



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110507296 A

(43)申请公布日 2019.11.29

(21)申请号 201910738555.9

(22)申请日 2019.08.12

(71)申请人 重庆大学

地址 400044 重庆市沙坪坝区沙正街174号

(72)发明人 吴映波 何委燊 赵朋朋 吉皇

吴杰 周敏 骈伟国

(74)专利代理机构 重庆中流知识产权代理事务
所(普通合伙) 50214

代理人 胡长生

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

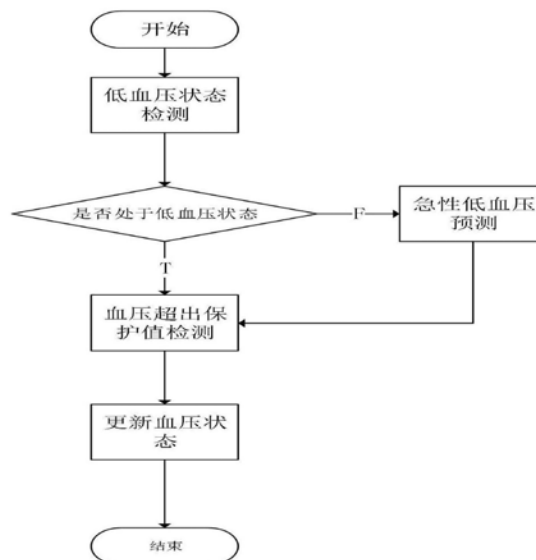
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,首先导入采集的生理数据序列,对其进行低血压事件检测,如果当前处于低血压状态,输出结果低血压预警,如果当前没有处于低血压状态,进行急性低血压事件预测,若预测下一时段会发生急性低血压,输出结果低血压预测预警,然后进行血压保护值检测,若超出保护值输出结果血压超出保护值,返回两个结果进行预警。本发明急性低血压进行预测预警,从而为监护人员争取时间,保证患者在康复训练时的安全,使心脏运动康复变得更加科学、高效和安全。



1. 一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,其特征在于,所述急性低血压混合预警方法包括以下步骤:

步骤A,导入采集的生理数据序列,对其进行低血压事件检测,若检测到当前处于低血压状态,则输出结果为低血压预警,进入步骤C,否则,进入步骤B;

步骤B,对当前所采集的生理数据序列进行急性低血压事件预测,若预测到下一时段会发生急性低血压,则输出结果为低血压预测预警,而后进入步骤C;

步骤C,进行血压保护值检测,若超出保护值,则输出结果血压超出保护值,返回步骤A和步骤B中的两个结果进行预警,该血压保护值为低血压阈值;

其中,所述步骤B中预测过程包括基于LSTM网络建立预警模型,并对该模型进行训练,该训练步骤依次包括为步骤X1、步骤X2、步骤X3、步骤X4;

步骤X1,导入采集的生理数据序列,对该数据进行预处理;

步骤X2,对预处理后的信号进行小波分解;

步骤X3,通过LSTM神经网络结构对下一段时间的细节系数和接近系数进行预测;

步骤X4,对第前一步骤所预测的数据进行小波重构,进而得到信号时间序列预测结果。

2. 根据权利要求1所述的基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,其特征在于,步骤A还包括对是否已经处于急性低血压状态进行检测,该检测过程包括如下步骤:

步骤1,根据所导入采集的生理数据序列,在该生理数据序列的队列中,固定一个指针作为起点,队尾作为终点,同时使用整型变量N记录起点到终点的平均动脉压序列中血压值低于低血压阈值的数据个数;

步骤2,每次有数据入队时,查看固定指针所指的数据的平均动脉压是否低于低血压阈值,若是,则整型变量N减一,否则,不进行加减,入队新数据;

步骤3,若新血压值小于低血压阈值,那么变量整型变量N加一,否则不进行加减;

步骤4,判断整型变量N与反应时间的比例是否大于低血压阈值百分比,若是,则输出结果为低血压状态。

3. 根据权利要求1或2所述的基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,其特征在于,步骤A还包括对急性低血压事件进行预测预警,该预测预警是将所导入采集的生理数据序列放入步骤X所训练的模型当中去进行预测,其包括如下过程:

针对一段时间内病人的生理信号数据,判断其平均动脉压是否满足 Γ_{tq}^p ,该平均动脉压

的计算公式为:
$$MAP = \frac{2 \times Diastolic + Systolic}{3};$$

其中,MAP为平均动脉压;Diastolic为舒张压;Systolic为收缩压;p表示低血压阈值吗,其单位为mmHg;t表示反应时间,其单位为分钟;q表示低血压阈值百分比。

4. 根据权利要求1所述的基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,其特征在于,步骤X1中对数据进行预处理包括以下步骤:

步骤1,在所导入采集的生理数据序列中存在离群点,剔除该离群点,同时,将平均动脉压高于140mmHg和低于35mmHg的数据置为零;

步骤2,填充缺失值,对于缺失的值使用线性插值将其填充,具体公式如下:

$$y = \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} y_0 + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} y_1 ;$$

其中, (x_1, y_1) 和 (x_0, y_0) 表示缺失段两端的端点。

5. 根据权利要求1所述的基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法, 其特征在于, 步骤X2的分解过程和X4的重构过程为如图4所示, 其分解结果为:

$$\begin{aligned} X(t) &= A_1(t) + D_1(t) \\ &= A_2(t) + D_2(t) + D_1(t) \\ &= A_3(t) + D_3(t) + D_3(t) + D_1(t) \\ &= A_L(t) + D_L(t) + D_{L-1}(t) + \dots + D_1(t) \end{aligned}$$

其中, $H[\cdot]$ 和 $L[\cdot]$ 分别是分解过程中的高通滤波器和低通滤波器, $H'[\cdot]$ 和 $L'[\cdot]$ 分别是重构过程中的高通滤波器和低通滤波器; $D_L(t)$ 与 $A_L(t)$ 分别是第L层分解的细节系数和接近系数, 将得到这两个新的系数序列作为输入去预测下一时段的分解系数。

6. 根据权利要求1所述的基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法, 其特征在于, 在步骤X3中, LSTM网络中包括输入层、隐含层和输出层, 在隐含层的神经元上加入与输出门、输入门和遗忘门, 同时对LSTM网络结构中的参数进行调整, 调整参数包括:

Activation层, 将其激活函数默认设置为tanh;

Recurrent_activation循环步, 将其激活函数默认设置为hard_sigmoid;

添加Dropout, 训练中的神经元按照概率P被丢弃, P为0.5;

Timestep设定, 设定为每个数据与其前一段的时间序列的输入数据相关联;

隐含层个数设置范围为 $\log_2 N \sim 2N$, N为输入层节点数;

Batch_size设定, 设定为本次训练模型中的样本数目总数;

Epochs设定, 该设定对应所有样本完整训练的次数;

Loss Function设定, 设置Loss Function为MAE, 当Loss Function在收敛时, 即停止模型的训练;

Optimizer设定, 采用Adam。

一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗技术领域,尤其涉及一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法。

背景技术

[0002] 血压是一个人健康状况的重要指标,其也是反映心血管疾病的主要特征之一。血压过高容易发生心肌梗死、心力衰竭、脑出血等突发状况。为了预防血压的不良变化带来严重后果,提前对血压进行预测以监控血压变化非常重要。

[0003] 随着心血管疾病治疗理念的进步,越来越多的医学工作者开始提倡心脏康复。心脏运动康复作为心脏康复五大处理方法之一,也越来越受到人们的重视。心脏运动康复对提高病人生活质量,帮助病人重返正常生活起着重要的作用。科学有效的康复运动,能够提高心脏病患者的有氧运动耐力,促进新陈代谢,改善预后质量,降低死亡率。在心脏运动康复中,急性低血压是心脏病常见的并发症,常见于体质较弱或病情严重的病人。低血压容易导致头晕,肢软,摔倒,甚至导致心脏缺血而触发心脏异常事件发生。

[0004] 为此,现有技术出现了通过血压测量数据对血压值进行预测的研究,该方面研究包括基于机器学习算法和神经网络算法进行的模型预测。其中,通过机器学习算法中的回声状态网络来进行血压预测,该回声状态网络是为解决传统递归神经网络(RNN)出现梯度消失与梯度爆炸问题而提出,其在RNN中添加了储备池来对简单时序数据进行记忆,但该网络只能进行短期的记忆,不能很好处理复杂动态问题;分别采用神经网络算法中的BP神经网络和径向基神经网络,通过使用用户个人信息预测用户的舒张压情况,对高于舒张压正常范围的用户进行提醒,对用户信息与舒张压情况建立关系,但该方法仅有单次预测能力,不具有实时预测,实时监控的能力,不能及时为用户提供血压预警。

[0005] 综上所述,为解决上述问题,并保证患者可以进行安全、有效的康复运动训练,本领域亟待一种心脏运动康复中急性低血压预警方法,

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供了一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,对急性低血压进行预测预警,从而为监护人员争取时间,保证患者在康复训练时的安全,使心脏运动康复变得更加科学、高效和安全。

[0007] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,所述急性低血压混合预警方法包括以下步骤:

[0008] 步骤A,导入采集的生理数据序列,对其进行低血压事件检测,若检测到当前处于低血压状态,则输出结果为低血压预警,进入步骤C,否则,进入步骤B;

[0009] 步骤B,对当前所采集的生理数据序列进行急性低血压事件预测,若预测到下一时段会发生急性低血压,则输出结果为低血压预测预警,而后进入步骤C;

[0010] 步骤C,进行血压保护值检测,若超出保护值,则输出结果血压超出保护值,返回

步骤A和步骤B中的两个结果进行预警,该血压保护值为低血压阈值;

[0011] 其中,所述步骤B中预测过程包括基于LSTM网络建立预警模型,并对该模型进行训练,该训练步骤依次包括为步骤X1、步骤X2、步骤X3、步骤X4;

[0012] 步骤X1,导入采集的生理数据序列,对该数据进行预处理;

[0013] 步骤X2,对预处理后的信号进行小波分解;

[0014] 步骤X3,通过LSTM神经网络结构对下一段时间的细节系数和接近系数进行预测;

[0015] 步骤X4,对前一步骤所预测的数据进行小波重构,进而得到信号时间序列预测结果。

[0016] 优选地,步骤A还包括对是否已经处于急性低血压状态进行检测,该检测过程包括如下步骤:

[0017] 步骤1,根据所导入采集的生理数据序列,在该生理数据序列的队列中,固定一个指针作为起点,队尾作为终点,同时使用整型变量N记录起点到终点的平均动脉压序列中血压值低于低血压阈值的数据个数;

[0018] 步骤2,每次有数据入队时,查看固定指针所指的数据的平均动脉压是否低于低血压阈值,若是,则整型变量N减1,否则,不进行加减,入队新数据;

[0019] 步骤3,若新血压值小于低血压阈值,那么变量整型变量N加1,否则不进行加减;

[0020] 步骤4,判断整型变量N与反应时间的比例是否大于低血压阈值百分比,若是,则输出结果为低血压状态。

[0021] 优选地,步骤A还包括对急性低血压事件进行预测预警,该预测预警是将所导入采集的生理数据序列放入步骤X所训练的模型当中去进行预测,其包括如下过程:

[0022] 针对一段时间内病人的生理信号数据,判断其平均动脉压是否满足 Γ_{tq}^p ,该平均

动脉压的计算公式为:
$$MAP = \frac{2 \times Diastolic + Systolic}{3};$$

[0023] 其中,MAP为平均动脉压;Diastolic为舒张压;Systolic为收缩压;p表示低血压阈值吗,其单位为mmHg;t表示反应时间,其单位为分钟;q表示低血压阈值百分比。

[0024] 优选地,步骤X1中对数据进行预处理包括以下步骤:

[0025] 步骤1,在所导入采集的生理数据序列中存在离群点,剔除该离群点,同时,将平均动脉压高于140mmHg和低于35mmHg的数据置为零;

[0026] 步骤2,填充缺失值,对于缺失的值使用线性插值将其填充,具体公式如下:

[0027]
$$y = \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} y_0 + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} y_1;$$

[0028] 其中,(x_1, y_1)和(x_0, y_0)表示缺失段两端的端点。

[0029] 优选地,步骤X2的分解过程和X4的重构过程为如图4所示,其分解结果为:

[0030]

[0031]

[0032] $X(t) = A_1(t) + D_1(t)$

[0033] $= A_2(t) + D_2(t) + D_1(t)$

[0034] $= A_3(t) + D_3(t) + D_3(t) + D_1(t)$

[0035] $=A_L(t)+D_L(t)+D_{L-1}(t)+\dots+D_1(t)$

[0036] 其中, $H[\cdot]$ 和 $L[\cdot]$ 分别是分解过程中的高通滤波器和低通滤波器, $H'[\cdot]$ 和 $L'[\cdot]$ 分别是重构过程中的高通滤波器和低通滤波器; $D_L(t)$ 与 $A_L(t)$ 分别是第L层分解的细节系数和接近系数,将得到这两个新的系数序列作为输入去预测下一时段的分解系数。

[0037] 优选地,在步骤X3中,LSTM网络中包括输入层、隐含层和输出层,在隐含层的神经元上加入与输出门、输入门和遗忘门,同时对LSTM网络结构中的参数进行调整,调整参数包括:

[0038] Activation层,将其激活函数默认设置为tanh;

[0039] Recurrent_activation循环步,将其激活函数默认设置为hard_sigmoid;

[0040] 添加Dropout,训练中的神经元按照概率P被丢弃,P为0.5;

[0041] Timestep设定,设定为每个数据与其前一段的时间序列的输入数据相关联;

[0042] 隐含层个数设置范围为 $\log_2 N \sim 2N$,N为输入层节点数;

[0043] Batch_size设定,设定为本次训练模型中的样本数目总数;

[0044] Epochs设定,该设定对应所有样本完整训练的次数;

[0045] Loss Function设定,设置Loss Function为MAE,当Loss Function在收敛时,即停止模型的训练;

[0046] Optimizer设定,采用Adam。

[0047] 本发明的有益效果在于:

[0048] 1、通过提前对患者的低血压事件进行预判,当发生异常情况时,能够提前预警,给监护人员争取了时间,避免了意外的发生,保证了患者能够高效安全的进行康复运动;

[0049] 2、通过Lstm模型对检测者进行低血压预测,数据可靠,预测准确,效率高;

[0050] 3、通过低血压检测预警、低血压预测预警和血压保护值预警的混合预警方式,能够最大程度的对低血压异常事件进行预警作用,避免了单一预警方式无法全面的对低血压进行预警,进而会对病情造成延误。

附图说明

[0051] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,下面描述中的附图仅仅是本发明的部分实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他附图:

[0052] 图1为本发明一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法中的急性低血压预警流程图;

[0053] 图2为本发明为本发明一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法中对低血压事件检测的判断流程图;

[0054] 图3为本发明为本发明一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法中的LSTM网络结构局部示意图;

图4为本发明为本发明一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法中步骤X2的分解过程和X4的重构过程的过程示意图。

具体实施方式

[0055] 为了使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整的描述,显然,所描述的实施例是本发明的部分实施例,而不是全部实施例。基于本发明的实施例,本领域普通技术人员在没有付出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明的保护范围。

[0056] 在实施例1中,一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法,所述急性低血压混合预警方法包括以下步骤:

[0057] 步骤A,导入采集的生理数据序列,对其进行低血压事件检测,若检测到当前处于低血压状态,则输出结果为低血压预警,进入步骤C,否则,进入步骤B;

[0058] 步骤B,对当前所采集的生理数据序列进行急性低血压事件预测,若预测到下一时段会发生急性低血压,则输出结果为低血压预测预警,而后进入步骤C;

[0059] 步骤C,进行血压保护值检测,若超出保护值,则输出结果血压超出保护值,返回步骤A和步骤B中的两个结果进行预警,该血压保护值为低血压阈值;

[0060] 其中,所述步骤B中预测过程包括基于LSTM网络建立预警模型,并对该模型进行训练,该训练步骤依次包括为步骤X1、步骤X2、步骤X3、步骤X4;

[0061] 步骤X1,导入采集的生理数据序列,对该数据进行预处理;

[0062] 步骤X2,对预处理后的信号进行小波分解;

[0063] 步骤X3,通过LSTM神经网络结构对下一段时间的细节系数和接近系数进行预测;

[0064] 步骤X4,对前一步骤所预测的数据进行小波重构,进而得到信号时间序列预测结果。

[0065] 急性低血压混合预警包括低血压事件检测预警、急性低血压事件预测预警和血压值超过保护值预警。根据急性低血压的定义,即血压值因某些原因从正常或较高值出现明显下降,大脑、心脏、肾脏等重要器官因缺血使人出现头晕、眼黑、肢软、冷汗、心悸、少尿等症状,严重者出现晕厥或休克,通过使用平均动脉压来判断低血压状态,数据可靠,症状预测较准。人的正常平均动脉压范围是70mmHg~105mmHg,在此范围以下即为低血压状态,故,将低血压阈值范围设定为70mmHg。

[0066] 对于检测病人是否已经处于急性低血压状态,将通过病人的低血压事件进行定义,包括建立数据队列检测机制,即将所检测病人的每一起低血压事件按反应时间顺序编号排入数据队列中,如图2所示,在队列中固定一个指针作为起点,队尾作为终点,并使用一个整型变量N记录起点到终点的平均动脉压序列中血压值低于低血压阈值的数据个数。每次有数据入队时,查看固定指针所指的数据的平均动脉压是否低于低血压阈值,如果是,则整型变量N减一,否则不进行加减,然后入队新数据。如果新血压值小于低血压阈值,那么整型变量加一,否则不进行加减。最后,通过整型变量N与反应时间的比例是否大于低血压阈值百分比来判断其是否已处于急性低血压状态。

[0067] 对于急性低血压事件进行预测预警,将通过步骤X中所建立的基于LSTM网络的预警模型进行预测预警。其中,输入上述数据队列至模型中进行预测,并对急性低血压预测进行定义:包括通过给定一段时间内病人的生理信号数据,判断该段时间之后病人的平均动脉压是否满足,即是否会发生急性低血压事件。其中p表示低血压阈值,单位是mmHg,t表示反应时间,单位是分钟,Q表示低血压阈值百分比。例如 $\Gamma_{20,0.7}^{70}$ 表示病人的平均动脉压在

不少于20分钟 内有70%的值小于等于70mmHg。

[0068] 进一步地,步骤A还包括对是否已经处于急性低血压状态进行检测,该检测过程包括如下步骤:

[0069] 步骤1,根据所导入采集的生理数据序列,在该生理数据序列的队列中,固定一个指针作为起点,队尾作为终点,同时使用整型变量N记录起点到终点的平均动脉压序列中血压值低于低血压阈值的数据个数;

[0070] 步骤2,每次有数据入队时,查看固定指针所指的数据的平均动脉压是否低于低血压阈值,若是,则整型变量N减一,否则,不进行加减,入队新数据;

[0071] 步骤3,若新血压值小于低血压阈值,那么变量整型变量N加一,否则不进行加减;

[0072] 步骤4,判断整型变量N与反应时间的比例是否大于低血压阈值百分比,若是,则输出结果为低血压状态。

[0073] 进一步地,步骤A还包括对急性低血压事件进行预测预警,该预测预警是将所导入采集的生理数据序列放入步骤X所训练的模型当中去进行预测,其包括如下过程:

[0074] 针对一段时间内病人的生理信号数据,判断其平均动脉压是否满足 Γ_{tq}^p ,该平均

动脉压的计算公式为:
$$MAP = \frac{2 \times Diastolic + Systolic}{3};$$

[0075] 其中,MAP为平均动脉压;Diastolic为舒张压;Systolic为收缩压;p表示低血压阈值吗,其单位为mmHg;t表示反应时间,其单位为分钟;q表示低血压阈值百分比。

[0076] 进一步地,步骤X1中对数据进行预处理包括以下步骤:

[0077] 步骤1,在所导入采集的生理数据序列中存在离群点,剔除该离群点,同时,将平均动脉压高于140mmHg和低于35mmHg的数据置为零;

[0078] 步骤2,填充缺失值,对于缺失的值使用线性插值将其填充,具体公式如下:

[0079]
$$y = \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} y_0 + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} y_1;$$

[0080] 其中,(x_1, y_1)和(x_0, y_0)表示缺失段两端的端点。

[0081] 具体地,在步骤1中,考虑到在采集病人血压信号的过程中,存在因外部影响导致信号误差,同时,所采集信号远远脱离常规血压测量的值域时,例如高于140mmHg或低于35mmHg的血压值在医学角度上看来是极其异常、不合理,所以要将此类数据置零,以免影响预警模型中样本里数据的训练。

[0082] 进一步地,步骤X2的分解过程和X4的重构过程为如图4所示,其分解结果为:

[0083]

[0084]

[0085] $X(t) = A_1(t) + D_1(t)$

[0086] $= A_2(t) + D_2(t) + D_1(t)$

[0087] $= A_3(t) + D_3(t) + D_3(t) + D_1(t)$

[0088] $= A_L(t) + D_L(t) + D_{L-1}(t) + \dots + D_1(t)$

[0089] 其中, $H[\cdot]$ 和 $L[\cdot]$ 分别是分解过程中的高通滤波器和低通滤波器, $H'[\cdot]$ 和 $L'[\cdot]$ 分别是重构过程中的高通滤波器和低通滤波器; $D_L(t)$ 与 $A_L(t)$ 分别是第L层分解的细

节系数和接近系数,将得到这两个新的系数序列作为输入去预测下一时段的分解系数。

[0090] 具体地,在分解阶段,低通滤波器去除输入信号的高频部分输出低频部分,高通滤波器滤掉低频部分输出高频部分,然后将滤波后的信号进行降采样两次,得到近似系数和细节系数。重构是分解的逆过程,其中,对于高质量的滤波器, $X(t) = X'(t)$ 。

[0091] 进一步地,在步骤X3中,LSTM网络中包括输入层、隐含层和输出层,在隐含层的神经元上加入与输出门、输入门和遗忘门,同时对LSTM网络结构中的参数进行调整,调整参数包括:

[0092] Activation层,将其激活函数默认设置为tanh;

[0093] Recurrent_activation循环步,将其激活函数默认设置为hard_sigmoid;

[0094] 添加Dropout,训练中的神经元按照概率P被丢弃,P为0.5;

[0095] Timestep设定,设定为每个数据与其前一段的时间序列的输入数据相关联;

[0096] 隐含层个数设置范围为 $\log 2N \sim 2N$,N为输入层节点数;

[0097] Batch_size设定,设定为本次训练模型中的样本数目总数;

[0098] Epochs设定,该设定对应所有样本完整训练的次数;

[0099] Loss Function设定,设置Loss Function为MAE,当Loss Function在收敛时,即停止模型的训练;

[0100] Optimizer设定,采用Adam;

[0101] 具体地,通过Lstm神经网络结构去预测未来一段时间的细节系数和接近系数。LSTM是RNN的一个的变形。RNN是处理时间序列相关数据的最有效的工具,相比于其他神经网络,RNN的输出层的结果不仅与当前输入有关而且与上一次隐含层结果有关,这样就相当于对时间序列有了一定的记忆功能。通过在LSTM网络中设置三个阀门,以作用在RNN的节点上来调节之前的网络记忆状态是否作用于当前网络的计算。如图3所示,小圆圈表示加入的阀门。Activation层为激活层,该层用于LSTM网络中激活函数的设置,输入非线性函数,以完成非线性映射,其中,tanh为双曲正切函数,其为本激活层的默认激活函数设置;Recurrent_activation为循环步施加的激活函数,并采用默认函数设置hard_sigmoid,该函数是逻辑激活函数中的分段线性近似,其作用于提高模型的学习速度,以警醒更快的急性低血压预测预警;考虑到在模型的训练当中,如果模型的参数太多,而训练样本又太少,训练出来的模型很容易产生过拟合的现象,进而导致测试数据上损失函数比较大,预测准确率较低,同时为了提高准确率,需要花费大量的时间对样本进行反复的训练,所以在此,为了降低过拟合和时间消耗问题,使用Dropout,具体包括在模型中的前向传播过程中,让某个神经元的激活值以一定的概率p停止工作,进而防止其过度依赖局部特征,进而使模型泛化性更强;Timestep为每个数据与之前多少个的时间序列的输入的数据相关联,隐含层个数取决于参考值 $2N$ 和 $\log 2N$ 之间,N为输入层节点数,当隐含层节点数设置小于 $\log 2N$ 时,网络的拟合效果会下降;当设置大于 $2N$ 时,训练时间会延长,且易陷入局部极小点;Batch_size表示一次训练的样本数目,该参数会影响到模型的优化程度和训练速度,Batch_size值越大,训练速度会越快,即结果误差收敛越快,但是模型的泛化能力会降低,所以该取值根据检测时的数据量而定;Epochs为迭代次数,即指使用所有样本完整训练的次数,设置Loss Function(损失函数)为MAE(平均绝对误差),以表示训练结果误差,当Loss函数在收敛时即停止训;Optimizer为优化器,该优化器设置为Adam,用于计

算更新步长,相较于 MomentumAdagrad、Adadelta、RMSprop等优化器,其提高了模型学习效率,加强了适应性。另外,计算预测数据与真实数据的均方根误差(RMSE)来衡量预测值和实际值之间的偏差, RMSE为预测数据与真实数据的均方根误差,该值用于评价数据的变化程度, RMSE越小,说明预测模型预测结果精度更高,以此来调整LSTM网络中的参数。

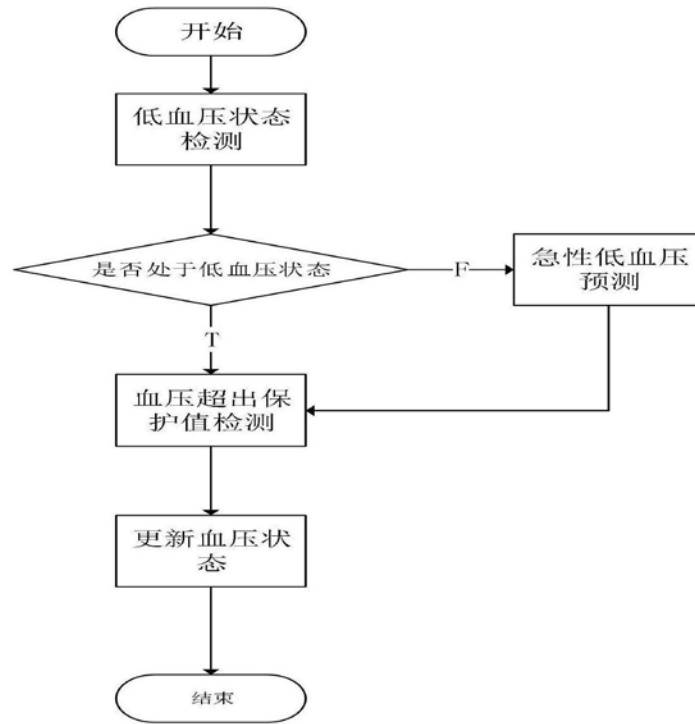


图1

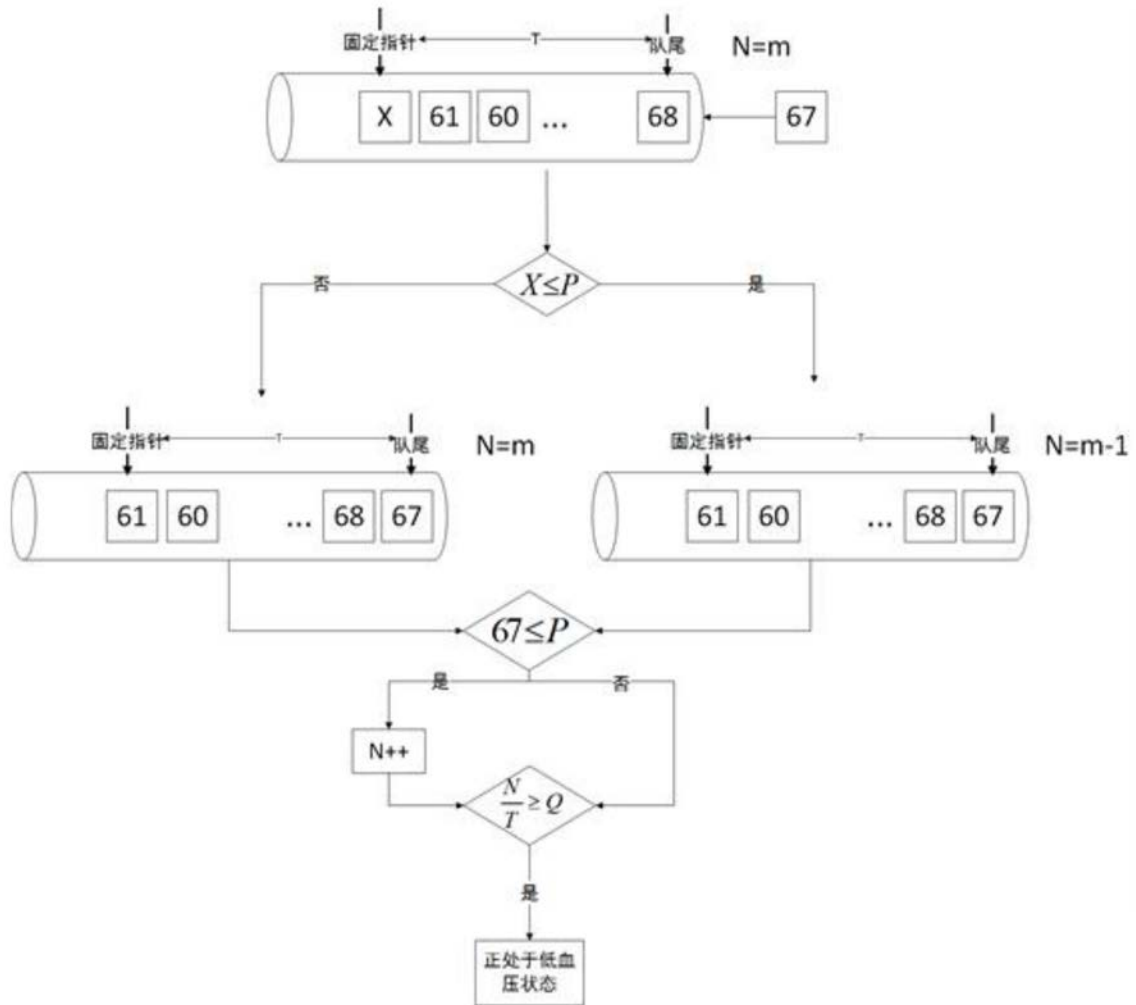


图2

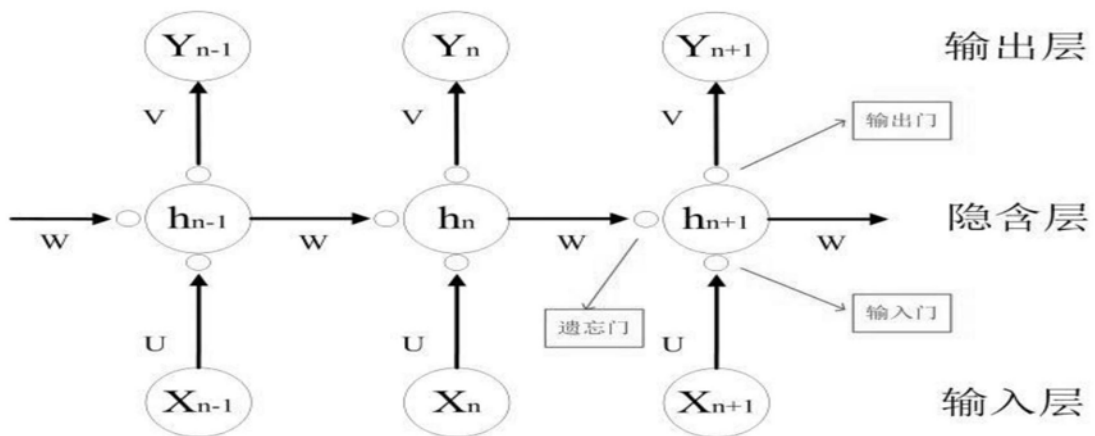


图3

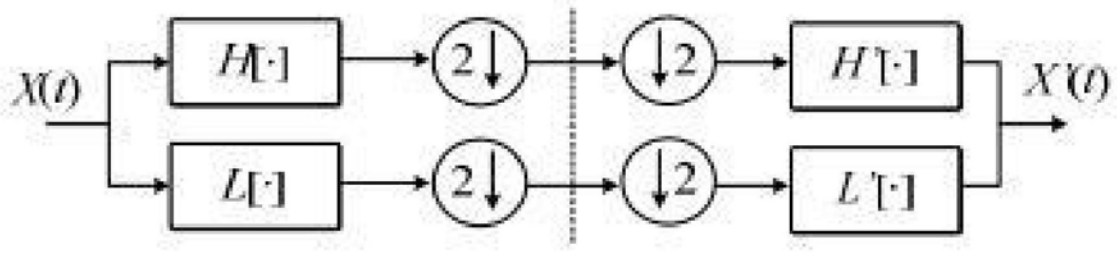


图4

专利名称(译)	一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法		
公开(公告)号	CN110507296A	公开(公告)日	2019-11-29
申请号	CN201910738555.9	申请日	2019-08-12
[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	吴映波 赵朋朋 吴杰 周敏		
发明人	吴映波 何委燧 赵朋朋 吉皇 吴杰 周敏 骈伟国		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/021 A61B5/7225 A61B5/7267 A61B5/746 A61B2576/023		
代理人(译)	胡长生		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于LSTM网络的急性低血压混合预警方法，首先导入采集的生理数据序列，对其进行低血压事件检测，如果当前处于低血压状态，输出结果低血压预警，如果当前没有处于低血压状态，进行急性低血压事件预测，若预测下一时段会发生急性低血压，输出结果低血压预测预警，然后进行血压保护值检测，若超出保护值输出结果血压超出保护值，返回两个结果进行预警。本发明急性低血压进行预测预警，从而为监护人员争取时间，保证患者在康复训练时的安全，使心脏运动康复变得更加科学、高效和安全。

