



## (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112005181 A

(43) 申请公布日 2020.11.27

(21) 申请号 201980015785.0

伊姆兰·尤努斯

(22) 申请日 2019.01.25

(74) 专利代理机构 中国贸促会专利商标事务所  
有限公司 11038

(30) 优先权数据

62/622,700 2018.01.26 US

代理人 曹瑾

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2020.08.27

(51) Int.Cl.

G05B 23/02 (2006.01)

G05D 7/06 (2006.01)

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2019/015212 2019.01.25

(87) PCT国际申请的公布数据

W02019/147980 EN 2019.08.01

(71) 申请人 威盖特技术美国有限合伙人公司

地址 美国宾夕法尼亚州

(72) 发明人 阿伦·卡尔提·苏布拉曼尼亚

迈克尔·肯尼迪 赵海明

法比奥·诺纳托德宝拉

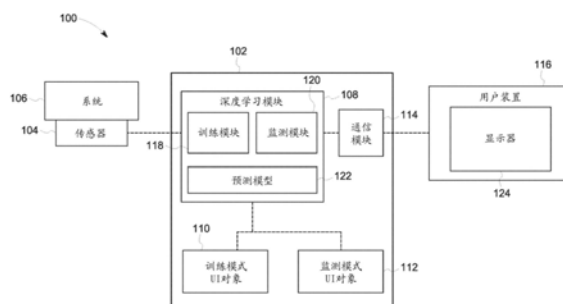
权利要求书2页 说明书11页 附图6页

(54) 发明名称

异常检测

(57) 摘要

本发明公开了一种方法,该方法包括:接收表征由可操作地耦接到油气工业机器的第一传感器进行的测量的第一时间依赖性数据;确定在一段时间内与该第一时间依赖性数据的第一部分相关联的第一异常分数,该确定基于该时间段内的操作特性的第一值和该时间段内的该操作特性的第二值,其中该操作特性的该第一值根据该第一时间依赖性数据来计算,并且该操作特性的该第二值在该油气工业机器处检测;以及在图形用户界面显示空间中呈现指示该第一异常分数的视觉表示。还描述了相关设备、系统、制品和技术。



1. 一种方法,所述方法包括:

接收表征由可操作地耦接到油气工业机器的第一传感器进行的测量的第一时间依赖性数据;

确定在一段时间内与所述第一时间依赖性数据的第一部分相关联的第一异常分数,所述确定基于所述时间段内的操作特性的第一值和所述时间段内的所述操作特性的第二值,

其中所述操作特性的所述第一值根据所述第一时间依赖性数据来计算,并且所述操作特性的所述第二值在所述油气工业机器处检测;以及

在图形用户界面显示空间中呈现指示所述第一异常分数的视觉表示。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中确定所述第一异常分数包括计算所述操作特性的所述第一值与所述操作特性的所述第二值之间的差值,并将所述差值与预先确定的阈值进行比较。

3. 根据权利要求1所述的方法,还包括基于与所述第一传感器相关联的历史数据来确定所述第一传感器的第一预测模型。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中确定所述第一预测模型包括基于所述历史数据来确定与所述油气工业机器相关联的特性方程的一个或多个系数,所述特性方程被配置为接收所述第一时间依赖性数据作为输入并且生成所述第一异常分数。

5. 根据权利要求3所述的方法,其中所述第一预测模型根据表征由所述第一传感器进行的测量的所述时间依赖性数据来计算所述操作特性的所述第一值。

6. 根据权利要求1所述的方法,其中所述图形用户界面显示空间包括第一交互式对象和第二交互式对象,所述第一交互式对象被配置为接收第一用户输入,并且所述第二交互式对象被配置为接收第二用户输入。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中基于所述第一用户输入执行所述第一预测模型的所述确定。

8. 根据权利要求6所述的方法,其中表征由第一传感器进行的测量的时间依赖性数据的所述接收、所述第一异常分数的所述确定以及所述视觉表示的所述呈现是基于所述第二用户输入来执行的。

9. 根据权利要求1所述的方法,还包括:

接收表征由可操作地耦接到所述油气工业机器的第二传感器进行的测量的第二时间依赖性数据;

确定在所述时间段内与所述第二时间依赖性数据的第一部分相关联的第二异常分数,所述确定基于所述时间段内的所述操作特性的第三值和所述时间段内的所述操作特性的第四值,

其中所述操作特性的所述第三值根据所接收的表征由所述第二传感器进行的测量的时间依赖性数据来计算,并且所述操作特性的所述第二值在所述油气工业机器处检测;以及

基于所述第一异常分数和所述第二异常分数来确定修改的异常分数。

10. 一种系统,所述系统包括:

至少一个数据处理器;

存储器,所述存储器耦接到所述至少一个数据处理器,所述存储器存储指令以使所述

至少一个数据处理器的操作,所述操作包括:

接收表征由可操作地耦接到油气工业机器的第一传感器进行的测量的第一时间依赖性数据;

确定在第一时间段内与所述第一时间依赖性数据的第一部分相关联的第一异常分数,所述确定基于所述时间段内的操作特性的第一值和所述时间段内的所述操作特性的第二值,

其中所述操作特性的所述第一值根据所述第一时间依赖性数据来计算,并且所述操作特性的所述第二值在所述油气工业机器处检测;以及

在图形用户界面显示空间中呈现指示所述第一异常分数的视觉表示。

11. 根据权利要求10所述的系统,其中确定所述第一异常分数包括计算所述操作特性的所述第一值与所述操作特性的所述第二值之间的差值,并将所述差值与预先确定的阈值进行比较。

12. 根据权利要求10所述的系统,其中所述操作还包括基于与所述第一传感器相关联的历史数据来确定所述第一传感器的第一预测模型。

13. 根据权利要求12所述的系统,其中确定所述第一预测模型包括基于所述历史数据来确定与所述油气工业机器相关联的特性方程的一个或多个系数,所述特性方程被配置为接收所述第一时间依赖性数据作为输入并且生成所述第一异常分数。

14. 根据权利要求12所述的系统,其中所述第一预测模型根据表征由所述第一传感器进行的测量的所述时间依赖性数据来计算所述操作特性的所述第一值。

15. 根据权利要求10所述的系统,其中所述图形用户界面显示空间包括第一交互式对象和第二交互式对象,所述第一交互式对象被配置为接收第一用户输入,并且所述第二交互式对象被配置为接收第二用户输入。

16. 根据权利要求15所述的系统,其中基于所述第一用户输入执行所述第一预测模型的所述确定。

17. 根据权利要求15所述的系统,其中表征由第一传感器进行的测量的时间依赖性数据的所述接收、所述第一异常分数的所述确定以及所述视觉表示的所述呈现是基于所述第二用户输入来执行的。

18. 根据权利要求10所述的系统,其中所述操作还包括:

接收表征由可操作地耦接到所述油气工业机器的第二传感器进行的测量的第二时间依赖性数据;

确定在所述时间段内与所述第二时间依赖性数据的第一部分相关联的第二异常分数,所述确定基于所述时间段内的所述操作特性的第三值和所述时间段内的所述操作特性的第四值,

其中所述操作特性的所述第三值根据所接收的表征由所述第二传感器进行的测量的时间依赖性数据来计算,并且所述操作特性的所述第二值在所述油气工业机器处检测;以及

基于所述第一异常分数和所述第二异常分数来确定修改的异常分数。

## 异常检测

[0001] 相关申请

[0002] 本申请根据35U.S.C.§119(e) 要求于2018年1月26日提交的美国临时专利申请号62/622,700的优先权,该专利申请的全部内容据此以引用方式明确地并入本文。

### 背景技术

[0003] 工业设备可能是复杂的,并且容易出现不同类型的复杂故障模式。该设备可包括可用于监测设备操作的多个传感器。利用传感器数据的一种方法包括制定可用于监测设备性能的基于规则的检测方案。基于在检测方案内实现的规则,传感器或监测传感器的控制器可确定设备是否在可接受的参数内操作。

[0004] 然而,为每种可能的异常制定基于规则的检测方案可能是麻烦的、困难的和容易出错的。如果未预期某种可能的故障模式,则基于规则的检测方案在检测故障迹象方面可能不成功。另外,在一些情况下,工业设备可位于可能难以或不期望访问设备的偏远地区。因此,由于对设备的访问有限,因此实现或更新基于规则的检测方案可能是极其困难的。

### 发明内容

[0005] 所公开的主题的各个方面可提供以下能力中的一种或多种。

[0006] 在一方面,方法包括:接收表征由可操作地耦接到油气工业机器的第一传感器进行的测量的第一时间依赖性数据;确定在一时间段内与第一时间依赖性数据的第一部分相关联的第一异常分数,该确定基于该时间段内的操作特性的第一值和该时间段内的操作特性的第二值,其中操作特性的第一值根据第一时间依赖性数据来计算,并且操作特性的第二值在油气工业机器处检测;以及在图形用户界面显示空间中呈现指示第一异常分数的视觉表示。

[0007] 以下特征中的一个或多个特征可包括在任何可行的组合中。确定第一异常分数可包括计算操作特性的第一值与操作特性的第二值之间的差值,并将该差值与预先确定的阈值进行比较。该方法可包括基于与第一传感器相关联的历史数据来确定第一传感器的第一预测模型。确定第一预测模型可包括基于历史数据确定与油气工业机器相关联的特性方程的一个或多个系数。特性方程可被配置为接收第一时间依赖性数据作为输入并生成第一异常分数。第一预测模型可根据表征由第一传感器进行的测量的时间依赖性数据来计算操作特性的第一值。图形用户界面显示空间可包括第一交互式对象和第二交互式对象。第一交互式对象可被配置为接收第一用户输入,并且第二交互式对象可被配置为接收第二用户输入。可基于第一用户输入执行第一预测模型的确定。表征测量的时间依赖性数据的接收可由第一传感器进行。第一异常分数的确定和视觉表示的呈现可基于第二用户输入来执行。该方法可包括:接收表征由可操作地耦接到油气工业机器的第二传感器进行的测量的第二时间依赖性数据;确定在一时间段内与第二时间依赖性数据的第一部分相关联的第二异常分数,该确定基于该时间段内的操作特性的第三值和该时间段内的操作特性的第四值,操作特性的第三值根据所接收的表征由第二传感器进行的测量的时间依赖性数据来计算,并

且操作特性的第二值在油气工业机器处检测;以及基于第一异常分数和第二异常分数来确定修改的异常分数。

[0008] 还描述了存储指令的非暂态计算机程序产品(即,物理地体现的计算机程序产品),该指令在由一个或多个计算系统的一个或多个数据处理器执行时使至少一个数据处理器执行本文的操作。类似地,还描述了可包括一个或多个数据处理器和耦接到一个或多个数据处理器的存储器的计算机系统。存储器可暂时或永久地存储使至少一个处理器执行本文所述的操作中的一个或多个操作的指令。此外,方法可由在单个计算系统内或分布在两个或更多个计算系统中的一个或多个数据处理器来实现。此类计算系统可被连接,并且可经由一个或多个连接,包括通过网络(例如,互联网、无线广域网、局域网、广域网、有线网络等)的连接,经由多个计算系统中的一个或多个计算系统之间的直接连接等来交换数据和/或命令或其他指令等。

[0009] 在查看以下附图、具体实施方式和权利要求书之后,将更全面地理解所公开的主题的这些和其他能力。

## 附图说明

[0010] 图1是包括异常检测(AD)系统的工业系统的一个示例性实施方案的系统框图;

[0011] 图2是示出包括AD系统的工业系统的另一个示例性实施方案的系统框图;

[0012] 图3是示出包括AD系统的工业系统的另一个示例性实施方案的系统框图;

[0013] 图4是AD系统的图形用户界面(GUI)的视图,该AD系统可向用户提供关于异常系统性能的通知;

[0014] 图5是检测与工业机器相关联的异常的示例性方法的流程图;并且

[0015] 图6示出了呈现与AD系统相关联的各种信息的示例性GUI显示空间。

## 具体实施方式

[0016] 提供了促进检测工业系统的性能异常的系统、方法和装置。在一个实施方案中,提供了包括训练模式和监测模式的异常检测装置。当在训练模式下操作时,异常监测装置可应用传感器数据(例如,历史传感器数据)作为无监督机器学习算法内的输入,以生成可用于预测工业系统的操作的模型。传感器数据可来自测量工业系统的操作值的传感器。当在监测模式下操作时,异常监测装置可将实时传感器数据(例如,指示工业系统的操作特性)与使用模型生成的预测数据进行比较。如果传感器数据偏离预测数据预先确定的量,则异常监测装置可向用户提供警报,以通知用户已检测到异常并且系统可能无法正确操作。通过使用无监督机器学习来生成模型,可在不需要关于传感器、正被监测的设备或异常性能的特性的先验知识的情况下实现异常检测。因此,异常监测装置提供简单且灵活的解决方案,以监测系统的性能并向用户提供识别异常性能的警报。

[0017] 工业设备可能是复杂的,并且可能容易出现许多类型的复杂故障模式。该设备可包括可用于监测设备操作的多个传感器。然而,传感器仅输出数据,并且不一定向用户提供有用的信息。利用数据的一种方法包括制定可用于分析传感器数据以检测异常设备操作的规则。然而,对于在操作期间可能发生的每种可能的异常制定规则可能是麻烦的、困难的和容易出错的。提供了使用无监督机器学习算法来促进自动化异常检测的系统、方法和装置。

在一个实施方案中,提供了异常监测装置,该异常监测装置可应用传感器数据作为无监督机器学习算法内的输入,以生成工业系统或工业系统的一部分的操作的预测模型。异常监测装置还可将实时传感器数据与使用预测模型生成的预测数据进行比较。如果传感器数据偏离预测数据预先确定的量,则异常监测装置可向用户提供警报,以通知用户已检测到异常并且系统可能无法正确操作。因此,异常监测装置提供简单且灵活的解决方案,以监测系统的性能并向用户提供识别异常性能的警报。通过使用无监督机器学习来生成预测模型,可在不需要关于传感器、正被监测的设备或异常性能的特性的先验知识的情况下实现异常检测。因此,在制定可用于分析传感器数据以检测异常的规则本来成本过高、困难和/或不可行的情况下,启用异常检测。

[0018] 图1示出了包括异常检测(AD)系统102的工业系统100的示例性系统框图。AD系统102可被配置为识别系统和/或系统的部件的异常性能。AD系统102还可以被配置为向用户提供表征异常性能的警报。作为示例,当存在“摩擦”时可发生异常性能,该“摩擦”表征当外来物体刷过转子轴时的状况。作为另一个示例,当存在瞬态外部振动源时,可发生异常性能。在例示的实施方案中,AD系统102可操作地耦接到一个或多个传感器104。传感器104可以可操作地耦接到系统106,并且传感器104可以测量系统106的操作值。例如,传感器104可测量振动、位置、旋转速度、温度、压力、流速、流体组成等。

[0019] AD系统102可包括深度学习模块108、用户界面对象110、用户界面对象112以及通信模块114。深度学习模块108可包括数据处理器和/或在数据处理器上实现,该数据处理器包括加速计算硬件,诸如图形处理单元(GPU)。在一些实施方案中,GPU可为NVIDIA® Jetson GPU。NVIDIA® Jetson GPU可以是低功率的,消耗约90瓦特。GPU可包括约256个GPU核心,并且可能够实现1.5Teraflops的并行计算性能。作为另一个示例,如果需要更多的计算功率,可以使用NVIDIA® DGX站。通过利用基于GPU的并行计算,分析时间可从数天减少到数分钟。深度学习模块108可被配置为处理来自传感器104的数据,生成预测模型122以预测系统106的性能,并且使用预测模型122来识别系统106的异常性能。

[0020] 可以多种方式生成预测模型122的实施方案。在一个方面,可以在边缘平台上使用GPU(例如,NVIDIA® Jetson等)生成和/或训练预测模型122。边缘平台可以是网络边缘上的平台。在另一方面,可以使用包含服务器、工作站或云平台(诸如DGX站)的GPU生成和/或训练预测模型122。在每种情况下,预测模型122都可以部署到AD系统102上的深度学习模块108。因此,远程深度学习模块可以是AD系统102的深度学习模块108的扩展。其他实施方案可在便携式或固定平台中使用一个或多个GPU处理单元。用户界面对象110、用户界面对象112可电子地耦接到深度学习模块108,并且可被配置为分别激活深度学习模块108的训练操作模式和监测操作模式。下文更详细地描述深度学习模块108的训练操作模式和监测操作模式。

[0021] 通信模块114可被配置为促进深度学习模块108与用户装置116之间的通信。例如,通信模块可为或可包括收发器。通信模块114可经由例如以太网实现有线通信,并且可包括例如用于经由蓝牙协议、蜂窝协议、WI-FI协议、近场通信(NFC)和/或射频识别(RFID)协议进行通信的收发器。如本领域的技术人员将理解的,经由通信模块114的有线和/或无线通信可以根据多种通信协议中的任一种通信协议,例如TCP/IP等。无线蜂窝连接可被配置为

提供无线移动通信,诸如蜂窝连接。无线蜂窝连接可以是4G连接,但是可以替代地或除此之外使用其他类型的移动通信标准。如本领域的技术人员将理解的,多种类型的无线蜂窝连接硬件中的任一种无线蜂窝连接硬件可用于无线蜂窝连接。无线AC连接可被配置为根据IEEE802.11ac无线联网标准来提供无线通信。根据另一种无线联网标准的连接是可能的,并且可另选地或除此之外被包括在内。如本领域的技术人员将理解的,无线AC连接可促进无线网状网络通信。如本领域的技术人员将理解的,多种类型的无线AC连接硬件中的任一种无线AC连接硬件可用于无线AC连接。

[0022] 在例示的示例中,深度学习模块108包括训练模块118和监测模块120。训练模块118可被配置为例如通过应用来自传感器104的传感器数据作为无监督深度学习算法内的输入来生成预测模型122。在一些实施方案中,当深度学习模块108处于训练操作模式时,可激活训练模块118。监测模块120可被配置为使用预测模型122来生成表征系统106的预测性能的数据。监测模块120还可被配置为通过将表征测量值(例如,来自传感器104的测量结果)的数据与表征预测性能(例如,来自预测模型122的输出)的数据进行比较来检测系统106的性能的异常。在一些实施方案中,当深度学习模块108处于监测操作模式时,可激活监测模块120。

[0023] 在操作中,AD系统102可耦接到传感器104。深度学习模块108可被训练为使用来自传感器104的实时传感器数据来检测系统106的异常性能。例如,用户可按压训练模式用户界面对象110,该训练模式用户界面对象可将信号递送到深度学习模块108以激活深度学习模块108的训练操作模式。当训练操作模式有效时,传感器104可向训练模块118提供传感器数据,该传感器数据表征系统106在可信操作状态下操作时测量的系统106的操作值。可信操作的状态可描述系统106正在以可接受或预期的性能操作的状况。例如,系统可以可接受的异常发生率进行操作。在一些情况下,系统操作可没有异常。传感器数据可以是在系统106操作时来自传感器104的实时数据。

[0024] 训练模块118可以使用无监督深度学习来生成预测模型122。例如,训练模块118可应用传感器数据作为一个或多个无监督深度学习算法内的输入,以生成预测模型122。在一些情况下,可在相对短的时间段内(例如,在六分钟内)执行训练。在无监督学习中,可向训练模块118提供传感器数据,并且训练模块118可自动找到表征系统106的操作的模式和关系。在这种情况下,由于传感器数据表征系统106的可信操作,因此由训练模块118识别的模式和关系表征系统106的可信操作。在一些情况下,模式可包括来自传感器104的数据的某些形状。例如,传感器数据可具有特性形状,诸如例如正弦形状。作为另一个示例,训练模块118可识别来自多个传感器104的传感器数据之间的关系。无监督学习的示例可包括但不限于聚类 and 异常值检测。在聚类方法中,可将共同特性聚类在一起。通过识别用于聚类的适当特性,可以汇集有意义的群集。在异常值检测方法中,可识别位于预期之外的某些特性测量结果。

[0025] 在已经生成预测模型122之后,深度学习模块108可监测传感器数据以识别系统106的异常性能。例如,用户可按压监测模式用户界面对象112,该监测模式用户界面对象可将信号递送到深度学习模块108以激活深度学习模块108的监测操作模式。当监测操作模式有效时,传感器104可向监测模块120提供表征系统106的测量的操作值的传感器数据。传感器数据可以是在系统106操作时来自传感器104的实时数据。

[0026] 监测模块120可应用无监督深度学习算法内的预测模型122和传感器数据,以监测系统106的异常性能。例如,监测模块120可将传感器数据与来自预测模型122的预测数据进行比较。如果传感器数据和预测数据之间的差值超过某个阈值,则可以将数据识别为异常的,并且/或者可以将数据确定为表示异常系统性能。在一些情况下,传感器数据与预测数据之间的在与平均值的预先确定的数量的标准偏差(例如,三个标准偏差)内的差值可被确定为正常。传感器数据与预测数据之间的不在阈值内的差值是异常的。作为另一个示例,监测模块120可将对应于预测数据的模式和关系与对应于传感器数据的模式和关系进行比较。如果对应于预测数据的模式和关系与对应于传感器数据的模式和关系之间的差值超过某个阈值(例如,与平均值的三个标准偏差),则可以将传感器数据识别为异常的,并且/或者可以将数据确定为表示异常系统性能。

[0027] 如果识别出异常数据,则深度学习模块108可向用户装置116提供警报。例如,深度学习模块108可生成表征和/或识别系统106的异常性能的数据并对该数据进行格式化,呈现数据的图形表示,并且例如经由通信模块114将表征所呈现的图形表示的数据递送到用户装置116的显示器124,以向用户提供警报,使得可以向用户通知异常性能。作为另一个示例,深度学习模块108可生成表征和/或识别系统106的异常性能的数据并对该数据进行格式化,生成用于呈现数据的图形表示的指令,并且将表征异常性能的数据以及指令递送到用户装置116。用户装置116的数据处理器可以接收包括指令的数据,使用指令呈现数据的图形表示,并且将表征所呈现的图形表示的数据递送到显示器124以向用户提供警报。表征和/或识别异常性能的数据可包括传感器数据、预测数据、识别提供异常数据的传感器104的信息、以及表征用于识别异常数据的模式和/或关系的数据。在一些实施方案中,显示器124可以是交互式显示器,诸如触摸屏显示器。

[0028] 在一些情况下,系统106的操作可在系统106的寿命内改变。例如,用户可改变系统106的操作模式。作为另一个示例,系统106的部件的正常磨损可导致系统106不同地操作。在此类情况下,如果系统106的操作已经充分改变,则AD系统102可能错误地确定传感器数据是异常的。为了防止错误报警,用户可基于系统106的可信操作的当前状态来重新训练系统。作为示例,用户可按压训练模式用户界面对象110,该训练模式用户界面对象可激活深度学习模块108的训练操作模式。当处于训练操作模式时,传感器104可向训练模块118提供传感器数据,该传感器数据表征系统106在可信操作的当前状态下操作时测量的系统106的操作值。训练模块118可以使用无监督深度学习来生成更新的预测模型122。例如,训练模块118应用传感器数据作为一个或多个无监督深度学习算法内的输入,以生成更新的预测模型122。训练模块118还可找到表征系统106的可接受操作的更新标准的模式和关系。可接受操作的更新标准可包括可用于确定传感器数据是否异常的更新阈值。

[0029] 另选地,在一些情况下,深度学习模块108可基于系统106的当前和/或最近操作来重新训练其自身。例如,如果系统106的操作在系统106的寿命内改变,或者如果传感器数据包括一些噪声,则AD系统102最初可确定传感器数据是异常的。然而,通过重复操作,AD系统102可以使用传感器数据重新训练其自身以更新用于确定异常性能的阈值。

[0030] 尽管AD系统102和用户装置116在图1中被示出为独立部件,但AD系统102和用户装置116和/或用户装置116的部件可以组合。例如,在一些实施方案中,显示器124可被包括作为AD系统102的一部分,使得可在AD系统102上向用户呈现警报。

[0031] 在一些实施方案中,AD系统102的深度学习模块108可以位于远程位置。图2示出了包括AD系统202的工业系统200的示例性系统框图。AD系统202可类似于AD系统102,但深度学习模块108可位于远程位置。AD系统202可包括通信模块114以及用户界面对象110、用户界面对象112,它们可如上所述起作用。通信模块114可被配置为促进传感器104、用户界面对象110、用户界面对象112、用户装置116和深度学习模块108之间的通信。深度学习模块108可包括训练模块118、监测模块120和预测模型122,它们可如上所述起作用。在例示的实施方案中,传感器104可经由通信模块114向深度学习模块108提供传感器数据。用户界面对象110、用户界面对象112可经由通信模块114向深度学习模块108提供信号。深度学习模块108可经由通信模块114向用户装置116提供表征警报的数据。

[0032] 在一些实施方案中,远程服务器上的深度学习模块可用作AD系统的深度学习模块的扩展。例如,可在远程服务器上执行生成或训练预测模型。重新训练预测模型和/或监测工业系统的性能可在AD系统上进行,该AD系统可为工业系统本地的。

[0033] 图3示出了工业系统400的示例性系统框图,该工业系统包括AD系统402和在远程服务器上实现的深度学习模块409。AD系统402可包括深度学习模块108、通信模块114以及用户界面对象110、用户界面对象112,它们可如上所述起作用。通信模块114可被配置为促进传感器104、用户界面对象110、用户界面对象112、用户装置116和深度学习模块108、深度学习模块409之间的通信。深度学习模块108可包括训练模块118、监测模块120和预测模型122,它们可如上所述起作用。在例示的实施方案中,传感器104可经由通信模块114向深度学习模块409提供传感器数据。用户界面对象110、用户界面对象112可经由通信模块114向深度学习模块108提供信号。深度学习模块108可经由通信模块114向用户装置116提供表征警报的数据。

[0034] 深度学习模块409可包括训练模块417,该训练模块可被配置为生成预测模型421。例如,用户可按压训练模式用户界面对象110,该训练模式用户界面对象可将信号递送到深度学习模块409以激活深度学习模块409的训练操作模式。当训练操作模式有效时,传感器104可(例如,经由通信模块114)向训练模块417提供传感器数据,该传感器数据表征系统106在可信操作状态下操作时测量的系统106的操作值。传感器数据可以是在系统106操作时来自传感器104的实时数据。训练模块417可以使用无监督深度学习来生成预测模型421。例如,训练模块118可应用传感器数据作为一个或多个无监督深度学习算法内的输入,以生成预测模型421。深度学习模块409可经由通信模块114向深度学习模块108提供表征预测模型421的数据,以生成预测模型122。

[0035] 在已经生成预测模型122之后,深度学习模块108可监测传感器数据以识别系统106的异常性能并向用户装置116提供警报,如上所述。

[0036] 在一些情况下,用户可基于系统106的可信操作的当前状态来重新训练预测模型122。作为示例,用户可按压训练模式用户界面对象110,该训练模式用户界面对象可激活深度学习模块108的训练操作模式。当处于训练操作模式时,传感器104可向训练模块118提供传感器数据,该传感器数据表征系统106在可信操作的当前状态下操作时测量的系统106的操作值。训练模块118可以使用无监督深度学习来生成更新的预测模型122。训练模块118还可找到表征系统106的可接受操作的更新标准的模式和关系。可接受操作的更新标准可包括可用于确定传感器数据是否异常的更新阈值。

[0037] 在远程服务器上实现深度学习模块409可允许用户利用强大的计算系统来初始生成和训练预测模型421。然后可将预测模型421递送到AD系统402内的深度学习模块108以生成预测模型122。预测模型122可以在深度学习模块108上更新和实现,该深度学习模块可以是系统106本地的,并且可以具有比远程服务器上的深度学习模块409可用的计算能力小的计算能力。因此,外部深度学习模块409可以是AD系统402的深度学习模块108的扩展。

[0038] 图4示出了可在显示器(例如,显示器124)上显示的AD系统(例如,102、202、402)的示例性图形用户界面(GUI)的视图300。GUI包括数据日志302和数据面板304、数据面板306。数据日志302示出监测结果的开始时间、结束时间和分数。分数可表征被监测和/或正被监测的系统的异常性能。数据面板304可示出来自传感器(例如,传感器104)的传感器数据和由预测模型(例如,预测模型122)生成的预测数据,其对应于在数据日志302中选择的监测结果。在例示的示例中,数据面板304示出了对应于四个不同传感器的四个曲线图。然而,如上所述,AD系统可利用任何数量的传感器。因此,数据面板304可包括任何数量的曲线图。例如,数据面板304可允许用户滚动通过大量曲线图,这些曲线图对于在数据面板304内同时显示可能是不实际的。

[0039] 数据面板306可示出表征用于识别系统的异常性能的模式和/或关系的数据。在例示的示例中,数据面板306示出了曲线图,该曲线图示出了表征给定传感器的传感器数据与预测数据之间的差值的数据308。曲线图可包括可识别用于可接受性能的阈值的图形元素310、图形元素312。延伸超过阈值的数据可被确定为异常的,并且可由图形元素314识别。

[0040] 用于识别异常性能的现有的基于规则的检测方案可能需要为可能被检测到的每个可能的异常制定基于规则的检测方案。为每种可能的异常制定基于规则的检测方案可能是麻烦的、困难的和容易出错的。如果未预期某种可能的故障模式,则基于规则的检测方案在检测故障迹象方面可能不成功。通过使用无监督深度学习来生成预测模型,可在不需要关于传感器、正被监测的设备或异常性能的特性的先验知识的情况下实现异常检测。

[0041] 示例性技术效果包括自动检测异常系统性能而无需手动指定定义异常性能的阈值或特性的能力。本文所述的系统、方法和装置可包括使用表征系统的操作值的传感器数据快速重新训练预测模型的能力,该预测模型可用于识别异常性能。重新训练预测模型可以更新用于识别异常性能的阈值,从而提高异常检测的有效性。使用传感器数据快速重新训练预测模型的能力可促进在制定用于异常检测的基于规则的检测方案本来成本过高、困难和/或不可行的状况下实现异常检测。

[0042] 图5是检测工业机器中的异常的示例性方法的流程图。在502处,可接收(实时接收)表征由与油气工业机器可操作地耦接的第一传感器进行的测量的第一时间依赖性数据。例如,深度学习模块108可接收由传感器104检测到的时间依赖性传感器数据。时间依赖性传感器数据可包括例如作为时间的函数的系统106的特性(例如,频率、扭矩、功率消耗等)的变化。

[0043] 在504处,可以(例如,通过深度学习模块108)确定在一时间段内与第一时间依赖性数据的第一部分相关联的第一异常分数。例如,深度学习模块108可识别来自第一传感器的第一时间依赖性数据的一部分(例如,在预先确定的时间段内检测到)。预测模型122可基于第一时间依赖性数据的第一部分来计算油气工业机器的操作特性的第一值(或值的向量)。深度学习模块108还可接收指示操作特性的测量结果的数据(例如,通过可操作地耦接

到油气工业机器的传感器)。深度学习模块108可比较操作特性的计算值和测量值,并且基于该比较来确定第一异常分数。在一些具体实施中,计算操作特性的计算值和测量值之间的差值。将所计算的差值与异常分数表进行比较,并且基于所计算的差值从表中选择异常分数。异常分数可指示油气工业机器的异常行为的严重性(例如,异常分数越高,与机器相关联的报警状况越严重)。

[0044] 在一些具体实施中,可确定多个异常分数。(例如,由深度学习模块108)接收表征由可操作地耦接到油气工业机器的第二传感器进行的测量的第二时间依赖性数据。深度学习模块108可识别来自第二传感器的第二时间依赖性数据的一部分。第二预测模型(或第一预测模型)可基于第二时间依赖性数据的识别部分来计算操作特性值。深度学习模块108可将所计算的操作特性值与检测到的操作特性值进行比较。基于该比较,可确定第二异常分数(例如,如上所述)。

[0045] 在一些具体实施中,油气工业机器在预先确定的时间段内的异常行为的严重性可基于油气工业机器的修改的异常分数。修改的异常分数可通过对第一异常分数和第二异常分数求平均值来计算。在一些具体实施中,在计算修改的异常分数中,可对第一异常分数和第二异常分数进行不同的加权(例如,可将第一异常分数乘以第一权重值,该第一权重值大于第二权重值乘以第二异常分数)。可以(例如,周期性地)重复异常分数计算。如果异常分数超过报警阈值,则可通知操作者。

[0046] 可基于与第一传感器、油气工业机器的特性等相关联的历史数据来确定第一传感器的第一预测模型。第一预测模型可根据表征由第一传感器进行的测量的第一时间依赖性数据来计算操作特性。可通过基于历史数据计算与油气工业机器相关联的特性方程的一个或多个系统系数来确定第一预测模型。特性数学表示可包括可确定第一异常分数的方程组。

[0047] 与异常检测系统相关联的各种信息可呈现在图形用户界面(GUI)显示空间上。例如,GUI显示空间可呈现由可操作地耦接到油气工业机器的各种传感器(例如,传感器104)检测到的传感器数据(例如,时间依赖性传感器数据)、所计算的异常分数、各种传感器的贡献(例如,数值权重)等。在一些具体实施中,GUI显示空间可包括被配置为接收一个或多个用户输入的交互式对象。例如,第一交互式对象可接收第一用户输入,该第一用户输入可启动预测模型的生成(例如,基于历史数据)。第二交互式对象可接收第二用户输入,该第二用户输入可启动对油气工业机器的监测(例如,通过接收传感器数据,确定异常分数,在GUI显示器中显示异常分数等)。

[0048] 图6示出了呈现与异常检测系统相关联的各种信息的示例性GUI显示空间600。GUI显示空间600可呈现传感器过滤器602,该传感器过滤器可允许用户接收/选择与异常检测系统中的各种传感器相关联的信息。GUI显示空间600可呈现可包括一个或多个异常事件的异常列表604。异常列表可包括与各种异常事件相关联的异常分数。异常分数可基于相关联的异常行为(例如,与油气制造机相关联的报警)的严重性进行颜色编码。

[0049] GUI显示空间600可呈现异常分数的曲线图605。在一些具体实施中,可以与传感器数据的时间间隔相同的时间间隔(例如,通过深度学习模型)生成异常分数。曲线图605还可包括预先确定的阈值异常分数的视觉表示,该视觉表示可允许计算的异常分数与阈值异常分数之间的比较。可突出显示超过该阈值分数的任何分数。

[0050] GUI显示空间600可呈现时间交互式控件606,该时间交互式控件可允许用户改变异常检测分析(例如,异常分数的计算)的持续时间(例如,传感器数据的持续时间)。GUI显示空间600可呈现时间序列预测608,该时间序列预测可允许操作特性的传感器数据(例如,由可操作地耦接到油气工业机器的传感器检测到)与所计算的操作特性之间的比较。

[0051] GUI显示可呈现传感器贡献曲线图610,该传感器贡献曲线图可(例如,同时)呈现来自异常检测系统中的多个传感器的传感器数据。曲线图610的x轴表示时间,该时间可经由时间交互式控件606定制。曲线图610的各行表示来自各种传感器的数据。传感器数据可用颜色编码(例如,基于传感器)以表示它们对异常分数计算的贡献。例如,较浅的颜色表示小的贡献,而较深的颜色表示对总体异常分数的增加的贡献。

[0052] 基于上述实施方案,本领域技术人员将了解另外的特征和优点。因此,本申请不受已具体示出和描述的内容的具体限制。本文所引用的所有出版物和参考文献均明确地全文以引用方式并入本文。

[0053] 其他实施方案也在所公开的系统、方法和装置的范围和实质内。本领域技术人员将理解的是,本文中具体描述且在附图中示出的系统、装置和方法是非限制性的示例性实施方案,并且本发明的范围仅由权利要求限定。结合一个示例性实施方案示出或描述的特征可与其他实施方案的特征组合。此类修改和变型旨在包括在本文所公开的实施方案的范围内。

[0054] 此外,在本公开中,实施方案的相似命名的部件通常具有类似的特征,因此在具体实施方案内,不一定完全阐述每个相似命名的部件的每个特征。另外,就在所公开的系统、装置和方法的描述中使用线性或圆形尺寸而言,此类尺寸并非旨在限制可与此类系统、装置和方法结合使用的形状的类型。本领域的技术人员将认识到,对于任何几何形状,可容易地确定此类线性和圆形尺寸的等同形式。

[0055] 在上述说明书和权利要求中,短语诸如“至少一个”或“一个或多个”可在元件或特征的结合式要素列表之后出现。术语“和/或”也可出现在两个或更多个要素或特征的列表中。除非在短语用于其中的上下文中另有暗示或与该上下文明确地矛盾,否则此类短语旨在表示单独地列出的要素或特征中的任一者或者所列举要素或特征中的任一者与其他列举的要素或特征中的任一者的组合。例如,短语“A和B中的至少一者”、“A和B中的一者或多者”以及“A和/或B”各自旨在意指“单独的A、单独的B或一起的A和B”。类似的解释也旨在用于包括三个或更多个项目的列表。例如,短语“A、B和C中的至少一者”、“A、B和C中的一者或多者”以及“A、B和/或C”各自旨在意指“单独的A、单独的B、单独的C、一起的A和B、一起的A和C、一起的B和C、或一起的A和B和C”。此外,在上文和权利要求书中使用术语“基于”旨在意指“至少部分地基于”,使得未述及的特征或元件也是允许的。

[0056] 现在将描述某些示例性实施方案,以提供对本文所公开的系统、装置和方法的结构、功能、制造和使用的原理的全面理解。这些实施方案的一个或多个示例在附图中示出。本领域技术人员将理解的是,本文中具体描述且在附图中示出的系统、装置和方法是非限制性的示例性实施方案,并且本发明的范围仅由权利要求限定。结合一个示例性实施方案示出或描述的特征可与其他实施方案的特征组合。此类修改和变型旨在包括在本发明的范围内。此外,在本公开中,实施方案的相似命名的部件通常具有类似的特征,因此在具体实施方案内,不一定完全阐述每个相似命名的部件的每个特征。本文所述的主题可在数字电

子电路中,或者在计算机软件、固件或硬件(包括本说明书中公开的结构装置和其结构等同物)或它们的组合中实现。本文所述的主题可被实现为一个或多个计算机程序产品,诸如有形地体现在信息载体中(例如,体现在机器可读存储装置中)、或体现在传播的信号中,以用于由数据处理设备(例如,可编程处理器、计算机或多台计算机)执行或控制该数据处理设备的操作的一个或多个计算机程序。计算机程序(也称为程序、软件、软件应用程序或代码)可以任何形式的编程语言(包括编译语言或解释语言)编写,并且它可以任何形式部署,包括作为独立程序或者作为模块、部件、子例程或适用于计算环境中的其他单元部署。计算机程序不一定对应于文件。程序可存储在保存其他程序或数据的文件的一部分中,存储在专用于所考虑的程序的一个文件中,或者存储在多个协同文件(例如,存储一个或多个模块、子程序或代码的部分的文件)中。计算机程序可被部署成在一台计算机上或在多台计算机上执行,该多台计算机位于一个站点处或跨多个站点分布并且由通信网络互连。

[0057] 本说明书中所述的过程和逻辑流程,包括本文所述主题的方法步骤,可由执行一个或多个计算机程序的一个或多个可编程处理器执行,以通过对输入数据进行操作并且生成输出来执行本文所述主题的功能。该过程和逻辑流程还可由专用逻辑电路(例如FPGA(现场可编程门阵列)或ASIC(专用集成电路))来执行,并且本文所述主题的设备可被实现为专用逻辑电路(例如FPGA(现场可编程门阵列)或ASIC(专用集成电路))。

[0058] 以举例的方式,适于执行计算机程序的处理器包括通用微处理器和专用微处理器两者,以及任何种类的数字计算机的任何一个或多个处理器。一般来说,处理器将从只读存储器或随机存取存储器或两者接收指令和数据。计算机的基本元件是用于执行指令的处理器以及一个或多个用于存储指令和数据的存储器装置。一般来说,计算机还将包括一个或多个用于存储数据的大容量存储装置(例如,磁盘、磁光盘或光盘),或可操作地耦接以从一个或多个用于存储数据的大容量存储装置(例如,磁盘、磁光盘或光盘)接收数据或者/并且将数据传送至一个或多个用于存储数据的大容量存储装置(例如,磁盘、磁光盘或光盘)。适于体现计算机程序指令和数据的信息载体包括所有形式的非易失性存储器,包括(以举例的方式)半导体存储器装置(例如,EPR0M、EEPROM和闪速存储器装置);磁盘(例如,内部硬盘或可移动盘);磁光盘;和光盘(例如,CD和DVD盘)。处理器和存储器可由专用逻辑电路补充或者并入专用逻辑电路中。

[0059] 为了提供与用户的交互,本文所述的主题可在具有用于向用户显示信息的显示装置(例如,CRT(阴极射线管)或LCD(液晶显示器)监视器)以及键盘和指向装置(例如,鼠标或跟踪球)的计算机上实现,用户可通过该键盘和指向装置向计算机提供输入。还可使用其他种类的装置来提供与用户的交互。例如,提供给用户的反馈可为任何形式的感官反馈(例如,视觉反馈、听觉反馈或触觉反馈),并且可以任何形式接收来自用户的输入,包括声音、语音或触觉输入。

[0060] 本文所述的技术可使用一个或多个模块来实现。如本文所用,术语“模块”是指计算机软件、固件、硬件和/或它们的各种组合。然而,在最低程度上,模块不应被解释为未在硬件、固件上实现或记录在非暂态处理器可读存储介质上的软件(即,模块本身不为软件)。实际上,“模块”将被解释为始终包括至少一些物理的非暂态硬件,诸如处理器或计算机的一部分。两个不同的模块可共享相同的物理硬件(例如,两个不同的模块可使用相同的处理器和网络接口)。本文所述的模块可被组合、集成、分开和/或复制以支持各种应用。另外,代替

在特定模块处执行的功能或除在特定模块处执行的功能之外,本文描述为在特定模块处执行的功能可在一个或多个其他模块处和/或由一个或多个其他装置执行。此外,模块可相对于彼此本地或远程地跨越多个装置和/或其他部件来实现。另外,模块可从一个装置移动并添加至另一个装置,以及/或者可包括在两个装置中。

[0061] 本文所述的主题可在计算系统中实现,该计算系统包括后端部件(例如,数据服务器)、中间件部件(例如,应用服务器)或前端部件(例如,具有图形用户界面或网络浏览器的客户端计算机,用户可通过该图形用户界面或网络浏览器与本文所述主题的实施方式进行交互),或此类后端部件、中间件部件和前端部件的任何组合。系统的部件可通过数字数据通信的任何形式或介质(例如,通信网络)互连。通信网络的示例包括局域网(“LAN”)和广域网(“WAN”),例如互联网。

[0062] 如本文在整个说明书和权利要求书中所用的,近似语言可用于修饰任何定量表示,所述定量表示可有所不同但不导致与其相关的基本功能的变化。因此,由一个或多个术语诸如“约”和“基本上”修饰的值不应限于所指定的精确值。在至少一些情况下,近似语言可对应于用于测量该值的仪器的精度。在此以及在整个说明书和权利要求书中,范围限制可组合和/或互换,除非上下文或语言另外指明,否则此类范围被识别并包括其中所包含的所有子范围。

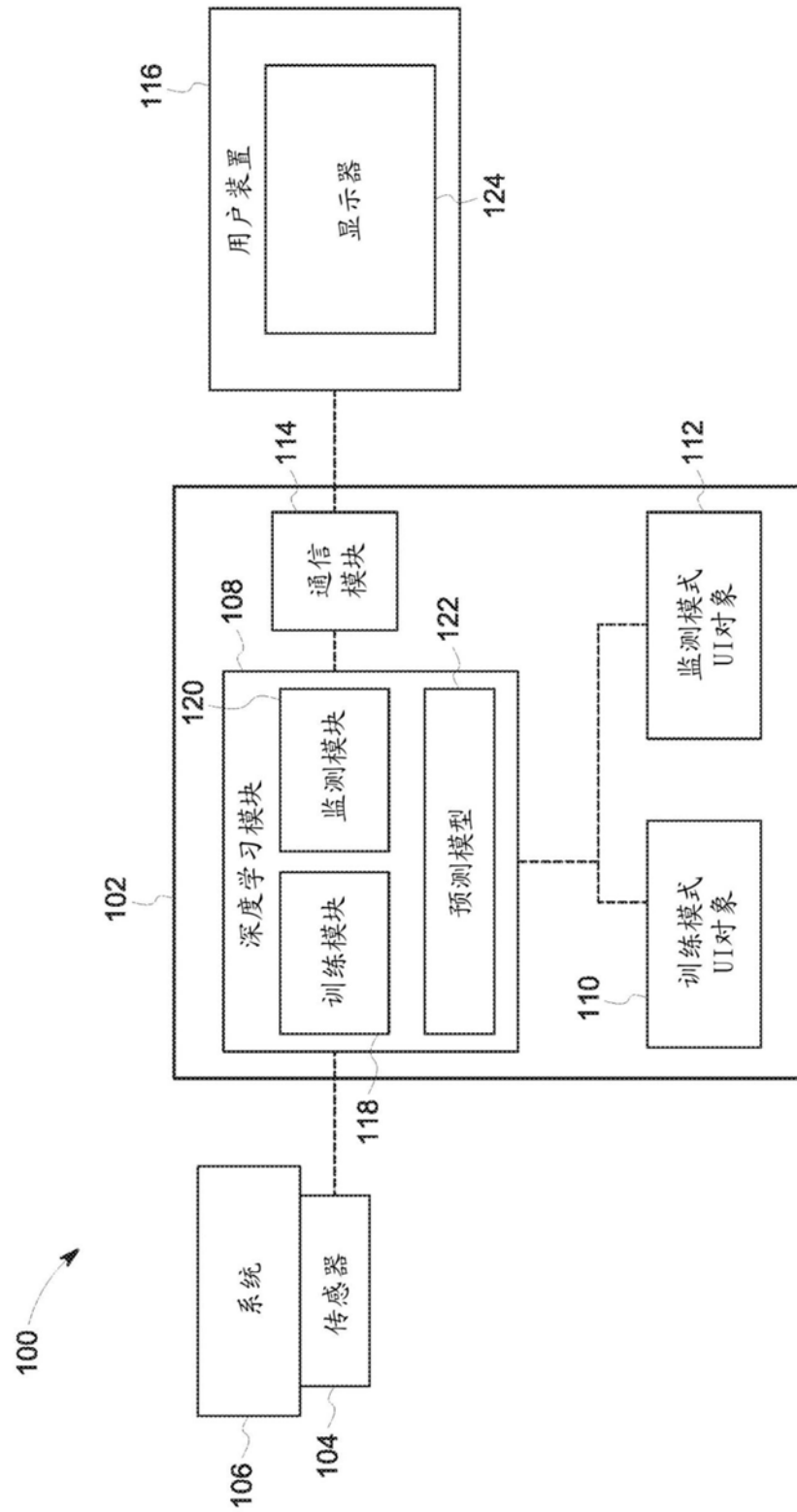


图1

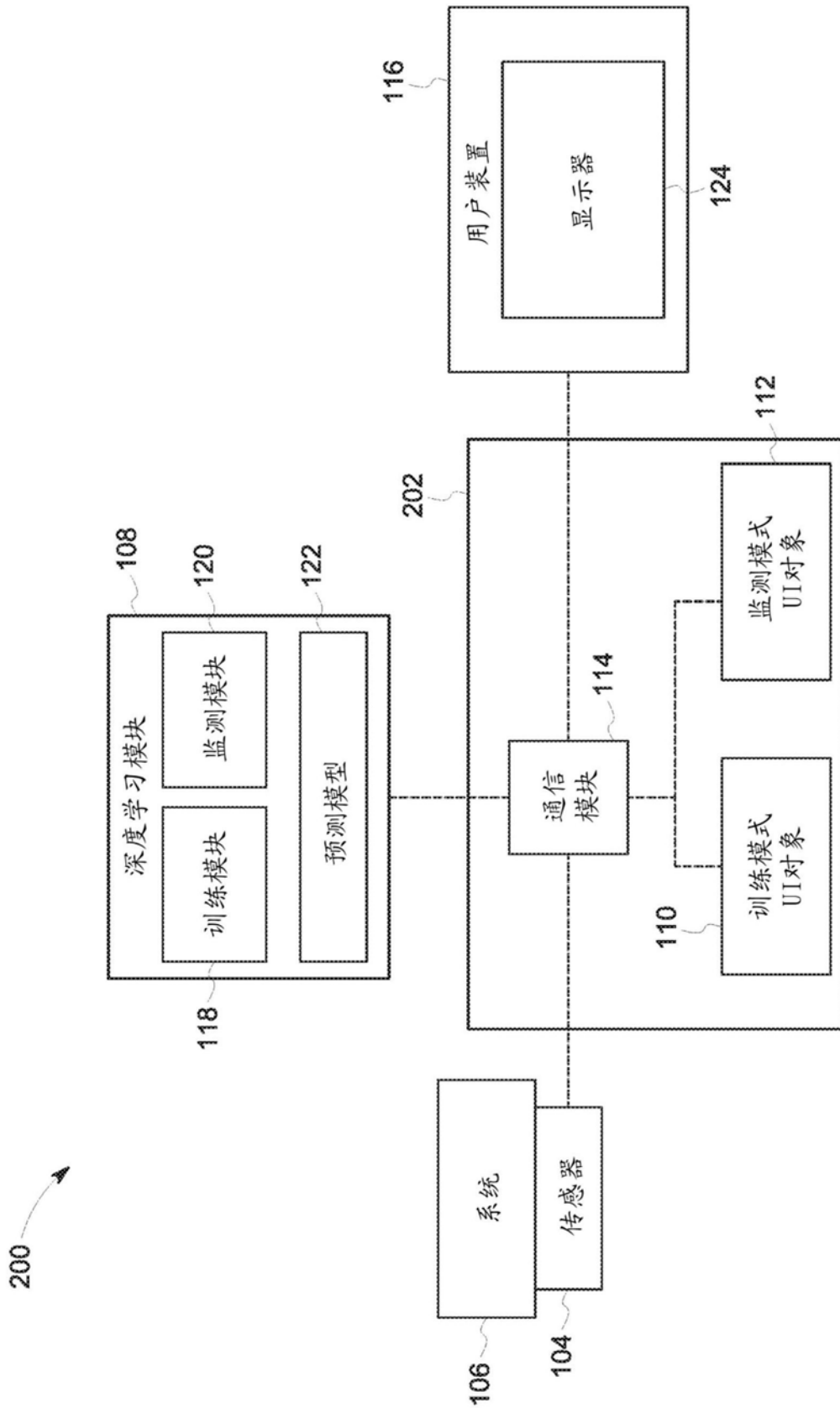


图2

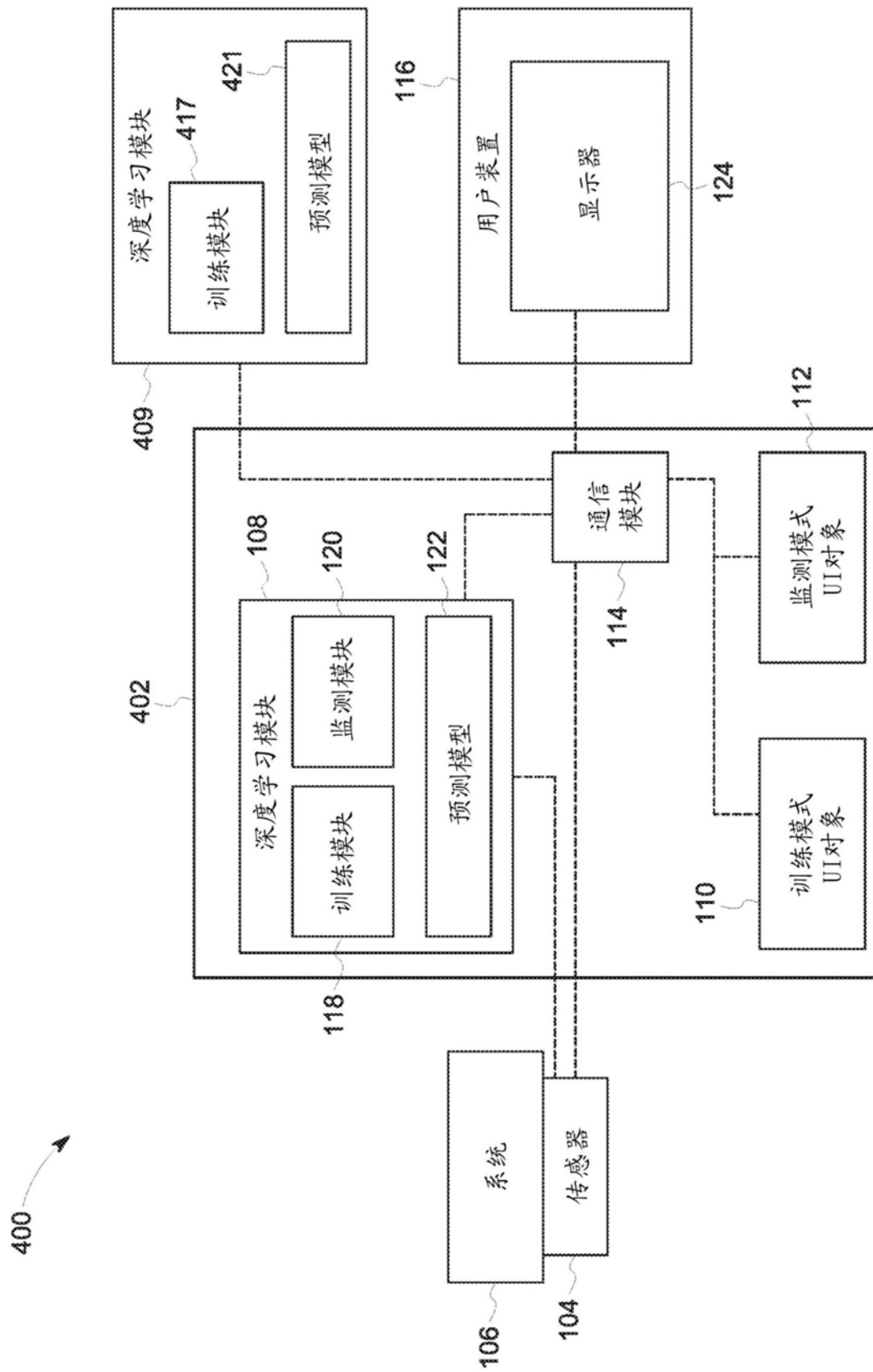


图3

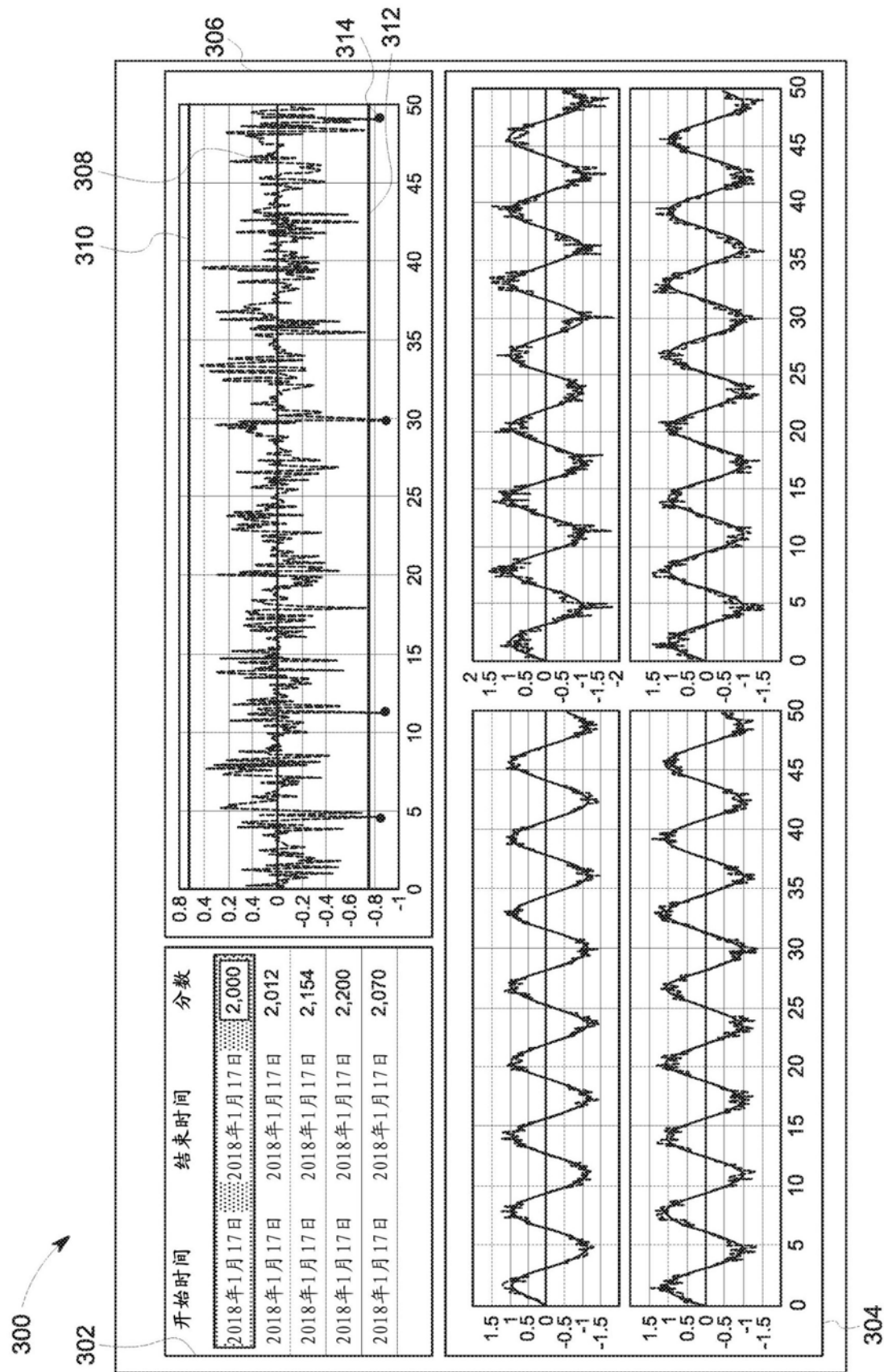


图4

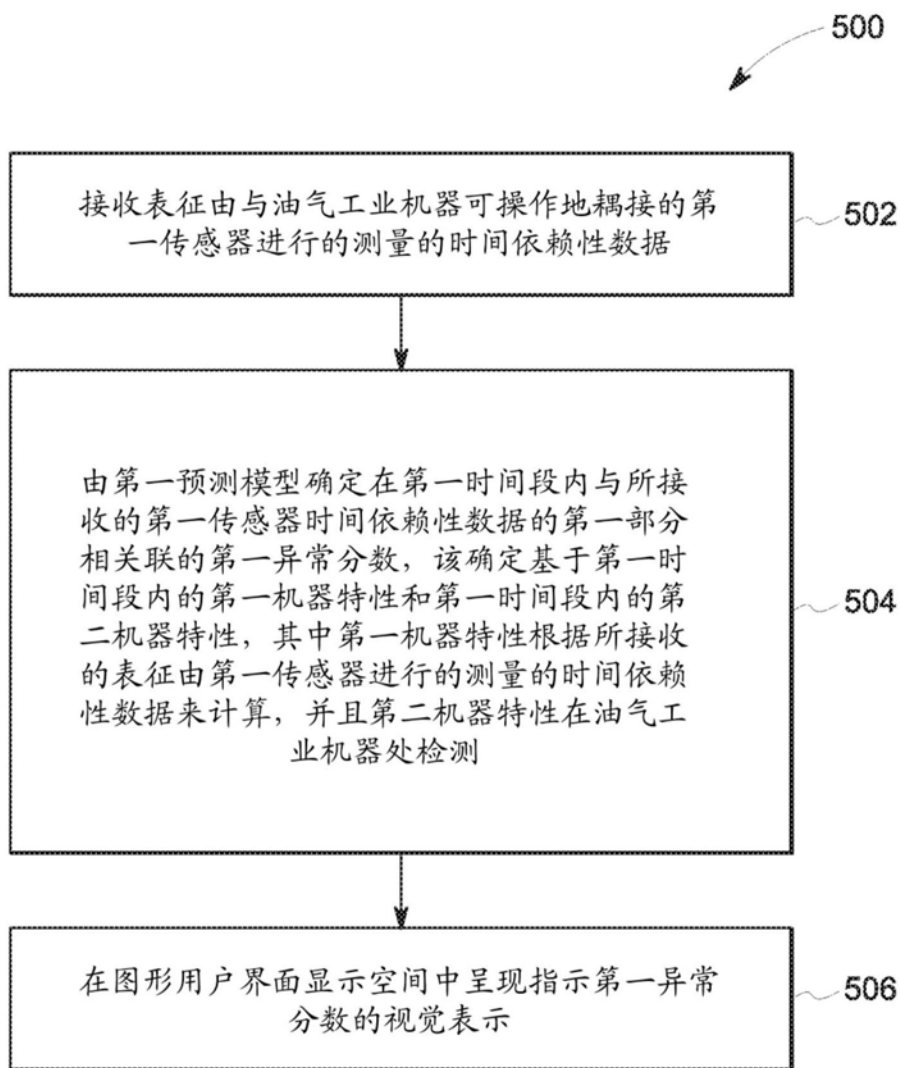


图5

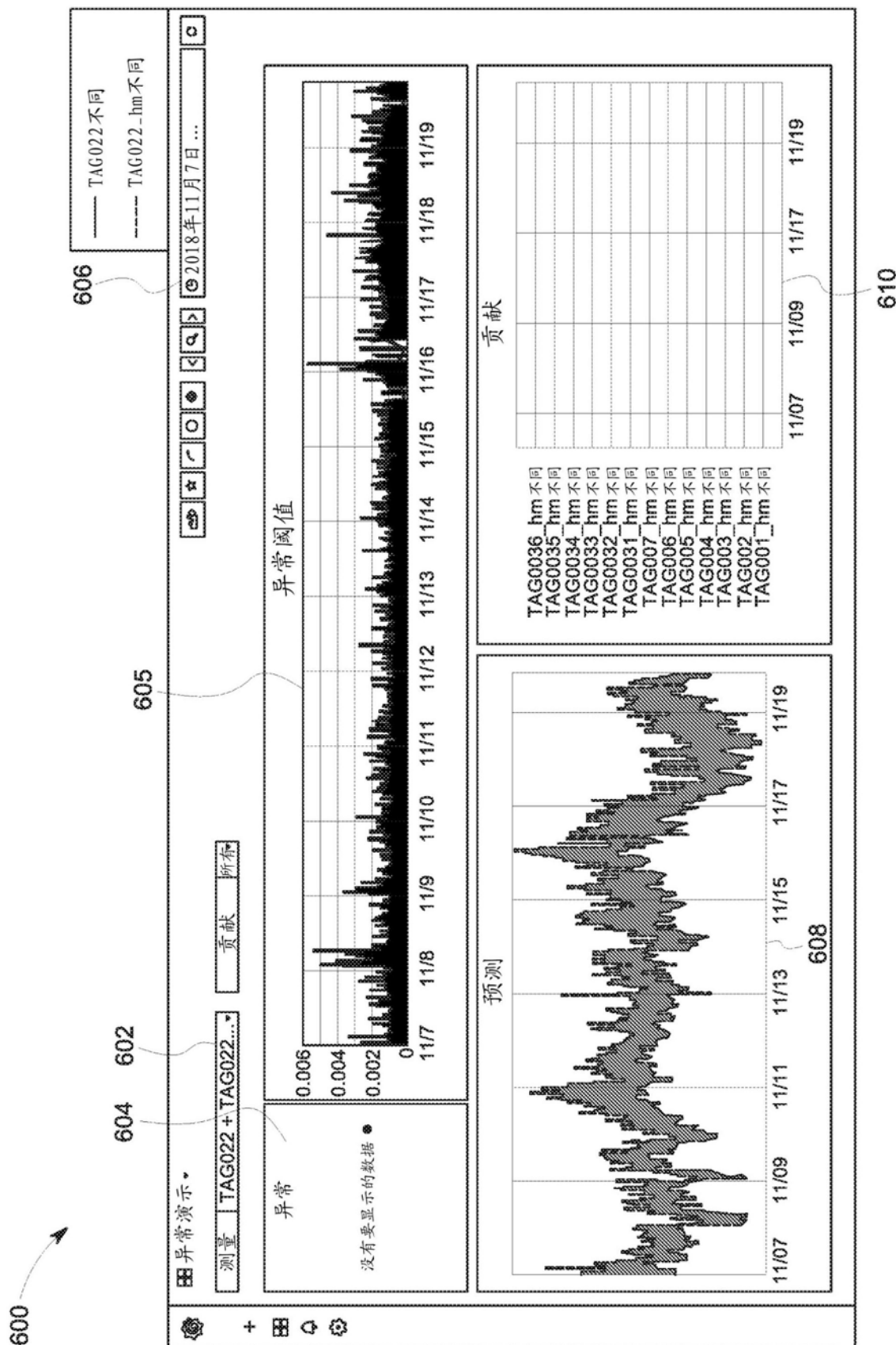


图6