



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106264460 B

(45)授权公告日 2019.11.19

(21)申请号 201610620639.9

(22)申请日 2016.07.29

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 106264460 A

(43)申请公布日 2017.01.04

(73)专利权人 北京医拍智能科技有限公司
地址 100085 北京市海淀区高里掌路1号院
18号楼103-86

(72)发明人 刘立 吴煜

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 李相雨

(51)Int.Cl.
A61B 5/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 105163659 A,2015.12.16,
CN 103778240 A,2014.05.07,
CN 104978035 A,2015.10.14,
CN 103631941 A,2014.03.12,
CN 104866727 A,2015.08.26,
CN 103544392 A,2014.01.29,
EP 0733989 B1,2002.06.19,
WO 2005101826 A1,2005.10.27,
Orhan Firat et al.Deep Learning For
Brain Decoding.《IEEE International
Conference on Image Processing》.2015,第
2784-2788页.
雷威等.利用脑成像多体素模式分析解码认
知的神经表征:原理和应用.《心理科学进展》
.2010,

审查员 王铖媛

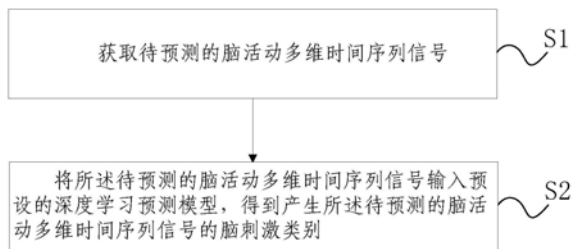
权利要求书3页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

基于自学习的脑活动多维时间序列信号的
解码方法及装置

(57)摘要

本发明公开一种基于自学习的脑活动多维
时间序列信号的解码方法及装置,能够将脑活动
多维时间序列信号进行准确高效地分类预测,且
能够克服脑活动多维时间序列信号在不同个体
之间的差异问题,使脑解码具有普适性。所述方
法包括:S1、获取待预测的脑活动多维时间序列
信号;S2、将所述待预测的脑活动多维时间序列
信号输入预设的深度学习预测模型,得到产生所
述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激
类别。



1. 一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法,其特征在于,包括:

S1、获取待预测的脑活动多维时间序列信号,所述待预测的脑活动多维时间序列信号包括EEG信号和MEG信号;

S2、将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型,得到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别;

其中,在所述S2之前,还包括所述深度学习预测模型的构建步骤:

获取多个受试者的脑活动多维时间序列信号样本以及对应的产生所述脑活动多维时间序列信号样本的脑刺激类别;

对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波;

构建栈式自编码器,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,并利用训练好的栈式自编码器提取所述滤波后的信号的信号特征;

根据解码需求选择分类器作为目标分类器,将所述信号特征作为输入,对应的脑刺激类别作为输出训练所述目标分类器,从而形成所述深度学习预测模型;

其中,所述栈式自编码器的构建过程如下:

所述栈式自编码器由多层自编码器构成,所述栈式自编码器中前一个自编码器的隐藏层为后一个自编码器的输入层;其中,自编码器包括输入层、隐藏层和输出层,对于任一自编码器,其隐藏层的神经元个数比输入层的神经元个数少;

所述自编码器的函数模型如下:

$$h = \delta(wt + b)$$

$$z = \delta(w't + b')$$

其中,t、h和z分别为自编码器的输入层、隐藏层和输出层,w和b均为输入层与隐藏层之间的模型参数,w'和b'均为隐藏层与输出层之间的模型参数, $\delta(s)$ 为神经元函数,表达式如下:

$$\delta(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$$

其中,s为神经元函数 $\delta(s)$ 的自变量;

所述栈式自编码器的训练过程如下:

对于组成所述栈式自编码器的每一个自编码器,以训练样本的输入量作为该自编码器的输入层,使该自编码器输出层与输入层的损失函数L最小为目标,通过梯度下降法求解出该自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数;

根据各个自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数确定出训练好的栈式自编码器。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波,包括:

对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本依次进行50HZ陷波滤波、100HZ低通滤波器和均值滤波。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,包括:

对于组成所述栈式自编码器的每一个自编码器,将所述滤波后的信号作为该自编码器

的输入层,以该自编码器输出层与输入层的损失函数最小为目标,通过梯度下降法求解出该自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数;

根据各个自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数确定出训练好的栈式自编码器。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,

对于通道数少于1000维的脑活动多维时间序列信号,在构建栈式自编码器时采用至少2层自编码器,每一层编码器的隐藏层的神经元个数少于输入层的神经元个数,且不少于通道数的1/4。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据解码需求选择分类器作为目标分类器,包括:

当脑刺激类别为2分类时选择逻辑回归模型作为目标分类器或者当脑刺激类别为多分类时选择softmax分类器作为目标分类器。

6. 一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码装置,其特征在于,包括:

获取单元,用于获取待预测的脑活动多维时间序列信号,所述待预测的脑活动多维时间序列信号包括EEG信号和MEG信号;

处理单元,用于将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型,得到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别;

其中,所述装置还包括构建单元,包括:

获取子单元,用于在所述处理单元进行工作之前,获取多个受试者的脑活动多维时间序列信号样本以及对应的产生所述脑活动多维时间序列信号样本的脑刺激类别;

滤波子单元,用于对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波;

提取子单元,用于构建栈式自编码器,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,并利用训练好的栈式自编码器提取所述滤波后的信号的信号特征;

训练子单元,用于根据解码需求选择分类器作为目标分类器,将所述信号特征作为输入,对应的脑刺激类别作为输出训练所述目标分类器,从而形成所述深度学习预测模型;

其中,所述栈式自编码器的构建过程如下:

所述栈式自编码器由多层自编码器构成,所述栈式自编码器中前一个自编码器的隐藏层为后一个自编码器的输入层;其中,自编码器包括输入层、隐藏层和输出层,对于任一自编码器,其隐藏层的神经元个数比输入层的神经元个数少;

所述自编码器的函数模型如下:

$$h = \delta (wt + b)$$

$$z = \delta (w' t + b')$$

其中,t、h和z分别为自编码器的输入层、隐藏层和输出层,w和b均为输入层与隐藏层之间的模型参数,w'和b'均为隐藏层与输出层之间的模型参数, $\delta (s)$ 为神经元函数,表达式如下:

$$\delta (s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$$

其中,s为神经元函数 $\delta (s)$ 的自变量;

所述栈式自编码器的训练过程如下:

对于组成所述栈式自编码器的每一个自编码器,以训练样本的输入量作为该自编码器的输入层,使该自编码器输出层与输入层的损失函数 L 最小为目标,通过梯度下降法求解出该自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数;

根据各个自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数确定出训练好的栈式自编码器。

7. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述滤波单元,具体用于:

对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本依次进行50HZ陷波滤波、100HZ低通滤波器和均值滤波。

8. 根据权利要求7所述的装置,其特征在于,所述提取子单元,具体用于:

对于组成所述栈式自编码器的每一个自编码器,将所述滤波后的信号作为该自编码器的输入层,以该自编码器输出层与输入层的损失函数最小为目标,通过梯度下降法求解出该自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数;

根据各个自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数确定出训练好的栈式自编码器;

其中,对于通道数少于1000维的脑活动多维时间序列信号,在构建栈式自编码器时采用至少2层自编码器,每一层自编码器的隐藏层的神经元个数少于输入层的神经元个数,且不少于通道数的 $1/4$;

其中,所述训练子单元,具体用于:

当脑刺激类别为2分类时选择逻辑回归模型作为目标分类器或者当脑刺激类别为多分类时选择softmax分类器作为目标分类器。

基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及机器学习和模式识别领域,具体涉及一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法及装置。

背景技术

[0002] 人脑活动会产生电磁信号,可以通过设备对产生的电磁信号进行捕捉。研究这些信号,对人类攻克各种疾病和对人类各种高级行为如语言、动作、思维的研究都具有深远的意义。

[0003] 神经影像数据记录了大脑活动的状态,分析在神经影像数据背后大脑对实际刺激的真实反应,称为脑解码(brain decoding),相关研究可以追溯至上个世纪90年代。在过去20多年的研究中,对脑解码的研究主要涉及三个方面,即功能性磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)、脑电图(electroencephalograph, EEG)和脑磁图(magnetoencephalography, MEG)共三类信号。这三类信号均为多维时间序列信号。

[0004] 脑解码在这三类信号中问题的一般形式是,先对测试者给定外部的刺激,用设备记录测试者相应脑活动的神经影像数据;然后通过获得的神经影像数据,进行对应模型的训练;再通过训练得到的模型,分析当前测试者脑活动产生的波形所对应的神经状态。

[0005] 这些信号在采集与传输的过程中,不可避免地会受到大量的噪声干扰;特别是EEG与MEG信号由多通道多采样时间点构成的高维数据特性,给脑解码的研究带来了难题。

[0006] 另外,人脑所产生的电磁信号在不同个体之间较大的差异,给脑解码的广泛应用带来了困难;因此,如何让脑解码的模型具有普遍性、建构一个能尽可能多的去表征人类脑部活动的泛化模型,便成为亟待解决的问题。

发明内容

[0007] 针对现有技术存在的不足和缺陷,本发明提供一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法及装置。

[0008] 一方面,本发明实施例提出一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法,包括:

[0009] S1、获取待预测的脑活动多维时间序列信号;

[0010] S2、将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型,得到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别;

[0011] 其中,在所述S2之前,还包括所述深度学习预测模型的构建步骤:

[0012] 获取多个受试者的脑活动多维时间序列信号样本以及对应的产生所述脑活动多维时间序列信号样本的脑刺激类别;

[0013] 对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波;

[0014] 构建栈式自编码器,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,并利用训练好的栈式自编码器提取所述滤波后的信号的信号特征;

[0015] 根据解码需求选择分类器作为目标分类器,将所述信号特征作为输入,对应的脑刺激类别作为输出训练所述目标分类器,从而形成所述深度学习预测模型。

[0016] 另一方面,本发明实施例提出一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码装置,包括:

[0017] 获取单元,用于获取待预测的脑活动多维时间序列信号;

[0018] 处理单元,用于将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型,得到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别;

[0019] 其中,所述装置还包括构建单元,包括:

[0020] 获取子单元,用于在所述处理单元进行工作之前,获取多个受试者的脑活动多维时间序列信号样本以及对应的产生所述脑活动多维时间序列信号样本的脑刺激类别;

[0021] 滤波子单元,用于对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波;

[0022] 提取子单元,用于构建栈式自编码器,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,并利用训练好的栈式自编码器提取所述滤波后的信号的信号特征;

[0023] 训练子单元,用于根据解码需求选择分类器作为目标分类器,将所述信号特征作为输入,对应的脑刺激类别作为输出训练所述目标分类器,从而形成所述深度学习预测模型。

[0024] 本发明具有如下有益效果:

[0025] 利用深度学习预测模型通过滤波、特征提取、脑刺激分类步骤对产生待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别进行预测,能够降低噪声干扰,充分利用人脑所产生的电磁信号中潜在的有用信息,保持序列信号在时域上的连续性,提升了分类的准确度,另外,在深度学习预测模型的构建过程中进行了特征提取,能够克服脑活动多维时间序列信号在不同个体之间的差异问题,使脑解码具有普适性。

附图说明

[0026] 图1为本发明基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法一实施例的流程示意图;

[0027] 图2为本发明基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码装置一实施例的结构示意图。

具体实施方式

[0028] 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做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。

[0029] 参看图1,本实施例公开一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法,包括:

[0030] S1、获取待预测的脑活动多维时间序列信号;

[0031] 在具体应用中,所述脑活动多维时间序列信号包括EEG信号和MEG信号。

[0032] S2、将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型,得

到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别；

[0033] 其中,在所述S2之前,还包括所述深度学习预测模型的构建步骤(图中未示出)；

[0034] S30、获取多个受试者的脑活动多维时间序列信号样本以及对应的产生所述脑活动多维时间序列信号样本的脑刺激类别,其中,所述脑活动多维时间序列信号样本是在预先定义的脑刺激下产生的脑部电磁信号；

[0035] 在具体应用中,可以对多个受试者的脑部施加预先定义的多种不同的脑刺激,得到对应的脑部电磁信号作为脑活动多维时间序列信号样本。

[0036] S31、对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波；

[0037] 本实施例中,对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波,可以包括如下的图中未示出的步骤：

[0038] S310、对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本依次进行50HZ陷波滤波、100HZ低通滤波器和均值滤波。

[0039] 通过对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波,能够减少噪声干扰。

[0040] S32、构建栈式自编码器,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,并利用训练好的栈式自编码器提取所述滤波后的信号的信号特征；

[0041] 需要说明的是,所述栈式自编码器由多层自编码器构成,所述栈式自编码器中前一个自编码器的隐藏层为后一个自编码器的输入层。其中,所述的自编码器包括输入层、隐藏层和输出层,对于任一自编码器,其隐藏层的神经元个数比输入层的神经元个数少。

[0042] 所述自编码器的函数模型如下：

$$[0043] \quad h = \delta(wt + b) \quad (1)$$

$$[0044] \quad z = \delta(w't + b') \quad (2)$$

[0045] 其中,t、h和z分别为自编码器的输入层、隐藏层和输出层,w和b均为输入层与隐藏层之间的模型参数,w'和b'均为隐藏层与输出层之间的模型参数, $\delta(s)$ 为神经元函数,表达式如下：

$$[0046] \quad \delta(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (3)$$

[0047] 其中,s为神经元函数 $\delta(s)$ 的自变量。

[0048] 其中,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,可以包括如下的图中未示出的步骤：

[0049] S320、对于组成所述栈式自编码器的每一个自编码器,以训练样本的输入量作为该自编码器的输入层,使该自编码器输出层与输入层的损失函数L最小为目标,通过梯度下降法求解出该自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数；

[0050] 所述的损失函数L的表达式如下：

$$[0051] \quad L = ||z - t||^2 \quad (4)$$

[0052] S321、根据各个自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数确定出训练好的栈式自编码器。

[0053] 需要说明的是,对于训练好的栈式自编码器,当其输入层输入滤波后的信号,则其隐藏层输出的即为信号特征。对于通道数少于1000维的脑活动多维时间序列信号,在构建

栈式自编码器时采用至少2层自编码器,每一层自编码器的隐藏层的神经元个数少于输入层的神经元个数,且不少于通道数的1/4。

[0054] S33、根据解码需求选择分类器作为目标分类器,将所述信号特征作为输入,对应的脑刺激类别作为输出训练所述目标分类器,从而形成所述深度学习预测模型。

[0055] 具体地,所述根据解码需求选择分类器作为目标分类器,可以包括:

[0056] 当脑刺激类别为2分类时选择逻辑回归模型作为目标分类器或者当脑刺激类别为多分类时选择softmax分类器作为目标分类器。

[0057] 由于人脑产生的电磁信号存在的大量噪声干扰,需要根据这些信号的特性来设计合理的滤波器进行去噪。这些高维数据需要采用有效的降维方式进行降维,同时降维后的特征数据,需要采用有效的方式对数据进行分类。其解决框架一般是对信号进行预处理后,结合机器学习的办法,对信号进行分类,进而判断大脑对应的神经状态是受何种刺激而产生。

[0058] 另外,需要说明的是,本发明实施例不限于多维度脑活动电磁信号,也可用于其它多维生物信号的脑解码,具体方法同多维度脑活动电磁信号相同,此处不再赘述。当本发明用于其它多维生物信号的脑解码时,若其它多维生物信号的通道数不少于1000维,则在构建栈式自编码器时采用的自编码器层数需要增加。

[0059] 本发明实施例提供的基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法,利用深度学习预测模型通过滤波、特征提取、脑刺激分类步骤对产生待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别进行预测,能够降低噪声干扰,充分利用人脑所产生的电磁信号中潜在的有用信息,保持序列信号在时域上的连续性,提升了分类的准确度,另外,在深度学习预测模型的构建过程中进行了特征提取,能够克服脑活动多维时间序列信号在不同个体之间的差异问题,使脑解码具有普适性。

[0060] 参看图2,本实施例公开一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码装置,包括:

[0061] 获取单元1,用于获取待预测的脑活动多维时间序列信号;

[0062] 在具体应用中,所述脑活动多维时间序列信号包括EEG信号和MEG信号。

[0063] 处理单元2,用于将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型,得到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别;

[0064] 其中,所述装置还包括构建单元,包括:

[0065] 获取子单元,用于在所述处理单元进行工作之前,获取多个受试者的脑活动多维时间序列信号样本以及对应的产生所述脑活动多维时间序列信号样本的脑刺激类别;

[0066] 滤波子单元,用于对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波;

[0067] 本实施例中,所述滤波子单元,具体可以用于:

[0068] 对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本依次进行50HZ陷波滤波、100HZ低通滤波器和均值滤波。

[0069] 通过对所述受试者的脑活动多维时间序列信号样本进行滤波,能够减少噪声干扰。

[0070] 提取子单元,用于构建栈式自编码器,利用滤波后的信号对所述栈式自编码器进行训练,并利用训练好的栈式自编码器提取所述滤波后的信号的信号特征;

[0071] 在实际应用中,所述提取子单元,具体可以用于:

[0072] 对于组成所述栈式自编码器的每一个自编码器,将所述滤波后的信号作为该自编码器的输入层,以该自编码器输出层与输入层的损失函数最小为目标,通过梯度下降法求解出该自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数;

[0073] 根据各个自编码器输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的模型参数确定出训练好的栈式自编码器。

[0074] 其中,对于通道数少于1000维的脑活动多维时间序列信号,在构建栈式自编码器时采用至少2层自编码器,每一层自编码器的隐藏层的神经元个数少于输入层的神经元个数,且不少于通道数的1/4。

[0075] 训练子单元,用于根据解码需求选择分类器作为目标分类器,将所述信号特征作为输入,对应的脑刺激类别作为输出训练所述目标分类器,从而形成所述深度学习预测模型。

[0076] 在实际应用中,所述训练子单元,具体可以用于:

[0077] 当脑刺激类别为2分类时选择逻辑回归模型作为目标分类器或者当脑刺激类别为多分类时选择softmax分类器作为目标分类器。

[0078] 本发明实施例提供的基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码装置,利用深度学习预测模型通过滤波、特征提取、脑刺激分类步骤对产生待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别进行预测,能够降低噪声干扰,充分利用人脑所产生的电磁信号中潜在的有用信息,保持序列信号在时域上的连续性,提升了分类的准确度,另外,在深度学习预测模型的构建过程中进行了特征提取,能够克服脑活动多维时间序列信号在不同个体之间的差异问题,使脑解码具有普适性。

[0079] 本实施例的基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码装置,可以用于执行前述图1所示方法实施例的技术方案,其实现原理和技术效果类似,此处不再赘述。

[0080] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0081] 本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0082] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0083] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计

计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0084] 需要说明的是,在本文中,诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者设备中还存在另外的相同要素。术语“上”、“下”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0085] 本发明的说明书中,说明了大量具体细节。然而能够理解的是,本发明的实施例可以在没有这些具体细节的情况下实践。在一些实例中,并未详细示出公知的方法、结构和和技术,以便不模糊对本说明书的理解。类似地,应当理解,为了精简本发明公开并帮助理解各个发明方面中的一个或多个,在上面对本发明的示例性实施例的描述中,本发明的各个特征有时被一起分组到单个实施例、图、或者对其的描述中。然而,并不应将该公开的方法解释呈反映如下意图:即所要求保护的本发明要求比在每个权利要求中所明确记载的特征更多的特征。更确切地说,如权利要求书所反映的那样,发明方面在于少于前面公开的单个实施例的所有特征。因此,遵循具体实施方式的权利要求书由此明确地并入该具体实施方式,其中每个权利要求本身都作为本发明的单独实施例。需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。本发明并不局限于任何单一的方面,也不局限于任何单一的实施例,也不局限于这些方面和/或实施例的任意组合和/或置换。而且,可以单独使用本发明的每个方面和/或实施例或者与一个或更多其他方面和/或其实施例结合使用。

[0086] 最后应说明的是:以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各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,或者对其中部分或者全部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范围,其均应涵盖在本发明的权利要求和说明书的范围当中。

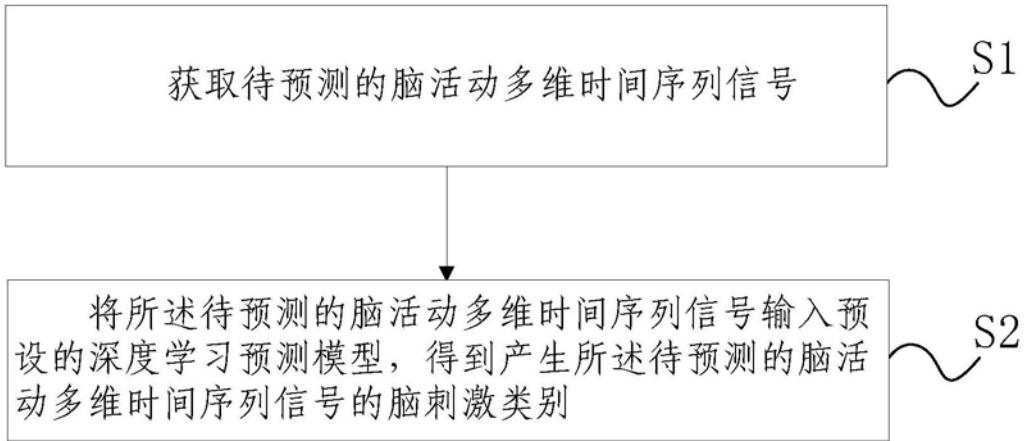


图1

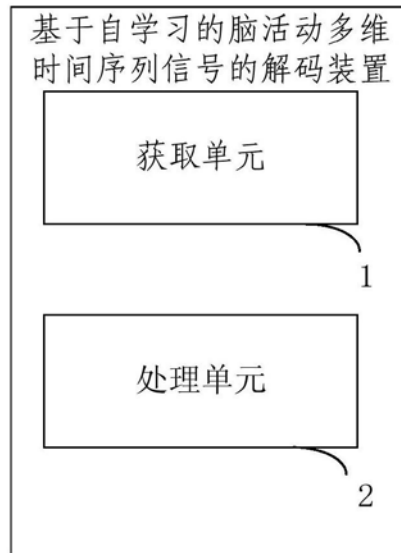


图2

专利名称(译)	基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法及装置		
公开(公告)号	CN106264460B	公开(公告)日	2019-11-19
申请号	CN201610620639.9	申请日	2016-07-29
[标]申请(专利权)人(译)	北京好运到信息科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	北京好运到信息科技有限公司		
[标]发明人	刘立 吴煜		
发明人	刘立 吴煜		
IPC分类号	A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4064 A61B5/7225 A61B5/7264 A61B2576/026		
代理人(译)	李相雨		
其他公开文献	CN106264460A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开一种基于自学习的脑活动多维时间序列信号的解码方法及装置，能够将脑活动多维时间序列信号进行准确高效地分类预测，且能够克服脑活动多维时间序列信号在不同个体之间的差异问题，使脑解码具有普适性。所述方法包括：S1、获取待预测的脑活动多维时间序列信号；S2、将所述待预测的脑活动多维时间序列信号输入预设的深度学习预测模型，得到产生所述待预测的脑活动多维时间序列信号的脑刺激类别。

