



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113283113 B

(45) 授权公告日 2022.04.15

(21) 申请号 202110656835.2

G06Q 10/04 (2012.01)

(22) 申请日 2021.06.11

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 104182630 A, 2014.12.03

申请公布号 CN 113283113 A

CN 112632850 A, 2021.04.09

JP 2017184355 A, 2017.10.05

(43) 申请公布日 2021.08.20

CN 111190113 A, 2020.05.22

(73) 专利权人 中国人民解放军国防科技大学
地址 410073 湖南省长沙市开福区德雅路
109号

刘勇智等. 最小二乘支持向量机在航空蓄电
池剩余容量预测中的应用.《蓄电池》.2013, (第
03期),

(72) 发明人 刘亚杰 王羽 张涛 向慧
雷洪涛 王锐 黄生俊 史志超

陈健美等. 基于LS-SVM的混合动力镍氢电池
组SOC预测.《中南大学学报(自然科学版)》
.2013, (第01期),

(74) 专利代理机构 长沙国科天河知识产权代理
有限公司 43225

杨育刚等. LS-SVM算法在光伏短期功率预测
中的应用.《国网技术学院学报》.2014, (第05
期),

代理人 周达

审查员 张敏

(51) Int. Cl.

G06F 30/20 (2020.01)

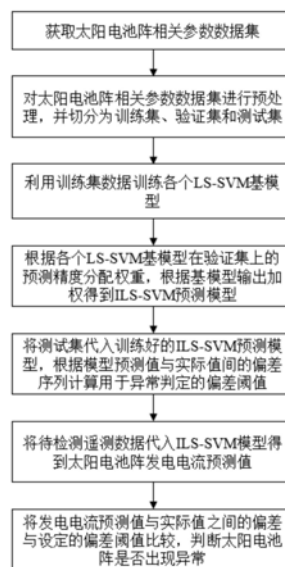
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54) 发明名称

太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法、异常检测方法、设备及介质

(57) 摘要

本发明提供一种航天器太阳能电池阵发电电
流预测模型训练方法、异常检测方法、设备及介
质。通过训练多个LS-SVM基模型, 利用各个基模
型在验证集上的预测精度计算基模型权重, 通过
加权得到集成LS-SVM预测模型, 作为最终训练好
的太阳能电池阵发电电流预测模型。获取航天器太
阳电池阵发电电流的实际值与太阳能电池阵发电
电流预测模型所预测出的期望值之间的偏差; 设
定关于偏差的异常判定准则, 基于偏差检测太阳
电池阵是否出现异常。本发明能更好的处理航天
器遥测数据的预测问题。



1. 航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法,其特征在于,包括:

构建 n 个LS-SVM基模型;

获取航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练 n 个LS-SVM基模型的离线数据集,航天器太阳能电池阵在轨遥测数据是太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数数据;

从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练集,从训练集中有放回的随机抽取 n 组子训练集,分别用于 n 个LS-SVM基模型的训练,采用LS-SVM基模型构建太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数之间的状态演化规律,得到 n 个训练好的LS-SVM基模型;

从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为验证集,将验证集中的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据代入各个训练好的LS-SVM基模型,利用各个训练好的LS-SVM基模型在验证集上的误差值给各个训练好的LS-SVM基模型分配权重,对 n 个训练好的LS-SVM基模型输出加权得到ILS-SVM预测模型,作为最终训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型。

2. 根据权利要求1所述的航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法,其特征在于,获取在轨初期的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练 n 个LS-SVM基模型的离线数据集。

3. 根据权利要求1所述的航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法,其特征在于,与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数是指与太阳能电池阵发电电流相关性较强的在轨遥测参数数据,与太阳能电池阵发电电流相关性较强的在轨遥测参数采用皮尔逊相关系数分析方法或最大互信息系数分析方法来进行选取。

4. 根据权利要求1所述的航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法,其特征在于,与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数包括太阳能电池阵温度、太阳辐射强度、轨道面角度。

5. 航天器太阳能电池阵的异常检测方法,其特征在于,包括:

采集航天器太阳能电池阵在轨遥测数据;

利用如权利要求1至4中任一项所述太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法得到的训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型,得到待检测的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据对应的太阳能电池阵发电电流的期望值;

计算航天器太阳能电池阵发电电流的实际值与太阳能电池阵发电电流预测模型所预测出的期望值之间的偏差;

设定关于偏差的异常判定准则,基于偏差检测航天器太阳能电池阵是否出现异常。

6. 根据权利要求5所述的航天器太阳能电池阵的异常检测方法,其特征在于,所述异常判定准则是:如采集到的连续 m 个航天器太阳能电池阵在轨遥测数据对应的偏差均超出设定的偏差阈值,则判定航天器太阳能电池阵发生异常,其中 m 大于1。

7. 根据权利要求6所述的航天器太阳能电池阵的异常检测方法,其特征在于, m 取值为3。

8. 根据权利要求6或7所述的航天器太阳能电池阵的异常检测方法,其特征在于,所述偏差阈值的确定方法是:从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为测试集,将测试集输入训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型,得到太阳能电池阵发电电

流预测模型所预测出的太阳能电池阵发电电流期望值,将测试集中太阳能电池阵发电电流实际值与太阳能电池阵发电电流预测模型所预测出的太阳能电池阵发电电流期望值进行对比,获得预测偏差序列 e ;预测偏差序列 e 服从或近似服从正态分布,采用拉依达准则计算用于异常检测的偏差阈值,方法如下:设预测偏差序列 e 的均值为 μ ,标准差为 σ ,则用于异常检测的偏差阈值为 $e_{th}=\mu+3\sigma$ 。

9.一种电子设备,其特征在于,包括处理器、存储器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述计算机程序被所述处理器执行时实现如权利要求1至4中任一项所述太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法,或者执行如权利要求5所述航天器太阳能电池阵的异常检测方法。

10.一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质上存储计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至4中任一项所述太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法,或者执行如权利要求5所述航天器太阳能电池阵的异常检测方法。

太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法、异常检测方法、设备及介质

技术领域

[0001] 本发明涉及太阳能电池阵性能检测技术领域,特别涉及一种航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法及异常检测方法。

背景技术

[0002] 太阳能电池阵作为航天器电源系统中不可缺少的组成部件,在航天器运行至光照区时吸收太阳辐射进行发电,为航天器在轨执行各种活动和任务提供所必需的能量。然而,由于太阳能电池阵工作在恶劣的空间环境中,长期暴露在原子氧、质子和电子等腐蚀下,其发电可靠性必然不断下降,直至出现元器件损坏等故障。而太阳能电池阵的故障会进一步的导致蓄电池组无法达到满充、航天器无法实现能量平衡等情况,从而使得航天器无法正常的执行在轨任务。鉴于此,如何在航天器太阳能电池阵的故障发生之前或发生早期及时检测出其可能表现出的异常,以便及时采取相应的措施,是航天器地面管理人员所面临的挑战之一。

[0003] 目前,大多数地面监控站都是采用基于人工监测结合阈值的检测方法对航天器太阳能电池阵遥测数据进行异常检测:地面技术人员将实时采集得到的遥测数据结合预先设定的阈值来检测参数数据是否超过预设区间,若超过则判定数据出现异常,否则为正常。该方法操作简单,能够筛选出绝大部分太阳能电池阵遥测数据异常,但是针对遥测参数进行阈值设定专业性要求高,并且阈值检测法无法检测出像太阳能电池阵电池串开路异常等参数值在阈值范围内的异常。

[0004] 基于数据驱动的异常检测方法能够很好的解决阈值法异常检测时出现的短板,其采用统计、机器学习以及深度学习等理论针对遥测数据的变化规律进行刻画与建模,以识别其中的异常模式。根据度量指标的区别,基于数据驱动的异常检测方法可进一步分为基于统计的方法、基于相似性的方法以及基于偏差的方法三种。基于统计的方法通常会对数据进行整体分布假设,将分布中出现概率较大的值视为正常数据,而将分布中出现概率低于一定阈值的值视为异常数据。然而实际的遥测数据通常较难用预设分布进行刻画,这使得基于统计的方法在面对航天器遥测数据异常检测时效果大打折扣。基于相似性的方法是通过度量相似性指数来筛选数据中的异常部分,对相似性指数表现较低的数据点进行异常标记,基于相似性的方法的异常检测表现对相似性指标十分敏感,若未找到一个合适的相似性度量指标,该方法的异常检测准确率往往不尽如人意。基于偏差的方法根据正常的的数据建立模型,将测试数据带入模型得到目标参数的预测期望值,通过计算期望值与实际样本之间的偏差来进行异常检测。基于偏差的方法主要包括分类算法以及预测算法两种:分类算法要求训练数据带有标签,并且正常数据点与异常数据点的数目接近,而航天器遥测数据中大多数都是正常数据,并且通常并没有异常数据的标签,这使得分类算法在航天器遥测数据上并不能取得很好的异常检测效果。相比较而言,预测算法更适合于航天器遥测数据的异常检测,其通过遥测数据占比重大的正常数据来训练模型,并不依赖于数据中是否有足够的异常数据以及异常标签,具有很强的学习能力。

[0005] 但面对航天器太阳能电池阵数据时,由于数据量庞大并且数据中噪声点多,传统的预测算法往往容易出现过拟合情况,造成整体预测误差均值以及方差的增大,因此,其对于航天器太阳能电池阵异常的检测能力较差,异常检测准确率较低。

发明内容

[0006] 针对现有技术中存在的缺陷,本发明提出了一种航天器太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法、异常检测方法、设备及介质。

[0007] 为实现上述技术目的,本发明采用的具体技术方案如下:

[0008] 航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法,包括:

[0009] 构建 n 个LS-SVM基模型;

[0010] 获取航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练 n 个LS-SVM基模型的离线数据集,航天器太阳能电池阵在轨遥测数据是太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数数据;

[0011] 从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练集,从训练集中有放回的随机抽取 n 组子训练集,分别用于 n 个LS-SVM基模型的训练,采用LS-SVM基模型构建太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数之间的状态演化规律,得到 n 个训练好的LS-SVM基模型;

[0012] 从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为验证集,将验证集中的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据代入各个训练好的LS-SVM基模型,利用各个训练好的LS-SVM基模型在验证集上的误差值给各个训练好的LS-SVM基模型分配权重,对 n 个训练好的LS-SVM基模型输出加权得到 ILS-SVM预测模型,作为最终训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型。

[0013] 本发明获取在轨初期的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练 n 个LS-SVM基模型的离线数据集。所述的在轨初期是指从航天器入轨服役并开始正常工作时所算起的一段时期(如半年、1年等),这个在轨初期阶段的航天器太阳能电池阵并未发生异常,处于正常健康水平。所述航天器太阳能电池阵在轨遥测数据指的是太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关性较强的在轨遥测参数数据,可采用皮尔逊相关系数、最大互信息系数等相关性分析方法来进行选取。与太阳能电池阵发电电流相关性较强的在轨遥测参数包括但不限于:太阳能电池阵温度、太阳辐射强度、轨道面角度等参数。

[0014] 本发明提供一种航天器太阳能电池阵的异常检测方法,包括:

[0015] 采集航天器太阳能电池阵在轨遥测数据;

[0016] 利用上述任一种太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法得到的训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型,得到待检测的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据对应的太阳能电池阵发电电流的期望值;

[0017] 计算航天器太阳能电池阵发电电流的实际值与太阳能电池阵发电电流预测模型所预测出的期望值之间的偏差;

[0018] 设定关于偏差的异常判定准则,基于偏差检测太阳能电池阵是否出现异常。

[0019] 进一步地,本发明的异常判定准则是:如采集到的连续 m 个航天器太阳能电池阵在轨遥测数据对应的偏差均超出设定的偏差阈值,则判定航天器太阳能电池阵发生异常,其中 m 大

于等于1,如将m取值为3。

[0020] 本发明所述偏差阈值的确定方法是:从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为测试集,将测试集输入训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型得,得到太阳能电池阵发电电流预测模型所预测出的太阳能电池阵发电电流期望值,将测试集中太阳能电池阵发电电流实际值与太阳能电池阵发电电流预测模型所预测出的太阳能电池阵发电电流期望值进行对比,获得预测偏差序列e;考虑到在测试集数据量足够大的情况下,预测偏差序列e服从或近似服从正态分布,采用拉依达准则计算用于异常检测的偏差阈值,方法如下:设预测偏差序列e的均值为 μ ,标准差为 σ ,则用于异常检测的偏差阈值为 $e_{th} = \mu + 3\sigma$ 。

[0021] 本发明提供一种电子设备,包括处理器、存储器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述计算机程序被所述处理器执行时实现上述太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法,或者执行上述航天器太阳能电池阵的异常检测方法。

[0022] 本发明提供一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述太阳能电池阵发电电流预测模型训练方法,或者执行上述航天器太阳能电池阵的异常检测方法。

[0023] 综上所述,本发明与现有技术相比,至少能够带来以下有益效果:

[0024] 1、本发明提出了一种航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法:通过训练多个LS-SVM基模型,利用各个基模型在验证集上的预测精度计算基模型权重,通过加权得到集成LS-SVM(后续简称为ILS-SVM)预测模型,作为最终训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型,该方法较常用的神经网络方法以及单个LS-SVM预测模型有着更高的预测精度以及泛化性能,能更好的处理航天器遥测数据的预测问题;

[0025] 2、本发明以所构建的ILS-SVM预测模型为基础,设计了一种无参数的、无监督的异常判定准则,用以识别遥测数据中的异常,该方法能够有效规避将噪声点识别为异常的情况,从而降低异常检测虚警率;

[0026] 3、本发明提供的航天器太阳能电池阵的异常检测方法是基于数据驱动层面的,对地面操作人员的专业知识要求几乎为零,同时由于ILS-SVM预测模型是预训练好的,所以进行太阳能电池阵实时异常检测时可以做到操作简单、准确率高、检测速度快。

附图说明

[0027] 图1为本发明一实施例的整体流程图;

[0028] 图2为本发明一实施例的太阳能电池阵相关参数变化曲线图;

[0029] 图3为本发明一实施例的训练ILS-SVM预测模型流程图;

[0030] 图4为本发明一实施例中ILS-SVM预测模型的太阳能电池阵发电电流预测效果图;

[0031] 图5为本发明一实施例中ILS-SVM预测模型在测试集中的预测偏差序列图,其中(a)为运用传统的异常判定方法的异常判定结果图,(b)为采用本发明的异常判定准则的异常判定结果图;

[0032] 图6为本发明一实施例中9月18日遥测数据异常检测结果(偏差序列图形式);

[0033] 图7为本发明一实施例中9月18日遥测数据异常检测结果(变化曲线图形式),其中(a)为样本200至样本390之间的模型期望值与实际值的对比曲线图;(b)为样本390至样本580之间的模型期望值与实际值的对比曲线图;

[0034] 图8为本发明一实施例中9月19日遥测数据异常检测结果(变化曲线图形式),其中(a)为9月19日前十个周期中的第一个周期到第五个周期的模型期望值与实际值的对比曲线图,图8(b)为9月19日前十个周期中的第六个周期到第十个周期的模型期望值与实际值的对比曲线图。

具体实施方式

[0035] 为了使本发明的技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明,并不用于限定本发明。

[0036] 本发明一实施例提供一种航天器太阳能电池阵的发电电流预测模型训练方法,包括:

[0037] S1. 构建n个LS-SVM基模型;

[0038] S2. 获取航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练n个LS-SVM基模型的离线数据集,航天器太阳能电池阵在轨遥测数据是太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数数据。

[0039] 本实施例获取航天器太阳能电池阵历史健康在轨遥测数据作为训练ILS-SVM模型的离线数据。所述的航天器太阳能电池阵历史健康在轨遥测数据是指在地面技术人员记录中航天器太阳能电池阵处于正常健康水平并未发生异常时期的数据。如获取在轨初期的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据,在轨初期是指从航天器入轨服役并开始正常工作时所算起的一段时期(如半年、1年等),这个在轨初期阶段的航天器太阳能电池阵并未发生异常,处于正常健康水平。所述航天器太阳能电池阵在轨遥测数据指的是太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关性较强的在轨遥测参数数据,可采用皮尔逊相关系数、最大互信息系数等相关性分析方法来进行选取。与太阳能电池阵发电电流相关性较强的在轨遥测参数包括但不限于:太阳能电池阵温度、太阳辐射强度、轨道面角度等参数。

[0040] S3. 从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为训练集,从训练集中有放回的随机抽取n组子训练集,分别用于n个LS-SVM基模型的训练,采用LS-SVM基模型构建太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数之间的状态演化规律,得到n个训练好的LS-SVM基模型;

[0041] S4. 从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳能电池阵在轨遥测数据作为验证集,将验证集中的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据代入各个训练好的LS-SVM基模型,利用各个训练好的LS-SVM基模型在验证集上的误差值给各个训练好的LS-SVM基模型分配权重,对n个训练好的LS-SVM基模型输出加权得到ILS-SVM预测模型,作为最终训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型。

[0042] 本发明采用LS-SVM基模型构建太阳能电池阵发电电流及与太阳能电池阵发电电流相关的在轨遥测参数之间的状态演化规律。本发明中所采用的LS-SVM基模型是在核SVM模型基础上的改进,核SVM模型通过核函数将航天器太阳能电池阵在轨遥测数据空间映射到一个高维特征空间,利用一个超平面去拟合特征参数与目标参数之间的非线性关系。本发明中所采用的LS-SVM基模型将核SVM模型中的复杂二次规划问题转换为了线性方程组问题进行求解,并将核SVM模型优化问题中的不等式约束替换为等式约束,以降低问题的复杂性,

减少模型求解的运算时间。这使得LS-SVM基模型在面对数据量庞大的航天器太阳电池阵在轨遥测数据时也能够快速的拟合太阳电池阵发电电流及与太阳电池阵发电电流相关的在轨遥测参数之间的强非线性关系。

[0043] 本发明一实施例提供一种航天器太阳电池阵的异常检测方法,包括:

[0044] 采集航天器太阳电池阵在轨遥测数据;

[0045] 利用上述实施例中太阳电池阵发电电流预测模型训练方法得到的训练好的太阳电池阵发电电流预测模型,得到待检测的航天器太阳电池阵在轨遥测数据对应的太阳电池阵发电电流的期望值;

[0046] 计算航天器太阳电池阵发电电流的实际值与太阳电池阵发电电流预测模型所预测出的期望值之间的偏差;

[0047] 设定关于偏差的异常判定准则,基于偏差检测太阳电池阵是否出现异常。

[0048] 本实施例将采集到的航天器太阳电池阵在轨遥测数据输入到训练好的太阳电池阵发电电流预测模型,计算航天器太阳电池阵发电电流的实际值与太阳电池阵发电电流预测模型所预测出的期望值之间的偏差。考虑到航天器太阳电池阵在轨遥测数据在采集和传输过程中,由于空间环境等因素的影响,导致地面站所接收到的个别数据失真,使得数据实测值与期望值之间的偏差明显变大。为了避免将这一现象判定为异常,降低异常检测的虚警率。本发明设定的异常判定准则是:如采集到的连续 m 个航天器太阳电池阵在轨遥测数据对应的偏差均超出设定的偏差阈值,则判定航天器太阳电池阵发生异常,其中 m 大于等于1,如将 m 取值为3。

[0049] 本实施例中偏差阈值的确定方法是:从离线训练数据集中取出一部分航天器太阳电池阵在轨遥测数据作为测试集,将测试集输入训练好的太阳电池阵发电电流预测模型,得到太阳电池阵发电电流预测模型所预测出的太阳电池阵发电电流期望值,将测试集中太阳电池阵发电电流实际值与太阳电池阵发电电流预测模型所预测出的太阳电池阵发电电流期望值进行对比,获得预测偏差序列 e ;考虑到在测试集数据量足够大的情况下,预测偏差序列 e 服从或近似服从正态分布,采用拉依达准则计算用于异常检测的偏差阈值,方法如下:设预测偏差序列 e 的均值为 μ ,标准差为 σ ,则用于异常检测的偏差阈值为 $e_{th} = \mu + 3\sigma$ 。

[0050] 参照图1至图8,给出了本发明一种航天器太阳电池阵的异常检测方法的一具体实施例。本实施例所研究的是某太阳同步轨道卫星,该卫星地面监控人员于2020年9月24日捕捉到卫星蓄电池组连续数个周期未能达到满充状态,经过溯源分析了解到是太阳电池阵发生了电池串开路现象,其中有四串太阳电池串开路,太阳电池阵发电电流相较于常规状态下降了1.0A,使得蓄电池组在光照区的充电电流也相应的下降了0.8A,最终导致蓄电池组无法达到满充状态。本实例使用该卫星2019年8月至2020年8月数据的前80%作为训练集训练基模型LS-SVM,后20%作为验证集用于给各个基模型分配权重,加权集成得到 ILS-SVM预测模型,使用2020年9月1日至9月15日的数据作为测试集用于计算偏差阈值,接着使用训练好的ILS-SVM模型以及异常判定准则对后续的太阳电池阵遥测数据进行异常检测。整个方法的流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0051] 步骤1:获取卫星太阳电池阵在轨遥测数据。

[0052] 本实施例中,根据相关性分析挑选的与太阳电池阵发电电流相关的在轨遥测参数有:+Y帆板外板温度(记为参数+Y temp)、-Y帆板外板温度(记为-Y temp)、DSS1太阳辐射强

度(记为参数DSS1)、DSS2太阳辐射强度(记为参数 DSS2)、ASS1输出角(记为参数ASS1)、ASS21输出角(记为参数ASS21)、ASS3视场监视信号(记为参数ASS3),其中目标参数为太阳电池阵发电电流(记为参数SA current),其中各个参数的变化曲线如图2所示。本实施例获取的卫星数据集时间跨度为2019年8月至2020年9月。

[0053] 步骤2:对获取的卫星太阳电池阵在轨遥测数据进行预处理,预处理后的卫星太阳电池阵在轨遥测数据作为训练n个LS-SVM基模型的离线数据集,并将其按照一定比例切分为训练集、验证集和测试集。

[0054] 本实施例中,考虑到在卫星遥测数据采集和传输过程中,由于噪声干扰、传感器瞬时失灵等因素,会造成部分数据失真,这些失真数据会对后续ILS-SVM 预测模型的训练造成一定干扰,因此采用拉依达法则对获取的卫星太阳电池阵在轨遥测数据进行失真值剔除。以太阳光电池阵发电电流参数为例说明具体失真值剔除过程:统计2019年8月至2020年9月期间太阳电池阵发电电流的均值 μ_{SA} ,标准差 σ_{SA} ,考虑到数据量足够大,可以将太阳电池阵发电电流值近似视为正态分布,而正态分布中数值分布在 $(\mu_{SA} - 3\sigma_{SA}, \mu_{SA} + 3\sigma_{SA})$ 的概率为0.9974,即超出这个范围的可能性不到0.3%,因此将超出该范围的太阳电池阵发电电流值视为是失真值,进行剔除。后续将2019年8月至2020年9月时间段的数据进行切分,其中2019年8月至2020年8月期间的前80%数据作为训练集,后 20%数据作为验证集,2020年9月1日至9月15日期间的数据作为测试集。

[0055] 步骤3:利用训练集中的数据训练n个LS-SVM基模型。

[0056] 步骤3.1:从训练集中有放回的随机抽取n组子训练集,分别用于n个 LS-SVM基模型的训练;

[0057] 步骤3.2:设定n个LS-SVM基模型的关键参数,包括正则化参数C以及核函数参数 γ ,接着将n个子训练集分别输入对应的LS-SVM基模型中进行模型训练,得到n个训练好的LS-SVM基模型。

[0058] 步骤3.3:将训练好的各个LS-SVM基模型的结构与参数保存,用于后续构建ILS-SVM预测模型。

[0059] 本实施例中,有放回地从训练集中随机抽取了5组子训练集,每组子训练集占总训练集的10%,用于训练5个LS-SVM基模型,其中5个LS-SVM基模型的参数设定如下表所示:

[0060] 表1各LS-SVM基模型参数设置

	模型名称	正则化参数C	核函数种类	核函数参数 γ
	LS-SVM 模型 1	50	高斯核函数 (RBF)	0.0023
	LS-SVM 模型 2	50	高斯核函数 (RBF)	0.00308
[0061]	LS-SVM 模型 3	50	高斯核函数 (RBF)	0.00372
	LS-SVM 模型 4	50	高斯核函数 (RBF)	0.00317
	LS-SVM 模型 5	50	高斯核函数 (RBF)	0.00169

[0062] 步骤4:参照图3,将验证集中的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据代入各个训练好的LS-SVM基模型,利用各个训练好的LS-SVM基模型在验证集上的误差值给各个训练好的LS-SVM基模型分配权重,对n个训练好的LS-SVM基模型输出加权得到ILS-SVM预测模型,作为最终训练好的太阳能电池阵发电电流预测模型。

[0063] 步骤4.1:将验证集中的航天器太阳能电池阵在轨遥测数据代入各个训练好的LS-SVM基模型中,计算各个训练好的LS-SVM基模型的预测误差,得到n个训练好的LS-SVM基模型的预测误差分别为 e_1, e_2, \dots, e_n 。

[0064] 此处采用的预测误差指标为均方误差(mean square error, MSE),其计算公式为:

$$[0065] \quad MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - y'_i)^2$$

[0066] 其中,m表示样本的数量, y_i 和 y'_i 分别表示第i时刻的样本实际值以及模型期望值。

[0067] 步骤4.2:对这n个训练好的LS-SVM基模型的预测误差取倒数作为各模型对应的预测精度,即n个训练好的LS-SVM基模型的预测精度分别为 $\frac{1}{e_1}, \frac{1}{e_2}, \dots, \frac{1}{e_n}$ 。根据n个训练好的

LS-SVM基模型的预测精度对各LS-SVM基模型分配权重,其中第i个LS-SVM基模型权重 α_i 的计算公式为:

$$[0068] \quad \alpha_i = \frac{1/e_i}{\sum_{j=1}^n 1/e_j}$$

[0069] 步骤4.3:获得各个LS-SVM基模型的权重后,对各LS-SVM基模型的输出加权即可得到ILS-SVM预测模型的预测输出,即:

$$[0070] \quad y_i^a = \sum_{j=1}^n \alpha_j * y_i^j$$

[0071] 其中 y_i^a 表示第 i 时刻 ILS-SVM 预测模型的输出, n 表示 LS-SVM 基模型的数量, α_j 表示第 j 个 LS-SVM 基模型的权重, y_i^j 表示第 i 时刻第 j 个 LS-SVM 基模型的输出。

[0072] 本实施例中, 将验证集 (2019年8月至2020年8月期间的后20%的数据) 代入各个 LS-SVM 基模型中, 计算各个 LS-SVM 基模型的预测误差、预测精度以及权重, 如下表所示:

[0073] 表2基模型的预测结果信息

	模型名称	预测误差	预测精度	权重值 γ
	LS-SVM 模型 1	0.0785	12.735	0.2157
[0074]	LS-SVM 模型 2	0.0799	12.508	0.2119
	LS-SVM 模型 3	0.0808	12.377	0.2096
	LS-SVM 模型 4	0.1019	9.813	0.1662
	LS-SVM 模型 5	0.0862	11.603	0.1966

[0075] 经过基模型输出加权得到 ILS-SVM 预测模型, 计算得到 ILS-SVM 预测模型的预测误差为 0.0770, 相较于各个基模型预测误差有效降低。其中图4绘制了 ILS-SVM 预测模型对 2020年9月1日部分太阳能电池阵发电电流遥测数据的预测结果。

[0076] 步骤5: 将测试集代入训练好的 ILS-SVM 预测模型, 得到预测模型所预测出的太阳能电池阵发电电流的期望值; 根据期望值与实际值之间的预测偏差序列计算用于异常判定的偏差阈值, 并设定异常判定准则。

[0077] 本实施例中, 将 2020年9月1日至9月15日期间的数据作为测试集代入训练好的 ILS-SVM 预测模型, 得到预测模型所预测出的太阳能电池阵发电电流的期望值, 根据预测偏差计算公式 $e_i = |y_i - y_i^a|$ 计算得到预测偏差序列 e 。考虑到在测试集数据量足够大的情况下, 模型的预测偏差序列 e 服从或近似服从正态分布, 对此采用拉依达准则计算用于异常检测的偏差阈值: 计算得到预测偏差序列 e 的均值为 μ , 标准差为 σ , 则用于异常检测的偏差阈值为 $e_{th} = \mu + 3\sigma$, 本实例中计算得到的偏差阈值 $e_{th} = 0.65$ 。

[0078] 传统的异常判定方法是将超过偏差阈值 e_{th} 的样本都判定为异常, 运用这种异常判定准则对 2020年9月1日至2020年9月15日期间的遥测数据值进行异常判定结果如图5 (a) 所示, 尽管这个期间卫星太阳能电池阵并未出现异常, 但仍有 134 个数据失真点 (占总数据量的 1.6%) 的偏差值超过了阈值 e_{th} , 被判定成了异常。为了避免将数据失真点判定为异常, 有效降低虚警率, 本实施例对异常判定准则进行了一定的修正。通常情况下由于噪声干扰等因素导致的数据失真现象并不会连续出现, 设定当出现连续 3 个样本的预测偏差均超过偏差阈值 e_{th} 时, 认定该时间段内太阳能电池阵出现异常, 其中更换完异常判定准则后的异常检测结果如图5 (b) 所示。

[0079] 步骤6: 将待检测的卫星太阳能电池阵在轨遥测数据输入到 ILS-SVM 预测模型, 预测

得到太阳能电池阵发电电流的期望值,将期望值与实际值之间的偏差与设定偏差阈值比较,并结合异常判定准则判断卫星太阳能电池阵是否出现异常。

[0080] 本实施例中,2020年9月15日以后的卫星太阳能电池阵在轨遥测数据输入 ILS-SVM 预测模型中,观察发现9月18日中卫星太阳能电池阵在轨遥测数据出现了异常情况,如图6所示。观察图像可知,在9月18日的前半天,卫星太阳能电池阵在轨遥测数据并无出现异常情况,而从第259个样本点(对应时间为9月 18日10:02)开始,卫星太阳能电池阵在轨遥测数据开始周期性的出现异常数据。图7(a)和图7(b)分别绘制了样本200至样本390以及样本390至样本580 之间的模型期望值与实际值的对比曲线,并将异常点在实际值变化曲线中标记出来。观察图像发现,太阳能电池阵发电电流数据在9月18日为间歇性出现异常,图7(a)中为第二、三个周期遥测数据出现异常,紧接着图7(b)为第一、二、三、五个周期遥测数据出现异常。图8为9月19日前十个周期的模型期望值与实际值的对比曲线,其中图8(a)为9月19日前十个周期中的第一个周期到第五个周期的模型期望值与实际值的对比曲线,图8(b)为9月19日前十个周期中的第六个周期到第十个周期的模型期望值与实际值的对比曲线。观察图像信息发现9月19日从第一个周期起太阳能电池阵发电电流便持续出现异常。经过分析可以得出以下结论:卫星太阳能电池阵在2020年9月18日10:02以前并未出现异常;在9月18日10:02至9月18日21:30期间,太阳能电池阵尚未正式出现电池串断路异常,但由于部分电子元器件以及濒临损坏的边缘,使得太阳能电池阵发电电流出现间歇性异常;而在9月18日21:30以后,太阳能电池阵发生了不可逆的电池串断路异常,其发电电流较常规状态下降1A左右。

[0081] 本发明准确识别出卫星太阳能电池阵在2020年9月18日21:30以后出现的电池串断路异常,相较于地面检测人员于9月24日发现异常提前了五天。除此以外本发明还检测出卫星太阳能电池阵在发生电池串断路异常前会有一定的征兆,可以帮助地面监控人员事先对太阳能电池阵进行一定的调整,以降低太阳能电池阵后续异常带来的经济损失,甚至于避免太阳能电池阵发生后续的异常。

[0082] 综上所述,虽然本发明已以较佳实施例揭露如上,然其并非用以限定本发明,任何本领域普通技术人员,在不脱离本发明的精神和范围内,当可作各种更动与润饰,因此本发明的保护范围当视权利要求书界定的范围为准。

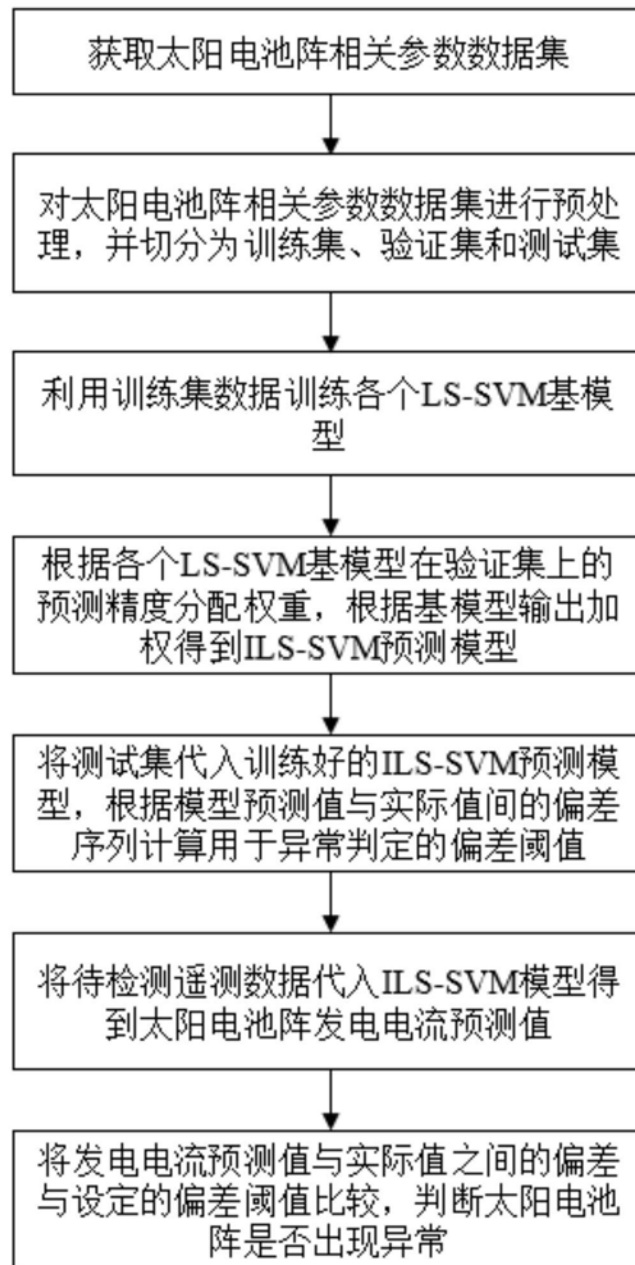


图1

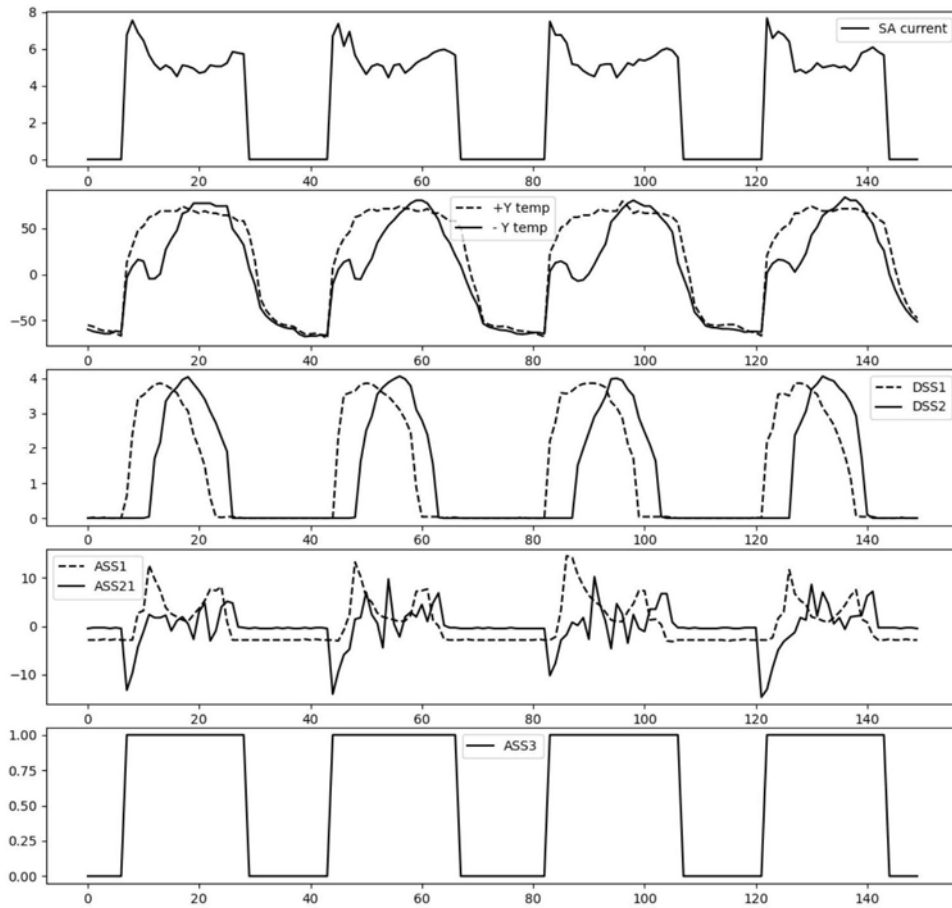


图2

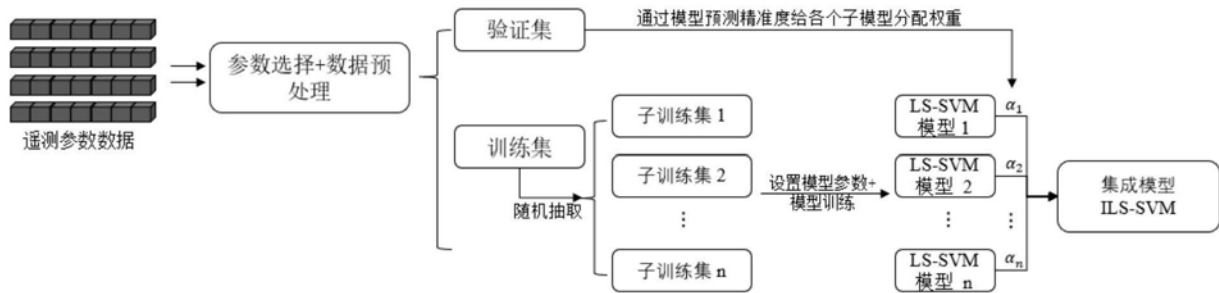


图3

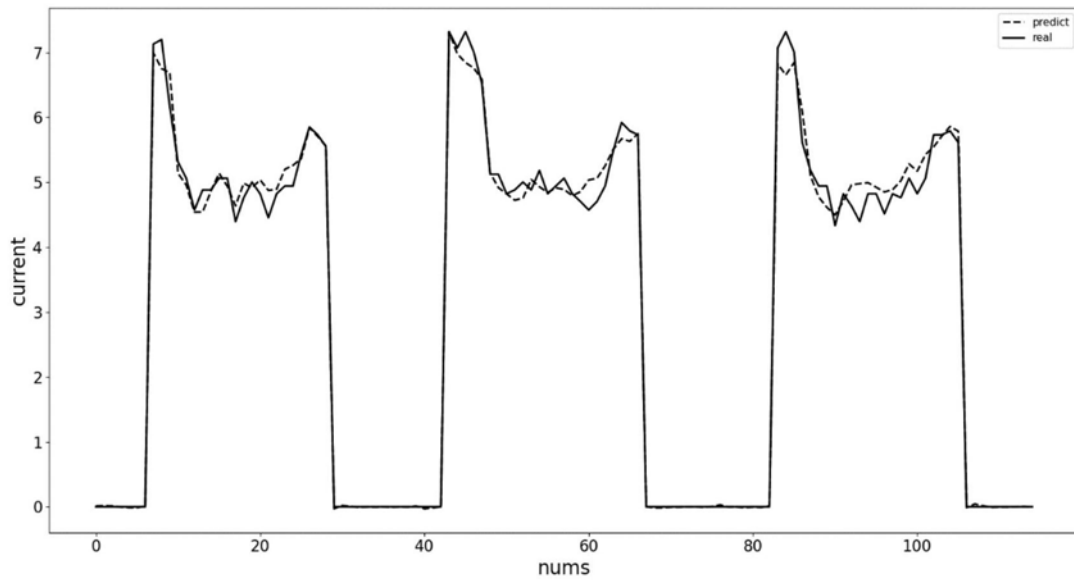


图4

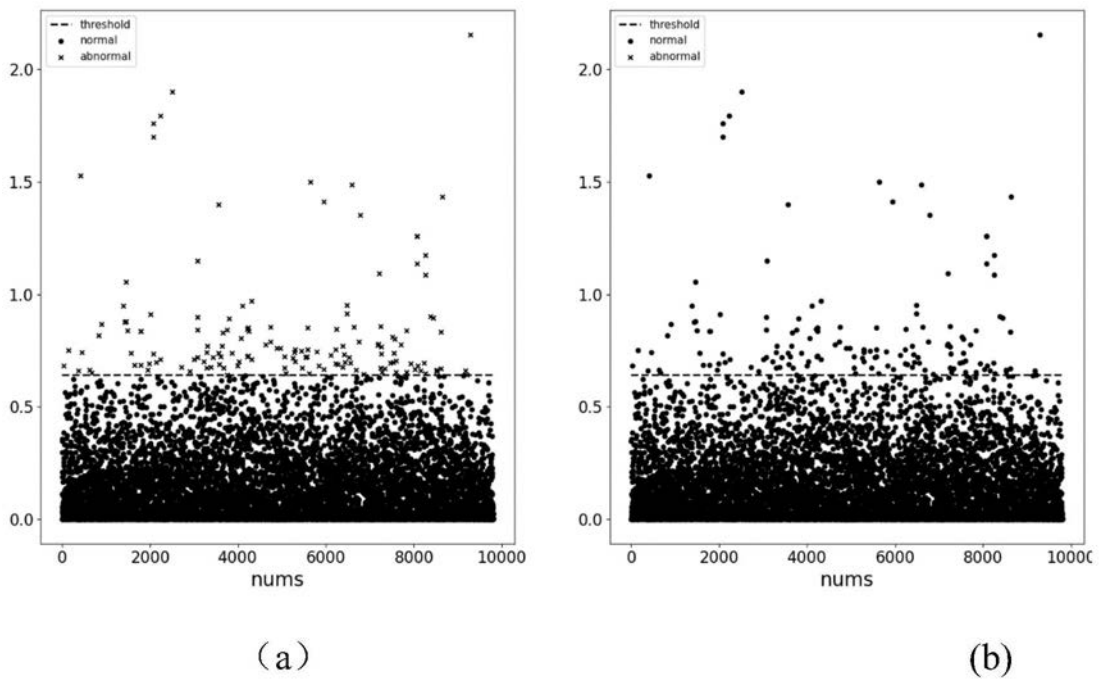


图5

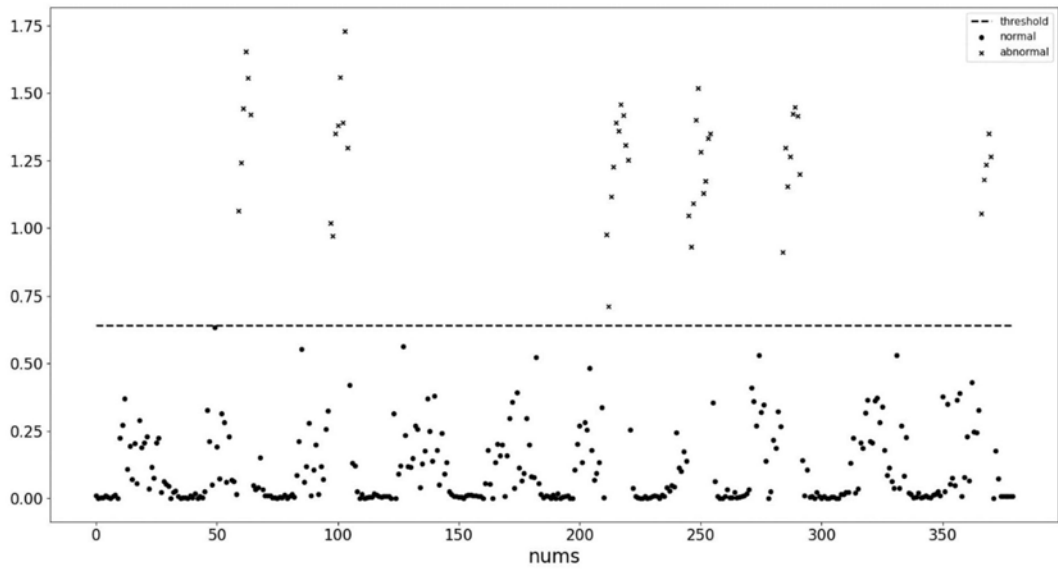
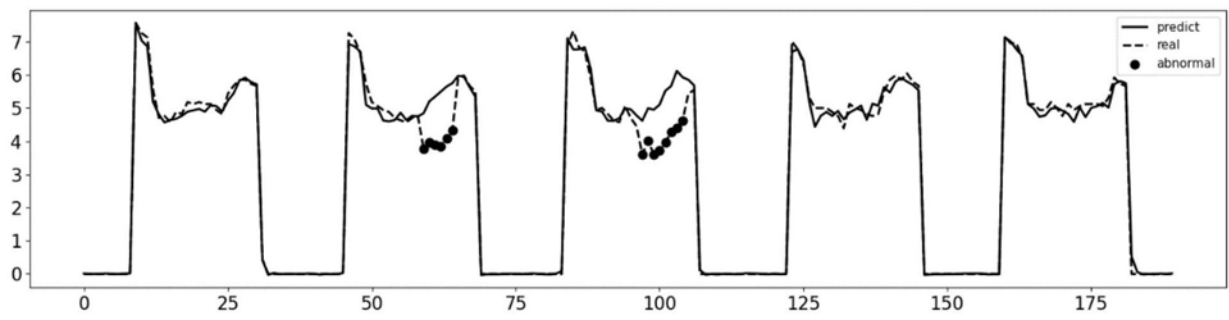
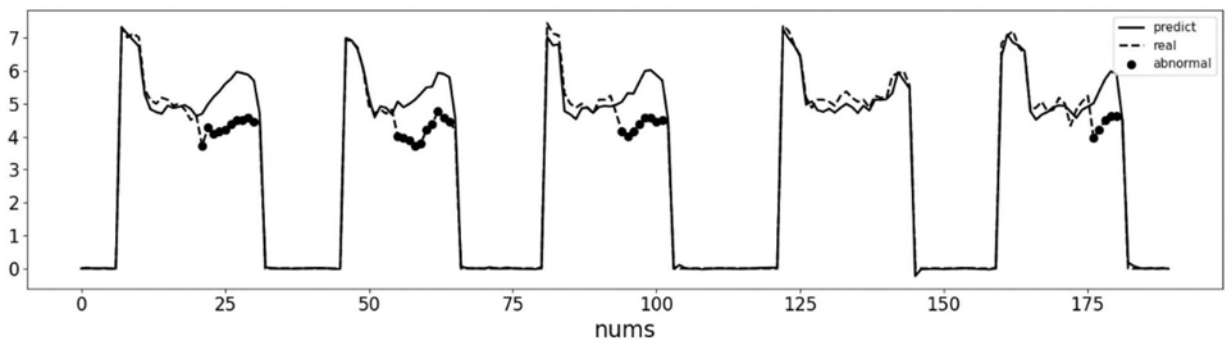


图6

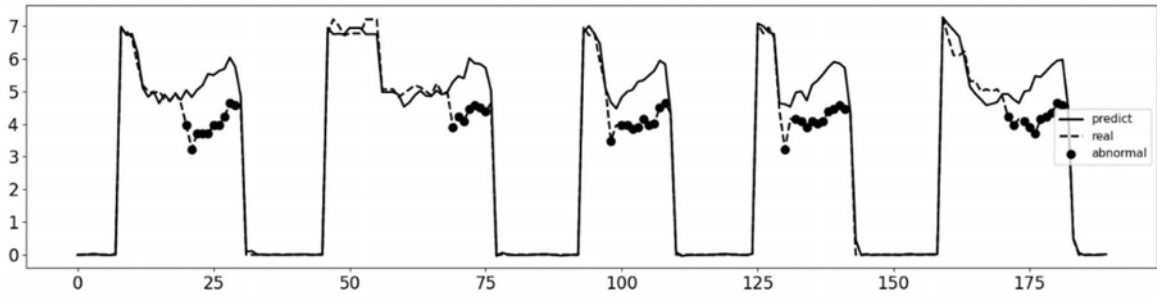


(a)

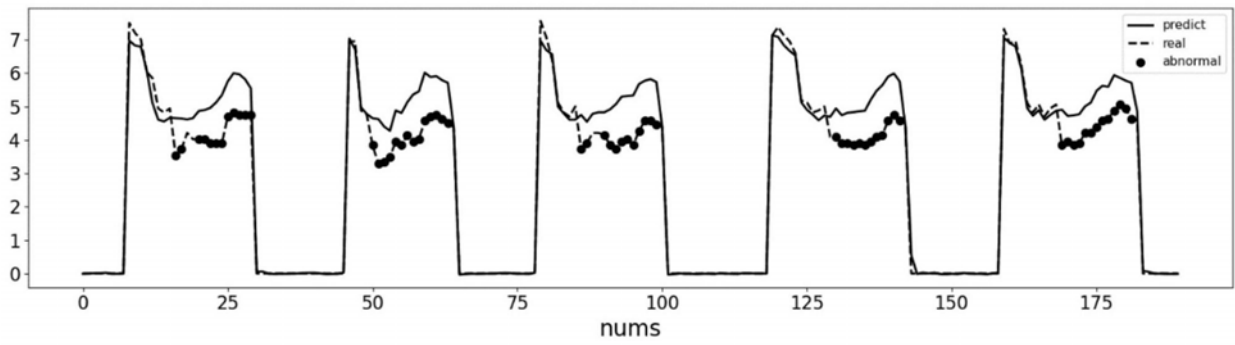


(b)

图7



(a)



(b)

图8