



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108847279 A

(43)申请公布日 2018.11.20

(21)申请号 201810391524.6

(22)申请日 2018.04.27

(71)申请人 吉林大学

地址 130000 吉林省长春市前进大街2699号

(72)发明人 吴疆 李肃义 叶壮

(74)专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569

代理人 王戈

(51)Int.Cl.

G16H 50/20(2018.01)

A61B 5/02(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

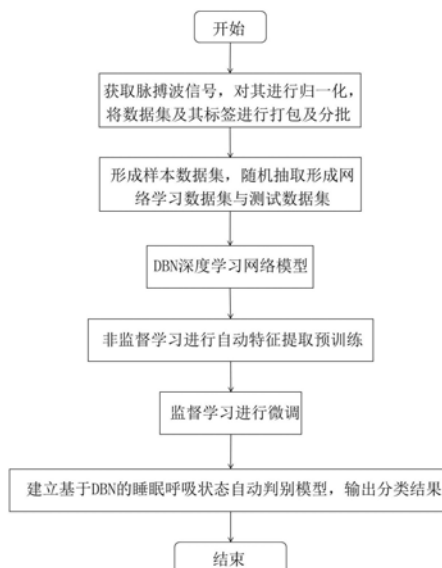
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统

(57)摘要

本发明公开一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统。所述判别方法包括:获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号;将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集;根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型;选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。通过建立模型的方法有效地完成了睡眠呼吸状态的自动判别,提高了自动判别的准确性。



1. 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,其特征在于,所述判别方法包括:

获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号;

将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集;

根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型;

选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。

2. 根据权利要求1所述的一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,其特征在于,所述根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立睡眠呼吸状态的自动判别模型具体包括:

将所述归一化脉搏波信号作为所述深度置信网络的输入参数,将所述睡眠呼吸状态作为所述深度置信网络的输出参数,构建深度置信网络结构;

确定训练参数,所述训练参数包括学习率、动量、初始的权重矩阵、可见层偏置、隐藏层偏置;

应用所述深度置信网络训练数据集对所述自动判别网络模型进行预训练;

对所述深度置信网络进行微调,获得所述自动判别模型。

3. 根据权利要求1所述的一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,其特征在于,所述对所述深度置信网络进行微调具体包括:

在所述深度置信网络的最后一层设置BP网络,接收受限玻尔兹曼机的输出特征量,有监督的训练分类器;

所述每一层的受限玻尔兹曼机网络只能确保自身层内的权值对该层特征向量映射达到最优;

所述BP网络将错误信息自顶向下传播至每一层受限玻尔兹曼机网络,微调整个所述深度置信网络。

4. 根据权利要求1所述的一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,其特征在于,所述构建深度置信网络结构的受限玻尔兹曼机网络的层数设置为3层。

5. 根据权利要求1所述的一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,其特征在于,所述训练参数具体为:学习率设置为1,动量设置为0,层间使用Sigmoid传递函数,权重矩阵初始化为0,所述可见层偏置和所述隐藏层偏置均初始化为0。

6. 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别系统,其特征在于,所述判别系统包括:

获取模块,用于获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号;

数据处理模块,用于将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集;

模型建立模块,用于根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型;

评估模块,用于选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。

## 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及深度学习技术在睡眠呼吸状态自动判别领域,特别是涉及基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法。

### 背景技术

[0002] 睡眠是人类生命活动的重要组成部分,是重要的生理、心理过程。良好的睡眠不仅可以恢复和调整体力,还可以保护大脑皮质,增强机体的新陈代谢,提高机体的免疫能力,同时也可提高认知能力及良好的情绪保持等。而相关睡眠障碍问题不仅是诱发高血压、冠心病等心脑血管疾病的重要因素,还与内分泌疾病、生长发育异常以及多种心理疾病相关,严重威胁人类生命健康及生存质量。在诸多睡眠障碍中,以睡眠过程中呼吸暂停最为常见,且对健康危害巨大。因此,判别睡眠过程中的呼吸状态成为研究热点。

[0003] 目前,睡眠呼吸状态判别的研究主要集中于以下方面:1、监测信号优化:血氧、鼻气流、呼吸等呼吸状态直接参数获取操作繁冗、设备穿戴复杂、抗干扰能力差,且对受试者睡眠质量影响较大。因此,减少测量的生理参数,获取与睡眠呼吸状态相关的间接参数,简化监测流程及操作成为该领域的主要研究方向。迄今为止,利用心电信号提取相关特征,配合适当的分类方法构建的自动判别模型是较为前沿且成熟的睡眠呼吸状态判别方案。但是心电电极材质以氯化银为主,致敏性高,耐受性差,并且监测过程需要至少佩戴两个以上,穿戴复杂,对睡眠质量仍存在较为明显的干扰。2、分类模型选择:应用机器学习方法构建睡眠呼吸状态自动判别模型,以实现睡眠呼吸状态的自动分类为当下的研究热点。至今,特征提取较成熟算法有主成分分析、独立成分分析、小波分析等,这些算法在很多领域上发挥着作用。目前睡眠呼吸状态自动判别方法中的特征提取亦多应用上述算法。然而,上述算法均需要人工提取特征,因此其准确率不可避免的受到人为因素的影响。Hinton于2006年提出了深度学习算法,该算法使用多重非线性变换对数据进行多层抽象,学习输入数据向量的隐藏结构,有利于后期对新样本的智能识别或预测。多隐层的网络具有优异的特征学习能力,学习得到的特征对数据有更本质的刻画,深度学习模型在特征提取及分类方面的应用成为当下的研究热点。

[0004] 现有技术亟需一种使用较少的生理信号、更为准确地完成睡眠呼吸状态判别。基于被测试者睡眠期间监测的脉搏波信号,利用深度学习深度置信网络(Deep Belief Network, DBN),构建睡眠呼吸状态自动判别模型,完成对睡眠呼吸状态的自动判别。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种能够通过较少的生理信号、更加准确地完成睡眠呼吸状态的判别的基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统。

[0006] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0007] 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,所述判别方法包括:

[0008] 获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号;

- [0009] 将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集;
- [0010] 根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型;
- [0011] 选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。
- [0012] 可选的,所述根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立睡眠呼吸状态的自动判别模型具体包括:
- [0013] 将所述归一化脉搏波信号作为所述深度置信网络的输入参数,将所述睡眠呼吸状态作为所述深度置信网络的输出参数,构建深度置信网络结构;
- [0014] 确定训练参数,所述训练参数包括学习率、动量、初始的权重矩阵、可见层偏置、隐藏层偏置;
- [0015] 应用所述深度置信网络训练数据集对所述自动判别网络模型进行预训练;
- [0016] 对所述深度置信网络进行微调,获得所述自动判别模型。
- [0017] 可选的,所述对所述深度置信网络进行微调具体包括:
- [0018] 在所述深度置信网络的最后一层设置BP网络,接收受限玻尔兹曼机的输出特征量,有监督的训练分类器;
- [0019] 所述每一层的受限玻尔兹曼机网络只能确保自身层内的权值对该层特征向量映射达到最优;
- [0020] 所述BP网络将错误信息自顶向下传播至每一层受限玻尔兹曼机网络,微调整个所述深度置信网络。
- [0021] 可选的,所述构建深度置信网络结构的受限玻尔兹曼机网络的层数设置为3层。
- [0022] 可选的,所述训练参数具体为:学习率设置为1,动量设置为0,层间使用Sigmoid传递函数,权重矩阵初始化为0,所述可见层偏置和所述隐藏层偏置均初始化为0。
- [0023] 为了实现上述目的,本发明还提供了如下方案:
- [0024] 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别系统,所述判别系统包括:
- [0025] 获取模块,用于获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号;
- [0026] 数据处理模块,用于将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集;
- [0027] 模型建立模块,用于根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型;
- [0028] 评估模块,用于选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。
- [0029] 根据本发明提供的具体实施例,本发明公开了以下技术效果:本发明公开了一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统,获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号,将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集,根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型。实现了方便有效的完

成睡眠呼吸状态的自动判别,提升了睡眠监测过程中的耐受性,提高了自动判别方法的准确率,提高了睡眠呼吸状态自动判别方法的实用性。

### 附图说明

[0030] 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,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0031] 图1为本发明提供了一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法的流程图;

[0032] 图2为本发明提供的深度置信学习网络的网络解析图。

### 具体实施方式

[0033] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0034] 本发明的目的是提供一种通过结构互连提升数据复用能力的同时,能够降低带宽的需求的卷积神经网络的硬件互连架构。

[0035] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0036] 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法,所述判别方法包括:

[0037] 获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号。

[0038] 将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集。

[0039] PhysioNet是由美国国立卫生研究院(NIH)联合多家科研机构建立的、目前世界上最权威的复杂生理信号研究资源网站之一。其中的MIT-BIH Polysomnography数据库提供了16名受试者夜间监测所得到的生理信号(采样率为250Hz),并由专家给出了相应的睡眠呼吸状态判别结果(每30s脉搏波数据对应一条注释,共计8248条注释,数据维度为7500×8248)。因此,本发明首先借助该数据库获取脉搏波信号,进行算法的研究,对模型进行验证与完善。

[0040] 将数据库获取的脉搏波信号数据进行归一化处理。

[0041] 离差标准化方法对原始数据进行线性变换。设 $\min(x)$ 和 $\max(x)$ 分别为属性x的最小值和最大值,将脉搏波数据的一个原始值x通过标准化映射成在区间[0,1]中的值,其公式为:

$$[0042] \quad \dot{x} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

[0043] 其中x为原始数据, $\dot{x}$ 为归一化后的数据。

[0044] 将归一化后的脉搏波信号数据及其对应的睡眠呼吸状态注释进行打包,形成一个数据集,并将数据分为若干批次,分批处理,以提高运算速度(小批量数据容量=100)。构成脉搏波信号数据与睡眠呼吸状态的映射关系样本数据集。随机抽取形成网络学习数据集与测试数据集。

[0045] 根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型;

[0046] 选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。

[0047] DBN深度学习网络包括输入层、隐层和输出层,脉搏波信号输入到深度学习网络,逐层计算后输出分类结果。所述根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立睡眠呼吸状态的自动判别模型具体包括:

[0048] 网络结构初始化。经预处理的7500维脉搏波信号数据作为深度置信网络的输入层。构成深度置信网络的受限玻尔兹曼机层数设定为3层,其网络结构为7500(输入层)-3500-1500-500-2(输出层)。

[0049] 将所述归一化脉搏波信号作为所述深度置信网络的输入参数,将所述睡眠呼吸状态作为所述深度置信网络的输出参数,构建深度置信网络结构。

[0050] 确定训练参数,所述训练参数包括学习率、动量、初始的权重矩阵、可见层偏置、隐藏层偏置。

[0051] 应用所述深度置信网络训练数据集对所述自动判别网络模型进行预训练。

[0052] 对所述深度置信网络进行微调,获得所述自动判别模型。

[0053] 可选的,所述对所述深度置信网络进行微调具体包括:

[0054] 在所述深度置信网络的最后一层设置BP网络,接收受限玻尔兹曼机的输出特征量,有监督的训练分类器。

[0055] 所述每一层的受限玻尔兹曼机网络只能确保自身层内的权值对该层特征向量映射达到最优。

[0056] 所述BP网络将错误信息自顶向下传播至每一层受限玻尔兹曼机网络,微调整个所述深度置信网络。

[0057] 可选的,所述构建深度置信网络结构的受限玻尔兹曼机网络的层数设置为3层。

[0058] 可选的,所述训练参数具体为:学习率设置为1,动量设置为0,层间使用Sigmoid传递函数,权重矩阵初始化为0,所述可见层偏置和所述隐藏层偏置均初始化为0。

[0059] 应用网络训练数据集对自动判别网络模型进行预训练。

[0060] RBM是一种随机生成神经网络,由可见层和隐藏层构成,用于学习输入数据的概率分布。它作为一种特征表示和学习的方法,具有很强的数据特征表达能力。RBM可见层由v向量表示,隐藏层由h向量表示,对应的v和h称为一组状态(v,h)。给定的状态(v,h)定义其具备的能量为

$$[0061] \quad E(v, h; \theta) = -\sum_{i=1}^{N_v} a_i v_i - \sum_{j=1}^{N_h} b_j h_j - \sum_{i,j=1}^{N_v, N_h} W_{ij} v_i h_j \quad (1)$$

[0062] 上式中 $\theta = \{w_{ij}, a_i, b_j\}$ ,即能量函数参数 $\theta$ 由权值 $w_{ij}$ 、阈值 $a_i$ 和阈值 $b_j$ 组成,能量函数描述了整个系统状态的测度。该模型下,状态(v,h)的联合概率分布表达式如下:

$$\begin{aligned}
 [0063] \quad P(v, h | \theta) &= \frac{e^{-E(v, h | \theta)}}{Z(\theta)} \\
 Z(\theta) &= \sum_{v, h} e^{-E(v, h | \theta)}
 \end{aligned} \quad (2)$$

[0064] 预训练采用的是多层的RBM结构,利用N个独立同分布的训练样本(即 $\{v^{(t)}\}_{t=1}^N$ )进行逐层学习,通过学习获得稳定的网络结构,模型参数 $\theta$ 通过最大化RBM网络在训练集上的对数似然函数学习得到,即

$$[0065] \quad \hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \sum_{t=1}^N \log P(v^{(t)} | \theta)$$

[0066] 基本思想是寻找参数 $\theta$ ,使RBM模型在训练样本集合上的观测概率最大。早期使用吉布斯采样来实现最大似然估计,此法需要采样次数较大,训练过程效率低。对比散度(Contrastive Divergence, CD)算法,使用训练样本的重构分布来替代原始吉布斯采样中的近似模型分布,充分利用训练样本的信息,提高了RBM模型训练的效率。参数更新准则如下:

$$[0067] \quad \Delta W_{ij} = \varepsilon (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{recon}})$$

$$[0068] \quad \Delta a_i = \varepsilon (\langle v_i \rangle_{\text{data}} - \langle v_i \rangle_{\text{recon}})$$

$$[0069] \quad \Delta b_j = \varepsilon (\langle h_j \rangle_{\text{data}} - \langle h_j \rangle_{\text{recon}})$$

[0070]  $\varepsilon$ 为预训练的学习率, $\langle \cdot \rangle_{\text{data}}$ 为训练数据集所定义的分布上的数学期望, $\langle \cdot \rangle_{\text{recon}}$ 为重构后模型所定义的分布上的期望。

[0071] 给定训练样本以后,训练每一个RBM意味着调整参数以拟合给定的训练样本,使得RBM表示的概率分布尽可能地与训练数据相符合。若干次训练后,隐层不仅能较为精准地显示显层的特征,同时还能够还原显层。当隐层神经元数量小于显层时,则会产生一种数据压缩的效果。将若干个RBM堆叠起来则构成了DBN网络,利用第一层RBM训练降维的样本训练第二层RBM,得到抽象的第二层特征以及相应的权值与偏差。利用第二层RBM训练降维的样本训练第三层RBM,得到抽象的第三层的特征以及相应的权值与偏差,以此类推,直至预训练完成,得到对深层网络的权值参数初始化。

[0072] DBN网络微调。在DBN的最后一层设置BP网络,接收RBM的输出特征向量,有监督地训练分类器。每一层RBM网络只能确保自身层内的权值对该层特征向量映射达到最优,并不是对整个DBN的特征向量映射达到最优,所以BP网络还将错误信息自顶向下传播至每一层RBM,微调整个DBN网络。

[0073] 选取测试数据集对构建的基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。

[0074] 图2为本发明中DBN深度学习网络的解析图,由图2可以看出,输入层为显层,输入脉搏波信号数据。隐层由许多RBM组成,隐层不断向上训练,在最后输出层输出分类结果。

[0075] 我们同时应用BP神经网络构建了睡眠呼吸状态判别模型。BP神经网络结构参数如下:输入层神经元个数为7500,隐层神经元个数为500,输出层神经元个数为2。学习参数:动量项因子为0.7、学习率为0.01、初始的权值和阈值为(-1,1)之间的随机数,隐层和输出层的激活函数分别为tangent sigmoid和log sigmoid。学习算法为改进的量化共轭梯度(trainscg)算法。并对两种模型的识别率及预测率进行了评估。表1分别给出基于脉搏波数

据,应用BP、DBN两种模型进行5次测试后的模型识别率与预测率,结果显示,DBN网络模型无论是在识别率还是预测率上,都要优于BP网络模型。

[0076] 表1 BP神经网络和DBN网络识别率及预测率

网络结构	BP		DBN	
	识别率 (%)	预测率 (%)	识别率 (%)	预测率 (%)
Average	78.03	78.15	86.95	84.40

[0078] 为了实现上述目的,本发明还提供了如下方案:

[0079] 一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别系统,所述判别系统包括:

[0080] 获取模块,用于获取人体的脉搏波信号,将所述脉搏波信号归一化处理,获得归一化脉搏波信号。

[0081] 数据处理模块,用于将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批,获得网络训练数据集和测试数据集。

[0082] 模型建立模块,用于根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型。

[0083] 评估模块,用于选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试,并对网络性能和预测精度进行评估。

[0084] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。

[0085] 本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处。综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

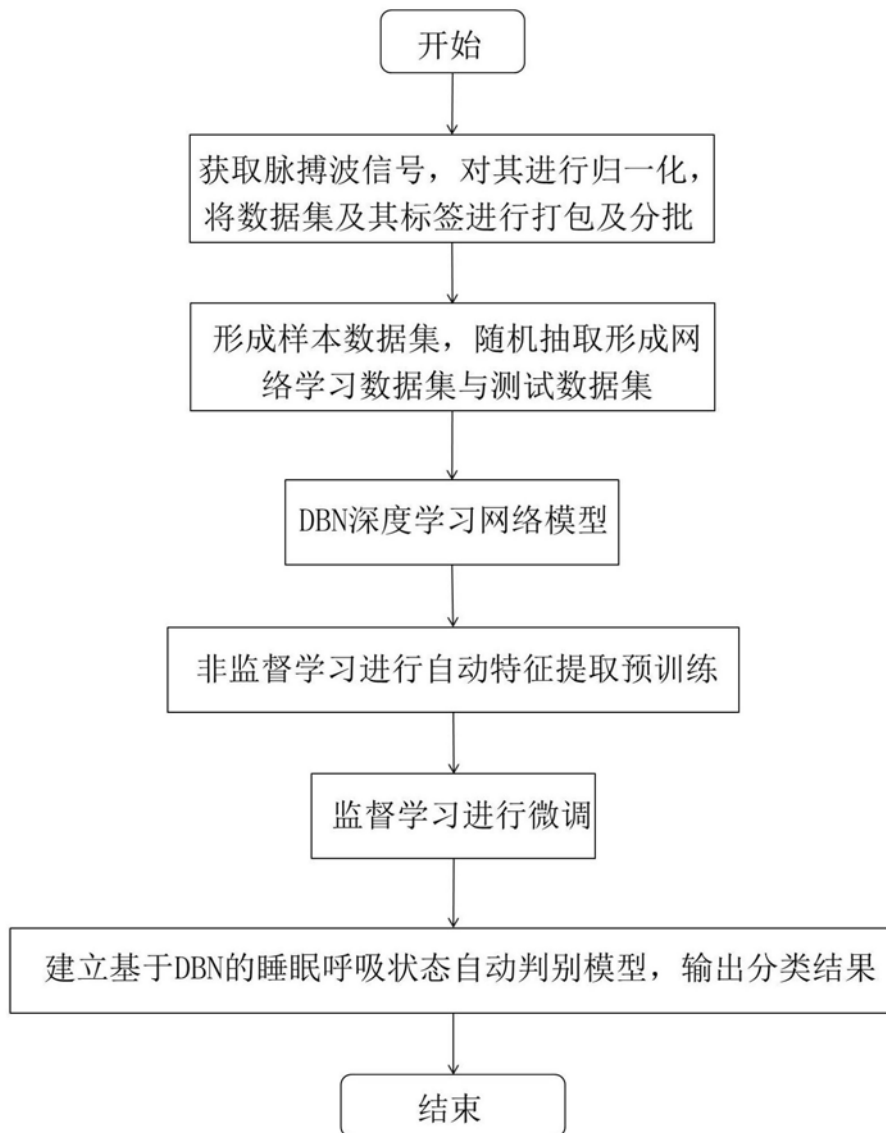


图1

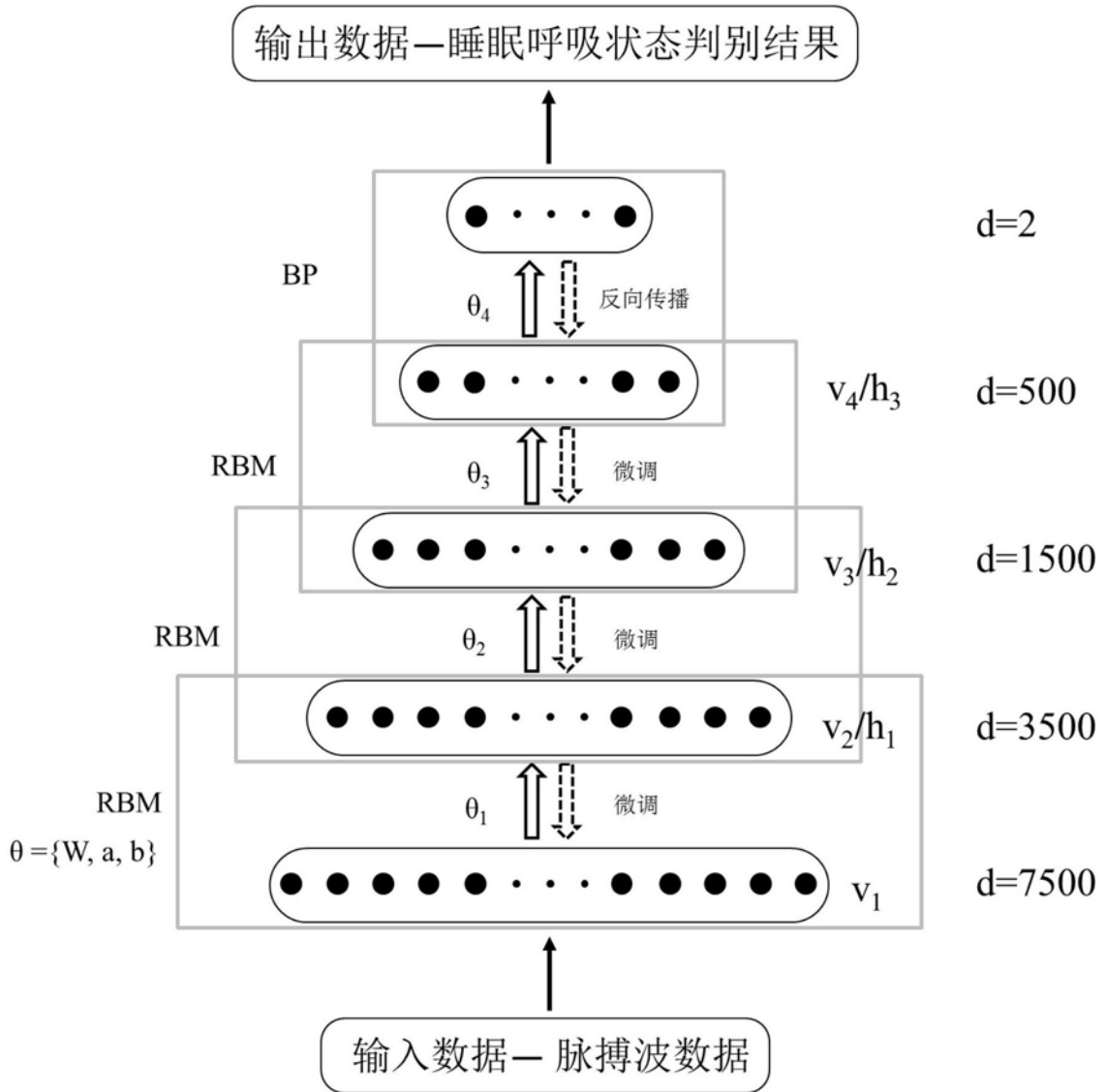


图2

专利名称(译)	一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN108847279A</a>	公开(公告)日	2018-11-20
申请号	CN201810391524.6	申请日	2018-04-27
[标]申请(专利权)人(译)	吉林大学		
申请(专利权)人(译)	吉林大学		
当前申请(专利权)人(译)	吉林大学		
[标]发明人	吴疆 李肃义 叶壮		
发明人	吴疆 李肃义 叶壮		
IPC分类号	G16H50/20 A61B5/02 A61B5/00		
CPC分类号	G16H50/20 A61B5/02 A61B5/4812 A61B5/7264		
代理人(译)	王戈		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开一种基于脉搏波数据的睡眠呼吸状态自动判别方法及系统。所述判别方法包括：获取人体的脉搏波信号，将所述脉搏波信号归一化处理，获得归一化脉搏波信号；将所述归一化脉搏波信号及对应的睡眠呼吸状态打包及分批，获得网络训练数据集和测试数据集；根据所述网络训练数据集和所述测试数据集建立基于深度置信网络的睡眠呼吸状态的自动判别模型；选取所述测试数据集对构建的基于所述脉搏波信号的睡眠呼吸状态的自动判别模型进行测试，并对网络性能和预测精度进行评估。通过建立模型的方法有效地完成了睡眠呼吸状态的自动判别，提高了自动判别的准确性。

