



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112906787 B

(45) 授权公告日 2023. 09. 15

(21) 申请号 202110185098.2  
 (22) 申请日 2021.02.10  
 (65) 同一申请的已公布的文献号  
 申请公布号 CN 112906787 A  
 (43) 申请公布日 2021.06.04  
 (73) 专利权人 宁波诺丁汉新材料研究院有限公司  
 地址 315040 浙江省宁波市高新区沧海路  
 189弄2号10#厂房  
 专利权人 宁波诺丁汉大学  
 (72) 发明人 冯增兴 吴韬 孟杨  
 (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 胡天人

(51) Int.Cl.  
 G06V 10/764 (2022.01)  
 G06V 10/774 (2022.01)  
 G06T 7/62 (2017.01)  
 F22B 35/00 (2006.01)  
 (56) 对比文件  
 CN 105512474 A, 2016.04.20  
 CN 105928694 A, 2016.09.07  
 CN 108491861 A, 2018.09.04  
 CN 107423414 A, 2017.12.01  
 CN 109726029 A, 2019.05.07  
 CN 112116198 A, 2020.12.22  
 US 2019130669 A1, 2019.05.02  
 审查员 马晋涛

权利要求书3页 说明书12页 附图3页

## (54) 发明名称

一种工业锅炉故障识别方法及系统

## (57) 摘要

本发明提供了一种工业锅炉故障识别方法及系统,所述工业锅炉故障识别方法包括:获取预先设定的锅炉监测参数组合;获取每个锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度;获取每个锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据切割时间跨度,将各个锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像;将每个锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个碎片图像组合;将多个碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到故障诊断模型输出的与各个碎片图像组合对应的故障诊断结果。本发明可精准、及时地识别工业锅炉运行过程中即将发生或已发生的故障。



1. 一种工业锅炉故障识别方法,其特征在于,包括:

获取预先设定的锅炉监测参数组合,其中,每个所述锅炉监测参数组合包含至少一个锅炉监测参数,每个所述锅炉监测参数组合对应一个故障类型;

获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度;

获取每个所述锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像;

将每个所述锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个所述碎片图像组合;

将多个所述碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到所述故障诊断模型输出的与各个所述碎片图像组合对应的故障诊断结果;

所述根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像包括:

使用滑动窗口,在各个所述锅炉监测参数的变化图上按照时间序列,以预设步长滑动,将所述滑动窗口在各个所述锅炉监测参数的变化图上每一次滑动所选定的区域切割为一个碎片化图像,其中,所述滑动窗口的宽度等于所述切割时间跨度。

2. 如权利要求1所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,在所述获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度之前,还包括:

获取每个所述锅炉监测参数组合中各个所述锅炉监测参数的数据采集时间间隔,分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述数据采集时间间隔最大的第一锅炉监测参数;

分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述第一锅炉监测参数的预设数据采集点数量;

根据每个所述锅炉监测参数组合中的所述第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量,分别确定每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。

3. 如权利要求1或2所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和结渣或结垢评估模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间;

将所述待识别燃料的矿物组成、所述锅炉运行时间输入至所述结渣或结垢评估模型,由所述结渣或结垢评估模型输出所述待识别燃料的积灰几何形态,其中,所述积灰几何形态包含高度、宽度、面积、长宽比中的至少一个。

4. 如权利要求3所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,所述获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间之前,还包括:

获取所述锅炉使用的燃料的矿物组成;

获取所述锅炉的每个换热面管道间隔预设时间的图像;

对所述每个换热面管道间隔预设时间的图像进行边缘检测,得到积灰形态的二值图像,基于所述积灰形态的二值图像获得积灰几何形态;

将燃料的矿物组成、所述锅炉的运行时间及相应的积灰几何形态作为训练数据,对所述结渣或结垢评估模型进行训练,直至所述结渣或结垢评估模型的损失函数收敛。

5. 如权利要求1或2所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和燃烧器故障检测模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

获取火焰传播几何图像;

将所述火焰传播几何图像输入至所述燃烧器故障检测模型,由所述燃烧器故障检测模型输出燃烧器喷嘴是否发生故障的结果。

6. 如权利要求1或2所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和筒体保温检测模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

获取停炉温度、环境温度、炉型、停炉时间;

将所述停炉温度、所述环境温度、所述炉型、所述停炉时间输入至所述筒体保温检测模型,由所述筒体保温检测模型输出预测的筒体温度分布云图,其中,所述筒体温度分布云图包含所述锅炉各个组成部件的温度;

获取所述锅炉筒体实际的筒体温度分布云图,根据所述实际的筒体温度分布云图和所述预测的筒体温度分布云图,确定散热异常部位。

7. 如权利要求3所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,所述多个检测模型的模型训练过程包括:

获取训练图像集;

将所述训练图像集作为训练数据,训练所述检测模型,获得模型训练结果,其中,不同检测模型采用不同的训练图像集;

根据所述模型训练结果,估计噪声标签和真实标签的联合分布;

基于所述噪声标签和所述真实标签的联合分布,找出错误样本,将所述错误样本从所述训练数据中去除;

对去除了所述错误样本的所述训练数据,重新调整样本类别权重,重新进行所述检测模型的训练,直至所述检测模型的损失函数收敛。

8. 如权利要求7所述的工业锅炉故障识别方法,其特征在于,所述对去除了所述错误样本的所述训练数据,重新调整样本类别权重,重新进行所述检测模型的训练,直至所述检测模型的损失函数收敛之后还包括:

获取新产生的故障数据,其中,所述新产生的故障数据包括故障及其对应的图像;

将所述故障数据与所述训练图像集组成新的训练数据,对所述检测模型进行训练,得到新的模型训练结果,基于所述新的模型训练结果,返回执行所述根据所述模型训练结果,估计噪声标签和真实标签的联合分布的步骤。

9. 一种工业锅炉故障识别系统,其特征在于,包括:故障诊断模块,其用于执行:

获取预先设定的锅炉监测参数组合,其中,每个所述锅炉监测参数组合包含至少一个锅炉监测参数,每个所述锅炉监测参数组合对应一个故障类型;

获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度;

获取每个所述锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据所述切割时间跨

度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像;

将每个所述锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个所述碎片图像组合;

将多个所述碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到所述故障诊断模型输出的与各个所述碎片图像组合对应的故障诊断结果;

所述根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像包括:

使用滑动窗口,在各个所述锅炉监测参数的变化图上按照时间序列,以预设步长滑动,将所述滑动窗口在各个所述锅炉监测参数的变化图上每一次滑动所选定的区域切割为一个碎片化图像,其中,所述滑动窗口的宽度等于所述切割时间跨度。

## 一种工业锅炉故障识别方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及锅炉故障检测技术领域,具体而言,涉及一种工业锅炉故障识别方法及系统。

### 背景技术

[0002] 锅炉是一种日常生活中常见的能量转换装置,其适用于生活中的方方面面,例如供暖、发电等。工业锅炉是能源消耗大户、分布散、监管难、热效率低、安全性差。因而为工业锅炉设计出全面、准确的故障识别方式具有重要意义。

[0003] 现有的锅炉装置普遍通过多个安装在锅炉不同位置上的传感器以及检测锅炉的实时运行参数,并通过锅炉的运行参数实时地检测锅炉是否出现故障。这种故障识别方式仅能检测出已发生的故障,无法对潜在故障进行识别预测,导致现有的锅炉装置出现故障风险较高。

### 发明内容

[0004] 本发明为了解决现有技术无法对锅炉故障进行预测的问题。

[0005] 为解决上述问题,本发明提供一种工业锅炉故障识别方法。所述工业锅炉故障识别方法包括:

[0006] 获取预先设定的锅炉监测参数组合,其中,每个所述锅炉监测参数组合包含至少一个锅炉监测参数,每个所述锅炉监测参数组合对应一个故障类型;

[0007] 获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度;

[0008] 获取每个所述锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像;

[0009] 将每个所述锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个所述碎片图像组合;

[0010] 将多个所述碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到所述故障诊断模型输出的与各个所述碎片图像组合对应的故障诊断结果。

[0011] 可选地,所述根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像包括:

[0012] 使用滑动窗口,在各个所述锅炉监测参数的变化图上按照时间序列,以预设步长滑动,将所述滑动窗口在各个所述锅炉监测参数的变化图上每一次滑动所选定的区域切割为一个碎片化图像,其中,所述滑动窗口的宽度等于所述切割时间跨度。

[0013] 可选地,在所述获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度之前,还包括:

[0014] 获取每个所述锅炉监测参数组合中各个所述锅炉监测参数的数据采集时间间隔,分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述数据采集时间间隔最大的第一锅炉监测参

数；

[0015] 分别确定每个所述锅炉监测参数组合中，所述第一锅炉监测参数的预设数据采集点数量；

[0016] 根据每个所述锅炉监测参数组合中的所述第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量，分别确定每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。

[0017] 可选地，所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统，所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型，所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和结渣或结垢评估模型，所述工业锅炉故障识别方法还包括：

[0018] 获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间；

[0019] 将所述待识别燃料的矿物组成、所述锅炉运行时间输入至所述结渣或结垢评估模型，由所述结渣或结垢评估模型输出所述待识别燃料的积灰几何形态，其中，所述积灰几何形态包含高度、宽度、面积、长宽比中的至少一个。

[0020] 可选地，所述获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间之前，还包括：

[0021] 获取所述锅炉使用的燃料的矿物组成；

[0022] 获取所述锅炉的每个换热面管道间隔预设时间的图像；

[0023] 对所述每个换热面管道间隔预设时间的图像进行边缘检测，得到积灰形态的二值图像，基于所述积灰形态的二值图像获得积灰几何形态；

[0024] 将燃料的矿物组成、所述锅炉的运行时间及相应的积灰几何形态作为训练数据，对所述结渣或结垢评估模型进行训练，直至所述结渣或结垢评估模型的损失函数收敛。

[0025] 可选地，所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统，所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型，所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和燃烧器故障检测模型，所述工业锅炉故障识别方法还包括：

[0026] 获取火焰传播几何图像；

[0027] 将所述火焰传播几何图像输入至所述燃烧器故障检测模型，由所述燃烧器故障检测模型输出燃烧器喷嘴是否发生故障的结果。

[0028] 可选地，所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统，所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型，所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和筒体保温检测模型，所述工业锅炉故障识别方法还包括：

[0029] 获取停炉温度、环境温度、炉型、停炉时间；

[0030] 将所述停炉温度、所述环境温度、所述炉型、所述停炉时间输入至所述筒体保温检测模型，由所述筒体保温检测模型输出预测的筒体温度分布云图，其中，所述筒体温度分布云图包含所述锅炉各个组成部件的温度；

[0031] 获取所述锅炉筒体实际的筒体温度分布云图，根据所述实际的筒体温度分布云图和所述预测的筒体温度分布云图，确定散热异常部位。

[0032] 可选地，所述故障诊断模型的模型训练过程包括：

[0033] 获取训练图像集；

[0034] 将所述训练图像集作为训练数据，训练所述检测模型，获得模型训练结果，其中，不同检测模型采用不同的训练图像集；

[0035] 根据所述模型训练结果，估计噪声标签和真实标签的联合分布；

[0036] 基于所述噪声标签和所述真实标签的联合分布,找出错误样本,将所述错误样本从所述训练数据中去除;

[0037] 对去除了所述错误样本的所述训练数据,重新调整样本类别权重,重新进行所述检测模型的训练,直至所述检测模型的损失函数收敛。

[0038] 可选地,所述对去除了所述错误样本的所述训练数据,重新调整样本类别权重,重新进行所述检测模型的训练,直至所述检测模型的损失函数收敛之后还包括:

[0039] 获取新产生的故障数据,其中,所述新产生的故障数据包括故障及其对应的图像;

[0040] 将所述故障数据与所述训练图像集组成新的训练数据,对所述检测模型进行训练,得到新的模型训练结果,基于所述新的模型训练结果,返回执行所述根据所述模型训练结果,估计噪声标签和真实标签的联合分布的步骤。

[0041] 本发明还提出一种工业锅炉故障识别系统,包括:故障诊断模块,其用于执行:

[0042] 获取预先设定的锅炉监测参数组合,其中,每个所述锅炉监测参数组合包含至少一个锅炉监测参数,每个所述锅炉监测参数组合对应一个故障类型;

[0043] 获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度;

[0044] 获取每个所述锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像;

[0045] 将每个所述锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个所述碎片图像组合;

[0046] 将多个所述碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到所述故障诊断模型输出的与各个所述碎片图像组合对应的故障诊断结果。

[0047] 本发明通过锅炉监测参数随时间的变化曲线,表示锅炉状态变化,可避免工业锅炉数据采集精度低,噪声多,波动明显的缺点;通过将同一时间段各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,将一个碎片图像组合作为故障诊断模型的最小输入单元,可供故障诊断模型提取不同锅炉故障监测参数的变化特征,提取较全面的锅炉状态特征,以避免因偶发性数据异常,或数据采集装置故障导致的数据异常,导致故障误判,保证故障诊断的准确性。因而,通过基于图像结合故障诊断模型的故障识别,对工业锅炉运行过程中即将发生(或已发生)的故障进行识别、诊断,可精准、及时地识别或预测故障,协助锅炉运维人员快速、准确的对锅炉潜在问题进行诊断。

## 附图说明

[0048] 图1为本发明工业锅炉故障识别方法一实施例流程示意图;

[0049] 图2为本发明工业锅炉故障识别方法中碎片化图像的一示例图;

[0050] 图3为本发明工业锅炉故障识别方法中碎片化图像的另一示例图;

[0051] 图4为本发明工业锅炉故障识别方法中积灰形态原始图与二值图像的对比示例图;

[0052] 图5为本发明工业锅炉故障识别方法中不同火焰传播几何形态的对比示例图;

[0053] 图6为本发明工业锅炉故障识别系统架构示意图。

## 具体实施方式

[0054] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更为明显易懂,下面结合附图对本发明的具体实施例做详细的说明。

[0055] 本发明提出一种工业锅炉故障识别方法。

[0056] 一实施例中,如图1,所述工业锅炉故障识别方法包括:

[0057] 步骤S100,获取预先设定的锅炉监测参数组合,其中,每个所述锅炉监测参数组合包含至少一个锅炉监测参数,每个所述锅炉监测参数组合对应一个故障类型。

[0058] 锅炉监测参数,包含但不限于蒸汽温度、蒸汽压力、蒸汽流量、给水流量、给水温度、水泵、汽包水位、燃烧器马达、炉膛压力、炉膛温度、烟气温度的水箱水位、冷却水入温、冷却水出温、一次风机、二次风机、引风机等,可使用相应传感器采集锅炉监测参数。在发生某一故障时,一个或多个锅炉监测参数会出现异常,例如,当出现锅炉低压故障时,可能会出现蒸汽温度过低、蒸汽压力过低及出水温度过低的现象;当出现烟囱滴水故障时,会出现烟气温度过低的现象。基于此,可通过一个或多个锅炉监测参数,判断故障是否发生。

[0059] 预先设定锅炉监测参数组合,每个锅炉监测参数组合对应一个故障类型,例如,蒸汽温度过低、蒸汽压力过低及出水温度过低对应锅炉低压故障,蒸汽温度过低、蒸汽流量过低及给水流量过高对应锅炉满水故障,蒸汽压力过低、蒸汽流量过低及炉膛压力过低、炉膛温度过低对应空气预热器损坏故障。其中,不同锅炉监测参数组合可能对应同一故障,例如,组合一:蒸汽压力过高及蒸汽流量过低,与组合二:蒸汽温度过高及蒸汽压力过高,均对应锅炉超压故障。

[0060] 可选地,在预先设定锅炉监测参数组合的同时,还预设每个锅炉监测参数组合对应的故障类型。锅炉监测参数组合与故障类型的对应关系,可以映射表的形式存储。

[0061] 步骤S140,获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。

[0062] 切割时间跨度,指切割碎化处理的切割时间跨度,即每个锅炉监测参数对应的每张碎片化图像的时间跨度,例如,一张碎片化图像的时间跨度可为10分钟、15分钟、20分钟。

[0063] 不同锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度可相同也可不同。

[0064] 一实施方式中,根据锅炉监测参数组合中的锅炉监测参数的采集频次确定该组合对应的切割时间跨度。可选地,在步骤S140之前,还包括:

[0065] 步骤S110,获取每个所述锅炉监测参数组合中各个所述锅炉监测参数的数据采集时间间隔,分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述数据采集时间间隔最大的第一锅炉监测参数。

[0066] 不同锅炉监测参数的数据采集时间间隔可能不同,为保证每个碎片化图像包含的数据量大于或等于最小数据量,选取锅炉监测参数组合中数据采集时间间隔最大的锅炉监测参数,即采集速度最慢的锅炉监测参数,用于后续确定切割时间跨度。为便于描述,将数据采集时间间隔最大的锅炉监测参数命名为第一锅炉监测参数。

[0067] 其中,为保证故障诊断模型训练及预测的准确性,需保证每个锅炉监测参数的数据量满足最小数据量的要求,因而以数据采集时间间隔最大的锅炉监测参数,确定锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。例如,最小数据量为30个数据点,某一锅炉监测参数组合包含蒸汽温度和蒸汽压力,蒸汽温度的采集频率是45秒上传一个数据,蒸汽压力的采集频率是30秒上传一个数据,则蒸汽温度采集到连续的30个数据点需要1350秒,蒸汽压力采集

到连续的30个数据点需要900秒,蒸汽温度的数据采集时间间隔比蒸汽压力的数据采集时间间隔大,蒸汽温度采集足够的数量所需时间大于蒸汽压力,因而,基于蒸汽温度确定该锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。

[0068] 步骤S120,分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述第一锅炉监测参数的预设数据采集点数量。

[0069] 预设数据采集点数量,即上文中的最小数据量。不同锅炉监测参数组合的第一锅炉监测参数可能相同,也可能不同,对于第一锅炉监测参数相同的不同锅炉监测参数组合,预设数据采集点数量可能不同,例如,组合一:蒸汽压力过低&炉膛压力过低&炉膛温度过低,与组合二:蒸汽流量过低&炉膛温度过低,第一锅炉监测参数都为炉膛温度,组合一中第一锅炉监测参数的预设数据采集点数量可以为30,组合二中第一锅炉监测参数的预设数据采集点数量可以为25。

[0070] 步骤S130,根据每个所述锅炉监测参数组合中的所述第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量,分别确定每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。

[0071] 基于第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量确定的切割时间跨度,能保证在该时间跨度内,第一锅炉监测参数的数据量大于或等于预设数据采集点数量。

[0072] 一实施方式中,可将第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量的乘积,作为每个锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。例如,某一锅炉监测参数组合中的第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔为45秒,预设数据采集点数量为30,则该锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度为1350秒。

[0073] 通过根据锅炉监测参数组合中数据采集时间间隔最大的第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量,确定锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度,以确保锅炉监测组合中每个锅炉监测参数碎片化图像都包含足够的数量,保证故障诊断模型训练的有效性和准确性,及故障诊断模型预测结果的准确性。

[0074] 步骤S150,获取每个所述锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎片化处理,获得碎片化图像。

[0075] 各个锅炉监测参数的变化图指各个锅炉监测参数随时间变化的曲线图。各个锅炉监测参数随时间变化的曲线图,以时间为横坐标,以锅炉监测参数为纵坐标,如图2为蒸汽压力随时间变化图。

[0076] 可设置对应于各锅炉监测参数的采集装置,主要为各式传感器,如温度传感器、压力传感器、水位传感器等,采集装置采集数据后,传输至处理器,由处理器生成参数随时间变化图。也可人工上传各锅炉监测参数。

[0077] 根据切割时间跨度,将各个锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎片化处理,如图2、3所示分别为一个蒸汽压力碎片化图像和一个蒸汽温度碎片化图像,二者的切割时间跨度均为15分钟。

[0078] 可选地,所述根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎片化处理,获得碎片化图像包括:使用滑动窗口,在各个所述锅炉监测参数

的变化图上按照时间序列,以预设步长滑动,将所述滑动窗口在各个所述锅炉监测参数的变化图上每一次滑动所选定的区域切割为一个碎片化图像,其中,所述滑动窗口的宽度等于所述切割时间跨度。

[0079] 其中,滑动窗口在各个锅炉监测参数的变化图上按照时间序列以预设步长滑动,例如,对某锅炉监测参数随时间变化图,切割时间跨度为5分钟,每隔碎片图像的时间跨度固定为5分钟,预设步长为1分钟,则5:00至5:05为第一个碎片化图像,5:01至5:06为第二个碎片化图像,5:02至5:07为第三个碎片化图像。

[0080] 一实施方式中,预设步长可根据第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔确定,具体地,预设步长可大于或等于第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔,由此,可保证滑动窗口每次移动,均能纳入至少一个新数据点。

[0081] 另一实施方式中,预设步长可为预先设定的一固定值,例如30秒至1分30秒中的一个值。

[0082] 步骤S160,将每个所述锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个所述碎片图像组合。

[0083] 例如,某锅炉监测参数组合包含蒸汽流量和炉膛温度,5:00至5:05、5:01至5:06、5:02至5:07为三个碎片图像时间段,则将5:00至5:05这一时间段的蒸汽流量碎片化图像及炉膛温度碎片化图像作为一个碎片图像组合,将5:01至5:06这一时间段的蒸汽流量碎片化图像及炉膛温度碎片化图像作为一个碎片图像组合,将5:02至5:07这一时间段的蒸汽流量碎片化图像及炉膛温度碎片化图像作为一个碎片图像组合。

[0084] 步骤S170,将多个所述碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到所述故障诊断模型输出的与各个所述碎片图像组合对应的故障诊断结果。

[0085] 一个碎片图像组合输入预置的故障诊断模型,即可获得与该碎片图像组合对应的故障诊断结果。一实施方式中,当任一碎片图像组合对应的故障诊断结果为出现故障时,输出故障发生提示。

[0086] 另一实施方式中,将时间连续的多个碎片图像组合分别输入故障诊断模型,故障诊断模型输出各个碎片图像组合对应的故障诊断结果,基于该多个碎片图像组合对应的故障诊断结果,输出最终的故障诊断结果。具体地,可基于在该多个碎片图像组合中,故障的出现次数确定是否发生故障,当故障的出现次数小于预设次数时,判定未发生故障,当故障的出现次数大于或等于预设次数时,判定发生故障,输出故障发生提示。例如,5:00至5:05、5:01至5:06、5:02至5:07、5:03至5:08、5:04至5:09为时间连续的五个碎片图像组合的时间段,该五个碎片图像组合分别输入故障诊断模型后,得到五个碎片图像组合对应的故障诊断结果,分别为:正常、锅炉低压、正常、正常、正常,即仅偶然出现一次锅炉低压故障,则最终的故障诊断结果可为正常。

[0087] 其中,故障诊断模型包含特征提取层,用于提取碎片化图像的特征值,所述特征值包含以下至少一者:碎片化图像中锅炉监测参数随时间变化曲线的斜率、曲率、波峰波谷的值、方差、超阈值的维持时间。

[0088] 其中,超阈值的维持时间,指锅炉监测参数超过上限阈值或低于下限阈值的持续时间,如烟气温阈值100摄氏度,在某10分钟碎片化图像中,持续时间为5分钟,即判定为烟气温度过高。

[0089] 其中,故障诊断模型可为卷积神经网络(CNN)模型。

[0090] 从历史运行数据及相应的故障数据中,可提取出故障诊断模型的训练源数据。基于历史运行数据获得各个锅炉监测参数随时间的变化图,执行如步骤S100至步骤S160的步骤,得到碎片图像组合,确定碎片图像组合所属时间段的故障结果,将碎片图像组合与所属时间段的故障结果分别作为一个训练数据及其对应标签,作为故障诊断模型的训练样本。

[0091] 可选地,所述故障诊断模型还包含激活层、池化层及全连接层。激活层可采用以下至少一者:Relu激活函数、Leaky Relu激活函数、LogSigmoid激活函数、Maxout激活函数、tanh激活函数、ELU激活函数。池化层可采用最大池化或平均池化,以进一步减少数据量。在全连接层,可利用Softmax分类函数对经上述特征提取层、激活层和池化层后得到的特征值,应用全连接网络,根据统计概率值判断是否发生故障、发生的是哪一类故障,故障类型包含如下至少一者:锅炉超压、锅炉缺水、汽水共腾、过热器破裂、锅炉水锤、锅炉满水、水冷壁爆管、风机故障、水泵故障、筒体保温故障、传感器故障、软水系统故障、点火故障、熄火故障。

[0092] 通过获取预先设定的锅炉监测参数组合,确定每个锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度,基于切割时间跨度,将每个锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像,每个锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个碎片图像组合;将多个碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到故障诊断模型输出的与各个碎片图像组合对应的故障诊断结果。通过锅炉监测参数随时间的变化曲线,表示锅炉状态变化,可避免工业锅炉数据采集精度低,噪声多,波动明显的缺点;通过将同一时间段各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,将一个碎片图像组合作为故障诊断模型的最小输入单元,可供故障诊断模型提取不同锅炉故障监测参数的变化特征,提取较全面的锅炉状态特征,以避免因偶发性数据异常,或数据采集装置故障导致的数据异常,导致故障误判,保证故障诊断的准确性。因而,通过基于图像结合故障诊断模型的故障识别,对工业锅炉运行过程中即将发生(或已发生)的故障进行识别、诊断,可精准、及时地识别或预测故障,协助锅炉运维人员快速、准确的对锅炉潜在问题进行诊断。

[0093] 在本发明工业锅炉故障识别方法另一实施例中,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和结渣或结垢评估模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

[0094] 步骤S200,获取所述锅炉使用的燃料的矿物组成。

[0095] 可对锅炉常使用的煤、生物质等燃料进行XRF检测(XRF指X射线荧光光谱分析),测定其矿物组成,并将锅炉常使用燃料的矿物组成存储起来,以供随时获取。

[0096] 步骤S210,获取所述锅炉的每个换热面管道间隔预设时间的图像。

[0097] 对锅炉的每个换热面(如再热器、省煤器、冷凝器)管道,每隔预设时间获取管道图像,可获得每个换热面管道不同时间的图像。其中,预设时间可选为1-3天。其中,每个换热面管道不同时间的图像,可为换热面管道的实际图像,也可为实验室针对燃料在每个换热面管道的实验数据图(如灰渣图)。

[0098] 步骤S220,对所述每个换热面管道间隔预设时间的图像进行边缘检测,得到积灰形态的二值图像,基于所述积灰形态的二值图像获得积灰几何形态。

[0099] 换热面管道的图像,会显示出积灰形态,通过对换热面管道的图像进行图像处理,可得出积灰形态。对每个换热面管道间隔预设时间的图像,每个图像均进行边缘检测,即可得到换热面管道上的积灰形态的二值图像。如图4,A与B为不同时间的换热面管道的原始图像,a、b分别为A、B的二值图像。通过积灰形态的二值图像,即可得到积灰几何形态,如积灰高度、积灰宽度、积灰面积、积灰长宽比,通过a与b的对比,即可获知积灰形态的变化。

[0100] 步骤S230,将燃料的矿物组成、所述锅炉的运行时间及相应的积灰几何形态作为训练数据,对所述结渣或结垢评估模型进行训练,直至所述结渣或结垢评估模型的损失函数收敛,损失函数收敛时的结渣或结垢评估模型即可用于后续的结渣或结垢评估。

[0101] 其中,将燃料的矿物组成、锅炉运行时间作为输入参数,相应的积灰几何形态作为输出参数,对结渣或结垢评估模型进行训练,其中,结渣或结垢评估模型为反向传播神经网络(BP网络)。其中,结渣或结垢评估模型可为卷积神经网络(CNN)模型。

[0102] 在训练出结渣或结垢评估模型后,对于未知燃料,可通过获取其矿物组成,将矿物组成输入上述结渣或结垢评估模型,可预测结渣或结垢变化规律曲线,进而辅助工作人员制定相应的清灰计划,以便灰渣灰垢及时被去除。

[0103] 在一实施例中,步骤S230之后还包括:

[0104] 步骤S240,获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间。

[0105] 步骤S250,将所述待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间输入至所述结渣或结垢评估模型(即训练好的所述结渣或结垢评估模型),由所述结渣或结垢评估模型输出所述待识别燃料的积灰几何形态,其中,所述积灰几何形态包含高度、宽度、面积、长宽比中的至少一个。

[0106] 此处待识别燃料,即需确定积灰几何形态或其变化规律的燃料。获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间,将其作为训练好的结渣或结垢评估模型的输入参数,获得结渣或结垢评估模型输出的待识别燃料的积灰几何形态。

[0107] 基于结渣或结垢评估模型输出的待识别燃料的积灰几何形态,可确定待识别燃料当前时刻下的积灰形态,基于此,可确定合适的清灰时间。

[0108] 可选地,所述多个检测模型还包括管道蠕变检测模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

[0109] 步骤S300,获取换热管道图像。

[0110] 步骤S310,将所述换热管道图像输入至所述管道蠕变检测模型,由所述管道蠕变检测模型输出所述换热管道图像对应管道发生蠕变破裂的概率。

[0111] 因锅炉管道结渣结垢导致管道换热不均匀,材料发生形变,这个过程叫做管道蠕变。蠕变常常发生在锅炉换热系统中,通常会伴随着管道凹陷、鼓包等几何形态的变化,严重时可导致蠕变破裂,因而对管道蠕变破裂概率的分析,可科学地指导锅炉用户是否需要更换管道或改善水质、更换燃料或改进锅炉操作方式,对保证锅炉的正常使用具有重要意义。

[0112] 其中,管道蠕变检测模型可为卷积神经网络(CNN)模型。

[0113] 此处的换热管道图像,可仅为容易发生蠕变的管道部位的图像。

[0114] 本发明工业锅炉故障识别方法另一实施例中,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模

型包含所述故障诊断模型和燃烧器故障检测模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

[0115] 步骤S400,获取火焰传播几何图像。

[0116] 步骤S410,将所述火焰传播几何图像输入至燃烧器故障检测模型,由所述燃烧器故障检测模型输出燃烧器喷嘴是否发生故障的结果。

[0117] 燃烧器故障是工业锅炉常见故障之一,如点火失败、燃烧不稳定、突然熄火、热效率偏低等。因为燃烧器结构相对复杂,很难定位到具体故障而导致维修困难。本发明提出利用人工智能图像识别技术,通过检测火焰传播的几何形态,以判断燃烧器喷嘴工作情况。如图5所示,不同喷嘴、不同气体流速其火焰传播形态是大相径庭的,通过火焰传播的几何形态,反过来也可判断喷嘴是否发生故障。

[0118] 对于既定型号喷嘴和工况,将火焰传播几何图像(如图5所示)作为输入参数,将火焰传播几何图形对应的故障结果(是否发生故障;或者,正常/异常)作为输出参数,进行卷积神经网络模型训练(其中,燃烧器故障检测模型为卷积神经网络(CNN)模型),获得燃烧器故障检测模型。其中,在燃烧器故障检测模型的模型训练过程中,利用梯度下降方法进行特征优化(卷积核优化)。

[0119] 本发明工业锅炉故障识别方法另一实施例中,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模型包含所述故障诊断模型和筒体保温检测模型,所述工业锅炉故障识别方法还包括:

[0120] 步骤S500,获取停炉温度、环境温度、炉型、停炉时间。

[0121] 步骤S510,将所述停炉温度、所述环境温度、所述炉型、所述停炉时间输入至筒体保温检测模型,由所述筒体保温检测模型输出预测的筒体温度分布云图,其中,所述筒体温度分布云图包含所述锅炉各个组成部件的温度。

[0122] 步骤S520,获取所述锅炉筒体实际的筒体温度分布云图,根据所述实际的筒体温度分布云图和所述预测的筒体温度分布云图,确定散热异常部位。

[0123] 其中,停炉温度指停炉时的温度,停炉时间,指停炉后经过的时间,如停炉后10分钟,停炉后20分钟。将停炉温度、环境温度、炉型、停炉时间输入至筒体保温检测模型,筒体保温检测模型可输出筒体保温能力正常情况下的筒体温度分布云图。在后续锅炉常规检测时,可通过比对实际的筒体温度分布云图和预测的筒体温度分布云图,快速定位到散热异常部位,即保温失效部分,进行检修。

[0124] 其中,筒体保温检测模型可为卷积神经网络(CNN)模型。

[0125] 其中,实际的筒体温度分布云图,可将检修的锅炉烧至一定温度后停炉,使用红外热相机对炉体进行测温拍照,每隔预设时间间隔(如30-60分钟)进行一次测温,以得到锅炉各个组成部件的温度随时间的变化规律图,即得到锅炉各个组成部件在不同时间点的实际的筒体温度分布云图。

[0126] 筒体保温检测模型,采用保温能力正常的锅炉(如刚出厂的锅炉),采集其在不同停炉温度、不同环境温度下的温度变化数据,作为训练数据。

[0127] 其中,锅炉组成部件包括烟气管道、前烟箱、后烟箱等。

[0128] 本发明工业锅炉故障识别方法另一实施例中,所述工业锅炉故障识别方法应用于工业锅炉故障识别系统,所述工业锅炉故障识别系统包含多个检测模型,所述多个检测模型包含故障诊断模型、结渣或结垢评估模型、管道蠕变检测模型、燃烧器故障检测模型、筒

体保温检测模型,其中检测模型包含的各个模型的详细介绍如上文所述,此处不赘述。

[0129] 其中,故障诊断模型与管道蠕变检测模型的结果可交叉验证,具体而言,当故障诊断模型预测到锅炉缺水时,管道蠕变检测模型评估某管道可能在未来某一时刻出现破裂导致工质水泄露,则故障诊断模型可验证管道蠕变检测模型得出的蠕变破裂这一诊断是正确的,此时,可提升故障提示等级。

[0130] 故障诊断模型与燃烧器故障检测模型的结果可交叉验证,具体而言,当故障诊断模型预测到燃烧器故障时,燃烧器故障检测模型也检测到燃烧器故障,则二者相互验证,可提升故障提示等级。

[0131] 一实施例中,为提高安全性和检修效率,当以上任一检测模型输出结果为发生故障时,输出故障提示,以提醒工作人员及时检修。

[0132] 对于上述任一检测模型的训练,首先使用锅炉的历史运行数据及其对应故障作为训练集训练出可投入实际使用的检测模型,在使用过程中,可收集实时运行数据及对应故障作为新的训练集对已有模型进行校验、优化及再训练,进一步提高各个模型诊断的准确性。

[0133] 在本发明工业锅炉故障识别方法另一实施例中,所述多个检测模型的模型训练过程包括:

[0134] 步骤S600,获取训练图像集。对于故障诊断模型,其训练图像集就是上文提及的锅炉监测参数随时间变化图,具体为碎片图像组合;对于结渣或结垢评估模型,其训练图像集可为实验室实验结果图像,也可为现场结渣或结垢图像;管道蠕变检测模型,其训练图像集为现场维修时采集的图像,或人工采集的现场图像,或数据采集装置自动采集的图像;燃烧器故障检测模型,其训练图像集为实际燃烧器火焰拍摄图像及仿真模拟图像,其中,仿真模拟图像包括燃烧器火焰传播模拟图像及炉体与外环境(锅炉房)传热热模拟图像。可选地,在获取训练图像集之前,对训练图像集进行图像预处理,预处理步骤包括:去噪、增强、填充及消蚀等。

[0135] 步骤S610,将所述训练图像集作为训练数据,训练所述检测模型,获得模型训练结果,其中,不同检测模型采用不同的训练图像集。对既定故障相应的输入图像进行特征提取(标签),其中特征可以是随机初始化也可以人为(如专家经验或工艺本身的机理)给定一个初始特征,通过梯度下降的方法,不断学习,提高准确率。

[0136] 步骤S620,根据所述模型训练结果,估计噪声标签和真实标签的联合分布。

[0137] 通过交叉验证、计算计数矩阵、标定计数矩阵并估计噪声标签和真实标签的联合分布,可得噪声标签和真实标签的联合分布,相关步骤为现有技术,此处不赘述。

[0138] 步骤S630,基于所述噪声标签和所述真实标签的联合分布,找出错误样本,将所述错误样本从所述训练数据中去除。

[0139] 过滤错误样本,可使用 $C_{\text{confusion}}$ 非对角线处理、非对角线处理、Prune by Class (PBC)、Prune by Noise Rate (PBNR)或同时采用PBC和PBNR的方法。相关方法为现有技术,此处不赘述。

[0140] 步骤S640,对去除了所述错误样本的所述训练数据,重新调整样本类别权重,重新进行所述检测模型的训练,直至所述检测模型的损失函数收敛。

[0141] 此处重新进行所述检测模型的训练,可使用相互教学(co-teaching)方法。

[0142] 训练数据的质量对模型的精度有显著的影响。因此,本发明整合置信学习方法标记剔除错误标签(带噪标签)以达到提升模型诊断精度的目的。

[0143] 步骤S640之后还包括:

[0144] 步骤S650,获取新产生的故障数据,其中,所述新产生的故障数据包括故障及其对应的图像。

[0145] 步骤S660,将所述故障数据与所述训练图像集组成新的训练数据,对所述检测模型进行训练,得到新的模型训练结果,基于所述新的模型训练结果,返回执行所述步骤S620至步骤S640。

[0146] 如图6,在基于S610至步骤S640,训练出一模型后,产生了新的故障数据,可将新的故障数据作为新的训练集对已有模型再次训练,以对已有模型进行校验、优化,进一步提高模型准确性。初始的训练图像集为工业锅炉的历史数据,锅炉后续使用所产生的新的实时运行数据及对应故障结合历史数据作为已有模型再训练的训练数据。

[0147] 本发明还提出一种工业锅炉故障识别系统。一实施方式中,其包括:

[0148] 故障诊断模块,其用于执行:获取预先设定的锅炉监测参数组合,其中,每个所述锅炉监测参数组合包含至少一个锅炉监测参数,每个所述锅炉监测参数组合对应一个故障类型;获取每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度;获取每个所述锅炉监测参数组合中各个锅炉监测参数的变化图,根据所述切割时间跨度,将各个所述锅炉监测参数的变化图按照时间序列进行切割碎化处理,获得碎片化图像;将每个所述锅炉监测参数组合中,属于同一时间段的各个锅炉监测参数的碎片化图像作为一个碎片图像组合,获得多个所述碎片图像组合;将多个所述碎片图像组合分别输入预置的故障诊断模型,得到所述故障诊断模型输出的与各个所述碎片图像组合对应的故障诊断结果。相关解释说明如上文所述,此处不赘述。

[0149] 可选地,故障诊断模块,其还用于执行:使用滑动窗口,在各个所述锅炉监测参数的变化图上按照时间序列,以预设步长滑动,将所述滑动窗口在各个所述锅炉监测参数的变化图上每一次滑动所选定的区域切割为一个碎片化图像,其中,所述滑动窗口的宽度等于所述切割时间跨度。

[0150] 可选地,故障诊断模块,其还用于执行:获取每个所述锅炉监测参数组合中各个所述锅炉监测参数的数据采集时间间隔,分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述数据采集时间间隔最大的第一锅炉监测参数;分别确定每个所述锅炉监测参数组合中,所述第一锅炉监测参数的预设数据采集点数量;根据每个所述锅炉监测参数组合中的所述第一锅炉监测参数的数据采集时间间隔和预设数据采集点数量,分别确定每个所述锅炉监测参数组合对应的切割时间跨度。

[0151] 可选地,所述工业锅炉故障识别系统还包括结渣或结垢评估模块,其用于执行:获取待识别燃料的矿物组成、锅炉运行时间;将所述待识别燃料的矿物组成、所述锅炉运行时间输入至所述结渣或结垢评估模型,由所述结渣或结垢评估模型输出所述待识别燃料的积灰几何形态,其中,所述积灰几何形态包含高度、宽度、面积、长宽比中的至少一个。相关解释说明如上文所述,此处不赘述。

[0152] 可选地,结渣或结垢评估模块还用于执行:获取所述锅炉使用的燃料的矿物组成;获取所述锅炉的每个换热面管道间隔预设时间的图像;对所述每个换热面管道间隔预设时

间的图像进行边缘检测,得到积灰形态的二值图像,基于所述积灰形态的二值图像获得积灰几何形态;将燃料的矿物组成、所述锅炉的运行时间及相应的积灰几何形态作为训练数据,对所述结渣或结垢评估模型进行训练,直至所述结渣或结垢评估模型的损失函数收敛。

[0153] 可选地,所述工业锅炉故障识别系统还包括燃烧器故障检测模块;其用于执行:获取火焰传播几何图像;将所述火焰传播几何图像输入至燃烧器故障检测模型,由所述燃烧器故障检测模型输出燃烧器喷嘴是否发生故障的结果。相关解释说明如上文所述,此处不赘述。

[0154] 可选地,所述工业锅炉故障识别系统还包括锅炉筒体保温检测模块;其用于执行:获取停炉温度、环境温度、炉型、停炉时间;将所述停炉温度、所述环境温度、所述炉型、所述停炉时间输入至筒体保温检测模型,由所述筒体保温检测模型输出预测的筒体温度分布云图,其中,所述筒体温度分布云图包含所述锅炉各个组成部件的温度;获取所述锅炉筒体实际的筒体温度分布云图,根据所述实际的筒体温度分布云图和所述预测的筒体温度分布云图,确定散热异常部位。相关解释说明如上文所述,此处不赘述。

[0155] 如图6,本发明提出一种基于人工智能图像识别技术的工业锅炉故障识别系统,包含:故障诊断模块、结渣或结垢评估模块、燃烧器故障检测模块、锅炉筒体保温检测模块。该四个模块共包含多个检测模型,故障诊断模块包含故障诊断模型,结渣或结垢评估模块包含结渣或结垢评估模型和管道蠕变检测模型,燃烧器故障检测模块包含燃烧器故障检测模型,锅炉筒体保温检测模块包含筒体保温检测模型,前述模型均由卷积神经网络(CNN)模型组成,CNN模型训练所使用的数据为工业锅炉的历史运行数据。实时运行数据及对应故障作为新的训练集对已有模型进行校验、优化及再训练,进一步提高各个模块诊断的准确性。上述四个模块为并行诊断模块,即四个模块可独立工作。

[0156] 本发明提出的基于人工智能图像识别技术的工业锅炉故障诊断系统,对燃煤、燃气、燃油及生物质工业锅炉运行过程中即将发生(或已发生)的故障进行识别、诊断。同时,可协助锅炉运维人员快速、准确的对锅炉潜在问题(结垢情况、燃烧情况及保温情况)进行定位、诊断及评估。换言之,本发明即服务于锅炉用户对潜在故障进行预警及诊断降低运行风险,又服务于运维人员(锅炉厂商)对锅炉健康状况进行评估。

[0157] 虽然本发明公开披露如上,但本发明公开的保护范围并非仅限于此。本领域技术人员在不脱离本发明公开的精神和范围的前提下,可进行各种变更与修改,这些变更与修改均将落入本发明的保护范围。



图1

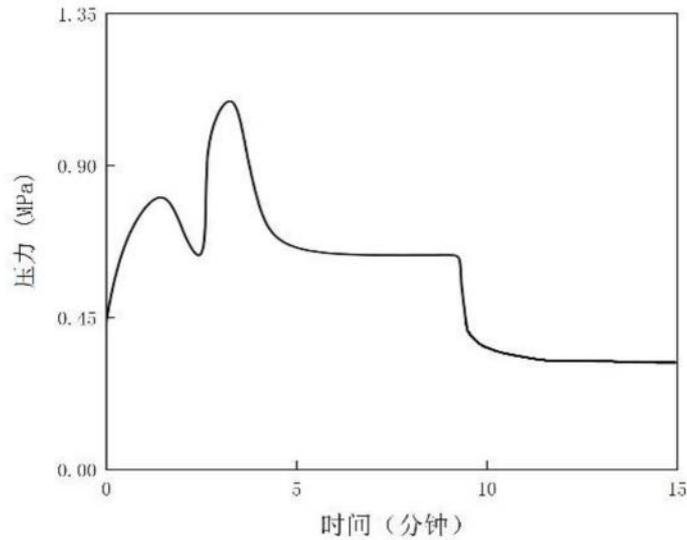


图2

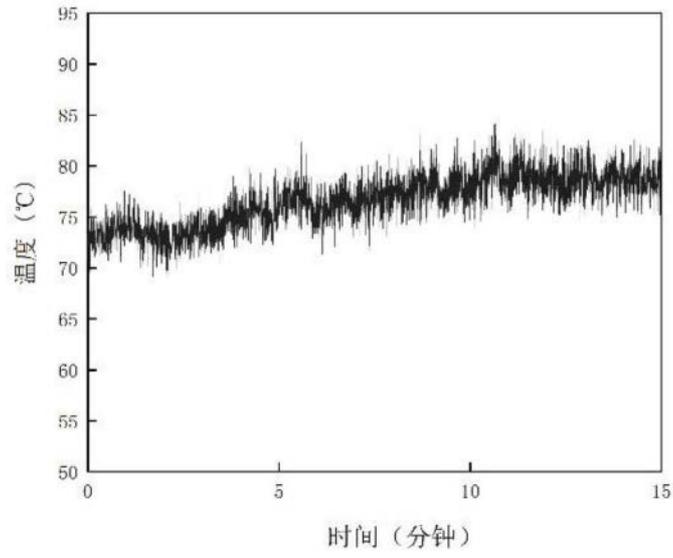


图3

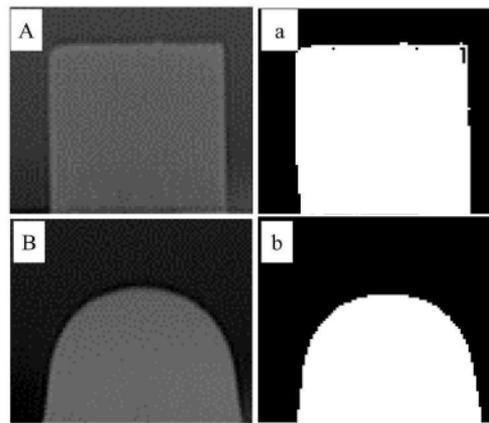


图4

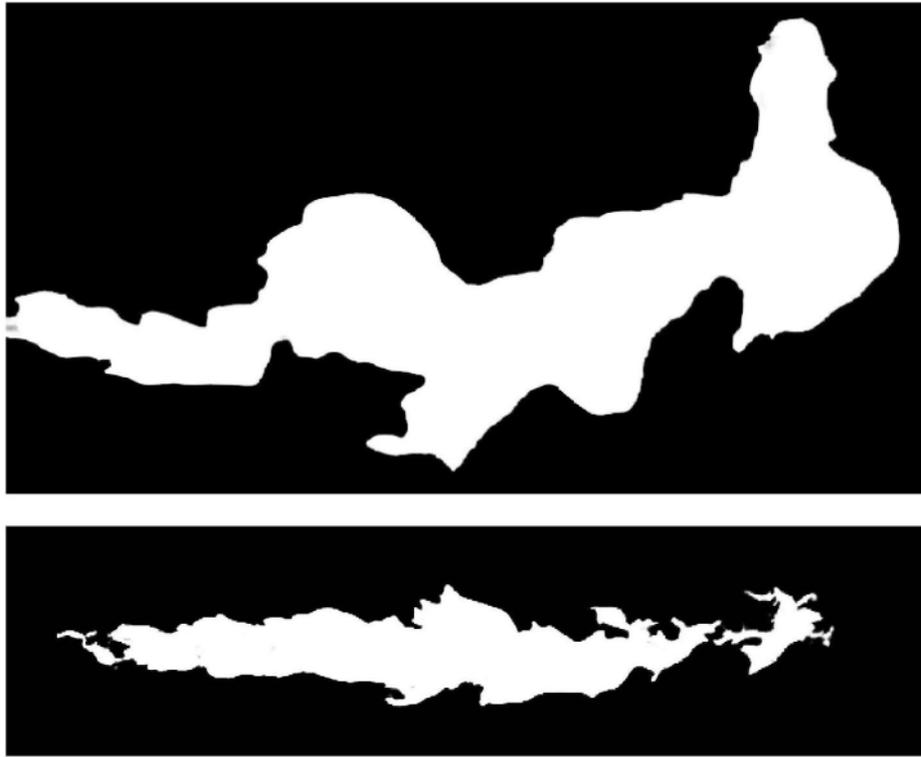


图5

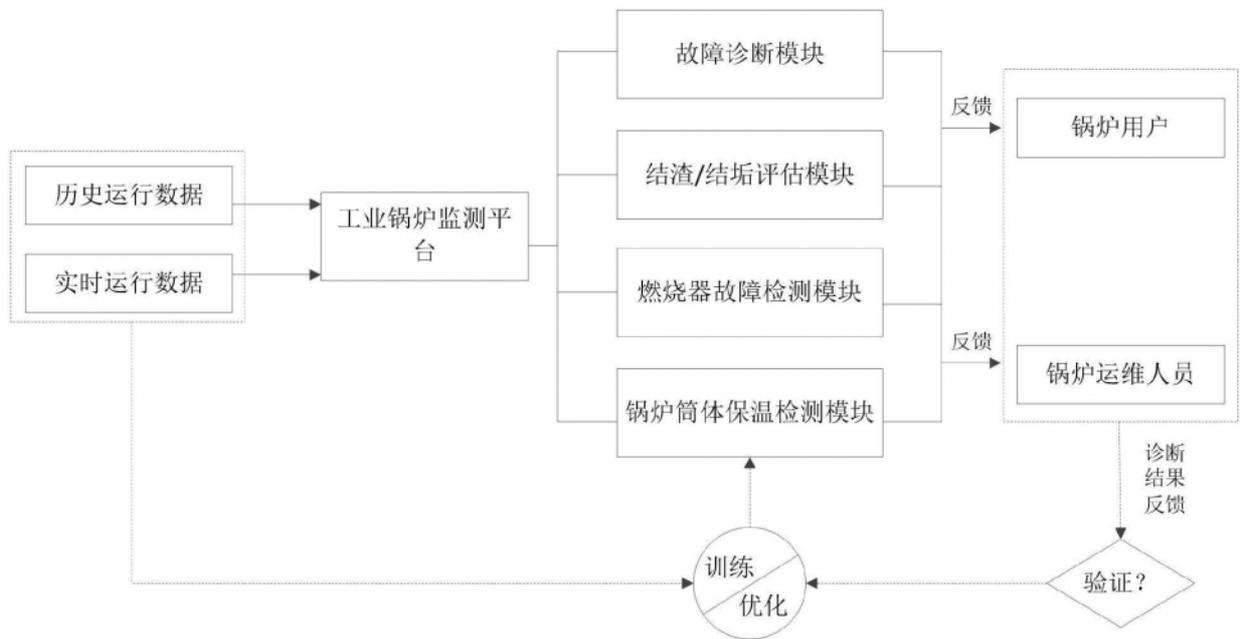


图6