

一种新型机载锂电池组早期故障预警方法

刘威,王友仁,陈则王

(南京航空航天大学 自动化学院,江苏 南京 210016)

摘 要:因机载 28 V 串联锂电池组内部早期故障难以被发现,且会持续恶化,严重时还会导致飞行事故发生。研发一种新型机载锂电池组早期故障预警方法,融合了基于改进样本熵及改进相关系数的锂电池早期故障预警方法的优点,能及时找出串联锂电池组内发生早期故障的单体电池且能够准确识别早期故障类型。实验结果表明:在 DST 工况下,该方法与基于改进样本熵的锂电池早期故障预警方法相比,预警误报率降低 90.48%,并能够准确地识别被注入的早期故障电池单体序号及早期故障类别。

关键词:机载锂电池组;早期故障预警;改进样本熵;相关系数;复杂工况

中图分类号:TM912 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)01-0194-05

An Early Fault Warning Method for Airborne Lithium Battery Pack

LIU Wei, WANG Youren, CHEN Zewang

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To deal with the difficulty in detecting the potential internal failure of airborne 28 V series lithium battery pack, and to avoid flight accidents caused by continuous deteriorating faults, a novel early fault warning method for airborne lithium battery pack integrating the advantages of the improved sample entropy and improved correlation coefficient is developed, with which, not only the single battery with early failure in series lithium battery pack can be timely located, but the types of early fault also can be accurately identified. Experimental results show that the false alarm rate of the proposed method, under DST conditions, is 90.48% lower than that of the method based on improved sample entropy, and can correctly identify the battery serial number and early fault type injected into the early fault.

Keywords: airborne lithium battery pack; early failure warning; improved sample entropy; correlation coefficient; complicated condition

0 引言

在飞机主电源发生故障时,蓄电池组作为备用电源以保障飞机安全^[1]。但电池组本身也有可能发生故障,严重时甚至会危害整个飞机飞行安全,从而失去了其作为安全保障的意义。因此,需要建立一套可靠的蓄电池组故障诊断系统,能够及时地发现故障并做出相应安全措施。目前的蓄电池组故障诊断方法往往是在电池故障甚至是重大事故发生之后才产生作用,典型的有基于专家系统、建立故障模型、机器学习等方法^[2]。早期故障预警方法能提早发现锂电池组内的潜在故障,如早期内部短路、早期内部开路等故障^[3],并发出预警,为采取相应安全措施提供更多时间。因此,开展机载串联蓄电池组早期故障预警技术研究具有重要的研究意义与应用价值。

早期故障预警方法主要分为基于相关系数(ICC)的方法^[4-5]和基于样本熵(SampEn)的方法^[6-7]。基于相关系数的方法常常应用在串联电池组中,通过比较各串联单体的电压序列相关系数,能够对发生相应故障的电池序号

进行识别,但无法识别故障类型。KANG Y Z 等^[8-9]提出了基于改进相关系数的早期故障诊断方法,该方法能够对早期内部短路进行识别,但需要配合相应的电路结构,且无法识别早期内部开路、外部开路、外部短路等故障。基于样本熵的方法不需要确认与其他单体之间的联系,只需要确认自身电池电压序列的自相似性,进一步识别发生故障的电池序号,但仅适用于恒流,充放电状态下的电池早期故障预警,且无法识别故障类型。SHANG Y L 等^[10]提出改进样本熵算法,解决了无法进行故障识别的问题,但仅适用于恒流,充放电状态下的局限性仍然没有解决。

针对以上基于改进样本熵的锂电池早期故障预警方法无法适用于复杂工况,基于相关系数的早期故障预警方法无法进行故障类型识别等问题,本文研发一种新型机载锂电池组早期故障预警方法,融合了基于相关系数及基于改进样本熵的早期故障预警方法,具有如下特点:

- 1) 判定发生早期故障的串联单体序号;
- 2) 识别发生的早期故障类型;
- 3) 在复杂工况下进行早期故障预警,具有较高的预警正确率;

基金项目:航空科学基金资助项目(20183352030);研究生开放基金项目(kfj20200301)

第一作者简介:刘威(1996—),男,江苏宿迁人,硕士研究生,研究方向为蓄电池管理系统设计。

4)在复杂工况下预警误报率远低于基于改进样本熵的早期故障预警方法。

1 锂电池早期故障预警相关理论

本文研发的一种新型机载锂电池组早期故障预警方法,融合了基于相关系数及基于改进样本熵的早期故障预警方法,以下将分别介绍基于改进样本熵及基于相关系数的早期故障预警方法,介绍本文研发的新型早期故障预警方法的原理及实现流程。

1.1 基于样本熵的早期故障预警方法

样本熵在单体电池电压序列中应用算法如下:

对于一个给定长度为 N 的电池电压序列,电压向量(时间序列)可表示为

$$\mathbf{V}(i) = [V(i), V(i+1), \dots, V(i+m-1)], i=1, 2, \dots, N-m+1 \quad (1)$$

式中: N 为数据总长度,一般在线实施的时候, N 取 5 最合适; m 为内部选取比较的点数,一般设置为 2 来精确测量电压改变。

向量 $\mathbf{V}_m(i)$ 与向量 $\mathbf{V}_m(j)$ 最大绝对差可表示为 $d[\mathbf{V}_m(i), \mathbf{V}_m(j)]$, 表达式如下:

$$d[\mathbf{V}_m(i), \mathbf{V}_m(j)] = \max [|\mathbf{V}_m(i+k) - \mathbf{V}_m(j+k)|], 0 \leq k \leq m-1 \quad (2)$$

式中下标 m 为窗长度。定义函数:

$$B_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} W^m(i), i=1, 2, \dots, N-m+1 \quad (3)$$

式中 $W^m(i)$ 为 $d[\mathbf{V}_m(i), \mathbf{V}_m(j)]$ 小于 r 的根数, $i \neq j$, 定义另外一个函数:

$$A_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} W^{m+1}(i), i=1, 2, \dots, N-m+1 \quad (4)$$

式中 $W^{m+1}(i)$ 为 $d[\mathbf{V}_{m+1}(i), \mathbf{V}_{m+1}(j)]$ 小于 r 的个数, $i \neq j$, r 为 m 个数据跳变的容忍度,一般为数据标准差的 10%~

20%。

m 个电压点的两个时间序列匹配的概率可以表示为

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (5)$$

同理, $m+1$ 个电压点的两个时间序列匹配的概率可以表示为

$$A^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \quad (6)$$

样本熵可表示为

$$S_{\text{ampEn}}(m, r, N) = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \quad (7)$$

从式(1)-式(7)可以看出,较小的样本熵暗示电池电压序列没有故障情况。相反,较大的样本熵表示电池电压序列中较少的自相似性,表明电池中存在潜在的故障。因此, SampEn 可以用来描述电池电压的规律性和复杂性,即使电池电压在安全范围内,也有可能检测到电池故障。

1.2 基于相关系数的早期故障预警方法

考虑一个数据集包含 N 个成对的数据值 $(x_{i,1}, x_{i,2})$

对于 $N=1, 2, \dots, n$, ICC 算法描述如下:

$$I_{C(x_1, x_2)} = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_{i,1} - \bar{x})(x_{i,2} - \bar{x}))}{nS^2} \quad (8)$$

式中: $I_{C(x_1, x_2)}$ 是介于 x_1 与 x_2 之间的 ICC 值,取值范围为 0~1;分母中 S^2 计算为

$$S^2 = \frac{1}{2n} \left[\sum_{i=1}^n ((x_{i,1} - \bar{x})^2 + (x_{i,2} - \bar{x})^2) \right] \quad (9)$$

式中 $\bar{x}$ 为 $x_{i,1}$ 和 $x_{i,2}$ 的均值,具体计算如下:

$$\bar{x} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \quad (10)$$

根据式(9)、式(10), ICC 计算公式重新定义如下:

$$I_{C(x_1, x_2)} = \frac{2 \sum_{i=1}^n \left\{ \left[x_{i,1} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \right] \left[x_{i,2} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \right] \right\}}{\sum_{i=1}^n \left\{ \left[x_{i,1} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \right]^2 + \left[x_{i,2} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \right]^2 \right\}} \quad (11)$$

为了进行迭代运算,分子分母可用两种符号表示:

$$\begin{cases} R_{i,1} = x_{i,1} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \\ R_{i,2} = x_{i,2} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (x_{i,1} + x_{i,2}) \end{cases} \quad (12)$$

因此,公式(11)可被简化为

$$I_{C(x_1, x_2)} = \frac{2 \sum_{i=1}^n (R_{i,1} R_{i,2})}{\sum_{i=1}^n (R_{i,1}^2 + R_{i,2}^2)} \quad (13)$$

$$I_{C(V_1, V_2)} = \frac{2 \sum_{i=1}^n \left\{ \left[V_{i,1} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (V_{i,1} + V_{i,2}) \right] \left[V_{i,2} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (V_{i,1} + V_{i,2}) \right] \right\}}{\sum_{i=1}^n \left\{ \left[V_{i,1} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (V_{i,1} + V_{i,2}) \right]^2 + \left[V_{i,2} - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (V_{i,1} + V_{i,2}) \right]^2 \right\}} \quad (14)$$

对于在线电池故障检测, ICC 值应按顺序进行计算,然而,采集过程中很难计算所有数据。采用遗忘机制对问题进行处理,设计了一个移动窗口进行更新历史数据。设 N 为驱动循环总运行时间, m 为移动窗口, i 表示采样时间,即 $x_{i,1}$ 和 $x_{i,2}$ 对应采样时间 i 中 1 号和 2 号电池的电压。将 ICC 应用于锂电池早期故障预警,可重新定义式(11)为

式中: $n>m$; i 要累计,并非从 0 开始。因此迭代公式(12)转换如下:

$$\begin{cases} \bar{R}_{i,1} = V_{i,1} - \frac{1}{2m} \sum_{i=n-m}^n (V_{i,1} + V_{i,2}) \\ \bar{R}_{i,2} = V_{i,2} - \frac{1}{2m} \sum_{i=n-m}^n (V_{i,1} + V_{i,2}) \end{cases} \quad (15)$$

一般情况下,流过各串联电池的电流相同,故相邻两个串联单体的端电压变化趋势是近似的。正常运转条件下,ICC 值为 0.5~1.0。在此范围内可以滤除电压采样误差和噪声因子。当 ICC 值<0.5 时,电池中可能存在潜在故障。

1.3 新型锂电池组早期故障预警方法

由于样本熵(>0)无法确定故障类型,因此 KANG Y Z 等^[9]提出改进样本熵算法,该算法引入一个表示电压波动信息的修正系数 a ,用于检测早期故障类型。定义改进样本熵 S 为

$$S = a \times S_{\text{ampEn}}(m, r, N) \quad (16)$$

式中 a 为修正系数,定义为

$$a = \begin{cases} -4, & V(t) \leq V_{\text{ave}} \\ 4, & V(t) > V_{\text{ave}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

其中: $V(t)$ 为实时采集电压; V_{ave} 为窗口内平均电压。因为系数 a 的修正,所以有个“正负熵”的存在,负熵即可判定为电压下降,此时认为有早期内部短路故障发生,正熵判定为电压上升,识别为早期内部开路故障。但该改进只能应用在恒流充放电情况下,在复杂工况下,任一时刻的电流变化都会造成自身电压的剧烈变化,从而破坏电压序列的自相似性,导致该方法会产生误预警。因此,本文融合了基于改进样本熵及基于相关系数的方法。设诊断结果为 F_i ,则有如下定义:

$$F_i = \begin{cases} 1, & S > r_1 \text{ 且 ICC 值} > r_3 \\ 2, & S < r_2 \text{ 且 ICC 值} > r_3 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

式中 i 为电池序号。 F_i 为 1 时,识别为 i 号电池为早期内部开路故障; F_i 为 2 时,识别为 i 号电池为早期内部短路故障; F_i 为 0 时,识别为 i 号电池无潜在故障。阈值 r_1, r_2, r_3 及样本熵算法中的 r 一般需要凭借经验选取。本文提出新型早期故障预警方法实现流程图如图 1 所示。

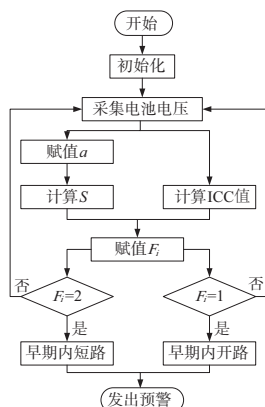


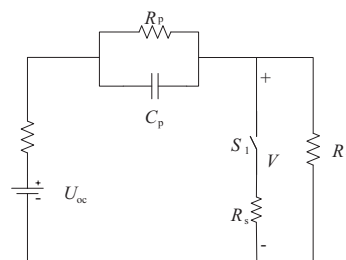
图 1 新型锂电池组早期故障预警方法实现流程图

2 实验与结果分析

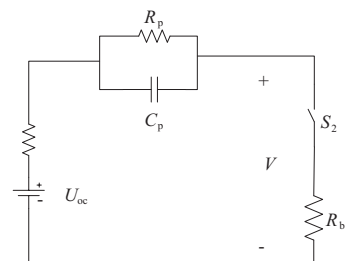
2.1 早期故障预警实验介绍

为了验证本文提出的新型锂电池早期故障预警方法的有效性及其优点,需要在 DST 工况下随机注入不同的早期故障,并分别采用基于改进样本熵的早期故障预警方法及新型早期故障预警方法进行对比实验。由于发生早期故障的电池无法人工筛选,在实验开始前需要建立锂电池的早期故障等效电路模型并制作锂电池早期故障模拟注入器。

早期故障模拟注入器等效电路图如图 2 所示。早期内部短路等效电路模型如图 2(a)所示,该模型在蓄电池常用一阶 RC 模型基础上,在两端连接一个内短路电阻 R_s 和内短路发生器 S_1 ,蓄电池正常工作时 S_1 打开。当 S_1 迅速闭合后再打开时,用以模拟发生内部短路故障早期情形。 R_b 为蓄电池工作时所接负载。早期内部开路等效电路模型如图 2(b)所示, R_b 为蓄电池工作时所接负载。该模型在一阶 RC 模型基础上,在 R_b 与蓄电池之间添加一个开路发生器 S_2 ,蓄电池正常工作时 S_2 闭合。当 S_2 迅速打开后再闭合时,模拟发生内部开路故障早期情形。



(a) 早期内短路等效电路图



(b) 早期内开路等效电路图

图 2 锂电池早期故障模拟注入器等效电路图

锂电池组为 7 节串联单体电池,电池型号为 IRC18650-22F,本次实验所用实验平台如图 3 所示。早期故障预警系统采用 STM32 作为 MCU,通过芯片 LTC6802 采集各单体电池端电压及环境温度,通过霍尔传感器采集电池充放电电流,上位机通过串口获取总电压、充放电电流、单节电池电压等信息并重现历史数据及曲线,根据检测结果做出相关的控制、诊断预警及保护动作;充放电实验平台受上位机控制,进行整个蓄电池组的充放电操作。



图3 锂电池均衡控制实验平台

在 DST 工况下随机将不同早期故障注入不同单体电池,本次实验中,注入后各电池电压变化曲线如图 4 所示(本刊黑白印刷,相关疑问咨询作者),在 120 s 时 1 号电池被注入了早期内短路故障,在 260 s 时,4 号电池被注入了早期内开路故障。

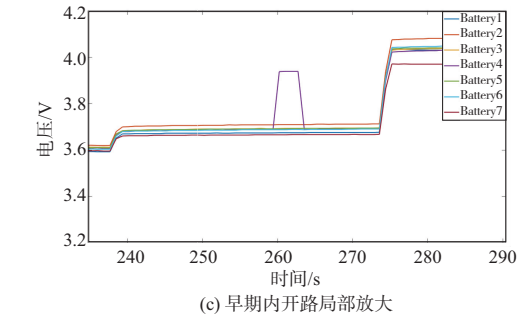
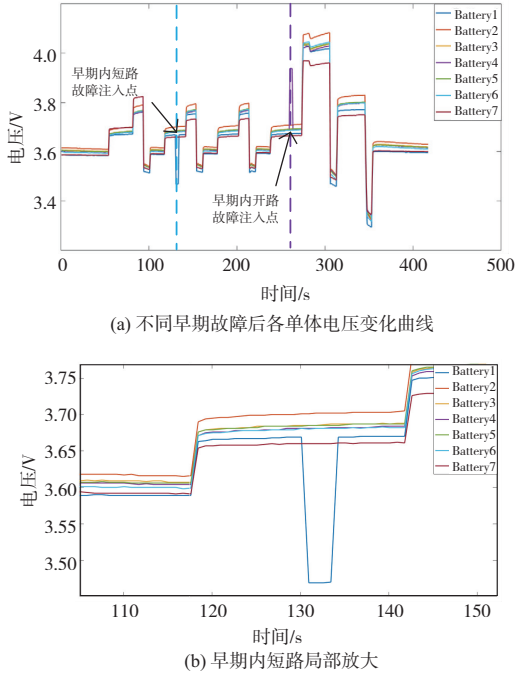


图4 DST 工况下注入不同早期故障后各单体电压变化曲线

为了便于分析实验结果,有如下定义:
预警准确率=正确预警次数/故障次数
预警误报率=错误预警次数/预警次数
在实验中各方法的相关阈值选取如表 1 所示。

表 1 不同早期故障预警方法相关阈值选取

方法	r	r_1	r_2	r_3
基于改进样本熵 预警方法	0.001	—	—	—
新型早期故障 预警方法	0.001	4	-4	3

2.2 基于改进样本熵的预警结果及分析

采用基于改进样本熵的早期故障预警结果如图 5 所示。从图中可以看出,虽然该方法能够在早期故障注入时刻及时发现并识别不同类型的早期故障,并判断出被注入早期故障的电池序号,即预警准确率为 100%,但在 DST 工况下,每一次的电流改变,该方法都产生了误报警,最终预警误报率高达 90.48%。

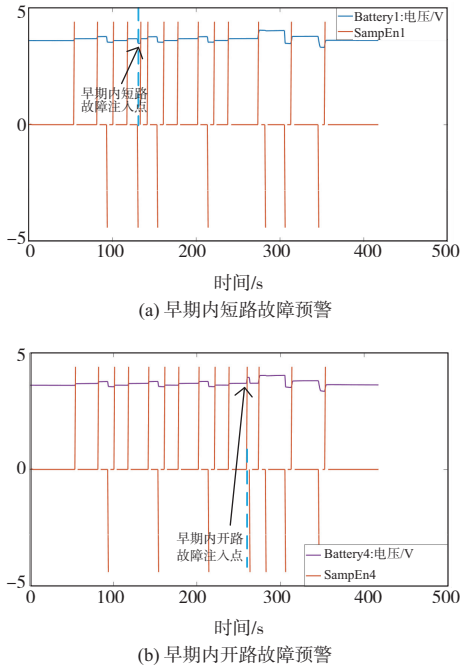


图5 基于改进样本熵的早期故障预警实验结果

2.3 基于新型预警方法的预警结果及分析

采用基于新型锂电池组早期故障预警方法的预警过程中改进 SampEn 值及 ICC 值变化曲线如图 6 所示,早期故障预警结果如图 7 所示。根据式 (18),新型早期故障预警方法在早期内短路发生时故障标志应为 2,在早期内开路发生时故障标志应为 1。从图 7 中可以看出,新型方法能够在早期故障注入点及时发现并识别不同类型的早期故障,并判断出被注入早期故障的电池序号,即预警准确率为 100%,即使在 DST 工况下,也没有发生误报警的情况。相较于基于改进样本熵的锂电池早期故障预警方法,预警误报率降低了 90.48%。

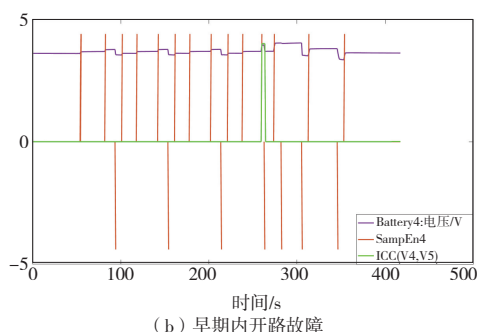
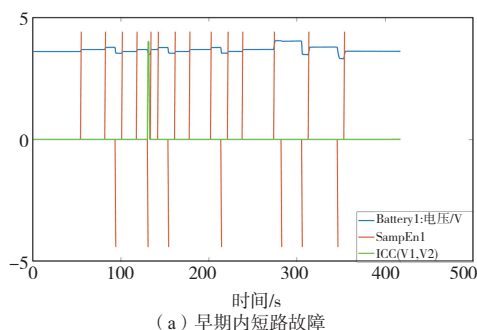


图 6 基于新型早期故障预警方法实验过程中改进 SampEn 值及 ICC 值变化曲线

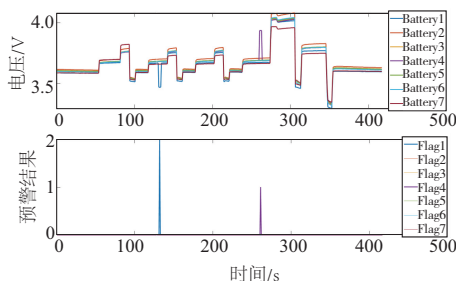


图 7 基于新型早期故障预警方法实验结果

3 结语

本文研发了一种新型机载锂电池组早期故障预警方法,该方法能够适应复杂工况,具有很好的鲁棒性。本文对该新型方法进行了理论分析,分析后认为该方法融合了基于改进样本熵及基于相关系数的早期故障预警方法各自的优点。设计制作了机载 28 V 蓄电池组的早期故障预警系统,并在 DST 工况下,随机注入了早期内短路故障及早期内开路故障,采用不同的早期故障预警方法进行对比试验。实验表明:本文提出的新型机载锂电池组早期故障预警方法在 DST 工况下正确预警率能够达到 100%,相较于基于改进样本熵的早期故障预警方法,预警误报率降低了 90.48%,能够更可靠、准确地发现机载锂电池组内的潜在故障。

参考文献:

- [1] 张凯,赵鹏,王友仁,等. 基于荷电状态的锂离子电池组主动均衡控制[J]. 中国机械工程,2020,31(16):1931-1939.
- [2] TRAN M K, FOWLER M. A review of lithium-ion battery fault diagnostic algorithms: Current progress and future challenges[J]. Algorithms, 2020, 13(3): 62.
- [3] 吴伟,王友仁. 锂离子电池内短路研究综述[J]. 机械制造与自动化, 2020, 49(4): 169-172.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] SUN Y H, JOU H L, WU J C. Auxiliary diagnosis method for lead-acid battery health based on sample entropy[J]. Energy Conversion and Management, 2009, 50(9): 2250-2256.
- [7] WANG Z P, HONG J C, LIU P, et al. Voltage fault diagnosis and prognosis of battery systems based on entropy and Z-score for electric vehicles[J]. Applied Energy, 2017, 196: 289-302.
- [8] KANG Y Z, DUAN B, ZHOU Z K, et al. A multi-fault diagnostic method based on an interleaved voltage measurement topology for series connected battery packs[J]. Journal of Power Sources, 2019, 417: 132-144.
- [9] KANG Y Z, DUAN B, ZHOU Z K, et al. Online multi-fault detection and diagnosis for battery packs in electric vehicles[J]. Applied Energy, 2020, 259: 114170.
- [10] SHANG Y L, LU G P, KANG Y Z, et al. A multi-fault diagnosis method based on modified Sample Entropy for lithium-ion battery strings[J]. Journal of Power Sources, 2020, 446: 227275.

收稿日期: 2021-10-22