



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109833034 A

(43)申请公布日 2019.06.04

(21)申请号 201711193323.7

(22)申请日 2017.11.24

(71)申请人 深圳市岩尚科技有限公司

地址 518000 广东省深圳市南山区桃源街  
道红花岭工业区第五区B栋515

申请人 清华大学深圳研究生院

(72)发明人 张跃 王占宇 张拓 雷夏飞

(74)专利代理机构 深圳新创友知识产权代理有  
限公司 44223

代理人 程丹 江耀纯

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

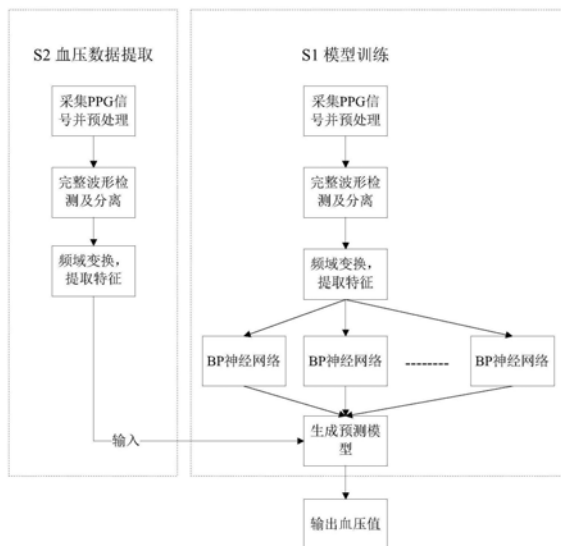
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54)发明名称

一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置

(57)摘要

本发明公开一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置,该方法包括:模型训练及血压数据提取;其中模型训练包括:获取脉搏波及对应的血压数据,并进行预处理;将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;将频域特征作为输入,相应的血压值作为输出,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型;血压数据提取包括:将要预测的频域特征输入到血压数据预测模型,输出血压值。对脉搏波进行波形检测并分离,进而频域变换后提取特征,可有效避免时域特征提取方法的特征点检测困难的问题,为后续用神经网络进行模型训练提供更精确的样本,从而提高血压测量的预测精度,减小预测误差。



1. 一种脉搏波信号中提取血压数据的方法,其特征在于,包括:模型训练及血压数据提取;

所述模型训练包括:

S11. 获取脉搏波及对应的血压数据,并进行预处理;

S12. 将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;

S13. 对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;

S14. 将所述频域特征作为输入,相应的血压值作为输出,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型;

所述血压数据提取包括:

S21. 获取脉搏波及对应的血压数据,并进行预处理;

S22. 将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;

S23. 对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;

S24. 将所述频域特征输入到S14中的血压数据预测模型,输出血压值。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S11和步骤S21中所述预处理包括:去噪、去除基线漂移。

3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S12和步骤S22中完整波形检测并分离包括:

对预处理后的脉搏波进行极大值检测;

根据设定的阈值 $T_1$ ,删除小于阈值 $T_1$ 的极大值点,保留大于阈值 $T_1$ 的极大值点;

在大于阈值 $T_1$ 的极大值点中,若两个极大值点间的距离小于设定的阈值 $T_2$ ,则删除第二个极大值点,保留的极大值点即为R波;

根据采样频率,在R波左边选取占总点数 $1/3$ 的点,在R波右边选取占总点数 $2/3$ 的点,构成一段完整脉搏波波形。

4. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S12和步骤S22中完整波形检测并分离包括:

对预处理后的脉搏波进行极小值检测;

根据设定的阈值 $T_3$ ,删除大于阈值 $T_3$ 的极小值点,保留小于阈值 $T_3$ 的极小值点;

在小于阈值 $T_3$ 的极小值点中,若两个极小值点间的距离小于设定的阈值 $T_4$ ,则删除第二个极小值点,保留的极小值点即为波谷;

分别将相邻两个波谷之间的数据截取出来,得到分离的脉搏波波形;

对分离的脉搏波波形进行三次样条插值处理,形成波形长度相同的完整脉搏波波形。

5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S13和所述步骤S23中所述频域变换包括具有能量集中特性的频域变换。

6. 如权利要求5所述的方法,其特征在于,所述具有能量集中特性的频域变换包括:离散余弦变换, $K_L$ 变换,周期图法功率谱密度估计、多窗口的功率谱密度估计。

7. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S14中结合BP神经网络进行预测模型训练;将多个BP神经网络作为弱分类器,通过Adaboost算法构建BP\_Adaboost强分类器,生成最终血压数据预测模型。

8. 一种计算机存储介质,其存储用于电子数据交换的计算机程序,所述计算机程序使

得计算机执行如权利要求1-7任一所述的方法。

9. 如权利要求1-7任一所述的脉搏波信号中提取血压数据的方法在血压测量装置或生理多参数监测设备中的应用。

10. 一种脉搏波信号中提取血压数据的装置,其特征在于,包括:

获取部,获取脉搏波及对应的血压数据并进行预处理;

分离部,将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;

转换部,对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;

训练部,将所述频域特征作为输入,相应的血压值作为输出,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型;

输出部,将要预测的频域特征输入到血压数据预测模型,输出血压数据。

## 一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及智能医疗领域,尤其涉及一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置。

### 背景技术

[0002] 本项研究工作得到了中国国家自然科学基金项目(N0.61571268)、广东省科技厅重大科技专项项目-基于智能手机监护仪的远程人体生理多参数实时监测与分析物联网平台与示范工程、以及深圳市发改委重大科技项目-基于智能手机的远程人体生理多参数实时监测与分析网络平台产业化的资助。

[0003] 在心脏的每个节拍上,血液从心室射出到主动脉。每次喷射对血液产生力,这产生从心脏到外围血管的压力波。该压力波沿着动脉树行进,并且其流动取决于动脉性质,如动脉壁的弹性,刚度或厚度。血压与动脉特性的相关性使其成为心血管系统状态的非常好的指标。如果血压值长时间保持在正常范围之外(例如由于心血管系统病变),它可以对患者具有致命的后果。因此,对人体血压进行长时间连续监测非常重要。

[0004] 目前在无创血压测量领域主要包括听诊法、示波法、张力测定法、容积补偿法等,但听诊法、示波法无法满足长时间连续监测的需求,张力测定法和容积补偿法虽然可实现连续监测,但是这两种方法需要患者的被测试部位长时间受到压力的挤压,容易产生不适感,在长时间连续监测血压时其实并不适用。

[0005] 现有技术中通常采用脉搏波进行无创连续血压测量,该方法可实现长时间的血压监测,并且并不会令测试者产生不适,因此吸引了很多学者进行研究。但目前的方法仍存在很多不足,如很多现有研究将脉搏波与血压之间建立多元回归方程,由于血压与脉搏波之间并不是简单地线性关系,造成模型的泛化能力较差,从而造成预测误差较大。还有很多研究通过检测脉搏波的特征点来提取脉搏波信号的时域特征,采用机器学习方法来训练血压预测模型。但实际脉搏波信号的测量中,存在各种不同的噪声干扰,造成脉搏波信号的特征点检测困难。一种无创、连续、方便、准确的人体动态血压测量方法。

### 发明内容

[0006] 为解决脉搏波特征点检测困难、所建模型泛化能力差的问题,本发明提出一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置,其能无创、连续、方便、准确地测量人体动态血压。

[0007] 本发明提供的脉搏波信号中提取血压数据的方法包括:模型训练及血压数据提取;所述模型训练包括:S11.获取脉搏波及对应的血压数据,并进行预处理;S12.将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;S13.对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;S14.将所述频域特征作为输入,相应的血压值作为输出,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型;所述血压数据提取包括:S21.获取脉搏波及对应的血压数据,并进行预处理;S22.将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;S23.对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;S24.将所述频域特征输入到S14中的血压

数据预测模型,输出血压值。

[0008] 本发明还提供一种计算机存储介质,其存储用于电子数据交换的计算机程序,所述计算机程序使得计算机执行如上所述的方法。

[0009] 本发明还提供上述的脉搏波信号中提取血压数据的方法在血压测量装置或生理多参数监测设备中的应用。

[0010] 本发明还提供一种脉搏波信号中提取血压数据的装置,包括:获取部,获取脉搏波及对应的血压数据并进行预处理;分离部,将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;转换部,对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;训练部,将所述频域特征作为输入,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型;输出部,将要预测的频域特征输入到血压数据预测模型,输出血压数据。

[0011] 本发明的有益效果:通过将脉搏波进行完整波形检测并分离,得到分离的完整脉搏波波形后,进而进行频域变换,提取出频域特征,可有效避免以往如利用时域特征提取方法时特征点检测困难的问题,并有效避免了特征冗余和维度灾难,为后续利用神经网络进行模型训练提供更精确的样本,从而提高血压测量的预测精度,减小预测误差。

## 附图说明

[0012] 图1为本发明实施例的脉搏波信号中提取血压数据的方法流程示意图。

[0013] 图2为本发明实施例的完整波形波峰检测并分离的方法流程示意图。

[0014] 图3为本发明实施例的完整波形波谷检测并分离的方法流程示意图。

[0015] 图4为本发明实施例的单心拍脉搏波离散余弦变换示意图。

[0016] 图5为本发明实施例的BP神经网络的网络结构图。

## 具体实施方式

[0017] 下面结合具体实施方式并对照附图对本发明作进一步详细说明,应该强调的是,下述说明仅仅是示例性的,而不是为了限制本发明的范围及其应用。

[0018] 本实施例提供一种脉搏波信号中提取血压数据的系统,包括:获取部,获取脉搏波及对应的血压数据并进行预处理;分离部,将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;转换部,对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;训练部,将频域特征作为输入,相应的血压值作为输出,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型;输出部,将要预测的频域特征输入到血压数据预测模型,输出血压值。

[0019] 本实施例中,脉搏波信号中提取血压数据的方法如图1所示,包括:模型训练S1及血压数据提取S2两部分。

[0020] 其中模型训练S1部分用于通过大量数据训练生成血压数据预测模型,具体步骤包括:

[0021] S11.获取脉搏波(PPG)及对应的血压数据,并进行预处理,预处理包括:去噪、去除基线漂移。

[0022] S12.将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离。

[0023] 完整波形的检测与分离可以采用两种方式,其中一种为波峰(极大值)检测法,另一种为波谷(极小值)检测法。

[0024] 波峰(极大值)检测法如图2所示,具体包括如下步骤:

[0025] A1.对预处理后的脉搏波信号进行波峰(R波)检测,即检测信号的极大值,并记录极大值的坐标;

[0026] A2.有些脉搏波存在重搏波,为了防止重搏波波峰被检测出来,对极大值点设置一个阈值 $T_1$ ,判断检测到的极大值点是否小于阈值,只有大于阈值 $T_1$ 的点才被认为是一个波峰,删除小于阈值的点;

$$[0027] \quad T_1 = P_{\max} * c_1$$

[0028] 其中 $P_{\max}$ 为脉搏波中的最大值, $c_1$ 为0-1之间的常数,可根据实际情况进行调整。

[0029] A3.经过步骤A2,可将小于阈值 $T_1$ 的极大值点筛除掉,但在实际信号采集过程当中,存在很多噪声干扰,会有很多噪声毛刺被误检为极大值,为了解决噪声对极大值点的干扰,设定阈值 $T_2$ ,判断两个极大值点间的距离是否大于设定的阈值 $T_2$ ,若两个极值点之间的距离太近,则删除第二个极值点;

$$[0030] \quad T_2 = D_1 * c_2$$

[0031] 其中 $D_1$ 为正常脉搏波两个R波之间的距离, $c_2$ 为0-1之间的常数,可根据实际情况进行调整。

[0032] A4.经过步骤A2、A3可将PPG信号的R波检测出来,根据PPG信号的波形特征,选择极大值点左边占总点数1/3的点,以及极大值点右边占总点数2/3的点,构成一段完整的脉搏波波形。例如:以125Hz的采样频率,选取极大值点左边34个点,右边65个点,共100个数据点构成一段完整脉搏波波形。

[0033] 波谷(极小值)检测法如图3所示,具体包括如下步骤:

[0034] B1.对预处理后的脉搏波信号进行波谷检测,即检测信号的极小值,并记录极小值的坐标;

[0035] B2.有些脉搏波存在重搏波,为了防止重搏波波谷被检测出来,对极小值点设置一个阈值 $T_3$ ,判断检测到的极小值点是否小于阈值,只有小于阈值 $T_3$ 的点才被认为是一个波谷,删除大于阈值的点;

$$[0036] \quad T_3 = P_{\min} * c_3$$

[0037] 其中 $P_{\min}$ 为脉搏波中的最小值, $c_3$ 为0-1之间的常数,可根据实际情况进行调整。

[0038] B3.经过步骤B2,可将大于阈值 $T_3$ 的极小值点筛除掉,但在实际信号采集过程当中,存在很多噪声干扰,会有很多噪声毛刺被误检为极小值,为了解决噪声对极小值点的干扰,设定阈值 $T_4$ ,判断两个极小值点间的距离是否大于设定的阈值 $T_4$ ,若两个极值点之间的距离太近,则删除第二个极值点;

$$[0039] \quad T_4 = D_2 * c_4$$

[0040] 其中 $D_2$ 为正常脉搏波两个波谷之间的距离, $c_4$ 为0-1之间的常数,可根据实际情况进行调整。

[0041] B4.经过步骤B2、B3可将PPG信号的波谷检测出来,假设共有 $n$ 个波谷被检测出来,分别记为1,2,..., $n$ ,波谷对应的坐标为 $C_t$ ,其中, $1 \leq t \leq n$ 。第 $t-1$ 个波谷和第 $t$ 个波谷之间的数据点,即坐标 $[C_{t-1}, C_t]$ 之间的数据点,构成一个完整的脉搏波波形;将每两个波谷之间的数据截取出来,可得到 $n-1$ 个分离的脉搏波波形。

[0042] B5.由于脉搏波波形并不是完全等周期的,所以步骤B4分离出的脉搏波波形所包

含的数据点的数量并不完全相同,为了方便后续对脉搏波波形进行变换,对分离出的脉搏波波形进行三次样条插值处理,处理成波形长度相同的完整脉搏波波形。

[0043] 一段完整的脉搏波波形,一般默认为起始点和终点都为波谷,波峰处于中间位置,故波谷(极小值)检测法要优于波峰(极大值)检测法。波谷(极小值)检测法利用了脉搏波波形的固有属性,更有利于将起始点和终点检测出来,从而形成一段完整的脉搏波波形,避免了波峰(极大值)检测法中,极大值左边点和右边点的数量选择不当而造成非一段完整脉搏波波形的缺陷。获得多个完整的脉搏波波形后,才有利于进行后续的频域变换以提取特征。

[0044] S13.对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征。

[0045] 其中,变换主要是通过具有能量集中特性的频域变换将步骤S11和S12分离出的完整脉搏波波形进行变换,提取出能量集中的部分作为特征。具有能量集中特性的频域变换包括:离散余弦变换,K\_L变换,周期图法功率谱密度估计和多窗口的功率谱密度估计。具有能量集中特性的频域变换能有效避免时域特征提取方法的特征点检测困难的缺陷,并有效避免了特征冗余和维度灾难。

[0046] K-L变换是建立在统计特性基础上的一种变换,需先求出信号源的协方差矩阵的特征值和特征向量,然后根据特征值的大小进行排序,特征值越大,表明对应的特征向量对信号的贡献越大。根据特征值的大小进行取舍,舍掉特征值较小的特征向量从而达到降维的目的。

[0047] 周期图法功率谱密度估计是直接对信号的采样数据 $x(n)$ 进行Fourier变换求取功率谱密度估计的方法。假定有限长随机信号序列为 $x(n)$ 。它的Fourier变换和功率谱密度估计存在如下的关系:

$$[0048] \quad S_x(f) = \frac{1}{N} |x(f)|^2$$

[0049] 其中 $N$ 为随机信号序列 $x(n)$ 的长度, $x(f)$ 是 $x(n)$ 进行Fourier变换后的信号, $S_x(f)$ 是信号的周期法功率谱密度估计。

[0050] 多窗口法功率谱密度估计:利用多个正交窗口获得各自独立的近似功率谱估计,然后综合这些估计得到一个序列的功率谱估计。相对于普通的周期图法,这种功率谱估计具有更大的自由度,并在估计精度和估计波动方面均有较好的效果。

[0051] 采用离散余弦变换(DCT)作为特征提取方法,假设 $x[m]$ 是一个长度为 $L$ 的一维信号,则可根据如下公式进行离散余弦变换:

$$[0052] \quad X^c[k] = c(k) \sqrt{\frac{2}{L}} \sum_{m=0}^{L-1} x[m] \cos \frac{(2m+1)k\pi}{2L} \quad (k, m = 0, 1, \dots, L-1)$$

$$[0053] \quad \text{其中, } c(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & k = 0 \\ 1, & k = 1, 2, \dots, L-1 \end{cases}, \quad X^c[k] \text{ 为离散余弦变换后的序列。}$$

[0054] 利用离散余弦变换其能量集中特征如图4所示,其中波形a为步骤S12中采用波谷检测法分离出的完整的脉搏波波形,波形b为对波形进行离散余弦变换后的波形。由图4可知,对脉搏波做离散余弦变换后的波形能量集中在信号信号前边,100个数据点的波形变换后能量主要集中在前15个数据点上。后续的步骤中采用这15个数据点作为神经网络的输入进行血压数据预测模型训练。

[0055] S14.将所述频域特征作为输入,相应的血压值作为输出,结合神经网络进行预测模型训练,得到血压数据预测模型。

[0056] 本实施例结合BP神经网络进行预测模型训练:将多个BP神经网络作为弱分类器,通过Adaboost算法构建BP\_Adaboost强分类器,生成最终血压数据预测模型。图5为采用的BP神经网络的网络结构图,其采用双隐层网络结构,能够更好地映射脉搏波特征与血压之间的复杂非线性关系。经试验,当网络结构为[25 15]时可得到最优的预测结果。

[0057] 通过Adaboost迭代算法,针对同一个训练集训练不同的预测器(弱预测器),然后把把这些弱预测器集合起来,构成一个更强的最终预测器(强预测器)。

[0058] 通过分离出10000个PPG波形,并分别利用周期图法功率谱密度估计,多窗口法功率谱密度估计,K\_L变换和离散余弦变换进行频域变换并提取频域特征。其中7000个数据作为训练集,3000个数据作为测试集,采用不同的特征,用BP\_adaboost模型进行训练,所得结果如下表所示:

[0059]

频域特征提取方法	收缩压 (mmHg) ( $\mu+\delta$ )	舒张压 (mmHg) ( $\mu+\delta$ )
周期图法功率谱密度估计	3.8475 ± 5.4135	1.4792 ± 2.2211
多窗口法功率谱密度估计	4.0615 ± 6.2162	1.4032 ± 2.3000
K_L变换	2.0310 ± 2.9484	1.1211 ± 1.8112
离散余弦变换	1.8707 ± 2.9425	1.0339 ± 1.6507

[0060] 其中,表中 $\mu$ 表示平均误差, $\delta$ 表示标准差。

[0061] 平均误差代表模型预测的准确度,采用如下公式计算: $\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|$ ,其中,n为样本数量, $e_i$ 是第i个样本的预测误差,预测误差为是期望值与模型预测值之间的差值。

[0062] 标准误差代表模型预测的稳定程度,采用如下公式计算: $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2}$ ,其

中, $\bar{e} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i$ 。

[0063] 从表中的结果可知,本发明所提出的特征提取方法包括周期图法功率谱密度估计、多窗口法功率谱密度估计、K\_L变换、离散余弦变换均能有效的进行血压预测,当特征选择为离散余弦变换时能取得最好的预测效果。

[0064] 但相比较于其他的频域变换,离散余弦变换具有如下更突出的优点:

[0065] 计算复杂度低、计算量小,特别是相比于功率谱密度的方法,离散余弦变换要减少一半以上的计算。

[0066] 避免噪声干扰,经实验证明,加入噪声后的信号经过离散余弦变换后,其能量集中部分与未加入噪声的信号经过变换后相差很小,说明无论源信号是否含有噪声,多离散余弦变换后信号的能量集中部分即采用的特征影响很小。在实际信号采集过程中难免会有噪

声的影响,因此离散余弦变换的去噪特征使其非常适合本发明的特征提取方法。

[0067] 同样采用离散余弦变换来提取特征部分,将BP\_adaboost与其他的机器学习,如:支持向量机、BP神经网络进行对比,其结果如下:

[0068]

算法	SBP (mmHg) ( $\mu+\delta$ )	DBP (mmHg) ( $\mu+\delta$ )
支持向量机	2.8378 $\pm$ 4.6881	1.1566 $\pm$ 1.9121
BP 神经网络	3.2969 $\pm$ 5.2204	1.4498 $\pm$ 2.2527
BP_adaboost	1.8707 $\pm$ 2.9425	1.0339 $\pm$ 1.6507

[0069] 其中,表中 $\mu$ 表示平均误差, $\delta$ 表示标准差。

[0070] 由以上的结果可知,本实施例采用BP\_adaboost算法在血压预测中能取得最好的效果。BP神经网络具有很强的非线性映射能力,数学理论证明三层的神经网络就能够以任意精度逼近任何非线性连续函数,这使得其特别适合于求解内部机制复杂的问题,而本实施例中解决的血压预测模型问题输入特征较多,是一个复杂的非线性问题,因此神经网络模型特别适合本实施例。但BP神经网络也存在不足,传统的BP神经网络为一种局部搜索的优化方法,网络的权值是通过沿局部改善的方向逐渐进行调整的,这样会使算法陷入局部极值,权值收敛到局部极小点,而本实施例结合adaboost算法有效的解决了单个BP神经网络容易陷入局部最优的缺陷,因此取得了最好的预测效果。

[0071] 血压数据提取S2部分具体步骤包括:S21.获取脉搏波及对应的血压数据,并进行预处理;S22.将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离;S23.对每段完整的脉搏波波形进行频域变换,并提取频域特征;S24.将所述频域特征输入到S14中的血压数据预测模型,输出血压数据。

[0072] 其中,步骤S21-S23和模型训练S1部分中的S11-S13步骤相同。

[0073] 通过如上的方法进行血压值的预测,相比于现有方法,本发明具有较强的泛化能力和预测精度,收缩压预测误差在3mmHg以内,舒张压预测误差在2mmHg以内。

[0074] 以上内容是结合具体/优选的实施方式对本发明所作的进一步详细说明,不能认定本发明的具体实施只局限于这些说明。对于本发明所属技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,其还可以对这些已描述的实施方式做出若干替代或变型,而这些替代或变型方式都应当视为属于本发明的保护范围。

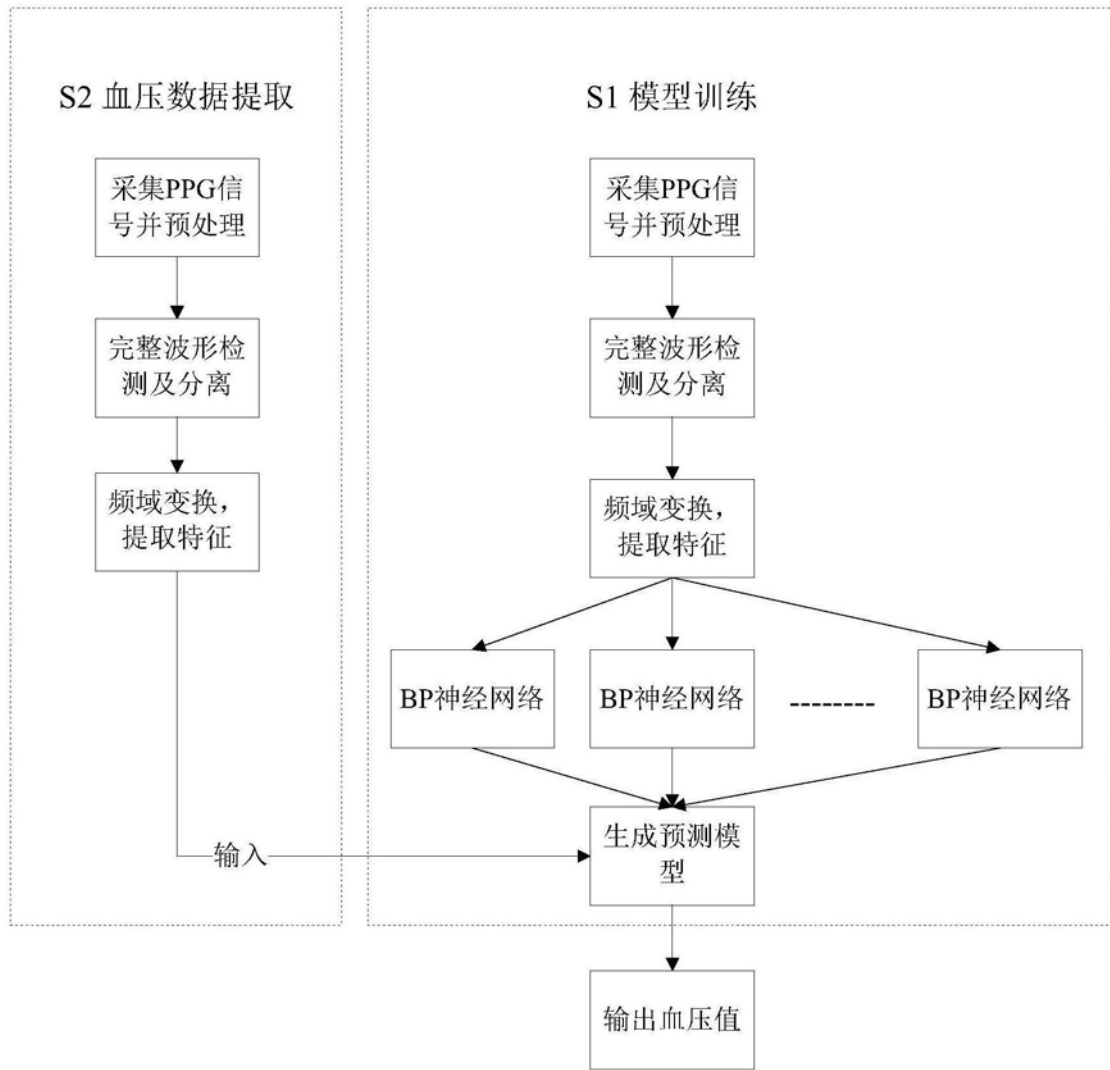


图1

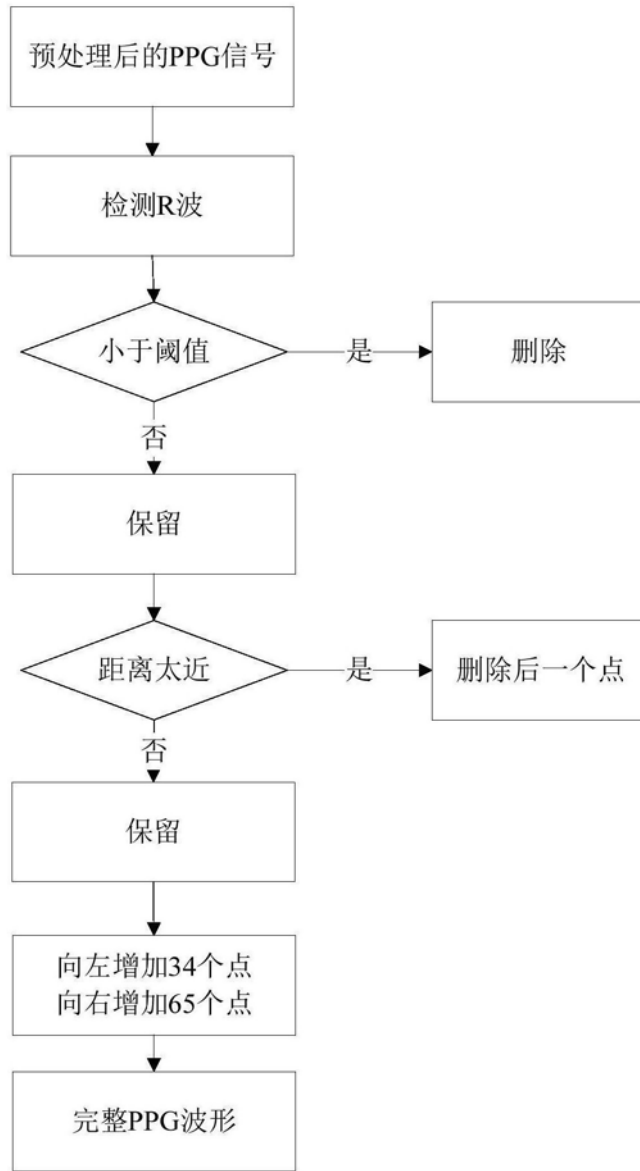


图2

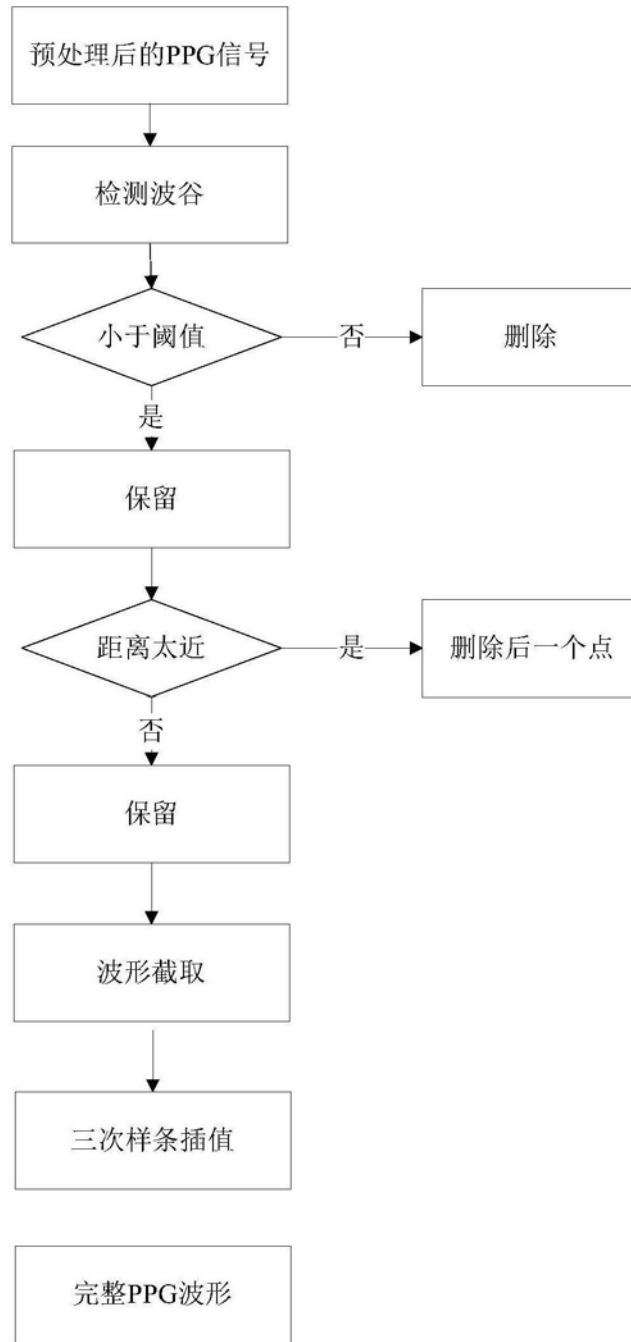


图3

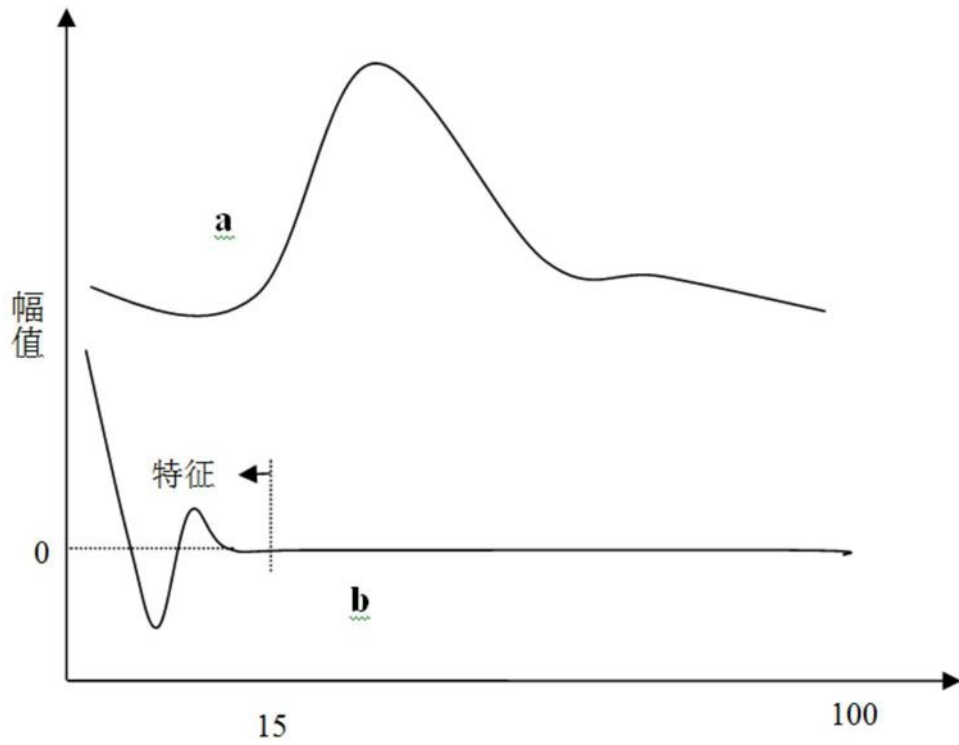


图4

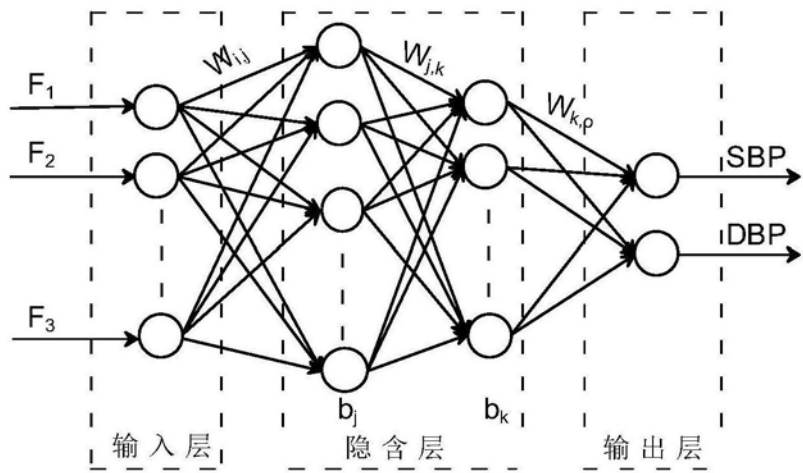


图5

专利名称(译)	一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN109833034A</a>	公开(公告)日	2019-06-04
申请号	CN201711193323.7	申请日	2017-11-24
[标]申请(专利权)人(译)	深圳市岩尚科技有限公司 清华大学深圳研究生院		
申请(专利权)人(译)	深圳市岩尚科技有限公司 清华大学深圳研究生院		
当前申请(专利权)人(译)	深圳市岩尚科技有限公司 清华大学深圳研究生院		
[标]发明人	张跃 王占宇 张拓 雷夏飞		
发明人	张跃 王占宇 张拓 雷夏飞		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00		
代理人(译)	程丹		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开一种脉搏波信号中提取血压数据的方法及装置，该方法包括：模型训练及血压数据提取；其中模型训练包括：获取脉搏波及对应的血压数据，并进行预处理；将预处理后的脉搏波进行完整波形检测并分离；对每段完整的脉搏波波形进行频域变换，并提取频域特征；将频域特征作为输入，相应的血压值作为输出，结合神经网络进行预测模型训练，得到血压数据预测模型；血压数据提取包括：将要预测的频域特征输入到血压数据预测模型，输出血压值。对脉搏波进行波形检测并分离，进而频域变换后提取特征，可有效避免时域特征提取方法的特征点检测困难的问题，为后续用神经网络进行模型训练提供更精确的样本，从而提高血压测量的预测精度，减小预测误差。

