(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 112399819 B
(45)授权公告日 2024.08.23

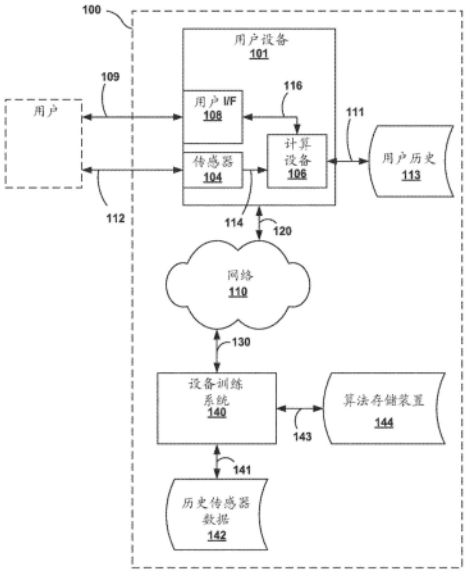
(21)申请号 201980044295.3
(22)申请日 2019.07.01
(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 112399819 A
(43)申请公布日 2021.02.23
(30)优先权数据
62/693,364 2018.07.02 US
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2020.12.29
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/IB2019/055608 2019.07.01
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2020/008339 EN 2020.01.09
(73)专利权人 3M创新有限公司
地址 美国明尼苏达州
(72)发明人 萨贝尔·塔吉维彦
哥尔珊·哥尔纳利
莫吉塔巴·卡德霍代耶伊利亚德拉尼
罗伯特·W·香农 罗杰·W·巴顿
迪帕蒂·帕乔里
(74)专利代理机构 中科专利商标代理有限责任公司 11021
专利代理师 王子文
(51)Int.Cl.
A61B 5/00(2006.01)
G16H 50/20(2018.01)
A61B 5/08(2006.01)
G16H 50/70(2018.01)
(56)对比文件
CN 107292350 A,2017.10.24
US 2018106897 A1,2018.04.19
审查员 张笑阳
权利要求书2页 说明书34页 附图27页

(54)发明名称

用于监测时间相关过程的传感系统和方法

(57)摘要

本发明公开了用于检测由监测生物功能的传感器设备捕获的信号的质量的系统和方法。接收与传感器设备相关联的传感器数据,传感器数据表示与生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,传感器数据包括时间序列测量的可用样本和不可用样本。提取并过滤表示时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据,以基于预期异常值比率来减少所提取的数据中的异常值。然后训练机器学习算法以基于所过滤的提取数据来标识事件。



CN 112399819 B

1.一种方法,所述方法包括:

接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据,所述传感器数据表示与正由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,其中所述时间序列测量样本包括可用样本和不可用样本;

提取表示所述时间序列测量样本中的样本的两个或更多个特征的数据;

过滤所提取的数据,其中过滤步骤包括基于预期异常值比率来消除所提取的数据中的异常值;以及

训练机器学习算法以基于过滤后的所提取的数据来标识事件;

其中训练所述机器学习算法包括:

接收标记的传感器数据,所述标记的传感器数据包括标识所述标记的传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;

将第二标签分配给所述标记的传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将所述机器学习算法应用于所述标记的传感器数据,以检测所述标记的传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及

根据所述第一标签和所述第二标签之间的差异来修改所述预期异常值比率。

2.根据权利要求1所述的方法,其中消除所提取的特征数据中的异常值包括将孤立森林技术应用于所提取的特征数据。

3.根据权利要求1所述的方法,其中训练所述机器学习算法包括将一类支持向量机(SVM)技术应用于过滤后的所提取的特征数据。

4.根据权利要求1所述的方法,其中训练所述机器学习算法包括确定用户的聚类,并且将一类支持向量机(SVM)技术应用于过滤后的所提取的特征数据,以确定针对每个聚类的机器学习算法。

5.根据权利要求1所述的方法,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,其中与呼吸相关联的所述测量样本包括腹部运动的测量和加速度的测量。

6.根据权利要求1所述的方法,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且其中所述特征选自所接收的传感器数据的一个或多个参数,所述参数包括相对振幅、持续时间、呼吸量、斜率、形状、吸气时间、呼气时间、吸气与呼气比率、样本一致性和样本重建误差。

7.根据权利要求1所述的方法,其中所述标记的传感器数据包括根据生物参数的同时交替测量而标记的数据。

8.根据权利要求1所述的方法,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且其中接收标记的传感器数据包括:经由所述传感器设备以及经由呼吸测量装置同时捕获与呼吸相关联的测量样本;以及基于由所述呼吸测量装置捕获的与呼吸相关联的所述测量样本来标记由所述传感器设备捕获的呼吸测量。

9.一种系统,所述系统包括:

传感器设备,所述传感器设备被配置成监测至少一种生物功能;

一个或多个处理器,所述一个或多个处理器连接到所述传感器设备;和

存储器,所述存储器连接到所述一个或多个处理器,其中所述存储器包含指令,所述指令在由所述一个或多个处理器执行时致使所述一个或多个处理器执行以下内容:

从所述传感器设备接收传感器数据,所述传感器数据表示与正由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,其中所述时间序列测量样本包括可用样本和不可用样本;

提取表示所述时间序列测量样本中的样本的两个或更多个特征的数据;

过滤所提取的数据,其中过滤步骤包括基于预期异常值比率来消除所提取的数据中的异常值;以及

训练机器学习算法以基于过滤后的所提取的数据来标识事件;

其中致使所述一个或多个处理器训练所述机器学习算法的所述指令包括在被执行时致使所述一个或多个处理器执行以下内容的指令:

接收标记的传感器数据,所述标记的传感器数据包括标识所述标记的传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;

将第二标签分配给所述标记的传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将所述机器学习算法应用于所述标记的传感器数据,以检测所述标记的传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及

根据所述第一标签和所述第二标签之间的差异来修改所述预期异常值比率。

10.根据权利要求9所述的系统,其中所述传感器设备包括呼吸器。

11.根据权利要求9所述的系统,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且

其中致使所述一个或多个处理器训练所述机器学习算法的所述指令包括在被执行时致使所述一个或多个处理器执行以下内容的指令:

接收标记的传感器数据,所述接收标记的传感器数据包括经由所述传感器设备以及经由呼吸测量装置同时捕获与呼吸相关联的测量样本;以及

基于由所述呼吸测量装置捕获的与呼吸相关联的所述测量样本来标记由所述传感器设备捕获的呼吸测量。

12.根据权利要求9所述的系统,其中所述传感器设备包括用于对腹部运动进行时间序列测量的传感器和用于对加速度进行时间序列测量的传感器。

用于监测时间相关过程的传感系统和方法

技术领域

[0001] 本公开涉及用于监测时间相关过程的系统和方法,并且具体地涉及用于训练监测时间相关过程的传感器设备的系统和方法。

背景技术

[0002] 传感器设备广泛用于从医疗保健到工人安全的一系列不同应用中。可穿戴设备可包括一个或多个传感器,该一个或多个传感器测量生理信号诸如体温、活动、呼吸等。然后使用所捕获的信号来开发算法以检测、跟踪或预测特定事件。这些算法的准确性和稳健性取决于在算法开发阶段期间以及在操作阶段期间提供的信号的“质量”和“数量”。在可穿戴设备的部署的早期阶段中,例如,在传感器数据的量可能不足的情况下,基于由可穿戴设备接收的信息来开发能够准确地检测、跟踪或预测事件的算法可能具有挑战性。此外,低质量信号可影响可穿戴设备在训练阶段时以及在测试和操作阶段期间的性能,其中结果可变得不太可靠。

[0003] 传感器设备还可用于工业环境中。许多工业过程即使不是循环的,也是重复的。例如,汽车装配线将会启动和停止,但是装配线上的汽车约每30到200秒通过一次“车身底部焊接”工位。焊接操作是重复的;焊接步骤并非完全定时的而是重复发生的。例如,由于材料缺陷、视觉系统中的问题或由焊接机施加的压力衰减而出现错误。

[0004] 在塑料模制操作中,将材料注入模具中,使得模具约每分钟移动一次到固化步骤。注入过程并非完全定时的;而是计算机通过监测温度、压力和流量来控制过程。例如,由于注入材料的变化或由于模具的加热和冷却周期的变化而出现错误。

[0005] 在热处理过程中,比如冶炼,矿石可能在熔炉中每小时熔化一次。热循环是可变的,这是由于进料重量的变化并且由于材料熔点的变化。例如,由于不完全熔化或不受控制的蒸发而出现错误。

[0006] 传感器设备也可用于家中,例如以监测HVAC系统的健康状况。这些系统在某种意义上是重复的,即只要有需求或控制信号施加到加热和冷却系统,该加热和冷却系统就会反复启用。例如,当轴承在风扇中磨损时或在过滤系统变得饱和的情况下,系统中会出现错误。

[0007] 传感器设备还可用于监测配电网络的健康状况,尤其是用于其中电力需求为循环的或取决于天气模式变化的负载控制。当系统不能足够快地响应于新需求时或当其失去由于变压器或开关设备中的错误而调节电压的能力时,出现错误。

发明内容

[0008] 本公开提供了用于检测由传感器设备捕获的信号的质量的系统和方法。在呼吸监测示例中,传感器设备是包括连接到计算设备的传感器的可穿戴设备。传感器检测呼吸参数并且生成表示相应呼吸参数的相应输出。呼吸参数可包括吸气、呼气或两者的振幅、速率和持续时间。计算设备以通信方式耦接(例如,无线连接)到传感器。计算设备可以是便携式

的(诸如例如移动电话)以允许用户在监测用户的呼吸参数的同时保持走动。计算设备包括从传感器接收输出的处理器。在一些示例中,处理器基于对传感器的输出的分析来确定呼吸事件的发生。呼吸事件可包括检测呼吸状态,诸如例如平稳呼吸状态(例如,相对于平均呼吸活动改善的呼吸时期)、呼吸困难状态(例如,相对于平均呼吸活动更费力的呼吸时期)等。计算设备可以存储这些呼吸事件,并且经由用户界面向用户显示呼吸事件。在一些示例中,计算设备接收环境信息、用户提供的信息或两者,并且基于所接收的信息来确定触发器。在一些示例中,触发器与相应呼吸事件相关联。计算设备可存储触发器并且经由用户界面向用户显示触发器。在其他示例中,计算设备可使用户界面提示用户输入与相应呼吸事件相关联的触发器。计算设备可基于传感器输出、环境信息、用户提供的信息、呼吸事件和触发器中的至少一者来确定趋势。计算设备可存储趋势并且经由用户界面向用户显示趋势。通过存储和显示呼吸事件、触发器和趋势,本文所述的系统和方法可使用户能够标识引起呼吸改善和呼吸恶化的触发器。

[0009] 在附图和下文的描述中将示出一个或多个示例的细节。根据说明书和附图以及权利要求书,本公开的其他特征、目标和优点将显而易见。

附图说明

[0010] 图1是示出根据本公开的一个方面的监测生物功能的传感器设备的框图。

[0011] 图2是示出根据本公开的一个方面的包括计算设备和用户界面的示例性用户设备的示意性概念图。

[0012] 图3是示出根据本公开的一个方面的用于检测和显示表示生物功能的一个方面的事件的示例性技术的流程图。

[0013] 图4A和图4B示出了根据本公开的一个方面的质量检测算法。

[0014] 图5是示出根据本公开的一个方面的用于训练一种或多种质量检测算法的示例性技术的流程图。

[0015] 图6示出了根据本公开的一个方面的用户呼吸的测量。

[0016] 图7是示出根据本公开的一个方面的用于训练一种或多种质量检测算法的另一示例性技术的流程图。

[0017] 图8是示出根据本公开的一个方面的用于训练一种或多种质量检测算法的又一示例性技术的流程图。

[0018] 图9示出了根据本公开的一个方面的表示呼吸样本的特征。

[0019] 图10示出了根据本公开的一个方面的代表性的可用呼吸样本和不可用呼吸样本。

[0020] 图11示出了根据本公开的一个方面的用于基于样本的形态来确定样本的质量的技术。

[0021] 图12示出了根据本公开的一个方面的用于确定基于时间的测量样本的质量的技术。

[0022] 图13示出了根据本公开的一个方面的用于确定基于时间的测量样本的质量的另一种技术。

[0023] 图14示出了用于通知用户呼吸事件的发生的示例性技术的流程图。

[0024] 图15是用于检测状况诸如用户呼吸状态的示例性技术的流程图。

[0025] 图16是根据本公开的一个方面的用于基于来自用户的输入来调整检测算法的示例性技术的流程图。

[0026] 图17是根据本公开的一个方面的示出设备训练系统的框图。

[0027] 图18示出了根据本公开的一个方面的用于生成用于检测质量样本的算法的示例性技术的流程图。

[0028] 图19示出了根据本公开的一个方面的用于将新用户添加到监测系统的技术。

[0029] 图20A至图20D进一步示出了图19中所示的技术。

[0030] 图21是示出利用驻留在当前时间数据中的信息(诸如信号形状和特征)以及信号在连续时间间隔之间的动态和转换中的信息以产生用于检测和预测事件的更准确算法的技术的框图。

[0031] 图22示出了根据本公开的一个方面的从用户设备接收的时间序列测量样本。

[0032] 图23示出了根据本公开的一个方面的用于训练基于动态的模型的技术。

[0033] 图24示出了根据本公开的一个方面的将受过训练的基于动态的模型204应用于从传感器104接收的传感器数据。

[0034] 图25示出了根据本公开的一个方面的用于训练基于测量的模型的技术。

[0035] 图26示出了根据本公开的一个方面的将受过训练的基于测量的模型应用于从传感器接收的传感器数据。

[0036] 图27示出了融合示例,其中作为基于动态的模型的HMM方法的结果和作为基于测量的模型的机器学习分类器的结果融合在一起。

[0037] 图28示出了根据本公开的一个方面的框架,其中监测系统从传感器接收原始数据。

[0038] 图29示出了根据本公开的一个方面的时间序列测量样本流中干预的发生。

具体实施方式

[0039] 如上所述,可穿戴设备广泛用于从医疗保健到工人安全的一系列不同应用中。可穿戴设备可包括监测生物功能的一个或多个传感器。在一些示例性方法中,可穿戴设备测量例如生理信号,诸如体温、活动、呼吸等。然后使用所捕获的信号来开发算法以检测、跟踪或预测特定事件。这些算法的准确性和稳健性取决于在算法开发阶段期间以及在操作阶段期间提供的信号的“质量”和“数量”。在可穿戴设备的开发的早期阶段中,例如,在传感器数据的量和质量可能不足的情况下,基于由可穿戴设备接收的信息来开发能够准确地检测、跟踪或预测事件的算法可能具有挑战性。

[0040] 以下公开描述了用于训练和使用可穿戴设备以及用于检测从可穿戴设备获得的测量样本中的质量样本的系统和方法。在一个示例性方法中,可穿戴设备测量呼吸和运动。作为一个示例,本文所述的任何系统和方法可单独地或组合地在用于监测呼吸的可穿戴设备和基于云的系统中实现,如2018年1月2日提交的标题为“用于检测呼吸的系统和方法(SYSTEM AND METHOD FOR MONITORING RESPIRATION)”的PCT/US2018/012048中所述,该专利申请的全部内容以引用方式并入本文。需注意,在该示例中,描述了监测呼吸的可穿戴设备,但是此处呈现的方法可应用于由可穿戴设备捕获的重复或循环性质的其他信号,诸如血压,以及应用于其他类型的传感器和系统,诸如电网监测系统和工业过程监测系统。

[0041] 图1是示出根据本公开的一个方面的用于监测具有重复性质(诸如生物功能或工业过程)的信号的监测系统的框图。在图1的示例性方法中,监测系统100监测表示用户102的循环生物信号。用户102可例如由可能走动或可能不走动的人来实现。在其他示例中,用户102可以是动物,诸如家畜。在图1所示的示例性方法中,监测系统100使用用户设备101来监测用户102的生物功能。

[0042] 在一个示例性方法中,用户设备101包括至少一个传感器104,该至少一个传感器在传感器接口112处检测指示用户102的循环生物功能的特性的至少一个信号(例如,呼吸或心脏信号)。例如,用户设备101可附连到用户102的身体的一部分(例如,用户102的躯干)或者附连到由用户102穿戴的衣物(例如,松紧带、腰带、胸罩带等)。在一些示例中,用户设备101感测由用户102的呼吸引起的用户102的躯干的移动。以这种方式,用户设备101可通过呼吸感应体积描记法(例如,通过测量胸部和腹壁的运动来评估肺部通气)来检测用户102的呼吸。在其他示例中,用户设备101通过其他方式检测用户102的呼吸信号。例如,用户设备101可包括侵入式或微创部件,诸如联接到用户102的气道的面罩或接口管。另选地或除此之外,用户设备101可包括其他合适的传感器或传感器的组合以检测用户102的呼吸,诸如应变仪传感器、压力传感器、加速度计、陀螺仪、位移传感器、声学传感器、超声波传感器、流量传感器、光学传感器(包括相机和/或红外传感器)或它们的组合。另选地或除此之外,用户设备101可包括适用于测量心脏或脑活动的传感器或传感器的组合。

[0043] 在一个示例性方法中,用户设备101检测表示与由传感器104在传感器接口112处间歇地或实时地监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本的信号。用户设备101可例如使得监测系统100能够跟踪用户102的呼吸信号。在一个此类示例性方法中,从用户102捕获的传感器数据通过链路111存储到用户历史存储装置113。

[0044] 用户设备101包括任何合适的计算设备106,诸如智能电话、计算机化可穿戴设备(例如,手表、眼镜、戒指、项链等)、平板电脑、膝上型电脑、台式计算机等。在一些示例中,计算设备和传感器104是两种独立的设备。在其他示例中,计算设备和传感器104是同一设备的部件。

[0045] 在一个示例性方法中,计算设备106经由链路114接收来自传感器104的输出。在一个此类示例性方法中,计算设备106的处理器基于输出来确定呼吸事件的发生。例如,处理器可与计算设备106的一个或多个模块通信以确定呼吸事件的发生,诸如基于输出来监测呼吸状态。计算设备106可包括数据存储装置以存储传感器104输出、检测到的事件或两者(例如,呼吸或其他此类数据)。通过接收传感器104输出、基于输出确定呼吸事件并存储呼吸数据,计算设备106可使得监测系统100能够随时间推移跟踪用户102的传感器数据。

[0046] 在一个示例性方法中,链路114包括任何合适的有线连接(例如,金属迹线、光纤、以太网等)、无线连接(例如,个人局域网、局域网、城域网、广域网等)或两者的组合。例如,传感器104可包括通信单元,该通信单元包括网络接口卡诸如以太网卡、光收发器、射频收发器、Bluetooth®接口卡、WiFi™无线电部件、USB或者可发送和接收信息的任何其他类型的设备。这样,传感器104生成表示由计算设备106接收的至少一个呼吸参数(例如,表示呼吸信号的数据)的输出。

[0047] 计算设备106经由链路116通信地耦接(例如,连接)到用户界面108。链路116可与上文所述的链路114相同或类似。用户界面108可包括图形用户界面(GUI)、显示器、键盘、触

摸屏、扬声器、麦克风、陀螺仪、加速度计、振动电机等。在一些示例中，计算设备106和用户界面108是同一设备(诸如移动电话、平板电脑、膝上型电脑等)的部件。在其他示例中，计算设备106和用户界面108是独立的设备。

[0048] 在一个示例性方法中，计算设备106包括生成触觉输出、音频输出、视频输出等的一个或多个输出部件，该触觉输出、音频输出、视频输出等由用户界面108接收以将信息传送到用户102或另一实体。这样，用户界面108可通知用户102呼吸事件的发生。作为一个示例，用户界面108可从计算设备106接收呼吸事件的发生的指示，并且在用户界面108的显示器上向用户102显示表示呼吸事件的发生的信息。类似地，用户界面108包括从用户102或另一实体108接收触觉输入、动力学输入、音频输入、光学输入等的一个或多个输入部件。这样，用户界面108可从用户102接收用户输入并将用户输入发送到计算设备106。例如，用户102可向用户界面108提供用户输入，该用户界面将用户输入传送到计算设备106。用户输入(例如，用户数据)包括例如关于年龄、性别、身高、体重和医学病症的信息；与呼吸事件的发生相关联的信息、与一般触发或呼吸事件的相应发生的触发相关联的信息等。通过将计算设备106的输出部件和输入部件通信地耦接到用户界面108，用户102(或另一实体)可与计算设备106进行交互。

[0049] 计算设备106包括任何合适的计算设备，诸如智能电话、计算机化可穿戴设备(例如，手表、眼镜、戒指、项链等)、平板电脑、膝上型电脑、台式计算机等。在一些示例中，计算设备106和传感器104是两种独立的设备。在其他示例中，计算设备106和传感器104是同一设备的部件。由计算设备106的处理器接收来自传感器104的输出。计算设备106的处理器基于输出来确定呼吸事件的发生。例如，处理器可与计算设备106的一个或多个模块通信以确定呼吸事件的发生，诸如基于输出来监测呼吸状态。计算设备106可包括数据存储装置以存储传感器104输出、所确定的呼吸事件或两者(例如，呼吸数据)。通过接收传感器104输出、基于输出确定呼吸事件并存储呼吸数据，计算设备106可使得呼吸器监测系统100能够随时间推移跟踪用户102的呼吸数据。

[0050] 计算设备106经由链路116通信地耦接(例如，连接)到用户界面108。链路116可与上文所述的链路114相同或类似。用户界面108可包括图形用户界面(GUI)、显示器、键盘、触摸屏、扬声器、麦克风、陀螺仪、加速度计、振动电机等。在一些示例中，计算设备106和用户界面108是同一设备(诸如移动电话、平板电脑、膝上型电脑等)的部件。在其他示例中，计算设备106和用户界面108是独立的设备。计算设备106包括生成触觉输出、音频输出、视频输出等的一个或多个输出部件，该触觉输出、音频输出、视频输出等由用户界面108接收以将信息传送到用户102或另一实体。这样，用户界面108可通知用户120呼吸事件的发生。作为一个示例，用户界面108可从计算设备106接收呼吸事件的发生的指示，并且在用户界面108的显示器上向用户102显示表示呼吸事件的发生的信息。类似地，计算设备106包括从用户102或另一实体经由用户界面108接收触觉输入、动力学输入、音频输入、光学输入等的一个或多个输入部件。这样，用户界面108可从用户102接收用户输入并将用户输入发送到计算设备106。例如，用户102可向用户界面108提供用户输入，该用户界面将用户输入传送到计算设备106。用户输入(例如，用户数据)包括例如关于年龄、性别、身高、体重和医学病症的信息；与呼吸事件的发生相关联的信息、与一般触发或呼吸事件的相应发生的触发相关联的信息等。通过将计算设备106的输出部件和输入部件通信地耦接到用户界面108，用户102

(或另一实体)可与计算设备106进行交互。尽管图1的用户设备101包括传感器104、计算设备106和用户界面108,但在一些示例性方法中,用户设备101可包括更少或更多的部件。

[0051] 在一个示例性方法中,如图1所示,传感器104、计算设备106和用户界面108任选地通信地耦接到网络110。在其他示例中,可将更少的部件(例如,仅计算设备106)耦接到网络110。网络110表示任何公共或私人通信网络,例如,蜂窝、WiFi®或用于在计算系统、服务器和计算设备之间传输数据的其他类型的网络。传感器104、计算设备106和用户界面108可各自使用网络链路120可操作地耦接到网络110。网络链路120可以是任何类型的网络连接,诸如有线或无线连接,如上所述。网络110可向选择的设备诸如传感器104、计算设备106和用户界面108提供对互联网的访问,并且可允许传感器104、计算设备106和用户界面108彼此通信。例如,传感器104和计算设备106可经由网络链路120进行通信,而不是经由链路114进行通信。类似地,计算设备106和用户界面可经由网络链路120进行通信,而不是经由链路116进行通信。另外,传感器104可经由网络链路120与用户界面108直接通信。

[0052] 在一个示例性方法中,用户设备101经由网络链路130通过网络110通信地耦接(例如,连接)到设备训练系统140。在一个此类示例性方法中,设备训练系统140从用户设备101接收传感器数据并将传感器数据存储到历史传感器数据存储装置142。数据可例如由用户设备101推送到历史传感器数据存储装置142,或者其可由设备训练系统140从用户历史存储装置113检索,然后存储在历史传感器数据存储装置142中。网络链路130可与上述网络链路120相同或基本上类似。设备训练系统140还可经由链路143连接到算法存储装置144。

[0053] 图2是示出根据本公开的一个方面的包括计算设备和用户界面的示例性用户设备的示意性概念图。在一个示例性方法中,计算设备106包括一个或多个处理器150、一个或多个输入设备152、一个或多个通信单元154、一个或多个输出设备156以及一个或多个存储部件158。在一些示例中,一个或多个存储部件158包括信号处理模块160、检测模块162和训练模块164。在其他示例中,计算设备106可包括附加部件或比图2所示的那些部件更少的部件。

[0054] 一个或多个处理器150被配置为实现用于在计算设备106内执行的功能、处理指令或两者。例如,处理器150可能够处理存储在一个或多个存储部件158内的指令。一个或多个处理器150的示例可包括微处理器、控制器、数字信号处理器(DSP)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)或等效的分立或集成逻辑电路中的任何一者或多者。

[0055] 计算设备106还包括一个或多个输入设备152。在一些示例中,输入设备152被配置为通过触觉、音频或视频源接收来自用户的输入。输入设备152的示例包括鼠标、按钮、键盘、语音应答系统、视频摄像机、麦克风、触摸屏或用于检测来自用户的命令的任何其他类型的设备。在一些示例性方法中,用户界面108包括由计算设备106采用的所有输入设备152。

[0056] 计算设备106还包括一个或多个通信单元154。计算设备106可利用通信单元154经由一个或多个网络诸如一个或多个有线或无线网络与外部设备(例如,传感器104或用户界面108)通信。通信单元154可包括网络接口卡,诸如以太网卡、光收发器、射频收发器或者可发送和接收信息的任何其他类型的设备。通信单元154还可包括WiFi™无线电部件或通用串行总线(USB)接口。在一些示例中,计算设备106利用通信单元154来与外部设备诸如服务器进行无线通信。

[0057] 计算设备106还可包括一个或多个输出设备156。在一些示例中,输出设备156被配置为使用例如音频、视频或触觉媒体向用户提供输出。在一个示例中,输出设备156可包括用户界面108的显示器170、声卡、视频图形适配器卡或用于将信号转化为人类或机器可理解的适当形式的任何其他类型的设备。在一些示例性方法中,用户界面108包括由计算设备106采用的所有输出设备156。

[0058] 一个或多个存储部件158可被配置为在操作期间将信息存储在计算设备106内。在一些示例中,一个或多个存储部件158包括计算机可读存储介质或计算机可读存储设备。在一些示例中,一个或多个存储部件158包括临时存储器,这意味着一个或多个存储部件158的主要目的不是长期存储。在一些示例中,一个或多个存储部件158包括易失性存储器,这意味着当没有向一个或多个存储部件158提供电力时,一个或多个存储部件158不保持存储的内容。易失性存储器的示例包括随机存取存储器(RAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)以及本领域已知的其他形式的易失性存储器。在一些示例中,一个或多个存储部件158用于存储用于由处理器150执行的程序指令。在一些示例中,一个或多个存储部件158由在计算设备106上运行的软件或应用使用以在程序执行期间暂时地存储信息。

[0059] 在一些示例中,一个或多个存储部件158还可包括被配置用于更长期地存储信息的一个或多个存储部件158。在一些示例中,一个或多个存储部件158包括非易失性存储元件。此类非易失性存储元件的示例包括磁性硬盘、光盘、软盘、闪存或电可编程存储器(EPROM)或电可擦可编程(EEPROM)存储器的形式。

[0060] 计算设备106可包括信号处理模块162、检测模块164和训练模块166。在一个此类示例性方法中,信号处理模块162分析从传感器104接收的数据,从而处理数据以改善传感器数据的质量。检测模块164分析传感器数据以检测表示例如用户102的生物功能的事件。训练模块166修改由检测模块164使用的算法。

[0061] 计算设备106还可包括为清楚起见在图2中未示出的附加部件。例如,计算设备106可包括用于向计算设备106的部件提供电力的电源。类似地,在计算设备106的每个示例中,图2所示的计算设备106的部件可以不是必需的。

[0062] 信号质量是开发用于基于时间序列数据检测、跟踪和预测特定事件的机器学习方法的关键因素。低质量信号可影响训练阶段(例如,导致分类器受噪声影响)时以及测试和操作阶段(其结果可能变得不太可靠)期间两者的性能。因此,重要的是去除两个阶段中的低质量信号。在本文档的其余部分中,我们使用表示呼吸和活动的信号作为示例,但是所呈现的方法可应用于具有重复性质的任何其他信号,诸如工业过程。背景技术中所述的工业过程中的每个工业过程可被建模为重复过程;每个过程包括在检查后续操作时可用作参考模型的标称正确操作。可通过使用一套传感器以及通过使用人工智能来检测与参考操作模型的偏差来改善每个操作的质量。

[0063] 在一个示例性方法中,可以从传感器设备的时间序列数据开发参考模型,并且然后在检查后续操作时利用该参考模型。在一个此类示例性方法中,可以使用半监督学习(即,假定成功操作的专家标记)来检测和舍弃过程中的异常值。在另一个此类示例性方法中,在故障的逐步级联中使用异常值舍弃以消除故障。例如,逐步级联的故障滤除可用于:

[0064] 1)滤除由于注入材料不足而导致的故障(即,操作者中止的模制或熔炼操作);

[0065] 2)滤除由于机器不合规格而导致的故障(即,机器人掉落螺栓、机器人无法获取图像,或者模具注射器无法达到标称压力);以及

[0066] 3)滤除由于最终产品的质量不合格而导致的故障(即,汽车未通过尺寸测量,或者熔矿未通过密度测试)。

[0067] 在一个示例性方法中,从传感器104接收的信号可包括用于检测、跟踪或预测特定事件(诸如与用户的某个方面相关的症状或病症)的测量样本。然而,此类信号可由于例如传感器104的放置、传感器劣化、对测量信号的步骤的干扰或信号中的噪声而劣化。因此,可穿戴设备可能无法捕获或可能仅部分地捕获由受试者呼吸的实际呼吸。例如,当可穿戴设备未被正确穿戴并因此与身体的接触不佳时,或者当可穿戴设备被穿戴但受试者正在进行影响所测量呼吸的质量的体力活动时,此类事件可能发生。

[0068] 为了解决这个问题,在一些示例性方法中,信号处理模块162用于改善信号的质量,或者降低使用较低质量的信号样本的影响。在一个此类示例性方法中,信号处理模块162搜索传感器数据中的可用测量样本。在一个示例性方法中,信号处理模块162接收与监测生物功能的传感器104相关联的传感器数据,传感器数据表示与由传感器104监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本。传感器数据包括时间序列测量的可用样本和不可用样本。信号处理模块162提取表示时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据,并且然后通过基于预期异常值比率消除所提取的数据中的异常值来过滤所提取的数据。在一个示例性方法中,信号处理模块162然后训练机器学习算法以基于所过滤的提取数据来标识传感器数据的可用样本。

[0069] 图3是示出根据本公开的一个方面的用于检测和显示表示生物功能的一个方面的事件的示例性技术的流程图。在图3的示例性方法中,信号处理模块162接收传感器数据(180)并在传感器数据中查找可用测量样本(182)。信号处理模块162随后分析可用样本以确定事件何时已发生(184)。用户界面108接收事件已发生的通知,并在事件发生时显示与该事件相关的信息(186)。

[0070] 轻便且可穿戴的生理监测器可监测并记录多种健康状况。例如,检测模块164可使用此类监测器来检测与用户相关的参数。在一些示例中,机器学习用于确定生物功能的相关参数,并且用于在确定相关事件的发生或特定状态、触发器或趋势的检测时计算与此类参数相关联的权重。在一些此类示例中,检测模块164从多个用户接收传感器数据并基于传感器数据对用户进行聚类。

[0071] 在一个示例性方法中,信号处理模块162包括质量检测算法。图4A和图4B示出了根据本公开的一个方面的质量检测算法。在图4A的示例性方法中,质量检测算法200可用于确定样本是否具有可接受的质量。一旦训练了质量检测算法200,就可如图4A所示使用它来检测来自从传感器104接收的测量样本的质量样本。

[0072] 在一些示例性方法中,总体质量检测算法202包括两个或更多个质量检测算法200.1至200.k,每个算法被调谐为滤除不可用样本。在一个此类示例性方法中,总体质量检测算法202应用成系列的各个质量检测算法200.1至200.k,以在从测量样本中滤除不可用样本时实现更高的总体性能。例如,第一质量检测算法200.1可作为最简单的预过滤器来执行,仅舍弃不可用测量样本的最明显的实例。每个连续算法200通过选择作为可用测量样本的特性的逐渐更精细的特征来细化过滤器。

[0073] 图5是示出根据本公开的一个方面的用于训练一种或多种质量检测算法的示例性技术的流程图。在图5的示例性方法中,接收(210)传感器数据并从传感器数据提取特征数据(212)。从所提取的数据中过滤所提取的特征数据内的异常值(214)。剩余的提取数据用于训练一个或多个质量检测算法200.K(216)。

[0074] 一种用于检测可用测量样本的方法是经由视觉检查或使用参考测量来利用领域知识,将一组时间序列测量样本"标记"为可用或不可用。例如,可从不同的源获得参考测量样本。

[0075] 在一个示例性方法中,被监测生物功能为呼吸。在一个此类示例性方法中,可用呼吸为表示由佩戴传感器104的受试者呼吸的实际呼吸的测量呼吸。在一些此类示例性方法中,可用呼吸为其未被环境或运动伪影着色并且具有足够的信噪比的呼吸。同时,可用时间间隔是包括两次或更多次可用呼吸的时间间隔。在一些示例性方法中,检测模块164使用一个或多个算法200.1至200.k来确定时间间隔是否包括可用呼吸。在一些示例性方法中,检测模块164使用一个或多个算法200.1至200.k来确定在给定时间间隔中检测到的两次或更多次呼吸中的一次呼吸是否包括可用呼吸。

[0076] 在一个示例性呼吸测量方法中,呼吸测量样本经由感测腹部运动的压力传感器来收集,而具有流量传感器的通风面罩用于收集用作标记数据以训练一个或多个质量检测算法200的参考呼吸样本。在另一个示例性方法中,使用领域知识和专家对由传感器104捕获的原始数据的视觉检查来确定可用呼吸与不可用呼吸。标注为可用的样本如此标记。可使用标记数据来训练一个或多个质量检测算法200。在一个此类示例性方法中,训练模块166使用标记数据来训练信号处理模块162以检测和丢弃不可用样本。

[0077] 在一个示例性方法中,可使用技术诸如随机森林、梯度提升和神经网络来使用标记数据、提取特征并训练机器学习分类算法。该方法将产生一种或多种质量检测算法200。

[0078] 在一个示例性呼吸监测系统中,使用压力传感器和三个加速度计来测量从用户102的呼吸模式获取的样本。图6示出了根据本公开的一个方面的用户呼吸的测量。需注意,信号形状仅是概念性的,并且每个样本可能不仅包括一个传感器信号,而是包括多个信号。例如,一个样本可包括与来自x轴、y轴和z轴的加速度计数据堆叠的来自压力传感器的数据。图6示出了包括样本压力数据和x、y、z加速度计数据的样本信号。

[0079] 在一个示例性方法中,从稍后要在流水线中使用的每个样本中提取特征。例如,可从呼吸样本中提取特征诸如峰的数量、峰的值、吸气时间和呼气时间。在一个此类方法中,可以通过应用交叉谱密度或其他方法从每个单独的传感器信号(诸如压力、x、y和z)或从信号的组合中提取与呼吸样本相关联的特征。

[0080] 在一个示例性方法中,可在特征提取和训练阶段两者中使用领域知识。例如,如果预期高频噪声,则可使用该信息并且包括基于要用于算法开发的样本的较高频率分量的特征。在一个此类示例性方法中,使用机器学习分类方法诸如随机森林、梯度提升和神经网络来开发呼吸质量检测算法。质量检测算法200是训练过程的输出。生成的算法200可用于确定不可见数据的质量,并且将数据分类为可用呼吸与不可用呼吸的类别。所需特征和特征计算流水线也嵌入在算法k块中。

[0081] 有时,可能难以获取期望的标记数据。如上所述,获得标记数据可能非常耗时,因为标记数据的产生需要专家检查各个样本或生成用于与被测量样本进行比较的参考信号。

在没有标记数据的情况下,可通过仔细控制在其中采集样本的环境来近似标记数据。

[0082] 图7是示出根据本公开的一个方面的用于训练一种或多种质量检测算法的另一示例性技术的流程图。在图7的示例性方法中,要求用户102穿戴用户设备101并执行特定活动。例如,可要求用户102坐一段时间或阅读图书一段时间。如图7所示,从传感器104接收时间序列传感器数据。在特征提取220处提取表示时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据。在一些示例性方法中,领域知识222确定要在特征提取220处提取的特征。

[0083] 根据活动的不同,一定百分比的样本将趋于可用,并且剩余的样本将趋于不可用(异常值)。预期异常值比率224用于基于样本的提取特征来选择最可能的可用样本,然后选择的提取特征被用于训练机器学习算法,诸如基于根据领域知识222和预期异常值比率224区分可用样本与不可用样本的一类分类技术训练呼吸质量检测算法226时的质量检测算法200.k。在一些示例性方法中,训练模块166使用机器学习一类分类方法(诸如孤立森林和一类支持向量机(SVM))来开发一种或多种呼吸质量检测算法200。

[0084] 在一个示例性方法中,基于由用户102执行的任务来设置预期异常值比率。例如,坐置的预期异常值比率可低于慢速行走的预期异常值比率。在一个示例性方法中,训练模块166向用户102询问关于特定活动的反馈。除了确定活动类型和期望的预期异常值比率之外,还可使用其他传感器数据,诸如加速度计、陀螺仪、全球导航卫星系统或摄像机镜头。

[0085] 在一个示例性方法中,可以从稍后要在图7所示的流水线中使用的呼吸样本中提取特征。这些特征可包括峰的数量、峰的值、吸气时间、呼气时间等。可以通过应用交叉谱密度或其他方法从每个单独的传感器信号(诸如压力、x、y和z)或从信号的组合中提取与呼吸样本相关联的特征。

[0086] 图7所示的方法可用于为新用户102训练用户设备101。在一个示例性方法中,每个新用户102被引导通过被设计成生成和分离用于算法生成的模型呼吸样本的一系列规定活动。在一个示例性方法中,要求用户102进行体力运动,随后是平静的放松时间。然后要求用户在放松阶段开始时启动定时器,使得传感器104可以捕获一系列向稳态平静状态发展的深呼吸。

[0087] 在另一个示例性方法中,用户102由生成缓慢节奏模式的节拍器提示,并且被要求在5分钟的时间段内同步他们的呼吸,在此期间传感器104收集呼吸模式。在一个此类示例性方法中,将所提供的节拍器的频率与呼吸信号的主频率进行比较以作为质量的度量。在一个示例性方法中,要求用户用不同的传感器位置进行实验,直到实现最佳或可接受的信噪比。在一个此类示例性方法中,训练练习被编程到针对所有新用户的初始和交互式活动集,使得可针对每个单独用户调整可用呼吸检测算法。

[0088] 图8是示出根据本公开的一个方面的用于训练一种或多种质量检测算法的另一示例性技术的流程图。在图8所示的示例性方法中,第一组训练样本用于经由上文在图7的上下文中描述的方法中的特征提取220、领域知识222、预期异常值比率224以及训练呼吸质量检测算法226来开发算法200.K。在图8所示的示例性方法中,基于领域知识230在标签器232处标记的第二组训练样本与经由算法200.K分配的标签进行比较。在该示例性方法中,在标签器232处生成的标签被视为真值,而由算法200.K生成的标签被检查是否与真值存在偏差。由误差计算器234根据由算法200.K分配的标签与基于领域知识230生成的标签的比较计算出的误差用于在调整异常值比率236处调整预期异常值比率。预期异常值比率于是变

成用于基于标记数据(“基准真值”)与由算法200生成的标签的比较来调谐一个或多个算法200的机制。在一些示例性方法中,234处的检查用于假阳性和真阴性中的一者或多者。

[0089] 然后将修正的异常值比率与第一组训练样本一起使用以调整算法200.K,从而减小根据由算法200.K生成的标签与在标签器232处推断的标签之间的比较而生成的误差。图8所示的方法的优点在于,即使是一小组标记数据也可用于算法200.k和标签器230以实现更好的性能。该过程可根据需要重复多次以确保质量检测算法200.K捕获由传感器104测量的信号的最近变化。

[0090] 多种技术可用于质量检测。在以下讨论中,示例基于监测用户102的呼吸的用户设备101。然而,这些技术可应用于其他时间序列测量样本。

[0091] 零质量或低质量呼吸样本的常见来源是当受试者根本没有穿戴设备101时,或者如果受试者穿戴设备101但正在进行一些剧烈的体力活动诸如跑步。因此,可以通过检测这两种情况并将这些状况中的一者的任何呼吸样本标识为异常值来开发质量检测算法。

[0092] 如上所述,在一些示例性方法中,从呼吸样本中提取呼吸样本的特征,并且使用上述技术来生成呼吸质量检测算法200.K。图9示出了根据本公开的一个方面的表示呼吸样本的特征。如图9所示,这些特征包括特征诸如相对振幅(H)、持续时间(T)、量(曲线下的面积)、斜率(h/T)、吸气时间(I)、呼气时间(E)或吸气/呼气比率(I/E)。代表性的可用呼吸样本和不可用呼吸样本在图10中示出。

[0093] 在一个示例性方法中,已经使用上面讨论的标记方法中的任一种方法训练的算法可用于标识上面列出的或图9和图10中示出的呼吸参数中的每个呼吸参数的正常或物理上合理的范围。简单的呼吸质量检测算法可例如舍弃呼吸参数超过合理范围的任何呼吸或任何呼吸时间段。

[0094] 可以利用样本的形态来确定样本的质量。图11示出了根据本公开的一个方面的用于基于样本的形态来确定样本的质量的技术。在一个示例性方法中,将从测量样本240提取的形状与代表性形状246进行比较,并且选择一个或多个代表性形状246作为所提取形状的表示。

[0095] 在一些此类示例性方法中,在242处将样本240进行预处理,然后将其传递到转换块244。在一些此类示例性方法中,预处理器242在时间和振幅上将呼吸归一化,以确保所有经预处理的样本具有相同的相对振幅和持续时间。

[0096] 在一个示例性方法中,在转换块244处转换样本。在一个此类示例性方法中,根据代表性形状来转换预处理样本。基于代表性形状将样本转换到另一个空间中,其中每个样本由向量表示。在一个具体实施中,可选择与样本形状相比具有最小误差的形状。在其他具体实施中,可通过使用具有适当正则化的各种优化技术,由多个代表性形状的加权和来表示样本形状。在此类具体实施中,权重是转换过程的结果并且产生N×M矩阵248。该矩阵的元素(i,j)示出了样本i可由代表性形状j表示的程度。

[0097] 在一个示例性方法中,可使用不同的方法获得代表性形状246。例如,可使用领域知识来生成代表性模型形状或启发式形状。在另一种方法中,可通过方法诸如词典学习使用实际样本来提取代表性形状。

[0098] 图12示出了根据本公开的一个方面的用于确定基于时间的测量样本的质量的另一种技术。在图12的示例性方法中,训练模块166通过应用以下公式在250处根据代表性形

状246和权重248来重建样本呼吸：

[0099] $\hat{X} = W*D$

[0100] 其中$\hat{X}$为N个重建样本的N×L矩阵，长度为L，W为权重矩阵，并且D为大小为M×L的代表性形状矩阵。训练模块166在252处计算重建误差，例如，作为实际样本与重建样本之间的平均绝对误差、均方误差或均方根误差。在一个此类示例性方法中：

[0101] $E = \mathrm{sqrt}(X-\hat{X})*\alpha$

[0102] 其中sqrt应用元素级平方函数，X为原始样本矩阵，$\hat{X}$为重建样本矩阵，并且α为形状N×1的权重矩阵254。α的一个示例为将所有元素设置为1的N×1矩阵。

[0103] 然后，使用人工智能分类技术或专家领域知识，能够建立可接受误差的阈值并将其应用为呼吸质量检测算法。

[0104] 在一个示例性方法中，训练模块166在256处使用预期异常值比率224以及人工智能分类技术或专家领域知识来建立可接受误差的阈值。然后可应用该阈值作为呼吸质量检测算法。

[0105] 图13示出了根据本公开的一个方面的用于确定基于时间的测量样本的质量的另一种技术。样本的一致性可以是传感器数据可用性的强指标。在图13的示例中，示出了来自可穿戴设备101的假设样本，该可捕获设备捕获表示用户102的呼吸的测量样本。

[0106] 如在图13中可见，上部样本260在时间间隔上显示出一致的高度、形状和周期性。然而，下部样本262的振幅不一致。这可能由于可穿戴设备101的中间重新定位而发生。一般来讲，可用样本应当在至少最小时间间隔内是一致的。可使用上述方法中的一种方法来生成质量检测算法200.K以验证呼吸的一致性。在这种情况下，需要分批处理样本，因为目标是确定多个样本的一致性。在一些示例性方法中，使用方法诸如稳健协方差估计、自相关或其他一类分类方法。在一些示例性方法中，聚类的大小也可指示组的质量。例如，如果组的稳健协方差接近零，则这意味着间隔中的样本都具有类似的特征并因此彼此“类似”。

[0107] 质量检测算法200的一个目的是确定数据组内的样本的质量。在一个示例性方法中，仅使用具有足够高质量的样本来开发用于检测、跟踪和预测特定事件的模型。这可被称为硬异常值舍弃(其中低质量样本被完全忽略)。

[0108] 在另一个具体实施中，数据组中样本的质量评分用作确定质量检测算法的权重因子。在一些此类具体实施中，当与较高质量的样本相比时，具有较低质量的样本在开发阶段期间被视为不太“重要”。例如，此类方法可被称为软异常值舍弃，因为其将不完全忽略低质量样本，而是基于低质量样本的质量评分来降低这些低质量样本的影响。

[0109] 图14示出了用于通知用户呼吸事件的发生的示例性技术的流程图。虽然将相对于图1的呼吸监测系统100和图2的计算设备106描述图14的技术，但在其他示例中，可使用不同的系统、不同的计算设备或两者来执行图14的技术。另外，呼吸监测系统100和计算设备106可执行用于通知用户呼吸事件的发生的其他技术。

[0110] 图14所示的技术包括由计算设备106接收表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出(302)。呼吸相关参数包括呼吸参数、环境信息、位置信息、用户信息等。在一些示例中，呼吸参数包括吸气、呼气或两者的振幅、速率和持续时间。在其他示例中，呼吸参数可包括指示呼吸的其他参数，诸如通气流量、潮气量、呼吸速率的一致性、脉搏速率、氧饱和度、声谱密度等。在一些示例中，传感器104生成表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出。在

其他示例中,计算设备106从其他来源诸如例如用户界面108、第三方计算设备等接收表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出。

[0111] 在接收到表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出之后,图14所示的技术包括经由上述质量检测算法200中的一个或多个质量检测算法查找可用呼吸样本(304)。该技术随后基于至少一个可用呼吸样本来确定呼吸事件的发生(306)。在哮喘监测应用中,呼吸事件可例如包括检测平稳呼吸状态(例如,相对于平均通气改善的呼吸)、检测困难呼吸状态(例如,相对于平均通气更差的呼吸)等。在一些示例中,基于至少一个输出确定呼吸事件的发生包括将表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出与相应基线呼吸相关参数进行比较。例如,在表示至少一个呼吸相关参数的输出包括用户102的呼吸的振幅和频率(例如,重复呼吸参数的平均速率)的情况下,相应基线呼吸相关参数可包括用户102的呼吸的平均振幅和频率。除此之外或另选地,相应基线呼吸相关参数可包括具有与用户102类似或基本上相同的物理特性(例如,年龄、性别、身高、体重、医学病症等)的普通人的呼吸的平均振幅和频率。在其他示例中,可以将其他呼吸相关参数(诸如吸气持续时间或振幅、频率或呼气持续时间)与相应基线呼吸相关参数进行比较。

[0112] 在其他示例中,可使用一种或多种不同的方法来确定基线呼吸相关参数。在一个示例性方法中,用户102可休息指定的时间间隔(例如,5分钟),在此期间,传感器104测量并确定一组平均基线呼吸参数(例如,正常呼吸)。在另一个示例性方法中,计算设备106选择接近每天开始时的时间段,并且从传感器104采集信息以建立相应一天的基线呼吸参数。在另一个示例性方法中,计算设备106存储在几天至几周的时间段内收集的呼吸参数的直方图。在该方法中,基线呼吸参数可被定义为在几天或几周内落入平均值的一个标准偏差以内的任何参数。在另一个示例性方法中,计算设备106采集统计信息。在一种此类方法中,基线呼吸参数可基于用户的一个或多个子组的一个或多个特性。例如,可将基线定义为呼吸参数,该参数对于某个疗养院内的患者而言是典型的,或者对于已经开出新呼吸药物超过两周的用户而言是典型的,或者当天气条件超过某些限值(例如,温度或湿度或空气质量水平等)时,这对于城市的居住者而言是典型的。

[0113] 在一些示例中,可由计算设备106存储基线呼吸相关参数。在其他示例中,可由第三方计算设备等存储基线呼吸相关参数。可基于用户输入来初始确定基线呼吸相关参数。例如,初始基线呼吸相关参数可基于针对与用户102相比具有类似的年龄、性别、身高、体重、医学病症等的人确定的预先存在的基线呼吸相关参数。这样,计算设备106可被配置为确定针对用户102个性化的基线呼吸参数。

[0114] 在一些示例中,基线呼吸参数是固定的。在其他示例中,基线呼吸参数随时间推移而变化。例如,计算设备106可响应于用户输入、确定的呼吸事件的发生等,以规则或不规则的间隔调整(例如,修改或更新)一个或多个基线呼吸参数。通过调整基线呼吸参数,计算设备106可改善基线呼吸参数的准确性,帮助用户102随时间改变用户102的平均呼吸等。

[0115] 在一些示例中,将表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出与相应基线呼吸相关参数进行比较包括确定表示该至少一个呼吸相关参数的该至少一个输出是否在相应基线呼吸相关参数的相应阈值内。在一些示例中,相应阈值可以是固定的。例如,可基于用户输入预先确定相应阈值。在其他示例中,相应阈值可随时间推移而变化。例如,响应于用户输入,计算设备106可响应于用户输入、确定呼吸事件的发生、从模块162、164或166接收的

数据等,以规则或不规则的间隔调整(例如,修改或更新)一个或多个基线呼吸参数。在一些示例中,呼吸事件的确定可取决于上下文信息。例如,可根据用户102的位置(例如,用户102是在室内还是室外)、环境信息(例如,用户是否已经暴露于不寻常的环境因素诸如极端天气或空气质量问题)、用户102的活动(例如,用户是进行体力活动还是休息)以及呼吸事件历史(例如,用户是否在过去24小时内报告了其他呼吸症状)中的一者或多者来调整用于确定呼吸事件的阈值。

[0116] 在确定呼吸事件的发生之后,图14所示的技术包括在用户界面208的显示器210上显示呼吸事件的发生的指示(308)。例如,如上所述,计算设备106包括输出设备156。输出设备156经由用户界面108向显示器170提供视频输出。除此之外或另选地,输出设备156可向用户提供其他输出媒体,诸如触觉输出、音频输出等。通过向用户界面108提供输出媒体,计算设备106可以通知用户102呼吸事件的发生。在其他示例中,计算设备106可以利用通信单元154经由网络110与一个或多个外部设备传送呼吸事件发生的指示。通过与一个或多个外部设备传送呼吸事件的发生的指示,计算设备106可以通过该一个或多个外部设备通知用户102呼吸事件的发生。

[0117] 在一些示例中,当确定呼吸事件的发生或检测到呼吸状态、触发器或趋势时,机器学习用于确定相关呼吸相关参数并计算要与此类呼吸相关参数相关联的权重。在一些此类示例中,检测模块164接收从多个用户收集的潜在呼吸相关因素。一些用户表现出被归类为正常呼吸的呼吸模式,而其他用户表现出与某些呼吸障碍相关联的呼吸模式。通过将呼吸相关参数信息与源自例如正常人和哮喘人两者的呼吸相关参数的词典进行比较,检测模块164可针对每个用户计算与他们的哮喘症状的严重程度相关的呼吸评分。此外,检测模块164可针对每个用户确定与确定他们的呼吸状态最相关的呼吸相关参数。

[0118] 轻便且可穿戴的生理监测器可监测并记录多种健康状况。例如,检测模块164可使用此类监测器来检测与确定用户的呼吸功能相关的参数。例如,检测模块164可用于检测呼吸障碍(诸如哮喘和慢性阻塞性肺疾病(COPD))的严重程度并监测呼吸障碍。监测方法可包括检测来自呼出气体的化学元素、在胸部或喉部检测到的声音(咳嗽或气雾),以及测量胸壁或腹部中的相对运动。在一个示例性方法中,传感器104包括基于施加在胸部或腹部与一件衣物(诸如腰带或松紧带)之间的压力来测量呼吸的设备,如下文更详细所述。在一个此类示例性方法中,设备测量呼吸相关参数,诸如呼吸周期的周期时间,以及被测量的每个人的潮气量、吸气流、吸气暂停、呼气流和呼气暂停中的一者或多者。

[0119] 图15是用于检测状况诸如用户呼吸状态的示例性技术的流程图。虽然将相对于图1的系统100描述图15的技术,但在其他示例中,可使用不同的系统、不同的计算设备或两者来执行图15的技术。另外,系统100和计算设备106可执行用于接收呼吸相关参数的其他技术。

[0120] 在一个示例性方法中,图15所示的技术包括接收从用户群体收集的潜在呼吸相关参数(320)。在基于哮喘的检测和监测的示例中,用户群体包括患有或不患有哮喘的人。哮喘病症由生理学家表征为气道阻塞,通常由支气管炎症引起。哮喘被描述为可逆性气道阻塞,因为某些药物(诸如β激动剂沙丁胺醇)可部分地逆转病症并允许哮喘受试者暂时缓解。

[0121] 在一个示例性方法中,检测模块164确定可用呼吸相关参数,该可用呼吸相关参数有助于区分哮喘呼吸状态和正常呼吸状态,并且有助于区分哮喘呼吸状态与其他常见病症

(诸如由于身体运动或兴奋而导致的快速呼吸)(322)。上文描述了用于检测可用样本的多种技术。

[0122] 在一个示例性方法中,检测模块164试图检测气道阻塞的迹象。然后,检测模块164将权重分配给在确定给定条件(诸如呼吸状态、呼吸事件、触发器或趋势)时被认为最相关的呼吸相关参数(324),并将相关参数的指示存储在特征向量中。然后,检测模块164将与针对该条件的特征向量中的每个特征相关联的权重发布给计算设备106(326)。

[0123] 在一种示例性方法中,计算设备106接收与特征向量中的每个特征相关联的权重,并且将权重应用于在计算设备106处接收的呼吸相关参数以确定是否已满足条件(328)。例如,与哮喘性呼吸困难的检测相关联的特征向量可包括与从传感器104接收的呼吸相关参数相关联的特征以及与作为环境信息接收的呼吸相关参数相关联的特征。作为一个示例,特征向量是编码字串。字符串中的每个字词表示呼吸相关参数、分配给呼吸参数的权重等。以这种方式,特征向量提供了一种有效的方法来将计算设备106(或检测模块164)用于检测、确定或评估呼吸状态的呼吸相关参数的全部或几乎全部汇总、存储在存储器中。

[0124] 在一个示例性方法中,当满足条件时,经由用户界面108通知用户(330)。在一个此类示例性方法中,用户可指示他或她是否同意该确定(332)。如果用户同意该确定(是分支),则计算设备106在328处继续监测呼吸相关参数。然而,如果用户不同意该确定(否分支),则计算设备106修改特征向量中的特征的一个或多个权重以反映在328处返回监测呼吸相关参数之前从用户接收的反馈(334)。

[0125] 在一个示例性方法中,如上所述,检测模块164确定至少初始由计算设备106使用的特征向量和权重两者。例如,检测模块164可根据从用户腹部上的压力传感器记录的呼吸模式对哮喘的严重程度进行分类。在一个示例性方法中,检测模块164应用预处理算法来舍弃具有低信噪比(SNR)的呼吸模式,并且然后应用特征提取方法来基于相关呼吸相关参数为每种症状开发特征向量。然后,检测模块164确定例如跨用户群体收集的呼吸特征结构是否可用于例如对每个患者的哮喘症状的严重程度进行分类。

[0126] 接下来讨论代表性的预处理算法。由于在上面的示例中,来自压力传感器的呼吸信号是连续信号,因此在一个示例性方法中,首先将呼吸的不同实例进行分段并彼此同步。这可涉及例如检测每次呼吸的开始时间点和结束时间点。

[0127] 然后可计算每次呼吸的持续时间并将其存储为表示呼吸信号的特征中的一者。在一个示例性方法中,当同步呼吸信号时,缩放每个呼吸信号的持续时间,使得每个按时间缩放的呼吸信号持续相同量的时间。为了在呼吸信号中保持相同数量的样本,在一个示例性方法中,按时间缩放的信号被重采样以具有相同数量的样本。

[0128] 接下来将讨论特征提取的方法。在一个示例性方法中,检测模块164使用从上述预处理步骤接收的呼吸相关参数诸如生理参数、环境参数、用户信息和测量的传感器104数据来训练一个或多个分类算法。在一个此类示例性方法中,检测模块164使用从受试者群体接收的标记组呼吸特征来训练每个分类算法。

[0129] 例如,在一个示例性方法中,检测模块164使用标记组聚合呼吸特征来训练分类算法以预测哮喘症状的严重程度。在一种此类方法中,检测模块164接收随时间推移采集的标记组呼吸特征结构。例如,可通过每8小时向实验研究的受试者呈现关于哮喘症状严重程度的调查问卷,同时监测每个受试者的呼吸来生成此类标记训练组。然后转换调查问卷应答

以将哮喘症状严重程度表示为标量值。然后,检测模块164应用分类算法诸如逻辑回归或决策树来估计与特征向量中的特征相关联的呼吸相关参数可用于区分严重哮喘症状与健康或正常呼吸的似然性。如果成功,则检测模块164可分离表示哮喘严重程度或“哮喘严重程度评分”的标量值,并且能够将该哮喘严重程度评分用作对传感器104的穿戴者的反馈。

[0130] 在另一个示例性方法中,存储部件158存储一般化特征向量,其中未加权呼吸相关参数等待基于用户输入的细化。在一种此类方法中,训练模块166基于随时间推移采集的标记组呼吸特征来细化特征向量。例如,可通过每8小时向每个新用户呈现关于哮喘症状严重程度的调查问卷,同时监测用户的呼吸来生成此类标记训练组。然后转换调查问卷应答以将哮喘症状严重程度表示为标量值。在一个此类示例性方法中,计算设备106应用分类算法诸如逻辑回归或决策树来估计与特征向量中的特征相关联的呼吸相关参数可用于区分严重哮喘症状与健康或正常呼吸的似然性。

[0131] 在一些示例性方法中,用户102监测由计算设备106在几天至几周的时间段内生成的哮喘严重程度评分的变化。然后,用户可使用此类方法来跟踪环境影响或其疾病管理中的变化,其中灵敏度和一致性难以从他们自身的自我诊断中得出。

[0132] 在一个示例性方法中,检测模块164从聚合特征向量中丢弃对哮喘严重程度评分具有最小影响或其影响降至低于所选阈值的特征。然后,检测模块164将表示聚合特征向量中每个特征的贡献的权重分配给严重程度评分,并且将聚合特征向量及其相关联权重分配给每个计算设备106。

[0133] 在一个示例性方法中,检测模块164使用类似于Voronoi镶嵌的量化方法来减小特征向量的维度。在该方法中,具有“L”个聚类的k均值聚类算法为每个特征向量分配聚类索引。因此,每个特征向量可被表示为整数标量数(具有介于1和L之间的值)。

[0134] 回到上述哮喘严重程度评分的示例,由于呼吸信号实例中存在自然变化,因此应基于在长时间段期间(即,一小时或若干小时内)观察到的呼吸信号模式的变化作出关于哮喘症状的严重程度的决策。为了表示在该时间段内测量的呼吸信号的变化,在一个示例性方法中,检测模块164采用量化呼吸模式的直方图来表示模式随时间推移的变化。此类直方图可表示例如在该时间段期间不同呼吸模式发生的频率,并且可被表示为被称为聚合特征向量的L维向量。也可使用其他有损耗和无损耗的压缩技术来随时间推移收集必要的呼吸相关参数。在此类方法中,检测模块164使用标记组聚合呼吸特征来训练分类算法以预测哮喘症状的严重程度。如上所述,检测模块164可接收随时间推移采集的标记组聚合呼吸特征。然后,检测模块164应用分类算法诸如逻辑回归或决策树来估计聚合特征向量表示严重哮喘症状与健康或正常呼吸的似然性。如果成功,则检测模块164可分离表示哮喘严重程度评分的标量值,并且能够将该哮喘严重程度评分用作对传感器104的穿戴者的反馈。

[0135] 在一些示例中,可由计算设备106执行如上面关于图15所讨论的检测模块164的一个或多个功能。例如,计算设备106可从检测模块164接收未加权特征向量。在接收到未加权特征向量之后,计算设备106可在训练周期期间接收用户输入(例如,计算设备106可在一天或多天内从用户采集调查问题的信息)。在接收到用户输入之后,计算设备106可确定(例如,计算)在检测算法中使用的初始组权重。在确定初始组权重之后,计算设备106可接收后续用户输入并基于该后续用户输入递增地调整权重。以这种方式,计算设备106可被配置为调整分类算法。

[0136] 在一些示例中,显示呼吸事件的发生(330)包括经由用户界面108的显示器170向用户102传送通知。输出设备156可经由用户界面108向显示器170提供视频输出。除此之外或另选地,输出设备156可向用户界面108或其他外部设备提供其他媒体输出(例如,触觉输出、音频输出等)。通知包括以下中的至少一者:呼吸状态、呼吸事件的发生、与呼吸事件的至少一次发生相关联的触发器、与呼吸的至少一次发生或至少一个触发器相关联的趋势,以及与呼吸状态、呼吸事件的至少一次发生、至少一个触发器、至少一种趋势等相关联的建议。

[0137] 在一些示例中,计算设备106查询位置信息模块以确定在时间上与例如呼吸事件的发生相关联的位置信息,然后经由用户界面108的显示器170将此类信息传输到用户。例如,计算设备106可指示处理器150将用户102的当前位置存储在位置信息模块中。然后,位置信息模块可将位置信息传送到存储部件158中的至少一个存储部件。

[0138] 在一些示例性方法中,计算设备106可基于与用户102的久坐活动相关联的位置(诸如用户102的住所或工作地点)或者与用户102的动态活动相关联的位置(诸如健身房或当用户102在移动时)来确定是否发生了呼吸事件。又如,计算设备106可基于与呼吸事件的一次或多次发生相关联的位置(诸如具有用户102敏感的过敏原的位置)来确定是否已经发生了呼吸事件。通过将算法基于位置信息,呼吸监测系统100可更准确地确定以下中的至少一者:呼吸事件的发生、与呼吸事件的至少一次发生相关联的触发器、与呼吸的至少一次发生或至少一个触发器相关联的趋势,与呼吸事件的至少一次发生、至少一个触发器、至少一个趋势相关联的建议等。

[0139] 在一些示例中,环境信息模块使用位置信息来确定与呼吸事件的发生在时间上相关联、在空间上相关联或两者的一个或多个环境参数。例如,响应于确定呼吸事件的发生,计算设备106可使环境信息模块基于用户102的当前位置从环境信息平台确定一个或多个环境参数。在其他示例中,环境信息模块可基于用户输入、与用户102相关联的估计空间信息(例如,用户102的上次已知位置、用户102的住所或工作地点的位置等)等来确定一个或多个环境参数。环境信息模块可将一个或多个环境参数传送到存储部件158中的至少一个存储部件。

[0140] 计算设备106可基于一个或多个环境参数来确定是否已经发生呼吸事件。例如,计算设备106可基于以下中的一者或多者来确定算法:温度、气压、湿度百分比、露点、降水概率百分比、云量百分比、风速、空气质量指数(例如,值、类别或两者)、主要污染物、花粉计数(例如,与不同类型的花粉相关联的相对评分等)、紫外线指数、如环境参数或此类环境参数的期望值或此类环境参数的值的趋势。作为一个示例,检测可基于用户102的当前或预测位置的空气质量指数,使得计算设备106生成向用户102的指示呼吸事件的发生概率的通知。通过将对呼吸事件的检测基于一个或多个环境参数,呼吸监测系统100可更准确地确定以下中的至少一者:呼吸事件的发生、与呼吸事件的至少一次发生相关联的触发器、与呼吸的至少一次发生或至少一个触发器相关联的趋势,与呼吸事件的至少一次发生、至少一个触发器、至少一个趋势相关联的建议等。

[0141] 在一些示例中,检测模块164使用呼吸事件的发生、用户102的位置和一个或多个环境参数中的至少一者来确定与呼吸事件的相应发生相关联的触发器。当触发器与一个或多个呼吸事件(例如,时间并发或空间相关)的发生相关、导致一个或多个呼吸事件(例如,

贡献因素、起源因素或排他性因素)的发生等时,触发器与呼吸事件的发生相关联。在一些示例中,触发器包括潜在触发器。潜在触发器可基于呼吸事件发生之前的位置信息、一个或多个环境参数或用户输入中的至少一者。在一个示例性方法中,触发器模块可以将呼吸事件的发生传送到存储部件158中的至少一个存储部件。

[0142] 在一些示例中,确定特定位置与呼吸事件的发生相关联可基于在特定位置发生的两个或更多个呼吸事件、基于用户输入(例如,用户将位置标识为更可能不与呼吸事件的发生相关联)等。作为一个示例,当特定室外区域与两个或更多个困难呼吸事件相关联时,触发模块可确定该特定室外区域是触发器。

[0143] 在相同或不同的示例中,确定一个或多个环境参数与呼吸事件的发生相关联可基于当该一个或多个环境参数在用户102附近发生时发生的两个或更多个呼吸事件。例如,当两个或更多个呼吸事件在空气质量指数等于或大于特定空气质量指数值(空气质量指数在0(最佳)到500(最危险)的范围内)的位置发生时,触发模块可确定特定空气质量指数是触发器。

[0144] 在一些示例性方法中,计算设备106可基于一个或多个触发器通知用户102。作为一个示例,通知可基于与特定位置或一个或多个环境参数相关联的触发器,使得该通知基于在特定位置、当存在一个或多个环境参数时呼吸事件的发生概率或两者。通过将通知基于一个或多个触发器,监测系统100可更准确地确定以下中的至少一者:呼吸事件的发生、与呼吸事件的至少一次发生相关联的第二触发器、与呼吸的至少一次发生或至少一个触发器相关联的趋势,与呼吸事件的至少一次发生、至少一个触发器、至少一个趋势相关联的建议等。

[0145] 在一些示例中,检测模块164使用两次或更多次呼吸事件的发生、用户102的位置、一个或多个环境参数以及一个或多个触发器来确定与呼吸事件的相应发生相关联的趋势。趋势标识与一个或多个位置、一个或多个环境参数、用户输入等相关联的多次呼吸事件的发生,如上所述。例如,检测模块164可确定指示与多次呼吸事件的发生相关联的一个或多个位置、一个或多个环境参数、用户输入等的通知。检测模块164可将趋势传送到存储部件248中的至少一个存储部件。通过确定并传送趋势,监测系统100可向用户102通知触发器。

[0146] 在一些示例中,检测模块164使用趋势来确定呼吸事件的一个或多个潜在发生、潜在触发器等。作为一个示例,检测模块164可确定特定位置与呼吸事件的发生相关联,并且计算设备106可以在用户102靠近、接近或处于特定位置时向用户102生成通知。又如,检测模块164可确定一个或多个环境参数与呼吸事件的发生相关联,并且计算设备106可在一个或多个环境参数存在于用户102的位置处时、在环境信息显示趋向于一个或多个环境参数时等向用户102生成通知。又如,检测模块164可确定过去的用户输入与呼吸事件的发生相关联,并且当用户102向计算设备106提供相同或类似的当前用户输入时,计算设备106可向用户102生成通知。通过确定趋势,监测系统100可在呼吸事件发生之前通知用户102呼吸事件的潜在发生。这样,检测模块164可确定指示呼吸事件的潜在发生的通知。

[0147] 计算设备106还可以向用户102生成标识在一段时间内呼吸事件的发生、对触发器(例如,位置、一个或多个环境参数、用户输入等)进行排序的通知,指示未来呼吸事件的发生概率等。通过将通知基于一个或多个趋势,呼吸监测系统100可更准确地确定以下中的至少一者:呼吸事件的发生、与呼吸事件的至少一次发生相关联的触发器,与呼吸事件的至少

一次发生、至少一个触发器、至少一个趋势相关联的建议等。

[0148] 在一些示例中,检测模块164使用呼吸事件的发生、用户102的位置、一个或多个环境参数、一个或多个触发器以及一个或多个趋势中的至少一者来确定建议。建议可包括任何合适的信息以帮助用户102改善用户102的呼吸功能。例如,检测模块164可以确定指示一个或多个位置、一个或多个环境参数、用户输入、一个或多个触发器等与一个或多个呼吸事件的发生相关联的通知。检测模块164可将建议传送到存储部件158中的至少一个存储部件。通过确定并传送建议,监测系统100可向用户102通知建议。

[0149] 在一些示例中,计算设备106可基于来自用户102的输入来调整(例如,修改或更新)呼吸事件、趋势和呼吸功能的其他指示符的检测。图16是根据本公开的一个方面的用于基于来自用户102的输入来调整检测算法的示例性技术的流程图。虽然将相对于图1的系统100和图2的计算设备106描述图16的技术,但在其他示例中,可使用不同的系统、不同的计算设备或两者来执行图16的技术。另外,系统100和计算设备106可执行用于接收呼吸相关参数的其他技术。

[0150] 图16所示的技术包括由计算设备106基于呼吸事件的发生、环境信息、位置信息和用户输入中的至少一者来确定例如至少一个触发器、趋势和建议(350)。例如,计算设备106可应用方法以基于呼吸事件的发生、环境信息、位置信息和用户输入中的至少一者来确定(例如,第一算法)至少一个触发器、趋势和建议。

[0151] 在确定至少一个触发器、趋势和建议(350)之后,图7的技术包括从用户102接收输入(352)。用户输入与所确定的触发器、所确定的趋势和所确定的建议中的至少一者相关联。

[0152] 在352处接收到用户输入之后,图16的技术包括基于所接收的用户输入来确定所确定的触发器、所确定的趋势和所确定的建议是否准确(354)。例如,所接收的用户输入可包括位置和一个或多个环境参数中的至少一者与呼吸事件的发生相关联的指示。在一些示例中,第二用户输入可指示所确定的触发器、所确定的趋势和所确定的建议是准确的(是分支)。在其他示例中,所接收的用户输入可指示所确定的触发器、所确定的趋势和所确定的建议不准确(否分支)。这样,图16的技术包括确定第一算法是否准确。在算法准确(是分支)的示例中,可不调整算法,并且技术可结束。

[0153] 在算法不准确(否分支)的示例中,计算设备106可基于第二用户输入调整第一算法以生成第二算法(356)。在356处生成第二算法之后,图16所示的技术包括由计算设备106再次基于呼吸事件的发生、环境信息、位置信息和用户输入中的至少一者来确定例如至少一个触发器、趋势和建议(重复步骤350)。计算设备106可以将步骤350、354和356重复n次,直到第n算法是准确的为止。通过基于所接收的用户输入调整算法,呼吸监测系统100可更准确地确定以下中的至少一者:呼吸事件的发生、与呼吸事件的至少一次发生相关联的触发器、与呼吸的至少一次发生或至少一个触发器相关联的趋势,与呼吸事件的至少一次发生、至少一个触发器、至少一个趋势相关联的建议等。

[0154] 图17是根据本公开的一个方面的示出设备训练系统的框图。在图17所示的示例中,设备训练系统140包括样本质量检测器390和训练模块392。样本质量检测器390经由链路141连接到历史传感器数据142。训练模块392经由链路143连接到算法存储装置144。在一些示例性方法中,设备训练系统140经由链路130连接到用户设备101。在一个示例性方法

中,设备训练系统140包括计算设备、一个或多个存储部件和用户界面。

[0155] 图18示出了根据本公开的一个方面的用于生成用于检测质量样本的算法的示例性技术的流程图。虽然将相对于图1的呼吸监测系统100描述图18的技术,但在其他示例中,可使用不同的系统、不同的计算设备或两者来执行图14的技术。另外,呼吸监测系统100可执行用于生成用于检测质量样本的算法的其他技术。

[0156] 图18所示的技术包括接收来自历史传感器数据142的表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出(402)。呼吸相关参数包括呼吸参数、环境信息、位置信息、用户信息等。在一些示例中,呼吸参数包括吸气、呼气或两者的振幅、速率和持续时间。在其他示例中,呼吸参数可包括指示呼吸的其他参数,诸如通气流量、潮气量、呼吸速率的一致性、脉搏速率、氧饱和度、声谱密度等。在一些示例中,设备训练系统140从其他来源诸如例如计算设备106、第三方计算设备等接收表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出。

[0157] 在接收到表示至少一个呼吸相关参数的至少一个输出之后,图18所示的技术包括从历史数据提取特征数据(404)并过滤此类特征数据中的异常值(406)。该技术然后基于至少一个可用呼吸样本确定一个或多个质量检测算法200(408),然后将算法200存储到算法存储装置144和用户设备101中的一者或多者。

[0158] 接下来将描述用于基于与由传感器设备监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本来检测事件的技术。

[0159] 图19示出了根据本公开的一个方面的用于将新用户添加到监测系统的技术。在一个示例性方法中,该技术利用来自一组可穿戴设备的历史数据以及从新用户接收的数据来检测、跟踪和预测事件。该技术基于迁移学习的思想,使得新用户(技术上称为“目标”用户)能够通过利用分类器而快速上载,该分类器由可用于设备的现有用户(技术上称为“源”用户)的数据准确地训练。

[0160] 在迁移学习的上下文中,主要挑战是从可穿戴设备获取的数据的分布在各用户之间可能有很大差异。这可能是由于各用户的不同佩戴习惯或他们之间的生物差异所致。因此,仅将经训练的分类器应用于从一个参与者到另一个参与者采集的数据可能不会产生比随机分类器更好的结果。在迁移学习文献中,建立了“负学习”的概念以描述其中用户之间的数据分布如此不同以至于迁移分类器甚至可能损害分类结果的场景。

[0161] 虽然根据可穿戴传感器和此类设备的用户描述了该技术,但其可应用于其中传感器特性不相同的其他领域和其他类型的传感器。在本文档的其余部分中,我们使用表示呼吸和活动的信号作为示例,但是所呈现的方法可应用于具有循环性质的其他信号。

[0162] 在一个示例性方法中,图19的技术应用包括源域训练模块500、源域预测模块502、域自适应模块504和目标域预测模块506的流水线。在一个此类示例性方法中,源域训练模块500使用来自各种现有源用户的数据来训练准确的分类器。源域预测模块502将模块500训练的分类器应用于未标记数据样本(从目标用户的设备收集)并针对这些样本进行预测。域自适应模块504利用从目标域用户获取的(可能非常少数量的)标记和未标记样本来将现有源域分类器调整为来自新用户的(潜在不同的)数据分布。最后,目标域预测模块506聚合来自模块502和504的预测,以提高模块502和504中的一者或多者的预测准确度。在本节的附图中,具有虚线的框包括从数据中通过实验学习的(分类或聚类)规则。实线框表示例如数据集。

[0163] 在用于监测呼吸模式的一个示例中,源域预测模型可从呼吸研究中的大量临床受试者的历史数据得出,而目标域模型可被寻求为具有特定个体的特性或具有特定于一类个体(例如,诊断患有哮喘的人群)的特性。

[0164] 在另一个示例中,使用家庭HVAC系统的示例,可使用一组时间序列数据来监测针对不同HVAC单元安装的空气过滤器的功能。在这种情况下,源域包括从中收集大量标记时间序列数据的单元,并且目标域包括在源域中可能无法看到的任何新的HVAC单元。类似于先前生物示例中人类用户之间存在的多样性,HVAC单元可能根据其尺寸、年龄、制造商、环境条件和安装而有很大差异。

[0165] 图20A至图20D进一步示出了图19中所示的技术。在一个示例性方法中,图19的源域训练模块500利用历史数据来对新样本进行预测。一个示例是使用多数投票并从先前根据历史数据训练的分类器中得出预测的平均值。也可应用更先进的方法。图20A中示出了一个示例,其中第一模块由若干较小的块构成。该模块将来自多个源域用户的标记时间序列样本作为其输入并生成若干分类器(在图20A的情况下,存在M个分类器)。如图20A所示,每个时间序列样本具有三个分量:原始波形序列、标签(在简单二进制情况下为零或一)和关于从其获取样本的用户的信息。在哮喘用户群体的特殊情况下,用户信息可包括患者标识号码或其哮喘严重程度等级。

[0166] 在一个示例性方法中,表示时间序列测量的样本600的数据序列首先通过特征提取块602。该块仅利用每个样本的原始数据分量来创建特征604。因此,即使例如用户ID可用作样本的“信息”分量的一部分,它也不会对块602的输出特征有所贡献。由块603提取的特征的数量可以是不受限制的,以便捕获波形的所有可想象的特性。然而,在实施过程中,在包括有限数量的特征之后分类性能将趋于饱和。包括多于该数量的特征通常将带来额外的计算成本,而不提供进一步的性能改善。

[0167] 学习聚类块606将样本600分成基于标准块608区分的不同聚类。此处的基本假设是现有采样点是由混合分布生成的。因此,在训练任何分类器之前,重要的是聚类样本,并且然后训练特定于聚类的分类器。例如,聚类标准可以是用户ID(假设来自单独用户的所有样本都是从相同分布生成的,这可能不同于其他用户的分布)。聚类标准的其他示例可包括哮喘分类、位置、性别、年龄、身体质量指数、信号特性。聚类模块610是块606的结果,并且包括由聚类模块610学习的聚类规则(由虚线表示)。

[0168] 在一个示例性方法中,模块500将聚类模块块610应用于每个数据点,以将聚类权重的长度M向量附加到数据点。在一个此类示例性方法中,第i个权重元素指示该样本属于第i个聚类的程度。在图20A中使用的聚类方法可生成零或一权重(称为“硬聚类”),或者其可生成实值并且位于零和一之间且合计为一的权重(称为“软聚类”)。

[0169] 学习分类器模块614接收聚类特征数据612并确定用于数据612的特定于聚类的分类器,该分类器在此处由CS_1、CS_2…CS_M表示,其中CS用于表示在源域中训练的分类器,并且M表示此类聚类的数量。需注意,聚类M的数量是可在聚类阶段由“标准”块608提供的超参数。此处的虚线表示由模块500学习的“分类规则”。

[0170] 需注意,图20A所示的学习聚类块606的性能对随后的学习分类器块614的性能具有影响。因此,在分类单元的训练性能不满足接受标准的情况下,向聚类模块610提供反馈并改善数据聚类任务可能是重要的。图20A中学习分类器614和标准608之间的箭头表示反

馈。这两个单元可能需要多次迭代,直到它们达到满足性能标准的接近最佳的聚类和分类规则。

[0171] 图20B示出了图19的源域预测模块的一种示例性方法。在图20B的示例性方法中,源域预测模块502利用源域训练模块500训练的分类器以预测正确标签未知的新样本的标签。如图20B所示,该模块(聚类模块620)的第一块用于指出样本所属的聚类。如前面部分所解释的,在该图中用$w_1, w_2 \cdots w_M$表示的聚类权重可能为零或一(在硬聚类的情况下),或者采用介于零和一之间的任何实值(在软聚类的情况下)。在任一种情况下,权重必须加起来为一,即$\Sigma_i w_i = 1$。在获得聚类权重之后,附加的样本向量可被输入到所有源域分类器,并且该向量的标签将由这些分类器预测。由于当涉及预测时,每个分类器C_j均可被视为对样本特征向量x进行操作的函数,因此由分类器预测的标签可表示为$C_{i(x)}$。

[0172] 在一些示例性方法中,最终预测是来自源域分类器的所有M个预测的加权平均值,其中权重来自聚类模块。因此,$\hat{y}_i = \sum w_{ic} c_{i(x)}$当输入样本属于与源域训练数据相同的分布时,源域模块是最准确的。当该假设不成立时,可利用域自适应模块(在下文中讨论)来解决源域和目标域之间的分布差异。

[0173] 图20C示出了图19的域自适应模块504的一种示例性方法。在图20C的示例性方法中,模块504利用额外的标记数据来创建用于分类器模块630的分类器。可使用例如标记数据来从头创建分类器。假设从目标域数据分布收集几个标记样本(如图20C中的N个)以及单个未标记样本。目的是利用标记样本来调整已经训练的源域分类器并获得新的目标域分类器,该新的目标域分类器由图20C中的CT 636表示。与模块502类似,在632处首先使用聚类块630来滤除不属于与未标记样本相同的聚类的样本。

[0174] 如前所述,在使数据点通过块630之后,每个样本附加有包括聚类权重的长度为M的向量(此处我们再次假设权重严格等于零或一)。然后,利用学习目标分类器模块634(如下所述)来训练来自一组过滤的目标域样本的适应分类器。如图所示,学习目标分类器块还将源域分类器用作其输入并尝试学习经调整的分类器。

[0175] 图20D示出了图19中的目标域预测模块506的一个示例性方法。在图20D的示例性方法中,第一步是经由特征提取块646从原始时间序列数据提取特征并形成所收集的目标域样本的特征向量648。然后,取决于标记样本是否可用(即是否N>0),有两种情况是可能的。在没有标记样本可用的情况下,用户设备101仅使用图20B中的模块502(即,源域预测模块)来预测未标记样本的标签。在这种情况下,预测准确度可高度取决于目标域样本的分布与训练源域分类器时利用的源域样本的分布的相似性。

[0176] 在N>0的情况下,分别通过特征提取块640和646从目标域数据提取特征642和648。然后,特征数据可以经过模块502和504,并且由这两个模块生成的预测可以由分类器混合单元650聚合。在一个示例性方法中,分类器混合单元650简单地平均两个模块502和504的票数。在另一个示例性方法中,分类器混合单元基于模块502和504的预测的可靠性来为它们分配不同的权重。

[0177] 接下来将讨论用于学习目标分类器的技术。在一个示例性方法中,系统100利用迁移学习技术。所利用的迁移学习方法是由提出的“TaskTrAdaboost”算法的变体。TaskTrAdaboost基于试图智能组合来自多个源用户的多个分类器以获得用于新参与者的

分类器的总体学习方法。实质上,新分类器可以是已经存在的分类器的加权平均值,其中(非负)权重的值被认为是确定从现有用户池到新用户池的知识迁移的量。

[0178] 类似于TaskTrAdaboost方法,用于实现学习目标分类器634的算法是监督集成方法。因此,它需要从(新)目标用户穿戴的设备收集的一小组标记数据。它在某些方面与TaskTrAdaboost有所不同,本节稍后将对此进行介绍。

[0179] 在一个示例性方法中,训练模块392需要已经由来自(预先存在的)源用户的丰富数据训练的一组源域分类器作为输入。源分类器组将由$C=\{cs_1,cs_2,\ldots,cs_M\}$,表示,其中$cs_j$是第j个源域分类器,如先前所定义的。

[0180] 类似于Adaboost,在一个示例性方法中,算法初始为来自目标用户的所有训练数据样本分配相同的重要性值。在数学上讲,假设存在来自目标用户的n个训练样本,每个训练样本由元组(x_i,y_i)表征,其中$1\leqslant i\leqslant n$,其中x_i表示特征向量,并且y_i表示样本的正确标签。然后,将样本的初始重要性值i简单地设定为$\beta_i=\frac{1}{n}$。因此,所有重要性值的总和等于1,即$\sum_{i=1}^{n}\beta_i=1$。

[0181] 在算法的每次迭代中,将C中的所有源分类器应用于目标用户的标记训练数据组,并且通过以下公式计算每个分类器的加权误差:$\epsilon_j=\sum_{i=1}^{n}\beta_i\times 1\left[y_i\neq cs_j(x_i)\right]$,其中如果操作数为真,则1[•]等于1,否则为零。然后选择具有最小误差值的分类器以进行负迁移测试(这是与TaskTrAdaboost算法区分的一个因素)。

[0182] 在一个示例性方法中,负迁移测试如下:如果分类器c的加权误差值∈小于阈值γ(默认设定为$\gamma=0.5$),则(1)将分类器c添加到最终目标分类器的初始空集S,(2)从源分类器C的初始池中移除分类器c,以及(3)针对该分类器计算缩放因子$\alpha>0$(将讨论)。否则,算法将由于负迁移而终止,并且将返回最终分类器S的当前集合以及对应的缩放因子α。在集合S在该阶段为空的情况下,这意味着迁移学习并不比用于该用户的随机分类器更有效!

[0183] 将分类器c的权重设定为$\alpha=\frac{1}{2}log\left(\frac{1-\epsilon}{\epsilon}\right)$,其中∈是在步骤c中计算的分类器的误差。

[0184] 在每次迭代之后,能够以如下方式修改数据点的重要性值。对于样本i,重要性值将被设定为$\beta_i=\beta_i\times exp(-\alpha\cdot y_i\cdot\hat{y}_i)$,其中$\hat{y}_i$是已通过当前迭代的负迁移测试的分类器c针对该样本的预测标签。如果训练数据集中的正样本数量和负样本数量不几乎相等,则我们使用略微不同的更新机制。在这种情况下,我们根据该公式$\beta_i=\beta_i\times exp(-\alpha\cdot y_i\cdot\hat{y}_i)$更新重要性值,其中$\theta_i\in(0,1)$与训练数据集中的一组相同标记样本的基数成反比。推动了这种解决数据不平衡问题的方法。继续算法,直到集合C为空或发生负迁移。如果$S=\{c_1,c_2,\cdots,c_T\}$和{α_1,α_2,…,α_T}表示所有选择的分类器的集合及其对应的缩放因子,其中T表示算法迭代的总次数,则最终目标分类器由$c^*=\sum_{t=1}^{T}\alpha_t c_t$给出。

[0185] 接下来将描述用于基于值信息和时间信息两者的组合来检测事件的技术。

[0186] 系统100提取和利用驻留在从传感器104接收的数据中的信息越多,此类算法就变得越准确。图21是示出利用驻留在当前时间数据中的信息(诸如信号形状和特征)以及信号在连续时间间隔之间的动态和转换中的信息以产生用于检测和预测事件的更准确算法的

技术的框图。

[0187] 时间序列数据是一种特殊类型的数据,该数据包括值信息和时间信息两者,并且仅应用机器学习方法诸如分类可能不会产生可接受的结果。机器学习分类器每个时间间隔的数据视为一个独立的样本来提取特征,并为其分配标签或类。因此,在这些方法中,时间间隔的依赖性和驻留在数据中的动态信息转换在很大程度上被忽略了。

[0188] 被设计成监测个体呼吸模式变化的传感器系统是具有值信息和时间信息两者的时间序列数据的示例。在电力网络的示例中,其中供应商想要预测用户的未来消耗,动态模型可以利用给定天数内用户的消耗模式;测量模型可利用与电力使用直接或间接相关的任何种类的感官数据(例如,当前天气数据或家中的人的数量可用于开发基于测量的模型)。

[0189] 图21所示的方法使用基于动态的算法来捕获时间序列的动态,并且该方法用于改善基于测量的模型(诸如分类器)的准确性。图21所示的方法利用驻留在当前时间数据中的信息(诸如信号形状和特征(基于测量的模型))以及信号历史和连续时间间隔之间的转换中的信息(基于动态的模型)两者。然后,该方法智能地将这两个信息源融合在一起,以基于与由用户设备101监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本来建立用于检测和预测事件的更准确的算法。

[0190] 基于动态的模型用于捕获时间序列的动态并且用于更好地描述数据的转换模式。基于动态的算法提供了将来自基于动态的模型的信息与基于测量的模型融合以改善/过滤基于测量的结果的能力。在一个示例性方法中,图21所示的基于动态的算法700基于以下项:基于动态的模型702、基于测量的模型704和这两者的融合706。该思想是利用驻留在当前时间数据中的信息(包括信号形状和特征(基于测量的模型))以及信号动态和连续时间间隔之间的转换中的信息(基于动态的模型)两者来产生最佳预测。根据输入数据和输出数据的不同,该框架可用于“检测”或“预测”。

[0191] 图22示出了根据本公开的一个方面的从用户设备接收的时间序列测量样本。如上所述并且如图22所示,用户设备101中的传感器数据的一般格式是时间序列信号和对应的标签序列的集合。在一个示例性方法中,基于动态的模型702接收标签序列作为输入,该标签序列也可被认为是离散时间序列和离散值时间序列。基于测量的模型704不关心样本的顺序(转换),因此将样本作为单个样本接收。每个样本等于时间序列的时间间隔和对应的标签。

[0192] 如上所述,基于动态的算法融合来自基于动态的模型702和基于测量的模型704的信息。示例性的基于动态的算法包括马尔可夫模型和隐马尔可夫模型(HMM)。在马尔可夫模型中,每个状态对应于可观察到的(物理)事件。此类方法可能过于局限而不适用于许多感兴趣的问题。然而,HMM扩展了马尔可夫模型的概念以包括观察是该状态的概率函数的情况。HMM是一种双重嵌入随机过程,其中基础随机过程不可观察到(其被隐藏),并且仅能通过产生观察序列的另一组随机过程来观察。

[0193] 一般来讲,输入HMM的数据应为(一组)序列;每个序列是时间上离散的时间序列。如果值(信号幅度)是离散且有限的,则它们被称为观察词。以下示例中的每个示例均涉及观察词。

[0194] 在一个示例性方法中,目的是通过使用观察序列来训练基于动态的模型702,并且然后当给定直至当前时间间隔的序列时,使用模型702来预测下一个时间间隔的最大可能

观察。在一些示例性方法中,仅将直至时间t-1的数据用于训练阶段,而丢弃从时间t到测试阶段之后的数据。但需注意,对于训练阶段和测试阶段两者,序列的长度可以是任意的(不同的t),并且长度不一定都相等。

[0195] 在一个示例性方法中,测试阶段的目标是在给定直至时间t的观察序列的情况下,找到时间t+1的观察词的概率分布:

[0196] $P(O_{t+1}|O_1,\cdots,O_t)$

[0197] 如果HMM被用作基于动态的模型702,则测试阶段中的目标公式如下:

[0198] $P(O_{t+1}|O_1,\cdots,O_t)=P(O_{t+1}|s_{t+1})P(s_{t+1}|O_1,\cdots,O_t)$

[0199] $=P(\mathbb{O}_{t+1})|s_{t+1}))P(s_{t+1}|s_t)P(s_t|O_1,\cdots,O_t)$

[0200] =发射概率×转换概率×前向算法似然性 (1)

[0201] 图23示出了根据本公开的一个方面的用于训练基于动态的模型的技术。图24示出了根据本公开的一个方面的将经训练的基于动态的模型702应用于从传感器104接收的传感器数据。因此,基于动态的模型的变型如下:隐马尔可夫模型(HMM)、针对所有数据训练的一个模型、针对每个数据聚类训练的一个模型;高阶马尔可夫模型,具有适当的阶数选择。

[0202] 在以下示例中,系统100训练HMM模型并使用该模型来预测哮喘控制调查问卷(ACQ)评分水平和用户每天的缓解剂使用情况。

[0203] 观察=(每天的ACQ评分,#每天的缓解剂使用情况)=(A,R)

[0204] 目标:针对所有用户基于(A,R)的先前序列学习HMM,并且预测每个用户的第二天(A,R)。

[0205] 将每天的ACQ评分(A)和缓解剂使用状况(R)量化到各区间中并建立以下观察词:观察词={A0,A1,B0,B1,C0,C1,D0,D1},其中

[0206] A0:ACQ=[0,0.5)并且不使用缓解剂

[0207] A1:ACQ=[0,0.5)并且使用一种或多种缓解剂

[0208] B0:ACQ=[0.5,1.5)并且不使用缓解剂

[0209] B1:ACQ=[0.5,1.5)并且使用一种或多种缓解剂

[0210] C0:ACQ=[1.5,3)并且不使用缓解剂

[0211] C1:ACQ=[1.5,3)并且使用一种或多种缓解剂

[0212] D0:ACQ=[3,6]并且不使用缓解剂

[0213] D1:ACQ=[3,6]并且使用一种或多种缓解剂

[0214] 根据观察词建立训练观察序列直至t-1。针对所有用户(或每个用户类别)训练具有4个隐藏状态(表示体内健康状况,但不一定可解释)的HMM。

[0215] 训练HMM所需的参数=

[0216] 4*4=16转换概率

[0217] 4*8=32发射概率

[0218] 4个优先级(事实上为3个,因为它们的总和为1)

[0219] 在测试阶段,将用户直至t的观察序列提供给经训练的HMM,以使用公式(1)找到t+1的最大可能观察词。

[0220] 图25示出了根据本公开的一个方面的用于训练基于测量的模型的技术。图26示出了根据本公开的一个方面的将经训练的基于测量的模型704应用于从传感器104接收的传

感器数据。基于测量的模型704与分配给它们的测量/信号和标签/类一起使用以训练模型。但是在测试阶段不存在用于信号的标签,因此经训练的模型704用于将标签分配给信号。作为基于测量的模型的示例,机器学习分类器可用于基于从信号提取的特征来对信号进行分类,并为其分配标签。如果根本没有标签可用,则机器学习聚类方法将用作基于测量的模型704。

[0221] 接下来将讨论融合。在图21所示的示例中,融合基于动态的模型702和基于测量的模型704的输出,以单独地改善和过滤每个模型的结果。对于该融合,使用来自基于动态的模型和基于测量的模型的结果的线性组合来确定被加权求和并且其置信度(或训练准确性)为权重的概率分布:

[0222] $k_1\ P_1+k_2\ P_2$

[0223] 需注意,该融合模型未经数据训练,而是在训练阶段(针对测试阶段)之后被添加到框架。其他融合变型可使用相同的线性组合模型,但相反可在训练阶段进行训练,其中权重k_1和k_2是使用数据训练的超参数的一部分。概率分布的任何非线性组合,例如$g(P_1,P_2)$,可以是针对融合部分考虑的其他变型。

[0224] 图27示出了融合示例,在该示例中将作为基于动态的模型702的HMM方法的结果与作为基于测量的模型704的机器学习分类器的结果融合在一起。M、Y和O分别表示测量信号、分类器结果和观察。需注意,测试阶段中的观察结果O可部分地来自基准真值标签并且部分地来自融合输出,或者可以全部来自融合输出。如果测试用户可使用任何历史基准真值标签O_1、...、$_t$,则它们用于从t+1开始预测,并且在融合之后建立O_{t+1}、…的其余部分。

[0225] 在图27的示例中,融合的窗口大小为1,其可在其他变型中推进到更高的阶数。此外,如果M_t是输入而不是M_{t+1},则可使用完全相同的框架进行“预测”而不是“检测”。

[0226] 接下来将描述用于检测和预测呼吸事件(诸如哮喘发作)和危害人类呼吸模式的其他类型的呼吸事件的框架。为了清楚起见,“哮喘发作”仅是检测的具体示例;框架可应用于其他生理信号。

[0227] 在哮喘发作中,空气可能难以从肺中排出,从而导致症状诸如咳嗽、气喘、胸闷、呼吸急促等。哮喘发作的持续时间和症状在患者之间有很大差异。虽然哮喘患者大致被归类为轻度、中度和重度,但没有明确的模式来描述不同患者之间的触发器和症状,从而使其成为非常困难的模式识别问题。同时,哮喘发作事件的不同持续时间引入了额外的困难,因为难以查明事件的确切时间。变化在很大程度上取决于发作的原因以及气道已发炎的时长。发作期可持续仅几分钟至几小时。

[0228] 帮助哮喘患者的关键是使他们能够具有可及早意识到哮喘发作以便进行干预的技术,诸如通过使用急救吸入器。此外,准确的跟踪框架使用先进的数据分析工具以部署预防策略为触发器分析开启了大门。

[0229] 图28示出了根据本公开的一个方面的框架800,在该框架中系统100接收原始数据802。在图28所示的示例中,原始数据802包括由传感器104捕获的传感器数据、与事件相关联的弱标签以及辅助信息诸如环境信息和人口统计信息。在图28的示例性方法中,特征提取804从原始数据802提取测量样本,从而基于传感器数据以及来自用户102的反馈、时间戳和吸入器使用信息传送信号特征。在图28的示例性方法中,在806处应用一个或多个算法来检测强标记数据和弱标记数据(诸如以上在图3至图13的讨论中讨论的)。在808处过滤可用

信号,并在810处从可用样本中提取特征。在812处执行检查以确定是否发生呼吸事件,并在814处推断全天出现症状的似然性和发生呼吸事件的可能性。

[0230] 在一个示例性方法中,要求用户102穿戴传感器104,使得可以测量代理生理信号,该代理生理信号包括但不限于人呼吸时的压力、加速度计捕获活动和体温。理论上,原始数据中的一个样本可表示一种类型的信号。或者原始数据802可包括堆叠在一起的多个信号,诸如与加速度计(x轴、y轴和z轴)数据堆叠的压力数据。原始数据还可包括辅助信息,诸如环境温度和压力、大气中的各种过敏原计数等。

[0231] 哮喘事件持续时间不同,发作期可持续仅几分钟至几小时。在一个示例性方法中,图28的示例性方法利用医疗干预来建立进行中事件的峰值概念。例如,在图28的示例中,计算设备106使用时间戳来指示受试者何时使用他/她的急救吸入器来治疗进行中的发作。图29示出了根据本公开的一个方面的时间序列测量样本流中干预的发生。基础假设是患者在意识到症状变得更坏并且他们需要立即治疗时将使用急救吸入器。急救吸入器立即缓解哮喘症状。在一些示例性方法中,急救吸入器使用的通知(时间戳)可由患者以直接书面反馈的形式提供、通过调查应用程序或部署在吸入器本身中的传感器以数字方式提供,该传感器可通过云传送使用数据。

[0232] 哮喘事件的起始点以及其完全结束的时间可能存在不确定性。在图28的示例性方法中,系统100通过分析来自图29所示的急救吸入器时间戳左右的原始数据的样本来应对这种不确定性。在一种此类方法中,使用急救吸入器之前和之后的样本持续时间“T”是所提出的框架中的参数,该参数可通过跨各种受试者的实验来优化。来自使用急救吸入器时间段之前的数据被分配标签-1,而+1标签被分配给来自使用急救吸入器使用之后的样本。存在可创建标记数据矩阵的各种方式,在该标记数据矩阵中最后一列对应于样本的标签:

[0233] 1.在长度为T的样本之前和之后使用每个标签作为每个标签的一个示例

[0234] 2.从急救吸入器使用之前创建多个长度为T/N的样本,所有原始数据均标记为-1,并且从急救数据之后创建均标记为+1的另一组T/N样本,其中N用于将长度为T的样本进一步划分为更小的重复单元(例如循环)进行分析(见图3)。N也可被视为要通过实验确定的参数

[0235] 3.检测原始数据中的个体呼吸并根据使用急救吸入器之前和之后的发生情况对其进行标记

[0236] 在训练模型进行事件检测之前,系统100基于数据的质量过滤数据。这对于保证经训练的模型的准确性和稳健性可能是至关重要的。质量差的数据可能影响机器学习算法的性能,并且此类结果可能变得不太可靠。可导致可穿戴传感器的数据劣化的原因中的一些原因是当传感器104未被穿戴、传感器104未被正确穿戴并且与身体的接触不佳、传感器104被穿戴但受试者正在进行可能影响传感器测量的体力活动,或者呼吸数据可能已经用低频活动进行了调制。

[0237] 如上所述,可从要在下游流水线中使用的标记数据矩阵中的样本中提取各种特征。这些特征可包括简单的特征,诸如峰的数量、峰的值、吸气时间和呼气时间,以及复杂的信号处理特征,包括但不限于不同滞后处的自相关值和傅立叶系数。可通过应用其他方法(诸如交叉谱密度)从各个传感器(诸如压力、加速度计(x、y、z))或从信号的组合中提取特征。这些基于信号的特征也可使用辅助信息(诸如环境温度和压力以及大气中的各种过敏

原计数等)附加。

[0238] 在样本过滤和特征提取之后,系统100移动到带正标签数据(使用吸入器之前)和负标签数据(使用吸入器之后)的监督分类问题。如果预测模型旨在为能够泛化的(跨受试者使用类似的模型),则可以堆叠来自多个传感器(受试者)的特征以创建模型。

[0239] 存在各种机器学习方法,诸如随机森林、逻辑回归、支持向量机、递归神经网络,该机器学习方法可用于训练模型以检测样本是否对应于使用前/使用后的类。还可以对样本使用不同的加权。在一个示例性方法中,例如,系统100将较低权重分配给更远离急救吸入器时间戳的样本,以减少它们对事件检测的影响。

[0240] 推断块814是图28所示的所提出的框架的最终块。经训练的模型可用于各种推断任务。例如-哮喘症状的严重程度可通过模型预测的置信度来推断。该分析可涉及在长时间段内滑动窗口预测。

[0241] 经训练的模型也可用于实时检测哮喘事件。该方法允许用户在不手动记录其症状的情况下跟踪其整体健康。最后,可利用准确的检测模型连同动态模型来预测未来的哮喘发作。还需注意,训练阶段可根据需要尽可能多地重复。在一个示例性方法中,每当捕获新样本时,以“批量处理”模式(其中所有样本均被再处理)或“更新”模式(其中模型用所获得的新样本进行更新)处理样本。

[0242] 图28和图29所示的示例性方法提供了用于根据外部活动标记样本的简单机制。此类方法也可用于易受标记数据影响的其他标记。

[0243] 一种用于呼吸监测的示例性系统可包括:传感器,其中传感器监测至少一个呼吸相关参数;计算设备,该计算设备连接到所述传感器,其中计算设备包括处理器,其中处理器基于从传感器接收的至少一个呼吸相关参数来检测第一呼吸状态;用户界面,其中用户界面接收与第一呼吸状态相关的用户输入,并且其中处理器基于用户输入来修改对一个或多个呼吸状态的检测。

[0244] 一种示例性非暂态计算机可读存储介质存储计算机系统可执行指令,该计算机系统可执行指令在被执行时可将处理器配置为:基于从传感器接收的至少一个呼吸相关参数来检测第一呼吸状态,其中传感器监测至少一个呼吸相关参数;以及基于与第一呼吸事件相关的用户输入来修改对一个或多个呼吸状态的检测,其中用户界面接收用户输入。

[0245] 一种示例性方法包括:接收与监测生物功能的传感器设备相关联的历史传感器数据,历史传感器数据表示与由传感器设备监测的生物功能相关联的一个或多个参数的历史时间序列测量样本;从历史传感器数据提取特征数据,特征数据表示历史时间序列测量样本的两个或更多个特征;将历史时间序列测量样本分配给聚类;基于所提取的特征数据针对每个聚类生成特定于聚类的源域分类器;接收目标用户传感器数据的未标记样本作为目标域样本,目标用户传感器数据表示与由传感器设备监测的目标用户的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本;将聚类标识符分配给每个未标记目标域样本,聚类标识符包括标识与要标记的样本相关联的特定于聚类的源域分类器的信息;接收目标用户传感器数据的标记样本,标记样本表示与由传感器设备监测的目标用户的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本;从与目标用户相关联的标记样本中提取特征数据,特征数据表示标记样本的两个或更多个特征;以及基于源域分类器和与标记样本相关联的所提取的特征数据针对每个聚类生成特定于聚类的目标域分类器。在一个示例性方法

中,该方法还包括训练机器学习算法以基于源域分类器和目标域分类器来标记目标用户传感器数据的未标记样本。

[0246] 一种标记传感器数据的示例性方法包括:接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据,传感器数据表示与由传感器设备监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本;接收表示已知会导致时间序列测量样本变化的干预的传感器数据;确定落在干预之前的时间序列测量样本和落在干预之后的时间序列测量样本;将落在吸入器使用之前的时间序列测量样本标记为干预前样本;将落在干预之后的时间序列测量样本标记为干预后样本;以及基于标记样本来训练检测算法。

[0247] 在一个示例性方法中,时间序列测量样本是呼吸测量样本,并且其中干预是吸入器使用。在一个示例性方法中,训练检测算法包括根据从干预测量的时间来减小标记数据的贡献。在一个示例性方法中,训练检测算法包括修改检测算法以反映与传感器数据一起接收的环境信息。在一个示例性方法中,训练检测算法包括修改检测算法以反映与传感器数据一起接收的人口统计信息。在一个示例性方法中,训练检测算法包括分析在与干预大致相同的时间捕获的测量样本,并且基于分析来修改干预时间戳。

[0248] 在一个示例性方法中,训练检测算法包括创建标记数据矩阵。在一个此类示例性方法中,标记数据矩阵包括来自干预之前的两个或更多个测量样本。在另一个此类示例性方法中,标记数据矩阵包括来自干预之后的两个或更多个测量样本。

[0249] 一种示例性方法包括:接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据,传感器数据表示与由传感器设备监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,其中传感器数据包括时间序列测量的可用样本和不可用样本;提取表示时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据;过滤所提取的数据,其中过滤包括基于预期异常值比率来消除所提取的数据中的异常值;以及训练机器学习算法以基于所过滤的提取数据来标识事件。在一个此类示例性方法中,消除所提取的特征数据中的异常值包括将孤立森林技术应用于所提取的特征数据。在一个此类示例性方法中,训练机器学习算法包括将一类支持向量机(SVM)技术应用于所过滤的提取的特征数据。在一个此类示例性方法中,训练机器学习算法包括确定用户的聚类,并且将一类支持向量机(SVM)技术应用于所过滤的提取的特征数据,以确定针对每个聚类的机器学习算法。在一个此类示例性方法中,时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,其中与呼吸相关联的测量样本包括腹部运动和加速度的测量。在一个此类示例性方法中,时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且其中特征选自所接收的传感器数据的一个或多个参数,参数包括相对振幅、持续时间、呼吸量、斜率、形状、吸气时间、呼气时间、吸气与呼气比率、样本一致性和样本重建误差。

[0250] 在一个此类示例性方法中,训练机器学习算法包括:接收标记传感器数据,标记传感器数据包括标识标记传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;将第二标签分配给标记传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将机器学习算法应用于标记传感器数据,以检测标记传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及根据第一标签和第二标签之间的差异来修改预期异常值比率。

[0251] 在一个示例性方法中,标记传感器数据包括根据生物参数的同时交替测量而标记的数据。在一个示例性方法中,时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且接收标记传感器数据包括:经由传感器设备以及经由呼吸测量装置同时捕获与呼吸相关联的测

量样本;以及基于由呼吸测量装置捕获的与呼吸相关联的测量样本来标记由传感器设备捕获的呼吸测量。在一个此类示例性方法中,呼吸测量设备是呼吸器。

[0252] 在一个示例性方法中,方法包括:接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据,传感器数据表示与由传感器设备监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本;将基于动态的模型应用于传感器数据;将基于测量的模型应用于传感器数据;以及融合基于动态的模型和基于测量的模型。

[0253] 在一个此类示例性方法中,融合包括将权重分配给两个模型,并且基于该基于动态的模型和基于测量的模型的元素的加权和来确定融合模型。在另一个此类示例性方法中,融合根据观察和基准真值标签。在另一个此类示例性方法中,时间序列测量包括呼吸测量,其中呼吸测量包括压力和加速度的测量。

[0254] 在另一个此类示例性方法中,时间序列测量包括呼吸测量,并且其中特征选自所接收的传感器数据的一个或多个参数,该一个或多个参数包括相对振幅、持续时间、呼吸量、斜率、形状、吸气时间、呼气时间、吸气与呼气比率、样本一致性和样本重建误差。

[0255] 在另一个此类示例性方法中,训练机器学习算法包括:接收标记传感器数据,标记传感器数据包括标识标记传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;将第二标签分配给标记传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将机器学习算法应用于标记传感器数据,以检测标记传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及根据第一标签和第二标签之间的差异来修改预期异常值比率。

[0256] 在一个此类示例性方法中,标记传感器数据包括根据生物参数的交替测量而标记的数据。

[0257] 在一个此类示例性方法中,时间序列测量包括呼吸测量,并且接收标记传感器数据包括:经由传感器以及经由呼吸器同时捕获呼吸测量;以及基于由呼吸器捕获的呼吸测量来标记由传感器捕获的呼吸测量。

[0258] 示例性实施方案

[0259] 在示例性实施方案A1中,方法包括:接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据,所述传感器数据表示与由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,其中所述传感器数据包括时间序列测量的可用样本和不可用样本;提取表示所述时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据;过滤所提取的数据,其中过滤包括基于预期异常值比率来消除所提取的数据中的异常值;以及训练机器学习算法以基于所过滤的提取数据来标识事件。

[0260] 在示例性实施方案A2中,根据示例性实施方案A1所述的方法,其中消除所提取的特征数据中的异常值包括将孤立森林技术应用于所提取的特征数据。

[0261] 在示例性实施方案A3中,根据示例性实施方案A1或A2中任一项所述的方法,其中训练所述机器学习算法包括将一类支持向量机(SVM)技术应用于所过滤的提取的特征数据。

[0262] 在示例性实施方案A4中,根据示例性实施方案A1、A2或A3中任一项所述的方法,其中训练所述机器学习算法包括确定用户的聚类,并且将一类支持向量机(SVM)技术应用于所过滤的提取的特征数据,以确定针对每个聚类的机器学习算法。

[0263] 在示例性实施方案A5中,根据示例性实施方案A1至A4中任一项所述的方法,其中

所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,其中与呼吸相关联的所述测量样本包括腹部运动和加速度的测量。

[0264] 在示例性实施方案A6中,根据示例性实施方案A1至A5中任一项所述的方法,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且其中所述特征选自所接收的传感器数据的一个或多个参数,所述参数包括相对振幅、持续时间、呼吸量、斜率、形状、吸气时间、呼气时间、吸气与呼气比率、样本一致性和样本重建误差。

[0265] 在示例性实施方案A7中,根据示例性实施方案A1至A6中任一项所述的方法,其中训练所述机器学习算法包括:接收标记传感器数据,所述标记传感器数据包括标识所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;将第二标签分配给所述标记传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将所述机器学习算法应用于所述标记传感器数据,以检测所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及根据所述第一标签和所述第二标签之间的差异来修改所述预期异常值比率。

[0266] 在示例性实施方案A8中,根据示例性实施方案A1至A7中任一项所述的方法,其中消除所提取的特征数据中的异常值包括将孤立森林技术应用于所提取的特征数据。

[0267] 在示例性实施方案A9中,根据示例性实施方案A1至A8中任一项所述的方法,其中所述标记传感器数据包括根据生物参数的同时交替测量而标记的数据。

[0268] 在示例性实施方案A10中,根据示例性实施方案A1至A9中任一项所述的方法,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且其中接收标记传感器数据包括:经由所述传感器设备以及经由呼吸测量装置同时捕获与呼吸相关联的测量样本;以及基于由所述呼吸测量装置捕获的与呼吸相关联的所述测量样本来标记由所述传感器设备捕获的呼吸测量。

[0269] 在示例性实施方案A11中,系统包括:传感器设备,其中所述传感器设备监测至少一种生物功能;一个或多个处理器,所述一个或多个处理器连接到所述传感器设备;和存储器,所述存储器连接到所述一个或多个处理器,其中所述存储器包含指令,所述指令在由所述处理器中的一个或多个处理器执行时致使所述处理器:从所述传感器设备接收传感器数据,所述传感器数据表示与由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,其中所述传感器数据包括时间序列测量的可用样本和不可用样本;提取表示所述时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据;过滤所提取的数据,其中过滤包括基于预期异常值比率来消除所提取的数据中的异常值;以及训练机器学习算法以基于所过滤的提取数据来标识事件。

[0270] 在示例性实施方案A12中,系统包括根据示例性实施方案A11所述的系统,其中所述传感器设备包括呼吸器。

[0271] 在示例性实施方案A13中,系统包括根据示例性实施方案A11或A12中任一项所述的系统,其中训练所述机器学习算法包括:接收标记传感器数据,所述标记传感器数据包括标识所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;将第二标签分配给所述标记传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将所述机器学习算法应用于所述标记传感器数据,以检测所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及根据所述第一标签和所述第二标签之间的差异来修改所述预期异常值比率。

[0272] 在示例性实施方案A14中,系统包括根据示例性实施方案A11、A12或A13中任一项

所述的系统,其中所述时间序列测量样本包括与呼吸相关联的测量样本,并且其中训练所述机器学习算法包括接收标记传感器数据,所述接收标记传感器数据包括经由所述传感器设备以及经由呼吸测量装置同时捕获与呼吸相关联的测量样本;以及基于由所述呼吸测量装置捕获的与呼吸相关联的所述测量样本来标记由所述传感器设备捕获的呼吸测量。

[0273] 在示例性实施方案A15中,系统包括根据示例性实施方案A11至A14中任一项所述的系统,其中所述传感器设备包括用于对腹部运动和加速度进行时间序列测量的传感器。

[0274] 在示例性实施方案A16中,非暂态计算机可读存储介质存储指令,所述指令在被执行时致使处理器:从传感器设备接收传感器数据,所述传感器数据表示与由所述传感器设备监测的生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本,其中所述传感器数据包括时间序列测量的可用样本和不可用样本;提取表示所述时间序列测量的样本的两个或更多个特征的数据;过滤所提取的数据,其中过滤包括基于预期异常值比率来消除所提取的数据中的异常值;以及训练机器学习算法以基于所过滤的提取数据来标识事件。

[0275] 在示例性实施方案A17中,非暂态计算机可读存储介质包括根据示例性实施方案A16所述的指令,其中在被执行时致使处理器训练所述机器学习算法的所述指令包括这样的指令,所述指令在被执行时致使处理器:接收标记传感器数据,所述标记传感器数据包括标识所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签;将第二标签分配给所述标记传感器数据中的样本,其中分配第二标签包括将所述机器学习算法应用于所述标记传感器数据,以检测所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本;以及根据所述第一标签和所述第二标签之间的差异来修改所述预期异常值比率。

[0276] 在示例性实施方案A18中,计算设备被配置为执行根据示例性实施方案A1至A10中任一项所述的方法。

[0277] 在示例性实施方案A19中,系统被配置为执行根据示例性实施方案A1至A10中任一项所述的方法。

[0278] 在示例性实施方案A20中,非暂态计算机可读介质、计算系统或装置被配置为执行根据示例性实施方案A1至A10中任一项所述的方法中的任一种方法。

[0279] 在示例性实施方案B1中,方法包括:接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据,所述传感器数据表示与由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本;将基于动态的模型应用于所述传感器数据;将基于测量的模型应用于所述传感器数据;以及融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型。

[0280] 在示例性实施方案B2中,根据示例性实施方案B1所述的方法,其中融合包括将权重分配给所述两个模型,并且基于所述基于动态的模型和所述基于测量的模型的元素的加权和来确定融合模型。

[0281] 在示例性实施方案B3中,根据示例性实施方案B1或B2中任一项所述的方法,其中融合基于观察标签和基准真值标签中的一者或多者。

[0282] 在示例性实施方案B4中,根据示例性实施方案B1、B2或B3中任一项所述的方法,其中时间序列测量包括呼吸测量,其中所述呼吸测量包括压力和加速度的测量。

[0283] 在示例性实施方案B5中,根据示例性实施方案B1至B4中任一项所述的方法,其中所述时间序列测量包括呼吸测量,并且其中特征选自所接收的传感器数据的一个或多个参数,所述一个或多个参数包括相对振幅、持续时间、呼吸量、斜率、形状、吸气时间、呼气时

间、吸气与呼气比率、样本一致性和样本重建误差。

[0284] 在示例性实施方案B6中，根据示例性实施方案B1至B5中任一项所述的方法，其中训练所述机器学习算法包括：接收标记传感器数据，所述标记传感器数据包括标识所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本的第一标签；将第二标签分配给所述标记传感器数据中的样本，其中分配第二标签包括将所述机器学习算法应用于所述标记传感器数据，以检测所述标记传感器数据中的可用样本和不可用样本；以及根据所述第一标签和所述第二标签之间的差异来修改预期异常值比率。

[0285] 在示例性实施方案B7中，根据示例性实施方案B1至B6中任一项所述的方法，其中所述标记传感器数据包括根据生物参数的交替测量而标记的数据。

[0286] 在示例性实施方案B8中，根据示例性实施方案B1至B7中任一项所述的方法，其中所述时间序列测量包括呼吸测量，并且其中接收标记传感器数据包括：经由所述传感器以及经由呼吸器同时捕获呼吸测量；以及基于由所述呼吸器捕获的所述呼吸测量来标记由所述传感器捕获的所述呼吸测量。

[0287] 在示例性实施方案B9中，系统包括：传感器设备，其中所述传感器设备监测至少一种生物功能；一个或多个处理器，所述一个或多个处理器连接到所述传感器设备；和存储器，所述存储器连接到所述一个或多个处理器，其中所述存储器包含指令，所述指令在由所述处理器中的一个或多个处理器执行时致使所述处理器：接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据，所述传感器数据表示与由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本；将基于动态的模型应用于所述传感器数据；将基于测量的模型应用于所述传感器数据；以及融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型。

[0288] 在示例性实施方案B10中，根据示例性实施方案B9所述的系统，其中时间序列测量包括呼吸测量，并且其中接收标记传感器数据包括：经由所述传感器以及经由呼吸器同时捕获呼吸测量；以及基于由所述呼吸器捕获的所述呼吸测量来标记由所述传感器捕获的所述呼吸测量。

[0289] 在示例性实施方案B11中，根据示例性实施方案B9或B10中任一项所述的系统，其中在由所述处理器中的一个或多个处理器执行时致使所述处理器融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型的所述指令包括这样的指令，所述指令在由所述处理器中的一个或多个处理器执行时致使所述处理器将权重分配给所述两个模型，并且基于所述基于动态的模型和所述基于测量的模型的元素的加权和来确定融合模型。

[0290] 在示例性实施方案B12中，根据示例性实施方案B9至B11中任一项所述的系统，其中所述处理器基于观察标签和基准真值标签中的一者或多者来融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型。

[0291] 在示例性实施方案B13中，根据示例性实施方案B9至B12中任一项所述的系统，其中所述时间序列测量包括呼吸测量，其中所述呼吸测量包括压力和加速度的测量。

[0292] 在示例性实施方案B14中，非暂态计算机可读存储介质存储指令，所述指令在被执行时致使处理器：接收与监测生物功能的传感器设备相关联的传感器数据，所述传感器数据表示与由所述传感器设备监测的所述生物功能相关联的一个或多个参数的时间序列测量样本；将基于动态的模型应用于所述传感器数据；将基于测量的模型应用于所述传感器

数据;以及融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型。

[0293] 在示例性实施方案B15中,根据示例性实施方案B14所述的非暂态计算机可读存储介质,其中所述处理器基于观察标签和基准真值标签中的一者或多者来融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型。

[0294] 在示例性实施方案B16中,根据示例性实施方案B14或B15中任一项所述的非暂态计算机可读存储介质,其中所述处理器基于观察标签和基准真值标签中的一者或多者来融合所述基于动态的模型和所述基于测量的模型。

[0295] 在示例性实施方案B17中,根据示例性实施方案B14至B16中任一项所述的非暂态计算机可读存储介质,其中时间序列测量包括呼吸测量,其中所述呼吸测量包括压力和加速度的测量。

[0296] 在示例性实施方案B18中,计算设备被配置为执行根据示例性实施方案B1至B8中任一项所述的方法。

[0297] 在示例性实施方案B19中,系统被配置为执行根据示例性实施方案B1至B8中任一项所述的方法。

[0298] 在示例性实施方案B20中,非暂态计算机可读介质、计算系统或装置被配置为执行根据示例性实施方案B1至B8中任一项所述的方法中的任一种方法。

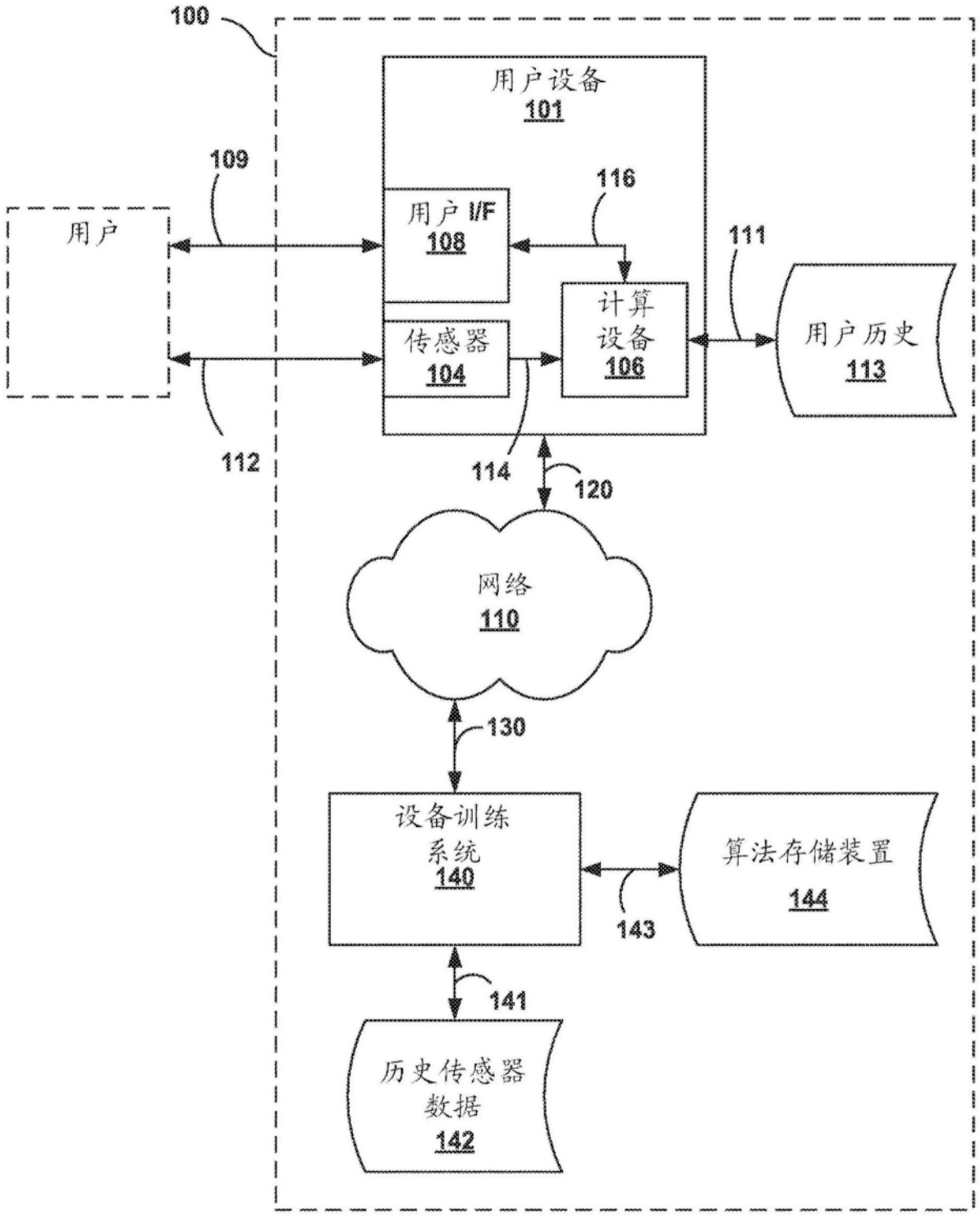

100
用户设备
101
109
116
用户
用户 I/F
108
111
计算
设备
106
用户历史
113
传感器
104
112
114
120
网络
110
130
设备训练
系统
140
算法存储装置
144
143
141
历史传感器
数据
142

图1

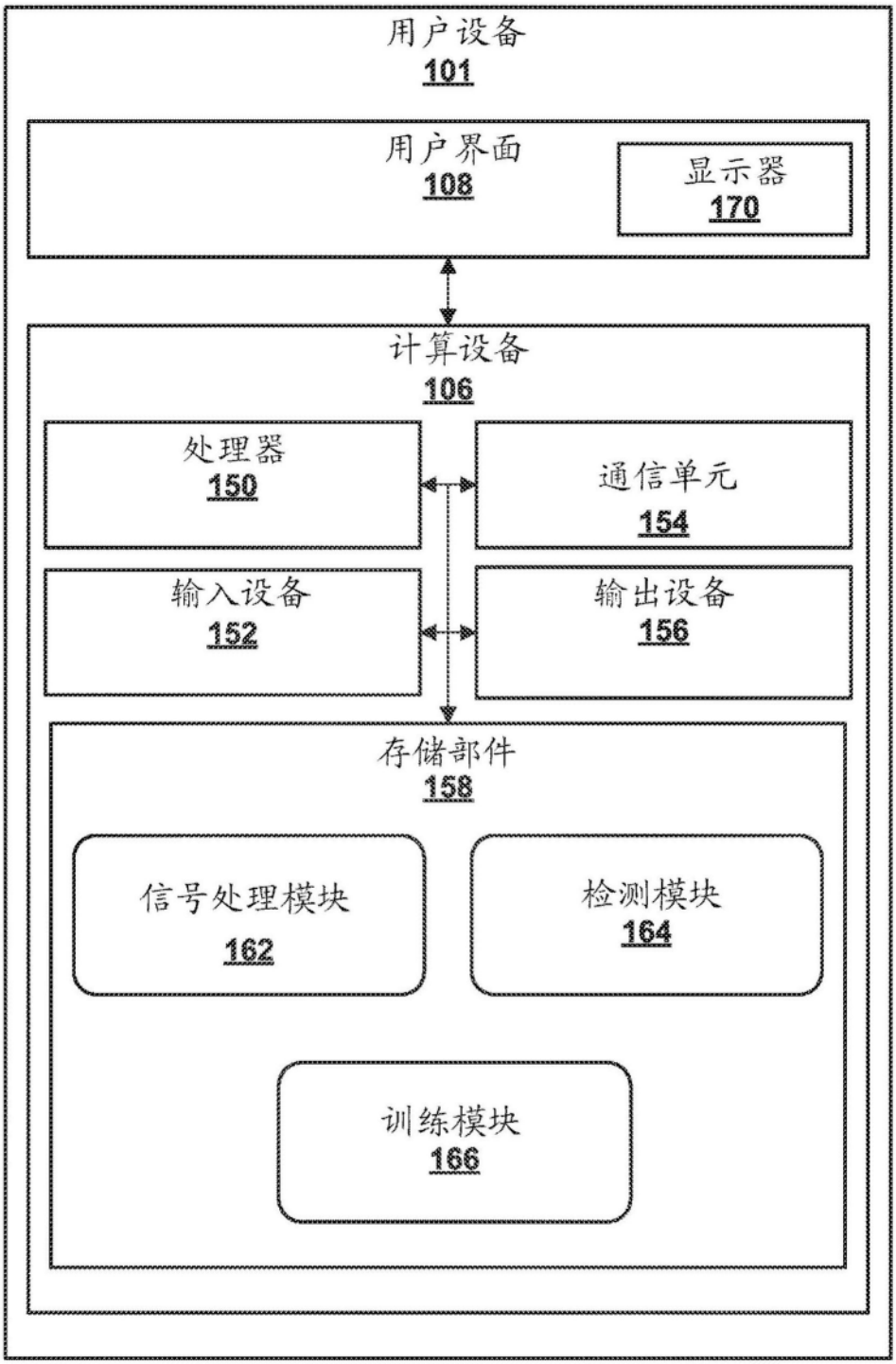

用户设备
101
用户界面
108
显示器
170
计算设备
106
处理器
150
通信单元
154
输入设备
152
输出设备
156
存储部件
158
信号处理模块
162
检测模块
164
训练模块
166

图2

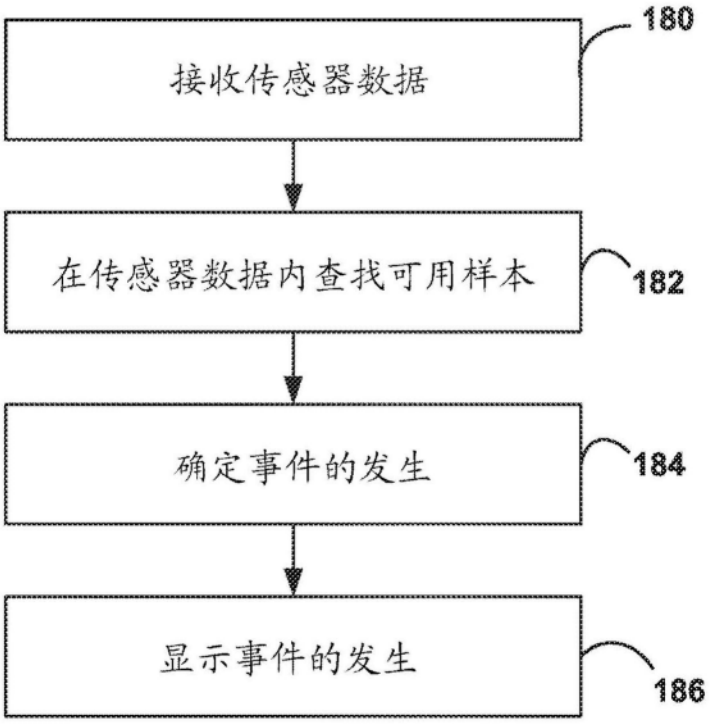


图3

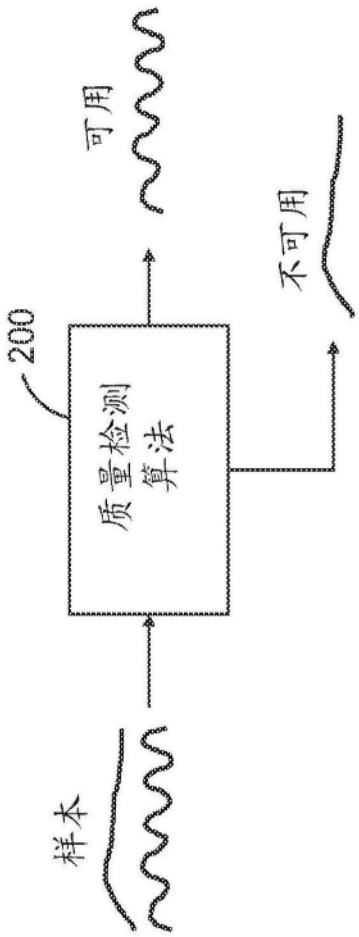


图4A

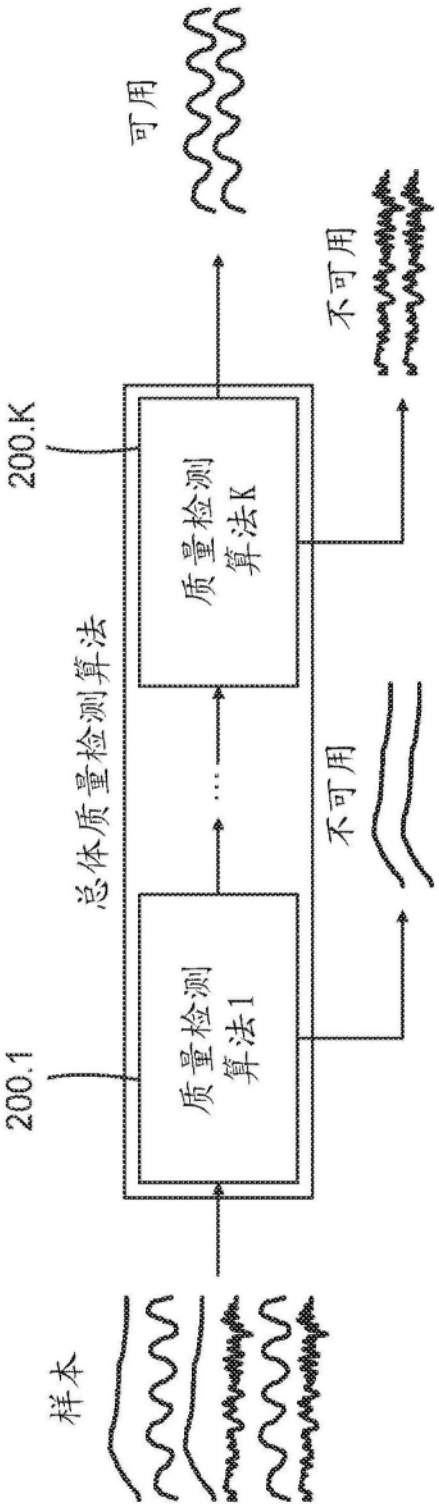


图4B

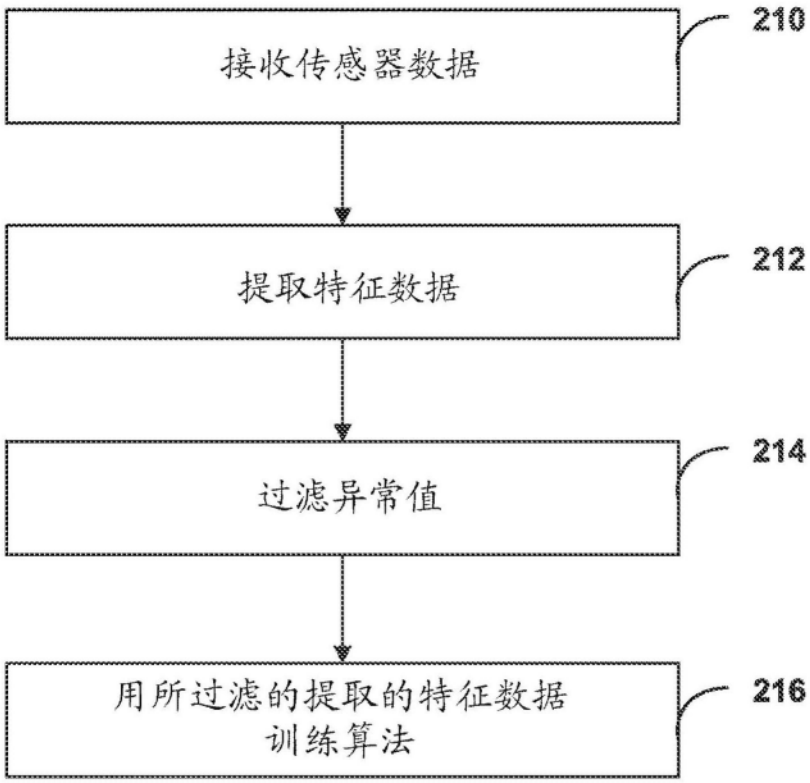


图5

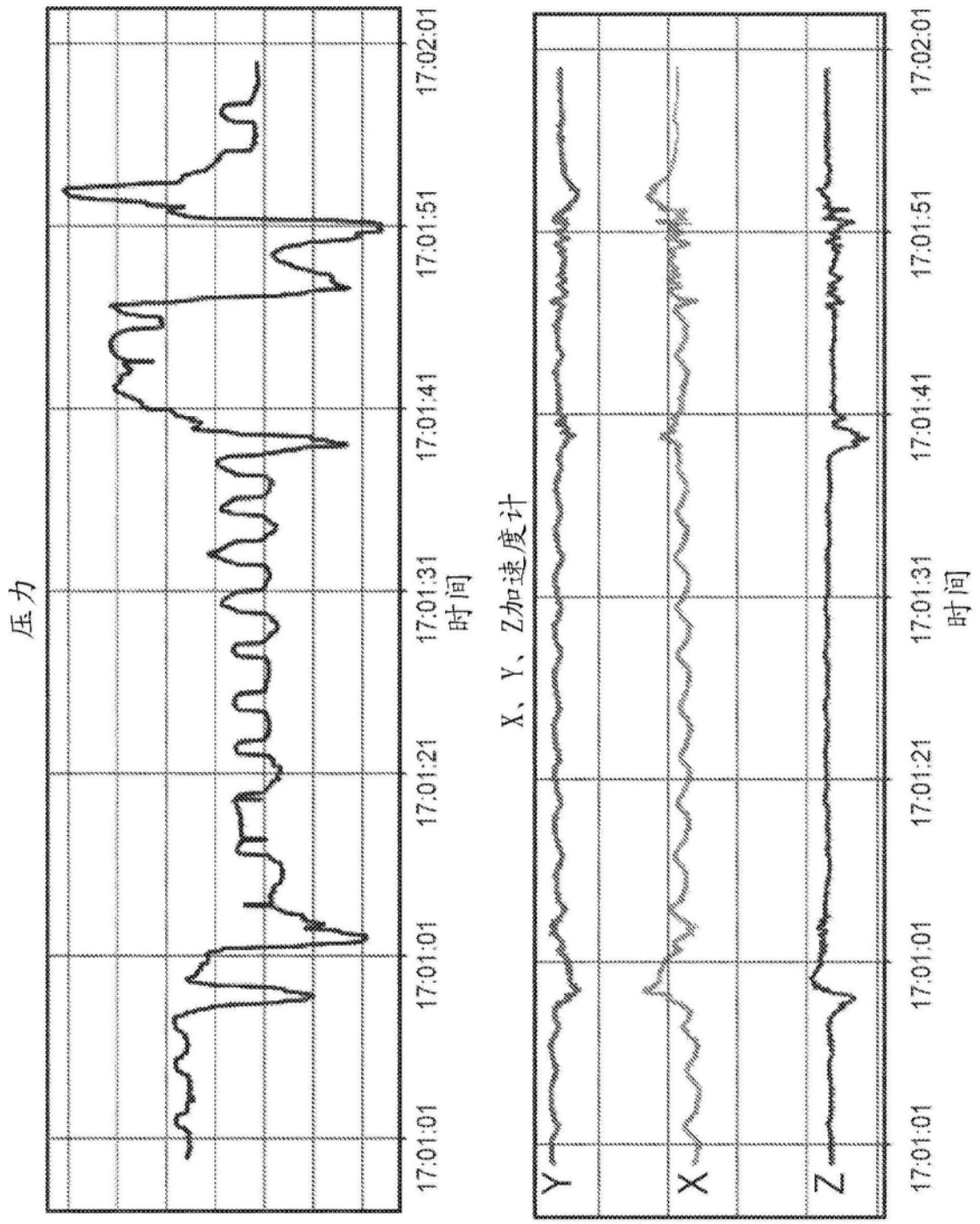

压力
17:01:01
17:01:01
17:01:21
17:01:31
17:01:41
17:01:51
17:02:01
时间
X、Y、Z加速度计
Y
X
Z
17:01:01
17:01:01
17:01:21
17:01:31
17:01:41
17:01:51
17:02:01
时间

图6

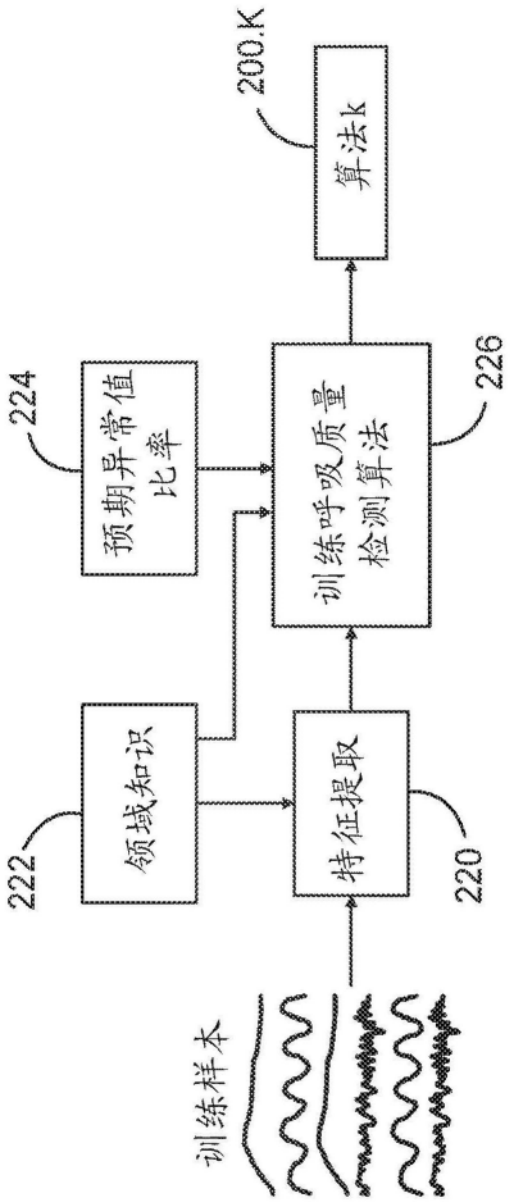


图7

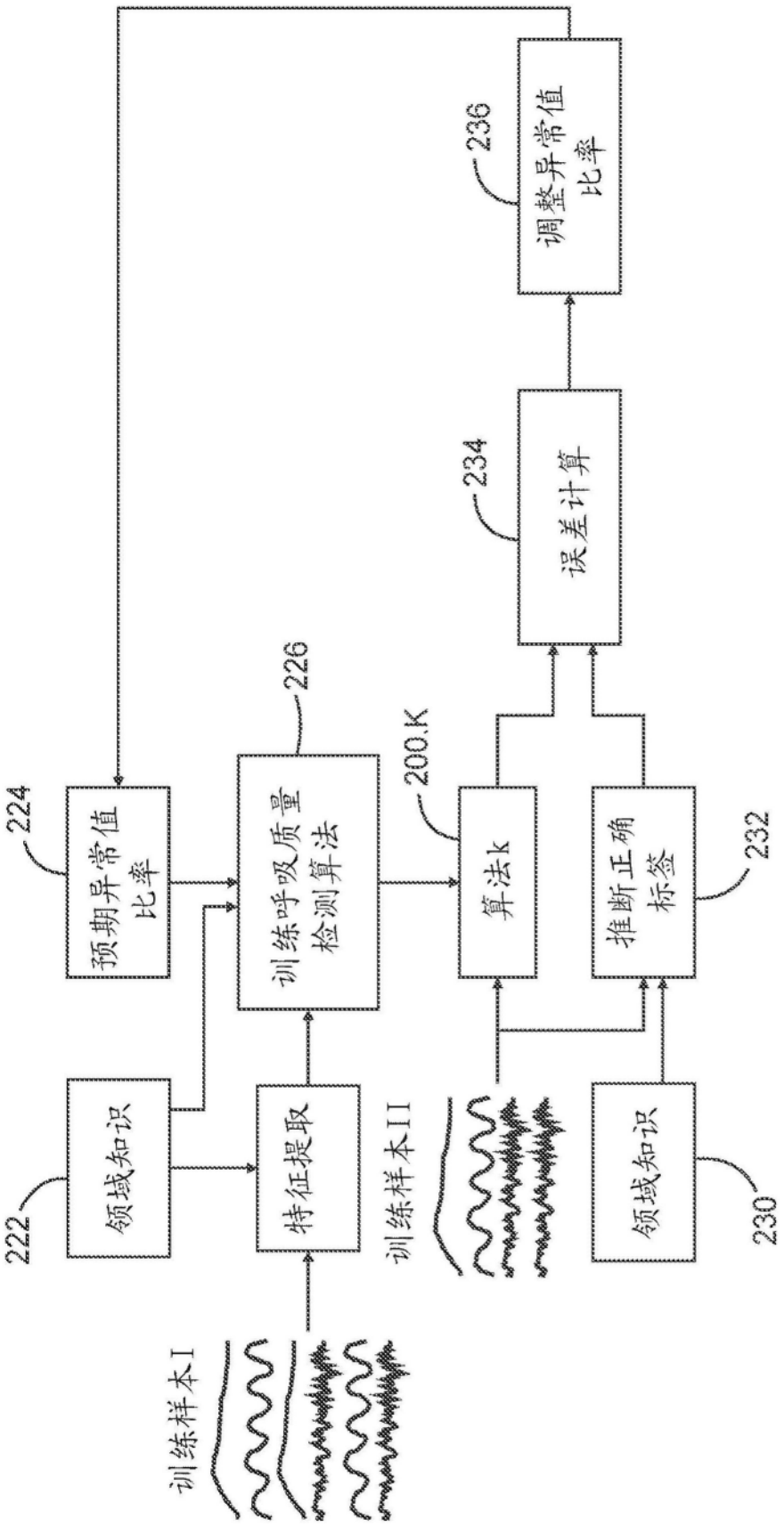

训练样本I
222
领域知识
特征提取
224
预期异常值比率
226
训练呼吸质量检测算法
200.K
训练样本II
算法k
234
误差计算
236
调整异常值比率
232
推断正确标签
230
领域知识

图8

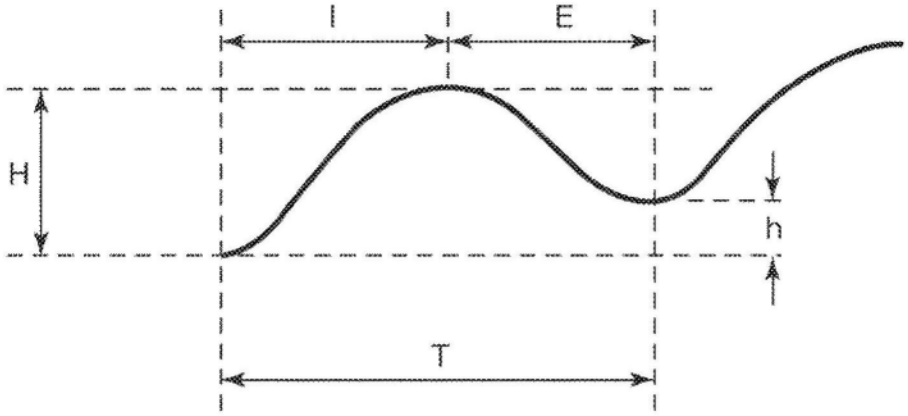


图9

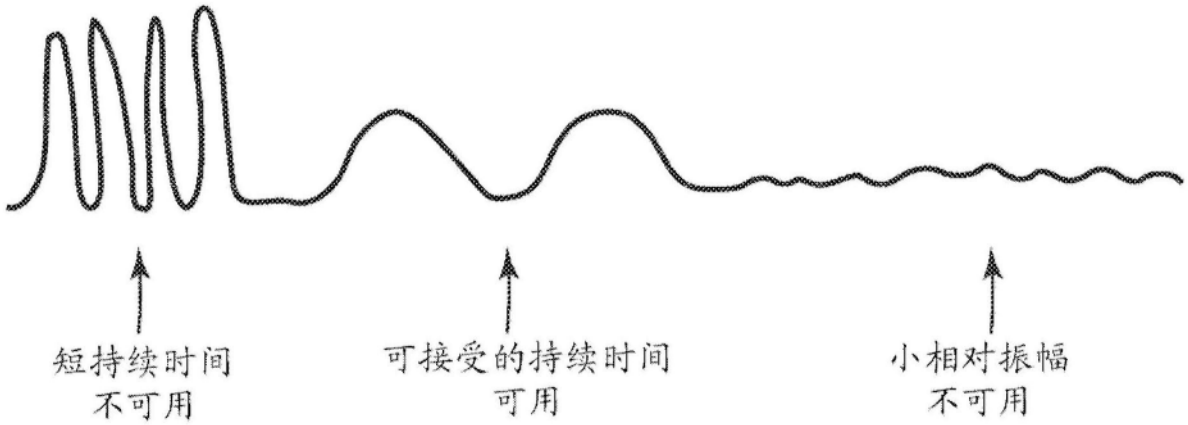


图10

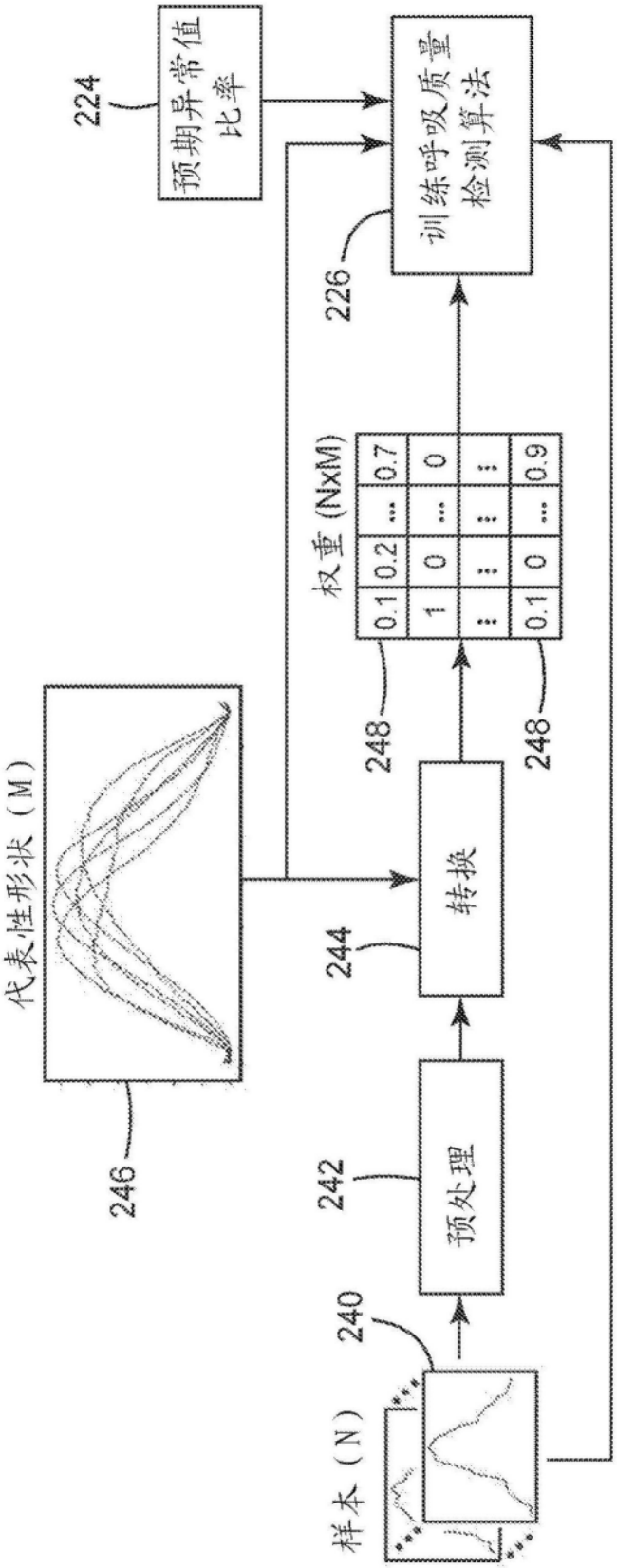

预期异常值比率
224
训练呼吸质量检测算法
226
权重 (NxM)
0.1 0.2 ... 0.7
1 0 ... 0
0.1 0 ... 0.9
248
248
代表性形状 (M)
246
转换
244
预处理
242
样本 (N)
240

图11

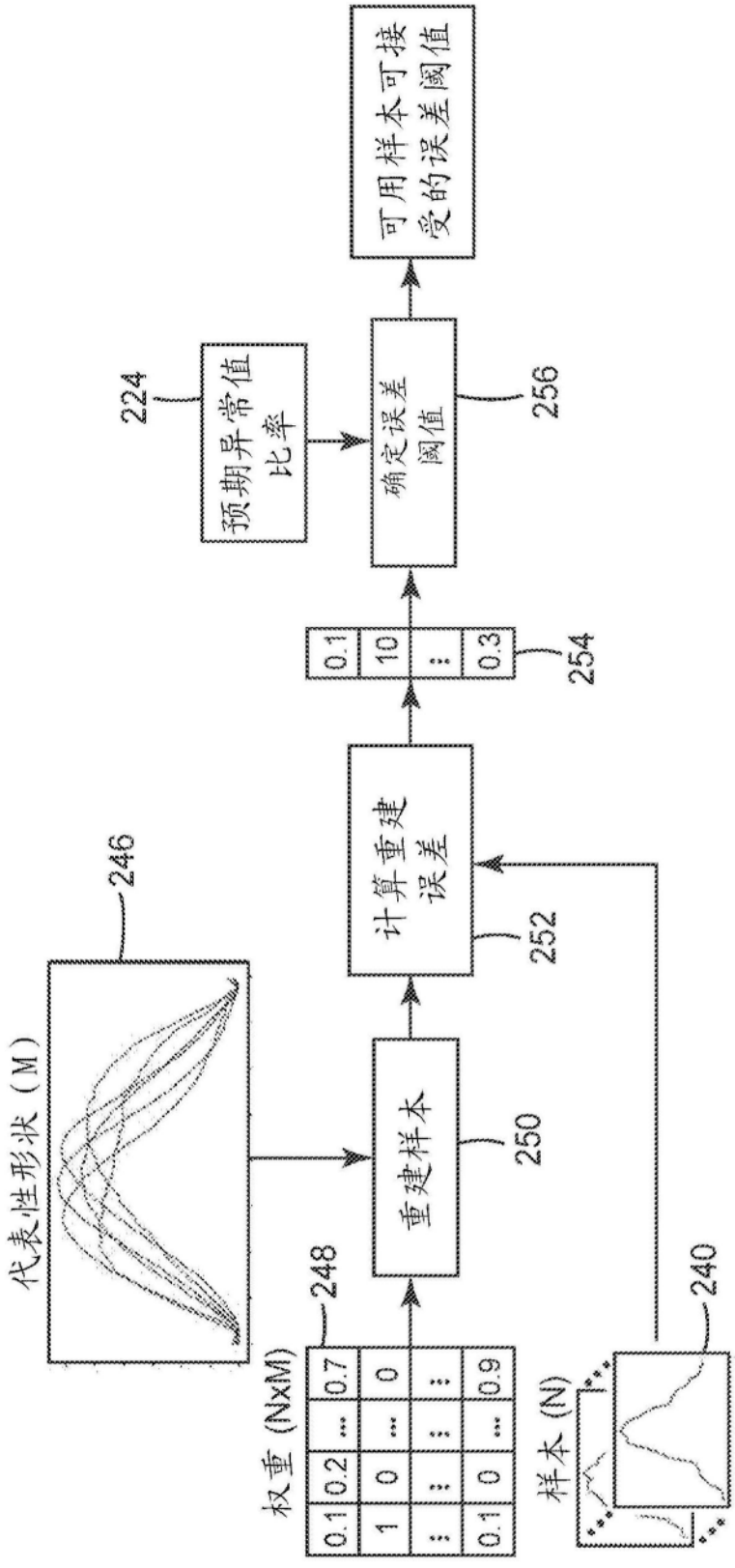

可用样本可接受的误差阈值
224
预期异常值比率
确定误差阈值
256
0.1
10
0.3
254
计算重建误差
252
246
代表性形状（M）
重建样本
250
权重（NxM）
248
样本（N）
240

图12

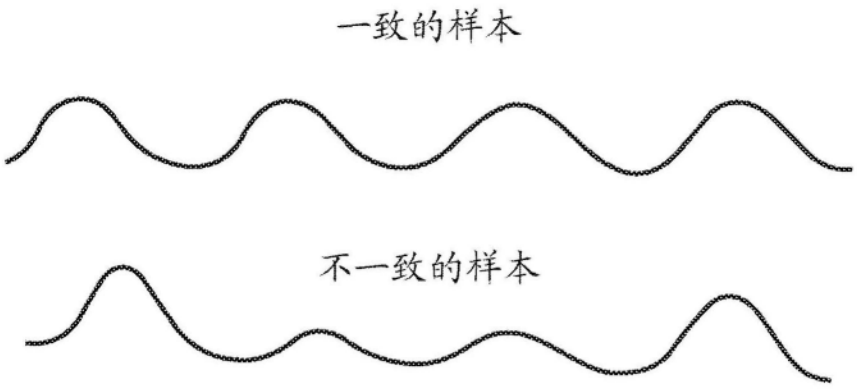

一致的样本
不一致的样本

图13

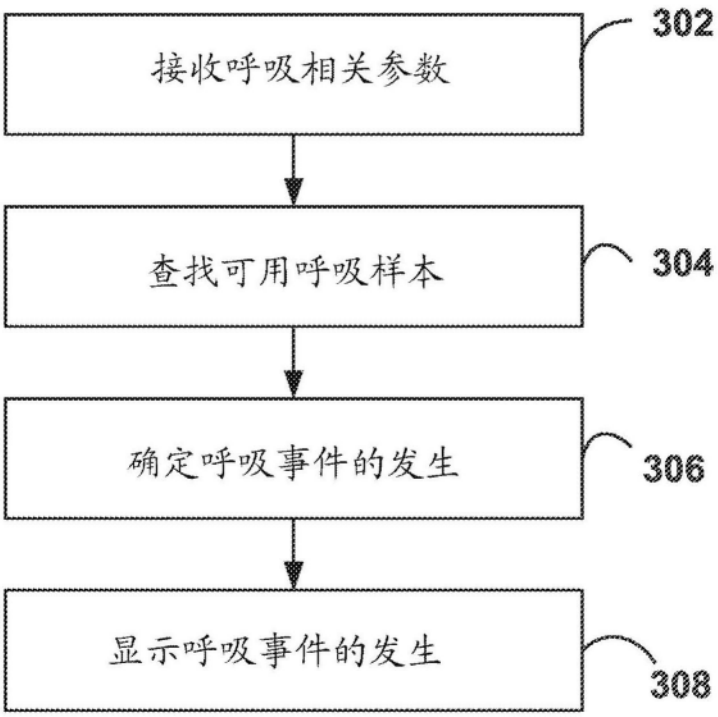

接收呼吸相关参数
302
查找可用呼吸样本
304
确定呼吸事件的发生
306
显示呼吸事件的发生
308

图14

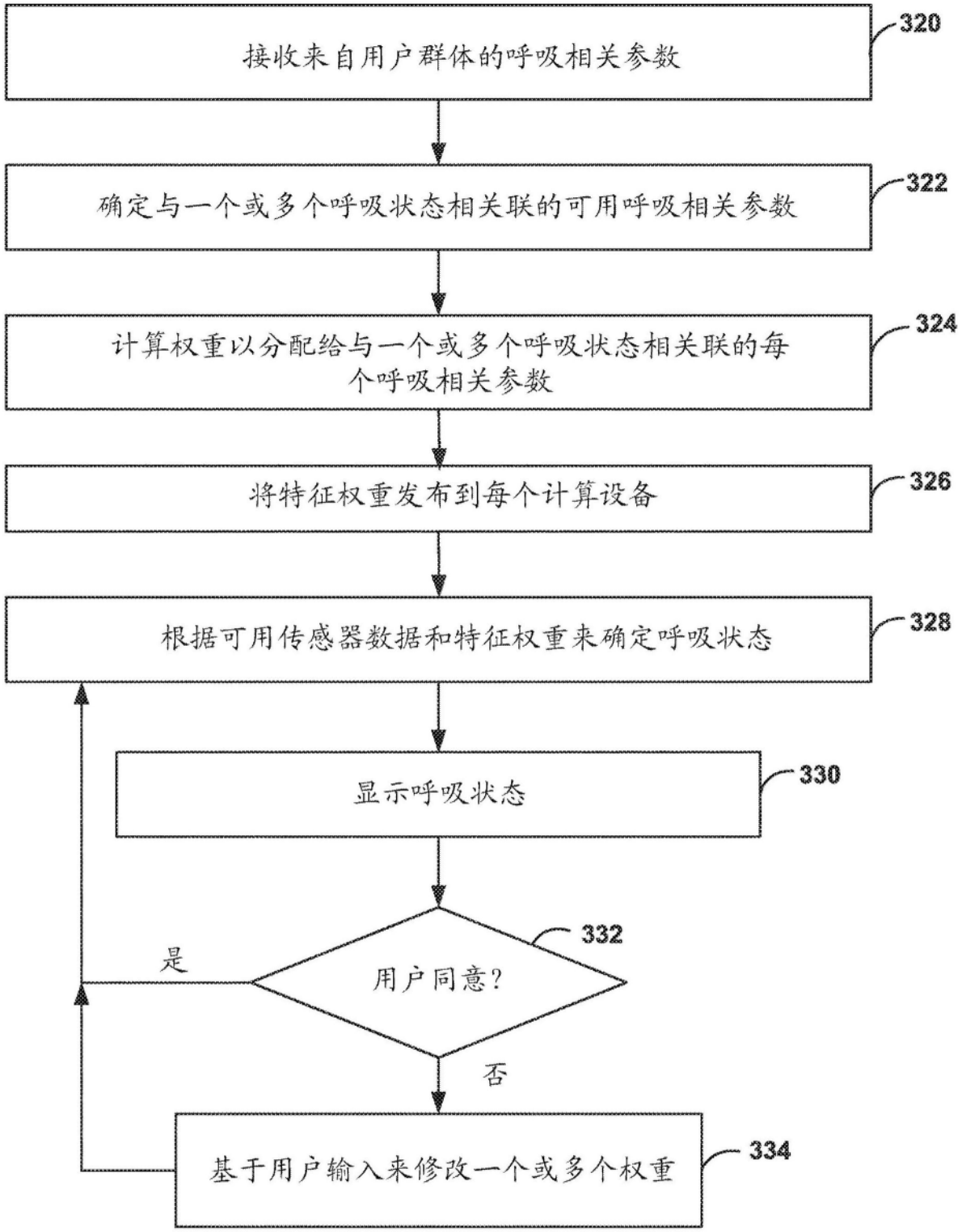

接收来自用户群体的呼吸相关参数
320
确定与一个或多个呼吸状态相关联的可用呼吸相关参数
322
计算权重以分配给与一个或多个呼吸状态相关联的每个呼吸相关参数
324
将特征权重发布到每个计算设备
326
根据可用传感器数据和特征权重来确定呼吸状态
328
显示呼吸状态
330
用户同意?
332
是
否
基于用户输入来修改一个或多个权重
334

图15

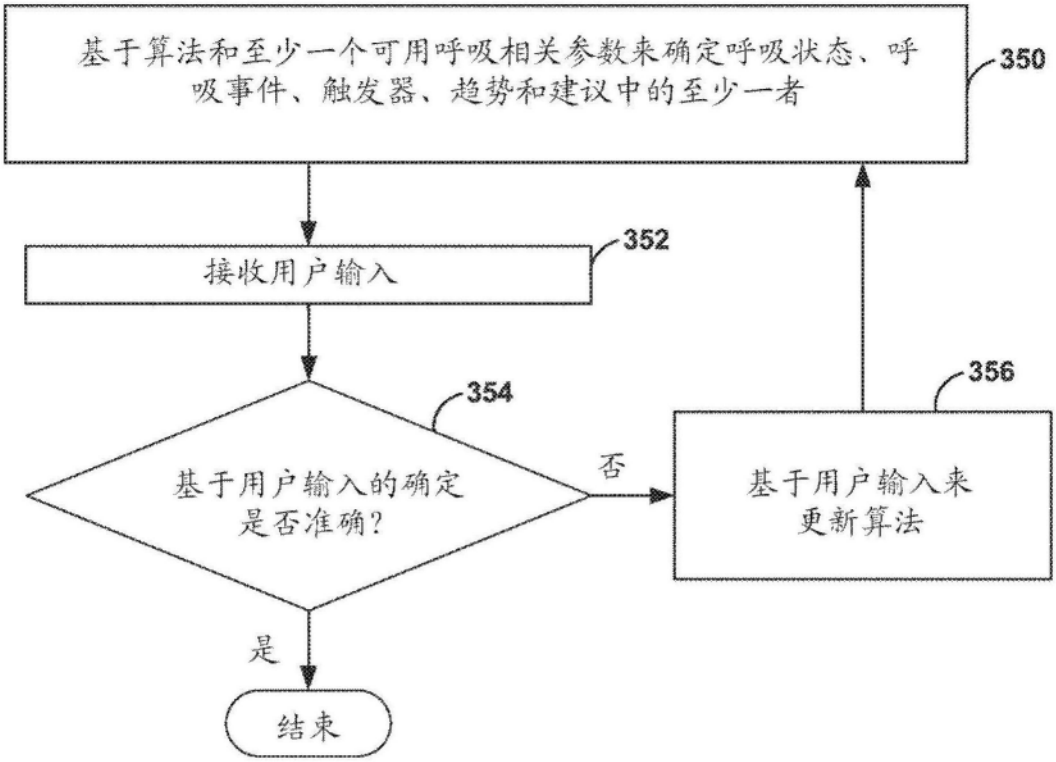

基于算法和至少一个可用呼吸相关参数来确定呼吸状态、呼吸事件、触发器、趋势和建议中的至少一者
350
接收用户输入
352
354
基于用户输入的确定是否准确?
否
356
基于用户输入来更新算法
是
结束

图16

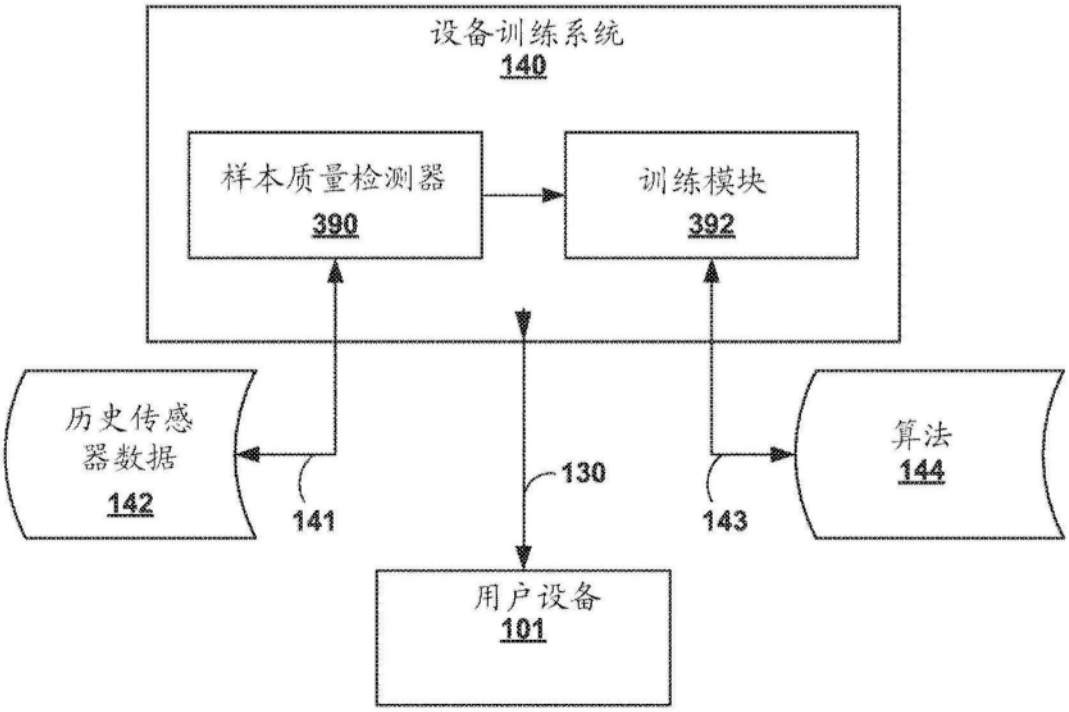

设备训练系统
140
样本质量检测器
390
训练模块
392
历史传感器数据
142
141
130
143
算法
144
用户设备
101

图17

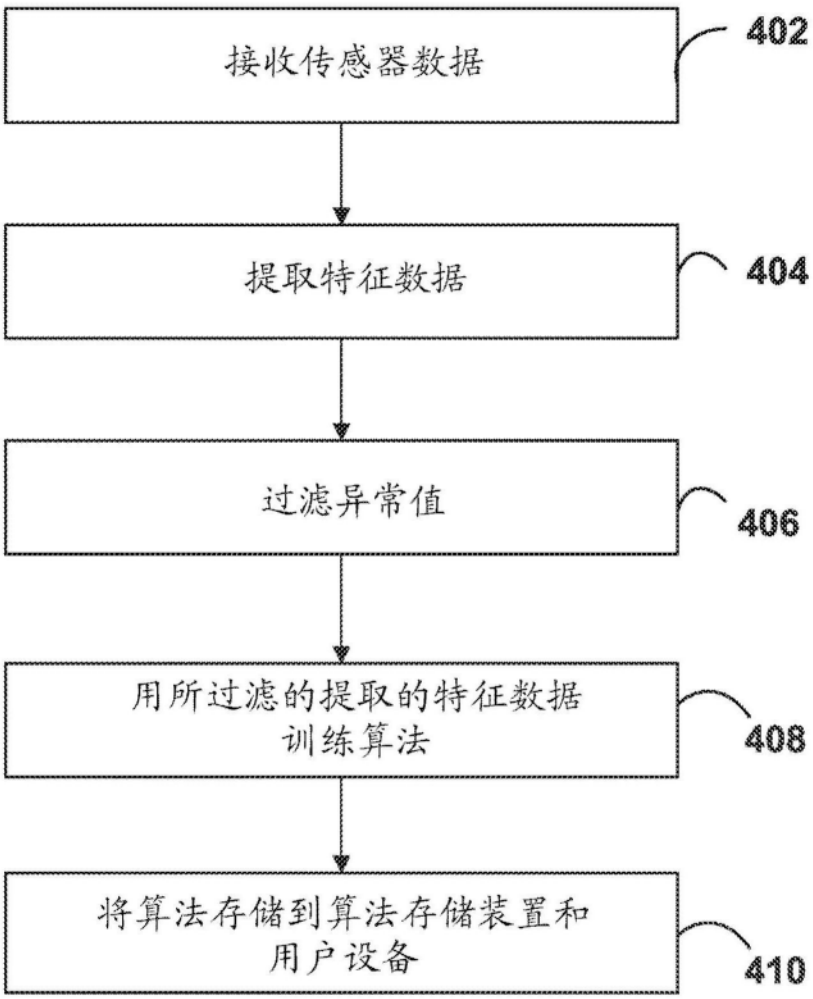

接收传感器数据
402
提取特征数据
404
过滤异常值
406
用所过滤的提取的特征数据
训练算法
408
将算法存储到算法存储装置和
用户设备
410

图18

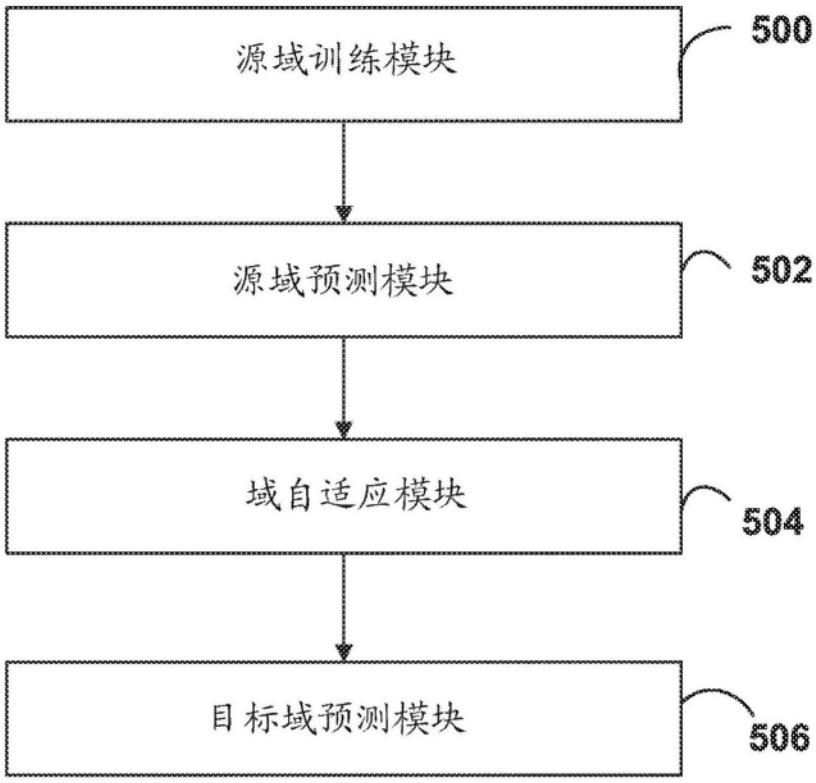


图19

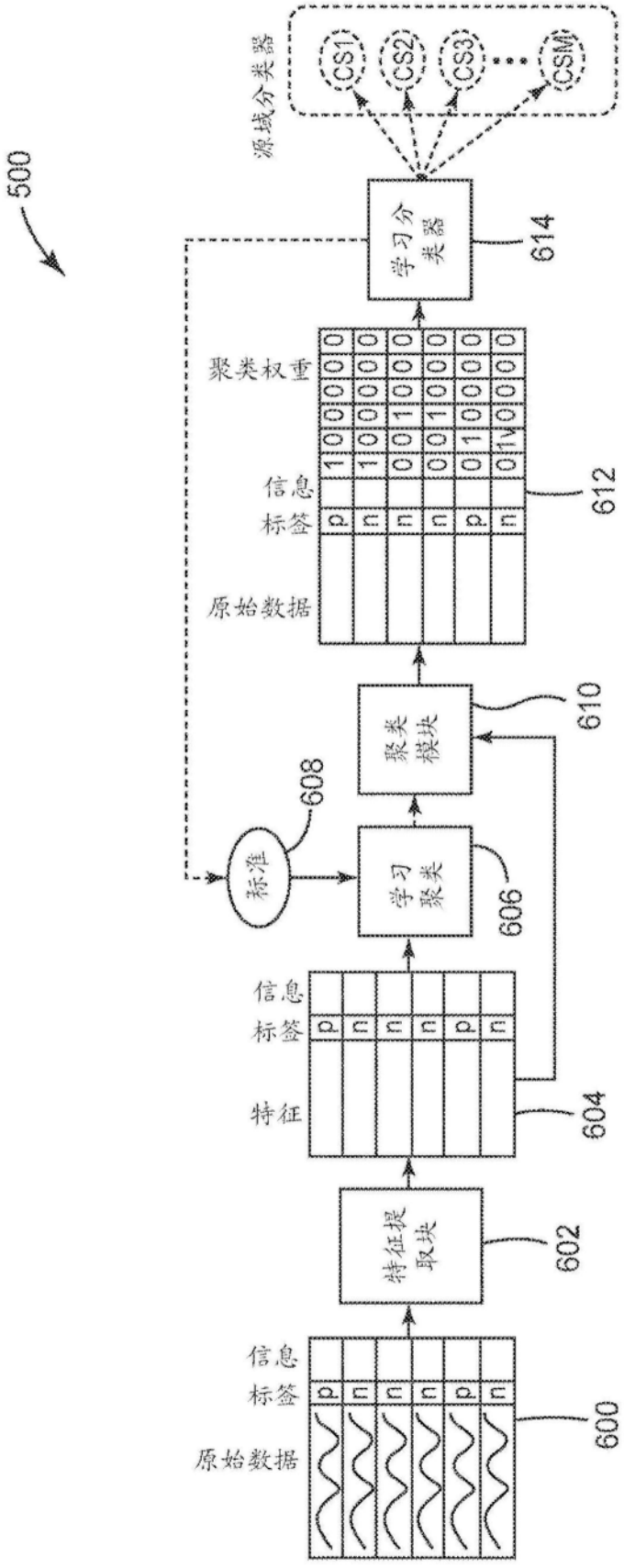

500
源域分类器
CS1
CS2
CS3
CSM
学习分类器
614
聚类权重
信息
标签
原始数据
612
聚类模块
610
608
标准
学习聚类
606
信息
标签
特征
604
特征提取块
602
信息
标签
原始数据
600

图20A

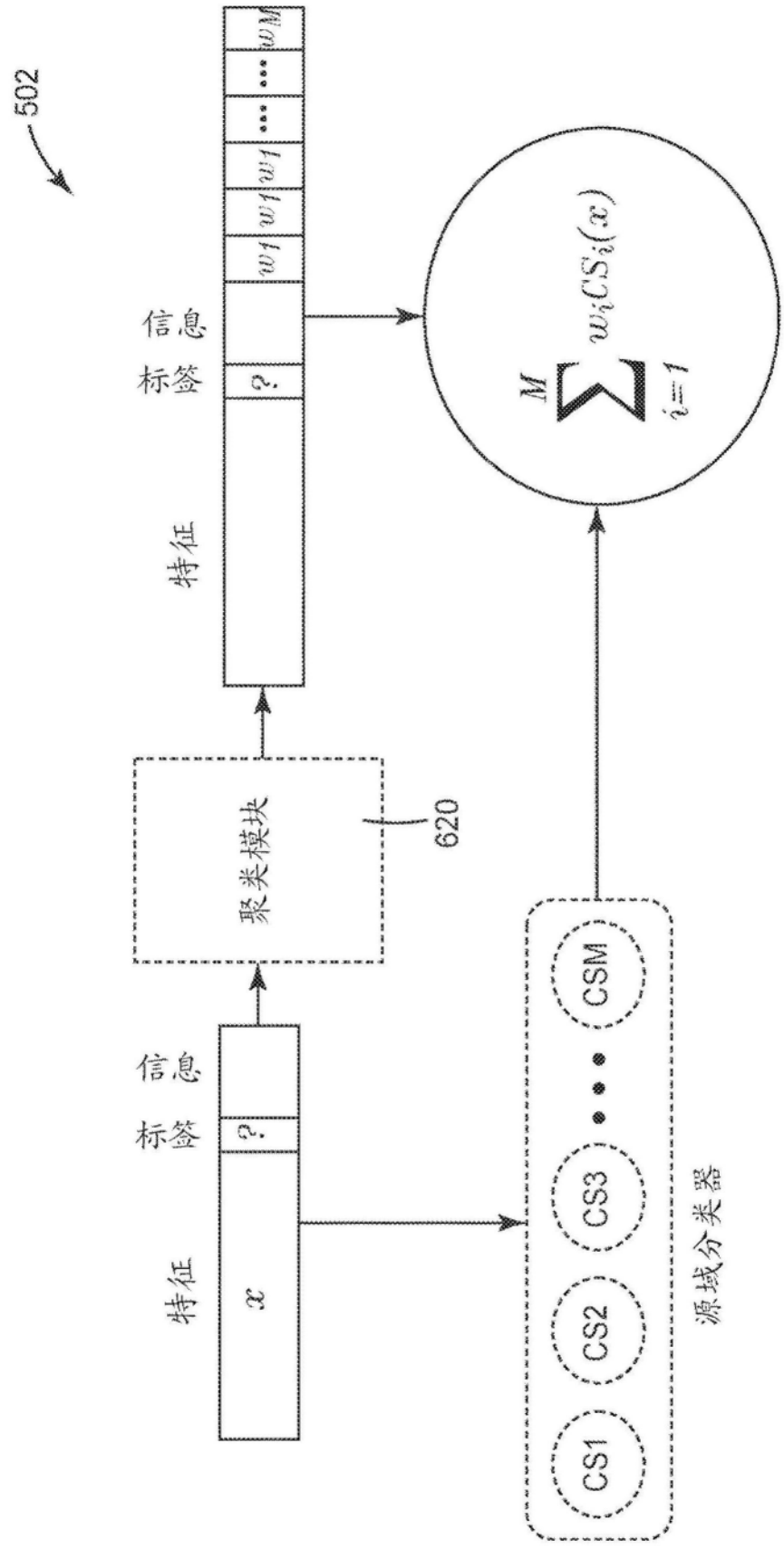

502
信息
标签
?
特征
w_1 w_1 w_1 ... w_M
$\sum_{i=1}^{M} w_i CS_i(x)$
聚类模块
620
信息
标签
?
特征
x
CS1
CS2
CS3
CSM
源域分类器

图20B

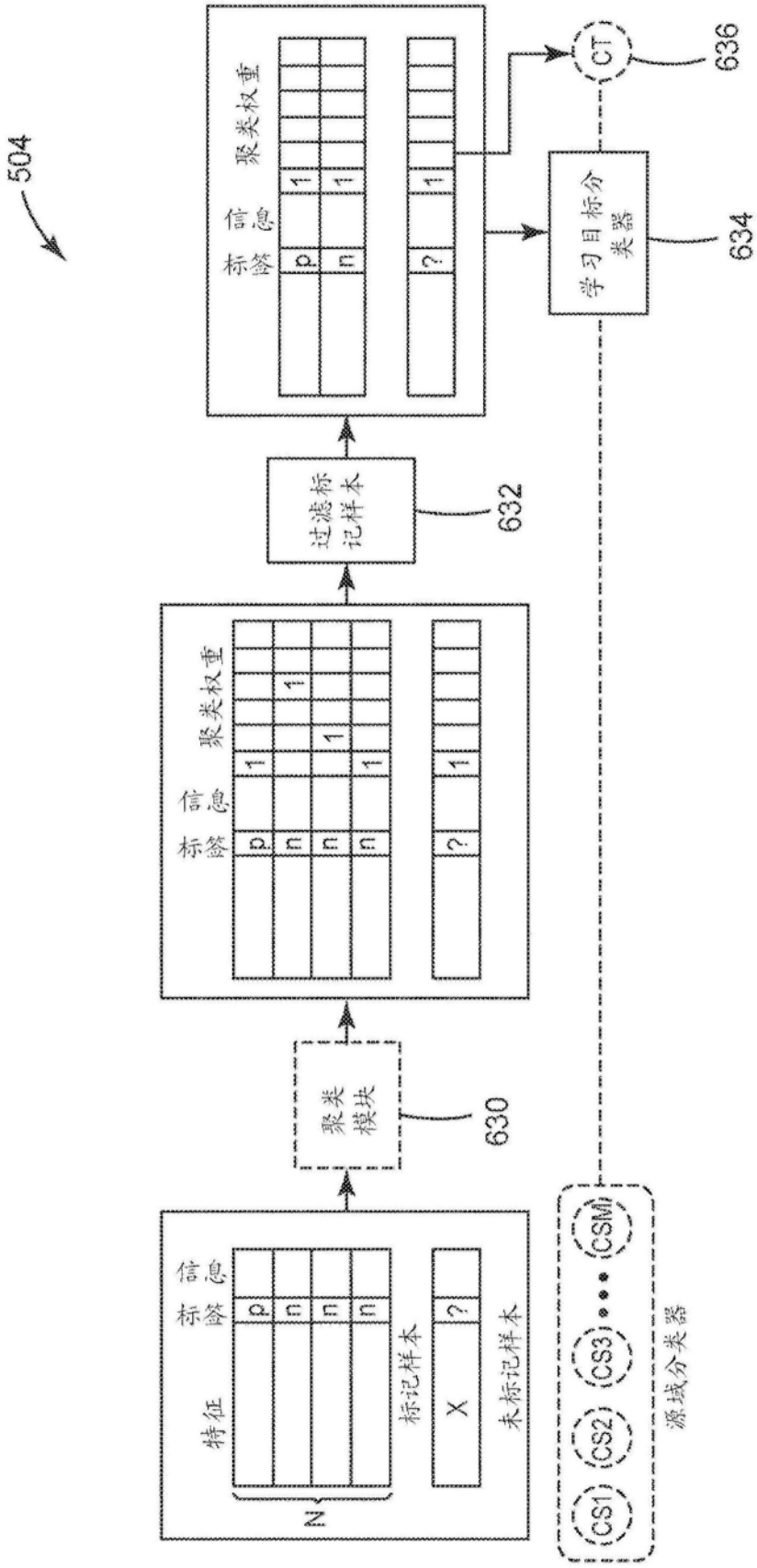

504
特征
信息
标签
p
n
n
n
?
N
标记样本
X
未标记样本
聚类模块
630
聚类权重
1
1
1
1
1
过滤标记样本
632
CT
636
学习目标分类器
634
(CS1)
(CS2)
(CS3)
(CSM)
源域分类器

图20C

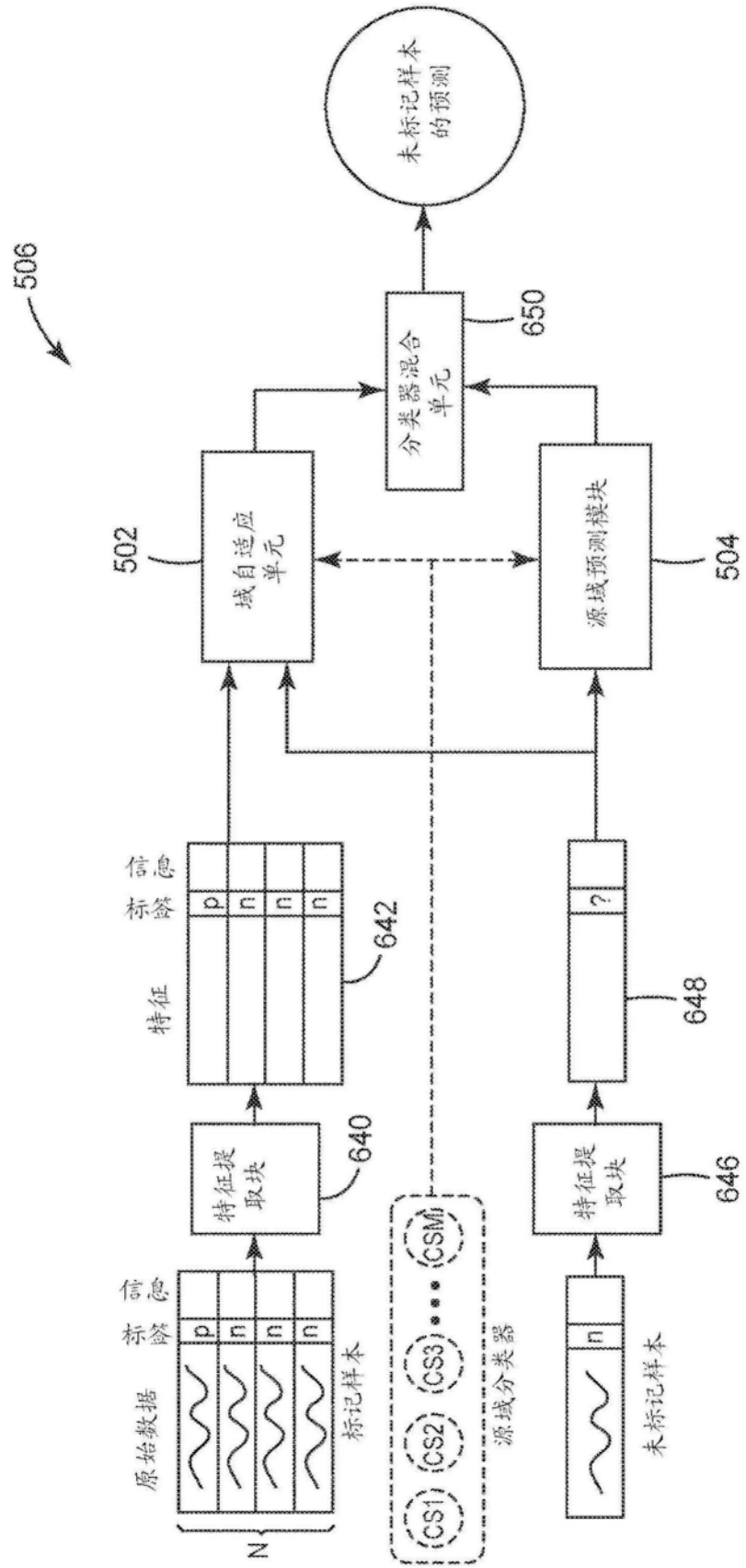

506
未标记样本的预测
分类器混合单元
650
502
域自适应单元
源域预测模块
504
特征
信息
标签
p
n
n
n
642
?
648
特征提取块
640
特征提取块
646
原始数据
标记样本
N
(CS1)
(CS2)
(CS3)
(CSM)
源域分类器
未标记样本

图20D

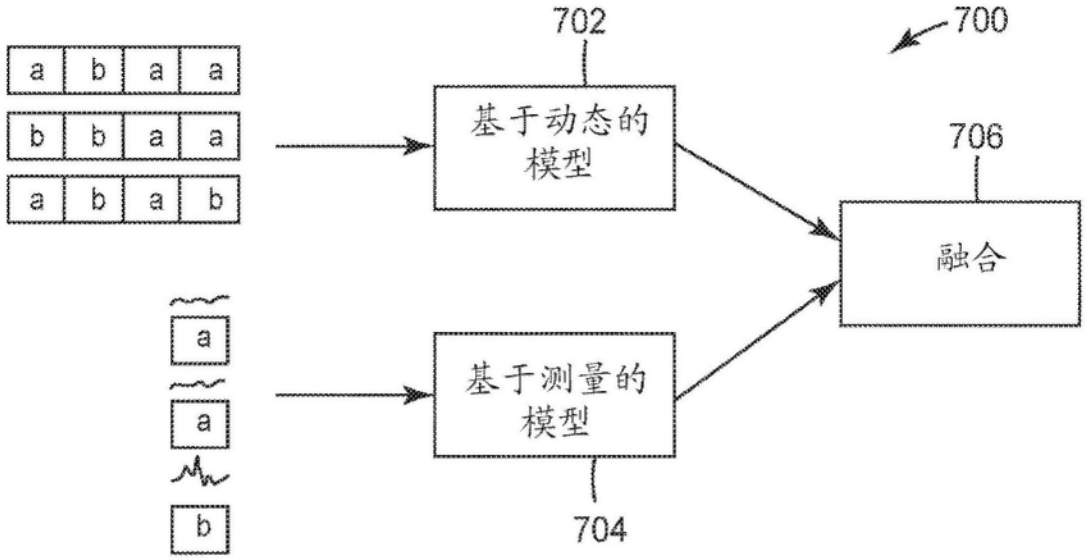

a b a a
b b a a
a b a b
a
a
b
702
700
基于动态的模型
706
融合
基于测量的模型
704

图21

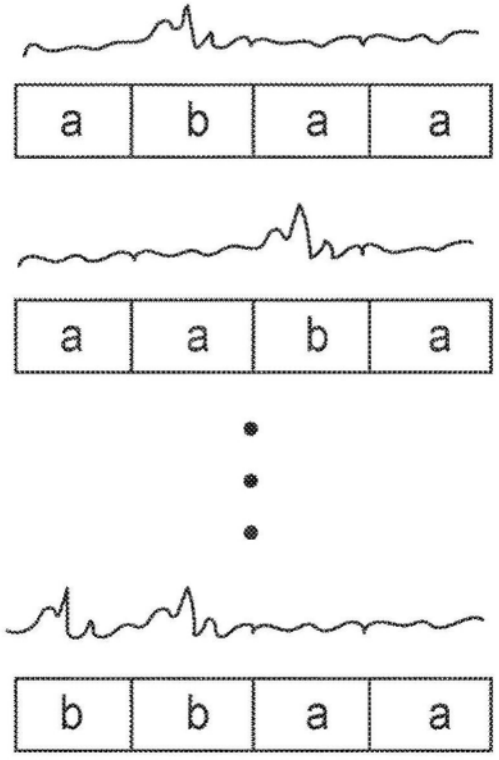

a b a a
a a b a
b b a a

图22

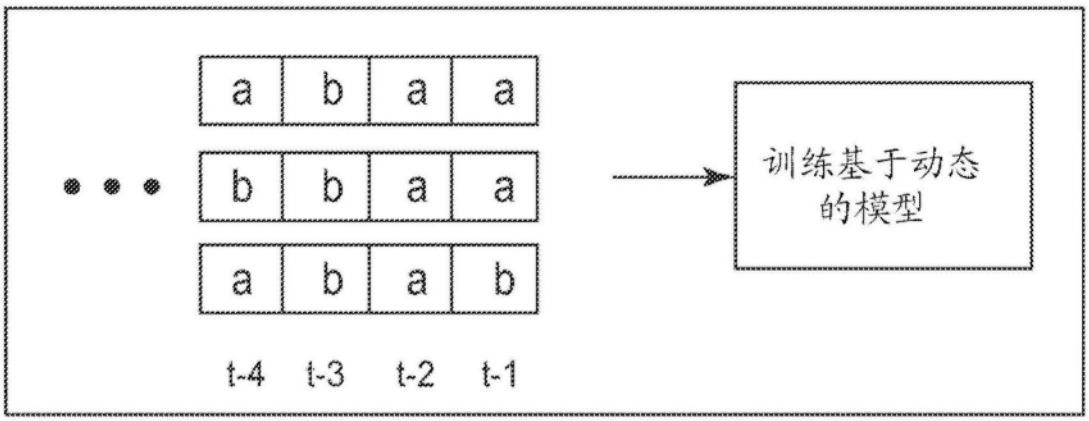

a b a a
b b a a
a b a b
t-4 t-3 t-2 t-1
训练基于动态的模型

图23

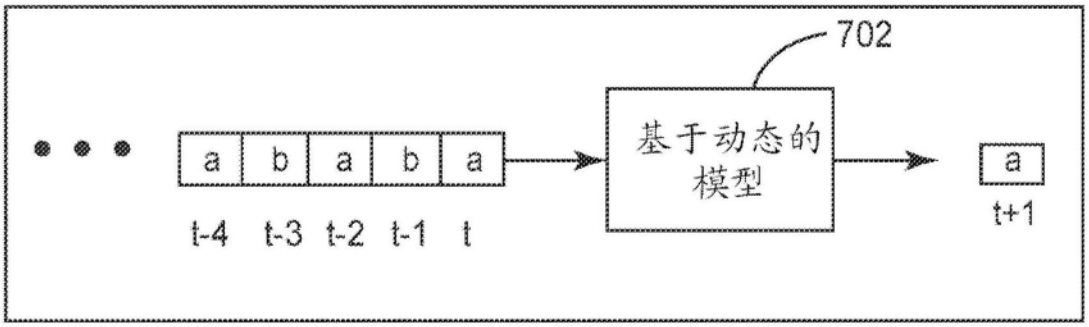

702
a b a b a
t-4 t-3 t-2 t-1 t
基于动态的模型
a
t+1

图24

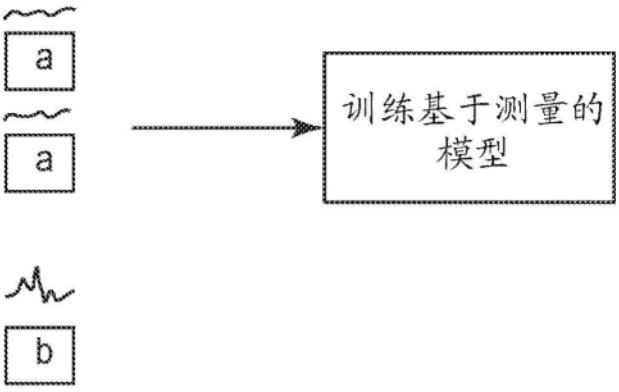

a
a
b
训练基于测量的模型

图25

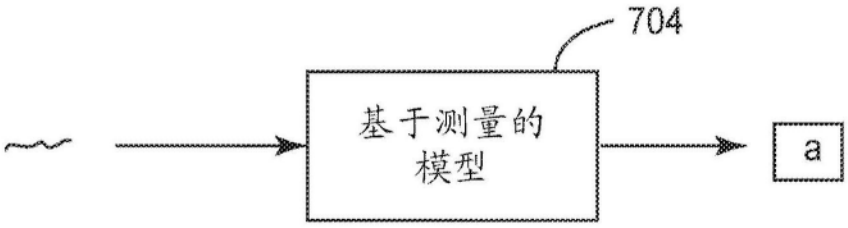


图26

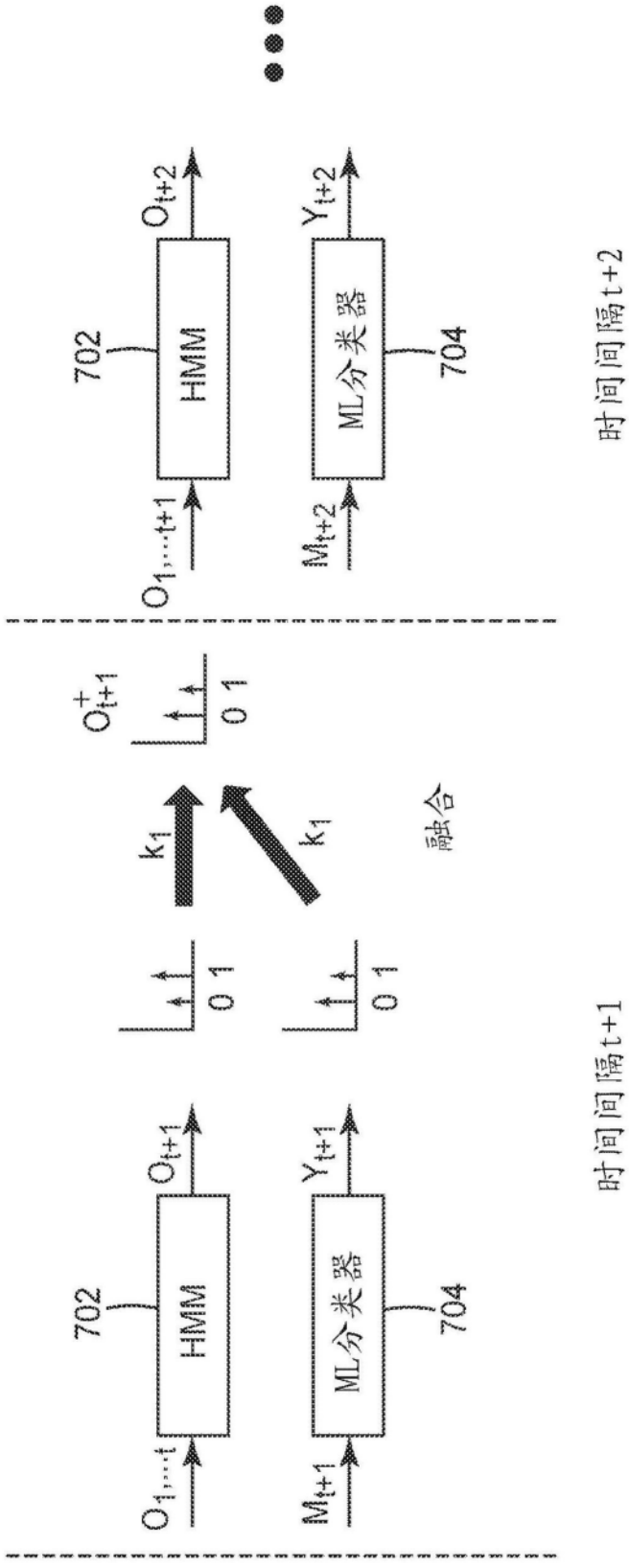

时间间隔t+1
时间间隔t+2
702
HMM
704
ML分类器
$O_{1,\ldots,t}$
M_{t+1}
O_{t+1}
Y_{t+1}
$O_{1,\ldots,t+1}$
M_{t+2}
O_{t+2}
Y_{t+2}
O^{+}_{t+1}
k_1
k_1
融合
0 1
0 1
0 1

图27

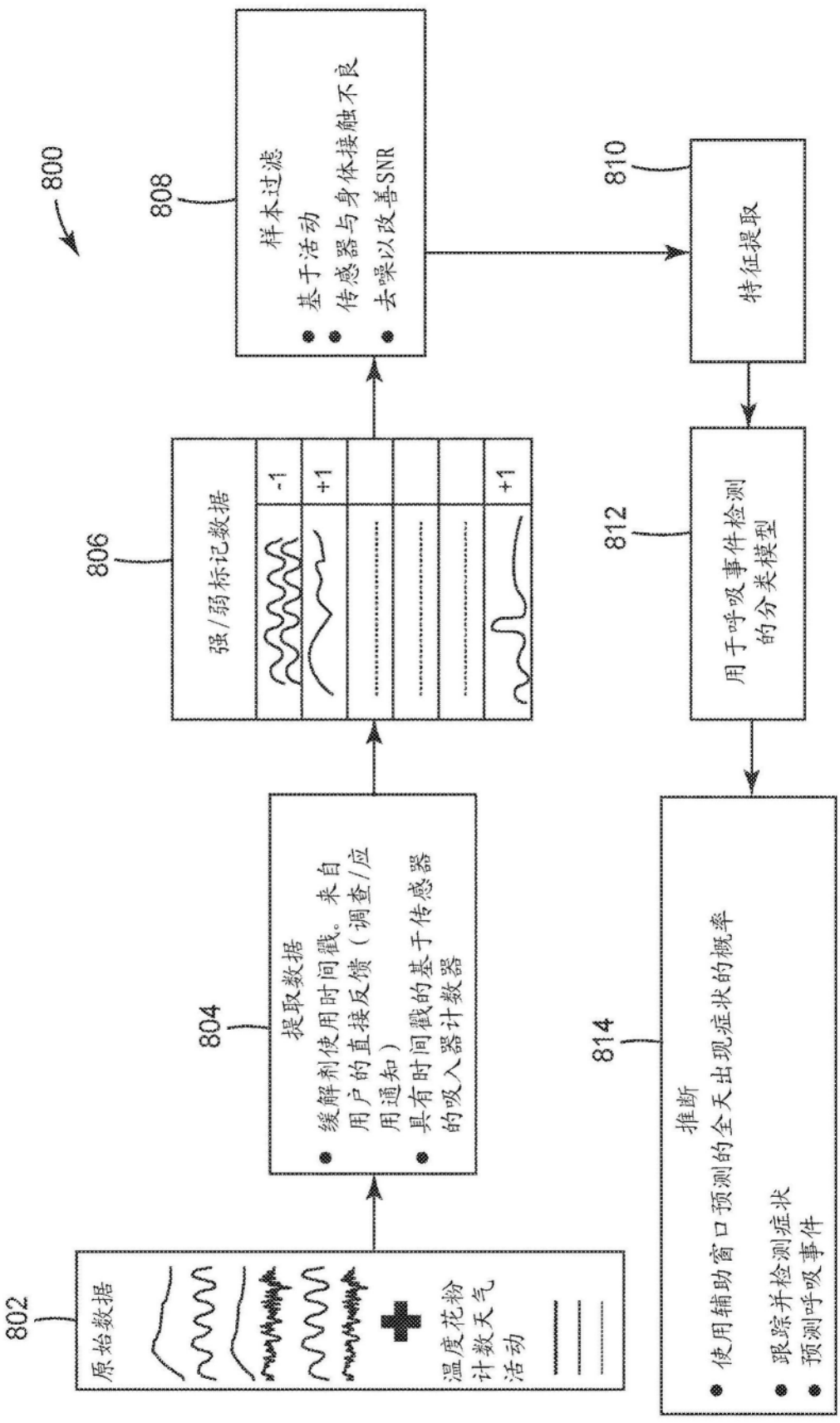

800
802
原始数据
温度花粉
计数天气
活动
804
提取数据
缓解剂使用时间戳。来自用户的直接反馈（调查/应用通知）
具有时间戳的基于传感器的吸入器计数器
806
强/弱标记数据
-1
+1
+1
808
样本过滤
基于活动
传感器与身体接触不良
去噪以改善SNR
810
特征提取
812
用于呼吸事件检测的分类模型
814
推断
使用辅助窗口预测的全天出现症状的概率
跟踪并检测症状
预测呼吸事件

图28

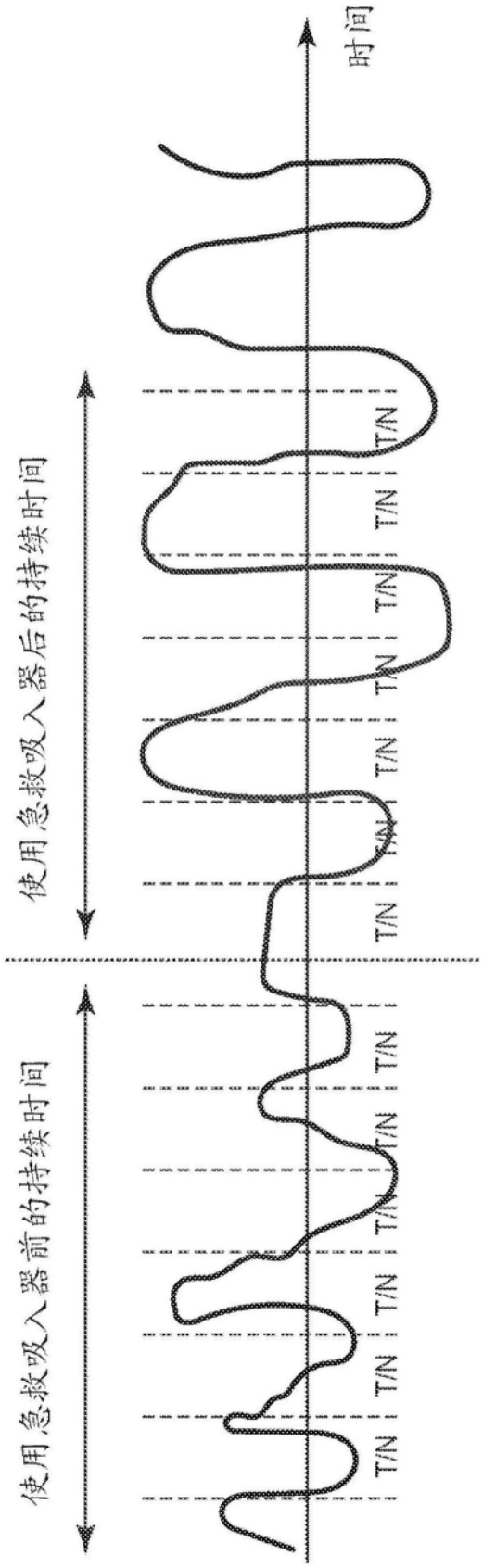


图29