



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110558960 A

(43)申请公布日 2019.12.13

(21)申请号 201910853588.8

(22)申请日 2019.09.10

(71)申请人 重庆大学

地址 400044 重庆市沙坪坝区沙坪坝正街  
174号

(72)发明人 季忠 吴海燕 李孟泽

(74)专利代理机构 北京同恒源知识产权代理有  
限公司 11275

代理人 赵荣之

(51) Int. Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

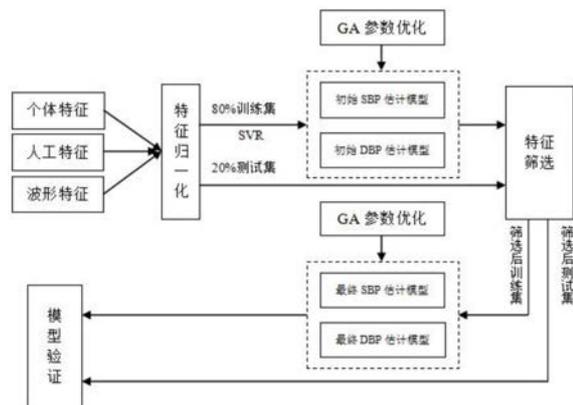
权利要求书2页 说明书9页 附图7页

(54)发明名称

一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创  
监测方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连  
续血压无创监测方法,属于血压监测技术领域。  
该方法为在对脉搏波PPG、心电ECG信号进行去噪  
处理、以及特征点识别的基础上,提取特征参数,  
构建模型,实现对血压连续监测。提出了基于机  
器学习的SVR方法构建血压估计模型,在对收集  
整理的特征归一化的基础上,使用MIV法探究对  
模型的影响并筛掉影响较小的特征,在模型的训  
练过程中引入GA优化来进行参数寻优,有效避免  
了模型陷入过学习或欠学习状态。



1. 一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,在对脉搏波PPG、心电ECG信号进行去噪处理、以及特征点识别的基础上,提取特征参数,构建模型,实现对血压连续监测,具体步骤包括:

(1) 实验数据收集,实验数据分为两个部分,一部分是静态实验所得数据,另一部分是动态实验所得数据;

(2) 对步骤(1)所采集到的ECG信号利用小波阈值去噪进行预处理;

(3) 对步骤(1)所采集到的PPG信号利用小波阈值初步去噪后,利用三次样条插值法滤除基线漂移、运动伪迹;

(4) 在步骤(2)的基础上,通过对小波分解后小波系数的模极值对的分析定位ECG信号的R波;

(5) 在步骤(2)、步骤(4)的基础上,提取PPG特征点;PPG的特征点包括脉搏波的波谷点b点、波峰点c点、重搏波波谷点f点、重搏波波峰点g点;

(6) 在步骤(4)、步骤(5)的基础上,提取特征向量;

(7) 采用线性归一化,将特征向量归一化处理;

(8) 构建初始GA-SVR模型,使用遗传算法GA对支持向量回归SVR模型进行参数优化;

(9) 在步骤(8)构建的模型基础上,利用平均影响值法MIV进行特征筛选;

(10) 使用步骤(9)所筛选出的特征,用遗传算法对支持向量回归模型进行参数优化,构建GA-MIV-SVR血压估计模型。

2. 根据权利要求1所述的一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,所述步骤(2)具体包括:

(2a) 选择小波基函数、分解层数将信号进行小波分解,得到各尺度分量;

(2b) 选择阈值、阈值函数对步骤(2a)所得的各尺度分量进行阈值处理;

(2c) 在步骤(2b)基础上,利用小波重构,得到去噪后的信号。

3. 根据权利要求1所述的一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,所述步骤(3)具体包括:

(3a) 选择小波基函数、分解层数将信号进行小波分解,得到各尺度分量;

(3b) 选择阈值、阈值函数对步骤(2a)所得的各尺度分量进行阈值处理;

(3c) 在步骤(3b)基础上,利用小波重构,得到初步去噪后的信号;

(3d) 基于三次样条插值法,对PPG每个周期的起始点进行拟合,得到基线漂移、运动伪迹的近似曲线;

(3e) 用步骤(3c)得到初步去噪的脉搏波信号减去步骤(3d)所得的拟合曲线,得到去噪完成后的脉搏波信号。

4. 根据权利要求1所述的一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,所述步骤(4)具体包括:

(4a) 选择小波基;

(4b) 小波变换尺度的确定;

(4c) R波检测。

5. 根据权利要求1所述的一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,所述步骤(5)具体包括:

(5a) 基于自适应窗长的滑窗法来提取PPG的波峰点c点；

(5b) 在确定c点的基础上,确定PPG波谷的位置；

(5c) 利用重搏波的相对位置,在一定PPG周期范围内确定f点、g点。

6. 根据权利要求1所述的一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,所述步骤(8)具体包括:

(8a) 编码;将SVR的模型参数编码;

(8b) 初始化种群;随机产生一个种群,代入适应度函数中计算每个个体的适应度值并评估;

(8c) 选择、交叉、变异;对初始种群执行比例选择算子进行选择、按交叉概率执行交叉、按变异概率进行变异产生子代种群;

(8d) 计算子代种群中每个个体适应度并评估,输出局部最优解并保存;

(8e) 满足终止进化代数后,输出解码后的最优参数。

7. 根据权利要求1所述的一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,其特征在于,所述步骤(9)具体包括:

(9a) GA-SVR模型训练终止后,将训练样本X中的某一特征矩阵在原值基础上 $\pm 10\%$ ,得到两个新的训练样本 $X_1$ 和 $X_2$ ;

(9b) 将 $X_1$ 、 $X_2$ 重新仿真得到结果P1、P2,计算P1-P2获得该特征对模型输出的影响变化值(ImpactValue, IV),并按该特征矩阵的长度求平均获得MIV;

(9c) 依次计算每个特征的MIV,按绝对值大小排序并计算各特征对模型输出的相对贡献率,计算公式为 $I_i = |MIV_i| / \sum_{i=1}^k |MIV_i|$ ,其中, $I_i$ 为第i个特征对模型输出的相对贡献率, $MIV_i$ 为第i个特征的MIV,k表示训练样本X中的特征个数。

## 一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于血压监测技术领域,涉及一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法。

### 背景技术

[0002] 血压是指心脏收缩时,血管腔里流动的血流对血管壁的侧压力。血压是心室射血和外周阻力共同影响的结果。血压包括动脉血压和静脉血压两种,临床上所说的血压指的是动脉血压,动脉血压又分为收缩压(Systolic blood pressure,SBP)、舒张压(Diastolic blood pressure,DBP)以及平均压(Mean blood pressure,MBP)。SBP是指心室收缩时,血液流入动脉对血管壁产生的最大侧压力,对应动脉血压波形波峰的位置;DBP是指心室舒张时,动脉血管回缩,血液缓慢流动作用于管壁的最小压力;对应动脉血压波形波谷的位置;MBP是指一个完整的心动周期中的平均压力值。

[0003] 血压作为反映人体心血管功能状态、评价心血管疾病风险的主要参数,血压监测,对高血压相关疾病的诊断、预防、治疗具有极其重要的作用。然而,血压易受心理、生理以及外界环境的影响,呈现出一定的波动性,单次测量或间歇性测量的结果差异大。动脉插管法是现在临床上常用的血压连续测量方法,该方法是利用动脉穿刺的技术将导管插入动脉血管中,利用与导管相连的传感器来获取血压值,是血压测量的金标准,但是这种方法准备时间长、操作复杂、技术要求高,有创伤性且极易引发并发症,不能推广使用。现有的无创连续血压测量方法主要有动脉张力法、容积补偿法、脉搏波波速法。动脉张力法适用于浅表动脉,无需校准,但需要长时间保持压力传感器的精确定位。动脉补偿法需要预先设定参照压力,长时测量会造成静脉充血。脉搏波在沿动脉管传播过程中受到心脏、血管粘稠度以及外周阻力等因素的影响,其波形中蕴含丰富的心血管生理、病理有关的信息。脉搏波波速法,或者称为脉搏波传导时间(Pulse Transit Time,PTT)法,是通过通过脉搏波沿动脉传播的速度或时间与血压的相关性间接获得血压值的方法,解决了装置复杂,个体舒适性差等问题,但该方法易受到个体差异性的影响。目前,国内外基于脉搏波法的无创连续式血压的测量技术的研究主要是围绕如何准确测量PTT,以及融合更多的与血压相关的信息、构建更准确的血压估计模型来进行,尽可能地提高连续无创血压测量的精确度和稳定性,提高模型的临床适应性。

### 发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法。

[0005] 为达到上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0006] 一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法,在对脉搏波PPG、心电ECG信号进行去噪处理、以及特征点识别的基础上,提取特征参数,构建模型,实现对血压连续监测,具体步骤包括:

- [0007] (1) 实验数据收集,实验数据分为两个部分,一部分是静态实验所得数据,另一部分是动态实验所得数据;
- [0008] (2) 对步骤(1)所采集到的ECG信号利用小波阈值去噪进行预处理;
- [0009] (3) 对步骤(1)所采集到的PPG信号利用小波阈值初步去噪后,利用三次样条插值法滤除基线漂移、运动伪迹;
- [0010] (4) 在步骤(2)的基础上,通过对小波分解后小波系数的模极值对的分析定位ECG信号的R波;
- [0011] (5) 在步骤(2)、步骤(4)的基础上,提取PPG特征点;PPG的特征点包括脉搏波的波谷点b点、波峰点c点、重搏波波谷点f点、重搏波波峰点g点;
- [0012] (6) 在步骤(4)、步骤(5)的基础上,提取特征向量;
- [0013] (7) 采用线性归一化,将特征向量归一化处理;
- [0014] (8) 构建初始GA-SVR模型,使用遗传算法GA对支持向量回归SVR模型进行参数优化;
- [0015] (9) 在步骤(8)构建的模型基础上,利用平均影响值法MIV进行特征筛选;
- [0016] (10) 使用步骤(9)所筛选出的特征,用遗传算法对支持向量回归模型进行参数优化,构建GA-MIV-SVR血压估计模型。
- [0017] 可选的,所述步骤(2)具体包括:
- [0018] (2a) 选择小波基函数、分解层数将信号进行小波分解,得到各尺度分量;
- [0019] (2b) 选择阈值、阈值函数对步骤(2a)所得的各尺度分量进行阈值处理;
- [0020] (2c) 在步骤(2b)基础上,利用小波重构,得到去噪后的信号。
- [0021] 可选的,所述步骤(3)具体包括:
- [0022] (3a) 选择小波基函数、分解层数将信号进行小波分解,得到各尺度分量;
- [0023] (3b) 选择阈值、阈值函数对步骤(2a)所得的各尺度分量进行阈值处理;
- [0024] (3c) 在步骤(3b)基础上,利用小波重构,得到初步去噪后的信号;
- [0025] (3d) 基于三次样条插值法,对PPG每个周期的起始点进行拟合,得到基线漂移、运动伪迹的近似曲线;
- [0026] (3e) 用步骤(3c)得到初步去噪的脉搏波信号减去步骤(3d)所得的拟合曲线,得到去噪完成后的脉搏波信号。
- [0027] 可选的,所述步骤(4)具体包括:
- [0028] (4a) 选择小波基;
- [0029] (4b) 小波变换尺度的确定;
- [0030] (4c) R波检测。
- [0031] 可选的,所述步骤(5)具体包括:
- [0032] (5a) 基于自适应窗长的滑窗法来提取PPG的波峰点c点;
- [0033] (5b) 在确定c点的基础上,确定PPG波谷的位置;
- [0034] (5c) 利用重搏波的相对位置,在一定PPG周期范围内确定f点、g点。
- [0035] 可选的,所述步骤(8)具体包括:
- [0036] (8a) 编码;将SVR的模型参数编码;
- [0037] (8b) 初始化种群;随机产生一个种群,代入适应度函数中计算每个个体的适应度

值并评估；

[0038] (8c) 选择、交叉、变异；对初始种群执行比例选择算子进行选择、按交叉概率执行交叉、按变异概率进行变异产生子代种群；

[0039] (8d) 计算子代种群中每个个体适应度并评估，输出局部最优解并保存；

[0040] (7e) 满足终止进化代数后，输出解码后的最优参数。

[0041] 可选的，所述步骤(9)具体包括：

[0042] (9a) GA-SVR模型训练终止后，将训练样本X中的某一特征矩阵在原值基础上±10%，得到两个新的训练样本X<sub>1</sub>和X<sub>2</sub>；

[0043] (9b) 将X<sub>1</sub>、X<sub>2</sub>重新仿真得到结果P<sub>1</sub>、P<sub>2</sub>，计算P<sub>1</sub>-P<sub>2</sub>获得该特征对模型输出的影响变化值(Impact Value, IV)，并按该特征矩阵的长度求平均获得MIV；

[0044] (9c) 依次计算每个特征的MIV，按绝对值大小排序并计算各特征对模型输出的相对贡献率，计算公式为 $I_i = |MIV_i| / \sum_{i=1}^k |MIV_i|$ ，其中，I<sub>i</sub>为第i个特征对模型输出的相对贡献率，MIV<sub>i</sub>为第i个特征的MIV，k表示训练样本X中的特征个数。

[0045] 本发明的有益效果在于：

[0046] 1、基于小波阈值实现了对ECG信号的去噪；基于小波阈值与三次样条插值法相结合实现了对PPG信号的去噪。

[0047] 2、利用小波分解后小波系数的模极值对识别R波，并引入滑窗法、微分法和曲率法对脉搏波进行特征点识别，效果良好。

[0048] 3、提出了基于机器学习的SVR方法构建血压估计模型，在对收集整理特征归一化的基础上，使用MIV法探究对模型的影响并筛掉影响较小的特征，在模型的训练过程中引入GA优化来进行参数寻优，有效避免了模型陷入过学习或欠学习状态。

[0049] 4、本发明所提出的模型的预测值与实测值具有较好的一致性，该模型具有较高的精度和很强的预测能力，在实际生活中的无创连续血压测量中具有一定可靠性。

[0050] 本发明的其他优点、目标和特征在某种程度上将在随后的说明书中进行阐述，并且在某种程度上，基于对下文的考察研究对本领域技术人员而言将是显而易见的，或者可以从本发明的实践中得到教导。本发明的目标和其他优点可以通过下面的说明书来实现和获得。

## 附图说明

[0051] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本发明作优选的详细描述，其中：

[0052] 图1是本发明的流程图；

[0053] 图2是本发明实施例中实验数据分布图；图2(a)为SBP分布直方图；图2(b)为DBP分布直方图；

[0054] 图3是本发明实施例中ECG信号去噪前后对比图；

[0055] 图4是本发明实施例中PPG信号去噪前后对比图；

[0056] 图5是本发明实施例中ECG信号的R波检测结果图；

[0057] 图6是本发明实施例中PPG特征点的检测结果图；

[0058] 图7是本发明实施例中GA-MIV-BP建模过程中GA优化过程图;图7(a)为SBP估计模型GA优化过程图;图7(b)为DBP估计模型GA优化过程图;

[0059] 图8是本发明实施例中GA-MIV-BP预测值与实测值对比图;图8(a)为SBP估计模型预测值与实测值对比图;图8(b)为DBP估计模型预测值与实测值对比图;

[0060] 图9是本发明实施例中GA-MIV-BP预测值与实测值的相关性分析以及Bland-Altman分析图;图9(a)为SBP估计模型的相关性分析以及Bland-Altman分析图;图9(b)为DBP估计模型的相关性分析以及Bland-Altman分析图。

## 具体实施方式

[0061] 以下通过特定的具体实例说明本发明的实施方式,本领域技术人员可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本发明的其他优点与功效。本发明还可以通过另外不同的具体实施方式加以实施或应用,本说明书中的各项细节也可以基于不同观点与应用,在没有背离本发明的精神下进行各种修饰或改变。需要说明的是,以下实施例中所提供的图示仅以示意方式说明本发明的基本构想,在不冲突的情况下,以下实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0062] 其中,附图仅用于示例性说明,表示的仅是示意图,而非实物图,不能理解为对本发明的限制;为了更好地说明本发明的实施例,附图某些部件会有省略、放大或缩小,并不代表实际产品的尺寸;对本领域技术人员来说,附图中某些公知结构及其说明可能省略是可以理解的。

[0063] 本发明实施例的附图中相同或相似的标号对应相同或相似的部件;在本发明的描述中,需要理解的是,若有术语“上”、“下”、“左”、“右”、“前”、“后”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此附图中描述位置关系的用语仅用于示例性说明,不能理解为对本发明的限制,对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语的具体含义。

[0064] 如图1所示,为一种在对脉搏波、心电信号进行去噪处理、以及特征点识别的基础上,提取特征参数,构建模型,实现对血压连续监测的方法,具体步骤包括:

[0065] (1) 实验数据收集,实验数据分为两个部分,一部分是静态实验所得数据,另一部分是动态实验所得数据。

[0066] (2) 对步骤(1)所采集到的ECG信号利用小波阈值去噪进行预处理。

[0067] (3) 对步骤(1)所采集到的PPG信号利用小波阈值初步去噪后,利用三次样条插值法滤除基线漂移、运动伪迹。

[0068] (4) 在步骤(2)的基础上,通过对小波分解后小波系数的模极值对的分析定位ECG信号的R波。

[0069] (5) 在步骤(2)、步骤(4)的基础上,提取PPG特征点。PPG的特征点包括脉搏波的波谷点b点、波峰点c点、重搏波波谷点f点、重搏波波峰点g点。

[0070] (6) 在步骤(4)、步骤(5)的基础上,提取特征向量。

[0071] (7) 采用线性归一化,将特征向量归一化处理。

[0072] (8) 构建初始GA-SVR模型,使用遗传算法(Genetic Algorithm,GA)对支持向量回

归(Support Vector Regress,SVR)模型进行参数优化。

[0073] (9) 在步骤(8)构建的模型的基础上,利用平均影响值法(Mean Impact Value, MIV)进行特征筛选。

[0074] (10) 使用步骤(9)所筛选出的特征,用遗传算法对支持向量回归模型进行参数优化,构建GA-MIV-SVR血压估计模型。

[0075] 对于步骤(2)中的对ECG信号预处理,具体包括:

[0076] (2a) 选择小波基函数、分解层数将信号进行小波分解,得到各尺度分量。

[0077] (2b) 选择阈值、阈值函数对步骤(2a)所得的各尺度分量进行阈值处理。

[0078] (2c) 在步骤(2b)基础上,利用小波重构,得到去噪后的信号。

[0079] 对于步骤(3)中的对PPG信号预处理,具体包括:

[0080] (3a) 选择小波基函数、分解层数将信号进行小波分解,得到各尺度分量。

[0081] (3b) 选择阈值、阈值函数对步骤(2a)所得的各尺度分量进行阈值处理。

[0082] (3c) 在步骤(3b)基础上,利用小波重构,得到初步去噪后的信号。

[0083] (3d) 基于三次样条插值法,对PPG每个周期的起始点进行拟合,得到基线漂移、运动伪迹的近似曲线。

[0084] (3e) 用步骤(3c)得到初步去噪的脉搏波信号减去步骤(3d)所得的拟合曲线,得到去噪完成后的脉搏波信号。

[0085] 对于步骤(4)中定位ECG信号的R波,具体包括:

[0086] (4a) 选择小波基。

[0087] (4b) 小波变换尺度的确定。

[0088] (4c) R波检测。

[0089] 对于步骤(5)中PPG特征点的定位,具体包括:

[0090] (5a) 基于自适应窗长的滑窗法来提取PPG的波峰点c点。

[0091] (5b) 在确定c点的基础上,确定PPG波谷的位置。

[0092] (5c) 利用重搏波的相对位置,在一定PPG周期范围内确定f点、g点。

[0093] 对于步骤(8)中GA-SVR模型的构建,具体包括:

[0094] (8a) 编码。将SVR的模型参数编码。

[0095] (8b) 初始化种群。随机产生一个种群,代入适应度函数中计算每个个体的适应度值并评估。

[0096] (8c) 选择、交叉、变异。对初始种群执行比例选择算子进行选择、按交叉概率执行交叉、按变异概率进行变异产生子代种群。

[0097] (8d) 计算子代种群中每个个体适应度并评估,输出局部最优解并保存。

[0098] (8e) 满足终止进化代数后,输出解码后的最优参数。

[0099] 对于步骤(9)中模型特征参数筛选,具体包括:

[0100] (9a) GA-SVR模型训练终止后,将训练样本X中的某一特征矩阵在原值基础上 $\pm 10\%$ ,得到两个新的训练样本 $X_1$ 和 $X_2$ 。

[0101] (9b) 将 $X_1$ 、 $X_2$ 重新仿真得到结果 $P_1$ 、 $P_2$ ,计算 $P_1$ - $P_2$ 获得该特征对模型输出的影响变化值(Impact Value, IV),并按该特征矩阵的长度求平均获得MIV。

[0102] (9c) 依次计算每个特征的MIV,按绝对值大小排序并计算各特征对模型输出的相

对贡献率,计算公式为 $I_i = |MIV_i| / \sum_{i=1}^k |MIV_i|$ ,其中, $I_i$ 为第*i*个特征对模型输出的相对贡献率, $MIV_i$ 为第*i*个特征的MIV, $k$ 表示训练样本X中的特征个数。

[0103] 本实施例中,步骤(1)的实验数据收集,受试者包括21名年龄在21~27岁的健康人,其中男性12名,女性9名。动态实验包括从0开始以7为间隔进行心算计数、以及原地深蹲起两种,一共收集到439组数据,每组数据均由基本信息(身高、体重等)、SBP、DBP测量值,ECG和PPG的波形组成。实验数据的分布如图2所示。

[0104] 步骤(2)中对ECG信号预处理,其具体流程如下:

[0105] (2a) symN小波具有很快的数据处理速度,符合对血压连续实时监测的要求,其中sym8小波的尺度函数波形与心电信号中的QRS波群相似,故选择“sym8”作为小波基函数;由

经验公式 $j = \min \left\{ \left\lfloor \log_2 \frac{f_s}{f_{noise}} - 1 \right\rfloor, \left\lfloor \log_2 N \right\rfloor \right\}$ ,其中*j*表示分解层数, $f_s$ 表示采样频率, $f_{noise}$ 表

示原始信号中噪声的最低频率, $N$ 表示采样点数,确定分解层数为8,将信号进行小波分解,得到各尺度分量。

[0106] (2b) 由于第8层近似分量与基线漂移非常接近,且第1、2、3层的细节分量主要为高频噪声,所以将这些分量直接舍去。对剩余的各尺度分量,采用“Sqtwo log”阈值和软阈值函数的组合,并根据第一层的系数进行噪声层的估计来调整阈值。

[0107] (2c) 对于阈值去噪处理过的各尺度分量,采用小波重构算法,得到去噪后的ECG信号。去噪前后的ECG对比图如图3所示。

[0108] 步骤(3)中对PPG信号预处理,其具体流程如下:

[0109] (3a) 使用sym8小波对原始PPG信号进行8层小波分解,得到各尺度分量。

[0110] (3b) 由于第1、2、3层细节分量主要表现为高频噪声,故直接舍去。对剩余的分量采用基于SURE规则的“Rigrsure”函数和软阈值函数组合的方式,并根据第一层的系数进行噪声层的估计来调整阈值。

[0111] (3c) 对于阈值去噪处理过的各尺度分量,采用小波重构算法,得到初步去噪后的PPG信号。

[0112] (3d) 基于三次样条插值法,对PPG每个周期的起始点进行拟合,得到基线漂移、运动伪迹的近似曲线。

[0113] (3e) 用步骤(3c)得到初步去噪的脉搏波信号减去步骤(3d)所得的拟合曲线,得到去噪完成后的脉搏波信号,如图4所示。

[0114] 步骤(4)中定位ECG信号的R波,其具体流程如下:

[0115] (4a) 为获得与心电信号良好的对应关系,缓解小波变换产生的相位失真,选择双正交二次B样条小波。其滤波器组的定义为: $H(z) = (1+3z^{-1}+3z^{-2}+z^{-3})/4$ 、 $G(z) = (-1-3z^{-1}+3z^{-2}+z^{-3})/4$ 。

[0116] (4b) 对步骤(2)所得的去噪后的ECG信号进行4层小波变换,确定使用尺度3的细节分量进行R波检测。

[0117] (4c) 找出尺度3细节分量的正负模极大值,同时将ECG信号分成4段,求出每段的最大值*M*、最小值*N*,设定阈值 $th1 = \frac{1}{4} \times \frac{2}{3} (M_1 + M_2 + M_3 + M_4)$ 、 $th2 = \frac{1}{4} \times \frac{2}{3} (N_1 + N_2 + N_3 + N_4)$ ,

比较极大、极小值与设定阈值之间的大小,极大值大于阈值th1、极小值小于阈值th2保留,对阈值处理后的模极值对,标记过零点,修正时移,标记R波。R波检测结果如图5所示。

[0118] 步骤(5)中PPG特征点的定位,其具体流程如下:

[0119] (5a)根据ECG信号R波提取的结果计算RR间期,通过得到的RR间期自适应地确定滑窗法的窗长,从PPG信号的起点开始,判断起点往后1倍窗长和2倍窗长范围内的最大点是否为同一个点,若为同一个点,则认为该点为波峰;滑窗以采样点为步长开始移动,判断该点前后一个窗长区间内的最大值是否为同一点,若是,则判定为波峰点。

[0120] (5b)为避免波谷点附近噪声的影响,通过搜索c点之前出现的第一个极值点来确定b点,即通过一阶微分的过零点来确定。

[0121] (5c)在脉搏波周期的0.3倍到0.65倍之间,搜索一阶微分的过零点来确定f点、g点;若该区间内搜索不到极值点,则判断该区间是否存在拐点,若有,则利用曲率法求f点、g点位置。PPG特征点检测结果如图6所示。

[0122] 步骤(6)结合PPG特点以及PPG波形特征与血压影响因素的关系,引入了身体质量指数(Body Mass Index,BMI)和性别(SEX)两个个体特征;心率(HR)和PTT两个人工特征;以及收缩期时间 $T_s$ 、舒张期时间 $T_d$ 、升支时间 $T_{up}$ 、降中峡f点的相对高度 $H_{fr}$ 、重搏波峰值g点的相对高度 $H_{gr}$ 、收缩期面积 $S_s$ 、舒张期面积 $S_d$ 、主波上升斜率 $C_{slope}$ 和K值,9个波形特征。

[0123] 步骤(7)采用线性归一化也称最小最大标准方法,将数据样本按比例缩小到[0,1]

之间,映射函数为 $x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$ ,其中 $x$ 、 $x'$ 分别为原始数据和归一化后的数据。

[0124] 步骤(8)中GA-SVR模型的构建,其具体流程如下:

[0125] (8a)对SVR模型的参数惩罚因子 $c$ 、核函数 $\gamma$ 进行二进制编码。

[0126] (8b)初始化种群, $c$ 的取值范围为[0,100], $\gamma$ 的取值范围为[0,1000],初始种群个体数为20,以使用5折一交叉验证所得的均方根误差的均值作为个体的适应度值来进行适应度的评估。

[0127] (8c)采用随机遍历抽样进行选择,交叉概率为0.7,变异概率为0.01。

[0128] (8d)计算子代种群中每个个体适应度并评估,输出局部最优解并保存。

[0129] (8e)满足终止进化代数200,输出解码后的最优参数。

[0130] 步骤(9)中模型特征参数筛选,其具体流程如下:

[0131] (9a)GA-SVR模型训练终止后,将训练样本 $X$ 中的某一特征矩阵在原值基础上 $\pm 10\%$ ,得到两个新的训练样本 $X_1$ 和 $X_2$ 。

[0132] (9b)将 $X_1$ 、 $X_2$ 重新仿真得到结果 $P_1$ 、 $P_2$ ,计算 $P_1 - P_2$ 获得该特征对模型输出的IV,并求平均获得MIV。

[0133] (9c)依次计算每个特征的MIV,按绝对值大小排序并计算各特征对模型输出的相对贡献率。各特征对SBP、DBP估计模型的MIV排序如表1、表2所示。为去除影响值小的多余冗余,保留累计贡献率大于90%的特征,针对SBP模型,保留表1中的前8个特征;针对DBP模型,保留表2中的前7个特征。

[0134] 表1各输入特征对GA-SVR SBP估计模型的MIV排序

序号	特征名	MIV	相对贡献率/%	累计贡献率/%	
[0135]	1	K	1.5539	27.41%	27.41%
	2	PTT	0.8231	14.52%	41.93%
	3	T <sub>s</sub>	0.7416	13.08%	55.01%
	4	BMI	0.6642	11.72%	66.73%
	5	T <sub>up</sub>	0.4797	11.16%	75.19%
[0136]	6	SEX	0.4256	9.46%	82.72%
	7	H <sub>fr</sub>	0.2642	4.66%	87.38%
	8	HR	0.2629	4.63%	92.01%
	9	H <sub>gr</sub>	0.1809	3.20%	95.21%
	10	C <sub>slope</sub>	0.0891	1.57%	96.78%
	11	T <sub>d</sub>	0.0853	1.50%	98.28%
	12	S <sub>d</sub>	0.0674	1.19%	99.47%
	13	S <sub>s</sub>	0.0299	0.53%	100%

[0137] 表2各输入特征对GA-SVR DBP估计模型的MIV排序

序号	特征名	MIV	相对贡献率/%	累计贡献率/%	
[0138]	1	H <sub>fr</sub>	0.4137	21.66%	21.66%
	2	PTT	0.3435	17.99%	39.65%
	3	K	0.2749	14.39%	54.04%
	4	H <sub>gr</sub>	0.2692	14.10%	68.14%
	5	HR	0.1579	8.26%	76.40%
	6	S <sub>s</sub>	0.1391	7.29%	83.69%
	7	C <sub>slope</sub>	0.1223	6.40%	90.09%
	8	T <sub>s</sub>	0.0741	3.88%	93.97%
	9	T <sub>up</sub>	0.0603	3.16%	97.13%
	10	T <sub>d</sub>	0.0449	2.35%	99.48%
	11	S <sub>d</sub>	0.0053	0.27%	99.75%
	12	SEX	0.0031	0.17%	99.92%
	13	BMI	0.0016	0.08%	100%

[0139] 步骤(10)中利用步骤(9)所筛选出的特征,用GA算法对SVR模型进行参数优化,其优化过程图如图7所示,构建基于GA-MIV-SVR的SBP、DBP血压预测模型,模型的血压预测值与血压的实测值曲线对比如图8所示。模型的血压预测值与血压的实测值的皮尔森相关系数分布图以及Bland-Altman分析如图9所示。皮尔森相关系数分布图可看出模型的预测值

和实测值是高度线性相关的；从Bland-Altman图中可以看出SBP和DBP的预测值分别有95.4%和95%的点落在95%的一致性范围内，即 $[\bar{d} - 1.96SD, \bar{d} + 1.96SD]$ 之间，说明预测值与实际值具有较好的一致性。

[0140] 最后说明的是，以上实施例仅用以说明本发明的技术方案而非限制，尽管参照较佳实施例对本发明进行了详细说明，本领域的普通技术人员应当理解，可以对本发明的技术方案进行修改或者等同替换，而不脱离本技术方案的宗旨和范围，其均应涵盖在本发明的权利要求范围当中。

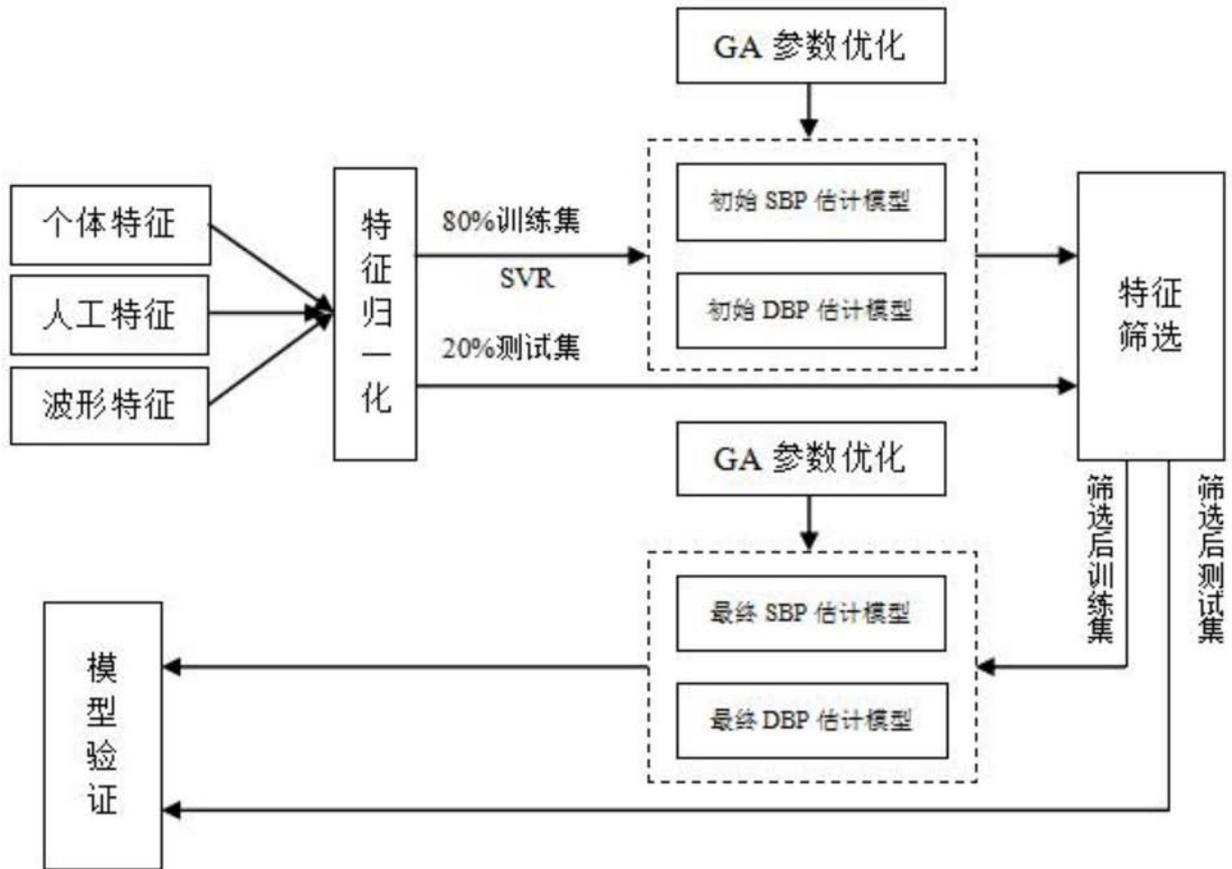
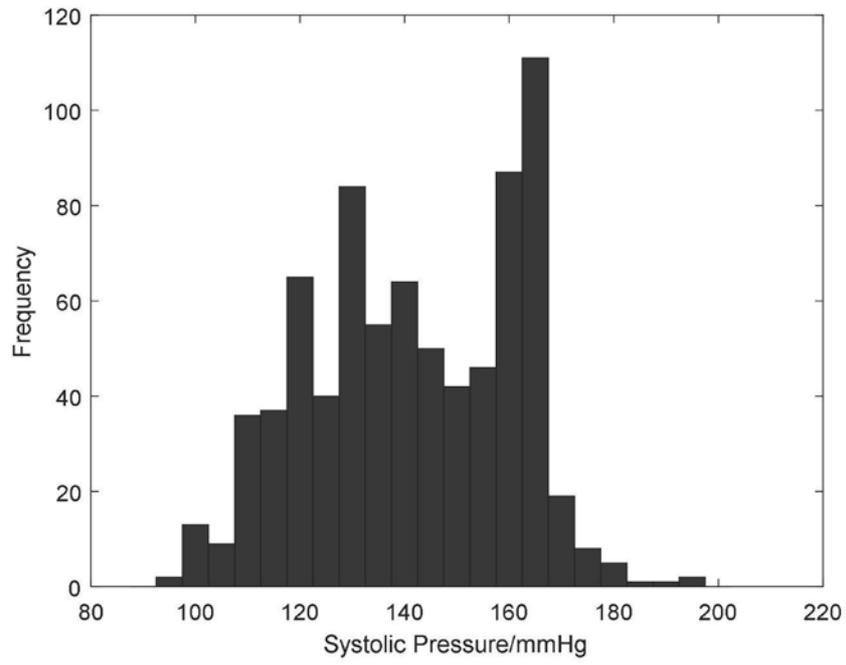
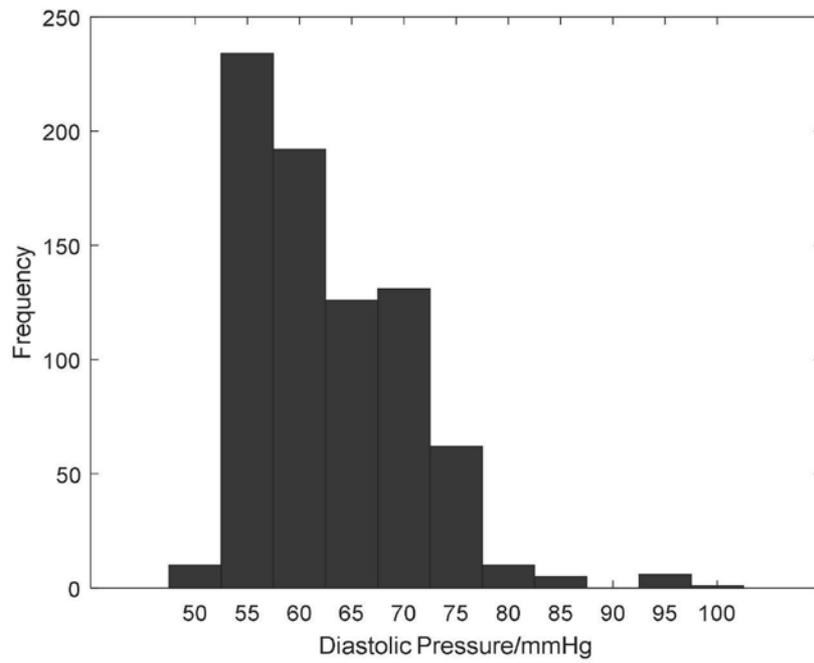


图1



(a)



(b)

图2

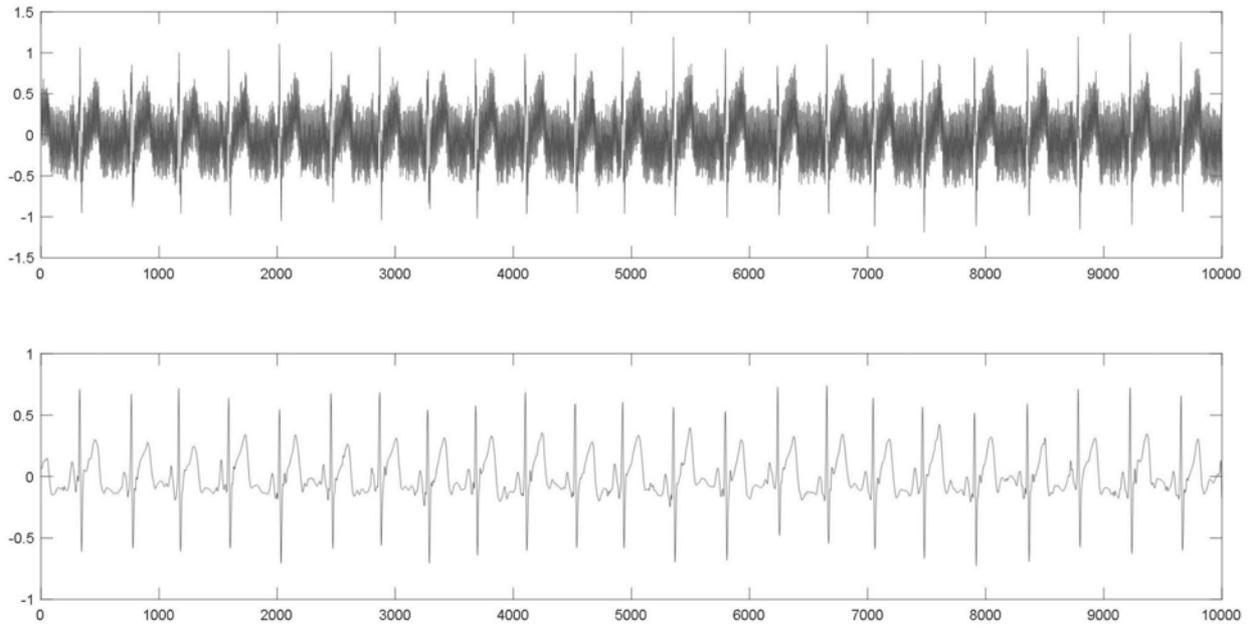


图3

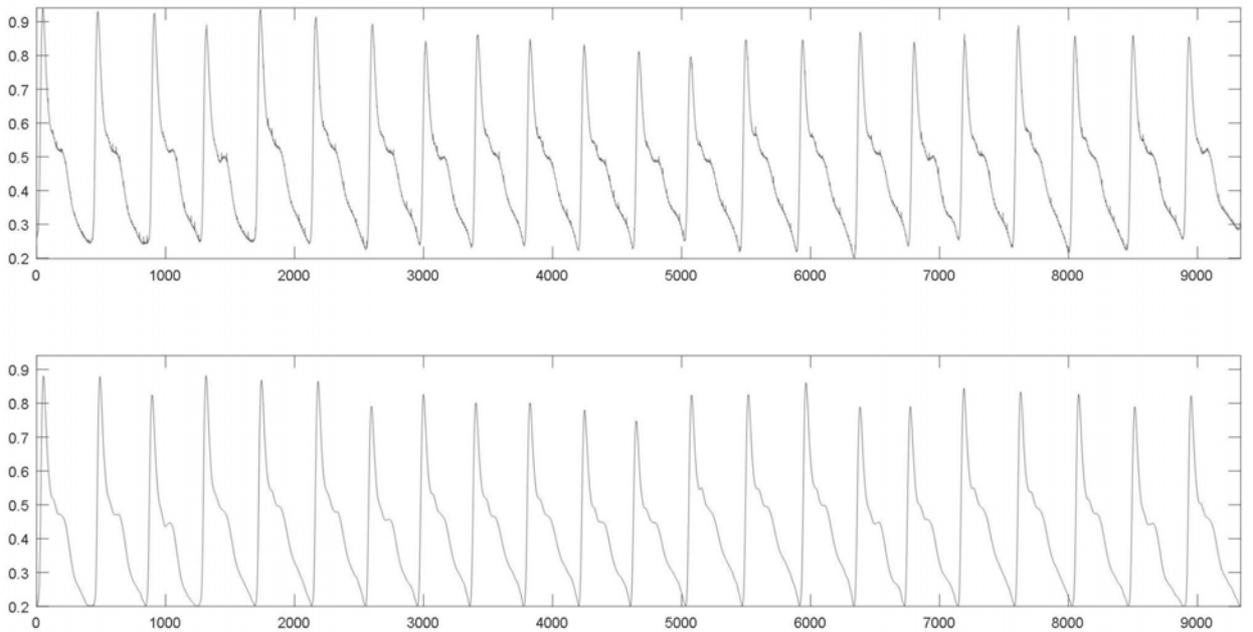


图4

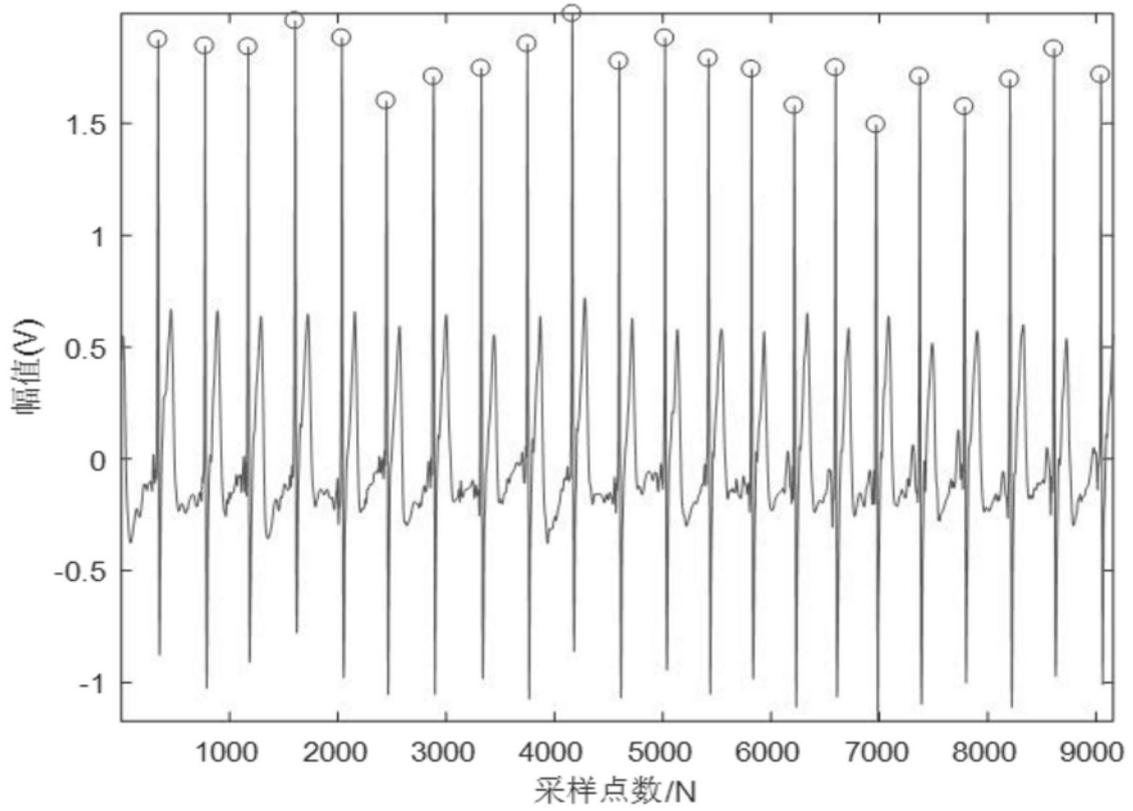


图5

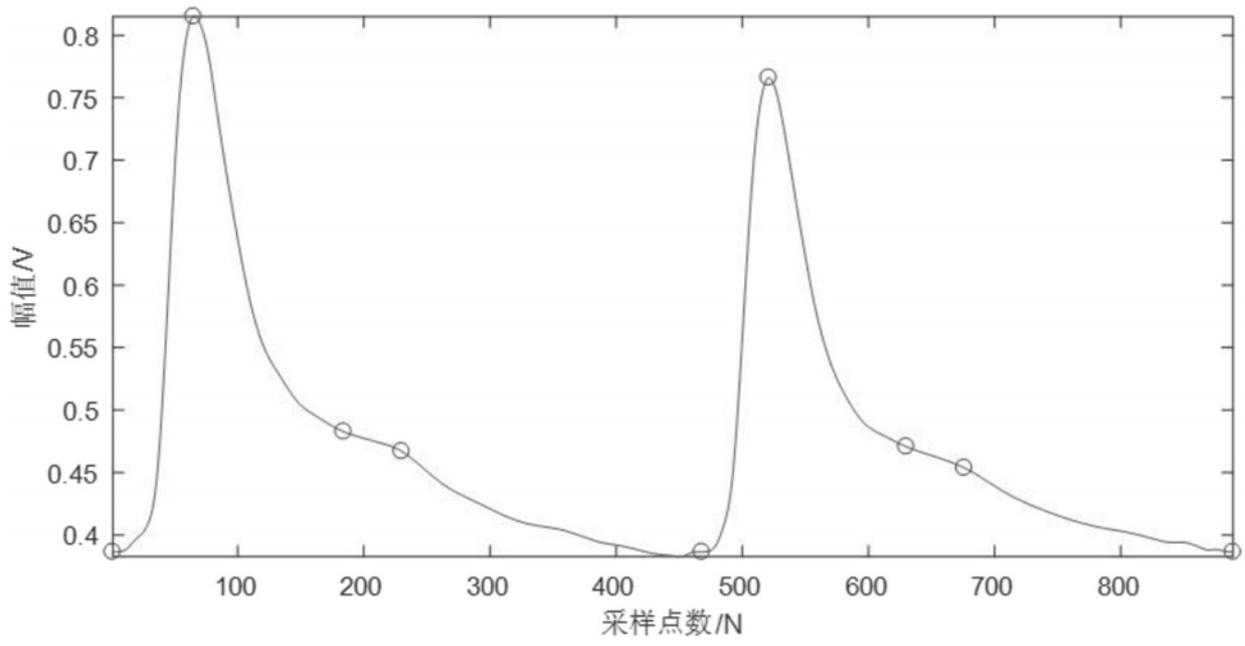
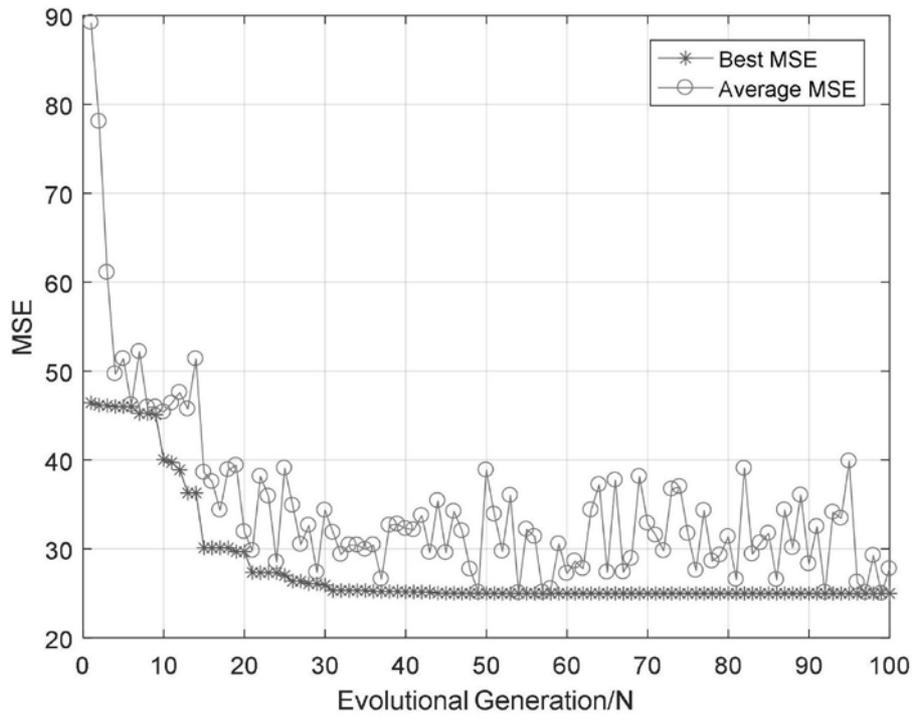
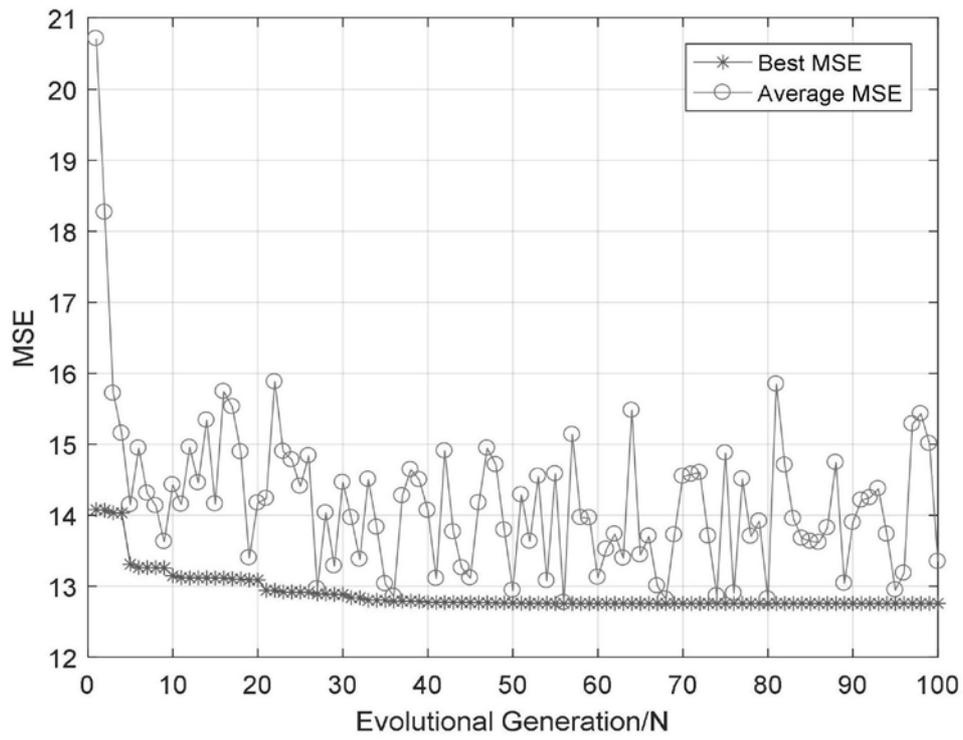


图6



(a)



(b)

图7

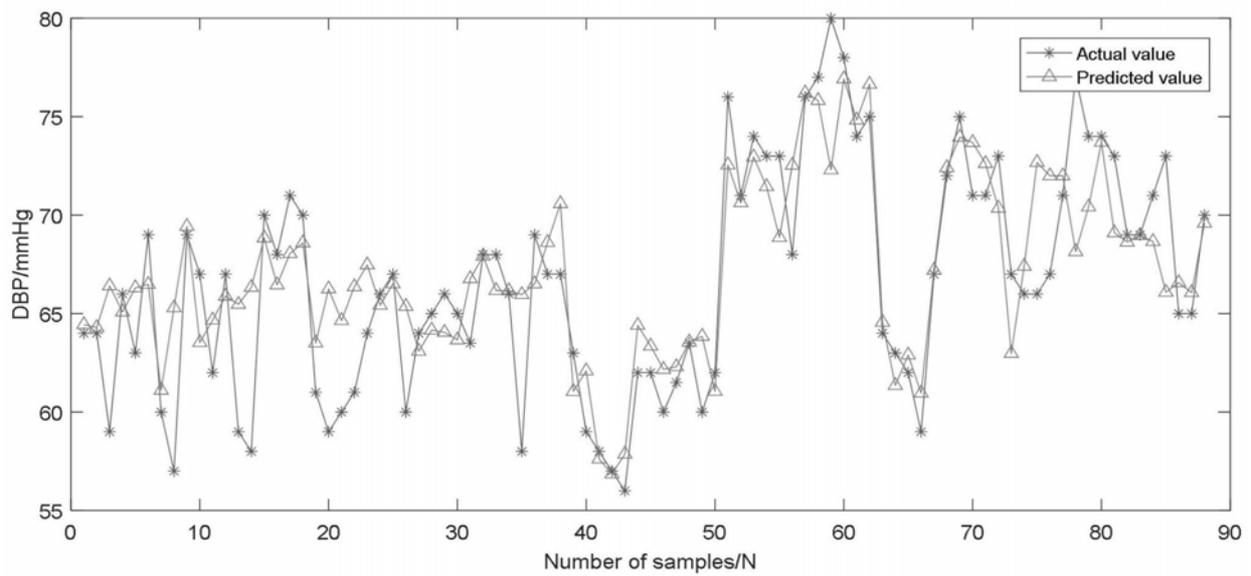
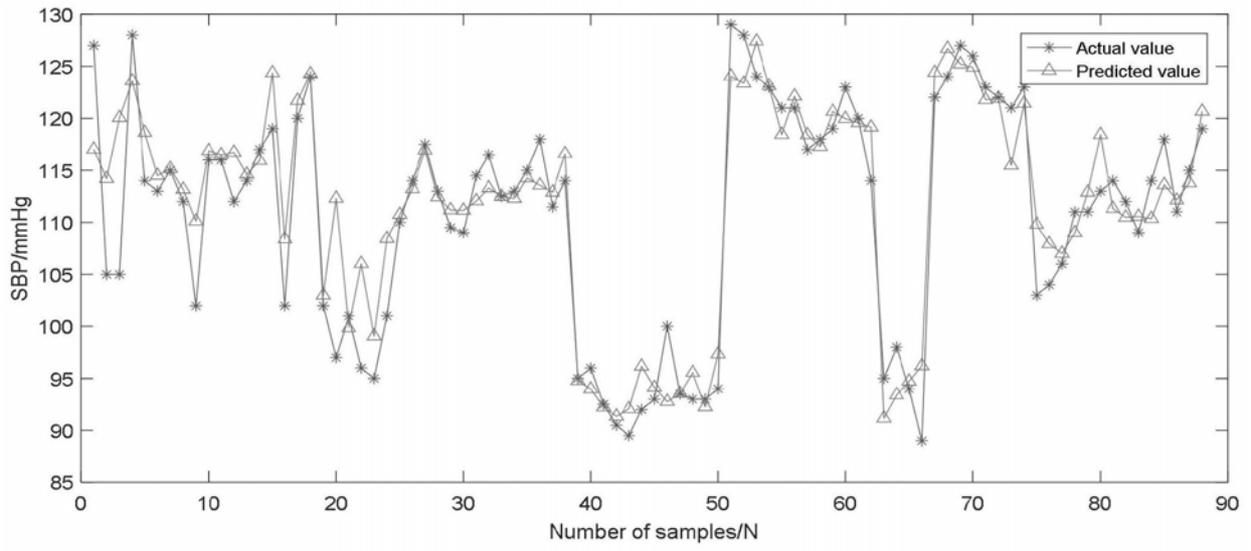
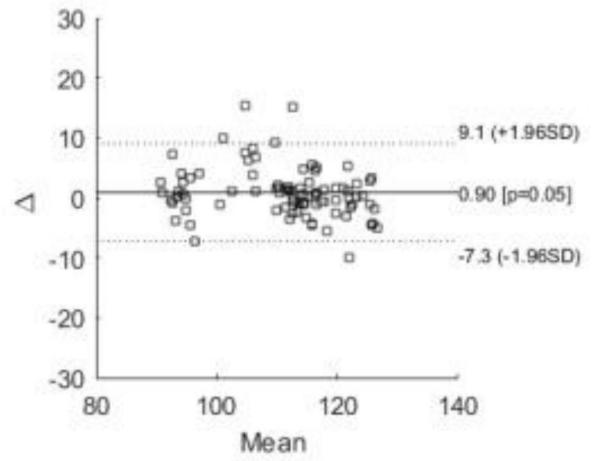
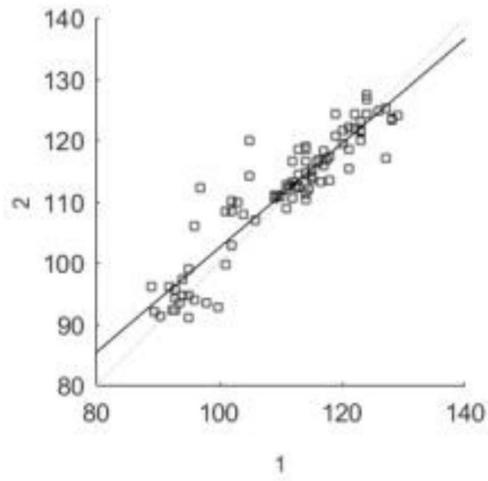
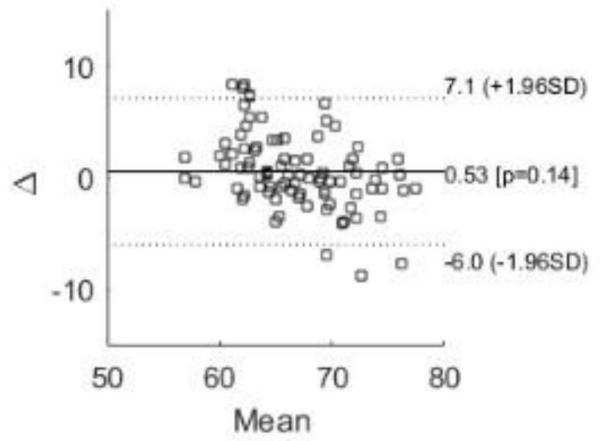
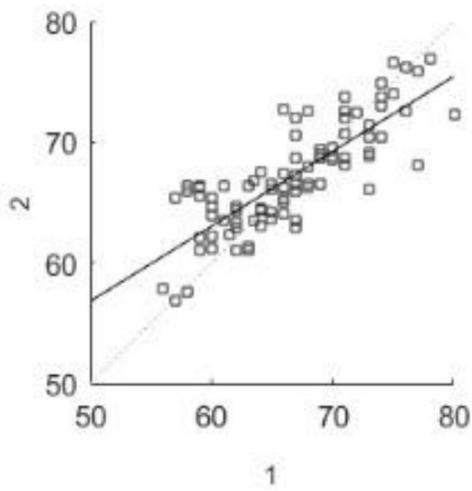


图8



(a)



(b)

图9

专利名称(译)	一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110558960A</a>	公开(公告)日	2019-12-13
申请号	CN201910853588.8	申请日	2019-09-10
[标]申请(专利权)人(译)	重庆大学		
申请(专利权)人(译)	重庆大学		
当前申请(专利权)人(译)	重庆大学		
[标]发明人	季忠 吴海燕 李孟泽		
发明人	季忠 吴海燕 李孟泽		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/02108 A61B5/0402 A61B5/72 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7235 A61B5/726		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

### 摘要(译)

本发明涉及一种基于PTT和MIV-GA-SVR的连续血压无创监测方法，属于血压监测技术领域。该方法为在对脉搏波PPG、心电ECG信号进行去噪处理、以及特征点识别的基础上，提取特征参数，构建模型，实现对血压连续监测。提出了基于机器学习的SVR方法构建血压估计模型，在对收集整理特征归一化的基础上，使用MIV法探究对模型的影响并筛掉影响较小的特征，在模型的训练过程中引入GA优化来进行参数寻优，有效避免了模型陷入过学习或欠学习状态。

