

一种预测锂电池剩余寿命的改进粒子滤波算法

王腾蛟¹, 郭建胜¹✉, 慕容政¹, 韩琦², 李正欣¹

(1. 空军工程大学装备管理与无人机工程学院, 西安, 710051; 2. 空军工程大学航空工程学院, 西安, 710038)

摘要 粒子滤波算法本身存在着粒子退化问题, 对于衰减趋势变化剧烈的模型, 难以获得精确的预测结果, 限制了算法的适用范围。针对以上问题对粒子滤波进行改进, 通过引入粒子群优化算法中的粒子更新机制, 优化粒子的全局位置信息, 进而重新分配各粒子权重, 降低了重采样阶段粒子重置的比例, 改善了算法固有的粒子退化现象, 达到改进算法、提升算法预测性能的目的; 同时, 为验证算法的实际效果, 以马里兰大学先进寿命周期工程中心(CALCE)发布的锂电池容量实验数据集为基础, 分别使用传统粒子滤波算法与改进的算法进行剩余寿命预测仿真。经过对比发现: 改进算法误差下降 33.6%, 可获得更为精确的预测结果, 重采样率下降 18.3%, 粒子退化问题得到改善。

关键词 剩余寿命; 锂电池; 粒子滤波; 粒子退化

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.05.009

中图分类号 TP206.3 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)05-0047-05

An Improved Particle Filter Algorithm for Lithium-Ion Battery Remaining Useful Life Prediction

WANG Tengjiao¹, GUO Jiansheng¹✉, MURONG Zheng¹, HAN Qi², LI Zhengxin¹

(1. Equipment Management and Uamanned Aerial Vehicle Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Aeronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: The capacity degradation of Lithium battery is influenced by excessive factors and the mechanism is complex, and the remaining useful life (RUL) is very difficult to predict. The particle filter (PF) is one of the main stream methods in the current RUL prediction research because of its excellent non-linear non-Gaussian characteristics. However, the PF has a problem of particle degeneration in nature, which weakens the precision especially when the model has a dramatic trend of changes. In order to overcome the above problems, the PF is improved by introducing the renewal philosophy of particle swarm optimism (PSO) to reassign particle weight by optimizing the global position of particle. The simulation results reveal that compared with the original PF, a more precise prediction of the RUL can be obtained with the 33.6% reduction of error, and an alleviation of particle degeneration is reached for the 18.3% reduction of re-sampling rate.

收稿日期: 2018-01-07

基金项目: 国家自然科学基金(61502521)

作者简介: 王腾蛟(1990—), 男, 山东青岛人, 硕士生, 主要从事装备故障预测研究。E-mail: afeu_wtj@sina.com

通信作者: 郭建胜(1965—), 男, 河南灵宝人, 教授, 主要从事信息系统与决策支持系统研究。E-mail: afeu_wtj@sina.com

引用格式: 王腾蛟, 郭建胜, 慕容政, 等. 一种预测锂电池剩余寿命的改进粒子滤波算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(5): 47-51. WANG Tengjiao, GUO Jiansheng, MURONG Zheng, et al. An Improved Particle Filter Algorithm for Lithium-Ion Battery Remaining Useful Life Prediction[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(5): 47-51.

Key words: remaining useful life; lithium-ion battery; particle filter; particle degeneration

目前,国内外的学者分别采用不同的手段对锂电池 RUL 预测进行研究。其预测手段可分为基于模型的预测方法、数据驱动的预测方法和融合型预测方法^[1]。在基于模型的预测研究上,文献[2]基于退化机理模型对 RUL 进行预测,从电池的电化学机理分析电池内外部老化因素的影响,实现对锂电池的状态估计;基于模型的方法虽能对 RUL 进行预测,但是由于电池的电化学模型复杂,电池 RUL 的影响因素繁多,难以归纳出固定可循的容量退化原理,导致很难用数学模型来清晰地表达容量退化过程,因此数据驱动的方法受到大部分学者关注。文献[3]使用了 AR 模型进行预测,具有所需样本数量小,辨识简单等优势,但 AR 模型单纯依靠数据建立模型,在进行长时间的预测时容易出现与实际电化学特征相违背的缺点。人工神经网络(ANN)也被应用于锂电池 RUL 预测问题,很多学者也围绕 ANN 算法做出改进^[4],但是 ANN 算法预测结果为点估计,无法将预测结果以概率形式给出。统计滤波兼具基于模型和数据驱动 2 种方法的特点(这也是统计滤波方法被部分学者归类为基于模型的预测的原因),从数据出发,寻找数据随时间变化的规律或系统内部状态的递推关系建立模型进行预测,采用的方法主要有卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)及其改进滤波,粒子滤波(Particle Filter, PF)及其改进滤波等。其中 PF 算法因为对非线性非高斯的电池退化过程具有较强适应性,在锂电池 RUL 预测问题上有独到优势。但是 PF 存在粒子退化等问题,使其预测精度受到了一定限制,对此有不少学者展开了研究^[5-6]。

1 粒子滤波

PF 是一种用样本均值代替复杂概率密度积分的近似贝叶斯滤波。其核心思想是用一定数目的离散随机采样点(粒子)的加权和对后验概率密度进行近似,从而得到状态变量的最小方差估计(粒子波的相关概念参阅文献[7~9])。

1.1 粒子滤波流程

PF 的主要过程为:初始化粒子、粒子状态更新、粒子权值计算和归一化、重采样以及状态估计、计算方差和概率密度。其主要实现步骤为序贯重要性重采样(Sequential Importance Resampling, SIR)。序贯重要性重采样可以分为重要性采样、重采样 2 个过程,其原理可参考文献[10]。

算法初始化后,对 SIR 进行多次迭代,直到达到终止条件。图 1 展现了 SIR 过程中粒子及其权值的更新:在 $k-1$ 时刻,粒子 i 对应的状态值为 X_{k-1}^i ,权值为 ω_{k-1}^i ;通过系统的状态转移方程可以得到 k 时刻状态值,并进一步得到观测值,进而通过重要性函数更新权值,归一化得到 k 时刻权值 ω_k^i ;进行重采样,保留并复制权值较大粒子,淘汰权值较小粒子。如此完成一次粒子及权值更新过程。

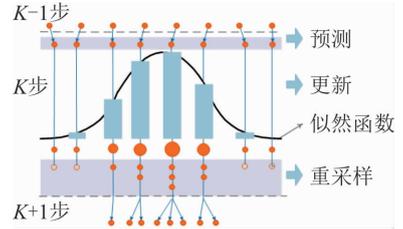


图 1 序贯重要性重采样算法

Fig. 1 Sequential importance resampling

1.2 粒子退化问题

粒子退化是指 SIS 过程中,大量粒子对后验概率密度的近似表达没有影响的现象。粒子退化现象发生于 SIS 步骤中。在进行 SIS 步骤时,LIU 等^[11]提出最优的重要性函数为 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)$ 。为便于计算,通常选用次优的重要性函数 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$ 来计算权值;同时,预测过程中存在的外部测量噪声以及影响全周期内的各种干扰因素会造成滤波阶段获取的样本值与真实值之间存在较大偏差,致使粒子远离最优位置,其对应权值也相应降低,从而无法获得能够反映真实后验概率密度的粒子。随着迭代次数增加,误差被逐步累积,上述情况更为明显。图 2 直观反映了当似然函数呈现多个尖峰特征时,传统粒子滤波无法得到准确的采样值,表明了粒子退化现象对滤波性能的重大影响。

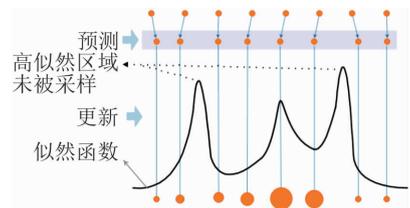


图 2 似然函数呈尖峰形状时的粒子退化现象

Fig. 2 Particle degeneration of the spiky-shaped likelihood

现有粒子退化解方案主要有 2 个:一是增大粒子数量,在粒子采样区间不变的情况下,增加粒子数,算法可以囊括更多样本,更为全面地对后验概率密度进行近似,但是增大粒子数量会带来计算量的增加;二是使用重采样的方法,解决粒子退化问题。

重采样的主要功能是对权值较小粒子进行淘汰,对权值较大粒子进行保留和复制,使所有粒子对后验概率有足够影响力。但此过程在多次执行后,会使粒子多样性下降。现多通过判断粒子退化程度来决定重采样执行与否,用以减少重采样次数。重采样是以牺牲粒子多样性来减缓粒子退化,并非从粒子退化原因入手。经过重采样后,粒子退化现象并非得到彻底解决,仍存在着改进的必要和可能。

2 改进粒子滤波算法

2.1 改进思路

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 等提出的一种群体智能优化算法,其算法原理参见文献[12]。本文对粒子滤波进行的改进主要采用 PSO 中粒子位置 X_k^i 和速度 V_k^i 的更新思想:

根据全局最优 G_{best} 和个体最优 P_{best}^i 来进行速度和位置的更新,其更新公式为:

$$\begin{cases} V_k^i = \omega V_{k-1}^i + c_1 \text{Rand}() (P_{\text{best}}^i - X_{k-1}^i) + \\ c_2 \text{Rand}() (G_{\text{best}} - X_{k-1}^i) \\ X_k^i = X_{k-1}^i + V_k^i \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\text{Rand}()$ 是介于 $(0, 1)$ 区间的随机数; ω 称为惯性因子; c_1 和 c_2 称为学习因子。 ω 值与粒子群优化算法对全局的搜索能力存在着正相关的关系。

PSO 在粒子的更新中,以全局最优 G_{best} 和个体最优 P_{best}^i 2 个值作为参考,按式(1)进行更新,具有一定的方向性,在粒子向着权值较大的粒子运动之后,从宏观来看,较多粒子的权值会适当增加,粒子权值的方差会降低,可以将 2 种算法做一定的融合,改进粒子滤波算法,以期达到解决或减轻粒子退化现象、提高算法实时性的目的。

结合以上对 PSO 粒子更新过程分析及 PF 特点,在 2 种算法的基础上主要做以下融合改进:

1) 定义适应度函数。为使粒子的更新向着粒子权值较大的粒子靠拢,参考粒子滤波中对粒子权值的定义公式,并根据粒子群优化算法的特点,定义 f (fitness) 值公式如下:

$$f = \exp\left[-\frac{1}{2R_k} (z_k - \hat{z}_k^i)^2\right] \quad (2)$$

式中: z_k 为当前时刻的观测值; \hat{z}_k^i 为粒子 i 的预测值; R_k 为观测噪声协方差。

2) 设计粒子更新机制。由高斯分布函数来对粒子的速度和位置进行更新,取代了以固定速度因子和惯性因子更新粒子位置与速度的手段,在增强粒子种群多样性的同时,保留了 PSO 算法固有的快速

收敛特性。借助以上方法,全局粒子能够持续向真实状态区域运动,逐步逼近真实状态,增强了粒子的跟踪性能,扩大了有效粒子数。

$$\begin{cases} v_{k-1}^i = |\text{rand}n_1()| (P_{\text{best}}^i - x_{k-1}^i) + \\ |\text{rand}n_2()| (G_{\text{best}} - x_{k-1}^i) \\ x_k^i = x_{k-1}^i + v_{k-1}^i \end{cases} \quad (3)$$

式中: $|\text{rand}n_1()|$ 和 $|\text{rand}n_2()|$ 是满足高斯分布的正随机数。

2.2 改进算法流程

用 PSO 算法中粒子群搜索更新策略改进的粒子滤波算法(PSO-PF)步骤如下:

假设系统的描述如下:

$$\begin{cases} x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}) \\ z_k = h_k(x_k, n_k) \end{cases} \quad (4)$$

式中: x_k 为 k 时刻状态变量; f_k 为状态转移方程; z_k 为 k 时刻观测变量; h_k 为观测方程,和 n 分别为系统噪声和观测噪声。

Step 1 初始化粒子。按照先验概率密度函数 $p(x_0)$ 产生 N 个粒子 $x_0^i \sim p(x_0)$, 每个粒子的权值为 $\omega_k^i = 1/N, i = 1, 2, \dots, N$ 。

Step 2 重要性采样。选取先验概率作为重要性密度函数。

从中随机抽取 N 个粒子。如 1.2 节中所述,重要性概率密度函数可以有多种选择,为了便于计算,本文选取次优重要性密度函数,如式(5)所示。

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k |) = p(x_k^i | x_{k-1}^i) \quad (5)$$

Step 3 粒子更新。通过式(2)求粒子的 f 值,根据式(3)进行粒子的位置和速度更新,从而完成状态更新过程。

Step 4 权值更新与归一化。重要性权值计算公式为:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \left[- (z_k - \hat{z}_k^i)^2 / 2R_k \right] \quad (6)$$

式中: ω_k^i 为粒子 i 在第 k 次迭代中的权值; R_k 为噪声协方差; z_k 为第 k 次的观测值; \hat{z}_k^i 为通过粒子 i 对观测值做出的估计。权值归一化公式为:

$$\tilde{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i \quad (7)$$

Step 5 重采样。计算有效粒子数:

$$\hat{N}_{\text{eff}} \approx 1 / \sum_{i=1}^N (\tilde{\omega}_k^i)^2 \quad (8)$$

\hat{N}_{eff} 越小说明退化现象越严重,若 \hat{N}_{eff} 小于有效粒子数的规定阈值 N_{th} , 则进行重采样,减小粒子权值的方差。常用的重采样方法有:随机重采样、残差重采样、多项式重采样、系统重采样等,本文采用随机重采样。

Step 6 状态估计、计算方差、近似后验概率密度。

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i x_k^i \quad (9)$$

$$p_k = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k) (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)^T \quad (10)$$

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (11)$$

Step 7 输出结果。判断是否达到终止条件,若达到则停止滤波并输出结果,否则返回 **Step 2** 进行循环。

3 锂电池剩余寿命仿真实验设计

3.1 预测仿真流程

锂电池的容量衰减服从以下经验模型^[13]:

$$Q = \alpha_1 \exp(\beta_1 k) + \alpha_2 \exp(\beta_2 k) \quad (12)$$

锂电池剩余寿命的预测仿真的主要思路是通过粒子滤波和改进的算法分别获得 α_1 、 β_1 、 α_2 和 β_2 的 2 组估计值,并分别以此建立模型,进行剩余寿命的预测,从而完成对比仿真。具体仿真步骤如下:

Step 1 提取电池容量数据并进行数据的预处理。预测仿真所选用数据为马里兰大学先进寿命周期工程中心(CALCE)公布的一组电池容量实验测量数据。数据预处理的主要工作为剔除明显的奇异值,减小其对滤波的影响。

Step 2 初始化。主要工作是设定经验模型初始参数,为精确地反映 2 种滤波算法的性能,采用相同的初始参数。

Step 3 设定预测起始点 S 和终止点 E 。

Step 4 对模型参数进行滤波估计。在完成初始化至达到预测起始点 S 之前,2 种滤波算法利用实测数据,进行滤波求得模型 4 个参数估计值。

Step 5 利用模型进行容量预测直到终止点 E 。

Step 6 计算剩余寿命及其概率密度分布。假设某种型号电池的失效容量阈值与额定容量比值为 η ,可以通过求解方程来获得剩余寿命:

$$\eta Q_{\text{rated}} = \alpha_1 \exp(\beta_1 L) + \alpha_2 \exp(\beta_2 L) \quad (13)$$

式中: L 为剩余寿命, Q_{rated} 为电池额定容量。本文参考的 η 值为 70%~80%。

RUL 概率密度函数(PDF)可近似为^[13]:

$$P(L_k | Q_{0:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i \delta(L_k - L_k^i) \quad (14)$$

式中: L_k 为第 k 次迭代时,由状态估计值 \hat{x}_k 所预测的剩余寿命; L_k^i 为通过粒子 i 的估计值 \hat{x}_k^i 所预测的剩余寿命; $\tilde{\omega}_k^i$ 为粒子权重; δ 为狄拉克函数。

3.2 检验性指标

通过以下 5 个检验性指标对比 PSO-PF 和 PF 对锂电池剩余寿命预测的性能:

绝对误差指剩余寿命预测值与实验测量值差的绝对值;相对误差指绝对误差与实验测量值的比。这 2 个值能够反映预测结果的精度。

误差均方根,本文简记 E ,用来衡量预测结果与测量值之间的偏差。

$$E = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (\hat{x}_k - x_k)^2} \quad (15)$$

RUL 概率密度函数宽度指剩余寿命概率密度函数的起始点与终止点的差。该值越小,说明通过所有粒子预测得到的 RUL 越集中,预测所得的结果越具有显著性。

重采样率指算法运行中执行重采样的次数与迭代次数的比值的百分数,该值能对算法中粒子退化的速度进行反映。重采样率越小,说明粒子达到重采样条件的次数越少,粒子退化越慢。

4 仿真结果与分析

根据第 3 节内容进行仿真实验,得到预测拟合效果图 3,将检验性指标汇总得到表 1。

通过对图 3 的分析可知:PSO-PF 对实验数据的跟踪优于 PF。在初始化过程中,由于初始化的模型参数与实际值存在较大偏差,算法执行初期预测值与真实值偏差较大,导致 PF 粒子在更新过程中,需要近 60 次迭代才能将预测值聚集到实验测量数据附近;而 PSO-PF 则仅需要 20 次迭代。此现象与改进的算法性能相符:由于引入了 PSO 中粒子更新机制,粒子在更新过程中,向有着较高权值的 G_{best} 和 P_{best}^i 运动,跟踪的速度优于 PF。

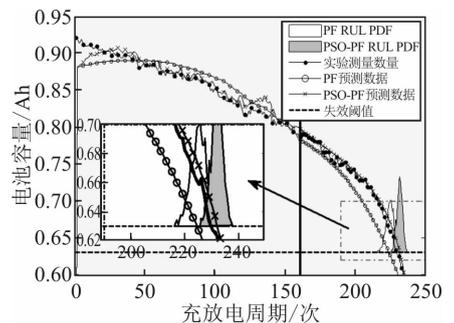


图 3 PSO-PF 与 PF 剩余寿命预测对比

Fig. 3 RUL prediction result using PSO-PF contrast with PF

分析表 1 中各项检验性指标可得:从预测误差来看,PSO-PF 的 RUL 预测值更为接近实验测量值,对 RUL 的预测效果优于 PF;从 RMSE 值来看,PSO-PF 的 RMSE 值更小,容量预测值在总体上更为接近实验测量数据;从 RUL 的概率密度分布宽度上看,PSO-PF 的 RUL 预测值更为精准,更具有显著性;从重采样率上看,PSO-PF 明显小于 PF。

表1 2种算法的数据统计

Tab.1 the performance of the two algorithms

检验指标	PSO-PF	PF
绝对误差/次	2	3
相对误差/%	0.87	1.31
误差均方根	0.001 4	0.003 3
PDF 宽度/次	14	18
重采样率/%	59.8	73.2

仿真结果说明改进的粒子滤波在粒子更新过程中,能够改善粒子退化现象,保留住更多具有“价值”的粒子,从而得到更为准确、可信度更高的 RUL 预测值。

5 结语

本文分析了粒子滤波算法在粒子更新过程中所存在的粒子退化问题及原因,利用与粒子权值正相关的适应度函数来判断粒子位置信息的优劣,并以此为依据进行粒子搜索更新,进而重新分配各粒子权重,改善了算法固有的粒子退化现象,为锂电池剩余寿命预测提出了一种精准高效的方法。理论分析与数值仿真共同验证了本文算法的有效性。然而,本文算法中的粒子更新机制无法保证多峰似然函数下粒子的覆盖效率,降低了算法的适用范围。在下一步的研究中,将考虑结合游走模型等多样性机制提升种群在多峰函数下的跟踪性能。

参考文献(References):

- [1] 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.
LIU D T, ZHOU J B, GUO L M, et al. Survey on Lithium-Ion Battery Health Assessment and Cycle Life Estimation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1):1-16. (in Chinese)
- [2] LEE J L, CHEMISTRUCK A, PLETT G L. One-Dimensional Physics-Based Reduced-Order Model of Lithium-ion Dynamics[J]. Journal of Power Sources, 2012, 220(4):430-448.
- [3] 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):293-308.
- [4] ANDRE D, NUHIC A, SOCZKA-GUTH T, et al.

- Comparative Study of a Structured Neural Network and an Extended Kalman Filter for State of Health Determination of Lithium-Ion Batteries in Hybrid Electricvehicles[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013,
- [5] 苗强,崔恒娟,谢磊,等. 粒子滤波在锂离子电池剩余寿命预测中的应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2013, 36(8):47-52.
MIAO Q, CUI H J, XIE L, et al. Remaining Useful Life Prediction of the Lithium-Ion Battery Using Particle Filtering [J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2013, 36(8):47-52. (in Chinese)
 - [6] 张金,魏影,韩裕生,等. 一种改进的锂离子电池剩余寿命预测算法[J]. 电子技术应用, 2015, 41(8): 110-112.
ZHANG J, WEI Y, HAN Y S, et al. An Improved Particle Filter Algorithm for Lithium-Ion Battery Remaining Useful Life Prediction[J]. Application of Electronic Technique, 2015, 41(8):110-112. (in Chinese)
 - [7] HAMMERSLEY J M, MORTON K W. Poor Man's Monte Carlo[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1954, 16(1):23-38.
 - [8] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel Approach to Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian State Estimation[J]. IEE Proceedings F Radar and Signal Processing, 1993, 140(2):107-113.
 - [9] BELVIKEN E, ACKLAM P J, CHRISTOPHERSEN N, et al. Monte Carlo Filters for Non-Linear State Estimation [J]. Automatica, 2001, 37(2):177-183.
 - [10] 胡士强,敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4):361-365.
HU S Q, JING Z L. Overview of Particle Filter Algorithm[J]. Control and Decision, 2005, 20(4):361-365. (in Chinese)
 - [11] LIU J S, CHEN R. Sequential Monte Carlo Methods for Dynamic Systems[J]. Journal of the American Statistical Association, 1998, 93(5):1032-1044.
 - [12] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization[C]//Proceedings of IEEE Interactional Conference on Neural Networks, 1995(4):1942-1948.
 - [13] MIAO Q, XIE L, CUI H J, et al. Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Battery with Unscented Particle Filter Technique[J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(6):805-810.

(编辑:姚树峰)