



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108567420 A

(43)申请公布日 2018.09.25

(21)申请号 201810208480.9

(22)申请日 2018.03.15

(71)申请人 深圳竹信科技有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区西丽街  
道高新科技园北区朗山路11号同方信  
息港C栋8楼B单元

(72)发明人 郑慧敏

(74)专利代理机构 深圳市世纪恒程知识产权代  
理事务所 44287

代理人 胡海国 晏波

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

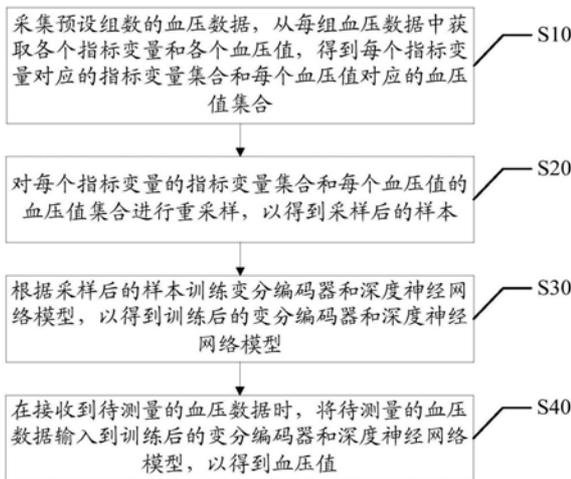
权利要求书3页 说明书12页 附图6页

(54)发明名称

血压测量方法、终端和计算机可读存储介质

(57)摘要

本发明公开了一种血压测量方法,终端和计算机可读存储介质,所述方法包括:采集预设组数的血压数据,从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值,得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合;对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本;根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型;在接收到待测量的血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型,以得到血压值。本发明解决样本量偏少的问题,提高了血压测量的准确性。



1. 一种血压测量方法,其特征在于,所述血压测量方法包括:

采集预设组数的血压数据,从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值,得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合;

对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本;

根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型;

在接收到待测量的血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型,以得到血压值。

2. 如权利要求1所述的血压测量方法,其特征在于,所述对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本的步骤包括:

对每个指标变量的指标变量集合计算第一均值和第一方差,以及对每个血压值的血压值集合计算第二均值和第二方差;

在第一均值和第一方差对应的高斯分布下,对每个指标变量的指标变量集合进行多次采样得到每个指标变量的多个指标变量集合,以及在第二均值和第二方差对应的高斯分布下,对每个血压值的血压值集合进行多次采样得到每个血压值的多个血压值集合;

分别对每个指标变量的多个指标变量集合和每个血压值的多个血压值集合计算均值,得到每个指标变量的指标变量集合均值和每个血压值的血压值集合均值;

重复上述各个步骤预设次数,以得到每个指标变量预设个数的指标变量集合均值和每个血压值预设个数的血压值集合均值;

将各个指标变量预设个数的指标变量集合均值和各个血压值预设个数的血压值集合均值作为采样后的样本。

3. 如权利要求1所述的血压测量方法,其特征在于,所述根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型的步骤包括:

在采样后的样本中分出训练集、测试集和验证集;

在训练集中提取出各个指标变量;

将各个指标变量输入到变分编码器中,以计算出变分编码器的损失函数;

采用所述损失函数调整变分编码器的各项参数,并基于调整后的各项系数得到训练后的变分编码器;

将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,以得到输出编码值;

采用所述输出编码值输入到深度神经网络模型中,并将训练集的血压值作为输出数据,以根据输出编码值和输出数据调整深度神经网络模型的模型参数,以得到训练后的深度神经网络模型。

4. 如权利要求3所述的血压测量方法,其特征在于,所述将各个指标变量输入到变分编码器中,以计算出变分编码器的损失函数的步骤包括:

将各个指标变量输入到变分编码器中,以在所述变分编码器中的编码器中输出各个样本的各个分量,并获取所述编码器中输出数据的第一长度值;

根据各个样本的各个分量和第一长度值计算第一数值;

根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值;

基于第一数值和第二数值,计算KL散度;

获取变分编码器中的解码器输出的各条数据的各个分量,并获取所述变分编码器中输入各条数据的各个分量,以及输入数据的第二长度值;

根据解码器输出的各条数据的各个分量、变分编码器中输入各条数据的各个分量以及所述第二长度值,计算输入输出数据之间的距离;

基于所述KL散度和所述距离计算出变分编码器的损失函数。

5.如权利要求4所述的血压测量方法,其特征在于,所述根据各个样本的各个分量和第一长度值计算第一数值的公式包括:

$$lat\_mean_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z\_mu_{ij}$$

其中,  $lat\_mean_i$  表示第一数值,  $Z\_mu_{ij}$  表示编码器输出的第  $i$  个样本的第  $j$  个分量,  $K$  表示编码器输出数据的第一长度值;

所述根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值的公式包括:

$$lat\_vari = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (Z\_mu_{ij} - lat\_mean_i)^2$$

其中,  $lat\_vari$  表示第二数值;

所述根据第一数值和第二数值,计算KL散度的公式包括:

$$loss1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (lat\_mean_i^2 + lat\_vari - \log(lat\_vari) - 1)$$

其中,  $loss1$  表示KL散度,  $M$  表示样本的个数。

6. 权利要求4所述的血压测量方法,其特征在于,所述根据解码器输出的各条数据的各个分量、变分编码器中输入各条数据的各个分量以及所述第二长度值,计算输入输出数据之间的距离的公式包括:

$$loss2 = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^S (out_{ij} - in_{ij})^2}$$

其中,  $loss2$  表示输入输出数据之间的距离,  $out_{ij}$  表示解码器输出的第  $i$  条数据的第  $j$  个分量,  $in_{ij}$  表示变分编码器中输入的第  $i$  条数据的第  $j$  个分量,  $S$  表示输入数据的第二长度值。

7. 权利要求3所述的血压测量方法,其特征在于,所述将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,以得到输出编码值的步骤之前,所述方法还包括:

按照梯度下降的方式,更新变分编码器的参数,直至网络收敛;

采用测试集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中,得到损失函数的值;

将损失函数的值与预设值进行比较;

若损失函数的值小于所述预设值,则采用验证集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中,重新得到损失函数的值;

将重新得到的值与所述预设值进行比较;

若重新得到的值仍然小于所述预设值,则继续执行所述将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,以得到输出编码值的步骤。

8. 如权利要求1-7任一项所述的血压测量方法,其特征在于,所述对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本的步骤之前,所

述方法还包括：

在每个指标变量的指标变量集合中，确定出最大值和最小值；

在每个指标变量集合中采用每个指标变量的值减去最小值得到第一差值，采用最大值减去最小值得到第二差值；

计算各个第一差值与第二差值的商值，并将各个商值乘以预设系数，得到归一化后的各个指标变量，并根据归一化后的各个指标变量更新指标变量集合。

9. 一种终端，其特征在于，所述终端包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的血压测量程序，所述血压测量程序被所述处理器执行时实现如权利要求1至8中任一项所述的血压测量方法的步骤。

10. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质上存储有血压测量程序，所述血压测量程序被处理器执行时实现如权利要求1至8中任一项所述的血压测量方法的步骤。

## 血压测量方法、终端和计算机可读存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及医学数据处理技术领域,尤其涉及一种血压测量方法、终端和计算机可读存储介质。

### 背景技术

[0002] 随着科学技术的发展,医学数据处理的技术也逐渐发展,其中,血压是一种重要的生理参数,准确测量出血压对于医生的诊断具有重要的意义。

[0003] 传统的无创血压测量方法主要分成多种,例如MAA(下肢深静脉显像)、Derivative Oscillometry(导数示波法)、NN approach(神经网络方法)等各种方法。这几种方法存在以下缺点:MAA依赖于经验值,若是缺少经验值则测量不够准确,Derivative Oscillometry要求信号完全平滑,否则会出现误差,NN approach需要大量的训练数据。

[0004] 显然,现有的几种测量血压的方式,依赖经验系数、要求信号平滑、需要大量样本,测量血压的要求较高,若是不满足上述要求会导致测量结果不准确。

### 发明内容

[0005] 本发明的主要目的在于提供一种血压测量方法、终端和计算机可读存储介质,旨在解决现有血压测量方式,测量血压的要求较高,若是不满足要求会导致测量结果不准确的技术问题。

[0006] 为实现上述目的,本发明提供一种血压测量方法,所述血压测量方法包括:

[0007] 采集预设组数的血压数据,从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值,得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合;

[0008] 对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本;

[0009] 根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型;

[0010] 在接收到待测量的血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型,以得到血压值。

[0011] 可选地,所述对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本的步骤包括:

[0012] 对每个指标变量的指标变量集合计算第一均值和第一方差,以及对每个血压值的血压值集合计算第二均值和第二方差;

[0013] 在第一均值和第一方差对应的高斯分布下,对每个指标变量的指标变量集合进行多次采样得到每个指标变量的多个指标变量集合,以及在第二均值和第二方差对应的高斯分布下,对每个血压值的血压值集合进行多次采样得到每个血压值的多个血压值集合;

[0014] 分别对每个指标变量的多个指标变量集合和每个血压值的多个血压值集合计算均值,得到每个指标变量的指标变量集合均值和每个血压值的血压值集合均值;

[0015] 重复上述各个步骤预设次数,以得到每个指标变量预设个数的指标变量集合均值和每个血压值预设个数的血压值集合均值;

[0016] 将各个指标变量预设个数的指标变量集合均值和各个血压值预设个数的血压值集合均值作为采样后的样本。

[0017] 可选地,所述根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型的步骤包括:

[0018] 在采样后的样本中分出训练集、测试集和验证集;

[0019] 在训练集中提取出各个指标变量;

[0020] 将各个指标变量输入到变分编码器中,以计算出变分编码器的损失函数;

[0021] 采用所述损失函数调整变分编码器的各项参数,并基于调整后的各项系数得到训练后的变分编码器;

[0022] 将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,以得到输出编码值;

[0023] 采用所述输出编码值输入到深度神经网络模型中,并将训练集的血压值作为输出数据,以根据输出编码值和输出数据调整深度神经网络模型的模型参数,以得到训练后的深度神经网络模型。

[0024] 可选地,所述将各个指标变量输入到变分编码器中,以计算出变分编码器的损失函数的步骤包括:

[0025] 将各个指标变量输入到变分编码器中,以在所述变分编码器中的编码器中输出各个样本的各个分量,并获取所述编码器中输出数据的第一长度值;

[0026] 根据各个样本的各个分量和第一长度值计算第一数值;

[0027] 根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值;

[0028] 基于第一数值和第二数值,计算KL散度;

[0029] 获取变分编码器中的解码器输出的各条数据的各个分量,并获取所述变分编码器中输入各条数据的各个分量,以及输入数据的第二长度值;

[0030] 根据解码器输出的各条数据的各个分量、变分编码器中输入各条数据的各个分量以及所述第二长度值,计算输入输出数据之间的距离;

[0031] 基于所述KL散度和所述距离计算出变分编码器的损失函数。

[0032] 可选地,所述根据各个样本的各个分量和第一长度值计算第一数值的公式包括:

$$[0033] \quad lat\_mean_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z\_mu_{ij}$$

[0034] 其中,  $lat\_mean_i$  表示第一数值,  $Z\_mu_{ij}$  表示编码器输出的第  $i$  个样本的第  $j$  个分量,  $K$  表示编码器输出数据的第一长度值;

[0035] 所述根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值的公式包括:

$$[0036] \quad lat\_vari = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (Z\_mu_{ij} - lat\_mean_i)^2$$

[0037] 其中,  $lat\_vari$  表示第二数值;

[0038] 所述根据第一数值和第二数值,计算KL散度的公式包括:

$$[0039] \quad \text{loss1} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\text{lat\_mean}_i^2 + \text{lat\_var}_i - \log(\text{lat\_var}_i) - 1)$$

[0040] 其中, loss1表示KL散度, M表示样本的个数。

[0041] 可选地, 所述根据解码器输出的各条数据的各个分量、变分编码器中输入各条数据的各个分量以及所述第二长度值, 计算输入输出数据之间的距离的公式包括:

$$[0042] \quad \text{loss2} = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^S (\text{out}_{ij} - \text{in}_{ij})^2}$$

[0043] 其中, loss2表示输入输出数据之间的距离,  $\text{out}_{ij}$ 表示解码器输出的第i条数据的第j个分量,  $\text{in}_{ij}$ 表示变分编码器中输入的第i条数据的第j个分量, S表示输入数据的第二长度值。

[0044] 可选地, 所述将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中, 以得到输出编码值的步骤之前, 所述方法还包括:

[0045] 按照梯度下降的方式, 更新变分编码器的参数, 直至网络收敛;

[0046] 采用测试集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中, 得到损失函数的值;

[0047] 将损失函数的值与预设值进行比较;

[0048] 若损失函数的值小于所述预设值, 则采用验证集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中, 重新得到损失函数的值;

[0049] 将重新得到的值与所述预设值进行比较;

[0050] 若重新得到的值仍然小于所述预设值, 则继续执行所述将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中, 以得到输出编码值的步骤。

[0051] 可选地, 所述对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样, 以得到采样后的样本的步骤之前, 所述方法还包括:

[0052] 在每个指标变量的指标变量集合中, 确定出最大值和最小值;

[0053] 在每个指标变量集合中采用每个指标变量的值减去最小值得到第一差值, 采用最大值减去最小值得到第二差值;

[0054] 计算各个第一差值与第二差值的商值, 并将各个商值乘以预设系数, 得到归一化后的各个指标变量, 并根据归一化后的各个指标变量更新指标变量集合。

[0055] 此外, 为实现上述目的, 本发明还提供一种终端, 所述终端包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的血压测量程序, 所述血压测量程序被所述处理器执行时实现如上文所述的血压测量方法的步骤。

[0056] 此外, 为实现上述目的, 本发明还提供一种计算机可读存储介质, 所述计算机可读存储介质上存储有血压测量程序, 所述血压测量程序被处理器执行时实现如上文所述的血压测量方法的步骤。

[0057] 本发明提出的血压测量方法, 先采集几组血压数据, 然后从各组血压数据中得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合, 再对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样, 以得到采样后的样本, 通过采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型, 最终需要测试血压数据时, 将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型, 即可得到血压值。本发明通过对集

合进行重采样扩充了样本的数量,解决样本量偏少的问题,而通过样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以根据训练后的变分编码器和深度神经网络模型测量血压,不再依赖于传统的经验系数以及传统模型固有的系统误差,即使信号不平滑也不会有太大影响,使得血压的测量更加准确。

### 附图说明

- [0058] 图1是本发明实施例方案涉及的硬件运行环境的终端结构示意图;
- [0059] 图2为本发明血压测量方法第一实施例的流程示意图;
- [0060] 图3为图2中步骤S20的细化流程示意图;
- [0061] 图4为图2中步骤S30的细化流程示意图;
- [0062] 图5为图4中步骤S33的细化流程示意图;
- [0063] 图6为本发明血压测量方法第四实施例的流程示意图;
- [0064] 图7为本发明神经网络的模型示意图。
- [0065] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

### 具体实施方式

- [0066] 应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。
- [0067] 本发明实施例的解决方案主要是:采集预设组数的血压数据,从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值,得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合;对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本;根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型;在接收到待测量的血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型,以得到血压值。以解决现有血压测量方式,测量血压的要求较高,若是不满足要求会导致测量结果不准确的技术问题。
- [0068] 如图1所示,图1是本发明实施例方案涉及的硬件运行环境的终端结构示意图。
- [0069] 本发明实施例终端是用于血压测量的医学测量设备。
- [0070] 如图1所示,该终端可以包括:处理器1001,例如CPU,通信总线1002、用户接口1003,网络接口1004,存储器1005。其中,通信总线1002用于实现这些组件之间的连接通信。用户接口1003可以包括显示屏(Display)、输入单元比如键盘(Keyboard),可选用户接口1003还可以包括标准的有线接口(例如用于连接有线键盘、有线鼠标等)和/或无线接口(例如用于连接无线键盘、无线鼠标)。网络接口1004可选的可以包括标准的有线接口(用于连接有有线网络)、无线接口(如WI-FI接口、蓝牙接口、红外线接口、探针接口、3G/4G/5G联网通信接口等,用于连接无线网络)。存储器1005可以是高速RAM存储器,也可以是稳定的存储器(non-volatile memory),例如磁盘存储器。存储器1005可选的还可以是独立于前述处理器1001的存储装置。
- [0071] 可选地,终端还可以包括摄像头、RF(Radio Frequency,射频)电路,传感器、音频电路、WiFi模块等等。
- [0072] 本领域技术人员可以理解,图1中示出的终端结构并不构成对终端的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0073] 如图1所示,作为一种计算机可读存储介质的存储器1005中可以包括操作系统、网络通信模块、用户接口模块以及血压测量程序。其中,操作系统是管理和控制终端与软件资源的程序,支持网络通信模块、用户接口模块、血压测量程序以及其他程序或软件的运行;网络通信模块用于管理和控制网络接口1002;用户接口模块用于管理和控制用户接口1003。

[0074] 在图1所示的终端中,网络接口1004主要用于连接服务器或外接设备,与服务器或外接设备进行数据通信;用户接口1003主要用于连接移动电源;所述终端通过处理器1001调用存储器1005中存储的血压测量程序,以实现血压测量方法的各个步骤。

[0075] 基于上述终端硬件结构,提出本发明血压测量方法的各个实施例。

[0076] 参照图2,图2为本发明血压测量方法第一实施例的流程示意图。

[0077] 在本实施例中,所述血压测量方法包括:

[0078] 步骤S10,采集预设组数的血压数据,从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值,得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合;

[0079] 步骤S20,对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本;

[0080] 步骤S30,根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型;

[0081] 步骤S40,在接收到待测量的血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型,以得到血压值。

[0082] 在本实施例中,所述血压测量方法可选应用于终端,所述终端可选为图1所述的终端。所述终端为测量设备,所述测量设备连接有袖带,袖带用于监测血压,测量设备用于获取袖带测量的血压数据。

[0083] 以下详细介绍本方案中实现血压测量的具体步骤:

[0084] 步骤S10,采集预设组数的血压数据,从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值,得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合;

[0085] 在本实施例中,终端采集预设组数的血压数据的方式可选为:终端通过连接的袖带采集预设组数的血压数据,应当理解的是,终端连接袖带的情况下,通过袖带获取袖带放气曲线,在获取到袖带放气曲线的情况下,对袖带放气曲线去除线性成分,以得到示波信号,在示波信号中提取出示波信号包络,该示波信号包络记为血压数据。本实施例中,预设组数的血压数据是终端按照一定时间间隔多次采集血压数据的结果,通过多次采集,得到预设组数的血压数据。

[0086] 进一步地,为了提高血压数据采集的准确性,可选每次采集的血压数据为3次测量的平均值,即三次测量出血压数据之后,对三次测量的血压数据求平均值,并将平均值记录为采集的血压数据。

[0087] 当终端采集到预设组数的血压数据之后,从每组血压数据中获取各个指标变量以及各个血压值,血压数据的各个血压值包括收缩压,舒张压值,血压数据的各个指标变量包括:最大幅值血压(即平均血压,用MAP表示)、示波信号包络曲线的不对称率(用AR表示)、示波信号包络与坐标轴之间的面积(用AE表示)、示波信号包络的长度(用EL表示)、示波信号包络的最大幅值(用MAO表示)、示波信号的一阶差分正向最大值(用MAXROC表示)、示波信号

的负向最大值(用MINROC表示)、示波信号包络幅值最大点的横坐标(用ML表示),示波信号包络的心率(用HR表示),其中:

$$[0088] \quad AR = ML/EL$$

$$[0089] \quad MAXROC = \max(\text{diff}(OMW) > 0)$$

$$[0090] \quad MINROC = \min(\text{diff}(OMW) < 0)$$

$$[0091] \quad AE = \int_0^{EL} OMWE(t) dt$$

$$[0092] \quad HR = (\text{number of peaks in } OMW) / T$$

[0093] 其中,OMW表示示波信号,OMWE表示示波信号包络。

[0094] 需要说明的是,AR、MAXROC、MINROC、AE和HR等通过上述公式计算出来,而未通过计算公式计算的各个指标变量可在示波信号包络曲线中直接获取。

[0095] 在本实施例中,在采集到多组血压数据,并从每组血压数据中获取到各个指标变量和各个血压值之后,由于同一指标变量和同一血压值存在多组,因此可得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合。

[0096] 为更好理解本实施例,举例如下:

[0097] 终端对1个用户采集血压数据,可选采集5组血压数据,采集的时间间隔为1分钟。每组血压数据中包含上述提及的9项指标变量,2个血压值,用符号表示:

$$[0098] \quad X_i = \{x_1, \dots, x_5\}, X = \{X_1, \dots, X_9\}, Y_j = \{y_1, y_2\}, Y = \{Y_1, \dots, Y_5\}。$$

[0099]  $X_i$ 表示一个指标变量在5次测量时的值, $X$ 表示9个指标变量的集合, $Y_j$ 表示一次测量时的收缩压,舒张压值, $Y$ 表示5次测量的血压值集合。

[0100] 步骤S20,对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本;

[0101] 在得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合之后,对指标变量集合和血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本。具体地,参照图3,所述步骤S20包括:

[0102] 步骤S21,对每个指标变量的指标变量集合计算第一均值和第一方差,以及对每个血压值的血压值集合计算第二均值和第二方差;

[0103] 在本实施例中,先对每个指标变量的指标变量集合计算第一均值和第一方差,以及对每个血压值的血压值集合计算第二均值和第二方差,其中,对于任意一个指标变量的指标变量集合 $X_i$ ,计算第一均值的公式如下:

$$[0104] \quad E_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 X_{ij}$$

[0105] 计算第一方差的公式如下:

$$[0106] \quad \varepsilon_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 (X_{ij} - E_i)^2$$

[0107] 任意一个血压值的血压值集合计算第二均值和第二方差的方式同上,仅仅是更改下参数,此处不做赘述。

[0108] 步骤S22,在第一均值和第一方差对应的高斯分布下,对每个指标变量的指标变量集合进行多次采样得到每个指标变量的多个指标变量集合,以及在第二均值和第二方差对应的高斯分布下,对每个血压值的血压值集合进行多次采样得到每个血压值的多个血压值

集合；

[0109] 在计算出第一均值和第一方差,以及计算出第二均值和第二方差之后,在第一均值和第一方差对应的高斯分布下,对每个指标变量的指标变量集合进行多次采样得到每个指标变量的多个指标变量集合,并在第二均值和第二方差对应的高斯分布下,对每个血压值的血压值集合进行多次采样得到每个血压值的多个血压值集合。

[0110] 步骤S23,分别对每个指标变量的多个指标变量集合和每个血压值的多个血压值集合计算均值,得到每个指标变量的指标变量集合均值和每个血压值的血压值集合均值;

[0111] 此处同样以任一个指标变量为例子,在高斯分布 $N(E_i, \epsilon_i)$ 下,从 $X_i$ 中采样 $N(5)$ 次,得到 $X_i^* = \{X_{1i}^*, \dots, X_{Ni}^*\}$ 。接着,计算对该指标变量的多个指标变量集合计算均值,得到该指标变量的指标变量集合均值 $\overline{X_i^*}$ ,并按照同样的方法计算任一个血压值的血压值集合均值 $\overline{Y_i^*}$ 。

[0112] 步骤S24,重复上述各个步骤预设次数,以得到每个指标变量预设个数的指标变量集合均值和每个血压值预设个数的血压值集合均值;

[0113] 步骤S25,将各个指标变量预设个数的指标变量集合均值和各个血压值预设个数的血压值集合均值作为采样后的样本。

[0114] 之后,重复执行上述B(假设为100)次,则有

$$[0115] \quad X^* = \{\overline{X_1^*}, \dots, \overline{X_B^*}\}, \quad Y^* = \{\overline{Y_1^*}, \dots, \overline{Y_B^*}\}$$

[0116] 经过参数化的bootstrap(开源的前端开发工具包)采样后可以得到新的数据:

$$[0117] \quad X = \begin{bmatrix} \overline{X_{11}^*} & \dots & \overline{X_{1B}^*} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \overline{X_{91}^*} & \dots & \overline{X_{9B}^*} \end{bmatrix}, \quad Y^* = \{\overline{Y_1^*}, \dots, \overline{Y_B^*}\}$$

[0118] 采样后,由于一开始对1个用户采集血压数据,因此此时得到100条数据,若最开始对100个用户采集血压数据,则可得到10000条数据,以将其作为采样后的样本。

[0119] 步骤S30,根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型;

[0120] 在得到采样后的样本之后,根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型,以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型。具体地,参照图4,所述步骤S30包括:

[0121] 步骤S31,在采样后的样本中分出训练集、测试集和验证集;

[0122] 具体地,先在采样后的样本中分出两个子集,一个子集用于训练变分编码器,一个子集用于训练深度神经网络模型,其中,每个子集中分出训练集、测试集和验证集。以上述10000条为例,先将10000条数据置乱,然后分成两个各5000条数据的子集,对于子集1,分为训练集,测试集,和验证集,子集2同样也分为训练集,测试集,验证集,下文中以子集1训练变分编码器,以子集2训练深度神经网络模型为例。

[0123] 步骤S32,在训练集中提取出各个指标变量;

[0124] 需要说明,此时在子集1的训练集中提取出各个指标变量。

[0125] 步骤S33,将各个指标变量输入到变分编码器中,以计算出变分编码器的损失函数;

[0126] 具体地,参照图5,所述步骤S33包括:

[0127] 步骤S331,将各个指标变量输入到变分编码器中,以在所述变分编码器中的编码器中输出各个样本的各个分量,并获取所述编码器中输出数据的第一长度值;

[0128] 步骤S332,根据各个样本的各个分量和第一长度值计算第一数值;

[0129] 即,输入到变分编码器的是训练集中的各个指标变量,各个指标变量即上文提及的9个指标变量,将9个指标变量输入到变分编码器之后,在所述变分编码器中的编码器中输出各个样本的各个分量,并获取所述编码器中输出数据的第一长度值,其中,用 $Z_{mu_{ij}}$ 表示编码器输出的第 $i$ 个样本的第 $j$ 个分量,用 $K$ 表示编码器输出数据的第一长度值,所述根据各个样本的各个分量和第一长度值计算第一数值的公式包括:

$$[0130] \quad lat\_mean_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z_{mu_{ij}}$$

[0131] 其中, $lat\_mean_i$ 表示第一数值。

[0132] 步骤S333,根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值;

[0133] 在计算出第一数值之后,再根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值,所述根据各个样本的各个分量、第一长度值和第一数值计算第二数值的公式包括:

$$[0134] \quad lat\_vari = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K (Z_{mu_{ij}} - lat\_mean_i)^2$$

[0135] 其中, $lat\_vari$ 表示第二数值。

[0136] 步骤S334,基于第一数值和第二数值,计算KL散度;

[0137] 所述根据第一数值和第二数值,计算KL散度(Kullback-Leibler divergence,也称相对熵)的公式包括:

$$[0138] \quad loss1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (lat\_mean_i^2 + lat\_vari - \log(lat\_vari) - 1)$$

[0139] 其中, $loss1$ 表示KL散度, $M$ 表示样本的个数,需要说明的是,所述 $M$ 为训练集的样本个数。

[0140] 步骤S335,获取变分编码器中的解码器输出的各条数据的各个分量,并获取所述变分编码器中输入各条数据的各个分量,以及输入数据的第二长度值;

[0141] 步骤S336,根据解码器输出的各条数据的各个分量、变分编码器中输入各条数据的各个分量以及所述第二长度值,计算输入输出数据之间的距离;

[0142] 在计算出KL散度之后,再获取变分编码器中的解码器输出的各条数据的各个分量,并获取所述变分编码器中输入各条数据的各个分量,以及输入数据的第二长度值,其中, $out_{ij}$ 表示解码器输出的第 $i$ 条数据的第 $j$ 个分量, $in_{ij}$ 表示变分编码器中输入的第 $i$ 条数据的第 $j$ 个分量, $S$ 表示输入数据的第二长度值,所述根据解码器输出的各条数据的各个分量、变分编码器中输入各条数据的各个分量以及所述第二长度值,计算输入输出数据之间的距离的公式包括:

$$[0143] \quad loss2 = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^S (out_{ij} - in_{ij})^2}$$

[0144] 其中, $loss2$ 表示输入输出数据之间的距离,

[0145] 步骤S337,基于所述KL散度和所述距离计算出变分编码器的损失函数。

[0146] 具体地,所述基于所述KL散度和所述距离计算出变分编码器的损失函数的方式为:将KL散度和距离进行相加,得到的损失函数,计算公式包括:

[0147]  $totalloss=loss1+loss2$

[0148] 其中,totalloss表示损失函数。

[0149] 步骤S34,采用所述损失函数调整变分编码器的各项参数,并基于调整后的各项系数得到训练后的变分编码器;

[0150] 在计算出损失函数之后,采用所述损失函数调整变分编码器的各项参数,并基于调整后的各项系数得到训练后的变分编码器,其中,采用损失函数调整变分编码器的各项参数的方式与现有的调整方式一致,此处不做赘述。

[0151] 步骤S35,将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,以得到输出编码值;

[0152] 在训练变分编码器之后,需要将训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,以得到输出编码值,此时提到的训练集为子集2中的训练集,将子集2中训练集中的各个指标变量重新输入到训练后的变分编码器中,可得到输出编码值 $X_{en}$ 。

[0153] 本实施例中,所述变分编码器内嵌有编码器模块、解码器模块。

[0154] 步骤S36,采用所述输出编码值输入到神经网络模型中,并将训练集的血压值作为输出数据,以根据输出编码值和输出数据调整神经网络模型的模型参数,以得到训练后的神经网络模型。

[0155] 将输出编码值输入到神经网络模型中,并将训练集的血压值(即上述提到的舒张压和收缩压)作为输出数据,以根据输出编码值和输出数据调整神经网络模型的模型参数,由于输出编码值是输入参数,输出数据是输出参数,则在输入参数和输出参数确定的情况下,可以调整神经网络模型中的模型参数,以得到训练后的神经网络模型。

[0156] 在本实施例中,所述神经网络模型有3个隐含层,每个隐含层的神经元的个数为10,所述神经网络模型可参照图7。

[0157] 步骤S40,在接收到待测量的血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和神经网络模型,以得到血压值。

[0158] 通过上述过程训练变分编码器和神经网络模型之后,后续若接收到待测量的血压数据时,只要将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和神经网络模型,即可得到血压值。

[0159] 本实施例提出的血压测量方法,先采集几组血压数据,然后从各组血压数据中得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合,再对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样,以得到采样后的样本,通过采样后的样本训练变分编码器和神经网络模型,最终需要测试血压数据时,将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和神经网络模型,即可得到血压值。本发明通过对集合进行重采样扩充了样本的数量,解决样本量偏少的问题,而通过样本训练变分编码器和神经网络模型,以根据训练后的变分编码器和神经网络模型测量血压,不再依赖于传统的经验系数以及传统模型固有的系统误差,即使信号不平滑也不会有太大影响,

使得血压的测量更加准确。

[0160] 进一步地,为了提高血压测量的准确性,基于第一实施例提出本发明血压测量方法的第二实施例。

[0161] 血压测量方法的第二实施例与血压测量方法的第一实施例的区别在于,所述步骤S35之前,所述方法还包括:

[0162] 步骤A,按照梯度下降的方式,更新变分编码器的参数,直至网络收敛;

[0163] 步骤B,采用测试集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中,得到损失函数的值;

[0164] 步骤C,将损失函数的值与预设值进行比较;

[0165] 步骤D,若损失函数的值小于所述预设值,则采用验证集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中,重新得到损失函数的值;

[0166] 步骤E,将重新得到的值与所述预设值进行比较;

[0167] 若重新得到的值仍然小于所述预设值,则继续执行所述步骤S35。

[0168] 在本实施例中,在训练出变分编码器之后,为了保证训练出的变分编码器准确,先按照梯度下降的方式,更新变分编码器的参数,直至网络收敛,然后采用测试集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中,得到损失函数的值,此处的测试集为子集1中的测试集,将损失函数的值与预设值进行比较,其中,所述预设值可选设置为0.1,还可根据实际需要设置为其它值,若检测到损失函数的值小于所述预设值,说明变分编码器具有良好的泛化性能,此时再采用验证集中的各个指标变量输入到训练后的变分编码器中,重新得到损失函数的值,所述验证集同样为子集1中的验证集,以将重新得到的值与所述预设值进行比较,若检测到重新得到的值仍然小于所述预设值,则说明该变分编码器训练成功,后续检测数据也较为准确,则继续执行后续的步骤以训练深度神经网络模型。

[0169] 应当理解,在变分编码器的训练结果不够准确时,则重新进行变分编码器的训练,以使变分编码器得到预期的效果。

[0170] 此外,所述步骤S36之后,所述方法还包括:

[0171] 步骤F,按照梯度下降的方式,更新神经网络的参数,直至网络收敛;

[0172] 步骤G,采用测试集中的各个指标变量输入到训练后的深度神经网络模型中得到血压值,获取血压数据的实际血压值;

[0173] 步骤H,计算输出的血压值与实际血压值的差值和方差;

[0174] 步骤I,若所述差值位于第一预设区间范围内,所述方差小于第二预设值,则采用验证集中的各个指标变量输入到训练后的深度神经网络模型中,重新得到血压值;

[0175] 步骤J,计算重新得到的血压值与实际血压值的差值和方差;

[0176] 步骤K,若所述差值位于第一预设值区间范围内,所述方差小于第二预设值,则训练完成。

[0177] 在本实施例中,在训练出深度神经网络模型之后,为了保证训练出的深度神经网络模型准确,先按照梯度下降的方式,更新神经网络的参数,直至网络收敛,然后采用测试集中的各个指标变量输入到训练后的深度神经网络模型中,得到血压值,此处的测试集为子集2中的测试集,再获取血压数据的实际血压值,并计算输出的血压值与实际血压值的差值和方差,若所述差值位于第一预设值区间范围内,所述方差小于第二预设值,说明网络训

练良好,则采用验证集中的各个指标变量输入到训练后的深度神经网络模型中重新得到血压值,其中,所述第一预设值区间范围和第二预设值的数值不做限定,根据实际需要设置,本实施例中,可选第一预设值区间范围为 $[-5,5]$ ,第二预设值为8。所述验证集为子集2中的验证集,接着,计算重新得到的血压值与实际血压值的差值和方差,若所述差值位于第一预设值区间范围内,所述方差小于第二预设值,则说明该深度神经网络模型训练成功,则训练完成。

[0178] 应当理解,在深度神经网络模型的训练结果不够准确时,则重新进行深度神经网络模型的训练,以使深度神经网络模型得到预期的效果。

[0179] 本实施例中,通过对变分编码器和深度神经网络模型的测试和验证,防止变分编码器的训练不够准确就直接训练神经网络模型,从而导致神经网络模型的训练也不够准确。本实施例提高了变分编码器训练的准确性,也进一步提高了神经网络模型训练的准确性,相应的提高了后续测量血压的准确性。

[0180] 进一步地,基于第一至第三实施例提出本发明血压测量方法的第四实施例。

[0181] 血压测量方法的第四实施例与血压测量方法的第一至第三实施例的区别在于,参照图6,所述步骤S20之前,所述方法还包括:

[0182] 步骤S50,在每个指标变量的指标变量集合中,确定出最大值和最小值;

[0183] 步骤S60,在每个指标变量集合中采用每个指标变量的值减去最小值得到第一差值,采用最大值减去最小值得到第二差值;

[0184] 步骤S70,计算各个第一差值与第二差值的商值,并将各个商值乘以预设系数,得到归一化后的各个指标变量,并根据归一化后的各个指标变量更新指标变量集合。

[0185] 在本实施例中,在得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合之后,由于不同次数采集的血压数据中,可能会出现幅度不同的情况,例如第一次采集的血压数据中,某两个指标变量为1、2,第二次采集的血压数据中,该两个指标变量为10、20,实际上两个指标变量的关系是相同,若是直接将数据进行使用,会导致处理结果出现误差,因此,本实施例中,在得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合之后,对每个指标变量的指标变量集合进行归一化处理,具体地:先在每个指标变量的指标变量集合中,确定出最大值和最小值,然后在每个指标变量集合中采用每个指标变量的值减去最小值得到第一差值,采用最大值减去最小值得到第二差值,接着计算各个第一差值与第二差值的商值,并将各个商值乘以预设系数,得到归一化后的各个指标变量,具体的计算公式如下:

$$[0186] \quad X_{\text{norm}} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} (0.99 - 0.1) + 0.1$$

[0187] 其中,X为待归一化的变量, $X_{\text{norm}}$ 是归一化后的变量。

[0188] 在归一化处理,根据归一化后的各个指标变量更新指标变量集合。

[0189] 在本实施例中,通过对每个指标变量的指标变量集合进行归一化处理,提高了数据处理的准确性,使得后续训练变分编码器和深度神经网络模型的准确性也提高,相应的,也提高了后续测量血压的准确性。

[0190] 综上所述,本发明实施例中,具有以下特点:

[0191] 使用参数化的bootstrap采样法扩充数据的样本,解决样本量偏少的问题。

[0192] 使用变分编码器,进一步编码数据,使得数据的代表性更强,更利于训练深度神经网络,不宜陷入局部最优值,由于变分编码器的损失函数中加入了KL散度,则其可以根据要求的分布,自己生成编码数据。

[0193] 使用深度神经网络,使得血压的测量不在依赖于传统的经验系数以及模型法固有的系统误差,提高了血压测量的准确性。

[0194] 此外,本发明实施例还提出一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有血压测量程序,所述血压测量程序被处理器执行时实现如上文所述的血压测量方法的步骤。

[0195] 计算机可读存储介质的具体实施方式与上述血压测量方法的各个实施方式基本一致,此处不做赘述。

[0196] 需要说明的是,在本文中,术语“包括”、“包含”或者其任何其它变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者装置不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其它要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者装置所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括该要素的过程、方法、物品或者装置中还存在另外的相同要素。

[0197] 上述本发明实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。

[0198] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件,但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质(如ROM/RAM、磁碟、光盘)中,包括若干指令用以使得一台终端设备(可以是固定终端,如物联网智能设备,包括智能空调、智能电灯、智能电源、智能路由器等智能家居;也可以是移动终端,包括智能手机、可穿戴的联网AR/VR装置、智能音箱、自动驾驶汽车等诸多联网设备)执行本发明各个实施例所述的方法。

[0199] 以上仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其它相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

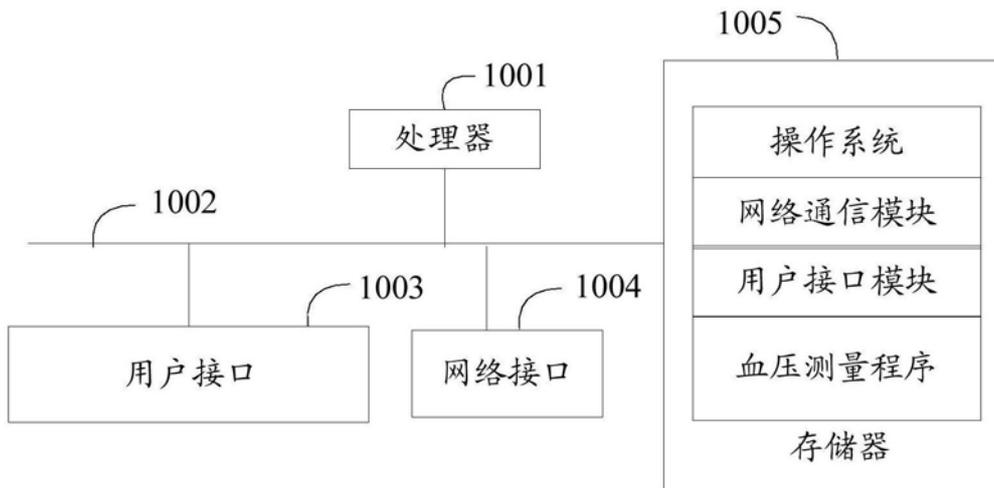


图1

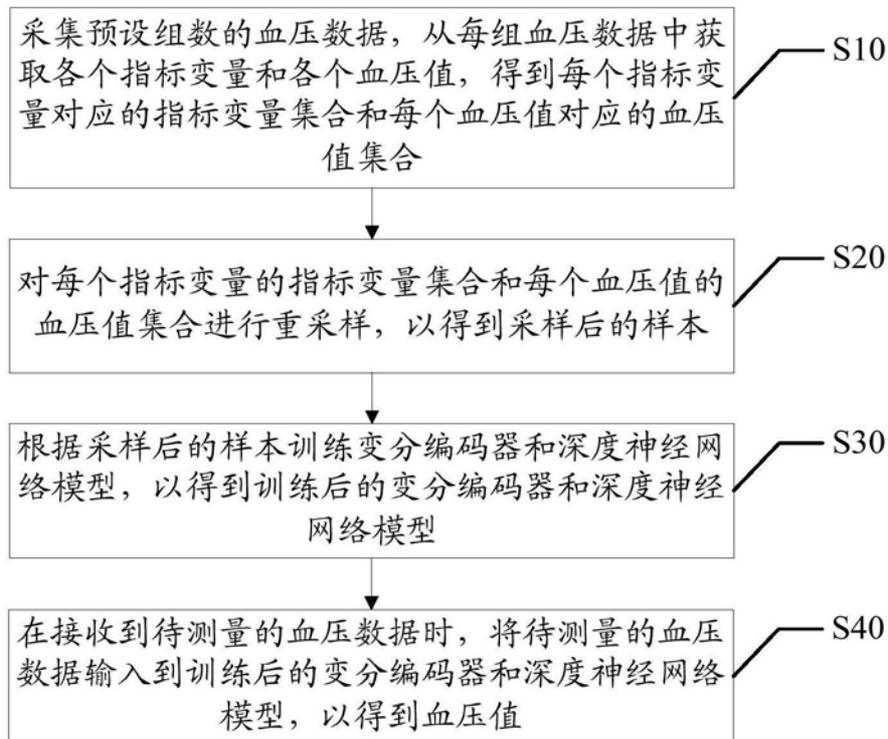


图2

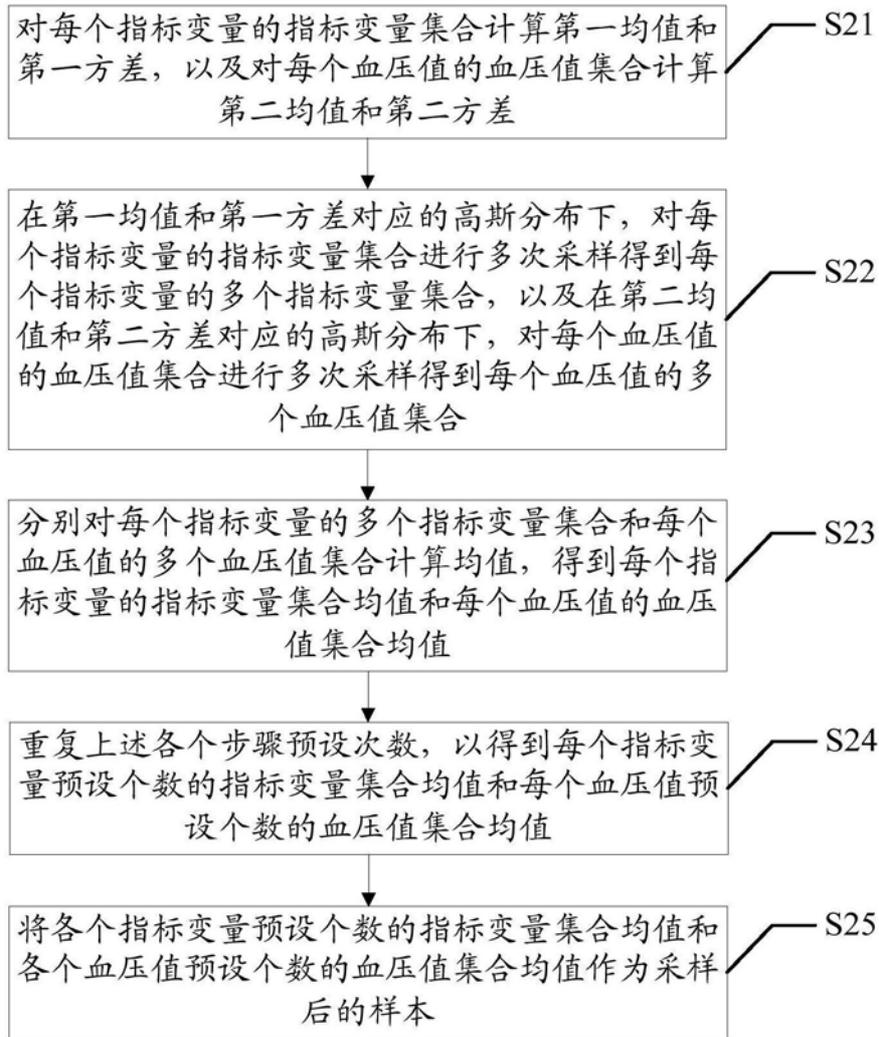


图3

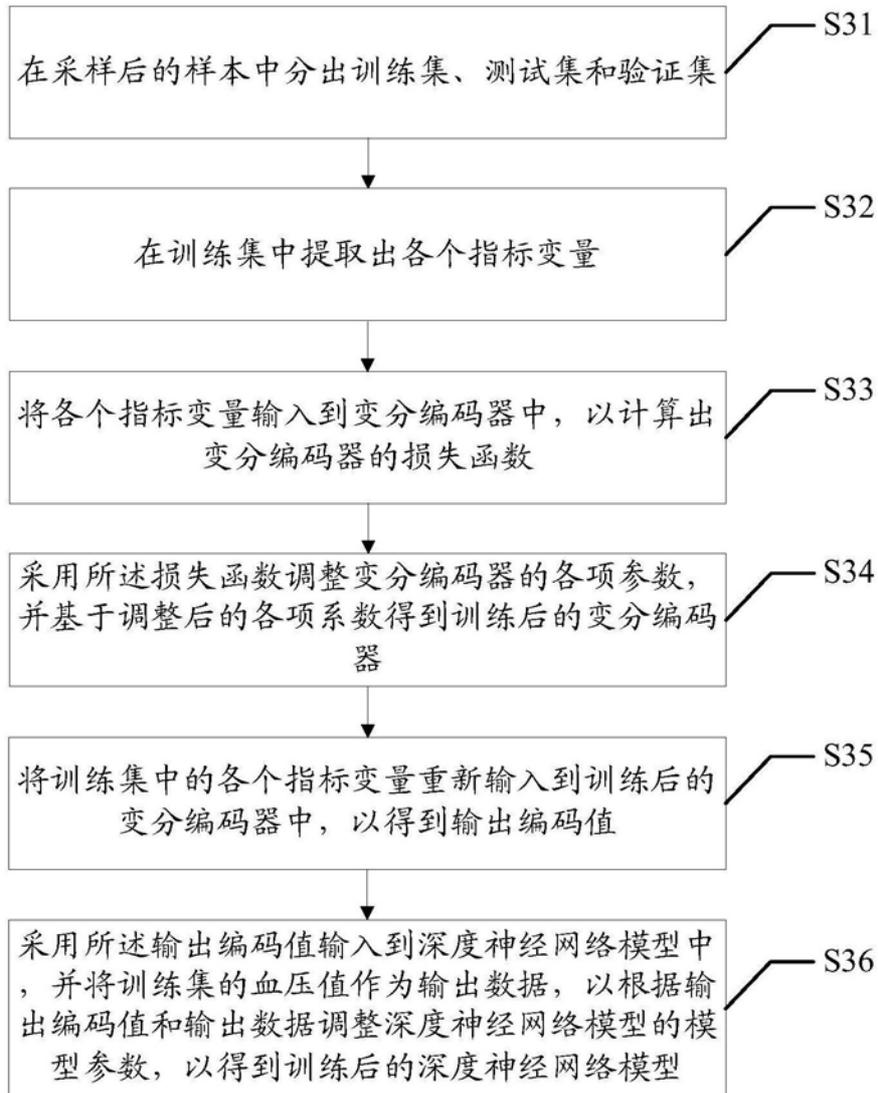


图4

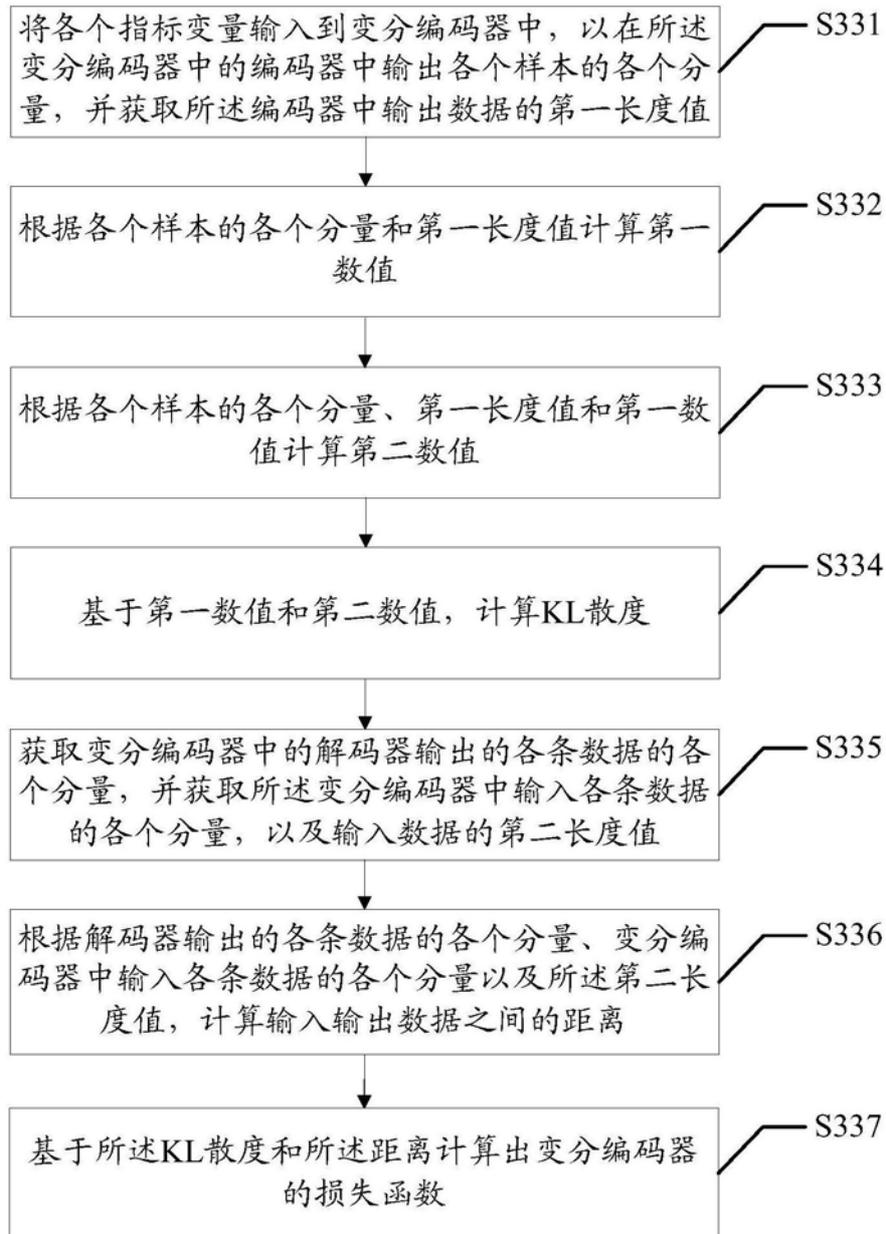


图5

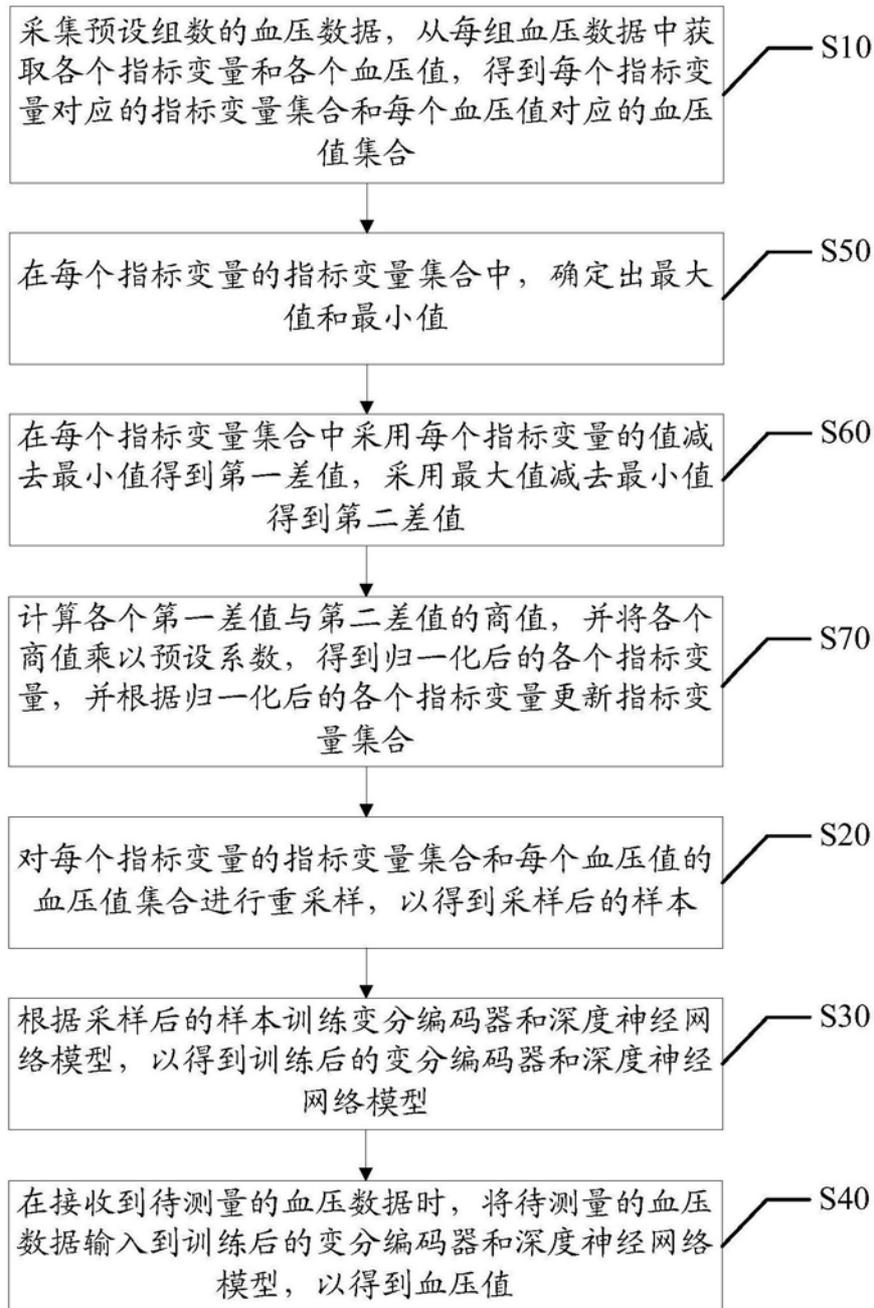


图6

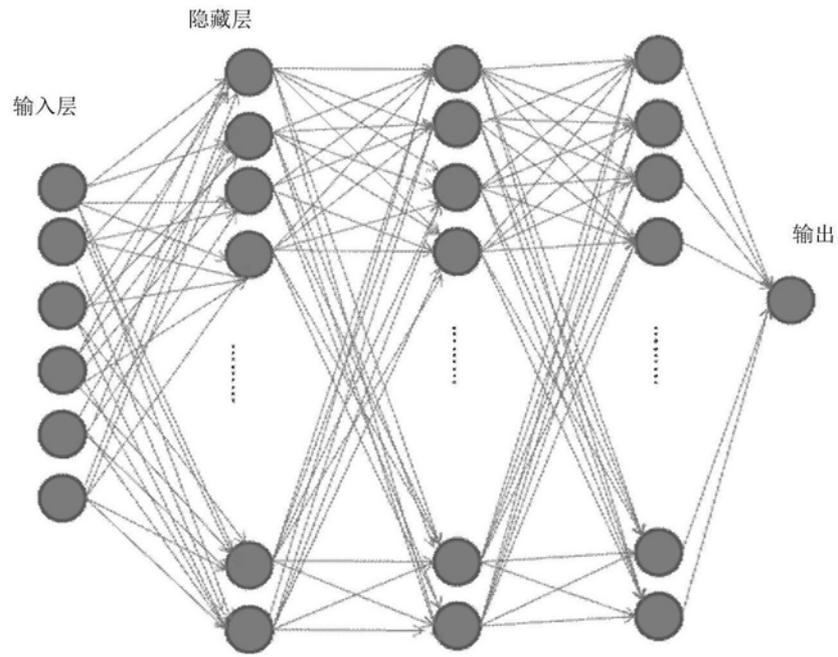


图7

|                |  |         |            |
|----------------|--|---------|------------|
| 专利名称(译)        | 血压测量方法、终端和计算机可读存储介质                            |         |            |
| 公开(公告)号        | <a href="#">CN108567420A</a>                   | 公开(公告)日 | 2018-09-25 |
| 申请号            | CN201810208480.9                               | 申请日     | 2018-03-15 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 深圳竹信科技有限公司                                     |         |            |
| 申请(专利权)人(译)    | 深圳竹信科技有限公司                                     |         |            |
| 当前申请(专利权)人(译)  | 深圳竹信科技有限公司                                     |         |            |
| [标]发明人         | 郑慧敏  |         |            |
| 发明人            | 郑慧敏  |         |            |
| IPC分类号         | A61B5/021 A61B5/00                             |         |            |
| CPC分类号         | A61B5/021 A61B5/7246 A61B5/7267                |         |            |
| 代理人(译)         | 胡海国<br>晏波                                      |         |            |
| 外部链接           | <a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a> |         |            |

摘要(译)

本发明公开了一种血压测量方法，终端和计算机可读存储介质，所述方法包括：采集预设组数的血压数据，从每组血压数据中获取各个指标变量和各个血压值，得到每个指标变量对应的指标变量集合和每个血压值对应的血压值集合；对每个指标变量的指标变量集合和每个血压值的血压值集合进行重采样，以得到采样后的样本；根据采样后的样本训练变分编码器和深度神经网络模型，以得到训练后的变分编码器和深度神经网络模型；在接收到待测量的血压数据时，将待测量的血压数据输入到训练后的变分编码器和深度神经网络模型，以得到血压值。本发明解决样本量偏少的问题，提高了血压测量的准确性。

