



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117330963 B

(45) 授权公告日 2024.04.19

(21) 申请号 202311619558.3

(22) 申请日 2023.11.30

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 117330963 A

(43) 申请公布日 2024.01.02

(73) 专利权人 国网浙江省电力有限公司宁波供电公司

地址 315000 浙江省宁波市海曙区丽园北路1408号

专利权人 山东大学

(72) 发明人 仇钧 毛倩倩 杨跃平 林雯瑜

杨建立 许巍 沈华青 洪洲

吕天光 王康元 邹贵彬 王成福

(74) 专利代理机构 北京隆源天恒知识产权代理有限公司 11473

专利代理师 陈安琪

(51) Int. Cl.

G01R 31/367 (2019.01)

G01R 31/392 (2019.01)

G06F 18/24 (2023.01)

G06F 18/27 (2023.01)

G06N 3/04 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 112763929 A, 2021.05.07

CN 113009368 A, 2021.06.22

CN 112327188 A, 2021.02.05

CN 117110884 A, 2023.11.24

CN 115808633 A, 2023.03.17

CN 103618315 A, 2014.03.05

Davari, M., Raeispour, M. Fault-Tolerant, Distributed Control for Emerging, VSC-Based, Islanded Microgrids-An Approach Based on Simultaneous Passive Fault Detection. IEEE. 2022, 第10卷10995-11010.

审查员 黄钊儿

权利要求书3页 说明书10页 附图1页

(54) 发明名称

储能电站故障检测方法、系统及设备

(57) 摘要

本发明提供一种储能电站故障检测方法、系统及设备,涉及电力系统技术领域,包括:获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据电池综合信息建立待检测电池的电池模型;基于电池模型,确定与待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据初始状态点矩阵和预测测量值,结合待检测电池的过程噪声参数,对储能电站的待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;通过预先构建的故障检测模型,结合状态估计值构建待检测特征集合,根据待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测,其中,组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,第一核函数中引入扰动项和多项式次数,第二核函数中引入控制加

权参数。



1. 一种储能电站故障检测方法,其特征在于,包括:

获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型;

基于所述电池模型,确定与所述待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据所述初始状态点矩阵和所述预测测量值,结合所述待检测电池的过程噪声参数,对所述储能电站的所述待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;

通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对所述待检测电池进行故障检测,其中,所述组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,所述第一核函数中引入扰动项和多项式次数,所述第二核函数中引入控制加权参数;

所述对所述储能电站的所述待检测电池进行状态估计包括:

基于先验知识确定所述待检测电池的当前状态估计向量以及协方差矩阵,结合所述当前状态估计向量对应的向量维度以及预先确定的状态调整参数和缩放参数,确定初始状态点矩阵;

基于非线性变换函数对所述初始状态点矩阵进行非线性变换,并且为非线性变换后的初始状态点矩阵分配非线性权重进行加权求和,确定预测测量值;

根据所述初始状态点矩阵以及所述预测测量值,并且引入所述待检测电池对应的过程噪声参数,对所述储能电站的所述待检测电池进行状态估计;

所述基于先验知识确定所述待检测电池的当前状态估计向量以及协方差矩阵,结合所述当前状态估计向量对应的向量维度以及预先确定的状态调整参数和缩放参数,确定初始状态点矩阵包括:

$$S = \begin{cases} S_0 = x \\ S_i = [\frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta)] \sum_{i \in M} (x + [(n + \lambda)P]_i); \\ S_{i+n} = \frac{1}{2(n+\lambda)} \sum_{i \in M} (x - [(n + \lambda)P]_i) \end{cases}$$

其中, S 表示状态点矩阵, S_0 表示状态点矩阵的第一行, S_i 表示状态点矩阵的第 i 行, S_{i+n} 表示状态点矩阵的第 $i+n$ 行, x 表示当前状态估计向量, i 表示状态向量的第 i 个分量, λ 表示放大因子, n 表示状态向量的维度, α 表示过程噪声的权重, β 表示测量噪声的权重, P 表示协方差矩阵, M 表示状态向量的维度的范围;

所述根据所述初始状态点矩阵以及所述预测测量值,并且引入所述待检测电池对应的过程噪声参数,对所述储能电站的所述待检测电池进行状态估计包括:

$$P_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} \alpha(c)(y_i)(y_i)^T + R;$$

$$S_{new} = S + K^T \cdot P_{zz} \cdot K;$$

其中, P_{zz} 表示测量预测误差协方差矩阵, i 表示状态向量的第 i 个分量, n 表示状态向量的维度, α 表示过程噪声的权重, c 表示待检测电池的过程噪声参数, y_i 表示预测测量值的向量, T 表示转置, R 表示测量噪声协方差矩阵, S_{new} 表示更新后的状态点矩阵, S 表示先前的状态点矩阵, K 表示卡尔曼增益矩阵;

所述通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据

所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对所述待检测电池进行故障检测包括:

随机选择状态估计特征作为初始目标特征,按照预设的邻域选择区域确定所述初始目标特征对应的邻域特征集合;

基于核密度估计确定所述邻域特征集合中每个状态估计特征的特征密度,将所述特征密度作为每个状态估计特征的密度权重,按照密度权重的大小进行排序,选择密度权重大于预设密度阈值的状态估计特征,构建所述待检测特征集合;

通过预设的组合核函数将所述待检测特征集合映射至高维空间得到高维特征集合,基于所述高维特征集合中各个特征与预先构建的故障检测模型的分割超平面的空间距离,确定所述高维特征集合中各个特征所属的类别;

所述方法还包括构建组合核函数:

基于所述待检测特征集合,引入扰动项以及多项式次数,构建所述待检测特征集合对应的第一核函数;

基于所述待检测特征集合,结合高斯核函数的宽度参数以及控制加权参数,构建所述待检测特征集合对应的第二核函数;

分别为所述第一核函数分配第一核权重以及为所述第二核函数分配第二核权重,将所述第一核函数和所述第二核函数进行线性组合,确定所述待检测特征集合对应的组合核函数;

所述预设的组合核函数如下公式所示:

第一核函数:

$$K_{\text{改进的多项式}}(x,y) = ((x \cdot y + c_1)^{d_1} + (x \cdot y + c_2)^{d_2}) \times (1 + x^2 + y^2 + c_3xy)^{d_3};$$

其中, x 和 y 分别输入特征向量, c_1, c_2, c_3 表示常数项, d_1, d_2, d_3 表示多项式的次数参数;

第二核函数:

$$K_{\text{改进的高斯}}(x,y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2v^2}\right) \times \left(1 + \frac{\|x-y\|^2}{b^2}\right);$$

其中, v 表示高斯核函数的宽度参数, b 表示控制加权程度的参数, $\|x-y\|$ 表示输入向量 x 和 y 之间的欧氏距离。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括训练故障检测模型:

初始化所述故障检测模型中损失函数的损失权重和损失截距,确定所述损失函数关于所述损失权重的权重梯度和关于所述损失截距的截距梯度;

结合衰减因子更新所述损失函数的一阶矩估计和二阶矩估计,并根据更新后的一阶矩估计和二阶矩估计,结合自适应学习率迭代更新所述损失权重和损失截距,直到所述损失函数收敛或达到预定的迭代次数。

3. 一种储能电站故障检测系统,用于实现权利要求1至2中任一项所述的储能电站故障检测方法,其特征在于,包括:

第一单元,用于获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型;

第二单元,用于基于所述电池模型,确定与所述待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据所述初始状态点矩阵和所述预测测量值,结合所述待检测电池的过程噪声参数,对所述储能电站的所述待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;

第三单元,用于通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对所述待检测电池进行故障检测,其中,所述组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,所述第一核函数中引入扰动项和多项式次数,所述第二核函数中引入控制加权参数。

4.一种电子设备,其特征在于,包括:

处理器;

用于存储处理器可执行指令的存储器;

其中,所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令,以执行权利要求1至2中任意一项所述的方法。

储能电站故障检测方法、系统及设备

技术领域

[0001] 本发明涉及电力系统技术领域,尤其涉及一种储能电站故障检测方法、系统及设备。

背景技术

[0002] 随着新能源发电技术的不断发展,新能源发电装机容量占电网总容量的比例越来越高,然而新能源发电的波动性和不确定性,导致其消纳困难。由于储能电站能够调节峰谷,可以有效抑制新能源发电的波动性,因此“新能源发电+储能电站”的模式受到越来越多的关注。储能电站包括多个串联和/或并联的电池,其中,对各个电池的故障检测是保障储能电站安全稳定运行的重要手段。

[0003] CN113866648A,一种储能电站故障检测方法、系统及存储介质,其中方法包括:实时获取储能电池的SOC;基于储能电池的SOC得到储能电池实时SOC变化率;将实时SOC变化率与预设故障整定值进行比较,若实时SOC变化率大于或等于预设故障整定值,则判定为储能电站故障。基于储能电池SOC变化率的储能电站故障检测方法,能够实现低成本,有效检测线路故障,包括交流侧故障、直流侧故障以及多台换流器之间环流异常故障。

[0004] CN113655391A,一种基于LightGBM模型的储能电站电池故障诊断方法,首先对电池组进行分组标号,然后通过测量模块测量电池组特性数据,结合组号建立数据库,建立计算机分析模块建立基于特征的LightGBM的电池组参数预测模型,通过调整LightGBM算法中的相关参数,然后利用数据库内海量的数据对模型进行了训练以及验证,得到最优超参数,根据最优超参数以及根据测量模块实时监测到的电池组数据特性,进行预测电池组是否将会出现故障,根据预测结果,将会出现故障,通过机械模块发出语音预警,当电池出现非正常状态下的突然故障,机械模块发出语音预警。

[0005] 综上,现有技术虽然能够实现对于储能电站故障的检测,但是由于储能电站环境的复杂性和影响电池出现故障的因素较多,导致现有技术对部分故障无法进行精确检测或检测效率较低,本发明至少能够解决现有技术中的部分问题。

发明内容

[0006] 本发明实施例提供一种储能电站故障检测方法、装置、介质及储能电站,至少能够解决现有技术中部分问题。

[0007] 本发明实施例的第一方面,提供一种储能电站故障检测方法,包括:

[0008] 获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型;

[0009] 基于所述电池模型,确定与所述待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据所述初始状态点矩阵和所述预测测量值,结合所述待检测电池的过程噪声参数,对所述储能电站的待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;

[0010] 通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据

所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测,其中,所述组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,所述第一核函数中引入扰动项和多项式次数,所述第二核函数中引入控制加权参数。

[0011] 在一种可选的实施方式中,

[0012] 对储能电站的待检测电池进行状态估计包括:

[0013] 基于先验知识确定所述待检测电池的当前状态估计向量以及协方差矩阵,结合所述当前状态估计向量对应的向量维度以及预先确定的状态调整参数和缩放参数,确定初始状态点矩阵;

[0014] 基于非线性变换函数对所述初始状态点矩阵进行非线性变换,并且为非线性变换后的初始状态点矩阵分配非线性权重进行加权求和,确定预测测量值;

[0015] 根据所述初始状态点矩阵以及所述预测测量值,并且引入待检测电池对应的过程噪声参数,对储能电站的待检测电池进行状态估计。

[0016] 在一种可选的实施方式中,

[0017] 基于先验知识确定所述待检测电池的当前状态估计向量以及协方差矩阵,结合所述当前状态估计向量对应的向量维度以及预先确定的状态调整参数和缩放参数,确定初始状态点矩阵包括:

$$[0018] \quad S = \begin{cases} S_0 = x \\ S_i = \left[\frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \right] \sum_{i \in M} (x + [(n + \lambda)P]i) \\ S_{i+n} = \frac{1}{2(n + \lambda)} \sum_{i \in M} (x - [(n + \lambda)P]i) \end{cases}$$

[0019] 其中, S 表示状态点矩阵, S_0 表示状态点矩阵的第一行, S_i 表示状态点矩阵的第*i*行, S_{i+n} 表示状态点矩阵的第*i+n*行, x 表示当前状态估计向量, i 表示状态向量的第*i*个分量, λ 表示放大因子, n 表示状态向量的维度, α 表示过程噪声的权重, β 表示测量噪声的权重, P 表示协方差矩阵, M 表示状态向量的维度的范围。

[0020] 在一种可选的实施方式中,

[0021] 根据所述初始状态点矩阵以及所述预测测量值,并且引入待检测电池对应的过程噪声参数,对储能电站的待检测电池进行状态估计包括:

$$[0022] \quad P_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} \alpha(c)(y_i)(y_i)^T + R$$

$$[0023] \quad S_{new} = S + K^T \cdot P_{zz} \cdot K$$

[0024] 其中, P_{zz} 表示测量预测误差协方差矩阵, i 表示状态向量的第*i*个分量, n 表示状态向量的维度, α 表示过程噪声的权重, c 表示待检测电池的过程噪声参数, y_i 表示预测测量值的向量, T 表示转置, R 表示测量噪声协方差矩阵, S_{new} 表示更新后的状态点矩阵, S 表示先前的状态点矩阵, K 表示卡尔曼增益矩阵。

[0025] 在一种可选的实施方式中,

[0026] 通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测包括:

[0027] 随机选择状态估计特征将其作为初始目标特征,按照预设的邻域选择区域确定所述初始目标特征对应的邻域特征集合;

[0028] 基于核密度估计确定邻域特征集合中每个状态估计特征的特征密度,将所述特征密度作为每个状态估计特征的密度权重,按照密度权重的大小进行排序,选择密度权重大于预设密度阈值的状态估计特征,构建待检测特征集合;

[0029] 通过预设的组合核函数将所述待检测特征集合映射至高维空间得到高维特征集合,基于所述高维特征集合中各个特征与预先构建的故障检测模型的分割超平面的空间距离,确定所述高维特征集合中各个特征所属的类别,也即确定所述高维特征集合中各个特征属于故障特征还是正常特征。

[0030] 在一种可选的实施方式中,所述方法还包括构建组合核函数:

[0031] 基于所述待检测特征集合,引入扰动项以及多项式次数,构建所述待检测特征集合对应的第一核函数;

[0032] 基于所述待检测特征集合,结合高斯核函数的宽度参数以及控制加权参数,构建所述待检测特征集合对应的第二核函数;

[0033] 分别为所述第一核函数分配第一核权重以及为所述第二核函数分配第二核权重,将所述第一核函数和所述第二核函数进行线性组合,确定所述待检测特征集合对应的组合核函数。

[0034] 在一种可选的实施方式中,所述预设的组合核函数如下公式所示:

[0035] 第一核函数:

[0036] $K_{\text{改进的多项式}}(x,y) = ((x \cdot y + c_1)^{d_1} + (x \cdot y + c_2)^{d_2}) \times (1 + x^2 + y^2 + c_3xy)^{d_3}$

[0037] 其中, x 和 y 分别输入特征向量, c_1, c_2, c_3 表示常数项, d_1, d_2, d_3 表示多项式的次数参数;

[0038] 第二核函数:

[0039] $K_{\text{改进的高斯}}(x,y) = \exp(-\frac{\|x-y\|^2}{2v^2}) \times (1 + \frac{\|x-y\|^2}{b^2})$

[0040] 其中, v 表示高斯核函数的宽度参数, b 表示控制加权程度的参数, $\|x-y\|$ 表示输入向量 x 和 y 之间的欧氏距离。

[0041] 在一种可选的实施方式中,

[0042] 所述方法还包括训练故障检测模型:

[0043] 初始化所述故障检测模型中损失函数的损失权重和损失截距,确定所述损失函数关于所述损失权重的权重梯度和关于所述损失截距的截距梯度;

[0044] 结合衰减因子更新所述损失函数的一阶矩估计和二阶矩估计,并根据更新后的一阶矩估计和二阶矩估计,结合自适应学习率迭代更新所述损失权重和损失截距,直到所述损失函数收敛或达到预定的迭代次数。

[0045] 本发明实施例的第二方面,提供一种储能电站故障检测系统,包括:

[0046] 第一单元,用于获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型;

[0047] 第二单元,用于基于所述电池模型,确定与所述待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据所述初始状态点矩阵和所述预测测量值,结合所述待检测电池的过

程噪声参数,对所述储能电站的待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;

[0048] 第三单元,用于通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测,其中,所述组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,所述第一核函数中引入扰动项和多项式次数,所述第二核函数中引入控制加权参数。

[0049] 本发明实施例的第三方面,

[0050] 提供一种电子设备,包括:

[0051] 处理器;

[0052] 用于存储处理器可执行指令的存储器;

[0053] 其中,所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令,以执行前述所述的方法。

[0054] 本发明实施例的第四方面,

[0055] 提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,所述计算机程序指令被处理器执行时实现前述所述的方法。

[0056] 本发明通过考虑电池模型和过程噪声参数,实现对电池状态的准确估计,利用预先构建的故障检测模型和组合核函数,对电池进行高效、精确的故障检测,提前发现电池健康问题,引入了组合核函数和参数,增强了方法的适应性和灵活性,使其能够适应不同类型的电池和环境,综上,本发明实现了对储能电站中待检测电池的高效故障检测,提高了电池系统的可靠性和性能。

附图说明

[0057] 图1为本发明实施例储能电站故障检测方法的流程示意图;

[0058] 图2为本发明实施例储能电站故障检测系统的结构示意图。

具体实施方式

[0059] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,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。

[0060] 下面以具体地实施例对本发明的技术方案进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合,对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例不再赘述。

[0061] 图1为本发明实施例储能电站故障检测方法的流程示意图,如图1所示,所述方法包括:

[0062] S1. 获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型;

[0063] 所述电池综合信息具体指电池类型,制造商信息,规格和容量,充放电过程数据和温度数据。

[0064] 在一种可选的实施方式中,所述根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型包括:

[0065] 确定所述待检测电池的类型,获取所述电池综合信息,对全部可用数据进行预处理

理,包括清理,归一化和特征提取,得到输入数据,并根据实际应用的需要选择机器学习算法,如线性回归或神经网络等,将预先得到的输入数据划分为训练集和测试集,使用训练集对选择的机器学习模型进行训练,使用测试集评估模型的性能,对模型性能进行评估,并使用实时数据验证模型的实际性能,最终得到所述电池模型。

[0066] S2. 基于所述电池模型,确定与所述待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据所述初始状态点矩阵和所述预测测量值,结合所述待检测电池的过程噪声参数,对所述储能电站的待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;

[0067] 所述初始状态点矩阵通常用于描述在滤波开始时对系统状态的初始估计,所述过程噪声参数是在状态估计过程中引入的不确定性或系统动态的随机变化,代表系统模型无法准确描述的系统动态或未建模的外部扰动。

[0068] 在一种可选的实施方式中,

[0069] 对储能电站的待检测电池进行状态估计包括:

[0070] 基于先验知识确定所述待检测电池的当前状态估计向量以及协方差矩阵,结合所述当前状态估计向量对应的向量维度以及预先确定的状态调整参数和缩放参数,确定初始状态点矩阵;

[0071] 基于非线性变换函数对所述初始状态点矩阵进行非线性变换,并且为非线性变换后的初始状态点矩阵分配非线性权重进行加权求和,确定预测测量值;

[0072] 根据所述初始状态点矩阵以及所述预测测量值,并且引入待检测电池对应的过程噪声参数,对储能电站的待检测电池进行状态估计。

[0073] 根据先验知识,可能来自前一时刻的状态估计结果或其他信息,确定当前状态估计向量,根据先验知识或系统性能的先验信息,确定协方差矩阵,表示估计误差的不确定性,获取向量维度,状态调整参数和缩放参数,使用给定的参数和公式构建初始状态点矩阵。

[0074] 根据电池模型,选择非线性变换函数,使用选择的非线性变换函数对初始状态点矩阵进行非线性变换,将初始状态点矩阵映射到预测测量空间,获取预测测量值。

[0075] 示例性地,假设我们有一个电池系统,其状态由电压和温度组成,希望使用非线性变换将状态点矩阵映射到电池的容量预测测量值,首先选择一个非线性函数,并使用这个函数将电压和温度组合成一个新的变量,代表电池的容量,对于初始状态点矩阵中的每个状态点,应用所选的非线性函数,即可实现将状态点矩阵映射到预测测量空间中,得到预测测量值。

[0076] 确定待检测电池对应的过程噪声参数,获取实际测量值,计算测量矩阵,描述测量和状态之间的关系,计算测量噪声协方差矩阵,以反映状态预测的不确定性,使用协方差矩阵和测量噪声参数计算卡尔曼增益,使用卡尔曼增益和测量残差对当前状态估计向量进行更新,确定状态估计值。

[0077] 所述状态调整参数通常用于调整初始状态估计的不确定性,较大的值将降低初始状态估计的权重,表明更高的不确定性,而较小的值将增加初始状态估计的权重,表明较低的不确定性,所述缩放参数用于调整状态点矩阵中每个状态点的权重,通常用于影响过程噪声和测量噪声的权重。

[0078] 本实施例中,利用先验知识,可以更准确地初始化电池的状态估计,使滤波器更好

地适应系统的动态特性,通过考虑电池特性的非线性,可以更好地适应实际工作条件,提高对电池状态的预测性能,引入过程噪声参数有助于考虑系统中未建模的因素和外部扰动,使状态估计更具鲁棒性,通过持续的状态估计,可以监测电池系统的性能变化,并及时发现潜在的故障,综上,本实施例能够提高电池状态估计的准确性和稳定性,为系统的故障检测和维护提供更可靠的工具。

[0079] 在一种可选的实施方式中,

[0080] 基于先验知识确定所述待检测电池的当前状态估计向量以及协方差矩阵,结合所述当前状态估计向量对应的向量维度以及预先确定的状态调整参数和缩放参数,确定初始状态点矩阵包括:

$$[0081] \quad S = \begin{cases} S_0 = x \\ S_i = \left[\frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \right] \sum_{i \in M} (x + [(n + \lambda)P]_i) \\ S_{i+n} = \frac{1}{2(n + \lambda)} \sum_{i \in M} (x - [(n + \lambda)P]_i) \end{cases}$$

[0082] 其中, S 表示状态点矩阵, S_0 表示状态点矩阵的第一行, S_i 表示状态点矩阵的第*i*行, S_{i+n} 表示状态点矩阵的第*i+n*行, x 表示当前状态估计向量, i 表示状态向量的第*i*个分量, λ 表示放大因子, n 表示状态向量的维度, α 表示过程噪声的权重, β 表示测量噪声的权重, P 表示协方差矩阵, M 表示状态向量的维度的范围。

[0083] 本函数中,放大因子的引入允许调整状态点矩阵的权重,从而更灵活地处理状态估计的不确定性,通过适当选择放大因子,可以在不同应用场景中平衡准确性和对噪声的敏感度,过程噪声权重和测量噪声权重的引入允许系统考虑到来自不同来源的噪声,对于在储能电站中进行故障检测至关重要,因为电池的状态估计可能受到多种噪声源的影响,通过使用状态向量的维度和状态向量的维度的范围,该方法可以适应不同电池系统中状态向量的维度变化,这种灵活性使得方法更具通用性,可适应不同类型和规模的储能电池系统。

[0084] 在一种可选的实施方式中,

[0085] 根据所述初始状态点矩阵以及所述预测测量值,并且引入待检测电池对应的过程噪声参数,对储能电站的待检测电池进行状态估计包括:

$$[0086] \quad P_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} \alpha(c)(y_i)(y_i)^T + R$$

$$[0087] \quad S_{new} = S + K^T \cdot P_{zz} \cdot K$$

[0088] 其中, P_{zz} 表示测量预测误差协方差矩阵, i 表示状态向量的第*i*个分量, n 表示状态向量的维度, α 表示过程噪声的权重, c 表示待检测电池的过程噪声参数, y_i 表示预测测量值的向量, T 表示转置, R 表示测量噪声协方差矩阵, S_{new} 表示更新后的状态点矩阵, S 表示先前的状态点矩阵, K 表示卡尔曼增益矩阵。

[0089] 本函数中,引入测量噪声协方差矩阵和过程噪声权重,考虑了来自测量系统和待检测电池过程的不确定性和噪声,对于更准确地捕捉系统状态的变化和异常情况至关重要,卡尔曼增益被用于平衡预测值和测量值之间的权衡。通过权衡这两者,算法可以更灵活

地根据测量的可靠性调整状态估计。过程噪声权重的引入允许考虑到不同待检测电池的过程噪声水平,使算法更具通用性和适应性,综上,本函数提高了状态估计的准确性和鲁棒性,从而增强了对电池状态变化和潜在故障的检测能力。

[0090] S3.通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测,其中,所述组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,所述第一核函数中引入扰动项和多项式次数,所述第二核函数中引入控制加权参数。

[0091] 所述故障检测模型是用于检测待检测电池的健康状况或异常情况的数学模型,该模型是基于电池的物理特性、工作参数、性能指标构建的,所述待检测特征集合是用于构建故障检测模型的特征集,包括与电池性能、电流、电压、温度等相关的特征,通过监测这些特征的变化,可以识别电池是否存在异常或故障,所述扰动项通常指的是不受控制的外部影响或系统中未建模的动态行为,所述多项式次数是在多项式核函数中的一个参数,多项式次数越高,映射到高维空间后的特征越复杂,有助于更好地捕捉特征之间的非线性关系,所述组合核函数是通过将不同类型的核函数组合在一起形成的核函数,所述控制加权参数用于在组合核函数中平衡不同核函数的贡献。

[0092] 在一种可选的实施方式中,

[0093] 通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测包括:

[0094] 随机选择状态估计特征将其作为初始目标特征,按照预设的邻域选择区域确定所述初始目标特征对应的邻域特征集合;

[0095] 基于核密度估计确定邻域特征集合中每个状态估计特征的特征密度,将所述特征密度作为每个状态估计特征的密度权重,按照密度权重的大小进行排序,选择密度权重大于预设密度阈值的状态估计特征,构建待检测特征集合;

[0096] 通过预设的组合核函数将所述待检测特征集合映射至高维空间得到高维特征集合,基于所述高维特征集合中各个特征与预先构建的故障检测模型的分割超平面的空间距离,确定所述高维特征集合中各个特征所属的类别,也即确定所述高维特征集合中各个特征属于故障特征还是正常特征。

[0097] 从状态估计特征中随机选择一个特征作为初始目标特征,根据应用场景确定邻域选择区域的参数,并确定所述初始目标特征对应的邻域特征集合,所述邻域选择区域可以是一个特定的空间范围或时间窗口,示例性地,储能电站中的电池系统,我们关注的是特定电池的电压变化,针对空间范围,我们设定邻域选择区域为以电池A为中心的半径为10米的圆形区域,针对时间窗口,我们设定邻域选择区域为最近1小时内的数据,对于空间范围,我们根据电池的物理位置坐标计算其他电池是否位于以电池A为中心的半径为10米的圆形区域内,例如,电池B和电池C位于这个区域内,对于时间窗口,我们根据时间戳或时间标签判断哪些特征的数据在最近1小时内。例如,我们选择电池A、电池B和电池C在这个时间窗口内的电压数据,通过上述步骤即可得到邻域特征集合,包括了在空间范围或时间窗口内与初始目标特征相关的其他电池的特征。

[0098] 对于邻域特征集合中的每个状态估计特征,使用核密度估计方法,计算其特征密度,本方案中可以使用高斯核函数,将每个状态估计特征的特征密度作为其密度权重,对邻

域特征集合中的状态估计特征按照密度权重的大小进行降序排序,从排序后的特征中选择密度权重大于预设密度阈值的状态估计特征,构建待检测特征集合,所述密度阈值是一个在密度估计和特征选择过程中用于确定哪些特征将被纳入待检测特征集合的参数,本实施例中,密度阈值可以是0到1之间的实数,其中0表示选择所有特征,而1表示只选择密度最高的特征,需要说明的是,密度阈值越高,选择的特征越少。

[0099] 对待检测特征集合中的特征应用预设的组合核函数,将这些特征映射至高维空间,得到高维特征集合,对于高维特征集合中的每个特征,通过计算特征到超平面的投影计算其与预先构建的故障检测模型的分割超平面的空间距离,根据计算得到的空间距离,确定高维特征集合中每个特征所属的类别。示例性地,我们有一个储能电站,其中包含多个电池,我们希望检测电池的故障情况,使用预设的组合核函数将电池的特征(例如,电压、温度、充电状态等)映射至高维空间,得到高维特征集合,使用已知的故障电池数据和正常电池数据,构建一个故障检测模型,其中已知故障电池为正例,正常电池为负例,对于高维特征集合中的每个电池特征,计算其与预先构建的故障检测模型的分割超平面之间的距离,根据计算的距离,将每个电池特征划分为两类:故障电池或正常电池。如果距离分割超平面较近,特征被分类为故障电池,否则分类为正常电池。

[0100] 所述高维特征集合是指通过映射或变换将原始特征映射到高维空间后得到的特征集合。

[0101] 在一种可选的实施方式中,所述方法还包括构建组合核函数:

[0102] 基于所述待检测特征集合,引入扰动项以及多项式次数,构建所述待检测特征集合对应的第一核函数;

[0103] 基于所述待检测特征集合,结合高斯核函数的宽度参数以及控制加权参数,构建所述待检测特征集合对应的第二核函数;

[0104] 分别为所述第一核函数分配第一核权重以及为所述第二核函数分配第二核权重,将所述第一核函数和所述第二核函数进行线性组合,确定所述待检测特征集合对应的组合核函数。

[0105] 对于待检测特征集合中的每个特征,引入扰动项和多项式次数,基于引入扰动项和多项式次数后的待检测特征集合,构建多项式核函数,确定引入的扰动项的性质,如噪声的分布特征,同时,根据任务需求和数据分布,确定合适的多项式次数以平衡模型的复杂性和拟合能力,将构建的多项式核函数与引入的扰动项组合,得到待检测特征集合对应的第一核函数。

[0106] 选择高斯核函数作为第二核函数的基础核函数,引入控制加权参数用于控制高斯核函数的权重,其该参数根据数据的特性进行对应调节,基于待检测特征集合,结合高斯核函数的宽度参数和控制加权参数,构建第二核函数,通过在模型训练过程中进行调优,确定高斯核函数的宽度参数和控制加权参数的具体数值,得到待检测特征集合对应的第二核函数。

[0107] 给第一核函数分配第一核权重,给第二核函数分配第二核权重,将第一核函数和第二核函数进行线性组合,得到待检测特征集合对应的组合核函数,针对实际数据,通过交叉验证进行验证和调优,确定第一核权重和第二核权重的具体数值,最终确定得到经过线性组合的组合核函数。

[0108] 本实施例中,引入扰动项和多项式次数的概念使得第一核函数能够更灵活地适应复杂的数据结构,通过合理调整扰动项和多项式次数,方法可以更好地适应各种故障模式,提高了模型的适应性和表达能力,高斯核函数通过引入高斯分布的概念,结合宽度参数和控制加权参数,能够更好地描述待检测特征集合中数据点之间的相似性,通过为第一核函数和第二核函数分别分配权重,然后进行线性组合,形成了组合核函数,线性组合的方式能够在两者之间进行灵活权衡,使得方法能够更好地适应不同的故障情况和数据分布,综上,本实施例综合考虑了数据的非线性关系和相似性特征,提高了对储能电站故障模式的建模能力,有助于提高模型的准确性、鲁棒性,并增强了储能电站故障检测方法的适应性。

[0109] 在一种可选的实施方式中,所述预设的组合核函数如下公式所示:

[0110] 第一核函数:

$$[0111] \quad K_{\text{改进的多项式}}(x,y) = ((x \cdot y + c_1)^{d_1} + (x \cdot y + c_2)^{d_2}) \times (1 + x^2 + y^2 + c_3xy)^{d_3}$$

[0112] 其中, x 和 y 分别输入特征向量, c_1, c_2, c_3 表示常数项, d_1, d_2, d_3 表示多项式的次数参数;

[0113] 第二核函数:

$$[0114] \quad K_{\text{改进的高斯}}(x,y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2v^2}\right) \times \left(1 + \frac{\|x-y\|^2}{b^2}\right)$$

[0115] 其中, v 表示高斯核函数的宽度参数, b 表示控制加权程度的参数, $\|x-y\|$ 表示输入向量 x 和 y 之间的欧氏距离。

[0116] 本函数中,通过引入多项式核函数,方法能够更灵活地处理复杂的特征关系,提高了对储能电站中复杂故障模式的检测能力,高斯核函数在储能电站故障检测方法中能够较好地捕捉输入特征的相似性,尤其是对于距离较远的特征,通过指数项的引入,能够在空间上更加灵活地适应不同的数据分布,该组合核函数有助于提高模型的鲁棒性,适应不同类型的故障模式,并更好地捕捉数据中的潜在关系,从而提高了储能电站故障检测方法的准确性和可靠性。

[0117] 在一种可选的实施方式中,所述方法还包括训练故障检测模型:

[0118] 初始化所述故障检测模型中损失函数的损失权重和损失截距,确定所述损失函数关于所述损失权重的权重梯度和关于所述损失截距的截距梯度;

[0119] 结合衰减因子更新所述损失函数的一阶矩估计和二阶矩估计,并根据更新后的一阶矩估计和二阶矩估计,结合自适应学习率迭代更新所述损失权重和损失截距,直到所述损失函数收敛或达到预定的迭代次数。

[0120] 为损失权重和损失截距分别设定初始值,该初始值可以是随机值,也可以是根据实际需求设置的特定值,根据需要初始化学率、迭代次数、收敛条件等超参数,针对每一次迭代使用当前的损失权重和损失截距,计算模型的预测值,根据损失函数的定义,计算损失函数值,使用链式法则和反向传播算法计算损失函数关于损失权重的梯度,采用同样的计算方法计算损失函数关于损失截距的梯度。

[0121] 初始化一阶矩估计为零向量和二阶矩估计为零向量,使用当前的损失权重和损失截距,计算模型的预测值根据损失函数的定义,计算损失函数值,使用衰减因子更新一阶矩估计和二阶矩估计,基于一阶矩估计和二阶矩估计,使用RMSProp或Adam等自适应学习率算法更新自适应学习率,使用更新后的学习率和计算得到的权重梯度,按照梯度下降法则更

新损失权重,同样,使用更新后的学习率和计算得到的截距梯度,按照梯度下降法则更新损失截距,重复上述步骤,直至损失函数收敛或达到预定的迭代次数。

[0122] 所述自适应学习率是指在训练深度学习模型时,根据模型参数的历史梯度信息来自动调整学习率的技术,所述损失权重是指在多目标深度学习任务中,每个损失函数的权重,所述损失截距通常是指损失函数中的偏差项,用于调整损失函数的零点,所述一阶矩估计通常指的是梯度的均值,它是对梯度的期望值的估计,所述二阶矩估计通常指的是梯度平方的均值,它是对梯度平方的期望值的估计,所述衰减因子通常在训练深度学习模型时用于控制学习率的变化,衰减因子的取值范围在0到1之间。衰减因子越接近1,学习率下降得越慢,训练过程会更加平稳,但可能需要更多的训练时间。衰减因子接近0时,学习率下降得更快,但可能导致训练不稳定。

[0123] 本实施例中,通过自适应地调整损失函数的权重和截距,该方法可以帮助模型更好地拟合数据,尤其是在多目标任务中,通过结合衰减因子、一阶矩估计和二阶矩估计,以及自适应学习率,该方法可以更快地使损失函数收敛,减少了模型训练的时间和计算成本,自适应性是本实施例的关键特点。它允许模型在训练过程中动态调整损失函数的参数,以适应不同的数据分布和任务要求。综上,本实施例能够对故障检测模型进行更有效地训练和适应各种工作条件,从而提高检测性能和可靠性。

[0124] 图2为本发明实施例储能电站故障检测系统的结构示意图,如图2所示,所述系统包括:

[0125] 第一单元,用于获取储能电站中待检测电池的电池综合信息,根据所述电池综合信息,建立所述待检测电池的电池模型;

[0126] 第二单元,用于基于所述电池模型,确定与所述待检测电池对应的初始状态点矩阵和预测测量值,根据所述初始状态点矩阵和所述预测测量值,结合所述待检测电池的过程噪声参数,对所述储能电站的待检测电池进行状态估计,确定状态估计值;

[0127] 第三单元,用于通过预先构建的故障检测模型,结合所述状态估计值构建待检测特征集合,根据所述待检测特征集合,结合预设的组合核函数,对待检测电池进行故障检测,其中,所述组合核函数包括用于线性组合的第一核函数和第二核函数,所述第一核函数中引入扰动项和多项式次数,所述第二核函数中引入控制加权参数。

[0128] 本发明可以是方法、装置、系统和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质,其上载有用于执行本发明的各个方面的计算机可读程序指令。

[0129] 最后应说明的是:以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的范围。

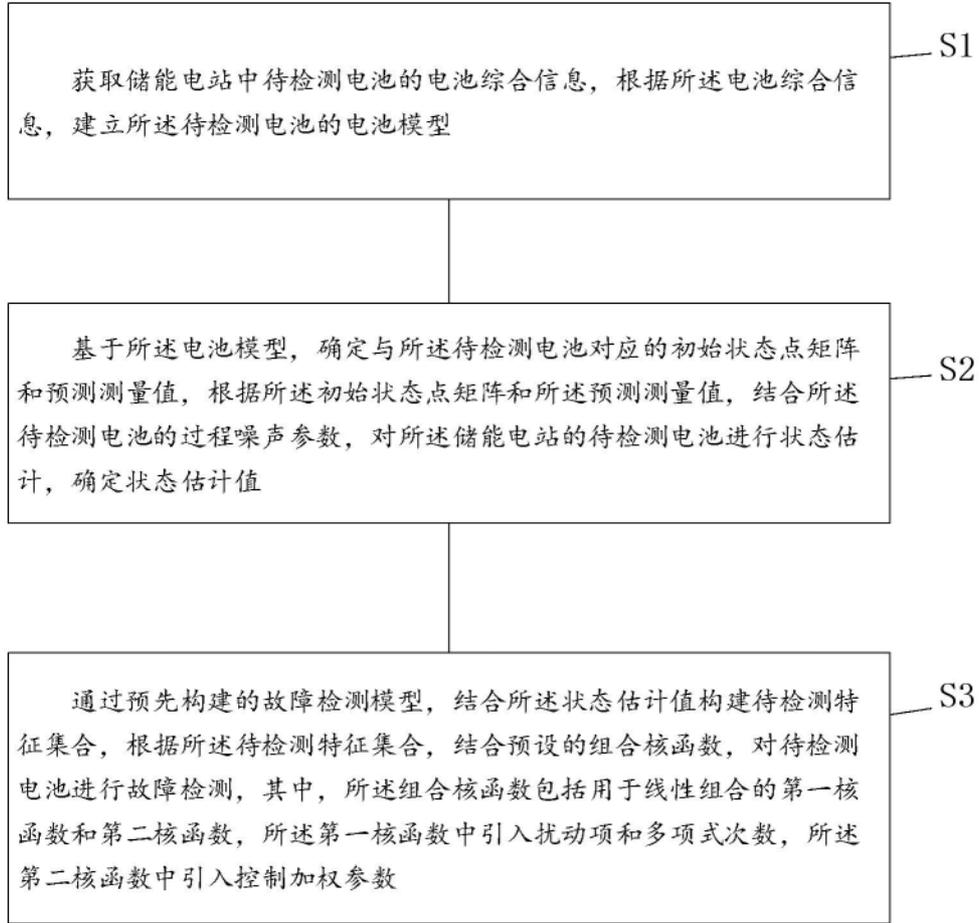


图1

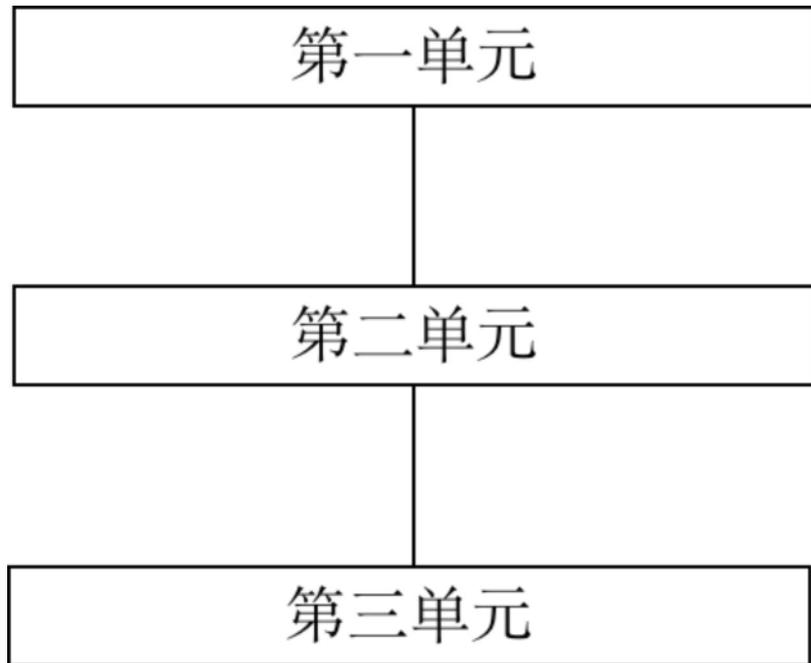


图2