



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113168759 B

(45) 授权公告日 2023. 05. 02

(21) 申请号 201980076783.2	(73) 专利权人 皇家飞利浦有限公司
(22) 申请日 2019.11.27	地址 荷兰艾恩德霍芬
(65) 同一申请的已公布的文献号 申请公布号 CN 113168759 A	(72) 发明人 R·乔希
(43) 申请公布日 2021.07.23	(74) 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司 72002
(30) 优先权数据 18208606.6 2018.11.27 EP	专利代理师 李光颖
(85) PCT国际申请进入国家阶段日 2021.05.21	(51) Int.Cl. G08B 31/00 (2006.01)
(86) PCT国际申请的申请数据 PCT/EP2019/082739 2019.11.27	审查员 许妮
(87) PCT国际申请的公布数据 W02020/109381 EN 2020.06.04	

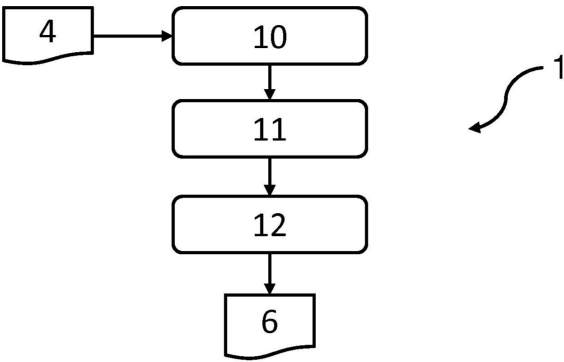
权利要求书2页 说明书21页 附图4页

(54) 发明名称

预测危急警报

(57) 摘要

实施例提出了用于响应于更不严重的非危急警报的发生而预测危急警报的發生的方法和系统。提出了使用机器学习模型,该机器学习模型被训练为辨别非危急警报是否将在特定时间段内跟随有危急警报,例如,非危急警报是否将发展为危急警报。与仅基于阈值的现有警报系统不同,该方法使用来自数据窗口的生理数据。能够预期该数据窗口携带比阈值的简单突破更多的信息。



1. 一种针对经历生理参数监测的对象预测危急警报的发生的计算机实施的方法(1)，所述计算机实施的方法包括：

接收(10)指示所述对象已经在发生时间处进入临床上不期望的状态的非危急警报信号(4)；并且

响应于所述非危急警报信号执行以下操作：

获得(11)一个或多个警报前值的集合，所述一个或多个警报前值的集合是根据在第一预定长度的警报前时间窗口(TW_1)内收集的所述对象的至少一个监测生理参数(34A-34F)的一个或多个值导出的，和/或包括在第一预定长度的警报前时间窗口(TW_1)内收集的所述对象的至少一个监测生理参数(34A-34F)的一个或多个值，其中，所述警报前时间窗口的开始时间(t_{tw})取决于所述非危急警报信号的所述发生时间(t_o)，并且其中，所述警报前时间窗口在所述非危急警报信号的所述发生时间之前结束或在所述非危急警报信号的所述发生时间处结束；并且

使用机器学习算法处理(12)所述一个或多个警报前值的集合以生成指示所述非危急警报信号将会在警报后时间窗口(TW_2)内跟随有危急警报信号的概率的预测性指示符(6)，所述危急警报信号指示所述对象已经进入临床可执行状态，

其中，所述警报后时间窗口具有第二预定长度，并且在所述非危急警报信号的所述发生时间处开始。

2. 根据权利要求1所述的计算机实施的方法，其中，所述警报前时间窗口(TW_1)在所述非危急警报信号的所述发生时间(t_o)处结束。

3. 根据权利要求1或2所述的计算机实施的方法，其中，所述第一预定长度大于所述第二预定长度。

4. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法，其中，所述第一预定长度为从1分钟至3分钟，并且所述第二预定长度为从1分钟至3分钟。

5. 根据权利要求1至2中的任一项所述的计算机实施的方法，还包括：响应于所述非危急警报信号，获得关于在所述警报前时间窗口期间发生的针对所述对象的任何其他警报的信息，

其中，处理所获得的值的步骤包括使用所述机器学习算法至少处理所获得的一个或多个警报前值的集合和关于任何其他警报的所述信息，以由此生成所述预测性指示符。

6. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法，还包括：响应于所述非危急警报信号，获得经历生理参数监测的所述对象的元数据，

其中，处理所获得的值的步骤包括使用所述机器学习算法至少处理所获得的一个或多个警报前值的集合和所述对象的所述元数据，以由此生成所述预测性指示符。

7. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法，还包括：响应于所述非危急警报信号，确定指示至少一个监测生理参数的两个或更多个值之间的相关性的至少一个相关性度量，

其中，获得一个或多个警报前值的集合的步骤包括将所述至少一个相关性度量包括在所述一个或多个警报前值的集合中。

8. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法，其中：

所述预测性指示符是指示所述非危急警报信号是否将在所述警报后时间窗口内跟随

有危急警报的预测的二值输出;并且

所述机器学习算法被配置为具有不小于0.95的特异性。

9. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法,还包括:响应于所述预测性指示符指示所述非危急警报信号将发展成危急警报的可能性在预定阈值处或高于预定阈值,生成第一临床医师可感知报警。

10. 根据权利要求9所述的计算机实施的方法,还包括:响应于所述预测性指示符指示所述非危急警报信号将发展成危急警报的可能性低于预定阈值,不生成所述第一临床医师可感知报警。

11. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法,还包括:

获得经历生理参数监测的所述对象的元数据;并且

基于所获得的所述对象的元数据来设置所述第一预定长度。

12. 根据权利要求1至2中任一项所述的计算机实施的方法,其中,所述非危急警报信号指示所述对象的至少一个生理参数已经进入临床上不期望的状态,所述方法还包括:响应于所述非危急警报信号执行以下操作:

获得在所述非危急警报信号被触发的时间处触发所述非危急警报信号的所述至少一个生理参数的一个或多个值;

基于所获得的在所述非危急警报信号被触发的时间处触发所述非危急警报信号的所述至少一个生理参数的一个或多个值来修改所述第一预定长度。

13. 一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序包括用于当所述计算机程序在计算机上运行时实施根据权利要求1至12中任一项所述的方法的代码单元。

14. 一种用于针对经历生理参数监测的对象预测危急警报的发生的系统(60),所述系统包括:

警报接收模块(61),其适于接收指示所述对象已经进入临床上不期望的状态的非危急警报信号;以及

警报预测模块(63),其适于响应于所述非危急警报信号执行以下操作:

获得一个或多个警报前值的集合,所述一个或多个警报前值的集合是根据在第一预定长度的警报前时间窗口(TW_1)内收集的所述对象的至少一个监测生理参数(34A-34F)的值导出的,和/或包括在第一预定长度的警报前时间窗口(TW_1)内收集的所述对象的至少一个监测生理参数(34A-34F)的值,其中,所述警报前时间窗口的开始时间(t_{tw})取决于所述非危急警报信号的发生时间(t_o),并且其中,所述警报前时间窗口在所述非危急警报信号的所述发生时间之前结束或在所述非危急警报信号的所述发生时间处结束;并且

使用机器学习算法处理所述一个或多个警报前值的集合以生成指示所述非危急警报信号将会在警报后时间窗口(TW_2)内跟随有危急警报信号的概率的预测性指示符,所述危急警报信号指示所述对象已经进入临床可执行状态,

其中,所述警报后时间窗口具有第二预定长度,并且在所述非危急警报信号的所述发生时间处开始。

15. 根据权利要求14所述的系统,还包括用户接口(65),所述用户接口被布置为响应于所述预测性指示符指示所述非危急警报信号将发展成危急警报的可能性高于预定阈值而生成临床医师可感知报警。

预测危急警报

技术领域

[0001] 本发明涉及预测危急警报的领域。

背景技术

[0002] 当监视实体时,期望触发警报来指示偏离该实体的正常或预期操作。这能够用来识别该实体何时需要关注或正在不期望的状态下操作。

[0003] 生成警报的此类方法在临床设置中是特别重要的,以使得临床医师能够对对象或患者的状况的恶化做出响应。通常,对象的生理参数(例如,心率、SpO₂百分比、呼吸率等)经历连续监测,并且基于监测生理参数生成警报。

[0004] 根据对象的生理参数生成警报的常用方法是当生理参数的值突破(例如,高于或低于)特定阈值时触发警报。例如,对于成年男性,当他们的心率下降至每分钟60次(bpm)之下或上升至100bpm之上时,可以触发警报。

[0005] 可能存在不同水平的警报以指示不同水平的紧急性,其中,更紧急的警报需要更立即的临床关注以防止对象恶化。不同水平的警报可以与不同的阈值相关联。举例来说,对于成年男性,当其SpO₂百分比(氧饱和度)下降至94%之下时,可以触发非危急警报,并且当其SpO₂百分比下降至90%之下时,可以触发危急警报。

[0006] 非危急警报可以备选地标记为“黄色警报”或“咨询警报”。危急警报可以备选地标记为“红色警报”或“紧急警报”。

[0007] 然而,已经认识到,向临床医师提供过多的警报,并且特别是可能不需要立即关注的咨询警报,可能导致警报疲劳。警报疲劳导致临床医师(或其他观察者)对警报的脱敏,引起临床医师忽略或怀疑警报的重要性。

[0008] 因此,期望减少提供给实体的临床医师或其他观察者的警报的数量,努力避免警报疲劳。还期望尽可能早地提供警报,以便最小化对象在临床上不期望或危险状态下花费的时间。

发明内容

[0009] 本发明由权利要求限定。

[0010] 根据依据本发明的一个方面的范例,提供了一种针对经历生理参数监测的对象预测危急警报的发生的计算机实施的方法。所述计算机实施的方法包括:接收指示所述对象已经在发生时间处进入临床上不期望的状态的非危急警报信号;并且响应于所述非危急警报信号执行以下操作:获得一个或多个警报前值的集合,所述一个或多个警报前值的集合是根据落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的所述对象的至少一个监测生理参数的值导出的,和/或包括落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的所述对象的至少一个监测生理参数的值,其中,所述警报前时间窗口的开始时间取决于所述非危急警报信号的所述发生时间;并且使用机器学习算法处理所述一个或多个警报前值的集合以生成指示所述非

危急警报信号将会在警报后时间窗口内跟随有危急警报信号的概率的预测性指示符,所述危急警报信号指示所述对象已经进入临床可执行状态,其中,所述警报后时间窗口具有第二预定长度,并且在所述非危急警报信号的所述发生时间处开始。

[0011] 本发明提出了预测非危急警报(例如,“黄色警报”)是否将发展成危急警报(即,“红色警报”)或以其他方式(在一定时间段内)跟随有危急警报(即,“红色警报”)。响应于非危急警报发生,使用机器学习算法(诸如神经网络)处理警报前时间窗口期间的生理参数的值,以预测非危急警报是否将导致危急警报。

[0012] 通过准确地预测跟随非危急警报的危急警报的发生,不是所有非危急警报都需要被提供给临床医师,由此减少需要被提供给对象的警报的数量,减少警报疲劳。此外,能够早期地提供预测的危急警报,由此最小化对象在危及生命或改变生命的状态中所花费的时间(因为能够在危急警报发生之前警告临床医师)。

[0013] 非危急警报通常指示对象已经进入不期望的或不健康的临床或生理状态(例如 SpO_2 低于94%或设备发生故障),但是还不需要紧急的临床关注或医学护理。危急警报通常指示对象需要紧急临床关注或医学护理以避免进入例如由设备的故障或对象恶化引起的危及生命或改变生命的状况(例如, SpO_2 低于90%)。

[0014] 在具体实施例中,非危急警报指示对象的至少一个生理参数在发生时间处已经进入临床上不期望的状态。具体地,非危急警报可以指示监测生理参数的值已经下降至阈值之下。阈值可以表示生理参数的异常或潜在异常值。

[0015] 可以存在与不同水平的非危急警报相关联的不同阈值。例如,如果对象的 SpO_2 下降至95%之下,则可以触发第一水平的非危急警报,并且如果对象的 SpO_2 水平下降至94%之下,则可以触发第二水平的非危急警报。因此,可以存在一个或多个水平的“非危急警报”(例如,每个与特定阈值相关联)。在实施例中,例如,如稍后描述的,这些警报中的仅一些(例如,非危急警报的特定水平)被警告给临床医师或能够由临床医师追踪。

[0016] 因此,非危急警报可以表示用于确定危急警报是否将在不久后跟随的触发,该触发是对象处于临床上不期望的状态的指示。在优选实施例中,非危急警报信号仅指示非危急警报,该非危急警报指示对象已经进入临床不健康状态(例如,根据公认的临床指南)。

[0017] 已经认识到,不是所有非危急警报都将发展成需要临床关注的危急警报或以其他方式跟随有需要临床关注的危急警报。例如,对象的状况可以自我解决,自动化系统可以处理非危急警报(例如,氧气流率的自动增加),或非危急警报可能由噪声或对象状况的(临床上可接受的)自然变化意外地触发。发明人已经认识到,非危急警报附近的生理参数数据的窗口能够用来确定非危急警报是否将发展成危急警报。这允许危急警报的发生的早期预测。

[0018] 预测性警报(即,在触发危急警报之前)能够导致临床医师的更早响应,由此导致对象的恶化的严重性和持续时间降低。预测警报还意味着非危急警报不需要引起临床医师的关注,由此减少警报疲劳。

[0019] 提出的概念的另一个益处是,与生物学背景下的大多数机器学习应用不同,不需要专家注释。缺乏专家注释意味着该概念能够通过使用被例程监测的生理参数(例如生命体征、ECG信号)和那些病房的对应警报日志而适于在任何重症监护或患者监测设置中使用。具体地,本文中开发的方法可以通过现有患者监测系统软件更新被容易地转变到

任何临床设置。

[0020] 生理参数可以包括以下中的任意：(生命)体征的测量、能够从其导出(生命)体征的度量或对象的其他可测量参数。生理参数的范例包括：PPG(光电体积描记图)波形、ECG(心电图)波形、胸部阻抗、心率；心率变化性；呼吸速率；SpO₂百分比(氧饱和度)；温度；血压；血糖(葡萄糖)水平；对象运动(例如，根据ECG波形或专用的运动传感器导出)等。

[0021] 预测性指示符可以是二值指示符(指示机器学习算法是否相信危急警报将被发出)或概率(例如，指示非危急警报将发展成危急警报的概率)。其他合适的预测性指示符(例如分类指示物)对于本领域技术人员将是已知的。

[0022] 时间窗口的开始时间可以由非危急警报的发生时间定义或以其他方式取决于非危急警报的发生时间。例如，时间窗口可以在非危急警报的发生时间处结束，或可以包括非危急警报的发生时间。

[0023] 优选地，所述警报前时间窗口在所述非危急警报信号的发生时间处结束。因此，警报前时间窗口由紧接在非危急警报的发生时间之前的时段形成。这将允许临床医师有最长窗口的机会对预测的危急警报采取抢先临床行动，由此降低对象的健康将恶化的概率。

[0024] 在一些实施例中，根据落在第二警报后时间窗口(例如，在长度上小于(第一)警报后时间段)内(或在第二警报后时间窗口(例如，在长度上小于(第一)警报后时间段)内收集的对象的至少一个监测生理参数的值导出或包括落在第二警报后时间窗口(例如，在长度上小于(第一)警报后时间段)内(或在第二警报后时间窗口(例如，在长度上小于(第一)警报后时间段)内收集的对象的至少一个监测生理参数的值的一个或多个值也可以用来预测危急警报的发生。因此，在第二警报后窗口期间获得的生理参数的值可以用作机器学习算法的另外的输入。

[0025] 所述第一预定长度优选地大于所述第二预定长度。

[0026] 期望最小化由机器学习算法处理的信息量(例如，以改善预测速度并且最小化所使用的处理能力)，同时维持预测能力。发明人已经认识到，在预测危急警报的发生方面的改善的准确度在更小的第二预定长度(即，当针对危急警报的发生评价在非危急警报的发生之后的短时间时)和更大的第一预定长度的情况下发生。

[0027] 优选地，所述第一预定长度的长度是从1分钟至3分钟，并且所述第二预定长度的长度是从1分钟至3分钟。发明人已经认识到，在1-3分钟之间的警报前和警报后窗口提供了用于预测危急警报是否将发生的最佳时间段。

[0028] 发明人已经认识到，在诸如新生儿环境的特定临床情况下，几乎(可从非危急警报中检测到的)所有危急警报都在相关联的非危急警报的发出的3分钟内被触发。因此，在此类情况下，预测危急警报的开始的益处非危急警报的发生三分钟之后丢失。

[0029] 当然，应意识到，在其他临床情况(例如保守护理)下，非危急警报的发出与相关联的危急警报之间存在更大的(平均)时段。因此，3分钟上限仅用于一些临床情况下，例如新生儿病房中。

[0030] 优选地，第一预定长度为大约2分钟(例如从1.8到2.2分钟)，并且第二预定长度为大约1分钟(例如从0.8分钟到1.2分钟)。发明人已经认识到，这样的时间段提供了处理速度和准确性之间的良好平衡。

[0031] 在实施例中，所述计算机实施的方法可以还包括，响应于所述非危急警报，获得关

于在所述警报前时间窗口期间发生的针对所述对象的任何其他警报的信息,其中,处理所获得的值的步骤包括使用所述机器学习算法至少处理所获得的值和关于任何其他警报的信息,以由此生成所述预测性指示符。

[0032] 已经认识到,警报前时间窗口内的其他(非危急或危急)警报的发生和/或类型可以提供非危急警报将发展成危急警报的可能性的指示符。因此,生成预测性指示符的准确性将还通过处理关于警报前时间窗口内的其他警报的信息来增加。

[0033] 所述方法可以还包括,响应于所述非危急警报,获得经历生理参数监测的所述对象的元数据,其中,处理所获得的值的步骤包括使用所述机器学习算法至少处理所获得的值和所述对象的所述元数据,以由此生成所述预测性指示符。

[0034] 不同的对象将具有非危急警报将发展为危急警报的不同可能性。因此,通过使用对象元数据生成预测性指示符使得群体趋势能够被考虑,从而增加预测性指示符的准确性和对象特异性。

[0035] 对象元数据可以包括以下中的任何一个或多个:年龄;妊娠期或修正月龄(对于新生儿临床设置是尤其有用的);自进入临床设置或医院以后的时间;体重(入院时、出生时或当前体重);临床病史;一种或多种临床诊断;处置计划;通气支持的存在;所提供的通气的类型(例如,无、有创或无创);所供应的补充氧气的百分比;麻醉的类型(例如无、脊髓、硬膜外、全身);液体复苏信息(例如,被提供给对象的液体/血液的量);严重性评分系统(例如APACHE、MPM、SAPS或SNAP);药物信息;等等。

[0036] 所述方法可以还包括,响应于所述非危急警报,确定指示至少一个监测生理参数的两个或更多个值之间的相关性的至少一个相关性度量,其中,获得一个或多个警报前值的集合的步骤包括将所述至少一个相关性度量包括在所述一个或多个警报前值的集合中。

[0037] 优选地,所述预测性指示符是指示所述非危急警报是否将在所述警报后时间窗口内跟随有危急警报的预测的二值输出;并且所述机器学习算法被配置为具有不小于0.95的特异性。

[0038] 高水平的特异性(例如 ≥ 0.95 或 ≥ 0.98)减少了由该方法产生的假阳性的数量。发明人已经认识到,高特异性将导致该方法被临床医师认为是可靠的,并且将降低临床医师将遭受(例如,由对错误警报的重复响应引起的)警报疲劳的可能性。

[0039] 虽然高特异性可能引起机器学习算法的降低的灵敏度(例如,因为机器学习算法的训练数据不能总是详尽的),但是降低的灵敏度不会影响超出现有方法的患者结果,因为即使该方法不能(基于对应的非危急警报)预测危急警报的开始,仍然也能够触发危急警报。

[0040] 所述方法可以还包括响应于所述预测性指示符指示所述非危急警报将发展成危急警报的可能性在预定阈值处或高于预定阈值,生成第一临床医师可感知报警。

[0041] 临床医师可感知报警可以包括例如对临床医师的音频、视觉和/或触觉反馈。第一临床医师可感知报警是当临床医师没有主动确定对象的状态时可被临床医师感知的警报(例如,闪光、蜂鸣声或警报声和/或振动)。具体地,第一临床医师可感知报警可以是通常在临床设置中呈现给临床医师以指示对象已经进入需要临床关注的状态(例如,以防止生命变化或生命改变的恶化)的报警,通常伴随危急警报。

[0042] 此类实施例不排除关于非危急警报的信息将对临床医师将是可用的可能性(例

如,当主动检查对象的状态时或在不可感知的警报中),或以不同的(第二)临床医师可感知报警的形式。具体地,第一临床医师可感知报警可以是听觉的,而不同的或第二临床医师可感知报警可以是非听觉的。在其他范例中,第一临床医师可感知报警可以被提供在由临床医师携带的(手持)设备(例如,寻呼机)上,而第二临床医师可感知报警可以不由所述设备提供。

[0043] 在实施例中,所述方法包括,响应于所述预测性指示符指示所述非危急警报将发展成危急警报的可能性低于预定阈值,不生成所述第一临床医师可感知报警。

[0044] 通过只有当预测到非危急警报将发展成危急警报或跟随有危急警报时才生成针对非危急警报的第一临床医师可感知报警,将减少以第一临床医师警报的形式呈现给临床医师的警报的总数,由此减少警报疲劳并且确保仅向对象提供被预测为需要紧急临床关注的警报(例如,危急警报或预测的危急警报)。

[0045] 如先前提及的,非危急警报可以被分成不同水平的非危急警报。非危急警报的第一或“更低”水平可以表示“早期警告”状态(例如,临床上不期望状态的高度保守性指示符)。非危急警报的第二或“更高”水平可以表示“即将发生的警告”状态(例如,临床上不期望的状态的更不保守性指示符)。任一者都可以充当该方法的“非危急警报”。可以提供指示不同水平的严重性的另外的水平。

[0046] 在实施例中,不针对非危急警报的第一水平生成临床医师可感知报警,并且针对非危急警报的第二水平生成(任选地非听觉的)临床医师可感知报警。这减少了被提供给对象的警报的数量,同时仍然允许危急警报的更保守性预测发生。

[0047] 在另外的实施例中,临床医师可能不可访问某一或某些水平的非危急警报(例如,更低水平)(即,他们不被警告其存在和/或临床医师可能不能追踪或访问此类非危急警报)。这有助于进一步减少警报疲劳或临床医师怀疑,同时仍然使得此类非危急警报能够触发危急警报是否将跟随的预测。这提供了临床意识和自动患者监测的良好平衡。

[0048] 所述计算机实施的方法可以还包括,响应于危急警报,生成第一临床医师可感知报警。因此,除了当预测到非危急警报将发展成危急警报时提供第一临床医师可感知报警之外,如果生成危急警报,则也可以提供临床医师可感知报警。这认识到不是所有危急警报都将与非危急警报相关联(例如,如果存在对象状况的突然恶化),或提出的方法不能正确地预测危急警报将发生。

[0049] 具体地,可以响应于危急警报(信号)和/或危急警报信号将发生的预测而仅(为临床医师)生成听觉警报。这样的过程将固有地至少与现有系统一样安全,因为可能被提出的系统错过的危急警报仍然将在阈值的通常突破时被生成。

[0050] 实现提出的模型的另外的优点可以是聚类危急警报的可能性的降低,因为能够存在对预测的危急警报的更早临床响应。

[0051] 为了进一步减少被提供给临床医师的警报的数量,在一些实施例中,如果已经针对相关联的非危急警报提供了第一临床医师可感知报警,则不针对危急警报生成另外的第一临床医师可感知报警。这进一步避免了警报疲劳。

[0052] 所述计算机实施的方法可选地还包括:获得经历生理参数监测的所述对象的元数据;并且基于所获得的所述对象的元数据来设置所述第一预定长度。

[0053] 在实施例中,调整所述计算机实施的方法,其中,所述非危急警报信号指示所述对

象的至少一个生理参数已经进入临床上不期望的状态,并且所述方法还包括:响应于所述非危急警报执行以下操作:获得在所述非危急警报被触发的时间处触发所述非危急警报的所述至少一个生理参数的一个或多个值;基于所获得的在所述非危急警报被触发的时间处触发所述非危急警报的所述至少一个生理参数的一个或多个值来修改所述第一预定长度。

[0054] 根据依据本发明的另一方面的范例,提供了一种计算机程序,包括用于当所述程序在计算机上运行时实施任何所描述的权利要求的代码单元。

[0055] 根据依据本发明的另一方面的范例,提供了一种用于针对经历生理参数监测的对象预测危急警报的发生的系统。所述系统包括:警报接收模块,其适于接收指示所述对象已经进入临床上不期望的状态的非危急警报信号;以及警报预测模块,其适于响应于所述非危急警报执行以下操作:获得一个或多个警报前值的集合,所述一个或多个警报前值的集合是根据落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的所述对象的至少一个监测生理参数的值导出的,和/或包括落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的所述对象的至少一个监测生理参数的值,其中,所述警报前时间窗口的开始时间取决于所述非危急警报信号的发生时间,并且其中,所述警报前时间窗口在所述非危急警报信号的所述发生时间之前结束或在所述非危急警报信号的所述发生时间处结束;并且使用机器学习算法处理所述一个或多个警报前值的集合以生成指示所述非危急警报信号将会在警报后时间窗口内跟随有危急警报信号的概率的预测性指示符,所述危急警报信号指示所述对象已经进入临床可执行状态,其中,所述警报后时间窗口具有第二预定长度,并且在所述非危急警报信号的所述发生时间处开始。

[0056] 所述系统可以还包括用户接口,所述用户接口被布置为响应于所述预测性指示符指示所述非危急警报将发展成危急警报的可能性高于预定阈值而生成临床医师可感知报警。所述用户接口可以包括显示器、扬声器或触觉反馈系统。

[0057] 本发明的这些和其他方面将参考下文描述的(一个或多个)实施例变得显而易见并将参考下文描述的(一个或多个)实施例得以阐述。

附图说明

[0058] 为了更好地理解本发明并且为了更清楚地示出它可以如何被实施,现在将仅以范例的方式参照附图,其中:

[0059] 图1图示了根据实施例的方法;

[0060] 图2图示了例如警报和时间窗口的计时图;

[0061] 图3图示了用于导出生理参数的值的系统;

[0062] 图4是图示根据另一实施例的方法的流程图;

[0063] 图5图示了非危急警报之后的时间长度与危急警报的发出之间的关系特性;并且

[0064] 图6是图示根据实施例的系统的方框图。

具体实施方式

[0065] 本发明将参考附图来进行描述。

[0066] 应当理解,详细描述和具体范例在指示装置、系统和方法的示范性实施例的同时,仅旨在用于图示的目的,而不旨在限制本发明的范围。根据以下描述、所附权利要求和附图将更好地理解本发明的装置、系统和方法的这些和其他特征、方面和优点。应当理解,附图仅仅是示意性的,并未按比例绘制。还应当理解,在整个附图中使用相同的附图标记来指示相同或相似的部分。

[0067] 本发明提供了用于响应于更不严重的非危急警报的发生而预测危急警报的发生的概念。提出了使用机器学习模型,该机器学习模型被训练为辨别非危急警报是否将在特定时间段内跟随有危急警报,例如非危急警报是否将发展为危急警报。与仅基于阈值的现有警报系统不同,该方法使用来自生理数据窗口的生理数据。能够预期该数据窗口携带比阈值的简单突破更多的信息。

[0068] 因此,实施例基于以下认识:能够基于位于由非危急警报定义的时间窗口内的生理参数来预测危急警报的发生。因此,不需要向临床医师警告所有非危急警报,因为不是所有这样的警报都将需要临床关注,由此减少警报疲劳。

[0069] 图示性实施例可以例如在临床设置中用来预测危急警报的发生并且减少由于重复地向临床医师警告不是所有警报都需要临床关注的警报而引起的警报疲劳。

[0070] 由危急警报信号携带的“危急警报”指示对象已经进入临床上可执行状态,意味着需要临床干预来防止对象进入危及生命或改变生命的状况。当对象的参数下降至危急水平之下时或如果支持对象的一件装备(诸如呼吸机)发生故障或即将发生故障时,可以发出“危急警报”。“危急警报”可以被备选地标记为“红色警报”或“严重警报”。

[0071] 由非危急警报信号携带的“非危急警报”指示对象已经进入临床上不期望的状态,但是尚未需要临床干预来防止对象进入危及生命或改变生命的状况。因此,非危急警报可以指示对象(或支撑对象的一件装备)在该对象(或一件装备)的“正常”状态之外。“非危急警报”可以被备选地标记为“黄色警报”或“警告警报”。

[0072] 警报的范例包括:低心率;高心率;心律失常;心搏停止;低呼吸速率;高呼吸速率;呼吸暂停;低 SpO_2 ;高 SpO_2 ;低温;高温;低收缩压;高收缩压;低舒张压;高舒张压;低平均血压;高平均血压;低灌注;差的苍白(对象颜色);太少或太多的对象移动;脱离床检测;低/高心输出量;低/高每搏输出量;和/或低/高血流。对于呼吸机,(基于设备的)警报的另外的范例包括:高峰值吸气压力;呼吸机回路的断开;发生故障的/堵塞的气管内插管;以及低 CO_2 水平。对于输注泵,另外的范例包括低流量或管路中的空气的存在。

[0073] 图1是根据本发明的实施例的方法1的流程图。

[0074] 该方法包括接收指示对象已经进入临床上不期望的状态的非危急警报信号4的步骤10。该非危急警报信号与“发生时间”相关联,“发生时间”是对象进入临床上不期望的状态的时间。

[0075] 该方法还包括响应于非危急警报信号而获得一个或多个警报前值的集合的步骤11,所述一个或多个警报前值的集合是根据落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的对象的至少一个监测生理参数的值导出的,和/或包括落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的对象的至少一个监测生理参数的值,其中,警报前时间窗口的开始时间取决于非危急警报信号的发生时间。

[0076] 每个警报前值包括(来自警报前窗口的)的至少一个监测生理参数的值或根据来自警报前窗口的至少一个生理参数的一个或多个值导出(例如通过处理而生成)的值。

[0077] 因此,一个或多个警报前值的集合中的值可以包括:监测生理参数的值;监测生理参数的经处理的值;监测生理参数的值的统计度量等。

[0078] 至少一个监测生理参数的值可以包括对象状况的任何度量。因此,监测生理参数的值可以包括响应于对象的健康、状态、移动、身体过程或状况(诸如ECG迹线、温度、脉搏率、胸部阻抗、PPG波形、呼吸率等)(的变化)的任何度量。因此,这样的值可以包括来自传感器的原始数据(诸如原始ECG迹线)或来自传感器的经处理的数据(诸如来自ECG迹线的经确定的心率)。

[0079] 可以通过测量值来监测的生理参数或可以被处理以测量的值的范例包括对象的:心率;心率变化性;呼吸速率; SpO_2 百分比(氧饱和度);温度;血压;血糖(葡萄糖)水平;对象运动;胸部阻抗;灌注指数;等等。

[0080] 因此,警报前值可以是:时间窗口内的生理参数的值;时间窗口内的生理参数的最大值/最小值;时间窗口内的生理参数的平均值(均值或模态值);预定时间窗口内的生理参数的值的标准偏差;生理参数越过预定阈值(例如,第一/第二阈值)的次数;生理参数的值在阈值之下花费的累积时间和/或其他统计度量。

[0081] 一些其他设想的统计度量并且因此设想的警报前值包括: δ 指数、集中趋势度量、近似熵、Lempel-Ziv复杂度、相关系数、均方根等。

[0082] 因此,步骤11可以包括在警报前时间窗口期间例如从数据库检索至少一个监测生理参数的值,并且可选地进一步处理所述值,以导出用于在随后的步骤12中使用的一个或多个警报前值的集合。

[0083] 该方法还包括使用机器学习算法处理一个或多个警报前值的集合以生成预测性指示符6的步骤12,预测性指示符6指示非危急警报信号将在警报后时间窗口内跟随有危急警报信号的概率。警报后时间窗口具有第二预定长度,并且在非危急警报信号的发生时间处开始。危急警报信号指示对象(的至少一个生理参数)已经进入临床上可执行状态。

[0084] 因此,在步骤12中使用机器学习算法来处理根据在非危急警报之前的特定时间窗口内的对象的生理参数导出的值,以预测非危急警报是否将很快(即,在警报后时间窗口内)跟随有危急警报。例如,机器学习算法可以预测非危急警报信号是否将发展成危急警报信号。

[0085] 在步骤12中生成的概率指示符6可以例如包括非危急警报将在一定时间段内跟随有危急警报的预测概率(例如,在0到1的范围内,或从0%到100%)。在其他范例中,概率指示符将是二值指示符,其指示机器学习算法是(例如,利用值1)否(例如利用值0)相信非危急警报将在一定时间段内跟随有危急警报。其他合适的概率指示符(诸如分类(例如,指示“高度可能”、“可能”、“不可能”、“高度不可能”))对于本领域技术人员将是显而易见的。

[0086] 步骤12还可以包括使用机器学习算法生成关于预测的危急警报的类型的信息,例如,指示由预测的危急警报指示的需要临床关注的事件的原因或标签(例如,危险的低心率、去饱和等)。

[0087] 在一些实施例中,仅响应于在预定时间段(例如,不小于5秒或不小于10秒)内提供非危急警报而执行步骤11和12。这防止了非危急警报是否将跟随有危急警报的潜在不必要

的确定(例如,如果由非危急警报引起的潜在问题本身解决了),由此节省了处理能力。

[0088] 图2图示了根据本发明的实施例的非危急警报以及警报前和警报后时间窗口的范例计时。

[0089] 具体地,图2图示了示范性生理参数随时间 t 的两个范例曲线图 P_1 、 P_2 。第一曲线图 P_1 可以表示对象的随时间 t 的 SpO_2 (氧饱和度)百分比。第二曲线图 P_2 可以表示对象的随时间 t 的呼吸速率。

[0090] 当对象的生理参数的值越过或达到指示对象已经进入或将进入临床上不期望的状态的阈值时,可以(在时间 t_o 处)触发非危急警报。当对象的生理参数的值越过或达到指示对象将在没有临床干预的情况下进入临床上危险状态的不同阈值时,可以(在时间 t_c 处)触发危急警报。

[0091] 在图示的范例中,对象的 SpO_2 水平与第一阈值 Th_1 (例如94%)相关联,其中,如果对象的 SpO_2 下降至第一阈值之下,则在时间 t_o 处触发非危急警报。此外,对象的 SpO_2 水平也与第二阈值 Th_2 (例如90%)相关联,其中,如果对象的 SpO_2 水平下降至第二阈值之下,则在时间 t_c 处触发危急警报。

[0092] 尽管未图示,但是对象的其他生理参数(例如,呼吸速率 P_2)可以与类似的阈值相关联。阈值可以是这样的阈值,其中,如果生理参数的值下降至该阈值(即,“下限”阈值)之下,则发出警报,或是这样的阈值,其中,如果生理参数的值上升至该阈值(即,“上限”阈值)之上,则发出警报。

[0093] 在图2中图示的场景中,对象的 SpO_2 水平的值在时间 t_o 处下降至第一阈值 Th_1 之下。因此,在时间 t_o (即,“非危急警报信号的发生时间”)处生成/发出非危急警报。

[0094] 响应于非危急警报(信号),由机器学习算法处理根据落在警报前时间窗口 TW_1 内的生理参数的值导出的和/或包括落在警报前时间窗口 TW_1 内的生理参数的值的一个或多个值的集合,以预测非危急警报是否将(在非危急警报的发生时间 T_o 之后的警报后时间窗口 TW_2 内)跟随有危急警报。所述值的集合可以根据任何监测生理参数(包括触发非危急警报的生理参数)的(一个或多个)值导出和/或包括任何监测生理参数(包括触发非危急警报的生理参数)的(一个或多个)值。

[0095] 例如,在图示的场景中,能够使用/处理根据 SpO_2 水平 P_1 和呼吸速率 P_2 导出的值,以形成用来预测非危急警报是否将跟随有危急警报的一个或多个值的集合。然而,也可以包括根据其他生理参数导出的值。

[0096] 警报前时间窗口 TW_1 的长度是预定的。然而,时间窗口的开始时间 t_{tw} 基于或取决于非危急警报的发生时间 t_o 。也就是说,非危急警报的发生时间 t_o 定义或描绘了时间窗口开始的时间。例如,时间窗口的开始时间 t_{tw} 可以是在非危急警报的发生时间 t_o 之前的某一预定分钟数。

[0097] 因此,警报前时间窗口 TW_1 对应于已经被监测/记录的生理参数的值。

[0098] 在优选范例中,并且如图2中图示的,警报前时间窗口 TW_1 在发生时间 t_o 处结束。因此,警报前时间窗口的开始时间 t_{tw} 可以在发生时间 t_o 之前开始第一预定(时间)长度。然而,在其他范例中,警报前时间窗口 TW_1 在发生时间 t_o 之前结束。

[0099] 如所图示的,警报时间窗口 TW_1 的长度优选地大于警报后时间窗口 TW_2 的长度。在这样的限制下训练的机器学习算法已经证明了危急警报的特别准确的预测,同时最小化所需

的处理能力的量。

[0100] 通过机器学习算法处理根据落在警报前时间窗口内的生理参数 P_1 、 P_2 的值导出的或包括落在警报前时间窗口内的生理参数 P_1 、 P_2 的值的一个或多个值的集合,以生成预测性指示符。

[0101] 如之前解释的,能够处理根据各种不同的生理参数导出的值以预测危急警报的发生。

[0102] 在优选的另外的实施例中,关于对象的其他信息(诸如元数据和/或警报)能够用来预测危急警报的发生。

[0103] 在一些实施例中,根据落在第二警报后时间窗口(例如,在长度上小于(第一)警报后时间段)内(或在第二警报后时间窗口(例如,在长度上小于(第一)警报后时间段)内收集的对象的至少一个监测生理参数的值导出的或包括落在第二警报后时间窗口(例如,在长度上小于(第一)警报后时间段)内(或在第二警报后时间窗口(例如,在长度上小于(第一)警报后时间段)内收集的对象的至少一个监测生理参数的值的一个或多个值也可以用来预测危急警报的发生。因此,在第二警报后窗口期间获得的生理参数的值可以用作机器学习算法的另外的输入。

[0104] 图3示意性地图示了如何能够获得生理参数的值以及如何能够从生理参数的所述值获得警报前值。

[0105] 图3图示了用于检测对象的生理参数的传感器31。此处,传感器包括脉搏血氧计31A和ECG(心电图)电极31B。

[0106] 图3还图示了从传感器31获得的(生理参数)数据32。此处的数据32包括从脉搏血氧计31A获得的光容积描记图(PPG)波形32A。数据32还包括ECG波形32B和胸部阻抗测量32C,两者都从ECG电极31B获得。每个生理参数数据32都是时变的。

[0107] 能够例如在步骤33中处理数据32,以获得生理参数的值。每个值与具体时间(例如,时间戳)相关联,并且因此能够确定值是落在定义的时间窗口之内还是之外。因此,生理参数的每个值可以是对象的生理参数的样本。

[0108] 在图示的范例中,能够处理PPG波形32A以导出氧饱和度 SpO_2 34A、脉搏/心率34B的值和/或估计对象的运动34G。能够处理ECG波形32B以导出对象的脉搏/心率34B、对象的心率变化性34E和/或估计对象的运动34G。能够处理胸部阻抗测量32C以导出呼吸速率34C、呼吸不稳定性34F和/或估计对象的运动34G。

[0109] 可以进一步处理值34中的一个或多个以导出另外的值(其因此最终也根据生理参数数据32导出)。例如,可以根据不同的生理参数值导出相关值34D。例如,相关值34D可以指示氧饱和度34A、脉搏/心率34B和/或呼吸速率34C值之间的相关性。相关值由此指示至少两个不同值34之间的相关性的度量。

[0110] 因此,获得包括生理参数的一个或多个值和/或通过处理生理参数的一个或多个值导出的一个或多个值的一个或多个值34的集合。将显而易见的是,一个或多个值的集合对应于落在警报前窗口内(或在警报前窗口内收集的)的生理参数的值。

[0111] (例如,由处理系统35)处理根据生理参数数据32导出的值34的集合,以生成指示非危急警报将在一定时间段内跟随有危急警报的概率的预测性指示符。

[0112] 具体地,系统35执行以下步骤:使用机器学习算法处理根据对象的至少一个生理

参数的值导出的一个或多个警报前值34的集合,由此生成指示非危急警报信号将跟随有危急警报信号的概率的预测性指示符。

[0113] 在一个或多个警报前值的集合的处理期间,不需要使用所有值34。相反,在实施例中,使用机器学习算法来选择并处理所有可用值的子集。可用值的子集的选择可以取决于机器学习算法或患者元数据。

[0114] 在具体范例中,机器学习算法可以被训练或配置为选择可用值中的某些可用值。在其他实施例中,患者元数据可以被获得,并且将用来选择生成值34中的哪些(例如,仅收集针对具有该元数据的对象的机器学习算法所需的信息)。这改善了整个方法的效率。

[0115] 例如,在新生儿环境中,SpO₂具有最预后潜在性(主要是因为去饱和是最普遍的红色警报),因此与其相关联的值可以被包括在被处理以生成预测性指示符的值的子集中。对于其他患者群体,最预后潜在性的值可能不同。具体地,可能认为与该患者群体的最普遍警报最密切相关的数据将是最有用的。

[0116] 如先前提及的,在一些另外的实施例中,还可以与值34一起处理另外的数据36以生成预测性指示符。换句话说,机器学习算法可以接收值34的集合和另外的数据36作为输入,并且输出预测性指示符。

[0117] 另外的数据36可以包括:关于响应于其而执行处理的非危急警报的信息36A;关于在预定长度的时间窗口期间发生的针对对象的任何其他警报的信息36B;和/或对象的元数据36C。使用这样的另外的数据36允许预测性指示符的更准确且定制的计算。

[0118] 关于非危急警报的信息36A可以包括例如与非危急警报相关联的标签或类别、非危急警报的发生时间 t_0 等。

[0119] 关于针对对象的任何其他警报的信息36B可以包括例如与在时间窗口期间发生的任何其他警报相关联的标签/类别、任何其他警报的发生时间、在时间窗口期间发生的其他警报的数量、在时间窗口期间发生的非危急警报的数量、在时间窗口期间发生的危急警报的数量;在时间窗口期间发生的其他警报的频率等。

[0120] 对象的元数据36C可以包括以下中的一个或多个中的任意:年龄;妊娠期(对于新生儿临床设置是尤其有用的);自进入临床设置或医院以后的时间;体重(入院时、出生时或当前体重);临床病史;一种或多种临床诊断;处置计划等。

[0121] 先前已经描述了如何设想警报前时间窗口和警报后时间窗口。警报前时间窗口定义哪些数据被提供作为用于机器学习算法的输入。警报后时间窗口定义机器学习算法尝试预测危急警报是否将在其中发生的时间段。

[0122] 时间窗口的长度影响机器学习算法的准确性和复杂性(并且因此速度)。因此,期望为这些时间窗口选择适当的长度。

[0123] 优选地,第一预定长度(警报前时间窗口的长度)小于3分钟和/或大于1分钟。在1-3分钟之间的时段已被识别为在准确性和计算复杂性之间提供良好的折衷,尤其是对于新生儿环境。

[0124] 优选地,第二预定长度(警报后时间窗口的长度)小于3分钟和/或大于1分钟。在具体范例中,第二预定长度为大约1分钟的长度(例如 $\pm 10\%$)。已经识别,大多数危急警报发生在非危急警报的1分钟内,并且因此能够通过将警报后时间窗口的长度限制为不多于1分钟来降低计算复杂性。

[0125] 可以在不同的环境和/或不同的患者中使用不同的机器学习算法。不同的机器学习算法可以在预测过程期间使用不同的特征(例如,根据生理数据导出的值)和/或不同的第一/第二预定长度。

[0126] 考虑到此,在实施例中,第一预定长度和/或第二预定长度可以取决于患者元数据。

[0127] 在一些实施例中,可以基于生理数据的值(例如,心率值)来修改第一预定长度和/或第二预定长度。具体地,可以基于在非危急警报的发生时间处的生理数据的值或基于触发警报的生理数据的值来修改第一预定长度。

[0128] 先前已经描述了实施例如何利用机器学习算法来(至少)处理根据对象的至少一个生理参数的值导出的一个或多个警报前值的集合,由此生成指示非危急警报信号将跟随有危急警报信号的概率的预测性指示符。

[0129] 机器学习算法可以进一步接收其他信息,诸如元数据或警报信息,其也在预测性指示符的生成期间被处理。

[0130] 一个或多个警报前值的集合和其他信息可以统称为“输入数据”或“一个或多个特征的集合”。一个或多个特征的集合至少包括根据至少一个生理参数的值导出的一个或多个警报前值的集合。

[0131] 因此,机器学习算法接收一个或多个特征的集合作为输入,并且提供预测性指示符作为输出。响应于非危急警报信号执行机器学习算法。

[0132] 用于在本发明中采用的合适的机器学习算法对于本领域技术人员将是显而易见的。合适的机器学习算法的范例包括决策树算法和人工神经网络。诸如逻辑回归、支持向量机或朴素贝叶斯模型的其他机器学习算法也可以被使用并且很好地执行。决策树特别适合于这种应用,因为它允许特征空间的隐蔽划分。

[0133] 决策树算法对于本领域技术人员将是已知的。决策树算法由从根节点开始的一个或多个决策节点形成。每个节点(从根节点开始)基于输入数据做出决策,并且基于决策的结果,指导下一决策或提供决策树算法的输出。

[0134] 对训练数据集训练或生成决策树算法的方法是众所周知的。在范例中,提供了由训练输入数据条目和对应的训练输出数据条目形成的训练数据集。生成决策树算法的已知方法包括分类和回归树(CART)算法和迭代二叉树3代(ID3)算法。通常,这样的方法包括迭代地识别训练输入数据(相对于训练输出数据)中的可能分割、量化可能分割的有效性(例如,使用基尼指数或信息增益)并且将最有效的分割公式化成决策节点的自上向下方法。以这种方式,能够建立决策树。能够使用提升算法(诸如极端梯度提升(XGB)算法或随机森林)来进一步改进决策树算法。

[0135] 决策树是有利的,因为在默认情况下,它们能够处理丢失的数据并且不需要对数据进行预处理,由此增强了临床设置中接近实时性能的可能性。

[0136] 人工神经网络或简单地神经网络也将是本领域技术人员熟悉的。简而言之,神经网络是能够用来处理输入数据以产生输出数据(诸如基于输入数据预测某一场景发生的概率)的一种类型的机器学习模型。

[0137] 神经网络的结构受人脑的启发。神经网络由层组成,每个层包括多个神经元。每个神经元包括数学运算。在处理输入数据的过程中,对输入数据执行每个神经元的数学运算

以产生数值输出,并且将神经网络中的每个层的输出顺序地馈送到下一层。最后一层提供输出。

[0138] 训练神经网络的方法是众所周知的。通常,提供由训练输入数据和对应的训练输出数据形成的训练数据集。训练输入数据由神经网络处理以产生范例输出数据。将范例输出数据与训练输出数据进行比较以确定神经网络的准确性(例如,通过使用损失函数)。基于所确定的准确性来修改神经网络并且具体地神经元的数学运算,以努力改进神经网络的准确性(例如,最小化损失函数)。修改神经网络的已知方法包括梯度下降、反向传播算法等。

[0139] 优选地,机器学习算法被设计为提供二值输出,指示它是否(例如,利用输出1)相信非危急警报将在警报后窗口内跟随有危急警报,或它是否(例如,利用输出0)不相信非危急警报将在警报后窗口内跟随有危急警报。

[0140] 二值(或其他分类)输出机器学习算法能够被训练为靶向灵敏度或特异性。灵敏度是真阳性率的相对度量(例如从0到1)。特异性是假阴性率的度量(即假阳性率的倒数)。

[0141] 发明人已经认识到特别期望优于灵敏度来优先化或靶向特异性。高特异性(例如 ≥ 0.95 或 ≥ 0.98)将确保临床医师认为模型是可靠的,并且由此减少警报疲劳(因为临床医师将容易地相信危急警报的预测是准确的,并且相应地行动)。

[0142] 此外,即使以低灵敏度为代价提供了高特异性,也已经认识到,即使机器学习算法没有正确地预测将跟随有危急警报,但是仍然将在稍后的时间点处发出危急警报。因此,提出的警报预测系统将固有地至少与当前系统一样安全,因为可能被机器学习算法错过的危急警报仍然将在阈值的通常突破时被生成。

[0143] 应理解,使用不同的机器学习算法、第一预定长度和/或第二预定长度用于在不同的环境中使用将是有益的。因此,可以基于关于环境或临床设置的信息、关于对象的信息(例如,对象元数据)来使用不同的机器学习算法或第一/第二预定长度。

[0144] 例如,当在成人重症监护病房中使用时,为在新生儿病房中使用而开发的算法不会很好地执行。因此,可以使用用于在不同类型的临床设置(例如,新生儿病房对比成人重症监护病房)中使用的不同的训练数据来训练不同的机器学习算法。备选地,例如,一旦已经部署了通用算法,就可以基于针对不同类型病房的训练数据(例如,针对成人病房的训练数据)来进一步训练或微调通用算法(例如,最初为新生儿病房开发的)。

[0145] 此外,即使在相同类型的临床设置内,不同的临床设置(例如,第一新生儿病房对比第二新生儿病房)也可以在其特性上不同,诸如使用生成非危急或危急警报的不同阈值,使得相同算法的准确性可以在相同类型的不同临床设置之间不同。因此,将优选的是,被设计用于具体类型的环境的算法针对特定临床设置被进一步训练。一旦机器学习算法已经被部署在该环境中,这就可以被执行。例如,可以允许算法从真实世界数据中学习警报的型式,并且定期地更新其本身(例如,对于决策树算法,生成新的树集合),使得其变得特定于其部署的环境。

[0146] 还认识到,即使在相同的临床设置内,阈值和可用的传感器数据和/或传感器类型也能够(随着时间)改变。因此,即使在相同的临床设置中,将优选的是允许算法定期地更新其本身(例如,通过使用监测生理数据和警报数据),因此它适于新的数据模式。以这种方式,算法能够持续地适于技术和操作规范的变化。

[0147] 在另外的范例中,还能够允许算法通过从个体对象的数据中学习来调整和个性化。例如,每个对象可以与它们自己的历史生理参数数据和警报数据相关联,使得能够基于对象自己的历史参数数据来调谐算法。因此,可以持续地训练(或在对象入院后训练)通用算法。

[0148] 上述方法中的任何一种或多种能够用来使机器学习算法适于新类型的临床设置、新的临床环境、临床设置的变化或不同的患者。

[0149] 图4图示了根据本发明的实施例的方法40。

[0150] 方法40包括确定是否已经发出非危急警报的步骤41。

[0151] 响应于步骤41确定已经发出了非危急警报,该方法移动到针对经历生理参数监测的对象预测危急警报的发生的步骤1。步骤1可以通过执行任何先前描述的方法来进行。步骤1提供预测性指示符6作为输出。

[0152] 在步骤1之后,方法40包括执行确定预测性指示符6是否指示非危急警报将发展成危急警报的可能性高于预定阈值的步骤42。步骤42的精确实施取决于预测性指示符6的格式。

[0153] 例如,在预测性指示符是二值指示符的情况下(其中1(或0)表示预测到危急警报,并且0(或1)表示没有预测到危急警报)的情况下,步骤42将包括确定预测性指示符是具有值1(或0)(在预定阈值之上的可能性)还是值0(或1)(不在预定阈值之上的可能性)。

[0154] 在另一范例中,在预测性指示符是在从0到1的范围内的概率的情况下,步骤42可以包括确定概率是否高于预定阈值(例如0.5、0.6或0.7)。

[0155] 响应于步骤42确定预测性指示符6指示非危急警报将发展为危急警报的可能性高于预定阈值,该方法移动到生成第一临床医师可感知报警的步骤43。在步骤43中发出第一临床医师可感知报警之后,该方法可以返回到步骤41。

[0156] 临床医师可感知报警可以包括例如对临床医师的音频、视觉和/或触觉反馈。第一临床医师可感知报警是当临床医师没有主动确定对象的状态时可被临床医师感知的警报(例如,闪光、蜂鸣声或警报声和/或振动)。具体地,第一临床医师可感知报警可以是通常在临床设置中呈现给临床医师以指示对象已经进入需要临床关注的状态(例如,以防止生命变化或生命改变的恶化)的报警,通常伴随危急警报。

[0157] 响应于步骤42确定预测性指示符6不指示非危急警报将发展成危急警报的可能性高于预定阈值,然后该方法可以返回到步骤41。

[0158] 在一些实施例中,代替返回到步骤41,响应于步骤42中的否定确定,该方法可以执行生成第二临床医师可感知报警的步骤45。应当将第二临床医师可感知报警与第一临床医师可感知报警区分开(例如,不同的声音、颜色或振动模式/强度)。这意味着仍然能够警告临床医师非危急警报的发生,同时能够与预测的危急警报区分开,并且由此减少警报疲劳。

[0159] 然而,在优选实施例中,如果步骤42确定预测性指示符6不指示非危急警报将发展成危急警报的可能性高于预定阈值,则不生成临床医师可感知报警。这显著减少了警报疲劳。

[0160] 在一些实施例中,响应于步骤41确定没有发出非危急警报,该方法可以移动到确定是否已经发出危急警报的步骤44。

[0161] 响应于步骤44确定已经发出危急警报,该方法移动到发出第一临床医师可感知报

警的步骤43。因此,当发出危急警报时发出的报警可以与预测将发出危急警报的报警相同。

[0162] 这使得具有高特异性水平(例如 ≥ 0.95 或 ≥ 0.98)的机器学习算法能够被使用,因为响应于危急警报的发出,危急警报的任何错过的预测尽管如此将引起临床医师的关注。因此,能够通过仅响应于危急警报的(高度置信的)预测和/或危急警报本身而发出第一临床医师可感知报警来减少警报疲劳。

[0163] 在优选实施例中,如果在步骤1中已经预测到危急警报信号(并且已经生成适当的第一临床医师报警),则在步骤43中响应于危急警报信号而不发出第一临床医师报警。

[0164] 响应于步骤44确定没有发出危急警报,该方法可以返回到步骤41(即,并且不发出任何警报)。

[0165] 因此,方法40是响应于任何发出的警报或包含警报的信号的迭代过程。

[0166] 在一些实施例中,机器学习算法被设计为指示预测在警报后时间段内发生的危急警报的类型。在这样的实施例中,步骤43可以包括(当由步骤42触发时)提供危急警报的预测类型的指示。当然,步骤43还可以包括(当由步骤44触发时)提供所触发的危急警报的类型的指示。

[0167] 为了改善的理解,下文中提供了用于本发明中使用的用于准备合适的机器学习算法并选择预定长度的范例的完整描述。在所描述的范例中,机器学习算法适于在新生儿病房中使用。

[0168] 获得来自多个早产儿(为新生儿病房的对象)的生理数据和警报数据,用于生成机器学习算法。可选地,还获得关于早产儿的另外的信息(例如,元数据)。

[0169] 可以通过执行对象的无创监测来获得生理数据。例如,能够从(来自3导联ECG的)心电图测量、阻抗呼吸描记测量和脉搏血氧测量获得心肺生命体征的值,以监测每个对象的心率、呼吸率和 SpO_2 。这些值能够经由数据仓库以适当的分辨率(例如,1Hz)从对象监测系统(诸如Philips IntelliVue MX800)回顾性地采集。原始ECG波形(例如,在250Hz处)也可以被提取,并且用来分析心率变化性(HRV)。

[0170] 还能够提取警报数据,例如包括针对每个早产儿的警报的日志,至少识别所有非危急(“黄色”)和危急(“红色”)警报的计时。每个警报可以与相关类别或标签相关联。例如,“去饱和”和“心动过缓”是危急警报的类别,并且“ SpO_2 低”和“ SpO_2 高”是非危急警报的类别。

[0171] 如之前解释的,能够基于范例输入数据和对应的范例输出数据来训练机器学习算法。为了生成范例输入数据和范例输出数据,能够针对警报数据中的每个非危急警报生成范例输入数据的条目和范例输出数据的相应条目。

[0172] 具体地,对于在警报数据中识别的每个非危急警报,获得来自第一预定长度的警报前时间窗口的生理数据(对于范例输入数据的条目),并且还获得该非危急警报是否在第二预定长度的警报后时间窗口内跟随有危急警报的指示(对于范例输出数据的对应条目)。

[0173] 获得/提取的生理数据贡献于范例输入数据的条目。获得/提取的指示贡献于范例输出数据的对应条目。

[0174] 更具体地,为了获得范例输入数据的条目,可以进一步处理针对条目的生理数据,以获得根据警报前窗口内的生理参数的值导出的一个或多个警报前值的集合。因此,范例输入数据的条目至少包括由落在警报前窗口内的对象的至少一个监测生理参数的值形成或导出的值的集合。

[0175] 在一些实施例中,范例输入数据的每个条目还包括(与生理值相关联的对象的)对象元数据和/或关于在警报前时间窗口内发生的警报和/或与范例输入数据的条目相关联的非危急警报的警报信息。

[0176] 以这种方式,范例输入数据的条目包括多个特征(例如,根据生理参数导出的值、生理参数的值、患者元数据和/或警报信息)。

[0177] 范例输出数据的条目至少包括(与该条目相关联的)非危急警报是否在警报后时间窗口内跟随有危急警报的指示。范例输出数据的条目还可以包括关于危急警报的类型的信息。

[0178] 然后使用范例输入数据和范例输出数据来训练机器学习算法。具体地,机器学习算法被训练为学习范例输入数据和范例输出数据之间的关系。在下文中描述训练范例。

[0179] 范例输入数据和范例输出数据能够被随机地分成训练(例如80%)和测试(例如20%)集合,通过原始数据集中的非危急到危急(NCtC)警报和非危急到无危急(NCtnC)警报的比例来分层。训练数据用来训练机器学习算法。测试数据用来测试机器学习算法的合适性。

[0180] 通过解释,在警报后窗口内跟随有至少一个危急警报的所有非危急警报能够被称为非危急到危急(NCtC)警报并且构成病例群组,而不导致危急警报(NCtnC)的那些非危急警报构成对照群组。

[0181] 表I根据一些现实样本数据图示了在不同的第二预定长度(PD₂)内跟随有危急警报的非危急警报的总数、以及在不同的第二预定长度PD₂内未跟随有危急警报的非危急警报的总数。虽然来自表I的数据表示新生儿病房中的现实样本,但是其认为图示了这种环境中的一般趋势。表I帮助图示了在不采用来自特征的任何信息的情况下进行正确预测的几率。

	PD ₂ (min)	NCtC 警报的数量	NCtnC 警报的数量
[0182]	3	47255	149007
	2	40,869	155387
	1	31901	164352

[0183] 表I

[0184] 使用训练数据,能够生成机器学习算法(诸如决策树)。例如,CART(分类和回归树)算法能够用来基于基尼不纯度指数生成决策树。为了效率的目的,算法可以将树的最大深度限制于例如不多于6个水平。

[0185] (经由XGBoost库实施的)极端梯度提升(XGB)算法能够被用来提升预测性能。梯度提升是递增地创建新树以预测直到先前水平的预测方面的残余误差并且然后组合所有树以进行最终改善的预测的集成方法。它被称为梯度提升,因为它在将新树添加到集合时使用梯度下降算法来最小化成本函数。该集合中的第一树相当于未提升的决策树。随后的树被调谐以预测直到该点的集合的分类方面的误差。

[0186] 优选地,由于先前阐述的原因,机器学习算法被训练为具有高特异性(例如 ≥ 0.95 或 ≥ 0.98)。使用CART算法以及使用许多其他训练方法训练到特异性是可能的。

[0187] 以这种方式,训练机器学习算法被训练为至少基于根据至少警报前时间窗口内的

监测生理参数的值导出的值的集合来预测给定非危急警报是否将在警报后时间窗口内跟随有危急警报。

[0188] 在实施例中,机器学习算法能够被训练为预测在警报后时间窗口期间发出的危急警报的类型(如果发出的话)。这要求范例输出数据的每个条目包括关于在警报后时间窗口期间生成的警报(如果存在)的类型的信息。

[0189] 如之前阐述的,用作到机器学习算法的输入的特征包括根据落在警报前窗口内的对象的生理参数的值导出的值和/或包括落在警报前窗口内的对象的生理参数的值的值。输出是危急警报是否将在警报后窗口中发生的预测性指示符。实际上,本发明的构思是使用在非危急警报附近的警报前时间窗口内的生理参数来预测非危急警报是否将在警报后时间窗口内跟随有或发展成危急警报。

[0190] 因此,重要的是选择当生成机器学习算法时用于时间窗口的适当长度、以及从根据生理参数导出的适当值。因此,需要定义/选择警报前时间窗口和警报后窗口的长度,因为不同的时间窗口可能需要不同的机器学习算法。

[0191] 应当选择警报后时间窗口的长度以考虑从非危急警报产生危急警报时的任何合理延迟。

[0192] 在新生儿环境中,由于婴儿状况的快速变化,观察到3分钟是非危急警报和正被发出的相关联的危急警报之间的合适且现实的最大延迟(即,在非危急警报之后多于3分钟的危急警报不一定与该非危急警报相关联)。

[0193] 更详细地,可以通过观察典型的转变时间,例如通过选择平均转变时间,或通过选择在其之下预定百分比的转变发生的转变时间,来获得警报后时间窗口的适当长度,典型的转变时间是非危急警报和随后的危急警报之间的时间延迟。能够从警报数据获得转变时间。

[0194] 图5图示了新生儿环境中的现实样本数据(即,根据警报数据导出)的过渡时间的在3分钟审查的时间段内的范例累积密度函数(CDF)。基于使用该现实样本数据的时间的累积密度函数,已经识别,当危急警报在3分钟内发生时,65%的危急警报在前一非危急警报的60秒内发生。因此,1分钟似乎将是警报后时间窗口的适当长度(因为这将预测大多数警报)。

[0195] 在另一范例中,为了选择用于警报前或警报后时间窗口的适当长度,可以针对不同长度的时间窗口训练机器学习算法的不同实例,并且可以选择最佳或最折衷的算法。

[0196] 例如,基于临床见解(例如,如图5的累积密度函数所示),(分别地警报前和警报后时间窗口的)第一和第二预定长度两者最初可以被选择为在1-3分钟之间的范围内,并且针对在该范围内的多个不同组合开发机器学习算法的不同实例。

[0197] 例如,可以这样开发机器学习算法,其中,第一预定长度保持在3分钟,而第二预定长度在3分钟、2分钟和1分钟之间变化。也可以这样开发机器学习算法,其中,第一预定长度分别从2至1分钟变化,而第二预定窗口保持恒定在1分钟。因此,可以基于第一预定长度和第二预定长度的不同组合来产生机器学习算法的5个不同的实例。在适当的情况下,可以对机器学习算法的实例的预定长度进行其他合适的选择。

[0198] 然后能够使用训练数据集来训练每个算法。

[0199] 在训练之后,能够通过使用经训练的机器学习算法处理测试数据集并确定机器学

习算法的性能度量 (诸如AUROC或灵敏度) 来量化机器学习算法的性能。

[0200] AUROC表示机器学习算法的准确性的度量。用于测量准确性的其他合适的损失函数对于本领域技术人员将是显而易见的,并且能够代替AUROC。

[0201] 在范例中,能够基于或使用至少每个机器学习算法的经确定的性能量度来选择机器学习算法 (其中,自动选择警报前和警报后时间窗口的适当长度)。

[0202] 在其他范例中,可以例如使用提升算法来进一步训练 (表现最好的) 算法的子集。例如,对于如通过使用测试集的性能量度所测量的表现最好的机器学习算法 (例如,最好的3个),采用极限梯度提升 (XGB) 算法 (经由XGBoost库实现) 可以被用来提升预测性能。

[0203] 然后能够重新评价每个提升的机器算法以确定每个提升的机器学习算法的提升的性能量度。提升的性能量度然后能够用来选择哪个提升的机器学习算法要在该方法的实施例中使用。

[0204] 当然,不必提升任何机器学习算法,并且可以省略该步骤。而是,可以基于最初训练的机器学习算法来执行机器学习算法的选择 (如先前描述的)。在又一实施例中,机器学习算法的每个实例 (例如,并不仅仅是表现最好的) 被提升并随后被评价。

[0205] 因此,机器学习算法 (从机器学习算法的被训练集合) 的选择可以至少取决于机器学习算法的性能量度。在一些实施例中,选择进一步基于每个机器学习算法的复杂度测量。

[0206] 能够通过确定计算针对输入测试数据的每个实例的输出所需的平均时间长度或处理能力来评价机器算法的复杂度。复杂度测量还可以用来选择哪个机器学习算法要在本发明的实施例中使用。

[0207] 例如,可以进行复杂度和性能之间的折衷选择以选择适当的机器学习算法。对于每个机器学习算法,可以执行选择,对复杂度和性能测量 (其中的任一个可以被合适地加权和/或缩放) 求和以产生求和测量,并选择具有最高求和测量的机器学习算法。

[0208] 查看一般趋势,已经观察到,如通过AUROC和灵敏度测量的性能在缩短 (用于警报后时间窗口的) 第二预定长度时得到改善,而改变 (用于警报前时间窗口的) 警报前窗口对性能具有有限的影响。

[0209] 具体地,当警报后时间窗口的长度小于警报前时间窗口的长度时,机器学习算法已经被识别为是特别有利的,并且优选地其中,警报后时间窗口的长度为大约1分钟 ($\pm 10\%$)。

[0210] 基于根据上述方法处理的针对新生儿环境的现实样本数据,已经识别,具有2分钟的长度的警报前时间窗口和具有1分钟的长度的警报后时间窗口提供了机器学习算法的复杂度和机器学习算法的性能之间的合适折衷。

[0211] 还已经认识到,不是所有可用或可想到的特征 (例如,在范例输入数据的每个条目中可用的) 都需要被机器学习算法用来提供输出信息的准确预测 (此处预测警报)。而是,仅需要使用可能特征的子集。仅使用子集降低了机器学习算法的复杂度,由此加速了预测过程。

[0212] 因此,可以识别当预测危急警报在非危急警报之后发生时要使用的不同特征。每个特征例如表示 (一个或多个) 对象的监测生理参数的 (被导出) 值、对象元数据和/或警报信息。

[0213] 每个特征可以是“特征族”的一部分,表示特定类型的生理参数、元数据或警报信

息的类型。例如,“心率族”的特征可以包括警报前时间窗口内的平均心率;警报前时间窗口内的最大心率;警报前时间窗口内的最小心率等。“非危急警报信息族”的特征可以包括与警报相关联的生理参数的识别符、警报的类型的指示符(例如,高或低)等。

[0214] 范例特征族可以包括:(i) 婴儿元数据;(ii) 关于所生成的非危急警报的类别的信息;(iii) 关于警报前时间窗口中的其他警报的信息(例如,其他警报的数量);(iv) 表示警报前时间窗口中的心率的值;(v) 表示警报前时间窗口中的呼吸速率的值;(vi) 表示警报前时间窗口中的 SpO_2 水平的值, SpO_2 ;(vii) 心率、呼吸率和 SpO_2 水平之间的相关性;以及(viii) 心率变化性。

[0215] 可能的是表征来自每个类别的特征的独立预测潜在性以及彼此组合的预测潜在性,以识别用于警报预测的最重要生理数据。

[0216] 具体地,在实施例中,仅选择可能的可用特征和/或值的选择用于充当到机器学习算法的输入。因此,可以丢弃一些可用特征(即,对准确预测危急警报的发生贡献最小的那些特征)。

[0217] 下文中描述了一种选择特征的方法,其中,机器学习算法由决策树形成。具体地,能够对一些或所有可用特征使用特征选择过程,以通过确定具有最预后潜在性的最小特征集合来降低特征矩阵的维度。

[0218] 为了确定这样的最小集合,对于每个特征族,能够一次关于该族内的1个特征、2个特征直到n个特征的所有可能组合训练机器学习算法的不同实例,直至表现最好的“n”特征组合在表现最好的“n-1”特征组合的一定阈值内(例如,其中,AUROC小于0.001)。选择“n-1”特征组合,并且以相同的方式处理下一特征族。

[0219] 该方法能够被认为是具有特定停止标准(例如AUROC增加 <0.001)的详尽特征选择过程。例如,对于心率特征族(例如,由13个不同特征形成),如果6个特征的表现最好的组合具有比5个特征的表现最好的组合高0.001或更少的平均AUROC(来自CV),则5个表现最好的特征将被引入到组合的特征池中。

[0220] 能够针对每个特征族执行以特征族水平的详尽特征选择的这种过程,以构成最终的特征池。以这种方式,机器学习算法能够被训练为仅使用可用特征的子集,即仅使用来自每个特征族的特征的子集。

[0221] 虽然上述方法以特征族水平使用暴力方法用于特征选择,但是(例如,不以特征族水平)识别所有特征的合适组合的其他特征选择方法也将相当好地工作。

[0222] 在实施例中,一些“特征族”从特征选择过程排除(即,总是作为特征被包括),诸如与生理参数的值无关的那些特征(例如,警报信息或元数据)。

[0223] 上述特征选择过程可以被集成到提出的用于选择具有适当警报前和警报后窗口的机器学习算法的方法中。

[0224] 例如,可以对机器学习算法的每个实例(其中,每个实例与警报前和/或警报后时间窗口的不同长度相关联)执行上述特征选择过程。这确保选择最有效的机器学习算法。

[0225] 本领域技术人员将能够容易地开发用于执行先前描述的方法的系统。因此,流程图的每个步骤可以表示由系统执行的不同动作,并且可以由系统的不同模块执行。

[0226] 然而,为了完整起见,图6图示了根据本发明的实施例的系统60。系统60包括警报接收模块61和警报预测模块63。

[0227] 警报接收模块61适于接收指示对象(的至少一个生理参数)已经进入临床上不期望的状态的非危急警报信号。

[0228] 警报预测模块63适于响应于非危急警报而获得一个或多个警报前值的集合,所述一个或多个警报前值的集合是根据落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在落在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的对象的至少一个监测生理参数的值导出的,和/或包括落在第一预定长度的警报前时间窗口内(或在落在第一预定长度的警报前时间窗口内收集)的对象的至少一个监测生理参数的值,其中,警报前时间窗口的开始时间取决于非危急警报信号的发生时间。

[0229] 警报预测模块63还适于使用机器学习算法来处理一个或多个警报前值的集合以生成预测性指示符,所述预测性指示符指示非危急警报信号将在警报后时间窗口内跟随有指示对象(的至少一个生理参数)已经进入临床上可执行状态的危急警报信号的概率,其中,警报后时间窗口具有第二预定长度并且在非危急警报信号的发生时间处开始。

[0230] 系统60可以还包括用户接口65,其被布置为响应于指示非危急警报将发展为危急警报的可能性高于预定阈值的预测性指示符而生成第一临床医师可感知报警。

[0231] 用户接口可以包括例如显示器、扬声器、触觉元件等,使得第一临床医师可感知报警可以包括视觉、音频和/或触觉报警(诸如闪光灯、蜂鸣声/警报声和/或振动)。

[0232] 警报接收模块61可以从警报生成设备68接收非危急警报信号。警报生成设备68适于监测由对象监测器69生成的生理参数,并且当生理参数的值下降至某些阈值之下或上升至某些阈值之上时生成警报信号。

[0233] 例如,如果被监测对象的 SpO_2 水平下降至第一阈值(例如94%)之下,则警报生成设备可以生成非危急警报信号,并且如果被监测对象的 SpO_2 水平下降至第二更低阈值(例如90%)之下,则生成危急警报信号。在另外的范例中,如果 SpO_2 水平下降至第三阈值(例如,95%)之下,则警报生成设备可以生成第二非危急警报信号,以由此实施多水平非危急警报概念。

[0234] 警报生成设备可以适于与所述用户接口65通信,使得用户接口能够例如通过发出第一临床医师可感知报警对至少危急警报做出响应。

[0235] 因此,非危急警报可以触发警报接收模块的操作,并且危急警报可以触发用户接口发出第一临床医师可感知报警。

[0236] 如上所述,实施例利用系统。系统能够利用软件和/或硬件以多种方式实施,以执行所需的各种功能。处理器是采用一个或多个微处理器的系统器的一个范例,所述一个或多个微处理器可以使用软件(例如,微代码)来编程以执行所需的功能。然而,系统可以在采用或不采用处理器的情况下实施,并且还可以被实施为执行一些功能的专用硬件和执行其他功能的处理器(例如,一个或多个编程的微处理器和相关联的电路)的组合。

[0237] 可以在本公开的各种实施例中采用的系统部件的范例包括但不限于常规微处理器、专用集成电路(ASIC)和现场可编程门阵列(FPGA)。

[0238] 在各种实施方式中,处理器或系统可以与一个或多个存储介质相关联,诸如易失性和非易失性计算机存储器,诸如RAM、PROM、EPROM和EEPROM。存储介质可以利用一个或多个程序来编码,所述一个或多个程序当在一个或多个处理器和/或系统上运行时执行所需的功能。各种存储介质可以固定在处理器或系统内,或者可以是可运输的,使得存储在其上

的一个或多个程序能够加载到处理器或系统中。

[0239] 应理解,所公开的方法优选地是计算机实施的方法。因此,还提出了计算机程序的概念,该计算机程序包括用于当所述程序在计算机上运行时实施任何所描述的方法的代码单元。因此,根据实施例的代码的不同部分、行或块可以由处理器/计算机执行以执行本文中描述的任何方法。

[0240] 本领域技术人员通过研究附图、公开内容和权利要求,在实践所请求保护的本发明时,能够理解并实现所公开的实施例的变型。在权利要求中,“包括”一词不排除其他元件或步骤,并且词语“一”或“一个”不排除多个。单个处理器或其他单元可以实现在权利要求中记载的若干项的功能。尽管某些措施被记载在互不相同的从属权利要求中,但是这并不指示不能有利地使用这些措施的组合。计算机程序可以被存储/分布在合适的介质上,例如与其他硬件一起或作为其他硬件的部分供应的光学存储介质或固态介质,但是也可以被以其他形式分布,例如经由互联网或其他有线或无线的电信系统。权利要求中的任何附图标记都不应被解释为对范围的限制。

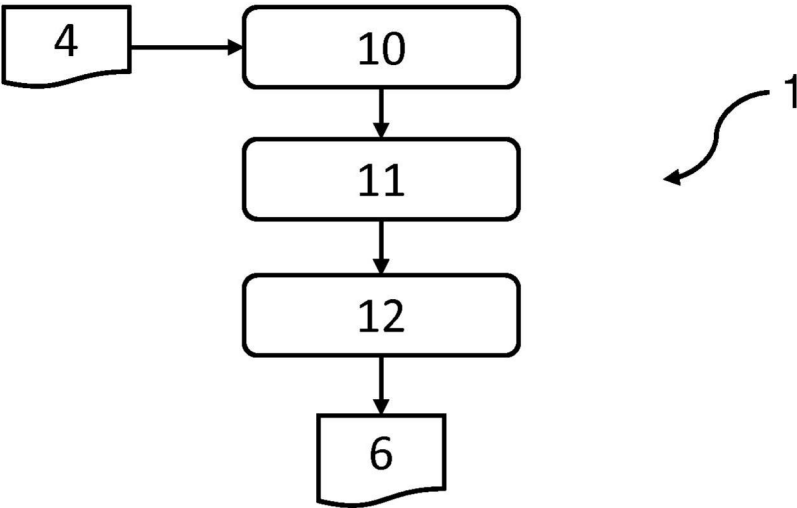


图1

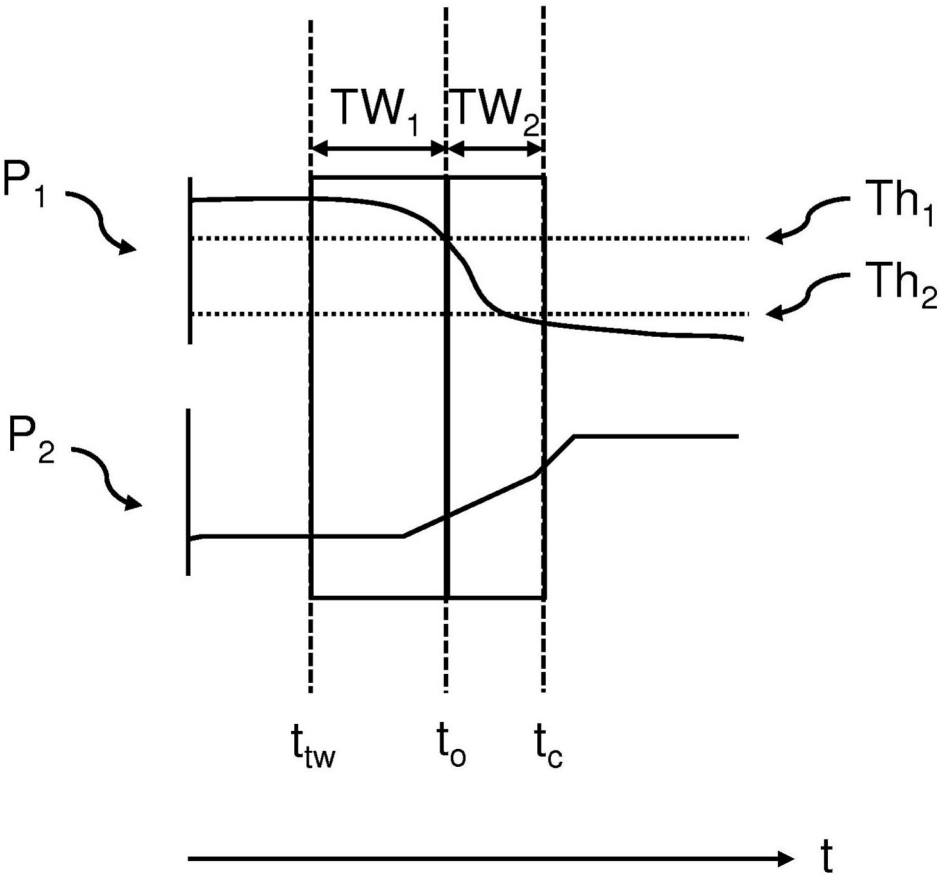


图2

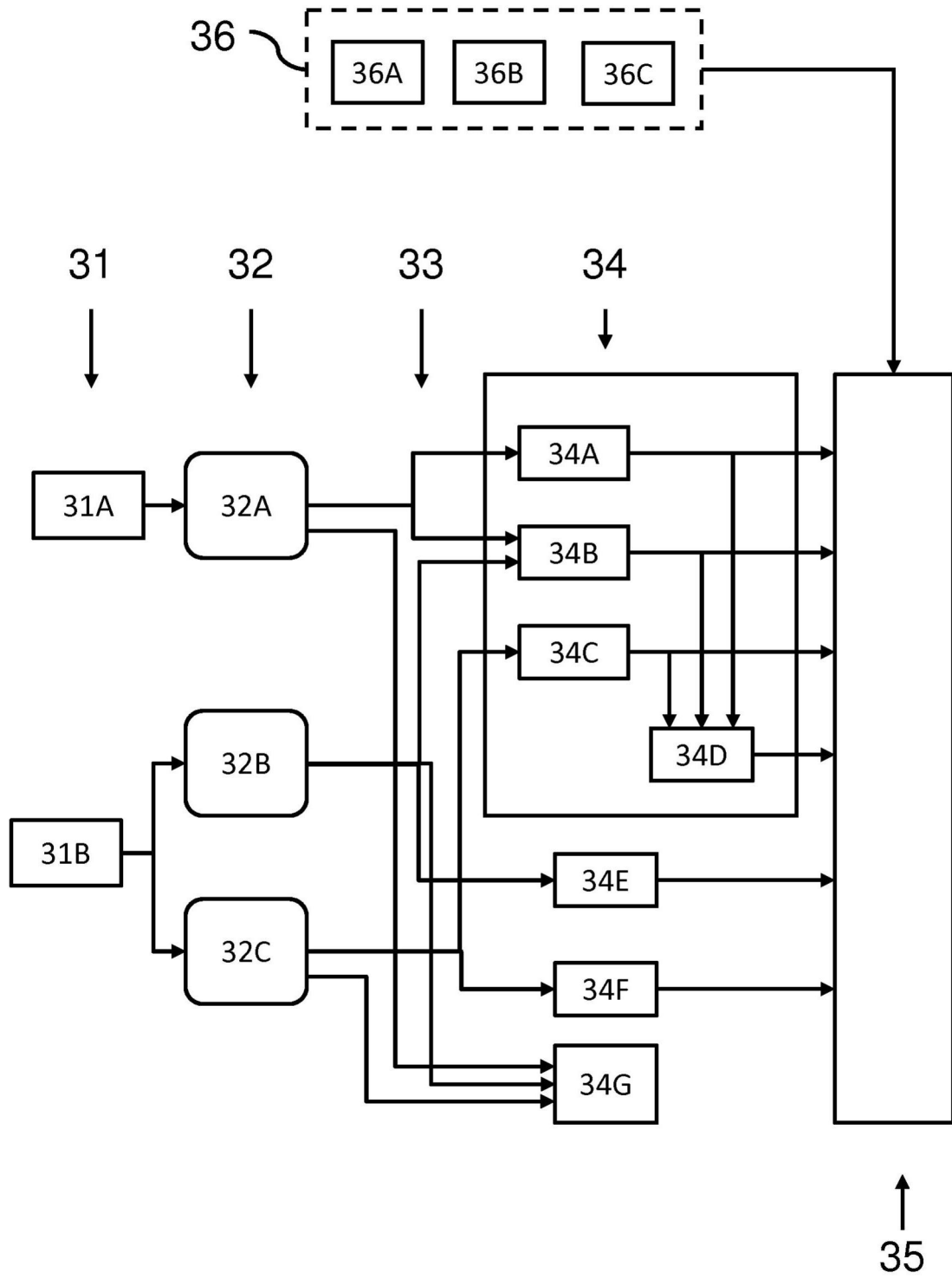


图3

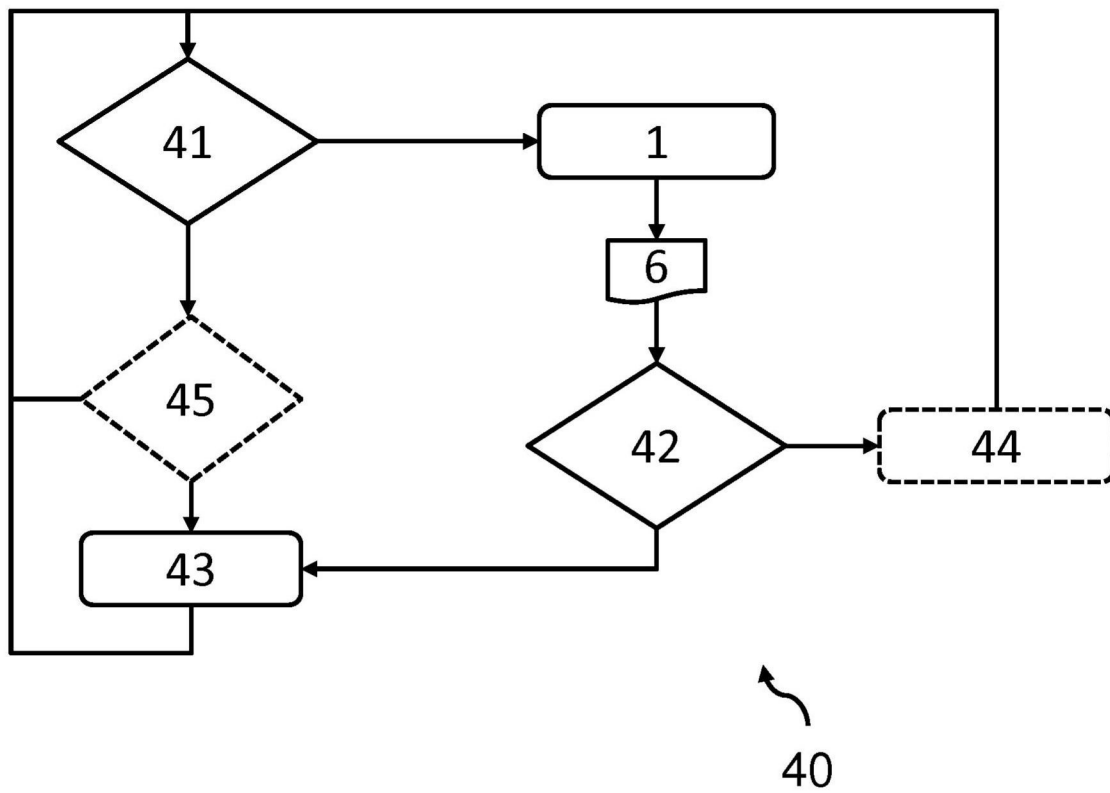


图4

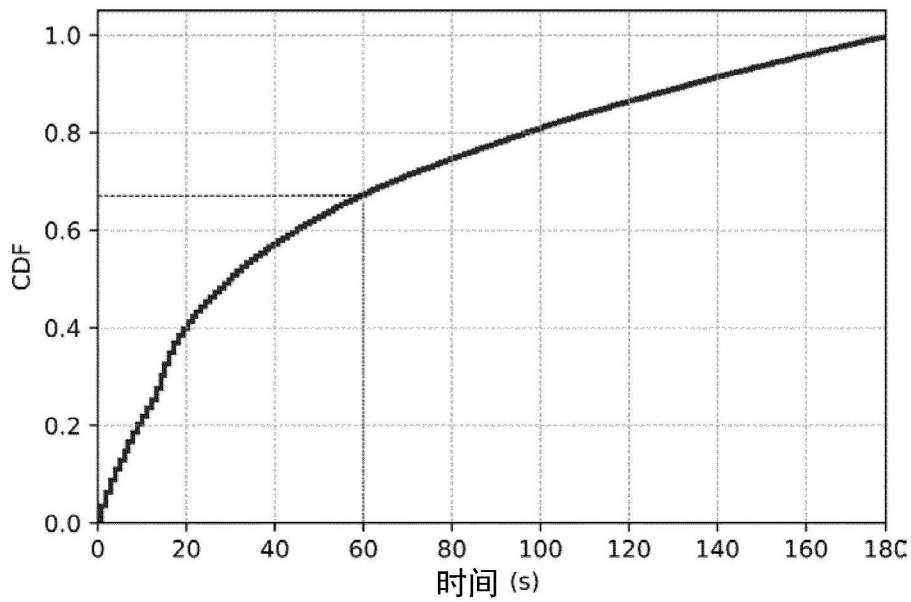


图5

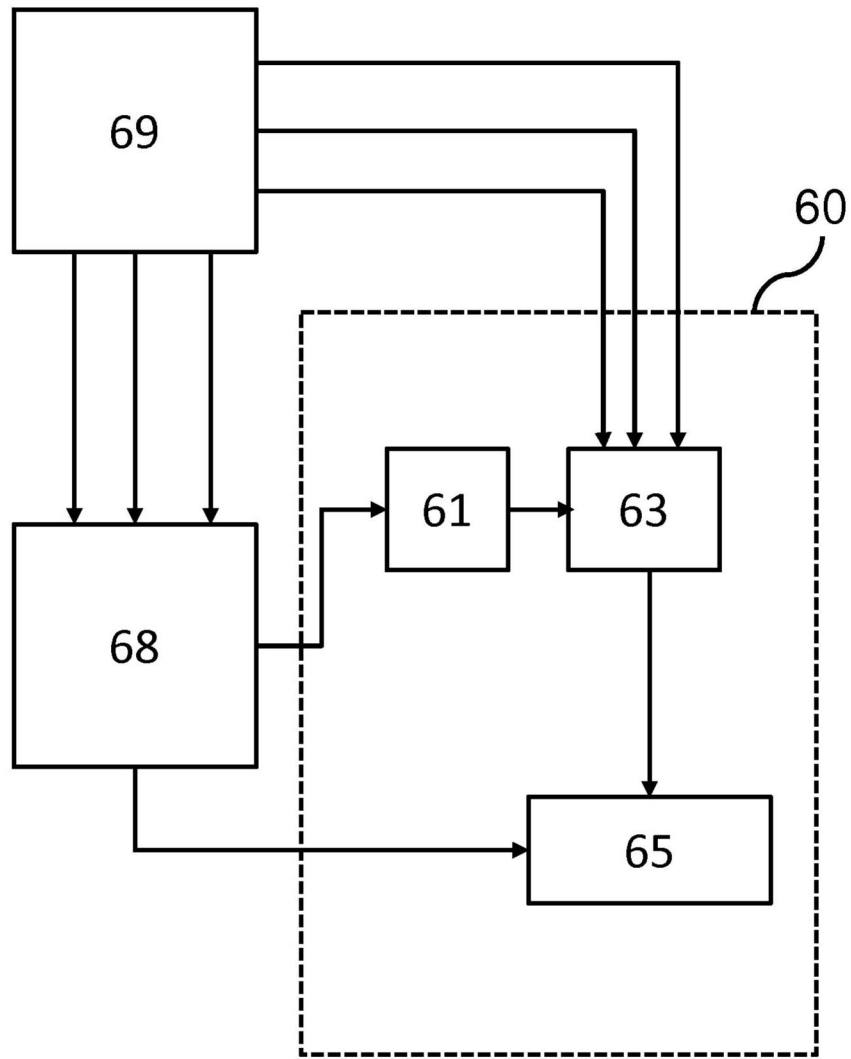


图6