



## (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109815995 B

(45) 授权公告日 2020.10.27

(21) 申请号 201910011104.5

G06F 17/18 (2006.01)

(22) 申请日 2019.01.07

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109815995 A

(43) 申请公布日 2019.05.28

(73) 专利权人 浙江大学城市学院

地址 310015 浙江省杭州市湖州街50号

(72) 发明人 汪秋婷 沃奇中 戚伟 肖铎

刘泓

(74) 专利代理机构 杭州九洲专利事务所有限公

司 33101

代理人 张羽振

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

G06F 17/16 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 107590537 A, 2018.01.16

CN 105183994 A, 2015.12.23

WO 2014125340 A1, 2014.08.21

CN 106897794 A, 2017.06.27

姜媛媛等. 锂电池剩余寿命的ELM间接预测方法.《电子测量与仪器学报》.2016, 第30卷(第2期),

DušanSovilj等.Extreme learning machine for missing data using multiple imputations.《Neurocomputing》.2016, 第174卷

审查员 冷凝

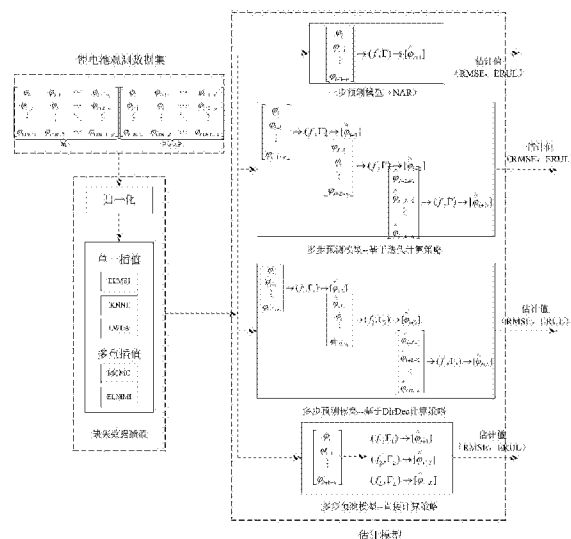
权利要求书4页 说明书11页 附图2页

(54) 发明名称

一种缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法

(57) 摘要

本发明涉及缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法,包括步骤:1) 缺失观测值条件下的锂电池剩余寿命预测方法总体框架设计;2) 预处理模块算法设计,包括引入极端学习机ELM算法、单点插值算法ELMSI设计、多重插值算法ELMMI设计;3) 预测模块算法设计,包括核化极限学习机设计、多步超前预测算法设计;4) ELMMI多重插值算法模型训练;5) 多步超前预测方法模型训练。本发明的有益效果是:本发明提出将多重插值算法ELMMI与不同多步超前预测方法相结合,构建基于多重插值算法的多步超前预测器,能够实现准确和稳定的估计过程。



1. 一种缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1:缺失观测值条件下的锂电池剩余寿命预测方法总体框架设计;基于动态极端学习机ELM进行推算和预测;预处理模块基于ELM算法设计单点插值和多重插值,预测模块基于传统ELM、核化ELM和在线顺序ELM设计多步超前预测方法;

步骤2:预处理模块算法设计;基于传统ELM算法,设计单点插值和多重插值算法;

步骤2-1:引入极端学习机ELM算法;给定一组m个观测值,ELM随机分配输入权重和隐藏层偏差;ELM分析和调整输出权重,算法公式如下:

$$f_{ELM} = \sum_{i=1}^m \alpha_i h_i(x_j) = \sum_{i=1}^m \alpha_i f(w_i x_j + b_i) \quad (2)$$

式中, $\alpha$ 为输出权值, $h_i$ 为非线性特征映射, $w_i$ 为连接第i个隐藏节点与输入节点的权值, $b_i$ 为第i个隐藏节点的阈值;ELM模型训练期间,最小化预测误差 $\|H\alpha - F\|^2$ 和输出权值约束 $\|\alpha\|$ 计算公式如下:

$$\begin{cases} \text{Minimize: } f_{ELM} = \frac{1}{2} \|\alpha\|^2 + \frac{\varsigma}{2} \sum_{j=1}^m \|e_j\|^2 \\ \text{subject to: } h(x_j)\alpha = f_j^T + e_j^T, \quad j=1, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

其中, $e_j = \{\sigma_{j1}, \dots, \sigma_{j0}\}^T = \sum_{i=1}^m \|f_{ELM}(x_j) - f_j\|$ 表示输出节点 $x_j$ 的误差向量, $\varsigma$ 为正则化参数, $F$ 为函数 $f_{ELM}$ 的解;为了解决优化问题,找到下列线性系统的最小范数最小二乘解:

$$H\alpha = F \quad (4)$$

公式(4)得到最小二乘解 $\alpha = H^T F$ ;  $H^T$ 利用正交投影技术获得先验信息;

步骤2-2:单点插值算法ELMSI设计:首先将观测数据集分成两个不同的子集,完备子集 $X_{complete}$ 和不完备子集 $X_{uncom}$ ,然后对子集 $X_{uncom}$ 中的任何观测向量 $x_n$ ,利用 $X_{complete}$ 中的所有完备观测值来训练ELM模型;最后,定义目标特征向量 $x_n$ ,并利用训练完成的ELM模型估计 $x_n$ 的缺失观测值特征;

步骤2-3:多重插值算法ELMMI设计:初始状态,ELMMI将数据集分成两个子集,完备子集 $X_{complete}$ 和不完备子集 $X_{uncom}$ ;通过 $X_{uncom}$ 的每个观测向量 $x_n$ ,循环创建p个估计集,且满足 $p \in [1, 5]$ ,每个估计集生成一个矩阵大小为 $m \times n$ 的完全估计数据集;利用 $X_{complete}$ 中的所有完全观测值,循环训练ELM模型,以 $x_n$ 中的所有不完全观测特征为目标向量,其余观测特征为输入向量,估计不完备子集 $X_{uncom}$ 中的缺失观测向量特征;利用相似函数 $\lambda$ 计算最近输入的观测值 $x_n$ 与完备子集 $X_{complete}$ 中的每个观测值之间的相似度;插值算法搜索完备子集 $X_{complete}$ ,选择1个最相近的邻接值 $\hat{x}_n$ 构建数据子集 $X_1$ ;以 $X_1$ 中的所有观测值作为训练目标,利用 $x_n$ 中所有相应的不完全观测特征作为输入向量,训练ELM模型;两次训练ELM模型,得到最终ELMMI模型,估计 $x_n$ 的缺失观测值,并将完全观测值 $\hat{x}_n$ 加入完备子集 $X_{complete}$ 中;

步骤3:预测模块算法设计;引入一步超前预测,设计多步超前预测算法作为锂电池剩余寿命预测方法的组成模块;基于ELM设计核化极限学习机;

步骤3-1:核化极限学习机设计;基于ELM设计核化极限学习机KELM,利用ELM模型的内核矩阵,并满足Mercer条件,如公式(5):

$$\Psi_{KELM} = HH^T: f_{KELM}(x_i, x_j) = h(x_i) \cdot h(x_j) \quad (5)$$

KELM模型的输出函数重新构建为:

$$f_{KELM}(x) = \begin{bmatrix} f(x, x_1) \\ \vdots \\ f(x, x_m) \end{bmatrix} \frac{1}{\xi} (\mathbf{I} + \Psi_{KELM})^{-1} Y \quad (6)$$

式中,  $Y$  和  $f_{KELM}(\cdot)$  分别表示辨识矩阵和内核函数, 选取  $m$  个观测值, 且有公式:

$$\Psi_{KELM} = HH^T = \begin{bmatrix} f(x_1, x_1) & \cdots & f(x_1, x_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(x_m, x_1) & \cdots & f(x_m, x_m) \end{bmatrix} \quad (7)$$

利用多种核函数训练KELM模型, 该函数满足Mercer条件; 利用小波函数WAV和径向基函数RBF训练KELM模型, 建立小波函数和RBF函数的公式分别为:

$$f_{WAV}(x_i, x_j) = \cos\left(\tau \frac{\|x_i - x_j\|}{v}\right) \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\xi}\right) \quad (8)$$

$$f_{RBF}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\xi}\right) \quad (9)$$

其中,  $\tau, v, \xi$  和  $\xi$  分别为算法训练过程中的模型参数;

步骤3-2: 多步超前预测算法设计; 多步超前预测MSP分为三大类: 迭代法、DirRec法和直接法; 基于多重插值技术和DirRec法, 设计多步超前预测的新模型, 该模型在每个计算步骤之后生成新的预测模型;

计算训练子集中的新预测值, 丢弃上一个观测值, 即每次迭代计算过程中保持训练子集的观测值数量相同; 估计  $L$  个锂电池容量的新预测值公式为:

$$\hat{C}_{i+l} = \begin{cases} f_l(C_i, \dots, C_{i+l-n}, \Gamma_l) & \text{if } l=1 \\ f_l(\hat{C}_{i+l-1}, \dots, \hat{C}_{i+l}, C_i, \dots, C_{i+l-n}, \Gamma_l) & \text{if } l \in \{2, \dots, n\} \\ f_l(\hat{C}_{i+l-1}, \dots, \hat{C}_{i+l-n}, \Gamma_l) & \text{if } l \in \{n+1, \dots, L\} \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $f_l$  为  $L$  阶预测步长的预测模型;

步骤4: ELMMI多重插值算法模型训练;

步骤4-1: 在电池老化数据集的各个周期中引入一组缺失观测值  $X_{uncom}^{obs}$ , 创建不完全数据集  $X_{uncom}'$ ; 缺失观测值随机导入不同的数据集周期中, 训练序列的最后周期导入概率最高;

步骤4-2: 选取单体电池前40%~50%电压/电流和SOC采用数据, 进行ELMMI模型训练; 将完备子集中的向量  $X_{complete}$  重写为  $\hat{X}_{complete}^{mis}$ , 模型训练公式为:

$$[\hat{X}_{complete}^{mis}, \hat{H}_{complete}, \hat{\alpha}] = f_{ELMMI}(X_{complete}^{obs}, \Gamma) \quad (11)$$

式中,  $H$  为隐藏节点矩阵,  $\alpha$  为输出权值矩阵; 利用模型函数  $f_{ELMMI}$  预测  $X_{uncom}'$  的不完备向量  $\hat{X}_n^{mis}$ ,  $X_n \in X_{complete}$ , 且导入随机缺失观测值; 选取前40%~50%采样值进行模型训练, 模

型训练公式为:

$$\hat{x}_n^{mis} = f_{ELMMI}(x_n^{obs}, H_{complete}, \hat{\alpha}) \quad (12)$$

步骤4-3: 完全观测值向量表示为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$ ; 训练模型选取非线性模型、线性模型, 并与目标参数真实值进行比较;

步骤5: 多步超前预测方法模型训练; 对包含20%以内缺失观测值的不完全数据集, 用多重插值算法对输入子集进行数据填补。

2. 根据权利要求1所述的缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法, 其特征在于, 所述步骤2-3中, 基于ELM的多重插值算法ELMMI还包括以下步骤:

输入:  $X_{m \times n}$  为一个不完全数据集,  $\Gamma$  为ELM模型的参数集;

定义:  $c^{mis}$  为一个观测值的缺失特征,  $c^{obs}$  为一个观测值的可观测特征,  $d^{mis}$  为不完全观测值,  $d^{obs}$  为完全观测值,  $X$  为总观测数据集,  $X_{complete}$  为  $X$  的完备子集,  $X_{uncom}$  为  $X$  的不完备子集,  $X_{estimation}$  为完全观测值的估计集,  $\lambda_{(x_n, x_m)}$  为某两个观测值  $x_n$  和  $x_m$  之间的相似度;

$$\lambda_{(x_n, x_m)} = (1/n) \sum_{j=1}^n GRC(x_{nj}, x_{mj})$$

式中,  $GRC$  为灰色关联系数, 表示为  $GRC(x_{nj}, x_{mj}) = 0.5 / (|x_{nj} - x_{mj}| + 0.5)$ ;

1) 将  $X$  分解为  $X_{complete}$  和  $X_{uncom}$ ;

2) 将  $X_{uncom}$  用  $c^{mis}$  数据集表示, 并从小到大排列;

3) 归一化  $X_{complete}$  和  $X_{uncom}$ ;

在  $p$  个数据集内, 满足  $p = (1:1:5)$ , 进行以下步骤:

当  $n$  满足公式  $\forall n \in X_{uncom} (n=1, \dots, d^{mis})$ , 进行步骤4) 到步骤12);

4) 利用参数  $X_{complete}$  重写为  $x_n$ , 训练ELM模型;

$$[X_{complete}, H_{complete}, \hat{\alpha}] = f_{ELM}(X_{complete}^{obs}, \Gamma)$$

式中,  $H$  为隐藏节点矩阵,  $\hat{\alpha}$  为输出权值矩阵,  $X_{complete}^{obs}$  为完备子集中的可观测值;

5) 利用模型函数  $f_{ELM}$  预测  $X_{uncom}$  的不完全观测值  $x_n$ ,  $x_n \in X_{uncom}$

$$\hat{x}_n^{mis} = f_{ELM}(x_{uncom}^{obs}, H_{complete}, \hat{\alpha})$$

重写完全观测值表达式为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$ ;

当  $m$  满足  $\forall m = X_{complete} (m=1, \dots, d^{obs})$  时, 进行步骤6) 和步骤7);

6) 计算权值系数  $\gamma$ :

$$\gamma = (2\beta - 1) / 10$$

式中,  $\beta$  为参数系数;

7) 计算相似度方程:

$$\lambda_{(x_n, x_m)} = (1 - \gamma) \lambda_{(x_n^{obs}, x_m^{obs})} + \gamma \lambda_{(x_n^{mis}, x_m^{mis})}$$

$M$  取值循环结束;

8) 按照参数 $X_{\text{complete}}$ 降序排列写出方程 $\lambda$ ;

9) 当方程值 $\lambda$ 最大时,选出1个观测值,满足 $X_l = \left\{ x_i \in X_{\text{complete}} \right\}_{i=1}^{|l|=0.1 \times m}$ ;

10) 利用下式训练ELM模型:

$$X_l: \left[ \hat{X}_l^{\text{mis}}, H_l, \hat{\alpha} \right] = f_{\text{ELM}}(X_l^{\text{obs}}, \Gamma)$$

11) 利用 $f_{\text{ELM}}$ 估计缺失值 $x_n \in X_{\text{uncom}}$ ,公式为 $\hat{x}_n^{\text{mis}} = f_{\text{ELM}}(x_l^{\text{obs}}, H_l, \hat{\alpha})$ ;

重写完全观测值表达式为 $\hat{x}_n = (x_n^{\text{obs}}, \hat{x}_n^{\text{mis}})$ ;

12) 将 $\hat{x}_n$ 代替参数集 $X_{\text{complete}}$ 中向量;

n取值循环结束;

13) 返回估计集 $X_{\text{estimation}}(a) = X_{\text{complete}}$ ;

p取值循环结束。

## 一种缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种缺失观测值条件下磷酸铁锂电池的剩余使用寿命预测方法,更具体地说,它涉及一种基于多重插值技术的缺失观测值填补方法,以及基于多步超前预测的单体锂电池剩余寿命预测方法。

### 背景技术

[0002] 锂电池因能量密度高、寿命长、自放电率低等优点受到了行业的青睐,目前占据着动力电池的主要市场。在使用过程中,锂电池存在快速老化和能量耗尽的问题,导致设备整体性能降低和无法预测的破坏。因此,锂电池的寿命预后和健康管理 (PHM) 越来越受到电池工业的重视。锂电池的寿命预后定义为根据系统的运行条件和运行情况对电池系统的使用寿命进行预测。锂电池剩余使用寿命 (RUL) 预测方法主要分为两大类,基于模型的预测和基于数据驱动的预测。基于模型的预测方法是应用最广泛的RUL估计方法,但是,由于预测模型的所有参数均需要初始化和预调整,该方法在实际应用中很难获得精确和完善的模型参数。同时,模型参数在新工况下很难实现实时更新。基于数据驱动的预测方法可以解决上述问题,该方法利用电池降解曲线中现在和过去的观测值预测未来值。降解曲线反映的信息特征,如电压值、容量值、电流值和阻抗值,可以进行提取并用于RUL精确预测。数据驱动算法通过学习上述信息特征之间的相关性,推算退化趋势,精确预测锂电池的剩余寿命。

[0003] 一步超前预测方法 (OSP) 用于估计电池的短期RUL,该方法采用非线性A-回归 (NAR) 结构建立预决策模型如公式 (1):

$$[0004] \quad \hat{C}_{i+1} = f(C_i, C_{i-1}, C_{i-2}, \dots, C_{i+1-n}, \Gamma) + e_{i+1} \quad (1)$$

[0005] 式中,C为放电循环中的电池容量,i为循环次数,e为每次循环的估计误差,n为循环总数,f为训练阶段预测器生成的近似函数, $\Gamma$ 为估计函数的参数矩阵。

### 发明内容

[0006] 本发明的目的是克服现有技术中的不足,提供一种缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法。

[0007] 这种缺失观测值条件下锂电池剩余寿命预测方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤1:缺失观测值条件下的锂电池剩余寿命预测方法总体框架设计;基于动态极端学习机ELM进行推算和预测;预处理模块基于ELM算法设计单点插值和多重插值,预测模块基于传统ELM、核化ELM和在线顺序ELM设计多步超前预测方法;

[0009] 步骤2:预处理模块算法设计;基于传统ELM算法,设计单点插值和多重插值算法;

[0010] 步骤2-1:引入极端学习机ELM算法;给定一组m个观测值,ELM随机分配输入权重和隐藏层偏差;ELM分析和调整输出权重,算法公式如下:

$$[0011] \quad f_{ELM} = \sum_{i=1}^m \alpha_i h_i(x_j) = \sum_{i=1}^m \alpha_i f(w_i x_j + b_i) \quad (2)$$

[0012] 式中,  $\alpha$  为输出权值,  $h_i$  为非线性特征映射,  $w_i$  为连接第  $i$  个隐藏节点与输入节点的权值,  $b_i$  为第  $i$  个隐藏节点的门限值; ELM 模型训练期间, 最小化预测误差  $\|H\alpha - F\|^2$  和输出权值额定值  $\|\alpha\|$  计算公式如下:

$$[0013] \quad \begin{cases} \text{Minimize: } f_{ELM} = \frac{1}{2} \|\alpha\|^2 + \frac{\varsigma}{2} \sum_{j=1}^m \|e_j\|^2 \\ \text{subject to: } h(x_j)\alpha = f_j^T + e_j^T, \quad j=1, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

[0014] 其中,  $e_j = \{\sigma_{j1}, \dots, \sigma_{j0}\}^T = \sum_{i=1}^m \|f_{ELM}(x_j) - f_j\|$  表示输出节点  $x_j$  的误差向量,  $\varsigma$  为正则化参数,  $F$  为函数  $f_{ELM}$  的解; 为了解决优化问题, 找到下列线性系统的最小范数最小二乘解:

$$[0015] \quad H\alpha = F \quad (4)$$

[0016] 公式 (4) 得到最小二乘解  $\alpha = H^T F$ ;  $H^T$  利用正交投影技术获得先验信息;

[0017] 步骤2-2: 单点插值算法 ELMSI 设计: 首先将观测数据集分成两个不同的子集, 完备子集  $X_{complete}$  和不完备子集  $X_{uncom}$ , 然后对子集  $X_{uncom}$  中的任何观测向量  $x_n$ , 利用  $X_{complete}$  中的所有完备观测值来训练 ELM 模型; 最后, 定义目标特征向量  $x_n$ , 并利用训练完成的 ELM 模型估计  $x_n$  的缺失观测值特征;

[0018] 步骤2-3: 多重插值算法 ELMMI 设计: 初始状态, ELMMI 将数据集分成两个子集, 完备子集  $X_{complete}$  和不完备子集  $X_{uncom}$ ; 通过  $X_{uncom}$  的每个观测向量  $x_n$ , 循环创建  $p$  个估计集, 且满足  $p \in [1, 5]$ , 每个估计集生成一个矩阵大小为  $m \times n$  的完全估计数据集; 利用  $X_{complete}$  中的所有完全观测值, 循环训练 ELM 模型, 以  $x_n$  中的所有不完全观测特征为目标向量, 其余观测特征为输入向量, 估计不完备子集  $X_{uncom}$  中的缺失观测向量特征; 利用相似函数  $\lambda$  计算最近输入的观测值  $x_n$  与完备子集  $X_{complete}$  中的每个观测值之间的相似度; 插值算法搜索完备子集  $X_{complete}$ , 选择 1 个最相近的邻接值  $\hat{x}_n$  构建数据子集  $X_1$ ; 以  $X_1$  中的所有观测值作为训练目标, 利用  $x_n$  中所有相应的不完全观测特征作为输入向量, 训练 ELM 模型; 两次训练 ELM 模型, 得到最终 ELMMI 模型, 估计  $x_n$  的缺失观测值, 并将完全观测值  $\hat{x}_n$  加入完备子集  $X_{complete}$  中;

[0019] 步骤3: 预测模块算法设计; 引入一步超前预测, 设计多步超前预测算法作为锂电池剩余寿命预测方法的组成模块; 基于 ELM 设计核化极限学习机;

[0020] 步骤3-1: 核化极限学习机设计; 基于 ELM 设计核化极限学习机 KELM, 利用 ELM 模型的内核矩阵, 并满足 Mercer 条件, 如公式 (5):

$$[0021] \quad \Psi_{KELM} = HH^T: f_{KELM}(x_i, x_j) = h(x_i) \cdot h(x_j) \quad (5)$$

[0022] KELM 模型的输出函数重新构建为:

$$[0023] \quad f_{KELM}(x) = \begin{bmatrix} f(x, x_1) \\ \vdots \\ f(x, x_m) \end{bmatrix} \left( \frac{1}{\varsigma} + \Psi_{KELM} \right)^{-1} Y \quad (6)$$

[0024] 式中,  $Y$  和  $f_{KELM}(\cdot)$  分别表示辨识矩阵和内核函数, 选取  $m$  个观测值, 且有公式:

$$[0025] \quad \Psi_{KELM} = HH^T = \begin{bmatrix} f(x_1, x_1) & \cdots & f(x_1, x_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(x_m, x_1) & \cdots & f(x_m, x_m) \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0026] 利用多种核函数训练 KELM 模型, 该函数满足 Mercer 条件; 利用小波函数 WAV 和径向

基函数RBF训练KELM模型,建立小波函数和RBF函数的公式分别为:

$$[0027] \quad f_{wAF}(x_i, x_j) = \cos\left(\tau \frac{\|x_i - x_j\|}{v}\right) \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\zeta}\right) \quad (8)$$

$$[0028] \quad f_{RBF}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\xi}\right) \quad (9)$$

[0029] 其中,  $\tau, v, \zeta$  和  $\xi$  分别为算法训练过程中的模型参数;

[0030] 步骤3-2:多步超前预测算法设计;多步超前预测MSP分为三大类:迭代法、DirRec法和直接法;基于多重插值技术和DirRec法,设计多步超前预测的新模型,该模型在每个计算步骤之后生成新的预测模型;

[0031] 计算训练子集中的新预测值,丢弃上一个观测值,即每次迭代计算过程中保持训练子集的观测值数量相同;估计L个锂电池容量的新预测值公式为:

$$[0032] \quad \hat{C}_{i+1} = \begin{cases} f_l(C_i, \dots, C_{i+1-n}, \Gamma_l) & \text{if } l=1 \\ f_l(\hat{C}_{i+l-1}, \dots, \hat{C}_{i+l}, C_i, \dots, C_{i+l-n}, \Gamma_l) & \text{if } l \in \{2, \dots, n\} \\ f_l(\hat{C}_{i+l-1}, \dots, \hat{C}_{i+l-n}, \Gamma_l) & \text{if } l \in \{n+1, \dots, L\} \end{cases} \quad (10)$$

[0033] 式中,  $f_l$  为L阶预测步长的预测模型;

[0034] 步骤4:ELMMI多重插值算法模型训练;

[0035] 步骤4-1:在电池老化数据集的各个周期中引入一组缺失观测值  $X_{uncom}^{obs}$ , 创建不完全数据集  $X'_{uncom}$ ;缺失观测值随机导入不同的数据集周期中,训练序列的最后周期导入概率最高;

[0036] 步骤4-2:选取单体电池前40%~50%电压/电流和SOC采用数据,进行ELMMI模型训练;将完备子集中的向量  $X_{complete}$  重写为  $\hat{x}_{complete}^{mis}$ , 模型训练公式为:

$$[0037] \quad [\hat{x}_{complete}^{mis}, H_{complete}, \hat{\alpha}] = f_{ELMMI}(X_{complete}^{obs}, \Gamma) \quad (11)$$

[0038] 式中,  $H$  为隐藏节点矩阵,  $\hat{\alpha}$  为输出权值矩阵;利用模型函数  $f_{ELMMI}$  预测  $X'_{uncom}$  的不完备向量  $\hat{x}_n^{mis}$ ,  $x_n \in X_{complete}$ , 且导入随机缺失观测值;选取前40%~50%采样值进行模型训练,模型训练公式为:

$$[0039] \quad \hat{x}_n^{mis} = f_{ELMMI}(x_n^{obs}, H_{complete}, \hat{\alpha}) \quad (12)$$

[0040] 步骤4-3:完全观测值向量表示为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$ ;训练模型选取非线性模型、线性模型,并与目标参数真实值进行比较;

[0041] 步骤5:多步超前预测方法模型训练;对包含20%以内缺失观测值的不完全数据集,用多重插值算法对输入子集进行数据填补。

[0042] 作为优选:所述步骤2-3中,基于ELM的多重插值算法ELMMI还包括以下步骤:



[0043] 输入： $X_{m \times n}$  为一个不完全数据集， $\Gamma$  为ELM模型的参数集；

[0044] 定义： $c^{mis}$  为一个观测值的缺失特征， $c^{obs}$  为一个观测值的可观测特征， $d^{mis}$  为不完全观测值， $d^{obs}$  为完全观测值， $X$  为总观测数据集， $X_{complete}$  为  $X$  的完备子集， $X_{uncom}$  为  $X$  的不完备子集， $X_{estimation}$  为完全观测值的估计集， $\lambda_{(x_n, x_m)}$  为某两个观测值  $x_n$  和  $x_m$  之间的相似度；

$$[0045] \quad \lambda_{(x_n, x_m)} = (1/n) \sum_{j=1}^n GRC(x_{nj}, x_{mj})$$

[0046] 式中， $GRC$  为灰色关联系数，表示为  $GRC(x_{nj}, x_{mj}) = 0.5 / (|x_{nj} - x_{mj}| + 0.5)$ ；

[0047] 1) 将  $X$  分解为  $X_{complete}$  和  $X_{uncom}$ ；

[0048] 2) 将  $X_{uncom}$  用  $c^{mis}$  数据集表示，并从小到大排列；

[0049] 3) 归一化  $X_{complete}$  和  $X_{uncom}$ ；

[0050] 在  $p$  个数据集内，满足  $p = (1:1:5)$ ，进行以下步骤：

[0051] 当  $n$  满足公式  $\forall n \in X_{uncom} (n=1, \dots, d^{mis})$ ，进行步骤4) 到步骤12)；

[0052] 4) 利用参数  $X_{complete}$  重写为  $x_n$ ，训练ELM模型；

$$[0053] \quad [\hat{X}_{complete}^{mis}, \hat{H}_{complete}, \hat{\alpha}] = f_{ELM}(X_{complete}^{obs}, \Gamma)$$

[0054] 式中， $H$  为隐藏节点矩阵， $\hat{\alpha}$  为输出权值矩阵， $X_{complete}^{obs}$  为完备子集中的可观测值；

[0055] 5) 利用模型函数  $f_{ELM}$  预测  $X_{uncom}$  的不完全观测值  $x_n$ ， $x_n \in X_{uncom}$

$$[0056] \quad \hat{x}_n^{mis} = f_{ELM}(x_{uncom}^{obs}, \hat{H}_{complete}, \hat{\alpha})$$

[0057] 重写完全观测值表达式为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$ ；

[0058] 当  $m$  满足  $\forall m \in X_{complete} (m=1, \dots, d^{obs})$  时，进行步骤6) 和步骤7)；

[0059] 6) 计算权值系数  $\gamma$ ：

$$[0060] \quad \gamma = (2\beta - 1) / 10$$

[0061] 式中， $\beta$  为参数系数；

[0062] 7) 计算相似度方程：

$$[0063] \quad \lambda_{(x_n, x_m)} = (1 - \gamma) \lambda_{(x_n^{obs}, x_m^{obs})} + \gamma \lambda_{(x_n^{mis}, x_m^{mis})}$$

[0064]  $M$  取值循环结束；

[0065] 8) 按照参数  $X_{complete}$  降序排列写出方程  $\lambda$ ；

[0066] 9) 当方程值  $\lambda$  最大时，选出1个观测值，满足  $X_l = \{x_i \in X_{complete}\}_{i=1}^{|l|=0.1 \times m}$ ；

[0067] 10) 利用下式训练ELM模型：

$$[0068] \quad X_l : \left[ \hat{X}_l^{mis}, \hat{H}_l, \hat{\alpha} \right] = f_{ELM}(X_l^{obs}, \Gamma)$$

[0069] 11) 利用  $f_{ELM}$  估计缺失值  $x_n \in X_{uncom}$ ，公式为  $\hat{x}_n^{mis} = f_{ELM}(x_l^{obs}, \hat{H}_l, \hat{\alpha})$ ；

[0070] 重写完全观测值表达式为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$ ；

[0071] 12) 将  $\hat{x}_n$  代替参数集  $X_{complete}$  中向量;

[0072] n取值循环结束;

[0073] 13) 返回估计集  $X_{estimation}(a) = X_{complete}$ ;

[0074] p取值循环结束。

[0075] 本发明的有益效果是:本发明提出将多重插值算法ELMMI与不同多步超前预测方法相结合,构建基于多重插值算法的多步超前预测器,能够实现准确和稳定的估计过程。

## 附图说明

[0076] 图1为本发明的整体框架图;

[0077] 图2为利用前40%观测值进行训练,线性回归模型、非线性预测模型与目标参数真实值比较结果图;

[0078] 图3为5个OS预测器结合不同一步超前预测器计算得到的RMSE值结果图。

## 具体实施方式

[0079] 下面结合实施例对本发明做进一步描述。下述实施例的说明只是用于帮助理解本发明。应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以对本发明进行若干改进和修饰,这些改进和修饰也落入本发明权利要求的保护范围内。

[0080] 本发明在缺失观测值条件下,对磷酸铁锂电池剩余寿命进行预处理、估计和预测,创新性地提出基于一部超前预测和多步超前预测算法的预测方法,总体框架包括两个模块:预处理模块和预测模块。预处理模块包含两个新技术,即基于极端学习机的单点插值技术(ELSMI)和多重插值技术(EMMI)。

[0081] 步骤1:缺失观测值条件下的锂电池剩余寿命预测方法总体框架设计。如图1所示,新方法基于动态极端学习机(ELM)进行推算和预测。由于ELM的隐节点是随机生成的,而且可以对丢失的观测值进行归类,因此该算法能够精确预测锂电池短期和长期寿命状态。预处理模块基于ELM算法设计单点插值和多重插值,预测模块基于传统ELM、核化ELM(KELM)和在线顺序ELM(OS-ELM)设计多步超前预测方法。

[0082] 步骤2:预处理模块算法设计。锂电池剩余寿命预测方法中的预处理模块,主要完成缺失观测值的填补任务,本发明基于传统ELM算法,设计单点插值和多重插值算法。

[0083] 步骤2-1:引入极端学习机ELM算法。给定一组m个观测值,ELM随机分配输入权重和隐藏层偏差,保持总体预测精度的同时减少计算时间。ELM分析和调整输出权重,算法公式如下:

$$[0084] \quad f_{ELM} = \sum_{i=1}^m \alpha_i h_i(x_j) = \sum_{i=1}^m \alpha_i f(w_i x_j + b_i) \quad (2)$$

[0085] 式中, $\alpha$ 为输出权值, $h_i$ 为非线性特征映射, $w_i$ 为连接第i个隐藏节点与输入节点的权值, $b_i$ 为第i个隐藏节点的门限值。ELM模型训练期间,最小化预测误差  $\|H\alpha - F\|^2$  和输出权值额定值  $\|\alpha\|$  计算公式如下:

$$[0086] \quad \begin{cases} \text{Minimize: } f_{ELM} = \frac{1}{2} \|\alpha\|^2 + \frac{\varsigma}{2} \sum_{j=1}^m \|e_j\|^2 \\ \text{subject to: } h(x_j)\alpha = f_j^T + e_j^T, \quad j=1, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

[0087] 其中,  $e_j = \{\sigma_{j1}, \dots, \sigma_{j0}\}^T = \sum_{i=1}^m \|f_{ELM}(x_j) - f_j\|$  表示输出节点  $x_j$  的误差向量,  $\varsigma$  为正则化参数用于平衡上述最优化公式,  $F$  为函数  $f_{ELM}$  的解。为了解决优化问题, 可以找到下列线性系统的最小范数最小二乘解:

$$[0088] \quad H\alpha = F \quad (4)$$

[0089] 公式 (4) 得到最小二乘解  $\alpha = H^T F$ , 该解具有良好的泛化能力、最小误差和快速收敛性。 $H^T$  利用正交投影技术获得先验信息。

[0090] 步骤2-2: 单点插值算法设计。本发明设计一种新的单点插值算法 (ELMSI), 首先将观测数据集分成两个不同的子集, 完备子集  $X_{complete}$  和不完备子集  $X_{uncom}$ , 然后对子集  $X_{uncom}$  中的任何观测向量  $x_n$ , 利用  $X_{complete}$  中的所有完备观测值来训练 ELM 模型。最后, 定义目标特征向量  $x_n$ , 并利用训练完成的 ELM 模型估计  $x_n$  的缺失观测值特征。

[0091] 步骤2-3: 多重插值算法设计。本发明基于单点插值设计多重插值算法 (ELMMI), 该算法是一种新的多重填补技术。下面给出新算法的相关公式和计算流程: (1) 初始状态, ELMMI 将数据集分成两个子集, 完备子集  $X_{complete}$  和不完备子集  $X_{uncom}$ ; (2) 通过  $X_{uncom}$  的每个观测向量  $x_n$ , 循环创建  $p$  个估计集, 且满足  $p \in [1, 5]$ , 每个估计集生成一个矩阵大小为  $m \times n$  的完全估计数据集; (3) 利用  $X_{complete}$  中的所有完全观测值, 循环训练 ELM 模型, 以  $x_n$  中的所有不完全观测特征为目标向量, 其余观测特征为输入向量, 估计不完备子集  $X_{uncom}$  中的缺失观测向量特征; (4) 利用相似函数  $\lambda$  计算最近输入的观测值  $x_n$  与完备子集  $X_{complete}$  中的每个观测值之间的相似度 (相似度函数的加权系数为  $\gamma$ , 满足  $\gamma = 0.1 \sim 0.9$ ); (5) 插值算法搜索完备子集  $X_{complete}$ , 选择 1 个最相近的邻接值  $\hat{x}_n$  构建数据子集  $X_1$  (最相近的邻接值总数不是固定值, 而是观测值总数的一部分 (设置为 10%)); (6) 以  $X_1$  中的所有观测值作为训练目标, 利用  $x_n$  中所有相应不完全观测特征作为输入向量, 训练 ELM 模型; (7) 两次训练 ELM 模型, 得到最终 ELMMI 模型, 估计  $x_n$  的缺失观测值, 并将完全观测值  $\hat{x}_n$  加入完备子集  $X_{complete}$  中。

[0092] 基于 ELM 的多重插值算法 (ELMMI):

[0093] 输入:

[0094]  $X_{m \times n}$  为一个不完全数据集

[0095]  $\Gamma$  为 ELM 模型的参数集

[0096] 定义:

[0097]  $c^{mis}$  为一个观测值的缺失特征

[0098]  $c^{obs}$  为一个观测值的可观测特征

[0099]  $d^{mis}$  为不完全观测值

[0100]  $d^{obs}$  为完全观测值

[0101]  $X$  为总观测数据集

[0102]  $X_{complete}$  为  $X$  的完备子集

[0103]  $X_{uncom}$  为  $X$  的不完备子集

[0104]  $X_{estimation}$  为完全观测值的估计集

[0105]  $\lambda_{(x_n, x_m)}$  为某两个观测值  $x_n$  和  $x_m$  之间的相似度

$$[0106] \quad \lambda_{(x_n, x_m)} = (1/n) \sum_{j=1}^n GRC(x_{nj}, x_{mj})$$

[0107] 式中, GRC 为灰色关联系数, 表示为  $GRC(x_{nj}, x_{mj}) = 0.5 / (|x_{nj} - x_{mj}| + 0.5)$

[0108] 1. 将  $X$  分解为  $X_{complete}$  和  $X_{uncom}$

[0109] 2. 将  $X_{uncom}$  用  $c^{mis}$  数据集表示, 并从小到大排列

[0110] 3. 归一化  $X_{complete}$  和  $X_{uncom}$

[0111] 在  $p$  个数据集内, 满足  $p = (1:1:5)$ , 进行以下步骤:

[0112] 当  $n$  满足公式  $\forall n \in X_{uncom} (n=1, \dots, d^{mis})$ , 进行步骤4到步骤12

[0113] 4. 利用参数  $X_{complete}$  重写为  $x_n$ , 训练 ELM 模型

$$[0114] \quad [\hat{X}_{complete}^{mis}, \hat{H}_{complete}, \hat{\alpha}] = f_{ELM}(X_{complete}^{obs}, \Gamma)$$

[0115] 式中,  $H$  为隐藏节点矩阵,  $\hat{\alpha}$  为输出权值矩阵,  $X_{complete}^{obs}$  为完备子集中的可观测值

[0116] 5. 利用模型函数  $f_{ELM}$  预测  $X_{uncom}$  的不完全观测值  $x_n, x_n \in X_{uncom}$

$$[0117] \quad \hat{x}_n^{mis} = f_{ELM}(x_{uncom}^{obs}, \hat{H}_{complete}, \hat{\alpha})$$

[0118] 重写完全观测值表达式为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$

[0119] 当  $m$  满足  $\forall m \in X_{complete} (m=1, \dots, d^{obs})$  进行步骤6和步骤7

[0120] 6. 计算权值系数  $\gamma$

$$[0121] \quad \gamma = (2\beta - 1) / 10$$

[0122] 式中,  $\beta$  为参数系数。

[0123] 7. 计算相似度方程

$$[0124] \quad \lambda_{(x_n, x_m)} = (1 - \gamma) \lambda_{(x_n^{obs}, x_m^{obs})} + \gamma \lambda_{(x_n^{mis}, x_m^{mis})}$$

[0125]  $M$  取值循环结束

[0126] 8. 按照参数  $X_{complete}$  降序排列写出方程  $\lambda$

[0127] 9. 当方程值  $\lambda$  最大时, 选出 1 个观测值, 满足  $X_l = \{x_i \in X_{complete}\}_{i=1}^{l=0.1 \times m}$

[0128] 10. 利用下式训练 ELM 模型

$$[0129] \quad X_l: [\hat{X}_l^{mis}, \hat{H}_l, \hat{\alpha}] = f_{ELM}(X_l^{obs}, \Gamma)$$

[0130] 11. 利用  $f_{ELM}$  估计缺失值  $x_n \in X_{uncom}$ , 公式为  $\hat{x}_n^{mis} = f_{ELM}(x_n^{obs}, \hat{H}_l, \hat{\alpha})$

[0131] 重写完全观测值表达式为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$

[0132] 12. 将  $\hat{x}_n$  代替参数集  $X_{complete}$  中向量

[0133]  $n$  取值循环结束

[0134] 13. 返回估计集  $X_{\text{estimation}}(a) = X_{\text{complete}}$

[0135] p取值循环结束。

[0136] 步骤3: 预测模块算法设计。本发明引入一步超前预测, 设计多步超前预测算法作为锂电池剩余寿命预测方法的组成模块。基于ELM设计核化极限学习机, 其目的是完成短期和长期剩余寿命的预测任务。

[0137] 步骤3-1: 核化极限学习机设计。本发明基于ELM设计核化极限学习机KELM, 该算法利用ELM模型的内核矩阵, 并满足Mercer条件, 如公式(5):

$$[0138] \quad \Psi_{\text{KELM}} = HH^T: f_{\text{KELM}}(x_i, x_j) = h(x_i) \cdot h(x_j) \quad (5)$$

[0139] KELM模型的输出函数重新构建为:

$$[0140] \quad f_{\text{KELM}}(x) = \begin{bmatrix} f(x, x_1) \\ \vdots \\ f(x, x_m) \end{bmatrix} \left( \frac{1}{\zeta} + \Psi_{\text{KELM}} \right)^{-1} Y \quad (6)$$

[0141] 式中,  $Y$  和  $f_{\text{KELM}}(\cdot)$  分别表示辨识矩阵和内核函数, 选取  $m$  个观测值, 且有公式:

$$[0142] \quad \Psi_{\text{KELM}} = HH^T = \begin{bmatrix} f(x_1, x_1) & \cdots & f(x_1, x_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(x_m, x_1) & \cdots & f(x_m, x_m) \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0143] 利用多种核函数训练KELM模型, 该函数必须满足Mercer条件。本发明利用小波函数(WAV)和径向基函数(RBF)训练KELM模型。建立小波函数和RBF函数的公式分别为:

$$[0144] \quad f_{\text{WAV}}(x_i, x_j) = \cos\left(\tau \frac{\|x_i - x_j\|}{v}\right) \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\zeta}\right) \quad (8)$$

$$[0145] \quad f_{\text{RBF}}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\xi}\right) \quad (9)$$

[0146] 其中,  $\tau, v, \zeta$  和  $\xi$  分别为算法训练过程中的模型参数。

[0147] 步骤3-2: 多步超前预测算法设计。多步超前预测(MSP)适用于估计锂电池长期剩余寿命, 该方法分为三大类: 迭代法、DirRec法和直接法。本发明基于多重插值技术和DirRec法, 设计多步超前预测的新模型, 该模型能够在每个计算步骤之后生成新的预测模型。

[0148] 主要特点: 计算训练子集中的新预测值, 丢弃上一个观测值, 即每次迭代计算过程中保持训练子集的观测值数量相同。估计  $L$  个锂电池容量的新预测值公式为:

$$[0149] \quad \hat{C}_{i+1} = \begin{cases} f_l(C_i, \dots, C_{i+1-n}, \Gamma_l) & \text{if } l=1 \\ f_l(\hat{C}_{i+l-1}, \dots, \hat{C}_{i+l}, C_{i+1}, \dots, C_{i+1-n}, \Gamma_l) & \text{if } l \in \{2, \dots, n\} \\ f_l(\hat{C}_{i+l-1}, \dots, \hat{C}_{i+l-n}, \Gamma_l) & \text{if } l \in \{n+1, \dots, L\} \end{cases} \quad (10)$$

[0150] 式中,  $f_l$  为  $L$  阶预测步长的预测模型, 利用新预测值进行模型的循环训练可以提高估计精度。

[0151] 步骤4: ELMMI多重插值算法模型训练。

[0152] 步骤4-1:本发明在电池老化数据集的各个周期中引入一组缺失观测值  $X_{uncom}^{obs}$ , 人为创建不完全数据集  $X'_{uncom}$ 。缺失观测值随机导入不同的数据集周期中, 训练序列的最后周期导入概率最高。

[0153] 步骤4-2:选取单体电池前40%电压/电流和SOC采用数据, 进行ELMMI模型训练。将完备子集中的向量  $X_{complete}$  重写为  $\hat{X}_{complete}^{mis}$ , 模型训练公式为:

$$[0154] \quad [\hat{X}_{complete}^{mis}, H_{complete}, \hat{\alpha}] = f_{ELMMI}(X_{complete}^{obs}, \Gamma) \quad (11)$$

[0155] 式中,  $H$  为隐藏节点矩阵,  $\hat{\alpha}$  为输出权值矩阵。利用模型函数  $f_{ELMMI}$  预测  $X'_{uncom}$  的不完备向量  $\hat{x}_n^{mis}$ ,  $x_n \in X_{complete}$ , 且导入随机缺失观测值。选取前40%采样值进行模型训练, 模型训练公式为:

$$[0156] \quad \hat{x}_n^{mis} = f_{ELMMI}(x_n^{obs}, H_{complete}, \hat{\alpha}) \quad (12)$$

[0157] 步骤4-3:完全观测值向量表示为  $\hat{x}_n = (x_n^{obs}, \hat{x}_n^{mis})$ 。模型训练结果如图2所示, 训练模型选取非线性模型、线性模型, 并与目标参数真实值进行比较。图2表明, 即使利用前40%观测值进行训练, 本发明提出的ELMMI非线性模型计算结果最接近真实值, 同时, 锂电池剩余寿命预测过程使用非线性插值算法模型更具优势, 该模型可以用有限数量的观测值生成有效的预测模型。

[0158] 步骤5:多步超前预测方法模型训练。对包含15%缺失观测值的不完全数据集, 应用多重插值算法对输入子集进行数据填补, 本发明应用多步超前预测器, 分别结合5种不同插值算法计算RMSE值, 如表1所示。插值算法包括ELMSI、ELMMI、kNNI、LWLA和MCMC, 多步超前预测器包括回归方法(RF)、在线顺序学习机ELM(OS-ELM)、径向基函数核化ELM(KELM-RBF)、小波函数核化ELM(KELM-WAV)和传统ELM。该实验选取的不完全数据集包含三个滞后输入值, 利用前60%观测值进行模型训练。表1说明: (1) 5种插值算法结合不同预测器, 预测RMSE平均值相当; (2) KELM-RBF预测器的RMSE均大于其它超前预测器, 达到18%, OS-ELM预测器的平均值最小, 不超过8.9%; (3) ELMSI与OS-ELM结合, RMSE平均值最小, 预测效果最好。

[0159] 表1多步超前预测方法结合5种插值算法的RMSE平均值 ( $\times 10^3$ )

[0160]

插值算法	RF	OS-ELM	KELM-RBF	KELM-WAV	ELM
ELMSI	6.514	1.965	15.624	5.789	2.030
kNNI	6.216	2.385	15.046	5.649	2.423
LWLA	7.558	3.465	18.912	6.889	3.504
ELMMI	8.726	7.587	12.815	7.982	7.630
MCMC	9.795	8.883	12.705	9.158	8.628

[0161] 实验结果1:

[0162] 根据表1计算结果, 得到图3。图3表明, ELMSI与不同多步超前预测方法结合, 预测结果与单点插值算法结果相同, kNNI插值算法与RF预测器、KELM-RBF预测器结合得到最优的预测结果。综上所述, 本发明提出将多重插值算法ELMMI与不同多步超前预测方法相结

合,构建基于多重插值算法的多步超前预测器,能够实现准确和稳定的估计过程。

[0163] 表2不同MS预测器结合5种插值算法计算终止寿命的误差值 $E_{RUL}$ (%)

插值算法	RF	OS-ELM	KELM-RBF	KELM-WAV	ELM
ELMSI	-23	-10.5	-12.5	-12.5	-11
kNNI	-23	-11	-12.5	-12.5	-12.5
LWLA	-22	-11	-12.5	-12.5	-12.5
ELMMI	-24.4	-20.4	-20.4	-20.5	-21.0
MCMC	-46.2	-50.4	-61.2	-46.4	-44.2

[0165] 实验结果2:

[0166] 本发明设计多步超前预测方法应用于整体框架中的预测模块,实验利用MSP中的DirRec法计算终止寿命的误差值( $E_{RUL}$ ),结果如表2所示。当多步超前预测方法与ELMMI插值算法结合时,所有多步超前(MS)预测器的计算误差较低。表2说明:(1)MCMC总体误差值最大,达到45%以上,ELMSI、kNNI和LWLA误差值相当,不超过23%;(2)ELM与不同插值技术结合的预测器平均误差值最小,能够较好地估计锂电池短期和长期剩余使用寿命,且预测器建立时间短、估计精度高;(3)对于一步超前预测过程,OS-ELM和ELMSI(ELMMI)相结合比其它插值算法具有更好的预测性能;(4)多步超前预测的两种核化函数,得到的误差值相同;(5)RF预测器建立的预测模型性能较好,但在一步超前预测中该预测器的性能显著下降;(6)ELM和RF预测器都需要较多的计算时间,不适用于锂电池在线实时工作状态。

[0167] 算法效果

[0168] 本发明提出缺失观测值条件下,磷酸铁锂电池剩余寿命预测方法,设计单点和多重插值技术,引入超前预测算法,并给出完整的观测数据集和预测模块。

[0169] (1)本发明基于动态学习机(ELM)设计开发了用于电池电流估计的预测器,并与模糊神经网络(NFS),数据处理分组方法(GMDH)和随机森林(RF)等预测器进行仿真比较。

[0170] (2)本发明提出基于ELM的缺失观测值插值算法,即单点插值(ELMSI)和多重插值(ELMMI)。

[0171] (3)本发明基于ELM,构建多种形式预测网络,同时实现短期和长期预测计算。

[0172] (4)本发明将ELMSI和ELMMI插值算法进行集成,用于具有缺失观测值的锂电池剩余寿命预测过程。

[0173] (5)本发明在预处理模块中,人为引入随机缺失观测值,并利用ELMMI对缺失观测值进行多次归类,同时计算新算法的不确定性和置信度。

[0174] 图1说明:

[0175] (1)整体框架分为两个模块:左边的预处理模块和右边的预测模块;

[0176] (2)预测方案总输入为锂电池观测数据集,输出为一步超前预测/多步超前预测终止寿命估计值和RMSE;

[0177] (3)预处理模块包括单点插值算法(ELMSI、kNNI、LWLA)和多重插值算法(MCMC、ELMMI),观测数据集经过分类、归一化、插值三个过程,得到完备数据集,输入预测模块;

[0178] (4)预测模块包括一步超前预测(NAR)和多步超前预测(迭代法、DirDec法和直接法),经过插值算法得到的完备数据集作为预测器的输入值,利用上述预测方法估计锂电池剩余寿命(RUL)和RMSE平均值,并进行比较。

[0179] 图2说明:

[0180] (1) 图2为非线性模型、线性模型和目标参数真实值比较结果曲线。

[0181] (2) 图2表明:即使利用少量观测值进行训练,非线性预测模型得到的结果比线性回归模型更接近真实值。

[0182] (3) 结果表明:锂电池剩余寿命预测过程使用非线性插值算法模型更具优势,该模型可以用有限数量的观测值生成有效的预测模型。

[0183] 图3说明:

[0184] (1) 图3为应用多步超前预测器,分别结合5种不同插值算法计算RMSE值。

[0185] (2) 该实验选取的不完全数据集包含三个滞后输入,利用前60%观测值训练预测模型,结果表明:使用单点插值算法得到的预测结果,OS-ELM与ELMSI组合时产生最低RMSE值。

[0186] (3) 图3中不同的曲线反映不同插值算法得到的RMSE平均值。

[0187] (4) 图3可知,ELMSI与多种预测器结合,预测结果与单点插值算法结果相同,KNNI插值算法与RF预测器、KELM-RBF预测器结合得到最优预测结果。

[0188] (5) 本发明提出将多重插值算法ELMMI与不同多步超前预测方法相结合,构建基于多重插值算法的多步超前预测器,能够实现准确和稳定的估计过程。



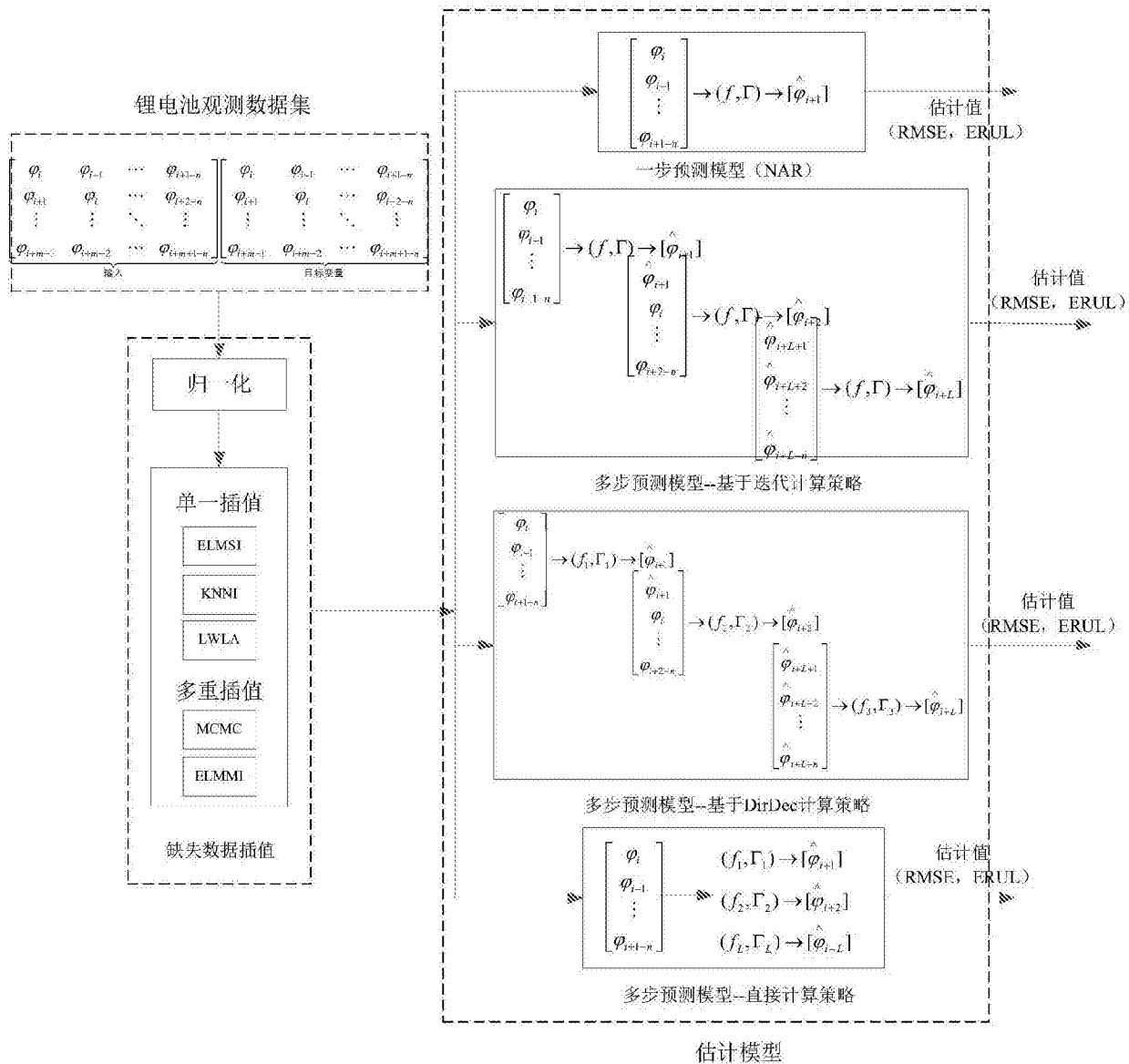


图1

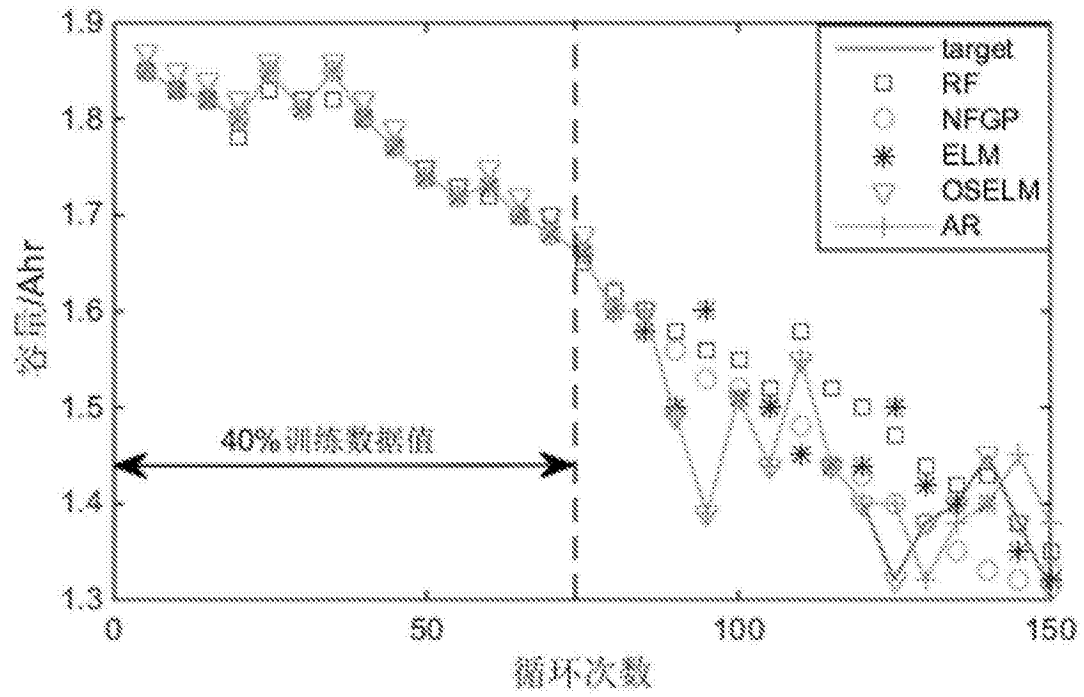


图2

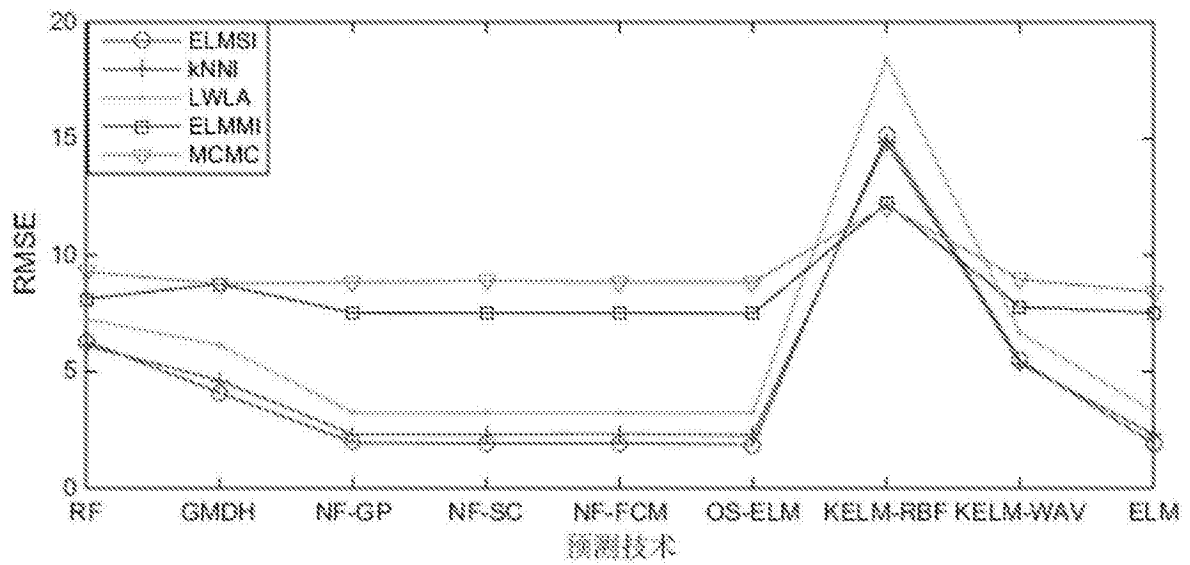


图3