

基于扩展卡尔曼滤波的锂离子电池寿命预测方法

王海霞, 李凯勇

(青海民族大学 物理与电子信息工程学院, 西宁 810007)

摘要: 锂离子电池寿命预测是掌握电源性能衰退趋势的重要手段, 已成为电子系统健康管理领域的研究热点; 针对锂离子电池的寿命预测问题, 基于 NASA 艾姆斯中心的锂离子电池地面试验采集的数据, 将扩展卡尔曼滤波 (EKF) 算法应用于锂离子电池寿命预测过程中, 并针对预测过程中存在的问题, 采用最优 Loess 平滑原理进行改进, 从而提高了预测的稳定性和精确性; 实验结果表明, 提出的预测方法能够有效地用于锂离子电池寿命预测中, 在工程应用方面具有较高的实用价值。

关键词: 扩展卡尔曼滤波; 最优局部加权回归平滑; 锂离子电池; 寿命预测

Lithium-ion Battery Life Prediction Based on Modified Extend Kalman Filter

Wang Haixia, Li Kaiyong

(School of Physics and Electronic Engineering, Qinghai Nationalities University, Xining 810007, China)

Abstract: Life prediction for Lithium-ion batteries is an important means to master the decline tendency of power performance, and the life prediction methods of Lithium-ion batteries have become the research hotspot in the electronic system field of Prognostic and Health Management. Aiming at the life prediction of Lithium-ion battery, based on the data collected from the Lithium-ion battery ground test of NASA Ames center, the extended Kalman filter (EKF) algorithm is proposed and applied to the prediction process of Lithium-ion life, and it is modified by using the optimal Loess smoothing principle, which improves the stability and accuracy of prediction. The experimental results show that the proposed prediction method can be effectively used in the life prediction of Lithium-ion batteries, and has high practical value in engineering application.

Keywords: extend Kalman filter; optimal Loess smoothing; Lithium-ion battery; life prediction

0 引言

锂离子电池具有工作电压高、自放电率低、比能量高、寿命长、质量轻等优点, 广泛应用于对储能电源电性能和可靠性要求较高的场合如地球同步轨道卫星、空间站等宇航设备中。预测是锂离子电池故障预测与健康管理的不研究内容, 是掌握电源性能衰退趋势的重要手段, 锂离子电池预测问题已成为电子系统故障预测与健康管理领域的研究热点。锂离子电池的预测技术大致体现在三类状态参量的预测上, 即荷电状态 (state of charge, SOC) 预测, 健康状态 (state of health, SOH) 预测和寿命状态 (state of life, SOL) 预测。

1) SOC 预测。SOC 定义为在一定的放电速率下, 电池剩余电量与相同条件下电池额定容量的比值, 目前国内外都采用 SOC 来描述电池的剩余电量。

2) SOH 预测。SOH 定义为当前电池最大容量和标称

容量的比值, 反应了电池的容量能力。

3) SOL 预测。锂离子电池的寿命状态 (SOL) 主要指的是剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL)。RUL 直接影响着蓄电池的安全性和可靠性。通过对 RUL 的准确预测和估计, 可以更加深入地了解蓄电池当前和未来的健康状况, 更好地实现成本效益维护策略和最短停机时间, 从而有助于延长蓄电池的寿命。

对于不同的对象系统、子系统、设备或部件, 由于对象特点的多样性和功能的不同, 所采用的预测方法也有所不同。差异性较大。一般来说, 根据预测方法的应用程度、预测精度及成本等要素, 可以将预测分为基于可靠性理论、基于模型和基于数据驱动的预测方法^[1]。

基于可靠性的预测方法使用范围较广, 特别适用于批次多、数量大的产品, 不足是预测的精度不高。该方法中用于预测的可靠性指标通常包括可靠度、故障密度函数和故障率等。

基于模型的预测方法由于故障机理明确, 具有较高的预测精度, 包括失效物理模型、随机模型、专家经验等。由于实际系统的物理和失效特性具有较强的随机性、复杂性等特点 (以锂离子电池为例, 主要体现为其内部的复杂电学特性), 其物理和失效模型可能很难充分建立, 因此

收稿日期: 2018-11-14; 修回日期: 2019-03-05。

作者简介: 王海霞 (1981-), 女, 青海西宁市人, 硕士, 实验师, 主要从事电子技术方向的研究。

李凯勇 (1969-), 江苏人, 硕士, 副教授, 主要从事电子技术应用及 EDA 技术方向的研究。

在实际应用过程中受到一定的限制。

近年来基于数据驱动的预测方法由于方法模型实现相对简单, 可以实现对数据资源的充分利用, 不需要建立精确的物理或失效模型, 只需要获取数据输出关系和相关参数即可进行预测, 因此已成为在锂离子电池等复杂系统寿命预测研究和应用的热点。该方法需要进行状态参数和输入输出之间的关系分析, 在此基础上建立数学模型(如时间序列、神经网络等模型), 通过对对象大量的历史数据中的输入输出之间映射关系的学习, 构建相关模型, 预测未来可能发生的故障和寿命。基于数据驱动的预测方法的不足是对方法模型依赖性较大, 如果模型较为准确, 预测精度就可以有效提高。常用的数据驱动预测方法除上述方法外, 还包括卡尔曼滤波、灰色系统等预测方法。

卡尔曼滤波作为一种典型的数据驱动的预测方法, 特点是利用线性系统状态方程, 通过系统输入输出观测数据来实现对系统状态的最优估计。可以将最优估计视为滤波过程。扩展卡尔曼滤波方法是卡尔曼滤波方法对非线性系统的应用扩展。卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波方法的优点包括: 具有良好的误差纠正能力、能够对状态进行估计、基于观测值的更新等等。从而逐渐成为锂离子电池寿命预测方法研究的重要方向^[2]。文献 [3] 将统计模型方法和随机滤波方法分别用于锂离子电池的寿命预测并对其效果进行了分析。文献 [4-5] 分析了采用随机滤波方法进行锂离子电池寿命预测效果, 阐述了在特定应用情况下如何使用滤波器方法进行寿命预测。文献 [6] 提出了基于等效模型和多时间尺度的扩展卡尔曼滤波锂离子电池 SOC 预测方法, 提高了计算效率。本文主要研究了在锂离子电池寿命预测过程中应用基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的方法, 并针对预测过程中存在的问题, 采用最优 Loess 平滑原理进行改进, 以提高寿命预测的稳定性和精确性。

1 基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的蓄电池寿命预测

锂离子电池等系统在实际应用中往往具有复杂多变且受噪声干扰的特点, 内部状态表现出非线性关联特征, 系统的状态方程可如图 1 和式(1)所示。此时, 原有的卡尔曼滤波无法使用。为了能在锂离子电池这样的非线性系统中继续应用卡尔曼滤波算法, 需要对非线性状态模型进行线性化处理, 目的是得到近似的线性模型。一般采用 Taylor 展开的方法, 先得到系统模型的展开式, 然后利用截取的一阶线性部分来近似代替系统特征, 获得可以进行卡尔曼滤波算法的线性模型, 这种方法就是扩展卡尔曼滤波(extended kalman filter, EKF)方法。

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

上式中, ω_k 和 v_k 是独立的零均值高斯白噪声, 且协方差矩阵为 Q 和 R ; $f(\cdot)$ 为非线性状态转移矩阵, $h(\cdot)$ 为非线性量测矩阵。EKF 算法的基本思想是将非线性系统模型

进行线性化, 即将系统的非线性函数围绕其滤波估计值和预测值做泰勒展开, 抛弃二次以上的高阶项, 从而得到局部线性化的系统, 再应用卡尔曼滤波方法实现递推估计。

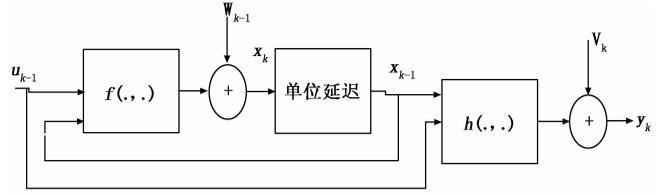


图 1 非线性离散系统状态空间模型框图

对式(1)的离散系统进行泰勒展开, 其中 $f(x_{k-1})$ 和 $h(x_k)$ 可以由泰勒一阶展开式近似线性化为:

$$f(x_{k-1}) \approx$$

$$f(\hat{x}_{k-1/k-1}) + \frac{\partial f(x_{k-1})}{\partial x_{k-1}} \Big|_{x_{k-1} = \hat{x}_{k-1/k-1}} (x_{k-1} - \hat{x}_{k-1/k-1}) \quad (2)$$

$$h(x_k) \approx h(\hat{x}_{k/k-1}) + \frac{\partial h(x_k)}{\partial x_k} \Big|_{x_k = \hat{x}_{k/k-1}} (x_k - \hat{x}_{k/k-1}) \quad (3)$$

$$\frac{\partial f(x_{k-1})}{\partial x_{k-1}} \Big|_{x_{k-1} = \hat{x}_{k-1/k-1}} \text{ 和 } \frac{\partial h(x_k)}{\partial x_k} \Big|_{x_k = \hat{x}_{k/k-1}} \text{ 分别定义为 } F_k$$

和 H_k , 则有:

$$f(x_{k-1}) \approx f(\hat{x}_{k-1/k-1}) + F_k(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1/k-1}) \quad (4)$$

$$h(x_k) \approx h(\hat{x}_{k/k-1}) + H_k(x_k - \hat{x}_{k/k-1}) \quad (5)$$

所以, 可得到线性化系统模型为:

$$x_k = F_k x_{k-1} + [f(\hat{x}_{k-1/k-1}) - F_k \hat{x}_{k-1/k-1}] + \omega_{k-1} \quad (6)$$

$$y_k = H_k x_k + [h(\hat{x}_{k/k-1}) - H_k \hat{x}_{k/k-1}] + v_k \quad (7)$$

其中: $[f(\hat{x}_{k-1/k-1}) - F_k \hat{x}_{k-1/k-1}]$ 和 $[h(\hat{x}_{k/k-1}) - H_k \hat{x}_{k/k-1}]$ 是在给定 $\hat{x}_{k-1/k-1}$ 和 $\hat{x}_{k/k-1}$ 后是确定的分量; ω_{k-1} 和 v_k 在忽略线性化误差的情况下近似地服从高斯分布, 那么式(6)和式(7)所表示的系统模型再次具有了线性及高斯性, 从而能够应用卡尔曼滤波公式求解。

在使用 EKF 算法进行预测之前, 必须要根据电池的退化过程建立一个容量衰减模型。通过分析发现, 指数容量衰减模型能很好的拟合锂离子电池的容量衰减, 由此得到针对式(1)的状态转移方程和量测方程:

$$x_k = (a_k, b_k, c_k, d_k) \quad (8)$$

$$\begin{cases} a_k = a_{k-1} + \omega_a & \omega_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_k = b_{k-1} + \omega_b & \omega_b \sim N(0, \sigma_b) \\ c_k = c_{k-1} + \omega_c & \omega_c \sim N(0, \sigma_c) \\ d_k = d_{k-1} + \omega_d & \omega_d \sim N(0, \sigma_d) \end{cases} \quad (9)$$

$$Q_k = a_k \exp(b_k k) + c_k \exp(d_k k) + v \sim N(0, \sigma_v) \quad (10)$$

其中: $k = 1, 2, \dots$ 代表锂离子电池充放电的循环周期(Cycle)。 a_k, b_k, c_k, d_k 是状态变量中的未知参数。在使用 EKF 算法预测电池寿命之前, 必须得到模型参数的初始值 a_0, b_0, c_0, d_0 的分布, 然后利用 EKF 算法和已知容量衰减数据不断的更新模型参数, 从而电池寿命终止点的预测值。在电池的模型参数初始化完成以后, 接下来进行基于 EKF

算法的模型参数估计和循环寿命的预测 (见图 2)。具体步骤如下所示:

1) 从试验数据集中提取某电池 (如 6 号电池) 的容量数据 Q_{0k} , 对模型参数初始化。

2) 设置预测起始点, T 循环周期之前的数据为已知的历史数据, 从 T 循环周期之后的数据为未知数据。

3) 利用 EKF 算法对 T 之前的电池容量数据进行状态跟踪, 更新模型的参数, 确定所用的容量衰退模型中的未知参数 a_k, b_k, c_k 和 d_k 。

4) 设置寿命结束的阈值为电池额定容量的 70%, 即 $U = U_E * 70\% = 1.40Ah$, 然后利用式 (10) 绘出预测的曲线, 容量的预测曲线到达阈值时的循环次数即为寿命终止点。

5) 分析容量预测曲线的平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 和预测误差。

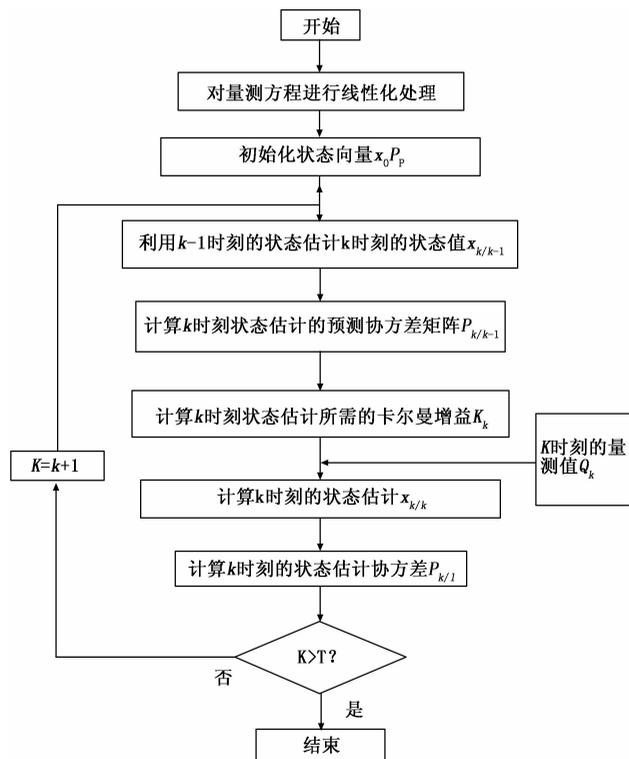


图 2 基于 EKF 算法的模型参数估计和寿命预测流程

研究中发现, 有时在部分点的预测会出现异常, 如在某时刻会出现一个突变的峰值, 发生原因可能是系统的过程噪声影响, 也可能是在实验过程中误操作引起的。这种情况对于预测是不能接受的, 因此下面将采用最优 Loess 平滑对已知数据进行处理再利用 EKF 算法进行预测。

2 基于最优 Loess 平滑改进 EKF 方法

Loess (locally weighted scatterplot smoothing) 即局部加权回归法。在数据的每一个点上, 一个低水平的多项式 (既非线性也非二次) 用来模拟数据, 随着预测变量 x 的

逐渐接近被估计的点, 模型就通过加权最小平方这一技术完成了。加权最小平方这种方法给接近估计值的点比较多的权重, 远离估计值的点较少的权重。然后该点回归函数的值可以通过利用改点的预测变量值所估计出来的二项式求得。Loess 拟合就在利用回归函数计算完 n 个数据点的值后完成。这种方法的许多细节是很灵活的。特别地, 可以控制下列 3 个属性:

1) 多项式模型的阶数。通常它是线性的 (直线) 或者是二次的 (二阶多项式)。

2) 平滑参数。对一个特定 x 值的“临近值”进行了定义, 平滑参数控制了 Loess 回归函数的灵活性。平滑参数大的值会对应最光滑的函数, 随着数据的波动它摆动得最小。平滑参数越小, 回归函数与数据贴合的越紧密。太大的回归参数值是不可取的, 因为回归函数最终会获得数据中的随机误差。

3) 权函数。权函数决定了在拟合 Loess 曲线时在一个邻近的区间上的每一个数据在一个特定点所起到的作用。该函数赋予估计值的临近点最大的权重, 赋予估计值最远的点最小的权重。权重的使用基于预测变量空间上临近的点较离得较远的点更有可能以简单的方式联系起来这一思想。按照这种逻辑, 遵循局部模型最紧密的点会对局部模型参数产生最大的影响。反之, 不太贴合局部模型的点则对局部模型参数估计影响不大。数学上 Loess 使用的传统权函数是下面的三次方权函数:

$$w(x) = \begin{cases} (1 - |x|^3)^3 & |x| < 1 \\ 0 & |x| \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

Loess 将线性回归的简易性与非线性回归的灵活性结合起来。它是通过拟合简单的模型来集中数据的子集进而建立一个逐点描述数据间的关系的函数将这两种性质结合起来。该方法最大的优点是不需列举数据的全部形式的函数来拟合模型, 只需拟合部分数据。

如图 3 所示为当预测起始点为 $T=100$ Cycle 时, 经过最优 Loess 平滑处理前后的预测曲线对比图, 从图中可以看出, 经过最优平滑处理后, 不再出现异常跳变的峰值。

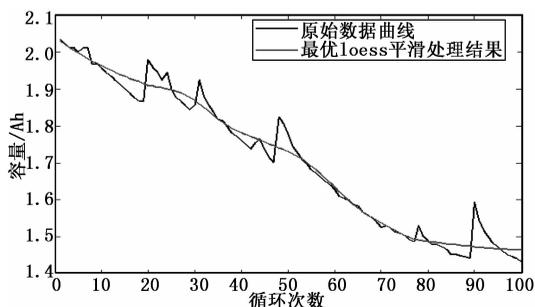


图 3 经过最优 Loess 平滑处理的数据

3 仿真实验和结果分析

3.1 NASA 的电池寿命预测仿真实验说明

美国 NASA 埃姆斯研究中心针对锂离子电池搭建了试

验环境,开展了加速寿命实验^[7],时间长达 70 周,试验对象为 18 650 锂离子电池,额定容量为 2 Ah。加速寿命实验是指在加大产品应力水平的同时保持其失效机理不变的实验。寿命实验通常是产品可靠性评价的重要途径,通过对产品样本的寿命测试实验,统计样本的失效时间进而获得产品平均寿命、失效分布、可靠度等实验结果。埃姆斯中心共采集了 9 组实验数据,数据集参数包括温度、时间、充放电电流、截止电压和 EIS 频率等。每组实验条件都不相同,同组实验的不同电池放电截止电压也不尽相同,只有第一组实验是在室温条件下进行的常规退化性能测试结果,而其他组电池进行的是加速寿命老化实验。本文只选用其中的第一组实验数据,即包含 4 个锂离子电池(B05, B06, B07, B18),它们均在室温下进行了 3 组不同的实验(即充电、放电和阻抗测量实验),并同时记录监测数据。

NASA 埃姆斯中心主要开展了充放电循环试验,并记录相关数据用于后续的预测方法研究。试验数据类型主要有电压类参数,包括终端电压、充电电压、负载电压等;电流类参数,包括输出电流、充电电流、负载电流等。其他还包括电池温度、电池内部阻抗、数据采集时间等。锂离子电池充放电循环试验连续进行,直到所有参试电池容量下降并最终失效。NASA 将锂离子电池的失效主要规定为电池的实际容量下降到某一失效阈值(即额定容量的百分之七十),此时就可以认为该电池已经失效,无法再进行有效的供电。如图 4 所示。

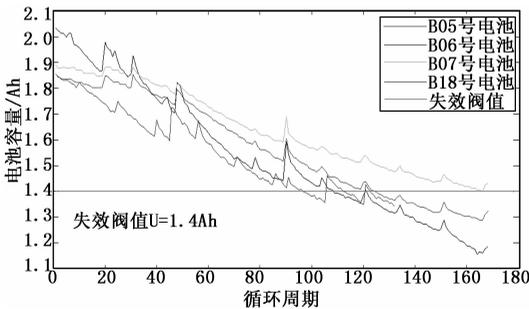


图 4 NASA 充放电循环试验中电池数据的容量退化曲线

3.2 基于 EKF 的寿命预测结果分析

将 B05、B07 和 B18 号电池的拟合曲线参数的均值作为电池 B06 容量退化模型的初始值,参数 a_k, b_k, c_k, d_k 的初始状态分别为:为 $a_0 \sim N(1.926, 1), b_0 \sim N(-0.002563, 1e-3), c_0 \sim N(-0.0565, 0.01), d_0 \sim N(-0.1906, 0.1)$;过程噪声分别为: $\omega_a \sim N(0, 1e-4), \omega_b \sim N(0, 1e-7), \omega_c \sim N(0, 1e-6), \omega_d \sim N(0, 1e-5)$;量测噪声为 $v \sim N(0, 1e-4)$ 。在 B06 号电池的模型参数初始化完成以后,接下来进行基于 EKF 算法的模型参数估计和循环寿命的预测,包括:从 NASA 电池数据集中提取 B06 号电池的容量数据,对模型参数初始化;设置预测起始点 $T = (50, 60, 70, 80, 90, 100)$ Cycle, T 循环周期之前的数据为已知的历史

数据,从 T 循环周期之后的数据为未知数据;利用 EKF 算法对 T 之前的电池容量数据进行状态跟踪,更新模型的参数,从而确定所用的容量衰退模型中的未知参数 a_k, b_k, c_k 和 d_k ;利用 (10) 式绘出预测的曲线,分析容量预测曲线的平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 和寿命预测误差等。利用上述的过程对 NASA 的 B06 号电池进行预测,得到寿命预测的结果如图 5 所示。

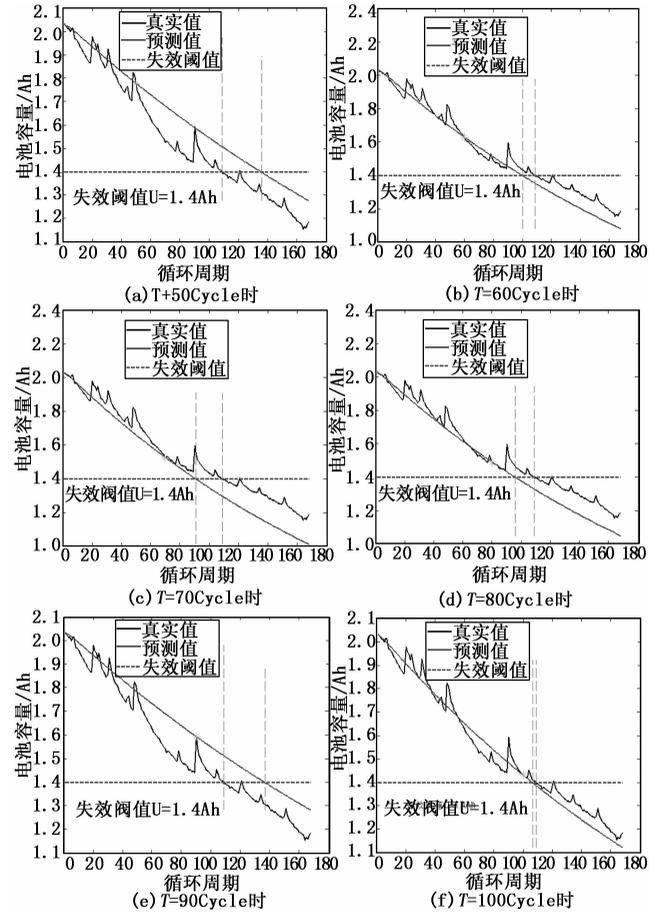


图 5 基于 EKF 的 B06 号电池在不同预测起始点 T 的寿命预测结果图

从图 5 可看出, NASA 的 B06 号电池的真实寿命终止点为 109 Cycle, 当选定不同的预测起始点时,寿命预测的结果也不相同,如表 1 所示。

表 1 基于 EKF 算法的 B06 号电池寿命预测结果

电池	预测起始点 Cycle	真实寿命 Cycle	预测寿命 Cycle	寿命预测误差 Cycle	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE
B06 号电 池	T=50	109	136	27	0.0853	0.0948
	T=60	109	100	9	0.0502	0.0601
	T=70	109	91	18	0.0840	0.1016
	T=80	109	96	13	0.0625	0.0774
	T=90	109	137	28	0.887	0.0984
	T=100	109	107	2	0.0359	0.0426

从表的预测结果中可以看出, 随着预测起始点 T 的向后推移, 初始建模的数据量的增加, 总体的建模结果更好, 电池的寿命预测结果越来越接近电池寿命终止的真实值, 但与此同时也发现, 在部分点的预测出现异常如 $T=90$ 时, 此时的寿命预测的误差比 $T=50$ 时更大, 这是因为 B06 号电池的原始寿命退化曲线在 $T=90$ 时出现一个突变的峰值, 引起这种异常的原因可能是系统的过程噪声影响, 也有可能是在实验过程中存在误操作所引起的。因此下面将用前述的最优 Loess 平滑对已知数据进行处理再利用 EKF 算法进行预测。

3.3 基于最优 Loess 平滑改进 EKF 的寿命预测结果分析

将最优 Loess 平滑理论应用于基本的 EKF 算法中, 得到基于改进的 EKF 算法电池寿命预测结果如图 6 所示。

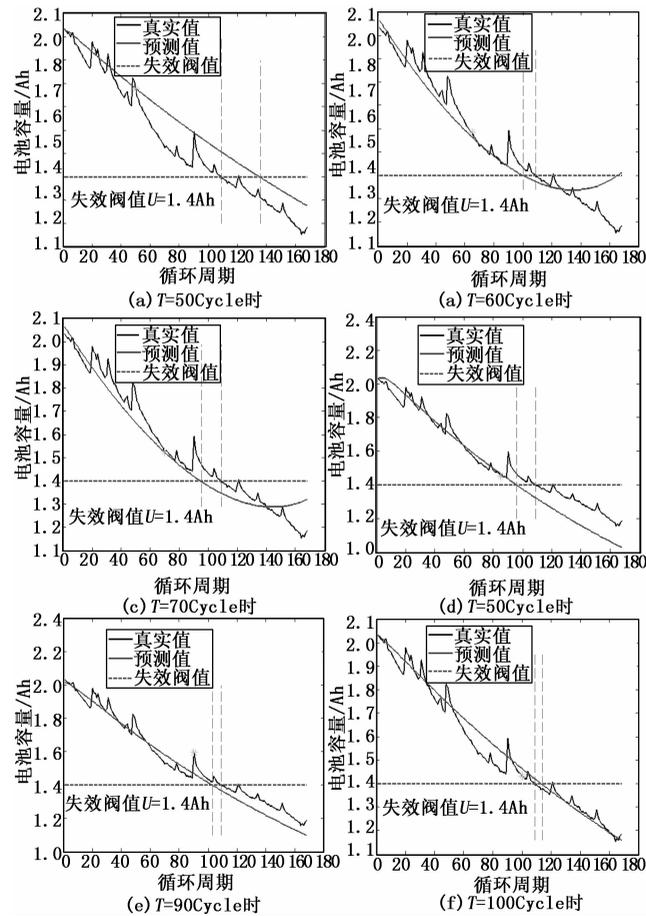


图 6 基于最优 Loess 优化和 EKF 的 B06 号电池在不同预测起始点 T 的寿命预测结果图

从图 5 中可以看出, B06 号电池的真实寿命终止点为 109Cycle, 当选定不同的预测起始点时, 寿命预测的结果也不相同, 具体如表 2 所示。

从上表的预测结果中可以看出, 随着预测起始点 T 的

向后推移, 初始建模数据量增加, 总体的建模结果更好, 电池的寿命预测结果越来越接近电池寿命终止的真实值, 基本消除了原始数据中突变峰值点对预测结果的影响。

表 2 基于最优 Loess 平滑改进 EKF 算法的

B06 号电池寿命预测结果

电池	预测起始点 Cycle	真实寿命 Cycle	预测寿命 Cycle	寿命预测误差 Cycle	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE
B06 号 电池	$T=50$	109	134	26	0.084 0	0.091 7
	$T=60$	109	126	17	0.063 3	0.076 6
	$T=70$	109	95	14	0.050 2	0.062 2
	$T=80$	109	96	13	0.067 7	0.084 7
	$T=90$	109	103	6	0.044 2	0.051 8
	$T=100$	109	114	5	0.032 4	0.042 2

4 结论

锂离子电池寿命预测是掌握电源性能衰退趋势的重要手段。本文将扩展卡尔曼滤波算法应用于锂离子电池的寿命预测, 针对电池数据突变的峰值导致滤波效果不稳定的问题, 引入最优 Loess 平滑原理对已知数据进行区间平滑处理, 从而提高了寿命预测结果的稳定性和精确度。

参考文献:

- [1] 艾力, 房红征, 于功敬, 等. 基于数据驱动的锂离子电池寿命预测方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (4): 1023 - 1028.
- [2] Saha B, Goebel K, Poll S. Prognostics methods for battery health monitoring using a Bayesian framework [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58: 291 - 296.
- [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: 293 - 308.
- [4] Liang T, Decastro J, Kacprzyński G, et al. Filtering and prediction techniques for model-based prognosis and uncertainty management [A]. Prognostics and System Health Management Conference [C]. 2010.
- [5] 罗锐. 基于粒子滤波的锂离子电池剩余寿命预测方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [6] 陈冰, 鲁刚, 房红征, 等. 基于等效模型和多时间尺度扩展卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 预测 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (5): 67 - 70.
- [7] Goebel K, Saha B, Saxena A, et al. Prognostics in battery health management [J]. IEEE Instrumentation and Measurement Magazine, 2008, 11 (4): 33 - 40.