



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109247917 A

(43)申请公布日 2019.01.22

(21)申请号 201811394789.8

(22)申请日 2018.11.21

(71)申请人 广州大学

地址 510000 广东省广州市番禺广州大学
城外环西路230号

(72)发明人 王力 董倩妍 胡晓

(74)专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司 44202

代理人 颜希文 宋静娜

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0484(2006.01)

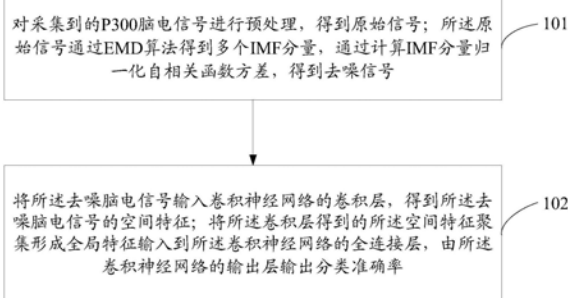
权利要求书3页 说明书10页 附图4页

(54)发明名称

一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置,涉及算法研究领域。用以解决现有的卷积神经网络存在受到数据量的限制,容易出现严重过拟合现象,识别结果并不好的问题。该方法包括:对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。



1. 一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法,其特征在于,包括:

对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;

将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述EMD算法通过下列公式确定:

$$S(t) = \sum_{i=1}^p c_i(t) + r_n(t)$$

其中, $S(t)$ 为原始信号, $r_n(t)$ 表示残余信号, $c_i(t)$ 表示IMF分量, p 为正整数;

所述IMF分量归一化自相关函数函数通过下列公式确定:

$$R_i(\tau) = E[c_i(t) c_i(t+\tau)]$$

$$\rho_i(\tau) = R_i(\tau) / R_i(0)$$

其中, $c_i(t)$ 表示第*i*个IMF分量。

3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征,具体包括:

第一个卷积层的卷积核的大小为3*11,特征图个数为8;

第二个卷积层的卷积核大小为3*11,特征图的个数为16;

第三个卷积层的卷积核大小为3*11,特征图的个数为32;

第四个卷积层的卷积核大小为2*11,特征图个数为64;

所述卷积层通过下列公式表示: $X_m^l = f(\sum_{n \in p} X_n^{l-1} * H_{mn}^{l-1} + b_m^l)$;

每个所述卷积层的激活函数为ReLU;

其中, X_m^l 表示第*l*层输出的特征图*m*的激活值, H_{mn}^{l-1} 表示卷积函数,*表示卷积, b_m^l 是偏置量。

4. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述全连接层通过下列公式表示:

$$o_j^{(l)} = f(\sum_{i=1}^n x_i^{(l-1)} * w_{ji}^l + b^{(l)});$$

所述全连接层的激活函数为sigmoid;

所述由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率,包括:

采用交叉熵作为损失函数,所述损失函数通过下列公式表示:

$$E(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))$$

其中, n 为当前神经元个数, l 为当前层数, $w_{ji}^{(l)}$ 为该层神经元*j*与前一层神经元*i*的连接强度, $b^{(l)}$ 为该层神经元*j*的偏置, f 为激活函数, m 组数据, $(x^{(i)}, y^{(i)})$ 表示第*i*组数据及其对应的类别标记,输入数据 $x^{(i)} = (1, x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_p^{(i)})^T$, $y^{(i)}$ 表示第*i*个样本对应网络的输出标签,模型参数 $\theta = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 。

5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对采集到的P300脑电信号进行预处理之前,还包括:

通过三音oddball范式采集Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3和P4导联的脑电信号得到所述P300脑电信号。

6. 一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置,其特征在於,包括:

第一得到单元,用于对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;

第二得到单元,用于将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

7. 如权利要求6所述的装置,其特征在於,所述EMD算法通过下列公式确定:

$$S(t) = \sum_{i=1}^p c_i(t) + r_n(t)$$

其中, $S(t)$ 为原始信号, $r_n(t)$ 表示残余信号, $c_i(t)$ 表示IMF分量, p 为正整数;

所述IMF分量归一化自相关函数函数通过下列公式确定:

$$R_i(\tau) = E[c_i(t) c_i(t+\tau)]$$

$$\rho_i(\tau) = R_i(\tau) / R_i(0)$$

其中, $c_i(t)$ 表示第*i*个IMF分量。

8. 如权利要求6所述的装置,其特征在於,所述第二得到单元具体用于:

第一个卷积层的卷积核的大小为 3×11 ,特征图个数为8;

第二个卷积层的卷积核大小为 3×11 ,特征图的个数为16;

第三个卷积层的卷积核大小为 3×11 ,特征图的个数为32;

第四个卷积层的卷积核大小为 2×11 ,特征图个数为64;

所述卷积层通过下列公式表示: $X_m^l = f(\sum_{n \in p} X_n^{l-1} * H_{mn}^{l-1} + b_m^l)$;

每个所述卷积层的激活函数为ReLU;

其中, X_m^l 表示第*l*层输出的特征图*m*的激活值, H_{mn}^{l-1} 表示卷积函数,*表示卷积, b_m^l 是偏置量。

9. 如权利要求6所述的装置,其特征在於,所述全连接层通过下列公式表示:

$$o_j^{(l)} = f(\sum_{i=1}^n x_i^{(l-1)} * w_{ji}^l + b^{(l)});$$

所述全连接层的激活函数为sigmoid;

所述由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率,包括:

采用交叉熵作为损失函数,所述损失函数通过下列公式表示:

$$E(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))$$

其中, n 为当前神经元个数, l 为当前层数, $w_{ji}^{(l)}$ 为该层神经元*j*与前一层神经元*i*的连接强度, $b^{(l)}$ 为该层神经元*j*的偏置, f 为激活函数, m 组数据, $(x^{(i)}, y^{(i)})$ 表示第*i*组数据及其对应的类别标记,输入数据 $x^{(i)} = (1, x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_p^{(i)})^T$, $y^{(i)}$ 表示第*i*个样本对应网络的输出标签,模型参数 $\theta = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 。

10. 如权利要求6所述的装置,其特征在于,所述第一得到单元还用于:
通过三音oddball范式采集Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3和P4导联的脑电信号得到所述P300脑电信号。

一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及算法研究领域,更具体的涉及一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置。

背景技术

[0002] 大脑是人体最高神经中枢,控制着人体的各项生命活动。随着近年来脑瘫、脑干中风、脊髓损伤等疾病的增加,很多患者部分或者完全丧失了自主控制肌肉的能力。脑机接口旨在实现不依赖外围神经与肌肉组织,直接进行大脑与计算机之间的联系的平台,这样可以帮助这类患者进行康复,提高其生活质量。对于健康人群,脑机接口系统作为一种全新的交互方式,将极大程度上丰富人们的娱乐交流方式。在医疗系统、自动控制和计算机科学等方面也有重要的应用。随着模式识别等机器学习算法的快速发展,尤其是深度学习的发展,脑机接口系统已经成为全球最重要的研究领域之一。

[0003] 目前国内外视觉诱发的脑机接口范式取得了很大的进展。相比之下,基于听觉刺激的脑机接口发展有所滞后。听觉脑机接口技术为视觉通路受阻人群提供了一种新的与外界沟通的方式,听觉刺激的脑机接口主要面向晚期肌萎缩性侧索硬化症患者以及视觉通路受阻人群。听觉诱发电位信号的研究难度较视觉诱发电位信号来说要大,听觉诱发电位信号很微弱,强度大约在几微伏,而背景噪声干扰和自发脑电活动干扰远比听觉诱发电位信号大,被试对目标的注意程度及当时的精神状态都会影响。基于听觉刺激脑电信号种类较多,根据听觉刺激方式的不同将其分为四类:基于听觉P300、基于稳态听觉诱发电位、基于选择注意以及基于空间定位的听觉范式。其中P300是一种事件相关电位,由小概率事件诱发产生,潜伏期常在诱发刺激后约300毫秒,并因此得名。P300具有明显的优点:锁时性好,能够相对容易地从源信号中提取出来;诱发不需要经过特殊训练;属于非侵入式信号,易于被试接受;当前已有足够成熟的理论研究。

[0004] 当前的听觉诱发脑电信号的实验范式设计朝着实现多分类的方向发展,旨在拥有较短刺激时间和较高的信息传输速率。尤其是空间听觉诱发脑电信号,将注重提供全方位的空间信息。与其他脑机接口范式融合,实现多模式、多样化的脑机接口系统,也是听觉诱发脑电信号的发展趋势之一。

[0005] 在脑电信号的处理方面,传统的特征提取包括提取频域分析、时-频分析以及AR模型系数等特征,再采用支持向量机、逐步线性判别分析以及Fisher线性判别等算法分类。近年来,深度学习在脑电信号处理方面也取得了显著的成果,如卷积神经网络、循环神经网络等等。王卫星等将卷积神经网络用于上肢运动脑电信号的意图识别中,双手动作分类的平均准确率达到了84.68%,单手动作分类的平均准确率为65.51%,均高于传统的识别算法;Xie等关于脑皮层电位的手指运动轨迹解码,使用了深度学习相关算法,研究结果表明深度学习模型比传统的线性模型分类效果更好;

[0006] P300作为事件相关电位的一种,常用的检测方法为时域内多次叠加平均,大量实验表明P300信号在叠加平均15次左右可观测到较明显时域特征。传统的关于P300的特征提

取以及分类算法一般采用提取其时域特征,再采用支持向量机或逐步线性判别分析进行分类。叠加平均需要大数据量,平均耗时长,不利于在线脑机接口的实现。

[0007] 对于常用的卷积神经网络来说,若采用叠加平均的方法,将减少训练网络的数据量,受到数据量的限制,容易出现严重过拟合现象,识别结果并不好。

发明内容

[0008] 本发明实施例提供一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置,用以解决现有的卷积神经网络存在受到数据量的限制,容易出现严重过拟合现象,识别结果并不好的问题。

[0009] 本发明实施例提供一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法,包括:

[0010] 对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;

[0011] 将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

[0012] 优选地,所述EMD算法通过下列公式确定:

$$[0013] \quad S(t) = \sum_{i=1}^p c_i(t) + r_n(t)$$

[0014] 其中, $S(t)$ 为原始信号, $r_n(t)$ 表示残余信号, $c_i(t)$ 表示IMF分量, p 为正整数;

[0015] 所述IMF分量归一化自相关函数函数通过下列公式确定:

$$[0016] \quad R_i(\tau) = E[c_i(t) c_i(t+\tau)]$$

$$[0017] \quad \rho_i(\tau) = R_i(\tau) / R_i(0)$$

[0018] 其中, $c_i(t)$ 表示第*i*个IMF分量。

[0019] 优选地,所述将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征,具体包括:

[0020] 第一个卷积层的卷积核的大小为 3×11 ,特征图个数为8;

[0021] 第二个卷积层的卷积核大小为 3×11 ,特征图的个数为16;

[0022] 第三个卷积层的卷积核大小为 3×11 ,特征图的个数为32;

[0023] 第四个卷积层的卷积核大小为 2×11 ,特征图个数为64;

$$[0024] \quad \text{所述卷积层通过下列公式表示: } X_m^l = f\left(\sum_{n \in p} X_n^{l-1} * H_{mn}^{l-1} + b_m^l\right);$$

[0025] 每个所述卷积层的激活函数为ReLU;

[0026] 其中, X_m^l 表示第1层输出的特征图*m*的激活值, H_{mn}^{l-1} 表示卷积函数,*表示卷积, b_m^l 是偏置量。

[0027] 优选地,所述全连接层通过下列公式表示:

$$[0028] \quad o_j^{(l)} = f\left(\sum_{i=1}^n x_i^{(l-1)} * w_{ji}^l + b^{(l)}\right);$$

[0029] 所述全连接层的激活函数为sigmoid;

[0030] 所述由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率,包括:

[0031] 采用交叉熵作为损失函数,所述损失函数通过下列公式表示:

$$[0032] \quad E(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))$$

[0033] 其中,n为当前神经元个数,l为当前层数, $w_{ji}^{(l)}$ 为该层神经元j与前一层神经元i的连接强度, $b^{(l)}$ 为该层神经元j的偏置,f为激活函数,m组数据, $(x^{(i)}, y^{(i)})$ 表示第i组数据及其对应的类别标记,输入数据 $x^{(i)} = (1, x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_p^{(i)})^T$, $y^{(i)}$ 表示第i个样本对应网络的输出标签,模型参数 $\theta = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 。

[0034] 优选地,所述对采集到的P300脑电信号进行预处理之前,还包括:

[0035] 通过三音oddball范式采集Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3和P4导联的脑电信号得到所述P300脑电信号。

[0036] 本发明实施例还提供了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置,包括:

[0037] 第一得到单元,用于对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;

[0038] 第二得到单元,用于将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

[0039] 优选地,所述EMD算法通过下列公式确定:

$$[0040] \quad S(t) = \sum_{i=1}^p c_i(t) + r_n(t)$$

[0041] 其中, $S(t)$ 为原始信号, $r_n(t)$ 表示残余信号, $c_i(t)$ 表示IMF分量,p为正整数;

[0042] 所述IMF分量归一化自相关函数函数通过下列公式确定:

$$[0043] \quad R_i(\tau) = E[c_i(t) c_i(t+\tau)]$$

$$[0044] \quad \rho_i(\tau) = R_i(\tau) / R_i(0)$$

[0045] 其中, $c_i(t)$ 表示第i个IMF分量。

[0046] 优选地,所述第二得到单元具体用于:

[0047] 第一个卷积层的卷积核的大小为3*11,特征图个数为8;

[0048] 第二个卷积层的卷积核大小为3*11,特征图的个数为16;

[0049] 第三个卷积层的卷积核大小为3*11,特征图的个数为32;

[0050] 第四个卷积层的卷积核大小为2*11,特征图个数为64;

[0051] 所述卷积层通过下列公式表示: $X_m^l = f(\sum_{n \in p} X_n^{l-1} * H_{mn}^{l-1} + b_m^l)$;

[0052] 每个所述卷积层的激活函数为ReLU;

[0053] 其中, X_m^l 表示第l层输出的特征图m的激活值, H_{mn}^{l-1} 表示卷积函数,*表示卷积, b_m^l 是偏置量。

[0054] 优选地,所述全连接层通过下列公式表示:

$$[0055] \quad o_j^{(l)} = f(\sum_{i=1}^n x_i^{(l-1)} * w_{ji}^l + b^{(l)});$$

[0056] 所述全连接层的激活函数为sigmoid;

[0057] 所述由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率,包括:

[0058] 采用交叉熵作为损失函数,所述损失函数通过下列公式表示:

$$[0059] \quad E(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))$$

[0060] 其中, n 为当前神经元个数, l 为当前层数, $w_{ji}^{(l)}$ 为该层神经元 j 与前一层神经元 i 的连接强度, $b^{(l)}$ 为该层神经元 j 的偏置, f 为激活函数, m 组数据, $(x^{(i)}, y^{(i)})$ 表示第 i 组数据及其对应的类别标记,输入数据 $x^{(i)} = (1, x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_p^{(i)})^T$, $y^{(i)}$ 表示第 i 个样本对应网络的输出标签,模型参数 $\theta = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 。

[0061] 优选地,所述第一得到单元还用于:

[0062] 通过三音oddball范式采集Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3和P4导联的脑电信号得到所述P300脑电信号。

[0063] 本发明实施例提供了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置,该方法包括:对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。该方法在网络模型训练前采用滤波、小波插值重构以及基于噪声统计的经验模态分解自相关去噪等方法,提高了脑电信号的信噪比,再者,构建了卷积神经网络,合理设计了卷积层数以及卷积核的大小,通过少次叠加平均减小过拟合,提高识别准确率。该方法解决了现有的卷积神经网络存在受到数据量的限制,容易出现严重过拟合现象,识别结果并不好的问题。

附图说明

[0064] 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。

[0065] 图1为本发明实施例提供的一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法流程示意图;

[0066] 图2为本发明实施例提供的电极位置示意图;

[0067] 图3为本发明实施例提供的空间听觉刺激示意图;

[0068] 图4为本发明实施例提供的经过数据预处理后的八个电极处P300波形图;

[0069] 图5为本发明实施例提供的卷积神经网络的模型示意图;

[0070] 图6为本发明实施例提供的一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置结构示意图。

具体实施方式

[0071] 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,都属于本发明保护的范围。

[0072] 图1示例性的示出了本发明实施例提供的一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法流程示意图,该方法主要包括以下步骤:

[0073] 步骤101,对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;

[0074] 步骤102,将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

[0075] 在执行以上步骤101之前,本发明实施例中先提供了一种探究空间听觉注意诱发P300信号的实验范式。在实际应用中,采用三音oddball范式,该三音oddball范式包括了两种靶刺激和一种非靶刺激,具体地,每个被测试者均要求注意某个靶刺激声音,忽略非靶刺激声音,被测试者需要保持舒适的坐姿,在实验中闭眼,从而可以消除眼电干扰,进一步地,被测试者还需要佩戴电极帽,电极帽按国际标准(10/20)方式连接电极。

[0076] 采集过程中,采用Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3、P4这8个导联的脑电信号。图2为本发明实施例提供的电极位置示意图,如图2所示参考电极为分别位于左右耳垂的A1、A2,阻抗测试指示灯要求显示绿色。进一步地,在本发明实施例中,实验设计刺激声音序列具有空间属性,故用头相关传递函数与声音序列卷积,得到虚拟空间分布的听觉刺激序列。被测试者通过Sennheiser入耳式耳机即可听到来自不同方位的声音,不需要布置空间扬声器,从而简化了实验系统。图3为本发明实施例提供的空间听觉刺激示意图,在具体实验中采用如图3所示的空间听觉方位。

[0077] 具体地,在该发明实施例中,脑电信号采集系统采用的是北京中科新拓仪器有限责任公司的NT9200系列脑电图仪,该放大器有32导,最大采样率:1000次/秒,输入阻抗: $\geq 10\text{M}\Omega$,共模抑制比: $\geq 110\text{dB}$,分辨率:0.5微伏;电源:USB供电。实际实验中采样率为200次/秒。

[0078] 采用VC++设计,通过微软基础类库(MFC)提供的程序框架和类库。针对本文采用的实验方法,专门设计了具有用户图形界面、参数设置模块、声音刺激模块、计时模块、数据采集显示模块、数据保存模块的软件系统。

[0079] 在步骤101中,针对采集的空间听觉诱发P300脑电信号,可以对上述P300脑电信号采用如下处理:

[0080] 在本发明实施例中,采集到的P300脑电信号一般为 $8 \times 188 \times 180$,其中,8是指通道数,188是指采样点数,180是指每个人采集了180个数据。每一个信号都是指 1×188 的数据。由于在该方法中采集到的P300脑电信号一般处在0-7.5Hz的低频段,故先对数据进行20Hz低通滤波。 1×188 的数据经过低通滤波器,共操作 8×180 次。

[0081] 在实际应用中,由于P300脑电信号常用的方法为时域内多次叠加平均,但叠加平均需要的数据量大,耗时时间长,不利于在线系统的实现。在本发明实施中,对低通滤波后得到的原始信号进行小波插值重构和去线性漂移,具体地,将原始信号的频域划分为3层,选择最底层插入样条函数,然后利用小波函数重构信号。

[0082] 在实际应用中,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition,EMD)算法能依据自身时间尺度特征使复杂信号分解为有限个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和一个残余信号,在本发明实施例中,EMD算法可以如公式(1)所示:

$$[0083] \quad S(t) = \sum_{i=1}^p c_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

[0084] 公式(1)中, $S(t)$ 为原始信号, $r_n(t)$ 表示残余信号, $c_i(t)$ 表示IMF分量, p 为正整数;

[0085] 在实际应用中,基于噪声统计特性去噪的思想是找出含噪比较大的IMF分量,对其进行随机排序-累加-求平均,以减弱随机噪声的能量,再由平均后的分量与其他IMF分量一起重构信号。经过多次处理后的信号 $S'(t)$ 信噪比逐渐得到了提升,最后对 $S'(t)$ 进行自相关去噪,得到最终的消噪信号。具体算法步骤如下:

[0086] 1)、对含噪信号 $S(t)$ 进行EMD分解,获得 p 个IMF分量;

[0087] 2)、令 $S_1(t) = \sum_{i=2}^p c_i(t)$,对第一个IMF分量 $c_1(t)$ 进行若干次随机排序-累加-平均得到 $c_1'(t)$, $c_1'(t)$ 与 $S_1(t)$ 一起重构得到新的信号 $S_{\text{new}}(t)$;

[0088] 需要说明的是,EMD分解完之后,去掉了残余信号,将第一个imf中的数据点随机排序-累加-平均(1000次),得到的信号和剩下的imf一起组成新的信号 $S_{\text{new}}(t)$;

[0089] 3)、重复以上步骤 M 次,并将每次的 $S_{\text{new}}(t)$ 累加求平均得到新信号;

[0090] 4)、对新信号进行EMD分解,分别计算IMF分量归一化自相关函数方差,设定阈值,方差大于该阈值的IMF分量即认为其含有的噪声成分比较大;反之,则认为该IMF分量含噪较低;

[0091] 在本发明实施例中,IMF分量归一化自相关函数公式如下(2)和(3)所示:

$$[0092] \quad R_i(\tau) = E[c_i(t) c_i(t+\tau)] \quad (2)$$

$$[0093] \quad \rho_i(\tau) = R_i(\tau) / R_i(0) \quad (3)$$

[0094] 公式(2)和公式(3)中, C 为所述IMF分量, $c_i(t)$ 表示第 i 个IMF分量, $E[c(t) c(t+\tau)]$ 为自相关函数的表达式, $R(0)$ 表示自变量为0时的自相关值。

[0095] 阈值选择小波软阈值,小波分解后,对于各层小波系数采用下式进行计算,符合要求的保留,不符合的置为0。

[0096] 基于参数 α 的改进阈值函数,通过下列公式(4)表示:

$$[0097] \quad c_i'(t) = \begin{cases} c_i(t) - 2\alpha\lambda_i / (1 + e^{c_i(t)}), & |x| \geq \lambda_i \\ 0, & |x| < \lambda_i \end{cases} \quad (4)$$

[0098] 公式(4)中 α 为可变参数,且 $\alpha \in [0, 1]$, λ_i 为第 i 个IMF分量的阈值,公式可以为:

$$\lambda_i = \sigma_i \sqrt{2 \ln N} = \frac{\text{media}(|c_i(t)|)}{0.6745} * \sqrt{2 \ln N} \quad \text{其中, media为第} i \text{个IMF分量的绝对中值, } N \text{为信号} x$$

(t) 的长度。

[0099] 5)、对含噪成分高的分量采用小波软阈值消噪,并与含噪低的IMF分量一起重构信号,得到基于噪声统计特性的EMD自相关去噪脑电信号,即得到了P300脑电信号的去噪脑电信号。

[0100] 在本发明实施例中,针对空间听觉诱发的P300脑电信号,采用小波滤波插值、基于噪声统计的经验模态分解自相关去噪等方法来提高P300脑电信号的信噪比。图4为本发明

实施例提供的经过数据预处理后的八个电极处P300波形图,如图4所示,通过该方法可以提高P300脑电信号的信噪比。

[0101] 在步骤102中,在本发明实施例中,在深度学习方面,主要采用了卷积神经网络模型。构建的包括输入、卷积、输出等共计7层的卷积神经网络,将去噪脑电信号导入到卷积神经网络,并用测试集测试训练的模型的性能。

[0102] 图5为本发明实施例提供的卷积神经网络的模型示意图,在本发明实施例中,去噪脑电信号输入到该模型中之后,主要进行了如下运算:

[0103] 输入数据 ($8 \times 188 \times 180$) 经过BatchNormalization层,即对网络中每一层的单个神经元输入计算其均值与方差,再进行标准化。本发明实施例中使用的是二维卷积,与传统图像处理中的正方形尺寸卷积核不同,考虑到脑电信号通道数和采样点数 (8×188) 映射到二维图像中呈矩形矩阵,应当适量调整卷积核的尺寸。

[0104] 在本发明实施例中,第一个卷积层的卷积核的大小为 3×11 ,特征图个数为8;第二个卷积层的卷积核大小为 3×11 ,特征图的个数为16;第三个卷积层的卷积核大小为 3×11 ,特征图的个数为32;第四个卷积层的卷积核大小为 2×11 ,特征图个数为64。进一步地,每个卷积层的激活函数均为ReLU。在参数调整的过程中发现,随卷积层数的增加,特征图数量也呈金字塔形增加时,识别的效果会更好。

[0105] 具体地,卷积层通过下列公式 (5) 表示:

$$[0106] \quad X_m^l = f\left(\sum_{n \in p} X_n^{l-1} * H_{mn}^{l-1} + b_m^l\right) \quad (5)$$

[0107] ReLU是指数线性单元,它收敛快,求梯度简单。在本发明实施例中,每个卷积层的ReLU通过公式 (6) 表示:

$$[0108] \quad f(x) = \begin{cases} \alpha * (e^x - 1), & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

[0109] 公式 (5) 和公式 (6) 中, X_m^l 表示第 l 层输出的特征图 m 的激活值, H_{mn}^{l-1} 表示卷积函数, $*$ 表示卷积, b_m^l 是偏置量, $f()$ 表示激活函数。

[0110] 在步骤102中,去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层之后,得到了去噪脑电信号的空间特征。

[0111] 传统的卷积神经网络中,池化层在卷积层之后,用于压缩数据和参数,进行特征降维。在本发明实施例中,舍弃了池化层,这是由于脑电信号的数据量不大,使用池化层易损失有用的信息。为防止出现过拟合现象,卷积层也不宜过深,在卷积层的输出部分也适当添加了正则化项。

[0112] 进一步地,全连接层通常在卷积神经网络的尾部,与前层之间所有神经元都有权重连接,同层之间的神经元互不连接。全连接层将学到的“分布式特征表示”映射到样本标记空间,实现分类。

[0113] 具体地,将去噪脑电信号的空间特征输入到全连接层之后,可以得到分类结果,具体地:

[0114] 全连接层可以通过下列公式 (7) 表示:

$$[0115] \quad o_j^{(l)} = f\left(\sum_{i=1}^n x_i^{(l-1)} * w_{ji}^l + b^{(l)}\right) \quad (7)$$

[0116] 本发明实施例中使用了两个全连接层,全连接层1的神经元为32,激活函数选则elu,全连接层2的神经元为2,激活函数选择sigmoid。

[0117] 具体地,sigmoid通过下列公式(8)表示:

$$[0118] \quad h_{\theta}(x^{(i)}) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x^{(i)}}} \quad (8)$$

[0119] 公式(7)和公式(8)中,n为当前神经元个数,l为当前层数, $w_{ji}^{(l)}$ 为该层神经元j与前一层神经元i的连接强度, $b^{(l)}$ 为该层神经元j的偏置,f为激活函数。

[0120] 进一步地,本发明实施例中,输出层的输出结果即为全连接层的输出。卷积神经网络中,网络训练大部分用的是反向传播(BP)进行权重参数的更新,找到最小化损失函数的权值。

[0121] 具体地,网络训练采用交叉熵作为损失函数来衡量预测值和实际结果之间的差距,其中,损失函数通过下列公式(9)表示:

$$[0122] \quad E(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)})) \quad (9)$$

[0123] 其中,m组数据, $(x^{(i)}, y^{(i)})$ 表示第i组数据及其对应的类别标记,输入数据 $x^{(i)} = (1, x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_p^{(i)})^T$, $y^{(i)}$ 表示第i个样本对应网络的输出标签,模型参数 $\theta = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 。

[0124] 综上所述,本发明实施例提供了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法,该方法包括:对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述去噪脑电信号的空间特征输入到卷积神经网络的全连接层,得到分类结果;通过损失函数确定所述分类结果的准确性。该方法在网络模型训练前采用滤波、小波插值重构以及基于噪声统计的经验模态分解自相关去噪等方法,提高了脑电信号的信噪比,再者,构建了卷积神经网络,合理设计了卷积层数以及卷积核的大小,通过少次叠加平均减小过拟合,提高识别准确率。该方法解决了现有的卷积神经网络存在受到数据量的限制,容易出现严重过拟合现象,识别结果并不好的问题。

[0125] 基于同一发明构思,本发明实施例提供了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置,由于该装置解决技术问题的原理与一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法相似,因此该装置的实施可以参见方法的实施,重复之处不再赘述。

[0126] 图6为本发明实施例提供了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置结构示意图。如图6所示,该装置主要包括第一得到单元61和第二得到单元62。

[0127] 本发明实施例还提供了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置,包括:

[0128] 第一得到单元61,用于对采集到的P300脑电信号进行预处理,得到原始信号;所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量,通过计算IMF分量归一化自相关函数方差,得到去噪脑电信号;

[0129] 第二得到单元62,用于将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层,得到所述去噪脑电信号的空间特征;将所述卷积层得到的所述空间特征聚集形成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层,由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

[0130] 优选地,所述EMD算法通过下列公式确定:

$$[0131] \quad S(t) = \sum_{i=1}^p c_i(t) + r_n(t)$$

[0132] 其中, $S(t)$ 为原始信号, $r_n(t)$ 表示残余信号, $c_i(t)$ 表示IMF分量, p 为正整数;

[0133] 所述IMF分量归一化自相关函数函数通过下列公式确定:

$$[0134] \quad R_i(\tau) = E[c_i(t) c_i(t+\tau)]$$

$$[0135] \quad \rho_i(\tau) = R_i(\tau) / R_i(0)$$

[0136] 其中, C 为所述IMF分量, $E[c(t) c(t+\tau)]$ 为自相关函数的表达式, $R(0)$ 表示自变量为0时的自相关值。

[0137] 优选地,所述第二得到单元62具体用于:

[0138] 第一个卷积层的卷积核的大小为 $3*11$,特征图个数为8;

[0139] 第二个卷积层的卷积核大小为 $3*11$,特征图的个数为16;

[0140] 第三个卷积层的卷积核大小为 $3*11$,特征图的个数为32;

[0141] 第四个卷积层的卷积核大小为 $2*11$,特征图个数为64;

[0142] 所述卷积层通过下列公式表示: $X_m^l = f(\sum_{n \in p} X_n^{l-1} * H_{mn}^{l-1} + b_m^l)$;

[0143] 每个所述卷积层的激活函数为ReLU;

[0144] 其中, X_m^l 表示第 l 层输出的特征图 m 的激活值, H_{mn}^{l-1} 表示卷积函数, $*$ 表示卷积, b_m^l 是偏置量。

[0145] 优选地,所述全连接层通过下列公式表示:

$$[0146] \quad o_j^{(l)} = f(\sum_{i=1}^n x_i^{(l-1)} * w_{ji}^l + b^{(l)});$$

[0147] 所述全连接层的激活函数为sigmoid;

[0148] 所述由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率,包括:

[0149] 采用交叉熵作为损失函数,所述损失函数通过下列公式表示:

$$[0150] \quad E(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))$$

[0151] 其中, n 为当前神经元个数, l 为当前层数, $w_{ji}^{(l)}$ 为该层神经元 j 与前一层神经元 i 的连接强度, $b^{(l)}$ 为该层神经元 j 的偏置, f 为激活函数, m 组数据, $(x^{(i)}, y^{(i)})$ 表示第 i 组数据及其对应的类别标记,输入数据 $x^{(i)} = (1, x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_p^{(i)})^T$, $y^{(i)}$ 表示第 i 个样本对应网络的输出标签,模型参数 $\theta = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T$ 。

[0152] 优选地,所述第一得到单元61还用于:

[0153] 通过三音oddball范式采集Fz、Cz、Pz、Oz、C3、C4、P3和P4导联的脑电信号得到所述P300脑电信号。

[0154] 应当理解,以上一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置包括的单元仅为根据该设备装置实现的功能进行的逻辑划分,实际应用中,可以进行上述单元的叠加或拆分。并且

该实施例提供的一种空间听觉诱发P300脑电信号识别装置所实现的功能与上述实施例提供的一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法一一对应,对于该装置所实现的更为详细的处理流程,在上述方法实施例一中已做详细描述,此处不再详细描述。

[0155] 本领域内的技术人员应明白,本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本发明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,本发明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。

[0156] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、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。

[0157] 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。

[0158] 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。

[0159] 尽管已描述了本发明的优选实施例,但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念,则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

[0160] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

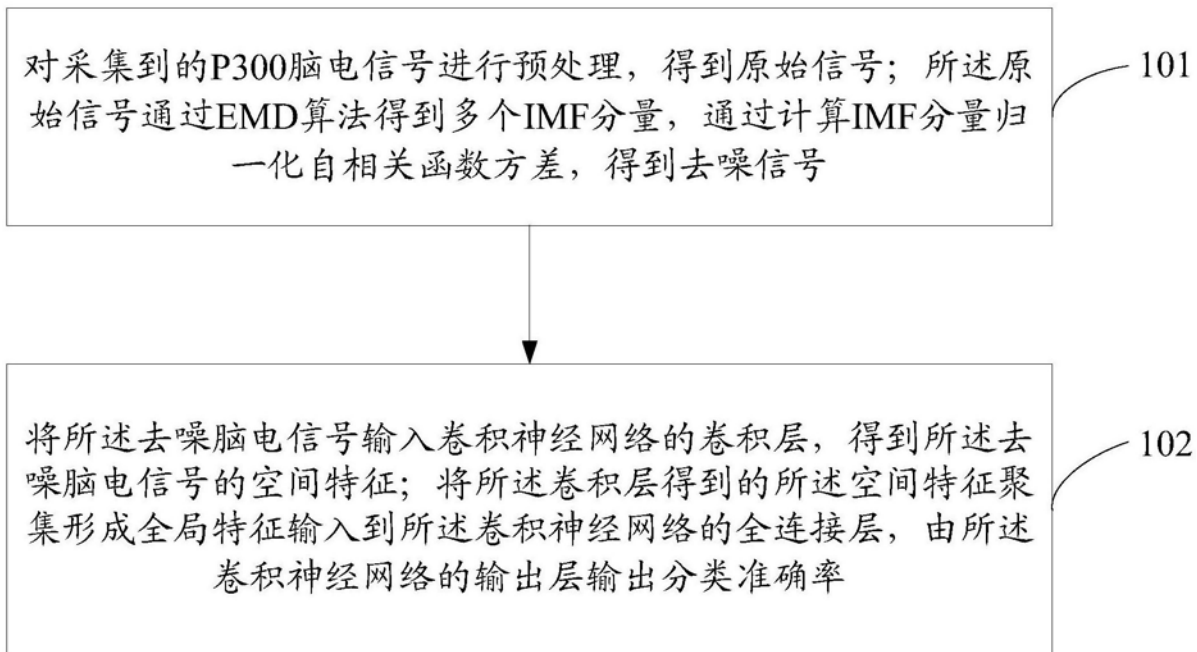


图1

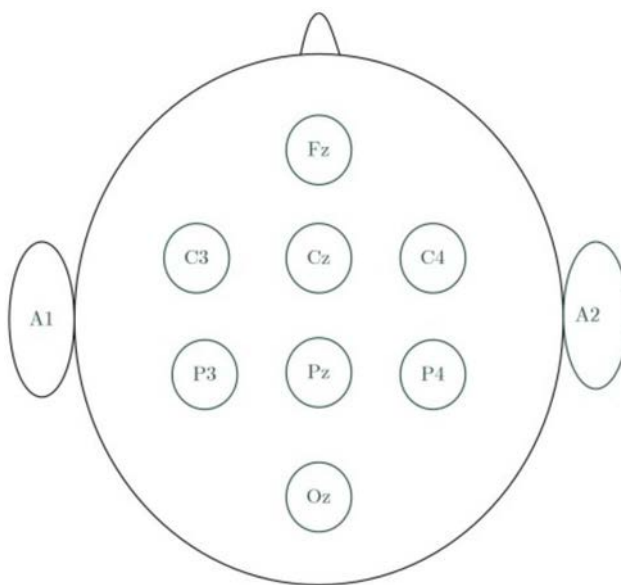


图2

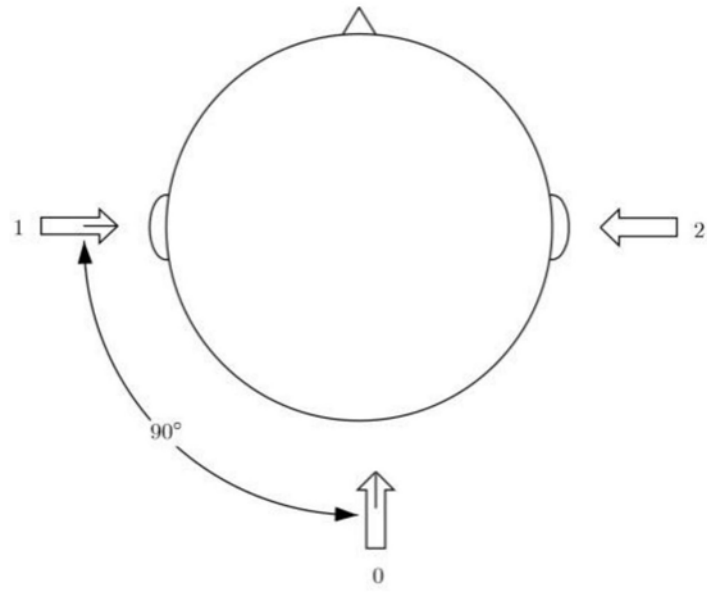


图3

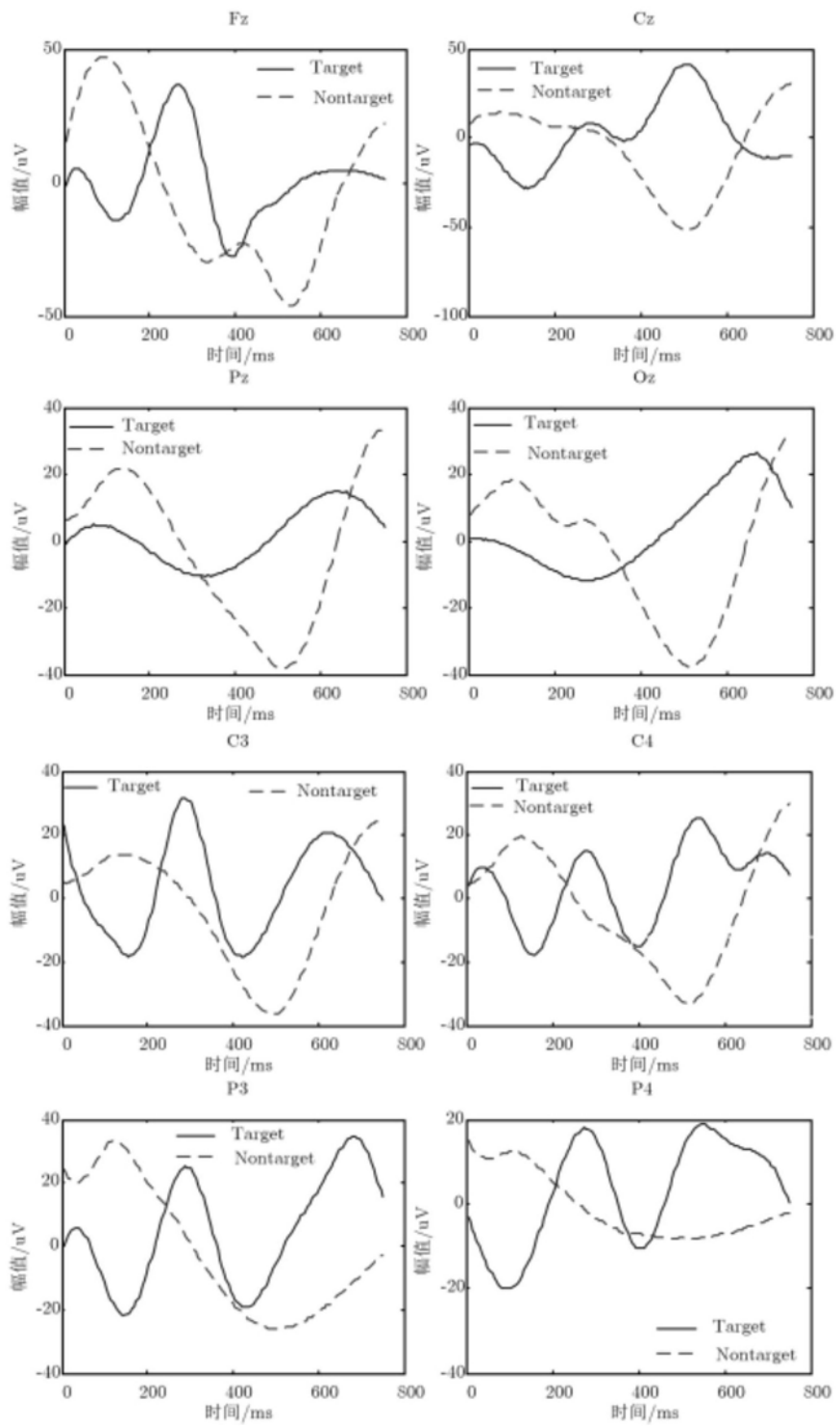


图4

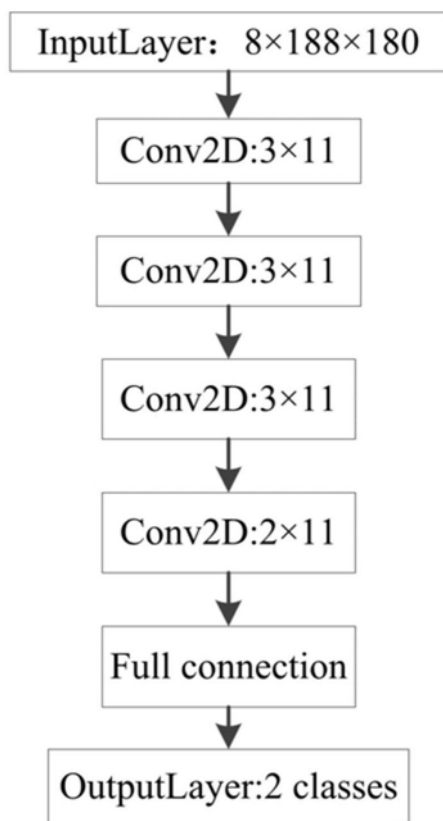


图5

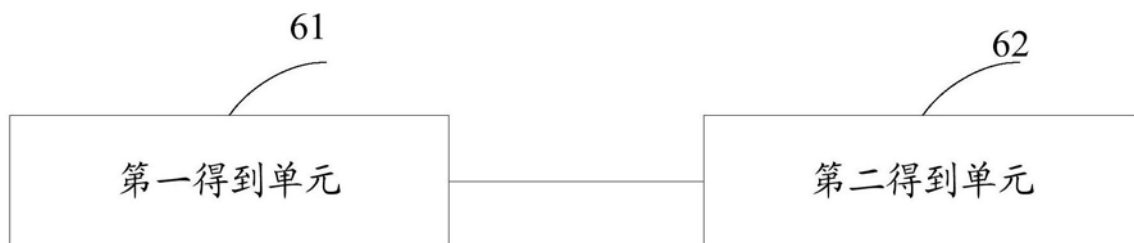


图6

专利名称(译)	一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置		
公开(公告)号	CN109247917A	公开(公告)日	2019-01-22
申请号	CN201811394789.8	申请日	2018-11-21
[标]申请(专利权)人(译)	广州大学		
申请(专利权)人(译)	广州大学		
当前申请(专利权)人(译)	广州大学		
[标]发明人	王力 董倩妍 胡晓		
发明人	王力 董倩妍 胡晓		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0484		
CPC分类号	A61B5/04845 A61B5/7203 A61B5/7253 A61B5/7264		
代理人(译)	颜希文		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种空间听觉诱发P300脑电信号识别方法及装置，涉及算法研究领域。用以解决现有的卷积神经网络存在受到数据量的限制，容易出现严重过拟合现象，识别结果并不好的问题。该方法包括：对采集到的P300脑电信号进行预处理，得到原始信号；所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量，通过计算IMF分量归一化自相关函数方差，得到去噪脑电信号；将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层，得到所述去噪脑电信号的空间特征；将所述卷积层得到的所述空间特征聚集成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层，由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率。

对采集到的P300脑电信号进行预处理，得到原始信号；所述原始信号通过EMD算法得到多个IMF分量，通过计算IMF分量归一化自相关函数方差，得到去噪信号

101

将所述去噪脑电信号输入卷积神经网络的卷积层，得到所述去噪脑电信号的空间特征；将所述卷积层得到的所述空间特征聚集成全局特征输入到所述卷积神经网络的全连接层，由所述卷积神经网络的输出层输出分类准确率

102