



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116391131 A

(43) 申请公布日 2023.07.04

(21) 申请号 202080106356.7

(22) 申请日 2020.12.17

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2023.04.18

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/CN2020/137309 2020.12.17

(87) PCT国际申请的公布数据
W02022/126526 ZH 2022.06.23

(71) 申请人 浙江吉利控股集团有限公司
地址 310051 浙江省杭州市滨江区江陵路
1760号

申请人 宁波吉利汽车研究开发有限公司

(72) 发明人 陈凯

(74) 专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司 44202

专利代理师 郝传鑫 贾允

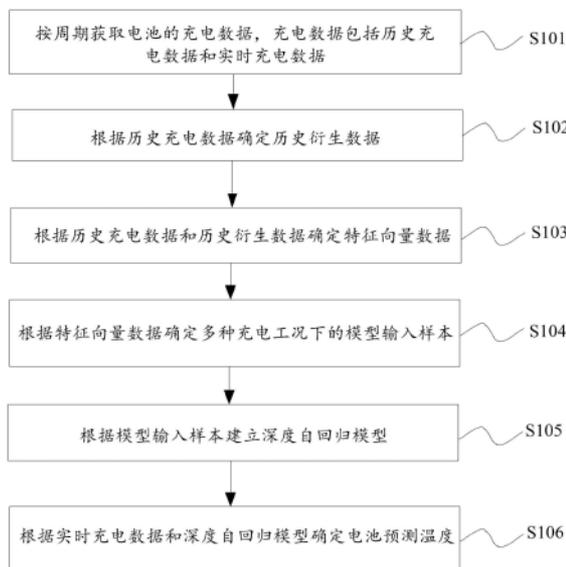
(51) Int.Cl.
G01R 31/36 (2020.01)

(54) 发明名称

一种电池温度预测方法及系统

(57) 摘要

一种电池温度预测方法及系统,方法包括:按周期获取电池的充电数据,充电数据包括历史充电数据和实时充电数据(S101);根据历史充电数据确定历史衍生数据(S102);根据历史充电数据和历史衍生数据确定特征向量数据(S103);根据特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本(S104);根据模型输入样本建立深度自回归模型(S105);根据实时充电数据和深度自回归模型确定电池预测温度(S106)。所采用基于深度自回归的温度预测方法,通过挖掘数据序列的特征和隐含信息,对充电过程中电池单体最高温度进行实时预测,能够显著提升温度预测的精度。



(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2022年6月23日 (23.06.2022)



(10) 国际公布号
WO 2022/126526 A1

- (51) 国际专利分类号:
G01R 31/36 (2019.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2020/137309
- (22) 国际申请日: 2020年12月17日 (17.12.2020)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (71) 申请人: 浙江吉利控股集团有限公司 (ZHEJIANG GEELY HOLDING GROUP CO.,LTD) [CN/CN]; 中国浙江省杭州市滨江区江陵路1760号, Zhejiang 310051 (CN)。 宁波吉利汽车研究开发有限公司 (NINGBO GEELY AUTOMOBILE RESEARCH AND DEVELOPMENT CO., LTD) [CN/CN]; 中国浙江省宁波市杭州湾新区滨海二路818号, Zhejiang 315336 (CN)。
- (72) 发明人: 陈凯 (CHEN, Kai); 中国浙江省宁波市杭州湾新区滨海二路818号, Zhejiang 315336 (CN)。
- (74) 代理人: 广州三环专利商标代理有限公司 (SCIHEAD IP LAW FIRM); 中国广东省广州市越秀区先烈中路80号汇华商贸大厦1508室, Guangdong 510070 (CN)。
- (81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,

(54) Title: BATTERY TEMPERATURE PREDICATION METHOD AND SYSTEM

(54) 发明名称: 一种电池温度预测方法及系统

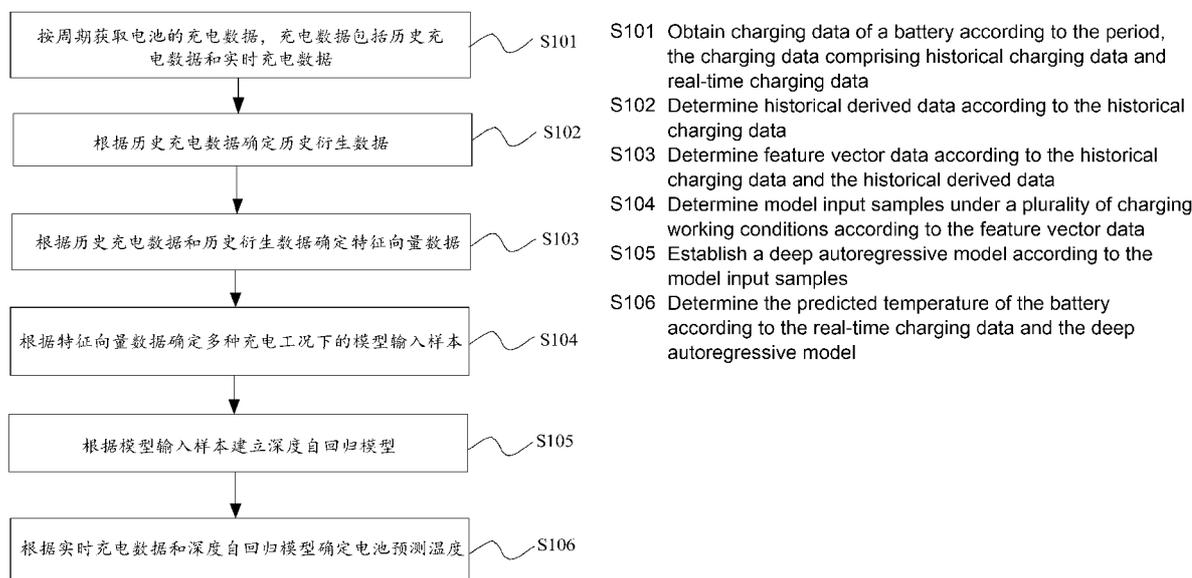


图 1

(57) Abstract: A battery temperature prediction method and system. The method comprises: obtaining charging data of a battery according to the period, the charging data comprising historical charging data and real-time charging data (S101); determining historical derived data according to the historical charging data (S102); determining feature vector data according to the historical charging data and the historical derived data (S103); determining model input samples under a plurality of charging working conditions according to the feature vector data (S104); establishing a deep autoregressive model according to the model input samples (S105); and determining the predicted temperature of the battery according to the real-time charging data and the deep autoregressive model (S106). According to the used temperature prediction method based on deep autoregressive, the feature and implicit information of a data sequence are mined, so that the maximum temperature of a cell in the charging process is predicted in real time, and the accuracy of temperature

WO 2022/126526 A1

ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US,
UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

- (84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第21条(3))。
-

prediction can be significantly improved.

(57) 摘要: 一种电池温度预测方法及系统, 方法包括: 按周期获取电池的充电数据, 充电数据包括历史充电数据和实时充电数据 (S101); 根据历史充电数据确定历史衍生数据 (S102); 根据历史充电数据和历史衍生数据确定特征向量数据 (S103); 根据特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本 (S104); 根据模型输入样本建立深度自回归模型 (S105); 根据实时充电数据和深度自回归模型确定电池预测温度 (S106)。所采用基于深度自回归的温度预测方法, 通过挖掘数据序列的特征和隐含信息, 对充电过程中电池单体最高温度进行实时预测, 能够显著提升温度预测的精度。

一种电池温度预测方法及系统

技术领域

本发明涉及电池领域，具体涉及一种电池温度预测方法及系统。

背景技术

电池的管理与诊断是电池应用中的核心技术之一，及时、准确的诊断电池故障，可以提早发现故障对电池的不利影响，延长电池使用寿命，在极端情况下，避免灾难性事故的发生。目前对电池温度的研究主要是，在实验环境下，通过探究电池的内部反应机制和外部特征，试验标定电池与冷却液之间的散热参数、电池与空气之间的散热参数进行诊断。但是在实车环境下，电池的温度受到多种因素影响，现有的方法很难应用于实车环境，温度预测精度低。

此外，一般情况下直接根据业务经验提供预警阈值，或者直接设定N倍标准差，来判别电池温度异常，这些方式在实践中往往因为温度序列的偶然偏离，导致误警误报。

因此，有必要提供一种方案，解决现有技术中温度预测精度低的技术问题。

发明内容

为了解决现有技术中温度预测精度低的技术问题，本发明提出了一种电池温度预测方法及系统，本发明具体是以如下技术方案实现的。

本发明提供的一种电池温度预测方法包括：

按周期获取电池的充电数据，所述充电数据包括历史充电数据和实时充电数据；

根据所述历史充电数据确定历史衍生数据；

根据所述历史充电数据和所述历史衍生数据确定特征向量数据；

根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本；

根据所述模型输入样本建立深度自回归模型；

根据所述实时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度。

本发明提供的电池温度预测方法的进一步改进在于，所述根据所述历史充电数据确定历史衍生数据包括：

根据所述历史充电数据确定所述电池单体温度均值、所述电池单体温度极差、所述电池单体电压均值和所述电池单体电压极差；

根据所述历史充电数据、正弦函数和余弦函数确定所述充电时间的周期性特征；

根据所述历史充电时间数据，对充电时间的月份、一年内充电所在的周数、一天内充电所在的小时数进行标准化处理确定所述充电频率特征；

根据所述历史电池单体充电温度数据和预设的滞后项参数确定所述温度滞后项特征。

本发明提供的电池温度预测方法的更进一步改进在于，所述根据所述历史充电数据确定历史衍生数据还包括：

根据所述历史充电数据和线性插值法确定所述最高温度预测走势。

本发明提供的电池温度预测方法的更进一步改进在于，所述根据所述历史充电数据确定历史衍生数据还包括：

根据所述历史充电数据确定充电时的经纬度信息，对所述经纬度信息进行标准化处理确定经纬度区间。

本发明提供的电池温度预测方法的进一步改进在于，所述根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本包括：

根据所述特征向量数据、预设的观察时间窗口长度、预设的预测窗口长度和预设的最大滞后项确定多种充电工况下的训练数据；

根据预设的随机数种子对所述训练数据进行均匀采样，确定所述模型输入样本。

本发明提供的电池温度预测方法的进一步改进在于，根据所述模型输入样本并使用条件概率分布的链式法则建立所述深度自回归模型。

本发明提供的电池温度预测方法的进一步改进在于，所述根据所述实

时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度包括：

根据所述实时充电数据确定实时衍生数据；

根据所述实时充电数据、所述实时衍生数据和所述深度自回归模型，确定预测窗口长度内的电池温度预测概率分布。

本发明提供的电池温度预测方法的进一步改进在于，还包括：

对所述电池预测温度进行异常检测；

当所述电池预测温度存在异常时，生成电池预测温度异常信息，根据所述电池预测温度异常信息进行故障处理。

本发明提供的电池温度预测方法的更进一步改进在于，所述对所述电池预测温度进行异常检测包括：

获取电池实际温度；

根据所述电池实际温度和所述电池预测温度确定残差；

根据所述残差确定残差均值和残差标准差；

根据所述残差、所述残差均值和所述残差标准差确定异常阈值；

根据所述残差均值、所述残差标准差和所述异常阈值确定异常分数，所述异常分数用于表征电池温度异常的概率。

此外，本发明还提供一种电池温度预测系统，使用上述的方法，系统包括：

第一模块，用于按周期获取电池的充电数据，所述充电数据包括历史充电数据和实时充电数据；

第二模块，用于根据所述历史充电数据确定历史衍生数据；

第三模块，用于根据所述历史充电数据和所述历史衍生数据确定特征向量数据；

第四模块，用于根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本；

第五模块，用于根据所述模型输入样本建立深度自回归模型；

第六模块，用于根据所述实时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度。

本发明采用基于大数据驱动的方法，通过挖掘数据序列的特征和隐含

信息，对充电过程中电池单体最高温度进行实时预测、实时诊断，能够显著提升温度预测的精度；避免了实车环境下，与实验环境不一致导致的预测偏差；考虑多种相关时序特征，预测温度的概率分布，提前预测出可能的温度故障，在事故之前给予告警；采用无监督学习的方式确定温度预警阈值，并且输出异常分数，提升预警准确度，降低误警率。

附图说明

为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 为本发明实施例 1 提供的电池温度预测方法的流程图；

图 2 为本发明实施例 1 中的原理流程图；

图 3 为本发明实施例 1 中的自回归循环神经网络示意图；

图 4 为本发明实施例 2 提供的电池温度预测系统的框图。

具体实施方式

下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

为了解决现有技术中温度预测精度低的技术问题，本发明提出了一种电池温度预测方法及系统，本发明具体是以如下技术方案实现的。

实施例 1：

结合图 1 至图 3 所示，本实施例 1 提供的一种电池温度预测方法包括：

步骤 S101：按周期获取电池的充电数据，充电数据包括历史充电数据

和实时充电数据；

步骤 S102：根据历史充电数据确定历史衍生数据；

步骤 S103：根据历史充电数据和历史衍生数据确定特征向量数据；

步骤 S104：根据特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本；

步骤 S105：根据模型输入样本建立深度自回归模型；

步骤 S106：根据实时充电数据和深度自回归模型确定电池预测温度。

本实施例 1 针对动力电池充电过程中可能发生的单体温度过热问题，提供一种基于深度自回归的温度预测方法，能够显著提升温度预测的精度。

本实施例 1 中，步骤 S101 为数据采集步骤，首先获取车辆数据，车辆数据包括车辆充电时、车辆静止时和车辆运行时的电池相关数据，在车辆数据中拆分得到车辆充电时的充电数据。周期为秒级别，较佳地，本实施例 1 中的周期为 10 秒。可以通过 TBox（汽车盒子），利用温度传感器、电流传感器、电压传感器等，采集动力电池的充电过程中的数据（每 10s 一条），将数据清洗后传输回大数据平台。

历史充电数据包括历史电池单体温度、历史充电电流、历史充电电压、历史电荷量、历史电池电阻、历史荷电状态、历史充电时间数据和历史电池单体充电温度数据等。实时充电数据包括实时电池单体温度、实时充电电流、实时充电电压、实时电荷量、实时电池电阻、实时荷电状态、实时充电时间数据和实时电池单体充电温度数据等。

历史衍生数据包括最高温度预测走势、电池单体温度均值、电池单体温度极差、电池单体电压均值、电池单体电压极差、充电时的经纬度区间、充电时间的周期性特征、充电频率特征和温度滞后项特征等。

进一步地，步骤 S102 包括：

根据历史充电数据和线性插值法确定最高温度预测走势，首先利用线性插值法对历史电池单体温度的缺失值进行填充处理，得到电池单体未来一段时间内的最高温度走势；

根据所述历史充电数据确定所述电池单体温度均值、所述电池单体温度极差、所述电池单体电压均值和所述电池单体电压极差；

具体的，从历史充电数据中抽取各个电池单体的温度序列、电压序列，

电阻序列, SOC 序列等, 计算电池单体温度均值、所述电池单体温度极差、所述电池单体电压均值和所述电池单体电压极差等指标; 本实施例 1 中, 每 10 s 一条的数据中, 根据采集的传感器数量不同, 比如有 30 个温度传感器, 60 个电压传感器, 那这会记录 30 个温度值、60 个电压值, 根据这 30 个温度值、60 个电压值计算温度、电压的均值、极差等指标; 获取这 30 个温度值的最大值, 10s 频率的数据就形成一个序列, 也就是最高温度走势。

根据历史充电数据确定充电时的经纬度信息, 对经纬度信息进行标准化处理确定经纬度区间, 具体的, 从历史充电数据中抽取充电时的经纬度信息, 并做标准化处理;

根据历史充电数据、正弦函数和余弦函数确定充电时间的周期性特征;

根据所述历史充电时间数据, 对所述充电时间的月份、一年内充电所在的周数、一天内充电所在的小时数进行标准化处理确定所述充电频率特征; 比如充电月份数据是 1 月份, 会被标准化为 -0.5; 12 月份, 标准化为 0.5, 这样一年的 12 个月份, 标准化后就在 [-0.5, 0.5] 区间; 同理, 一年内充电所在的周数、一天内充电所在的小时数等也做类似处理;

根据历史电池单体充电温度数据和预设的滞后项参数确定温度滞后项特征, 具体地, 抽取温度序列的滞后项特征, 比如滞后 1 阶、5 阶、6 阶、10 阶等; 假设当前时刻是 t , 滞后 1 阶对应的时刻为 $t-10$; 具体的滞后项的选择, 可以由用户根据模型预测效果进行设定。

步骤 S103 中, 选择对电池温度预测比较关键的参数, 将多个特征的数组所组成的多元时间序列进行划分, 形成特征向量。将历史充电数据设置为数组的形式, 将历史衍生数据添加至数组的列中, 一次数据采集周期采集得到的数据为数组的一行, 形成特征向量数据。

历史衍生数据还可以包括电压单体累计偏差和电压单体累计偏差次数等。电压单体累计偏差是由电池单体电压减去电压单体中位数, 并取绝对值得到的。

进一步地, 步骤 S104 包括: 根据特征向量数据、预设的观察时间窗口长度、预设的预测窗口长度和预设的最大滞后项确定多种充电工况下的训练数据; 根据预设的随机数种子对训练数据进行均匀采样, 确定模型输入

样本。本实施例 1 中，给定观察时间窗口长度、预测窗口长度、最大滞后项，对特征向量数据进行数据切分，形成不同充电工况下的模型训练数据；设定随机数种子，对训练数据进行均匀采样，对单次充电过程的数据进行均匀采样可以获取单次充电过程的采样样本；对多次充电过程的数据进行采样可以得到模型输入样本。得到的模型输入样本可以表征多次充电过程中不同充电工况下的充电数据，用于模型训练输入。

进一步地，步骤 S105 中，根据模型输入样本并使用条件概率分布的链式法则建立深度自回归模型。本实施例 1 中，使用基于深度学习的自回归模型，基于特征向量数据进行模型训练。

用 $z_{i,t}$ 表示第 i 个序列在时间步的取值， $x_{i,t}$ 表示特征， t_0 表示预测开始时刻。基于自回归循环神经网络预测 $z_{i,t}$ 的概率分布，用似然函数 $l(z_{i,t}|i,t)$ 表示，其中 i,t 表示待学习的参数空间。模型如图 3 所示，左边是训练过程，右边是预测过程。

训练时，在每一个时间步，网络的输入包括特征 $x_{i,t}$ 、上一个时间步的取值 $z_{i,t-1}$ ，以及上一个时间步的状态 \vec{s}_{-1} 。先计算当前的状态 $\vec{s}_t = (\vec{s}_{-1}, z_{i,t-1}, x_{i,t})$ ，继而计算似然 $l(z_{i,t}|\vec{s}_t)$ 的参数 $i,t = (\vec{s}_t)$ ，最后通过最大化对数似然 $= \sum \sum (z_{i,t}|\vec{s}_t)$ 来学习网络参数。本实施例 1 中采用了 2 层隐藏层，每层 100 个单元的网络结构，神经元单元采用 LSTM（长短期记忆网络）。

预测时，将 $t < t_0$ 的历史数据喂入网络，获得初始状态 \vec{s}_{0-1} ，然后使用采样获取预测结果：对于 $t_0, t_0 + 1, \dots, T$ ，在每个时间步随机采样得到 $\tilde{z}_{i,t} \sim l(\cdot|i,t)$ ，这个采样值被作为下一步的输入。重复这个过程，就可以得到一系列 $t_0 \sim T$ 的采样值，利用这些采样值就可以计算所需要的目标值，比如分位数、期望等。这样预测的结果就形成了概率分布，而非单点估计。 $l(\cdot)$ 的具体形式取决于似然函数 $l(\cdot)$ ，因为温度预测是连续型实数，似然函数我们选择高斯分布，那么 $l(\cdot) = (\cdot)$ ，其中 μ 、 σ 表示高斯分布的均值、标准差参数。下面式子中的 \vec{s}_t 表示当前时间步的状态， \vec{w}_μ 、 b_μ 表示 μ 的斜率、截距项， \vec{w}_σ 、 b_σ 表示的斜率、截距项。

$$l(\cdot) = l(u, \cdot) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\cdot - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\mu^{(i)} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j^{(i)}}{n} +$$

$$\sigma^{(i)} = \log(1 + \exp(\frac{\sum_{j=1}^n (x_j^{(i)} - \mu^{(i)})^2}{n}))$$

网络的输出目标是概率分布的参数。

进一步地，步骤 S106 包括：根据实时充电数据确定实时衍生数据；根据实时充电数据、实时衍生数据和深度自回归模型，确定预测窗口长度内的电池温度预测概率分布。将实时充电数据进行清洗，确定实时衍生数据，将实时充电数据、实时衍生数据输入到深度自回归模型，得到预测窗口长度内的电池温度预测概率分布。

进一步地，方法还包括：对电池预测温度进行异常检测；当电池预测温度存在异常时，生成电池预测温度异常信息，根据电池预测温度异常信息进行故障处理，具体地可以根据异常的电池预测温度做进一步处理，根据处理结果进行故障报警等，可以通过显示屏显示报警信息，也可以通过扬声器播放报警信息。

更进一步地，对电池预测温度进行异常检测包括：

获取电池实际温度；

根据电池实际温度和电池预测温度确定残差；

根据残差确定残差均值和残差标准差；

根据残差、残差均值和残差标准差确定异常阈值；

根据残差均值、残差标准差和异常阈值确定异常分数，异常分数用于表征电池温度异常的概率。

具体地，计算残差序列 $r = [r^{(1)}, \dots, r^{(n)}, 0]$ ，其中，残差 $r^{(i)} = |O - \hat{O}|$ ， O 是传感器实时采集到的温度实际值， \hat{O} 是深度自回归模型预测值，是指预测窗口长度，是对应当前时间点。

本实施例 1 中采用无监督学习的方式确定异常阈值，具体如下：

假设异常阈值由以下方式生成： $\theta = \mu + k\sigma$ ， μ 、 σ 分别是残差的均值和标准差，其中 $k > 0$ ，是标准差的系数。那么：

$$= 0 = \frac{\Delta O / O + \Delta O / O}{|| + ||^2}$$

其中：

$$\begin{aligned} \Delta O &= O - (\{ \epsilon | < \}) \\ \Delta O &= O - (\{ \epsilon | < \}) \\ &= \{ \epsilon | > \} \\ &= | \epsilon | \end{aligned}$$

异常值阈值的确定方式是，如果把残差大的去除以后，原本的残差序列均值和标准差应该大幅度下降。另外，对超出范围内的残差值的大小、数量做了惩罚，以得到自适应的异常阈值。

根据下式进行异常分数计算：

$$O = \frac{O - O}{O + O}$$

其中 O 表示第次预测时，残差序列的最大值。即对残差序列进行标准化，输出异常分数，其中，异常分数越高，电池温度的异常可能性越大。

此外，异常阈值的确定也可以基于业务的方式，设定标准，由用户自行设置异常阈值。

传统的预测方法是单序列时序预测，在这些方法中，每个给定时间的模型参数是从过去的观察中独立估计出来的，模型通常是手动选择的，用来解释不同的因素，如自相关结构、趋势、季节性等。本实施例 1 基于深度自回归模型；考虑到动力电池的温度变化受到多种相关时序的影响，比如充电过程中电流、充电电阻、电荷量、环境温度，本实施例 1 将纳入这些相关的时序属性，拟合出来更复杂、更精准的模型。与此同时，本实施例 1 也减轻了手动特征工程与模型选择带来的工作量。此外，通过编写预测框架，模型支持频率为秒级别的时序训练和预测，区别于传统模型的仅支持分钟级别以上的模型训练方式，本实施例 1 可以更好的适用于动力电池温度预测、预警。

传统的时序预测只能给出温度的单点估计值。本实施例 1 不仅仅可以提供具体的单点估计值，而且可以提供在未来的某段时间内电池温度的概率分布情况；本实施例 1 通过提供温度的整个概率预测分布，可以更好的

辅助决策。

本实施例 1 采用均匀采样的方式获取模型输入样本。根据观察时间窗口长度、预测窗口长度、以及温度序列的最大滞后项，对观察的所有时间序列进行时间窗滑动。时间窗滑动以后形成的全部样本，采用了均匀采样的方式，获取到模型的输入样本。这种处理方式，一方面提高模型训练速度，另外一方面也得到了不同充电工况下的特征。优于传统的采用全部样本或者随机拆分样本的处理方式。

现有技术中，直接根据业务经验提供预警阈值，或者直接设定 N 倍标准差，来判别异常；这些传统方式在实践中往往因为温度序列的偶然偏离导致误警误报。本实施例 1 采用无监督学习的方式确定温度预警阈值，并且输出异常分数。本实施例 1 采用了一种无监督学习的方式来提供预警阈值，识别并剔除偶然性的偏离，并且在此基础上提供异常分数值，提升预警准确度，降低误警率。

本发明采用基于深度自回归模型和大数据驱动的方法，通过挖掘数据序列的特征和隐含信息，对充电过程中电池单体最高温度进行实时预测、实时诊断。避免了实车环境下，与实验环境不一致导致的预测偏差。考虑多种相关时序特征，预测温度的概率分布，提前预测出可能的温度故障，在事故之前给予告警。采用无监督学习的方式确定温度预警阈值，识别并剔除偶然性的偏离，并且在此基础上提供异常分数值，提升预警准确度，降低误警率。

实施例 2:

结合图 4 所示，本实施例 2 提供一种电池温度预测系统 100，使用实施例 1 中的方法，电池温度预测系统 100 包括：

第一模块 11，用于按周期获取电池的充电数据，所述充电数据包括历史充电数据和实时充电数据；

第二模块 12，用于根据所述历史充电数据确定历史衍生数据；

第三模块 13，用于根据所述历史充电数据和所述历史衍生数据确定特征向量数据；

第四模块 14，用于根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本；

第五模块 15，用于根据所述模型输入样本建立深度自回归模型；

第六模块 16，用于根据所述实时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度。

本发明基于深度自回归模型，使用用于概率预测的 RNN（循环神经网络）体系结构，可以进行基于残差序列的温度异常检测。本发明针对动力电池充电过程中可能发生的单体温度过热问题，提供一种基于深度自回归的温度预测方法，能够显著提升温度预测的精度，提升温度异常诊断的效果。

以上仅为本发明的较佳实施例，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

权 利 要 求 书

1. 一种电池温度预测方法，其特征在于，包括：

按周期获取电池的充电数据，所述充电数据包括历史充电数据和实时充电数据；

根据所述历史充电数据确定历史衍生数据；

根据所述历史充电数据和所述历史衍生数据确定特征向量数据；

根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本；

根据所述模型输入样本建立深度自回归模型；

根据所述实时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度。

2. 如权利要求 1 所述的电池温度预测方法，其特征在于，所述根据所述历史充电数据确定历史衍生数据包括：

根据所述历史充电数据确定所述电池单体温度均值、所述电池单体温度极差、所述电池单体电压均值和所述电池单体电压极差；

根据所述历史充电数据、正弦函数和余弦函数确定所述充电时间的周期性特征；

根据所述历史充电时间数据，对充电时间的月份、一年内充电所在的周数、一天内充电所在的小时数进行标准化处理确定所述充电频率特征；

根据所述历史电池单体充电温度数据和预设的滞后项参数确定所述温度滞后项特征。

3. 如权利要求 2 所述的电池温度预测方法，其特征在于，所述根据所述历史充电数据确定历史衍生数据还包括：

根据所述历史充电数据和线性插值法确定所述最高温度预测走势。

4. 如权利要求 3 所述的电池温度预测方法，其特征在于，所述根据所述历史充电数据确定历史衍生数据还包括：

根据所述历史充电数据确定充电时的经纬度信息，对所述经纬度信息

进行标准化处理确定经纬度区间。

5. 如权利要求 1 所述的电池温度预测方法，其特征在于，所述根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本包括：

根据所述特征向量数据、预设的观察时间窗口长度、预设的预测窗口长度和预设的最大滞后项确定多种充电工况下的训练数据；

根据预设的随机数种子对所述训练数据进行均匀采样，确定所述模型输入样本。

6. 如权利要求 1 所述的电池温度预测方法，其特征在于，根据所述模型输入样本并使用条件概率分布的链式法则建立所述深度自回归模型。

7. 如权利要求 1 所述的电池温度预测方法，其特征在于，所述根据所述实时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度包括：

根据所述实时充电数据确定实时衍生数据；

根据所述实时充电数据、所述实时衍生数据和所述深度自回归模型，确定预测窗口长度内的电池温度预测概率分布。

8. 如权利要求 1 所述的电池温度预测方法，其特征在于，还包括：

对所述电池预测温度进行异常检测；

当所述电池预测温度存在异常时，生成电池预测温度异常信息，根据所述电池预测温度异常信息进行故障处理。

9. 如权利要求 8 所述的电池温度预测方法，其特征在于，所述对所述电池预测温度进行异常检测包括：

获取电池实际温度；

根据所述电池实际温度和所述电池预测温度确定残差；

根据所述残差确定残差均值和残差标准差；

根据所述残差、所述残差均值和所述残差标准差确定异常阈值；

根据所述残差均值、所述残差标准差和所述异常阈值确定异常分数，所述异常分数用于表征电池温度异常的概率。

10. 一种电池温度预测系统，使用如权利要求 1 至 9 中任一项所述的方法，其特征在于，系统包括：

第一模块，用于按周期获取电池的充电数据，所述充电数据包括历史充电数据和实时充电数据；

第二模块，用于根据所述历史充电数据确定历史衍生数据；

第三模块，用于根据所述历史充电数据和所述历史衍生数据确定特征向量数据；

第四模块，用于根据所述特征向量数据确定多种充电工况下的模型输入样本；

第五模块，用于根据所述模型输入样本建立深度自回归模型；

第六模块，用于根据所述实时充电数据和所述深度自回归模型确定电池预测温度。

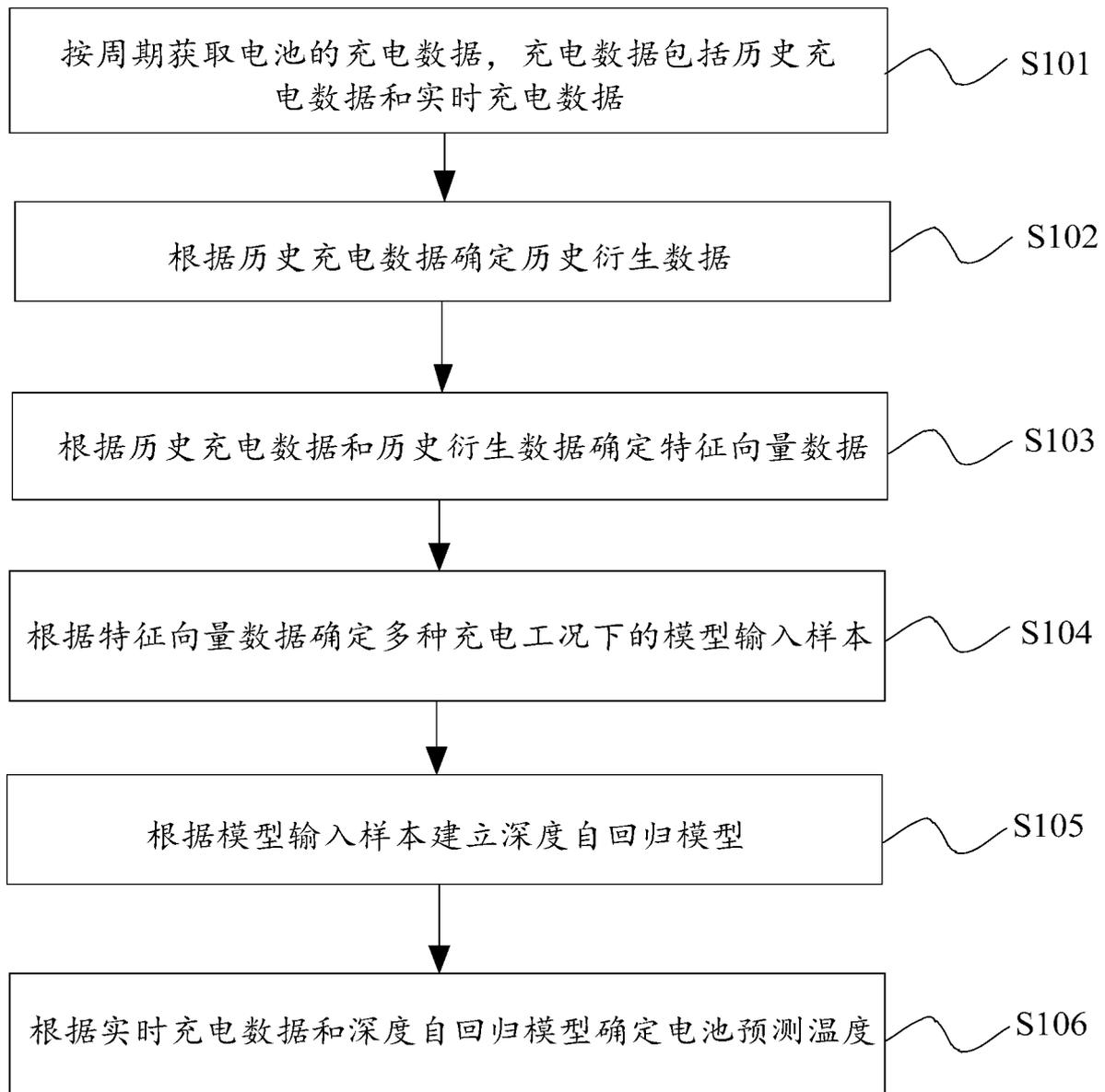


图 1

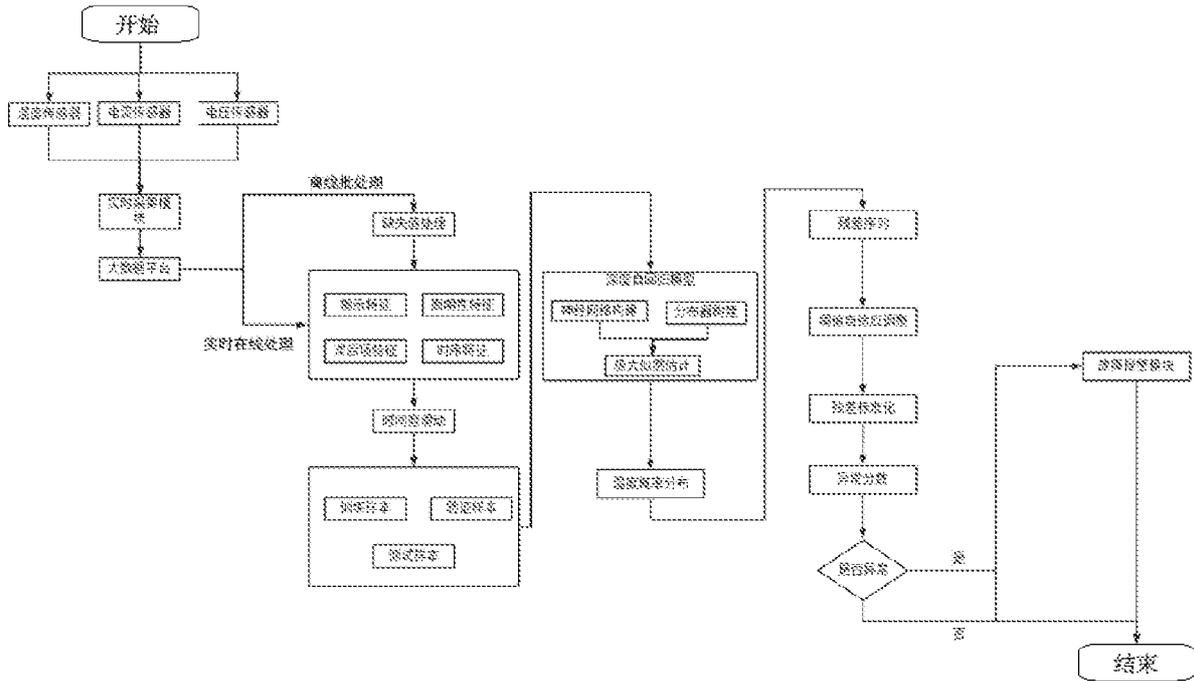


图 2

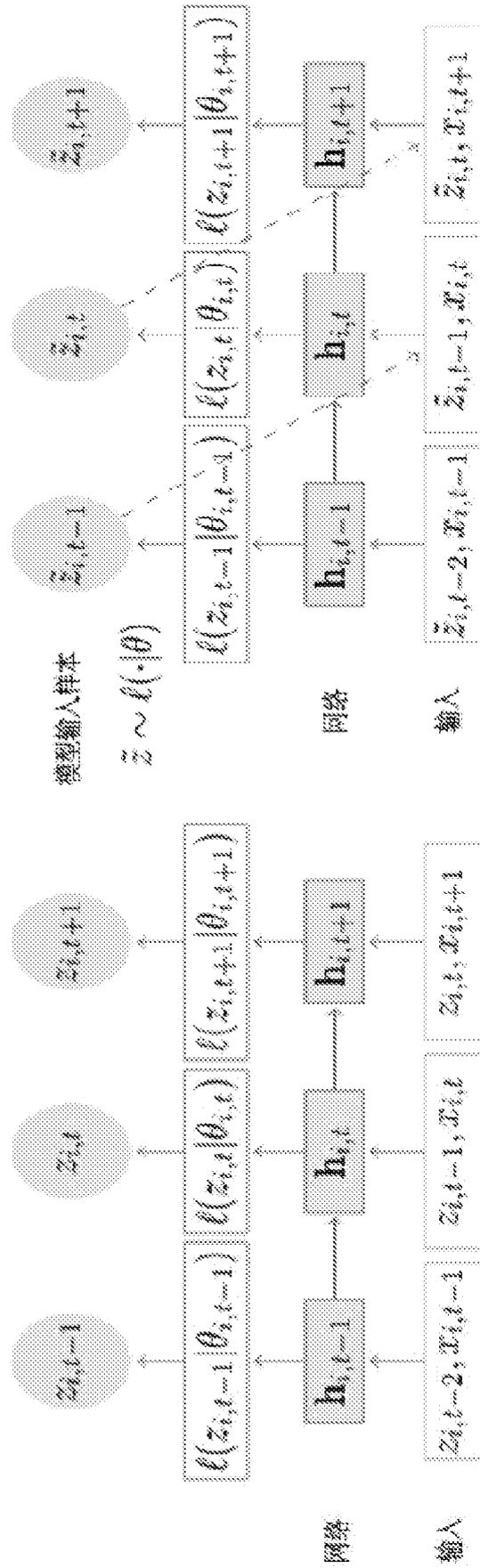


图 3

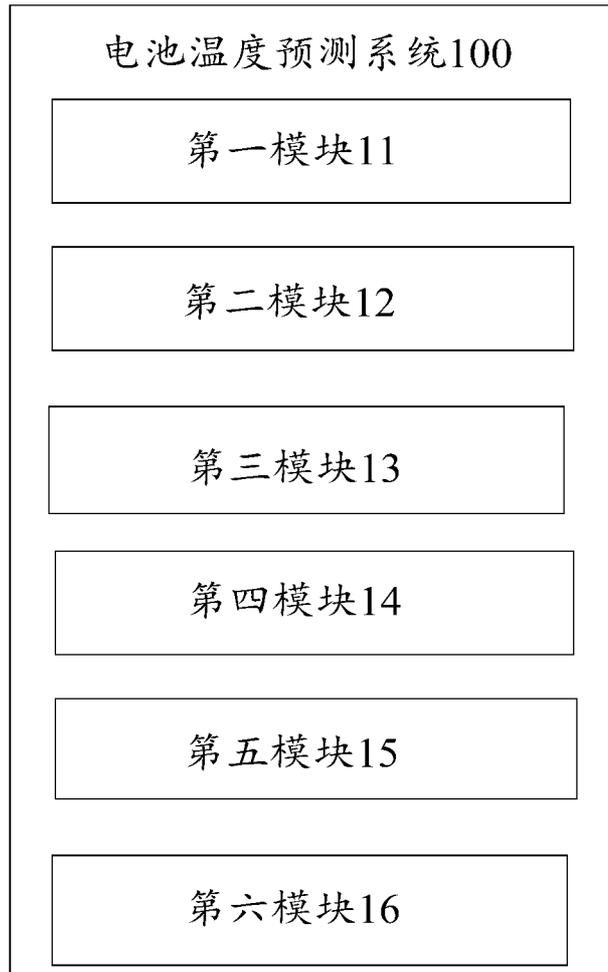


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/137309

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER G01R 31/36(2019.01)j According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
B. FIELDS SEARCHED Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) G01R31, G06Q Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) CNABS; CNTXT; CNKI; VEN; DWPI; IEEE; WEB OF SCIENCE; 吉利控股集团, 预测, 温度, 特征向量, 深度自回归, 自回归, 深度学习, 深度神经网络, 电池, 温度, 估计, 预测, 预估, 残差, 阈值, 异常分数, DeepAR, AR, autoregressive, regressive, temperature, deep learning, battery, LSTM		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	Chen Siyuan et al. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 03 November 2019 (2019-11-03), pp. 1-5	1, 5-7, 10
Y	Chen Siyuan et al. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 03 November 2019 (2019-11-03), pp. 1-5	8-9
Y	CN 106233115 A (SAFRAN AIRCRAFT ENGINES) 14 December 2016 (2016-12-14) claim 1	8-9
<input checked="" type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> See patent family annex.		
<p>* Special categories of cited documents:</p> <p>“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance</p> <p>“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date</p> <p>“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)</p> <p>“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means</p> <p>“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed</p> <p>“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention</p> <p>“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone</p> <p>“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art</p> <p>“&” document member of the same patent family</p>		
Date of the actual completion of the international search 07 September 2021		Date of mailing of the international search report 23 September 2021
Name and mailing address of the ISA/CN China National Intellectual Property Administration (ISA/CN) No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088, China Facsimile No. (86-10)62019451		Authorized officer Telephone No.

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	Huawei Yang et al. "Lithium-ion Battery Life cycle prediction with deep learning regression model" 《2020 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition》 , 19 March 2020 (2020-03-19), ISSN: 2470-6647, pp. 1-6	1-10
A	CN 103941191 A (HYPERION ELECTRONIC TECHNOLOGY WUXI CO., LTD.) 23 July 2014 (2014-07-23) entire document	1-10
A	CN 111999648 A (ZHEJIANG UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 27 November 2020 (2020-11-27) entire document	1-10
A	WO 2020046806 A1 (NEC LABORATORIES AMERICA, INC.) 05 March 2020 (2020-03-05) entire document	1-10
A	CN 109978229 A (CHANG, Wei) 05 July 2019 (2019-07-05) entire document	1-10
A	CN 111829688 A (CENTRAL SOUTH UNIVERSITY) 27 October 2020 (2020-10-27) entire document	1-10

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/137309

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	106233115	A	14 December 2016	EP 3123139 B1	23 May 2018
				US 10060831 B2	28 August 2018
				RU 2016142123 A3	24 September 2018
				RU 2686252 C2	24 April 2019
				FR 3019295 B1	18 March 2016
				RU 2016142123 A	28 April 2018
				EP 3123139 A1	01 February 2017
				CA 2943397 A1	01 October 2015
				FR 3019295 A1	02 October 2015
				CN 106233115 B	23 February 2018
				WO 2015145085 A1	01 October 2015
				CA 2943397 C	15 October 2019
				US 2017176292 A1	22 June 2017
				BR 112016022187 A2	15 August 2017
<hr/>					
CN	103941191	A	23 July 2014	CN 103941191 B	04 May 2016
<hr/>					
CN	111999648	A	27 November 2020	None	
<hr/>					
WO	2020046806	A1	05 March 2020	US 2020064822 A1	27 February 2020
<hr/>					
CN	109978229	A	05 July 2019	None	
<hr/>					
CN	111829688	A	27 October 2020	None	
<hr/>					

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/137309

<p>A. 主题的分类</p> <p>G01R 31/36 (2019.01) i</p> <p>按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类</p>														
<p>B. 检索领域</p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)</p> <p>G01R31, G06Q</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))</p> <p>CNABS;CNTXT;CNKI;VEN;DWPI;IEEE;WEB OF SCIENCE: 吉利控股集团, 预测, 温度, 特征向量, 深度自回归, 自回归, 深度学习, 深度神经网络, 电池, 温度, 估计, 预测, 预估, 残差, 阈值, 异常分数, DeepAR, AR, autoregressive, regressive, temperature, deep learning, battery, LSTM</p>														
<p>C. 相关文件</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>X</td> <td>Chen Siyuan等. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 2019年 11月 3日 (2019 - 11 - 03), 第1-5页</td> <td>1, 5-7, 10</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>Chen Siyuan等. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 2019年 11月 3日 (2019 - 11 - 03), 第1-5页</td> <td>8-9</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 106233115 A (赛峰飞机发动机公司) 2016年 12月 14日 (2016 - 12 - 14) 权利要求1</td> <td>8-9</td> </tr> </tbody> </table>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	X	Chen Siyuan等. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 2019年 11月 3日 (2019 - 11 - 03), 第1-5页	1, 5-7, 10	Y	Chen Siyuan等. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 2019年 11月 3日 (2019 - 11 - 03), 第1-5页	8-9	Y	CN 106233115 A (赛峰飞机发动机公司) 2016年 12月 14日 (2016 - 12 - 14) 权利要求1	8-9
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求												
X	Chen Siyuan等. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 2019年 11月 3日 (2019 - 11 - 03), 第1-5页	1, 5-7, 10												
Y	Chen Siyuan等. "Battery pack temperature field compression sensing based on deep learning algorithm" 《2019 14th IEEE International conference on Electronics Measurement & Instruments》, 2019年 11月 3日 (2019 - 11 - 03), 第1-5页	8-9												
Y	CN 106233115 A (赛峰飞机发动机公司) 2016年 12月 14日 (2016 - 12 - 14) 权利要求1	8-9												
<p><input checked="" type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。</p> <p><input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p> <table border="0"> <tr> <td style="vertical-align: top;"> <p>* 引用文件的具体类型:</p> <p>"A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件</p> <p>"E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利</p> <p>"L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)</p> <p>"O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件</p> <p>"P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p> </td> <td style="vertical-align: top;"> <p>"T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件</p> <p>"X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性</p> <p>"Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性</p> <p>"&" 同族专利的文件</p> </td> </tr> </table>			<p>* 引用文件的具体类型:</p> <p>"A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件</p> <p>"E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利</p> <p>"L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)</p> <p>"O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件</p> <p>"P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p>	<p>"T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件</p> <p>"X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性</p> <p>"Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性</p> <p>"&" 同族专利的文件</p>										
<p>* 引用文件的具体类型:</p> <p>"A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件</p> <p>"E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利</p> <p>"L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)</p> <p>"O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件</p> <p>"P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p>	<p>"T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件</p> <p>"X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性</p> <p>"Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性</p> <p>"&" 同族专利的文件</p>													
<p>国际检索实际完成的日期</p> <p>2021年 9月 7日</p>		<p>国际检索报告邮寄日期</p> <p>2021年 9月 23日</p>												
<p>ISA/CN的名称和邮寄地址</p> <p>中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国 北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088</p> <p>传真号 (86-10)62019451</p>		<p>授权官员</p> <p>刘俊杰</p> <p>电话号码 86-10-62089542</p>												

C. 相关文件		
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	Huawei Yang等. "Lithium-ion Battery Life cycle prediction with deep learning regression model" 《2020 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition》, 2020年 3月 19日 (2020 - 03 - 19), ISSN: 2470-6647, 第1-6页	1-10
A	CN 103941191 A (海博瑞恩电子科技无锡有限公司) 2014年 7月 23日 (2014 - 07 - 23) 全文	1-10
A	CN 111999648 A (浙江工业大学) 2020年 11月 27日 (2020 - 11 - 27) 全文	1-10
A	WO 2020046806 A1 (NEC LAB AMERICA INC.) 2020年 3月 5日 (2020 - 03 - 05) 全文	1-10
A	CN 109978229 A (常伟) 2019年 7月 5日 (2019 - 07 - 05) 全文	1-10
A	CN 111829688 A (中南大学) 2020年 10月 27日 (2020 - 10 - 27) 全文	1-10

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/137309

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	106233115	A	2016年 12月 14日	EP	3123139	B1	2018年 5月 23日
				US	10060831	B2	2018年 8月 28日
				RU	2016142123	A3	2018年 9月 24日
				RU	2686252	C2	2019年 4月 24日
				FR	3019295	B1	2016年 3月 18日
				RU	2016142123	A	2018年 4月 28日
				EP	3123139	A1	2017年 2月 1日
				CA	2943397	A1	2015年 10月 1日
				FR	3019295	A1	2015年 10月 2日
				CN	106233115	B	2018年 2月 23日
				WO	2015145085	A1	2015年 10月 1日
				CA	2943397	C	2019年 10月 15日
				US	2017176292	A1	2017年 6月 22日
				BR	112016022187	A2	2017年 8月 15日
CN	103941191	A	2014年 7月 23日	CN	103941191	B	2016年 5月 4日
CN	111999648	A	2020年 11月 27日		无		
WO	2020046806	A1	2020年 3月 5日	US	2020064822	A1	2020年 2月 27日
CN	109978229	A	2019年 7月 5日		无		
CN	111829688	A	2020年 10月 27日		无		