

# 基于主成分分析的串联电池组故障诊断实用方法

杨启帆,段大卫,李楠,张玉良,马宏忠

(河海大学 能源与电气学院,江苏 南京 211100)

**摘要:**为了保证电动汽车和储能系统的安全运行,电池组的故障诊断研究备受关注。针对目前面向电池组故障诊断方法相对匮乏且实用性不佳的问题,提出了一种基于主成分分析(PCA)的故障诊断实用方法,以准确地区分组内的电池单体故障和连接故障。首先,提出了非硬件冗余的交叉测量拓扑,分别用不同数量的传感器测量电池和连接板;然后,分析组内测量电压的变化特点,引入PCA对故障特征进行提取,为了保证PCA模型适配,提出了PCA实时建模与故障诊断一体化的思路,并基于此设计了完整的故障诊断方案;最后,利用实验对所提方法进行验证,结果表明所提方法能够可靠区分电池单体故障和连接故障,准确检测阈值法无法检测的电池单体故障,且强鲁棒于荷电状态、健康状态和温度差异的影响。现场运行数据也证实了所提方法能够有效避免发生虚警。

**关键词:**锂离子电池;故障诊断;电池组;主成分分析;交叉测量

**中图分类号:**TM 912

**文献标志码:**A

**DOI:**10.16081/j.epae.202204057

## 0 引言

锂离子电池因具有能量密度高、自放电率低、循环寿命长等优势,被广泛应用于电动汽车和电网储能系统<sup>[1-2]</sup>。近年来,由锂离子电池故障引发的安全事故层出不穷,低安全性成为制约电池发展的首要问题<sup>[3]</sup>。为了确保电池在不同场景下的安全使用,电池故障诊断研究受到了广泛的关注。然而,目前关于故障诊断的研究大多局限于面向单体电池,面向电池组故障诊断的研究很匮乏。实际上,电动汽车和电网储能系统中成百上千的电池总是以电池组的形式呈现<sup>[4-5]</sup>,因此开展面向电池组的故障诊断研究至关重要。

电池的单体故障、电池之间的连接故障是电池组中最主要的故障<sup>[6]</sup>。虽然已有方法分别对电池单体故障<sup>[7-8]</sup>和连接故障<sup>[9-10]</sup>表现出优良的诊断性能,但能否同时兼顾2种故障尚未可知。文献<sup>[11-12]</sup>基于等值电路模型对2种故障进行了区分,事实上随着电池数量的不断增加,同时涉及大量的物理化学反应过程,为电池组中的每一块电池建立模型并进行精确辨识并不容易,因此这些方法的实用性不强。在实际应用中,电池组的故障仍然是通过电池管理系统提供的阈值法进行诊断<sup>[13]</sup>。阈值法将实测量与既定阈值进行比较,将超出阈值的实测量记为故障

量。实测量一般为电压,而阈值分为绝对阈值和相对阈值,绝对阈值用于监测单块电池的最高、最低电压,而相对阈值用于监测电池间的电压差。阈值法存在以下三方面的缺陷:①无法区分电池单体故障和连接故障;②不能检测未触及阈值的电池单体故障;③阈值固定,未能考虑实测量自身的特点以及多种因素的影响。

在考虑串联电池组内电池电压特点的基础上,本文引入主成分分析PCA(Principle Component Analysis)作为诊断工具。PCA诊断需要利用历史数据建立模型<sup>[14]</sup>,而电池实时运行时的电压复杂多变,无法保证历史数据对实时数据全面覆盖,因此为了避免模型失配,提出了PCA实时建模与故障诊断一体化的思路。PCA中霍斯林 $T^2$ (后文简称为 $T^2$ )统计量和平方预测误差SPE(Squared Prediction Error)统计量的控制限由统计估计法得到,其数值大小取决于数据自身。另外,电池电压之间不存在耦合关系,通过PCA的变量贡献计算能够准确地判断故障位置。

基于上述PCA的特性,本文提出了一种面向串联电池组的故障诊断实用方法。首先,设计非硬件冗余的交叉测量拓扑,分别用不同数量的传感器测量电池和连接板;接着,分析组内测量电压的变化特点,利用PCA提取故障特征并实施诊断;然后,开展实验对所提方法的性能进行验证,同时计及荷电状态SOC(State Of Charge)、健康状态SOH(State Of Health)以及温度差异的影响;最后,利用现场运行数据对所提方法进行测试。

## 1 故障诊断原理及方案

串联连接是电池组内电池的主要连接形式,由

收稿日期:2021-10-19;修回日期:2021-12-25

在线出版日期:2022-04-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51577050);国家电网公司科技项目(J2020015)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51577050) and the Science and Technology Program of SGCC(J2020015)

相邻电池的正负极依次连通而成<sup>[15]</sup>。每块串联电池的电压均可由传感器测量得到,所以开展基于电压的串联电池组故障诊断研究具有普适性。

### 1.1 交叉测量拓扑

为了区分电池单体故障和连接故障,首先提出了一种非硬件冗余的交叉测量拓扑,如图 1 所示。图中:Cell<sub>*i*</sub>(*i*=1, 2, …)为第 *i* 块电池;L<sub>*i,i+1*</sub>为 Cell<sub>*i*</sub>与 Cell<sub>*i+1*</sub>之间的连接板;V<sub>*i*</sub>为第 *i* 台电压传感器。在测量拓扑中,传感器的测量线与电池的电极直接相连,V<sub>*i*</sub>分别连接至 Cell<sub>*i-1*</sub>的正极和 Cell<sub>*i+1*</sub>的负极,从而保证每块电池仅由 1 台传感器测量,且每个连接板由 2 台传感器测量。当发生电池单体故障时,故障特征仅传递至单台传感器,而当发生连接板故障时,故障特征会同时传递至 2 台传感器,故障位置则需根据接收故障特征的传感器序号进行确定。需要指出的是,相比于目前电池与传感器一对一的测量拓扑,图 1 所示的交叉测量拓扑并不需要增加额外的传感器或者扩增电压传感器的量程。

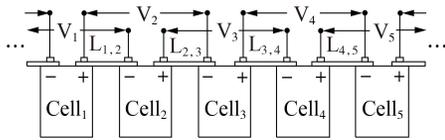


图 1 交叉测量拓扑

Fig.1 Cross-measurement topology

### 1.2 基于 PCA 的故障诊断技术

#### 1.2.1 PCA 的理论基础

本文采用 PCA 对电池组内的故障特征进行提取,首先对基于 PCA 进行故障诊断的主要思想和计算流程进行描述。

主要思想为:采用 PCA 将原始数据从高维空间投影至 2 个低维子空间,分别为主元子空间和残差子空间。原始数据在主元子空间和残差子空间的投影分别对应原始数据中的主要信息和与主要信息相悖的误差信息。主元子空间的信息可以近似地表达原始数据的信息。根据主元的选取,构建 PCA 模型。基于 PCA 的故障诊断是根据 PCA 模型的 T<sup>2</sup>和 SPE 统计量进行的,一般先根据历史正常数据构建 PCA 模型,并计算 T<sup>2</sup>和 SPE 的控制限,然后将实时数据代入模型计算得到 T<sup>2</sup>和 SPE 统计量,如果统计量大于控制限,则认为发生故障。

计算流程如下:令数据矩阵为  $\mathbf{x}=[x_i(k)]_{N \times J}$ ( $k=1, 2, \dots, N; i=1, 2, \dots, J; J$ 为变量个数; $N$ 为样本个数),先按照式(1)—(3)对矩阵  $\mathbf{x}$  进行标准化处理。

$$x'_i(k) = \frac{x_i(k) - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_i(k) \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left( x_i(k) - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_i(k') \right)^2} \quad (3)$$

式中: $\mu$ 、 $\sigma$ 分别为矩阵  $\mathbf{x}$  的第 *i* 列  $x_i$  的均值、标准差; $x'_i(k)$  为第 *k* 行第 *i* 列元素的标准化数值。将标准化数值  $x'_i(k)$  构成的矩阵记为  $\mathbf{X}$ ,则 PCA 模型可表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{XPP}^T + \mathbf{X}(\mathbf{I} - \mathbf{PP}^T) \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{\mathbf{X}^T \mathbf{X}}{N-1} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; $\mathbf{P}$ 为负荷矩阵,根据  $\mathbf{X}$  的协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$ ( $J \times J$ 阶)确定, $\boldsymbol{\Sigma}$ 的计算式见式(5)。式(4)等号右侧的第 1 项表示数据向主元子空间的投影,第 2 项表示数据向残差子空间的投影。

对  $\boldsymbol{\Sigma}$  进行奇异值分解:

$$\boldsymbol{\Sigma} \mathbf{p}_i = \lambda_i \mathbf{p}_i \quad (6)$$

式中: $\mathbf{p}_i$ ( $J \times 1$ 阶)、 $\lambda_i$ 分别为  $\boldsymbol{\Sigma}$  的第 *i* 个特征向量、特征值,且有  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_J$ 。通常采用累积百分比选取前 *l* 个  $\mathbf{p}_i$ ,则  $\mathbf{P}$  为:

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_l] \quad (7)$$

当检验水平为  $\alpha$ (通常取值为 95%)时,T<sup>2</sup>统计量的控制限  $\gamma_{T^2, \text{lim}}$  和 SPE 统计量的控制限  $\gamma_{\text{SPE}, \text{lim}}$  分别如式(8)和式(9)所示<sup>[16]</sup>。

$$\gamma_{T^2, \text{lim}} = \frac{l(N^2-1)}{N(N-l)} F_{\alpha(l, N-l)} \quad (8)$$

$$\gamma_{\text{SPE}, \text{lim}} = \theta_1 \left[ \frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{1/h_0} \quad (9)$$

式中: $F_{\alpha(l, N-l)}$ 为带有 *l* 和  $N-l$  自由度、检验水平为  $\alpha$  的 F 分布临界值; $h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2}$ ,  $\theta_n = \sum_{j=l+1}^J \lambda_j^n$ ( $n=1, 2, 3$ )表示对特征值进行 *n* 次方计算后的加和; $c_\alpha$ 为检验水平  $\alpha$  下的正态分布临界值。

由式(8)、(9)可见, $\gamma_{T^2, \text{lim}}$  和  $\gamma_{\text{SPE}, \text{lim}}$  的大小是由数据自身特性决定的。

#### 1.2.2 基于 PCA 的故障诊断

基于 PCA 进行故障诊断时,存在统计量选取和模型适配 2 个关键问题,本节结合串联电池组内电池电压的特点,对这 2 个关键问题进行讨论。

5 个串联电池在联邦城市行驶工况下的电压曲线见附录 A 图 A1。由图可见,高相关性和强多变性为串联电池组内电池电压的两大特点:组内相同型号的电池具有相近的开路电压和内阻,当接收到同一电流指令后,电池电压表现出高相关性;电动汽车的行驶习惯和储能系统的运营方式并不固定,因此

电池电压复杂多变。

虽然  $T^2$  和 SPE 都被用于故障诊断,但两者的物理意义有所不同。 $T^2$  衡量的是变量整体趋势被改变的情况,而 SPE 衡量的是破坏变量整体趋势的局部情况。为了便于理解,图2给出了  $T^2$  和 SPE 用于故障诊断时的区别,其中左图中的点划线表示整体趋势,实线表示趋势的破坏情况。图中,  $\gamma_{T^2}$ 、 $\gamma_{SPE}$  分别为  $T^2$  统计量、SPE 统计量。

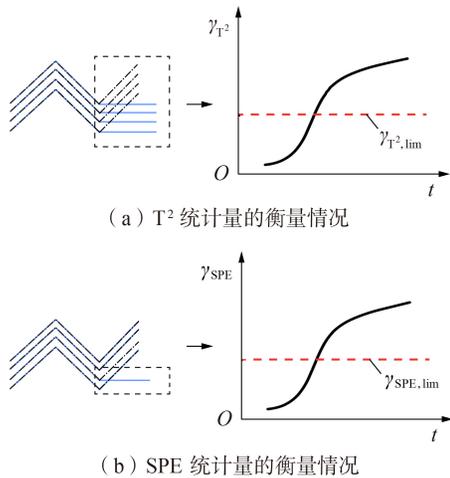


图2  $T^2$ 和SPE用于故障诊断的区别

Fig.2 Difference between  $T^2$  and SPE for fault diagnosis

事实上,对于串联电池组中的电池和连接板而言,仅会有1个或者少数几个发生故障。如果将组内每台传感器的测量电压  $V_i$  看作1个变量,则仅有少数的故障电压表现出不符合高相关性的特点,而整体电压趋势不会被改变,因此选用SPE统计量进行故障诊断更加合理。令标准化的数据向量为  $z$  ( $1 \times J$ 阶),则SPE统计量  $\gamma_{SPE}$  为<sup>[16]</sup>:

$$\gamma_{SPE} = z(I - PP^T)z^T \quad (10)$$

若满足式(11),则表示故障被检测。

$$\gamma_{SPE} > \gamma_{SPE.lim} \quad (11)$$

进一步地,根据式(12)计算  $z$  的每个变量  $z_i$  ( $i=1, 2, \dots, J$ ) 对  $\gamma_{SPE}$  的贡献。

$$\gamma_{SPE,i} = (z_i - \hat{z}_i)^2 \quad (12)$$

式中:  $\hat{z}_i$  为  $z_i$  在残差子空间的投影。由于组内电池电压之间不存在耦合关系,因此贡献显著(满足式(13)即表示贡献显著)的  $\gamma_{SPE,i}$  对应的  $z_i$  可被认为是故障变量,即第  $i$  台电压传感器测量的电压  $V_i$  存在异常。

$$\gamma_{SPE,i} - \frac{\gamma_{SPE}}{J} > 0 \quad (13)$$

如前文所述,PCA模型一般由历史正常数据构建得到,这要求历史正常数据足够丰富以确保所建模型能尽可能地适应全部的实时正常数据。然而,电池电压的强多变性决定了历史正常数据无法全面

反映实时正常数据的变化,因此PCA存在模型失配问题。为此,本文提出了PCA实时建模与故障诊断一体化的思路,即利用实时数据构建的模型来检测实时数据的故障情况。该思路的依据为:①同一组数据可天然避免模型失配;②组内电池电压的强相关性信息唯一反映在协方差矩阵中的最大特征值内,当采用最大特征值对应的特征向量实时构建模型时,模型的故障诊断能力不会下降。

此外,由图A1还可以看出,多条电压曲线并非完全重合,这表明电池之间存在一定的不一致性。研究结果表明<sup>[17]</sup>,电池之间的一致性表现在电压上主要为幅值和偏置的差异,可直观看图2中的电压曲线也满足这一特点。但是,根据式(1)–(3)所示的标准化处理过程可知,电池之间的一致性并不会影响PCA计算,这是因为幅值和偏置的差异在标准化过程中被消除。

### 1.3 故障诊断方案

基于交叉测量拓扑和PCA故障诊断技术,面向组内电池单体故障和连接故障的实用诊断流程图如图3所示,流程在每个采样中断实现。具体的故障诊断步骤见附录B。

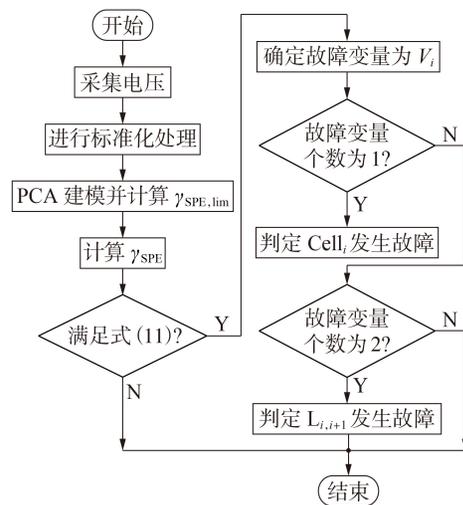


图3 故障诊断流程图

Fig.3 Flowchart of fault diagnosis

组内电压的采集数据量由数据窗长决定。具体应用时,窗内数据应能准确地反映电压之间的相关性,通过观测实验数据和现场运行数据,本文将窗长选定为30个数据点。需要指出的是,基于PCA进行故障诊断时,故障数据只要出现无法适应模型的情况就能发出动作信号,并不需要故障数据完全填满数据窗,因此故障诊断具有较好的实时性。此外,相较于固定阈值的阈值法,  $\gamma_{SPE.lim}$  根据数据特点在每个数据窗内不断更新,这使得本文所提方法的阈值具备自适应调整的能力。

## 2 实验验证分析

### 2.1 实验条件

以 5 块圆柱型磷酸铁锂电池作为实验对象,参数见附录 C 表 C1,实验设备见附录 C 图 C1。利用 Arbin 测试仪充放电并测量电池电压,频率为 1 Hz。恒温箱将实验温度控制为 25 °C。5 块电池通过夹具串联连接,传感器按照图 1 所示拓扑布置。每次实验前,电池采用恒流充电至 3.45 V 并静止 1 h。所有实验均在城市动态行驶工况下进行。实验方法和参数主要参考近 5 a 的电池故障相关研究<sup>[12,18-21]</sup>。

### 2.2 故障诊断方案的实用化

正常运行工况下串联电池组的电压曲线和 PCA 故障诊断结果分别见附录 D 图 D1 和图 4。由图 D1 可知:电池之间存在一定的不一致性,显然基于单一模型的故障诊断方法很难同时兼顾多块电池的状态;大约在 197 s 时最大电压差超过 0.02 V,如果相对阈值整定过小,则会引起诊断虚警。由图 4(a)可知,本文所提方法的阈值  $\gamma_{SPE,lim}$  不再固定,而是能够随着数据自适应调整。然而,受到电池不一致性和测量噪声的影响,测量电压存在非相关变化,引起较多  $\gamma_{SPE} > \gamma_{SPE,lim}$  的情况。为了保证本文所提方法的实用性,采取 2 种实用化手段提高容错能力:①小幅度提高控制限  $\gamma_{SPE,lim}$ ,即在  $\gamma_{SPE,lim}$  的基础上增加  $\varepsilon$ ,并设  $\varepsilon$  取值为 0.01;②采用连续  $\beta$  点的判断逻辑, $\beta$  取值为 3,即当且仅当连续 3 次及以上满足式(11)时,才发出故障信号。 $\varepsilon$  和  $\beta$  的取值说明见附录 E。采取

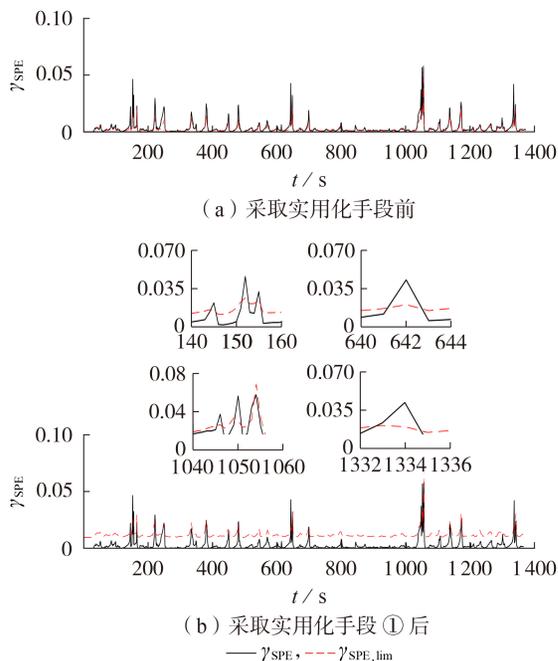


图 4 正常运行工况下的 PCA 故障诊断结果  
Fig.4 Fault diagnosis results based on PCA under normal operation condition

实用化手段①后的故障诊断结果见图 4(b),可以看出仅存在个别  $\gamma_{SPE} > \gamma_{SPE,lim}$  的情况,但均不满足连续 3 点的判断逻辑,即不满足采取实用化手段②的条件。可见,采取实用化手段后,本文所提方法在正常情况下能够可靠不发出故障信号。

### 2.3 电池单体故障

短路是电池的典型故障<sup>[22]</sup>,本文通过向 Cell<sub>4</sub> 的正负极并联 5 Ω 电阻模拟短路故障,故障时间为 604~720 s,该工况下的电压曲线和 PCA 故障诊断结果分别见附录 F 图 F1 和图 5。

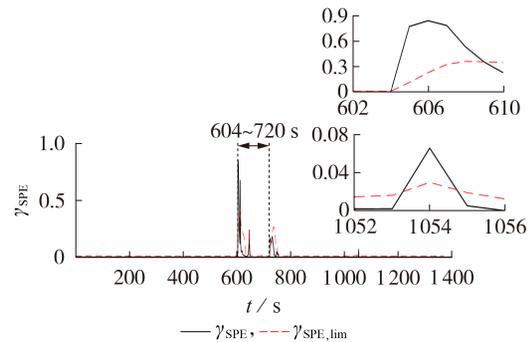


图 5 电池单体故障的 PCA 诊断结果

Fig.5 Battery cell fault diagnosis results based on PCA

由图 F1(a)可见,  $V_4$  在 604 s 时开始下降,故障期间  $V_4$  降落幅度较小,最小电压值约为 3.2 V,仍然高于表 C1 中的下限截止电压,因此绝对阈值法无法检测该短路故障。由图 5 可知,  $\gamma_{SPE}$  在 604 s 后显著增大并快速超过  $\gamma_{SPE,lim}$ ,在之后的 5 s 内,  $\gamma_{SPE}$  始终大于  $\gamma_{SPE,lim}$ ,由 1.3 节中的故障诊断方案可知,此时判断串联电池组内发生故障。由图 F1(b)可知,604 s 后  $\gamma_{SPE,4}$  高于平均水平 ( $\gamma_{SPE}$  的平均水平由透明平面表示),表明  $\gamma_{SPE,4}$  对整体  $\gamma_{SPE}$  的贡献最大,因此  $V_4$  为故障变量。 $V_4$  由传感器  $V_4$  测量得到,由图 1 所示交叉测量拓扑可知,仅 Cell<sub>4</sub> 的故障特征会唯一反映在  $V_4$  上,因此可以诊断 Cell<sub>4</sub> 发生故障。此外,1054 s 时出现  $\gamma_{SPE} > \gamma_{SPE,lim}$  的情况,不过由连续 3 点判断逻辑可知,此时本文所提方法不会发生虚警。

### 2.4 连接故障

电动汽车在恶劣道路工况下容易发生电池之间的连接故障,造成电池组功率衰退、局部过热等负面影响<sup>[12]</sup>。通过增大 Cell<sub>2</sub> 与 Cell<sub>3</sub> 之间连接板  $L_{2,3}$  的电阻来模拟连接故障,将  $L_{2,3}$  的电阻设定为 0.07 Ω,数值约为故障前的 2 倍。故障时间为 295~600 s 和 900~1371 s,该工况下的电压曲线和 PCA 故障诊断结果分别见附录 F 图 F2 和图 6。

由图 F2(a)可知,故障过程中  $V_2$  和  $V_3$  同时表现出更加明显的波动,加剧了电池之间的一致性。由图 6 可见,  $\gamma_{SPE}$  分别在 295 s 和 900 s 时开始快速增大并迅速超过  $\gamma_{SPE,lim}$ ,在之后的 5 s 内,  $\gamma_{SPE}$  始终大于

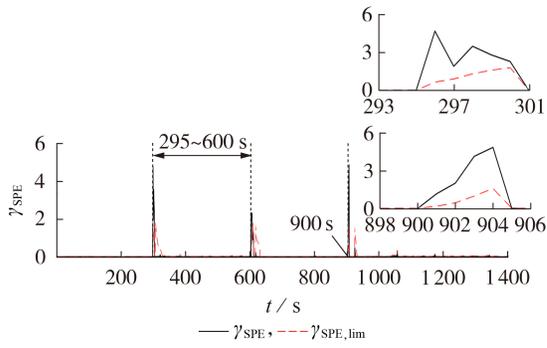


图6 连接故障的PCA诊断结果

Fig.6 Connection fault diagnosis results based on PCA

$\gamma_{SPE,lim}$ , 据此可以判断电池组内发生故障。由图 F2 (b)可知, 2次故障下  $\gamma_{SPE,2}$  和  $\gamma_{SPE,3}$  均高于  $\gamma_{SPE}$  的平均水平, 表明  $V_2$  和  $V_3$  为故障变量。  $V_2$  和  $V_3$  分别由  $V_2$  和  $V_3$  测量得到, 而  $L_{2,3}$  是  $V_2$  和  $V_3$  测量的交叉部分, 故可以诊断  $L_{2,3}$  出现异常。

### 2.5 影响因素分析

2.3节和2.4节证明了本文所提方法能够可靠地区分电池单体故障和连接故障, 本节将进一步对所提方法的性能进行验证, 主要考虑SOC、SOH以及温度差异的影响。文献[19-20]对行驶3 a、里程为35 000 km的电动汽车电池组进行拆解, 发现电池之间的SOC和SOH差异可分别达到13%和3%。文献[20]分析了温度对电池组功率衰退的影响, 并考虑了15 °C的温差。为此, 本文考虑20%的SOC差异、3.9%的SOH差异和15 °C的温差, 选用3块电池(电池A、B、C)进行实验, 电池参数见表1。实验中, 将电池A作为参考, 电池B、C用于设置差异, 实验参数如表1所示。SOC通过控制满充电池的放电时间进行设定, 温度通过恒温箱控制。电池A、B为2块具有额定容量的全新电池, 电池C为经历过400次循环的旧电池, 容量为3.652 A·h。不同影响因素下的电压曲线和PCA故障诊断结果分别见附录F图F3—F5和图7。

由图F3—F5和图7可知: 当SOC差异达到20%、SOH差异接近4%且温差达到15 °C时,  $\gamma_{SPE}$  均能可靠小于  $\gamma_{SPE,lim}$ , 这表明本文所提方法对组内电池的SOC、SOH以及温度差异具有充足的鲁棒性; 电池SOC越高, 则电压数值越大, SOH越低, 则电压波动越明显, 低温相较于高温对电池电压的影响更加显著。

表1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

电池	SOC / %	SOH / (A·h)	温度 / °C
A	70	3.800	25
B	90,50	—	25
C	—	3.652	—

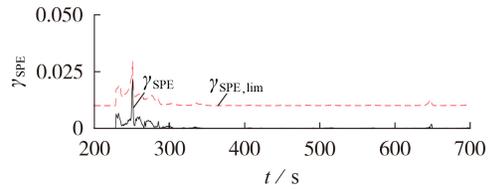
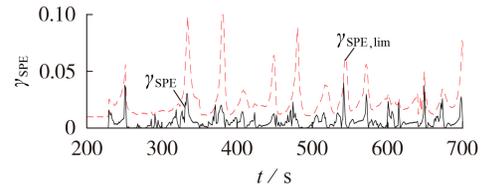
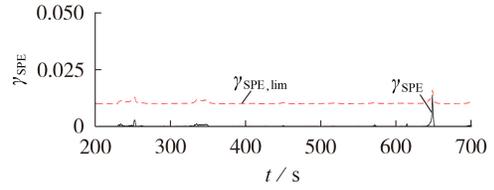
(a) SOC差异下的  $\gamma_{SPE}$ (b) SOH差异下的  $\gamma_{SPE}$ (c) 温差下的  $\gamma_{SPE}$ 

图7 不同影响因素下的PCA故障诊断结果

Fig.7 Fault diagnosis results based on PCA with different influence factors

## 3 现场数据测试

利用某电池储能电站的现场运行数据进行测试。电池组由6块电池串联而成, 电池管理单元对每块电池的电压进行测量以及监测, 其中电压过高的一级阈值为3.4 V, 报文动作为报警, 测量频率为1/30 Hz。现场数据的10 h运行曲线及PCA故障诊断结果分别见附录F图F6和图8。由图F6可见, 电池电压在6 h至7 h内频繁地触碰一级阈值3.4 V, 引起电池管理单元多次报警, 但由电压之间的相关性可以判断此时并未发生故障, 即不应发出报警信号。由图8可见, 10 h内的  $\gamma_{SPE}$  可靠小于  $\gamma_{SPE,lim}$ , 表明本文所提方法能够有效避免发生虚警。

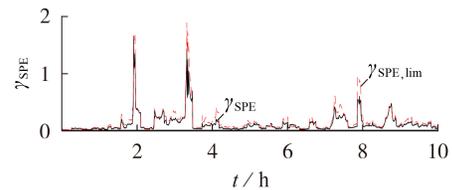


图8 现场运行数据的PCA故障诊断结果

Fig.8 Fault diagnosis results based on PCA with field operation data

## 4 结论

本文提出了一种面向串联电池组的实用故障诊断方法, 能够准确地区分电池单体故障和连接故障, 所得结论如下:

1)综合利用交叉测量拓扑和PCA提取故障特征并实施故障诊断,所提交叉测量拓扑无需额外增加传感器或者扩展传感器量程,所用PCA将实时建模与故障诊断一体化,有效避免了模型失配问题;

2)所提方法具备良好的实用性能,无需多电池建模,设定的阈值具备自适应电压变化的调整能力,对阈值法无法检测的电池单体故障有充足的反应能力,对SOC、SOH以及温度差异有足够的鲁棒性;

3)基于实验数据和现场运行数据验证了本文所提的有效性和性能优越性。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

### 参考文献:

- [1] 张娥,徐成,王康丽,等. 电池组分段混合均衡控制策略[J]. 电力自动化设备,2020,40(3):168-173.  
ZHANG E, XU Cheng, WANG Kangli, et al. Segmented hybrid equalization control strategy for battery packs[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3): 168-173.
- [2] 彭飞,刘志祥,任敬国,等. 新型无均衡管理光伏锂电储能发电模组及其MPPT控制策略[J]. 电力自动化设备,2017,37(4):73-81.  
PENG Fei, LIU Zhixiang, REN Jingguo, et al. PV/Li-ion energy-storage power module based on non-balancing cell management and its MPPT control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(4): 73-81.
- [3] XIONG R, SUN W Z, YU Q Q, et al. Research progress, challenges and prospects of fault diagnosis on battery system of electric vehicles[J]. Applied Energy, 2020, 278: 115855.
- [4] 严干贵,蔡长兴,段双明,等. 锂离子储能电池成组方式优化[J]. 电力自动化设备,2021,41(4):148-153.  
YAN Gangui, CAI Changxing, DUAN Shuangming, et al. Grouping mode optimization of lithium-ion energy storage battery[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(4): 148-153.
- [5] 郭伟,赵洪山. 基于DMPC加权一致性算法的电池储能阵列分组控制策略[J]. 电力自动化设备,2020,40(1):133-140.  
GUO Wei, ZHAO Hongshan. Grouping control strategy of battery energy storage array based on DMPC weighted consensus algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1): 133-140.
- [6] 苏伟,钟国彬,沈佳妮,等. 锂离子电池单体故障诊断技术进展[J]. 储能科学与技术,2019,8(2):225-236.  
SU Wei, ZHONG Guobin, SHEN Jiani, et al. The progress in fault diagnosis techniques for lithium-ion batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(2): 225-236.
- [7] LI X Y, WANG Z P. A novel fault diagnosis method for lithium-ion battery packs of electric vehicles[J]. Measurement, 2018, 116: 402-411.
- [8] 刘征宇,姚利阳,朱诚诚,等. 基于幅值平方相干谱的电池单体故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2020,40(9):3052-3058.  
LIU Zhengyu, YAO Liyang, ZHU Chengcheng, et al. Battery fault diagnosis method based on amplitude squared coherence spectrum[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(9): 3052-3058.
- [9] YAO L, WANG Z P, MA J. Fault detection of the connection of lithium-ion power batteries based on entropy for electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2015, 293: 548-561.
- [10] YAO L, XIAO Y Q, GONG X Y, et al. A novel intelligent method for fault diagnosis of electric vehicle battery system based on wavelet neural network[J]. Journal of Power Sources, 2020, 453: 227870.
- [11] ZHENG Y J, HAN X B, LU L G, et al. Lithium ion battery pack power fade fault identification based on Shannon entropy in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2013, 223: 136-146.
- [12] MA M N, WANG Y, DUAN Q L, et al. Fault detection of the connection of lithium-ion power batteries in series for electric vehicles based on statistical analysis[J]. Energy, 2018, 164: 745-756.
- [13] CHRISTOPHER D R, WANG C Y. 电池建模与电池管理系统设计[M]. 惠东,李建林,官亦标,等译. 北京:机械工业出版社,2018:183-184.
- [14] 刘康玲. 基于自适应PCA和时序逻辑的动态系统故障诊断研究[D]. 杭州:浙江大学,2017.  
LIU Kangling. Fault diagnosis for dynamic systems based on adaptive PCA and temporal logic[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [15] 郭杰,王小鹏,孙春霞,等. 动力电池串并联结构重组的均衡充电方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(5):163-168.  
GUO Jie, WANG Xiaopeng, SUN Chunxia, et al. Balanced charging method of power batteries with reconstructed series-parallel structure[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 163-168.
- [16] SHLENS J. A tutorial on principal component analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 51(2): 2-12.
- [17] XIA B, SHANG Y L, NGUYEN T, et al. A correlation based fault detection method for short circuits in battery packs[J]. Journal of Power Sources, 2017, 337: 1-10.
- [18] ABAZA A, FERRARI S, WONG H K, et al. Experimental study of internal and external short circuits of commercial automotive pouch lithium-ion cells[J]. Journal of Energy Storage, 2018, 16: 211-217.
- [19] JIANG Y, JIANG J C, ZHANG C P, et al. Recognition of battery aging variations for LiFePO<sub>4</sub> batteries in 2nd use applications combining incremental capacity analysis and statistical approaches[J]. Journal of Power Sources, 2017, 360: 180-188.
- [20] JIANG Y, JIANG J C, ZHANG C P, et al. State of health estimation of second-life LiFePO<sub>4</sub> batteries for energy storage applications[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 205: 754-762.
- [21] GANESAN N, BASU S M, HARIHARAN K S, et al. Physics based modeling of a series parallel battery pack for asymmetry analysis, predictive control and life extension[J]. Journal of Power Sources, 2016, 322: 57-67.
- [22] OUYANG M G, ZHANG M X, FENG X N, et al. Internal short circuit detection for battery pack using equivalent parameter and consistency method[J]. Journal of Power Sources, 2015, 294: 272-283.

### 作者简介:



杨启帆

杨启帆(1990—),男,博士研究生,主要研究方向为储能电池单体故障诊断技术(E-mail: 190206030007@hhu.edu.cn);

马宏忠(1962—),男,教授,博士生导师,通信作者,主要研究方向为电气设备故障诊断技术(E-mail: ma@hhu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

## A practical fault diagnosis method for series-connected battery packs based on principle component analysis

YANG Qifan, DUAN Dawei, LI Nan, ZHANG Yuliang, MA Hongzhong

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

**Abstract:** In order to ensure the safe operation of electric vehicles and energy storage systems, the research on fault diagnosis for battery packs has attracted much attention. Aiming at the problems that the current diagnosis methods of battery packs are relatively scarce and not practical, a practical fault diagnosis method based on PCA (Principal Component Analysis) is proposed to accurately identify the battery cell fault and connection fault within a pack. Firstly, a non-hardware redundant cross-measurement topology is proposed to measure the batteries and the connecting plates with different number of sensors. Then, the variation characteristics of measured voltage in the pack are analyzed and the fault features are extracted by introducing PCA. In order to ensure the adaptation of PCA model, the idea of integrating PCA real-time modeling and fault diagnosis is proposed, and based on this, a complete fault diagnosis scheme is designed. Finally, experiments are carried out to verify the proposed method. The results show that the proposed method can reliably distinguish the battery cell fault from the connection fault, accurately detect the battery cell fault that cannot be detected by the threshold method, and is robust to the influence of state of charge, state of health and temperature difference. Field operation data also confirm that the proposed method can effectively avoid false alarm.

**Key words:** lithium-ion battery; fault diagnosis; battery pack; PCA; cross-measurement

(上接第209页 continued from page 209)

## Stator grounding fault location method of turbo-generator based on geometric relationship algorithm

PEI Liqiu<sup>1</sup>, YANG Hongtao<sup>1</sup>, ZHANG Qixue<sup>2</sup>, LI Huazhong<sup>2</sup>, XU Linbo<sup>3</sup>, WU Lijun<sup>1</sup>, CHEN Jun<sup>2,4</sup>

(1. Fengtai Branch of Huaizhe Electric Power Co., Ltd., Huainan 232131, China;

2. NR Electric Co., Ltd., Nanjing 211102, China;

3. Zhejiang Energy Group CP Ltd., Hangzhou 311100, China;

4. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** A method of turbo-generator stator grounding fault location based on geometric relationship algorithm is proposed. According to the fundamental wave potential distribution characteristics of large turbo-generator stator windings, the potential vectors being connected in sequence are approximately equivalent to a circular arc on the plane, and the corresponding central angle is defined as  $\beta$ . Meanwhile, the zero-sequence voltage of stator and the winding phase voltage are mapped to the plane when the grounding fault occurs. The geometric relationship between the fundamental potential from the fault position to the neutral point and the phasors such as the stator zero-sequence voltage and the winding phase voltage is established. Combined with impedance characteristic parameters of zero-sequence circuit, the fault angle  $\gamma$  of the neutral point to grounding fault winding bar is calculated, and the ratio of angle  $\gamma$  to angle  $\beta$  is calculated, which is the grounding position. The proposed method is verified by the simulation test and the field grounding fault case. The verification results show that the proposed method is simple and effective, and do not depend on the injection stator grounding protection, which can greatly improve the diagnosis efficiency of generator stator grounding fault and shorten the troubleshooting time.

**Key words:** electric generators; stator grounding fault location; geometric relationship; central angle; simulation test

## 附录 A

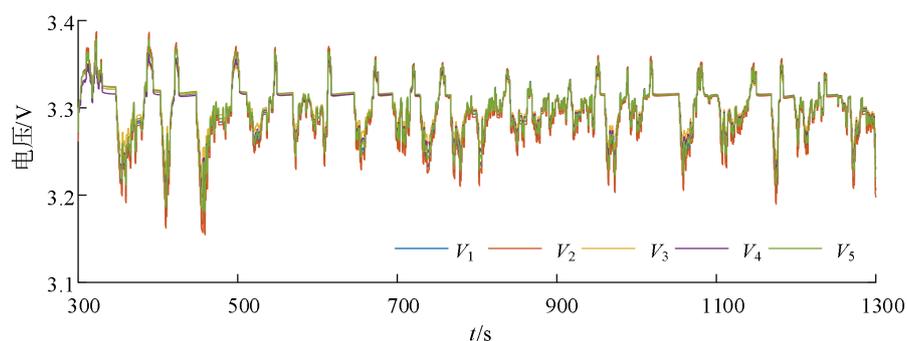


图 A1 联邦城市行驶工况下的电压曲线  
Fig.A1 Voltage curves under Federal urban driving schedule

## 附录 B

步骤 1: 采集组内电压数据, 将每台传感器测量到的电压看作 1 维变量。根据式(1)–(3)标准化处理各维变量, 形成多维矩阵。

步骤 2: 由式(5)–(7)计算协方差矩阵的特征值及特征向量并选取最大特征值对应的特征向量进行 PCA 建模, 再由式(9)计算得到  $\gamma_{SPE,lim}$ 。

步骤 3: 将多维矩阵代入 PCA 模型, 根据式(10)计算  $\gamma_{SPE}$ , 并将  $\gamma_{SPE}$  与  $\gamma_{SPE,lim}$  进行比较。

步骤 4: 若满足式(11), 则表明发生故障。由式(12)和式(13)确定第  $i$  台电压传感器测量的电压  $V_i$  为故障变量, 若故障变量个数为 1, 则判定为电池单体故障; 若故障变量个数为 2, 则判定为连接故障。

步骤 5: 根据  $V_i$  的标号, 确定故障具体位置。

## 附录 C

表 C1 电池参数  
Table C1 Battery parameters

参数	数值	参数	数值
标称电压	3.2 V	上限截止电压	3.65 V
标称容量	3.8 A·h	下限截止电压	2 V



图 C1 实验设备  
Fig.C1 Test equipment

## 附录 D

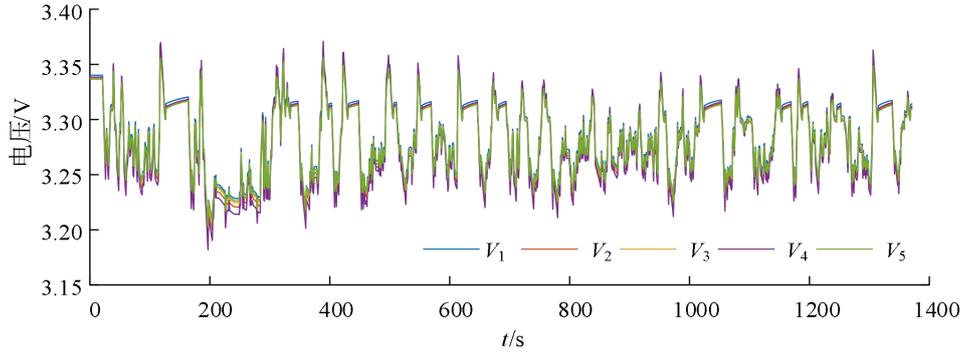


图 D1 正常运行下的电压曲线  
Fig.D1 Voltage curves under normal operation

## 附录 E: $\varepsilon$ 和 $\beta$ 的取值依据

鉴于电池组的复杂性及不确定性，通过理论分析确定  $\varepsilon$  和  $\beta$  的取值存在一定困难，但是，从实用化的角度出发，选择合理的取值是能够满足工程应用需求的，为此，本文选择基于大量实验数据，以取值最低水平满足电池正常运行时虚警率为 0 为依据，确定  $\varepsilon$  和  $\beta$  的取值。具体如下。

$\varepsilon$  和  $\beta$  分别对应当前阈值的抬高程度和连续满足的点数，在使用时，两者存在略微不同。前者侧重于过多点存在虚警的情况，而后者侧重于少数点存在虚警的情况。以正文图 4(a)为例，实用化前的虚警率为 65.57%，这表明存在过多的虚警点，因此应先通过增加  $\varepsilon$  进行容错，随着  $\varepsilon$  的不断增大，当仅存在少数点存在虚警时，再采用  $\beta$  进行容错。令  $\varepsilon$  以 0.001 的步长增加，图 E1 给出  $\varepsilon$  从 0 抬升到 0.012 时的虚警率。由图 E1 可见，随着  $\varepsilon$  不断抬升，虚警率显著降低，这表明  $\varepsilon$  在高虚警率时表现出较强的容错能力，不过，此时虚警率的下降速度有所减缓，特别是当  $\varepsilon$  达到 0.008 之后，虚警率较平稳地处于 1.02%~2.70% 之间，这表明此时仅有少数虚警点存在。为此，进一步在  $\varepsilon$  为 0.008 至 0.012 时采用  $\beta$  进行容错。

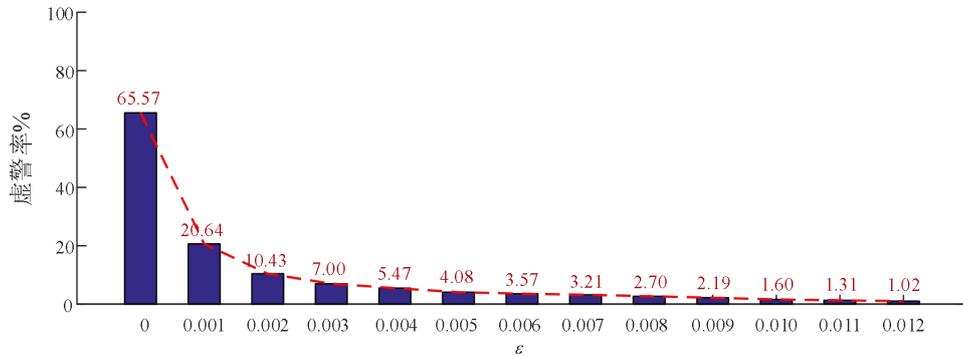


图 E1 虚警率  
Fig.E1 False alarm rate

表 E1 给出了  $\varepsilon$  为 0.008~0.012 时虚警点的标号，并将最长连续的标号加粗。由表 E1 可见，当  $\varepsilon$  低于 0.01 时，尚存在多个连续的虚警点，而当  $\varepsilon=0.01$  时，连续的虚警点骤降为 3 点。尽管额外阈值为 0.012 时最长连续虚警点仅为 2 点，但在后续故障实验中发现，此时故障反应能力略微下降。因此，以取值最低水平满足电池正常运行 0 虚警率为依据，在采用相同思路分析多组实验数据的基础上，本文将  $\varepsilon$  和  $\beta$  分别取为 0.01 与 3。

表 E1 不同  $\varepsilon$  下虚警点标号  
Table E1 Label of false alarm points with different additional threshold

$\varepsilon$	虚警点标号
0.008	145 152 155 220 221 222 223 <b>242 243 244 245 246 247 248 249 250</b> 380 381 382 383 449 450 479 480 481 642 647 698 699 1046 1050 1053 1105 1136 1172 1333 1334
0.009	145 152 155 221 222 223 <b>244 245 246 247 248 249 250</b> 380 381 382 449 450 479 480 481 642 647 698 1046 1050 1053 1172 1333 1334
0.010	145 152 155 221 222 <b>247 248 249</b> 380 382 449 450 479 480 642 647 698 1046 1050 1053 1333 1334
0.011	145 152 155 221 222 <b>247 248 249</b> 382 450 479 480 642 1046 1050 1053 1333 1334
0.012	145 152 155 <b>221 222 248 249</b> 480 642 1046 1050 1053 <b>1333 1334</b>

## 附录 F

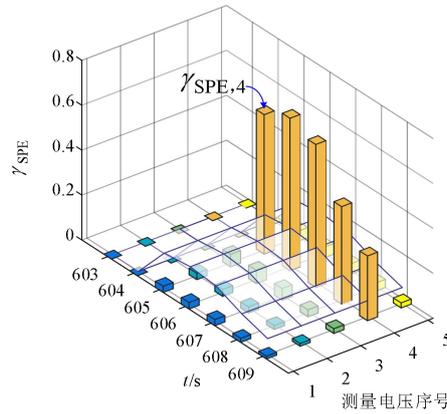
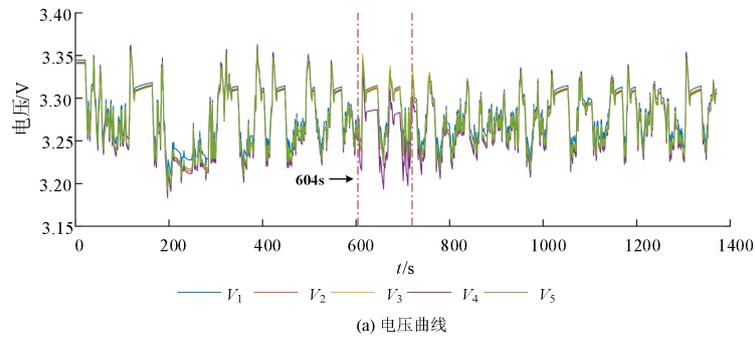
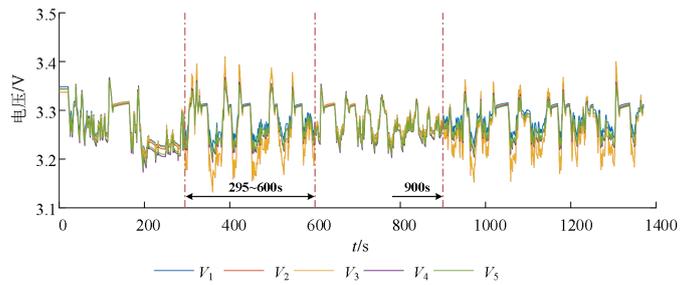
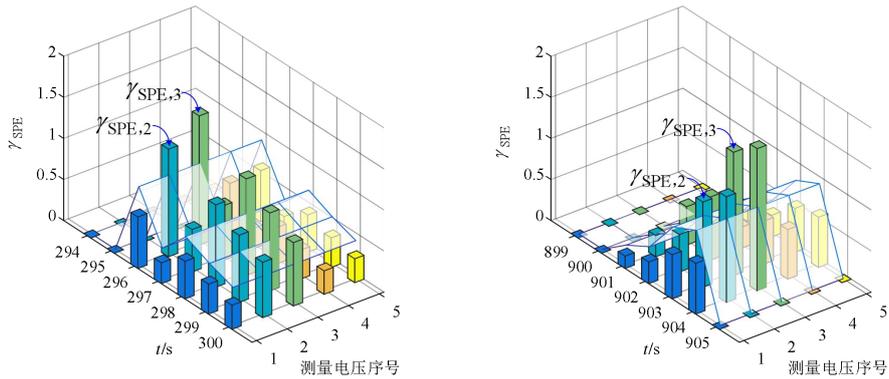


图 F1 电池单体故障下的电压曲线和  $\gamma_{SPE}$  贡献

Fig.F1 Voltage curves and contribution of  $\gamma_{SPE}$  under battery cell fault



(a) 电压曲线



(b)  $\gamma_{SPE}$  贡献

图 F2 连接故障下的电压曲线和  $\gamma_{SPE}$  贡献

Fig.F2 Voltage curves contribution of  $\gamma_{SPE}$  under connection fault

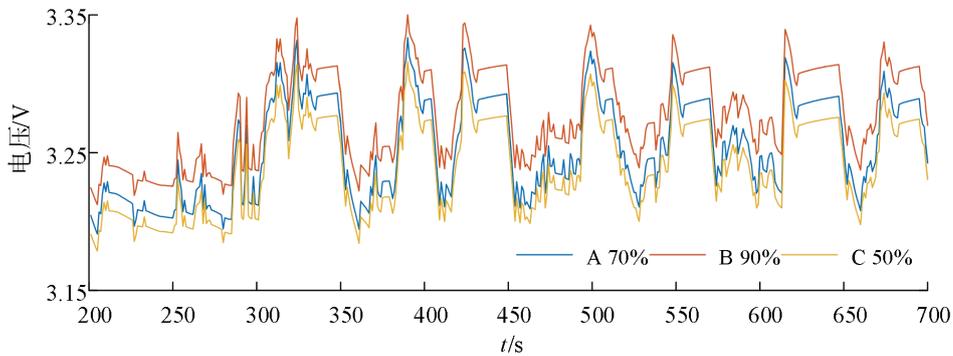


图 F3 SOC 差异下的电压曲线  
Fig.F3 Voltage curves with different SOC

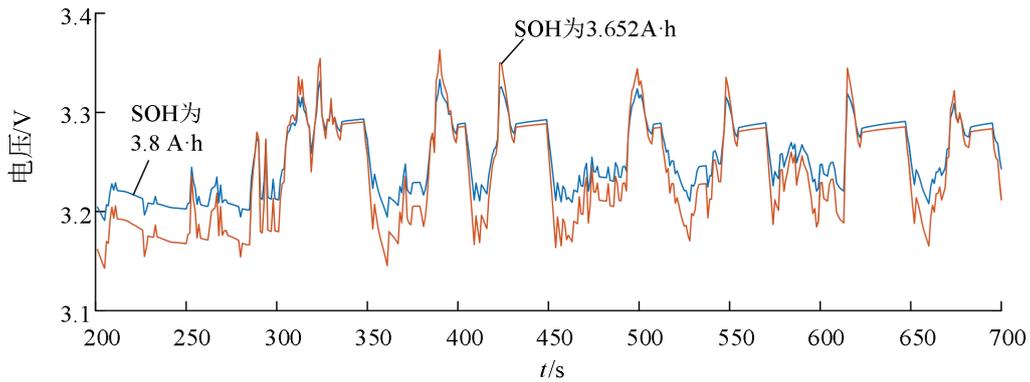


图 F4 SOH 差异下的电压曲线  
Fig.F4 Voltage curves with different SOH

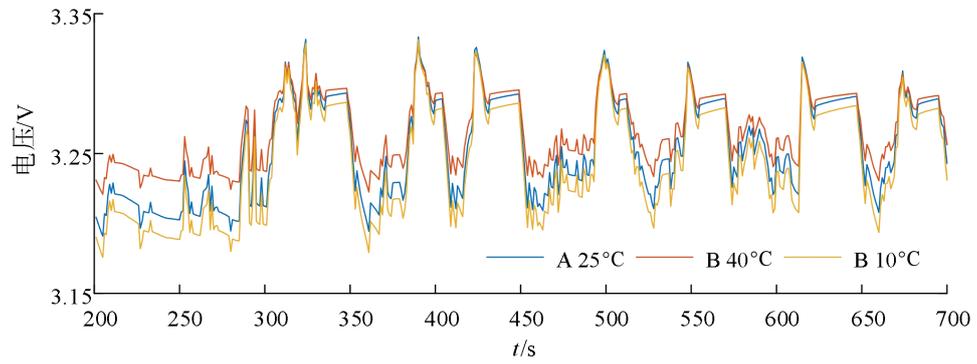


图 F5 温度差异下的电压曲线  
Fig.F5 Voltage curves with different temperature

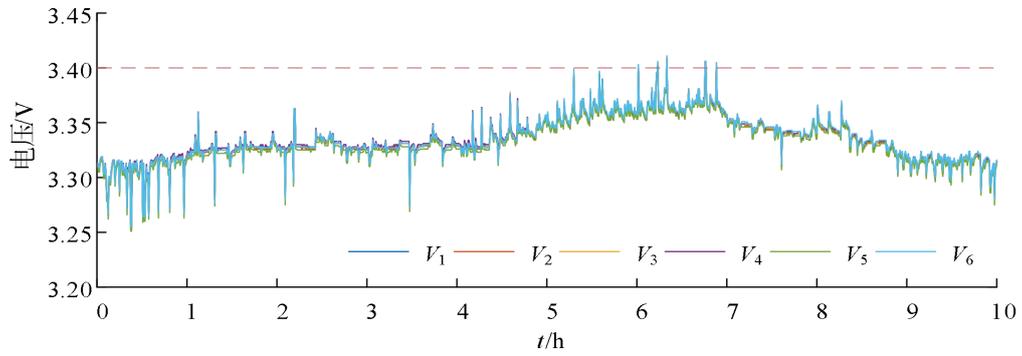


图 F6 现场运行数据的电压曲线  
Fig.F6 Voltage curves with field operation data