特征、LSTM 按序列扩张^[23]、注入条件噪声和注意力机制丰富矩阵特征信息等优点,泛化能力强;2)与 seq2seq 相比,对数据处理的效率更高、更注重时序数据;3)较机器学习模型相比,DTR 的泛化性不足、Xgboost 只适合处理结构化的数据。

4 实验验证

4.1 样机验证实验

本文搭建了基于 TMR 传感器的直线电机气隙磁场强度测量实验平台,如图8所示。

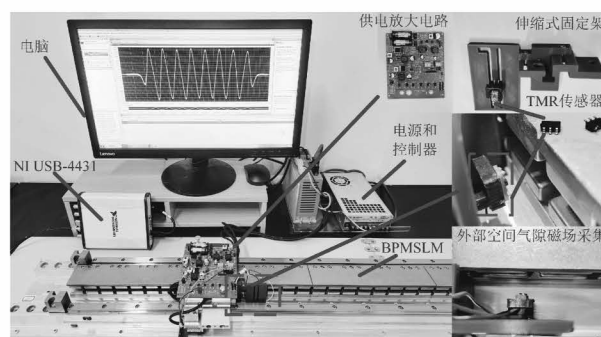


图8 基于 TMR 传感器的直线电机气隙磁密测量实验平台

Fig. 8 Prototype experiment of the TMR sensor

实验平台主要有以下部分组成:永磁体同步直线电机样机(电机参数与表1相同)、固定在直线电机定子上的自制可伸缩式传感器固定架、TMR2009 传感器和供电放大滤波电路板、NI USB-4431 数据采集卡,台式电脑等。

实验过程如下:1)将 TMR 传感器安置在伸缩式固定架上,将其位置调整至外部空间最优位置,即((x, z)坐标(25,0)),并用螺丝固定;2)将便携式电路板(包含传感器供电模块和信号放大滤波模块),固定在直线电机定子上;3)驱动直线电机定子沿水平直线方向进行运动,此时 TMR 传感器随着定子进行同步运动,将采集到的外部空间杂散磁场信号进行滤波放大后,由 NI USB-4431 数据采集卡进行数据采集并发送至电脑;4)将 TMR 传感器采集到的外部杂散空间信号数据作为输入,通过 NBCNN-LSTM-Attention 深度学习模型进行预测计算,可以得到直线电机内部气隙磁密数据。

4.2 高斯计对比验证实验

为了进一步验证 NBCNN-LSTM-Attention 回归预测模型的正确性,本文搭建高斯计实测实验平台如图9所示,将高斯计实测的电机气隙磁密数据与回归预测模型计算的数据进行对比。

实验流程如下:1)将样机的部分定子模块拆下,将 MG-3002 高斯计固定在电机定子上,并用固定夹调节高斯计探针位置,将其伸入电机定子内部气隙区域;2)控制电机定子进行水平直线方向运动,高精度高斯计随着定子同步运动,切向探针在定子气隙区域内水平运动,将测量到的气隙磁密数据输入至电脑显示界面。

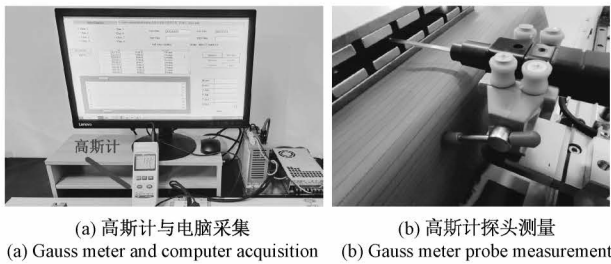


图9 高斯计测量直线电机气隙磁场实验平台

Fig. 9 Gauss meter prototype experiment

4.3 实验结果及分析

基于 TMR 传感器和 NBCNN-LSTM-Attention 模型的样机实验结果、高斯计实验结果和有限元仿真结果对比如图 10 所示。可见本文所提方法得到的结果与高斯计实测结果基本吻合,可以定性验证本文方法的有效性。

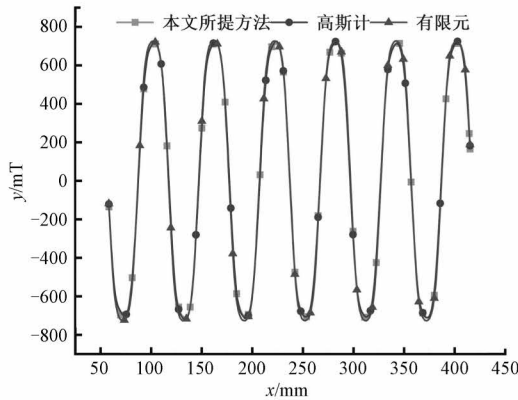


图10 有限元数据、预测结果及高斯计实验对比

Fig. 10 Finite element data, prediction results and Gauss meter experiment comparison

为了进一步定量对比验证本文方法的精确性,将 TMR 传感器采集到的电机外部杂散空间磁场数据作为输入,代入到不同的预测回归模型中,计算输出电机内部气隙磁密信号数据,并将高斯计采集的电机气隙内部磁场数据作为真实值,计算 RMSE 和 MAE,结果如图 11 所示。

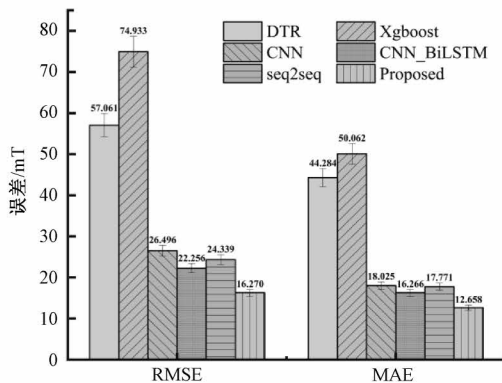


图11 实验数据验证对比

Fig. 11 Experimental data were used to verify the comparison

本文提出的 NBCNN-LSTM-Attention 模型其 RMSE 和 MAE 仅为 16.270 和 12.658 mT,远低于其他模型,性能优越。因此,该模型能有效实现对直线电机内部气隙磁场的高精度测量。

5 结 论

本文提出一种基于 TMR 磁传感器和 NBCNN-LSTM-Attention 深度回归计算模型的直线电机非侵入式气隙磁密测量新方法。提出采用 TMR 传感器,通过测量电机外部杂散空间磁密信号,“由外代内”解决直线电机内部气隙磁密测量问题,并通过一维信号的相似度对比匹配优化传感器的位置。创新性提出 NBCNN-LSTM-Attention 深度学习回归预测模型,探寻直线电机内部气隙磁密分布与外部杂散空间磁场分布的非线性映射关系,实现对直线电机的气隙磁密的高精度计算。样机实验和高斯计实验结果表明,该方法能有效实现对直线电机内部气隙磁场的高精度测量,其 $RMSE = 16.270$ mT, $MAE = 12.658$ mT,表明该方法具有较高的准确性,在直线电机磁场气隙检测和诊断中具有良好的应用前景,并对他类电机的检测诊断具有一定的借鉴意义。

参考文献

- [1] 陈自然, 赵有祥, 刘小康, 等. 基于检测单元的永磁同步直线电机位置检测新技术[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 48-55.
- CHEN Z R, ZHAO Y X, LIU X K, et al. A novel position detection technique for the permanent magnet synchronous linear motor using position detection units[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 48-55.
- [2] 胡冬波, 赵吉文, 张晓虎. 基于图像增强局部上采样 SSD 的直线电机动子非接触位置检测方法研究[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1629-1636.
- HU D B, ZHAO J W, ZHANG X H. Research on non-contact position detection method of linear motor mover based on image enhanced local upsampling SSD [J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1629-1636.
- [3] MAZAHERI-TEHRANI E, FAIZ J. Airgap and stray magnetic flux monitoring techniques for fault diagnosis of electrical machines: An overview[J]. Iet Electric Power Applications, 2022, 16(3): 277-279.
- [4] DU S W, HU J C, ZHU Y, et al. A hall sensor-based position measurement with on-line model parameters computation for permanent magnet synchronous linear

- motor[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(13): 5245-5255.
- [5] PARK Y, FERNANDEZ D, LEE S B, et al. Online detection of rotor eccentricity and demagnetization faults in PMSMs based on hall-effect field sensor measurements[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(3): 2499-2509.
- [6] 刘铄, 宋俊材, 陆思良, 等. 基于灰度纹理特征提取和CS-SNN的双初级永磁同步直线电机退磁故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报: 2023, 43(16): 6464-6474.
- LIU SH, SONG J C, LU S L, et al. Demagnetization fault diagnosis research of DPPMSLM based on gray texture feature extraction and CS-SNN[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(16): 6464-6474.
- [7] SHANGGUAN X R, WU X Z. Analysis of rotor slot harmonics of multiphase induction motor based on detection coil[C]. Proceedings of the 24th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), 2021: 1386-1389.
- [8] KUMAR J A, GOWTHAMBIGAI M, SHANKER N R, et al. Prediction of rotor slot size variation through vibration signal of three phase induction motor using machine learning[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2023, DOI:10.1007/s42417-023-00859-y.
- [9] 李争, 张家祯, 王群京. U型无铁心永磁同步直线电机磁场建模与分析[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(2): 75-80.
- LI ZH, ZHANG J ZH, WANG Q J. Magnetic field modeling and analysis of U-shaped ironless permanent magnet synchronous linear motor[J]. Electric Machines & Control Application, 2018, 45(2): 75-80.
- [10] CHEN H, YAN W, WANG Q. Electromagnetic analysis of flux characteristics of double-sided switched reluctance linear machine [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2016, 26(4): 0603407.
- [11] TAN Q, WANG M Y, LI L Y. Analysis of a new flux switching permanent magnet linear motor [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2021, 57(2): 8201705.
- [12] QIAN J B, BAO L P, JI C K, et al. Magnetic field modeling and analysis for permanent magnet synchronous linear motors [J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2019, 60(2): 209-221.
- [13] 王立俊, 赵吉文, 盘真保, 等. 基于有限时间状态观测器的永磁同步直线电机递归终端滑模控制[J]. 中国电机工程学报, 2023: 1-12. [2023-08-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20230320.0928.005.html>.
- WANG L J, ZHAO J W, PAN ZH B, et al. Recursive terminal sliding mode control of permanent magnet synchronous linear motor based on finite-time state observer[J]. Proceedings of the CSEE, 2023: 1-12. [2023-08-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20230320.0928.005.html>.
- [14] ZHANG T S, MEI X S. Research on detent force characteristics of winding segmented permanent magnet linear synchronous motor based on analytical model[J]. Symmetry Basel, 2022, 14(5): 1049.
- [15] BUCHIN M, KILGUS B. Frechet distance between two point sets [J]. Computational Geometry-Theory and Applications, 2022, 102: 101842.
- [16] LIU D H, CHEN X H, PENG D. Some cosine similarity measures and distance measures between q-rung orthopair fuzzy sets [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2019, 34(7): 1572-1587.
- [17] XU Q, LIU X Y, MIAO W C, et al. Online detecting magnet defect fault in pmsg with magnetic sensing[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 7(4): 2775-2786.
- [18] PENG Z S, SU P D, CHEN W Y. Indoor air quality assessment of metro stations based on the optimal combination weight and improved fuzzy comprehensive evaluation[J]. Journal of Environmental Engineering, 2023, 149(4): 101842.
- [19] 阳雨妍, 宋爱国, 沈书馨, 等. 基于CNN-GRU的遥操作机器人操作者识别与自适应速度控制方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 123-131.
- YANG Y Y, SONG AI G, SHEN SH X, et al. Operator recognition and adaptive speed control method of teleoperation robot based on CNN-GRU [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 123-131.
- [20] CHEN L, AN K, HUANG D, et al. Noise-boosted convolutional neural network for edge-based motor fault diagnosis with limited samples[J]. IEEE Transactions on

Industrial Informatics, 2022; 1-11.

- [21] 张加劲. 基于注意力机制和 CNN-BiLSTM 模型的航空发动机剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 231-237.

ZHANG J J. Remaining useful life estimation of aeroengine based on CNN-BiLSTM and attention mechanism[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 231-237.

- [22] 常家康, 吕宁, 詹跃东. 基于 XGBoost-RFECV 算法和 LSTM 神经网络的 PEMFC 剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 126-133.

CHANG J K, LYU N, ZHAN Y D. Prediction of PEMFC remaining life based on XGBoost-RFECV algorithm and LSTM neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (1): 126-133.

- [23] 李锋, 陈勇, 向往, 等. 基于量子加权长短时记忆神经网络的状态退化趋势预测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 217-225.

LI F, CHEN Y, XIANG W, et al. State degradation trend prediction based on quantum weighted long short-term memory neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 217-225.

作者简介



吴先红, 2021 年于华东交通大学获得学士学位, 现为安徽大学电气工程与自动化学院硕士研究生, 主要研究方向为电机系统故障诊断、电机优化与设计。

E-mail: Z21201041@stu.ahu.edu.cn

Wu Xianhong received his B. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2021. He is currently master student in the School of Electrical Engineering and Automation, at Anhui University. His main research interest include fault diagnosis of motor systems, motor optimization and design.



宋俊材 (通信作者), 分别在 2014 年, 2017 年和 2020 年于安徽大学获得学士学位, 硕士学位和博士学位, 现为安徽大学讲师 (硕士生导师), 主要研究方向为电机故障诊断、直线电机优化设计。

E-mail: songjuncai@ahu.edu.cn

Song Juncai (Corresponding author), received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Anhui University in 2014, 2017 and 2020. respectively. He is currently a lecturer and a master advisor at Anhui University. His main research interests include motor fault diagnosis and linear motor optimization design.