DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.9.65 **中图分类号**：TM910.6 **文献标志码**：A

兆瓦级非车载充电机的模型预测试验策略

王 维(中国电源学会会员)，金 赣，王理想，杨靖宇
(南京师范大学电气与自动化工程学院，南京 210023)

摘要：兆瓦级非车载充电机的大规模应用面临着传统检测方法所存在的高能耗、低动态精度及多模块协同检测能力欠缺等问题，因此提出一种融合模型在环 MIL(model-in-the-loop)仿真与正交优化长短期记忆Orthogonal-LSTM(Orthogonal long short-term memory)网络的模型预测试验方法，旨在突破试验平台功率瓶颈并提升复杂工况下的检测适应性。通过构建模型预测控制MPC(model predictive control)驱动的虚拟充电机模型，实现对待试验充电机的动态特性模拟。然而，面对充电模块的叠加、功率的提升，模型与实际试验结果间的误差增大。为解决这一问题，结合正交试验法优化LSTM模型参数，实现模型的误差预测与补偿。实验结果表明：所提方法为单机多模块结构的兆瓦级充电机提供了一种高精度、低功耗且可扩展的检测解决方案，具有重要的工程推广价值。

关键词：非车载充电机试验方法；模型预测试验；模型预测控制；长短期记忆网络模型；正交试验法

Model Prediction Test Strategy of MW Off-board Charger

WANG Wei, *Member*, *CPSS*, JIN Gan, WANG Lixiang, YANG Jingyu
(School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: The large-scale application of megawatt-level off-board chargers faces problems such as high energy consumption, low dynamic accuracy, and lack of multi-module collaborative detection capabilities existing in traditional detection methods. A model prediction test method integrating model-in-the-loop (MIL) simulation and orthogonally optimized long short-term memory network (Orthogonal-LSTM) is proposed, aiming to break through the power bottleneck of test platform and improve detection adaptability under complex working conditions. By constructing a virtual charger model driven by model predictive control (MPC), the dynamic characteristics of the charger under test are simulated. However, in the face of the superposition of charging modules and the increase in power, the error between the model and the actual test results increases. To solve this problem, the LSTM model parameters are optimized in combination with the orthogonal test method to achieve the error prediction-compensation of the model. Experimental results show that the proposed method provides a high-precision, low-energy-consumption and scalable detection solution for megawatt-class chargers with a single-unit multi-module structure, and has great value for engineering promotion.

Keywords: Off-board charger test method; model prediction; model predictive control (MPC); long short-term memory (LSTM) network model; orthogonal test method

在直流充电新国标的推动下，充电机内部不断增加的工作电压和电流时刻挑战着试验平台的硬件极限。GB/T 29318—2024《电动汽车非车载充电机电能计量》明确要求兆瓦级设备的电能计量误差需控制在±0.5%以内，这对试验平台的动态测试能力提出了更高要求。而非车载充电机工作原理和电学指标的检测试验是充电安全的重要保证[1]。同时，充电机试验平台的建设难度和投入成本制约了试验功率的提升，成为试验平台与充电功率发展不平衡的重要约束。

目前，非车载充电机检测领域的研究大致集中于高精度计量、环境适应性和电网协同3大方向[2-4]。

收稿日期：2025-01-13；**修回日期**：2025-02-15；**录用日期**：2025-02-19；**网络首发日期**：2025-03-14

文献[5]按照试验工况提供充电机输入电压、调整负载仪阻值，并通过测试仪得到各项指标的试验数据；文献[6]提出一种充电机自动检测的方法，通过设计自动化交流电源、电子测试系统和负载，搭建软件平台，并由工控机实现充电机检测试验的进行与数据记录；文献[7]面向已安装的充电机试验困难的问题，提出搭建移动式测试平台的方法，通过搭载了调压装置、负载装置的一体化车完成电学指标的试验。然而，上述方法均依赖物理负载装置，难以满足兆瓦级充电机动态响应测试需求，且存在能耗高、扩展性差等缺陷。对于额定功率超出试验平台最大检测功率的充电机，现有方案无法完成超出功率区间下的功能可靠性试验。

近年来，模型在环 MIL(model-in-the-loop)仿真技术为突破硬件依赖提供了新思路。与硬件在环不同，MIL 通过高精度仿真模型与虚拟测试环境耦合，可在早期设计阶段验证系统性能。刘思等[8]提出的虚拟负载验证技术虽提升了检测效率，但其模型简化度过高，导致多模块并联场景下的误差累积问题；Liu 等[9]通过枪头内置计量器的方法实现虚拟负载的检定，但该方法局限于试验平台的检测能力，无法实现更高功率级别充电机的准确实验。单机多模块结构的非车载充电机由内部多个充电模块并联组成，其可通过充电模块的叠加实现功率拓展，相对于直流架构、集中式架构，此结构对试验平台的硬件基础提出更高的要求。本文基于 MIL 技术框架，针对单机多模块结构的非车载充电机提出一种模型预测试验方法。在试验平台最大检测功率不足的背景下，通过模型预测控制 MPC (model predictive control)构建充电机的高保真仿真模型。Xu 等[10]通过最优开关序列模型预测控制 OSS-MPC(optimal switching sequence model predictive control)解决了串联电池组充电时直流链路电压不平衡的问题；Liu 等[11]基于有限集 MPC FS-MPC (finite set-MPC)优化改进了定频观测器 MPC FSFO-MPC(fixed switching frequency observer-MPC)方法，实现了 Vienna 整流器的有效控制；Draženović 等[12]提出一种 MPC 的 LLC 谐振变换器控制方法，通过离散时间模型和状态空间方法构建预测算法，控制开关频率实现快速准确的电压跟踪。6×40 kW 的非车载式充电机的试验结果表明，随着额定功率提升，即搭载的充电模块数量增加，误差进一步放大。

传统循环神经网络 RNN(recurrent neural network)与长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络虽被广泛用于时序数据预测，但其在兆瓦级充电机多模块耦合场景中存在显著局限：一方面，RNN 因梯度消失问题难以捕捉长周期误差波动规律[13]；另一方面，标准 LSTM 网络对超参数敏感，在高噪声、多变量输入的充电数据中易陷入局部最优，导致校正滞后[14]。而基于正交试验法优化的 Orthogonal-LSTM 模型，通过正交矩阵系统筛选隐含层节点数、学习率等超参数组合，降低模型对初始条件的依赖性，并利用 DropPath 机制抑制过拟合，在试验中均能取得较小的误差。

综上，当前非车载充电机试验策略面对额定功率超出试验平台最大检测功率的充电机可靠性试验并未给出解决方案，本文主要提出一种 MIL 配合 Orthogonal-LSTM 的模型试验策略，能够利用现有试验平台满足功率不断提升的非车载充电机试验要求。

1 拓扑结构与仿真模型 MPC

1.1 充电机拓扑结构

在实际应用中，非车载充电机由于不受体积和重量的限制，可以通过单机多模块的结构实现大功率的输出要求，是目前实现大功率输出的主要手段[15]。非车载充电机通常并联多个充电模块，并配合控制器局域网 CAN(controller area network)通信控制各个模块的工作状态，如图 1 所示。

关于充电模块的研究众多，但考虑到设备输出电能质量和功率密度的要求，通常设计为两级式级联结构，主要由前级功率因数校正 PFC(power-factor correction)电路和后级变换器(DC-DC)组成[16]。功率开关器件组成的大功率电源电路中，常见的二极管和晶闸管在工作时会产生大量谐波注

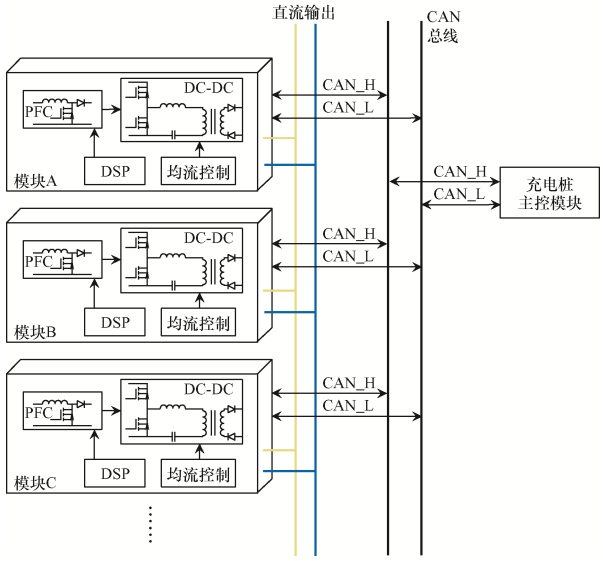


图 1　非车载充电机模块化示意图

Fig. 1 Schematic diagram of off-board charger modularization

入电网，导致电能质量下降[17]。而三相三电平 Vienna 整流器作为一种 PFC 电路，可获得高质量的输入电流和稳定的输出直流电压，是大功率电源前级电路的常见选择之一[18-19]。后级变换器的拓扑结构有 LLC 谐振变换器和移相全桥变换器等。为适应充电机输出功率和电能质量要求的提升，研究人员对拓扑结构进行优化设计，使用多路交错并联、多组串联等方式搭建大电流、大电压的输出环境[20-21]。两级式级联结构充电机的拓扑结构众多，但受实际需求和生产成本的约束，工程中采用的充电机两级拓扑结构及控制方式有限，这也为验证模型预测试验策略具备的可行性提供了理论基础。此外，相比现有非车载充电机检测方法，模型预测试验策略能更好地适应充电机模块化结构，同时契合大功率化快速发展的行业趋势。现有非车载充电机检测方法对比见表 1。

本文采用 6×40 kW 非车载充电机作为研究对象，综合行业内普遍使用的大功率电源设计方案，采用前级三相三电平 Vienna 整流器、后级三相 Y 型交错 LLC 谐振变换器的方案，并使用 Simulink 搭建单充电模块的仿真模型，在恒压充电模式下对比试验数据，得到相关误差见表 2。

表 1　现有非车载充电机检测方法对比

Tab. 1 Comparison of existing off-board charger detection methods

方法	检测对象	动态响应能力	适用功率范围
物理负载法[2-7]	单一模块	低	≤平台最大检测功率
虚拟负载法[8-9]	多模块结构	中	≤平台最大检测功率，能实现较高精度试验
模型预测策略	单机多模块结构	高	≥平台最大检测功率，试验精度降低远超平台最大检测功率

表 2　仿真模型数据与误差

Tab. 2 Simulation model data and errors

参数	仿真模型数据	试验数据	误差/%
输出功率 P_o/kW	38.90	39.45	−1.39
输出电压 u_o/V	1 002.31	999.86	0.25
输出电流 i_o/A	38.81	39.46	−1.65
效率/%	97.01	95.25	1.85
输入功率因数	0.998 4	0.999 2	−0.08
输出电压纹波峰值系数/%	0.11	0.12	−8.33
输出电流交流分量峰-峰值(f<10 Hz)/A	0.086	0.047	82.98
输出电流交流分量峰-峰值(f<5 kHz)/A	0.167	0.121	38.02
输出电流交流分量峰-峰值(f<150 kHz)/A	1.782	1.227	45.23

表 2 中呈现的仿真模型使用比例积分 PI(proportional integral)控制实现 40 kW 输出，与试验数据间存在较大误差，集中体现在输出电流的交流分量峰-峰值与有效值上。此外，NB/T33001—2025 中 7.7.8 规定仿真模型输出电流误差不能超出±1%，因此表 2 中的数据与试验数据检验合格相悖。结果表明，仅依托相同拓扑结构的仿真模型无法准确模拟待试验充电机的关键电学指标，严重时甚至会造成试验结果的误判。

1.2　仿真 MPC

充电机内部拓扑的控制策略往往决定了工作性能，是充电机研发的核心竞争点之一，也是解决如何建立准确反映待试验充电机仿真模型的重点。在拓扑结构便于从试验委托方及电路外观获取、分析的背景下，对大功率非车载充电机的试验亦是对

充电机内部控制策略的检测。

MPC 作为一种非线性控制方法，在多重约束条件的作用下能滚动优化得到最优控制方案，具备鲁棒性强、动态性能好等特点[22]。而 FCS-MPC 相比于 OSS-MPC 和 FSFO-MPC，无需复杂的开关序列优化、易于适配多种控制目标，能够实现快速动态响应[23]，更适用于模拟充电机前级电路。本文所用 MPC 如图 2 所示。

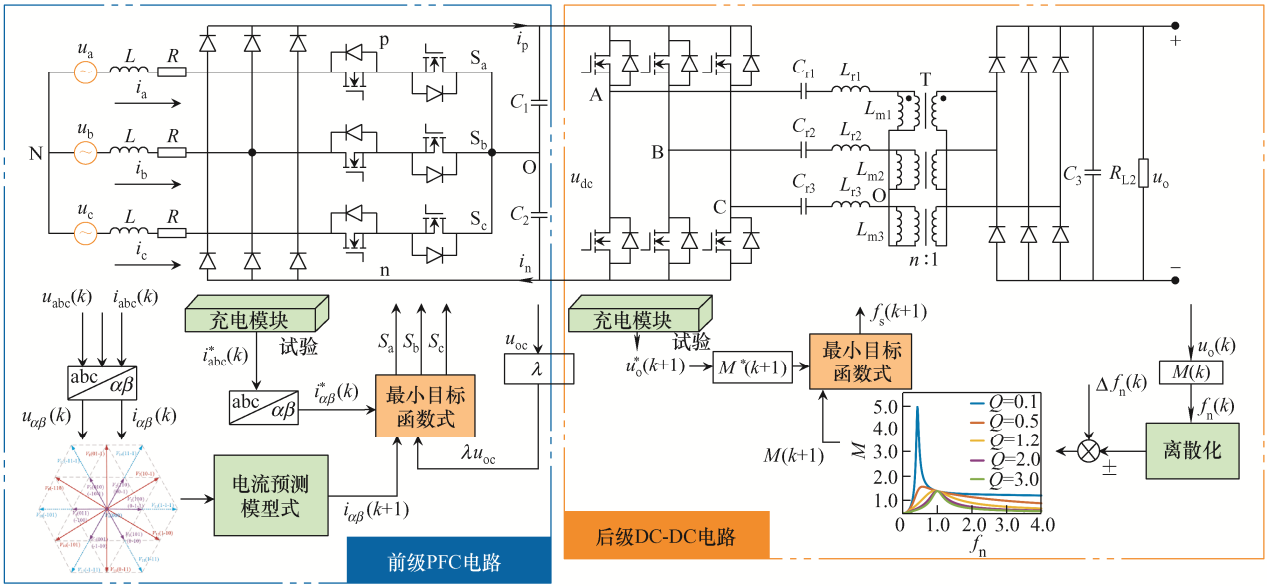


图 2 模型预测试验策略

Fig. 2 Model prediction test strategy

将 Vienna 整流器同一相反串开关管等效为一个开关，不考虑三相电流同时开断的情况，三相三电平 Vienna 整流器可以工作在 25 种开关状态，共有 19 种不同的电压矢量。基于这一特性，FCS-MPC 与变换器开关器件的离散特性配合，通过对变换器的输出评估选择最佳的开关状态。为使仿真模型能准确模拟待试验模块的充电状态，需采集待试验模块的 Vienna 整流电路的电流作为参考值，最后计算得到最优模拟效果的开关状态。

三相三电平 Vienna 整流器在 $\alpha\beta$ 坐标系下的数学模型可表示为

$$u_x = L\frac{\mathrm{d}i_x}{\mathrm{d}t} + Ri_x + u_{\mathrm{in}} \qquad x = \alpha, \beta \tag{1}$$

式中：u_x、i_x 分别为电源电压、输入电流在两相静止坐标系下的分量；u_{in} 为交流侧输入电压；L 为电感；R 为电阻。

由前向欧拉法离散化数学模型得到 $\alpha\beta$ 坐标系下的预测电流为

$$i_x(k+1) = \frac{T_s}{L}\left[u_x(k) - u_{\mathrm{in}}(k)\right] + \left(1 - \frac{RT_s}{L}\right)i_x(k) \tag{2}$$

式中：k 为整流器工作时刻；$u_x(k)$为电网电压实际值；$u_{\mathrm{in}}(k)$为 k 时刻的最优交流侧输入电压；$i_x(k+1)$为 $k+1$ 时刻的预测输入电流；T_s 为模型采样时间。

采集待试验模块的输入电流作为预测模型的参考值 i_x^*，并构建出 FCS-MPC 方法的目标函数 F，遍历寻出最优模拟效果的变换器开关状态，作用在下一个开关周期。同时，考虑到输出电容中点电位 u_{oc} 不平衡会降低整流器效率，增加谐波含量，在目标函数 F 中加入 u_{o} 约束条件，λ 为 u_{oc} 的权重值，则 F 函数为

$$F = [i_\alpha^*(k+1) - i_\alpha(k+1)]^2 + [i_\beta^*(k) - i_\beta(k)]^2 + \lambda u_{\mathrm{oc}}^2 \tag{3}$$

在预测函数采样周期内，滚动计算得到 19 个电压矢量下目标函数最小时的开关状态，即能使 Vienna 整流器仿真模型实现最优模拟。

三相交错式 LLC 谐振变换器可通过解耦出单相 LLC 模型，解决相间存在耦合关系、难以通过

理论分析建立模型的问题[24]。本文提出针对 LLC 变换器仿真模型的 MPC，目标是精确地模拟给定的输出参考电压集，通过适当的开关频率控制实现最小化输出电压误差。

以 a 相为例，能量传输只考虑基波分量的影响，利用基波分量近似法推导出三相 Y 型交错 LLC 谐振变换器的直流电压增益 M 为

$$M=\frac{1}{\sqrt{\left(1+\left(1-\frac{1}{f_{\mathrm{n}}^2}\right)/K^*\right)^2+Q^2\left(f_{\mathrm{n}}-\frac{1}{f_{\mathrm{n}}}\right)^2}} \tag{4}$$

式中：f_{n} 为归一化频率；K^* 为励磁电感与谐振电感之比；Q 为谐振腔特征参数。

假设变换器工作在 k 时刻，可得仿真模型的输出电压为 $u_{\mathrm{o}}(k)$，则 $u_{\mathrm{o}}(k+1)$为 $k+1$ 时刻的输出电压预测值；$M(k)$、$M(k+1)$分别为 k 时刻电压增益及 $k+1$ 时刻的电压增益预测值。采集待试验模块的输出电压作为预测模型的参考值 u_{o}^*，可得电压增益的参考值 M^*，并构建出目标函数 J 为

$$J=[M^*(k+1)-M(k+1)]^2 \tag{5}$$

采用数字控制，将控制变量 f_{n} 离散化。在一个开关周期内，控制变量集将前一时刻的状态量作为中心点，正、负变化 γ，则有

$$\begin{aligned}f_{\mathrm{n}}(k+1)=&[f_{\mathrm{n}}(k)-\gamma\triangle f_{\mathrm{n}},\cdots,f_{\mathrm{n}}(k),\cdots,\\&f_{\mathrm{n}}(k)+\gamma\triangle f_{\mathrm{n}}]\end{aligned} \tag{6}$$

为了更好地选择控制变量并考虑系统的稳定性，采用自适应阶跃法，计算公式为

$$\begin{cases}\Delta u_{\mathrm{o}}=\begin{cases}\left|u_{\mathrm{o}}^*(k)-u_{\mathrm{o}}(k)\right| & \left|u_{\mathrm{o}}^*(k)-u_{\mathrm{o}}(k)\right|<u_{\mathrm{m}}\\ u_{\mathrm{m}} & \left|u_{\mathrm{o}}^*(k)-u_{\mathrm{o}}(k)\right|>u_{\mathrm{m}}\end{cases}\\ \Delta f_{\mathrm{n}}=a(1+\mu\Delta u_{\mathrm{o}}^2)\end{cases} \tag{7}$$

式中：u_{m} 和 μ 分别为 1 个周期内允许的最大输出电压变化值和调节系数；a 为频率控制的最小变化量；Δf_{n} 为变换器归一化频率修正量。当输出电压远离参考电压时，将采用更大的频率控制步长，从而保证变换器达到最优模拟精度。结合 FCS-MPC 的前级电路，在恒压充电模式下对比试验数据见表 3。

相较于表 2，MPC 的仿真模型在输出功率、输出电压等不同指标下的误差皆得到显著降低。结果表明，MPC 通过实时预测系统未来状态，能够在动态响应和稳态误差之间实现最佳平衡。对 Vienna 整流器和 LLC 变换器的控制使整个系统的纹波和谐波分量进一步降低，同时保证了仿真模型在输出电流和电压等指标上对待试验充电机(单模块)的准确模拟。

表 3　MPC 的仿真模型与试验数据对比

Tab. 3 Comparison of simulation model and experimental data of MPC

参数	仿真模型数据	试验数据	误差/%
输出功率 P_{o}/kW	39.46	39.45	0.02
输出电压 u_{o}/V	999.92	999.86	0.06
输出电流 i_{o}/A	39.45	39.46	0.02
效率/%	95.23	95.25	0.02
输入功率因数	0.999 6	0.999 2	0.04
输出电压纹波峰值系数/%	0.12	0.12	1.67
输出电流交流分量峰-峰值(f<10 Hz)/A	0.046	0.047	2.13
输出电流交流分量峰-峰值(f<5 kHz)/A	0.117	0.121	−3.30
输出电流交流分量峰-峰值(f<150 kHz)/A	1.220	1.227	−0.57

2　预测试验方法误差补偿

2.1　单机多模块仿真模型

非车载充电机所带负载通常为锂电池，具备小内阻的特性。因此，充电模块间微小的输出电压偏压会产生较大环流，导致系统效率下降、模块发热等诸多问题。单机多模块并联结构虽可通过功率叠加实现兆瓦级输出，但模块间参数失配引发的均流失效、环流问题严重威胁系统可靠性，因此需要有效的均流和环流抑制控制[25-26]。本文采用主从均流控制方法，通过指定主模块输出参考电流、从模块跟踪主模块电流的方式实现均流，其核心优势在于控制结构简单且无需全局通信，并使用下垂控制法抑制模块间的环流影响，通过使输出电压随负载电流变化，实现无通信的均流控制。为避免仿真模型中均流失效、环流等问题，同时得益于仿真模型状态易于监测的特点，本文通过实时检测各模块的电

流，以保证主从均流和下垂控制抑制环流控制的稳定性。主模块建立电压闭环，并将其输出电压 U_{o1} 作为从模块的参考量，U_{oj} 为编号为 j 的从模块输出电压，b_j 为该从模块的均流校正系数，作用于 Δf_n，其计算公式为

$$\Delta f_n = a(1+\mu\Delta u_o^2)+b_j(U_{o1}-U_{oj}) \tag{8}$$

考虑到不同充电模块间的差异性，本文针对待试验充电机的 6 个充电模块分别建立仿真模型，并以此组建单机多模块结构的充电机仿真模型。同样，在恒压充电模式下，分别对比搭载 1、2、3 模块的仿真模型与试验数据，见表 4。

表 4 模块数增加时各指标与试验数据间的误差

Tab. 4 The error between each index and the test data when the number of modules increases

参数	模块数 1	模块数 2	模块数 3
输出功率误差/%	0.02	4.34	6.57
输出电压误差/%	0.06	1.07	1.63
输出电流误差/%	0.02	3.48	5.17
效率误差/%	0.02	1.92	4.21
功率因数/%	0.04	0.13	0.81
输出电压纹波峰值系数/%	1.67	24.81	38.15
输出电流交流分量峰-峰值/%	1.82	18.35	33.73

仿真模型中电源模块具有并联输出结构，由表 4 记录可知，随着充电模块数的增加，输出功率等指标的误差显著增大，其中输出电压相比输出功率等其他指标具备更小的误差。但依据 NB/T 33001—2025 中的规定，这些指标均远超要求的值。考虑到“黑盒模型”中模块控制算法的复杂性，及多种外界因素对其产生的影响，本文使用数据预测误差的方法校正仿真模型。

2.2 正交试验法系统优化的 LSTM

LSTM 作为 RNN 的改进版，通过引入记忆单元与门控制，避免出现长序列数据处理时梯度消失或爆炸的问题。假设当前为 k 时刻，那么由输入门、输出门和遗忘门组成了基本单元 m_k，LSTM 网络由 1 个或多个基本记忆单元组成，结构如图 3 所示。

遗忘门主要用于筛选历史信息，接收前一时刻单元状态 c_{k-1} 以及隐藏层输出 h_{k-1} 和当前时刻经 sigmoid 函数(式中由 σ 表示)变化的输入 x_k；输入门则是决定流入基本单元 m_k 的信息，由输入 x_k 经 sigmoid、tanh 函数变化得到；输出门确定基本单元能输出的信息。

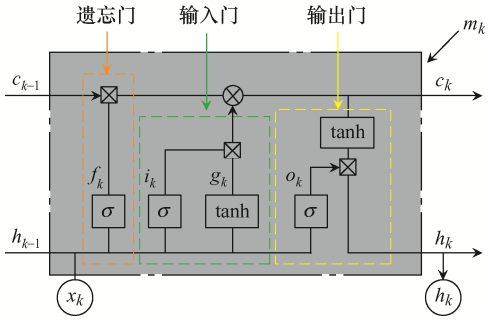


图 3 LSTM 网络基本记忆单元结构

Fig. 3 Structure of the basic memory unit in LSTM network

本模型设计 3 个 LSTM 隐藏层，并在最后应用 Dropout 作为正则化方法，以随机丢弃提高神经网络的部分连接，避免过拟合的同时提升预测精度与系统鲁棒性。文献[27]采用 Orthogonal-LSTM 的预测模型参数，实现了预测精度及预测准确性的提升，并指出滑动窗口、隐层神经元数、学习率、批大小和迭代次数通常被研究人员确定为决定 LSTM 预测效果的重要参数。传统 RNN/LSTM 因梯度消失与超参数敏感性难以适配多模块误差预测，本文通过 Orthogonal-LSTM 使训练收敛速度与瞬态跟踪精度显著提升。考虑到本模型的结构，将学习率、批大小、神经元个数和迭代次数作为正交试验法的影响因素。将每个因素划分为 4 个等级，分别在各文献取值范围内，采用正交矩阵 $\boldsymbol{L}_{16}(4^4)$，见表 5。

表 5 LSTM 模型参数正交表 $\boldsymbol{L}_{16}(4^4)$

Tab. 5 Orthogonal array $\boldsymbol{L}_{16}(4^4)$ for LSTM model parameters

影响因素	等级 1	等级 2	等级 3	等级 4
学习率	0.100 0	0.010 0	0.001 0	0.000 1
批大小	16	32	64	128
神经元个数/个	20	50	100	200
迭代次数/次	20	50	100	200

输出电压与电流、负载阻值作为判断充电过程是否正常的重要指标，而工作效率与功率因数是电

能质量的关键判据[28]。记待测充电机与仿真模型间误差为 ΔU、ΔI、$\Delta\eta$、$\Delta\cos\varphi$，并与充电模块数 N、负载阻值 R 共同作为输入变量。为研究模块数拓展后充电机与仿真模型间各项指标的误差，设定输出变量仅为 ΔU、ΔI、$\Delta\eta$、$\Delta\cos\varphi$。

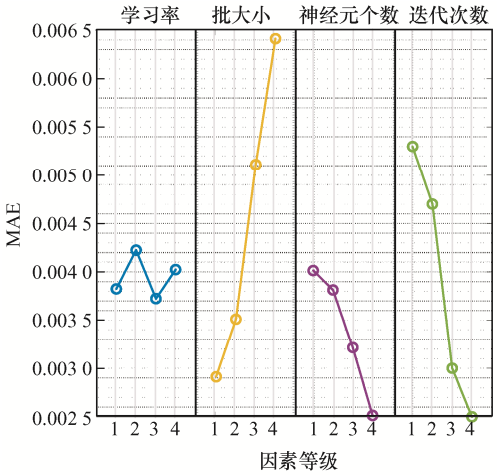
为验证 Orthogonal-LSTM 预测模型的有效性，采用平均绝对误差 MAE (mean absolute error)和均方根误差 RMSE (root-mean-square error)作为评估指标，具体为

$$\delta_{\mathrm{MAE}}=\frac{\sum_{i=1}^{c}|y_i-y_i^*|}{c} \tag{9}$$

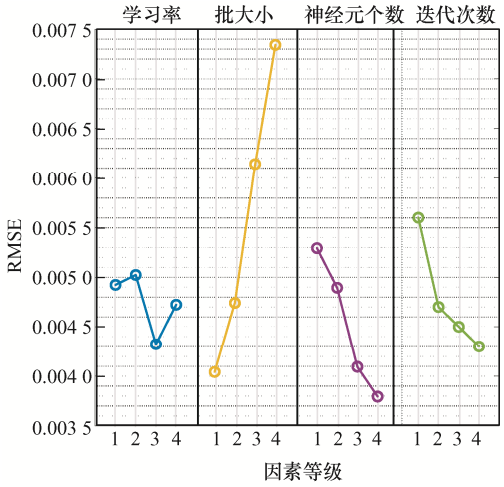
$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{c}(y_i-y_i^*)^2}{c}} \tag{10}$$

式中：δ_{MAE} 和 δ_{RMSE} 分别为 MAE 和 RMSE 的值；y_i 为 LSTM 网络输出预测值；y_i^* 为指标实际误差；c 为样本数。输出电压、电流和负载阻值间具有较强关联性，因此以效率指标作为验证优化性能的评估数据源。正交试验按照表 5 中 4 个影响因素和其对应的 4 种不同等级进行，不同影响因素搭配不同等级的主效应图如图 4 所示。

如图 4 所示，学习率等级为 3(0.001)时，MAE 和 RMSE 值均为最小值。神经元个数以及迭代次数随着等级提升呈现递减趋势，并且随着等级提升变化趋势减缓。由于充电机试验程序复杂、耗时长，因此在不考虑 LSTM 预测模型运行时间的前提下，



(a) MAE



(b) RMSE

图 4　MAE 和 RMSE 主效应图

Fig. 4 Main effect plots of MAE and RMSE

神经元个数等级 4、迭代次数等级 4 能获得最佳预测精度和预测准度。相反，批大小在等级 1 能获得最佳 MAE 和 RMSE 值。如图 5 所示，设置正交试验法优化后的模型参数得到 LSTM 预测模型，随迭代次数增加得到更好的预测效果。

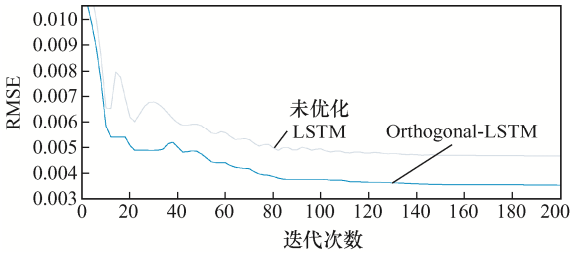


图 5　LSTM 网络 RMSE 迭代次数趋势图

Fig. 5 LSTM network RMSE iteration trend chart

3　试验与仿真结果

本文使用国网电力科学研究院实验验证中心提供最大功率为 6×40 kW 的非车载式充电机的试验数据，单充电模块与充电机试验如图 6 所示。数



图 6　单模块与充电机试验

Fig. 6 Single module and charger test

据集包含输出电压、输出电流、电子负载阻值、效率、功率因数等因素数据。针对单机多模块(模块数由 1 递增至 6)共 6 种充电结构，记录每次稳定充电后的数据。

本文的充电机仿真模型基于 MATLAB/Simulink 实现，并以待试验充电机的额定功率、拓扑结构为背景，设计计算能够实现待试验充电机工作状态的仿真模型的参数，具体计算过程参考第 1.2 节，仿真模型设计参数见表 6。正交试验法优化的 LSTM 预测模型的搭建与训练在 TensorFlow 框架下进行，硬件平台采用 AMD Ryzen 9 7945HX CPU 和 NVIDIA RTX 4090 GPU。同步对应搭建 6 种充电结构的模型，并相应进行与试验一致的仿真，最后计算得到仿真与试验结果间产生的误差，以此作为样本数据。试验与仿真数据的采样时间设置为 10 s，以 2 ms 为步长，共 5 000 组数据，其中，训练集占总数据的 80%。

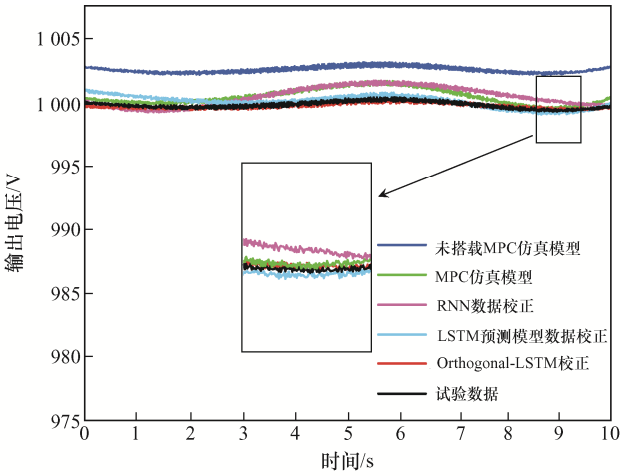
表 6 充电模块仿真模型参数

Tab. 6 Parameters of simulation model of charging module

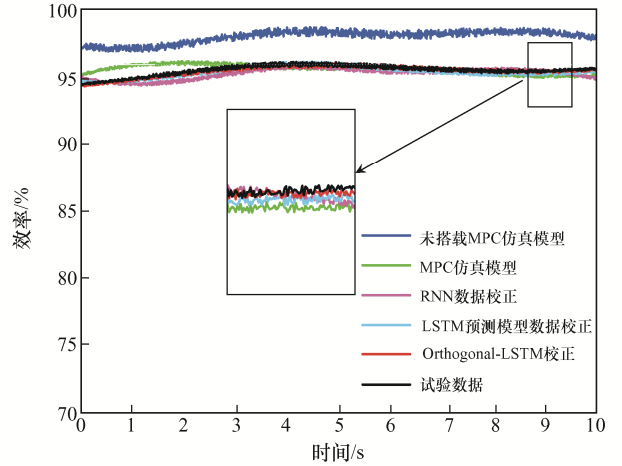
参数	数值
交流输入电压 U_a、U_b、U_c/V	380
输出功率 P_o/kW	40
电阻 R/mΩ	20
电感 L/mH	1
滤波电容 C_1、C_2/μF	2 200
滤波电容 C_3/μF	100
整流器输出电压 u_{dc}/V	800
谐振频率 f_r/kHz	100
谐振电感 L_{r1}、L_{r2}、L_{r3}/μH	10
励磁电感 L_{m1}、L_{m2}、L_{m3}/μH	50
谐振电容 C_{r1}、C_{r2}、C_{r3}/μF	250
变比 n	1.25
输出电压 u_o/V	1 000

为验证正交试验法优化后的 LSTM 预测模型在本文所提方法中的可靠性，同时展现 MPC 对于仿真模型模拟待试验充电机的优越性，在充电机单模块工作(即额定功率为 40 kW)模式下，将未搭载 MPC 的仿真模型、MPC 仿真模型以及 RNN 数据校正、LSTM 预测模型数据校正和 Orthogonal-LSTM 预测模型数据校正共同比较，如图 7 所示。其中，采用比例积分微分 PID(proportional integral derivative)控制的仿真模型，即未搭载 MPC 仿真模型，对输出电压、效率、输出电流、功率因数 4 个指标均存在较大的误差，相较于试验数据的 MAE 分别为 1.262 V、3.42%、0.270 0 A 和 0.007 500；而 MPC 仿真模型在外特性上已经能较好地实现对待试验充电机的模拟，其 4 个指标的 MAE 均下降至 0.534 V、1.47%、0.092 7 A 和 0.001 600。可见，MPC 仿真模型能很好地解决待试验充电机设计参数的“黑盒”问题。但仍然存在的 MAE 差值表明，只凭借仿真模型的优化设计难以准确描述出待试验充电机试验指标的特性，需要配合数据预测来实现充电机的全功率运行，即充电模块拓展时的误差修正。

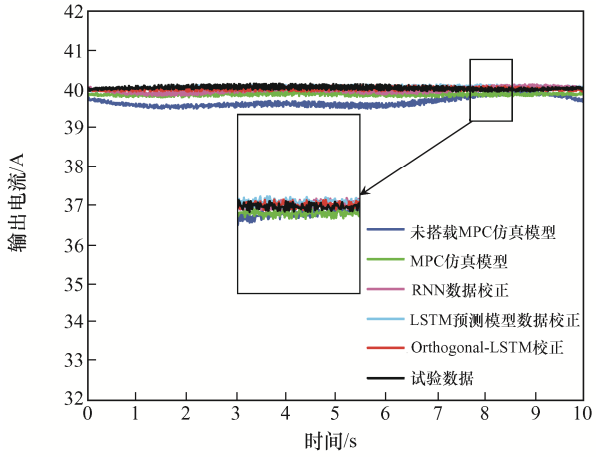
此外，图 7 还展示了 RNN、LSTM 网络和



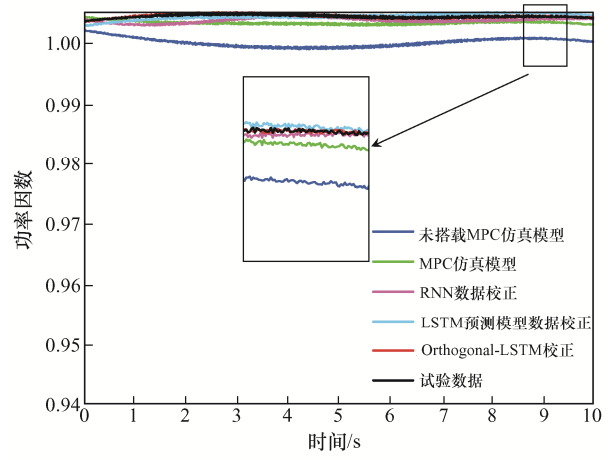
(a) 输出电压



(b) 效率



(c) 输出电流



(d) 功率因数

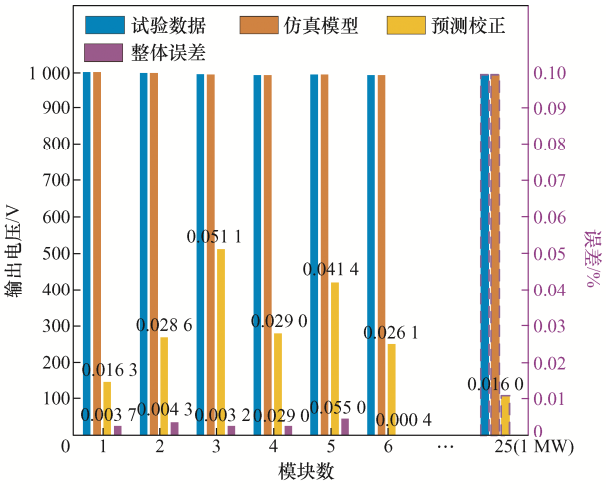
图 7　不同方案下的预测结果

Fig. 7 Prediction results under different schemes

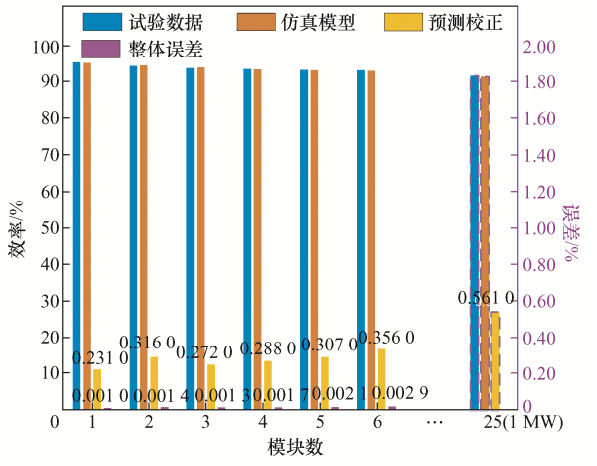
Orthogonal-LSTM 网络 3 种不同模型的预测结果。Orthogonal-LSTM 相较于 RNN 和 LSTM，在 4 个指标下的 MAE 分别下降了 0.311 V、0.55%、0.008 7 A、0.001 180 和 0.141 V、0.12%、0.016 2 A、0.000 860。LSTM 在 RNN 基础上增加了记忆单元，更适合处理此类长时间序列问题，而 Orthogonal-LSTM 模型又在 LSTM 基础上使用正交试验法优化模型参数，进一步提升了预测性能，4 个指标下的 MAE 分别下降了 0.082 V、0.076%、0.002 9 A 和 0.000 751。总体来说，orthogonal-LSTM 能实现试验数据高准确性的预测。

为了验证在超试验平台最大检测功率时本文提出模型预测试验方法的可靠性，将电压控制在 1 000 V 恒压模式，对待试验充电机和仿真模型分别安排了多轮试验。在平台最大检测能力之内，模拟超最大检测功率的状况。本文采用不同低模块数量的搭配作为 orthogonal-LSTM 模型预测的训练集，取其预测均值作为预测校正误差。例如，设置 160 kW(4 模块)作为试验平台最大检测功率，分别将 1、2、3、4 模块组合共有 15 种搭配作为训练集，实现对 200 kW(5 模块)、240 kW(6 模块)下 4 个指标的预测，取均值作为 orthogonal-LSTM 模型的预测校正值。图 8 展示了采用模型预测试验方法后，不同功率等级下 orthogonal-LSTM 对仿真模型的预测校正值和充电机的整体误差。

如图 8 所示，本文提出模型预测试验方法在输出电压等 4 个指标下，试验结果和模型预测试验结果的整体误差控制在 0.1%内，均能较好地表现待试验充电机的工作状态。文献[29]使用单分类支持向量机 OCSVM(one-class support vector



(a) 输出电压



(b) 效率

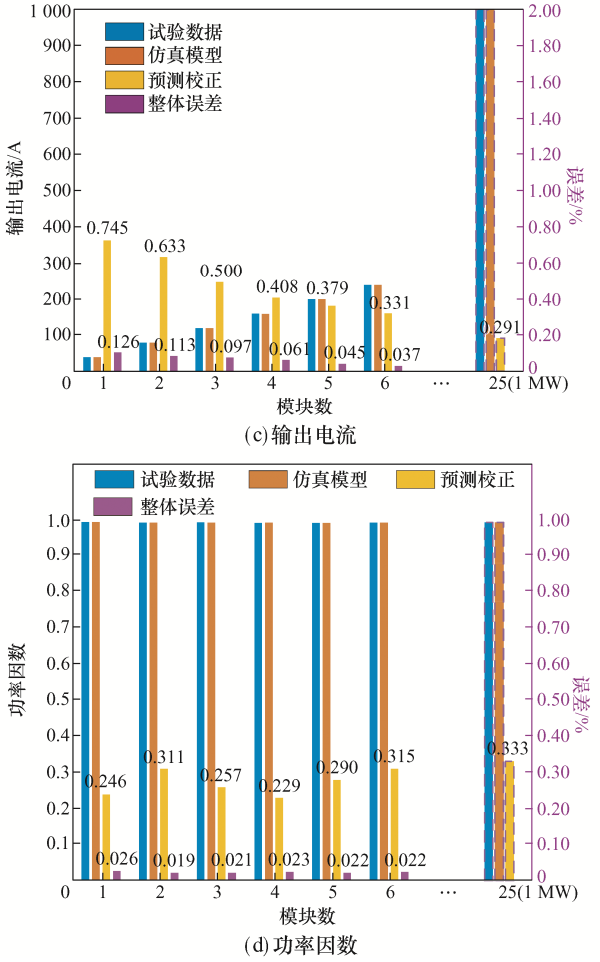


图 8 模块叠加后不同指标的变化和校正趋势预测

Fig. 8 Changes and correction trend prediction of different indicators after module superposition

machine)算法，配合集成的学习网络突破电动自行车 97%的充电异常状态检测成功率，但只针对充电 *U-I* 轨迹进行了检测，检测指标维数较少，且不适用于大功率的充电机检测方案；针对大功率级别的电动汽车充电机，文献[8-9]提出一种虚拟载荷的试验方法，2 个文献的平均试验精度均在 0.1%左右，但需要定制检定装置辅助试验，同时也受限于试验平台的最大检测能力。由此可见，本文提出的模型预测试验策略不仅可以保证较高的试验精度，还能突破试验平台最大检测功率的制约，拥有一定的工程应用前景。同时，模拟超最大检测功率的结果也验证了该方法在充电机兆瓦级功率拓展下的可靠性。由于采用试验数据与仿真数据的差值作为 Orthogonal-LSTM 模型的训练数据，在图 8 误差计算时，作为分母的指标间存在不同的数量级，会影响到指标间的误差。例如，输出电压的预测校正误差和整体误差远低于其他指标，以及输出电流的预测校正误差和整体误差随模块数增加而递减，均与预期一致。此外，图 8 给出了 1 MW 输出功率的充电机 4 种指标的仿真模型数据和 Orthogonal-LSTM 模型的预测校正数据，以及两者叠加得出的试验数据，均满足随功率提升时输出电压、效率略微降低，输出电流比例上升和功率因数大致稳定的变化趋势。

4 结论

为了补充兆瓦级非车载充电机试验方法，同时使试验平台能够实现超最大检测功率外充电机的准确试验，本文提出一种 MIL 仿真与 Orthogonal-LSTM 网络的模型预测试验方法。通过理论分析与试验验证得到如下结论。

(1)模型在环仿真中，以试验数据作为参考集，分别使用 FCS-MPC、MPC 进行频率跟踪实现前级 Vienna 整流器和 LLC 变换器的控制，能够显著提升仿真模型对待试验充电机动态模拟的准确性。

(2)对于相同的充电模块仿真模型，模块数叠加会显著增加模型在环仿真的误差，严重时甚至会造成对充电机试验指标是否合格的误判，可通过 Orthogonal-LSTM 模型的预测-校正，抑制误差随模块数叠加的上升趋势。

(3)采用所提策略，在 6×40 kW 额定功率下，对充电机仿真模型中输出电压等 4 个指标与待试验充电机的整体误差都在 0.1%内，皆能实现准确的动态模拟。

受实验条件的限制，本文仅验证了前级三相三电平 Vienna 整流器、后级三相交错式 LLC 谐振变换器充电机结构下的试验结果，未来将开展多种结构充电机的试验以进一步验证所提策略的有效性。

参考文献：

[1] Yong Jiaying, Ramachandaramurthy V K, Tan Kang miao, et al. Experimental validation of a three-phase off-board electric vehicle charger with new power grid voltage control [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4)：2703-2713.

[2] Arya V S, Bhavya Y V, Chandrasekar V. Implementation and test bench development of GB/T 27930—2015 communication protocol for electric vehicle charger [C]// 2022 IEEE 2nd International Conference on Sustainable Energy and Future Electric Transportation (SeFeT). Hyderabad, India, 2022：1-5.

[3] 龚丹, 李珺, 余执刚, 等. 非车载充电机高精度电能计量研究与应用[J]. 电测与仪表, 2021, 58(10)：158-163.
Gong Dan, Li Jun, Yu Zhigang, et al. Research and application of high-precision energy metering for off-board charger [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(10)：158-163. (in Chinese)

[4] Kumar S, Upadhyay T, Gupta O H. Power quality improvement and signal conditioning of PV array and grid interfaced off-board charger for electric vehicles with V2G and G2V capabilities [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2023, 9(4)：132-143.

[5] Kesler M, Kisacikoglu M C, Tolbert L M. Vehicle-to-grid reactive power operation using plug-in electric vehicle bidirectional offboard charger [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(12)：6778-6784.

[6] 丁心志, 毕志周, 曹敏, 等. 电动汽车非车载充电机技术分析与试验研究[J]. 电测与仪表, 2012, 49(4)：14-17.
Ding Xinzhi, Bi Zhizhou, Cao Min, et al. Technique analysis and experiment of electric vehicle off-board charger [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2012, 49 (4)：14-17. (in Chinese)

[7] 韩统一, 张华栋, 黄德旭, 等. 一种电动汽车充电设施移动式集成测试方法[J]. 电气技术, 2017, 18(3)：117-119.
Han Tongyi, Zhang Huadong, Huang Dexu, et al. Mobile integrated test method for electric vehicle charging facilities [J]. Electrical Engineering, 2017, 18(3)：117-119. (in Chinese)

[8] 刘思, 李熊, 张一凡, 等. 基于高精度源表一体的非车载直流充电机检定装置研制[J]. 电测与仪表, 2021, 58(9)：194-200.
Liu Si, Li Xiong, Zhang Yifan, et al. Development of off-board DC charger verification devices based on high-precision source-table integration [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(9)：194-200. (in Chinese)

[9] Liu Si, Li Xiong, Yu En, et al. An energy measurement scheme of off-board chargers suitable for virtual load verification [C]// 2021 IEEE 3rd International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT). Changsha, China, 2021：721-725.

[10] Xu Bo, Liu Kaipei, Ran Xiaohong, et al. Model predictive duty cycle control for three-phase Vienna rectifiers with reduced neutral-point voltage ripple under unbalanced DC links [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(5)：5578-5590.

[11] Liu Chang, Xing Xiangyang, Du Chunshui, et al. An improved model predictive control method using optimized voltage vectors for Vienna rectifier with fixed switching frequency [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(1)：358-371.

[12] Draženović K, Perić A, Jakopović Ž, et al. Modeling and predictive control of LLC resonant converter for solar powered E-bicycle charging station [C]// 2021 International Conference on Electrical Drives & Power Electronics (EDPE). Dubrovnik, Croatia, 2021：136-143.

[13] Pan Yunpeng, Wang Jun. Model predictive control of unknown nonlinear dynamical systems based on recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(8)：3089-3101.

[14] 李英顺, 阚宏达, 郭占男, 等. 基于数据预处理和 VMD-LSTM-GPR 的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10)：3244-3258.
Li Yingshun, Kan Hongda, Guo Zhannan, et al. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on data preprocessing and VMD-LSTM-GPR [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10)：

3244-3258. (in Chinese)

[15] Kaewnukultorn T, Sepúlveda-Mora S B, Broadwater R, et al. Smart PV inverter cyberattack detection using hardware-in-the-loop test facility [J]. IEEE Access, 2023, 11：90766-90779.

[16] Cao Yi, Mu Jinzhen, Cheng Xianghong, et al. Spacecraft-DS: A spacecraft dataset for key components detection and segmentation via hardware-in-the-loop capture [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(4)：5347-5358.

[17] Gheisarnejad M, Mirzavand G, Ardeshiri R R, et al. Adaptive speed control of electric vehicles based on multi-agent fuzzy Q-learning [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2023, 7(1)：102-110.

[18] 汪凤翔, 杨奥, 于新红, 等. 基于自适应超螺旋滑模观测器的三相 Vienna 整流器无模型预测电流控制[J]. 电工技术学报, 2024, 39(6)：1859-1870.
Wang Fengxiang, Yang Ao, Yu Xinhong, et al. Model-free predictive current control for three-phase Vienna rectifier based on adaptive super-twisting sliding mode observer [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(6)：1859-1870. (in Chinese)

[19] Abdelsalam M, Marei M I, Tennakoon S B. An integrated control strategy with fault detection and tolerant control capability based on capacitor voltage estimation for modular multilevel converters [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3)：2840-2851.

[20] 周子航, 高祎韩, 刘懿静, 等. 基于平面磁元件的 LLC 变换器相关参数的整体优化设计方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(15)：4820-4829, 4895.
Zhou Zihang, Gao Yihan, Liu Yijing, et al. Parameters global optimization design method for LLC converter with planar magnetic [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(15)：4820-4829, 4895. (in Chinese)

[21] 杨闯闯, 俞波. 基于两级结构的电动汽车直流充电桩建模[J]. 电源学报, 2024, 22(4)：74-82.
Yang Chuangchuang, Yu Bo. Modeling of DC charging pile for electric vehicles based on two-stage structure [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(4)：74-82. (in Chinese)

[22] Safayatullah M, Elrais M T, Ghosh S, et al. A comprehensive review of power converter topologies and control methods for electric vehicle fast charging applications [J]. IEEE Access, 2022, 10：40753-40793.

[23] Xu Bo, Liu Kaipei, Ran Xiaohong, et al. Model predictive duty cycle control for three-phase Vienna rectifiers with reduced neutral-point voltage ripple under unbalanced DC links [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2022, 10(5)：5578-5590.

[24] Pei Yushuo, Tang Yu, Hu Mengjie, et al. Switching loss-reduced space-vector DPWM for three-phase Vienna rectifier considering neutral-point voltage fluctuation [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(12)：16231-16241.

[25] 肖迁, 陆文标, 贾宏杰, 等. 改进下垂控制下的中压直流配电系统双时间尺度分层调控方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(7)：2507-2519.
Xiao Qian, Lu Wenbiao, Jia Hongjie, et al. Dual-time-scale hierarchical regulation and control for medium-voltage DC distribution system under improved droop control [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(7)：2507-2519. (in Chinese)

[26] 肖迁, 于浩霖, 金昱, 等. 面向中压直流配电网的模块化多电平电池储能系统电荷吞吐量抑制策略[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(16)：6482-6493.
Xiao Qian, Yu Haolin, Jin Yu, et al. Charge throughput suppression strategy of the modular multilevel converter-battery energy storage system for the medium-voltage DC distribution network [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(16)：6482-6493. (in Chinese)

[27] 张妙妙, 吕佳, 吴剑, 等. 基于正交参数优化 LSTM 神经网络的 SOFC 性能预测[J]. 电源学报, 2026, 24(7)：137-146.
Zhang Miaomiao, Lü Jia, Wu Jian, et al. SOFC performance prediction based on orthogonal parameter optimazation LSTM neural network [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(7)：137-146. (in Chinese).

[28] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 电

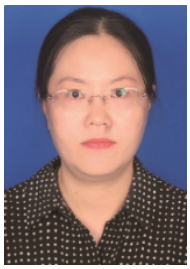
(下转第 144 页)

[27] 海涛, 范恒, 陆代强, 等. 基于 IMDEKF 的 SoC-SoH 联合估计[J]. 实验室研究与探索, 2021, 40(7): 111-115, 139.
Hai Tao, Fan Heng, Lu Daiqiang, et al. SoC-SoH joint estimation based on IMDEKF [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2021, 40(7): 111-115, 139. (in Chinese)

[28] 陈秉琳, 赵景全. 锂离子电池循环寿命影响因素及机理研究进展[J]. 电源技术, 2025, 49(1): 57-66.
Chen Binglin, Zhao Jingquan. Research progress on influencing factors and mechanisms of cycle life of lithium-ion batteries [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(1): 57-66. (in Chinese)

[29] 罗玉涛, 吴志强. 基于 DAEKF 算法的锂离子电池主要状态在线联合估计[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(1): 84-94.
Luo Yutao, Wu Zhiqiang. Online joint estimation of main states of lithium-ion battery based on DAEKF algorithm [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(1): 84-94. (in Chinese)

[30] Xiong Rui, Sun Fengchun, Chen Zheng, et al. A data-driven multi-scale extended Kalman filtering based parameter and state estimation approach of lithium-ion polymer battery in electric vehicles [J]. Applied Energy, 2014, 113: 463-476.



侯健敏

作者简介：

侯健敏(1978—)，女，博士，副教授。研究方向：锂电池状态评估，综合能源系统预测与优化调度。E-mail：jmhou@nuist.edu.cn。

钱海峰(2000—)，男，通信作者，硕士研究生。研究方向：电动汽车充电安全。E-mail：2659353390@qq.com。

李紫祥(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：综合能源系统优化调度。E-mail：1659301644@qq.com。

杨文静(1999—)，女，硕士研究生。研究方向：综合能源系统优化调度。E-mail：2497732960@qq.com。

(责任编辑：孙美菊)

(上接第 76 页)

动汽车用传导式车载充电机：GB/T 40432—2021[S]. 北京: 中国标准出版社, 2021: 1-28.
State Administration for Market Regulation, Standardization Administration of China. Conductive on-board charger for electric vehicles: GB/T 40432—2021. Beijing: Standards Press of China, 2021: 1-28.

[29] Zhang Junwei, Liu Bin, Tan Zhukui, et al. A novelty detection method for non-intrusive electric bicycle chargers [C]// 2023 3rd International Conference on Electrical Engineering and Control Science (IC2ECS). Hangzhou, China, 2024：1000-1006.



王维

作者简介：

王维(1988—)，男，中国电源学会会员，博士，副教授。研究方向：电动汽车无线充电技术，电力电子技术。E-mail：1187002466@qq.com。

金赣(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：电力电子。E-mail：221812088@njnu.edu.cn。

王理想(1995—)，男，硕士研究生。研究方向：电力电子。E-mail：1361374914@qq.com。

杨靖宇(1992—)，男，博士研究生。研究方向：电力电子。E-mail：15605199081@163.com。

(责任编辑：孙美菊)