



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113689948 B

(45) 授权公告日 2024. 11. 29

(21) 申请号 202110957388.4

A61M 16/00 (2006.01)

(22) 申请日 2021.08.18

G06N 20/00 (2019.01)

G06N 20/20 (2019.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113689948 A

(43) 申请公布日 2021.11.23

(73) 专利权人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大学
学城学苑大道1068号

专利权人 深圳理工大学

(56) 对比文件

US 2009107498 A1,2009.04.30

US 2020261674 A1,2020.08.20

Shang C et,al.A COVID-19 Non-contact Screening System Based on XGBoost and Logistic Regression.《JMIR Preprints. 15/01/2021:27151》.2021,1-25.

Simin Li et al..Development and external evaluation of predictions models for mortality of COVID-19 patients using machine learning method.《Neural Computing and Applications》.2021,第2023卷(第35期), 13037-13046.

(72) 发明人 熊富海 颜延 谯小豪 李慧慧

王磊 陈达理 梁端

审查员 李友

(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 陈聪

权利要求书5页 说明书17页 附图7页

(51) Int.Cl.

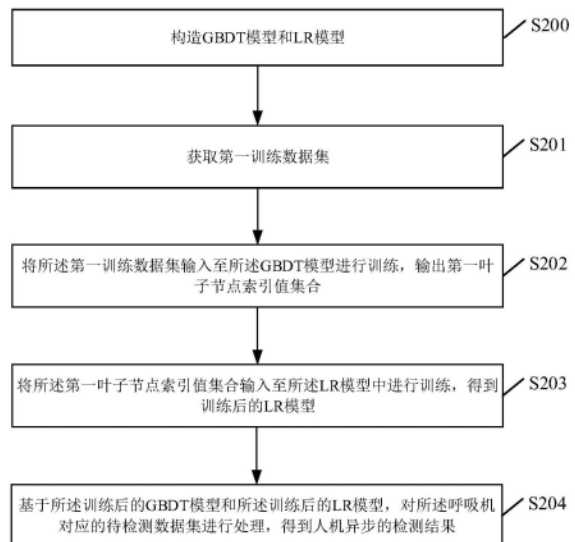
G16H 40/60 (2018.01)

(54) 发明名称

呼吸机机械通气的人机异步检测方法、装置和相关设备

(57) 摘要

本发明公开了一种呼吸机机械通气的人机异步检测方法、装置和相关设备,其中方法包括:构造GBDT模型和LR模型,获取第一训练数据集,将该第一训练数据集输入至该GBDT模型进行训练,得到第一叶子节点索引值集合后再输入至该LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型,基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果。采用本申请实施例,可以降低人机异步检测的成本、提高人机异步检测的实时性和解释性。



1. 一种呼吸机机械通气的人机异步检测方法,其特征在于,应用于呼吸机,包括:

构造GBDT模型和LR模型;所述GBDT模型包括一个或多个树集合,每个树集合包括一个或多个决策树;

获取原始历史数据集,所述原始历史数据集包括原始流量特征数据、原始气道压力特征数据、原始容量特征数据中的一种或多种;

对所述原始历史数据集进行数据划分和数据预处理,得到第一训练数据集和第一测试数据集;所述数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐和矩阵展平中的一种或多种;所述第一训练数据集包括机械通气的第一流量特征数据、第一气道压力特征数据、第一容量特征数据中的一种或多种,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;其中,经过数据标注后的所述原始历史数据集包括流量特征数据序列 $F_x = (f_1, f_2, \dots, f_x)$,气道压力特征数据序列 $P_x = (p_1, p_2, \dots, p_x)$,容量特征数据序列 $V_x = (v_1, v_2, \dots, v_x)$;所述数据标准化用于对所述 F_x 、 P_x 和 V_x 进行处理,所述数据标准化的公式为 $\overline{N_x} = \frac{N_x - \mu}{\sigma}$,其中,N表示F、P、V三者中的一种, μ 是相应序列的均值, σ 是相应序列的标准差;所述补零对齐用于对所述第一训练数据集和第一测试数据集进行长度控制,所述补零对齐的长度公式为 $\maxLen = \max(\text{len}(P_1, P_2, \dots, P_L))$,下标 $L = \text{len}(\text{trainset}) + \text{len}(\text{testset})$;所述矩阵展平用于对经过所述补零对齐后的数据矩阵进行展平降维;

将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型中,基于所述一个或多个决策树进行训练,创建新的决策树并更新所述一个或多个决策树,获得训练后的GBDT模型,并基于所述训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合;

将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型;

将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;

将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的处理结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;

基于所述训练好的GBDT模型对所述呼吸机对应的待检测数据集进行特征提取和加工,并基于所述训练好的LR模型对提取和加工后的特征进行分类和匹配,得到人机异步的检测结果。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于所述训练后的GBDT模型对所述呼吸机对应的待检测数据集进行特征提取和加工,并基于所述训练后的LR模型对提取和加工后的特征进行分类和匹配,得到人机异步的检测结果,包括:

获取第一测试数据集,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;

将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;

将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的处理结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;

将所述呼吸机对应的待检测数据集输入至所述训练好的GBDT+LR模型进行处理,得到人机异步的检测结果。

3. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述获取第一测试数据集,包括:

获取原始测试数据集,所述原始测试数据集包括原始测试流量特征数据、原始测试气道压力特征数据、原始测试容量特征数据中的一种或多种;

对所述原始测试数据集进行第一数据预处理,得到所述第一测试数据集;所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

4. 如权利要求1~3中任一项所述的方法,其特征在于,所述将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型,包括:

对所述第一叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二训练数据集;

将所述第二训练数据集输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型。

5. 如权利要求2~4中任一项所述的方法,其特征在于,所述将所述第二叶子节点索引值集合输入至所述训练后的LR模型中进行处理,包括:

对所述第二叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二测试数据集;

将所述第二测试数据集输入至所述训练后的LR模型中进行处理。

6. 如权利要求1~5中任一项所述的方法,其特征在于,所述获取第一训练数据集,包括:

获取原始训练数据集,所述原始训练数据集包括原始训练流量特征数据、原始训练气道压力特征数据、原始训练容量特征数据中的一种或多种;

对所述原始训练数据集进行第二数据预处理,得到所述第一训练数据集,所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

7. 如权利要求1~6中任一项所述的方法,其特征在于,所述构造GBDT模型和LR模型,包括:

设置所述GBDT模型的训练参数,得到所述GBDT模型,所述GBDT模型的训练参数包括所述GBDT模型的基学习器的最大迭代次数、所述GBDT模型的CART树的最大深度、所述GBDT模型的损失函数和所述GBDT模型的学习率;

设置所述LR模型的训练参数,得到所述LR模型,所述LR模型的训练参数包括所述LR模型分类数目和权值向量。

8. 如权利要求1~7中任一项所述的方法,其特征在于,所述人机异步的检测结果包括人机异步类型,所述人机异步类型包括双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型中的一种或多种。

9. 如权利要求8所述的方法,其特征在于,所述人机异步类型包括所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型;

所述得到人机异步的检测结果,包括:

得到所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型对应的三组概率值;

根据所述三组概率值和预设条件确定所述呼吸机的人机异步类型。

10. 如权利要求9所述的方法,其特征在于,所述方法,还包括:

当所述呼吸机的人机异步类型为双触发类型或无效吸气努力类型时,发送提示消息,所述提示消息用于提示医护人员根据所述呼吸机的人机异步类型调整所述呼吸机的设置。

11. 一种呼吸机机械通气的人机异步检测装置,其特征在于,应用于呼吸机,包括:

构造模块,用于构造GBDT模型和LR模型;所述GBDT模型包括一个或多个树集合,每个树集合包括一个或多个决策树;

获取模块,用于获取原始历史数据集,所述原始历史数据集包括原始流量特征数据、原始气道压力特征数据、原始容量特征数据中的一种或多种;

对所述原始历史数据集进行数据划分和数据预处理,得到第一训练数据集和第一测试数据集;所述数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐和矩阵展平中的一种或多种;所述第一训练数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;其中,经过数据标注后的所述原始历史数据集包括流量特征数据序列 $F_x = (f_1, f_2, \dots, f_x)$,气道压力特征数据序列 $P_x = (p_1, p_2, \dots, p_x)$,容量特征数据序列 $V_x = (v_1, v_2, \dots, v_x)$;所述数据标准化用于对所述 F_x 、 P_x 和 V_x 进行处理,所述数据标准化的公式为 $\overline{N_x} = \frac{N_x - \mu}{\sigma}$,其中,N表示F、P、V三者中的一种, μ 是相应序列的均值, σ 是相应序列的标准差;所述补零对齐用于对所述第一训练数据集和第一测试数据集进行长度控制,所述补零对齐的长度公式为 $\maxLen = \max(\text{len}(P_1, P_2, \dots, P_L))$,下标 $L = \text{len}(\text{trainset}) + \text{len}(\text{testset})$;所述矩阵展平用于对经过所述补零对齐后的数据矩阵进行展平降维;

第一训练模块,用于将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型中,基于所述一个或多个决策树进行训练,创建新的决策树并更新所述一个或多个决策树,获得训练后的GBDT模型,并基于所述训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合;

第二训练模块,用于将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型;

确定模块,用于将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;

将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的处理结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;

基于所述训练好的GBDT模型对所述呼吸机对应的待检测数据集进行特征提取和加工,并基于所述训练好的LR模型对提取和加工后的特征进行分类和匹配,得到人机异步的检测结果。

12. 如权利要求11所述的装置,其特征在于,所述确定模块,具体用于:

获取第一测试数据集,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;

将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;

将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的检测结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;

将所述呼吸机对应的待检测数据集输入至所述训练好的GBDT+LR模型进行处理,得到人机异步的检测结果。

13. 如权利要求12所述的装置,其特征在于,所述确定模块,具体用于:

获取原始测试数据集,所述原始测试数据集包括原始测试流量特征数据、原始测试气道压力特征数据、原始测试容量特征数据中的一种或多种;

对所述原始测试数据集进行第二数据预处理,得到所述第一测试数据集;所述第二数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

14. 如权利要求11~13中任一项所述的装置,其特征在于,所述第二训练模块,具体用于:

对所述第一叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二训练数据集;
将所述第二训练数据集输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型。

15. 如权利要求12~14中任一项所述的装置,其特征在于,所述确定模块,具体用于:

对所述第二叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二测试数据集;
将所述第二测试数据集输入至所述训练后的LR模型中进行处理。

16. 如权利要求11~15中任一项所述的装置,其特征在于,所述获取模块,具体用于:

获取原始训练数据集,所述原始训练数据集包括原始训练流量特征数据、原始训练气道压力特征数据、原始训练容量特征数据中的一种或多种;

对所述原始训练数据集进行第一数据预处理,得到所述第一训练数据集,所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

17. 如权利要求11~16中任一项所述的装置,其特征在于,所述构造模块,具体用于:

设置所述GBDT模型的训练参数,得到所述GBDT模型,所述GBDT模型的训练参数包括所述GBDT模型的基学习器的最大迭代次数、所述GBDT模型的CART树的最大深度、所述GBDT模型的损失函数和所述GBDT模型的学习率;

设置所述LR模型的训练参数,得到所述LR模型,所述LR模型的训练参数包括所述LR模型分类数目和权值向量。

18. 如权利要求11~17中任一项所述的装置,其特征在于,所述人机异步的检测结果包括人机异步类型,所述人机异步类型包括双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型中的一种或多种。

19. 如权利要求18所述的装置,其特征在于,所述人机异步类型包括所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型;

所述确定模块,具体用于:

得到所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型对应的三组概率值;

根据所述三组概率值和预设条件确定所述呼吸机的人机异步类型。

20. 如权利要求19所述的装置,其特征在于,所述装置,还包括:

发送模块,用于当所述呼吸机的人机异步类型为双触发类型或无效吸气努力类型时,发送提示消息,所述提示消息用于提示医护人员根据所述呼吸机的人机异步类型调整所述呼吸机的设置。

21. 一种终端,其特征在于,包括处理器、输入设备、输出设备和存储器,所述处理器、输入设备、输出设备和存储器相互连接,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1~10中任一项所述的方法。

22. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机存储介质存储有计算机程序,

所述计算机程序包括程序指令,所述程序指令当被处理器执行时使所述处理器执行如权利要求1~10中任一项所述的方法。

23.一种呼吸机,其特征在于,包括主机、空氧混合器、气源、湿化器、外部管道,所述主机、空氧混合器、气源、湿化器和外部管道相互连接,其中,所述主机用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述主机被配置用于调用所述程序指令,执行如权利要求1~10中任一项所述的方法。

呼吸机机械通气的人机异步检测方法、装置和相关设备

技术领域

[0001] 本申请涉及医疗器械技术领域,尤其涉及一种呼吸机机械通气的人机异步检测方法、装置和相关设备。

背景技术

[0002] 呼吸机是一种重要的提供呼吸功能支持的设备,它被广泛应用于医院的重症监护科室、一般性科室,为有呼吸功能障碍的患者提供重要的呼吸辅助支持。此外,还有不少呼吸机进入了家庭当中,成为辅助日常睡眠的家用设备。

[0003] 一般而言,呼吸机最重要的一个功能是它的通气灵敏程度。即呼吸机能否在患者或用户需要吸气时,提供同频的供气/充气支持;而在患者或用户需要呼气时,呼吸机能否及时的切换到对应的呼气态。也就是说,呼吸机需要及时检测到患者的吸气需求,及时检测到吸气结束切换到呼气的时机等等。

[0004] 但是,呼吸机在与患者或用户通气的过程中,仍然有极大概率出现呼吸机的通气与患者或用户呼吸需求不匹配、冲突的现象,即呼吸机与患者或用户之间基于某种气道类型的机械通气过程出现了人机异步现象,也就是不同步的现象。具体地,当患者或用户需要吸气而处于吸气相时,呼吸机没有提供足够的供气/充气支持,甚至没有处在供气/充气的状态;而当患者或用户需要呼气而处于呼气相时,呼吸机没有及时切换为呼气态。若长期处于人机异步状态,呼吸机将无法有效地为患者或用户提供积极帮助,甚至可能会导致患者或用户窒息。

[0005] 然而,在现有技术中,常常需要采用领域专家和专业医护人员通过人工标注特征的方法进行人机异步的判别,这自然需要耗费专家和专业医护人员大量的时间,时间和资金成本比较高,而且依靠专家人工判别的方式实时性不高,不利于实际部署推广和实施;另一方面,专家人工提取特征的可扩展性、泛化性、个性化等方面也有待验证,因此解释性仍存在局限。因此,如何提供一种低成本、高实时性和解释性强的呼吸机人机异步检测方案,是亟待解决的问题。

发明内容

[0006] 本申请实施例提供一种呼吸机机械通气的人机异步检测方法、装置和相关设备,可以降低人机异步检测的成本、提高人机异步检测的实时性和解释性。

[0007] 第一方面,本申请实施例提供了一种呼吸机机械通气的人机异步检测方法,该方法包括:

[0008] 构造GBDT模型和LR模型;所述GBDT模型包括一个或多个树集合,每个树集合包括一个或多个决策树;

[0009] 获取第一训练数据集,所述第一训练数据集包括机械通气的第一流量特征数据、第一气道压力特征数据、第一容量特征数据中的一种或多种;

[0010] 将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型中,基于所述一个或多个决策树进行

训练,创建新的决策树并更新所述一个或多个决策树,获得训练后的GBDT模型,并基于所述训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合;

[0011] 将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型;

[0012] 基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果。

[0013] 本申请实施例中,首先构造出GBDT模型和LR模型,然后利用训练数据(即第一训练数据集)对GBDT模型进行训练并输出处理结果(即第一叶子节点索引值集合),再利用该处理结果对LR模型进行训练,得到训练后的GBDT模型和LR模型;最后,再利用训练后的GBDT模型和LR模型对待检测数据进行处理,从而得到人机异步的检测结果。本申请实施例针对现有技术中依靠人工标注特征的方法进行人机异步的判别的问题,通过GBDT模型实现对呼吸机在机械通气时呼吸原始信号中的特征信息自动提取和加工,将经过加工后得到的表达能力更强的特征再作为LR模型的输入,利用线性化关系完成人机异步类型进行检测和分类。其中,因为GBDT模型和LR模型具备易部署,运算快的特点,在进行实际部署时成本较低;又因为,GBDT模型和LR模型还具有运算快,效率高的特点,能够为患者即时地匹配出适合其病理情况的通气模式,此外,因为LR模型还具备解释性强的特点,使得基于GBDT模型进行特征提取和加工,再将经过加工的特征输入LR模型完成人机异步分类和检测的方案具备强解释性。因此,相比于现有技术中依靠人工标注特征的方法进行人机异步判别的方式,本发明实施例在实际部署中可以降低成本,提高人机异步检测的实时性和解释性。

[0014] 在一种可能的实现方式中,所述基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果,包括:

[0015] 获取第一测试数据集,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;

[0016] 将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;

[0017] 将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的处理结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;

[0018] 将所述呼吸机对应的待检测数据集输入至所述训练好的GBDT+LR模型进行处理,得到人机异步的检测结果。

[0019] 本申请实施例中,在利用训练后的GBDT模型和LR模型对待检测数据进行处理之前,可以先利用测试数据对训练后的GBDT模型和LR模型进行性能测试。其中,可以先将测试数据(即第一测试数据集)输入至训练后的GBDT模型,得到处理结果(即第二叶子节点索引值集合),再将处理结果输入至训练后的LR模型,得到测试结果;测试结果的准确率达到阈值时,则认为GBDT+LR模型已训练好;最后,将待检测数据输入至训练好的GBDT+LR模型进行处理,即可得到人机异步的检测结果。综上,本申请实施例在进行实际检测前,先通过测试数据对经过训练的GBDT模型和LR模型进行性能测试,保证了模型的准确性。

[0020] 在一种可能的实现方式中,所述获取第一测试数据集,包括:

[0021] 获取原始测试数据集,所述原始测试数据集包括原始测试流量特征数据、原始测试气道压力特征数据、原始测试容量特征数据中的一种或多种;

[0022] 对所述原始测试数据集进行第一数据预处理,得到所述第一测试数据集;所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

[0023] 本申请实施例中,首先获取到原始测试数据,然后对原始测试数据进行数据预处理,得到训练后的GBDT模型的输入数据(即第一测试数据集)。在将数据输入至模型前,先通过数据预处理统一数据规格,从而能够更加方便地将规格统一的数据输入GBDT模型中进行测试,以此提高模型训练过程中的运算速度,进一步提高方案的时效性。

[0024] 在一种可能的实现方式中,所述将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型,包括:

[0025] 对所述第一叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二训练数据集;

[0026] 将所述第二训练数据集输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型。

[0027] 本申请实施例中,将GBDT模型训练后输出的处理结果(即第一叶子节点索引值集合)输入LR模型进行训练前,先对该处理结果进行One Hot编码处理。将经过One Hot编码处理后的数据作为LR模型的训练输入数据,可以解决LR模型不好处理离散数据的问题,而且在一定程度上也扩充了有效特征,从而提高LR模型分析的准确性和解释性。

[0028] 在一种可能的实现方式中,所述将所述第二叶子节点索引值集合输入至所述训练后的LR模型中进行处理,包括:

[0029] 对所述第二叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二测试数据集;

[0030] 将所述第二测试数据集输入至所述训练后的LR模型中进行处理。

[0031] 本申请实施例中,对训练后的GBDT模型进行测试后输出处理结果(即第二叶子节点索引值集合),在将该处理结果输入至训练后的LR模型进行测试前,先对该处理结果进行One Hot编码处理。将经过One Hot编码处理后的数据作为训练后的LR模型的测试输入数据,可以解决LR模型不好处理离散数据的问题,而且在一定程度上也扩充了有效特征,从而提高LR模型分析的准确性和解释性。

[0032] 在一种可能的实现方式中,获取原始训练数据集,所述原始训练数据集包括原始训练流量特征数据、原始训练气道压力特征数据、原始训练容量特征数据中的一种或多种;

[0033] 对所述原始训练数据集进行第二数据预处理,得到所述第一训练数据集,所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

[0034] 本申请实施例中,首先获取到原始训练数据,然后对原始训练数据进行数据预处理,得到GBDT模型的输入数据(即第一训练数据集)。在将数据输入至模型前,先通过数据预处理统一数据规格,从而能够更加方便地将规格统一的数据输入GBDT模型中进行训练,以此提高模型训练过程中的运算速度,进一步提高方案的时效性。

[0035] 在一种可能的实现方式中,所述构造GBDT模型和LR模型,包括:

[0036] 设置所述GBDT模型的训练参数,得到所述GBDT模型,所述GBDT模型的训练参数包括所述GBDT模型的基学习器的最大迭代次数、所述GBDT模型的CART树的最大深度、所述GBDT模型的损失函数和所述GBDT模型的学习率;

[0037] 设置所述LR模型的训练参数,得到所述LR模型,所述LR模型的训练参数包括所述LR模型的分数量数和权值向量。

[0038] 本申请实施例中,在构造GBDT模型和LR模型时,首先确定它们的各类参数,然后完成初始模型的构造。本申请实施例针对现有技术中依靠人工标注特征的方法进行人机异步

的判别的问题,构造出GBDT模型和LR模型的初始模型,为后续的训练、测试和实际检测处理提供前提。

[0039] 在一种可能的实现方式中,所述人机异步的检测结果包括人机异步类型,所述人机异步类型包括双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型中的一种或多种。

[0040] 本申请实施例中,首先明确人机异步的检测结果是确定人机异步的具体类型,可以确定的人机异步类型包括双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型中的一种或多种。当呼吸机与患者或用户的机械通气处于上述人机异步类型中的某一种时,本申请实施例可以快速、准确地进行检测识别。

[0041] 在一种可能的实现方式中,所述人机异步类型包括所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型;

[0042] 所述得到人机异步的检测结果,包括:

[0043] 得到所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型对应的三组概率值;

[0044] 根据所述三组概率值和预设条件确定所述呼吸机的人机异步类型。

[0045] 本申请实施例中,在利用上述GBDT模型和LR模型确定待检测数据的检测结果时,首先得到双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型对应的三组概率值,而不是直接确定并输出某一种类型作为最终检测结果,能够让医护人员获得更多数据参考,医护人员可以结合患者实际症状和数据参考进一步确定人机异步的具体类型,以此避免因极端值或临界值的存在而导致的误判。

[0046] 在一种可能的实现方式中,所述方法,还包括:

[0047] 当所述呼吸机的人机异步类型为双触发类型或无效吸气努力类型时,发送提示消息,所述提示消息用于提示医护人员根据所述呼吸机的人机异步类型调整所述呼吸机的设置。

[0048] 本申请实施例中,当待检测数据的检测结果确定为双触发类型或无效吸气努力类型时,则向医护人员发送提示消息,以此提示医护人员该呼吸机的人机异步类型出现异常,需要调整该呼吸机的设置,从而恢复到正常类型。

[0049] 第二方面,本申请实施例提供了一种呼吸机机械通气的人机异步检测装置,该装置包括:

[0050] 构造模块,用于构造GBDT模型和LR模型;所述GBDT模型包括一个或多个树集合,每个树集合包括一个或多个决策树;

[0051] 获取模块,用于获取第一训练数据集,所述第一训练数据集包括机械通气的第一流量特征数据、第一气道压力特征数据、第一容量特征数据中的一种或多种;

[0052] 第一训练模块,用于将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型中,基于所述一个或多个决策树进行训练,创建新的决策树并更新所述一个或多个决策树,获得训练后的GBDT模型,并基于所述训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合;

[0053] 第二训练模块,用于将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型;

[0054] 确定模块,用于基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果。

[0055] 本申请实施例中,首先通过构造模块构造出GBDT模型和LR模型,然后利用获取模块获取到训练数据(即第一训练数据集),再通过第一训练模块基于该训练数据对GBDT模型进行训练并输出处理结果(即第一叶子节点索引值集合),再利用第二训练模块基于该处理结果对LR模型进行训练,得到训练后的GBDT模型和LR模型;最后,确定模块再利用训练后的GBDT模型和LR模型对待检测数据进行处理,从而得到人机异步的检测结果。本申请实施例针对现有技术中依靠人工标注特征的方法进行人机异步的判别的问题,通过GBDT模型实现对呼吸机在机械通气时呼吸原始信号中的特征信息自动提取和加工,将经过加工后得到的表达能力更强的特征再作为LR模型的输入,利用线性化关系完成人机异步类型进行检测和分类。此外,GBDT模型具备易部署,运算快的特点,LR模型还具备模型简单、解释性强的特点。因此,相比于现有技术中依靠人工标注特征的方法进行人机异步判别的方式,本发明实施例在实际部署中可以降低成本,提高人机异步检测的实时性和解释性。

[0056] 在一种可能的实施方式中,所述确定模块,具体用于:

[0057] 获取第一测试数据集,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;

[0058] 将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;

[0059] 将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的检测结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;

[0060] 将所述呼吸机对应的待检测数据集输入至所述训练好的GBDT+LR模型进行处理,得到人机异步的检测结果。

[0061] 在一种可能的实施方式中,所述确定模块,具体用于:

[0062] 获取原始测试数据集,所述原始测试数据集包括原始测试流量特征数据、原始测试气道压力特征数据、原始测试容量特征数据中的一种或多种;

[0063] 对所述原始测试数据集进行第二数据预处理,得到所述第一测试数据集;所述第二数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

[0064] 在一种可能的实施方式中,所述第二训练模块,具体用于:

[0065] 对所述第一叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二训练数据集;

[0066] 将所述第二训练数据集输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型。

[0067] 在一种可能的实施方式中,所述确定模块,具体用于:

[0068] 对所述第二叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二测试数据集;

[0069] 将所述第二测试数据集输入至所述训练后的LR模型中进行处理。

[0070] 在一种可能的实施方式中,所述获取模块,具体用于:

[0071] 获取原始训练数据集,所述原始训练数据集包括原始训练流量特征数据、原始训练气道压力特征数据、原始训练容量特征数据中的一种或多种;

[0072] 对所述原始训练数据集进行第一数据预处理,得到所述第一训练数据集,所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。

[0073] 在一种可能的实施方式中,所述构造模块,具体用于:

[0074] 设置所述GBDT模型的训练参数,得到所述GBDT模型,所述GBDT模型的训练参数包括所述GBDT模型的基学习器的最大迭代次数、所述GBDT模型的CART树的最大深度、所述

GBDT模型的损失函数和所述GBDT模型的学习率；

[0075] 设置所述LR模型的训练参数,得到所述LR模型,所述LR模型的训练参数包括所述LR模型分类数目和权值向量。

[0076] 在一种可能的实施方式中,所述人机异步的检测结果显示包括人机异步类型,所述人机异步类型包括双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型中的一种或多种。

[0077] 在一种可能的实施方式中,所述人机异步类型包括所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型；

[0078] 所述确定模块,具体用于：

[0079] 得到所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型对应的三组概率值；

[0080] 根据所述三组概率值和预设条件确定所述呼吸机的人机异步类型。

[0081] 在一种可能的实施方式中,所述装置,还包括：

[0082] 发送模块,用于当所述呼吸机的人机异步类型为双触发类型或无效吸气努力类型时,发送提示消息,所述提示消息用于提示医护人员根据所述呼吸机的人机异步类型调整所述呼吸机的设置。

[0083] 第三方面,本申请实施例提供了一种终端,其特征在于,包括处理器、输入设备、输出设备和存储器,所述处理器、输入设备、输出设备和存储器相互连接,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,执行上述第一方面的呼吸机机械通气的人机异步检测方法。

[0084] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,其特征在于,该计算机存储介质存储有计算机程序,该计算机程序包括程序指令,该程序指令当被处理器执行时使该处理器执行上述第一方面的呼吸机机械通气的人机异步检测方法。

[0085] 第五方面,本申请实施例提供了一种呼吸机,其特征在于,包括主机、空氧混合器、气源、湿化器、外部管道,所述主机、空氧混合器、气源、湿化器和外部管道相互连接,其中,所述主机用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述主机被配置用于调用所述程序指令,执行上述第一方面的呼吸机机械通气的人机异步检测方法。

附图说明

[0086] 为了更清楚地说明本申请实施例技术方案,下面将对实施例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。

[0087] 图1是本申请实施例提供的一种呼吸机100的结构示意图；

[0088] 图2a是本申请实施例提供的一种呼吸机机械通气的人机异步检测方法的流程图；

[0089] 图2b是本申请实施例提供的一种GBDT+LR模型处理流程图；

[0090] 图3a是本申请实施例提供的一种数据预处理流程图；

[0091] 图3b是本申请实施例提供的一种GBDT+LR模型结构示意图；

[0092] 图4a是本申请实施例提供的一种基于GBDT+LR模型的测试结果混淆矩阵图；

[0093] 图4b是本申请实施例提供的一种GBDT模型训练过程可视化结构图；

- [0094] 图4c是本申请实施例提供的一种GBDT模型提取特征的特征重要度分布图；
- [0095] 图4d是本申请实施例提供的一种GBDT模型训练情况的Loss参数示意图；
- [0096] 图4e是本申请实施例提供的一种GBDT+LR模型的ROC曲线与AUC值参数示意图；
- [0097] 图5是本申请实施例提供的一种呼吸机机械通气的人机异步检测装置的结构示意图；
- [0098] 图6是本申请实施例提供的另一种呼吸机机械通气的人机异步检测装置的结构示意图。

具体实施方式

[0099] 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清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0100] 应当理解,术语“包括”和“具有”以及它们任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备没有限定于已列出的步骤或单元,而是可选地还包括没有列出的步骤或单元,或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0101] 还应当理解,在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置展示该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0102] 还应当进一步理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0103] 首先,对本申请中的部分用语进行解释说明,以便于本领域技术人员理解。

[0104] (1) 无效吸气努力,是一种当患者或用户需求吸气时所做的吸气努力动作未能被呼吸机捕获到,导致呼吸机不给以通气支持的现象。无效吸气努力是常见的一种人机异步类型。

[0105] (2) 双触发,是一种患者的吸气动作在短时间内被呼吸机捕捉了两次,从而触发了呼吸机进行两次通气支持的现象。双触发的特点是连续两次吸气,而没有时间呼气。通常来说,患者或用户的吸气努力在双触发呼吸的整个过程中都存在,这表明在吸气周期和呼气周期的初始阶段,患者或用户持续的吸气努力会触发第二次呼吸。双触发是常见的一种人机异步类型。

[0106] (3) 梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree,GBDT)模型,是一种基于集成思想的决策树模型。其本质是基于残差进行学习,具有可处理各种类型的数据、准确率较高以及对异常值的鲁棒性强等特点。本申请实施例将在人机异步检测的过程中利用到GBDT模型。

[0107] (4) 逻辑回归(Logistic Regression,LR)模型,是在线性回归的基础上,套用了一个逻辑函数形成的一种分类模型。具有简单、可并行化、可解释性强的特点,其中可解释性强的特点,在医疗器械的算法模型领域尤其重要。本申请实施例将在人机异步检测的过程

中利用到LR模型。

[0108] (5)独热(One-Hot)编码,又称一位有效编码,其方法是使用N位状态寄存器来对N个状态进行编码,每个状态都有它独立的寄存器位,并且在任意时候,其中只有一位有效。本申请实施例将在人机异步检测的过程中利用到One-Hot编码。

[0109] 首先,分析并提出本申请所具体要解决的技术问题。在现有技术中,关于呼吸机机械通气的人机异步检测的方案,包括方案一,具体可以包括如下步骤S100~S102:

[0110] 步骤S100:领域专家和专业医护人员人工收集呼吸机参数特征。

[0111] 步骤S101:领域专家和专业医护人员对呼吸机参数特征进行人工标注和分析。

[0112] 步骤S102:根据分析结果确定是否存在人机异步现象。

[0113] 该方案一存在以下多个缺点:

[0114] 缺点1:成本高。基于人工标注特征进行人机异步判别的方式,需要耗费领域内专家以及专业医护人员的宝贵时间,而且资金费用也不小。

[0115] 缺点2:时效性低。方案依赖人工进行特征采集、标注以及分析,整个过程中耗时较多,难以满足呼吸机等医疗器械对于时效性的高要求。因此,依靠人工方式进行判别的方案也难以推广开来。

[0116] 缺点3:特征解释性不强。通过人工方式提取的特征,在可扩展性、泛化性、个性化等方面都有待验证,因此将特征用于人机异步判别的解释性仍然不强,而呼吸机等医疗器械对于方案的解释性尤为注重。

[0117] 为了解决当前基于人工方式的人机异步检测技术存在的成本高、时效性低和特征解释性不强的问题,达到降低成本、提高时效性和解释性的目的,综合考虑现有技术存在的缺点,本申请实际要解决的技术问题如下:

[0118] 1、采用简单易部署、运算快速和解释性强的自动检测模型(方案一的缺点1、缺点2和缺点3)。基于人工方式的人机异步检测技术部分满足了检测的需求,但是无法满足实际部署过程中对于成本、时效性和特征解释性更严苛的要求。因此,需要一种自动检测模型取代人工方式,该模型应该具备简单易部署的特点,从而可以降低部署成本;该模型还应该具备运算快速的特点,从而可以解决时效性低的问题;最后该模型还需要具备较强的解释性,满足呼吸机等医疗器械对于解释性的要求。

[0119] 综上所述,现有基于人工方式的人机异步检测技术存在的成本高、时效性低和特征解释性不强的问题而导致无法满足实际部署检测的更高要求。因此,本申请提供的呼吸机机械通气的人机异步检测方法,基于GBDT模型和LR模型进行人机异步的检测,具备简单易部署、运算快速和解释性强的特点,能够解决上述技术问题。

[0120] 为方便更好地理解本申请方案,以下本申请实施例通过呼吸机100进行简单描述,请参见图1,图1是本申请实施例提供的一种呼吸机100的结构示意图。

[0121] 呼吸机100可以包括:主机110,空氧混合器120,气源130,湿化器140,外部管道150等。可以理解的是,本发明实施例示意的结构并不构成对终端设备100的具体限定。在本申请另一些实施例中,终端设备100可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者拆分某些部件,或者不同的部件布置。图示的部件可以以硬件,软件或软件和硬件的组合实现。

[0122] 主机110可以包括一个或多个处理单元,例如:主机110可以包括应用处理器

(application processor, AP), 调制解调处理器, 图形处理器 (graphics processing unit, GPU), 图像信号处理器 (image signal processor, ISP), 控制器, 存储器, 数字信号处理器 (digital signal processor, DSP), 和/或神经网络处理器 (neural-network processing unit, NPU) 等。其中, 不同的处理单元可以是独立的器件, 也可以集成在一个或多个处理器中。

[0123] 其中, 控制器可以是呼吸机100的神经中枢和指挥中心。控制器可以根据指令操作码和时序信号, 产生操作控制信号, 完成取指令和执行指令的控制。

[0124] 主机110中还可以设置存储器, 用于存储指令和数据。在一些实施例中, 主机110中的存储器为高速缓冲存储器。该存储器可以保存主机110刚用过或循环使用的指令或数据。如果主机110需要再次使用该指令或数据, 可从所述存储器中直接调用。避免了重复存取, 减少了主机110的等待时间, 因而提高了系统的效率。

[0125] 在一些实施例中, 主机110可以包括一个或多个接口。接口可以包括集成电路 (inter-integrated circuit, I2C) 接口, 集成电路内置音频 (inter-integrated circuit sound, I2S) 接口, 脉冲编码调制 (pulse code modulation, PCM) 接口, 通用异步收发传输器 (universal asynchronous receiver/transmitter, UART) 接口, 移动产业处理器接口 (mobile industry processor interface, MIPI), 通用输入输出 (general-purpose input/output, GPIO) 接口, 用户标识模块 (subscriber identity module, SIM) 接口, 和/或通用串行总线 (universal serial bus, USB) 接口等。主机110可以通过一个或多个接口与呼吸机100的其他部件或者其他外部的设备进行连接。

[0126] 可以理解的是, 本发明实施例示意的各模块间的接口连接关系, 只是示意性说明, 并不构成对呼吸机100的结构限定。在本申请另一些实施例中, 终端设备100也可以采用上述实施例中不同的接口连接方式, 或多种接口连接方式的组合。

[0127] 空氧混合器120的输入气体可以是压缩空气、环境空气或压缩氧气。氧气在空气中占21%, 因此也可以利用压缩空气、环境空气作为呼吸机100的气源130, 供给呼吸困难的患者进行治疗。对换气功能有障碍的患者, 氧浓度必须适当提高, 才能满足治疗需求。此时, 空氧混合器120可接压缩氧气源并根据病情变化适当调整氧浓度。

[0128] 气源130一般分为电动供气和压缩气源两种。如果呼吸机100以电动机为动力, 通过压缩泵或折叠式皮囊等装置产生一定的正压气流, 向患者供气, 则称为电动方式; 如果呼吸机100采用压缩气泵, 经过过滤、减压、湿化等处理后, 再向患者供气, 则称为气动方式。

[0129] 湿化器140主要是替代鼻腔、口腔对吸入的气体进行湿化。呼吸机100向患者提供气体加以湿化的装置, 称为湿化器; 而将液体雾化处理的装置, 称为雾化器。气体湿化、液体雾化, 可以对患者的气管、支气管黏膜起到保护作用。通常湿化器140还具有加热装置, 即加热湿化或加热雾化, 以便使气体接近人的体温, 减少对患者的刺激。

[0130] 外部管道150把经过湿化或雾化的气体提供给患者, 同时把患者呼出的气体通过呼吸活瓣直接排出。外部管道150还要把呼吸信号反馈给主机110, 以便达到同步呼吸, 有效地改善患者的换气效能。

[0131] 基于图1提供的呼吸机的架构示意图, 结合本申请中提供的呼吸机机械通气的人机异步检测方法的流程进行说明, 对本申请中提出的技术问题进行分析并解决。

[0132] 参见图2a和图2b, 图2a是本申请实施例提供的一种呼吸机机械通气的人机异步检

测方法的流程示意图,图2b是本申请实施例提供的一种GBDT+LR模型处理流程示意图。该人机异步检测方法可应用于上述图1所述的呼吸机100中,呼吸机100可以用于支持并执行图2a中所示的方法流程步骤S200-步骤S203,处理流程可以参考图2b。下面将结合附图2a从呼吸机侧进行描述。该人机异步检测方法可以包括以下步骤S200-步骤S203。

[0133] 步骤S200:构造GBDT模型和LR模型。

[0134] 具体地,可以先在呼吸机100的主机110中构造GBDT和LR模型。其中,GBDT模型中可以包括一个或多个树集合,每个树集合中又可以包括一个或多个决策树。

[0135] 优选地,在呼吸机100的主机110中构造GBDT模型时,可以先设置树集合的类别数量、基学习器的最大迭代次数、CART树的最大深度、损失函数和学习率等参数来完成GBDT模型。例如,树集合的类别数量可以为3,基学习器的最大迭代次数可以为60,CART树的最大深度可以为3,损失函数可以采用对数似然损失函数,学习率可以为0.1。在呼吸机100的主机110中构造LR模型时,可以先设置LR模型的分类型数和权重向量。例如,分类型数可以是3。可理解地,以上参数也可以为其它值,本发明实施例对此不作具体限定。需要说明的是,GBDT模型中树集合的类别数量和LR模型中分类型数的取值应与实际类别数量对应。可参见图3b,图3b是本申请实施例提供的一种GBDT+LR模型结构示意图,示意图展示了整个GBDT+LR模型的上半部分是GBDT模型的结构图,其中N的取值为60,即GBDT模型有60颗树;下半部分是LR模型的结构图,在本申请实施例中LR模型的输出可以用于判定人机异步的类型。

[0136] 步骤S201:获取第一训练数据集。

[0137] 具体地,第一训练数据集可以是呼吸机100通过主机110从外部管道150中获取到的关于机械通气的原始历史数据集。其中,该原始历史数据集可以包括流量特征数据、气道压力特征数据、容量特征数据中的一种或多种。为方便理解,本申请实施例以原始历史数据集包括流量特征数据、气道压力特征数据和容量特征数据为例进行说明。需要说明的是,第一训练数据集可以是在构造GBDT模型和LR模型前获取,也可以是在构造GBDT模型和LR模型后获取,在此不作具体限定。

[0138] 优选地,第一训练数据集可以是呼吸机100对主机110从外部管道150中获取到的关于机械通气的原始历史数据集先进行数据划分,再进行数据预处理得到的。其中,该原始历史数据集可以包括流量特征数据、气道压力特征数据、容量特征数据中的一种或多种;原始历史数据集经过数据划分可以得到第一训练数据集和第一测试数据集;数据预处理可以包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。可参见图3a,图3a是本申请实施例提供的一种数据预处理流程示意图,可以进行设备或装置的设置、调试以及仿真,然后再将收集到的原始数据划分为训练数据和测试数据,最后再对它们进行数据标注、数据标准化以及补零对齐。本申请实施例以历史数据集包括流量特征数据、气道压力特征数据和容量特征数据,数据预处理可以包括数据标注、数据标准化和补零对齐为例,可以先对历史数据集进行数据标注处理,再对经过数据标注处理后的数据进行数据标准化,最后对经过数据标准化处理后的数据进行补零对齐处理。其中,可以通过数据标注将历史数据集分割为双触发、无效吸气努力、正常三种人机异步的类别;数据标准化可以是直线型方法(如极值法、标准差法)、折线型方法(如三折线法)、曲线型方法(如半正态性分布)等,本申请实施例中不作具体限定;补零对齐可以根据实际数据长度进行处理,过长则截断,过短则补充,保证数据尺寸大小统一。

[0139] 具体地,可以假定经过数据标注处理后的历史数据集包括流量特征数据序列 $F_x = (f_1, f_2, \dots, f_x)$,气道压力特征数据序列 $P_x = (p_1, p_2, \dots, p_x)$,容量特征数据序列 $V_x = (v_1, v_2, \dots, v_x)$ 。

[0140] 然后,可以对 F_x 、 P_x 、 V_x 进行数据标准化处理,数据标准化公式可以为 $\overline{N_x} = \frac{N_x - \mu}{\sigma}$,其中, N 表示 F 、 P 、 V 三者中的一种, μ 是相应序列的均值, σ 是相应序列的标准差。

[0141] 最后,可以假设一个足够的数据长度,过长则截断,过短则补充。例如,可以选取100作为最长的数据长度。其中,长度公式可以为 $\maxLen = \max(\text{len}(P_1, P_2, \dots, P_L))$,下标 $L = \text{len}(\text{trainset}) + \text{len}(\text{testset})$ 进行计算。也即是说,第一训练数据集和第一测试数据集的长度为100。对所有长度不够100的数据,进行补“0”处理,以此可以形成统一尺寸大小(尺寸为 $[-1, 100, 3]$)的用于训练与测试的数据,再对该 $[-1, 100, 3]$ 尺寸的矩阵进行展平处理得到尺寸大小为 $[-1, 300]$ 的矩阵,最终得到符合 $[-1, 300]$ 规格要求的训练数据与测试数据矩阵可以方便地输入GBDT+LR模型中进行训练与测试了。设 Z_x 为 $[-1, 300]$ 矩阵中的一个行元素,则显然 $Z_x = [F_x, P_x, V_x] = (f_1, f_2, \dots, f_x, p_1, p_2, \dots, p_x, v_1, v_2, \dots, v_x)$ 。

[0142] 步骤S202:将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型进行训练,输出第一叶子节点索引值集合。

[0143] 具体地,基于所构造的GBDT模型中的一个或多个决策树进行训练,以此再创建出新的决策树并更新上述的一个或多个决策树,在训练过程中达到模型的上述各类参数的阈值,获得训练后的GBDT模型,并基于该训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合。如上述例子,分别基于3个树集合中的一个或多个决策树进行训练,创建出新的决策树并更新原有的一个或多个决策树,当每个树集合中的决策树达到60个时,暂停训练得到训练后的GBDT模型,并且基于训练后的模型输出模型中所有叶子节点的索引值。其中,对于3种不同类别的人机异步(即双触发、无效吸气努力和正常)判别问题,构造3个不同的树集合来拟合

每个类别的概率,假设 q 为某一类人机异步,则利用 $P(y = q|x) = \frac{e^{Fq(x)}}{\sum_{i=1}^k e^{Fi(x)}}$ 可计算出人机异步类别 q 的概率;此外,经过训练后所得到的GBDT模型的公式可以为 $F_M(x) = f_M(x) = \sum_{m=1}^M f_m(x) = \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J c_{mj} I(x \in R_{mj})$,其中 M 表示决策树的数量, R_{mj} 表示第 m 棵子树所有的划分方法中叶子节点索引值的集合, I 表示指示函数。需要说明的是,训练后的GBDT模型输出的所有叶子节点索引值是比训练数据集的特征数据更具备表达能力的特征。

[0144] 步骤S203:将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型。

[0145] 具体地,将训练后的GBDT模型所输出的第一叶子节点索引值集合输入至构造的LR模型进行训练,以此得到训练后的LR模型。

[0146] 优选地,可以先对训练后的GBDT模型所输出的第一叶子节点索引值集合进行One Hot处理,得到第二训练数据集,再将该第二训练数据集输入至构造的LR模型进行训练,以此得到训练后的LR模型。经过训练后所得到的LR模型的公式可以为 $P(Y = k|x) = \frac{\exp(w_k \cdot x)}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} \exp(w_k \cdot x)}$, $k = 1, 2, \dots, K - 1, x \in R^{n+1}, w_k \in R^{n+1}$,其中的 K 的值可以为3,也即是人机异步分类的数目, n 为样本数量, w_k 为权值向量的分量。

[0147] 步骤S204:基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果。

[0148] 具体地,可以将呼吸机100的待检测数据集输入至经过训练后得到的GBDT模型进行处理,得到表达能力更强的数据特征,再将该数据特征输入至经过训练后得到的LR模型处理,确定出人机异步的检测结果是双触发、无效吸气努力和正常中的哪一种。其中,训练后的LR模型可以分别输出双触发、无效吸气努力和正常三种人机异步类型的概率值,其中概率值最大的可以被确定为人机异步的检测结果。例如,双触发的概率值为10%、无效吸气努力的概率值为85%,正常的概率值为5%,则人机异步的检测结果为无效吸气努力。可理解地,上述概率值在具体分析过程中也可以为其它值,本发明实施例对此仅做示例性解释,而不作具体限定。还需要说明的是,医护人员可以结合患者实际症状和人机异步类型概率值数据作为参考,进一步确定人机异步的具体类型,以此避免因极端值或临界值的存在而导致的误判。

[0149] 优选地,在将呼吸机100的待检测数据集输入训练后的GBDT模型和LR模型之前,还可以利用测试数据先对训练后的GBDT模型和LR模型进行性能测试。可以设定一个阈值,例如阈值可以是95%,若测试的准确率没有达到阈值要求,则需要再另外获取训练数据对模型进行训练;若测试的准确率达到阈值要求,则认为GBDT模型和LR模型已训练好,可暂时不再另外获取训练数据对模型进行训练。需要说明的是,用于性能测试的数据集可以是在对原始历史数据集进行数据划分时得到的(如S201中的第一测试数据集),用于性能测试的数据集也可以经过数据预处理,具体处理方式可参考S201中的内容,此处不再详述。还需要说明的是,当第一测试数据集输入至训练后的GBDT模型进行处理后,输出表达能力更强的特征数据(即第二叶子节点索引值集合),再将该表达能力更强的特征数据输入至训练后的LR模型之前,可以先进行One Hot编码处理。

[0150] 可选地,上述步骤S204之后还包括步骤S205:发送提示消息。

[0151] 具体地,当呼吸机100的人机异步类型确定为双触发类型或无效吸气努力类型中的任一种类型时,呼吸机100可以通过主机110发送一个提示消息,该提示消息用于提示医护人员根据呼吸机100的人机异步类型(即双触发类型或无效吸气努力类型)调整该呼吸机,使其回复到正常类型。例如,呼吸机100可以利用主机110中的接口与一个外置的提示装置进行连接,当呼吸机100的人机异步类型为双触发类型或无效吸气努力类型时,主机110向外置的提示装置发送提示消息,随后该外置的提示装置发出提示音。可理解地,提示方式也可以为采用其他方式,本发明实施例对此仅做示例性解释,而不作具体限定。

[0152] 可理解地,当上述人机异步检测方法应用于呼吸机的人机异步检测时,由于采用了简单易部署、运算快速且解释性强的GBDT+LR模型,使得人机异步检测的判别和部署的时间以及资金成本得以降低,运算快速也为检测的高时效性提供保障,除此之外,该模型还具备强解释性,更是契合医疗领域对于方案解释性的高要求。

[0153] 本申请实施例进行人机异步检测的效果具体如何,以下对本申请实施例的实验过程和结果进行相关展示。需要说明的是,本申请实施例用于实验的原始历史数据包括了流量特征数据、气道压力特征数据和容量特征数据,在实验过程中,借助经过训练的技术人员对这些原始历史数据进行数据划分,然后对经过划分的数据进行数据预处理(包括数据标注、数据标准化和补零对齐),确定数据长度为100。此外,构造的GBDT模型参数为树集合的

类别数量为3,基学习器的最大迭代次数为60,CART树的最大深度为3,损失函数采用对数似然损失函数,学习率为0.1,LR模型的分类型数为3;某人机异步类型q的概率公式为

$$P(y = q|x) = \frac{e^{F_q(x)}}{\sum_{i=1}^k e^{F_i(x)}} , \text{训练后的GBDT模型的公式为}$$

$$F_M(x) = f_M(x) = \sum_{m=1}^M f_m(x) = \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J c_{mj} I(x \in R_{mj}) , \text{训练后的LR模型公式为}$$

$$P(Y = k|x) = \frac{\exp(w_k \cdot x)}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} \exp(w_k \cdot x)}, k = 1, 2, \dots, K - 1, x \in R^{n+1}, w_k \in R^{n+1}。本申请实施例的具体训练过程以及模型使用效果可参见以下附图。$$

具体训练过程以及模型使用效果可参见以下附图。

[0154] 请参见图4a,图4a是本申请实施例提供的一种基于GBDT+LR模型的测试结果混淆矩阵图。图中展示出GBDT+LR模型在呼吸机人机异步检测的过程中颇具效果,双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型检测的预测准确率在95%以上。其中,在预测双触发类型时,会将小部分(5%)的双触发误判为无效吸气努力类型,而对无效吸气努力类型与正常类型的预测准确率都接近100%。

[0155] 请参见图4b,图4b是本申请实施例提供的一种GBDT模型训练过程可视化结构图。该结构图中展示出了在训练GBDT模型的第一颗子树的过程中,子树节点中的值的一些判别阈值参数情况。

[0156] 请参见图4c,图4c是本申请实施例提供的一种GBDT模型提取特征的特征重要度分布图。该分布图中展示出前20个特征的重要度分布情况,以便于可视化查看。横轴表示的是特征的权重,权重越高表明特征的重要度越高;纵轴是特征的编码,不同编码对应不同的具体特征,在此不详细体现具体编码与具体特征的对应情况,仅表明不同特征的重要度会有所不同,并且本申请实施例能够将这些不同特征重要度的具体情况通过可视化手段展示出来。

[0157] 请参见图4d,图4d是本申请实施例提供的一种GBDT模型训练情况的Loss参数示意图。该示意图表明,随着GBDT模型训练代次的增加,该GBDT模型训练的Loss在稳步降低,也即是说,GBDT模型在逐步收敛到良好的训练状态,GBDT模型的训练是成功的。所以,GBDT模型分析组合出的表达能力更强的特征便于后续LR模型对于人机异步类型的最终判别。

[0158] 请参见图4e,图4e是本申请实施例提供的一种GBDT+LR模型的ROC曲线与AUC值参数示意图。该示意图中展示出GBDT+LR模型宏平均和微平均ROC曲线与它们对应的AUC值,其中AUC值用于说明模型性能,其取值越接近1说明模型性能越好。其中,微平均ROC曲线相应的AUC值为0.9946;宏平均ROC曲线相应的AUC值为0.9994。本申请实施例提供的GBDT+LR模型的宏平均和微平均ROC曲线的AUC值都相当接近1,也即是说,本申请实施例提供的GBDT+LR模型的性能不错。

[0159] 综上,本申请通过GBDT+LR模型进行呼吸机人机异步检测的方案可行性高,并且可以克服现有人工判别方式存在的成本高、时效性低、解释性不强的问题。

[0160] 上述详细阐述了本申请实施例的方法,下面提供了本申请实施例的相关装置。

[0161] 请参见图5,图5是本申请实施例提供的一种呼吸机机械通气的人机异步检测装置的结构示意图。该人机异步检测装置10可以包括构造模块101、获取模块102、第一训练模块103、第二训练模块104和确定模块105,可选地,还包括发送模块106。其中,各个模块的详细描述如下:

- [0162] 构造模块101,用于构造GBDT模型和LR模型;所述GBDT模型包括一个或多个树集合,每个树集合包括一个或多个决策树;
- [0163] 获取模块102,用于获取第一训练数据集,所述第一训练数据集包括机械通气的第一流量特征数据、第一气道压力特征数据、第一容量特征数据中的一种或多种;
- [0164] 第一训练模块103,用于将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型中,基于所述一个或多个决策树进行训练,创建新的决策树并更新所述一个或多个决策树,获得训练后的GBDT模型,并基于所述训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合;
- [0165] 第二训练模块104,用于将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型;
- [0166] 确定模块105,用于基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果。
- [0167] 在一种可能的实现方式中,所述确定模块105,具体用于:
- [0168] 获取第一测试数据集,所述第一测试数据集包括机械通气的第二流量特征数据、第二气道压力特征数据、第二容量特征数据中的一种或多种;
- [0169] 将所述第一测试数据集输入至所述训练后的GBDT模型中进行处理,得到第二叶子节点索引值集合;
- [0170] 将所述第二叶子节点索引值集合输入所述训练后的LR模型中进行处理,直到基于所述训练后的LR模型的检测结果准确率达到预设阈值后,得到训练好的GBDT+LR模型;
- [0171] 将所述呼吸机对应的待检测数据集输入至所述训练好的GBDT+LR模型进行处理,得到人机异步的检测结果。
- [0172] 在一种可能的实现方式中,所述确定模块105,具体用于:
- [0173] 获取原始测试数据集,所述原始测试数据集包括原始测试流量特征数据、原始测试气道压力特征数据、原始测试容量特征数据中的一种或多种;
- [0174] 对所述原始测试数据集进行第二数据预处理,得到所述第一测试数据集;所述第二数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。
- [0175] 在一种可能的实现方式中,所述第二训练模块104,具体用于:
- [0176] 对所述第一叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二训练数据集;
- [0177] 将所述第二训练数据集输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型。
- [0178] 在一种可能的实现方式中,所述确定模块105,具体用于:
- [0179] 对所述第二叶子节点索引值集合进行One Hot编码处理,得到第二测试数据集;
- [0180] 将所述第二测试数据集输入至所述训练后的LR模型中进行处理。
- [0181] 在一种可能的实现方式中,所述获取模块102,具体用于:
- [0182] 获取原始训练数据集,所述原始训练数据集包括原始训练流量特征数据、原始训练气道压力特征数据、原始训练容量特征数据中的一种或多种;
- [0183] 对所述原始训练数据集进行第一数据预处理,得到所述第一训练数据集,所述第一数据预处理包括数据标注、数据标准化、补零对齐中的一种或多种。
- [0184] 在一种可能的实现方式中,所述构造模块101,具体用于:
- [0185] 设置所述GBDT模型的训练参数,得到所述GBDT模型,所述GBDT模型的训练参数包括所述GBDT模型的基学习器的最大迭代次数、所述GBDT模型的CART树的最大深度、所述

GBDT模型的损失函数和所述GBDT模型的学习率;

[0186] 设置所述LR模型的训练参数,得到所述LR模型,所述LR模型的训练参数包括所述LR模型分类数目和权值向量。

[0187] 在一种可能的实现方式中,所述人机异步的检测结果包括人机异步类型,所述人机异步类型包括双触发类型、无效吸气努力类型和正常类型中的一种或多种。

[0188] 在一种可能的实现方式中,所述人机异步类型包括所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型;

[0189] 所述确定模块105,具体用于:

[0190] 得到所述双触发类型、所述无效吸气努力类型和所述正常类型对应的三组概率值;

[0191] 根据所述三组概率值和预设条件确定所述呼吸机的人机异步类型。

[0192] 在一种可能的实现方式中,所述装置,还包括:

[0193] 发送模块106,用于当所述呼吸机的人机异步类型为双触发类型或无效吸气努力类型时,发送提示消息,所述提示消息用于提示医护人员根据所述呼吸机的人机异步类型调整所述呼吸机的设置。

[0194] 需要说明的是,本申请实施例中所描述的人机异步检测装置10中各功能单元的功能可参见上述图2a中所述的方法实施例中步骤S200-步骤S205的相关描述,此处不再赘述。

[0195] 请参见图6,图6是本申请实施例提供的另一种呼吸机机械通气的人机异步检测装置的结构示意图。如图6所示,该装置20可以包括:一个或多个处理器601;一个或多个输入设备602,一个或多个输出设备603和存储器604。上述处理器601、输入设备602、输出设备603和存储器604通过总线605连接。存储器604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601用于执行存储器604存储的程序指令。

[0196] 其中,处理器601被配置用于调用所述程序指令执行:构造GBDT模型和LR模型;所述GBDT模型包括一个或多个树集合,每个树集合包括一个或多个决策树;获取第一训练数据集,所述第一训练数据集包括机械通气的第一流量特征数据、第一气道压力特征数据、第一容量特征数据中的一种或多种;将所述第一训练数据集输入至所述GBDT模型中,基于所述一个或多个决策树进行训练,创建新的决策树并更新所述一个或多个决策树,获得训练后的GBDT模型,并基于所述训练后的GBDT模型输出第一叶子节点索引值集合;将所述第一叶子节点索引值集合输入至所述LR模型中进行训练,得到训练后的LR模型;基于所述训练后的GBDT模型和所述训练后的LR模型,对所述呼吸机对应的待检测数据集进行处理,得到人机异步的检测结果。

[0197] 应当理解,在本申请实施例中,所称处理器601可以是中央处理单元(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。

[0198] 输入设备602可以包括触控板、麦克风等,输出设备603可以包括显示器(LCD等)、扬声器等。

[0199] 该存储器604可以包括只读存储器和随机存取存储器,并向处理器601提供指令和数据。存储器604的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器。例如,存储器604还可以存储设备类型的信息。

[0200] 具体实现中,本申请实施例中所描述的处理器601、输入设备602、输出设备603可执行本申请实施例提供的呼吸机机械通气的人机异步检测方法中所描述的实现方式,也可执行本申请实施例所描述的呼吸机机械通气的人机异步检测装置的实现方式,在此不再赘述。

[0201] 本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机程序,该计算机程序包括程序指令,该程序指令被处理器执行时实现图2a所示的呼吸机机械通气的人机异步检测方法,具体细节请参照图2a所示实施例的描述,在此不再赘述。

[0202] 上述计算机可读存储介质可以是前述任一实施例所述的人机异步检测装置或电子设备的内部存储单元,例如电子设备的硬盘或内存。该计算机可读存储介质也可以是该电子设备的外部存储设备,例如该电子设备上配备的插接式硬盘,智能存储卡(smart media card,SMC),安全数字(secure digital,SD)卡,闪存卡(flash card)等。进一步地,该计算机可读存储介质还可以既包括该电子设备的内部存储单元也包括外部存储设备。该计算机可读存储介质用于存储该计算机程序以及该电子设备所需的其他程序和数据。该计算机可读存储介质还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0203] 本申请实施例还提供了一种呼吸机100,包括主机110、空氧混合器120、气源130、湿化器140、外部管道150,请参见图1,图1是本申请实施例提供的一种呼吸机100的结构示意图。该主机110、空氧混合器120、气源130、湿化器140和外部管道150相互连接,其中,该主机110用于存储计算机程序,该计算机程序包括程序指令,该主机被配置用于调用该程序指令,执行上述的呼吸机机械通气的人机异步检测方法。

[0204] 可理解地,上述呼吸机100仅是本申请实施例中的一种示例,而不应作为本发明的限定。其它仅包括上述主机、空氧混合器、气源、湿化器和外部管道中的一种或多种的呼吸机,当其存在执行上述的呼吸机机械通气的人机异步检测方法进行人机异步检测的模块或单元或部件时,也应属于本发明保护范围之内。

[0205] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,为了清楚地说明硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0206] 本申请是参照本申请实施例的方法、装置和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程诊疗数据的处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程诊疗数据的处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0207] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程诊疗数据的处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0208] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程诊疗数据的处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0209] 尽管结合具体特征及其实施例对本申请进行了描述,显而易见的,在不脱离本申请的精神和范围的情况下,可对其进行各种修改和组合。相应地,本说明书和附图仅仅是所附权利要求所界定的本申请的示例性说明,且视为已覆盖本申请范围内的任意和所有修改、变化、组合或等同物。显然,本领域的技术人员可以对本申请进行各种改动和变型而不脱离本申请的精神和范围。这样,倘若本申请的这些修改和变型属于本申请权利要求及其等同技术的范围之内,则本申请也意图包含这些改动和变型在内。

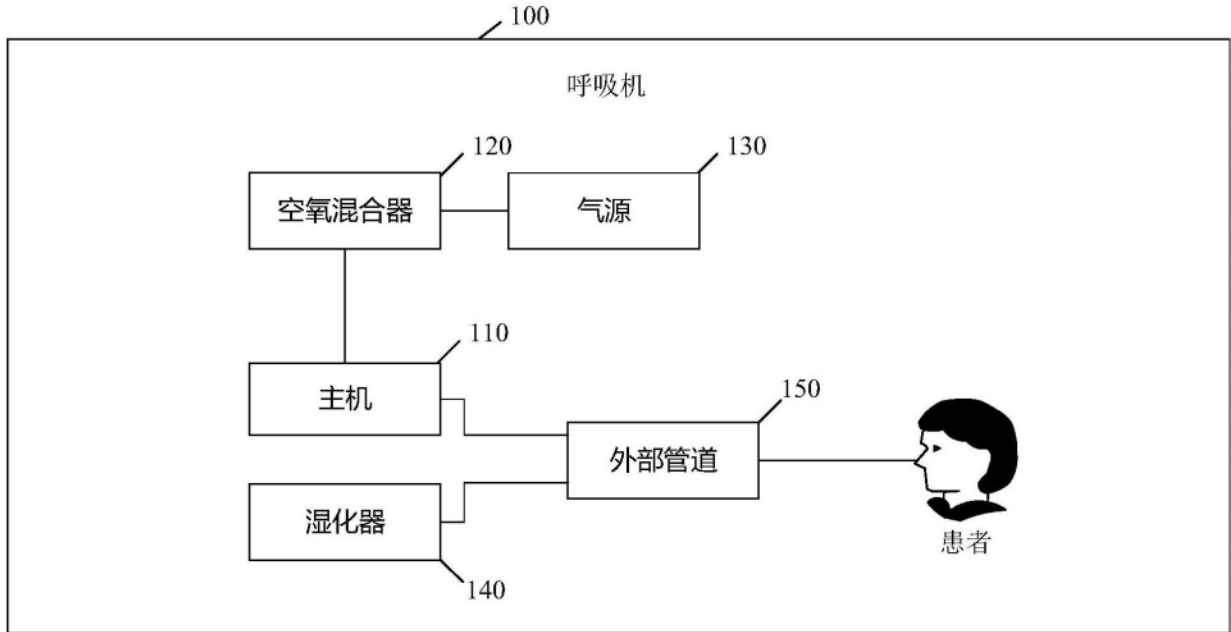


图1

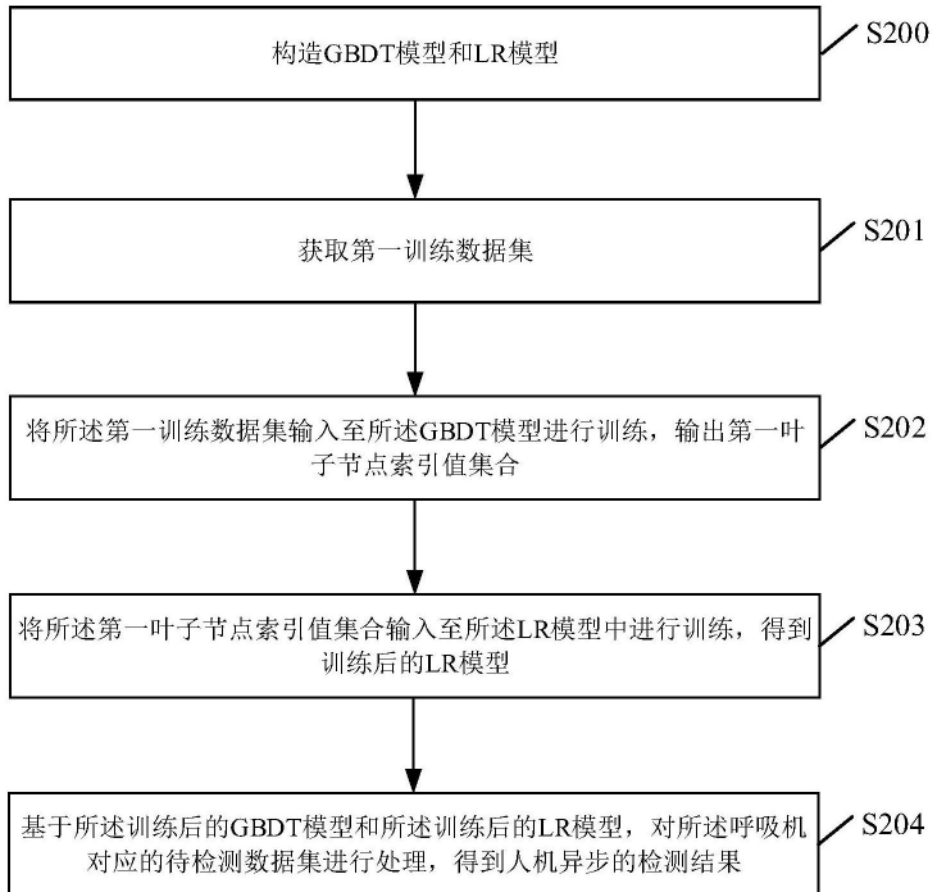


图2a

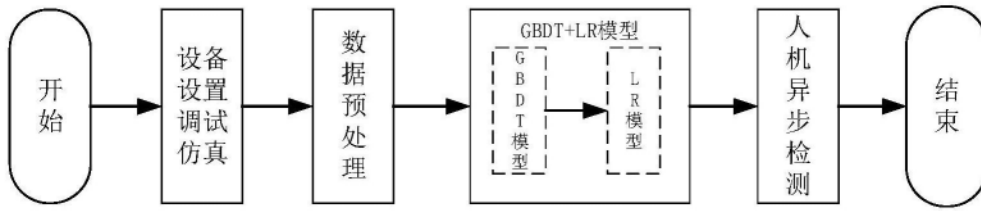


图2b



图3a

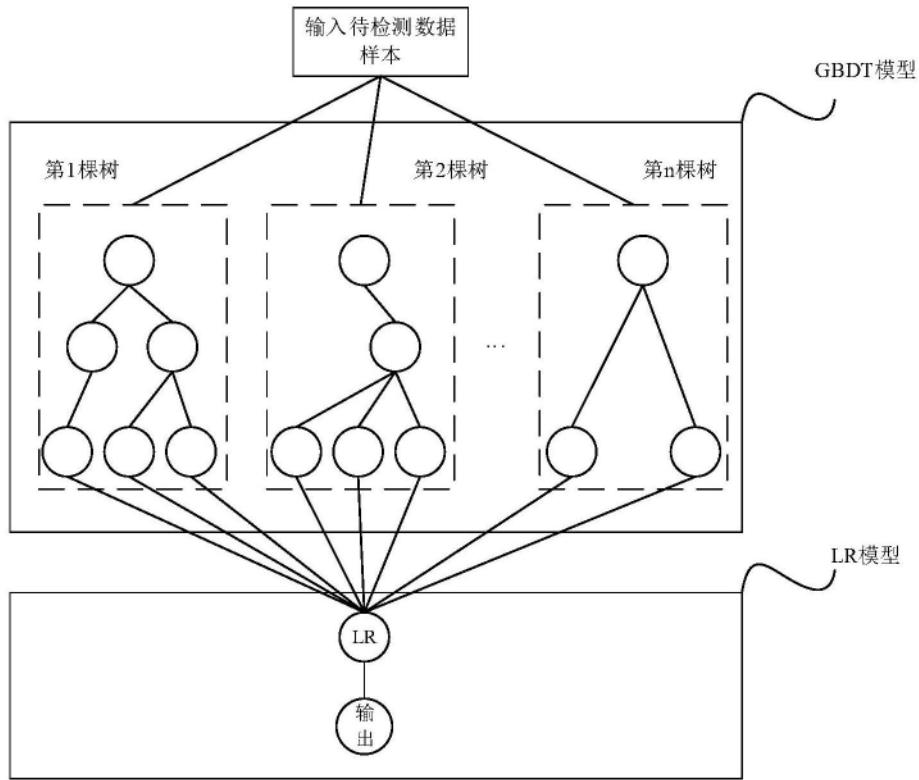


图3b

测试结果混淆矩阵

实际标注	双触发	0.95	0.05	0.0
	无效吸气努力	0.0	1.0	0.0
	正常	0.0	0.0	1.0
		双触发	无效吸气努力	正常

测试检测结果

图4a

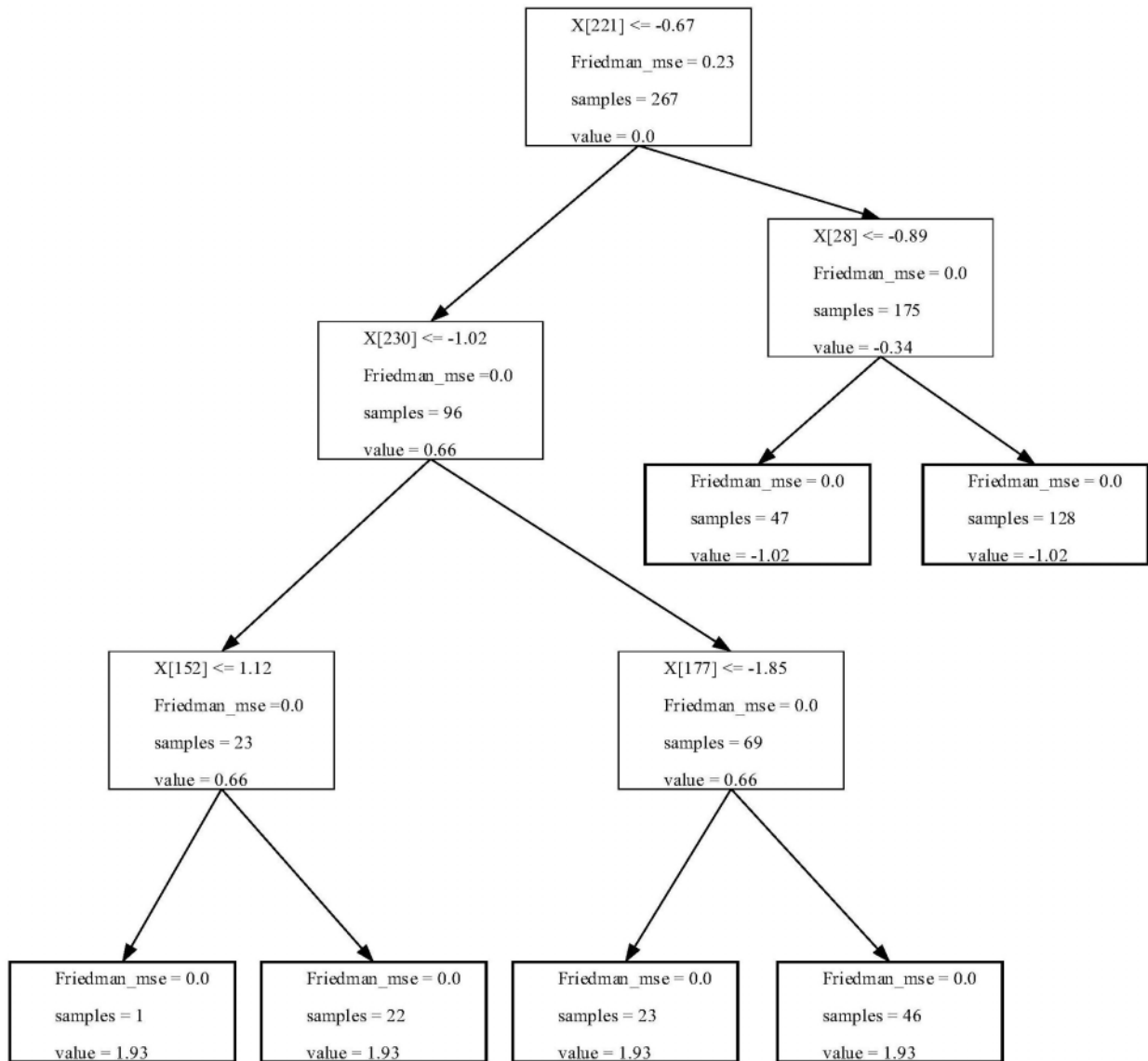


图4b

GBDT模型特征的重要度分布

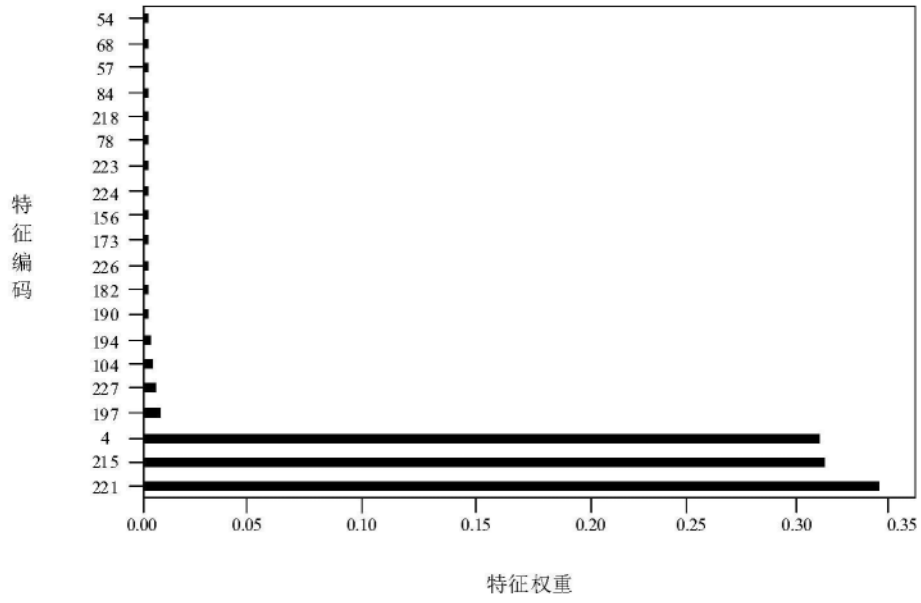


图4c

GBDT模型训练的Loss情况

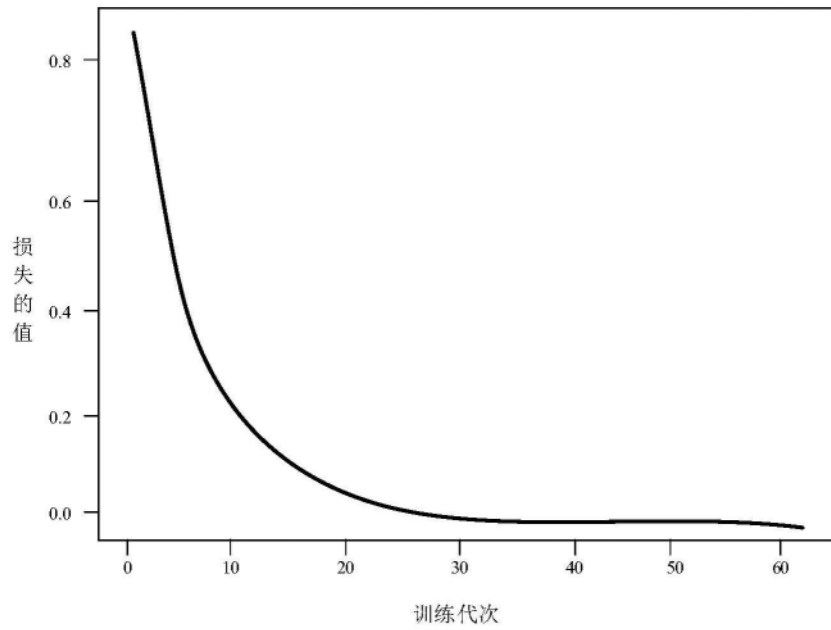


图4d

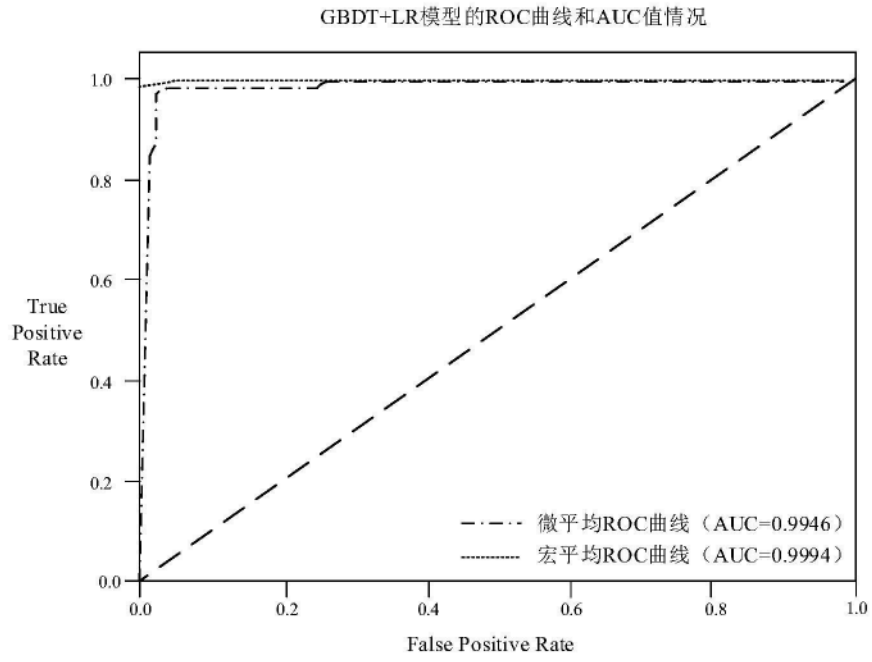


图4e

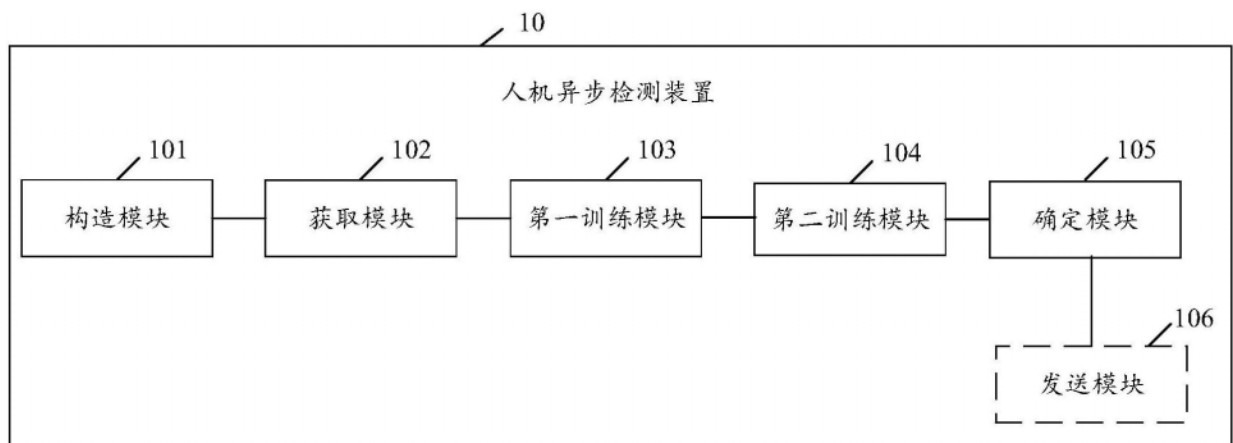


图5

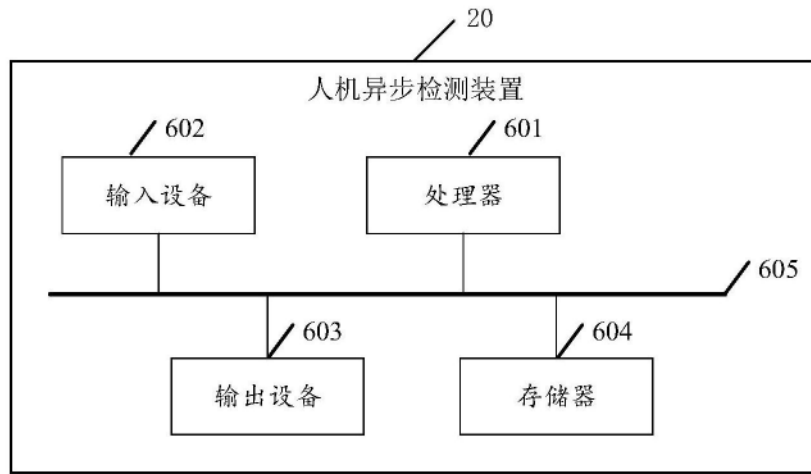


图6