



轨道交通磷酸铁锂电池可变参数模型的性能研究

廖宁滨¹, 杜超¹, 杨嘉宇², 李昕放², 曾嘉博¹, 蒋奉兵¹

(1. 株洲中车时代电气股份有限公司, 湖南 株洲 412001;

2. 中车大连机车车辆有限公司, 辽宁 大连 116022)

摘要: 锂电池内部存在复杂的多物理场耦合过程, 对其进行高精度建模可以精确描述电池动态特性, 从而预测电池状态性能与劣化趋势。磷酸铁锂电池以其高安全性、循环周期长等优势成为轨道交通领域的主流电池。文章首先在二阶阻容等效电路模型的基础上提出了改进可变阻容参数模型, 该模型能够根据电池荷电状态 (state of charge, SOC) 与电流值改变模型的主要参数从而影响模型输出; 其次通过对锂电池进行恒流充放电试验与脉冲功率特性试验, 结合非线性最小二乘算法辨识出所需的模型参数并整理成表, 进而采用曲面拟合工具与 k 近邻非参数插值算法对表格缺失值进行填补, 使参数值能够适应不同SOC与电流大小的工作情况; 然后对所提出的可变参数模型进行了性能验证, 验证结果显示固定工况下的模型方均根误差 (root mean squared error, RMSE) 约为8 mV, 在非固定工况下, k 近邻插值模型的RMSE值约为曲面拟合变参数模型的20%; 最后使用新能源机车实车数据对模型进行了精度测试, 对比结果显示 k 近邻插值变参数模型的精度优于曲面拟合模型。本文的方法为磷酸铁锂动力电池二阶可变参数模型提供了新的建模思路。

关键词: 轨道交通; 磷酸铁锂; 电池建模; 可变参数; 曲面拟合

中图分类号: U270.1; TM912.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-128X(2025)03-0056-09

0 引言

磷酸铁锂电池因其高安全性、长寿命、低成本以及性能稳定等优势^[1], 成为目前电动汽车的主流选择, 并且随着工艺改进与技术提升, 其续航能力也进一步提升, 在可预见的未来, 磷酸铁锂电池的应用场景将进一步扩大。在国家“双碳”目标的引导下, 轨道交通产业正向着绿色化不断发展^[2-3], 磷酸铁锂电池已在智能电动汽车行业成熟应用, 对轨道交通行业来说具有重要意义。

高精度的模型是电池性能预测、寿命评估以及成本可控性与安全性分析的可靠工具^[4-5]。但在实际应用中, 动力电池精确建模面临着电池内部电化学反应的

复杂性、使用工况的不确定性等挑战^[6-8], 因此其成为当前的研究热点。

锂电池模型根据建模方法可以分为机理建模^[9-10]、试验建模^[11-12]与混合建模^[13-14]。机理建模主要是根据电池内部的物理、化学反应原理来推导数学模型, 常用的机理模型包括两种: ①电化学模型: 复杂度较高, 能充分模拟并预测锂电池内部宏观与微观物理量的分布、变化情况, 但计算量大, 多用于对锂电池的高性能优化与安全性设计中; ②等效电路 (ECM) 模型: 参数较少且物理含义直观, 可以简洁地描述锂电池的工作特性, 在仿真计算与实际管理中被广泛应用, 但精度较低, 特别是当电池运行在低SOC区域时其精度显著下降^[10]。试验建模是通过系统化的测试数据采集与特征提取来建立电池行为半经验描述模型, 该方法

基金项目: 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划项目(N2024J032-B(JB))

通信作者: 廖宁滨, 男, 硕士, 主要从事动力电池故障预测与健康管理技术的研究; E-mail: liaoningbin111@163.com

引用格式: 廖宁滨, 杜超, 杨嘉宇, 等. 轨道交通磷酸铁锂电池可变参数模型的性能研究[J]. 机车电传动, 2025(3): 56-64.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.03.007.

Citation: LIAO Ningbin, DU Chao, YANG Jiayu, et al. Research on the performance of variable-parameter models for lithium iron phosphate batteries in rail transit systems[J]. Electric drive for locomotives, 2025(3): 56-64.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.03.007.

(神经网络、支持向量回归等)可将注意力从电池机理转移到电池数据上,但存在数据质量与数量敏感,模型可解释性较差的问题^[11]。混合建模是将上述两者相互结合,这种方法在模型精度与仿真速度等性能指标上进行了均衡^[13],并且由于内部包含了一定的物理约束,模型的泛化能力与可解释性得到提升,因此,综合来讲具有优势。

当前主要的ECM模型有内阻等效(Rint)模型、戴维南(Thevenin)模型与二阶阻容(RC)等效电路模型^[15-18],本文将在综合分析各模型功能实现、计算复杂度与预测精度基础上,选用二阶阻容(RC)等效电路模型。同时,针对传统固定参数模型的适用性限制,在当前可变参数模型^[17]研究成果的基础上进行改进,综合考虑电流对模型参数的影响,使用不同的参数插值方法解决模型参数可变问题,构建具有变电流工况下电池输出预测能力的可变参数模型,最后使用恒流工况、混合脉冲功率特征测试(HPPC)数据对该可变参数模型进行性能评估、基于实车数据对模型开展精度测试。

1 等效电路模型

二阶RC等效电路模型与Thevenin模型相比增加了1个RC网络,考虑了电池双极化效应(电化学极化和浓差极化)^[19],因此对电池动态特性的模拟更为精确,具体如图1所示。

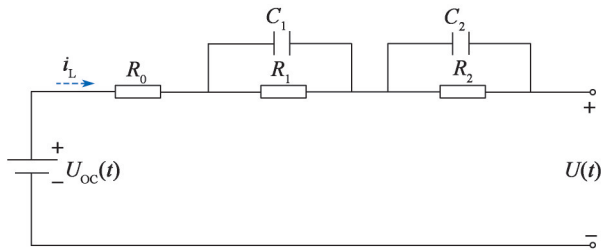


图1 磷酸铁锂电池二阶RC等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model for lithium iron phosphate battery

图1中, U_{OC} 为磷酸铁锂电池的开路电压(OCV), i_L 为流经环路的电流(规定电池放电时 i_L 值为负,充电时 i_L 值为正), R_0 为电池欧姆内阻, R_1 为电化学极化电阻, C_1 为电化学极化电容, R_2 为浓差极化电阻, C_2 为浓差极化电容, U 为电池端电压。假设 U_{p1} 、 U_{p2} 分别为极化电容 C_1 与 C_2 的端电压,则根据基尔霍夫定律可以列出如下时域方程:

$$\left. \begin{aligned} \dot{U}_{p1}(t) &= \frac{i_L(t)}{C_1} - \frac{U_{p1}(t)}{R_1 C_1} \\ \dot{U}_{p2}(t) &= \frac{i_L(t)}{C_2} - \frac{U_{p2}(t)}{R_2 C_2} \\ U(t) &= U_{OC}(t) - U_{p1}(t) - U_{p2}(t) - R_0 i_L(t) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

对式(1)进行后向差分法离散化可得:

$$\left. \begin{aligned} U_{p1,k} &= e^{-\frac{\Delta t}{\tau_1}} U_{p1,k-1} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_1}}\right) R_1 i_{L,k} \\ U_{p2,k} &= e^{-\frac{\Delta t}{\tau_2}} U_{p2,k-1} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_2}}\right) R_2 i_{L,k} \\ U_k &= U_{OC,k} + U_{p1,k} + U_{p2,k} + R_0 i_{L,k} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: $U_{OC,k}$ 、 $U_{p1,k}$ 、 $U_{p2,k}$ 、 U_k 分别为第 k 时刻的开路电压值、电化学极化电压值、浓差极化电压值与电池端电压值; $i_{L,k}$ 为第 k 时刻的环路电流; Δt 为采样间隔; τ_1 和 τ_2 为时间常数,其表达式分别如式(3)和式(4)。

$$\tau_1 = R_1 C_1 \quad (3)$$

$$\tau_2 = R_2 C_2 \quad (4)$$

由于电池开路电压 U_{OC} 与电池荷电状态SOC具有强相关性,令

$$U_{OC,k} = f(A_{SOC,k}) \quad (5)$$

式中: $A_{SOC,k}$ 为第 k 时刻的电池荷电状态值。

根据安时积分法, $A_{SOC,k}$ 的表达式为

$$A_{SOC,k} = A_{SOC,k-1} + \frac{\eta i_{L,k} \Delta t}{Q} \quad (6)$$

式中: η 为锂电池充放电效率; Q 为电池额定容量。

由此可知,需要辨识的二阶等效电路模型参数有 R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 、 U_{OC} 与 η ,而上述参数均可以通过对电池进行充放电试验与混合脉冲功率特性试验(HPPC)所获取的数据进行拟合计算得到^[20]。

2 电池性能测试与参数辨识

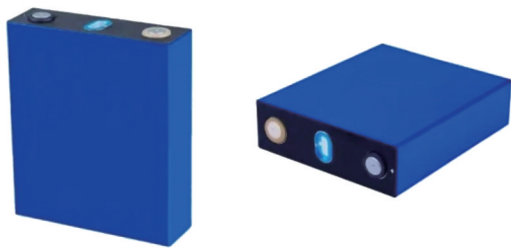
2.1 试验对象与设备

本研究所使用的磷酸铁锂电池采用宁德时代新能源科技股份有限公司生产的228 Ah电芯,具体如图2(a)所示,目前该电芯已用于多种型号的轨道交通新能源机车,其充电截止电压为3.65 V,放电截止电压为2.50 V,标称电压为3.22 V。本研究所采用的测试平台为深圳新威(Neware)公司研发的高性能电池检测系统,同时为了避免温度对电池性能造成较大干扰,还使用了湖南克莱美特仪器设备有限公司生产的C2160-70W5B型快温变湿热试验箱对测试环境温度进行限制,确保试验温度维持25℃恒温。试验过程所产生的数据均由电池检测系统软件BTS8.0记录并导出,电池试验设备如图2(b)所示。

2.2 试验方法

本文采用恒流充放电与HPPC测试相结合的试验方法,测试电流如图3所示。

采用4组差异化电流脉冲进行HPPC测试时,通过对电压响应的观测,量化分析等效电路模型参数(R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2)随电流变化的情况。鉴于电芯的持



(a) 测试电芯样品



(b) 电池试验设备

图2 试验对象与设备信息

Fig. 2 Experiment object and equipment information

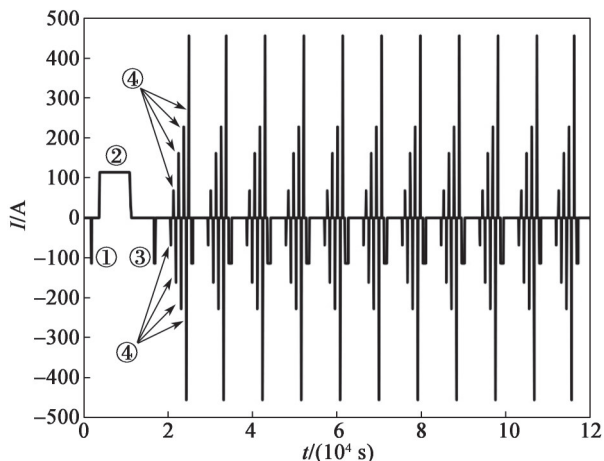


图3 试验测试电流

Fig. 3 Test current

续工作电流通常不超过1C倍率，测试电流在[0.3C,1C]区间内选取典型值，并增设1组超区间大电流用于参数辨识，所选脉冲电流 I 的断点序列为[-2C,-1C,-0.71C,-0.3C,0.3C,0.71C,1C,2C]（负值代表放电）。

针对HPPC测试，为更准确地测量不同 A_{SOC} 下电芯开路电压值，考虑开路电压-荷电状态曲线在两端区间斜率变化率较大的特性，将两端区域的测试点密度设置为中间平缓区的两倍，所选SOC值的断点序列为：[0.95,0.9,0.8,0.7,0.6,0.5,0.4,0.3,0.2,0.1,0.05]。

测试步骤如下：

① 将试验电芯以0.5C恒流放电至截止电压2.5 V，此时认为电芯电量已充分释放完毕，SOC值为0，随后

静置30 min。

② 开展恒流充电试验，对试验电芯进行满充操作，以0.5C恒流充电至截止电压3.65 V，然后以恒压充电，当充电电流降至0.05C后停止充电，随后静置90 min使电芯温度稳定在25 °C并记录电芯电压，通过该阶段测得25 °C条件下该228 Ah电芯的充电效率 $\eta_{充}$ 为0.981 17。

③ 开展恒流放电试验，以0.5C恒流放电，直至电池SOC值达到预设的HPPC测试点，之后断电静置60 min，此时电芯电压已接近稳定状态，记录该电压作为当前SOC值下的开路电压值。

④ 开展HPPC测试，以0.3C恒流放电10 s，静置10 min，再以0.3C恒流充电10 s，静置10 min；以0.71C恒流放电10 s，静置10 min，再以0.71 C恒流充电10 s，静置10 min；以1C恒流放电10 s，静置10 min，再以1C恒流充电10 s，静置10 min；以2C恒流放电10 s，静置10 min，再以2C恒流充电10 s，静置10 min。测试过程中充放电采样时间为0.01 s，搁置采样时间为1 s，测得的电压、电流等相关参数由BTS软件自动记录。

⑤ 重复上述步骤③和④，直至电芯 A_{SOC} 为0，结束全部测试。将所有步骤③的放电量相加得到电芯放电总量，将其与额定容量相比得到该电芯的放电效率 $\eta_{放}$ 为0.999 2。

最后，根据数据绘制出25 °C下的开路电压 U_{oc} 与SOC值的变化关系曲线如图4所示。

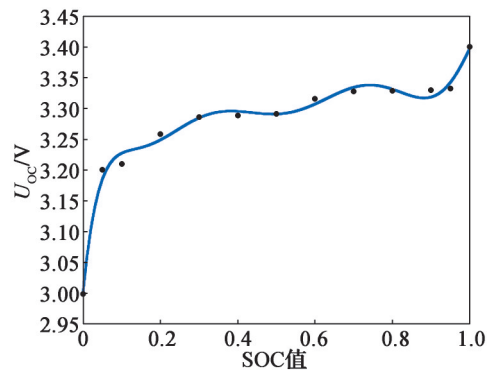


图4 开路电压与荷电状态的关系曲线

Fig. 4 Curve of open-circuit voltage versus state of charge

使用8次多项式最小二乘拟合SOC-OCV曲线，式(5)可表示为

$$U_{OC,k} = f(A_{SOC,k}) = p_8 A_{SOC,k}^8 + p_7 A_{SOC,k}^7 + p_6 A_{SOC,k}^6 + p_5 A_{SOC,k}^5 + p_4 A_{SOC,k}^4 + p_3 A_{SOC,k}^3 + p_2 A_{SOC,k}^2 + p_1 A_{SOC,k} + p_0 \quad (7)$$

式中： $p_i (i=0,1,2,\dots,8)$ 的值分别为 -356.7, 1 554, -2 772, 2 612, -1 401, 430.1, -72.70, 6.390, 3.002。

2.3 模型参数辨识

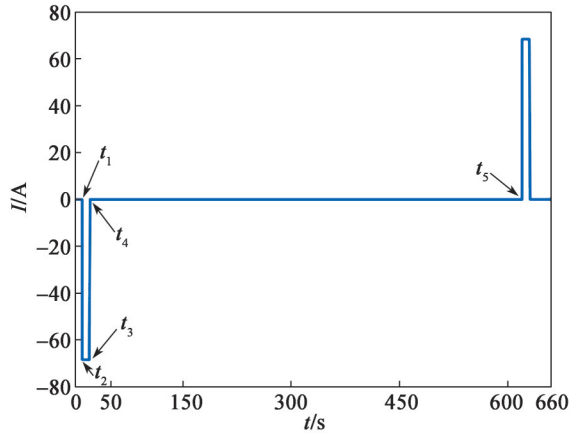
在上一小节已完成开路电压 U_{oc} 辨识，在本小节还需对欧姆内阻 R_0 ，极化电阻 R_1 、 R_2 ，极化电容 C_1 、

C_2 进行辨识。

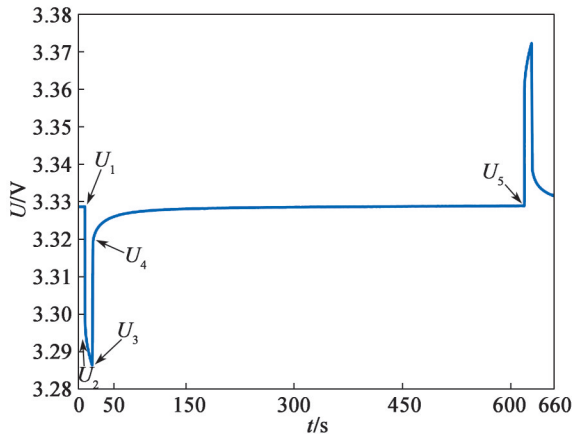
以 $A_{SOC}=0.8$, 脉冲电流为 $0.3C$ 时的 HPPC 测试为例, 如图 5 所示, $U_1 \sim U_5$ 分别为 $t_1 \sim t_5$ 时刻的电芯端电压测量值, 端电压的迅速下降是电流作用于欧姆内阻上分走部分电压所致, 通过式(8)计算可得欧姆内阻 R_0 。

$$R_0 = \left| \frac{U_2 - U_1}{I_{t_2}} \right| \quad (8)$$

式中: I_{t_2} 为 t_2 时刻的电流测量值。



(a) 电流曲线



(b) 电压曲线

图5 80%荷电状态时HPPC特性测试的电流和电压曲线

Fig. 5 Current and voltage curves of HPPC test at 80% SOC

由图 5(a)可知, 在 $t_4 \sim t_5$ 阶段电池在放电结束静置 10 min 后端电压有回弹现象, 这是由于施加在二阶 RC 网络上的电压通过自放电不断下降, 其下降规律如式(9)与式(10)所描述, 式(9)、式(10)也被称为 RC 网络的零输入响应方程。

$$U_{p1}(t) = U_{p1}(0)e^{-\frac{t}{\tau_1}} \quad (9)$$

$$U_{p2}(t) = U_{p2}(0)e^{-\frac{t}{\tau_2}} \quad (10)$$

式中: $U_{p1}(0)$ 与 $U_{p2}(0)$ 为零输入响应初值。

因此 $t_4 \sim t_5$ 阶段的端电压变化值 $\Delta U(t)$ 为

$$\Delta U(t) = U_{p1}(0)e^{-\frac{t}{\tau_1}} + U_{p2}(0)e^{-\frac{t}{\tau_2}} \quad (11)$$

采用曲线拟合软件中的非线性最小二乘工具对

$A_{SOC}=0.8$ 处 $0.3C$ 放电时的 RC 网络零输入响应数据进行拟合, 获得 $U_{p1}(0)$ 、 $U_{p2}(0)$ 、 τ_1 、 τ_2 这 4 个参数值。

根据图 5(a)可知, 在 $t_2 \sim t_3$ 阶段电芯以 $0.3C$ 恒流放电, 端电压逐渐从 U_2 下降至 U_3 , 其原因是极化电容处于充电阶段, 其端电压不断上升满足零状态响应方程:

$$U_{p1}(t) = -I_{t_2}R_1(1 - e^{-\frac{t}{\tau_1}}) \quad (12)$$

$$U_{p2}(t) = -I_{t_2}R_2(1 - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) \quad (13)$$

因此在 $t_2 \sim t_3$ 阶段的端电压变化值为

$$\Delta U(t) = -I_{t_2}R_1(1 - e^{-\frac{t}{\tau_1}}) - I_{t_2}R_2(1 - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) \quad (14)$$

同样使用非线性最小二乘法对 $A_{SOC}=0.8$ 处以 $0.3C$ 放电时的 RC 网络零状态响应数据进行拟合, 获得参数 $I_{t_2}R_1$ 与 $I_{t_2}R_2$ 的值, 再除以脉冲电流 I_{t_2} 即可得到极化电阻 R_1 、 R_2 。

至此, 已辨识得到参数 R_0 、 R_1 、 R_2 以及 τ_1 、 τ_2 , 进而有:

$$C_1 = \frac{\tau_1}{R_1} \quad (15)$$

$$C_2 = \frac{\tau_2}{R_2} \quad (16)$$

按照此方法, 将所有荷电状态及脉冲电流条件下的对应参数值整理成表格, 得到 25 °C 时以 $0.3C$ 放电条件下的所有参数值随 A_{SOC} 变化的情况如表 1 所示。

3 可变参数模型的搭建

3.1 阻容参数曲面拟合

上一章获得了在 $0.3C$ 、 $0.71C$ 、 $1C$ 、 $2C$ 充放电情况下的等效电路模型参数值, 经观察发现这些值随着 A_{SOC} 、电流 I 变化而波动, 因此, 可以认为参数 R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 值在三维空间中是关于 A_{SOC} 、电流 I 的函数, 利用曲面拟合软件对参数三维空间散点进行三次多项式曲面拟合, 得到如图 6 所示的参数曲面拟合示意图。

从图 6 可以看出, 利用非线性最小二乘法辨识出的参数 C_1 、 R_2 、 C_2 出现了异常值, 使曲面拟合函数在该值附近的拟合效果急剧劣化, 并最终降低了全局精度。同时, 参数 R_1 的值分布离散程度较大, 采用 3 次多项式曲面拟合对其分布规律预测较差, 后续将考虑增加多项式阶数或更换拟合方式 (如线性插值) 来改进拟合精度。图 6(a) 的拟合曲面具有较好的平滑性及可预测性, 对参数 R_0 的拟合精度指标 R^2 值达到了 0.973 5。

通用的三次多项式曲面拟合公式为

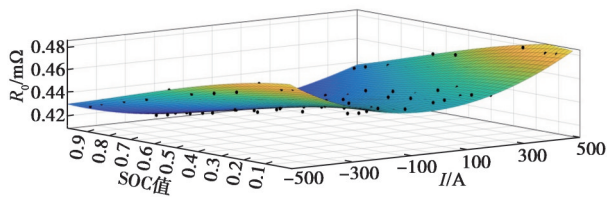
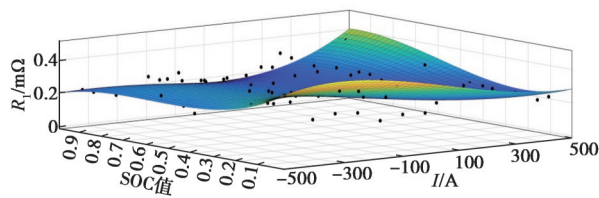
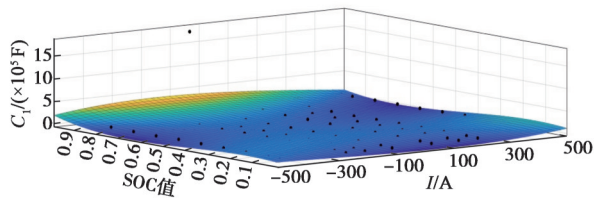
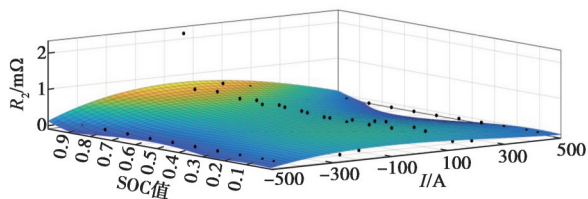
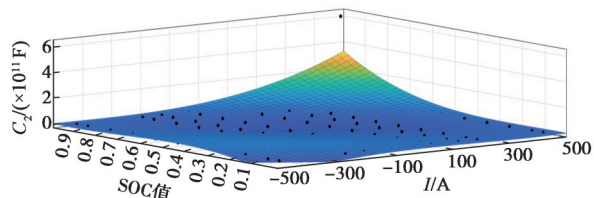
$$f(x, y) = p_{00} + p_{10}x + p_{01}y + p_{20}x^2 + p_{11}xy + p_{02}y^2 + p_{30}x^3 + p_{21}x^2y + p_{12}xy^2 + p_{03}y^3 \quad (17)$$

式中: x 、 y 为自变量, 在本文中分别为 I 和 A_{SOC} ; $f(x, y)$ 为曲面高度, 在本文中为拟合参数 R_0 、 R_1 、 C_1 、 R_2 和 C_2 。

表1 模型参数与荷电状态对应表

Table 1 Correspondence of model parameters with SOC

荷电状态 A_{SOC}	欧姆内阻 $R_0/m\Omega$	极化电阻 $R_1/m\Omega$	极化电容 C_1/F	极化电阻 $R_2/m\Omega$	极化电容 C_2/F
0.95	0.412 680	0.009 940	1 801 273.6	2.233 237	68 885.862 15
0.90	0.417 169	0.213 385	80 773.175	0.726 025	214 832.979 2
0.80	0.420 720	0.188 980	82 327.660	0.776 393	179 477.662 7
0.70	0.427 608	0.241 812	63 761.686	0.692 447	227 174.944 4
0.60	0.430 090	0.277 654	51 677.499	0.646 236	286 614.754 8
0.50	0.433 822	0.226 183	65 700.708	0.678 413	235 530.701 2
0.40	0.442 373	0.249 995	58 476.427	0.641 866	252 654.808 4
0.30	0.443 773	0.276 473	50 176.041	0.608 414	284 496.090 6
0.20	0.443 107	0.292 564	44 541.527	0.665 384	232 661.424 4
0.10	0.444 341	0.316 628	37 402.465	0.743 931	197 676.027 9
0.05	0.447 419	0.406 219	28 976.462	0.788 523	208 579.035 9

(a) 参数 R_0 (b) 参数 R_1 (c) 参数 C_1 (d) 参数 R_2 (e) 参数 C_2 图6 参数 R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 随 SOC 值与 I 的变化Fig. 6 Variation of parameters R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 with SOC and I

基于此, 给出参数 R_0, R_1, C_1, R_2, C_2 与式(17)中各系数的对应关系如表2所示。

3.2 阻容参数 k 近邻插值

k 近邻插值 (kNN) 是一种基于局部相似性的非参数插值方法, 常用于流体力学仿真、传感器点云数据插值与图像处理等领域, 该算法的核心思想是: 待插值点的值由其最近的 k 个已知数据点的值经加权平均得到, 而权重通常与距离成反比。在之前测试中所选择的脉冲电流 I 的断点有 8 个, A_{SOC} 断点有 11 个, 模型参数有 5 个, 因此可以获得 5 个 11×8 的表格, 分别为 5 个模型参数与 A_{SOC}, I 的对照表。显然这 5 个表格均为不规则表格, 而 k 近邻算法不依赖于网格结构, 因此适用于不规则网格的数据插值。

kNN 算法的步骤为: 首先定义待插值点在表格中的坐标 (A_{SOC}, I) , 则该点到表格中任意标定点 (A_{SOC_m}, I_n) ($m=1, 2, \dots, 11; n=1, 2, \dots, 8$) 的欧氏距离为

$$d(A_{SOC}, I) = \sqrt{(A_{SOC} - A_{SOC_m})^2 + (I - I_n)^2} \quad (18)$$

然后, 选择其中距离最近的 k 个点 (本文取 $k=6$), 对 k 个邻居值进行加权平均, 得到插值公式为

$$\hat{z} = \frac{\sum_{p=1}^6 \frac{z_p}{d_p}}{\sum_{p=1}^6 \frac{1}{d_p}} \quad (19)$$

式中: $\hat{z}$ 为待插值参数的值; d_p 为插值点与邻近点的距离; z_p 为邻近点坐标对应的参数值。

通过对阻容参数进行插值拟合得到可随荷电状态与电流状态变化的二阶等效电路模型参数, 用可变参数替换式(2)中的固定参数即可形成变参数模型。

4 可变参数模型性能验证与测试

本章将验证可变参数模型对不同工况下的电池输出的预测能力。

表2 模型参数与式(17)系数对应表

Table 2 Correspondence of model parameters with coefficients of equation (17)

公式系数 $p_{ij}(i=0, 1, 2, 3; j=0, 1, 2, 3)$	欧姆内阻 $R_0/\text{m}\Omega$	极化电阻 $R_1/\text{m}\Omega$	极化电容 C_1/F	极化电阻 $R_2/\text{m}\Omega$	极化电容 C_2/F
p_{00}	4.460×10^{-1}	4.151×10^{-1}	-4.287×10^4	1.846×10^{-1}	7.599×10^8
p_{10}	1.062×10^{-5}	-3.671×10^{-4}	-6.393×10	-2.220×10^{-4}	1.633×10^7
p_{01}	-9.971×10^{-4}	-9.472×10^{-1}	8.474×10^5	9.624×10^{-1}	1.731×10^{11}
p_{20}	1.553×10^{-7}	-2.257×10^{-7}	4.791×10	-9.354×10^{-7}	-2.189×10^5
p_{11}	2.136×10^{-7}	3.365×10^{-4}	1.304×10^2	7.963×10^{-5}	-6.681×10^8
p_{02}	-5.918×10^{-2}	1.609	-2.179×10^6	-2.920	-6.959×10^{11}
p_{30}	-1.518×10^{-11}	8.902×10^{-10}	5.260×10^{-4}	1.158×10^{-9}	3.694×10^2
p_{21}	-7.079×10^{-8}	7.707×10^{-7}	-1.262	-1.799×10^{-6}	7.398×10^5
p_{12}	2.480×10^{-7}	9.199×10^{-6}	-3.189×10^2	-1.700×10^{-4}	8.876×10^8
p_{03}	2.651×10^{-2}	-9.120×10^{-1}	1.714×10^6	2.568	5.585×10^{11}

4.1 模型性能仿真实证

首先测试可变参数模型与传统固定参数模型在 25℃下特定 HPPC 工况的电压跟踪能力, 选择 $A_{\text{SOC}}=0.8$, 脉冲放电流为 0.3C, 3 种模型的电压预测效果如图 7 所示, 定义误差 U_{Error} 为模型预测值与测量真实值间的差值。

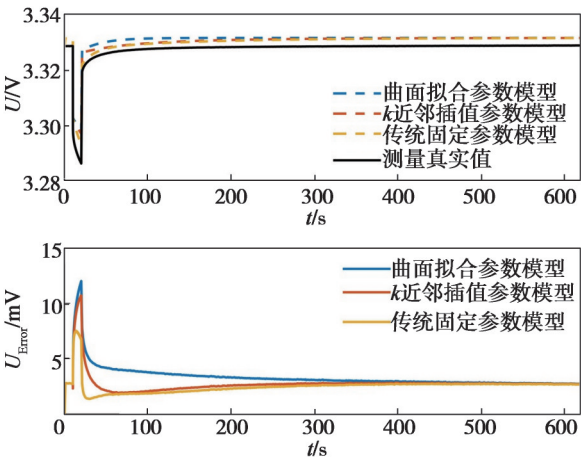


图7 在固定工况下不变参数与变参数模型的性能比较
Fig. 7 Performance comparison between constant-parameter and variable-parameter models under fixed conditions

由图 7 可知, 基于标定数据建立的固定参数模型在标定条件下的性能优势明显。使用方均根误差 (RMSE) 衡量预测值与真实值的偏差程度时, 传统固定参数模型的 RMSE 值为 0.005 8 V, 而曲面拟合参数模型与 k 近邻插值参数模型的 RMSE 值分别为 0.008 2 V 和 0.007 5 V。由此可知, 即使采用标定参数, 传统模型预测值与真实值间仍然有较大误差, 从侧面验证了二阶等效电路模型对实际电池性能的模拟仿真仍存在一定不足; 尽管两种变参数模型在预测精度方面略逊于传统模型, 但其输出电压的变化趋势符合真实情况, 依然具有一定准确性。

采用 0.5C 恒流放电叠加全脉冲电流 HPPC 测试的方法测试两种变参数模型对电池输出电压的跟踪性能,

如图 8 所示。

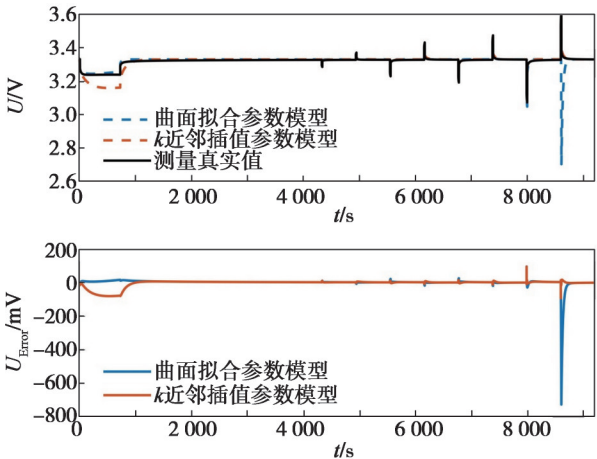


图8 在非固定工况下变参数模型的性能比较
Fig. 8 Performance comparison between variable-parameter models under non-fixed conditions

该 228 Ah 电芯先以 0.5C 恒流放电, 之后静置 60 min 使电池 A_{SOC} 降至 0.8, 然后进行全脉冲电流 HPPC 测试, 两种模型的电压预测值与真实值在绝大部分测量区间内保持一致, 仅在 0.5C 恒流放电区间与 2C 脉冲充电过程中产生较大差异。曲面拟合参数模型和 k 近邻插值参数模型的 RMSE 值分别为 0.087 6 V 和 0.016 7 V。

在恒流放电区间, k 近邻插值参数模型的预测精度要明显弱于曲面拟合参数模型, 这是因为 0.5C 放电电流属于未标定电流, 是根据拟合模型或通过插值计算得到该电流下的模型参数值, 该段差异显示出曲面拟合模型对非固定工况下未在标定参数附近的电压预测性能要明显优于 k 近邻插值参数模型。然而对于已标定的参数, 尤其是接近于 0 的临界参数, 由于曲面的平滑过渡该参数被计算为负值, 造成了明显区别于真实值的误差。例如在 8 000 ~ 9 000 s 区间段对电芯进行 2C 脉冲充电时, 由于电容 C_1 数值的负值突变使得时间常数 τ_1 突变为负, 阻容网络 R_1C_1 的端电压反向增大, 最终使曲面拟合参数模型输出了背离测量真实值的预测值; 而 k 近邻插值模型由于采用加权计算, 不会出现参数为

负的情况,显示出较好的参数预测稳定性,特别是在已标定参数附近的预测精确性优于曲面拟合模型。

综上所述,对于固定工况下的电压预测,传统固定参数模型性能优于可变参数模型,但不具备非固定工况下参数预测能力。

对于非固定工况下的电池输出预测,由于本文未对标定表格进行数据标准化,使得 k 近邻插值模型在电流变化情况下对未在标定参数附近的输出电压预测准确性明显弱于曲面拟合模型,但由于 k 近邻插值法采用了加权计算,在标定参数附近的输出电压预测能力与稳定性要明显优于曲面拟合法。

4.2 基于实车数据的模型性能测试

针对可变参数模型拥有对非固定工况下模型参数值的预测能力,本节采用2024年7月2日FXD3H型电电混合动力调车机车在北京机务段执行客车编组调度作业时车载磷酸铁锂电池的运行数据对本文提出的两种模型进行性能测试。机车运行工况分为3类:第1类为停车待机状态,电池系统输出电流约为3 A,电芯电压波动较小;第2类为中低速平稳运行状态,电池系统输出电流范围在15~30 A,电芯电压波动较大;第3类为加速牵引状态,电池系统输出电流在80 A以上,电芯电压下降剧烈。此外,在当日12时05分和22时17分对电池系统进行了2次充电。由于机车运行温度不固定(在25℃上下浮动),现场工况不确定以及设备数据采集问题等,采用实车数据进行模型预测难度极大,图9显示了两种变参数模型对该实车数据的拟合情况。

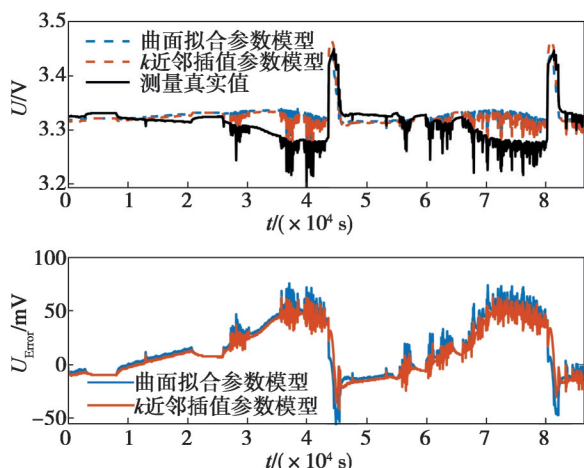


图9 变参数模型对实车数据的拟合情况

Fig. 9 Fitting of variable-parameter models to real locomotive data

尽管实车工况复杂,两种变参数模型依然显示出一定的预测准确性,尤其是在车载锂离子电池充电完毕后运行情况下,两种模型预测误差均在25 mV以内,但在放电工况下模型的预测性能较差。给出两种变参数模型的全局预测误差,曲面拟合参数模型的RMSE值为0.029 4 V, k 近邻插值参数模型的RMSE值为

0.025 4 V,可见对于实车数据的预测性能, k 近邻插值参数模型总体要优于曲面拟合参数模型。

5 结束语

传统二阶等效电路固定参数模型难以描述复杂多变工况下的电池性能,因此本文提出了改进的二阶可变参数模型,在考虑阻容参数与荷电状态关系的基础上引入电流作为参考因素,使可变参数模型能够跟踪变电流工况下的电池电压,使模型展现出了较高的准确性。

本文首先构建了二阶等效电路离散模型,再通过恒流充放电与HPPC测试混合试验测得电池OCV与SOC值的关系曲线,获得电芯充放电效率值;接着利用非线性最小二乘辨识算法基于HPPC测试数据进行模型参数辨识,获得了欧姆内阻、极化阻容等参数并形成5个参数的二维表格,然后使用两种参数拟合方法对表格进行缺失值填补;最后完成两种变参数模型在不同工况下的性能验证,结果显示两种模型对实车数据的电压跟踪误差RMSE均小于30 mV,并且基于 k 近邻插值算法的变参数模型性能要优于曲面拟合参数模型。本文研究可为磷酸铁锂电池可变参数模型的建立提供新的思路。

未来,笔者团队将继续改进 k 近邻插值算法^[21],对参数的二维数据表格进行特征标准化,并使用交叉验证选择最优 k 值,提升变参数模型的预测精度与计算效率。同时,针对曲面拟合变参数模型参数预测为负的问题优化拟合多项式的阶次,对参数预测施加数值约束以提升模型预测的稳定性。

参考文献:

- [1] 马良. 车用锂离子动力电池荷电状态估计研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2022.
MA Liang. Study of state of charge estimation for lithium-ion power batteries of electric vehicle[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2022.
- [2] 中国城市轨道交通协会. 中国城市轨道交通协会五年发展规划(2023年—2027年)[J]. 城市轨道交通, 2023(12): 8-14.
CAMET. Five-year development plan (2023—2027) of the China association of metros[J]. China metros, 2023(12): 8-14.
- [3] 宋业辉, 魏峥, 牛利敏, 等. 双碳背景下轨道交通绿色低碳发展机遇与挑战[J]. 工程建设标准化, 2023(增刊 2): 53-59.
SONG Yehui, WEI Zheng, NIU Limin, et al. Opportunities and challenges of green and low-carbon development in urban rail transit under the dual carbon goals[J]. Standardization of engineering construction, 2023(Suppl 2): 53-59.

- [4] HU Xiaosong, XU Le, LIN Xianke, et al. Battery lifetime prognostics[J]. *Joule*, 2020, 4(2): 310-346.
- [5] CHEN Zeyu, XIONG Rui, TIAN Jinpeng, et al. Model-based fault diagnosis approach on external short circuit of lithium-ion battery used in electric vehicles[J]. *Applied energy*, 2016, 184: 365-374.
- [6] ZHU Feng, FU Jingqi. A novel state-of-health estimation for lithium-ion battery via unscented Kalman filter and improved unscented particle filter[J]. *IEEE sensors journal*, 2021, 21(22): 25449-25456.
- [7] LUCAFERRI V, QUERCIO M, LAUDANI A, et al. A review on battery model-based and data-driven methods for battery management systems[J]. *Energies*, 2023, 16(23): 7807.
- [8] 郭向伟, 高岩, 司阳, 等. 动力电池等效电路模型研究[J]. *传感器与微系统*, 2022, 41(1): 62-64.
GUO Xiangwei, GAO Yan, SI Yang, et al. Research on equivalent circuit model for power battery[J]. *Transducer and microsystem technologies*, 2022, 41(1): 62-64.
- [9] 王顺利, 李小霞, 熊莉英. 锂电池等效电路建模与荷电状态估计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2021.
WANG Shunli, LI Xiaoxia, XIONG Liying. Lithium battery equivalent circuit model building and state of charge prediction[M]. Beijing: China Machine Press, 2021.
- [10] 王乾松. 基于电化学原理的锂离子动力电池等效电路建模与SOC估计[D]. 成都: 西南交通大学, 2022.
WANG Qiansong. Equivalent circuit modeling of lithium-ion power batteries based on electrochemical principles and SOC estimation[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2022.
- [11] 黄顺, 何佳伟, 郑望晓. 基于神经网络的动力电池单体电压差预测方法[J]. *电源学报*, 2023, 21(1): 151-158.
HUANG Shun, HE Jiawei, ZHENG Wangxiao. Prediction method for power battery cell voltage difference based on neural network[J]. *Journal of power supply*, 2023, 21(1): 151-158.
- [12] 王敬翰, 吕杰, 赵丁, 等. 基于BP神经网络的电动汽车动力电池产热估计[J]. *化工进展*, 2024, 43(1): 400-406.
WANG Jinghan, LYU Jie, ZHAO Ding, et al. BP neural network approach for heat generation rate estimation of power battery for electric vehicles[J]. *Chemical industry and engineering progress*, 2024, 43(1): 400-406.
- [13] 孔晴晴. 基于模型驱动和数据驱动的锂离子电池健康状态预测研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
KONG Qingqing. Model-driven and data-driven lithium ion battery SOH prediction research[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [14] 黄奕奇. 基于电化学热耦合模型的锂离子电池老化状态估计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
HUANG Huanqi. Aging state estimation of lithium ion battery based on electrochemical thermal coupling model[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [15] GIORDANO G, KLASS V, BEHM M, et al. Model-based lithium-ion battery resistance estimation from electric vehicle operating data[J]. *IEEE transactions on vehicular technology*, 2018, 67(5): 3720-3728.
- [16] 徐佳宁, 裴磊, 徐冰亮, 等. 基于仿真对比的电池等效电路模型分析[J]. *电测与仪表*, 2017, 54(2): 1-6.
XU Jianing, PEI Lei, XU Bingliang, et al. The equivalent circuit model analysis based on simulation comparison[J]. *Electrical measurement & instrumentation*, 2017, 54(2): 1-6.
- [17] 王维强, 蔡凡昌, 严运兵. 磷酸铁锂电池二阶可变阻容的模型研究[J]. *机械设计与制造*, 2024, 398(4): 23-27.
WANG Weiqiang, CAI Fanchang, YAN Yunbing. Research on the model of the second-order variable resistance-capacitance of lithium iron phosphate battery[J]. *Machinery design & manufacture*, 2024, 398(4): 23-27.
- [18] 黄菊花, 杨志平, 曹铭, 等. 锂离子动力电池参数辨识及其SOC估计[J]. *南昌大学学报(工科版)*, 2019, 41(1): 62-69.
HUANG Juhua, YANG Zhiping, CAO Ming, et al. Parameter identification and SOC estimation of Li-ion power battery in hybrid electric vehicle[J]. *Journal of Nanchang university(engineering & technology)*, 2019, 41(1): 62-69.
- [19] 慕振博, 孙桓五. 基于指数冻结因子的锂电池SOC估算算法[J]. *机械设计与制造*, 2019(6): 92-95.
MU Zhenbo, SUN Huanwu. Lithium ion battery SOC estimation algorithm based on index freeze factor[J]. *Machinery design & manufacture*, 2019(6): 92-95.
- [20] RANJBAR A H, BANAEI A, KHOOBROO A. Online estimation of state of charge in Li-ion batteries using impulse response concept[J]. *IEEE transactions on smart grid*, 2012, 3(1): 360-367.
- [21] DE SILVA H, PERERA A S. Missing data imputation using evolutionary k -nearest neighbor algorithm for gene expression data[C]//IEEE. 2016 Sixteenth International Conference on Advances in ICT for Emerging Regions. Negombo: IEEE, 2016: 141-146.

Research on the performance of variable-parameter models for lithium iron phosphate batteries in rail transit systems

LIAO Ningbin¹, DU Chao¹, YANG Jiayu², LI Xinfang², ZENG Jiabo¹, JIANG Fengbing¹

(1. Zhuzhou CRRC Times Electric Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China;

2. CRRC Dalian Co., Ltd., Dalian, Liaoning 116022, China)

Abstract: Complex multi-physics coupling processes occur within lithium batteries, and high-precision modeling can accurately describe the dynamic characteristics of these batteries, thus facilitating predictions regarding their state performance and degradation trends. Lithium iron phosphate batteries have become the dominant battery type in the rail transit sector due to their advantages of high safety and long cycle time. Based on a second-order resistor-capacitor equivalent circuit model, this paper proposes improved variable resistor-capacitor parameter models that can change the main parameters according to the state of charge (SOC) and current value of batteries, thus affecting the output of the models. Constant-current charging and discharging experiments, as well as pulse power characteristic experiments were conducted on lithium batteries to identify the required model parameters using the nonlinear least squares algorithm. The identified parameters were organized into tables, and the missing values were filled using the surface fitting tool and the k -nearest-neighbor nonparametric interpolation algorithm. This enabled the parameter values to be adapted to battery operating conditions across different SOC and current levels. The performance of the proposed variable-parameter models was verified, with the results indicating that the root mean squared error (RMSE) of the models is about 8 mV under fixed operating conditions. Furthermore, the RMSE of the k -nearest-neighbor interpolation model is about 20% of that of the surface fitting variable-parameter model under non-fixed operating conditions. Finally, the models' accuracy was tested using the real data from a new energy locomotive. The comparison results show that the accuracy of the k -nearest-neighbor interpolation variable-parameter model surpasses that of the surface fitting model. This paper provides a new modeling approach for second-order variable-parameter models tailored for lithium iron phosphate (LiFePO_4) power batteries.

Keywords: rail transit; lithium iron phosphate; battery modeling; variable parameter; surface fitting