



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107625521 A

(43)申请公布日 2018.01.26

(21)申请号 201710828190.X

G06K 9/62(2006.01)

(22)申请日 2017.09.14

(71)申请人 华东师范大学

地址 200062 上海市普陀区中山北路3663号

(72)发明人 韩思竹 王茂全 谢雨飞 吕钊 库逸轩

(74)专利代理机构 上海伯瑞杰知识产权代理有限公司 31227

代理人 胡永宏

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/0478(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06F 19/00(2018.01)

权利要求书1页 说明书3页 附图1页

(54)发明名称

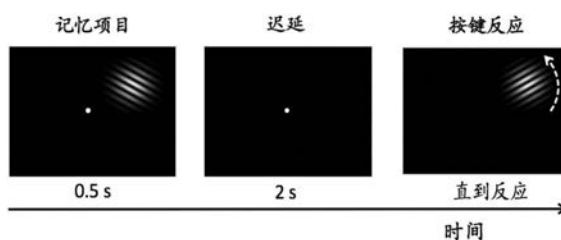
基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,其步骤如下:

(1)数据采集:使用无线脑电记录系统,按国际10-20系统扩展的32导电极帽同步记录EEG(脑电图)信号;(2)基于EEG数据的多层建模:在模型训练中,使用小批量(mini-batch)梯度下降法和Adam优化机制去训练模型;对于输入层和隐藏层,使用drop out技术以避免模型的过拟合;(3)假设输入层大小为d,隐含层大小为h,输出层大小为k.输入为X=(x1,x2,...,xd)

p2,...,pk),取最大概率上的类别作为模型的输出。本发明具有以下有益效果:节约成本。数据采集便捷。预测准确率提高。多层计算模型的预测结果在65%以上。



$$g_{\theta_h}(X) = \sum_{i=1}^d w_{hi} x_i + b_h$$

通过隐藏层 $g_{\theta_h}(X)$, 我们

得到了大小为h的隐藏层表示 $H = (h_1, h_2, \dots,$

$$h_d)$$

$$g_{\theta_k}(X) = \text{softmax} \left(\sum_{i=1}^k w_{ki} H_i + b_k \right)$$

通过softmax

层我们就能得到各个类别上的概率 $P = (p_1,$

1. 基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,其特征在于:其步骤如下:

(1) 数据采集:使用无线脑电记录系统,按国际10-20系统扩展的32导电极帽同步记录EEG信号;线下参考电极置于左右乳突;

(2) 基于EEG数据的多层建模:在模型训练中,使用小批量(mini-batch)梯度下降法和Adam优化机制去训练模型;对于输入层和隐藏层,使用drop out技术以避免模型的过拟合;

(3) 假设输入层大小为d,隐含层大小为h,输出层大小为k;输入为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_d)$;

$$g_{\theta_h}(X) = \sum_{i=1}^d w_{hi} x_i + b_h$$

通过隐藏层 $g_{\theta_h}(X)$,我们得到了大小为h的隐藏层表示 $H = (h_1, h_2, \dots, h_d)$;

$$g_{\theta_k}(X) = \text{softmax} \left(\sum_{i=1}^k w_{ki} H_i + b_k \right)$$

通过softmax层我们就能得到各个类别上的概率 $P = (p_1, p_2, \dots, p_k)$,取最大概率上的类别作为模型的输出。

2. 根据权利要求1所述的基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,其特征在于:步骤(1)中,每个电极处的头皮电阻保持在10k Ω 以下,采样频率为250Hz/导。

3. 根据权利要求1所述的基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,其特征在于:步骤(3)中,所述的隐藏层大小为100 \times 100,批处理大小为4,丢失率分别为50%和50%。

基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种建模方法,具体为基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,属于脑神经计算、认知神经科学等技术领域。

背景技术

[0002] 在全球老龄化时代到来之际,阿尔兹海默症、帕金森综合症以及亨廷顿综合症等神经退行性疾病日益成为人类的健康负担,这些病变共同的认知损伤就是记忆力的严重衰退。直至今日,评估病人记忆的动态变化一直是临床难题。

[0003] 功能磁共振成像(fMRI)是人脑在执行某项任务或接受某种刺激时的功能映射图,主要用于研究脑功能定位或脑网络功能连接。目前追踪记忆动态变化的技术主要基于fMRI数据,通过单层感知器来实现(Riggall&Postle,2012;Ester,et al.,2015;LaRocque,et al.,2016),多层感知器未考虑在内。单层感知器包括直接相连的输入层和输出层。多层感知器包括输入层、隐藏层和输出层,它解决了单层感知器功能单一的问题,加入的隐藏层对原数据有更好的表达能力。因此,现有的单层计算模型是否是最优的脑记忆模型尚不得而知。

[0004] 此外,基于fMRI数据的记忆评估手段很难在临床中实现大规模推广,因为fMRI成本高、占地面积大、普通大众往往难以负担高昂的测试费用。因此,我们亟需开发一种高性价比的动态记忆评估方法。

[0005] 参考文献:

[0006] Ester,E.F.,Anderson,D.E.,Serences,J.T.,&Awh,E.(2013).A neural measure of precision in visual working memory.Journal of Cognitive Neuroscience,25(5),754-761.

[0007] LaRocque,J.J.,Riggall,A.C.,Emrich,S.M.&Postle,B.R.(2016).Within-category decoding of information in different attentional states in short-term memory.Cerebral Cortex,1-10.

[0008] Riggall,A.C.,&Postle,B.R.(2012).The relationship between working memory storage and elevated activity as measured with functional magnetic resonance imaging.The Journal of Neuroscience,32,12990-12998.

发明内容

[0009] 本发明的目的是为了提供一种基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,以解决现有技术的上述问题。

[0010] 本发明的目的是通过以下技术方案来实现的。

[0011] 基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法,其步骤如下:

[0012] (1) 数据采集:使用国内Neuracle公司的无线脑电记录系统,按国际10-20系统扩展的32导电极帽同步记录EEG(脑电图)信号;线下参考电极置于左右乳突,每个电极处的头

皮电阻保持在10k Ω 以下,采样频率为250Hz/导;

[0013] (2) 基于EEG数据的多层建模:在模型训练中,使用小批量 (mini-batch) 梯度下降法和Adam优化机制去训练模型;对于输入层和隐藏层,使用drop out技术以避免模型的过拟合;其中,小批量梯度下降法可以在内存中使用矩阵乘法的同时计算多个训练样本以产生梯度更新,既控制了个体噪音样本对模型的影响,也大幅度缩短了模型训练时间。Adam优化机制是一种优秀的参数优化方法,这种机制加快了模型参数优化的收敛速度。

[0014] (3) 假设输入层大小为d,隐含层大小为h,输出层大小为k。输入为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_d)$

$$[0015] \quad g_{\theta_h}(X) = \sum_{i=1}^d w_{hi} x_i + b_h$$

[0016] 通过隐藏层 $g_{\theta_h}(X)$, 我们得到了大小为h的隐藏层表示 $H = (h_1, h_2, \dots, h_d)$ 。

$$[0017] \quad g_{\theta_k}(X) = \text{softmax} \left(\sum_{i=1}^k w_{hi} H_i + b_h \right)$$

[0018] 通过softmax层我们就能得到各个类别上的概率 $P = (p_1, p_2, \dots, p_k)$, 取最大概率上的类别作为模型的输出。

[0019] 所述的隐藏层大小为100*100,批处理大小为4,丢失率分别为50%和50%。

[0020] 本发明具有以下有益效果:

[0021] (1) 节约成本。fMRI成本约2000万,测试费用2000元/次;EEG成本约20万,测试费用100元/次。

[0022] (2) 数据采集便捷。fMRI设备庞大,流程复杂,一般由专业人员操作,完成记忆的动态评估至少需要4h的实验时间;EEG设备轻巧,操作简单,仅需1.5h左右即可完成神经信号的采集。

[0023] (3) 预测准确率提高。多层计算模型的预测结果在65% (基线50%) 以上,而传统模型(单层解码或支持向量机)的预测结果仅在50%左右。

附图说明

[0024] 图1为实验流程示意图;

[0025] 图2为于EEG数据的多层计算模型示意图。其中,Input为输入层,即预处理后的特征,Hidden unis为隐藏层,output为输出层。

具体实施方式

[0026] 下面结合附图与具体实施例进一步阐述本发明的技术特点。

[0027] (1) 记忆实验(见附图1):被试会先看到一个圆形光栅(半径为 2°) 出现在屏幕的任一象限,呈现时长为0.5s。记忆光栅的朝向为 23° 、 158° 或随机角度,三类角度在每组实验中的比例为1:1:1。在2s的延迟后呈现探测光栅,其初始朝向随机,被试需用鼠标旋转光栅朝向,使之与先前出现在该位置上的光栅朝向尽可能一致,确定后单击鼠标左键,该试次结束。试次间隔为1s。每组实验48个试次,至少需要完成5组。

[0028] (2) 数据采集与预处理:使用国内Neuracler公司的无线脑电记录系统,按国际10-

20系统扩展的32导电极帽同步记录EEG信号。线下参考电极置于左右乳突,每个电极处的头皮电阻保持在10k Ω 以下,采样频率为250Hz/导。完成连续记录后采用MATLAB下的EEGLAB工具包和Fieldtrip工具包离线处理数据。首先,用EEGLAB对数据进行重参考设置和0.5-40Hz的带通滤波。由于时频转换后会丢失首尾部分时间点的数据,为尽可能保留感兴趣时段,分析参数设为记忆光栅出现前的700ms至其出现后的3000ms(-0.7-3s),用-0.2-0s作为基线进行矫正。伴有眨眼、眼动、肌电等伪迹的试次均被剔除,排除标准为 $\pm 75\mu\text{V}$ 。接着,从剩余数据中分别提取出记忆角度为 23° 和 158° 的脑电信号。最后,用Fieldtrip工具包中的小波变换分别对这两个角度的EEG数据进行时频分解,感兴趣频段设为4-20Hz,采样间隔为0.04s,并保留每个试次的输出值。

[0029] (3) 特征选择:经过上述操作后,每位被试在每个试次中均有 $30 \times 33 \times 56$ 维度的有效原始特征,其中“30”表示30个导联(空间信息),“33”表示33个频率点(频率信息),“56”表示56个时间点(时间信息)。然后将频率信息和空间信息进行拼接,从而得到 990×56 维度的变换特征。

[0030] (4) 模型训练与预测:分别对每个被试进行“每次剔除一个试次”的数据切分。假设共N个试次,则先将第一个试次作为测试集,剩下的N-1个试次作为训练集;接着将第二个试次作为测试集,剩下的N-1个试次作为训练集,该过程重复N次。最后将N次预测中正确预测的概率作为该被试的预测准确率。对于每一次的数据切分,均基于训练集建立多层计算模型(见附图2),公式如下:

$$[0031] \quad h_j^t = f \left(\sum_{i=1}^{N_{t-1}} \omega_{ij}^t h_i^{t-1} + b_j^t \right)$$

[0032] 其中, $t=1,2,3$;

[0033] $h^0=x$ 是预处理后的990个原始特征, $h^3=y$ 是输出层;

[0034] ω_{ij}^t 表示第t-1层中第i个神经元与第t层中第j个神经元的连接权重;

[0035] $f(\cdot)$ 是RELU激活函数;

[0036] b_j^t 是第t层的偏置量;

[0037] 选用的参数有epoch(迭代次数)=32,dropout rate(丢失率)=0.5。

[0038] 求解参数时用到的损失函数公式:

$$[0039] \quad E(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \left\| y(\bar{x}^{(i)}; \theta) - \bar{d}^{(i)} \right\|^2$$

[0040] $\theta = \{\omega^t, b^t\}$,p表示样本总量,y是预测值,d表示真实值。

[0041] 此外,采用滑动窗口技术(相邻3个时间点的数据取平均,每次滑动1个时间点),针对训练集中不同时间点上的数据分别做训练,并将该模型用于测试集相应时间点上的预测,以观测记忆表征随时间变化的结果。

[0042] 上述实施例的多层计算模型的预测结果在65%(基线50%)以上,而传统模型(单层解码或支持向量机)的预测结果仅在50%左右。

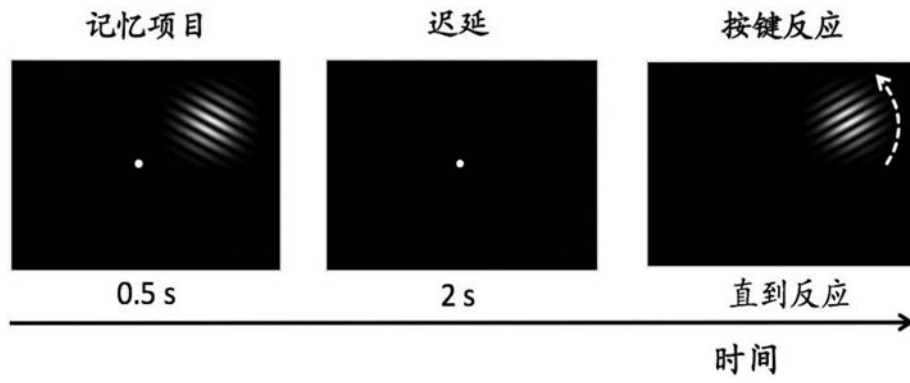


图1

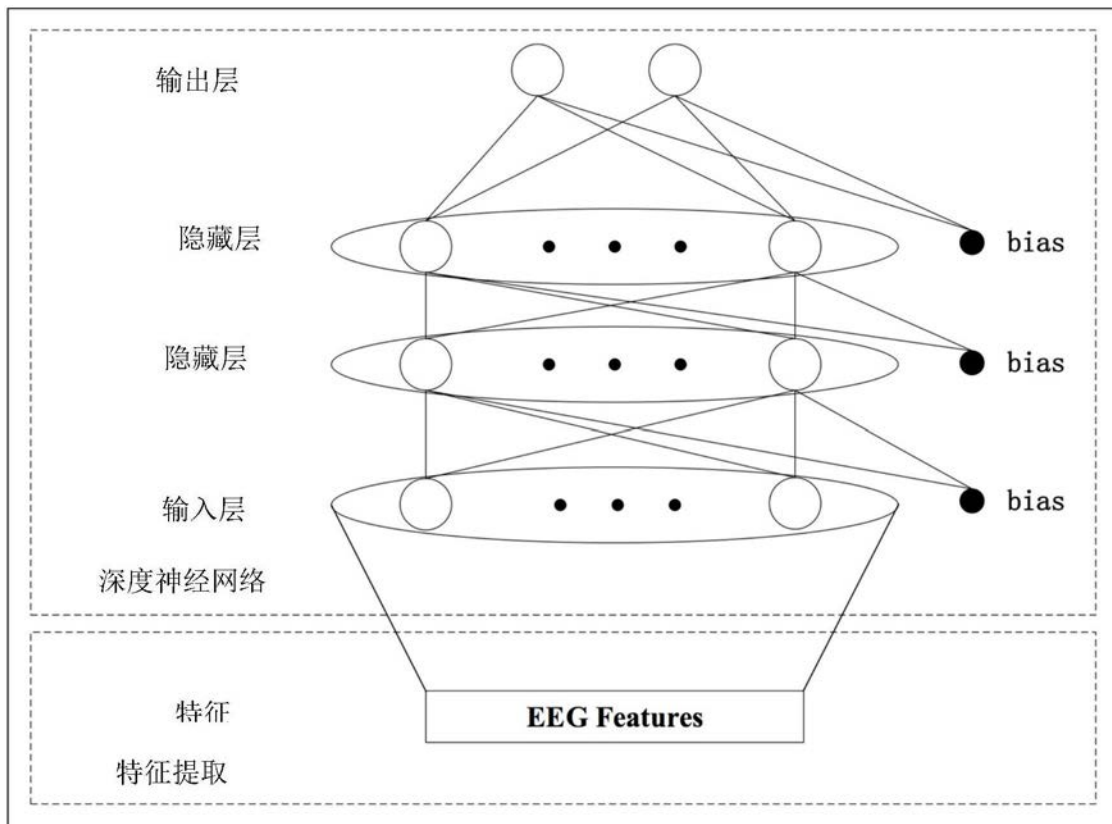


图2

专利名称(译)	基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法		
公开(公告)号	CN107625521A	公开(公告)日	2018-01-26
申请号	CN2017110828190.X	申请日	2017-09-14
[标]申请(专利权)人(译)	华东师范大学		
申请(专利权)人(译)	华东师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	华东师范大学		
[标]发明人	韩思竹 王茂全 谢雨飞 吕钊 库逸轩		
发明人	韩思竹 王茂全 谢雨飞 吕钊 库逸轩		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/0478 A61B5/00 G06F19/00 G06K9/62		
代理人(译)	胡永宏		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于脑电数据的用于评估记忆动态变化的多层建模方法，其步骤如下：(1)数据采集：使用无线脑电记录系统，按国际10-20系统扩展的32导电极帽同步记录EEG(脑电图)信号；(2)基于EEG数据的多层建模：在模型训练中，使用小批量(mini-batch)梯度下降法和Adam优化机制去训练模型；对于输入层和隐藏层，使用drop out技术以避免模型的过拟合；(3)假设输入层大小为d，隐含层大小为h，输出层大小为k。输入为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_d)$ $g \theta h(X) = \sum_{i=1}^d w_{hi} x_i + b_h$ 通过隐藏层我们得到了大小为h的隐藏层表示 $H=(h_1, h_2, \dots, h_d)$ 。 $g \theta k(X) = \text{softmax}(\sum_{i=1}^h k_{wi} H_i + b_k)$ 通过softmax层我们就能得到各个类别上的概率 $P=(p_1, p_2, \dots, p_k)$ ，取最大概率上的类别作为模型的输出。本发明具有以下有益效果：节约成本。数据采集便捷。预测准确率提高。多层计算模型的预测结果在65%以上。

