



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114839552 B

(45) 授权公告日 2025. 05. 02

(21) 申请号 202210365645.X

(22) 申请日 2022.04.08

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 114839552 A

(43) 申请公布日 2022.08.02

(73) 专利权人 泉州装备制造研究所
地址 362216 福建省泉州市晋江市罗山街
道苏内社区溪东路166号

(72) 发明人 林名强 吴健 严晨昊

(74) 专利代理机构 厦门市首创君合专利事务所
有限公司 35204
专利代理师 李秀梅

(51) Int. Cl.
G01R 31/392 (2019.01)
G01R 31/367 (2019.01)

(56) 对比文件

EP 3503274 A1, 2019.06.26
CN 113640674 A, 2021.11.12
CN 112557907 A, 2021.03.26

审查员 陈文琛

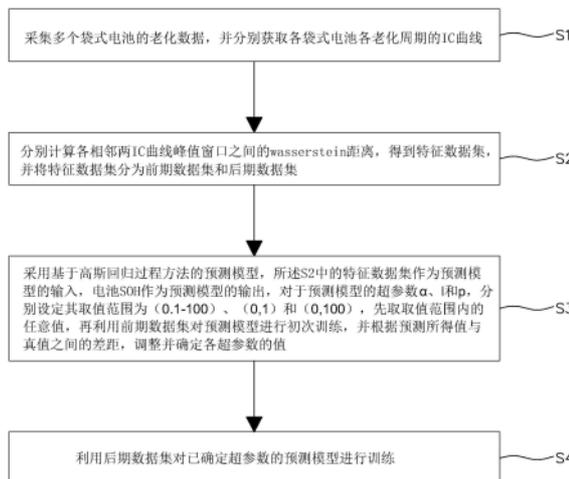
权利要求书1页 说明书3页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法及装置

(57) 摘要

本发明提供一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法及装置,方法包括如下步骤:S1、采集多个袋式电池的老化数据,并分别获取各袋式电池各老化周期的IC曲线;S2、分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,得到特征数据集;S3、采用基于高斯回归过程方法的预测模型,对于预测模型的超参数 α 、 l 和 p ,分别设定其取值范围为(0.1,100)、(0,1)和(0,100),先取取值范围内的任意值,再利用前期数据集对预测模型进行初次训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值;S4、利用后期数据集对已确定超参数的预测模型进行训练。本发明无需建立电池模型,以wasserstein距离作为预测模型的特征,适合SOH的在线估计,且估计精度高,实用性强。



1. 一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,其特征在于:包括如下步骤:

S1、采集多个袋式电池的老化数据,并分别获取各袋式电池各老化周期的IC曲线,其中,IC表示一个连续的电压增量上所增加的电池电量;

S2、分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,得到特征数据集,并将特征数据集分为前期数据集和后期数据集;

S3、采用基于高斯回归过程方法的预测模型,所述S2中的特征数据集作为预测模型的输入,电池SOH作为预测模型的输出,对于预测模型的超参数 α 、 l 和 p ,分别设定其取值范围为(0.1-100)、(0,1)和(0,100),先取取值范围内的任意值,再利用前期数据集对预测模型进行初次训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值;

S4、利用后期数据集对已确定超参数的预测模型进行训练;所述S3中,当预测所得值与真值之间的差距大于第一阈值时,则调低超参数 α 的值、调高超参数 l 和 p 的值,当预测所得值与真值之间的差距小于第二阈值时,则调高超参数 α 的值、调低超参数 l 和 p 的值,调整额度应在经验区间的10%以内,经验区间从步骤S3中的各超参数的取值范围内选出。

2. 根据权利要求1所述的一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,其特征在于:所述S2中,分别利用差分公式对各IC曲线进行采样,得到采样数据集,并通过Pytorch进行Sinkhorn迭代,以获取相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离。

3. 根据权利要求1或2所述的一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,其特征在于:所述S2中,所述峰值窗口为以IC曲线峰值为中心的宽度为3的区间。

4. 根据权利要求1或2所述的一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,其特征在于:所述预测模型中,高斯过程的核函数为协方差函数。

5. 根据权利要求1或2所述的一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,其特征在于:所述S1中,所述IC具体计算公式为: $IC = \frac{dQ}{dU}$,其中,Q为电池容量,U为电池电压。

6. 一种基于wasserstein距离的电池SOH估计装置,其特征在于:包括:采集模块:用于采集多个袋式电池的老化数据,并分别获取各袋式电池各老化周期的IC曲线,其中,IC表示一个连续的电压增量上所增加的电池电量;特征数据集获取模块:用于分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,得到特征数据集,并将特征数据集分为前期数据集和后期数据集;参数确定模块:采用基于高斯回归过程方法的预测模型,将特征数据集作为预测模型的输入,电池SOH作为预测模型的输出,对于预测模型的超参数 α 、 l 和 p ,分别设定其取值范围为(0.1,100)、(0,1)和(0,100),先取取值范围内的任意值,再利用前期数据集对预测模型进行初次训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值;模型训练模块:利用后期数据集对已确定超参数的预测模型进行训练;所述参数确定模块中,当预测所得值与真值之间的差距大于第一阈值时,则调低超参数 α 的值、调高超参数 l 和 p 的值,当预测所得值与真值之间的差距小于第二阈值时,则调高超参数 α 的值、调低超参数 l 和 p 的值,调整额度应在经验区间的10%以内,经验区间从各超参数的取值范围内选出。

7. 根据权利要求6所述的一种基于wasserstein距离的电池SOH估计装置,其特征在于:所述特征数据集获取模块中,分别利用差分公式对各IC曲线进行采样,得到采样数据集,并通过Pytorch进行Sinkhorn迭代,以获取相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离。

一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法及装置。

背景技术

[0002] 常用的SOH(电池健康状态)定义为 $SOH=C_{now}/C_0$,其中 C_{now} 为电池当前时刻满充后的最大可用容量, C_0 则代表着电池出厂时的最大可用容量。准确的电池健康状态估计是BMS(电池管理系统)的关键环节,SOH是表征电池老化程度的重要指标,一般认为该值降至70%-80%即视为寿命终止。

[0003] SOH的测量与直接的电压电流测量不同,只能通过对电池特征的观测,并结合相应的数学模型进行估计和预测,现有技术中,可通过模型驱动进行预测,但基于模型驱动的方法需要建立电池模型,计算复杂,不适合BMS的在线应用。

发明内容

[0004] 本发明提出一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法及装置,无需建立电池模型,以wasserstein距离作为预测模型的特征,适合SOH的在线估计,且估计精度高,实用性强。

[0005] 本发明通过以下技术方案实现:

[0006] 一种基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,包括如下步骤:

[0007] S1、采集多个袋式电池的老化数据,并分别获取各袋式电池各老化周期的IC曲线,其中,IC表示一个连续的电压增量上所增加的电池电量;

[0008] S2、分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,得到特征数据集,并将特征数据集分为前期数据集和后期数据集;

[0009] S3、采用基于高斯回归过程方法的预测模型,所述S2中的特征数据集作为预测模型的输入,电池SOH作为预测模型的输出,对于预测模型的超参数 α 、 l 和 p ,分别设定其取值范围为(0.1,100)、(0,1)和(0,100),先取取值范围内的任意值,再利用前期数据集对预测模型进行初次训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值;

[0010] S4、利用后期数据集对已确定超参数的预测模型进行训练。

[0011] 进一步的,所述S2中,分别利用差分公式对各IC曲线进行采样,得到采样数据集,并通过Pytorch进行Sinkhorn迭代,以获取相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离。

[0012] 进一步的,所述S1中,所述多个袋式电池的老化数据具体为预先记录的八个标称740Ma·h的袋式电池的老化数据。

[0013] 进一步的,所述S2中,所述峰值窗口为以IC曲线峰值为中心的宽度为3的区间。

[0014] 进一步的,所述S3中,所述参数确定模块中,当预测所得值与真值之间的差距大于第一阈值时,则调低超参数 α 的值、调高超参数 l 和 p 的值,当预测所得值与真值之间的差距小于第二阈值时,则调高超参数 α 的值、调低超参数 l 和 p 的值,调整额度应在经验区间的

10%以内,经验区间从步骤S3中的各超参数的取值范围内选出。

[0015] 进一步的,所述预测模型中,高斯过程的核函数为协方差函数。

[0016] 进一步的,所述S1中,所述IC具体计算公式为: $IC = \frac{dQ}{dU}$,其中,Q为电池容量,U为电池电压。

[0017] 本发明还通过以下技术方案实现:

[0018] 一种基于wasserstein距离的电池SOH估计装置,包括:

[0019] 采集模块:用于采集多个袋式电池的老化数据,并分别获取各袋式电池各老化周期的IC曲线,其中,IC表示一个连续的电压增量上所增加的电池电量;

[0020] 特征数据集获取模块:用于分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,得到特征数据集,并将特征数据集分为前期数据集和后期数据集;

[0021] 参数确定模块:采用基于高斯回归过程方法的预测模型,将特征数据集作为预测模型的输入,电池SOH作为预测模型的输出,对于预测模型的超参数 α 、 l 和 p ,分别设定其取值范围为(0.1,100)、(0,1)和(0,100),先取取值范围内的任意值,再利用前期数据集对预测模型进行初次训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值;

[0022] 模型训练模块:利用后期数据集对已确定超参数的预测模型进行训练。

[0023] 进一步的,所述特征数据集获取模块中,分别利用差分公式对各IC曲线进行采样,得到采样数据集,并通过Pytorch进行Sinkhorn迭代,以获取相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离。

[0024] 进一步的,所述参数确定模块中,当预测所得值与真值之间的差距大于第一阈值时,则调低超参数 α 的值、调高超参数 l 和 p 的值,当预测所得值与真值之间的差距小于第二阈值时,则调高超参数 α 的值、调低超参数 l 和 p 的值,调整额度应在经验区间的10%以内,经验区间从各超参数的取值范围内选出。

[0025] 本发明具有如下有益效果:

[0026] 1、本发明首先获取各袋式电池各老化周期的IC曲线,然后分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,以得到特征数据集,特征数据集分为前期数据集和后期数据集,利用前期数据集对基于高斯回归过程方法的也测模型进行训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值,最后利用后期数据集对预测模型进行训练,将缓慢变化的充电电压转化为IC曲线峰值高度,并计算各相邻IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,能够得到更为准确的电池状态特征,再与高斯回归过程方法相结合,能够使预测结果更为准确,且无需建立电池模型,计算也更为简单,实用性更强,适合SOH的在线估计。

[0027] 2、分别利用差分公式对各IC曲线进行采样,得到采样数据集,并通过Pytorch进行Sinkhorn迭代,以获取相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,使得预测模型建立过程中,具有更多的灵活性。

附图说明

[0028] 下面结合附图对本发明做进一步详细说明。

[0029] 图1为本发明的流程图。

具体实施方式

[0030] 如图1所示,基于wasserstein距离的电池SOH估计方法,包括如下步骤:

[0031] S1、采集预先记录的八个标称740Ma·h的袋式电池的老化数据,并通过Matlab分别获取各袋式电池各老化周期的IC曲线,其中,IC表示一个连续的电压增量上所增加的电池电量,IC具体计算公式为:

[0032] $IC = \frac{dQ}{dU}$,其中,Q为电池容量,U为电池电压;

[0033] 与标准电压老化测量不同,IC分析是从电极水平研究电池的老化机制,随着老化次数的增加,IC曲线变得逐渐平缓,曲线峰值降低,并在老化过程中随着电池内部材料的变化而变化;

[0034] S2、分别计算各相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离,得到特征数据集,并将特征数据集分为前期数据集和后期数据集;

[0035] 在本实施例中,分别利用差分公式对各IC曲线进行采样,得到采样数据集,再将峰值窗口内的采样数据通过Pytorch进行Sinkhorn迭代,以获取相邻两IC曲线峰值窗口之间的wasserstein距离;

[0036] 在本实施例中,该峰值窗口是以IC曲线峰值为中心的的长度为3的区间;在本实施例中,峰值窗口设定为电压为3.26v-3.54v的区间;

[0037] S3、采用基于高斯回归过程方法的预测模型,所述S2中的特征数据集作为预测模型的输入,电池SOH作为预测模型的输出,对于预测模型的比例系数超参数 α 、特征长度尺度超参数 l 和周期超参数 p ,分别设定其取值范围为(0.1,100)、(0,1)和(0,100),先取取值范围内的任意值,再利用前期数据集对预测模型进行初次训练,并根据预测所得值与真值之间的差距,调整并确定各超参数的值;

[0038] 更具体地,首先确定数据点为一个高斯过程的采样点,高斯回归过程的核函数为协方差函数;再根据后延概率确定预测的表达式,通常情况下要求似然估计最大,通过最大似然估计求解超参数,超参数即表达式中无法确定的未知量;

[0039] 预测所得值即为预测容量曲线,真值是所记录的真实容量曲线,当预测所得值与真值之间的差距大于第一阈值时,则调低超参数 α 的值、调高超参数 l 和 p 的值,当预测所得值与真值之间的差距小于第二阈值时,则调高超参数 α 的值、调低超参数 l 和 p 的值,调整额度应在经验区间的10%以内,该经验区间上述各超参数的取值范围内选出;在本实施中,预测所得值与真值之间的差距也可采用wasserstein距离计算,计算过程现有技术,第一阈值设置为0.89,第二阈值设置为0.67;

[0040] S4、利用后期数据集对已确定超参数的预测模型进行训练。

[0041] 以上所述,仅为本发明的较佳实施例而已,故不能以此限定本发明实施的范围,即依本发明申请专利范围及说明书内容所作的等效变化与修饰,皆应仍属本发明专利涵盖的范围内。

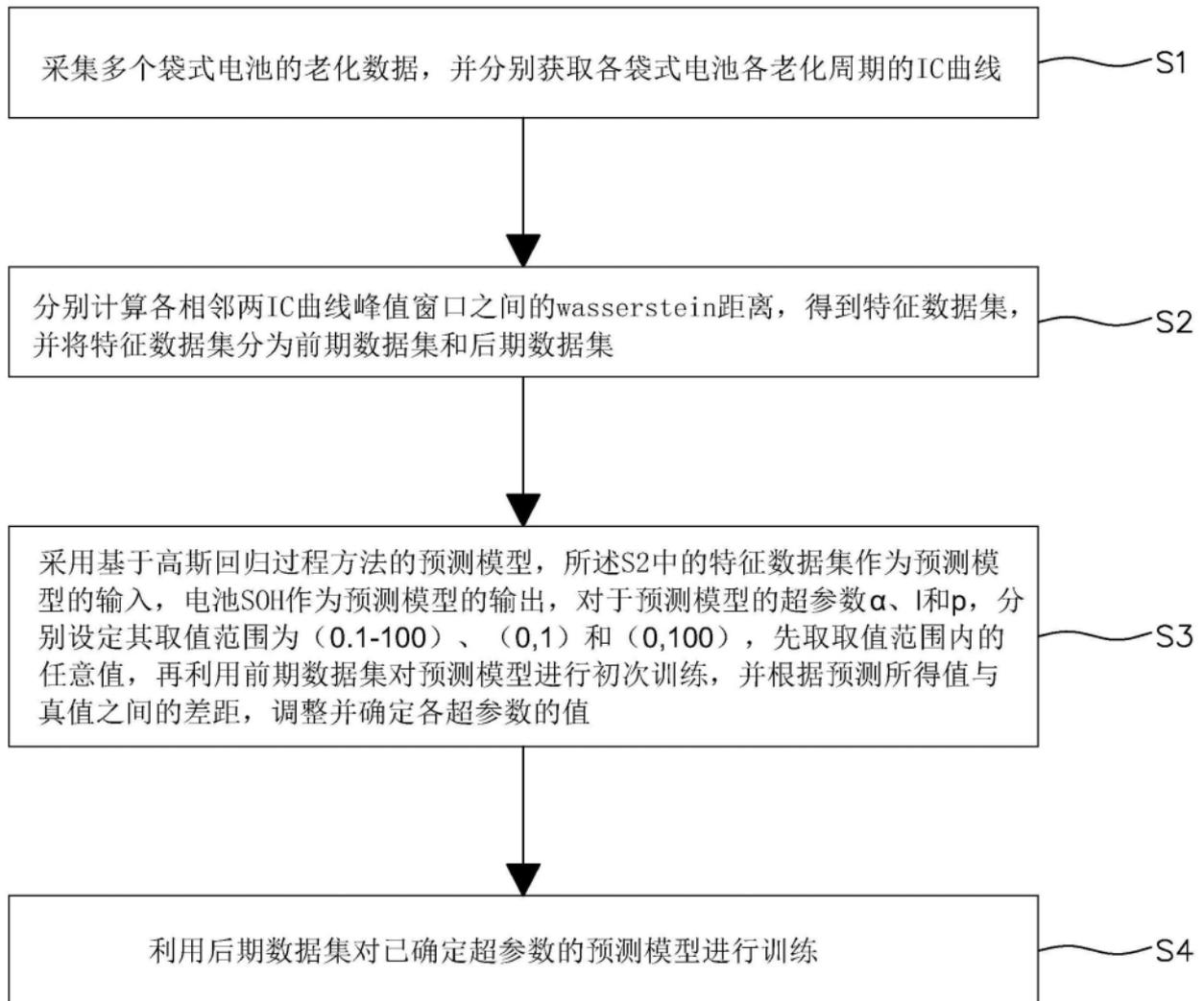


图1