

基于优化LSTM新能源汽车SOC估算的研究

刘阳阳

(安徽国防科技职业学院, 安徽 六安 237000)

摘要: 针对基于模型的方法对模型的准确度依赖性强、计算成本高等问题, 本文提出优化LSTM进行SOC估计的算法。该算法需要向模型提供电流、电压、充放电倍率和温度, 经过模型的训练, 就可以估算电池SOC值; 利用优化后LSTM机器学习的方式对SOC进行预估, 其后对算法进行验证, 最后由对比试验结果证明: 充放电状态下, 该算法与实测SOC相比在误差上分别为0.15%、0.26%, 相比较LSTM具有更高的精准度。

关键词: 18650锂电池; 优化LSTM; SOC

1 引言

1.1 研究背景与意义

锂离子电池作为一种重要的能源储存装置, 其在电动汽车、可再生能源等领域中得到了广泛的应用。在电池管理系统中, 对电池的状态进行准确估计是至关重要的。其中, 电池的荷电状态 (SOC) 是电池状态的关键参数之一, 对于确保电池的可靠性、安全性和性能具有重要意义。

目前, 传统的基于物理模型的估算方法和数据驱动方法均有其优缺点。在传统方法中, 模型的准确性受到电池参数和工况条件的限制, 因此不同工况下难以适应。而数据驱动方法则可以通过学习大量的工作电池数据, 提取特定的规律和特征, 从而实现对SOC的准确估计。

因此, 本研究旨在通过优化数据驱动方法, 提高对基于锂离子电池的SOC估算的精度和鲁棒性。具体研究问题包括如何利用机器学习原理和特征工程来构建适用于不同工况的SOC估算模型, 以及如何通过模型选择和参数优化, 实现算法的实时性和鲁棒性的增强。

1.2 SOC算法概述

数据驱动的方法, 广泛采纳的算法涵盖支持向量机 (SVM)、决策树、随机森林、神经网络等。这些算法凭借对历史数据规律和特征的深度学习, 能够对未知数据进行精准的预测和分类。在运用神经网络估算动力电池SOC的过程中, 上述方法均对庞大的样本数据集有所依赖, 这往往导致样本空间庞大、运算时间冗长以及过程周期较长等挑战。因

此, 在SOC估算的关键阶段, 选择合适的算法和优化策略显得尤为重要, 这不仅能提升估算的精确性, 还能显著提高工作效率。

2 试验测试

2.1 试验对象

本文选用18650型电池, 对该电池进行测试, 并采集数据

2.2 试验方案

在该试验中, 使用了40块18650锂离子电池, 并将它们分为4组进行不同测试, 包括电池容量、倍率充放电、倍率放电和温度测试。在测试过程中, 试验设备记录了电池的开路电压、电流、环境温度、充放电倍率以及容量数值, 以便后续分析。

使用长短期记忆神经网络 (LSTM) 估算SOC是一种有效的机器学习方法。LSTM是一种演进自循环神经网络 (RNN) 的结构, 旨在解决RNN中长期依赖问题。与RNN不同, LSTM并非单一的循环递归结构, 而是包含4个关键层次的结构单元。使用LSTM估计SOC的优势在于能够捕捉电池数据的动态特性, 从而提高估算的准确性。然而, LSTM模型较为复杂, 所需的计算资源较多, 并且训练时间较长。此外, LSTM对数据质量有较高的要求, 必须使用充足且准确的数据来有效训练模型。总体来看, 使用LSTM估算SOC是一种强大的方法, 但需要精心的数据准备、模型设计和训练。因此, 在这里需要优化来进一步提高估算的准确性和鲁

作者简介

刘阳阳 (1983—), 女, 硕士, 讲师。

基金项目

2022年安徽省自然科学基金重点项目 (2022AH052521)。

2022年高校优秀青年人才支持计划项目 (gxyq2022269)。

2022年安徽省教育研究项目: 基于1+X证书的高职“智能网联汽车技术”课程体系研究 (2022jyxm234)。

2022年省级质量工程: 汽车检测与维修技术专业高水平专业 (2022tsgsp014)。

棒性。

3 模型的建立

3.1 SOC估算模型

在构建基于优化LSTM的SOC估算模型时，关键在于各个网络层的搭建，该架构主要包括3个层次：输入层、隐含层和输出层。在输入层，系统负责采集和处理18650锂电池的电压、电流等关键数据。隐含层则采用了LSTM的单元结构，构建了一个高效的网络结构。最后，在输出层，系统将预测的SOC值传递给优化模型，该模型利用IGA算法对LSTM的隐藏单元数量、训练次数、梯度阈值和学习率进行优化，以进一步提高预测的准确性和效率。

在本研究中网络训练和测试中使用的数据均来自试验中采集的18650锂电池数据。该数据集包括18650锂电池的电压、电流、充放电倍率、温度和电池SOC等数据。模型的输出量为电池SOC值，输入量为电压、电流、充放电倍率和温度。部分数据用于训练，部分数据用于验证，其余数据用于测试。其中数据预处理是数据驱动方法中至关重要的一步，它能够直接影响到模型的性能和精度。第一步：数据收集是从电池管理系统中收集电压、电流、温度等数据，这些数据通常与SOC密切相关。第二步：再进行数据清洗以去除异常值和噪声，确保数据的质量。第三步：进行特征提取，根据需要，可以提取一些统计特征。第四步：进行数据标准化或归一化，将数据缩放到合适的范围。

3.2 试验结果与分析

为验证该模型的实用性，通过对该模型进行训练、测试和预测可知，所建模型能够较好地估算出SOC值，在充放电状态下，对于18650锂电池SOC的估算结果为该模型预测值与实际的电池SOC 值非常接近，误差上分别达到0.15%、0.26%，高于未优化的水平（表1）。

表1 预测模型的误差对比表

18650锂电池状态	预测模型	SE(%)
充电	优化后LSTM	0.15
放电		0.26
充电	LSTM	0.33
放电		0.46

4 结论

为提高SOC 估算精准度，本文选用18650锂电池进行了试验测试，为SOC估算提供了数据。本文在LSTM算法基础上提出了优化LSTM算法，并对算法进行验证，最后由对比试验结果证明：充放电状态下，该算法与实测SOC相比在误差上分别为0.15%、0.26%，相比较LSTM 具有更高的精准度，使得SOC估算方法具有较高的可靠性。

参考文献

- [1] 刘兴涛,李坤,武骥,等.基于EKF-SVM算法的动力电池SOC估计[J].汽车工程,2020,42(11):1522-1528,1544.
- [2] 张卫平,雷歌阳,张晓强.锂离子电池等效电路模型的研究[J].电源技术,2016,40(5):1135-1138.
- [3] 田晟,吕清,李亚飞.基于STKF的锂离子动力电池SOC估算[J].华南理工大学学报(自然科学版),2020,48(2):69-75.
- [4] 李凯凯.纯电动汽车动力电池SOC研究综述[J].内燃机与配件,2019(13):23-24.
- [5] 郑力得.基于无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC估计[D].西安:西安建筑科技大学,2020.