



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106889979 A

(43)申请公布日 2017.06.27

(21)申请号 201611258396.5

(22)申请日 2016.12.30

(71)申请人 中国科学院电子学研究所

地址 100080 北京市海淀区北四环西路19号

(72)发明人 徐志红 方震 赵湛 陈贤祥
杜利东

(74)专利代理机构 北京理工大学专利中心
11120

代理人 郭德忠 李爱英

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/145(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

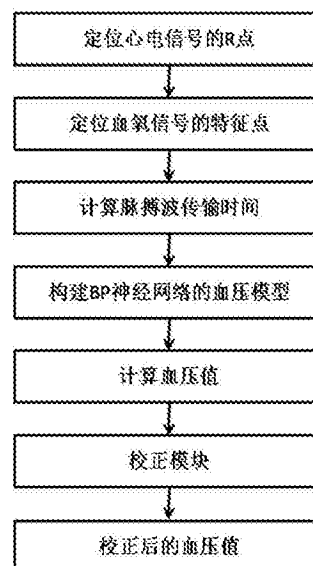
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于心电信号和血氧容积波的连续性
血压测量方法

(57)摘要

本发明提供一种多参数融合连续性血压的测量方法,综合考虑了除利用脉搏波传输时间标定血压外,同时考虑了与心电信号在同一周期内的血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} ,相邻两个周期中两个收缩期峰值点的时间差值 a_2 、两个最小值点的时间差值 a_3 、两个舒张期峰值点的时间差值 a_4 、两个重搏切迹点的差值 a_5 、收缩期峰值点的幅值 a_6 、最小值点的幅值 a_7 、舒张期峰值点的幅值 a_8 、重搏切迹点的幅值 a_9 、收缩面积 a_{10} 、舒张面积 a_{11} 、血氧容积波的面积 a_{12} 、面积比例 a_{13} 、同周期的两个峰值点之间的差值 a_{14} 、同周期的收缩期峰值点与最小值点之差 a_{15} 、上升时间 a_{16} 、时间增量 a_{17} 、增长系数 a_{18} 、反射系数 a_{19} 。根据这18个参数用BP神经网络建立血压的模型,依据模型预测血压值,同时提供校正模块,较准确预测血压值外,还逼近血压的变化趋势。



1. 一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1:实时检测待测者的心电信号的R点位置 a_{00} ;

步骤2:连续检测待测者的血氧容积波,对血氧容积波进行差分处理,得到与心电信号在同一周期内的血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} ,血氧容积波相邻两个周期中两个收缩期峰值点的时间差值 a_2 、两个最小值点的时间差值 a_3 、两个舒张期峰值点的时间差值 a_4 、两个重搏切迹点的差值 a_5 ,血氧容积波一个周期中的收缩期峰值点的幅值 a_6 、最小值点的幅值 a_7 、舒张期峰值点的幅值 a_8 、重搏切迹点的幅值 a_9 、收缩面积 a_{10} 、舒张面积 a_{11} 、血氧容积波的面积 a_{12} 、面积比例 a_{13} ,血氧容积波同一周期内的收缩期峰值点幅值 a_6 与舒张期峰值点幅值 a_8 之间的差值 a_{14} 、同一周期内的收缩期峰值点幅值 a_6 与最小值点幅值 a_7 之间的差值 a_{15} 、同一周期中从最小值点到收缩期峰值点的上升时间 a_{16} 、同一周期中从收缩期峰值点到舒张期峰值点的时间增量 a_{17} 、增长系数 a_{18} 、反射系数 a_{19} ;

所述增长系数 a_{18} 表示同一周期中舒张期峰值点与最小值点之间的差值 X_1 和收缩期峰值点与最小值点之间的差值 X_2 的比值 X_1/X_2 ;

所述反射系数 a_{19} 表示增长系数 a_{18} 与1的差值;

步骤3:采用传统的连续型血压计连续测量待测者的用于训练的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$;

步骤4:将血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} 与同一周期的心电信号的R点位置 a_{00} 做差,得到脉搏波的传输时间 $PTT = a_{01} - a_{00}$;

步骤5:将 PTT 以及 $a_2 \sim a_{19}$ 这19个特征值,以及与心电信号、血氧容积波同一时刻测量的步骤3所述的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$ 连续输入到BP神经网络中,其中连续输入时间不少于5min;

所述BP神经网络包括输入层,输出层以及中间隐层;

所述BP神经网络的输入层为单层,并假设为19个神经元,其中19个神经元分别与所述19个特征值一一对应;

所述BP神经网络的输出层假设为2个神经元,分别对应舒张压 $DBP_{original}$ 与收缩压 $SBP_{original}$;

所述BP神经网络的中间隐层为单层,并假设为N个神经元,其中 $N = 10, 11$ 或 12 ;

所述中间隐层的神经元通过全连接的方式分别连续接收输入层神经元的19个特征值、输出层神经元的舒张压和收缩压;BP神经网络利用19个特征值、舒张压以及收缩压训练血压模型,得到两个系数矩阵 $A_{19 \times N}$, $B_{N \times 2}$;其中系数矩阵 $A_{19 \times N}$ 关联输入层与中间隐层,系数矩阵 $B_{N \times 2}$ 关联中间隐层与输出层;

步骤6:重新检测待测者的血氧容积波和心电信号,采用步骤2和步骤4的方法对血氧容积波进行差分处理,得到 PTT 以及 $a_2 \sim a_{19}$ 这19个特征值,并构造输入矩阵 $Input_{1 \times 19}$:

$Input_{1 \times 19} = \{PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}\}$,同时构造输出矩阵 $Output_{1 \times 2} = Input_{1 \times 19} \times A_{19 \times N} \times B_{N \times 2}$,其中 $Output_{1 \times 2} = \{BP_1, BP_2\}$, BP_1 为BP神经网络训练出的待测收缩压, BP_2 为BP神经网络训练出的待测舒张压;

步骤7:校正BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 和待测舒张压 BP_2 ,其中:

$$error_1 = SBP_{original} - BP_1$$

$$\text{error}_2 = \text{DBP}_{\text{original}} - \text{BP}_2$$

其中, error_1 为收缩压 $\text{SBP}_{\text{original}}$ 与 BP 神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 的误差; error_2 为舒张压 $\text{DBP}_{\text{original}}$ 与 BP 神经网络训练出的待测收缩压 BP_2 的误差;

步骤8: 采用线性回归函数分别拟合 error_1 与 $\text{SBP}_{\text{original}}$ 之间以及 error_2 与 $\text{DBP}_{\text{original}}$ 之间的关系, 则 error_1 与 $\text{SBP}_{\text{original}}$ 的关系为 $f(\text{SBP}_{\text{original}}, \text{error}_1) = 0$, error_2 与 $\text{DBP}_{\text{original}}$ 的关系为 $f(\text{DBP}_{\text{original}}, \text{error}_2) = 0$;

步骤9: 根据 $f(\text{SBP}_{\text{original}}, \text{error}_1) = 0$ 、 $f(\text{DBP}_{\text{original}}, \text{error}_2) = 0$, 计算校正后的收缩压 $\text{SBP}_{\text{original}}$ 和舒张压 $\text{DBP}_{\text{original}}$ 。

2. 如权利要求1所述的一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法, 其特征在于, 步骤9所述的计算校正后的收缩压 $\text{SBP}_{\text{original}}$ 和舒张压 $\text{DBP}_{\text{original}}$ 具体步骤为:

步骤91: 利用机器学习、线型拟合或线性回归的方法分别得到 error_1 与 PTT、 $a_2 \sim a_{19}$ 、 BP_1 、 BP_2 的关系, 以及 error_2 与 PTT、 $a_2 \sim a_{19}$ 、 BP_1 、 BP_2 的关系, 具体为:

$$\text{estimated_error}_1 = f(\text{PTT}, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}, \text{BP}_1, \text{BP}_2)$$

$$\text{estimated_error}_2 = f(\text{PTT}, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}, \text{BP}_1, \text{BP}_2)$$

其中, estimated_error_1 和 estimated_error_2 分别为 error_1 和 error_2 的估计误差;

步骤92: 根据步骤91的关系式, 通过实时测得的 PTT、 $a_2 \sim a_{19}$ 以及 BP 神经网络训练出的 BP_1 、 BP_2 , 分别计算 error_1 和 error_2 的估计误差 estimated_error_1 和 estimated_error_2 ;

步骤93: 分别将步骤92中计算出的估计误差 estimated_error_1 和 estimated_error_2 分别代替步骤8关系式 $f(\text{SBP}_{\text{original}}, \text{error}_1) = 0$ 和 $f(\text{DBP}_{\text{original}}, \text{error}_2) = 0$ 中的 error_1 和 error_2 , 计算得到校正后的收缩压 $\text{SBP}_{\text{original}}$ 和舒张压 $\text{DBP}_{\text{original}}$ 。

一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法

技术领域

[0001] 本发明属于医疗器械领域,尤其涉及一种基于脉搏波传输时间的多参数融合连续性血压测量方法。

背景技术

[0002] 随着社会经济的快速发展,人们对健康状况的关注越来越重视;尤其是随着社会老龄化人口的增长,方便易用的健康监护设备成为社会的迫切需求。血压是反映人体循环系统机能的重要参数,是指由心脏泵血活动造成的血液对于单位面积血管壁的侧压力,随每个心动周期呈连续性、周期性变化。设计连续性血压测量方法,了解血压的昼夜变化规律,不仅是预防、诊断、治疗和控制高血压的需要,而且对准确判定高血压,降低因“白大衣高血压症”而造成的误诊具有重要意义。

[0003] 现有脉搏波传输时间的测量方法分为两种:(1)采用心电信号(ECG)和光电容积描记波形(PPG)结合的方式,即通过采集第一导联的ECG,同时通过透射的方式或反射的方式采集手指或者腕部或者手背的PPG,计算心电信号R点与PPG特征点之间的时间差,如图3所示为采用ECG+PPG结合的方法测量脉搏波传输时间的示意图;(2)采用双PPG的方式,即在腕部和手背分别放置一个反射式光电传感器,或者在一根手指的两个不同位置分别放置一个反射式光电传感器,计算两PPG同一特征值点的时间差;再次,利用脉搏波传输时间与收缩压或平均压的关系,再反推出连续性血压,如图4所示为采用双PPG的方法测量脉搏波传输时间的示意图。

[0004] 由于血压是由多种因素共同产生的结果,单一利用脉搏波传输时间与血压之间的关系反推出血压值,得不到准确的血压值。

发明内容

[0005] 为解决上述问题,本发明提供一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法,综合考虑了除利用脉搏波传输时间标定血压外,同时考虑了血氧信号的18个参数,包括一个周期内两个相邻收缩期峰值点的差值,两个相邻最小值点的差值,两个相邻的舒张期峰值点的差值,两个相邻重搏切迹点的差值,收缩期峰值点的幅值,最小值点的幅值,舒张期峰值点的幅值,重搏切迹点的幅值,收缩面积,舒张面积,血氧容积波的面积,面积比例,同周期的两个峰值点之间的差值,同周期的收缩期峰值点与最小值点之差,上升时间,时间增量,增长系数,反射系数。根据这18个参数用BP神经网络建立血压的模型,依据模型预测血压值。

[0006] 一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤1:实时检测待测者的心电信号的R点位置 a_{00} ;

[0008] 步骤2:连续检测待测者的血氧容积波,对血氧容积波进行差分处理,得到与心电信号在同一周期内的血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} ,血氧容积波相邻两个周期中两个收缩期峰值点的时间差值 a_2 、两个最小值点的时间差值 a_3 、两个舒张期峰值点的时间差值

a_4 、两个重搏切迹点的差值 a_5 、血氧容积波一个周期中的收缩期峰值点的幅值 a_6 、最小值点的幅值 a_7 、舒张期峰值点的幅值 a_8 、重搏切迹点的幅值 a_9 、收缩面积 a_{10} 、舒张面积 a_{11} 、血氧容积波的面积 a_{12} 、面积比例 a_{13} 、血氧容积波同一周期内的收缩期峰值点幅值 a_6 与舒张期峰值点幅值 a_8 之间的差值 a_{14} 、同一周期内的收缩期峰值点幅值 a_6 与最小值点幅值 a_7 之间的差值 a_{15} 、同一周期中从最小值点到收缩期峰值点的上升时间 a_{16} 、同一周期中从收缩期峰值点到舒张期峰值点的时间增量 a_{17} 、增长系数 a_{18} 、反射系数 a_{19} ;

[0009] 所述增长系数 a_{18} 表示同一周期中舒张期峰值点与最小值点之间的差值 X_1 和收缩期峰值点与最小值点之间的差值 X_2 的比值 X_1/X_2 ;

[0010] 所述反射系数 a_{19} 表示增长系数 a_{18} 与1的差值;

[0011] 步骤3:采用传统的连续型血压计连续测量待测者的用于训练的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$;

[0012] 步骤4:将血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} 与同一周期的心电信号的R点位置 a_{00} 做差,得到脉搏波的传输时间 $PTT=a_{01}-a_{00}$;

[0013] 步骤5:将 $PTT, a_2 \sim a_{19}$ 这19个特征值,以及与心电信号、血氧容积波同一时刻测量的步骤3所述的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$ 连续输入到BP神经网络中,其中连续输入时间不少于5min;

[0014] 所述BP神经网络包括输入层,输出层以及中间隐层;

[0015] 所述BP神经网络的输入层为单层,并假设为19个神经元,其中19个神经元分别与所述19个特征值一一对应;

[0016] 所述BP神经网络的输出层假设为2个神经元,分别对应舒张压 $DBP_{original}$ 与收缩压 $SBP_{original}$;

[0017] 所述BP神经网络的中间隐层为单层,并假设为N个神经元,其中 $N=10, 11$ 或 12 ;

[0018] 所述中间隐层的神经元通过全连接的方式分别连续接收输入层神经元的19个特征值、输出层神经元的舒张压和收缩压;BP神经网络利用19个特征值、舒张压以及收缩压训练血压模型,得到两个系数矩阵 $A_{19 \times N}, B_{N \times 2}$;其中系数矩阵 $A_{19 \times N}$ 关联输入层与中间隐层,系数矩阵 $B_{N \times 2}$ 关联中间隐层与输出层;

[0019] 步骤6:重新检测待测者的血氧容积波和心电信号,采用步骤2和步骤4的方法对血氧容积波进行差分处理,得到 $PTT, a_2 \sim a_{19}$ 这19个特征值,并构造输入矩阵 $Input_{1 \times 19}$:

[0020] $Input_{1 \times 19} = \{PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}\}$,同时构造输出矩阵 $Output_{1 \times 2} = Input_{1 \times 19} \times A_{19 \times N} \times B_{N \times 2}$,其中 $Output_{1 \times 2} = \{BP_1, BP_2\}$, BP_1 为BP神经网络训练出的待测收缩压, BP_2 为BP神经网络训练出的待测舒张压;

[0021] 步骤7:校正BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 和待测舒张压 BP_2 ,其中:

[0022] $error_1 = SBP_{original} - BP_1$

[0023] $error_2 = DBP_{original} - BP_2$

[0024] 其中, $error_1$ 为收缩压 $SBP_{original}$ 与BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 的误差; $error_2$ 为舒张压 $DBP_{original}$ 与BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_2 的误差;

[0025] 步骤8:采用线性回归函数分别拟合 $error_1$ 与 $SBP_{original}$ 之间以及 $error_2$ 与 $DBP_{original}$ 之间的关系,则 $error_1$ 与 $SBP_{original}$ 的关系为 $f(SBP_{original}, error_1) = 0$, $error_2$ 与 $DBP_{original}$ 的关系为 $f(DBP_{original}, error_2) = 0$;

[0026] 步骤9:根据 $f(SBP_{original}, error_1) = 0$ 、 $f(DBP_{original}, error_2) = 0$,计算校正后的收缩压 $SBP_{original}$ 和舒张压 $DBP_{original}$ 。

[0027] 一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法,步骤9所述的计算校正后的收缩压 $SBP_{original}$ 和舒张压 $DBP_{original}$ 具体步骤为:

[0028] 步骤91:利用机器学习、线型拟合或线性回归的方法分别得到 $error_1$ 与 PTT 、 $a_2 \sim a_{19}$ 、 BP_1 、 BP_2 的关系,以及 $error_2$ 与 PTT 、 $a_2 \sim a_{19}$ 、 BP_1 、 BP_2 的关系,具体为:

[0029] $estimated_error_1 = f(PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}, BP_1, BP_2)$

[0030] $estimated_error_2 = f(PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}, BP_1, BP_2)$

[0031] 其中, $estimated_error_1$ 和 $estimated_error_2$ 分别为 $error_1$ 和 $error_2$ 的估计误差;

[0032] 步骤92:根据步骤91的关系式,通过实时测得的 PTT 、 $a_2 \sim a_{19}$ 以及BP神经网络训练出的 BP_1 、 BP_2 ,分别计算 $error_1$ 和 $error_2$ 的估计误差 $estimated_error_1$ 和 $estimated_error_2$;

[0033] 步骤93:分别将步骤92中计算出的估计误差 $estimated_error_1$ 和 $estimated_error_2$ 分别代替步骤8关系式 $f(SBP_{original}, error_1) = 0$ 和 $f(DBP_{original}, error_2) = 0$ 中的 $error_1$ 和 $error_2$,计算得到校正后的收缩压 $SBP_{original}$ 和舒张压 $DBP_{original}$ 。

[0034] 有益效果:

[0035] 1、本发明提供一种多参数融合连续性血压的测量方法,综合考虑了除利用脉搏波传输时间标定血压外,同时考虑了血氧信号的18个参数,根据这18个参数用BP神经网络建立血压的模型,依据模型预测血压值,使测量者能比较方便、准确地测得连续性血压,测试与计算方法的复杂度较低。

[0036] 2、此外,本发明对用于训练的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$ 与BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 和待测舒张压 BP_2 进行了修正,使最后得到的血压值更准确,而且较为准确地反映血压的变化趋势。

附图说明

[0037] 图1为本发明的测量方法流程示意图;

[0038] 图2为本发明的血氧容积波特征点提取图;

[0039] 图3为采用ECG+PPG结合的方法测量脉搏波传输时间的示意图;

[0040] 图4为采用双PPG的方法测量脉搏波传输时间的示意图。

具体实施方式

[0041] 下面结合具体实施方式,对本发明的一种基于心电信号和血氧容积波的多参数融合连续性血压测量方法进行清楚、完整地描述。

[0042] 图1为本发明的测量方法流程示意图。一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法,包括以下步骤:

[0043] 步骤1:实时检测待测者的心电信号的R点的位置 a_{00} ;

[0044] 步骤2:连续检测待测者的血氧容积波,对血氧容积波进行差分处理,得到与心电信号在同一周期内的血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} ,血氧容积波相邻两个周期中两个

收缩期峰值点的时间差值 a_2 、两个最小值点的时间差值 a_3 、两个舒张期峰值点的时间差值 a_4 、两个重搏切迹点的差值 a_5 、血氧容积波一个周期中的收缩期峰值点的幅值 a_6 、最小值点的幅值 a_7 、舒张期峰值点的幅值 a_8 、重搏切迹点的幅值 a_9 、收缩面积 a_{10} 、舒张面积 a_{11} 、血氧容积波的面积 a_{12} 、面积比例 a_{13} 、血氧容积波同一周期内的收缩期峰值点幅值 a_6 与舒张期峰值点幅值 a_8 之间的差值 a_{14} 、同一周期内的收缩期峰值点幅值 a_6 与最小值点幅值 a_7 之间的差值 a_{15} 、同一周期中从最小值点到收缩期峰值点的上升时间 a_{16} 、同一周期中从收缩期峰值点到舒张期峰值点的时间增量 a_{17} 、增长系数 a_{18} 、反射系数 a_{19} ;

[0045] 所述收缩面积 a_{10} 表示一个周期内从收缩期峰值点幅值到舒张期峰值点幅值之间的所有幅值的和值;

[0046] 所述舒张面积 a_{11} 表示从舒张期峰值点到下一个周期的最小值点之间的所有幅值的和值;

[0047] 所述血氧容积波的面积 a_{12} 表示收缩面积 a_{10} 与舒张面积 a_{11} 的和;

[0048] 所述面积比例 a_{13} 表示舒张面积 a_{11} 与收缩面积 a_{10} 的比值;

[0049] 所述增长系数 a_{18} 表示同一周期中舒张期峰值点与最小值点之间的差值 X_1 和收缩期峰值点与最小值点之间的差值 X_2 的比值 X_1/X_2 ;

[0050] 所述反射系数 a_{19} 表示增长系数 a_{18} 与1的差值;

[0051] 图2为本发明的血氧容积波特征点提取图,其中 A_{sn} 为收缩期峰值点的幅值, A_{vn} 为最小值点的幅值, A_{dn} 为舒张期峰值点的幅值, A_{fn} 为重搏切迹点的幅值, T_{sn} 为收缩期峰值点的时刻、 T_{vn} 为最小值点的时刻、 T_{dn} 为舒张期峰值点的时刻、 T_{fn} 为重搏切迹点的时刻; A_{sn+1} 为下一周期收缩期峰值点的幅值, A_{vn+1} 为下一周期最小值点的幅值, A_{dn+1} 为下一周期舒张期峰值点的幅值, A_{fn+1} 为下一周期重搏切迹点的幅值, T_{sn+1} 为下一周期收缩期峰值点的时刻, T_{vn+1} 为下一周期最小值点的时刻, T_{dn+1} 为下一周期舒张期峰值点的时刻, T_{fn+1} 为下一周期重搏切迹点的时刻。具体的:

[0052] 相邻两个周期内两个相邻收缩期峰值点的时间差值: $a_2 = T_{sn+1} - T_{sn}$;

[0053] 相邻两个周期内两个相邻最小值点的时间差值: $a_3 = T_{vn+1} - T_{vn}$;

[0054] 相邻两个周期内两个相邻的舒张期峰值点的时间差值: $a_4 = T_{dn+1} - T_{dn}$;

[0055] 相邻两个周期内两个相邻重搏切迹点的时间差值: $a_5 = T_{fn+1} - T_{fn}$;

[0056] 一个周期中收缩期峰值点的幅值: $a_6 = A_{sn}$;

[0057] 一个周期中最小值点的幅值: $a_7 = A_{vn}$;

[0058] 一个周期中舒张期峰值点的幅值: $a_8 = A_{dn}$;

[0059] 一个周期中重搏切迹点的幅值: $a_9 = A_{fn}$;

[0060] 收缩面积: $a_{10} = \sum_{T_{sn}}^{T_{dn}} P$,其中P为幅值;

[0061] 舒张面积: $a_{11} = \sum_{T_{dn}}^{T_{vn+1}} P$,其中P为幅值;

[0062] 血氧容积波的面积: $a_{12} = a_{10} + a_{11}$;

[0063] 面积比例: $a_{13} = a_{11}/a_{10}$;

[0064] 同周期的收缩期峰值点与舒张期峰值点之间的差值: $a_{14} = A_{sn} - A_{dn}$;

[0065] 同周期的收缩期峰值点与最小值点之差: $a_{15} = A_{sn} - A_{vn}$;

[0066] 同一周期中从最小值点到收缩期峰值点的上升时间： $a_{16} = T_{sn} - T_{vn}$ ；

[0067] 同一周期中从收缩期峰值点到舒张期峰值点的时间增量： $a_{17} = T_{dn} - T_{sn}$ ；

[0068] 增长系数： $a_{18} = \frac{A_{dn} - A_{vn}}{A_{sn} - A_{vn}}$ ；

[0069] 反射系数： $a_{19} = 1 - a_{18}$ ；

[0070] 步骤3：采用传统的连续型血压计连续测量待测者的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$ ；

[0071] 步骤4：将血氧容积波的一阶导数的最大值 a_{01} 与同一周期的心电信号的R点位置 a_{00} 做差，得到脉搏波的传输时间 $PTT = a_{01} - a_{00}$ ；

[0072] 步骤5：将 $PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}$ 这19个特征值，以及与心电信号、血氧容积波同一时刻测量的步骤3所述的舒张压 $DBP_{original}$ 和收缩压 $SBP_{original}$ 连续输入到BP神经网络中，其中连续输入时间不少于5min；

[0073] 所述BP神经网络包括输入层，输出层以及中间隐层；

[0074] 所述BP神经网络的输入层为单层，并假设为19个神经元，其中19个神经元分别与所述19个特征值一一对应；

[0075] 所述BP神经网络的输出层假设为2个神经元，分别对应舒张压 $DBP_{original}$ 与收缩压 $SBP_{original}$ ；

[0076] 所述BP神经网络的中间隐层为单层，并假设为N个神经元，其中 $N = 10, 11, 12$ ；

[0077] 所述中间隐层的神经元通过全连接的方式分别连续接收输入层神经元的19个特征值、输出层神经元的舒张压和收缩压；BP神经网络利用19个特征值、舒张压以及收缩压训练血压模型，得到两个系数矩阵 $A_{19 \times N}, B_{N \times 2}$ ；其中系数矩阵 $A_{19 \times N}$ 关联输入层与中间隐层，系数矩阵 $B_{N \times 2}$ 关联中间隐层与输出层；

[0078] 步骤6：重新检测待测者的血氧容积波和心电信号，采用步骤2和步骤4的方法对血氧容积波进行差分处理，得到 $PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}$ 这19个特征值，并构造输入矩阵 $Input_{1 \times 19}$ ：

[0079] $Input_{1 \times 19} = \{PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}\}$ ，同时构造输出矩阵 $Output_{1 \times 2} = Input_{1 \times 19} \times A_{19 \times N} \times B_{N \times 2}$ ，其中 $Output_{1 \times 2} = \{BP_1, BP_2\}$ ， BP_1 为BP神经网络训练出的待测收缩压， BP_2 为BP神经网络训练出的待测舒张压；

[0080] 步骤7：校正BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 和待测舒张压 BP_2 ，其中：

[0081] $error_1 = SBP_{original} - BP_1$

[0082] $error_2 = DBP_{original} - BP_2$

[0083] 其中， $error_1$ 为收缩压 $SBP_{original}$ 与BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_1 的误差； $error_2$ 为舒张压 $DBP_{original}$ 与BP神经网络训练出的待测收缩压 BP_2 的误差；

[0084] 步骤8：采用线性回归函数分别拟合 $error_1$ 与 $SBP_{original}$ 之间以及 $error_2$ 与 $DBP_{original}$ 之间的关系，则 $error_1$ 与 $SBP_{original}$ 的关系为 $f(SBP_{original}, error_1) = 0$ ， $error_2$ 与 $DBP_{original}$ 的关系为 $f(DBP_{original}, error_2) = 0$ ；

[0085] 步骤9：根据 $f(SBP_{original}, error_1) = 0, f(DBP_{original}, error_2) = 0$ ，计算校正后的收缩压 $SBP_{original}$ 和舒张压 $DBP_{original}$ 。

[0086] 一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法，步骤9所述的计算校正

后的收缩压 $SBP_{original}$ 和舒张压 $DBP_{original}$ 具体步骤为:

[0087] 步骤91:利用机器学习、线型拟合或线性回归的方法分别得到 $error_1$ 与 PTT 、 $a_2 \sim a_{19}$ 、 BP_1 、 BP_2 的关系,以及 $error_2$ 与 PTT 、 $a_2 \sim a_{19}$ 、 BP_1 、 BP_2 的关系,具体为:

[0088] $estimated_error_1 = f(PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}, BP_1, BP_2)$

[0089] $estimated_error_2 = f(PTT, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{13}, a_{14}, a_{15}, a_{16}, a_{17}, a_{18}, a_{19}, BP_1, BP_2)$

[0090] 其中, $estimated_error_1$ 和 $estimated_error_2$ 分别为 $error_1$ 和 $error_2$ 的估计误差;

[0091] 步骤92:根据步骤91的关系式,通过实时测得的 PTT 、 $a_2 \sim a_{19}$ 以及BP神经网络训练出的 BP_1 、 BP_2 ,分别计算 $error_1$ 和 $error_2$ 的估计误差 $estimated_error_1$ 和 $estimated_error_2$;

[0092] 步骤93:分别将步骤92中计算出的估计误差 $estimated_error_1$ 和 $estimated_error_2$ 分别代替步骤8关系式 $f(SBP_{original}, error_1) = 0$ 和 $f(DBP_{original}, error_2) = 0$ 中的 $error_1$ 和 $error_2$,计算得到校正后的收缩压 $SBP_{original}$ 和舒张压 $DBP_{original}$ 。

[0093] 当然,本发明还可有其他多种实施例,在不背离本发明精神及其实质的情况下,熟悉本领域的技术人员当可根据本发明作出各种相应的改变和变形,但这些相应的改变和变形都应属于本发明所附的权利要求的保护范围。

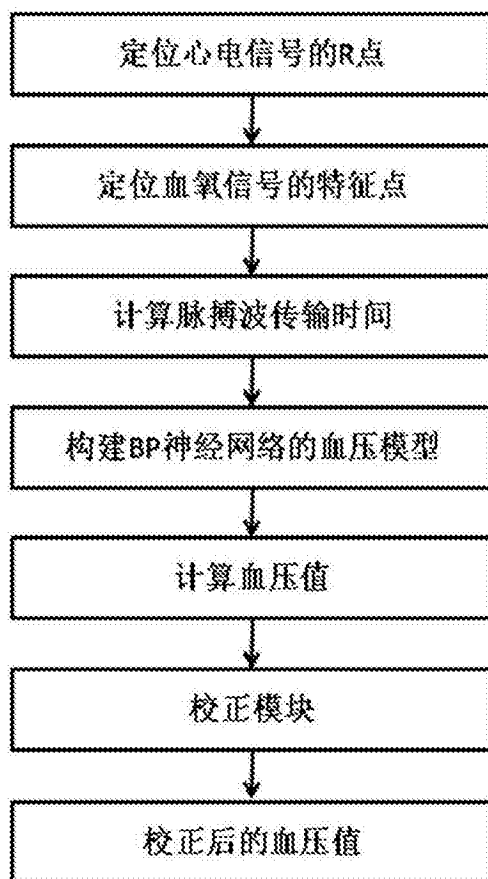


图1

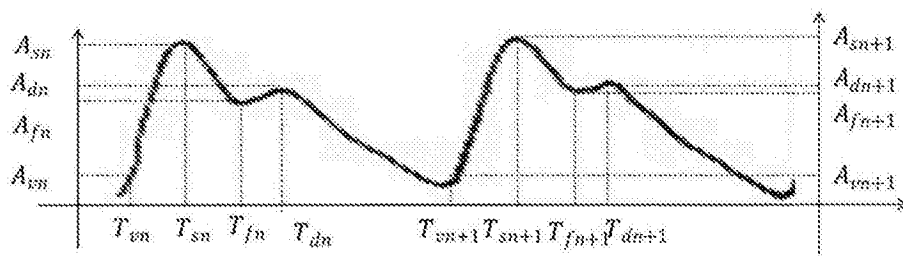


图2

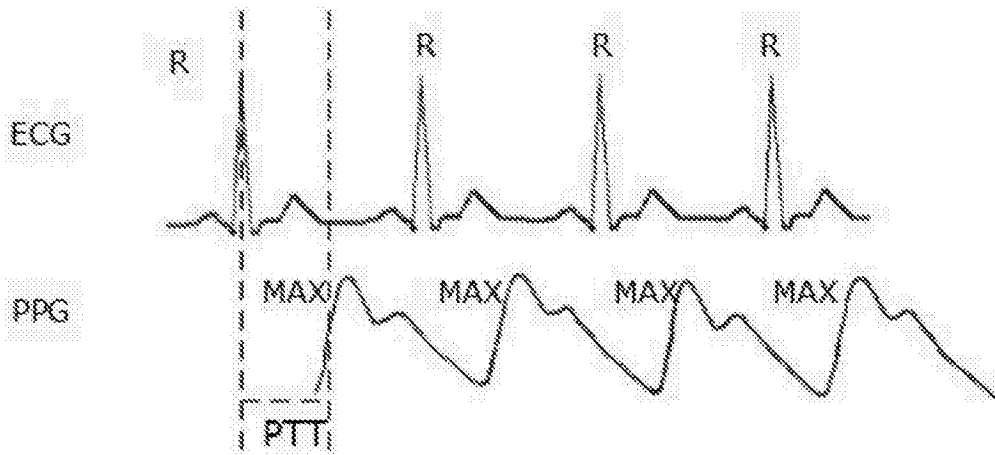


图3

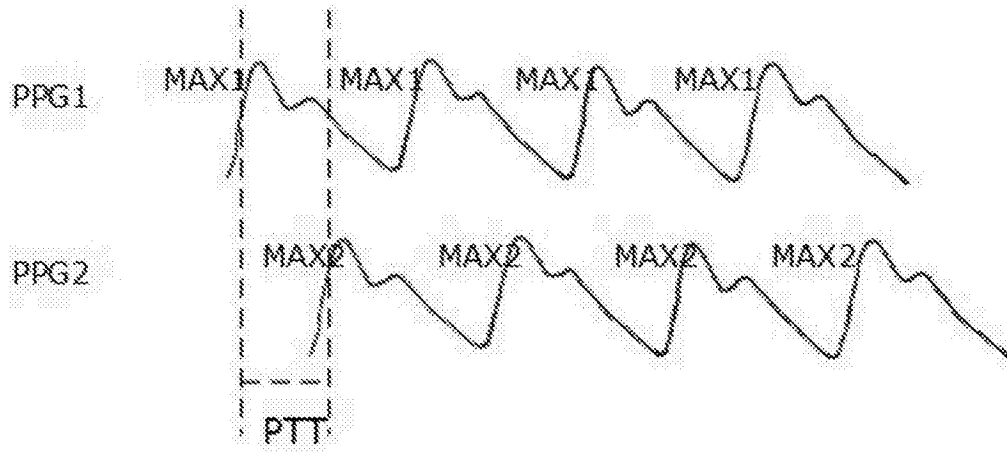


图4

专利名称(译)	一种基于心电信号和血氧容积波的连续性血压测量方法		
公开(公告)号	CN106889979A	公开(公告)日	2017-06-27
申请号	CN201611258396.5	申请日	2016-12-30
[标]申请(专利权)人(译)	中国科学院电子学研究所		
申请(专利权)人(译)	中国科学院电子学研究所		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院电子学研究所		
[标]发明人	徐志红 方震 赵湛 陈贤祥 杜利东		
发明人	徐志红 方震 赵湛 陈贤祥 杜利东		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/0402 A61B5/145 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/02125 A61B5/0402 A61B5/14542 A61B5/7235		
代理人(译)	郭德忠 李爱英		
其他公开文献	CN106889979B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供一种多参数融合连续性血压的测量方法，综合考虑了除利用脉搏波传输时间标定血压外，同时考虑了与心电信号在同一周期内的血氧容积波的一阶导数的最大值a01，相邻两个周期中两个收缩期峰值点的时间差值a2、两个最小值点的时间差值a3、两个舒张期峰值点的时间差值a4、两个重搏切迹点的差值a5，收缩期峰值点的幅值a6、最小值点的幅值a7、舒张期峰值点的幅值a8、重搏切迹点的幅值a9、收缩面积a10、舒张面积a11、血氧容积波的面积a12、面积比例a13，同周期的两个峰值点之间的差值a14，同周期的收缩期峰值点与最小值点之差a15，上升时间a16、时间增量a17、增长系数a18、反射系数a19。根据这18个参数用BP神经网络建立血压的模型，依据模型预测血压值，同时提供校正模块，较准确预测血压值外，还逼近血压的变化趋势。

