



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103926536 A

(43) 申请公布日 2014. 07. 16

(21) 申请号 201410081096. 9

(22) 申请日 2014. 03. 07

(71) 申请人 南京航空航天大学

地址 210016 江苏省南京市秦淮区御道街
29 号

(72) 发明人 陈则王 李川江 豆金昌 王友仁
崔江 张骁阳

(51) Int. Cl.

G01R 31/36(2006. 01)

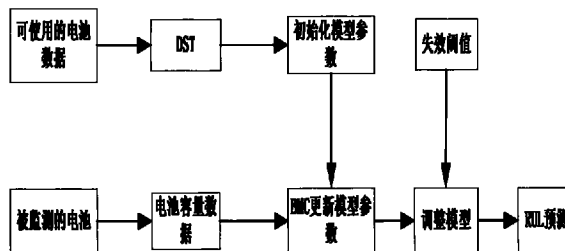
权利要求书1页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法

(57) 摘要

本发明公开了基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法,该方法包括以下步骤:1. 根据电池容量数据的特点,确定容量衰减模型;2. 用证据理论(Dempster-Shafer Theory, DST)对可使用的电池数据进行处理,得到模型参数的初始值;3. 当输入被监测电池的容量数据时,通过贝叶斯蒙特卡罗(Bayesian Monte Carlo, BMC)技术对模型参数实时更新以跟踪电池容量的衰退趋势;4. 外推模型到失效阈值得到电池剩余使用寿命预测值。本发明提出的方法具有以下优点:1. 具有在电池寿命早期就能精确预测剩余寿命的能力;2. 不需要大量的训练数据;3. 实现预测结果的概率密度分布输出。



1. 基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤 1, 监测锂离子电池的各项物理参数, 获得监测数据;

步骤 2, 对步骤 1 中获取的监测数据中的可用锂离子电池容量数据进行容量衰减趋势的分析, 确定锂离子电池的容量衰减数学模型;

步骤 3, 用 DST 理论对从步骤 1 中获取的可用的电池容量数据进行处理, 确定容量衰减模型中的未知参数 a、b、c、d 的初始值;

步骤 4, 当有新的容量数据输入时, 通过 BMC 技术对参数向量 $X=[a, b, c, d]$ 进行更新以跟踪电池容量衰退趋势;

步骤 5, 每过一个锂离子电池循环周期, 重复步骤 4;

步骤 6, 利用步骤 5 得到的更新模型向前外推 h 步, 直到模型的预测容量值到达失效阈值, 继而判定电池的剩余使用寿命。

2. 根据权利要求 1 所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法, 其特征在于, 所谓的失效阈值是指电池额定容量的 80%。

3. 根据权利要求 1 所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法, 其特征在于, 所谓的可用锂离子电池容量数据是指在将新出厂的同一型号同一化学组成的几个锂离子电池先放空电, 再充满电, 重复进行充放电 k 次, 记录周期内每一个锂离子电池的容量, 直至电池容量降至失效阈值以下的过程中, 记录的锂离子电池完整的容量退化数据。

4. 根据权利要求 1 所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法, 其特征在于, 所确定的锂离子电池容量衰减数学模型为:

$$Q=a \exp (b k)+c \exp (d k) \quad (1)$$

其中, Q 为电池容量, k 为循环周期数, 参数 a 和 c 与电池内阻相关, 参数 b 和 d 代表电池老化速率。

5. 根据权利要求 1 所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法, 其特征在于, 所述 DST 理论是指根据 DST 的混合合成规则得到 BMC 更新的“基础模型”。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, 他们应该具有较高的信任度, 因此和其它证据相比显得更重要。

6. 根据权利要求 1 所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法, 其特征在于, BMC 技术是指在贝叶斯解决方案的基础上, 使用蒙特卡洛采样近似解决贝叶斯更新问题。

基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法

技术领域

[0001] 本发明公开了基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法,涉及锂离子电池剩余使用寿命预测方法,数据驱动预测技术领域。

背景技术

[0002] 锂离子电池是一种可以将化学能转换为电能的储能装置。和镍镉蓄电池、镍氢蓄电池等其他二次电池相比,它有着能量密度高、使用寿命长、电池漏电率低、可大电流快速充电、工作电压高、工作范围广、成本低、无污染等诸多优势。凭借这些优势,锂离子电池已经在各种便携式信息处理终端、电动汽车、军事、航空航天等领域得到了广泛的应用。锂离子电池的退化趋势可以从其重复放电循环的容量衰减趋势体现出来。容量是指电池在全充状态下能够保持的电荷量。对于绝大多数应用而言,电池失效是指电池的容量低于其额定容量的 80%。这时候,我们认为电池变得不可信赖,需要被更换。因为当电池容量到达失效阈值时,其容量往往会呈指数式衰减。电池失效有可能导致操作失效、设备停工,甚至灾难性的后果。一个典型的实例就是 2006 年 11 月,美国航空航天局发射的火星环球探测器在运行过程中发出错误指令,命令太阳能电池板动作使之朝向太阳,该指令执行时没有考虑供电锂离子电池的性能状态,使其过放电、温度过高失去了再充电能力,导致整个探测器系统丧失了电力供应而失去联系。

[0003] 预测和健康管理 (Prognostics and health management, PHM) 是一门融合了各种技术和方法的学科,它评价了某种产品在实际使用过程中的可靠性,并提前预报系统故障和化解系统危险。电池的 PHM 主要有两种方法:物理模型以及数据驱动。基于物理模型的预测方法利用电池使用过程中的负载条件、材料特性和失效机制的知识来估计电池的剩余使用寿命。数据驱动的技术是从例如电流、电压、时间和阻抗等性能数据中提取出特征值,再利用统计和机器学习方法来追踪电池性能的退化趋势并估计其剩余使用寿命。数据驱动的方法不需要具体的关于材料特性,组织结构或失效机制方面的知识,并且避免了开发高阶的系统物理模型,因此,数据驱动的方法比起物理模型的方法来说要简单得多。数据驱动的方法能够学习特性数据中体现出来的电池性能退化趋势,从而预测电池的剩余使用寿命。目前,基于数据驱动的电池剩余使用寿命预测方法已成为研究热点。常见的基于数据驱动的电池剩余使用寿命预测方法主要有:多种预测器组合预测、电池容量测量数据与卡尔曼滤波组合预测、相关向量机和粒子滤波等。典型的多种预测器组合预测方法结合了三种预测器:自回归移动平均模型 (auto regressive moving average, ARMA), 神经网络以及模糊逻辑。我们通过在不同负载条件下采集的具有相同尺寸相同化学组成的电池数据库来训练这些预测器。然而,收集良好的能够覆盖所有负载条件下的训练数据会是一个耗时且成本高昂的过程。电池容量测量数据与卡尔曼滤波组合预测方法主要基于电池容量测量和卡尔曼滤波。容量退化趋势主要分为两个阶段:一个是缓慢的衰减阶段,另一个是接下来较快的衰减阶段。当电池容量降至第二阶段时,在某种容量退化概率模型的基础上,利用卡尔曼滤波给出剩余使用寿命的预测值。然而,处于第二阶段的电池容量退化持续时间相较电

池全部使用寿命时间而言是非常短的,因此,该方法无法在电池寿命早期给出预测值。相关向量机 (relevance vector machine, RVM) 和粒子滤波 (particle filter, PF) 也被用来预测电池的剩余使用寿命。人们利用 RVM 来学习特性数据之间的非线性关系,在基于阻抗谱数据构建的状态空间模型的基础上,利用粒子滤波估计剩余使用寿命。虽然这种方法比较精确,但是,阻抗测量需要高昂的成本和大型设备,还非常耗时。除此之外,测量期间,电池应该与充电器或负载断开连接。这些问题都限制了上述方法的实际应用。

发明内容

[0004] 为了解决上述问题,本发明提出一种基于证据理论 (Dempster-Shafer Theory, DST) 和贝叶斯蒙特卡洛 (Bayesian Monte Carlo, BMC) 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法。

[0005] 本发明所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法采用如下步骤:

[0006] 步骤 1, 监测锂离子电池的各项物理参数, 获得监测数据;

[0007] 步骤 2, 对步骤 1 中获取的监测数据中的可用锂离子电池容量数据进行容量衰减趋势的分析, 确定锂离子电池的容量衰减数学模型;

[0008] 步骤 3, 用 DST 理论对从步骤 1 中获取的可用的电池容量数据进行处理, 确定容量衰减模型中的未知参数 a、b、c、d 的初始值;

[0009] 步骤 4, 当有新的容量数据输入时, 通过 BMC 技术对参数向量 $X=[a, b, c, d]$ 进行更新以跟踪电池容量衰退趋势;

[0010] 步骤 5, 每过一个锂离子电池循环周期, 重复步骤 4;

[0011] 步骤 6, 利用步骤 5 得到的更新模型向前外推 h 步, 直到模型的预测容量值到达失效阈值, 继而判定电池的剩余使用寿命。

[0012] 在本发明所述的方法中, 所述预测容量值是呈下降趋势的, 上述方法中所述的“到达”是指所述预测容量值在下降过程中从大于失效阈值刚好变成小于失效阈值的情况。

[0013] 本发明所述的失效阈值是指锂离子电池额定容量的 80%。

[0014] 本发明所述的锂离子电池剩余使用寿命预测方法的流程如图 1 所示。首先, 该方法根据锂离子电池容量数据的特点, 选择合适的容量衰减模型; 然后, 用证据理论 (Dempster-Shafer Theory, DST) 对可使用的电池数据进行处理, 得到模型参数的初始值; 最后, 当输入被监测电池的容量数据时, 通过贝叶斯蒙特卡洛 (Bayesian Monte Carlo, BMC) 技术对模型的参数进行实时更新以跟踪被监测电池的容量衰退趋势, 并外推模型到失效阈值得到锂离子电池剩余使用寿命的预测值。

[0015] 本发明所述的锂离子电池剩余使用寿命预测方法针对容量衰退模型的参数初始化问题, 采用了 DST 理论, 有效地确定了容量衰退模型参数的初始值, 与一般的算术平均法确定容量衰退模型参数初始值的方法比较, 发现其有效提高了模型的预测精度。

[0016] 本发明所述的锂离子电池剩余使用寿命预测方法, 经过利用 NASA 公开发布的锂离子电池试验数据进行评估, 证明本发明所述的锂离子电池剩余使用寿命预测方法可以很好地满足锂离子电池剩余使用寿命的预测要求。且与一般的算术平均法确定容量衰退模型参数初始值的方法比较, 发现其有效提高了模型的预测精度。

附图说明

[0017] 图 1 为基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法的流程示意图。

[0018] 图 2 为 B0005 号电池采用本发明所述的容量衰退模型拟合的电池容量拟合曲线。

[0019] 图 3 为 B0018 号电池在第 30 个周期时的预测结果,初始模型参数由算术平均法确定。

[0020] 图 4 为 B0018 号电池在第 50 个周期时的预测结果,初始模型参数由算术平均法确定。

[0021] 图 5 为 B0018 号电池在第 50 个周期时的预测结果,初始模型参数由 DST 法确定。

具体实施方式

[0022] 具体实施方式一:本实施方式是结合图 1 对本发明的技术方案进行详细说明。

[0023] 基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法包括以下步骤:

[0024] 步骤 1,监测锂离子电池的各项物理参数,获得监测数据;

[0025] 步骤 1 具体过程如下:

[0026] 监测过程为将新出厂的同一型号同一化学组成的几个锂离子电池先放空电,再充满电,重复进行充放电 k 次,记录周期内每一个锂离子电池的容量,直至电池容量降至失效阈值以下。这一过程中记录的锂离子电池单周期放电容量数据和完整的容量退化数据即为获得的监测数据。

[0027] 步骤 2,对步骤 1 中获取的监测数据中的可用锂离子电池容量数据进行容量衰减趋势的分析,确定锂离子电池的容量衰减数学模型;

[0028] 步骤 2 具体过程如下:

[0029] 分析几个电池完整的容量退化数据,确定锂离子电池容量衰减数学模型,所确定的容量衰减模型为:

$$[0030] \quad Q = a \exp(bk) + c \exp(dk) \quad (1)$$

[0031] 其中, Q 为电池容量, k 为循环周期数,参数 a 和 c 与电池内阻相关,参数 b 和 d 代表电池老化速率。

[0032] 步骤 3,用 DST 理论对从步骤 1 中获取的可用的电池容量数据进行处理,确定容量衰减模型中的未知参数 a、b、c、d 的初始值;

[0033] 步骤 3 具体过程如下:

[0034] 首先,利用 matlab 曲线拟合工具对 n 个电池的完整容量退化数据分别进行拟合,拟合模型采用所确定的容量衰减数学模型,拟合产生 95% 置信区间的参数估计;然后,从通过置信区间表示的各个参数组合依次进行比较,计算每个参数的信任度。最后,假设所有的数据源信任度是相同的,赋予基本信任分配函数相同的值:

$$[0035] \quad m(A_i) = \frac{1}{n} \quad (2)$$

[0036] $m(A_i)$ 是集合 A_i 的基本信任分配函数, n 是训练数据集个数。由此可以计算出每个参数的信任度。对于集合 A_i 的信任度函数 $Bel(A_i)$ 等于所有相关子集基本信任分配函数的总和:

$$[0037] \quad Bel(A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} m(A_j) \quad (3)$$

[0038] 求出所有参数的信任度函数后,根据下面的反函数,返回去更新各个参数的基本信任分配函数:

$$[0039] \quad m(A_i) \approx \sum_{A_j \subseteq A_i} Bel(A_j) \quad (4)$$

[0040] 利用公式 (4),将所有参数的信任度函数转换成基本信任分配函数,再归一化处理。最终每个参数的初始值可通过合成参数表示:

$$[0041] \quad CP = \sum_{i=1}^n m(A_i)h(A_i) \quad (5)$$

[0042] $h(A_i)$ 是训练数据集 A_i 的参数估计,CP 是初始模型中的合成参数, $m(A_i)$ 是基本信任分配函数。这样容量衰减模型中的未知参数 a、b、c、d 的初始值就确定了。

[0043] 步骤 4,当有新的容量数据输入时,通过 BMC 技术对参数向量 $X=[a, b, c, d]$ 进行更新以跟踪电池容量衰退趋势;

[0044] 步骤 4 具体过程如下:

[0045] 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。随着越来越多容量数据可用时,估计的参数值将会渐渐收敛到真实值。

[0046] 首先,假设参数 a、b、c、d 和测量方程的误差服从高斯分布:

$$[0047] \quad \begin{cases} a_k = a_{k-1} + w_a, w_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_k = b_{k-1} + w_b, w_b \sim N(0, \sigma_b) \\ c_k = c_{k-1} + w_c, w_c \sim N(0, \sigma_c) \\ d_k = d_{k-1} + w_d, w_d \sim N(0, \sigma_d) \\ Q_k = a_k \exp(b_k k) + c_k \exp(d_k k) + v, v \sim N(0, \sigma_v) \end{cases} \quad (6)$$

[0048] 式中: Q_k 是在第 k 周期电池容量的测量值, $N(0, \sigma)$ 是服从均值为 0,标准方差为 σ 的高斯噪声。 a_0 、 b_0 、 c_0 和 d_0 是训练数据通过 DST 得到的初始参数。定义 $X_k=[a_k, b_k, c_k, d_k]$ 为周期 k 时的参数向量。在获得容量量测值序列 $Q_{0:k}=[Q_1, Q_2, \dots, Q_k]$ 时,通过式 (7) 和式 (8) 得到后验概率密度分布 $p(X_k | Q_{0:k})$ 。

$$[0049] \quad p(X_k | Q_{0:k-1}) = \int p(X_k | X_{k-1}) p(X_{k-1} | Q_{0:k-1}) dX_{k-1} \quad (7)$$

$$[0050] \quad p(X_k | Q_{0:k}) = \frac{p(X_k | Q_{0:k-1}) p(Q_k | X_k)}{p(Q_k | Q_{0:k-1})} \quad (8)$$

[0051] 其中对常数 $p(Q_k | Q_{0:k-1})$ 进行归一化处理:

$$[0052] \quad p(Q_k | Q_{0:k-1}) = \int p(X_k | Q_{0:k-1}) p(Q_k | X_k) dX_k \quad (9)$$

[0053] 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和相应权值表示概率密度函数,计算公式为:

$$[0054] \quad p(X_k | Q_{0:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (10)$$

[0055] 式中: $X_k^i, i=1,2, \dots, N$ 是从 $p(X_k | Q_{0:k})$ 中采样得到的一组独立随机样本, w_k^i 是和每个样本 X_k^i 相对应的重要性权值, $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数。 $p(X_k | Q_{0:k})$ 通常是未知的,可借助重要性采样方法从重要性函数分布 $\pi(X_k^i | Q_{0:k})$ 中采样得到 X_k^i 。 w_k^i 的估计见式 (11)。

$$[0056] \quad w'_k = \frac{p(Q_{0,k}|X'_k)p(X'_k)}{\pi(X'_k|Q_{0,k})} \quad (11)$$

$$[0057] \quad \text{权值归一化: } w'_k = \frac{w'_k}{\sum_{j=1}^N w'_k} \quad (12)$$

$$[0058] \quad \text{权值更新公式: } w'_k = w'_{k-1} \frac{p(Q_k|X'_k)p(X'_k|X'_{k-1})}{\pi(X'_k|X'_{k-1}, Q_{0,k})} \quad (13)$$

[0059] 如果选择重要性函数 $\pi(X'_k|X'_{k-1}, Q_{0,k}) = p(X'_k|X'_{k-1})$, 则权值更新公式为:

$$[0060] \quad w'_k = w'_{k-1} p(Q_k|X'_k) \quad (14)$$

[0061] 当蒙特卡洛采样数 $V \rightarrow \infty$ 时, 方程 (10) 就变为真实后验概率 $p(X_k|Q_{0,k})$ 。

[0062] 步骤 5, 每过一个锂离子电池循环周期, 重复步骤 4;

[0063] 步骤 6, 利用步骤 5 得到的更新模型向前外推 h 步, 直到模型的预测容量值到达失效阈值, 继而判定电池的剩余使用寿命。

[0064] 步骤 6 具体过程如下:

[0065] 使用贝叶斯蒙特卡洛方法时, 参数向量 $X_k = [a_k, b_k, c_k, d_k]$ 在每个周期更新。 N_s 个样本用于近似后验概率密度函数 (PDF), 每个样本表示一个候选参数向量 $X_k^i, i = 1, 2, \dots, N_s$ 。因此 Q 有 N_s 个可能的取值和相应的权值 w_k^i 。第 i 个样本在周期 k 时向前 h 步的预测值可山下式计算:

$$[0066] \quad Q_{k+h}^i = a_k^i \exp[b_k^i(k+h)] + c_k^i \exp[d_k^i(k+h)] \quad (15)$$

[0067] PDF 估计值通过每个样本值和相应的权值表示:

$$[0068] \quad p(Q_{k+h}|Q_{0,k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(Q_{k+h} - Q_{k+h}^i) \quad (16)$$

[0069] 周期 k 时向前 h 步预测的均值为:

$$[0070] \quad \overline{Q_{k+h}} = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i Q_{k+h}^i \quad (17)$$

[0071] 由于电池可接受的故障阈值为额定容量的 80%, 所以在周期 k 时第 i 个样本的剩余可使用寿命 L_k^i 的估计可以计算为:

$$[0072] \quad 0.8Q_{\text{rated}} = a_k^i \exp[b_k^i(k+L_k^i)] + c_k^i \exp[d_k^i(k+L_k^i)] \quad (18)$$

[0073] 周期 k 时剩余使用寿命 L_k^i 的分布近似为:

$$[0074] \quad p(L_k|Q_{0,k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(L_k - L_k^i) \quad (19)$$

[0075] 周期 k 时剩余使用寿命 L_k^i 的预测均值为:

$$[0076] \quad \overline{L_k} = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i L_k^i \quad (20)$$

[0077] 具体实施方式二: 本实施方式是对本发明所述的基于 DST 和 BMC 技术的锂离子电池剩余使用寿命预测方法的验证。

[0078] 本实施方式中,采用 NASA 提供的 Battery Data Set 实验数据进行了验证实验,并对实验结果进行对比分析。该数据集为 NASAAMES PCoE 研究中心联合美国能源部国家实验室历时 1 年多、综合考虑锂离子电池多种工况条件,共同完成对于锂离子电池的剩余寿命的实验性研究,同时提供相关电池实验数据作为工作数据集开展锂离子电池健康管理技术的研究之用。

[0079] 该数据集来源于 NASA PCoE 研究中心搭建的锂离子电池测试床,电池实验(充电、放电和阻抗测试)在室温(24℃,验证实验中仅考虑此种温度条件下)下运行:

[0080] 在恒定电流为 1.5A 的模式下进行充电,直到电池电压达到 4.2V;

[0081] 在恒定电流为 2A 的模式下进行放电,直到电池的电压下降到截止电压;

[0082] 通过电化学阻抗谱(EIS)测量电池阻抗,频率扫描的范围从 0.1Hz 到 5kHz。

[0083] 数据集是 matlab 的 *.mat 文件格式。锂离子电池数据共包含 9 组,每组电池测试条件不同。我们选用第一组电池数据进行验证实验。第一组电池包含了 B0005、B0006、B0007 和 B0018 四个编号的电池数据,我们选择 B0005、B0006 和 B0007 电池的容量衰退数据进行锂离子电池容量衰退模型的分析以及模型参数的初始值确定,选择 B0018 号电池容量数据进行电池剩余使用寿命的预测。

[0084] 首先,根据 B0005 号电池的容量退化数据,确定电池容量衰退模型。图 2 为 B0005 号电池采用本发明所述的容量衰退模型拟合的电池容量拟合曲线。从中,我们可以看出容量衰退模型拟合的电池容量拟合曲线能很好地放映电池容量的变化趋势。

[0085] 然后,利用 matlab 曲线拟合工具对 B0005、B0006、B0007 号电池的完整容量退化数据分别进行拟合,拟合模型采用所确定的容量衰退数学模型,拟合产生 95%置信区间的参数估计。拟合结果如表 1 所示。

[0086] 表 1 各个电池的拟合参数,包含 95%置信区间界限

电池	参数	下限	均值	上限
[0087] B0005	a	1.959	1.979	1.999
	b	-0.002809	-0.002719	-0.002629
	c	-0.197	-0.1696	-0.1423
	d	-0.09335	-0.06934	-0.04533

[0088]

B0006	a	-1.455	1.575	4.605
	b	-0.01397	-0.005563	0.002846
	c	-2.561	0.4844	3.529
	d	-0.01506	0.0009696	0.017
B0007	a	1.933	1.942	1.951
	b	-0.002126	-0.002052	-0.001978
	c	-2.037e-006	1.448e-007	2.327e-006
	d	-0.01615	0.07456	0.1653

[0089] 因为采用 3 个电池进行分析,故 n=3,每个数据集的初始基本信任分配函数值为 0.333,由此计算每个参数信任度函数值。以参数 a 为例,表 1 中 B0006 的参数 a 置信区间包含 B0005 的参数 a 置信区间。故 B0006 的参数 a 的信任度函数值为 0.333+0.333=0.666。由此可得其它参数的信任度函数值,如表 2 所示。

[0090] 表 2 各个参数的信任度函数值

[0091]

电池	a	b	c	d
B0005	0.333	0.333	0.333	0.333
B0006	0.666	0.666	0.999	0.333
B0007	0.333	0.333	0.333	0.666

[0092] 根据各参数的信任度函数值,通过相应反函数,求取各参数的基本信任分配函数值,如表 3 所示。

[0093] 表 3 各个参数的基本信任分配函数值

[0094]

电池	a	b	c	d
B0005	0.2	0.2	0.143	0.2
B0006	0.6	0.6	0.714	0.2
B0007	0.2	0.2	0.143	0.6

[0095] 取 $h(A_i)$ 为各个参数估计的均值,则合成参数值为:

[0096] a=1.7092 b=-0.004292 c=0.3216 d=0.03106192

[0097] 直接使用算术平均法初始化的各个参数值为:

[0098] a=1.832 b=-0.0034447 c=0.3148 d=0.00206

[0099] 分别使用合成参数值和使用算术平均法获取的参数值作为参数初始值,根据本发

明所述的 BMC 技术对模型参数进行更新,并外推模型到失效阈值,预测结果如图 3、图 4、图 5 所示。

[0100] 图 3 为 B0018 号电池在第 30 个周期时的预测结果,初始模型参数由算术平均法确定。图 4 为 B0018 号电池在第 50 个周期时的预测结果,初始模型参数由算术平均法确定。图 5 为 B0018 号电池在第 50 个周期的预测结果,初始模型参数由 DST 法确定。经过分析,当初始模型参数由算术平均法确定时,电池在第 30 个周期时开始预测,预测误差为 5 个周期,电池在第 50 个周期时开始预测,预测误差为 3 个周期;当模型参数由 DST 法确定时,电池在第 50 个周期时开始预测,预测误差为 1 个周期。从分析结果可以看出,随着用于更新模型的数据增多,预测的精度在不断提高,但是用 DST 方法对模型参数初始化,预测的精度是最高的。图中 PDF 越窄,表明预测置信区间越高。

[0101] 本发明采用数据驱动方法实现了锂离子电池的剩余使用寿命预测,采用 DST 和 BMC 技术融合的预测方法,该方法采用 DST 理论获取参数初始值,有效提高了预测的精度,还具备了预测结果的概率密度分布输出能力,具有能够在电池寿命早期提供精确预测的能力,预测过程不需要大量的训练数据等优点。特别是,它不依赖于某一状态下电池内部复杂的物理化学过程,为实际工作状态下,锂离子电池健康状态监测和预测问题,提供了一种可行的方法框架以及一种较为实用的技术解决方法。

[0102] 本发明所述方法的分析和实现思路,并不局限于锂离子电池剩余使用寿命的预测问题。还可针对难于实现系统物理模型建模的复杂系统的剩余寿命估计与故障预测问题,进行适应性的调整,从而基于系统状态监测数据开展数据驱动的系统性能退化和剩余寿命预测方法研究,为各类复杂系统的综合保障维护提供较为有效的决策支撑方法。

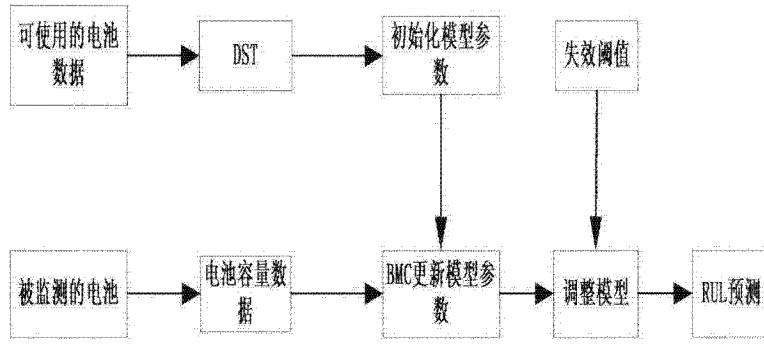


图 1

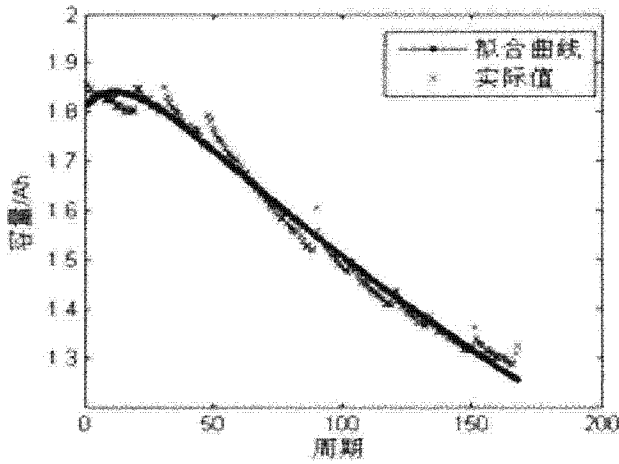


图 2

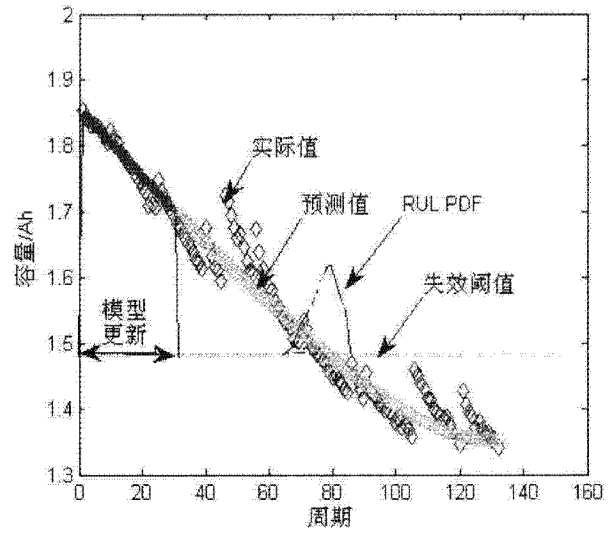


图 3

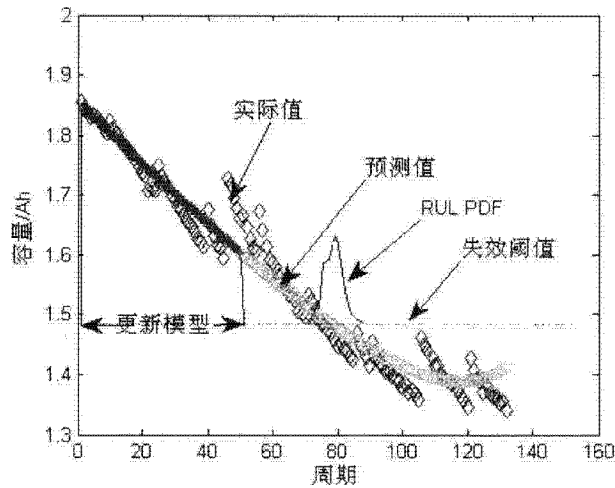


图 4

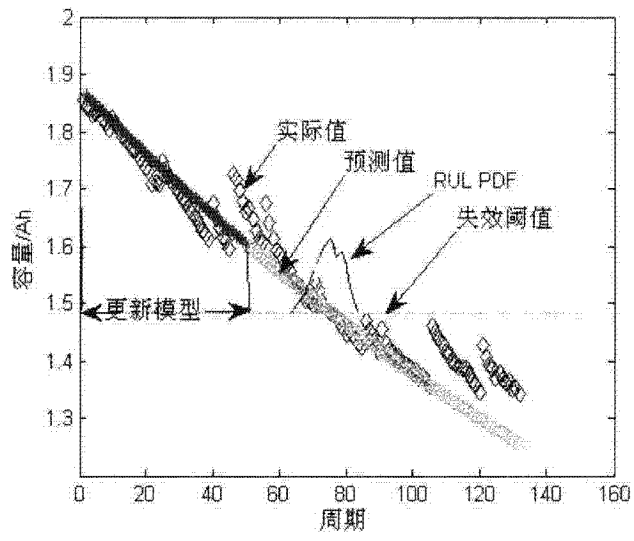


图 5