



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110464368 A

(43)申请公布日 2019.11.19

(21)申请号 201910808687.4

G06N 20/00(2019.01)

(22)申请日 2019.08.29

(71)申请人 苏州中科先进技术研究院有限公司

地址 215000 江苏省苏州市苏州工业园区
金鸡湖大道99号纳米城西北区20幢
523室

(72)发明人 陆诚 马珠江 陈国良 武斌
郑辉

(74)专利代理机构 南京利丰知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 32256

代理人 于保妹

(51)Int.Cl.

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

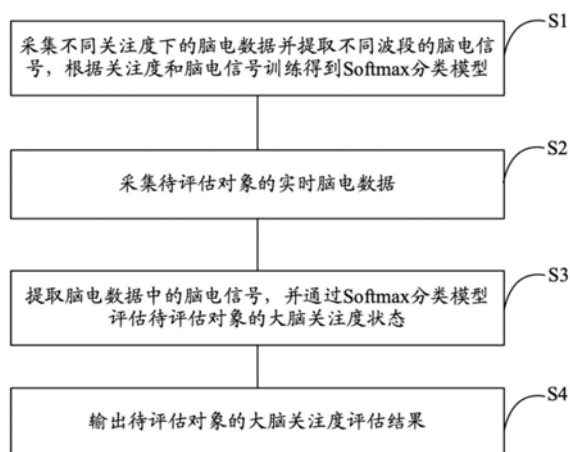
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

基于机器学习的大脑关注度评估方法及系
统

(57)摘要

本发明公开了一种基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统,所述方法包括:S1、采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号,根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;S2、采集待评估对象的实时脑电数据;S3、提取脑电数据中的脑电信号,并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;S4、输出待评估对象的大脑关注度评估结果。本发明综合采用各个频率的脑电数据,充分挖掘了不同频率脑电数据与关注度的关系,增加了关注度评估结果的准确性与稳定性。



1. 一种基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述方法包括:

S1、采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号,根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;

S2、采集待评估对象的实时脑电数据;

S3、提取脑电数据中的脑电信号,并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;

S4、输出待评估对象的大脑关注度评估结果。

2. 根据权利要求1所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述Softmax分类模型为:

$$h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} P(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ P(y^{(i)} = 2 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ P(y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix};$$

其中, $h_{\theta}(x)$ 为假设函数,对于给定的样本 x ,用假设函数对每一个类别 j 估算出概率值 $P(y = j | x)$,即估计 x 的每一种分类结果出现的概率,假设函数将要输出一个 k 维的向量表示这 k 个估计的概率值;

$$P(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta) = \frac{e^{\theta_j^T \cdot x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T \cdot x^{(i)}}}, \quad \theta_j = \begin{bmatrix} \theta_j^0 \\ \theta_j^1 \\ \vdots \\ \theta_j^n \end{bmatrix}, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}^{n+1} \text{ 为模型参数, } k \text{ 为样本类别}$$

数, n 为样本特征维数。

3. 根据权利要求2所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述Softmax分类模型为:

$$\theta_j^p = \theta_j^p + \alpha \cdot \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m [x_p^{(i)} \cdot (I(y^{(i)} = j) - P(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta))];$$

其中, m 为样本数。

4. 根据权利要求3所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述步骤S1还包括:

根据已知的关注度和脑电信号,通过梯度下降法习得模型参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 。

5. 根据权利要求4所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述步骤S3还包括:

通过Softmax分类模型预测未知样本 x 属于每一个类别 j 的概率 $\phi_j = P(y = j | x; \theta)$,然后选择概率最大的类别作为未知样本 x 的类别。

6. 根据权利要求1所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述步骤S1或步骤S3中,脑电信号的提取具体为:

采集脑电数据后,采用信号傅里叶变换方法对脑电数据进行分析,首先将时域信号转

为频域信号,然后根据不同波段脑电信号的频率分布特征分别提取多种脑电信号。

7. 根据权利要求1所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述步骤S1或步骤S3中,脑电信号的提取具体为:

采集脑电数据后,采用信号小波变换方法对脑电数据进行分析,首先把脑电数据进行多尺度分解,在若干尺度上对干扰信号进行消除,然后依据不同波段脑电信号的频带分布特征提取动态脑电信号。

8. 根据权利要求1所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述关注度包括低关注度、中关注度、高关注度。

9. 根据权利要求1所述的基于机器学习的大脑关注度评估方法,其特征在于,所述脑电信号包括 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波。

10. 一种基于机器学习的大脑关注度评估系统,其特征在于,所述系统包括:

预处理模块,用于采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号,根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;

信号采集模块,用于采集待评估对象的实时脑电数据;

信号处理模块,用于提取脑电数据中的脑电信号,并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;

输出显示模块,用于输出待评估对象的大脑关注度评估结果。

基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及人工智能技术领域,特别是涉及一种基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统。

背景技术

[0002] 大脑关注度(attention)表示待评估对象精神集中的程度(注意力大小),高度集中会产生较高的关注度,而思维“遨游”或者焦虑会降低关注度。脑电波是一些自发的有节律的神经电活动,根据不同的频率范围,可将脑电信号划分为五个波段的信号,即δ波(1-3Hz)、θ波(4-7Hz)、α波(8-13Hz)、β波(14-30Hz)、γ波(30-50Hz)。当对象的关注度发生变化时,此时的脑电数据(α、β、γ波等)也会发生相应变化。

[0003] 现有技术中神念科技的TGAM芯片,其可根据大脑前额皮质的脑电信号,输出关注度数值,但其方法为采集大量实验数据,从而拟合经验公式,最终输出关注度数值。

[0004] 现有技术中关注度数值的指定具有明显的人为性,未能充分利用各种脑电数据与关注度的关系,影响了关注度评估结果的准确性与稳定性。

[0005] 因此,针对上述技术问题,有必要提供一种基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统。

发明内容

[0006] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统。

[0007] 为了实现上述目的,本发明一实施例提供的技术方案如下:

[0008] 一种基于机器学习的大脑关注度评估方法,所述方法包括:

[0009] S1、采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号,根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;

[0010] S2、采集待评估对象的实时脑电数据;

[0011] S3、提取脑电数据中的脑电信号,并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;

[0012] S4、输出待评估对象的大脑关注度评估结果。

[0013] 作为本发明的进一步改进,所述Softmax分类模型为:

$$[0014] \quad h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} P(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ P(y^{(i)} = 2 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ P(y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix};$$

[0015] 其中, $h_{\theta}(x)$ 为假设函数,对于给定的样本 x ,用假设函数对每一个类别 j 估算出概率值 $P(y=j|x)$,即估计 x 的每一种分类结果出现的概率,假设函数将要输出一个 k 维的向量

表示这k个估计的概率值；

$$[0016] \quad P(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta) = \frac{e^{\theta_j^T \cdot x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T \cdot x^{(i)}}}, \quad \theta_j = \begin{bmatrix} \theta_j^0 \\ \theta_j^1 \\ \vdots \\ \theta_j^M \\ \vdots \\ \theta_j^n \end{bmatrix}, \quad \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}^{n+1} \text{ 为模型参数, } k \text{ 为样}$$

本类别数, n为样本特征维数。

[0017] 作为本发明的进一步改进, 所述Softmax分类模型为:

$$[0018] \quad \theta_j^p = \theta_j^p + \alpha \cdot \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m [x_p^{(i)} \cdot (I(y^{(i)} = j) - P(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta))];$$

[0019] 其中, m为样本数。

[0020] 作为本发明的进一步改进, 所述步骤S1还包括:

[0021] 根据已知的关注度和脑电信号, 通过梯度下降法习得模型参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 。

[0022] 作为本发明的进一步改进, 所述步骤S3还包括:

[0023] 通过Softmax分类模型预测未知样本x属于每一个类别j的概率 $\phi_j = P(y = j | x; \theta)$, 然后选择概率最大的类别作为未知样本x的类别。

[0024] 作为本发明的进一步改进, 所述步骤S1或步骤S3中, 脑电信号的提取具体为:

[0025] 采集脑电数据后, 采用信号傅里叶变换方法对脑电数据进行分析, 首先将时域信号转为频域信号, 然后根据不同波段脑电信号的频率分布特征分别提取多种脑电信号。

[0026] 作为本发明的进一步改进, 所述步骤S1或步骤S3中, 脑电信号的提取具体为:

[0027] 采集脑电数据后, 采用信号小波变换方法对脑电数据进行分析, 首先把脑电数据进行多尺度分解, 在若干尺度上对干扰信号进行消除, 然后依据不同波段脑电信号的频带分布特征提取动态脑电信号。

[0028] 作为本发明的进一步改进, 所述关注度包括低关注度、中关注度、高关注度。

[0029] 作为本发明的进一步改进, 所述脑电信号包括 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波。

[0030] 本发明另一实施例提供的技术方案如下:

[0031] 一种基于机器学习的大脑关注度评估系统, 所述系统包括:

[0032] 预处理模块, 用于采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号, 根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;

[0033] 信号采集模块, 用于采集待评估对象的实时脑电数据;

[0034] 信号处理模块, 用于提取脑电数据中的脑电信号, 并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;

[0035] 输出显示模块, 用于输出待评估对象的大脑关注度评估结果。

[0036] 本发明的有益效果是:

[0037] 模型训练阶段采集的是被试处于不同关注度下的脑电数据, 而未设定关注度数值, 降低了实验过程中的人为性;

[0038] 综合采用各个频率的脑电数据, 充分挖掘了不同频率脑电数据与关注度的关系, 增加了关注度评估结果的准确性与稳定性。

附图说明

[0039] 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简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明中记载的一些实施例,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。

[0040] 图1为本发明基于机器学习的大脑关注度评估方法的流程示意图;

[0041] 图2为本发明基于机器学习的大脑关注度评估系统的模块示意图。

具体实施方式

[0042] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明中的技术方案,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,都应当属于本发明保护的范围。

[0043] 参图1所示,本发明公开了一种基于机器学习的大脑关注度评估方法,包括:

[0044] S1、采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号,根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;

[0045] S2、采集待评估对象的实时脑电数据;

[0046] S3、提取脑电数据中的脑电信号,并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;

[0047] S4、输出待评估对象的大脑关注度评估结果。

[0048] 参图2所示,本发明还公开了一种基于机器学习的大脑关注度评估系统,包括:

[0049] 预处理模块10,用于采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号,根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型;

[0050] 信号采集模块20,用于采集待评估对象的实时脑电数据;

[0051] 信号处理模块30,用于提取脑电数据中的脑电信号,并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态;

[0052] 输出显示模块40,用于输出待评估对象的大脑关注度评估结果。

[0053] 以下结合具体实施例对本发明中基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统进行详细介绍。

[0054] 在本发明的一具体实施例中,基于机器学习的大脑关注度评估方法包括预处理、信号采集、信号处理及输出显示四个步骤。

[0055] 预处理:

[0056] 主要实现机器学习分类模型的训练;首先通过实验采集被试处于不同关注度下(低、中、高关注度)的实时脑电数据,然后利用相关的信号分析方法分别提取脑电信号(包括 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波信号),并为其打上对应的数据标签(低、中、高关注度),最后将加了标签的脑电数据传入Softmax分类算法,进行模型训练,并保存最终训练出的模型。

[0057] 脑电数据指的是脑电采集设备直接获取到的脑电信号(EEG),它记录大脑活动时的电波变化,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。

[0058] 获取脑电数据之后,可采用信号傅里叶变换、小波变换等方法对脑电数据进行分析,并提取不同波段的脑电信号(δ 波、 θ 波等)。

[0059] 傅里叶变换首先将时域信号转为频域信号,然后根据不同波段脑电信号的频率分布特征分别提取多种脑电信号;

[0060] 小波变换首先把脑电数据在其上进行多尺度分解,在某些尺度上对干扰信号进行消除,然后依据不同波段脑电信号的频带分布特征提取动态脑电信号。

[0061] 在Softmax分类模型中,对于给定的样本 x ,用假设函数对每一个类别 j 估算出概率值 $P(y=j|x)$,即估计 x 的每一种分类结果出现的概率,假设函数将要输出一个 k 维的向量表示这 k 个估计的概率值。假设函数 $h_\theta(x)$ 为:

$$[0062] \quad h_\theta(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} P(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ P(y^{(i)} = 2 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ P(y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix};$$

$$[0063] \quad \text{其中, } P(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta) = \frac{e^{\theta_j^T \cdot x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T \cdot x^{(i)}}}, \quad \theta_j = \begin{bmatrix} \theta_j^0 \\ \theta_j^1 \\ \vdots \\ \theta_j^n \end{bmatrix}, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}^{n+1} \text{ 为模型参数, } k$$

为样本类别数, n 为样本特征维数。

[0064] 根据对数似然法则,得出其目标函数为:

$$[0065] \quad J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k I(y^{(i)} = j) \cdot \log \left(\frac{e^{\theta_j^T \cdot x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T \cdot x^{(i)}}} \right) \right];$$

[0066] 其中, m 为样本数。

[0067] 应用梯度下降法优化目标函数,有:

$$[0068] \quad \theta = \theta - \alpha \cdot \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta};$$

[0069] 故而有:

$$[0070] \quad \theta_j^p = \theta_j^p + \alpha \cdot \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m [x_p^{(i)} \cdot (I(y^{(i)} = j) - P(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta))];$$

[0071] 该模型中,通过梯度下降法习得模型参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 。

[0072] 在模型测试中,通过模型参数,可分别预测未知样本 x 属于每一个类别 j 的概率 $\phi_j = P(y=j|x; \theta)$,然后选择概率最大的类别作为未知样本的类别。

[0073] 信号采集:

[0074] 主要实现脑电数据的采集,本实施例中用脑电采集设备采集待评估对象的实时脑电数据。

[0075] 本发明所采集的脑电数据既可以是整个大脑皮层的数据,也可以是大脑某一区域的数据(如前额皮质等)。

[0076] 信号处理:

[0077] 主要实现脑电数据的处理,从采集到的实时脑电数据中提取 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波信号,然后将这些数据传入已训练好的Softmax分类模型中,用以评估对待评估对象的大脑关注度状态(低、中、高关注度),并输出结果。

[0078] 从采集到的实时脑电数据中提取脑电信号的方法与预处理步骤中的方法类似,可以采用信号傅里叶变换、小波变换等方法,此处不再进行赘述。

[0079] 输出显示:

[0080] 在设备上显示关注度的评估结果,其输出分别为低关注度、中关注度或高关注度。

[0081] 应当理解的是,本实施例中将关注度分为低关注度、中关注度、高关注度三个类别,在其他实施例中也可以对应增加或减少类别。

[0082] 由以上技术方案可以看出,本发明具有如下有益效果:

[0083] 模型训练阶段采集的是被试处于不同关注度下的脑电数据,而未设定关注度数值,降低了实验过程中的人为性;

[0084] 综合采用各个频率的脑电数据,充分挖掘了不同频率脑电数据与关注度的关系,增加了关注度评估结果的准确性与稳定性。

[0085] 对于本领域技术人员而言,显然本发明不限于上述示范性实施例的细节,而且在不背离本发明的精神或基本特征的情况下,能够以其他的具体形式实现本发明。因此,无论从哪一点来看,均应将实施例看作是示范性的,而且是非限制性的,本发明的范围由所附权利要求要求而不是上述说明限定,因此旨在将落在权利要求的等同要件的含义和范围内的所有变化囊括在本发明内。不应将权利要求中的任何附图标记视为限制所涉及的权利要求。

[0086] 此外,应当理解,虽然本说明书按照实施方式加以描述,但并非每个实施方式仅包含一个独立的技术方案,说明书的这种叙述方式仅仅是为清楚起见,本领域技术人员应当将说明书作为一个整体,各实施例中的技术方案也可以经适当组合,形成本领域技术人员可以理解的其他实施方式。

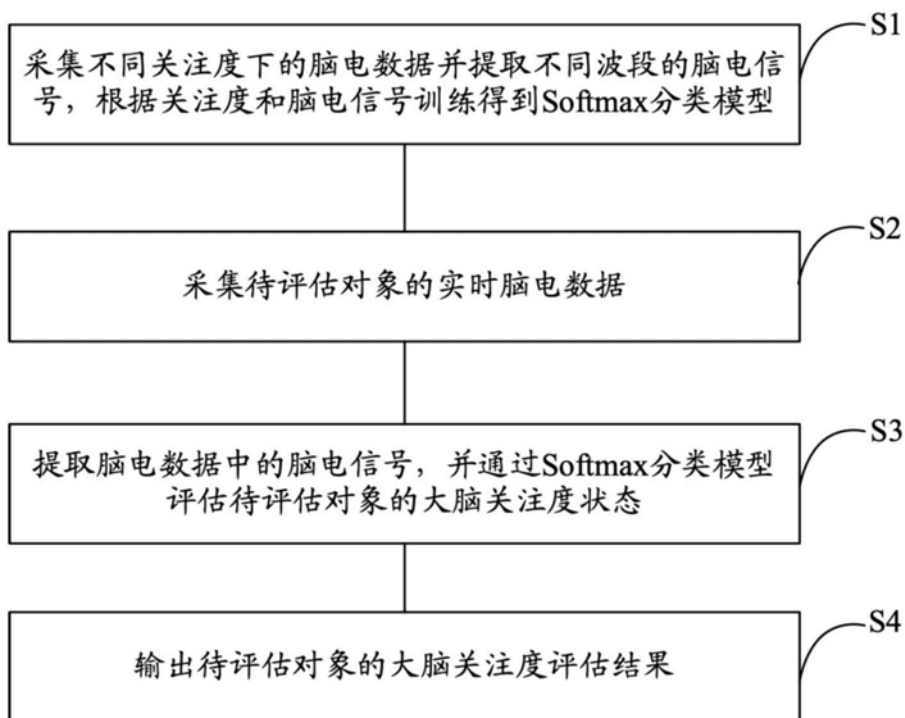


图1

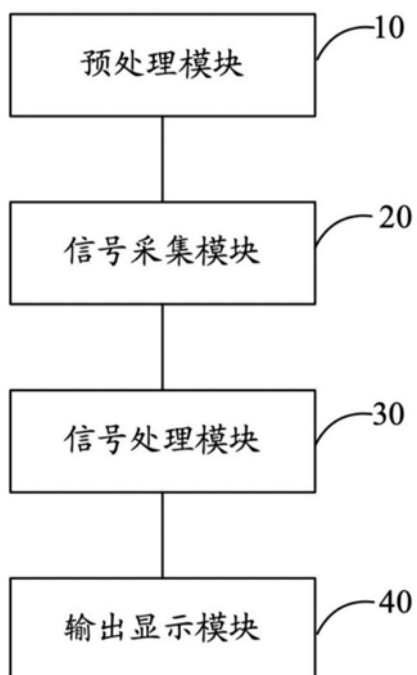


图2

专利名称(译)	基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统		
公开(公告)号	CN110464368A	公开(公告)日	2019-11-19
申请号	CN201910808687.4	申请日	2019-08-29
[标]发明人	陆诚 马珠江 陈国良 武斌 郑辉		
发明人	陆诚 马珠江 陈国良 武斌 郑辉		
IPC分类号	A61B5/16 A61B5/0476 A61B5/00 G06N20/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/168 A61B5/7235 A61B5/7253 A61B5/7257 A61B5/7267 G06N20/00		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于机器学习的大脑关注度评估方法及系统，所述方法包括：S1、采集不同关注度下的脑电数据并提取不同波段的脑电信号，根据关注度和脑电信号训练得到Softmax分类模型；S2、采集待评估对象的实时脑电数据；S3、提取脑电数据中的脑电信号，并通过Softmax分类模型评估待评估对象的大脑关注度状态；S4、输出待评估对象的大脑关注度评估结果。本发明综合采用各个频率的脑电数据，充分挖掘了不同频率脑电数据与关注度的关系，增加了关注度评估结果的准确性与稳定性。

