

# 锂电池联合状态估计与故障诊断方法研究

王帮亭<sup>1,2</sup> 王莉<sup>1</sup> 郑聪<sup>1</sup> 杨善水<sup>1</sup> 葛彬欣<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106;

2. 上海飞机设计研究院, 上海 200000)

**摘要** 锂电池运行状态存在本体状态估计精度不足、电池组故障状态诊断难度较高的问题, 因此本文提出一种考虑多因素影响的基于电热耦合模型的联合状态估计方法, 并设计基于检测窗口和相关系数的多传感器故障诊断方法。针对锂电池本体状态, 首先基于等效电路模型法构建锂电池的电热耦合模型; 其次分析荷电状态 (SOC) 与健康状态 (SOH) 联合估计机理, 采用扩展卡尔曼滤波算法 (EKF) 和粒子滤波算法 (PF), 结合在线参数辨识方法, 构建涵盖锂电池全生命周期的在线联合估计模型, 实现精确联合状态估计。针对电池组故障状态, 采用基于检测窗口和相关系数的多传感器故障诊断方法, 实现了短路和开路故障的精准诊断与定位。实验结果验证了所提方法的有效性, 所提方法能够准确反映电池运行状态, 具有一定的工程应用价值。

**关键词:** 锂电池; 健康管理; 电热耦合模型; 联合状态估计; 多传感器故障诊断

## Research on joint state estimation and fault diagnosis method for lithium battery

WANG Bangting<sup>1,2</sup> WANG Li<sup>1</sup> ZHENG Cong<sup>1</sup> YANG Shanshui<sup>1</sup> GE Binxin<sup>1</sup>

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106;

2. Shanghai Aircraft Design Research Institute, Shanghai 200000)

**Abstract** The running state of lithium batteries has the problems of insufficient accuracy of ontology state estimation and high difficulty of battery pack fault state diagnosis. A joint state estimation method based on electrothermal coupling model considering the influence of multiple factors is proposed, and a multi-sensor fault diagnosis method based on detection window and correlation coefficient is designed. For the state of lithium battery, firstly, the electrothermal coupling model of lithium battery is constructed based on the equivalent circuit model method. Secondly, the mechanism of joint estimation of state of charge (SOC) and state of health (SOH) is analyzed. Using extended Kalman filter (EKF) and particle filter (PF), combined with online parameter identification method, an online joint estimation model covering the whole life cycle of lithium battery is constructed to achieve accurate joint state estimation. For the battery pack fault state, the multi-sensor fault diagnosis method based on detection window and correlation coefficient realizes the accurate diagnosis and location of short circuit and open circuit faults. The experimental results verify the effectiveness of the proposed method, which can accurately reflect the operation state of the battery, and has certain engineering application value.

**Keywords:** lithium battery; health management; electro-thermal coupling model; joint state estimation; multi-sensor fault diagnosis

## 0 引言

锂电池作为一种高效的储能装置, 凭借高能量密度、低自放电率、高充放电效率及较长的使用寿命,

广泛应用于电气系统, 尤其在备用电源系统中发挥着关键作用<sup>[1]</sup>。储能系统对锂电池的性能和安全性要求极其苛刻, 不仅涉及极端温度变化、快速充放电需求, 还面临振动、冲击等复杂工况。这些

环境因素加剧了锂电池的老化和故障风险,使电池管理中的状态估计与故障诊断变得尤为复杂<sup>[2]</sup>。因此,如何在锂电池的全生命周期中有效应对多因素影响,开发高效的健康管理技术以准确反映锂电池系统运行状态,是目前亟待解决的关键问题。

锂电池系统的运行状态包括正常运行下的性能状态及异常情况下的故障状态。锂电池本体状态估计通过测量与分析电池内部参数,来预测与评估其性能。荷电状态(state of charge, SOC)的精准估计对于电池管理系统中的性能优化控制具有至关重要的作用,现有方法主要包括基于表征参数法<sup>[3]</sup>、安时积分法<sup>[4]</sup>、基于数据驱动的方法<sup>[5]</sup>及基于模型的方法<sup>[6]</sup>。前两种方法简便易用,常应用于实际工程项目中,但精度有限;基于数据驱动的方法虽然不依赖电池内部模型,但性能易受训练数据集质量和电池之间差异的影响;基于模型的方法要求首先构建精确的等效模型,结合高效估计算法实现更为精准的估计。健康状态(state of health, SOH)估计主要与电池老化相关。直接测量法<sup>[7]</sup>对环境变化较为敏感,数据驱动法<sup>[8-9]</sup>依赖大规模的电池老化数据,间接分析法<sup>[10]</sup>则通过分析与电池老化相关的参数进行估计。在经历多个充放电循环后,电池老化通常会加大SOC估计的误差,因此需要采用联合估计方法来提高估计精度。针对锂电池联合状态估计方法,国内外学者已有部分研究。基于模型的联合估计,不考虑温度影响时多采用RC等效电路模型作为研究对象<sup>[6, 11-12]</sup>,少数采用分数阶模型以更好地描述锂电池极化特性<sup>[13]</sup>;考虑温度的精确联合状态估计须采用集总参数热模型与RC等效电路模型共同建立电热耦合模型<sup>[14-16]</sup>,此方面的研究成果较少,且目前尚无SOC-SOH联合估计方法的相关研究。基于数据的联合状态估计虽然无需构建相关模型,但在实际应用中难以选择训练数据与测试数据<sup>[17]</sup>。

锂电池作为高能量密度的储能设备,生产制造中的潜在缺陷及复杂多变的应用环境均可能导致故障。模型驱动方法的早期研究集中在线性系统的状态观测器设计,如卡尔曼滤波等,后续发展到基于非线性观测器、滑模观测器及自适应观测器的方法,对复杂非线性系统的故障进行在线识别时,对模型的准确性要求较高,一旦模型存在不确定性或结构失配,诊断精度就会显著下降。数据驱动方法多利用传统机器学习或深度学习算法,自动提取特征并

构建分类或回归模型来实现故障检测与诊断,但需要大量高质量的故障样本,且对训练数据的分布敏感,一旦工况发生较大变化,模型的泛化性能会下降。基于多传感器的融合方法针对复杂系统的多维、多源、多时域数据,利用融合技术(如加权平均融合、卡尔曼滤波融合、状态观测器融合等)及数据相关性分析,来提升故障检测的准确度和抗干扰能力,提升对故障过程动态变化的捕捉能力与鲁棒性,是未来的发展趋势。

综上所述,当前锂电池系统全生命周期健康管理的研究主要聚焦于基于模型和数据驱动的估计方法,然而这些方法受限于模型构建精度及数据质量。针对现有方法的不足,本文对锂电池系统全生命周期的健康管理策略进行深入研究,主要工作如下:

1) 基于Thevenin等效电路模型和集总参数热模型,建立锂电池精确的电热耦合模型。

2) 基于电热耦合模型,采用含遗忘因子的递推最小二乘(recursive least squares with forgetting factor, FFRLS)法进行在线参数辨识,提出锂电池全生命周期SOC与SOH联合状态估计方法。

3) 针对不同故障模式下电池组中不同位置电池的状态、外特性变化进行分析,提出基于检测窗口与相关系数的多传感器故障诊断方法,实现故障诊断与定位。

## 1 锂电池全生命周期联合状态估计方法

### 1.1 电热耦合模型建立与参数辨识

#### 1) Thevenin等效电路模型

目前有多种描述锂电池电气特性的模型<sup>[18]</sup>,其中等效电路模型在不同工况下具有良好的适用性。本文选择如图1所示的Thevenin等效电路模型进行建模。

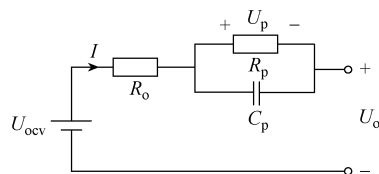


图1 Thevenin等效电路模型

图1中, $U_{ocv}$ 为蓄电池的开路电压, $R_o$ 为蓄电池的内阻,电阻 $R_p$ 和电容 $C_p$ 用于模拟蓄电池内部的极化, $U_p$ 为 $R_p$ 和 $C_p$ 两端的电压,端电压 $U_o$ 随着电流 $I$ 变化。根据电路原理列出式(1),并对其采用拉普拉斯变换进行离散化。

$$\begin{cases} \frac{dU_p}{dt} = -\frac{U_p}{R_p C_p} + \frac{I}{C_p} \xrightarrow{\text{拉普拉斯变换}} \\ U_o = U_{ocv} - U_p - IR_o \\ \begin{cases} U_p = \frac{R_p}{R_p C_p s + 1} I \\ U_{ocv} = \frac{R_p}{R_p C_p s + 1} I + R_o I + U_o \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

令  $\tau_p = R_p C_p$ , 有

$$(\tau_p s + 1)U_{ocv} = (R_p + R_o)I + \tau_p R_o s I + \tau_p U_o s + U_o \quad (2)$$

令  $R_p + R_o = a$ 、 $\tau_p R_o = b$ 、 $\tau_p = c$ 、 $s = (X_k - X_{k-1})/\Delta t$ , 其中  $s$  为拉普拉斯变换中的复变量,  $X_k$  与  $X_{k-1}$  分别代表离散时间点  $k$  时刻和  $k-1$  时刻对应的系统状态变量,  $\Delta t$  为离散化过程中的采样时间间隔, 通过这两个离散时刻的状态量差值与  $\Delta t$  的比值, 将拉普拉斯变换中的复变量  $s$  进行离散化, 由此可得

$$U_{ocv,k} - U_{o,k} = \frac{c}{\Delta t + c}(U_{ocv,k-1} - U_{o,k-1}) + \frac{a\Delta t + b}{\Delta t + c}I_k - \frac{b}{\Delta t + c}I_{k-1} \quad (3)$$

令  $k_1 = c/(\Delta t + c)$ 、 $k_2 = (a\Delta t + b)/(\Delta t + c)$ 、 $k_3 = -b/(\Delta t + c)$ , 可得

$$U_{ocv,k} - U_{o,k} = k_1(U_{ocv,k-1} - U_{o,k-1}) + k_2 I_k + k_3 I_{k-1} \quad (4)$$

根据式(4), 即可通过  $k-1$  时刻的开路电压  $U_{ocv,k-1}$  和端电压  $U_{o,k-1}$ 、 $k-1$  时刻和  $k$  时刻的电流  $I_{k-1}$  和  $I_k$ , 获得  $k$  时刻的开路电压  $U_{ocv,k}$  和端电压  $U_{o,k}$ , 实现对  $k$  时刻的电压估计。

## 2) 集总参数热模型

通过权衡模型的准确性与快速性, 采用如图2所示集总参数热模型模拟锂电池的热特性<sup>[14]</sup>。

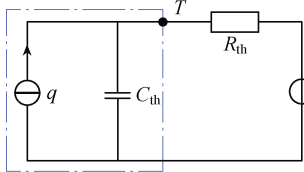


图2 集总参数热模型

图2中, 蓝色点划线框内表示蓄电池组,  $q$  为锂电池的生热速率,  $T$  为表面温度,  $T_a$  为环境温度,  $R_{th}$  为热阻,  $C_{th}$  为热容。根据 Bernardi 方程<sup>[19]</sup>, 锂电池的热量包含欧姆内阻、极化内阻对应的不可逆

热和电化学反应对应的可逆热, 所以生热速率  $q$  可以表示为

$$q = (U_o - U_{ocv})I + \frac{\partial U_{ocv}}{\partial T} IT \quad (5)$$

根据热路原理可得

$$C_{th} \frac{dT}{dt} + \frac{T - T_a}{R_{th}} = q \quad (6)$$

对其采用前向欧拉方法进行离散化得

$$T_k = \left(1 - \frac{\Delta t}{R_{th} C_{th}}\right) T_{k-1} + \frac{\Delta t}{R_{th} C_{th}} T_{a,k-1} + \frac{\Delta t}{C_{th}} q_{k-1} \quad (7)$$

令  $\tau_{th} = R_{th} C_{th}$ 、 $w_1 = 1 - \Delta t/\tau_{th}$ 、 $w_2 = \Delta t/\tau_{th}$ 、 $w_3 = \Delta t/C_{th}$ , 整理得

$$T_k = w_1 T_{k-1} + w_2 T_{a,k-1} + w_3 q_{k-1} \quad (8)$$

根据式(8), 即可通过  $k-1$  时刻的表面温度  $T_{k-1}$ 、生热速率  $q_{k-1}$  和环境温度  $T_{a,k-1}$ , 获得  $k$  时刻的表面温度  $T_k$ , 实现对  $k$  时刻的表面温度估计。

## 3) 电热耦合模型

基于以上 Thevenin 等效电路模型与集总参数热模型, 明确模型之间的参数交互, 构建多参数电热耦合模型如图3所示。电-热参数交互过程为: ①通过实时测量的  $k$  时刻电流  $I_k$  及在线辨识后计算的结果, 计算得到开路电压  $U_{ocv}$  和端电压  $U_o$ ; ②将  $U_{ocv}$ 、 $U_o$  代入式(5)得到  $k-1$  时刻生热速率  $q_{k-1}$ ; ③结合  $k-1$  时刻的表面温度  $T_{k-1}$  和环境温度  $T_{a,k-1}$ , 实现对  $k$  时刻的表面温度  $T_k$  的估计。

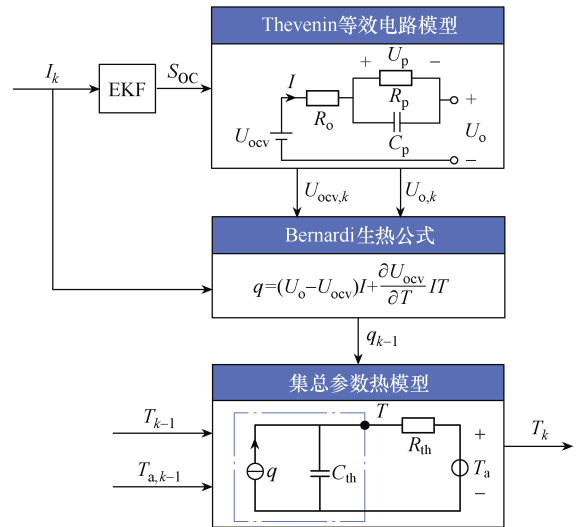


图3 电热耦合模型

#### 4) 基于 FFRLS 的在线参数辨识

受电流倍率、电池温度等因素对电池内部化学反应的影响, 模型参数的最优解会随电池的运行发生变化。为了提升模型精度, 降低建模成本, 本文采用含遗忘因子的递推最小二乘法辨识模型参数, 辨识结果如图 4 所示。

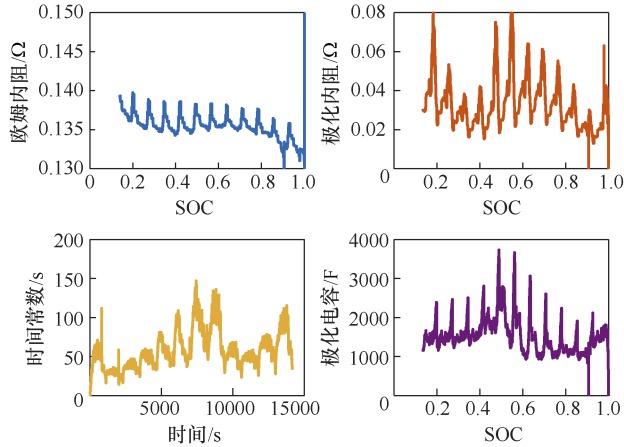


图 4 基于 FFRLS 参数辨识结果

### 1.2 SOC-SOH 联合状态估计

#### 1) 联合估计机理分析

锂电池的 SOC 表示为剩余容量与最大可用容量的比值, 该物理量无法通过直接测量获得; SOH 表示当前最大可用容量与初始最大可用容量之比, 是表征锂电池老化程度的物理量, 计算公式如式(9)所示。在锂电池的全生命周期中, 循环充放电过程会使电池老化、容量衰减, 且环境温度也会影响电池的当前实际容量, 因此 SOC 的精确估计受到 SOH 与环境温度等多因素影响, 故建立以下公式描述其耦合关系。

$$S_{OHn} = \frac{Q_n}{Q_N} \times 100\% \quad (9)$$

$$S_{OCk,n} = S_{OCk-1,n} - \frac{I_k \Delta t}{S_{OHn} Q_0 (T_a)} \quad (10)$$

式中:  $n$  为当前循环次数;  $S_{OHn}$  为锂电池当前的健康状态;  $Q_n$  为当前最大可用容量;  $Q_N$  为额定容量, 是国家标准规定的常温下初始最大可用容量;  $S_{OCk,n}$  为当前时刻荷电状态;  $S_{OCk-1,n}$  为上一时刻荷电状态;  $Q_0$  为初始最大可用容量;  $I_k$  为电池电流, 放电为正, 充电为负;  $\Delta t$  为  $k-1$  时刻与  $k$  时刻的时间差。SOC 在较短时间尺度内变化, 而 SOH 在长时间尺度内变化, 如果忽略 SOH 的变化, 会导致 SOC 估计的误差累积。因此, 为了实现锂电池全生命周期的联合状态估计, 考虑环境温度和老化程度

的影响十分必要。

由于粒子滤波算法 (particle filter, PF) 在高度非线性和多模态分布场景下具有优势, 适宜处理 SOH 这类缓慢演变、测量稀疏、机理复杂的健康参数估计; 而扩展卡尔曼滤波算法 (extended Kalman filter, EKF) 具备高效的递推特性, 能够频繁更新且有着较快的响应速度, 能满足 SOC 放电/充电动态变化的实时性需求。因此, 本文首先采用 PF 对 SOH 进行估计, 再结合 SOH 数据采用 EKF 对 SOC 进行估计。

#### 2) 基于 EKF 的锂电池 SOC 估计

卡尔曼滤波法通过结合电池的电流和电压测量值来估计 SOC, 通过观测值和预测值之间的差异来调整状态估计值的权重, 以实现更准确的状态估计。针对电池模型的非线性, 本文采用 EKF, 通过对电池模型方程进行泰勒级数展开, 对非线性系统进行线性化处理, 然后构建状态方程和观测方程, 进行 SOC 的估算。建立 Thevenin 等效电路模型后, 结合式(10)采用基尔霍夫电流定律和基尔霍夫电压定律建立状态空间的数学模型, 离散化处理后可得

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}u_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ y_k = U_{ocv}(S_{OC}, T) + Du_k + \mathbf{C}\mathbf{x}_{k-1} + v_k \end{cases}$$

$$\downarrow$$

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} S_{OCk} \\ U_{p,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(-\frac{\Delta t}{C_{p,k-1}R_{p,k-1}}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{OCk-1} \\ U_{p,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\eta \frac{\Delta t}{S_{OHn}Q_0} \\ R_{p,k-1} \left(1 - \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_{p,k-1}(S_{OC}, T)}\right)\right) \end{bmatrix} I_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ U_{o,k} = U_{ocv,k-1}(S_{OC}, T) - R_{o,k-1}I_k - [0 \quad 1] \begin{bmatrix} S_{OCk-1} \\ U_{p,k-1} \end{bmatrix} + v_k \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{x}_k$  为状态矩阵;  $y_k$  为观测变量;  $u_k$  为控制变量;  $v_k$  为观测变量的测量噪声;  $\boldsymbol{\omega}_k$  为状态变量的过程噪声;  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{B}$  为输入矩阵, 体现输入量  $I_k$  对状态变量的影响;  $\mathbf{C}$  为观测方程中状态变量的系数矩阵, 用于将状态变量映射到观测值;  $D$  为观测方程中输入量  $I_k$  的系数;  $\eta$  为充放电效率系数, 此处取 1。假设噪声具有高斯分布, 记作  $\mathbf{v} \sim N(0, \mathbf{R})$  和  $\boldsymbol{\omega} \sim N(0, \mathbf{Q})$ ,  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{Q}$  为噪声的协方差矩阵,

将状态矩阵  $\mathbf{x}_k$ 、观测变量  $y_k$ 、控制变量  $u_k$  作以下设定。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = [S_{\text{OC}k} \ U_{\text{p},k}]^T \\ y_k = U_{\text{o},k} \\ u_k = I_k \end{cases} \quad (12)$$

基于式 (11) 和式 (12)，采用雅克比矩阵将非线性观测模型线性化为

$$\mathbf{H} = \frac{dy}{dx} = \begin{bmatrix} -1 & \frac{\partial U_{\text{ocv}}(S_{\text{OC}})}{\partial S_{\text{OC}}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

雅克比矩阵  $\mathbf{H}$  定义为观测变量  $y$  关于状态向量  $\mathbf{x}$  的导数，由常数和  $U_{\text{ocv}}$  关于 SOC 的偏导数组成，这反映了开路电压如何随 SOC 变化而变化。EKF 在进行电池 SOC 估计时，利用雅可比矩阵来近似处理系统的非线性特性，雅可比矩阵描述了状态变量对观测量的敏感度，EKF 通过雅可比矩阵将非线性模型线性化，逐步修正 SOC 的估计值。

### 3) 基于 PF 的 SOH 估计

粒子滤波算法是一种基于序贯蒙特卡洛 (sequential Monte Carlo, SMC) 方法的滤波技术，它通过使用一组随机样本 (粒子) 来近似表示状态的概率密度函数，并利用这些粒子的加权平均来估计系统的状态。PF 适用于处理具有非线性和/或非高斯噪声的系统，因此成为电池管理系统中估计电池 SOH 的理想选择。其优势在于灵活性和鲁棒性，不依赖电池模型的具体形式，并能够有效地处理电池模型的不确定性和外部扰动。

SOH 在较长时间尺度内发生变化，经过 Matlab 曲线拟合工具箱对电池容量随循环次数变化的数据进行指数拟合，能够得到双指数经验模型<sup>[20]</sup>为

$$S_{\text{OH}n} = a_n \exp(b_n n) + c_n \exp(d_n n) \quad (14)$$

式中，参数  $a_n$ 、 $b_n$ 、 $c_n$ 、 $d_n$  作为粒子滤波算法的输入，代表的是特定于锂离子电池性能衰退过程中的特征量，这些参数通过拟合电池的实际容量衰退数据获得。 $a_n$  和  $c_n$  主要代表电池容量衰退过程中的两个不同衰退机制的初始影响大小； $b_n$  和  $d_n$  描述随着循环次数增加，上述两种衰退机制对电池总容量影响的变化速率或衰减速度。

根据以上双指数模型，得出状态变量  $\mathbf{X}_n$ 、观测变量  $Z_n$  分别为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_n = [a_n \ b_n \ c_n \ d_n]^T \\ Z_n = S_{\text{OH}n} \end{cases} \quad (15)$$

则状态方程与观测方程可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_n = f(\mathbf{X}_{n-1}) + \mathbf{W}_n \\ Z_n = h(\mathbf{X}_n) + V_n \end{cases} \quad (16)$$

式中： $\mathbf{W}_n$  为系统的过程噪声； $V_n$  为观测噪声，分别设置为高斯白噪声和有色噪声； $f(\mathbf{X}_{n-1})$  为状态转移函数，表示状态变量不同时刻的演变关系，描述锂电池健康状态模型中参数随循环次数  $n$  的变化规律，体现系统内部动态特性； $h(\mathbf{X}_n)$  为观测函数，用于建立状态变量与观测变量的映射关系，此处通过状态变量  $\mathbf{X}_n = [a_n \ b_n \ c_n \ d_n]^T$  计算观测值  $S_{\text{OH}n}$ 。PF 通过模拟许多“粒子”来估计电池的健康状态，其中每个粒子表示一个可能的电池状态，而粒子的权重表明该状态与实际观测数据的吻合程度。在每个时间点，算法先根据状态方程预测每个粒子的下一状态，再根据新的观测数据更新其权重。为防止某些粒子的权重过高而减少粒子多样性，算法进行重采样，即淘汰低权重粒子并复制高权重粒子，从而维持粒子群的代表性和提升估计的精度。

### 4) 基于 FFRLS 的在线联合状态估计

电池温度、老化等因素会对电池内部产生影响，从而使参数辨识结果发生变化。本文采用 FFRLS 控制历史数据对当前参数估计的贡献程度，结合差分方程式 (4) 与式 (8)，辨识 Thevenin 等效电路模型和集总参数热模型的内部参数。

基于 FFRLS 的锂电池全生命周期在线联合状态估计方法框图如图 5 所示，共包含 5 个模块：电池本体、Thevenin 等效电路模型、集总参数热模型、SOC 估计模块 (EKF-SOC) 和 SOH 估计模块 (PF-SOH)。首先对电池本体  $k-1$  时刻的表面温度、环境温度、端电压、电流及电池容量进行参数测量；表面温度、环境温度数据输入集总参数热模型对  $k$  时刻的表面温度进行计算，端电压、电流数据输入 Thevenin 等效电路模型用于内部元件的参数辨识，电热耦合模型之间存在表面温度与电池生热速率的参数交互，最终实现电热耦合模型的精确参数辨识；电池容量数据输入粒子滤波算法中对 SOH 进行估计；最终将 SOH 估计与参数辨识的结果输入扩展卡尔曼滤波算法中实现 SOC 估计。

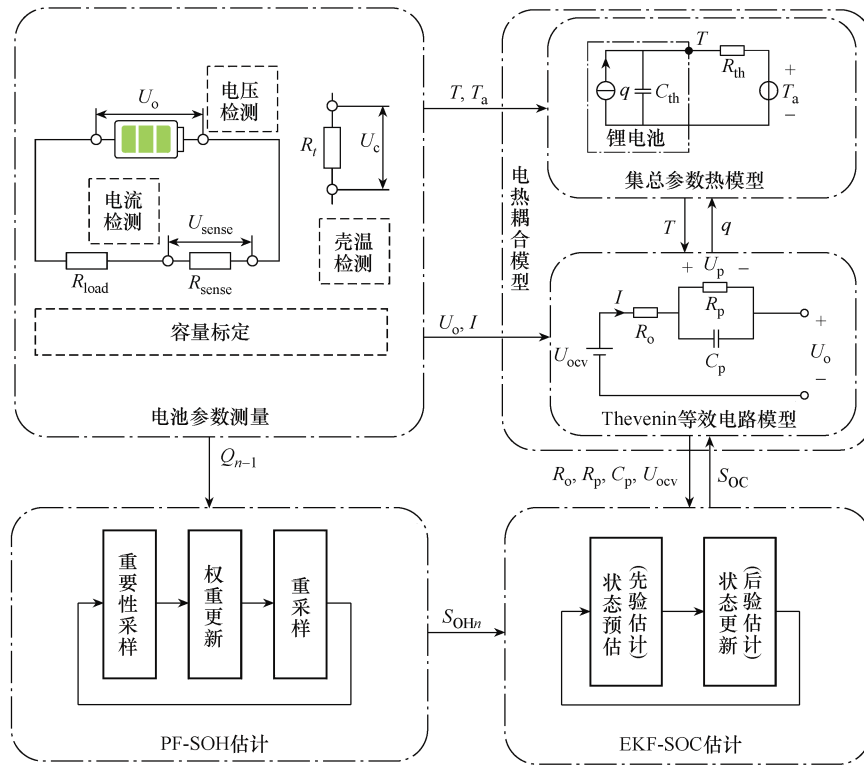


图 5 基于 FFRLS 的锂电池全生命周期在线联合状态估计方法框图

## 2 基于检测窗口与相关系数的多传感器故障诊断方法

### 2.1 故障诊断机理分析

锂电池组的故障模式主要包括内部短路故障和开路故障，这两种故障类型对锂电池的安全性和性能产生重大影响。内部短路通常由电极材料的电子直接连接引起，可能由内部锂枝晶穿透隔膜或外部因素如穿刺导致。这种故障会导致局部电流密度较高，引发电池过热甚至热失控。开路故障通常由电池连接的松动或断开引起，导致电池组部分或全部电池失去功能，影响整个系统的性能。因此，锂电池组的故障诊断方法研究对于锂电池组能否正常运行至关重要。

### 2.2 多传感器故障检测方法

锂电池组的多传感器故障检测方式如图 6 所示，图中共有  $M$  条并联支路，每条并联支路上串联  $N$  个电池单体。

多传感器故障检测方法在每条支路上设置一个电流传感器和若干个电压传感器进行数据采集。假设每个电压传感器检测  $n_{bat}$  节电池的端电压，则每条支路所需的电压传感器个数  $S$  可由式 (17) 计算，

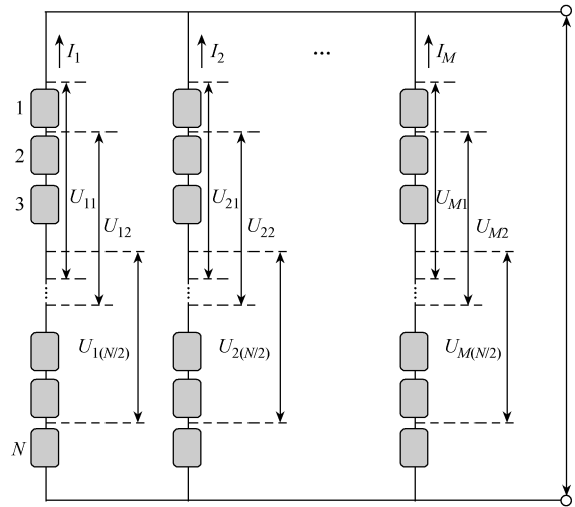


图 6 多传感器故障检测方式

计算结果向上取整数。当  $n_{bat}=N/2$  时，所需电压传感器最少。

$$S = \frac{N-1}{2n_{bat}-1} n_{bat} = \frac{N-1}{2-\frac{1}{n_{bat}}} \quad n_{bat} \leq \frac{N}{2} \quad (17)$$

记电流传感器的测量结果为  $I_1, I_2, \dots, I_M$ ，电压传感器的测量结果为  $U_{ij} (1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N/2)$ 。

当电池组正常工作时,各支路电流相等,即  $I_1=I_2=\dots=I_M$ ,且电压  $U_{ij}$  相等。因此,通过对比各传感器的测量结果变化即可判定故障位置。然而,由于实际应用中的传感器存在一定的噪声,且考虑到工

况复杂多变,单纯比较测量结果是否相等容易产生误判,因此提出基于检测窗口与相关系数的多传感器故障诊断方法。基于检测窗口与相关系数的多传感器故障诊断流程如图7所示。

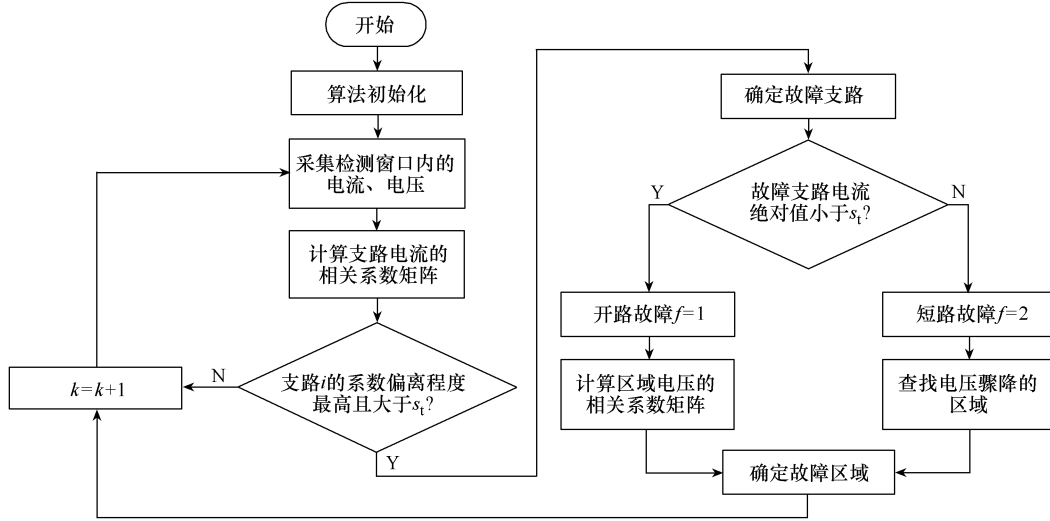


图7 基于检测窗口与相关系数的多传感器故障诊断流程

首先,对故障检测算法进行初始化,将故障类型  $f$ 、故障位置  $i_f$  和  $j_f$  置零,设置检测窗口大小  $L$  和判定阈值  $s_t$ ,存储器记录  $k-L+1$  时刻至  $k$  时刻的采样数据,采样时间为  $\Delta t$ ,则检测窗口时长为  $L\Delta t$ ,检测窗口原理如图8所示。通过控制检测窗口大小  $L$  可以有效地控制数据存储与计算成本。根据噪声大小设置判定阈值  $s_t$ ,  $s_t$  决定了故障判定对测量结果不一致性的敏感程度。

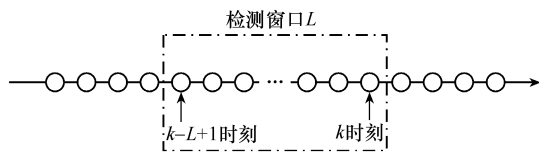


图8 检测窗口原理图

故障诊断开始后,首先对检测窗口内的支路电流进行 Pearson 相关系数计算。得到支路电流的 Pearson 相关系数矩阵后,结合判定阈值  $s_t$  初始设置值,判定偏离系数平均值程度最高的支路为故障支路;由于开路故障会导致支路电流降至 0,短路故障会导致支路电流骤变且变化幅度较大,因此根据支路电流变化可以判定故障类型。

在确定故障支路后,若故障类型为开路故障,则计算检测窗口内的电压数据向量的 Pearson 相关系数矩阵。由于开路故障所在支路无电流流过,故障支路正常部分的传感器电压不变,因此该区域偏

离系数平均值程度最高,而故障部分传感器电压仍会随其他支路的电压发生变化,由此可以通过排除法判定开路故障区域。若故障类型为短路故障,由于短路故障会使电池能量瞬时放出,故障区域电压快速下降,因此可以通过传感器电压变化判定短路故障区域。

### 3 实验验证与分析

#### 3.1 联合状态估计方法验证分析

为了评估全生命周期在线电热耦合模型预测输出电压、表面温度、SOC 和 SOH 的准确性,本文选用方均根误差 (root mean square error, RMSE) 和平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)。

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (z_i - \hat{z}_i)^2} \quad (18)$$

$$e_{\text{MAPE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|z_i - \hat{z}_i|}{z_i} \times 100\% \quad (19)$$

式中:  $z_i$  为实验数据;  $\hat{z}_i$  为模型估计结果;  $m$  为样本总数。

为了在实际硬件环境中体现电池实时动态特性,考虑电磁兼容性、信号干扰等因素对系统性能

的影响,同时提高验证精度,在恒定环境温度下,对锂电池的在线电热耦合模型的端电压估计与 SOC-SOH 联合估计进行半实物实验验证。半实物实验平台如图 9 所示,主要包括电池模拟器、负载和工控机 3 部分,其中继电器开关控制、电压和电流数据采集与模型在线运行均通过工控机实现。环境温度为室温  $20^{\circ}\text{C}$ ,电池初始 SOC 为 90%,满电截止电压为  $3.6\text{ V}$ ,空电截止电压为  $2.0\text{ V}$ ,电池容量为  $1.1\text{ A}\cdot\text{h}$ 。负载选用  $2.8\ \Omega$  的纯阻性电阻。运行中的电池模拟器前面板实时显示当前的端电压、电流、功率、容量和 SOC。

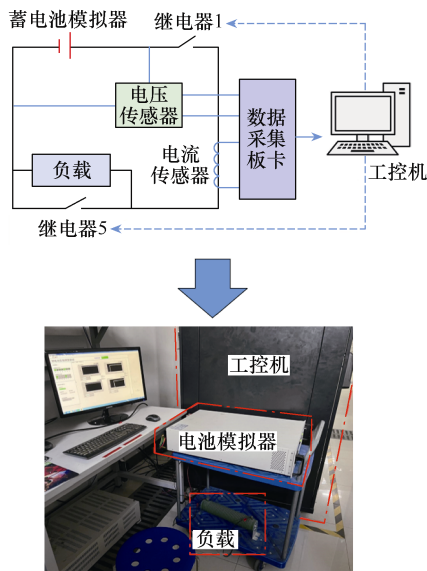


图 9 半实物实验平台

#### 1) 以工作温度为变量的算例验证

下面验证全生命周期在线电热耦合模型在不同环境温度条件下的准确性。选用马里兰大学 CALCE 电池研究实验室开放数据中的 007 号电池,采用  $-10^{\circ}\text{C}$ 、 $10^{\circ}\text{C}$  和  $30^{\circ}\text{C}$  环境温度下的动态压力循环测试 (dynamical stress testing, DST) 剖面动态工况的测试数据。设定循环次数为 600,仿真结果分别如图 10~图 12 所示,不同环境温度下模型误差对比柱形图如图 13 所示,图中“cal”表示全生命周期在线电热耦合模型估计结果,“noT”表示不考虑环境温度影响的模型估计结果,“noN”表示不考虑老化影响的模型估计结果。

由图 10~图 13 可知,在  $-10^{\circ}\text{C}$ 、 $10^{\circ}\text{C}$  和  $30^{\circ}\text{C}$  环境温度下,全生命周期在线电热耦合模型能够准确计算表面温度,并且 SOC 与 SOH 估计结果精度都较高。

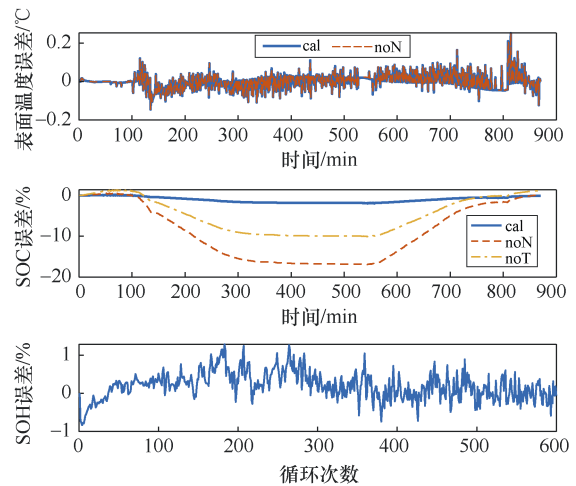


图 10 实验温度为  $-10^{\circ}\text{C}$  时联合估计误差曲线

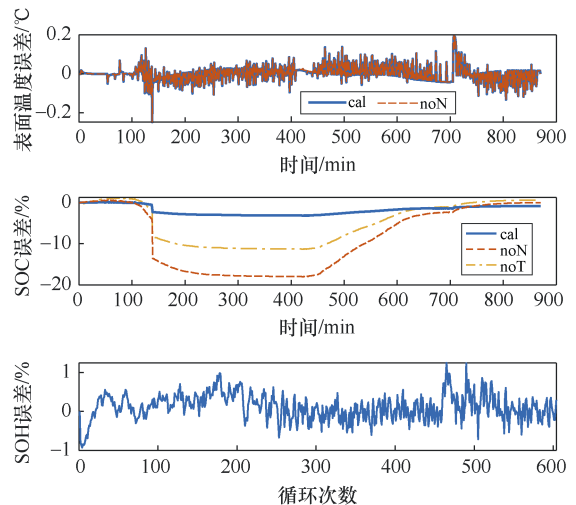


图 11 实验温度为  $10^{\circ}\text{C}$  时联合估计误差曲线

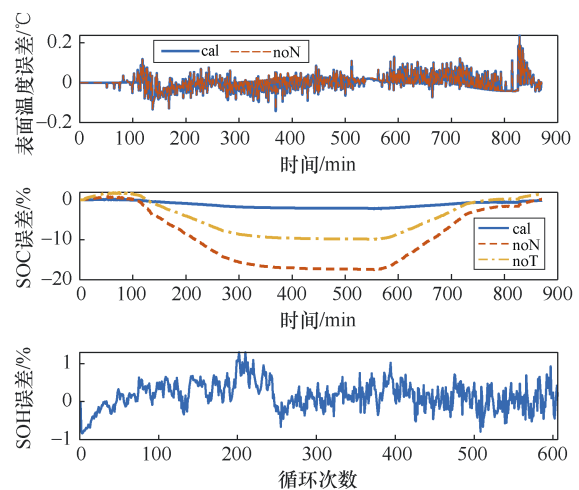
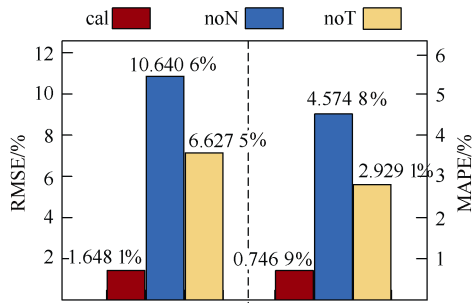


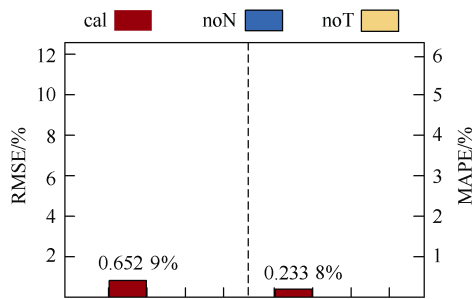
图 12 实验温度为  $30^{\circ}\text{C}$  时联合估计误差曲线

2) 以充放电循环次数为变量的算例验证

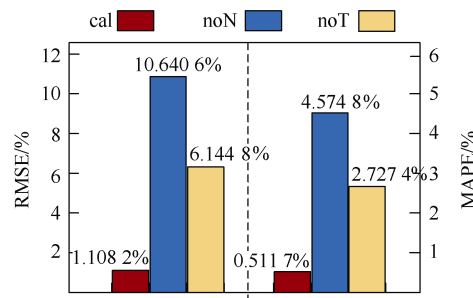
下面验证全生命周期在线电热耦合模型在不同老化程度下的准确性, 使用该模型实时预测丰田研



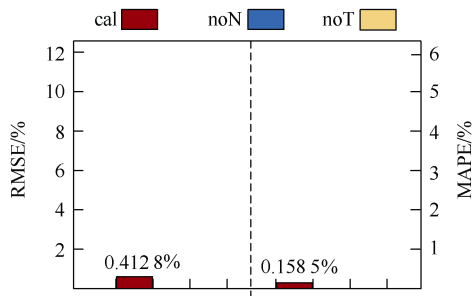
(a) -10°C 时 SOC 估计误差性能指标对比



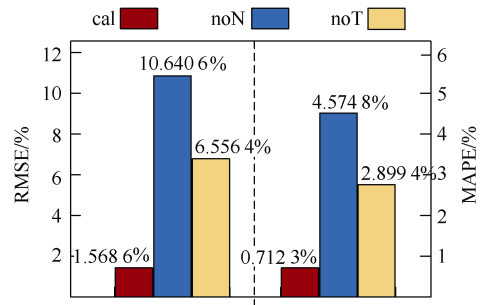
(b) -10°C 时 SOH 估计误差性能指标对比



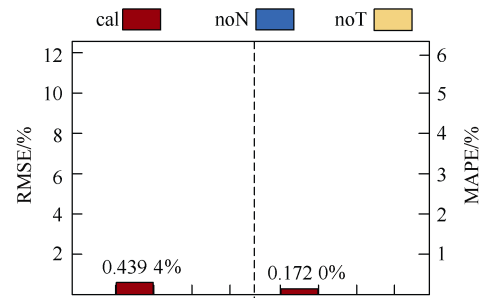
(c) 10°C 时 SOC 估计误差性能指标对比



(d) 10°C 时 SOH 估计误差性能指标对比



(e) 30°C 时 SOC 估计误差性能指标对比



(f) 30°C 时 SOH 估计误差性能指标对比

图 13 不同环境温度下模型误差对比柱形图

究中心开放数据库中 3773 号电池的表面温度、SOC 和 SOH。环境温度设定为 30°C, 在充放电循环次数分别为 100、300 和 600 次的情况下进行实验, 结果分别如图 14~图 16 所示, 不同充放电循环次数下模型误差对比柱形图如图 17 所示。

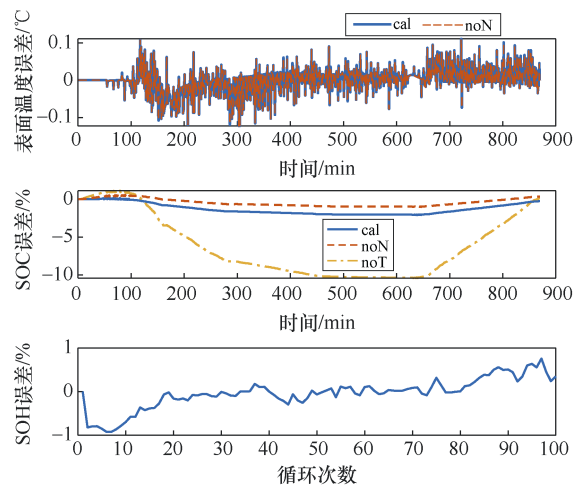


图 14 循环次数为 100 时联合估计误差曲线

由图 14~图 17 可知, 在环境温度为 30°C 时, 全生命周期在线电热耦合模型均能以较高精度实时估计电池的外特性和状态, 其中随着循环次数的增

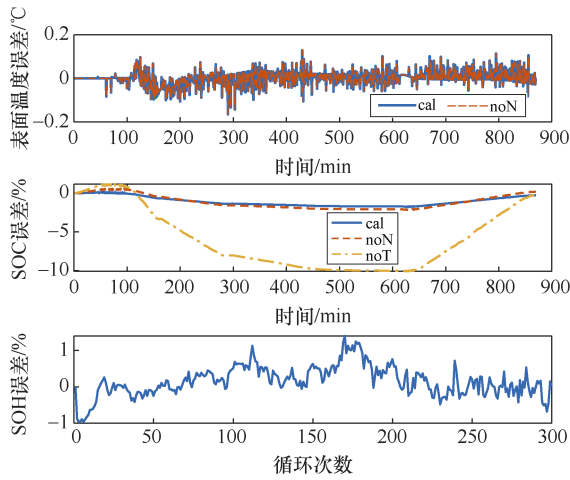


图 15 循环次数为 300 时联合估计误差曲线

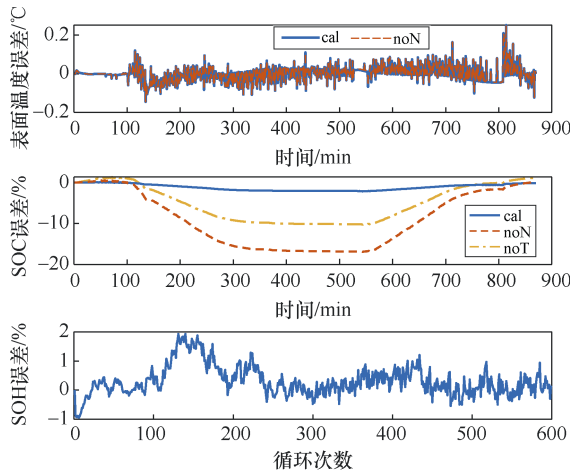
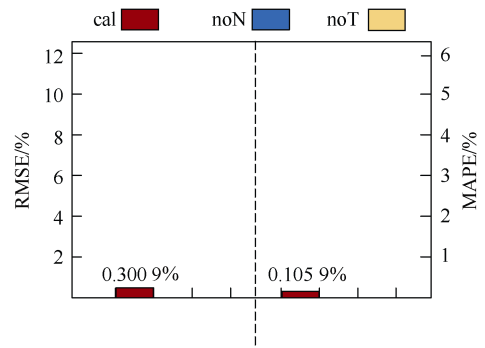


图 16 循环次数为 600 时联合估计误差曲线

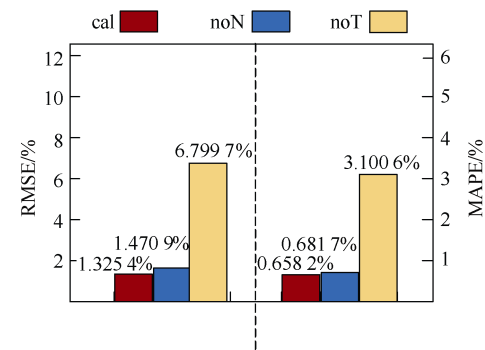
加, 电池老化程度对 SOC 估计的影响逐渐显现, 而本文建立的估计模型均能保持高精度估计。

### 3.2 故障诊断方法的算例仿真及验证分析

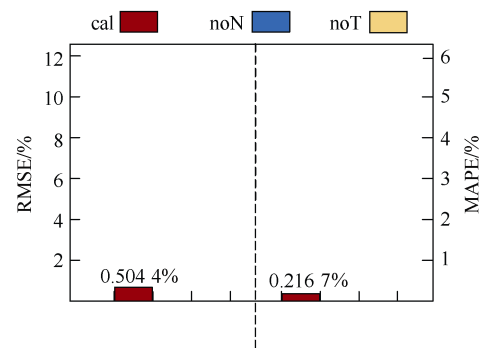
根据 2.1 节所阐述的锂电池组故障机理, 选取锂电池单体短路故障与单体开路故障分别进行仿真。在 Simulink 仿真平台搭建如图 6 所示的锂电池



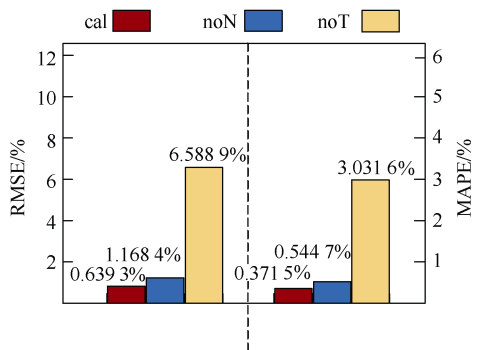
(b) 循环次数为 100 时 SOH 估计误差性能指标对比



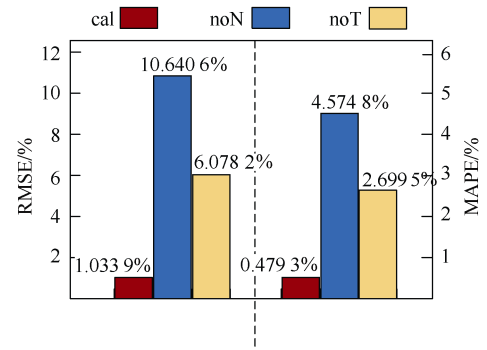
(c) 循环次数为 300 时 SOC 估计误差性能指标对比



(d) 循环次数为 300 时 SOH 估计误差性能指标对比



(a) 循环次数为 100 时 SOC 估计误差性能指标对比



(e) 循环次数为 600 时 SOC 估计误差性能指标对比

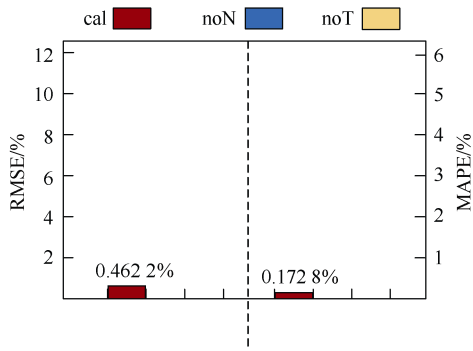


图 17 不同充放电循环次数下模型误差对比柱形图

组仿真模型，并联支路  $M=3$ ，每个支路串联个数  $N=6$ ，每个支路电压传感器个数  $S=3$ 。设置环境温度为  $25^{\circ}\text{C}$ ，由控制模块进行电池单体的故障模式切换。

#### 1) 短路故障算例验证

设置在第  $800\text{ s}$  时支路 2 的第 1 节电池出现短路故障，平均采样时间为  $0.37\text{ s}$ ，对电压、电流传感器均加入方差为  $0.01$  的高斯分布噪声，即传感器准确度分别为  $\pm 10\text{ mV}$  与  $\pm 10\text{ mA}$ 。设置检测窗口大小  $L=40$ ，判定阈值  $s_t=0.2$ 。故障以红色标注，噪声干扰下的短路故障检测结果如图 18 所示。

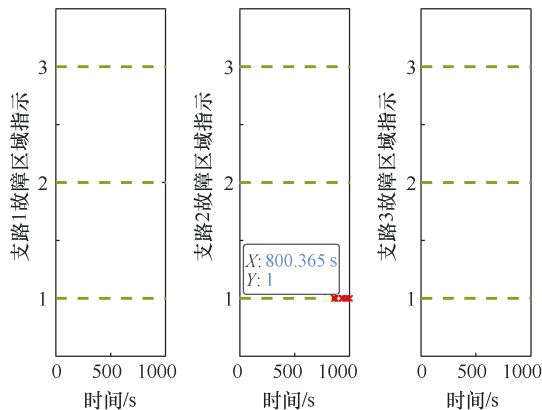


图 18 噪声干扰下的短路故障检测结果

由图 18 可知，系统在第  $800.365\text{ s}$  检测出短路故障，同时显示故障区域在支路 2 的第 1 区域，即电压传感器  $U_{21}$  的检测区域，与设置故障区域一致。

#### 2) 开路故障算例验证

设置第  $500\text{ s}$  支路 3 的第 4 节电池出现开路故障，平均采样、高斯分布噪声、传感器准确度、检测窗口、判定阈值的设置与短路故障相同。故障以蓝色标注，噪声干扰下的开路故障检测结果如图 19 所示。

由图 19 可知，系统在第  $502.802\text{ s}$  检测出开路

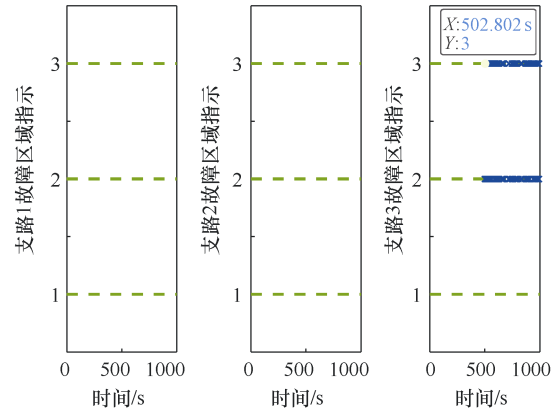


图 19 噪声干扰下的开路故障检测结果

故障，同时精准地标出了故障区域在支路 3 的第 2、3 区域的交集处，即电压传感器  $U_{32}$  与  $U_{33}$  的检测区域交集处，与设置故障区域一致。

## 4 结论

本文针对锂电池系统健康管理技术，提出了基于多参数电热耦合模型的 SOC-SOH 联合估计方法，设计了多传感器故障诊断算法，算法准确度高，适用于电池状态的精确跟踪，可以作为锂电池系统运行状态健康管理技术的有效方案，主要结论如下：

1) 推导了 Thevenin 等效电路模型和集总参数热模型的差分方程，建立了锂电池的电热耦合模型。在划分时间尺度的基础上，基于扩展卡尔曼滤波算法和粒子滤波算法，实现了多时间尺度的 SOC 与 SOH 联合估计，利用含遗忘因子的递推最小二乘在线参数辨识方法，最终实现了锂电池全生命周期模型的建立与准确的联合状态估计。

2) 设计了基于检测窗口与相关系数的多传感器故障诊断方法，并通过仿真证明了该方法可以准确地判断故障类型和位置，故障判定时间仅需  $0.365\sim 0.802\text{ s}$ ，且只需要少量的传感器进行数据采集，表现出良好的工程应用价值及适用性。

## 参考文献

- [1] TARIQ M, MASWOOD A I, GAJANAYAKE C J, et al. Aircraft batteries: current trend towards more electric aircraft[J]. IET Electrical Systems in Transportation, 2017, 7(2): 93-103.
- [2] 于沛, 王常乐. 基于局部均值分解和极限学习机的锂电池剩余寿命预测[J]. 电气技术, 2023, 24(1): 23-28.
- [3] ALI M U, ZAFAR A, NENGROO S H, et al. Towards

- a smarter battery management system for electric vehicle applications: a critical review of lithium-ion battery state of charge estimation[J]. *Energies*, 2019, 12(3): 446.
- [4] ZHENG Yuejiu, OUYANG Minggao, HAN Xuebing, et al. Investigating the error sources of the online state of charge estimation methods for lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. *Journal of Power Sources*, 2018, 377: 161-188.
- [5] 陈治铭, 刘建华, 柯添赐, 等. 基于对抗性的权重注意力机制序列到序列模型的锂离子电池 SOC 估计方法[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(19): 6244-6256.
- [6] 贞祥, 张鑫, 王超, 等. 基于联合参数辨识的粒子群优化扩展粒子滤波的锂电池荷电状态估计[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(2): 595-606.
- [7] FU Yumeng, XU Jun, SHI Mingjie, et al. A fast impedance calculation-based battery state-of-health estimation method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(7): 7019-7028.
- [8] 衣思彤, 刘雅浓, 马耀滢, 等. 基于贝叶斯优化-卷积神经网络-双向长短期记忆神经网络的锂电池健康状态评估[J]. *电气技术*, 2024, 25(5): 1-10, 21.
- [9] 马君, 万俊杰. 基于健康特征筛选与 GWO-LSSVM 的锂电池健康状态预测[J]. *电气技术*, 2024, 25(2): 37-44.
- [10] ZHOU Yapeng, HUANG Miaohua, CHEN Yupu, et al. A novel health indicator for on-line lithium-ion batteries remaining useful life prediction[J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 321: 1-10.
- [11] 罗玉涛, 吴志强. 基于 DAEKF 算法的锂离子电池主要状态在线联合估计[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(1): 84-94.
- [12] 刘旂琦, 雷万钧, 刘茜, 等. 基于双自适应扩展粒子滤波器的锂离子电池状态联合估计[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(2): 607-616.
- [13] 赵靖英, 胡劲, 张雪辉, 等. 基于锂电池模型和分数阶理论的 SOC-SOH 联合估计[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(17): 4551-4563.
- [14] ZHENG Yusheng, CHE Yunhong, HU Xiaosong, et al. Online sensorless temperature estimation of lithium-ion batteries through electro-thermal coupling[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2024, 29(6): 4156-4167.
- [15] OUYANG Tiancheng, XU Peihang, LU Jie, et al. Coestimation of state-of-charge and state-of-health for power batteries based on multithread dynamic optimization method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(2): 1157-1166.
- [16] LIU Xuefeng, LI Yichao, KANG Yongzhe, et al. An accurate co-estimation of core temperature and state of charge for lithium-ion batteries with electrothermal model[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2024, 12(1): 231-241.
- [17] CHE Yanbo, LIU Yushu, CHENG Ze, et al. SOC and SOH identification method of Li-ion battery based on SWPSO-DRNN[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2021, 9(4): 4050-4061.
- [18] SUN Zhenyu, WANG Zhenpo, LIU Peng, et al. An online data-driven fault diagnosis and thermal runaway early warning for electric vehicle batteries[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(10): 12636-12646.
- [19] ZHENG Yuejiu, LUO Qi, CUI Yifan, et al. Fault identification and quantitative diagnosis method for series-connected lithium-ion battery packs based on capacity estimation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(3): 3059-3067.
- [20] LI Weihang, LIMOGÉ D W, ZHANG Jiawei, et al. Estimation of potentials in lithium-ion batteries using machine learning models[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2022, 30(2): 680-695.

---

收稿日期: 2024-12-23

修回日期: 2025-02-13

作者简介

王帮亭(1984—),男,山西省晋中市人,博士,主要从事储能系统管理、电气系统电网设计和控制等方面的研究工作。