基于改进模糊神经网络的航空锂离子蓄电池荷电状态预测方法

陆天轶

（中国飞行试验研究院，西安 710089）

摘 要： 在长期运行过程中，锂离子蓄电池会出现老化现象，导致开路电压等模型参数与实际状态存在偏差，从而影响荷电状态（SOC）预测精度。针对上述问题，提出一种基于改进模糊神经网络的航空锂离子蓄电池SOC预测方法。依据锂离子蓄电池工作特性，首先采用最小二乘算法对开路电压、极化电容等不确定参数进行在线辨识；其次将辨识结果作为改进模糊神经网络的输入，通过优化隶属度函数增强非线性特征表达能力，并利用模糊推理获得SOC预测结果。实验结果表明，该方法具有较高的预测精度，平均预测误差为1.2%，满足航空锂离子蓄电池状态评估需求。

关键词： 锂离子蓄电池；航空电池；荷电状态；改进模糊神经网络；荷电状态预测；蓄电池荷电状态

中图分类号： TM911 **文献标识码：** A

SOC prediction method for aviation lithium-ion battery based on an improved fuzzy neural network

LU Tianyi

（China Flight Test Establishment，Xi'an 710089，China）

Abstract: During long-term operation, lithium-ion batteries undergo aging, causing deviations between model parameters such as open-circuit voltage and the actual battery state, which affects the prediction accuracy of State of Charge (SOC). To address this issue, an SOC prediction method for aviation lithium-ion batteries based on an improved fuzzy neural network is proposed. According to the operating characteristics of lithium-ion batteries, the least squares algorithm is first applied to perform online identification of uncertain parameters, including open-circuit voltage and polarization capacitance. The identified parameters are then used as inputs of the improved fuzzy neural network. By optimizing the membership functions, the nonlinear feature representation capability is enhanced, and fuzzy inference is employed to obtain the SOC prediction results. Experimental results show that the proposed method achieves high prediction accuracy, with an average prediction error of 1.2%, meeting the requirements for state evaluation of aviation lithium-ion batteries.

Key words: lithium-ion battery, aviation battery, state of charge, improved fuzzy neural network, state of charge prediction, battery state of charge

1 引言

在航空器、无人机等设备运行过程中，蓄电池作为重要能源部件，其状态变化会直接影响设备运行可靠性。SOC能够反映蓄电池剩余电量水平，是评估电池运行状态和制定维护策略的重要参数。

针对锂离子蓄电池SOC预测问题，国内外研究人员开展了大量研究。杜伟等[1]提出了一种基于CNN-LSTM-AM模型的蓄电池SOC预测方法，通过卷积神经网络提取电池状态特征，并结合注意力机制筛选关键信息，利用长短期记忆网络完成时序特征学习。该方法能够提高模型训练效率，但在复杂工况下，特征筛选过程易受无关变量干扰。王小聪等[2]提出了一种基于DRSN-CW-LSTM网络的锂离子电池SOC预测方法，通过构建融合网络提取电压等状态特征，并利用时间序列分析实现SOC估计。该方法具有一定的噪声适应能力，但其参数更新依赖固定阈值设置，动态调整能力有限，难以充分适应电池运行状态变化。

上述方法主要依赖数据驱动模型挖掘电池状态特征，但锂离子蓄电池在长期运行过程中会出现老化现象，导致模型输入参数与实际状态产生偏差，以降低SOC预测准确性。对此，本文提出一种基于改进模糊神

经网络的航空锂离子蓄电池SOC预测方法。

2 航空锂离子蓄电池荷电状态预测设计

2.1 航空锂离子蓄电池参数辨识

为获得与当前运行状态相匹配的电池模型参数，对锂离子蓄电池关键参数进行在线辨识。根据锂离子蓄电池工作特性[3]，建立如图1所示的等效电路模型。

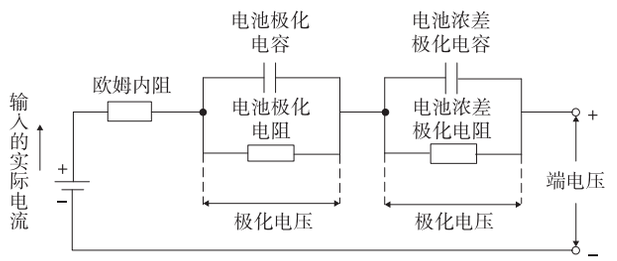

图1 锂离子蓄电池等效电路

结合等效电路模型，基于基尔霍夫电压定律建立蓄电池参数辨识观测方程[4]：

$$U_0=U_S(k)-R_0I_0-U_1-U_2 \tag{1}$$

式中，U_0表示锂离子蓄电池的实时端电压；$U_S(k)$表示蓄电池k的开路电压；I_0表示蓄电池实际输入电流；U_1表示电池极化回路的极化电压；U_2表示电池浓差极化回路的极化电压；R_0表示蓄电池欧姆内阻。

为获取电池运行过程中的动态参数，引入最小二乘算法对开路电压、内阻等关键参数进行估计。构建最小二乘算法对应的自回归模型：

$$A(z^{-1})y_\tau(k)=BA(z^{-1})u_\tau(k)+e_\tau(k) \tag{2}$$

式中，$y_\tau(k)$表示最小二乘算法在第τ个离散时间点观测到的蓄电池参数辨识估计值；A表示描述蓄电池参数自回归动态特性的参数；B表示描述电池初始参数与当前辨识参数之间传递关系的遗忘因子；z^{-1}表示滞后算子；$u_\tau(k)$表示施加的外界激励；$e_\tau(k)$表示参数辨识过程未捕捉的随机扰动误差项。

通过对该模型进行递推求解，可获得蓄电池参数辨识矩阵$\boldsymbol{\phi}(y(k))$[5]。当递推计算过程中该矩阵满足非奇异条件时，根据求解结果获得当前状态下的参数估计值，从而完成开路电压、内阻等关键参数的在线辨识，为后续SOC预测提供动态输入参数。

2.2 基于改进模糊神经网络的荷电状态预测

将参数辨识结果作为模型输入，利用改进模糊神经网络建立电池参数与SOC之间的非线性映射关系。构建的预测网络结构如图2所示。

本文构建的预测网络由输入层、模糊化层、规则推理层和解模糊层构成。输入参数经模糊化处理后，通过规则推理建立参数特征与SOC之间的映射关系，并由解模糊层输出预测结果。然而，传统模糊神经网络采用固定形式的隶属度函数，在处理电池运行状态变化时难以充分描述输入参数与SOC之间的非线性关系。因此，对隶属度函数进行改进：

$$g(k)=\left[1+\mathrm{e}^{\frac{1}{2}\left(\frac{x(k)-c}{\sigma}\right)^2}\right]^{-1} \tag{3}$$

式中，$g(k)$表示改进后的隶属度函数；$x(k)$表示最小二乘算法辨识得到的蓄电池参数，并作为模糊神经网络的输入参数；e表示自然对数的底数；c表示峰值点；σ表示隶属度函数宽度的控制参数。由式(3)可知，改进隶属度函数融合高斯型函数和钟型函数的特点，在保持非线性映射能力的同时增强了函数形态调节能力，有助于网络更准确地描述电池状态变化规律。

采用重心法对模糊推理结果进行解模糊处理，将模糊输出转换为具体SOC预测值：

$$h(k)=\frac{j\int x(k)\omega\mathrm{d}x}{j\int g(k)\mathrm{d}x} \tag{4}$$

式中，$h(k)$表示重心位置；j表示神经网络规则层与解模糊层之间的连接权值；ω表示荷电状态预测的模糊规则参数。

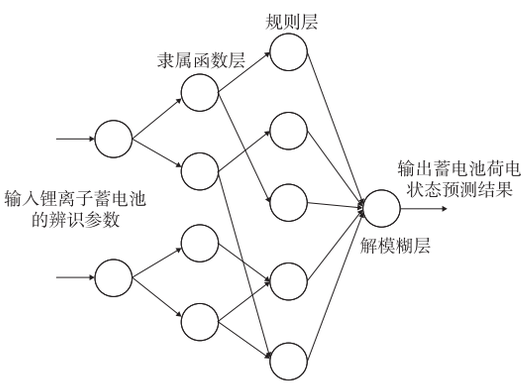

图2 荷电状态预测模糊神经网络架构

3 仿真实验

3.1 实验数据集

为验证本文方法的SOC预测性能，选取A123型磷酸铁锂电池作为实验对象，结合动力电池大倍率充放电测试仪等设备搭建实验平台，以采集不同运行条件下的电池状态数据。实验所用锂离子蓄电池型号参数如表1所列。

表1 锂离子蓄电池型号参数

名称	参数
标称容量	102 A·h
交流内阻	0.27~0.40 mΩ
额定电压	3.20 V
额定功率	326.40 W·h
充电限制电压	3.65 V
放电截止电压	2.00 V
充电温度	0~60 ℃
放电温度	−30~60 ℃
循环寿命	2 000次，80%

本文采用PC机作为上位机，对BTS 750-200-100-4型动力电池大倍率充放电测试仪进行参数配置，实现电池充放电过程控制与数据采集。同时，利用高低温试验箱调节实验环境温度，分析不同温度条件下电池运行状态变化。根据电池运行特性，设置包含10个工步的循环工况（见表2），按照设定工况开展多周期充放电测试，获取电压、电流等状态参数，为后续SOC预测提供数据支撑。

表2　锂离子蓄电池仿真测试工况设计

工步	时间/s	功率/W
1	21	37.5
2	12	72.5
3	16	4.5
4	6	-15
5	21	37.5
6	16	4.5
7	6	−15
8	9	72.5
9	6	92.5
10	21	37.5

3.2　锂离子蓄电池荷电状态预测结果分析与讨论

基于3.1节采集的实验数据，利用最小二乘算法对电池模型参数进行在线辨识。为确定合适的遗忘因子参数，设置不同遗忘因子条件以开展参数估计对比实验，结果如图3所示。

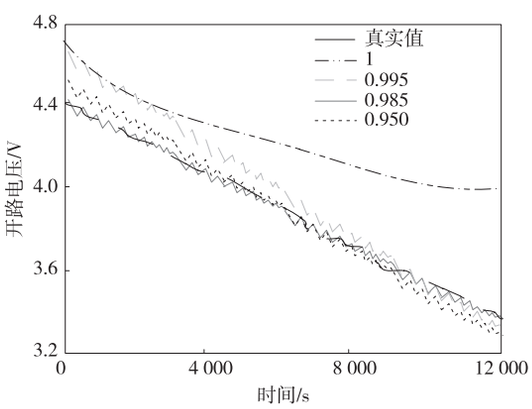

图3　锂离子蓄电池在设计工况下的电压电流曲线

在参数辨识过程中，遗忘因子的取值会影响算法对参数变化的跟踪能力。当遗忘因子设置为1时，算法对参数变化的响应速度较慢，辨识结果与实际状态存在一定偏差；当遗忘因子设置为0.95时，算法能够快速跟踪参数变化，但辨识结果波动较大，稳定性不足；当遗忘因子设置为0.995时，参数更新速度降低，算法对运行状态变化的响应能力减弱。综合考虑参数跟踪能力与辨识稳定性，选择遗忘因子0.985作为后续实验条件。

完成参数辨识后，将获得的动态参数输入改进模糊神经网络，对电池SOC进行预测。为验证本文方法的预测效果，选取CNN-LSTM-AM模型和DRSN-CW-LSTM网络作为对比方法，在相同循环工况下开展实验，预测结果如图4所示。

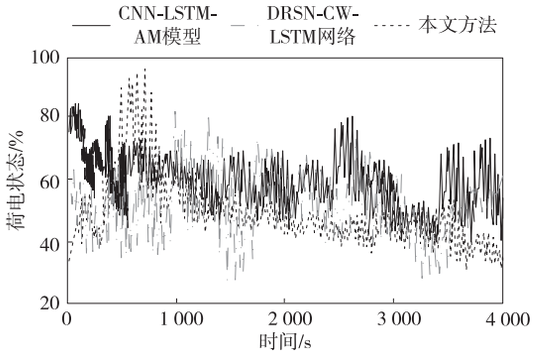

图4　蓄电池荷电状态预测结果对比

由图4可知，3种方法均能反映SOC变化趋势，但本文方法的预测曲线与实际状态更为接近，平均预测误差为1.2%，说明参数辨识和改进隶属度函数能够有效提高模型对电池状态变化的适应能力。

4　结束语

本文提出了一种基于改进模糊神经网络的航空锂离子蓄电池SOC预测方法，为航空锂离子蓄电池运行状态评估提供了一种可行方案。需要指出的是，实验主要基于设定循环工况开展，后续需结合更复杂的老化状态、环境变化以及长期运行数据，对模型的泛化能力进行进一步研究。

参考文献：

[1] 杜伟，王圣，李健，等. 基于CNN-LSTM-AM模型的储能锂离子电池荷电状态预测[J]. 电工技术学报，2025，40(9)：2982-2995.

[2] 王小聪，郝正航，陈卓. 基于DRSN-CW-LSTM网络的锂电池荷电状态预测[J]. 南方电网技术，2024，18(2)：106-114.

[3] 刘峰，陈海忠. 基于CEEMDAN和ISOA-ELM的锂电池荷电状态预测[J]. 储能科学与技术，2023，12(4)：1244-1256.

[4] 李雪林，孙玉坤. 基于改进果蝇算法优化的最小二乘支持向量机动力锂电池荷电状态预测[J]. 南京工业大学学报(自然科学版)，2023，45(6)：676-681.

[5] 刘世林，李德俊，姚伟，等. 基于核极限学习机与容积卡尔曼滤波融合的锂电池荷电状态估计[J]. 湖南大学学报(自然科学版)，2023，50(10)：51-59.

作者简介：

陆天轶(2000—)，本科，助理工程师，研究方向：航空蓄电池技术。