(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110584684 A
(43)申请公布日 2019.12.20

(21)申请号 201910859394.9

(22)申请日 2019.09.11

(71)申请人 五邑大学
地址 529000 广东省江门市蓬江区东成村22号

(72)发明人 王洪涛 刘旭程 李霆 唐聪 裴子安 岳洪伟 陈鹏 许弢

(74)专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有限公司 44205
代理人 孙浩

(51)Int.Cl.
A61B 5/18(2006.01)
A61B 5/0476(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)
G06K 9/62(2006.01)

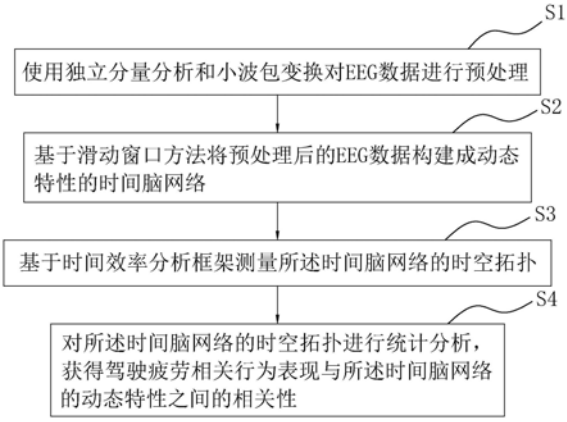
权利要求书2页 说明书9页 附图6页

(54)发明名称

一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理；基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络；基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑；对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性，通过将时间特性引入驾驶疲劳的静态网络中，构建具有动态特性的时间脑网络，通过分析统计可以获得驾驶疲劳期间时间脑网络的时空重组规律，具有更准确的分析结果，有利于揭示在精细时间尺度上驾驶疲劳相关的大脑区域间信息传递功能重组的更关键的动力学特性。



CN 110584684 A

1.一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法,其特征在于包括:

使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理;

基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络;

基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑;

对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析,获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性,所述相关性包括时空全局效率、时空局部效率和时空邻近中心度。

2.根据权利要求1所述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法,其特征在于,所述使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理包括:

采集眨眼伪影数据,所述眨眼伪影数据包括水平眼电图HEOG数据和垂直眼电图VEOG数据;

使用独立分量分析查找和删除EEG数据中与所述眨眼伪影数据高度相关的成分;

移除筛选后的EEG数据的基线;

使用小波包变换将所述EEG数据分解为三个标准频段,分别为α频段、β频段和θ频段;

按测试时间将EEG数据划分为清醒状态数据和疲劳状态数据。

3.根据权利要求1所述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法,其特征在于,所述基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络包括:

将所述预处理后的EEG数据表示成静态网络,所述静态网络为二进制NxN矩阵,其中N表示EEG帽的电极数量;

选择适合的窗口长度和步长,滑动窗口依次遍历整个时间序列,所述时间序列的长度为采集EEG数据的实验时长;

在每个所述静态网络中使用相位滞后指数估算功能连接的PLI值;

采用稀疏度方法,将高于阈值的所述PLI值设置为1,低于阈值的所述PLI值设置为0,从而构成二值化邻接网络,以此作为所述时间脑网络的快照;

将所述静态网络依据时间序列排列构成具有动态特性的时间脑网络。

4.根据权利要求1所述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法,其特征在于,所述基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑包括:

在时间尺度上计算成对节点的时间距离,所述时间距离表示被定义为时空路径所经过的时间窗口的最小数量;

计算时空全局效率;

计算时空局部效率;

使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征。

5.一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置,其特征在于:包括

预处理单元,用于使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理;

构建单元,用于基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络;

时空拓扑计算单元,用于基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑;

统计分析单元,用于对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析,获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性,所述相关性包括时空全局效率、时

空局部效率和时空邻近中心度。

6.根据权利要求5所述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置，其特征在于，所述预处理单元包括：

眨眼伪影数据采集单元，用于所述眨眼伪影数据包括水平眼电图HEOG数据和垂直眼电图VEOG数据；

筛选单元，用于使用独立分量分析查找和删除EEG数据中与所述眨眼伪影数据高度相关的成分；

基线移除单元，用于移除筛选后的EEG数据的基线；

分解单元，用于使用小波包变换将所述EEG数据分解为三个标准频段，分别为α频段、β频段和θ频段；

数据划分单元，用于按测试时间将EEG数据划分为清醒状态数据和疲劳状态数据。

7.根据权利要求5所述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置，其特征在于，所述构建单元包括：

矩阵构建单元，用于将所述预处理后的EEG数据表示成静态网络，所述静态网络为二进制NxN矩阵，其中N表示EEG帽的电极数量；

滑动窗口处理单元，用于选择适合的窗口长度和步长，滑动窗口依次遍历整个时间序列，所述时间序列的长度为采集EEG数据的实验时长；

PLI计算单元，用于在每个所述静态网络中使用相位滞后指数估算功能连接的PLI值；

二值化计算单元，采用稀疏度方法，将高于阈值的所述PLI值设置为1，低于阈值的所述PLI值设置为0，从而构成二值化邻接网络，以此作为所述时间脑网络的快照；

动态特性组建单元，用于将所述静态网络依据时间序列排列构成具有动态特性的时间脑网络。

8.根据权利要求5所述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置，其特征在于，所述时空拓扑计算单元包括：

时间距离计算单元，用于在时间尺度上计算成对节点的时间距离，所述时间距离表示被定义为时空路径所经过的时间窗口的最小数量；

时空全局效率计算单元，用于计算时空全局效率；

时空局部效率计算单元，用于计算时空局部效率；

时空特征评估单元，用于使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征。

9.一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析设备，其特征在于：包括至少一个控制处理器和用于与所述至少一个控制处理器通信连接的存储器；所述存储器存储有可被所述至少一个控制处理器执行的指令，所述指令被所述至少一个控制处理器执行，以使所述至少一个控制处理器能够执行如权利要求1-4任一项所述的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法。

10.一种计算机可读存储介质，其特征在于：所述计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令，所述计算机可执行指令用于使计算机执行如权利要求1-4任一项所述的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法。

一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及驾驶疲劳分析技术领域，特别是一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法。

背景技术

[0002] 驾驶疲劳长期以来一直被认为是全球致命事故的主要原因之一，有证据表明，15％-20％的致命交通事故与驾驶疲劳有关，因此近年来研究人员已经在神经人体工程学的新生领域中进行了大量努力以理解驾驶疲劳的神经生物学基础，目的是开发适用的自动检测技术并减少在现实世界中的疲劳相关的交通事故。

[0003] 目前基于脑电图(EEG)采集实验数据，进行特征提取，再构建与疲劳相关的EEG功能连接(FC)架构是行之有效的方法；过去疲劳研究中的FC为静态连接，即在疲劳状态下以几分钟的时间尺度构建一个代表性脑网络。然而，静态网络研究缺乏关于在精细时间尺度上驾驶疲劳相关的大脑区域间信息传递功能重组的更关键的动力学特性，因此静态FC架构下的实验结果具有一定的局限性。

发明内容

[0004] 为解决上述问题，本发明的目的在于提供一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，将动态FC分析框架应用到驾驶疲劳研究中，从而获得在精细时间尺度上驾驶疲劳相关的大脑区域间信息传递功能重组的更关键的动力学特性，得到更高的识别准确率。

[0005] 本发明解决其问题所采用的技术方案是：

[0006] 一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，包括：

[0007] 使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理；

[0008] 基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络；

[0009] 基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑；

[0010] 对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性，所述相关性包括时空全局效率、时空局部效率和时空邻近中心度。

[0011] 进一步，所述使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理包括：

[0012] 采集眨眼伪影数据，所述眨眼伪影数据包括水平眼电图HEOG数据和垂直眼电图VEOG数据；

[0013] 使用独立分量分析查找和删除EEG数据中与所述眨眼伪影数据高度相关的成分；

[0014] 移除筛选后的EEG数据的基线；

[0015] 使用小波包变换将所述EEG数据分解为三个标准频段，分别为α频段、β频段和θ频段；

[0016] 按测试时间将EEG数据划分为清醒状态数据和疲劳状态数据。

[0017] 进一步，所述基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络包括：

[0018] 将所述预处理后的EEG数据表示成静态网络，所述静态网络为二进制NxN矩阵，其中N表示EEG帽的电极数量；

[0019] 选择适合的窗口长度和步长，滑动窗口依次遍历整个时间序列，所述时间序列的长度为采集EEG数据的实验时长；

[0020] 在每个所述静态网络中使用相位滞后指数估算功能连接的PLI值；

[0021] 采用稀疏度方法，将高于阈值的所述PLI值设置为1，低于阈值的所述PLI值设置为0，从而构成二值化邻接网络，以此作为所述时间脑网络的快照；

[0022] 将所述静态网络依据时间序列排列构成具有动态特性的时间脑网络。

[0023] 进一步，所述基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑包括：

[0024] 在时间尺度上计算成对节点的时间距离，所述时间距离表示被定义为时空路径所经过的时间窗口的最小数量；

[0025] 计算时空全局效率；

[0026] 计算时空局部效率；

[0027] 使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征。

[0028] 一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置，包括：

[0029] 预处理单元，用于使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理；

[0030] 构建单元，用于基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络；

[0031] 时空拓扑计算单元，用于基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑；

[0032] 统计分析单元，用于对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性，所述相关性包括时空全局效率、时空局部效率和时空邻近中心度。

[0033] 进一步，所述预处理单元包括：

[0034] 眨眼伪影数据采集单元，用于所述眨眼伪影数据包括水平眼电图HEOG数据和垂直眼电图VEOG数据；

[0035] 筛选单元，用于使用独立分量分析查找和删除EEG数据中与所述眨眼伪影数据高度相关的成分；

[0036] 基线移除单元，用于移除筛选后的EEG数据的基线；

[0037] 分解单元，用于使用小波包变换将所述EEG数据分解为三个标准频段，分别为α频段、β频段和θ频段；

[0038] 数据划分单元，用于按测试时间将EEG数据划分为清醒状态数据和疲劳状态数据。

[0039] 进一步，所述构建单元包括：

[0040] 矩阵构建单元，用于将所述预处理后的EEG数据表示成静态网络，所述静态网络为二进制NxN矩阵，其中N表示EEG帽的电极数量；

[0041] 滑动窗口处理单元，用于选择适合的窗口长度和步长，滑动窗口依次遍历整个时间序列，所述时间序列的长度为采集EEG数据的实验时长；

[0042] PLI计算单元,用于在每个所述静态网络中使用相位滞后指数估算功能连接的PLI值;

[0043] 二值化计算单元,采用稀疏度方法,将高于阈值的所述PLI值设置为1,低于阈值的所述PLI值设置为0,从而构成二值化邻接网络,以此作为所述时间脑网络的快照;

[0044] 稀疏度计算单元,用于选择合适的稀疏度和间隔,采用稀疏度方法在每个所述静态网络中保留需要的功能连接;

[0045] 动态特性组建单元,用于将所述静态网络依据时间序列排列构成具有动态特性的时间脑网络。

[0046] 进一步,所述时空拓扑计算单元包括:

[0047] 时间距离计算单元,用于在时间尺度上计算成对节点的时间距离,所述时间距离表示被定义为时空路径所经过的时间窗口的最小数量;

[0048] 时空全局效率计算单元,用于计算时空全局效率;

[0049] 时空局部效率计算单元,用于计算时空局部效率;

[0050] 时空特征评估单元,用于使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征。

[0051] 一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析设备,包括至少一个控制处理器和用于与所述至少一个控制处理器通信连接的存储器;所述存储器存储有可被所述至少一个控制处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个控制处理器执行,以使所述至少一个控制处理器能够执行如上述任一项所述的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法。

[0052] 一种计算机可读存储介质,其特征在于:所述计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令,所述计算机可执行指令用于使计算机执行如上述任一项所述的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法。

[0053] 本发明实施例中提供的一个或多个技术方案,至少具有如下有益效果:通过将时间特性引入驾驶疲劳的静态网络中,构建具有动态特性的时间脑网络,通过分析统计可以获得驾驶疲劳期间时间脑网络的时空重组规律,相对于现时驾驶疲劳研究中静态FC连接,本发明的分析方法具有更准确的分析结果,有利于揭示在精细时间尺度上驾驶疲劳相关的大脑区域间信息传递功能重组的更关键的动力学特性。

附图说明

[0054] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

[0055] 图1是本发明实施例的整体方法流程图;

[0056] 图2是本发明实施例的预处理方法的流程图;

[0057] 图3是本发明实施例的构建动态特性的时间脑网络的流程图;

[0058] 图4是本发明实施例的测量时间脑网络的时空拓扑的流程图;

[0059] 图5是本发明实施例的装置中单元架构示意图;

[0060] 图6是本发明实施例的设备中的连接示意图;

具体实施方式

[0061] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。需要说明的是，如果不冲突，本发明实施例中的各个特征可以相互结合，均在本发明的保护范围之内。

[0062] 需要说明的是，如果不冲突，本发明实施例中的各个特征可以相互结合，均在本发明的保护范围之内。另外，虽然在装置示意图中进行了功能模块划分，在流程图中示出了逻辑顺序，但是在某些情况下，可以以不同于装置中的模块划分，或流程图中的顺序执行所示出或描述的步骤。

[0063] 参照图1，本发明的一个实施例提供了一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，包括：

[0064] S1，使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理；

[0065] S2，基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络；

[0066] S3，基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑；

[0067] S4，对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性，所述相关性包括时空全局效率、时空局部效率和时空邻近中心度。

[0068] 其中，参照图2，步骤S1包括：

[0069] S11，采集眨眼伪影数据，所述眨眼伪影数据包括水平眼电图HEOG数据和垂直眼电图VEOG数据；

[0070] S12，使用独立分量分析查找和删除EEG数据中与所述眨眼伪影数据高度相关的成分；

[0071] S13，移除筛选后的EEG数据的基线；

[0072] S14，使用小波包变换将所述EEG数据分解为三个标准频段，分别为α频段、β频段和θ频段；

[0073] S15，按测试时间将EEG数据划分为清醒状态数据和疲劳状态数据。

[0074] 其中，参照图3，步骤S2包括：

[0075] S21，将所述预处理后的EEG数据表示成静态网络，所述静态网络为二进制NxN矩阵，其中N表示EEG帽的电极数量；

[0076] S22，选择适合的窗口长度和步长，滑动窗口依次遍历整个时间序列，所述时间序列的长度为采集EEG数据的实验时长；

[0077] S23，在每个所述静态网络中使用相位滞后指数估算功能连接的PLI值；

[0078] S24，二值化计算单元，采用稀疏度方法，将高于阈值的所述PLI值设置为1，低于阈值的所述PLI值设置为0，从而构成二值化邻接网络，以此作为所述时间脑网络的快照；

[0079] S25，将所述静态网络依据时间序列排列构成具有动态特性的时间脑网络。

[0080] 其中，参照图4，步骤S3包括：

[0081] S31，在时间尺度上计算成对节点的时间距离，所述时间距离表示被定义为时空路径所经过的时间窗口的最小数量；

[0082] S32，计算时空全局效率；

[0083] S33,计算时空局部效率;

[0084] S34,使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征。

[0085] 下面根据整体流程对本发明的分析方法进行详细描述:

[0086] 过去驾驶疲劳研究中的连接(FC)是静态的,即在疲劳状态下以几分钟的时间尺度构建一个代表性脑网络,由于驾驶疲劳的一个关键组成部分是任务时间本身,强调大脑调节疲劳相关性能下降变化的过程的积累特征,因此静态脑网络研究缺乏关于在精细时间尺度上驾驶疲劳相关的大脑区域间信息传递功能重组的更关键的动力学特性。

[0087] 本发明实施例的实验设置为,受试者进行模拟驾驶90分钟,并在受试者前方设置一辆行驶中的虚拟引导车,虚拟引导车随机间隔产生制动信号,要求受试者通过制动来响应制动信号以保持安全距离。从虚拟引导车中产生的制动指令到受试者执行制动操作的时间间隔被认为是反应时间(RT),同时还收集车辆的速度变化(SV)作为评估受试者的行为表现的定量指标。

[0088] 数据采集方式为,受试者佩戴具有改进的国际10-20电极放置系统(HD-72,Cognionics,Inc.,USA)的24通道无线EEG帽以250Hz记录EEG数据,参考电极是右侧和左侧乳突,通过带通滤波器(2到100Hz之间)对EEG信号进行滤波。同时通过放置在眼睛外眼角(水平眼电图,HEOG)和右眼上方和下方的电极(垂直眼电图,VEOG)记录眨眼伪影。

[0089] 数据预处理:

[0090] 使用独立分量分析(ICA)来查找和删除与记录的眨眼伪影数据高度相关的成分,在整个实验数据中移除基线,将处理后的数据通过小波包变换(WPT)分解为三个标准频段,分别为θ(3-7Hz)、α(8-13Hz)和β(14-30Hz),在本发明实施例中,小波包变换采用db4和分解级别6的Daubechies小波,来提取脑电信息。

[0091] 功能连接和时间脑网络构建:

[0092] 脑网络动态分析框架是用最优滑动窗口表征时间有序的静态网络。在每个静态网络中,使用相位滞后指数(PLI)估算FC,因为它在最小化共源信号和体积传导的影响方面具有优势,FC的PLI值介于0和1之间,数字越大表示连接越强。然后,采用常用的稀疏度方法,选择5%-15%的稀疏度,间隔为1%,将矩阵阈值化为二值化邻接网络,相当于将FC的PLI值与阈值比较,大于阈值的设置为1,小于阈值的设置为0,从而得到二值化邻接网络,以此作为时间脑网络的快照,因此,时间脑网络$G=\{G_t\}$可以由单独的静态网络G_t依据时间序列t排列表示,其中t表示正整数,每个静态网络都是一个二进制NxN矩阵,FC的数量与静态网络的数量相同,在本发明实施例的实验中,N的取值为24。

[0093] 在本发明实施例中窗口长度的选择可以是3-6秒,步长的选择可以是2-4秒,为了平衡信号的动态和连接性估计的质量以及降低计算复杂度,窗口长度选择为4秒,步长选择为4秒,通过对受试者在反应时间和速度变化方面的行为表现进行统计比较来确定最清醒和疲劳状态,最后选择了EEG数据中前5分钟和最后5分钟数据作为分析数据,分别对应最警惕和最疲劳的状态,因此在5分钟内每个窗口的时间步长为T=75。

[0094] 时间脑网络的时空拓扑:

[0095] 通过上述构建了动态特性的时间脑网络后,需要在时间尺度上计算成对节点的时间距离,时间距离被定义为时空路径所经过的时间窗口的最小数量,值得注意的是,时间相关路径是空间和时间域的度量,并且时间距离由时域表征。因此,时间距离是正整数,其范

围在1和T之间。

[0096] 为了定量揭示驾驶疲劳期间的大脑动态重组，采用时空效率分析框架来测量时间脑网络的时空拓扑，从概念上讲，时空效率测量动态系统中整个节点之间的交互和信息传递功能，时空全局效率捕获整个网络的动态，信息流的能力在整个生命周期中传播，计算方法如下：

[0097] 时空全局效率表示为$\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G})$，则

[0098] $$\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G})=\frac{1}{T}\sum_{t\in 1,2,3,\ldots,T}\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G},\mathrm{t})$$

[0099] 其中G是具有数学结构NxNxT的时空网络，并且$\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G},\mathrm{t})$是时空全局效率在时间t的效率，t的取值为不大于T的正整数。

[0100] 因此

[0101] $$\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G},\mathrm{t})=\frac{1}{N(N-1)}\sum_{i\neq j\in 1,2,3,\ldots,N}\frac{1}{\tau_{i\to j}(t)}$$

[0102] $\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G},\mathrm{t})$的范围从0到1之间，$\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G},\mathrm{t})=1$表示所有节点都连接在时空脑网络的快照中，$\tau_{i\to j}(t)$表示在时间t从i到j的时间距离。。时空局部效率测量动态网络的整体弹性以在局部范围内随机移除节点：

[0103] 时空局部效率表示为$\mathrm{E}_{loc}^{t}(\mathrm{G})$，则

[0104] $$\mathrm{E}_{loc}^{t}(\mathrm{G})=\frac{1}{N}\sum_{i\in 1,2,3,\ldots,N}\left[\frac{1}{T}\sum_{i\in 1,2,3,\ldots,N}(\mathrm{E}_{glob}^{t}(\mathrm{G}(i,\mathrm{t}),\mathrm{t}))\right]$$

[0105] 其中G(i,t)是在时间t包括节点i的所有邻居的子时空网络。$\mathrm{E}_{loc}^{t}(\mathrm{G})$的范围从0到1之间，它是动态网络的一个索引，用于测量局部规模的信息传播能力。

[0106] 使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征，该中心性测量节点i到达其他节点的能力$C_c(i,t)$表示为：

[0107] $$C_c(i,\mathrm{t})=\frac{1}{N}\sum_{i\neq j}\frac{1}{\tau_{i\to j}(t)}$$

[0108] 时空邻近中心度也表示节点在整个时间网络中的重要性。积分时空接近度中心度表示在整个稀疏度范围内节点i的曲线下面积。

[0109] 参考网络：

[0110] 考虑到动态FC中复杂结构的丰富性，需要采用一定的处理方式揭示与参考网络相比动态脑网络的特性和优势。参考网络增加了动态脑网络的随机性，呈现出不同的信息传播效率。计算这样的参考网络有助于揭示具有不同拓扑的动态FC的神经机制。在本发明实施例中，使用两步随机化方法：随机边(RE)和随机连接(RC)。RE方法在某些约束下随机重新连接动态网络中的所有边缘，这破坏了动态脑网络的拓扑结构。RC方法随机重新分配网络

中的所有的连接，这消除了每个边缘的连接数量的分布。应用这两种方法破坏了动态网络的主要结构。将静态网络中的小世界属性的定义扩展到动态特性的时间脑网络，如果满足以下定义，则动态特性的时间脑网络在时空上是小世界的：

[0111] $E^t_{loc}/E^t_{loc_rand} \gg 1$

[0112] 或者

[0113] $E^t_{loc}/E^t_{loc_rand} \approx 1$

[0114] 每个受试者的参考网络的时空效率是在两种心理状态(清醒和疲劳)中具有50次迭代的所生成的时空参考网络的平均值。

[0115] 统计分析：

[0116] 为了研究驾驶疲劳对驾驶员控制能力的影响，使用单向重复测量ANOVA来计算整个模拟驾驶任务的反应时间和速度变化，即通过使用单向ANOVA来找出时空全局效率，时空局部效率，清醒和疲劳状态之间的时空邻近中心度的关键差异，为此，进行皮尔逊相关性评估疲劳相关行为表现与动态脑网络特性之间的相关性，这些相关性包括集成的时空全局效率，集成的时空局部效率和集成的时空紧密度中心性，皮尔逊相关性评估以p表示，当$p<0.05$时被认为是显著相关的。最后通过$q=0.05$的错误发现率(FDR)进行区域特征的多重比较的校正。

[0117] 结果分析：

[0118] 将前后5分钟时间段内反应时间(RT)和速度变化(SV)的值通过坐标的方式分别表示出来，形成时间-反应时间坐标图和时间-速度变化坐标图，可以明显看到最初5分钟和最后5分钟的两种状态之间存在显着差异，从而证实前面定义的最初5分钟为清醒状态，最后5分钟为疲劳状态是合理的。

[0119] 由此，通过清醒和疲劳状态的时空效率分别定量估计大脑活动的时空拓扑，按照三个标准频带划分建立频带-效率坐标图，来显示显示了整个稀疏范围内的集成时空全局效率和集成时空局部效率，动态特性的时间脑网络在所有三个频带中表现出突出的时空小世界架构：利用标准差表示跨越受试者的脑连接分布的分散程度，该发现可以指示在疲劳状态下动态FC的重组中较大的受试者之间的差异，通过计算可知，疲劳状态下的时空全局效率和时空局部效率的标准偏差明显高于处于清醒状态的标准偏差，这一结果与个体具有特征性特征的理论是一致的，这种特征倾向于具有伴随的生物基质的随时间变化的脆弱性。

[0120] 时空紧密度中心：

[0121] 计算24个节点的综合时空邻近中心度，以评估动态FC的节点时空特性，通过计算可知疲劳状态下24个节点的综合时空邻近中心度一般低于清醒状态下的综合时空邻近中心度，同时根据EGG采集的数据对应的脑部区域，可以知道额叶和顶叶中的节点通常显示清醒和疲劳状态之间的巨大差异，即计算结果满足$p<0.05$。

[0122] 行为表现与网络属性之间的关系：

[0123] 通过双变量相关分析研究行为度量ΔRT和ΔSV与时间脑网络的动态特性ΔE之间的关系：

[0124] $\Delta RT = RT_{fatigue} - RT_{alert}$

[0125] $\Delta SV = SV_{fatigue} - SV_{alert}$

[0126] $\Delta E = E_{fatigue} - E_{alert}$

[0127] 根据分析三个标准频带中的行为度量ΔRT和ΔSV与动态特性ΔE之间的相关性，可以得到频带与效率的相关性结果。对于节点性质，仅选择在每个频带中表现出显着疲劳相关差异的节点进行相关性测试

[0128] 本发明实施例引入了动态FC分析框架，提供了一种研究驾驶疲劳期间动态网络的时空重组的分析方法，在分析方法的过程中，将静态脑网络中存在的小世界属性扩展到动态系统，结合将时间因素引入FC，并将图论理论属性(全局效率，局部效率)作为特征，获得了比传统分析方法更高的识别准确率，证明了时空架构和时空效率方法在驾驶疲劳检测中的可行性。

[0129] 本发明实施例还提供了一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置，在该驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置1000中，包括但不限于：预处理单元1100、构建单元1200、时空拓扑计算单元1300和统计分析单元1400。

[0130] 其中，预处理单元1100，用于使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理；

[0131] 构建单元1200，用于基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络；

[0132] 时空拓扑计算单元1300，用于基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑；

[0133] 统计分析单元1400，用于对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性，所述相关性包括时空全局效率、时空局部效率和时空邻近中心度。

[0134] 需要说明的是，由于本实施例中的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置与上述的一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法基于相同的发明构思，因此，方法实施例中的相应内容同样适用于本装置实施例，此处不再详述。

[0135] 本发明实施例还提供了一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析设备，该驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析设备2000可以是任意类型的智能终端，例如手机、平板电脑、个人计算机等。

[0136] 具体地，该驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析设备2000包括：一个或多个控制处理器2010和存储器2020，图6中以一个控制处理器2010为例。

[0137] 控制处理器2010和存储器2020可以通过总线或者其他方式连接，图6中以通过总线连接为例。

[0138] 存储器2020作为一种非暂态计算机可读存储介质，可用于存储非暂态软件程序、非暂态性计算机可执行程序以及模块，如本发明实施例中的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法对应的程序指令/模块，例如，图5中所示的预处理单元1100、构建单元1200、时空拓扑计算单元1300和统计分析单元1400。控制处理器2010通过运行存储在存储器2020中的非暂态软件程序、指令以及模块，从而执行驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置1000的各种功能应用以及数据处理，即实现上述方法实施例的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法。

[0139] 存储器2020可以包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需要的应用程序；存储数据区可存储根据驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析装置1000的使用所创建的数据等。此外，存储器2020可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非暂态存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非暂态固态存储器件。在一些实施方式中，存储器2020可选包括相对于控制处理器2010远程设置的存储器，这些远程存储器可以通过网络连接至该驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析设备2000。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0140] 所述一个或者多个模块存储在所述存储器2020中，当被所述一个或者多个控制处理器2010执行时，执行上述方法实施例中的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，例如，执行以上描述的图1中的方法步骤S1至S4，实现图5中的单元1100-1400的功能。

[0141] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可执行指令，该计算机可执行指令被一个或多个控制处理器执行，例如，被图6中的一个控制处理器2010执行，可使得上述一个或多个控制处理器2010执行上述方法实施例中的驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，例如，执行以上描述的图1中的方法步骤S1至S4，实现图5中的单元1100-1400的功能。

[0142] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。

[0143] 通过以上的实施方式的描述，本领域技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加通用硬件平台的方式来实现。本领域技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中，该程序在执行时，可包括如上述方法的实施例的流程。其中，所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(ReadOnly Memory,ROM)或随机存储记忆体(Random Access Memory,RAM)等。

[0144] 以上是对本发明的较佳实施进行了具体说明，但本发明并不局限于上述实施方式，熟悉本领域的技术人员在不违背本发明精神的前提下还可作出种种的等同变形或替换，这些等同的变形或替换均包含在本申请权利要求所限定的范围内。

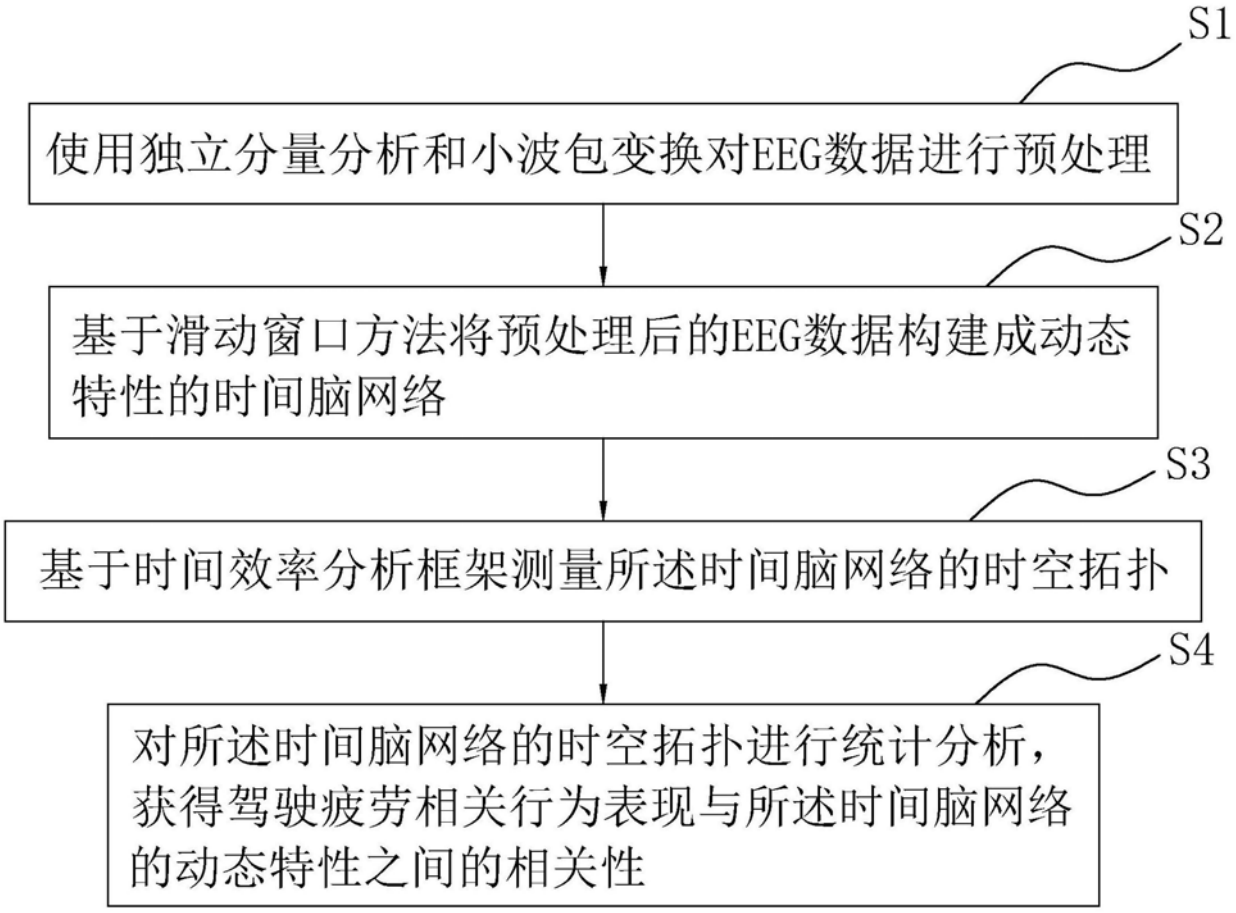

S1
使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理
S2
基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络
S3
基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑
S4
对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性

图1

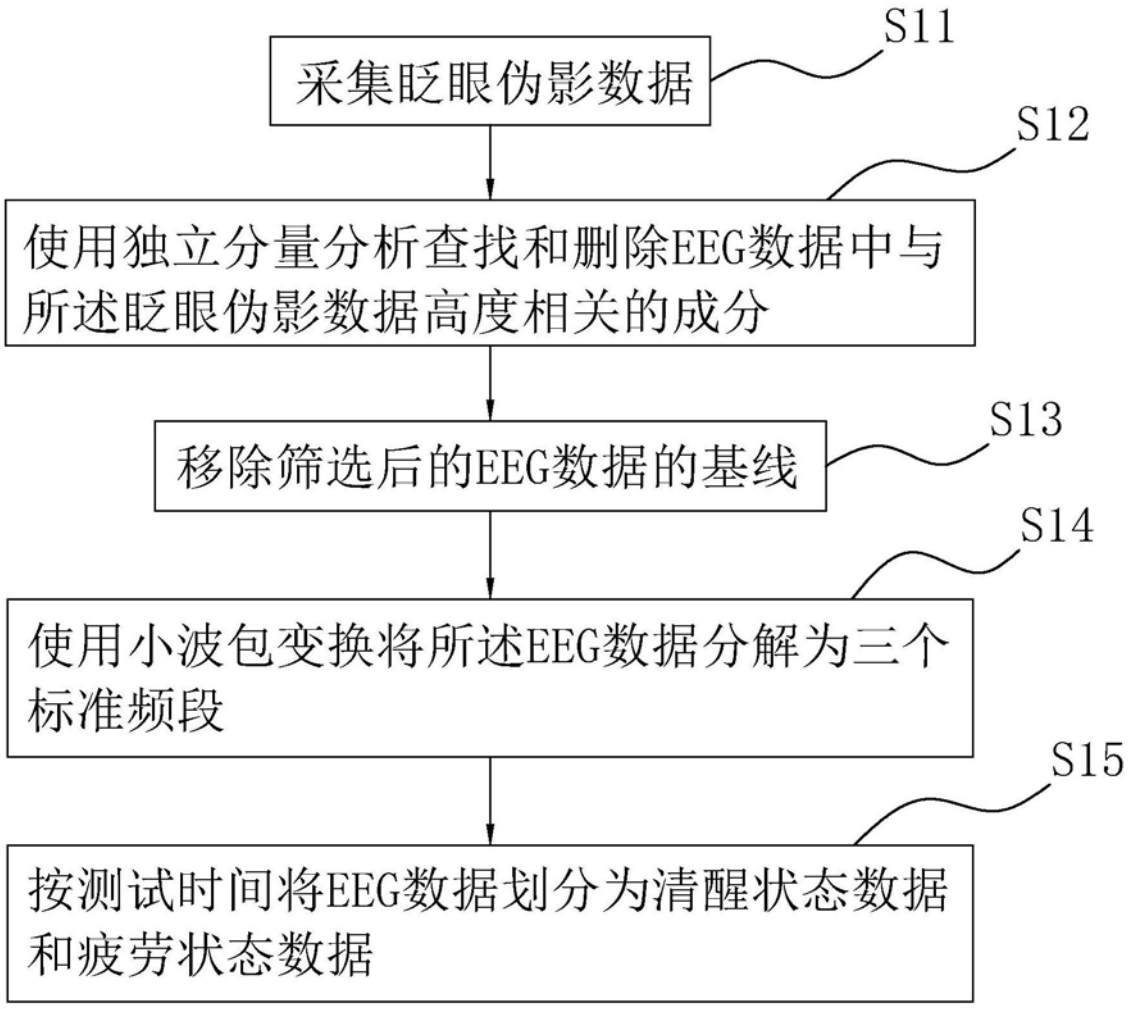

S11
采集眨眼伪影数据
S12
使用独立分量分析查找和删除EEG数据中与所述眨眼伪影数据高度相关的成分
S13
移除筛选后的EEG数据的基线
S14
使用小波包变换将所述EEG数据分解为三个标准频段
S15
按测试时间将EEG数据划分为清醒状态数据和疲劳状态数据

图2

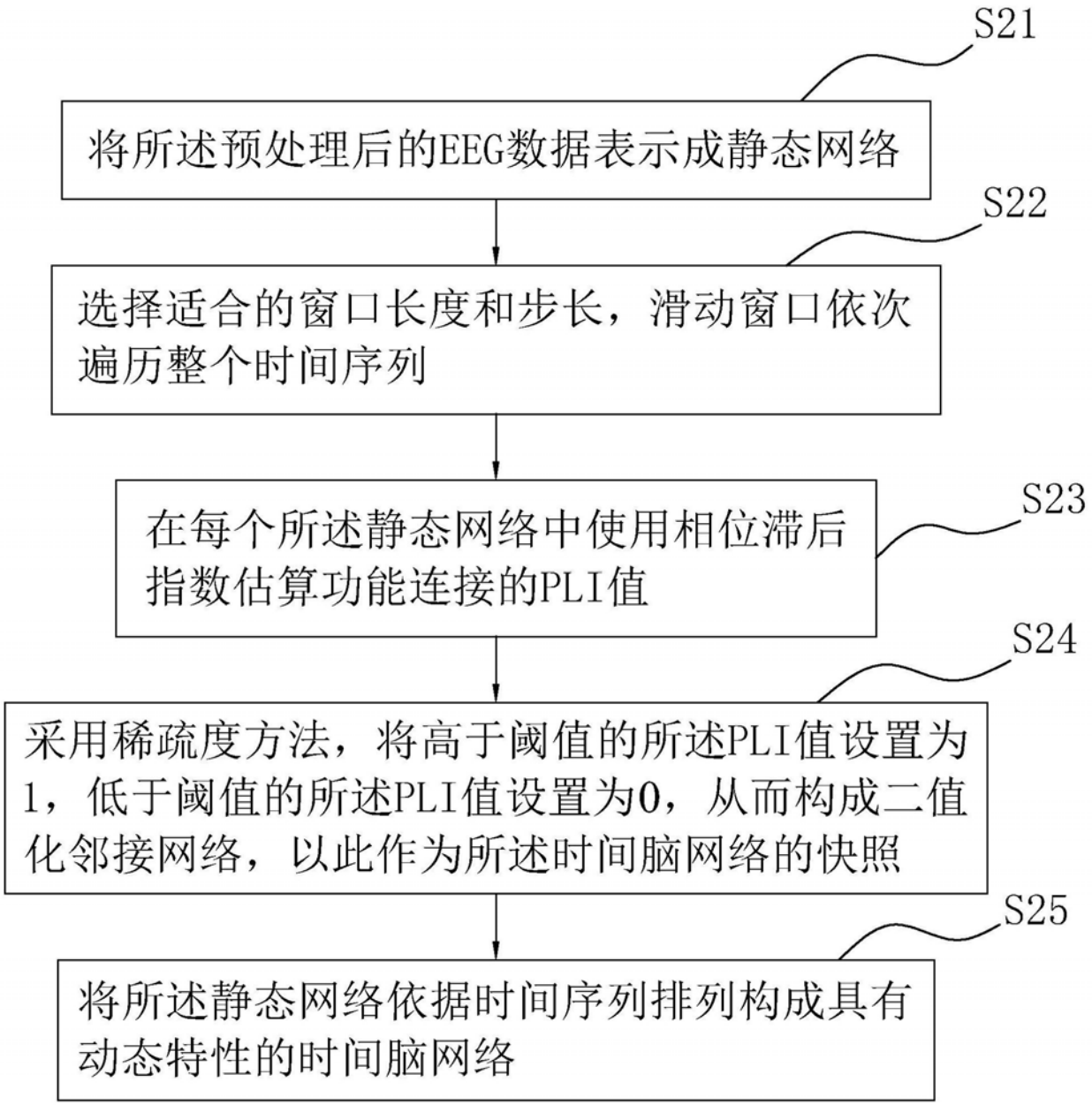

S21
将所述预处理后的EEG数据表示成静态网络
S22
选择适合的窗口长度和步长，滑动窗口依次遍历整个时间序列
S23
在每个所述静态网络中使用相位滞后指数估算功能连接的PLI值
S24
采用稀疏度方法，将高于阈值的所述PLI值设置为1，低于阈值的所述PLI值设置为0，从而构成二值化邻接网络，以此作为所述时间脑网络的快照
S25
将所述静态网络依据时间序列排列构成具有动态特性的时间脑网络

图3

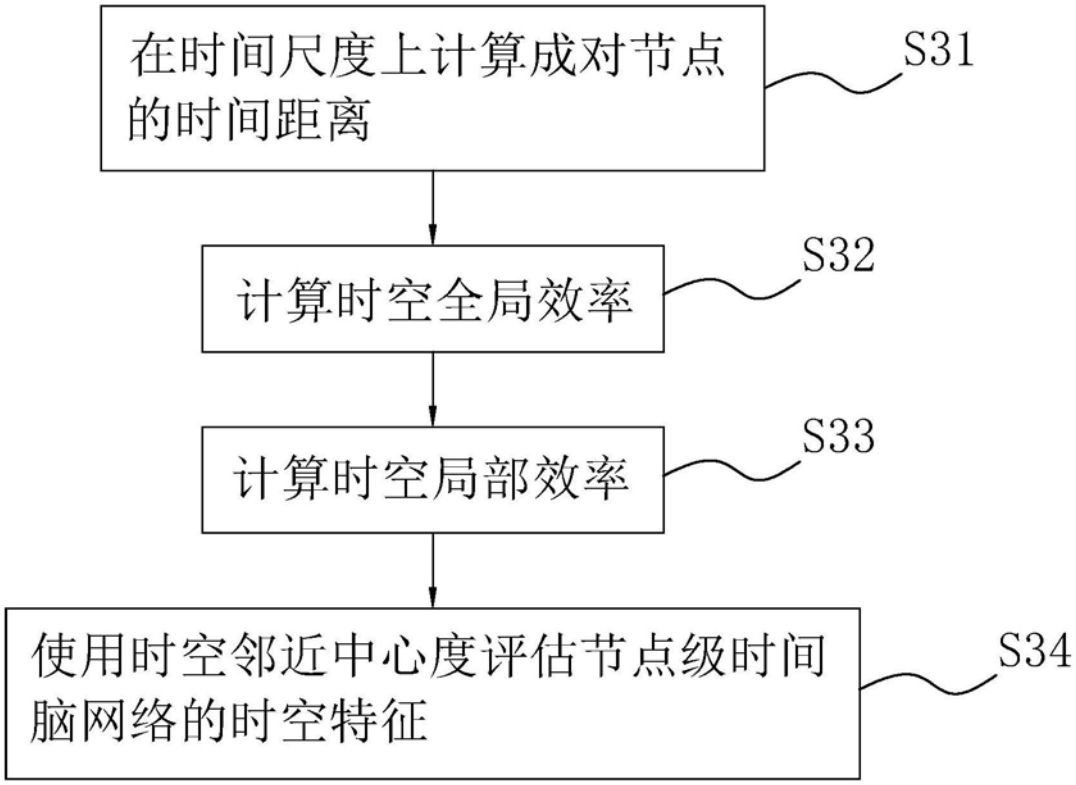

在时间尺度上计算成对节点的时间距离
S31
计算时空全局效率
S32
计算时空局部效率
S33
使用时空邻近中心度评估节点级时间脑网络的时空特征
S34

图4

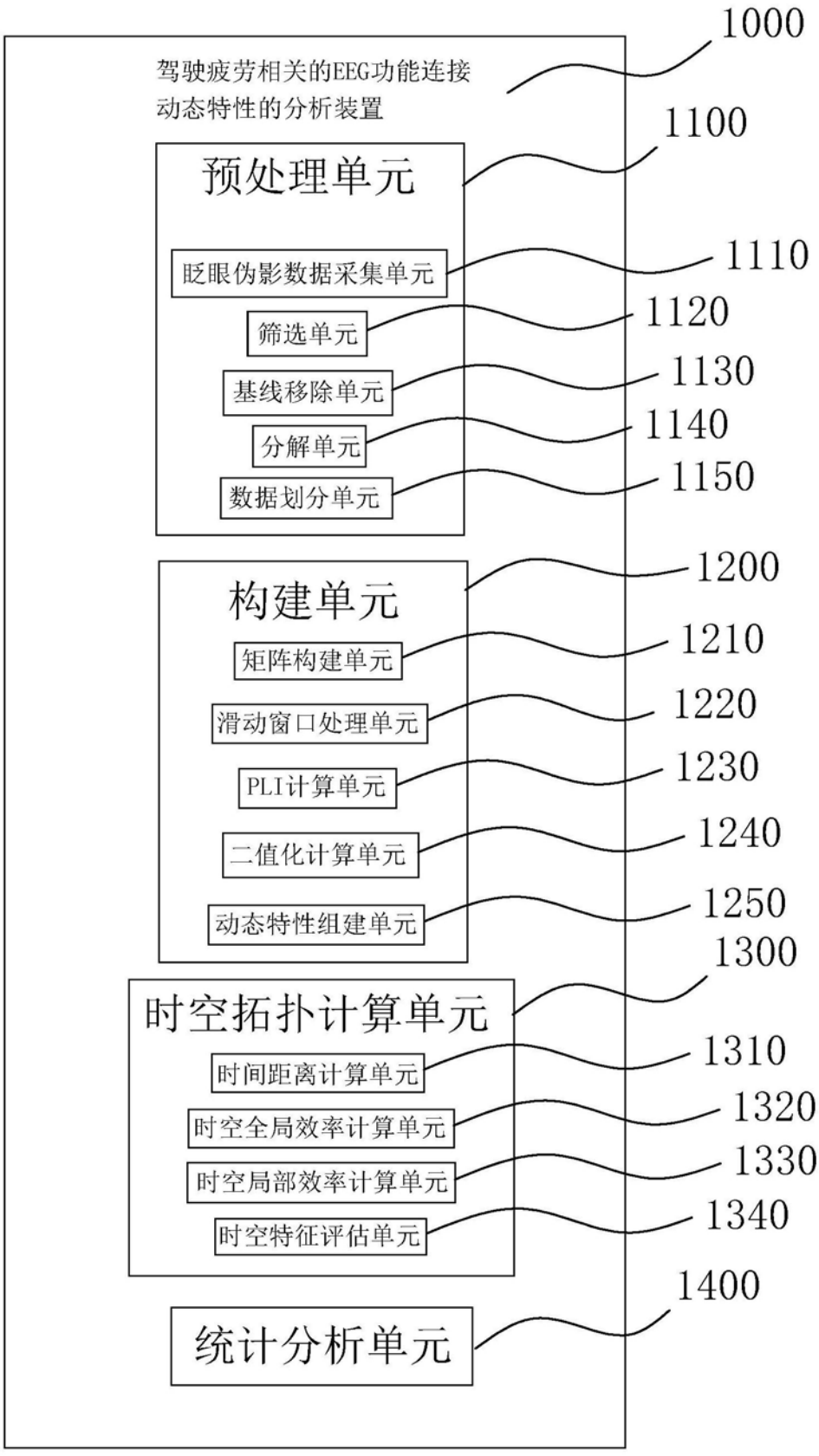

1000
驾驶疲劳相关的EEG功能连接
动态特性的分析装置
1100
预处理单元
1110
眨眼伪影数据采集单元
1120
筛选单元
1130
基线移除单元
1140
分解单元
1150
数据划分单元
1200
构建单元
1210
矩阵构建单元
1220
滑动窗口处理单元
1230
PLI计算单元
1240
二值化计算单元
1250
动态特性组建单元
1300
时空拓扑计算单元
1310
时间距离计算单元
1320
时空全局效率计算单元
1330
时空局部效率计算单元
1340
时空特征评估单元
1400
统计分析单元

图5

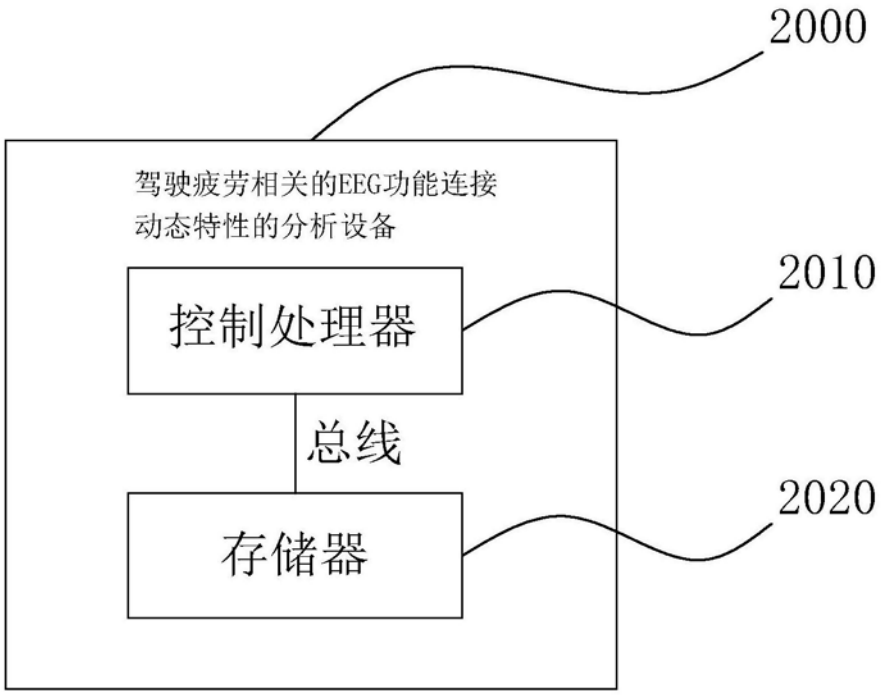
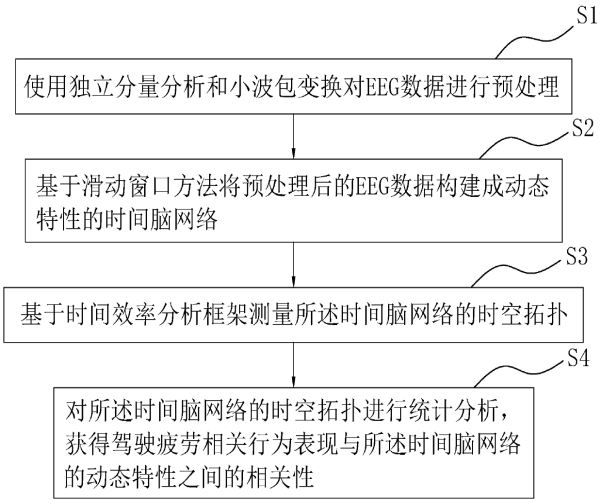


图6

专利名称(译)	一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法		
公开(公告)号	CN110584684A	公开(公告)日	2019-12-20
申请号	CN201910859394.9	申请日	2019-09-11
[标]申请(专利权)人(译)	五邑大学		
申请(专利权)人(译)	五邑大学		
当前申请(专利权)人(译)	五邑大学		
[标]发明人	王洪涛 刘旭程 李霆 唐聪 岳洪伟 陈鹏 许弢		
发明人	王洪涛 刘旭程 李霆 唐聪 裴子安 岳洪伟 陈鹏 许弢		
IPC分类号	A61B5/18 A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/168 A61B5/18 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7253 A61B2503/22 G06K9/624 G06K9/6298		
代理人(译)	孙浩		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种驾驶疲劳相关的EEG功能连接动态特性的分析方法，使用独立分量分析和小波包变换对EEG数据进行预处理；基于滑动窗口方法将预处理后的EEG数据构建成动态特性的时间脑网络；基于时间效率分析框架测量所述时间脑网络的时空拓扑；对所述时间脑网络的时空拓扑进行统计分析，获得驾驶疲劳相关行为表现与所述时间脑网络的动态特性之间的相关性，通过将时间特性引入驾驶疲劳的静态网络中，构建具有动态特性的时间脑网络，通过分析统计可以获得驾驶疲劳期间时间脑网络的时空重组规律，具有更准确的分析结果，有利于揭示在精细时间尺度上驾驶疲劳相关的大脑区域间信息传递功能重组的更关键的动力学特性。