



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113066531 B

(45) 授权公告日 2023.12.12

(21) 申请号 202110398706.8

G06N 3/04 (2023.01)

(22) 申请日 2021.04.13

G06N 3/08 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113066531 A

(56) 对比文件

CN 112102879 A, 2020.12.18

CN 112259161 A, 2021.01.22

(43) 申请公布日 2021.07.02

CN 103493054 A, 2014.01.01

(73) 专利权人 深圳平安智慧医健科技有限公司

JP 2004227041 A, 2004.08.12

地址 518000 广东省深圳市前海深港合作区南山街道兴海大道3048号前海自贸大厦2601(07号单元)

崔勇 等. 几种隐性遗传性单基因皮肤病基因治疗研究现状. 国外医学. 皮肤性病学分册. 2002, (第6期), 第340-343页.

(72) 发明人 邓仁友

Roslan Harun et al.. Gene Expression Profiles Predict Survival of Patients with Advanced Non-small Cell Lung Cancers. 2011 Fourth International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization. 2011, 第1-4页.

(74) 专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司

44202

专利代理师 熊永强

审查员 牛昀璐

(51) Int. Cl.

G16B 20/20 (2019.01)

G16B 40/00 (2019.01)

G16H 50/30 (2018.01)

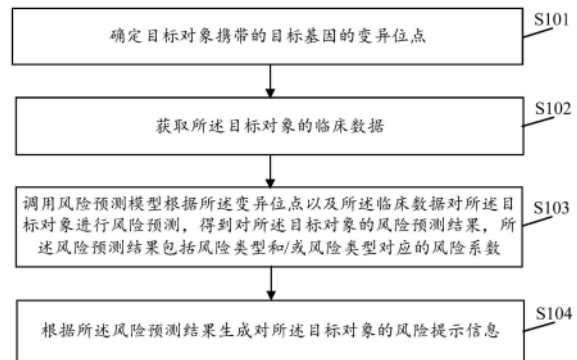
权利要求书2页 说明书11页 附图3页

(54) 发明名称

风险预测方法、装置、计算机设备及存储介质

(57) 摘要

本申请实施例提供了一种风险预测方法、装置、计算机设备及存储介质,该方法应用于医疗科技领域,该方法包括:确定目标对象携带的目标基因的变异位点;获取所述目标对象的临床数据;调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数;根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。采用本申请,可以根据风险预测结果有效地进行风险提示。本申请涉及区块链技术,如可以获取目标对象的标识信息,将目标对象的标识信息、变异位点、临床数据以及风险预测结果加密后写入区块链中。



1. 一种风险预测方法,其特征在于,包括:

确定目标对象携带的目标基因的变异位点;

获取所述目标对象的临床数据;

统计所述目标对象所就诊医院对目标病例的第一治愈数以及目标区域内的多家医院对所述目标病例的第二治愈数;所述目标病例指存在所述变异位点以及与所述目标基因相关的目标疾病的病例;

确定诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,所述诊疗难度系数是根据诊疗影响因子确定的;

根据所述第一治愈数、所述第二治愈数、所述诊疗难度系数以及所述诊疗难度修正值,确定对所述目标病例的诊疗难度;

调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据、所述目标病例的诊疗难度对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数;

根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述风险预测模型包括多层隐藏层;所述多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量,与所述变异位点的数量以及所述临床数据包括的数据的种类的数量相关。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,包括:

调用风险预测模型提取所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量;

将所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量分别输入所述风险预测模型的第一隐藏层中的各个神经元,得到所述第一隐藏层中的各个神经元的输出特征;

将所述第一隐藏层中各个神经元对应的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第二隐藏层中的各个神经元,得到所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征;

将所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第三隐藏层中各个神经元,得到所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征,并根据所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对所述目标对象的风险预测结果。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述确定诊疗难度修正值,包括:

获取与所述变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息;

根据所述每个参考文献的标识信息查询出所述每个参考文献;

根据所述每个参考文献获取到目标诊疗案例信息,所述目标诊疗案例信息为与所述变异位点和所述目标疾病相关的诊疗案例信息;

根据所述目标诊疗案例信息确定诊疗难度修正值。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

在所述风险预测结果为指定风险预测结果时,判断所述第一治愈数是否小于或等于预设数值;

在所述第一治愈数小于或等于预设数值时,调用生成网络模型根据所述目标诊疗案例信息生成摘要信息;

将所述摘要信息发送至指定终端设备以进行展示。

6. 一种风险预测装置,其特征在于,包括:

确定模块,用于确定目标对象携带的目标基因的变异位点;

获取模块,用于获取所述目标对象的临床数据;统计所述目标对象所就诊医院对目标病例的第一治愈数以及目标区域内的多家医院对所述目标病例的第二治愈数,所述目标病例指存在所述变异位点以及与所述目标基因相关的目标疾病的病例;确定诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,所述诊疗难度系数是根据诊疗影响因子确定的;根据所述第一治愈数、所述第二治愈数、所述诊疗难度系数以及所述诊疗难度修正值,确定对所述目标病例的诊疗难度;

风险预测模块,用于调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据、所述目标病例的诊疗难度对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数;

风险提示模块,用于根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

7. 一种计算机设备,其特征在于,包括处理器和存储器,所述处理器和所述存储器相互连接,其中,所述存储器用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述处理器被配置用于调用所述程序指令,执行如权利要求1-5任一项所述的方法。

8. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行以实现如权利要求1-5任一项所述的方法。

风险预测方法、装置、计算机设备及存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及智能决策技术领域,尤其涉及一种风险预测方法、装置、计算机设备及存储介质。

背景技术

[0002] 对患者等对象进行风险评估,对于保证患者等对象的生命安全和身体健康等具有重大意义。例如,如果医生可以在患者住院的时候等时间对患者进行风险评估,并针对此风险制定针对患者的处理方案,那么将大大的降低患者的死亡风险等风险。目前业内大都是通过经验来进行风险评估,这种评估方法参杂的主观因素较多,评估水平参差不齐,进而可能出现无效的风险提示。

发明内容

[0003] 本申请实施例提供了一种风险预测方法、装置、计算机设备及存储介质,可以根据风险预测结果有效地进行风险提示。

[0004] 第一方面,本申请实施例提供了一种风险预测方法,包括:

[0005] 确定目标对象携带的目标基因的变异位点;

[0006] 获取所述目标对象的临床数据;

[0007] 调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数;

[0008] 根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

[0009] 可选的,所述风险预测模型包括多层隐藏层;所述多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量,与所述变异位点的数量以及所述临床数据包括的数据的种类的数量相关。

[0010] 可选的,所述调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,包括:

[0011] 调用风险预测模型提取所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量;

[0012] 将所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量分别输入所述风险预测模型的第一隐藏层中的各个神经元,得到所述第一隐藏层中的各个神经元的输出特征;

[0013] 将所述第一隐藏层中各个神经元对应的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第二隐藏层中的各个神经元,得到所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征;

[0014] 将所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第三隐藏层中各个神经元,得到所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征,并根据所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对所述目标对象的风险预测结果。

[0015] 可选的,所述方法还包括:

[0016] 获取对目标病例的诊疗难度,所述目标病例指存在所述变异位点以及与所述目标基因相关的目标疾病的病例;

[0017] 所述调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,包括:

[0018] 调用风险预测模型根据所述变异位点、所述临床数据以及所述对目标病例的诊疗难度对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果。

[0019] 可选的,所述获取对目标病例的诊疗难度,包括:

[0020] 统计所述目标对象所就诊医院对所述目标病例的第一治愈数以及目标区域内的多家医院对所述目标病例的第二治愈数;

[0021] 确定诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,所述诊疗难度系数是根据诊疗影响因子确定的;

[0022] 根据所述第一治愈数、所述第二治愈数、所述诊疗难度系数以及所述诊疗难度修正值,确定对所述目标病例的诊疗难度。

[0023] 可选的,所述确定诊疗难度修正值,包括:

[0024] 获取与所述变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息;

[0025] 根据所述每个参考文献的标识信息查询出所述每个参考文献;

[0026] 根据所述每个参考文献获取到目标诊疗案例信息,所述目标诊疗案例信息为与所述变异位点和所述目标疾病相关的诊疗案例信息;

[0027] 根据所述目标诊疗案例信息确定诊疗难度修正值。

[0028] 可选的,所述方法还包括:

[0029] 在所述风险预测结果为指定风险预测结果时,判断所述第一治愈数是否小于或等于预设数值;

[0030] 在所述第一治愈数小于或等于预设数值时,调用生成网络模型根据所述目标诊疗案例信息生成摘要信息;

[0031] 将所述摘要信息发送至指定终端设备以进行展示。

[0032] 第二方面,本申请实施例提供了一种风险预测装置,包括:

[0033] 确定模块,用于确定目标对象携带的目标基因的变异位点;

[0034] 获取模块,用于获取所述目标对象的临床数据;

[0035] 风险预测模块,用于调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数;

[0036] 风险提示模块,用于根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

[0037] 第三方面,本申请实施例提供了一种计算机设备,包括处理器和存储器,所述处理器和所述存储器相互连接,其中,所述存储器用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述处理器被配置用于调用所述程序指令,执行如第一方面所述的方法。

[0038] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行以实现如第一方面所述的方法。

[0039] 综上所述,计算机设备可以确定目标对象携带的目标基因的变异位点,并获取目标对象的临床数据,然后调用风险预测模型根据变异位点以及所述临床数据对目标对象进行风险预测,得到对目标对象的风险预测结果,从而根据风险预测结果生成对目标对象的风险提示信息。目前业内大都是通过经验来进行风险评估,这种评估方法参杂的主观因素较多,评估水平参差不齐,进而可能出现无效的风险提示,而本申请结合目标对象的目标基因的变异位点以及临床数据来进行风险预测的过程,不仅更加自动化智能化,而且相较于上述现有技术人工基于单一数据评测的过程,本申请在风险预测的准确度上也更高,这是因为疾病可能是方方面面的因素导致的,尤其可能是基因出现变异位点导致的,因此本申请进行风险评估时纳入目标基因的变异位点考量,使得风险预测更加全面准确,进而使得风险提示过程更加有效,从而避免无效的风险提示。

附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0041] 图1是本申请实施例提供的一种风险预测方法的流程示意图;

[0042] 图2是本申请实施例提供的一种风险预测模型的结构示意图;

[0043] 图3是本申请实施例提供的另一种风险预测方法的流程示意图;

[0044] 图4是本申请实施例提供的一种风险预测装置的结构示意图;

[0045] 图5是本申请实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

[0046] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行描述。

[0047] 请参阅图1,为本申请实施例提供的一种风险预测方法的流程示意图。该方法可以应用于计算机设备,计算机设备可以为服务器或智能终端。服务器可以为一个服务器或服务器集群,智能终端可以为台式电脑等智能终端。具体地,该方法可以包括以下步骤:

[0048] S101、确定目标对象携带的目标基因的变异位点。

[0049] 其中,目标对象可以为目标人物或目标动物等对象。目标基因可以为与目标疾病,如心力衰竭相关的基因或基因组。变异位点指变异的位点,这个位点如可以为关键位点。

[0050] 在一个实施例中,计算机设备确定目标对象携带的目标基因的变异位点的方式可以如下:计算机设备获取由目标对象的就诊医生输入的目标对象携带的目标基因的变异位点。

[0051] 在一个实施例中,计算机设备确定目标对象携带的目标基因的变异位点的方式可以如下:计算机设备与基因检测平台通信,从基因检测平台查询出目标对象的基因数据文件,并根据基因数据文件确定目标对象携带的目标基因的变异位点。在一个实施例中,计算机设备可以根据目标对象的标识信息从基因检测平台查询出目标对象的基因数据文件。在一个实施例中,所述的基因数据文件可以为(Variant Call Format,VCF)基因数据文件

[0052] 在一个实施例中,计算机设备根据基因数据文件确定目标对象携带的目标基因的

变异位点的方式可以为：计算机设备调用辅助诊断模型根据基因数据文件确定目标对象携带的目标基因的变异位点。其中，辅助诊断模型可以采用多个样本对象中每个样本对象的基因数据文件以及该样本对象携带的目标基因的变异位点对初始的神经网络模型训练得到。

[0053] 在一个应用场景中，假设计算机设备为服务器，目标对象的就诊医生可以使用电脑点击风险预测按钮，然后通过电脑发送风险预测指令至服务器，服务器在接收到风险预测指令后，便可以确定目标对象携带的目标基因的变异位点。其中，风险预测指令可以携带目标对象的标识信息和/或医生输入的目标对象携带的目标基因的变异位点。

[0054] S102、获取所述目标对象的临床数据。

[0055] 其中，临床数据可以包括手术史、用药史、体格检查（如身高、体重、血压、脉搏）、血常规、血糖、心功能中的至少一项。

[0056] 在一个实施例中，计算机设备获取目标对象的临床数据的方式可以如下：计算机设备从医院信息系统中查询出目标对象的临床数据。在一个实施例中，在计算机设备为服务器时，所述的医院信息系统可以设置于计算机设备中。或，所述的医院信息系统可以设置于其它服务器中。

[0057] S103、调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测，得到对所述目标对象的风险预测结果，所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数。

[0058] 其中，所述风险预测模型为能够实现风险预测的神经网络模型。所述的风险类型可以为发病风险或/死亡风险等风险。

[0059] 在一个实施例中，风险预测模型可以包括多层隐藏层。多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量，可以与变异位点的数量以及临床数据包括的数据的种类的数量相关。

[0060] 在一个实施例中，多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量，可以是根据变异位点的数量以及临床数据包括的数据的种类的数量确定出的。例如，多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量，可以为变异位点的数量与临床数据包括的数据的种类的数量之和。例如，变异位点2个，临床数据包括4种数据，那么每层隐藏层包括的神经元的数量即为6。

[0061] 需要说明的是，在隐藏层中使用太少的神经元将导致欠拟合。相反，使用过多的神经元同样会导致一些问题。首先，隐藏层中的神经元过多可能会导致过拟合。当神经网络具有过多的节点（过多的信息处理能力）时，训练集中包含的有限信息量不足以训练隐藏层中的所有神经元，就会导致过拟合。即使训练数据包含的信息量足够，隐藏层中过多的神经元会增加训练时间，从而难以达到预期的效果。因此，本申请实施例设置的每层隐藏层包括的神经元的数量，能够避免所提及的欠拟合和过拟合的问题。

[0062] 在一个实施例中，计算机设备可以根据变异位点的数量以及临床数据包括的数据的种类的数量，从风险预测模型集合中确定出待调用的风险预测模型。

[0063] 在一个实施例中，风险预测模型可以包括三层隐藏层，如第一隐藏层、第二隐藏层、第三隐藏层。相应地，计算机设备调用风险预测模型根据变异位点以及临床数据对目标对象进行风险预测，得到对目标对象的风险预测结果的过程为：计算机设备调用风险预测

模型提取变异位点的特征向量以及临床数据中各个数据的特征向量,并将变异位点的特征向量以及临床数据中各个数据的特征向量分别输入风险预测模型的第一隐藏层中的各个神经元,得到第一隐藏层中的各个神经元的输出特征;计算机设备将第一隐藏层中各个神经元对应的输出特征交叉输入风险预测模型的第二隐藏层中的各个神经元,得到第二隐藏层中各个神经元的输出特征;计算机设备将第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入风险预测模型的第三隐藏层中各个神经元,得到第三隐藏层中各个神经元的输出特征,并根据第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对目标对象的风险预测结果。在一个实施例中,在交叉输入的过程中,可以控制上一层隐藏层中每个神经元的输出特征可以输入至下一层隐藏层的至少两个神经元,并且下一层隐藏层中的每个神经元的输入可以来自于上一层隐藏层的至少两个神经元。本申请实施例通过逐层交叉提取特征的方式,能够更好的分析不同特征间的相互作用,从而得到更为准确的风险预测结果。

[0064] 举例来说,参见图2,图2所示的风险预测模型包括三层隐藏层,每层隐藏层包括7个神经元。变异位点包括变异位点1和变异位点2,临床数据包括体格检查(如身高、体重、血压、脉搏)、血糖、血常规、心功能。计算机设备可以将提取变异位点1的特征向量 x_1 ,变异位点2的特征向量 x_2 ,体格检查的特征向量 x_3 ,血常规的特征向量 x_4 ,血糖的特征向量 x_5 ,心功能的特征向量 x_6 ,并将这6个特征向量分别输入第一隐藏层的6个神经元,得到第一隐藏层中各个神经元的输出特征。计算机设备将第一隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入第二隐藏层的6个神经元,得到第二隐藏层中各个神经元的输出特征。计算机设备将第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入第三隐藏层中的6个神经元,得到第三隐藏层中各个神经元的输出特征,然后根据第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对目标对象的风险预测结果。图2所示的这种交叉输入的方式分析了变异位点的特征间的相互作用、变异位点的特征与临床数据的特征间的相互作用以及临床数据的特征间的相互作用,能够得到更为准确的风险预测结果。

[0065] S104、根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

[0066] 其中,风险提示信息可以包括风险预测结果。风险提示信息用于对目标对象进行风险提示。

[0067] 可见,图1所示的实施例中,计算机设备可以确定目标对象携带的目标基因的变异位点,并获取目标对象的临床数据,然后调用风险预测模型根据变异位点以及所述临床数据对目标对象进行风险预测,得到对目标对象的风险预测结果,从而根据风险预测结果生成对目标对象的风险提示信息,该过程使得风险预测更加全面准确,进而使得风险提示过程更加有效,从而避免无效的风险提示。

[0068] 本申请涉及区块链技术,如可以获取目标对象的标识信息,将目标对象的标识信息、变异位点、临床数据以及风险预测结果加密后写入区块链中。后续,可以获取目标对象的实际风险数据,然后根据目标对象的标识信息查询并解密出变异位点、临床数据,从而利用变异位点、临床数据以及实际风险数据优化风险预测模型。

[0069] 请参阅图3,为本申请实施例提供的另一种风险预测方法的流程示意图。该方法可以应用于计算机设备,计算机设备可以为服务器或智能终端。服务器可以为一个服务器或服务器集群,智能终端可以为台式电脑等智能终端。具体地,该方法可以包括以下步骤:

[0070] S301、确定目标对象携带的目标基因的变异位点。

[0071] S302、获取所述目标对象的临床数据。

[0072] 其中,步骤S301-步骤S302参见图1实施例中的步骤S101-步骤S102,在此不做赘述。

[0073] S303、获取对目标病例的诊疗难度,所述目标病例指存在所述变异位点以及与所述目标基因相关的目标疾病的病例。

[0074] 其中,诊疗难度可以作为一个预设值。

[0075] 或,诊疗难度还可以通过以下方式得到:计算机设备统计目标对象所就诊医院对目标病例的第一治愈数以及目标区域内的多家医院对目标病例的第二治愈数;计算机设备确定诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,并根据第一治愈数、第二治愈数、诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,确定对目标病例的诊疗难度。其中,第一治愈数为目标对象所就诊医院对目标病例的治愈数,第二治愈数为目标区域内的多家医院对目标病例的治愈数。第一、第二不表示顺序。目标区域可以为目标省(指定省,如目标对象所就诊医院所在省)或目标国家(指定国家,如目标对象所就诊医院所在国家)等等。其中,诊疗难度的计算过程可以如下:

[0076] $DC = 1 - p(A_x/A_{总}) - B + q$ 公式1;

[0077] 其中,p为加权系数,此处可设为0.5。 A_x 表示目标对象所就诊医院对目标病例的第一治愈数。 $A_{总}$ 表示目标区域内多家医院对目标病例的第二治愈数。B诊疗难度系数。q为上述提及的诊疗难度修正值。

[0078] 在一个实施例中,诊疗难度系数可以是根据诊疗影响因子确定的,诊疗影响因子可以为目标对象所就诊医院的医疗水平,就诊医生的专业水平,等等。也就是说,计算机设备可以根据诊疗影响因子确定诊疗难度系数。在一个实施例中,在诊疗影响因子为多个时,计算机设备具体可以对多个诊疗影响因子进行量化处理,得到每个诊疗影响因子的数值,然后将各个因子对应的数值相加。得到诊疗难度系数。或,计算机设备可以从多个诊疗影响因子中确定出关键诊疗影响因子,从而根据关键诊疗影响因子确定诊疗难度系数。在关键诊疗影响因子为多个时,计算机设备具体可以对多个关键诊疗影响因子进行量化处理,得到每个关键诊疗影响因子的数值,然后将各个因子对应的数值相加。得到诊疗难度系数。

[0079] 在一个实施例中,诊疗难度系数可以是根据目标诊疗案例信息确定的,目标诊疗案例信息为与变异位点和目标疾病相关的诊疗案例信息。也就是说,计算机设备可以根据目标诊疗案例信息确定诊疗难度系数。在一个实施例中,计算机设备可以获取与变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息,并根据每个参考文献的标识信息查询出每个参考文献,从而根据每个参考文献获取到目标诊疗案例信息,并根据目标诊疗案例信息确定诊疗难度修正值。其中,参考文献的标识信息可以包括作者、标题、来源等信息。

[0080] 在一个实施例中,计算机设备获取与变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息的方式可以为:计算机设备通过关键词检索技术获取于变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文件的标识信息;或,计算机设备根据基因数据文件获取与变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息。

[0081] 在一个实施例中,计算机设备根据基因数据文件获取与变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息的方式可以为:计算机设备调用辅助诊断模型根据基

因数据文件生成参考文献信息。辅助诊断模型可以采用多个样本对象的基因数据文件、该样本对象携带的目标基因的变异位点以及该变异位点相关的至少一个参考文献信息对初始的神经网络模型训练得到。

[0082] 在一个实施例中, 计算机设备基于目标诊疗案例信息确定诊疗难度修正值的方式可以如下: 计算机设备统计预设的关键词集合中的各个关键词在目标诊疗案例信息中的出现次数, 并对目标诊疗案例信息进行情感识别, 得到对目标诊疗案例信息的情感类别, 情感类别包括正向(对治愈持乐观态度)和反向(对治愈持悲观态度); 计算机设备根据各个关键词在目标诊疗案例中的出现次数以及对目标诊疗案例信息的情感类型计算得到诊疗难度修正值, 目标关键词包括指示病例病情好转或病例治愈的关键词、指示病例病情恶化或病例死亡的关键词等关键词。

[0083] 在一个实施例中, 本申请还可以引入目标疾病的不同阶段来计算对目标病例的诊疗难度, 在此不做赘述。

[0084] S304、调用风险预测模型根据所述变异位点、所述临床数据以及所述对目标病例的诊疗难度对所述目标对象进行风险预测, 得到对所述目标对象的风险预测结果。

[0085] 在一个实施例中, 风险预测模型包括多层隐藏层; 多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量, 与变异位点的数量、临床数据包括的数据的种类的数量以及对目标病例的诊疗难度相关。

[0086] 在一个实施例中, 多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量, 可以是根据变异位点的数量、临床数据包括的数据的种类的数量以及对目标病例的诊疗难度确定出的。在一个实施例中, 多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量, 可以是变异位点的数量、临床数据包括的数据的种类的数量以及对目标病例的诊疗难度之和。

[0087] 在一个实施例中, 计算机设备调用风险预测模型根据变异位点、临床数据以及对目标病例的诊疗难度对目标对象进行风险预测, 得到对目标对象的风险预测结果的过程可以如下: 计算机设备调用风险预测模型提取变异位点的特征向量、临床数据中各个数据的特征向量以及诊疗难度的特征向量, 并将变异位点的特征向量、临床数据中各个数据的特征向量、诊疗难度的特征向量分别输入风险预测模型的第一隐藏层中的各个神经元, 得到第一隐藏层中的各个神经元的输出特征; 计算机设备将第一隐藏层中各个神经元对应的输出特征交叉输入风险预测模型的第二隐藏层中的各个神经元, 得到第二隐藏层中各个神经元的输出特征, 从而将第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入风险预测模型的第三隐藏层中各个神经元, 得到第三隐藏层中各个神经元的输出特征, 并根据第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对目标对象的风险预测结果。

[0088] 在一个实施例中, 计算机设备还可以在在所述风险预测结果为指定风险预测结果时, 判断所述第一治愈数是否小于或等于预设数值; 在所述第一治愈数小于或等于预设数值时, 调用生成网络模型根据所述目标诊疗案例信息生成摘要信息; 将所述摘要信息发送至指定终端设备以进行展示。上述过程可以在就诊医院治愈数少且目标对象存在某项风险或某项风险系数大的情况下, 通过循证医疗来提高治愈的机率。其中, 本申请实施例所述的生成网络模型可以为生成对抗网络模型、指针生成网络模型, 等等。

[0089] 在一个实施例中, 由于上述方式生成的摘要信息可能会存在一段误差, 为了使得摘要信息更加准确, 计算机设备可以利用目标诊疗案例信息构建第一基因诊疗知识图谱,

利用摘要信息构建第二基因诊疗知识图谱,当第一基因诊疗知识图谱不包括第二基因诊疗知识图谱中的第一节点与第二节点间的第一关系时,确定第一基因诊疗知识图谱中的第一节点与第二节点间的第二关系,计算第一关系与第二关系的相似度,并在相似度小于预设值时,确定根据第一关系确定出摘要信息包括的目标文本,目标文本为经关系抽取得到第一关系的关键词句;计算机设备利用第二关系替换所述关键词句,或利用第二关系的同义词替换所述关键词句。所述的基因诊疗知识图谱至少包括变异位点与基因间的关系,基因与疾病间的关系。在一个实施例中,在此基础上还可以包括基因与基因间的关系。

[0090] 可见,图3所示的实施例中,计算机设备还可以获取对目标病例的诊疗难度,结合目标对象携带的目标基因的变异位点以及目标对象的临床数据进行风险预测,得到对目标对象的风险预测结果,从而根据风险预测结果生成对目标对象的风险提示信息,该过程使得风险预测更加全面准确,进而使得风险提示过程更加有效,从而避免无效的风险提示。

[0091] 请参阅图4,为本申请实施例提供的一种风险预测装置的结构示意图。该装置可以应用于计算机设备。具体地,该装置可以包括:

[0092] 确定模块401,用于确定目标对象携带的目标基因的变异位点。

[0093] 获取模块402,用于获取所述目标对象的临床数据。

[0094] 风险预测模块403,用于调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数。

[0095] 风险提示模块404,用于根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

[0096] 在一个实施例中,所述风险预测模型包括多层隐藏层;所述多层隐藏层中每层隐藏层包括的神经元的数量,与所述变异位点的数量以及所述临床数据包括的数据的种类的数量相关。

[0097] 在一个实施例中,风险预测模块403调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,具体为调用风险预测模型提取所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量;将所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量分别输入所述风险预测模型的第一隐藏层中的各个神经元,得到所述第一隐藏层中的各个神经元的输出特征;将所述第一隐藏层中各个神经元对应的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第二隐藏层中的各个神经元,得到所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征;将所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第三隐藏层中各个神经元,得到所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征,并根据所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对所述目标对象的风险预测结果。

[0098] 在一个实施例中,获取模块402,还用于获取对目标病例的诊疗难度,所述目标病例指存在所述变异位点以及与所述目标基因相关的目标疾病的病例。

[0099] 在一个实施例中,风险预测模块403调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,具体为调用风险预测模型根据所述变异位点、所述临床数据以及所述对目标病例的诊疗难度对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果。

[0100] 在一个实施例中,风险预测模块403获取对目标病例的诊疗难度,具体为统计所述目标对象所就诊医院对所述目标病例的第一治愈数以及目标区域内的多家医院对所述目标病例的第二治愈数;确定诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,所述诊疗难度系数是根据诊疗影响因子确定的;根据所述第一治愈数、所述第二治愈数、所述诊疗难度系数以及所述诊疗难度修正值,确定对所述目标病例的诊疗难度。

[0101] 在一个实施例中,风险预测模块403确定诊疗难度修正值,具体为获取与所述变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息;根据所述每个参考文献的标识信息查询出所述每个参考文献;根据所述每个参考文献获取到目标诊疗案例信息,所述目标诊疗案例信息为与所述变异位点和所述目标疾病相关的诊疗案例信息;根据所述目标诊疗案例信息确定诊疗难度修正值。

[0102] 在一个实施例中,该风险预测装置还可以包括摘要生成模块405。

[0103] 在一个实施例中,摘要生成模块405,用于在所述风险预测结果为指定风险预测结果时,判断所述第一治愈数是否小于或等于预设数值;在所述第一治愈数小于或等于预设数值时,调用生成网络模型根据所述目标诊疗案例信息生成摘要信息;将所述摘要信息发送至指定终端设备以进行展示。

[0104] 可见,图4所示的实施例中,风险预测装置可以确定目标对象携带的目标基因的变异位点,并获取目标对象的临床数据,然后调用风险预测模型根据变异位点以及所述临床数据对目标对象进行风险预测,得到对目标对象的风险预测结果,从而根据风险预测结果生成对目标对象的风险提示信息,该过程使得风险预测更加全面准确,进而使得风险提示过程更加有效,从而避免无效的风险提示。

[0105] 请参阅图5,为本申请实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。本实施例中所描述的计算机设备可以包括:一个或多个处理器1000和存储器2000。处理器1000、和存储器2000可以通过总线连接。

[0106] 处理器1000可以是中央处理模块(Central Processing Unit,CPU),该处理器还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0107] 存储器2000可以是高速RAM存储器,也可为非不稳定的存储器(non-volatile memory),例如磁盘存储器。其中,存储器2000用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,处理器1000被配置用于调用所述程序指令,执行以下步骤:

[0108] 确定目标对象携带的目标基因的变异位点;

[0109] 获取所述目标对象的临床数据;

[0110] 调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,所述风险预测结果包括风险类型和/或风险类型对应的风险系数;

[0111] 根据所述风险预测结果生成对所述目标对象的风险提示信息。

[0112] 在一个实施例中,所述风险预测模型包括多层隐藏层;所述多层隐藏层中每层隐

藏层包括的神经元的数量,与所述变异位点的数量以及所述临床数据包括的数据的种类的数量相关。

[0113] 在一个实施例中,在调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果时,处理器1000被配置用于调用所述程序指令,执行以下步骤:

[0114] 调用风险预测模型提取所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量;

[0115] 将所述变异位点的特征向量以及所述临床数据中各个数据的特征向量分别输入所述风险预测模型的第一隐藏层中的各个神经元,得到所述第一隐藏层中的各个神经元的输出特征;

[0116] 将所述第一隐藏层中各个神经元对应的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第二隐藏层中的各个神经元,得到所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征;

[0117] 将所述第二隐藏层中各个神经元的输出特征交叉输入所述风险预测模型的第三隐藏层中各个神经元,得到所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征,并根据所述第三隐藏层中各个神经元的输出特征确定对所述目标对象的风险预测结果。

[0118] 在一个实施例中,处理器1000被配置用于调用所述程序指令,还执行以下步骤:

[0119] 获取对目标病例的诊疗难度,所述目标病例指存在所述变异位点以及与所述目标基因相关的目标疾病的病例;

[0120] 所述调用风险预测模型根据所述变异位点以及所述临床数据对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果,包括:

[0121] 调用风险预测模型根据所述变异位点、所述临床数据以及所述对目标病例的诊疗难度对所述目标对象进行风险预测,得到对所述目标对象的风险预测结果。

[0122] 在一个实施例中,在获取对目标病例的诊疗难度时,处理器1000被配置用于调用所述程序指令,执行以下步骤:

[0123] 统计所述目标对象所就诊医院对所述目标病例的第一治愈数以及目标区域内的多家医院对所述目标病例的第二治愈数;

[0124] 确定诊疗难度系数以及诊疗难度修正值,所述诊疗难度系数是根据诊疗影响因子确定的;

[0125] 根据所述第一治愈数、所述第二治愈数、所述诊疗难度系数以及所述诊疗难度修正值,确定对所述目标病例的诊疗难度。

[0126] 在一个实施例中,在确定诊疗难度修正值时,处理器1000被配置用于调用所述程序指令,执行以下步骤:

[0127] 获取与所述变异位点相关的至少一个参考文献中每个参考文献的标识信息;

[0128] 根据所述每个参考文献的标识信息查询出所述每个参考文献;

[0129] 根据所述每个参考文献获取到目标诊疗案例信息,所述目标诊疗案例信息为与所述变异位点和所述目标疾病相关的诊疗案例信息;

[0130] 根据所述目标诊疗案例信息确定诊疗难度修正值。

[0131] 在一个实施例中,处理器1000被配置用于调用所述程序指令,还执行以下步骤:

[0132] 在所述风险预测结果为指定风险预测结果时,判断所述第一治愈数是否小于或等

于预设数值；

[0133] 在所述第一治愈数小于或等于预设数值时，调用生成网络模型根据所述目标诊疗案例信息生成摘要信息；

[0134] 将所述摘要信息发送至指定终端设备以进行展示。

[0135] 具体实现中，本申请实施例中所描述的处理器1000可执行图1实施例、图3实施例所描述的实现方式，也可执行本申请实施例所描述的实现方式，在此不再赘述。

[0136] 在本申请各个实施例中的各功能模块可以集成在一个处理模块中，也可以是各个模块单独物理存在，也可以是两个或两个以上模块集成在一个模块中。上述集成的模块既可以采样硬件的形式实现，也可以采样软件功能模块的形式实现。

[0137] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中，该程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，所述的计算机可读存储介质可为易失性的或非易失性的。例如，该计算机存储介质可以为磁碟、光盘、只读存储记忆体 (Read-Only Memory, ROM) 或随机存储记忆体 (Random Access Memory, RAM) 等。所述的计算机可读存储介质可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等；存储数据区可存储根据区块链节点的使用所创建的数据等。

[0138] 其中，本申请所指区块链是分布式数据存储、点对点传输、共识机制、加密算法等计算机技术的新型应用模式。区块链 (Blockchain)，本质上是一个去中心化的数据库，是一串使用密码学方法相关联产生的数据块，每一个数据块中包含了一批网络交易的信息，用于验证其信息的有效性 (防伪) 和生成下一个区块。区块链可以包括区块链底层平台、平台产品服务层以及应用服务层等。

[0139] 以上所揭露的仅为本申请一种较佳实施例而已，当然不能以此来限定本申请之权利范围，本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分流程，并依本申请权利要求所作的等同变化，仍属于本申请所涵盖的范围。

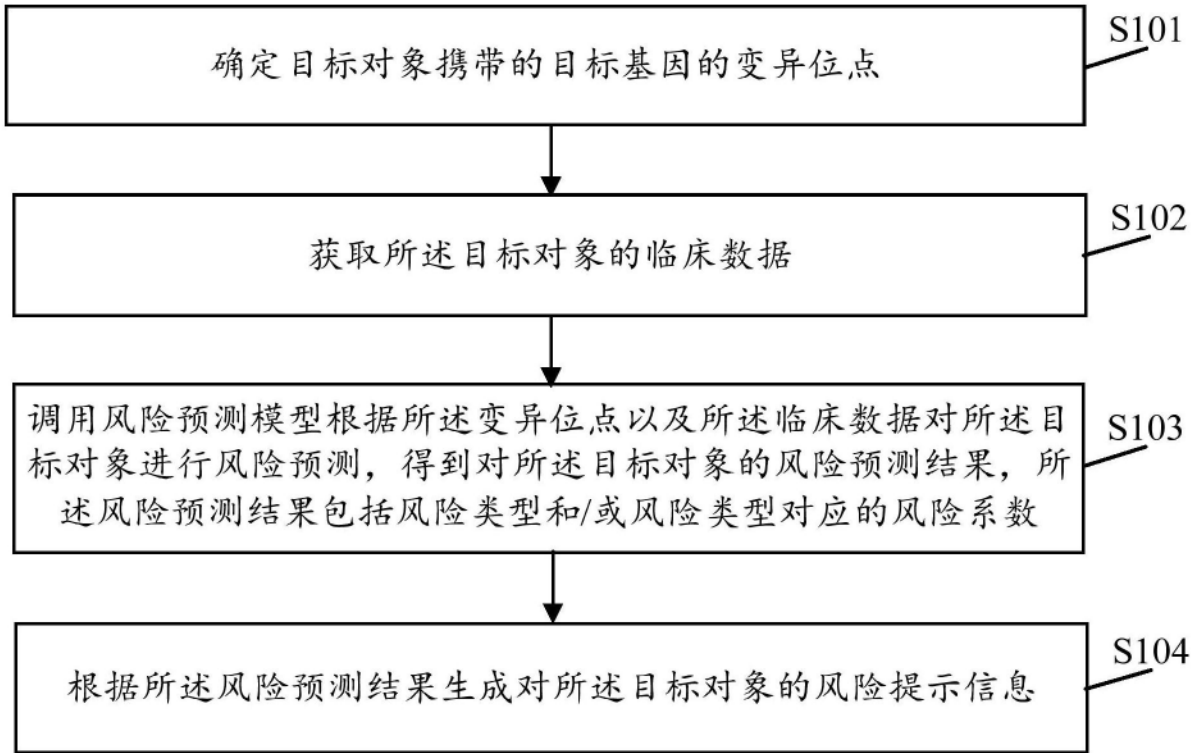


图1

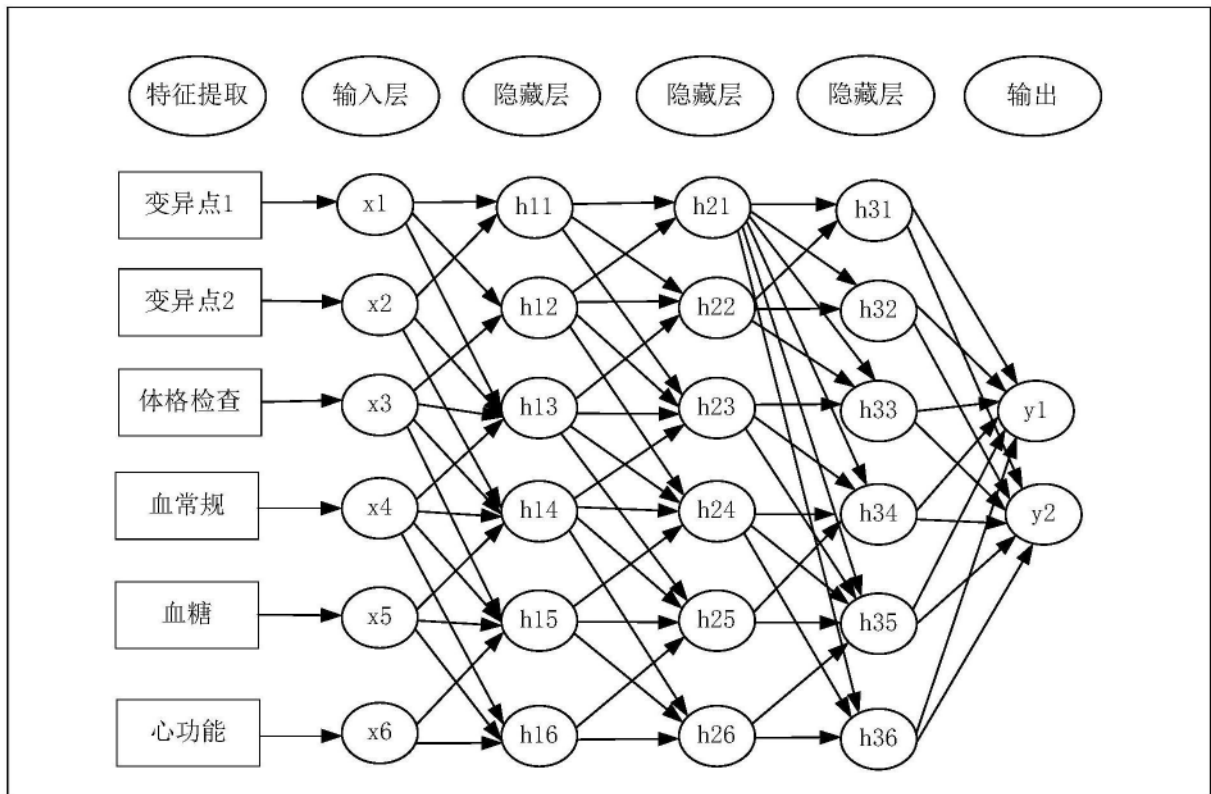


图2

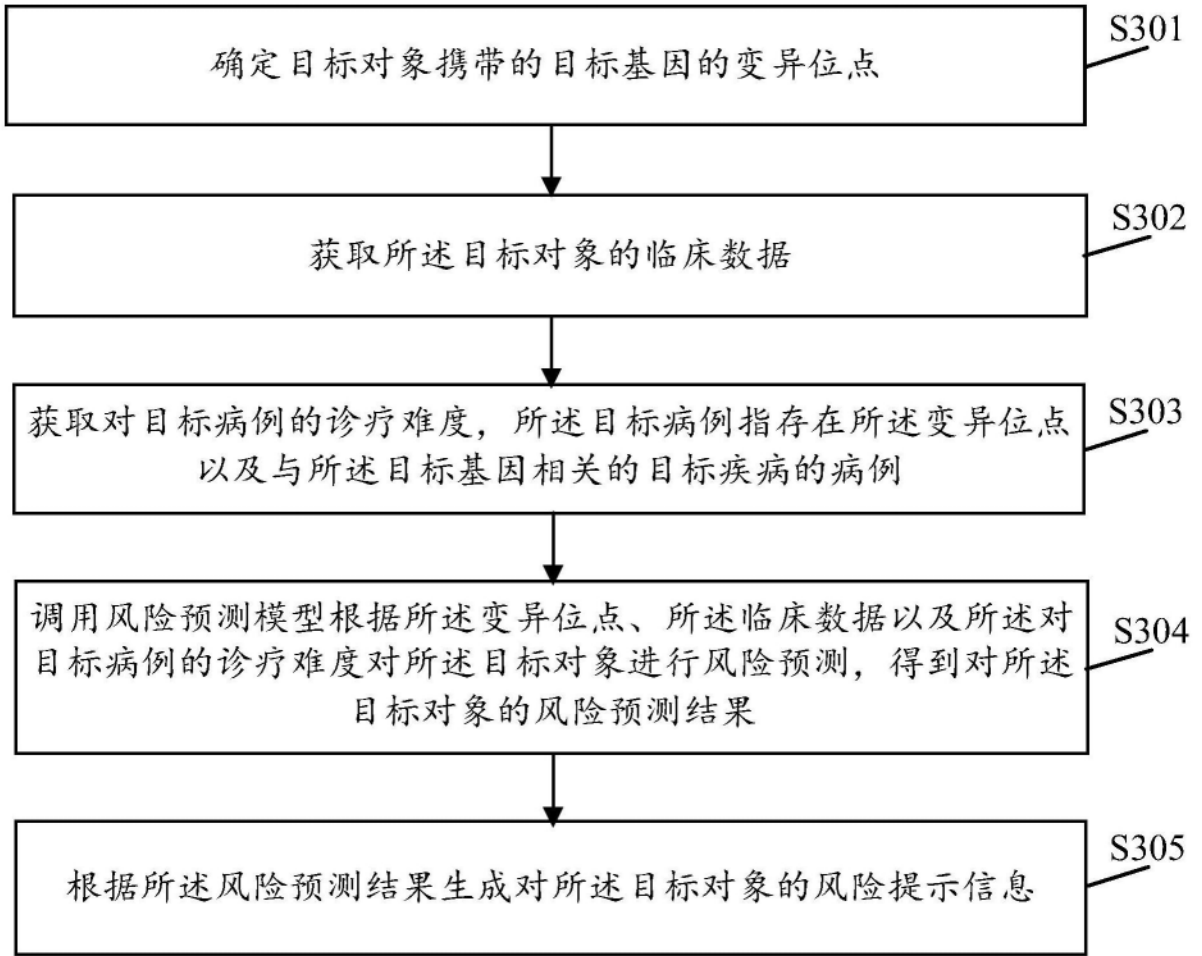


图3

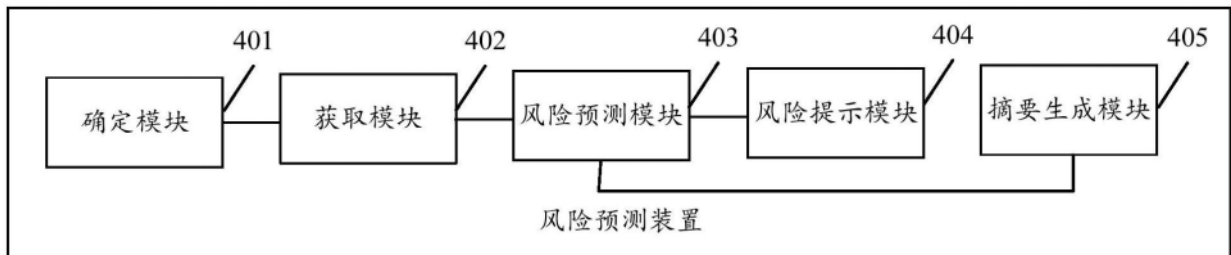


图4

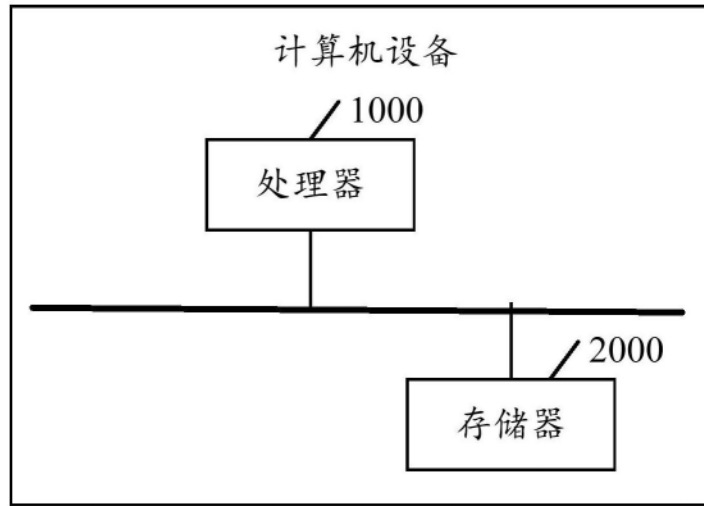


图5