



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110946576 A

(43)申请公布日 2020.04.03

(21)申请号 201911411761.5

(22)申请日 2019.12.31

(71)申请人 西安科技大学

地址 710054 陕西省西安市碑林区雁塔中路58号

(72)发明人 秦学斌 王卓 纪晨晨 杨培娇
李明桥 申昱瞳 胡佳琛 汪梅
王湃

(74)专利代理机构 西安众星蓝图知识产权代理有限公司 61234

代理人 张恒阳

(51)Int.Cl.

A61B 5/0484(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法

(57)摘要

本发明属于生物特征识别领域的脑电信号特征分类，具体为一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法。包括对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估；采集基于视觉诱发产生的脑电信号；通过带通滤波等方法对数据进行预处理；对脑电信号在不同方法下的多特征提取；基于宽度学习的脑电信号分类处理五个步骤，本发明设计实验方法对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估，增加实验的准确性；通过带通滤波等方法对数据进行预处理，消除在不同时间脑电信号之间的波动和差异；采用功率谱密度法进行多特征提取提高脑电信号及情感分类的鲁棒性和效率；用宽度学习的方法进行情绪分类使得其结果避免陷入局部最优以及可以节约成本。

对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估

采集基于视觉诱发产生的脑电信号

对脑电信号在不同方法下的多特征提取

通过带通滤波等方法对数据进行预处理

基于宽度学习的脑电信号分类处理

1.一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,包括以下具体步骤:

步骤一:对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估;

步骤二:采集基于视觉诱发产生的脑电信号;

步骤三:通过带通滤波方法对数据进行预处理;

步骤四:对脑电信号在不同方法下的多特征提取;

步骤五:基于宽度学习的脑电信号分类处理。

2.如权利要求1所述的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,所述步骤一包括以下步骤:

2.1从IAPS中选择了64张图片,按照愉悦度范围分为八个等级,等级越高愉悦度越大,每个等级8张图片,愉悦度分数越高代表情绪越积极,愉悦度范围为1~9;

2.2将外界对受试者的干扰降到最低限度,受试者端坐于PC机前1m处,受试者中包含五名男生和五名女生,年龄在22~26岁之间,并被告知实验目的和过程,实验流程如下:

(1)情绪准备,在屏幕上会出现“准备”的标志,提示被试者做好准备,准备时间持续3秒;

(2)图片诱发,被试者观看出现的图片6秒,充分感受图片所要表达的情绪;

(3)情绪评价,被试者看完一幅图片后,需要对实验中选择的八个等级图片进行简单的适用性评估打分;

(4)平静阶段,回忆完图片诱发阶段的情绪后,被试者有10秒的时间平复情绪,在进行后续实验直至所有图片播放完毕;

2.3评分流程结束后,将每张图片愉悦度的个人评分进行平均,得到了图片的愉悦度的平均评分。

3.如权利要求1所述的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,所述步骤二的具体过程为:被试者戴好脑电帽,实验人员调试好脑电采集设备后,暂停30秒,待被试者调整到最佳的身体和心理状态,开始实验,脑电采集时,以小节为单位,每小节含3张相同类型的图片,并在更换刺激图片进行下一小节前增加20秒钟的放松时间,采集基于视觉诱发产生的脑电信号的实验的具体步骤为:

3.1情绪准备,在屏幕上会出现“准备”的标志,提示被试者做好准备,准备时间持续3秒;

3.2图片诱发,被试者观看出现的图片6秒,电脑记录此过程的情绪脑电信号,过程中被试者尽量避免移动,充分沉浸照片内容,不要眨眼,减少脑电信号的干扰;

3.3放松阶段,被试者有8秒的时间来平复自我的情绪,来进行接下来的实验;

3.4更换图片重复以上步骤直到实验完毕。

4.如权利要求1所述的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,所述步骤三即对步骤二所得的脑电信号进行预处理,预处理包括降低采样率、进行不同频段带通滤波,首先通过利用带通滤波器,将0.5Hz~50Hz频率之间的信号取出,使用巴特沃斯带通滤波器进行信号滤波;

巴特沃斯低通滤波器可用如下振幅的平方对频率的公式表示:

$$|H(\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}} = \frac{1}{1 + \epsilon^2 \left(\frac{\omega}{\omega_p}\right)^{2n}}$$

其中, n=滤波器的阶数, ω_c =截止频率=振幅下降为-3分贝时的频率, ω_p =通频带边缘频率, $1/(1+\epsilon^2) = |H(\omega)|^2$ 在通频带边缘的数值。

在二维复平面上 $|H(\omega)|^2 = H(s)H^*(s) = H(s)H(-s)$ 在 $s=j\omega$ 点的数值 $= |H(\omega)|^2$, 因此通过解析延拓:

$$H(s)H(-s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{-s^2}{\omega_c^2}\right)^n}$$

上述函数的极点等距离地分布在半径为 ω_c 的圆上

$$\frac{-s^2}{\omega_c^2} = (-1)^{\frac{1}{n}} = e^{\frac{j(2k+1)\pi}{n}}$$

其中, $k=0, 1, 2, \dots, n-1$

$$\text{因此, } s_k = \omega_c e^{\frac{j\pi}{2}} e^{\frac{j(2k+1)\pi}{2n}}$$

$k=0, 1, 2, \dots, n-1$

n阶巴特沃斯低通滤波器的振幅和频率关系可用如下的公式表示:

$$G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + (\omega/\omega_c)^{2n}}}$$

其中: G 表示滤波器的放大率, H 表示转移函数, j 是虚数单位, n 表示滤波器的级数, ω 是信号的角频率, 以弧度/秒为单位, ω_c 是振幅下降3分贝时的截止频率。

令截止频率 $\omega_c=1$, 将上列公式规定一化成为:

$$G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \omega^{2n}}}$$

5. 如权利要求1所述的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法, 其特征在于, 所述步骤四的具体过程为:

采用谱密度法对脑电信号进行多特征提取, 在周期图法中假设随机信号 $X(n)$ 有 N 个点, 信号 $X(n)$ 的傅立叶变换后的结果为 $X(e^{j\omega})$, 则通过周期图法计算得到的功率谱密度为:

$$P = \frac{1}{N} |X(e^{j\omega})|^2$$

采用 Welch 法对脑电信号进行多特征提取, Welch 法是将数据分成了 M 段, 每段 L 个点, 数据切分的时候允许各段数据之间存在长度为 N 的重叠, 将 M 个片段的功率谱密度的均值作为原始信号的功率谱密度, 首先先求每个片段的谱估计:

$$P_{Per}^i(w) = \frac{1}{UL} \sum_{i=1}^M \left| \sum_{n=0}^{L-1} X_N^i d(n) e^{-jwn} \right|^2$$

其中d(n)为窗函数表达式,Welch方法中的窗函数可以选用汉明窗、汉宁窗等非矩形窗,可以减小一部分的旁瓣泄漏,U为归一化因子,其表达式为: $U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} d^2(n)$

最后求出的M个片段的功率谱,原始信号的功率谱估计即为这M个片段的功率谱的均值: $P_{Per}(w) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{Per}^i(w)$

将预处理过的脑电信号通过功率谱密度的方法进行分析,提取出其频域特性。

6. 如权利要求1所述的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,所述步骤五的具体过程为:

经过一次线性变换后将特征表达映射在特征平面上形成特征节点,得到的特征节点再经过激活函数非线性变换生成增强节点,特征节点和增强节点共同连接作为系统的实际输入信号,经由连接矩阵线性输出,宽度学习方法采用岭回归广义逆直接求取输出连接矩阵;

$X \in R^{N \times M}$ 给定输入数据,其中N表示输入样本个数,M表示每个样本向量的特征维数。假设特征节点的个数为b,则根据宽度结构可以得到特征平面上的特征如下式:

$$Z^{N \times b} = X^{N \times M} \cdot W_{ei}^{M \times b}$$

式中 W_{ei} 是由稀疏自编码求得的最优输入权值矩阵。

若生成d个增强节点,强化层特征可表示为:

$$H^{N \times d} = \phi(Z^{N \times b} \cdot W_h^{b \times d} + \beta_h^{N \times d})$$

式中: W_h 和 β_h 分别代表随机矩阵和偏置; $\phi(\cdot)$ 是一个可选择的非线性激活函数。将特征节点和增强节点相连得到的合并矩阵作为系统的实际输入,并假设输出矩阵为 $Y \in R^{N \times Q}$,则宽度模型可以由式下式求出:

$$Y^{N \times Q} = A^{N \times (b+d)} \cdot W^{(b+d) \times Q} = [Z^{N \times b} | H^{N \times d}] \cdot W^{(b+d) \times Q}$$

式中:A代表BLS的实际输入矩阵;W代表输出连接权值矩阵,且W是通过对 A^+ 的岭回归近似根据下式计算得到的:

$$A^+ = \lim_{\lambda \rightarrow 0} (\lambda I + AA^T)^{-1} A^T$$

将步骤四特征提取的结果作为宽度学习系统的输入,通过上述算法得到其输出结果。

7. 如权利要求3所述的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,所述脑电帽采用Emotiv Epoc无线便携脑电仪。

一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法

技术领域

[0001] 本发明属于生物特征识别领域的脑电信号特征分类,具体为一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法。

背景技术

[0002] 情绪是人在受到外界的刺激时产生的一种反应,是对一系列主观认知经验的通称,是多种感觉、思想和行为综合产生的心理和生理状态。其中这些刺激包括视觉、听觉、嗅觉等。情绪在心理学界并不是单一的存在,它不仅包含了心理反应和生理反应还反映了人的自身需求和主观态度。在情绪发生时总伴随着某些外部表现,这些与情绪有关的外部表现叫表情,这些表情包括有面部表情、姿态表情、语调表情以及感觉反馈。而情绪的本质是以主体的需要、愿望等倾向为中介的一种心理现象。情绪具有独特的生理唤醒、主观体验和外部表现三种成分。符合主体的需要和愿望,会引起积极的、肯定的情绪,相反就会引起消极的、否定的情绪。

[0003] 脑-机接口是在人脑与计算机或其它电子设备之间建立的直接的交流和控制通道,通过这种通道,人就可以直接通过脑来表达想法或操纵设备,而不需要语言或动作,这可以有效增强身体严重残疾的患者与外界交流或控制外部环境的能力,以提高患者的生活质量。脑-机接口技术是一种涉及神经科学、信号检测、信号处理、模式识别等多学科的交叉技术。

[0004] 情绪识别的研究也一直在进行,不过基于脑电的情感分类研究仍然面临着很多问题:在进行情绪图片诱发实验时如何对国际情绪图片系统(IAPS)评估使得实验结果更加准确;如何有效地缓解不同受试者,在不同时间脑电信号之间的波动和差异;如何提高脑电信号情感分类的鲁棒性和效率;用什么样的算法进行情绪分类使得其结果影响不大的情况下尽可能地节省时间成本。

发明内容

[0005] 为了克服以上问题,本发明提出一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法。

[0006] 为实现上述目的,本发明采用的技术方案是:一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,包括以下具体步骤:

[0007] 步骤一:对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估;

[0008] 步骤二:采集基于视觉诱发产生的脑电信号;

[0009] 步骤三:通过带通滤波等方法对数据进行预处理;

[0010] 步骤四:对脑电信号在不同方法下的多特征提取;

[0011] 步骤五:基于宽度学习的脑电信号分类处理。

[0012] 所述步骤一包括以下步骤:

[0013] 2.1从IAPS中选择了64张图片,按照愉悦度范围分为八个等级,等级越高愉悦度越

大,每个等级8张图片,愉悦度分数越高代表情绪越积极,愉悦度范围为1~9;

[0014] 2.2将外界对受试者的干扰降到最低限度,受试者端坐于PC机前1m处,受试者中包含五名男生和五名女生,年龄在22-26岁之间,并被告知实验目的和过程,实验流程如下:

[0015] (1)情绪准备,在屏幕上会出现“准备”的标志,提示被试者做好准备,准备时间持续3秒;

[0016] (2)图片诱发,被试者观看出现的图片6秒,充分感受图片所要表达的情绪;

[0017] (3)情绪评价,被试者看完一幅图片后,需要对实验中选择的八个等级图片进行简单的适用性评估打分;

[0018] (4)平静阶段,回忆完图片诱发阶段的情绪后,被试者有10秒的时间平复情绪,在进行后续实验直至所有图片播放完毕;

[0019] 2.3评分流程结束后,将每张图片愉悦度的个人评分进行平均,得到了图片的愉悦度的平均评分。

[0020] 所述步骤二的具体过程为:被试者带好脑电帽,实验人员调试好脑电采集设备后,暂停30秒,待被试者调整到最佳的身体和心理状态,开始实验,脑电采集时,以小节为单位,每小节含3张相同类型的图片,并在更换刺激图片进行下一小节前增加20秒钟的放松时间,采集基于视觉诱发产生的脑电信号的实验的具体步骤为:

[0021] 3.1情绪准备,在屏幕上会出现“准备”的标志,提示被试者做好准备,准备时间持续3秒;

[0022] 3.2图片诱发,被试者观看出现的图片6秒,电脑记录此过程的情绪脑电信号,过程中被试者尽量避免移动,充分沉浸照片内容,不要眨眼,减少脑电信号的干扰;

[0023] 3.3放松阶段,被试者有8秒的时间来平复自我的情绪,来进行接下来的实验;

[0024] 3.4更换图片重复以上步骤直到实验完毕。

[0025] 所述步骤三即对步骤二所得的脑电信号进行预处理,以减少尾迹干扰,提高最终分类识别率;预处理包括降低采样率、进行不同频段带通滤波,首先通过利用带通滤波器,将0.5Hz-50Hz频率之间的信号取出,使用巴特沃斯带通滤波器进行信号滤波;

[0026] 巴特沃斯低通滤波器可用如下振幅的平方对频率的公式表示:

$$[0027] |H(\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}} = \frac{1}{1 + \epsilon^2 \left(\frac{\omega}{\omega_p}\right)^{2n}}$$

[0028] 其中,n=滤波器的阶数,ωc=截止频率=振幅下降为-3分贝时的频率,ωp=通频带边缘频率,1/(1+ε²)=|H(ω)|²在通频带边缘的数值。

[0029] 在二维复平面上|H(ω)|²=H(s)H*(s)=H(s)H(-s)在s=jω点的数值=|H(ω)|²,因此通过解析延拓:

$$[0030] H(s)H(-s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{-s^2}{\omega_c^2}\right)^n}$$

[0031] 上述函数的极点等距离地分布在半径为ωc的圆上

[0032] $\frac{-s^2}{\omega_c^2} = (-1)^{\frac{1}{n}} = e^{\frac{j(2k+1)\pi}{n}}$
 $k = 0, 1, 2, \dots, n-1$

[0033] 因此, $s_k = \omega_c e^{\frac{j\pi}{2}} e^{\frac{j(2k+1)\pi}{2n}}$ $k = 0, 1, 2, \dots, n-1$ n 阶巴特

沃斯低通滤波器的振幅和频率关系可用如下的公式表示:

[0034] $G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + (\omega/\omega_c)^{2n}}}$

[0035] 其中:G表示滤波器的放大率,H表示转移函数,j是虚数单位,n表示滤波器的级数, ω 是信号的角频率,以弧度/秒为单位, ω_c 是振幅下降3分贝时的截止频率。

[0036] 令截止频率 $\omega_c=1$,将上列公式规定一化成为:

[0037] $G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \omega^{2n}}}$

[0038] 所述步骤四的具体过程为:

[0039] 采用谱密度法对脑电信号进行多特征提取,在周期图法中假设随机信号 $X(n)$ 有N个点,信号 $X(n)$ 的傅立叶变换后的结果为 $X(e^{jw})$,则通过周期图法计算得到的功率谱密度为:

[0040] $P = \frac{1}{N} |X(e^{jw})|^2$

[0041] Welch法是将数据分成了M段,每段L个点,数据切分的时候允许各段数据之间存在长度为N的重叠,将M个片段的功率谱密度的均值作为原始信号的功率谱密度,首先先求每个片段的谱估计:

[0042] $P_{Per}^i(w) = \frac{1}{UL} \sum_{i=1}^M \left| \sum_{n=0}^{L-1} X_N^i d(n) e^{-jwn} \right|^2$

[0043] 其中 $d(n)$ 为窗函数表达式,Welch方法中的窗函数可以选用汉明窗、汉宁窗等非矩形窗,可以减小一部分的旁瓣泄漏,U为归一化因子,其表达式为

[0044] $U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} d^2(n)$

[0045] 最后求出的M个片段的功率谱,原始信号的功率谱估计即为这M个片段的功率谱的均值

[0046] $P_{Per}(w) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{Per}^i(w)$

[0047] 将预处理过的脑电信号通过功率谱密度的方法进行分析,提取出其频域特性。

[0048] 所述步骤五的具体过程为:

[0049] 宽度学习方法的输入样本经过一次线性变换后将特征表达映射在特征平面上形

成特征节点,得到的特征节点再经过激活函数非线性变换生成增强节点,特征节点和增强节点共同连接作为系统的实际输入信号,经由连接矩阵线性输出,宽度学习方法采用岭回归广义逆直接求取输出连接矩阵;

[0050] $X \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 给定输入数据,其中N表示输入样本个数,M表示每个样本向量的特征维数。假设特征节点的个数为b,则根据宽度结构可以得到特征平面上的特征如下式:

$$[0051] Z^{N \times b} = X^{N \times M} \cdot W_{ei}^{M \times b}$$

[0052] 式中 W_{ei} 是由稀疏自编码求得的最优输入权值矩阵。

[0053] 若生成d个增强节点,强化层特征可表示为:

$$[0054] H^{N \times d} = \phi(Z^{N \times b} \cdot W_h^{b \times d} + \beta_h^{N \times d})$$

[0055] 式中: W_h 和 β_h 分别代表随机矩阵和偏置; $\phi(\cdot)$ 是一个可选择的非线性激活函数。将特征节点和增强节点相连得到的合并矩阵作为系统的实际输入,并假设输出矩阵为 $Y \in \mathbb{R}^{N \times Q}$,则宽度模型可以由式下式求出:

$$[0056] Y^{N \times Q} = A^{N \times (b+d)} \cdot W^{(b+d) \times Q} = [Z^{N \times b} | H^{N \times d}] \cdot W^{(b+d) \times Q}$$

[0057] 式中:A代表BLS的实际输入矩阵;W代表输出连接权值矩阵,且W是通过对 A^+ 的岭回归近似根据下式计算得到的:

$$[0058] A^+ = \lim_{\lambda \rightarrow 0} (\lambda I + AA^T)^{-1} A^T$$

[0059] 将步骤四特征提取的结果作为宽度学习系统的输入,通过上述算法得到其输出结果。

[0060] 所述脑电帽采用Emotiv Epoc无线便携脑电仪。

[0061] 与现有技术相比,本发明具有以下有益效果:本发明设计实验方法对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估,增加实验的准确性;通过带通滤波等方法对数据进行预处理,消除在不同时间脑电信号之间的波动和差异;采用功率谱密度法进行多特征提取提高脑电信号及情感分类的鲁棒性和效率;用宽度学习的方法进行情绪分类使得其结果避免陷入局部最优以及可以节约成本。

附图说明

[0062] 图1为本发明的一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法流程图;

[0063] 图2为本发明消极情绪诱发原始图;

[0064] 图3为本发明中性情绪诱发原始图;

[0065] 图4为本发明积极情绪诱发原始图;

[0066] 图5为本发明F3区4-8HZ积极情绪诱发脑电的原始信号的处理分析结果图;

[0067] 图6为本发明F3区4-8HZ中性积极情绪诱发脑电的原始信号的处理分析结果图;

[0068] 图7为本发明F3区4-8HZ消极情绪诱发脑电的原始信号的处理分析结果图;

[0069] 图8为本发明宽度学习方法结构示意图;

[0070] 图中,1-输出层;2-特征层;3-强化层。

具体实施方式

[0071] 为更进一步阐述本发明为达成预定发明目的所采取的技术手段及功效,以下结合

附图及较佳的实施例,对依据本发明申请的具体实施方式、结构、特征及其功效,详细说明如下。

[0072] 一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法,其特征在于,包括以下具体步骤:

[0073] 步骤一:对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估;

[0074] 步骤二:采集基于视觉诱发产生的脑电信号;

[0075] 步骤三:通过带通滤波等方法对数据进行预处理;

[0076] 步骤四:对脑电信号在不同方法下的多特征提取;

[0077] 步骤五:基于宽度学习的脑电信号分类处理。

[0078] 步骤一、对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估

[0079] 本发明是基于对情绪图片视觉诱发实验分析,为了增加可信度,本发明使用国际通用的情绪图片库——国际情绪图片系统(IAPS)。由于人类情绪微妙复杂,变化多样,凡是情绪研究都面临着刺激材料标准化问题。IAPS正是为解决这一难题而编制的经过量化评定的图片系统,一般在使用这一图片库前要进行适用性评估工作。

[0080] 从IAPS中选择了64张图片,按照愉悦度范围分为八个等级,等级越高愉悦度越大,每个等级8张图片,愉悦度分数越高代表情绪越积极,愉悦度范围为1~9。

[0081] 受试者在一个隔音良好、光线正常的实验室进行实验,室内温度保持在23~25℃,以保证受试者比较舒适。在整个实验过程中,保持实验环境安静、不嘈杂、且尽量没有其他电磁干扰,并让受试者端坐于PC机前1m距离的一张舒适的靠背椅子上,全身肌肉处于放松状态,不产生任何的肌肉紧张或运动,将外界对受试者的干扰降到最低限度。本实验中包含实名学生,五名男生和五名女生,年龄在22~26岁之间,视力正常,身体健康,右手利。实验前保证被试人员精神良好,并被告知实验目的和过程。

[0082] 实验流程

[0083] (1)情绪准备。在屏幕上会出现“准备”的标志,提示被试者做好准备,准备时间持续3秒。

[0084] (2)图片诱发。被试者观看出现的图片6秒,充分感受图片所要表达的情绪。

[0085] (3)情绪评价。被试者看完一幅图片后,需要对实验中选择的八个等级图片进行简单的适用性评估打分

[0086] (4)平静阶段。回忆完图片诱发阶段的情绪后,被试者有10秒的时间来平复自我的情绪,来进行接下来的实验直到所有的图片都播放完毕。

[0087] 评分流程结束后,每张图片就有了个愉悦度的个人评分,将其评分进行平均,就得到了图片的愉悦度的平均评分。

[0088] 步骤二、采集基于视觉诱发产生的脑电信号

[0089] 为了保证刺激图片可正确地诱发被试者相应的情绪脑电信号,设置了刺激图片分类标准,分为积极、中性和消极三类。先让被试者们利用自我评价得到图片的愉悦度的个人评分,求个人评分的平均值得到图片的平均评分。然后根据情绪的划分和愉悦度之间的关系,设定了图片分类的标准,将愉悦度高的图片定为积极图片;将愉悦度平的图片定为中性图片;将愉悦度低的图片定为消极图片。被试人员依照这个分类标准对图片类别进行划分,并将平均评分不满足这个标准的图片去除,以确保刺激图片的有效性和可信度。

[0090] 由于脑电信号十分微弱,为了减少噪音,增加采集到的脑电信号可靠性,实验在相对封闭和安静的环境中进行。实验开始前,告知实验人员一些注意点,如实验中应尽量避免肢体动作和情绪紧张等因素,以免造成采集的误差。待被试者带好脑电帽,实验人员调试好脑电采集设备后,暂停30秒,让被试者调整到最佳的身体和心理状态,然后开始实验。由于短时间频繁地切换各类情绪图片会导致诱发的情绪脑电不够到位,脑电采集时,以小节为单位,每小节含3张相同类型的图片,并在更换刺激图片进行下一小节前增加20秒钟的放松时间。

[0091] 步骤如下:

[0092] (1) 情绪准备。在屏幕上会出现“准备”的标志,提示被试者做好准备,准备时间持续3秒。

[0093] (2) 图片诱发。被试者观看出现的图片6秒,电脑记录此过程的情绪脑电信号。过程中被试者尽量避免移动,充分沉浸照片内容,不要眨眼,减少脑电信号的干扰。

[0094] (3) 放松阶段。被试者有8秒的时间来平复自我的情绪,来进行接下来的实验。

[0095] 然后重复以上步骤直到实验完毕,如图1-3为实验结果的原始图。

[0096] 步骤三、通过带通滤波等方法对数据进行预处理

[0097] 对步骤二所得的脑电信号进行预处理,以减少尾迹干扰,提高最终分类识别率;预处理包括降低采样率,进行不同频段带通滤波等。由于在脑电信号的采集过程中,会受到周围噪声的干扰以及工频噪声的影响,因此,需要首先对原始信号进行噪声的滤除,目前公认的脑电频率主要集中在50Hz以下,所以通过利用带通滤波器,将0.5Hz~50Hz频率之间的信号取出。使用巴特沃斯带通滤波器进行信号的滤波。

[0098] 巴特沃斯滤波器的特点是通频带内的频率响应曲线最大限度平坦,没有起伏,而在阻频带则逐渐下降为零。在振幅的对数对角频率的波得图上,从某一边界角频率开始,振幅随着角频率的增加而逐步减少,趋向负无穷大。

[0099] 巴特沃斯低通滤波器可用如下振幅的平方对频率的公式表示:

$$[0100] |H(\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}} = \frac{1}{1 + \epsilon^2 \left(\frac{\omega}{\omega_p}\right)^{2n}}$$

[0101] 其中,n=滤波器的阶数,ωc=截止频率=振幅下降为-3分贝时的频率,ωp=通频带边缘频率,1/(1+ε²)=|H(ω)|²在通频带边缘的数值。

[0102] 在二维复平面上|H(ω)|²=H(s)H*(s)=H(s)H(-s)在s=jω点的数值=|H(ω)|²,因此通过解析延拓:

$$[0103] H(s)H(-s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{-s^2}{\omega_c^2}\right)^n}$$

[0104] 上述函数的极点等距离地分布在半径为ωc的圆上

$$[0105] \frac{-s^2}{\omega_c^2} = (-1)^{\frac{1}{n}} = e^{\frac{j(2k+1)\pi}{n}}$$

$k = 0, 1, 2, \dots, n-1$

[0106] 因此,

[0107] $s_k = \omega_c e^{\frac{j\pi}{2}} e^{\frac{j(2k+1)\pi}{2n}}$ $k = 0, 1, 2, \dots, n-1$

[0108] n阶巴特沃斯低通滤波器的振幅和频率关系可用如下的公式表示：

[0109] $G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + (\omega/\omega_c)^{2n}}}$

[0110] 其中：G表示滤波器的放大率，H表示转移函数，j是虚数单位，n表示滤波器的级数， ω 是信号的角频率，以弧度/秒为单位， ω_c 是振幅下降3分贝时的截止频率。

[0111] 令截止频率 $\omega_c=1$ ，将上列公式规定一化成为：

[0112] $G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \omega^{2n}}}$

[0113] 实验分析前额和枕叶这两个区域在情绪诱发实验过程中最为活跃，对重点导联区域F区进行重点分析，由于导联个数较多，若每通道进行分析复杂度大，以F3区为代表对原始信号的处理分析在频率 4-8HZ时的结果如图4-6所示。

[0114] 步骤四、对脑电信号在不同方法下的多特征提取

[0115] 在目前的方法中，有使用原始时域信号实现端到端的分类模型，但因脑电信号具有随机、非平稳、非线性等特征。所以在模式识别的任务中，仍会根据任务的需求选择适当的特征作为输入。脑电信号的特征主要包括时域特征，频域特征，时域特征主要指均值、方差、相关分析等统计学特征，时域特征比较直观，易于理解，可用于波形的分析和识别；频域特征主要是基于频域上的谱估计，例如功率谱估计，自回归系数等，其中最常用的是功率谱密度；时频域特征是指从时域和频域两个方面对信号进行综合分析，由于脑电信号具有非平稳的特性，所以往往时频域特征能更有效地提取关键的信息，常用的时频域特征有小波系数，非线性动力学中的熵概念等。

[0116] 谱密度法：因为脑电信号在不同的频段上具有不同的意义，所以最直观的方法是从频段上进行分析。功率谱密度的计算基于傅立叶变换，常见的方法有周期图法、Welch方法等。

[0117] 在周期图法中假设随机信号X(n)有N个点，信号X(n)的傅立叶变换后的结果为X(e^{jw})，则通过周期图法计算得到的功率谱密度为：

[0118] $P = \frac{1}{N} |X(e^{jw})|^2$

[0119] Welch法是周期图法的一种计算方式，是目前最常见、应用最广泛的方法之一。它将数据分成了M段，每段L个点，数据切分的时候允许各段数据之间存在长度为N的重叠，将M个片段的功率谱密度的均值作为原始信号的功率谱密度。首先先求每个片段的谱估计：

[0120] $P_{Per}^i(w) = \frac{1}{UL} \sum_{i=1}^M \left| \sum_{n=0}^{L-1} X_N^i d(n) e^{-jwn} \right|^2$

[0121] 其中d(n)为窗函数表达式，Welch方法中的窗函数可以选用汉明窗、汉宁窗等非矩形窗，可以减小一部分的旁瓣泄漏。U为归一化因子，其表达式为

[0122] $U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} d^2(n)$

[0123] 最后求出的M个片段的功率谱,原始信号的功率谱估计即为这M个片段的功率谱的均值

[0124] $P_{Per}(w) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{Per}^i(w)$

[0125] 将预处理过的脑电信号通过功率谱密度的方法进行分析,提取出其频域特性。

[0126] 步骤五、基于宽度学习的脑电信号分类处理

[0127] 宽度学习系统:传统的神经网络如BP网络,因其反向传播计算的运行时间长、容易陷入局部最优等缺陷,网络的分类性能往往受初始化区域的影响较大。

[0128] 宽度学习系统是一种基于RVFL平面网络结构的增量学习算法,其结构如图7所示,包括输出层(1)、特征层(2)及加强层(3),与传统RVFL结构不同的是,宽度学习系统的输入权值矩阵不是随机生成,而是通过稀疏自编码方式经编码后,在解码过程中选取了最优权值。宽度学习方法的输入样本经过一次线性变换后将特征表达映射在特征平面上形成特征节点,得到的特征节点再经过激活函数非线性变换生成增强节点。特征节点和增强节点共同连接作为系统的实际输入信号,经由连接矩阵线性输出。与RVFL相同,考虑到经典BP算法的高时间成本和容易陷入局部最优等缺点,宽度学习方法采用岭回归广义逆直接求取输出连接矩阵。

[0129] $X \in R^{N \times M}$ 给定输入数据,其中N表示输入样本个数,M表示每个样本向量的特征维数。假设特征节点的个数为b,则根据宽度结构可以得到特征平面上的特征如下式:

[0130] $Z^{N \times b} = X^{N \times M} \cdot W_{ei}^{M \times b}$

[0131] 式中 W_{ei} 是由稀疏自编码求得的最优输入权值矩阵。

[0132] 若生成d个增强节点,强化层特征可表示为:

[0133] $H^{N \times d} = \phi(Z^{N \times b} \cdot W_h^{b \times d} + \beta_h^{N \times d})$

[0134] 式中: W_h 和 β_h 分别代表随机矩阵和偏置; $\phi(\cdot)$ 是一个可选择的非线性激活函数。将特征节点和增强节点相连得到的合并矩阵作为系统的实际输入,并假设输出矩阵为 $Y \in R^{N \times Q}$,则宽度模型可以由式下式求出:

[0135] $Y^{N \times Q} = A^{N \times (b+d)} \cdot W^{(b+d) \times Q} = [Z^{N \times b} | H^{N \times d}] \cdot W^{(b+d) \times Q}$

[0136] 式中:A代表BLS的实际输入矩阵;W代表输出连接权值矩阵,且W是通过对 A^+ 的岭回归近似根据下式计算得到的:

[0137] $A^+ = \lim_{\lambda \rightarrow 0} (\lambda I + AA^T)^{-1} A^T$

[0138] 将步骤四特征提取的结果作为宽度学习系统的输入,通过上述算法得到其输出结果。

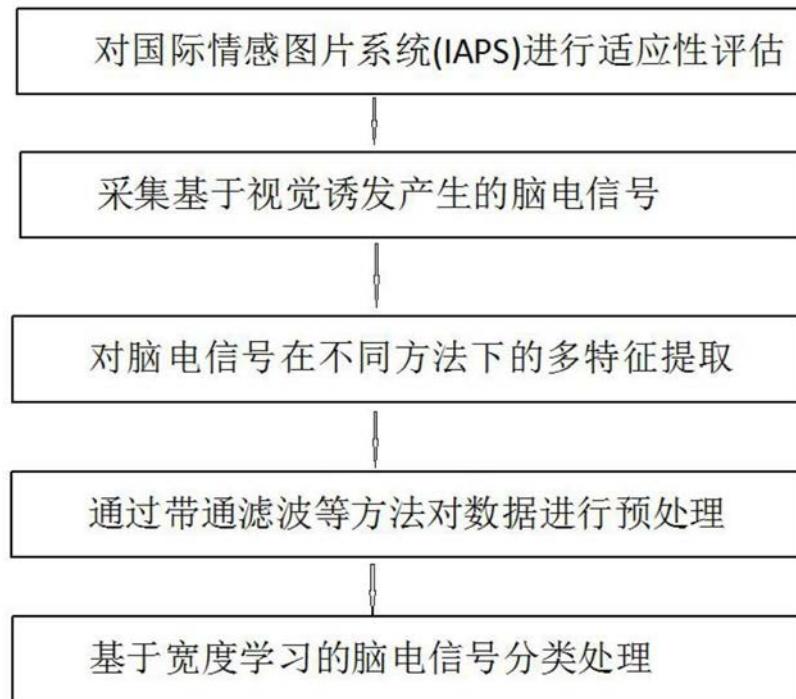


图1

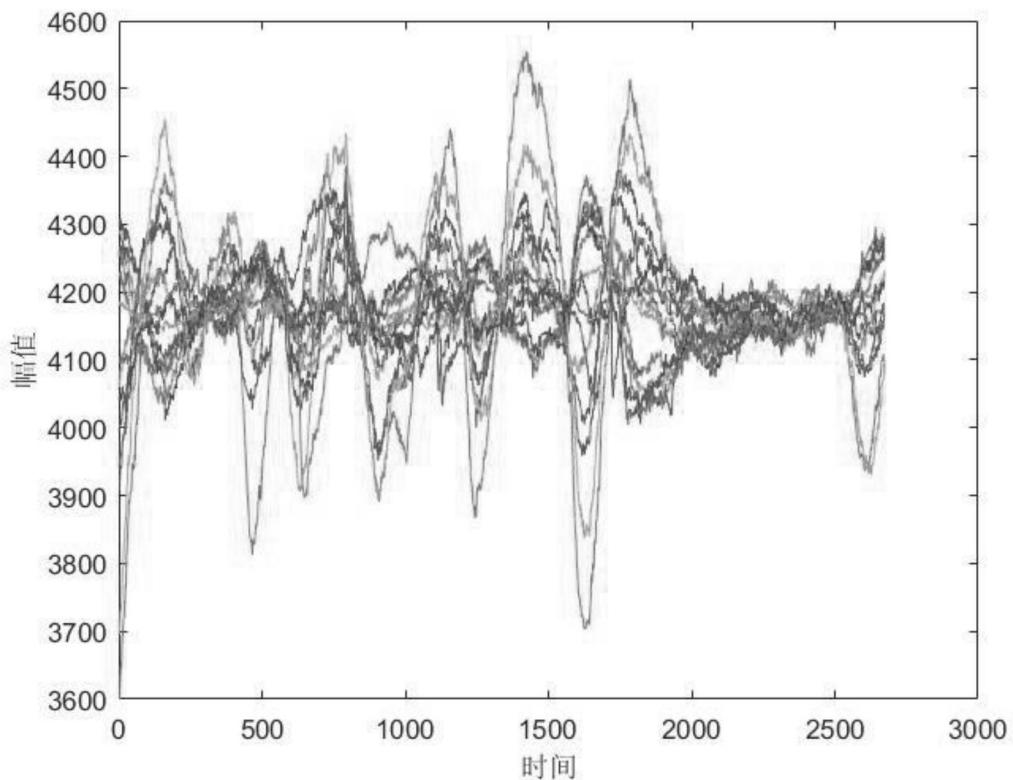


图2

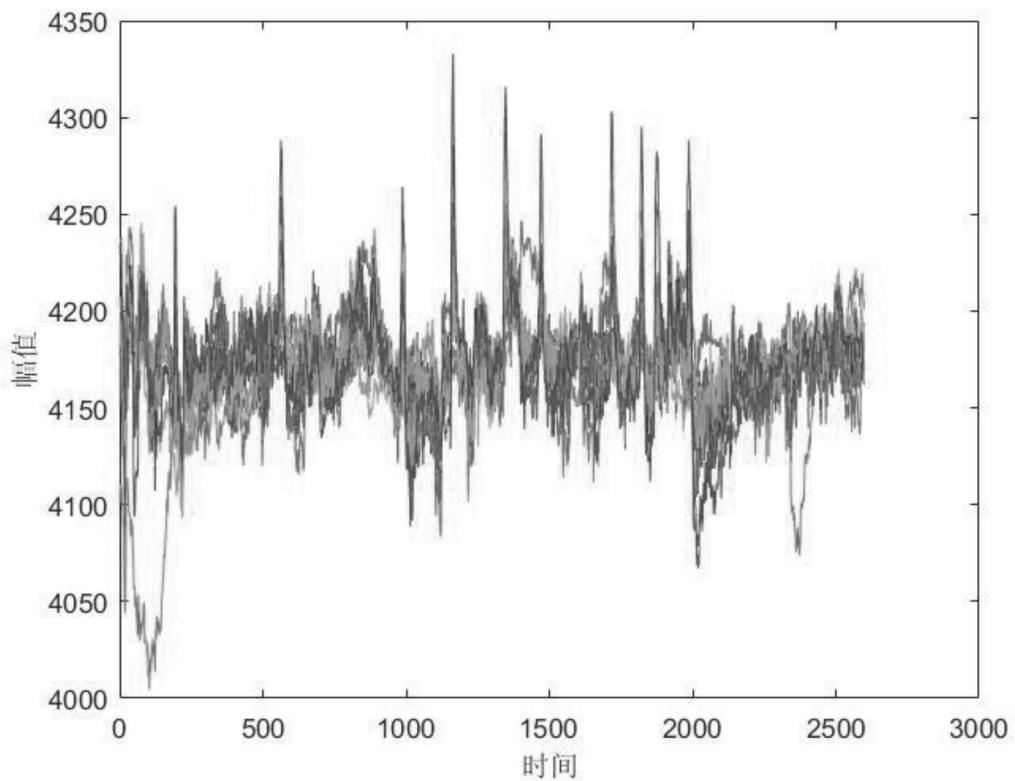


图3

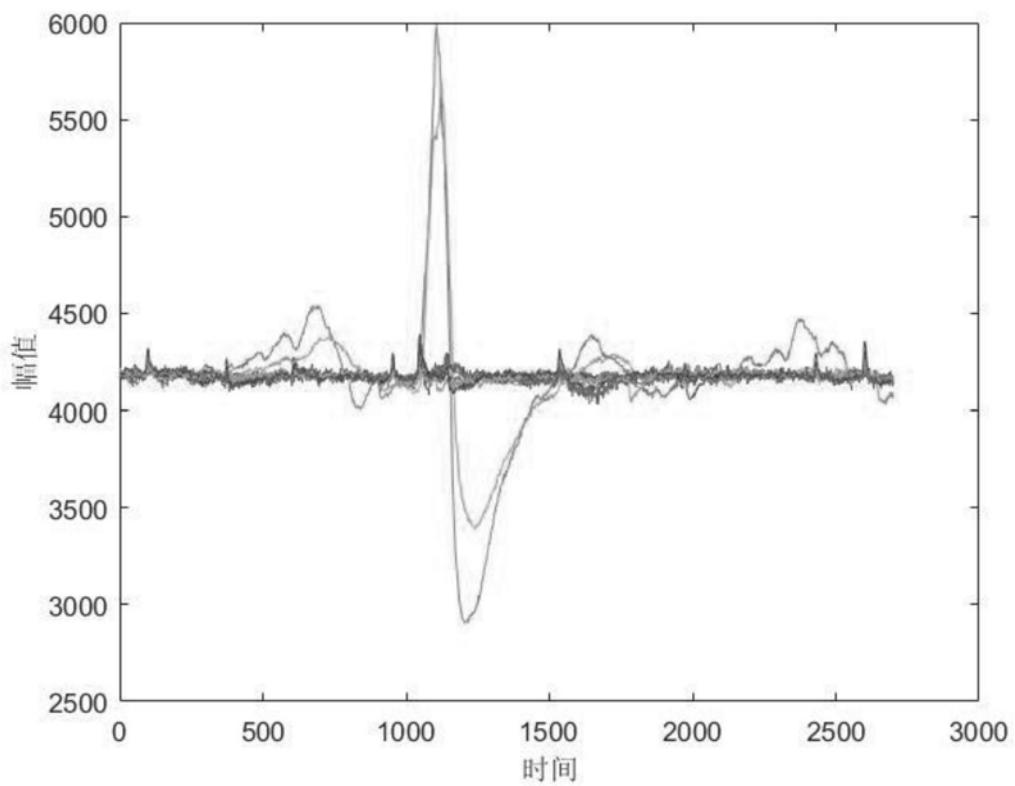


图4

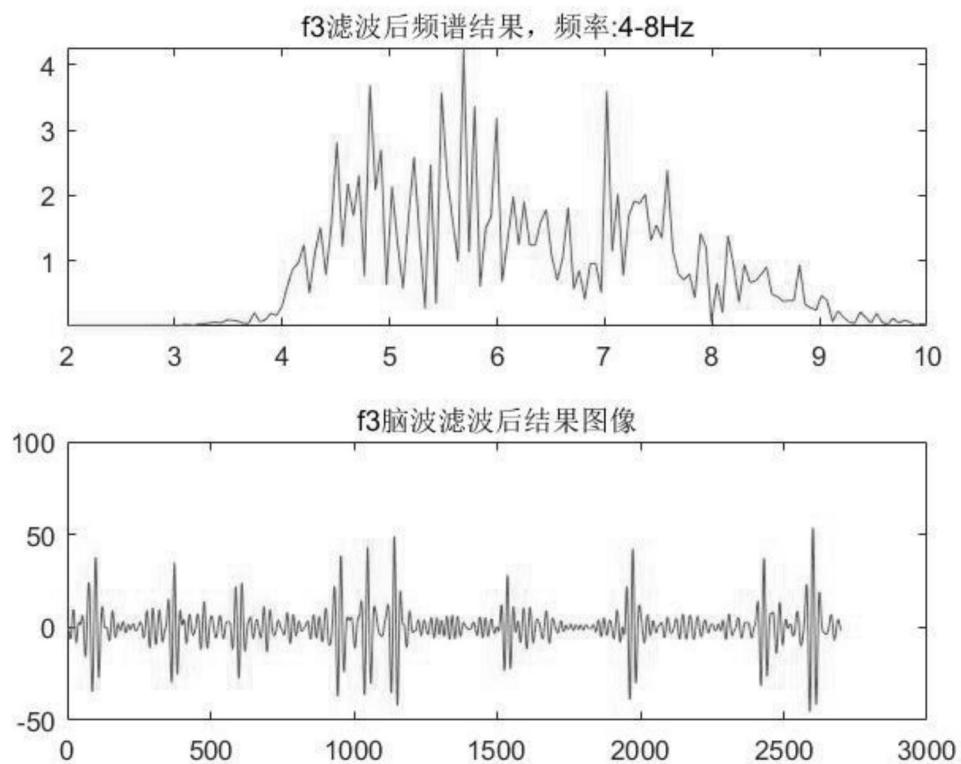


图5

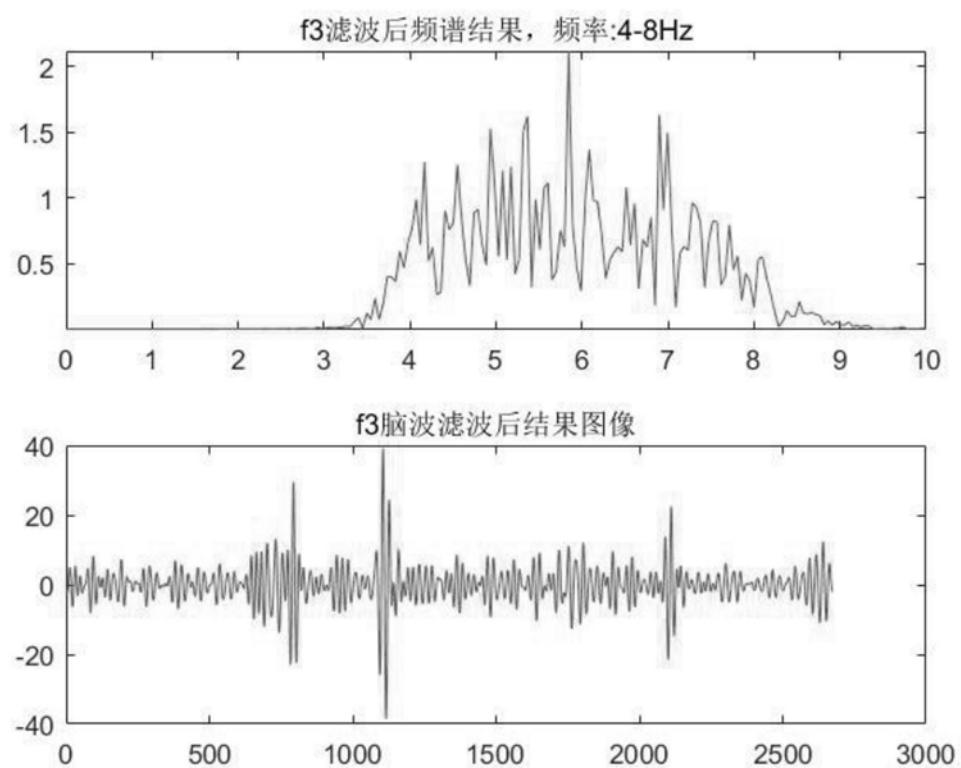


图6

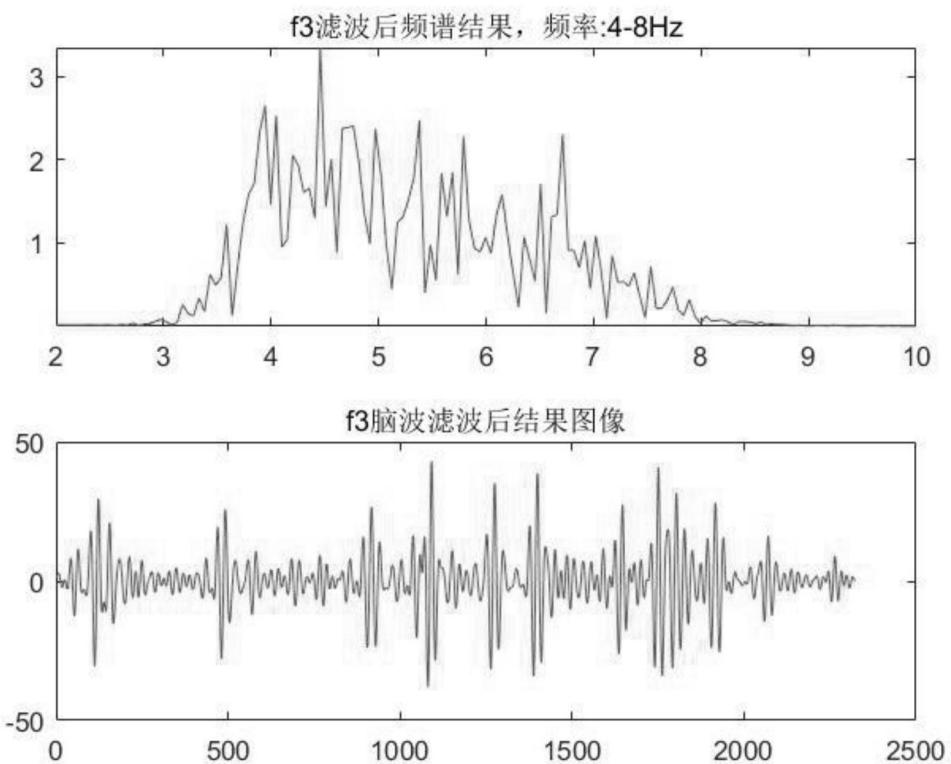


图7

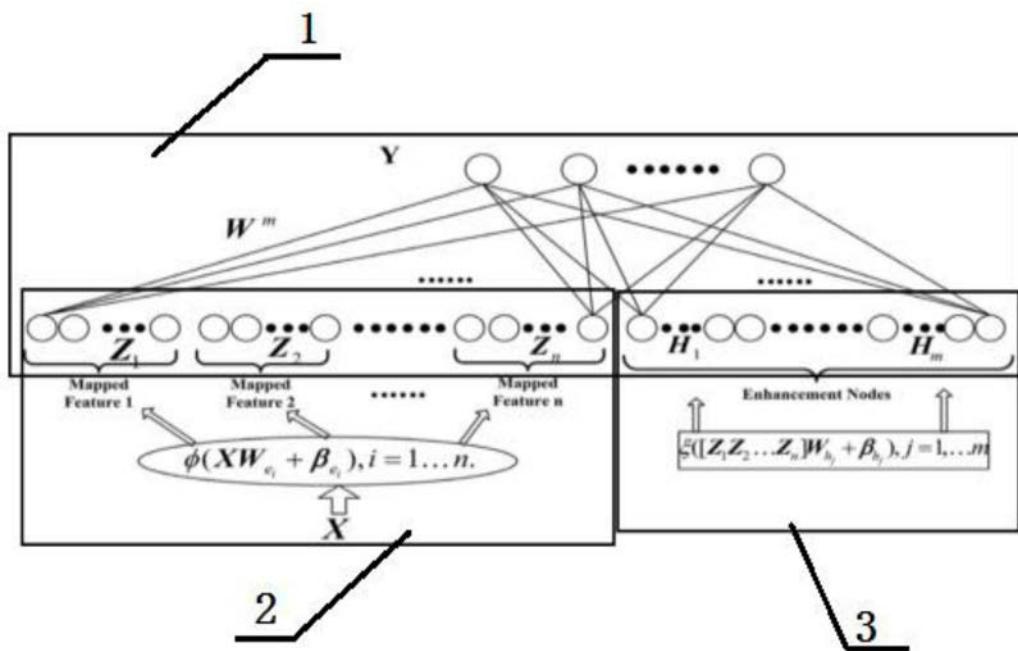


图8

| | | | |
|----------------|--|---------|------------|
| 专利名称(译) | 一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法 | | |
| 公开(公告)号 | CN110946576A | 公开(公告)日 | 2020-04-03 |
| 申请号 | CN201911411761.5 | 申请日 | 2019-12-31 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 西安科技大学 | | |
| 申请(专利权)人(译) | 西安科技大学 | | |
| 当前申请(专利权)人(译) | 西安科技大学 | | |
| [标]发明人 | 秦学斌 王卓 李明桥 汪梅 王湃 | | |
| 发明人 | 秦学斌 王卓 纪晨晨 杨培娇 李明桥 申昱瞳 胡佳琛 汪梅 王湃 | | |
| IPC分类号 | A61B5/0484 A61B5/16 A61B5/00 | | |
| CPC分类号 | A61B5/04842 A61B5/165 A61B5/725 A61B5/7264 | | |
| 代理人(译) | 张恒阳 | | |
| 外部链接 | Espacenet Sipo | | |

摘要(译)

本发明属于生物特征识别领域的脑电信号特征分类，具体为一种基于宽度学习的视觉诱发电位识别情绪方法。包括对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估；采集基于视觉诱发产生的脑电信号；通过带通滤波等方法对数据进行预处理；对脑电信号在不同方法下的多特征提取；基于宽度学习的脑电信号分类处理五个步骤，本发明设计实验方法对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估，增加实验的准确性；通过带通滤波等方法对数据进行预处理，消除在不同时间脑电信号之间的波动和差异；采用功率谱密度法进行多特征提取提高脑电信号及情感分类的鲁棒性和效率；用宽度学习的方法进行情绪分类使得其结果避免陷入局部最优以及可以节约成本。

对国际情感图片系统(IAPS)进行适应性评估

采集基于视觉诱发产生的脑电信号

对脑电信号在不同方法下的多特征提取

通过带通滤波等方法对数据进行预处理

基于宽度学习的脑电信号分类处理