DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.7.137 **中图分类号**：TM911; TP18 **文献标志码**：A

基于正交参数优化 LSTM 神经网络的 SOFC 性能预测

张妙妙[1](中国电源学会学生会员)，吕 佳[1]，吴 剑[1,2]，胡 强[2]，冯海林[1]
(1.浙江农林大学数学与计算机科学学院，杭州 311300；2.浙江臻泰能源科技有限公司，丽水 321400)

摘要：固体氧化物燃料电池 SOFC(solid oxide fuel cell)是环保、高效、具有广泛前景的新型发电装置，近年来受到越来越多的关注。对 SOFC 系统运行状态的预测和评估是发电系统能够长期稳定运行的关键。针对长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络模型参数选值困难导致的电池寿命预测精度不足的问题，正交试验法被用于系统性地优化基于 LSTM 的 SOFC 预测模型参数。结果表明，批大小对 LSTM 模型预测精度和计算时间的影响最为显著，且所提优化模型相较于循环神经网络 RNN(recurrent neural network)、门控循环单元 GRU (gated recurrent units)神经网络、鲸鱼优化算 WOA(whale optimization algorithm)法优化 LSTM(WOA-LSTM)和灰狼优化 GWO(grey wolf optimization)算法优化 LSTM(WOA-LSTM)的均方根误差 RMSE(root mean square error)分别降低了 72.36%、18.18%、35.05%和 32.97%。经正交法对模型参数进行系统性调优后，LSTM 模型表现出较高的预测精度，预测准确性提高。未来可将其与控制策略相结合，有效减缓燃料电池的衰退。

关键词：固体氧化物燃料电池；长短期记忆神经网络；正交试验法；参数优化；性能预测

Optimization of LSTM for SOFC Performance Prediction Using Orthogonal Method

ZHANG Miaomiao[1], *Student Member*, *CPSS*, Lü Jia[1], WU Jian[1,2], HU Qiang[2], FENG Hailin[1]
(1. College of Mathematics and Computer Science, Zhejiang A&F University, Hangzhou 311300, China; 2. Zhejiang Zhentai Energy Technology Co., Ltd., Lishui 321400, China)

Abstract: Solid oxide fuel cell (SOFC) has attracted increasing attention due to its environmental friendliness, high efficiency and broad prospects. The life prediction of SOFC system is critical to the long-term operation of power generation system. However, the accuracy in predicting the life of SOFC using long short-term memory (LSTM) neural network model with numerous parameters is still insufficient. To address this problem, the orthogonal experiment method was employed to systematically optimize the parameters for LSTM. The results indicate that batch size has the greatest influence on the prediction accuracy and calculation time of LSTM. And the root mean square error (RMSE) of optimized model is reduced by 72.36%、18.18%、35.05% and 32.97% when compared with that of recurrent neural network (RNN), gated recurrent unit (GRU), whale optimization algorithm (WOA) optimizates LSTM (WOA-LSTM) and grey wolf optimization (GWO) optimizates LSTM (GWO-LSTM), respectively. The systematically optimized LSTM model exhibits improved performance, which may mitigate fuel cell degradation with other control strategies.

Keywords: Solid oxide fuel cell (SOFC); long short-term memory (LSTM) neural network; orthogonal experimental method; parameter optimization; performance prediction

固体氧化物燃料电池 SOFC(solid oxide fuel cell)因具有清洁、环保、零噪声、极高转换效率等优势而受到广泛关注[1]。然而，长期高温环境会导致 SOFC 性能退化甚至失效，从而抑制其商业化发展。为确保 SOFC 系统能够长期安全高效地运行，SOFC 电池/电堆运行状态的预测与评估是必要且

收稿日期：2024-06-13；**修回日期**：2024-08-13；**录用日期**：2024-09-20；**网络首发日期**：2024-10-14
基金项目：国家自然科学基金青年基金资助项目(22209149)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China Young Scientists under the grant 22209149

有效的措施[2-5]。

循环神经网络 RNN(recurrent neural network)可以有效处理 SOFC 寿命预测相关的时间序列问题。长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络在 RNN 基础上引入门控机制，有效避免了 RNN 的梯度爆炸和梯度消失问题，继而受到越来越多的关注[6-7]。Peng 等首先证实了 LSTM 模型预测 SOFC 寿命的可行性[8]，并提出 LSTM 神经网络与基于模型的卡尔曼滤波方法[9]相比，在 SOFC 输出电压/电流预测方面表现出显著优势，应用潜力巨大。然而，相较于质子交换膜燃料电池 PEMFCs (proton exchange membrane fuel cells)，基于 LSTM 的 SOFC 预测模型研究仍处于早期阶段。超参数调优是 LSTM 应用时的必要环节，如 Zuo 等[10]通过对学习率进行调参来提高 PEMFCs 模型的预测精度。由于 LSTM 模型涉及参数较多，逐个调整会耗费大量时间。为解决这一问题，部分研究人员运用基于遗传算法的自动机器学习和粒子群优化等方法对部分模型参数进行自动调优[11-12]。尽管调参后的模型性能均有所提升，但不同研究团队选择优化的参数类型、数量等存在差异，各个模型参数对计算时间和精度影响的程度仍然不清晰，且对 LSTM 模型应用全过程参数的系统性研究很少。

本文选择采用文献研究方法和正交试验法对 LSTM 神经网络的模型参数进行系统性优化。其中，正交试验法适用于解决多因素、多水平的复杂问题，它不仅能够获取最优的参数组合，而且能够探索参数对最终性能影响显著的差异原因，近年来在 SOFC 材料合成参数优化方面多有应用[13-14]。首先，使用萨维茨基–戈莱 SG(Savitzky-Golay)滤波方法对真实采集的数据进行平滑处理；然后，基于文献研究方法选取最具代表性的 5 个超参数(学习率、批大小、迭代次数、隐层神经元个数和滑动窗口大小)及其取值范围作为研究对象，并使用正交试验法对以上超参数进行最优组合选择；最后，以实测数据对参数优化后的 LSTM 模型进行验证，并与 RNN、门控循环单元 GRU(gated recurrent units)神经网络、鲸鱼优化算法 WOA(whale optimization algorithm)优化 LSTM(WOA-LSTM)和灰狼优化 GWO(grey wolf optimization)算法优化 LSTM(GOW-LSTM)模型进行对比。

1 实验设计

1.1 SOFC 系统

本文实验对象为浙江臻泰能源科技有限公司生产的阳极支撑、阴极对称扁管式结构 SOFC，实验装置及平台已在之前的研究中进行过说明[15]。该 SOFC 的阳极使用镍/钇稳定氧化锆 Ni/YSZ(Ni/Yttria stabilized zirconia)，阴极使用银/钐掺杂氧化铈 Ag/SDC(Ag/Samarium-doped ceria)，电解质材料采用 YSZ，电池有效活性面积为 2×25 mm×50 mm。电池工作温度设为 630 ℃，氢气流量为 40 sccm，空气流量为 300 sccm。本文采用电子负载记录该 SOFC 在 0.7 V 恒压条件下放电电流随时间变化的数据，并将其作为预测原始数据集。

1.2 长短期记忆网络

LSTM 的基本结构如图 1 所示。对比 RNN 网络，LSTM 通过引入门控单元的概念，使用 3 个门及一些计算节点来构成神经元，以取代 RNN 中隐藏状态的激活函数。LSTM 的核心是单元状态，它存储了单元的记忆，将信息从开始到结束进行转换。单元状态可以在不同时间、步长之间保持不变，并且可以选择性地丢弃或添加信息。这使得网络能够更好地捕捉长期依赖关系，有效避免梯度消失。

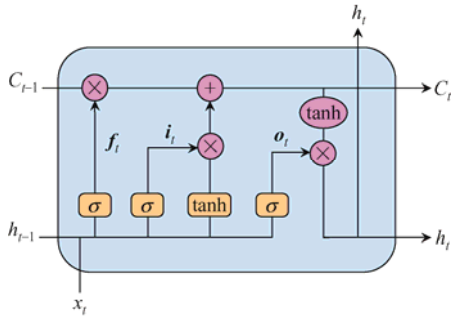


图 1 LSTM 基本结构图

Fig. 1 LSTM basic structure diagram

LSTM 的传输状态主要由输入门、遗忘门和输出门 3 个门来控制，用于保护和更新存储单元状态。

(1)遗忘门：决定网络的哪些信息应该从单元状态中遗忘，其选择性地遗忘上一个节点输入的信息，其公式为

$$\boldsymbol{f}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + \boldsymbol{b}_f) \tag{1}$$

式中：$\sigma(\cdot)$为 sigmoid 激活函数，遗忘门将$\sigma(\cdot)$应用于权重矩阵$\boldsymbol{W}_f$和偏置向量$\boldsymbol{b}_f$；h_{t-1}为上个输出信号，x_t为当前输入信号，两者被遗忘门读取并输出向量$\boldsymbol{f}_t$，决定是否保留C_{t-1}单元状态中的信息。

(2)输入门：对输入的信息进行选择记忆，确定哪些信息应该从单元状态中保留，即更新哪些信息，其公式为

$$\boldsymbol{i}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + \boldsymbol{b}_i) \tag{2}$$

$$C_t = \boldsymbol{f}_t * C_{t-1} + i_t * \tanh(\boldsymbol{W}_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + \boldsymbol{b}_C) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{i}_t$为输入门，输入门收到数据后，LSTM 神经网络状态会进行信息更新，实现遗忘门对前一部分信息的选择丢弃，最后形成更新后所需要的信息状 态C_t；$\boldsymbol{W}_i$和$\boldsymbol{W}_C$分别为输入门和候选单元状态的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_i$和$\boldsymbol{b}_C$分别为输入门和候选单元状态的偏置向量。

(3)输出门：决定输出哪些信息。由 sigmoid 函数确定输出的单元状态，得到判断条件后用 tan 函数进行处理，并映射到[−1,1]范围内的向量，最终将该判断条件与向量相乘得到 LSTM 的输出。输出门的计算公式为

$$\boldsymbol{o}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + \boldsymbol{b}_o) \tag{4}$$

$$h_t = \boldsymbol{o}_t * \tan C_t \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{W}_o$为输出门权重矩阵；$\boldsymbol{b}_o$为输出门的偏置向量；$\boldsymbol{o}_t$为输出门在时间步 t 的输出向量；h_t为当前时间步的隐藏状态。

1.3 正交试验

正交试验法是一种高效率的试验设计方法，利用多个因素和多个水平的试验来寻找最优的水平组合。本文基于田口方法设计正交阵列，对各因素进行离散化处理，并组合不同水平的因子，同时以正交性和均匀性为原则，减少整体试验组数量，并得出最优水平组[13]。首先，在本文中确定因素种类为 5 种，每个因素的水平设置为 4 个等级，利用 Minitab 软件设计表头，不考虑交互作用，采用正交矩阵$\boldsymbol{L}_{16}(4^5)$。通常情况下有$4^5=1024$种组合，但采用正交试验法仅有 16 种组合，大大减少了试验次数及所需的时间和成本，提高了试验效率。然后，根据正交试验设计计算每个因素不同水平下的总值，求得各水平的平均值。最后，计算各列平均值的极差值R_j，即最大平均值与最小平均值之间的差值，以代表因素的显著性。比较这些极差值可区分每个因素的影响程度，R_j值越大表示对预测模型的性能影响越大。

1.4 基于正交参数优化的 LSTM 模型

本文采用正交试验法系统性地优化基于 LSTM 的 SOFC 预测模型参数。实验过程由数据的预处理、模型的训练及模型参数优化 3 个部分组成。LSTM 模型中建立了一个 Dense 全连接层，输出层的神经元数量为 1。此模型的流程如图 2 所示，具体步骤如下。

步骤 1：首先采用 SG 滤波算法对数据进行过滤获得过滤值，然后对数据进行归一化和重构处理，最后将数据按比例划分为训练集和测试集。

步骤 2：初始化 LSTM 模型参数，并将划分好的训练集输入 LSTM 模型进行训练，完成训练后得到 LSTM 模型。

步骤 3：结合测试集采用均方根误差 RMSE(root mean square error)和计算时间评估模型的性能，获得预测算法的准确性。

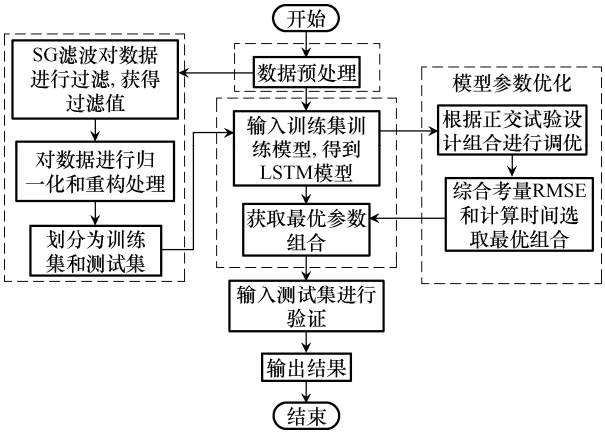


图 2　基于正交参数优化 LSTM 模型流程

Fig. 2 Optimization of LSTM model flow chart based on orthogonal parameters

步骤 4：通过正交试验设计对模型参数进行调试，综合考量模型预测性能和计算时间获得最优组合的参数，并将其作为模型超参数的最优解。

1.5 数据预处理

原始实验数据的采样时间为 30 s，该数据集共在 3 000 h 内采集了 340 459 组数据。本文将电池电流作为 LSTM 神经网络的输入。首先，由于测试数据过大，直接将测试数据用于训练会延长模型训练时间、增大计算量，因此将数据按照真实时间顺序排列，每隔 1 h 取 1 个点，对数据进行降采样，获得 3 000 组退化数据。其次，在电池退化测试过程中，存在测试数据出现噪声等问题，使得最终模型预测结果不理想。因此在进行训练之前，需要对 SOFC 的降采样数据进行平滑处理。SG 滤波算法在保留信号结构的同时，能够更好地去除高频噪声，并且具有较低的计算复杂度、更高的滤波效果和更快的计算速度[16]。因此本文采用 SG 滤波算法对数据进行平滑处理，真实值与过滤平滑后值的对比如图 3(a)所示。再次使用 min-max 法对数据进行归一化处理，公式为

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{6}$$

式中：x' 为标准化后的数据；x 为原始数据；$x_{\min}$ 为数据中最小值；$x_{\max}$ 为最大值。最后，采用滑动窗口法对数据进行重构，将时间序列数据转换为适合 LSTM 模型训练的输入和输出形式，如图 3(b)所示。

1.6 性能预测的评判标准

在这项研究中，使用 RMSE、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和关系系数 R^2(R squared) 3 个评估标准来评估 SOFC 系统状态预测模型的预测性能，计算公式分别为

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{7}$$

$$\delta_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|\hat{y}_i - y_i| \tag{8}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_i (\overline{y}_i - y_i)^2} \times 100\% \tag{9}$$

式中：m 为预测输出的总数；y_i 为 SOFC 系统输出电流的实际值；$\hat{y}_i$ 为 LSTM 预测模型输出的预测电流值；$\overline{y}_i$ 为 SOFC 系统输出电流的平均值。

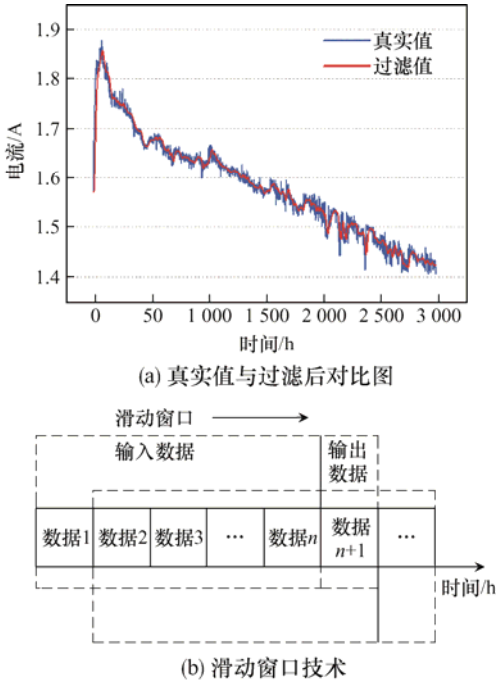


图 3 数据预处理与滑动窗口划分示意

Fig. 3 Schematic of data preprocessing and sliding window partitioning

2 结果与分析

2.1 模型参数优化

LSTM 的超参数选择对模型的训练效率和预测能力至关重要。通过文献调研，研究人员揭示了滑动窗口、学习率、批大小、隐层神经元个数和迭代次数 5 个参数的重要性[10,17-21]。滑动窗口的输入选择过去一段时间范围内的观测值，输出选择该时间步的下一个观测值，一般取值范围为 5~50[17]；学习率影响模型的收敛率和最终性能，如设置过高会导致更新过大而无法收敛，过低则容易陷入局部最优，一般取值范围为 0.000 01~0.100 00[18]；批大小是梯度下降的训练样本，若设置较大会加快训练速度但间接影响模型性能，较小能提高性能但也造成训练速度过低，其范围一般设置为 16~128[10,19]；LSTM 隐层神经元个数

决定了 LSTM 层中的记忆单元数量，其值范围通常为 10~300[20]；迭代次数指的是模型在整个训练数据集上进行参数更新的次数，其范围一般为 20~300[21]。神经元个数和迭代次数若取值过大会增加模型复杂性，而过小则导致欠拟合和模型精度低。

本文将正交试验的因素种类设置为学习率、滑动窗口、批大小、隐层神经元个数、迭代次数，分别用 A、B、C、D、E 表示，并在各因素文献取值范围内均匀设置 4 个水平，分别用 1、2、3、4 表示，见表 1。为了消除模型预测结果的偶然性，对模型进行了 5 次训练，取 5 次预测结果的平均值[19]。表 2 显示了不同组合的 RMSE、MAE 和运行时间的实验结果。

表 1　LSTM 模型参数正交矩阵 $L_{16}(4^5)$

Tab. 1　Orthogonal matrix of LSTM model parameters $L_{16}(4^5)$

水平	A	B	C	D	E
水平 1	0.010 00	5	16	50	50
水平 2	0.001 00	15	32	100	100
水平 3	0.000 10	25	64	150	150
水平 4	0.000 01	35	128	200	200

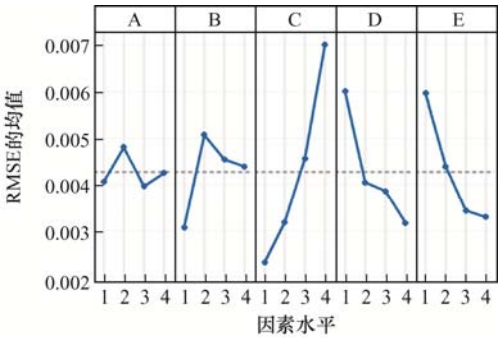
表 2　不同组合的 RMSE、MAE 和运行时间结果

Tab. 2　RMSE, MAE and running time results of different combinations

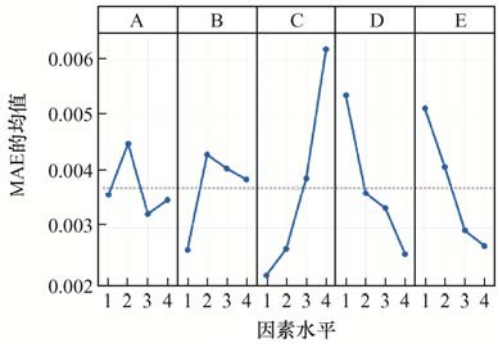
序号	A	B	C	D	E	RMSE	MAE	运行时间/s
1	1	1	1	1	1	0.004 30	0.004 00	26.30
2	1	2	2	2	2	0.003 60	0.003 40	30.60
3	1	3	3	3	3	0.003 30	0.003 00	37.90
4	1	4	4	4	4	0.004 80	0.004 00	39.90
5	2	1	2	3	4	0.001 10	0.000 90	68.30
6	2	2	1	4	3	0.001 70	0.001 60	134.40
7	2	3	4	1	2	0.009 60	0.009 40	16.40
8	2	4	3	2	1	0.006 70	0.006 20	13.00
9	3	1	3	4	2	0.002 10	0.001 50	27.70
10	3	2	4	3	1	0.008 80	0.007 40	10.70
11	3	3	1	2	4	0.001 00	0.000 90	94.20
12	3	4	2	1	3	0.003 90	0.003 20	36.30
13	4	1	4	2	3	0.004 70	0.004 0	20.60
14	4	2	3	1	4	0.006 10	0.004 90	30.10
15	4	3	2	4	1	0.004 00	0.003 00	23.50
16	4	4	1	3	2	0.002 20	0.002 10	49.90

图 4 为 RMSE、MAE 和时间的均值主效应图。从图中可以观察到因素 A 和因素 B 随取值的增加呈现较小波动。其中，因素 A 水平为 3 时，RMSE 均值最低，为 0.003 90，时间均值为 42.20 s，与文献[19]结论一致；因素 B 水平为 1 时，RMSE 均值最低，为 0.003 05，时间均值为 35.75 s；相反，因素 C、D、E 随取值的增加表现出明显的单调变化规律，且三者对 RMSE 和时间的影响规律相反，与预期相符。在因素 C 方面，水平为 1 时性能最佳，但所需时间过长(76.20 s)，需要权衡时间和准确性之间的关系[22]；当因素 C 的水平为 2 时，RMSE 从 0.002 30 略微增加至 0.003 10，而时间均值从 76.20 s 显著下降为 39.70 s，下降了 47.90%。因此，批大小选择水平 2 更为理想，即批大小为 32。此外，因素 D 的 RMSE 均值从水平 1 的 0.006 00 逐渐降低至水平 4 的 0.003 15，时间均值从 27.30 s

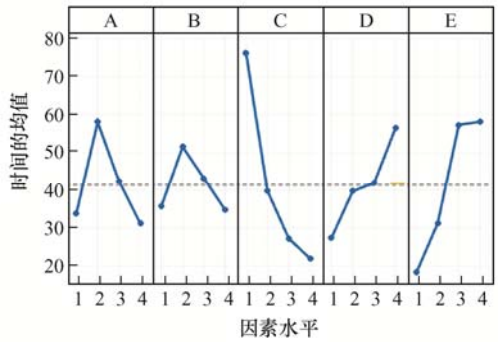
上升到 56.40 s；因素 E 的 RMSE 均值从水平 1 的 0.005 90 降低到水平 4 的 0.003 20，时间均值从 18.40 s 上升到 58.10 s。由此可知，适当地增加神经元个数和迭代次数可以有效提高模型预测精度，但会增加模型的运行时间。



(a) RMSE均值主效应图



(b) MAE均值主效应图

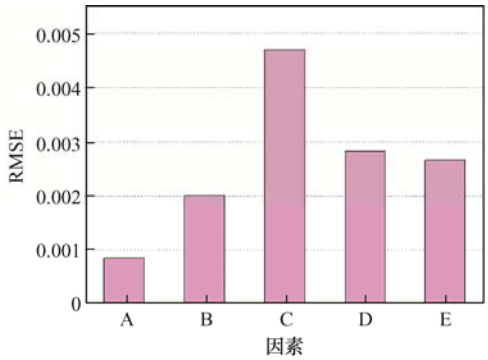


(c) 时间均值主效应图

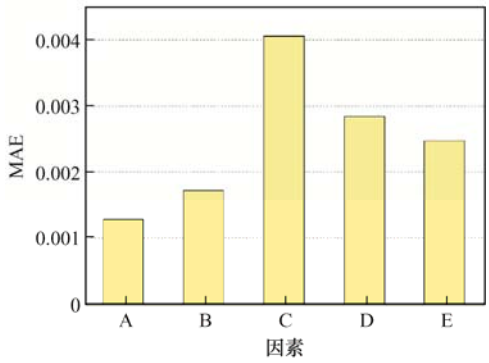
图 4 RMSE、MAE 和时间的均值主效应图

Fig. 4 RMSE, MAE and time mean main effect plot

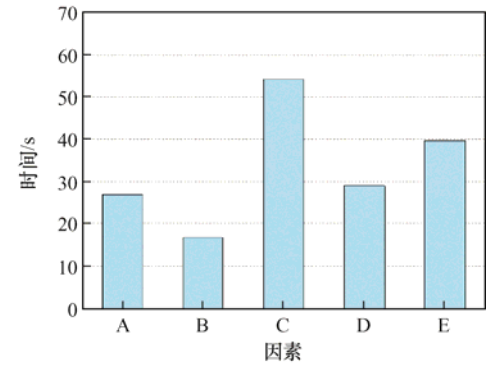
根据表 2 的结果可知，通过极差值 R_j 可以获得各因素的显著性序列。图 5 为 RMSE、MAE 和时间的显著性序列，R_j 值越高表示对模型预测性能的影响越大，根据图 5(a)可得出 RMSE 的显著性序列为 C(0.004 70)>D(0.002 80)>E(0.002 60)>B(0.002 00)>A(0.000 84)，这表明批大小对模型预测性能影响最大，其次是神经元个数和迭代次数，学习率对其性能影响最小。此外，如图 5(c)所示，模型运行时间的显著性序列为 C(54.30 s)>E(39.70 s)>D(29.10 s)>A(27.00 s)>B(16.60 s)。由此可见，除了对 RMSE 影响，批大小对模型预测运行时间的影响同样显著，最高达 54.30 s。批大小对模型影响显著可能源于其与神经元输出张量近秩损失间的相互关系，传统的学习率线性缩放等方法不能从根本上解决该问题，增加迭代次数可以解决部分模型性能变差的问题[23]。



(a) RMSE显著性序列



(b) MAE显著性序列



(c) 时间显著性序列

图 5 RMSE、MAE 和时间的显著性序列图

Fig. 5 RMSE, MAE and time significance sequence diagram

综上所述，本节使用正交试验设计可得出最佳因子水平组合为 A3-B1-C2-D4-E4，即最优的 orthogonal-LSTM 参数为：学习率为 0.001 0、滑动窗口大小为 5、批大小为 32、LSTM 神经元个数为 200 及迭代次数为 200。表 3 为真实值与过滤值的 orthogonal-LSTM 预测结果，可知当采用 A3-B1-C2-D4-E4 最佳因子水平组合时，RMSE 为 0.000 63、MAE 为 0.000 55、R^2 为 99.90%，显著优于表 2 中的所有组合，且运行时间处于中等可接受水平。此外，为验证 SG 滤波的性能，表 3 还展示了以未经滤波平滑的数据集作为输入的模型评价，结果证明经过 SG 滤波算法过滤后，orthogonal-LSTM 模型预测精度有显著的提升。

表 3　真实值与过滤值的 orthogonal-LSTM 预测结果

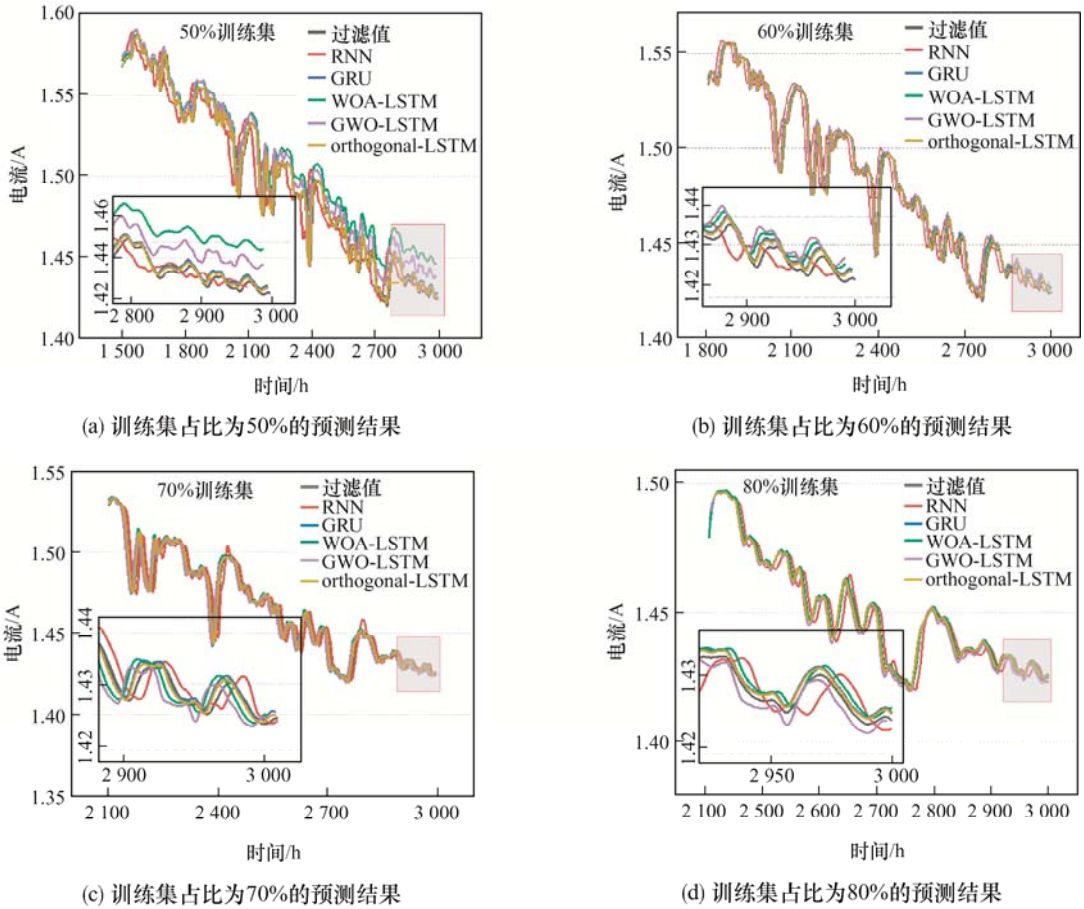
Tab. 3 Orthogonal-LSTM prediction results of true value and filtered value

类型	RMSE	MAE	R^2	时间/s
未经 SG 滤波数据集	0.007 50	0.005 30	88.74%	82.50
SG 滤波数据集	0.000 63	0.000 55	99.90%	81.10

2.2　模型对比分析

为了验证 orthogonal-LSTM 预测模型在 SOFC 系统预测性能上的优势，将其预测结果与 RNN、GRU、WOA-LSTM 和 GWO-LSTM 模型的预测结果进行比较。其中，RNN 和 GRU 模型同样通过正交法选取最佳的参数值，WOA-LSTM 和 GWO-LSTM 模型分别使用 WOA 和 GWO 对 LSTM 参数进行寻优，寻优范围设置为表 1 的参数范围。5 种模型分别在不同训练集占比的预测曲线如图 6 所示。其中，训练集占比为训练所用数据占所采 3 000 h 总数据量的百分比。

从图 6 中可以观察到在不同训练集占比条件



(a) 训练集占比为50%的预测结果　(b) 训练集占比为60%的预测结果

(c) 训练集占比为70%的预测结果　(d) 训练集占比为80%的预测结果

图 6　不同训练占比下 RNN、GRU 和 LSTM 的预测结果

Fig. 6 Prediction results of RNN, GRU and LSTM in different training proportions

下，正交参数优化后的 orthogonal-LSTM 模型具有最优预测结果。orthogonal-LSTM 模型能够准确地捕捉到电流的变化及其波动的特性，曲线预测效果与真实值高度匹配。

图 7 展示了 5 种模型在不同比例训练集下 RMSE、MAE 和 R^2 预测误差的对比。RNN 的 RMSE 在不同训练集占比下均保持一个较高的水平，与预期一致；GRU 是 RNN 的另一种变体，可以在 LSTM 的基础上减少遗忘门，模型简单、计算效率更高。由图 7 可见，GRU 的性能与 LSTM 接近。但由于 LSTM 具有 3 个门控，表达能力更强，因此其预测性能比 GRU 略高[24]。同样作为超参数优化方法，WOA-LSTM 和 GWO-LSTM，特别是在训练集比例为 50%时的 RMSE 非常高，主要原因可能是 WOA 和 GWO 容易陷入局部最优[25-27]，但这 2 种优化算法寻优所需时间过长，最长可达 2 h。总体来说，经过正交参数优化的 orthogonal-LSTM 预测模型展现出了最佳性能，与图 6 结论一致。

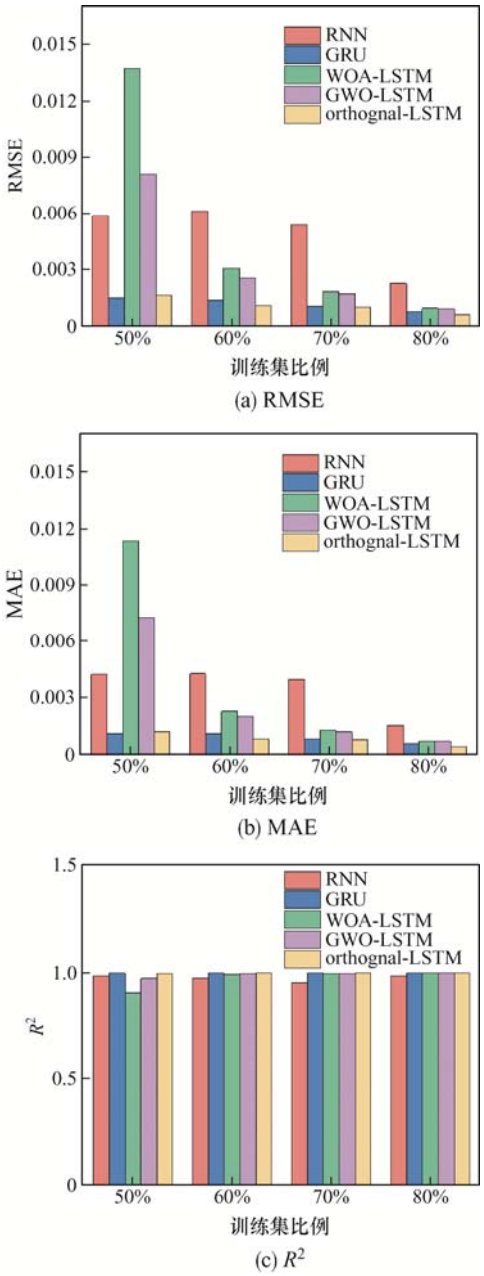


图 7 不同算法的预测误差

Fig. 7 Prediction error of different algorithms

在训练集为 80%时，orthogonal-LSTM 比 RNN、GRU、WOA-LSTM、GWO-LSTM 的 RMSE 分别降低了 72.36%、18.18%、35.05%和 32.97%，MAE 分别下降了 66.86%、20.28%、33.73%、32.92%，R^2 值分别提高了 1.36%、0.20%、0.12%、0.11%。特别地，在训练集为 50%时，orthogonal-LSTM 比 RNN、WOA-LSTM、GWO-LSTM 的 RMSE 分别降低了 72.27%、88.10%、79.87%，证明 orthogonal- LSTM 即使在训练集较少的情况下也能具有较高的预测精度。

3 结语

对 SOFC 未来性能的准确预测能够帮助研究人员提前认知系统退化轨迹和可能发生的故障，并在早期阶段针对性地优化运行策略以延长燃料电池的寿命和降低维护成本，在 SOFC 运维中应用前景广阔。本文首次引入了一种基于正交参数优化的 SOFC 预测模型 orthogonal-LSTM。首先采用等间隔采样和 SG 滤波器对数据进行平滑处理；然后在利用 LSTM 神经网络构建退化预测模型时，采用正交试验法对 LSTM 模型的批大小、隐层神经元个数、滑动窗口、学习率和迭代次数 5 个参数进行高效调优，确定最优的 LSTM 参数；最后将 orthogonal-LSTM 模型与 RNN、GRU、WOA-LSTM 和 GWO-LSTM 进行对比，并给出 5 种模型在不同训练阶段下的预测结果。这 5 种模型的对比结果表明：基于 orthogonal-LSTM 的预测模型在 SOFC 系统状态的预测中具有最佳的预测性能，RMSE 和

R^2 分别可达 0.000 63 和 99.90%；且即使在训练集较少的情况下该模型也保有较高的预测精度。

参考文献：

[1] Yousaf M, Lu Yuzheng, Akbar M, et al. Advances in solid oxide fuel cell technologies: Lowering the operating temperatures through material innovations [J]. Materials Today Energy, 2024, 44: 101633.

[2] Lu Jia, Hu Yubo, Zhang Miaomiao, et al. Optimization of Pt infiltrated $Sr_2Fe_{2-x}Mo_xO_{6-\delta}$-$Ce_{0.8}Sm_{0.2}O_{1.9}$ oxygen electrode for reversible solid oxide cell and CH_4-assisted electrolysis process [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 55: 786-795.

[3] 郭喜峰, 黄裕海, 单丹, 等. 改进 NGO 优化 MVMD-BiLSTM 的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2026, 24(4): 158-168.
Guo Xifeng, Huang Yuhai, Shan Dan, et al. Improved NGO optimized MVMD-BiLSTM for remaining useful life prediction of lithium batteries [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(4): 158-168. (in Chinese)

[4] 汪建锋, 王荣杰, 林安辉, 等. 质子交换膜燃料电池退化预测方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(11): 3367-3378.
Wang Jianfeng, Wang Rongjie, Lin Anhui, et al. Degradation prediction method of proton exchange membrane fuel cell [J]. Transactions of China Electrote-chnical Society, 2024, 39(11): 3367-3378. (in Chinese)

[5] 敖文杰, 陈家伟, 陈杰, 等. 燃料电池−锂电池混合供电系统的无源控制策略及参数设计方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 580-594.
Ao Wenjie, Chen Jiawei, Chen Jie, et al. Passivity-based control strategy and parameter design method for fuel cell-lithium battery hybrid power supply system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 580-594. (in Chinese)

[6] Oh H S, Kim J M, Chang C Y. A study on LSTM-based lithium battery SoH estimation in urban railway vehicle operating environments [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2024, 19(4): 2817-2829.

[7] Wang Xiaohua, Ni Nanbing, Hu Min, et al. A MDA-LSTM network for remaining useful life estimation of lithium batteries [J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(1): 129-140.

[8] Peng Jingxuan, Huang Jian, Jiang Chang, et al. Generalized spatial-temporal fault location method for solid oxide fuel cells using LSTM and causal inference [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(4): 4583-4594.

[9] Sheng Chuang, Zheng Yi, Tian Rui, et al. A comparative study of the Kalman filter and the LSTM network for the remaining useful life prediction of SOFC [J]. Energies, 2023, 16(9): 3628.

[10] Zuo Bin, Cheng Junsheng, Zhang Zehui. Degradation prediction model for proton exchange membrane fuel cells based on long short-term memory neural network and Savitzky-Golay filter [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(29): 15928-15937.

[11] Xia Zetao, Wang Yining, Ma Longhua, et al. A hybrid prognostic method for proton-exchange-membrane fuel cell with decomposition forecasting framework based on AEKF and LSTM [J]. Sensors, 2023, 23(1): 166.

[12] 高金武, 贾志桓, 王向阳, 等. 基于 PSO-LSTM 的质子交换膜燃料电池退化趋势预测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(9): 2192-2202.
Gao Jinwu, Jia Zhihuan, Wang Xiangyang, et al. Degradation trend prediction of proton exchange membrane fuel cell based on PSO-LSTM [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(9): 2192-2202. (in Chinese)

[13] Zhang Mengru, AnLisha, Wang Enhua, et al. Effects of sintering parameters on the low-temperature densification of GDC electrolyte based on an orthogonal experiment [J]. Catalysts, 2022, 12(8): 831.

[14] Zhou Yaqin, Mao Jingwen, Wang Enhua, et al. Parameters optimization for electrophoretic deposition of $Mn_{1.5}Co_{1.5}O_4$ on ferritic stainless steel based on multi-physical simulation [J]. Journal of the Electrochemical Society, 2024, 171(6): 062509.

[15] Lu Jia, Liu Wei, Wu Jian, et al. Electrochemical characterization and degradation analysis of a flat-chip solid

oxide fuel cell fed by ambient temperature inlet gas [J]. Electrochimica Acta, 2023, 470: 143231.

[16] Wu J M, Tsai M H, Huang Yongzhi, et al. Applying an ensemble convolutional neural network with Savitzky-Golay filter to construct a phonocardiogram prediction model [J]. Applied Soft Computing, 2019, 78: 29-40.

[17] MaRui, YangTao, BreazE, et al. Data-driven proton exchange membrane fuel cell degradation predication through deep learning method [J]. Applied Energy, 2018, 231: 102-115.

[18] Greff K, Srivastava R K, Koutník J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2222-2232.

[19] Rao Mumin, Wang Li, Chen Chuangting, et al. Data-driven state prediction and analysis of SOFC system based on deep learning method [J]. Energies, 2022, 15(9): 3099.

[20] Mondal P, Bhavsar D, Mittal K, et al. Estimating state-of-charge in lithium-ion batteries through deep learning techniques: A comparative evaluation [J]. IEEE Access, 2024, 12: 78773-78786.

[21] Qu Yaxin, Zhao Xue. Application of LSTM neural network in forecasting foreign exchange price [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1237(4): 042036.

[22] Song Shaohui, Xiong Xingyu, Wu Xin, et al. Modeling the SOFC by BP neural network algorithm [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(38): 20065-20077.

[23] Oyedotun O K, Papadopoulos K, Aouada D. A new perspective for understanding generalization gap of deep neural networks trained with large batch sizes [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(12): 15621-15637.

[24] Li Mingfei, Wu Jiajian, Chen Zhengpeng, et al. Data-driven voltage prognostic for solid oxide fuel cell system based on deep learning [J]. Energies, 2022, 15(17): 6294.

[25] 袁建华, 谈顺, 刘闯. 基于改进灰狼算法优化 LSTM 的光伏发电功率短期预测[J]. 电力学报, 2024, 39(2): 111-118.
Yuan Jianhua, Tan Shun, Liu Chuang. Short term forecasting of photovoltaic power generation based on LSTM optimized by improved grey wolf algorithm [J]. Journal of Electric Power, 2024, 39(2): 111-118. (in Chinese)

[26] Wang Tongying, Huang Haozhong, Li Xuan, et al. Optimal estimation of proton exchange membrane fuel cell model parameters based on an improved chicken swarm optimization algorithm [J]. International Journal of Green Energy, 2023, 20(9): 946-965.

[27] 徐泽明, 李凯昂, 顾玉琦, 等. 基于鲸鱼算法优化 CNN 对叉车电池 SOH 进行预测[J]. 电源学报, 2026, 24(4): 196-204, 270.
Xu Zeming, Li Kaiang, Gu Yuqi, et al. Predicting SOH of forklift batteries based on CNN optimized by whale optimization algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(4): 196-204, 270. (in Chinese)



张妙妙

作者简介：

张妙妙(1998—)，女，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：低碳能源。E-mail：2022611012073@stu.zafu.edu.cn。

吕佳(1989—)，女，通信作者，博士。研究方向：能源互联网。E-mail：jialv@ zafu.edu.cn。

吴剑(1985—)，男，博士。研究方向：氢能。E-mail：wujian@zafu.edu.cn。

胡强(1979—)男，博士，研究员。研究方向：能源转换。E-mail：qihu@zetech.cn。

冯海林(1985—)，男，博士。研究方向：人工智能智慧农林业。E-mail：hlfeng@zafu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)