



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106889986 B

(45)授权公告日 2020.01.10

(21)申请号 201710134594.9

(22)申请日 2017.03.08

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 106889986 A

(43)申请公布日 2017.06.27

(73)专利权人 浙江大学  
地址 310058 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72)发明人 冯毅雄 李塘 娄山河 高一聪

(74)专利代理机构 杭州求是专利事务所有限公司 33200

代理人 林超

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

(56)对比文件

- CN 103767702 A, 2014.05.07,
- CN 105852885 A, 2016.08.17,
- CN 105563495 A, 2016.05.11,
- CN 102499677 A, 2012.06.20,
- KR 10-2014-0115153 A, 2014.09.30,
- US 2015/0105837 A1, 2015.04.16,

审查员 田文文

权利要求书2页 说明书4页 附图3页

(54)发明名称

一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法。在受试者面前呈现具有质量特性的听视觉刺激,在刺激呈现期间连续记录脑电图获得EEG数据,对EEG数据进行分割和滤波,计算每个EEG段的非线性样本熵的数值,利用卡诺模型对质量特性进行分类,并根据质量特性的分类结果对所有EEG段划分目录,采用支持向量机算法,以各个不同目录的样本熵作为算法输入进行训练得到模型,完成脑电信号的标定。本发明能够提取获得脑电信号的样本熵,建立了脑电信号与情感类型的对应关系,有效地解决了脑电信号中的情感识别问题。



1. 一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤1:受试者佩戴电极帽后,在受试者面前呈现具有质量特性的听视觉刺激,在刺激呈现期间连续记录脑电图,获得EEG数据;

步骤2:数据预处理:根据刺激中的质量特性对EEG数据进行分割,用数字滤波器对EEG数据进行滤波;

所述步骤2中根据刺激中的质量特性对EEG数据进行分割具体是指根据质量特性对应的刺激所呈现的时间段对EEG数据进行时间上的分割,分为各个不同时间段的EEG段;

步骤3:特征提取:计算每个EEG段的非线性样本熵的数值;

步骤4:利用卡诺模型对质量特性进行分类,并根据质量特性的分类结果对所有EEG段划分目录;

所述步骤4具体为:利用卡诺模型对每一质量特性的好坏进行分类分为不同程度的五类,将同一质量特性且同一种类别的EEG段归为同一目录中,由此将所有EEG段分为不同的目录;

步骤5:采用支持向量机(SVM)算法,以各个不同目录的样本熵作为算法输入进行训练得到模型,完成脑电信号的标定。

2. 根据权利要求1所述的一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法,其特征在于:同一目录的样本熵为该目录中的所有EEG段的样本熵的平均值。

3. 根据权利要求1所述的一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法,其特征在于:所述的数字滤波器采用30Hz的低通数字滤波器。

4. 根据权利要求1所述的一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法,其特征在于:所述步骤3具体为:

3.1) 采用以下公式将EEG片段的相邻各个采样点按时间顺序组成时间序列,作为m维幅值向量:

$$X_m(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)], 1 \leq i \leq N-m+1$$

其中,m为模式维数,一般取值为2,N表示所获得的EEG片段的采样点总数,i为采样点的序号,x(i)表示第i个采样点的信号幅值大小, $X_m(i)$ 表示第i个采样点下m维的幅值向量;

采用以下公式计算得到 $X_m(i)$ 和 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$ :

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max |x(i+k) - x(j+k)|, 1 \leq k \leq m-1; 1 \leq i, j \leq N-m+1, i \neq j$$

其中,j为采样点的序号, $X_m(j)$ 表示第j个采样点下m维的幅值向量;

3.2) 对于每个采样点i ( $1 \leq i \leq N-m$ ),当满足条件 $d[X_m(i), X_m(j)] < r$ 时进行计数,r表示容差距离, $r > 0$ ,并表示为 $\text{num}\{d[X_m(i), X_m(j)]\}, 1 \leq j \leq N-m, i \neq j$ ;

然后采用以下公式计算得到距离的平均数:

$$B_i^m(r) = \frac{1}{N-m-1} \text{num}\{d[X_m(i), X_m(j)]\}$$

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

其中, $\text{num}\{d[X_m(i), X_m(j)]\}$ 表示幅值向量 $X_m(j)$ 和幅值向量 $X_m(i)$ 之间的采样点数量, $B_i^m(r)$ 表示第i个采样点下m维的幅值向量之间距离的平均数, $B^m(r)$ 表示m维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数,

3.3) 对于维度 $m+1$ ,重复上述步骤3.1)和3.2),获得 $m+1$ 维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数 $B^{m+1}(r)$ :

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$

3.4) 采用以下公式计算样本熵:

$$SampEn(m, r) = \lim_{x \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[ B^{m+1}(r) / B^m(r) \right] \right\}$$

其中, $B^m(r)$ 表示 $m$ 维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数, $B^{m+1}(r)$ 表示 $m+1$ 维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数。

## 一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及了一种新的信号标定方法,尤其是涉及了对脑电信号处理问题,提出了一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法。

### 背景技术

[0002] 情感识别在现代化生产中扮演着相当重要的角色,传统的情感识别方法已经不能满足商业需求,在人工智能,大数据等技术的推动下,情感识别将朝着智能化的方向发展。

[0003] 针对客户需求分析过程中的情感识别问题,目前使用问卷调查的方式任然很普遍,但是这种根据客户满意度或不满意度的问卷进行分类的方法仍然过于主观,并且没有考虑心理和情绪的不确定性。在客户需求分析的情感识别中引入卡诺模型是近几年来兴起的方法,但是这实质上任然是一种问卷形式,没有实现认知匹配的智能化。而脑电信号在情感识别中应用广泛,各种智能分类与聚类算法也发展迅速。

### 发明内容

[0004] 为了解决需求分析过程中的情感的自动识别问题,本发明提供了一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法。

[0005] 本发明采用以下技术方案,包括以下步骤:

[0006] 步骤1:受试者佩戴电极帽后,在受试者面前呈现具有质量特性的听视觉刺激,在刺激呈现期间连续记录脑电图,获得EEG数据;

[0007] 步骤2:数据预处理:根据刺激中的质量特性对EEG数据进行分割,用数字滤波器对EEG数据进行滤波;

[0008] 步骤3:特征提取:计算每个EEG段的非线性样本熵的数值;

[0009] 步骤4:利用卡诺模型对质量特性进行分类,并根据质量特性的分类结果对所有EEG段划分目录;

[0010] 步骤5:采用支持向量机(SVM)算法,以各个不同目录的样本熵作为算法输入进行训练得到模型,完成脑电信号的标定。

[0011] 所述步骤2中根据刺激中的质量特性对EEG数据进行分割具体是指根据质量特性对应的刺激所呈现的时间段对EEG数据进行时间上的分割,分为各个不同时间段的EEG段。

[0012] 所述步骤3具体为:

[0013] 3.1) 采用以下公式将EEG片段的相邻各个采样点按时间顺序组成时间序列,作为m维幅值向量:

[0014]  $X_m(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)], 1 \leq i \leq N-m+1$

[0015] 其中,m为模式维数,一般取值为2,N表示所获得的EEG片段的采样点总数,i为采样点的序号,x(i)表示第i个采样点的信号幅值大小, $X_m(i)$ 表示第i个采样点下m维的幅值向量;

[0016] 采用以下公式计算得到 $X_m(i)$ 和 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$ :

[0017]  $d[X_m(i), X_m(j)] = \max |x(i+k) - x(j+k)|, 1 \leq k \leq m-1; 1 \leq i, j \leq N-m+1, i \neq j$

[0018] 其中,  $j$  为采样点的序数,  $X_m(j)$  表示第  $j$  个采样点下  $m$  维的幅值向量;

[0019] 3.2) 对于每个采样点  $i$  ( $1 \leq i \leq N-m$ ), 当满足条件  $d[X_m(i), X_m(j)] < r$  时进行计数,  $r$  表示容差距离,  $r > 0$ , 并表示为  $\text{num}\{d[X_m(i), X_m(j)]\}, 1 \leq j \leq N-m, i \neq j$ ;

[0020] 然后采用以下公式计算得到距离的平均数:

$$[0021] \quad B_i^m(r) = \frac{1}{N-m-1} \text{num}\{d[X_m(i), X_m(j)]\}$$

$$[0022] \quad B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$$

[0023] 其中,  $\text{num}\{d[X_m(i), X_m(j)]\}$  表示幅值向量  $X_m(j)$  和幅值向量  $X_m(i)$  之间的采样点数量,  $B_i^m(r)$  表示第  $i$  个采样点下  $m$  维的幅值向量之间距离的平均数,  $B^m(r)$  表示  $m$  维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数,

[0024] 3.3) 对于维度  $m+1$ , 重复上述步骤 3.1) 和 3.2), 获得  $m+1$  维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数  $B^{m+1}(r)$ :

$$[0025] \quad B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$

[0026] 3.4) 采用以下公式计算样本熵:

$$[0027] \quad \text{SampEn}(m, r) = \lim_{x \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[ B^{m+1}(r) / B^m(r) \right] \right\}$$

[0028] 其中,  $B^m(r)$  表示  $m$  维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数,  $B^{m+1}(r)$  表示  $m+1$  维时所有各个采样点对应的幅值向量之间距离的平均数。

[0029] 所述步骤 4 具体为: 利用卡诺模型对每一质量特性的好坏进行分类分为不同程度的五类, 将同一质量特性且同一种类别的 EEG 段归为同一目录中, 由此将所有 EEG 段分为不同的目录。

[0030] 同一目录的样本熵为该目录中的所有 EEG 段的样本熵的平均值。

[0031] 所述的数字滤波器采用 30Hz 的低通数字滤波器。

[0032] 不同样本熵对应不同的受试者对待刺激的情感状态, 通过本发明方法建立的标定模型能够识别出呈现出情感状态, 从而有效地解决了脑电信号中的情感识别问题。

[0033] 本发明的有益效果是:

[0034] 本发明将脑电信号分析与卡诺模型相结合, 完成对脑电信号的标定, 从而建立了脑电信号与情感类型的对应关系, 通过标定后的模型来对被测的脑电信号进行识别。

## 附图说明

[0035] 图 1 为本发明方法流程图。

[0036] 图 2 为实施例全景电梯内部装饰的魅力质量要素的脑电信号。

[0037] 图 3 为实施例全景电梯内部装饰质量特性的分类结果。

## 具体实施方式

[0038] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

[0039] 本发明的实施例及其实施工作过程是:

[0040] 实施例将全景电梯的需求分析作为案例,以内部装饰这一质量特性的魅力质量要素、一维质量要素和必备质量要素三个类别来说明本发明。

[0041] 步骤1:将实验介绍给每个受试者,提示受试者关注刺激,并且尽可能少地移动。帮助受试者佩戴电极帽,并且眼睛睁开休息三分钟后开始实验。在每个受试者面前呈现具有不同质量特性的图片,在刺激呈现期间连续记录脑电图,获得EEG数据。全景电梯的质量特性如下,有些图片是呈现的具有良好的内部装饰的全景电梯,有些图片是呈现的不具有良好的内部装饰的全景电梯。

[0042] 表1全景电梯的质量特性

[0043]	振动性能	内部装饰
	加速性能	有效空间
	安全性能	报警装置
	能源消耗	价格
	可维护性	娱乐功能
	故障率	辅助功能
	产品生命周期	承载能力

[0044] 步骤2:数据预处理:实施例先在刺激存在之前200ms和之后800ms处分段。根据质量特性对应的刺激所呈现的时间段对EEG数据进行时间上的分割,分为各个不同时间段的EEG段,并且用30Hz的低通数字滤波器对EEG数据进行滤波;如图2所示。

[0045] 步骤3:特征提取:计算每个EEG段的非线性样本熵的数值;例如对于魅力质量要素的各个电极获取信号的样本熵的数值如表2所示。

[0046] 表2各个电极信号的样本熵

序号	各个电极信号样本熵					
	F1	Fz	F2	FC1	FCz	FC2
1	0.0567	0.0574	0.0545	0.0648	0.0624	0.0627
2	0.0931	0.0938	0.0924	0.0846	0.0889	0.09
3	0.0736	0.0597	0.0703	0.0582	0.0663	0.0724
4	0.0972	0.0996	0.0935	0.1178	0.1004	0.0932
5	0.107	0.1124	0.137	0.0954	0.1085	0.109
[0047] 6	0.0887	0.0932	0.0913	0.0924	0.0898	0.0924
7	0.0831	0.1021	0.0893	0.0886	0.098	0.0827
8	0.1185	0.102	0.1157	0.0729	0.0696	0.0723
9	0.0687	0.0658	0.0641	0.0621	0.0564	0.0655
10	0.0871	0.1067	0.1041	0.0900	0.1028	0.1061
11	0.0846	0.0791	0.0649	0.0720	0.0704	0.0744
12	0.0706	0.0722	0.0725	0.0583	0.0615	0.0604
13	0.1104	0.1037	0.1177	0.1073	0.1087	0.1075
14	0.1145	0.1155	0.1169	0.0944	0.1021	0.1042

[0048] 步骤4:利用卡诺模型对质量特性进行分类,并根据质量特性的分类结果对所有EEG段划分目录;

[0049] 具体是利用卡诺模型对每一质量特性的好坏进行分类分为不同程度的五类,将同

一质量特性且同一种类别的EEG段归为同一目录中,由此将所有EEG段分为不同的目录。

[0050] 步骤5:采用支持向量机(SVM)算法,以各个不同目录的样本熵作为算法输入进行训练得到模型,完成脑电信号的标定。

[0051] 同一目录的样本熵为该目录中的所有EEG段的样本熵的平均值。

[0052] 具体实施的数字滤波器采用30Hz的低通数字滤波器。

[0053] 在本例中,来自14名受试者(10名男性和4名女性,平均年龄=23.5)参与了本研究。大多数科目是机械工程专业的研究生或本科生。他们都是右撇子,没有任何神经或精神疾病的病史。

[0054] 采用本发明的方法进行电梯需求分析中的脑电信号标定后,使用标定后的模型对各种脑电信号所属的分类类型进行自动识别,得到的平均分类准确率为73.8%。

[0055] 内部装饰质量特性的分类结果如图3所示。因为EEG信号由质量特性的不同类别所诱发,所以实现了对质量特性的有效分类。

[0056] 由此可见,本发明将脑电信号结合卡诺模型运用于脑电信号分析中,利用卡诺模型完成脑电信号的标定,从而建立脑电信号与情感类型之间的对应关系。

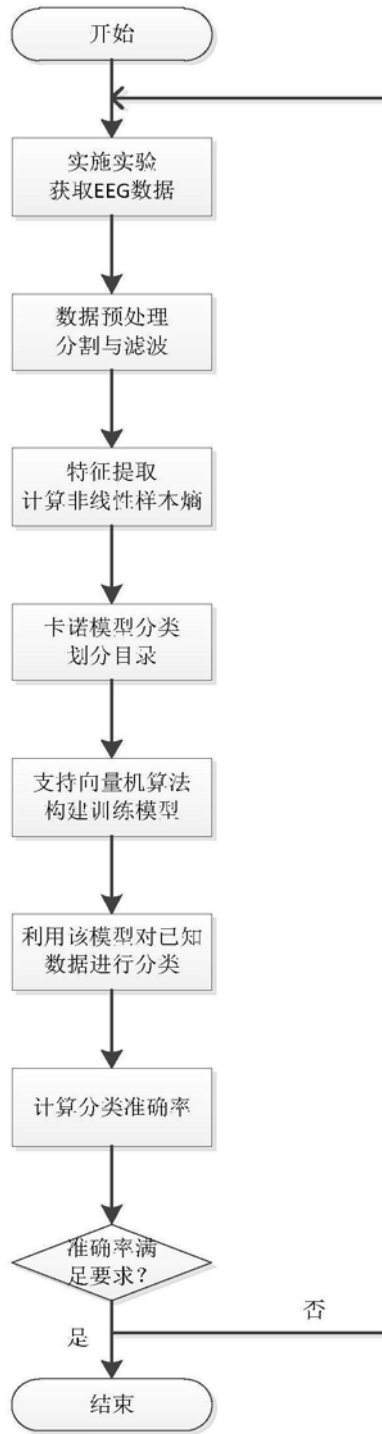


图1

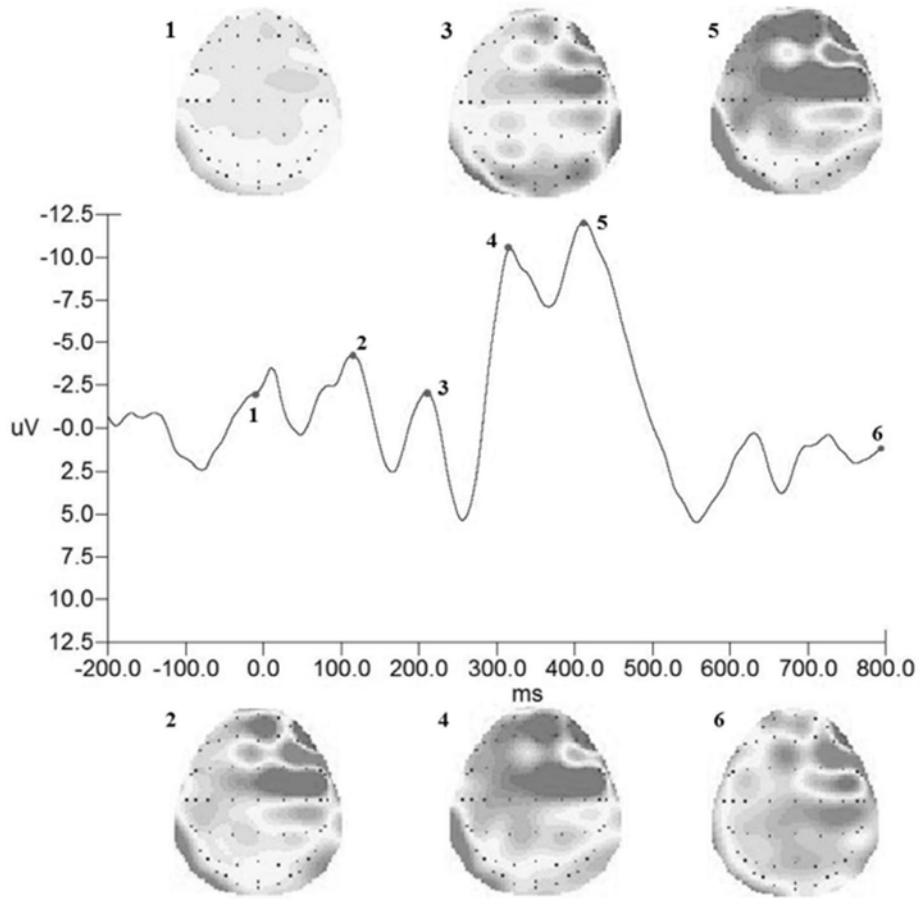


图2

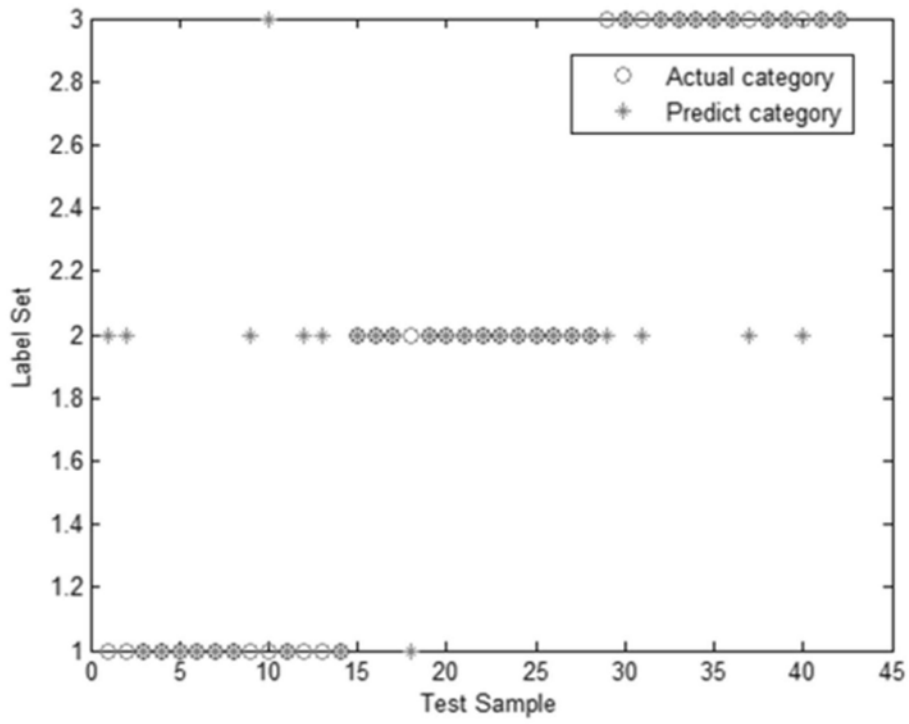


图3

专利名称(译)	一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN106889986B</a>	公开(公告)日	2020-01-10
申请号	CN201710134594.9	申请日	2017-03-08
[标]申请(专利权)人(译)	浙江大学		
申请(专利权)人(译)	浙江大学		
当前申请(专利权)人(译)	浙江大学		
[标]发明人	冯毅雄 李塘 娄山河 高一聪		
发明人	冯毅雄 李塘 娄山河 高一聪		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/725 A61B5/7264 A61B2560/0223		
代理人(译)	林超		
审查员(译)	田文文		
其他公开文献	CN106889986A		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于卡诺模型的脑电信号标定方法。在受试者面前呈现具有质量特性的听视觉刺激，在刺激呈现期间连续记录脑电图获得EEG数据，对EEG数据进行分割和滤波，计算每个EEG段的非线性样本熵的数值，利用卡诺模型对质量特性进行分类，并根据质量特性的分类结果对所有EEG段划分目录，采用支持向量机算法，以各个不同目录的样本熵作为算法输入进行训练得到模型，完成脑电信号的标定。本发明能够提取获得脑电信号的样本熵，建立了脑电信号与情感类型的对应关系，有效地解决了脑电信号中的情感识别问题。

