

文章编号: 2095-4980(2013)05-0822-05

基于 ARIMA 和 PF 的锂电池剩余使用寿命预测方法

豆金昌, 陈则王, 揭由翔

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 有效的电池剩余使用寿命(RUL)预测方法能够极大地提高系统的可靠性。提出一种基于自回归集成滑动平均模型(ARIMA)和粒子滤波(PF)融合预测框架,该框架由 ARIMA 方法和 PF 方法构成, ARIMA 应用于短期预测, 而粒子滤波应用于长期预测。首先在线对锂离子电池进行监测, 然后根据短期预测或长期预测要求执行相应的算法,得出横纵坐标分别为周期和容量的 RUL 预测图。实验结果表明, 该预测框架能够快速准确地预测锂离子电池 RUL。

关键词: ARIMA 模型; 粒子滤波; 融合; 预测

中图分类号: TN911.23; TP391 **文献标识码:** A

doi: 10.11805/TKYDA201305.0822

Remaining Useful Life prediction for lithium battery based on ARIMA and Particle Filter

DOU Jin-chang, CHEN Ze-wang, JIE You-xiang

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: An efficient method for battery Remaining Useful Life(RUL) prediction would greatly improve the reliability of systems. A novel Autoregressive Integrated Moving Average Model-Particle Filter(ARIMA-PF) fusion prognostic framework is developed to improve the performance of battery RUL prediction. It is composed of ARIMA algorithm and PF algorithm. ARIMA is employed for short-term estimation of system state, while Particle Filter for long-term estimation of system state. Firstly, the lithium ion battery is monitored online; then the corresponding algorithms are employed according to short-term forecasts or long-term forecasts requirements; the forecast maps are obtained with the transverse and longitudinal coordinates standing for the cycle and capacity respectively. The experimental results indicate that the proposed prognostic framework can predict lithium ion battery RUL accurately and fast.

Key words: ARIMA model; Particle Filter; fusion; forecasting

与铅酸、镍镉电池、镍金属氢化物电池相比,锂离子电池具有能量密度大、电势高、重量轻和寿命长等优点,已经成为许多产品的能源解决方案,这些产品包括家电、电动车、军事和航空电子设备等^[1-2]。随着反复充放电,电池性能退化,其退化过程可以通过电池容量衰减来定性描述。电池容量是电池在满充电状态下存储的电荷量。在实际应用中,当电池的容量衰减到额定容量的 80%时,被认定为失效^[3-4]。超过这点电池容量将会呈指数衰减,稳定性下降,应该及时替换^[5],否则电池失效会导致操作失灵,性能衰减,工厂停工,甚至重大事故发生。

本文提出了一种 ARIMA-PF 模型预测框架(如图 1), ARIMA 应用于短期预测, PF^[6]应用于长期预测,根据应用需要,输出短期或长期预测结果。ARIMA 短期预测速度快,精确度高,PF 能够保证长期预测的精确度。ARIMA-PF 模型预测框架结合了两种方法的优点,能够快速准确地在线预测出锂离子电池 RUL。

1 ARIMA 模型方法预测

1.1 ARIMA 模型理论

ARIMA 模型^[7]法的建模思想是将研究对象随时间推移而形成的数据序列视为一组依赖于时间 t 的随机变量,

这组随机变量的相关性, 可通过将过去的观测值结合随机扰动因素建立随机时间序列模型 (ARIMA 模型) 描述出来, 并认为这种相关性也表示了未来的发展趋势, 从而通过该模型及已有的观测值就可以对其未来值进行预测。

差分自回归移动平均模型 ARIMA(p,d,q) 模型公式如式(1), AR 是自回归, p 为自回归项; MA 为移动平均, q 为移动平均项数, d 为时间序列平稳时所做差分次数, L 为滞后算子, α 为 AR 模型参数, β 为 MA 模型参数。

$$(1 - (\alpha_1 L^1 + \alpha_2 L^2 + \dots + \alpha_p L^p))(1 - L)^d x_k = (1 + \beta_1 L^1 + \beta_2 L^2 + \dots + \beta_q L^q) \rho_k \quad (1)$$

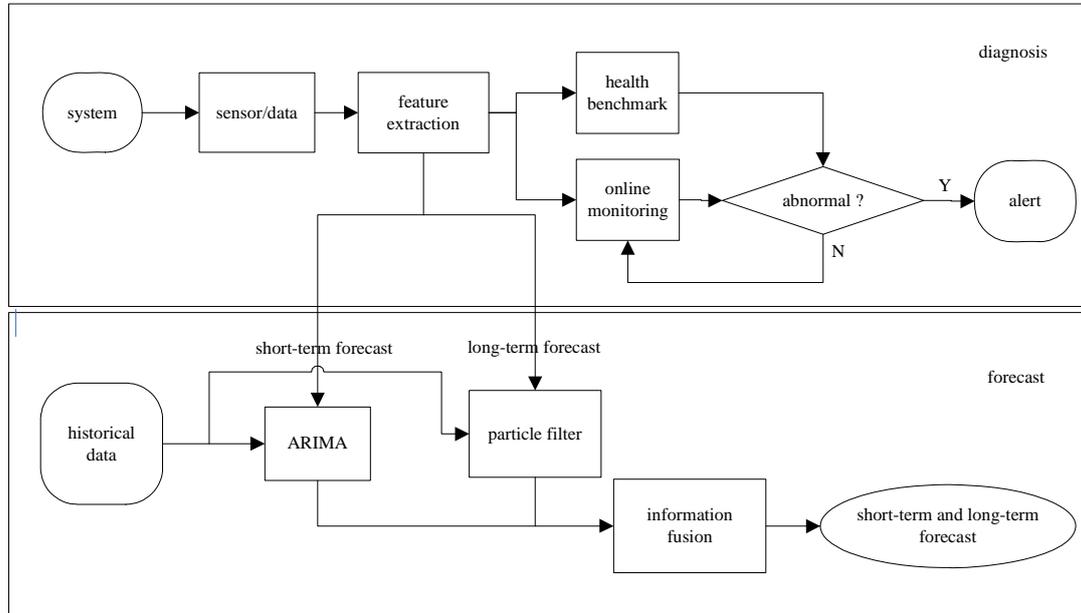


Fig.1 ARIMA-PF prognostic framework
图 1 ARIMA-PF 预测框架

1.2 ARIMA 模型预测步骤及结果

锂离子容量数据来源于美国宇航局艾姆斯预测数据库, 由 B. Saha 和 K. Goebel 提供^[8]。电池 B0005 容量数据如图 2 所示。预测步骤为: 第 1 步, 对时间序列进行平稳性检验; 第 2 步, 确定 ARMA 模型的阶数; 第 3 步, 估计模型的未知参数, 进行显著性检验; 第 4 步, 对模型进一步分析, 检查模型是否合理。第 90 周期后的 6 步预测结果如图 3 所示。

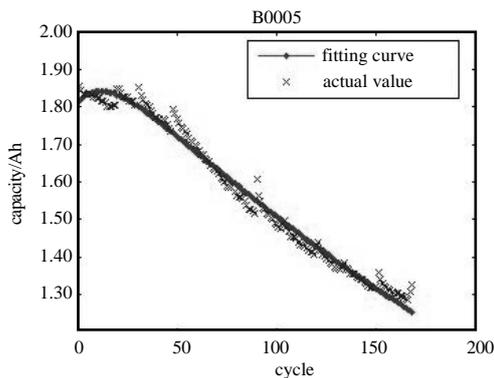


Fig.2 Fitting curves of battery capacity
图 2 电池容量拟合曲线

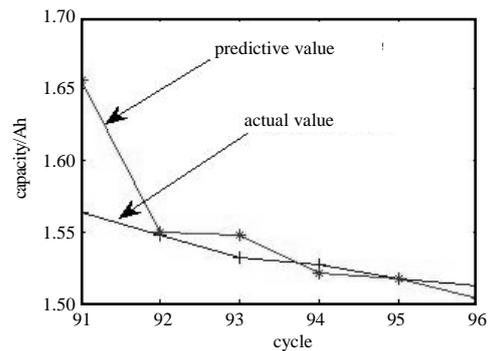


Fig.3 Forecast diagram of ARIMA algorithm
图 3 ARIMA 算法预测图

2 PF 方法预测

PF 的思想基于蒙特卡洛方法, 它利用粒子集来表示概率, 可以用在任何形式的状态空间模型上。其核心思想是通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布, 是一种顺序重要性采样法。简单来说, 粒子滤波法是指通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态最小方差分布的过程。这里的样本即指粒子, 当样本数量 $N \rightarrow \infty$ 时可以逼近任何形式的概率密度分布。

首先, 根据容量数据特点选择合适的衰减模型, 然后, 用证据理论(Dempster/Shافر Theory, DST)^[9]方法对可用的电池数据进行处理, 得到模型参数初始值。当有新数据时, 模型参数通过 PF 方法更新。外推模型到故障阈值即得 RUL 预测值。

2.1 容量衰减模型

电池容量衰减趋势如图 2 所示, 呈指数衰减, 通过对数据的回归分析得到:

$$Q = a \exp(b \cdot k) + c \exp(d \cdot k) \quad (2)$$

式中: Q 为电池容量; k 为周期数; 参数 a 和 c 与电池内阻相关; b 和 d 代表老化速率。式(2)模型可以描述电池的容量衰减趋势。

2.2 基于证据理论的模型初始化

在电池生命早期提供准确的预测, 模型初始化参数至关重要。可用的电池数据可用于获得初始参数。良好的参数组合可以缩短系统模型响应的收敛时间。根据 DST 的混合合成规则得到 PF 更新的基础模型或者称“先验模型”。混合合成规则根据每个数据集的信任度组合证据。假设 2 个证据相符, 它们应该具有较高的信任度, 因此和其他证据相比显得更重要。初始参数由电池 B0005, B0006, B0007 经过 DST 方法处理得到。

2.3 通过 PF 进行模型更新

初始参数确定后, 获得新的可用数据时, 模型参数可以通过贝叶斯准则进行更新。随着越来越多的容量数据可用, 估计的参数值将会渐渐收敛到真实值。假设参数 a, b, c, d 和测量方程误差服从高斯分布:

$$\begin{cases} a_k = a_{k-1} + w_a, w_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_k = b_{k-1} + w_b, w_b \sim N(0, \sigma_b) \\ c_k = c_{k-1} + w_c, w_c \sim N(0, \sigma_c) \\ d_k = d_{k-1} + w_d, w_d \sim N(0, \sigma_d) \\ Q_k = a_k \exp(b_k \cdot k) + c_k \exp(d_k \cdot k) + v, v \sim N(0, \sigma_v) \end{cases} \quad (3)$$

式中: Q_k 为在 k 时刻电池容量的测量值; $N(0, \sigma)$ 是服从均值为 0, 标准方差为 σ_v 的高斯噪声; a_0, b_0, c_0 和 d_0 是训练数据通过 DST 处理得到的初始参数。定义 $\mathbf{X}_k = [a_k, b_k, c_k, d_k]$ 为周期 k 时的参数向量。在获得容量量测值序列 $\mathbf{Q}_{0:k} = [Q_0, Q_1, \dots, Q_k]$ 时, 通过式(4)和式(5)得到后验概率密度分布 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k})$ 。

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k-1}) = \int p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}) p(\mathbf{X}_{k-1} | \mathbf{Q}_{0:k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} \quad (4)$$

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k}) = \frac{p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k-1}) p(Q_k | \mathbf{X}_k)}{p(Q_k | \mathbf{Q}_{0:k-1})} \quad (5)$$

其中归一化常数:

$$p(Q_k | \mathbf{Q}_{0:k-1}) = \int p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k-1}) p(Q_k | \mathbf{X}_k) d\mathbf{X}_k \quad (6)$$

然后通过蒙特卡洛法得到近似解。核心思想是通过一组随机样本和相应权值表示概率密度函数, 计算公式为:

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_k^i) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{X}_k^i, i=1, 2, \dots, N$ 是从 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k})$ 中采样得到的一组独立随机样本; w_k^i 是和每个样本 \mathbf{X}_k^i 相对应的重要性权值; $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数。 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k})$ 通常未知, 可借助重要性采样方法从重要性函数分布 $\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{Q}_{0:k})$ 中采样得到 \mathbf{X}_k^i 。 w_k^i 的估计式见式(8)。

$$w_k^i = \frac{p(\mathbf{Q}_{0:k} | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i)}{\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{Q}_{0:k})} \quad (8)$$

权值归一化:

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j} \quad (9)$$

权值更新公式:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(Q_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Q}_{0:k})} \quad (10)$$

如果选择重要性函数 $\pi(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Q}_{0:k}) = p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)$, 则权值更新公式为:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(\mathbf{Q}_k | \mathbf{X}_k^i) \tag{11}$$

当蒙特卡洛采样数 $N \rightarrow \infty$ 时, 方程(7)为真实后验概率 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Q}_{0:k})$ 。

2.4 RUL 预测

使用 PF 方法时, 参数向量在每个周期更新。 N_s 个样本(粒子)用于近似后验概率密度函数(Probability Density Function, PDF), 每个样本(粒子)表示一个候选模型向量 $\mathbf{X}_k^i, i=1,2,\dots,N_s$ 。因此 \mathbf{Q} 有 N_s 个可能的取值和相应的权值 w_k^i 。第 i 个样本(粒子)在周期 k 时向前 h 步的预测值可由下式计算:

$$Q_{k+h}^i = a_k^i \exp[b_k^i(k+h)] + c_k^i \exp[d_k^i(k+h)] \tag{12}$$

PDF 估计值通过每个样本值和相应的权值表示:

$$p(Q_{k+h} | \mathbf{Q}_{0:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(Q_{k+h} - Q_{k+h}^i) \tag{13}$$

周期 k 时向前 h 步预测的均值为:

$$\overline{Q_{k+h}} = \sum_{i=1}^N w_k^i Q_{k+h}^i \tag{14}$$

由于电池可接受的性能阈值为额定容量的 80%, 所以在周期 k 时第 i 个样本(粒子)的剩余可用寿命的估计可计算为:

$$0.8Q_{\text{rated}} = a_k^i \exp[b_k^i(k+L_k^i)] + c_k^i \exp[d_k^i(k+L_k^i)] \tag{15}$$

周期 k 时 RUL 的分布近似为:

$$p(L_k | \mathbf{Q}_{0:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(L_k - L_k^i) \tag{16}$$

周期 k 时 RUL 预测均值为:

$$\overline{L_k} = \sum_{i=1}^N w_k^i L_k^i \tag{17}$$

图 4 为 EKF(Extended Kalman Filter)算法预测, 预测效果较差。图 5 为电池 B0018 在第 50 周期时的预测结果, 前 50 个周期的数据可用于模型更新。模型参数同样通过 PF 算法初始化, RUL 预测误差为 3 个周期。PDF 越窄, 表明越高的预测置信区间, 其预测效果越好。

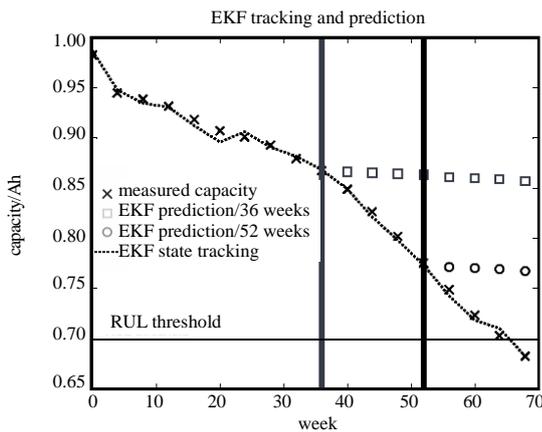


Fig.4 Forecast diagram of EKF algorithm
图 4 EKF 算法预测图

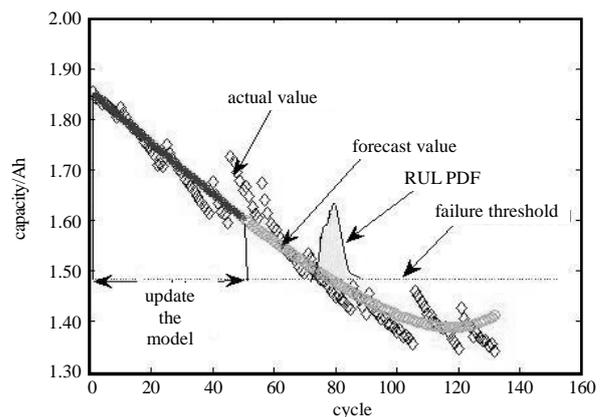


Fig.5 Forecast diagram of PF algorithm
图 5 PF 算法预测图

3 结论

ARIMA 模型预测只考虑预测序列本身历史数据反映和包容的信息, 几乎不直接考虑其他相关指标的信息, 适用于短期预测, 该预测方法比较简明, 适用于指标数量不大, 但预测频度较高的预测工作。粒子滤波方法虽然计算量较大, 但是在长期预测中表现良好。2 种方法结合进行预测, 能够快速准确地在线预测出锂离子电池 RUL。

参考文献:

- [1] Arun Patil, Vaishali Patil, Dong Wook Shin, et al. Issue and challenges facing rechargeable thin film lithium batteries[J]. Materials Research Bulletin, 2008, 43(8-9):1913-1942.
- [2] Kim L S. A Technique for Estimating the State of Health of Lithium Batteries Through a Dual-Sliding-Mode Observer[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2010, 25(4):1013-1022.
- [3] Dubarry M, Liaw B Y. Identify capacity fading mechanism in a commercial LiFePO₄ cell[J]. Journal of Power Sources, 2009, 194(1):541-549.
- [4] IEEE Std 1188-2005. IEEE Recommended Practice for Maintenance, Testing, and Replacement of Valve-Regulated Lead-Acid (VRLA) Batteries for Stationary Applications[S].
- [5] 丁原, 宋宁哲, 刘庆华. 基于寿命更换策略确定备件需求量[J]. 信息与电子工程, 2009, 7(5):480-482. (DING Yuan, SONG Ningzhe, LIU Qinghua. Method of asserting the spare part demand according to the life-span replacement strategy[J]. Information and Electronic Engineering, 2009, 7(5):480-482.)
- [6] 魏怡, 王伟, 谈春艳. 粒子滤波在图像数据分析中的应用[J]. 信息与电子工程, 2008, 6(4):270-274. (WEI Yi, WANG Wei, TAN Chunyan. Particle Filter and its Application in Image Data Analysis[J]. Information and Electronic Engineering, 2008, 6(4):270-274.)
- [7] 王丽娟, 张宏伟. 差分自回归移动平均模型预测管网漏损的研究[J]. 中国给水排水, 2010, 26(11):127-129. (WANG Lijuan, ZHANG Hongwei. Leakage Prediction of Water Distribution Network by ARIMA Model[J]. China Water & Wastewater, 2010, 26(11):127-129.)
- [8] Saha B, Goebel K, Poll S, et al. Prognostics Methods for Battery Health Monitoring Using a Bayesian Framework[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(2):291-296.
- [9] 赵峰, 苏宏升. 证据理论和粗集在变电站故障诊断中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(2):42-46. (ZHAO Feng, SU Hongsheng. Application of Evidence Theory and Rough Sets in Substation Fault Diagnosis[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2009, 21(2):42-46.)

作者简介:



豆金昌(1987-), 男, 南京市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为计算机测控系统. email:doudoumf@126.com.

陈则王(1968-), 男, 江西省抚州市人, 副教授, 主要研究方向为电子电路与计算机测控技术.

揭由翔(1988-), 男, 江西省南丰县人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为电力电子故障预测.