



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 119700114 A

(43) 申请公布日 2025. 03. 28

(21) 申请号 202411814883.X

(22) 申请日 2024.12.11

(71) 申请人 华南师范大学

地址 510631 广东省广州市天河区中山大
道西55号

(72) 发明人 潘家辉 杨家豪 尧韶聪 张嘉慧
邱谦

(74) 专利代理机构 北京中济纬天专利代理有限
公司 11429

专利代理师 王楚雪

(51) Int. Cl.

A61B 5/16 (2006.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G06F 18/213 (2023.01)

G06F 18/241 (2023.01)

G06N 3/045 (2023.01)

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/048 (2023.01)

G06N 3/084 (2023.01)

A61B 5/369 (2021.01)

A61B 5/372 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

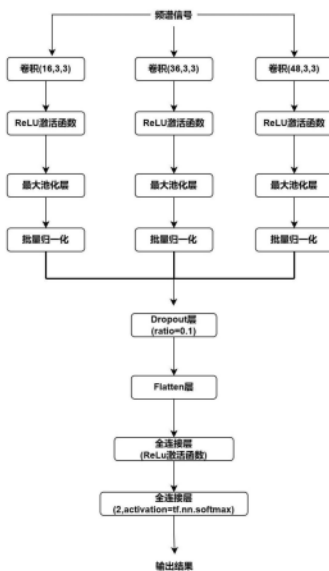
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统

(57) 摘要

本发明公开了基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,包括数据采集模块,所述数据采集模块用于通过脑机接口设备实时采集用户的睡眠脑电数据;数据处理模块,所述数据处理模块对采集到的脑电数据进行预处理;本发明的有益效果是:本发明结合了睡眠分期技术,采用CNN-BiLSTM混合架构算法对睡眠脑电数据进行处理与分析,该算法融合了CNN和BiLSTM的优势,能够实现对睡眠阶段的高精度划分;引入了DepNet2D模型,通过构建针对频谱信息的二维网络,深入剖析不同频段间的关联与影响,从而精准提取出抑郁症患者的特征性脑电频谱信息,基于睡眠分期的抑郁症诊断方法不仅提高了诊断准确率,还增强了其客观性和说服力,为抑郁症的精准治疗提供了有力支持。



1. 基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:包括数据采集模块,所述数据采集模块用于通过脑机接口设备实时采集用户的睡眠脑电数据;

数据处理模块,所述数据处理模块对采集到的脑电数据进行预处理,包括应用零相位滤波器限制频率范围,采用独立成分分析分离混合信号中的独立成分,以减少噪音和伪迹;

睡眠分期模块,所述睡眠分期模块包括一个基于CNN-BiLSTM的模型,该模型首先通过短时傅里叶变换将预处理后的脑电数据转换为时频信号,并构建特征矩阵;随后,利用CNN在时频域进行特征提取,再通过BiLSTM从时域维度探究脑电信号前后的依赖和关联,实现对睡眠阶段的自动分期;

抑郁症筛查模块,所述抑郁症筛查模块基于DepNet2D模型,处理快速眼动期睡眠脑电数据,通过二维卷积神经网络进行频谱特征提取,随后通过全连接层进行高层次特征学习,并使用Softmax激活函数进行二分类判断,以筛查用户是否患有抑郁症;

用户交互模块,所述用户交互模块用于接收用户指令,显示睡眠报告。

2. 根据权利要求1所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:接收用户指令,显示睡眠报告,包括睡眠分期结果和抑郁症筛查报告,抑郁症筛查报告包含基于贝克拉森躁狂自评量表的抑郁症症状程度雷达图及抑郁症状发生倾向的饼状图。

3. 根据权利要求1所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:CNN-BiLSTM模型中,CNN部分通过卷积运算、批量归一化、激活函数、最大池化及dropout层进行特征提取,BiLSTM部分通过两个方向的LSTM网络处理时间序列数据,以捕捉长期时间依赖和关联性。

4. 根据权利要求1所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:DepNet2D模型包括三个卷积层,每个卷积层后接ReLU激活函数和最大池化层,用于提取和保留显著特征,并通过全连接层进行高层次特征学习和分类判断。

5. 根据权利要求1所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:进行数据预处理时,采取如下步骤:

划分数据样本:以帧为判读的基本单位,把连续30s的睡眠脑电数据划分为一个睡眠数据样本;

设置睡眠分期标签:根据AASM睡眠分期标准,把睡眠周期分为:清醒期、N1期、N2期、N3期和REM期,设置对应睡眠分期标签为“0,1,1,1,2”,对应着清醒期、深睡期和REM期三个阶段;

对睡眠脑电数据滤波处理:使用截止频率是0.1赫兹和50赫兹的巴特沃斯带通滤波器对2个通道的脑电信号滤波,并对每5段滤波后的数据样本和判别标签构成一个组别,构造特征矩阵。

6. 根据权利要求1所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:还包括CNN-BiLSTM网络结构,该网络结构由四层组成:卷积层,池化层,基于LSTM的BiLSTM隐藏层和多任务softmax层,这种体系结构有四个主要特征:卷积层同时容纳3个不同大小的卷积核;池化层的池化策略更适合于捕获时间信号的移位不变性;LSTM单元被证明可以提取许多序列处理应用中使用的长期时间依赖性,在BiLSTM模块,可以通过LSTM单元提高睡眠分期的准确率,从前两层获得的EEG帧模式的提取广义顺序表示与双向LSTM网络一起处理;使

用的多任务softmax层适配于联合分类和预测,使睡眠脑电数据的特征提取与模型的训练能有更可靠的结果,通过Softmax层分类器,最终输出各类睡眠分期结果的概率。

7.根据权利要求1所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:DepNet2D模型通过充分利用REM期睡眠脑电数据的频谱信息,构建频谱信息的二维网络模型,分析不同频段之间的关联性和互相影响。

8.根据权利要求7所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:还包括构建DepNet2D特征提取模型,对应方法如下:

将提取出来的REM期的原始睡眠脑电的频谱信息,取其中两个通道,将频谱信息输入到模型中,使用堆叠多个卷积层进行特征提取,在经过卷积层之后,分别通过ReLU激活函数和最大池化层,通过降采样操作以减小特征图的大小,并保留最显著的特征;之后进行批量归一化;再把Dropout层连接到每一个池化层之后,然后,连接Flatten层,将卷积层和池化层提取的特征展平成一维向量,最后经过两次全连接层。

9.根据权利要求8所述的基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,其特征在于:使用堆叠多个卷积层进行特征提取,对应内容如下:使用三个二维卷积,第一个卷积层的卷积核个数为16,第二个卷积层的卷积核个数为36,第三个卷积层的卷积核个数为48,三个卷积层的卷积核大小都为(3,3)。

基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统

技术领域

[0001] 本发明属于电子信息技术领域,具体涉及基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统。

背景技术

[0002] 近年来,随着深度学习技术的快速发展,其在医疗领域的应用也逐渐广泛,尤其在基于脑电信号的睡眠分期和抑郁症诊断方面,深度学习技术展现出了巨大的潜力;在基于脑电信号的抑郁症分类的研究现状方面,研究者们通过精心设计深度学习模型,在抑郁症识别领域取得了显著的进展;Acharya等人采用CNN模型对抑郁症患者与正常人的脑电数据进行了分类研究,成功验证了深度学习在抑郁症诊断中的有效性,然而,该研究受限于较小的样本量,其模型的泛化能力仍然存疑;Li等人则在此基础上更进一步,他们结合了CNN与迁移学习技术,深入探索了脑电信号中不同层面信息在抑郁症识别中的重要作用,为脑电信号识别抑郁症提供了更坚实的理论基础,但模型分类性能并不是很好;Kwon等人提出了一种创新的深度学习模型,该模型基于前额叶脑电的不对称图像来实现对抑郁症患者的初步筛选,但由于数据量太小,该研究在评估模型泛化能力方面存在不足,仅提供初步参考;卢官明等人(2021)开发的具有脑电信号情感识别功能的组合模型,在特征提取和处理动态时序信息方面展现出优势,准确率达到86.08%,但其研究指出需要较大的样本量来支持模型训练;李梅等人(2021)通过将基于算法的卷积神经网络(CNN)与无线传感器结合的方法,实现了98.00%的高准确率,但缺点是其成本过于昂贵;Joao Carreira等人(2018)采用在抑郁性障碍(MDD)中使用有效连接的3D卷积网络,虽提出采用PDC和DMN连接等新功能,但其实现的准确性还缺少更多评估指标,准确率为80.90%;Qayyum等人(2022)展示了卷积神经网络与GRU结合的方法,在短序列学习方面表现出优于LSTM的特性,准确率为90.45%,但这种方法仍在时间窗口分段长度处理方面有所不足;Narazaki等人(2019)的研究基于22层ResNet的卷积神经网络,虽便于开发分类器和运用算法分配权重,但准确率仅为78.94%;综上,尽管上述研究在抑郁症诊断的深度学习应用方面取得了进展,但普遍面临样本量不足、成本高昂、模型准确性和泛化能力有待提高等问题。

[0003] 为进一步精确的诊断抑郁症,许多学者分析了众多脑电信号与抑郁症的关联,其中,睡眠信号作为一种稳定的脑电信号,备受关注;研究者们通过深入探究睡眠脑电信号与抑郁症之间的关系,发现其存在紧密关联;Steiger A等人的研究表明,长期服用抗抑郁药物会对抑郁症患者的睡眠脑电信号特征产生显著影响,这一发现为基于睡眠脑电信号的抑郁症诊断方法提供了坚实的理论基础;Armitage R等人则专注于年轻女性抑郁症患者,发现她们的Delta波睡眠脑电信号与正常人群存在显著差异,这一发现为探讨抑郁症的睡眠脑电特异性提供了有价值的线索;Leistedt S等人通过计算不同睡眠阶段的Scaling参数,揭示了抑郁症患者在特定睡眠阶段的参数值异常,这有力的证实了睡眠与抑郁症息息相关,并可实现数值化分析;Pillai V等人(2011)通过分析抑郁症患者的睡眠脑电信息探究抑郁症的遗传学特征,实验结果表明,重度抑郁患者表现出更密集的快速眼动期(REM期)睡眠和更短暂的慢波睡眠(SWS),该组合特征也被认为是重度抑郁症的遗传学特征。

[0004] 综上所述,基于脑电信号的抑郁症诊断方法已经取得了一定的研究进展;然而,这一领域仍存在着诸多问题,如准确率不高、方法的解释性不强等。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,提高诊断的准确性和客观性。

[0006] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,包括

[0007] 数据采集模块,所述数据采集模块用于通过脑机接口设备实时采集用户的睡眠脑电数据;

[0008] 数据处理模块,所述数据处理模块对采集到的脑电数据进行预处理,包括应用零相位滤波器限制频率范围,采用独立成分分析分离混合信号中的独立成分,以减少噪音和伪迹;

[0009] 睡眠分期模块,所述睡眠分期模块包括一个基于CNN-BiLSTM的模型,该模型首先通过短时傅里叶变换将预处理后的脑电数据转换为时频信号,并构建特征矩阵;随后,利用CNN在时频域进行特征提取,再通过BiLSTM从时域维度探究脑电信号前后的依赖和关联,实现对睡眠阶段的自动分期;

[0010] 抑郁症筛查模块,所述抑郁症筛查模块基于DepNet2D模型,处理快速眼动期睡眠脑电数据,通过二维卷积神经网络进行频谱特征提取,随后通过全连接层进行高层次特征学习,并使用Softmax激活函数进行二分类判断,以筛查用户是否患有抑郁症;

[0011] 用户交互模块,所述用户交互模块用于接收用户指令,显示睡眠报告。

[0012] 作为本发明的一种优选的技术方案,接收用户指令,显示睡眠报告,包括睡眠分期结果和抑郁症筛查报告,抑郁症筛查报告包含基于贝克拉范森躁狂自评量表的抑郁症状程度雷达图及抑郁症状发生倾向的饼状图。

[0013] 作为本发明的一种优选的技术方案,CNN-BiLSTM模型中,CNN部分通过卷积运算、批量归一化、激活函数、最大池化及dropout层进行特征提取,BiLSTM部分通过两个方向的LSTM网络处理时间序列数据,以捕捉长期时间依赖和关联性。

[0014] 作为本发明的一种优选的技术方案,DepNet2D模型包括三个卷积层,每个卷积层后接ReLU激活函数和最大池化层,用于提取和保留显著特征,并通过全连接层进行高层次特征学习和分类判断。

[0015] 作为本发明的一种优选的技术方案,进行数据预处理时,采取如下步骤:

[0016] 划分数据样本:以帧为判读的基本单位,把连续30s的睡眠脑电数据划分为一个睡眠数据样本;

[0017] 设置睡眠分期标签:根据AASM睡眠分期标准,把睡眠周期分为:清醒期、N1期、N2期、N3期和REM期,设置对应睡眠分期标签为“0,1,1,1,2”,对应着清醒期、深睡期和REM期三个阶段;

[0018] 对睡眠脑电数据滤波处理:使用截止频率是0.1赫兹和50赫兹的巴特沃斯带通滤波器对2个通道的脑电信号滤波,并对每5段滤波后的数据样本和判别标签构成一个组别,构造成特征矩阵。

[0019] 作为本发明的一种优选的技术方案,还包括CNN-BiLSTM网络结构,该网络结构由四层组成:卷积层,池化层,基于LSTM的BiLSTM隐藏层和多任务softmax层,这种体系结构有四个主要特征:卷积层同时容纳3个不同大小的卷积核;池化层的池化策略更适合于捕获时间信号的移位不变性;LSTM单元被证明可以提取许多序列处理应用中使用的长期时间依赖性,在BiLSTM模块,可以通过LSTM单元提高睡眠分期的准确率,从前两层获得的EEG帧模式的提取广义顺序表示与双向LSTM网络一起处理;使用的多任务softmax层适配于联合分类和预测,使睡眠脑电数据的特征提取与模型的训练能有更可靠的结果,通过Softmax层分类器,最终输出各类睡眠分期结果的概率。

[0020] 作为本发明的一种优选的技术方案,DepNet2D模型通过充分利用REM期睡眠脑电数据的频谱信息,构建频谱信息的二维网络模型,分析不同频段之间的关联性和互相影响。

[0021] 作为本发明的一种优选的技术方案,还包括构建DepNet2D特征提取模型,对应方法如下:

[0022] 将提取出来的REM期的原始睡眠脑电的频谱信息,取其中两个通道,将频谱信息输入到模型中,使用堆叠多个卷积层进行特征提取,在经过卷积层之后,分别通过ReLU激活函数和最大池化层,通过降采样操作以减小特征图的大小,并保留最显著的特征;之后进行批量归一化;再把Dropout层连接到每一个池化层之后,然后,连接Flatten层,将卷积层和池化层提取的特征展平成一维向量,最后经过两次全连接层。

[0023] 作为本发明的一种优选的技术方案,使用堆叠多个卷积层进行特征提取,对应内容如下:使用三个二维卷积,第一个卷积层的卷积核个数为16,第二个卷积层的卷积核个数为36,第三个卷积层的卷积核个数为48,三个卷积层的卷积核大小都为(3,3)。

[0024] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0025] 本发明结合了睡眠分期技术,采用CNN-BiLSTM混合架构算法对睡眠脑电数据进行处理与分析,该算法融合了CNN和BiLSTM的优势,能够实现对睡眠阶段的高精度划分;引入了DepNet2D模型,通过构建针对频谱信息的二维网络,深入剖析不同频段间的关联与影响,从而精准提取出抑郁症患者的特征性脑电频谱信息,基于睡眠分期的抑郁症诊断方法不仅提高了诊断准确率,还增强了其客观性和说服力,为抑郁症的精准治疗提供了有力支持;

[0026] 本发明采用CNN-BiLSTM混合架构算法,能够实现对睡眠阶段的高精度划分,并重点关注快速眼动睡眠期(REM)的脑电信号,充分研究抑郁症病理生理机制;通过分析睡眠脑电数据来进行抑郁症诊断;睡眠脑电数据具有客观性,不受患者主观意识的影响,因此可以提供更为客观的诊断依据;同时,本发明通过引入DepNet2D模型,针对频谱信息构建二维网络,进一步剖析不同频段间的关联与影响,从大量数据中学习和识别模式,从而提高了诊断的准确性;进一步提高了诊断的准确性和客观性,通过利用睡眠脑电数据进行诊断,结合CNN-BiLSTM网络和DepNet2D模型,本发明可以大大减少诊断过程中的主观性因素,提供更加客观、准确的诊断依据;这样一来,可以避免或减少医生主观判断和患者自我报告的影响,从而提高了抑郁症诊断的准确性和客观性;

[0027] 通过利用睡眠脑电数据,本发明结合CNN-BiLSTM网络和DepNet2D模型,可以提供更客观、准确的诊断依据,减少主观性因素的影响,能够更早期地对抑郁症状做出更为准确的结果,实现早起干预;早期干预可以帮助患者更好地理解 and 应对自己的情绪问题,采取有效的治疗措施,避免症状进一步加重或出现其他并发症;本发明的抑郁症诊断系统利用睡

眠脑电数据进行早期筛查和诊断,具有较高的客观性和准确性;通过早期发现患者的抑郁症状并进行干预治疗,可以有效提高治疗的效果和预后,减轻患者的痛苦和负担,改善其生活质量;

[0028] 通过对患者睡眠脑电数据的分析,可以了解到患者的睡眠质量、睡眠结构、睡眠时大脑活动的特点等信息,从而更好地理解患者的个体差异;抑郁症的严重程度因人而异,有些患者可能只是轻度抑郁,而另一些患者可能已经达到了重度抑郁的程度;通过睡眠脑电数据的分析,可以客观评估患者抑郁症的严重程度,为制定个性化治疗方案提供重要参考;

[0029] 本发明基于对患者REM期睡眠脑电数据和睡眠脑电的频谱信息的分析结果,以更高的准确率和筛查率为优势,更具有科学性和参考性,医生可以制定更加个性化和针对性的治疗方案;通过针对患者的具体情况制定的治疗方案,可以更好地调节患者的生理和心理状态,缓解抑郁症症状,提高治疗的效果和预后。

附图说明

[0030] 图1为本发明的技术流程图;

[0031] 图2为本发明的滑动时间窗口切割睡眠脑电数据示意图;

[0032] 图3为本发明的模型构建图;

[0033] 图4为本发明的抑郁症筛查系统的系统模块图。

具体实施方式

[0034] 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。

[0035] 实施例1

[0036] 请参阅图1-图4,为本发明的第一个实施例,该实施例提供基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统,该系统具有高精度、高效率和高用户友好性等特点,面对全球3.22亿抑郁症患者的诊断难题,该系统通过分析睡眠脑电信号,不仅可实现抑郁症的识别,还能实时监控和优化患者的睡眠质量,旨在提高诊断准确度以实现抑郁症的筛查功能;

[0037] 由于睡眠脑电信号的非侵入性和具有高时间分辨率的特点利用的睡眠脑电信号,我们使用DepNet2D(Depression Net 2Dimension)模型进行睡眠分期,专注于REM期脑电数据的特征提取和分类;DepNet2D通过二维卷积神经网络学习睡眠脑电的时空依赖性,有效捕捉大脑活动的特征模式,并提高识别抑郁症频谱特征的准确率;该模型因参数量减少而具有较强的泛化能力,在抑郁症筛查任务中准确率达到88.82%,相较于传统方法,展现了更高的准确率和客观性。

[0038] 本发明将使用不同的公开数据集检验模型的泛化性能,不断调参和优化,并进行前后端的代码整合;最终将脑电采集设备与计算机连接,构建集合采集信号、处理分类,结果输出,音乐调控的一体化抑郁症诊断系统;

[0039] 基于CNN-BiLSTM的睡眠分期

[0040] 本发明采用睡眠脑电信号作为抑郁症患者筛查的依据,睡眠障碍是许多抑郁症患

者的典型症状,其中,REM(快速眼动)睡眠的潜伏期缩短、持续时间增加以及REM密度的增加被认为是抑郁症的生物学标志;值得注意的是,REM期睡眠的变化可能在抑郁症的临床表现之前就出现,因此对REM期睡眠数据的分析有助于早期识别和筛查抑郁症患者,因此,本申请选取REM期睡眠脑电数据作为抑郁症筛查的指标;

[0041] 睡眠脑电数据的预处理

[0042] 本申请所采用的睡眠脑电数据来自Sleep-EDF公开数据集,该数据集是一个备受认可的资源,被广泛用于睡眠研究领域,其中包含了两种不同群体的数据:一组是记录了正常人的睡眠脑电信号,另一组是记录了抑郁症患者的睡眠脑电信号,这些数据是通过在睡眠过程中安置电极来记录大脑活动而获得的,在进行数据预处理时,本申请采取了以下步骤:

[0043] 划分数据样本:以帧(epoch)为判读的基本单位,把连续30s的睡眠脑电数据划分为一个睡眠数据样本;

[0044] 设置睡眠分期标签:根据美国睡眠医学协会(American Academy of Sleep Medicine, AASM)提出的AASM睡眠分期标准,把睡眠周期分为:清醒期、N1期、N2期、N3期和REM期,设置对应睡眠分期标签为“0,1,1,1,2”,对应着清醒期、深睡期和REM期三个阶段;

[0045] 对睡眠脑电数据滤波处理:为降低伪影的影响,使用截止频率是0.1赫兹和50赫兹的巴特沃斯带通滤波器对2个通道的脑电信号滤波,并对每5段滤波后的数据样本和判别标签构成一个组别,构造成特征矩阵;

[0046] 基于CNN-BiLSTM网络模型的睡眠分期

[0047] CNN-BiLSTM网络模型是一种结合了卷积神经网络(CNN)和双向长短时记忆神经网络(BiLSTM)的架构,用于睡眠自动分期;这种结合能够有效地提取睡眠脑电数据的特征并学习其中的时序信息,从而实现对睡眠分期的准确分类;CNN通过其对非平稳、非线性数据的有效处理能力,可以很好地应用于脑电(EEG)信号的特征提取;为了更好地探索不同脑电模态间的时间变化,将来自不同模态的特征与BiLSTM层进行联合优化,以更好地学习睡眠阶段转换规律,并输出准确的睡眠分期结果;这种CNN-BiLSTM网络模型的结合,不仅可以有效地提取睡眠数据的特征,还能够学习到其中的时序信息,从而实现更准确的睡眠分期分类;

[0048] 本发明使用的CNN-BiLSTM网络结构由四层组成:卷积层,池化层,基于LSTM的BiLSTM隐藏层和多任务softmax层,这种体系结构有四个主要特征:首先,它的卷积层同时容纳3个不同大小的卷积核,因此能够学习睡眠脑电数据不同分辨率上的特征,并减少数据特征提取过程重新构建数据的繁杂,有利于构建自动睡眠分期模型;其次,与常见的子采样池化相比,池化层的池化策略更适合于捕获时间信号的移位不变性,因为睡眠脑电信号的特定特征可能发生在任何时间位置;接着,考虑睡眠周期前后的具有关联性和联系性,而LSTM单元被证明可以提取许多序列处理应用中使用的长期时间依赖性;为此,本申请在BiLSTM模块,可以通过LSTM单元提高睡眠分期的准确率,从前两层获得的EEG帧模式的提取广义顺序表示与双向LSTM网络一起处理,这样的两个双向LSTM层堆叠在一起,不同脑电图模式的广义变分特征通过这些LSTM层进行进一步处理,这些LSTM层在考虑长期模态间时间依赖性的情况下提取更高层次的有效特征,从而提高睡眠分期的准确率;最后,与规范的

softmax相反,本申请使用的多任务softmax层适配于联合分类和预测,使睡眠脑电数据的特征提取与模型的训练能有更可靠的结果,通过Softmax层分类器,最终输出各类睡眠分期结果的概率。

$$[0049] \quad softmax(Z) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^k e^{z_j}} \quad (1)$$

[0050] 如公式(1)所示,对于输入向量 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$,其中 z_i 为表示第 i 时刻的激活值;通过Softmax分类器输出各类睡眠分期结果的概率;

[0051] 如公式(1)所示,通过Softmax分类器输出各类睡眠分期结果的概率;其中, Z 是输入向量,包含了各个类别的激活值; z_i 表示输入向量 Z 中第 i 个元素的激活值; e 是自然对数的底; k 是输入向量 Z 的长度,即类别的总数, $\sum_{j=1}^k e^{z_j}$ 表示对输入向量 Z 中所有元素 z_i 的指数求和;

$$[0052] \quad E^{(i)}(\theta) = \sum_{n=n_i-\mu}^{n_i+\mu} y_n^{(i)} \log(\hat{y}_n^{(i)}(\theta)) \quad (2)$$

[0053] 同时,为解决睡眠数据类别不均衡问题,本模型使用各个子任务的交叉熵误差之和作为训练的分类和预测误差,如公式(2)所示,其中, θ 和 $\hat{y}$ 分别表示CNN输出的网络参数和概率分布;该网络经过训练,可最大程度地减少多任务交叉熵误差;

$$[0054] \quad L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_{c_i} \log(y_i) \quad (3)$$

[0055] 如公式(3)所示,其中, $\log(y_i)$ 表示网络对样本 i 的预测结果的对数概率, w_{c_i} 是类别 c_i 的权重;通过调整权重值,可以实现对不同类别的样本进行不同程度的关注,从而解决类别不均衡问题;

[0056] 如公式(3)所示,通过调整权重值,可以实现对不同类别的样本进行不同程度的关注,从而解决类别不均衡问题;其中, L 表示损失函数的值; N 表示样本的总数; w_{c_i} 表示类别 c_i 的权重; $\log(y_i)$ 表示网络对样本 i 的预测结果的对数概率; y_i 表示样本 i 的预测概率。

[0057] 基于DepNet2D的抑郁症筛查

[0058] 在临床上,脑电频谱分析可用于诊断和监测各种疾病,有利于客观的分析各种疾病,提高可解释性与准确率;抑郁症患者在脑电信号中可能表现出特定的频谱特征,在特定脑区或特定频段可能表现出异常的脑电活动模式;对此,本申请提出了DepNet2D模型来实现以抑郁症筛查的功能,DepNet2D模型通过充分利用REM期睡眠脑电数据的频谱信息,构建频谱信息的二维网络模型,分析不同频段之间的关联性和互相影响,对比正常人的脑电频谱信息,可以有效地提取抑郁症患者的脑电频谱特征,以实现对于抑郁症的筛查功能。

[0059] 对睡眠脑电数据的预处理

[0060] 首先我们取出REM期的原始睡眠脑电数据进行数据解析与数据转换,接着使用零相位滤波器(FIR)把频率限制在0.5Hz到45Hz,可以帮助减少不必要的噪音,不会引起相位失真,之后使用独立成分分析(ICA)从混合在一起的信号分离成独立的成分,有效地提取出潜在的脑电活动源,并可以减少伪迹的影响,提高信号的质量和准确性,使得睡眠时不同脑区神经活动模式表现更为显著,然后以30s的时间窗口对过滤后的REM-SLEEP-EEG进行裁剪

并绘制为时域图,再将脑电信号的频谱信息进一步提取。

[0061] 构建DepNet2D特征提取模型

[0062] 首先将提取出来的REM期的原始睡眠脑电的频谱信息,取其中两个通道 (EEG Fpz-Cz和EEG Pz-Oz),将频谱信息输入到模型中,输入层的大小为 (150,150,3),我们使用堆叠多个卷积层进行特征提取,这样可以构建出具有更强大表征能力的模型,本申请使用三个二维卷积 (Conv2D),第一个卷积层的卷积核个数为16,第二个卷积层的卷积核个数为36,第三个卷积层的卷积核个数为48,三个卷积层的卷积核大小都为 (3,3);在经过卷积层之后,分别通过ReLU激活函数和大小为 (2,2) 的最大池化层 (MaxPooling2D),通过降采样操作以减小特征图的大小,并保留最显著的特征;之后进行批量归一化;为了减少神经网络过拟合并提高模型的性能,再把Dropout层 (ratio=0.1) 连接到每一个池化层之后;然后,连接Flatten层,将卷积层和池化层提取的特征展平成一维向量;最后经过两次全连接层 (Dense),通过多次全连接层的组合,模型可以学习更高级别的特征表示,并且将这些特征表示映射到输出类别的概率分布;第一个全连接层具有64个神经元,使用ReLU激活函数学习输入数据的非线性特征表示,在学习特征表示时更具表达能力;第二个全连接层 (Dense (2,activation=tf.nn.softmax)) 具有2个神经元,使用softmax激活函数,将神经网络的输出转换为表示每个类别概率的分布;

[0063] 使用二元交叉熵函数 (Binary Cross-Entropy Loss) 如公式 (4) 所示,对于二元分类,该损失函数能够衡量模型输出的概率分布与真实标签之间的差异,从而指导模型参数的优化过程;通过使用Adam优化器,我们能够根据每个参数的梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整学习率;相比于传统的梯度下降算法,Adam具有更快的收敛速度和更好的性能表现;并使用了准确率 (accuracy) 作为评估指标,能够直观地反映模型的性能;

$$[0064] \quad L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [t_i \log(p_i) + (1 - t_i) \log(1 - p_i)] \quad (4)$$

[0065] 对于N个数据,其中 t_i 是取值为0或1的真实标签, p_i 是第i个类别的Softmax概率;

[0066] 对于N个数据,其中,L表示损失函数的值; t_i 是第i个样本的真实标签,取值为0或1; p_i 是第i个样本属于正类的预测概率; $\log(p_i)$ 是第i个样本属于正类的预测概率的对数值; $\log(1 - p_i)$ 是第i个样本属于负类的预测概率的对数值;N是样本的总数; $\sum_{i=1}^N$ 表示对所有N个样本求和。

[0067] 实施例2

[0068] 请参阅图1-图4,为本发明的第二个实施例,该实施例基于上一个实施例,不同的是:

[0069] 由于非侵入式脑电信号的噪声问题,为了确保实验研究的可靠性,本发明需要依赖于华南脑控智能科技有限公司的高精度设备,本发明使用LT3型脑电帽;

[0070] 本发明利用精选的具有实际可信度的SleepEDF公开数据集及与华南师范大学脑机交互与混合智能团队合作采集的数据,这些样本数据具有实际可信度,能够确保实验设备的可靠性和采集过程的科学性,能够在CNN-BiLSTM网络模型和DepNet模型的训练下获得更为准确的抑郁症筛查模型;此外,本发明通过对数据进行严格筛选,提高了后续处理的质量和可靠性,能够实现采集数据的多样性和筛选过程的严谨性,确保模型的泛化能力和实

验结果的可信度;本发明的抑郁症筛查系统,已完成睡眠分期模块,抑郁症筛查模块;

[0071] 基于CNN-BiLSTM的睡眠分期模块

[0072] 形成特征矩阵

[0073] 对预处理后得到的脑电数据,本申请使用时频分析中的短时傅里叶变换方法进行分析,将幅值随时间变化的信号转成时间随频率变化的信号;通过滑动窗口机制,设定窗口大小和步长,让窗口在时域信号上滑动,分别计算每个窗口的傅里叶变换,将形成的不同时间窗口对应的频率信号进行拼接,形成时频信号;接着通过计算得到对应的Mel频谱图,并将每5段连续30s的脑电信号数据归为一个组别,形成特征矩阵;

[0074] 特征提取

[0075] ①CNN-BiLSTM模型的构造

[0076] 本申请采用了CNN-BiLSTM网络模型对该矩阵进行特征提取,即该网络模型是由卷积神经网络(CNN)和双向长短时记忆神经网络(BiLSTM)共同组成,考虑到脑电多模态PSG(包含EEG、EOG、EMG等)睡眠信号数据具有非平稳、非线性的特点,传统的方法难以捕获睡眠阶段的长期变化;而CNN模型适合处理网络结构数据,它的核心思想是:局部感知野、权值共享和下采样pooling层。

[0077] 考虑到睡眠数据包含大量的时序信息,利用CNN网络仅仅只能捕获短时间规模的时空特征,在捕获长期时间特征方面受到限制;因此,本系统将基于CNN模型得到的向量输入到基于双向时间结构建模的双向长短时记忆网络BiLSTM中,通过两个完全独立的长短时记忆网络LSTM在前后两个方向上处理睡眠信息,分别提取不同维度下的信息特征,以便更好地挖掘每个时间点前后脑电信号的依赖性和关联性;

[0078] ②结合CNN卷积神经网络在时频域维度进行特征提取

[0079] 将Mel频谱图构成的特征矩阵分组输入到模型后,卷积运算层对输入数据进行局部关联和窗口滑动处理,随后进行批量归一化处理;紧接着通过应用激活函数和对数据进行最大池化,并利用dropout层连接到每个池化层后面来让数据变得更加健壮;之后再连接Flatten层,实现数据从卷积层过渡到全连接层。然后经过Dense一维全连接层、归一化和ReLU激活与最后的不同通道间的数据块拼接,实现从卷积层到长短时记忆神经网络的过渡;

[0080] ③连接BiLSTM网络模型从时域维度探究脑电信号前后的依赖和关联

[0081] 在BiLSTM部分,模型使用一个双向的长短时记忆时间网络,对②中的数据进行变换处理,得到一个全新大小的维度的矩阵,以作为分类器的输入;

[0082] 本申请通过使用多分类的对数损失函数,与Softmax分类器相对应,并通过Adam优化损失函数,动态地调整每个参数的学习率;将上面③中的数据输入到Softmax层进行三分类任务,分别得到对应的睡眠状态(W,LS,SWS,REM);

[0083] 基于DepNet2D的抑郁症筛查模块

[0084] 睡眠脑电数据的预处理

[0085] DepNet2D模型在抑郁症筛查中的应用首先依赖于对REM期睡眠脑电数据的全面预处理;通过从原始脑电信号中提取数据并应用零相位滤波器(FIR)来限制频率范围(0.5Hz到45Hz),该方法有效减少了噪音并避免了相位失真;接着,采用独立成分分析(ICA)分离混合信号中的独立成分,增强了信号的清晰度并减少了伪迹,从而更准确地反映了不同脑区

的神经活动模式;经过预处理的数据通过30秒的时间窗口进行裁剪,绘制为时域图后提取频谱信息,为后续的模式输入提供了经过清洗的特征数据;

[0086] 抑郁症的特征提取:

[0087] 在特征提取阶段,DepNet2D模型通过构建一个二维卷积神经网络(CNN)来处理提取的REM期脑电频谱信息。输入层接受的频谱信息大小为(150,150,3),模型包含三个卷积层,分别具有16、36和48个卷积核,卷积核大小均为(3,3);每个卷积层后接ReLU激活函数和大小为(2,2)的最大池化层,以提取和保留显著特征,并通过批量归一化和Dropout层增强模型的鲁棒性和防止过拟合;卷积层和池化层提取的特征被展平为一维向量后,经过两个全连接层进行高层次特征学习;第一个全连接层含64个神经元,使用ReLU激活函数学习输入数据的非线性特征;第二个全连接层则通过Softmax激活函数将网络输出转化为表示每个类别概率的分布,用于二分类任务,即判断是否为抑郁症;

[0088] 模型训练与评估

[0089] 模型训练过程中,使用二元交叉熵函数作为损失函数,以衡量模型输出的概率分布与真实标签之间的差异,并通过Adam优化器动态调整学习率,以实现更快的收敛速度和更优的性能;模型的性能通过准确率评估,直接反映了DepNet2D在抑郁症筛查中的效果。这一整套流程,结合高效的数据处理和深度学习方法,使得DepNet2D模型能够有效提取抑郁症患者的脑电频谱特征,提供准确的抑郁症筛查功能;

[0090] 抑郁症筛查系统

[0091] 目前睡眠分期模块和抑郁症筛查模块已经与前端进行整合,构建了基于睡眠生理信号的抑郁症筛查系统;当用户戴上使用LT3型脑电帽作为脑机接口设备,连接系统后端进行睡眠脑电数据的采集,能够实现睡眠脑电信号的实时监测;

[0092] 当用户点击“结束入睡”按钮,系统将生成睡眠报告;点击睡眠报告,系统将呈现用户的睡眠情况的具体数据,如月均睡眠时长、月均深睡时长等,并为用户制定睡眠目标;同时,系统将以图表形式总结用户睡眠记录、本周睡眠情况和睡眠深浅分布,帮助用户直观了解自身睡眠情况。

[0093] 此外,通过CNN-BiLSTM网络进行睡眠分期后,系统提取REM期睡眠脑电信号,并通过DepNet2D进行脑电频谱分析后,系统能够学习用户的睡眠数据特征,进行抑郁症筛查分类,系统将根据临床医学上的贝克拉范森躁狂自评量表(BRMS)生成抑郁症症状程度雷达图,并基于算法得出用户抑郁症状发生倾向,获得抑郁症倾向程度饼状图,生成用户的抑郁症报告。

[0094] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例,详见上述详尽的描述,对于本领域的普通技术人员而言,可以理解在不脱离本发明的原理和精神的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型,本发明的范围由所附权利要求及其等同物限定。

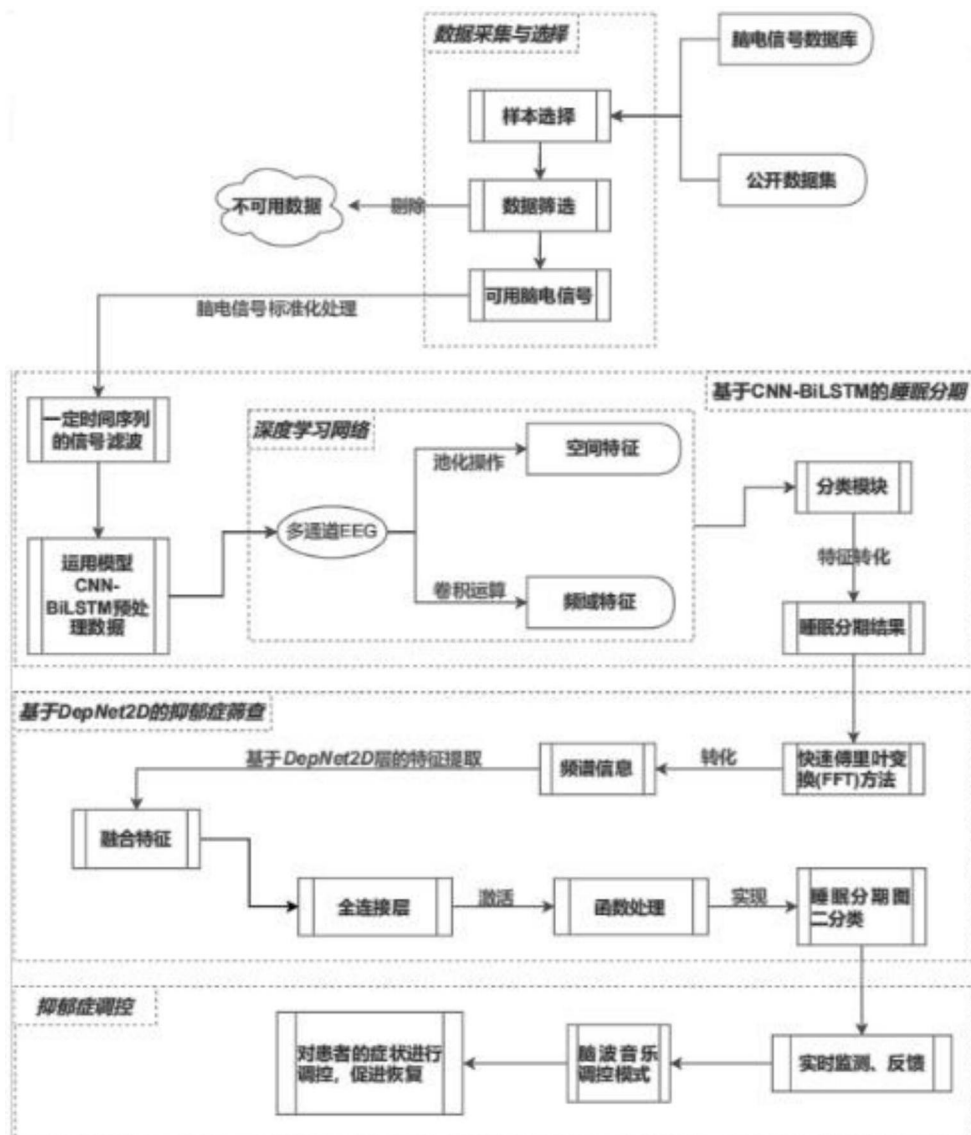


图1

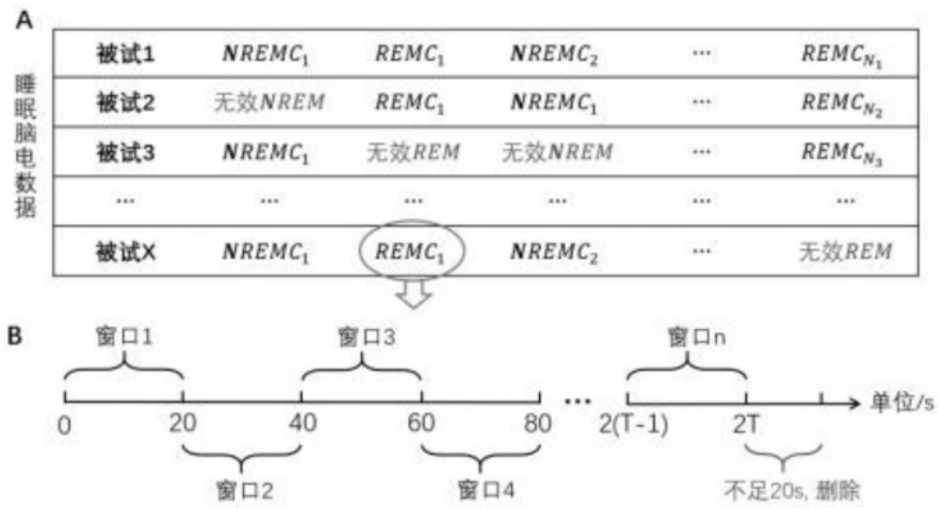


图2

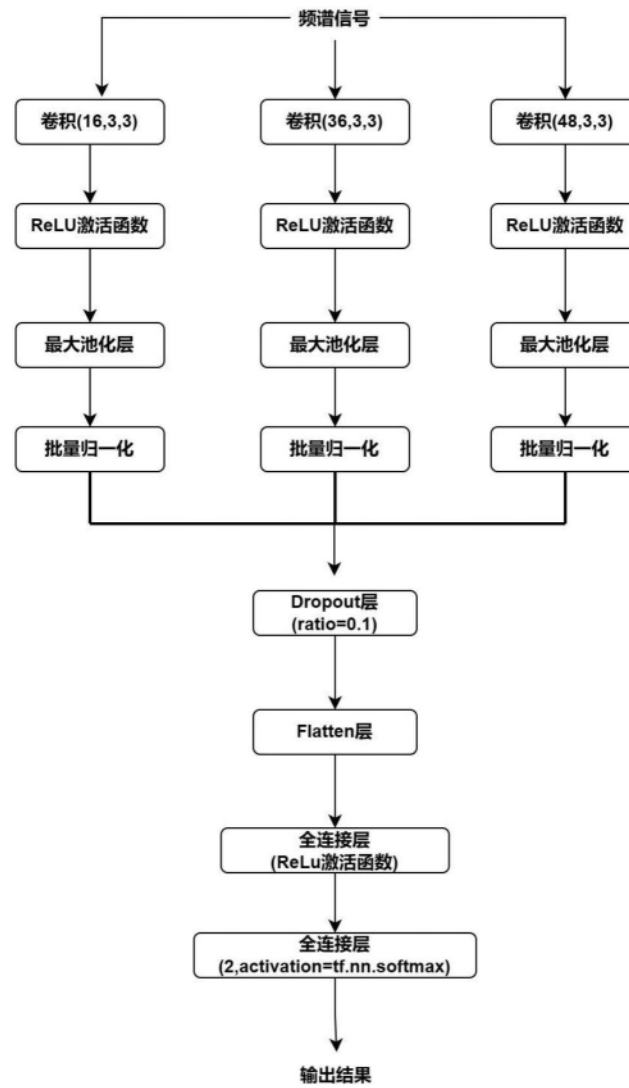


图3

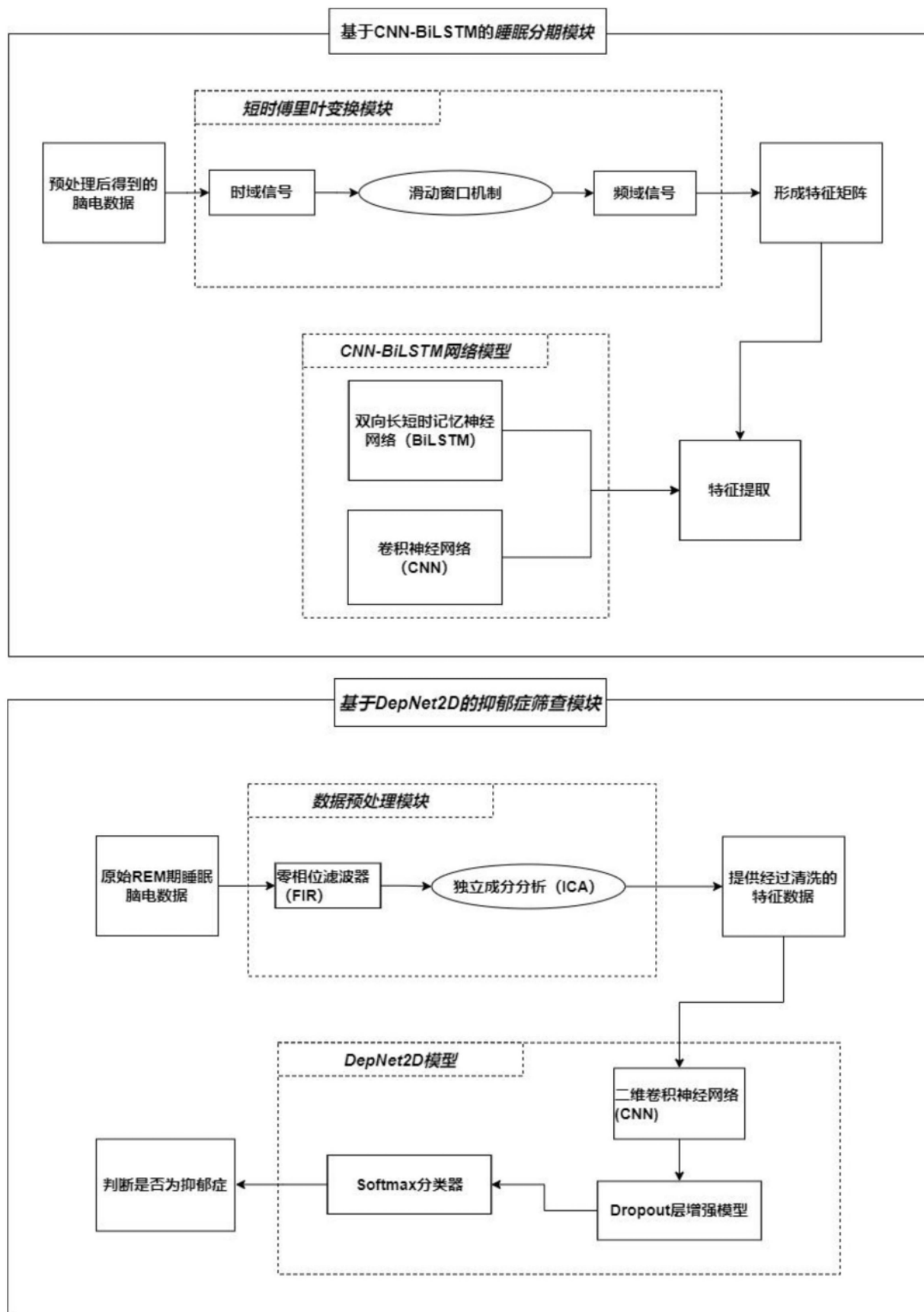


图4