



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110811558 A

(43)申请公布日 2020.02.21

(21)申请号 201911124641.7

(22)申请日 2019.11.18

(71)申请人 郑州大学

地址 450001 河南省郑州市高新区科学大道100号

(72)发明人 李润知 周广鑫 赵红领 王菁 张硕

(74)专利代理机构 河南大象律师事务所 41129 代理人 尹周

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0496(2006.01)

A61B 5/08(2006.01)

A61B 5/087(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

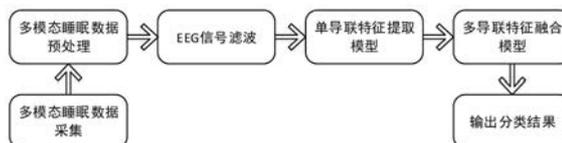
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于深度学习的睡眠觉醒分析方法

(57)摘要

本发明公开了基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,包括以下步骤:步骤1,通过多导睡眠仪采集受试者整个睡眠过程中的多模态生理信号,选取腹部和胸部的呼吸信号、呼吸气流和眼电图,同时选取第1和第2导联的EEG进行滤波处理后的多模态数据送入模型训练,采集到的信号转换为200Hz的信号频率,并以30秒的滑动窗口50%重叠率对数据进行样本切分,然后对每一维度的所有样本求平均值和标准差,并通过Z-Score标准化对数据进行预处理,通过引用多头注意力机制取代长短期记忆模型,并针对睡眠信号特征,设计了大卷积核来进行特征提取,实验表明,其在大幅提高模型训练速度的同时,减少了模型参数,并且有效提高了模型分析准确率。



1. 基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,其特征在于,包括以下步骤:步骤1,通过多导睡眠仪采集受试者整个睡眠过程中的多模态生理信号,采集到的信号转换为200Hz的信号频率,并以30秒的滑动窗口50%重叠率对数据进行样本切分,然后对每一维度的所有样本求平均值和标准差,并通过Z-Score标准化对数据进行预处理;

步骤2,对步骤1中预处理后的每个样本的脑电信号进行傅里叶变换转换为频域特征,并选取0.5Hz-30Hz波段的信号通过逆傅里叶变换还原为时序特征,从而实现特定波段的滤波处理;

步骤3,针对多模态多导联的生理信号特征,提出了将不同导联的生理信号逐个送入单导联特征提取模型CNN-MhAtt中,进而获取该导联的特征输出向量;

步骤3.1,针对睡眠数据特征采用了 1×64 的大卷积核进行特征提取,在数据降维的同时增大模型感受野,提高特征的平移不变性;

步骤3.2,采用了Multi-Head Attention结构,结合Positional Encoding获取数据的时序特征;

步骤4,多导联特征汇总融合并通过softmax进行睡眠觉醒原因分析。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,其特征在于,选取腹部和胸部的呼吸信号、呼吸气流和眼电图,同时选取第1和第2导联的EEG进行滤波处理后的多模态数据送入模型训练。

3. 根据权利要求1所述的基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,其特征在于,采用了Multi-Head Attention结构,结合Positional Encoding获取数据的时序特征,以此取代RNN等训练时序数据常用的结构;模型首先通过Positional Encoding对矩阵中每个位置进行编码,从而得到每个位置与原向量融合后的新的向量;接着将矩阵送入Multi-Head Attention结构进入序列编码,首先通过Attention机制获取向量内部特征,接着将Attention的Q,K,V通过参数矩阵进行映射,重复h次后将结果拼接起来;最后通过global average pooling对每个feature map内部取平均,得到输出矩阵。

4. 根据权利要求1所述的基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,其特征在于,将单一导联睡眠信号的输出矩阵进行连接,并通过两层全连接层,其中使用relu激活函数和Dropout防止数据过拟合,最后使用softmax分析器对睡眠觉醒原因进行分析。

基于深度学习的睡眠觉醒分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及深度学习技术领域,特别是涉及基于深度学习的睡眠觉醒分析方法。

背景技术

[0002] 睡眠医学作为一门新兴的边缘交叉学科,正广泛受到大家的重视,其研究有助于了解机体重要生理机制,诊断和治疗睡眠障碍疾病,以及改善睡眠质量。睡眠是一种复杂的生理过程,是机体复原和巩固的重要环节。随着现代生活压力的增大,越来越多的人睡眠受到影响,甚至存在睡眠障碍疾病,许多心血管疾病及精神疾病也与睡眠密切相关。睡眠不足可能导致多种不良后果,包括记忆和学习障碍、肥胖、易怒、心血管功能障碍、低血压、免疫功能下降以及抑郁症等。因此改善睡眠质量对于保持人体健康有着至关重要的作用。

[0003] 睡眠觉醒是指在睡眠过程中大脑进入短暂的清醒期,然后又恢复睡眠状态。正常情况下,大脑会产生自发性觉醒,但是睡眠觉醒也可能是受到其他因素影响而产生的,且过度的睡眠觉醒会影响人的正常睡眠,对身体造成损害。觉醒的原因主要有阻塞性呼吸暂停、混合性呼吸暂停、中枢性呼吸暂停和低通气这四种,但是这并非是导致睡眠觉醒的唯一原因,其他一些因素也可能导致睡眠觉醒,比如磨牙症、打鼾、周期性腿动、部分气道阻塞或者呼吸努力等产生的觉醒。由于频繁的觉醒导致睡眠碎片化,从而使得受试者白天嗜睡、认知能力下降,降低了睡眠对人体恢复产生的效果。

[0004] 为了改善受试者的睡眠质量,第一步就是对其进行睡眠监测。临床上通常采用多导睡眠仪获取病人整夜的多导睡眠图(Polysomnogram, PSG)来评估患者的睡眠状况,使医生能够监测脑电图(EEG)、肌电图(EMG)、眼电图(EOG)、心电图(ECG)、呼吸模式等与胸、腿等运动相关的多模态信号。医生可以通过这些信号判断睡眠觉醒是否来自于其他觉醒源(非呼吸暂停),从而对病人进行有针对性的治疗。按照传统的诊断方法,医生需要对每个病人的整夜产生的数千万信号数据进行视觉分析标注识别,这种标注受评分医生经验的影响,效率低,且易造成误判,也浪费了大量医疗资源。因此,开发基于PSG的自动觉醒分析系统,可以通过高效、快速、可靠的算法形式为临床工作者提供有力的帮助。近年来计算机辅助分析蓬勃发展,利用现代信号处理技术和智能算法对信号进行分析处理,由于其高效、客观而成为现代信号研究的主要方法。深度学习作为人工智能领域最新的研究方向,深度学习技术也已经在生理信号领域获得广泛应用,把医疗AI推向了新的高潮。

[0005] 目前国内已有部分算法在睡眠分期领域应用,但是国内目前还没有相关计算机辅助睡眠觉醒分析的方法。与本发明相近的现有技术有专利CN102274022A记载的一种基于脑电信号的睡眠阶段分期算法,通过对脑电信号采用传统的时频域分析方法和非线性动力学分析方法提取到一批能表征睡眠深度的特征参数。再通过套索回归选择最佳模型,最终建立睡眠的自动分期模型。该方法基于机器学习算法实现,需要设计并提取特征,且局限于低维特征,而深度学习算法可以模仿人的思维,从低层特征中抽象出更具识别力的高维特征。

发明内容

[0006] 针对上述情况,为克服现有技术之缺陷,本发明之目的在于提供基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,具有构思巧妙、人性化设计的特性,通过引用多头注意力机制取代长短期记忆模型,并针对睡眠信号特征,设计了大卷积核来进行特征提取,能够更好的对睡眠觉醒分析。

[0007] 其解决的技术方案是,基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,包括以下步骤:步骤1,通过多导睡眠仪采集受试者整个睡眠过程中的多模态生理信号,采集到的信号转换为200Hz的信号频率,并以30秒的滑动窗口50%重叠率对数据进行样本切分,然后对每一维度的所有样本求平均值和标准差,并通过Z-Score标准化对数据进行预处理;

[0008] 步骤2,对步骤1中预处理后的每个样本的脑电信号 x_i^j ($i=0,1,\dots,5$)进行傅里叶变换转换为频域特征,并选取0.5Hz-30Hz波段的信号通过逆傅里叶变换还原为时序特征,从而实现特定波段的滤波处理;

[0009] 步骤3,针对多模态多导联的生理信号特征,提出了将不同导联的生理信号逐个送入单导联特征提取模型CNN-MhAtt中,进而获取该导联的特征输出向量;

[0010] 步骤3.1,针对睡眠数据特征采用了 1×64 的大卷积核进行特征提取,在数据降维的同时增大模型感受野,提高特征的平移不变性;

[0011] 步骤3.2,采用了Multi-Head Attention结构,结合Positional Encoding获取数据的时序特征;

[0012] 步骤4,多导联特征汇总融合并通过softmax进行睡眠觉醒原因分析。

[0013] 由于以上技术方案的采用,本发明与现有技术相比具有如下优点:

[0014] 1.通过引用多头注意力机制取代长短期记忆模型,并针对睡眠信号特征,设计了大卷积核来进行特征提取,实验表明,其在大幅提高模型训练速度的同时,减少了模型参数,并且有效提高了模型分析准确率。

附图说明

[0015] 图1为基于深度学习的睡眠觉醒分析方法示意图;

[0016] 图2为Attention结构示意图;

[0017] 图3为多导联特征融合分类模型结构示意图;

[0018] 图4为样本预测结果与真实值的对比示意图。

具体实施方式

[0019] 有关本发明的前述及其他技术内容、特点与功效,在以下配合参考附图1至图4对实施例的详细说明中,将可清楚的呈现。以下实施例中所提到的结构内容,均是以说明书附图为参考。

[0020] 实施例一,基于深度学习的睡眠觉醒分析方法,包括以下步骤:步骤1,通过多导睡眠仪采集受试者整个睡眠过程中的多模态生理信号,选取腹部和胸部的呼吸信号、呼吸气流和心电图,同时选取第1和第2导联的EEG进行滤波处理后的多模态数据送入模型训练,采集到的信号转换为200Hz的信号频率,并以30秒的滑动窗口50%重叠率对数据进行样本切分,然后对每一维度的所有样本求平均值和标准差,并通过Z-Score标准化对数据

进行预处理；

[0021] 步骤2,对步骤1中预处理后的每个样本的脑电信号 $x_i^j(i = 0, 1, \dots, 5)$ 进行傅里叶变换转换为频域特征,并选取0.5Hz-30Hz波段的信号通过逆傅里叶变换还原为时序特征,从而实现特定波段的滤波处理；

[0022] 步骤3,针对多模态多导联的生理信号特征,提出了将不同导联的生理信号逐个送入单导联特征提取模型CNN-MhAtt中,进而获取该导联的特征输出向量；

[0023] 步骤3.1,针对睡眠数据特征采用了 1×64 的大卷积核进行特征提取,在数据降维的同时增大模型感受野,提高特征的平移不变性；

[0024] 步骤3.2,采用了Multi-Head Attention结构,结合Positional Encoding获取数据的时序特征,以此取代RNN等训练时序数据常用的结构;模型首先通过Positional Encoding对矩阵中每个位置进行编码,从而得到每个位置与原向量融合后的新的向量;接着将矩阵送入Multi-Head Attention结构进入序列编码,首先通过Attention机制获取向量内部特征,接着将Attention的Q,K,V通过参数矩阵进行映射,重复h次后将结果拼接起来;最后通过global average pooling对每个feature map内部取平均,得到输出矩阵；

[0025] 步骤4,将单一导联睡眠信号输出矩阵进行连接,并通过两层全连接层,其中使用relu激活函数和Dropout防止数据过拟合,最后使用softmax分析器对睡眠觉醒原因进行分析。

[0026] 本发明具体使用时,模型使用Adam优化器,学习率设置为0.00005,并将994个受试者的数据划分为3份,包括794个训练集,100个测试集和100个验证集,首先对13个导联逐个以单导联信号为输入进行训练,得到的模型ROC和PRC如表1所示。

[0027] 表1模型在单导联信号上的表现

Channels		Dense level labelling		Window level labelling		
ID	sig	ROC	PRC	ROC	PRC	
1	F3-M2	0.772	0.203	0.762	0.214	
2	F4-M1	0.754	0.186	0.746	0.197	
3	C3-M2	0.754	0.192	0.746	0.204	
4	C4-M1	0.741	0.179	0.732	0.189	
5	O1-M2	0.742	0.169	0.733	0.182	
[0028]	6	O2-M1	0.738	0.171	0.732	0.185
7	E1-M2 (EOG)	0.721	0.149	0.712	0.155	
8	Chin1-Chin2	0.691	0.128	0.683	0.138	
9	ABD	0.794	0.229	0.792	0.259	
10	Chest	0.749	0.179	0.743	0.196	
11	Airflow	0.731	0.169	0.712	0.187	
12	SaO2	0.694	0.123	0.68	0.132	
13	ECG	0.647	0.118	0.641	0.125	

[0029] 由表格中PRC的值可以看出除了6导联的脑电信号外,ABD、Chest、Airflow和EOG这

4 个导联的信号与睡眠觉醒是否病理性的相关性较高,其中ABD的分析表现最好,在单导联的情况下获得了0.794的ROC和0.229的PRC。因而在下一阶段的实验中选取腹部和胸部的呼吸信号(abd and chest)、呼吸气流(airflow)和眼电信号(EOG)进行实验。由于6个导联的脑电信号表现都比较好,因而从1、3、5三个以左乳突为参考电极进行信号采集的脑电信号中选取表现最好的1号导联,同样的在2、4、6三个以右乳突为参考电极进行信号采集的脑电信号中选取表现最好的2号导联,经过滤波处理后与上述4个导联信号一并送入模型训练。

[0030] 接下来对不同模型进行比较,实验例分别对单独CNN模型(CNN)、CNN与改进后的残差连接融合模型(CNN-Res)和CNN与Multi-head Attention融合模型(CNN-MhAtt)使用上述6导联的多模态信号进行训练,得到的结果如表2。

[0031] 表2不同模型在6导联信号上的表现

Model	Dense level labelling		Window level labelling	
	ROC	PRC	ROC	PRC
CNN	0.8578	0.3333	0.8489	0.3607
CNN-Res	0.8583	0.3343	0.8503	0.3651
CNN-MhAtt	0.8599	0.3380	0.8553	0.3808

[0033] 通过对比CNN与CNN-Res可以看出本发明设计改进的残差连接有利于模型对原始信号进行特征提取,提高模型的分析效果。对比CNN与CNN-MhAtt模型可以看出引入Multi-head Attention结构可以有效提高模型的分析准确率,故本发明选取了这种模型结构。

[0034] 以上所述是结合具体实施方式对本发明所作的进一步详细说明,不能认定本发明具体实施仅局限于此;对于本发明所属及相关技术领域的技术人员来说,在基于本发明技术方案思路前提下,所作的拓展以及操作方法、数据的替换,都应当落在本发明保护范围之内。

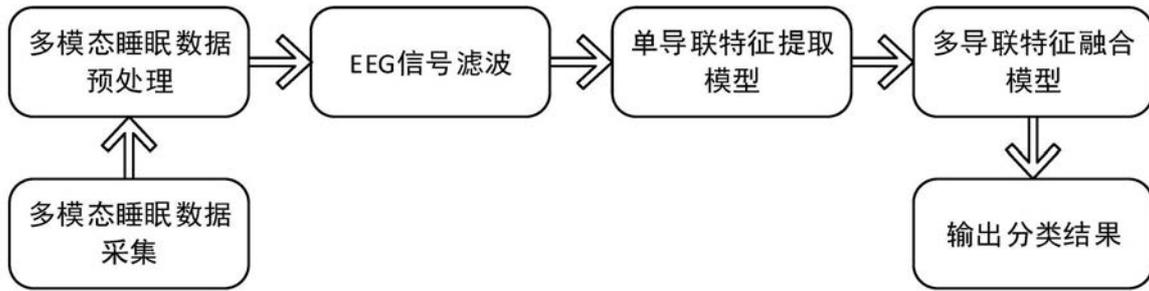


图 1

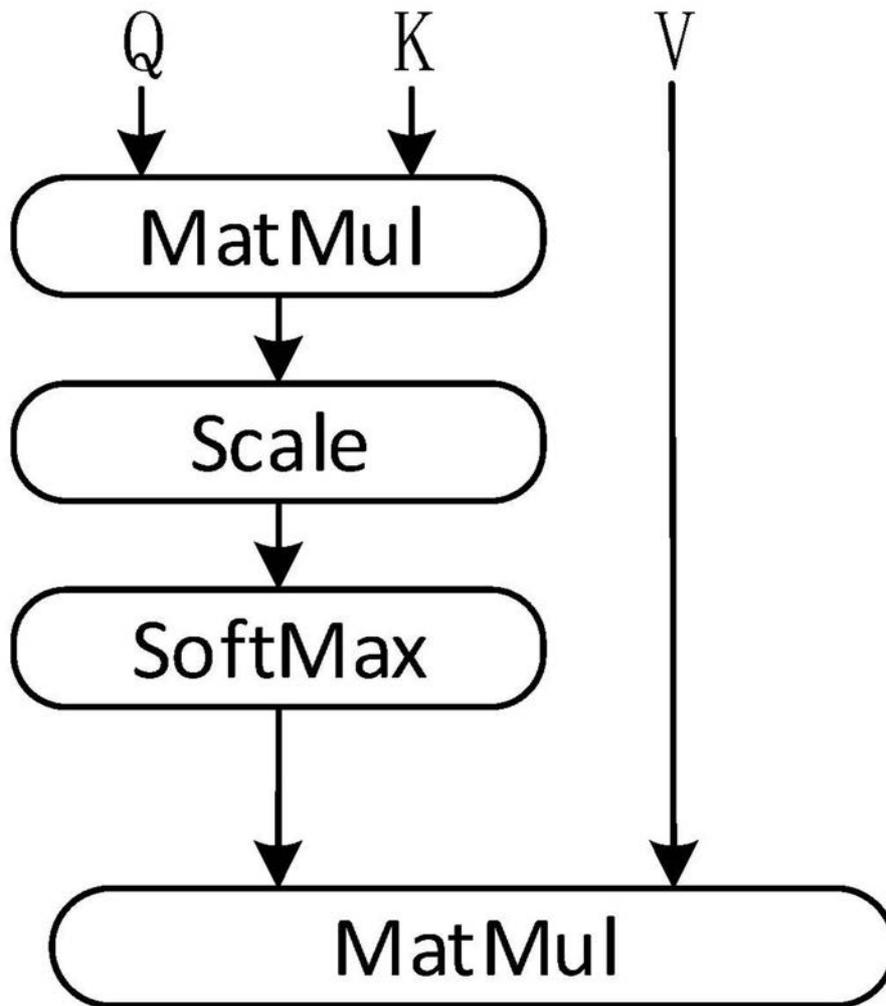


图 2

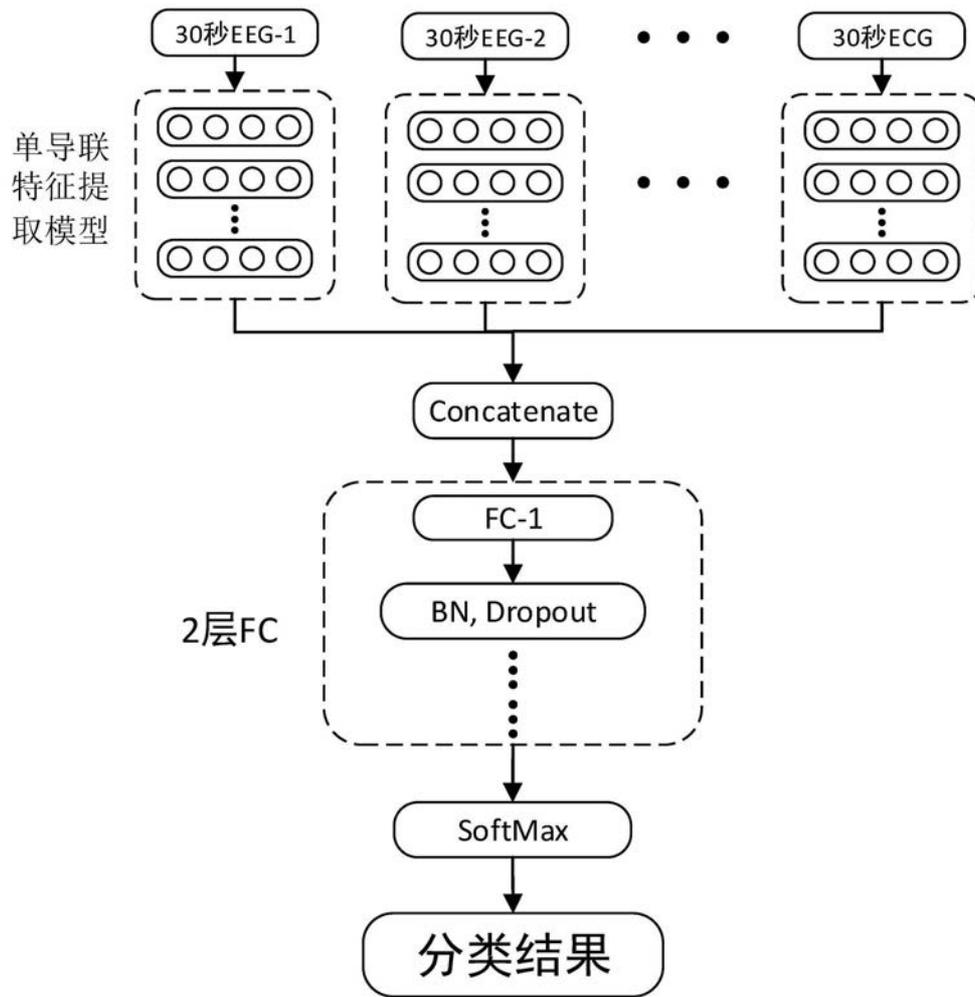


图 3

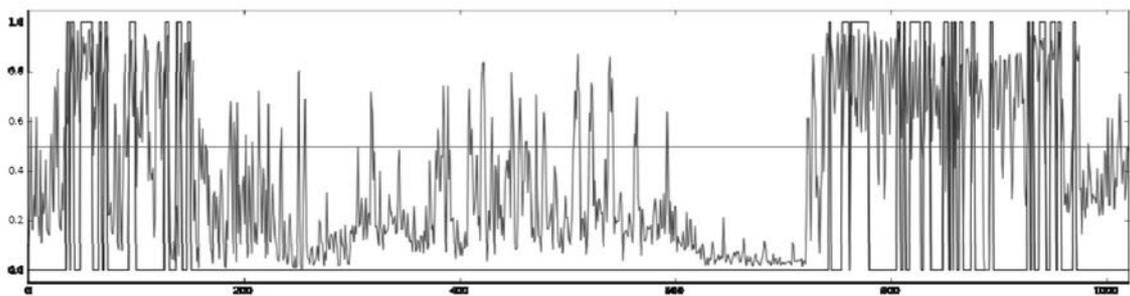


图 4

专利名称(译)	基于深度学习的睡眠觉醒分析方法		
公开(公告)号	CN110811558A	公开(公告)日	2020-02-21
申请号	CN201911124641.7	申请日	2019-11-18
[标]申请(专利权)人(译)	郑州大学		
申请(专利权)人(译)	郑州大学		
当前申请(专利权)人(译)	郑州大学		
[标]发明人	李润知 周广鑫 赵红领 王菁 张硕		
发明人	李润知 周广鑫 赵红领 王菁 张硕		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0496 A61B5/08 A61B5/087 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/0496 A61B5/08 A61B5/087 A61B5/4806 A61B5/7267		
代理人(译)	尹周		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了基于深度学习的睡眠觉醒分析方法，包括以下步骤：步骤1，通过多导睡眠仪采集受试者整个睡眠过程中的多模态生理信号，选取腹部和胸部的呼吸信号、呼吸气流和眼电图，同时选取第1和第2导联的EEG进行滤波处理后的多模态数据送入模型训练，采集到的信号转换为200Hz的信号频率，并以30秒的滑动窗口50%重叠率对数据进行样本切分，然后对每一维度的所有样本求平均值和标准差，并通过Z-Score标准化对数据进行预处理，通过引用多头注意力机制取代长短期记忆模型，并针对睡眠信号特征，设计了大卷积核来进行特征提取，实验表明，其在大幅提高模型训练速度的同时，减少了模型参数，并且有效提高了模型分析准确率。

