



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110840428 A

(43)申请公布日 2020. 02. 28

(21)申请号 201911201877.6

(22)申请日 2019.11.29

(71)申请人 苏州大学

地址 215168 江苏省苏州市吴中区石湖西路188号

(72)发明人 王丽荣 李婉悦 邱励燊 蔡文强
俞杰 张杰 郑乐松 邓米雪

(74)专利代理机构 苏州市中南伟业知识产权代理有限公司(普通合伙) 32257

代理人 王玉仙

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

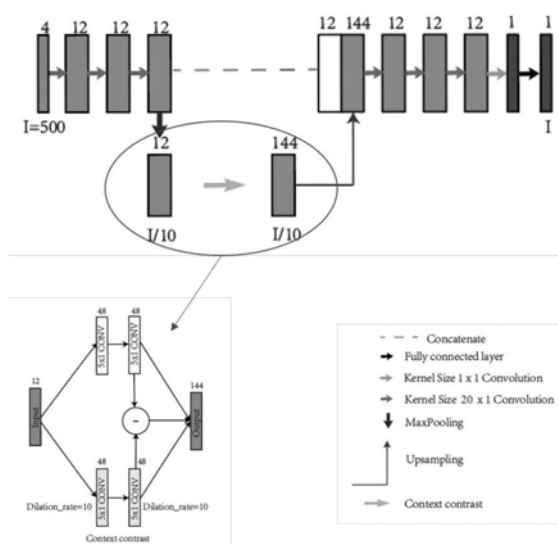
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54)发明名称

基于一维U-Net网络的无创血压估计方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,包括以下步骤:从血压测试数据库中获取样本数据;所述样本数据包括脉搏波的一阶差分数据、脉搏波的二阶差分数据和同时含有脉冲波和动脉血压波形的数据;搭建基于一维U-Net网络的血压估计网络;所述基于一维U-Net网络的血压估计网络包括一维U-Net网络和设置在所述一维U-Net网络之后的全连接层;将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练,更新血压估计网络的权重参数,获得训练后的血压估计网络;将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络,获得实时测试数据的信号输出。其能够实现连续的血压测量,无须人工设计特征,血压结果稳定,准确度高。



1. 一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一、从血压测试数据库中获取样本数据;所述样本数据包括脉搏波的一阶差分数据、脉搏波的二阶差分数据和同时含有脉冲波和动脉血压波形的数据;

步骤二、搭建基于一维U-Net网络的血压估计网络;所述基于一维U-Net网络的血压估计网络包括一维U-Net网络和设置在所述一维U-Net网络之后的全连接层;

步骤三、将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练,更新血压估计网络的权重参数,获得训练后的血压估计网络;

步骤四、将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络,获得实时测试数据的信号输出。

2. 如权利要求1所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其特征在于,所述基于一维U-Net网络的血压估计网络,具体包括:

网络的输入size为500*4,第一、二、三层为12个size为20*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu;

网络第三层之后加入最大池化;

网络第四、五、六、七层为48个size为5*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu,将第五层网络的输出、第七层网络的输出和这两层网络输出的差连接起来作为下一层的输入;

网络第七层之后加入上采样,并将上采样后的输出与第三层的输出连接起来;

网络第八、九、十层为12个size为20*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu;

网络第十一层为1个size为1*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu,输出reshape为500*1的长度;

网络第十二层为全连接层,输出长度为500*1。

3. 如权利要求1所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其特征在于,所述“从血压测试数据库中获取样本数据”,包括:

S11、筛选同时含有脉搏波和动脉血压波形的数据,其中脉搏波为输入信号,动脉血压为输出信号;

S12、去除脉搏波和动脉血压的相位差,同步输入信号和输出信号;

S13、计算脉搏波的一阶差分 and 脉搏波的二阶差分,将所述脉搏波的一阶差分 and 脉搏波的二阶差分 and 所述脉搏波一同作为输入信号。

4. 如权利要求1所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其特征在于,所述S11和S12之间还包括:

对所述同时含有脉搏波和动脉血压波形的数据进行去噪处理,去除基线漂移和高频噪声的干扰,获得去噪后的脉搏波和动脉血压波形的数据。

5. 如权利要求1所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其特征在于,所述“将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练,更新血压估计网络的权重参数,获得训练后的血压估计网络”,具体包括:

使用均方误差mse损失函数计算损失值,用adam算法反向传播更新网络权重参数,使网络的误差逐渐减小。

6. 如权利要求5所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其特征在于,学习率

$lr=0.001, \beta_1=0.9, \beta_2=0.999, \epsilon=1e-08, clipvalue=0.5$, 采用mini-batch梯度下降法, 其中 $batch_size=64$ 。

7. 如权利要求1所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法, 其特征在于, 所述“将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络, 获得实时测试数据的信号输出”, 之后还包括:

对实时测试数据的信号输出进行处理, 获取血压波形的波峰和波谷;

根据所述血压波形的波峰和波谷, 获得收缩压和舒张压。

8. 如权利要求7所述的基于一维U-Net网络的无创血压估计方法, 其特征在于, 所述“对实时测试数据的信号输出进行处理, 获取血压波形的波峰和波谷”, 具体包括:

对实时测试数据的信号输出进行预处理, 所述预处理包括: 去除实时测试数据的信号输出中的直流分量, 得到信号 $y_1(n)$; 将 $y_1(n)$ 中小于零的值置零, 只保留大于零的部分得到信号 $y_2(n)$; 对信号 $y_2(n)$ 求平方得到信号 $y_3(n)$;

对信号 $y_3(n)$ 进行处理, 获得幅度阈值、时间阈值和心拍间期阈值;

根据幅度阈值、时间阈值和心拍期间阈值确定动脉血压波形的波峰波谷。

9. 一种计算机设备, 包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序, 其特征在于, 所述存储器执行所述程序时实现权利要求1至8任一项所述方法的步骤。

10. 一种处理器, 其特征在于, 所述处理器用于运行程序, 其中, 所述程序运行时执行权利要求1至8任一项所述的方法。

基于一维U-Net网络的无创血压估计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及血压测量技术领域,具体涉及一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法。

背景技术

[0002] 血压是血液流动时对血管壁的侧压力,是推动血液在血管内流动的动力和维持组织器官血流灌注及血液循环必不可少的因素。人体血管分为动脉、静脉和毛细血管这三类,因此血压也分为动脉血压、静脉血压和毛细血管压这三类,常见的血压一般指的是动脉血压。心脏、血管和淋巴系统组成了人体的循环系统,心脏的一张一缩,使得人体血液沿着血管流动,从而产生了对血管壁的压力,其中血液循环系统的充盈度、心脏射血和外周阻力是产生血压的三个因素。

[0003] 现有的血压测量方法可分为直接测量法和间接测量法两大类。

[0004] 直接测量法通过将含有压力传感器的导管插入到人体的动脉获得血压的变化情况,会对人体带来创伤,属于有创测量。这类方法对测量的要求比较高,因此仅适用于开腔手术等紧急情况。

[0005] 间接测量法包含很多种,最常见的方法包括柯氏音法、示波法和脉搏波波速法。

[0006] 柯氏音法通过在充气阶段对袖带加压,达到阻断动脉的目的,然后对袖带放气逐步降低袖带内压力,当袖带内压力刚好等于收缩压时可以听到柯氏音从而求出收缩压的大小,袖带继续放气直到柯氏音消失可得到舒张压的大小。柯氏音法测量血压的准确度高,属于现阶段血压测量的“金标准”,但无法摆脱袖带的束缚,测量时需要通过袖带充气阻断动脉,因此会使测量者产生不适,由于袖带的充放气需要一定的时间,因此两次测量之间需要一定的时间,无法实现血压的便携连续测量。

[0007] 示波法又称为“振荡法”,通过压力传感器拾取袖带放气阶段产生的压力振荡波,然后对该波形的特征参数进行分析实现血压的测量。这种方法采用电子设备测量,消除了柯氏音法测量时带来的人工测量误差,但是仍然没有摆脱袖带的束缚,缺乏跟踪血压突变的能力,测量结果也会受到运动的干扰。

[0008] 基于心电信号与光电容积脉搏波测量血压的方法即脉搏波波速法,是根据人体血压与脉搏波传播时间呈线性相关的特点提出的一种方法,通过测量心电信号的R波波峰和脉搏波信号波峰之间的时间差得到脉搏波传播时间,利用脉搏波传播时间和血压的生理与物理关系为基础推导出血压的值。这种测量方法摆脱了袖带的束缚,可实现连续的血压测量,但测量精度不高,采用该方法利用测试数据建立的血压模型无法适用于其他人群。

[0009] 机器学习是人工智能及模式识别领域的共同研究热点,现已应用于血压测量。基于人工神经网络的血压估计算法的步骤为:首先采用带通滤波器滤除脉搏波信号中含有的噪声;然后从腕部和指尖的两路脉搏波信号中和脉搏波的二阶差分中提取特征点,结合用户的年龄、体重、身高和性别这几种特征作为网络的输入,利用双层人工神经网络实现收缩压与舒张压的非线性回归。基于BP神经网络的血压估计方法通过提取心电信号与脉搏波信

号的特征作为网络的输入,通过将这些特征输入到BP神经网络,实现血压的估计。这两种方法都需要人工设计特征并对特征进行提取,前期处理过于复杂,而且对于很多含有噪声的信号来说实现特征的提取难以实现。当信号受噪声影响较大时,提取到的特征会产生误差,这使得血压估计的误差更大。

发明内容

[0010] 本发明要解决的技术问题是提供一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,其能够实现连续的血压测量,无须人工设计特征,血压结果稳定,准确度高。

[0011] 为了解决上述技术问题,本发明提供了一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,包括以下步骤:

[0012] 步骤一、从血压测试数据库中获取样本数据;所述样本数据包括脉搏波的一阶差分数据、脉搏波的二阶差分数据和同时含有脉冲波和动脉血压波形的数据;

[0013] 步骤二、搭建基于一维U-Net网络的血压估计网络;所述基于一维U-Net网络的血压估计网络包括一维U-Net网络和设置在所述一维U-Net网络之后的全连接层;

[0014] 步骤三、将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练,更新血压估计网络的权重参数,获得训练后的血压估计网络;

[0015] 步骤四、将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络,获得实时测试数据的信号输出。

[0016] 作为优选的,所述基于一维U-Net网络的血压估计网络,具体包括:

[0017] 网络的输入size为500*4,第一、二、三层为12个size为20*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu;

[0018] 网络第三层之后加入最大池化;

[0019] 网络第四、五、六、七层为48个size为5*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu,将第五层网络的输出、第七层网络的输出和这两层网络输出的差连接起来作为下一层的输入;

[0020] 网络第七层之后加入上采样,并将上采样后的输出与第三层的输出连接起来;

[0021] 网络第八、九、十层为12个size为20*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu;

[0022] 网络第十一层为1个size为1*1的卷积层,采用same池化,激活函数为relu,输出reshape为500*1的长度;

[0023] 网络第十二层为全连接层,输出长度为500*1。

[0024] 作为优选的,所述“从血压测试数据库中获取样本数据”,包括:

[0025] S11、筛选同时含有脉搏波和动脉血压波形的数据,其中脉搏波为输入信号,动脉血压为输出信号;

[0026] S12、去除脉搏波和动脉血压的相位差,同步输入信号和输出信号;

[0027] S13、计算脉搏波的一阶差分 and 脉搏波的二阶差分,将所述脉搏波的一阶差分 and 脉搏波的二阶差分 and 所述脉搏波一同作为输入信号。

[0028] 作为优选的,所述S11和S12之间还包括:

[0029] 对所述同时含有脉搏波和动脉血压波形的数据进行去噪处理,去除基线漂移和高频噪声的干扰,获得去噪后的脉搏波和动脉血压波形的数据。

[0030] 作为优选的,所述“将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练,更新血压估计网络的权重参数,获得训练后的血压估计网络”,具体包括:

[0031] 使用均方误差mse损失函数计算损失值,用adam算法反向传播更新网络权重参数,使网络的误差逐渐减小。

[0032] 作为优选的,学习率 $lr=0.001$, $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$, $\epsilon=1e-08$, $clipvalue=0.5$,采用mini-batch梯度下降法,其中 $batch_size=64$ 。

[0033] 作为优选的,所述“将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络,获得实时测试数据的信号输出”,之后还包括:

[0034] 对实时测试数据的信号输出进行处理,获取血压波形的波峰和波谷;

[0035] 根据所述血压波形的波峰和波谷,获得收缩压和舒张压。

[0036] 作为优选的,所述“对实时测试数据的信号输出进行处理,获取血压波形的波峰和波谷”,具体包括:

[0037] 对实时测试数据的信号输出进行预处理,所述预处理包括:去除实时测试数据的信号输出中的直流分量,得到信号 $y_1(n)$;将 $y_1(n)$ 中小于零的值置零,只保留大于零的部分得到信号 $y_2(n)$;对信号 $y_2(n)$ 求平方得到信号 $y_3(n)$;

[0038] 对信号 $y_3(n)$ 进行处理,获得幅度阈值、时间阈值和心拍间期阈值;

[0039] 根据幅度阈值、时间阈值和心拍期间阈值确定动脉血压波形的波峰波谷。

[0040] 一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述存储器执行所述程序时实现上述方法的步骤。

[0041] 一种处理器,所述处理器用于运行程序,其中,所述程序运行时执行上述的方法。

[0042] 本发明的有益效果:

[0043] 1、由于网络的输入由脉搏波及其导数组成,因此采集电路只需要采集脉搏波信号,与传统的基于脉搏波传播速度的方法相比,省去了采集心电信号这一步骤。

[0044] 2、由于血压估计使用到的信号只包含脉搏波这一路信号,而脉搏波采集电路可以集成到手环等设备中,不需要袖带等血压测量装备,摆脱了袖带的束缚,使得设备更加便携。

[0045] 3、本发明的血压估计算法能够实现连续的血压测量,也可以实现血压的长期监测,并且可用于日常生活中血压的测量,测量时也不会给人体带来创伤和不适的影响。

[0046] 4、本发明的U-Net网络的输出后接一层全连接层,这加快了损失函数的下降速度,降低了血压估计的误差。

[0047] 5、将本发明的算法嵌入到实际的测量设备中,可以大大降低设备的成本。

[0048] 6、本发明对比其他的同类型的现有方法,采集时只需采集一路脉搏波信号,不需要测量心电信号,这大大简化了设备的复杂性。

[0049] 7、本发明提出的U-Net网络的输入不仅包括脉搏波信号,还包括脉搏波信号的一阶以及二阶导数,输入信号包含的信息更丰富,使得测量出的血压结果更加稳定,准确度更高。

[0050] 8.本发明在对信号进行处理时无须人工设计特征,而是基于深度学习技术,通过U-Net网络来自动学习脉搏波信号的特征,从而实现血压的连续测量。

附图说明

- [0051] 图1为基于一维U-Net网络的血压估计网络结构模型；
- [0052] 图2为处理血压估计网络的信号输出,获得峰值的流程图；
- [0053] 图3为一组网络输入信号,其中,(a)为脉搏波信号,(b)为脉搏波信号的一阶差分,(c)为脉搏波信号的二阶差分；
- [0054] 图4为真实血压与估计血压对比图；
- [0055] 图5为未加入全连接层和加入全连接层的损失函数下降曲线,其中,(a)为未加入全连接层的损失函数下降曲线,(b)为加入全连接层的损失函数下降曲线。

具体实施方式

[0056] 下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步说明,以使本领域的技术人员可以更好地理解本发明并能予以实施,但所举实施例不作为对本发明的限定。

[0057] 参照图1所示,本发明公开了一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法,以下步骤:

[0058] 步骤一、从血压测试数据库中获取样本数据;所述样本数据包括脉搏波的一阶差分数据、脉搏波的二阶差分数据和同时含有脉冲波和动脉血压波形的数据。

[0059] 脉搏波采集电路可以集成到手环等设备中,不需要袖带等血压测量装备,摆脱了袖带的束缚,使得设备更加便携。

[0060] 其中,所述“从血压测试数据库中获取样本数据”,包括:

[0061] S11、筛选同时含有脉搏波和动脉血压波形的数据,其中脉搏波为输入信号,动脉血压为输出信号;数据库中的波形数据采样率为125Hz,数据类型为double类型;

[0062] S12、去除脉搏波和动脉血压的相位差,同步输入信号和输出信号;为了使得预测的血压与真实的血压同步,需要同步输入信号和输出信号。由于数据库中动脉血压信号和脉搏波信号采集的位置不同以及其他原因,导致这两种信号存在着相位差,本发明首先确定对应的动脉血压和光电容积脉搏波的第一个峰值位置,然后使得这两个峰值位置对齐,从而实现数据的同步;

[0063] 由于神经网络的数据需要固定的输入,因此需要对输入数据进行截取分段。本发明以500个采样点为一组输入数据。

[0064] S13、计算脉搏波的一阶差分 and 脉搏波的二阶差分,将所述脉搏波的一阶差分 and 脉搏波的二阶差分 and 所述脉搏波一同作为输入信号。脉搏波信号的一阶差分(First Derivative of Photoplethysmography, FDPPG) and 脉搏波信号的二阶差分(Second Derivative of Photoplethysmography, SDPPG)里面也包含了血压变化的相关信息,把这两路信号也作为输入信号输入到网络中,因此网络的输入信号为脉搏波(500*1)、脉搏波的一阶差分(500*1) and 脉搏波的二阶差分(500*1),大小为500*3,输出信号为动脉血压,长度为500*1。

[0065] 其中,所述S11和S12之间还包括:对所述同时含有脉搏波和动脉血压波形的数据进行去噪处理,去除基线漂移和高频噪声的干扰,获得去噪后的脉搏波和动脉血压波形的数据。脉搏波信号和动脉血压信号容易受到基线漂移和高频噪声的干扰,因此需要对数据进行去噪处理。本发明采用0.5Hz~8Hz的零相位二阶巴特沃兹带通滤波器滤除脉搏波信号

中含有的噪声;由于动脉血压中的直流分量包含了收缩压和舒张压的相关信息,采用截止频率为10Hz的零相位二阶巴特沃兹低通滤波器滤除动脉血压信号中含有的噪声。

[0066] 步骤二、搭建基于一维U-Net网络的血压估计网络,所述基于一维U-Net网络的血压估计网络包括一维U-Net网络和设置在所述一维U-Net网络之后的全连接层。本发明基于一维U-Net网络实现血压的预测,通过在一维U-Net网络后面加入全连接层,将U-Net网络和人工神经网络相结合,融合了两种网络的特点和优势,不仅降低了算法的误差,而且使得预测结果变得更加稳定,预测所得的血压波形更加平滑。

[0067] 参照图1,所述基于一维U-Net网络的血压估计网络,具体包括:

[0068] 1、网络的输入size为(500*4),第一、二、三层为12个size为(20*1)的卷积层,采用“same”池化,激活函数为“relu”;

[0069] 2、网络第三层之后加入最大池化;

[0070] 3、网络第四、五、六、七层为48个size为(5*1)的卷积层,采用“same”池化,激活函数为“relu”,将第五层网络的输出、第七层网络的输出和这两层网络输出的差连接起来作为下一层的输入;

[0071] 4、网络第七层之后加入上采样,并将上采样后的输出与第三层的输出连接起来;

[0072] 5、网络第八、九、十层为12个size为(20*1)的卷积层,采用“same”池化,激活函数为“relu”;

[0073] 6、网络第十一层为1个size为(1*1)的卷积层,采用“same”池化,激活函数为“relu”,输出reshape为(500*1)的长度;

[0074] 7、网络第十二层为全连接层,输出长度为(500*1)。

[0075] 步骤三、将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练,更新血压估计网络的权重参数,获得训练后的血压估计网络,具体包括:使用均方误差mse损失函数计算损失值,用adam算法反向传播更新网络权重参数,使网络的误差逐渐减小,学习率 $lr=0.001$, $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$, $\epsilon=1e-08$, $clipvalue=0.5$,采用mini-batch梯度下降法,其中 $batch_size=64$ 。

[0076] 步骤四、将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络,获得实时测试数据的信号输出。

[0077] 步骤五、对实时测试数据的信号输出进行处理,获取血压波形的波峰和波谷;根据所述血压波形的波峰和波谷,获得收缩压和舒张压。网络的输出为(500*1)的血压波形,实际应用中我们只需要获得收缩压与舒张压,因此需要对输出进行处理,寻找出血压波形的波峰和波谷,从而求出收缩压和舒张压的值。本发明通过三个阈值确定动脉血压波形的波峰波谷,这三个阈值分别为幅度阈值、时间阈值和心拍间期阈值。

[0078] 参照图2所示,所述“对实时测试数据的信号输出进行处理,获取血压波形的波峰和波谷”,具体包括:

[0079] 对实时测试数据的信号输出进行预处理,所述预处理包括:去除实时测试数据的信号输出中的直流分量,得到信号 $y_1(n)$;将 $y_1(n)$ 中小于零的值置零,只保留大于零的部分得到信号 $y_2(n)$;对信号 $y_2(n)$ 求平方得到信号 $y_3(n)$;

[0080] 对信号 $y_3(n)$ 进行处理,获得幅度阈值、时间阈值和心拍间期阈值,根据幅度阈值、时间阈值和心拍期间阈值确定动脉血压波形的波峰波谷;具体包括:

[0081] 预处理之后采用matlab中自带的findpeaks函数粗略的预估心拍的个数 α ,得到确定峰值区域和心拍区域滑动窗口的长度 W_1 和 W_2 ,如公式(1)、(2)所示;

[0082] $W_1=0.111*fs$ (1)

[0083] $W_2=0.667*fs*\alpha$,其中, fs 为采样率 (2)

分别采用两个长为 W_1 和 W_2 的滑动窗口对 $y_3(n)$ 积分,求出 MA_{peak} 和 MA_{beat} ,从而根据公式(3)、(4)求出第一阈值 THR_1 和第二阈值 THR_2 ,其中 β 为 $y_3(n)$ 的均值。

[0084] $THR_1=MA_{beat}+0.2*\beta$ (3)

[0085] $THR_2=W_1*\alpha$ (4)

[0086] 两个阈值都满足的峰值区域作为待选的峰值区域,求出该区域内的最大值,然后计算出所有最大值之间的距离,即心拍间期,取0.5倍的心拍间期的平均值作为第三阈值 THR_3 ,如果最大值之间的心拍间期都满足第三阈值,则可确定该最大值点位该心拍内的峰值。

[0087] 求解波谷时把信号反转重复以上步骤即可。

[0088] 具体操作方式如下:

[0089] 一、预处理阶段

[0090] 采用0.5Hz~8Hz的零相位二阶巴特沃兹带通滤波器滤除脉搏波信号中含有的噪声信号,采用截止频率为10Hz的零相位二阶巴特沃兹低通滤波器滤除动脉血压信号中含有的噪声信号;

[0091] 寻找脉搏波与动脉血压的第一个峰值位置,对齐脉搏波与动脉血压信号;

[0092] 对输入数据进行分段操作,以500个采样点为一组输入数据;

[0093] 求出脉搏波信号的一阶差分和二阶差分,和脉搏波信号一起作为输入数据输入网络中,如图3所示,为一组网络的输入。

[0094] 二、训练阶段

[0095] 将训练数据输入到上述网络模型中进行训练,训练方法为adam算法,参数设置如下:学习率 $lr=0.001$, $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$, $\epsilon=1e-08$, $clipvalue=0.5$ 。采用mini-batch梯度下降法,其中 $batch_size=64$,训练次数为100次。

[0096] 三、测试阶段

[0097] 载入得到的模型,将测试数据输入网络,得到测试结果。假设有测试数据 M 组,则网络会输出大小为 $(M*500*1)$ 的数组。

[0098] 网络估计出血压波形后,采用波峰波谷函数求出收缩压与舒张压,结果如图4所示。采用本发明所提出的算法进行血压估计,血压波形估计的误差绝对值的平均值可在8mmHg以内。

[0099] 本发明具有以下优点:

[0100] 1、与脉搏波波速法测量血压相比,本发明所提出的算法只用到一路脉搏波信号,投入到实际应用时可降低采集电路的复杂性;

[0101] 2、与其他机器学习算法相比,本发明无需提取脉搏波的特征,而是采用将脉搏波信号直接作为输入,利用网络自动地学习信号的特征,大大简化了数据预处理这一步骤;

[0102] 3、与其他机器学习算法相比,本发明所提出的算法以脉搏波信号以及一阶、二阶差分作为输入,综合考虑了脉搏波信号的特征及其变化情况,使得预测血压的结果更加准

确,能够实时追踪血压的变化情况。

[0103] 4、与其他机器学习算法相比,本发明创造性的将常用于图像处理的二维U-Net神经网络转化为一维U-Net神经网络应用于血压信号,从而实现血压的估计;

[0104] 5、本发明将一维U-Net网络和ANN相结合,通过U-Net学习输入数据的特征,使得结果更加稳定可靠;通过ANN加快损失函数的下降速度,缩短了模型的训练时间。如图5所示,为未加入全连接层损失函数和加入全连接层的损失函数下降曲线,从图中可以看出,加入全连接层的网络损失函数下降的更快。

[0105] 以上所述实施例仅是为充分说明本发明而所举的较佳的实施例,本发明的保护范围不限于此。本技术领域的技术人员在本发明基础上所作的等同替代或变换,均在本发明的保护范围之内。本发明的保护范围以权利要求书为准。

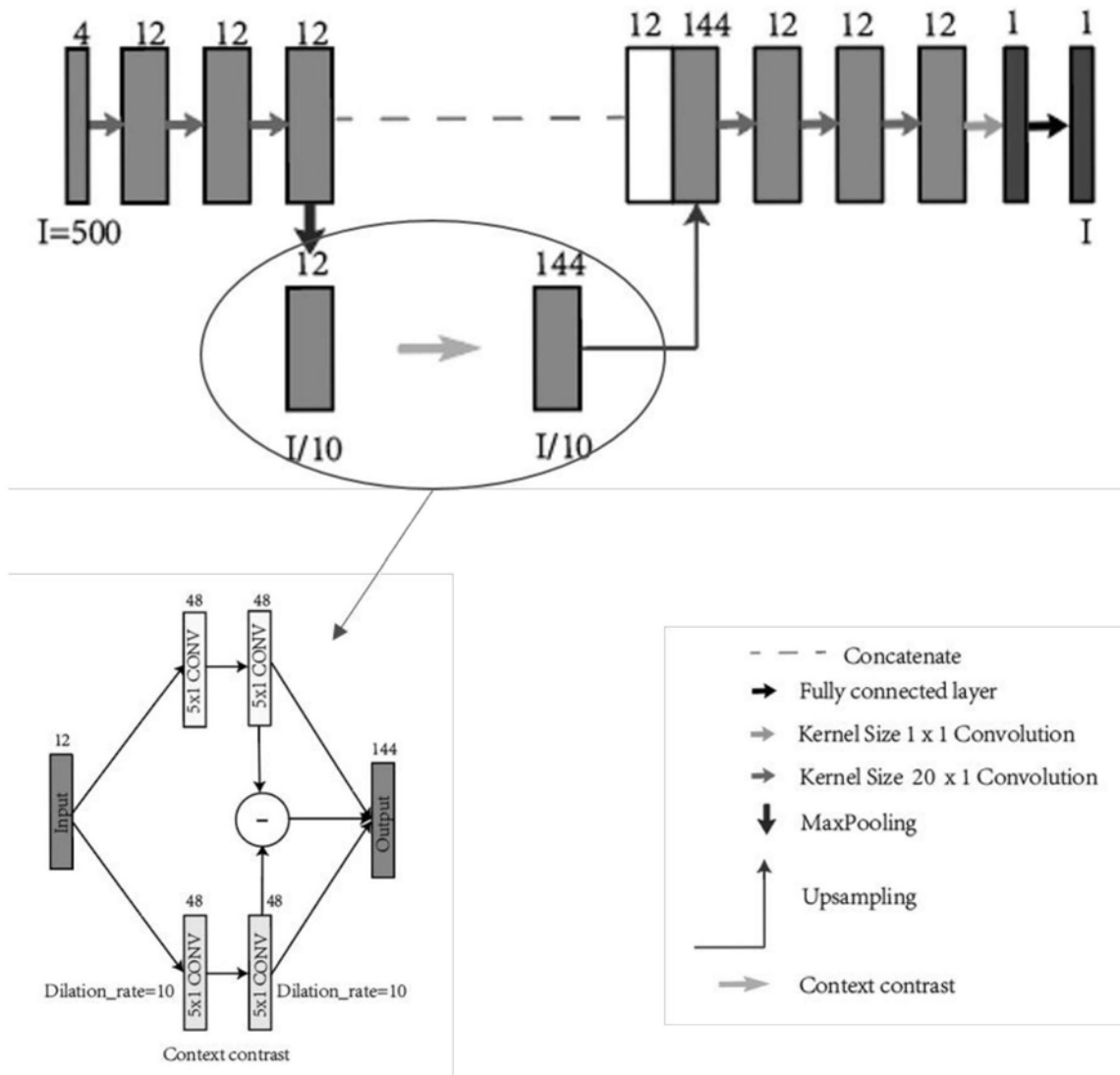


图1

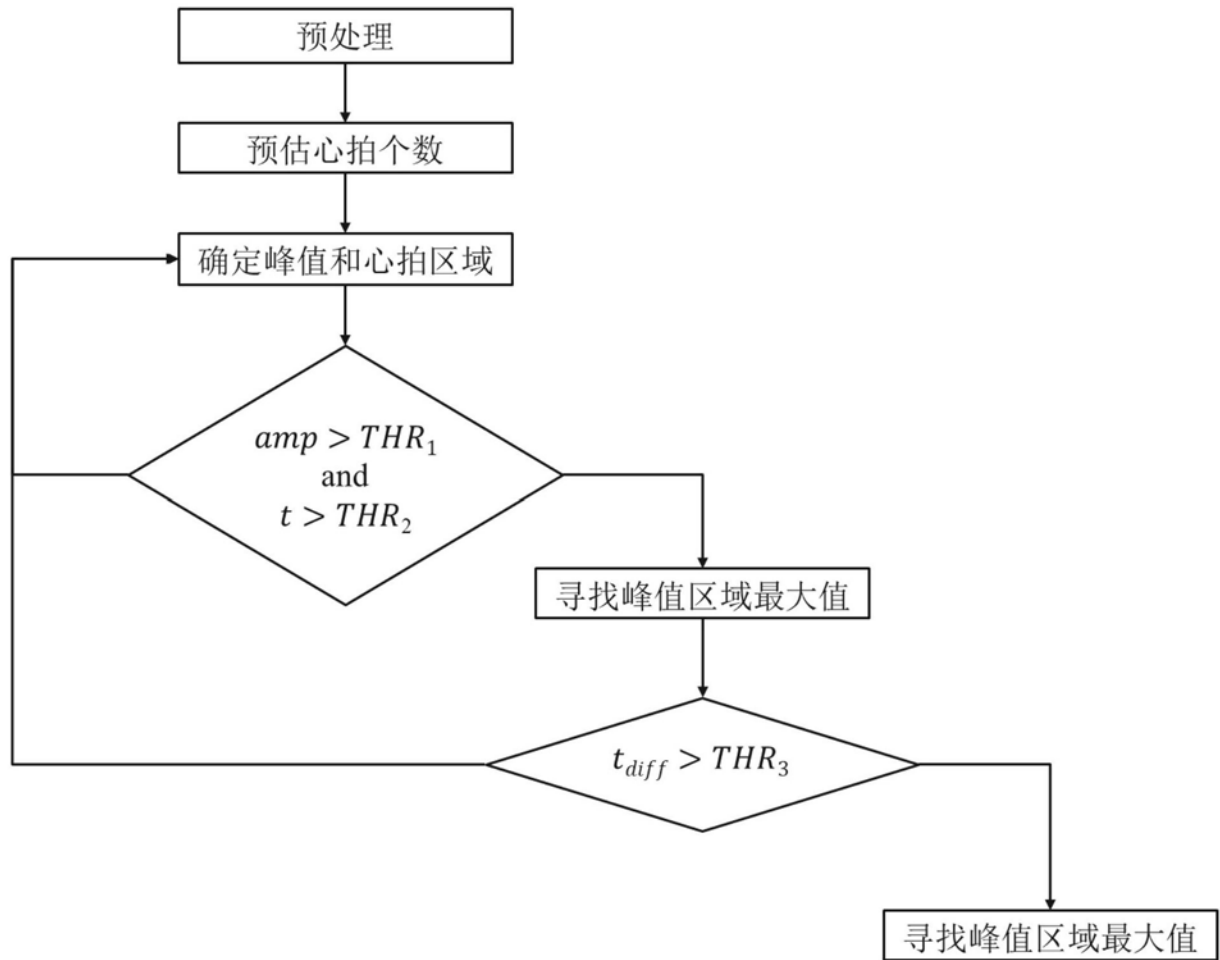


图2

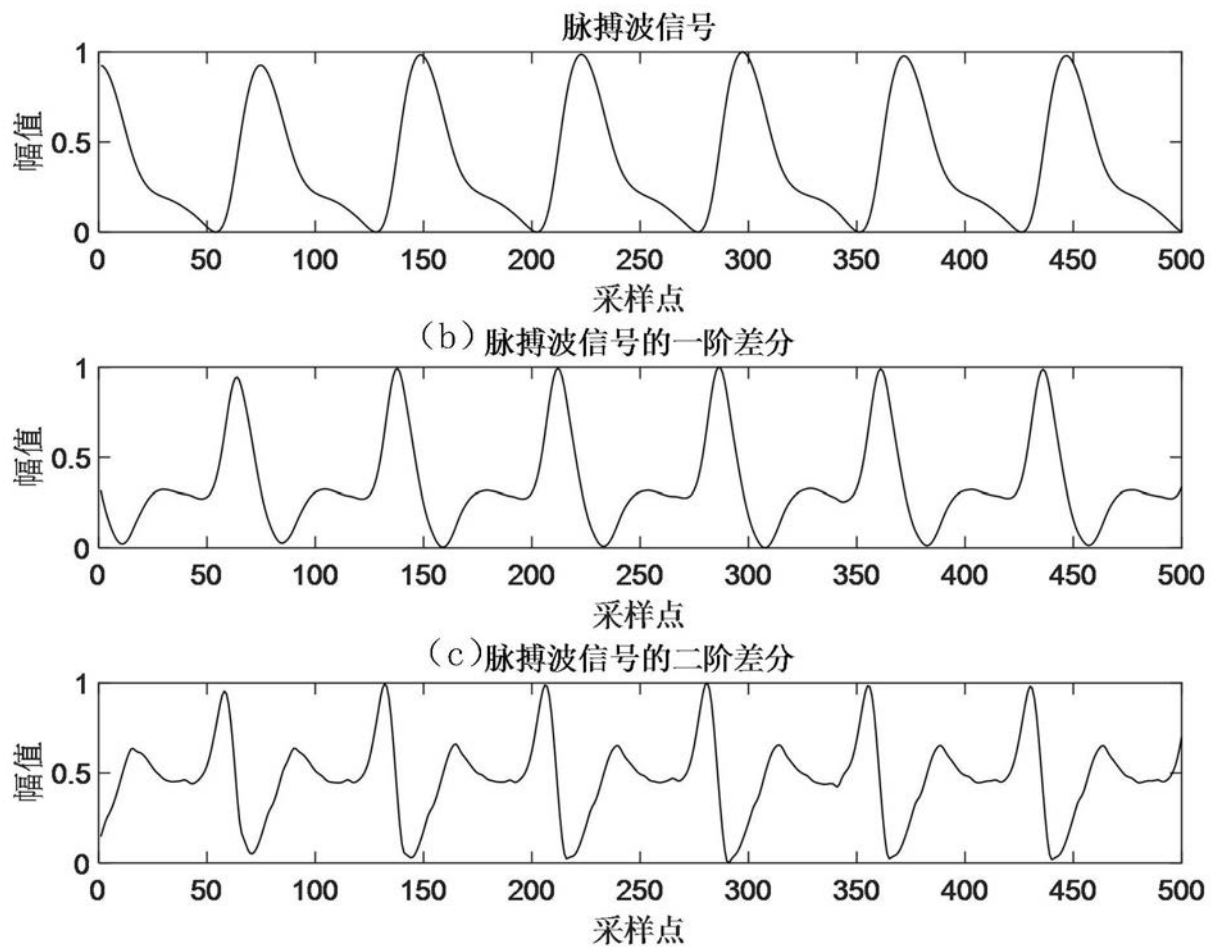


图3

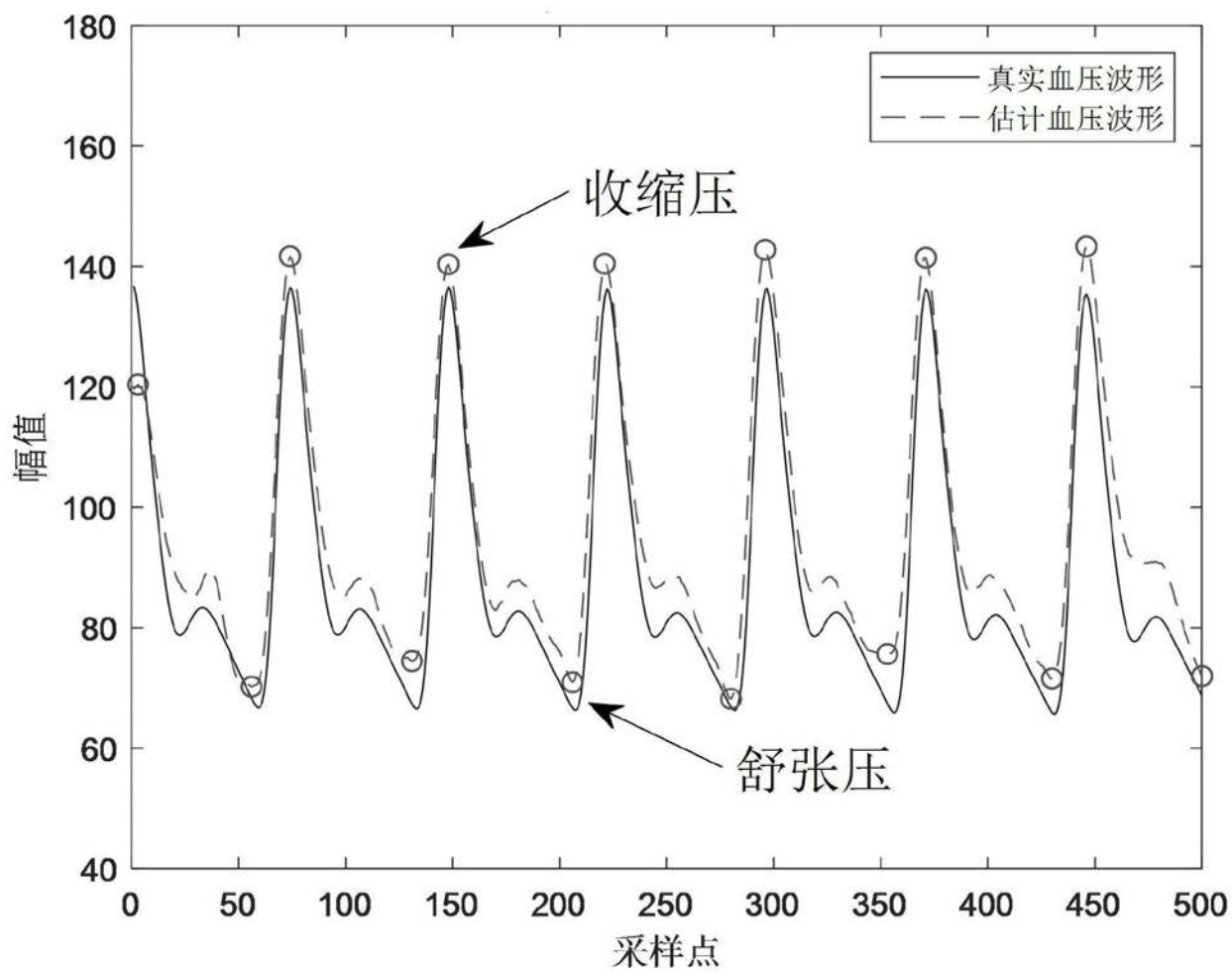


图4

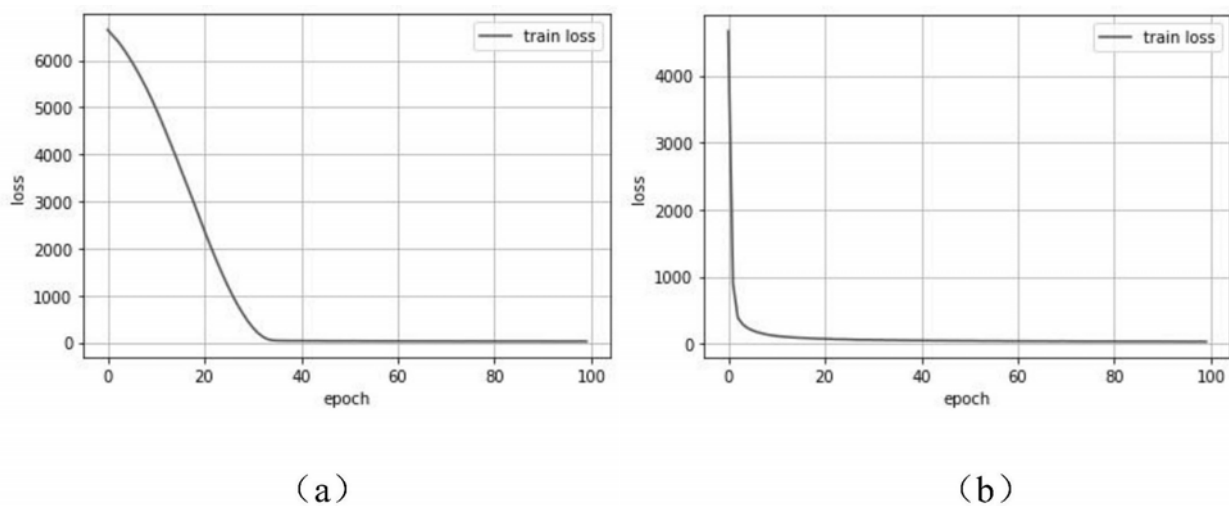


图5

专利名称(译)	基于一维U-Net网络的无创血压估计方法		
公开(公告)号	CN110840428A	公开(公告)日	2020-02-28
申请号	CN201911201877.6	申请日	2019-11-29
[标]申请(专利权)人(译)	苏州大学		
申请(专利权)人(译)	苏州大学		
当前申请(专利权)人(译)	苏州大学		
[标]发明人	王丽荣 李婉悦 邱励桀 蔡文强 俞杰 张杰		
发明人	王丽荣 李婉悦 邱励桀 蔡文强 俞杰 张杰 郑乐松 邓米雪		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00 G06N3/04 G06N3/08		
CPC分类号	A61B5/02125 A61B5/681 A61B5/7235 G06N3/0454 G06N3/084		
代理人(译)	王玉仙		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于一维U-Net网络的无创血压估计方法，包括以下步骤：从血压测试数据库中获取样本数据；所述样本数据包括脉搏波的一阶差分数据、脉搏波的二阶差分数据和同时含有脉冲波和动脉血压波形的数据；搭建基于一维U-Net网络的血压估计网络；所述基于一维U-Net网络的血压估计网络包括一维U-Net网络和设置在所述一维U-Net网络之后的全连接层；将所述样本数据带入所述血压估计网络进行训练，更新血压估计网络的权重参数，获得训练后的血压估计网络；将实时采集的脉搏波信号输入训练后的血压估计网络，获得实时测试数据的信号输出。其能够实现连续的血压测量，无须人工设计特征，血压结果稳定，准确度高。

