(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111374652 A
(43)申请公布日 2020.07.07

(21)申请号 201811642572.4

(22)申请日 2018.12.29

(71)申请人 中兴通讯股份有限公司
地址 518057 广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦
申请人 西安交通大学

(72)发明人 李霞 李梦亭 方真 周秦武 支周 卢忱

(74)专利代理机构 北京国昊天诚知识产权代理有限公司 11315
代理人 姜凤岩 黎雷

(51)Int.Cl.
A61B 5/021(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)

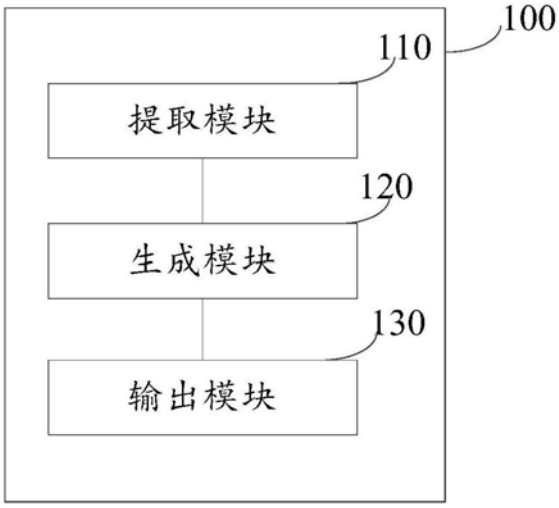
权利要求书2页 说明书13页 附图5页

(54)发明名称

一种计算血压的装置和电子设备

(57)摘要

本申请实施例提供了一种计算血压的装置和电子设备，该装置包括：提取模块，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块，与所述提取模块连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块，与所述生成模块连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。本申请实施例提供的一种计算血压的装置和电子设备能够实时连续地计算出被试者的血压。



CN 111374652 A

1.一种计算血压的装置,包括:

提取模块,用于从脉搏波中提取特征参数,所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数;

生成模块,与所述提取模块连接,用于根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器;

输出模块,与所述生成模块连接,用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

2.根据权利要求1所述的装置,其特征在于,所述生成模块用于利用十折交叉验证的方法,将单个被试数据分为多组,分别将其中一组数据作为测试数据,将其他组数据作为所述训练数据;分别利用反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法进行模型训练和计算,将所述反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为弱预测器;根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

3.根据权利要求2所述的装置,其特征在于,所述生成模块用于采用粒子群优化算法,确定所述网络的网络权值和网络阈值。

4.根据权利要求1所述的装置,其特征在于,还包括:

预处理模块,与所述提取模块连接,用于对所述训练数据进行预处理,剔除异常的特征参数。

5.根据权利要求4所述的装置,其特征在于,所述预处理模块用于对所述训练数据中大于均值第一预定倍数或小于均值第二预定倍数的特征参数进行异常标记;当所述训练数据中的所述异常标记的个数超过预定异常标记阈值时,删除所述训练数据。

6.根据权利要求1所述的装置,其特征在于,还包括:

特征参数优化模块,与所述生成模块连接,通过平均影响值法,从所述特征参数中筛选特定特征参数。

7.根据权利要求4所述的装置,其特征在于,所述预处理模块还用于当本次计算的血压与相邻的前次计算的血压之间的变化量超过预定变化阈值时,删除所述本次计算的血压。

8.一种电子设备,包括:

处理器;以及

被安排成存储计算机可执行指令的存储器,所述可执行指令在被执行时使用所述处理器执行以下操作:

从脉搏波中提取特征参数,所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数;

根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器;

将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

9.根据权利要求8所述的电子设备,其特征在于,根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器包括:

利用十折交叉验证的方法,将单个被试数据分为多组,分别将其中一组数据作为测试数据,将其他组数据作为所述训练数据;

分别利用反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法进行模型训练和

计算，将所述反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为弱预测器；

根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

10.根据权利要求9所述的电子设备，其特征在于，分别利用反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法进行模型训练和计算包括：

采用粒子群优化算法，确定所述网络的网络权值和网络阈值。

11.根据权利要求8所述的电子设备，其特征在于，在根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器之前，还包括：

对所述训练数据进行预处理，剔除异常的特征参数。

12.根据权利要求11所述的电子设备，其特征在于，对所述训练数据进行预处理，剔除异常的特征参数包括：

对所述训练数据中大于均值第一预定倍数或小于均值第二预定倍数的特征参数进行异常标记；

当所述训练数据中的所述异常标记的个数超过预定异常标记阈值时，删除所述训练数据。

13.根据权利要求8所述的电子设备，其特征在于，在将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压之前，还包括：

通过平均影响值法，从所述特征参数中筛选特定特征参数。

14.根据权利要求8所述的电子设备，其特征在于，在将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压之后，还包括：

当本次计算的血压与相邻的前次计算的血压之间的变化量超过预定变化阈值时，删除所述本次计算的血压。

15.一种计算机可读介质，所述计算机可读介质存储一个或多个程序，所述一个或多个程序当被包括多个应用程序的电子设备执行时，使得所述电子设备执行以下操作：

从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；

根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；

将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

一种计算血压的装置和电子设备

技术领域

[0001] 本申请涉及医疗器械技术领域，尤其涉及一种计算血压的装置和电子设备。

背景技术

[0002] 常见的血压测量方法分为直接法和间接法。直接法经穿刺将动脉内的压力经导管内的液体传递至外部压力传感器来测量血压，但操作复杂、有创且容易造成感染。

[0003] 间接法包括：柯氏音法、示波法、恒定容积法等。柯氏音法利用血流受阻过程中的过流声音以及相应的压力点来确定收缩压和舒张压；示波法检测血管受阻过程中源于血管壁的振荡波，根据振荡波的包络与压力间的关系来确定收缩压和舒张压；恒定容积法通过伺服压力控制系统调节外加压力使动脉容积保持恒定，测量外加压力即可得到连续的动脉血压。超声法应用多普勒原理检测血流与血管壁相对运动产生的多普勒频移，由外加压力引起的多普勒频移变化来确定收缩压和舒张压。这些血压检测方法或者需要利用袖带不断地充放气，或者需要较为复杂的控制系统控制外加压力大小，或者需要较为复杂的装置实现同步测量多个生理信号，且不能实现血压的连续长时间测量。

[0004] 公开于该背景技术部分的信息仅仅旨在增加对本发明的总体背景的理解，而不应当被视为承认或以任何形式暗示该信息构成已为本领域一般技术人员所公知的现有技术。

发明内容

[0005] 本申请实施例的目的是提供一种计算血压的装置和电子设备，能够实现方便地实现血压的连续长时间测量。

[0006] 为解决上述技术问题，本申请实施例是通过以下各方面实现的。

[0007] 第一方面，本申请实施例提供了一种计算血压的装置，提取模块，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块，与所述提取模块连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块，与所述生成模块连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

[0008] 第二方面，本申请实施例提供了一种电子设备，包括：存储器、处理器和存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机可执行指令，所述计算机可执行指令被所述处理器执行时实现步骤：从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

[0009] 第三方面，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用于存储计算机可执行指令，所述计算机可执行指令被处理器执行时实现步骤：从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练

数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器;将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

[0010] 在本申请实施例中,通过提取模块用于从脉搏波中提取特征参数,所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数;生成模块用于根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器;输出模块用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压能够实时连续地计算出被试者的血压。

附图说明

[0011] 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中记载的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0012] 图1示出本申请一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图;

[0013] 图2示出本申请另一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图;

[0014] 图3示出受限玻尔兹曼机的网络结构示意图;

[0015] 图4示出本申请另一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图;

[0016] 图5示出本申请另一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图;

[0017] 图6为执行本申请实施例提供的电子设备的硬件结构示意图。

具体实施方式

[0018] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请中的技术方案,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,所描述的实施例仅仅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作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都应当属于本申请保护的范围。

[0019] 无创连续血压检测发展迅速,尤其基于脉搏波传输时间(Pulse Transit Time,PTT)的连续血压检测取得较大进展。脉搏波传输时间PTT是脉搏波从近端动脉传递到远端动脉所需要的时间,有研究表明PTT与血压呈负相关。在传统的测量PTT的方法中需要利用心电导联获得心电,增加了测量的难度和成本。基于此,已提出的第一种PTT测量装置,将两个PPG传感器分别安置于肱动脉与中指指动脉的皮肤上,其中肱动脉上采用反射式光电传感器,指动脉采用的是透射式传感器,运用肱动脉与指动脉脉搏波特征点间的间隔得到的PTT同利用ECG与PPG结合的技术得到的PTT相关性达到0.7。此外,对PTTp(同一个心动周期内,心电R波与PPG波峰间的时间间隔)、PTTf(心电R波与PPG波谷间的时间间隔)与收缩压、舒张压的相关性进行分析发现PTTf与SBP、PBP(收缩压与舒张压之差)的相关性要优于PTTp。已提出的第二种装置,利用脉搏波传导时间、重搏波高度、每搏心输出量、K值等变量,通过逐步回归分析筛选变量并建立收缩压、平均压与这些变量之间的回归方程,最终每个被试的75%的心动周期的血压计算误差在5%以下。已提出的第三种装置,利用尺骨动脉和桡动脉脉搏波获得脉搏波传输速度,利用静水压力的方法对物理模型P=k1ln(c2)+k2进行

配准。已提出的第四种装置，以心音信号为基准点计算PTT，并利用脉搏传输时间、每搏心输出量、波形系数、升支平均斜率、脉率等脉搏波参数进行多元线性回归分析，最终收缩压和舒张压的平均误差分别为1.62mmHg和1.12mmHg，具有较高的测量精度。已提出的第五种装置，提出了特征参数k，k为PPG一阶微分的第一个峰值的倒数，代表单位幅度的传输时间。已提出的第六种装置提出了一个能够追踪血压变化低频成分的新指标光电容积强度比(photoplethysmogramintensity ratio，PIR)，并实现了利用PIR和PTT的血压估计，最终对收缩压、舒张压和平均压估计误差的平均值和标准差分别为-0.37±5.21，-0.08±4.06，-0.18±4.13mmHg。已提出的第七种装置，提取心电和脉搏波信号的特征，包括心率、动脉刚度指数等生理参数和信号的时间和形态学特征，利用主成分分析方法减少特征参数的维度，并利用线性回归、决策树回归以及Adaboost的方法建立血压的模型，最终经比较发现Adaboost方法计算血压结果的平均绝对误差最小。以上方法利用脉搏波、心电等多个生理信号获得与血压相关的特征，需要测量多个生理信号，测量装置复杂，且测量精度有待进一步提升。

[0020] 基于此，本申请实施例提供一种计算血压的装置，该装置可用于各种便携式血压测量装置和仪器，也可以与诸如智能手环等的可穿戴设备相结合。

[0021] 图1示出本申请实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图，该装置100包括：提取模块110、生成模块120和输出模块130。

[0022] 提取模块110，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数。

[0023] 关于脉搏波特征参数提取技术，具体包括：时域特征参数主要分为四大类，包括幅值特征、面积特征、能量特征和生理参数特征四大类，部分时域特征参数见表1。时域主要从脉搏波信号及其一阶微分信号中提取幅值特征、面积特征、能量特征和生理参数特征。傅里叶变换域、小波域和希尔伯特变换域特征则分别通过对原始脉搏波信号分别进行傅里叶变换、小波变换和希尔伯特变换，从各个变换后的信号中提取的特征。

[0024]

时域特征参数	特征参数含义
收缩时间 ST	单个脉搏波周期内，脉搏波波谷到波峰的距离
舒张时间 DT	单个脉搏波周期内，脉搏波波峰到波谷的距离
脉搏波周期 T	两个相邻脉搏波波谷间的距离
周期倒数 Td	心率
周期的差分序列 dt_T	周期序列的差分序列
波峰间隔 p_p	峰峰间隔
p_pd	峰峰间隔的倒数
RST、RDT、RSD	RST =ST/T；RDT =DT/T；RSD =ST/DT
p_t	波峰波谷幅值之差，上升支高度
k	k=p_t/ST，脉搏波单位时间上升幅度

[0025]

Z	Z=p_t/(1+ST/DT)，反映每搏心输出量的大小
width1、width2	单个脉搏波周期内幅值分别为 2/3 和 1/2 幅值对应点的时间间隔
T1_d、T2_d	一阶微分最大最小值及一阶微分极大值与脉搏波波峰的时间间隔
S_S、S_D、AreaR	脉搏波收缩上升曲线、舒张曲线下的面积及两者比值
K	K=(Pm-Pd)/(Ps-Pd)，Ps、Pd 分别为收缩压和舒张压，Pm 为平均压
SR_SA、SR_DA	SR_SA=S_S/(S_S+S_D)，SR_DA=S_D/(S_S+S_D)，收缩面积比值与舒张面积比值
pks_d1	脉搏波一阶微分的幅值
Pm	单位时间内脉搏波曲线所围面积
SV	心搏输出量
TPR	外周阻力

[0026] 表1.部分时域特征参数表

[0027] 人体脉搏波几乎全部的能量分布在0～10Hz之间。健康人的10Hz以内的谱能量占总能量的99％以上，由此可知，频谱能量比中含有一定的生理信息。傅里叶变换域特征参数的计算，以该脉搏波为中心，左右各10个脉搏波作为整体，对这21个周期的脉搏波做傅里叶变换域分析。傅里叶变换域的特征主要有基波频率、二次谐波频率、基波能量、二次谐波能量、总能量、某些特征频段的能量、能量比值及各个频段能量与相应幅值的比值等。

[0028] 小波域特征提取以‘db6’小波为母小波，对脉搏波信号做6层的分解，得到低频逼近信号A_j和高频细节信号D_j。根据脉搏波的小波系数频谱，其中单支重构后的第1、2层细节信号含有大量的高频噪声，因此利用第3-6层的细节信号，计算各层细节信号的能量并归一化得到细节信号能量百分比，构造出小波系数能量特征向量$E=[E_{d3}E_{d4}E_{d5}E_{d6}]$；同时利用单支重构后的细节信号$d_1$-$d_6$以及近似信号$a_6$，计算各层能量并归一化为$p_1$-$p_7$，利用公式2-1即可得到小波熵，小波熵可以表征脉搏波复杂度在时域的变化情况，也可以表征脉搏波的诸多频域特征，具有良好的时频局部化能力。

[0029] $W_E=-\sum p_j \log p_j$ (2-1)

[0030] 对脉搏波进行EEMD分解，得到N个IMF分量$C_i(t)$，$i=1,2,\cdots,N$。利用公式2-2得到IMF能量矩，IMF能量矩既可反映脉搏波信号的IMF分量的能量大小，又可以反映其随时间参数的分布情况。

[0031] $$E=\sum_{k=1}^{N}(k\cdot\Delta t)|C_i(k\cdot\Delta t)|^2 \quad (2\text{-}2)$$

[0032] $$\widehat{C}_i(t)=H[C_i(t)]=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}C_i(\tau)\frac{1}{t-\tau}d\tau \quad (2\text{-}3)$$

[0033] 此外，对得到的IMF分量$C_i(t)$按照公式2-3进行Hilbert变换可以得到脉搏波信号能量的时频分布。由公式2-4求得Hilbert边际谱h(w)，再由公式2-5求出固有频率区间w_1～w_2内$h^2(w)$与频率轴所围面积，即边际谱的特征能量。

[0034] $$h(w) = \int_0^t H(w,t)\,dt \qquad (2\text{-}4)$$

[0035] $$S = \int_{w_1}^{w_2} h^2(w)dw \qquad (2\text{-}5)$$

[0036] 生成模块120，与提取模块110连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

[0037] 具体地，可以利用相同的数据分别训练多个神经网络，将多个神经网络作为弱预测器，根据训练数据的预测误差调整各个样本的权值，并确定弱预测器的权值，以形成强预测器。

[0038] 输出模块130，与生成模块120连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

[0039] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过提取模块从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压，能够在测得脉搏波信号的前提下，无需测量其它生理信号，实现连续的血压计算，仅通过获取一段脉搏波信号，就可以实时连续检测出被试者的收缩压和舒张压，具有成本低、环境要求低，舒适性、简便性和针对性更高的优点。本申请实施例提供的一种计算血压的装置，虽然只利用了脉搏波这一种作为中间结果的生理信号，但从时域、傅里叶变换域、小波域和希尔伯特变换域充分挖掘脉搏波信号中所包含的生理信息，能够提高血压计算的精度。

[0040] 图2示出本申请另一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图，该装置100包括：提取模块110、生成模块120和输出模块130。

[0041] 提取模块110，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数。

[0042] 关于脉搏波特征参数提取技术，具体请参见图1实施例的详细说明，在此不再赘述。

[0043] 生成模块120，与提取模块110连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

[0044] 具体地，可以利用相同的数据分别训练多个神经网络，将多个神经网络作为弱预测器，根据训练数据的预测误差调整各个样本的权值，并确定弱预测器的权值，以形成强预测器。

[0045] 在一种可能的实现方式中，生成模块120用于利用十折交叉验证的方法，将单个被试数据分为多组，分别将其中一组数据作为测试数据，将其他组数据作为所述训练数据；分别利用反向传播BP神经网络121、支持向量机122以及深度信念网络123进行模型训练和预测，将所述反向传播(英文：Backpropagation，缩写：BP)神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为3个弱预测器；根据所述特征参数中的训练数据的在3个弱预测器上的误

差，对所述训练数据及3个弱预测器的权重进行调整形成强预测器，由此，使得该强预测器的血压计算精度高于BP神经网络、支持向量机和深度信念网络三种弱预测器，最终实现将该被试者的多个特征参数(例如78个)作为输入，即可得到该被试者的准确的血压值。

[0046] 具体地，可以通过Adaboost迭代算法，针对同一个训练集训练不同的分类器，例如上述3个弱分类器，然后把这些弱分类器集合起来，构成一个更强的最终分类器，例如上述强分类器。

[0047] 具体地，BP神经网络输入层有78个结点，隐层有5个结点，输出层有1个结点，在一种可能的实现方式中，所述生成模块120可以用于采用粒子群优化算法，确定所述网络的网络权值和网络阈值。

[0048] BP神经网络输入为原始的特征参数值，输出为计算的血压值；支持向量机首先对78个特征参数做归一化处理，利用径向基函数(英文：Radial Basis Function，缩写：RBF)，同时对惩罚参数c和核函数参数g在-8-8的范围内，采用交叉验证的方法筛选出最佳的模型参数，以达到对收缩压的较为准确地计算；深度信念网络(缩写：DBN)的方法可以产生非常好的参数初始化值，避免随机初始化使得网络陷入全局最优、训练时间长的缺点。深度信念网络，首先利用对比散度算法对两个受限玻尔兹曼机(缩写：RBM)进行无监督的训练，将第一个RBM网络输出作为第二个RBM网络的输入；两个RBM网络的结构分别为78×20和20×5，然后用训练好的RBM网络的参数来初始化神经网络权值，该神经网络的结构为78×20×5×1。此时，神经网络只有最后一层权值随机初始化，再利用训练数据结合误差反传算法对权值进行微调，最终得到训练好的DBN网络。

[0049] 图3示出受限玻尔兹曼机的网络结构示意图，在RBM中，任意两个相连的神经元之间有一个权值W表示其连接强度，每个神经元自身有一个偏置系数b(对显层神经元)和c(对隐层神经元)来表示其自身偏置值，通过学习得到，v是输入向量，h是输出向量。

[0050] 对于一条样本数据x，采用对比散度算法对其进行训练，训练的具体步骤如下：

[0051] 1.将x赋给显层v_1，利用(3-1)式计算出隐层中每个神经元被激活的概率$P(h_1|v_1)$；

[0052] $P(h_j|v)=\sigma(b_j+\sum_i W_{ij}x_i)$ (3-1)

[0053] 2.从计算的概率分布中采取Gibbs抽样抽取一个样本：$h_1 \sim P(h_1|v_1)$；

[0054] 3.用h_1重构显层，即通过隐层反推显层，利用(3-2)式计算显层中每个神经元被激活的概率：$P(v_2|h_1)$；

[0055] $P(v_i|h)=\sigma(c_i+\sum_j W_{ij}h_j)$ (3-2)

[0056] 4.从得到的概率分布中采取Gibbs抽样抽取一个样本：$v_2 \sim P(v_2|h_1)$；

[0057] 5.通过v_2再次计算隐层中每个神经元被激活的概率，得到概率分布$P(h_2|v_2)$；

[0058] 6.按照式(3-3)更新权重：

[0059]
$$\begin{aligned} W &\leftarrow W+\lambda(P(h_1|v_1)v_1-P(h_2|v_2)v_2) \\ b &\leftarrow b+\lambda(v_1-v_2) \\ c &\leftarrow c+\lambda(h_1-h_2) \end{aligned} \qquad (3\text{-}3)$$

[0060] 通常的网络创建时，神经网络的权值和阈值一般是通过初始化为【-1,1】区间的随机数，但也因此导致每次同样样本训练的结果会产生一定程度的不同，还容易陷入局部最优解，一般都需要多次测试选出误差最小的那次作为训练好的网络，很难保证是全局最优解。基于此，本步骤采用粒子群优化算法，找出最优的网络权值和阈值，使同样样本训练的

计算结果保持稳定且为全局最优解，减少了需多测训练测试的重复过程。

[0061] 输出模块130，与生成模块120连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。

[0062] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过提取模块从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压，能够在测得脉搏波信号的前提下，无需测量其它生理信号，实现连续的血压计算，仅通过获取一段脉搏波信号，就可以实时连续检测出被试者的收缩压和舒张压。

[0063] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过生成模块利用十折交叉验证的方法，将单个被试数据分为多组，分别将其中一组数据作为测试数据，将其他组数据作为所述训练数据；分别利用反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法进行模型训练和预测，将所述反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为弱预测器；根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器，能够使得该强预测器的血压计算精度高于BP神经网络、支持向量机和深度信念网络三种弱预测器，提高血压计算的精度。

[0064] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过生成模块用于采用粒子群优化算法，确定所述网络的网络权值和网络阈值能够设置最优的网络权值和阈值，使同样样本训练的计算结果保持稳定且为全局最优解，减少了需多测训练测试的重复过程。

[0065] 图4示出本申请另一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图，该装置100包括：提取模块110、生成模块120、输出模块130和预处理模块140。

[0066] 提取模块110，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数。

[0067] 关于脉搏波特征参数提取技术，具体请参见图1实施例的详细说明，在此不再赘述。

[0068] 生成模块120，与提取模块110连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

[0069] 具体地，可以利用相同的数据分别训练多个神经网络，将多个神经网络作为弱预测器，根据训练数据的计算误差调整各个样本的权值，并确定弱预测器的权值，以形成强预测器。

[0070] 在一种可能的实现方式中，生成模块120用于利用十折交叉验证的方法，将单个被试数据分为10组，分别将其中一组数据作为测试数据，将另外9组数据作为所述训练数据；分别利用反向传播BP神经网络121、支持向量机122以及深度信念网络123进行模型训练和计算，将所述反向传播(英文：Backpropagation，缩写：BP)神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为3个弱预测器；根据所述特征参数中的训练数据的在3个弱预测器上的误差，对所述训练数据及3个弱预测器的权重进行调整形成强预测器，由此，使得该强预测器的血压预测精度高于BP神经网络、支持向量机和深度信念网络三种弱预测器，最终实现将该被试者的多个特征参数(例如78个)作为输入，即可得到该被试者的准确的血压值。

[0071] 具体地，BP神经网络输入层有78个结点，隐层有5个结点，输出层有1个结点，在一

种可能的实现方式中，所述生成模块120可以用于采用粒子群优化算法，确定所述网络的网络权值和网络阈值。

[0072] BP神经网络输入为原始的特征参数值，输出为计算的血压值；支持向量机首先对78个特征参数做归一化处理，利用径向基函数(英文:Radial Basis Function，缩写:RBF)，同时对惩罚参数c和核函数参数g在-8-8的范围内，采用交叉验证的方法筛选出最佳的模型参数，以达到对收缩压的较为准确地计算；深度信念网络(缩写:DBN)的方法可以产生非常好的参数初始化值，避免随机初始化使得网络陷入全局最优、训练时间长的缺点。深度信念网络，首先利用对比散度算法对两个受限玻尔兹曼机(缩写:RBM)进行无监督的训练，将第一个RBM网络输出作为第二个RBM网络的输入；两个RBM网络的结构分别为78×20和20×5，然后用训练好的RBM网络的参数来初始化神经网络权值，该神经网络的结构为78×20×5×1。此时，神经网络只有最后一层权值随机初始化，再利用训练数据结合误差反传算法对权值进行微调，最终得到训练好的DBN网络。RBM的网络结构请参见图3的说明，在此不再赘述。

[0073] 预处理模块140与提取模块110连接，用于对所述训练数据进行预处理，剔除异常的特征参数。

[0074] 在一种可能的实现方式中，预处理模块140用于对所述训练数据中大于均值第一预定倍数或小于均值第二预定倍数的特征参数进行异常标记；当所述训练数据中的所述异常标记的个数超过预定异常标记阈值时，删除所述训练数据。

[0075] 在一种可能的实现方式中，预处理模块140用于当本次计算血压与相邻的前次计算血压之间的变化量超过预定变化阈值时，删除所述本次计算血压。由于异常数据的存在，会对模型的训练精度造成影响，影响血压计算精度。本步骤能够剔除异常数据，避免异常数据对训练精度造成的影响，提高血压计算的精度。

[0076] 具体可以包括：对训练数据中大于1.7倍的特征参数均值或小于0.3倍的特征参数均值的相应位置标记为1，并将收缩压也作为一个特征，对相邻的两个收缩压变化超过5的相应位置标记为1。统计每组训练数据中异常特征参数的个数，若异常数据量超过一定的阈值，则将该组数据作为异常数据予以剔除。

[0077] 输出模块130，与生成模块120连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压。

[0078] 作为一种实现方式，本申请实施例提供的一种计算血压的装置一方面可与医疗设备相结合，一方面还可与智能手环等可穿戴设备相结合，另一方面还可将该方法与诸如智能手机等的智能终端产品相结合，实现血压的便捷地、无创地、实时地、连续地测量。

[0079] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过提取模块从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压，能够在测得脉搏波信号的前提下，无需测量其它生理信号，实现连续的血压计算，仅通过获取一段脉搏波信号，就可以实时连续检测出被试者的收缩压和舒张压。

[0080] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过预处理模块对所述训练数据进行预处理，剔除异常的特征参数，能够剔除异常数据，避免异常数据对训练精度造成的影响，提高血压计算的精度。

[0081] 图5示出本申请另一实施例提供的一种计算血压的装置的结构示意图，该装置100包括：提取模块110、生成模块120、输出模块130、预处理模块140和特征参数优化模块150。

[0082] 提取模块110，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数。

[0083] 关于脉搏波特征参数提取技术，具体请参见图1实施例的详细说明，在此不再赘述。

[0084] 生成模块120，与提取模块110连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

[0085] 具体地，可以利用相同的数据分别训练多个神经网络，将多个神经网络作为弱预测器，根据训练数据的计算误差调整各个样本的权值，并确定弱预测器的权值，以形成强预测器。

[0086] 在一种可能的实现方式中，生成模块120用于利用十折交叉验证的方法，将单个被试数据分为10组，分别将其中一组数据作为测试数据，将另外9组数据作为所述训练数据；分别利用反向传播BP神经网络121、支持向量机122以及深度信念网络123进行模型训练和计算，将所述反向传播(英文：Backpropagation，缩写：BP)神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为3个弱预测器；根据所述特征参数中的训练数据的在3个弱预测器上的误差，对所述训练数据及3个弱预测器的权重进行调整形成强预测器，由此，使得该强预测器的血压计算精度高于BP神经网络、支持向量机和深度信念网络三种弱预测器，最终实现将该被试者的多个特征参数(例如78个)作为输入，即可得到该被试者的准确的血压值。

[0087] 具体地，BP神经网络输入层有78个结点，隐层有5个结点，输出层有1个结点，在一种可能的实现方式中，所述生成模块120可以用于采用粒子群优化算法，确定所述网络的网络权值和网络阈值。

[0088] BP神经网络输入为原始的特征参数值，输出为计算的血压值；支持向量机首先对78个特征参数做归一化处理，利用径向基函数(英文：Radial Basis Function，缩写：RBF)，同时对惩罚参数c和核函数参数g在-8-8的范围内，采用交叉验证的方法筛选出最佳的模型参数，以达到对收缩压的较为准确地计算；深度信念网络(缩写：DBN)的方法可以产生非常好的参数初始化值，避免随机初始化使得网络陷入全局最优、训练时间长的缺点。深度信念网络，首先利用对比散度算法对两个受限玻尔兹曼机(缩写：RBM)进行无监督的训练，将第一个RBM网络输出作为第二个RBM网络的输入；两个RBM网络的结构分别为78×20和20×5，然后用训练好的RBM网络的参数来初始化神经网络权值，该神经网络的结构为78×20×5×1。此时，神经网络只有最后一层权值随机初始化，再利用训练数据结合误差反传算法对权值进行微调，最终得到训练好的DBN网络。RBM的网络结构请参见图3的说明，在此不再赘述。

[0089] 特征参数优化模块150与生成模块120连接，通过平均影响值法，从所述特征参数中筛选特定特征参数。

[0090] 具体可以包括：采用MIV平均影响值的方法进行脉搏波特征参数的优化。因每个个体间都存在一定的差异性，这些差异导致脉搏波序列的78个时频域特征对计算血压的影响程度在每个个体或每组个体间有很大的不同。因此采用MIV平均影响值的方法，针对每个个体筛选出最具影响的特征参数进行血压计算，在保证与78个特征参量计算同样高的精度同时，减少因神经网络输入参量过多，信息过于繁杂导致计算精度的不稳定，进一步提高计算

精度。

[0091] 预处理模块140与提取模块110连接，用于对所述训练数据进行预处理，剔除异常的特征参数。

[0092] 在一种可能的实现方式中，预处理模块140用于对所述训练数据中大于均值第一预定倍数或小于均值第二预定倍数的特征参数进行异常标记；当所述训练数据中的所述异常标记的个数超过预定异常标记阈值时，删除所述训练数据。

[0093] 在一种可能的实现方式中，预处理模块140用于当本次计算血压与相邻的前次计算血压之间的变化量超过预定变化阈值时，删除所述本次计算血压。由于异常数据的存在，会对模型的训练精度造成影响，影响血压计算精度。本步骤能够剔除异常数据，避免异常数据对训练精度造成的影响，提高血压计算的精度。

[0094] 具体可以包括：对训练数据中大于1.7倍的特征参数均值或小于0.3倍的特征参数均值的相应位置标记为1，并将收缩压也作为一个特征，对相邻的两个收缩压变化超过5的相应位置标记为1。统计每组训练数据中异常特征参数的个数，若异常数据量超过一定的阈值，则将该组数据作为异常数据予以剔除。

[0095] 输出模块130，与生成模块120连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压。

[0096] 作为一种实现方式，本申请实施例提供的一种计算血压的装置一方面可与医疗设备相结合，一方面还可与智能手环等可穿戴设备相结合，另一方面还可将该方法与诸如智能手机等的智能终端产品相结合，实现血压的便捷地、无创地、实时地、连续地测量。

[0097] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过提取模块从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压，能够在测得脉搏波信号的前提下，无需测量其它生理信号，实现连续的血压计算，仅通过获取一段脉搏波信号，就可以实时连续检测出被试者的收缩压和舒张压。

[0098] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过预处理模块对所述训练数据进行预处理，剔除异常的特征参数，能够剔除异常数据，避免异常数据对训练精度造成的影响，提高血压计算的精度。

[0099] 由此，本申请实施例提供的一种计算血压的装置，通过特征参数优化模块通过平均影响值法从所述特征参数中筛选特定特征参数，能够针对每个个体筛选出最具影响的特征参数进行血压计算进一步提高血压计算的精度。

[0100] 图6示出执行本申请实施例提供的电子设备的硬件结构示意图，参考该图，在硬件层面，电子设备包括处理器，可选地，包括内部总线、网络接口、存储器。其中，存储器可能包含内存，例如高速随机存取存储器(Random-Access Memory，RAM)，也可能还包括非易失性存储器(non-volatile memory)，例如至少1个磁盘存储器等。当然，该电子设备还可能包括其他业务所需要的硬件。

[0101] 处理器、网络接口和存储器可以通过内部总线相互连接，该内部总线可以是工业标准体系结构(Industry Standard Architecture，ISA)总线、外设部件互连标准(Peripheral Component Interconnect，PCI)总线或扩展工业标准结构(Extended

Industry Standard Architecture,EISA)总线等。所述总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,该图中仅用一个双向箭头表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0102] 存储器,用于存放程序。具体地,程序可以包括程序代码,所述程序代码包括计算机操作指令。存储器可以包括内存和非易失性存储器,并向处理器提供指令和数据。

[0103] 处理器从非易失性存储器中读取对应的计算机程序到内存中然后运行,在逻辑层面上形成定位目标用户的装置。处理器,执行存储器所存放的程序,并具体用于执行:从脉搏波中提取特征参数,所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数;根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器;将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压。上述如本申请图1所示实施例揭示的方法可以应用于处理器中,或者由处理器实现,换言之处理器能够实现图中各模块所执行的步骤并获得相同或相似的效果。

[0104] 在一种可能的实现方式中,根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器包括执行:利用十折交叉验证的方法,将单个被试数据分为10组,分别将其中一组数据作为测试数据,将另外9组数据作为所述训练数据;分别利用反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法进行模型训练和计算,将所述反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法作为弱预测器;根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器。

[0105] 在一种可能的实现方式中,分别利用反向传播BP神经网络、支持向量机以及深度信念网络的方法进行模型训练和计算包括执行:采用粒子群优化算法,确定所述网络的网络权值和网络阈值。上述如本申请图2所示实施例揭示的方法可以应用于处理器中,或者由处理器实现。换言之处理器能够实现图中各模块所执行的步骤并获得相同或相似的效果。

[0106] 在根据所述特征参数中的训练数据的误差,对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器之前,还包括执行:对所述训练数据进行预处理,剔除异常的特征参数。

[0107] 在一种可能的实现方式中,对所述训练数据进行预处理,剔除异常的特征参数包括执行:对所述训练数据中大于均值第一预定倍数或小于均值第二预定倍数的特征参数进行异常标记;当所述训练数据中的所述异常标记的个数超过预定异常标记阈值时,删除所述训练数据。

[0108] 在一种可能的实现方式中,在将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压之后,还包括执行:当本次计算血压与相邻的前次计算血压之间的变化量超过预定变化阈值时,删除所述本次计算血压。上述如本申请图4所示实施例揭示的方法可以应用于处理器中,或者由处理器实现。换言之处理器能够实现图中各模块所执行的步骤并获得相同或相似的效果。

[0109] 在一种可能的实现方式中,在将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压之前,还包括执行:通过平均影响值法,从所述特征参数中筛选特定特征参数。上述如本申请图5所示实施例揭示的方法可以应用于处理器中,或者由处理器实现。换言之处理器能够实现图中各模块所执行的步骤并获得相同或相似的效果。

[0110] 处理器可能是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。在实现过程中，上述方法的各步骤可以通过处理器中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器可以是通用处理器，包括中央处理器(Central Processing Unit，CPU)、网络处理器(Network Processor，NP)等；还可以是数字信号处理器(Digital Signal Processor，DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit，ASIC)、现场可编程门阵列(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。可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。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。结合本申请实施例所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成，或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器，处理器读取存储器中的信息，结合其硬件完成上述方法的步骤。

[0111] 该电子设备还可执行前文方法实施例中所述的各方法，并实现前文方法实施例中所述的各方法的功能和有益效果，在此不再赘述。

[0112] 当然，除了软件实现方式之外，本申请的电子设备并不排除其他实现方式，比如逻辑器件抑或软硬件结合的方式等等，也就是说以下处理流程的执行主体并不限定于各个逻辑单元，也可以是硬件或逻辑器件。

[0113] 本申请实施例还提出了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读介质存储一个或多个程序，所述一个或多个程序当被包括多个应用程序的电子设备执行时，使得所述电子设备执行以下操作：从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压。

[0114] 其中，所述的计算机可读存储介质包括只读存储器(Read-Only Memory，简称ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory，简称RAM)、磁碟或者光盘等。

[0115] 进一步地，本申请实施例还提供了一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括存储在非暂态计算机可读存储介质上的计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，当所述程序指令被计算机执行时，实现以下流程：从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；将所述特征参数输入所述强预测器以输出计算血压。

[0116] 总之，以上所述仅为本申请的较佳实施例，并非用于限定本申请的保护范围。凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

[0117] 上述实施例阐明的系统、装置、模块或单元，具体可以由计算机芯片或实体实现，或者由具有某种功能的产品来实现。一种典型的实现设备为计算机。具体的，计算机例如可以为个人计算机、膝上型计算机、蜂窝电话、相机电话、智能电话、个人数字助理、媒体播放器、导航设备、电子邮件设备、游戏控制台、平板计算机、可穿戴设备或者这些设备中的任何设备的组合。

[0118] 计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括，但不限于相变内存(PRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、其他类型的随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能光盘(DVD)或其他光学存储、磁盒式磁带，磁带磁磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质，可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定，计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体(transitory media)，如调制的数据信号和载波。

[0119] 还需要说明的是，术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、商品或者设备不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、商品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下，由语句“包括一个……”限定的要素，并不排除在包括所述要素的过程、方法、商品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0120] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其，对于系统实施例而言，由于其基本相似于方法实施例，所以描述的比较简单，相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

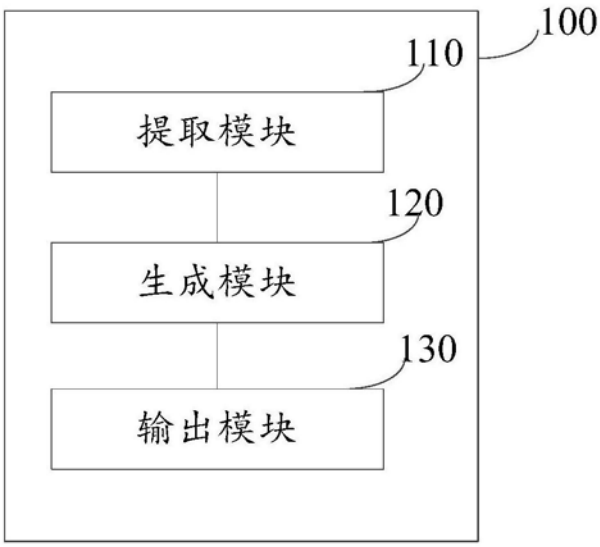


图1

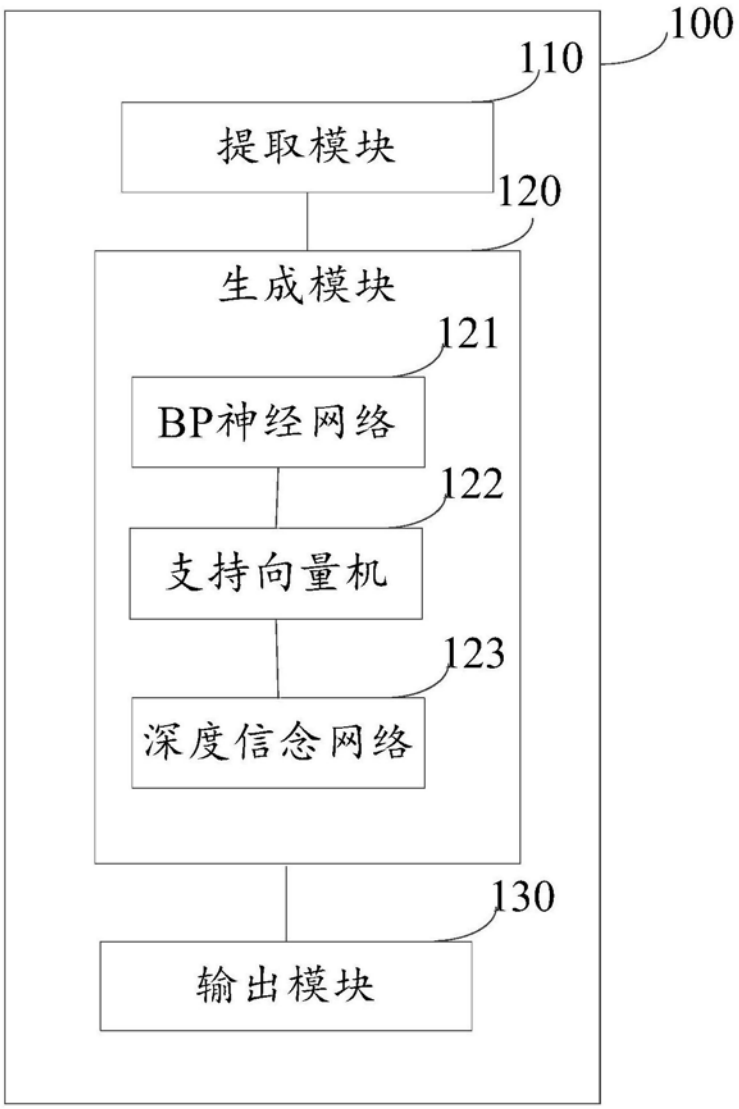

100
110
提取模块
120
生成模块
121
BP神经网络
122
支持向量机
123
深度信念网络
130
输出模块

图2

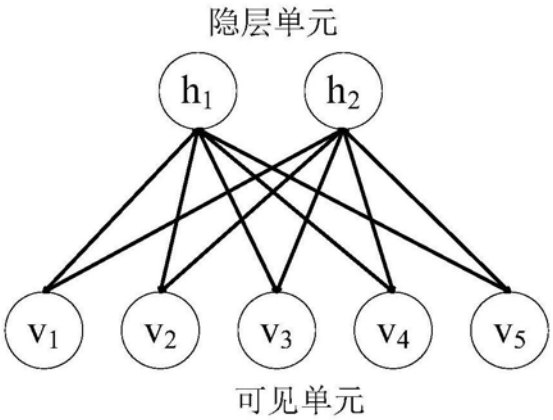

隐层单元
h1
h2
v1
v2
v3
v4
v5
可见单元

图3

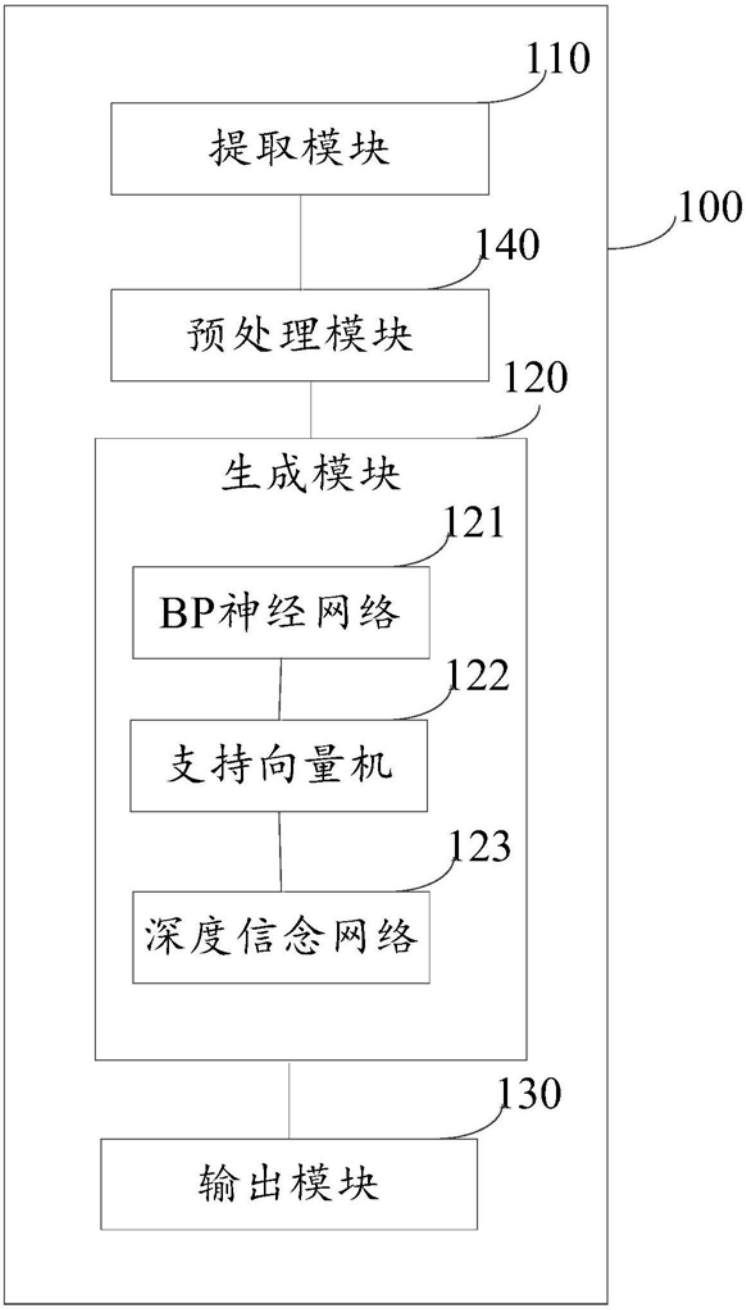

110
提取模块
100
140
预处理模块
120
生成模块
121
BP神经网络
122
支持向量机
123
深度信念网络
130
输出模块

图4

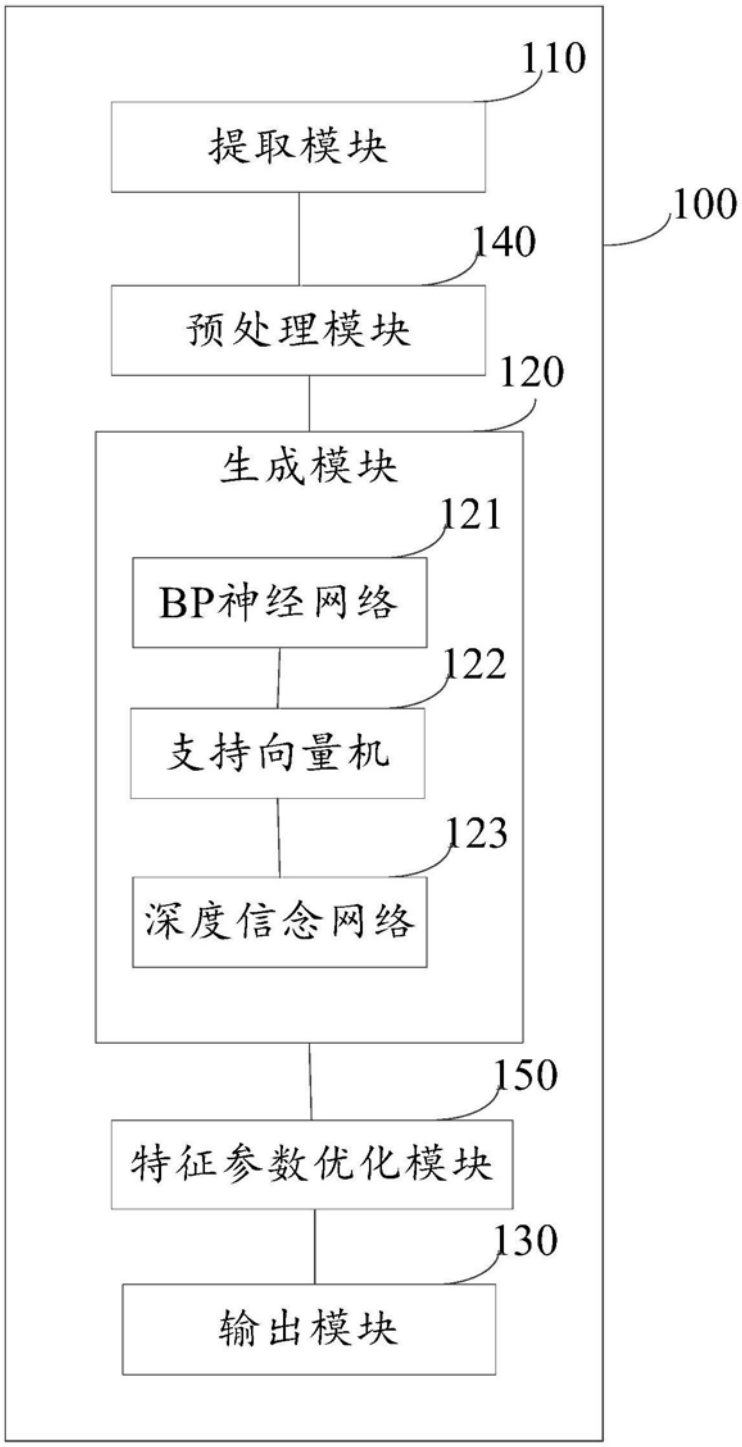

110
提取模块
100
140
预处理模块
120
生成模块
121
BP神经网络
122
支持向量机
123
深度信念网络
150
特征参数优化模块
130
输出模块

图5

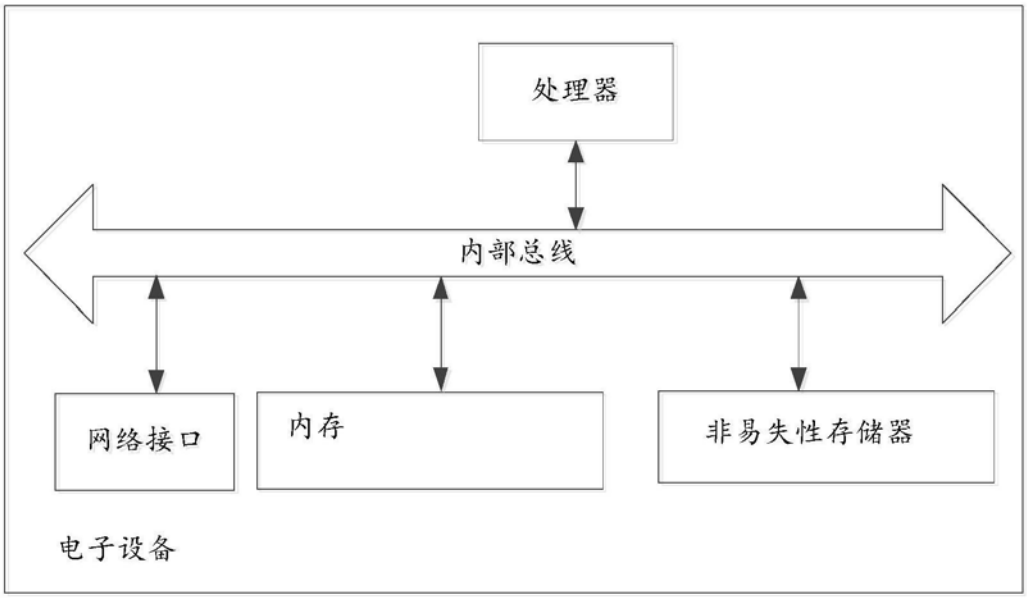
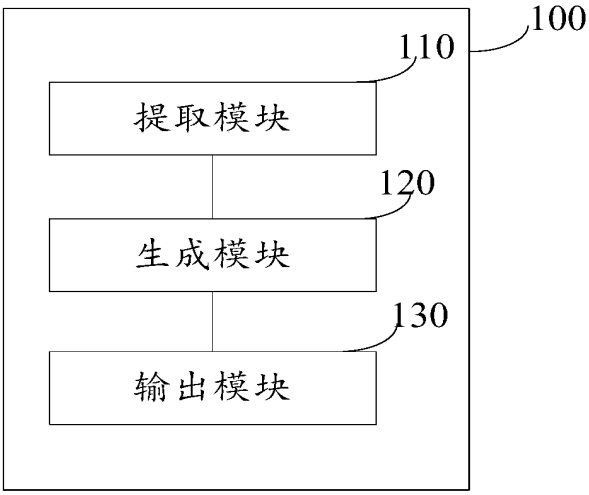


图6

专利名称(译)	一种计算血压的装置和电子设备		
公开(公告)号	CN111374652A	公开(公告)日	2020-07-07
申请号	CN201811642572.4	申请日	2018-12-29
[标]申请(专利权)人(译)	中兴通讯股份有限公司 西安交通大学		
申请(专利权)人(译)	中兴通讯股份有限公司 西安交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	中兴通讯股份有限公司 西安交通大学		
[标]发明人	李霞 方真 周秦武 支周 卢忱		
发明人	李霞 李梦亭 方真 周秦武 支周 卢忱		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00		
代理人(译)	黎雷		
外部链接	SIPO		

摘要(译)

本申请实施例提供了一种计算血压的装置和电子设备，该装置包括：提取模块，用于从脉搏波中提取特征参数，所述特征参数包括时域特征参数、小波域特征参数、傅里叶变换域特征参数和希尔伯特变换域特征参数；生成模块，与所述提取模块连接，用于根据所述特征参数中的训练数据的误差，对所述训练数据及弱预测器的权重进行调整形成强预测器；输出模块，与所述生成模块连接，用于将所述特征参数输入所述强预测器以输出血压。本申请实施例提供的一种计算血压的装置和电子设备能够实时连续地计算出被试者的血压。