



基于电芯阻抗分布特性的锂离子电池组热失控分级预警方法

郭锐¹, 李明明², 刘玉玺^{2,3}, 凡绍桂³, 崔晓敏², 辛永会²

(¹应急管理部沈阳消防研究所, 辽宁 沈阳 110034; ²烟台创为新能源科技股份有限公司, 山东 烟台 264006; ³烟台哈尔滨工程大学研究院, 山东 烟台 264000)

摘要: 实现锂离子电池热失控预警至关重要, 基于电池阻抗分析的热失控预警方法能够实现早期热失控预测, 成为锂电池热失控研究热点之一。然而, 由于电池阻抗随环境温度等参数变化, 且大容量电池阻抗值较小, 在线测试过程中存在测量误差, 仅根据单个电芯阻抗分析容易带来热失控误报警。本工作提出一种基于电池阻抗分布特性的锂离子电池组热失控预测方法, 通过电池组中电芯阻抗的分布趋势来预测热失控。提出代表电池阻抗变化趋势的两个特征量, 分别代表平均阻抗变化趋势以及阻抗偏离程度, 然后将两个特征量作为模糊控制器的输入, 根据模糊控制器的输出进行分级预警。论文给出了电芯阻抗在线测量方法、热失控分级预警方法并开展了实验验证。实验电池组由10个30 Ah的磷酸铁锂电池电芯组成, 采用可编程加热片对其中1只电芯加热以模拟高温高风险电芯。通过设置阈值实现了高温电芯的三级预警, 其中, 电芯温度小于50℃为无预警; 50~70℃为预警级别1; 70~100℃为预警级别2; 大于100℃为预警级别3。实验结果证明了所提出热失控预测方法的正确性。

关键词: 锂离子电池; 热失控预警; 阻抗在线测量; 阻抗分析; 模糊控制器

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0881

中图分类号: TM 911

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2026) 02-525-10

Thermal runaway multi level warning method of lithium-ion battery pack based on impedance distribution characteristics

GUO Rui¹, LI Mingming², LIU Yuxi^{2,3}, FAN Shaogui³, CUI Xiaomin², XIN Yonghui²

(¹Shenyang Fire Science and Technology Research Institute of MEN, Shenyang 110034, Liaoning, China;

²YantaiChungway New Energy Technology Co. Ltd., Yantai 264006, Shandong, China; ³Yantai Research Institute of Harbin Engineering University, Yantai 264000, Shandong, China)

Abstract: Thermal runaway warning for lithium-ion batteries is of vital importance. Thermal runaway detection methods based on battery impedance analysis enable early prediction of thermal runaway, making them a major research focus in lithium-ion battery safety studies. Because battery impedance varies with factors such as ambient temperature, and significant measurement errors may occur in online impedance measurement, especially for high-capacity battery cells, impedance analysis of a single cell can easily lead to false thermal runaway alarms. This paper proposes a thermal runaway prediction method for lithium-ion battery packs based on the impedance distribution characteristics of cells. The method utilizes

收稿日期: 2025-09-29; 修改稿日期: 2025-12-11。

基金项目: 山东省重点研发计划 (2024CXGC010806)。

第一作者: 郭锐 (1979—), 男, 硕士, 助理研究员, 从事消防电子产品的检验技术和检验设备研究, E-mail: guorui@efire.cn; 通信作者: 李明明, 正高级工程师, 研究方向为新能源电池火灾预警防控技术, E-mail: limingming@chungway.com。

引用本文: 郭锐, 李明明, 刘玉玺, 等. 基于电芯阻抗分布特性的锂离子电池组热失控分级预警方法[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(2): 525-534.

Citation: GUO Rui, LI Mingming, LIU Yuxi, et al. Thermal runaway multi level warning method of lithium-ion battery pack based on impedance distribution characteristics[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(2): 525-534.

the trend of impedance variation among individual cells within a pack to forecast thermal runaway. Two characteristic parameters describing the impedance trend are introduced: the average impedance trend and the degree of impedance deviation. These parameters are used as inputs to a fuzzy logic controller to achieve multi-level early warning of thermal runaway. The online measurement method for battery cell impedance, the thermal runaway multi-level warning strategy, and experimental verification are presented. The experimental battery pack consists of ten 30 Ah LiFePO₄ battery cells, and a programmable heating element is used to heat one cell to simulate a high-temperature, high-risk condition. By setting threshold values, a three-level warning scheme is established: when the cell temperature is below 50°C, no warning is issued; when the temperature is in the range of 50—70°C, the warning level is set to level 1; when the temperature is in the range of 70—100°C, the warning level is set to level 2; and when the temperature exceeds 100°C, the warning level is set to level 3. The experimental results demonstrate the validity of the proposed thermal runaway prediction method.

Keywords: lithium-ion battery; thermal runaway warning; online impedance measurement; impedance analysis; fuzzy logic controller

锂离子电池已广泛应用于新能源汽车、储能电站等领域,但目前的锂离子电池技术制造的锂电池存在热失控安全风险,严重威胁着设备及人员安全。锂电池储能系统热失控往往是由电滥用、热滥用等引起,一般情况下首先发生单个电池的热失控,然后热失控蔓延至整个电池组甚至整个电池系统^[1]。单个电池的热失控可以采用较小的代价抑制热失控,但热失控蔓延后抑制难度剧增。更早地探测到热失控电池,能够为消防抑制赢得宝贵时间,因此准确探测早期的热失控具有重要意义。

锂电池热失控过程中,会出现温度升高、电压下降以及阻抗变化等,同时伴随着气体产生、烟雾产生、防爆阀爆裂声音产生、电池内部压力升高导致电池壳体形变等特征参量变化^[2-3]。依据热失控过程中的多特征参量变化信息可实现早期热失控事件的预测。热失控的预测方法主要分为以下4类:基于电池管理系统数据分析的方法、基于特征气体传感器的气相分析方法、基于其他特征提取的热失控预测方法以及基于电池阻抗在线测量的热失控预测方法等。

基于电池管理系统数据分析的热失控预测方法,无须额外的传感设备,在电池管理系统(battery management system, BMS)采集数据的基础上进行分析预测。BMS采集到的数据主要包括电池电压、电池模组电压、电流、温度以及绝缘

电阻等。由于电池在热失控过程中往往伴随着温度上升,而温度可以用于热失控预测,在实际工程中被广泛采用。工程实施过程中,一般采集电池表面温度,无法测量到电池内部温度,而电池内外温差会随着充放电倍率、环境温度等变化,内外温差可以达到十几摄氏度^[4]。采用外部温度预测内部温度,从而实现热失控预测,可能存在误报问题,而且散热条件改变也会影响内部温度预测精度^[5]。此外,电池局部内部短路或者局部机械滥用等问题会导致锂电池局部过热^[6],由于温度传感器布置数量问题,可能无法及时监测到过热区域,因此无法及时发现早期热失控。此外,对每个电芯都进行温度采集会导致储能系统成本增加,一些对价格敏感的储能系统可能无法监测每个电芯的温度。为达到理想的预测效果,一般需要采用智能算法利用电压、电流、温度等多参量进行热失控预测,如文献[7]将电压、电流以及环境温度等作为特征参量,采用长短期记忆网络预测电池温度,当温度超过60°C时,启动热图像捕捉,然后采用提出的数据驱动融合模型对早期热失控进行预测;文献[8]采用卷积神经网络,将电压、温度以及绝缘电阻作为特征参量,实现了电池热失控故障原因推断。基于电池管理系统数据分析的热失控预测方法不需要额外的数据采集装置,且随着人工智能技术的兴起,正在成为研究热点,但是该方法需要采用大量数据对智能算法进行

训练, 带有热失控事件的训练数据集较难获得, 而且不同规格的锂电池系统需要对应的训练数据集, 为该方法的工程实现带来困难。

基于特征气体传感器的气相分析方法需要额外增加特征气体传感器, 具有早期预测精度高的特点, 已在工程项目中应用。锂电池热失控过程中的产气实验已被多个团队研究, 文献[9]研究了不同热失控触发条件下的产气规律; 文献[10]研究了280 Ah LiFePO_4 电池热失控过程中喷射气体成分。多个文献中的产气实验表明锂电池热失控过程中会产生 H_2 、 CO_2 、 CO 、 C_xH_y 等特征气体。选择合适的特征气体并配置相应的气体传感器, 可实现锂电池热失控的早期预警, 如文献[11]结果表明可以将 H_2 、 CO 、 CO_2 、 CH_4 、 C_2H_4 作为特征气体检测对象, 对早期热失控进行预测; 文献[12]认为 CO_2 、挥发性有机化合物、 C_xH_y 以及 CO 可以作为早期热失控预警特征气体。虽然该预警技术已经在工程项目中应用, 但依然存在传感器最佳位置选择困难、气体传感器交叉干扰以及中毒等问题^[13]。

基于其他特征提取的热失控预测方法, 采用热失控过程中的压力形变、声纹信息等特征量实现热失控的预测。随着热失控事件的进行, 电池内部产生大量气体, 进而产生高压导致电池壳体变形, 最终电池内部压力大于防爆阀所能承受压力, 防爆阀破裂。文献[14]通过提取防爆阀破裂的声纹特征信息, 实现早期热失控预测, 该方法比气相分析方法更早地预测热失控事件。文献[15]将280 Ah 磷酸铁锂电池放置在夹具中, 然后触发热失控, 通过压力传感器测量锂电池表面的压力分布情况。文献[16]分析了热失控过程中锂电池鼓包形变情况, 并基于此提出基于电池形变特征的早期热失控预测方法, 该方法能在防爆阀开启前实现早期热失控预测, 比基于声纹特征的方法更早地预测热失控事件, 方壳磷酸铁锂电池单体形变监测相较于温度监测预警时间提前 100 s。

以上热失控预测方法均是根据锂电池发生热失控时的特征表现实现热失控预测, 即预测到热失控时已经发生了热失控, 只是不同的方法对应热失控的程度不同, 储能系统仍然面临较大的安全风险。基于电池阻抗在线测量的热失控预测方法, 通过设计专门的电池阻抗在线测量装置获得电池阻抗信息, 根据阻抗信息预测热失控事件。由于该方法理

论上可以在发生热失控之前预测热失控事件, 因此成为锂电池热失控研究的热点^[7]。文献[18]利用单相逆变器在直流侧产生的2倍频谐波电流进行阻抗测试, 并建立了该频率点虚轴阻抗值与电芯内部温度的对应关系, 实现电芯内部温度预测。文献[19]发现 100 Hz~1 kHz 范围内的阻抗虚轴值几乎不受外电路影响, 并采用虚轴阻抗值实现电芯内部温度预测。文献[20]采用 240 kHz 高频阻抗的虚轴值实现了电芯内部温度预测。文献[21]发现 200 Hz 处的阻抗值受温度影响明显, 而受 SOC 以及 SOH 影响不明显, 并采用 200 Hz 处的虚轴阻抗值实现了电芯内部温度预测。文献[22]将电压、电流、实轴阻抗以及虚轴阻抗等信息输入至神经网络智能算法实现了电芯内部温度预测。通过预测电芯内部温度, 并设置合适的内部温度预警值, 可以在早期热失控发生前实现预警。电芯阻抗信息也可以直接用于热失控预测, 如文献[23]和文献[24]利用电芯阻抗变化进行早期预警。

以上基于电池阻抗的热失控预测方法, 无论是通过预测内部温度进而间接预测热失控, 还是采用电芯阻抗直接预测热失控, 均能够在发生热失控之前预测热失控事件。但是这些方法仅考虑电芯自身阻抗信息, 可能导致误报。尤其是当电池容量大、阻抗较小时, 测量结果受负载波动影响, 误报概率增加。而且电池老化以及环境温度变化等均会导致电芯阻抗变化, 也会影响热失控事件的预测精度。热失控的显著特征是电池温度异常升高, 且温度从正常到异常需一定时间。温度升高过程中, 热量通过极耳等途径传导至相邻电池, 导致离热失控电芯越近的电池温度越高。而电池阻抗随温度变化, 因此当电池模组中电芯发生热失控时, 电池模组中各个电芯的阻抗会呈现分布特性。

本文提出一种基于电芯阻抗分布的锂离子电池组热失控预测方法, 可在热失控事件发生前实现预警。本文首先设计了电池组电芯阻抗在线测量方法, 获得电芯阻抗, 在此基础上, 设计了基于模糊控制器的热失控分级预测方法, 最后搭建了实验平台, 开展了实验验证。实验结果表明所提出的热失控预测方法可以在热失控事件发生前实现预警。

1 电池组电芯阻抗在线测量方法

电池阻抗的在线测量主要分为交流电流注入电

路以及阻抗信息提取策略2个部分。文献[25]提出了一种无功电流注入方法以及基于二阶广义积分器(second-order generalized integrator, SOGI)的阻抗提取方法,实现了高精度电池阻抗的在线测量,如图1所示。

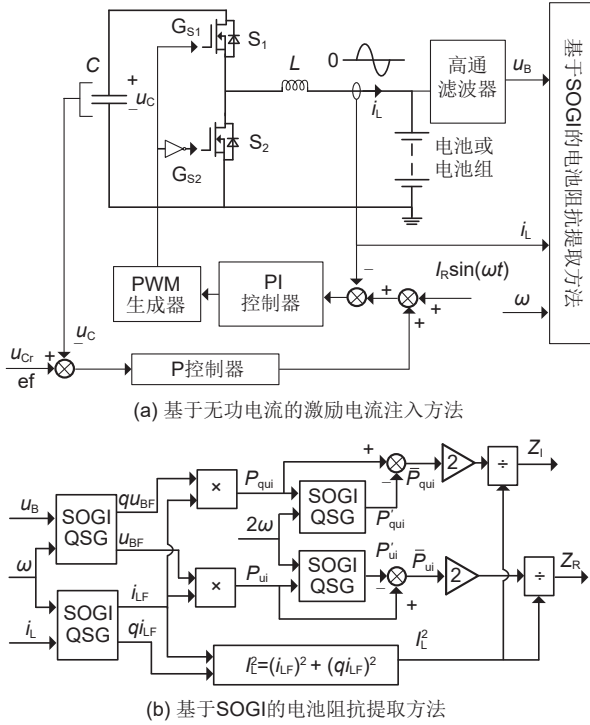


图1 基于无功电流注入与SOGI的电池阻抗测量方法
Fig. 1 Battery impedance measurement method based on reactive current injection and SOGI

图1(a)是基于无功电流的激励电流注入方法,由一个半桥电路以及一套电流控制系统组成。半桥电路的电感连接至电池或电池组,电感电流即注入电流。半桥电路的电容作为能量缓冲器,当电感电流小于零时(注入电流的负半周期),能量由电池转移至电容;当电感电流大于零时(注入电流的正半周期),能量由电容转移至电池。在整个电流注入过程中,能量在电容和电池之间流动,理论上不产生能量损耗,为无功能量流动。但在实际系统中,电容存在漏电流,开关器件存在开关以及导通损耗,电感存在磁芯以及导通损耗,会产生一定的能量损耗,导致在一个电流周期中由电池转移至电容的能量大于由电容转移至电池的能量。为了维持系统的运行,电容电压需要大于电池电压,由于损耗的存在,电容电压较难维持,因此在设计控制系统时增加了电容电压控制环。电容电压控制环输出与

给定的正弦电流信号叠加,作为直流偏置,用于保持电容电压的稳定。

图1(b)是基于SOGI的电池阻抗提取方法,其为软件算法,一般可以在微型控制器(micro controller unit, MCU)中实现。SOGI产生幅值和频率与输入的交流信号相同的正交信号,如图中输入电压信号 u_B 经SOGI后产生与 u_B 同幅值、同相位的信号 u_{BF} 以及与 u_B 同幅值、相位相差 90° 的信号 qu_{BF} 。注入电池的电感电流可以表示为 $i_L = I_L \sin(\omega t)$,该电流在电池端产生的同频率电压信号可以表示为 $u_B = U_B \sin(\omega t + \varphi)$ 。如图1(b)所示,可以得到式(1)~式(3),其中电池阻抗的实轴值与虚轴值可以由式(3)计算得到。阻抗值可以由实轴阻抗与虚轴阻抗计算得到。

$$\begin{cases} i_{LF} = I_L \sin(\omega t), q i_{LF} = I_L \cos(\omega t) \\ u_{LF} = U_B \sin(\omega t + \varphi), qu_{LF} = U_B \cos(\omega t + \varphi) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} P_{ui} = i_{LF} u_{BF} = \frac{U_B I_L}{2} [\cos \varphi - \cos(2\omega t + \varphi)] \\ P_{qui} = i_{LF} qu_{BF} = \frac{U_B I_L}{2} [\sin \varphi + \sin(2\omega t + \varphi)] \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} Z_R = \frac{2\bar{P}_{ui}}{I_L^2} = \frac{U_B}{I_L} \cos \varphi \\ Z_I = \frac{2\bar{P}_{qui}}{I_L^2} = \frac{U_B}{I_L} \sin \varphi \end{cases} \quad (3)$$

式中, Z_R 是阻抗的实轴值, Z_I 是阻抗的虚轴值。

本文在文献[25]所提出方法的基础上,设计了电池组电芯在线测量方案,如图2所示。电芯阻抗测量系统由MCU、基于无功电流的激励电流注入系统、高通滤波器、开关网络和信号放大电路等组

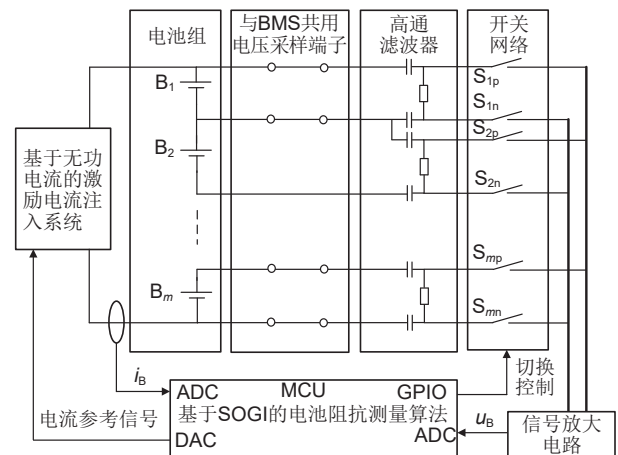


图2 电池组电芯阻抗测量系统
Fig. 2 Battery pack cell impedance measurement system

成, 其中基于 SOGI 的电池阻抗测量算法在 MCU 中完成。

MCU 是整个系统的核心, 通过数模转换器 (DAC) 生成交流电流参考信号, 其频率、幅值可编程; 通过模数转换器 (ADC) 采样电压和电流信号, 通过通用输入输出 (GPIO) 端口控制开关网络, 同时处理电压和电流信号以计算阻抗。

基于无功电流的激励电流注入系统向电池组注入交流电流, 在电池组端子产生微弱交流电压信号。该端子与电池管理系统 (BMS) 共用, 而 BMS 是电池组不可或缺的部分, 与 BMS 共用电压采样端子可以节省阻抗测量系统的电压采样线, 这样可以降低电芯阻抗采样的工程实施难度与成本。

然后, 交流电流注入后在电芯端产生的微弱交流电压通过端子进入信号处理阶段。交流电压将通过高通滤波器滤波, 滤除电池的直流电压。滤波后, 交流电压通过信号放大电路放大, 然后由 MCU 的 ADC 采样。为节省成本, 许多交流电压通过一组开关网络共享同一放大电路。开关网络由继电器组成, 并由 MCU 的 GPIO 端口控制。

当注入的交流电流和处理后的交流电压被采样时, MCU 可根据式(1)~式(3)计算阻抗。电池组中电芯的注入交流电流相同, 并分别产生交流电压信号。通过控制开关网络, 放大电路将放大不同的交流电压, 从而测量电池组中电芯的阻抗。

2 基于电芯阻抗分布特定的热失控分级预警方法

学术研究已经明确, 在电池热失控发生前, 电池阻抗随电池温度增加而降低^[18-24], 热失控发生后电池阻抗开始升高^[23]。本研究的主要目的是在热失控事件发生前实现分级预警。在热失控发生前, 电池阻抗随电芯温度升高而降低。电池组中电芯将要发生热失控时, 其明显特征是温度升高, 而且热量会传导使相邻电芯温度升高, 距离将要热失控的问题电芯越近, 温度越高。温度越高, 相应的电芯阻抗越低, 则电池组中电芯阻抗将会呈现如图3所示的分布特性。

如图3所示, 由于高温电芯产生的热量通过极耳等传导至相邻电池, 离高温电芯越近的电池温度越高, 而温度越高, 电芯阻抗越小, 因此, 高温电芯的阻抗最低, 其相邻电芯的阻抗值低于电池组平

均值, 电池阻抗呈现明显分布特征。本文采用两个特征变量 K_1 和 K_2 来表征阻抗分布特性。

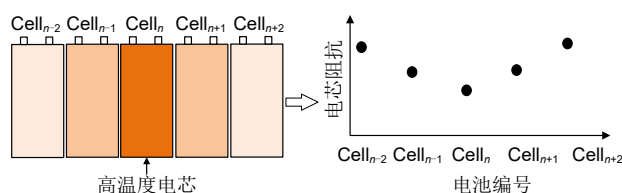


图3 电池组电芯阻抗分布特性
Fig. 3 Impedance distribution characteristics of battery pack cell

将特征变量 K_1 定义为式(4), K_1 值越大说明最小阻抗电芯及其相邻电芯的温度越高, 热失控风险越大。

$$K_1 = (Z_{\min 2} - Z_{\text{initial}})^2 + (Z_{\min} - Z_{\text{initial}})^2 + (Z_{\min 1} - Z_{\text{initial}})^2 \quad (4)$$

式中, $Z_{\min}$ 是电池组中的最小阻抗, $Z_{\min 1}$ 和 $Z_{\min 2}$ 是最小阻抗电芯的两个相邻电芯的阻抗, Z_{initial} 表示首次使用时测量的电池组中电芯的平均阻抗或制造商提供的平均阻抗值(一般在室温条件下测试得到)。

式(4)中的电芯的最小阻抗易于选择, 而两个相邻电芯根据最小阻抗电芯的位置来选择。如图4所示, 如果最小阻抗电芯位于电池组的任一端, 则选择重复计算首个相邻电芯阻抗, 即 $Z_{\min 1}$ 和 $Z_{\min 2}$ 均为首个相邻电芯的阻抗; 其他情况选择最小阻抗电芯前后紧邻的电芯的阻抗。

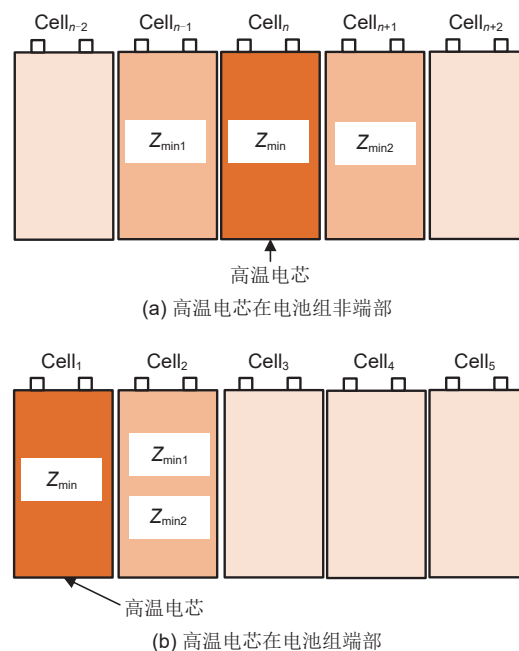


图4 相邻电芯的选择方法

Fig. 4 The selection method of adjacent battery cells

根据式(4), K_1 值越高表明热失控风险越高。然而, 不能仅根据 K_1 确定热失控。当环境温度变化时, 电池组中所有电芯的阻抗都会变化, 这将导致 K_1 的变化。为此, 本文设计了另一个特征值 K_2 , 定义为式(5)。环境温度越高, K_2 值越大; K_2 值越大, 热失控风险越高。

$$K_2 = \frac{Z_{\text{initial}} - Z_{\text{real}}}{Z_{\text{initial}}} \times 100\% \quad (5)$$

式中, Z_{real} 是电池组中所有电芯的实时平均阻抗值。

特征值 K_1 代表最小阻抗偏离程度, 特征值 K_2 表示电池组中电芯阻抗平均值变化趋势。由于 K_1 和 K_2 对外部环境因素敏感, 仅依赖 K_1 或 K_2 可能导致预测不完整。例如, 当环境温度较低时, 电池组中电芯的阻抗会增加, 然后特征值 K_1 会变大, 而特征值 K_2 会变小。为解决这一问题, 本文提出一种基于模糊逻辑的多级热失控预测框架, 如图 5 所示。

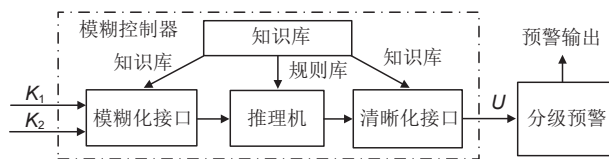


图 5 基于模糊控制器的多级预警方法
Fig. 5 A multi-level early warning method based on fuzzy controller

如图 5 所示, 特征值 K_1 和 K_2 作为模糊控制器的输入, 模糊控制器输出为 U , 根据 U 值进行分级预警。模糊控制器由模糊化接口、推理机、知识库和清晰化接口组成。推理机和规则库基于实际实验数据设计。模糊控制器的输出值越大, 热失控风险越高。根据模糊控制器的输出值, 可实现热失控的多级预警。

输入变量 K_1 和 K_2 以及输出变量 U 的模糊子集定义为 {NB, NS, ZO, PS, PB}。变量 K_1 的论域为 {0, 0.625, 1.25, 1.875, 2.5}, 变量 K_2 的论域为 {0, 0.125, 0.25, 0.375, 0.5}, 变量 U 的论域为 {0, 0.25, 0.5, 0.75, 1}。输入变量与输出变量的隶属度函数如图 6 所示。

然后设计规则库, 规则库的设计是在大量文献研究与实验数据的基础上开展的, 本文设计的规则库如表 1 所示。

模糊控制器输出变量 U 的范围为 0~1, U 值越大说明热失控风险越高, 因此可以根据 U 的大小分

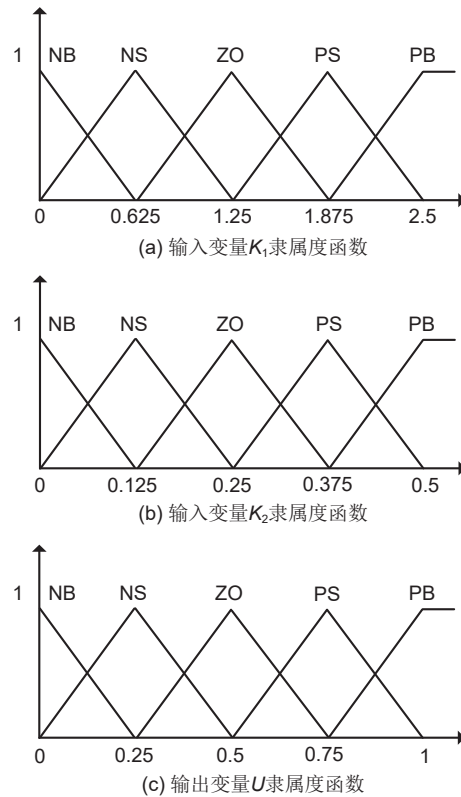


图 6 输入变量与输出变量的隶属度函数
Fig. 6 Membership functions of input variables and output variables

表 1 模糊控制器规则库
Table 1 Fuzzy controller rule base

U	K_2				
	NB	NS	ZO	PS	PB
K_1	NB	NB	NS	NS	ZO
	NS	NB	NS	ZO	PS
	ZO	NS	NS	ZO	PS
	PS	NS	ZO	PS	PB
	PB	ZO	PS	PS	PB

不同阶段预警, 如设置成三级预警, 如表 2 所示。表中 U_1 、 U_2 、 U_3 分别为三级预警的阈值, 可根据实际电池情况选取。当模糊控制器输出不超过阈值 U_1 时, 无预警, 系统正常工作; 当模糊控制器输出大于阈值 U_1 但不超过 U_2 时, 预警级别为 1, 系统发出预警提醒; 当模糊控制器输出大于阈值 U_2 但不超过 U_3 时, 预警级别为 2, 系统发出预警提醒同时启动综合降温方案; 当模糊控制器输出大于阈值 U_3 时, 预警级别为 3, 系统停机, 启动消防抑制方案。

基于阻抗分布特性的锂电池热失控预测方法的流程图如图 7 所示。只要电池组被使用, 无论充电

表2 热失控三级预警输出

Table 2 The output of three-level warning for thermal runaway

模糊控制器输出 U	预警级别
$0 \sim U_1$	无预警
$>U_1 \sim U_2$	预警级别1
$>U_2 \sim U_3$	预警级别2
$>U_3 \sim 1.0$	预警级别3

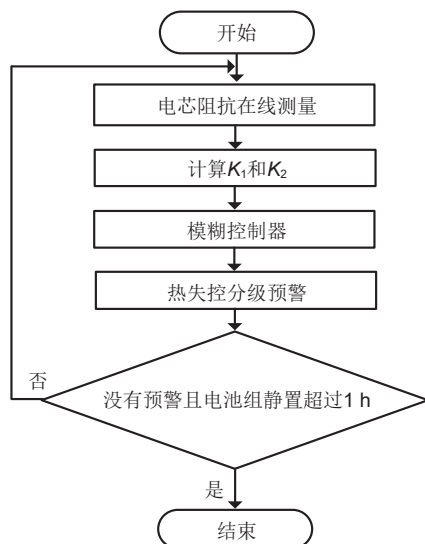


图7 热失控分级预警流程

Fig. 7 Multi-level early warning for thermal runaway process

或者放电均开始如图7所示的热失控分级预警流程。第一步, 在线测量电池组中电芯的阻抗; 第二步, 根据式(4)和式(5)计算特征值 K_1 和 K_2 ; 第三步, 将 K_1 和 K_2 输入模糊控制器; 第四步, 根据模糊控制器的输出值进行热失控分级预警。当没有预警且电池组静置超过1h之后可以认为电池组处于安全状态, 满足停止条件, 可以结束热失控预测程序, 当电池组被再次使用时, 重新开启预警流程。当电池组出现预警或者正在被使用或者使用后静置时间没有超过1h, 则从第一步开始重新循环执行程序, 直到满足停止条件为止, 为电池组安全运行保驾护航。

3 实验验证

锂离子电池热失控由产热速率大于散热速率引发, 早期表现为温度升高。高温电池热量传导至相邻电芯, 导致阻抗呈现分布特性。为验证该现象, 设计了如图8所示的实验验证方案。用两片温度可编程的加热铝板夹住电芯, 模拟问题电芯热失控时

的升温过程。电芯阻抗在线实时测量系统实时获取电芯阻抗数据, 并将该数据传输至计算机进行数据分析预警。实现工程项目中, 可以采用MCU实现数据分析预警。

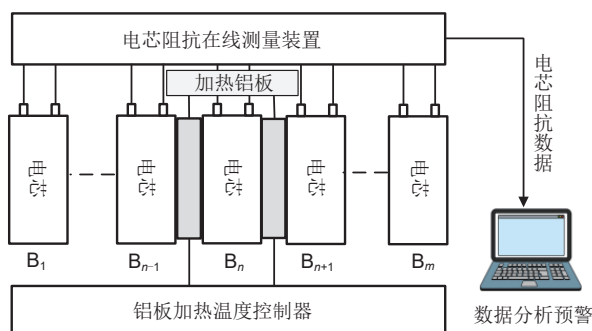


图8 实验方案设计

Fig. 8 Experimental protocol design

根据如图8所示的实验方案设计了如图9所示的实验平台。电池组由10个30Ah的磷酸铁锂电池电芯组成, 两个可编程温度的加热铝板用于加热第6个电芯, 以模拟高温问题电芯。每调整一次加热温度, 温度稳定20min后开始测试一遍电芯阻抗。本试验中, 电芯阻抗的测试频率为20Hz。测得的电芯阻抗通过RS485通信传输至计算机, 并在计算机中对数据进行分析预警。

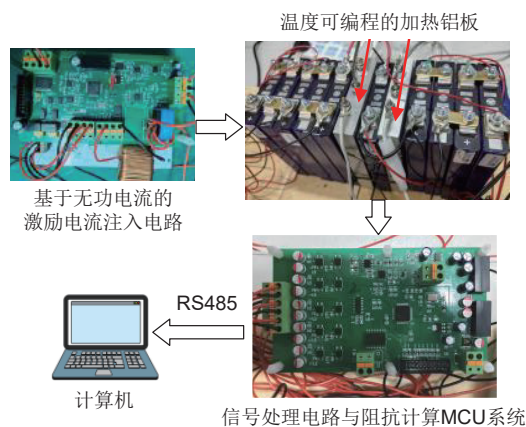


图9 实验平台

Fig. 9 Experimental platform

不同加热温度下20Hz频率处的电芯的阻抗如图10所示, 测试温度点分别为25℃、30℃、40℃、50℃、60℃、70℃、80℃、90℃、100℃、110℃。如图10(a)所示, 电芯阻抗随加热铝板温度升高而降低。第6个电芯被加热, 热量也会传递到相邻电芯, 离加热源越近, 电芯温度越高, 对应的

电芯阻抗越小。如图10(b)所示,电芯5、电芯6以及电芯7的阻抗值较小,且电芯离第6个电芯越近,其阻抗越低。实验结果表明,电芯阻抗随温度的变化趋势和电池组中电芯阻抗的分布可用于预测电芯的热失控。这种热失控预测方法将减少基于单个电芯阻抗特性进行预测而导致的误报,从而提高预测可靠性。

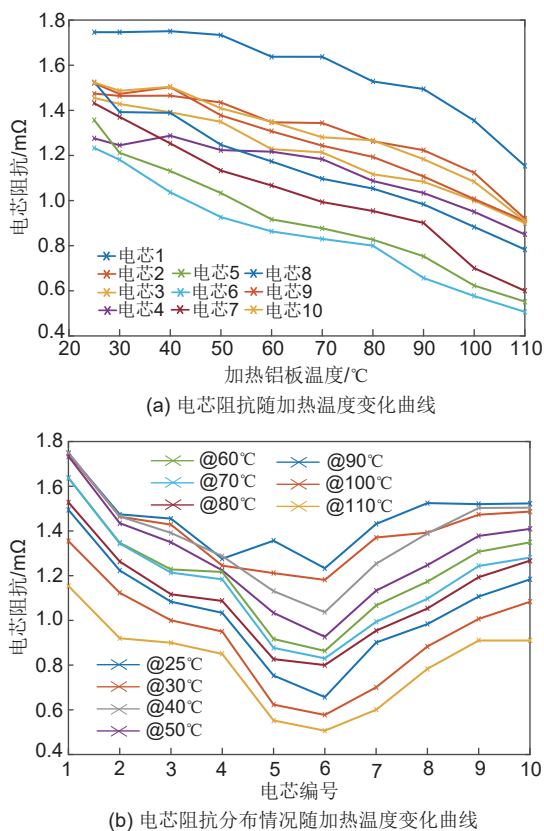


图10 不同温度下的电芯阻抗
Fig. 10 Battery impedance at different temperatures

根据式(4)和式(5)计算特征值 K_1 和 K_2 ,式中的 Z_{initial} 表示首次使用时在室温25°C条件下测量的电池组中电芯的平均阻抗, Z_{min1} 和 Z_{min2} 表示最小阻抗电芯的两个相邻电芯的阻抗,即第5个和第7个电芯的阻抗。 Z_{real} 是电池组中电芯的实时平均阻抗。 K_1 和 K_2 随温度的变化趋势绘制在图11中。可以看出,加热温度越高, K_1 和 K_2 越大,则对应的热失控安全风险也越大。

热失控预测方法的流程图如图7所示。表2为热失控三级预警输出方案,表中 U_1 、 U_2 、 U_3 分别为三级预警的阈值,本实验中三个阈值分别设置为 $U_1=0.25$, $U_2=0.37$, $U_3=0.76$ 。热失控三级预警输

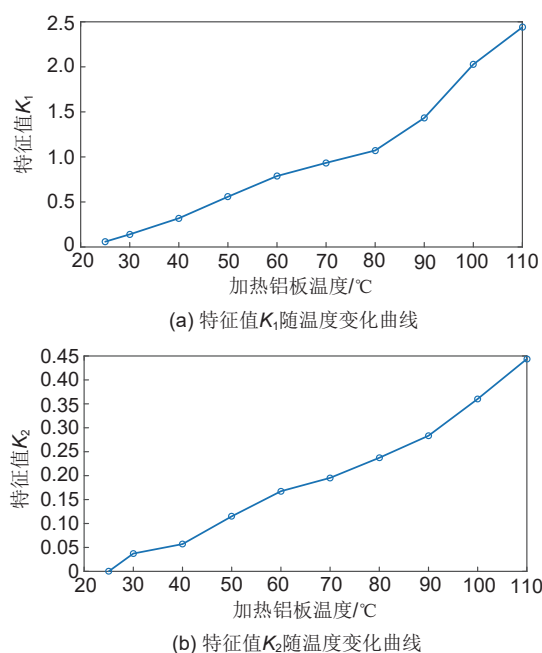


图11 特征值 K_1 和 K_2 随温度变化情况
Fig. 11 The variation of characteristic values K_1 and K_2 with temperature

出与加热温度对应关系如表3所示,当加热温度不超过50°C时,模糊控制器的输出范围为0~0.25,则可认为没有热失控风险。当加热温度高于50°C但不超过70°C时,模糊控制器的输出范围为>0.25~0.37,则热失控风险级别设置为1级。当加热温度高于70°C但不超过100°C时,模糊控制器的输出范围为>0.37~0.76,则热失控风险级别设置为2级。当加热温度高于100°C时,模糊控制器的输出范围高于0.76,则热失控风险级别设置为3级。实际工程项目中,三级预警的阈值以及三级预警的响应可以根据实际工程情况变化,最终目标是防止局部电芯过热导致整个储能系统发生热失控事故。

表3 热失控三级预警输出与加热温度

Table 3 The output of three-level warning for thermal runaway and heating temperature

模糊控制器输出	加热温度	预警级别
0~0.25	≤50°C	无预警
>0.25~0.37	>50~70°C	预警级别1
>0.37~0.76	>70~100°C	预警级别2
>0.76~1.0	>100°C	预警级别3

4 结论

本文提出了一种基于电芯阻抗分布特性的锂离子

子电池组热失控分级预警方法。首先介绍了电池组中各电芯阻抗的在线测试方法。然后通过电池组中电芯加热实验说明了电芯热失控时电芯阻抗呈现明显的分布特征。为了描述这种分布特性, 本文选取了两个特征值: 特征值 K_1 代表最小阻抗偏离程度, 特征值 K_2 表示电池组中电芯阻抗平均值变化趋势。将特征值输入模糊控制器, 根据模糊控制器的输出进行分级预警。该分级预警方法, 不依赖于单个电芯阻抗变化趋势, 有效避免了测量误差以及环境温度等干扰导致的误预警问题。

参考文献

- [1] DANG Y C, YU Y C, WANG Z P, et al. Blocking thermal runaway propagation in large-format sodium-ion battery system through localized energy release[J]. *Journal of Energy Chemistry*, 2025, 104: 514-526. DOI: 10.1016/j.jchem.2025.01.008.
- [2] 叶锦昊, 侯军辉, 张正国, 等. 100 Ah 磷酸铁锂软包电池的热失控特性及产气行为[J]. *储能科学与技术*, 2025, 14(2): 636-647. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0764.
- YE J H, HOU J H, ZHANG Z G, et al. Thermal runaway characteristics and gas generation behavior of 100 Ah lithium iron phosphate pouch cell[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025, 14(2): 636-647. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0764.
- [3] MA H L, HE Q, ZHANG F W, et al. Research progress on early warning method and suppression technology of thermal runaway of lithium battery[J]. *Journal of Energy Storage*, 2025, 119: 116377. DOI: 10.1016/j.est.2025.116377.
- [4] JIA T, ZHANG Y, MA C Y, et al. The early warning for thermal runaway of lithium-ion batteries based on internal and external temperature model[J]. *Journal of Energy Storage*, 2024, 83: 110690. DOI: 10.1016/j.est.2024.110690.
- [5] YANG Z, SUN H P, ZHANG Y M. Thermal characteristics and reliability analysis of liquid-cooled heat dissipation system for lithium-ion batteries with bionic vascular structure[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2025, 269: 126005. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2025.126005.
- [6] ZHANG Y, MEI W X, QIN P, et al. Numerical modeling on thermal runaway triggered by local overheating for lithium iron phosphate battery[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2021, 192: 116928. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2021.116928.
- [7] ZHANG W C, OUYANG N, YIN X X, et al. Data-driven early warning strategy for thermal runaway propagation in Lithium-ion battery modules with variable state of charge[J]. *Applied Energy*, 2022, 323: 119614. DOI: 10.1016/j.apenergy.2022.119614.
- [8] WANG S H, WANG Z P, ZHANG Z S, et al. Fault cause inferences of onboard lithium-ion battery thermal runaway using convolutional neural network[J]. *Energy*, 2025, 320: 135328. DOI: 10.1016/j.energy.2025.135328.
- [9] XU C S, FAN Z W, ZHANG M Q, et al. A comparative study of the venting gas of lithium-ion batteries during thermal runaway triggered by various methods[J]. *Cell Reports Physical Science*, 2023, 4(12): 101705. DOI: 10.1016/j.xcrp.2023.101705.
- [10] WANG P B, LIU L S, XU C S, et al. Experimental study on the venting and diffusion patterns of flammable gases during thermal runaway in LiFePO₄ battery packs for energy storage stations[J]. *Journal of Power Sources*, 2025, 645: 237200. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2025.237200.
- [11] 张子敬, 原蓓蓓, 李红, 等. 锂离子电池热失控气体检测分析及预警[J]. *储能科学与技术*, 2025, 14(7): 2820-2832. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0016.
- ZHANG Z J, YUAN B B, LI H, et al. Thermal runaway gas detection and early warning of lithium-ion batteries[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025, 14(7): 2820-2832. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0016.
- [12] WANG X X, LI Q T, ZHOU X Y, et al. Monitoring thermal runaway of lithium-ion batteries by means of gas sensors[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2024, 411: 135703. DOI: 10.1016/j.snb.2024.135703.
- [13] 杨梦洁, 杨爱军, 叶奕君, 等. 基于气体分析的锂离子电池热失控早期预警研究进展[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(17): 4507-4538. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.220832.
- YANG M J, YANG A J, YE Y J, et al. Research progress on early warning of thermal runaway of Li-ion batteries based on gas analysis[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(17): 4507-4538. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.220832.
- [14] SU T L, LYU N W, ZHAO Z X, et al. Safety warning of lithium-ion battery energy storage station via venting acoustic signal detection for grid application[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 38: 102498. DOI: 10.1016/j.est.2021.102498.
- [15] SHE C R, LIU C S, LI Y X, et al. A novel early warning method for thermal runaway of lithium-ion batteries based on mechanical stress signal[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2025, 201: 107626. DOI: 10.1016/j.psep.2025.107626.
- [16] 郭翠静, 褚永金, 刘庆. 锂离子电池表面形变影响因素分析及在热失控预警中的应用[J]. *储能科学与技术*, 2025, 14(10): 3990-3995. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0599.
- GUO C J, CHU Y J, LIU Q. Analysis of factors affecting surface deformation of lithium-ion battery and its application in thermal runaway early warning[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025, 14(10): 3990-3995. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0599.
- [17] 陈静, 孙杰, 李吉刚, 等. 基于电化学阻抗谱的锂离子电池热失控早期预警方法研究进展[J/OL]. *储能科学与技术*, 2025: 1-13. (2025-07-24). <https://link.cnki.net/doi/10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0577>.
- CHEN J, SUN J, LI J G, et al. Research progress of early warning methods for thermal runaway of lithium-ion batteries based on electrochemical impedance spectroscopy[J/OL]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025: 1-13. (2025-07-24). <https://link.cnki.net/doi/10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0577>.
- [18] CHEN Z, ZHANG Y K, YANG R C, et al. Online internal

- temperature estimation for lithium-ion batteries using the suppressed second-harmonic current in single-phase DC/AC converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(8): 9757-9766. DOI: 10.1109/TIE.2023.3331090.
- [19] ZHAO Z Y, HU H T, HE Z Y, et al. Online temperature estimation for lithium-ion batteries utilizing a single-frequency impedance unaffected by their peripheral circuits[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(11): 15118-15135. DOI: 10.1109/TPEL.2024.3437159.
- [20] XIANG D W, YANG C, LI H, et al. Online monitoring of lithium-ion battery internal temperature using PWM switching oscillations[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(1): 1166-1177. DOI: 10.1109/TPEL.2022.3202939.
- [21] MC CARTHY K, GULLAPALLI H, KENNEDY T. Real-time internal temperature estimation of commercial Li-ion batteries using online impedance measurements[J]. Journal of Power Sources, 2022, 519: 230786. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2021.230786.
- [22] ZHENG Y S, CHE Y H, GUO J, et al. Real-time sensorless temperature estimation of lithium-ion batteries based on online operando impedance acquisition[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(10): 13853-13868. DOI: 10.1109/TPEL.2024.3424267.
- [23] LYU N W, JIN Y, XIONG R, et al. Real-time overcharge warning and early thermal runaway prediction of Li-ion battery by online impedance measurement[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(2): 1929-1936. DOI: 10.1109/TIE. 2021. 3062267.
- [24] LI Y X, JIANG L H, ZHANG N J, et al. Early warning method for thermal runaway of lithium-ion batteries under thermal abuse condition based on online electrochemical impedance monitoring [J]. Journal of Energy Chemistry, 2024, 92: 74-86. DOI: 10.1016/j.jechem.2023.12.049.
- [25] FAN S G, LI Z F, YU C C, et al. Online measurement of battery impedance based on second-order generalized integrator and equivalent reactive current injection technology[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(9): 10675-10681. DOI: 10.1109/TPEL.2024.3404014.