

DOI:10.11918/202404036

# 机械滥用工况下锂电池组的安全性能预测

李杰<sup>1</sup>, 袁博兴<sup>2</sup>, 张云龙<sup>2</sup>, 何永全<sup>3</sup>, 朱玮<sup>2</sup>

(1. 长安大学 能源与电气工程学院, 西安 710064; 2. 长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064;  
3. 陕西计量科学研究院, 西安 710199)

**摘要:** 为研究电动汽车电池组在机械滥用工况下的安全性和可靠性, 避免电池组在发生碰撞时造成短路、热失控、甚至火灾和爆炸等一系列安全事故, 构建了一种适用于机械滥用工况下锂电池热安全测试的实验系统, 设计并实施了平板、圆柱、球形和针刺4种机械滥用工况下的锂电池安全实验。通过大量机械滥用实验数据构建了锂电池单体匀质化有限元模型, 并利用实验数据与锂电池单体匀质化有限元模型建立了完备的锂电池组数据集, 在此基础上设计了一种由支持向量机(support vector machine, SVM)、麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)和反向传播(back propagation, BP)神经网络组成的SVM-SSA-BP融合数学模型, 对不同参数条件下锂电池组的失效状态及失效后的位移和最大载荷进行预测。实验结果表明, SVM-SSA-BP可以准确地预测电池组系统的失效状态、失效位移和最大载荷。将SVM-SSA-BP与其他4种竞争模型进行了对比验证, 并在数据集中添加20%高斯噪声评估了SVM-SSA-BP的泛化能力。结果表明, SVM-SSA-BP融合数学模型的预测性能优于其他4种竞争模型, 具有较好的准确性和稳定性。本文所提模型可实现机械滥用工况下锂电池组安全性能的准确预测。

**关键词:** 锂电池组; 安全性能; 机械滥用; 神经网络; 失效状态

中图分类号: TM912

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2025)06-0136-09

## Prediction on safety performance of lithium battery packs under mechanical abuse conditions

LI Jie<sup>1</sup>, YUAN Boxing<sup>2</sup>, ZHANG Yunlong<sup>2</sup>, HE Yongquan<sup>3</sup>, ZHU Wei<sup>2</sup>

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;  
2. School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;  
3. Shaanxi Institute of Metrology Science, Xi'an 710199, China)

**Abstract:** To study the safety and reliability of electric vehicle battery packs under mechanical abuse conditions, and prevent a series of safety accidents such as short circuits, thermal runaway, even fires and explosions that may occur when battery packs are subjected to collisions, this paper builds a mechanical abuse conditions of lithium battery thermal safety testing experimental system. Then safety experiments on lithium-ion batteries were designed and implemented under 4 mechanical abuse conditions: flat plate compression, cylindrical compression, spherical compression, and nail penetration test. A lithium battery monomer homogenization model was built through extensive data from mechanical abuse experiments. A complete lithium battery pack data set was established combined with the experimental data and lithium battery monomer homogenization model. Building on this foundation, a fusion mathematical model comprising support vector machine (SVM), sparrow search algorithm (SSA), and back propagation (BP) neural network was designed to predict the failure states of lithium battery packs under different parameter conditions, as well as the displacement and maximum load following failure under various parameter conditions. The experimental results show that SVM-SSA-BP can accurately predict the failure state, failure displacement and maximum load of the battery pack system. A comparative validation was conducted against four other competing models, and the generalization ability of SVM-SSA-BP model was evaluated by adding 20% Gaussian noise to the dataset. The results show that the predictive performance of the SVM-SSA-BP fusion mathematical model is superior to four other competing models, and it demonstrates good accuracy and stability. The model proposed in this article can accurately predict the safety performance of lithium battery packs under mechanical abuse conditions.

**Keywords:** lithium battery pack; safety performance; mechanical abuse; neural network; failure state

收稿日期: 2024-04-16; 录用日期: 2024-07-01; 网络首发日期: 2024-11-19

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20241119.1005.002>

基金项目: 陕西省重点研发计划(2022GY-178); 国家市场监督管理总局科技计划项目(2021MK104)

作者简介: 李杰(1984—), 男, 副教授, 博士生导师

通信作者: 朱玮, wzhu@chd.edu.cn

近年来,锂离子电池凭借其能量密度高、循环性能好、绿色环保等优势被广泛应用于航空航天、汽车和电子设备等领域<sup>[1-2]</sup>。随着锂电池的广泛应用,锂电池的安全性也应得到高度重视,尤其是电动汽车封装的电池组安全问题<sup>[3-4]</sup>。动力电池组一般布置在汽车车身地板底部,容易受到尖锐物体的挤压和碰撞<sup>[5]</sup>,严重时会发生火灾和爆炸等安全事故。因此,研究锂电池组系统结构的安全性和可靠性对电池组的安全设计具有重要意义。

当前,国内外针对动力电池在机械滥用情况下的安全特性方面已进行了大量的研究<sup>[6]</sup>。Li等<sup>[7]</sup>结合挤压实验和仿真软件,建立了高置信度的力电热耦合模型,并利用该模型解释了内短路引起的电化学响应;董思捷等<sup>[8]</sup>对3种不同容量的圆柱形锂电池作了局部和平面挤压实验,经过详细分析发现两种挤压方式会触发内短路和外短路的失效模式;Pan等<sup>[9]</sup>基于有限元分析历史数据和神经网络预测相结合的方法,利用电池包上外壳和底壳等参数厚度作为神经网络的输入量,提出了一种快速预测电池包挤压最大应力的方法;Jia等<sup>[10]</sup>利用有限元模型生成了包含不同参数条件的数据集,然后利用机器学习工具与已建立的有限元模型预测锂电池单体的安全风险;Hu等<sup>[11]</sup>对圆柱形电池组做了准静态和动态测试,分析其失效形式,并利用数值模拟的方法分析了失效形式与应力波传播有关;Zhang等<sup>[12-13]</sup>提出一种能够预测锂电池疲劳寿命和挤压应力的模型,利用该模型预测锂电池的疲劳寿命,可加快锂电池设计过程。

虽然当前对锂电池安全性分析取得了一些重要的研究成果,但仍存在一些问题值得进一步探讨:  
1) 现有文献在不同参数对电池组安全性能影响方

面的研究相对较少;2) 现有文献大部分基于实验结合有限元模拟的方法预测电池的安全性,而有限元模拟分析会消耗大量的计算资源和时间,难以对电池的安全性进行快速预测。基于此,本文采用自制的实验平台,进行了较为完备的锂电池安全实验并获得了大量的基础实验数据;基于实验数据建立了单体锂电池匀质化有限元模型,并通过实验采集的数据验证了模型的准确性;在此基础上,建立了电池组碰撞模型,设计了5种参数,通过数值模拟得到300组数据;设计了一种由支持向量机(support vector machine, SVM)、麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)和反向传播(back propagation, BP)神经网络组成的SVM-SSA-BP融合数学模型,并对机械滥用工况下锂电池组的失效状态以及失效后的位移和最大载荷进行预测;最后通过实验数据与竞争模型对比,验证SVM-SSA-BP的精确性和可靠性。

## 1 实验与仿真研究

### 1.1 试样及实验设备

实验选用中国产18650圆柱形锂离子电池作为研究对象,其具体结构及卷芯匀质化模型见图1。锂电池由钢制外壳和卷芯组成,卷芯包括正极材料、正极流体、隔膜、负极流体和负极材料,它们相互卷绕浸泡在电解液中,然后装入外壳内。锂电池有限元模型关键在于建立锂电池卷芯结构的本构模型,电池卷芯是由活性物质、集流体和隔膜等多种材料复合组成。集流体和活性物质都是各向同性材料。隔膜是一种高分子聚合物<sup>[14]</sup>,是一种典型的各向异性材料,但是隔膜所占的体积比例很小。因此后续建立卷芯模型可以忽略隔膜的影响,将其视为各向同性材料。

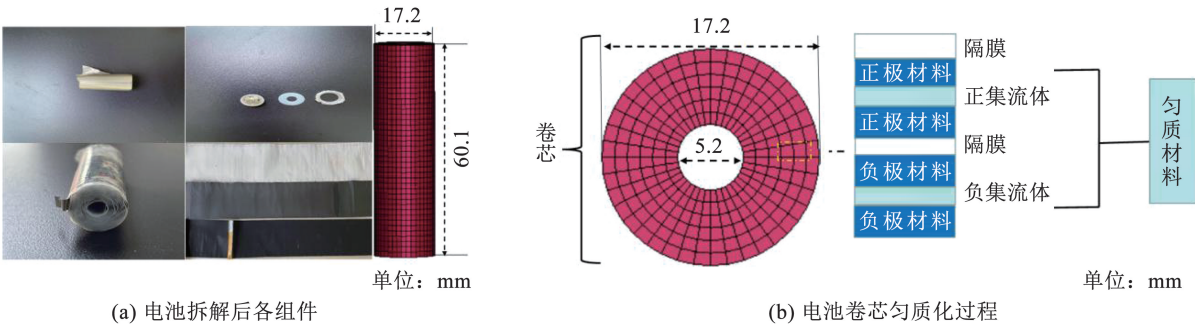


图1 锂电池结构及卷芯匀质化模型

Fig.1 Lithium battery structure and inner core homogenization model

实验中采用量程为100 kN的微机控制式电子万能试验机模拟准静态加载过程,位移测量分辨率为 $1.00 \times 10^{-2}$  mm,上位机软件中设置加载速度为

10.0 mm/min。此外,利用数字示波器记录加载过程中电压的变化,红外热像仪记录实验过程中电池表面温度的变化。具体实验设备及连接方式见

图 2. 利用放置在电池侧面几何中心的热电偶校准红外热像仪的发射率,并将发射率设置为 95.00%。红外热像仪放置在距离电池 1.00 m 处,采样时间设

置为 1.00 s。考虑到实验过程可能有爆炸的风险,因此,将电池放置在尺寸为 300 mm × 250 mm × 150 mm、具有防爆功能的亚克力透明保护壳内。

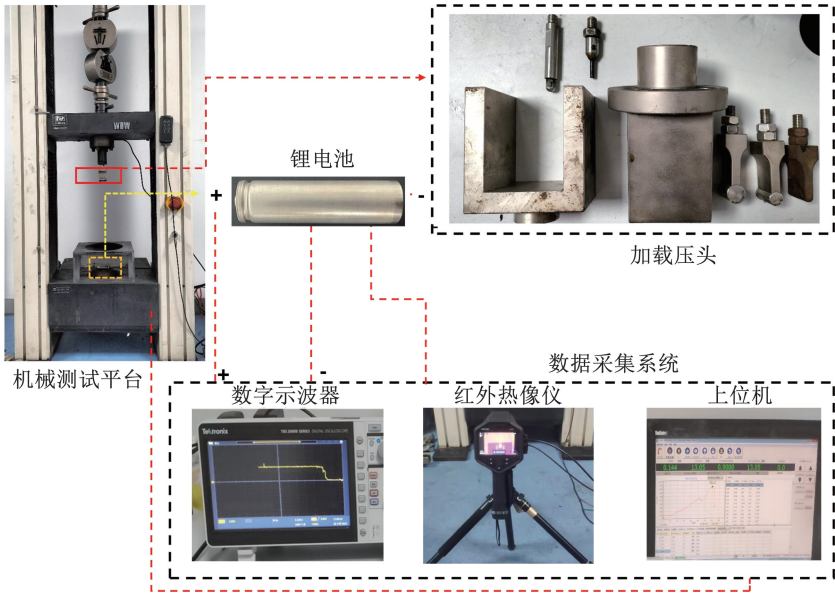


图 2 实验设备及连接方式

Fig. 2 Experimental equipment and connections

为了全面模拟机械滥用工况,设计了 4 种工况实验:1)圆柱形压头下的局部压痕实验,设置不同加载速度;2)径向平面挤压实验,设置不同加载速度;3)半球形压头下的局部压痕实验;4)针刺实验下的局部压痕实验。具体的实验参数设置、实验过程和结果分析详见本课题组已公开的研究<sup>[15-16]</sup>。

1.2 数值模拟

目前,现有研究将锂电池模型主要分为 3 种:第 1 种是根据测量的结构尺寸参数和卷芯层数建立的精细化模型,该模型模拟精度高,但会消耗大量的计算资源;第 2 种是将锂电池等效为一个实体圆柱,该模型会提高计算时间,但精度较低;第 3 种是将锂电池等效为外壳和匀质化卷芯,文献[1]证明该模型具有较高的预测精度。考虑到后续会将电池单体模型应用至电池组层级,因此本文采用第 3 种方法,将锂电池简化为一个实体匀质化的圆柱体卷芯模型和钢制外壳两部分,以此模型模拟圆柱形锂离子电池在各种机械滥用工况下的力学响应。根据文献[15-16],锂电池在圆柱局部准静态加载实验中开始发生短路时,载荷、电压下降的时间节点和温度上升的节点几乎一致,所以本文后续根据力学响应判断电池是否发生短路失效。

1.2.1 有限元仿真模型

本文采用 LS-DYNA 软件建立圆柱形锂电池的有限元模型,电池卷芯采用实体单元,支撑板、压头采用四边形壳单元,锂电池钢制外壳采用 TSHELL

单元,电池卷芯和外壳网格单元尺寸均为 1.50 mm;因为加载压头和支持平台的网格尺寸对结果没有明显的影响,所以将两者的网格尺寸划分为 8.00 mm。加载压头和支撑板均采用 20 号刚体材料。

有限元模型见图 3。该模型将 18650 型锂电池合理简化为电池外壳和卷芯两部分,外壳由圆柱形空壳和上下两端的顶盖组成,外壳厚度设为 0.37 mm,上下两端顶盖厚度为 0.10 mm。锂电池外壳 98 号材料拟合参数见文献[17]。本文根据模拟结果做了适当调整,拟合方法可表示为

$$\sigma = (340 + 370\varepsilon^{0.35})(1 + 0.062\ln \dot{\varepsilon}^*) \quad (1)$$

式中: $\sigma$  为拟合系数, $\varepsilon$  为塑性应变, $\dot{\varepsilon}^*$  为无量纲塑性应变速率。

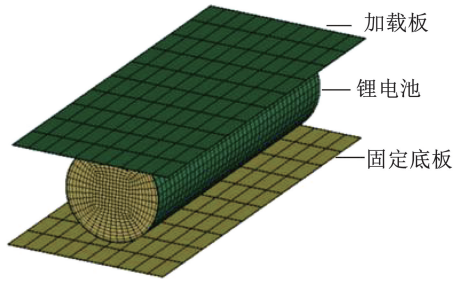


图 3 有限元模型

Fig. 3 Finite element model

材料模型参数设置见表 1。接触条件设置为面-面自动接触,摩擦系数设为 0.300。为了保证计算结果收敛和稳定,沙漏系数设为 0.100,63 号材料卡阻尼系数(DAMP)值设置为推荐的最大值 0.500。



约束固定底板全部节点的所有自由度,在仿真软件中将加载板挤压速度设置为 10.0 mm/min。

表 1 材料参数

Tab.1 Material parameters

| 部件  | 材料     | 密度/(Mg·m <sup>-3</sup> ) | 弹性模量/MPa | 泊松比  |
|-----|--------|--------------------------|----------|------|
| 卷芯  | MAT_63 | 2.80                     | 1 100    | 0.15 |
| 外壳  | MAT_98 | 7.83                     | 207 000  | 0.30 |
| 压头  | MAT_20 | 7.83                     | 207 000  | 0.30 |
| 支撑板 | MAT_20 | 7.83                     | 207 000  | 0.30 |

图 4 是荷电状态(state of charge,SOC)为 0 时电池卷芯平板挤压曲线。由图 4(a)可以看出,建立的卷芯仿真模型具有较高的拟合精度,其决定系数  $R^2$  为 0.96,电池卷芯的本构方程见文献[18],将载

荷-位移曲线转化为名义应变曲线作为卷芯材料的输入参数,转换后的名义应力-应变曲线见图 4(b)。拟合曲线为  $\sigma_0 = 3.780 \times 10^3 \varepsilon^{5.6}$ ,拉伸截止值(tensile stress cutoff, $C_{TS}$ )和最大失效主应变  $\varepsilon_f$  作为卷芯材料失效的判断依据。SOC 对锂电池力学性能虽有影响,但不明显<sup>[14,19]</sup>,且实验中 40% SOC 锂电池使用次数最多,因此,本文将 40% SOC 的锂电池作为典型工况进行验证。设置乘法因子描述卷芯力学性能对 SOC 的依赖。通过局部压痕仿真模型和实验的多次修正对比,反求得到  $C_{TS} = 17, \varepsilon_f = 0.15$ ,40% SOC 的卷芯名义应力-应变曲线为  $\sigma_{0.4} = 4.335 \times 10^3 \varepsilon^{5.6}$ 。

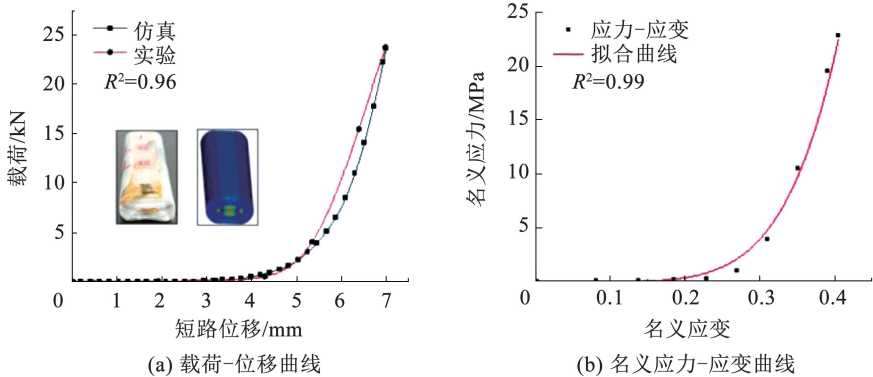


图 4 电池卷芯平板挤压曲线

Fig.4 Flat plate extrusion curves of battery inner core

1.2.2 锂电池仿真模型的验证

本节利用机械滥用实验数据对单体匀质化仿真模型的准确性及稳定性进行验证。多种挤压工况下单体匀质化模型的力学响应(圆柱压痕速度,针刺和球形压痕,平板不同速度挤压)验证结果见图 5。本文将载荷-位移曲线下降点对应的载荷和位移定义为最大载荷和失效位移,见图 5(a)。由图 5 可知,所建模型具有较高的预测精度,  $R^2$  的平均值达 0.95。因此,可利用该模型建立电池组碰撞模型,生成不同参数条件下的数据集。

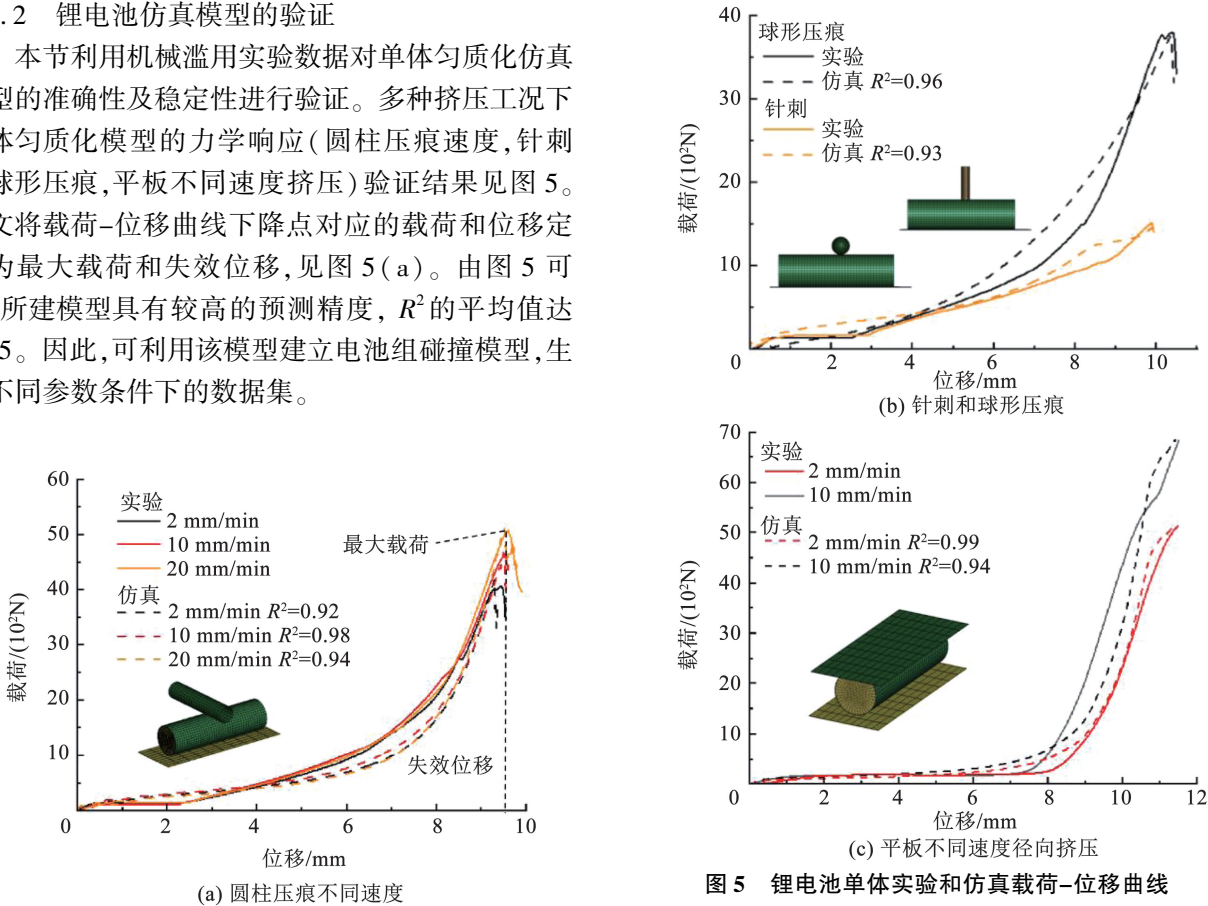


图 5 锂电池单体实验和仿真载荷-位移曲线

Fig.5 Experimental and simulated load-displacement curves of lithium battery



2 数据驱动模型

2.1 数据采集

本文选用半径为 5 mm 的圆柱压头模拟电池组机械碰撞过程。电池组模型的参数堆积角  $\theta$  和加载角  $\lambda$  如图 6 所示,模拟时间为 90 s,选择表 2 中的 5 个参数进行数据采集。首先,采用正交实验设计方法确定数据<sup>[20]</sup>。其次,利用一般的全因子设计方法获得剩余的数据组合。全因子设计考虑了所有可能的组合,即本文中的 576 个。然后,随机从 576 个组合中筛选出更具代表性的组合。最后,通过实验设计和电池组挤压模拟,获得了 300 组数据,详见表 3。

在评估模型之前,需要对数据做归一化处理,本文采用最大-最小标准化方法。该方法可以表示为

$$z_i^* = \frac{(z_i - \min(z_i))}{(\max(z_i) - \min(z_i))} \tag{2}$$

式中:  $z_i$ 、 $z_i^*$  分别为第  $i$  列的原始值、标准化值,  $\max(z_i)$ 、 $\min(z_i)$  分别为第  $i$  列的最大值、最小值,  $z_i = [z_1, z_2, z_3, z_4, z_5]$  为输入的 5 个特征量(见表 2)。

表 3 数据驱动建模的实验设计

Tab. 3 Experimental design matrix for data-driven modeling

| 运行  | 外壳厚度/<br>mm | 挤压角度/<br>(°) | 挤压速度/<br>(mm · min <sup>-1</sup> ) | 堆积角度/<br>(°) | 卷芯弹性模量/<br>MPa | 最大载荷/<br>kN | 短路  | 失效位移/<br>mm |
|-----|-------------|--------------|------------------------------------|--------------|----------------|-------------|-----|-------------|
| 1   | 0.16        | 0            | 2                                  | 90           | 900            | 0.308       | 0   |             |
| 2   | 0.16        | 0            | 10                                 | 90           | 900            | 3.977       | 1   | 9.047       |
| 3   | 0.37        | 0            | 10                                 | 90           | 1 100          | 6.255       | 1   | 6.688       |
| 4   | 0.37        | 20           | 2                                  | 120          | 1 100          | 2.437       | 0   |             |
| 5   | 0.16        | 0            | 10                                 | 180          | 1 300          | 5.269       | 1   | 11.624      |
| 6   | 0.37        | 20           | 2                                  | 90           | 1 300          | 2.236       | 0   |             |
| 7   | 0.16        | 20           | 2                                  | 120          | 1 300          | 0.438       | 0   |             |
| ... | ...         | ...          | ...                                | ...          | ...            | ...         | ... | ...         |
| 300 | 0.37        | 20           | 14                                 | 90           | 900            | 7.057       | 1   | 6.436       |

2.2 神经网络模型

SVM-SSA-BP 由 SVM 分类模型和 SSA-BP 回归模型组成,前者快速判断给定参数条件是否导致短路失效,后者定量预测短路后的最大载荷和失效位移等。数据集分为数据集 1 和数据集 2。数据集 2 由数据集 1 中出现失效(失效状态是 1)的样本组成,用于回归预测,输出量为最大载荷和失效位移的具体数值。SVM 模型具有强大的非线性拟合功能,在数据分类等小样本情况下也能表现出较强的鲁棒性。SSA-BP 模型充分利用麻雀算法全局搜索能力引导 BP 神经网络的训练过程,可提高搜索速度和避免陷入局部最优情况。该组合模型可充分结合三者的特性,对电池是否失效进行快速分类,并对最大

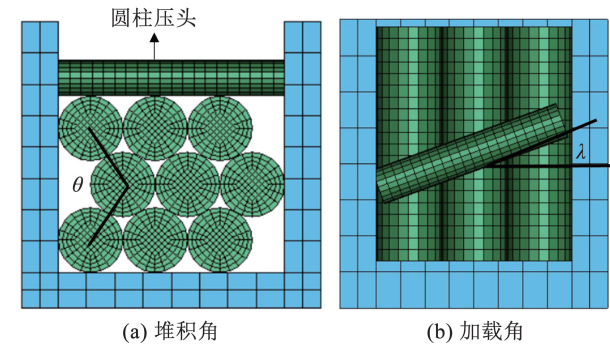


图 6 电池组模型堆积角和加载角示意

Fig. 6 Schematic diagram of battery pack model with stacking angles and loading angles

表 2 实验设计的参数

Tab. 2 Parameters of experimental design

| 序号 | 外壳厚度/<br>mm | 挤压角度/<br>(°) | 挤压速度/<br>(mm · min <sup>-1</sup> ) | 堆积角度/<br>(°) | 卷芯弹性模量/MPa |
|----|-------------|--------------|------------------------------------|--------------|------------|
| 1  | 0.16        | 0            | 2                                  | 90           | 900        |
| 2  | 0.23        | 20           | 6                                  | 120          | 1 100      |
| 3  | 0.30        | 40           | 10                                 | 180          | 1 300      |
| 4  | 0.37        | 60           | 14                                 |              |            |

载荷和失效位移进行定量预测。

2.2.1 SVM 分类模型

SVM 是一种用于分类、回归分析和异常值检测的监督学习模型集合<sup>[21-22]</sup>,其基本方法是根据输入数据集样本的特征,利用一个最优超平面将不同类别的数据分开。本文所采用的 SVM 模型中超平面函数  $f(x)$  的表达式<sup>[23]</sup>为

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right] \tag{3}$$

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x_j) \tag{4}$$

$$K(x_i, x_j) = \exp \left( - \frac{\|x_i - x_j\|^2}{2g^2} \right) \tag{5}$$

式中: $n$ 为数据集样本数量; $a_i^*$ 为最佳拉格朗日因子, $a_i^* \in [0, \mathbf{R}]$ ;  $y_i$ 为原始样本集;  $x_i$ 为样本输入数据,  $x_j$ 为样本标签,  $K(x_i, x_j)$ 为高斯核函数;  $b^*$ 为最佳偏置值;  $g$ 为核函数参数。

2.2.2 SSA-BP 回归模型

BP神经网络是一种人工神经网络架构模型,可以通过反向传播算法不断调整权重和偏置值实现对输入特征参数的学习和预测<sup>[24-25]</sup>,最终达到设定的误差要求。其具有强大的非线性关系拟合能力,但收敛速度较慢且易陷入局部最优。麻雀算法是一种新型的群体智能优化算法<sup>[26]</sup>,具有强大的全局搜索能力和并行性,可以快速搜索到网络模型的最优结果。因此,回归模型通过将SSA和BP神经网络结合,既提高了预测精度和迭代收敛速度,又避免了神经网络陷入局部最优情况。

依据分工将麻雀种群数量分为发现者、加入者和警戒者。发现者位置更新数学表达式<sup>[26]</sup>为

$$v_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} v_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{a^* N}\right), r_2 < S_T \\ v_{i,j}^t + Q\mathbf{L}, r_2 \geq S_T \end{cases} \quad (6)$$

式中: $N$ 为进化最大迭代次数,  $v_{i,j}^t$ 为第*i*只麻雀在第*j*维迭代次数为*t*时的位置信息值,  $r_2 \in [0, 1]$ 为预警值,  $S_T \in [0.5, 1]$ 为安全值,  $Q$ 为服从正态分布的随机数,  $\mathbf{L}$ 为一行多维的全一矩阵。

加入者位置更新数学表达式<sup>[26]</sup>为

$$a_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{a_w^t - a_{i,j}^t}{t^2}\right), i > \frac{n}{2} \\ a_m^{t+1} + |a_{i,j}^t - a_m^{t+1}| \mathbf{A}^+ \mathbf{L}, \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $a_w^t$ 为当前全局适应度最差位置;  $a_m^{t+1}$ 为发现者此时位于的最佳位置;  $a_{i,j}^t$ 为第*i*只麻雀在第*j*维迭代次数为*t*时的位置信息值;  $\mathbf{A}^+$ 为1或-1的一行多维矩阵,  $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。

警戒者位置更新数学表达式<sup>[26]</sup>为

$$c_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} c_b^t + \beta \cdot |c_{i,j}^t - c_b^t|, f_i > f_g \\ c_{i,j}^t + m \cdot \left(\frac{|c_{i,j}^t - c_w^t|}{f_i - f_w + e}\right), f_i = f_g \end{cases} \quad (8)$$

式中: $c_b^t$ 为当前全局适应度最佳位置;  $c_w^t$ 为当前全局适应度最差位置;  $c_{i,j}^t$ 为第*i*只麻雀在第*j*维迭代次数为*t*时的位置信息值;  $\beta$ 为步长控制参数,服从 $[0, 1]$ 随机正态分布;  $m \in [-1, 1]$ 为一个随机数;  $f_i$ 为当前个体的适应度值;  $f_g$ 、 $f_w$ 分别为当前全局最优值、最差值;  $e$ 为常数,避免分母出现0。

SSA-BP回归模型算法流程见图7,具体步骤为:

**步骤1** 数据预处理。将数据集按照9:1比例随机划分为训练集和测试集两组,之后对所有输入

数据进行归一化处理。

**步骤2** 建立BP神经网络的网络拓扑结构。设置BP神经网络学习率为0.010 0,迭代次数为1 000次,训练目标误差为0.000 100。

**步骤3** 初始化麻雀算法参数。根据经验选取麻雀种群个体数为30,最大进化迭代次数*K*为20,发现者占种群总数比例为0.4,警戒者占种群总数比例为0.2,其余为加入者,预警值 $r_2$ 为0.6,安全值 $S_T$ 为0.8。

**步骤4** 训练BP神经网络模型,并计算各个麻雀的适应度值。

**步骤5** 根据式(6)~(8)计算并更新发现者、加入者、警戒者的位置。

**步骤6** 获得当前更新后的位置信息,然后判断是否到达最大迭代次数*K*。当达到最大进化迭代次数*K*时,输出最优适应度值,将计算获得最优个体以及最佳适应度值作为BP神经网络的权值和阈值进行最后预测,否则返回执行步骤3。

**步骤7** 利用优化后的参数进行回归预测,将输出结果与设置的目标误差进行比较,如果满足则输出此时结果,否则返回执行步骤3,直到达到设定的目标误差。

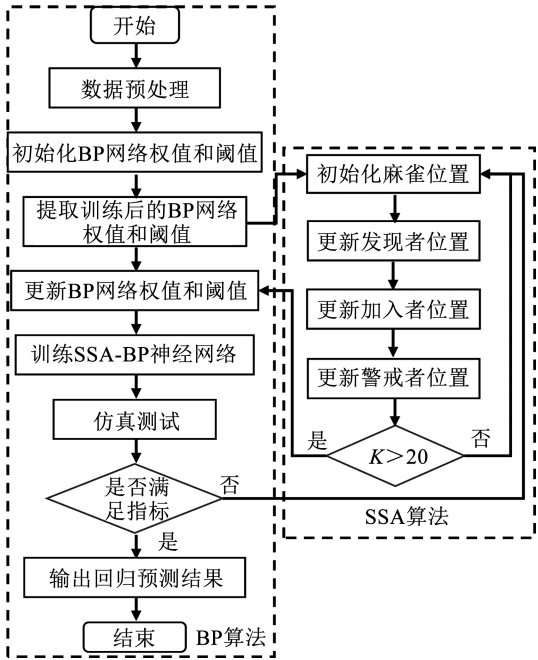


图7 SSA-BP神经网络算法流程

Fig. 7 Neural network structure and flowchart

2.2.3 SVM-SSA-BP 组合模型

SVM-SSA-BP组合模型框架原理见图8。分类模型(SVM)输入数据为*S*<sub>1</sub>,其输出为0或1,0表示电池未失效,1表示电池失效;回归模型(SSA-BP)输入数据为*S*<sub>2</sub>,输出为失效位移和最大载荷。本模

型通过设置相应的判断条件,实现自动切换。当分类模型预测结果为 1,即电池已经失效,模型将切换为回归模型,用来预测电池失效后的位移和最大载荷,否则继续利用分类模型估计电池是否失效。

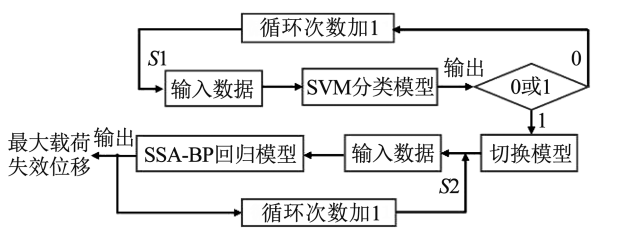


图 8 组合模型原理  
Fig. 8 Principle of combined model

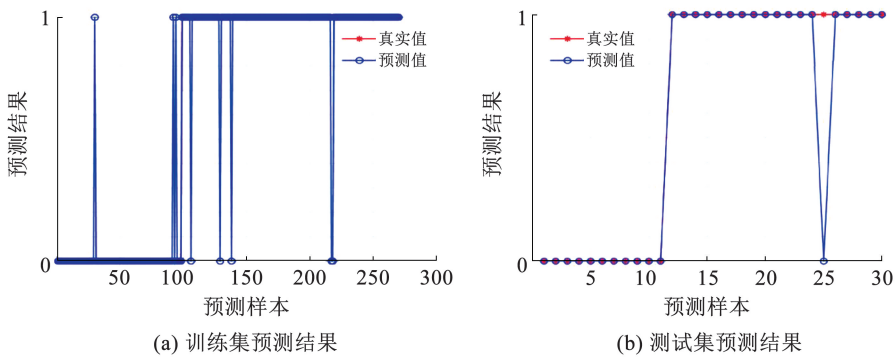


图 9 分类预测结果  
Fig. 9 Classification prediction results

表 4 为回归模型预测结果。由表 4 可以看出,预测值与真实值非常接近,失效位移最大误差为 0.503 mm,最大载荷最大误差为 0.446 kN。

将有限元仿真模型计算的最大载荷和失效位移的真实值与回归模型预测值进行比较,结果见图 10。由图 10 可知,最大载荷中值分别为 5.589、

2.2.4 组合模型评估

应用 SVM 预测电池失效状态时,可将其看作二分类问题。SVM 的输入特征量为 $z_i = [z_1, z_2, z_3, z_4, z_5]$ ,分别为外壳厚度、挤压角度、挤压速度、堆积角度和卷芯弹性模量。输出是 0 或 1。惩罚因子 $C = 10.0$ ,参数 $g = 0.010 0$ 。先将数据集打乱,然后利用 SVM 进行分类预测,结果见图 9。由图 9 可以看出,SVM 模型具有较高的分类能力,训练集和测试集预测的准确率分别为 97.037% 和 96.666%,因此本文设置的 $[C, g]$ 参数可用于锂电池失效状态精准预测。图 9 中数据分类失效的原因可能是由于挤压速度对短路失效的影响大于其他参数,因此,当速度较小时,模型提取参数特征可能会导致分类错误。

5.534 kN,失效位移中值分别为 8.559、8.518 mm。

进一步用三维散点图描述了所有预测值和真实值的分布,见图 11。由图 11 可以看出,仿真结果和回归模型计算结果几乎重合,再次证实了本文所建立的模型可以较好地预测电池组系统的最大载荷和失效位移。

表 4 回归模型预测结果  
Tab.4 Regression model prediction results

| 实验<br>次数 | 外壳厚度/<br>mm | 挤压角度/<br>(°) | 挤压速度/<br>(mm·min <sup>-1</sup> ) | 堆积角度/<br>(°) | 卷芯弹性模量/<br>MPa | 失效位移/mm |        | 最大载荷/kN |       |
|----------|-------------|--------------|----------------------------------|--------------|----------------|---------|--------|---------|-------|
|          |             |              |                                  |              |                | 真实值     | 预测值    | 真实值     | 预测值   |
| #1       | 0.37        | 60           | 6                                | 180          | 1 300          | 8.482   | 8.643  | 4.344   | 4.399 |
| #2       | 0.37        | 60           | 10                               | 180          | 1 300          | 8.635   | 8.561  | 5.523   | 5.458 |
| #3       | 0.37        | 60           | 14                               | 180          | 1 300          | 8.688   | 8.475  | 5.552   | 5.493 |
| #4       | 0.23        | 0            | 10                               | 180          | 900            | 11.024  | 10.521 | 5.625   | 5.575 |
| #5       | 0.23        | 0            | 14                               | 180          | 900            | 10.871  | 10.882 | 5.720   | 5.750 |
| #6       | 0.30        | 0            | 10                               | 180          | 900            | 10.573  | 10.142 | 6.253   | 6.254 |
| #7       | 0.30        | 0            | 14                               | 180          | 900            | 10.628  | 10.441 | 6.283   | 6.392 |
| #8       | 0.37        | 0            | 10                               | 180          | 900            | 10.259  | 9.789  | 6.831   | 6.884 |
| #9       | 0.37        | 0            | 14                               | 180          | 900            | 10.243  | 9.927  | 6.944   | 6.958 |
| #10      | 0.16        | 20           | 10                               | 90           | 900            | 9.128   | 8.925  | 4.094   | 3.648 |
| ...      | ...         | ...          | ...                              | ...          | ...            | ...     | ...    | ...     | ...   |
| #20      | 0.37        | 20           | 14                               | 90           | 900            | 6.436   | 6.527  | 7.057   | 7.122 |



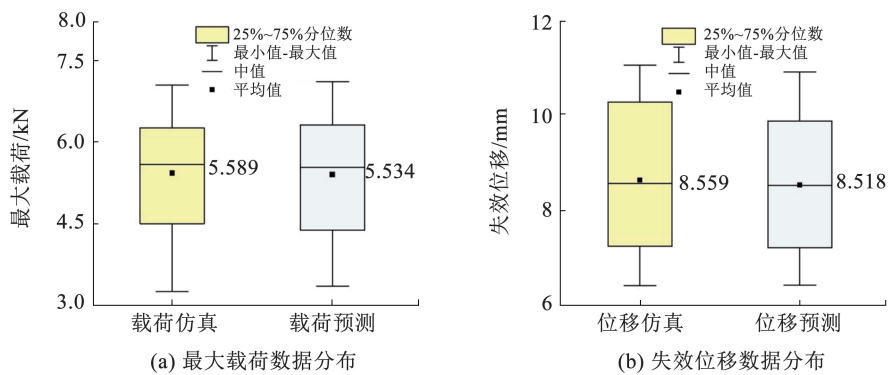


图 10 有限元仿真模型真实值与回归模型预测的结果分布

Fig. 10 Distribution of true values of finite element simulation model and predicted results of regression model

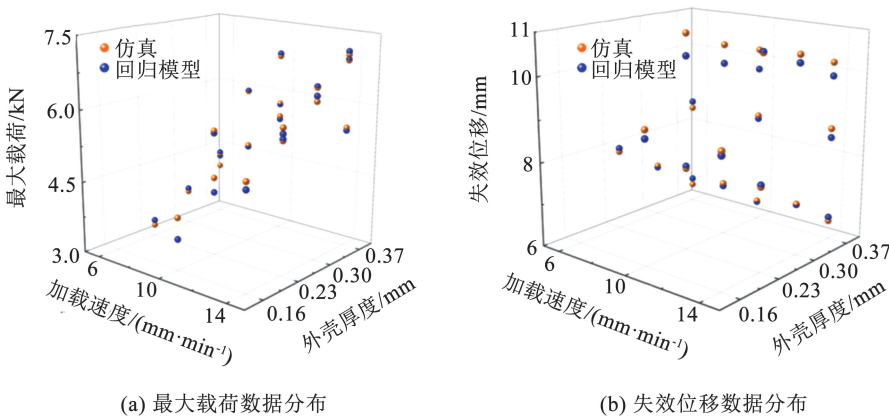


图 11 有限元仿真模型真实数据与回归模型预测数据分布

Fig. 11 Distribution of real data of finite element simulation model and predicted data of regression model

为了展示 SSA-BP 的优势,将该模型与随机森林算法(random forest, RF)、BP 神经网络算法、径向基函数(radial basis function, RBF)和支持向量回归模型(support vector regression, SVR)<sup>[27]</sup>进行对比,采用决定系数  $R^2$ 、均方根误差  $R_{MSE}$ 、平均绝对百分比误差  $M_{APE}$ 、平均绝对误差  $M_{AE}$  指标评估回归模型的准确性和稳定性。不同模型预测评价指标对比见表 5。由表 5 可以看出,本文提出的回归模型的准确率和稳定性明显高于 RF、BP、RBF 和 SVR 模型。

表 5 不同模型预测评价指标对比

Tab.5 Comparison of prediction evaluation indexes of different models

| 模型     | $R^2$        | $M_{AE}$     | $M_{APE}/\%$ | $R_{MSE}$    |
|--------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| RBF    | 0.951        | 0.254        | 3.1          | 0.313        |
| BP     | 0.931        | 0.318        | 4.1          | 0.371        |
| RF     | 0.912        | 0.372        | 4.6          | 0.416        |
| SVR    | 0.954        | 0.224        | 2.9          | 0.311        |
| SSA-BP | <b>0.981</b> | <b>0.163</b> | <b>1.7</b>   | <b>0.229</b> |

为了评估 SSA-BP 模型的鲁棒性,本文在回归模型 20% 原始数据集基础上引入了方差为 0.1、均

值为 0 的高斯随机噪声,并与无噪声的模型预测结果进行比较,结果见表 6。由表 6 可以看出,虽然预测精度有所降低,但降低的幅度分别为 0.70% 和 1.50%,表明该模型具有较强的鲁棒性和泛化性。

表 6 有噪声与无噪声神经网络模型的预测结果

Tab.6 Predicted results between noisy and noiseless neural network models

| 模型类型 | 失效位移  |          |              |           | 最大载荷  |          |              |           |
|------|-------|----------|--------------|-----------|-------|----------|--------------|-----------|
|      | $R^2$ | $M_{AE}$ | $M_{APE}/\%$ | $R_{MSE}$ | $R^2$ | $M_{AE}$ | $M_{APE}/\%$ | $R_{MSE}$ |
| 无噪声  | 0.981 | 0.163    | 1.7          | 0.229     | 0.982 | 0.139    | 2.7          | 0.169     |
| 高斯噪声 | 0.974 | 0.218    | 2.9          | 0.263     | 0.967 | 0.184    | 3.5          | 0.231     |

本文共设计 576 个参数组合,设计人员一般需要进行 576 次数值模拟才能找到最优参数结果。建立的电池组碰撞模型每次运行需要 30 min,因此确定最优组合参数总计需 288 h。然而利用数据驱动的方法只需对 300 组数据进行有限元模拟即可得到准确的结果,总计耗时 150 h。因此,考虑到实验设计、数据收集、搭建神经网络模型和训练的计算成本,本文所提出的基于数据驱动的方法可降低约 47.9% 的计算成本。

### 3 结 论

1) 采用有限元软件建立了锂电池单体匀质化模型,通过 4 种机械滥用工况实验验证了模型能够准确模拟单体电池的失效位移及最大载荷,且  $R^2$  的平均值达 0.95。

2) 利用所构建的单体匀质化模型搭建电池组挤压模型和仿真模型,生成了电池组在不同条件参数下的数据样本,完善了电池组机械滥用数据集。

3) SVM-SSA-BP 融合数学模型可以准确、稳定地预测电池组系统的失效状态以及失效位移和最大载荷。在回归数据集中添加 20% 高斯噪声后,失效位移和最大载荷降低幅度分别为 0.70% 和 1.50%,说明 SVM-SSA-BP 模型具有较好的鲁棒性和泛化性。

4) 电池组系统对失效状态、失效位移和最大载荷的准确预测,可以定量评估锂电池组的损伤程度。该模型可辅助相关领域工程技术人员优化电池组结构,节省计算成本,提高锂电池组的安全性和可靠性,并可为锂电池组在机械滥用工况下的热安全预警提供新的思路。

### 参考文献

- [1] XI Shoujun, ZHAO Qiancheng, CHANG Lijun, et al. The dynamic failure mechanism of a lithium-ion battery at different impact velocity [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2020, 116: 104747. DOI:10.1016/j.engfailanal.2020.104747
- [2] SHANG Chen, LI Xinlong, WEI Ran, et al. Research progress of metal oxide glass anode materials for lithium-ion batteries: a review [J]. *Journal of Non-Crystalline Solids*, 2023, 618: 122547. DOI:10.1016/j.jnoncrysol.2023.122547
- [3] LIU Binghe, ZHANG Jinjie, ZHANG Chao, et al. Mechanical integrity of 18650 lithium-ion battery module: packing density and packing mode [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2018, 91: 315. DOI:10.1016/j.engfailanal.2018.04.041
- [4] MARCICKI J, ZHU Min, BARTLETT A, et al. A simulation framework for battery cell impact safety modeling using LS-DYNA [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2017, 164 (1): A6440. DOI:10.1149/2.0661701jes
- [5] AKBULUT M, EROL H. Determination of the topology of lithium-ion battery packs for space equipment and validation through experimental investigation [J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 30: 101417. DOI:10.1016/j.est.2020.101417
- [6] 黄芦. 车用动力电池包底部冲击响应分析及安全性评价 [D]. 广州: 华南理工大学, 2021  
HUANG Lu. Impact response analysis and safety evaluation of the bottom of EV battery pack [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021. DOI:10.27151/d.cnki.ghnl.2021.002354
- [7] LI Honggang, ZHOU Dian, ZHANG Meihe, et al. Multi-field interpretation of internal short circuit and thermal runaway behavior for lithium-ion batteries under mechanical abuse [J]. *Energy*, 2023, 263: 126027. DOI:10.1016/j.energy.2022.126027

- [8] 董思捷, 张新春, 汪玉林, 等. 不同挤压载荷下圆柱形锂离子电池的失效机理试验研究 [J]. *中国机械工程*, 2022, 33 (8): 915  
DONG Sijie, ZHANG Xinchun, WANG Yulin, et al. Experimental study of failure mechanism of cylindrical lithium-ion batteries under different compression loadings [J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33 (8): 915. DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2022.08.005
- [9] PAN Yongjun, ZHANG Xiaoxi, LIU Yue, et al. Dynamic behavior prediction of modules in crushing via FEA-DNN technique for durable battery-pack system design [J]. *Applied Energy*, 2022, 322: 119527. DOI:10.1016/j.apenergy.2022.119527
- [10] JIA Yikai, LI Jian, YUAN Chunhao, et al. Data-driven safety risk prediction of lithium-ion battery [J]. *Advanced Energy Materials*, 2021, 11 (18): 2003868. DOI:10.1002/aenm.202003868
- [11] HU L L, ZHANG Z W, ZHOU M Z, et al. Crushing behaviors and failure of packed batteries [J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2020, 143: 103618. DOI:10.1016/j.ijimpeng.2020.103618
- [12] ZHANG Xiaoxi, XIONG Yue, PAN Yongjun, et al. Deep-learning-based inverse structural design of a battery-pack system [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2023, 238: 109464. DOI:10.1016/j.res.2023.109464
- [13] ZHANG Xiaoxi, PAN Yongjun, XIONG Yue, et al. Deep learning-based vibration stress and fatigue-life prediction of a battery-pack system [J]. *Applied Energy*, 2024, 357: 122481. DOI:10.1016/j.apenergy.2023.122481
- [14] 兰凤崇, 郑文杰, 李志杰, 等. 车用动力电池的挤压载荷变形响应及内部短路失效分析 [J]. *华南理工大学学报 (自然科学版)*, 2018, 46 (6): 65  
LAN Fengchong, ZHENG Wenjie, LI Zhijie, et al. Compression load-deformation response and internal short circuit failure analysis of vehicle powered batteries [J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 46 (6): 65. DOI:10.3969/j.issn.1000-565X.2018.06.009
- [15] 李杰, 张云龙, 袁博兴, 等. 圆柱形锂电池在局部压痕下的安全性实验研究 [J]. *高压物理学报*, 2024, 38 (2): 163  
LI Jie, ZHANG Yunlong, YUAN Boxing, et al. Experimental study on the safety of cylindrical lithium-ion batteries under local indentation [J]. *Chinese Journal of High Pressure Physics*, 2024, 38 (2): 163. DOI:10.11858/gwylxb.20230754
- [16] 汤元会, 袁博兴, 李杰, 等. 圆柱形锂离子电池在针刺条件下的安全性研究 [J]. *储能科学与技术*, 2024, 13 (4): 1326  
TANG Yuanhui, YUAN Boxing, LI Jie, et al. Study on the safety of cylindrical lithium-ion batteries under nail penetration conditions [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2024, 13 (4): 1326. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2023.0654
- [17] XU Jun, LIU Binghe, WANG Lubing, et al. Dynamic mechanical integrity of cylindrical lithium-ion battery cell upon crushing [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2015, 53: 97. DOI:10.1016/j.engfailanal.2015.03.025
- [18] WIERZBICKI T, SAHRAEI E. Homogenized mechanical properties for the jellyroll of cylindrical lithium-ion cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 241: 467. DOI:10.1016/j.jpowsour.2013.04.135
- [19] 尹帅, 马天宝. 压缩载荷下两种圆柱锂电池的安全性研究 [J]. *兵器装备工程学报*, 2022, 43 (4): 271  
YIN Shuai, MA Tianbao. Study on safety of two kinds cylindrical lithium batteries under compressive load [J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2022, 43 (4): 271. DOI:10.11809/bqzbgcxb2022.04.043

41(9): 3030

JIANG Xingliang, YE Hanxin, ZHANG Zhijin, et al. Comparison on influence of natural contaminant  $\text{NaNO}_3$  and  $\text{NaCl}$  on flashover characteristics of composite insulator[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41 ( 9 ) : 3030. DOI: 10. 13336/j. 1003 - 6520. hve. 2015. 09. 028

[23]赵云鹏, 胡玉耀, 蒋兴良, 等. 绝缘子不均匀积污成因及其对交流闪络特性的影响[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 190

ZHAO Yunpeng, HU Yuyao, JIANG Xingliang, et al. Causes of uneven pollution accumulation on the insulator and its influence on AC flashover characteristics[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 ( 12 ) : 190. DOI: 10. 13382/ j. jemi. B2306695

[24]SALEM A A, ABD-RAHMAN R, RAHIMAN W, et al. Pollution flashover under different contamination profiles on high voltage insulator; numerical and experiment investigation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 37809. DOI: 10. 1109/ACCESS. 2021. 3063201

[25]舒立春, 袁前飞, 张志劲, 等. 不同伞形结构复合绝缘子的交流污闪有效爬电距离[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 147

SHU Lichun, YUAN Qianfei, ZHANG Zhijin, et al. Utilization coefficient of creepage distance of composite insulators with different umbrella shape configurations in AC pollution flashover process[J]. Power System Technology, 2011, 35 ( 3 ) : 147. DOI:10. 13335/ j. 1000 - 3673. pst. 2011. 03. 032

[26]宋治波, 杨昊, 申巍, 等. 交流电压下伞型结构对染污绝缘子电弧路径及绝缘性能的影响[J/OL]. 电工技术学报[2024-04-20]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.230770>

SONG Zhibo, YANG Hao, SHEN Wei, et al. Influence of umbrella structure on the arc path and insulating properties of contaminated insulators under AC voltage [ J/OL ]. Transactions of China Electrotechnical Society [ 2024-04-20 ]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.230770>

[27]蒋兴良, 陈爱军, 张志劲, 等. 盐密和灰密对 110 kV 复合绝缘子闪络电压的影响[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(9): 153

JIANG Xingliang, CHEN Aijun, ZHANG Zhijin, et al. Effect of both salt and non-soluble deposit densities on flashover voltage of 110 kV composite insulator[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(9): 153. DOI:10. 13334/j. 0258 - 8013. psee. 2006. 09. 028

[28]张玉涛, 郭强, 张园勃, 等. 基于相关系数法的煤自燃危险性关联分析及预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(1): 127

ZHANG Yutao, GUO Qiang, ZHANG Yuanbo, et al. Correlation analysis and prediction of coal spontaneous combustion risk based on correlation coefficient method [ J ]. China Safety Science Journal, 2024, 34 ( 1 ) : 127. DOI:10. 16265/j. cnki. issn1003 - 3033. 2024. 01. 0774

[29]李晓刚, 谢敏, 刘祝鸿, 等. 基于 BP 神经网络模型的复合绝缘子伞裙优化技术[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 101

LI Xiaogang, XIE Min, LIU Zhuhong, et al. Optimization technology of composite insulator shed based on BP neural network model[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58 ( 11 ) : 101. DOI: 10. 13296/j. 1001 - 1609. hva. 2022. 11. 013

[30]崔海, 余鑫磊, 庞继伟, 等. 采用 BP-ANN 和改进 SVR 的进水 BOD 软测量模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54(2): 61

CUI Hai, YU Xinlei, PANG Jiwei, et al. Influent BOD soft sensing models based on BP-ANN and improved SVR [ J ]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54 ( 2 ) : 61. DOI: 10. 11918/202111051

(编辑 李 美)

(上接第 144 页)

[20]LEI Gang, GUO Y G, ZHU J G, et al. Sequential subspace optimization method for electromagnetic devices design with orthogonal design technique[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(2): 479. DOI:10. 1109/TMAG. 2011. 2173921

[21]QU Baolin, ZHU Hongqing, TIAN Rui, et al. Investigation of the impact of pyrite content on the terahertz dielectric response of coals and rapid recognition with kernel-SVM[J]. Energy, 2023, 285: 129546. DOI:10. 1016/j. energy. 2023. 129546

[22]SAEIDI E, DEHKORDI A L, NABAVI-PELESARAEI A. Potential for optimization of energy consumption and costs in saffron production in central iran through data envelopment analysis and multi-objective genetic algorithm[J]. Environmental Progress and Sustainable Energy, 2022, 41 ( 5 ) : e13857. DOI:10. 1002/ep. 13857

[23]唐钺杰, 王澄, 郇战, 等. 基于 MIC-SSA-SVM 的时间敏感网络配置可行性检测[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2024, 49(1): 73

Tang Chengjie, WANG Cheng, HUAN Zhan et al. Feasibility detection for time-sensitive network configurations based on MIC-SSA-SVM [ J ]. Journal of Kunming University of Science and Technology ( Natural Science ), 2024, 49 ( 1 ) : 73. DOI: 10. 16112/j. cnki. 53 - 1223/n. 2024. 01. 332

[24]LI Meihua, GU Yunlong, GE Shikun, et al. Classification and identification of mixed gases based on the combination of semiconductor sensor array with SSA-BP neural network [ J ]. Measurement Science and Technology, 2023, 34 ( 8 ) : 085110. DOI:10. 1088/1361 - 6501/acd0cb

[25]SHEIKHI S, KOSTAKOS P. A novel anomaly-based intrusion detection model using PSOGWO-optimized BP neural network and GA-based feature selection[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9318. DOI:10. 3390/s22239318

[26]XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [ J ]. Systems Science and Control Engineering, 2020, 8(1): 22. DOI:10. 1080/21642583. 2019. 1708830

[27]SHE Chengqi, WANG Zhengpo, SUN Fengchun, et al. Battery aging assessment for real-world electric buses based on incremental capacity analysis and radial basis function neural network [ J ]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(5): 3345. DOI:10. 1109/TII. 2019. 2951843

(编辑 李 美)