



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108309329 A

(43)申请公布日 2018.07.24

(21)申请号 201810128786.3

(22)申请日 2018.02.08

(71)申请人 陕西师范大学

地址 710062 陕西省西安市长安南路199号

(72)发明人 艾玲梅 陈慧君 薛亚庆

(74)专利代理机构 西安通大专利代理有限责任
公司 61200

代理人 徐文权

(51)Int.Cl.

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

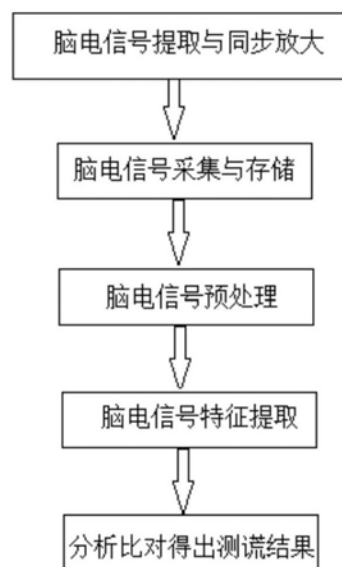
权利要求书2页 说明书7页 附图5页

(54)发明名称

一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,该方法包括脑电信号采集、脑电信号预处理、脑电信号特征提取和脑电信号显示四部分。本发明利用脑网络分析法对CNV脑电波进行特征提取,弥补了现有测谎技术对脑电信号全脑区认知差异分析的不足。同时利用软件分别采集实验组和对照组多个受试者脑电信号,将采集的脑电信号存储在预先设定的存储单元中,然后对同一受试者在不同状态下的脑电数据进行预处理和特征提取,对其预处理及特征进行分析和对比,从而给出合理的测谎结果。



1. 一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一:脑电信号提取与同步放大

通过导联脑电电极对被测者头部不同位置的脑电信号进行实时提取,然后通过脑电信号放大器对提取的脑电信号进行同步放大处理;

步骤二:脑电信号采集与存储

通过脑电信号采集设备对经步骤一同步放大处理的脑电信号按照预设的采样频率同步进行采集,并将所采集的脑电信号转换成对应编号的数字脑电信号 $Z_i(t)$ 后同步传送至处理器,存储于预先建立的存储单元,其中 $i=1,2,\dots,m$, m 为采集被测者头部的部位总数;

步骤三:脑电信号预处理

对同一被测者在不同状态下存储的脑电信号进行预处理,预处理包括去除被测者的误操作、去除垂直和水平眼电伪迹以及噪声干扰;

步骤四:脑电信号特征提取

对预处理后的脑电信号进行脑网络分析,提取节点度、聚类系数和全局效率,并融合所述的节点度、聚类系数和全局效率构成脑网络特征向量,对脑网络特征向量进行分析和对比,得出测谎结果。

2. 根据权利要求1所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,步骤一中,采用64导联脑电电极,对被测者头部64个部位的脑电信号进行实时提取。

3. 根据权利要求1所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,步骤二中,通过64导脑电信号采集设备对各脑电信号进行放大处理,将所采集的64导脑电信号转换成对应编号的数字脑电信号 $Z_i(t)$ 进行存储,且 $i=1,2,\dots,m$, $m=64$ 。

4. 根据权利要求1所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,步骤三中,预处理条件为:将参考电极设置为TP9和TP10,并进行0.5~30Hz的数字滤波,选取刺激呈现前500ms到刺激后2500ms的脑电信号进行30次叠加平均和基线校正,其中基线选取刺激前500ms。

5. 根据权利要求1所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,步骤四具体操作,包括以下步骤:

1) 阈值处理:将大脑结构由节点 V 和边 E 构成的网络来描述,其中不同的脑区位置即导联用节点来表示,各个导联之间的连接即为边,两两导联之间的相关系数定义为边连接值;将边连接值构建为连接性矩阵,计算该矩阵的均值并设定为阈值;

2) 二值化处理:对步骤1)中的连接性矩阵进行二值化处理,大于阈值的边连接值设为1,小于阈值的边连接值设为0,则二值化处理后的矩阵即为邻接矩阵;在邻接矩阵中,1表示对应节点相连,反之0表示对应节点不相连;

3) 节点度计算:与节点直接相连的边数被称为该节点的度,脑网络中所有节点度的平均值被称为节点平均度;在邻接矩阵 $A=(a_{ij})_{n \times n}$ 中,节点平均度 D 定义为非零元素个数占有元素总数的比例,如下式:

$$D = \text{length}(a_{ij} = 1) / \sum_{i,j \in n} a_{ij};$$

4) 聚类系数计算:在邻接矩阵 $A=(a_{ij})_{n \times n}$ 中,某节点的聚类系数表示为该节点邻居间实际连接的边数和最大连接边数的比值,整个脑网络的聚类系数是全部节点聚类系数 C_i 的平

均值,即:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{2E_i}{D_i(D_i-1)};$$

其中, n 为节点数量,也就是导联电极总数,表示节点 i 的连接度; D_i 表示这些其他节点之间的最大可能边数; E_i 表示的是与节点 i 直接相连的其他节点之间的边数;

5) 全局效率计算:若一个节点经过最少的边数到达另一个节点,则称这条路为最优路径,所经过的边数之和称为最短路径长度;在邻接矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 中,两个节点 i 和 j 的最短路径长度记为 l_{ij} ,脑网络的特征路径长度为:

$$L = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} l_{ij};$$

如果整个脑网络部分节点不连通,那么这两个节点之间的最短路径长度等于 $+\infty$,由此,采用全局效率 E_{glob} 来度量全脑区的信号传输速率,即:

$$E_{glob} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} \frac{1}{l_{ij}};$$

6) 特征融合:将所述的节点度、聚类系数和全局效率进行归一化处理,构成脑网络特征向量。

6. 根据权利要求5所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,步骤4)中,当某节点没有邻居节点或只有一个时,该节点的聚类系数 C_i 等于0;聚类系数的取值范围是0~1。

7. 根据权利要求1~6中任意一项所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,同一被测者在不同状态下指的是在说谎状态下和诚实状态下两种情况。

8. 根据权利要求7所述的基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,其特征在于,在步骤四之后,还包括将被测者在说谎状态和诚实状态下预处理后的脑电数据及提取的脑电信号特征显示在计算机显示屏中。

一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法

技术领域

[0001] 本发明属于CNV脑电测谎研究技术领域,具体涉及一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法。

背景技术

[0002] 当今时代科技飞速发展,作案工具智能化和作案手段隐蔽性使得案件取证难度不断增大,因此口供查证和辨别成为案件突破的关键。近年来,心理学理论和科学测谎技术开始在询问实践中发挥重要作用,并广泛应用于商业、政治、法院审判和国家安全等领域。

[0003] 事件相关电位技术是测谎技术研究热点之一,具有客观、稳定、节约成本和无创等优势,主要体现在P300和CNV(contingent negative variation)能够从不同角度反映受试者对说谎信息的认知水平,熟悉记忆比陌生信息能诱发出更正向的P300脑电波,强烈的说谎动机和未知的说谎后果会诱发出负向偏转的CNV脑电波。

[0004] 在整个脑电波刺激过程中,研究人员发现在欺骗意识产生之后、按键反应之前出现CNV成分,但关注度相对于P300来说少很多。Fang等人发现,目标照片比其他照片诱发出更为负向的CNV,并且欺骗状态脑电矢量长度比诚实状态脑电矢量长度值较大,表明CNV脑电波适用于测谎研究。为探讨P300和CNV的认知功能差异,崔茜等在实验设计中设置了有反馈和无反馈两种环节。研究结果发现,两组实验都可以同时诱发正向波P300和负向波CNV两种成分,潜伏期分别出现在刺激后450ms和800ms附近。P300主要反映个体认知差异,而CNV反映的是受试者对欺骗结果的期待程度。通过Bootstrap波幅差异分析得出,P300脑电波测谎性能不受反馈条件的影响,而CNV在有反馈条件下表现出比无反馈条件更好的谎言检测效果。此外,研究人员通过统计两类波形差异分析,现有CNV脑电测谎正确率在80%左右。

[0005] 综上可知,现有ERP测谎方法主要研究脑电信号的局部导联特征,而忽略了测谎脑电波在全脑区的认知差异。

发明内容

[0006] 为了克服上述现有技术存在的缺陷,本发明的目的在于提供一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,该方法能够弥补现有测谎技术对脑电信号全脑区认知差异分析的不足。

[0007] 本发明是通过以下技术方案来实现:

[0008] 本发明公开的一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤一:脑电信号提取与同步放大

[0010] 通过导联脑电电极对被测者头部不同位置的脑电信号进行实时提取,然后通过脑电信号放大器对提取的脑电信号进行同步放大处理;

[0011] 步骤二:脑电信号采集与存储

[0012] 通过脑电信号采集设备对经步骤一同步放大处理的脑电信号按照预设的采样频率同步进行采集,并将所采集的脑电信号转换成对应编号的数字脑电信号 $Z_i(t)$ 后同步传

送至处理器,存储于预先建立的存储单元,其中 $i=1,2,\dots,m$, m 为采集被测者头部的部位总数;

[0013] 步骤三:脑电信号预处理

[0014] 对同一被测者在不同状态下存储的脑电信号进行预处理,预处理包括去除被测者的误操作、去除垂直和水平眼电伪迹以及噪声干扰;

[0015] 步骤四:脑电信号特征提取

[0016] 对预处理后的脑电信号进行脑网络分析,提取节点度、聚类系数和全局效率,并融合所述的节点度、聚类系数和全局效率构成脑网络特征向量,对脑网络特征向量进行分析和比对,得出测谎结果。此处所述分析和比对,可以用常规的阈值算法或支持向量计算出分类识别率算法。

[0017] 优选地,步骤一中,实时提取时,根据各导联脑电电极的放置位置,提取相应位置的脑电信号,并对其标记;具体地,采用64导联脑电电极,对被测者头部64个部位的脑电信号进行实时提取。

[0018] 优选地,步骤二中,通过64导脑电信号采集设备对各脑电信号进行放大处理,将所采集的64导脑电信号转换成对应编号的数字脑电信号 $Z_i(t)$ 进行存储,且 $i=1,2,\dots,m,m=64$ 。

[0019] 优选地,步骤三中,预处理条件为:将参考电极设置为TP9和TP10,并进行0.5~30Hz的数字滤波,选取刺激呈现前500ms到刺激后2500ms的脑电信号进行30次叠加平均和基线校正,其中基线选取刺激前500ms。

[0020] 优选地,步骤四具体操作,包括以下步骤:

[0021] 1) 阈值处理:将大脑结构由节点 V 和边 E 构成的网络来描述,其中不同的脑区位置即导联用节点来表示,各个导联之间的连接即为边,两两导联之间的相关系数定义为边连接值;将边连接值构建为连接性矩阵,计算该矩阵的均值并设定为阈值;

[0022] 2) 二值化处理:对步骤1)中的连接性矩阵进行二值化处理,大于阈值的边连接值设为1,小于阈值的边连接值设为0,则二值化处理后的矩阵即为邻接矩阵;在邻接矩阵中,1表示对应节点相连,反之0表示对应节点不相连;

[0023] 3) 节点度计算:与节点直接相连的边数被称为该节点的度,脑网络中所有节点度的平均值被称为节点平均度;在邻接矩阵 $A=(a_{ij})_{n \times n}$ 中,节点平均度 D 定义为非零元素个数占所有元素总数的比例,如下式:

$$[0024] \quad D = \text{length}(a_{ij} = 1) / \sum_{i,j \in n} a_{ij};$$

[0025] 4) 聚类系数计算:在邻接矩阵 $A=(a_{ij})_{n \times n}$ 中,某节点的聚类系数表示为该节点邻居间实际连接的边数和最大连接边数的比值,整个脑网络的聚类系数是全部节点聚类系数 C_i 的平均值,即:

$$[0026] \quad C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{2E_i}{D_i(D_i-1)};$$

[0027] 其中, n 为节点数量,也就是导联电极总数,表示节点 i 的连接度; D_i 表示这些其他节点之间的最大可能边数; E_i 表示的是与节点 i 直接相连的其他节点之间的边数;

[0028] 5) 全局效率计算:若一个节点经过最少的边数到达另一个节点,则称这条路为最

优路径,所经过的边数之和称为最短路径长度;在邻接矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 中,两个节点 i 和 j 的最短路径长度记为 l_{ij} ,脑网络的特征路径长度为:

$$[0029] \quad L = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} l_{ij};$$

[0030] 如果整个脑网络部分节点不连通,那么这两个节点之间的最短路径长度等于 $+\infty$,由此,采用全局效率 E_{glob} 来度量全脑区的信号传输速率,即:

$$[0031] \quad E_{glob} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} \frac{1}{l_{ij}};$$

[0032] 6) 特征融合:将所述的节点度、聚类系数和全局效率进行归一化处理,构成脑网络特征向量。

[0033] 更进一步优选地,步骤4)中,当某节点没有邻居节点或只有一个时,该节点的聚类系数 C_i 等于0;聚类系数的取值范围是0~1。

[0034] 优选地,同一被测者在不同状态下指的是在说谎状态下和诚实状态下两种情况。

[0035] 优选地,在步骤四之后,还包括将被测者在说谎状态和诚实状态下预处理后的脑电数据及提取的脑电信号特征显示在计算机显示屏中。

[0036] 与现有技术相比,本发明具有以下有益的技术效果:

[0037] 1、本发明采用的CNV脑电测谎方法设计合理,所用设备结构简单且接线方便,投入成本较低;

[0038] 2、采用的脑网络分析法主要以图论理论为基础,能够弥补传统时频方法的不足,将大脑全部脑区的神经元活动连接成复杂的网络结构,探索诚实和欺骗两种状态在全脑不同区域的脑电变化规律,以揭示认知脑电的工作原理;

[0039] 3、将所采用的节点度、聚类系数和全局效率经过数据融合后能够更好的实现脑电信号分类识别,本发明采用脑网络分析法对实验组和对照组进行特征提取,使得两类样本的差异性得到凸显,实现实验组和对照组的特征对比。

附图说明

[0040] 图1为本发明所采用脑电测谎装置的电路原理框图;

[0041] 图2为采用本发明进行脑电测谎的方法流程框图;

[0042] 图3为本发明64导联脑电电极的布设位置示意图;

[0043] 图4为刺激显示流程图;

[0044] 图5为实验组受试者在Fz导联处的ERP波形图;

[0045] 图6为对照组受试者在Fz导联处的ERP波形图;

[0046] 图7为实验组受试者探测刺激和无关刺激的节点度;

[0047] 图8为对照组受试者探测刺激和无关刺激的节点度;

[0048] 图9为实验组受试者探测刺激和无关刺激的聚类系数;

[0049] 图10为对照组受试者探测刺激和无关刺激的聚类系数;

[0050] 图11为实验组受试者探测刺激和无关刺激的全局效率;

[0051] 图12为对照组受试者探测刺激和无关刺激的全局效率。

[0052] 其中,1为64导联脑电电极;2为脑电信号放大器;3为64导联脑电信号采集设备;4

为处理器;5为参数设置单元;6为存储器;7为提示单元;8为显示器;9为计时电路。

具体实施方式

[0053] 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的一分实施例,而不是全部的实施例:基于本发明中的实施例,本领域通技术人员在没有做创造性劳动前提下所获得的所有其实施例,都属于本发明保护的范围。

[0054] 参见图1,为本发明所采用脑电测谎装置的电路原理框图装置。结合图2对本发明方法进行详细介绍,包括以下步骤:

[0055] 步骤一,脑电信号的提取和同步放大:

[0056] 通过64导联脑电电极1对测试者头部64个部位的脑电信号分别进行实时提取,且通过脑电信号放大器2对64导联电极1所提取的64路脑电信号同步进行放大处理;通过64导联对试者头部的脑电信号进行提取之前,根据64导联脑电电极1中各导联电电极的布设位置相应对各导联脑电电极所提取的脑电号进行编号。

[0057] 参见图3,64导联脑电电极1的编号顺序为1#:"Fp1";2#:"Fz";3#:"F3";4#:"F7";5#:"FT9";6#:"FC5";7#:"FC1";8#:"C3";9#:"T7";10#:"TP9";11#:"CP5";12#:"CP1";13#:"Pz";14#:"P3";15#:"P7";16#:"O1";17#:"Oz";18#:"O2";19#:"P4";20#:"P4";21#:"TP10";22#:"CP6";23#:"CP2";24#:"Cz";25#:"C4";26#:"T8";27#:"FT10";28#:"FC6";29#:"FC2";30#:"F4";31#:"F8";32#:"Fp2";33#:"AF7";34#:"AF3";35#:"AFz";36#:"F1";37#:"F5";38#:"FT7";39#:"FC3";40#:"C1";41#:"C5";42#:"TP7";43#:"CP3";44#:"P1";45#:"P5";46#:"P07";47#:"P03";48#:"P0z";49#:"P04";50#:"P08";51#:"P6";52#:"P2";53#:"CPz";54#:"CP4";55#:"TP8";56#:"C6";57#:"C2";58#:"FC4";59#:"FT8";60#:"F6";61#:"F2";62#:"AF4";63#:"AF8";64#:"FCz"。64导联电极1的安放按国际心电图学会标定的10-20电极导联定位标准,每个电极与临近电极离开10%-20%的距离。

[0058] 步骤一中,所述的脑电信号提取与同步放大之前,通过提示单元7查看每个电极与人脑部的连接是否正常,若不正常则需进行处理矫正,然后通过参数设置单元5对初始参数进行设定,所述初始参数包括采样频率、滤波频率、分析处理的各数字脑电信号的编号。

[0059] 步骤二,脑电信号采集与存储:

[0060] 通过64导脑电信号采集设备3按照预先设定的采样频率对经脑电信号放大器2放大后的64路脑电信号同步进行采集,并将所采集的64路脑电信号转换为对应编号的64路数字脑电信号 $Z_i(t)$ 后同步传送至处理器4,其中 $i=1,2,\dots,64$ 。处理器4将所接收到的脑电信号分别存储到存储器6内预先建立的存储单元中,且对各存储单元内所存储信息进行实时更新。

[0061] 本发明依据CNV测谎原理,采用Oddball三刺激范式CIT方法设计反馈实验诱发事件相关电位产生,实验前实验组受试者先从“钱包”和“手机”照片中“偷取”一件物品并熟记其外貌特征,那么探测刺激即为受试者偷取物品,靶刺激是见过但没偷走的物品,此外另选四张未见过的物品图片(手表、耳环、吊坠和手镯)为无关刺激。而对照组受试者同样见过“钱包”和“手机”,但均未偷取,所以对所有物品图片做诚实回答。

[0062] 在本发明脑电信号采集步骤中需要通过显示器8给受试者呈现相关刺激。在图4中

先显示出一个持续0.5s的注视点“+”，表示测试过程即将开始，请保持注意力集中。接着随机显示一张大小为540mm*405mm的物品图片，持续0.5s，这时需要受试者对这张图片进行快速回忆和思考，当看到“***”提示符出现时及时按键回答，给出判断结果“见过”或“没见过”。随后在屏幕空白界面显示1.5s后，计算机会对受试者的反应给予奖励或惩罚，即反馈“+0.5”或“-3”，当受试者成功骗过计算机使其相信反应为真时会奖励0.5个积分，如果发现是在说谎则会扣掉3个积分。相邻两次刺激(物品图片)之间的间隔是1.5s。本发明中，采样频率为1000Hz。

[0063] 步骤三中，所述的脑电信号叠加平均是对原脑电信号按照不同的刺激类型进行分段，分段时间间隔为探测/无关出现前500ms到刺激出现后的2500ms，即每一段能够得到3001个采样点，进行叠加平均得到64路数字脑电信号 $Z_i(t)$ 对应的ERP脑电信号 $X_i^P(t)$ 和 $X_i^I(t)$ ，其中 $X_i^P(t)$ 为探测刺激对应的ERP脑电数据， $X_i^I(t)$ 为无关刺激对应的ERP脑电数据。

[0064] 统计所有受试者的多导脑电波后发现，在多个导联处，探测刺激诱发CNV脑电波比无关刺激诱发的CNV更为负向。此时以一名实验组受试者和一名对照组受试者的Fz导联脑电信号为例，如图5和图6所示，可以看出，在1000ms到1700ms内实验组探测刺激诱发CNV比无关刺激诱发CNV负向偏转较为明显，这是因为在探测刺激呈现后，实验组受试者开始对该物品图片进行认知判断并等待按键，此时计算机反馈环节使得受试者欺骗动机逐渐增强，进而导致诱发脑电出现更负向的偏转。而对陌生无关刺激的反应属于正常情况，脑电信号的波动范围相对探测刺激的较小。与实验组不同，对照组受试者属于无辜者，虽然见过探测刺激但没有偷窃隐藏心理，因此在等待按键过程中探测刺激与无关刺激诱发ERP差异不显著，即表现出相似的变化趋势和波动幅度。

[0065] 步骤四中，各导联处脑电信号特征的提取步骤包括：

[0066] (1) 阈值处理：大脑结构可以由节点(vertex, V)和边(edge, E)构成的网络来描述，其中不同的脑区位置(导联)用节点来表示，各个导联之间的连接即为边，两两导联之间的相关系数定义为边连接值。将边连接值构建为连接性矩阵，计算该矩阵的均值并设定为阈值；

[0067] (2) 二值化处理：对步骤(1)中的连接性矩阵进行二值化处理，大于阈值的边连接值设为1，小于阈值的边连接值设为0，则二值化后的矩阵即为邻接矩阵。在邻接矩阵中，1表示对应节点相连，反之0表示对应节点不相连；

[0068] (3) 节点度计算：与节点直接相连的边数被称为该节点的度，脑网络中所有节点度的平均值被称为节点平均度。在邻接矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 中，节点平均度D定义为非零元素个数占所有元素总数的比例，即

$$[0069] \quad D = \text{length}(a_{ij} = 1) / \sum_{i,j \in n} a_{ij};$$

[0070] 实验组和对照组诱发脑电信号CNV的节点度对比如图7和图8所示，可以看出不同刺激对应的62个导联的节点度各有不同，且无关刺激的节点度比探测刺激节点度相对较大，表明受试者在说真话时节点度值较大，全脑区域相连节点数目较多。而与对照组相比，实验组探测刺激与无关刺激的节点度差异更显著。其中实验组探测刺激和无关刺激的节点平均度分别是28.1290、37.0645，而对对照组两类刺激的节点平均度分别是24.5484、27.9032。显然，实验组受试者在欺骗和诚实回答时激活脑区差异较为明显，而对对照组受试

者在对两类刺激进行诚实回答过程中激活脑区相似性较大。

[0071] (4) 聚类系数计算:在邻接矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 中,某节点的聚类系数可表示为该节点邻居间实际连接的边数和可能的最大连接边数的比值,整个脑网络的聚类系数是全部节点聚类系数 C_i 的平均值,即

$$[0072] \quad C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{2E_i}{D_i(D_i-1)};$$

[0073] 其中, n 为节点数量,也就是导联电极总数,表示节点 i 的连接度; D_i 表示这些其他节点之间的最大可能边数; E_i 表示的是与节点 i 直接相连的其他节点之间的边数;

[0074] 根据聚类系数的定义可知,当某节点没有邻居节点或只有一个时,该节点的聚类系数 C_i 等于0。此外,聚类系数的取值范围是0~1。

[0075] 图9和图10是实验组和对照组诱发脑电信号CNV在62个导联处的聚类系数,发现无关刺激的聚类系数比探测刺激的聚类系数较大。从两类刺激聚类系数的分布特点来看,实验组两类刺激在多导联处差异更为明显。

[0076] (5) 全局效率计算:若一个节点经过最少的边数到达另一个节点,则称这条路为最优路径,所经过的边数之和称为最短路径长度。在邻接矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 中,两个节点 i 和 j 的最短路径长度记为 l_{ij} ,脑网络的特征路径长度为:

$$[0077] \quad L = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} l_{ij};$$

[0078] 如果整个脑网络部分节点不连通,那么这两个节点之间的最短路径长度等于 $+\infty$ 。由此可采用全局效率 E_{glob} 来度量全脑区的信号传输速率,即:

$$[0079] \quad E_{glob} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i,j \in V, i \neq j} \frac{1}{l_{ij}}。$$

[0080] 实验组和对照组两类刺激诱发脑电信号CNV的全局效率值如图11和图12所示,由于实验组受试者在对探测刺激做出否定回答时认知负荷投入较多,反应时间较长,信息传输速率相对较慢,所以实验组无关刺激的全局效率比探测刺激的大。而对照组受试者对探测刺激和无关刺激都是诚实作答,反应时间和信息传输速率相似,因此两者的全局效率差异较小。

[0081] 本实施例对提取出的脑电信号特征采用分类对比法进行对比和分析,将提取得到的脑电信号特征输入GSSVM分类器中,进行训练和测试即可得出分类结果。

[0082] 具体地,支持向量机(support vector machine, SVM)为非线性模式识别的有效工具之一。SVM分类器因具有较好的训练能力和学习能力而得到广泛应用,其计算方法如下:

[0083] 给定训练集 $W = \{(x_i, y_i), i = 1, \dots, l\}$, $x_i \in \mathbb{R}^N$ 是输入样本集, $y_i \in \{-1, 1\}$ 是分类标签,分类超平面的获取可转化为求公式(1-1)的最优解问题。

$$[0084] \quad \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (1-1)$$

$$[0085] \quad s.t. \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq c, i = 1, \dots, l \quad (1-2)$$

$$[0086] \quad K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2), g > 0 \quad (1-3)$$

[0087] 选用核函数 $K(x_i, x_j)$ 是径向基核函数,从上面三个公式可知SVM的分类效果主要取

决于惩罚因子C和核函数参数r。一般参数C和r是靠经验值进行设定,随机性和不确定性会使得SVM分类结果难以取得最优值。因此,选用网格,搜索法(grid-search)对SVM分类模型进行优化,主要通过设定参数搜索范围来获取SVM预测结果,当SVM预测值取得最大时所对应的参数即为最优参数,预测值即为最优解。其中,惩罚因子C和核函数参数r的搜索范围设定为 $2^{-5} \sim 2^5$,步长是2。

[0088] 综上所述,本发明利用脑网络分析法对CNV脑电波进行特征提取,弥补了现有测谎技术对脑电信号全脑区认知差异分析的不足。同时利用软件分别采集实验组和对照组多个受试者脑电信号,将采集的脑电信号存储在预先设定的存储单元中,然后对同一受试者不同状态下的脑电数据进行预处理和特征提取,对其预处理及特征进行分析和对比,从而给出合理的测谎结果。

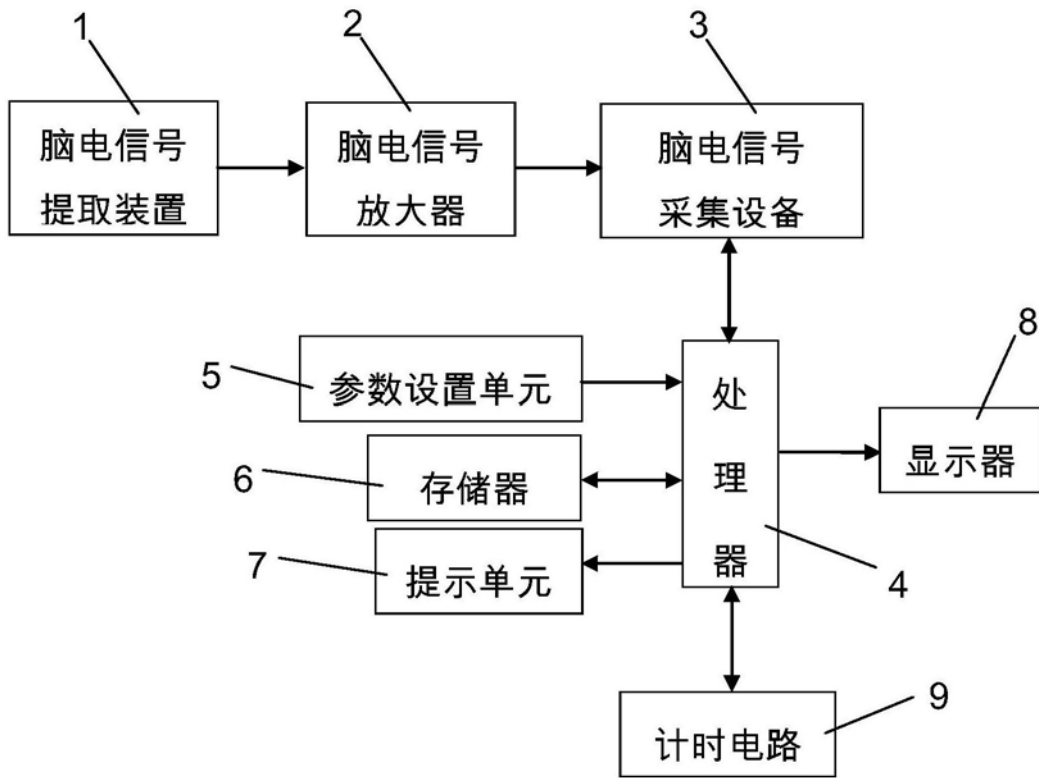


图1

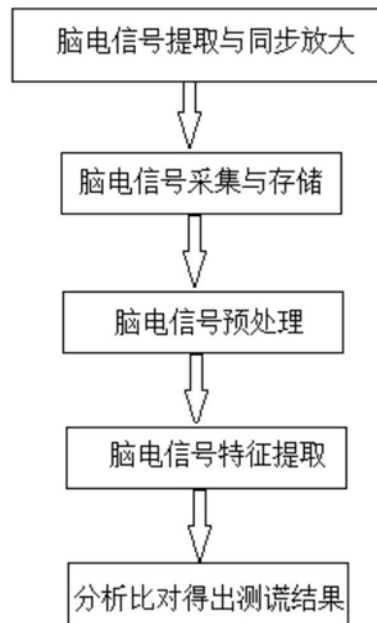


图2

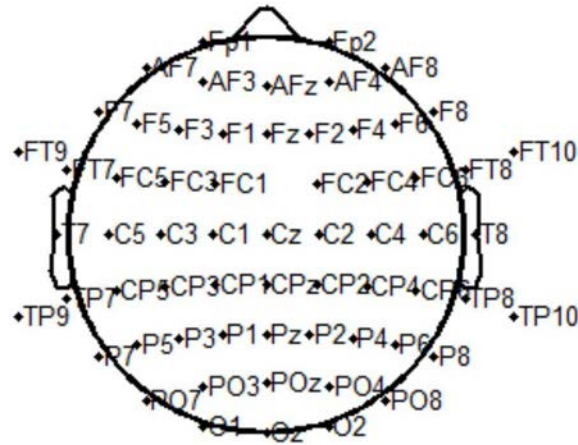


图3

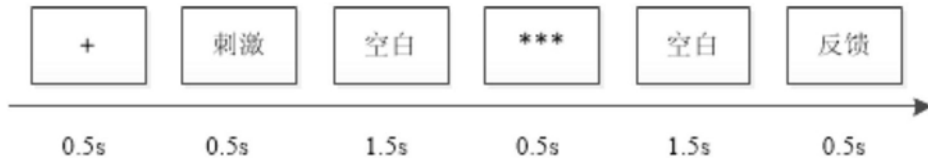


图4

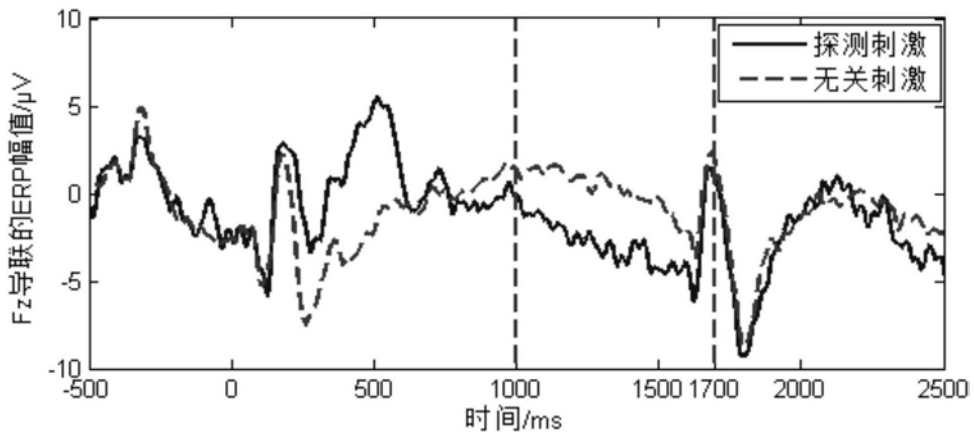


图5

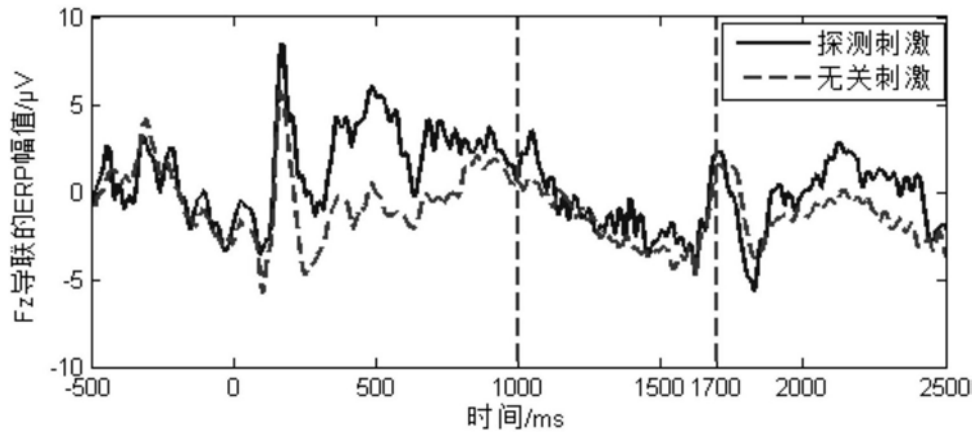


图6

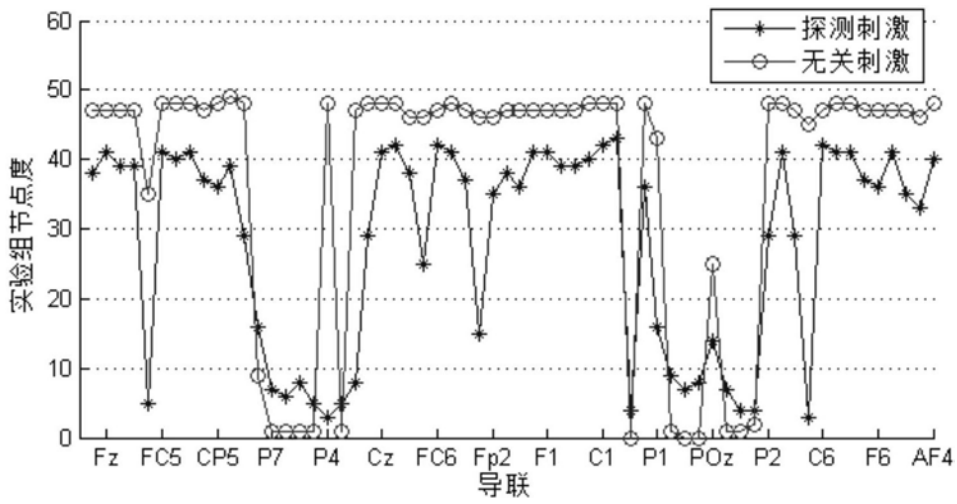


图7

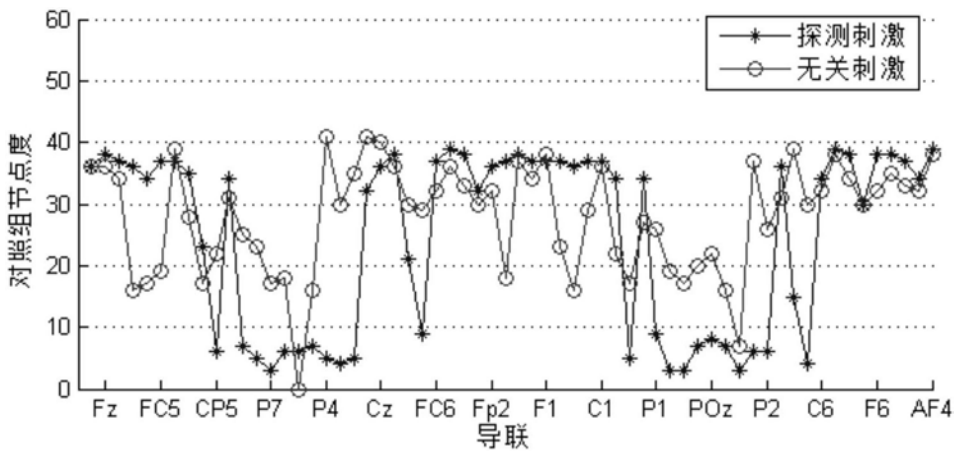


图8

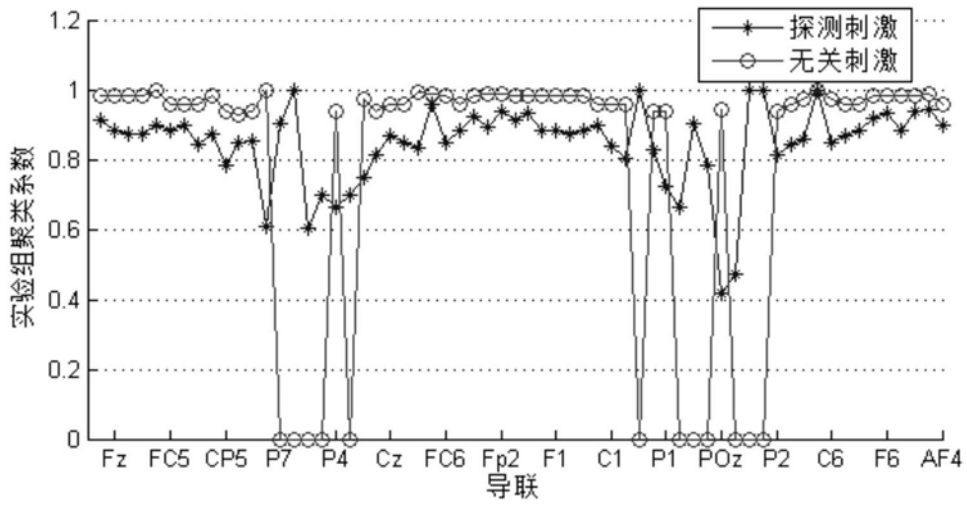


图9

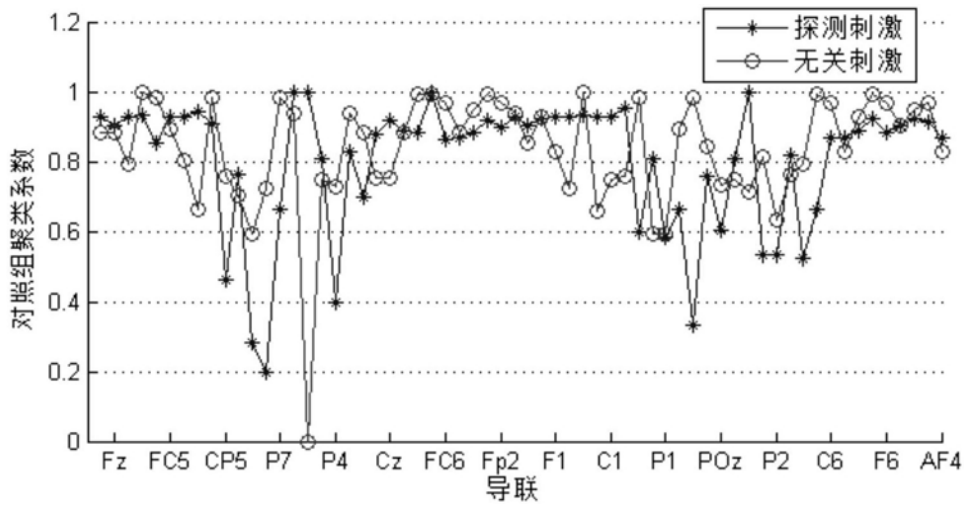


图10

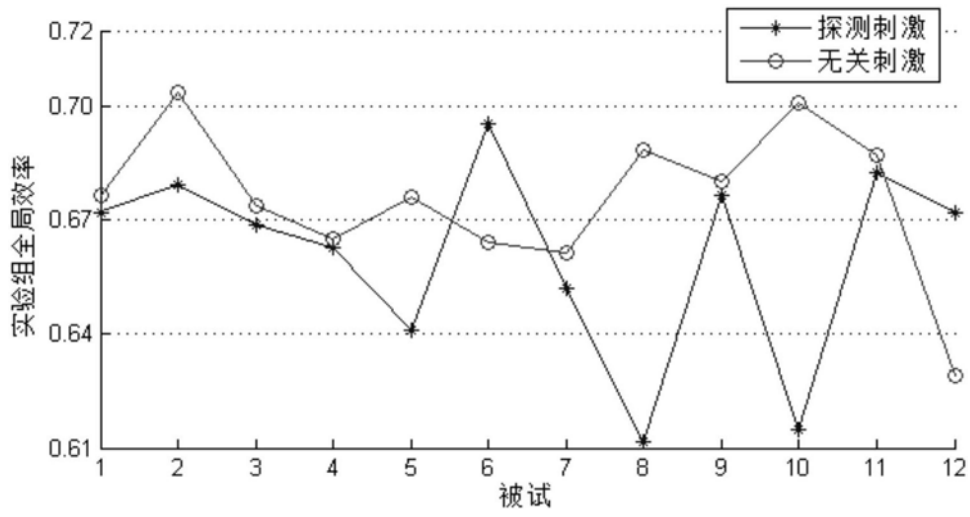


图11

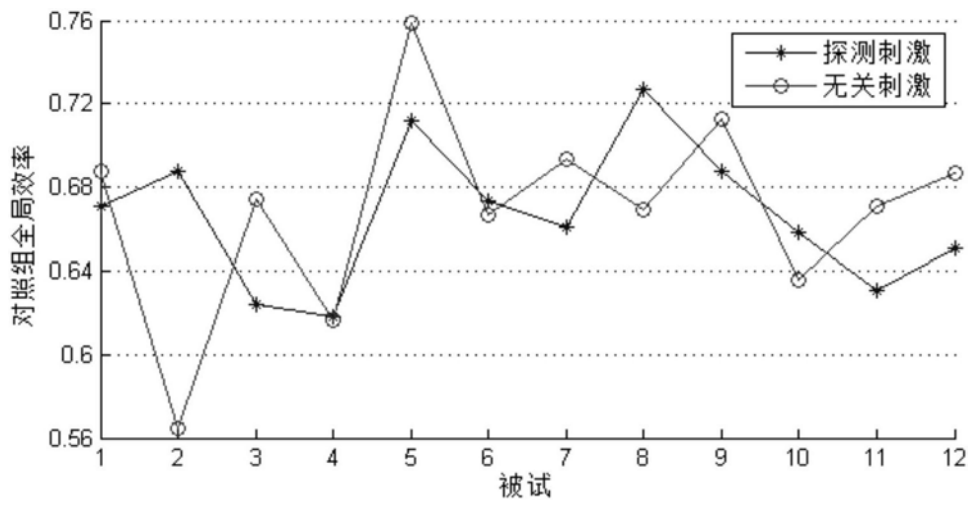


图12

| | | | |
|----------------|--|---------|------------|
| 专利名称(译) | 一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法 | | |
| 公开(公告)号 | CN108309329A | 公开(公告)日 | 2018-07-24 |
| 申请号 | CN201810128786.3 | 申请日 | 2018-02-08 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 陕西师范大学 | | |
| 申请(专利权)人(译) | 陕西师范大学 | | |
| 当前申请(专利权)人(译) | 陕西师范大学 | | |
| [标]发明人 | 艾玲梅 陈慧君 薛亚庆 | | |
| 发明人 | 艾玲梅 陈慧君 薛亚庆 | | |
| IPC分类号 | A61B5/16 A61B5/0476 A61B5/00 | | |
| CPC分类号 | A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/164 A61B5/7264 | | |
| 代理人(译) | 徐文权 | | |
| 外部链接 | Espacenet SIPO | | |

摘要(译)

本发明公开了一种基于脑网络分析的CNV脑电测谎方法，该方法包括脑电信号采集、脑电信号预处理、脑电信号特征提取和脑电信号显示四部分。本发明利用脑网络分析法对CNV脑电波进行特征提取，弥补了现有测谎技术对脑电信号全脑区认知差异分析的不足。同时利用软件分别采集实验组和对照组多个受试者脑电信号，将采集的脑电信号存储在预先设定的存储单元中，然后对同一受试者在不同状态下的脑电数据进行预处理和特征提取，对其预处理及特征进行分析和对比，从而给出合理的测谎结果。

