



基于容量增量分析的动车组蓄电池分选方法

范超杰^{1,2}, 田亮³, 熊凯舟³, 席振^{1,2}, 彭勇^{1,2}, 梁习锋^{1,2}

(1. 中南大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075;

2. 中南大学 轨道交通安全教育部重点实验室, 湖南 长沙 410075;

3. 中国铁道科学研究院集团有限公司 机车车辆研究所, 北京 100081)

摘要: 动车组镉镍电池的不一致性问题严重影响列车性能, 不仅影响电池组荷电状态的准确评估及故障诊断, 还会加剧电池性能的不一致性。为实现蓄电池的精准分选, 文章提出一种基于容量增量分析的动车组蓄电池分选方法。该方法首先对电池进行容量增量分析, 表征电池在充电过程中的性能变化特性; 然后利用t-分布随机近邻嵌入(t-SNE)算法提取容量增量曲线中的不一致性参数, 在保留关键信息的同时降低特征维度, 以优化模型性能; 最后采用迭代自组织聚类算法(ISODATA)对不一致性参数进行聚类分析, 实现对电池动态性能的分选。试验结果表明, 相较于传统基于静态参数的方法, 该方法能更精准地识别电池间的性能差异, 显著提高蓄电池分选的准确性和可靠性, 为动车组蓄电池的管理与优化提供了理论依据与技术支持。

关键词: 动车组; 镉镍蓄电池; 动态分选; 容量增量分析; t-SNE; ISODATA

中图分类号: TM912; U266 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-128X(2026)01-0143-05

0 引言

镉镍蓄电池作为动车组辅助供电系统(auxiliary power supply system, APSS)的备用电源, 在动车组处于无网压状态或辅助变流装置故障时, 提供电能以维持控制单元、照明、紧急通风等必要系统的正常运转。蓄电池的可靠性直接影响行车安全^[1], 因此对蓄电池进行分选重组显得尤为重要。通过精确分选重组^[2], 可以提升蓄电池的可靠性及工作性能, 进而保证动车组的行车安全。因此, 本文以容量增量分析为分选特征, 采用t-分布随机近邻嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)和迭代自组织聚类算法(iterative self-organizing data analysis techniques algorithm, ISODATA)对电池进行分选。

目前, 国内外蓄电池分选重组方法分为两类, 分别为直接测量法^[3-4]和模型分选法^[5-6]。基于直接测量的分选方法即对电池单体进行充放电等相关测试, 在这一过程中提取能够反映电池不一致性的参数, 并依据

提取的参数对电池进行分选。根据分选参数的类别主要分为静态参数和动态参数, 静态参数是指电池处于闲置状态时提取的特征参数, 包括静态内阻、静态电压、静态容量等^[7]。静态参数只能反映当前测试条件下的电池不一致性, 而忽略了动态过程的影响, 通常只用作分选重组前的筛选指标^[8]。动态参数是指电池处于工作状态时提取的动态过程特征, 包括容量增量曲线、充放电曲线、电化学阻抗谱等^[9-11]。动态参数能更真实地反映电池的实际工作状态, 因此依据其分选的可靠性大大提高。基于模型的分选方法利用蓄电池试验测试数据, 采用电化学模型、等效电路模型或机器学习等智能算法实现电池的筛选^[12-14]。电化学模型是通过试验数据提取能够反映电池内部电化学反应机理的参数, 并将其作为筛选指标对电池进行分选^[15-17]。

分析国内外蓄电池分选研究现状可知, 模型方法比较依赖专家经验, 而实际蓄电池内部化学反应和退化机理过于复杂, 难以建立精确的分选模型。目前蓄电池分选方法主要针对锂电池和铅酸蓄电池, 而动车组常用的镉镍蓄电池由于其工作原理、退化机理、内

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4301201-05)

通信作者: 席振, 男, 博士, 主要从事动力电池健康管理方面的研究; E-mail: zhen_xi@csu.edu.cn

引用格式: 范超杰, 田亮, 熊凯舟, 等. 基于容量增量分析的动车组蓄电池分选方法[J]. 机车电传动, 2026(1): 143-147. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.01.019.

Citation: FAN Chaojie, TIAN Liang, XIONG Kaizhou, et al. Battery sorting method for EMU based on increment capacity analysis[J]. Electric drive for locomotives, 2026(1): 143-147. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.01.019.

部结构与前两者差异较大, 现有方法不适用。

为解决动车组蓄电池成组后一致性较差的问题, 本文提出一种基于容量增量分析的镉镍蓄电池分选方法。该方法首先对镉镍蓄电池的恒流充电阶段进行容量增量分析, 再通过 t-SNE 提取电池充电过程的动态特性参数, 最后利用 ISODATA 算法对电池进行分选, 将动态性能相对一致的镉镍蓄电池分为一类, 实现蓄电池的一致性分选, 为后续动车组蓄电池健康管理系统的建立奠定理论基础。

1 基于 t-SNE-ISODATA 的蓄电池分选方案

由于动车组蓄电池组采用串联的方式进行连接, 不同单体之间的工作电流相同, 因此电压曲线更能反映电池的动态特性^[18]。电压-容量曲线通常被用作评估电池性能的重要工具, 特别是在恒流充电阶段其能够反映电池的动态特性。然而, 由于该类曲线的特征不显著, 通常将其转化为容量增量曲线^[19]。本文对恒流充电过程中电压-容量数据进行容量增量分析。曲线中并非所有特征都富含信息, 因此通过 t-SNE 可以更好地揭示数据的内在结构, 帮助识别电池性能的差异和减少信息冗余, 从而提高分析的准确性和效率^[20]。

基于 t-SNE-ISODATA 的蓄电池分选流程如图 1 所示, 具体步骤为:

①检测电池性能。拆卸电池模组以获取单个电池, 并对所有电池进行外部及性能上的检测。

②剔除问题电池。筛除电压不稳定或容量不足的电池单体, 以确保留下的电池单体可以满足性能要求。

③分析容量增量。对满足要求的蓄电池试验数据进行容量增量分析, 再通过 Savitzky-Golay 方法进行降噪处理。

④提取动态特征。通过 t-SNE 对容量增量曲线进行动态特征提取, 降低信息冗余并提高分选效率。

⑤分选蓄电池。将性能相对一致的蓄电池分为一组, 确保成组后电池间的动态性能相对一致。

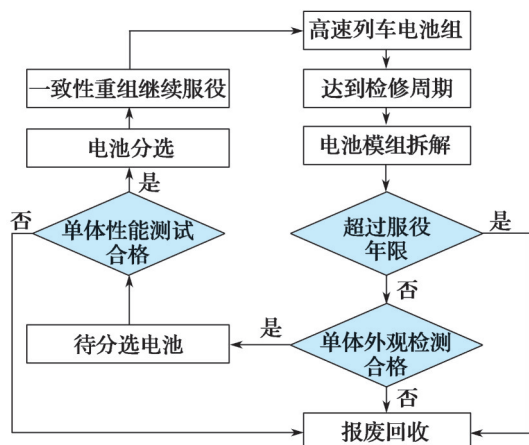


图 1 动车组蓄电池分选流程

Fig. 1 EMU battery sorting process

2 试验验证

本文选取了某品牌 (荷贝克) 三级修镉镍蓄电池 KH190P 共 200 节作为研究对象, 该型号电池额定容量为 190 Ah, 额定电压为 1.2 V。所有样本均来源于动车组三级修实际拆换的在役电池, 性能离散度高, 具有工程代表性。试验平台包括用于设备控制和数据存储的计算机、电池检测设备和可编程温控箱。试验设备如图 2 所示, 为了满足单体电池的充放电测试需求, 采用新威公司生产的多通道 CT-4008-5V100A-NFA 型电池检测设备。



图 2 试验设备

Fig. 2 Test equipment

根据 TB/T 3061—2016 的规定, 本次蓄电池试验的环境温度为 $(25 \pm 5) ^\circ\text{C}$, 将电池设置在 0.3C 的充电速率下进行恒流充电, 直到电池电压达到 1.52 V 为止。此后, 转换为恒压充电模式, 直至充电电流降至 8.5 A 时电池充电完成。充电结束后, 将电池静置 1 h。为了更准确地评估电池的实际性能, 采用“三充三放”的充放电方式消除电池的记忆效应, 并将测试中的最后一次恒流充电曲线作为分选数据。若后两次放电时间都短于 3.5 h, 表明蓄电池容量下降至额定容量的 70% 以下, 蓄电池已失效, 试验终止。

电池充电容量与电压的关系可描述为:

$$\left. \begin{aligned} Q &= \int I dt \\ V &= f(Q), Q = f^{-1}(V) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: I 表示恒流充电电流; V 表示电池的端电压; Q 表示电池恒流阶段充入的容量; f 代表容量与电压的映射函数; f^{-1} 代表 f 的反函数。

求得容量 Q 对电池端电压 V 的微分为

$$\frac{dQ}{dV} = \frac{Idt}{dV} \quad (2)$$

当电压间隔和时间间隔足够短时, 可近似得到

$$\frac{dt}{dV} \approx \frac{\Delta t}{\Delta V} \quad (3)$$

联立式(2)和式(3)有

$$\frac{dQ}{dV} = I \frac{\Delta t}{\Delta V} \quad (4)$$

蓄电池当前可用容量可通过安时积分法计算得到, 其中电流和时间依靠测量获得。在蓄电池数据缺失时, 采用线性插值处理。不同单体电池的容量增量曲线如图 3 所示。由于充电电压曲线数量太多, 因此仅选取部

分单体电池的容量增量曲线。从图3可知, 通过容量增量分析可以明显地表征出三级修镉镍蓄电池的动态性能差异。

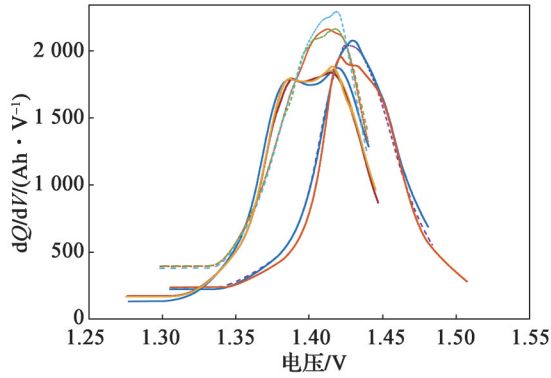


图3 不同单体电池容量增量曲线

Fig. 3 Increment capacity curve of different cells

3 试验结果分析

3.1 电池动态特征提取

动车组蓄电池在放电过程中, 其放电电压曲线由负载决定, 而实际工况中的负载大小往往是变化的, 这样会导致电池放电特征也随之变化, 难以提取放电过程中的特征用于电池分选; 而充电过程具有更高的可控性和重复性, 可以通过精确控制充电电流和充电电压来获取稳定的充电特征曲线。

容量增量曲线是电池性能分析中的关键指标之一, 其通过表征电池充放电过程中容量变化的动态特征, 为评估电池健康状态及一致性提供了重要依据。通过容量增量分析, 可以从充电电压与容量关系中提取与电池性能相关的重要参数, 敏锐地识别电池个体差异及其内在特性。然而, 容量增量曲线通常呈现出高维、复杂且非线性的特征, 增加了数据分析与建模的难度。在这种情况下, 使用非线性降维算法 t-SNE 进行特征提取, 能够有效处理容量增量曲线中的非线性关系并揭示其潜在的关键特征, 从而提取出能够用于电池分选的不一致性特征。t-SNE 不仅降低了模型的计算复杂度和过拟合风险, 还直观地展示了电池组中不同电池单体状态的差异, 有助于识别电池不一致的参数并提高评估模型的准确性。特征提取结果如图4所示。

3.2 电池动态特征分选

由于 ISODATA 算法中引入了分裂、合并及迭代操作, 使得算法能够通过迭代过程动态调整聚类中心和类的数量, 适应不同规模和特性的电池数据^[21]。因此, 将 ISODATA 算法用于电池分选, 其算法流程如下:

①根据式(5)计算初始隶属度矩阵 $U(0)$ 。

$$\mu_{ij}(0) = \frac{1}{\sum_{p=1}^K \left(\frac{d_{ij}}{d_{pj}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (5)$$

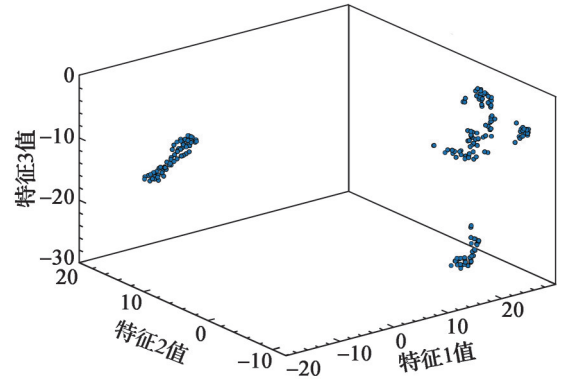


图4 电池分选特征提取结果

Fig. 4 Results of battery sorting feature extraction

②根据式(6)求得各类的新聚类中心 $Z_i(L)$, 其中 L 为迭代次数。

$$Z_i(L) = \frac{\sum_{j=1}^N \left((\mu_{ij}(L))^m X_j \right)}{\sum_{j=1}^N \left((\mu_{ij}(L))^m \right)} \quad (6)$$

③计算新的隶属度矩阵 $U(L+1)$, 矩阵元素的计算方法为

$$\mu_{ij}(L+1) = \frac{1}{\sum_{p=1}^K \left(\frac{d_{ij}}{d_{pj}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (7)$$

式中: d_{ij} 是在第 L 次迭代完成时, 第 j 个样本到第 i 类聚类中心 $Z_i(L)$ 的距离。

④重复步骤③, 直至收敛, 算法流程如图5所示。至此, 得到各样本对各类隶属程度的隶属度矩阵及对应各类的聚类中心。

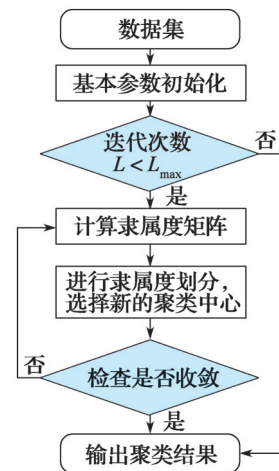


图5 ISODATA算法流程

Fig. 5 ISODATA algorithm process

将 t-SNE 提取的电池动态过程的特征用于分选, 得到动车组蓄电池动态特征分类结果, 共分为3类, 如图6所示。

基于分选结果绘制蓄电池充电电压曲线, 如图7所示。由图7可见, 蓄电池分选效果良好, 同一类别中蓄电池的充电曲线分布相对集中, 表明同类别蓄电池间

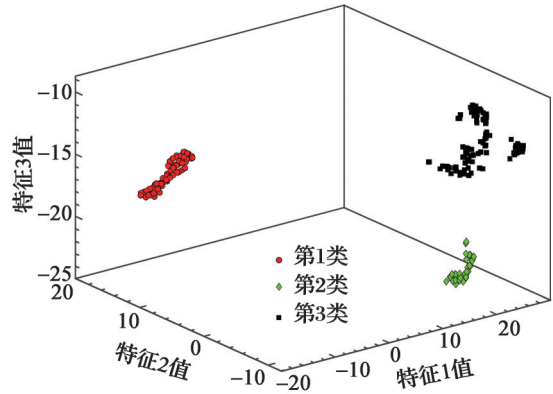


图 6 电池分选特征聚类结果
Fig. 6 Clustering results of battery sorting features

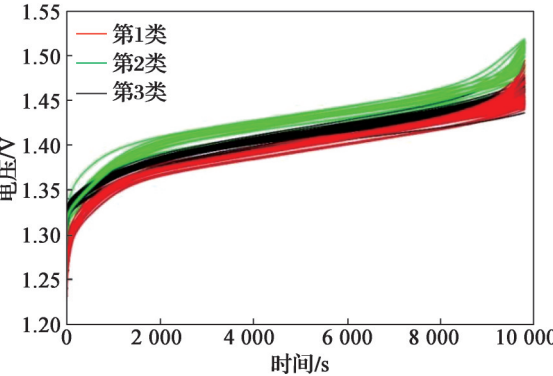


图 7 蓄电池分选结果
Fig. 7 Battery sorting results

具有较好的一致性，不同类别之间的蓄电池充电电压曲线差异明显。

为了验证分选重组后同类别电池的一致性情况，对分选后电池的容量、充放电效率以及开路电压进行量化分析，对比结果如表 1 所示。从表 1 可知，电池分选后同一类别的参数分布更为集中，结果表明所提方法能够有效地提高分选后电池间的一致性。

表 1 分选前后一致性分析

Table 1 Inconsistency analysis before and after sorting

评价指标		分选前	分选后类别		
			1 类	2 类	3 类
容量/(Ah)	均值	190.02	187.23	192.52	191.06
	方差	129.63	62.51	78.23	82.45
充放电效率/%	均值	98.05	97.82	98.20	98.16
	方差	1.22	0.25	0.32	0.34
开路电压/V	均值	1.39	1.38	1.41	1.39
	方差	1.06×10^{-4}	4.12×10^{-5}	3.12×10^{-5}	3.71×10^{-5}

4 结论

针对动车组镉镍蓄电池在实际服役中因性能离散导致的短板效应与安全管理难题，本文突破了传统基于静态参数评估的局限，构建了一套融合容量增量分析与无监督机器学习（t-SNE 与 ISODATA）的电池动态分选评估体系。通过对动车组三级修 200 节实车电池

的充放电试验与量化分析，得出以下结论：

①容量增量曲线能够有效表征镉镍蓄电池在充电过程中的内部动态演变规律。利用 t-SNE 非线性降维算法对高维、复杂的容量增量数据进行特征提取，可剔除冗余信息，降低计算复杂度，同时保留了表征电池不一致性的关键特征，提高了分选效率。

②引入 ISODATA 聚类算法处理降维后的动态特征，克服了单一参数分选的局限性。ISODATA 的自适应分裂与合并机制可自动优化类别数，提升分选的准确度。

③量化评价结果表明，经该方法重组后的同类电池，其容量、充放电效率及开路电压的方差均呈现大幅下降，同组电池的动态服役一致性得到实质性增强。

该方法可提升蓄电池的检修效率与成组可靠性，为动车组三级修电池的精准重组以及健康管理（PHM）提供技术支撑。

参考文献：

[1] 刘民. 动车组辅助供电系统研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.
LIU Min. The research of EMU auxiliary power supply system[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.

[2] LAI X, DENG C, TANG X P, et al. Soft clustering of retired lithium-ion batteries for the secondary utilization using Gaussian mixture model based on electrochemical impedance spectroscopy[J]. Journal of cleaner production, 2022, 339: 130786.

[3] CHEN Z H, DENG Y L, LI H L, et al. An efficient regrouping method of retired lithium-ion iron phosphate batteries based on incremental capacity curve feature extraction for echelon utilization[J]. Journal of energy storage, 2022, 56, Part A: 105917.

[4] GRABER G, CALDERARO V, GALDI V, et al. Battery second-life for dedicated and shared energy storage systems supporting EV charging stations[J]. Electronics, 2020, 9 (6): 939.

[5] WANG Y H, HUANG H H, WANG H X. A new method for fast state of charge estimation using retired battery parameters[J]. Journal of energy storage, 2022, 55, Part C: 105621.

[6] WANG Y H, HUANG H H, WANG H X. Rapid-regroup strategy for retired batteries based on short-time dynamic voltage and electrochemical impedance spectroscopy[J]. Journal of energy storage, 2023, 63: 107102.

[7] TIAN J Q, FAN Y, PAN T H, et al. A critical review on inconsistency mechanism, evaluation methods and improvement measures for lithium-ion battery energy storage systems[J]. Renewable and sustainable energy reviews, 2024, 189, Part B: 113978.

[8] YAN N, LI X J, ZHAO H C, et al. Stratified sorting method of battery module considering SOH in echelon utilization [J]. IEEE transactions on applied superconductivity, 2021, 31(8): 1-4.

- [9] GU P W, ZHANG Y, DUAN B, et al. Rapid and flexible lithium-ion battery performance evaluation using random charging curve based on deep learning[J]. *Energy*, 2024, 293: 130746.
- [10] 张娥, 樊磊, 徐成, 等. 基于放电曲线多特征值和组合聚类算法的液态金属电池筛选研究[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(20): 8073-8085.
- ZHANG E, FAN Lei, XU Cheng, et al. Screening method of liquid metal batteries based on multi-feature extracted from discharging curve and combined cluster algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(20): 8073-8085.
- [11] RAN A H, ZHOU Z H, CHEN S X, et al. Data-driven fast clustering of second-life lithium-ion battery: mechanism and algorithm[J]. *Advanced theory and simulations*, 2020, 3(8): 2000109.
- [12] 张彩萍, 姜久春, 张维戈, 等. 梯次利用锂离子电池电化学阻抗模型及特性参数分析[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(1): 54-58.
- ZHANG Caiping, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, et al. Characterization of electrochemical impedance equivalent model and parameters for Li-ion batteries echelon use[J]. *Automation of electric power systems*, 2013, 37(1): 54-58.
- [13] LIU T Q, CHEN X, PENG Q, et al. An enhanced sorting method for retired battery with feature selection and multiple clustering[J]. *Journal of energy storage*, 2024, 87: 111422.
- [14] XIA J Y, SHI Q L, LI H M, et al. A novel sorting method for liquid metal batteries based on deep learning and sequential features[J]. *Journal of energy storage*, 2023, 64: 107093.
- [15] LYU C, SONG Y K, WANG L X, et al. A new method for lithium-ion battery uniformity sorting based on internal criteria[J]. *Journal of energy storage*, 2019, 25: 100885.
- [16] AN F Q, HUANG J, WANG C Y, et al. Cell sorting for parallel lithium-ion battery systems: evaluation based on an electric circuit model[J]. *Journal of energy storage*, 2016, 6: 195-203.
- [17] JIANG T, SUN J L, WANG T R, et al. Sorting and grouping optimization method for second-use batteries considering aging mechanism[J]. *Journal of energy storage*, 2021, 44, Part A: 103264.
- [18] 顾菊平, 蒋凌, 张新松, 等. 基于特征提取的锂离子电池健康状态评估及影响因素分析[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(19): 5330-5342.
- GU Juping, JIANG Ling, ZHANG Xinsong, et al. Estimation and influencing factor analysis of lithium-ion batteries state of health based on features extraction[J]. *Transactions of China electrotechnical society*, 2023, 38(19): 5330-5342.
- [19] 李洪雷. 基于IC曲线的退役电池容量估计和一致性筛选[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- LI Honglei. Capacity estimation and consistency screening of retired batteries based on IC curve[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.
- [20] DHALMAHAPATRA K, SHINGADE R, MAHAJAN H, et al. Decision support system for safety improvement: an approach using multiple correspondence analysis, t-SNE algorithm and K-means clustering[J]. *Computers & industrial engineering*, 2019, 128: 277-289.
- [21] VENKATESWARLU N B, RAJU P S V S K. Fast isodata clustering algorithms[J]. *Pattern recognition*, 1992, 25(3): 335-342.

Battery sorting method for EMU based on increment capacity analysis

FAN Chaojie^{1,2}, TIAN Liang³, XIONG Kaizhou³, XI Zhen^{1,2}, PENG Yong^{1,2}, LIANG Xifeng^{1,2}

(1. School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410075, China;

2. Key Laboratory of Traffic Safety on Track Ministry of Education, Central South University, Changsha, Hunan 410075, China;

3. Locomotive and Car Research Institute, China Academy of Railway Sciences Co., Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: The inconsistency of nickel-cadmium batteries in electric multiple units (EMUs) has a significant impact on train performance. It not only hinders the accurate evaluation of the state of charge and fault diagnosis of the battery packs but also exacerbates the uneven performance of the batteries. To achieve precise sorting of batteries, an EMU battery sorting method based on capacity increment analysis is proposed. Firstly, the capacity increment analysis was performed to characterize the performance variation of the batteries during charging processes. Secondly, the t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE) algorithm was used to extract inconsistency parameters from the capacity increment curves, aiming to retain critical information while reducing the number of features to optimize model performance. Finally, the iterative self-organizing data analysis technique (ISODATA) algorithm was employed to cluster the inconsistency parameters, enabling the sorting of battery dynamic performance. According to the test results, compared to traditional methods based on static parameters, this method more accurately identifies performance differences between batteries, significantly improving the accuracy and reliability of battery sorting. This provides theoretical support and technical assistance for the management and optimization of EMU batteries.

Keywords: EMU; nickel-cadmium battery; dynamic sorting; capacity increment analysis; t-SNE; ISODATA