



(12) 发明专利申请



(10) 申请公布号 CN 115699206 A

(43) 申请公布日 2023. 02. 03

(21) 申请号 202180038256.X

(22) 申请日 2021.05.26

(30) 优先权数据

63/030,442 2020.05.27 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2022.11.25

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2021/064111 2021.05.26

(87) PCT国际申请的公布数据

W02021/239843 EN 2021.12.02

(71) 申请人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72) 发明人 C·Y·赵 K·塔格瓦勒克斯

S·拉万德拉纳特

(74) 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司

72002

专利代理师 李光颖

(51) Int.Cl.

G16H 50/20 (2006.01)

G16H 50/30 (2006.01)

G16H 50/70 (2006.01)

权利要求书3页 说明书13页 附图10页

(54) 发明名称

用于个体化风险评分分析的方法和系统

(57) 摘要

一种用于生成和呈现患者风险评分的方法

(100), 包括: (i) 接收 (104) 关于所述患者的多个特征, 所述多个特征至少包括获得的所述患者的多个生命体征; (ii) 使用经训练的风险模型来表征 (106) 接收到的多个特征中的每个特征对于风险评分分析的重要性; (iii) 计算 (108) 初始风险评分; (iv) 标识 (110) 一个或多个缺失特征; (v) 计算 (110) 风险评分置信区间, 所述风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对初始风险评分的置信范围的影响; (vi) 根据所述初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算 (112) 风险评分范围; 并且 (vii) 呈现 (118) 风险评分范围, 所述风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

1. 一种用于使用风险评分分析系统 (200) 来生成和呈现患者风险评分的方法 (100), 包括:

在所述风险评分分析系统处接收 (104) 关于所述患者的多个特征, 所述多个特征至少包括在第一时间点针对所述患者获得的多个生命体征;

使用所述风险评分分析系统的经训练的风险模型来表征 (106) 在所述第一时间点接收到的多个特征中的每个特征对风险评分分析的重要性;

根据关于所述患者的接收到的多个特征来计算 (108) 初始风险评分;

使用所述经训练的风险模型来标识 (110) 一个或多个缺失特征, 每个缺失特征包括在所述多个接收到的特征中未发现的特征, 其中, 所述一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与所述患者风险评分的计算相关;

使用所述经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算 (110) 风险评分置信区间, 所述风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对所述初始风险评分的置信范围的影响;

根据所述初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算 (112) 风险评分范围; 并且

经由所述风险评分分析系统的用户接口向用户呈现 (118) 所述风险评分范围和所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征, 所述风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

2. 根据权利要求1所述的方法, 还包括:

将所述风险评分范围与预定的风险评分阈值进行比较 (114);

由所述经训练的风险模型进行以下操作: 如果所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之外, 则确定 (116) 所述风险评分是确信的; 或者如果所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之内, 则确定所述风险评分是不确信的; 并且

经由所述用户接口向所述用户呈现 (118) 关于所述风险评分是确信的还是不确信的所述确定。

3. 根据权利要求2所述的方法, 其中, 如果所述风险评分已经稳定了预定的时间段, 即使所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之内, 所述风险评分也被确定为是确信的。

4. 根据权利要求2所述的方法, 其中, 如果所述多个特征中的预定的一个或多个特征已经稳定了预定的时间段, 即使所述风险评分范围在所述预定的风险阈值之内, 所述风险评分也被确定为是确信的。

5. 根据权利要求1所述的方法, 还包括以下步骤:

在所述风险评分分析系统处接收 (104) 关于所述患者的第二多个特征, 所述第二多个特征至少包括在所述第一时间点之后的第二时间点针对所述患者获得的多个生命体征;

使用接收到的第二多个特征来更新 (106-112) 所述初始风险评分、所述风险评分置信区间和所述风险评分范围; 并且

经由所述风险评分分析系统的用户接口向用户呈现 (118) 经更新的风险评分范围, 所述经更新的风险评分范围包括这两个计算的初始风险评分和这两个计算的风险评分范围。

6. 根据权利要求1所述的方法, 其中, 所述风险评分置信区间包括两个或更多个缺失特

征的影响,并且其中,所呈现的风险评分范围包括所述两个或更多个缺失特征中的每个缺失特征对所述风险评分范围的所述影响的指示。

7. 根据权利要求1所述的方法,其中,所标识的一个或多个缺失特征中的所述一个或多个缺失特征的所述呈现包括相应的缺失特征对所述风险评分分析的重要性的标识。

8. 根据权利要求1所述的方法,还包括训练 (300) 所述风险分析系统的所述经训练的风险模型,包括:

接收 (310) 训练数据集,所述训练数据集包括在多个后续时间点上针对多个患者获得的多个特征,针对所述多个患者中的每个患者的所述多个特征中的每个特征至少包括在所述多个后续时间点中的每个后续时间点针对所述患者获得的多个生命体征,并且其中,所述训练数据集包括所述多个患者中的每个患者的结果;

处理 (320) 接收到的用于训练的训练数据集以生成经处理的训练数据集;并且

使用经处理的训练数据集来训练 (330) 所述风险分析系统的所述风险模型,以识别特征在给定时间点对风险评分的重要性并且/或者识别特征在给定时间对风险评分的置信范围的影响,从而生成经训练的风险模型。

9. 根据权利要求8所述的方法,其中,特征在给定时间点对风险评分的重要性基于所述特征在该时间点的Shapley值。

10. 一种患者风险评分分析系统 (200), 包括:

经训练的风险模型 (264), 其被配置为根据关于患者的多个接收到的特征来生成具有置信区间的风险评分,所述多个接收到的特征至少包括在第一时间点针对所述患者获得的多个生命体征;

处理器 (220), 其被配置为: (i) 使用所述经训练的风险模型来表征在所述第一时间点接收到的多个特征中的每个特征对风险评分分析的重要性; (ii) 根据关于所述患者的接收到的多个特征来计算初始风险评分; (iii) 使用所述经训练的风险模型来标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在所述多个接收到的特征中未发现的特征,其中,所述一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与所述患者风险评分的计算相关; (iv) 使用所述经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间,所述风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对所述初始风险评分的置信范围的影响;并且 (v) 根据所述初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算风险评分范围;

用户接口 (240), 其被配置为向用户呈现所述风险评分范围和所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征,所述风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

11. 根据权利要求10所述的系统,其中,所述处理器还被配置为将所述风险评分范围与预定的风险评分阈值进行比较;并且进一步地,其中,所述经训练的风险模型被配置为:如果所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之外,则确定所述风险评分是确信的;并且如果所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之内,则确定所述风险评分是不确信的;并且其中,所述用户接口还被配置为呈现关于所述风险评分是确信的还是不确信的所述确定。

12. 根据权利要求11所述的系统,其中,如果所述风险评分已经稳定了预定的时间段,即使所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之内,所述风险评分也被确定为是确信

的。

13. 根据权利要求11所述的系统,其中,如果所述多个特征中的预定的一个或多个特征已经稳定了预定的时间段,即使所述风险评分范围在所述预定的风险阈值之内,所述风险评分也被确定为是确信的。

14. 根据权利要求10所述的系统,其中,所述处理器还被配置为:接收关于所述患者的第二多个特征,所述第二多个特征至少包括在所述第一时间点之后的第二时间点针对所述患者获得的多个生命体征;并且使用接收到的第二多个特征来更新所述初始风险评分、所述风险评分置信区间和所述风险评分范围;并且其中,所述用户接口还被配置为呈现经更新的风险评分范围,所述经更新的风险评分范围包括这两个计算的初始风险评分和这两个计算的风险评分范围。

15. 根据权利要求10所述的系统,其中,所述风险评分置信区间包括两个或更多个缺失特征的影响,并且其中,所呈现的风险评分范围包括所述两个或更多个缺失特征中的每个缺失特征对所述风险评分范围的所述影响的指示。

用于个体化风险评分分析的方法和系统

技术领域

[0001] 本公开内容总体上涉及用于使用风险评分分析系统来生成和呈现改进的具有置信水平的患者风险评分的方法和系统。

背景技术

[0002] 临床决策支持工具旨在为医疗保健提供者在护理期间的关键时刻提供有针对性的相关信息。这些工具可以指导医学诊断并为治疗决策提供信息,并且已被证明可以提高医疗保健提供者的绩效。许多当前的临床决策支持工具包括基于机器学习(ML)的临床支持系统。这些基于ML的工具已被证明在预测患者结果方面优于基于规则的系统。

[0003] 一些基于ML的工具包括特定于患者的风险评分,从而指示鉴于一个或多个输入特征的结果风险。机器学习风险评分的解读对于其支持临床决策和护理转变的能力至关重要,因此量化风险评分预测中的确信水平能够降低虚警率并且进一步鼓励临床医生的解读。

[0004] 许多包括风险评分的基于ML的工具要么输出风险评分而不考虑确信,要么根本不输出评分。存在量化机器学习模型内的不确信的替代方法,但是它们专注于描绘模型(认知)不确信和数据(偶然)不确信,并且不涉及特征重要性解读。

[0005] 相比之下,基于ML的工具也传达确信或不确信,并且还将不确信度量与特征重要性和对输出评分的贡献进行关联,提供临床背景,因此具有在临床工作流程中增强结合风险评分的潜力,以通过标识处于恶化风险中的患者和确定适当的护理水平来辅助医学决策。

发明内容

[0006] 持续存在对基于ML的临床支持方法和系统的需求,该方法和系统量化和传达在机器学习患者风险评分模型内的不确信。本文的各种实施例和实施方式指向如下的方法和系统,该方法和系统被配置为使用风险评分分析系统来生成和呈现患者风险评分。该系统接收关于患者的多个特征,其中,这多个特征包括在第一时间点针对患者获得的多个生命体征。该系统使用风险评分分析系统的经训练的风险模型来表征在第一时间点接收到的多个特征中的每个特征对风险评分分析的重要性。该系统根据关于患者的接收到的多个特征来计算初始风险评分。然后,该系统使用经训练的风险模型来标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在多个接收到的特征中未发现的特征,其中,一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与患者风险评分的计算相关。该系统使用经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间,该风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对初始风险评分的置信范围的影响,然后根据初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算风险评分范围。该系统经由风险评分分析系统的用户接口向用户呈现风险评分范围和所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征,该风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

[0007] 通常,在一个方面,提供了一种用于使用风险评分分析系统来生成和呈现患者风险评分的方法。所述方法包括:(i)在所述风险评分分析系统处接收关于所述患者的多个特征,所述多个特征至少包括在第一时间点针对所述患者获得的多个生命体征;(ii)使用所述风险评分分析系统的经训练的风险模型来表征在所述第一时间点接收到的多个特征中的每个特征对风险评分分析的重要性;(iii)根据关于所述患者的接收到的多个特征来计算初始风险评分;(iv)使用所述经训练的风险模型来标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在所述多个接收到的特征中未发现的特征,其中,所述一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与所述患者风险评分的计算相关;(v)使用所述经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间,所述风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对所述初始风险评分的置信范围的影响;(vi)根据所述初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算风险评分范围;并且(vii)经由所述风险评分分析系统的用户接口向用户呈现所述风险评分范围和所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征,所述风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

[0008] 根据实施例,所述方法还包括:将所述风险评分范围与预定的风险评分阈值进行比较;由所述经训练的风险模型进行以下操作:如果所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之外,则确定所述风险评分是确信的;或者如果所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之内,则确定所述风险评分是不确信的;并且经由所述用户接口向所述用户呈现关于所述风险评分是确信的还是不确信的所述确定。

[0009] 根据实施例,如果所述风险评分已经稳定了预定的时间段,即使所述风险评分范围在所述预定的风险评分阈值之内,所述风险评分也被确定为是确信的。

[0010] 根据实施例,如果所述多个特征中的预定的一个或多个特征已经稳定了预定的时间段,即使所述风险评分范围在所述预定的风险阈值之内,所述风险评分也被确定为是确信的。

[0011] 根据实施例,所述方法还包括:在所述风险评分分析系统处接收关于所述患者的第二多个特征,所述第二多个特征至少包括在所述第一时间点之后的第二时间点针对所述患者获得的多个生命体征;使用接收到的第二多个特征来更新所述初始风险评分、所述风险评分置信区间和所述风险评分范围;并且经由所述风险评分分析系统的用户接口向用户呈现经更新的风险评分范围,所述经更新的风险评分范围包括这两个计算的初始风险评分和这两个计算的风险评分范围。

[0012] 根据实施例,所述风险评分置信区间包括两个或更多个缺失特征的影响,并且其中,所呈现的风险评分范围包括所述两个或更多个缺失特征中的每个缺失特征对所述风险评分范围的所述影响的指示。

[0013] 根据实施例,所标识的一个或多个缺失特征中的所述一个或多个缺失特征的所述呈现包括相应的缺失特征对所述风险评分分析的重要性的标识。

[0014] 根据实施例,所述方法还包括训练所述风险分析系统的所述经训练的风险模型,包括:接收训练数据集,所述训练数据集包括在多个后续时间点上针对多个患者获得的多个特征,针对所述多个患者中的每个患者的所述多个特征中的每个特征至少包括在所述多个后续时间点中的每个后续时间点针对所述患者获得的多个生命体征,并且其中,所述训练数据集包括所述多个患者中的每个患者的结果;处理接收到的用于训练的训练数据集以

生成经处理的训练数据集;并且使用经处理的训练数据集来训练所述风险分析系统的所述风险模型,以识别特征在给定时间点对风险评分的重要性并且/或者识别特征在给定时间点对风险评分的置信范围的影响,从而生成经训练的风险模型。

[0015] 根据实施例,特征在给定时间点对风险评分的重要性基于所述特征在该时间点的Shapley值。

[0016] 根据另一方面,是一种患者风险评分分析系统。所述患者风险评分分析系统包括:经训练的风险模型,其被配置为根据关于患者的多个接收到的特征来生成具有置信区间的风险评分,所述多个接收到的特征至少包括在第一时间点针对所述患者获得的多个生命体征;处理器,其被配置为:(i)使用所述经训练的风险模型来表征在所述第一时间点接收到的多个特征中的每个特征对风险评分分析的重要性;(ii)根据关于所述患者的接收到的多个特征来计算初始风险评分;(iii)使用所述经训练的风险模型来标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在所述多个接收到的特征中未发现的特征,其中,所述一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与所述患者风险评分的计算相关;(iv)使用所述经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间,所述风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对所述初始风险评分的置信范围的影响;并且(v)根据所述初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算风险评分范围;以及用户接口,其被配置为向用户呈现所述风险评分范围和所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征,所述风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

[0017] 应当理解,以下更加详细讨论的前述概念与额外概念的所有组合(假设这样的概念并不相互矛盾)都被认为是本文公开的发明主题的部分。特别地,出现在本公开内容的结尾的所要求保护的主题的所有组合都被认为是本文公开的发明主题的部分。还应当理解,本文明确采用的术语也可以出现在通过引用而并入的任何公开内容中,其应当被赋予与本文公开内容的特定概念最一致的含义。

[0018] 参考下文描述的(一个或多个)实施例,各种实施例的这些方面和其他方面将变得明显并且得到阐明。

附图说明

[0019] 在附图中,贯穿不同的视图,相同的附图标记通常指代相同的部分。附图示出了实施各种实施例的特征和方式,并且不应被解释为限制落入权利要求的范围内的其他可能的实施例。而且,附图不一定是按比例绘制的,而是通常将重点放在说明各种实施例的原理。

[0020] 图1是根据实施例的用于生成和呈现患者风险评分的方法的流程图。

[0021] 图2是根据实施例的风险分析系统的示意图。

[0022] 图3是根据实施例的用于训练患者风险评分模型的方法的流程图。

[0023] 图4是根据实施例的用于生成和呈现患者风险评分的方法的流程图。

[0024] 图5是根据实施例的生成和呈现的具有风险评分置信区间的风险评分的图表。

[0025] 图6示出了根据实施例的随时间的个体化特征重要性的若干图表。

[0026] 图7是根据实施例的对标记的缺失特征的指示的表示。

[0027] 图8是示出根据实施例的与当前时间的风险评分分析相关的顶部特征的决策轨迹的图表。

- [0028] 图9是示出根据实施例的针对一组低风险出院患者绘制的患者决策路径的图表。
- [0029] 图10是示出根据实施例的针对一组高风险ICU转移患者绘制的患者决策路径的图表。
- [0030] 图11示出了根据实施例的描绘算法性能度量的图表。

具体实施方式

[0031] 本公开内容描述了被配置为生成和呈现患者风险评分的系统和方法的各种实施例。更一般地,申请人已经认识到并意识到,提供用于量化和传达在机器学习患者风险评分模型内的不确信的方法和系统将是有益的。因此,申请人提供了用于利用评分模型量化和传达患者的不确信的风险评分分析系统和方法。该系统接收关于患者的多个特征,其中,这多个特征包括在第一时间点针对患者获得的多个生命体征。该系统使用风险评分分析系统的经训练的风险模型来表征在第一时间点接收到的多个特征中的每个特征对风险评分分析的重要性。该系统根据关于患者的接收到的多个特征来计算初始风险评分。然后,该系统使用经训练的风险模型来标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在多个接收到的特征中未找到的特征,其中,一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与患者风险评分的计算相关。该系统使用经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间,该风险评分置信区间包括所标识的一个或多个缺失特征对初始风险评分的置信范围的影响;然后根据初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算风险评分范围。该系统经由风险评分分析系统的用户接口向用户呈现风险评分范围和所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征,该风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。

[0032] 根据实施例,在一些非限制性实施例中,本文描述的或以其他方式设想的系统和方法能够被实施为对现有商业产品的改进,其结合了疾病分期和/或早期警告评分,例如,Intellivue Guardian床边监护仪或中央站(均可从荷兰的皇家飞利浦公司获得)或任何合适的电子健康记录系统。

[0033] 参考图1,在一个实施例中,是用于使用患者风险评分分析系统来生成和传达患者风险评分的方法100的流程图。结合附图描述的方法仅是作为示例来提供的,并且应被理解为不限制本公开内容的范围。患者风险评分分析系统能够是本文描述的或以其他方式设想的任何系统。患者风险评分分析系统能够是单个系统或多个不同的系统。

[0034] 在该方法的步骤102处,提供患者风险评分分析系统。例如,参考图2所描绘的患者风险评分分析系统200的实施例,该系统包括以下各项中的一项或多项:处理器220、存储器230、用户接口240、通信接口250,以及存储装置260,它们经由一条或多条系统总线212互连。应当理解,图2在某些方面构成了抽象,并且系统200的部件的实际组织形式可能不同于所图示的情况并且比所图示的情况更加复杂。另外,风险评分分析系统200能够是在本文中描述的或以其他方式设想的任何系统。在本文中的其他地方公开了和/或设想到风险评分分析系统200的其他元件和部件。

[0035] 在该方法的步骤104处,风险评分分析系统接收关于将对其执行风险评分分析的患者的信息。根据实施例,该信息包括关于患者的多个特征。所述多个特征包括在第一时间点针对患者、关于患者或以其他方式从患者获得的生命体征信息。例如,生命体征信息可以

包括生理生命体征(例如,心率、血压、呼吸速率、氧饱和度等)和/或生理数据(例如,心率、呼吸速率、呼吸暂停、SpO₂、有创动脉血压、无创血压等)。根据实施例,该信息还可以包括关于患者的医学信息,包括但不限于人口统计信息、生理测量结果(例如,生命体征数据)、身体观察结果和/或诊断,以及许多其他类型的医学信息。例如,医学信息能够包括关于患者人口统计信息的详细信息(例如,年龄、性别等)、诊断或药物治疗状况(例如,心脏病、心理障碍、慢性阻塞性肺病等)。许多其他类型的医学信息也是可能的。因此,接收到的信息能够是与患者风险评分分析相关的任何信息。

[0036] 根据实施例,患者风险评分分析系统可以与电子病历数据库通信,可以从该电子病历数据库获得或接收多个特征。电子病历数据库可以是本地数据库或远程数据库,并且与患者风险评分分析系统200通信。根据实施例,患者风险评分分析系统包括电子病历数据库或系统270,其任选地与系统200直接和/或间接通信。根据另一实施例,患者风险评分分析系统可以从直接从患者获得信息的装备或医疗保健专业人员获得或接收多个特征。

[0037] 在该方法的步骤106处,该系统利用经训练的风险模型来表征在第一时间点接收到的多个特征中的一个或多个特征对风险评分分析的重要性或贡献。在本文中的其他地方描述了对风险评分分析系统的经训练的患者风险模型的训练。

[0038] 根据仅仅一个实施例,个体化特征重要性 (IFI) 基于Shapely值并且是按照以下公式生成的:

$$[0039] \quad \phi_i = \sum_{S \subseteq F \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|F|-|S|-1)!}{|F|!} [f_{S \cup \{i\}}(x_{S \cup \{i\}}) - f_S(x_S)] \quad (\text{公式 1})$$

[0040] 并且加和性:

$$[0041] \quad g(z') = \phi_0 + \sum_{i=1}^M \phi_i z'_i \quad (\text{公式 2})$$

[0042] 其中, ϕ_i 是给定的特征I的贡献,即,个体化特征重要性;S是用于风险评分模型的特征的联合/所有子集;F是所有特征的集合; $f_{S \cup \{i\}}$ 是利用这个呈现的特征训练的模型; f_S 是没有用这个特征训练的模型; x_S 是集合D中的输入特征的值; ϕ_0 是该模型的预期预测; $z'_i \in \{0, 1\}^M$; 并且M是输入特征的数量f。然而,生成个体化特征重要性的其他方法也是可能的。

[0043] 在该方法的步骤108处,患者风险评分分析系统根据关于患者的接收到的多个特征来计算初始风险评分。可以使用被配置为分析诸如患者数据之类的输入并生成评分或其他类似分析的任何算法来计算初始风险评分。值得注意的是,患者风险评分分析系统可以利用任何算法,并且不是模型不可知的。因此,该系统能够利用采用一组数值输入并计算一个或一组数值输出的任何算法。根据实施例,有各种各样的算法被配置为分析患者数据并生成初始风险评分。

[0044] 在该方法的步骤110处,患者风险评分分析系统使用经训练的风险模型来标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在多个接收到的特征中未发现的特征。根据实施例,一个或多个缺失特征中的每个缺失特征都与患者风险评分的计算相关,因此缺失特征影响患者风险评分的计算或分析的确信或不确信。根据实施例,所标识的缺失特征的数量可以取决于所训练的风险模型和/或预定的设置、周界或阈值。

[0045] 在该方法的步骤112处,风险评分分析系统使用经训练的风险模型和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间 (SCI), 该风险评分置信区间包括所标识的一

个或多个缺失特征对初始风险评分的置信范围的影响。根据实施例,风险评分置信区间通过利用IFI来利用加和性。例如,能够对所有缺失特征的IFI的标准偏差求和以获得具有置信区间的风险评分的单位。因此,能够将风险评分的不确信分配给在每个时间点的针对每个患者的每个个体输入特征。

[0046] 根据实施例,能够从初始风险评分中减去归因于所输入的缺失特征的风险。能够添加缺失特征的方差来计算置信区间的下限和上限。根据实施例,缩放因子能够优化置信区间的下限和上限,例如通过优化灵敏度和特异性或者通过其他优化方法来优化置信区间的下限和上限。

[0047] 在该方法的步骤112处,患者风险评分分析系统使用初始风险评分和所计算的风险评分置信区间来计算风险评分范围。例如,风险评分范围可以包括具有在风险评分范围的任一侧的风险评分置信区间的初始风险评分。在本文中的其他地方描述了包括所计算的风险评分置信区间中的初始风险评分的风险评分范围的实施例。

[0048] 在该方法的步骤118处,患者风险评分分析系统经由用户接口向用户呈现风险评分范围,该风险评分范围包括初始评分加上和减去所计算的风险评分置信区间。根据实施例,该系统还经由用户接口向用户呈现所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征。

[0049] 根据实施例,该方法返回到步骤104以接收关于患者的第二多个特征,这第二多个特征至少包括在第一时间点之后的第二时间点针对患者获得的多个生命体征。如在本文中的其他地方所述,这多个特征可以包括关于患者的各种各样的不同信息。

[0050] 该方法重复步骤106、108、110和112以使用接收到的第二多个特征来更新初始风险评分、风险评分置信区间和风险评分范围。然后,在该方法的步骤118处,该系统经由用户接口向用户呈现经更新的风险评分范围,该经更新的风险评分范围包括两个计算的初始风险评分和两个计算的风险评分范围。

[0051] 在该方法的任选步骤114处,患者风险评分分析系统将风险评分范围与预定的风险评分阈值进行比较。该预定的风险评分阈值可以由经训练的风险模型、用户或风险评分分析系统内的其他参数或设置来确定。

[0052] 在该方法的任选步骤116处,如果风险评分范围在预定的风险评分阈值之外,则患者风险评分分析系统的经训练的风险模型确定风险评分是确信的。根据实施例,如果风险评分范围在预定的风险评分阈值之内,则患者风险评分分析系统的经训练的风险模型确定风险评分是不确信的。

[0053] 根据实施例,如果置信区间在风险评分阈值之外,则该系统确定预测是不确信的。否则,该系统可以确定风险评分是确信的。根据实施例,对于被认为是不确信的所有情况,该系统可以放弃分类预测。这种方法对于标记为不确信的病例来说可能是最严格的,因此能够被设计为尽可能地鼓励医生解读。

[0054] 根据另一实施例,如果风险评分在过去的预定义的时间范围内是稳定的,并且置信区间在预定义的范围或以其他方式预定的范围内,则该系统能够确定风险评分是确信的,但是它可能包含风险评分阈值。

[0055] 根据另一实施例,如果风险评分和一个或多个最高贡献特征在过去的预定义的时间范围或以其他方式预定的时间范围内是稳定的,并且置信区间在预定义的范围或以其他方式

方式预定的范围内,则该系统能够确定风险是确信的,但是它可能包含风险评分阈值。

[0056] 根据另一实施例,风险评分分析系统可以基于风险评分的值来为风险评分置信区间的计算中的每个特征分配不同的风险评分区间。例如,能够将区间分配给例如高于风险或阈值、低于风险评分阈值和其他业务的分箱。

[0057] 根据实施例,如果输入特征在过去的预定义的时间范围或以其他方式预定的时间范围内是稳定的,则其值能够被更多地结转以调整其在风险评分中的基础风险并消除其对置信区间的贡献。

[0058] 回到该方法的步骤118,该系统经由用户接口向用户呈现关于风险评分是确信的还是不确信的确定。

[0059] 参考图3,在一个实施例中,图3是用于训练风险分析系统的风险模型的方法300的流程图。在该方法的步骤310处,该系统接收包括关于多个患者的训练数据的训练数据集。训练数据能够包括关于患者中的每个患者的医学信息,包括但不限于人口统计信息、生理测量结果(例如,生命体征数据)、身体观察结果和/或诊断,以及许多其他类型的医学信息。例如,医学信息能够包括关于患者人口统计信息的详细信息(例如,年龄、性别等)、诊断或药物治疗状况(例如,心脏病、心理障碍、慢性阻塞性肺病等)、生理生命体征(例如,心率、血压、呼吸速率、氧饱和度等)和/或生理数据(例如,心率、呼吸速率、呼吸暂停、SpO₂、有创动脉血压、无创血压等)。许多其他类型的医学信息也是可能的。根据实施例,训练数据还可以包括关于每个患者的一种或多种结果的指示或信息。

[0060] 可以将该训练数据存储在一个或多个数据库中并且/或者从一个或多个数据库接收该训练数据。数据库可以是本地数据库和/或远程数据库。例如,患者风险分析系统可以包括训练数据的数据库。

[0061] 根据实施例,患者风险分析系统可以包括数据预处理器或被配置为处理接收到的训练数据的相似部件或算法。例如,数据预处理器分析训练数据以消除噪声、偏差、误差和其他潜在问题。数据预处理器还可以分析输入数据以消除低质量数据。许多其他形式的数据预处理或数据点标识和/或提取是可能的。

[0062] 在该方法的步骤320处,该系统从接收到的训练数据中提取患者特征。这能够通过用于特征标识、提取和/或处理的各种实施例(包括用于从数据集中提取特征的任何方法)来实现。患者风险分析系统的特征处理步骤或模块的结果是与关于患者的医学信息和临床状态有关的一组患者特征,其因此包括能够用于训练分类器的训练数据集。

[0063] 在该方法的步骤330处,该系统训练机器学习算法,该机器学习算法将是如所描述的或以其他方式设想的在分析患者信息中使用的算法。根据用于训练机器学习算法的已知方法,使用所提取的特征来训练机器学习算法。根据实施例,使用经处理的训练数据集来训练该算法,以识别特征在给定时间点对风险评分的重要性并且/或者识别特征在给定时间点对风险评分的置信范围的影响,从而生成经训练的风险模型。

[0064] 在该方法的步骤330之后,风险分析系统包括交易算法或模型或分类器,其能够用于生成所描述的或以其他方式设想的风险分析。经训练的分类器能够是静态的,使得它被训练一次并用于分类。根据另一实施例,经训练的分类器能够是更加动态的,使得它使用随后可用的训练数据来得到更新或重新训练。更新或重新训练能够是持续的,也能够是周期性的。

[0065] 在该方法的步骤340处,能够本地或远程地存储经训练的算法以用于对患者特征的后续分析。

[0066] 参考图2,图2是患者风险分析系统200的示意图。系统200可以是本文描述的或以其他方式设想的任何系统,并且可以包括本文描述的或以其他方式设想的任何部件。应当理解,图2在某些方面构成抽象,并且系统200的部件的实际组织方式可能与所图示的情况不同且更加复杂。

[0067] 根据实施例,系统200包括处理器220,处理器220能够运行存储在存储器230或存储装置260中的指令或者以其他方式处理数据以例如执行该方法的一个或多个步骤。处理器220可以由一个或多个模块形成。处理器220可以采取任何合适的形式,包括但不限于微处理器、微控制器、多个微控制器、电路、现场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)、单个处理器或多个处理器。

[0068] 存储器230能够采取任何合适的形式,包括非易失性存储器和/或RAM。存储器230可以包括各种存储器,例如,L1、L2或L3高速缓冲存储器或系统存储器。正因如此,存储器230可以包括静态随机存取存储器(SRAM)、动态RAM(DRAM)、闪速存储器、只读存储器(ROM)或其他相似的存储器设备。存储器能够存储操作系统等。处理器使用RAM以用于临时存储数据。根据实施例,操作系统可以包含代码,该代码在由处理器运行时控制系统200的一个或多个部件的操作。显然,在处理器以硬件实施本文描述的功能中的一种或多种功能的实施例中,可以省去在其他实施例中描述为与这样的功能相对应的软件。

[0069] 用户接口240可以包括用于实现与用户的通信的一个或多个设备。用户接口能够是允许传送和/或接收信息的任何设备或系统,并且可以包括用于接收用户命令的显示器、鼠标和/或键盘。在一些实施例中,用户接口240可以包括命令行接口或图形用户接口,其可以经由通信接口250被呈现给远程终端。用户接口可以与该系统的一个或多个其他部件处于同一地点,也可以处于远离系统的地点并且经由有线和/或无线通信网络进行通信。

[0070] 通信接口250可以包括用于实现与其他硬件设备的通信的一个或多个设备。例如,通信接口250可以包括被配置为根据以太网协议进行通信的网络接口卡(NIC)。另外,通信接口250可以实施用于根据TCP/IP协议进行通信的TCP/IP堆栈。通信接口250的各种替代或额外的硬件或配置将是明显的。

[0071] 存储装置260可以包括一种或多种机器可读存储介质,例如,只读存储器(ROM)、随机存取存储器(RAM)、磁盘存储介质、光学存储介质、闪存设备或相似的存储介质。在各种实施例中,存储装置260可以存储由处理器220运行的指令或处理器220可以操作的数据。例如,存储装置260可以存储用于控制系统200的各种操作的操作系统261。

[0072] 显然,被描述为被存储在存储装置260中的各种信息可以被额外地或替代地存储在存储器230中。在这方面,存储器230也可以被认为构成存储设备,并且存储装置260可以被认为是存储器。各种其他布置将是明显的。另外,存储器230和存储装置260都可以被认为是非瞬态机器可读介质。本文使用的术语非瞬态将被理解为排除瞬态信号,但是包括所有形式的存储装置,包括易失性存储器和非易失性存储器。

[0073] 虽然系统200被示为包括每个所描述的部件中的一个部件,但是在各种实施例中可以复制各种部件。例如,处理器220可以包括多个微处理器,这多个微处理器被配置为独立地运行本文描述的方法,或者被配置为执行本文描述的方法的步骤或子例程,使得多个

处理器协作以实现本文描述的功能。另外,在系统200的一个或多个部件被实施在云计算系统中的情况下,各种硬件部件可以属于单独的物理系统。例如,处理器220可以包括第一服务器中的第一处理器和第二服务器中的第二处理器。许多其他变型和配置也是可能的。

[0074] 根据实施例,系统200的存储装置260可以存储一种或多种算法、模块和/或指令,以执行本文描述或以其他方式设想的方法的一种或多种功能或一个或多个步骤。例如,除了其他指令或数据以外,该系统还可以包括电子病历系统270、训练数据集280、数据处理指令262、训练指令263、训练风险模型264和/或报告指令265。

[0075] 根据实施例,电子病历系统270是电子病历数据库,可以从该电子病历数据库获得或接收多个特征。电子病历数据库可以是本地数据库或远程数据库并且与患者风险评分分析系统200通信。根据实施例,患者风险评分分析系统包括电子病历数据库或系统270,电子病历数据库或系统270任选地与系统200直接和/或间接通信。

[0076] 根据实施例,训练数据集280是可以被存储在数据库中的数据集,该数据库可以是本地数据库或远程数据库并且与患者风险评分分析系统200通信。根据实施例,患者风险评分分析系统包括训练数据集280。训练数据能够包括关于患者中的每个患者的医学信息,包括但不限于人口统计信息、生理测量结果(例如,生命体征数据)、身体观察结果和/或诊断,以及许多其他类型的医学信息。根据实施例,训练数据还可以包括关于每个患者的一种或多种结果的指示或信息。

[0077] 根据实施例,数据处理指令262指导该系统检索和处理用于训练风险模型264的输入数据。数据处理指令262指导该系统例如根据需要(例如从电子病历系统270以及许多其他可能的源)接收或检索输入数据或将由系统使用的医学数据。如上所述,输入数据能够包括来自各种各样的源的各种各样的输入类型。

[0078] 根据实施例,数据处理指令262还指导该系统处理输入数据以生成与多个患者的医学信息有关的多个特征,这多个特征用于训练分类器。这能够通过用于特征标识、提取和/或处理的各种实施例来实现。特征处理的结果是与患者的风险分析有关的一组特征,其因此包括能够用于训练风险模型264的训练数据集。

[0079] 根据实施例,训练指令263指导该系统利用处理数据来训练风险模型264。风险模型能够是足以利用所提供的类型的输入数据并生成风险分析的任何机器学习算法、分类器或模型。因此,该系统包括被配置为生成患者的风险预测的经训练的风险模型264。

[0080] 根据实施例,报告指令265指导该系统经由包括生成的风险评分范围的用户接口生成报告并向用户提供报告。根据实施例,风险评分范围包括具有所计算的风险评分置信区间的指示的初始评分。根据实施例,该系统还经由用户接口向用户呈现所标识的一个或多个缺失特征中的一个或多个缺失特征。

[0081] 根据实施例,报告指令267指示该系统在该系统的显示器上显示报告。显示器可以包括关于患者的信息、参数、患者的输入数据和/或患者的风险。其他信息也是可能的。替代地,可以通过有线和/或无线通信将报告传达到另一设备。例如,该系统可以将报告传达到移动电话、计算机、膝上型计算机、可穿戴设备和/或被配置为允许报告的显示和/或其他传达的任何其他设备。

[0082] 参考图4,在一个实施例中,图4是用于使用患者风险评分分析系统来生成和传达患者风险评分的方法400的流程图。结合该图描述的方法仅是作为示例来提供的,并且应被

理解为不限制本公开内容的范围。患者风险评分分析系统能够是本文描述的或以其他方式设想的任何系统。

[0083] 根据实施例,使用本文描述的或以其他方式设想的训练数据集(“输入特征”)来训练风险评分模型(“AI风险评分模型”)。如本文描述的或以其他方式设想的那样预处理和工程设计输入数据(“数据预处理和工程设计”),以用作针对风险评分模型的训练数据集。所得到的训练数据集(“工程设计特征”)用于训练风险评分模型(“AI风险评分模型”),该训练风险评分模型能够用于生成风险评分。风险评分模型能够包括例如特征重要性引擎,该特征重要性引擎被配置为标识患者特征对风险评分分析的重要性或贡献。利用经训练的模型,风险评分分析系统能够用于生成针对个体患者的风险评分和置信区间。因此,在接收到患者的患者特征时,风险评分模型确定在第一时间点接收到的患者特征中的一个或多个患者特征对风险评分分析的重要性。该模型还能够标识一个或多个缺失特征,每个缺失特征包括在多个接收到的特征中未找到的特征。然后,该系统能够根据初始风险评分和所标识的一个或多个缺失特征来计算风险评分置信区间。任选地,这能够用于确定本文描述的或以其他方式设想的风险评分决策。

[0084] 该系统向用户提供至少包括风险评分和该风险评分的置信区间的输出。该系统还可以提供风险评分决定(“算法决策”)和/或一个或多个所标识的缺失特征的标识(“缺失特征标记”)。

[0085] 示例1

[0086] 下面讨论了如何利用患者风险分析系统的两个示例。将意识到,这些示例是非限制性的。例如,能够为各种各样的不同状况、事件、结果或患者护理的其他方面提供患者风险评分。下面讨论了本文描述的或以其他方式设想的方法和系统在急性心力衰竭患者中的应用。当应用于急性心力衰竭患者时,由本文描述的方法和系统提供的个体化风险评分解读有助于临床决策和护理转变。

[0087] 急性心力衰竭是一种具有不同表现的复杂疾病。机器学习风险评分的解读对其支持临床决策和护理转变的能力至关重要。个体化特征重要性 (IFI) 被设计为并应用于将风险评分的变化归因于临床特征并帮助将针对患者的决策轨迹与接受了不同临床决策的患者子组的决策轨迹进行对比。评分置信区间 (SCI) 被开发为并应用于量化预测中的确信水平,这降低了虚警率并进一步鼓励了临床医生的解读。

[0088] 这项研究基于美国25家医院的回顾性数据,包括2014年至2018年间的20640名成年患者,其中,87%出院回家(类型0),13%转入ICU或在医院死亡(类型1)。在该分析中,IFI基于Shapley值,通过基于Shapley值,SCI被设计为在输入特征缺失的情况下捕捉评分的变化。这些方法被应用于先前开发的病房急性心力衰竭患者的风险评分;然而,它们也能够应用于任何风险评分。

[0089] 参考图5-11,SCI在住院开始时较宽,随着更多的临床测量结果变得可用,在接近结束时变窄,从而指示在结束时风险评分相对确信,如图5所示。参考图6,IFI值示出所选择的特征如何驱动风险评分的变化。为了帮助在最近的时间做出决策,提示顶部缺失特征,如图7所示。决策轨迹示出顶部特征驱动风险评分的方式,如图8所示,并且示出该患者具有更高的出院风险,如图9所示,并且与图10所示的ICU转入更加相似。图11示出了SCI通过根据决策放弃不确信的情况来提高风险评分的性能。因此,IFI将风险评分分配给临床测量结

果,并且SCI降低了虚警率。通过提供临床背景,它们有可能增强远程医学在临床工作流程中的结合程度。

[0090] 参考图4,风险评分(线)反映了急性心力衰竭患者恶化的程度,并且预测了出院(低于虚线所指示的阈值)或升级到ICU(高于阈值)。每当有新的输入临床特征可用时,它就被更新(点)。SCI叠加在风险评分上(较亮的区域)。根据实施例,如果SCI区域包含阈值,则评分被认为是不确信的。

[0091] 参考图6,图6是所选择的输入特征随时间示出的IFI。根据患者在最近的时间点的IFI,在标题的括号中提供了每个特征的等级,特征越重要,等级越高。左侧轴(灰色)指示IFI值(灰色线),此时,所有输入特征的总和等于风险评分。右侧轴(黑色)示出实际特征值(黑色线)。水平蓝色虚线示出预先选择的训练集上的给定特征的IFI值的标准偏差。当缺失实际值时,会输入一些特征值,并且填充对应的IFI值。标绘所选择的特征(标题):Respiratory_Rate_max_24H:过去24小时内的最大呼吸速率;BP_systolic_min_12_H:过去12小时内的最低收缩压。其他可能的特征包括:SI_mean_12_H:过去12小时内的平均休克指数(SI);Bun_Creat_Ratio:尿素氮肌酐比;以及Fluid_Balance_24_H:过去24小时内的液体平衡。

[0092] 参考图7,标识在最近的时间点具有高IFI的缺失特征。

[0093] 参考图8,对于最后一个时间点,决策轨迹示出了如何将输入特征求和为图5中的评分。根据给定患者在最近的时间点的IFI值对特征排列等级,其中,最重要的特征出现在顶部。示出了贡献最多的十个特征。垂直线指示从预先选择的训练集导出的各个患者子组的预期风险评分。患者的决策路径是针对表示所有急性心力衰竭患者的组绘制的。顶部面板示出了所选择的特征对风险评分的贡献值,而底部面板示出了决策轨迹的替代可视化。

[0094] 参考图9,针对一组低风险出院患者绘制了患者的决策路径以进行比较。参考图10,针对一组高风险ICU转入患者绘制了患者的决策路径以进行比较。

[0095] 参考图11,在一个实施例中,示出了针对从入院开始(正小时)和在安排之前(负小时)的选定小时的具有SCI(实线)和没有SCI(虚线)的算法性能度量。从决策内容中放弃SCI认为是不确信的情况。在随机选择的20%的保留了类型的普遍性的未知测试集上评价SCI。顶部面板示出了灵敏度和特异性,并且底部面板示出了阳性预测值(PPV)、阴性预测值(NPV)和准确度。

[0096] 除了急性心力衰竭以外,本文公开的或以其他方式设想的方法、系统和设备也能够用于各种各样的其他患者评分、分析、状况或其他情形。任何利用风险评分分析或可能受益于风险评分的分析都可能是该系统的组成部分或重点。

[0097] 仅作为一个示例,本文公开的或以其他方式设想的方法、系统和设备能够用于与早期恶化指数有关的风险评分分析,其中,检测到一般患者恶化,并且该系统能够预测应在何时将患者转移到具有更加危重的护理水平的病房、位置或处置。

[0098] 作为又一示例,本文公开的或以其他方式设想的方法、系统和设备能够用于与血液动力学稳定性指数有关的风险评分分析,其中,该系统能够预测患者何时将需要药物治疗或其他介入手段来治疗血液动力学不稳定情况(例如,休克)。

[0099] 应当注意,这些示例仅是本文公开的或以其他方式设想的方法、系统和设备的可能示例,因此是非限制性示例。

[0100] 根据实施例,患者风险评分分析系统被配置为:处理用于训练分类器的输入数据中的数千个或数百万个数据点,并且处理和分析接收到的多个患者特征。例如,使用自动化过程(例如,特征标识和提取以及后续训练)生成功能化和有技能的经训练的分类器需要处理来自输入数据的数百万个数据点和所生成的特征。这可能需要数百万次或数十亿次计算才能根据数百万个数据点和数百万次或数十亿次计算来生成新颖的经训练的分类器。结果,基于机器学习算法的输入数据和参数,每个经训练的分类器都是新颖和独特的,因此改善了风险评分分析系统的功能运行。因此,生成功能化和有技能的经训练的分类器包括具有大量计算和分析的过程,而人脑无法在一辈子或多辈子的时间内完成这些计算和分析。

[0101] 另外,患者风险评分分析系统能够被配置为连续地接收患者特征,执行分析,并且经由向用户提供的患者报告来提供周期性或持续的更新。这需要对数千个或数百万个数据点进行连续分析以优化报告,从而需要大量的计算和分析,而这是人脑在一辈子的时间内无法完成的。

[0102] 与现有技术系统相比,通过提供改进的患者风险评分分析,这种新颖的患者风险评分分析系统对患者风险分析具有巨大的积极影响。作为临床环境中的一个示例,通过提供能够改进具有置信区间的患者风险评分的系统,该系统能够促进处置决策并改善生存结果,从而挽救生命。

[0103] 本文定义和使用的定义应当被理解为控制字典定义、通过引用并入的文献中的定义和/或定义术语的普通含义。

[0104] 除非明确指出相反情况,否则本说明书和权利要求书中使用的词语“一”和“一个”应当被理解为表示“至少一个”。

[0105] 本说明书和权利要求书中使用的短语“和/或”应当被理解为表示如此结合的元件中的“任一个或两个”,即,在某些情况下结合存在而在其他情况下分离存在的元件。用“和/或”列出的多个元件应当以相同的方式进行解释,即,如此结合的元件中的“一个或多个”元件。除了用“和/或”分句具体标识的元件之外,还可能任选地存在其他元件,无论是与具体标识的那些元件相关还是不相关都可以。

[0106] 本文在说明书和权利要求书中使用的“或”应当被理解为具有与上文所定义的“和/或”相同的含义。例如,在分隔列表中的项目时,“或”或“和/或”应当被解读为包含性的,即,包含至少一个,但也包含多个元件或元件列表的多于一个的元件以及(任选的)额外的未列出的项目。只有明确指示相反情况的术语(例如,“中的仅一个”或“中的恰好一个”或者在权利要求中使用的“由……组成”)将指代包括多个元件或元件列表中的恰好一个元件。一般而言,当在本文使用的术语“或”前面有排他性术语(例如,“任一个”、“中的一个”、“中的任一个”或“中的恰好一个”)时,术语“或”应当仅被解读为表示排他性替代方案(即,“一个或另一个但不是两者”)。

[0107] 本文在说明书和权利要求书中使用的引用一个或多个元件的列表的短语“至少一个”应当被理解为表示选自元件列表中的元件中的任何一个或多个元件中的至少一个元件,但不一定包括元件列表中具体列出的每个元件中的至少一个元件,并且不排除元件列表中元件的任何组合。该定义还允许除了在短语“至少一个”所指的元件列表中具体标识的元件之外的任选存在的元件,无论是与具体标识的那些元件相关还是不相关都可以。

[0108] 还应当理解,除非明确指出相反情况,否则在本文要求保护的包括多于一个步骤

或动作的任何方法中,该方法的步骤或动作的顺序不一定限于记载该方法的步骤或动作的顺序。

[0109] 在权利要求以及上面的说明书中,所有过渡短语(例如,“包括”、“包含”、“携带”、“具有”、“含有”、“涉及”、“持有”、“带有”等)应当被理解为开放式的,即,意指包括但不限于。只有过渡短语“由……组成”和“基本上由……组成”应当分别为闭合或半闭合过渡短语。

[0110] 虽然本文已经描述和说明了若干发明实施例,但是本领域普通技术人员将容易想到用于执行功能和/或获得结果和/或本文描述的优点中的一个或多个优点的各种其他单元和/或结构。这样的变化和/或修改中的每个变化和/或修改都被认为是在本文描述的发明实施例的范围内。更一般地,本领域技术人员将容易理解,本文描述的所有参数、尺寸、材料和配置均旨在是示例性的,并且实际参数、尺寸、材料和/或配置将取决于一个或多个使用本发明教导的具体应用。本领域技术人员将认识到或者能够确信使用不超过常规的实验手段来确定本文描述的具体发明实施例的许多等同物。因此,应当理解,前述实施例仅作为示例呈现,并且在权利要求及其等同物的范围内,本发明的实施例可以以不同于具体描述和要求保护的方式来实践。本公开内容的发明实施例涉及本文描述的每个单独的特征、系统、物品、材料、套件和/或方法。另外,如果这样的特征、系统、物品、材料、套件和/或方法并不相互矛盾,则两个或更多个这样的特征、系统、物品、材料、套件和/或方法的任何组合能够被包括在本公开内容的发明范围内。

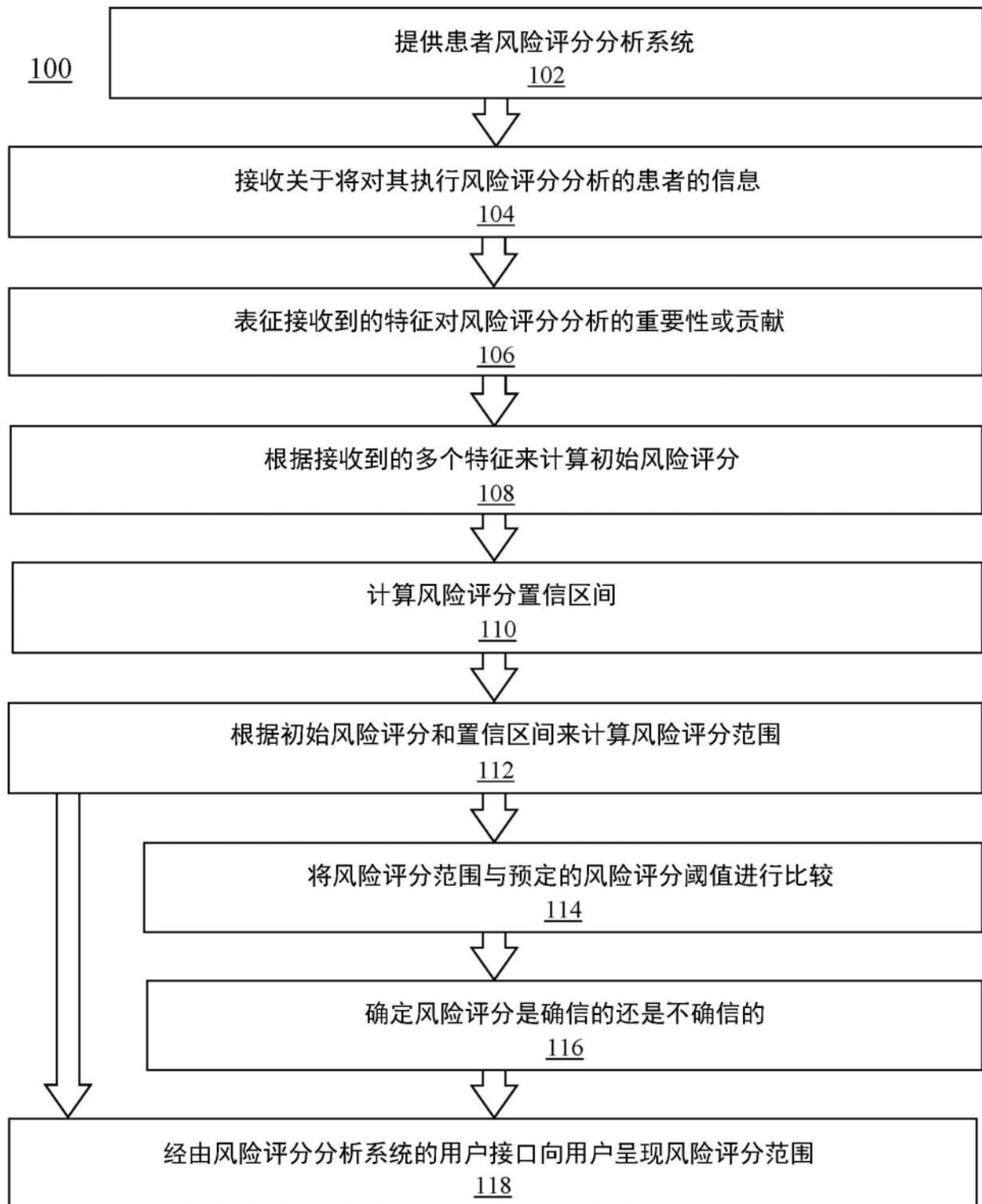


图1

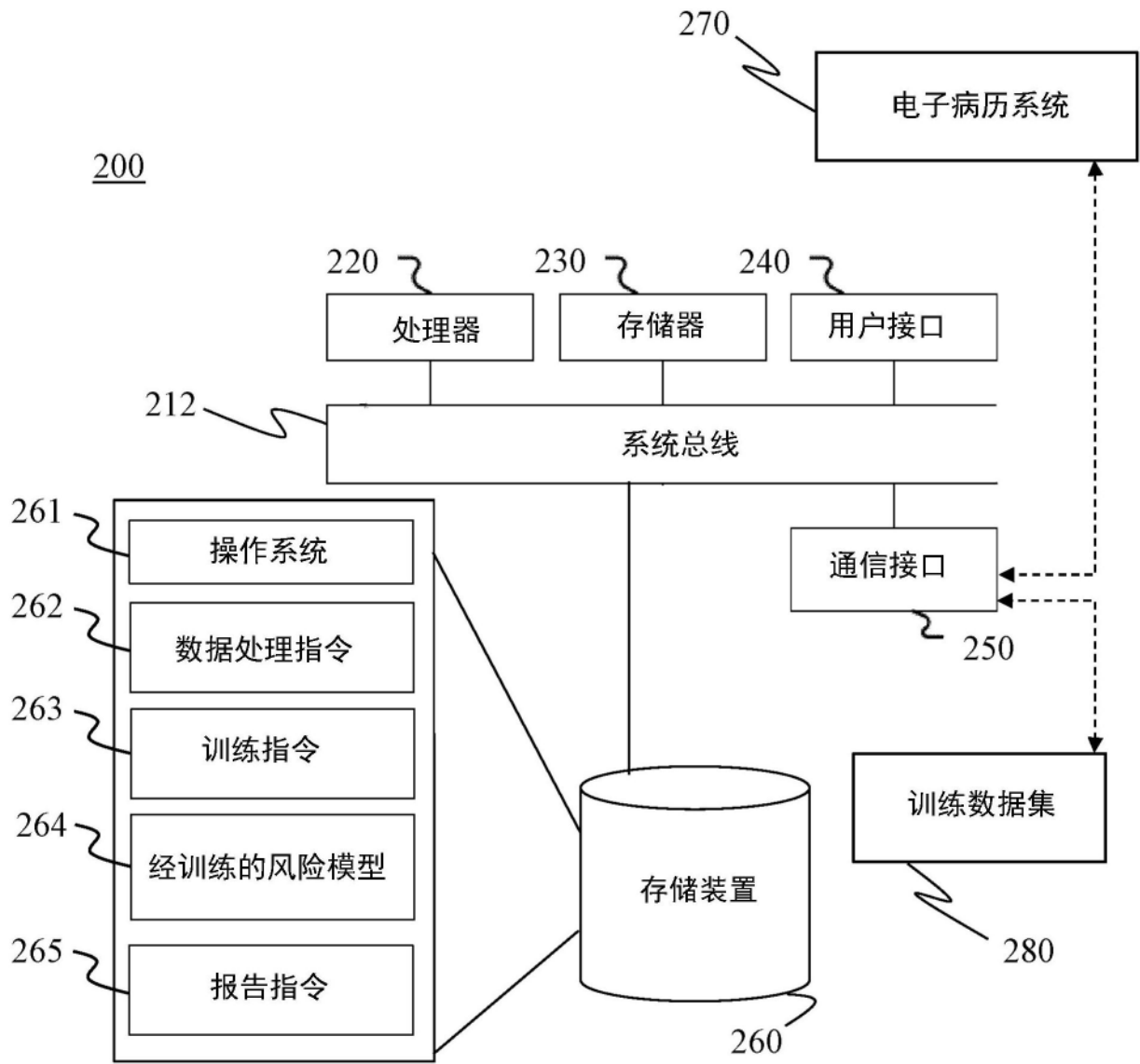


图2

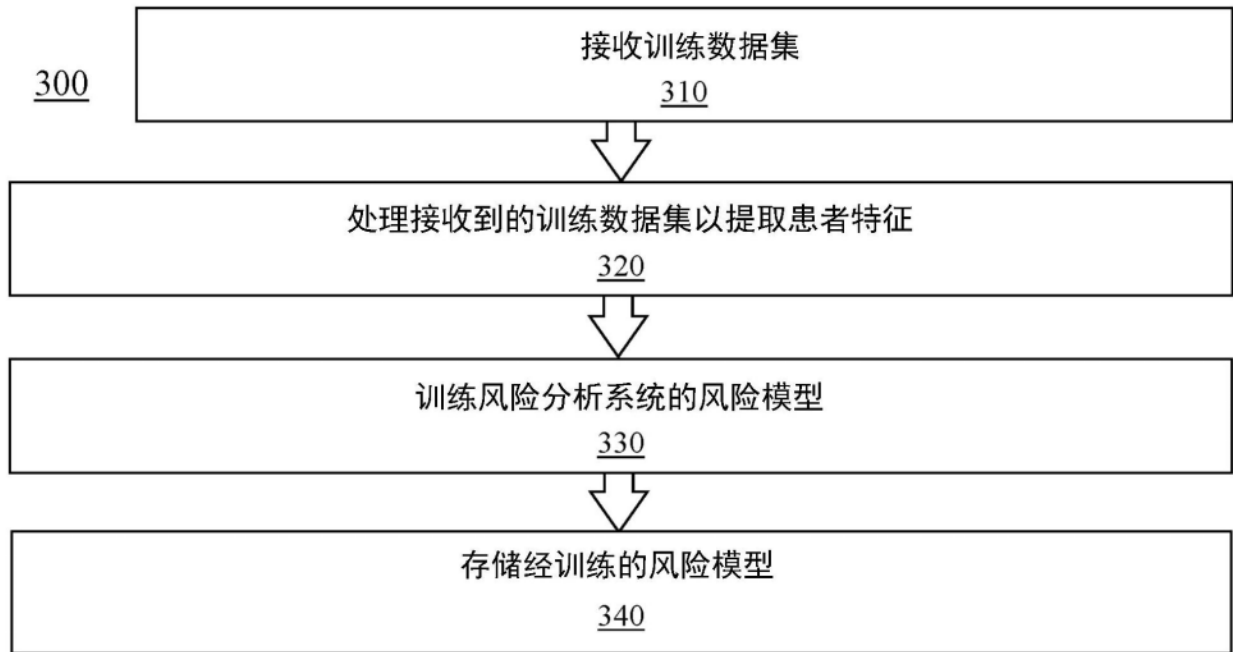


图3

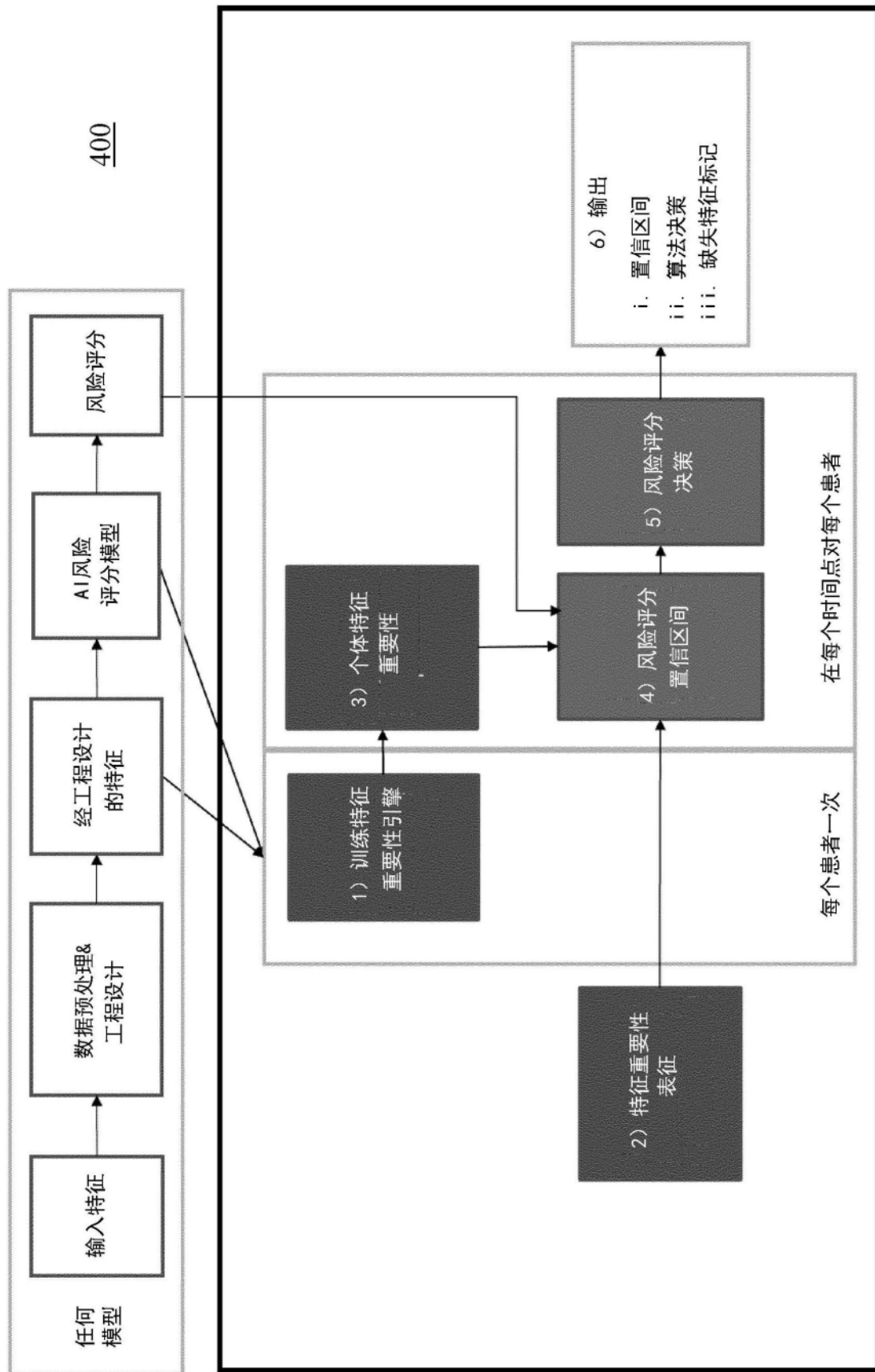


图4

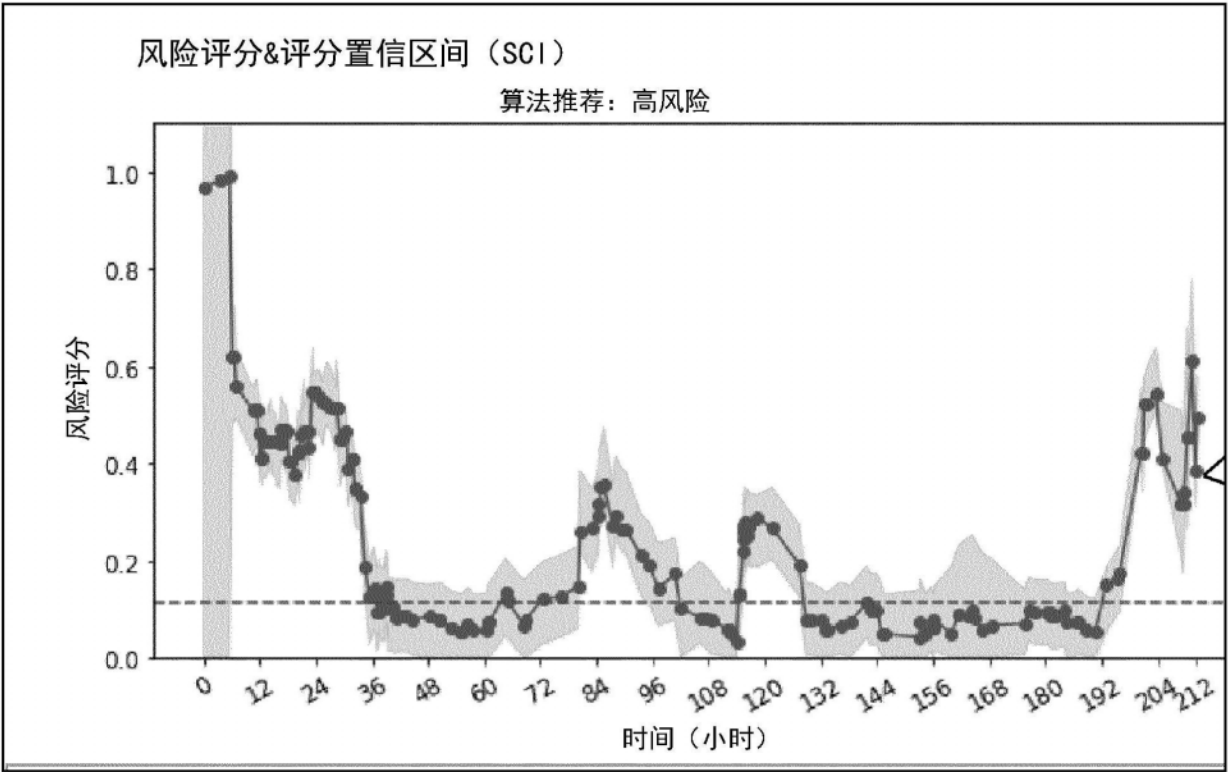


图5

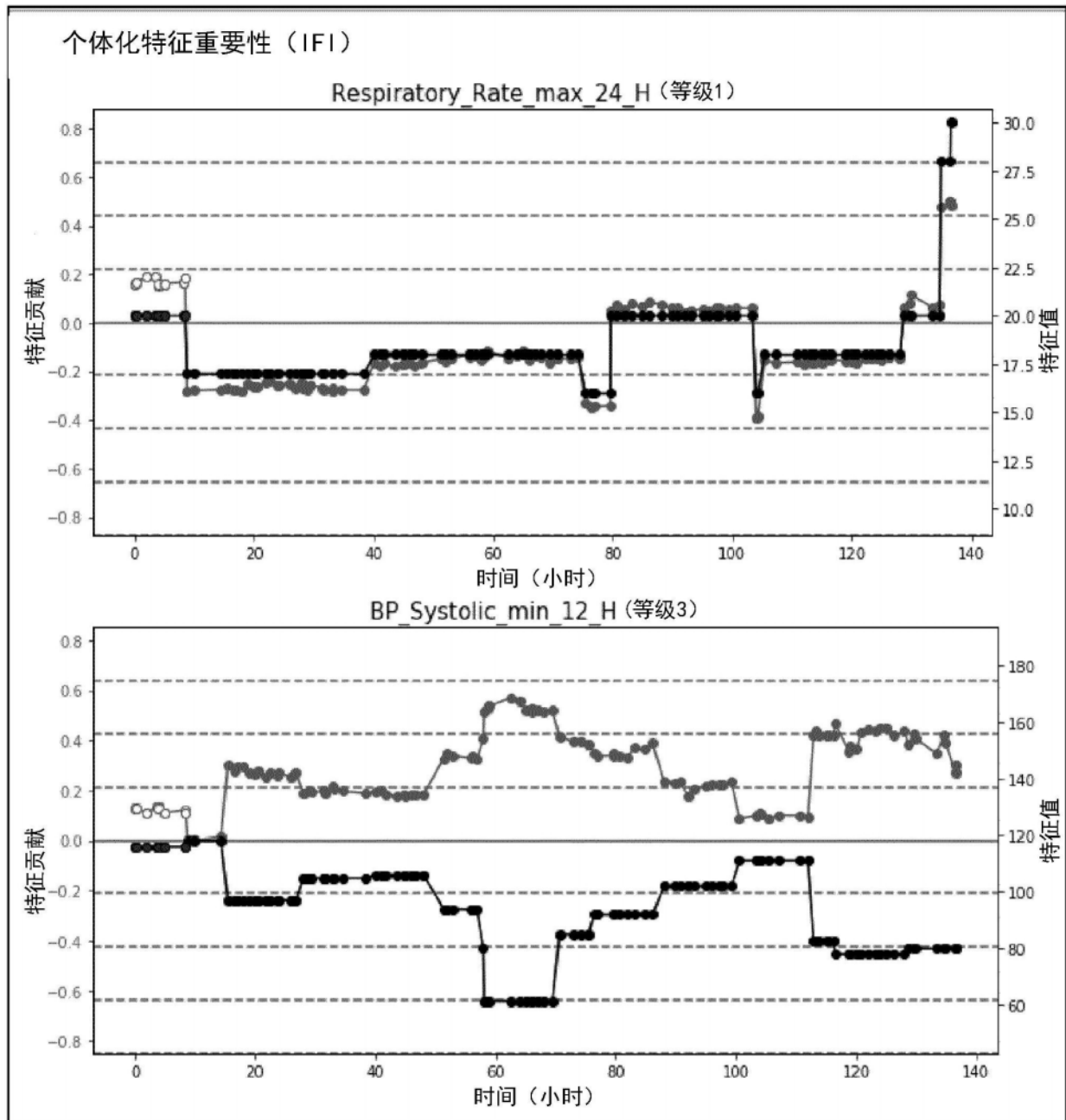


图6

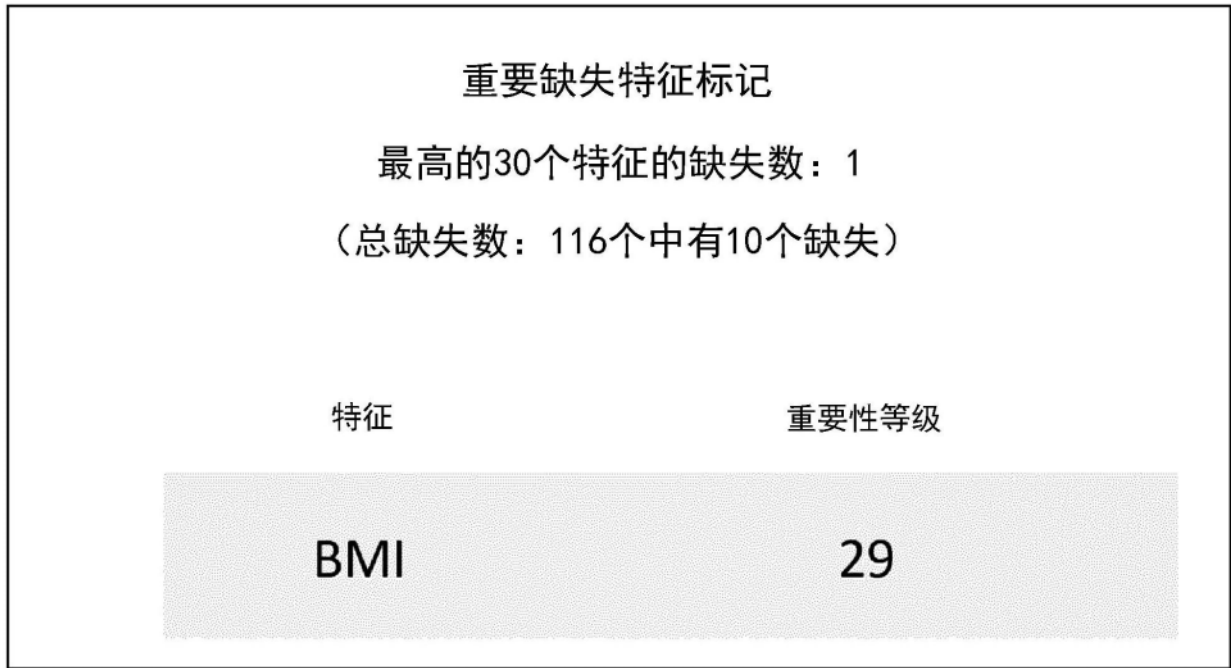


图7

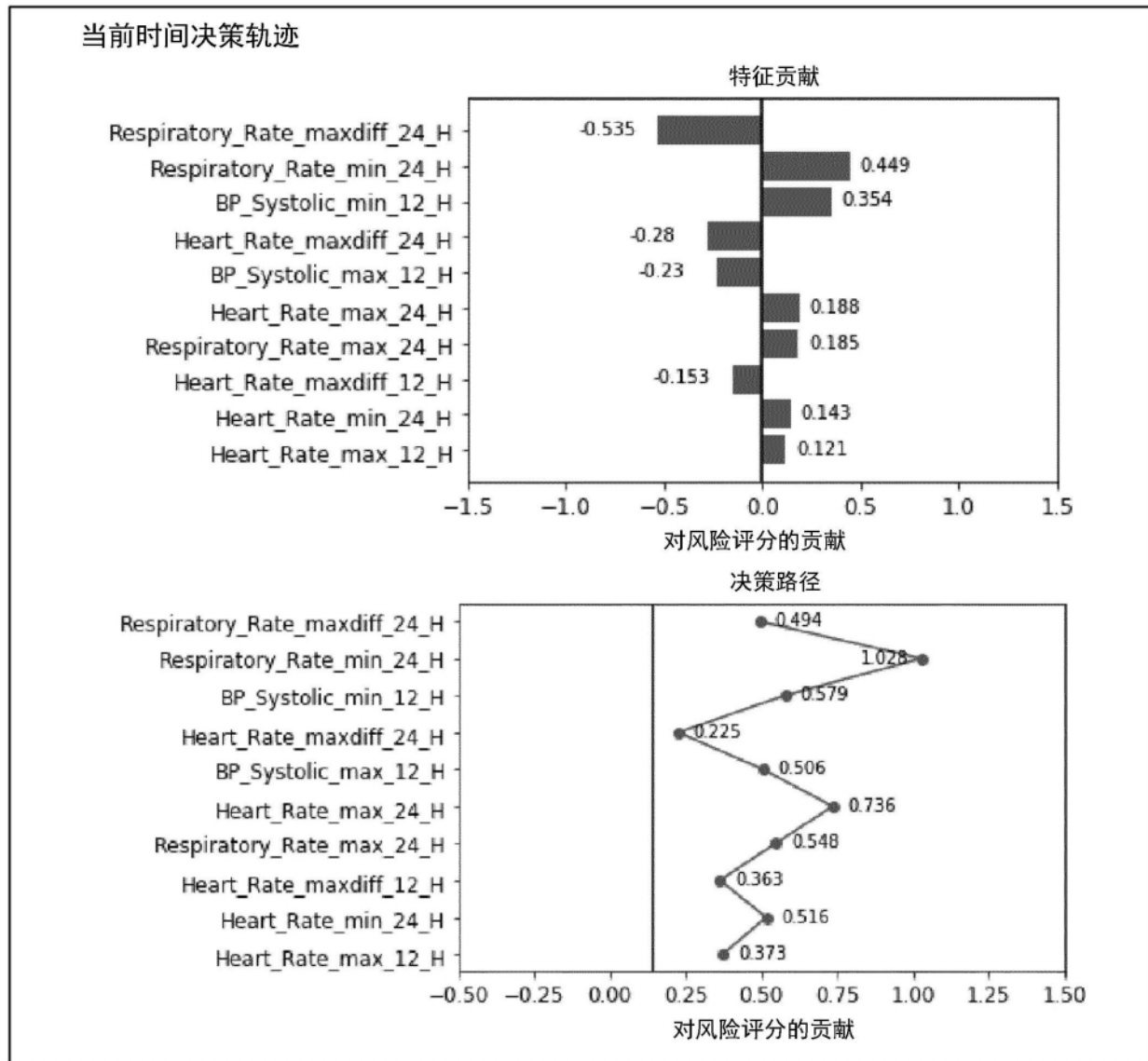


图8

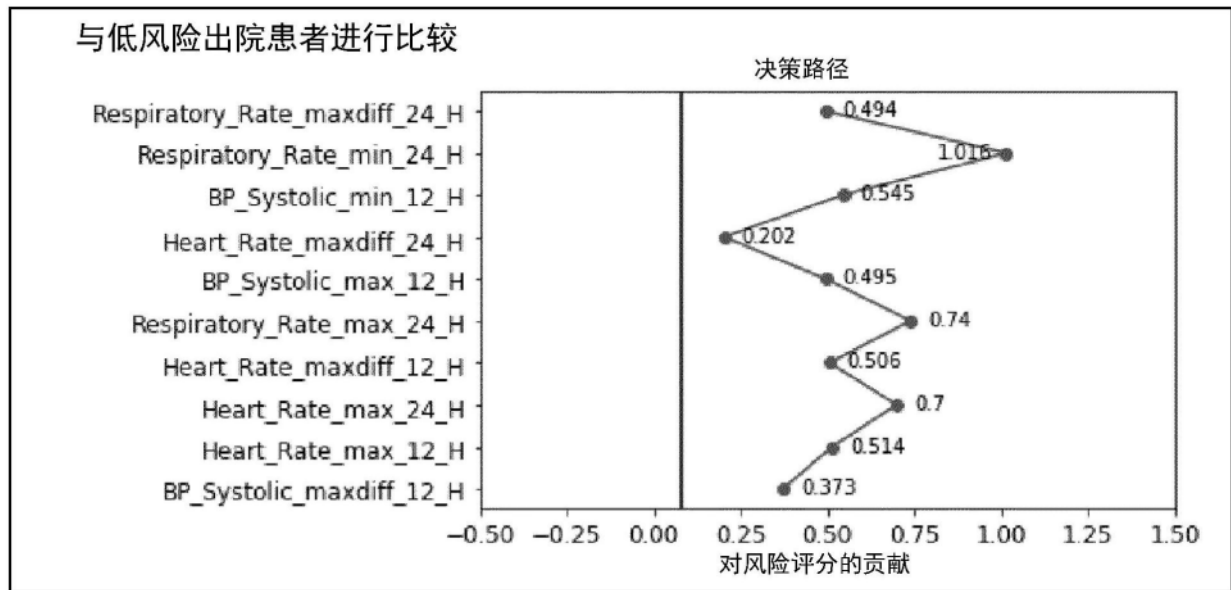


图9

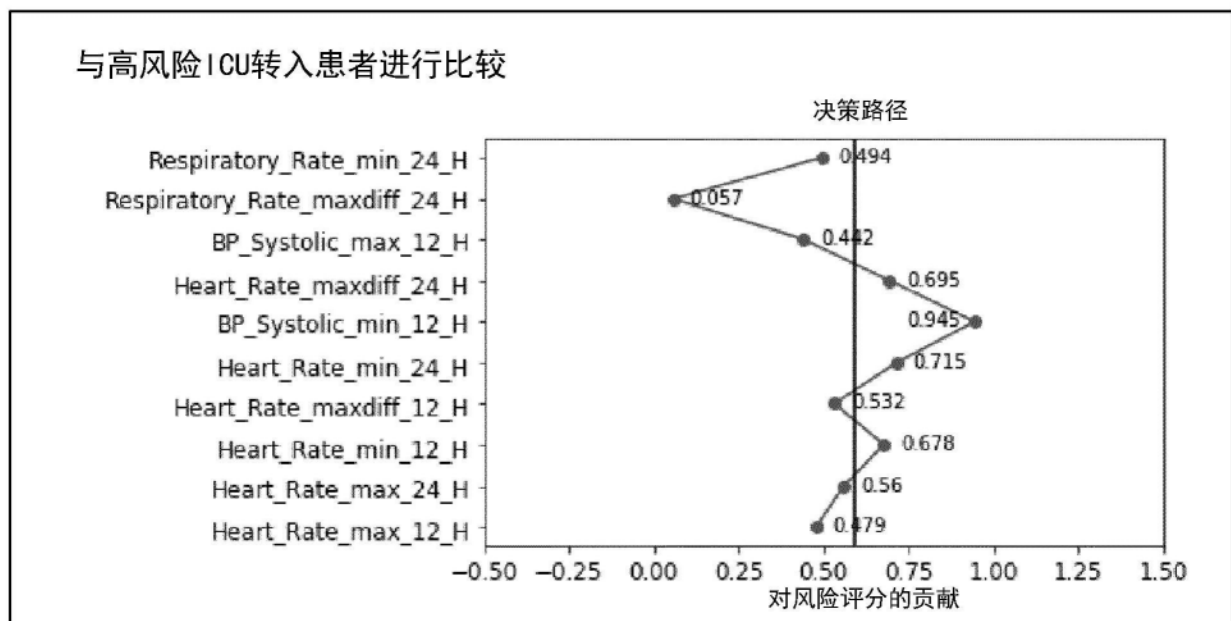


图10

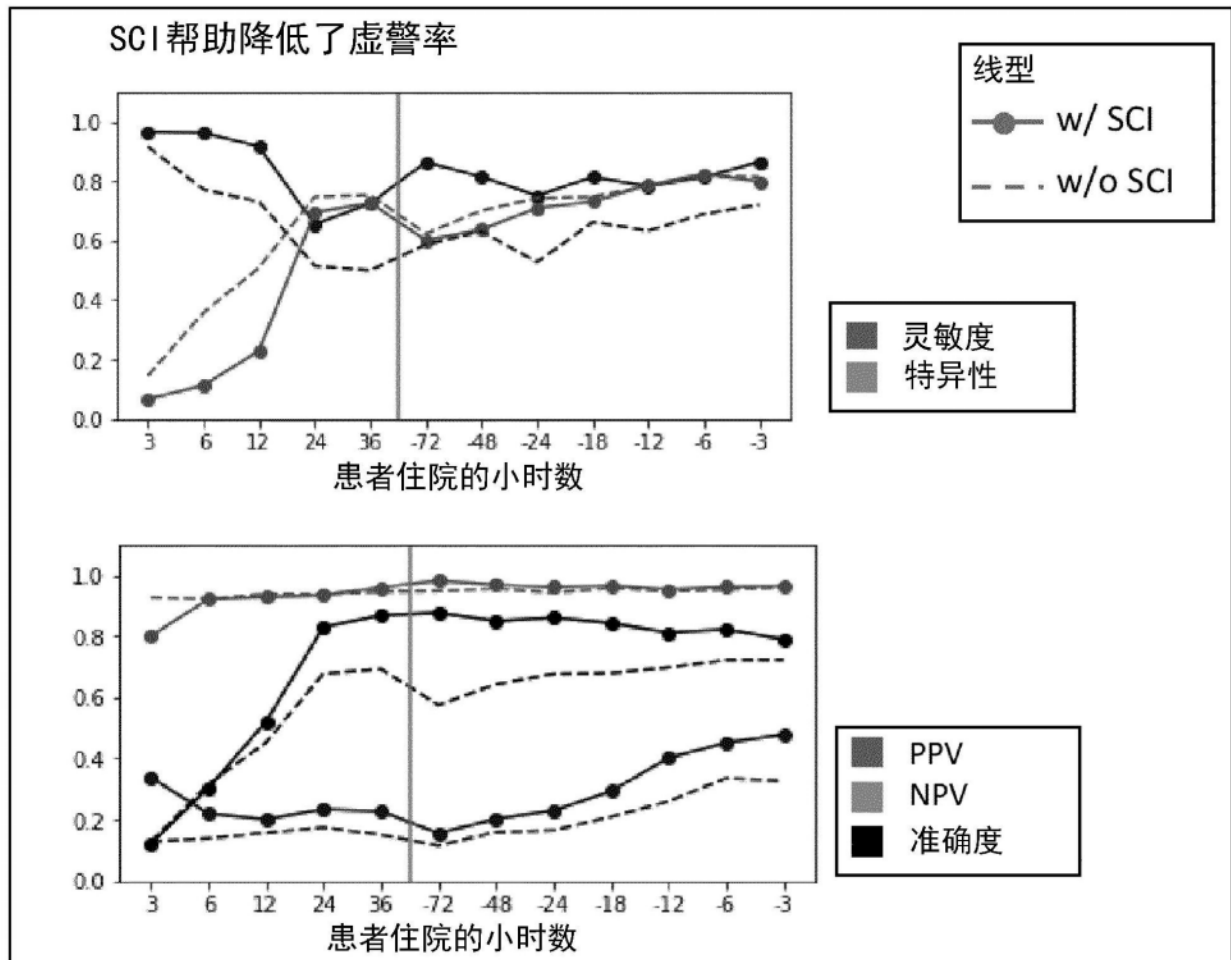


图11