



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116184212 A

(43) 申请公布日 2023. 05. 30

(21) 申请号 202211714219.9

G06N 3/084 (2023.01)

(22) 申请日 2022.12.27

G06N 3/086 (2023.01)

(71) 申请人 联合汽车电子有限公司

G06F 18/214 (2023.01)

地址 201206 上海市浦东新区榕桥路555号

G06N 3/044 (2023.01)

(72) 发明人 李鹄 黄付强 许建昌 王景涛

柯希春 庄兵

(74) 专利代理机构 上海思微知识产权代理事务  
所(普通合伙) 31237

专利代理师 郑星

(51) Int. Cl.

G01R 31/367 (2019.01)

G01R 31/385 (2019.01)

G01R 31/387 (2019.01)

G01R 31/392 (2019.01)

G06N 3/043 (2023.01)

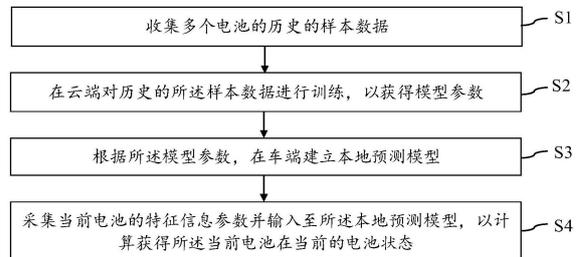
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

电池状态估算方法及装置和可读存储介质

(57) 摘要

本发明提供了一种电池状态估算方法及装置和可读存储介质,电池状态估算方法包括:收集多个电池的历史的样本数据;在云端对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;根据所述模型参数,在车端建立本地预测模型;采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。本发明的技术方案能够有效提升当前电池状态估算的准确度,且在断网场景下也能实时获取当前电池状态。



1. 一种电池状态估算方法,其特征在于,包括:  
收集多个电池的历史的样本数据;  
在云端对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;  
根据所述模型参数,在车端建立本地预测模型;  
采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。
2. 如权利要求1所述的电池状态估算方法,其特征在于,所述电池状态包括电池充电剩余时间或电池剩余能量。
3. 如权利要求2所述的电池状态估算方法,其特征在于,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述样本数据包括实际充电时间和对应的特征信息参数;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述样本数据包括实际放电能量和对应的特征信息参数。
4. 如权利要求3所述的电池状态估算方法,其特征在于,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、充电电流、充电桩最大充电电流和环境温度;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、环境温度、平均车速和平均放电电流。
5. 如权利要求1所述的电池状态估算方法,其特征在于,在所述云端对历史的所述样本数据进行训练的方法包括二叉树。
6. 如权利要求1所述的电池状态估算方法,其特征在于,在所述车端采用模糊神经网络模型建立所述本地预测模型。
7. 如权利要求6所述的电池状态估算方法,其特征在于,所述模糊神经网络模型包括局部线性模型树。
8. 如权利要求7所述的电池状态估算方法,其特征在于,所述模型参数包括各个局部模型参数、高斯中心和标准差。
9. 一种电池状态估算装置,其特征在于,包括:  
云端大数据系统,用于收集多个电池的历史的样本数据,以及用于对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;  
车端的电池管理系统,用于根据所述模型参数建立本地预测模型,以及用于采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。
10. 如权利要求9所述的电池状态估算装置,其特征在于,所述电池状态包括电池充电剩余时间或电池剩余能量。
11. 如权利要求10所述的电池状态估算装置,其特征在于,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述样本数据包括实际充电时间和对应的特征信息参数;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述样本数据包括实际放电能量和对应的特征信息参数。
12. 如权利要求11所述的电池状态估算装置,其特征在于,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、充电电流、充电桩最大充电电流和环境温度;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、环境温度、平均车速和平均放电

电流。

13. 一种可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被一处理器执行时实现权利要求1至8中任一项所述的电池状态估算方法。

## 电池状态估算方法及装置和可读存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及电动汽车技术领域,特别涉及一种电池状态估算方法及装置和可读存储介质。

### 背景技术

[0002] 新能源汽车的电池管理系统(BMS)用于监控和估算动力电池的各项状态和参数,例如估算充电剩余时间、估算剩余能量等。

[0003] 以估算充电剩余时间为例,相对于内燃机汽车,新能源汽车的主要痛点是补能时间较长,用户在车辆补能充电过程中需要规划自己的时间,会格外关注充电剩余时间的准确性,因此,充电剩余时间的估算精度对于提升用户感受至关重要。目前常用的估算充电剩余时间的方法有两类:一类是基于车辆BMS控制器的内置算法,一类是基于大数据模型的云端算法。

[0004] 其中,基于车辆BMS控制器的内置算法受限于单片机的计算能力,只能根据当前电池荷电状态(SOC)、电池温度、充电电流等参数预测充电剩余时间,由于充电过程中电池温升、环境温度、电池老化程度等不确定因素较多,因此该类算法的实际效果较差,存在比较大的偏差。

[0005] 基于大数据模型的云端算法通过大数据系统收集大量车辆上传的实际充电时间样本数据,在云端训练机器学习模型,车辆开始充电时将特征信息上传到训练好的云端模型,云端模型将预测的充电剩余时间发送给车辆,从而实现充电剩余时间的估算。云端模型训练了大量的实车充电数据,更加贴合车辆实际使用场景,相对基于车辆BMS控制器的内置算法而言具有更高的准确度。但是,该类算法依赖于云端模型且模型过于复杂,充电剩余时间在云端采用云端模型进行计算,车辆BMS控制器无法进行本地运算,充电剩余时间需要车辆实时从云端获取,当车辆遇到无法进行云端数据传输的场景时,该算法完全无法正常运行,充电剩余时间的准确度会严重下降。

[0006] 因此,需要对估算电池状态的方法进行改进,以有效提升电池状态估算的准确度。

### 发明内容

[0007] 本发明的目的在于提供一种电池状态估算方法及装置和可读存储介质,能够有效提升当前电池状态估算的准确度,且在断网场景下也能实时获取当前电池状态。

[0008] 为实现上述目的,本发明提供了一种电池状态估算方法,包括:

[0009] 收集多个电池的历史的样本数据;

[0010] 在云端对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;

[0011] 根据所述模型参数,在车端建立本地预测模型;

[0012] 采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。

[0013] 可选地,所述电池状态包括电池充电剩余时间或电池剩余能量。

[0014] 可选地,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述样本数据包括实际充电时间和对应的特征信息参数;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述样本数据包括实际放电能量和对应的特征信息参数。

[0015] 可选地,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、充电电流、充电桩最大充电电流和环境温度;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、环境温度、平均车速和平均放电电流。

[0016] 可选地,在所述云端对历史的所述样本数据进行训练的方法包括二叉树。

[0017] 可选地,在所述车端采用模糊神经网络模型建立所述本地预测模型。

[0018] 可选地,所述模糊神经网络模型包括局部线性模型树。

[0019] 可选地,所述模型参数包括各个局部模型的参数、高斯中心和标准差。

[0020] 本发明还提供一种电池状态估算装置,包括:

[0021] 云端大数据系统,用于收集多个电池的历史的样本数据,以及用于对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;

[0022] 车端的电池管理系统,用于根据所述模型参数建立本地预测模型,以及用于采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。

[0023] 可选地,所述电池状态包括电池充电剩余时间或电池剩余能量。

[0024] 可选地,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述样本数据包括实际充电时间和对应的特征信息参数;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述样本数据包括实际放电能量和对应的特征信息参数。

[0025] 可选地,所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、充电电流、充电桩最大充电电流和环境温度;所述电池状态包括电池剩余能量时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、环境温度、平均车速和平均放电电流。

[0026] 本发明还提供一种可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被一处理器执行时实现所述的电池状态估算方法。

[0027] 与现有技术相比,本发明的技术方案具有以下有益效果:

[0028] 1、本发明的电池状态估算方法,由于基于大量车辆的历史样本数据训练获得所述模型参数,使得能够有效提升最终获得的当前电池在当前的电池状态的准确度,解决了车端电池管理系统的控制器内置算法偏差较大的问题;并且,通过在云端对大量的历史的所述样本数据进行训练,有效利用了云端大数据系统的强大算力,提升了训练速度;并且,通过在车端建立本地预测模型,并采集当前电池的特征信息参数输入至车端的所述本地预测模型进行计算,使得当前电池在当前的电池状态能够实时的从车端获取,即使遇到断网场景时计算也能够在车端正常运行,解决了云端算法在断网场景下不可用的问题。

[0029] 2、本发明的电池状态估算装置,由于基于大量车辆的历史样本数据训练获得所述模型参数,使得能够有效提升最终获得的当前电池在当前的电池状态的准确度,解决了车端电池管理系统的控制器内置算法偏差较大的问题;并且,由于采用所述云端大数据系统对大量的历史的所述样本数据进行训练,有效利用了云端大数据系统的强大算力,提升了

训练速度;并且,由于采用车端的电池管理系统建立本地预测模型,并采集当前电池的特征信息参数输入至车端的所述本地预测模型进行计算,使得当前电池在当前的电池状态能够实时的从车端获取,即使遇到断网场景时计算也能够在车端正常运行,解决了云端算法在断网场景下不可用的问题。

[0030] 3、本发明的可读存储介质,其内部存储有相应的程序,能够实现本发明的电池状态估算方法。

#### 附图说明

[0031] 图1是本发明一实施例的电池状态估算方法的流程图;

[0032] 图2是本发明一实施例的局部线性模型树的示意图;

[0033] 图3是本发明一实施例的云端模型训练的流程图;

[0034] 图4是本发明一实施例的电池状态估算装置运行的示意图。

#### 具体实施方式

[0035] 为使本发明的目的、优点和特征更加清楚,以下对本发明提出的电池状态估算方法及装置和可读存储介质作进一步详细说明。需说明的是,附图均采用非常简化的形式且均使用非精准的比例,仅用以方便、明晰地辅助说明本发明实施例的目的。

[0036] 本发明一实施例提供一种电池状态估算方法,参阅图1,图1是本发明一实施例的电池状态估算方法的流程图,所述电池状态估算方法包括:

[0037] 步骤S1、收集多个电池的历史的样本数据;

[0038] 步骤S2、在云端对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;步骤S3、根据所述模型参数,在车端建立本地预测模型;

[0039] 步骤S4、采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。

[0040] 下面参阅图2~图3更为详细的介绍本实施例提供的电池状态估算方法。

[0041] 所述电池状态估算方法用于估算的电池状态可以包括电池充电剩余时间或电池剩余能量等。

[0042] 按照步骤S1,收集多个电池的历史的样本数据。

[0043] 其中,在车端采集所述样本数据,并将所述样本数据传输至云端,所述云端可以收集大量车辆中电池的样本数据作为历史的样本数据,以供后续训练。

[0044] 当所述电池状态包括电池充电剩余时间时,在充电过程中,各台车辆的电池管理系统的控制器采集所述样本数据;当所述电池状态包括电池剩余能量时,在放电过程中,各台车辆的电池管理系统的控制器采集所述样本数据。

[0045] 并且,当所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述样本数据包括实际充电时间和对应的特征信息参数;当所述电池状态包括电池剩余能量时,所述样本数据包括实际放电能量和对应的特征信息参数。

[0046] 当所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述特征信息参数包括初始SOC(电池荷电状态)、初始电池温度、SOH状态(电池健康状态)、当前电池温度、充电电流、充电桩最大充电电流和环境温度等;当所述电池状态包括电池剩余能量时,所述特征信息参数包括初

始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、环境温度、平均车速和平均放电电流等。

[0047] 按照步骤S2,在云端对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数。

[0048] 通过在云端对大量车辆中电池的历史的所述样本数据进行训练,使得在训练稳定之后获得的所述模型参数的准确度得到有效提升,进而使得后续建立的本地预测模型的准确度得到有效提升,从而使得后续计算获得的当前电池在当前的电池状态的准确度得到有效提升。

[0049] 优选的,在所述云端对历史的所述样本数据进行训练的方法包括二叉树,以减少训练的工作量。需要说明的是,在其他实施例中,训练方法还可以包括BP (Back Propagation,反向传播)算法、遗传算法和微粒群算法等。

[0050] 按照步骤S3,根据所述模型参数,在车端建立本地预测模型。

[0051] 其中,所述云端将训练获得的所述模型参数传输至所述车端,以在所述车端建立本地预测模型。

[0052] 其中,在所述车端可以采用模糊神经网络模型建立所述本地预测模型。并且,由于所述车端的电池管理系统的控制器的运算能力有限,优选的,所述模糊神经网络模型包括局部线性模型树,即采用简化的所述模糊神经网络模型建立所述本地预测模型,以提高运算效果,使得建立的所述本地预测模型更加准确。

[0053] 需要说明的是,在其他实施例中,还可以采用BP模糊神经网络模型、RBF (Radial Basis Function,径向基函数)模糊神经网络模型和小波模糊神经网络模型建立所述本地预测模型。

[0054] 以采用所述局部线性模型树建立本地预测模型以及以采用二叉树的方法对历史的所述样本数据进行训练为例,参阅图3,对历史的所述样本数据进行训练的步骤可以包括:

[0055] 首先,读入历史的所述样本数据,并设置最大分割次数N;

[0056] 然后,分别沿q个方向分割,并训练局部模型的参数;

[0057] 然后,分别计算q种分割的全局误差;

[0058] 然后,判断全局误差是否合格,若是(即合格),则训练结束;若否(即不合格),则选择全局误差最小的一种分割,分割次数j+1,并判断j是否等于N;若是(即j等于N),则训练结束;若否(即j不等于N),则计算分割后的每个局部误差,选择局部误差最大的局部空间,对局部误差最大的局部空间返回继续分别沿q个方向分割,并循环重复上述沿q个方向分割之后的步骤,直至训练结束。

[0059] 上述对历史的所述样本数据进行的训练包含外层训练和内层训练,外层训练用于优化模型结构(即局部模型的数量及权重),内层训练用于优化局部模型的参数,训练稳定之后获得所述模型参数。所述模型参数包括各个局部模型的参数、高斯中心和标准差。

[0060] 采用所述局部线性模型树建立本地预测模型的步骤可以包括:如图2所示,将所述特征信息参数(即 $u_1, u_2, \dots, u_p$ )输入至各个局部模型 $LLM_i$ 中,以得到局部模型输出 $\hat{y}_i$ (即局部电池状态)和局部模型的高斯权重 $\phi_i$ ,再经过M个局部模型的加权累加,得到最终的输出 $\hat{y}$ (即电池状态)。具体的计算公式如下:

[0061] 局部模型 $LLM_i$ 的输入为X:

$$[0062] \quad X = \begin{bmatrix} 1 \\ u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_p \end{bmatrix}$$

[0063] 第*i*个局部模型LLM<sub>*i*</sub>的参数为W<sub>*i*</sub>:

$$[0064] \quad W_i = [w_{i0} \ w_{i1} \ \dots \ w_{ip}]$$

[0065] 第*i*个局部模型LLM<sub>*i*</sub>的输出为ŷ<sub>*i*</sub>:

$$[0066] \quad \hat{y}_i = W_i * X = w_{i0} + w_{i1} * u_1 + \dots + w_{ip} * u_p$$

[0067] 第*i*个局部模型LLM<sub>*i*</sub>的高斯函数为μ<sub>*i*</sub>:

$$[0068] \quad \mu_i = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{(u_1 - c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2} + \frac{(u_2 - c_{i2})^2}{\sigma_{i2}^2} + \dots + \frac{(u_p - c_{ip})^2}{\sigma_{ip}^2}\right)\right)$$

[0069] (c<sub>*i1*</sub>, c<sub>*i2*</sub>, ..., c<sub>*ip*</sub>)表示局部模型LLM<sub>*i*</sub>的高斯中心, (σ<sub>*i1*</sub>, σ<sub>*i2*</sub>, ..., σ<sub>*ip*</sub>)表示局部模型LLM<sub>*i*</sub>的标准差。

[0070] 第*i*个局部模型LLM<sub>*i*</sub>的归一化高斯权重为φ<sub>*i*</sub>:

$$[0071] \quad \phi_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^M \mu_i}$$

[0072] 最终输出电池状态ŷ:

$$[0073] \quad \hat{y} = \sum_{i=1}^M \hat{y}_i * \phi_i = \sum_{i=1}^M W_i * X * \phi_i$$

[0074] 通过网络将所述步骤S2中训练获得的各个局部模型的参数W<sub>*i*</sub>、高斯中心和标准差传输至所述车端的电池管理系统的控制器中,并根据上述公式即可建立用于计算电池状态的本地预测模型(即上述电池状态ŷ的计算公式)。

[0075] 按照步骤S4,采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。

[0076] 其中,当车辆充电时,所述电池管理系统的控制器采集当前电池(即正在充电的电池)的特征信息参数,并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池充电剩余时间,并在仪表上进行显示;当车辆使用时,所述电池管理系统的控制器采集当前电池(即正在放电的电池)的特征信息参数,并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池剩余能量,进而计算获得续驶里程。

[0077] 从上述内容可知,本发明的电池状态估算方法,由于基于大量车辆的历史样本数据训练获得所述模型参数,使得能够有效提升最终获得的当前电池在当前的电池状态的准确度,解决了车端电池管理系统的控制器内置算法偏差较大的问题;并且,通过在云端对大量的历史的所述样本数据进行训练,有效利用了云端大数据系统的强大算力,提升了训练速度;并且,通过在车端建立本地预测模型,并采集当前电池的特征信息参数输入至车端的所述本地预测模型进行计算,使得当前电池在当前的电池状态能够实时的从车端获取,即

使遇到断网场景时计算也能够在车端正常运行,解决了云端算法在断网场景下不可用的问题。

[0078] 基于同一发明构思,本发明一实施例提供一种电池状态估算装置,所述电池状态估算装置包括:云端大数据系统,用于收集多个电池的历史的样本数据,以及用于对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数;车端的电池管理系统,用于根据所述模型参数建立本地预测模型,以及用于采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。

[0079] 下面参阅图4更为详细的介绍本实施例提供的电池状态估算装置。

[0080] 所述电池状态估算装置用于估算的电池状态可以包括电池充电剩余时间或电池剩余能量等。

[0081] 所述云端大数据系统用于收集多个电池的历史的样本数据。

[0082] 其中,在车端,电池管理系统的控制器采集所述样本数据,并将所述样本数据传输至云端,所述云端大数据系统可以收集大量车辆中电池的样本数据作为历史的样本数据,以供后续训练。

[0083] 当所述电池状态包括电池充电剩余时间时,在充电过程中,各台车辆的电池管理系统的控制器采集所述样本数据;当所述电池状态包括电池剩余能量时,在放电过程中,各台车辆的电池管理系统的控制器采集所述样本数据。

[0084] 并且,当所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述样本数据包括实际充电时间和对应的特征信息参数;当所述电池状态包括电池剩余能量时,所述样本数据包括实际放电能量和对应的特征信息参数。

[0085] 当所述电池状态包括电池充电剩余时间时,所述特征信息参数包括初始SOC(电池荷电状态)、初始电池温度、SOH状态(电池健康状态)、当前电池温度、充电电流、充电桩最大充电电流和环境温度等;当所述电池状态包括电池剩余能量时,所述特征信息参数包括初始SOC、初始电池温度、SOH状态、当前电池温度、环境温度、平均车速和平均放电电流等。

[0086] 所述云端大数据系统用于对历史的所述样本数据进行训练,以获得模型参数。

[0087] 通过所述云端大数据系统对大量车辆中电池的历史的所述样本数据进行训练,使得在训练稳定之后获得的所述模型参数的准确度得到有效提升,进而使得后续建立的本地预测模型的准确度得到有效提升,从而使得后续计算获得的当前电池在当前的电池状态的准确度得到有效提升。

[0088] 优选的,所述云端大数据系统对历史的所述样本数据进行训练的方法包括二叉树,以减少训练的工作量。需要说明的是,在其他实施例中,训练方法还可以包括BP(Back Propagation,反向传播)算法、遗传算法和微粒群算法等。

[0089] 所述车端的电池管理系统用于根据所述模型参数建立本地预测模型。

[0090] 其中,所述云端大数据系统将训练获得的所述模型参数传输至所述车端的电池管理系统,以在所述车端建立本地预测模型。

[0091] 其中,在所述车端可以采用模糊神经网络模型建立所述本地预测模型。并且,由于所述车端的电池管理系统的控制器的运算能力有限,优选的,所述模糊神经网络模型包括局部线性模型树,即采用简化的所述模糊神经网络模型建立所述本地预测模型,以提高运算效果,使得建立的所述本地预测模型更加准确。

[0092] 需要说明的是,在其他实施例中,还可以采用BP模糊神经网络模型、RBF (Radial Basis Function, 径向基函数) 模糊神经网络模型和小波模糊神经网络模型建立所述本地预测模型。

[0093] 采用所述局部线性模型树建立本地预测模型以及采用二叉树的方法对历史的所述样本数据进行训练的步骤参见上述所述电池状态估算方法中的内容,在此不再赘述。

[0094] 所述车端的电池管理系统用于采集当前电池的特征信息参数并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池状态。

[0095] 其中,当车辆充电时,所述电池管理系统的控制器用于采集当前电池(即正在充电的电池)的特征信息参数,并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池充电剩余时间,并在仪表上进行显示;当车辆使用时,所述电池管理系统的控制器用于采集当前电池(即正在放电的电池)的特征信息参数,并输入至所述本地预测模型,以计算获得所述当前电池在当前的电池剩余能量,进而计算获得续驶里程。

[0096] 从上述内容可知,本发明的电池状态估算装置,由于基于大量车辆的历史样本数据训练获得所述模型参数,使得能够有效提升最终获得的当前电池在当前的电池状态的准确度,解决了车端电池管理系统的控制器内置算法偏差较大的问题;并且,由于采用所述云端大数据系统对大量的历史的所述样本数据进行训练,有效利用了云端大数据系统的强大算力,提升了训练速度;并且,由于采用车端的电池管理系统建立本地预测模型,并采集当前电池的特征信息参数输入至车端的所述本地预测模型进行计算,使得当前电池在当前的电池状态能够实时的从车端获取,即使遇到断网场景时计算也能够车端正常运行,解决了云端算法在断网场景下不可用的问题。

[0097] 基于同一发明构思,本发明一实施例还提供一种可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被一处理器执行时实现本发明一实施例所述的电池状态估算方法。

[0098] 所述可读存储介质可以是保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备,例如可以是但不限于电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所描述的计算机程序可以从可读存储介质下载到各个计算/处理设备,或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收所述计算机程序,并转发该计算机程序,以供存储在各个计算/处理设备中的可读存储介质中。用于执行本发明操作的计算机程序可以是汇编指令、指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码,所述编程语言包括面向对象的编程语言-诸如Smalltalk、C++等,以及常规的过程式编程语言-诸如“C”语言或类似的编程语言。所述计算机程序可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软

件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络,包括局域网(LAN)或广域网(WAN),连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。在一些实施例中,通过利用计算机程序的状态信息来个性化定制电子电路,例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA),该电子电路可以执行计算机可读程序指令,从而实现本发明的各个方面。

[0099] 上述描述仅是对本发明较佳实施例的描述,并非对本发明范围的任何限定,本发明领域的普通技术人员根据上述揭示内容做的任何变更、修饰,均属于权利要求书的保护范围。

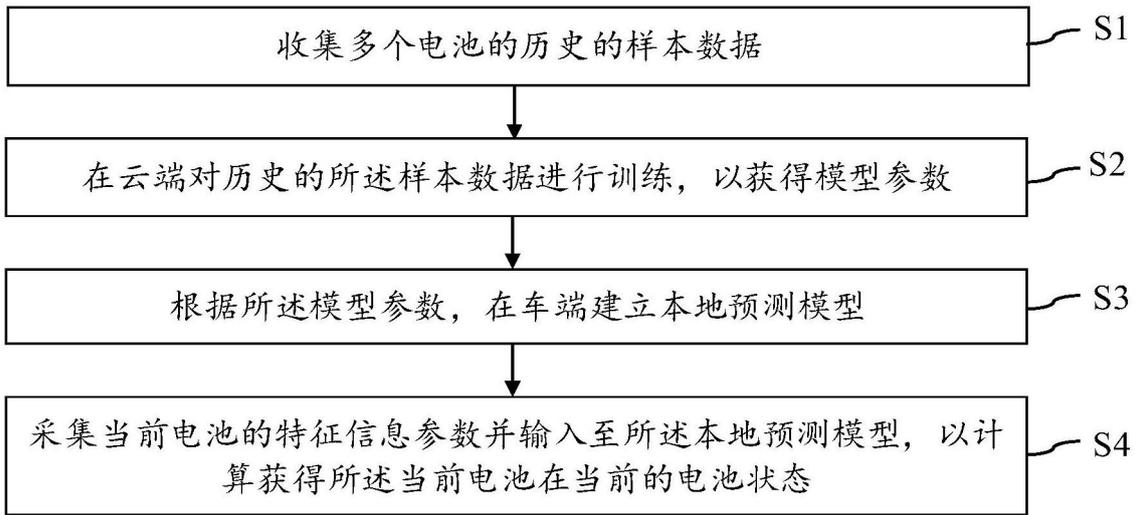


图1

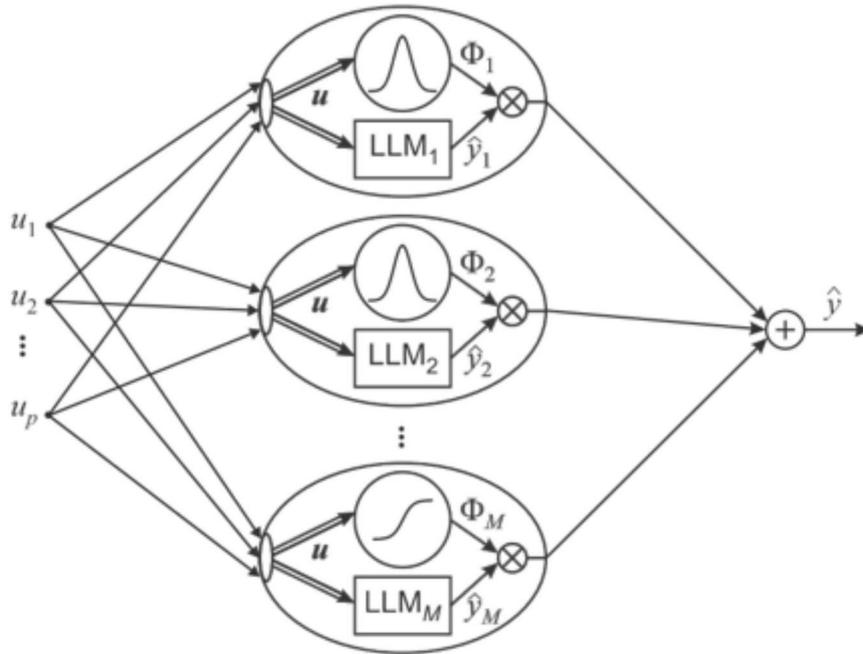


图2

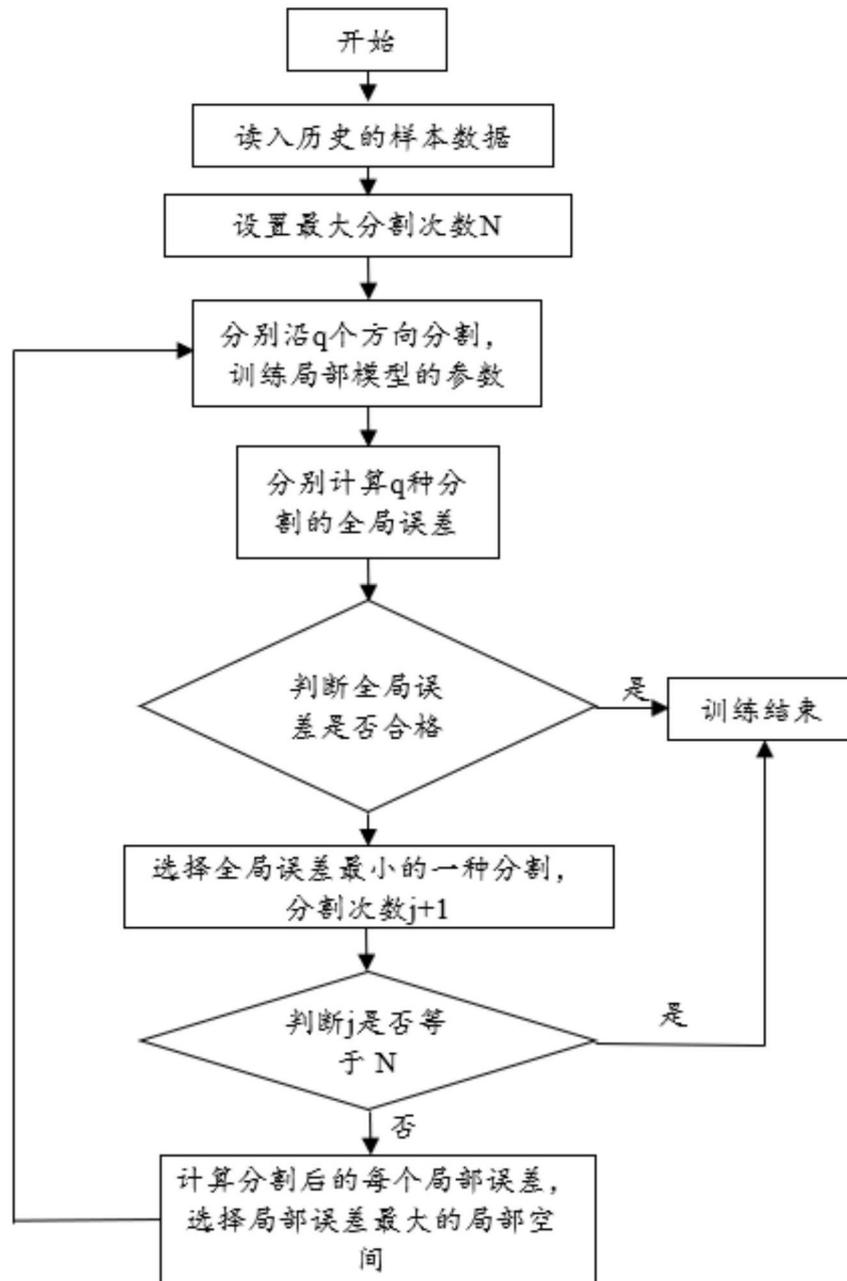


图3

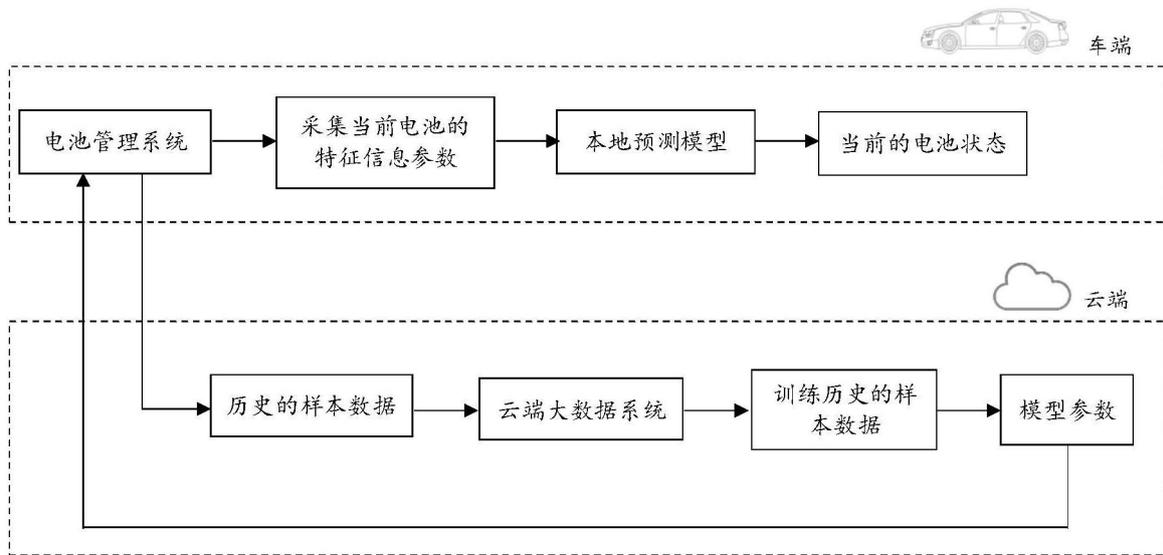


图4