



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111012337 A
(43)申请公布日 2020.04.17

(21)申请号 201911282373.1

(22)申请日 2019.12.13

(71)申请人 燕山大学

地址 066004 河北省秦皇岛市海港区河北大街西段438号

(72)发明人 付荣荣 王涵 王世伟

(74)专利代理机构 北京孚睿湾知识产权代理事务所(普通合伙) 11474

代理人 孙建

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

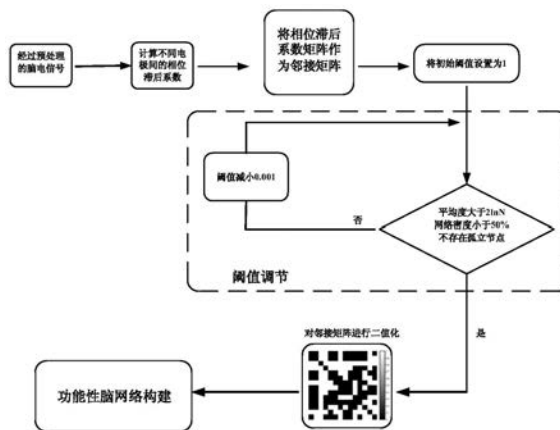
权利要求书1页 说明书7页 附图10页

(54)发明名称

基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法

(57)摘要

本发明提出一种基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,该方法使用脑网络方法,进行脑电信号的特征提取,根据得到的邻接矩阵来对脑网络进行构建,通过将每个节点的度信息绘制在脑地形图中,令大脑的活动状态变得可视化,可以更直观的观察到大脑活动的神经机制,再通过正则化判别分析最终得到分类结果,具有更高的分类识别率。



1. 一种基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

步骤1:实验数据的采集:对现实生活中的任务场景进行模拟,采集受试者脑电信号并对所述脑电信号进行预处理;

步骤2:计算所述脑电信号数据中每两个时间序列的相位滞后系数,构建邻接矩阵,所述邻接矩阵即为原始脑网络;

步骤3:对所述步骤2构建的原始脑网络进行动态阈值优化;

步骤4:依据所述步骤3中得到的优化后的阈值对所述邻接矩阵进行二值化,构建稀疏化的功能性脑网络;

步骤5:计算所述步骤4所构建的所述脑网络的度,并作为特征;以及

步骤6:对所述步骤5中的特征使用正则化判别分析,并根据评价指标进行参数优化,最终得到分别识别率。

2. 根据权利要求1所述的基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,其特征在于,在所述步骤1中,使用具有动态能量约束的虚拟碗球系统作为实验范式,以做到对现实生活中试验任务的模拟;使用数字带通陷波滤波器对采集到的脑电信号进行预处理。

3. 根据权利要求1所述的基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,其特征在于,在所述在步骤3中,根据设定的网络平均度、网络连接密度两个指标对步骤2所得的数据矩阵进行动态阈值优化。

4. 根据权利要求3所述的基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,其特征在于,在所述在步骤3中,所述阈值的初始值为1;当所述邻接矩阵同时满足所述脑网络平均度大于 $2\ln N$, N 为所述脑网络节点个数,以及所述脑网络连接密度小于50%时,所述阈值减小0.001,重复所述步骤3;否则执行步骤4。

5. 根据权利要求1所述的基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,其特征在于,在所述在步骤6中,使用正则化判别分析对原数据提取出的特征进行解码,根据评价指标完成参数优化。

基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及脑电信号分析技术,具体涉及一种基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法。

背景技术

[0002] 在自然界中人类大脑是一个非常复杂的系统,人类所有的认知活动都需要有大脑来完成,因此对大脑进行研究十分具有意义。脑电信号是一种通过头皮电极记录大脑神经元的同步生理信号,它具有较高的时间分辨率,在这种信号中包含了大量的生理信息,可以作为脑功能评价的一个敏感指标。在工程应用方面,经常用于实现脑机接口,根据人对不同感觉、运动和认知活动的脑电的相异性,通过对信号进行提取和分类做到某些控制目的。

[0003] 脑网络方法是一种可以直观形象的展现大脑内部脑区之间动态交互情况的分析方法。当肢体运动或者大脑运动想象时,通过构建大脑功能拓扑网络,以各个脑区为节点,脑区之间的关系作为节点间的关系,反映大脑各个区域的活跃度,为运动想象分类提供了可信度。在传统的功能性脑网络分析过程中,根据原始信号构建的网络较为复杂,每一个节点之间都存在很多的连接,为了更好地体现不同的运动想象类别的网络差异,要通过阈值设定对网络进行稀疏化,然而阈值选取会直接对网络造成影响,过高的阈值可能会影响网络连接过少,进而对网络连通性造成影响,过低的阈值会令网络中的虚假连接增多,使得差异不显著,

[0004] 正则化判别分析方法是一协方差矩阵估计方法,相比于其他判别分析方法如LDA、DLDA等,它通过引入的两个参数克服了高维数据或者小样本奇异性数据造成的影响。

发明内容

[0005] 本发明需要解决的技术问题是提出一种采用动态调节阈值的方法,根据平均度以及网络密度来对阈值进行动态调节,以最大程度保留网络的信息,再根据优化后的网络,提取网络参数作为分类特征。

[0006] 为了解决上述技术问题,本发明提出一种基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法,可以在神经机制方面展现大脑的活动状态,并可以提供较好的分类识别率。该方法包括以下具体步骤:

[0007] 步骤1:实验数据的采集:对现实生活中的任务场景进行模拟,采集受试者脑电信号并对所述脑电信号进行预处理;

[0008] 步骤2:计算所述脑电信号数据中每两个时间序列的相位滞后系数,构建邻接矩阵,所述邻接矩阵即为原始脑网络;

[0009] 步骤3:对所述步骤2构建的原始脑网络进行动态阈值优化;

[0010] 步骤4:依据所述步骤3中得到的优化后的阈值对所述邻接矩阵进行二值化,构建稀疏化的功能性脑网络;

[0011] 步骤5:计算所述步骤4所构建的所述脑网络的度,并作为特征;以及

[0012] 步骤6:对所述步骤5中的特征使用正则化判别分析,并根据评价指标进行参数优化,最终得到分别识别率。

[0013] 优选的,在所述步骤1中,使用具有动态能量约束的虚拟碗球系统作为实验范式,以做到对现实生活中试验任务的模拟;使用数字带通陷波滤波器对采集到的脑电信号进行预处理。

[0014] 优选的,在所述在步骤3中,根据设定的网络平均度、网络连接密度两个指标对步骤2所得的数据矩阵进行行动态阈值优化。

[0015] 优选的,在所述在步骤3中,所述阈值的初始值为1;当所述邻接矩阵同时满足所述脑网络平均度大于 $2\ln N$, N 为所述脑网络节点个数,以及所述脑网络连接密度小于50%时,所述阈值减小0.001,重复所述步骤3;否则执行步骤4。

[0016] 优选的,在所述在步骤6中,使用正则化判别分析对原数据提取出的特征进行解码,根据评价指标完成参数优化。

[0017] 与现有技术相比,本发明有以下有益效果:

[0018] 本发明使用了新的脑网络方法,完成了脑电信号的特征提取,在提取过程中,根据得到的邻接矩阵来对脑网络进行构建,通过将每个节点的度信息绘制在脑地形图中,令大脑的活动状态变得可视化,可以更直观的观察到大脑活动的神经机制,再通过正则化判别分析最终得到分类结果,具有更高的分类识别率。

附图说明

[0019] 图1是本发明实施例的整体系统结构图;

[0020] 图2是所述脑电信号采集过程的电极分布图;

[0021] 图3是本发明实施例的碗球实验示意图;

[0022] 图4是本发明实施例中功能性脑网络构建的算法流程图;

[0023] 图5a是本发明实施例中受试者1的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0024] 图5b是本发明实施例中受试者2的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0025] 图5c是本发明实施例中受试者3的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0026] 图5d是本发明实施例中受试者4的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0027] 图5e是本发明实施例中受试者5的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0028] 图5f是本发明实施例中受试者6的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0029] 图5g是本发明实施例中受试者7的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0030] 图5h是本发明实施例中受试者8的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值;

[0031] 图5i是本发明实施例中受试者9的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0032] 图5j是本发明实施例中受试者10的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0033] 图5k是本发明实施例中受试者11的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0034] 图5l是本发明实施例中受试者12的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0035] 图5m是本发明实施例中受试者13的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0036] 图5n是本发明实施例中受试者14的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0037] 图5o是本发明实施例中受试者15的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0038] 图5p是本发明实施例中受试者16的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0039] 图5q是本发明实施例中受试者17的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0040] 图5r是本发明实施例中受试者18的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0041] 图5s是本发明实施例中受试者19的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0042] 图5t是本发明实施例中受试者20的所有可能参数相对应的AUC地形图以及最佳参数对应的AUC值；

[0043] 图6a是本发明实施例经过脑网络分析后得到的所有受试者使用左手时左右脑区度的值；

[0044] 图6b是本发明实施例对于所有受试者使用左手时的度取均值后绘制的度分布地形图；

[0045] 图7a是本发明实施例经过脑网络分析后得到的所有受试者使用右手时左右脑区度的值；以及

[0046] 图7b是本发明实施例对于所有受试者使用右手时的度取均值后绘制的度分布地形图。

具体实施方式

[0047] 以下,参照附图对本发明的实施方式进行说明。

[0048] 本发明实施例的整体系统结构图如图1所示,包含三个组成部分,分别是具有视觉反馈的键盘控制、大脑决策以及获取高维的脑电数据;第一部分主要用来完成脑电数据的采集,第二部分主要完成特征提取以及对特征完成分类,第三部分主要完成数据的合成以获得高维的脑电信号。

[0049] 本发明实施例使用的基于脑网络和相位波动的脑电分析方法,可以更好地完成对于脑电信号中所包含信息的解码,并提供较好的分类识别率,包括以下步骤:

[0050] 步骤1:实验数据的采集,获取多通道的运动想象脑电信号数据,进行预处理:

[0051] 受试者带上电极帽,电极分布图如图2所示,根据标准的10-20系统,使用14通道头皮电极,记录左手、右手的运动想象数据,受试者坐在计算机前,根据图3的实验范式进行相应的二类运动想象,受试者在实验前进行系统试用以熟悉操作流程,在正式实验时,屏幕会出现一个装有小球碗,受试者通过控制键盘“←”和“→”来完成对虚拟碗球的操控,在保证小球在碗中的情况下将整个碗球系统从A移动至B。

[0052] 采集的脑电信号经过数字陷波带通滤波器进行预处理,设置8~15Hz带通滤波器以及50Hz陷波滤波器。8~15Hz为与运动想象相关的脑电信号频率,50Hz为工频干扰信号频率。

[0053] 对经过预处理的数据进行数据格式处理,将二维脑电信号变为四维张量形式,对原有二维数据进行依次截取1s,经过数据整理形成,即样本点数目×通道数目×实验次数×类别结构的四维张量形式的数据。

[0054] 步骤2:构建脑网络,如图4所示,包括以下具体步骤:

[0055] 步骤21、在原始脑电数据中,每一个通道信号都是一个时间序列,时间序列 $S(t)$ 对应的模拟信号 $\psi(t)$ 可以由时间序列 $S(t)$ 和时间序列 $S(t)$ 的希尔伯特变换 $\hat{S}(t)$ 运算得到:

$$[0056] \quad \psi(t) = S(t) + i\hat{S}(t) = A(t)e^{i\varphi(t)}$$

$$[0057] \quad \hat{S}(t) = \pi^{-1}P.V. \int_{-\infty}^{\infty} \frac{S(\tau)}{t-\tau} d\tau$$

[0058] 式中: t 表示时间, $P.V.$ 是柯西主值, $A(t)$ 表示信号的幅度, $\varphi(t)$ 表示信号的相位。

[0059] 模拟信号 $\psi(t)$ 在 t 时刻的瞬时相位 $\varphi(t)$ 为:

$$[0060] \quad \varphi(t) = \arctan \frac{\hat{S}(t)}{S(t)};$$

[0061] 步骤22、计算通道 i 与通道 j 之间脑电信号的瞬时相位差为:

$$[0062] \quad \varphi_{i,j}(t) = \varphi_i(t) - \varphi_j(t);$$

[0063] 通道 i 和通道 j 之间脑电信号的相位滞后因数(PLI)可以通过以下方式计算:

$$[0064] \quad PLL_{i,j} = |\langle \text{sign}(\varphi_{i,j}(t)) \rangle|$$

[0065] 式中: sign 是符号函数;

[0066] 步骤23、通过计算所有通道之间相位滞后系数,构建邻接矩阵,所构建的邻接矩阵是一个通道数×通道数的二维矩阵,矩阵的每一个元素代表了不同通道之间的相位滞后系数;

[0067] 步骤3:对步骤2构建的脑网络进行动态阈值优化:对于步骤23获得的原脑网络,每个节点之间都会存在连接;为了让网络所包含的信息可以最大化地保留并令网络稀疏化,本发明根据设定的网络平均度、网络连接密度两个指标对网络进行优化;在优化之前,先将阈值初始化为1,当网络同时满足网络平均度大于 $21/nN$,其中 N 为网节点个数,网络连接密度

小于50%时,阈值减小0.001,重复步骤3;否则对邻接矩阵进行二值化;根据这个二维矩阵来构建相应的脑网络,在所构建的脑网络中不同通道节点之间的连线代表了二值矩阵的元素大小。

[0068] 步骤4:得到最终稀疏化的网络;

[0069] 步骤5:计算步骤4所构建网络的度 D_i ,并作为特征:

$$[0070] \quad D_i = \sum_{j=1}^N a_{ij}$$

[0071] 式中, N 为节点个数, a_{ij} 表示节点之间的连接程度;

[0072] 步骤6:经过步骤5后每一个脑网络都会提取出每一个节点的度,并将其作为特征,由于每一位受试者进行多次实验,每一次实验采集到的时间序列会得到一个脑网络,于是我们会得到与实验次数相同数目的特征,对于所有得到的特征使用正则化判别分析;正则化判别分析是一种协方差矩阵估计方法,可以克服高维小样本数据各类协方差奇异性方法,本发明实施例将该方法应用至运动想象中对于两种不同运动特征的分类方面,可以用于区分在整个方法中具有两个可以调节的参数;

[0073] 引入参数 λ 估计每种类别的样本协方差为:

$$[0074] \quad \hat{\Sigma}_k(\lambda) = \frac{(1-\lambda)S_k + \lambda S}{(1-\lambda)W_k + \lambda W};$$

[0075] 在这里, $S_k = \sum_{c(v)=k} w_v (\underline{X}_v - \bar{X}_k)(\underline{X}_v - \bar{X}_k)^T$,其中, v 表示对训练样本的观察量, $c(v)$ 表示观察类别, \underline{X}_v 表示测量值, k 代表类别, \bar{X}_k 表示该类别下的测量值的平均值。

$S = \sum_{k=1}^K S_k$, $W_k = \sum_{c(v)=k} w_v$ 代表了每一个和类别下每一个观测值的权重的总和, $W = \sum_{k=1}^K W_k$ 。

[0076] 引入参数 γ 来控制在每个类别下协方差矩阵的估计向混合协方差矩阵的收缩程度为:

$$[0077] \quad \hat{\Sigma}_k(\lambda, \gamma) = (1-\gamma)\hat{\Sigma}_k(\lambda) + \gamma \frac{\text{tr}[\hat{\Sigma}_k(\lambda)]}{p} I;$$

[0078] 在这里, λ 和 γ 代表了判别分析中的两个参数, p 代表自变量的维数, I 为一个 P 维的单位矩阵。

[0079] 在正则化判别分析中存在的两个参数会对协方差的修正直接产生影响,进而会影响判别分析的结果,为了更好地选择出预测效果最好的两个参数,本发明实施例使用受试者操作曲线下方的面积作为评价指标,完成对两个参数进行了动态选择,最终结果如表1和图5a、图5b、图5c、图5d、图5e、图5f、图5g、图5h、图5i、图5j、图5k、图5l、图5m、图5n、图5o、图5p、图5q、图5r、图5s、图5t所示:

[0080] 表1经过动态选择所得到的参数值

	参数		评价指标	
	λ	γ	AUC	
[0081]	S1	0	0.2	0.9127
	S2	0	0.1	0.8949
	S3	0	0.1	0.8547
	S4	0.1	0	0.9697
	S5	0	0	0.9075
	S6	0.1	0	0.8859
	S7	0.1	0	0.8901
	S8	0.1	0	0.8372
	S9	0.1	0	0.9825
	S10	0	0.2	0.9517
[0082]	S11	0.1	0	0.8854
	S12	0	0	0.8503
	S13	0	0.1	0.9535
	S14	0	0.1	0.9657
	S15	0.3	0	0.8698
	S16	0	0	0.9667
	S17	0	0	0.9026
	S18	0	0	0.9470
	S19	0	0	0.9194
	S20	0	0.1	0.8369

[0083] 为了验证本发明具有有效性,我们将本发明实施例用在数据集上完成验证,实验过程如下,首先完成数据的预处理,对完成预处理的脑电数据进行网络构建,为了令大脑的活动状态变得可视化,可以更直观的观察到大脑活动的神经机制,我们将数据集中的每一个受试者的度分布以直方图的形式表现出来,如图6a和图7a所示,将所有受试者的度信息取平均后绘制在脑地形图上,如图6b和图7b所示,然后完成对网络的优化,使之变为稀疏性网络,将度作为特征,最后利用正则化判别分析对提取出的特征进行分类,最终实验结果如表2所示:

[0084] 表2正则化判别分析在该数据的分类准确率

[0085]	受试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
	准确率	0.9237	0.9322	0.8942	0.9712	0.9247	0.9247	0.9063	0.8828	0.9915	0.9661
	受试者	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20

[0086]	准确率	0.9206	0.8889	0.9571	1	0.8864	0.9773	0.9321	0.9691	0.9426	0.9016
--------	-----	--------	--------	--------	---	--------	--------	--------	--------	--------	--------

[0087] 根据表2可以看出本发明在脑电信号分类中取得了很好的分类准确率。

[0088] 综上,本发明实施例设计了一种基于脑网络与正则化判别分析的脑电分析方法,该方法可以用于神经康复的系统中脑电意图分析。

[0089] 以上所述的实施例仅是对本发明的优选实施方式进行了描述,并非对本发明的范围进行限定,在不脱离本发明设计精神的前提下,本领域普通技术人员对本发明的技术方案做出的各种变形和改进,均应落入本发明权利要求书确定的保护范围内。

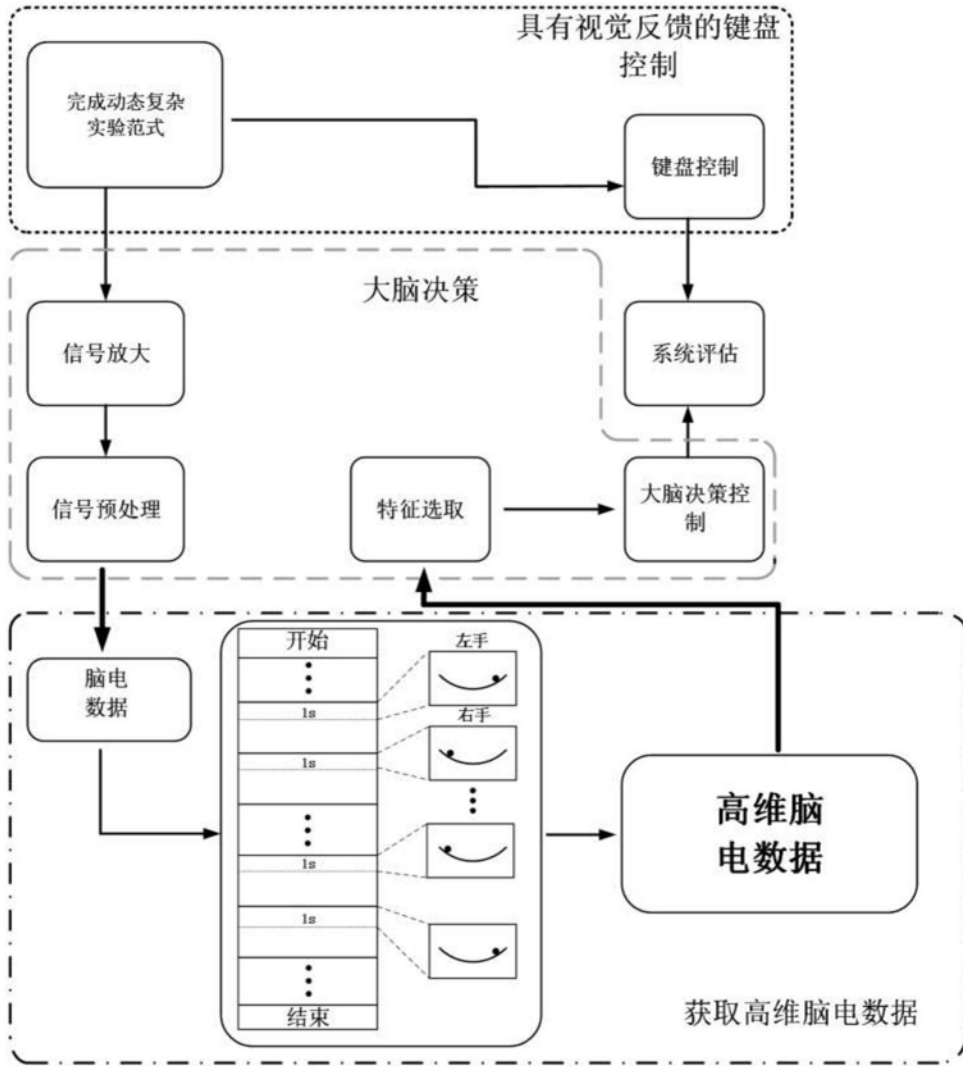


图1

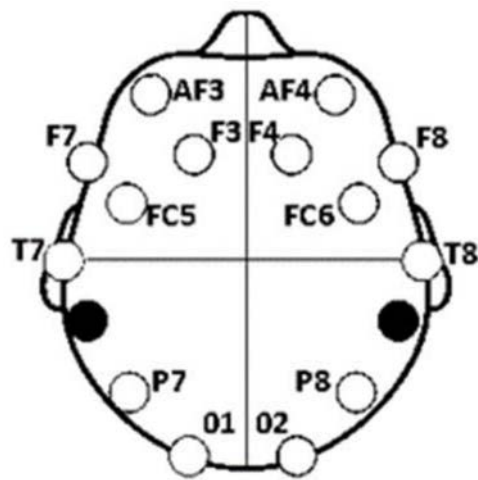


图2

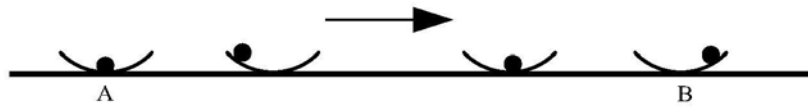


图3

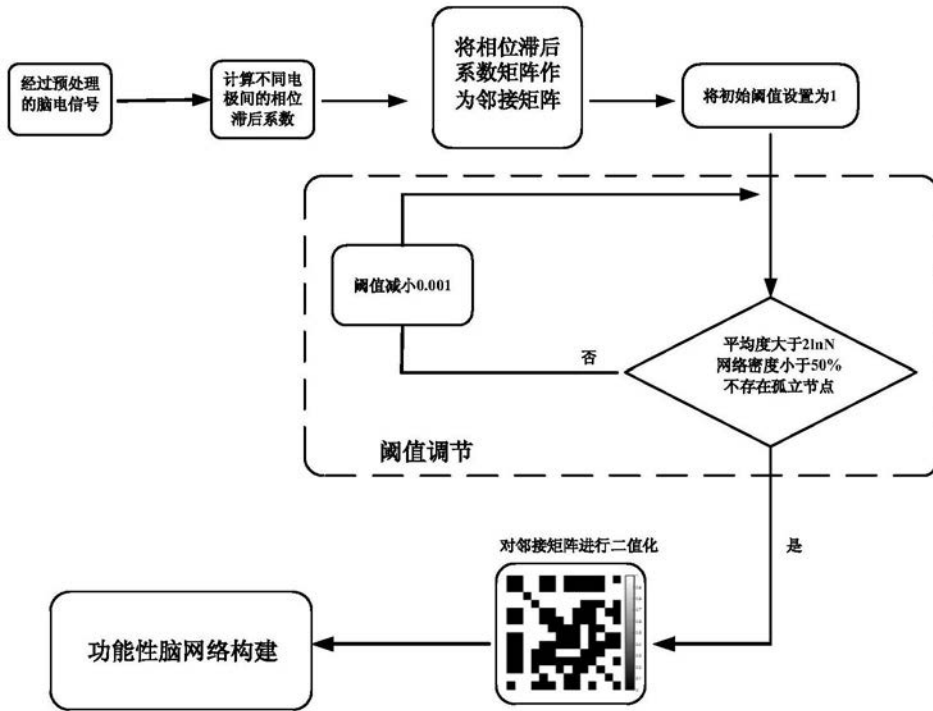


图4

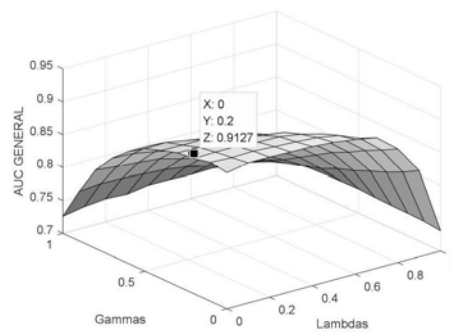


图5a

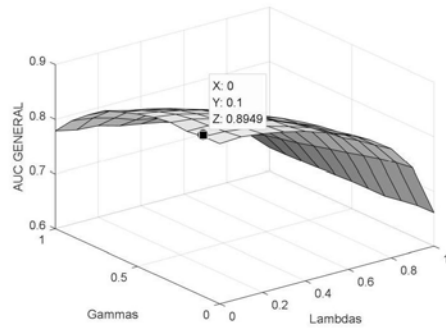


图5b

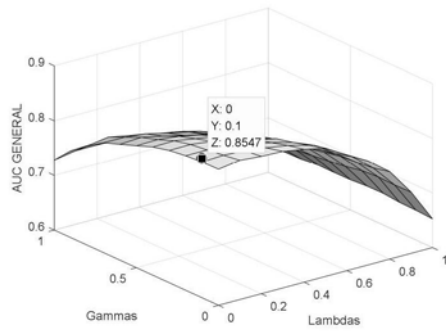


图5c

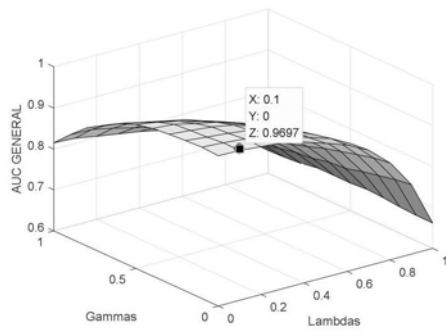


图5d

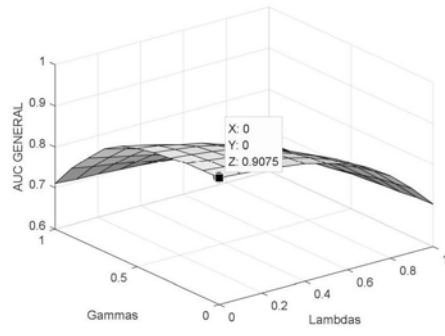


图5e

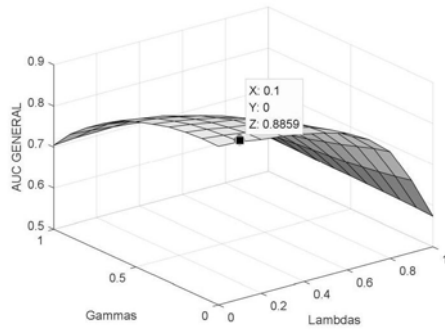


图5f

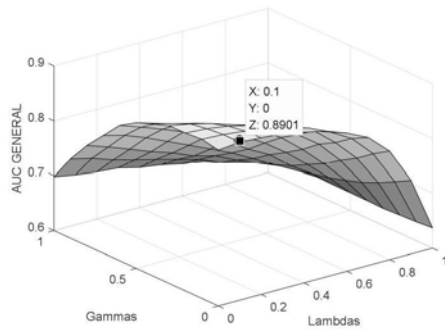


图5g

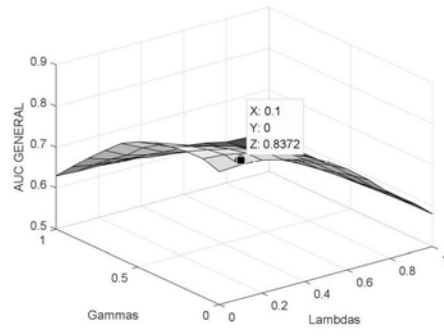


图5h

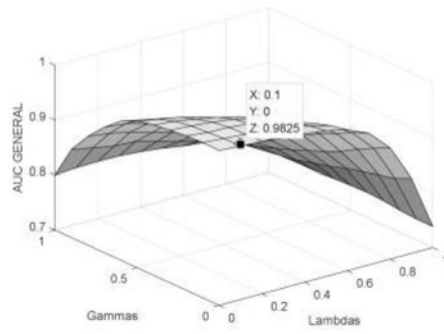


图5i

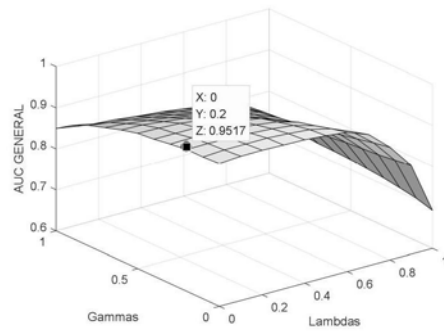


图5j

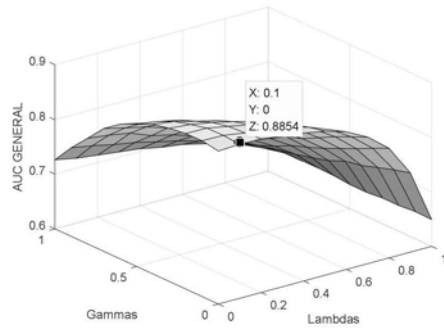


图5k

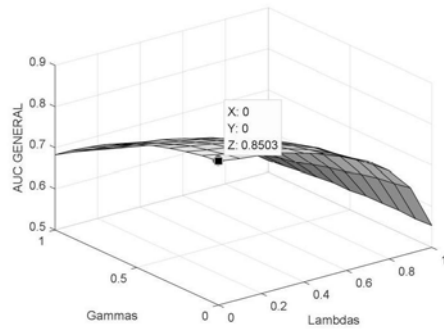


图5l

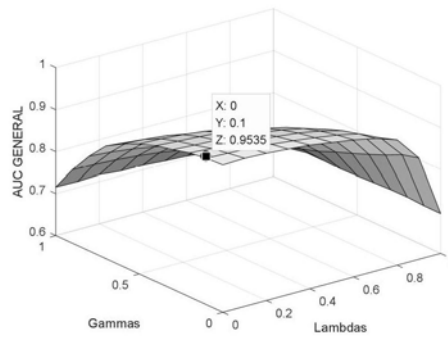


图5m

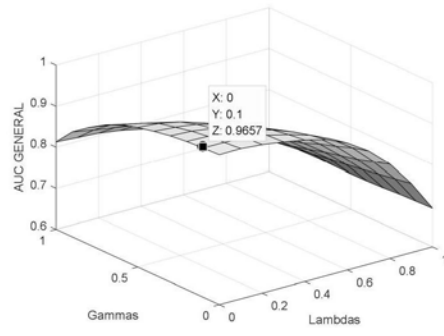


图5n

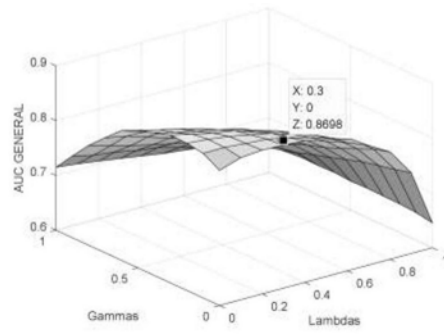


图5o

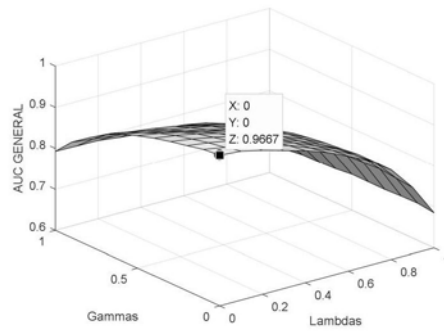


图5p

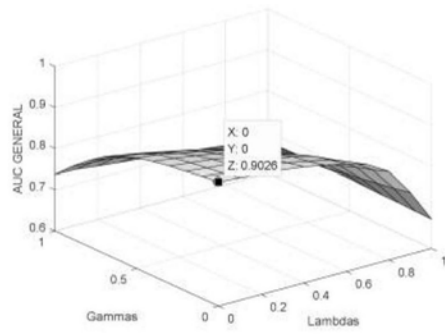


图5q

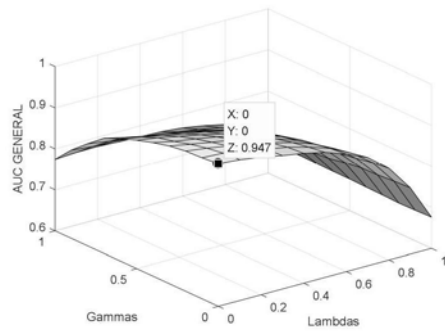


图5r

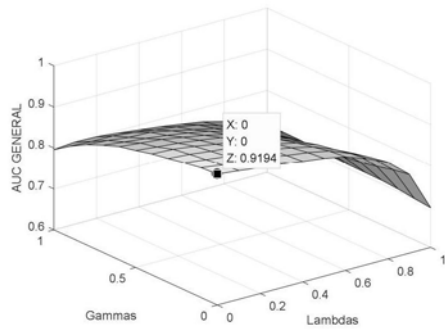


图5s

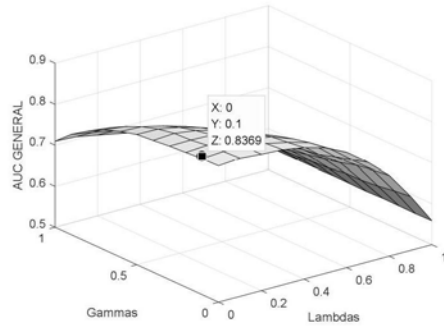


图5t

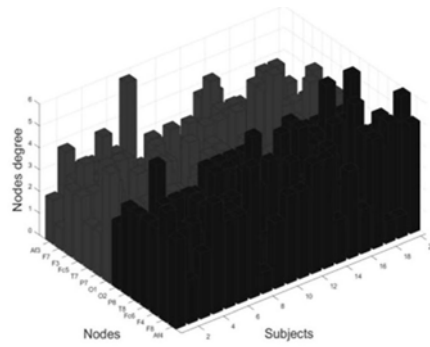


图6a

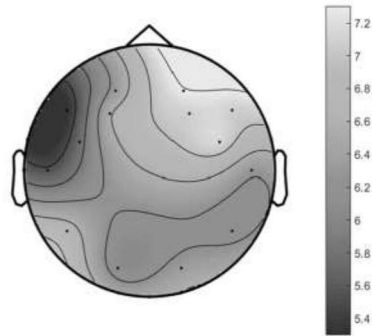


图6b

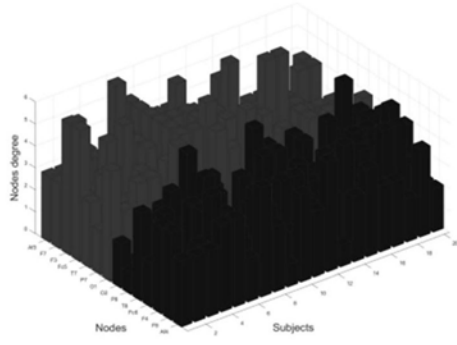


图7a

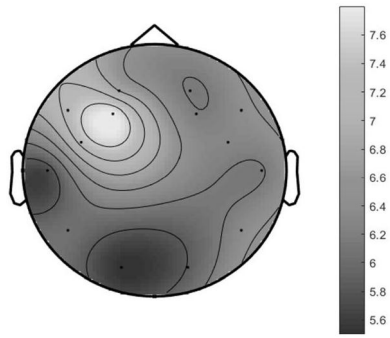


图7b

专利名称(译)	基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法		
公开(公告)号	CN111012337A	公开(公告)日	2020-04-17
申请号	CN201911282373.1	申请日	2019-12-13
[标]申请(专利权)人(译)	燕山大学		
申请(专利权)人(译)	燕山大学		
当前申请(专利权)人(译)	燕山大学		
[标]发明人	付荣荣 王涵 王世伟		
发明人	付荣荣 王涵 王世伟		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7264		
代理人(译)	孙建		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出一种基于脑网络和正则化判别分析的脑电分析方法，该方法使用脑网络方法，进行脑电信号的特征提取，根据得到的邻接矩阵来对脑网络进行构建，通过将每个节点的度信息绘制在脑地形图中，令大脑的活动状态变得可视化，可以更直观的观察到大脑活动的神经机制，再通过正则化判别分析最终得到分类结果，具有更高的分类识别率。

