



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108836269 A

(43)申请公布日 2018.11.20

(21)申请号 201810441151.9

(22)申请日 2018.05.10

(71)申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)
西源大道2006号

(72)发明人 胡泉 杨树鑫 肖鹏 李正
杨雨沛 张凤荔 王瑞锦

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

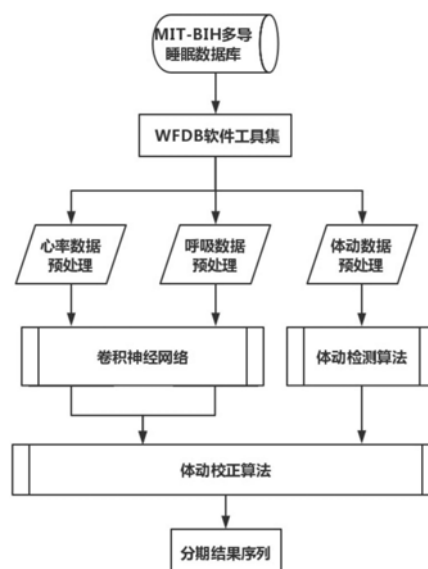
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法

(57)摘要

本发明提出了一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法,主要包括提取睡眠特征的卷积神经网络、识别体动的体动检测算法以及体动校正三部分,其中前两部分的结果作为体动校正的输入,提高了睡眠分期模型的准确率和泛化能力。本发明利用能够使用非接触式设备进行采集的心率、呼吸以及体动替代难以采集的脑电信号,减少了睡眠监测成本,具有日常舒适监测,家庭、养老院多场景应用等优势。



1. 一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法,其特征包括:睡眠特征提取模块:本发明利用卷积神经网络来进行睡眠特征提取,网络训练的过程为:将获得的数据集进行标准化、分段化处理,分段时间长度为30秒,将数据集划分为训练集、验证集和测试集三部分,将预处理后的心率、呼吸序列输入到模型中,通过训练和验证直至模型收敛,保存所得网络,按照校正规则进行分期校正,得到最终分期结果,保存所得模型;校正规则:当卷积神经网络和体动序列的分期均为Wake期时,最终睡眠分期结果为觉醒期当卷积神经网络和体动序列的分期均为NREM-4期时,最终睡眠分期结果为NREM-4期;以卷积神经网络的睡眠分期结果作为其他情况的最终睡眠分期结果。

2. 权利要求1中的卷积神经网络的结构特征包括:网络输入:多个长为300的序列,序列的每个信号为2维向量;隐藏层:隐藏层数目为4,第一层卷积核数目为4,时域窗长度为8,步长为1,并采取补0策略,后接BatchNormalization层,再后接MaxPooling层,池化窗大小为2,步长为2,并采取补0策略;后三隐藏层结构同第一层,区别在于其卷积核数目分别为8, 16, 32,时域窗长度均为2,激活函数使用Relu,损失函数为交叉熵,利用Adam优化器进行训练;网络输出:利用Dropout层,参数为0.5防止过拟合、全连接层和Softmax层进行6分类标签输出,分类类型具体包括Wake期、REM期、NREM-1期、NREM-2期、NREM-3期和NREM-4期,输出整段序列的睡眠分期结果。

一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法

技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠监测分析领域,具体涉及一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法。

背景技术

[0002] 人的一生大约有三分之一都是在睡眠中度过的,但随着生活节奏的不断加速及现代压力的不断升级,睡眠问题正悄然吞噬着人们的健康。据世界卫生组织统计,全球有27%的人受到睡眠障碍的困扰,长期的睡眠质量不佳会危害人们的身心状况,对个体和社会造成严重影响,但大多数睡眠障碍是可以改善和调整的。通过人的多种生理信号对睡眠情况进行正确分期、合理监测分析睡眠情况,对改善人的生理状况和预防疾病具有重要意义。

[0003] 目前睡眠分期的普遍方法是通过提取脑电 (Electroencephalogram, EEG) 信号中的特征参数进行分类,但是脑电的采集需要精密的仪器和繁多的电极,并且大多数分析算法又极其复杂,不利于营造自然舒适的睡眠环境和引入到日常睡眠的监测和分析中。

[0004] 睡眠活动除了与中枢神经系统有着密切的联系外,也会影响其他的生理活动,例如心跳、呼吸和体动等生理活动也会在睡眠的不同阶段呈现出不同的规律和模式。在现有技术中有人建立了结合心动周期和体动数据的隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM),但HMM存在自适应性和鲁棒性低的缺点,另外还需要大量的先验知识来确定模型的参数,用先验知识选择的参数不能确保它的准确性,往往会造成大的误差。

发明内容

[0005] 针对现有技术存在的不足,本发明提供一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法,本方法利用非接触式设备能够准确采集并处理的心率、呼吸和体动信号,能够实现较为准确的自动睡眠分期,解决在人们日常生活中监测和分析睡眠质量的困难。为了实现上述目的,一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法通过以下技术方案实现。

[0006] 本案使用卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 以及体动校正处理完成自动分期任务。模型接收连续的心率、呼吸和体动序列作为输入,输出整段序列的自动分期结果。

[0007] 卷积神经网络的训练步骤为:

[0008] 步骤1:将测试数据集进行标准化、分段化处理,分段时间长度为30秒;将数据集划分为训练集、验证集和测试集三部分;

[0009] 步骤2:将预处理后的心率、呼吸和体动序列输入到模型的卷积神经网络中,通过训练至收敛,保存网络;

[0010] 步骤3:按照校正规则进行分期校正,得到最终分期结果,保存所得模型。

[0011] 体动检测算法步骤如下:

[0012] 步骤1:标准化体动序列,将其映射到 $[0, 1]$ 的区间内;

[0013] 步骤2:以5秒的窗作为一个节点,每次向后移动5秒,计算每个节点的标准差和均

值;

[0014] 步骤3:将数据分为每30秒一页,遍历每页的节点,若一页中包含超过2个标准差或者均值超过觉醒阈值的节点,说明该页内出现了较大的体动,则不考虑用CNN进行睡眠分期,并将该页的分期判定为Wake期,并记录超过阈值的节点数统计体动次数;若每一页的所有节点的标准差和均值都低于NREM-4阈值,这该页分期判定为NREM-4期,否则按照基于CNN的方法进行睡眠分期。

[0015] 优选的是,所述的融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法,能够接受任意时间长度的心率、呼吸和体动序列,序列的频率为10HZ。

[0016] 优选的是,网络隐藏层数目为4,第一层卷积核数目为4,时域窗长度为8,步长为1,并采取补0策略,后接BatchNormalization层,再后接MaxPooling层,池化窗大小为2,步长为2,并采取补0策略;后三隐藏层结构同第一层,区别在于其卷积核数目分别为8,16,32,时域窗长度均为2,激活函数使用Relu;通过全连接层和Softmax层进行6分类输出,分类类型为觉醒期、REM期、NREM-1期、NREM-2期、NREM-3期和NREM-4期,使用Rule激活函数和Adam优化器进行训练,将达到最佳效果的模型保存。

[0017] 优选的是,体动检测算法中Wake期阈值定为4倍标准差和8.5倍均值,NREM-4期阈值定为0.25倍标准差和0.3倍均值。

[0018] 本发明的优点如下所述:

[0019] 1.本发明利用心率、呼吸以及体动等生理活动与特定睡眠阶段有明显的规律和模式这一理论,替代难以采集的脑电信号,减少了睡眠监测成本;

[0020] 2.本发明建立的融合心率、呼吸和体动的卷积神经网络通过多维特征的加入提高了准确度和泛化能力,能够对隐藏疾病的判断提供依据;

[0021] 3.本发明所需心率、呼吸、体动数据能够使用非接触式设备进行采集,具有日常舒适监测,家庭、养老院多场景应用的优势。

附图说明

[0022] 图1是本发明模型架构图。

[0023] 图2是本发明模型中卷积神经网络的结构图。

[0024] 图3是本发明识别中slp45个体数据的卷积神经网络自动分期结果与标准分期对比图。

具体实施方式

[0025] 为了将本发明更加清楚的被理解,下面给出实际样例,结合附图对本发明作进一步的详细说明。

[0026] 1.自动分期方法具体实施过程

[0027] 图1为本发明的架构图,对于每个模块的具体解释如下:

[0028] 1.1数据源及预处理

[0029] 本发明使用开放数据库MIT-BIH多导睡眠数据库提供的多导睡眠图PSG的数据,该数据集包含了80多个小时的多导睡眠图记录,其中包括心电图ECG、呼吸信号和相应人工分期的结果。利用WFDB软件工具集,具体使用tach获取平滑的瞬时心率数据,采样频率为

10HZ;edr获取呼吸信号;rdann获取人工分期注释。

[0030] 本发明将获得的数据集进行标准化、分段化处理,分段时间长度为30秒,将数据集划分为训练集、验证集和测试集三部分,其中slp16、slp32和slp45作为睡眠深度算法的测试集,其余数据按训练:验证=9:1的比例进行训练。

[0031] 1.2睡眠特征提取和校正模块

[0032] 本发明使用卷积神经网络作为睡眠特征提取的方法,结合体动校正得到最终睡眠分期。

[0033] 模型接收预处理后的连续的心率、呼吸和体动序列作为输入,输出自动睡眠分期序列。

[0034] 卷积神经网络训练过程如下:

[0035] 步骤1:将预处理后的心率、呼吸序列输入到模型中,通过训练和验证直至模型收敛,保存所得网络;

[0036] 步骤2:按照校正规则进行分期校正,得到最终分期结果,保存所得模型。

[0037] 卷积神经网络的拓扑图如图2所示,具体为:

[0038] 网络输入:多个长为300的序列,序列的每个信号为2维向量;

[0039] 隐藏层:隐藏层数目为4,第一层卷积核数目为4,时域窗长度为8,步长为1,并采取补0策略,后接BatchNormalization层,再后接MaxPooling层,池化窗大小为2,步长为2,并采取补0策略;后三隐藏层结构同第一层,区别在于其卷积核数目分别为8,16,32,时域窗长度均为2,激活函数使用Relu,损失函数为交叉熵,利用Adam优化器进行训练;

[0040] 网络输出:利用Dropout层,参数为0.5防止过拟合、全连接层和Softmax层进行6分类标签输出,分类类型具体包括Wake期、REM期、NREM-1期、NREM-2期、NREM-3期和NREM-4期,输出整段序列的睡眠分期结果。

[0041] 在体动过程中,心跳和呼吸的特征可能会无法提取,造成心率和呼吸分期的不准确。在出现体动干扰的数据段,最终分期结果将不采用该段的卷积神经网络睡眠分期,只通过体动来识别该段数据的分期,可以辅助实现更准确的睡眠分期。

[0042] 体动检测算法步骤如下:

[0043] 步骤1:标准化体动序列,将其映射到[0,1]的区间内;

[0044] 步骤2:以5秒的窗作为一个节点,每次向后移动5秒,计算每个节点的标准差和均值;

[0045] 步骤3:将数据分为每30秒一页,遍历每页的节点,若一页中包含超过2个标准差或者均值超过觉醒阈值的节点,说明该页内出现了较大的体动,则不考虑用CNN进行睡眠分期,并将该页的分期判定为Wake期,并记录超过阈值的节点数统计体动次数;若每一页的所有节点的标准差和均值都低于NREM-4阈值,这该页分期判定为NREM-4期,否则按照基于CNN的方法进行睡眠分期。经过试验,觉醒阈值定为4倍标准差和8.5倍均值,NREM-4阈值定为0.25倍标准差和0.3倍均值。

[0046] 体动校正规则如下:

[0047] 规则1:当卷积神经网络和体动序列的分期均为Wake期时,最终睡眠分期结果为觉醒期;

[0048] 规则2:当卷积神经网络和体动序列的分期均为NREM-4期时,最终睡眠分期结果为

NREM-4期;

[0049] 规则3:以卷积神经网络的睡眠分期结果作为其他情况的最终睡眠分期结果。

[0050] 2.自动睡眠分期结果分析

[0051] 本发明将MIT-BIH多导睡眠数据库的slp16、slp32和slp45实验个体数据作为测试集。

[0052] slp45数据总时间长度为6小时20分钟,以30秒为一段进行分期,总共760个人工分期,在该实验数据中CNN的识别准确率达到87.29%。图3为slp45个体数据的卷积神经网络自动分期的结果与标准分期的结果对比图,从对比结果中可以看出,本发明中的CNN对Wake期、NREM-1期、NREM-2期、NREM-3期和NREM-4期都有较高的识别准确率。

[0053] 通过多次对slp16、slp32和slp45的测试,本发明设计的卷积神经网络识别准确率平均值为86.14%,召回率达到83.77%,说明本发明的融合心率、呼吸和体动的自动睡眠分期方法在有较高准确率的情况下也将泛化能力大大提高。

[0054] 上述内容仅是本发明所采用的实际实施方案,但本发明的保护范围并不仅限于此,任何熟悉本发明的人都能在本发明的基础上进行修改和替换,它可以在各种适合本发明的领域中使用,因此,本发明应受到权利要求书中的保护范围内的保护。

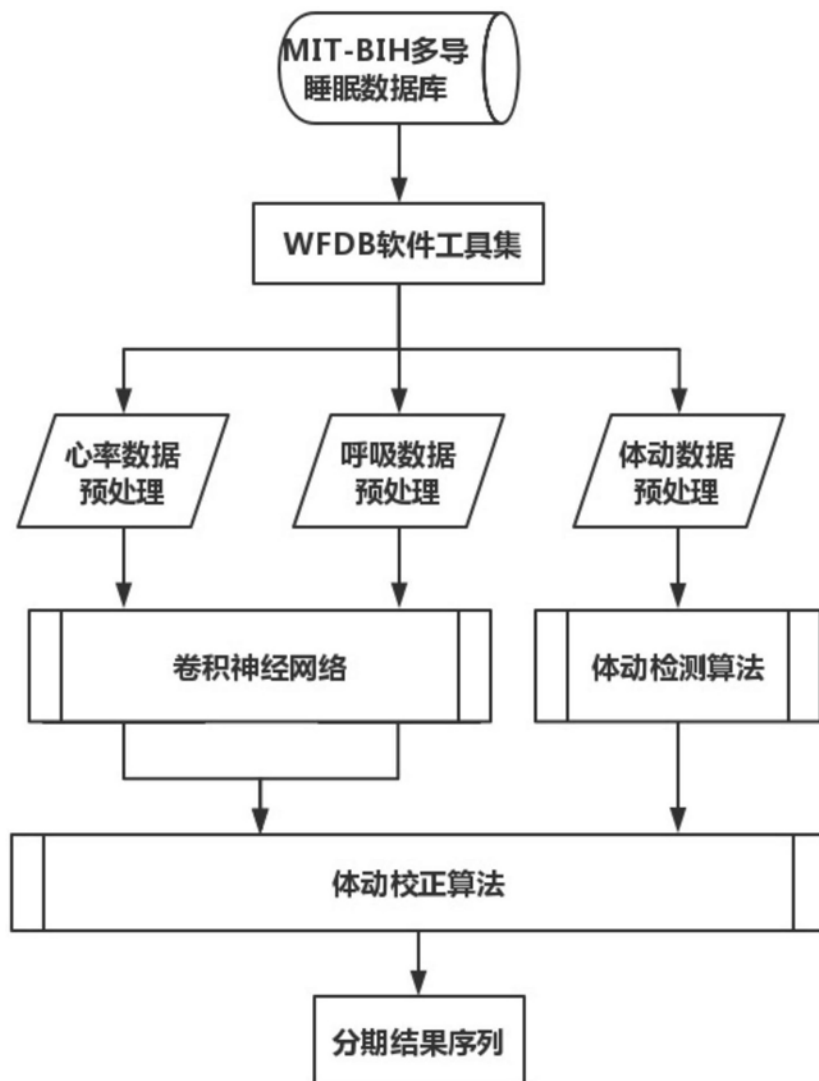


图1

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 300, 4)	68
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 300, 4)	16
max_pooling1d_1 (MaxPooling1D)	(None, 150, 4)	0
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 150, 8)	72
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 150, 8)	32
max_pooling1d_2 (MaxPooling1D)	(None, 75, 8)	0
conv1d_3 (Conv1D)	(None, 75, 16)	272
batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 75, 16)	64
max_pooling1d_3 (MaxPooling1D)	(None, 38, 16)	0
conv1d_4 (Conv1D)	(None, 38, 32)	1056
batch_normalization_4 (Batch Normalization)	(None, 38, 32)	128
max_pooling1d_4 (MaxPooling1D)	(None, 19, 32)	0
reshape_1 (Reshape)	(None, 1, 608)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 1, 608)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1, 6)	3654
Total params: 5,362		
Trainable params: 5,242		
Non-trainable params: 120		

图2

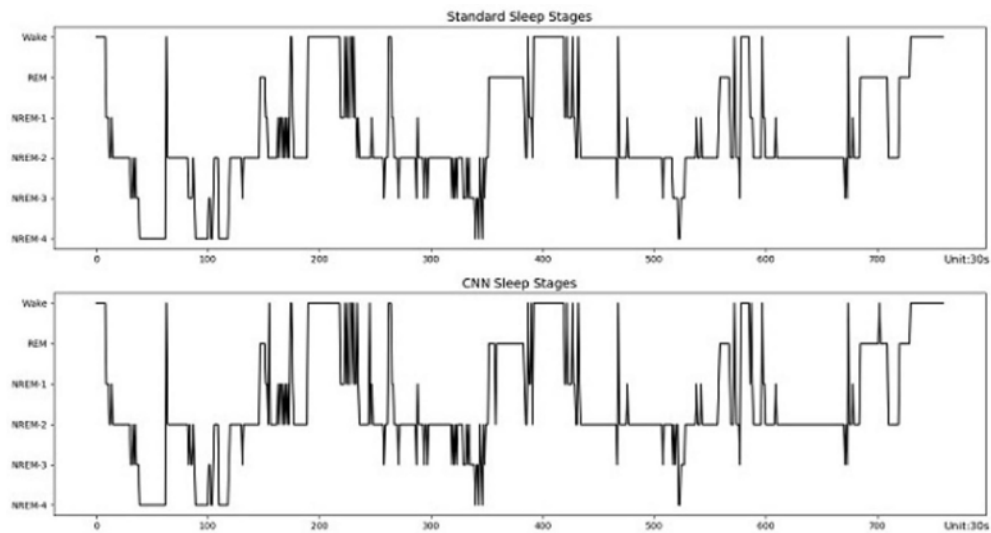


图3

专利名称(译)	一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法		
公开(公告)号	CN108836269A	公开(公告)日	2018-11-20
申请号	CN201810441151.9	申请日	2018-05-10
[标]申请(专利权)人(译)	电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	电子科技大学		
[标]发明人	胡泉 杨树鑫 肖鹏 李正 杨雨沛 张凤荔 王瑞锦		
发明人	胡泉 杨树鑫 肖鹏 李正 杨雨沛 张凤荔 王瑞锦		
IPC分类号	A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4812		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出了一种融合心率呼吸体动的自动睡眠分期方法，主要包括提取睡眠特征的卷积神经网络、识别体动的体动检测算法以及体动校正三部分，其中前两部分的结果作为体动校正的输入，提高了睡眠分期模型的准确率和泛化能力。本发明利用能够使用非接触式设备进行采集的心率、呼吸以及体动替代难以采集的脑电信号，减少了睡眠监测成本，具有日常舒适监测，家庭、养老院多场景应用等优势。

