



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110367976 A

(43)申请公布日 2019.10.25

(21)申请号 201910697209.0

(22)申请日 2019.07.30

(71)申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新区
科技中一路腾讯大厦35层

(72)发明人 李悦翔 郑冶枫

(74)专利代理机构 深圳翼盛智成知识产权事务
所(普通合伙) 44300

代理人 黄威

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/0484(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

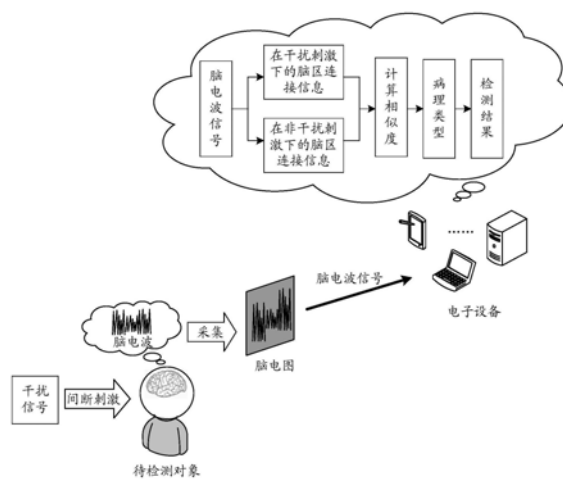
权利要求书2页 说明书22页 附图8页

(54)发明名称

脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质

(57)摘要

本申请实施例公开了一种脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质;本申请实施例可以通过人工智能来对脑电波信号进行检测,具体为:采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,然后,计算在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,并根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,以生成该检测对象的检测结果;该方案可以提高处理效率和检测的准确性。



1. 一种脑电波信号检测方法,其特征在于,包括:

采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号;

根据所述脑电波信号分别获取所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息;

计算所述在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;

根据所述相似度确定所述脑电波信号所属的病理类型;

基于所述病理类型生成所述检测对象的检测结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述相似度确定所述脑电波信号所属的病理类型,包括:

根据所述相似度,通过训练后检测模型对所述脑电波信号所属的病理类型进行预测,所述训练后检测模型由多个标注有病理类型的脑电波信号样本训练而成。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述脑电波信号分别获取所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,包括:

将所述脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段;

确定所述第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

确定所述第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述将所述脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段,包括:

获取所述脑电波信号中每一个信号段的标签;

若所述标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段;

若所述标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,

所述确定所述第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息,包括:计算第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第一相关系数,根据第一相关系数生成所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

所述确定所述第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息,包括:计算第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数,根据第二相关系数生成所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,

所述根据第一相关系数生成所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息,包括:利用第一相关系数构造第一相关系数矩阵,将所述第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向

量,得到第一特征集合,所述第一特征集合中的特征向量用于反映所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

所述根据第二相关系数生成所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息,包括:利用第二相关系数构造第二相关系数矩阵,将所述第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合,所述第二特征集合中的特征向量用于反映所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述计算所述在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,包括:

计算第一特征集合中的特征向量与第二特征集合中的特征向量之间的余弦相似度;

所述根据所述相似度,通过训练后检测模型对所述脑电波信号所属的病理类型进行预测,包括:根据所述余弦相似度,通过训练后检测模型对所述脑电波信号所属的病理类型进行预测。

8. 根据权利要求2至7任一项所述的方法,其特征在于,所述根据所述相似度,通过训练后检测模型对所述脑电波信号所属的病理类型进行预测之前,还包括:

采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电波信号样本,所述脑电波信号样本标注有病理类型;

根据所述脑电波信号样本分别获取所述检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息;

计算所述检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;

根据所述相似度,通过检测模型对所述脑电波信号样本所属的病理类型进行预测;

根据标注的病理类型和预测的病理类型对所述检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

9. 一种脑电波信号检测装置,其特征在于,包括:

采集单元,用于采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号;

获取单元,用于根据所述脑电波信号分别获取所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息;

计算单元,用于计算所述在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;

确定单元,用于根据所述相似度确定所述脑电波信号所属的病理类型;

生成单元,用于基于所述病理类型生成所述检测对象的检测结果。

10. 一种存储介质,其特征在于,所述存储介质存储有多条指令,所述指令适于处理器进行加载,以执行权利要求1至8任一项所述的脑电波信号检测方法中的步骤。

脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及通信技术领域,具体涉及一种脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质。

背景技术

[0002] 脑电波信号是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面所产生的电波,通过检测脑电波信号的变化,可以了解脑神经细胞的电生理活动情况,进而为各种精神疾病,如焦虑症或抑郁症等的分析提供依据。

[0003] 现有对于脑电波信号检测,一般都依赖于专业人士,比如医生的解读,但是,在对现有技术的研究和实践过程中,本发明的发明人发现,由于主要依赖于人工进行解读,因此,需要消耗较多的时间,处理效率较低;而且,由于技术质量、以及医生资质的参差不齐,对于同一脑电图,不同的人可能会得到不同的解读内容,甚至常常会出现判读错误的情况,所以,其检测的准确性也不高。

发明内容

[0004] 本申请实施例提供一种脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质;可以提高处理效率和检测的准确性。

[0005] 本申请实施例提供一种脑电波信号检测方法,包括:

[0006] 采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号;

[0007] 根据所述脑电波信号分别获取所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息;

[0008] 计算所述在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;

[0009] 根据所述相似度确定所述脑电波信号所属的病理类型;

[0010] 基于所述病理类型生成所述检测对象的检测结果。

[0011] 本申请实施例还提供一种脑电波信号检测装置,包括:

[0012] 采集单元,用于采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号;

[0013] 获取单元,用于根据所述脑电波信号分别获取所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息;

[0014] 计算单元,用于计算所述在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;

[0015] 确定单元,用于根据所述相似度确定所述脑电波信号所属的病理类型;

[0016] 生成单元,用于基于所述病理类型生成所述检测对象的检测结果。

[0017] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述确定单元,具体用于根据所述相似度,通过训练后检测模型对所述脑电波信号所属的病理类型进行预测,所述训练后检测模型由多个标注有病理类型的脑电波信号样本训练而成。

[0018] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述获取单元可以包括划分子单元、第一确定子单元和第二确定子单元,如下:

[0019] 划分子单元,用于将所述脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段;

[0020] 第一确定子单元,用于确定所述第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

[0021] 第二确定子单元,用于确定所述第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0022] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述划分子单元,具体用于获取所述脑电波信号中每一个信号段的标签,若所述标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段;若所述标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段。

[0023] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述第一确定子单元,具体可以用于计算第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第一相关系数,根据第一相关系数生成所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

[0024] 所述第二确定子单元,具体可以用于计算第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数,根据第二相关系数生成所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0025] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述第一确定子单元,具体可以用于利用第一相关系数构造第一相关系数矩阵,将所述第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集合,所述第一特征集合中的特征向量用于反映所述检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

[0026] 所述第二确定子单元,具体可以用于利用第二相关系数构造第二相关系数矩阵,将所述第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合,所述第二特征集合中的特征向量用于反映所述检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0027] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述第一确定子单元,具体可以用于将所述第一相关系数矩阵划分为对称的两个区域,按照预设策略从两个区域中选择一个区域,将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第一特征集合;

[0028] 所述第二确定子单元,具体可以用于将所述第二相关系数矩阵划分为对称的两个区域,按照所述预设策略从两个区域中选择一个区域,并将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0029] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述计算单元,具体可以用于计算第一特征集合中的特征向量与第二特征集合中的特征向量之间的余弦相似度;

[0030] 所述确定单元,具体可以用于根据所述余弦相似度,通过训练后检测模型对所述脑电波信号所属的病理类型进行预测。

[0031] 可选的,在本申请的一些实施例中,所述确定单元,具体可以用于根据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵,通过训练后检测模型对所述余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到所述脑电波信号所属的病理类型。

[0032] 可选的,在本申请的一些实施例中,脑电波信号检测装置还可以包括训练单元,如

下：

[0033] 所述采集单元，还可以用于采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电波信号样本，所述脑电波信号样本标注有病理类型；

[0034] 所述获取单元，还可以用于根据所述脑电波信号样本分别获取所述检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息；

[0035] 所述计算单元，还可以用于计算所述检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度；

[0036] 所述训练单元，用于根据所述相似度，通过检测模型对所述脑电波信号样本所属的病理类型进行预测，根据标注的病理类型和预测的病理类型对所述检测模型进行收敛，得到训练后检测模型。

[0037] 可选的，在本申请的一些实施例中，所述获取单元，具体可以用于：

[0038] 将所述脑电波信号样本划分为包含干扰刺激的第一类信号段样本、以及包含非干扰刺激的第二类信号段样本；

[0039] 计算第一类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数，得到第一相关系数样本，利用第一相关系数样本构造第一相关系数样本矩阵，将所述第一相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量，得到第一样本特征集合，所述第一样本特征集合中的特征向量用于反映所述检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息；

[0040] 计算第二类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数，得到第二相关系数样本，利用第二相关系数样本构造第二相关系数样本矩阵，将所述第二相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量，得到第二样本特征集合，所述第二样本特征集合中的特征向量用于反映所述检测样本在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0041] 可选的，在本申请的一些实施例中，所述计算单元，具体可以用于计算第一样本特征集合中的特征向量与第二样本特征集合中的特征向量之间的余弦相似度；

[0042] 所述训练单元，具体可以用于根据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵，通过检测模型对所述余弦相似度矩阵所属的类型进行预测，得到所述脑电波信号样本所属的病理类型。

[0043] 相应的，本申请实施例还提供一种电子设备，包括存储器和处理器；所述存储器存储有应用程序，所述处理器用于运行所述存储器内的应用程序，以执行本申请实施例所提供的任一种脑电波信号检测方法中的操作。

[0044] 此外，本申请实施例还提供一种存储介质，其特征在于，所述存储介质存储有多条指令，所述指令适于处理器进行加载，以执行本申请实施例所提供的任一种脑电波信号检测方法中的步骤。

[0045] 本申请实施例可以采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号，根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息，然后，计算在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度，并根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型，以生成该检测对象的检测结果；由于该方案可以通过分别获取检测对象在干扰刺激下和非干扰刺激下的脑区连接信息，并通过两者之间的相似度来确定相应的病理类型，以达到自动解读的目的，因此，相对于现有只能依赖人工进行解读的方案而言，可以大大提高处理效率，而且，由于该方案

无需依赖人工解读,因此,可以避免发生由于人为因素所导致的误判的情况,有利于提高检测的准确性。

附图说明

[0046] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0047] 图1是本申请实施例提供的脑电波信号检测方法的场景示意图;

[0048] 图2是本申请实施例提供的脑电波信号检测方法的流程图;

[0049] 图3是本申请实施例提供的脑电图中标签的示例图;

[0050] 图4是本申请实施例提供的实施例中相关系数矩阵的向量拉伸的示意图;

[0051] 图5a是本申请实施例提供的检测模型的结构示例图;

[0052] 图5b是本申请实施例提供的检测模型的另一结构示例图;

[0053] 图5c是本申请实施例提供的检测模型的又一结构示例图;

[0054] 图6是本申请实施例提供的实施例中干扰信号的示例图;

[0055] 图7是本申请实施例提供的实施例中干扰信号和非干扰信号的示例图;

[0056] 图8是本申请实施例提供的脑电波信号检测方法中模型训练的框架图;

[0057] 图9是本申请实施例提供的实施例中正常人群与焦虑症患者的脑区连接信息的对比图;

[0058] 图10是本申请实施例提供的脑电波信号检测方法的另一流程示意图;

[0059] 图11是本申请实施例提供的脑电波信号检测方法的框架图;

[0060] 图12是本申请实施例提供的脑电波信号检测装置的结构示意图;

[0061] 图13是本申请实施例提供的脑电波信号检测装置的另一结构示意图;

[0062] 图14是本申请实施例提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0063] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请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,本领域技术人员在没有作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。

[0064] 本申请实施例提供一种脑电波信号检测方法、相关设备(如脑电波信号检测装置和电子设备等)和存储介质。该脑电波信号检测装置可以集成在电子设备中,该电子设备可以是服务器,也可以是终端,比如脑电图仪等医疗设备、个人计算机(PC, Personal Computer)、平板电脑或笔记本电脑等设备中。

[0065] 例如,如图1所示,电子设备可以采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号(比如包含脑电波信号的脑电图),然后,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,并计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,再然后,根据该相似度

确定该脑电波信号所属的病理类型,比如确定是否属于焦虑症,或者确定是否属于忧郁症,等等,进而便可以基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0066] 其中,待检测对象可以是任何具备有大脑的生物,比如人、猴子、猫或狗等;为了描述方便,在本申请实施例中,将以人为例进行说明。

[0067] 另外,在本申请实施例中,所谓干扰信号指的是能够对生物(待检测对象或检测样本等)的脑电波产生影响的外界事物,而刺激在这里则指的是能为生物(待检测对象或检测样本等)感觉并引起其脑神经细胞发生反应。其中,脑神经细胞在发生反应时会产生相应的电波,这些电波称为脑电波,对脑电波进行采集并以信号的形式进行表达,即为脑电波信号。

[0068] 比如,可以间断性地为待检测对象提供一些预设类型的测试题目,并要求其作答,其中这些测试题目便可认为是干扰信号,而所采集到的“待检测对象在作答时所产生的脑电波信号”便可认为是在该干扰信号刺激(简称干扰刺激)下所产生的脑电波信号。需说明的是,由于该干扰信号是间断性的,所以,在不存在干扰信号时,该待检测对象所产生的脑电波信号便可认为是在非干扰信号刺激(简称非干扰刺激)下所产生的脑电波信号。

[0069] 以下分别进行详细说明。需说明的是,以下实施例的描述顺序不作为对实施例优选顺序的限定。

[0070] 本实施例将从脑电波信号检测装置的角度进行描述,该脑电波信号检测装置具体可以集成在服务器或终端等电子设备中,该终端可以包括脑电图仪等医疗设备、PC、平板电脑或笔记本电脑等。

[0071] 一种脑电波信号检测方法,包括:采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0072] 如图2所示,该脑电波信号检测方法的具体流程可以如下:

[0073] 101、采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号。

[0074] 例如,具体可以采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电图(EEG, Electroencephalogram),其中,该脑电图包括脑电波信号。

[0075] 比如,若该脑电波信号检测装置集成在脑电图仪中,则此时,具体可以通过脑电图仪来采集该脑电图;而若该脑电波信号检测装置集成在其他无法直接获取脑电图的设备中,则此时,可以接收其他设备如脑电图仪发送的脑电图,或者,也可以接收用户输入的脑电图(该脑电图可以通过其他脑电图采集设备进行采集),等等。

[0076] 其中,脑电图是通过精密的电子仪器,从头皮上将脑部的自发性生物电位加以放大记录而获得的图形,是通过电极(电生理指标)记录下来的脑神经细胞群的自发性、及节律性电活动。脑电图可以记录大脑活动时所产生的脑电波信号的变化,是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。

[0077] 可选的,采集脑电图的方式可以有多种,比如,可以通过动态脑电图监测(ambulatory EEG monitoring)或视频脑电图监测(VEEG, Video-EEG, 又称为录像脑电图监测)等方式来采集该脑电图。其中,动态脑电图监测主要是通过脑电图设备如脑电图仪来进

行记录,其通常可连续记录24小时左右,而视频脑电图监测则是在脑电图设备基础上增加了同步视频设备,其监测时间可以根据设备条件和实际需求灵活掌握,从数小时至数天不等。

[0078] 可选的,在具体采集脑电波信号时,可以为不同的脑区分别设置相应的通道,这些通道即称为脑区通道,然后,可以通过各个脑区通道分别对相应的脑区所产生的电波进行采集,所得到多个脑区通道的信号即为脑电波信号,也就是说,通过该种方式所采集的脑电波信号可以包括多个脑区通道的信号。

[0079] 其中,脑区(ER,Encephalic Region)是“脑力功能分区”的简称,其可以由多个脑力维度组合而成,这种组合可以突破医学的范畴,也就是说,脑区的划分并非身体部位的划分,而是功能上的划分,具体的划分方式可以根据实际应用的需求而定,在此不作赘述。

[0080] 102、根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0081] 生物在活动时,其大脑同时也会进行相应的信息处理,而这些信息处理需要不同脑区间的协同工作和动态交互,因此,不同脑区之间必然会产生连接关系,而这些可以反映不同脑区之间的连接关系的信息,在本申请实施例中即称为脑区连接信息。

[0082] 其中,“根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息”的方式可以有多种,例如,具体可以如下:

[0083] (1)将该脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段。

[0084] 例如,所采集的脑电图中除了可以记录脑电波信号之外,还可以记录相应的标签,以指示该段脑电波信号是在干扰信号刺激下所采集的信号,还是在非干扰信号刺激下所采集的信号;即步骤“将该脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段”可以包括:

[0085] 获取该脑电波信号中每一个信号段的标签,若该标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段,若该标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段。

[0086] 可选的,为了简便,可以只标识出在干扰信号刺激下所采集的信号的标签,而若不存在标签,则确定为在非干扰信号刺激下所采集的信号;比如,参见图3,在该脑电图中,c342、Y88、d464和N99即为在干扰信号刺激下所采集的信号的标签(详见黑色竖线部分)。

[0087] 同理,也可以只标识出在非干扰信号刺激下所采集的信号的标签,而若不存在标签,则确定为在干扰信号刺激下所采集的信号,等等。

[0088] 其中,标签的标注方式具体可根据实际应用的需求而定,在此不作赘述。

[0089] (2)确定该第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;例如,具体可以如下:

[0090] 计算第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数(Pearson correlation coefficient),得到第一相关系数,根据第一相关系数生成该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息。

[0091] 其中,皮尔森相关系数主要用于衡量两个数据集合是否在一条线上,即衡量定距变量间的线性关系。因此,可以将脑区通道中每一个信号(即脑区电极信号,在本申请实施

例中简称信号)看成是一个数据集合,比如,参见图3,以一个脑区通道包括128个信号,且每个信号又可包含10万个以上时间点数据为例,则此时,每一个脑区通道可以对应128个数据集合,每个数据集合中又可包含10万个以上的元素,即每一个信号可以作为一个数据集合,而每一个时间点数据可以作为一个元素。

[0092] 比如,以两个不同脑区通道的信号分别对应两个数据集合x与y为例,这两个不同脑区通道的信号(即数据集合x与数据集合y)之间的皮尔森相关系数r的计算公式可以如下:

$$[0093] \quad r = \frac{N \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{N \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}};$$

[0094] 其中, x_i 为数据集合x中的元素, y_i 数据集合y中的元素,N为数据集合x和数据集合y中的元素的数量(即采样的时间点数据的长度),比如N可以为10万以上,等等。

[0095] 根据上述计算皮尔森相关系数r的方式,对于每两个脑区通道,便可得到与其信号数量一致的皮尔森相关系数,如128个皮尔森相关系数,所以,可以利用这些相关系数构造相应的相关系数矩阵,以便后续进行处理;其中,为了描述方便,在本申请实施例中,将该利用第一相关系数构造的相关系数矩阵称为第一相关系数矩阵。即步骤“根据第一相关系数生成该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息”可以包括:

[0096] 利用第一相关系数构造第一相关系数矩阵,将该第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0097] 其中,该第一特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息。

[0098] 比如,以每个数据集合包含128个信号为例,则此时,可以构造构建一个128*128的第一相关系数矩阵,然后,将该第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0099] 可选的,由于第一相关系数矩阵为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将第一相关系数矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量。即步骤“将该第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集”可以包括:

[0100] 将该第一相关系数矩阵划分为对称的两个区域,按照预设策略从两个区域中选择一个区域,将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0101] 比如,如图4所示,若图4中所示的为第一相关系数矩阵,则此时,可以将第一相关系数矩阵沿对角线划分为对称的两个区域,然后,将图4中虚线三角形内的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第一特征集合,等等。

[0102] (3) 确定该第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息;例如,具体可以如下:

[0103] 计算第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数,根据第二相关系数生成该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0104] 其中,计算皮尔森相关系数的公式可具体可参见(2)中第一相关系数的计算,在此不作赘述。

[0105] 根据上述计算皮尔森相关系数r的方式,对于每两个脑区通道,便可得到与其信号

数量一致的皮尔森相关系数,如128个皮尔森相关系数,所以,可以利用这些相关系数构造相应的相关系数矩阵,以便后续进行处理;其中,为了描述方便,在本申请实施例中,将该利用第二相关系数构造的相关系数矩阵称为第二相关系数矩阵。即步骤“根据第二相关系数生成该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息”可以包括:

[0106] 利用第二相关系数构造第二相关系数矩阵,将该第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0107] 其中,该第二特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0108] 比如,还是以每个数据集合包含128个信号为例,则此时,可以构造构建一个128*128的第二相关系数矩阵,然后,将该第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0109] 与对第一相关系数矩阵进行向量拉伸类似,可选的,由于第二相关系数矩阵为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将第二相关系数矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量。即步骤“将该第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合”可以包括:

[0110] 将该第二相关系数矩阵划分为对称的两个区域,按照该预设策略从两个区域中选择一个区域,并将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0111] 比如,如图4所示,若图4中所示的为第二相关系数矩阵,则此时,可以将第二相关系数矩阵沿对角线划分为对称的两个区域,然后,将图4中虚线三角形内的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第二特征集合,等等。

[0112] 103、计算该待检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,然后执行步骤104。

[0113] 例如,若以特征向量来反映该检测对象的脑区连接信息,则此时,具体可以计算第一特征集合中的特征向量与第二特征集合中的特征向量之间的相似度,比如余弦相似度(Cosine similarity),便可得到该待检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度。

[0114] 其中,余弦相似度的计算公式可以如下:

$$[0115] \quad \text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}}$$

[0116] 其中,A为第一特征集合量,B为第二特征集合; A_i 为第一特征集合中的特征向量; B_i 为第二特征集合中的特征向量,n为第一特征集合中特征向量的数量(或者也可以是第二特征集合中特征向量的数量,即第一特征集合中特征向量的数量与第二特征集合中特征向量的数量相同)。

[0117] 104、根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型。

[0118] 其中,该病理类型可以根据实际应用的需求而定,比如,可以是焦虑症、抑郁症或强迫症等,当然,也可以指示该脑电波信号为“无异常”,比如非焦虑症、非抑郁症或非强迫症等。

[0119] 比如,以焦虑症为例,由于正常人与焦虑症患者在干扰信号刺激下脑区连接可能呈现不同情况,即大部分正常人在干扰刺激下的脑区连接情况与非干扰刺激下的脑区连接情况的相似度偏低,而焦虑症患者在干扰刺激下的脑区连接情况与非干扰刺激下的脑区连接情况未呈现明显不同(即相似度较高),因此,可以通过计算干扰刺激下的特征向量与非干扰刺激下的特征向量之间的余弦相似度来表征该待检测对象是否属于高焦人群。

[0120] 具体的,可以将步骤103中计算得到的相似度如余弦相似度输入至训练后检测模型中,利用该训练后检测模型该脑电波信号所属的病理类型进行预测。例如,具体可以如下:

[0121] 根据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵,通过训练后检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号所属的病理类型。

[0122] 比如,若在步骤103中,第一特征集合和第二特征集合中的特征向量均为128个,则可以计算出128个余弦相似度,那么此时,便可以基于这128个余弦相似度构建余弦相似度矩阵,然后通过训练后检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号所属的病理类型。

[0123] 其中,该训练后检测模型由多个标注有病理类型的脑电波信号样本训练而成,即可以通过机器学习(ML,Machine Learning)的方式来得到该训练后检测模型。

[0124] 所谓机器学习是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为,以获取新的知识或技能,重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。机器学习是人工智能(AI,Artificial Intelligence)的核心,是使计算机具有智能的根本途径,其应用遍及人工智能的各个领域。机器学习和深度学习通常包括人工神经网络、置信网络、强化学习、迁移学习、及归纳学习等技术。其中,人工智能是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,能够感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术,在此不作赘述。

[0125] 可选的,该训练后检测模型可以由其他设备训练后提供给该脑电波信号检测装置,或者,也可以由该脑电波信号检测装置自行训练而成,即在步骤“根据该相似度,通过训练后检测模型对该脑电波信号所属的病理类型进行预测”之前,该脑电波信号检测方法还可以包括步骤S1~S5,如下:

[0126] S1、采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电波信号样本,该检测样本标注有病理类型。

[0127] 例如,具体可以采集检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电图,为了描述方便,在本申请实施例中,将该检测样本的脑电图称为脑电图样本,其中,该脑电图样本包括脑电波信号样本,且该脑电波信号样本标注有病理类型。

[0128] 其中,采集脑电图的方式可以有多种,比如,可以通过接收其他设备如脑电图仪发送的脑电图,或者,也可以接收用户输入的脑电图,又或者,也可以直接由该脑电波信号检测装置通过自身的脑电图采集部件来采集该脑电图,等等。

[0129] 可选的,该检测样本可以是任何具备有大脑的生物,比如人、猴子、猫或狗等,具体

可以根据实际需求来进行选择;比如,若训练后检测模型的检测对象是人,则此时需要选取“人”作为检测样本,而若训练后检测模型的检测对象是猫,则此时需要选取“猫”作为检测样本,等等。

[0130] 此外,为了提高该检测模型的训练效率,在选择检测样本时也可以有针对性地进行选择,比如,若所需要检测的病理类型为“焦虑症”,则此时可以选择多个焦虑症患者作为检测样本,当然,为了提高该检测模型的检测准确性,除了可以选择多个焦虑症患者作为正样本之外,还可以选择多个正常人作为负样本。又比如,若所需要检测的病理类型为“抑郁症”,则此时可以选择多个抑郁症患者检测样本的正样本,以及选择多个正常人作为检测样本的负样本,等等。

[0131] S2、根据该脑电波信号样本分别获取该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息。例如,具体可以如下:

[0132] A、将该脑电波信号样本划分为包含干扰刺激的第一类信号段样本、以及包含非干扰刺激的第二类信号段样本。

[0133] 譬如,获取该脑电波信号样本中每一个信号段样本的标签,若该标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段样本,若该标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段样本。

[0134] B、确定该第一类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息;例如,具体可以如下:

[0135] 计算第一类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第一相关系数样本,根据第一相关系数样本生成该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息;比如,具体可以利用第一相关系数样本构造第一相关系数样本矩阵,然后,将该第一相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一样本特征集合。

[0136] 其中,该第一样本特征集合中的特征向量用于反映该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息。

[0137] 其中,皮尔森相关系数的计算方式具体可参见前面的实施例,在此不作赘述。

[0138] 可选的,由于第一相关系数样本矩阵为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将第一相关系数样本矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量。即步骤“将该第一相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一样本特征集”可以包括:

[0139] 将该第一相关系数样本矩阵划分为对称的两个区域,按照预设策略从两个区域中选择一个区域,将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第一样本特征集合。

[0140] C、确定该第二类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测样本在非干扰刺激下的脑区连接信息;例如,具体可以如下:

[0141] 计算第二类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数样本,根据第二相关系数样本生成该检测样本在非干扰刺激下的脑区连接信息,比如,具体可以利用第二相关系数样本构造第二相关系数样本矩阵,将该第二相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二样本特征集合。

[0142] 其中,该第二样本特征集合中的特征向量用于反映该检测样本在非干扰刺激下的

脑区连接信息。

[0143] 其中,皮尔森相关系数的计算方式具体可参见前面的实施例,在此不作赘述。

[0144] 可选的,由于第二相关系数样本矩阵为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将第二相关系数样本矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量。即步骤“将该第二相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二样本特征集”可以包括:

[0145] 将该第二相关系数样本矩阵划分为对称的两个区域,按照预设策略从两个区域中选择一个区域,将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第二样本特征集合。

[0146] 其中,步骤B和C的执行可以不分先后。

[0147] S3、计算该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度。

[0148] 例如,具体可以计算第一样本特征集合中的特征向量与第二样本特征集合中的特征向量之间的余弦相似度,该计算得到的多个余弦相似度即为该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度。

[0149] 其中,该余弦相似度的计算公式可以如下:

$$[0150] \quad \text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{C \cdot D}{\|C\| \|D\|} = \frac{\sum_{i=1}^n C_i \times D_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (C_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (D_i)^2}}$$

[0151] 其中,C为第一样本特征集合量,D为第二样本特征集合; C_i 为第一样本特征集合中的特征向量; D_i 为第二样本特征集合中的特征向量,n为第一样本特征集合中特征向量的数量(或者也可以是第二样本特征集合中特征向量的数量,即第一样本特征集合中特征向量的数量与第二样本特征集合中特征向量的数量相同)。

[0152] S4、根据该相似度,通过检测模型对该脑电波信号样本所属的病理类型进行预测;例如,具体可以如下:

[0153] 根据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵,通过检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号样本所属的病理类型。

[0154] 其中,该检测模型的网络结构和参数可以根据实际应用的需求而定,比如,具体可参见图5a、图5b和图5c,该检测模型可以是卷积神经网络、残差网络(ResNet, Residual Neural Network)、或图像分割网络(VGG, Visual Geometry Group, 即基于视觉几何结构进行图像识别和分割的一种卷积神经网络)网络等。

[0155] 其中,图5a为卷积神经网络结构示例图,该卷积神经网络可以包括多层卷积层、池化层和全连接层等网络层;卷积层的数量、每一卷积层的卷积核大小、步长和尺寸大小等参数均可以根据实际应用的需求进行设置,譬如,第一次卷积层的尺寸大小可以设置为64,卷积核大小设置为“7×7”,而后续的卷积层的尺寸大小可以依次设置为64、128、256和512等,卷积核大小均设置为“3×3”。这样,当需要预测脑电波信号样本所属的病理类型时,便可以将余弦相似度矩阵作为输入,导入至该卷积神经网络中,然后依次由该卷积神经网络的各个网络层对该余弦相似度矩阵进行卷积处理、池化处理 and 全连接处理,最终卷积神经网络输出的结果便是预测的病理类型。

[0156] 类似的,图5b是ResNet的结构示例图,图5c是VGG网络的结构示例图,当需要预测脑电波信号样本所属的病理类型时,便可以将余弦相似度矩阵作为输入,导入至ResNet或VGG网络中,然后依次由ResNet或VGG网络的各个网络层对该余弦相似度矩阵进行卷积处理、池化处理和全连接处理,最终ResNet或VGG网络输出的结果便是预测的病理类型,其他模型与此类似,在此不作赘述。

[0157] S5、根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

[0158] 例如,具体可以通过预设的损失函数根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

[0159] 也就是说,此时需要对检测模型的网络参数进行调整,使得标注的病理类型和预测的病理类型可以无限地接近,每调整一次,即可认为对该检测模型进行了一次训练(即完成一次学习)。以此类推,经过多次训练(对所有检测样本都经过步骤S2~S5的处理)之后,便可得到训练后检测模型。

[0160] 其中,该损失函数可以根据实际应用的需求而定,比如,具体可以是交叉熵(cross entropy loss)损失函数等。

[0161] 105、基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0162] 例如,可以获取预设的显示模板,然后,根据该显示模板的格式对该病理类型进行显示,得到该检测对象的检测结果。

[0163] 可选的,还可以在该检测结果中显示待检测对象的名字、性别、年龄、住址、联系方式和/或职业等信息。

[0164] 由上可知,本实施例可以采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,然后,计算在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,并根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,以生成该检测对象的检测结果;由于该方案可以通过分别获取检测对象在干扰刺激下和非干扰刺激下的脑区连接信息,并通过两者之间的相似度来确定相应的病理类型,以达到自动解读的目的,因此,相对于现有只能依赖人工进行解读的方案而言,可以大大提高处理效率,而且,由于该方案无需依赖人工解读,因此,可以避免发生由于人为因素所导致的误判的情况,有利于提高检测的准确性。

[0165] 根据前面实施例所描述的方法,以下将举例作进一步详细说明。

[0166] 在本实施例中,将以该脑电波信号检测装置具体集成在电子设备中,其病理类型包括焦虑症和非焦虑症为例进行说明。

[0167] (一)检测模型的训练。

[0168] 首先,电子设备可以采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电图,其中,该脑电图包括脑电波信号样本等信息;比如,可以选择多个普通人和多个焦虑症患者作为检测样本,然后,让这些检测样本连接EEG信号电极,以检测其受到干扰信号刺激或非干扰信号刺激下的脑电波的变化,对这些脑电波进行采集,便可得到包含有脑电波信号样本的脑电图。例如,具体检测流程可以如下:

[0169] 设置一屏幕,在屏幕上呈现干扰信号,并要求检测样本在观看到该干扰信号出现

时完成相应任务,比如参见图6,可以让检测样本先注视图6(a)的中心点800m,之后屏幕显示一次干扰信号,检测样本需要在该干扰信号出现时,判断如图6(b)中菱形中的线段是水平还是垂直的。在干扰信号结束后,屏幕内容切换至图6(c),检测样本继续注视图6(c)的中心点(注视时长大约1600-2000ms),等待下一个干扰信号出现,依次类推,直至检测完毕。

[0170] 可选的,除了间断性显示干扰信号之外,该屏幕也可按照预设策略呈现干扰信号和非干扰信号,比如,参见图7,可以显示如图7(a)中的干扰信号,并要求检测样本需要在该干扰信号出现时,判断如图6(b)中菱形中的线段是水平还是垂直的,在干扰信号结束后,屏幕内容切换至图7(b),检测样本继续注视屏幕,等待下一个干扰信号出现,依次类推,直至检测完毕。

[0171] 需说明的是,在采集的这些脑电图中,除了包括有脑电波信号样本之外,也会记录相应的标签,以指示该段脑电波信号样本是在干扰信号刺激下所采集的信号,还是在非干扰信号刺激下所采集的信号,比如,参见图3,在该脑电图中,c342、Y88、d464和N99即为在干扰信号刺激下所采集的信号的标签。

[0172] 在采集到检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电图后,可以对各个脑电图的病理类型进行标注,比如,若检验样本为焦虑症患者,则病理类型标注为“焦虑症”,若检验样本为正常人群,则病理类型标注为“非焦虑症”,等等,此后,便可以将这些标注了病理类型的脑电图作为检测模型的训练样本,即脑电图样本。

[0173] 其次,在得到脑电图样本之后,如图8所示,电子设备可以将该脑电图样本中的脑电波信号样本划分为包含干扰刺激的第一类信号段样本、以及包含非干扰刺激的第二类信号段样本;比如,电子设备可以获取该脑电波信号样本中每一个信号段样本的标签,若该标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段样本,若该标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段样本,等等。

[0174] 在将脑电图样本中的脑电波信号样本划分为第一类信号段样本和第二类信号段样本之后,电子设备便可以据此来确定检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息和在非干扰刺激下的脑区连接信息。例如,具体可以如下:

[0175] A) 干扰刺激下的脑区连接信息;

[0176] 电子设备计算第一类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数(参见前面的实施例),得到第一相关系数样本,然后,利用第一相关系数样本构造第一相关系数样本矩阵,并将该第一相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一样本特征集合,其中,该第一样本特征集合中的特征向量用于反映该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息。

[0177] B) 非干扰刺激下的脑区连接信息;

[0178] 电子设备计算第二类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数(参见前面的实施例),得到第二相关系数样本,然后,利用第二相关系数样本构造第二相关系数样本矩阵,并将该第二相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二样本特征集合,其中,该第二样本特征集合中的特征向量用于反映该检测样本在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0179] 可选的,由于相关系数矩阵(比如第一相关系数样本矩阵或第二相关系数样本矩

阵)为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将这些相关系数矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量。

[0180] 需说明的是,为了描述方便,图8中仅仅只给出一个相关系数矩阵和一维的特征向量的示意图,应当理解的是,图8仅仅为示例,图8中的相关系数矩阵可以包括第一相关系数样本矩阵和第二相关系数样本矩阵,而图8中的一维的特征向量也可以包括第一样本特征集合中的特征向量、以及第二样本特征集合中的特征向量,在此不作赘述。

[0181] 此后,电子设备便可以计算第一样本特征集合中的特征向量与第二样本特征集合中的特征向量之间的余弦相似度,并基于这些余弦相似度构建一个二维的相似度矩阵(一个维度为“干扰刺激”,另一个维度为“非干扰刺激”),得到余弦相似度矩阵,比如,参见图8。

[0182] 由于正常人与焦虑症患者在干扰信号刺激下脑区连接可能呈现不同情况,即大部分正常人在干扰刺激下的脑区连接情况与非干扰刺激下的脑区连接情况的余弦相似度偏低,而焦虑症患者在干扰刺激下的脑区连接情况与非干扰刺激下的脑区连接情况的余弦相似度偏高,比如,参见图9,因此,可以利用这些余弦相似度矩阵对预设的检测模型进行机器学习,进而得到一个可以用于检测脑电波信号是否属于“焦虑症”的训练后检测模型。

[0183] 比如,电子设备在得到当前脑电波信号样本的余弦相似度矩阵(即在干扰刺激下的脑区连接情况与非干扰刺激下的脑区连接情况的余弦相似度所构建的矩阵)之后,可以通过检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号样本所属的病理类型,然后,根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,收敛完毕后,可以将当前脑电波信号样本更新为另一个脑电波信号样本,同理,在得到该更新后的当前脑电波信号样本的余弦相似度,并构建余弦相似度矩阵之后,可以通过检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到当前脑电波信号样本所属的病理类型,然后,根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,依次类推,直至所有的脑电波信号样本均训练完毕,则可得到训练后检测模型

[0184] (二)通过该训练后检测模型,便可以对待检测对象的脑电波信号进行检测。

[0185] 例如,如图10所示,该文本识别方法的具体流程可以如下:

[0186] 201、电子设备采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电图,其中,该脑电图包括脑电波信号。

[0187] 例如,以待检测对象为张三为例,则具体可以如下:

[0188] 可以设置一屏幕,在屏幕上呈现干扰信号,并要求张三在观看到该干扰信号出现时完成相应任务,比如可以让张三先注视图6(a)中的中心点800m,之后屏幕显示一次干扰信号,张三需要在该干扰信号出现时,判断如图6(b)中菱形中的线段是水平还是垂直的。在干扰信号结束后,屏幕内容切换至图6(c),张三继续注视图6(c)中的中心点,等待下一个干扰信号出现,依次类推,直至检测完毕。

[0189] 对该检测过程中,张三所产生的脑电波进行采集,便可得到张三在干扰信号间断刺激下的脑电图。

[0190] 可选的,该脑电图中除了可以记录脑电波信号之外,还可以记录相应的标签,以指示该段脑电波信号是在干扰信号刺激下所采集的信号,还是在非干扰信号刺激下所采集的信号;其中,该标签的标注方式具体可根据实际应用的需求而定,在此不作赘述。

[0191] 202、电子设备将该脑电图中的脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段。

[0192] 例如,如图11所示,若采集的脑电图记录有相应的标签,则此时,电子设备可以获取该脑电波信号中每一个信号段的标签,若该标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段,若该标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段,等等。

[0193] 203、电子设备计算第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第一相关系数,然后,执行步骤204。

[0194] 例如,以两个不同脑区通道的信号分别对应两个数据集合x与y为例,这两个不同脑区通道的信号(即数据集合x与数据集合y)之间的皮尔森相关系数r的计算公式可以如下:

$$[0195] \quad r = \frac{N \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{N \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}};$$

[0196] 其中, x_i 为数据集合x中的元素, y_i 数据集合y中的元素,N为数据集合x和数据集合y中的元素的数量(即采样的时间点数据的长度),比如N可以为10万以上,等等。

[0197] 204、电子设备利用第一相关系数构造第一相关系数矩阵,将该第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0198] 其中,该第一特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息。

[0199] 比如,以每个数据集合包含128个信号为例,则此时,可以构造构建一个128*128的第一相关系数矩阵,然后,将该第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0200] 可选的,如图11所示,由于第一相关系数矩阵为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将第一相关系数矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域(如图11中的虚线三角形内的区域)的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量,详见前面的实施例,在此不作赘述。

[0201] 需说明的是,为了描述方便,图11中仅仅只给出一个相关系数矩阵和一维的特征向量的示意图,应当理解的是,图11中的相关系数矩阵可以包括第一相关系数样本矩阵和第二相关系数样本矩阵,而图11中的一维的特征向量也可以包括第一样本特征集合中的特征向量、以及第二样本特征集合中的特征向量,在此不作赘述。

[0202] 205、电子设备计算第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数,然后执行步骤206。

[0203] 其中,皮尔森相关系数的计算方式具体可参见步骤203,在此不作赘述。

[0204] 需说明的是,步骤203和205的执行顺序可以不分先后。

[0205] 206、电子设备利用第二相关系数构造第二相关系数矩阵,将该第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0206] 其中,该第二特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0207] 比如,还是以每个数据集合包含128个信号为例,则此时,可以构造构建一个128*

128的第二相关系数矩阵,然后,将该第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0208] 与对第一相关系数矩阵进行向量拉伸类似,可选的,如图11所示,由于第二相关系数矩阵为对角线对称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将第二相关系数矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域(如图11中的虚线三角形内的区域)的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量,具体可参见前面的实施例,在此不作赘述。

[0209] 207、电子设备计算第一特征集合中的特征向量与第二特征集合中的特征向量之间的余弦相似度。其中,余弦相似度的计算公式可以如下:

$$[0210] \quad \text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}}$$

[0211] 其中,A为第一特征集合量,B为第二特征集合; A_i 为第一特征集合中的特征向量; B_i 为第二特征集合中的特征向量,n为第一特征集合中特征向量的数量(或者也可以是第二特征集合中特征向量的数量,即第一特征集合中特征向量的数量与第二特征集合中特征向量的数量相同)。

[0212] 208、电子设备据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵,并通过训练后检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号所属的病理类型。

[0213] 例如,若第一特征集合和第二特征集合中的特征向量均为128个,则此时可以计算出128个余弦相似度,那么此时,便可以基于这128个余弦相似度构建余弦相似度矩阵,然后通过训练后检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号所属的病理类型。

[0214] 比如,还是以张三的脑电波信号为例,在构建了余弦相似度矩阵之后,可以将该余弦相似度矩阵导入该训练后检测模型,由该训练后检测模型对该余弦相似度矩阵进行特征提取,并对提取的特征进行识别,若识别结果符合“焦虑症”特征,则确定张三的脑电波信号的病理类型为“焦虑症”;否则,若识别结果不符合“焦虑症”特征,则确定张三的脑电波信号的病理类型为“非焦虑症”。

[0215] 209、电子设备基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0216] 例如,可以获取预设的显示模板,然后,根据该显示模板的格式对该病理类型进行显示,得到该检测对象的检测结果。

[0217] 可选的,还可以在该检测结果中显示待检测对象的名字、性别、年龄、住址、联系方式和/或职业等信息。

[0218] 由上可知,本实施例通过采集大量标注有病理类型的脑电图样本,利用焦虑症患者与正常人群在收到干扰信息刺激时,脑区连接情况的不同来对检测模型进行训练,并利用训练后检测模型对待检测对象脑电波信号的病理类型进行识别,因此,相对于现有只能依赖人工进行解读的方案而言,可以大大提高对焦虑症检测的效率,而且,由于该方案无需依赖人工解读,因此,可以避免发生由于人为因素所导致的误判的情况,有利于提高检测的准确性。

[0219] 为了更好地实施以上方法,本发明实施例还提供一种脑电波信号检测装置,该脑

电波信号检测装置具体可以集成在服务器或终端等电子设备中。

[0220] 例如,如图12所示,该脑电波信号检测装置可以包括采集单元301、获取单元302、计算单元303、确定单元304和生成单元305,如下:

[0221] (1) 采集单元301;

[0222] 采集单元301,用于采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号。

[0223] 例如,该采集单元301,具体可以用于采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电图,其中,该脑电图包括脑电波信号。

[0224] (2) 获取单元302;

[0225] 获取单元302,用于根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0226] 例如,该获取单元302可以包括划分子单元、第一确定子单元和第二确定子单元,如下:

[0227] 划分子单元,用于将该脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段。

[0228] 第一确定子单元,用于确定该第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;

[0229] 第二确定子单元,用于确定该第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0230] 比如,脑电图中在记录脑电波信号时,还可以记录相应的标签,以指示该段脑电波信号是在干扰信号刺激下所采集的信号,还是在非干扰信号刺激下所采集的信号,那么,此时划分子单元便可以基于该标签来对脑电波信号进行划分,即:

[0231] 划分子单元,具体可以用于获取该脑电波信号中每一个信号段的标签,若该标签指示信号段为在干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第一类信号段;若该标签指示信号段为在非干扰信号刺激下所采集的信号,则将信号段归为第二类信号段。

[0232] 可选的,确定不同脑区通道的信号之间的相关性的方式可以有多种,比如,可以如下:

[0233] 该第一确定子单元,具体可以用于计算第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第一相关系数,根据第一相关系数生成该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息;比如,具体可以利用第一相关系数构造第一相关系数矩阵,将该第一相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0234] 该第二确定子单元,具体可以用于计算第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数,根据第二相关系数生成该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息;比如,具体可以利用第二相关系数构造第二相关系数矩阵,将该第二相关系数矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二特征集合,该第二特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息

[0235] 其中,该第一特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息,而该第二特征集合中的特征向量用于反映该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0236] 可选的,由于相关系数矩阵(第一相关系数矩阵和第二相关系数矩阵)为对角线对

称形态,因此,为了提高处理效率,减少计算资源的消耗,可以将相关系数矩阵划分为对称的两个区域,然后,只对其中一个区域的元素进行向量拉伸,以转换其中的元素转换为一维的特征向量。即:

[0237] 该第一确定子单元,具体可以用于将该第一相关系数矩阵划分为对称的两个区域,按照预设策略从两个区域中选择一个区域,将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第一特征集合。

[0238] 该第二确定子单元,具体可以用于将该第二相关系数矩阵划分为对称的两个区域,按照该预设策略从两个区域中选择一个区域,并将选择的区域中的元素转换为一维的特征向量,得到第二特征集合。

[0239] (3) 计算单元303;

[0240] 计算单元303,用于计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;

[0241] 例如,该计算单元303,具体可以用于计算第一特征集合中的特征向量与第二特征集合中的特征向量之间的余弦相似度。

[0242] (4) 确定单元304;

[0243] 确定单元304,用于根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型。

[0244] 例如,该确定单元304,具体用于根据该相似度,通过训练后检测模型对该脑电波信号所属的病理类型进行预测,比如,可以根据该余弦相似度,通过训练后检测模型对该脑电波信号所属的病理类型进行预测,具体如下:

[0245] 该确定单元304,具体可以用于根据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵,通过训练后检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号所属的病理类型。

[0246] (5) 生成单元305;

[0247] 生成单元305,用于基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0248] 例如,该生成单元305,具体可以用于获取预设的显示模板,然后,根据该显示模板的格式对该病理类型进行显示,得到该检测对象的检测结果。

[0249] 可选的,还可以在该检测结果中显示待检测对象的名字、性别、年龄、住址、联系方式和/或职业等信息。

[0250] 其中,该训练后检测模型由多个标注有病理类型的脑电波信号样本训练而成。该训练后检测模型可以由其他设备训练后提供给该脑电波信号检测装置,或者,也可以由该脑电波信号检测装置自行训练而成,即如图13所示,该脑电波信号检测装置还可以包括训练单元306,如下:

[0251] 该采集单元301,还可以用于采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电波信号样本,该脑电波信号样本标注有病理类型。

[0252] 该获取单元302,还可以用于根据该脑电波信号样本分别获取该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0253] 例如,该获取单元302,具体可以用于将该脑电波信号样本划分为包含干扰刺激的第一类信号段样本、以及包含非干扰刺激的第二类信号段样本,然后,确定该第一类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信

息,以及确定该第二类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测样本在非干扰刺激下的脑区连接信息。比如,具体可以如下:

[0254] 计算第一类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第一相关系数样本,利用第一相关系数样本构造第一相关系数样本矩阵,将该第一相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第一样本特征集合,该第一样本特征集合中的特征向量用于反映该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息;以及,计算第二类信号段样本中不同脑区通道的信号之间的皮尔森相关系数,得到第二相关系数样本,利用第二相关系数样本构造第二相关系数样本矩阵,将该第二相关系数样本矩阵转换为多个一维的特征向量,得到第二样本特征集合,该第二样本特征集合中的特征向量用于反映该检测样本在非干扰刺激下的脑区连接信息。

[0255] 该计算单元303,还可以用于计算该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度;比如,可以计算第一样本特征集合中的特征向量与第二样本特征集合中的特征向量之间的余弦相似度,该余弦相似度即可作为该待检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度。

[0256] 该训练单元306,用于根据该相似度,通过检测模型对该脑电波信号样本所属的病理类型进行预测,根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

[0257] 例如,该训练单元306,具体可以用于根据计算得到的余弦相似度构建余弦相似度矩阵,通过检测模型对该余弦相似度矩阵所属的类型进行预测,得到该脑电波信号样本所属的病理类型,然后,根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

[0258] 具体实施时,以上各个单元可以作为独立的实体来实现,也可以进行任意组合,作为同一或若干个实体来实现,以上各个单元的具体实施可参见前面的方法实施例,在此不再赘述。

[0259] 由上可知,本实施例可以通过采集单元301采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,然后,由获取单元302根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,并由计算单元303计算在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,再然后,由确定单元304根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,以便生成单元305基于该病理类型生成该检测对象的检测结果;由于该方案可以通过分别获取检测对象在干扰刺激下和非干扰刺激下的脑区连接信息,并通过两者之间的相似度来确定相应的病理类型,以达到自动解读的目的,因此,相对于现有只能依赖人工进行解读的方案而言,可以大大提高处理效率,而且,由于该方案无需依赖人工解读,因此,可以避免发生由于人为因素所导致的误判的情况,有利于提高检测的准确性。

[0260] 本申请实施例还提供一种电子设备,可以集成本发明实施例所提供的任一种脑电波信号检测装置,该电子设备除了可以是服务器,或终端如PC、平板电脑或笔记本电脑等设备之外,也可以是智能医疗设备。

[0261] 例如,如图14所示,其示出了本申请实施例所涉及的电子设备的结构示意图,具体来讲:

[0262] 该电子设备可以包括一个或者一个以上处理核心的处理器401、一个或一个以上计算机可读存储介质的存储器402、电源403和输入单元404等部件。本领域技术人员可以理解,图14中示出的电子设备结构并不构成对电子设备的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。其中:

[0263] 处理器401是该电子设备的控制中心,利用各种接口和线路连接整个电子设备的各个部分,通过运行或执行存储在存储器402内的软件程序和/或模块,以及调用存储在存储器402内的数据,执行电子设备的各种功能和处理数据,从而对电子设备进行整体监控。可选的,处理器401可包括一个或多个处理核心;优选的,处理器401可集成应用处理器和调制解调处理器,其中,应用处理器主要处理操作系统、用户界面和应用程序等,调制解调处理器主要处理无线通信。可以理解的是,上述调制解调处理器也可以不集成到处理器401中。

[0264] 存储器402可用于存储软件程序以及模块,处理器401通过运行存储在存储器402的软件程序以及模块,从而执行各种功能应用以及数据处理。存储器402可主要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、至少一个功能所需的应用程序(比如声音播放功能、图像播放功能等)等;存储数据区可存储根据电子设备的使用所创建的数据等。此外,存储器402可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。相应地,存储器402还可以包括存储器控制器,以提供处理器401对存储器402的访问。

[0265] 电子设备还包括给各个部件供电的电源403,优选的,电源403可以通过电源管理系统与处理器401逻辑相连,从而通过电源管理系统实现管理充电、放电、以及功耗管理等功能。电源403还可以包括一个或一个以上的直流或交流电源、再充电系统、电源故障检测电路、电源转换器或者逆变器、电源状态指示器等任意组件。

[0266] 该电子设备还可包括输入单元404,该输入单元404可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与用户设置以及功能控制有关的键盘、鼠标、操作杆、光学或者轨迹球信号输入。

[0267] 尽管未示出,电子设备还可以包括显示单元等,在此不再赘述。具体在本实施例中,电子设备中的处理器401会按照如下的指令,将一个或一个以上的应用程序的进程对应的可执行文件加载到存储器402中,并由处理器401来运行存储在存储器402中的应用程序,从而实现各种功能,如下:

[0268] 采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0269] 例如,具体可以将该脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段,确定该第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息,以及确定该第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息;然后,计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度,利用训练后检测模型该脑电波信号所属的病理类型进行预测,并基于预测的病理类型

生成该检测对象的检测结果。

[0270] 其中,该训练后检测模型由多个标注有病理类型的脑电波信号样本训练而成。可选的,该训练后检测模型可以由其他设备训练后提供给该电子设备,或者,也可以由该电子设备自行训练而成,即处理器401还可以运行存储在存储器402中的应用程序,从而实现以下功能:

[0271] 采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电波信号样本,该检测样本标注有病理类型,根据该脑电波信号样本分别获取该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,计算该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度,通过检测模型对该脑电波信号样本所属的病理类型进行预测,根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

[0272] 以上各个操作的具体实施可参见前面的实施例,在此不再赘述。

[0273] 由上可知,本实施例的电子设备可以采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,然后,计算在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,并根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,以生成该检测对象的检测结果;由于该方案可以通过分别获取检测对象在干扰刺激下和非干扰刺激下的脑区连接信息,并通过两者之间的相似度来确定相应的病理类型,以达到自动解读的目的,因此,相对于现有只能依赖人工进行解读的方案而言,可以大大提高处理效率,而且,由于该方案无需依赖人工解读,因此,可以避免发生由于人为因素所导致的误判的情况,有利于提高检测的准确性。

[0274] 本领域普通技术人员可以理解,上述实施例的各种方法中的全部或部分步骤可以通过指令来完成,或通过指令控制相关的硬件来完成,该指令可以存储于一计算机可读存储介质中,并由处理器进行加载和执行。

[0275] 为此,本申请实施例提供一种存储介质,其中存储有多条指令,该指令能够被处理器进行加载,以执行本申请实施例所提供的任一种脑电波信号检测方法中的步骤。例如,该指令可以执行如下步骤:

[0276] 采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号,根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型,基于该病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0277] 例如,具体可以将该脑电波信号划分为包含干扰刺激的第一类信号段、以及包含非干扰刺激的第二类信号段,确定该第一类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息,以及确定该第二类信号段中不同脑区通道的信号之间的相关性,得到该检测对象在非干扰刺激下的脑区连接信息;然后,计算该在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度,利用训练后检测模型该脑电波信号所属的病理类型进行预测,并基于预测的病理类型生成该检测对象的检测结果。

[0278] 其中,该训练后检测模型由多个标注有病理类型的脑电波信号样本训练而成,即

可选的,该指令还可以执行如下步骤:

[0279] 采集多个检测样本在干扰信号间断刺激下的脑电波信号样本,该检测样本标注有病理类型,根据该脑电波信号样本分别获取该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息,计算该检测样本在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度,根据该相似度,通过检测模型对该脑电波信号样本所属的病理类型进行预测,根据标注的病理类型和预测的病理类型对该检测模型进行收敛,得到训练后检测模型。

[0280] 以上各个操作的具体实施可参见前面的实施例,在此不再赘述。

[0281] 其中,该存储介质可以包括:只读存储器 (ROM,Read Only Memory)、随机存取记忆体 (RAM,Random Access Memory)、磁盘或光盘等。

[0282] 由于该存储介质中所存储的指令,可以执行本申请实施例所提供的任一种脑电波信号检测方法中的步骤,因此,可以实现本申请实施例所提供的任一种脑电波信号检测方法所能实现的有益效果,详见前面的实施例,在此不再赘述。

[0283] 以上对本申请实施例所提供的一种脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质进行了详细介绍,本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处,综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

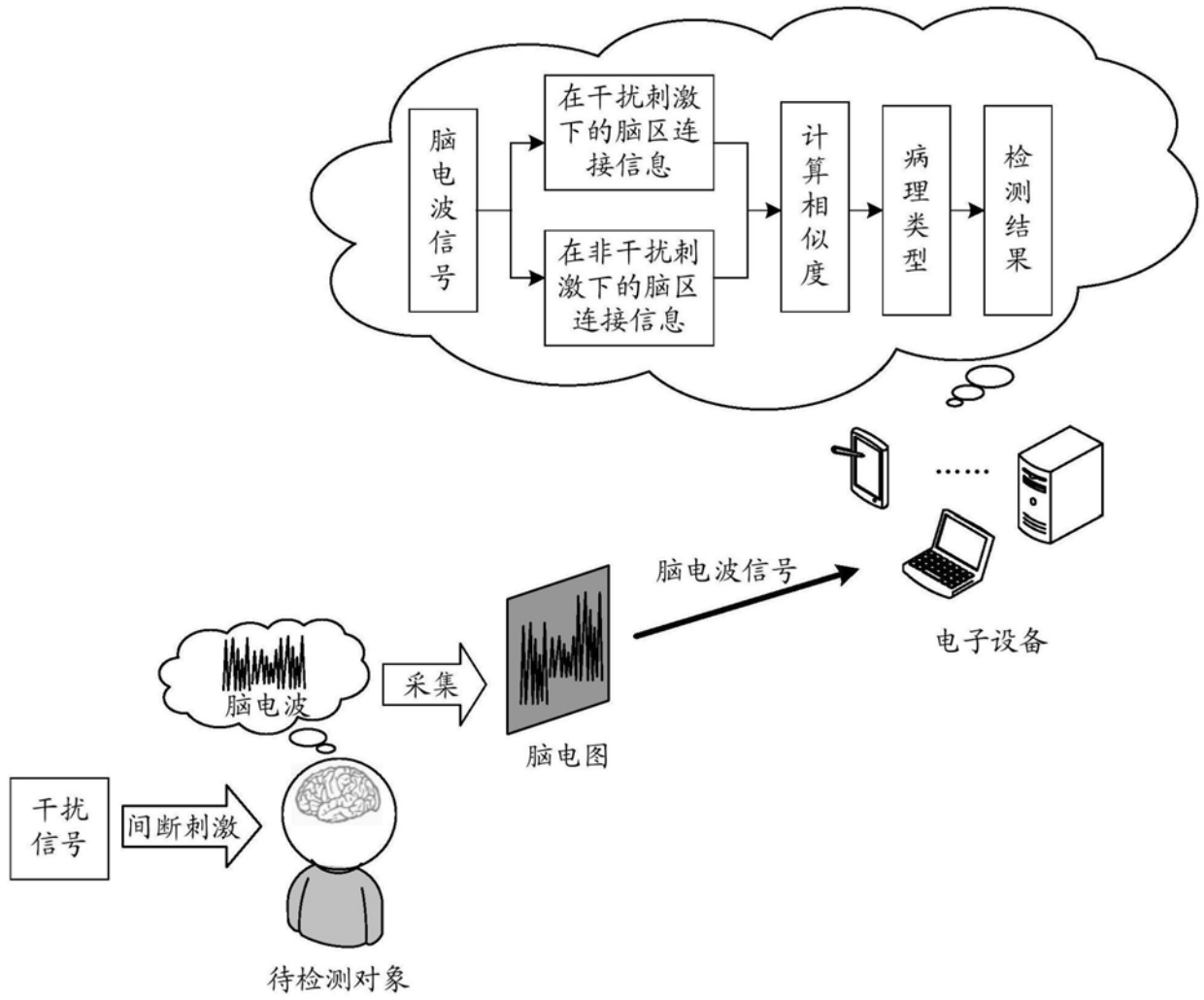


图1

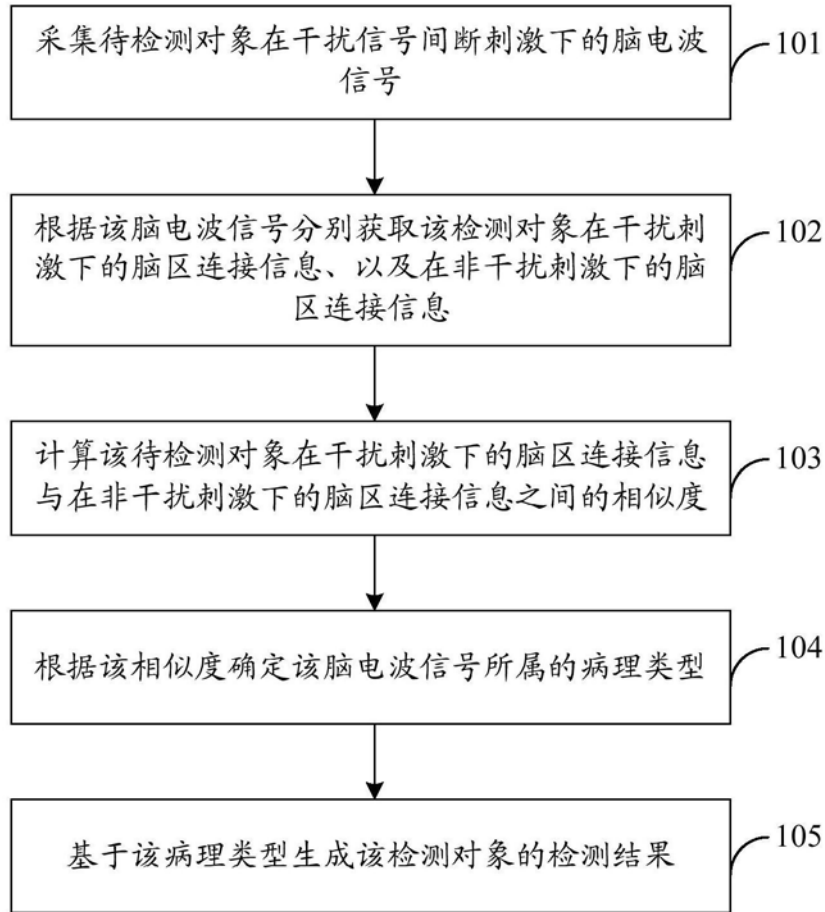


图2

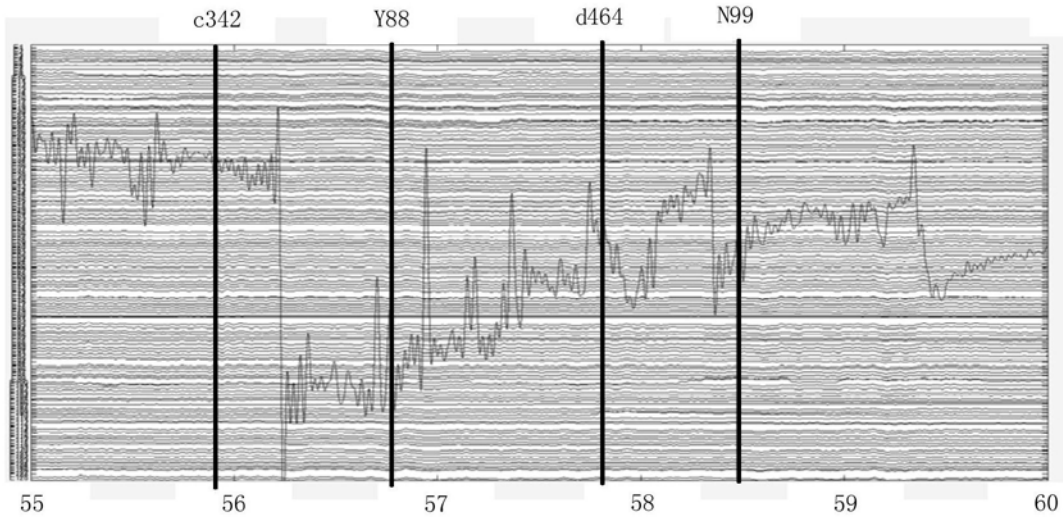


图3

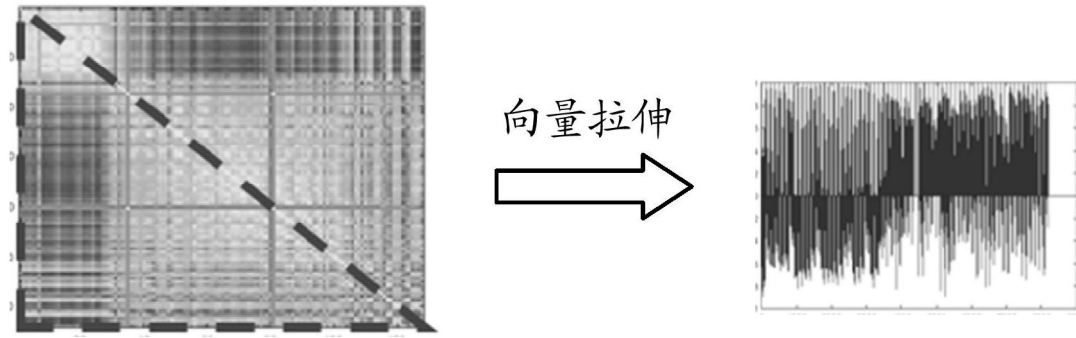


图4

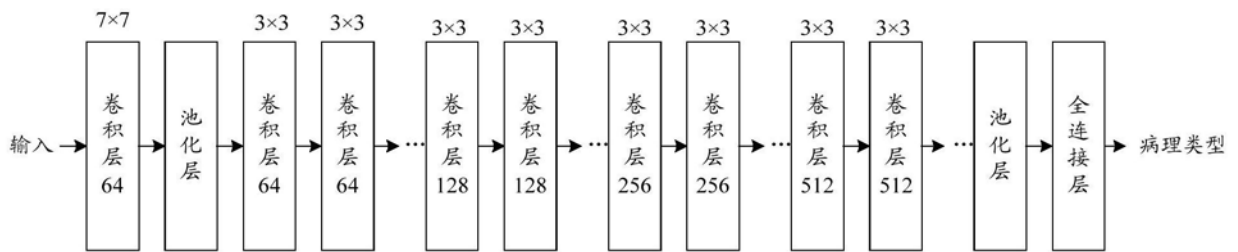


图5a

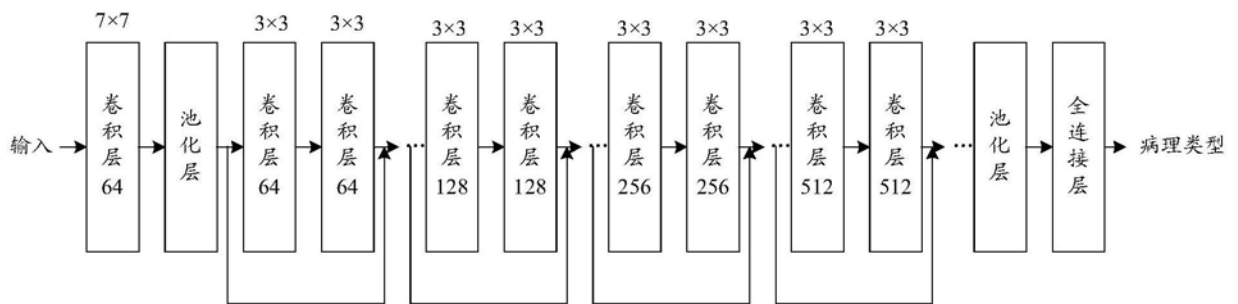


图5b

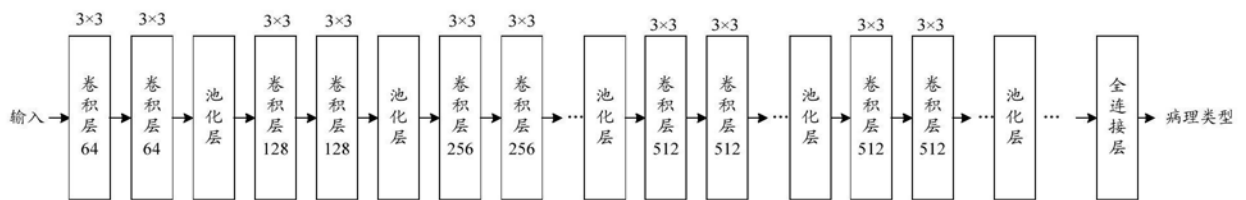


图5c

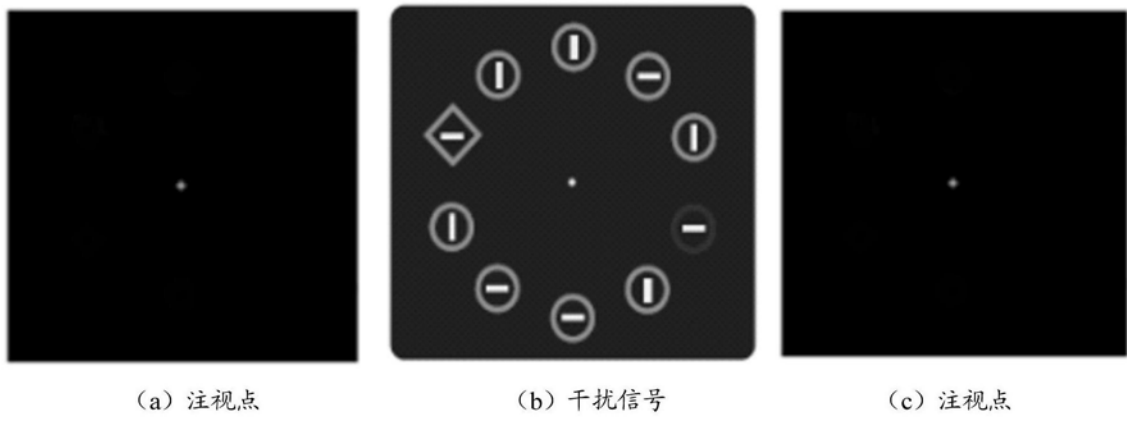


图6

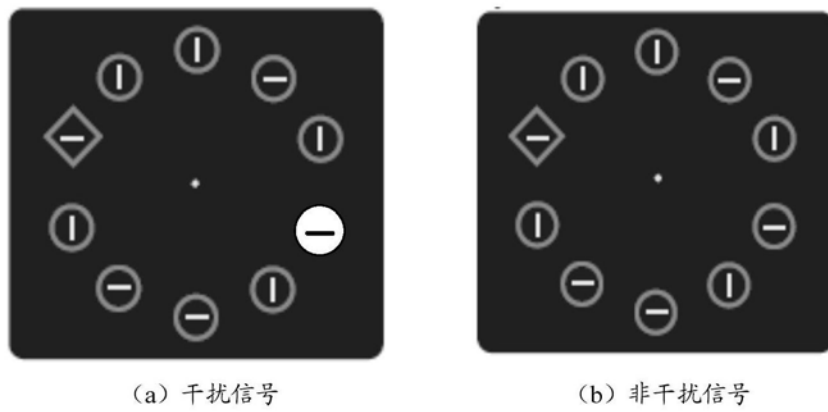


图7

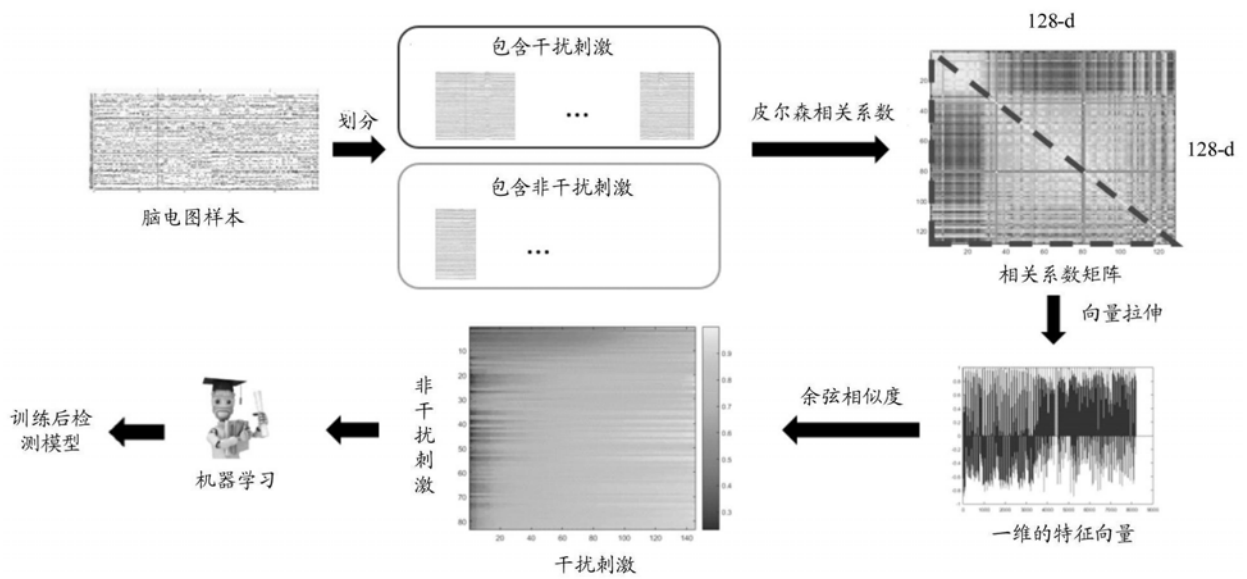


图8

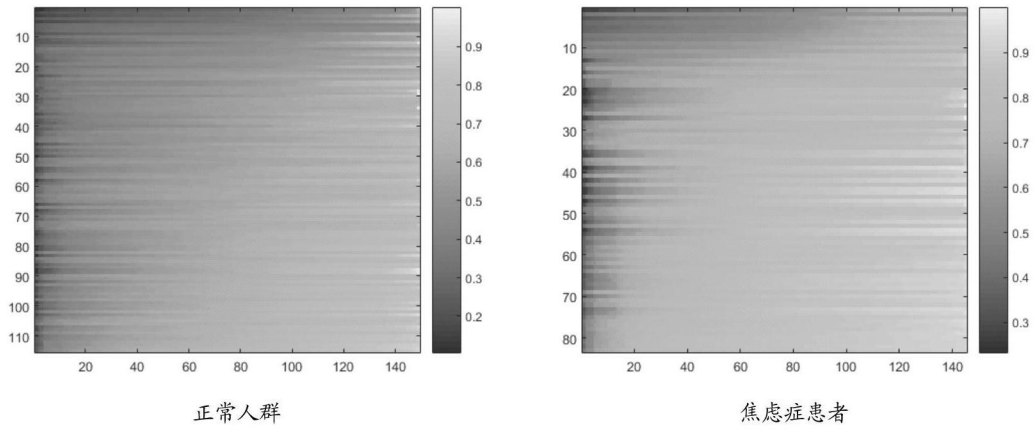


图9

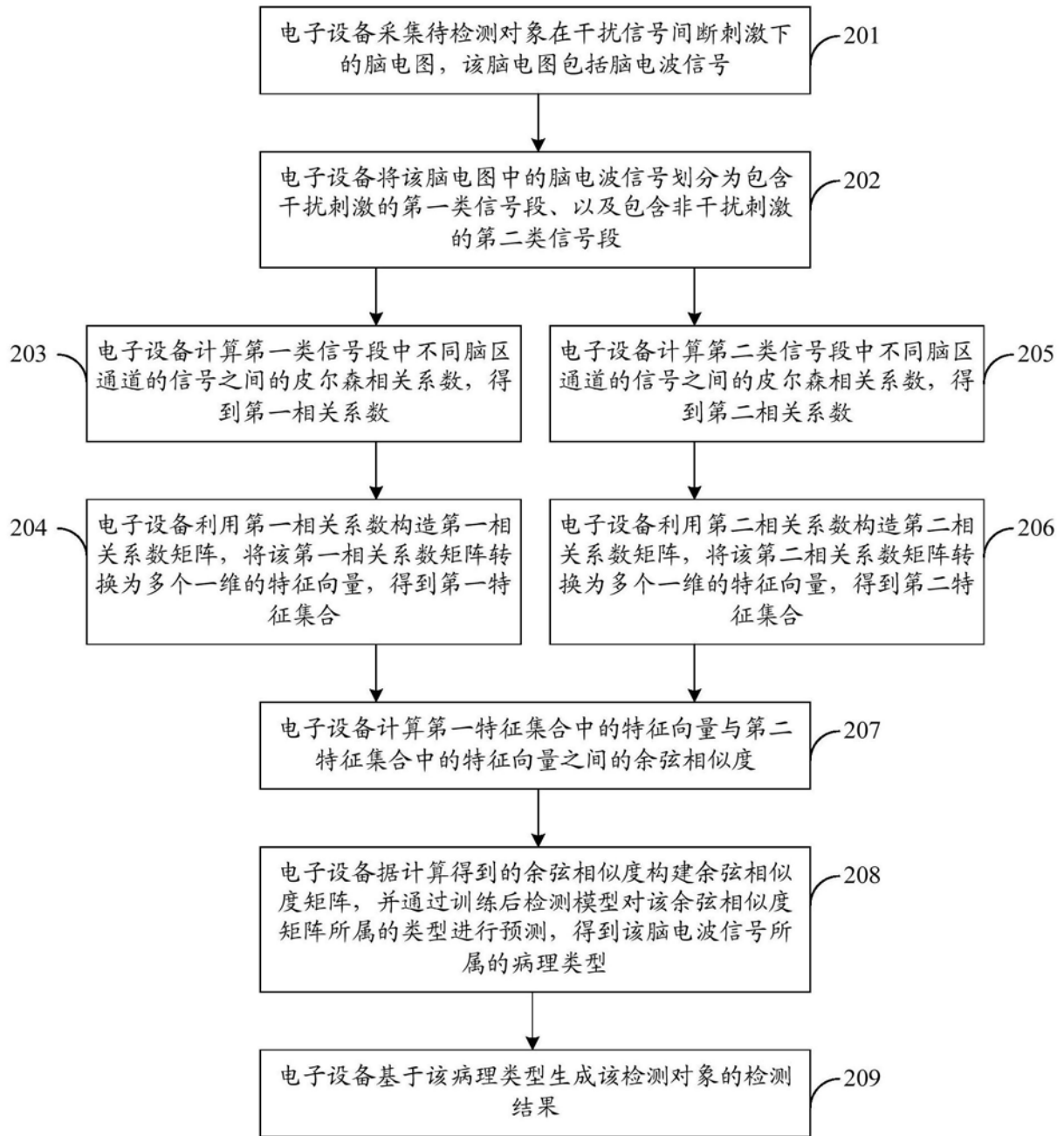


图10

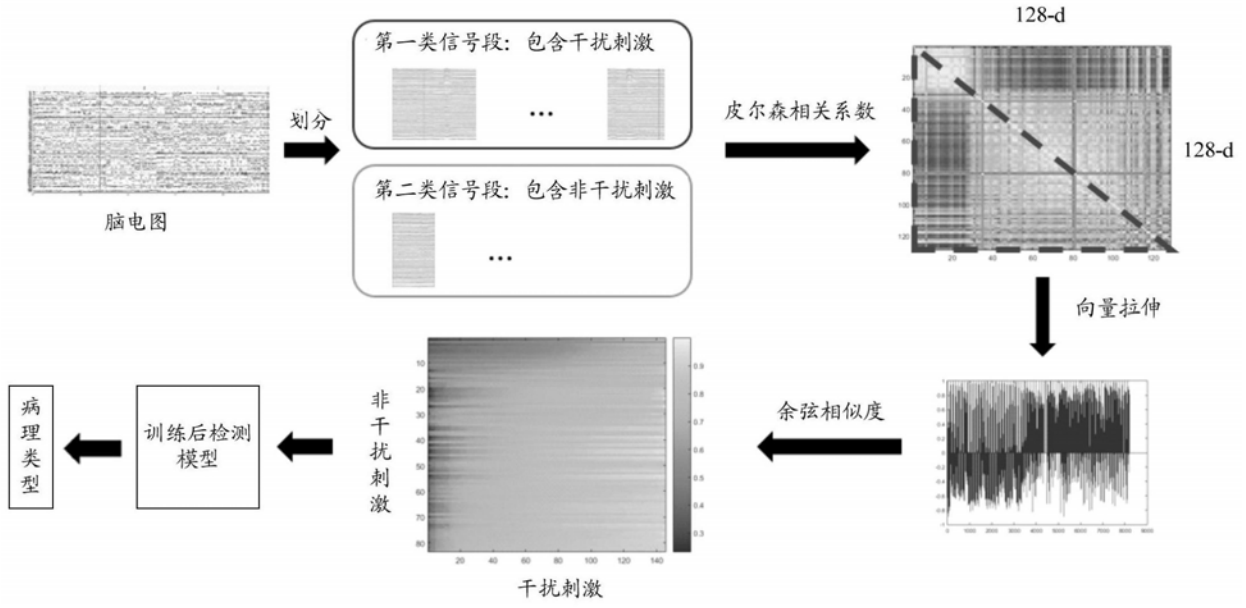


图11

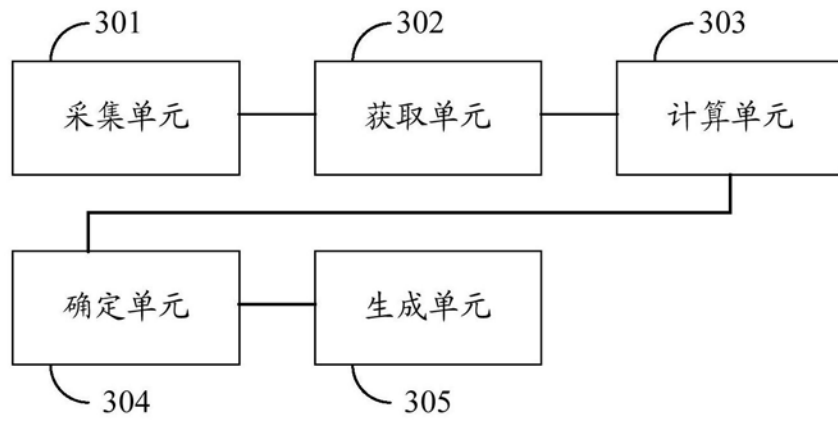


图12

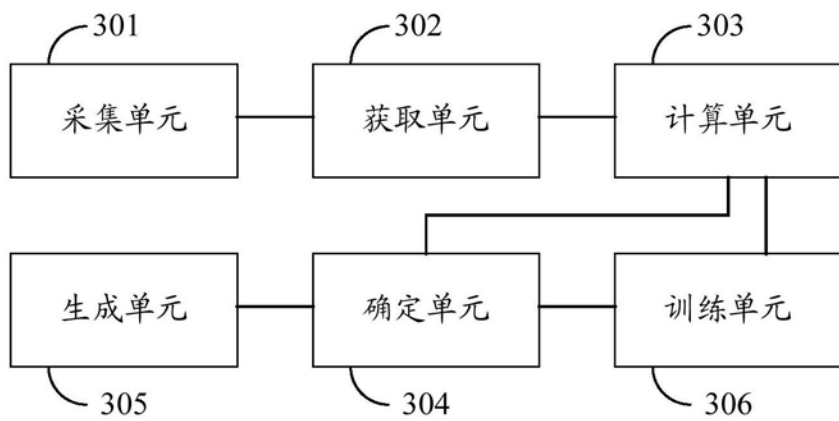


图13

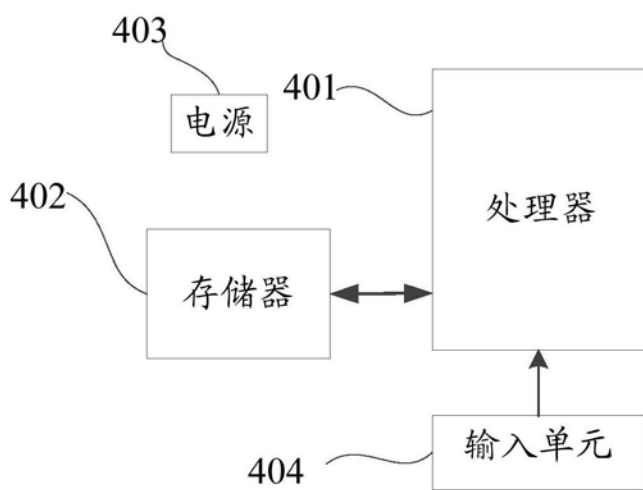


图14

专利名称(译)	脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质		
公开(公告)号	CN110367976A	公开(公告)日	2019-10-25
申请号	CN201910697209.0	申请日	2019-07-30
[标]申请(专利权)人(译)	腾讯科技(深圳)有限公司		
申请(专利权)人(译)	腾讯科技(深圳)有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	腾讯科技(深圳)有限公司		
[标]发明人	郑冶枫		
发明人	李悦翔 郑冶枫		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/0484 A61B5/04 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/0484 A61B5/7246		
代理人(译)	黄威		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请实施例公开了一种脑电波信号检测方法、相关设备和存储介质；本申请实施例可以通过人工智能来对脑电波信号进行检测，具体为：采集待检测对象在干扰信号间断刺激下的脑电波信号，根据该脑电波信号分别获取该检测对象在干扰刺激下的脑区连接信息、以及在非干扰刺激下的脑区连接信息，然后，计算在干扰刺激下的脑区连接信息与在非干扰刺激下的脑区连接信息之间的相似度，并根据该相似度确定该脑电波信号所属的病理类型，以生成该检测对象的检测结果；该方案可以提高处理效率和检测的准确性。

