



(21) 申请号 202410191864.X

(22) 申请日 2024.02.21

(71) 申请人 浙江大学

地址 310058 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72) 发明人 郑磊磊 傅继晗 林铮 燕卫政

(74) 专利代理机构 杭州天勤知识产权代理有限公司 33224

专利代理师 沈金龙

(51) Int. Cl.

A61B 5/369 (2021.01)

A61B 5/372 (2021.01)

A61B 5/291 (2021.01)

A61B 5/256 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

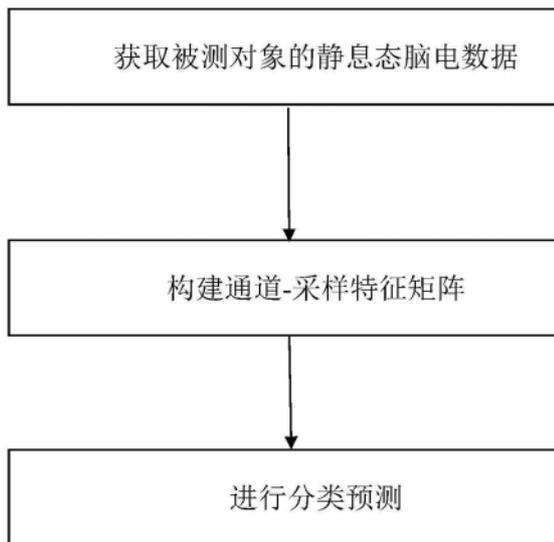
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,包括以下步骤:在静息态采集目标接受经颅磁刺激前后EEG信号变化数据,将所述EEG信号变化数据以时间序列进行划分,以构建对应的通道采样特征矩阵,对所述通道采样特征矩阵以是否经颅磁刺激有效进行标签标注,将通道采样特征矩阵与标签组成数据集;基于循环神经网络框架构建分类模型;利用数据集对所述分类模型进行训练,以获得疗效预测模型;将接受经颅磁刺激前目标的EEG信号变化数据输入至疗效预测模型中,以输出目标是否经颅磁刺激有效的判断结果。本发明还提供的一种经颅磁刺激疗效预测系统。本发明提供的方法能为抑郁症精准治疗方案,提供客观有效的参考。



1. 一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

在静息态采集目标接受经颅磁刺激前后EEG信号变化数据,将所述EEG信号变化数据以时间序列进行划分,以构建对应的通道采样特征矩阵,并以目标的抑郁症状改善情况,对所述通道采样特征矩阵以是否经颅磁刺激有效进行标签标注,将通道采样特征矩阵与标签组成数据集;

基于循环神经网络框架构建分类模型,所述分类模型包括数据采集模块,特征提取模块,下采样模块以及分类模块;

所述数据采集模块用于以时间序列对输入的EEG信号变化数据进行划分,以生成对应的通道采样特征矩阵;

所述特征提取模块包括多尺度特征提取器,所述多尺度特征提取器用于提取输入通道采样特征矩阵的特征矩阵;

所述下采样模块沿时间维度对输入的特征矩阵进行采样,以获得时序特征;

所述分类模块根据时序特征进行预测,以输出二值化分类结果;

利用数据集对所述分类模型进行训练,以获得用于判断经颅磁刺激是否有效的疗效预测模型;

将接受经颅磁刺激前目标的EEG信号变化数据输入至疗效预测模型中,以输出目标是否经颅磁刺激有效的预测结果,为后续医疗方案提供参考。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,所述通道采样特征矩阵以相同时间间隔对EEG信号变化数据进行划分,以构建对应通道数 \times 采样数的矩阵。

3. 根据权利要求1或2所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,所述通道采样特征矩阵的表达式如下:

$$\begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \cdots & S_{1,t} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \cdots & S_{2,t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ S_{i,1} & S_{i,2} & \cdots & S_{i,t} \end{bmatrix}$$

其中, $S_{i,t}$ 表示时间间隔内第t个通道上第i次采样值。

4. 根据权利要求1所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,基于汉密尔顿抑郁评定量表对目标的抑郁症状改善情况进行定量评价。

5. 根据权利要求1所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,所述循环神经网络框架基于多尺度卷积循环神经网络模型搭建。

6. 根据权利要求1所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,在采集EEG信号变化数据时需要进行预处理,所述预处理包括去除前5秒的EEG数据,基线校正,重参考处理,ICA分析,滤波以及去噪中的一种或多种。

7. 根据权利要求1所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,所述特征提取模块包括3个尺度的特征提取器,对应输入通道采样特征矩阵的特征提取器长度分别为2、4和8,每个特征提取器通过对输入通道采样特征矩进行卷积操作,并将3个

尺度的卷积操作结果在通道维度进行拼接,以获得对应的特征矩阵。

8.根据权利要求1所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,其特征在于,在训练时,针对是否经颅磁刺激有效,以标注标签和分类结果的最小化交叉熵作为损失函数,以更新分类模型的参数。

9.一种经颅磁刺激疗效预测系统,其特征在于,通过如权利要求1-8任一项所述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法实现,包括:

获取模块,用于采集被测对象的静息态EEG信号数据集;

预处理模块,用于对采集获得的静息态EEG信号数据集进行重构,以获得通道采样特征矩阵;

分类预测模块,用于分析获取的通道采样特征矩阵,以可视化输出分类结果。

10.根据权利要求9所述的经颅磁刺激疗效预测系统,其特征在于,所述分类预测模型通过统一流形逼近与投影降维技术完成可视化输出。

一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明属于医疗辅助治疗领域,尤其涉及一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法及装置。

背景技术

[0002] 抑郁症是一类复杂的精神疾病,约40%的抑郁症对经颅磁刺激(TMS)产生有效反应,抑郁症亚型的分类通常依赖于临床医生的主观判断和患者的自我报告,缺乏客观的生物学标志物。

[0003] 在脑科学中,通过观察和分析脑电信号可以获取关于大脑活动的重要信息。脑电信号是由大脑神经元电活动产生的微弱电流,通常通过脑电图(EEG)进行记录和分析。其中静息态EEG,提供了关于大脑默认网络活动模式的有价值的信息,有着其他方法不可比拟的高时间分辨率、易采样等优点。近年来,人工智能技术在医学领域取得了显著进展。机器学习和深度学习等技术被广泛应用于医学图像分析、生物信息学和临床数据处理。脑电信号具有高度复杂性和时变性,其分析和解释面临挑战。传统的方法通常依赖于专业医生的经验,而基于人工智能的方法可以更全面地分析大规模的脑电信号数据,从而提高诊断的客观性和准确性。

[0004] 专利文献CN117373658A公开了一种基于数据处理的抑郁症辅助诊疗系统及方法,该系统包括:题库建立模块,用于获取多个历史患者的语音问诊记录,生成问诊题库;样本获取模块,用于基于问诊题库,获取多个样本问诊结果;数据处理模块,用于对多个样本问诊结果进行处理,建立测试题关联图谱;病情问询模块,包括多媒体问诊组件及信息采集组件,用于基于问诊题库及测试题关联图谱对待诊疗病患进行问诊,并获取待诊疗病患的反馈信息;病情诊断模块,用于基于待诊疗病患的反馈信息,生成待诊疗病患的辅助诊断结果;辅助治疗模块,用于生成辅助治疗方案。该系统依赖大量问诊题库,但依旧基于患者主观回复进行评估存在差异性。

[0005] 专利文献CN117137488A公开一种基于脑电数据与面部表情影像的抑郁症病症辅助识别方法,包括:基于预设的实验范式执行脑电刺激实验,并同步采集被试的面部表情影像数据以及个体的脑电数据,其中预设的实验范式的编辑过程包括:基于Matlab及E-prime,使用物理性质一致的灰度照片;所述灰度照片中的性别比例均衡,被试表情中性与负性比例均衡,且无任何面部标志,并对其中一半数量的照片进行面部局部遮挡处理;设置既定数量的试次、单个试次的持续时间以及实验总时长;对脑电数据进行解析,得到N270波形;对面部表情影像数据以及N270波形进行多特征提取;将多特征整合后输入经训练的基于自注意力机制的神经网络模型,输出抑郁症病症辅助识别结果。该方法基于面部变化对目标的抑郁症病症进行辅助治疗,但是该方法同样存在差异性,每个人的面部变化也属于主观的变化特征,也是可以被人所控制的。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供了一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法及系统,该预测方法能有效为精神类疾病治疗方案,提供客观准确的参考。

[0007] 为了实现本发明的第一个目的,提供了如下技术方案:一种基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法,包括以下步骤:

[0008] 在静息态采集目标接受经颅磁刺激前后EEG信号变化数据,将所述EEG信号变化数据以时间序列进行划分,以构建对应的通道采样特征矩阵,并以目标的抑郁症状改善情况,对所述通道采样特征矩阵以是否经颅磁刺激有效进行标签标注,将通道采样特征矩阵与标签组成数据集;

[0009] 基于循环神经网络框架构建分类模型,所述分类模型包括数据采集模块,特征提取模块,下采样模块以及分类模块;

[0010] 所述数据采集模块用于以时间序列对输入的EEG信号变化数据进行划分,以生成对应的通道采样特征矩阵;

[0011] 所述特征提取模块包括多尺度特征提取器,所述多尺度特征提取器用于提取输入通道采样特征矩阵的特征矩阵;

[0012] 所述下采样模块沿时间维度对输入的特征矩阵进行采样,以获得时序特征;

[0013] 所述分类模块根据时序特征进行预测,以输出二值化分类结果;

[0014] 利用数据集对所述分类模型进行训练,以获得用于判断经颅磁刺激是否有效的疗效预测模型;

[0015] 将接受经颅磁刺激前目标的EEG信号变化数据输入至疗效预测模型中,以输出目标是否经颅磁刺激有效的预测结果,为后续医疗方案提供参考。

[0016] 本发明通过将抑郁症患者采集的静息态脑电信号(rsEEG)处理为计算机可识别的时间序列数据,将上述时间序列数据作为循环神经网络的输入,通过有监督学习方式,利用误差反向传播算法对循环神经网络模型参数进行迭代优化,得到最优的参数组合然后保存模型,利用最优的模型对目标提取其静息态脑电信号进行分析,以预测经颅磁刺激治疗对于目标是否能起到作用,为后续的医疗方案制定或医学研究提供更加客观准确的参考。

[0017] 具体的,所述通道采样特征矩阵以相同时间间隔对EEG信号变化数据进行划分,以构建对应通道数 \times 采样数的矩阵。

[0018] 具体的,所述通道采样特征矩阵的表达式如下:

$$[0019] \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \cdots & S_{1,t} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \cdots & S_{2,t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ S_{i,1} & S_{i,2} & \cdots & S_{i,t} \end{bmatrix}$$

[0020] 其中, $S_{i,t}$ 表示时间间隔内第t个通道上第i次采样值。

[0021] 具体的,基于汉密尔顿抑郁评定量表对目标的抑郁改善情况进行定量评价,以构建符合医学诊断要求的数据集。

[0022] 具体的,所述循环神经网络框架基于多尺度卷积循环神经网络模型搭建,该模型的优势在于有多种卷积尺度,可以提取更多特征,同时可以利用门控开关有效地控制输入值,更新量和输出值,以及跳跃连接方法,有效地避免了普通的循环神经网络可能带来的梯

度消失或者梯度爆炸的问题。

[0023] 具体的,在采集EEG信号变化数据时需要进行预处理,所述预处理包括去除前5秒的EEG数据,基线校正,重参考处理,ICA分析,滤波以及去噪中的一种或多种,以提高最终预测结果的准确性。

[0024] 具体的,所述特征提取模块包括3个尺度的特征提取器,对应输入通道采样特征矩的特征提取器长度分别为2、4和8,每个特征提取器通过对输入通道采样特征矩阵进行卷积操作,并将3个尺度的卷积操作结果在通道维度进行拼接,以获得对应的特征矩阵。

[0025] 具体的,在训练时,针对是否经颅磁刺激有效,以标注标签和分类结果的最小化交叉熵作为损失函数,以更新分类模型的参数。

[0026] 为了实现本发明的第二个目的,提供了如下技术方案:一种经颅磁刺激疗效预测系统,通过上述的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法实现,其包括:

[0027] 获取模块,用于采集被测对象的静息态EEG信号数据集;

[0028] 预处理模块,用于对采集获得的静息态EEG信号数据集进行重构,以获得通道采样特征矩阵;

[0029] 分类预测模块,用于分析获取的通道采样特征矩阵,以可视化输出分类结果。

[0030] 具体的,所述分类预测模型通过统一流形逼近与投影降维技术完成可视化输出。

[0031] 与现有技术相比,本发明的有益效果:

[0032] 通过基于EEG信号对抑郁症治疗效果进行定量识别,并结合时间特征以强化最终识别结果,从而为后续的医疗方案或医学研究提供更加客观准确的参考。

附图说明

[0033] 图1为本实施例提供的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方法的流程图示意图;

[0034] 图2为本实施例提供的采集静息态脑电数据时涉及到的国际10-20系统时的EEG电极导联与电极放置位置示意图;

[0035] 图3为本实施例提供的分类模型的结构示意图;

[0036] 图4为本实施例提供的经颅磁刺激疗效预测系统的框架示意图;

[0037] 图5为本实施例提供的通过经颅磁刺激疗效预测系统输出的一种可视化分类结果示意图。

具体实施方式

[0038] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合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。

[0039] 下面结合附图和实施例对本申请作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅仅用于解释相关发明,而非对该发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与有关发明相关的部分。

[0040] 如图1所示,为本实施例提供的基于深度学习EEG信号的经颅磁刺激疗效预测方

法,其包括以下步骤:

[0041] 在静息态采集目标接受经颅磁刺激前后EEG信号变化数据,将所述EEG信号变化数据以时间序列进行划分,以构建对应的通道采样特征矩阵,并以目标的抑郁改善情况,对所述通道采样特征矩阵以是否经颅磁刺激有效进行标签标注,将通道采样特征矩阵与标签组成数据集;

[0042] 基于循环神经网络框架构建分类模型,所述分类模型包括数据采集模块,特征提取模块,下采样模块以及分类模块;

[0043] 所述数据采集模块用于以时间序列对输入的EEG信号变化数据进行划分,以生成对应的通道采样特征矩阵;

[0044] 所述特征提取模块包括多尺度特征提取器,所述多尺度特征提取器用于提取输入通道采样特征矩阵的特征矩阵;

[0045] 所述下采样模块沿时间维度对输入的特征矩阵进行采样,以获得时序特征;

[0046] 所述分类模块根据时序特征进行预测,以输出二值化分类结果;

[0047] 利用数据集对所述分类模型进行训练,以获得用于判断经颅磁刺激是否有效的疗效预测模型;

[0048] 将接受经颅磁刺激前目标的EEG信号变化数据输入至疗效预测模型中,以输出目标是否经颅磁刺激有效的预测结果,为后续医疗方案提供参考。

[0049] 更进一步地,在采集目标的静息态EEG信号变化数据时,其具体过程如下:

[0050] 要求患者在安静的环境下坐着,闭上眼睛但保持清醒。使用带有128通道Ag/AgCl脑电帽(ANT Neuro,荷兰Hengelo)记录EEG信号。

[0051] EEG电极在头部的放置位置遵循10/20国际放置系统,其放置方式如图2所示。

[0052] 信号以1kHz的采样率进行采样,电极阻抗低于5k Ω ,参考电极相对于CPz,在线接地在AFz处,并使用eegoTM放大器(ANT Neuro,荷兰Hengelo)进行放大。放置在左眼上方的电极用于记录眼电活动(EOG)的双极信号。对于每位参与者,持续记录超过5分钟的静息态EEG信号数据。

[0053] 将所获取的患者的原始的脑电数据包含较多噪声,为了达到更好的效果,还可以增加预处理步骤,以去除噪声、增加信噪比,其具体步骤包括:(1)去除前5秒的EEG数据,由于其该时间段内的数据不稳定。(2)基线校正;(3)重参考处理;(4)ICA分析去除眼电、心电、肌电等伪迹;(5)基于带宽滤波器进行滤波,带宽可选择0.5-70Hz;(6)去除影像中的噪声。可以采用上述(1)-(6)的方法依次进行预处理,也可以采用其中一种或多种组合进行预处理。

[0054] 最终本实施例所采用的预处理包括对采集到的前5秒的EEG数据丢弃,因为这段时间内信号不稳定。降采样至250Hz;带通滤波范围为0.5-70Hz;去除50Hz交流噪声后提取了260-300个1秒时段。

[0055] 本实施例中所提出的通道采样特征矩阵通过对EEG信号变化数据进行切分为数个1秒的时段,为每个时段构建一个大小为通道数 \times 采样数的矩阵;该矩阵中的元素表示为 $S_{i,t}$,表示这一时段内第t个通道上第i次采样值,本实施例中的通道采样特征矩阵表达如下:

$$[0056] \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \cdots & S_{1,128} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \cdots & S_{2,128} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ S_{250,1} & S_{250,2} & \cdots & S_{250,128} \end{bmatrix}$$

[0057] 其中,该矩阵中各行表示国际10-20放置中的每个通道,本示例中有128个通道,为所有128列,行数与一个时段内的采样数量一致,为250。

[0058] 最后,以基于汉密尔顿抑郁评定量表对患者的抑郁症情况评估,从而判定患者是否经颅磁刺激治疗(TMS治疗)有效,并对每个通道采样特征矩阵打上分类预测标签。

[0059] 如图3所示,为本实施例提供的分类模型的结构示意图,该模型的输入是每个样本的 128×250 的矩阵序列,神经网络采用三个不同尺度的一维卷积过滤器、一个通道合并层、一个最大池化层、两个双向长短期记忆网络(BiLSTM)、一个将空时信息整合用于分类的平均层组成。三个不同尺度的卷积过滤器的维度分别是 128 (EEG通道) $\times 2$ (过滤器长度) $\times 32$ (过滤器数量)、 $128 \times 4 \times 32$ 和 $128 \times 8 \times 32$ 。然后,级联层将传入的特征在通道维度中拼接在一起,得到特征图的大小为 250 (时间点) $\times 96$ (特征维度)。接下来,一个最大池化层沿时间维度进行过滤器大小为3的下采样操作,得到特征的大小为 83 (时间点) $\times 96$ (特征维度)。下采样后的特征成为后续BiLSTM层的输入。至于BiLSTM层,BiLSTM的隐藏状态大小设置为128。同时在最大池化层和第二层BiLSTM之间进行跳跃连接以达到增强EEG信号的时序信息特征提取的目的,缓解深层神经网络带来的梯度消失问题。之后将BiLSTM层提取的隐藏状态送入平均池化层。最后应用全连接层和SoftMax来获取最终的预测结果。

[0060] 将上述构建的数据集分割成两部分,一部分作为训练集,另一部分作为测试集,在训练集中又会进一步分出一部分作为验证集,并基于Adam优化器最小化交叉熵损失进行训练。训练批次大小设置为256。学习率从0.001开始,并在每轮迭代后以0.01的衰减率衰减。为了提高模型的泛化性能并克服过拟合,还应用了丢弃(卷积层的丢弃率为0.5,BiLSTM层的丢弃率为0.3,全连接层的丢弃率为0.7)以及L1和L2范数正则化(GRU核的正则 $L1 = 10^{-4}$, $L2 = 10^{-4}$)来调节模型参数。验证样本是从保留的训练样本的20%中随机生成的。训练过程会在连续30个轮次内验证损失不再下降或达到最大轮数(1,000轮)时停止。在验证数据集上取得最高准确度的中间模型会保留供测试使用。模型的输出是样本的预测标签。在模型训练过程中,通过使用训练样本的真实样本标签与预测标签的误差来进行网络的迭代优化。在每次迭代完成后将验证集输入模型以检测模型的判别性能是否在持续提升。当模型的性能不再提升时,停止训练保存模型及其参数。然后用测试集来进一步评估模型的泛化性能。

[0061] 其中,整个模型构建与训练均在TensorFlow实现。

[0062] 本实施例所提供的方法以对抑郁症患者采集的静息态脑电信号(rsEEG)为基础,对其进行丢弃、降采样、带通滤波等预处理操作得到可用于计算机系统处理分析的时间序列数据。将上述时间序列作为循环神经网络的输入,通过有监督学习方式,利用误差反向传播算法对循环神经网络模型参数进行迭代优化,得到最优的参数组合然后保存模型。对于新的被试样本,提取其静息态脑电信号输入保存的模型就可以计算得到该样本的诊断结果。

[0063] 本实施例还提供了一种经颅磁刺激疗效预测系统,通过上述实施例提供的经颅磁

刺激疗效预测方法实现,如图4所示包括:

[0064] 获取模块,用于采集被测对象的静息态EEG信号数据集;

[0065] 预处理模块,用于对采集获得的静息态EEG信号数据集进行重构,以获得通道采样特征矩阵;

[0066] 分类预测模块,用于分析获取的通道采样特征矩阵,以可视化输出分类结果。

[0067] 更进一步地,如图5所示,可视化输出分类结果是通过统一流形逼近与投影降维技术UMAP完成的,该技术将高维数据嵌入到低维空间中,同时保持数据的全局结构。这个过程是使用基于R语言的monocle3库实现的。在训练和测试样本中,最后一个隐藏层中各个神经元的激活强度被用作原始变量。用于UMAP的初始主成分分析的维度为30。

[0068] 其中每个点代表一个脑电周期(EEG epoch),而不同颜色的点代表经颅磁刺激无效和经颅磁刺激有效,根据测试样本所代表的点(红色点)与模型中经颅磁刺激否有效区域的重合度,来预测经颅磁刺激治疗对于患者是否能起作用。

[0069] 综上所述,本发明将充分利用现有的深度学习循环神经网络算法,对抑郁症患者采集的静息态脑电时间信号进行建模,建立有效的抑郁症亚型分类模型对被测对象的TMS疗效进行分类预测;而且本发明的分类预测结果可以和其他分析指标如动态因果模型DCM-PEB分析互相验证,打开深度学习的黑箱,通过分析患者不同脑区之间有效性功能连接情况,发现潜在生物标志,有助于辅助医师的临床决策。

[0070] 本领域技术人员应该能够意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的模块、方法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,软件模块、方法步骤对应的程序可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。为了清楚地说明电子硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以电子硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0071] 术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不是用于描述或表示特定的顺序或先后次序。

[0072] 术语“包括”或者任何其它类似用语旨在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备/装置不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其它要素,或者还包括这些过程、方法、物品或者设备/装置所固有的要素。

[0073] 至此,已经结合附图所示的优选实施方式描述了本发明的技术方案,但是,本领域技术人员容易理解的是,本发明的保护范围显然不局限于这些具体实施方式。在不偏离本发明的原理的前提下,本领域技术人员可以对相关技术特征作出等同的更改或替换,这些更改或替换之后的技术方案都将落入本发明的保护范围之内。

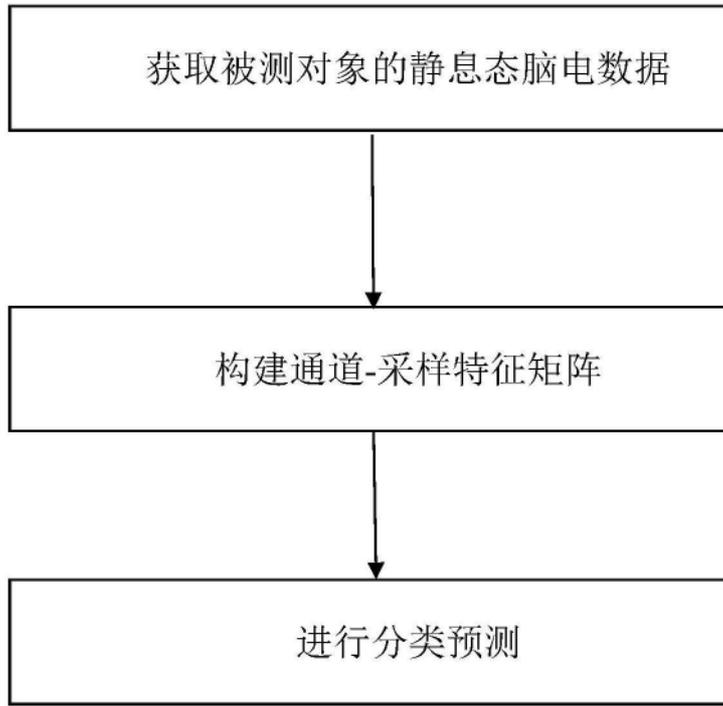


图1

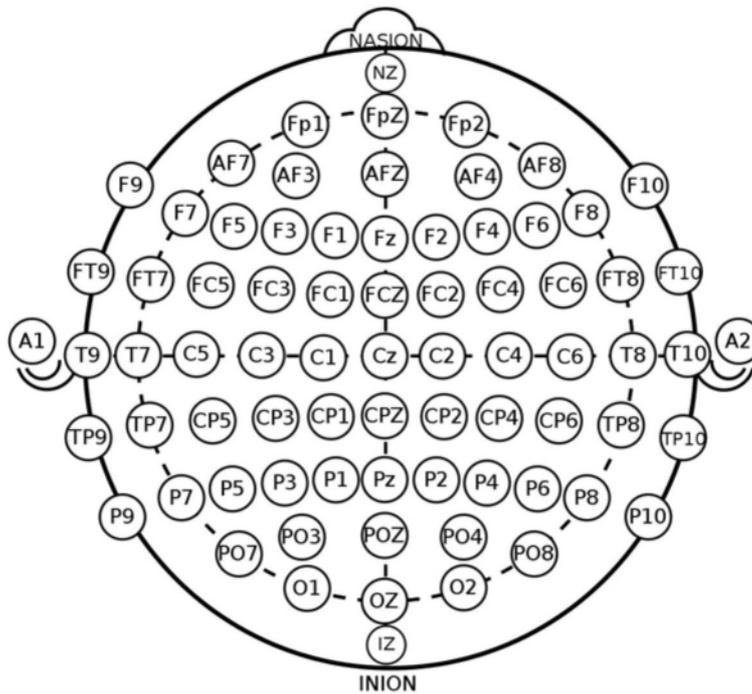


图2

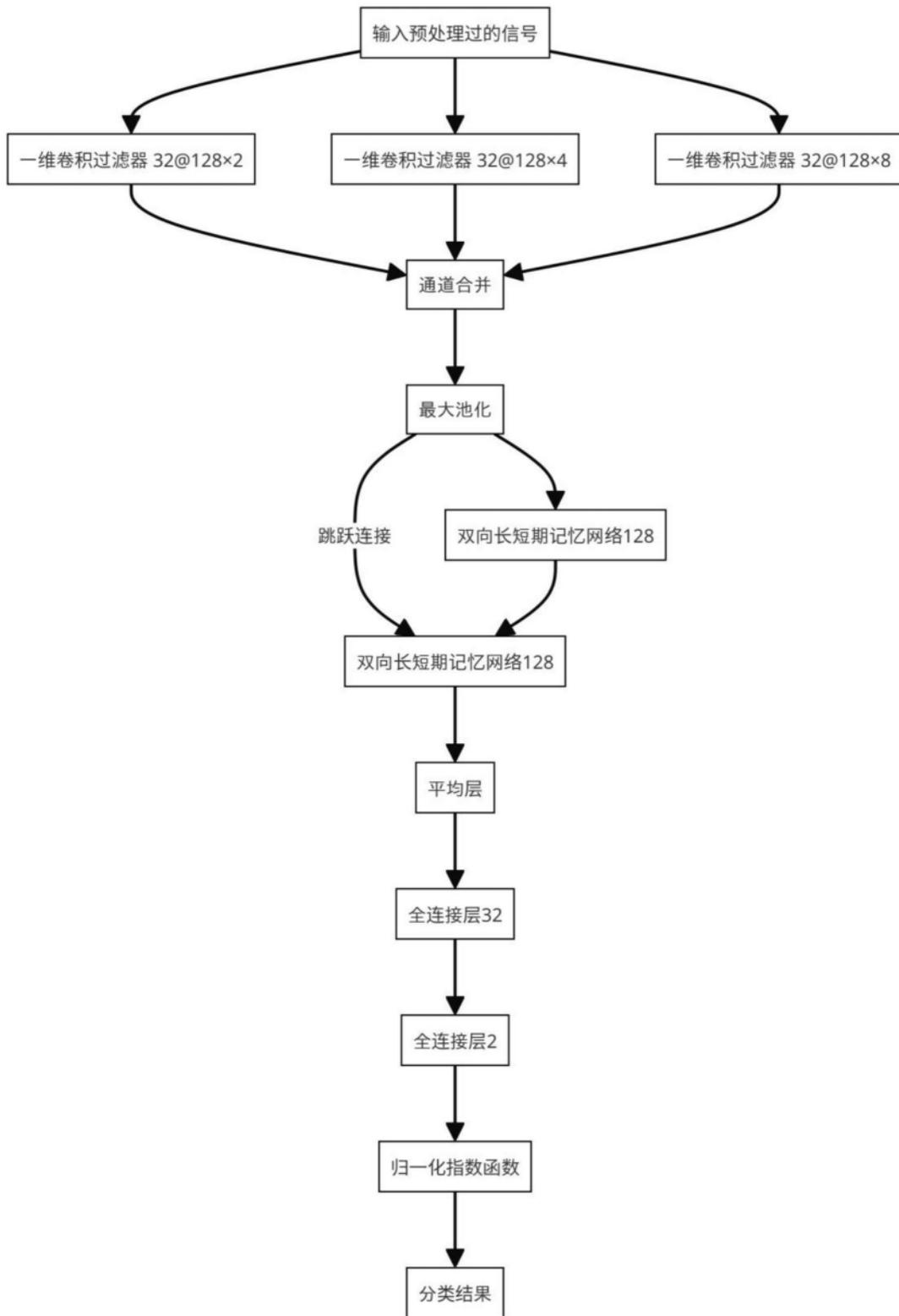


图3



图4

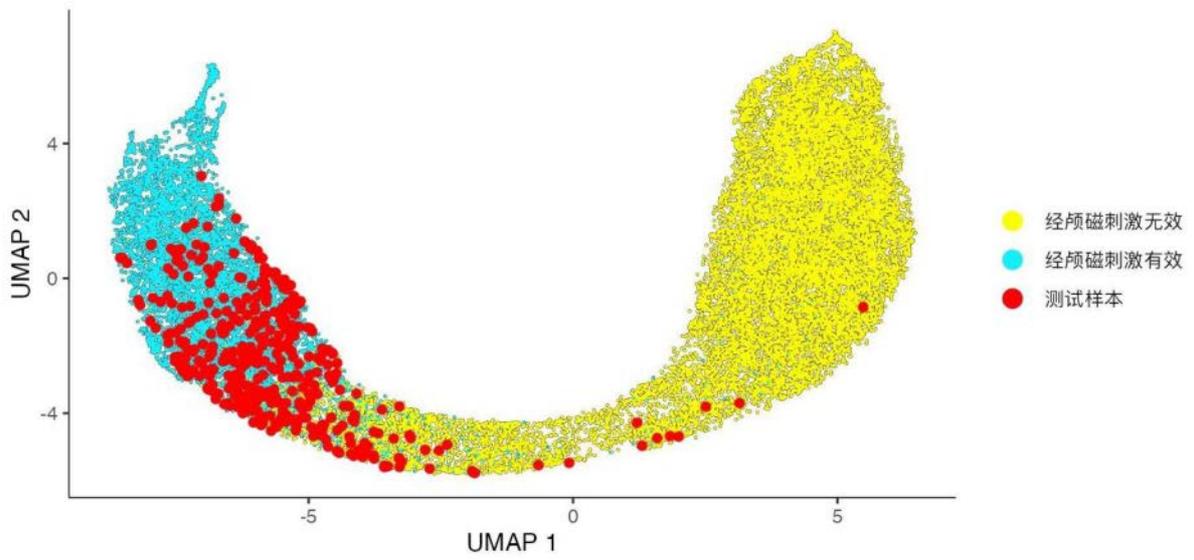


图5