

基于 Levenberg-Marquardt 算法的锂电池直流内阻 预估方法

金宇明

(中国人民大学, 北京 100872)

摘要: 准确估计锂离子电池(LIB)的直流内阻(DCR)对于电池化学体系开发至关重要。文章采用 Levenberg-Marquardt 算法对锂离子软包电池在不同开路电压、温度、充放电电流及充放电时段的 DCR 进行了估算。这些 DCR 数据是通过在 $-25\sim 40^{\circ}\text{C}$ 的温度范围内施加恒电流充放电循环负载获得的。研究结果显示, Levenberg-Marquardt 算法实现了充放电 DCR 的 1.1×10^{-5} MSE, 这充分反映了该算法的准确性及稳定性。

关键词: Levenberg-Marquardt 算法; DCR; 锂电池直流电阻

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

Prediction method of DC internal resistance of lithium battery based on Levenberg-Marquardt algorithm

JIN Yuming

(Renmin University of China, Beijing 100872, China)

Abstract: Accurately estimating the direct current resistance (DCR) of lithium-ion batteries (LIBs) is crucial for the development of battery chemistry systems. This article uses the Levenberg Marquardt algorithm to estimate the DCR of lithium-ion soft pack batteries at different open circuit voltages, temperatures, charge and discharge currents, and charge and discharge periods. These DCR data were obtained by applying constant current charge discharge cyclic loads within the temperature range of -25 to 40°C . The research results show that the Levenberg Marquardt algorithm achieved a 1.1×10^{-5} MSE for charge discharge DCR, which fully reflects the accuracy and stability of the algorithm.

Key words: Levenberg-Marquardt algorithm, DCR, lithium battery DC resistance

1 引言

锂离子电池具有高能量、高功率密度、高循环性能及环保特性,因此成为电动汽车和智能电网储能系统的关键替代能源^[1]。为确保电池系统安全稳定运行,电池管理系统(BMS)不可或缺。BMS 的核心功能之一是预测电池在安全工作范围内吸收或输出特定功率的能力。然而,电池的时变非线性特性和运行环境使精确预测其功率容量面临重大挑战。当前,电池功率预测方法主要分为模型驱动、机器学习和特征图 3 类。尽管模型驱动方法因实时性和高适应性在研究中占主导,但其算法复杂度且计算量大,在 BMS 实际应用面临显著障碍。

机器学习方法(如支持向量机和神经网络)无需明确建模即可学习和逼近输入信号及输出信号之间的关系(即电池电量能力)。然而,它们将电池视为“黑盒”系统,需利用大量可靠数据进行训练,其准确性高度依赖

于训练数据。基于特征图的方法则利用已知的电池状态和参数(如 SoC 与温度)的静态依赖性来构建多维功率性能图,它可直接嵌入 BMS 以实现车载电池功率能力预测。同时,电池 DCR 通常用于确定特性图的工作点。值得一提的是,电池的 DCR 特性高度依赖温度。因此,要建立覆盖广泛温度范围的特性图,就需要进行耗时且烦琐的电池测试。此外,要在 BMS 中存储多维特征图,需要大量存储空间提供支持^[2]。为弥补上述不足,本文研究了 DCR 的温度依赖性,建立了有效的 DCR 模型,旨在准确预测电池功率容量。

2 实验

直流内阻实验在标称容量为 78 Ah 的商用锂离子软包电池上进行。这些电池最初为纯电动汽车而设计,分别混合了镍钴锰三元材料和石墨作为正极与负极,旨在探索充电/放电条件和温度对 DCR 的影响^[3-4]。

在常温(25℃)下分别对5个电池(平行样品)进行C/3恒流放电以及恒压2.8 V放电(截至电流 ≤ 3.9 A),然后将这些电池放置在第一个温度的环境箱内静置3 h以上至温度稳定(每分钟温度变化 ≤ 0.2 ℃),接着对电池进行固定时间(10 s, 30 s)的恒流充电,记录充电前后的电压值,根据公式 $DCR = |U_t - U_0|/I_t$ 计算电池充电直流电阻。在充电结束后,将电池放回常温环境,以C/3恒流充电至下一个SoC点,然后将电池转移回第一个温度的环境箱内。重复上述步骤,直至得到最后一个SoC(95% SoC)的充电直流电阻。如此完成6个温度的充电直流电阻测试。

在常温(25℃)下分别对5个电池(平行样品)进行C/3恒流充电以及恒压4.25 V充电(截至电流 ≤ 3.9 A),然后将这些电池放置在第一个温度的环境箱内静置3 h以上至温度稳定(每分钟温度变化 ≤ 0.2 ℃),接着对电池进行固定时间(10 s, 30 s)的恒流放电,记录充电前后的电压值,计算电池放电直流电阻。在放电结束后,将电池放回常温环境,以C/3恒流放电至下一个SoC点,然后将电池转移回第一个温度的环境箱内。重复上述步骤,直至得到最后一个SoC(0% SoC)的放电直流电阻。如此完成6个温度的放电直流电阻测试。

3 理论背景

在神经网络架构中,人工神经元负责接收1个或多个输入信号,并对这些输入进行加权求和以产生输出^[5]。在众多人工神经网络方法中,多层感知器(MLP)被选中作为模型,通过构建一个包含互连节点的复杂网络来模拟人脑行为。其中,节点分布在多个层级上,包括1个输入层、1个或多个隐藏层,以及1个输出层。多层感知器网络是前馈型的,意味着信息在网络中的传递是从输入层到输出层的单向流动。除了输入层,每层都会处理来自前一层的输入,并将处理结果发送到下一层。利用电池在直流内阻实验期间的测量历史数据,多层感知器将4个输入变量(电池电压、电流、测试温度和测试时长)映射到输出变量(即当前的DCR值)上。

多层感知器架构用于估计电池DCR,其中包含1个输入层、1个隐藏层和1个输出层。理论上,具有1个隐藏层的多层感知器可以逼近任何连续函数。具体而言,输入层设有4个神经元,而隐藏层有 m 个神经元(稍后确定),输出层则只有1个神经元。每层节点均与下一层的节点相关,权重为 w_{ij} 。使用每层的权重和偏差计算隐藏神经元 i 的总输入:

$$net\ i_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j \quad (1)$$

其中, i_j 是隐藏层神经元 j 的总输入; x_i 是隐藏层神经元 i 和隐藏层神经元 j 的输入; b_j 是隐藏层神经元 j 的偏差(偏差项类似于线性回归中的截距)。激活函数用于总输入,并将隐藏神经元的输出提供给下一层:

$$h_j = f(net\ i_j) = \frac{1}{1 + \exp(-net\ i_j)} \quad (2)$$

隐藏层可使用不同的激活函数(如双曲正切),本文选择了sigmoid函数。神经元 o 的总输入为:

$$net\ o = \sum_{i=1}^p w_i h_i + k \quad (3)$$

其中, $net\ o$ 是输出层(神经元 o)的总输入; w_i 是与隐藏层神经元 i 和输出层神经元相关的权重; k 是输出层 o 中神经元的偏差; p 是最后一个隐藏层中的神经元数量。线性激活函数用于输出层的 $net\ o$:

$$o = f(net\ o) = net\ o \quad (4)$$

在训练人工神经网络时,数据集被随机分为3个独立的训练集、交叉验证集和测试集。该模型仅使用训练数据集形成。在训练期间,交叉验证数据集用于评估模型预测训练中未使用的新数据的能力。在训练后,测试数据集用于评估训练后的网络,其中70%用于训练,15%用于交叉验证,15%用于测试。数据在3组之间随机分配,以尽量减少抽样偏差带来的影响。Levenburg-Marquardt算法用于训练人工神经网络,选择将均方误差(MSE)作为评估多层感知器性能的指标。MSE通过计算预测值与实际值之间误差的平方平均值来评估模型的准确性,反映了模型的方差和偏差,可表示为:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (5)$$

Levenberg-Marquardt算法是一种迭代算法,用于求解最小二乘问题。它融合了最速下降法和Gauss-Newton法的特点,通过调节阻尼参数 μ 来在两者之间切换。在当前解距离最优解较远时,该算法的行为更接近最速下降法,虽然收敛速度较慢,但能逐步逼近最优解;而在当前解接近最优解时,算法则更倾向于Gauss-Newton法,旨在实现快速收敛。 f 将参数向量 $p \in Rm$ 映射为估计观测向量 $\hat{x} = f(p)$, $\hat{x} \in Rn$,输入包括初始的估计量 P_0 ,观测向量 x 。寻找最优参数 P^+ :

$$P^+ = \arg \min_p \varepsilon^T \varepsilon, \varepsilon = x - \hat{x}, \hat{x} = f(p) \quad (6)$$

在邻域泰勒展开:

$$f(p + \delta_p) \approx f(p) + J \delta_p \quad (7)$$

其中, J 是雅克比矩阵。

寻找迭代每一步的步长 δ_p ,使得最小化 $\|x - f(p + \delta_p)\| \approx \|x - f(p) - J \delta_p\| = \|\varepsilon - J \delta_p\|$ 。可以证明,最小二乘的最优解满足 $J \delta_p - \varepsilon$ 与 J 正交的条件(展开使导数为零),即 $J^T (J \delta_p - \varepsilon) = 0$,得到:

$$J^T J \delta_p = J^T \varepsilon \quad (8)$$

此即为GN方法的增量正规方程。

Levenburg-Marquardt算法在此基础上引入了阻尼项 μ ,增量正规方程变为:

$$(J^T J + \mu I) \delta_p = J^T \varepsilon \quad (9)$$

若当前求得的 δ_p 使得误差减小,则接受该更新且减小阻尼项 μ ;反之,若当前增量使得函数值增大,则增大阻尼项,重新求解正规方程,直至求得一个能使函数值减小的增量。

Levenburg-Marquardt算法在每步迭代中都将调整阻尼项 μ 以确保误差下降。当 μ 很大时,算法接近最速下降法,且步长会变小($1/\mu$)。此外, $J^T J$ 的正定性得到了加强,反之则接近GN。综上,Levenburg-Marquardt是一种自适应的算法,在当前解远离最优解时以较慢但稳定的速度下降,而在接近最优解时实现快速收敛。

4 结果与讨论

多层感知器将电池测量数据映射到DCR。这些数据是在不同的电压、电流、测试温度和测试时长组合下记录的,涉及24种不同的操作条件。数据集涵盖电压范围(3.4~4.2 V)、电流范围(-535~294 A)、测试温度范围(248~313 K)以及2种测试时长(10 s和30 s),而DCR作为输出。输入特征(前4个变量)通过以下方法归一化至0和1之间:输入值与最小值之差除以输入值的绝对最大范围(即最大输入值与最小输入值之差)。输出值(DCR)则通过DCR除以输出值的绝对最大范围来归一化,使其落在-1和1之间。例如,测试温度248 K和313 K分别被映射到0和1。

人工神经网络架构包含1个输入层(含4个神经元)、2个隐藏层(每层各有4个神经元,这一配置是通过反复试验确定的)以及1个输出层(含1个神经元)。训练过程的停止条件设定为梯度下降至 10^{-5} 的数量级。为了验证人工神经网络预测未知数据的能力,本文从训练数据集中排除了30%的相关数据。随后,使用剩余数据训练的人工神经网络对这部分被排除的数据进行了预测。将预测结果(DCR)与测量的电池数据进行对比,结果显示人工神经网络能够准确地预测DCR。这一结果确认了该神经网络能利用当前数据进行训练,具备在全新条件下预测未知DCR的能力。 MSE 作为测试数据集的迭代的函数如图1所示。

5 结论

本文采用Levenberg-Marquardt算法对由镍钴锰三元正极材料和石墨负极组成的软包电池的DCR进行了估

算。这一估算过程覆盖6种不同的温度条件。其中,人工神经网络模型能够将电池的测量数据(包括电压、电流、测试温度及测试时长)有效映射到当前的DCR值上,展现出了出色的性能,实现了 1.1×10^{-5} 的 MSE 。

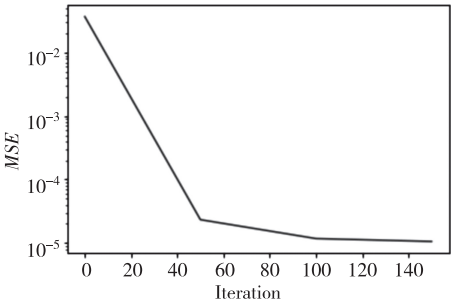


图1 MSE 作为测试数据集的迭代的函数

值得注意的是,本文所得结果及观察均基于采用镍钴锰三元正极与石墨负极的软包电池。尽管不同类型的电池因其电极、电解质及组件的差异会表现出不同的直流内阻特性,但本文方法具有广泛的适用性,能够轻松拓展至其他类型的电池。当前研究工作不仅提升了DCR估算技术的最新水平,还有望通过减少实际测试成本来缩短电池研发周期,为电池技术的发展提供了有效助力。

参考文献:

[1] 张倩,陈熙,王立永,等.V2G直流充电桩检测方案与检测系统设计[J].电力系统保护与控制,2024,52(13):161-170.
[2] 崔晓丹,吴家龙,邓馗,等.基于改进EKF算法的锂离子电池SOC在线估计[J].电器与能效管理技术,2024(6):49-58.
[3] 李松.集装箱型锂电储能系统项目评价体系研究[D].重庆:重庆交通大学,2024.
[4] 姜佳怡.电动汽车锂电池状态估计研究[D].西安:西安工业大学,2024.
[5] 聂金泉,高洋洋,黄燕琴,等.基于充电曲线特征的退役动力电池快速分选方法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2024,38(4):79-86.

作者简介:

金宇明(1990—),硕士,研究方向:高压电池成本。