

大容量储能电芯热特性及热失控预警研究

金盛源

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2025年3月22日; 录用日期: 2025年4月15日; 发布日期: 2025年4月23日

摘要

研究热失控预警及电芯热特性对提高锂离子电池的热安全性具有重要意义。本文以大容量储能电芯为研究对象, 首先对大容量储能电芯进行热特性研究, 探讨了多种信号作为热失控预警信号的可行性。结果表明, 与温度相比, 利用膨胀力可以提前386 s检测到电池故障, 提前202 s提供热失控预警。这表明在大容量储能电芯使用膨胀力仍然具有良好的可行性。此外, 通过不同类型的信号的对比, 发现膨胀力信号在大容量储能电芯的热失控预警中是优于其他类型的信号的。同时基于上述的实验数据开发出大容量储能电芯热失控预测模型, 热失控起始时间误差小于1%, 热失控最高温度误差小于3%。

关键词

大容量储能电芯, 早期预警, 膨胀力, 热失控

Research on Thermal Characteristics and Thermal Runaway Early Warning for Large-Capacity Energy Storage Battery Cells

Shengyuan Jin

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 22nd, 2025; accepted: Apr. 15th, 2025; published: Apr. 23rd, 2025

Abstract

Investigating thermal runaway early warning and thermal characteristics of battery cells holds significant importance for enhancing the thermal safety of lithium-ion batteries. This study focuses on large-capacity energy storage battery cells, conducting comprehensive thermal characterization to evaluate the feasibility of multi-signal monitoring for thermal runaway prediction. The experimental results demonstrate that compared to temperature signals, expansion force monitoring enables

386 s earlier detection of battery failure and provides a 202 s advance warning for thermal runaway initiation, proving its superior applicability in large-capacity energy storage systems. Through comparative analysis of heterogeneous signals, the expansion force signal exhibits optimal responsiveness in capturing thermal runaway precursors. Furthermore, a predictive model for thermal runaway propagation was developed based on experimental datasets, achieving a prediction error of less than 1% in thermal runaway onset timing and maintaining under 3% deviation in maximum temperature forecasting.

Keywords

Large-Capacity Energy Storage Battery Cells, Early Warning, Expansion Force, Thermal Runaway

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,能源短缺和环境恶化带来的挑战日益加剧。锂离子电池以其能量密度高、环境友好、循环寿命长等特点,成为目前电动汽车的主要动力源[1][2]。然而,锂离子电池容易出现热失控问题,特别是在热滥用、电滥用和机械滥用等条件下[3][4]。在热失控的情况下,产生的热量有可能引发相邻电池的级联热失控,最终导致整个电池组[5]的热失控。在整个电池热失控过程中,通常可以观察到温度、气体、电压、阻抗等外部特征信号的明显变化[6][7]。基于这些特征信号对电池热失控进行检测和及时预警,对于降低电池热失控的相关风险和潜在危害是必不可少的。

在讨论的各种物理场信号中,包括电、气、热、机械和烟雾相关参数,温度作为早期热失控的关键信号,温度信号的获取主要涉及使用热电偶和光纤传感器等设备来监测电池的表面温度[8][9]。然而,从电池内部到表面的热传递存在明显的时间延迟,导致基于表面温度的热失控预警延迟。为了应对这一挑战,研究人员设计了将温度传感器直接嵌入电池内部以测量内部温度的方法,并且该方法的可行性已得到验证[10][11]。此外,在整个热失控过程中,电池可能发生内部短路,导致异常电压降[12]。监测这种异常电压降也可以作为热失控预警的方法。然而,电压信号预警方法的可靠性相对较低,通常作为辅助预警措施。与依赖温度和电压特征的预警方法相比,基于气体变化特征的预警方法表现出更快的响应[13]。气体变化预警方法主要依靠气体传感器来测量特定气体(如一氧化碳、氢、碳氢化合物)的浓度是否超过预定阈值[13][14]。此外,由于电化学阻抗谱(EIS)对电池温度和变形的明显敏感性,采用电池阻抗变化作为热失控预警的方法成为一种非常有前途的方法[15][16]。结合上述分析,研究者提出了基于多种特征信号的预警方法,并进行了相关的有效性评价研究,但仍存在一定的局限性。一方面,在实际工程应用中,现有的热失控预警策略仍然面临着预警可靠性与提前期之间的权衡。另一方面,预警策略的实施往往受到计算资源、电池组空间和组件成本等因素的限制。这种限制导致使用有限数量的传感器,难以全面监测和警告电池组内潜在的热失控问题。

除了上述的电、热、气信号外,电池热失控过程中由于变形引起的膨胀力变化往往发生在热失控[17]发生之前。理论上,通过提取热失控前膨胀力的关键特征建立预警机制也是实现热失控预警的有效手段。此外,由于力信号可以通过电池单元之间的接触快速传递,因此只需要部署少量的力传感器来监测电池组中单个电池在热失控期间的变形。因此,相对于温度、气体等信号,利用膨胀力作为预警手段具有响应速度快、空间利用率高、预警覆盖范围全面等优点。此外,研究[18]发现,与温度和电压信号相比,膨

胀力信号提供了更早的预警,通常提前 500 秒左右。通过以上讨论,可以看出膨胀力在热失控预警中有很多优势。然而,利用膨胀力特征信号的研究很少。在文献[19]中提出了一种利用传感器测量电池膨胀力和二氧化碳气体浓度,检测电池组内部短路的测试方法。Miriam 等人使用 KF(卡尔曼滤波)算法基于电压和膨胀力信号估计 SOC(充电状态)。在文献[20]中系统测试了多种工况下的膨胀力变化,结合 LSSVM(Least Squares Support Vector Machine)算法和 AUKF(Adaptive Unscented Kalman Filter)算法实现了基于膨胀力的 SOC 估计。在文献[21]中提出膨胀力作为一种可靠的预警信号,与电压和温度信号相比,它可以提供更多的疏散和救援时间。然而,在电池模块层面对膨胀力特性信号预警的研究相对较少。为了实现膨胀力预警信号的工程应用,需要在模块层面对其有效性进行验证。

本文的创新性在于:

- 1) 首次针对 314 Ah 大容量 LiFePO₄ 储能电芯,系统分析膨胀力信号的预警潜力;
- 2) 提出基于膨胀力变化率的动态阈值设定方法,有效区分可逆膨胀与热失控形变;
- 3) 开发高精度热失控预测模型,为 BMS 集成多信号预警策略提供理论支撑。

本文首先对大容量储能电芯进行侧向加热触发电芯热失控,分析热、电、阻抗、膨胀力信号对于热失控预警的可行性,设计综合热、电、阻抗、膨胀力信号多维信号预警实验,通过分析总结热失控过程中膨胀力、温度、电压、阻抗等特征信号的演变规律,论证了利用膨胀力进行大容量储能电芯热失控预警的可行性及优越性。本文的组织结构如下:第二节介绍了实验样本、测试平台的组成、实验条件和实验过程。第三节讨论了多维物理信号预警实验的结果分析,并对比多种物理信号,分析了膨胀力对大容量储能电芯热失控预警的可行性和优越性。第四节介绍并开发大容量储能电芯热失控模型。最后,第五节对本文的工作进行了总结。

2. 测试方法

2.1. 测试样本

本文以市售的磷酸铁锂(LiFePO₄)/石墨材料体系矩形电池为研究对象。样品电池的详细参数见表 1。

Table 1. Sample battery parameters

表 1. 样品电池参数

电芯信息	参数
尺寸/(mm × mm × mm)	175 × 72 × 207
容量/Ah	314
正极材料	LiFePO ₄
负极材料	石墨
重量/kg	5.05
充电截止电压/V	3.65
放电截止电压/V	2.5

本文所研究的对象为 314 Ah 的储能电芯,在后续的侧向加热触发电芯热失控中,主要采用单体电芯进行实验。

2.2. 测试平台

测试平台主要由热失控试验室和多维信号测量系统组成,如图 1 所示。整个试验在防爆箱内进行。

其中多维信号测量系统分别为膨胀力测量系统、温度测量系统、电压测量系统、阻抗测量系统。多维信号测量系统主要包括一个可编程控制器、低压电源、数据采集仪、可调电源、夹具(带力传感器)、发热元件、热像仪、摄像机、热电偶、测试样品。具体来说,膨胀力测量系统为:一个 24 V 可编程低压电源用于为嵌入夹具中的力传感器供电,同时在力传感器输出端接入电脑进行实时采集,采用轮辐式压力传感器测量热失控过程中的膨胀力,压力测量范围为 0~10,000 N,精度为 0.05%。轮辐式压力传感器主要放置在电芯背面的中心外置。

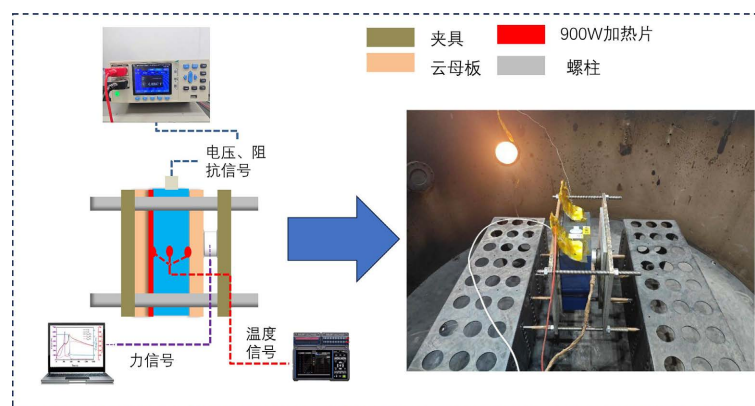


Figure 1. Test platform
图 1. 测试平台

温度测量系统主要为 K 型热电偶传感器,主要布置在电芯加热面中心、侧面中心、背面中心三个位置采集电芯侧向加热热失控过程不同位置的温度数据,由数据采集仪 Hioki 8450 用于采集温度,采样频率为 100 Hz。侧向加热主要采用可调电源控制发热元件的发热功率,功率为 900 W,大小尺寸于电芯大面一致。K 型热电偶传感器用于温度测量,温度测量范围为 0℃~1000℃,精度为±1℃。

电压测量系统、阻抗测量系统的设备主要为交流阻抗谱,布置在电芯的正负极耳处,采集电芯侧向加热热失控过程实时的电压、阻抗数据。由数据采集仪 Hioki 8450 用于采集电压、阻抗,采样频率为 100 Hz。

2.3. 充放电过程中的膨胀力测试

当锂离子电池发生热失控时,电芯内的膨胀力会迅速增大,相应的膨胀力速率也会显著增大。为保证热失控的早期发现,有必要对膨胀力的增长率设定一个阈值。这个阈值应该超过在充放电操作中观察到的膨胀力增长率。因此,本研究首先测试了电池在常规充放电过程中的膨胀特性,分析了电池的膨胀力和膨胀率的变化。本文主要采用储能系统中采用的 25℃ 下 0.5 C 充放电循环进行实验,具体充电时的数据温度、膨胀力变化如图 2 所示。具体步骤如下:

- 1) 恒流恒压充电。电流为 157 A,截止电压为 3.65 V,截止电流为 15.7 A。
- 2) 搁置 20 min。
- 3) 157 A 恒流放电,直至电压达到 2.5 V。
- 4) 搁置 20 min。
- 5) 从步骤 1~步骤 4 循环 10 次。

2.4. 侧向加热热失控实验

如上所述,本研究的主要为单体热失控实验,触发热失控的方式主要为:铝合金金属板加热触发,

铝合金金属板的尺寸与电芯的大面一致，加热功率为 900 W，详细的测试程序概述如下：

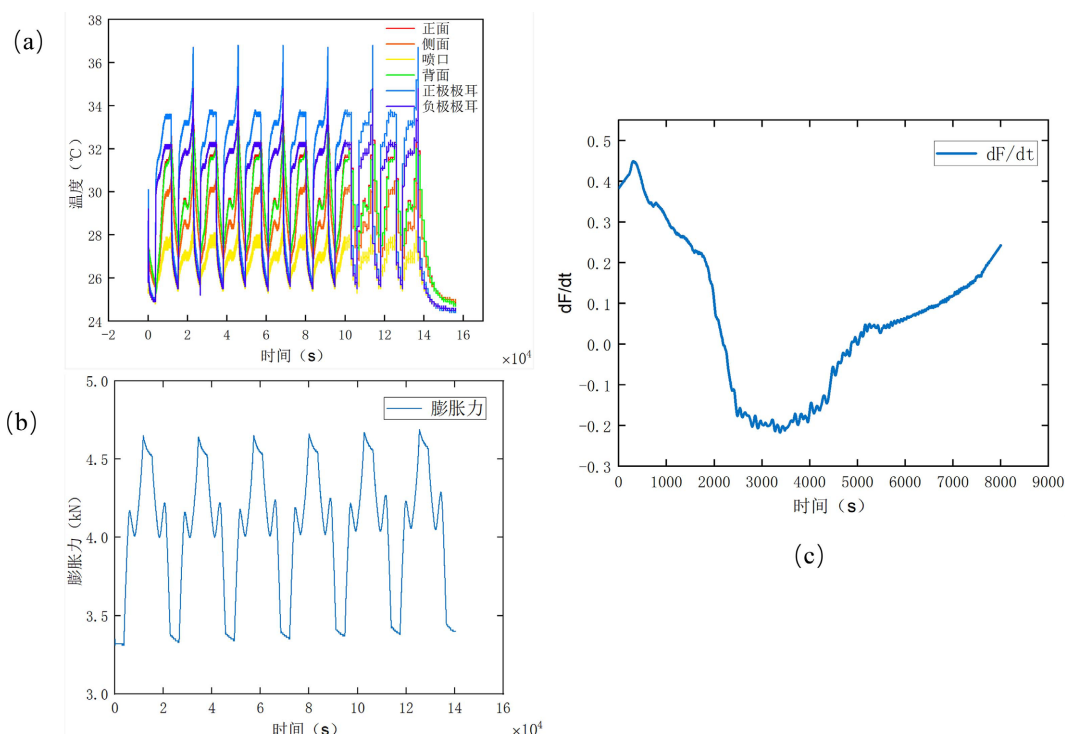


Figure 2. Data diagram of charge and discharge cycle
图 2. 充放电循环数据图

- 1) 在恒流充电($0.5\text{ C} = 157\text{ A}$)下，模块充电直到达到截止电压(通过达到模块或电池单元的充电截止电压触发)。然后切换到恒压充电，直到电流降至 0.05 C (15.7 A)，表明电池处于完全充电状态。
- 2) 按照图 1 所示的试验设置，布置相应的测量设备和试验样品。
- 3) 依次启动各数据采集设备(采集实时温度数据、膨胀力数据、电压数据、阻抗数据)、并启动防爆室排气扇。
- 4) 开启加热板电源，以恒功率模式持续加热触发电池，直至热失控，停止给加热板供电。

2.5. 热失控实验结果

本文主要研究了电芯单体热失控的多维信号预警。因此，下面着重比对在电芯侧向加热热失控过程的温度、电压、阻抗、膨胀力这 4 种物理信号的对于电芯热失控预警的效果。实验结果如图 3 所示。

在图中可以看出电芯侧向加热实验过程中，电芯在 973 s 防爆阀开启，此时由于大量电解液蒸发吸热导致电芯表面的温度有所下降，由于开阀导致内部的气体排出膨胀力数值也出现下降，在 1336 s 电芯发生热失控，电芯表面的温度大幅上升，与之同时电芯的电压下降，膨胀力数值飙升，为了证明实验的重复性对这一款电芯进行了两次的重复性实验，实验结果如表 2 所示。

电芯在喷阀时膨胀力 9.35 kN (第一次测试)、8.95 kN (第二次测试)，热失控时的膨胀力 10.4 kN (第一次测试)、9.37 kN (第二次测试)。电芯热失控过程的各传感信号复测误差小于 10%，重复性好。

为验证结论的普适性，本研究补充了两种不同材料体系(NCM 523 和 NCA)的储能电芯(容量分别为 280 Ah 和 305 Ah)进行对比实验。实验方法同 2.4 节，结果如表 3 所示：

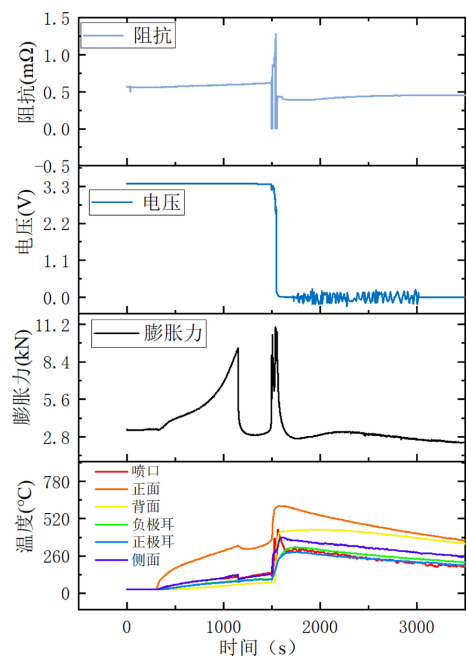


Figure 3. Multidimensional signal early warning experiment results
图 3. 多维信号预警实验结果图

Table 2. Data analysis of thermal runaway characteristic signal of battery cell
表 2. 电芯热失控特征信号数据分析

开阀时各传感信号	第一次实验	第二次实验	误差
膨胀力(kN)	9.35	8.95	4.30%
电压(V)	3.37	3.36	0.29%
温度(℃)	90.5	86.7	4.43%
失控时各传感信号	第一次实验	第二次实验	误差
膨胀力(kN)	10.4	9.37	9.90%
电压(V)	0.0380	0.0350	7.82%
温度(℃)	427	434	1.62%

Table 3. Comparison of thermal runaway signals of cells of different systems
表 3. 不同体系电芯热失控信号对比

电芯类型	开阀时膨胀力误差	热失控时膨胀力误差	温度预警延迟(vs.膨胀力)
LiFePO ₄ (原)	4.30%	9.90%	316~439 s
NCM 523	5.12%	10.5%	298~421 s
NCA	6.08%	11.2%	285~408 s

误差来源分析：
传感器精度：轮辐式压力传感器精度为 0.05%，但夹具安装偏差可能导致局部应力分布不均(贡献约 3%误差)；

样本一致性：电芯制造工艺差异导致膨胀力基线波动(贡献约 4%误差)；

环境干扰：防爆箱内气流扰动对温度测量影响显著($\pm 1^\circ\text{C}$ 精度下贡献 2%~5%误差)。

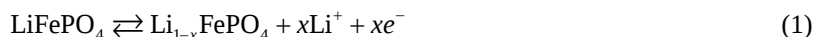
通过多组实验验证,膨胀力预警的提前时间在不同材料体系中均优于温度信号(平均提前 300 s 以上),证明其普适性。

3. 分析与讨论

3.1. 膨胀力报警机制

当前锂离子电池技术尚无法从失效机制层面彻底阻断热失控及热蔓延现象的发生。在此技术背景下,建立精准有效的热失控预警系统成为应对电动汽车火灾事故的关键环节——通过及时探测电池异常状态,可为驾乘人员争取宝贵的应急逃生时间,同时为消防救援提供关键响应窗口。本研究基于多物理信号耦合分析框架,系统探讨热失控预测模型的可行性基础,重点通过实验观测揭示电芯热失控进程中膨胀力参数的动态演变规律及其表征价值。

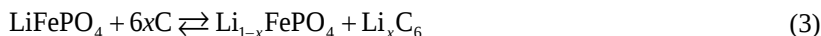
膨胀力增长速率预警阈值的确定锂离子电池在充放电过程中,由于内部电化学反应机制和发热机制的共同作用,会发生一定程度的膨胀变形。首先是电化学反应机理,主要是指锂电池在充放电过程中,锂离子在正极和负极的插入和提取,使电池发生轻微的膨胀变形。内部反应可以用方程来描述。其次,电化学反应过程中会产生热量,在热膨胀效应下,这些产生的热量会在一定程度上加剧电池的膨胀变形。一般认为电池产生的热量主要包括反应热 Q_r 、欧姆热 Q_j 、极化热 Q_p 和副反应热 Q_s ,在实际工程应用中,研究人员对上述热源进行了简化,并提出了计算电池发热功率的理论模型。电池发热的具体理论公式如式所示。负极发生的反应,如式(1)所示:



正极发生的反应,如式(2)所示:



充放电过程的总内反应如式(3)所示:



在充放电过程中,电池产生的总热量如式(4)所示:

$$Q_{\text{total}} = Q_r + Q_j + Q_p + Q_s \quad (4)$$

在式(4)中, Q_{total} 为电池产生的总热量, Q_r 为反应热, Q_j 为欧姆热, Q_p 为极化热, Q_s 为副反应热。

在充放电过程中,电池的理论产热功率用式(5)表示如下:

$$q_{\text{total}} = I(U_{\text{OCV}} - U) + IT \frac{dU}{dT} \quad (5)$$

式(5)中 q_{total} 表示电池的产热功率, I 表示电池的充放电电流, U_{ocv} 表示开路电压, U 表示端电压, T 表示电池温度, $\frac{dU}{dT}$ 表示电池的温度熵热系数。

在充放电过程中发生的膨胀现象称为可逆膨胀,而由热失控(主要源于副反应产气)引发的膨胀变形则属于不可逆膨胀。要实现热失控预警,关键在于精准区分这两类膨胀变形,从而确保能够准确可靠地捕捉热失控过程中异常的膨胀力信号。鉴于正常充放电时膨胀力增长速率(定义如式 4 所示)显著低于热失控触发阶段的增长速率,可通过设定高于充放电过程中膨胀力最大增长速率的阈值,实现两类膨胀变形的有效判别,进而建立可靠的热失控预警机制。

$$\frac{dF}{dt} \approx \frac{F_{n+1} - F_n}{\Delta t} \quad (6)$$

在式(6)中, $F'(t)$ 表示膨胀力随时间的一阶导数, 其中 F_{n+1} 和 F_n 分别对应第 $n+1$ 次和第 n 次采样值, Δt 为采样周期。基于 2.3 节的实验测试, 获取了 25℃ 下 0.5 C 倍率电流下正常充放电过程中的膨胀力、膨胀力变化率变化曲线(如图 2 所示)。观察发现, 膨胀力在充电阶段呈现波动性增长, 而在放电阶段则表现出可逆特性。如图 2(c) 所示, 由于膨胀力增长主要在充电段, 所以选取其中一个充电段, 发现膨胀力变化率均低于 0.50 N/s, 在整个充放电过程中膨胀力绝对值不超过 5 kN, 本研究将热失控预警阈值设定为充放电过程最大变化率的 10 倍(即 5.00 N/s), 同时膨胀力绝对值 5 kN。

3.2. 膨胀力预警的可行性分析

通过上一节的讨论分析, 本研究确立了用于检测电池异常行为的膨胀力信号阈值(5.00 N/s), 膨胀力绝对值为 5 kN。基于该阈值, 针对多维信号预警实验中的膨胀力进行变化率的求解及膨胀力的绝对值判断, 发现在本研究的多维信号预警实验中在 718 s 膨胀力变化率和膨胀力的绝对值达到了事先设置好的阈值, 如图 4 所示。

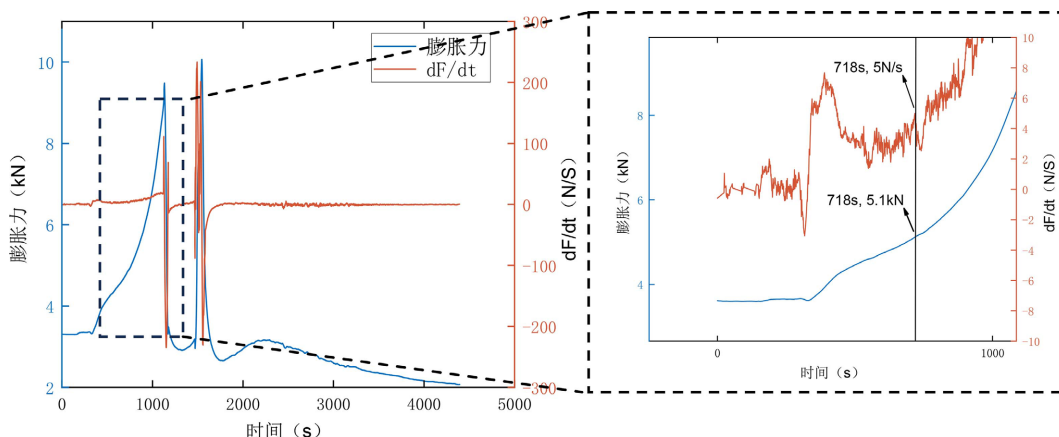


Figure 4. Variation of expansive force in thermal runaway process

图 4. 热失控过程中膨胀力变化图

同时如图 5 所示, 在 718 s 时背面中的温度此时在 35℃, 储能系统中常用 52℃、56℃和 60℃作为一级、二级和三级报警温度。反面温度到达以上预警温度的时刻分别为 1034 s 和 1095 s 和 1157 s。使用膨胀力预警比一级温度预警早 316 s, 比二级温度预警早 377 s, 比三级温度预警早 439 s。其他的信号如电压、阻抗信号如图 3 所示, 发生变化主要在电芯热失控时, 预警的意义较低。所以采用膨胀力信号预警电芯热失控优于温度、电压、阻抗信号。在储能电芯中可以提前 300~500 s 的时间, 这一预警时间足够后续进行消防, 防止电芯热蔓延的措施。

因此, 采用机械力变化速率作为热失控预警信号, 相较温度、电压、阻抗信号可提供更早的预警响应。

4. 大容量储能电芯热失控模型

4.1. 建模原理

基于上述多维信号耦合预警实验的研究基础, 本研究重点针对温度信号特征开发了基于 Fluent 平台

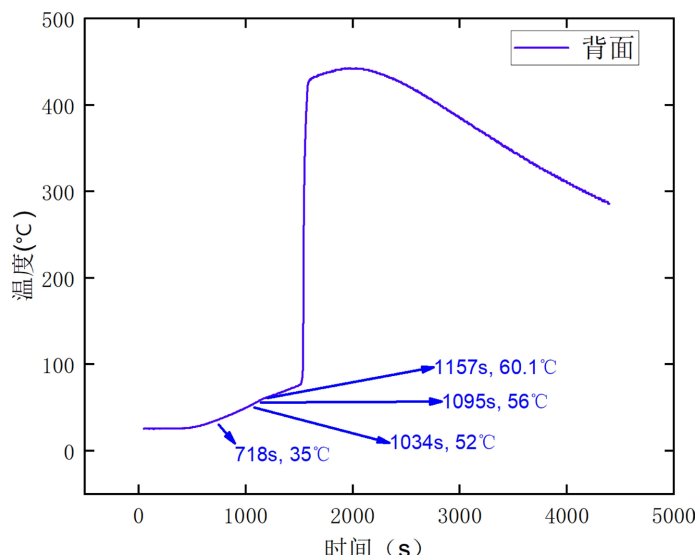


Figure 5. Center temperature diagram of the back of the cell thermal runaway

图 5. 电芯热失控背面中心温度图

的高精度单体电芯热失控仿真模型。锂离子电池热失控的物理化学本质可归结于电化学体系内部发生的不可逆链式放热反应，具体过程见图 6。当电池遭受热滥用时，局部温度升高首先引发固体电解质界面 (SEI) 膜分解，随后触发负极材料与电解液的放热反应。进而导致正极材料分解并释放大量氧气，最终形成自持性热失控反应网络。该过程伴随着显著的焦耳热效应与反应热累积，其热动力学特性可通过改进的 Arrhenius 方程进行数学表征。

电池热失控能量守恒方程为：

$$p_{bat} C_{p,bat} \frac{\partial T_{bat}}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\lambda_{bat,j} \frac{\partial T_{bat}}{\partial x_j} \right] + Q_{gen} \quad (7)$$

能量方程源项为：

$$Q_{gen} = \frac{1}{V_{bat}} \Delta H_{bat} \frac{dc}{dt} \quad (8)$$

$$\frac{dc}{dt} = \begin{cases} \frac{p_{bat} V_{bat} C_{p,bat}}{\Delta H_{bat}} \left(\frac{dT}{dt} \right) (T_1 < T_{bat} < T_2, 0 \leq c \leq 1) \\ \text{constant} (T_{bat} \geq T_2, 0 \leq c \leq 1) \\ 0 (\text{else}) \end{cases} \quad (9)$$

式中 T_{bat} 为电芯卷芯的温度， V_{bat} 表示卷芯的体积， $C_{p,bat}$ 为卷芯的比热容， ΔH_{bat} 为卷芯的产热量， T_1 表示电芯的自产热温度， T_2 为电芯热失控开始的温度， c 表示归一化浓度，主要表示卷芯内部网格的热失控程度，变化范围是从 1 变到 0、1 表示网格内的能量是满的还未释放，0 表示网格内的能量已经完成释放。

4.2. 模型建立及结果分析

在 ANSYS Fluent 软件中根据实际电芯尺寸建立三维图形，具体如图 7 所示。

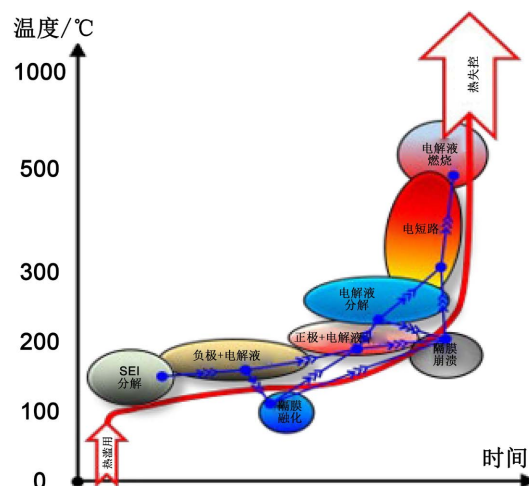


Figure 6. Thermal runaway thermochemical reaction process of the battery

图 6. 电池热失控产热化学反应过程

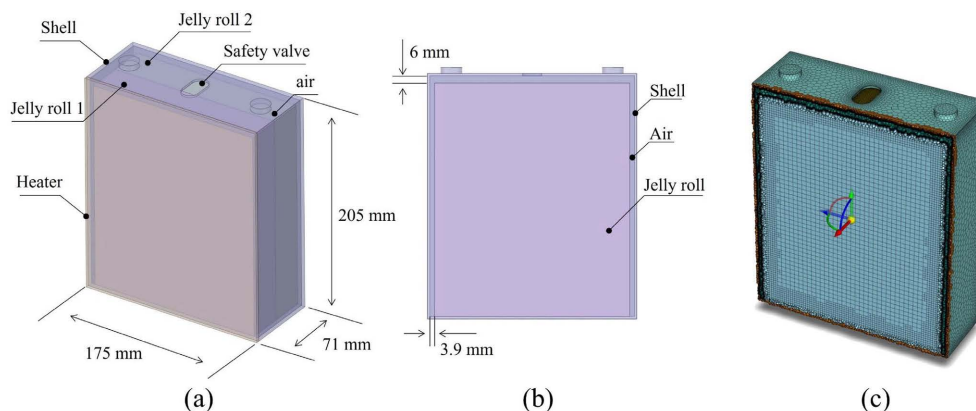


Figure 7. Cell 3D model diagram

图 7. 电芯三维模型图

同时在 ANSYS Fluent 软件中生成网格，并对模型进行双精度(double precision)求解。设置求解核心数为 32。设置模型的计算类型，选择 transient 瞬态求解，勾选 Gravity 重力选项。在 Y 方向设置重力加速度为 -9.8 m/s^2 同时打开能量方程，用于计算产热，其余 models 设置全部保持默认。然后确定加热器的功率设置为实验的 900 W，进行加热器与电芯壳体，电芯壳体与空气及电芯卷芯之间的换热，主要存在热传导，热对流与热辐射。电池热失控温度低于 800°C ，热辐射作用可以忽略不计，只考虑热传导与热对流作用。

首先对加热器与理想边界层之间的热边界条件进行设置。这里使用 Mixed 型热边界条件，考虑对流，辐射，热阻的影响；对加热器与壳体之间的热阻进行定义，这里使用的热边界是 Coupled 型；对电池壳体与理想边界层之间的热阻条件进行定义，这里使用的是 mixed 型热边界条件。

边界条件设置：

热传导：壳体与空气对流系数设为 $5 \text{ W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$ ，基于防爆箱内强制对流实验标定；

热阻定义：加热器与壳体间采用 Coupled 边界，材料热导率取自铝合金实测值($160 \text{ W}/(\text{m}\cdot\text{K})$)；

网格独立性验证：通过逐步加密网格(从 50 万至 200 万单元)，确认网格数量对温度预测误差影响小

于 0.5%。

使用 SIMPLE 算法进行求解,该算法是经典的 CFD 求解方法,可以用于计算一般流体问题。对于三守方程强耦合问题,则需要使用 Coupled 算法进行计算。最后定义报告用于展示计算的关键信息具体包括电池加热面与背面中心温度。

最后采用 900 W 侧向加热实验数据(参照 2.4 节)与仿真数据进行对比,如图 8 所示最后的模型精度热失控起始时间误差小于 1%,热失控最高温度误差小于 3%。

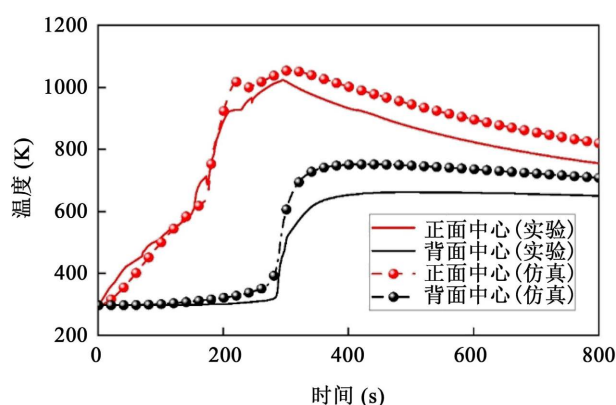


Figure 8. Comparison between model simulation and experimental results

图 8. 模型仿真与实验结果对比图

模型在同类型电芯中具有扩展性。其他 314 Ah 储能电芯的计算结果如下:如图 9 所示:

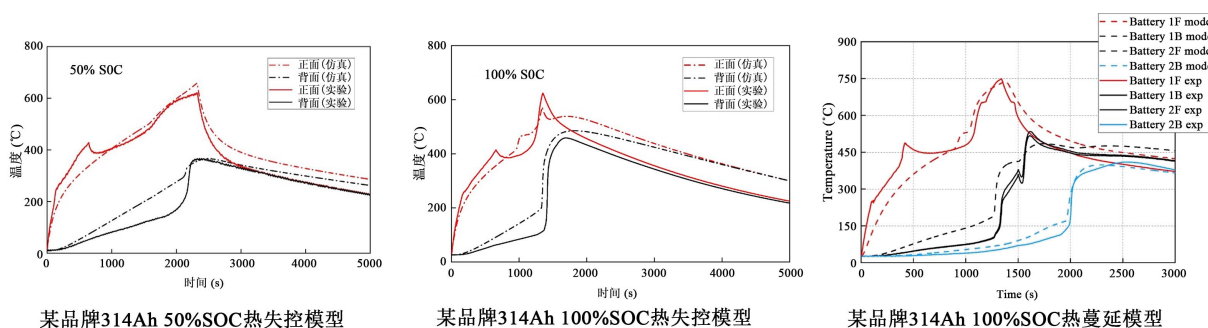


Figure 9. Calculation results of other 314 Ah energy storage cells

图 9. 其他 314 Ah 储能电芯的计算结果

模型与实验误差形成原因:

1) 模型是基于实际热失控过程,抽象出理论数学模型。这个过程会对实际热失控过程进行简化,这是仿真与实验存在误差的主要原因;

2) 热失控行为本身具有一定随机性,通过标定可以降低模型与实验之间的误差。但由于实验随机性的存在,误差始终存在无法消除。

5. 总结

本文描述了 314 Ah 锂离子电池 LiFePO_4 /石墨体系热触发热失控过程中的热失控实验现象。此外,本文还分别对预警时间进行了对比分析。验证了利用膨胀力变化率作为单体级热失控预警的可行性。本文

的主要结论如下:

1) 根据电芯正常情况下充放电循环确定膨胀力预警阈值为: 绝对值超过 5 kN 且变化率 ≥ 5 N/s, 温度预警阈值为 52℃、56℃和 60℃作为一级、二级和三级报警温度。根据多维信号预警实验, 发现电压和阻抗信号发生变化时在电芯发生热失控时, 相较于温度、膨胀力的信号处于较为滞后的信号, 所以本研究将这两个信号作为参考, 不设置具体阈值。

2) 根据多维信号预警实验, 使用膨胀力预警比一级温度预警早 316 s, 比二级温度预警早 377 s, 比三级温度预警早 439 s。提前 202 s (相对于开阀时间) 提供热失控预警。

3) 与温度相比, 膨胀力在预警提前时间和捕获异常行为的有效性方面都具有显著优势。

4) 建立了高精度的大容量储能电芯热失控预测模型所建立的热失控仿真模型预测精度为: 热失控起始时间误差小于 1%, 热失控最高温度误差小于 3%。

因此, 本文建议在未来的电池管理系统(BMS)中加入基于膨胀力的预警策略, 以提高检测电池异常的准确性和及时性。这将为安全疏散和处理火灾事故提供更宝贵的时间。同时采用仿真模型的方法也可以很好地进行电芯热失控预测。

参考文献

- [1] Hong, Y., Wu, H., Wong, S.K., Jin, C., Xu, C., Wang, H., *et al.* (2024) Dynamic Thermophysical Modeling and Parametric Sensitivity Analysis of Flood Cooling Suppressing the Thermal Runaway Propagation for Electric Bicycle Battery. *Journal of Energy Storage*, **98**, Article ID: 113084. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.113084>
- [2] Zheng, Y., Shi, Z., Guo, D., Dai, H. and Han, X. (2021) A Simplification of the Time-Domain Equivalent Circuit Model for Lithium-Ion Batteries Based on Low-Frequency Electrochemical Impedance Spectra. *Journal of Power Sources*, **489**, Article ID: 229505. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2021.229505>
- [3] Lai, X., Zheng, Y. and Sun, T. (2018) A Comparative Study of Different Equivalent Circuit Models for Estimating State-Of-Charge of Lithium-Ion Batteries. *Electrochimica Acta*, **259**, 566-577. <https://doi.org/10.1016/j.electacta.2017.10.153>
- [4] Hong, Y., Jin, C., Chen, S., Xu, C., Wang, H., Wu, H., *et al.* (2024) Experimental Study of the Suppressing Effect of the Primary Fire and Thermal Runaway Propagation for Electric Bicycle Batteries Using Flood Cooling. *Journal of Cleaner Production*, **435**, Article ID: 140392. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.140392>
- [5] Shu, X., Li, G., Shen, J., Lei, Z., Chen, Z. and Liu, Y. (2020) An Adaptive Multi-State Estimation Algorithm for Lithium-Ion Batteries Incorporating Temperature Compensation. *Energy*, **207**, Article ID: 118262. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118262>
- [6] Li, X.G. and Rui, X. (2018) An Approach to Internal and External Temperature Estimation for Cylindrical Battery Based on Finite Difference Method. *IFAC-PapersOnLine*, **51**, 258-261. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.10.046>
- [7] Liu, B., Yin, S. and Xu, J. (2016) Integrated Computation Model of Lithium-Ion Battery Subject to Nail Penetration. *Applied Energy*, **183**, 278-289. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.101>
- [8] Allafi, W., Zhang, C., Uddin, K., Worwood, D., Dinh, T.Q., Ormeno, P.A., *et al.* (2018) A Lumped Thermal Model of Lithium-Ion Battery Cells Considering Radiative Heat Transfer. *Applied Thermal Engineering*, **143**, 472-481. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2018.07.105>
- [9] Doyle, M., Fuller, T.F. and Newman, J. (2018) Erratum: Modeling of Galvanostatic Charge and Discharge of the Lithium/polymer/insertion Cell [j. *Electrochem. Soc.*, **140**, 1526 (1993)]. *Journal of The Electrochemical Society*, **165**, X13-X13. <https://doi.org/10.1149/2.1181811jes>
- [10] Xiao, Y. and Fahimi, B. (2014) State-Space Based Multi-Nodes Thermal Model for Lithium-Ion Battery. 2014 *IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, Dearborn, 15-18 June 2014, 1-7. <https://doi.org/10.1109/itec.2014.6861846>
- [11] Tian, N., Fang, H. and Wang, Y. (2019) 3-D Temperature Field Reconstruction for a Lithium-Ion Battery Pack: A Distributed Kalman Filtering Approach. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, **27**, 847-854. <https://doi.org/10.1109/tcst.2017.2779434>
- [12] Zhao, Y., Diaz, L.B., Patel, Y., Zhang, T. and Offer, G.J. (2019) How to Cool Lithium Ion Batteries: Optimising Cell Design Using a Thermally Coupled Model. *Journal of The Electrochemical Society*, **166**, A2849-A2859. <https://doi.org/10.1149/2.0501913jes>
- [13] Chalise, D., Shah, K., Halama, T., Komsijska, L. and Jain, A. (2017) An Experimentally Validated Method for Temperature

- Prediction during Cyclic Operation of a Li-Ion Cell. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, **112**, 89-96. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2017.04.115>
- [14] Samba, A., Omar, N., Gualous, H., Capron, O., Van den Bossche, P. and Van Mierlo, J. (2014) Impact of Tab Location on Large Format Lithium-Ion Pouch Cell Based on Fully Coupled Tree-Dimensional Electrochemical-Thermal Modeling. *Electrochimica Acta*, **147**, 319-329. <https://doi.org/10.1016/j.electacta.2014.08.115>
 - [15] He, W., Williard, N., Chen, C. and Pecht, M. (2014) State of Charge Estimation for Li-Ion Batteries Using Neural Network Modeling and Unscented Kalman Filter-Based Error Cancellation. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, **62**, 783-791. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.04.059>
 - [16] Sahinoglu, G.O., Pajovic, M., Sahinoglu, Z., Wang, Y., Orlik, P.V. and Wada, T. (2018) Battery State-Of-Charge Estimation Based on Regular/Recurrent Gaussian Process Regression. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **65**, 4311-4321. <https://doi.org/10.1109/tie.2017.2764869>
 - [17] Chaoui, H. and Ibe-Ekeocha, C.C. (2017) State of Charge and State of Health Estimation for Lithium Batteries Using Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **66**, 8773-8783. <https://doi.org/10.1109/tvt.2017.2715333>
 - [18] Dong, H., Jin, X., Lou, Y. and Wang, C. (2014) Lithium-Ion Battery State of Health Monitoring and Remaining Useful Life Prediction Based on Support Vector Regression-Particle Filter. *Journal of Power Sources*, **271**, 114-123. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.07.176>
 - [19] Yang, D., Zhang, X., Pan, R., Wang, Y. and Chen, Z. (2018) A Novel Gaussian Process Regression Model for State-Of-Health Estimation of Lithium-Ion Battery Using Charging Curve. *Journal of Power Sources*, **384**, 387-395. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2018.03.015>
 - [20] Liu, W., Xu, Y. and Feng, X. (2020) A Hierarchical and Flexible Data-Driven Method for Online State-Of-Health Estimation of Li-Ion Battery. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **69**, 14739-14748. <https://doi.org/10.1109/tvt.2020.3037088>
 - [21] Chen, Z., Zhao, H., Zhang, Y., Shen, S., Shen, J. and Liu, Y. (2022) State of Health Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on Temperature Prediction and Gated Recurrent Unit Neural Network. *Journal of Power Sources*, **521**, Article ID: 230892. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2021.230892>