



(21)申请号 201710100824.X

(22)申请日 2017.02.23

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 106821356 A

(43)申请公布日 2017.06.13

(73)专利权人 吉林大学

地址 130012 吉林省长春市朝阳区前进大街2699号

专利权人 吉林大学珠海学院

(72)发明人 司玉娟 王月猛 刘立勋 郎六琪
于靖涛

(74)专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有
限公司 44205

代理人 俞梁清

(51)Int.Cl.

A61B 5/022(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 106037694 A,2016.10.26,

CN 104699931 A,2015.06.10,

CN 104116503 A,2014.10.29,

CN 105455798 A,2016.04.06,

US 2011301436 A1,2011.12.08,

陈少吉.基于神经网络血压预测研究与系统实现.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 医药卫生科技辑》.2015,全文.

审查员 李怡雪

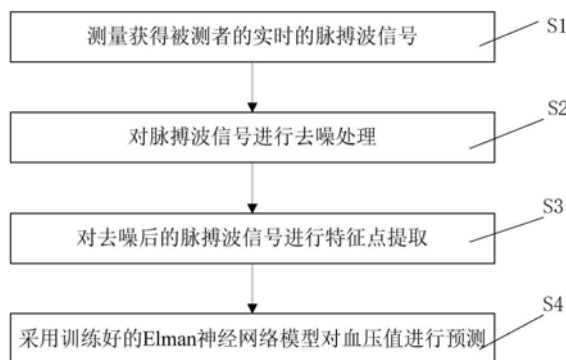
权利要求书1页 说明书10页 附图5页

(54)发明名称

基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法及系统

(57)摘要

本发明公开了基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法和系统,包括步骤:S1、测量获得被测者的实时的脉搏波信号;S2、对脉搏波信号进行去噪处理;S3、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取;S4、将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,进行采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值。本发明基于Elman神经网络,可以准确的预测出血压值,具有较好的准确性和稳定性,可广泛应用于血压测量行业中。



1. 基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统,其特征在于,包括手机终端模块、终端服务器模块、用于采集被测者的脉搏波信号的脉搏信号采集模块和用于采集被测者的血压值信号的血压采集模块,所述血压采集模块与终端服务器模块连接,所述手机终端模块用于对脉搏波信号进行实时显示并对其进行去噪处理和特征点提取,所述终端服务器模块用于将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,并采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值,并将连续血压测量值返回到手机终端模块进行显示。

2. 根据权利要求1所述的基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统,其特征在于,所述脉搏信号采集模块包括反射式光电脉搏传感器。

3. 根据权利要求1所述的基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统,其特征在于,所述血压采集模块采用无线袖带血压计,所述无线袖带血压计与手机终端模块之间通过无线通信方式连接。

4. 根据权利要求1所述的基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统,其特征在于,所述终端服务器模块还用于获取多个被测者的脉搏波信号的特征点和血压值信号后,进行如下的训练步骤:

将脉搏波信号的特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系;

建立Elman神经网络,并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值,将血压值作为神经网络的训练集的输出值;

对神经网络进行训练优化,直到训练参数满足预设条件后,获得训练好的神经网络训练模型。

基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及血压测量领域,特别是涉及基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法及系统。

背景技术

[0002] 名词解释:

[0003] SBP:Systolic Blood Pressure,收缩压;

[0004] DBP:Diastolic blood Pressure,舒张压。

[0005] 血压是血液在血管内流动时作用于血管壁的压力,它是推动血液在血管内流动的动力。心室收缩时,血液从心室流入动脉,此时血液对动脉的压力最高,称为收缩压。心室舒张,动脉血管弹性回缩,血液仍慢慢继续向前流动,但血压下降,此时的压力称为舒张压。血压是反映人体心血管系统机能的重要生理参数,在医疗上,对于手术中的危重病人要通过血压来反映病人的生命体征;在家庭保健上,对于被测者的心血管疾病的预防也起着至关重要的作用。然而,目前临床上所采用的血压测量方式主要以间歇式为主,由于血压的波动每时每刻都在发生变化,因此连续血压测量方法在临床医疗和家庭保健上都有重要的意义。

[0006] 目前在连续血压的测量方法上,可以分为无创和有创两种方法。有创连续血压测量方法测量精度高,但是由于其操作复杂受测者易感染等因素,不能够得到业界的普遍认可。在无创连续血压的测量方法中,又可分为脉搏波传播速度法(PWV)和脉搏波特征参数法。脉搏波传播速度法:由一路心电信号和一路脉搏信号得出,通过计算出心电峰值点与脉搏波峰值点之间的传播时间,进而得到脉搏的传播速度(PWV),再通过得到的PWV建立起一个线性血压回归方程,最终实现对血压的连续估计。该方法由于从血容积描记(PPG)信号获得的血压与脉搏速度之间的关系非线性,因此在进行血压的实时测量的过程中计算误差比较大。脉搏波特征参数法:即从每个脉搏波动周期中提取出相应的特征点,如脉搏波降中峡的相对高度(h/H)、重搏波的相对高度(g/H)、收缩期时间、舒张期时间等,通过对以上所得到的特征进行回归分析最终建立起回归方程实现对血压的连续测量。该方法只是应用了特定时刻的特征点与该时刻血压所存在的对应关系,忽略了其上一时刻脉搏特征对当前血压的影响,因此并没有实现真正意义上的血压预测。因此,总的来说,目前的血压测量方法无法较为准确的测量获得连续血压测量值。

发明内容

[0007] 为了解决上述的技术问题,本发明的目的是提供基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法,本发明的另一目的是提供基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统。

[0008] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0009] 基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法,包括步骤:

[0010] S1、测量获得被测者的实时的脉搏波信号;

- [0011] S2、对脉搏波信号进行去噪处理；
- [0012] S3、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取；
- [0013] S4、将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入，进行采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测，将获得的预测值作为连续血压测量值。
- [0014] 进一步，还包括以下的神经网络训练步骤：
- [0015] S01、同步测量获得多个被测者的实时的脉搏波信号和血压值信号；
- [0016] S02、对脉搏波信号进行去噪处理；
- [0017] S03、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取；
- [0018] S04、将特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系；
- [0019] S05、建立Elman神经网络，并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值，将血压值作为神经网络的训练集的输出值；
- [0020] S06、对神经网络进行训练优化，直到训练参数满足预设条件后，获得训练好的神经网络训练模型。
- [0021] 进一步，所述步骤S02，其具体包括：
- [0022] S021、采用基于中值滤波方法去除脉搏波信号的基线漂移干扰；
- [0023] S022、采用FIR滤波器去除脉搏波信号的高频噪声。
- [0024] 进一步，所述步骤S03，其具体包括：
- [0025] S031、采用三次样条插值法对去噪后的脉搏波信号进行插值处理；
- [0026] S032、采用差分阈值法对插值处理后的脉搏波信号进行特征点提取。
- [0027] 进一步，所述Elman神经网络由输入矩阵、输入层、隐含层、上下文层、输出层和输出矩阵组成，所述步骤S06，其具体包括：
- [0028] S061、分别设定Elman神经网络的阈值以及上下文层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的权值；
- [0029] S062、获取训练集中的输入值作为神经网络的输入矩阵；
- [0030] S063、根据神经网络各层之间的权值和神经网络的输入矩阵，依次计算输入层的输出、隐含层的输出、上下文层的输出；
- [0031] S064、计算获得神经网络的输出矩阵；
- [0032] S065、计算输出矩阵与训练集中对应的输出值之间的误差函数值，并根据预设的误差阈值和步长阈值判断是否满足预设条件，若是，则将当前神经网络模型作为训练好的神经网络模型，反之，对神经网络进行权值更新和阈值更新后，返回步骤S063重新训练。
- [0033] 进一步，所述预设条件为误差函数值不大于预设的误差阈值或训练步长不小于预设的步长阈值。
- [0034] 本发明解决其技术问题所采用的另一技术方案是：
- [0035] 基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统，包括手机终端模块、终端服务器模块、用于采集被测者的脉搏波信号的脉搏信号采集模块和用于采集被测者的血压值信号的血压采集模块，所述血压采集模块与终端服务器模块连接，所述手机终端模块用于对脉搏波信号进行实时显示并对其进行去噪处理和特征点提取，所述终端服务器模块用于将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入，并采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测，将获得的预测值作为连续血压测量值，并将连续血压测量值返回到

手机终端模块进行显示。

[0036] 进一步,所述脉搏信号采集模块包括反射式光电脉搏传感器。

[0037] 进一步,所述血压采集模块采用无线袖带血压计,所述无线袖带血压计与手机终端模块之间通过无线通信方式连接。

[0038] 进一步,所述终端服务器模块还用于获取多个被测者的脉搏波信号的特征点和血压值信号后,进行如下的训练步骤:

[0039] 将脉搏波信号的特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系;

[0040] 建立Elman神经网络,并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值,将血压值作为神经网络的训练集的输出值;

[0041] 对神经网络进行训练优化,直到训练参数满足预设条件后,获得训练好的神经网络训练模型。

[0042] 本发明的有益效果是:本发明的基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法,包括步骤:S1、测量获得被测者的实时的脉搏波信号;S2、对脉搏波信号进行去噪处理;S3、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取;S4、将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,进行采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值。本方法基于Elman神经网络,可以准确的预测出血压值,具有较好的准确性和稳定性。

[0043] 本发明的另一有益效果是:基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统,包括手机终端模块、终端服务器模块、用于采集被测者的脉搏波信号的脉搏信号采集模块和用于采集被测者的血压值信号的血压采集模块,所述血压采集模块与终端服务器模块连接,所述手机终端模块用于对脉搏波信号进行实时显示并对其进行去噪处理和特征点提取,所述终端服务器模块用于将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,并采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值,并将连续血压测量值返回到手机终端模块进行显示。本系统基于Elman神经网络,可以准确的预测出血压值,具有较好的准确性和稳定性。

附图说明

[0044] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

[0045] 图1是本发明的基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法的流程示意图;

[0046] 图2是本发明的基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法中提取的脉搏波特征点示意图;

[0047] 图3是本发明所采用的Elman神经网络的结构图;

[0048] 图4是本发明的本发明的基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法的Elman神经网络学习算法具体流程图;

[0049] 图5是本发明实施例一通过Elman神经网络模型对一名健康男性的血压预测与实际值的对比图;

[0050] 图6是本发明实施例一通过Elman神经网络模型对一名健康女性的血压预测与实际值的对比图;

[0051] 图7是本发明的基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统的整体结构连接框

图。

具体实施方式

[0052] 参照图1,本发明提供了一种基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法,包括步骤:

[0053] S1、测量获得被测者的实时的脉搏波信号;

[0054] S2、对脉搏波信号进行去噪处理;

[0055] S3、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取;

[0056] S4、将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,进行采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值。

[0057] 进一步作为优选的实施方式,还包括以下的神经网络训练步骤:

[0058] S01、同步测量获得多个被测者的实时的脉搏波信号和血压值信号;

[0059] S02、对脉搏波信号进行去噪处理;

[0060] S03、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取;

[0061] S04、将特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系;

[0062] S05、建立Elman神经网络,并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值,将血压值作为神经网络的训练集的输出值;

[0063] S06、对神经网络进行训练优化,直到训练参数满足预设条件后,获得训练好的神经网络训练模型。

[0064] 进一步作为优选的实施方式,所述步骤S02,其具体包括:

[0065] S021、采用基于中值滤波方法去除脉搏波信号的基线漂移干扰;

[0066] S022、采用FIR滤波器去除脉搏波信号的高频噪声。

[0067] 进一步作为优选的实施方式,所述步骤S03,其具体包括:

[0068] S031、采用三次样条插值法对去噪后的脉搏波信号进行插值处理;

[0069] S032、采用差分阈值法对插值处理后的脉搏波信号进行特征点提取。

[0070] 进一步作为优选的实施方式,所述Elman神经网络由输入矩阵、输入层、隐含层、上下文层、输出层和输出矩阵组成,所述步骤S06,其具体包括:

[0071] S061、分别设定Elman神经网络的阈值以及上下文层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的权值;

[0072] S062、获取训练集中的输入值作为神经网络的输入矩阵;

[0073] S063、根据神经网络各层之间的权值和神经网络的输入矩阵,依次计算输入层的输出、隐含层的输出、上下文层的输出;

[0074] S064、计算获得神经网络的输出矩阵;

[0075] S065、计算输出矩阵与训练集中对应的输出值之间的误差函数值,并根据预设的误差阈值和步长阈值判断是否满足预设条件,若是,则将当前神经网络模型作为训练好的神经网络模型,反之,对神经网络进行权值更新和阈值更新后,返回步骤S063重新训练。

[0076] 进一步作为优选的实施方式,所述预设条件为误差函数值不大于预设的误差阈值或训练步长不小于预设的步长阈值。

[0077] 参照图7,本发明还提供了一种基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统,包

括手机终端模块、终端服务器模块、用于采集被测者的脉搏波信号的脉搏信号采集模块和用于采集被测者的血压值信号的血压采集模块,所述血压采集模块与终端服务器模块连接,所述手机终端模块用于对脉搏波信号进行实时显示并对其进行去噪处理和特征点提取,所述终端服务器模块用于将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,并采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值,并将连续血压测量值返回到手机终端模块进行显示。

[0078] 进一步作为优选的实施方式,所述脉搏信号采集模块包括反射式光电脉搏传感器。

[0079] 进一步作为优选的实施方式,所述血压采集模块采用无线袖带血压计,所述无线袖带血压计与手机终端模块之间通过无线通信方式连接。

[0080] 进一步作为优选的实施方式,所述终端服务器模块还用于获取多个被测者的脉搏波信号的特征点和血压值信号后,进行如下的训练步骤:

[0081] 将脉搏波信号的特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系;

[0082] 建立Elman神经网络,并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值,将血压值作为神经网络的训练集的输出值;

[0083] 对神经网络进行训练优化,直到训练参数满足预设条件后,获得训练好的神经网络训练模型。

[0084] 以下结合具体实施例对本发明做详细说明。

[0085] 实施例一

[0086] 参照图1,一种基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法,包括步骤:

[0087] S1、测量获得被测者的实时的脉搏波信号;

[0088] S2、对脉搏波信号进行去噪处理;

[0089] S3、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取;

[0090] S4、将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入,进行采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测,将获得的预测值作为连续血压测量值。

[0091] 应用Elman神经网络模型进行预测之前,还包括以下的神经网络训练步骤:

[0092] S01、同步测量获得多个被测者的实时的脉搏波信号和血压值信号,其中,血压值信号包括舒张压DBP和收缩压SBP;

[0093] S02、对脉搏波信号进行去噪处理;

[0094] S03、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取;

[0095] S04、将特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系;

[0096] S05、建立Elman神经网络,并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值,将血压值作为神经网络的训练集的输出值;

[0097] S06、对神经网络进行训练优化,直到训练参数满足预设条件后,获得训练好的神经网络训练模型。

[0098] 步骤S02,具体包括:

[0099] S021、采用基于中值滤波方法去除脉搏波信号的基线漂移干扰:首先根据得到的脉搏波数据定义一个长度为奇数的L长窗口, $L=2*N+1$,N为正整数。对窗口内的数据从(a(i), a(i+1), ..., a(i+2N))按照由小到大的顺序进行排列,a(i)代表脉搏波的数据序列,其

中 $a(\text{med})$ 为位于窗口中心的信号样本值。对于这 L 个信号值按照从小到大的顺序排列后,其中值在 med 处的样本值便定义为中值滤波的输出值。

[0100] S022、采用FIR滤波器去除脉搏波信号的高频噪声。通过中值滤波的方法只是去除了脉搏信号的基线漂移,并没有起到滤除脉搏信号高频干扰的作用。因此,在本发明中采用FIR滤波器来实现对高频噪声的去除,采用21阶海明窗对采集到的脉搏信号进行高频去噪。脉搏信号的采样频率 f_s 为250Hz,截止频率 f_c 设定为30Hz,可得数字滤波器的指数为 $w_c = 2 * f_c / f_s = 0.24$ 。至此,通过中值滤波和FIR滤波器的设计最终实现了对脉搏波信号去噪。

[0101] 步骤S03,其具体包括:

[0102] S031、采用三次样条插值法对去噪后的脉搏波信号进行插值处理;

[0103] S032、采用差分阈值法对插值处理后的脉搏波信号进行特征点提取。

[0104] 具体的,步骤S03的脉搏波特征点提取方法如下:采用差分阈值的方法实现对脉搏波特征点提取。该方法可以分为以下3个步骤:(1)插值;(2)差分;(3)特征点提取。在本发明中,使用三次样条插值法实现其中的插值算法。

[0105] 三次样条插值法可以确保被插值脉搏函数具有连续的一阶和二阶导数,有利于后面的差分变化。由于脉搏波的各个特征点之间的差分值的区别比较大,因此通过此种方法能够准确的确定脉搏波中各个特征点之间的位置。最终实现脉搏波特征点的检测。特征点提取后,如图2所示,图2表示所采集到的脉搏波波形,以及其所对应的特征点。脉搏波的特征点主要有脉搏波起点 o 所对应的幅度值 h 、脉搏波峰值点 p 所对应的幅度值 H 、脉搏波降中峡 d 所对应的幅度值 g 、脉搏波重搏波的峰值点所对应的幅度值 w 、收缩期时间 t_1 、舒张期时间 t_2 。

[0106] 本发明选择Elman神经网络算法实现对血压的连续估计能够满足脉搏波与血压的非线性关系和对血压的预测功能。与前馈神经网络不同,“递归神经网络”允许网络中出现环形结构,从而可让一些神经元的输出反馈回来作为输入信号。这样的结构与信息反馈过程,使得网络在 t 时刻的输出状态不仅与 t 时刻的输入有关,还与 $t-1$ 时刻的网络状态有关,从而能够处理与时间有关的动态变化。本发明就是运用了该算法的这一特点,通过血压随着脉搏波特征点动态变化这一特性实现对血压的连续预测。

[0107] 如图3所示,Elman神经网络由输入矩阵、输入层、隐含层、上下文层、输出层和输出矩阵组成,图3中,输入层和上下文层均具有多个输入节点,隐含层具有两个节点,输出层包括两个输出节点,分别为舒张压DBP和收缩压SBP,如图4所示,步骤S06,其具体包括:

[0108] S061、分别设定Elman神经网络的阈值以及上下文层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的权值分别为 w_1 、 w_2 、 w_3 ;

[0109] S062、获取训练集中的输入值作为神经网络的输入矩阵 A_{train} , $A_{\text{train}} = [h_{t-1}, H_{t-1}, g_{t-1}; h_t, H_t, g_t]$,其中, h 表示起点的幅度, H 表示峰值点的幅度, g 表示重搏波的幅度。

[0110] S063、根据神经网络各层之间的权值 w_1 、 w_2 、 w_3 和神经网络的输入矩阵 A_{train} ,依次计算输入层的输出 $w_2 * A_{\text{train}}$ 、隐含层的输出 $x(k)$ 、上下文层的输出 $x_c(k)$;

[0111] S064、计算获得神经网络的输出矩阵 $[SBP_{\text{train}}, DBP_{\text{train}}]$;

[0112] S065、计算输出矩阵与训练集中对应的输出值之间的误差函数值,并根据预设的误差阈值 E_{expect} 和步长阈值 n 判断是否满足预设条件,若是,则将当前神经网络模型作为训练好的神经网络模型,反之,对神经网络进行权值更新和阈值更新后,返回步骤S063重新训

练。

[0113] 误差函数值计算方式如下：

$$[0114] \quad E = \sum_{k=1}^n ([SBP_{train}, DBP_{train}] - [SBP_{expect}, DBP_{expect}])^2$$

[0115] 其中, $[SBP_{expect}, DBP_{expect}]$ 表示训练集中对应的输出值, 即实际测量获得的血压值。

[0116] 本实施例中, 预设条件为误差函数值E不大于预设的误差阈值 E_{expect} 或训练步长k不小于预设的步长阈值n。具体的, 如果得到的 $E \leq E_{expect}$ 那么该算法不再进行各个阈值和权值的调整和优化, 算法结束, 保存当前训练的阈值和权值, 得到神经网络的训练模型net。如果 $E > E_{expect}$ 并且 $k < n$, 该算法将继续进行, 系统将继续按照误差梯度下降原理进行权值和阈值的优化, 直到 $k \geq n$ 或者 $E \leq E_{expect}$ 时该算法停止最终得到神经网络的训练模型net。如果 $E > E_{expect}$ 但是 $k > n$, 停止对参数的优化, 将最后一次循环所得到的各个参数保存得到Elman神经网络的训练模型net。

[0117] 最终得到了该Elman神经网络的训练模型的内部结构为：

$$[0118] \quad x(k) = f(w_1 * x_c(k) + w_2 * A_{train})$$

$$[0119] \quad x_c(k) = \alpha * x_c(k-1) + x(k-1)$$

$$[0120] \quad [SBP_{train}, DBP_{train}] = g(w_3 * x(k))$$

[0121] 在上述公式中 α 为自连接反馈增益因子, $f(x)$ 取为sigmoid函数, 即：

$$[0122] \quad f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

[0123] 在上述式中 $g(x)$ 取为线性函数, 即：

$$[0124] \quad g(x) = k * x + c$$

[0125] 验证试验：

$$[0126] \quad \text{平均误差计算公式为：} e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)$$

$$[0127] \quad \text{均方根误差计算公式：} RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}}$$

[0128] 其中, y 为用本发明提供的连续血压测量方法预测得到的血压值, x 为实际的血压值, n 为样本数, i 表示下标。

[0129] 步骤S2中对脉搏波信号进行去噪处理的详细步骤与步骤S02相同, 步骤S3中对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取的详细步骤与步骤S03相同, 本申请不再赘述。

[0130] 通过本实施例建立的基于Elman神经网络的连续血压测量模型对5名测试者进行了测量, 得到的预测结果与实际值的比较如下表1所示。

[0131] 表1

[0132]

编号	SBP 平均误差 /mmHg	DBP 平均误差 /mmHg	SBP 均方根误差 /mmHg	DBP 均方根误差 /mmHg
1	1.9409	0.4876	2.4575	2.8810
2	3.6993	4.0121	1.8416	1.9133
3	-1.0549	1.7784	2.3162	3.3951
4	-3.4356	-0.1973	1.8756	0.1549
5	-0.4791	0.8076	0.2308	0.3730

[0133] 如表1所示,对于每一位受试者,使用本发明提供的连续血压测量方法预测测得的收缩压和舒张压,和实际值比较,平均误差和标准误差都满足美国医疗器械促进学会(Association for the Advancement of Medical Instrumentation,AAMI)推荐的平均误差不超过5mmHg这一标准、标准误差不超过8mmHg的标准。

[0134] 常人一天中血压的波动幅度在20-30mmHg。在睡眠的影响下,人一天的血压有两个高峰和2个低谷:早起6-8点为第一个高峰;8点后开始下降,到中午12点至下午2点为第一个低谷;然后血压开始上升,到下午5-8点为第二个高峰;此后血压下降,到凌晨1-2点为全天最低点,也就是说第二个低谷,然后血压逐渐上升。由于人体的血压在一天中变化幅度是比较大的,因此为了排除在同一时刻测量血压变化幅度小的这一局限性。本文又对两名测试者(一名男性和一名女性)进行了不同时间段血压的连续测量。测量结果与实际值的对比分别如下表2、3所示,表2中展示了对男性的预测结果与实际值的对比,表3中展示了对女性的预测结果与实际值的对比:

[0135] 表2

[0136]

时间	SBP 平均误差 /mmHg	DBP 平均误差 /mmHg	SBP 均方根误差 /mmHg	DBP 均方根误差 /mmHg
6:00-8:00	-2.7654	0.8969	1.8297	0.0274
12:00-14:00	3.9466	0.0140	1.9175	0.0799
17:00-20:00	-3.6470	-4.5626	1.5232	2.4313

[0137] 表3

[0138]

时间	SBP 平均误差 /mmHg	DBP 平均误差 /mmHg	SBP 均方根误差/mmHg	DBP 均方根误差/mmHg
6:00-8:00	-0.3491	-1.8303	0.1684	0.8920
12:00-14:00	-1.5121	-2.5180	0.4303	4.8969
17:00-20:00	1.0598	-3.3569	0.6187	1.3235

[0139] 表2和表3中对应的预测结果与实际值的对比如图5和图6中, DBP和SBP表示实际值, $DBP_{predict}$ 和 $SBP_{predict}$ 表示预测值, 横坐标point表示预测数值点。通过上述的两个测试的分析可以得到无论是在血压短时间内的连续测量, 还是在血压发生较大的波动时进行测量该方法均能较为准确的预测出血压值。这反映出该发明具有较好的准确性和稳定性。

[0140] 实施例二

[0141] 参照图7, 本发明还提供了一种基于Elman神经网络的云端连续血压测量系统, 包括手机终端模块、终端服务器模块、用于采集被测者的脉搏波信号的脉搏信号采集模块和用于采集被测者的血压值信号的血压采集模块, 血压采集模块与终端服务器模块连接, 手机终端模块用于对脉搏波信号进行实时显示并对其进行去噪处理和特征点提取, 终端服务器模块用于将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入, 并采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测, 将获得的预测值作为连续血压测量值, 并将连续血压测量值返回到手机终端模块进行显示。

[0142] 本实施例中, 脉搏信号采集模块包括反射式光电脉搏传感器。血压采集模块采用无线袖带血压计, 反射式光电脉搏传感器、无线袖带血压计与手机终端模块之间通过蓝牙无线通信方式连接。手机终端模块对脉搏波信号进行特征点提取, 并将无线袖带血压计测量的血压值发送到终端服务器模块, 终端服务器模块与手机终端模块之间通过Wifi通信方式连接。

[0143] 本实施例中, 终端服务器模块还用于获取多个被测者的脉搏波信号的特征点和血压值信号后, 进行如下的训练步骤:

[0144] 将脉搏波信号的特征点与血压值信号的血压值建立实时对应关系;

[0145] 建立Elman神经网络, 并将脉搏波信号的特征点作为神经网络的训练集的输入值, 将血压值作为神经网络的训练集的输出值;

[0146] 对神经网络进行训练优化, 直到训练参数满足预设条件后, 获得训练好的神经网络训练模型。

[0147] 即实施例中的特征点提取步骤是手机终端模块实现的, 神经网络训练和神经网络预测步骤是由终端服务器模块实现的。手机终端模块采用Android手机端, 主要作用如下: (1) Android手机端用于接收由反射式光电脉搏传感器和无线袖带血压计所发送的脉搏信号和血压值; (2) Android手机端用于实时显示脉搏波的动态变化, 同时对脉搏波进行去噪和特征点提取等操作; (3) 用于接收由服务器终端所发送的血压值。

[0148] 以上是对本发明的较佳实施进行了具体说明, 但本发明创造并不限于实施例, 熟悉本领域的技术人员在不违背本发明精神的前提下还可做出种种的等同变形或替换, 这些

等同的变型或替换均包含在本申请权利要求所限定的范围内。

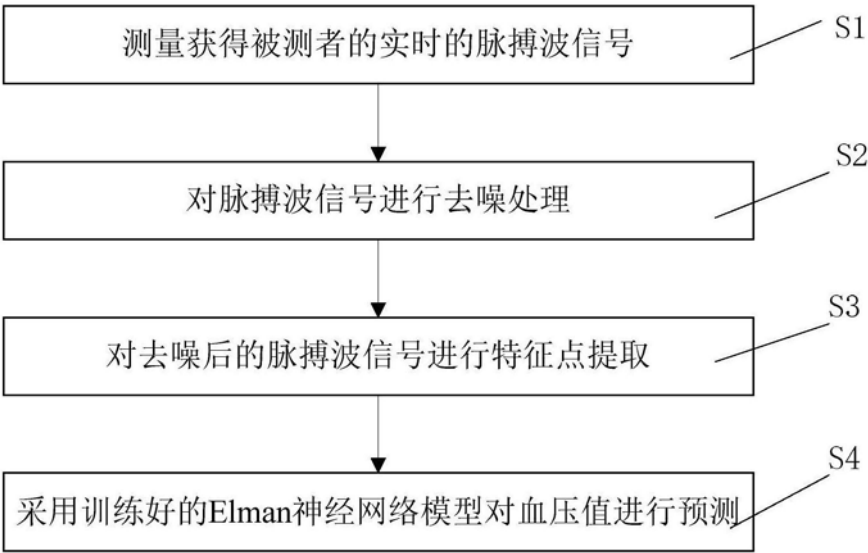


图1

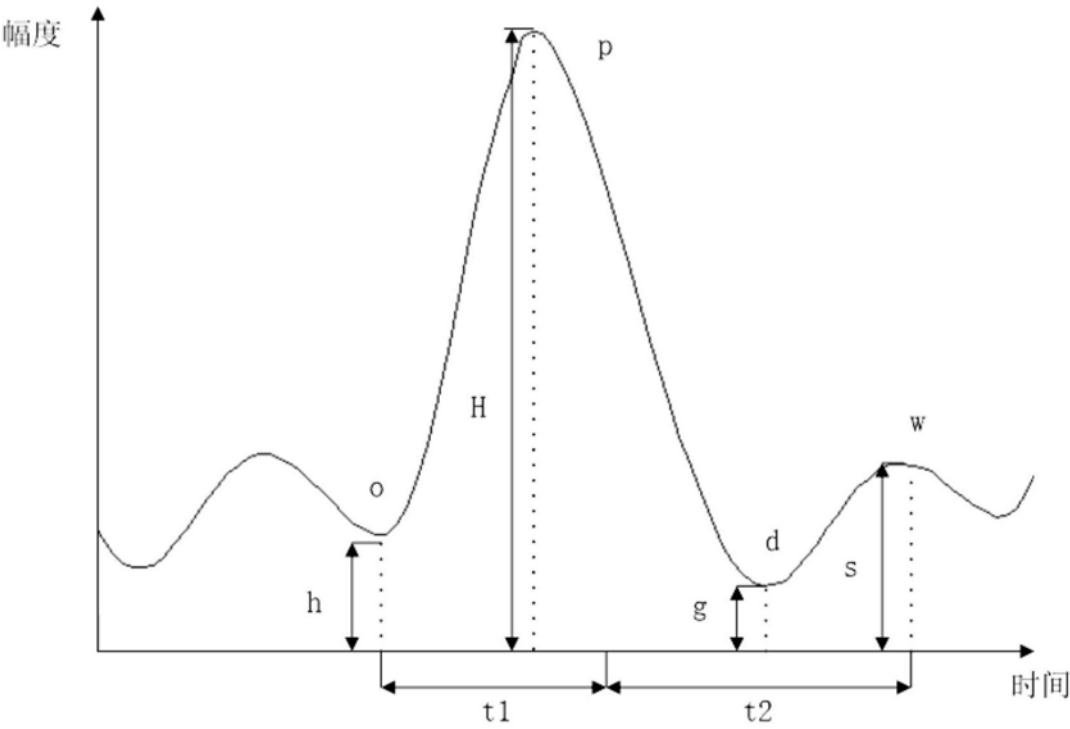


图2

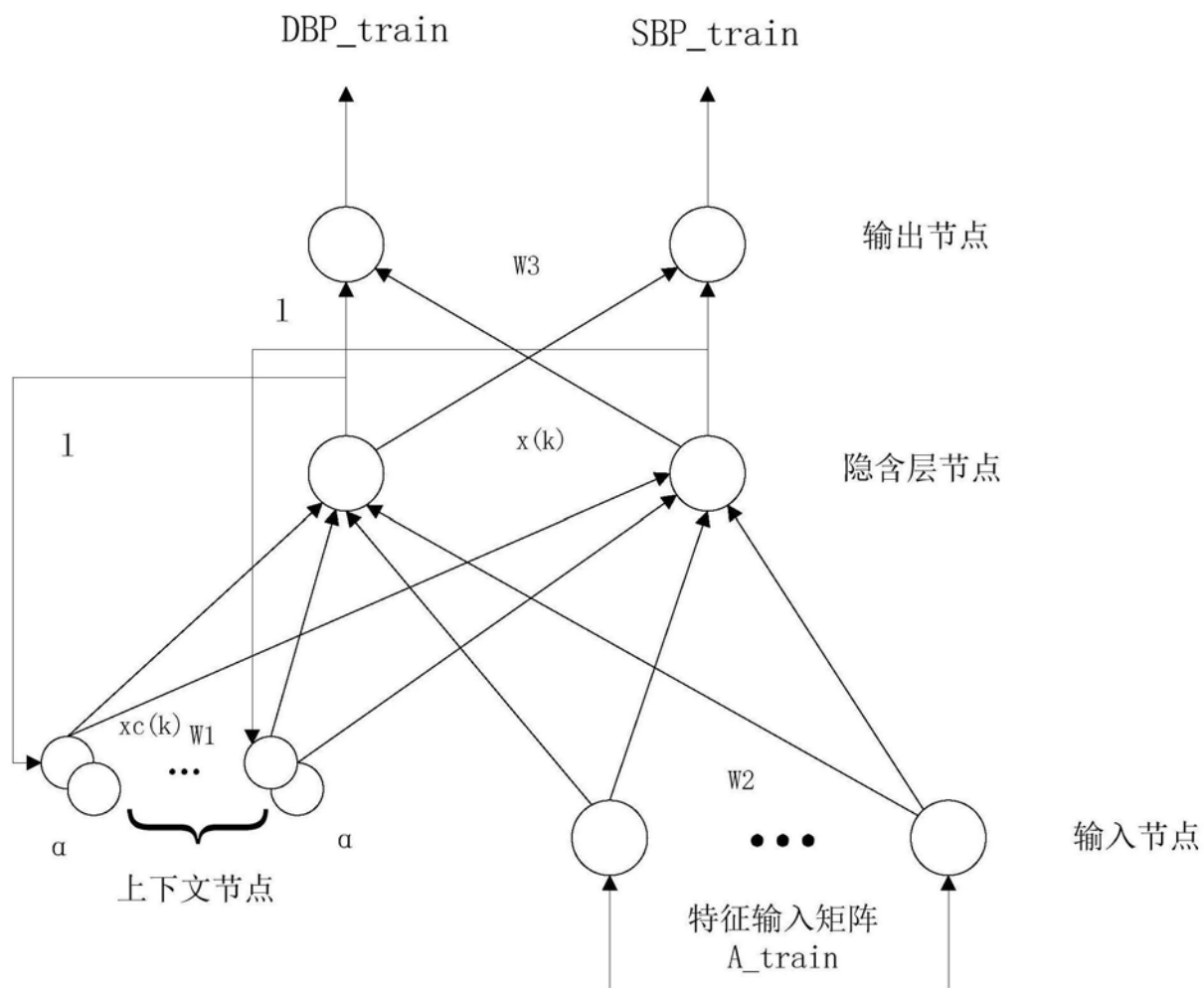


图3

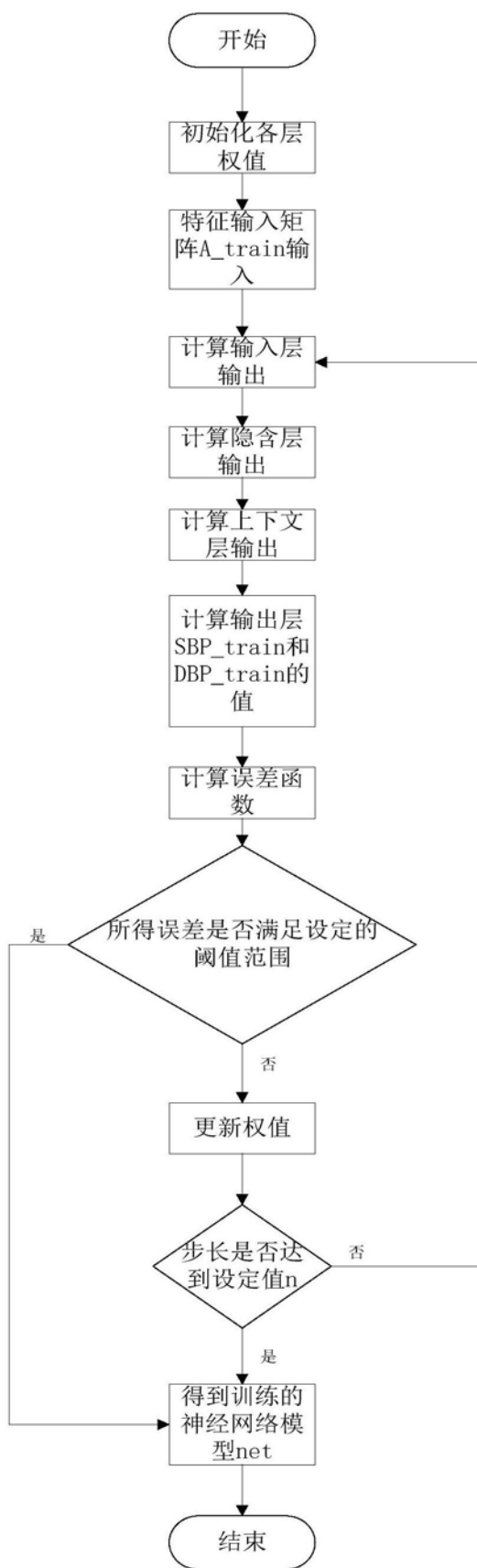


图4

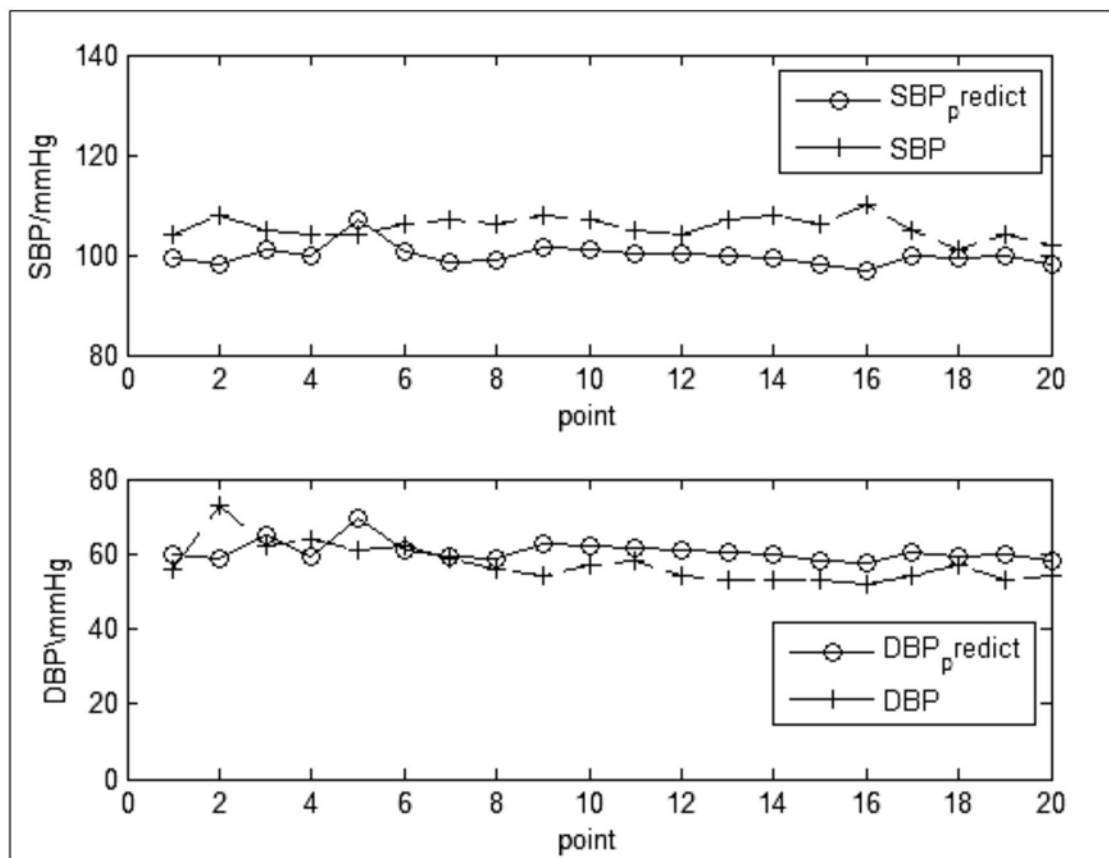


图5

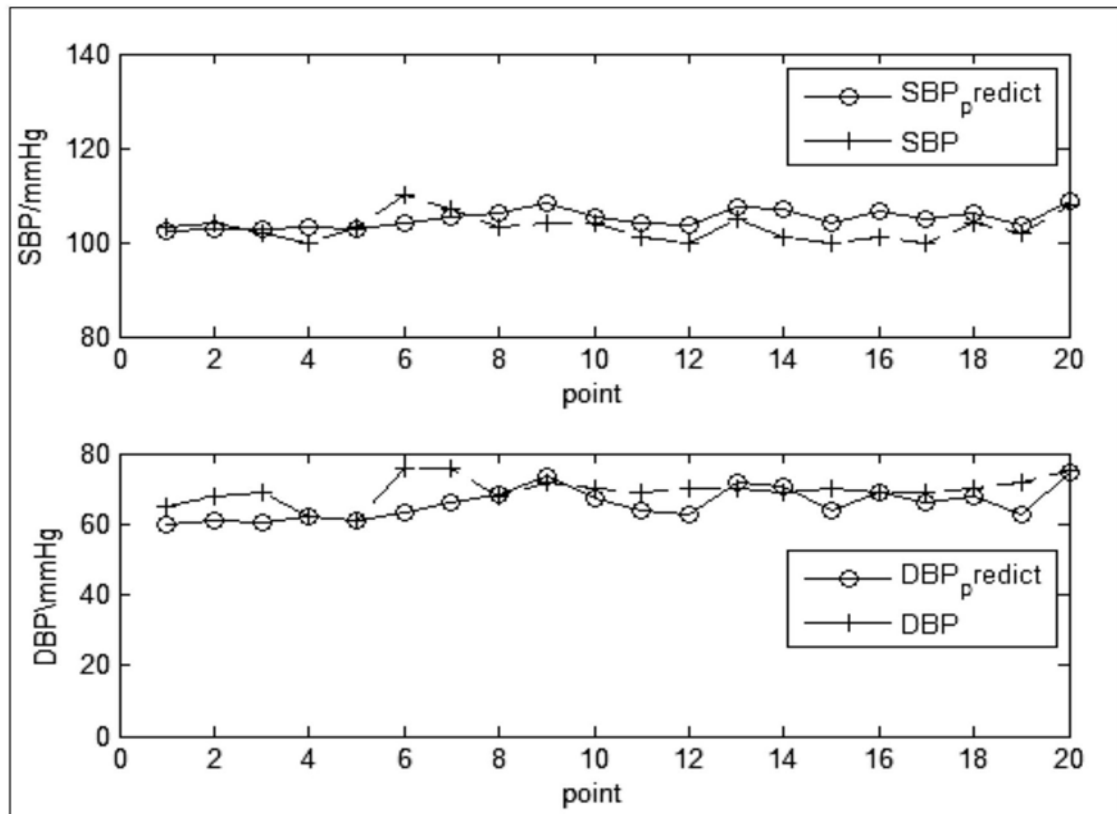


图6

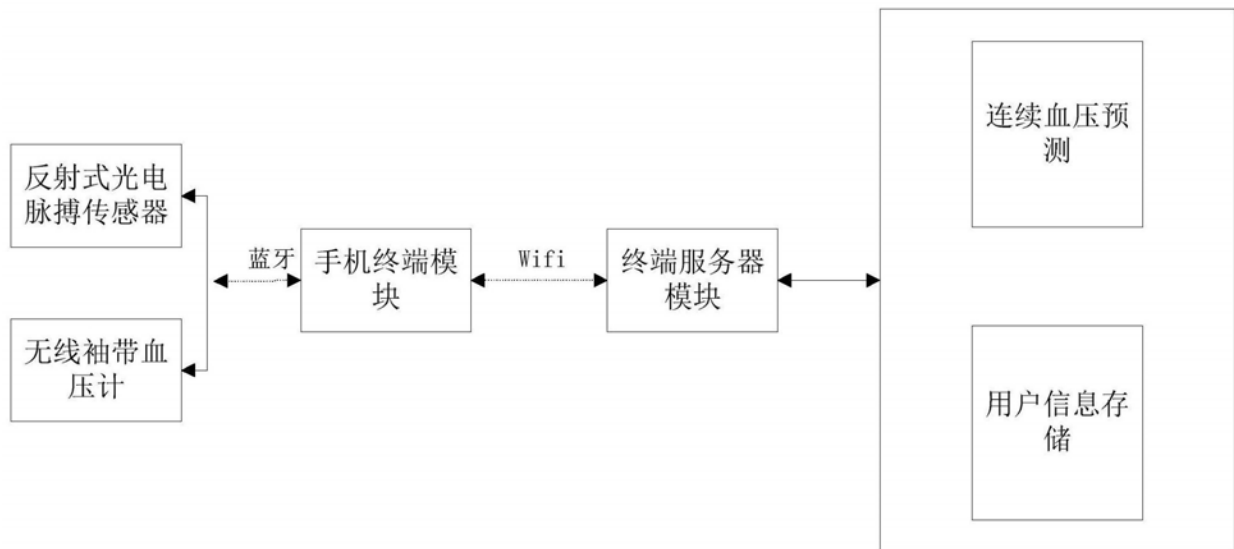


图7

专利名称(译)	基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法及系统		
公开(公告)号	CN106821356B	公开(公告)日	2019-08-27
申请号	CN201710100824.X	申请日	2017-02-23
[标]申请(专利权)人(译)	吉林大学 吉林大学珠海学院		
申请(专利权)人(译)	吉林大学 吉林大学珠海学院		
当前申请(专利权)人(译)	吉林大学 吉林大学珠海学院		
[标]发明人	司玉娟 王月猛 刘立勋 郎六琪 于靖涛		
发明人	司玉娟 王月猛 刘立勋 郎六琪 于靖涛		
IPC分类号	A61B5/022 A61B5/00		
审查员(译)	李怡雪		
其他公开文献	CN106821356A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了基于Elman神经网络的云端连续血压测量方法和系统，包括步骤：S1、测量获得被测者的实时的脉搏波信号；S2、对脉搏波信号进行去噪处理；S3、对去噪后的脉搏波信号进行特征点提取；S4、将提取获得的脉搏波信号的特征点作为Elman神经网络的输入，进行采用训练好的Elman神经网络模型对血压值进行预测，将获得的预测值作为连续血压测量值。本发明基于Elman神经网络，可以准确的预测出血压值，具有较好的准确性和稳定性，可广泛应用于血压测量行业中。

