

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2021.06

# 电动车辆锂离子电池传感器故障诊断方法

许俊雄, 冯 飞, 邓忠伟

(重庆大学 汽车工程学院, 重庆 400044)

**摘要:**为降低锂离子电池传感器故障对电动车辆安全与性能的影响,提出了一种基于观测器的电池传感器故障诊断方法。结合锂离子电池电热耦合动态模型,构建 2 个扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)观测器,估计电池单体的状态量,对比状态量估计值与传感器测量值以生成残差,并使用累计和(cumulative sum, CUSUM)测试方法进行残差评价,根据残差组合的不同响应情况实现锂离子电池电流传感器、电压传感器以及表面温度传感器故障的诊断与分离(fault diagnosis and isolation, FDI)。在不同的传感器故障情况下对诊断方法进行测试,结果表明,该方法能够及时准确地对锂离子电池单体 3 种传感器故障进行诊断与定位,性能表现优异且易于实施。

**关键词:**锂离子电池;扩展卡尔曼滤波;故障诊断与分离;残差评价

中图分类号:U463.63

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2022)06-027-13

## Fault diagnosis of lithium-ion battery sensors for electric vehicles

XU Junxiong, FENG Fei, DENG Zhongwei

(School of Automotive Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** In order to reduce the impact of lithium-ion battery sensor faults on the safety and performance of electric vehicles, an observer-based fault diagnosis scheme was presented to detect and isolate battery sensor faults in this paper. The proposed scheme constructed two extended Kalman filter (EKF) observers in combination with the coupling electro-thermal dynamic model of Li-ion battery to realize state estimation. The difference between the estimated value and the sensor measured value generated the residual. Then the residuals were evaluated by statistical cumulative sum(CUSUM) test that determined the presence of the faults. According to the respond of two residuals, the fault diagnosis and isolation (FDI) of the current sensor, the voltage sensor and the surface temperature sensor could be realized. The proposed scheme was tested to verify its effectiveness. The result shows that the proposed scheme can diagnose and locate three kinds of lithium-ion battery cell sensor faults in time and accurately, demonstrating excellent performance and easy implementation.

**Keywords:** lithium-ion battery; extended Kalman filter; fault diagnosis and isolation; residual evaluation

收稿日期:2020-12-30 网络出版日期:2021-04-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51807071);重庆市技术预见与制度创新项目(cstc2020jsyj-ydxwtAX0006)。

Supported by National Natural Science Foundation of China (51807071) and Chongqing Technology Foresight and Institutional Innovation Project(cstc2020jsyj-ydxwtAX0006).

作者简介:许俊雄(1995—),男,硕士研究生,研究方向为电池管理系统,(E-mail)15280266696@163.com。

电池管理系统作为保障电动车辆动力电池性能与安全的重要部件,直接影响电动汽车的驾乘体验与安全<sup>[1]</sup>。由传感器所完成的数据采集是实现电池管理系统功能的基础,但由于汽车较为复杂恶劣的运行工况,电池传感器故障时有发生,因此,针对电动车辆锂离子电池传感器的故障诊断具有较为重要的意义<sup>[2]</sup>。

近年来,关于故障诊断的研究日益深入<sup>[3-5]</sup>,而针对电动车辆锂离子电池传感器故障诊断的研究成果却相对较少。主要的成果有:Lombardi 等<sup>[6]</sup>基于基尔霍夫定律测试了传感器测量值之间的电气关系产生残差,根据电池组结构与对应传感器的残差集实现电流、电压、温度传感器故障的诊断与分离;Liu 等<sup>[7]</sup>提出了 1 种应用结构分析理论来实现电流、电压、温度传感器故障的诊断与分离。上述 2 种方法均可以实现对 3 种传感器故障的诊断与分离,但同时会受到未知扰动和故障初始条件的影响。为此,通过构建观测器以实现残差生成的方法更多地被应用于传感器的故障诊断,Xu 等<sup>[8]</sup>将电流传感器信号作为偏置信号,并将其作为系统的输入,使用比例积分观测器实现电流传感器故障的诊断,该方法精确度较高且较为简单,但也存在由于观测器参数设置不当致使诊断系统不稳定的缺陷;Dey 等<sup>[9]</sup>采用滑膜观测器实现了电流、电压、温度传感器故障的诊断与分离,该方法对模型的不确定性较为敏感;He 等<sup>[10]</sup>和 Liu 等<sup>[11]</sup>采用自适应扩展卡尔曼滤波观测器实现了串联电池组电流传感器与电压传感器的故障诊断与分离;Liu 等<sup>[12]</sup>采用结构分析理论与 EKF 观测器相结合的方法,实现了电流、电压和温度传感器的故障诊断与分离,这 2 种方法都存在系统复杂度大、计算成本较高的问题。

为了保证较好的诊断效果,笔者选择基于观测器的诊断方法,同时,选取 EKF 观测器以实现残差生成,提出构建双观测器以实现故障分离,此方案实现了单体电池电流、电压、表面温度传感器故障的全面诊断与分离,同时兼顾系统的复杂度,保证了其实车应用价值。

## 1 锂离子电池电热耦合动态模型

基于观测器的方法最重要的是要建立一个精度足够的数学模型,这里建立电热耦合动态模型,包括了等效电路模型(图 1)与热模型(图 2)。

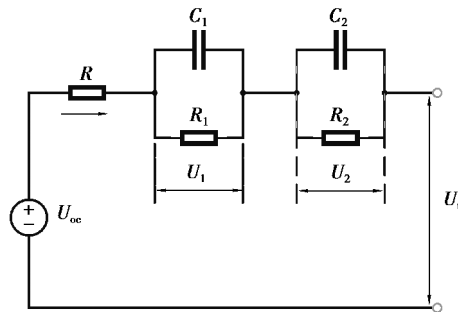


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second order equivalent circuit model

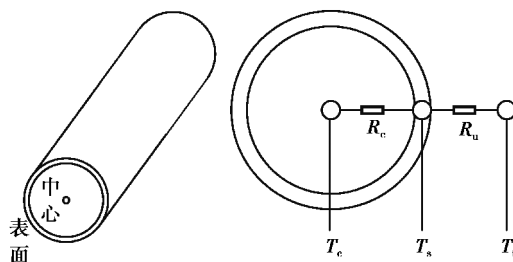


图 2 双状态集中参数热模型

Fig. 2 Two-state thermal model

### 1.1 锂离子电池等效电路模型

二阶 RC 等效电路模型<sup>[13]</sup>精确度高,复杂度适中,该模型包括 1 个开路电压源,1 个欧姆内阻  $R$ ,2 个并联 RC 网络。模型可用如下数学表达式表示<sup>[14]</sup>

$$\frac{dU_1}{dt} = -\frac{U_1}{R_1 C_1} + \frac{I}{C_1}, \quad (1)$$

$$\frac{dU_2}{dt} = -\frac{U_2}{R_2 C_2} + \frac{I}{C_2}, \quad (2)$$

$$U_t = U_{oc} - U_1 - U_2 - I \cdot R, \quad (3)$$

式中: $I$ 为电流,规定放电为正,充电为负; $U_1$ 为电容 $C_1$ 两端的电压; $U_2$ 为电容 $C_2$ 两端的电压;模型参数 $R, R_1, C_1, R_2, C_2$ 受到电池 SOC、温度以及电流的方向的影响;电池的开路电压 OCV,此处写为 $U_{oc}$ ,是 SOC 的非线性函数;这里用 $S_{soc}$ 表示锂离子电池的 SOC,可由下式计算得到

$$\frac{dS_{soc}}{dt} = -\frac{\eta I}{C_{bat}}, \quad (4)$$

式中 $C_{bat}$ 表示电池可用容量。

### 1.2 锂离子电池热模型

这里使用的电池为圆柱形 A123 26650 磷酸铁锂电池,此处建立双状态集中参数热模型<sup>[15]</sup>,可推出式(5)~(7)。

$$\frac{dT_c}{dt} = \frac{T_s - T_c}{R_c C_c} + \frac{Q}{C_c}, \quad (5)$$

$$\frac{dT_s}{dt} = \frac{T_f - T_s}{R_u C_s} - \frac{T_s - T_c}{R_c C_s}, \quad (6)$$

$$Q = I(U_{oc} - U_t), \quad (7)$$

式中: $T_s, T_c$ 分别为电池的表面温度和中心温度; $R_c, C_c, R_u, C_s$ 分别为热传导内阻、电池中心容量、对流内阻、电池表面热容量; $Q$ 为产热量,默认电池表面的冷却对流速率恒定,环境温度 $T_f$ 近似恒定<sup>[16]</sup>。

### 1.3 电热耦合动态模型

离散时间内非线性时变系统的状态方程与测量方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k, \quad (8)$$

$$\mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k,$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 表示系统状态变量; $\mathbf{y}_k$ 表示系统测量输出量; $\mathbf{u}$ 为系统输入量; $\mathbf{w}_k$ 为系统状态噪声; $\mathbf{v}_k$ 为测量噪声,二者都是独立的、均值为零的高斯噪声; $f$ 为非线性系统状态方程; $g$ 为测量方程。这里设状态变量为 $\mathbf{x}_k = [U_1(k) U_2(k) S_{soc}(k) T_c(k) T_s(k)]^T$ ;输入量为 $I(k)$ ;输出量为 $\mathbf{y}_k = [U_t(k) T_s(k)]^T$ ,由此便可建立状态方程以及测量方程形式的离散电热耦合动态模型为

$$f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \begin{cases} \exp(-\Delta t/(R_1 C_1)) \cdot U_1(k) + R_1 \cdot (1 - \exp(\Delta t/(R_1 C_1))) \cdot I(k), \\ \exp(-\Delta t/(R_2 C_2)) \cdot U_2(k) + R_2 \cdot (1 - \exp(-\Delta t/(R_2 C_2))) \cdot I(k), \\ S_{soc}(k) - \frac{\eta \Delta t I(k)}{C_{bat}}, \\ \left(1 - \frac{\Delta t}{R_c C_c}\right) T_c(k) + \frac{\Delta t}{R_c C_c} T_s(k) + \frac{U_1(k) + U_2(k) + R \cdot I(k)}{C_c} \Delta t, \\ \frac{\Delta t}{R_u C_s} T_f + T_s(k) \left(1 - \frac{\Delta t}{R_u C_s} - \frac{\Delta t}{R_c C_s}\right) + \frac{\Delta t}{R_c C_s} T_c(k), \end{cases} \quad (9)$$

$$g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \begin{cases} \text{spline}(S_{\text{soc}}(k)) - U_1(k) - U_2(k) - R \cdot I(k), \\ T_s(k), \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\Delta t$  为采样间隔;  $k$  为采样时刻。

#### 1.4 模型参数确定

A123 26650 电池型号与文献[13]一致,文中所确定的模型参数满足本论文的要求,在这里加以使用,表 1 为热模型参数,图 3 为等效电路模型的参数,图 4 为此电池 OCV 与 SOC 的关系。

表 1 热模型参数

Table 1 Two-state thermal model parameters

| $R_c / (\text{K} \cdot \text{W}^{-1})$ | $R_u / (\text{K} \cdot \text{W}^{-1})$ | $C_c / (\text{J} \cdot \text{K}^{-1})$ | $C_s / (\text{J} \cdot \text{K}^{-1})$ |
|--|--|--|--|
| 1.94                                   | 15.00                                  | 62.70                                  | 4.50                                   |

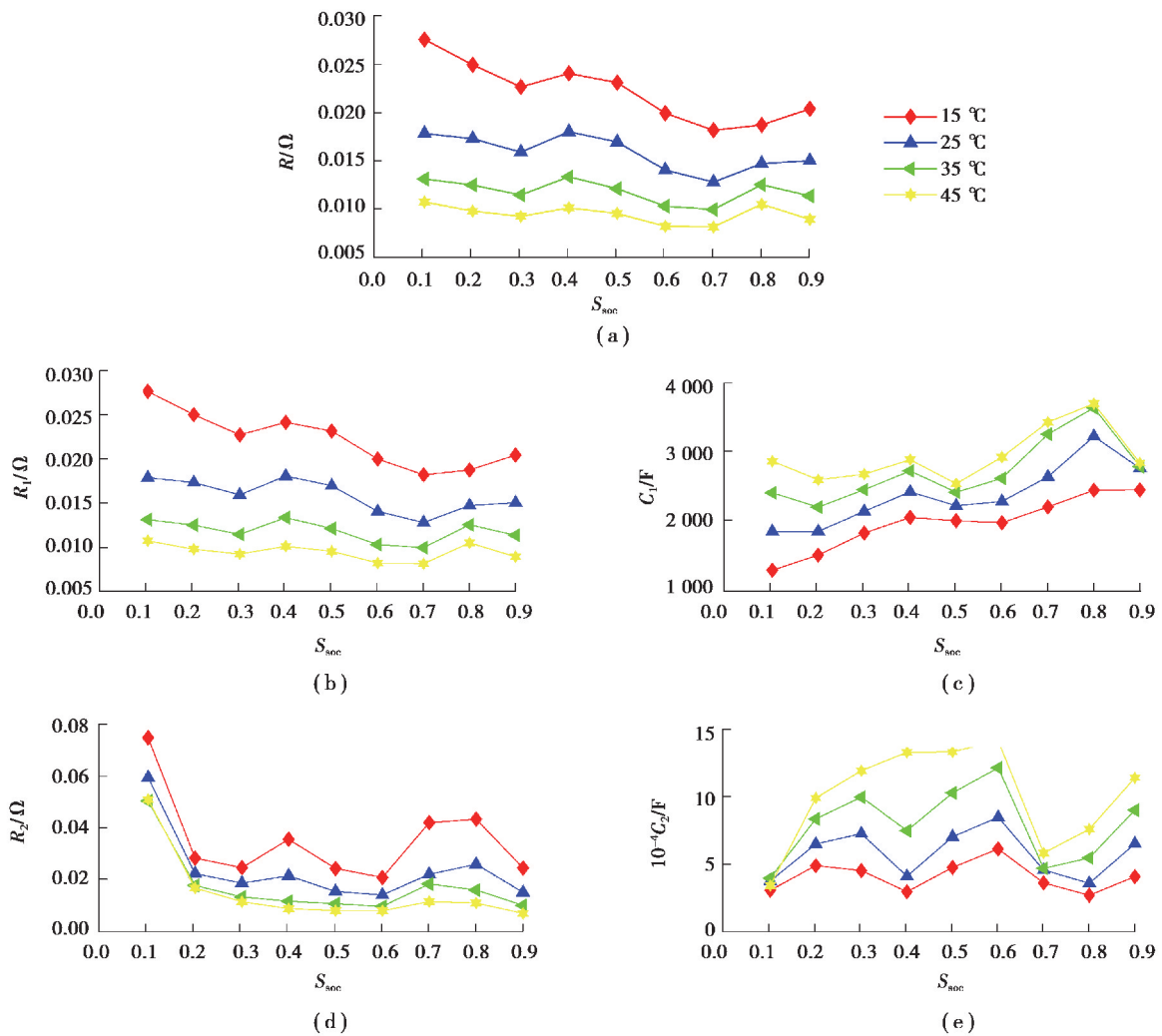


图 3 等效电路模型参数值

Fig. 3 Parameters of equivalent circuit model

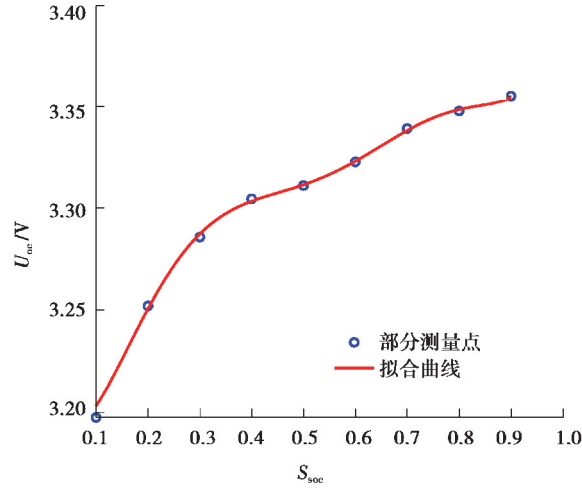


图 4 被测电池 OCV 与 SOC 的关系

Fig. 4 The relationship between OCV and SOC

## 2 基于观测器的故障诊断与分离策略

基于 EKF 观测器的故障诊断方法,其核心是在建立数学模型后,构建状态观测器从而生成状态估计量,与测量值对比生成残差,当传感器发生故障时,残差信号也会出现异常变化,通过对残差进行评价分析,便可以实现故障诊断<sup>[17]</sup>。

### 2.1 基于 EKF 观测器的诊断算法设计

卡尔曼滤波算法(Kalman filter, KF)是一种基于最小均方误差的递推估计算法,该算法利用现时刻的观测值与上一时刻的估计值,递推更新出现时刻的状态量的估计值,扩展卡尔曼滤波算法(EKF)是为将算法应用于非线性系统而对标准卡尔曼滤波算法进行改进的结果,其具体计算过程如下<sup>[18]</sup>。

对于离散化后表达式如式(9)的非线性系统,系统状态噪声协方差 $Q_k$ 与测量噪声协方差 $R_k$ 分别可用下式表示,

$$Q_k = E(\omega_k \omega_k^T), \quad R_k = E(v_k v_k^T), \quad (11)$$

定义 $A_k = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$ ,  $C_k = \left. \frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_k}$ , 确定系统初始状态:  $\hat{x}_0^+ = E(x_0)$ , 设置 $Q_0$ 和 $R_0$ ,  $P_0^+ = E[(x_0 - \hat{x}_0^+)(x_0 - \hat{x}_0^+)^T]$ 。

具体迭代公式:

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^- &= A_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ + B_{k-1} u_{k-1}, \\ P_k^- &= A_{k-1} P_{k-1}^+ A_{k-1}^T + Q_{k-1}, \\ G_k &= P_k^- C_k (C_k P_k^- C_k^T + R_k)^{-1}, \\ \hat{x}_k^+ &= \hat{x}_k^- + G_k (y_k - g(\hat{x}_k^-, u_k)), \\ P_k^+ &= (I - G_k C_k) P_k^-, \end{aligned} \quad (12)$$

残差由 EKF 观测器所生成的状态估计值与传感器测量得到的测量值作差得到,表达式为

$$r(t) = y(t) - \hat{y}(t). \quad (13)$$

### 2.2 残差评价

在了解残差的生成之后,还需要对残差进行评价,以便于检测到残差的异变响应,这里采用的是 CUSUM 测试方法<sup>[19]</sup>。假设 $H_0$ 和 $H_1$ 分别表示无故障与有故障情况,无故障情况下,残差为满足高斯分布的随机变量,其平均值为 $\mu_0$ ,方差为 $\sigma_0^2$ ;故障情况下,残差为满足平均值为 $\mu_1$ ,方差为 $\sigma_1^2$ 的高斯分布。至此,可以

通过检测均值或者方差的变化实现故障诊断,残差对数似然比定义为

$$s(r) = \log_e \frac{p_1(r)}{p_0(r)}, \quad (14)$$

式中: $r$ 为残差; $s(\cdot)$ 为残差对数似然比; $p_1$ 为假设 $H_1$ 的概率密度函数; $p_0$ 为假设 $H_0$ 的概率密度函数,当残差的均值或方差发生变化的时候,式(14)可化为

$$s(r(k)) = \log_e \frac{p_1 r(k)}{p_0 r(k)} = \log_e \frac{\sigma_0}{\sigma_1} - \frac{z - \mu_1^2}{2\sigma_1^2} + \frac{z - \mu_0^2}{2\sigma_0^2}. \quad (15)$$

至此,残差最大似然比的累计和为

$$S_k = \begin{cases} S_{k-1} + s(r(k)) & \text{if } S_{k-1} + s(r(k)) > 0, \\ 0 & \text{if } S_{k-1} + s(r(k)) < 0, \end{cases} \quad (16)$$

式中:用 $S_k$ 来表示对数似然比累积和,当故障发生时它将会不断增大,故障检测逻辑为

$$d = \begin{cases} 1 & \text{if } S_k > J \Rightarrow H_1, \\ 0 & \text{if } S_k < J \Rightarrow H_0, \end{cases} \quad (17)$$

式中 $J$ 表示故障报警阈值,可由大量实验确定。

### 2.3 故障诊断与分离策略

由于多个传感器同时故障的情况发生概率较低,因此只考虑单个传感器故障,同时也不考虑电池本身或其他部件发生故障。为了实现锂离子电池单体电流传感器、电压传感器、表面温度传感器故障的诊断与分离,提出了基于EKF观测器的诊断与分离策略,其核心思想为:构建2个EKF观测器,1号观测器将电流传感器信号与电压传感器信号作为输入,生成残差,对电流、电压传感器故障做出响应,2号观测器将电流传感器与表面温度传感器作为输入,生成残差 $r_2$ ,对电流、表面温度传感器故障做出响应,如图5所示。残差生成后,使用CUSUM测试方法对残差进行评价,根据式(18),当故障发生时,残差评价将输出 $d=1$ 。至此,可以根据残差评价结果判断是否有传感器故障发生,但不能判断是哪一个传感器存在故障。表2列出了不同传感器故障下的残差评价结果,其中, $f_1$ 为电流传感器发生故障, $f_{U_1}$ 为电压传感器故障, $f_{T_s}$ 为表面温度传感器故障。不同传感器故障所对应的残差组合响应情况不同,可据此判断是哪一个传感器发生了故障,由此实现传感器的故障分离。

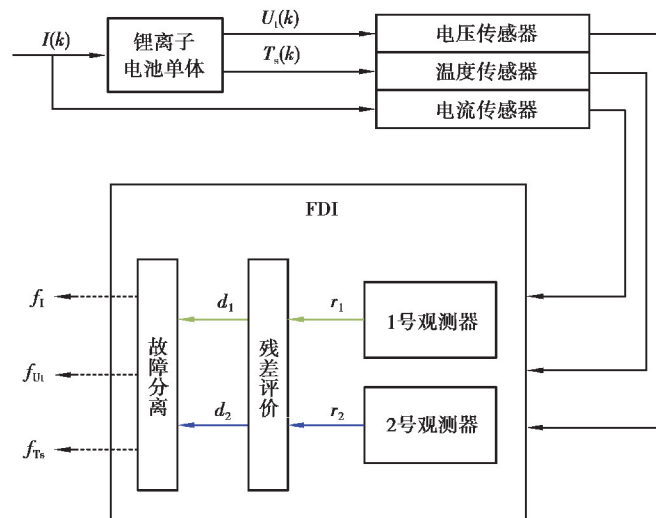


图 5 基于观测器的锂离子电池传感器故障诊断与分离策略

Fig. 5 Observer-based sensors fault diagnosis and isolation strategy for lithium-ion battery

表 2 不同传感器故障下残差评价结果

Table 2 Residual evaluation results under different sensor faults

| 残差    | $f_1$ | $f_{U_t}$ | $f_{T_s}$ |
|-------|-------|-----------|-----------|
| $r_1$ | 1     | 1         | 0         |
| $r_2$ | 1     | 0         | 1         |

### 3 诊断策略验证分析

笔者将基于 DST(dynamic stress test)测试对上文所提出的传感器故障诊断与分离策略进行仿真验证分析。这里假设传感器测量信号可由模型输入输出数据加上高斯白噪声获得,因此,电流传感器测量信号由 DST 测试数据加上高斯白噪声获得,电压传感器测量信号与表面温度传感器测量信号由模型输出值加上高斯白噪声获得。设环境温度为 25 °C,算法相关参数与状态量初始值设置如下:

状态量初始值定义为

$$\mathbf{x}_0 = [U_1 \quad U_2 \quad S_{soc} \quad T_c \quad T_s]^T = [0 \quad 0 \quad 0.95 \quad 25 \quad 25]^T. \quad (18)$$

EKF 算法初始状态估计的误差协方差矩阵  $\mathbf{P}_0$  设为

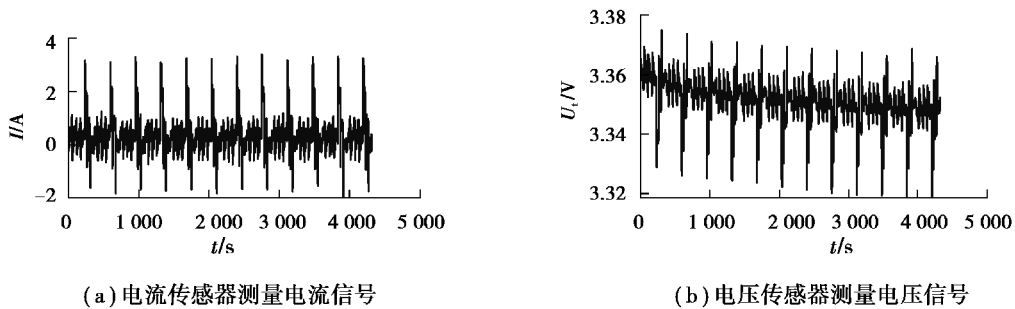
$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.01 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.01 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.01 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.01 \end{bmatrix}. \quad (19)$$

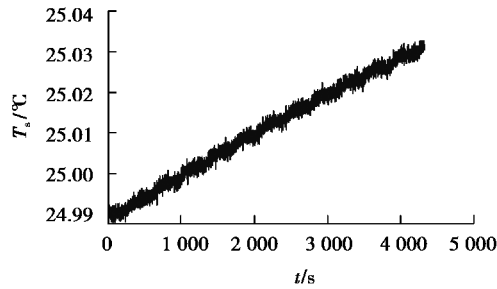
状态噪声协方差矩阵与测量噪声协方差矩阵分别设定为

$$\mathbf{Q}_0 = \begin{bmatrix} 0.030 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.000 & 0.010 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 0.005 & 0.000 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.030 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.000 & 0.050 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R}_0 = 1. \quad (20)$$

#### 3.1 无故障时的诊断测试

A123 26650 电池在无任何传感器故障的情况下运行 DST 测试工况时的电流传感器、电压传感器、表面温度传感器的测量信号如图 6 所示。





(c) 表面温度传感器测量表面温度信号

图 6 无传感器故障时的测量信号

Fig. 6 Signals without any sensor fault

图 7 为该型号锂离子电池传感器无故障情况下 2 个观测器生成的残差信号  $r_1$  和  $r_2$ , 并给出了相应残差的评价结果。据图 7(a) 和 (b) 可以发现, 即使在完全无传感器故障的情况下, 残差也不会完全为零, 这是由于系统模型以及传感器测量均存在一定的噪声。由图 7(c) 和 (d) 可知, 将 2 个观测器的报警阈值  $J_1$  和  $J_2$  设为 80 和 70, 阈值设置比  $S_k$  的峰值要大一些, 是为了避免  $S_k$  的波动造成故障的误报。

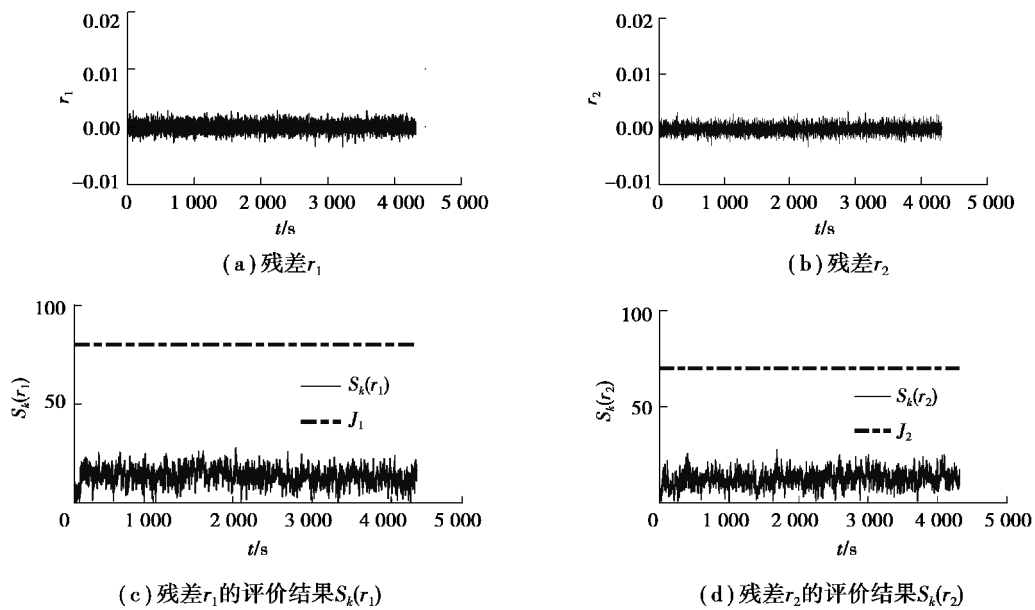


图 7 无传感器故障时残差信号以及 CUSUM 测试结果

Fig. 7 Residuals and CUSUM test results in sensor fault-free case

### 3.2 电流传感器故障时的诊断测试

图 8(a) 为锂离子电池在 DST 测试工况下电流传感器在 2 200 s 时发生 +10 A 的偏移故障时的电流传感器电流测量信号, (b) 和 (c) 分别为 2 个观测器生成的 2 个残差  $r_1$  和  $r_2$ 。当故障发生时, 由于 2 个观测器均以电流传感器测量值为输入, 所以 2 个残差均发生了一定的变化, 但变化微小, 不易捕捉。图 9 为利用 CUSUM 测试方法对残差进行评价后的结果, 从图 9(a)(b) 可以发现,  $S_k(r_1)$  在故障发生后的 2 216 s 时刻到达阈值  $J_1$ , 触发故障报警, 图 9(c)(d) 显示,  $S_k(r_2)$  在 2 200 s 处到达并在随后越过阈值  $J_2$  引发故障报警, 可以依据表 2 确定电流传感器发生故障, 图 9(e) 为锂离子电池电流传感器故障  $f_1$  的分离结果。该故障最终被分离时的时间为 2 216 s, 此时距故障发生时刻的间隔时长为 16 s, 存在 16 s 的故障诊断延时。



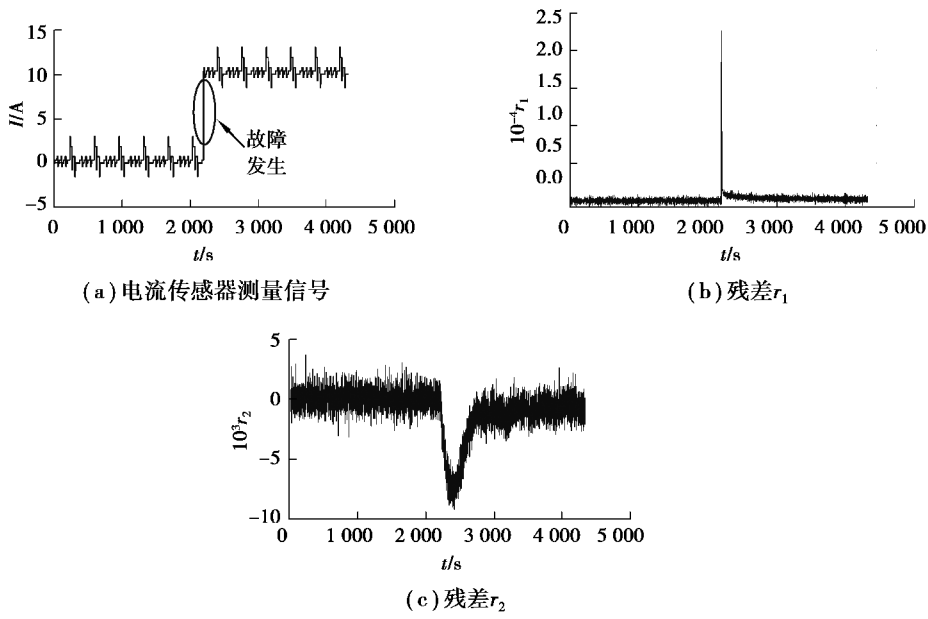


图 8 电流传感器故障时(+10 A)的信号

Fig. 8 Signals in the current sensor fault case (+10 A)

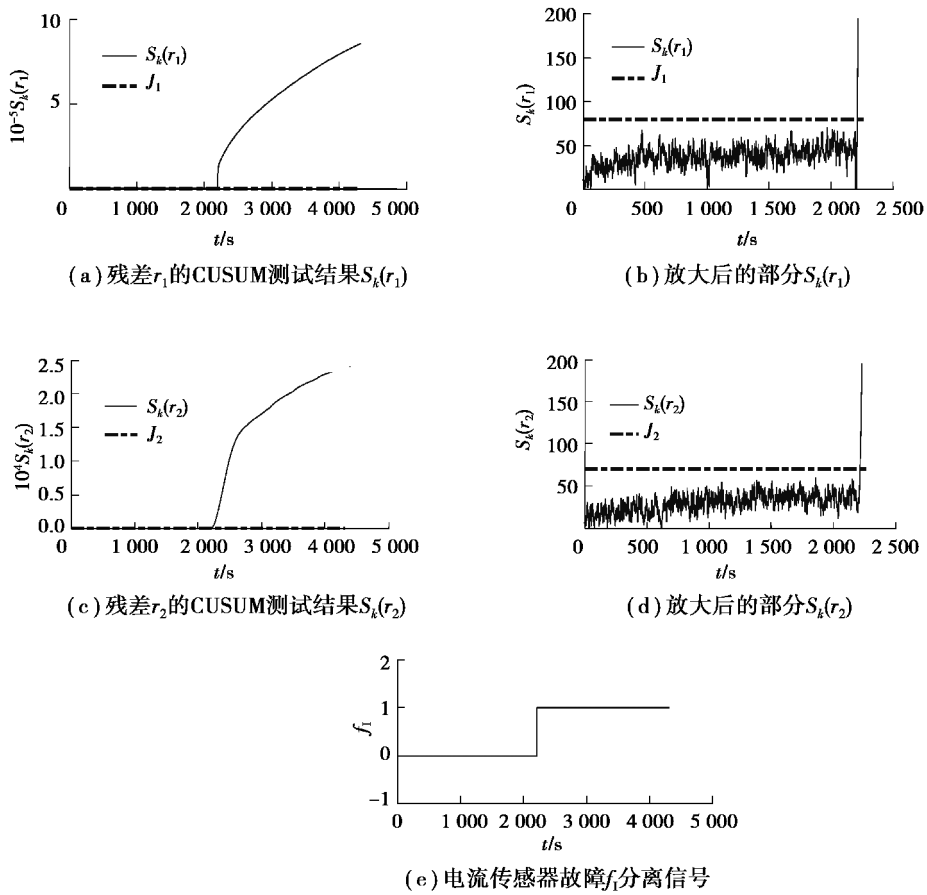


图 9 电流传感器故障诊断结果

Fig. 9 Diagnostic results for the current sensor fault

### 3.3 电压传感器故障时的诊断测试

图 10(a)为电压传感器在 2 200 s 时发生了一 0.8% 的故障时电压传感器测量的电压信号, (b)和(c)分别为 2 个观测器生成的 2 个残差  $r_1$  和  $r_2$ 。由图可知, 残差  $r_1$  在故障发生时发生了异常变化, 而残差  $r_2$  没有发生明显异常。图 11 为 CUSUM 测试结果, 图 11(a)(b)显示  $S_k(r_1)$  在 2 264 s 处到达阈值  $J_1$ , 触发故障警报, 而由图 11(c)可知  $S_k(r_2)$  始终没有突破阈值, 说明残差  $r_2$  无响应, 因此可据表 2 确定电压传感器发生故障, 存在 64 s 的诊断延时。图 11(d)为电压传感器故障  $f_{U1}$  分离结果。

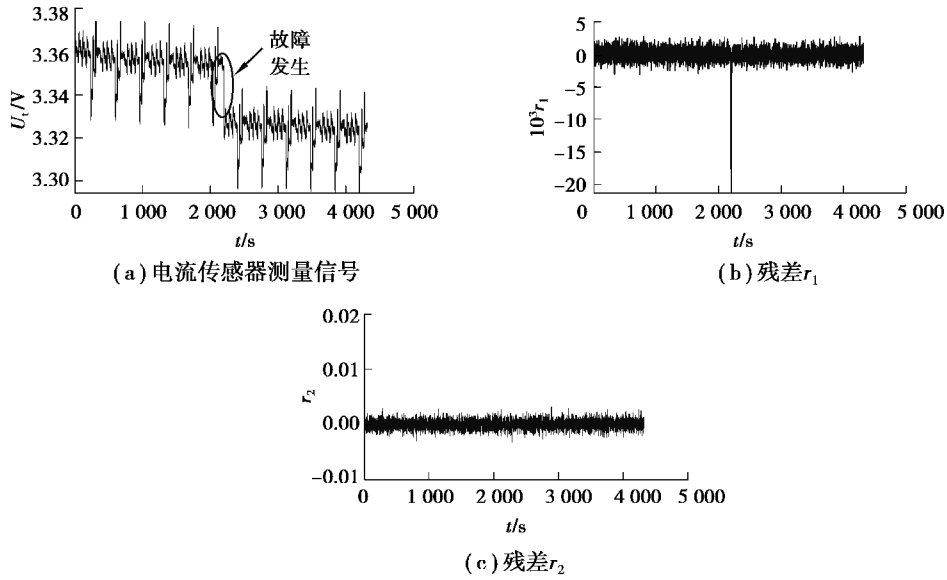


图 10 电压传感器故障时 (-0.8% V) 的信号

Fig. 10 Signals in the voltage sensor fault case (-0.8% V)

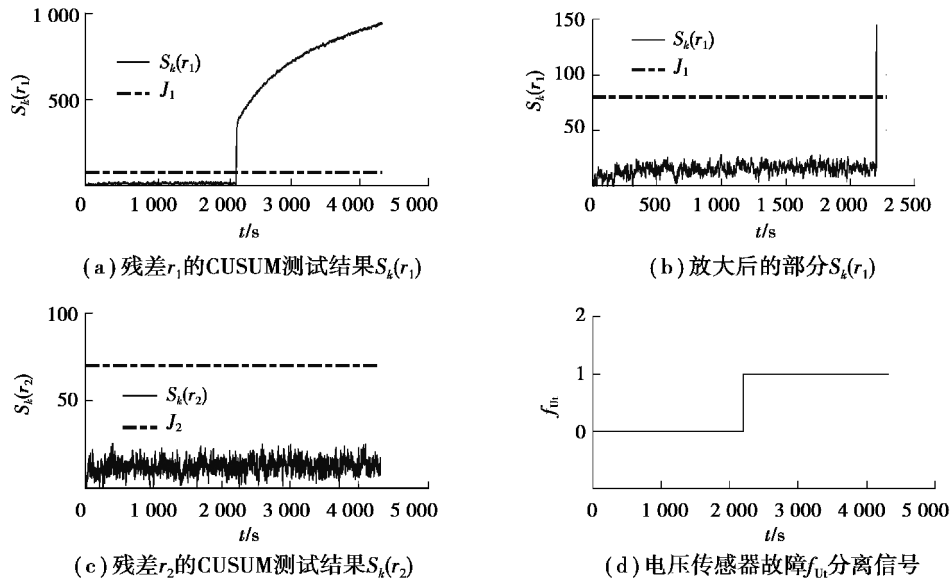


图 11 电压传感器故障诊断结果

Fig. 11 Diagnostic results for the voltage sensor fault

### 3.4 表面温度传感器故障时的诊断测试

图 12(a)为表面温度传感器在 2 200 s 发生了一 0.8 °C 的故障时表面温度传感器测量的表面温度信号,

(b)和(c)分别为 2 个观测器生成的 2 个残差 $r_1$ 和 $r_2$ 。图 13 为 CUSUM 测试结果,由图可知只有 $S_k(r_2)$ 在 2 234 s 达到阈值 $J_2$ ,说明只有残差 $r_2$ 有响应,因此可据表 2 确定表面温度传感器发生了故障,诊断延时 34 s,图 13(d)为表面温度传感器故障 $f_{Ts}$ 分离结果。

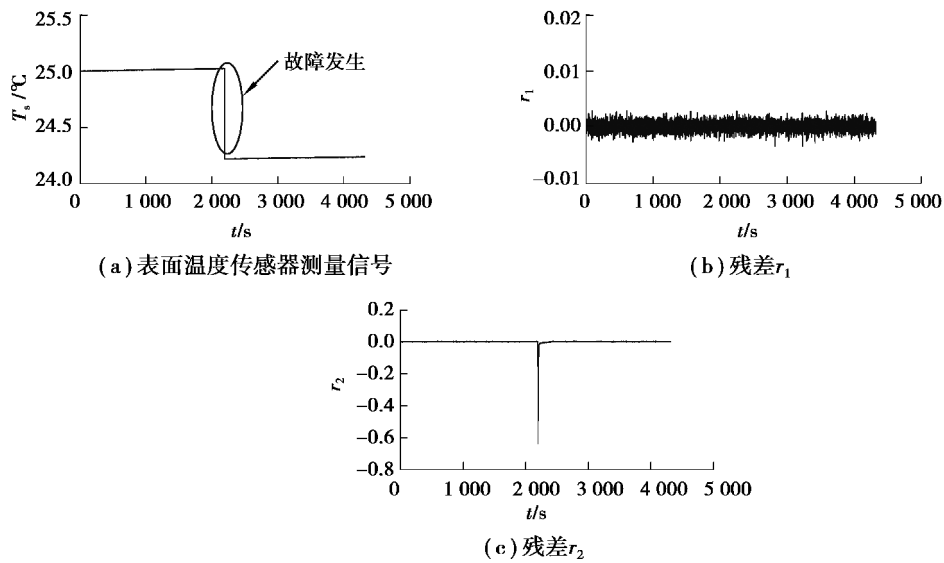


图 12 表面温度传感器故障时(-0.8 °C)的信号

Fig. 12 Signals in the surface temperature sensor fault case (-0.8 °C)

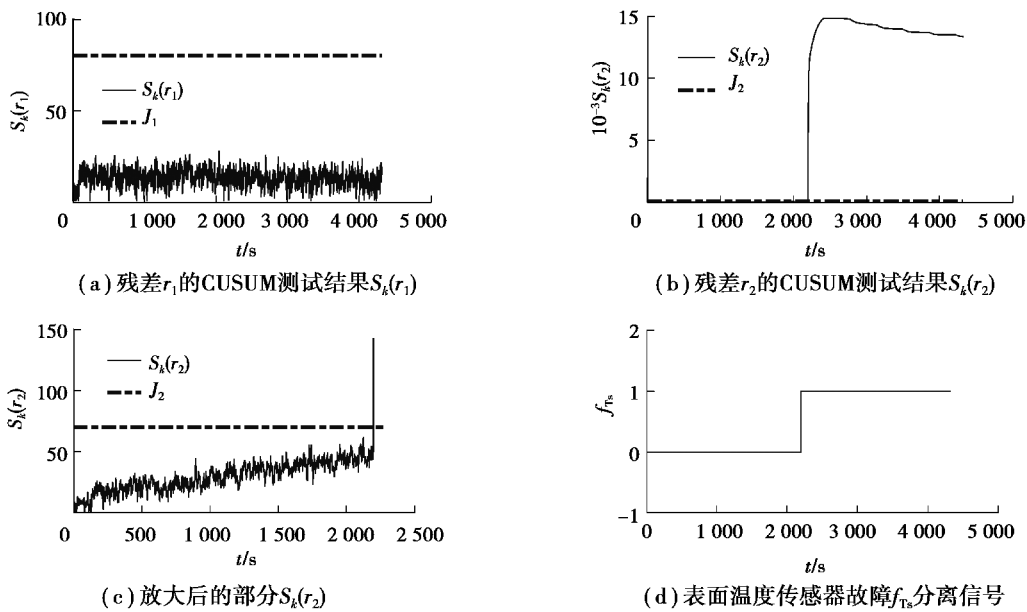


图 13 表面温度传感器故障诊断结果

Fig. 13 Diagnostic results for the surface temperature sensor fault

### 3.5 基于观测器的故障诊断方法优势分析

传统的基于模型的故障诊断方法,是通过直接对比模型输出值与传感器测量值来生成残差,与该方法相比,基于观测器的方法可以提高故障诊断的鲁棒性。图 14 为无传感器故障情况下,存在故障初始误差时(这里设初始 SOC 存在误差),基于模型的方法与基于观测器的方法所生成的残差 $r_1$ 的对比图。由图 14 可知,当存在初始 SOC 误差时,2 种方法所产生的残差在初始时刻均出现了响应,但是,基于观测器的方法可以在

极短的时间内将状态估计值收敛至测量值附近,使得残差回到 0 附近,而基于模型则无法实现收敛,初始误差会始终存在,残差会保持在非 0 附近振荡,从而导致故障的误诊,因此,基于观测器的故障诊断方法可以有效地减少由于故障初始条件不确定引起的故障误诊,改善了故障诊断的鲁棒性。

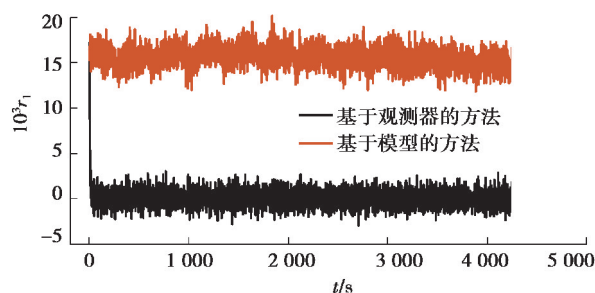


图 14 基于模型的方法与基于观测器的方法所生成的残差  $r_1$  的对比图

Fig. 14 Comparison of residuals  $r_1$  generated by model-based and observer-based methods

## 4 结 论

电动车辆锂离子电池传感器对于电池管理系统以及整车的性能与安全有着重要的意义,为了实现锂离子电池单体电流传感器、电压传感器和表面温度传感器的故障诊断与分离,提出了一种基于 EKF 观测器的电池传感器故障诊断方法。该方法通过结合电热耦合动态模型构建 EKF 观测器,获得状态量的估计值,与传感器测量值对比生成残差。故障的发生将导致残差的异变,但是较为微小难以捕捉,这里使用 CUSUM 测试方法对残差进行评价,由残差异变导致的残差评价结果迅速增大并突破阈值可以指示故障的发生。通过与传统的基于模型的故障诊断方法的诊断结果对比,说明了基于观测器的诊断方法具有改善故障诊断鲁棒性的优势。

为了实现电流、电压以及表面温度传感器的故障分离,构建 2 个 EKF 观测器,根据残差组合的不同响应情况便可以判断是哪一个传感器发生故障。

为了验证所提出的诊断与分离策略的有效性,分别在无任何传感器故障、电流传感器故障、电压传感器故障、表面温度传感器故障 4 种情况下,利用该诊断与分离策略进行测试,最终较好地检测并分离了各个故障情况,表明该故障诊断策略具有较好的有效性。

### 参考文献:

- [1] Hu X S, Zou C F, Zhang C P, et al. Technological developments in batteries: a survey of principal roles, types, and management needs[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2017, 15(5): 20-31.
- [2] 王震坡, 孙逢春. 电动车辆动力电池系统及应用技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.  
Wang Z P, Sun F C. Electric vehicle power battery system and application technology[M]. Beijing: China Machine Press, 2012. (in Chinese)
- [3] 张友鹏, 朱涛伟, 赵斌. 基于模糊定性趋势分析的 JTC 综合故障诊断方法[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(3): 65-75.  
Zhang Y P, Zhu T W, Zhao B. Comprehensive fault diagnosis method for jointless track circuit based on fuzzy qualitative trend analysis[J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(3): 65-75. (in Chinese)
- [4] 李媛源, 袁梅, 王瑶, 等. SVM 与 PSO 相结合的电机轴承故障诊断[J]. 重庆大学学报, 2018, 41(1): 99-107.  
Li Y Y, Yuan M, Wang Y, et al. Fault diagnosis of motor bearings based on SVM and PSO[J]. Journal of Chongqing

- University, 2018, 41(1): 99-107. (in Chinese)
- [5] 柯炎, 樊波, 谢一静, 等. 基于小波包分析和 Elman 神经网络的军用电源智能故障诊断[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(9): 67-73.
- Ke Y, Fan B, Xie Y J, et al. Fault diagnosis of military power based on wavelet packet analysis and Elman neural network[J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(9): 67-73. (in Chinese)
- [6] Lombardi W, Zarudniev M, Lesecq S, et al. Sensors fault diagnosis for a BMS[C]//2014 European Control Conference (ECC). June 24-27, 2014, Strasbourg, France. IEEE, 2014: 952-957.
- [7] Liu Z T, He H W, Ahmed Q, et al. Structural analysis based fault detection and isolation applied for a lithium-ion battery pack[J]. IFAC-PapersOnLine, 2015, 48(21): 1465-1470.
- [8] Xu J, Wang J, Li S Y, et al. A method to simultaneously detect the current sensor fault and estimate the state of energy for batteries in electric vehicles[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2016, 16(8): E1328.
- [9] Dey S, Mohon S, Pisu P, et al. Sensor fault detection, isolation, and estimation in lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(6): 2141-2149.
- [10] He H W, Liu Z T, Hua Y. Adaptive extended Kalman filter based fault detection and isolation for a lithium-ion battery pack[J]. Energy Procedia, 2015, 75: 1950-1955.
- [11] Liu Z T, He H W. Sensor fault detection and isolation for a lithium-ion battery pack in electric vehicles using adaptive extended Kalman filter[J]. Applied Energy, 2017, 185: 2033-2044.
- [12] Liu Z T, Ahmed Q, Zhang J Y, et al. Structural analysis based sensors fault detection and isolation of cylindrical lithium-ion batteries in automotive applications[J]. Control Engineering Practice, 2016, 52: 46-58.
- [13] 胡晓松, 唐小林. 电动车辆锂离子动力电池建模方法综述[J]. 机械工程学报, 2017, 53(16): 20-31.
- Hu X S, Tang X L. Review of modeling techniques for lithium-ion traction batteries in electric vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(16): 20-31. (in Chinese)
- [14] 刘真通. 基于模型的纯电动车辆动力系统故障诊断研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- Liu Z T. Model-based fault diagnosis of electrified driven powertrains in pure electric vehicles[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [15] 宋丽, 魏学哲, 戴海峰, 等. 锂离子电池单体热模型研究动态[J]. 汽车工程, 2013, 35(3): 285-291.
- Song L, Wei X Z, Dai H F, et al. A review on the research of thermal models for lithium ion battery cell[J]. Automotive Engineering, 2013, 35(3): 285-291. (in Chinese)
- [16] Lin X F, Perez H E, Mohan S, et al. A lumped-parameter electro-thermal model for cylindrical batteries[J]. Journal of Power Sources, 2014, 257: 1-11.
- [17] Sidhu A, Izadian A, Anwar S. Adaptive nonlinear model-based fault diagnosis of Li-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(2): 1002-1011.
- [18] Chen C, Xiong R, Yang R X, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery using an improved neural network model and extended Kalman filter[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 234: 1153-1164.
- [19] Liu Z T, He H W. Model-based sensor fault diagnosis of a lithium-ion battery in electric vehicles[J]. Energies, 2015, 8(7): 6509-6527.