



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113925480 B

(45) 授权公告日 2023.03.21

(21) 申请号 202111124787.9

(22) 申请日 2021.09.25

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 113925480 A

(43) 申请公布日 2022.01.14

(73) 专利权人 中国人民解放军总医院  
地址 100089 北京市海淀区复兴路28号  
专利权人 北京合众思壮时空物联科技有限  
公司  
北京润脉科技有限公司

(72) 发明人 王嵘 叶卫华 石俊山 吴倩  
张华军 肖颖彬

(74) 专利代理机构 北京维正专利代理有限公司  
11508  
专利代理师 赵万凯

(51) Int.Cl.

A61B 5/024 (2006.01)

G16H 50/30 (2018.01)

(56) 对比文件

CN 109620198 A, 2019.04.16

US 2019133471 A1, 2019.05.09

US 2020245967 A1, 2020.08.06

CN 109493933 A, 2019.03.19

审查员 时佰雪

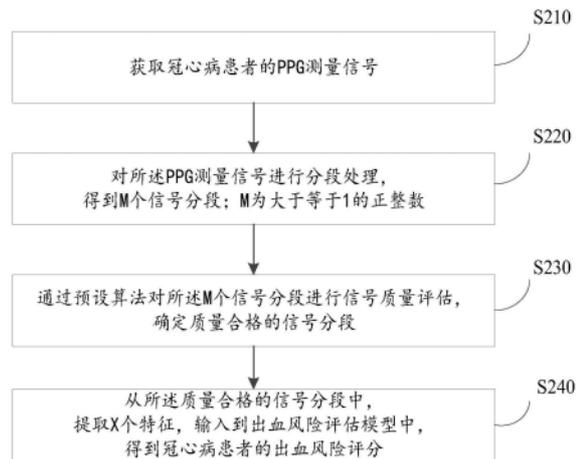
权利要求书1页 说明书10页 附图5页

(54) 发明名称

基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法

(57) 摘要

本公开的实施例提供了基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法、装置、设备和计算机可读存储介质。所述方法包括获取冠心病患者的PPG测量信号;对所述PPG测量信号进行分段处理,得到M个信号分段;M为大于等于1的正整数;通过预设算法对所述M个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段;从所述质量合格的信号分段中,提取X个特征,输入到出血风险评估模型中,得到冠心病患者的出血风险评分;X为大于等于1的正整数。以此方式,实现了对冠心病患者的出血风险评估。



1. 一种基于机器学习的冠心病患者出血风险评估装置,其特征在于,包括:  
获取模块,用于基于预设的采集时间,实时获取冠心病患者的PPG测量信号;  
处理模块,用于通过巴特沃斯带通滤波器,去除所述PPG测量信号的基线漂移和高频噪声;

基于所述PPG测量信号的波形,对所述PPG测量信号进行分段处理,得到M个信号分段;M为大于等于1的正整数;

评估模块,用于对所述M个信号分段中的每一个分段进行重采样,将集合S中每个分段重采样为相同长度,记为 $RS = \{RS_1, RS_2, \dots, RS_M\}$ ;其中,所述重采样长度为所述M个信号分段长度的中位数;

将重采样后的分段信号分别代入如下公式,若计算结果大于预设阈值,则当前分段信号为质量合格信号:

$$S_{\text{valid}} = \{S_i | S_i \in S, RS_i \in RS, r(RS_i, SR_r) > 0.9\}$$

其中,所述 $SR_r$ 为RS的平均值;

所述r为皮尔逊相关系数,取值范围为-1~1;

评分模块,用于从质量合格的信号分段中,提取X个特征,输入到出血风险评估模型中,得到冠心病患者的出血风险评分;X为大于等于1的正整数。

2. 根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述出血风险评估模型通过如下步骤训练得到:

生成训练样本集合,其中,训练样本包括带有标注信息的PPG信号对应的特征向量,其中标注信息为出血状况,出血标注为1,未出血标注为0;

利用所述训练样本集合中的样本对出血风险评估模型进行训练,以PPG信号对应的特征向量为输入,以出血状况为输出,当输出的出血状况与标注的出血状况的统一率满足预设阈值时,完成对出血风险评估模型的训练。

3. 根据权利要求2所述的装置,其特征在于,所述PPG信号对应的特征向量包括:

对采集的PPG信号进行分析,分别从时域、频域和小波包分解中提取与所述PPG信号对应的特征向量。

4. 根据权利要求3所述的装置,其特征在于,所述对采集的PPG信号进行分析包括:

对所述PPG信号、PPG信号的一阶导数和PPG信号的二阶导数进行分析。

5. 根据权利要求4所述的装置,其特征在于,采用XGBoost算法对所述出血风险评估模型进行训练。

## 基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法

### 技术领域

[0001] 本公开的实施例一般涉及信号监测领域,并且更具体地,涉及基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法、装置、设备和计算机可读存储介质。

### 背景技术

[0002] 根据世界卫生组织报告,心血管疾病在各种疾病中占比为17.9%,2016年有100万人死于心血管疾病,其中冠状动脉疾病(Coronary Artery Disease冠心病)患者占主要比例。对于冠心病患者,药物治疗(例如抗血小板治疗)是主要的治疗方式。而在冠心病患者进行抗栓治疗期间,出血事件是关注的焦点。出血事件的发生可能导致患者治疗中断,长期失能,甚至死亡。因此对冠心病患者进行出血风险评估研究以发现与预后相关的敏感因素具有重要意义。

[0003] 光电容积描记术(Photoplethysmography,PPG)是一种低成本且无创的检测技术,可应用于心血管系统评估。心血管系统状态的变化可以通过PPG波形的形态学特征评估,例如大动脉僵硬度和血容量检测等。

[0004] 但目前还没有通过PPG评估冠心病患者出血风险的研究。

### 发明内容

[0005] 根据本公开的实施例,提供了一种基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方案。

[0006] 在本公开的第一方面,提供了一种基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法。该方法包括:

[0007] 获取冠心病患者的PPG测量信号;

[0008] 对所述PPG测量信号进行分段处理,得到N个信号分段;N为大于等于1的正整数;

[0009] 通过预设算法对所述N个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段;

[0010] 从所述质量合格的信号分段中,提取X个特征,输入到出血风险评估模型中,得到冠心病患者的出血风险评分;X为大于等于1的正整数。

[0011] 进一步地,所述对所述PPG测量信号进行分段处理,得到N个信号分段包括:

[0012] 通过巴特沃斯带通滤波器,去除所述PPG测量信号的基线漂移和高频噪音;

[0013] 基于所述PPG测量信号的波形,对所述PPG测量信号进行分段处理,得到N个信号分段。

[0014] 进一步地,所述通过预设算法对所述N个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段包括:

[0015] 对所述N个信号分段中的每一个分段进行重采样;其中,所述重采样长度为所述N个信号分段长度的中位数;

[0016] 将重采样后的分段信号分别代入预设公式,若计算结果大于预设阈值,则当前分段信号为质量合格信号。

- [0017] 进一步地,所述出血风险评估模型通过如下步骤训练得到:
- [0018] 生成训练样本集合,其中,训练样本包括带有标注信息的PPG信号对应的特征向量,其中标注信息为出血状况,出血标注为1,未出血标注为0;
- [0019] 利用所述训练样本集合中的样本对出血风险评估模型进行训练,以PPG信号对应的特征向量为输入,以出血状况为输出,当输出的出血状况与标注的出血状况的统一率满足预设阈值时,完成对出血风险评估模型的训练。
- [0020] 进一步地,所述PPG信号对应的特征向量包括:
- [0021] 对采集的PPG信号进行分析,分别从时域、频域和小波包分解中提取与所述PPG信号对应的特征向量。
- [0022] 进一步地,所述对采集的PPG信号进行分析包括:
- [0023] 对所述PPG信号、PPG信号的一阶导数和PPG信号的二阶导数进行分析。
- [0024] 进一步地,采用XGBoost算法对所述出血风险评估模型进行训练。
- [0025] 在本公开的第二方面,提供了一种基于机器学习的冠心病患者出血风险评估装置。该装置包括:
- [0026] 获取模块,用于获取冠心病患者的PPG测量信号;
- [0027] 处理模块,用于对所述PPG测量信号进行分段处理,得到N个信号分段;N为大于等于1的正整数;
- [0028] 评估模块,用于通过预设算法对所述N个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段;
- [0029] 评分模块,用于从所述质量合格的信号分段中,提取X个特征,输入到出血风险评估模型中,得到出血风险评分;X为大于等于1的正整数。
- [0030] 在本公开的第三方面,提供了一种电子设备。该电子设备包括:存储器和处理器,所述存储器上存储有计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如以上所述的方法。
- [0031] 在本公开的第四方面,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述程序被处理器执行时实现如根据本公开的第一方面的方法。
- [0032] 本申请实施例提供的基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法,通过获取PPG测量信号;对所述PPG测量信号进行分段处理,得到N个信号分段;N为大于等于1的正整数;通过预设算法对所述N个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段;从所述质量合格的信号分段中,提取X个时域特征,输入到出血风险评估模型中,得到冠心病患者的出血风险评分;X为大于等于1的正整数,实现了对CAD患者的出血风险评估。
- [0033] 应当理解,发明内容部分中所描述的内容并非旨在限定本公开的实施例的关键或重要特征,亦非用于限制本公开的范围。本公开的其它特征将通过以下的描述变得容易理解。

## 附图说明

- [0034] 结合附图并参考以下详细说明,本公开各实施例的上述和其他特征、优点及方面将变得更加明显。在附图中,相同或相似的附图标记表示相同或相似的元素,其中:
- [0035] 图1示出了能够在其中实现本公开的实施例的示例性运行环境的示意图;
- [0036] 图2示出了根据本公开的实施例的基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法

的流程图；

[0037] 图3示出了根据本公开的实施例的PPG、VPG和APG信号示意图；

[0038] 图4示出了根据本公开的实施例的XGBoost模型的10倍交叉验证ROC曲线、平均ROC曲线示意图；

[0039] 图5示出了根据本公开的实施例的SHAP框架对XGBoost模型进行特性分析的示意图；

[0040] 图6示出了根据本公开的实施例的基于机器学习的冠心病患者出血风险评估装置的方框图；

[0041] 图7示出了能够实施本公开的实施例的示例性电子设备的方框图。

## 具体实施方式

[0042] 为使本公开实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本公开实施例中的附图，对本公开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公开一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本公开中的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的全部其他实施例，都属于本公开保护的范围。

[0043] 另外，本文中术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A和/或B，可以表示：单独存在A，同时存在A和B，单独存在B这三种情况。另外，本文中字符“/”，一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

[0044] 图1示出了可以应用本申请的基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法装置的实施例的示例性系统架构100。

[0045] 如图1所示，系统架构100可以包括终端设备101、102、103，网络104和服务器105。网络104用以在终端设备101、102、103和服务器105之间提供通信链路的介质。网络104可以包括各种连接类型，例如有线、无线通信链路或者光纤电缆等等。

[0046] 用户可以使用终端设备101、102、103通过网络104与服务器105交互，以接收或发送消息等。终端设备101、102、103上可以安装有各种通讯客户端应用，例如模型训练类应用、视频识别类应用、网页浏览器应用、社交平台软件等。

[0047] 终端设备101、102、103可以是硬件，也可以是软件。当终端设备101、102、103为硬件时，可以是具有显示屏的各种电子设备，包括但不限于智能手机、平板电脑、电子书阅读器、MP3播放器(Moving Picture Experts Group Audio Layer III, 动态影像专家压缩标准音频层面3)、MP4(Moving Picture Experts Group Audio Layer IV, 动态影像专家压缩标准音频层面4)播放器、PPG测量设备、膝上型便携计算机和台式计算机等等。当终端设备101、102、103为软件时，可以安装在上述所列举的电子设备中。其可以实现成多个软件或软件模块(例如用来提供分布式服务的多个软件或软件模块)，也可以实现成单个软件或软件模块。在此不做具体限定。

[0048] 当终端101、102、103为硬件时，其上还可以安装有视频采集设备。视频采集设备可以是各种能实现采集视频功能的设备，如摄像头、传感器等等。用户可以利用终端101、102、103上的视频采集设备来采集视频。

[0049] 服务器105可以是提供各种服务的服务器，例如对终端设备101、102、103上显示的数据处理的后台服务器。后台服务器可以对接收到的数据进行分析等处理，并可以将处理

结果(例如评估结果)反馈给终端设备。

[0050] 需要说明的是,服务器可以是硬件,也可以是软件。当服务器为硬件时,可以实现成多个服务器组成的分布式服务器集群,也可以实现成单个服务器。当服务器为软件时,可以实现成多个软件或软件模块(例如用来提供分布式服务的多个软件或软件模块),也可以实现成单个软件或软件模块。在此不做具体限定。

[0051] 应该理解,图1中的终端设备、网络和服务器的数目仅仅是示意性的。根据实现需要,可以具有任意数目的终端设备、网络和服务器的。特别地,在目标数据不需要从远程获取的情况下,上述系统架构可以不包括网络,而只包括终端设备或服务器。

[0052] 如图2所示,是本申请实施例基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法的流程图。从图2中可以看出,本实施例的基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法,包括以下步骤:

[0053] S210,获取冠心病患者的PPG测量信号。

[0054] 在一些实施例中,用于基于机器学习的冠心病患者出血风险评估方法的执行主体(例如图1所示的服务器)可以通过有线方式或者无线连接的方式获取PPG测量信号。

[0055] 在一些实施例中,上述执行主体可以获取与之通信连接的电子设备(例如图1所示的终端设备)发送的PPG测量信号;其中,所述电子设备上装有PPG传感器,用于获取用户(患者)的PPG数据,例如,光学心率传感器等。

[0056] 在一些实施例中,当PPG测量设备不能单独进行上传数据时,如,部分指端PPG测量设备,PPG测量设备也可将测量结果发送至与其连接的移动设备(手机等),通过所述移动设备将相关的PPG测量信息上传至如图1所示的服务器。

[0057] 在一些实施例中,为了测量的准确性,可通过多种光强(发光强度)采集PPG测量数据;采集时间通常为20s-60s;可根据实际应用场景进行设定,对此不做进一步限定。

[0058] 在一些实施例中,所述PPG的信号波形如图3所示,图3中VPG为PPG的一阶导数、APG为PPG的二阶导数;T和Y表示时间ms和相应点的幅度。

[0059] 需要说明的是,本公开中的PPG测量设备(电子设备)通常为,装有PPG传感器的便携设备,可在居家环境中进行使用。

[0060] S220,对所述PPG测量信号进行分段处理,得到M个信号分段;M为大于等于1的正整数。

[0061] 在一些实施例中,对所述PPG测量信号进行分段处理前,需要对所述PPG测量信号进行预处理;

[0062] 具体的,可通过巴特沃斯带通滤波器,设置截止频率为0.2和20Hz去除所述PPG测量信号的基线漂移和高频噪音。

[0063] 在一些实施例中,按照PPG测量信号的波形周期,对预处理后的PPG测量信号进行切分,得到M个信号分段,可记为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$ ;其中M为大于等于1的正整数;S表示信号分段的集合。

[0064] S230,通过预设算法对所述M个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段。

[0065] 考虑到用户在测量过程中可能产生的噪声,S中的一些分段可能会被损坏,因此,需要对每个分段的信号质量进行检测,即,对每个分段的信号质量进行评估。

[0066] 在一些实施例中,对所述M个信号分段中的每一个分段进行重采样,即,对集合S中每个分段进行重采样为相同长度,可记为 $RS = \{RS_1, RS_2, \dots, RS_M\}$ ;其中,采样长度为所有分段长度的中位数;

[0067] 将S中的分段信号分别代入如下公式,若满足计算条件,则为质量合格的分段信号;

$$S_{\text{valid}} = \{S_i | S_i \in S, RS_i \in RS, r(RS_i, RS_T) > 0.9\}$$

[0069] 其中,所述 $RS_T$ 为,所述RS的平均值;

[0070] 所述r为,皮尔逊相关系数,取值范围为-1~1;

[0071] 所述0.9为预设阈值,根据大量实验得出;所述预设阈值也可根据人工经验、大数据分析 and/或实际应用场景进行设定。

[0072] S240,从所述质量合格的信号分段中,提取X个特征,输入到出血风险评估模型中,得到冠心病患者的出血风险评分;X为大于等于1的正整数。

[0073] 在一些实施例中,从所述质量合格的信号分段中,提取出X个特征,如提取30个特征,参考表1;T和Y表示时间ms和相应点的幅度,参考图3。

Type (count)	Feature Name	Definition
	Tp, Td, HR	$T_P - T_N, T_D - T_N, 60000 / (T_{N+1} - T_N)$
	RI, SI, T_RD	$Y_D / Y_P, \text{Height} / (T_D - T_P), (T_P - T_N) / (T_{N+1} - T_P)$
	Rslop, Dslop	$(Y_P - Y_N) / (T_P - T_N), (Y_P - Y_N) / (T_{N+1} - T_P)$
me-Domain (域)	Rarea	$\int_{T_N}^{T_P} Y_{PPG} dt / \int_{T_P}^{T_{N+1}} Y_{PPG} dt$
[0074]	VDab, VDae	$Y_A / Y_B, Y_A / Y_E$
	W25, W50, W75	$W_{25}, W_{50}, W_{75}$ (pulse width at the 25%, 50% and 75% height of the systolic peak, respectively)
Frequency-Domain (频域) (5)	H1~H5	Normalized harmonic power in the frequency domain, using Welch's method ( $O_2 / O_1 - O_6 / O_1$ ); 使用 Welch 方法 ( $O_2 / O_1 - O_6 / O_1$ ) 在频域中归一化谐波功率
[0075]	Energy features (11) (能量特征)	E1~E10: Normalized energy obtained by wavelet packet decomposition, from 0 to 0.977Hz (0.977Hz for each); Eall: The total energy of PPG signal (0~250Hz); E1~E10: 小波包分解得到的归一化能量,从0到0.977Hz(每个为0.977Hz); Eall: PPG信号的总能量(0~250Hz)

[0076] 表1

[0077] 在一些实施例中,为了测量的准确性,每个波形(信号分段)在提取特征前,需要进行归一化处理,将其归一化为0~1的范围内。

[0078] 在一些实施例中,所述出血风险评估模型可通过如下步骤训练得到:

[0079] 生成训练样本集合,其中,训练样本包括带有标注信息的PPG信号对应的特征向量,其中标注信息为出血状况,出血标注为1,未出血标注为0;

[0080] 利用所述训练样本集合中的样本对出血风险评估模型进行训练,以PPG信号对应的特征向量为输入,以出血状况为输出,当输出的出血状况与标注的出血状况的统一率满足预设阈值时,完成对出血风险评估模型的训练;所述阈值可跟实际应用场景进行设置;

[0081] 进一步地,基于所述输出,可通过人工经验、大数据分析和/或设置阈值的方法,计算出冠心病患者的出血风险评分,评分越高,则出血风险越大;

[0082] 其中,所述PPG信号对应的特征向量,还包括PPG的一阶导数(VPG)和二阶导数(APG)的特征向量;同步的PPG、VPG、APG信号如图3所示;

[0083] 所述PPG信号可以为通过大数据采集的PPG信号,如,两年内大规模采集的PPG信号;

[0084] 对采集PPG信号进行分析,得到PPG信号对应的特征向量,即,对所述PPG信号、PPG信号的一阶导数和PPG信号的二阶导数进行分析,从时域、频域和小波包分解(能量特征)中提取30维特征向量(可根据实际应用场景进行设定),参考表1;

[0085] 其中,所述频域可通过如下方法进行确定:

[0086] PPG信号由丰富的频率分量组成,可采用Welch算法计算PPG信号的功率谱密度,通过检测极值点来确定每个谐波的位置,将第二个到第六个谐波除以基频(一次谐波)的功率归一化处理,确定频域特征,即,表1中的频域H1~H5;

[0087] 通过大量的研究实验,PPG信号中99%的能量集中在1~10Hz范围内,因此,在本公开中,仅对10Hz内的频率分量进行研究、提取;

[0088] 具体地,PPG信号采样率为500Hz,经过8次小波包分解后,每个子带的带宽为0.977Hz,保留10个分量为E1~E10,PPG信号的总能量表示为Ea11。

[0089] 在本公开中,对采集的1683为冠心病患者的数据进行采集、分析,其中有114为患者至少有一次阳性事件(出血),将没有人口统计学的记录和信号质量较差的记录删除,得到如表2所示的患者人口学特征;

Demographic (人口统计)	characteristic Mean (特征均值) ±SD
Age	61.6 ± 11.2
Height (cm)	167.4 ± 8.2
Weight (kg)	69.9 ± 12.4
SBP (mmHg)	127.4 ± 19.6
DBP (mmHg)	80.3 ± 12
Body Mass Index	24.8 ± 3.3

[0090] 表2

[0092] 其中,阴性组和阳性组间有10个特征具有显著的统计学差异,参见表3:

Feature name	Negative group (Label=0) (阴性组)	Positive group (Label=1) (阳性组)
Td(ms)	472 ± 45	465 ± 36
RI	0.442 ± 0.103	0.474 ± 0.103
Rarea	0.454 ± 0.106	0.441 ± 0.124
W50(ms)	328 ± 71	338 ± 72
H1	0.852 ± 0.062	0.838 ± 0.042
H2	0.742 ± 0.078	0.721 ± 0.066
H3	0.58 ± 0.132	0.559 ± 0.088
H4	0.51 ± 0.127	0.482 ± 0.086
H5	0.45 ± 0.13	0.417 ± 0.108
Eall(dB)	92.4 ± 5.9	88.9 ± 7.1

[0095] 表3

[0096] 参见表3,阳性组Td小于阴性组,而RI较大,从PPG波形的几何特征角度进行分析,有可能是阳性组的舒张波延迟,导致舒张波宽度增加,Td、Rarea趋于变小;频域的H1~H5在阴性组和阳性组之间有统计学差异,归一化5个谐波逐渐减小;小波包分解计算的总能量Eall在阳性组中较小。

[0097] 在一些实施例中,基于采集的冠心病患者的PPG数据,分别使用LR (Logistic Regression)、SVR (Support Vector Regression)、RF (Random Forest)、XGBoost算法,训练获得出血分析评估模型。90%的数据用于训练分类模型(训练集),其余10%的数据用于测试(测试集),经过10折交叉验证与网格搜索进行训练评估,网格搜索获得的最优超参数用于10折交叉验证,得到各模型平均AUC(模型评估指标),如表4所示。各模型的敏感度与特异度表现如表5所示。经过对比,多个算法模型中XGBoost表现最优,平均AUC为0.762,敏感度与特异度分别为0.679与0.714,显著高于其他模型。XGBoost模型的10折交叉验证ROC曲线、平均ROC曲线和AUC如图4所示。

Model name	Optimal hyper-parameters (最优参数)	AUC
LR	C=2, penalty='l2', solver='lbfgs'	0.679 ± 0.027
SVR	C=0.2, epsilon=0.1, gamma=0.04, kernel='rbf'	0.732 ± 0.023
RF	max_depth=7, max_features=10, min_samples_leaf=1, min_samples_split=4, bootstrap=True, n_estimators=500	0.745 ± 0.031
XGBoost	max_depth=8, subsample=0.7, learning_rate=0.05, alpha=0, lambda=2, n_estimators=500	0.762 ± 0.024

[0099] 表4

	Model	Sensitivity (敏感度)	Specificity (特异度)
[0100]	LR	0.646 ± 0.056	0.683 ± 0.015
	SVR	0.634 ± 0.053	0.703 ± 0.028
[0101]	RF	0.646 ± 0.061	0.709 ± 0.024
	XGBoost	0.679 ± 0.051	0.714 ± 0.014

[0102] 表5

[0103] 进一步地,使用SHAP (SHapley Additive interpretation) 框架对XGBoost模型的特性进行分析,如图5所示,显示了其中的20个特征;SHAP值表示特征对目标的贡献(负:0,正:1)。特征值用不同的颜色表示,即特征值越大表示颜色越红,反之特征值越小表示颜色越蓝(图5中,灰度值较低的为蓝色,灰度值较高的为红色);例如,随着H4、E10、SI等特征值的增加,SHAP值趋于小于0;即,模型更倾向于将当前样本确定为目标0;相反,随着RI、VDae等值的减小,SHAP值趋于大于0。

[0104] 此外,SHAP值的绝对值之和反映了该特征的重要性,因此,根据这一准则,可认为H4是最重要的特征。上述观察结果与表3中的结果也有很好的一致性;例如,对于阴性组,Td、Rarea、H4、H1、H5、H2、Ea11一致,即当特征值增加时,SHAP值趋于负,而RI值的表现恰恰相反。

[0105] 综上所述,在本公开中可采用XGBoost模型训练所述出血风险评估模型;采用SHAP框架对所述出血风险评估模型进行描述。

[0106] 在一些实施例中,将提取的特征输入至训练好的出血风险评估模型,确定当前患者的出血风险评分;

[0107] 进一步地,将所述出血风险评分发送至PPG测量设备和/或如图1中所示的终端设备,形成闭环,帮助患者实现自我健康管理。

[0108] 根据本公开的实施例,实现了以下技术效果:

[0109] 本发明区别于其他冠心病患者出血风险评估研究,使用便携式PPG设备,不依赖于临床环境,用户在居家环境中即可使用设备评估可能发生的出血事件。系统可远程帮助提醒CAD患者要给予足够的重视或协助医生选择治疗方案。

[0110] 需要说明的是,对于前述的各方法实施例,为了简单描述,故将其都表述为一系列的动作组合,但是本领域技术人员应该知悉,本公开并不受所描述的动作顺序的限制,因为依据本公开,某些步骤可以采用其他顺序或者同时进行。其次,本领域技术人员也应该知悉,说明书中所描述的实施例均属于可选实施例,所涉及的动作和模块并不一定是本公开所必须的。

[0111] 以上是关于方法实施例的介绍,以下通过装置实施例,对本公开所述方案进行进一步说明。

[0112] 图6示出了根据本公开的实施例的基于机器学习的冠心病患者出血风险评估装置600的方框图。如图6所示,装置600包括:

[0113] 获取模块610,用于获取冠心病患者的PPG测量信号;

[0114] 处理模块620,用于对所述PPG测量信号进行分段处理,得到M个信号分段;M为大于

等于1的正整数；

[0115] 评估模块630,用于通过预设算法对所述M个信号分段进行信号质量评估,确定质量合格的信号分段；

[0116] 评分模块640,用于从所述质量合格的信号分段中,提取X个特征,输入到出血风险评估模型中,得到出血风险评估；X为大于等于1的正整数。

[0117] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,所述描述的模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0118] 图7示出了可以用来实施本公开的实施例的电子设备700的示意性框图。设备700可以用于实现图1的消息系统104和消息到达率确定系统106中的至少一个。如图所示,设备700包括中央处理单元(CPU)701,其可以根据存储在只读存储器(ROM)702中的计算机程序指令或者从存储单元708加载到随机访问存储器(RAM)703中的计算机程序指令,来执行各种适当的动作和处理。在RAM 703中,还可以存储设备700操作所需的各种程序和数据。CPU 701、ROM 702以及RAM 703通过总线704彼此相连。输入/输出(I/O)接口705也连接至总线704。

[0119] 设备700中的多个部件连接至I/O接口705,包括:输入单元706,例如键盘、鼠标等;输出单元707,例如各种类型的显示器、扬声器等;存储单元708,例如磁盘、光盘等;以及通信单元709,例如网卡、调制解调器、无线通信收发机等。通信单元709允许设备700通过诸如因特网的计算机网络和/或各种电信网络与其他设备交换信息/数据。

[0120] 处理单元701执行上文所描述的各个方法和处理。例如,在一些实施例中,方法可被实现为计算机软件程序,其被有形地包含于机器可读介质,例如存储单元708。在一些实施例中,计算机程序的部分或者全部可以经由ROM 702和/或通信单元709而被载入和/或安装到设备700上。当计算机程序加载到RAM 703并由CPU 701执行时,可以执行上文描述的方法的一个或多个步骤。备选地,在其他实施例中,CPU 701可以通过其他任何适当的方式(例如,借助于固件)而被配置为执行方法。

[0121] 本文中以上描述的功能可以至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件来执行。例如,非限制性地,可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括:场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)、专用标准产品(ASSP)、芯片上系统的系统(SOC)、负载可编程逻辑设备(CPLD)等等。

[0122] 用于实施本公开的方法的程序代码可以采用一个或多个编程语言的任何组合来编写。这些程序代码可以提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器或控制器,使得程序代码当由处理器或控制器执行时使流程图和/或框图中所规定的功能/操作被实施。程序代码可以完全在机器上执行、部分地在机器上执行,作为独立软件包部分地在机器上执行且部分地在远程机器上执行或完全在远程机器或服务器上执行。

[0123] 在本公开的上下文中,机器可读介质可以是有形的介质,其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备,或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM)

或快闪存储器)、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

[0124] 此外,虽然采用特定次序描绘了各操作,但是这应当理解为要求这样操作以所示出的特定次序或以顺序次序执行,或者要求所有图示的操作应被执行以取得期望的结果。在一定环境下,多任务和并行处理可能是有利的。同样地,虽然在上面论述中包含了若干具体实现细节,但是这些不应当被解释为对本公开的范围的限制。在单独的实施例的上下文中描述的某些特征还可以组合地实现在单个实现中。相反地,在单个实现的上下文中描述的各种特征也可以单独地或以任何合适的子组合的方式实现在多个实现中。

[0125] 尽管已经采用特定于结构特征和/或方法逻辑动作的语言描述了本主题,但是应当理解所附权利要求书中所限定的主题未必局限于上面描述的特定特征或动作。相反,上面所描述的特定特征和动作仅仅是实现权利要求书的示例形式。

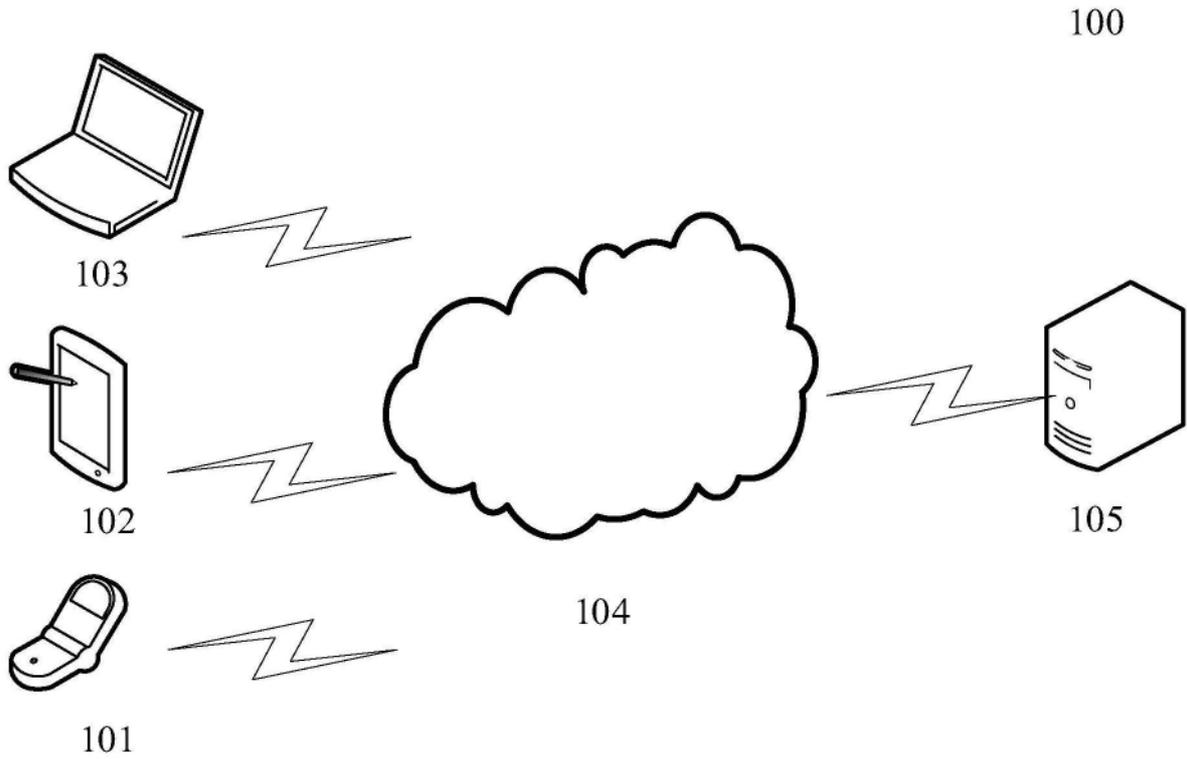


图1

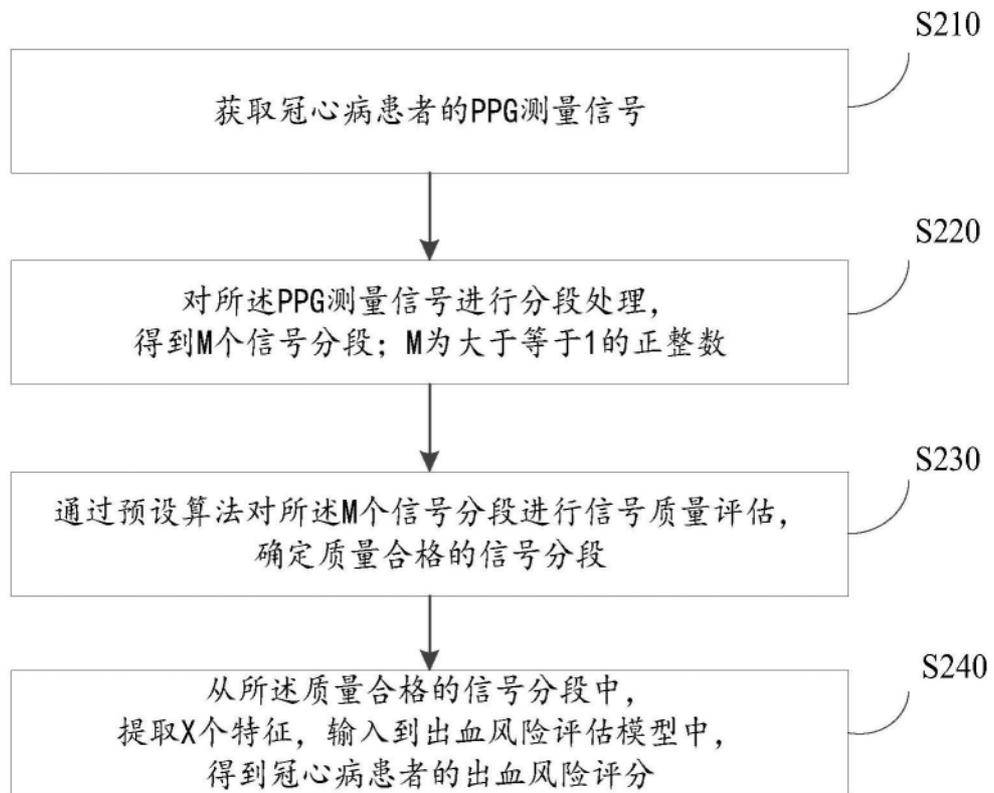


图2

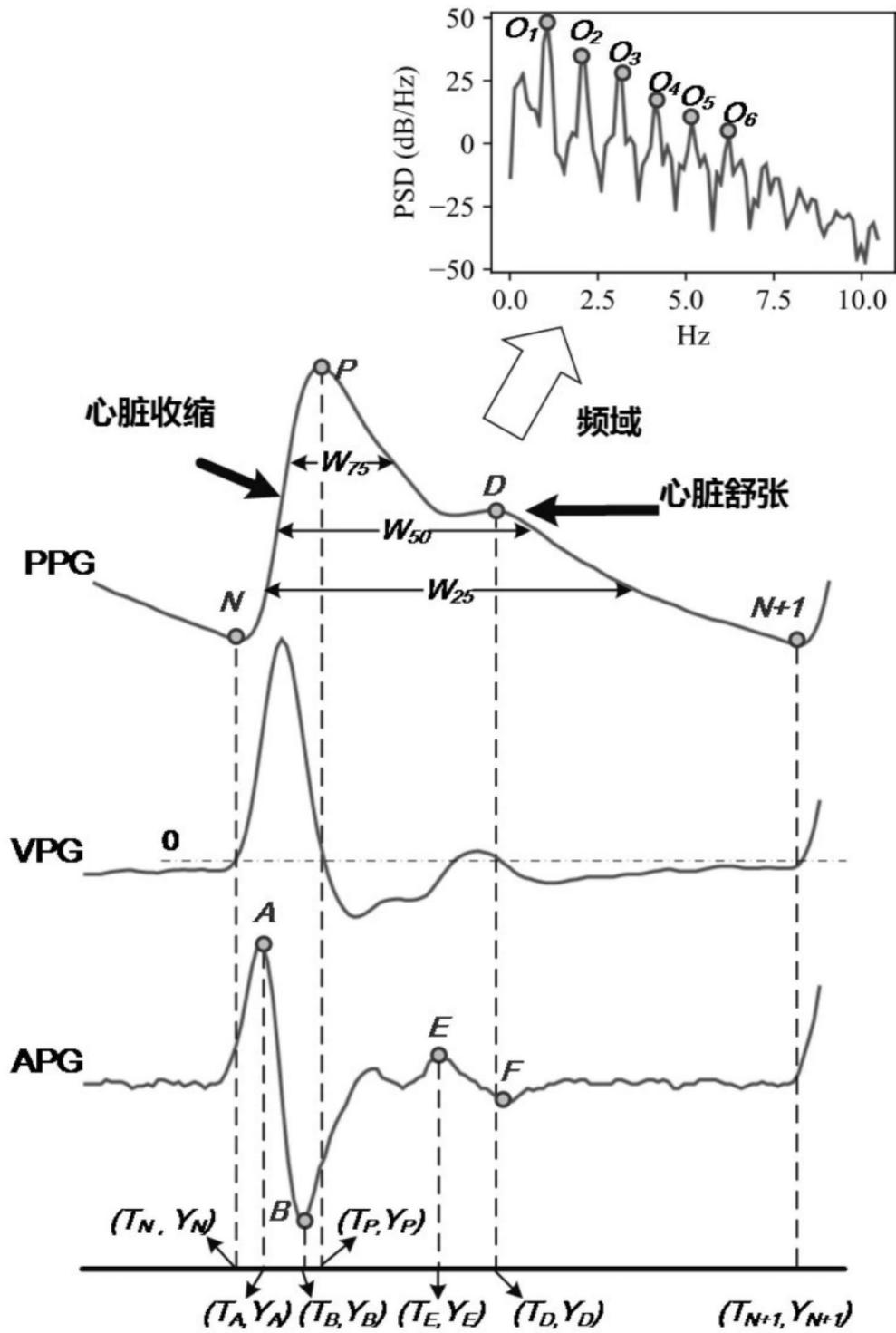


图3

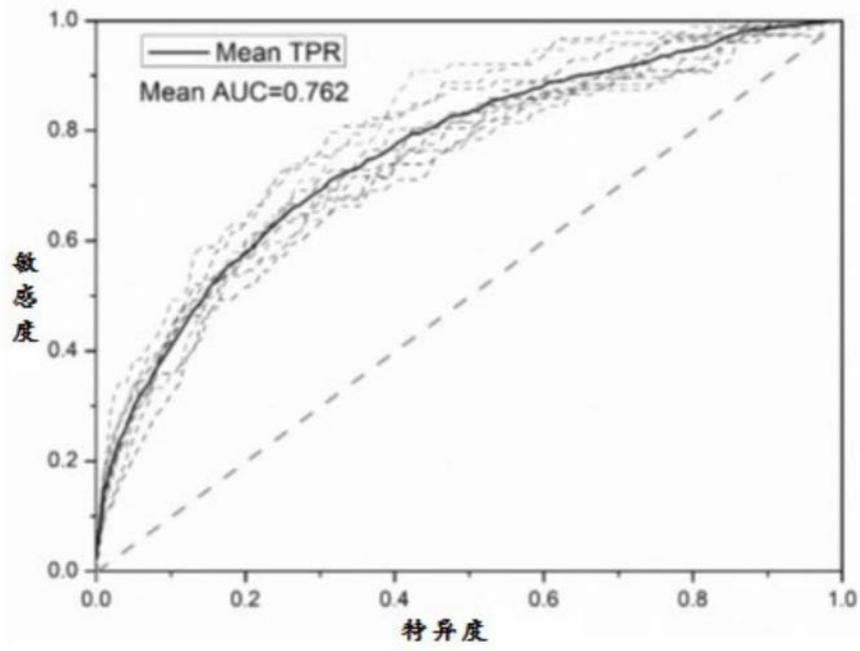


图4

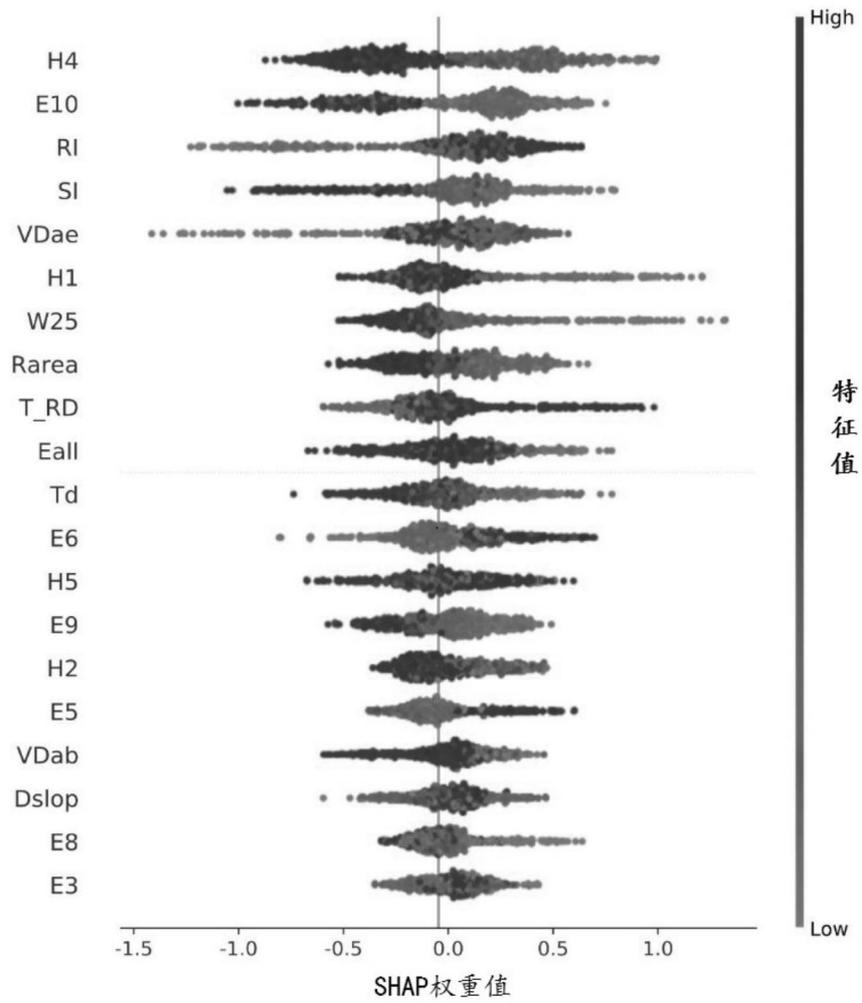


图5

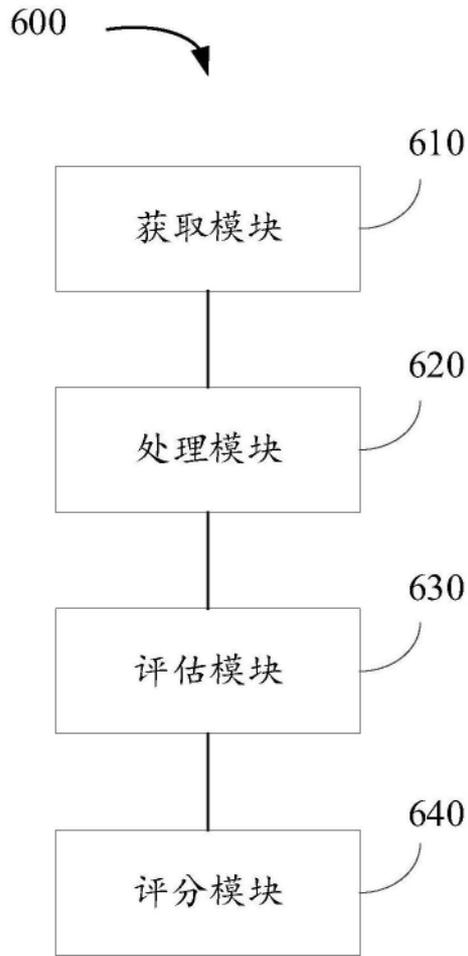


图6

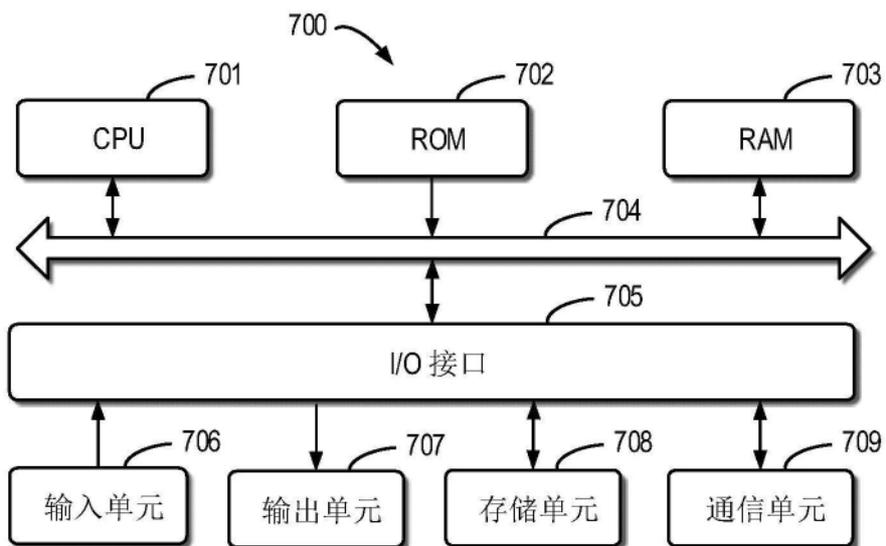


图7