



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 111753416 A

(43) 申请公布日 2020.10.09

(21) 申请号 202010554225.7

G06F 119/04 (2020.01)

(22) 申请日 2020.06.17

(71) 申请人 重庆大学

地址 400044 重庆市沙坪坝区沙坪坝正街  
174号

(72) 发明人 林景栋 陈敏 高俊峰 蔡力  
赵越 马晨雨

(74) 专利代理机构 北京同恒源知识产权代理有  
限公司 11275

代理人 赵荣之

(51) Int. Cl.

G06F 30/20 (2020.01)

G06F 17/13 (2006.01)

G06F 17/18 (2006.01)

G06F 119/02 (2020.01)

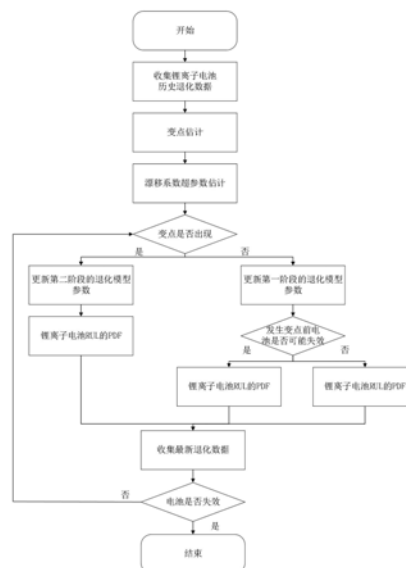
权利要求书5页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池  
RUL预测方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于两阶段Wiener过程的  
锂离子电池RUL预测方法,属于锂离子电池剩余  
使用寿命预测技术领域,具体包括:1) 确定两阶  
段Wiener过程锂离子电池容量退化模型;2) 确定  
考虑随机效应的两阶段Wiener过程锂离子电池  
容量退化模型的寿命分布;3) 确定带随机漂移的  
两阶段Wiener过程锂离子电池剩余使用寿命的  
概率密度函数;4) 确定两阶段Wiener过程锂离子  
电池容量的变点估计表达式;5) 确定基于EM算  
法对两个阶段漂移系数的超参数辨识;6) 确定基  
于Bayesian方法的锂离子电池容量退化模型的参  
数更新。



1. 一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,其特征在于:该方法包含如下步骤:

S1:收集锂离子电池历史退化数据,并建立两阶段winner过程锂离子电池容量退化模型,得到寿命的概率密度表达式表达式;

S2:根据锂离子电池历史退化数据,对每个锂离子电池进行变点估计;

S3:根据锂离子电池变点估计得到的数据,基于EM算法对锂离子电池容量退化模型两个阶段漂移系数的超参数进行估计;

S4:收集锂离子电池运行监测数据,根据锂离子电池变点估计得到的数据和锂离子电池运行监测数据,确定变点是否出现;

S5:根据锂离子电池运行监测数据更新模型参数;

S6:根据变点估计和超参数估计得到的数据估计锂离子电池剩余使用寿命;

S7:收集最新退化数据,将其放入退化数据集中;

S8:重复S4至S7,更新模型参数,直至锂离子电池失效为止。

2. 根据权利要求1所述的一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,其特征在于:所述步骤S1中,收集的锂离子电池历史退化数据包含:

锂离子电池在不同时刻测得的性能退化量;

寿命定义为锂离子电池性能退化量首次达到失效阈值 $w$ 时,则其失效;并假设锂离子电池的各个退化阶段都分别服从具有平稳独立增量的线性Wiener过程;两阶段Wiener过程退化模型表示为:

$$X(t) = \begin{cases} x_0 + \mu_1 t + \sigma_1 B(t), & 0 < t \leq \tau \\ x_\tau + \mu_2(t - \tau) + \sigma_2 B(t - \tau), & t > \tau \end{cases}$$

式中: $X(t)$ 表示 $t$ 时刻锂离子电池的退化量; $x_0$ 为电池初始退化量,常记为0; $\tau$ 为变点发生时刻; $x_\tau$ 表示变点时刻的退化量 $X(\tau)$ ; $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 分别表示变点前后两个退化阶段的漂移系数; $\sigma_1$ 和 $\sigma_2$ 则表示变点前后的扩散系数; $B(t)$ 为标准BM过程;

实际中不同的锂离子电池在退化过程中两个阶段的退化速率是存在个体差异性的;考虑这种随机效应条件下,寿命的PDF表达式如下:

(1) 第一阶段 $0 < t \leq \tau$ :只需要考虑 $\mu_1$ 的随机效应,

$$f_T(t) = E_{\mu_1} [f_{T|\mu_1}(t|\mu_1)] = \frac{w - x_0}{\sqrt{2\pi t^2(t\sigma_1^2 + t^2\sigma_{1\alpha}^2)}} \exp \left\{ -\frac{(w - x_0 - \mu_{1\alpha}t)^2}{2(t\sigma_1^2 + t^2\sigma_{1\alpha}^2)} \right\}$$

式中: $f_T(t)$ 为寿命的概率密度函数, $w$ 为失效阈值,假设 $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 分别服从正态分布 $\mu_1 \sim N(\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}^2)$ 和 $\mu_2 \sim N(\mu_{2\beta}, \sigma_{2\beta}^2)$ ;

(2) 第二阶段 $t > \tau$ :需要同时考虑两种随机效应 $\mu_2$ 和 $x_\tau$ ,故其寿命为双重积分的形式,即:

$$\begin{aligned} f_T(t) &= \int_{-\infty}^w \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{w - x_\tau}{\sqrt{2\pi(t - \tau)^3\sigma_2^2}} \exp \left\{ -\frac{(w - x_\tau - \mu_2(t - \tau))^2}{2\sigma_2^2(t - \tau)} \right\} \cdot p(\mu_2) \cdot m_\tau(x_\tau|\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}) d\mu_2 dx_\tau \\ &= A_2 - B_2 \end{aligned}$$

$$A_2 = \frac{\exp\left\{-\frac{(\mu_{a2} - \mu_{b2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}\right\}}{\sqrt{2\pi((t - \tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \left\{ \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(R) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(R) \right\}$$

$$B_2 = \frac{\exp\left\{\frac{2\mu_{1\alpha}w}{\sigma_1^2} + \frac{2(w^2\sigma_{1\alpha}^4\tau + w^2\sigma_{1\alpha}^2\sigma_1^2)}{(\sigma_1^2 + \tau\sigma_{1\alpha}^2)\sigma_1^4}\right\}}{\sqrt{2\pi((t - \tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \exp\left\{-\frac{(\mu_{a2} - \mu_{c2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}\right\}$$

$$\times \left\{ \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(S) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(S) \right\}$$

$$\text{式中: } R = \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}, S = \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}, w' = w - x\tau, \mu_{a2} = \mu_{2\beta}(t - \tau), \mu_{b2} = w - \mu_{1\alpha}\tau,$$

$$\mu_{c2} = -w - \mu_{1\alpha}\tau - \frac{\sigma_{1\alpha}^2\tau}{\sigma_1^2}, \sigma_{a2}^2 = \sigma_2^2(t - \tau) + \sigma_{2\beta}^2(t - \tau)^2, \sigma_{b2}^2 = \tau\sigma_1^2 + \tau^2\sigma_{1\alpha}^2.$$

3. 根据权利要求2所述的一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,其特征在于:所述步骤S2中,假设对同一批的n个锂离子电池样品进行退化试验,其监测数据的获取没有毁灭性,是完美的,且每个锂离子电池的变点仅在监测采样时刻发生;每个锂离子电池的性能退化量 $X_i$ 的对数似然函数表示为:

$$L(\mu_{1i}, \sigma_1, \mu_{2i}, \sigma_2, \tilde{\tau}_i | X_i) = \sum_{j=1}^{\tilde{\tau}_i} \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2\Delta t}} \exp\left\{-\frac{(\Delta x_{i,j} - \mu_{1i}\Delta t)^2}{2\sigma_1^2\Delta t}\right\}$$

$$+ \sum_{j=\tilde{\tau}_i+1}^{m_i} \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2\Delta t}} \exp\left\{-\frac{(\Delta x_{i,j} - \mu_{2i}\Delta t)^2}{2\sigma_2^2\Delta t}\right\}$$

式中,  $X_i = \{x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,m_i}\}$  表示第i个电池样本在  $\{t_{i,0}, t_{i,1}, \dots, t_{i,m_i}\}$  测量时刻获得的性能退化量;  $m_i$  表示第i个电池样本所测量数据的数目;  $\tau_i$  表示第i个电池的退化过程中的变点;  $\Delta x_{i,j} = x_{i,j} - x_{i,j-1}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i$  为第i个电池退化增量;  $\Delta t = t_{i,j} - t_{i,j-1}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i$  为监测间隔;  $\tilde{\tau}_i = \frac{\tau_i}{\Delta t} \in \{0, 1, \dots, m_i\}$ ;  $\{x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,\tilde{\tau}_i}\}$  和  $\{x_{i,\tilde{\tau}_i+1}, \dots, x_{i,m_i}\}$  分别表示第一阶段和第二阶段的电池退化数据;  $\mu_{1,i}, \sigma_1, \mu_{2,i}, \sigma_2, \tilde{\tau}_i$  分别表示第i个锂离子电池的两个阶段的漂移、扩散系数和变点位置;

变点估计所得到两阶段Wiener过程退化模型的最佳漂移系数和扩散系数表达式为:

$$\hat{\mu}_{1i} = \frac{\sum_{j=1}^{\tilde{\tau}_i} \Delta x_{i,j}}{m_{1i}\Delta t},$$

$$\hat{\sigma}_{1i}^2 = \frac{1}{m_{1i}} \sum_{j=1}^{\tilde{\tau}_i} \frac{(\Delta x_{i,j} - \hat{\mu}_{1i}\Delta t)^2}{\Delta t},$$

$$\hat{\mu}_{2i} = \frac{\sum_{j=\bar{\tau}_i+1}^{m_i} \Delta x_{i,j}}{m_{2i} \Delta t},$$

$$\hat{\sigma}_{2i}^2 = \frac{1}{m_{2i}} \sum_{j=\bar{\tau}_i+1}^{m_i} \frac{(\Delta x_{i,j} - \hat{\mu}_{1i} \Delta t)^2}{\Delta t},$$

式中,  $m_{1i}$  和  $m_{2i}$  满足  $m_{1i} + m_{2i} = m_i$ , 分别表示两阶段的退化数据数量;  $\hat{\sigma}_{1i}$  和  $\hat{\sigma}_{2i}$  取  $N$  个锂离子电池  $\hat{\sigma}_{1i}$  和  $\hat{\sigma}_{2i}$  估计值的均值;

由上述模型参数估计值表达式得变点位置:

$$\ln L(\bar{\tau}_i, \hat{\mu}_{si}(\bar{\tau}_i), \hat{\sigma}_{si}^2(\bar{\tau}_i) | X_i) = \sum_{s=1}^2 \left[ -\frac{m_{si}}{2} \ln(2\pi \hat{\sigma}_{si}^2 \Delta t) - \frac{m_{si}}{2} \right]$$

$$\hat{\tau}_i = \arg \max_{\bar{\tau}_i} \ln L(\bar{\tau}_i, \hat{\mu}_{1i}(\bar{\tau}_i), \hat{\sigma}_{1i}^2(\bar{\tau}_i), \hat{\mu}_{2i}(\bar{\tau}_i), \hat{\sigma}_{2i}^2(\bar{\tau}_i) | X_i)$$

式中,  $s = 1, 2$ ; 在满足  $1 < \bar{\tau}_i < m_i$  的范围内, 枚举调整  $\bar{\tau}_i$  的位置, 使  $\ln L(\bar{\tau}_i, \hat{\mu}(\bar{\tau}_i), \hat{\sigma}_{si}^2(\bar{\tau}_i) | X_i)$  最大化, 即获取最佳变点位置。

4. 根据权利要求3所述的一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法, 其特征在于: 所述步骤S3中, 将变点估计过程获得的每个锂离子电池的漂移系数估计值  $\{\hat{\mu}_{1,1}, \hat{\mu}_{1,2}, \dots, \hat{\mu}_{1,n}\}$  和  $\{\hat{\mu}_{2,1}, \hat{\mu}_{2,2}, \dots, \hat{\mu}_{2,n}\}$  看作  $\mu_1$  和  $\mu_2$  的观测值, 将  $\mu_{1,i}$  和  $\mu_{2,i}$  看作隐变量  $Y$ , 利用EM算法进行超参数估计; 锂离子电池容量退化模型两个阶段漂移系数的超参数的第  $k+1$  次的迭代结果  $\theta^{(k+1)}$  为:

$$\mu_{1\alpha}^{(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_{\alpha}^{(k)},$$

$$\mu_{2\beta}^{(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_{\beta}^{(k)},$$

$$\sigma_{2\beta}^{2,(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ \left( \mu_{\beta}^{(k)} \right)^2 + \sigma_{\beta}^{2,(k)} - 2\mu_{\beta}^{(k)} \mu_{2\beta}^{(k+1)} + \left( \mu_{2\beta}^{(k+1)} \right)^2 \right],$$

$$\sigma_2^{2,(k+1)} = \frac{1}{n(m_i - \bar{\tau}_i)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=\bar{\tau}_i+1}^{m_i} \frac{(\Delta x_{i,j})^2 - 2\mu_{\beta}^{(k)} \Delta x_{i,j} \Delta t + (\Delta t)^2 \left( \left( \mu_{\beta}^{(k)} \right)^2 + \sigma_{\beta}^{2,(k)} \right)}{\Delta t},$$

式中:

$$\mu_{\alpha}^{(k)} = \frac{(x_{i,\bar{\tau}_i} - x_{i,0}) \sigma_{1\alpha}^{2,(k)} + \mu_{1\alpha}^{(k)} \sigma_1^{2,(k)}}{\bar{\tau}_i \sigma_{1\alpha}^{2,(k)} + \sigma_1^{2,(k)}}, \mu_{\beta}^{(k)} = \frac{(x_{i,m_i} - x_{i,\bar{\tau}_i-1}) \sigma_{2\beta}^{2,(k)} + \mu_{2\beta}^{(k)} \sigma_2^{2,(k)}}{(m_i - \bar{\tau}_i) \sigma_{2\beta}^{2,(k)} + \sigma_2^{2,(k)}}, \sigma_{\alpha}^{2,(k)} = \frac{\sigma_1^{2,(k)} \sigma_{1\alpha}^{2,(k)}}{\bar{\tau}_i \sigma_{1\alpha}^{2,(k)} + \sigma_1^{2,(k)}}, \sigma_{\beta}^{2,(k)} =$$

$$\frac{\sigma_2^{2,(k)} \sigma_{2\beta}^{2,(k)}}{(m_i - \bar{\tau}_i) \sigma_{2\beta}^{2,(k)} + \sigma_2^{2,(k)}}; \left( \mu_{\alpha}^{(k)}, \sigma_{\alpha}^{2,(k)} \right) \text{ 和 } \left( \mu_{\beta}^{(k)}, \sigma_{\beta}^{2,(k)} \right) \text{ 分别是两阶段漂移系数 } \mu_1 \text{ 和 } \mu_2 \text{ 的后验分布; 令 } \theta =$$

$\{\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}, \sigma_1, \mu_{2\beta}, \sigma_{2\beta}, \sigma_2\}$  表示退化模型参数, 由于EM算法的收敛性, 通过E-step求条件期望和M-step求最大化的一直迭代, 直至满足  $\|\hat{\theta}^{(k+1)} - \hat{\theta}^{(k)}\|$  足够小, 则得到最终的参数估计值。

5. 根据权利要求4所述的一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法, 其特征在于: 所述步骤S4中, 收集锂离子电池运行监测数据有:

对应测量时间  $t_{0:k} = \{t_0, t_1, \dots, t_k\}$  的退化数据  $X_{0:k} = \{x_0, x_1, \dots, x_k\}$ , 其中当前测量时间

为 $t_k$ 。

6. 根据权利要求5所述的一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,其特征在于:所述步骤S5中,如果截止当前监测时间,电池性能退化量未出现变点,根据退化数据对第一阶段的退化模型参数进行更新:

$$p(\mu_1|X_{0:k}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{1\alpha}^2}} \exp\left\{-\frac{(\mu_1 - \mu_{1\alpha})^2}{2\sigma_{1\alpha}^2}\right\}$$

$$\mu_{1\alpha} = \frac{\mu_{1\alpha,0}\sigma_1^2 + (x_k - x_0)\sigma_{1\alpha,0}^2}{(t_k - t_0)\sigma_{1\alpha,0}^2 + \sigma_1^2}, \quad \sigma_{1\alpha} = \sqrt{\frac{\sigma_1^2\sigma_{1\alpha,0}^2}{(t_k - t_0)\sigma_{1\alpha,0}^2 + \sigma_1^2}}$$

如果截止当前监测时间,变点已经出现,根据退化数据对第二阶段的退化模型参数进行更新:

$$p(\mu_2|X_{\tau:k}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{2\beta}^2}} \exp\left\{-\frac{(\mu_2 - \mu_{2\beta})^2}{2\sigma_{2\beta}^2}\right\}$$

$$\mu_{2\beta} = \frac{\mu_{2\beta,0}\sigma_2^2 + (x_k - x_\tau)\sigma_{2\beta,0}^2}{(t_k - t_\tau)\sigma_{2\beta,0}^2 + \sigma_2^2}, \quad \sigma_{2\beta} = \sqrt{\frac{\sigma_2^2\sigma_{2\beta,0}^2}{(t_k - t_\tau)\sigma_{2\beta,0}^2 + \sigma_2^2}}$$

式中, $\mu_{1\alpha,0}, \sigma_{1\alpha,0}^2$ 表示 $\mu_1$ 的先验信息, $\mu_{2\beta,0}, \sigma_{2\beta,0}^2$ 表示 $\mu_2$ 的先验信息。

7. 根据权利要求6所述的一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,其特征在于:步骤S6中,若截止当前监测时间,变点已经出现,则锂离子电池RUL的PDF为:

$$f_L(l_k) = \frac{w - x_k}{\sqrt{2\pi l_k^3 (\sigma_2^2 + l_k \sigma_{2\beta}^2)}} \exp\left\{-\frac{(w - x_k - \mu_{2\beta} l_k)^2}{2l_k (\sigma_2^2 + l_k \sigma_{2\beta}^2)}\right\}$$

若截止当前监测时间,变点未出现,且在发生变点之前,电池会发生失效,则锂离子电池RUL的PDF为:

$$f_L(l_k) = \frac{w - x_k}{\sqrt{2\pi l_k^3 (\sigma_1^2 + l_k \sigma_{1\alpha}^2)}} \exp\left\{-\frac{(w - x_k - \mu_{1\alpha} l_k)^2}{2l_k (\sigma_1^2 + l_k \sigma_{1\alpha}^2)}\right\}$$

若截止当前监测时间,变点未出现,且电池在变点发生之后才会发生失效:

$$f_T(t) = \int_{-\infty}^w \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{w - x_\tau}{\sqrt{2\pi(t-\tau)^3 \sigma_2^2}} \exp\left\{-\frac{(w - x_\tau - \mu_2(t-\tau))^2}{2\sigma_2^2(t-\tau)}\right\} \cdot p(\mu_2) \cdot m_\tau(x_\tau | \mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}) d\mu_2 dx_\tau = A_2 - B_2$$

$$A_2 = \frac{\exp\left\{-\frac{(\mu_{a2} - \mu_{b2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}\right\}}{\sqrt{2\pi((t-\tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \left\{ \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(R) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(R) \right\}$$

$$B_2 = \frac{\exp\left\{\frac{2\mu_{1\alpha}w}{\sigma_1^2} + \frac{2(w^2\sigma_{1\alpha}^4\tau + w^2\sigma_{1\alpha}^2\sigma_1^2)}{(\sigma_1^2 + \tau\sigma_{1\alpha}^2)\sigma_1^4}\right\}}{\sqrt{2\pi((t-\tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \exp\left\{-\frac{(\mu_{a2} - \mu_{c2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}\right\}$$

$$\times \left\{\frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}\Phi(S) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}}\phi(S)\right\}$$

式中： $w' = w - x_\tau$ ,  $\mu_{a2} = \mu_{2\beta}(t - \tau)$ ,  $\mu_{b2} = w - \mu_{1\alpha}\tau$ ,  $\mu_{c2} = -w - \mu_{1\alpha}\tau - \frac{\sigma_{1\alpha}^2\tau}{\sigma_1^2}$ ,  $\sigma_{a2}^2 =$

$$\sigma_2^2(t - \tau) + \sigma_{2\beta}^2(t - \tau)^2, \sigma_{b2}^2 = \tau\sigma_1^2 + \tau^2\sigma_{1\alpha}^2, R = \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}, S = \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}。$$

## 一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于锂离子电池RUL预测技术领域,涉及一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法。

### 背景技术

[0002] 锂离子电池具有高密度能量、长循环寿命、低自放电率、无记忆效应等特点,是目前综合性能最好的电池体系,因而被广泛应用于各个领域。然而,由于锂电池材料本身、环境温度、放电深度以及电池充放电循环次数的增加等因素,电池容量和功率会慢慢衰退,造成系统性能的下降,进而造成系统失效,引发安全事故,造成人员财产损失。对锂离子电池进行 RUL预测,可及时地掌握电池的健康状况和可靠性,提高电池的可用性并减少其后勤保障费用,具有重要意义。

[0003] 锂离子电池的剩余寿命预测得到了相关领域的广泛关注,在实际系统中,锂离子电池的退化速率并不是单一保持不变的,整体退化呈现出一个两阶段退化现象,其退化转折点称为“变点”。而目前锂离子电池的RUL预测方法主要是针对单阶段退化过程,难以适用于变点问题。因而,如何根据电池的性能退化数据构建含变点的两阶段退化模型与剩余寿命预测是研究的一大难点问题。

### 发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,考虑了锂离子电池退化过程中出现的变点问题根据Wiener过程模型,建立两阶段 Wiener过程退化模型,考虑到初始状态转变为变化状态的随机性,在首达时间概念下,推导了具有个体差异性的RUL的近似解析解。并采用EM算法和Bayesian方法对模型参数进行辨识,为达到上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0005] 基于两阶段Wiener过程的锂离子电池RUL预测方法,该方法包含如下步骤:

[0006] S1:收集的锂离子电池历史退化数据;

[0007] S2:根据锂离子电池历史退化数据,对每个锂离子电池进行变点估计;

[0008] S3:根据锂离子电池变点估计得到的数据,基于EM算法对超参数进行估计;

[0009] S4:收集锂离子电池运行监测数据,确定变点是否出现;

[0010] S5:根据锂离子电池运行监测数据更新模型参数;

[0011] S6:根据变点估计和超参数估计得到的数据估计锂离子电池RUL;

[0012] S7:收集最新退化数据,将其放入退化数据集中;

[0013] S8:重复S4至S7,更新模型参数,直至锂离子电池失效为止;

[0014] 进一步,步骤S1中,收集的锂离子电池历史退化数据包含:

[0015] 锂离子电池在不同时刻测得的性能退化量。

[0016] 寿命定义为锂离子电池性能退化量首次达到失效阈值 $w$ 时,则其失效。并假设锂离子电池的各个退化阶段都分别服从具有平稳独立增量的线性Wiener过程。两阶段Wiener过

程退化模型可以表示为:

$$[0017] \quad X(t) = \begin{cases} x_0 + \mu_1 t + \sigma_1 B(t), & 0 < t \leq \tau \\ x_\tau + \mu_2(t - \tau) + \sigma_2 B(t - \tau), & t > \tau \end{cases}$$

[0018] 式中: $X(t)$ 表示 $t$ 时刻锂离子电池的退化量; $x_0$ 为电池初始退化量,常记为0; $\tau$ 为变点发生时刻; $x_\tau$ 表示变点时刻的退化量 $X(\tau)$ ; $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 分别表示变点前后两个退化阶段的漂移系数; $\sigma_1$ 和 $\sigma_2$ 则表示变点前后的扩散系数; $B(t)$ 为标准BM过程。

[0019] 考虑随机效应条件下,寿命的PDF表达式如下:

[0020] (1) 第一阶段 $0 < t \leq \tau$ :只需要考虑 $\mu_1$ 的随机效应,

$$[0021] \quad f_T(t) = E_{\mu_1} [f_{T|\mu_1}(t|\mu_1)] = \frac{w - x_0}{\sqrt{2\pi t^2(\sigma_1^2 + t^2\sigma_{1\alpha}^2)}} \exp\left\{-\frac{(w - x_0 - \mu_{1\alpha}t)^2}{2(\sigma_1^2 + t^2\sigma_{1\alpha}^2)}\right\}$$

[0022] 式中: $f_T(t)$ 为寿命的概率密度函数, $w$ 为失效阈值,假设 $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 分别服从正态分布 $\mu_1 \sim N(\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}^2)$ 和 $\mu_2 \sim N(\mu_{2\beta}, \sigma_{2\beta}^2)$ 。

[0023] (2) 第二阶段 $t > \tau$ :需要同时考虑两种随机效应 $\mu_2$ 和 $x_\tau$ ,故其寿命为双重积分的形式,即:

$$[0024] \quad f_T(t) = \int_{-\infty}^w \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{w - x_\tau}{\sqrt{2\pi(t - \tau)^3\sigma_2^2}} \exp\left\{-\frac{(w - x_\tau - \mu_2(t - \tau))^2}{2\sigma_2^2(t - \tau)}\right\} \cdot p(\mu_2) \cdot m_\tau(x_\tau|\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}) d\mu_2 dx_\tau \\ = A_2 - B_2$$

$$[0025] \quad A_2 = \frac{\exp\left\{-\frac{(\mu_{a2} - \mu_{b2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}\right\}}{\sqrt{2\pi((t - \tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \left\{ \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(R) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(R) \right\}$$

$$[0026] \quad B_2 = \frac{\exp\left\{\frac{2\mu_{1\alpha}w}{\sigma_1^2} + \frac{2(w^2\sigma_{1\alpha}^4\tau + w^2\sigma_{1\alpha}^2\sigma_1^2)}{(\sigma_1^2 + \tau\sigma_{1\alpha}^2)\sigma_1^4}\right\}}{\sqrt{2\pi((t - \tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \exp\left\{-\frac{(\mu_{a2} - \mu_{c2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}\right\}$$

$$\times \left\{ \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(S) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(S) \right\}$$

$$[0027] \quad \text{式中: } R = \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}, S = \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}, w' = w - x_\tau, \mu_{a2} = \mu_{2\beta}(t - \tau), \mu_{b2} = w -$$

$$\mu_{1\alpha}\tau, \mu_{c2} = -w - \mu_{1\alpha}\tau - \frac{\sigma_{1\alpha}^2\tau}{\sigma_1^2}, \sigma_{a2}^2 = \sigma_2^2(t - \tau) + \sigma_{2\beta}^2(t - \tau)^2, \sigma_{b2}^2 = \tau\sigma_1^2 + \tau^2\sigma_{1\alpha}^2。$$

[0028] 进一步,步骤S2中,假设对同一批的 $n$ 个锂离子电池样品进行退化试验,其监测数据的获取没有毁坏性,是完美的,且每个锂离子电池的变点仅在监测采样时刻发生。每个锂离子电池的性能退化量 $X_i$ 的对数似然函数可表示为:

$$\begin{aligned}
L(\mu_{1i}, \sigma_1, \mu_{2i}, \sigma_2, \tilde{\tau}_i | X_i) &= \sum_{j=1}^{\tilde{\tau}_i} \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2\Delta t}} \exp \left\{ -\frac{(\Delta x_{i,j} - \mu_{1i}\Delta t)^2}{2\sigma_1^2\Delta t} \right\} \\
[0029] \quad &+ \sum_{j=\tilde{\tau}_i+1}^{m_i} \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2\Delta t}} \exp \left\{ -\frac{(\Delta x_{i,j} - \mu_{2i}\Delta t)^2}{2\sigma_2^2\Delta t} \right\}
\end{aligned}$$

[0030] 式中,  $X_i = \{x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,m_i}\}$  表示第  $i$  个电池样本在  $\{t_{i,0}, t_{i,1}, \dots, t_{i,m_i}\}$  测量时刻获得的性能退化量;  $m_i$  表示第  $i$  个电池样本所测量数据的数目;  $\tau_i$  表示第  $i$  个电池的退化过程中的变点;  $\Delta x_{i,j} = x_{i,j} - x_{i,j-1}$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ,  $j=1, 2, \dots, m_i$  为第  $i$  个电池退化增量;  $\Delta t = t_{i,j} - t_{i,j-1}$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ,  $j=1, 2, \dots, m_i$  为监测间隔;  $\tilde{\tau}_i = \frac{\tau_i}{\Delta t} \in \{0, 1, \dots, m_i\}$ ;  $\{x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,\tilde{\tau}_i}\}$  和  $\{x_{i,\tilde{\tau}_i+1}, \dots, x_{i,m_i}\}$  分别表示第一阶段和第二阶段的电池退化数据;  $\mu_{1,i}, \sigma_1, \mu_{2,i}, \sigma_2, \tilde{\tau}_i$  分别表示第  $i$  个锂离子电池的两个阶段的漂移、扩散系数和变点位置。

[0031] 变点估计所得到两阶段Wiener过程退化模型的最佳漂移系数和扩散系数表达式为:

$$[0032] \quad \hat{\mu}_{1i} = \frac{\sum_{j=1}^{\tilde{\tau}_i} \Delta x_{i,j}}{m_{1i}\Delta t},$$

$$[0033] \quad \hat{\sigma}_{1i}^2 = \frac{1}{m_{1i}} \sum_{j=1}^{\tilde{\tau}_i} \frac{(\Delta x_{i,j} - \hat{\mu}_{1i}\Delta t)^2}{\Delta t},$$

$$[0034] \quad \hat{\mu}_{2i} = \frac{\sum_{j=\tilde{\tau}_i+1}^{m_i} \Delta x_{i,j}}{m_{2i}\Delta t},$$

$$[0035] \quad \hat{\sigma}_{2i}^2 = \frac{1}{m_{2i}} \sum_{j=\tilde{\tau}_i+1}^{m_i} \frac{(\Delta x_{i,j} - \hat{\mu}_{2i}\Delta t)^2}{\Delta t},$$

[0036] 式中,  $m_{1i}$  和  $m_{2i}$  满足  $m_{1i} + m_{2i} = m_i$ , 分别表示两阶段的退化数据数量。  $\hat{\sigma}_1$  和  $\hat{\sigma}_2$  取  $N$  个锂离子电池  $\hat{\sigma}_{1i}$  和  $\hat{\sigma}_{2i}$  估计值的均值。

[0037] 由上述模型参数估计值表达式可得变点位置:

$$[0038] \quad \ln L(\tilde{\tau}_i, \hat{\mu}_{si}(\tilde{\tau}_i), \hat{\sigma}_{si}^2(\tilde{\tau}_i) | X_i) = \sum_{s=1}^2 \left[ -\frac{m_{si}}{2} \ln(2\pi\hat{\sigma}_{si}^2\Delta t) - \frac{m_{si}}{2} \right]$$

$$[0039] \quad \hat{\tilde{\tau}}_i = \arg \max_{\tilde{\tau}_i} \ln L(\tilde{\tau}_i, \hat{\mu}_{1i}(\tilde{\tau}_i), \hat{\sigma}_{1i}^2(\tilde{\tau}_i), \hat{\mu}_{2i}(\tilde{\tau}_i), \hat{\sigma}_{2i}^2(\tilde{\tau}_i) | X_i)$$

[0040] 式中,  $s=1, 2$ 。在满足  $1 < \tilde{\tau}_i < m_i$  的范围内, 枚举调整  $\tilde{\tau}_i$  的位置, 使  $\ln L(\tilde{\tau}_i, \hat{\mu}(\tilde{\tau}_i), \hat{\sigma}_{si}^2(\tilde{\tau}_i) | X_i)$  最大化, 即可获取最佳变点位置。

[0041] 进一步, 步骤S3中, 将变点估计过程获得的每个锂离子电池的漂移系数估计值  $\{\hat{\mu}_{1,1}, \hat{\mu}_{1,2}, \dots, \hat{\mu}_{1,n}\}$  和  $\{\hat{\mu}_{2,1}, \hat{\mu}_{2,2}, \dots, \hat{\mu}_{2,n}\}$  看作  $\mu_1$  和  $\mu_2$  的观测值, 将  $\mu_{1,i}$  和  $\mu_{2,i}$  看作隐变量  $Y$ , 利用EM算法进行超参数估计。锂离子电池容量退化模型两个阶段漂移系数的超参数的第  $k+$

1 次的迭代结果  $\theta^{(k+1)}$  为:

$$[0042] \quad \mu_{1\alpha}^{(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_{\alpha}^{(k)},$$

$$[0043] \quad \mu_{2\beta}^{(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_{\beta}^{(k)},$$

$$[0044] \quad \sigma_{2\beta}^{2,(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ \left( \mu_{\beta}^{(k)} \right)^2 + \sigma_{\beta}^{2,(k)} - 2\mu_{\beta}^{(k)} \mu_{2\beta}^{(k+1)} + \left( \mu_{2\beta}^{(k+1)} \right)^2 \right],$$

$$[0045] \quad \sigma_2^{2,(k+1)} = \frac{1}{n(m_1 - \bar{\tau}_i)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=\bar{\tau}_i+1}^{m_i} \frac{(\Delta x_{i,j})^2 - 2\mu_{\beta}^{(k)} \Delta x_{i,j} \Delta t + (\Delta t)^2 \left( \left( \mu_{\beta}^{(k)} \right)^2 + \sigma_{\beta}^{2,(k)} \right)}{\Delta t},$$

[0046] 式中:

$$\mu_{\alpha}^{(k)} = \frac{(x_{i,\bar{\tau}_i} - x_{i,0})\sigma_{1\alpha}^{2,(k)} + \mu_{1\alpha}^{(k)}\sigma_1^{2,(k)}}{\bar{\tau}_i\sigma_{1\alpha}^{2,(k)} + \sigma_1^{2,(k)}}, \mu_{\beta}^{(k)} = \frac{(x_{i,m_i} - x_{i,\bar{\tau}_i-1})\sigma_{2\beta}^{2,(k)} + \mu_{2\beta}^{(k)}\sigma_2^{2,(k)}}{(m_i - \bar{\tau}_i)\sigma_{2\beta}^{2,(k)} + \sigma_2^{2,(k)}}, \sigma_{\alpha}^{2,(k)} = \frac{\sigma_1^{2,(k)}\sigma_{1\alpha}^{2,(k)}}{\bar{\tau}_i\sigma_{1\alpha}^{2,(k)} + \sigma_1^{2,(k)}}, \sigma_{\beta}^{2,(k)} =$$

$$\frac{\sigma_2^{2,(k)}\sigma_{2\beta}^{2,(k)}}{(m_i - \bar{\tau}_i)\sigma_{2\beta}^{2,(k)} + \sigma_2^{2,(k)}} \left( \mu_{\alpha}^{(k)}, \sigma_{\alpha}^{2,(k)} \right) \text{ 和 } \left( \mu_{\beta}^{(k)}, \sigma_{\beta}^{2,(k)} \right) \text{ 分别是两阶段漂移系数 } \mu_1 \text{ 和 } \mu_2 \text{ 的后验分布; 令 } \theta =$$

$\{\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}, \sigma_1, \mu_{2\beta}, \sigma_{2\beta}, \sigma_2\}$  表示退化模型参数, 由于EM算法的收敛性, 通过E-step求条件期望和M-step求最大化的一直迭代, 直至满足  $\|\hat{\theta}^{(k+1)} - \hat{\theta}^{(k)}\|$  足够小, 则可以得到最终的参数估计值。

[0047] 进一步, 步骤S4中, 收集锂离子电池运行监测数据有:

[0048] 对应测量时间  $t_{0:k} = \{t_0, t_1, \dots, t_k\}$  的退化数据  $X_{0:k} = \{x_0, x_1, \dots, x_k\}$ , 其中当前测量时间为  $t_k$ ;

[0049] 进一步, 步骤S5中, 如果截止当前监测时间, 电池性能退化量未出现变点, 根据退化数据对第一阶段的退化模型参数进行更新:

$$[0050] \quad \mu_{1\alpha} = \frac{\mu_{1\alpha,0}\sigma_1^2 + (x_k - x_0)\sigma_{1\alpha,0}^2}{(t_k - t_0)\sigma_{1\alpha,0}^2 + \sigma_1^2}, \quad \sigma_{1\alpha} = \sqrt{\frac{\sigma_1^2\sigma_{1\alpha,0}^2}{(t_k - t_0)\sigma_{1\alpha,0}^2 + \sigma_1^2}}$$

[0051] 如果截止当前监测时间, 变点已经出现, 根据退化数据对第二阶段的退化模型参数进行更新:

$$[0052] \quad \mu_{2\beta} = \frac{\mu_{2\beta,0}\sigma_2^2 + (x_k - x_{\tau})\sigma_{2\beta,0}^2}{(t_k - t_{\tau})\sigma_{2\beta,0}^2 + \sigma_2^2}, \quad \sigma_{2\beta} = \sqrt{\frac{\sigma_2^2\sigma_{2\beta,0}^2}{(t_k - t_{\tau})\sigma_{2\beta,0}^2 + \sigma_2^2}}$$

[0053] 式中,  $\mu_{1\alpha,0}, \sigma_{1\alpha,0}^2$  表示  $\mu_1$  的先验信息,  $\mu_{2\beta,0}, \sigma_{2\beta,0}^2$  表示  $\mu_2$  的先验信息。

[0054] 进一步, 步骤S6中, 若截止当前监测时间, 变点已经出现, 则锂离子电池RUL的PDF为:

$$[0055] \quad f_L(l_k) = \frac{w - x_k}{\sqrt{2\pi l_k^3 (\sigma_2^2 + l_k \sigma_{2\beta}^2)}} \exp \left\{ -\frac{(w - x_k - \mu_{2\beta} l_k)^2}{2l_k (\sigma_2^2 + l_k \sigma_{2\beta}^2)} \right\}$$

[0056] 若截止当前监测时间, 变点未出现, 且在发生变点之前, 电池已经发生失效了, 则锂离子电池RUL的PDF为:

$$[0057] \quad f_L(l_k) = \frac{w - x_k}{\sqrt{2\pi l_k^3 (\sigma_1^2 + l_k \sigma_{1\alpha}^2)}} \exp \left\{ -\frac{(w - x_k - \mu_{1\alpha} l_k)^2}{2 l_k (\sigma_1^2 + l_k \sigma_{1\alpha}^2)} \right\}$$

[0058] 若截止当前监测时间,变点未出现,且电池在变点发生之后才失效,则锂离子电池 RUL 的PDF类似于4.2.2节中式(4.13)、式(4.14)和式(4.15)的结果,这里就不再重复描述了。

$$[0059] \quad f_T(t) = \int_{-\infty}^w \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{w - x_\tau}{\sqrt{2\pi(t-\tau)^3 \sigma_2^2}} \exp \left\{ -\frac{(w - x_\tau - \mu_2(t-\tau))^2}{2\sigma_2^2(t-\tau)} \right\} \cdot p(\mu_2) \cdot m_\tau(x_\tau | \mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}) d\mu_2 dx_\tau = A_2 - B_2$$

$$[0060] \quad A_2 = \frac{\exp \left\{ -\frac{(\mu_{a2} - \mu_{b2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)} \right\}}{\sqrt{2\pi((t-\tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \left\{ \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(R) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(R) \right\}$$

$$[0061] \quad B_2 = \frac{\exp \left\{ \frac{2\mu_{1\alpha}w}{\sigma_1^2} + \frac{2(w^2\sigma_{1\alpha}^4\tau + w^2\sigma_{1\alpha}^2\sigma_1^2)}{(\sigma_1^2 + \tau\sigma_{1\alpha}^2)\sigma_1^4} \right\}}{\sqrt{2\pi((t-\tau))^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}} \times \exp \left\{ -\frac{(\mu_{a2} - \mu_{c2})^2}{2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)} \right\} \\ \times \left\{ \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2} \Phi(S) + \sqrt{\frac{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2}{\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2}} \phi(S) \right\}$$

[0062] 式中:  $w' = w - x_\tau$ ,  $\mu_{a2} = \mu_{2\beta}(t-\tau)$ ,  $\mu_{b2} = w - \mu_{1\alpha}\tau$ ,  $\mu_{c2} = -w - \mu_{1\alpha}\tau - \frac{\sigma_{1\alpha}^2\tau}{\sigma_1^2}$ ,  $\sigma_{a2}^2 =$

$$\sigma_2^2(t-\tau) + \sigma_{2\beta}^2(t-\tau)^2, \quad \sigma_{b2}^2 = \tau\sigma_1^2 + \tau^2\sigma_{1\alpha}^2, \quad R = \frac{\mu_{b2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}, \quad S = \frac{\mu_{c2}\sigma_{a2}^2 + \mu_{a2}\sigma_{b2}^2}{\sqrt{\sigma_{a2}^2\sigma_{b2}^2(\sigma_{a2}^2 + \sigma_{b2}^2)}}.$$

[0063] 进一步,步骤S7中,收集最新退化数据,将其放入退化数据集中;

[0064] 进一步,步骤S8中,重复步骤S4至步骤S7,更新模型参数,直至锂离子电池失效为止;

[0065] 本发明的有益效果在于:

[0066] 1. 本发明区别于现有的两阶段RUL方法,考虑了变点处退化量的随机性,为解决变点问题的退化建模与RUL预测提供了更加准确、有效的技术方法。

[0067] 2. 本发明基于Wiener过程,建立了两阶段Wiener过程退化模型;

[0068] 3. 本发明求出变点处退化量的转移函数,并基于总概率定律和高斯分布属性,推导了其寿命分布的闭环解,并在此基础上考虑了个体差异性的随机效应的影响。

[0069] 4. 本发明求出了基于两阶段winner过程锂离子电池RUL的PDF。

[0070] 5. 本发明利用锂离子电池的历史退化数据和最新监测数据,基于EM算法和Bayesian方法分别对模型未知参数进行变点估计、超参数估计和在线更新。

## 附图说明

[0071] 为了使本发明的目的、技术方案和有益效果更加清楚,本发明提供如下附图进行

说明：

[0072] 图1为本发明流程图；

[0073] 图2为不同初值的EM算法迭代结果；图2(a)为 $\hat{\mu}_{1\alpha}$ 、 $\hat{\sigma}_{1\alpha}$ 、 $\hat{\sigma}_1$ ，图2(b)为 $\hat{\mu}_{2\beta}$ 、 $\hat{\sigma}_{2\beta}$ 、 $\hat{\sigma}_2$ ；

[0074] 图3为不同方法的RUL的PDFs。

### 具体实施方式

[0075] 下面将结合附图，对本发明的优选实施例进行详细的描述。

[0076] 本发明的目的是通过这样的技术方案实现的，如图1所示，具体步骤如下：

[0077] 1) 收集的锂离子电池历史退化数据，下接步骤2)；

[0078] 2) 以步骤1) 所得锂离子电池历史退化数据为已知条件，对每个锂离子电池进行变点估计，从而得到每个锂离子电池变点的估计值、每个锂离子电池两个阶段的扩散系数和漂移系数，下接步骤3)；

[0079] 3) 以步骤2) 所得每个锂离子电池的变点估计值、每个锂离子电池两个阶段的扩散系数估计值和漂移系数估计值为已知条件，基于EM算法超参数估计得到两阶段漂移系数 $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 的超参数估计值；

[0080] 4) 收集锂离子电池运行监测数据；

[0081] 5) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据和步骤2) 所得锂离子电池变点估计值为已知条件，确定截止当前监测时间，电池性能退化量是否出现变点。若出现变点，下接步骤6)。若未出现变点，下接步骤7)；

[0082] 6) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据为已知条件，对第二阶段的退化模型参数进行更新，下接步骤8)；

[0083] 7) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据为已知条件，对第一阶段的退化模型参数进行更新，下接步骤9)；

[0084] 8) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据和步骤6) 所得退化模型参数为已知条件，得到锂离子电池RUL的PDF；

[0085] 9) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据为已知条件，确定在发生变点之前，电池是否已经发生失效。若发生失效，下接步骤10)。若未发生失效，下接步骤11)。

[0086] 10) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据和步骤7) 所得退化模型参数为已知条件，得到锂离子电池RUL的PDF；

[0087] 11) 以步骤4) 所得锂离子电池运行监测数据和步骤7) 所得退化模型参数为已知条件，得到锂离子电池RUL的PDF；；

[0088] 12) 收集最新退化数据，将其放入退化数据集中；

[0089] 13) 重复步骤4) 至步骤12)，更新模型参数，直至锂离子电池失效为止；

[0090] 本发明的实施过程包括：1) 收集的锂离子电池历史退化数据；2) 对锂离子电池进行变点估计；3) 基于EM算法对两个阶段漂移系数的超参数进行估计；4) 确定变点是否出现；5) 根据锂离子电池运行监测数据更新模型参数；6) 估计锂离子电池RUL；7) 收集最新退化数据，将其放入退化数据集中；8) 重复4) 至7)，更新模型参数，直至锂离子电池失效为止；

[0091] (1):收集锂离子电池历史退化数据

[0092] 本文结合美国马里兰大学CALCE提供的锂离子电池退化数据集进行分析。CALCE数据集是由马里兰大学先进生命周期工程中心提供,本文采用的是其中的CS2型锂离子电池的退化数据。CALCE提供的所有CS2电池均按照标准的恒定电流/恒定电压协议进行相同的充放电过程,具体过程如下:

[0093] 1) 充电过程:以0.5C的恒定电流率对CS2型电池进行充电,直至电压达到4.2V,然后将恒流充电模式转换为恒压充电,直至电池电流下降到0.05A以下;

[0094] 2) 放电过程:以恒流模式对CS2型锂离子电池进行放电,除非特殊说明,一般直至电池的放电电压截止为2.7V。

[0095] 对所有的CS2型电池进行多次循环上述充放电过程,每次充放电测试得到的退化数据以 excel文件的形式进行存储,对应excel文件以测试日期命名,每个CS2型锂离子电池被随机编号命名,如“CS2\_n”表示第n个编号为CS2型的锂离子电池。选取CS2-35,CS2-36,CS2-37 和CS2-38四组退化数据,其都是以1C的恒定电流循环的。其中将CS2-35,CS2-37和CS2-38 的退化数据作为训练集,用于模型参数估计;再将CS2-36的退化数据作为测试集,用于更新模型参数和RUL预测。

[0096] (2):对锂离子电池进行变点估计

[0097] 根据变点估计方法,估计出每个锂离子电池发生变点时刻分别为:

$\hat{\tau}_{35} = 617$ ,  $\hat{\tau}_{37} = 732$  和  $\hat{\tau}_{38} = 748$  次循环,则变点均值为  $\hat{\tau} = 699$ 。

[0098] (3):基于EM算法对两个阶段漂移系数的超参数进行估计

[0099] 根据EM算法的  $\theta = \{\mu_{1\alpha}, \sigma_{1\alpha}, \sigma_1, \mu_{2\beta}, \sigma_{2\beta}, \sigma_2\}$  估计过程,随机给定50组不同的  $\theta$  初始值  $\theta(0)$ ,迭代至相邻两次参数估计误差为  $10^{-8}$  为止,其参数迭代结果如图2所示。其中,黑色曲线表示不同初值,红、蓝、绿线在图2(a)中分别表示  $\hat{\mu}_{1\alpha}$ 、 $\hat{\sigma}_{1\alpha}$ 、 $\hat{\sigma}_1$ ,在图2(b)中依次表

示  $\hat{\mu}_{2\beta}$ 、 $\hat{\sigma}_{2\beta}$ 、 $\hat{\sigma}_2$ 。

[0100] 从图2的迭代结果可以看出:不同参数初始值通过EM算法迭代,都能使其对应参数稳定到固定值,即这稳定固定值就是模型参数的最终估计值  $\hat{\theta}$ ,记录在表1中。表1中  $\hat{\mu}_{1\alpha}$  与  $\hat{\mu}_{2\beta}$ 、 $\hat{\sigma}_{1\alpha}$  与  $\hat{\sigma}_{2\beta}$ 、 $\hat{\sigma}_1$  与  $\hat{\sigma}_2$  两两之间存在明显差异性,这也体现了锂离子电池退化过程的两阶段特性。

[0101] 表1锂离子电池两个阶段的参数估计值

	第一阶段参数	估计值	第二阶段参数	估计值
[0102]	$\hat{\mu}_{1\alpha}$	$-4.302 \times 10^{-4}$	$\hat{\mu}_{2\beta}$	$2.309 \times 10^{-3}$
	$\hat{\sigma}_{1\alpha}$	$6.674 \times 10^{-6}$	$\hat{\sigma}_{2\beta}$	$1.625 \times 10^{-5}$
	$\hat{\sigma}_1$	$5.583 \times 10^{-3}$	$\hat{\sigma}_2$	$7.763 \times 10^{-3}$

[0103] (4):确定变点是否出现

[0104] (5):根据锂离子电池运行监测数据更新模型参数

[0105] 接下来将CS2-36锂离子电池作为测试数据,对模型参数进行更新,再将估计更新后的参数代入对数似然函数式中

$$[0106] \quad \ln L(\widehat{\tau}_i, \widehat{\mu}_{si}(\widehat{\tau}_i), \widehat{\sigma}_{si}^2(\widehat{\tau}_i) | X_i) = \sum_{s=1}^2 \left[ -\frac{m_{si}}{2} \ln(2\pi \widehat{\sigma}_{si}^2 \Delta t) - \frac{m_{si}}{2} \right]$$

[0107] 根据变点估计方法,可获得其变点位置估计值  $\widehat{\tau} = 679$ 。

[0108] (6):估计锂离子电池RUL

[0109] 根据剩余寿命表示方法,利用更新后的模型参数估计值对锂离子电池进行RUL预测。

[0110] 选取额定容量的45%作为其失效阈值。在首达时间概念下,计算CS2-36电池退化数据首次大于或等于失效阈值的时间,即其寿命 $T=772$ 次循环周期。为了验证考虑变点锂离子电池 RUL预测方法的有效性和优越性,将本方法的预测结果与单阶段模型方法和现有两阶段方法进行比较。图3是三种预测方法在第1次、200次、400次以及600次循环处的RUL的PDFs 曲线,由于发生变点时刻为第679次循环,故以上监测时刻锂离子电池退化未发生变点,情况更加复杂。从图3可以看出,蓝色三角形与红色圆圈相离很近,表明本方法能有效预测锂离子电池的RUL。

[0111] (7):收集最新退化数据,将其放入退化数据集中

[0112] (8):重复4)至7),更新模型参数,直至锂离子电池失效为止;

[0113] 最后说明的是,以上优选实施例仅用以说明发明的技术方案而非限制,尽管通过上述优选实施例已经对本发明进行了详细的描述,但本领域技术人员应当理解,可以在形式上和细节上对其作出各种各样的改变,而不偏离本发明权利要求书所限定的范围。

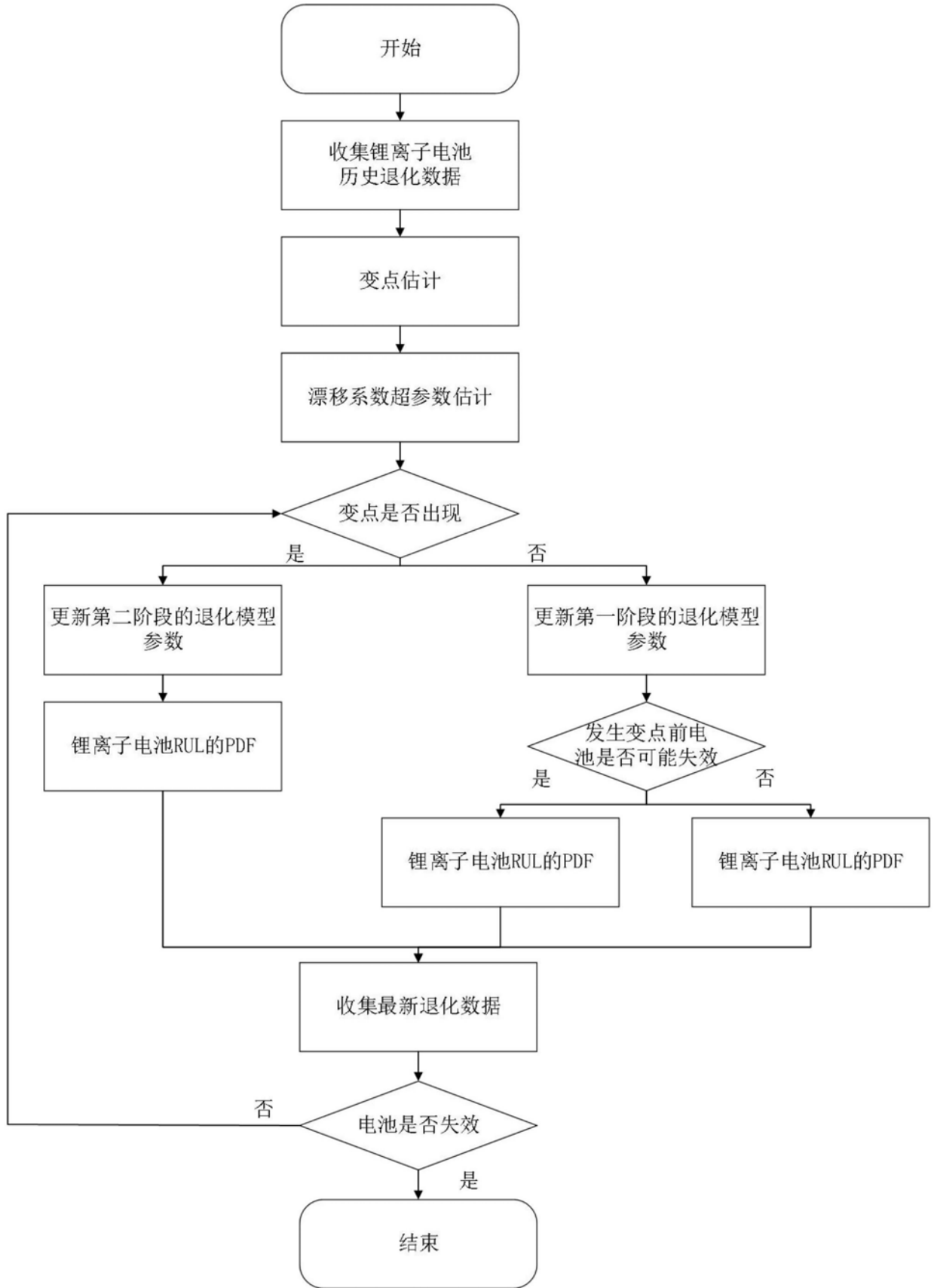
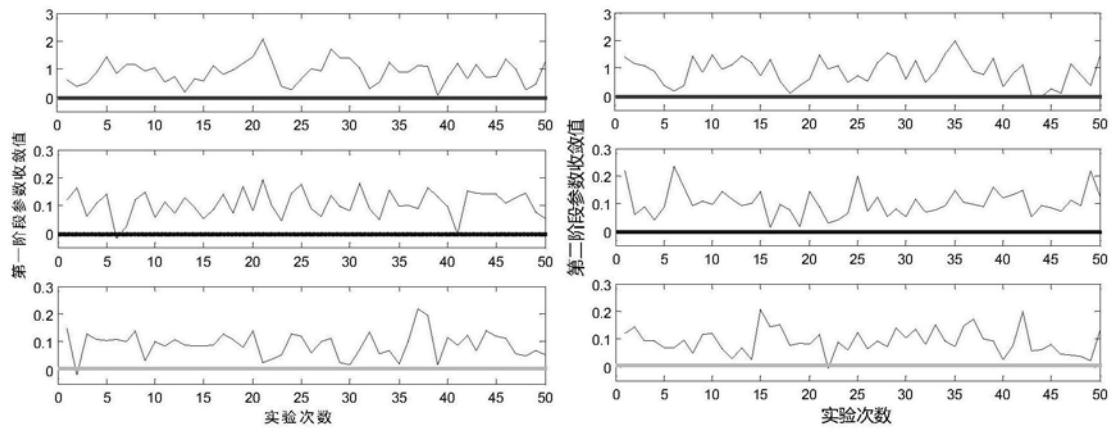


图1



(a)

(b)

图2

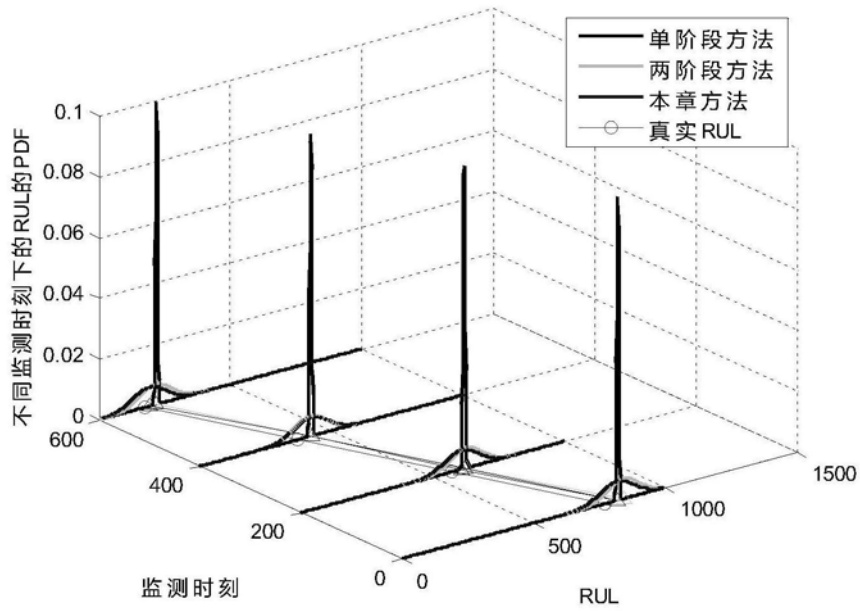


图3