



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109288508 A
(43)申请公布日 2019.02.01

(21)申请号 201810944077.2

(22)申请日 2018.08.18

(71)申请人 浙江好络维医疗技术有限公司

地址 310012 浙江省杭州市西湖区西斗门
路3号天堂软件园A幢7D

(72)发明人 孙斌 顾林跃

(74)专利代理机构 杭州九洲专利事务所有限公
司 33101

代理人 翁霁明

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书1页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法

(57)摘要

一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法，该方法主要包括：a)对于真实的数据进行预处理操作；b)预处理后的数据作数据标准化并基于CRNN-BP模型建立脉搏波序列信号和血压值的一种非线性数学映射关系；c)利用训练好的CRNN-BP模型对真实脉搏波特征进行智能血压值测量；所述的步骤a)中，对于真实的数据进行预处理操作，具体包括：去除基线漂移、心动周期划分、噪声样本去除，其中：(1)：使用MIMIC数据库中真实人体生理数据作为实验样本，采用频率125HZ；对于采集到的PPG信号用小波分解的方法去除基线漂移，然后去除信号低频部分，达到去除基线的目的；(2)：对于步骤(1)处理完的数据联合采集的ABP脉搏波信号进行心动周期划分，并依据时间关系将同属于一个心动周期的PPG和ABP信号进行合并；(3)：使用基于规则的方法对波形形态存在明显异常的心动周期进行去除；本发明能做到测量简单、检测精度高，更适用于心血管疾病

的跟踪检测；同时对于未患有心血管疾病的正常人也能起到一定的监测作用。

血压模型预测DBP精度比较

Table with columns: 记录编号, CRNN-BP, CNN-BP, 线性回归, KNN, 随机森林, Adaboost. Rows 01-15 showing MAE and STD values for each model.

CN 109288508 A

1. 一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,其特征在于该方法主要包括如下步骤:

a) 对于真实的数据进行预处理操作;

b) 预处理后的数据作数据标准化并基于CRNN-BP模型建立脉搏波序列信号和血压值的一种非线性数学映射关系;

c) 利用训练好的CRNN-BP模型对真实脉搏波特征进行智能血压值测量。

2. 根据权利要求1所述的基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,其特征在于:

所述的步骤a)中,对于真实的数据进行预处理操作,具体包括:去除基线漂移、心动周期划分、噪声样本去除,其中:

(1):使用MIMIC数据库中真实人体生理数据作为实验样本,采用频率125HZ;对于采集到的PPG信号用小波分解的方法去除基线漂移,然后去除信号低频部分,达到去除基线的目的;

(2):对于步骤(1)处理完的数据联合采集的ABP脉搏波信号进行心动周期划分,并依据时间关系将同属于一个心动周期的PPG和ABP信号进行合并;

(3):使用基于规则的方法对波形形态存在明显异常的心动周期进行去除。

3. 根据权利要求1或2所述的基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,其特征在于:

在进行步骤a)后可以得到预处理后的波形特征,步骤b)中,由于每份样本的采集时间不同,并且每个病人的心动周期长度也不一致,因此需要做数据统计以标准化心动周期输出长度;实际实验中统计出心动周期长度一般不超过130个采样点;对于超过130个采样点的取前130个采样点,不足的采用补0操作;并且取10个心动周期的数据。

4. 根据权利要求3所述的基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,其特征在于:

假设实际实验中有N份样本数据,在进行如前面所述的操作后便可以得到 $N*1300$ 维的波形特征,以及对应心动周期 $N*10$ 维的SBP和DBP血压值特征;然后基于设计好的CRNN-BP结构构建模型;

将波形特征作为输入,SBP和DBP信号作为输出做高维度的非线性拟合,将数据按照约98:2的比例分成互不相交的训练集(178130)和验证集(3632),利用训练集对CRNN-BP模型进行训练,利用验证集进行验证,当验证集预测精度达到设定值(比如绝对误差小于2)时停止训练,保存模型;

步骤c)中,将待测量的真实脉搏信号先按照步骤a)作预处理操作,然后输入保存的模型计算得到测量结果。

一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法

技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,属于血压值(舒张压和收缩压)的智能测量领域。

背景技术

[0002] 血压是指血液流经血管时对血管壁产生的压力,是一项重要的生理参数,可以反映人体心血管的功能状态,在临床上诊断相关疾病的重要依据。动脉血压呈现周期性波动,在一个心动周期内,最大值称为收缩压(Systolic Blood Pressure,SBP),最小值称为舒张压(Diastolic Blood Pressure,DBP)。

[0003] 到目前为止,很多文献都提出了利用脉搏波的波形对血压进行连续监测的方法,对于高血压的预防及诊断具有非常重要的意义,且有助于深入了解血压昼夜的变化情况,预防突发性的心血管疾病。利用脉搏波波形进行血压连续测量的方法主要分为两种。一种方法是提取单个心动周期脉搏波波形中的特征点及由特征点计算出的参数作为特征进行血压预测。另一种方法是直接将单个心动周期脉搏波的所有波形点作为特征进行血压预测。例如使用单周期所有波形点作为特征,使用线性回归、KNN、随机森林,Adaboost等回归算法构造血压模型。但是上述两种方法均存在问题,对于第一种方法,因为个体之间脉搏波的形态存在较大差异,而且随着年龄的增长,脉搏波也会产生变化,故脉搏波波形上一些特征点难以进行准确定位,从而导致特征无法提取;另外,由于脉搏波在采集过程中可能会存在扰动,部分心动周期的波形会存在噪声,若使用这样的波形进行血压预测,两种方法均难以达到较好的精度。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于克服现有技术存在的不足,而提供一种测量简单、检测精度高,更适用于心血管疾病的跟踪检测;同时对于未患有心血管疾病的正常人也能起到一定的监测作用的基于CRNN-BP血压值智能测量方法。

[0005] 为了实现上述目的,本发明所采用的技术方案如下:一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,该方法主要包括如下步骤:

[0006] a) 对于真实的数据进行预处理操作;

[0007] b) 预处理后的数据作数据标准化并基于CRNN-BP模型建立脉搏波序列信号和血压值的一种非线性数学映射关系;

[0008] c) 利用训练好的CRNN-BP模型对真实脉搏波特征进行智能血压值测量。

[0009] 作为优选:所述的步骤a)中,对于真实的数据进行预处理操作,具体包括:去除基线漂移、心动周期划分、噪声样本去除,其中:

[0010] (1):使用MIMIC数据库中真实人体生理数据作为实验样本,采用频率125HZ;对于采集到的PPG信号用小波分解的方法去除基线漂移,然后去除信号低频部分,达到去除基线的目的;

[0011] (2):对于步骤(1)处理完的数据联合采集的ABP脉搏波信号进行心动周期划分,并依据时间关系将同属于一个心动周期的PPG和ABP信号进行合并;

[0012] (3):使用基于规则的方法对波形形态存在明显异常的心动周期进行去除。

[0013] 作为优选:在进行步骤a)后可以得到预处理后的波形特征,步骤b)中,由于每份样本的采集时间不同,并且每个病人的心动周期长度也不一致,因此需要做数据统计以标准化心动周期输出长度;实际实验中统计出心动周期长度一般不超过130个采样点;对于超过130个采样点的取前130个采样点,不足的采用补0操作;并且取10个心动周期的数据。

[0014] 作为优选:假设实际实验中有N份样本数据,在进行如前面所述的操作后便可以得到 $N*1300$ 维的波形特征,以及对应心动周期 $N*10$ 维的SBP和DBP血压值特征;然后基于设计好的CRNN-BP结构构建模型;

[0015] 将波形特征作为输入,SBP和DBP信号作为输出做高维度的非线性拟合,将数据按照约98:2的比例分成互不相交的训练集(178130)和验证集(3632),利用训练集对CRNN-BP模型进行训练,利用验证集进行验证,当验证集预测精度达到设定值(比如绝对误差小于2)时停止训练,保存模型;

[0016] 步骤c)中,将待测量的真实脉搏信号先按照步骤a)作预处理操作,然后输入保存的模型计算得到测量结果。

[0017] 表1 CRNN-BP结构

[0018]

输入层	预处理后的波形特征：1*1300
一维卷积层 1	卷积核：5*5，输出通道数：64
批归一化层	维度：64
激活函数	类型：Relu
最大池化层	池化窗口：2*2
一维卷积层 2	卷积核：3*3，输出通道数：128
批归一化层	维度：128
激活函数	类型：Relu
一维卷积层 3	卷积核：3*3，输出通道数：256
批归一化层	维度：256
激活函数	类型：Relu
一维卷积层 4	卷积核：3*3，输出通道数：512
批归一化层	维度：512
激活函数	类型：Relu
一维卷积层 5	卷积核：3*3，输出通道数：1024
批归一化层	维度：1024
激活函数	类型：Relu
平均池化层	池化窗口：4*4
双向 LSTM 层	序列长度：10

[0019]

全连接层	维度：1024 * 1024
双向 LSTM 层	序列长度：10
全连接层	维度：1024 * 1
输出层	维度：1*1

[0020] 将步骤3得到的波形特征作为输入数据，SBP和DBP信号作为输出数据做高维度的非线性拟合，将数据按照约98:2的比例分成互不相交的训练集(178130)和验证集(3632)，利用训练集对CRNN-BP模型进行训练，利用验证集进行验证，该模型的评价函数采用均方差(MSE)，即取N个样本T个周期对应误差平方和。具体形式如下：

$$[0021] \quad \text{MSE} = \frac{1}{nT} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^T (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2$$

[0022] 优化方法采用Adam类型。实际训练时会将训练和测试数据打乱后再进行比例划分用于训练和验证,以避免一些偶然的影响因素。训练时会构建一个新的测量指标:绝对误差(MAE),即取N个样本T个周期对应绝对误差之和。用于停止训练。具体形式如下:

$$[0023] \quad \text{MAE} = \frac{1}{nT} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^T |y_{ij} - \hat{y}_{ij}|$$

[0024] 实际训练验证时,设定验证的绝对误差小于2时停止训练。

[0025] c) 对于待测量的PPG和脉搏波数据,先按照步骤a)进行预处理操作得到波形序列特征;然后输入步骤b)训练好的CRNN-BP网络计算测量值。

[0026] 本发明提出一种新型血压预测模型CRNN-BP,该模型是一种混合卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)和循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)的网络模型。CRNN-BP首先引入卷积网络层,对各心动周期脉搏波的波形特征进行自动提取,解决了部分波形特征点难以定位的问题;其次,因为血压的变化是连续的,相邻心动周期之间的血压值具有一定相关性,故CRNN-BP进一步引入递归网络层,利用若干连续心动周期的波形特征对这些心动周期的血压值进行预测,减少了个别心动周期波形受到干扰而影响血压预测精度的问题,提高了模型的鲁棒性。

[0027] 本发明具有测量简单、检测精度高,更适用于心血管疾病的跟踪检测;同时对于未患有心血管疾病的正常人也能起到一定的监测作用等特点。

附图说明

[0028] 图1为本发明中利用CRNN-BP测量脉搏波血压值具体流程图。

[0029] 图2是本发明的血压模压预测DBP精度比较数值图。

[0030] 图3是本发明的血压模压预测SBP精度比较数值图。

具体实施方式

[0031] 下面将结合附图对本发明的技术方案作进一步详细的说明。一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法,该方法主要包括如下步骤:

[0032] a) 对于真实的数据进行预处理操作;

[0033] b) 预处理后的数据作数据标准化并基于CRNN-BP模型建立脉搏波序列信号和血压值的一种非线性数学映射关系;

[0034] c) 利用训练好的CRNN-BP模型对真实脉搏波特征进行智能血压值测量。

[0035] 所述的步骤a)中,对于真实的数据进行预处理操作,具体包括:去除基线漂移、心动周期划分、噪声样本去除,其中:

[0036] (1):使用MIMIC数据库中真实人体生理数据作为实验样本,采用频率125HZ;对于采集到的PPG信号用小波分解的方法去除基线漂移,然后去除信号低频部分,达到去除基线的目的;

[0037] (2):对于步骤(1)处理完的数据联合采集的ABP脉搏波信号进行心动周期划分,并依据时间关系将同属于一个心动周期的PPG和ABP信号进行合并;

[0038] (3):使用基于规则的方法对波形形态存在明显异常的心动周期进行去除。

[0039] 本发明在进行步骤a)后可以得到预处理后的波形特征,步骤b)中,由于每份样本的采集时间不同,并且每个病人的心动周期长度也不一致,因此需要做数据统计以标准化心动周期输出长度;实际实验中统计出心动周期长度一般不超过130个采样点;对于超过130个采样点的取前130个采样点,不足的采用补0操作;并且取10个心动周期的数据。

[0040] 假设实际实验中有N份样本数据,在进行如前面所述的操作后便可以得到N*1300维的波形特征,以及对应心动周期N*10维的SBP和DBP血压值特征;然后基于设计好的CRNN-BP结构构建模型;

[0041] 将波形特征作为输入,SBP和DBP信号作为输出做高维度的非线性拟合,将数据按照约 98:2的比例分成互不相交的训练集(178130)和验证集(3632),利用训练集对CRNN-BP模型进行训练,利用验证集进行验证,当验证集预测精度达到设定值(比如绝对误差小于2)时停止训练,保存模型;

[0042] 步骤c)中,将待测量的真实脉搏信号先按照步骤a)作预处理操作,然后输入保存的模型计算得到测量结果。

[0043] 基于设计好的CRNN-BP结构(如表1所示)构建模型。

[0044] 表1 CRNN-BP结构

[0045]

输入层	预处理后的波形特征: 1*1300
一维卷积层 1	卷积核: 5*5, 输出通道数: 64
批归一化层	维度: 64
激活函数	类型: Relu
最大池化层	池化窗口: 2*2
一维卷积层 2	卷积核: 3*3, 输出通道数: 128
批归一化层	维度: 128
激活函数	类型: Relu
一维卷积层 3	卷积核: 3*3, 输出通道数: 256

[0046]

批归一化层	维度：256
激活函数	类型：Relu
一维卷积层 4	卷积核：3*3 ，输出通道数：512
批归一化层	维度：512
激活函数	类型：Relu
一维卷积层 5	卷积核：3*3 ，输出通道数：1024
批归一化层	维度：1024
激活函数	类型：Relu
平均池化层	池化窗口：4*4
双向 LSTM 层	序列长度：10
全连接层	维度：1024 * 1024
双向 LSTM 层	序列长度：10
全连接层	维度：1024 * 1
输出层	维度：1*1

[0047] 将波形特征作为输入，SBP和DBP信号作为输出做高维度的非线性拟合。以下是详细说明：

[0048] 首先对于输入的波形特征采用一维卷积操作。卷积核大小为5*5，卷积步长为1，特征填充为1，输出通道数64。后续采用批处理和Relu型的激活函数处理。卷积后操作默认采用上述操作顺序，如有变动会有附加说明。然后进行最大池化，池化窗口大小为2*2。提取完特征后再接一个循环体处理结构，循环次数为4。基本的结构包括卷积、批归一化、Relu激活函数。卷积核大小均为3*3，卷积步长均为2，特征填充除了最后一次操作为0，其余均为1。输出通道数按照循环次序依次为125、256、512、1024。循环体处理完成后进行平均池化操作，池化窗口大小为4*4。进行如上操作后卷积提取特征已全部完成，并且提取的特征是序列形式的，供后续的循环神经网络处理使用。

[0049] 循环神经网络采用双向形式，准确模拟了脉搏的生理特征：喷张和收缩。对应舒张压和收缩压。基于此建立特征序列和舒张压、收缩压的非线性映射关系。具体的循环神经网络输入输出特征维度均为1024。然后用一个线性的操作将输出的特征序列映射到一维的血压值。具体操作如下：

$$[0050] \quad y_t = W_y \cdot h_t + b_y$$

[0051] 因为卷积提取特征时没有进行舒张期和收缩期的划分，分别模拟时可以理解只提取相关联的特征进行映射。可以有效的减少误差。该模型的评价函数采用均方差(MSE)，即取N个样本T个周期对应误差平方和。具体形式如下：

$$[0052] \quad \text{MSE} = \frac{1}{nT} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^T (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2$$

[0053] 优化方法采用Adam类型。实际训练时会将训练和测试数据打乱后再进行比例划分用于训练和验证,以避免一些偶然的影响因素。划分比例为98:2。训练时会构建一个新的测量指标:绝对误差(MAE),即取N个样本T个周期对应绝对误差之和。用于停止训练。具体形式如下:

$$[0054] \quad \text{MAE} = \frac{1}{nT} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^T |y_{ij} - \hat{y}_{ij}|$$

[0055] 实际训练验证时,设定验证的绝对误差小于2时停止训练。

[0056] c) 对于待测量的PPG和脉搏波数据,先按照步骤a)进行预处理操作得到波形序列特征。然后输入步骤b)训练好的CRNN-BP网络计算测量值,供医生进一步诊断使用。

[0057] 实施例说明

[0058] 为了检验测量结果,我们从MIMIC数据库下载了多个病人多份精确处理过的数据,数据包含PLETH、ABP特征。采样频率为125HZ,每次采样总时长不等,均大于10s。共采集了181762份数据。其中PLETH信号为PPG信号,ABP为脉搏波信号。

[0059] 计算结果

[0060] 按照前述步骤a):对于采集到的信号进行预处理操作,得到所需的波形特征。

[0061] 按照前述步骤b):将预处理后的波形特征进行标准化处理,得到维度一致的输入输出特征。随机打乱顺序后,按照约98:2的比例分成互不相交的训练集(178130)和测试集(3632),构建CRNN-BP模型,然后利用训练集对CRNN-BP模型进行训练,利用验证集进行验证。

[0062] 根据实际训练情况,当迭代次数达到30000次时,预测精度达到±2以内,即预测值与实际值的绝对误差小于2,符合预期要求。并且比较其它的测量方法,此方法的测量精度更高。如图3所示。

[0063] 按照前述步骤c):将步骤a)产生的待测量的脉搏波序列信号输入保存的CRNN-BP模型,得到舒张压和收缩压测量结果,精度达到3.84,虽然预测精度比训练精度低,但是实际应用时在可接受误差以内。将此结果作为依据供医生做进一步诊断使用。

[0064] 以上实施例仅为说明本发明的技术思想,不能以此限定本发明的保护范围,凡是按照本发明提出的技术思想,在技术方案基础上所做的任何改动,均落入本发明保护范围之内。

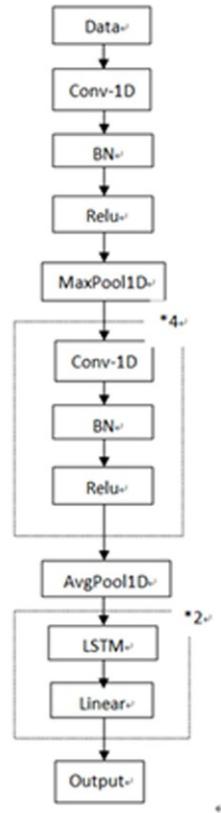


图1

血压模型预测 DBP 精度比较
Blood pressure model predicts DBP accuracy comparison

记录编号	CRNN-BP		CNN-BP		线性回归		KNN		随机森林		Adaboost	
	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD
01	1.30	1.44	1.62	1.83	4.02	3.27	2.18	2.35	2.07	2.16	3.68	2.80
02	1.48	1.72	1.80	1.99	3.41	3.00	2.28	2.42	2.26	2.33	3.82	3.01
03	1.34	1.73	1.89	1.96	3.14	2.54	2.46	2.43	2.38	2.27	3.16	2.54
04	0.99	0.93	1.65	1.55	2.18	1.82	1.94	1.80	1.80	1.66	2.27	1.92
05	1.48	1.76	2.12	2.31	3.54	2.72	2.35	2.51	2.24	2.34	3.62	2.64
06	0.92	1.85	1.31	2.23	3.17	3.51	1.58	2.61	1.54	2.59	2.50	3.05
07	1.37	1.75	2.07	2.53	2.80	3.79	2.36	2.65	2.26	2.53	2.99	2.74
08	1.82	2.07	2.48	2.64	4.67	3.74	3.09	3.12	2.82	2.81	4.02	3.17
09	0.97	2.15	1.12	1.62	2.52	2.56	1.44	1.94	1.38	1.87	3.04	2.74
10	1.75	2.57	2.49	2.97	4.96	4.08	3.14	3.60	2.84	3.28	4.36	4.01
11	1.53	1.68	2.13	1.98	2.56	2.22	2.47	2.26	2.30	2.12	2.73	2.32
12	1.42	1.46	1.80	1.81	3.06	2.75	2.47	2.56	2.19	2.27	3.52	2.97
13	1.56	2.49	2.18	3.07	4.51	4.24	3.10	3.78	3.08	3.48	5.07	4.16
14	1.65	2.09	2.15	2.76	3.57	3.55	2.63	3.24	2.55	3.10	4.07	3.49
15	1.65	1.81	2.61	2.50	3.51	2.93	3.12	2.85	2.96	2.62	3.69	2.96

图2

血压模型预测 SBP 精度比较
Blood pressure model predicts SBP accuracy comparison

记录编号 ^a	CRNN-BP ^a		CNN-BP ^a		线性回归 ^a		KNN ^a		随机森林 ^a		Adaboost ^a	
	MAE ^a	STD ^a	MAE ^a	STD ^a	MAE ^a	STD ^a	MAE ^a	STD ^a	MAE ^a	STD ^a	MAE ^a	STD ^a
01 ^a	2.97 ^a	4.39 ^a	3.65 ^a	5.18 ^a	8.00 ^a	7.21 ^a	4.94 ^a	5.92 ^a	4.74 ^a	5.56 ^a	7.98 ^a	6.53 ^a
02 ^a	3.18 ^a	3.84 ^a	3.74 ^a	4.47 ^a	10.51 ^a	8.94 ^a	5.38 ^a	6.67 ^a	5.53 ^a	6.29 ^a	12.29 ^a	8.58 ^a
03 ^a	3.19 ^a	3.37 ^a	4.10 ^a	4.26 ^a	6.86 ^a	5.90 ^a	5.44 ^a	5.60 ^a	5.37 ^a	5.36 ^a	7.75 ^a	5.92 ^a
04 ^a	2.33 ^a	2.04 ^a	3.66 ^a	3.38 ^a	5.41 ^a	4.74 ^a	5.05 ^a	4.63 ^a	4.59 ^a	4.19 ^a	6.29 ^a	5.32 ^a
05 ^a	3.09 ^a	3.79 ^a	4.75 ^a	5.07 ^a	8.38 ^a	6.57 ^a	5.65 ^a	5.85 ^a	5.41 ^a	5.40 ^a	8.28 ^a	6.52 ^a
06 ^a	1.79 ^a	2.47 ^a	2.53 ^a	3.29 ^a	6.19 ^a	7.42 ^a	3.23 ^a	4.68 ^a	3.16 ^a	4.71 ^a	5.83 ^a	6.49 ^a
07 ^a	1.70 ^a	2.31 ^a	2.40 ^a	2.86 ^a	3.51 ^a	6.45 ^a	2.75 ^a	3.27 ^a	2.65 ^a	3.10 ^a	3.62 ^a	3.58 ^a
08 ^a	3.27 ^a	3.35 ^a	4.29 ^a	4.14 ^a	7.05 ^a	5.53 ^a	5.41 ^a	4.86 ^a	5.05 ^a	4.54 ^a	6.24 ^a	4.86 ^a
09 ^a	1.70 ^a	2.66 ^a	1.90 ^a	2.49 ^a	6.07 ^a	5.73 ^a	2.90 ^a	3.63 ^a	2.75 ^a	3.57 ^a	7.36 ^a	5.74 ^a
10 ^a	3.38 ^a	3.89 ^a	4.35 ^a	4.54 ^a	7.04 ^a	6.30 ^a	5.62 ^a	5.77 ^a	5.04 ^a	5.22 ^a	6.75 ^a	5.73 ^a
11 ^a	2.08 ^a	2.28 ^a	2.74 ^a	2.60 ^a	3.87 ^a	3.62 ^a	3.52 ^a	3.43 ^a	3.21 ^a	3.23 ^a	4.56 ^a	4.01 ^a
12 ^a	3.24 ^a	3.58 ^a	4.21 ^a	3.95 ^a	7.88 ^a	7.41 ^a	6.56 ^a	6.88 ^a	5.97 ^a	6.36 ^a	10.92 ^a	9.86 ^a
13 ^a	2.77 ^a	2.93 ^a	3.85 ^a	3.91 ^a	7.26 ^a	6.96 ^a	5.78 ^a	5.90 ^a	5.81 ^a	5.71 ^a	9.01 ^a	7.01 ^a
14 ^a	3.23 ^a	4.80 ^a	4.16 ^a	5.71 ^a	10.60 ^a	9.74 ^a	6.15 ^a	7.60 ^a	6.23 ^a	7.15 ^a	10.51 ^a	9.47 ^a
15 ^a	2.88 ^a	3.37 ^a	4.71 ^a	4.72 ^a	7.37 ^a	6.37 ^a	6.45 ^a	5.93 ^a	5.97 ^a	5.41 ^a	8.06 ^a	6.30 ^a

图3

专利名称(译)	一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法		
公开(公告)号	CN109288508A	公开(公告)日	2019-02-01
申请号	CN201810944077.2	申请日	2018-08-18
[标]申请(专利权)人(译)	浙江好络维医疗技术有限公司		
申请(专利权)人(译)	浙江好络维医疗技术有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	浙江好络维医疗技术有限公司		
[标]发明人	孙斌 顾林跃		
发明人	孙斌 顾林跃		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/02108 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7235 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于CRNN-BP的血压值智能测量方法，该方法主要包括：a)对于真实的数据进行预处理操作；b)预处理后的数据作数据标准化并基于CRNN-BP模型建立脉搏波序列信号和血压值的一种非线性数学映射关系；c)利用训练好的CRNN-BP模型对真实脉搏波特征进行智能血压值测量；所述的步骤a)中，对于真实的数据进行预处理操作，具体包括：去除基线漂移、心动周期划分、噪声样本去除，其中：(1)：使用MIMIC数据库中真实人体生理数据作为实验样本，采用频率125HZ；对于采集到的PPG信号用小波分解的方法去除基线漂移，然后去除信号低频部分，达到去除基线的目的；(2)：对于步骤(1)处理完的数据联合采集的ABP脉搏波信号进行心动周期划分，并依据时间关系将同属于一个心动周期的PPG和ABP信号进行合并；(3)：使用基于规则的方法对波形形态存在明显异常的心动周期进行去除；本发明能做到测量简单、检测精度高，更适用于心血管疾病的跟踪检测；同时对于未患有心血管疾病的正常人也能起到一定的监测作用。

血压模型预测DBP精度比较

Blood pressure model predicts DBP accuracy comparison

记录编号	CRNN-BP		CNN-BP		线性回归		KNN		随机森林		AdaBoost	
°	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD
01°	1.30°	1.44°	1.63°	1.83°	4.02°	3.27°	2.18°	2.35°	2.07°	2.16°	1.68°	2.00°
02°	1.48°	1.72°	1.80°	1.99°	3.41°	3.00°	2.28°	2.42°	2.26°	2.33°	1.82°	2.01°
03°	1.34°	1.73°	1.89°	1.96°	3.14°	2.54°	2.46°	2.43°	2.38°	2.27°	1.76°	2.34°
04°	0.99°	0.93°	1.65°	1.55°	2.18°	1.82°	1.94°	1.80°	1.80°	1.86°	2.27°	1.92°
05°	1.48°	1.76°	2.12°	2.31°	3.54°	2.72°	2.35°	2.51°	2.24°	2.34°	1.62°	2.64°
06°	0.92°	1.45°	1.31°	2.23°	3.17°	3.31°	1.38°	2.61°	1.54°	2.59°	2.36°	2.85°
07°	1.37°	1.75°	2.07°	2.53°	2.80°	1.79°	2.36°	2.65°	2.26°	2.53°	1.99°	2.74°
08°	1.82°	2.07°	2.48°	2.64°	4.67°	3.74°	3.09°	3.12°	2.82°	2.81°	4.02°	3.12°
09°	0.97°	2.15°	1.12°	1.62°	2.52°	2.56°	1.44°	1.94°	1.38°	1.87°	3.64°	2.74°
10°	1.75°	2.57°	2.49°	2.97°	4.96°	4.06°	3.14°	3.60°	2.84°	3.28°	4.36°	4.01°
11°	1.53°	1.68°	2.13°	1.98°	2.56°	2.22°	2.47°	2.26°	2.30°	2.12°	2.73°	2.32°
12°	1.82°	1.46°	1.80°	1.81°	3.06°	2.75°	2.47°	2.56°	2.19°	2.27°	3.52°	2.97°
13°	1.56°	2.49°	2.18°	3.07°	4.51°	4.24°	3.16°	3.78°	3.08°	3.48°	5.01°	4.16°
14°	1.65°	2.09°	2.15°	2.76°	3.57°	3.58°	2.83°	3.24°	2.55°	3.10°	4.07°	3.49°
15°	1.65°	1.81°	2.01°	2.50°	3.51°	2.92°	3.12°	2.85°	2.96°	2.82°	3.69°	2.96°