



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110353702 A

(43)申请公布日 2019.10.22

(21)申请号 201910591898.7

(22)申请日 2019.07.02

(71)申请人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381号

(72)发明人 吴畏 曾柏泉 齐菲菲 俞祝良
顾正晖 李远清

(74)专利代理机构 广州市华学知识产权代理有
限公司 44245

代理人 林梅繁

(51)Int.Cl.

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

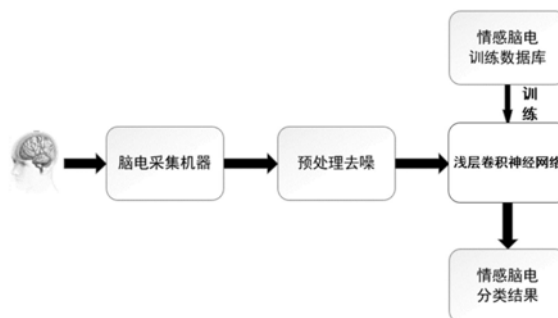
权利要求书3页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法及系统

(57)摘要

本发明属于情感识别技术领域,涉及一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法及系统。通过脑电信号预处理,依据FBCSP特征提取方法设计浅层卷积神经网络,基于训练好的浅层卷积神经网络模型,对预处理后的脑电信号进行分类,得到情感识别结果。结合目前对脑电信号分类效果显著的FBCSP算法和卷积神经网络,并将其应用于情感脑电识别,能够显著提高不同情绪的识别准确率,而且对于不同的被试个体有着更好的泛用性。采用浅层卷积网络对处理后的情感脑电信号进行分类,比传统特征提取方法识别效果更好,在情感识别研究领域有着很好的应用前景。



1. 一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法,其特征在于,包括:

S1、获取不同情感状态下的脑电信号,按不同标签进行分类;

S2、将所有的脑电信号进行预处理,得到若干个固定时间长度的高信噪比的情感脑电信号;

S3、将预处理后的情感脑电信号输入依据FBCSP特征提取方法构建的浅层卷积神经网络中,进行一系列训练,得到浅层卷积神经网络最佳参数,得到训练好的浅层卷积神经网络;

S4、基于训练好的浅层卷积神经网络模型,对情感脑电信号分类,得到情感识别结果。

2. 根据权利要求1所述的情感识别方法,其特征在于,脑电信号预处理包括:

①、脑电信号样本分离,得到分离后的脑电信号片断;

②、去除分离后的脑电信号片断中的坏样本和坏通道;

③、脑电信号片断带通滤波及降采样处理;

④、独立成分分析与主成分分析;

⑤、采用机器学习方法对独立成分与主成分分析分离出的信号源进行判断是否为噪声源,并将噪声源去除。

3. 根据权利要求2所述的情感识别方法,其特征在于,通过以下计算公式进行判断是否为坏样本:

$$z_{n,c} = \frac{a_{n,c} - m_c}{\sigma_c}$$

其中: $a_{n,c}$ 为第n个样本的第c个通道的平均值, m_c 和 σ_c 则分别是c通道所有周期片段的均值以及标准差;

设置一个阈值 $t=3$,当 $z_{n,c}>3$ 时,说明该样本的c通道的幅值和整个通道其他周期片段相差很大,会被判定为质量差;

对于同一个样本,如果超过20%的通道都被认为质量差,则整个样本将被直接移除,样本数减1;如果不超过20%,该样本会被保留,但是坏通道会被移除且根据周边通道数据进行修复。

4. 根据权利要求2所述的情感识别方法,其特征在于,坏通道的检测通过计算每个通道与其他通道的最大相关系数来判断,相关系数计算公式如下:

$$r(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var[X] \cdot Var[Y]}}$$

X、Y为两个信号, $r(X,Y)$ 为两信号的相关系数, $Cov(X,Y)$ 为协方差, $Var[X]$ 和 $Var[Y]$ 分别为X、Y的方差;

如果某通道超过2%的epochs都出现了与其他通道的相关系数最大值小于0.4的现象,则该通道被判定为坏通道。

5. 根据权利要求2-4中任一项所述的情感识别方法,其特征在于,所述的带通滤波器频带为0.1-49.5Hz。

6. 根据权利要求1所述的情感识别方法,其特征在于,还包括步骤:

依据FBCSP特征提取方法进行构建浅层卷积神经网络。

7. 根据权利要求6所述的情感识别方法,其特征在于,浅层卷积神经网络依据FBCSP特征提取方法进行构建,前两层为卷积层,通过不同的卷积核进行特征提取;第一个卷积层用于提取脑电数据的时域特征,相当于时域滤波器,对应着FBCSP算法中的Filter banks步骤,用于提取不同频率的特征;第二个卷积层用于进行空间特征提取,相当于共同空间模式算法中的空间滤波步骤,将数据投影到另一空间;紧接着两个卷积层输出的是一个平方非线性激活函数和池化层,池化层的激活函数选择的是log激活函数,对应着FBCSP中的log-variance特征提取步骤;最后一层是全连接层加上softmax激活函数,起着分类器的作用。

8. 根据权利要求7所述的情感识别方法,其特征在于,浅层卷积神经网络包括 $l_0 \sim l_4$ 几层结构,其中:

l_0 :

该层为输入层,以1-sec脑电信号片断为例作为输入 X ,大小为 62×100 矩阵;

l_1 :

$$a_t^{(1)}(i, j) = \sum_{k=0}^{30} X(i, j+k) \cdot w_t^{(1)}(j) + b_t^{(1)}$$

$a_t^{(1)}$ 为 l_1 层的第 t 个卷积核的输出,是一个 62×70 的矩阵, $w_t^{(1)}$ 和 $b_t^{(1)}$ 分别为第 t 个卷积核的权重和偏移, i, j 分别为输出矩阵的横纵坐标;由于 l_1 层设置为10个卷积核,因此输出 $a^{(1)}$ 大小为 $10 \times 62 \times 70$;所有的卷积过程都只在一个通道上进行,只提取数据的时域特征;

l_2 :

$$z_s^{(2)}(j) = \sum_{t=1}^{10} \sum_{i=1}^{62} a_t^{(1)}(i, j) \cdot w_s^{(2)}(i, t) + b_s^{(2)}$$

$$a^{(2)} = (\text{BN}(z^{(2)}))^2$$

$z_s^{(2)}$ 为 l_2 层的第 s 个空间滤波器输出, j 代表该滤波器输出的第 j 个神经元,矩阵大小为 1×70 ,因此 $1 \leq j \leq 70$; $w_s^{(2)}$ 和 $b_s^{(2)}$ 分别为第 s 个卷积核的权重和偏移, $w_s^{(2)}(i, t)$ 表示该卷积核二维矩阵某个具体的值; l_2 层一共有30个空域滤波器,因此输出 $z^{(2)}$ 大小为 30×70 ; l_2 在空间维度进行卷积,只提取空域特征;随后卷积层输入进入BN层和平方非线性层,得到最终输出 $a^{(2)}$;

l_3 :

$$m_s^{(3)}(j) = \frac{1}{30} \sum_{k=1}^{30} a_s^{(2)}(10j+k-10)$$

$$a^{(3)} = g(m^{(3)})$$

l_3 是均值池化层,其中 $a_s^{(2)}$ 为 l_2 层第 s 个空域滤波器的输出经过BN和平方非线性后的结果, $m_s^{(3)}$ 为 $a_s^{(2)}$ 的均值池化后的输出,大小为 1×5 ;随后 $m^{(3)}$ 经过log激活函数 $g(x) = \log \max(x, 10^{-6})$ 得到最终输出 $a^{(3)}$; l_3 层的输出 $a^{(3)}$ 的大小为 30×5 ;

l_4 :

$$d^{(4)} = \text{dropout}(a^{(3)}, p)$$

$$f^{(4)} = \text{flatten}(d^{(4)})$$

$$a_c^{(4)} = \text{softmax}\left(\sum_j d^{(4)}(j) \cdot w_c^{(4)}(j) + b_c^{(4)}\right)$$

l_4 是全连接层, $d^{(4)}$ 是 $a^{(3)}$ 按照概率 p 进行dropout后的输出, j 代表 l_4 的第 j 个神经元;然后将 30×5 矩阵摊平得到 $f^{(4)}$,大小变为 1×150 ; $a_c^{(4)}$ 是代表 c 类别的输出层神经元的输出,由softmax层计算得到,根据输出层值最大的类别作为最终分类类别。

9. 一种基于浅层卷积神经网络的情感识别系统,其特征在于,包括:脑电信号采集装置、脑电信号预处理装置、浅层卷积神经网络和情感脑电训练数据库,脑电信号采集装置与脑电信号预处理装置相连接,浅层卷积神经网络与脑电信号预处理装置和情感脑电训练数据库相连接,其中:

脑电信号采集装置,用于采集作为测试集的不同情感状态下的脑电信号,通常包括电极帽、信号放大器、PC机一系列设施;

脑电信号预处理装置,用于处理脑电信号采集装置获取的脑电原始信号,去除不需要的噪声信号,提高脑电信号信噪比,得到预处理后的情感脑电信号;

浅层卷积神经网络,作为分类器将预处理后的情感脑电信号进行分类,得到情感识别结果;

情感脑电训练数据库,用于为浅层卷积神经网络提供训练样本,包含足够数量的训练样本,均已经过预处理。

10. 根据权利要求9所述的情感识别系统,其特征在于,浅层卷积神经网络依据FBCSP特征提取方法进行构建,前两层为卷积层,通过不同的卷积核进行特征提取;第一个卷积层用于提取脑电数据的时域特征,相当于时域滤波器,对应着FBCSP算法中的Filter banks步骤,用于提取不同频率的特征;第二个卷积层用于进行空间特征提取,相当于共同空间模式算法中的空间滤波步骤,将数据投影到另一空间;紧接着两个卷积层输出的是一个平方非线性激活函数和池化层,池化层的激活函数选择的是log激活函数,对应着FBCSP中的log-variance特征提取步骤;最后一层是全连接层加上softmax激活函数,起着分类器的作用。

一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于情感识别技术领域,涉及一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法及系统。

背景技术

[0002] 人的大脑是神经系统的最高级部分,控制着人类的行为举止、思想言行和喜怒哀乐,是人类身体中结构最复杂的部分。探索和揭示大脑功能的奥秘一直是科学家们追逐的梦想和目标。在过去的几十年里,脑科学研究不断取得突破性进展。在1999年的首届国际脑机接口大会中,脑机接口(BCI)这一概念首次被正式提出,通过在人或动物的大脑与外界设备之间建立通讯道路,进行信息交互,直接将脑电信号处理为计算机的控制指令。

[0003] 目前BCI领域的研究方向有很多,均取得了不错的研究成果,比如P300事件相关电位、想象运动脑电、癫痫脑电识别等,情绪脑电识别也是BCI其中的一个热门研究方向。由于情绪的模糊边界,使用传统方法对情绪进行检测识别仍然是一个巨大的挑战,存在着许多问题,而且用于情绪识别的大部分特征、表情、行为举止、言语,甚至心跳等,都能轻易被伪装起来,这类外在特征并不是一定代表着人们心中的真实情绪。相比以上的外在特征,脑电信号等生理信号能更加真实地透露出人的真实状态,如果我们能够通过脑电信号来对人的情绪进行识别,其结果比通过外在特征得出的结果更具可靠性。

发明内容

[0004] 针对现有技术的不足,本发明提供一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法,通过脑电信号预处理,依据FBCSP特征提取方法设计浅层卷积神经网络,基于训练好的浅层卷积神经网络模型,对预处理后的脑电信号进行分类,得到情感识别结果。

[0005] 本发明还提供一种基于浅层卷积神经网络的情感识别系统。

[0006] 本发明的情感识别方法采用如下技术方案实现:

[0007] 一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法,包括:

[0008] S1、获取不同情感状态下的脑电信号,按不同标签进行分类;

[0009] S2、将所有的脑电信号进行预处理,得到若干个固定时间长度的高信噪比的情感脑电信号;

[0010] S3、将预处理后的情感脑电信号输入依据FBCSP特征提取方法构建的浅层卷积神经网络中,进行一系列训练,得到浅层卷积神经网络最佳参数,得到训练好的浅层卷积神经网络;

[0011] S4、基于训练好的浅层卷积神经网络模型,对情感脑电信号分类,得到情感识别结果。

[0012] 优选地,脑电信号预处理包括:

[0013] ①、脑电信号样本分离,得到分离后的脑电信号片断;

[0014] ②、去除分离后的脑电信号片断中的坏样本和坏通道;

[0015] ③、脑电信号片断带通滤波及降采样处理；

[0016] ④、独立成分分析与主成分分析；

[0017] ⑤、采用机器学习方法对独立成分与主成分分析分离出的信号源进行判断是否为噪声源，并将噪声源去除。

[0018] 优选地，通过以下计算公式进行判断是否为坏样本：

$$[0019] \quad z_{n,c} = \frac{a_{n,c} - m_c}{\sigma_c}$$

[0020] 其中： $a_{n,c}$ 为第n个样本的第c个通道的平均值， m_c 和 σ_c 则分别是c通道所有周期片段的均值以及标准差；

[0021] 设置一个阈值 $t=3$ ，当 $z_{n,c}>3$ 时，说明该样本的c通道的幅值和整个通道其他周期片段相差很大，会被判定为质量差；

[0022] 对于同一个样本，如果超过20%的通道都被认为质量差，则整个样本将被直接移除，样本数减1；如果不超过20%，该样本会被保留，但是坏通道会被移除且根据周边通道数据进行修复。

[0023] 优选地，坏通道的检测通过计算每个通道与其他通道的最大相关系数来判断，相关系数计算公式如下：

$$[0024] \quad r(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var[X] \cdot Var[Y]}}$$

[0025] X、Y为两个信号， $r(X,Y)$ 为两信号的相关系数， $Cov(X,Y)$ 为协方差， $Var[X]$ 和 $Var[Y]$ 分别为X、Y的方差；

[0026] 如果某通道超过2%的epochs都出现了与其他通道的相关系数最大值小于0.4的现象，则该通道被判定为坏通道。

[0027] 优选地，带通滤波器频带为0.1-49.5Hz。

[0028] 优选地，还包括步骤：

[0029] 依据FBCSP特征提取方法进行构建浅层卷积神经网络。

[0030] 进一步地，浅层卷积神经网络依据FBCSP特征提取方法进行构建，前两层为卷积层，通过不同的卷积核进行特征提取；第一个卷积层用于提取脑电数据的时域特征，相当于时域滤波器，对应着FBCSP算法中的Filter banks步骤，用于提取不同频率的特征；第二个卷积层用于进行空间特征提取，相当于共同空间模式算法中的空间滤波步骤，将数据投影到另一空间；紧接着两个卷积层输出的是一个平方非线性激活函数和池化层，池化层的激活函数选择的是log激活函数，对应着FBCSP中的log-variance特征提取步骤；最后一层是全连接层加上softmax激活函数，起着分类器的作用。

[0031] 优选地，浅层卷积神经网络包括 $l_0 \sim l_4$ 几层结构，其中：

[0032] l_0 ：

[0033] 该层为输入层，以1-sec脑电信号片断为例作为输入X，大小为 62×100 矩阵；

[0034] l_1 ：

$$[0035] \quad a_t^{(1)}(i,j) = \sum_{k=0}^{30} X(i,j+k) \cdot w_t^{(1)}(j) + b_t^{(1)}$$

[0036] $a_t^{(1)}$ 为 l_1 层的第 t 个卷积核的输出,是一个 62×70 的矩阵, $w_t^{(1)}$ 和 $b_t^{(1)}$ 分别为第 t 个卷积核的权重和偏移, i, j 分别为输出矩阵的横纵坐标;由于 l_1 层设置为10个卷积核,因此输出 $a^{(1)}$ 大小为 $10 \times 62 \times 70$;所有的卷积过程都只在一个通道上进行,只提取数据的时域特征;

[0037] l_2 :

$$[0038] \quad z_s^{(2)}(j) = \sum_{t=1}^{10} \sum_{i=1}^{62} a_t^{(1)}(i, j) \cdot w_s^{(2)}(i, t) + b_s^{(2)}$$

$$[0039] \quad a^{(2)} = (\text{BN}(z^{(2)}))^2$$

[0040] $z_s^{(2)}$ 为 l_2 层的第 s 个空间滤波器输出, j 代表该滤波器输出的第 j 个神经元,矩阵大小为 1×70 ,因此 $1 \leq j \leq 70$; $w_s^{(2)}$ 和 $b_s^{(2)}$ 分别为第 s 个卷积核的权重和偏移, $w_s^{(2)}(i, t)$ 表示该卷积核二维矩阵某个具体的值; l_2 层一共有30个空域滤波器,因此输出 $z^{(2)}$ 大小为 30×70 ; l_2 在空间维度进行卷积,只提取空域特征;随后卷积层输入进入BN层和平方非线性层,得到最终输出 $a^{(2)}$;

[0041] l_3 :

$$[0042] \quad m_s^{(3)}(j) = \frac{1}{30} \sum_{k=1}^{30} a_s^{(2)}(10j + k - 10)$$

$$[0043] \quad a^{(3)} = g(m^{(3)})$$

[0044] l_3 是均值池化层,其中 $a_s^{(2)}$ 为 l_2 层第 s 个空域滤波器的输出经过BN和平方非线性后的结果, $m_s^{(3)}$ 为 $a_s^{(2)}$ 的均值池化后的输出,大小为 1×5 ;随后 $m^{(3)}$ 经过 \log 激活函数 $g(x) = \log \max(x, 10^{-6})$ 得到最终输出 $a^{(3)}$; l_3 层的输出 $a^{(3)}$ 的大小为 30×5 ;

[0045] l_4 :

$$[0046] \quad d^{(4)} = \text{dropout}(a^{(3)}, p)$$

$$[0047] \quad f^{(4)} = \text{flatten}(d^{(4)})$$

$$[0048] \quad a_c^{(4)} = \text{softmax}\left(\sum_j d^{(4)}(j) \cdot w_c^{(4)}(j) + b_c^{(4)}\right)$$

[0049] l_4 是全连接层, $d^{(4)}$ 是 $a^{(3)}$ 按照概率 p 进行dropout后的输出, j 代表 l_4 的第 j 个神经元;然后将 30×5 矩阵摊平得到 $f^{(4)}$,大小变为 1×150 ; $a_c^{(4)}$ 是代表 c 类别的输出层神经元的输出,由softmax层计算得到,根据输出层值最大的类别作为最终分类类别。

[0050] 本发明的情感识别系统采用如下技术方案实现:

[0051] 一种基于浅层卷积神经网络的情感识别系统,包括:脑电信号采集装置、脑电信号预处理装置、浅层卷积神经网络和情感脑电训练数据库,脑电信号采集装置与脑电信号预处理装置相连接,浅层卷积神经网络与脑电信号预处理装置和情感脑电训练数据库相连接,其中:

[0052] 脑电信号采集装置,用于采集作为测试集的不同情感状态下的脑电信号,通常包

括电极帽、信号放大器、PC机等一系列设施；

[0053] 脑电信号预处理装置，用于处理脑电信号采集装置获取的脑电原始信号，去除不需要的噪声信号，提高脑电信号信噪比，得到预处理后的情感脑电信号；

[0054] 浅层卷积神经网络，作为分类器将预处理后的情感脑电信号进行分类，得到情感识别结果；

[0055] 情感脑电训练数据库，用于为浅层卷积神经网络提供训练样本，包含足够数量的训练样本，均已经过预处理。

[0056] 进一步地，浅层卷积神经网络依据FBCSP特征提取方法进行构建，前两层为卷积层，通过不同的卷积核进行特征提取；第一个卷积层用于提取脑电数据的时域特征，相当于时域滤波器，对应着FBCSP算法中的Filter banks步骤，用于提取不同频率的特征；第二个卷积层用于进行空间特征提取，相当于共同空间模式算法中的空间滤波步骤，将数据投影到另一空间；紧接着两个卷积层输出的是一个平方非线性激活函数和池化层，池化层的激活函数选择的是log激活函数，对应着FBCSP中的log-variance特征提取步骤；最后一层是全连接层加上softmax激活函数，起着分类器的作用。

[0057] 相比现有技术，本发明具有如下有益效果：

[0058] (1) 结合目前对脑电信号分类效果显著的FBCSP算法和卷积神经网络，并将其应用于情感脑电识别，能够显著提高不同情绪的识别准确率，而且对于不同的被试个体有着更好的泛用性。

[0059] (2) 采用log和平方非线性函数作为卷积网络的激活函数，与一般的网络结构不同，能够达到与FBCSP相似的特征提取效果。

[0060] (3) 采用浅层卷积网络对处理后的情感脑电信号进行分类，比传统特征提取方法识别效果更好，在情感识别研究领域有着很好的应用前景。

[0061] (4) 本发明情感识别方法在训练样本庞大，个体差异较大的跨个体实验中能发挥深度学习的优势，且有效提高跨个体实验中情感识别准确率，有较好的应用前景。

附图说明

[0062] 图1为本发明一个实施例中情感识别方法流程图；

[0063] 图2为本发明一个实施例中脑电信号预处理流程图；

[0064] 图3为本发明一个实施例中FBCSP特征提取方法流程图；

[0065] 图4为本发明一个实施例中基于FBCSP特征提取方法改进的浅层卷积神经网络框架图。

具体实施方式

[0066] 下面通过具体实施方式对本发明作进一步详细地描述，但本发明的实施方式并不限于此。

[0067] 一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法，如图1所示，包括：

[0068] S1、获取不同情感状态下的脑电信号，按不同标签进行分类；

[0069] S2、将所有的脑电信号进行预处理，得到若干个固定时间长度的高信噪比的情感脑电信号；

[0070] 本实施例中,脑电信号预处理如图2所示,包括:

[0071] ①、脑电信号样本分离,得到分离后的脑电信号片断;

[0072] 读取待处理的情感脑电信号,并将其分离成若干个固定时间长度的片段。一般分离成为1秒或4秒的脑电信号片段,每个脑电信号片断为一个样本。

[0073] ②、去除分离后的脑电信号片断中的坏片段(又称“坏样本”)和坏通道;

[0074] 将分离后的脑电信号片断中质量不好的片段和采集通道去除,并通过相关的方法进行修补。

[0075] 步骤①中分割得到的每个样本都会通过以下计算公式进行判断是否为坏样本:

$$[0076] \quad z_{n,c} = \frac{a_{n,c} - m_c}{\sigma_c}$$

[0077] 其中: $a_{n,c}$ 为第n个样本的第c个通道的平均值, m_c 和 σ_c 则分别是c通道所有周期片段的均值以及标准差。设置一个阈值 $t=3$,当 $z_{n,c}>3$ 时,说明该样本的c通道的幅值和整个通道其他周期片段相差很大,会被判定为质量差。对于同一个样本,如果超过20%的通道都被认为质量差,则整个样本将被直接移除,样本数减1;如果不超过20%,该样本会被保留,但是坏通道会被移除且根据周边通道数据进行修复。

[0078] 坏通道的检测通过计算每个通道与其他通道的最大相关系数来判断,相关系数计算公式如下:

$$[0079] \quad r(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var[X] \cdot Var[Y]}}$$

[0080] X、Y为两个信号, $r(X,Y)$ 为两信号的相关系数, $Cov(X,Y)$ 为协方差, $Var[X]$ 和 $Var[Y]$ 分别为X、Y的方差。

[0081] 如果某通道超过2%的周期片段都出现了与其他通道的相关系数最大值小于0.4的现象,则该通道被判定为坏通道。随后会移除整个通道的信号数据,并根据周围通道信号进行修复填充数据。所有坏通道修复完毕后重新进行一次平均参考,然后再次对坏通道进行检测,重复以上步骤直至检测不到任何一个坏通道。

[0082] ③、脑电信号片断带通滤波及降采样处理;

[0083] 情感识别不需要太高频率的信号,因此需要通过一个带通滤波过滤掉多余的噪声,带通滤波器用于对不同频段的脑电信号片断进行筛选,并且过滤掉高频噪声和低频漂移现象;

[0084] 本实施例中,带通滤波器频带采用的是0.1-49.5Hz,能够去除50Hz的交流电干扰以及高频噪声,同时也能抑制低频的漂移现象。

[0085] 随后进行降采样,将脑电信号采样率降低到100Hz,减少后续过程计算压力,提高算法效率。

[0086] ④、独立成分分析与主成分分析;

[0087] 独立成分分析(ICA)用于去除仍然残留的各种噪声,比如心电干扰、眨眼以及眼动干扰、未去除干净的肌电信号等。ICA会将脑电信号分离为多个信号源,其中有些是识别所需的信号源,有些则为噪声源。此外,还使用了主成分分析减少成分个数,以减少计算量。

[0088] ⑤、采用机器学习方法,对上述独立成分与主成分分析分离出的信号源进行判断

是否为噪声源,并将噪声源去除。

[0089] 采用机器学习的方法对信号源进行分类,能有效识别出噪声源并将其去除。

[0090] S3、将预处理后的情感脑电信号输入依据FBCSP特征提取方法构建的浅层卷积神经网络中,进行一系列训练,得到浅层卷积神经网络最佳参数,得到训练好的浅层卷积神经网络;

[0091] FBCSP (滤波组共同空间模式) 特征提取方法如图3所示,包括步骤:

[0092] A、利用多个带通滤波器将脑电原始信号分离到多个不同频段。

[0093] B、对每个频段的信号计算CSP共同空间模式,将脑电信号转换到类间方差最大的空间中,能更好地进行分类。

[0094] C、将空间变换后的信号进行特征提取,根据以下计算公式进行提取:

[0095] $f = \log(1 + \text{VAR}(Z))$

[0096] 其中: f 为最终提取的特征, Z 为变换后的信号, VAR 为方差。

[0097] D、对步骤C提取的特征进行分类,通常采用SVM或者神经网络作为分类器。

[0098] 本实施例中,浅层卷积神经网络模型依据FBCSP特征提取方法进行构建,如图4所示,包括 $l_0 \sim l_4$ 几层结构,其中:

[0099] l_0 :

[0100] 该层为输入层,以1-sec脑电信号片断为例作为输入 X ,大小为 62×100 矩阵。

[0101] l_1 :

$$[0102] \quad a_t^{(1)}(i, j) = \sum_{k=0}^{30} X(i, j+k) \cdot w_t^{(1)}(j) + b_t^{(1)}$$

[0103] $a_t^{(1)}$ 为 l_1 层的第 t 个卷积核的输出,是一个 62×70 的矩阵, $w_t^{(1)}$ 和 $b_t^{(1)}$ 分别为第 t 个卷积核的权重和偏移, i, j 分别为输出矩阵的横纵坐标。由于 l_1 层设置为10个卷积核,因此输出 $a^{(1)}$ 大小为 $10 \times 62 \times 70$ 。所有的卷积过程都只在一个通道上进行,只提取数据的时域特征。

[0104] l_2 :

$$[0105] \quad z_s^{(2)}(j) = \sum_{t=1}^{10} \sum_{i=1}^{62} a_t^{(1)}(i, j) \cdot w_s^{(2)}(i, t) + b_s^{(2)}$$

$$[0106] \quad a^{(2)} = (\text{BN}(z^{(2)}))^2$$

[0107] $z_s^{(2)}$ 为 l_2 层的第 s 个空间滤波器输出, j 代表该滤波器输出的第 j 个神经元,矩阵大小为 1×70 ,因此 $1 \leq j \leq 70$ 。 $w_s^{(2)}$ 和 $b_s^{(2)}$ 分别为第 s 个卷积核的权重和偏移, $w_s^{(2)}(i, t)$ 表示该卷积核二维矩阵某个具体的值。 l_2 层一共有30个空域滤波器,因此输出 $z^{(2)}$ 大小为 30×70 。 l_2 在空间维度进行卷积,只提取空域特征。随后卷积层输入进入BN层和平方非线性层,得到最终输出 $a^{(2)}$ 。

[0108] l_3 :

$$[0109] \quad m_s^{(3)}(j) = \frac{1}{30} \sum_{k=1}^{30} a_s^{(2)}(10j + k - 10)$$

$$[0110] \quad a^{(3)} = g(m^{(3)})$$

[0111] l_3 是均值池化层,其中 $a_s^{(2)}$ 为 l_2 层第 s 个空域滤波器的输出经过BN和平方非线性后的结果, $m_s^{(3)}$ 为 $a_s^{(2)}$ 的均值池化后的输出,大小为 1×5 。随后 $m^{(3)}$ 经过log激活函数 $g(x) = \log\max(x, 10^{-6})$ 得到最终输出 $a^{(3)}$,选取 x 和 10^{-6} 的最大值作为log函数的输入是为了避免极小值经过log函数输出一个很大的负数。 l_3 层的输出 $a^{(3)}$ 的大小为 30×5 。

[0112] l_4 :

$$[0113] \quad d^{(4)} = \text{dropout}(a^{(3)}, p)$$

$$[0114] \quad f^{(4)} = \text{flatten}(d^{(4)})$$

$$[0115] \quad a_c^{(4)} = \text{softmax}\left(\sum_j d^{(4)}(j) \cdot w_c^{(4)}(j) + b_c^{(4)}\right)$$

[0116] l_4 是全连接层, $d^{(4)}$ 是 $a^{(3)}$ 按照概率 p 进行dropout后的输出, j 代表 l_4 的第 j 个神经元;然后将 30×5 矩阵摊平得到 $f^{(4)}$,大小变为 1×150 ; $a_c^{(4)}$ 是代表 c 类别的输出层神经元的输出,由softmax层计算得到,最终根据输出层值最大的类别作为最终分类类别。

[0117] 以上便是浅层卷积神经网络SCN的前向传播过程,网络参数训练通过反向传递进行,对于softmax作为最后一层的多分类网络,通常采用负对数似然函数作为损失函数,对于输入为 X ,标签为 y 的样本,损失函数如下式所示:

$$[0118] \quad \text{loss} = \sum_{c=1}^n -\log(a_c^{(4)}) \cdot \delta(y = l_c)$$

[0119] 其中: n 为输出层神经元个数,即类别总数, l_c 为 c 类对应的标签值, y 为网络输出, $a_c^{(4)}$ 是代表 c 类别的输出层神经元的输出, $\delta(x)$ 为冲激函数。

[0120] 预处理后得到的固定时间长度样本一般为1秒或4秒片段,对于不同的时间长度,所使用的浅层卷积神经网络也会随之进行调整。

[0121] 网络在训练时使用小批量梯度下降(Mini-batch gradient descent,MBGD),批大小选择为128。

[0122] 浅层卷积神经网络的训练具体包括:

[0123] S31、建立不同情感脑电信号的数据库,即收集不同被试个体的特定情绪脑电信号,需要保证每个脑电信号片段大小一致,即通道数和时间长度相同;

[0124] S32、将脑电信号通过步骤S2的预处理过程提高信噪比,并按照一定比例划分训练集以及测试集和验证集;

[0125] S33、通过pytorch深度学习库搭建浅层卷积神经网络模型,先初始化模型超参数,包括每一层神经元个数、卷积核数量以及大小、激活函数、批大小等;

[0126] S34、将训练集的数据输入进初始化的浅层卷积神经网络中训练,通过反向传导算法调整浅层卷积神经网络各参数,当验证集准确率在30个周期内不出现更高的值时停止训

练,取当前最高准确率的网络模型为最佳模型。除此之外,网络模型还采取了一系列处理提高模型泛化能力,使其可以应用在多个个体差异大的被试上。

[0127] 浅层卷积神经网络是根据滤波组共同空间模式(FBCSP)算法进行改进的卷积网络,网络的前两层为卷积层,通过不同的卷积核进行特征提取。第一个卷积层用于提取脑电数据的时域特征,相当于时域滤波器,对应着FBCSP算法中的Filter banks步骤,能够提取不同频率的特征。第二个卷积层用于进行空间特征提取,相当于共同空间模式(CSP)算法中的空间滤波步骤,将数据投影到另一空间。紧接着两个卷积层输出的是一个平方非线性激活函数和池化层,池化层的激活函数选择的是log激活函数,对应着FBCSP中的log-variance特征提取步骤。最后一层是全连接层加上softmax激活函数,起着分类器的作用。

[0128] 本实施例中,浅层卷积神经网络超参数具体为:

[0129] 输入的特征为62*100(1秒长度样本,4秒长度为62*400)的脑电信号样本,网络的批大小为128,第一个卷积层所用的卷积核大小为 1×31 ,步长为1,卷积核数量为10个(如果是4-sec样本,卷积核数量增加至20个)。第二个卷积层卷积核大小和步长分别为 62×1 和1,卷积核数量增加到30个(4-sec样本,卷积核数量不变)。池化层的池化核大小为 1×30 ,步长为10,对卷积层提取的特征进行局部平均。

[0130] 上述浅层卷积神经网络为了提高泛化能力采取的措施为:批归一化(BN)和dropout层,BN层能对某一层输入数据进行归一化,加快模型收敛速度,提高卷积网络稳定性,应用于空间卷积层输出与平方非线性层之间;dropout层是能有效抑制深度学习网络过拟合现象的方法之一,应用于最后的全连接层以减少网络复杂程度。

[0131] S4、基于训练好的浅层卷积神经网络模型,对情感脑电信号进行分类,得到情感识别结果。

[0132] 一种基于浅层卷积神经网络的情感识别系统,包括:脑电信号采集装置、脑电信号预处理装置、浅层卷积神经网络和情感脑电训练数据库,脑电信号采集装置与脑电信号预处理装置相连接,浅层卷积神经网络与脑电信号预处理装置和情感脑电训练数据库相连接,其中:

[0133] 脑电信号采集装置,用于采集作为测试集的不同情感状态下的脑电信号,通常包括电极帽、信号放大器、PC机等一系列设施;

[0134] 脑电信号预处理装置,用于处理脑电信号采集装置获取的脑电原始信号,去除不需要的噪声信号,提高脑电信号信噪比,得到预处理后的情感脑电信号;

[0135] 浅层卷积神经网络,作为分类器将预处理后的情感脑电信号进行分类,得到情感识别结果;

[0136] 情感脑电训练数据库,用于为浅层卷积神经网络提供训练样本,包含足够数量的训练样本,均已经过预处理。

[0137] 本实施例情感识别系统中的浅层卷积神经网络依据FBCSP特征提取方法进行设计,前两层为卷积层,通过不同的卷积核进行特征提取;第一个卷积层用于提取脑电数据的时域特征,相当于时域滤波器,对应着FBCSP算法中的Filter banks步骤,能够提取不同频率的特征;第二个卷积层用于进行空间特征提取,相当于共同空间模式算法中的空间滤波步骤,将数据投影到另一空间;紧接着两个卷积层输出的是一个平方非线性激活函数和池化层,池化层的激活函数选择的是log激活函数,对应着FBCSP中的log-variance特征提取

步骤;最后一层是全连接层加上softmax激活函数,起着分类器的作用。

[0138] 本发明针对情感识别问题,将脑电处理以及深度学习的方法融入其中。通过基于FBCSP特征提取方法改进的浅层卷积神经网络对情感脑电信号进行特征提取和模型学习,实现了对不同情感状态下的脑电信号的识别任务,有效地提高了情感信号识别率。

[0139] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

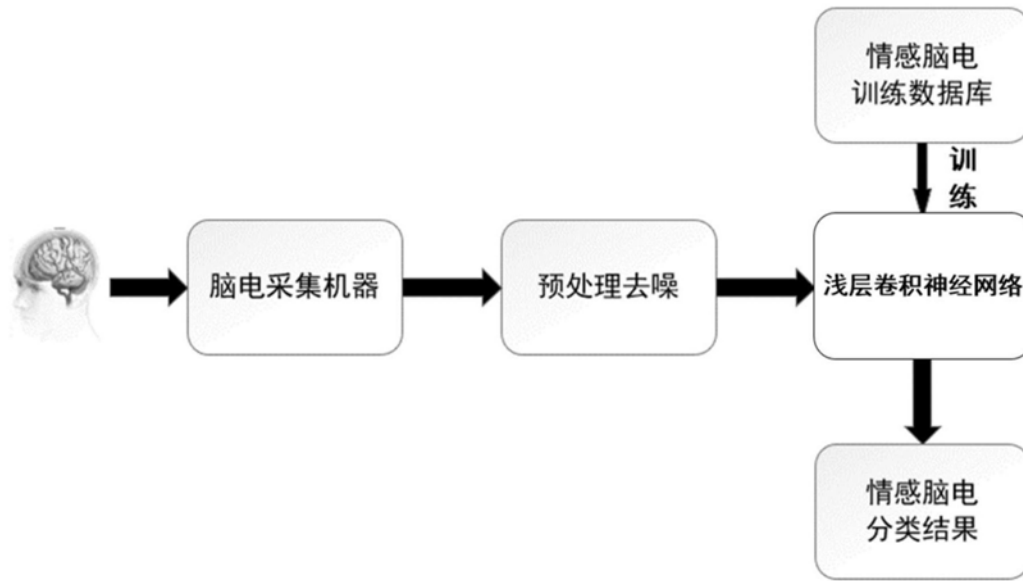


图1

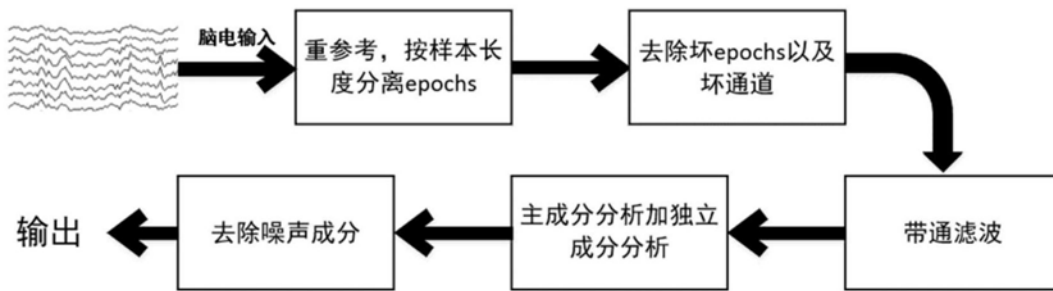


图2

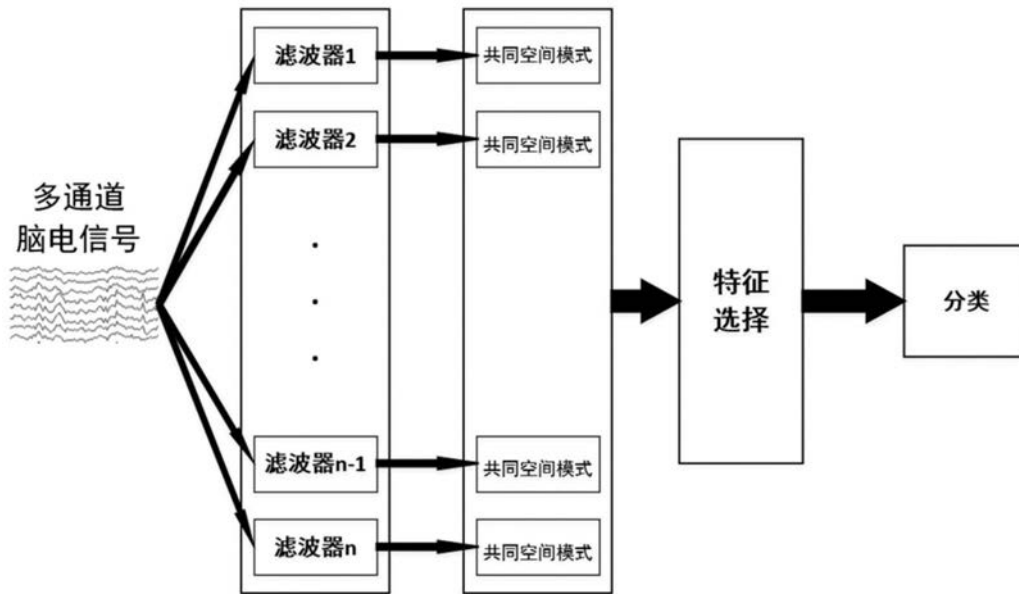


图3

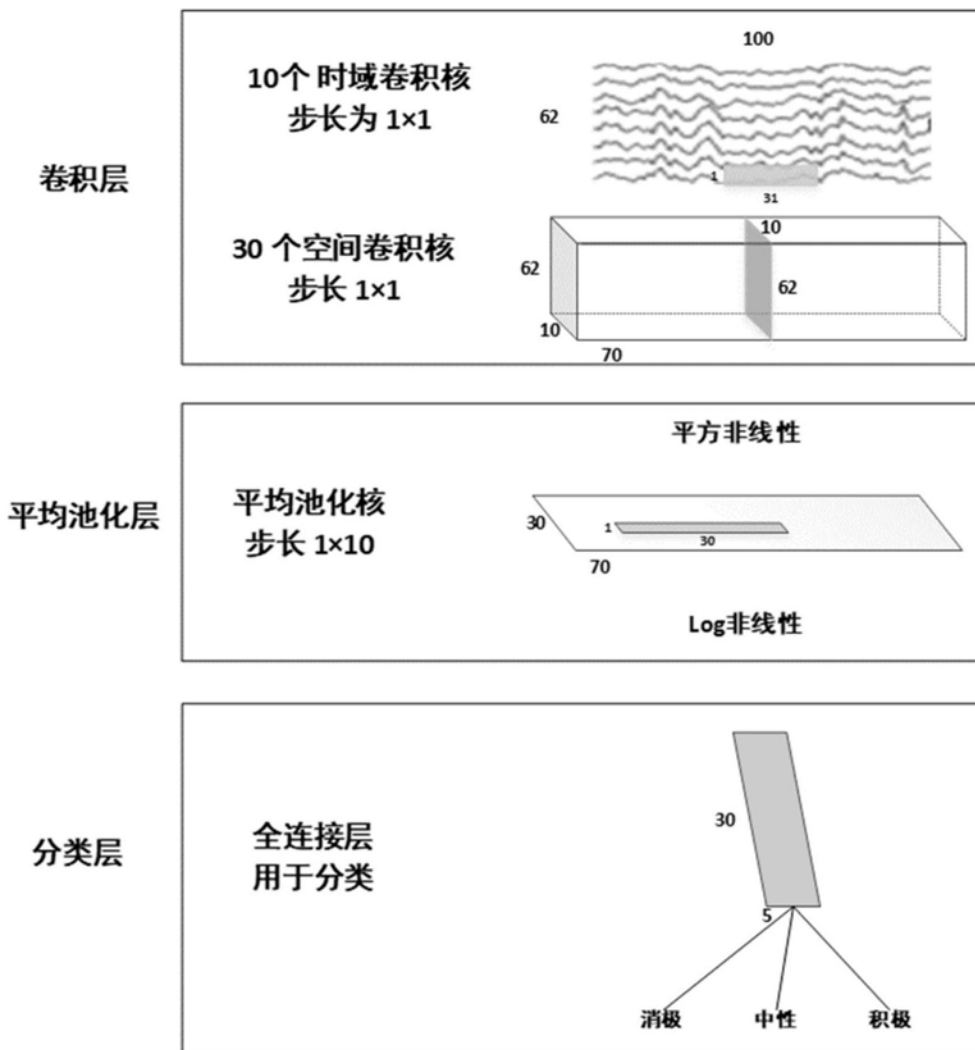


图4

专利名称(译)	一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法及系统		
公开(公告)号	CN110353702A	公开(公告)日	2019-10-22
申请号	CN201910591898.7	申请日	2019-07-02
[标]申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
[标]发明人	吴畏 齐菲菲 俞祝良 顾正晖 李远清		
发明人	吴畏 曾柏泉 齐菲菲 俞祝良 顾正晖 李远清		
IPC分类号	A61B5/16 A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267 G06K9/624 G06K9/6247 G06K9/6256 G06K9/6267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明属于情感识别技术领域，涉及一种基于浅层卷积神经网络的情感识别方法及系统。通过脑电信号预处理，依据FBCSP特征提取方法设计浅层卷积神经网络，基于训练好的浅层卷积神经网络模型，对预处理后的脑电信号进行分类，得到情感识别结果。结合目前对脑电信号分类效果显著的FBCSP算法和卷积神经网络，并将其应用于情感脑电识别，能够显著提高不同情绪的识别准确率，而且对于不同的被试个体有着更好的泛用性。采用浅层卷积网络对处理后的情感脑电信号进行分类，比传统特征提取方法识别效果更好，在情感识别研究领域有着很好的应用前景。

