



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111839506 B

(45) 授权公告日 2021.10.12

(21) 申请号 201910361432.8

A61B 5/318 (2021.01)

(22) 申请日 2019.04.30

A61B 5/0205 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

A61B 5/1455 (2006.01)

申请公布号 CN 111839506 A

A61B 5/374 (2021.01)

(43) 申请公布日 2020.10.30

(56) 对比文件

(73) 专利权人 清华大学

CN 106913351 A, 2017.07.04

地址 100084 北京市海淀区清华园北京

CN 108765876 A, 2018.11.06

100084-82信箱

CN 107391900 A, 2017.11.24

(72) 发明人 王雪 张鹏博

CN 109671500 A, 2019.04.23

WO 2018210714 A1, 2018.11.22

(74) 专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

张鹏博.Spectral and Temporal Feature

代理人 王庆龙 苗晓静

Learning With.《IEEE TRANSACTIONS ON

NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION

ENGINEERING》.2019,第27卷(第6期),第1149-

1159页.

审查员 郎天奇

(51) Int.Cl.

A61B 5/369 (2021.01)

A61B 5/16 (2006.01)

A61B 5/00 (2006.01)

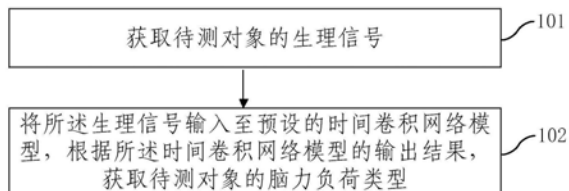
权利要求书2页 说明书8页 附图1页

(54) 发明名称

脑力负荷检测方法及装置

(57) 摘要

本发明实施例提供一种脑力负荷检测方法及装置,该方法包括:获取待测对象的生理信号;将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据所述时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型;其中,所述生理信号包括脑电信号,所述时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到。由于将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,预设的时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型的生理信号样本训练后得到,能够输出脑力负荷类型的识别结果,从而检测过程快速而准确,具有更小的计算消耗,同时利用时间卷积网络模型可自动进行冗余信息的剔除。



1. 一种脑力负荷检测方法,其特征在于,包括:

获取待测对象的生理信号,所述生理信号包括脑电信号、心电信号和脉搏信号;

将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据所述时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型;其中,所述时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到;

将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,具体为:

将每一生理信号分别输入至预设的时间卷积网络模型中对应的时间卷积子网络;其中,所述时间卷积网络模型包括多个时间卷积子网络,所述多个时间卷积子网络分别提取对应生理信号的特征后进行特征融合,将融合后的特征作为所述时间卷积网络模型提取的特征;

所述将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型;根据所述时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型,包括:

将所述生理信号输入至所述时间卷积网络模型的基于膨胀卷积的全卷积网络层,利用所述全卷积网络层对所述生理信号进行特征提取,输出所述生理信号对应的特征向量;

将所述特征向量输入至所述时间卷积网络模型的全连接层,将全连接层的输出结果输入至所述时间卷积网络模型的逻辑回归层,输出脑力负荷类型对应的预测概率,根据所述预测概率获取待测对象的脑力负荷类型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型之前,还包括:

获取多个生理信号样本和每个生理信号样本对应的脑力负荷标签;

将每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个训练样本,从而得到多个训练样本,利用所述多个训练样本对所述时间卷积网络模型进行训练。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述利用所述多个训练样本对所述时间卷积网络模型进行训练,包括:

将任意一个样本生理信号输入至所述时间卷积网络模型,输出所述样本生理信号对应的脑力负荷类型的预测概率;

利用预设的损失函数根据所述样本生理信号对应的预测概率和所述样本生理信号的脑力负荷类型标签计算损失值;

若所述损失值小于预设阈值或训练次数达到预设次数,则所述时间卷积网络模型训练完成。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述获取多个生理信号样本和每个生理信号样本对应的脑力负荷标签之后,还包括:

使用预设时长的滑动窗口对每一生理信号样本进行数据增强处理,以使得每一生理信号样本均生成多个数据增强处理后的生理信号样本;

相应地,将每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个训练样本,具体为:

将数据增强处理后得到的每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个训练样本。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取待测对象的生理信号之后,还包

括：

对所述生理信号进行信号预处理；

相应地，将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型，具体为：

将信号预处理后的生理信号输入至预设的时间卷积网络模型；

其中，所述信号预处理包括：直流分量消除、降采样及噪声消除。

6. 一种脑力负荷检测装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取待测对象的生理信号，所述生理信号包括脑电信号、心电信号和脉搏信号；

处理模块，用于将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型，根据所述时间卷积网络模型的输出结果，获取待测对象的脑力负荷类型；其中，所述时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到；

将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型，具体为：

将每一生理信号分别输入至预设的时间卷积网络模型中对应的时间卷积子网络；所述时间卷积网络模型包括多个时间卷积子网络，所述多个时间卷积子网络分别提取对应生理信号的特征后进行特征融合，将融合后的特征作为所述时间卷积网络模型提取的特征；

所述将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型；根据所述时间卷积网络模型的输出结果，获取待测对象的脑力负荷类型，包括：

将所述生理信号输入至所述时间卷积网络模型的基于膨胀卷积的全卷积网络层，利用所述全卷积网络层对所述生理信号进行特征提取，输出所述生理信号对应的特征向量；

将所述特征向量输入至所述时间卷积网络模型的全连接层，将全连接层的输出结果输入至所述时间卷积网络模型的逻辑回归层，输出脑力负荷类型对应的预测概率，根据所述预测概率获取待测对象的脑力负荷类型。

7. 一种电子设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，其特征在于，所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至5任一项所述脑力负荷检测方法的步骤。

8. 一种非暂态计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至5任一项所述脑力负荷检测方法的步骤。

脑力负荷检测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及脑力负荷识别领域,尤其涉及一种脑力负荷检测方法及装置。

背景技术

[0002] 脑力负荷检测近十年来逐渐成为学术界、产业界的研究热点。适度的脑力负荷可以提升工作效率,过高的脑力负荷则会影响人体健康并引发重大安全事故。因此,脑力负荷的检测对精神心理健康至关重要。

[0003] 传统脑力负荷检测要求待测对象填写量表进行,这种方法过于主观,且依赖于被试者的诚信。基于生理信号测量的脑力负荷识别方法具有重要意义,目前的生理信号融合脑力负荷检测方法主要包括以下步骤:人工定义不同生理信号的特征;使用特征工程的方法实现不同特征向量的信息融合;构建分类器进行脑力负荷识别。

[0004] 目前的基于生理信号的脑力负荷检测方法,其效果完全依赖于人工定义特征的有效性,而且人工定义特征无法考虑不同生理信号间的冗余信息,从而上述方法准确性较差。

发明内容

[0005] 为了解决上述问题,本发明实施例提供一种脑力负荷检测方法及装置。

[0006] 第一方面,本发明实施例提供一种脑力负荷检测方法,包括:获取待测对象的生理信号;将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据所述时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型;其中,所述生理信号包括脑电信号,所述时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到。

[0007] 第二方面,本发明实施例提供一种脑力负荷检测装置,包括:获取模块,用于获取待测对象的生理信号;处理模块,用于将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据所述时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型;其中,所述生理信号包括脑电信号,所述时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到。

[0008] 第三方面,本发明实施例提供一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,处理器执行程序时实现本发明第一方面脑力负荷检测方法的步骤。

[0009] 第四方面,本发明实施例提供一种非暂态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实现本发明第一方面脑力负荷检测方法的步骤。

[0010] 本发明实施例提供的脑力负荷检测方法及装置,由于将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,预设的时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型的生理信号样本训练后得到,能够输出脑力负荷类型的识别结果,从而检测过程快速而准确,具有更小的计算消耗,同时利用时间卷积网络模型可自动进行冗余信息的剔除。

附图说明

[0011] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0012] 图1为本发明实施例提供的脑力负荷检测方法流程图;

[0013] 图2为本发明实施例提供的脑力负荷检测装置结构图;

[0014] 图3为本发明实施例提供的一种电子设备的实体结构示意图。

具体实施方式

[0015] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有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。

[0016] 目前的脑力负荷检测方法完全依赖于人工定义特征的有效性,若无法客观的定义特征,则会影响脑力负荷的检测结果,且人工定义特征无法考虑不同生理信号间的冗余信息。

[0017] 为解决这一问题,本发明实施例提供一种脑力负荷检测方法。图1为本发明实施例提供的脑力负荷检测方法流程图,如图1所示,本发明实施例提供一种脑力负荷检测方法,包括:

[0018] 101、获取待测对象的生理信号。

[0019] 在101中,获取待测对象的生理信号,可以是获取生理信号的数据形式,如存储在存储介质中的数据文件。也可以是获取初始的生理信号,如使用脑电测量节点、脑电放大器采集脑电信号,将采集到的脑电信号作为生理信号。也可以是直接读取上述采集装置获得的生理信号。

[0020] 脑电信号可以直接反映大脑皮层的电活动,对人类大脑状态有较高的时间分辨率与空间分辨率,对人类认知活动敏感,是测量脑力负荷最重要的生理信号之一。近些年,国内外研究发现脑电可以为脑力负荷识别提供丰富的信息。例如,随着脑力负荷增加,脑电信号前额区的beta波(14Hz-31Hz)能量上升,顶叶区的alpha波(8Hz-13Hz)能量下降,P300能量降低。

[0021] 因此,高精度的脑电测量可以为高准确度的脑力负荷识别提供重要基础。具体实施过程中,可采用16通道医学级脑电帽采集脑电信号,采用医学级脑电信号放大器对原始脑电信号进行放大、工频陷波与模数转换,之后通过USB接口传输到电脑端。

[0022] 102、将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型;根据时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型。

[0023] 在102中,预设的时间卷积网络模型是通过样本生理信号训练后得到的。样本生理信号是预先已经获知其脑力负荷类型的生理信号,并将对应的已知脑力负荷类型作为每一样本生理信号的标签。建立时间卷积网络模型后,通过大量的此类样本生理信号进行训练,从而得到预设的时间卷积网络模型,对于后续接收到待测对象的生理信号,输入至预设的

时间卷积网络模型,能够快速准确得到相应的脑力负荷类型的输出结果。

[0024] 基于深度学习的特征提取方法可以自动学习有效特征,深度学习方法将特征提取、特征融合、模式识别,在同一个神经网络进行端到端学习,可自动进行冗余信息剔除。每一样本中的生理信号均为一个时间序列,本发明实施例中的时间卷积神经网络可自动从时间序列中学习有效特征。相比于传统的序列学习方法,如递归神经网络,时间卷积神经网络具有更强的长序列学习能力,和更小的计算消耗。

[0025] 脑力负荷类型以及相应的脑力负荷类型标签可根据需求进行定义,例如为高负荷、中负荷以及低负荷,也可定义为若干等级,如1~10级。

[0026] 本发明实施例提供的脑力负荷检测方法,由于将生理信号输入至预设的时间卷积神经网络模型,预设的时间卷积神经网络模型根据带有脑力负荷类型的生理信号样本训练后得到,能够输出脑力负荷类型的识别结果,从而检测过程快速而准确,具有更小的计算消耗,同时利用时间卷积神经网络模型可自动进行冗余信息的剔除。

[0027] 考虑到单一通道生理信号所能提供的有效信息有限,且容易受到噪声干扰,鲁棒性较差,从而多通道生理信号融合是提升脑力负荷识别精度的有效途径。基于上述实施例的内容,作为一种可选实施例,本发明实施例中生理信号可由多个通道构成,除脑电信号外,生理信号还包括但不限于:心电信号、脉搏信号。相应地,将生理信号输入至预设的时间卷积神经网络模型,具体为:将每一生理信号分别输入至预设的时间卷积神经网络模型中对应的时间卷积子网络;其中,时间卷积神经网络模型由多个时间卷积子网络构成,多个时间卷积子网络分别提取对应生理信号的特征后进行特征融合,将融合后的特征作为时间卷积神经网络模型提取的特征。

[0028] 本发明实施例中,以脑电信号、心电信号和脉搏信号三个通道构成的生理信号为例进行说明,但不限于此三个通道。可使用心电监护仪采集心电信号,使用红外脉搏传感器测量脉搏信号。多模生理信号,即多个通道获得的生理信号,可以为脑力负荷识别提供丰富的信息。由于生物电信号电压较低,当前可穿戴设备较难采集到高精度的生物电信号。为最大程度提高脑力负荷识别精度,可采用医学级脑电、心电设备完成对脑电信号与心电信号的采集。

[0029] 心电信号可以为脑力负荷识别提供辅助信息。心电信号受到神经系统调节,并与呼吸、血压、肾上腺素等因素相关,可综合反映人体脑力负荷变化情况。例如,心率变异性(Heart rate variability,HRV)是脑力负荷识别的重要特征,HRV的低频能量、高频能量以及两者的比值均能反映脑力负荷的变化。为获取精确的心电信号,可采用医学级心电监护仪采集心电信号,为简化心电测量,可采用3导联方式。心电监护仪将I导联心电信号通过网线接口传输到电脑端。

[0030] 脉搏信号通过血氧饱和度(Blood Oxygen Saturation,SpO₂)传感器测量。将SpO₂传感器放置于人体手指端,可以便捷地测量人体的血氧饱和度,心率等信息,从而辅助脑力负荷识别。SpO₂传感器信号通过USB接口传输至电脑端。

[0031] 对应于脑电信号、心电信号和脉搏信号,该时间卷积神经网络模型包括3个结构相同,参数独立的时间卷积子网络。每一时间卷积子网络对其相应通道的生理信号进行提取特征,多个时间卷积子网络分别提取对应生理信号的特征后进行特征融合,将融合后的特征作为整个时间卷积神经网络模型提取到的特征,进行后续的分类识别处理。

[0032] 例如,通常最后一层卷积层用来进行最终的分类,通过拼接3个时间卷积子网络最后一层卷积层提取的特征向量,可以形成一个融合的特征向量,该融合后的特征向量即为时间卷积网络模型对于多通道生理信号提取到的特征。

[0033] 需要说明的是,对于单一通道的生理信号进行检测,如只针对脑电信号,则时间卷积子网络只有一个,则该时间卷积网络模型只有一个时间卷积子网络,提取特征后无需进行特征融合。对于三个以上通道的生理信号进行检测,只需对应每一通道设置一个时间卷积子网络,用于特征提取,在特征提取后进行特征融合,将融合后的特征作为整个时间卷积网络模型提取的特征,进行后续的分类识别处理即可。

[0034] 对于包括心电信号、脉搏信号及脑电信号的待测对象的生理信号进行检测时,将每一生理信号分别输入至预设的时间卷积网络模型中对应的时间卷积子网络,根据时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型。

[0035] 本发明实施例提供的脑力负荷检测方法,生理信号还包括:心电信号、脉搏信号,将多个通道生理信号用于脑力负荷的检测,从而具有不易受到噪声干扰,鲁棒性较强的优点。多个时间卷积子网络分别提取对应生理信号的特征后进行特征融合,将融合后的特征作为时间卷积网络模型提取的特征,由于融合多个通道的特征,从而能够提升脑力负荷检测识别的准确度,同时利用时间卷积网络模型可自动进行冗余信息的剔除,进一步提高检测精度及效率。

[0036] 基于上述实施例的内容,作为一种可选实施例,将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型,包括:将生理信号输入至时间卷积网络模型的基于膨胀卷积的全卷积网络层,利用全卷积网络层对生理信号进行特征提取,输出生理信号对应的特征向量;将特征向量输入至时间卷积网络模型的全连接层,将全连接层的输出结果输入至时间卷积网络模型的逻辑回归层,输出脑力负荷类型对应的预测概率,根据预测概率获取待测对象的脑力负荷类型。

[0037] 时间卷积网络主要有三个特征,全卷积网络(fully convolutional network,简称FCN)、膨胀卷积(dilated convolution)和因果卷积(causal convolution)。全卷积网络仅包含卷积层,用以保持序列长度,膨胀卷积用以增加感受野,因果卷积在进行卷积操作时,仅使用过去的的数据,防止未来的信息被学习到。因果卷积适用于未来信息未知的情景,在本发明实施例中每个样本的生理信号时间序列可以直接提供给神经网络学习,无需采用因果卷积。为提高实施检测的准确率和减少计算开销,本发明实施例中采用基于膨胀卷积的全卷积网络构建时间卷积网络。

[0038] 具体地,将待检测的生理信号输入时间卷积网络模型的处理流程可通过如下方法实现:

[0039] 首先,将生理信号从时间卷积网络的输入层输入,通过基于膨胀卷积的全卷积网络层对生理信号进行特征提取,输出与生理信号对应的特征向量。其次,将得到维特征向量输入时间卷积网络模型的全连接层,通过全连接层进行分类,将全连接层的输出结果输入至卷积神经网络模型的逻辑回归层,输出与脑力负荷类型对应的预测概率。

[0040] 具体实施过程中,作为一个优选方案,基于膨胀卷积的全卷积网络可以采用膨胀系数分别为1、2、4的三层全卷积层来实现,在卷积层之间,膨胀系数逐层扩大两倍,实现感受野以指数形式增长,增强序列学习能力。逻辑回归层可采用softmax分类器实现,将提取

到的一维特征向量输入softmax分类器,即可得到脑力负荷类型对应的预测概率。每一全卷积层之间,可采用ReLU(The Rectified Linear Unit,修正线性单元)作为激活函数,其特点是收敛快,求梯度简单。则对应的膨胀卷积公式如下:

$$[0041] \quad x_{p,t}^l = \text{ReLU} \left(\sum_{q \in M_p^l} \sum_{i=-\frac{k}{2}}^{\frac{k}{2}} w_{p,i}^l x_{q,t-d \cdot i}^{l-1} + b_p^l \right)$$

[0042] 其中, $x_{p,t}^l$ 为第1个膨胀卷积层中第t个元素的第p个特征, $w_{p,i}^l$, b_p^l 分别为卷积与偏置参数,k为卷积核大小, M_p^l 为 $x_{p,t}^l$ 的选择集合。

[0043] 为了能够更好的实现长序列的特征学习,在具体实施过程中每个时间卷积子网络可通过堆叠16个全卷积模块来实现,每个前述模块由3层基于膨胀卷积的全卷积层实现,每个模块的配置如表1所示:

[0044] 表1

类别	卷积核大小	膨胀系数	感受野
膨胀卷积	8	1	8
膨胀卷积	8	2	22
膨胀卷积	8	4	50

[0046] 具体实施过程中,为了增加收敛速度并提高检测性能,可在第一个卷积层之前采用BN(Batch normalization)层。为减小过拟合的风险,可在每个时间卷积子网络模块之后加入drop out层,并设置drop out概率为0.2。

[0047] 本发明实施例提供的脑力负荷检测方法,通过预设的时间卷积网络模型的全卷积层提取特征,并通过逻辑回归层输出脑力负荷类型对应的预测概率,能够对脑力负荷类型进行准确分类,保证了检测结果的高效和准确。

[0048] 基于上述实施例的内容,作为一种可选实施例,将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型之前,还包括:获取多个生理信号样本和每个生理信号样本对应的脑力负荷标签;将每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个训练样本,从而得到多个训练样本,利用多个训练样本对时间卷积网络模型进行训练。

[0049] 将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型之前,还需对时间卷积网络模型进行训练,从而得到能够进行脑力负荷类型检测的时间卷积网络模型,具体步骤如下:

[0050] 首先,获取多个生理信号样本,并获取多个生理信号样本中每个生理信号样本对应的脑力负荷类型,将每个生理信号已经确定的脑力负荷类型作为该生理信号的标签。例如,采集被试者在低、中、高三种脑力负荷状态情况下的生理信号,每种状态采集30分钟。其中,使用16通道医学级脑电测量设备采集脑电信号,使用医学级心电监护仪采集心电信号,使用医学级红外脉搏传感器测量脉搏信号。

[0051] 其次,将每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个样本,从而得到多个训练样本。将每一样本中的生理信号输入至构建的时间卷积网络模型,并根据输出结果调整时间卷积网络模型的卷积参数与偏置参数,实现对卷积神经网络模型

的训练过程,从而得到上述预设的时间卷积网络模型。

[0052] 本发明实施例提供的脑力负荷检测方法,通过获取多个生理信号样本和每个生理信号样本对应的脑力负荷类型标签从而得到多个训练样本,利用多个训练样本对时间卷积网络模型进行训练,从而对于输入该时间卷积网络模型进行检测的生理信号,能够得到准确的脑力负荷类型。

[0053] 基于上述实施例的内容,作为一种可选实施例,利用多个训练样本对卷积神经网络模型进行训练,包括:将任意一个样本生理信号输入至时间卷积网络模型,输出样本生理信号对应的脑力负荷类型的预测概率;利用预设的损失函数根据样本生理信号对应的预测概率和样本生理信号的脑力负荷类型标签计算损失值;若损失值小于预设阈值或训练次数达到预设阈值,则预设神经网络训练完成。

[0054] 首先,从生理信号样本中选取任一生理信号(即样本生理信号),输入至预设的时间卷积网络模型,经全卷积层提取特征向量、全连接层进行分类以及逻辑回归层输出脑力负荷类型的预测概率。根据该预测概率和样本生理信号脑力负荷类型的标签,计算损失函数对应的损失值,并进行参数的更新。具体实施过程中,可选用交叉熵函数作为损失函数:

$$[0055] \quad \text{Loss} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K y_k^{(n)} \log \hat{p}_k^{(n)}$$

[0056] 其次,一方面,可以通过判断该损失值是否小于预设的阈值,若小于则结束训练过程,若不小于则选取新的样本生理信号进行训练;另一方面,可以通过判断训练次数达到预设次数时,停止训练。

[0057] 在具体实施过程中,可将全部训练数据集迭代输入预设次数之后结束训练,如20次,从而防止过度训练造成过拟合问题。可采用He初始化方法控制每层参数的方差,采用学习率为 10^{-4} 的Adam优化器训练神经网络模型。

[0058] 基于上述实施例的内容,作为一种可选实施例,获取多个生理信号样本和每个生理信号样本对应的脑力负荷标签之后,还包括:使用预设时长的滑动窗口对每一生理信号样本进行数据增强处理,以使得每一生理信号样本均生成多个数据增强处理后的生理信号样本;相应地,将每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个训练样本,具体为:将数据增强处理后得到的每个生理信号样本对应的生理信号和脑力负荷类型标签的组合作为一个训练样本。

[0059] 生理信号经测量获得后需进行样本划分,由于生理信号采集过程繁琐,采集到的生理信号往往样本量有限。本发明实施例中,使用滑动窗口(sliding window)方法进行数据增强,滑动窗口的时间长度可根据需求进行预设。例如,一个被试者在一种脑力负荷状态下被采集的生理信号时长30分钟(1800秒)。以30秒为窗口,3秒为滑动步长,共可生成 $(1800-30)/3+1=591$ 个样本。对于高、中、低三种不同的脑力负荷状态,每个被试者一次可划分出 $591*3=1773$ 个样本。相应地,用于训练的样本根据数据增强处理后的生理信号和其对应的标签进行整合。通过使用预设时长的滑动窗口对每一生理信号样本进行数据增强处理,利用少量采集得到的样本,获得大量的训练样本,减化了生理信号的采集过程,使获取样本过程更为简便。

[0060] 基于上述实施例的内容,作为一种可选实施例,获取待测对象的生理信号之后,还

包括:对生理信号进行信号预处理;相应地,将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,具体为:将信号预处理后的生理信号输入至预设的时间卷积网络模型;信号预处理包括,直流分量消除、降采样及噪声消除。

[0061] 在本发明实施例中,对获取的待测对象的生理信号进行信号预处理,从而进一步减小检测误差和减轻方法的计算负荷。信号预处理包括但不限于直流分量消除、降采样及噪声消除。例如,进行截至频率为0.5Hz的高通滤波消除直流分量;生理信号降采样至200Hz,从而减小后续算法计算负荷;脑电信号进一步通过截止频率为50Hz的低通滤波消除噪声。通过对生理信号进行信号预处理,能够减小计算负荷以及提高检测的准确度。

[0062] 图2为本发明实施例提供的脑力负荷检测装置结构图,如图2所示,该脑力负荷检测装置包括:获取模块201和处理模块202。其中,获取模块201用于获取待测对象的生理信号;处理模块202用于将所述生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据所述时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型;其中,所述生理信号包括脑电信号,所述时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到。

[0063] 处理模块201用于获取待测对象的生理信号,可以是获取生理信号的数据形式,如存储介质中读取生理信号的数据文件。也可以是获取初始的生理信号,如获取模块201可以为一信号采集装置,用于采集待检测对象的脑电信号。又如获取模块201可以是与采集装置对应的信号读取装置,采用16通道医学级脑电帽采集脑电信号,采用医学级脑电信号放大器对原始脑电信号进行放大、工频陷波与模数转换,之后通过USB接口传输到获取模块201。

[0064] 处理模块202中具有预设的时间卷积网络模型,预设的时间卷积网络模型是通过样本生理信号训练后得到的。样本生理信号是预先已经获知其脑力负荷类型的生理信号,并将对应的已知脑力负荷类型作为每一样本生理信号的标签。处理模块202中的时间卷积网络模型,预先通过大量的此类样本生理信号进行训练,从而得到预设的时间卷积网络模型,对于后续接收到待测对象的生理信号,输入至处理模块202后,其预设的时间卷积网络模型,能够快速准确得到相应的脑力负荷类型的输出结果。

[0065] 本发明实施例提供的装置实施例是为了实现上述各方法实施例的,具体流程和详细内容请参照上述方法实施例,此处不再赘述。

[0066] 本发明实施例提供的脑力负荷检测装置,由于将获取模块采集的生理信号输入至处理模块中预设的时间卷积网络模型,预设的时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型的生理信号样本训练后得到,处理模块能够输出脑力负荷类型的识别结果,从而检测过程快速而准确,具有更小的计算消耗。

[0067] 图3为本发明实施例提供的一种电子设备的实体结构示意图,如图3所示,该服务器可以包括:处理器(processor) 301、通信接口(Communications Interface) 302、存储器(memory) 303和总线304,其中,处理器301,通信接口302,存储器303通过总线304完成相互间的通信。通信接口302可以用于电子设备的信息传输。处理器301可以调用存储器303中的逻辑指令,以执行包括如下的方法:获取待测对象的生理信号;将生理信号输入至预设的时间卷积网络模型,根据时间卷积网络模型的输出结果,获取待测对象的脑力负荷类型;其中,生理信号包括脑电信号,时间卷积网络模型根据带有脑力负荷类型标签的生理信号样本训练后得到。

[0068] 此外,上述的存储器303中的逻辑指令可以通过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,本发明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)执行本发明上述各方法实施例的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0069] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中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模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0070] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,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)执行各个实施例或者实施例的某些部分的方法。

[0071] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

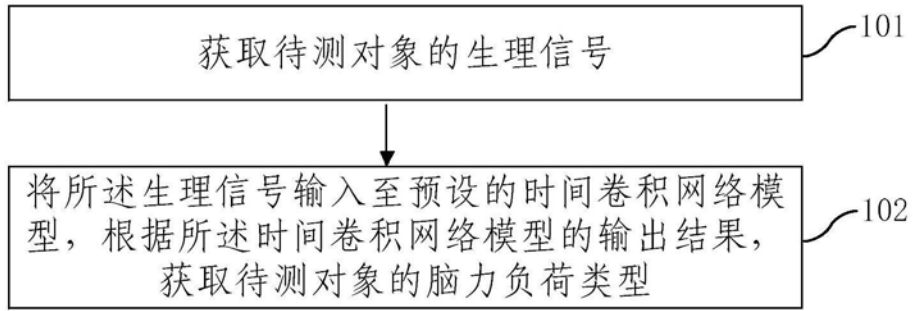


图1

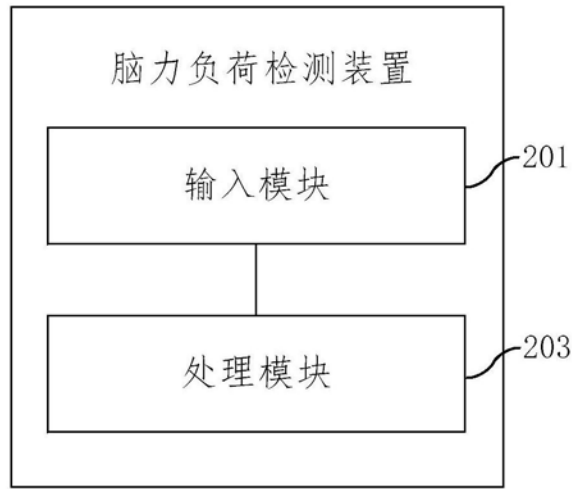


图2

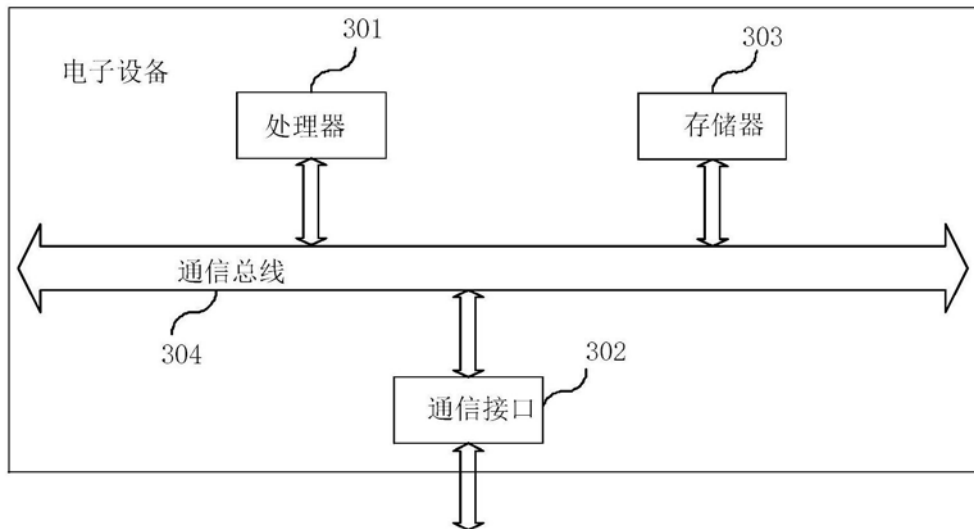


图3