



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113705114 B

(45) 授权公告日 2022. 05. 06

(21) 申请号 202111260139.6

G06N 3/04 (2006.01)

(22) 申请日 2021.10.28

G06N 3/08 (2006.01)

G06Q 10/04 (2012.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113705114 A

(56) 对比文件

WO 2020180424 A1, 2020.09.10

US 2018005253 A1, 2018.01.04

(43) 申请公布日 2021.11.26

(73) 专利权人 中南大学

地址 410012 湖南省长沙市岳麓区麓山南路932号

审查员 张敏

(72) 发明人 刘曦 成庶 于天剑 向超群

石英春

(74) 专利代理机构 北京风雅颂专利代理有限公司

11403

专利代理师 曾志鹏

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

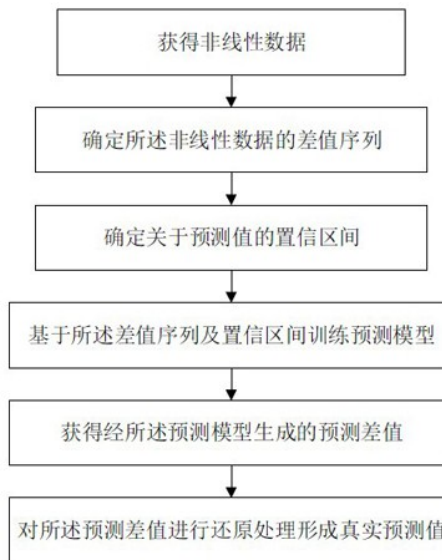
权利要求书2页 说明书8页 附图5页

(54) 发明名称

一种数据预测方法及装置

(57) 摘要

本发明实施例提供了一种数据预测方法及装置,所述方法包括:获得非线性数据;确定所述原始非线性数据的差值序列;确定关于预测值的置信区间;基于所述差值序列及置信区间训练预测模型;获得经所述预测模型生成的预测差值;对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值。本发明实施例的数据预测方法,其方法简单,且准确度高。



1. 一种数据预测方法,其特征在於,包括:
 获得锂离子健康状态指数的非线性数据;
 确定所述非线性数据的差值序列;
 确定关于预测值的置信区间;
 基于所述差值序列及置信区间训练预测模型;
 获得经所述预测模型生成的预测差值;
 对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值;
 所述确定关于预测值的置信区间,包括:
 基于数据概率密度函数计算确定用于限制预测值误差的置信区间,所述置信区间为:

$$[\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}]$$

其中,所述 α 为显著性水平,包括0.03, σ 为标准差。

2. 根据权利要求1所述的数据预测方法,其特征在於,所述确定所述非线性数据的差值序列,包括:

确定相邻两个所述非线性数据的差值,得到所述差值序列。

3. 根据权利要求1所述的数据预测方法,其特征在於,还包括:

对所述差值序列进行数据标准化处理,得到标准化差值序列。

4. 根据权利要求1所述的数据预测方法,其特征在於,所述基于所述差值序列及置信区间训练预测模型,包括:

将所述差值序列划分为匹配地输入数据及输出数据,并对应输入至深度学习模型中进行训练;

利用损失函数均方差对所述深度学习模型进行反馈调整神经元权重;

利用所述置信区间限制所述深度学习模型生成的预测差值。

5. 根据权利要求3所述的数据预测方法,其特征在於,所述获得经所述预测模型生成的预测差值,包括:

获得所述预测模型生成的预测差值,并对所述预测差值进行去标准化处理。

6. 根据权利要求1所述的数据预测方法,其特征在於,所述对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值,包括:

基于下述公式对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值:

$$Y_k = x_n + \sum_{i=1}^k y'_i$$

所述 y'_i 为预测差值,所述 x_n 为预测起始点前一个数据,或为用于训练的最后一个数据,所述 Y_k 为真实预测值。

7. 一种数据预测装置,其特征在於,包括:

第一获得模块,用于获得锂离子健康状态指数的非线性数据;

第一确定模块,用于确定所述非线性数据的差值序列;

第二确定模块,用于确定关于预测值的置信区间;

训练模块,用于根据所述差值序列及置信区间训练预测模型;
第二获得模块,用于获得经所述预测模型生成的预测差值;
还原模块,用于对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值;
其中,所述确定关于预测值的置信区间,包括:

基于数据概率密度函数计算确定用于限制预测值误差的置信区间,所述置信区间为:

$$[\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}]$$

其中,所述 α 为显著性水平,包括0.03, σ 为标准差。

8. 根据权利要求7所述的数据预测装置,其特征在于,所述确定所述非线性数据的差值序列,包括:

确定相邻两个所述非线性数据的差值,得到所述差值序列。

9. 根据权利要求7所述的数据预测装置,其特征在于,还包括:

处理模块,用于对所述差值序列进行数据标准化处理,得到标准化差值序列。

一种数据预测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及计算机数据处理领域,特别涉及一种数据预测方法及装置。

背景技术

[0002] 目前许多采集到的数据都为非线性数据,如电池,电机等设备的健康状态指数。许多的设备维修手册规定在使用到达一定时限时必须对设备进行更换,这样就造成了过度维修即许多原本还可以继续服役的设备也被进行了更换,产生了极大的浪费。为了能够及时掌握这些设备未来的健康状态,避免不必要的维修,许多的预测方法被提出来根据历史数据或是状态参数来准确的预测未来数据的走向。这些方法有的需要预先根据多个变量数值和预测对象历史数据搭来建状态方程,再进行预测,方法繁琐复杂;而倘若纯粹基于历史数据进行预测的方法,虽然更为简单便捷,但是准确度是不够的。

发明内容

[0003] 本发明实施例提供了一种方法简单,且准确度高的数据预测方法及装置。

[0004] 为了解决上述技术问题,本发明实施例提供了一种数据预测方法,包括:

[0005] 获得非线性数据;

[0006] 确定所述原始非线性数据的差值序列;

[0007] 确定关于预测值的置信区间;

[0008] 基于所述差值序列及置信区间训练预测模型;

[0009] 获得经所述预测模型生成的预测差值;

[0010] 对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值。

[0011] 作为一可选实施例,所述确定所述原始非线性数据的差值序列,包括:

[0012] 确定相邻两个所述非线性数据的差值,得到所述差值序列。

[0013] 作为一可选实施例,还包括:

[0014] 对所述差值序列进行数据标准化处理,得到标准化差值序列。

[0015] 作为一可选实施例,所述确定关于预测值的置信区间,包括:

[0016] 基于数据概率密度函数计算确定用于限制预测值误差的置信区间,所述置信区间为:

$$[\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}]$$

[0018] 其中,所述 α 包括0.03。

[0019] 作为一可选实施例,所述基于所述差值序列及置信区间训练预测模型,包括:

[0020] 将所述差值序列划分为匹配地输入数据及输出数据,并对应输入至LSTM深度学习模型中进行训练;

[0021] 利用损失函数均方差对所述深度学习模型进行反馈调整神经元权重;

[0022] 利用所述置信区间限制所述深度学习模型生成的预测差值。

- [0023] 作为一可选实施例,所述获得经所述预测模型生成的预测差值,包括:
- [0024] 获得所述预测模型生成的预测差值,并对所述预测差值进行去标准化处理。
- [0025] 作为一可选实施例,所述对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值,包括:
- [0026] 基于下述公式对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值:

$$[0027] \quad Y_k = x_n + \sum_{i=1}^k y'_i$$

[0028] 所述 y'_i 为预测差值,所述 x_n 为预测起始点前一个数据,或为用于训练的最后一个数据,所述 Y_k 为真实预测值。

[0029] 本发明另一实施例同时提供一种数据预测装置,包括:

- [0030] 第一获得模块,用于获得历史非线性数据;
- [0031] 第一确定模块,用于确定所述原始非线性数据的差值序列;
- [0032] 第二确定模块,用于确定关于预测值的置信区间;
- [0033] 训练模块,用于根据所述差值序列及置信区间训练预测模型;
- [0034] 第二获得模块,用于获得经所述预测模型生成的预测差值;
- [0035] 还原模块,用于对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值。
- [0036] 作为一可选实施例,所述确定所述原始非线性数据的差值序列,包括:
- [0037] 确定相邻两个所述非线性数据的差值,得到所述差值序列。
- [0038] 作为一可选实施例,还包括:
- [0039] 处理模块,用于对所述差值序列进行数据标准化处理,得到标准化差值序列。
- [0040] 本发明的其它特征和优点将在随后的说明书中阐述,并且,部分地从说明书中变得显而易见,或者通过实施本发明而了解。本发明的目的和其他优点可通过在所写的说明书、权利要求书、以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。
- [0041] 下面通过附图和实施例,对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

附图说明

- [0042] 附图用来提供对本发明的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本发明的实施例一起用于解释本发明,并不构成对本发明的限制。在附图中:
- [0043] 图1为本发明实施例中的数据预测方法的流程图。
- [0044] 图2为本发明实施例中的数据预测方法的实际应用流程图。
- [0045] 图3为本发明实施例中的数据概率密度曲线。
- [0046] 图4为本发明实施例中的置信度阈值示意图。
- [0047] 图5为本发明实施例中的数据预测方法中的训练过程图。
- [0048] 图6为本发明实施例中的数据预测方法中的训练过程图。
- [0049] 图7为本发明实施例中的数据预测方法中的训练过程图。
- [0050] 图8为本发明实施例中的数据预测方法中的训练过程图。
- [0051] 图9为本发明实施例中的数据预测装置的结构框图。

具体实施方式

[0052] 下面,结合附图对本发明的具体实施例进行详细的描述,但不作为本发明的限定。

[0053] 应理解的是,可以对此处公开的实施例做出各种修改。因此,下述说明书不应该视为限制,而仅是作为实施例的范例。本领域的技术人员将想到在本公开的范围和精神内的其他修改。

[0054] 包含在说明书中并构成说明书的一部分的附图示出了本公开的实施例,并且与上面给出的对本公开的大致描述以及下面给出的对实施例的详细描述一起用于解释本公开的原理。

[0055] 通过下面参照附图对给定为非限制性实例的实施例的优选形式的描述,本发明的这些和其它特性将会变得显而易见。

[0056] 还应当理解,尽管已经参照一些具体实例对本发明进行了描述,但本领域技术人员能够确定地实现本发明的很多其它等效形式,它们具有如权利要求所述的特征并因此都位于借此所限定的保护范围内。

[0057] 当结合附图时,鉴于以下详细说明,本公开的上述和其他方面、特征和优势将变得更为显而易见。

[0058] 此后参照附图描述本公开的具体实施例;然而,应当理解,所公开的实施例仅仅是本公开的实例,其可采用多种方式实施。熟知和/或重复的功能和结构并未详细描述以避免不必要或多余的细节使得本公开模糊不清。因此,本文所公开的具体的结构性和功能性细节并非意在限定,而是仅仅作为权利要求的基础和代表性基础用于教导本领域技术人员以实质上任意合适的详细结构多样地使用本公开。

[0059] 本说明书可使用词组“在一种实施例中”、“在另一个实施例中”、“在又一实施例中”或“在其他实施例中”,其均可指代根据本公开的相同或不同实施例中的一个或多个。

[0060] 下面,结合附图详细的说明本发明实施例。

[0061] 如图1所示,本发明实施例提供一种数据预测方法,包括:

[0062] 获得非线性数据;

[0063] 确定非线性数据的差值序列;

[0064] 确定关于预测值的置信区间;

[0065] 基于差值序列及置信区间训练预测模型;

[0066] 获得经预测模型生成的预测差值;

[0067] 对预测差值进行还原处理形成真实预测值。

[0068] 例如,系统获得非线性数据,具体可以是历史非线性数据。获得非线性数据后,对该非线性数据进行求差,以得到差值序列。然后计算确定预测值的置信区间的上下阈值,以用于限制预测值的误差,避免其偏离实际值过大。该置信区间可以是基于历史预测值及历史真实值进行分析确定的,也可以是基于非线性数据计算确定的。在获得了置信区间以及差值序列后,基于该置信区间以及差值序列对预置的预测模型进行训练,以确定模型架构中的各个权重。该预测模型训练好后,其进行预测得到的值以预测差值的形式展现,即并非为真实值,故系统在得到预测差值后会对其进行还原处理形成真实预测值,用户可以基于该真实预测值预测剩余非线性数据的走向。

[0069] 本实施例中的数据预测方法并不是直接通过非线性数据训练模型,而是通过对非

线性数据进行求差,并设置预测值置信区间,之后再代入预测模型中进行训练,如此可使得预测模型的预测精度提升,无需设置复杂的状态方程即可提升预测精度。之后通过对预测模型的预测差值进行还原处理便可形成真实预测值,整体过程简单便捷,显著提升了预测效率,并能够有效确保预测精度。

[0070] 具体地,本实施例中对非线性数据的差值序列时,包括:

[0071] 确定相邻两个非线性数据的差值,得到差值序列。

[0072] 例如,将获得的历史非线性数据/原始的非线性数据求差得出差值序列,假设原数据数量为n,则求差后数据数量为n-1。具体求差公式为:

$$[0073] \quad \Delta x_{i-1} = x_i - x_{i-1} \quad i=1, 2, 3 \dots$$

[0074] 可选地,本实施例中的方法还包括:

[0075] 对差值序列进行数据标准化处理,得到标准化差值序列。

[0076] 具体地,如图2所示,本实施例中的方法是采取Z-Score标准化方法,包括将得到的差值减去数据序列的均值 μ ,再除以标准差 σ 实现数据标准化处理。采用的公式包括:

$$[0077] \quad \tilde{x} = \frac{\Delta x - \mu}{\sigma}$$

$$[0078] \quad \text{其中, } \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-1} \Delta x_i, \quad \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n-1} (\Delta x_i - \mu)^2}{n}}。$$

[0079] 进一步地,在确定关于预测值的置信区间时,包括:

[0080] 基于数据概率密度函数计算确定用于限制预测值误差的置信区间,置信区间为:

$$[0081] \quad \left[\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} \right]$$

[0082] 其中, α 包括0.03,实际应用时也可取为其他数值。

[0083] 本实施例中为了限制预测值不偏离实际值过大,设置了用于限制预测值的置信区间。如图3和图4所示,从数据概率密度函数拟合训练数据可以看出非线性数据属于正态分布,其中枢轴变量U符合[0,1]正态分布,置信区间计算公式包括:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$[0084] \quad U = \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$$

$$P\{|U| \leq u_{\alpha/2}\} = 1 - \alpha$$

[0085] 置信度为1- α 的置信区间为:

$$[0086] \quad \left[\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} \right]$$

[0087] 其中 α 是显著性水平,P表示概率,(1- α)指置信水平;

[0088] 为了保证精度,本实施例设置 97%的置信区间作为预测值的阈值,此时 $\alpha=0.03$ 。其中,如果预测值 P_{pred} 大于置信区间上限则等于上限,小于下限则等于下限,具体包括:

$$[0089] \quad P_{pred} = \begin{cases} \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}, & P_{pred} > \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}} \\ \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}, & P_{pred} \leq \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}} \end{cases}$$

[0090] 进一步地,本实施例中基于差值序列及置信区间训练预测模型,包括:

[0091] 将差值序列划分为匹配地输入数据及输出数据,并对应输入至深度学习模型中进行训练;

[0092] 利用损失函数均方差对深度学习模型进行反馈调整神经元权重;

[0093] 利用置信区间限制深度学习模型生成的预测差值。

[0094] 例如,本实施例中是将求得的差值序列送入深度学习模型进行训练,该模型可以采用LSTM深度学习模型,具体通过损失函数均方差 (Mean square error, MSE) 进行反馈调整神经元权重,同时对于模型输出的预测差值,通过置信区间进行限制,进行实现模型的训练。

[0095] 进一步地,在获得经预测模型生成的预测差值时,包括:

[0096] 获得预测模型生成的预测差值,并对预测差值进行去标准化处理。

[0097] 本实施例中,由于用于训练的数据经过了标准化,即用于训练模型的数据是经过标准化处理的,因此模型输出的预测差值也是标准化值,故需要将预测差值进行还原,也即是去标准化。该还原处理可以根据标准化公式进行反向操作即可。例如,假设预测差值为 y ,则其还原公式如下式:

$$[0098] \quad y' = y * \sigma + \mu$$

[0099] 进一步地,本实施例中在对预测差值进行还原处理形成真实预测值时,包括:

[0100] 基于下述公式对预测差值进行还原处理形成真实预测值:

$$[0101] \quad Y_k = x_n + \sum_{i=1}^k y'_i$$

[0102] y'_i 为预测差值, x_n 为预测起始点(即开始预测的第一个数据点)的前一个数据,或可认为是用于训练的最后最后一个数据, Y_k 为真实预测值。

[0103] 具体地,经过复原后的 y' 为预测的变化差值,为得到真实预测值,还需要将其再次进行还原处理。而由于该差值是取决于最后的训练数据 x_n , 那么预测的第一个值 Y_1 与 x_n 的差值则为 y'_1 , 第二个预测值 Y_2 与 x_n 的差值为 $y'_1 + y'_2$, 依此类推, 则第 K 个预测值 Y_n 与 x_n 的差值则为 $y'_1 + y'_2 + \dots + y'_k$, 据此,故可通过下式求出实际的预测值 Y :

$$[0104] \quad Y_k = x_n + \sum_{i=1}^k y'_i$$

[0105] 为了验证本实施例中数据预测方法,本实施例通过使用锂离子健康状态指数数据来进行测试,测试分别采用40%,50%,60%,70%的数据作为训练数据,来预测剩余数据的走

向。具体预测曲线可参见图5至图8,以及下述表格:

表预测结果误差

[0106]	训练数据比例	40%	50%	60%	70%
	RMSE	0.73E-02	0.31E-02	0.56E-02	0.45E-02

[0107] 由该多个图可以看出,基于本实施例的方法进行数据预测时,其预测曲线与真实值的贴合率极高。通过对预测数据求取均方差可以看出本实施例的预测方法对数据走向的预测误差率最低可以达到0.0031或0.31E-02,显著提升了预测准确度,且整体预测过程简单,完全不涉及复杂的状态方程。

[0108] 另外,本实施例中的线性数据,经求差后,其变异系数绝对值由原来的0.035变为23.275,几乎是原来的662倍(变异系数的求解公式见下式),而变异系数越大越容易进行特征提取,也就是训练精度,效果更佳,使得训练出的预测模型更能够准确提取出非线性数据间的特征关系,进而实现高准确率预测。同时,如下述表格所示,

表差值正负数比例

[0109]	数据比例	40%	50%	60%	70%
	正/负数比例	1:1	0.99:1	1:1	0.98:1

[0110] 本实施例中计算出的差值的正负数比例几乎各占一半,如此更有利于模型的训练,为后续数据的预测提供了显著优势。

[0111]
$$ACV = \left| \frac{s}{\mu} \right|$$

[0112] S为数据标准差,μ为数据均值。

[0113] 如图9所示,本发明另一实施例同时提供一种数据预测装置,包括:

[0114] 第一获得模块,用于获得历史非线性数据;

[0115] 第一确定模块,用于确定所述原始非线性数据的差值序列;

[0116] 第二确定模块,用于确定关于预测值的置信区间;

[0117] 训练模块,用于根据所述差值序列及置信区间训练预测模型;

[0118] 第二获得模块,用于获得经所述预测模型生成的预测差值;

[0119] 还原模块,用于对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值。

[0120] 作为一可选实施例,所述确定所述原始非线性数据的差值序列,包括:

[0121] 确定相邻两个所述非线性数据的差值,得到所述差值序列。

[0122] 作为一可选实施例,还包括:

[0123] 处理模块,用于对所述差值序列进行数据标准化处理,得到标准化差值序列。

[0124] 作为一可选实施例,所述确定关于预测值的置信区间,包括:

[0125] 基于数据概率密度函数计算确定用于限制预测值误差的置信区间,所述置信区间

为：

$$[0126] \quad \left[\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}} \right]$$

[0127] 其中,所述 α 包括0.03,实际应用时也可取为其他数值。

[0128] 作为一可选实施例,所述基于所述差值序列及置信区间训练预测模型,包括:

[0129] 将所述差值序列划分为匹配地输入数据及输出数据,并对应输入至深度学习模型中进行训练;

[0130] 利用损失函数均方差对所述深度学习模型进行反馈调整神经元权重;

[0131] 利用所述置信区间限制所述深度学习模型生成的预测差值。

[0132] 作为一可选实施例,所述获得经所述预测模型生成的预测差值,包括:

[0133] 获得所述预测模型生成的预测差值,并对所述预测差值进行去标准化处理。

[0134] 作为一可选实施例,所述对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值,包括:

[0135] 基于下述公式对所述预测差值进行还原处理形成真实预测值:

$$[0136] \quad Y_k = x_n + \sum_{i=1}^k y'_i$$

[0137] 所述 y'_i 为预测差值,所述 x_n 为预测起始点(即开始预测的第一个数据点)的前一个数据,或可认为是用于训练的最后一个数据,所述 Y_k 为真实预测值。

[0138] 进一步地,本申请另一实施例还提供一种电子设备,包括:

[0139] 一个或多个处理器;

[0140] 存储器,配置为存储一个或多个程序;

[0141] 当该一个或多个程序被该一个或多个处理器执行时,使得该一个或多个处理器实现上述预测方法。

[0142] 本申请一实施例还提供一种存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上所述的预测方法。应理解,本实施例中的各个方案具有上述方法实施例中对应的技术效果,此处不再赘述。

[0143] 本申请实施例还提供了一种计算机程序产品,所述计算机程序产品被有形地存储在计算机可读介质上并且包括计算机可读指令,所述计算机可执行指令在被执行时使至少一个处理器执行诸如上文所述实施例中的预测方法。应理解,本实施例中的各个方案具有上述方法实施例中对应的技术效果,此处不再赘述。

[0144] 需要说明的是,本申请的计算机存储介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读介质例如可以但不限于是电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储介质(RAM)、只读存储介质(ROM)、可擦式可编程只读存储介质(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储介质(CD-ROM)、光存储介质件、磁存储介质件、或者上述的任意合适的组合。在本申请中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本申请

中,计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输配置为由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于:无线、天线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0145] 本领域内的技术人员应明白,本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器和光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0146] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0147] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0148] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0149] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

[0150] 以上实施例仅为本发明的示例性实施例,不用于限制本发明,本发明的保护范围由权利要求书限定。本领域技术人员可以在本发明的实质和保护范围内,对本发明做出各种修改或等同替换,这种修改或等同替换也应视为落在本发明的保护范围内。

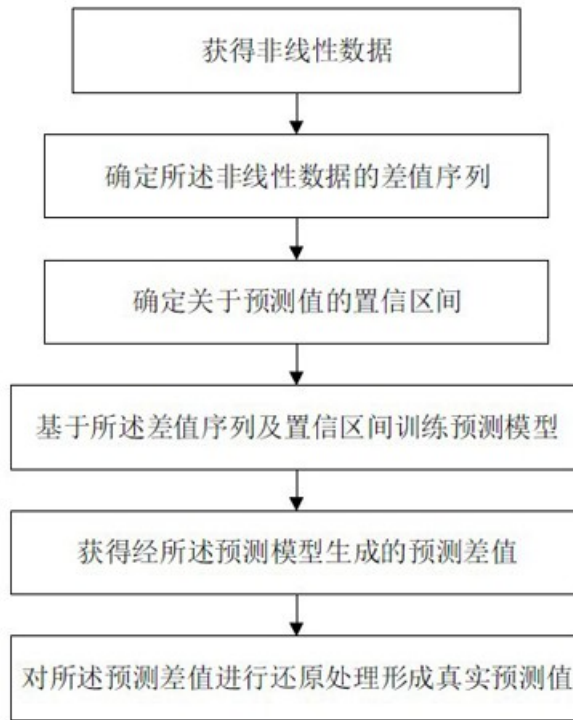


图1



图2

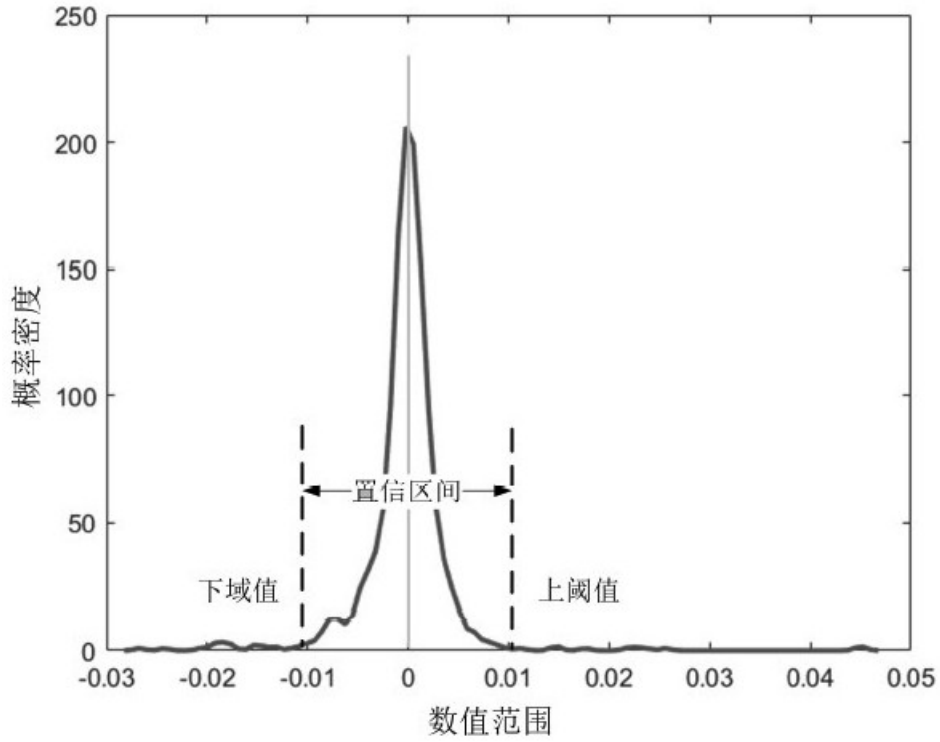


图3

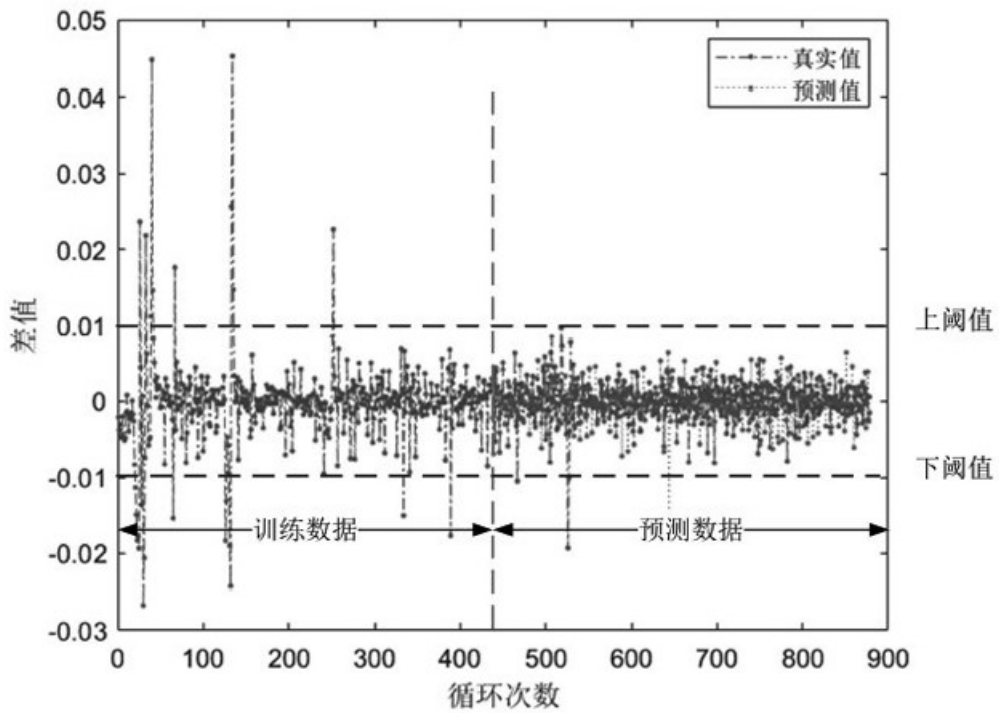


图4

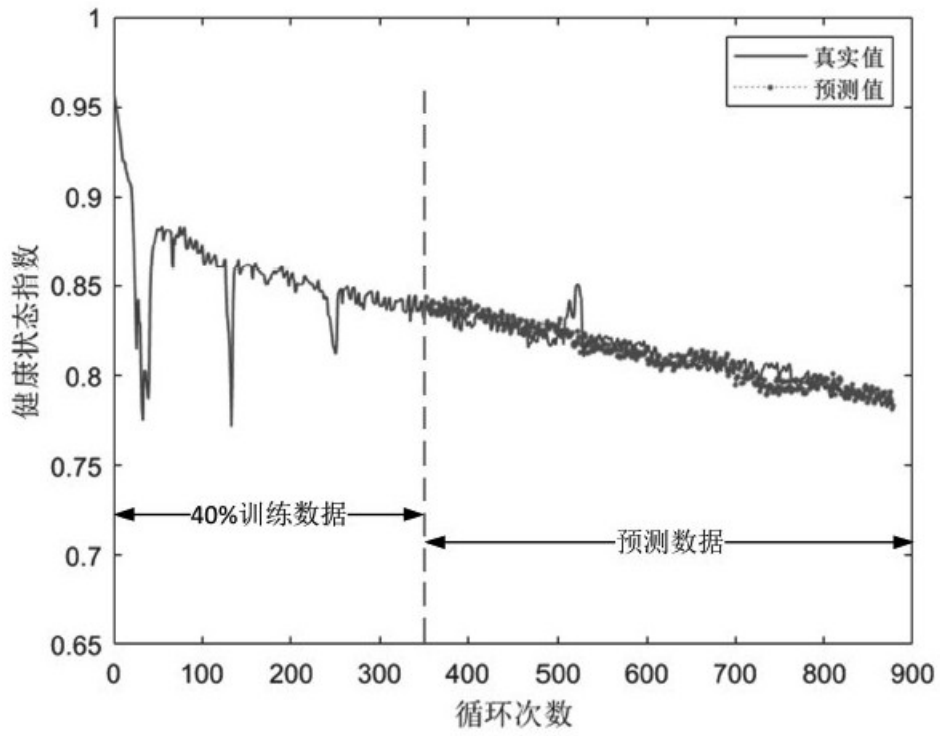


图5

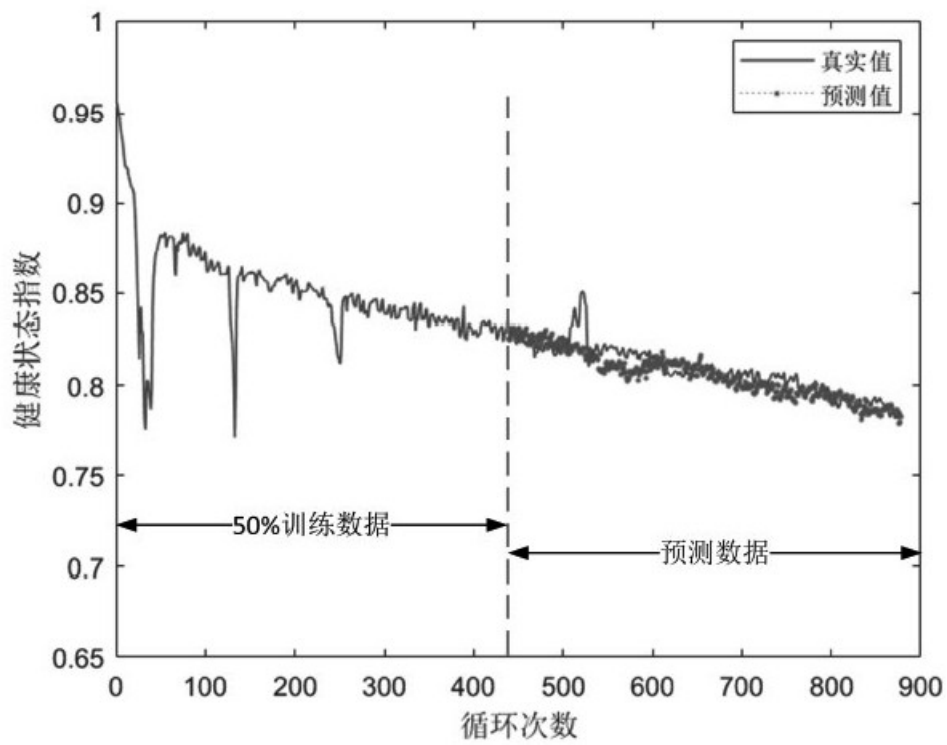


图6

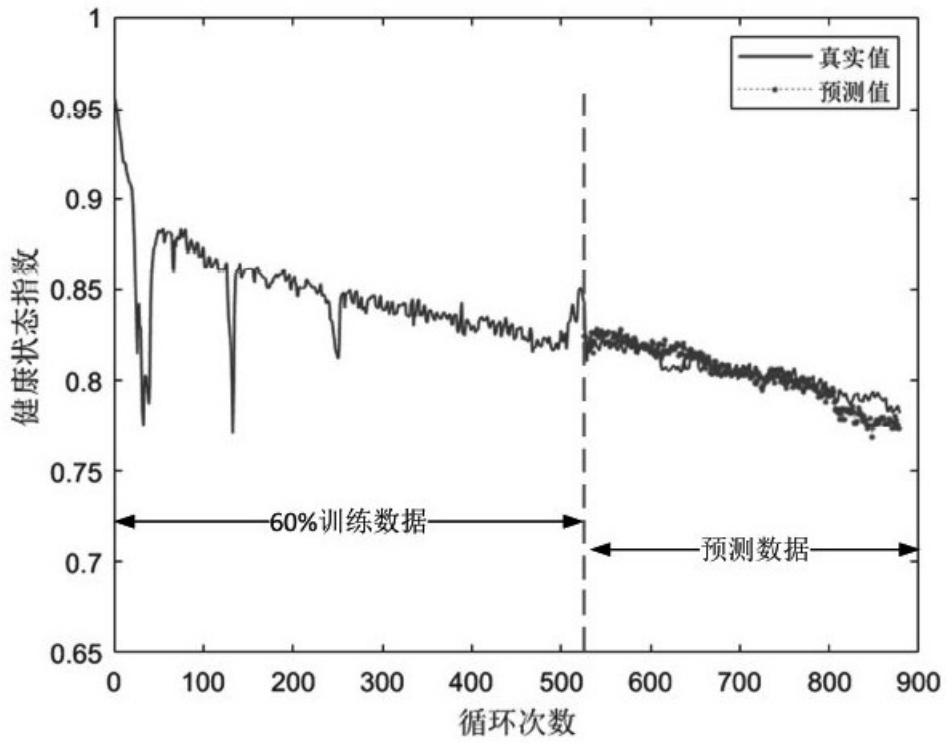


图7

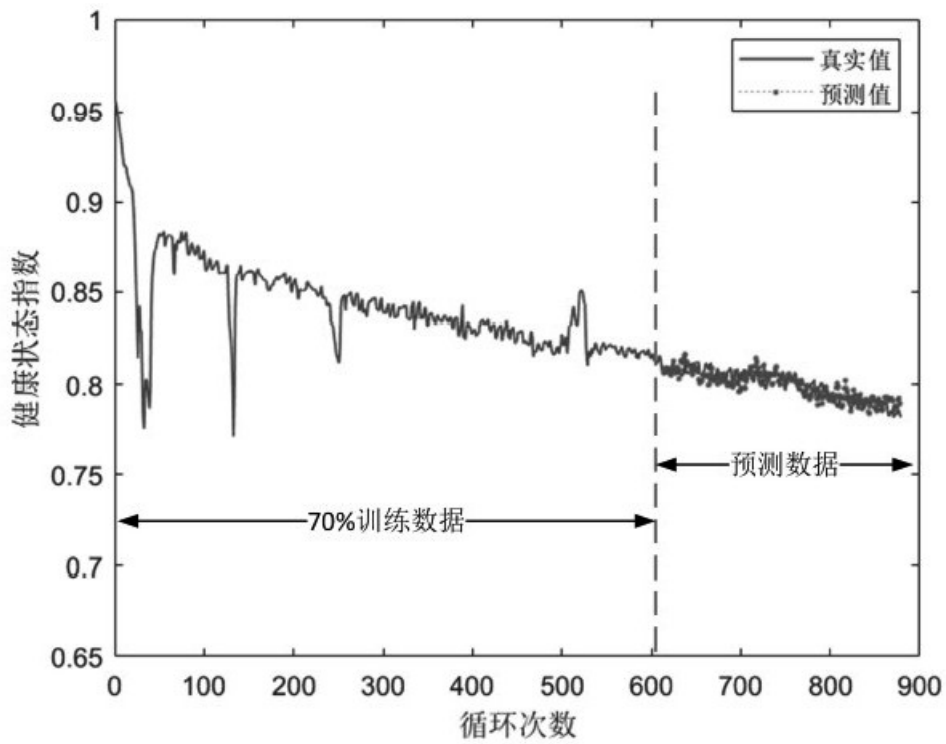


图8



图9