



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104115150 B

(45)授权公告日 2018.05.04

(21)申请号 201380009636.6

(22)申请日 2013.02.14

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 104115150 A

(43)申请公布日 2014.10.22

(30)优先权数据
61/600,308 2012.02.17 US
61/762,988 2013.02.11 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2014.08.15

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/IB2013/051201 2013.02.14

(87)PCT国际申请的公布数据
W02013/121374 EN 2013.08.22

(73)专利权人 皇家飞利浦有限公司
地址 荷兰艾恩德霍芬

(72)发明人 S·瓦伊拉万 C·M·基奥福洛
N·W·什巴特 M·高希

(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司
72002

代理人 李光颖 王英

(51)Int.Cl.
G16H 50/20(2018.01)
G16H 50/30(2018.01)

(56)对比文件
CN 101938939 A, 2011.01.05,
CN 101365373 A, 2009.02.11,
WO 2007052108 A2, 2007.05.10, (续)
审查员 张红云

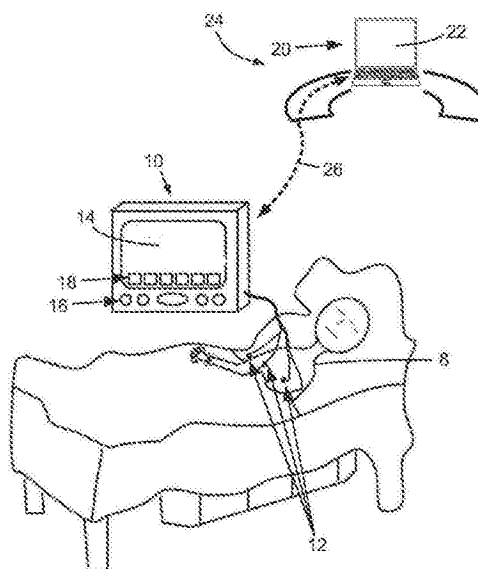
权利要求书2页 说明书12页 附图19页

(54)发明名称

急性肺损伤(ALI)/急性呼吸窘迫综合征(ARDS)评估和监测

(57)摘要

通过以下操作监测医疗状况(诸如急性肺损伤(ALI))的患者,所述操作包括:(i)接收针对患者的多个生理学参数的值;(ii)至少基于针对患者的多个生理学参数的所接收的值,计算ALI指示值;以及(iii)将所计算的ALI指示值的表示显示在显示器(14、22)上。计算操作(ii)可以采用在包括参考患者的训练集合上训练的各种推理算法,以在具有ALI的参考患者与不具有ALI的参考患者之间进行区分,或者可以采用两种或更多种这样的推理算法的聚合。如果在ICU中的患者被监测,则显示器(22)可以同时显示每个患者的图解表示,所述图解表示包括患者的识别和针对患者的ALI指示值的表示。



CN 104115150 B

[接上页]

(56)对比文件

Christopher N. Schmickl et al..Decision Support Tool for Early Differential Diagnosis of Acute Lung Injury and Cardiogenic Pulmonary Edema in Medical Critically Ill Patients.《chest》.2012,第141卷(第1期),

L. S. Correa et al..Multi-parameter Analysis of ECG and Respiratory Flow Signals to Identify Success of Patients on Weaning Trials.《32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS》.2010,

1. 一种非暂态存储介质,其存储由包括显示器(14、22)的电子数据处理设备(10、20)可执行以通过以下操作监测急性肺损伤(ALI)患者的指令,所述操作包括:

(i) 接收针对所述患者的多个生理学参数(34、70、142)中的每个的值的的数据流;

(ii) 接收与一种或多种药物在时间上向所述患者的给予有关的药物给予信息(36);

(iii) 至少基于针对所述患者的所述多个生理学参数的所接收的值和所接收的药物给予信息,计算在时间上的急性肺损伤指示符值(54、78、84),其中,计算所述急性肺损伤指示符值包括计算针对所述多个生理学参数中的每个所接收的生理学参数的值并且针对所述患者的所述一种或多种药物的每种所接收的药物的Lempel-Ziv复杂度度量,并且计算所述Lempel-Ziv复杂度度量的聚合,所述急性肺损伤指示符值至少基于所述Lempel-Ziv复杂度度量的所述聚合;以及

(iv) 在所述显示器(14、22)上显示作为时间的函数的所计算的急性肺损伤指示符值的表示。

2. 如权利要求1所述的非暂态存储介质,其中:

所述显示包括显示表示作为时间的函数的所计算的急性肺损伤指示符值的趋势线。

3. 如权利要求1所述的非暂态存储介质,其中,所述计算包括:

至少部分基于将逻辑回归模型应用于针对所述患者的所述多个生理学参数的所接收的值,计算所述急性肺损伤指示符值。

4. 如权利要求1所述的非暂态存储介质,其中,所述计算包括:

至少部分基于将对数似然比(LLR)模型应用于针对所述患者的所述多个生理学参数的所接收的值,计算所述急性肺损伤指示符值。

5. 如权利要求1所述的非暂态存储介质,其中,所述计算包括:

至少部分基于将训练模型应用于针对所述患者的所述多个生理学参数的所接收的值,计算所述急性肺损伤指示符值,所述训练模型具有在包括参考患者的训练集合上训练的一个或多个模型参数,以在被标示为急性肺损伤-阳性的参考患者与被标示为急性肺损伤-阴性的参考患者之间进行区分。

6. 如权利要求5所述的非暂态存储介质,其中,所述训练模型包括Lempel-Ziv复杂度度量模型,并且所述参数包括阈值。

7. 如权利要求5所述的非暂态存储介质,其中,所述训练模型包括逻辑回归模型,并且所述参数包括在所述逻辑回归模型中对针对所述患者的所述多个生理学参数的各个所接收的值 x_i 进行比例缩放的系数 β_i 。

8. 如权利要求5所述的非暂态存储介质,其中,所述训练模型包括对数似然比(LLR)模型,并且所述参数包括给定急性肺损伤-阳性的所述多个生理学参数的所接收的值 d_i 的联合概率和给定急性肺损伤-阴性的所接收的值 d_i 的联合概率。

9. 如权利要求1-8中的任一项所述的非暂态存储介质,其中,所述计算包括:

计算针对多个不同的推理算法的算法急性肺损伤指示符值,所述多个不同的推理算法被训练以在急性肺损伤-阳性患者与急性肺损伤-阴性患者之间进行判别;以及

计算所述急性肺损伤指示符值(84),作为所述算法急性肺损伤指示符值的聚合。

10. 如权利要求9所述的非暂态存储介质,其中,作为所述算法急性肺损伤指示符值的聚合的所述急性肺损伤指示符值(84)的所述计算包括:

通过将线性判别分析(LDA)应用于所述算法急性肺损伤指示符值来计算所述急性肺损伤指示符值(84)。

11.如权利要求9所述的非暂态存储介质,其中,作为所述算法急性肺损伤指示符值的聚合的所述急性肺损伤指示符值(84)的所述计算包括:

通过将投票分析应用于所述算法急性肺损伤指示符值来计算所述急性肺损伤指示符值(84)。

12.如权利要求1-8中的任一项所述的非暂态存储介质还存储由包括所述显示器(14、22)的所述电子数据处理设备(10、20)可执行以通过以下操作监测急性肺损伤的重症监护室(ICU)中的多个患者的指令,所述操作包括:

针对每个患者执行所述操作(i)和(ii),以生成针对每个患者的急性肺损伤指示符值(54、78、84);

其中,所述显示操作(iii)包括在所述显示器(22)上同时显示每个患者的图解表示,每个患者的所述图解表示包括所述患者的识别和针对所述患者的所述急性肺损伤指示符值的表示。

13.一种监测装置,包括:

电子数据处理设备(10、20),其包括显示器(14、22);以及

如权利要求1-12中的任一项所述的非暂态存储介质,所述非暂态存储介质与所述电子数据处理设备可操作地连接,以执行被存储在所述非暂态存储介质上的所述指令,以监测急性肺损伤(ALI)患者。

14.一种监测方法,包括:

在包括显示器(14、22)的电子数据处理设备(10、20)处接收针对重症监护室(ICU)中的患者的多个生理学参数(34、70、142)中的每个的值的的数据流;

接收与一种或多种药物在时间上向所述患者的给予有关的药物给予信息(36);

使用所述电子数据处理设备,使用在包括参考患者的训练集合上训练的推理算法,至少基于针对所述患者的所述多个生理学参数的所接收的值和所接收的药物给予信息,计算在时间上的急性肺损伤指示符值(54、78、84),以在具有急性肺损伤的参考患者与不具有急性肺损伤的参考患者之间进行区分,其中,计算所述急性肺损伤指示符值包括计算针对所述多个生理学参数中的每个所接收的生理学参数的值并且针对所述患者的所述一种或多种药物的每种所接收的药物的Lempel-Ziv复杂度度量,并且计算所述Lempel-Ziv复杂度度量的聚合,所述急性肺损伤指示符值至少基于所述Lempel-Ziv复杂度度量的所述聚合;以及

在所述电子数据处理设备的所述显示器上显示作为时间的函数的所计算的急性肺损伤指示符值的表示。

急性肺损伤 (ALI) / 急性呼吸窘迫综合征 (ARDS) 评估和监测

技术领域

[0001] 以下涉及医学监测领域、临床决策支持系统领域、重症监护监测和患者评估领域等。

背景技术

[0002] 急性肺损伤 (ALI) 是急性疾病的毁灭性的并发症,也是重症监护室 (ICU) 中的多器官衰竭和死亡的首要原因之一。ALI 有时也被称为急性呼吸窘迫综合征 (ARDS)。据估计,ALI 普遍存在于所有 ICU 患者的 7-10% 中,并且出院后表现出大于 40% 的高死亡率。然而,少于三分之一的 ALI 患者被 ICU 医生检测出。

[0003] 用于 ALI 的检测或预测的一个方法被称为 ALI 预测得分,所述 ALI 预测得分使用慢性疾病信息和急性疾病信息,以识别在其住院期间更可能发展 ALI 的患者。然而,该方法几乎没有提供对发展的时机的洞察。另一已知的方法是 ALI 嗅探器,所述 ALI 嗅探器是用于调查针对 ALI 的证据的患者电子病历的电子系统。ALI 嗅探器是高灵敏度和高特异性的。然而,它将当前的 ALI 定义应用于病历,所述病历被以动脉血气 (ABG) 和胸部影像学特性的形式定义。由此,ALI 嗅探器被其对针对患者的 ABG 分析和胸部 X 射线测试的可用性的依赖所限制。获得并利用表征 ALI 的双边浸润物的影像学证据是资源密集、耗费时间以及对患者造成损害,并且在许多 ICU 情况下,至少在患者入院和分诊的关键初始阶段期间,相关的数据是不可获得的。

[0004] WO 2007/052108 A2 公开了用于监测针对生理疾病的预测和治疗的生命体征的方法和系统。所述方法和系统采用传感器,以产生能够用于趋势、偏差或与之前的病症或标准的比较的分析的信号。所述传感器可以被安置在受试者中间,不需要被医护人员查看。

[0005] WO 2009/098627 A1 公开了一种用于预测患者呼吸稳定性的装置,所述装置包括存储针对患者的患者数据的数据存储器件和与所述存储装置通信的,计算患者呼吸稳定性的测量的分析器。

[0006] US 2008\0004904 A1 公开了包括网络的医学系统,一个或多个医学数据收集器件耦合到所述医学系统上,每个器件发射符合可共同操作格式的数据。服务器耦合到针对根据可共同操作格式的每个个体的网络存储数据。

[0007] 下面预期了克服前述限制和其他限制的改进的装置和方法。

发明内容

[0008] 根据一个方面,一种非暂态存储介质存储由包括显示器的电子数据处理设备可执行以通过操作监测急性肺损伤 (ALI) 患者的指令,所述操作包括:(i) 接收针对患者的多个生理学参数的值;(ii) 接收与一种或多种药物向所述患者的给予有关的药物给予信息 (36);(iii) 至少基于针对患者的多个生理学参数的所接收的值和所接收的药物给予信息,计算 ALI 指示符值;以及 (iv) 将计算出的 ALI 指示符值的表示显示在显示器上。

[0009] 根据另一方面,一种装置包括电子数据处理设备,所述电子数据处理设备包括显

示器和如上一段中所述的非暂态存储介质,所述非暂态存储介质与电子数据处理设备可操作地连接,以执行被存储在非暂态存储介质上的指令,以监测急性肺损伤(ALI)患者。

[0010] 根据另一方面,一种方法包括:在包括显示器的电子数据处理设备处接收针对重症监护室(ICU)中的患者的多个生理学参数的值;接收与一种或多种药物向所述患者的给予有关的药物给予信息(36);使用电子数据处理设备,使用在包括参考患者的训练集合上训练的推理算法,至少基于针对患者的多个生理学参数的所接收的值和所接收的药物给予信息,计算ALI指示符值,以在具有ALI的参考患者与不具有ALI的参考患者之间进行区分;以及,将计算出的指示符值的表示显示在电子数据处理设备的显示器上。

[0011] 一个优点在于向ALI评估提供了及时和可获得的数据,而不仅仅依赖于影像学数据(例如X射线)或实验室测试(例如,动脉血气、ABG、分析)。

[0012] 另一优点在于提供了考虑到给予患者的药物或药品的影响的ALI评估。

[0013] 另一优点在于提供了容易与在重症监护和分诊设施中通常使用的现有患者监测器整合的ALI评估。

[0014] 对本领域的普通技术人员来说,在阅读了下面的详细说明后,大量额外的优点和益处将变得显而易见。

附图说明

[0015] 本发明可以采用各种部件和部件的布置,以及各种处理操作和处理操作的布置的形式。附图仅用于图示优选实施例的目的,并且不应被解读为限制本发明。

[0016] 图1图解地示出了正在床边监测器处和在护士站处针对急性肺损伤(ALI)进行监测的重症监护室(ICU)中的患者,所述护士站处与ICU中的其他患者一起。

[0017] 图2-图4图示了采用针对监测的生命体征计算的Lempel-Ziv复杂性度量的ALI检测方法。

[0018] 图5图示了针对用于ALI检测的基于逻辑回归的方法的实验结果。

[0019] 图6-图7图示了用于ALI检测的基于对数似然比(LLR)的方法。

[0020] 图8示出了用于将针对医疗状况的指示符计算为构成指示符算法的聚合的通用聚合方法。

[0021] 图9-图15图示了图8的聚合方法应用于构成ALI指示符算法的集合,以生成聚合ALI指示符。

[0022] 图16-图19图示了在采用概况显示(图16-图17)的多患者监测的各种操作阶段期间的显示,以及针对选择的患者的放大显示(图18-图19)。

具体实施方式

[0023] 参考图1,患者8由床边患者监测器10监测,所述床边患者监测器10显示针对患者8的各种生理学参数的趋势数据。(诸如“生理学参数”、“生命体征”或“生命”的术语可以在本文中互换地使用)。例如,图示的心电图仪(ECG)电极12合适地监测心率,并且任选地根据时间监测完整的ECG迹线。基本上可以监测任何医学感兴趣的生理学参数,诸如通过图示的范例以下中的一个或多个:心率(HR)、呼吸率(RR)、收缩压(SBP)、舒张压(DBP)、吸入氧分数(FiO₂)、动脉血中的氧分压(PaO₂)、呼气末正压(PEEP)、血液血红蛋白(HGB)等。

[0024] 患者监测器10包括显示器14,所述显示器14优选是图形显示器,在所述图形显示器上使用数字表示、图形表示、趋势线等显示生理学数据并且任选地显示其他患者数据。患者监测器10还包括一个或多个用户输入设备,诸如,被安装在监测器10的主体上的图示的控件16、在显示器14(在这样的配置中合适地是触敏显示器)上示出的软键的集合18、拉出式键盘、它们的各种组合,等等。用户输入设备使护士或其他医务人员能够配置监测器10(例如,选择要被监测和/或显示的生理学参数或其他患者数据),以设置报警设置等。尽管没有明确示出,但是患者监测器10可以包括其他特征,诸如用于输出音频警报的扬声器(如果有的话)、输出视觉警报的一个或多个LED或其他类型的灯,等等。

[0025] 患者监测器10是“智能”监测器,在所述“智能”监测器中,包括由与合适的存储装置和其他辅助电子器件(未详细图示)连接的微处理器、微控制器等提供的数据处理能力,或与其可操作地连接。在一些实施例中,患者监测器10包括以内置计算机、微处理器等的形式的内部数据处理能力,使得患者监测器能够执行监测的患者数据的自主处理。在其他实施例中,患者监测器是“哑终端”,所述“哑终端”与执行患者数据的处理的服务器或其他计算机或数据处理设备连接。也预期数据处理能力的部份被分布在(例如以医疗体域网(MBAN)的形式)安装在患者8上的相互通信的身体穿戴的传感器或设备之间。

[0026] 在图示的范例中,患者8被安置在重症监护室(ICU)的患者房间内,例如,所述重症监护室(ICU)可以是医学ICU(MICU)、外科ICU(SICU)、心脏护理病房(CCU)、分诊ICU(TRICU)等。在这样的设施中,患者通常由与患者位于一处(例如,在患者的病房中)的床边患者监测器10监测,并且也由位于护士站24处的具有合适的显示器22(例如,专用监测设备或适当配置的计算机)的电子监测设备20监测。通常,ICU具有一个或多个这样的护士站,每个护士站被分配给特定的一组患者(在极端条件下可能少至单个患者)。有线或无线的通信链路(由双箭头曲线26图解地指示)将由床边患者监测器10采集的患者数据传递到护士站24处的电子监测设备20。例如,通信链路26可以包括有线或无线的以太网(专用医院网络或医院网络的一部分)、蓝牙连接等。预期通信链路26是双向链路,即,数据也可以从护士站24转移到床边监测器10。

[0027] 床边患者监测器10被配置为通过对包括由患者监测器10监测的至少一个或多个生理学参数的信息执行如本文公开的数据处理来检测并指示急性肺损伤(ALI)。额外地或备选地,护士站24处的电子监测设备20可以被配置为通过对包括由患者监测器10监测的至少一个或多个生理学参数的信息执行如本文公开的数据处理来检测并指示ALI。应当注意,术语ALI和急性呼吸窘迫整合征(ARDS)可以在本文中被互换地使用。有益地,如本文公开的ALI检测是基于诸如HR、RR、SBP、DBP、FiO₂、PEEP等的生理学参数,所述生理学参数由患者监测器10进行监测,并且因此是实时可获得的。具有较长采集等待时间的患者数据(诸如影像学报告和实验室检查结果(例如,PaO₂、Hgb等))没有被利用,或者作为用于评价是否指示ALI的补充信息而被利用。

[0028] 在下文中,阐述ALI/ARDS检测的各种实施例。

[0029] 参考图2-图4,描述了采用基于Lempel-Ziv复杂度的ALI检测的实施例。参考图解的图2,患者8被送进ICU(由方框30指示)。可能存在如下场景:可以向患者8给予不同的药物/药品(“药物”和“药品”在本文中可以被互换地使用),以便稳定患者(由方框32指示)。图2的图示的ALI检测方法利用图示的生命体征数据流34(包括心率(HR)、动脉收缩压和动脉

舒张压 (SBP和DBP) 以及呼吸率 (RR)) 和包括一种或多种不同药物向患者8的给予32的实例的额外的患者数据流36。药物给予数据流36能够采用各种形式, 诸如二进制数据流 (例如, 值“0”作为 (任选地离散的) 时间的函数, 除了由值“1”指示的药物给予事件期间)。在时间间隔中给予药物的情况下 (例如静脉滴注), 当没有给予滴注时, 值可以是“0”, 而在给予滴注期间, 值是“1” (或一些其他值)。也预期其他的值-时间表示, 例如, 对从初始给予直到药物被肾脏或其他机制从身体排出时患者内 (或关注的器官内) 的期望动态药物浓度进行建模的时变值。

[0030] 在方框40中, 针对生命体征数据流34中的每个和针对药物给予数据流36计算Lempel-Ziv复杂度度量 (参见例如A.Lempe和J.Ziv的“On the complexity of finite sequences,” IEEE Trans. Inform. Theory, vol. IT-22, 第75-81页, 1976)。这生成对应于每个生命体征数据流34的Lempel-Ziv复杂度度量44, 和对应于药物给予数据流36的Lempel-Ziv复杂度度量46。通过加法50 (任选地利用数据流的加权) 或通过另一聚合算子来组合Lempel-Ziv复杂度度量44、46, 以生成累加复杂度值, 然后由取阈器52对所述累加复杂度值进行取阈, 以生成具有指示患者显现ALI的阳性 (或其他指定的) 值或指示患者不显现ALI的阴性 (或其他指定的) 值的二进制ALI指示符54。

[0031] 参考图3, 还描述了Lempel-Ziv复杂度度量计算方框40的操作。Lempel-Ziv复杂度用于量化不同时间系列体征的复杂度, 诸如脑电图 (EEG)、心率、血压等。在图2的系统中, 输入是生命体征数据流34或药物给予数据流36。Lempel-Ziv (LZ) 复杂度是基于粗粒化的数据流, 即使数据流离散在时间 (如果尚未被采集为离散样本) 和值维度。在图示的图3中, 数据流被假定为已经被采集为离散的时间样本, 并且通过将数字数据转换为二进制值使值粗粒化, 例如, 如果值低于阈值 T_d , 则值为“0”, 或如果值高于阈值 T_d , 则值为“1”。预期其他粗粒化方法, 例如, 使用多个阈值而使多个粒状序列 (0、1、2、 \dots 、N) 离散化。这一操作的输出是粗粒化的 (例如二进制) 数据流60。

[0032] LZ复杂度是在序列中 (或更具体在序列的时间间隔或时间窗 n 内) 可获得的不同模式的量的量度。为了获得LZ复杂度, 从左到右在时间窗 n 上扫描二进制序列60, 并且每次遇到新的连续字符的 (子) 序列时, 复杂度计数器增加一个单位。在图3的图示的范例中, 在窗口 n 中识别四个子序列62, 并且由此在这一情况下Lempel-Ziv复杂度度量44、46是 $c(n) = 4$ 。任选地, 可以应用一些归一化, 从而例如Lempel-Ziv复杂度度量 $c(n)$ 被以每单位时间发生的新模式的单位来表达。应当理解, 针对连续的 (并且任选地部分叠加的) 的时间窗 n 可以重复图3中图解地示出的处理, 以提供Lempel-Ziv复杂度度量 $c(n)$, 作为 (离散化的) 时间的函数。

[0033] 回到参考图2, 并且使用图3中采用的标记, 加法器50合适地为 $c_{CHR}(n) + c_{SBP}(n) + c_{DBP}(n) + c_{RR}(n) + c_{药物}(n)$ 。备选地, 如果采用加权, 则输出可以被写为 $w_{HR}c_{CHR}(n) + w_{SBP}c_{SBP}(n) + w_{DBP}c_{DBP}(n) + w_{RR}c_{RR}(n) + w_{药物}c_{药物}(n)$, 其中, w 项是标量权重。

[0034] 适当地使用接收器操作特性 (ROC) 分析, 以便获得用于图3的Lempel-Ziv (LV) 复杂度度量计算的检测的最优阈值 T_d 。在实际执行的范例中, 在506个ICU患者 (训练数据集) 上执行针对LZ的ROC分析, 在所述506个ICU患者中, 206个是ALI-阳性 (即, 显现ALI), 并且300个是对照 (即, ALI-阴性, 不显现ALI)。图4示出了针对训练群体的结果, 其中, 在ROC曲线下的面积是0.73, 并且最优阈值是5.92 (灵敏度: 63% 并且特异性: 75%)。最优阈值被图4中的

黑色正方形标记。为了验证该方法,然后在6881个ICU患者(看不到测试数据)上执行ROC分析。在这些患者中,138个是ALI-阳性,并且6743个是对照。利用训练群体获得的5.92的阈值被定位在测试数据集的ROC曲线(也被标绘于图4中)上。提出的方法在测试数据集中取得了更好的灵敏度(67%)和更好的特异性(76%)。在这些实际执行的范例中,总和50是未加权的(或者,等效地,所有权重都为 $w=1$)。如果采用非零权重,则它们也能够训练过程期间被优化。

[0035] 参考图5,描述了采用基于逻辑回归的ALI检测的实施例。该图示的方法势必要选择搜索的特征,对ICU患者数据的训练数据集或导出数据集拟合模型,并且在验证数据集上测试模型,所述验证数据集优选反映在感兴趣的ICU群体中的ALI的真实患病率的数据集。

[0036] 逻辑回归模型涉及通过逻辑回归函数或分对数变换的独立变量或预测值变量(诸如心率(HR)、呼吸率(RR)、无创血压测量结果(NIBP-m),等等)到从属变量或响应变量(例如,图示的范例中的ALI或对照)的线性映射。合适的公式为:

$$p = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_i x_i}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_i x_i}}$$
 其中, p 指代ALI的概率, β_0 是常数,并且 $\beta_1 \dots \beta_i$ 是预测值 $x_1 \dots x_i$ (例如HR、RR、NIBP-m等)的系数。在合适的方法中,使用似然函数 $L(\vec{\beta}, \beta_0) = \prod_{i=1}^n p(\vec{x}_i)^{y_i} (1 - p(\vec{x}_i))^{1-y_i}$ 拟合逻辑回归模型,其中, β_0 同样是常数, $\vec{\beta}$ 是预测值的系数的向量, p 同样是ALI的概率,并且 y 是ALI的真实存在/不存在。

使用最小化技术(诸如普通最小二乘法(OLS)或最大似然估计量(MLE)来计算系数。

[0037] 在实际执行的范例中,逻辑回归模型使用三个特征作为输入:HR、RR以及HR/NIBP-m,以产生ALI发展的概率。在训练阶段,使用前述方程从包括300个对照和300个ALI患者的600个患者数据集中导出常数 β_0 和系数 $\vec{\beta}$ 。连续应用(换言之,应用到针对患者的每个唯一的时间点)模型,并且绘制接收器算子特征(ROC)曲线,以确定提供期望水平的灵敏度和特异性的阈值。在测试阶段,模型然后被以相同连续的方式应用于包括6,690个对照和326个ALI患者的看不见的患者数据的验证集合。再次绘制ROC曲线,并且将在先前确定的阈值处的灵敏度和特异性与从导出数据集获得的灵敏度和特异性进行比较。

[0038] 图5示出了结果。训练数据的逻辑回归模型的性能引起71.00%的灵敏度和74.33%的特异性。使用相同的阈值,验证数据的模型的性能引起63.19%的灵敏度和81.05%的特异性。

[0039] 实际执行的范例仅是图示性的。总体而言,可以在逻辑回归模型的训练、测试和实施中采用较高或较低的频率数据。其他实施例任选地包括额外的特征(诸如人口统计和基线健康信息),在某种程度上,这样的数据经由电子病历(EMR)或其他来源是可获得的。

[0040] 参考图6和图7,描述了采用基于对数似然比(LLR)的ALI检测的实施例。具体参考图6,示出了合适的基于对数似然比的ALI检测的流程图。设 N 是导出(即,训练)数据集患者的总数目,其中, N_1 具有疾病(在图示的范例中的ALI)而 N_0 不具有疾病。疾病状态指代 D ,即 $D=1$ 指代ALI-阳性,并且 $D=0$ 指代不存在ALI(即ALI-阴性)。设 $\underline{d} = [d_1 d_2 \dots d_L]$ 指代可获得用于做出诊断的患者数据的向量。在图示的图6中,这些 L 参数包括生命体征70(例如RR、HR、FiO₂(吸入氧气分数)、PaO₂(动脉血中的氧分压)、PEEP(呼气末正压)等)和实验室测试结果72(例如,pH、Hgb(血液血红蛋白)等)。如另一范例(未图示), L 参数可以额外地或备选地

包括患者是否具有一种或多种急性状况或慢性状况的数据,诸如肺炎、糖尿病等。对数似然比然后被定义为 $LLR(\underline{d}) = \log \left[\frac{p(\underline{d}/D=1)}{p(\underline{d}/D=0)} \right]$, 其中, $p(\underline{d}/D=1)$ 是给定 $D=1$ 的 \underline{d} 的联合概率分布函数, 而 $p(\underline{d}/D=0)$ 是给定 $D=0$ 的 \underline{d} 的联合概率分布函数。假设 L 参数是独立的, 对数似然比能够被表示如下:

$$\begin{aligned}
 [0041] \quad LLR(\underline{d}) &= \log \left[\frac{\prod_{i=1}^L p(d_i/D=1)}{\prod_{i=1}^L p(d_i/D=0)} \right] \\
 &= \sum_{i=1}^L \log \left[\frac{p(d_i/D=1)}{p(d_i/D=0)} \right] \\
 &= \sum_{i=1}^L LLR(d_i)
 \end{aligned}$$

[0042] 由此, 所有参数的联合对数似然比是各个参数的对数似然比的总和。

[0043] 图6示出了测试阶段。在操作74中利用输入患者数据向量 \underline{d} 针对患者计算对数似然比 $LLR(\underline{d})$, 所述患者数据向量 \underline{d} 的元素 $[d_1 d_2 \cdots d_L]$ 存储患者在测试中的患者数据。然后, 使用如下阈值操作76继续进行ALI检测:

$$\begin{array}{ccc}
 & D=1 & \\
 [0044] \quad LLR(\underline{d}) & \begin{array}{c} > \\ < \end{array} & T \\
 & D=0 &
 \end{array}$$

[0045] 亦即, 如果 $LLR(\underline{d}) > T$, 则测试结果78被视为ALI-阳性 ($D=1$), 而如果 $LLR(\underline{d}) < T$, 则测试结果78被视为ALI-阴性 ($D=0$)。在这些表达式中, T 是根据训练数据集确定的最优检测阈值。

[0046] 参考图7, 报告了针对实际执行的基于对数似然比的ALI测试的结果。使用ROC分析, 以便获得针对阈值操作76的最优阈值 T 。对506个ICU患者 (训练数据集) 执行针对LLR的ROC分析, 在所述506个ICU患者中, 206个是ALI并且300个是对照。图7中示出训练群体的结果。ROC曲线以下的面积为0.88, 并且最优阈值为2.6 (灵敏度: 86%, 并且特异性: 77%)。随着获得更多的用于训练的数据集, 阈值和性能值会改变。在绘图中, 最优阈值被标记为黑色正方形。为了验证该方法, 执行对6881个ICU患者 (看不见的测试数据) 的ROC分析。在这些ICU患者中, 138个是ALI, 并且6743个是对照。从训练数据获得的阈值也被示出在图7中的从测试数据生成的ROC曲线上的阈值的对应位置中。该方法取得在测试数据集中的特异性 (84%) 和灵敏度 (72%)。在测试数据集中, 操作点 (训练阈值 T) 的位置轻微改变, 伴随着灵敏度降低和特异性增加。然而, 考虑到增加的特异性, 阈值是相当稳健的。该方法也具有非常接近于训练数据集的ROC曲线以下的面积 (0.87) 的针对测试数据集的ROC曲线以下的面积 (0.86), 这有益于可靠的ALI检测。

[0047] 采用Lempel-Ziv复杂度度量 (LZ, 参考图2-图4描述)、基于逻辑回归的方法 (LR, 参考图5描述) 以及基于对数似然比的方法 (LLR, 参考图7描述) 的ALI/ARDS检测方法是图示的

范例,并且预期其他推理算法。此外,这样的推理算法能够包括模糊推理系统、贝叶斯网络以及有限状态机。

[0048] 参考图8-图15,在检测(即推断)患者内的ALI的存在时,也预期采用各种推理算法的聚合,并且任选地采用其他信息。这样的技术的聚合利用本文做出的观察结果,所述观察结果为每个算法以不同方式识别数据中的形式,从而期望使用来自组合中的各种唯一算法的补充信息的整合的(例如聚合的)方法给出比单独作用的各个算法中的任意一个都更好的性能。

[0049] 具体参考图8,公开了整合方法的通用框架。 N 个算法80的集合的输出(本文中不失一般性地称为算法1、算法2、算法3、...、算法 N)被聚合在聚合方框82处,以在床边监测器10、护士站监测设备20(见图1)等上被适当地显示和/或趋向为时间的函数的器官状态指示符84。图8的通用框架不是疾病特异性的。

[0050] 参考图9,示出了将图8的通用聚合框架应用于ALI检测。在该应用中, N 个算法80包括在下文中列出的六个算法(即, $N=6$)。

[0051] 第一算法是基于医生的专业知识的提炼。在图示的图9中,这被实施为模糊推理算法90,所述模糊推理算法90是根据关于变量关系的语言(或模糊)信息建立的,并且使用基于与医生讨论中收集的临床信息94构造的决策规则92的集合来运行。例如,模糊推理算法90可以构成临床决策支持系统(CDSS)部件。

[0052] 第二算法是基于相关临床文献的提炼。在图示的图9中,这被实施为贝叶斯网络100,所述贝叶斯网络100是根据基于临床研究104计算的概率102构建的。例如,临床研究可以指示参数的组合在统计学上指示具有概率 P 的ALI。

[0053] 第三算法是基于就变量(诸如RR、HR等)之间的因果关系而言的病理生理学的转化。ALI发展的潜在原因在性质上能够是机械、化学或生物学的。例如,ALI的机械原因包括快速/深呼吸和/或通风设置。机械状况的范例为:

[0054] 状况1:呼气末正压(PEEP)的通风设置 <5

[0055] 状况2:PEEP >10

[0056] 状况3:平台压 $>35\text{cmH}_2\text{O}$

[0057] 在图示的图9中,这被实施为状态机110,所述状态机110实施将临床定义114量化的逻辑流112。在此情况下,如果状况1、状况2或状况3中的所有都不满足,则状态机110输出ALI-阳性,而如果所述三个状况中的任意个满足,则状态机110输出ALI-阳性。

[0058] 这前三种算法是基于知识的,并且分别利用临床信息、公布的临床研究以及临床定义。第四、第五以及第六种算法是基于数据的,并且在图示的图9中分别对应于本文中参考图2-图7描述的LLR算法120、LZ算法130以及LR算法140。这些算法120、130、140是基于ICU数据142(诸如生命、实验室以及介入(例如,药物给予事件)),并且任选地也是基于预ICU数据144(诸如,人口统计数据)和/或已知的慢性疾病或患者的状况)。(应当注意,术语“预ICU”指示这样的患者信息是通常在患者被送到ICU之前作为入院流程的一部分而搜集的患者信息;然而,在一些情况下,在患者进入ICU之后可以全部或部分地生成预ICU数据144。

[0059] 可以以各种方式实施聚合方框82。在图9的图示ALI应用中,通过线性判别分析(LDA)或通过投票系统(SOFALI)实施聚合方框82。在下文中依次描述这些图示的聚合方法。

[0060] 针对每个类别 k 的线性判别函数被表示为:

$$[0061] \quad y_k(x) = -\left(\frac{1}{2}\right) \mu_k^T C^{-1} \mu_k^T + \log(p_k) + (\mu_k^T C^{-1}) x$$

[0062] 其中, x 是预测值变量 (例如, 不同的ALI检测算法), p_k 是类别 k 的先验概率, 并且 C 是类之间的合并的协方差矩阵。对于图示的ALI检测应用, 在训练数据集上针对不同的预测值变量 (即, 不同的算法) 获得LDA系数。然后, LDA系数被合适地通过softmax变换, 以根据下式将系数转换为概率 p_k :

$$[0063] \quad p_k = \frac{\exp(y_k)}{\sum_{j=1}^k \exp(y_j)}$$

[0064] 如下适当地实施投票系统聚合器。从训练数据集获得基于知识和基于数据的方法的阈值。然后, 这些个体阈值用于获得基于投票系统的ALI检测 (基于检测ALI的算法的数目)。表1示出了用于整合图9图示的六个不同的算法的图示投票系统 (SOFALI)。

[0065] 表1: 用于整合不同ALI检测算法的投票系统

[0066]

检测 ALI 的算法的数目	票数 (SOFALI)
任意一个或没有	0
2	1
3	2
4	3
5 或 6	4

[0067] 其他实施例能够包括0到1的标度, 其中, 通过存在的算法的总数目使票数的数目归一化。

[0068] 在实际执行的实施方式中, 使用506个ICU患者数据, 训练图9的图示的聚合的ALI检测系统的基于知识的方法和基于数据的方法以及整合的方法中的全部, 并且将其在看不见的6881个ICU患者数据上进行验证。接收器操作特性曲线 (ROC) 用于评估不同方法的性能。使用ROC分析以获得ALI检测的最优阈值。在506个ICU患者 (训练数据集) 上执行针对所有不同方法的ROC分析, 在所述506个ICU患者中, 206个是ALI并且300个是对照。图10中示出了训练群体的结果。在图10中利用星号 (*) 表示针对每个整合方法的最优阈值。对应于这些星号的阈值为针对LDA的0.859和针对SOFALI的2。

[0069] 为了验证这两个聚合方法, 执行对6881个ICU患者 (看不见测试数据) 的ROC分析。在这些ICU患者中, 138个是ALI并且6743个是对照。分别从针对LDA和SOFALI的训练数据获得的并且在从图11的验证数据获得的ROC曲线中示出的阈值轻微地改变位置, 伴随着降低的灵敏度和提高的特异性, 指示阈值是相当稳健的。提出的方法在测试数据集中实现更好的特异性, 这在可靠的ALI检测的背景中是有价值的。

[0070] 参考图12和图13, 针对图示的ALI患者 (图12) 和针对对照患者 (图13) 示出了整合的LDA方法的轨迹。参考图14和图15, 针对图示的ALI患者 (图14) 和针对对照患者 (图15) 示出了整合的SOFALI方法的轨迹。图12-图15证明与由医生回顾性确定的ALI发病时间相比,

LDA整合方法和SOFALI整合方法二者都很早检测出ALI。

[0071] 参考图9描述的聚合实施例仅仅是图示性的,并且预期众多变型。例如,算法的集合能够不同于图9的图示的六个算法。也预期除了LDA或SOFALI的聚合算法,诸如基于距离度量的聚合或基于决策树的聚合等。此外,尽管图示的实施例涉及ALI/ARDS的检测,但是应当理解,能够采用类似的方法,使用合适的生命体征并且任选地使用其他特征(诸如图示的药物给予数据流),并且在合适的训练数据集合上训练来优化推理算法参数,以检测其他疾病或状况(诸如急性肾损伤(AKI)、弥漫性血管内凝血(DIC))。

[0072] 可以以各种方式利用任何公开的算法(利用或不利用聚合)计算ALI状态指示符。在图示的范例中,ALI状态指示符可以被显示并且任选地记录在床边监测器10上和/或被显示并且任选地记录在护士站的电子监测设备20处(见图1)。显示能够是数字式的,和/或以绘制ALI状态指示符值对时间的趋势线的形式。在生成被取阈以生成ALI-阳性(或阴性)指示的值的推理机的情况下,预期额外地或备选地显示值而不需要取阈。例如,由推理机生成的ALI值可以被绘制为具有ALI-阳性/阴性阈值的趋势线,所述ALI-阳性/阴性阈值被示为重叠在趋势线图表上的水平线。额外地或备选地,多个阈值可以应用于对应增加的疾病严重程度或增加的ARDS的概率。颜色编码能够应用于指示阈值的严重程度的水平。

[0073] 额外地或备选地,ALI状态指示符能够充当对临床决策支持系统(CDSS)的输入,充当与其他数据结合使用来生成用于医生考虑的临床建议的一段数据。

[0074] 在各种这些应用中,ALI状态指示符通常不被接受为诊断结果,相反地,ALI状态指示符充当用于患者的医生或其他专业医务人员在判定针对患者的最适合的治疗过程时考虑的一段数据。

[0075] 典型的ICU在任意给定的时间服务若干患者。这些患者中的每个可以(至少通常是)易受ALI/ARDS感染的,并且使用本文公开的技术有益地监测该状况。然而,ICU是有压力且复杂的环境,并且诸如针对ICU中的患者的ALI状态指示符的集合的额外的信息可以促使信息超载。鉴于此,本文进一步公开以提供便于快速复查正在针对ALI进行监测的ICU中的所有患者的状况的多患者监测显示。在护士站电子监测设备20(见图1)处适当地采用该多患者监测显示,以提供在分配给护士站的一个护士或多个护士(或其他医务工作者)的照料下的所有患者的监测。

[0076] 参考图16,图示的概况多患者监测显示200适当地被示出在图1的护士站电子监测设备20上。图示的概况显示200由包含最相关信息的方格图解地表示当前的ICU(在图示的图16中的医学ICU,即MICU)中的每个患者,在图示的范例中,所述最相关信息包括患者识别(PID)号和针对患者的ALI状态指示符值,由SOFALI聚合值(更一般地,可以采用具有或不具有聚合的本文公开的ALI状态指示符的任意项)表示在图示的图16中。任选地,图解地表示患者的方格以模仿ICU中的患者的物理布置的方式被展示在显示200上。在图示的图200中,图示的MICU具有被展示在“C”型模式中的十张床,并且全部十张床都被患者占用。如果床未被占用,则这能够通过采用针对该床的空方格或通过完全省略表示的方格来适当地表示。

[0077] 为了进一步便于快速评估患者状况,图解的方格中的每个任选地是颜色编码的,以表示患者的ALI状态。在图示的图16中,颜色编码由不同的交叉线图解地表示,具有SOFALI指数值0或1的患者为一个颜色(例如,绿色或白色或无色),具有SOFALI指数值2或3的患者为不同的颜色(例如黄色,以指示针对这些患者的“密切注意”状态),并且具有4(或

可能更大)的SOFALI的患者为又一不同的颜色(例如红色,以指示严重的ALI或ARDS状况)。备选地,颜色编码能够对应于疾病的严重程度,并且颜色的改变能够对应于新的得分范围的阈值或边界。例如,对于从0到100的得分范围,0到50能够表示低风险组,50到75能够指示中等风险(“密切注意”或“预警”)组,并且高于75能够指示高风险组。简要参考图17,概况显示200任选地包括下拉菜单202或其他图形用户界面(GUI)会话,使护士或其他操作者能够切换到不同的ICU房间。

[0078] 包含在概况显示200的图解方格中的信息仅仅是图示的范例,并且可以示出额外的信息或其他信息。例如,可以通过名字而不是或除了通过PID号来识别患者。替代或除了ALI之外,可以指示其他严重的状况。如果两个或更多个状况被指示并且要由颜色编码来表示,颜色编码可以被示出在方格的不同区域,或整个方格可以由表示最严重状况的颜色进行颜色编码(例如,即使一些其他显示的状况将是“黄色”或“白色”,如果任何表示的状况具有“红色”状态颜色则为“红色”)。

[0079] 在各种实施例中,多患者概况显示经由图解的健康状况方框提供在ICU或在其他场所(例如,ED、OR、病房等)中的一组患者的关键健康状态的快速的“快照”概况。在各种实施例中,如下的一个或多个可以被并入:(1)具有数字值和标识(例如整体健康)的个体颜色编码的方框;(2)具有数字值和标识(例如ALI健康)的个体颜色编码的方框;(3)包含在具有数字值和标识(例如,急性肺损伤、急性肾损伤、弥散性血管内凝血、急性心肌梗死等)的单个方框内的多颜色编码的方框;等等。总体上,概况显示的每个图解方框提供个体患者的关键疾病状态的整个视图,并且在概况显示中的方框的收集由此提供针对ICU中的所有患者的这一信息。

[0080] 参考图18和图19,通过选择表示具体患者的图解方格(例如通过使用鼠标或其他点击设备单击方格,在触摸屏的情况下触摸方格,等等),在放大的患者显示210(图18)或备选实施例的放大的患者显示220(图19)中示出选择的患者的状态的放大视图。在各种实施例中,放大的显示实时示出针对个体患者的ALI/ARDS发展(和/或另一监测的状况的发展)的视图。任选地,放大显示可以示出未来给定小时数中的预测的发展。可以在一个简明、容易阅读的“快照”显示中将ALI状态指示符显示为针对在ICU(例如,SOFA、AKIN标准等,其他预期的得分包括通过图示的范例被量化的针对ALI、AKI等的CDS指示符)中使用的所有器官健康评估得分的值(任选地为量化的)和对应的颜色。可以以各种格式显示趋势指示符,诸如使用+/-符号,或上箭头、下箭头、水平箭头,通过各种颜色编码方案(实心:交通灯模式;类似光谱:热地图模式;等等)、通过阳性/阴性数字值、在垂直轴上增加/减小的位置,等等。概况显示和患者特异性放大显示的组合提供快速并且容易的机制,以改变针对患者群或个体患者的视图/界面,并且实现聚焦于ALI或其他器官系统或感兴趣的综合征。

[0081] 预期实现患者群、感兴趣的器官/综合征或用于表示具体器官的健康的得分(例如,RIFLE对AKIN标准对CDS AKI指示符)的定制化。任选地,CDSS能力被并入,以经由建议的/推荐的算法判定阈值的显示来帮助做出判定,并且在其他实施例中,经由该判定阈值上的置信区间或边界来做出判定。

[0082] 在采用参考图8和图9的如先前描述的聚合的实施例中,放大的视图任选地示出聚合的构成算法的结果,任选地趋于即时,这促进聚合的算法的输出。尽管图示了矩形的图解方格,用于器官健康状态的标志能够是其他形状以及各种尺寸(例如,实际的交通灯、示速

器或改变颜色的器官形状/图像)。

[0083] 当前的和最近的器官健康信息可以经由包括(通过图示的范例)以下的功能进行可视化:绘制、从不同的起始点重新绘制、动画绘制、暂停/恢复的模拟、缩放(例如,一个小时的趋势代替六个小时的趋势),等等。在一些实施例中,能够经由诸如填充的/为填充的标记、勾勒的/未勾勒的标记、加黑的/未加黑的标记轮廓等的机制描绘年龄信息、新的或(携带的)零阶保持值。

[0084] 不限制前述内容,以下进一步详细描述图16-图19的图示的范例。

[0085] 参考图16,针对包括全部被患者占用的十张床的MICU示出组概况显示200。如果床是空的,则文本会表明“床空”,颜色可能会是浅灰色或褪色,方框的动作功能被禁用,等等。如果床被占用,则方框被标识具有患者识别号(例如,PID123456)。文本也包括针对器官指示符的得分的标识和数字值(例如,指示ALI严重程度的ALI指示符SOFALI)。绿色、黄色和红色分别指示ALI的低、中和高风险。在其他实施例中,颜色能够是从较浅到较深色调的颜色的光谱。在又一其他实施例中,色彩和得分可以指示整体器官健康(例如,呼吸、心血管、肾等)。在又一其他实施例中,也能够描绘针对其他器官的得分。当多个状况被颜色编码时,方框任选地被分割,或者针对每个器官系统具有若干部件,其中所述每个器官系统具有指示该器官的健康的各自的颜色和得分。

[0086] 参考图17,图16的概况显示200经由下拉GUI会话202与护士交互,以选择其他ICU(例如医学、外科、创伤等)。不是表示特定的ICU,而是额外的患者群可以包括最严重的10个(例如,显示医院或其他医疗中心的所有ICU中的10个病情最危重的患者)。用户群和床(由此显示的患者)的数目对给定的ICU是适合的,并且例如使用“拖放”用户界面是可配置的,通过所述“拖放”用户界面,用户将新床拖进ICU显示并且将其与针对该床的输入数据的集合进行链接。(类似地,能够通过拖动床而将其从显示移除)。

[0087] 在概况显示(未示出)的预期的变型实施例中,颜色编码传达不同的信息,即用于识别参数的变化。例如,如果患者的器官状态正在下降,这能够由“红色”颜色编码反映出来,即使ALI或其他器官状态指示符的实际水平未正在指示ALI-阳性——在这一实施例中,颜色编码突出强调器官状态指示符的变化,而不是器官状态指示符的绝对值。

[0088] 参考图18,示出了放大的显示210,通过护士选择图16的概况显示200的一个图解方格适当地生成所述显示210,以选择要缩放的个体患者。图18的图示患者具有高的ALI的风险。在显示210的右上方显示人口统计特征。人口统计特征包括但不限于身高、体重、年龄、性别、预测体重、体重指数(BMI)、入院或入ICU或者出院或出ICU的日期和时间、慢性状况、入院原因、当前诊断,等等。显示210的左上绘图示出当前和预测的ALI CDS算法输出(聚合SOFALI得分在垂直轴上,时间在水平轴上)。显示210的六个左下绘图分别标绘被聚合以获得SOFALI得分(参见图9)的六个个体算法中的每个。对于在个体算法中的每个的左下中的绘图和在左上中的聚合绘图,推荐的判定阈值(并且任选地其置信边界)任选地被显示为跨越水平轴的纵轴上的值 y 的线。护士或其他用户能够通过使用下拉在最左上方的GUI菜单方格进行选择,以检查新的患者。显示的右下侧经由随着时间被着色的标记物(通过不同的阴影水平在图18中图解地指示不同的颜色)示出器官系统健康(SOFALI、心血管、呼吸、肾、肝、凝血)的矩阵。有不同的大小、形状或图像的标记物能够具有加粗的/未加粗的轮廓线,以从旧的或被承载的值中区分新的值,和/或能够增加或降低在垂直轴上的位置以表示得

分的增加或降低。其他实施例能够包含其他临床评估 (SOFA、AKIN、SIRS等) 或新发展的CDS评估 (针对ALI、AKI、DIC等的CDS) 或二者的组合。要被使用或显示的得分的选择任选地在可选择的偏好、配置或建立的窗口 (未显示) 中是可定制的。在其他实施例中, 焦点器官系统或显示的左侧能够通过选择要显示的新的器官被改为其他器官系统。在其他实施例中, 组或患者组 (类似于上述附图或其一些版本) 可以被显示在个体算法的位置中。在一些实施例中, 护士或其他用户能够按下播放按钮, 以创建绘图并且回顾从起始时间或选择的时间到当前时间的随着时间的患者健康趋势和轨迹。任选的暂停/继续功能允许进行具体的关注点的进一步分析。由用户可控制的时间滑杆等适当地实施针对这样的空间的 的用户界面连接。

[0089] 参考图19, 示出备选的实施例放大显示220, 在所述放大显示220中, 在显示的右下侧的器官系统健康的矩阵被修正以采用具有在网格单元中的数字值的网格。在GUI的右侧的器官系统概况包括如先前描述的 (交通灯或类似光谱, 同样由不同的阴影水平图解地表示在图19中) 颜色编码系统。颜色表示当前的得分, 然而其他实施例也可以包括针对当前得分的数字值。“+/-”符号指示来自先前值的阳性或阴性趋势, 其中SOFA和SOFALI值越高或越显示阳性, 器官健康越差。紧接着“+/-”符号的数字值是变化量或从先前值的变化。未来的实施例能够包含这些当前值和变化量的组合, 或能够使用方向箭头代替“+/-”符号。

[0090] 返回参考图1, 由图示的床边监测器10和/或图示的护士站电子监测设备20的内置式计算机、微处理器等适当地实施用于检测针对ICU患者的ALI或其他关注状况的公开的技术。也应当理解, 存储由这样的电子数据处理设备可执行的指令的非暂态存储介质能够实施公开的技术, 以执行公开的检测方法。例如, 非暂态存储介质可以包括硬盘或其他磁性存储介质、随机存取存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM) 或另一电子存储介质、光盘或其他光学存储介质、前述的组合等。

[0091] 已经参考优选实施例描述了本发明。显然地, 在阅读和理解以上具体实施方式的情况下对于其他人可能想到修改或替代变型。本文意图将本发明解释为包括所有这种修改和替代变型, 只要它们落入所附权利要求及其等价方案的范围之内。

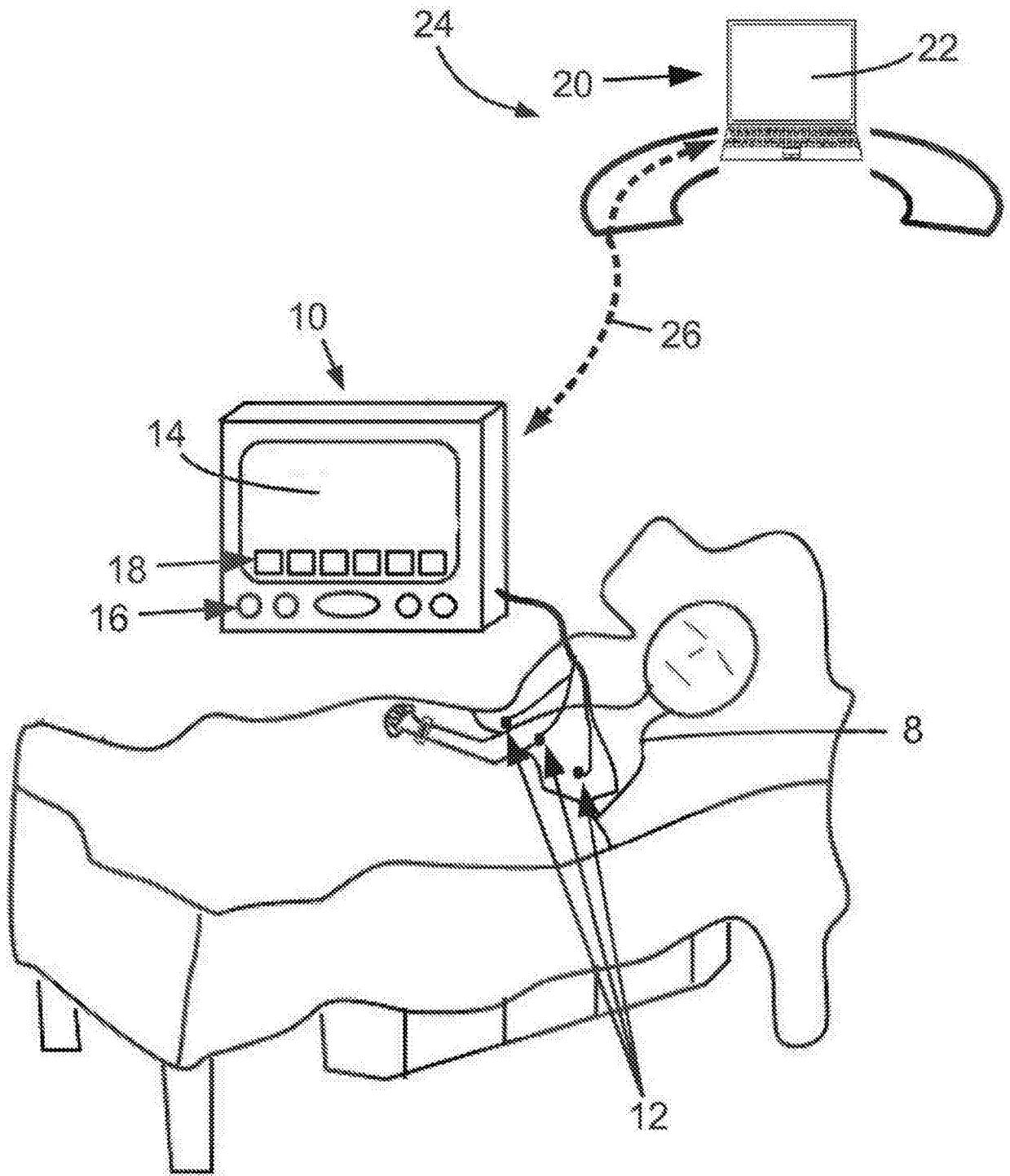


图1

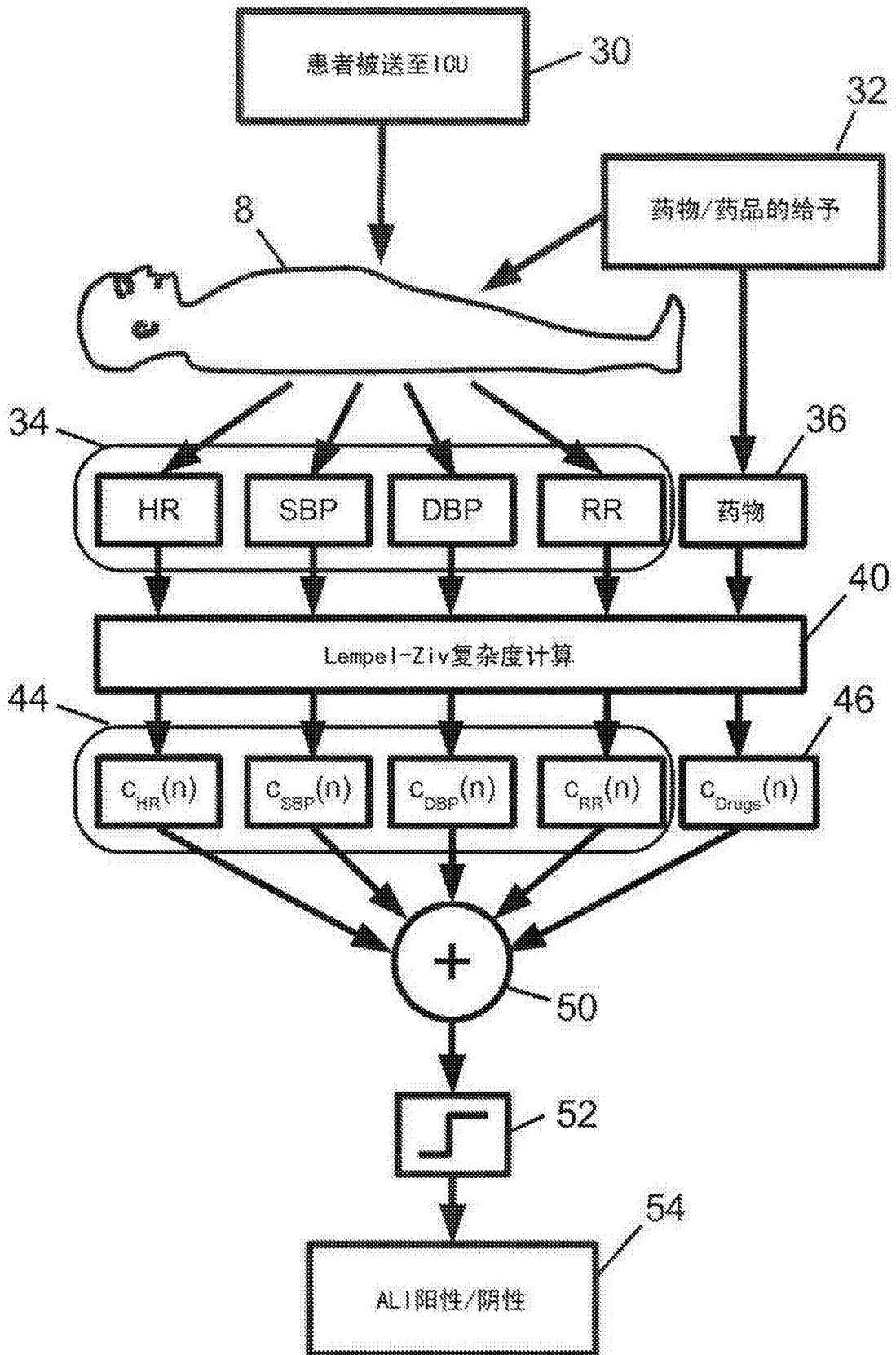


图2

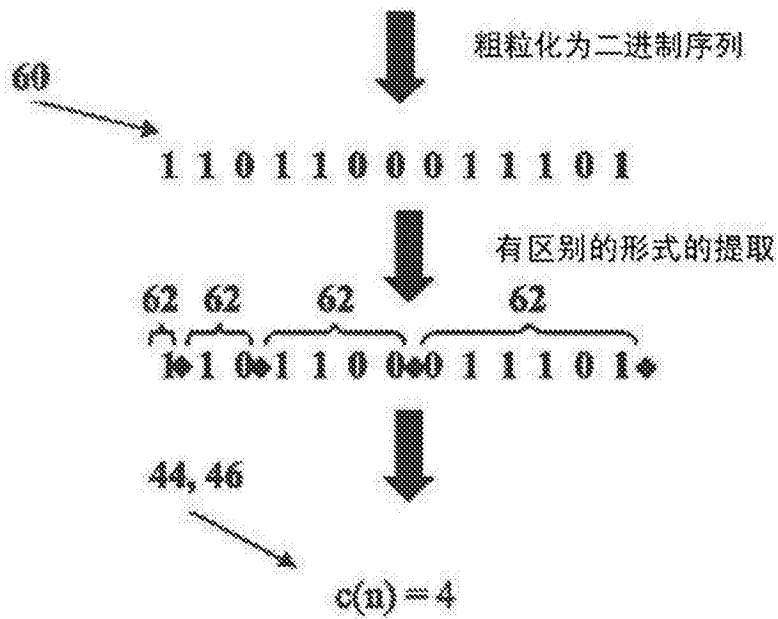
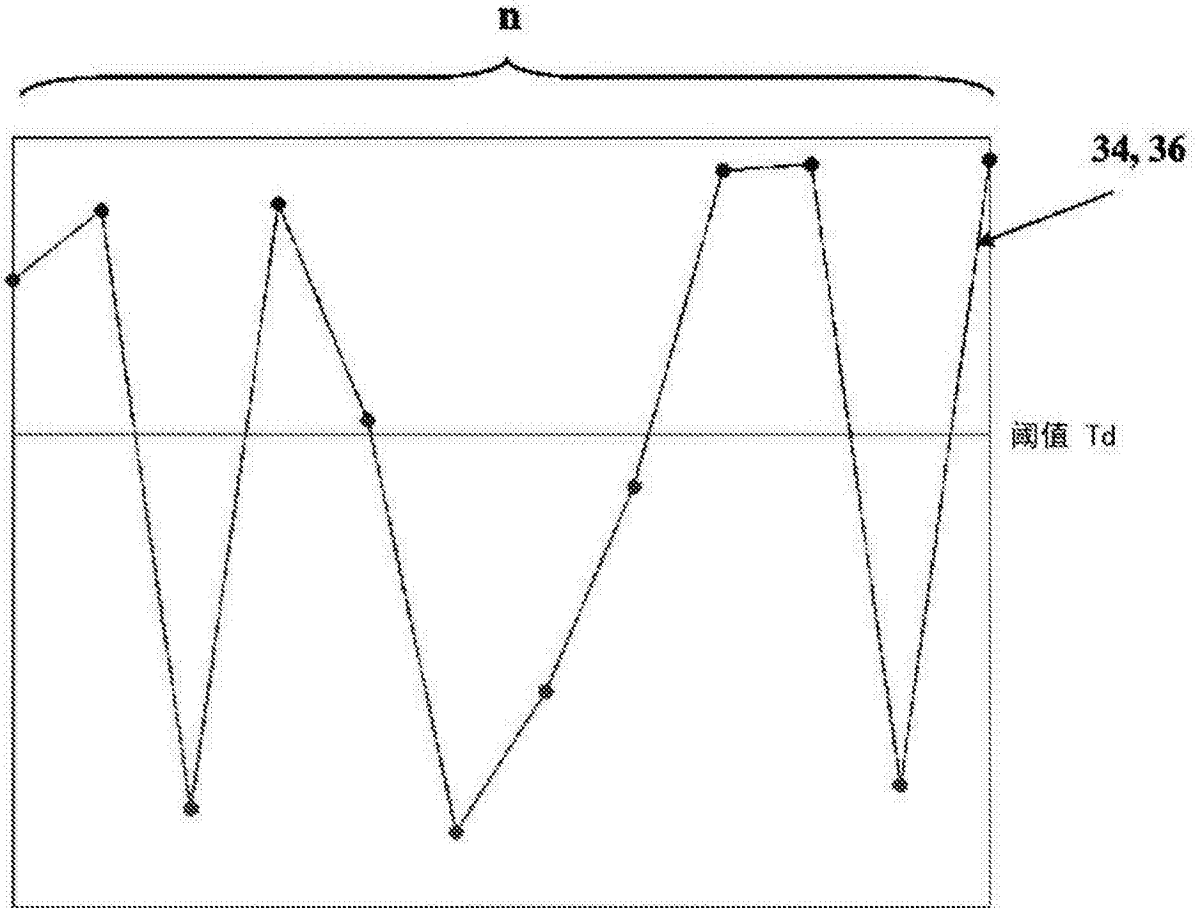


图3

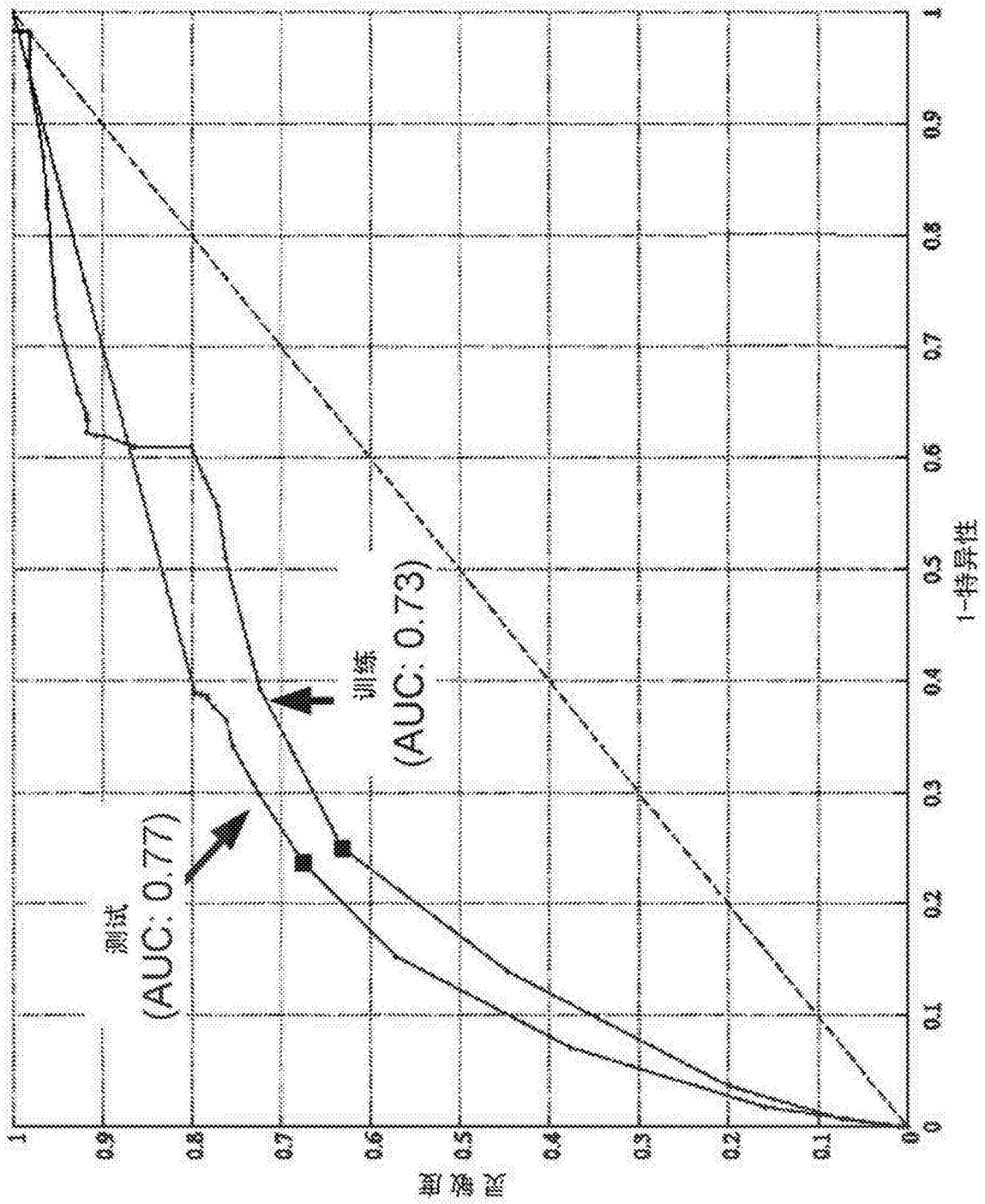


图4

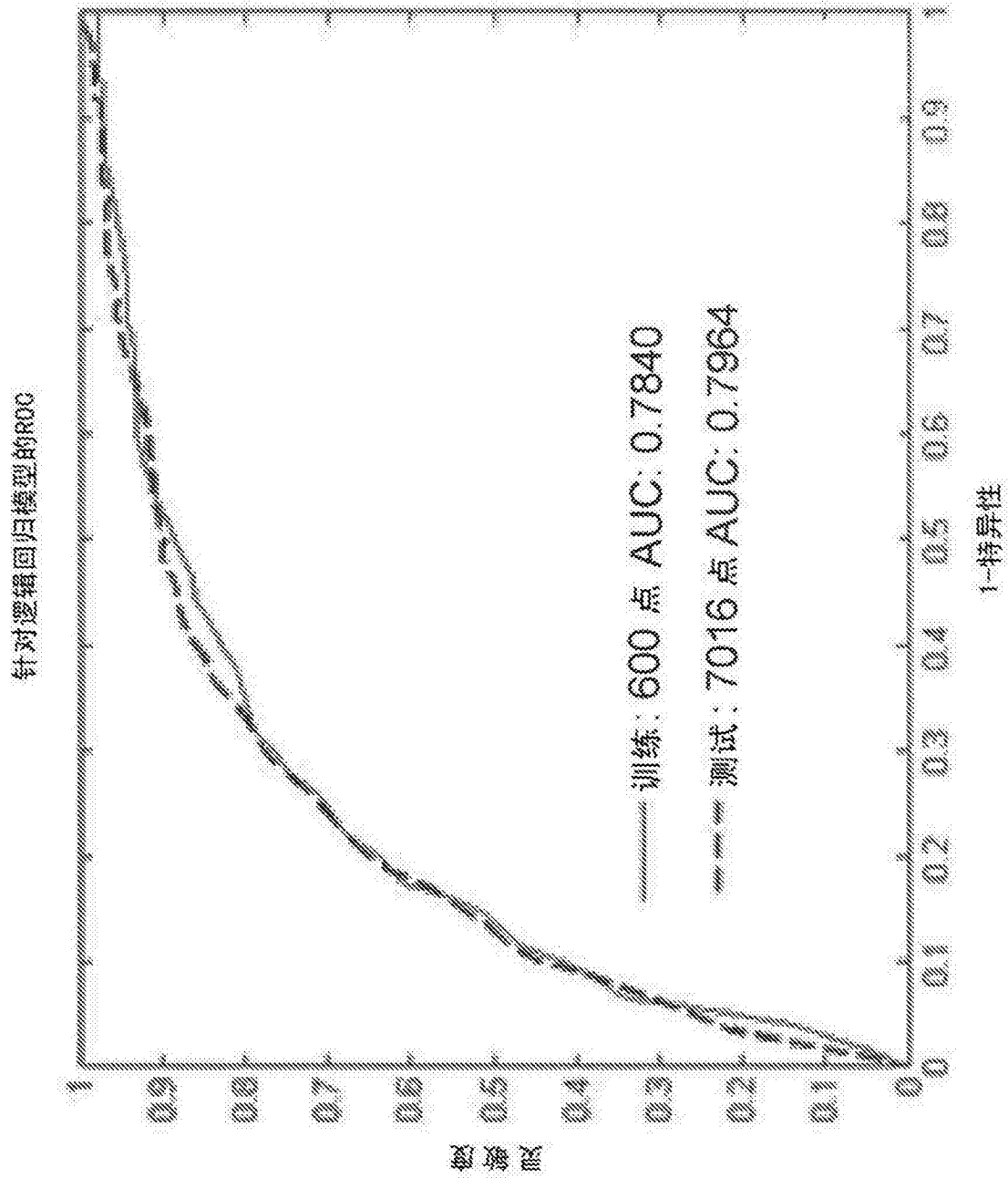


图5

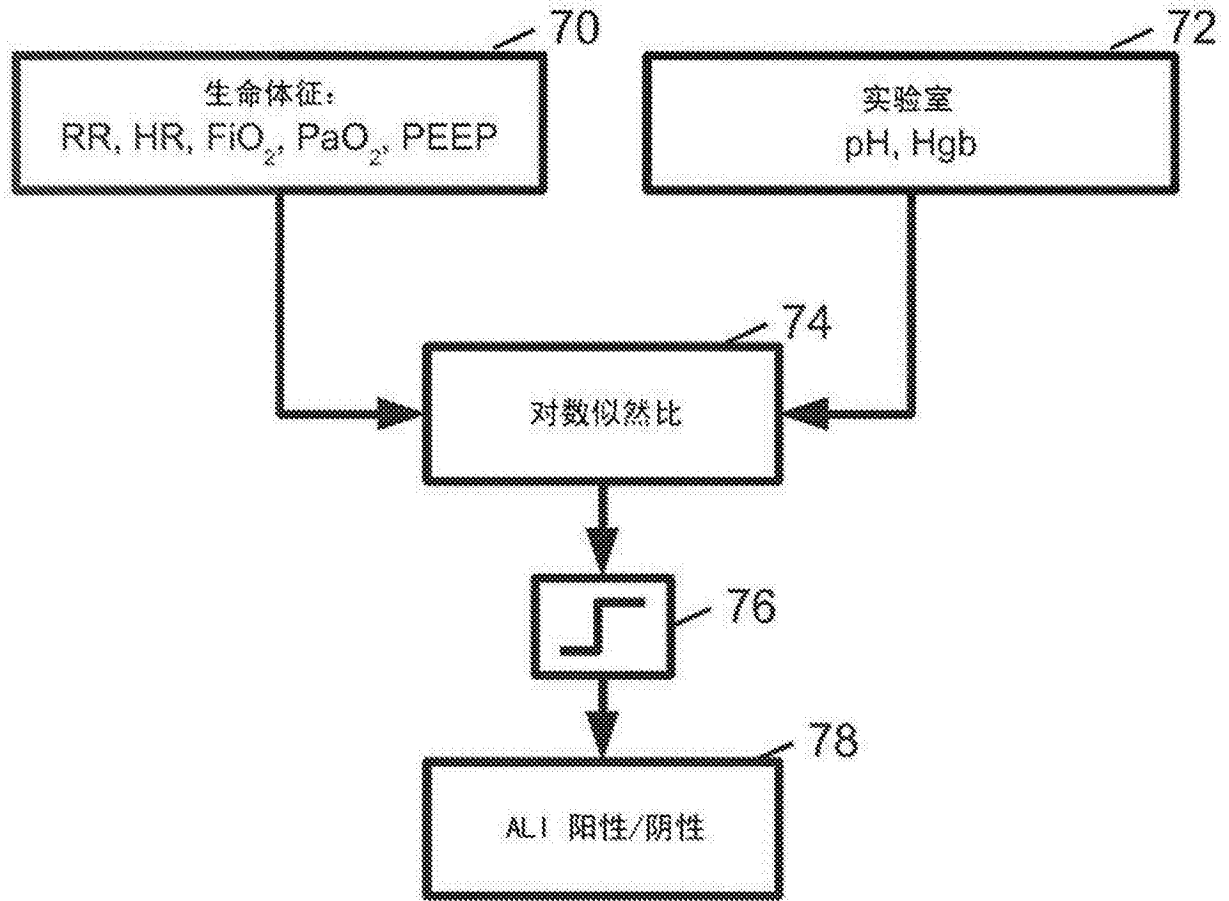


图6

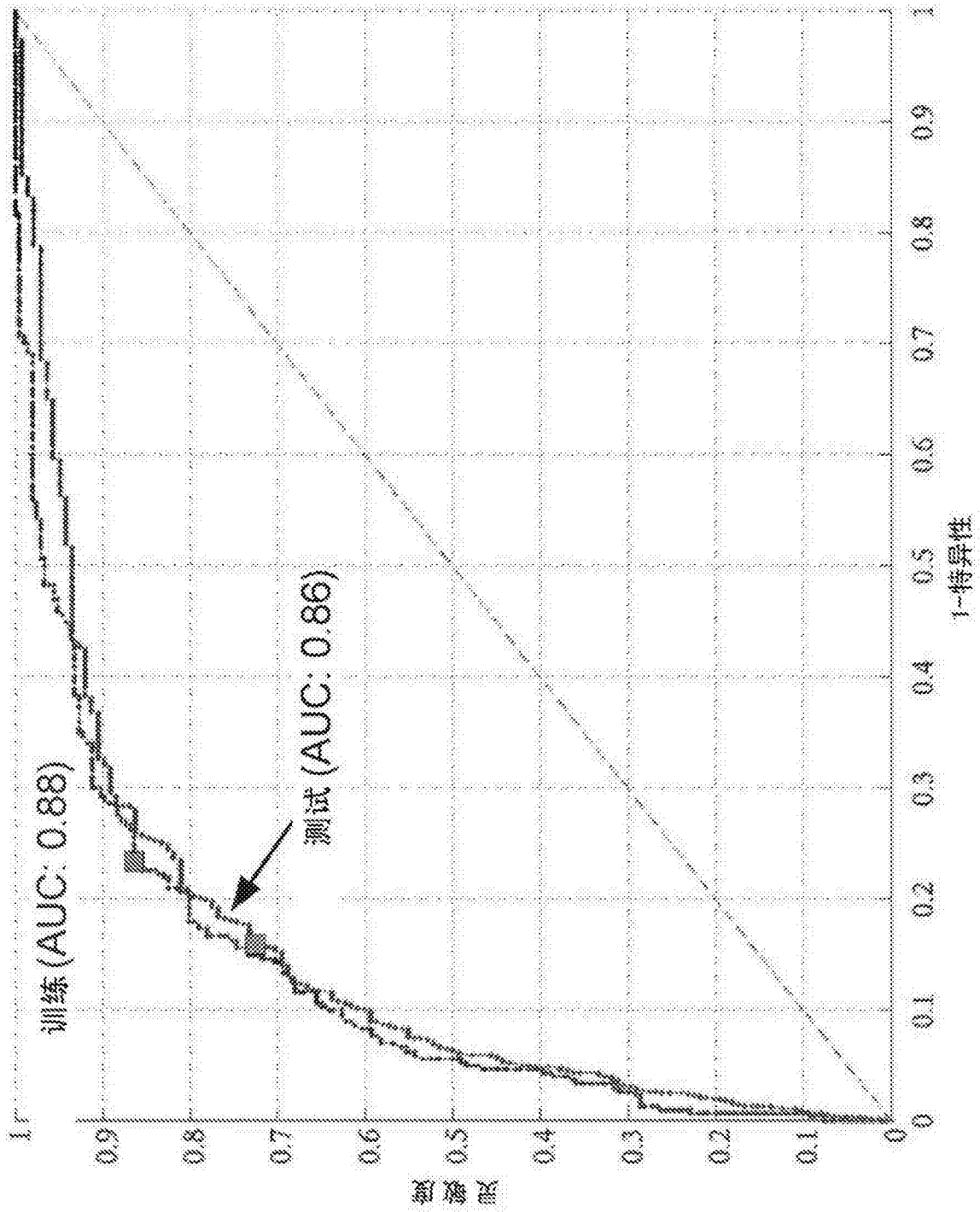


图7

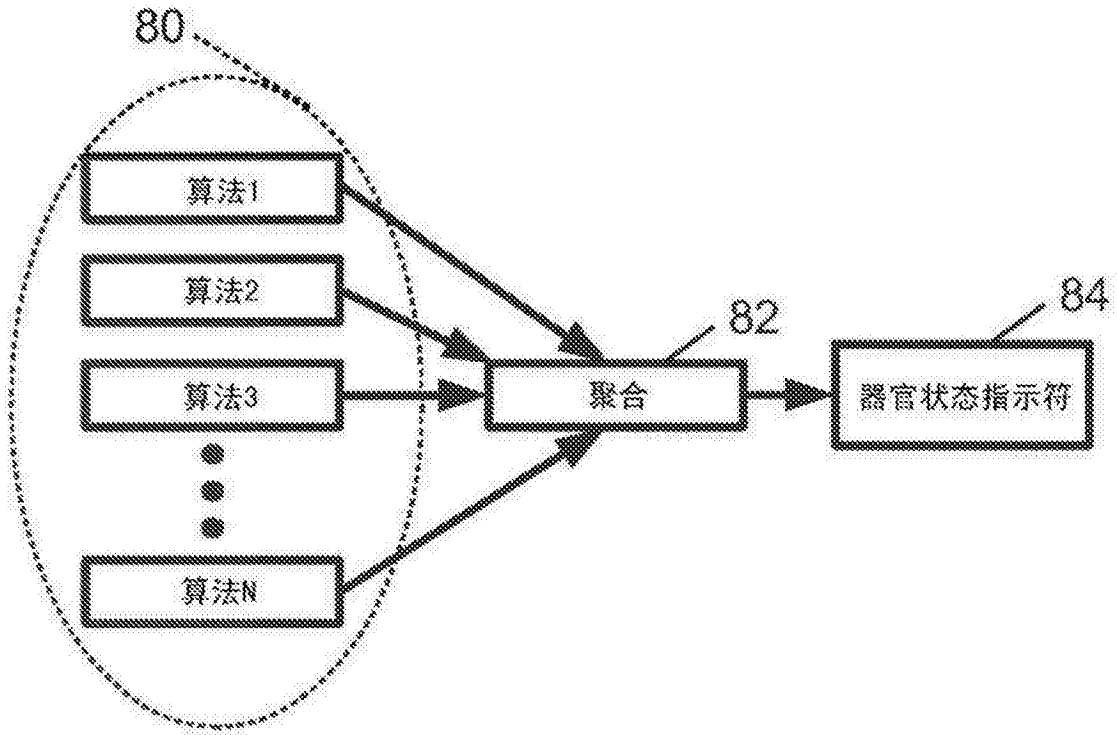


图8

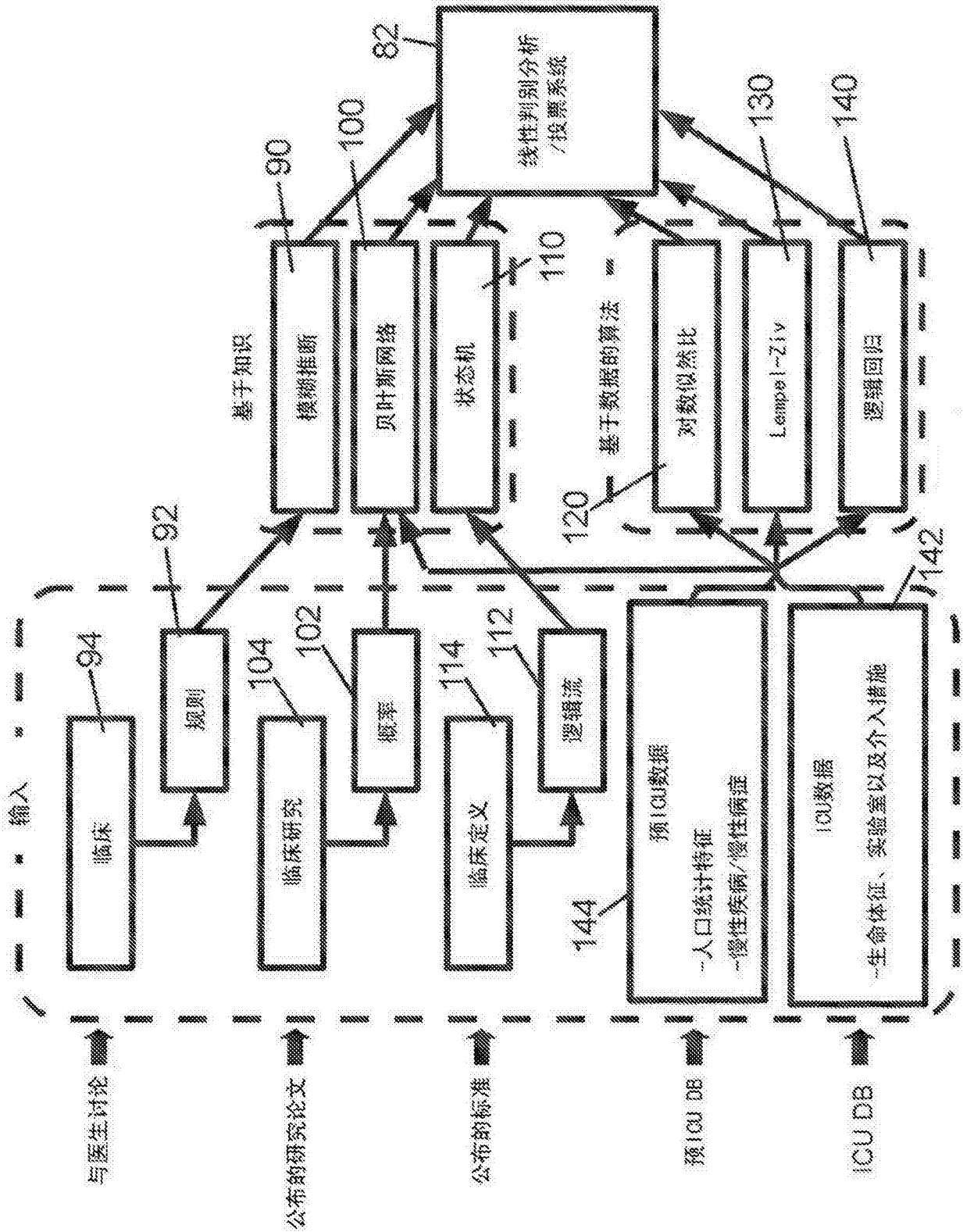


图9

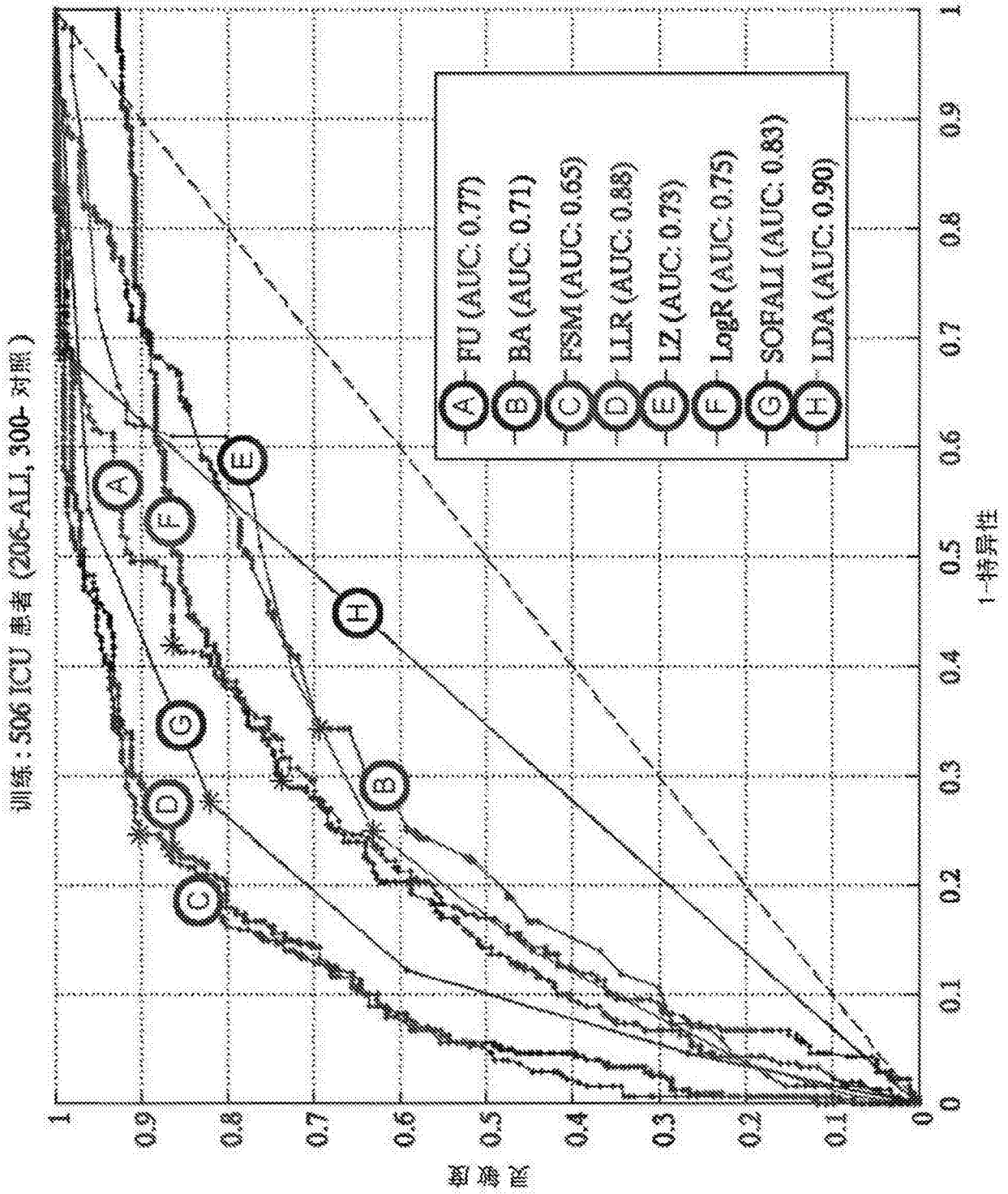


图10

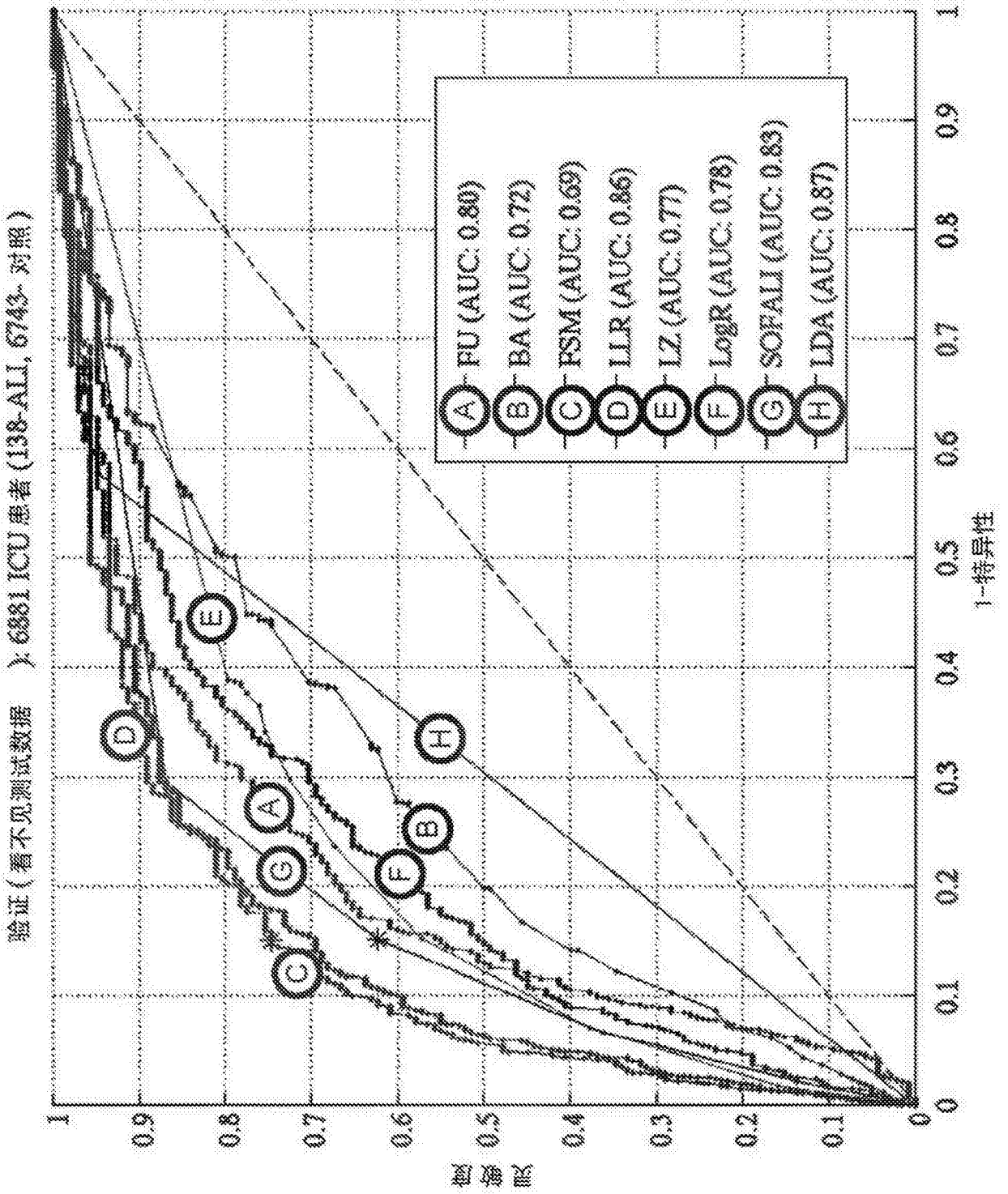


图11

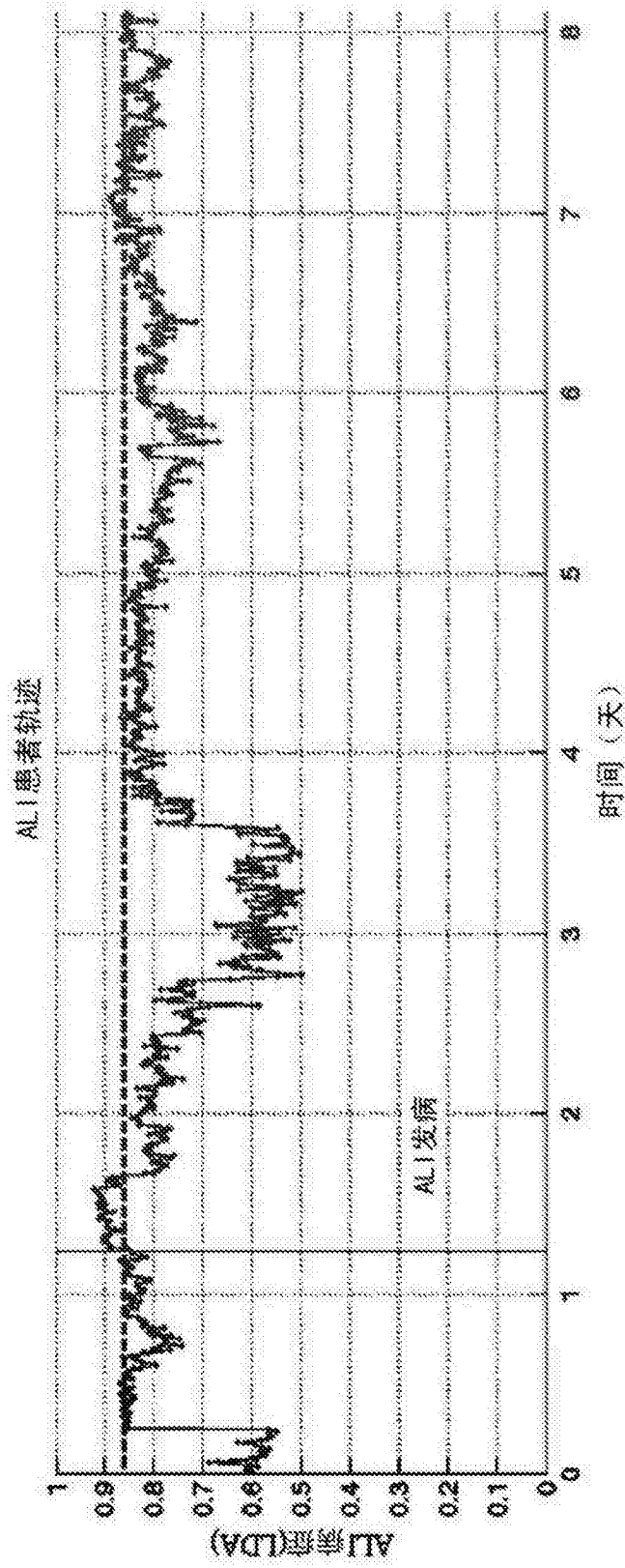


图12

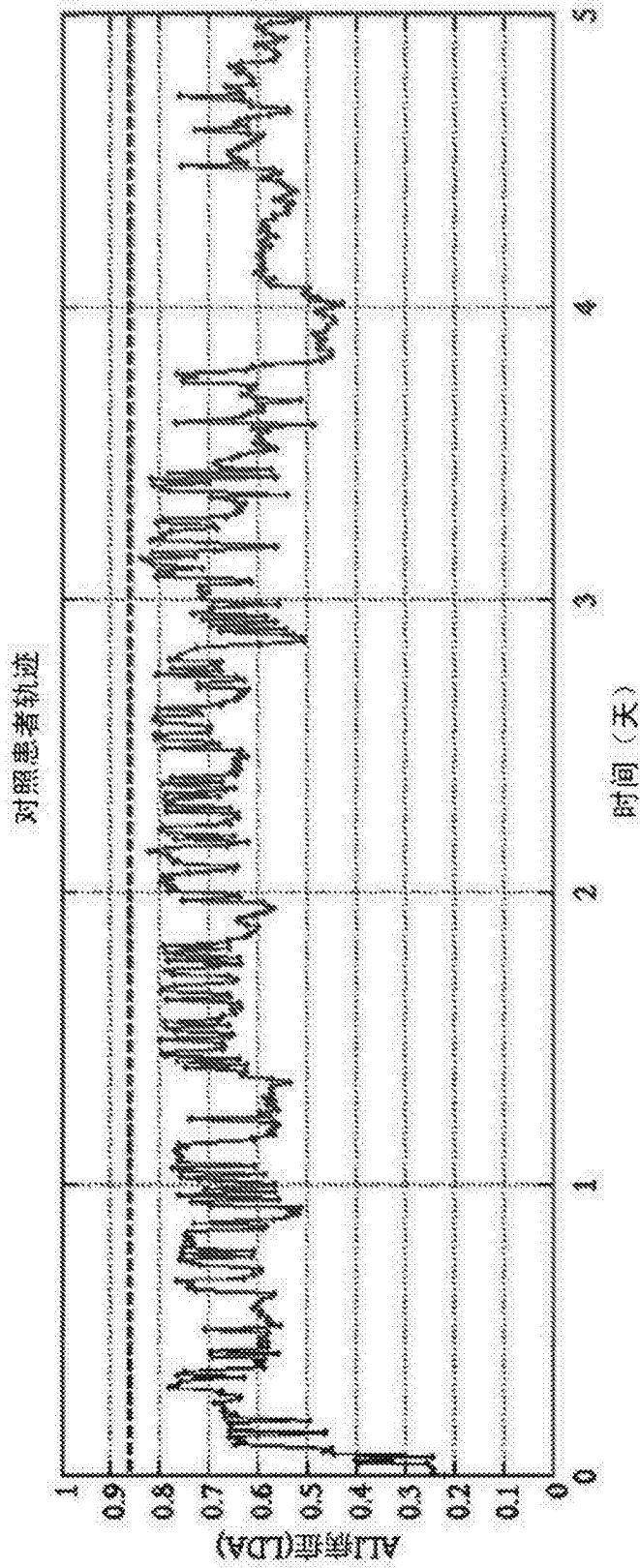


图13

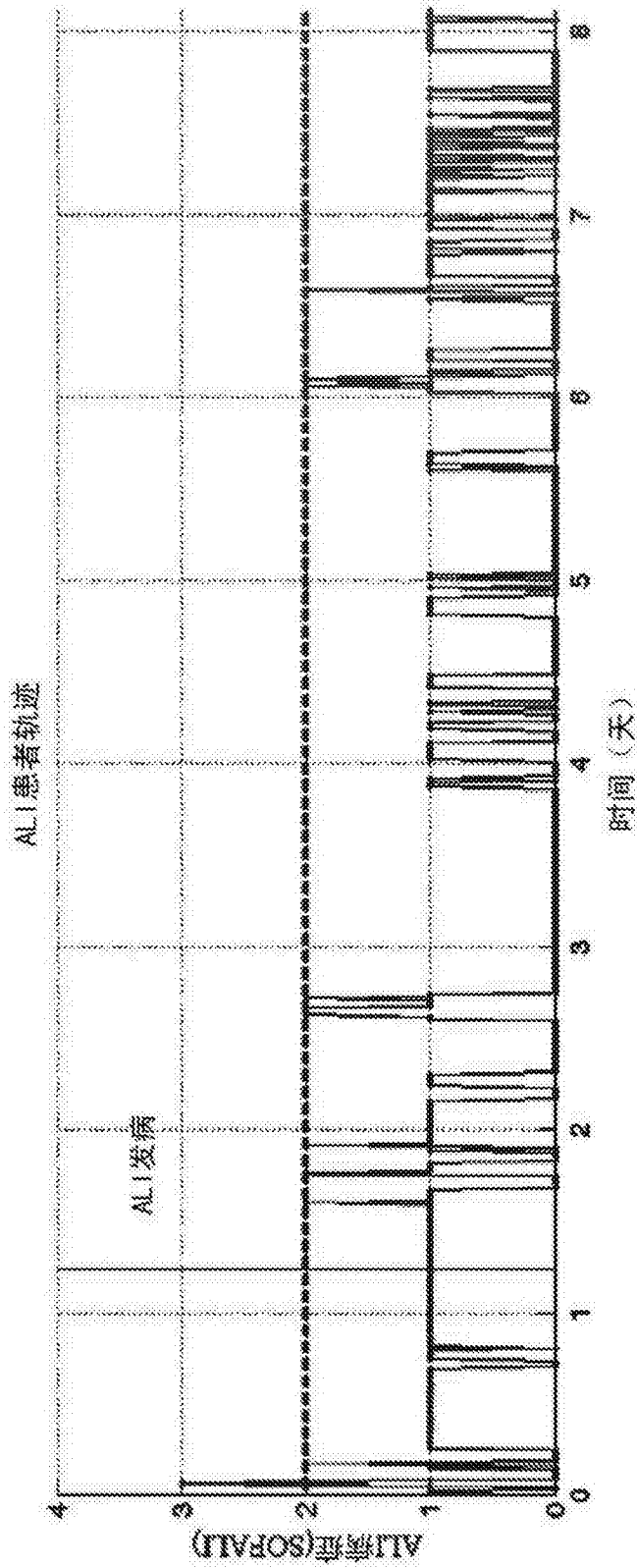


图14

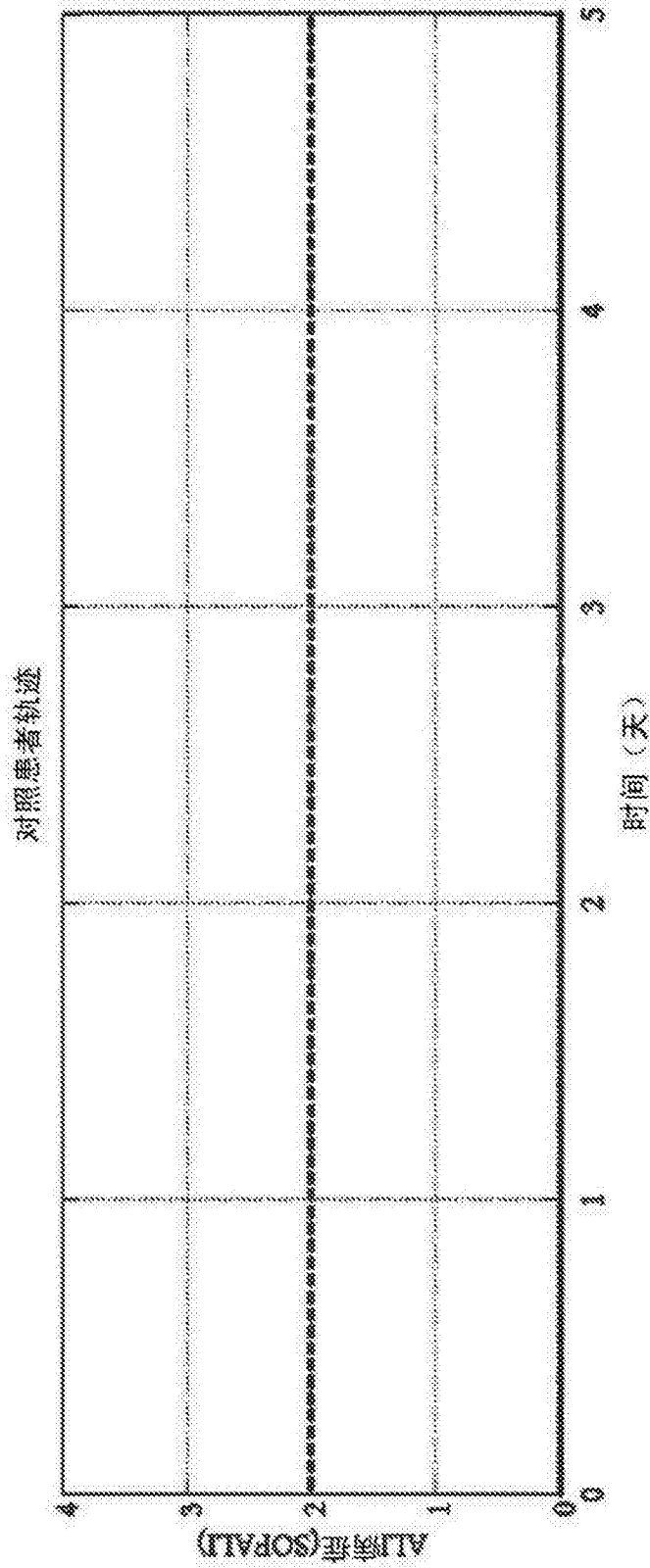


图15

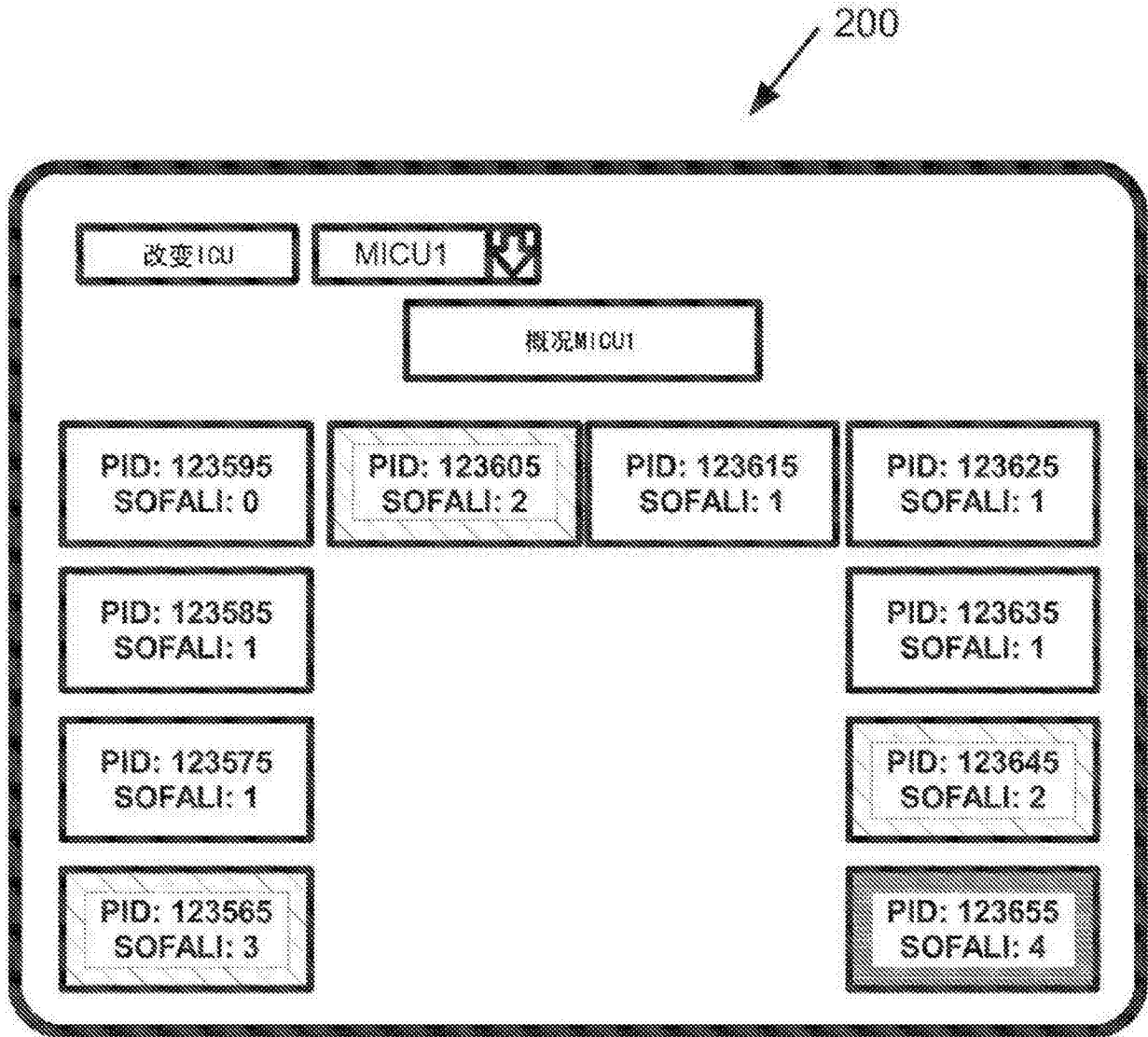


图16

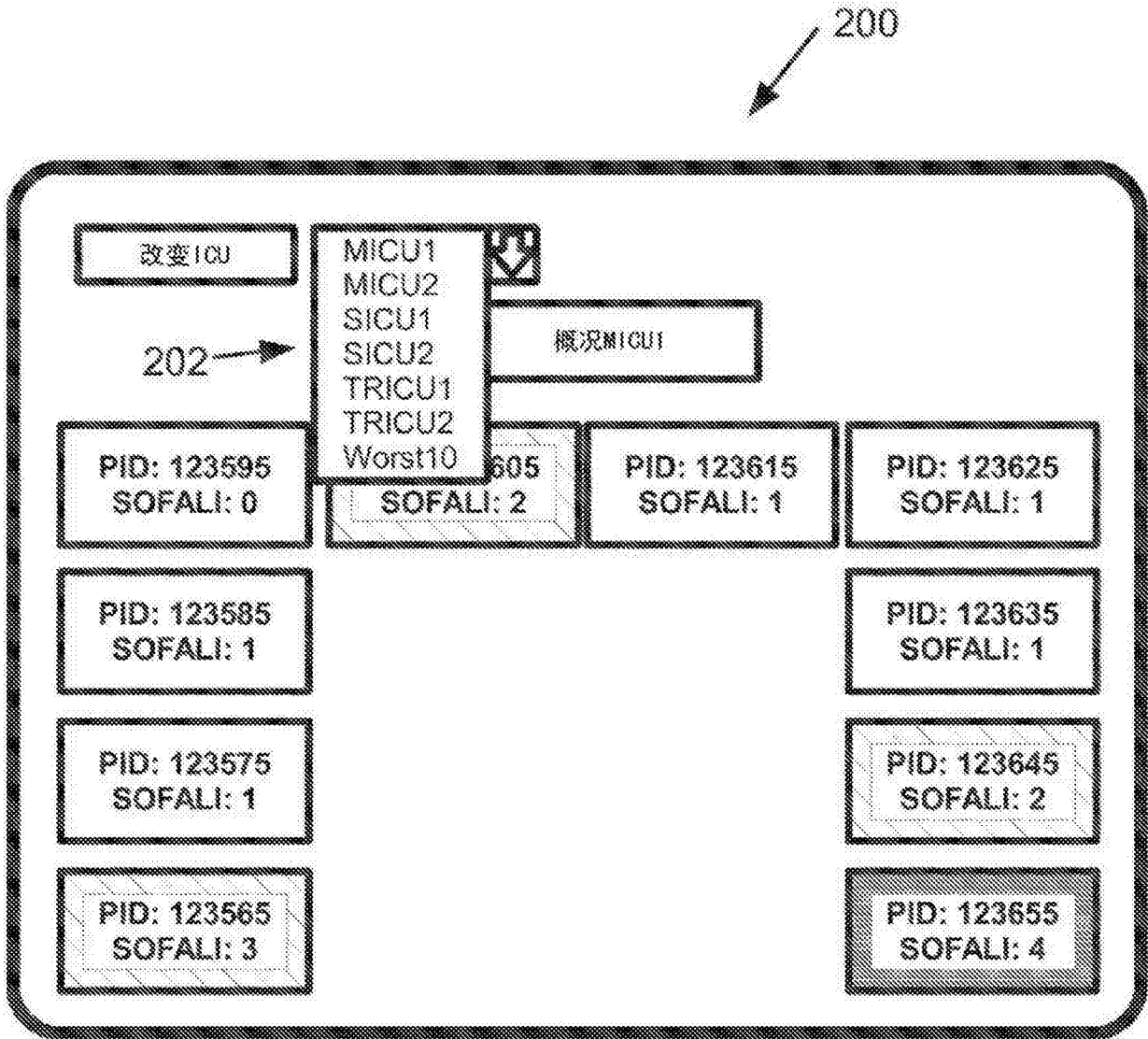


图17

210

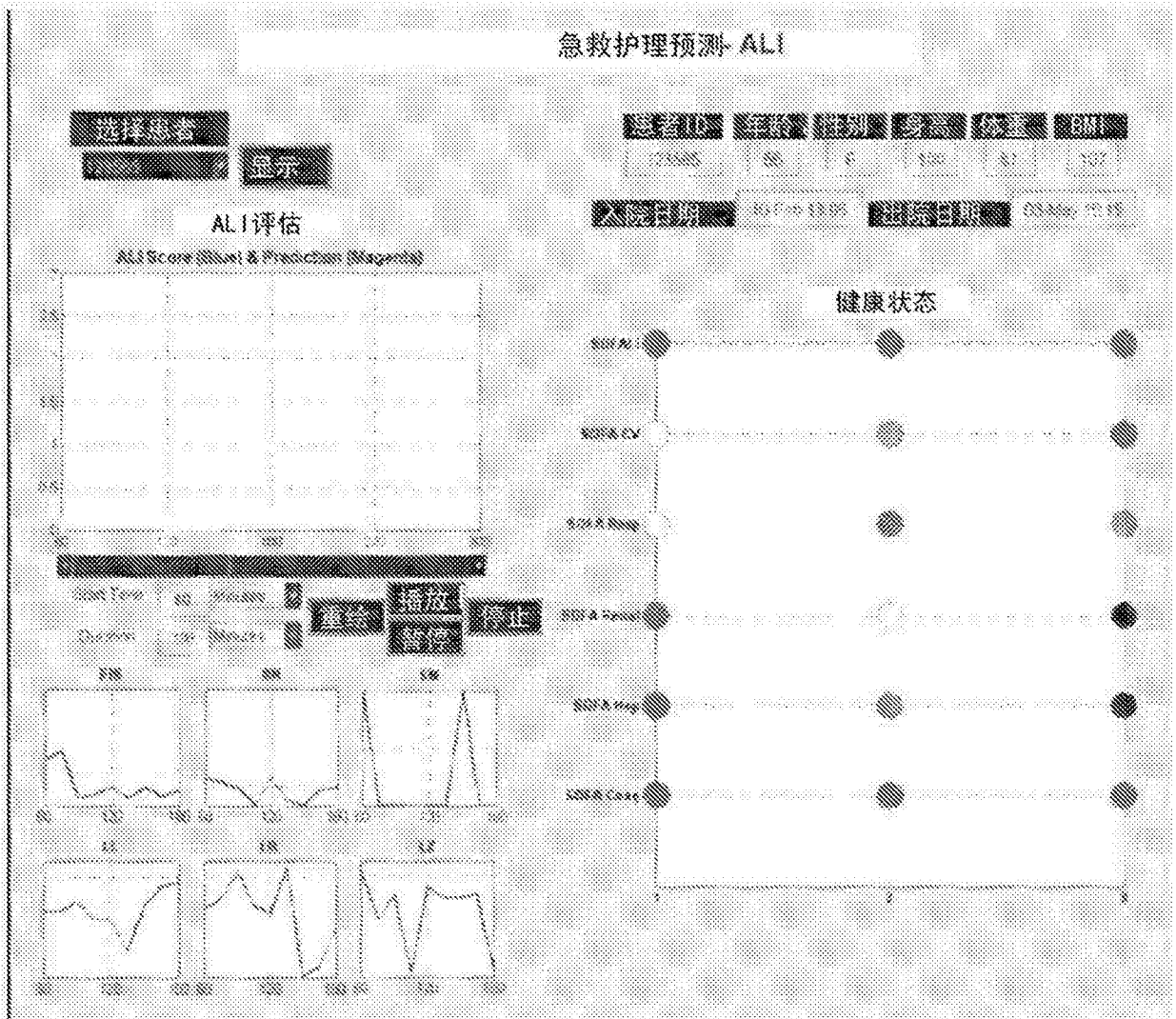


图18

220

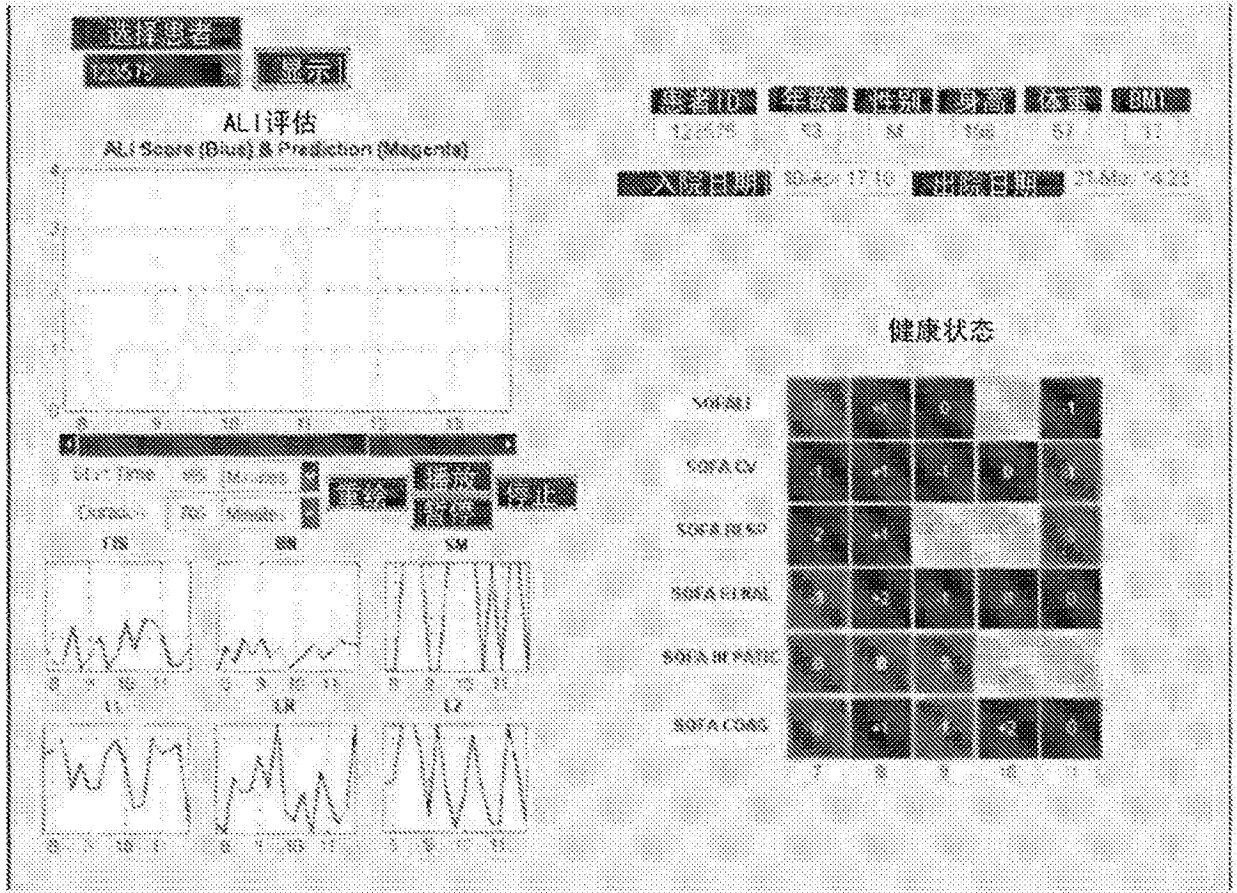


图19