



Research
Clean Energy—Article

电动汽车锂电池模块设计中相似性能电池聚类的综合方法

李伟^a, 陈思琦^b, 彭雄斌^b, 肖蜜^a, 高亮^{a*}, Akhil Garg^b, 包能胜^b

^a State Key Lab of Digital Manufacturing Equipment and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

^b Key Lab of Mechatronic Systems Intelligent Integration Technology, Ministry of Education, Shantou University, Shantou 515063, China

ARTICLE INFO

Article history:

Received 28 August 2018

Revised 25 October 2018

Accepted 3 June 2019

Available online 10 July 2019

关键词

聚类算法
电池模块
均衡
电动汽车

摘要

新能源汽车的核心组成部分为能量存储系统,该系统由多个锂电池模块组成,为车辆传动系统提供主要动力。然而模块中的单体电池由于生产制造的缺陷,在性能上往往表现出差异。这些差异的存在会导致电池模块的不完全充放电以及温度分布的不均匀,进而导致循环寿命和电池容量随着时间的推移而降低。为解决这一问题,本工作采用实验和数值方法对性能相似的电池进行了全面的聚类研究,从而得到了电化学性能更好的电池模块。首先通过模块拆解实验来测量电池性能参数,并基于 k -均值聚类与支持向量聚类算法设计电池模块,每个模块均由12块电池组成。然后在风冷条件下测量一定时间内电池模块的实际温升,验证聚类设计的效果。研究发现第三类(支持向量聚类)电池模块的性能最佳,充放电最高观测温度为32℃。相比之下,其他电池模块的最高温度值要更高:第一类(厂家原装)电池模块为40℃,第二类(厂家原装)电池模块为36℃,以及第四类(k -均值聚类)电池模块为35℃。

© 2019 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

电池模块作为新能源汽车能量存储系统的主要组成部分,可用来替代传统汽车的燃油(汽油/柴油)系统并对环境无污染,因而获得越来越广泛的关注[1,2]。电池模块由单体电池通过串并联的方式组成,其性能参数包括能量密度、容量和比功率等。为给电动汽车提供足够的动力,实际情况下通常将小型电池模块通过串并联的方式组成规模更大的电池模块(也被称为电池组)。电动汽车的性能范围取决于其内部电池模块的性能,而电池模块的性能又取决于单体电池的性能及电池的串并联配置方式。理想的电池模块应遵循均匀性与均衡性的标准,然而,这些标准尚未得到很好的实施。

在大规模制造电池和将电池组装成模块的过程中,由于生产环境不确定性而产生的偏差不可避免[3]。这些偏差包括电极材料性能的差异、工艺条件的变动以及加工机器精度误差导致的电池几何尺寸的变化等[4],这些不确定性会造成电池模块的缺陷,如表面划伤、极片箔暴露以及裂纹。同时电池模块在串并联组装过程中的缺陷会导致模块整体的性能变化,进而影响单体电池的性能参数(即容量和电压)。一段时间后,这些累积的差异会造成电池温度的不均匀分布、模块中部分电池的不完全充放电以及电池实际容量的降低[5–7]。

因此在电池模块设计制造过程中需遵守均匀性与均衡性标准,以有效地防止诸如过热、热失控等情况,从而提高电池模块的寿命[8–12]。

* Corresponding author.

E-mail address: gaoliang@mail.hust.edu.cn (L. Gao).

目前研究者已经提出一些电池分类方法来解决电池差异性带来的问题[13–15]。Gallardo-Lozano等[16]汇总分析了多种电池主动均衡系统的方法，同时总结出电池分类的最佳方法是使用开关电容及双层开关电容。Kim等[17]提出了一种筛选方法（容量筛选和内阻筛选），用以提高锂电池系列电池模块的实用性，并在后续研究中进一步提出一种串并联布置的多电池串通用建模方法[18]。Kim等[19]提出了一种带选择开关的模块化两级电荷载均衡器。这种筛选方式的优势在于其可以广泛应用于混合动力汽车的大数量锂电池筛选过程中。此外，文献[20]提出了五种电池分类方法，并在容量、交流内阻、电化学阻抗谱、电压曲线、动力参数以及热性能参数等方面对五种方法进行对比分析，结果表明基于动态特性的低频电池阻抗法是电池分类的最佳方法。

以前的研究[21–36]主要集中于同类电池的选择与分类，得出的结果表明：筛选后的电池在容量、电压和温度方面，较之未筛选的电池拥有更佳的一致性。但目前针对这些研究结果进行实验验证的工作较少。因此，本文提出实验和数值分析相结合的方法，对性能相近电池的聚类进行了全面的研究，并设计了一种拥有更高电化学性能的电池模块。图1介绍电池聚类分析及电池模块性能验证的流程。首先对48块锂电池进行充放电实验，测量其容量、电压与温度。然后基于 k -均值聚类与

支持向量聚类算法将电池进行分组并组装成电池模块。最后将本研究中设计的电池模块与从生产商购买的电池模块做性能上的对比分析。

2. 数据测量实验

本节介绍了测量48块锂电池数据（容量、电压和温度）的充放电实验，这48块电池由电池组拆解得到，如图2所示。

电池模块拆解流程可分为以下四步：

第一步，分析电池模块，获得基本信息，如容量、电池数目以及电池间连接方式。

第二步，拆开电池模块外壳后，立即识别模块的输出端口。该步需特别注意，避免电池模块中任何正、负极端子发生接触。

第三步，先打断电池间的串联连接。该步通过破坏电池间连接，将电池模块分成更小的电池单元，这样做的目的是确保拆解过程中的安全。

第四步，将拆分成的电池单元进一步分解成单体电池。

电池模块分解完成后，开始在电池测试系统上进行单体电池充放电测试，如图2所示。电池测试系统主要包括电池测试设备、数据采集系统、单体锂电池等。电

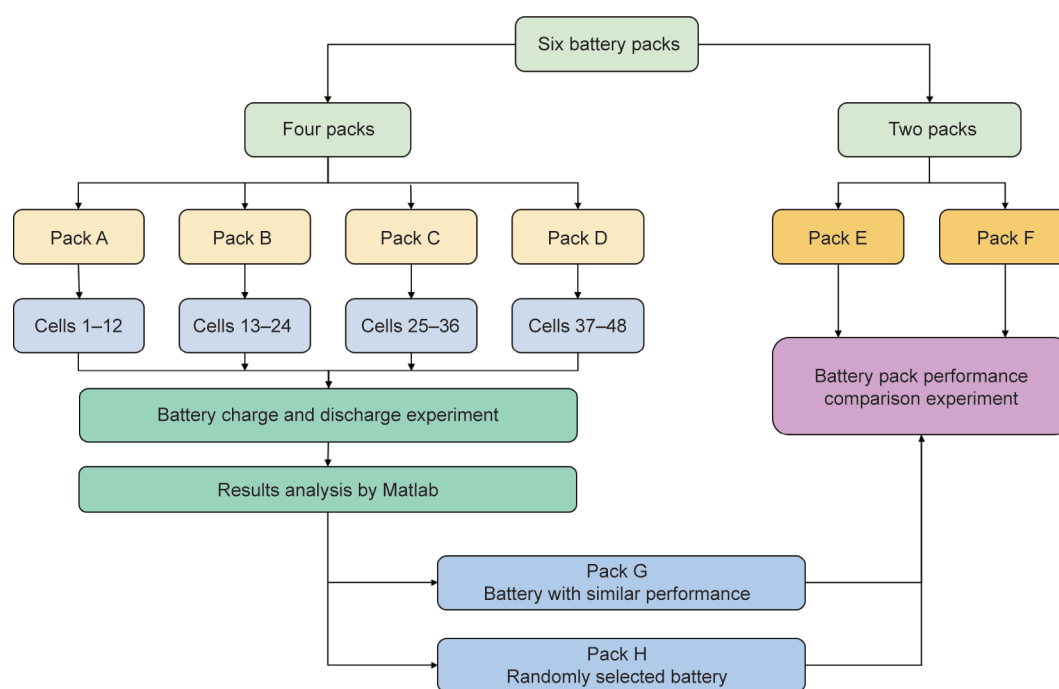


图1. 电池模块设计与制造的综合流程。

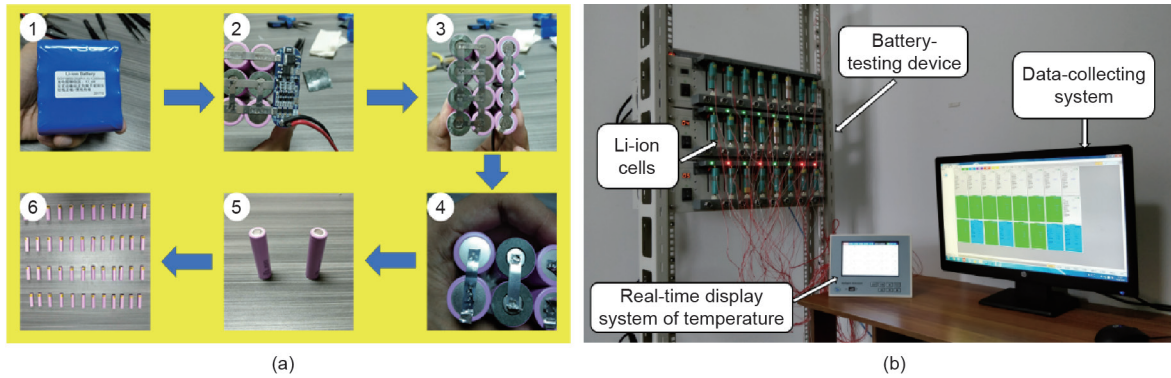


图2. (a) 电池模块拆解流程; (b) 用于充放电实验的电池测试系统。

池测试设备的生产厂家为新威有限公司, 该设备配有8个测试通道并可自动存储数据。充放电测试步骤归纳见表1。

第一步, 设置恒流放电电流为1.3 A, 开始放电实验;

第二步, 待单体锂电池电压降至2.75 V后, 静置30 min;

第三步, 开始恒流恒压充电, 充电截止电压设置为4.2 V;

第四步, 静置30 min;

第五步, 循环充放电20次。

整个过程电压值不允许超出2.65~4.3 V, 每块电池循环充放电至少30次, 最终采集到的数据见表2。下一节介绍聚类算法如何分析收集到的实验数据。

3. 聚类算法

监督学习与无监督学习是机器学习的两种方法。监督学习通常用于数据分类, 而无监督学习则用于数据聚类。聚类算法是依据不同规则对数据进行重新分组的一种常用技术, 相关内容在参考文献[37,38]中有非常详尽的描述。聚类分析的目的在于根据一定的规则将数据分成若干类。这些类不是预先给定的, 而是由数据的特性决定的。同一类中的数据在某种意义上趋于相似, 而不同类中的数据则趋于不同。

3.1. k -均值聚类算法

MacQueen于1967年提出 k -均值聚类算法[39]。由于这种算法较为简单且容易理解, 计算速度相对较快, 因此常用作大量样本数据聚类分析的首选算法[40]。

k -均值算法设计的主要步骤如下:

第一步, 随机选取 k 个样本为初始聚类中心;

表1 18650锂电池测试步骤

Steps	State	Value	Cut-off voltage
1	Constant current discharge	1.3 A	2.75 V
2	Resting	30 min	
3	Constant current and constant voltage charge	1.3 A 4.2 V	4.2 V
4	Resting	30 min	
5	Cycle	20	

Maximum safety voltage: 4.3 V; minimum safety voltage: 2.65 V; start experiment steps: constant current discharge.

第二步, 计算其他数据与每个初始聚类中心之间的距离, 并将数据划分到距其最近的聚类中心所在的聚类域;

第三步, 所有数据分类后, 重新计算每个聚类域内所有数据的平均值, 并将该值所在位置作为新的聚类域中心;

第四步, 多次迭代直到两个连续聚类域的中心相同, 这意味着数据被分类为 k 类集群数据。

平方误差之和是一个常用的评估标准, 意指聚类域中的所有数据样本到中心点 m_l 的欧几里得距离之和, 计算式为:

$$E(m_1, m_2, \dots, m_l) = \sum_{i=1}^k \sum_{j \in c_i} \| \mathbf{x}_j - m_l \|^2 \quad (1)$$

式中, $\{\mathbf{x}_j\} \subseteq \gamma$ 是数据集; $\gamma \subseteq \Omega$ 是数据空间; k 是聚类域数目; c_l 是聚类域名称, 其中心为 m_l 。集群中心 m_l 由下式计算:

$$m_l = \frac{1}{N_l} \sum_{j \in c_l} \mathbf{x}_j \quad (2)$$

式中, N_l 是位于聚类域 c_l 中的数据样本数。

表2 电池充放电数据

Cell number	Discharged state			Charged state		
	Zero voltage (V)	Zero temperature (°C)	Zero capacity (A·h)	Full voltage (V)	Full temperature (°C)	Full capacity (A·h)
1	3.3981	25.6	2.6783	4.1895	26.0	2.6847
2	3.3751	26.8	2.7192	4.1911	26.9	2.7258
3	3.4065	26.6	2.6669	4.1887	26.9	2.6683
4	3.3557	26.5	2.6959	4.1922	26.5	2.7056
5	3.4055	26.7	2.4773	4.1905	26.8	2.4843
6	3.3600	26.1	2.6488	4.1882	26.2	2.6538
7	3.3649	25.8	2.6845	4.1900	26.1	2.6858
8	3.3981	25.6	2.6783	4.1895	26.0	2.6847
9	—	—	—	—	—	—
10	3.4128	28.0	2.6941	4.1946	26.6	2.6934
11	3.3774	27.9	2.6698	4.1962	27.3	2.6533
12	3.3769	28.0	2.7042	4.1946	27.0	2.7080
13	3.3884	27.9	2.6861	4.1941	26.7	2.6881
14	3.3464	26.8	2.6829	4.1946	26.3	2.6349
15	3.3908	27.1	2.6764	4.1949	26.7	2.6571
16	3.4147	26.9	2.6617	4.1953	26.4	2.6646
17	3.4103	25.3	2.5432	4.1954	24.8	2.5468
18	3.4063	24.2	2.6620	4.1947	23.6	2.6594
19	3.4089	23.7	2.6707	4.1938	24.0	2.6737
20	3.3982	25.1	2.6708	4.1946	23.0	2.6717
21	3.4182	24.2	2.5175	4.1941	24.1	2.5170
22	3.3995	23.8	2.6642	4.1944	22.4	2.6634
23	3.3939	23.2	2.6728	4.1951	22.7	2.6724
24	3.4041	22.9	2.6348	4.1936	22.9	2.6323
25	3.3967	28.3	2.6452	4.1966	28.6	2.6455
26	3.4026	29.3	2.6413	4.1965	29.0	2.6434
27	3.4011	23.8	2.6851	4.1962	24.3	2.6877
28	3.3962	28.3	2.6560	4.1962	29.6	2.6634
29	3.4154	23.8	2.5792	4.1950	23.7	2.5837
30	3.2876	28.8	2.6331	4.1941	30.5	2.6364
31	3.4122	29.9	2.5995	4.1944	30.1	2.5987
32	3.4104	30.1	2.6747	4.1947	30.1	2.6790
33	3.3937	25.0	2.6566	4.1945	24.8	2.6534
34	3.3790	25.1	2.6788	4.1948	24.2	2.6756
35	3.3902	24.8	2.6020	4.1951	24.4	2.6022
36	—	—	—	—	—	—
37	3.4002	23.8	2.6394	4.1943	23.8	2.6386
38	3.3851	23.8	2.6446	4.1956	23.5	2.6434
39	3.4251	23.8	2.6228	4.1927	23.7	2.6192
40	3.4100	24.7	2.5946	4.1953	24.7	2.5933
41	3.3533	25.3	2.6293	4.1962	25.1	2.6310
42	3.3960	25.3	2.6796	4.1958	24.6	2.6776
43	3.3964	25.4	2.6917	4.1964	25.2	2.6955
44	3.3601	25.2	2.6931	4.1952	24.4	2.6953
45	3.4027	23.9	2.6643	4.1941	23.5	2.6663
46	3.3747	23.8	2.6763	4.1952	23.7	2.6750
47	3.3881	24.2	2.6236	4.1952	23.6	2.6268
48	—	—	—	—	—	—

式(1)中的目标函数 $E(\cdot)$ 是 k 聚类域中所有数据与其中心 m_i 之间的平方误差和函数。 $E(\cdot)$ 的值越小,代表该聚类域的数据集中度越好,即聚类效果越好。

尽管 k -均值聚类算法实用且易于实现,但也存在一定的局限性。首先,确定 k 的合理取值较为困难;其次,选择初始聚类中心的随机性可能导致聚类结果的不稳定;最后,算法容易受噪声的影响。虽然基于神经网络的自组织映射也可用于数据聚类,但其训练过程较为耗时。因此,在下一节将介绍一种更为高效的聚类算法。

3.2. 支持向量聚类算法

支持向量机通常用来对数据进行分类(监督学习),其与支持向量聚类(SVC)在算法上稍有不同。实际上,SVC算法是一种无监督学习的聚类算法。

SVC算法的主要思想是使用高斯核函数将数据空间映射到高维特征空间,以得到半径最小的球体,该球体包含大部分映射的数据[41,42]。在映射回数据空间之后,球体可以分成几个部分,每个部分包含一个单一的集群点集。

本文采用一种鲁棒且高效的聚类标记方法,该方法基于训练后的半径核函数,其实现过程分为两个阶段:第一阶段将数据集分成几个相互排斥的组,每组均是一个数据集;第二阶段标记所有的数据样本。

数据集支持向量的描述是SVC算法的基础。数据样本通过非线性变化被映射到高维特征空间,再确定包含所有映射数据样本的球体的最小半径。该步骤等价于以下优化问题:

$$\begin{aligned} \max W &= \sum_j \Phi(\mathbf{x}_j)^2 \beta_j - \sum_{ij} \beta_i \beta_j \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j) \\ \text{s.t. } 0 &\leq \beta_j \leq C, \sum_j \beta_j = 1, j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\Phi(\cdot)$ 表示非线性映射; β_j 表示拉格朗日算子; C 表示正则化常数。只有满足约束 $0 \leq \beta_j \leq C$ 的样本才可以分布在球的边界。当 $\beta_j = C$ 时,样本位于边界以外。高斯核函数用来计算点积 $\Phi(\mathbf{X}_i) \cdot \Phi(\mathbf{X}_j)$ 。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-q\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (4)$$

式中, q 代表宽度参数; W 可由下式计算:

$$W = \sum_j K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_j) \beta_j - \sum_{ij} \beta_i \beta_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (5)$$

在每一个 \mathbf{x}_i 点, W 定义为特征空间中该点距球体中心的

距离。

$$f(\mathbf{x}) = R^2(\mathbf{x}) = \|\Phi(\mathbf{x}) - \mathbf{a}\|^2 \quad (6)$$

式中, $R(\cdot)$ 是每个 \mathbf{x}_i 到球体中心的距离; \mathbf{a} 代表球体中心。考虑到内核的定义,可以得到以下方程:

$$f(\mathbf{x}) = R^2(\mathbf{x}) = K(\mathbf{x}, \mathbf{x}) - 2 \sum_j K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}) \beta_j + \sum_{ij} \beta_i \beta_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (7)$$

经过训练的核半径函数的一个显著特点是:聚类边界可以由一组轮廓进行构造,用来包含数据空间中的样本: $\{\mathbf{x} : f(\mathbf{x}) = \hat{R}^2\}$,对支持向量 \mathbf{x}_i 来说, $\hat{R} = R(\mathbf{X}_i)$ 。其中, $f(\cdot)$ 被分成几个不相交的集合:

$$L_f(\hat{R}^2) = \{\mathbf{x} : f(\mathbf{x}) = \hat{R}^2\} = C_1 \cup \dots \cup C_n \quad (8)$$

式中, $C_i (i=1, \dots, n)$ 是对应于不同集群的连接集。

SVC算法虽然在选择模型时同样面临内核参数较难确定的问题,却比其他聚类算法有一些明显的优势:①可以生成任意的聚类域边界形状;②可以通过灵活的边界变化来处理异常值;③可以避免显式计算,便于大型数据集的处理。

3.3. 聚类结果

监督学习方法通过识别训练集的规则,将其应用于测试集中,因此同时需要训练集与测试集两种数据。相比之下,无监督学习没有训练集或测试集,且只从一组数据中寻找规律。本研究选用表2中处于充放电状态下的6种参数作为聚类分析的输入向量,聚类结果作为输出向量,最后通过实验对结果进行验证。

本节主要对表2中的数据进行聚类分析,并选择温度、容量和电压作为输入。由于输入的选取并没有标准,研究者也可以选择其他参数作为输入向量。本文同时分析 k -均值聚类和SVC算法。在SVC方法中,内核参数 q 和正则化常数 C 分别设置为0.2和1.2。在 k -均值算法中,集群数目被设置为4。聚类分析结果在表3中展示,其中的列标记“Un-clustering”(非聚类)代表从所有电池中

表3 聚类分析结果

Clustering method	Cell number
Un-clustering	4, 7, 21, 22, 23, 24, 26, 27, 29, 30, 42, 44
k -means clustering	18, 19, 22, 23, 27, 29, 37, 38, 39, 45, 46, 47
SVC	17, 18, 21, 23, 24, 27, 29, 33, 35, 39, 40, 41

随机选出电池组成的对照组。

通过聚类分析得到的新电池模块，其在充放电情况下的电压、温度与容量值均通过计算得到。这些参数的平均差和标准差按如下方法计算：

$$m_v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_{v_i} - Z_{v_i}) \quad (9)$$

$$s_v = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_{v_i} - Z_{v_i} - m_v)^2} \quad (10)$$

表4 电池模块平均偏差

Clustering method	Voltage (V)	Temperature (°C)	Capacity (A·h)
Un-clustering	0.8111	0.5541	0.0026
<i>k</i> -means clustering	0.7946	0.4183	0.0022
SVC	0.7930	0.2762	0.0022

式中， m_v 代表电压的平均差； F_v 和 Z_v 分别代表充电完成电压与放电完成电压； N 代表电池数目； s_v 代表电压标准差。

表4和表5分别给出各参数的平均差与标准差。从表4可以看出，分类后的电池模块其电压、温度与容量的平均差要明显小于未分类的电池模块，这意味着分类后的单体电池之间拥有更相似的性能。表4和表5的数据分别通过图3和图4以柱状图的形式来表示。从图3可以看出，在聚类分析方面，SVC算法要比*k*-均值聚类算法

表5 电池模块标准差

Clustering method	Voltage (V)	Temperature (°C)	Capacity (A·h)
Un-clustering	0.0360	0.5322	0.0025
<i>k</i> -means clustering	0.0142	0.3652	0.0013
SVC	0.0191	0.2162	0.0014

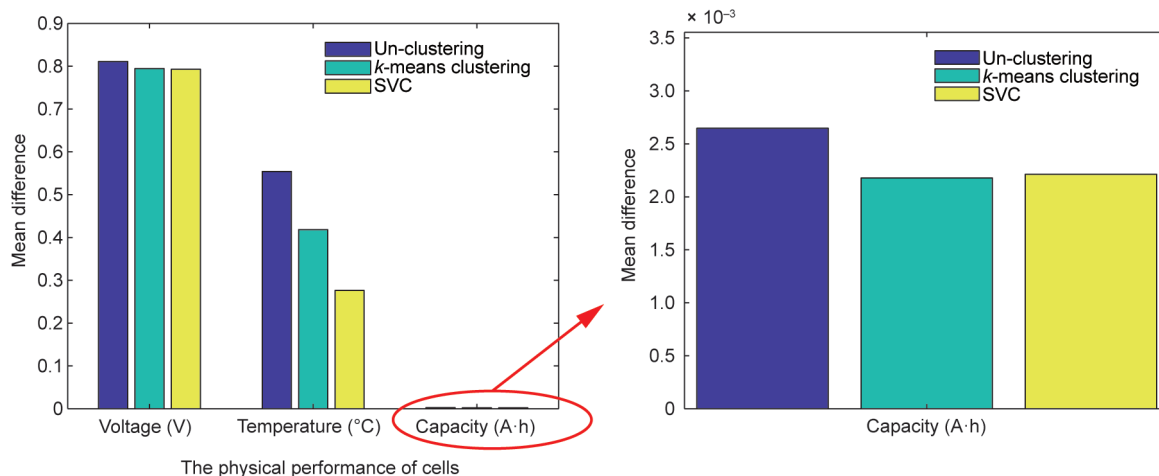


图3. 电池模块平均偏差。

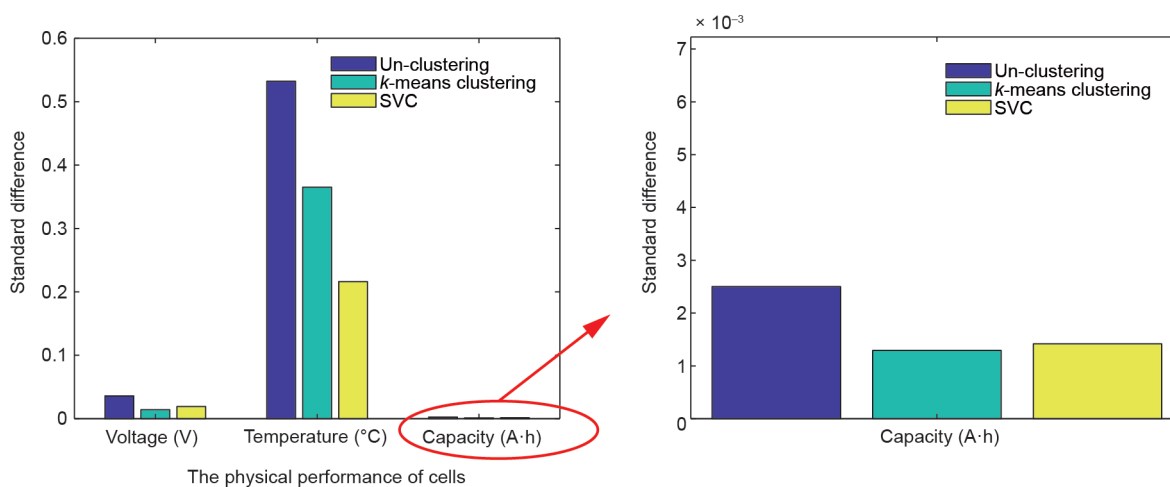


图4. 电池模块标准差。

表现得更好，尤其在温度偏差方面。

4. 实验验证

本研究采用实验验证的方法检验聚类分析结果的可信度。由于温度是影响电池容量及寿命的最重要因素，本文分别对四种不同类型电池模块（即从厂家购买的两个相同规格的电池模块：一个基于SVC聚类的电池模块，以及一个基于 k -均值聚类的电池模块）的充放电温度（性能参数）进行了分析。图5展示了实验用设备情况。风扇从底部为电池模块提供冷却风，每个模块均以相同的倍率进行循环充放电测试，每5 min观察一次电池温度。图6清晰地表明第三种电池模块（SVC聚类电池模块）的性能最佳，其电池最高温度为32 °C。相比之下，第一种模块（厂家原装）最高温度为40 °C、第二种模块（厂家原装）最高温度为36 °C、第四种模块（ k -均值聚类电池模块）最高温度为35 °C，均高于第三种模块的最高温度值。因此可得出结论：SVC集群电池模块充放电时产生的热量最少，相对于其他模块而言寿命更长。产生这一现象的原因是：与其他类别的模块相

比，在制作电池模块时选择性能相似的电池会使模块的温度分布更加均匀，从而延缓整体温度的上升。

5. 结论

为实现电动汽车电池模块中锂离子电池性能的均匀性和均衡化，本研究结合实验与数值方法，对性能相近电池的聚类方法进行了综合研究，最终设计出电化学性能更好的锂电池模块。首先对48块电池进行了充放电测试，并将聚类算法应用于两类电池模块（SVC聚类电池模块与 k -均值聚类电池模块）的聚类分析。通过将设计的电池模块与制造商处购买的两种电池模块的性能进行对比，得出SVC聚类电池模块的性能最佳，其电池最高观测温度为32 °C。相比之下，第一种模块（厂家原装）最高温度为40 °C、第二种模块（厂家原装）最高温度为36 °C、第四种模块（ k -均值聚类电池模块）最高温度为35 °C。产生这一现象的原因是：与其他类别的模块相比，在制作模块时选择性能相似的电池会使电池模块的温度分布更加均匀，从而延缓了整体温度的上升。

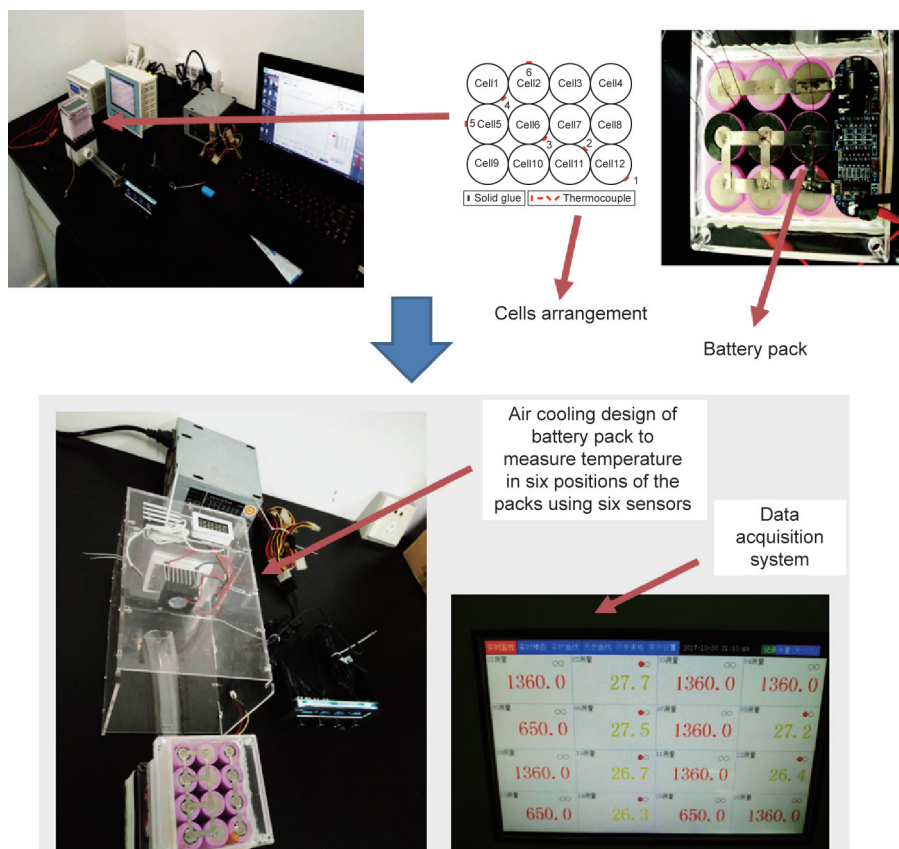


图5. 用于验证不同类别电池模块的实验装置。

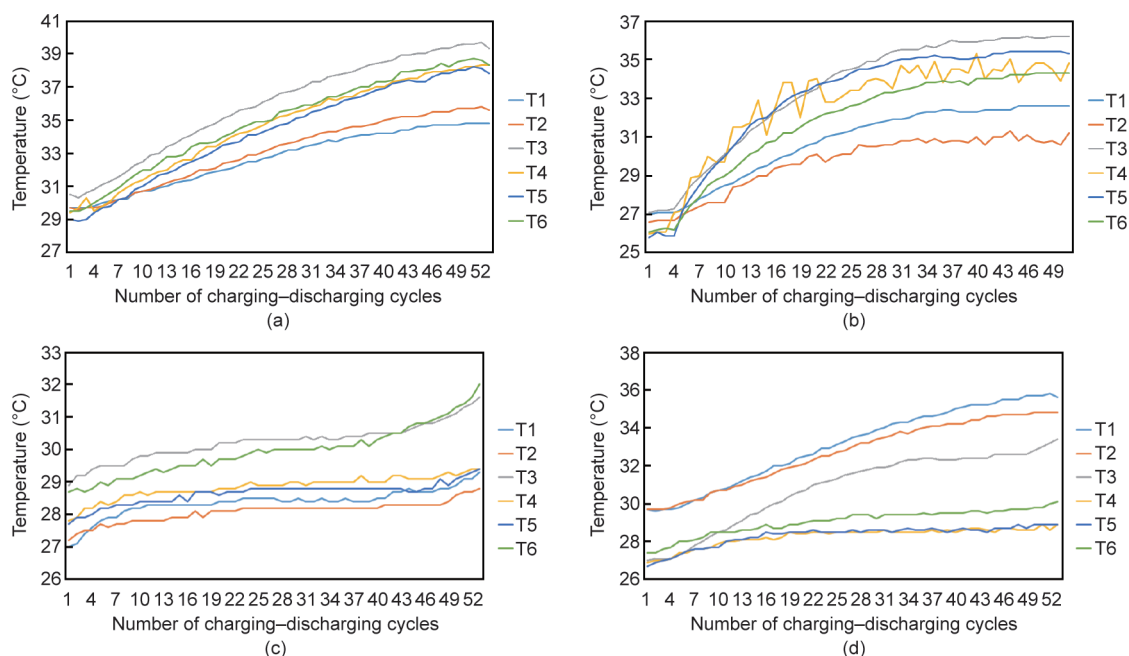


图6. 四类电池模块在充电放电循环中六个不同测温点的温度变化。(a)第一类(厂家原装);(b)第二类(厂家原装);(c)第三类(SVC聚类电池模块);(d)第四类(k -均值聚类电池模块)。

k -均值聚类算法的性能优劣主要取决于其选取的数据集,而对于SVC算法来说,一旦给定数据,其聚类分析结果只受SVC参数设置的影响。此外,由于SVC避免了高维特征空间中的显式计算,因此适用于大型数据集的处理。这意味着SVC算法可以很容易地推广应用于包含数百个电池箱的电动车辆的工业生产过程中。

为了使电池制造缺陷最小化,可以提高电池的加工工艺和装配水平;另外,可以改进检测缺陷的能力。但制造过程中的缺陷不可避免。虽然本文提出的方法在前期设计阶段可能显得过于冗长,但值得注意的是,该方法的另一种应用是电池的回收。由于电池包含化学物质与重金属,电池的随意丢弃会造成环境污染和资源浪费。然而旧电池仍有不同程度的电池容量,可以在其他场合中循环再利用。未来的研究工作可以集中在对电池进行大规模测试,从而为设计更大规模的电池模块提供指导。同时还可以对概率方法[43–44]、极限学习机方法[45–46]以及基于人工智能方法[47–50]的性能进行实验验证。

致谢

本研究得到了国家自然科学基金(51675196、51721092)和华中科技大学学术前沿青年团队项目(2017QYTD04)的资助。作者感谢华中科技大

学数字制造装备与技术国家重点实验室开放课题(DMETKF2018019)、广东省教育厅青年创新人才类项目(2016KQNCX053)、广东省教育厅扬帆计划项目和汕头大学科研启动基金项目(NTF16002)的资助。

Compliance with ethics guidelines

Wei Li, Siqi Chen, Xiongbin Peng, Mi Xiao, Liang Gao, Akhil Garg, and Nengsheng Bao declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

References

- [1] Choi JW, Aurbach D. Promise and reality of post-lithium-ion batteries with high energy densities. *Nat Rev Mater* 2016;1(4):16013.
- [2] Wen F, Lin C, Jiang JC, Wang ZG. A new evaluation method to the consistency of lithium-ion batteries in electric vehicles. In: *Proceedings of 2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*; 2012 Mar 27–29; Shanghai, China; 2012.
- [3] Mohanty D, Hockaday E, Li J, Hensley DK, Daniel C, Wood III DL. Effect of electrode manufacturing defects on electrochemical performance of lithium-ion batteries: cognizance of the battery failure sources. *J Power Sources* 2016;312:70–9.
- [4] Hong L, Li LS, Chen-Wiegart YK, Wang JJ, Xiang K, Gan LY, et al. Two-dimensional lithium diffusion behavior and probable hybrid phase transformation kinetics in olivine lithium iron phosphate. *Nat Commun* 2017;8(1):1194.
- [5] Fang KZ, Chen S, Mu DB, Wu BR, Wu F. Investigation of nickel-metal hydride battery sorting based on charging thermal behavior. *J Power Sources* 2013;224:120–4.
- [6] Shi W, Hu XS, Jin C, Jiang JC, Zhang YR, Yip T. Effects of imbalanced currents on large-format LiFePO₄/graphite batteries systems connected in parallel. *J Power Sources* 2016;313:198–204.
- [7] Yang NX, Zhang XW, Shang BB, Li GJ. Unbalanced discharging and aging due

- to temperature differences among the cells in a lithium-ion battery pack with parallel combination. *J Power Sources* 2016;306:733–41.
- [8] Brand MJ, Hofmann MH, Steinhardt M, Schuster SF, Jossen A. Current distribution within parallel-connected battery cells. *J Power Sources* 2016;334:202–12.
 - [9] Dubarry M, Devie A, Liaw BY. Cell-balancing currents in parallel strings of a battery system. *J Power Sources* 2016;321:36–46.
 - [10] Wei X, Zhu B. The research of vehicle power Li-ion battery pack balancing method. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments*; 2009 Aug 16–19; Beijing, China; 2009.
 - [11] Park SH, Park KB, Kim HS, Moon GW, Youn MJ. Single-magnetic cell-to-cell charge equalization converter with reduced number of transformer windings. *IEEE Trans Power Electr* 2012;27(6):2900–11.
 - [12] Sun FC, Xiong R. A novel dual-scale cell state-of-charge estimation approach for series-connected battery pack used in electric vehicles. *J Power Sources* 2015;274:582–94.
 - [13] Moore SW, Schneider PJ. A review of cell equalization methods for lithium ion and lithium polymer battery systems. SAE Technical Paper. Warrendale: Society of Automotive Engineers, Inc.; 2001. Report No.: 2001-01-0959.
 - [14] Pei L, Zhu CB, Wang TS, Lu RG, Chan CC. Online peak power prediction based on a parameter and state estimator for lithium-ion batteries in electric vehicles. *Energy* 2014;66:766–78.
 - [15] An FQ, Huang J, Wang CY, Li Z, Zhang JB, Wang S, et al. Cell sorting for parallel lithium-ion battery systems: evaluation based on an electric circuit model. *J Energy Storage* 2016;6:195–203.
 - [16] Gallardo-Lozano J, Romero-Cadaval E, Milanés-Montero MI, Guerrero-Martinez MA. Battery equalization active methods. *J Power Sources* 2014;246:934–49.
 - [17] Kim J, Shin J, Chun C, Cho BH. Stable configuration of a Li-ion series battery pack based on a screening process for improved voltage/SOC balancing. *IEEE Trans Power Electr* 2012;27(1):411–24.
 - [18] Kim J, Cho BH. Screening process-based modeling of the multi-cell battery string in series and parallel connections for high accuracy state-of-charge estimation. *Energy* 2013;57:581–99.
 - [19] Kim CH, Kim MY, Park HS, Moon GW. A modularized two-stage charge equalizer with cell selection switches for series-connected lithium-ion battery string in an HEV. *IEEE Trans Power Electr* 2012;27(8):3764–74.
 - [20] Li XY, Wang TS, Pei L, Zhu CB, Xu BL. A comparative study of sorting methods for lithium-ion batteries. In: *Proceedings of 2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific*; 2014 Aug 31–Sep 3; Beijing, China; 2014.
 - [21] Wang Q, Cheng XZ, Wang J. A new algorithm for a fast testing and sorting system applied to battery clustering. In: *Proceedings of the 6th International Conference on Clean Electrical Power*; 2017 Jun 27–29; Santa Margherita Ligure, Italy. Piscataway: IEEE; 2017. p. 397–402.
 - [22] Enami N, Moghadam RA. Energy based clustering self organizing map protocol for extending wireless sensor networks lifetime and coverage. *Can J Multimed Wirel Netw* 2010;1(4):42–54.
 - [23] Raspa P, Frinconi L, Mancini A, Cavalletti M, Longhi S, Fulimeni L, et al. Selection of lithium cells for EV battery pack using self-organizing maps. *Automot Saf Energy Technol* 2011;2:32–9.
 - [24] Piao CH, Wang ZG, Cao J, Zhang W, Lu S. Lithium-ion battery cell-balancing algorithm for battery management system based on real-time outlier detection. *Math Probl Eng* 2015;2015:168529.
 - [25] Ma Y, Duan P, Sun YS, Chen H. Equalization of lithium-ion battery pack based on fuzzy logic control in electric vehicle. *IEEE Trans Ind Electron* 2018;65(8):6762–71.
 - [26] He F, Shen WX, Song Q, Kapoor A, Honnery D, Dayawansa D. Clustering LiFePO₄ cells for battery pack based on neural network in EVs. In: *Proceedings of 2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific*; 2014 Aug 31–Sep 3; Beijing, China; 2014.
 - [27] Li XY, Song K, Wei G, Lu RG, Zhu CB. A novel grouping method for lithium iron phosphate batteries based on a fractional joint Kalman filter and a new modified *k*-means clustering algorithm. *Energies* 2015;8(8):7703–28.
 - [28] Yang YX, Gao MY, He ZW, Wang CS. A robust battery grouping method based on a characteristic distribution model. *Energies* 2017;10(7):1035.
 - [29] Lee KM, Chung YC, Sung CH, Kang B. Active cell balancing of Li-ion batteries using LC series resonant circuit. *IEEE Trans Ind Electron* 2015;62(9):5491–501.
 - [30] Shang YL, Zhang CH, Cui NX, Guerrero JM. A cell-to-cell battery equalizer with zero-current switching and zero-voltage gap based on quasi-resonant LC converter and boost converter. *IEEE Trans Power Electr* 2015;30(7):3731–47.
 - [31] Lee KM, Lee SW, Choi YG, Kang B. Active balancing of Li-ion battery cells using transformer as energy carrier. *IEEE Trans Ind Electron* 2017;64(2):1251–7.
 - [32] Einhorn M, Roessler W, Fleig J. Improved performance of serially connected Li-ion batteries with active cell balancing in electric vehicles. *IEEE Trans Veh Technol* 2011;60(6):2448–57.
 - [33] Zheng YJ, Lu LG, Han XB, Li JQ, Ouyang MG. LiFePO₄ battery pack capacity estimation for electric vehicles based on charging cell voltage curve transformation. *J Power Sources* 2013;226:33–41.
 - [34] Zhong L, Zhang CB, He Y, Chen ZH. A method for the estimation of the battery pack state of charge based on in-pack cells uniformity analysis. *Appl Energy* 2014;113:558–64.
 - [35] Zheng YJ, Ouyang MG, Lu LG, Li JQ, Han XB, Xu LF. On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: part 1. Equalization based on remaining charging capacity estimation. *J Power Sources* 2014;247:676–86.
 - [36] Samadi MF, Saif M. Nonlinear model predictive control for cell balancing in Li-ion battery packs. In: *Proceedings of 2014 American Control Conference*; 2014 Jun 4–6; Portland, OR, USA. Piscataway: IEEE; 2014. p. 2924–9.
 - [37] Xu R, Wunsch D Jr. Survey of clustering algorithms. *IEEE Trans Neural Netw* 2005;16(3):645–78.
 - [38] Tzortzis G, Likas A. The MinMax *k*-means clustering algorithm. *Pattern Recognit* 2014;47(7):2505–16.
 - [39] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*; 1965 Jun 21–Jul 18, 1965 Dec 27–1966 Jan 7; Berkeley, CA, USA. Berkeley: University of California Press; 1967. p. 281–97.
 - [40] Hung CH, Chiou HM, Yang WN. Candidate groups search for *k*-harmonic means data clustering. *Appl Math Model* 2013;37(24):10123–8.
 - [41] Ben-Hur A, Horn D, Siegelmann HT, Vapnik V. Support vector clustering. *J Mach Learn Res* 2001;2(12):125–37.
 - [42] Jun S, Park SS, Jang DS. Document clustering method using dimension reduction and support vector clustering to overcome sparseness. *Expert Syst Appl* 2014;41(7):3204–12.
 - [43] Garg A, Hazra B, Zhu H, Wen YP. A simplified probabilistic analysis of water content and wilting in soil vegetated with non-crop species. *Catena* 2019;175:123–31.
 - [44] Garg A, Bordoloi S, Mondal S, Ni JJ, Sreedeeep S. Investigation of mechanical factor of soil reinforced with four types of fibers: an integrated experimental and extreme learning machine approach. *J Nat Fibers* 2018;2018:1–15.
 - [45] Garg A, Shankhwar K, Jiang D, Vijayaraghavan V, Panda BN, Panda SS. An evolutionary framework in modelling of multi-output characteristics of the bone drilling process. *Neural Comput Appl* 2018;29(11):1233–41.
 - [46] Garg A, Peng XB, Le MLP, Pareek K, Chin CMM. Design and analysis of capacity models for lithium-ion battery. *Measurement* 2018;120:114–20.
 - [47] Zhou WH, Tan F, Yuen KV. Model updating and uncertainty analysis for creep behavior of soft soil. *Comput Geotech* 2018;100:135–43.
 - [48] Tan F, Zhou WH, Yuen KV. Effect of loading duration on uncertainty in creep analysis of clay. *Int J Numer Anal Methods Geomech* 2018;42(11):1235–54.
 - [49] Panda B, Leite M, Biswal BB, Niu XD, Garg A. Experimental and numerical modelling of mechanical properties of 3D printed honeycomb structures. *Measurement* 2018;116:495–506.
 - [50] Panda BN, Garg A, Shankhwar K. Empirical investigation of environmental characteristic of 3-D additive manufacturing process based on slice thickness and part orientation. *Measurement* 2016;86:293–300.