

刘佳森, 何锋, 边东生, 等. 基于改进辅助粒子滤波的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(7): 118-124. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.250717

基于改进辅助粒子滤波的锂电池剩余使用寿命预测

刘佳森¹, 何 锋¹, 边东生², 余必云²

(1 贵州大学 机械工程学院, 贵阳 550025; 2 奇瑞万达贵州客车股份有限公司, 贵阳 550014)

摘 要: 为应对在锂电池剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)预测中出现的粒子滤波算法存在权重退化、粒子耗尽等导致预测精度下降的问题, 本文在标准粒子滤波算法的基础上引入辅助变量, 对粒子进行两次加权操作, 以提高其权值变化的稳定性; 融合残差重采样方法对粒子进行重新采样, 以解决粒子多样性不足的问题。选取 NCA 三元锂离子电池作为实验对象, 并搭建充放电实验测试平台, 获取不同截止电压下电池容量退化数据。结合 NASA 数据集, 对改进辅助粒子滤波算法与标准粒子滤波算法进行对比, 在不同电池数据集下, 改进辅助粒子滤波算法均展现出较高的预测精度, 且在样本数据较少的情况下也能体现出更好的预测性能, 能够更为准确地估计锂电池的剩余使用寿命。

关键词: 锂电池; 剩余使用寿命预测; 辅助粒子滤波算法; 残差重采样

中图分类号: TM912

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)07-0118-07

Prediction of remaining useful life of lithium battery based on improved auxiliary particle filter

LIU Jiasen¹, HE Feng¹, BIAN Dongsheng², YU Biyun²

(1 School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Chery Wanda Guizhou Bus Co., Ltd, Guiyang 550014, China)

Abstract: In order to solve the problems of weight degradation and particle depletion caused by the particle filter algorithm in the prediction of the remaining service life of lithium batteries, auxiliary variables were introduced on the basis of the standard particle filter algorithm, and the particles were weighted twice to improve the stability of their weight changes. The fusion residual resampling method is used to resample particles to solve the problem of insufficient particle diversity. NCA terpolymer lithium-ion batteries were selected as experimental objects and a charge-discharge experimental test platform was built to obtain battery capacity degradation data under different cutoff voltages. The improved auxiliary particle filter algorithm was compared with the standard particle filter algorithm in combination with the NASA data set. The improved auxiliary particle filter algorithm showed high prediction accuracy under different battery data sets. And in the case of less sample data, it can also reflect better predictive performance, and can more accurately estimate the remaining service life of lithium batteries.

Key words: lithium battery; RUL prediction; auxiliary particle filter; residual resampling

0 引 言

锂电池具有绿色环保、使用寿命长、储能密度高等特点, 在各行各业都有广泛的应用。然而, 在锂电池循环充放电时, 其内部会发生一系列相关物理化学反应, 从而出现老化现象, 存在相关安全隐患。因此, 合理预测出锂电池的剩余使用寿命, 对锂电池的安全性能评估及二次回收应用具有重要意义。

目前, 锂电池寿命预测方法可分为 3 类: 基于模型的 RUL 预测方法、基于数据驱动的 RUL 预测方法和模型与数据驱动融合的 RUL 预测方法^[1]。基于模型的 RUL 预测方法依赖于建立符合锂电池充放电老化过程特性的复杂数学模型, 并联合相关算法预测锂电池的剩余使用寿命^[2-3]。Sadabadi 等^[4]通过构建电化学模型分析锂电池内部参数以进行剩余使用寿命(RUL)预测, 而寇发荣等^[5]则通过建立

基金项目: 贵州省科技计划支撑项目[2023]一般 400。

作者简介: 刘佳森(1996—), 男, 硕士, 主要研究方向: 锂离子电池剩余使用寿命预测。

通信作者: 何 锋(1963—), 男, 学士, 教授, 主要研究方向: 新能源汽车。Email: fenghe01@vip. Sina. com。

收稿日期: 2023-12-14

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

双极化模型,并结合优化扩展卡尔曼滤波算法预测锂电池的 RUL。Prasad G K 等^[6]提出了一种控制导向的单粒子模型,并利用最小二乘法和递归参数估计方法来确定锂电池的老化参数,该模型通过构建由电气元件组成的等效电路模型来模拟电池内部的工作机制。Pattipati B 等^[7]基于改进的 Randles 等效电路模型,通过分析功率和容量的衰减来预测电池的 RUL。然而,机理模型和等效电路模型因其复杂性和高难度,在实际应用中相对较少。相比之下,经验退化模型通过捕捉输入与输出之间的内在联系,构建能够逼近电池退化规律的统计模型。这类模型通常与滤波算法相结合,以提高 RUL 预测的准确性,常用的滤波算法包括卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)和粒子滤波(Particle Filter, PF)。例如, Son J 等^[8]介绍了一种联合预测模型,该模型利用噪声状态信号和约束 KF 来进行 RUL 预测。Tian Y 等^[9]则基于单指数经验模型,并采用 PF 来预测 RUL。然而,当使用经验模型进行 RUL 建模和预测时,模型的依赖性增加,可能会导致模型的鲁棒性降低。尽管这些基于机理的模型提供了深入的电池行为理解,但由于电池内部电化学反应的动态和非线性特性,以及化学反应的复杂性,构建精确的电化学模型非常困难,且这些基于模型的 RUL 预测方法仅能准确预测当前电池的剩余使用寿命,容易受到外界因素的影响,因此其适用性较为有限。

基于数据驱动的 RUL 预测方法是结合锂电池循环充放电实验数据,在不建立模型或者建立模糊模型的情况下,寻找锂电池容量变化的规律,以便准确预测锂电池的剩余使用寿命。于在川等^[10]引入蝴蝶优化算法与粒子滤波(Particle Filter, PF)算法相融合,解决了传统粒子滤波算法容易产生粒子衰退的问题,确保了粒子的多样性。吴忠强等^[11]提出了一种基于粒子滤波与改进长短期记忆网络的预测模型,使用粒子滤波的方法获取长短期记忆网络的最佳参数,提高了该模型捕捉退化模型的能力,进而提升了锂电池的 RUL 的预测精度。Klass V 等^[12]基于 SVM 在线监测电动汽车的电池退化情况。Zhao Qi 等^[13]基于 RVM 进行 RUL 预测。数据驱动法需要大量的训练数据,计算复杂度较高。

尽管粒子滤波在锂电池寿命预测中表现出非线性预测能力较强的优势,但仍会出现由于粒子权重退化导致粒子多样性降低、预测精度变差等问题,且在小样本数据 RUL 预测中,粒子滤波的预测精度并不出色。因此,本文在粒子滤波的基础上引入辅助

变量,并进行两次加权运算,使采样重要性采样方法(Sampling-Importance Resampling, SIR)产生的粒子权重变化更为稳定;结合残差重采样方法对辅助粒子滤波算法进行改进,提高其粒子的多样性,最后采用双指数经验退化模型完成对锂电池 RUL 的预测。

1 基本原理

1.1 辅助粒子滤波算法基本原理

粒子滤波算法将蒙特卡罗方法和递归贝叶斯估计原理相结合,以递归方式更新状态估计,从而实现动态系统的跟踪和预测^[14]。辅助粒子滤波算法是在粒子滤波算法的基础上引入一个辅助变量 u_k ,并对粒子进行两次加权操作,其基本原理如下:

设状态方程和测量方程为:

$$\begin{cases} X_k = f(X_{k-1}, \omega_{k-1}) \\ Z_k = h(X_k, v_k) \end{cases} \quad (1)$$

其中, X_k 是时刻为 k 时的状态值; Z_k 是时刻为 k 时的观测值; $f(\cdot)$ 为状态转移函数; $h(\cdot)$ 为观测函数; ω 和 v 分别是过程噪声和观测噪声。

根据大数定律求解贝叶斯估计中的积分运算,将状态转移方程作为样本分布函数生成粒子,并将粒子产生的离散值近似于真实的滤波密度,其预测步骤和更新步骤如下:

预测

$$p(X_k | Z_{1:k-1}) = \sum_{i=1}^N p(X_k | X_{k-1}^i) \omega_k^i \quad (2)$$

更新

$$p(X_k | Z_{1:k}) \propto p(Z_k | X_k) \sum_{i=1}^N p(X_k | X_{k-1}^i) \omega_k^i \quad (3)$$

在 SIR 基础上引入重要概率密度函数 $q(X_k, i | Z_{1:k})$,并在样本集 $\{X_k^j, i^j\}_{j=1}^N$ 中进行采样,其中 i^j 是 $k-1$ 时刻的粒子,由公式(2)可得到:

$$p(X_k, i | Z_k) \propto p(Z_k | X_k) p(X_k | X_{k-1}^i) w_{k-1}^i \quad (4)$$

用于获取样本 $\{X_k^j, i^j\}_{j=1}^N$ 的重要性密度函数可由下式表示:

$$q(X_k, i | Z_k) \propto p(Z_k | u_k^i) p(X_k | X_{k-1}^i) w_{k-1}^i \quad (5)$$

其中: u_k^i 表示在 X_{k-1}^i 时刻已知 X_k 的特征。

将公式(4)和公式(5)相比,可得到样本 $\{X_k^j, i^j\}_{j=1}^N$ 的权重:

$$w_k^i = \frac{p(z_k | x_k^i)}{p(z_k | u_k^i)} \quad (6)$$

与 PF 相比,辅助粒子滤波 (Auxiliary Particle Filter,APF)算法采用了两次加权操作,使生成的粒子在权重变化方面变得更加稳定。APF 可以看作是一个一阶预测过程,即在下一时刻从后验概率中抽样,并将结果传递给辅助变量。与标准 PF 滤波不同,APF 对外部观测量的敏感性较低,且权重的变化更有规律,因而得到的估计结果比 PF 更为准确^[15]。

1.2 改进辅助粒子滤波算法

粒子滤波类算法都存在一个普遍性问题,即随着时间 k 的增加,会出现大部分粒子权重变为零,极少数粒子具有非零权重,导致后验概率结果变差的现象。且在系统过程噪声较小时的状态估计能力变差,因此引入残差重采样算法来解决粒子退化的问题。

残差重采样是基于多项式重采样方法改进而来,其核心思想在于保留那些权重较高的粒子,并随机选择一些粒子进行重新加权,以填补权重较低粒子的数量。与随机重采样及多项式重采样相比,残差重采样算法可以在减少计算量的同时保持更高的精度^[16]。因此本文将残差重采样算法与辅助粒子算法相融合,算法步骤如下:

- 步骤 1 粒子集初始化
- 当 $k = 0$ 时,由先验分布 $P(X_0)$ 生成样本粒子 $\{X^i\}_{i=1}^N$,粒子的权重均为 $1/N$;
- 步骤 2 重要性采样
- 当 $k = 1, 2, 3, \dots, i = 1 : N$ 时,循环执行以下步骤:
- 1) 从重要性概率密度函数生成采样粒子 $\{X_k^i\}_{i=1}^N$;
- 2) 使用状态值和观测值计算辅助变量 $u_k^i \sim p(X_k | X_{k-1}^i)$;
- 3) 根据公式计算 $\{X_k^i\}_{i=1}^N$ 粒子权重 ω_k^i 并进行归一化;
- 4) 由 $\text{Mult}(N - R; \bar{\omega}^2, \dots, \bar{\omega}^N)$ 得到 $\{\bar{N}^i\}_{1 \leq i \leq N}$, 其中 $R = \sum_{i=1}^N N \omega^i$, $\bar{\omega}^i = \frac{N \omega^i - [N \omega^i]}{N - R}$, $i = 1, \dots, N$, 其中 $[\cdot]$ 为取整函数, $\text{Mult}(\cdot)$ 为多项式采样;
- 5) 令 $N^i = [N \omega^i] + \bar{N}^i$;
- 6) 权重归一化: $\tilde{\omega}^i = 1/N^i$;

7) 计算 k 时刻的状态估计 $X_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i X_k^i$ 。

融合残差重采样的辅助粒子算法相较于改进前 APF 算法的优势主要体现在保证了粒子的多样性,提高了算法在系统过程噪声较小时的状态估计能力。

2 锂电池寿命预测

锂电池的基本原理,是通过锂离子在电池的正极和负极之间不断地嵌入和释放来存储和释放电能^[17]。在电池的充放电循环过程中,会伴随一些损失现象,包括活性物质的损失(如石墨剥离、粘合剂分解、电极颗粒开裂等)以及可循环锂的损失(如 SEI 膜的损失、电解液的分解和锂的析出)等。可见在锂电池容量衰退过程中,其衰退规律表现出较强的非线性。

2.1 锂电池循环充放电实验

为了探究锂电池的容量衰退与其循环次数之间的关系,对锂电池进行循环充放电实验。实验电池选用型号为 INR21700M50T 的 NCA 三元锂离子电池,具体参数见表 1。实验测试平台由恒温箱、电池检测系统、上位机、传感器等组成,如图 1 所示。

表 1 实验电池具体参数
Table 1 Experimental battery parameters

名称	参数
额定容量	5 000 mA · h
标称能量	18. 20 W · h
标准电压	3. 6 V
充电截止电压	4. 2 V
放电截止电压	2. 5 V
充电截止电流	50 mA
最大放电电流	7. 275 A
工作温度	充电:0 ℃ ~ 55 ℃
	放电: -20 ℃ ~ 60 ℃



图 1 实验测试平台

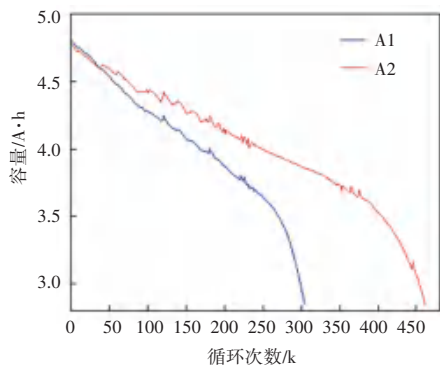
Fig. 1 Experimental test platform

实验在 25 ℃ 下进行,每次充放电步骤完成后静置 30 min,实验步骤如下:

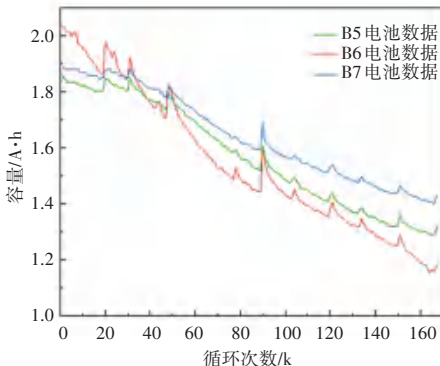
- (1) 恒流模式充电,电流大小为 1C,当电压为 4. 2 V 停止充电。
- (2) 恒压模式继续充电,当电流大小降低至 50 mA 时停止充电。
- (3) 恒流模式放电,电流大小为 1C,当 A1、A2 号电池电压分别降低至 2. 4 V、2. 6 V 时停止放电。

实验结果数据如图 2 (a) 所示,同时选取选择 NASA PCoE 公开数据集中的 B5、B6、B7 号电池作

为对照组,如图 2(b)所示,为后续的使用寿命预测提供了必要的数据基础。



(a)实验电池数据



(b)NASA 数据集数据

图 2 容量退化数据曲线

Fig. 2 Capacity degradation data curve

根据图 2 的数据显示,锂电池的容量在充放电循环中逐渐下降,这个趋势具有以下特点:最初下降速度较慢,后来变得更加迅速,期间还会出现容量恢复的现象。电池容量的衰退是非线性的,这增加了对其寿命进行预测的难度和挑战。在不同的放电截止电压情况下,其放电截止电压越小,其容量退化速率越快。一般情况下,当锂电池的有效容量低于额定容量的 70%时,达到失效阈值,需要将电池进行更换。其中,B7 电池数据未下降至 70%,取其额定容量的 75%为失效阈值,具体设置见表 2。

表 2 失效阈值

Table 2 Failure threshold

电池	A1	A2	B5	B6	B7
失效循环次数/k	270	404	124	108	125

2.2 电池容量退化模型

锂电池的容量退化模型有多种类型,目前最广泛使用的可以分为阻抗模型和容量模型两大类。R. B. Wright 等^[18]综合考虑了电池的状态(State Of Charge ,SOC)、SOC 变化率(ΔSOC)以及温度等因素对电池阻抗的影响,并提出了一种基于阻抗模型

的经验退化模型。该模型具有较高的准确性,但同时也具备较高的复杂性,难以在实际工程进行运用,因此本文选用更容易实现的基于容量的经验性退化模型。

在充电和放电的连续过程中,电池可释放或储存电能的最大容量会逐渐减小。Saha 等^[19]指出锂电池的容量衰减呈现出指数型的趋势,He 等^[20]提出了一种指数衰减观测模型,以更好地拟合电池的退化曲线,模型公式表达如下:

$$Q = a \cdot \exp(b \cdot k) + c \cdot \exp(d \cdot k) \tag{7}$$

其中:符号 Q 表示电池在第 k 次充放电循环时的容量; k 代表电池已经经历的充放电循环次数;模型参数 a 、 b 、 c 、 d 用于估计双指数经验模型的特征,参数 a 和 c 与电池内阻有关,参数 b 和 d 则与电池的老化速率相关, a 、 b 、 c 、 d 含有均值为 0。方差未知的高斯白噪声 ω ,预测模型的状态方程为:

$$\begin{aligned} X(k) &= [a(k) \quad b(k) \quad c(k) \quad d(k)]^T \\ \begin{cases} a_k = a_{k-1} + \omega_a & \omega_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_k = b_{k-1} + \omega_b & \omega_b \sim N(0, \sigma_b) \\ c_k = c_{k-1} + \omega_c & \omega_c \sim N(0, \sigma_c) \\ d_k = d_{k-1} + \omega_d & \omega_d \sim N(0, \sigma_d) \end{cases} \end{aligned} \tag{8}$$

观测方程为:

$$Q_k = a_k \cdot \exp(b_k \cdot k) + c_k \cdot \exp(d_k \cdot k) + v_k \tag{9}$$

其中,测量噪声 v_k 均值为 0,方差为 σ_v 的高斯白噪声。

2.3 参数拟合及预测评价指标

在获取模型初始参数(a 、 b 、 c 、 d)时,使用最小二乘法对电池的容量数据进行曲线拟合,从而得到这些参数的拟合系数,将拟合系数的均值作为电池模型参数的初始值。利用滤波算法的状态跟踪能力,在预测起始点之前对样本数据进行追踪处理,以实现 对 电 池 容 量 模 型 中 未 知 参 数 的 在 线 更 新 和 估 计。拟合系数见表 3。

表 3 参数拟合初值

Table 3 Parameter fitting initial value

组别	a	b	c	d
A1	-3.194E-08	0.055 532	4.782	-0.001 057
A2	-5.187E-07	0.030 41	4.738	-6.697E-04
均值	-3.194E-08	0.055 32	4.760	-8.633 5E-04
B5	1.979	-0.002 719	-0.169 7	-0.069 42
B6	1.570	-0.005 576	0.489	0.000 944 9
B7	1.942	-0.002 917	1.57E-07	0.074 06
均值	1.830 3	-0.003 4	0.106 4	0.001 8

为了评估所提方法对预测结果的准确性,选择绝对误差(AE)、相对误差(RE)和均方根误差(RMSE)为评价指标,用于评估改进 APF 算法与传统 PF 算法对锂电池剩余使用寿命预测的准确性。

1) 绝对误差 (AE)

绝对误差是指实际剩余可使用循环次数 EOL_{real} 和预测剩余可使用循环次数 EOL_{pre} 之间的差值,可直接反映出其误差的真实大小。

$$AE = |EOL_{pre} - EOL_{real}| \tag{10}$$

2) 相对误差 (RE)

相对误差的大小反映了预测结果的可信程度。相对误差较小时,预测结果更加可信。

$$RE = \frac{|EOL_{pre} - EOL_{real}|}{EOL_{real}} \times 100\% \tag{11}$$

3) 均方根误差 (RMSE)

均方根误差的数值大小可以用来衡量预测的稳定性。当均方根误差较小时,表示预测结果更加稳定。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \overline{x(i)})^2} \tag{12}$$

其中, $x(i)$ 为电池实际容量, $\overline{x(i)}$ 为预测容量。

3 实验结果分析

为了更全面地展现改进 APF 算法预测结果的优化影响程度,选取电池寿命结束前 1/2 及 2/3 数据作为训练数据,并分别进行 RUL 预测,预测结果如图 3、图 4 所示。

结果表明,改进 APF 算法对于锂电池剩余使用寿命的预测曲线更接近实际容量衰减曲线。在不同电池、不同预测起点下,改进 APF 算法的预测精度优于传统 PF 算法。电池 A2(预测起点为 200)和电池 B7(预测起点为 80)由于容量回升现象的扰动,改进 APF 算法预测精度略有下降,但仍优于 PF 算法。数据表明,算法的准确性与电池容量衰退样本数据的数量密切相关,数据量越大,算法的结果越精确,因此预测剩余使用寿命的准确性也会相应提高。具体数据见表 4。

NASA 数据集整体数据量较少,在训练数据为 60 的情况下,B5、B6、B7 电池的剩余使用寿命预测绝对误差分别为 16、14、4,剩余容量预测在样本数据较少的情况依然优于 PF 算法,能够较为准确的预测锂电池剩余使用寿命。

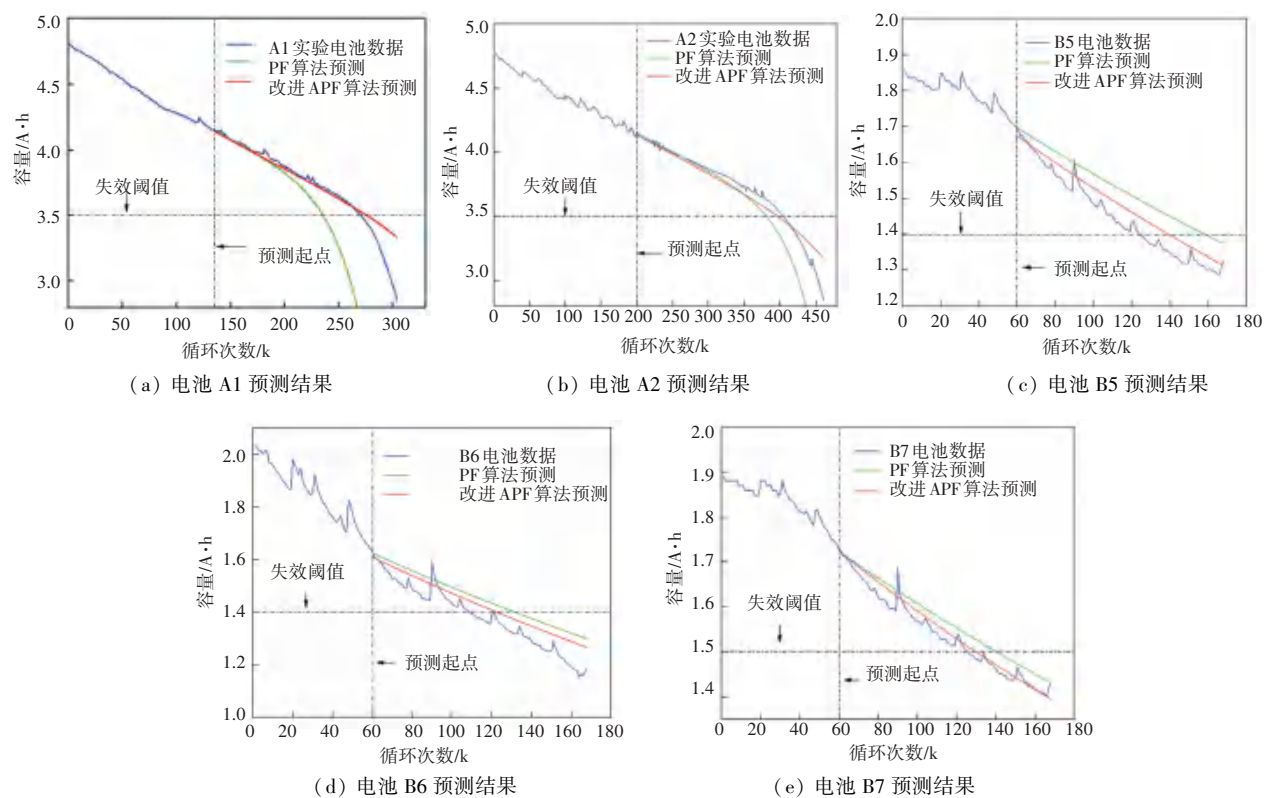


图 3 将 1/2 数据作为训练数据的不同算法预测结果
Fig. 3 Different algorithms using 1/2 data as training data predict results

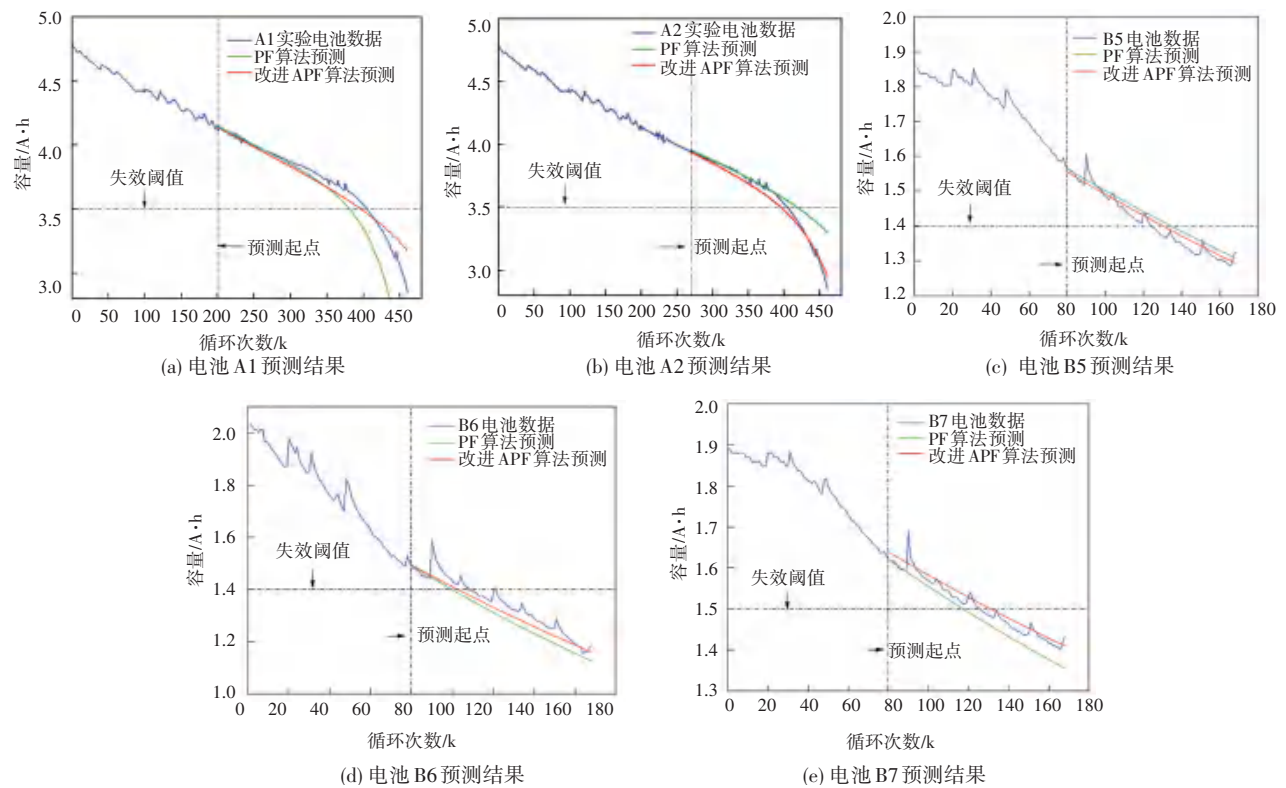


图 4 将 2/3 数据作为训练数据的不同算法预测结果

Fig. 4 Different algorithms using 2/3 data as training data predict results

表 4 不同算法 RUL 结果比较

Table 4 Comparison of RUL results of different algorithms

组别	电池	算法	k	RUL_{real}	RUL_{pre}	AE	$RE / \%$	$RMSE$
1/2 数据	A1	PF	135	270	235	35	12.97	0.807 8
		改进 APF		270	275	5	1.85	0.110 0
	A2	PF	175	404	381	23	5.69	0.229 3
		改进 APF		404	396	8	1.98	0.074 8
	B5	PF	200	124	159	35	28.23	0.081 3
		改进 APF		124	140	16	12.90	0.039 1
	B6	PF	270	108	131	23	21.30	0.079 2
		改进 APF		108	122	14	12.96	0.056 1
2/3 数据	B7	PF	60	125	140	15	9.60	0.034 6
		改进 APF		125	129	4	3.20	0.019 2
	A1	PF	80	270	245	25	9.26	0.276 6
		改进 APF		270	265	5	1.85	0.025 8
	A2	PF	60	404	418	14	3.46	0.124 5
		改进 APF		404	395	9	2.23	0.041 9
	B5	PF	80	124	134	10	8.06	0.028 1
		改进 APF		124	130	6	4.84	0.020 5
	B6	PF	60	108	99	9	8.33	0.053 9
		改进 APF		108	102	6	5.56	0.036 8
	B7	PF	80	125	118	7	5.60	0.032 8
		改进 APF		125	130	5	4	0.017 0

4 结束语

1)搭建了充放电实验测试平台,选取 NCA 三元锂电池进行实验,得到电池容量随充放电次数的退化曲线。其退化特性呈现出较强的非线性,且放电截止电压越低,容量退化速率越快。

2)提出的改进 APF 算法缓解了粒子退化的问题,保证了粒子的多样性。通过对前 1/3 及前 1/2 数据对电池寿命进行预测,改进 APF 算法表现出了更高的预测精度。

3)通过 NASA 数据集与自主实验数据对比表明,改进 APF 算法在不同的电池下均能表现出较好的预测性能,且在 NASA 样本数据较少的情况下也展现出较好的预测性能。

参考文献

[1] HU X, XU L, LIN X, et al. Battery lifetime prognostics[J]. Joule, 2020, 4(2): 310-346.

[2] 戴海峰,张艳伟,魏学哲,等. 锂离子电池剩余寿命预测研究[J]. 电源技术,2019,43(12): 2029-2035.

[3] 刘大同,周建宝,郭力萌,等. 锂离子电池健康评估和寿命预测综述[J]. 仪器仪表学报,2015,36(1):1-16.

[4] SADABADI K K, JIN X, RIZZONI G. Prediction of remaining useful life for a composite electrode lithium ion battery cell using an electrochemical model to estimate the state of health [J]. Journal of Power Sources, 2021, 481: 228861.

[5] 寇发荣,王甜甜,王思俊,等. 基于 ABC-RFEKF 算法的锂电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(4):163-171.

[6] PRASAD G K, RAHN C D. Model based identification of aging parameters in lithium ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2013,232(6): 79-85.

[7] PATTIPATI B, SANKAVARAM C. System identification and estimation framework for pivotal automotive battery management system characteristics [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2011, 41(6): 869-884.

[8] SON J, ZHOU S Y, SANKAVARAM C, et al. Remaining useful life prediction based on noisy condition monitoring signals using

constrained Kalman filter[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2016, 152(1): 38-50.

[9] TIAN Y, LU C, WANG Z, et al. Artificial fish swarm algorithm-based particle filter for Li-ion battery life prediction [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014(1): 564894.

[10] 于在川,王允涛,杨鹏,等. 基于改进粒子滤波的电缆收放车电池 RUL 预测[J]. 煤炭科学技术,2022,50(S2):289-296.

[11] 吴忠强,胡晓宇,马博岩,等. 基于 PF-LSTM 的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 计量学报,2023,44(6):939-947.

[12] KLASS V, BEHM M, LINDBERGH G. A support vector machine-based state-of-health estimation method for lithium-ion batteries under electric vehicle operation [J]. Journal of Power Sources, 2014, 270(9):262-272.

[13] ZHAO Qi, QIN Xiaoli, ZHAO Hongbo, et al. A novel prediction method based on the support vector regression for the remaining useful life of lithium-ion batteries [J]. Microelectronics Reliability, 2018, 85(6): 99-108.

[14] 贺宁,张思媛,李若夏,等. 粒子滤波和 GRU 神经网络融合的锂电池 RUL 预测[J]. 哈尔滨工业大学学报,2024,56(5):142-151.

[15] PAN C, HUANG A, HE Z, et al. Prediction of remaining useful life for lithiumion battery based on particle filter with residual resampling[J]. Energy Science & Engineering, 2021, 9(8): 1115-1133.

[16] PITT M K, SHEPHARD N. Filtering via simulation: Auxiliary particle filters[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94(446): 590-599.

[17] 夏飞鸿. 基于粒子滤波的动力电池剩余使用寿命预测研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2022.

[18] WRIGHT R B, MOTLOCH C G, BELT J R, et al. Calendar- and cycle - life studies of advanced technology development program generation 1 lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2002, 110(2): 445-470.

[19] SAHA B, GOEBEL K, CHRISTOPHERSEN J. Comparison of prognostic algorithms for estimating remaining useful life of batteries[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3-4): 293-308.

[20] HE W, WILLIARD N, OSTERMAN M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster - Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23): 10314-10321.