

中文引用格式:杨启帆,康永哲. 基于模型融合的电池组电流传感器多故障模式综合诊断[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(4): 101-109.

英文引用格式:YANG Qifan, KANG Yongzhe. Model fusion based comprehensive diagnosis of multi-fault modes for current sensor of battery packs[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(4): 101-109.

基于模型融合的电池组电流传感器多故障模式 综合诊断*

杨启帆¹副教授, 康永哲^{**2}讲师

(1 山东管理学院 智能工程学院, 山东 济南 250357; 2 山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

中图分类号: X946

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.04.1104

基金项目: 国家自然科学基金资助(62203265); 山东省自然科学基金资助(ZR2022QF028); 山东省高等学校青创科技支持计划项目(2024KJH005)。

【摘要】 为解决电池组电流传感器偏置、漂移、增益、粘连和突变故障模式难以检测、识别和评估的问题, 提出基于模型融合的电池组电流传感器综合诊断策略。建立以电流为输入、电压为输出(CIVO)的正常电池模型, 利用电流传感器和组中电池一对多的关联, 将各电池电压残差对数似然比的累计和作为检测指标; 建立以电压为输入、电流为输出(VICO)的偏置/漂移故障模型和增益故障模型, 基于故障电流的残差方差对各故障模式进行模型匹配; 通过向故障模型中引入故障参量, 实现对偏置、漂移和增益模式的定量评估。结果表明: 基于CIVO, 5种故障模式均能得到可靠检测, 其中粘连模式检测时间最短, 而漂移模式所需检测时间最长, 归因于漂移模式下故障电流的缓变特点; 基于VICO, 5种故障模式均能得到准确识别, 同时偏置、漂移和增益模式的定量评估准确度高, 评估结果分别为0.396 2A(试验值0.4A), 1.6417×10^{-4} (试验值 1.5×10^{-4})及0.201 6(试验值0.2)。

【关键词】 电池组; 电流传感器; 故障模式; 综合诊断; 模型融合

Model fusion based comprehensive diagnosis of multi-fault modes for current sensor of battery packs

YANG Qifan¹, KANG Yongzhe²

(1 School of Intelligent Engineering, Shandong Management University, Jinan Shandong 250357, China;
2 School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan Shandong 250061, China)

Abstract: To solve the issues that the bias, drift, gain, sticking and mutation fault modes of the current sensor in a battery pack are difficult to detect, recognize and evaluate, a comprehensive diagnosis strategy based on model fusion was proposed. A normal battery model with current as input and voltage as output (CIVO) was established. Based on the one-to-many relationship between the current sensor and batteries in the pack, the cumulative sum of the log-likelihood ratios of the residuals of the voltage of each cell was used as the detection index. A bias/drift fault model and a gain fault model with voltage as input and current as output (VICO) were established. Based on the residual variance of fault current, the model

* 文章编号: 1003-3033(2025)04-0101-09; 收稿日期: 2024-11-25; 修稿日期: 2025-02-16

** 通信作者: 康永哲(1993—), 男, 山东菏泽人, 博士, 讲师, 主要从事锂离子电池安全方面的研究。E-mail: kangyz@sdu.edu.cn。

matching was performed on each fault mode. The quantitative evaluation of the bias, drift and gain modes were achieved by introducing a fault parameter to the fault model. The results show that based on CIVO, the five fault modes can be reliably detected. The sticking mode takes the shortest detection time and the drift mode requires the longest detection time, attributed to the slow-change characteristics of the fault current. Based on VICO, five fault modes can be accurately recognized. The quantitative evaluations of the bias, drift and gain modes are highly accurate, with the evaluation results of 0.396 2 A (experimental value 0.4 A), 1.6417×10^{-4} (experimental value 1.5×10^{-4}) and 0.201 6 (experimental value 0.2), respectively.

Keywords: battery pack; current sensors; fault modes; comprehensive diagnostics; model fusion

0 引言

锂离子电池广泛用于电动汽车和电化学储能等领域^[1-2]。锂离子电池通常以串联电池组的形式呈现^[3]。串联电池组由单个电流传感器测量整组电流,一旦电流传感器发生故障,整个电池组的安全运行将无法保障。因此,持续深入地研究电流传感器的故障诊断技术对保证电池组安全运行至关重要。

目前,电池组传感器故障诊断方法可大致划分为基于模型的方法和基于测量拓扑的方法。基于模型的方法包括残差生成和残差评估。针对电池组电流、电压和温度,LIU Zhentong 等^[4]基于电-热耦合模型和扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)生成相应残差,随后采用对数似然比累计和进行残差评估。TIAN Jiaqiang 等^[5]借助粒子滤波生成电压和温度残差,将对数似然比进行滑动处理后得到了更灵敏的诊断结果。DEY 等^[6]设计多个滑膜观测器获取电压、电流及温度的残差,并借助阈值实现了残差评估。上述方法的有效性得到验证,但大计算量导致难以在线应用。为此,LIU Zhentong 等^[7]仅监测电池组中电池的最大和最小电压,实现了电压和电流传感器的诊断。此外,针对电流传感器,TRAN 等^[8]采用最小二乘法实时估计电池参数,通过平均滤波器生成参数残差,再采用累计和控制限进行评价。XIONG Rui 等^[9]利用库伦计数法和无迹卡尔曼滤波生成荷电状态(State of Charge, SoC)残差,再以 SoC 最大误差限为界实现诊断。XU Jun 等^[10]通过比例积分观测器诊断电流传感器偏置模式。HU Jian 等^[11]利用故障起始后的少量电流生成电流残差,并基于蒙特卡罗模拟确定了经验阈值评估残差,从而检测了传感器的偏置和增益模式,但 2 种故障模式未得到准确识别。YU Quanqing 等^[12]创新地调整了模型的输入和输出,实现了电流传感器偏置模式的检测和定量评估。

基于测量拓扑的方法主要是通过改变传感器的布置方式实现诊断。XIA Bing 等^[13]提出一种交叉式电压测量拓扑,使 1 个电池与 2 个电压传感器关联以实现诊断。KANG Yongzhe 等^[14-15]设计一种电池和传感器两两关联的测量拓扑,通过探究电压与电流波形之间的关系,并采用改进相关系数法,实现对传感器粘连和突变模式的诊断。虽然这些方法避免了建模努力,但过于复杂的连接不仅增加故障的发生概率,同时还增加电池真实值的读取难度。

整体而言,因无需更改现有测量拓扑,基于模型的方法仍是目前传感器诊断的主流方法。电流传感器故障模式主要包括偏置、漂移、增益、粘连和突变模式^[16],综合的电流传感器故障诊断应包括检测、识别和评估 3 个关键环节。现有诊断方法存在以下不足:首先,停留在对少数(1~2 种)故障模式的检测;其次,忽略了对不同故障模式的区分和识别;再者,缺乏对故障模式的定量评估,不清楚故障的严重程度。

鉴于此,将为搭建以电流为输入、电压为输出(Current Input Voltage Output, CIVO)的电池正常模型和以电压为输入、电流为输出(Voltage Input Current Output, VICO)的电池故障模型,以通过模型融合的方式综合诊断 5 种故障模式。

1 基于模型整合的电流传感器故障模式诊断原理与方案

1.1 电流传感器故障模式

电流传感器故障模式主要包括偏置、漂移、增益、粘连和突变模式。偏置模式下电流测量值会恒定地偏离真实值;漂移模式下电流测量值将不断增大与真实值的偏离;增益模式下电流测量值比真实值波动更明显;粘连模式下电流测量值恒为某一数值;突变模式下电流测量值则表现为真实值的精度

丢失。显然,电流传感器故障可由电流测量值和真实值的差异反应,但实际情况下电流真实值是无法获知的,因而需在真实值未知的条件下综合诊断5种故障模式。

此外,综合描述精度和计算复杂度等方面的考虑^[17],一阶等效电路模型用于电流传感器的建模研究,如图1所示, V_{oc} 为开路电压,V; R_0 为欧姆内阻, Ω ; R_1 为极化电阻, Ω ; C_1 为极化电容,F; V_1 为极化电压,V; V 为模型电压,V; I_m 为测量电流,A。

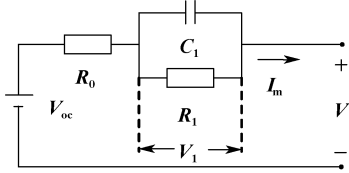


图1 电池一阶等效电路模型

Fig. 1 First-order equivalent circuit model of battery

1.2 多故障模式诊断原理

串联电池组中各电池电压随着电流变化同步地表现出相应变化,从而电流和各电池电压间呈现出一对多的关联。当电流传感器发生故障时,基于常规的CIVO模型,各电池电压的模型估计值将均偏离它们的实际测量值,产生电压残差。因此,当所有电池的电压残差同时表现出异常时,可认为电流传感器发生故障。进一步地,则更需要关注故障电流的情况。为确保故障电流的特征不被损失,将继续构建电压输入、电流输出的VICO模型。

基于模型融合的电流感器多故障模式综合诊断原理分为2步:第1步基于正常CIVO模型,当电池组中所有电池的电压残差均出现异常时,判定电流感器发生故障,实现故障检测;第2步基于构建的多个VICO故障模型,通过故障电流和故障模型的匹配,并结合故障模型中故障参数的变化,实现对5种故障模式的识别和评估。

1.3 CIVO模型和VICO模型构建

基于等效电路,CIVO模型和VICO模型构建过程如下。首先,CIVO模型的数学方程可表达为:

$$\dot{V}_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} V_1 + \frac{1}{C_1} I_m \quad (1)$$

$$V = V_{oc} - V_1 - R_0 I_m \quad (2)$$

式中上标 \cdot 为微分算子。 V_{oc} 与SoC的非线性关系可由多项式函数表达:

$$V_{oc} = f(S) = \sum_{n=0}^z a_n S^n \quad (3)$$

式中: S 为SoC; a_n 为拟合系数; z 为拟合总阶数; n 为拟合阶数, $n=1, 2, \dots, z$ 。 S 的数学方程可表达为:

$$\dot{S} = \frac{\eta I_m}{Q_a} \quad (4)$$

式中: η 为库伦效率,接近于1^[18]; Q_a 为电池可用容量,Ah。对式(1)~式(4)进行离散化,则状态空间方程可表达为:

$$\begin{cases} x_k = A x_{k-1} + B u_{k-1} + w_{k-1} \\ y_k = h(x_k, u_k) + v_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: k 为第 k 个时刻; x 为状态变量; u 为模型输入; y 为模型输出; w 为过程噪声; v 为观测噪声; A 和 B 为参数矩阵; $h(x_k, u_k)$ 为输出方程。CIVO模型中,由于 $x_k = [V_{1,k} \ S_k]^T$, $u_k = I_{m,k}$, $y_k = V_k$,则 $h(x_k, u_k)$ 及 A 、 B 分别表达为:

$$h(x_k, v_k) = V_{oc} - V_{1,k} - R_0 I_{m,k} \quad (6)$$

$$A = \begin{bmatrix} \exp(-\Delta t/R_1 C_1) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} R_1 [1 - \exp(-\Delta t/R_1 C_1)] \\ -\Delta t/Q_a \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 Δt 为相邻时刻间隔时间。进而,电压残差 ψ_V 可由测量电压 $V_m(V)$ 和 V_k 得到:

$$\psi_{V,k} = V_{m,k} - V_k \quad (8)$$

由此,构建CIVO模型。由式(4)可见:故障电流在模型中需要乘以小数量级参数 $1/Q_a$,使故障电流在模型中的权重受到影响,导致故障特征有所损失。为此考虑将故障电流作为模型输出,而测量电压作为模型输入。基于多模型估计思想,分别为电流感器5种故障模式构建VICO模型,再通过故障电流与VICO模型的匹配,实现故障模式的识别和定量评估。实际上,粘连模式的故障电流为一恒定值,显著不同于其他故障模式,因而易于直接识别。突变模式故障电流中的扰动随机性强,难以精确建模,但从实现角度出发,突变模式依然可以通过模式排除予以识别。为此,主要对偏置、漂移及增益模式进行VICO模型构建。两类故障VICO模型的数学方程可表达为:

$$I = \frac{(V_{oc} - V_1 - V_m)}{R_0} \quad (9)$$

$$\dot{V}_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} V_1 + \frac{1}{C_1} \frac{(V_{oc} - V_1 - V_m)}{R_0} \quad (10)$$

$$\dot{S} = \frac{\eta}{Q_a} \frac{(V_{oc} - V_1 - V_m)}{R_0} \quad (11)$$

式中 I 为模型电流, A。为实现故障电流的估计, 引入故障参量 φ (A)。具体地, 通过将 φ 以相加的方式引入式(9), 可估计得到偏置/漂移 VICO 模型下的故障电流 I_f (A) 为:

$$I_f = \frac{(V_{oc} - V_1 - V_m)}{R_0} + \varphi \quad (12)$$

通过将 φ 以相乘的方式引入式(9), 可估计得到增益 VICO 模型下的 I_f 为:

$$I_f = \frac{(1 + \varphi)(V_{oc} - V_1 - V_m)}{R_0} \quad (13)$$

虽然偏置/漂移 VICO 模型和增益 VICO 模型都是基于等效电路模型构建, 具有相同的物理结构, 但对比式(12)和式(13)可知: 它们对 φ 的描述方式有显著差别。对式(9)一式(13)离散化, 状态空间方程可表达为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}u_{k-1} + \mathbf{D} + w_{k-1} \\ y_k = h(\mathbf{x}_k, u_k) + v_k \end{cases} \quad (14)$$

式中 \mathbf{D} 为参数矩阵。对偏置/漂移 VICO 模型和增益 VICO 模型, 由于 $\mathbf{x}_k = [V_{1,k} \ S_k \ \varphi_k]^T$, $u_k = V_{m,k}$, $y_k = I_{f,k}$, 则 $h(\mathbf{x}_k, u_k)$ 分别表达为:

$$h(\mathbf{x}_k, u_k) = \frac{(V_{oc,k} - V_{1,k})}{R_0} - \frac{V_{m,k}}{R_0} + \varphi_k \quad (15)$$

$$h(\mathbf{x}_k, u_k) = \left[\frac{(V_{oc,k} - V_{1,k})}{R_0} - \frac{V_{m,k}}{R_0} \right] (1 + \varphi_k) \quad (16)$$

参数矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 和 \mathbf{D} 分别为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \exp\left(-\frac{R_1 + R_0}{R_0 R_1 C_1} \Delta t\right) & 0 & 0 \\ \frac{\Delta t}{Q_a R_0} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{R_1 \left(-\frac{R_1 + R_0}{R_0 R_1 C_1} \Delta t - 1\right)}{R_0 + R_1} \\ \frac{\Delta t}{Q_a R_0} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} V_{oc,k} \frac{R_1 \left(-\frac{R_1 + R_0}{R_0 R_1 C_1} \Delta t + 1\right)}{R_0 + R_1} \\ V_{oc,k} - \frac{\Delta t}{Q_a R_0} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

由此, 构建偏置/漂移 VICO 模型和增益 VICO 模型。EKF 是一种高效的递归滤波器, 采用 EKF 估计模型状态和输出, EKF 执行过程见[18]。需要说明, 对 VICO 模型应用 EKF 时, 由参数矩阵 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 计算出的 \mathbf{x}_k 并不是准确的先验, 需将 \mathbf{x}_k 中的 SoC 状态通过式(3)进行计算后得到参数矩阵 \mathbf{D} , 再获取当前时刻准确的 \mathbf{x}_k 先验。

1.4 多故障模式诊断方案

基于模型融合的电流感测器多故障模式综合诊断方案的实现步骤如下。其中, 电流感测器故障检测对应步骤 1—步骤 5, 识别和定量评估对应步骤 6、步骤 7。

步骤 1: 输入电池组电流和各电池电压数据。

步骤 2: 基于 CIVO 模型, 通过 EKF 计算各电池对应的电压残差。

步骤 3: 计算各电池电压残差的平均值和方差, 据此计算各电池的对数似然比及其累计和。步骤 3 旨在采用对数似然比累计和判定电压残差是否异常, 这是因为电池电压残差服从高斯分布^[5,7], 故障前后分布的概率密度函数表现出一定差异。对数似然比表达为:

$$s_g(\psi_V) = \ln \left[\frac{p_l(\psi_V)}{p_i(\psi_V)} \right] = \ln \left(\frac{\sigma_i}{\sigma_l} \right) - \frac{(\psi_V - \mu_l)^2}{2\sigma_l^2} + \frac{(\psi_V - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \quad (18)$$

式中: p 为电压残差的概率密度函数; μ 和 σ^2 分别为电压残差的平均值和标准差; l 和 i 分别为 l 号和 i 号电池, 假定 l 号电池为正常, 则对应残差的均值 μ_l 和方差 σ_l^2 可事先通过蒙特卡罗模拟确定。为确保对数似然比对电压残差异常的灵敏性, 考虑长度为 N 的数据窗口滑动处理。 k 时刻的 Ψ_V 记为 $\{\Psi_{V,k-N+1}, \Psi_{V,k-N+2}, \dots, \Psi_{V,k}\}$, 计算结果对数似然比的累计和 $S_g(\Psi_{V,k})$ 为:

$$S_g(\Psi_{V,k}) = \begin{cases} S_g(\Psi_{V,k-1}) & |s_g(\Psi_{V,k})| \leq j_g \\ S_g(\Psi_{V,k}) + |s_g(\Psi_{V,k})| & |s_g(\Psi_{V,k})| > j_g \end{cases} \quad (19)$$

式中 j_g 为对数似然比的阈值, 其数值可按照躲过正常情况计算的最大 $|s_g(\Psi_{V,k})|$ 进行整定。

步骤 4: 将所有电池计算出的 $S_g(\Psi_{V,k})$ 与 J_g 比较, 若全部 $S_g(\Psi_{V,k})$ 均满足式(20), 则认为电流感测器发生故障:

$$S_g(\Psi_{V,k}) \geq J_g \quad (20)$$

式中 J_g 为对数似然比累计和的阈值。

步骤5:判断故障电流是否为恒定不变的数值,若是,则判定故障模式为粘连模式,并根据读数确定粘连数值;若否,进一步将故障电流和电压代入故障 VICO 模型。

步骤6:将故障电流和电压代入偏置/漂移 VICO 模型,通过 EKF 计算偏置/漂移 VICO 模型下故障电流残差方差 Var_1 ,若 Var_1 低于方差阈值 J_v ,则判定故障电流存在偏置或漂移,并进一步计算 φ 的斜率 k_φ ,若 k_φ 的绝对值大于斜率阈值 J_φ ,判定故障模式为漂移模式,否则为偏置模式,表示为:

$$\text{Var}_1 < J_v \quad (21)$$

$$|k_\varphi| > J_\varphi \quad (22)$$

若式(21)不能被满足,表明故障模式与偏置/漂移 VICO 模型不能匹配,故障电流和电压将被继续代入增益 VICO 模型。该步骤采用电流残差方差来判断故障电流与模型是否匹配,电流残差方差越小说明电流残差越稳定,表明故障电流与测量电流吻合度越高, J_v 通过试验事先确定。当故障电流满足偏置/漂移 VICO 模型后,仍需要观察 φ 的变化,偏置模式下 φ 相对平稳,而漂移模式下 φ 表现出线性增加/减小,即斜率的绝对值更大, J_φ 理论上可选取为 0,但考虑模型估计的不确定性,选取需保留一定裕度。确定偏置或漂移模式后,通过 φ 的变化即可实现对故障程度的定量评估。

步骤7:将故障电流和电压代入增益 VICO 模型,通过 EKF 计算增益 VICO 模型下故障电流残差方差 Var_2 ,若 Var_2 低于 J_v ,即满足式(23),则判定电流传感器的故障模式为增益模式,并通过读取 φ 的数值实现对故障程度的定量评估,表示为:

$$\text{Var}_2 < J_v \quad (23)$$

若式(23)不能被满足,则判为突变模式。

2 电流传感器故障模式诊断试验验证

2.1 试验平台与故障模式模拟方案

采用的试验条件见文献[18]。电流传感器故障模式的模拟方案见表1,主要参考已有研究的典型试验值^[10-12]。模型构建时,参数 R_0 、 R_1 和 C_1 由混合功率脉冲特性测试分别确定为 0.030 1、0.001 6 和 6 523.5。诊断方案中数据窗 N 确定为 500。正常电压残差的均值 μ_i 和方差 σ_i^2 采用蒙特卡罗模拟确定为 5.29×10^{-5} 和 1.63×10^{-5} , j_g 确定为 7.2, J_g 确定

为 50, J_v 和 J_φ 分别确定为 0.01 和 1×10^{-5} 。

表1 故障模式模拟方案

Table 1 Simulation scheme of fault modes

故障模式	模拟方案
偏置	3 000~9 000 s, 电流值额外增加 0.4 A
漂移	3 000~9 000 s, 电流值额外以斜率 1.5×10^{-4} 线性增加
增益	3 000~9 000 s, 电流值额外倍增 0.5
粘连	3 000~6 000 s, 电流值恒定为 1.2 A
突变	3 000~9 000 s, 电流值额外添加 1.5 A 幅值的扰动

2.2 故障模式检测、识别和评估结果分析

2.2.1 故障模式检测

电流传感器 5 种故障模式对应的电流曲线和检测结果如图 2 所示。下面以偏置模式为例说明故障检测过程,故障电流在 3 000 s 时发生向上偏置。当时间推移至 3 547 s,各电池的对数似然比累计和 $S_g(\Psi_V)$ 开始明显增加,并逐步越过 $J_g = 50$,根据式(20),此时判断电流传感器发生故障,如图 2a—图 2b 所示。电流传感器其余故障模式的检测过程与偏置模式类似,不再赘述。5 种故障模式的检测时间依次为 3 547 s、5 243 s、5 044 s、3 502 s 和 3 516 s,其中,粘连模式的检测时间最短,归因于粘连模式直接改变了电流的原有样式,而其余故障模式均是在电流原有样式基础上发展而来的,相比之下,漂移和增益模式的检测时间较长,一方面漂移模式在故障初期的偏离程度很轻微,另一方面增益模式几乎不改变电压残差的均值,从而对电压残差的分布影响相对较小。总体上,图 2 的试验结果充分表明所提综合诊断方法能够实现 5 种故障模式的可靠检测。

2.2.2 故障模式识别与评估

检测到电流传感器故障后,继续对故障模式进行识别和定量评估,分析过程如下。

1) 粘连模式。由于电流值恒为 1.2 A 不变化,因此可以直接将故障模式识别为粘连模式。

2) 偏置和漂移模式。电流传感器故障后,电流值仍然是时刻变化的,首先判定当前故障模式不是粘连模式。进而,将故障电流和电压代入偏置/漂移 VICO 模型(图 3),偏置和漂移模式下故障电流的估计值均能密切跟随测量值,且电流残差主要集中在 0.1 A 内,同时电流残差方差低于阈值 $J_v = 0.01$,表明故障电流与偏置/漂移 VICO 模型匹配,因此可判定当前故障模式为偏置或漂移模式,如图 3a—图 3f

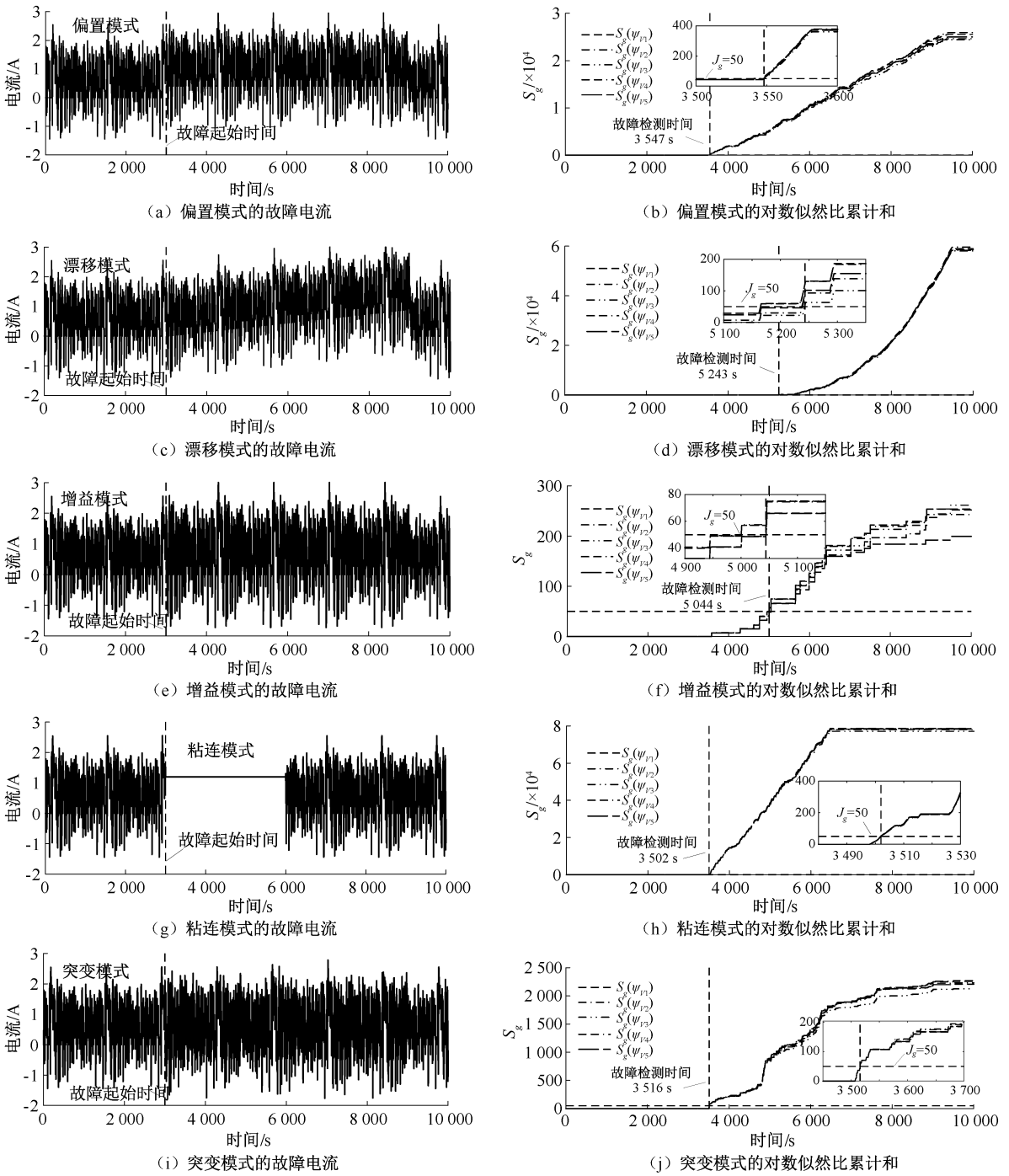


图 2 电流传感器故障模式检测

Fig. 2 Fault modes detection of current sensor

所示。当 φ 变化趋于稳定后,虚线表示的线性拟合函数 $\varphi_1(t)$ (φ_1 为因变量,反映了 φ 的局部变化; t 为时间,是自变量)的 k_φ 为 9.7473×10^{-7} ,与 $J_\varphi = 1 \times 10^{-5}$ 存在量级差异,因此故障模式可识别为偏置模式,同时拟合函数的截距为 0.389 8,接近于试验值 0.4,如图 3 g 所示;而当拟合函数 $\varphi_2(t)$ (φ_2 为因变量)的 k_φ 为 1.6417×10^{-4} 时,高于 $J_\varphi = 1 \times 10^{-5}$,故障模式识别为漂移模式,同时 1.6417×10^{-4} 接近于试

验值 1.5×10^{-5} ,如图 3 h 所示。

3) 增益模式。当判定故障电流不是粘连、偏置和漂移模式后,将故障电流和电压代入增益 VICO 模型,此时电流的估计值与测量值更加吻合,残差方差明显低于 $J_v = 0.01$,表明故障电流能与增益 VICO 模型相匹配,即故障模式为增益模式。2 条虚线对应的线性拟合函数 $\varphi_3(t)$ 和 $\varphi_4(t)$ (φ_3 和 φ_4 均为因变量)分别反映了 φ 故障前后的变化情况,截距分

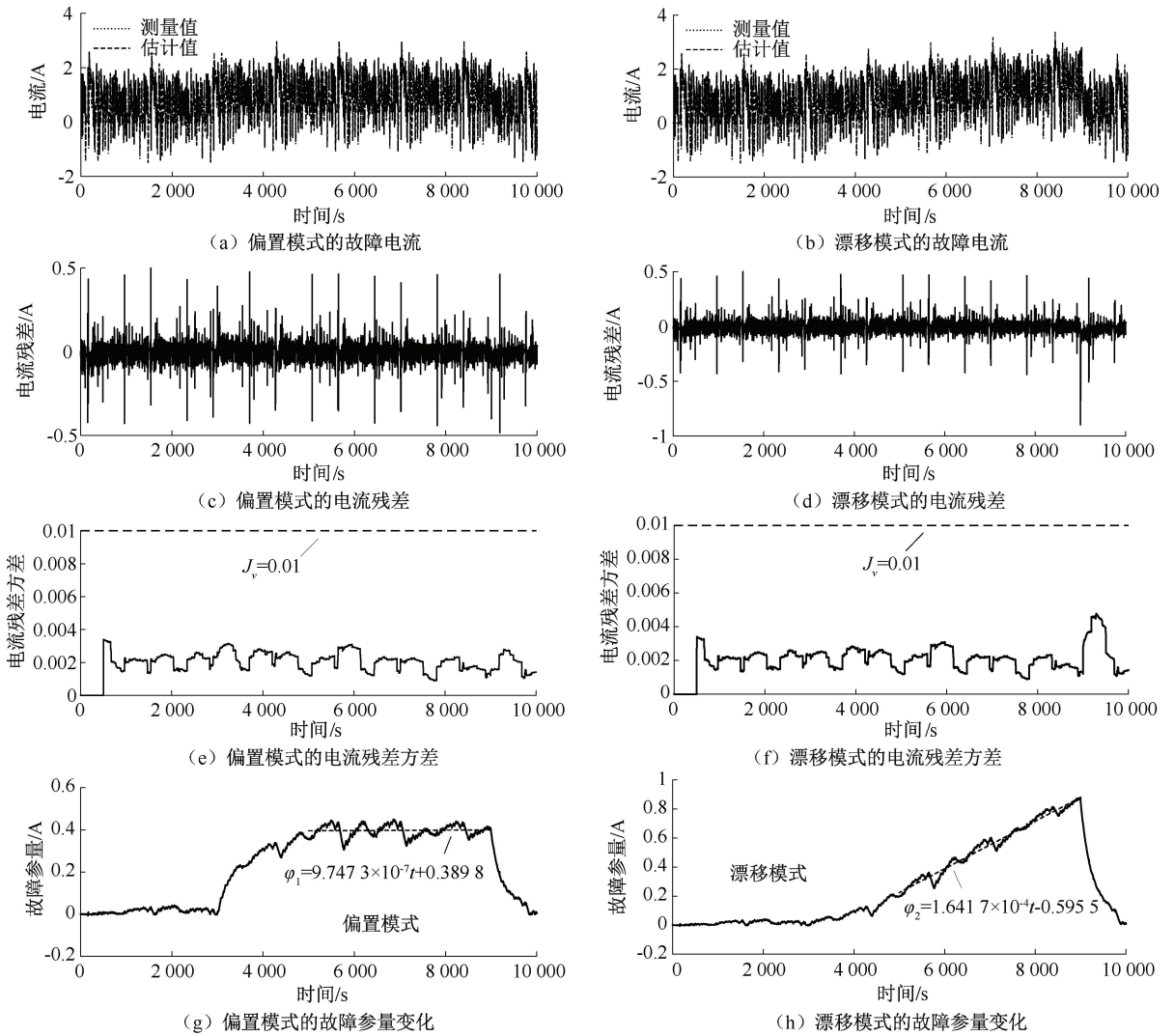


图 3 偏置和漂移模式在偏置/漂移 VICO 模型的识别和定量评估结果

Fig. 3 Identification and quantitative evaluation results of bias and drift modes in bias/drift VICO model

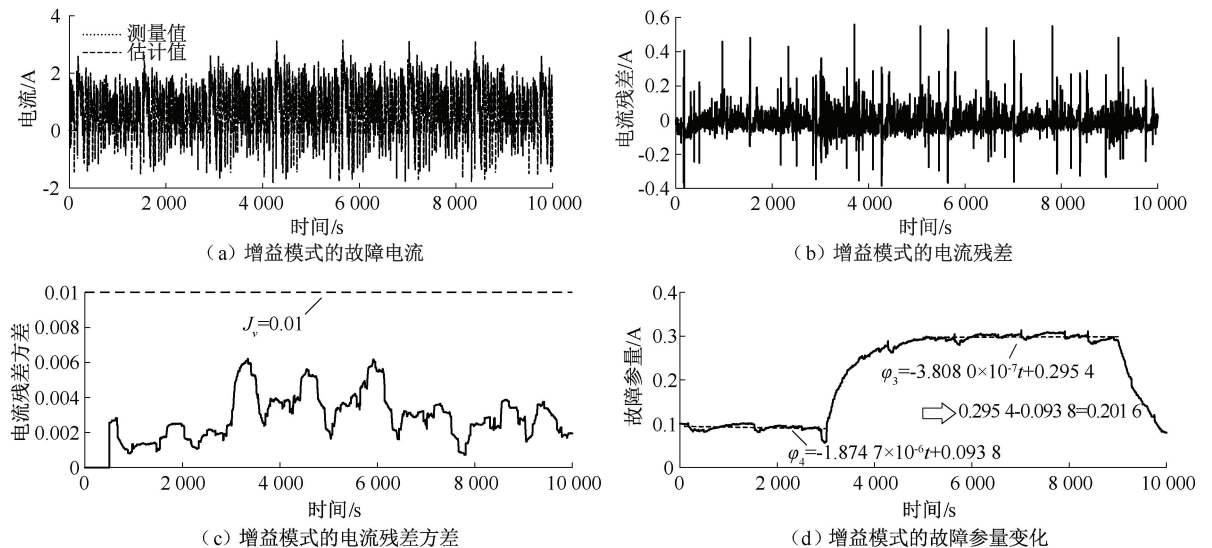


图 4 增益模式在增益 VICO 模型的识别和定量评估结果

Fig. 4 Identification and quantitative evaluation results of gain mode in gain VICO model

别为 0.093 8 和 0.295 4,二者做差后得增量 0.201 6,与试验值 0.2 高度相近。需要指出,理论上故障前 φ 应该为 0,但由于 EKF 在利用电压的测量值和估计值进行先验校正时本质上属于黑箱模型,不能特定地调控某一状态变量,导致故障前 φ 出现了 0.1 A 左右偏差,为此故障后计算增量时需要剔除该偏差,如图 4 所示。

4) 突变模式。当判定故障电流不属于粘连、偏置、漂移和增益模式后,可通过模式排除的方式,将故障模式识别为突变模式。

总体上,图 3、图 4 的试验结果充分表明:所提综合诊断方法能够准确识别电流传感器的 5 种故障模式,同时可准确地定量评估对偏置、漂移和增益模式的严重程度。

3 结 论

1) 基于 CIVO 和 VICO 模型融合,能够实现电流传感器 5 种故障模式的综合诊断。偏置/漂移 VICO 模型和增益 VICO 模型的主要区别是输出方程中故障参量 φ 的表达方式不同。

2) 基于 CIVO 模型并采用对数似然比,可检测 5 种故障模式。其中,粘连模式的检测时间最短,为 547 s,而漂移和增益模式的检测时间较长,分别需要 2 243 s 和 2 044 s。

3) 基于 VICO 模型并考虑 φ 的变化,可识别 5 种故障模式,同时偏置、漂移及增益模式的定量评估结果分别为 0.396 2 A(试验值 0.4 A), $1.641 7 \times 10^{-4}$ (试验值 1.5×10^{-4})及 0.201 6(试验值 0.2)。

参 考 文 献

- [1] 张少禹,王玥,董海斌,等. 锂电池热失控爆炸超压及液氮惰化效果分析[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(3): 39-44.
ZHANG Shaoyu, WANG Yue, DONG Haibin, et al. Analysis of thermal runaway explosion overpressure and liquid nitrogen inerting effect of lithium battery[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(3): 39-44.
- [2] 刘丹,王瑞虎,吕伟,等. 基于 IPSP-LSTM 的新能源汽车锂电池健康状态监测[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(9): 94-102.
LIU Dan, WANG Ruihu, LYU Wei, et al. SOH monitoring of new energy vehicle lithium batteries based on IPSP-LSTM[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(9): 94-102.
- [3] 何淑波,项薇,石钟淼. 基于机器学习的电动汽车电池系统的风险预警[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(2): 159-165.
HE Shubo, XIANG Wei, SHI Zhongmiao. Risk early warning of electric vehicle battery system based on machine learning[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(2): 159-165.
- [4] LIU Zhentong, AHMED Q, ZHANG Jiyu, 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.
- [5] TIAN Jiaqiang, WANG Yujie, CHEN Zonghai. Sensor fault diagnosis for lithium-ion battery packs based on thermal and electric models[J]. International Journal of Electric Power and Energy Systems, 2020, 21: DOI: 10.1016/j.ijepes.2020.106087.
- [6] 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): 2 141-2 149.
- [7] LIU Zhentong, HE Hongwen. Sensor fault detection and isolation for a lithium-ion battery pack in electric vehicles using adaptive extended Kalman filter[J]. Applied Energy, 2017, 185: 2 033-2 044.
- [8] TRAN M, FOWLER M. Sensor fault detection and isolation for degrading lithium-ion batteries in electric vehicles using parameter estimation with recursive least squares[J]. Batteries, 2019, 6(1): DOI: 10.3390/batteries6010001.
- [9] XIONG Rui, YU Quanqing, SHEN Wenxiang, et al. A sensor fault diagnosis method for a lithium-ion battery pack in electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(10): 9 709-9 718.

- [10] XU Jun, WANG Jing, LI Shiyang, et al. A method to simultaneously detect the current sensor fault and estimate the state of energy for batteries in electric vehicles[J]. *Sensors*, 2016, 16(8): DOI: 10.3390/s16081328.
- [11] HU Jian, BIAN Xiaolei, WEI Zhongbao, et al. Residual statistics-based current sensor fault diagnosis for smart battery management[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2022, 10(2): 2435-2444.
- [12] YU Quanqing, DAI Lei, XIONG Rui, et al. Current sensor fault diagnosis method based on an improved equivalent circuit battery model[J]. *Applied Energy*, 2022, 310: DOI: 10.1016/j.apenergy.2022.118588.
- [13] XIA Bing, MI C. A fault-tolerant voltage measurement method for series connected battery packs[J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 308: 83-96.
- [14] KANG Yongzhe, DUAN Bin, ZHOU Zhongkai, et al. Online multi-fault detection and diagnosis for battery packs in electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2020, 259: DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.114170.
- [15] KANG Yongzhe, DUAN Bin, ZHOU Zhongkai, et al. A multifault diagnostic method based on an interleaved voltage measurement topology for series connected battery packs[J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 417: 219-144.
- [16] XIONG Rui, YU Quanqing, SHEN Wenxiang. Review on sensors fault diagnosis and fault-tolerant techniques for lithium ion Batteries in electric vehicles[C]. *IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2018: 406-410.
- [17] HU Xiaosong, LI Shengbo, PENG Hui. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 198, 359-367.
- [18] YANG Qifan, SUN Jinlei, KANG Yongzhe, et al. Internal short circuit detection and evaluation in battery packs based on transformation matrix and an improved state-space model [J]. *Energy*, 2023, 276: DOI: 10.1016/j.energy.2023.127555.



作者简介: 杨启帆 (1990—),男,山东济南人,博士,副教授,主要从事锂离子电池组故障诊断方面的研究。E-mail:yqf@sdmu.edu.cn。