DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.4.215 **中图分类号**：TM535.1 **文献标志码**：A

基于 IKH-UKF-PF 的电源电解电容寿命预测

韩 旭[1]，张静伟[2]，傅代印[3]，覃团发[1]

(1.广西大学广西多媒体通信与网络技术重点实验室，南宁 530004；2.国网吉林省电力有限公司白城供电公司，白城 137319；3.国网吉林省电力有限公司吉林供电公司，吉林 132011)

摘要：开展电动汽车充电设备核心器件的可靠性评估，保障充电设备安全稳定运行变得越来越重要。提出1种先进的预测方法来估计充电设备最重要的部件之一——电源中电解电容的健康状态并预测其剩余使用寿命。根据电容损耗数据，融合 Verhulst 模型和指数模型作为最终的经验模型，并利用无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)生成粒子滤波 PF(particle filter)的建议分布来跟踪退化路径。针对粒子贫化问题，采用改进磷虾群 KH(krill herd)算法优化残差重采样步长，提高预测精度。在电解电容退化数据上的实验表明，与传统粒子滤波算法相比，在预测时间点 t=80 h 时，预测均方根误差 RMSE(root mean square error)从 2.79 下降至 0.37、95%水平下的置信区间宽度从 34 h 下降至 4 h；同时，与 KH-UKF-PF 相比，RMSE 下降了 27.5%，所提方法可提供更高的剩余使用寿命预测精度。

关键词：电源；电解电容；寿命预测；无迹卡尔曼滤波；磷虾群算法；粒子滤波

Life Prediction of Power Supply Electrolytic Capacitor Based on IKH-UKF-PF

HAN Xu[1], ZHANG Jingwei[2], FU Daiyin[3], QIN Tuanfa[1]

(1. Guangxi Key Laboratory of Multimedia Communication and Network Technology, Guangxi University, Nanning 530004, China; 2. Baicheng Power Supply Company, State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Baicheng 137319, China; 3. Jilin Power Supply Company, State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Jilin 132011, China)

Abstract: It is becoming increasingly important to carry out reliability evaluation on core devices in the electric vehicle charging equipment, so as to ensure the safe and stable operation of the charging equipment. An advanced prediction method is proposed to estimate the state of health of electrolytic capacitor in the power supply which is one of the most important components in the charging equipment, and its remaining useful life (RUL) is also predicted. According to the capacitance loss data, the Verhulst model and exponential model are combined as the final empirical model, and unscented Kalman filter (UKF) is used to generate a recommended distribution of particle filter (PF) to track the degradation path. Aimed at the problem of particle impoverishment, an improved krill herd (KH) algorithm is used to optimize the residual resampling step and improve the prediction accuracy. The results of experiments on the electrolytic capacitor degradation data show that compared with those of the traditional PF algorithm, the root mean square error (RMSE) of prediction result decreases from 2.79 to 0.37 at the prediction time point of 80 h, and the confidence interval width at the 95 % level decreases from 34 h to 4 h. At the same time, compared with that of the KH-UKF-PF algorithm, the RMSE decreases by 27.5%, indicating that the proposed method can provide higher prediction accuracy of RUL.

Keywords: Power supply; electrolytic capacitor; life prediction; unscented Kalman filter (UKF); krill herd (KH) algorithm; particle filter (PF)

收稿日期：2023-03-16；**修回日期**：2023-09-23，2023-10-25，2023-12-03；**录用日期**：2023-12-13；**网络首发日期**：2024-04-25

为保证系统的高效运行和避免潜在的巨大经济损失，安全关键设备剩余使用寿命 RUL(remain-

ing useful life)的预测研究已成为预测健康管理 PHM(prognostics and health management)中最重要的研究领域之一[1]。RUL 预测可使用数据驱动方法、基于模型方法来实现[2]。其中，基于模型的方法涉及显式数学函数来描述系统的物理和失效模式，此方法中的退化模型通常由经验模型和分析模型建立。但是对于复杂系统，特别是当系统运行在噪声或不确定的环境中时，很难建立精确的分析模型[3]。因此，基于模型方法中的退化模型通常由经验模型构建。

目前电子元件在实际中被广泛应用，关于其 RUL 评估的研究，包括电池[4]、MOSFETs[5]、电容[6]，已经成为日益关注的焦点。在这些关键的电子元件中，电容通常被用作电源单元的滤波元件，而电源单元是充电设备中非常重要的子部件，因此，亟需开发 1 种便于电源电解电容 RUL 评估的方法，为了避免基于数据的方法的局限性，大多数研究采用了传统的粒子滤波器 PF(particle filter)和卡尔曼滤波器 KF(Kalman filter)等方法。文献[7]提出了 1 种结合指数退化模型的 KF，用于电解电容的 RUL 预测；文献[8]基于 PF 的预测框架实现了 RUL 的精确估计；文献[9]基于 Wiener 退化模型，提出了 1 种两阶段电解电容的 RUL 预测方法，并在 NASA 数据集上验证了有效性；文献[10]利用长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络预测了电解电容的 RUL，具有较高的预测性能，但 LSTM 网络对训练数据量要求较大。传统 PF 是预测电解电容 RUL 的有效工具，但传统 PF 存在粒子退化等缺点，会严重降低其性能。为选择合适的建议分布以改善粒子退化问题，文献[11]提出了 1 种改进的 PF，采用无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)生成传统 PF 中方差较小的建议分布，以预测锂离子电池的 RUL 并估计其健康状态 SOH(state of health)。此外，重采样也是抑制粒子退化的有效方法，但重采样的引入会使常规 PF 受到粒子贫化的严重影响，为改善这一不足，文献[12]使用支持向量回归粒子滤波器的改进 PF 来估计 SOH 并预测锂离子电池的 RUL。在此基础上，电解电容的预测算法有待进一步研究，以扩大其应用范围，如非线性和非高斯系统的预测，同时需要提高预测的精度。

基于上述考虑，本文基于 PF 框架提出 1 种改进电解电容剩余寿命预测方法。通过将 Verhulst 模型和指数模型融合作为最终经验模型，以提升对电解电容退化趋势的响应灵活性和适应性。同时，本文利用 UKF 为 PF 框架生成适合的小方差建议分布，然后采用改进磷虾群 IKH(improved krill herd)算法细化重采样的搜索区域以缓解粒子贫化，提升预测性能。

1 IKH-UKF-PF 预测框架

1.1 UKF-PF 架构

本文以 PF 为基础，提出 1 种新型预测方法来估计电解电容的 RUL，所提方法框架如图 1 所示。利用电解电容的退化数据集，首先建立经验模型，并基于 UKF 生成方差较小的建议分布，以改进重

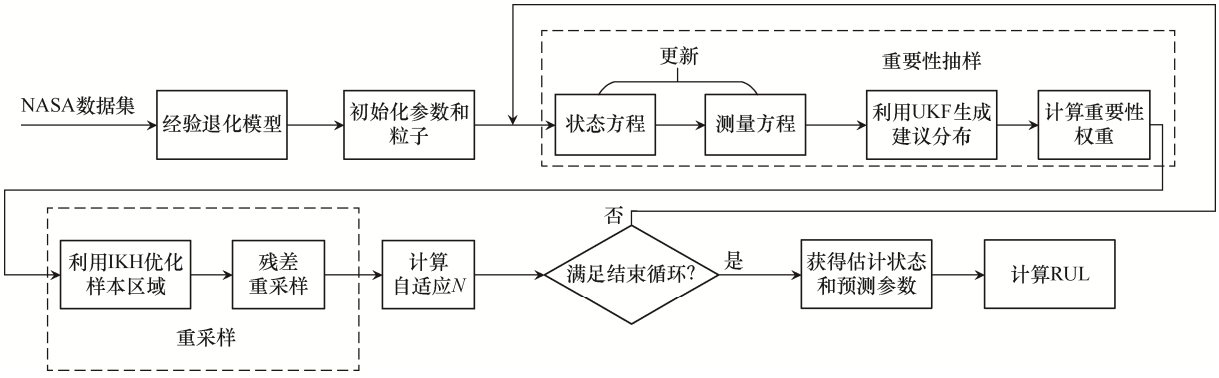


图 1 IKH-UKF-PF 预测框架

Fig. 1 Framework of IKH-UKF-PF prediction

要性抽样步骤。在获得粒子的重要性权重后，应用改进磷虾群算法对搜索区域进行细化，以缓解重采样中的粒子贫化。

首先，需建立合适的经验退化模型，其参数初始值可根据训练电解电容数据确定。然后用状态方程和测量方程初始化粒子，即

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + w_k \\ y_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \tag{1}$$

式中：x_k 和 y_k 分别为 k 时刻电解电容的退化状态变量和电解电容的实际测量值；$f(\cdot)$为状态转移函数；$h(\cdot)$为观测函数。假设状态为高斯随机向量，其过程噪声和测量噪声的统计特性分别为 $w_k \sim G(0, Q_k)$，$v_k \sim G(0, R_k)$，其中，Q_k 和 R_k 分别为过程噪声和测量噪声的方差。随后，执行重要性采样以获得粒子的重要性权重，并基于该重要性权重对粒子进行采样。

1.2 UKF 算法

传统 PF 采用转移先验分布作为建议分布，其具有便于数学拓展的优点，但也忽略了可用于调整重要性权重和减小方差的最新测量值。为融合最新观测值以提高建议分布的质量，应用 UKF 生成具有小方差的建议分布，其在 KF 框架下使用尺度无迹变换 SUT(scale unscented transformation)来处理均值和协方差的非线性变换。使用 UKF 生成的建议分布包含最新测量值，可提高 RUL 预测的精度。UKF 算法步骤如图 2 所示。

1.3 IKH 算法

UKF 算法的多次迭代会增大权重的方差，少数粒子的权重会变得很大而其他粒子的权重会变小，此为粒子退化。因此在 PF 框架中引入重采样过程，可改善粒子退化，但重采样过程会保留权重较大粒子、略去权重较小粒子，导致重采样后的粒子几乎均由少数粒子生成，降低了粒子的多样性，继而不可避免地会出现粒子贫化的新问题，使得后验概率密度函数无法被充分表达，从而降低了预测精度。因此，本文将 IKH 算法用于优化 UKF-PF 的残差重采样，使粒子尽可能地移动到实际位置邻域，缩小重采样区域，增加粒子的多样性，提高重采样的精度。系统状态由 1 组粒子组成，在搜索区域以适应度函数值作为评价准则。为了衡量种群的进化程度，适应度函数定义为

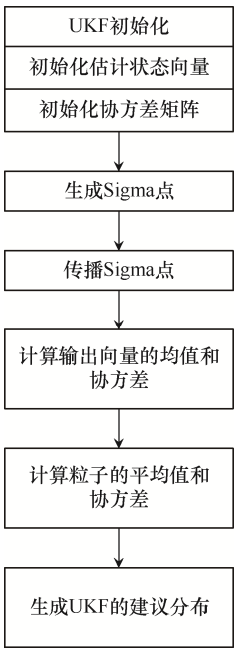


图 2　UKF 算法步骤

Fig. 2 Steps of UKF algorithm

$$f_{\text{fitness}}(x) = \exp\left\{-\frac{1}{2R}[y(x) - y_{\text{pred}}(x)]^2\right\} \tag{2}$$

式中：R 为观测噪声协方差；$y(x)$为最新的观测值；$y_{\text{pred}}(x)$为预测观测值。

每个粒子即磷虾个体的位置受 3 种运动的影响，在这 3 种运动的作用下，粒子状态不断更新，使粒子分布集中在拟合函数极值附近。

磷虾群 KH(krill herd)算法模拟了磷虾在海洋中的行为，其具备在局部搜索和全局搜索之间保持适当平衡且调节参数少的优点。KH 算法中，磷虾个体 X_i 的位置变化更新表达式为

$$X_i^{\text{Iter}+1} = X_i^{\text{Iter}} + V_{\text{r},i}^{\text{Iter}} \cdot \sum_{j=1}^{N_{\text{v}}} (u_j - l_j) \tag{3}$$

式中：$V_{\text{r},i}^{\text{Iter}}$ 为速度变量；N_{v} 为变量数；u_j 和 l_j 分别为第 j 个变量的上、下限值。

速度变量 $V_{\text{r},i}^{\text{Iter}}$ 受 3 种运动的影响，分别是磷虾的诱导运动 $V_{\text{ind},i}^{\text{Iter}}$、觅食运动 $V_{\text{frg},i}^{\text{Iter}}$ 和随机扩散运动 $V_{\text{dif},i}^{\text{Iter}}$ [13]，可表示为

$$V_{\mathrm{r},i}^{\mathrm{Iter}}=V_{\mathrm{ind},i}^{\mathrm{Iter}}+V_{\mathrm{frg},i}^{\mathrm{Iter}}+V_{\mathrm{dif},i}^{\mathrm{Iter}} \tag{4}$$

根据 Gandomi 和 Alavi 的研究可知[13-14]，传统 KH 算法存在磷虾个体间信息交流不足的问题。本文受粒子群算法中粒子更新的启发，在 KH 算法中，对磷虾个体进行部分随机选择，以增强磷虾群之间的信息交流。即在更新过程中，随机选择磷虾种群的一半以式(3)更新速度，另一半更新方式为

$$\begin{cases} V_{\mathrm{r},i}^{\mathrm{Iter}}=\omega_0 V_{\mathrm{r},i}^{\mathrm{Iter}}+C_1 r_1(X_i^{\mathrm{best}}-X_i)+C_2 r_2(X^{\mathrm{best}}-X_i) \\ \omega_0=\omega_{\max}-t\dfrac{\omega_{\max}-\omega_{\min}}{t_{\max}} \end{cases} \tag{5}$$

式中：ω_0 为线性递减的惯性权重，$\omega_{\max}$=0.9，$\omega_{\min}$=0.4；C_1 和 C_2 均为常数，分别取 C_1=1.2、C_2=0.8；r_1 和 r_2 为随机因子，均在[0, 1]内取值；X_i^{best} 为磷虾个体 i 的局部最优位置；X^{best} 为当前所有磷虾个体最优位置。

由式(4)可知，IKH 算法将磷虾个体本身的“惯性”寻优、个体局部优势及种群全局优势有效结合，显著增强了磷虾种群内部的信息交流，进一步弥补了算法的不足。

由此，获得了 1 个高质量的建议分布以最小化其方差，并通过 IKH 优化算法缩小重采样的范围，二者组合能够显著提高预测精度。

2 基于 IKH-UKF-PF 的电解电容剩余寿命预测

2.1 经验退化模型

基于退化数据集，需要建立合适的电解电容经验退化模型。目前使用最多的是指数模型，虽然指数模型具有简单、参数少等优点，但其对退化数据的拟合精度并不理想。为提高模型的拟合度和灵活性，本文利用 MATLAB 2022b 中的曲线拟合工具，根据电容损耗随老化时间的变化趋势，采用如表 1 所列的 4 种模型对数据进行拟合，模型中 a、b、c、d 和 f 均为模型待拟合参数。其中 Verhulst 模型为德国生物学家 Verhulst 研究生物繁殖规律时提出[15]，常用于具有离散状态的过程预测，如种群预测、生物增长、繁殖预测、产品寿命等，该模型可表示为

$$p(t)=\frac{a/b}{1+[a/(bp_0)-1]\mathrm{e}^{-a(t-t_0)}} \tag{6}$$

式中：p_0 为 $p(t)$的初值；t_0 为预测的起始时间。

表 1 经验退化模型

Tab. 1 Empirical degradation model

模型类型	模型表达式
模型 1 指数模型	$C_1(t)=a\cdot\mathrm{e}^{bt}$
模型 2 二次多项式模型	$C_1(t)=at^2+bt+c$
模型 3 指数模型和多项式模型的融合模型	$C_1(t)=a\cdot\mathrm{e}^{bt}+ct^2+dt+f$
模型 4 Verhulst 模型和指数模型的融合模型	$C_1(t)=\dfrac{a/b}{1+\{a/[b\cdot C_1(t_0)]-1\}\mathrm{e}^{-a(t-t_0)}}+c\cdot\mathrm{e}^{dt}$

根据 Verhulst 模型的常用领域，该模型具有良好的预测能力。因此，Verhulst 模型可以与常用的指数模型相融合，以提高经验模型的性能。

通过在数据集上拟合计算，4 个候选模型的均方根误差 RMSE(root mean square error)分别为 1.661、1.732、1.506 和 1.319。基于此，本文将 Verhulst 模型与指数模型相融合，作为电解电容的经验退化模型，使模型更具鲁棒性和灵活性。

2.2 寿命预测与评估

2.2.1 数据处理

为估计经验模型参数，选择 1 个电容作为测试数据，其他电容作为训练数据，得到经验模型的初始参数。本文选取 NASA 对电解电容进行的加速老化试验数据集[7]中的 1 号~5 号电解电容作为参数估计的训练数据。采用非线性最小二乘回归方法得到经验模型的拟合参数 a、b、c、d 的估计值，初始参数见表 2。

本文以 10 h 的时间步长进行状态估计和 RUL 预测，其中失效阈值是电容下降 16%的预定义临界

值。结束时间 EOL(end of life)为预测的电容损耗百分比轨迹超过失效阈值的时间。为获得电解电容的 RUL，需用第 i 个粒子计算电解电容的 EOL，该粒子表示为 $R^i_{\mathrm{ROL}t_\mathrm{p}}$。将 $R^i_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}}$ 定义为

$$R^i_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}} = R^i_{\mathrm{ROL}t_\mathrm{p}} - t_\mathrm{p} \qquad i=1,2,\cdots,N \tag{7}$$

式中：t_p 为开始执行预测的时间常数；$R^i_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}}$ 为第 i 个粒子在 t_p 时刻的剩余使用寿命。

表 2　初始化模型参数

Tab. 2 Parameters of initialized model

t_0	a	b	c	d
60	2.714×10^{-2}	7.021×10^{-4}	-4.310×10^{-1}	−7.844
80	3.015×10^{-2}	9.299×10^{-4}	-2.210×10^{-1}	−18.944
100	2.883×10^{-2}	8.997×10^{-4}	-2.727×10^{-1}	−4.567
120	3.128×10^{-2}	9.481×10^{-4}	-2.571×10^{-1}	−9.337

因此，RUL 的概率密度函数可以表示为

$$p(R^i_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}} \mid y_{0:t_\mathrm{p}}) \approx \sum_i^N \omega^i_{t_\mathrm{p}} \delta(R_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}} - R^i_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}}) \tag{8}$$

式中：$y_{0:t_\mathrm{p}}$ 为从初始时刻 0 到当前时刻 t_p 的观测数据序列；$\omega^i_{t_\mathrm{p}}$ 为第 i 个粒子在 t_p 时刻的重要性权重；δ 为狄拉克函数；$R_{\mathrm{RUL}t_\mathrm{p}}$ 为 t_p 时刻电解电容的真实剩余使用寿命。

通过计算得到 N 个粒子的 N 次退化曲线跨越失效阈值的时间，进而得到 RUL 的概率分布。

2.2.2　性能分析

为验证所提方法的性能，在 MATLAB 2022b 上将所提预测算法用于电解电容的 RUL 预测，并用 Verhulst 模型和指数模型的融合模型(模型 4)估计 SOH。本文将 6 号电解电容作为测试单元来验证所提出的算法。首先，将本文方法与文献[16]中的代表性 RUL 预测方法——KF 算法进行比较，同时本文也实现了 UKF 算法用于电解电容 RUL 预测，对三者进行对比分析。然后，将每个粒子提供的 RUL 值的均值作为本文方法的预测结果，对比结果见表 3。最后，通过与实际 RUL 的对比可以看出，本文方法比 KF 和 UKF 算法的预测结果更准确，预测性能优于 KF 和 UKF 方法。

表 3　KF、UKF 算法和所提算法的对比

Tab. 3 Comparison among KF, UKF and proposed method

预测算法	KF	UKF	IKH-UKF-PF	KF	UKF	IKH-UKF-PF	KF	UKF	IKH-UKF-PF	KF	UKF	IKH-UKF-PF
预测时间点/h	60			80			100			120		
预测 RUL/h	120.33	114.86	109.15	97.62	92.48	88.27	72.86	70.39	68.04	52.06	49.33	48.44
实际 RUL/h	108			88			68			48		

为进一步验证所提预测方法的优越性，将使用传统 PF 算法获得的预测结果与所提方法的性能进行了对比。不同时间点使用传统 PF 算法和所提方法的 SOH 估计和 RUL 预测的结果如图 3 所示。图 3 中显示了从 4 个不同预测时间点预测 RUL 的 4 条预测曲线和相应的概率分布。预测从 t=60 h 开始，最后一个时间点是 t=120 h，其中预测间隔设置为 20 h。很明显，随着预测时间点的逐渐向前，RUL 的概率分布函数 PDF(probability distribution function)变窄。但是可以看出，传统 PF 算法的概率分布的宽度均比较宽，RUL 预测不够精确。

由图 3 可见，与传统 PF 算法相比，所提方法对电解电容 RUL 的 PDF 要窄得多。为了清晰说明

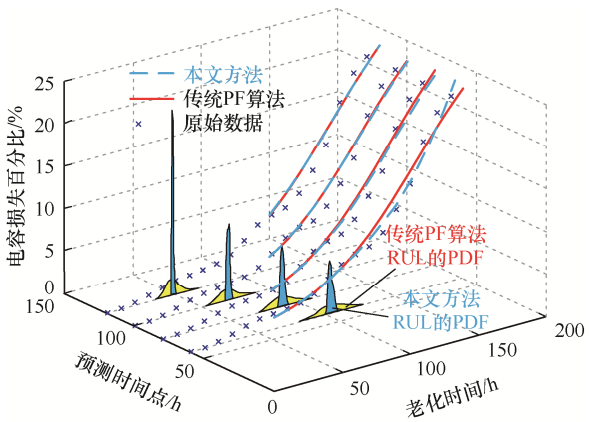


图 3　传统 PF 和本文算法在 60、80、100 和 120 h 的 RUL 预测结果和状态估计对比

Fig. 3 Comparison of RUL prediction results and state estimation at time points of 60, 80, 100 and 120 h between traditional PF algorithm and proposed algorithm

算法的预测性能，使用 RMSE 对算法进行评价，比较结果见表 4，其中 RUL 的置信区间 CI(confidence interval)为 95%置信水平下的区间，CI 的宽度为上限和下限之差。在不同的预测时刻，从 RMSE 值和 CI 宽度可以看出，与传统 PF 算法相比，本文方法预测的 CI 宽度和 RMSE 值大幅减小，RUL 预测精度大幅提高。例如预测在 t=80 h 开始时，本文方法预测的 CI 从 PF 算法的[73, 107]变为[86, 90]、CI 宽度从 34 减为 4、RMSE 值从 2.79 下降至 0.37，进一步证明了本文方法的优越性。

表 4 传统 PF 算法与本文方法的对比

Tab. 4 Comparison between conventional PF algorithm and proposed algorithm

预测算法	PF	IKH-UKF-PF	PF	IKH-UKF-PF	PF	IKH-UKF-PF	PF	IKH-UKF-PF
预测时间点/h	60		80		100		120	
RMSE	3.14	0.43	2.79	0.37	2.57	0.28	2.04	0.17
RUL 的 CI	[90, 128]	[105, 110]	[73, 107]	[86, 90]	[53, 82]	[67, 70]	[36, 58]	[47, 49]
实际 RUL/h	108		88		68		48	
CI 宽度/h	38	5	34	4	29	3	22	2

此外，本文还进行了相应的消融实验，其中 UKF-PF 算法和 KH-UKF-PF 算法的预测结果对比如图 4 所示。图 4 给出了 6 号电解电容在 60、80、100 和 120 h 时的预测曲线和预测 RUL 的 PDF，详细对比结果见表 5。将其结合表 4 和图 3 可知，一方面，与采用传统的 PF 算法相比，使用 UKF 算法得到方差较小的建议分布确实可以获得更准确的预测结果，当 t=80 h 时，相较于传统 PF 算法，UKF-PF 算法预测的 RMSE 值从 2.79 降至 0.98，CI 宽度明显减小，从 34 h 减小至 13 h。另一方面，在采用 IKH 算法优化重要性权重的计算后，对预测方法进行了进一步改进，改善了重采样中的粒子贫化，很明显，优化方法 IKH-UKF-PF 的 RMSE 小于 UKF-PF 的 RMSE，如 IKH-UKF-PF 使 t=60 h 时预测的 RMSE 降低了 0.8，超过了 UKF-PF 预测 RMSE 的一半以上，这表明优化后的方法可以提高算法的精度。同时，从表 5 结果可知，本文的改进 KH 算法比原 KH 算法性能更优。

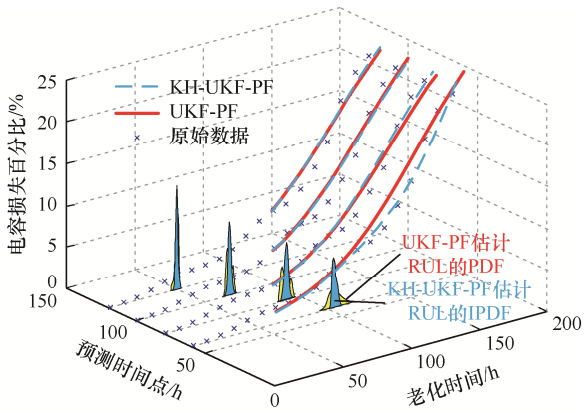


图 4 UKF-PF 和 KH-UKF-PF 在 60、80、100 和 120 h 的 RUL 预测结果和状态估计对比

Fig. 4 Comparison of RUL prediction results and state estimation at time points of 60, 80, 100 and 120 h between UKF-PF and KH-UKF-PF algorithms

表 5 UKF-PF 和 KH-UKF-PF 方法的对比

Tab. 5 Comparison between UKF-PF algorithm and KH-UKF-PF algorithm

预测算法	UKF-PF	KH-UKF-PF	UKF-PF	KH-UKF-PF	UKF-PF	KH-UKF-PF	UKF-PF	KH-UKF-PF
预测时间点/h	60		80		100		120	
RMSE	1.23	0.61	0.98	0.51	0.73	0.48	0.54	0.36
RUL 的 CI	[97, 112]	[105, 111]	[82, 95]	[86, 91]	[63, 72]	[66, 70]	[46, 52]	[47, 50]
实际 RUL/h	108		88		68		48	
CI 宽度/h	15	6	13	5	9	4	6	3

从以上仿真验证可知，本文所提方法优于目前常用的电解电容 RUL 预测方法，可作为电解电容

RUL 的 1 种优秀预测方法。

3　结语

本文提出了 1 种新的预测算法来估计电解电容的 SOH 和预测 RUL。该方法在 PF 框架下应用 UKF 生成建议分布，并考虑到预测精度的进一步要求和重采样步骤中粒子贫化的问题，增加了 1 种优化方法，即在传统 PF 算法的基础上，使用 IKH 算法改进了重采样的搜索范围。最后，比较了所提新方法与传统 PF、UKF-PF 和 KH-UKF-PF 算法获得的预测性能。结果表明，该方法预测的 RUL 的概率分布比传统 PF 算法预测的 RUL 的概率分布更集中，预测鲁棒性和稳定性更好，优化后的 IKH-UKF-PF 算法可缩小重采样范围、提高粒子多样性，能提供更准确的电解电容状态估计和 RUL 预测。后续将进一步通过自适应调整样本数等优化方法计算最少有效粒子数来减少计算量，提升计算效率，便于电解电容寿命在线预测部署。

参考文献：

[1] 徐冰, 张敏, 杨文涛, 等. 质子交换膜燃料电池基于老化特征的剩余使用寿命混合预测方法[J]. 电工技术学报, 2025, 40(17): 5703-5714.
Xu Bing, Zhang Min, Yang Wentao, et al. PEMFC hybrid prediction method for remaining useful life based on aging characteristics [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(17): 5703-5714. (in Chinese)

[2] 代佳骏, 刘云冰, 陈贵词, 等. 信号二次分解联合机器学习的锂电池剩余寿命预测[J]. 电源学报, 2025, 23(8): 262-272.
Dai Jiajun, Liu Yunbing, Chen Guici, et al. Remaining useful life prediction of lithium battery based on signal secondary decomposition combined with machine learning [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(8): 262-272. (in Chinese)

[3] Su Xiaohong, Wang Shuai, Pecht M, et al. Interacting multiple model particle filter for prognostics of lithium-ion batteries [J]. Microelectronics Reliability, 2017, 70: 59-69.

[4] 孙静, 翟千淳. 基于融合特征和OOA-BiGRU的锂离子电池剩余使用寿命预测方法[J]. 电工技术学报, 2025, 40(9): 2996-3012.
Sun Jing, Zhai Qianchun. A novel remaining useful life prediction method based on fusion feature and OOA-BiGRU for lithium-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(9): 2996-3012. (in Chinese)

[5] 毛明波, 孟昭亮, 高勇, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的 SiC MOSFET 模块寿命预测方法研究与实现[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 229-235, 258.
Mao Mingbo, Meng Zhaoliang, Gao Yong, et al. Research and implementation of life prediction method for SiC MOSFET module based on PSO-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 229-235, 258. (in Chinese)

[6] Qin Qi, Zhao Shuai, Chen Shaowei, et al. Adaptive and robust prediction for the remaining useful life of electrolytic capacitors [J]. Microelectronics Reliability, 2018, 87: 64-74.

[7] Celaya J R, Kulkarni C S, Biswas G, et al. Towards a model-based prognostics methodology for electrolytic capacitors: A case study based on electrical overstress accelerated aging [J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2012, 3(2): 1-19.

[8] Liu Zhenbao, Sun Gaoyuan, Bu Shuhui, et al. Particle learning framework for estimating the remaining useful life of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(2): 280-293.

[9] Zhao Jin, Zhou Yang, Zhu Qi, et al. A remaining useful life prediction method of aluminum electrolytic capacitor based on Wiener process and similarity measurement [J]. Microelectronics Reliability, 2023, 142: 114928.

[10] Forouzandeh Shahraki A, Al-Dahidi S, Rahim Taleqani A, et al. Using LSTM neural network to predict remaining useful life of electrolytic capacitors in dynamic operating conditions [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2023, 237(1): 16-28.

[11] Yang Jinsong, Fang Weiguang, Chen Jiayu, et al. A lithium-ion battery remaining useful life prediction method

based on unscented particle filter and optimal combination strategy [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 55: 105648.

[12] Dong Hancheng, Jin Xiaoning, Lou Yangbing, et al. Lithium-ion battery state of health monitoring and remainning useful life prediction based on support vector regression-particle filter [J]. Journal of Power Sources, 2014, 271: 114-123.

[13] Yu Lihong, Xie Linyang, Liu Chunmei, et al. Optimization of BP neural network model by chaotic krill herd algorithm [J]. Alexandria Engineering Journal, 2022, 61(12): 9769-9777.

[14] Guo Lihong, Wang Gaige, Gandomi A H, et al. A new improved krill herd algorithm for global numerical optimization [J]. Neurocomputing, 2014, 138: 392-402.

[15] 范献胜, 时小春. 基于向量变换的灰色 Verhulst 模型的病态性研究[J]. 数学的实践与认识, 2025, 55(7): 145-153.

Fan Xiansheng, Shi Xiaochun. Study on the morbidity of grey verhulst model based on vector transformation [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2025, 55(7): 145-153. (in Chinese)

[16] Jouin M, Gouriveau R, Hissel D, et al. Particle filter-based prognostics: Review, discussion and perspectives [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 2-31.



韩旭

作者简介：

韩旭(1993—)，男，本科，工程师。研究方向：电源、旋转机械等设备寿命预测。E-mail：npic_lvx@163.com。

张静伟(1984—)，男，本科，高级工程师。研究方向：设备状态监测。E-mail：84731999@qq.com。

傅代印(1988—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：设备故障诊断和寿命预测。E-mail：fudaiyin@126.com。

覃团发(1966—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：智能电网信息技术，无线多媒体通信研究，设备寿命预测。E-mail：npic_wq@163.com。

(责任编辑：耿越)