

文章编号:1674-2974(2016)10-0023-09

电动汽车锂离子动力电池分选方法研究*

陈燕虹,吴伟静,刘宏伟[†],张振兆

(吉林大学 汽车仿真与控制国家重点实验室,吉林 长春 130022)

摘要:为了改善电动汽车电池组的不一致性,提高电池组的可用功率和容量利用率,以电池的不一致性机理分析为基础,分别对电池进行了传统分选、主因子分选和总因子分选.单体试验计算结果表明,总因子分选方法是最优的.接着在总因子分选结果的基础上运用模糊C均值聚类算法对电池进行了动态特性分选,试验结果表明:此分选方法能有效地改善电池组的不一致性.

关键词:车辆工程;锂离子动力电池;不一致性;多参数分选;动态特性分选

中图分类号:U463.63

文献标识码:A

Study on Sorting Technology for Lithium-ion Power Battery of Electric Vehicle

CHEN Yan-hong, WU Wei-jing, LIU Hong-wei[†], ZHANG Zhen-zhao

(State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin Univ, Changchun, Jilin 130022, China)

Abstract: In order to improve the consistency for lithium-ion power battery of electric vehicle, to raise the available power and the utilization ratio of capacity for the battery pack, this paper put forward a battery sorting method based on the inconsistency mechanism analysis of battery. Firstly, the traditional sorting method, the main factor sorting method and the total factor sorting method for battery were completed respectively, and the comparative results show that the total factor sorting method is optimal. Secondly, the dynamic characteristics sorting was carried by fuzzy c-means clustering algorithm based on the total factor sorting results. Finally, the sorting effect was verified through experiments and the result shows that this sorting method can improve the inconsistency for battery pack effectively, and has a certain practical significance.

Key words: vehicle engineering; lithium-ion power battery; inconsistency; multi-parameter sorting; dynamic characteristics sorting

为了满足驱动电机供电电压和整车续航里程的要求,电池组需要通过上百节电池单体串联或并联而成.电池单体之间的不一致性会使电池组在使用过程中存在“木桶效应”,这种现象的存在会降低电池组的充放电效率,减少电动汽车的续航里程.

目前,解决电池不一致性的技术措施主要有电池分选、电池均衡以及电池热管理等方法,本文针对电池分选方法进行研究.电池分选方法主要有单参数分选法、多参数分选法以及动态特性分选法,而多参数分选法与动态特性分选法相结合的方法是目

* 收稿日期:2015-12-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(2012DFA61010), National Natural Science Foundation of China(2012DFA61010)

作者简介:陈燕虹(1965-),女,吉林长春人,吉林大学教授,博士

[†] 通讯联系人, E-mail: asgroup@163.com

研究的趋势。

多参数分选法采用多个特征参数对电池进行分选。刘千杰等^[1]通过4次充放电循环,以容量差1%、电压10 mV、内阻2 mΩ以及充电恒流比1%以内为一档对电池进行分类,分选效果较好;吴生先^[2]以容量公差为额定容量的±1%,开路电压公差为±10 mV,内阻公差为±0.5 mΩ,自放电公差为±5 mV,分选效果也较好;Jonghoon Kim等^[3-4]针对电压均衡技术可能造成的电压一致而荷电状态不一致的情况,提出了一种基于容量和内阻来提高锂离子动力电池组的电压和SOC一致性的方法。但是上述多参数分选方法并没有对分选变量进行优化,分选变量之间存在的相关性会影响分选结果。

动态特性分选根据充放电曲线对电池进行分选。单毅^[5]通过对充放电曲线采用层次聚类的方法得到电池之间的差异度,试验表明该方法的分选效果较好;闻涛等^[6]提出了一种基于特征向量的电池分选方法,但是标准电压特征向量较难确定,增加了分选工艺实施的难度;苑风云^[7]搭建了以SOC为纽带的电池等效电路模型,根据模型仿真得出的充放电曲线之间的相似性对电池进行分选;Raspa等^[8]通过自组织图的方式根据电池的SOV变化来对电池进行分选。但是上述动态特性分选方法均没有考虑电池的其他参数,并且实施较为复杂。

本文提出了一种多参数分选与动态特性分选相结合的分选方法。多参数分选以统计学软件SPSS为基础,利用因子分析模块对分选变量进行优化,利用系统聚类模块分别对电池进行主因子分选和总因子分选;动态特性分选以电池的放电曲线为基础,通过MATLAB编程来实现模糊C均值聚类算法,从而实现对电池的分选。

1 不一致性分析

电池的不一致性,是指同批次、同规格、同型号的电池,在电压、容量、内阻以及自放电率等特征参数上所表现出的差异性。

锂离子动力电池的不一致性主要在生产、使用和储存过程中产生。生产过程中造成的电池不一致性会在使用和储存过程中被累积扩大,比如,容量不同的两节电池进行串联充放电,通过的电流是相同的,在相同时间内充放电容量是一样的,在容量小的电池达到其极限容量时,容量大的电池可能正处于未充满电或者未放完电的状态,这样就会造成能量浪费。如果反复进行充放电,则势必会使得容量小的电池始终处于深充深放状态,而容量大的电池始终

处于浅充浅放状态,这样容量小的电池性能会越来越差,与容量大的电池的不一致性也会进一步加剧。所以在电池使用之前采用合理的方法对其进行分选显得尤为重要。

2 多参数分选

本文首先以统计学软件SPSS为基础对电池进行多参数分选。

2.1 分选变量的获取

以100节180 Ah电池为研究对象来探究有效的电池分选方法,其技术参数如表1所示。

表1 180 Ah 电池的技术参数
Tab.1 Technical parameters of 180 Ah battery

参数	取值	
标称容量/Ah	180	
能量密度/(Wh·kg ⁻¹)	114~120	
工作电压/V	3.2	
充电截止电压/V	3.65	
放电截止电压/V	2.5	
充放电电流/C	0.3	
循环寿命	80%DOD	≥2 000
	70%DOD	≥3 000
适应环境温度/℃	充电	0~55
	放电	-25~55
自放电率/月	≤3%	
单体电池重量/kg	5.6±0.1	

在进行多参数分选之前需要确定分选变量。分选变量可以以不一致性的表现形式为依据进行选择。另外,电池的充电过程包括恒流充电和恒压充电两部分,一般先进行恒流充电,再进行恒压充电,恒流过程是产生极化的过程,而恒压过程则是消除极化的过程,恒压过程时间越短,说明恒流过程产生的极化越小,电池性能越理想。最终选取平均内阻、开路电压、自放电率、充电容量、放电容量以及恒流充电时间占总充电时间的比值这6个指标作为电池的分选变量。其中,平均内阻取值为电池在1/3 C充满电和1/3 C放完电时内阻的平均值,记为R;开路电压取值为电池在1/3 C充满电3 d后的电压值,记为D;自放电率取值为电池在40℃条件下1/3 C充满电后间隔7 d的电压降,记为E;充放电容量分别取值为电池在1/3 C标准充放电条件下的充放电容量,分别记为Q1, Q2;恒流充电时间占总充电时间的比值取值为电池在1/3 C充电条件下的恒流充电时间占总充电时间的比值,记为B。

为了获取分选变量的测试数据,运用NEWARE充放电设备分别对100节电池进行充放电试验。其

中,电池的充放电试验照片如图 1 所示.

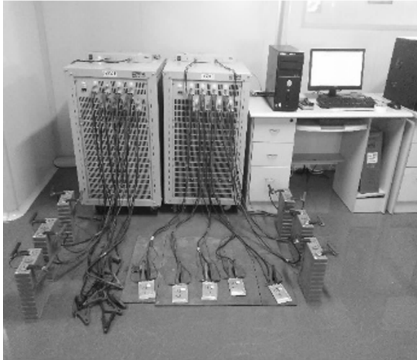


图 1 电池的充放电试验

Fig.1 Charge and discharge experiment for battery

2.2 分选变量的优化

为了消除分选变量之间的相关性对分选结果的影响,同时减少分选变量,简化计算,可以对电池的分选变量进行因子分析^[9].

因子分析是一种统计学方法,其最常用的理论公式如式(1)所示:

$$Z=AF+V. \tag{1}$$

式中: Z 为原变量; A 为因子载荷矩阵; F 为共同因子; V 为唯一因子.

统计学软件 SPSS 将相关系数矩阵、反映像相关矩阵、Bartlett 球度检验以及 KMO 检验这 4 个统计量作为判断因子分析的条件. 其中,经常采用的是 Bartlett 球度检验和 KMO 检验.

Bartlett 球度检验通过判断相关矩阵来检验电池的分选变量是否适合做因子分析. Bartlett 球度检验的原假设为相关矩阵是单位阵,只有拒绝该假设,因子分析才是有意义的,而要拒绝该假设就需要 Bartlett 球度统计量相应的概率值 Sig 小于给定的显著性水平;KMO 检验是通过电池分选变量之间的相关系数来判断分选变量是否适合做因子分析. KMO 值越大,则分选变量间的相关系数越大,它们的共同性就越多. 通常,KMO 值达到 0.7 以上就可以采用因子分析.

由于 Bartlett 球度检验和 KMO 检验都与分选变量间的相关矩阵有关,所以首先需要得到分选变量之间的相关矩阵. 以选取的 100 节电池的 6 个分选变量的试验数据作为输入,经计算得到这 6 个分选变量的相关矩阵如表 2 所示.

由表 2 可知,电池的各分选变量之间具有较大的相关性,所以有必要对该相关矩阵进行 Bartlett 检验和 KMO 检验,得到的检验结果如表 3 所示. 可见,Bartlett 球度检验统计量相应的概率值 Sig = 0.000,小于给定的显著性水平 0.050 并且 KMO =

0.896 > 0.700 满足因子分析条件,所以选取的分选变量可以通过因子分析来优化.

表 2 分选变量的相关矩阵

Tab.2 Correlation matrix of sorting variable

变量	R	D	E	Q1	Q2	B
R	1.000	-0.635	0.401	-0.570	-0.618	-0.308
D	-0.635	1.000	-0.081	-0.636	-0.823	-0.662
E	0.401	-0.081	1.000	0.115	0.023	-0.136
Q1	-0.570	-0.636	0.115	1.000	0.847	0.659
Q2	-0.618	-0.823	0.023	0.847	1.000	0.633
B	-0.308	-0.662	-0.136	0.659	0.633	1.000

表 3 Bartlett 和 KMO 检验结果

Tab.3 Inspection results of Bartlett and KMO

检验项目	结果
近似卡方 χ^2	379.514
Bartlett 球度检验	df
	15
	Sig
	0.000
KMO 值	0.896

选择主成份分析法对选取的 6 个分选变量进行了因子分析,得到如表 4 所示的主成份的贡献率. 主成份的贡献率表示的是经主成份分析法得到的各因子所能解释原分选变量的程度.

表 4 主成份的贡献率

Tab.4 Contribution of the main ingredients

因子	特征值	贡献率/%	累积贡献率/%
1	2.966	49.434	49.434
2	1.240	20.667	70.101
3	1.004	16.733	86.834
4	0.577	9.616	96.450
5	0.170	2.833	99.283
6	0.043	0.717	100.000

通常取特征值大于 1 的因子作为代表原变量的新变量^[9]. 在表 4 中,有 3 个因子的特征值超过 1,所以取这个因子作为新分选变量,即主因子 F1, F2 和 F3. 可见,分选变量经因子分析后提取 3 个主因子即可表达其 86.834% 的内容.

得到的因子矩阵如表 5 所示.

表 5 因子矩阵

Tab.5 Factor matrix

原分选变量	因子		
	F1	F2	F3
Q2	0.970	-0.049	0.094
D	-0.911	-0.177	0.160
Q1	0.816	-0.012	0.434
B	0.724	-0.115	-0.488
R	-0.065	0.779	-0.526
E	0.039	0.766	0.511

表5中的因子矩阵是每个原始分选变量在各因子上的因子载荷,比如,放电容量 $=0.970 \times F1 - 0.049 \times F2 + 0.094 \times F3$ 。由表中的因子载荷可知,第一个因子主要表达的是放电容量、开路电压、充电容量以及恒流充电时间占总充电时间的比值这4个分选变量,第二个因子主要表达的是平均内阻和自放电率这两个分选变量,而第三个因子则比较综合地表达了各分选变量。

得到的因子得分系数矩阵如表6所示。

表6 因子得分系数矩阵

Tab. 6 Factor score coefficient matrix

原分选变量	因子		
	F1	F2	F3
R	0.030	0.816	0.064
D	-0.320	-0.194	0.012
E	0.012	0.082	0.798
Q1	0.252	-0.328	0.305
Q2	0.320	-0.115	0.042
B	0.265	0.260	-0.411

表6中每列的数据即是这3个主因子被原始分选变量表示的系数。比如:主因子 $F1=0.030 \times$ 平均内阻 $-0.320 \times$ 开路电压 $+0.012 \times$ 自放电率 $+0.252 \times$ 充电容量 $+0.320 \times$ 放电容量 $+0.265 \times$ 恒流充电时间占总充电时间的比值。

综上,最初的6个分选变量经因子分析后转化为3个变量(即3个主因子)就可表达原来分选变量的大部分信息,所以选取这3个主因子作为新的分选变量。另外,根据每个主因子能够表达原始分选变量的程度可将其综合为一个总因子,这个总因子的加权系数按照表4来确定,即总因子 $F=49.434\% \times F1+20.667\% \times F2+16.733\% \times F3$ 。

2.3 电池的分选结果

聚类分析是直接比较各事物之间的性质,将性质相近的事物归为一类,性质差别较大的事物归入不同类的技术。

聚类分析中样本间距离以及样本与类、类与类之间距离的计算方法至关重要。鉴于平方欧氏距离度量的广泛应用,选取该距离作为样本间距离的衡量标准。该距离的表达式如式(2)所示。

$$d = \sum_i (x_i - x_{i+1})^2. \quad (2)$$

式中: x_i 和 x_{i+1} 分别代表两个电池样本的某个变量, i 为变量个数。

由于离差平方和法在实际应用中分类效果较好,应用较广,所以选取该方法来对电池进行聚类。

下面按照系统聚类的方法分别对电池样本进行主因子分选和总因子分选,并与传统分选法进行对

比。另外,为了方便验证分选效果,在按照下面方法进行分选时,将所有的电池均分为4类。

1) 传统分选法

传统分选法直接按照电池厂家传统的做法将放电容量、内阻和开路电压作为分选变量,即首先根据放电容量、内阻和开路电压进行电池单体的挑选,再按容量组内差、内阻组内差以及电压组内差进行分组,按照这种方法得到的分选结果如表7所示。

表7 传统分选法分选结果

Tab. 7 Result of the traditional sorting method

分类号	电池标号
第Ⅰ类	1,5,6,7,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,30,31,35,36,37,38,45,58,59,61,63,64,66,67,70,71,72,74,75,76,77,78,79,80,82,84,85,86,87,88,89,90,91,92,95,96,97,100
第Ⅱ类	2,3,4,8,29,32,33,40,42,43,44,47,48,50,51,52,54,55,57,60,68,94,98
第Ⅲ类	34,41,46,49,53,56,62,65,69,73,81,83,93,99
第Ⅳ类	39

2) 主因子分选法

主因子分选法是将3.2节中经因子分析后生成的3个主因子 $F1, F2, F3$ 作为分选变量,运用SPSS软件中的系统聚类方法对电池进行聚类,其中,样本间距离的度量方式选用平方欧式距离,聚类方法选用离差平方和法。得到的分选法结果如表8所示。

表8 主因子分选法分选结果

Tab. 8 Result of the main factor sorting method

分类号	电池标号
第Ⅰ类	1,5,6,9,10,12,13,14,15,16,17,19,20,21,22,23,24,25,26,28,30,31,36,37,45,59,61,72,75,76,82,84,85,86,87,89,90,92,96,97
第Ⅱ类	2,3,4,8,29,32,33,34,39,40,41,42,43,44,46,47,48,50,51,52,53,54,55,56,57,60,62,68,73,81,93,94,98,99
第Ⅲ类	7,11,18,27,38,49,58,63,64,65,66,67,69,70,71,74,77,78,79,80,83,88,91,95,100
第Ⅳ类	35

3) 总因子分选

总因子分选法是将总因子 F 作为分选变量,运用SPSS软件中的系统聚类对其进行聚类,其中,样本间距离的度量方式仍选用平方欧式距离,聚类方法仍选用离差平方和法。得到的分选结果如表9所示。

2.4 多参数分选效果对比

由于每节电池分选变量的初始数据是已知的,可以根据这些初始数据对分选出的各类电池进行评价,如表10所示,用各类电池的平均放电容量和平均自放电率来对此类电池性能进行评价。

表 9 总因子分选法分选结果

Tab.9 Result of the total factor sorting method

分类号	电池标号
第 I 类	1,6,7,9,10,11,15,17,22,23,24,25,28,31,37,38,45,59,61,72,75,76,78,80,82,87,90,97,100
第 II 类	2,3,4,5,8,12,13,16,19,20,26,29,30,32,33,34,36,39,40,41,42,43,44,46,47,48,50,51,52,53,54,55,56,57,58,60,62,65,68,69,73,81,83,84,85,86,89,92,93,94,96,98,99
第 III 类	14,18,21,27,49,63,64,66,67,70,71,74,77,79,88,91,95
第 IV 类	35

表 10 分选方法试验结果

Tab.10 Test results of sorting methods

分选方法	分类标号	电池节数	平均放电容量/Ah	平均自放电率/V
传统分选法	第 I 类	62	170.4	0.89%
	第 II 类	23	163.7	1.32%
	第 III 类	14	156.5	1.41%
	第 IV 类	1	147.1	1.45%
主因子分选法	第 I 类	40	171.5	0.82%
	第 II 类	34	161.7	1.08%
	第 III 类	25	145.9	1.33%
	第 IV 类	1	148.4	1.78%
总因子分选法	第 I 类	29	175.9	0.57%
	第 II 类	53	164.1	0.79%
	第 III 类	17	147.3	1.46%
	第 IV 类	1	148.4	1.78%

由表 10 可知,传统分选法仅将内阻、开路电压和放电容量作为分选变量,并没有考虑自放电率等因素的影响,所以每一类电池的平均放电容量均相对较高,但是其平均自放电率也均较高,并且可能分布并不均匀;主因子分选法虽然考虑的因素较多,但是它并没有按照每个主因子对原分选变量的解释程度进行加权,分选出的每类电池的平均放电容量和平均自放电率均居中,而总因子分选考虑的因素较全面,并且按照每个主因子对原分选变量的解释程度进行了加权,所以由其分选出的每类电池的平均放电容量均较高,平均自放电率均较低,并且类与类之间差别较大,其分选效果最好。

3 动态特性分选

多参数分选法是静态分选,虽然能反映出动力电池的某些特性,但主要是外部特征,也无法反映出充放电过程中电池特性的变化趋势;动态特性分选法以放电曲线为依据,考虑了电池在充放电过程中其内部结构的不同,结合多参数分选,能够挑选出一致性较好的电池,从而提高电池组的性能。

3.1 电池充放电曲线的离散拟合

由多参数分选结果试验对比可知,总因子分选法在 3 种多参数分选方法中是最好的,但是由于分选出的第 III 类电池性能相对较差,第 IV 类电池仅有 1 节,所以只能在第 I 类(29 节)和第 II 类(53 节)电池的基础上再进行动态特性分选。

在电池充放电曲线上选取 p 个采样点,则电池的充放电曲线可以转化为一个一维特征向量.对于一组待分类的 n 节电池,可以将一簇充放电曲线转化为一个 $n \times p$ 维的原始数据阵.

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_k \\ \vdots \\ X_L \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{k1} & x_{k2} & \cdots & x_{kp} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{L1} & x_{L2} & \cdots & x_{Lp} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: x_{ij} 是第 i 节电池充放电曲线上的第 j 个数据点的拟合值。

在上述原始矩阵中,每一行均代表一节电池的特性曲线,任意两节电池间的相似性可以通过矩阵 X 的第 k 行和第 L 行的欧氏距离 $d(L, k)$ 来描述.

$$d(L, k) = \sqrt{(x_{k1} - x_{L1})^2 + (x_{k2} - x_{L2})^2 + \cdots + (x_{kp} - x_{Lp})^2} \quad (4)$$

式中: $d(L, k)$ 越小,两节电池充放电曲线之间的距离越小,性能越接近,一致性越好。

电池之间性能的不同会导致电池的充放电时间不同.为了使代表每节电池的特征向量长度相同,便于计算电池之间的距离,需要对每节电池的充放电数据进行拟合,这里仅对搁置和放电部分进行,得到了代表每节电池的 100 个搁置数据点和 500 个放电数据点,共 600 个数据点来代表一节电池。

3.2 电池的动态特性分选

对电池的动态特性分选需要确定聚类方法,本文根据电池的充放电曲线采用模糊 C 均值聚类算法来对电池进行分选。

模糊 C 均值聚类算法是 Jim Bezdek 博士在 1973 年提出的一种基于目标函数的聚类算法^[10].下面对它的隶属度函数、相似性函数以及目标函数进行简单的介绍。

1) 隶属度函数

隶属度函数用于表示一节电池属于某一类电池的程度,用 $u_a(X)$ 表示,如果它的值是 1,则说明这节电池完全属于某一类电池.由归一化规定知,一个数据集的隶属度的和总等于 1,即如果有 n 个样本, c 个聚类中心,则

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, j = 1, \dots, n. \quad (5)$$

式中: c_i 为模糊组 i 的聚类中心; u_{ij} 为第 j 个样本属于第 i 个聚类中心的程度.

2) 相似性函数

选取平方欧氏距离作为相似性函数, 此距离越小, 说明两个样本越相似.

3) 目标函数

模糊 C 均值聚类算法的目标函数定义为:

$$J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2. \quad (6)$$

式中: m 为一个加权指数, 又称模糊因子, m 越大, 聚类结果越模糊. 通常 $m=2$; d_{ij} 为第 j 个样本与第 i 个聚类中心之间的距离.

构造如下目标函数, 可求得使式(6)达到最小值的必要条件.

$$\begin{aligned} \bar{J}(U, c_1, \dots, c_c, \lambda_1, \dots, \lambda_n) &= J(U, c_1, \dots, c_c) + \\ &\sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 + \\ &\sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right). \end{aligned} \quad (7)$$

这里 $\lambda_j, j = 1 \dots n$ 是式(7)中的 n 个拉格朗日乘子, 对所有输入参量求导, 得到使得目标函数的值达到最小的条件是

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (8)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)}}. \quad (9)$$

这两个必要条件使得模糊 C 均值聚类算法成为一个迭代过程. 此过程具体如下: 首先, 需要初始化 U , 并且使其满足求和为 1; 其次, 用式(8)计算 c 个 c_i ; 最后根据式(6)计算目标函数, 如果满足条件, 则算法停止, 如果不满足条件, 则用式(9)计算新的 U , 再从头开始计算.

根据模糊 C 均值聚类算法的介绍, 在总因子分选法的基础上将 n 节电池样本聚成 c 类. 为了方便验证, 以最终挑选出的电池节数 $m=4$ 为例, 其算法流程如图 2 所示.

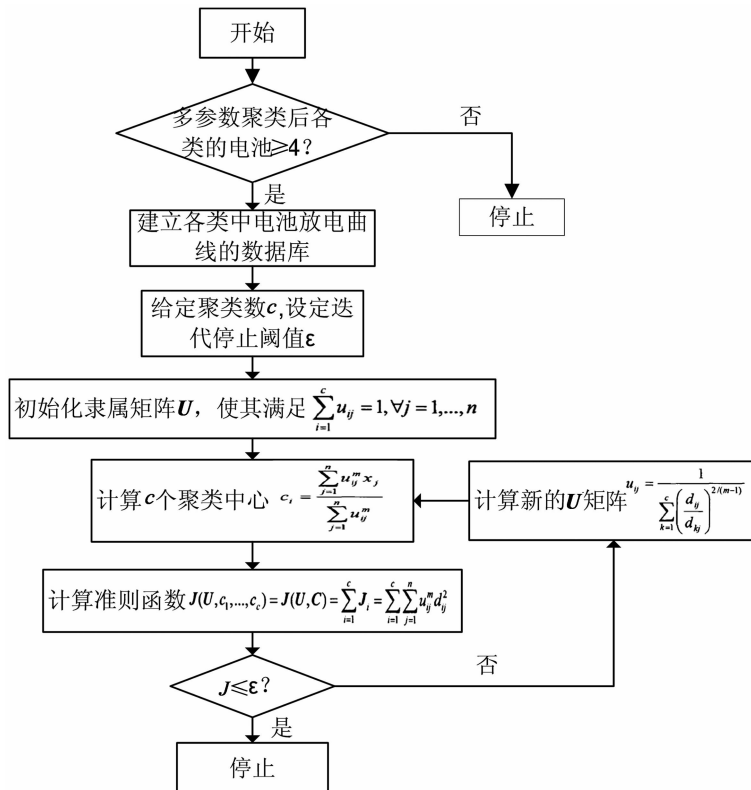


图 2 模糊 C 均值聚类算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the fuzzy C-means clustering algorithm

按照图 2 所示的流程,运用 MATLAB 编程实现该算法,从而得到运用动态特性分选方法分选的结果。

以第 I 类电池(29 节)为例,由于电池节数较多,所以先将其分为 3 类,再针对每一类进行模糊 C 均值聚类,得到的聚类结果如图 3 所示。目标函数 J 迭代了 13 次就达到了 $1e-5$,满足设定条件,迭代停止。

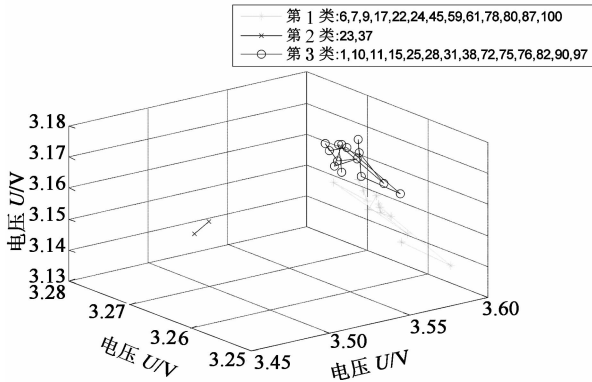


图 3 29 节电池的聚类结果

Fig. 3 Clustering results for 29 batteries

由图 3 可知,29 节电池中的第 2 类仅包含 2 节电池,可将其舍掉,第 1 类和第 3 类分别包含 13 和 14 节电池,可以继续对其分别再进行聚类。

1) 13 节电池的聚类结果:

当聚为 3 类时,得到如图 4 所示的聚类结果。

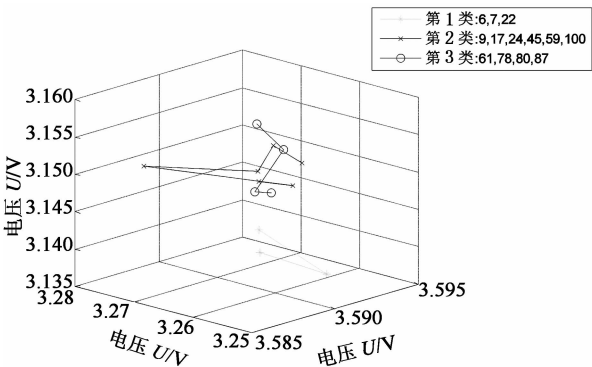


图 4 $n=3$ 时 13 节电池的聚类结果

Fig. 4 Clustering results for 13 batteries when $n=3$

当聚为 4 类时,得到如图 5 所示的聚类结果。

由图 4 和图 5 知,无论聚为 3 类还是 4 类,61, 78, 80, 87 这 4 节电池始终聚为一类,所以可以认为这 4 节电池的一致性较好。

2) 14 节电池的聚类结果:

当聚为 3 类时,得到如图 6 所示的聚类结果。

当聚为 4 类时,得到如图 7 所示的聚类结果。

由图 6 和图 7 可知,聚为 4 类时的第 1 类电池(6 节)均包含在聚为 3 类时的第 1 类电池(8 节)中。

为了挑选出一致性较高的 4 节电池,对聚为 4 类时的第 1 类电池继续进行聚类。

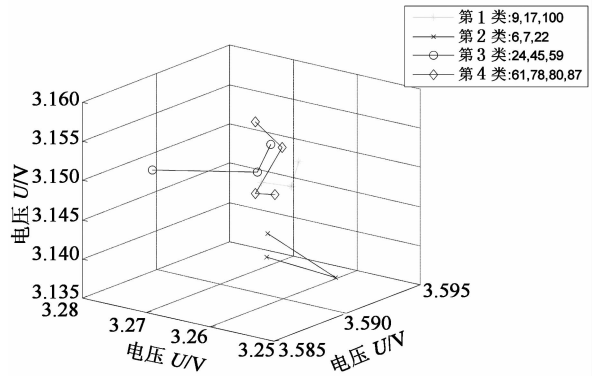


图 5 $n=4$ 时 13 节电池的聚类结果

Fig. 5 Clustering results for 13 batteries when $n=4$

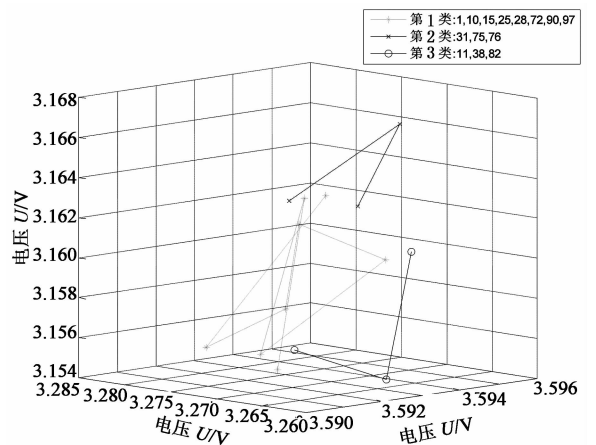


图 6 $n=3$ 时 14 节电池的聚类结果

Fig. 6 Clustering results for 14 batteries when $n=3$

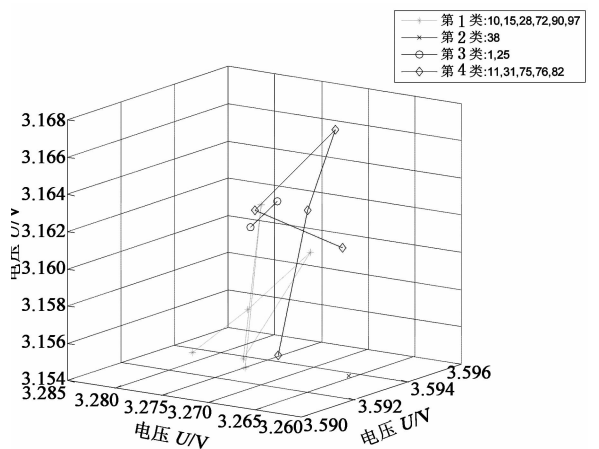


图 7 $n=4$ 时 14 节电池的聚类结果

Fig. 7 Clustering results for 14 batteries when $n=4$

对于这 6 节电池,当聚类数为 3 时,得到如图 8 所示的聚类结果。由图 4,图 8 可知,每一类电池数

均小于4节,而本文最终聚类的电池数统一为4节,所以认为聚类数为3时是不合理的。

当聚为2类时,得到如图9所示的聚类结果.可见,10,15,28,90这4节电池聚为一类.所以这14节电池中,10,15,28,90这4节电池的一致性较好。

由上面聚类过程可知,在这29节电池中,61,78,80,87和10,15,28,90这两组电池一致性较好。

同理,由总因子分选法分选出的第II类电池(53节)的动态特性分选与这第I类电池(29节)相似,在此不多做介绍.总结这两类电池的分选结果分别如图10和11所示。

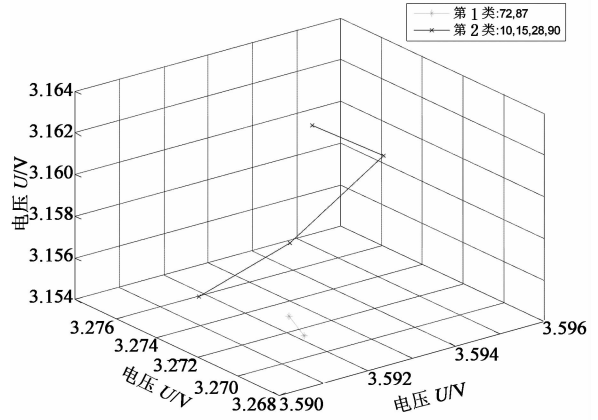


图9 n=2时6节电池的聚类结果
Fig. 9 Clustering results for 6 batteries when n=2

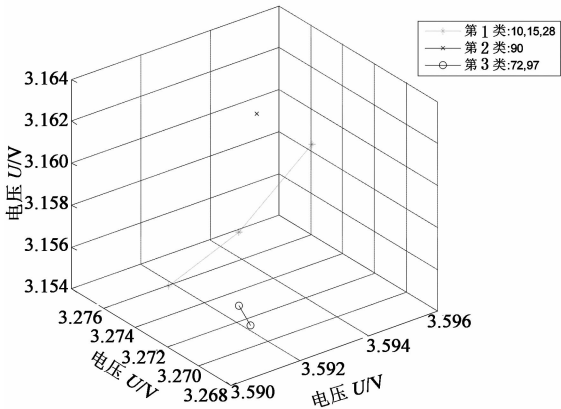


图8 n=3时6节电池的聚类结果
Fig. 8 Clustering results for 6 batteries when n=3

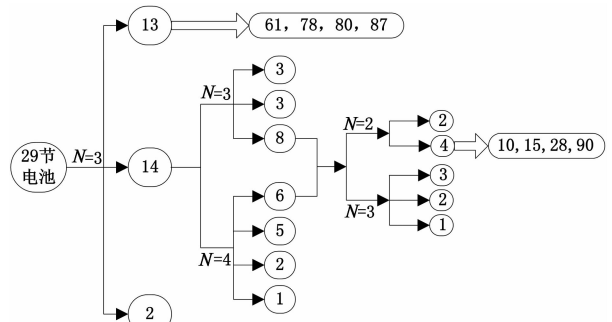


图10 29节电池的分选结果
Fig. 10 Sorting results for 29 batteries

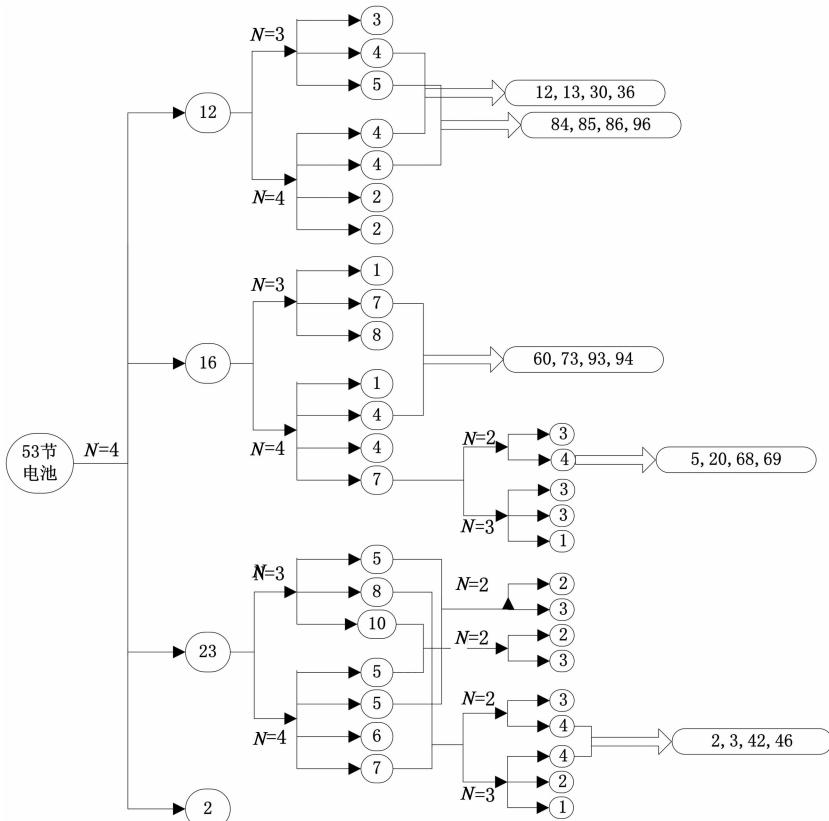


图11 53节电池的分选结果
Fig. 11 Sorting results for 53 batteries

综上,在总因子分选的基础上运用动态特性分选共分选出了 7 组一致性较好的电池,分别是标号为 61,78,80,87;10,15,28,90;12,13,30,36;84,85,86,96;60,73,93,94;5,20,68,69;2,3,42,46 的电池。

4 试验验证

为了验证多参数分选与动态特性分选相结合的方法的有效性,按照总因子分选的方法再次对这 29 节和 53 节电池分别进行分选,同样以最终选取的电池节数为 4,组数为 7 作为分选目标,得到 7 组电池的标号分别为 6,61,80,82;1,72,78,97;2,8,33,85;12,13,68,94;20,46,47,89;16,29,81,92;30,55,83,96。

将分选出的电池分别串联成组进行充放电试验,以放电电压极差作为评价指标,试验结果如表 11 所示。

表 11 两种分选方法试验结果

Tab. 11 Test result of the two sorting methods

分选方法	电池类别	组别	分选结果	充电容量 /Ah	放电容量 /Ah	放电电压极差 /V
动态特性分选结果	29 节电池	1	61,78,80,87	177.436	176.673	0.016 4
		2	10,15,28,90	176.558	175.621	0.020 2
		3	12,13,30,36	167.793	165.744	0.017 0
	53 节电池	4	84,85,86,96	165.910	163.257	0.017 4
		5	60,73,93,94	156.218	154.002	0.024 8
		6	5,20,68,69	157.498	155.634	0.0225
		7	2,3,42,46	162.820	161.672	0.021 6
总因子分选结果	29 节电池	1	6,61,80,82	173.882	170.761	0.010 3
		2	1,72,78,97	171.623	167.541	0.012 7
		3	2,8,33,85	166.478	162.535	0.033 4
	53 节电池	4	12,13,68,94	159.622	155.719	0.034 6
		5	20,46,47,89	156.437	154.628	0.038 4
		6	16,29,81,92	145.622	142.719	0.042 7
		7	30,55,83,96	148.623	144.541	0.035 5

由表 11 可知,先由总因子分选后由动态特性分选法分选出的每组电池的放电电压极差为 0.024 8 V;一直由总因子分选法分选出的每组电池的放电电压极差为 0.042 7 V。而成组动力电池的分选条件通常设定为:极差 ≤ 0.1 V。可见,两种分选方法均满足要求,但是先总因子分选后动态特性分选的方法更有效。

5 结论

1)通过因子分析对电池的分选变量进行了优

化,通过系统聚类对电池进行了聚类,试验结果表明,3 种多参数分选方法中分选效果由好到差依次为总因子分选法、主因子分选法、传统分选法。

2)在总因子分选结果的基础上对电池进行了动态特性分选,由试验结果可知,先由总因子分选后由动态特性分选法分选出的每组电池的放电电压极差为 0.024 8 V,由此证明了本文提出的总因子分选法与动态特性分选法相结合的有效性。

参考文献

- [1] 刘千杰,刘科达,孔祥花.一种锂离子电池分选方法:中国,201410154729.4[P].2014-07-30.
LIU Qian-jie, LIU Ke-da, KONG Xiang-hua. A sorting method for lithium-ion battery:China,201410154729.4[P].2014-07-30. (In Chinese)
- [2] 吴生先.锂离子电池的分选方法:中国,201210405058.5[P].2014-05-07.
WU Sheng-xian. Sorting method for lithium-ion battery:China,201210405058.5[P].2014-05-07. (In Chinese)
- [3] KIM J, SHIN J, JEOM C, *et al.* High accuracy state-of-charge estimation of Li-Ion battery pack based on screening process[C]//Applied Power Electronics Conference and Exposition, 2011 Twenty-Sixth Annual IEEE. IEEE, 2011; 1984-1991.
- [4] KIM J, SHIN J, CHUN C, *et al.* Stable configuration of a Li-ion series battery pack based on a screening process for improved voltage/SOC balancing[J]. Power Electronics, IEEE Transactions on, 2012, 27(1): 411-424.
- [5] 单毅.锂离子电池一致性研究[D].上海:中国科学院上海微系统与信息技术研究所,2008.
SHAN Yi. Research on uniformity of lithium-ion battery [D]. Shanghai: Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, 2008. (In Chinese)
- [6] 闻涛,蔡浩.一种基于电池特征向量的锂离子电池配组方法:中国,201110367124.X[P].2012-03-28.
WEN Tao, CAI Hao. A lithium-ion batteries group method based on feature vector:China,201110367124.X[P].2012-03-28. (In Chinese)
- [7] 苑风云.基于充放电特性的锂离子电池分选方法的研究[D].长春:吉林大学交通学院,2014.
YUAN Feng-yun. Research on lithium-ion batteries sorting method based on characteristics of charging and discharging [D]. Changchun: College of Transportation, Jilin Univ, 2014. (In Chinese)
- [8] RASPA P, FRINCONI L, Adriano MANCINI, *et al.* Selection of lithium cells for EV battery pack using selforganizing maps[J]. J Automotive Safety and Energy,2011, 2(2):157-164.
- [9] 张文彤,闫浩.SPSS统计分析基础教程[M].北京:高等教育出版社,2004.
ZHANG Wen-tong, YAN Hao. SPSS statistical analysis basic tutorial[M]. Beijing: Higher Education Press,2004. (In Chinese)
- [10] KANNAN S R, RAMATHILAGAM S, CHUNG P C. Effective fuzzy c-means clustering algorithms for data clustering problems [J]. Expert Systems with Applications,2012, 39 (7):6292-6300.