



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105277896 B

(45)授权公告日 2018.01.26

(21)申请号 201510706244.6

(22)申请日 2015.10.26

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 105277896 A

(43)申请公布日 2016.01.27

(73)专利权人 安徽理工大学

地址 232001 安徽省淮南市舜耕中路168号

(72)发明人 李振璧 姜媛媛 王辉

(51)Int.Cl.

G01R 31/36(2006.01)

审查员 赵娟娟

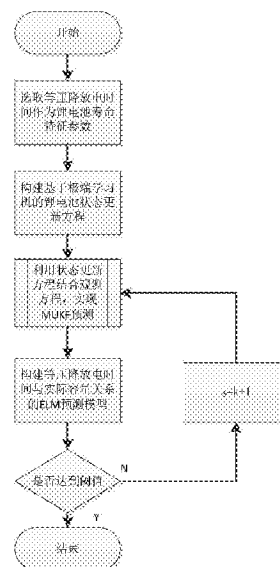
权利要求书3页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法

(57)摘要

本发明公开一种基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,具体步骤为:(1)选取锂电池等压降放电时间作为锂电池寿命特征参数;(2)利用锂电池等压降放电时间数据构建基于极端学习机(Extreme Learning Machine,ELM)的锂电池状态更新方程;(3)将锂电池状态更新方程联合等压降放电时间观测方程作为锂电池性能退化模型;(4)基于所建立的锂电池性能退化模型,利用多阶无迹卡尔曼滤波(Multi Unscented Kalman Filter,MUKF)方法进行等压降放电时间预测;(5)构建基于极端学习机的等压降放电时间与锂电池实际容量的关系模型;(6)将步骤(4)预测的等压降放电时间作为步骤(5)中所确定模型的输入,求取锂电池未来的实际容量值,依据规定的锂电池失效阈值,最终估计出锂电池的剩余循环使用周期。本发明方法能够在线监测锂电池健康状况,预测未来锂电池寿命特征参数,进而有效评估锂电池剩余寿命状况。



1. 一种基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,其特征在于包括如下步骤:

(1) 选取锂电池的等压降放电时间 $T(i)$ 作为锂电池寿命特征参数,等压降放电时间为 $T(i) = [t_{V_H} - t_{V_L}]$ ,  $i=1, 2, \dots, k$ , 其中, $T(i)$ 为第 $i$ 个循环使用周期下等压降放电时间差, $t_{V_H}$ 为锂电池放电阶段规定的高电压时所对应的时间点; $t_{V_L}$ 为锂电池放电阶段规定的低电压时间所对应的时间点;

(2) 利用锂电池等压降放电时间数据构建基于极端学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 的锂电池状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ , 其中: $f(\cdot)$ 为反映 $k$ 时刻等压降放电时间与其前 $\tau$ 个时刻的等压降放电时间关系的非线性函数; $\tau$ 为状态更新方程的阶数; $\omega(k)$ 为 $k$ 时刻系统状态噪声,其协方差矩阵为 $Q_k$ ;

(3) 依据步骤(2)所建立的锂电池状态更新方程,结合观测方程 $z(k) = T(k) + v(k)$ ,得到 $k$ 时刻锂电池性能退化模型为:

$$\begin{cases} T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k); \\ z(k) = T(k) + v(k) \end{cases};$$

其中, $z(k)$ 为 $k$ 时刻等压降放电时间输出值; $v(k)$ 为测量噪声,其协方差矩阵为 $R_k$ ;

(4) 依据步骤(3)的锂电池性能退化模型,基于在线检测的锂电池等压降放电时间 $T(1), \dots, T(k-2), T(k-1), T(k)$ , 利用多阶无迹卡尔曼滤波 (Multi Unscented Kalman Filter, MUKF) 方法进行等压降放电时间的前向 $q$ 步预测,得到 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间 $T(k+q)$ ;

(5) 以锂电池等压降放电时间 $T(i)$ 作为输入、以锂电池实际容量 $Q_i$ 作为输出,构建基于 $(T(i), Q_i)$ 训练样本的ELM模型,也即确定出基于ELM模型的实际容量 $Q_i$ 与 $T(i)$ 的关系函数,记为 $Q_i = g(T(i))$ ,  $i=1, 2, \dots, k$ , 其中实际容量为充满电的锂电池在规定的放电率、温度、终止电压条件下所放出的电量;

(6) 将步骤(4)前向 $q$ 步预测得到的 $T(k+q)$ 作为步骤(5)中确定的ELM关系函数 $Q_i = g(T(i))$ 的输入,则ELM的输出即为前向 $q$ 步预测的实际容量值 $Q_{k+q}$ ;

(7) 设定锂电池失效阈值为实际容量 $Q_{TH} = 70\% Q_A$ ,判定前向 $q$ 步预测的实际容量值 $Q_{k+q}$ 是否达到失效阈值 $Q_{TH}$ ,若 $Q_{k+q} = Q_{TH}$ ,则锂电池的剩余寿命为 $q$ 个循环使用周期,其中 $Q_A$ 为锂电池额定容量。

2. 如权利要求1所述的基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,其特征在于:所述步骤(2)中,构建基于ELM的锂电池状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ 具体方法为:

(2.1) ELM模型为三层神经网络结构,分别为输入层、隐含层及输出层,隐层节点个数为40;隐层神经元的激活函数取“Sigmoid”函数;状态更新方程阶数 $\tau=10$ ;

(2.2) 以 $T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)$ 作为输入, $T(k)$ 作为输出,共 $(k-\tau)$ 个训练样本,进行ELM模型训练,得出状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ 。

3. 如权利要求1所述的基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,其特征在于:所述步骤(4)中,利用多阶无迹卡尔曼滤波 (Multi Unscented Kalman Filter, MUKF) 方法进行等压降放电时间的前向 $q$ 步预测,得到 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间 $T(k+q)$ 的具体步骤为:

(4.1) 计算 $\sigma$ 点 $\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)}$ , 依据 $\hat{T}_{k-1|k-1}, \hat{T}_{k-2|k-2}, \dots, \hat{T}_{k-\tau|k-\tau}$ 和 $P_{k-1|k-1}, P_{k-2|k-2}, \dots, P_{k-\tau|k-\tau}$ 生成 $(2n+1)$ 个 $\sigma$ 点 $\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)}, j=1, 2, \dots, 2n$ ;  $\sigma$ 点为UT变换点, UT变换时, 取参数 $\alpha=0.01, \kappa=0, \beta=2$ , UT变换是用固定数量的参数近似一个高斯分布, 为现有成熟技术,  $\sigma$ 点的计算公式为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(0)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} \\ \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-\tau|k-\tau}})_j, j=1, 2, \dots, n \\ \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-\tau|k-\tau}})_j, j=n+1, n+2, \dots, 2n \end{array} \right. \quad \text{式 (1)}$$

(4.2) 计算 $\sigma$ 点 $\xi_{k|k-1}^{(j)}$ , 即

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi_{k|k-1}^{(j)} = f(\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{1|1}^{(j)}), j=0, 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{T}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \xi_{k|k-1}^{(i)} \\ P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\xi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})(\xi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})^T + Q_{k-1} \end{array} \right. \quad \text{式 (2)}$$

式(2)中:  $\hat{T}_{k|k-1}$ 为状态变量一步预测;  $P_{k|k-1}$ 为均方估计误差一步预测;

(4.3) 计算 $\sigma$ 点 $\hat{T}_{k|k-1}, P_{k|k-1}$ 经过观测方程对 $T_k$ 的传播, 即

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_k^{(0)} = \hat{T}_{k|k-1} \\ \mu_k^{(j)} = \hat{T}_{k|k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_j, j=1, 2, \dots, n \\ \mu_k^{(j)} = \hat{T}_{k|k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_{j-n}, j=n+1, n+2, \dots, 2n \end{array} \right. \quad \text{式 (3)}$$

(4.4) 计算输出的一步预测, 即

$$\left\{ \begin{array}{l} \tau_k^{(j)} = \mu_k^{(j)}, j=0, 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{z}_{k|k-1} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(m)} \tau_k^{(j)} \\ P_{\hat{z}_k} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\tau_{k|k-1}^{(j)} - \hat{z}_{k|k-1})(\tau_{k|k-1}^{(j)} - \hat{z}_{k|k-1})^T + R_k \\ P_{\hat{T}_k \hat{z}_k} = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\mu_k^{(j)} - \hat{T}_{k|k-1})(\tau_{k|k-1}^{(j)} - \hat{z}_{k|k-1})^T \end{array} \right. \quad \text{式 (4)}$$

(4.5) 进行滤波更新, 即

$$\left\{ \begin{array}{l} K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k}^{-1} \\ \hat{T}_{k|k} = \hat{T}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \\ P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{\hat{z}_k} K_k^T \end{array} \right. \quad \text{式 (5)}$$

式(5)中:  $K_k$ 为卡尔曼滤波增益求解;  $\hat{T}_{k|k}$ 为状态最优估计;  $P_{k|k}$ 为均方误差最优估计;

(4.6) 判断所预测的步数是否达到了设定的前向步数 $q$ ,若所预测的步数未达到前向步数 $q$ ,则令 $k=k+1$ ,转至步骤(4.1),继续执行;若所预测的步数达到前向步数 $q$ ,则终止算法,得到锂电池 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间 $T(k+q)$ 。

4.如权利要求1所述的基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,其特征在于:所述步骤(5)中,构建基于 $(T(i), Q_i)$ 训练样本的ELM模型,具体方法为:

(5.1) ELM模型为三层神经网络结构,分别为输入层、隐含层及输出层,隐层节点个数为30;隐层神经元的激活函数取“Sigmoid”函数;

(5.2) 以锂电池等压降放电时间 $T(i)$ 作为输入、以锂电池实际容量 $Q_i$ 作为输出,进行ELM模型训练,得出实际容量 $Q_i$ 与 $T(i)$ 的关系函数 $Q_i = g(T(i))$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ 。

## 基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种锂电池剩余寿命的预测方法,尤其是一种基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法。

### 背景技术

[0002] 锂离子电池(简称锂电池)是一种绿色高能充电电池,因其容量高,自放电率低,安全性高,循环寿命长等优点被广泛的用于电子通讯工程、交通和航空航天等领域。然而,锂电池在使用过程中性能的退化会影响仪器设备的正常使用,甚至会造成严重的故障事故。因此,从安全性、可靠性和经济性角度出发,实现锂电池长期安全有效的运行,避免灾难性事故的发生,对锂电池剩余使用寿命的监测尤为重要。

[0003] 极端学习机(Extreme Learning Machine,ELM)是一种简单易用、有效的单隐层前馈神经网络学习算法,只需要设置网络的隐层节点个数,在算法执行过程中不需要调整网络的输入权值与隐层神经元偏置,具有良好的训练速度与训练精度;卡尔曼滤波器(Kalman Filter,KF)是在系统状态空间模型的基础上提出的线性卡尔曼滤波器,其在线性的前提假设下是一个线性无偏、方差最小估计器,从而可以为线性滤波问题提供精确解析,缺点在于无法处理非线性滤波问题,因此发展出了处理非线性滤波问题具有代表性无迹卡尔曼滤波器(Unscented Kalman Filter,UKF),其算法简洁,可以由计算机执行且不必存储大量的数据。然而,现有的UKF都是基于一阶状态空间方程实现算法。

[0004] 本发明方法,利用锂电池等压降放电时间数据构建基于极端学习机的锂电池状态更新方程联合等压降放电时间观测方程,建立了多阶锂电池性能退化模型,提出基于多阶状态空间模型的MUKF预测算法,能够实现锂电池的剩余寿命的有效准确估计。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的,在于提供一种基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,其能够在线监测锂电池运行状况,预测未来时刻锂电池剩余寿命特征参数,进而评估锂电池剩余寿命状况。

[0006] 为了达成上述目的,本发明的解决方案是:

[0007] 一种基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,其特征在于包括如下步骤(1)~(7):

[0008] (1)选取锂电池的等压降放电时间 $T(i)$ 作为锂电池寿命特征参数,等压降放电时间为  $T(i) = \left| t_{V_H} - t_{V_L} \right|, i = 1, 2, \dots, k$ , 其中, $T(i)$ 为第 $i$ 个循环使用周期下等压降放电时间差, $t_{V_H}$ 为锂电池放电阶段规定的高电压时所对应的时间点; $t_{V_L}$ 为锂电池放电阶段规定的低电压时间所对应的时间点;

[0009] (2)利用锂电池等压降放电时间数据构建基于极端学习机(Extreme Learning Machine,ELM)的锂电池状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ ,其中:

$f(\cdot)$  为反映k时刻等压降放电时间与其前 $\tau$ 个时刻的等压降放电时间关系的非线性函数; $\tau$  为状态更新方程的阶数; $\omega(k)$  为k时刻系统状态噪声,其协方差矩阵为 $Q_k$ ;

[0010] (3) 依据步骤(2)所建立的锂电池状态更新方程,结合观测方程 $z(k) = T(k) + v(k)$ , 得到k时刻锂电池性能退化模型为:

$$[0011] \quad \begin{cases} T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k); \\ z(k) = T(k) + v(k) \end{cases};$$

[0012] 其中, $z(k)$  为k时刻等压降放电时间输出值; $v(k)$  为测量噪声,其协方差矩阵为 $R_k$ ;

[0013] (4) 依据步骤(3)的锂电池性能退化模型,基于在线检测的锂电池等压降放电时间 $T(1), \dots, T(k-2), T(k-1), T(k)$ , 利用多阶无迹卡尔曼滤波(Multi Unscented Kalman Filter, MUKF)方法进行等压降放电时间的前向q步预测,得到 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间 $T(k+q)$ ;

[0014] (5) 以锂电池等压降放电时间 $T(i)$ 作为输入、以锂电池实际容量 $Q_i$ 作为输出,构建基于 $(T(i), Q_i)$ 训练样本的ELM模型,也即确定出基于ELM模型的实际容量 $Q_i$ 与 $T(i)$ 的关系函数,记为 $Q_i = g(T(i))$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ ,其中实际容量为充满电的锂电池在规定的放电率、温度、终止电压条件下所放出的电量;

[0015] (6) 将步骤(4)前向q步预测得到的 $T(k+q)$ 作为步骤(5)中确定的ELM关系函数 $Q_i = g(T(i))$ 的输入,则ELM的输出即为前向q步预测值的实际容量值 $Q_{k+q}$ ;

[0016] (7) 设定锂电池失效阈值为实际容量 $Q_{TH} = 70\% Q_A$ ,判定前向q步预测的实际容量值 $Q_{k+q}$ 是否达到失效阈值 $Q_{TH}$ ,若 $Q_{k+q} = Q_{TH}$ ,则锂电池的剩余寿命为q个循环使用周期,其中 $Q_A$ 为锂电池额定容量。

[0017] 本发明的基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,所述步骤(2)中,构建基于ELM的锂电池状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ 具体方法为:

[0018] (2.1) ELM模型为三层神经网络结构,分别为输入层、隐含层及输出层,隐层节点个数 为40;隐层神经元的激活函数取“Sigmoid”函数;状态更新方程阶数 $\tau = 10$ ;

[0019] (2.2) 以 $T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)$ 作为输入, $T(k)$ 作为输出,共 $(k-\tau)$ 个训练样本,进行ELM模型训练,得出状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ 。

[0020] 本发明的基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,所述步骤(4)中,利用多阶无迹卡尔曼滤波(Multi Unscented Kalman Filter, MUKF)方法进行等压降放电时间的前向q步预测,得到 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间 $T(k+q)$ 的具体步骤为:

[0021] (4.1) 计算 $\sigma$ 点  $\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)}$ , 依据  $\hat{T}_{k-1|k-1}, \hat{T}_{k-2|k-2}, \dots, \hat{T}_{k-\tau|k-\tau}$  和  $P_{k-1|k-1}$ ,

$P_{k-2|k-2}, \dots, P_{k-\tau|k-\tau}$ 生成 $(2n+1)\tau$ 个 $\sigma$ 点  $\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)}$ ,  $j = 1, 2, \dots, 2n$ ;  $\sigma$ 点为UT变换点,UT变换时,取参数 $\alpha = 0.01, \kappa = 0, \beta = 2$ ,UT变换是用固定数量的参数支近似一个高斯分布,为现有成熟技术,在此不再阐述;计算公式为:

$$[0022] \quad \begin{cases} \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(0)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} \\ \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-\tau|k-\tau}})_i, j = 1, 2, \dots, n \\ \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-\tau|k-\tau}})_i, j = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad \text{式(1)}$$

[0023] (4.2) 计算σ点  $\xi_{k|k-1}^{(j)}$ , 即

$$[0024] \quad \begin{cases} \xi_{k|k-1}^{(j)} = f(\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{1|1}^{(j)}), j = 0, 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{T}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(m)} \xi_{k|k-1}^{(i)} \\ P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(c)} (\xi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})(\xi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad \text{式 (2)}$$

[0025] 式 (2) 中:  $\hat{T}_{k|k-1}$  为状态变量一步预测;  $P_{k|k-1}$  为均方估计误差一步预测;

[0026] (4.3) 计算σ点  $\hat{T}_{k|k-1}$ ,  $P_{k|k-1}$  经过测量方程对  $T_k$  的传播, 即

$$[0027] \quad \begin{cases} \mu_k^{(0)} = \hat{T}_{k|k-1}; \\ \mu_k^{(j)} = \hat{T}_{k|k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_i, j = 1, 2, \dots, n \\ \mu_k^{(j)} = \hat{T}_{k|k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_{i-n}, j = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad \text{式 (3)}$$

[0028] (4.4) 计算输出的一步预测, 即

$$[0029] \quad \begin{cases} \tau_k^{(j)} = \mu_k^{(j)}, j = 0, 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(m)} \tau_k^{(i)} \\ P_{\hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(c)} (\tau_{k|k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})(\tau_{k|k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})^T + R_k \\ P_{\hat{T}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(c)} (\mu_k^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})(\tau_{k|k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})^T \end{cases} \quad \text{式 (4)}$$

[0030] (4.5) 进行滤波更新, 即

$$[0031] \quad \begin{cases} K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k}^{-1} \\ \hat{T}_{k|k} = \hat{T}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \\ P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{\hat{z}_k} K_k^T \end{cases} \quad \text{式 (5)}$$

[0032] 式 (5) 中:  $K_k$  为卡尔曼滤波增益求解;  $\hat{T}_{k|k}$  为状态最优估计;  $P_{k|k}$  为均方误差最优估计;

[0033] (4.6) 判断所预测的步数是否达到了设定的前向步数  $q$ , 若所预测的步数未达到前向步数  $q$ , 则令  $k=k+1$ , 转至步骤 (41), 继续执行; 若所预测的步数达到前向步数  $q$ , 则终止算法, 得到锂电池  $(k+q)$  时刻的等压降放电时间  $T(k+q)$ 。

[0034] 本发明的基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法, 所述步骤 (5) 中, 构建基于  $(T(i), Q_i)$  训练样本的ELM模型, 具体方法为:

[0035] (5.1) ELM模型为三层神经网络结构, 分别为输入层、隐含层及输出层, 隐层节点个数为30; 隐层神经元的激活函数取“Sigmoid”函数;

[0036] (5.2) 以锂电池等压降放电时间 $T(i)$ 作为输入、以锂电池实际容量 $Q_i$ 作为输出,进行ELM模型训练,得出实际容量 $Q_i$ 与 $T(i)$ 的关系函数 $Q_i = g(T(i))$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ 。

[0037] 采用上述方案后,本发明通过选取锂电池等压降放电时间作为锂电池寿命特征参数,利用锂电池等压降放电时间数据构建基于极端学习机的锂电池状态更新方程;将锂电池状态更新方程联合等压降放电时间观测方程作为锂电池性能退化模型;基于所建立的锂电池性能退化模型,利用多阶无迹卡尔曼滤波方法进行等压降放电时间预测;构建基于极端学习机的等压降放电时间与锂电池实际容量的关系模型;最后求取锂电池未来的实际容量值,依据规定的锂电池失效阈值,最终估计出锂电池的剩余循环使用周期。本发明能够在线监测锂电池健康状况,预测未来某时刻锂电池寿命特征参数,进而评估锂电池剩余寿命状况。

## 附图说明

[0038] 图1是基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法流程图。

## 具体实施方式

[0039] 下面结合附图对本发明的技术方案进行详细说明。

[0040] 如图1所示,本发明提供一种基于ELM-MUKF的锂电池剩余寿命预测方法,所述,包括如下步骤:

[0041] (1) 选取锂电池的等压降放电时间 $T(i)$ 作为锂电池寿命特征参数,等压降放电时间为  $T(i) = \left| t_{V_H} - t_{V_L} \right|$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$ , 其中, $T(i)$ 为第 $i$ 个循环使用周期下等压降放电时间差, $t_{V_H}$ 为锂电池放电阶段规定的高电压时所对应的时间点; $t_{V_L}$ 为锂电池放电阶段规定的低电压时间所对应的时间点;

[0042] (2) 利用锂电池等压降放电时间数据构建基于极端学习机(Extreme Learning Machine, ELM)的锂电池状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ , 其中: $f(\cdot)$ 为反映 $k$ 时刻等压降放电时间与其前 $\tau$ 个时刻的等压降放电时间关系的非线性函数; $\tau$ 为状态更新方程的阶数; $\omega(k)$ 为 $k$ 时刻系统状态噪声,其协方差矩阵为 $Q_k$ ,具体方法为:

[0043] (2.1) ELM模型为三层神经网络结构,分别为输入层、隐含层及输出层,隐层节点个数为40;隐层神经元的激活函数取“Sigmoid”函数;状态更新方程阶数 $\tau = 10$ ;

[0044] (2.2) 以 $T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)$ 作为输入, $T(k)$ 作为输出,共 $(k-\tau)$ 个训练样本,进行ELM模型训练,得出状态更新方程 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k)$ ;

[0045] (3) 依据步骤(2)所建立的锂电池状态更新方程,结合观测方程 $z(k) = T(k) + v(k)$ ,得到 $k$ 时刻锂电池性能退化模型为:

$$[0046] \quad \begin{cases} T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-\tau)) + \omega(k) \\ z(k) = T(k) + v(k) \end{cases};$$

[0047] 其中, $z(k)$ 为 $k$ 时刻等压降放电时间输出值; $v(k)$ 为测量噪声,其协方差矩阵为 $R_k$ ;

[0048] (4) 依据步骤(3)的锂电池性能退化模型,基于在线检测的锂电池等压降放电时间 $T(1), \dots, T(k-2), T(k-1), T(k)$ ,利用多阶无迹卡尔曼滤波(Multi Unscented Kalman Filter, MUKF)方法进行等压降放电时间的前向 $q$ 步预测,得到 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间



T(k+q), 具体步骤为:

[0049] (4.1) 计算 $\sigma$ 点  $\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)}$ , 依据  $\hat{T}_{k-1|k-1}, \hat{T}_{k-2|k-2}, \dots, \hat{T}_{k-\tau|k-\tau}$  和  $P_{k-1|k-1}$ ,

$P_{k-2|k-2}, \dots, P_{k-\tau|k-\tau}$  生成  $(2n+1)$  个  $\sigma$  点  $\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)}$ ,  $j=1, 2, \dots, 2n$ ;  $\sigma$  点为 UT 变换点, UT 变换时, 取参数  $\alpha=0.01, \kappa=0, \beta=2$ , UT 变换是用固定数量的参数近似一个高斯分布, 为现有成熟技术, 在此不再阐述; 计算公式为:

$$[0050] \quad \begin{cases} \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(0)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} \\ \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-\tau|k-\tau}})_i, j=1, 2, \dots, n \\ \xi_{k-\tau|k-\tau}^{(j)} = \hat{T}_{k-\tau|k-\tau} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-\tau|k-\tau}})_i, j=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad \text{式 (1)}$$

[0051] (4.2) 计算  $\sigma$  点  $\xi_{k|k-1}^{(j)}$ , 即

$$[0052] \quad \begin{cases} \xi_{k|k-1}^{(j)} = f(\xi_{k-1|k-1}^{(j)}, \xi_{k-2|k-2}^{(j)}, \dots, \xi_{1|1}^{(j)}), j=0, 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{T}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(m)} \xi_{k|k-1}^{(i)} \\ P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(c)} (\xi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})(\xi_{k|k-1}^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad \text{式 (2)}$$

[0053] (4.3) 计算  $\sigma$  点  $\hat{T}_{k|k-1}$ ,  $P_{k|k-1}$  经过测量方程对  $T_k$  的传播, 即

$$[0054] \quad \begin{cases} \mu_k^{(0)} = \hat{T}_{k|k-1}; \\ \mu_k^{(j)} = \hat{T}_{k|k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_i, j=1, 2, \dots, n \\ \mu_k^{(j)} = \hat{T}_{k|k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_{i-n}, j=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad \text{式 (3)}$$

[0055] (4.4) 计算输出的一步预测, 即

$$[0056] \quad \begin{cases} \tau_k^{(j)} = \mu_k^{(j)}, j=0, 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(m)} \tau_k^{(i)} \\ P_{\hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(c)} (\tau_{k|k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})(\tau_{k|k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})^T + R_k \\ P_{\hat{T}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2\pi} \omega_i^{(c)} (\mu_k^{(i)} - \hat{T}_{k|k-1})(\tau_{k|k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})^T \end{cases} \quad \text{式 (4)}$$

[0057] (4.5) 进行滤波更新, 即

$$[0058] \quad \begin{cases} K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k}^{-1} \\ \hat{T}_{k|k} = \hat{T}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \\ P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{\hat{z}_k} K_k^T \end{cases} \quad \text{式 (5)}$$

[0059] 式(2)中: $\hat{T}_{k|k-1}$ 为状态变量一步预测; $P_{k|k-1}$ 为均方估计误差一步预测;式(5)中: $K_k$ 为卡尔曼滤波增益求解; $\hat{T}_{k|k}$ 为状态最优估计; $P_{k|k}$ 为均方误差最优估计;

[0060] (4.6)判断所预测的步数是否达到了设定的前向步数 $q$ ,若所预测的步数未达到前向步数 $q$ ,则令 $k=k+1$ ,转至步骤(41),继续执行;若所预测的步数达到前向步数 $q$ ,则终止算法,得到锂电池 $(k+q)$ 时刻的等压降放电时间 $T(k+q)$ ;

[0061] (5)以锂电池等压降放电时间 $T(i)$ 作为输入、以锂电池实际容量 $Q_i$ 作为输出,构建基于 $(T(i), Q_i)$ 训练样本的ELM模型,也即确定出基于ELM模型的实际容量 $Q_i$ 与 $T(i)$ 的关系函数,记为 $Q_i = g(T(i))$ , $i=1, 2, \dots, k$ ,其中实际容量为充满电的锂电池在规定的放电率、温度、终止电压条件下所放出的电量,具体方法为:

[0062] (5.1)ELM模型为三层神经网络结构,分别为输入层、隐含层及输出层,隐层节点个数为30;隐层神经元的激活函数取“Sigmoid”函数;

[0063] (5.2)以锂电池等压降放电时间 $T(i)$ 作为输入、以锂电池实际容量 $Q_i$ 作为输出,进行ELM模型训练,得出实际容量 $Q_i$ 与 $T(i)$ 的关系函数 $Q_i = g(T(i))$ , $i=1, 2, \dots, k$ ;

[0064] (6)将步骤(4)前向 $q$ 步预测得到的 $T(k+q)$ 作为步骤(5)中确定的ELM关系函数 $Q_i = g(T(i))$ 的输入,则ELM的输出即为前向 $q$ 步预测值的实际容量值 $Q_{k+q}$ ;

[0065] (7)设定锂电池失效阈值为实际容量 $Q_{TH} = 70\% Q_A$ ,判定前向 $q$ 步预测的实际容量值 $Q_{k+q}$ 是否达到失效阈值 $Q_{TH}$ ,若 $Q_{k+q} = Q_{TH}$ ,则锂电池的剩余寿命为 $q$ 个循环使用周期,其中 $Q_A$ 为锂电池额定容量。

[0066] 以上实施例仅为说明本发明的技术思想,不能以此限定本发明的保护范围,凡是按照本发明提出的技术思想,在技术方案基础上所做的任何改动,均落入本发明保护范围之内。

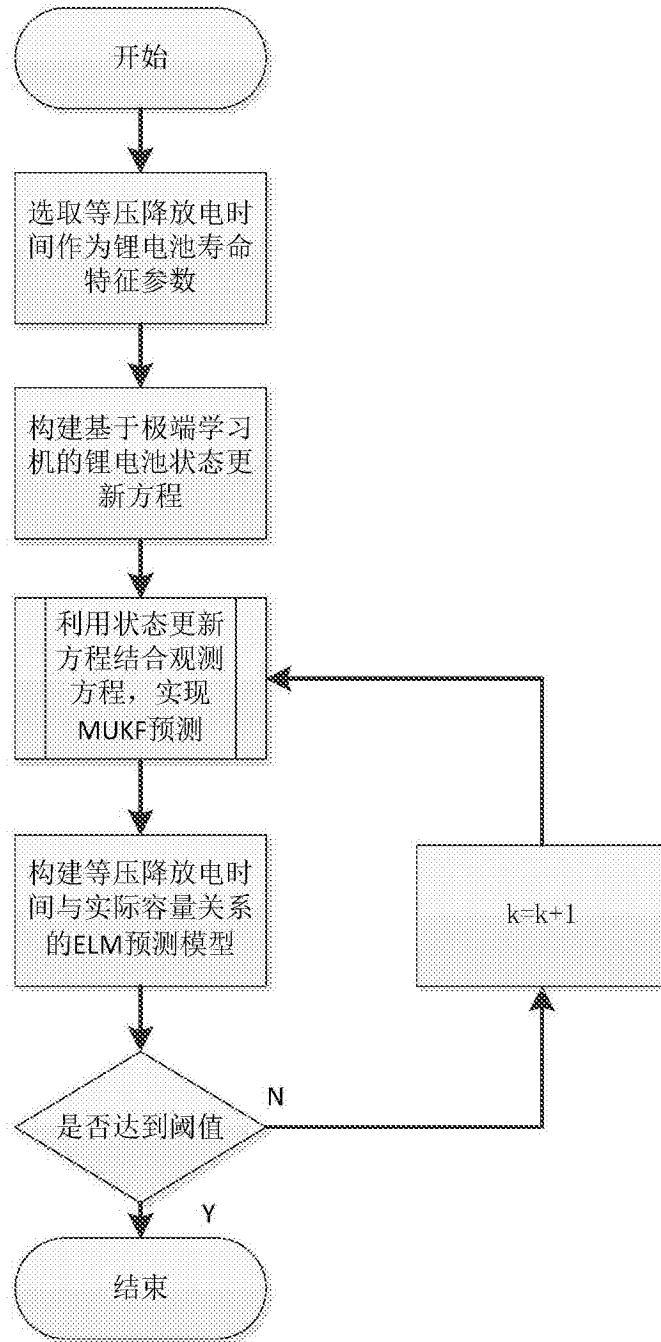


图1