



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117898743 A

(43) 申请公布日 2024. 04. 19

(21) 申请号 202311778465.5

(22) 申请日 2023.12.21

(71) 申请人 北京津发科技股份有限公司

地址 100085 北京市海淀区清河安宁庄东  
路18号

(72) 发明人 请求不公布姓名 请求不公布姓名

(74) 专利代理机构 北京金咨知识产权代理有限  
公司 11612

专利代理师 宋教花

(51) Int. Cl.

A61B 5/372 (2021.01)

A61B 5/374 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

G06F 18/10 (2023.01)

G06F 18/213 (2023.01)

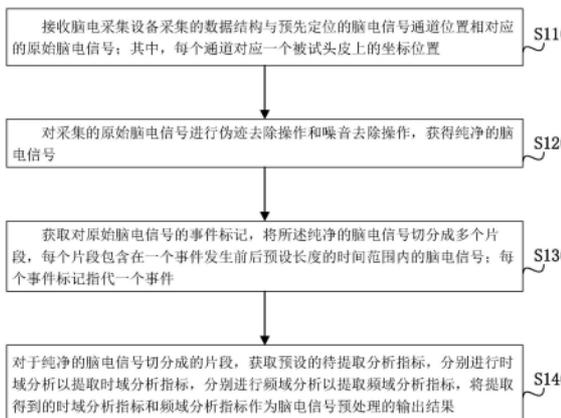
权利要求书2页 说明书10页 附图1页

(54) 发明名称

一种脑电信号预处理方法、系统和终端设备

(57) 摘要

本发明提供一种脑电信号预处理方法、系统和终端设备,所述方法包括:接收脑电采集设备采集的数据结构与预先定位的脑电信号通道位置相对应的原始脑电信号;对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作,获得纯净的脑电信号;获取对原始脑电信号的事件标记,将所述纯净的脑电信号切分成多个片段,每个片段包含在一个事件发生前后预设长度的时间范围内的脑电信号;对于纯净的脑电信号切分成的片段,获取预设的待提取分析指标,分别进行时域分析以提取时域分析指标,分别进行频域分析以提取频域分析指标。本发明能够提高对原始脑电数据去除噪声和伪迹的处理效率,从而提高脑电数据质量,保留感兴趣的频段和事件。



1. 一种脑电信号预处理方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

接收脑电采集设备采集的数据结构与预先定位的脑电信号通道位置相对应的原始脑电信号;其中,每个通道对应一个被试头皮上的坐标位置;

对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作,获得纯净的脑电信号;

获取对原始脑电信号的事件标记,将所述纯净的脑电信号切分成多个片段,每个片段包含在一个事件发生前后预设长度的时间范围内的脑电信号;每个事件标记指代一个事件;

对于纯净的脑电信号切分成的片段,获取预设的待提取分析指标,分别进行时域分析以提取时域分析指标,分别进行频域分析以提取频域分析指标,将提取得到的时域分析指标和频域分析指标作为脑电信号预处理的输出结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,对于接收的脑电采集设备采集的原始脑电信号,该方法还包括:删除来自被试头皮上双侧乳突点位置和/或来自眼电通道的原始脑电信号。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在所述对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作步骤之后,该方法还包括:

获取脑电数据待分析目标特征,根据所述待分析目标特征对脑电采集设备的参考电极和参考电极计算方法,所述参考电极计算方法包含平均参考、双侧乳突参考和链式参考。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,该方法还包括:

在接收原始脑电信号的过程中,对单位时间内接收到的脑电采集设备采集的原始脑电信号的数据量进行计算,当所述数据量超出预设阈值,则发送采样率降低指令到脑电采集设备,从而减轻接收原始脑电信号的负载压力。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,该方法还包括:

当检测到存在脑电信号质量低于预设阈值或脑电信号缺失的异常通道,选取来自所述异常通道的相邻位置通道的脑电信号插值生成一个新的脑电信号,使用所述新的脑电信号作为来自所述异常通道的脑电信号。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,该方法还包括:

对于纯净的脑电信号切分成的片段,按照预设阈值进行筛选,找出并删除包含超出阈值的伪迹或异常值的片段。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述伪迹去除操作基于盲源分离技术,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作包括:

基于盲源分离技术将原始脑电信号分解为多个独立的伪影或神经元,使用ICA技术识别脑电信号中的独立变异源,进而对识别的所述伪影和/或独立变异源进行去除。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述噪音去除操作基于典型相关分析技术,对采集的原始脑电信号进行噪音去除操作包括:

利用给定时间序列中的自相关来描述所述原始脑电信号中的信号成分,基于典型相关分析技术寻找原始脑电信号之间的最高线性相关性和自相关性,基于低于阈值的自相关性从脑信号中区分出噪声并去除。

9. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述噪音去除操作基于滤波处理和数学算法分解脑电信号和噪音,其中,所述滤波处理包含高通滤波、低通滤波、带通滤波和凹陷滤

波中的多种。

10. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述伪迹去除操作和噪音去除操作基于深度学习模型,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作包括:

使用包含伪迹和噪音的脑电数据作为训练集训练深度学习模型,利用训练好的深度学习模型进行伪迹和噪音的自动检测和自动去除。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作还包括:使用SNS方法处理、RANSAC方法处理和Cross-Validation方法处理中的任一项对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作。

12. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述时域分析指标包含平均电压、峰值电压、峰-峰值、标准差、均方根和事件相关电位中的多种,所述频域分析指标包含频谱密度、频带能量、频带比率、频谱峰值、频谱熵、频谱功率密度和功率谱中的多种。

13. 一种脑电信号预处理系统,包括处理器和存储器,其特征在于,所述存储器中存储有计算机指令,所述处理器用于执行所述存储器中存储的计算机指令,当所述计算机指令被处理器执行时该系统实现如权利要求1至12中任一项所述方法的步骤。

14. 一种终端设备,其特征在于,所述终端设备用于使用如权利要求1至12中任一项所述方法的步骤。

15. 一种边缘计算终端设备,可以包括智能传感器、可编程逻辑控制器(PLC),其特征在于,所述边缘计算终端设备用于采集所述权利要求1至12中任一项所述方法的步骤的数据。

16. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现如权利要求1至12中任一项所述方法的步骤。

## 一种脑电信号预处理方法、系统和终端设备

### 技术领域

[0001] 本发明涉及脑电数据预处理技术领域,尤其涉及一种脑电信号预处理方法、系统和终端设备。

### 背景技术

[0002] 脑电数据主要是指脑电波,脑电波主要出现在颞叶和枕叶。例如,熟睡、婴儿及严重器质性脑患者中都能观察到 $\delta$ 节律。波形为正弦波,30~50 $\mu$ V。波幅沿枕-顶-额-颞降低;正常情况下有明显调幅现象。与视觉活动有关,在觉醒安静闭目状态时出现的数量最多且振幅也最高。当进入睡眠时, $\alpha$ 节律完全消失。 $\alpha$ 节律的频率、振幅和空域分布等因素是反映大脑的机能状态的重要指标。随着脑发育成熟或年龄的变化, $\alpha$ 节律的数量逐渐增多,频率逐渐提高,至成年期趋于稳定,到老年期 $\alpha$ 节律则逐渐变慢。睡眠状态下,浅睡眠期的背景节律为5~6Hz( $\theta$ 波);深睡眠期的背景节律为2~3Hz( $\delta$ 波)。

[0003] 原始的脑电数据是由很多个样本点数所构成的一个有限的离散的时间序列数据。至于样本点数的多少,则由采样率所决定,比如采样率为1000Hz,那么每秒就有1000个数据样本点。

[0004] 每个样本点数据代表的是脑电波幅的大小,物理学上称为电压值,单位为伏特(V),由于脑电信号通常较弱,所以更常使用的单位为微伏( $\mu$ V)。

[0005] 脑电数据预处理过程指的是对原始的脑电数据进行一系列的处理,以便从噪声中提取出脑电活动,并为后续的脑电数据分析做好准备。

[0006] 现有的脑电数据预处理过程中,往往需要专人针对脑电信号的预处理进行专门的编程处理,缺少一体化的适应不同情况下脑电数据预处理需求的脑电数据预处理系统。

### 发明内容

[0007] 鉴于此,本发明实施例提供了一种脑电信号预处理方法、系统和终端设备,以消除或改善现有技术中存在的一个或更多个缺陷。

[0008] 本发明的一个方面提供了一种脑电信号预处理方法,该方法包括以下步骤:

[0009] 接收脑电采集设备采集的数据结构与预先定位的脑电信号通道位置相对应的原始脑电信号;其中,每个通道对应一个被试头皮上的坐标位置;

[0010] 对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作,获得纯净的脑电信号;

[0011] 获取对原始脑电信号的事件标记,将所述纯净的脑电信号切分成多个片段,每个片段包含在一个事件发生前后预设长度的时间范围内的脑电信号;每个事件标记指代一个事件;

[0012] 对于纯净的脑电信号切分成的片段,获取预设的待提取分析指标,分别进行时域分析以提取时域分析指标,分别进行频域分析以提取频域分析指标,将提取得到的时域分析指标和频域分析指标作为脑电信号预处理的输出结果。

[0013] 在本发明的一些实施例中,对于接收的脑电采集设备采集的原始脑电信号,该方法还包括:删除来自被试头皮上双侧乳突点位置和/或来自眼电通道的原始脑电信号。

[0014] 在本发明的一些实施例中,在所述对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作步骤之后,该方法还包括:获取脑电数据待分析目标特征,根据所述待分析目标特征对脑电采集设备的参考电极和参考电极计算方法,所述参考电极计算方法包含平均参考、双侧乳突参考和链式参考。

[0015] 在本发明的一些实施例中,该方法还包括:在接收原始脑电信号的过程中,对单位时间内接收到的脑电采集设备采集的原始脑电信号的数据量进行计算,当所述数据量超出预设阈值,则发送采样率降低指令到脑电采集设备,从而减轻接收原始脑电信号的负载压力。

[0016] 在本发明的一些实施例中,该方法还包括:当检测到存在脑电信号质量低于预设阈值或脑电信号缺失的异常通道,选取来自所述异常通道的相邻位置通道的脑电信号插值生成一个新的脑电信号,使用所述新的脑电信号作为来自所述异常通道的脑电信号。

[0017] 在本发明的一些实施例中,该方法还包括:对于纯净的脑电信号切分成的片段,按照预设阈值进行筛选,找出并删除包含超出阈值的伪迹或异常值的片段。

[0018] 在本发明的一些实施例中,所述伪迹去除操作基于盲源分离技术,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作包括:基于盲源分离技术将原始脑电信号分解为多个独立的伪影或神经元,使用ICA技术识别脑电信号中的独立变异源,进而对识别的所述伪影和/或独立变异源进行去除。

[0019] 在本发明的一些实施例中,所述噪音去除操作基于典型相关分析技术,对采集的原始脑电信号进行噪音去除操作包括:利用给定时间序列中的自相关来描述所述原始脑电信号中的信号成分,基于典型相关分析技术寻找原始脑电信号之间的最高线性相关性和自相关性,基于低于阈值的自相关性从脑信号中区分出噪声并去除。

[0020] 在本发明的一些实施例中,所述噪音去除操作基于滤波处理和数学算法分解脑电信号和噪音,其中,所述滤波处理包含高通滤波、低通滤波、带通滤波和凹陷滤波中的多种。

[0021] 在本发明的一些实施例中,所述伪迹去除操作和噪音去除操作基于深度学习模型,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作包括:使用包含伪迹和噪音的脑电数据作为训练集训练深度学习模型,利用训练好的深度学习模型进行伪迹和噪音的自动检测和自动去除。

[0022] 在本发明的一些实施例中,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作还包括:使用SNS方法处理、RANSAC方法处理和Cross-Validation方法处理中的任一项对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作。

[0023] 在本发明的一些实施例中,所述时域分析指标包含平均电压、峰值电压、峰-峰值、标准差、均方根和事件相关电位中的多种,所述频域分析指标包含频谱密度、频带能量、频带比率、频谱峰值、频谱熵、频谱功率密度和功率谱中的多种。

[0024] 本发明的另一方面提供了一种脑电信号预处理系统,包括处理器和存储器,所述存储器中存储有计算机指令,所述处理器用于执行所述存储器中存储的计算机指令,当所述计算机指令被处理器执行时该系统实现如上实施例中任一项所述方法的步骤。

[0025] 本发明的另一方面提供了一种终端设备,所述终端设备用于使用如上实施例中任

一项所述方法的步骤。

[0026] 本发明的另一方面提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上实施例中任一项所述方法的步骤。

[0027] 本发明所提出的脑电信号预处理方法、系统和终端设备,能够对采集的脑电信号进行伪迹去除和噪音去除,从而获得较为纯净的脑电数据,对纯净的脑电数据且分为多个片段,并对每个片段进行时域分析和频域分析,从而完成对脑电信号的预处理,本发明所提出的脑电信号预处理方法能够一体化的适应不同情况下脑电数据预处理需求,能够提高对原始脑电数据去除噪声和伪迹的处理效率,从而提高脑电数据质量,保留感兴趣的频段和事件。

[0028] 本发明的附加优点、目的,以及特征将在下面的描述中将部分地加以阐述,且将对于本领域普通技术人员在研究下文后部分地变得明显,或者可以根据本发明的实践而获知。本发明的目的和其它优点可以通过在说明书以及附图中具体指出的结构实现到并获得。

[0029] 本领域技术人员将会理解的是,能够用本发明实现的目的和优点不限于以上具体所述,并且根据以下详细说明将更清楚地理解本发明能够实现的上述和其他目的。

## 附图说明

[0030] 此处所说明的附图用来提供对本发明的进一步理解,构成本申请的一部分,并不构成对本发明的限定。在附图中:

[0031] 图1为本发明一实施例中脑电信号预处理方法。

[0032] 图2为本发明一实施例中伪迹去除操作和噪音去除操作示例图。

## 具体实施方式

[0033] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下面结合实施方式和附图,对本发明做进一步详细说明。在此,本发明的示意性实施方式及其说明用于解释本发明,但并不作为对本发明的限定。

[0034] 在此,还需要说明的是,为了避免因不必要的细节而模糊了本发明,在附图中仅仅示出了与根据本发明的方案密切相关的结构和/或处理步骤,而省略了与本发明关系不大的其他细节。

[0035] 应该强调,术语“包括/包含”在本文使用时指特征、要素、步骤或组件的存在,但并不排除一个或更多个其它特征、要素、步骤或组件的存在或附加。

[0036] 在此,还需要说明的是,如果没有特殊说明,术语“连接”在本文不仅可以指直接连接,也可以表示存在中间物的间接连接。

[0037] 在下文中,将参考附图描述本发明的实施例。在附图中,相同的附图标记代表相同或类似的部件,或者相同或类似的步骤。

[0038] 为了解决现有的脑电信号预处理方法存在的问题,提高原始脑电数据去除噪声和伪迹的处理效率,对本发明提供了一种脑电信号预处理方法、系统和终端设备。脑电数据(Electroencephalography, EEG):脑电数据,又称为脑电图,是一种使用电生理指标记录大脑活动的方法。

[0039] 图1为本发明一实施例中脑电信号预处理方法,该方法包含以下步骤:

[0040] 步骤S110:接收脑电采集设备采集的数据结构与预先定位的脑电信号通道位置相对应的原始脑电信号;其中,每个通道对应一个被试头皮上的坐标位置。

[0041] 在具体实施过程中,定位通道位置指的是根据电极的排布系统,为每个通道分配一个头皮上的坐标位置,以便进行空间分析和可视化。脑电信号定位通道位置主要是用于确定电极在头皮上的位置。在脑电图(EEG)或事件相关电位(ERP)等神经电生理实验中,通常需要在头皮上放置多个电极以记录大脑的电活动。这些电极的位置需要精确地定位,以便准确地测量和记录大脑的电活动。脑电信号的电极排布系统通常采用国际脑电图学会规定的标准电极放置法,即10-20系统。在10-20系统中,额极中点至鼻根的距离和枕点至枕外粗隆的距离各占此连线全长的10%,其余各点均以此连线全长的20%相隔。因此命名为10-20系统。通过脑电信号定位通道位置,可以确定每个电极在头皮上的具体位置,从而确保实验结果的准确性和可靠性。这对于研究大脑功能、认知过程、情感、注意力等神经科学领域的问题具有重要意义。

[0042] 步骤S120:对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作,获得纯净的脑电信号。

[0043] 步骤S130:获取对原始脑电信号的事件标记,将所述纯净的脑电信号切分成多个片段,每个片段包含在一个事件发生前后预设长度的时间范围内的脑电信号;每个事件标记指代一个事件。

[0044] 在具体实施过程中,分段指的是根据实验中的事件标记,将一长段的连续数据切分成一段一段的片段,每个片段包含一个事件发生前后的一定时间范围内的数据。

[0045] 步骤S140:对于纯净的脑电信号切分成的片段,获取预设的待提取分析指标,分别进行时域分析以提取时域分析指标,分别进行频域分析以提取频域分析指标,将提取得到的时域分析指标和频域分析指标作为脑电信号预处理的输出结果。

[0046] 采用本发明实施例,能够提高对原始脑电数据去除噪声和伪迹的处理效率,从而提高脑电数据质量,保留感兴趣的频段和事件。

[0047] 在本发明一实施例中,对于接收的脑电采集设备采集的原始脑电信号,该方法还包括:删除来自被试头皮上双侧乳突点位置和/或来自眼电通道的原始脑电信号。具体地,根据实验目的和设计,可以去除一些不需要的通道,如双侧乳突点、眼电通道等。结合其他的多模态的生物学数据帮助我们检测和区分脑电中的伪迹数据,如结合眼电和眼动测量。识别EEG信号中的眨眼和眼动,结合心电信号测量,识别EEG中的心电伪迹,结合加速度信号的测量,识别EEG中的头部运动伪迹等。

[0048] 采用该发明实施例,能够删除一些不太需要的通道的脑电信号,避免对脑电信号的特征提取和使用造成干扰。

[0049] 在本发明一些实施例中,在所述对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作步骤之后,该方法还包括:获取脑电数据待分析目标特征,根据所述待分析目标特征对脑电采集设备的参考电极和参考电极计算方法,所述参考电极计算方法包含平均参考、双侧乳突参考和链式参考。在具体实施过程中,重参考指的是根据不同的分析目标,选择合适的参考电极或方法,如平均参考、双侧乳突参考、链式参考等,改变数据的电压值和空间分布。脑电系统中有在线参考电极,如头顶正中位置、双侧耳垂等。参考转换是一种线

性转换,参考电极的任何活动都会影响其他的电极的信号。因为,对于参考电极应该准确放置位置,确保接触良好,否则会产生噪音。

[0050] 采用该发明实施例,脑电数据处理的过程中,可以在离线分析时进行重参考,来降低参考电极带来的噪音数据。

[0051] 在本发明一些实施例中,该方法还包括:在接收原始脑电信号的过程中,对单位时间内接收到的脑电采集设备采集的原始脑电信号的数据量进行计算,当所述数据量超出预设阈值,则发送采样率降低指令到脑电采集设备,从而减轻接收原始脑电信号的负载压力。在具体实施过程中,降低采样率指的是据信号的奈奎斯特采样定理,选择合适的采样率。

[0052] 采用该发明实施例,能够减少数据量和计算量,避免过度采样带来的冗余信息。

[0053] 在本发明一些实施例中,该方法还包括:当检测到存在脑电信号质量低于预设阈值或脑电信号缺失的异常通道,选取来自所述异常通道的相邻位置通道的脑电信号插值生成一个新的脑电信号,使用所述新的脑电信号作为来自所述异常通道的脑电信号。在具体实施过程中,插值坏导指的是对于一些因为电极接触不良或其他原因导致数据质量差或缺失的通道。

[0054] 采用该发明实施例,能够利用周围通道的数据进行插值补充,恢复数据完整性

[0055] 在本发明一些实施例中,该方法还包括:对于纯净的脑电信号切分成的片段,按照预设阈值进行筛选,找出并删除包含超出阈值的伪迹或异常值的片段。在具体实施过程中,可以根据一些设定的阈值或者人工检查的方式,找出并删除一些含有过大伪迹或者异常值的片段,提高数据质量。程序能够设置阈值,看出异常波段,根据伪迹的频率范围选择合理的滤波器,可以有效减少脑电原始数据的伪迹。例如,高通设置0.1Hz,低通设置30Hz。另外为了消除市电干扰,可以选择凹陷滤波,去除50Hz干扰。同时当我们对某个信号频率范围感兴趣的时候,可以使用带通滤波,比如,我们对 $\alpha$ 波感兴趣,那么可以使用带通滤波,保留8-13Hz的信号频段进行分析。

[0056] 采用该发明实施例,能够找出并删除一些含有过大伪迹或者异常值的片段,提高数据质量。

[0057] 在本发明一些实施例中,所述伪迹去除操作基于盲源分离技术,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作包括:基于盲源分离技术将原始脑电信号分解为多个独立的伪影或神经元,使用ICA技术识别脑电信号中的独立变异源,进而对识别的所述伪影和/或独立变异源进行去除。其中,独立主成分分析(Independent Component Analysis,ICA)是利用一种数学方法。

[0058] 在具体实施过程中,盲源分离技术(Blind Source Separation,BSS)是基于伪迹和神经信号具有可区分的时空观测模式,将多通道脑电数据有效地分解为多个独立的伪影或神经源。在脑电分析中,ICA试图识别脑电数据中的独立变异源,原始数据矩阵的每一行表示各个通道和参考通道之间的电势差随着时间变化的情况;对ICA进行分解后,每行数据代表着从通道数据进行空间滤波后独立成分随时间变化的情况。因此ICA分解提供了独立成分时间和空间上的属性。而ICA方法是BSS的一种实现方式。较为典型的异常图形为:a.能量只集中在额叶(如眼电伪迹);b.地形图不连续(如噪音伪迹);c.地形图受限于单个电极点(如电极伪迹)。以上伪迹仅为示例,本发明不限于此。

[0059] 采用该发明实施例,能够利用数学方法,将多个混合信号分解成若干个相互独立

且统计上不相关的成分,用来识别和剔除一些伪迹成分,如眼电、肌电、心电等。

[0060] 在本发明一些实施例中,所述噪音去除操作基于典型相关分析技术,对采集的原始脑电信号进行噪音去除操作包括:利用给定时间序列中的自相关来描述所述原始脑电信号中的信号成分,基于典型相关分析技术寻找原始脑电信号之间的最高线性相关性和自相关性,基于低于阈值的自相关性从脑信号中区分出噪声并去除。

[0061] 在具体实施过程中,典型相关分析(Canonical Correlation Analysis)是一种多元统计分析方法,用于研究两组变量之间的相关关系。它可以揭示出两组变量之间的内在联系。典型相关分析是利用给定时间序列中的自相关来描述未清理数据集中的信号成分。自相关描述的是观测数据之间的相似性作为它们之间的时间延迟函数,即时间相近的数据点通常具有较强的自相关性。CCA所做的是使用交叉协方差矩阵寻找数据集之间的最高线性相关性和自相关性。总的来说,该技术可以基于相对较低的自相关值从脑信号中区分出噪声。特别是针对ERP的研究,CCA被认为是创建了一个刺激和大脑反应之间的线性模型。

[0062] 采用该发明实施例,能够基于相对较低的自相关值从脑信号中区分出噪声,从而滤除脑电信号中包含的噪声,获得更为纯净的脑电信号。

[0063] 在本发明又一些实施例中,所述伪迹去除操作和噪音去除操作基于深度学习模型,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作包括:使用包含伪迹和噪音的脑电数据作为训练集训练深度学习模型,利用训练好的深度学习模型进行伪迹和噪音的自动检测和自动去除。在具体实施过程中,基于深度学习的方法,使用现有的数据集来训练AI算法,自动检测和拒绝记录中的伪迹(理想情况下是实时的)。Mashhadi等人已经成功达到了可靠的精度,以减少目标信号和预测信号之间的均方误差。

[0064] 进一步地,对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作还包括:使用SNS方法处理、RANSAC方法处理和Cross-Validation方法处理中的任一项对采集的原始脑电信号进行伪迹去除操作和噪音去除操作。可以通过SNS方法、RANSAC方法、Cross-Validation方法等,均可从一定程度提高EEG信号的信噪比(Signal-to-Noise Ratio)。

[0065] 在本发明一些实施例中,所述时域分析指标包含平均电压、峰值电压、峰-峰值、标准差、均方根和事件相关电位中的多种,所述频域分析指标包含频谱密度、频带能量、频带比率、频谱峰值、频谱熵、频谱功率密度和功率谱中的多种。

[0066] 其中,对脑电数据的时域分析指标是指用来描述和量化脑电数据在时域上的特征的一些参数,例如:(1)平均电压:EEG信号在一定时间范围内的电压值的算术平均,反映了信号的整体水平。(2)峰值电压:EEG信号在一定时间范围内的最大或最小电压值,反映了信号的极值。(3)峰-峰值:EEG信号在一定时间范围内的最大电压值和最小电压值之差,反映了信号的幅度范围。(4)标准差:EEG信号在一定时间范围内的电压值与平均电压之差的平方根的平均,反映了信号的波动程度。(5)均方根:EEG信号在一定时间范围内的电压值的平方的平均的平方根,反映了信号的有效幅度。(6)事件相关电位(ERP):EEG信号与某个事件(如刺激或反应)对齐后,在每个时间点对所有试验进行平均得到的波形,反映了事件引起的脑电活动变化。

[0067] 其中,对脑电数据的频域分析指标是指用来描述和量化脑电数据在频域上的特征的一些参数,例如:(1)频谱密度:EEG信号在每个频率上的能量值,反映了信号的频率分布和强度。(2)频带能量:EEG信号在某个频带(如 $\delta$ 、 $\theta$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 等)内的总能量值,反映了信号在

该频带的活动水平。(3) 频带比率: EEG信号在两个或多个频带内的能量值之比,反映了信号在不同频带的相对活动水平。(4) 频谱峰值: EEG信号在某个频率上的最大能量值,反映了信号的主导频率和节律。(5) 频谱熵: EEG信号在所有频率上的能量值的不确定性或复杂度,反映了信号的随机性和规律性。

[0068] 频谱功率密度是一种描述信号(这里指脑电信号)功率在频域上分布的指标,物理含义为在单位频宽内的信号功率,单位为瓦特每赫兹(W/Hz)。频谱功率密度可以揭示信号在不同频率下的能量分布情况,对于分析和设计信号处理系统、通信系统等具有重要的作用。

[0069] 频谱功率密度(Power Spectral Density, PSD)每个通道的数据按时间求平均:

$$[0070] \quad result_{ch,i} = \frac{1}{durationInSec} \sum_{startTimeInSec}^{endTimeInSec} psdValues_{ch,j \times segmentLength+i}; \quad (1)$$

[0071] 上述公式(1)中的输入参数有:(1) psdValues: 一个二维数组,表示每个通道的PSD值,每一行对应一个通道,每一列对应一个时间点。(2) segmentLength: 一个整数,表示PSD值的频率分段长度。(3) startTimeInSec: 一个整数,表示要计算平均PSD值的起始时间点,以秒为单位。(4) durationInSec: 一个整数,表示要计算平均PSD值的持续时间长度,以秒为单位。上述公式(1)中的输出结果有:result: 一个二维数组,表示每个通道的平均PSD值,每一行对应一个通道,每一列对应一个频率分段。上述公式(1)中的具体步骤有:初始化result数组,使其与psdValues数组有相同的行数和segmentLength列数。

[0072] 在每个通道(chIndex)中,执行如下操作:始化result[chIndex]数组,使其与psdValues[chIndex]数组有相同的长度。对于每个频率分段(i),执行以下操作:初始化sum变量为0。对于从startTimeInSec到endTimeInSec(durationInSec+startTimeInSec)的每个时间点(j),执行以下操作:将psdValues[chIndex][j\*segmentLength+i]加到sum上。将sum除以durationInSec,得到result[chIndex][i]。

[0073] 功率谱是用于表征信号的能量分布的指标,一般用附属的功率谱密度函数来表示,对于连续时间信号,其功率谱是时间域信号的傅里叶变换,表示了不同频率成分的幅度和相位。对于离散时间信号,其功率谱是离散频率域的信号傅里叶变换,同样表示了不同频率成分的幅度和相位。功率谱估计属于频域。它是通过傅里叶变换将时间序列的总能量分解到不同频率上的分量,从而得到信号的功率谱密度函数。

[0074] 可以使用Welch法或Bartlett法计算功率谱,Bartlett法是一种频率谱估计方法,Welch也是一种频谱估计方法,是对Bartlett法的改进。

[0075] 使用Welch法计算功率谱的步骤如下:

[0076] ①首先将长度为N的数据x(n), n=0, 1, ..., N-1分成L段,每段有M个数据,第i段数据表示为:

$$[0077] \quad x_i(n) = x(n+iM-M), 0 \leq n \leq M-1, 1 \leq i \leq L; \quad (2)$$

[0078] ②然后将窗函数w(n)加到每一个数据段上,求出每一段的周期图,第i段的周期图为:

$$[0079] \quad I_i(\omega) = \frac{1}{U} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)w(n)e^{-j\omega n} \right|^2, i=1, 2, \dots, M-1; \quad (3)$$

[0080] 上式中,U被称为归一化因子,公式表示为:

$$[0081] \quad U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} w^2(n); \quad (4)$$

[0082] ③将每一段的周期图之间近似堪称互不相关,最后功率谱估计为:

$$[0083] \quad P_{xx}(e^{j\omega}) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L I_i(\omega); \quad (5)$$

[0084] 将信号分成重叠的段:将原始数据分成L个长度为M的数据段,相邻段之间重叠D个点。如果D=M/2,重叠为50%;如果D=0,重叠为0%,这与Bartlett法相同。

[0085] 在上述使用Welch法计算功率谱的步骤中,可以对每个段加窗:将每个数据段乘以一个窗函数(在时域)。窗函数通常对数据中心的部分给予更大的权重,而对边缘部分给予更小的权重,这意味着信息的损失。可以为了减少这种损失,让数据段在时间上有一定的重叠(如上一步)。可以计算每个段的周期图:对每个加窗后的数据段进行离散傅里叶变换,然后计算其平方幅值。可以对所有段的周期图求平均:这样可以减少功率谱估计中的方差。

[0086] 算法代码举例:

[0087] 注释1:计算段数和频率向量。

[0088] `int nfft = (int) Math.Pow(2, Math.Ceiling(Math.Log(nperseg, 2)));`

[0089] 注释2:FFT点数为大于等于nperseg的最小2的整数次幂。

[0090] `int nseg = (signal.Length - noverlap) / (nperseg - noverlap);`

[0091] 注释3:段数为信号长度减去重叠长度除以每段长度减去重叠长度。

[0092] `freq = new double[nfft/2+1];`

[0093] 注释4:频率向量为从0到采样频率一半等间隔分布的nfft/2+1个点。

[0094] 图2为本发明一实施例中伪迹去除操作和噪音去除操作示例图。在考虑了伪迹去除之后,采集的脑电信号中仍然可能还有很多噪音,可以通过后期滤波与数学算法分解信号与噪音,提高信噪比。

[0095] 值得注意的是,滤波并不能完全过滤出我们想要的频段。比如30Hz的低通滤波,并不是说30Hz以外的信号就全部被过滤掉了,而是以30Hz为截止频率,高于这个截止频率的信号会被逐渐衰减。

[0096] 在本发明一实施例中,可以在坐标系中,横轴为频率,纵轴为增益系数,在截止频率f的左边,最开始的增益系数皆为1,指的是信号乘以1,被完整保留下来,而在接近截止频率的一定范围内,增益系数开始逐渐下降,直到我们的截止频率f处,增益系数正好是0.5,指的是经过了截止频率为f的低通滤波之后,f这个频段的数据有50%被过滤,而50%被保留下来。随后增益系数再逐渐下降,信号被逐渐衰减,直至接近于0。

[0097] 因此,在本发明一些实施例中,可以在对脑电信号做了30Hz的低通滤波之后,还会再做一个50Hz的凹陷滤波,就是因为,并不是做了30Hz的低通滤波就能够完全把30Hz以上的信号全部过滤掉,而50Hz的干扰又是非常强的,所以最好还是再做一个50Hz的凹陷滤波。

[0098] 对于滤波方法的介绍如下:

[0099] (1) 高通滤波和低通滤波:高通滤波是指,高于某个频率的信号可以通过,而低于这个频率的信号会被衰减过滤掉。而低通滤波则相反,指的是低于某个频率的信号可以通过,而高于这个频率的信号则相反。所以,在输入数值的时候,高通滤波要输入的是一个较

小的数字,而低通滤波则是输入一个较大的数字。这可能跟我们的第一反应有点相悖。因此,也可以用它们的英文叫法来辨别,高通high-pass,低通low-pass,英文看起来就更为直观了。

[0100] (2) 带通滤波:带通滤波指的是在某个频率段范围内的信号可以通过,而这个频率段范围以外的信号会被衰减过滤掉,就相当于同时做了高通滤波和低通滤波。

[0101] (3) 凹陷滤波:凹陷滤波指的是在某个频率范围内的信号会被衰减过滤掉,而这个频率范围以外的信号会被保留下来。这个操作通常是用来去除50Hz市电的干扰。我国的50Hz,因此在收集到的信号中,会有一个非常强烈的50Hz频段的信号存在,这就可以用凹陷滤波来去掉。

[0102] 本发明所提出的脑电信号预处理方法、系统和终端设备,能够对采集的脑电信号进行伪迹去除和噪音去除,从而获得较为纯净的脑电数据,对纯净的脑电数据且分为多个片段,并对每个片段进行时域分析和频域分析,从而完成对脑电信号的预处理,本发明所提出的脑电信号预处理方法能够一体化的适应不同情况下脑电数据预处理需求,能够提高对原始脑电数据去除噪声和伪迹的处理效率,从而提高脑电数据质量,保留感兴趣的频段和事件。

[0103] 进一步地,本发明所提出的脑电信号预处理方法和系统,可以实现脑电信号的实时不间断预处理,脑电信号的实时不间断预处理对于后续的人工智能分析脑电信号有着重要的作用,因为它可以影响分析结果的准确性和可靠性。例如,在基于EEG的脑机接口、神经疾病诊断和认知功能评估等领域,EEG数据预处理的方法和参数的选择都会对分类或识别的效果产生影响。

[0104] 与上述方法相应地,本发明还提供了一种脑电信号预处理系统,包括处理器和存储器,所述存储器中存储有计算机指令,所述处理器用于执行所述存储器中存储的计算机指令,当所述计算机指令被处理器执行时该系统实现如前所述方法的步骤。

[0105] 本发明还提供了一种终端设备,所述终端设备用于使用如前所述方法的步骤。

[0106] 本发明还提供了一种边缘计算终端设备,可以包括智能传感器、可编程逻辑控制器(PLC),其特征在于,所述边缘计算终端设备用于采集以上任一项所述方法的步骤的数据。

[0107] 本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时以实现如前所述方法的步骤。该计算机可读存储介质可以是有形存储介质,诸如随机存储器(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、软盘、硬盘、可移动存储盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质。

[0108] 本领域普通技术人员应该可以明白,结合本文中所公开的实施方式描述的各示例性的组成部分、系统和方法,能够以硬件、软件或者二者的结合来实现。具体究竟以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。专业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。当以硬件方式实现时,其可以例如是电子电路、专用集成电路(ASIC)、适当的固件、插件、功能卡等等。当以软件方式实现时,本发明的元素是被用于执行所需任务的程序或者代码段。程序或者代码段可以存储在机器可读介质中,或者通过载波中携带的数据信号在传

输介质或者通信链路上传送。

[0109] 需要明确的是,本发明并不局限于上文所描述并在图中示出的特定配置和处理。为了简明起见,这里省略了对已知方法的详细描述。在上述实施例中,描述和示出了若干具体的步骤作为示例。但是,本发明的方法过程并不限于所描述和示出的具体步骤,本领域的技术人员可以在领会本发明的精神后,作出各种改变、修改和添加,或者改变步骤之间的顺序。

[0110] 本发明中,针对一个实施方式描述和/或例示的特征,可以在一个或更多个其它实施方式中以相同方式或以类似方式使用,和/或与其他实施方式的特征相结合或代替其他实施方式的特征。

[0111] 以上所述仅为本发明的优选实施例,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明实施例可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

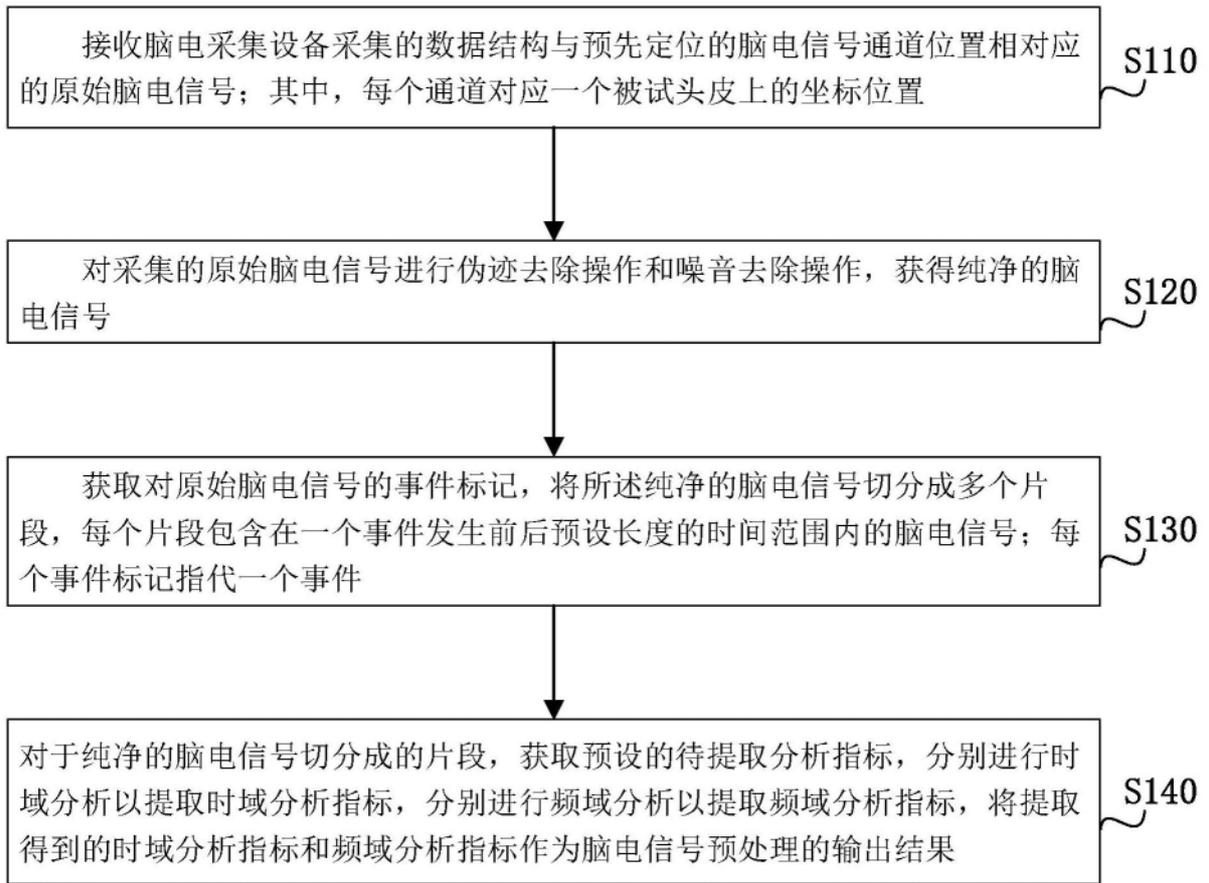


图1

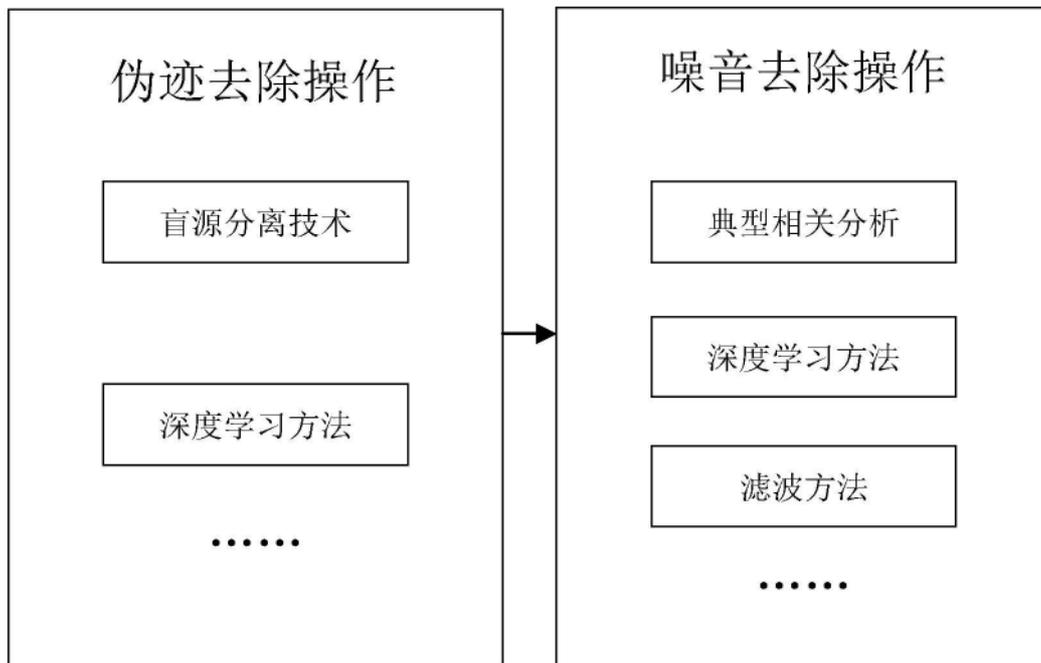


图2