



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110575163 A  
(43)申请公布日 2019.12.17

(21)申请号 201910707858.4

(22)申请日 2019.08.01

(71)申请人 深圳大学

地址 518000 广东省深圳市南山区南海大道3688号

(72)发明人 李国法 颜伟荃 赖伟鉴 陈耀昱  
杨一帆 李盛龙 谢恒 李晓航

(74)专利代理机构 深圳中一联合知识产权代理有限公司 44414

代理人 张杨梅

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/18(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

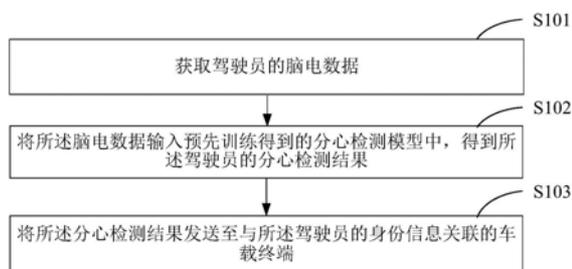
权利要求书2页 说明书17页 附图5页

(54)发明名称

一种检测驾驶员分心的方法及装置

(57)摘要

本申请适用于计算机应用技术领域,提供了检测驾驶员分心的方法及装置,包括:通过获取驾驶员的脑电数据;将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过根据训练得到的循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。



1. 一种检测驾驶员分心的方法,其特征在于,包括:

获取驾驶员的脑电数据;

将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;

将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

2. 如权利要求1所述的检测驾驶员分心的方法,其特征在于,所述将所述脑电数据输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果之前,还包括:

获取所述脑电样本数据;

对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;

将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。

3. 如权利要求2所述的检测驾驶员分心的方法,其特征在于,所述将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型,包括:

将所述预处理数据输入所述循环神经网络中进行卷积得到卷积结果,并将所述卷积结果输入预设的门控循环单元得到特征向量,将所述特征向量输入预设的全连接层得到检测结果;根据所述检测结果与其对应的分心结果标签之间的差异值对所述循环神经网络的参数进行优化,得到所述分心检测模型;所述门控循环单元用于控制所述循环神经网络中的数据流转方向和流转数据量。

4. 如权利要求2所述的检测驾驶员分心的方法,其特征在于,所述对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据,包括:

获取所述脑电样本数据对应的采集点的标识信息,确定在数据采集装置上与所述采集点的标识信息对应的电极的第一位置信息;

根据所述第一位置信息,确定所述采集点在大脑表层上对应的发射源的第二位置信息;

根据所述第二位置信息去除所述脑电样本数据中的伪迹,并根据预设的切片时段进行切片,得到所述预处理数据;所述伪迹为设定的待去除位置处对应的脑电样本数据。

5. 如权利要求4所述的检测驾驶员分心的方法,其特征在于,所述获取所述脑电样本数据对应的采集点的标识信息,确定在数据采集装置上与所述采集点的标识信息对应的电极的第一位置信息之前,还包括:

对所述脑电样本数据进行降频处理;

将降频处理之后的脑电样本数据通过预设频率的低通滤波器,得到滤波之后的脑电样本数据。

6. 如权利要求1-5任一项所述的检测驾驶员分心的方法,其特征在于,所述将所述脑电数据输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果之后,还包括:

若所述分心检测结果为所述驾驶员分心,则将所述分心检测结果发送至所述车辆中预设的辅助驾驶装置,用于辅助所述驾驶员安全驾驶。

7. 一种检测驾驶员分心的装置,其特征在於,包括:

获取单元,用于获取驾驶员的脑电数据;

检测单元,用于将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;

发送单元,用于将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

8. 如权利要求7所述的检测驾驶员分心的装置,其特征在於,所述检测驾驶员分心的装置,还包括:

样本获取单元,用于获取所述脑电样本数据;

预处理单元,用于对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;

训练单元,用于将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。

9. 一种检测驾驶员分心的装置,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,其特征在於,所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至7任一项所述方法的步骤。

10. 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程序,其特征在於,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述方法的步骤。

## 一种检测驾驶员分心的方法及装置

### 技术领域

[0001] 本申请属于计算机应用技术领域,尤其涉及一种检测驾驶员分心的方法及装置。

### 背景技术

[0002] 如今汽车使用率日渐升高,虽然汽车的出现极大地方便了社会,但也带来了巨大的交通隐患,特别是交通事故。自2015年来,中国的汽车交通事故率大大增大。这让我们不得不敲响警钟。其中,分心驾驶占据着交通安全非常大的一块,据美国国家高速公路安全管理局的实际路上驾驶实验发现,近80%的碰撞和65%的临界碰撞均与分心驾驶相关。而且随着目前车载娱乐设备,手机等设备的普及,导致驾驶分心的因素也变得越来越,越来越普遍。

[0003] 现有技术中通过支持向量机(Support Vector Machine,SVM)来检测驾驶员是否分心驾驶,但由于SVM是借助二次规划来求解支持向量,而求解二次规划将涉及 $m$ 阶矩阵的计算, $m$ 为样本的个数,当 $m$ 数目很大时该矩阵的存储和计算将耗费大量的机器内存和运算时间。因此,现有技术中在对驾驶员进行分心检测时,存在检测效率较低且不精确的问题。

### 发明内容

[0004] 本申请实施例提供了检测驾驶员分心的方法及装置,可以解决现有技术中在对驾驶员进行分心检测时,存在检测效率较低且不精确问题。

[0005] 第一方面,本申请实施例提供了一种检测驾驶员分心的方法,包括:

[0006] 获取驾驶员的脑电数据;将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0007] 应理解,通过根据训练得到的循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。

[0008] 第二方面,本申请实施例提供了一种检测驾驶员分心的装置,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现以下步骤:

[0009] 获取驾驶员的脑电数据;

[0010] 将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;

[0011] 将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0012] 第三方面,本申请实施例提供了一种检测驾驶员分心的装置,包括:

[0013] 获取单元,用于获取驾驶员的脑电数据;

[0014] 检测单元,用于将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;

[0015] 发送单元,用于将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0016] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述程序指令当被处理器执行时使所述处理器执行上述第一方面的方法。

[0017] 第五方面,本申请实施例提供了一种计算机程序产品,当计算机程序产品在终端设备上运行时,使得终端设备执行上述第一方面中任一项所述的检测驾驶员分心的方法。

[0018] 可以理解的是,上述第二方面至第五方面的有益效果可以参见上述第一方面中的相关描述,在此不再赘述。

[0019] 本申请实施例与现有技术相比存在的有益效果是:通过获取驾驶员的脑电数据;获取所述脑电样本数据;对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过基于卷积-循环的网络结构训练得到循环神经网络,根据循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。

## 附图说明

[0020] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例或现有技术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申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0021] 图1是本申请实施例一提供的检测驾驶员分心的方法的流程图;

[0022] 图2是本申请实施例二提供的检测驾驶员分心的方法的流程图;

[0023] 图3是本申请实施例二提供的模型训练和检测应用示意图;

[0024] 图4是本申请实施例二提供的脑电数据预处理流程示意图;

[0025] 图5是本申请实施例二提供的采集装置的电极位置图;

[0026] 图6是本申请实施例二提供的伪迹分析示意图;

[0027] 图7是本申请实施例二提供的脑电中的大噪声及选取去除示意图;

- [0028] 图8是本申请实施例二提供的时序驾驶分心预测循环神经网络示意图；
- [0029] 图9是本申请实施例二提供的门控循环单元的循环结构示意图；
- [0030] 图10是本申请实施例二提供的三种网络结构的检测结果曲线图；
- [0031] 图11是本申请实施例三提供的检测驾驶员分心的装置的示意图；
- [0032] 图12是本申请实施例四提供的检测驾驶员分心的装置的示意图。

### 具体实施方式

[0033] 以下描述中,为了说明而不是为了限定,提出了诸如特定系统结构、技术之类的具体细节,以便透彻理解本申请实施例。然而,本领域的技术人员应当清楚,在没有这些具体细节的其它实施例中也可以实现本申请。在其它情况中,省略对众所周知的系统、装置、电路以及方法的详细说明,以免不必要的细节妨碍本申请的描述。

[0034] 应当理解,当在本申请说明书和所附权利要求书中使用时,术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0035] 还应当理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0036] 如在本申请说明书和所附权利要求书中所使用的那样,术语“如果”可以依据上下文被解释为“当...时”或“一旦”或“响应于确定”或“响应于检测到”。类似地,短语“如果确定”或“如果检测到[所描述条件或事件]”可以依据上下文被解释为意指“一旦确定”或“响应于确定”或“一旦检测到[所描述条件或事件]”或“响应于检测到[所描述条件或事件]”。

[0037] 另外,在本申请说明书和所附权利要求书的描述中,术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0038] 在本申请说明书中描述的参考“一个实施例”或“一些实施例”等意味着在本申请的一个或多个实施例中包括结合该实施例描述的特定特征、结构或特点。由此,在本说明书中的不同之处出现的语句“在一个实施例中”、“在一些实施例中”、“在其他一些实施例中”、“在另外一些实施例中”等不是必然都参考相同的实施例,而是意味着“一个或多个但不是所有的实施例”,除非是以其他方式另外特别强调。术语“包括”、“包含”、“具有”及它们的变形都意味着“包括但不限于”,除非是以其他方式另外特别强调。

[0039] 参见图1,图1是本申请实施例一提供的一种检测驾驶员分心的方法的流程图。本实施例中检测驾驶员分心的方法的执行主体为具有检测驾驶员分心的功能的装置,包括但不限于计算机、服务器、平板电脑或者终端等装置。如图所示的检测驾驶员分心的方法可以包括以下步骤:

[0040] S101:获取驾驶员的脑电数据。

[0041] 如今汽车使用率日渐升高,虽然汽车的出现极大地方便了社会,但也带来了巨大的交通隐患,特别是交通事故。自2015年来,中国的汽车交通事故率大大增大,这让我们不得不敲响警钟。其中,分心驾驶占据着交通安全非常大的一块,据美国国家高速公路安全管理局的实际路上驾驶实验发现,近80%的碰撞和65%的临界碰撞均与分心驾驶相关。因此,分心驾驶的检测显得尤为重要。而且随着目前车载娱乐设备,手机等设备的普及,导致驾驶分心的因素也变得越来越,越来越普遍。因此有必要对驾驶员的分心状态进行检测,提高

道路的安全性。作为汽车的操纵者,驾驶员的驾驶表现往往会对局部交通情况有很大的影响。不安全的驾驶方式,疲劳驾驶,分心驾驶都会为道路安全带来极大的威胁。许多研究者针对分心对路面安全的影响做了研究。如果能够提前预测驾驶员的分心状态,疲劳状态等,即可在危险情况下对驾驶员进行提醒,为道路交通安全提供更大的保障,同时为道路交通安全性提供理论依据。驾驶员所处的驾驶状态的预测研究对交通系统的安全性具有积极作用。除了缓和城市交通压力、有效降低交通事故发生率。也能够在将来汽车的辅助驾驶系统中,自动驾驶和手动驾驶的交接权上发挥作用。

[0042] 为解决驾驶分心问题,前人提出许多检测人目前精神状态的办法。驾驶员驾驶状态预测研究主要是为了提高驾驶安全和交通安全。本实施例主要是对驾驶状态预测方法的研究,以驾驶员的经过预处理的脑电信号作为输入特征,通过卷积神经网络识别驾驶状态,从而预测驾驶员的驾驶状态信息,为危险驾驶行为做出预警,减少交通事故的发生,提高驾驶安全性,同时还为脑电信号的处理提供一种新的思路,如果有足够大的数据库支撑,时域信号处理脑电应该仍有很大的挖掘潜力。

[0043] S102:将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到。

[0044] 传统的脑电分析往往是将数据从时域转换成频域进行分析,然而在这种情况下,时域的时间信号就被破坏,即使是其他的一些改良的方法也或多或少的破坏了时域的信息,简化的信息未必能够真实的反映脑电的全部。本实施例希望能够利用现如今计算机强大的计算性能,通过神经网络来直接处理时域的脑电信号,虽然最后测试集识别率只有85%,与传统方法相当,但是神经网络往往更擅长于处理大数据,本次实验收集的脑电数据并不多,只有18个小时的数据,通过建立一个庞大的数据库支撑,相信利用神经网络处理脑电信号的潜力是巨大的。

[0045] 整体的研究先进行训练模块,通过样本采集以及预处理,得到清洗后的脑电数据,用其训练本实施例中用于检测驾驶员分析的卷积-循环神经网络CSRN,并且不断的调整网络结构参数以优化网络结构,得到一个最好的网络参数,这个调整好的网络模型作为实际的模型应用到车载系统上,若有一个采集脑电的仪器,利用这个训练好的网络即可实时预测驾驶员分心状态,并且反馈到辅助驾驶系统,做出合理的决策。

[0046] 在卷积神经网络发展之前,一般使用的网络结构是多层的感知器,理论上一个多层的全连接层也能够拟合任何的多项式函数,然而实际上效果却不好,因为为了拟合一个足够复杂的函数,多层感知器需要非常庞大的参数来支撑,这不但增大了训练的难度,而且非常容易陷入过拟合的现象,除此之外,如果输入是一张图像,那么每个像素点都会连接到下一层的每一个神经元,这导致了网络对位置的敏感度太高,泛化能力弱,一旦同一个目标出现在不同的区域,网络需要重新训练,并且对于不同大小的图像,网络的输入是固定的,必须裁剪变换成指定大小的图像才能进行输入。

[0047] 由于多层感知器的诸多缺点,卷积神经网络应运而生。卷积神经网络是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,是深度学习的代表算法之一。在每一个卷积层中,都有一个指定大小的卷积核,这个卷积核根据给定的步长,完成对整个数据的卷积操作,因此可以认为网络对位置的敏感度降低,且兼容不同大小的数据。卷积神经网络已被诸

多实验证明在特征提取方面效果非常优秀,如今许多图像识别的技术也是基于卷积神经网络,本应用的网络结构也是采用卷积层,取得了很好的效果。

[0048] 本实施例中采用循环神经网络对样本数据进行训练,在本实施例中的循环神经网络中包括卷积-循环的结构。具体的,前三层网络都是卷积网络,每一层网络中的数据经过卷积、池化、批规范化、激活后到达下一层,卷积网络的输出作为门控循环单元的输入,经过门控循环单元后得到预设长度的特征向量,例如128数字位的特征向量,输入到全连接层中最终得到输出,检测驾驶员当前是否处于分心状态。

[0049] 进一步的,步骤S102之后,还可以包括:若所述分心检测结果为所述驾驶员分心,则将所述分心检测结果发送至所述车辆中预设的辅助驾驶装置,用于辅助所述驾驶员安全驾驶。

[0050] 本实施例中在车辆上预设辅助驾驶装置,本实施例的辅助驾驶装置用于辅助驾驶员进行驾驶,比如,当驾驶员分心时,可以进行相应的提醒,或者进行安全保护,例如提升安全保护等级等。在通过上述训练得到的循环神经网络检测当前驾驶员的脑电数据,得到驾驶员的分心检测结果时,当分心检测结果为驾驶员分心,则将该分心检测结果发送至辅助驾驶装置,以辅助驾驶员安全驾驶。

[0051] S103:将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0052] 本实施例中的车辆上安装有车载终端,用于触发车载终端根据分心检测结果生成驾驶提醒信息。具体的,在检测到驾驶员分心之后,生成驾驶提醒信息,例如语音信息,以提醒驾驶员专心驾驶,或者播放音乐,缓解驾驶员的驾驶疲劳,此处不做限定。

[0053] 上述方案,通过获取驾驶员的脑电数据;将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过根据训练得到的循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。

[0054] 参见图2,图2是本申请实施例一提供的一种检测驾驶员分心的方法的流程图。本实施例中检测驾驶员分心的方法的执行主体为具有检测驾驶员分心的功能的装置,包括但不限于计算机、服务器、平板电脑或者终端等装置。如图所示的检测驾驶员分心的方法可以包括以下步骤:

[0055] S201:获取驾驶员的脑电数据。

[0056] 在本实施例中S201与图1对应的实施例中的S101的实现方式完全相同,具体可参考图1对应的实施例中的S101的相关描述,在此不再赘述。

[0057] 请一并参阅图3,图3是本实施例提供的模型训练和检测应用示意图,其中,在训练时,通过脑电样本采集以及脑电预处理,得到清洗后的脑电数据,用其训练CSRN网络,并且不断的调整优化网络参数以优化网络结构,得到一个最好的网络参数,即得到参数权重固定的CSRN网络,这个调整好的网络模型作为实际的模型应用到车载系统上,通过一个采集

脑电的脑电设备来获取实时脑电数据,利用这个训练好的CSRN网络即可实时检测并获取驾驶员分心状态,最后反馈到车辆,例如车辆中预置的辅助驾驶装置,做出合理的决策和调控。

[0058] S202:获取所述脑电样本数据。

[0059] 本实施例希望能够利用现如今计算机强大的计算性能,通过神经网络来直接处理时域的脑电信号,虽然最后测试集识别率只有85%,与传统方法相当,但是神经网络往往更擅长于处理大数据,本实施例通过收集的脑电数据,来建立一个数据库支撑。在实际试验过程中,实验者通过采集被测者18个小时的数据,建立一个庞大的数据库支撑,相信利用神经网络处理脑电信号的潜力是巨大的。

[0060] S203:对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据。

[0061] 整体的研究先进行训练模块,通过样本采集以及预处理,得到清洗后的脑电数据,用其训练CSRN网络,并且不断的调整网络结构参数以优化网络结构,得到一个最好的网络参数,这个调整好的网络模型作为实际的模型应用到车载系统上,若有一个采集脑电的仪器,利用这个训练好的网络即可实时预测驾驶员分心状态,并且反馈到辅助驾驶系统,做出合理的决策。

[0062] 请一并参与图4,图4为脑电数据预处理流程示意图。脑电信号十分微弱,需要通过极高放大率的放大器才能捕捉到脑电信号。实际应用中脑电往往会有较低的信噪比,除了高频率的噪声和50Hz的工频噪声以外,与脑电频率相近的杂波也会混入脑电信号当中,这些混入其中的杂波常常被称为伪迹,本实施例的伪迹可以包括眼电伪迹、肌电伪迹以及心电伪迹等,未经过去除伪迹的脑电信号信噪比很低,没办法直接使用,因此必须经过预处理步骤,脑电预处理主要流程中,通过导入数据、数据降采样、导入脑电位置信息、脑电主成分分析、去除脑电伪迹、去除大噪声、去除基线最后进行时序数据切片,得到预处理数据。

[0063] 进一步的,步骤S203包括:

[0064] S2031:获取所述脑电样本数据对应的采集点的标识信息,确定在数据采集装置上与所述采集点的标识信息对应的电极的第一位置信息。

[0065] 请一并参阅图5,图5为本实施例用到的采集装置的电极位置图,其中,C3~C5、Cp3~Cp5、F4~F4、Fc1~Fc2、Fp1~Fp2、O1~O2、P3~P4、T4~T5、Tp7~Tp8等图中所有的标识都用于表示采集装置上不同采集位置处对应的电极标识,本实施例中的采集装置可以为脑电帽。由于不同型号的脑电帽的电极数目,位置等都不一样,因此对于脑电的数据,需要输入一个脑电的电极位置信息,从而进行脑电的主成分分析。

[0066] 进一步的,步骤S2031之前,还包括:对所述脑电样本数据进行降频处理;将降频处理之后的脑电样本数据通过预设频率的低通滤波器,得到滤波之后的脑电样本数据。

[0067] 具体的,大部分脑电设备的采样频率都很高,在这里我们将脑电数据降频至100Hz以减少计算量,另外将数据通过一个预设频率的低通滤波器,例如上限截止频率为50Hz的低通滤波器,滤去无关的高频噪声和工频噪声。

[0068] S2032:根据所述第一位置信息,确定所述采集点在大脑表层上对应的发射源的第二位置信息。

[0069] 由于脑电帽的电极是人为决定的,它仅代表了脑电的接受源,并不代表脑电的发射源。脑电的每一个采样电极都来源于多个发射源的叠加效应,因此需要通过脑电位置信

息(即第一位置信息)对脑电发射信号源(即第二位置信息)进行重新定位。

[0070] 需要说明的是,本实施例中为了便于区别和体现电极位置和大脑皮层发射源位置之间的不同和联系,通过第一位置信息来表示数据采集装置上采集电极的位置信息,通过第二位置信息来表示脑电发射源对应的位置信息。

[0071] 进一步的,步骤S2032包括:确定在所述数据采集装置上所述第一位置信息对应的电极;确定所述电极对应的发射源的第二位置信息;所述发射源为大脑表层上生成所述脑电样本数据的区域。

[0072] 具体的,本实施例中在确定了第一位置信息之后,根据第一位置信息确定数据采集装置上所述第一位置信息对应的电极,再确定电极对应的发射源的第二位置信息,本实施例中的发射源用于表示大脑表层上生成脑电样本数据的区域。

[0073] S2033:根据所述第二位置信息去除所述脑电样本数据中的伪迹,并根据预设的切片时段进行切片,得到所述预处理数据;所述伪迹为设定的待去除位置处对应的脑电样本数据。

[0074] 由于脑电帽的电极是人为决定的,它仅代表了脑电的接受源,并不代表脑电的发射源。脑电的每一个采样电极都来源于多个发射源的叠加效应,因此需要通过1.2中的脑电位置信息对脑电发射信号源进行重新定位。另外通过独立成分分析方法还能够定位到一些伪迹的发射源,从而进行伪迹的去除工作。

[0075] 独立成分分析的工作原理如下:在本实施例中,可以假设大脑中同时有n个发射源正在发射脑电信号,而实验采用了n个电极的脑电帽来采集这个n个放射源发射的信号,经过一段时间,可以得到一组数据 $x \in \{x^{(i)}; i=1,2,\dots,m\}$ ,其中,m表示采样数。

[0076] 假设n个脑电发射源为: $s = \{s^1, s^2, \dots, s^n\}^T, s \in R^n$ ,其中每一个维度都是一个独立的源,令A为一个未知的混合矩阵,用来叠加脑电发射信号,即:

$$[0077] \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x^{(1)} & x^{(2)} & \dots & x^{(m)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} As^{(1)} & As^{(2)} & \dots & As^{(m)} \end{bmatrix} = A\mathbf{s}$$

[0078] 由于A和s都是未知的,需要通过X推出s,这个过程也被称为盲源信号分离,令 $W = A^{-1}$ ,则 $s^{(i)} = Wx^{(i)}$ 。假设随机变量S有概率密度函数 $p_s(s)$ ,连续值是概率密度函数,离散值是概率。为了简便,再假设s是实数,还有一个随机变量 $x = As$ ,A和x都是实数。令 $p_x(x)$ 是x的概率密度。设概率密度函数为 $p(x)$ ,其对应的累积分布函数为 $F(x)$ ,其中关于 $p_x(x)$ 的推导公式为:

$$[0079] \quad \begin{aligned} F_x(\mathbf{x}) &= P(\mathbf{X} \leq \mathbf{x}) = P(A\mathbf{s} \leq \mathbf{x}) = P(\mathbf{s} \leq W\mathbf{x}) = F_s(W\mathbf{x}) \\ p_x(\mathbf{x}) &= F'_x(\mathbf{x}) = F'_s(W\mathbf{x}) = p_s(W\mathbf{x})|W| \end{aligned}$$

[0080] 接着可以利用最大似然估计来计算参数W,假定每个 $s_i$ 有概率密度 $p_s$ ,那么给定时刻原信号的联合分布就是: $p(\mathbf{s}) = \prod_{i=1}^n p_s(s_i)$ ;这个式子有一个假设前提:每个信号源发出的

信号独立。由 $p_x(x)$ 的推导公式得到: $p(\mathbf{x}) = p_s(W\mathbf{x})|W| = |W| \prod_{i=1}^n p_s(W_i^T \mathbf{x})$ 。

[0081] 如果没有先验知识,无法求得W和s。因此需要知道 $p_s(s)$ 。选取一个概率密度函数赋给s。由于概率密度函数 $p(x)$ 由累计分布函数 $F(x)$ 求导得到,且常规的 $F(x)$ 需要满足两个性质:即函数单调递增且其值域范围为 $[0,1]$ ,而阈值函数sigmoid函数满足此条件。因此假

定 $s$ 的累积分布函数符合sigmoid函数： $g(s) = \frac{1}{1+e^{-s}}$ ；求导后即： $p_s(s) = g'(s) = \frac{e^s}{(1+e^s)^2}$ ；在

知道了以后，只需要确认 $W$ ，因此在给定的脑电采集员 $x$ 的情况下，求出对数似然估计：

$$l(W) = \log \prod_{i=1}^m p(x^{(i)}) = \sum_{i=1}^m \left( \sum_{j=1}^n \log g'(W_j^T x^{(i)}) + \log |W| \right)。$$

[0082] 接下来就可以对 $W$ 进行求导和迭代，只需指定学习率 $\alpha$ ，即可得到 $W$ ：

$$[0083] \quad W := W + \alpha \begin{pmatrix} 1 - 2g(W_1^T x^{(i)}) \\ 1 - 2g(W_2^T x^{(i)}) \\ \dots \\ 1 - 2g(W_n^T x^{(i)}) \end{pmatrix} x^{(i)T} + (W^T)^{-1}。$$

[0084] 在本次实验中，计算完独立成分分析，即可得到30个计算出来的脑电发射源，进行下一步的伪迹去除。

[0085] 请一并参阅图6，图6为本实施例提供的伪迹分析示意图。在进行了主成分分析运算后，即可获取计算出的30个新的发射源，即使与真实源有差距，在这里可以利用矩阵实验室 (Matrix Laboratory, MATLAB) 的去伪迹插件对伪迹进行去除，其中，重新定位的30个源如图6所示，可以直接选取需要去除的源直接去除。

[0086] 请一并参阅图7，图7为本实施例提供的脑电中的大噪声及选取去除示意图。在实际应用中，往往会有一些无法避免的情况导致被试进行一些大幅度的晃动，或者电极掉落，当出现这种情况的时候脑电往往会有一个巨大的波形抖动，需要人工去除波形，可以通过MATLAB中脑电图处理插件，选取不需要的波形直接去除。

[0087] 脑电数据反映的是一个动态的大脑电位变化，直流信号并不能够反映大脑的信息，因此在脑电信号分析中，直流分量需要进行剔除。另外，在去除大噪声的步骤中也会出现基线漂移的现象，因此去除直流分量在脑电预处理的最后一步完成，可以通过计算脑电每一个通道的数据平均值获取当前直流分量，将所有数据减去该分量即可去除直流分量。

[0088] 脑电的时域信号太长，无法直接输入到神经网络当中训练，在这里我们将脑电数据切成短时的时间序列，在预设时段内根据预设的切片周期进行切片，例如，从15分钟一段的数据切分为2秒一段的数据，减少神经网络计算量且提高网络的实时性，每一份标记为对应的状态，包括处于驾驶分心状态和正常驾驶状态。

[0089] S204：将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练，优化所述循环神经网络的参数，得到所述分心检测模型。

[0090] 在卷积神经网络发展之前，一般使用的网络结构是多层的感知器，理论上一个多层的全连接层也能够拟合任何的多项式函数，然而实际上效果却不好，因为为了拟合一个足够复杂的函数，多层感知器需要非常庞大的参数来支撑，这不但增大了训练的难度，而且非常容易陷入过拟合的现象，除此之外，如果输入是一张图像，那么每个像素点都会连接到下一层的每一个神经元，这导致了网络对位置的敏感度太高，泛化能力弱，一旦同一个目标出现在不同的区域，网络需要重新训练，并且对于不同大小的图像，网络的输入是固定的，必须裁剪变换成指定大小的图像才能进行输入。由于多层感知器的诸多缺点，卷积神经网络应运而生。卷积神经网络是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络，是深度

学习的代表算法之一。在每一个卷积层中,都有一个指定大小的卷积核,这个卷积核根据给定的步长,完成对整个数据的卷积操作,因此可以认为网络对位置的敏感度降低,且兼容不同大小的数据。

[0091] 卷积神经网络已被诸多实验证明在特征提取方面效果非常优秀,如今许多图像识别的技术也是基于卷积神经网络,本应用的网络结构也是采用卷积层,取得了很好的效果。

[0092] 脑电信号比较特殊,在同一个时间点上,它拥有空间的信息,脑部不同位置发出的脑电波信号,又有着时间上的信息,即时域信号,因此本实施例集中了卷积神经网络以及循环神经网络的优势,在网络的前几层利用卷积神经网络提取单个时间点的空间特征,再将处理过的数据输入到对时间序列敏感的门控循环网络,寻找数据的时间特征,最终得到的128长度的特征向量进行全连接层的状态分类网络。

[0093] 请一并参阅图8,图8为本实施例提供的时序驾驶分心预测循环神经网络示意图。在图中前三层网络都是卷积网络,每一层网络中的数据经过卷积、池化、批规范化、激活后到达下一层。具体的,先输入 $b \times 200 \times 30$ 的预处理数据,经过第一层卷积核 $3 \times 3 \times 3$ 和第一层池化窗口 $1 \times 2 \times 2$ ,得到 $b \times 5 \times 6 \times 200 \times 1$ 的数据;再将其输入第二层卷积核 $3 \times 3 \times 3$ 和第二层池化窗口 $1 \times 1 \times 2$ ,得到 $b \times 2 \times 3 \times 100 \times 64$ 的数据;再将其输入第三层卷积核 $2 \times 1 \times 3$ 和第二层池化窗口 $1 \times 1 \times 2$ ,得到 $b \times 1 \times 1 \times 25 \times 512$ 的数据。进一步的,本实施例中的循环神经网络中包括门控制循环单元,卷积网络的输出作为门控循环单元的输入,本实施例中的门控制单元中的门控制循环节点设定为输入数据512为、隐藏层128位以及层数为4层的结构,经过门控循环单元后得到128长度的特征向量,输入到全连接层中最终得到输出,三层全连接层分别为 $b \times 128$ 、 $b \times 64$ 以及 $b \times 16$ ,最终得到的输出数据为 $b \times 2$ ,最后得到驾驶员是否处于分心状态的检测结果。详细的网络结构参数如表1所示:

输入大小	操作	卷积核数量	步幅	填充	参数个数
<b>5×6×200×1</b>	卷积	64	(1,1,1)	(0,0,1)	1792
<b>5×6×200×64</b>	批规范化	-	-	-	128
<b>5×6×200×64</b>	最大池化	-	(1,1,2)	(0,0,0)	0
<b>2×3×100×64</b>	卷积	16384	(1,1,1)	(0,0,1)	442624
<b>2×3×100×256</b>	批规范化	-	-	-	512
<b>2×3×100×256</b>	最大池化	-	(1,1,2)	(0,0,0)	0
<b>1×2×50×256</b>	卷积	131072	(1,1,1)	(0,0,1)	786944
<b>1×2×50×512</b>	批规范化	-	-	-	1024
<b>1×2×50×512</b>	最大池化	-	(1,1,2)	(0,0,0)	0
<b>1×1×25×512</b>	门控循环单元	-	-	-	-
<b>128</b>	全连接	-	-	-	8256
<b>64</b>	批规范化	-	-	-	128
<b>64</b>	Dropout(p=0.5)	-	-	-	-
<b>64</b>	全连接	-	-	-	1024
<b>16</b>	批规范化	-	-	-	32
<b>16</b>	Dropout(p=0.5)	-	-	-	-
<b>16</b>	全连接层	-	-	-	68
<b>2</b>	结果	-	-	-	-

[0095] 进一步的,步骤S204包括:将所述预处理数据输入所述循环神经网络中进行卷积得到卷积结果,并将所述卷积结果输入预设的门控循环单元得到特征向量,将所述特征向量输入预设的全连接层得到检测结果;根据所述检测结果与其对应的分心结果标签之间的差异值对所述循环神经网络的参数进行优化,得到所述分心检测模型;所述门控循环单元用于控制所述循环神经网络中的数据流转方向和流转数据量。

[0096] 具体的,在处理时间信号或者其他序列信号的时候,很容易可以发现传统神经网络和卷积神经网络的不足。一段序列,如一篇文章,很有可能上一个词和下一个词有关联,甚至于上一段和下一段有联系,传统神经网络无法构建这种联系。卷积神经网络虽然可以构建相邻区域的联系,抓取特征,但是一旦超过卷积核的范围,就无法提取这种特征了,这在长序列中是一个致命的缺点,循环神经网络则很好的解决了这个问题。

[0097] 请一并参阅图9,图9为本实施例提供的门控循环单元的循环结构示意图。其中,门控循环单元 $x_t$ 代表着当前时刻的输入 $x$ , $h_{t-1}$ 代表着上一个时刻的输出。而每一个循环单元中有两个门,分别为更新门 $z_t$ 和重置门 $r_t$ 。更新门用于控制前一时刻的状态信息被带入到当前状态中的程度,更新门的值越大说明前一时刻的状态信息带入越多。重置门用于控制忽略前一时刻的状态信息的程度,重置门的值越小说明忽略得越多。相比起传统的神经网络,这种结构能够更好传递前面序列的信息到后面,因为传统循环神经网络当训练到很深层的时候,靠前面的信息已经被忽略了,而门控循环单元能够控制保留的信息和忽略的信息,因此在循环神经网络中表现的更好。

[0098] S205:将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标

签,对预设的循环神经网络进行训练得到。

[0099] 本实施例中采用循环神经网络对样本数据进行训练,在本实施例中的循环神经网络中包括卷积-循环的结构。具体的,前三层网络都是卷积网络,每一层网络中的数据经过卷积、池化、批规范化、激活后到达下一层,卷积网络的输出作为门控循环单元的输入,经过门控循环单元后得到128长度的特征向量,输入到全连接层中最终得到输出,检测驾驶员当前是否处于分心状态。

[0100] 请一并参阅图10与表2,图10为本实施例中提供的三种网络结构的检测结果曲线图,表2中包括了三种网络各自的识别表现。其中真阳性率代表将正例分对的比例,假阳性率代表将负例错误识别为正例的比例。在本实施例中,我们采取了三种网络结构进行比较,其中包括我们最终的卷积-循环网络,以及卷积神经网络和循环神经网络。三种网络均为7层的网络,其中卷积神经网络没有加入循环单元,对时间序列不敏感,而循环神经网络没有加入卷积节点,对脑电空间位置分布不敏感,卷积-循环模型吸收了卷积模型和循环模型两者的特点,因此表现最佳,达到了85%的识别准确率,而卷积模型和循环模型则只有78%和76的识别准确率。

[0101] 具体表现情况可参考表2,其中准确率是分类正确样本个数和总样本数的比值,精准度是判断为真的正例占有所有判断为真的样例比重,召回率是分类器中判定为真的正例占总正例的比率。F1-score是精确率和召回率的调和平均数。

[0102] 表2网络识别表现对比

		预测				准确率	精确度	召回率	F1-score
		正常	分心	总计					
卷积模型	真实	正常	310	35	345	0.78	0.87	0.67	0.76
		分心	114	231	345				
		总计	424	266	690				
[0103] 循环模型	真实	正常	287	107	345	0.76	0.80	0.70	0.74
		分心	58	238	345				
		总计	345	345	690				
卷积-循环模型	真实	正常	289	56	345	0.85	0.84	0.86	0.85
		分心	49	296	345				
		总计	338	352	690				

[0104] S206:将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0105] 本实施例中的车辆上安装有车载终端,用于触发车载终端根据分心检测结果生成驾驶提醒信息。具体的,在检测到驾驶员分心之后,生成驾驶提醒信息,例如语音信息,以提醒驾驶员专心驾驶,或者播放音乐,缓解驾驶员的驾驶疲劳,此处不做限定。

[0106] 上述方案,通过获取驾驶员的脑电数据;获取所述脑电样本数据;对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。将所述脑电数据预处理后,再

输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过基于卷积-循环的网络结构训练得到循环神经网络,根据循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。

[0107] 参见图11,图11是本申请实施例三提供的一种检测驾驶员分心的装置的示意图。检测驾驶员分心的装置1100可以为智能手机、平板电脑等移动终端。本实施例的检测驾驶员分心的装置1100包括的各单元用于执行图1对应的实施例中的各步骤,具体请参阅图1及图1对应的实施例中的相关描述,此处不赘述。本实施例的检测驾驶员分心的装置1100包括:

[0108] 获取单元1101,用于获取驾驶员的脑电数据;

[0109] 检测单元1102,用于将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;

[0110] 发送单元1103,用于将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0111] 进一步的,所述检测驾驶员分心的装置1100还包括:

[0112] 样本获取单元,用于获取所述脑电样本数据;

[0113] 预处理单元,用于对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;

[0114] 训练单元,用于将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。

[0115] 进一步的,所述训练单元包括:

[0116] 循环训练单元,用于将所述预处理数据输入所述循环神经网络中进行卷积得到卷积结果,并将所述卷积结果输入预设的门控循环单元得到特征向量,将所述特征向量输入预设的全连接层得到检测结果;根据所述检测结果与其对应的分心结果标签之间的差异值对所述循环神经网络的参数进行优化,得到所述分心检测模型;所述门控循环单元用于控制所述循环神经网络中的数据流转方向和流转数据量。

[0117] 进一步的,所述预处理单元包括:

[0118] 第一位置单元,用于获取所述脑电样本数据对应的采集点的标识信息,确定在数据采集装置上与所述采集点的标识信息对应的电极的第一位置信息;

[0119] 第二位置单元,用于根据所述第一位置信息,确定所述采集点在大脑表层上对应的发射源的第二位置信息;

[0120] 噪声去除单元,用于根据所述第二位置信息去除所述脑电样本数据中的伪迹,并根据预设的切片时段进行切片,得到所述预处理数据;所述伪迹为设定的待去除位置处对应的脑电样本数据。

[0121] 进一步的,所述第二位置单元包括:

- [0122] 电极定位单元,用于确定在所述数据采集装置上所述第一位置信息对应的电极;
- [0123] 位置确定单元,用于确定所述电极对应的发射源的第二位置信息;所述发射源为大脑表层上生成所述脑电样本数据的区域。
- [0124] 进一步的,所述检测驾驶员分心的装置1100还包括:
- [0125] 降频处理单元,用于对所述脑电样本数据进行降频处理;
- [0126] 将降频处理之后的脑电样本数据通过预设频率的低通滤波器,得到滤波之后的脑电样本数据。
- [0127] 进一步的,所述检测驾驶员分心的装置1100还包括:
- [0128] 辅助驾驶单元,用于若所述分心检测结果为所述驾驶员分心,则将所述分心检测结果发送至所述车辆中预设的辅助驾驶装置,用于辅助所述驾驶员安全驾驶。
- [0129] 上述方案,通过获取驾驶员的脑电数据;获取所述脑电样本数据;对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过基于卷积-循环的网络结构训练得到循环神经网络,根据循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。
- [0130] 应理解,上述实施例中各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后,各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定,而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。
- [0131] 参见图12,图12是本申请实施例四提供的一种检测驾驶员分心的装置的示意图。如图12所示的本实施例中的检测驾驶员分心的装置1200可以包括:处理器1201、存储器1202以及存储在存储器1202中并可在处理器1201上运行的计算机程序1203。处理器1201执行计算机程序1203时实现上述各个检测驾驶员分心的方法实施例中的步骤。存储器1202用于存储计算机程序,所述计算机程序包括程序指令。处理器1201用于执行存储器1202存储的程序指令。其中,处理器1201被配置用于调用所述程序指令执行以下操作:
- [0132] 处理器1201用于:
- [0133] 获取驾驶员的脑电数据;
- [0134] 将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;
- [0135] 将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。
- [0136] 进一步的,处理器1201具体用于:
- [0137] 获取所述脑电样本数据;
- [0138] 对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;

[0139] 将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。

[0140] 进一步的,处理器1201具体用于:

[0141] 将所述预处理数据输入所述循环神经网络中进行卷积得到卷积结果,并将所述卷积结果输入预设的门控循环单元得到特征向量,将所述特征向量输入预设的全连接层得到检测结果;根据所述检测结果与其对应的分心结果标签之间的差异值对所述循环神经网络的参数进行优化,得到所述分心检测模型;所述门控循环单元用于控制所述循环神经网络中的数据流转方向和流转数据量。

[0142] 进一步的,处理器1201具体用于:

[0143] 获取所述脑电样本数据对应的采集点的标识信息,确定在数据采集装置上与所述采集点的标识信息对应的电极的第一位置信息;

[0144] 根据所述第一位置信息,确定所述采集点在大脑表层上对应的发射源的第二位置信息;

[0145] 根据所述第二位置信息去除所述脑电样本数据中的伪迹,并根据预设的切片时段进行切片,得到所述预处理数据;所述伪迹为设定的待去除位置处对应的脑电样本数据。

[0146] 进一步的,处理器1201具体用于:

[0147] 确定在所述数据采集装置上所述第一位置信息对应的电极;

[0148] 确定所述电极对应的发射源的第二位置信息;所述发射源为大脑表层上生成所述脑电样本数据的区域。

[0149] 进一步的,处理器1201具体用于:

[0150] 对所述脑电样本数据进行降频处理;

[0151] 将降频处理之后的脑电样本数据通过预设频率的低通滤波器,得到滤波之后的脑电样本数据。

[0152] 进一步的,处理器1201具体用于:

[0153] 若所述分心检测结果为所述驾驶员分心,则将所述分心检测结果发送至所述车辆中预设的辅助驾驶装置,用于辅助所述驾驶员安全驾驶。

[0154] 上述方案,通过获取驾驶员的脑电数据;获取所述脑电样本数据;对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过基于卷积-循环的网络结构训练得到循环神经网络,根据循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。

[0155] 应当理解,在本申请实施例中,所称处理器1201可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),该处理器还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,

ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0156] 该存储器1202可以包括只读存储器和随机存取存储器,并向处理器1201提供指令和数据。存储器1202的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器。例如,存储器1202还可以存储设备类型的信息。

[0157] 具体实现中,本申请实施例中所描述的处理器1201、存储器1202、计算机程序1203可执行本申请实施例提供的检测驾驶员分心的方法的第一实施例和第二实施例中所描述的实现方式,也可执行本申请实施例所描述的终端的实现方式,在此不再赘述。

[0158] 在本申请的另一实施例中提供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程序,所述计算机程序包括程序指令,所述程序指令被处理器执行时实现:

[0159] 获取驾驶员的脑电数据;

[0160] 将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;

[0161] 将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。

[0162] 进一步的,所述计算机程序被处理器执行时还实现:

[0163] 获取所述脑电样本数据;

[0164] 对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;

[0165] 将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。

[0166] 进一步的,所述计算机程序被处理器执行时还实现:

[0167] 将所述预处理数据输入所述循环神经网络中进行卷积得到卷积结果,并将所述卷积结果输入预设的门控循环单元得到特征向量,将所述特征向量输入预设的全连接层得到检测结果;根据所述检测结果与其对应的分心结果标签之间的差异值对所述循环神经网络的参数进行优化,得到所述分心检测模型;所述门控循环单元用于控制所述循环神经网络中的数据流转方向和流转数据量。

[0168] 进一步的,所述计算机程序被处理器执行时还实现:

[0169] 获取所述脑电样本数据对应的采集点的标识信息,确定在数据采集装置上与所述采集点的标识信息对应的电极的第一位置信息;

[0170] 根据所述第一位置信息,确定所述采集点在大脑表层上对应的发射源的第二位置信息;

[0171] 根据所述第二位置信息去除所述脑电样本数据中的伪迹,并根据预设的切片时段进行切片,得到所述预处理数据;所述伪迹为设定的待去除位置处对应的脑电样本数据。

[0172] 进一步的,所述计算机程序被处理器执行时还实现:

[0173] 确定在所述数据采集装置上所述第一位置信息对应的电极;

[0174] 确定所述电极对应的发射源的第二位置信息;所述发射源为大脑表层上生成所述脑电样本数据的区域。

[0175] 进一步的,所述计算机程序被处理器执行时还实现:

[0176] 对所述脑电样本数据进行降频处理;

[0177] 将降频处理之后的脑电样本数据通过预设频率的低通滤波器,得到滤波之后的脑电样本数据。

[0178] 进一步的,所述计算机程序被处理器执行时还实现:

[0179] 若所述分心检测结果为所述驾驶员分心,则将所述分心检测结果发送至所述车辆中预设的辅助驾驶装置,用于辅助所述驾驶员安全驾驶。

[0180] 上述方案,通过获取驾驶员的脑电数据;获取所述脑电样本数据;对所述脑电样本数据进行预处理,得到预处理数据;将所述预处理数据输入预设的循环神经网络中进行训练,优化所述循环神经网络的参数,得到所述分心检测模型。将所述脑电数据预处理后,再输入预先训练得到的分心检测模型中,得到所述驾驶员的分心检测结果;所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签,对预设的循环神经网络进行训练得到;将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端;所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过基于卷积-循环的网络结构训练得到循环神经网络,根据循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据,判断驾驶员是否分心,并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理,提高了驾驶员分心检测的精确度和效率,进而降低交通事故的发生概率。

[0181] 所述计算机可读存储介质可以是前述任一实施例所述的终端的内部存储单元,例如终端的硬盘或内存。所述计算机可读存储介质也可以是所述终端的外部存储设备,例如所述终端上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字(Secure Digital,SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述计算机可读存储介质还可以既包括所述终端的内部存储单元也包括外部存储设备。所述计算机可读存储介质用于存储所述计算机程序及所述终端所需的其他程序和数据。所述计算机可读存储介质还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0182] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本实施例中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,为了清楚地说明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申请的范围。

[0183] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为了描述的方便和简洁,上述描述的终端和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0184] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的终端和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另外,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口、装置或单元的间接耦合或通信连接,也可以是电的,机械的或其它的形式连接。

[0185] 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,作为单元显

示的部件可以是或者也可以不是物理单元,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单元来实现本申请实施例方案的目的。

[0186] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以是两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0187] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分,或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory, ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。以上所述,仅为本申请的具体实施方式,但本申请的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内,可轻易想到各种等效的修改或替换,这些修改或替换都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此,本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

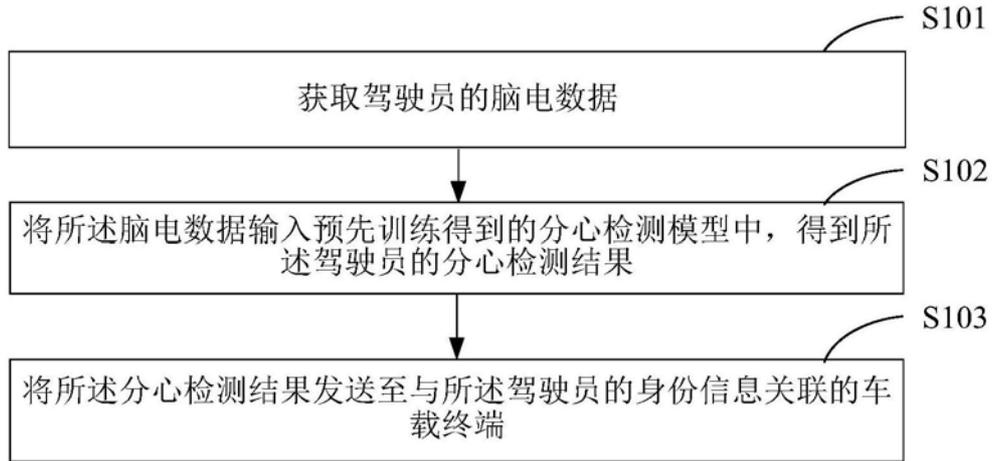


图1

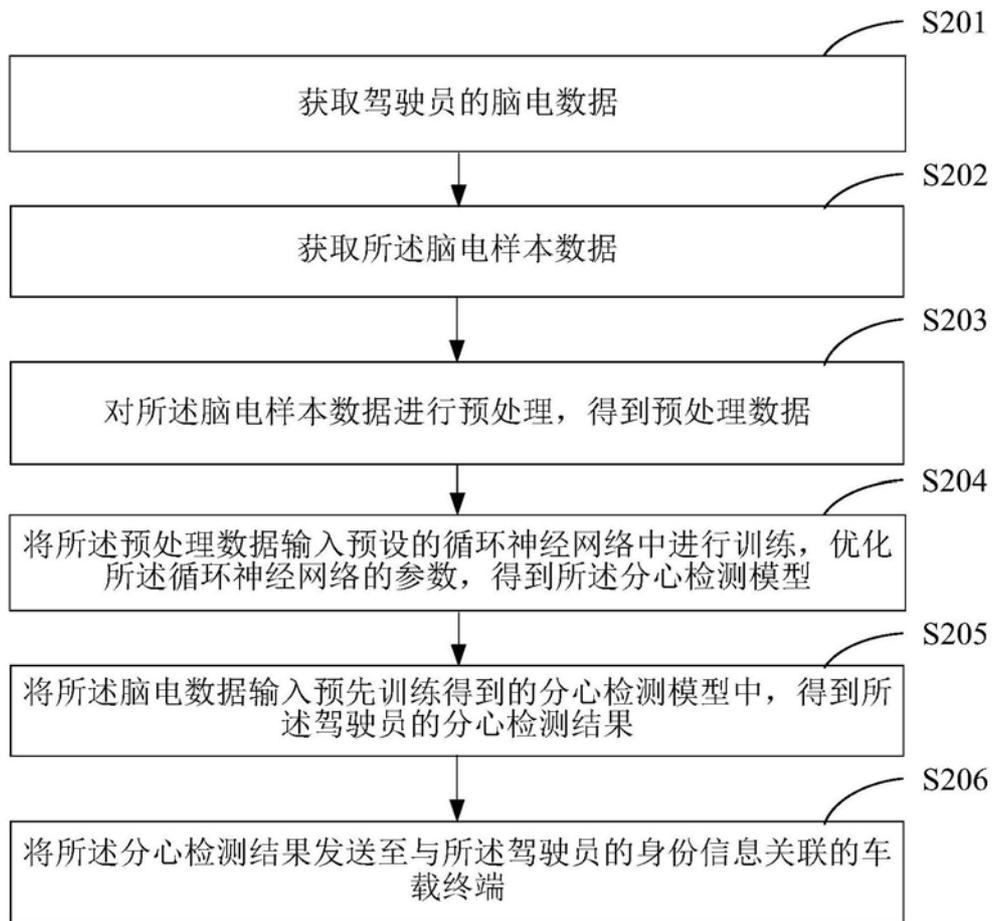


图2

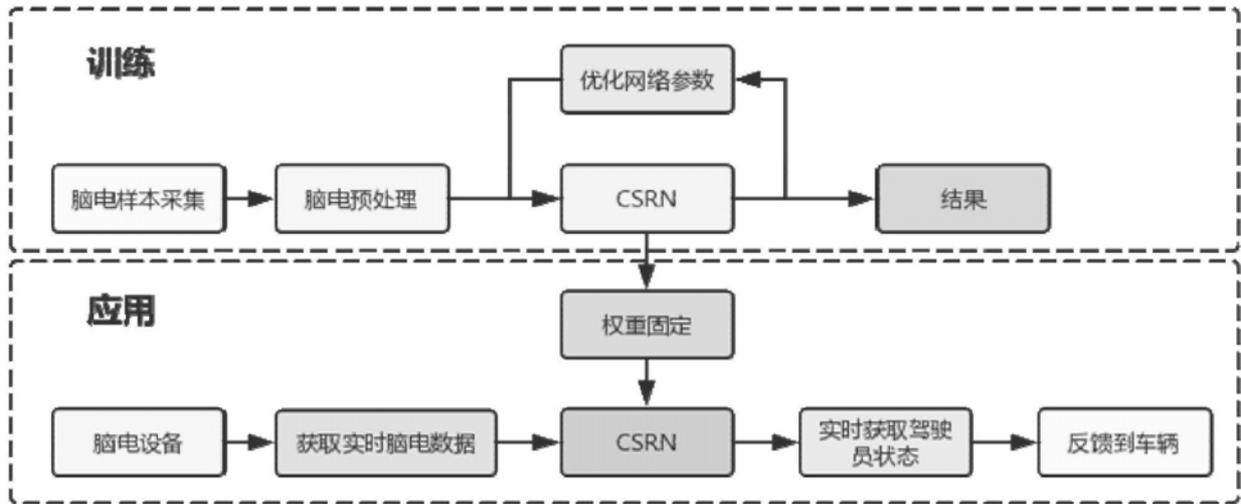


图3

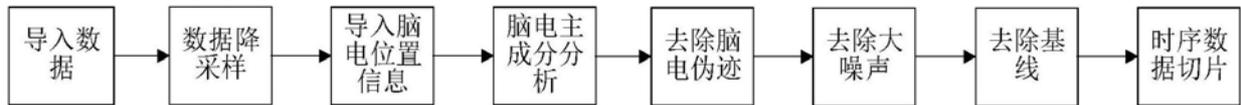


图4

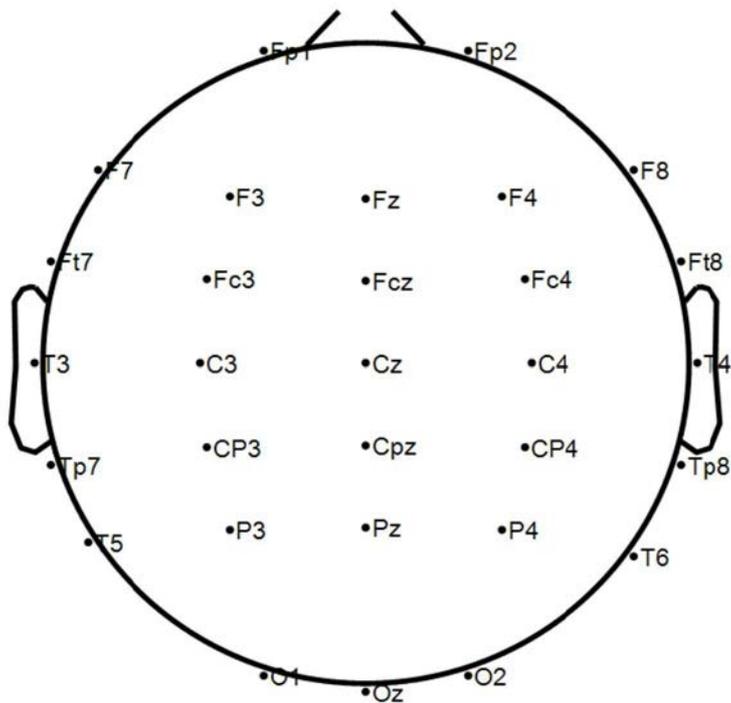


图5

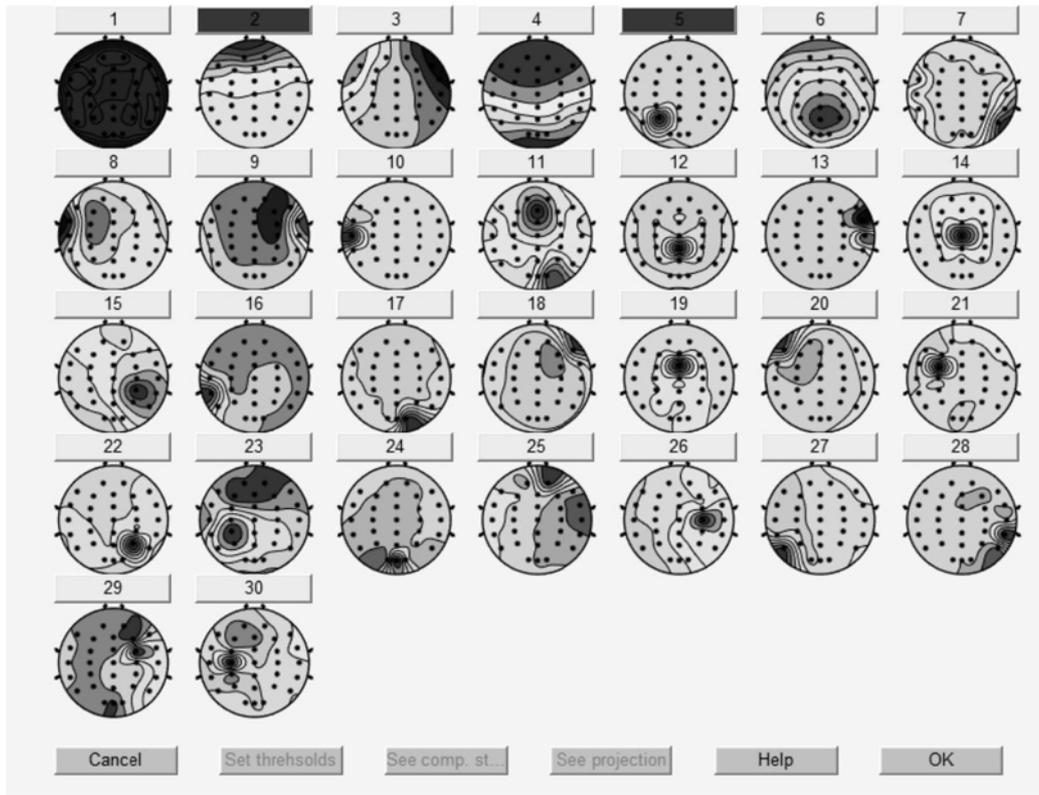


图6

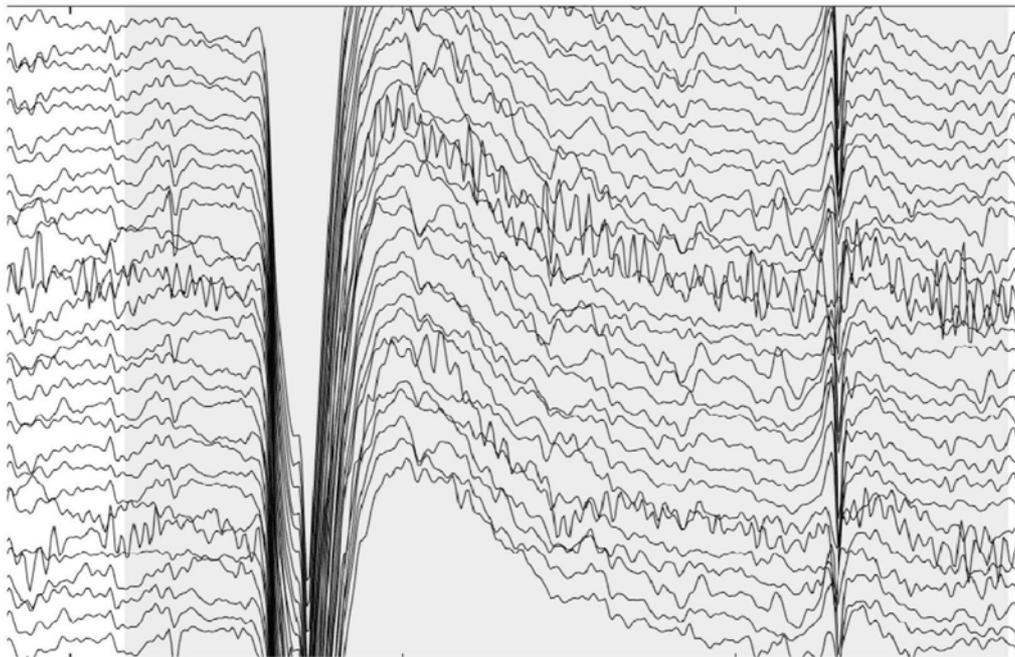


图7

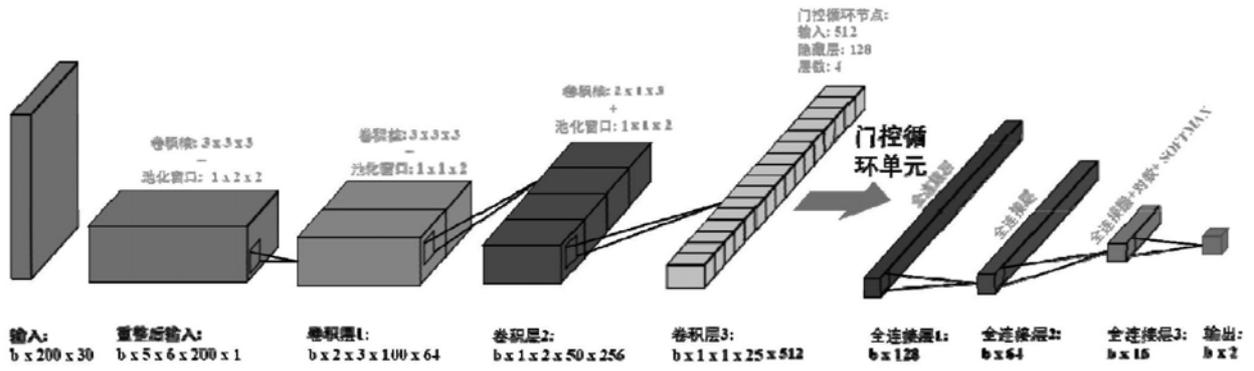


图8

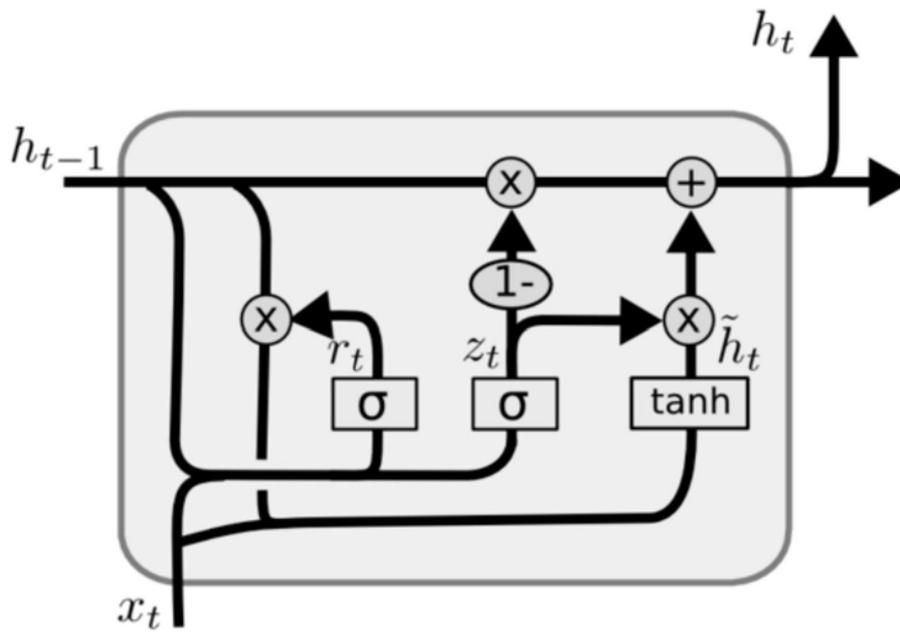


图9

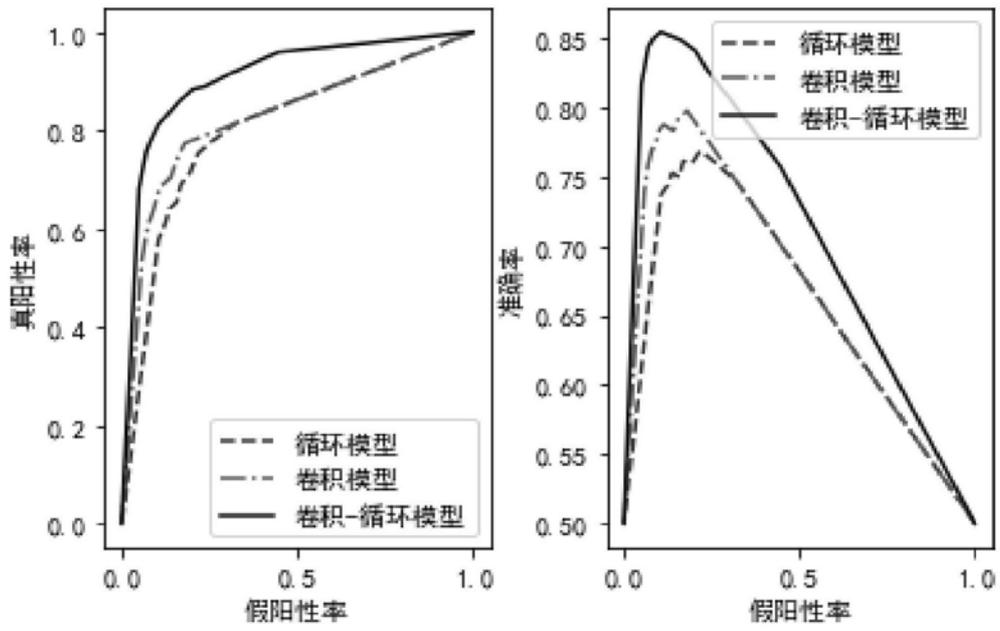


图10

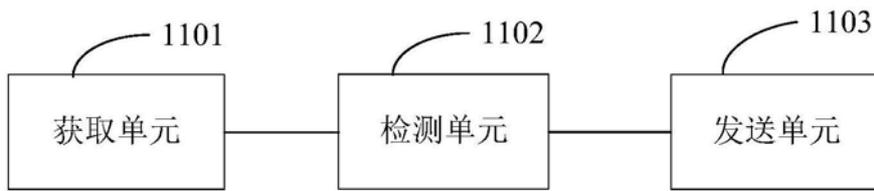


图11

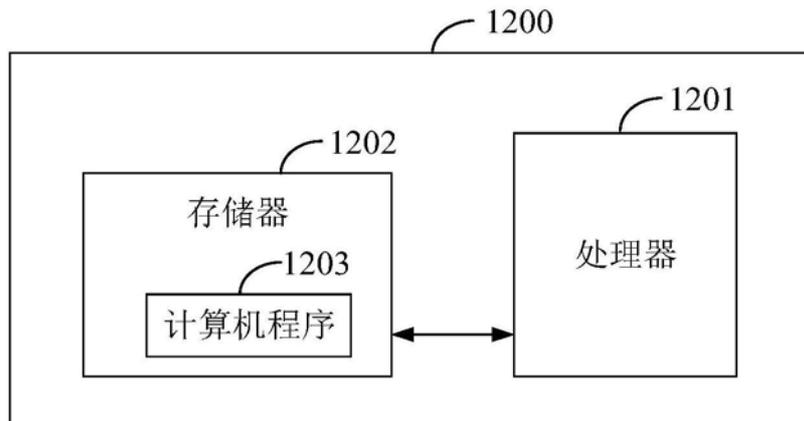


图12

专利名称(译)	一种检测驾驶员分心的方法及装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN110575163A</a>	公开(公告)日	2019-12-17
申请号	CN201910707858.4	申请日	2019-08-01
[标]申请(专利权)人(译)	深圳大学		
申请(专利权)人(译)	深圳大学		
当前申请(专利权)人(译)	深圳大学		
[标]发明人	李国法 杨一帆 李盛龙 谢恒 李晓航		
发明人	李国法 颜伟荃 赖伟鉴 陈耀昱 杨一帆 李盛龙 谢恒 李晓航		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/18 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/168 A61B5/18 A61B5/7235 A61B5/7267 A61B5/746		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本申请适用于计算机应用技术领域，提供了检测驾驶员分心的方法及装置，包括：通过获取驾驶员的脑电数据；将所述脑电数据预处理后，再输入预先训练得到的分心检测模型中，得到所述驾驶员的分心检测结果；所述分心检测模型通过脑电样本数据及其对应的分心结果标签，对预设的循环神经网络进行训练得到；将所述分心检测结果发送至与所述驾驶员的身份信息关联的车载终端；所述分心检测结果用于触发所述车载终端根据所述分心检测结果生成驾驶提醒信息。通过根据训练得到的循环神经网络检测实时获取到的驾驶员的脑电数据，判断驾驶员是否分心，并在检测到分心时通过预设的车载终端进行对应的处理，提高了驾驶员分心检测的精确度和效率，进而降低交通事故的发生概率。

