



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109893126 A

(43)申请公布日 2019.06.18

(21)申请号 201910217803.5

(22)申请日 2019.03.21

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2号大街

(72)发明人 胡月静 张启忠 席旭刚 高云园

(74)专利代理机构 杭州君度专利代理事务所 (特殊普通合伙) 33240

代理人 朱月芬

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

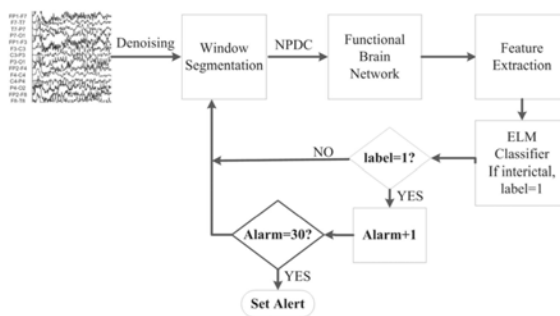
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法,本发明采用NPDC作为脑功能网络连通性的测量,并分析了癫痫发作时相关脑区的活动信息。此外,通过结合脑功能网络特征提取和ELM,开发了一种新的预测方法来预测癫痫发作的时间。结果表明,该方法在所有受试者的所有脑电图频段均取得了良好的表现,准确率高达84.0%,平均预测时间高达1325.59秒,优于目前的研究方法。本研究的结果表明,所提出的预测方案更适合于实际癫痫发作预测。



1. 基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法,其特征在于,该方法包括如下步骤:

步骤(1) 采集脑电数据及预处理,所有的信号均由国际标准的10-20电极分布系统采样得到;数据预处理包括小波去噪、心电、眼电剔除等;

步骤(2) 将采集的信号预处理;

步骤(3) 多轨道自回归建模并计算非线性定向相干值

在处理多通道EEG信号时,采用多变量自回归MVAR模型可描述通道间的相互作用;线性自回归模型如下:

$$X(t) = \sum_{i=1}^p c_{p,q}(t-k) + e(t)$$

其中, $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_p(t)]^T$ 表示在采样时间t时采样值, $e(t)$ 表示具有零均值高斯白噪声的估计误差,p是模型阶数, $c_{p,q}$ 表示系数矩阵;

作为线性MVAR表达式的扩展,关于输出Y的非线性MVAR表示为:

$$y(t) = \sum_{n=1}^M \sum_{p=0}^n \sum_{k_{p+q}=1}^K c_{p,q}(k_1, \dots, k_{p+q}) \times \prod_{i=1}^p y(t-k_i) \prod_{i=p+1}^{p+q} x(t-k_i) + e_y(t)$$

其中n表示系统的阶数,最大阶数为M;p和q是y和x的回归模型阶数,并且e\_y(t)是模型预测误差, $c_{p,q}$ 表示模型的系数矩阵;运用频率响应函数,关于非线性MVAR模型的y的整体频谱表示为“内部”功率和“因果”功率:

$$Y(f) = Y_{y|y^-}(f) + Y_{y|x^-}(f) = Y_{y|\bar{y}(e), \bar{y}(e)}(f) + H_{x \rightarrow y}(f) X(f)$$

其中, $H_{x \rightarrow y}(f)$ 描述频域中的无噪声系统的输入-输出关系,即输入X和输出Y;现在 $Y_{y|\bar{y}(e), \bar{y}(e)}(f)$ 系数矩阵包括线性和非线性因果信息;基于非线性系统的线性矩阵表示,从X到Y的非线性部分相关相干性NPDC表示为线性PDC的直接泛化:

$$\begin{aligned} NPDC_{X \rightarrow Y}(f) &= \frac{-H_{x \rightarrow y} / H_y^e(f)}{\sqrt{|1 / H_x^e(f)|^2 + |H_{x \rightarrow y} / H_y^e(f)|^2}} \\ &= \frac{-H_{x \rightarrow y}(f)}{\sqrt{|H_y^e(f) / H_x^e(f)|^2 + |H_{x \rightarrow y}(f)|^2}} \end{aligned}$$

其中, $H_y^e$ 表示误差驱动的频率响应函数;此时,求得值表示从通道间信号源的相互作用和相对耦合强度;当其为0时,表示两通道间没有任何联系,值越大表示耦合关系越强,但都不超过1;,利用此式求解癫痫患者脑电信号在 $\gamma$ 波、 $\beta$ 波、 $\alpha$ 波、 $\theta$ 波、 $\delta$ 波频段内的NPDC;

步骤(4) 将相干矩阵转换为阈值内的稀疏邻接矩阵

计算NPDC矩阵并基于显著性水平方法选择阈值T;当NPDC值大于T时,认为两个通道是相关的,表示为1;当NPD值小于T时,认为两个信道之间没有相关性,其由0表示;这使得EEG信道的连通性结果变为二值化矩阵;分析邻接矩阵元素的值,判断是否在功能节点之间存在连接关系,以及构建脑功能网络FBN模型;

步骤(5) 网络特征提取及分类

使用图论从获得的二值化矩阵中提取连通性特征,以描述由EEG信号表示的网络节点

之间的关系;采用度和聚类系数来衡量网络的全局和局部属性;对于由NPDC建立的定向网络,每个节点保持一个度值,描述各个节点的属性,它表示连接到该节点的其它节点的数量;网络的聚类系数定义为每个节点的聚类系数的平均值,用于描述网络中节点之间连接的紧密性;计算每个NPDC连通矩阵中每个节点的度和聚类系数作为特征;

最后,ELM分类器根据每个NPDC连通矩阵中每个节点的度和聚类系数作为的特征,区分发作间期和正常期;

#### 步骤(6) 建立癫痫发作预测系统

ELM分类器首先用于训练和分类样本是否属于癫痫发作期或正常状态,基于从癫痫发作和正常状态提取的图论特征;应用训练的ELM分类器连续检测每个输入样本的状态,定义如果在癫痫发作开始之前触发警报,则预测是正确的;由于在正常和癫痫发作状态下为每个受试者记录了多个信号,我们采用了留一法交叉验证进行训练和测试ELM分类器,其中一个EEG被选为测试集,其余被视为训练集;个体受试者的预测准确性被定义为正确预测的数量除以总预测的数量;

距离发作的时间Time如下:

$$\text{Time} = s - w * \text{Num}$$

其中S表示EEG信号的总持续时间,w表示滑动窗口的步长,Num是滑动窗口的数量;对于每个受试者,将预测时间定义为属于受试者的所有预测时间的平均值。

2. 根据权利要求1所述的基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法,其特征在于:所述的步骤二中信号预处理具体为:通过小波滤波器将频率限制在0-60Hz。

## 基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于信号特征分析领域,涉及一种基于非线性部分定向相干法的脑网络特征进行癫痫发作预测方法。

### 背景技术

[0002] 癫痫是第四种最常见的神经系统疾病,影响全世界超过6500万人。这些人中有四分之一对现有治疗方案无效。对于这些人来说,在日常活动中经历不可预测的癫痫发作可能会令人痛苦。癫痫发作可以从短暂到几乎不可检测到长时间的剧烈摇晃。这些都有可能对身体受伤,包括骨折等。在大多数情况下,这种突发性疾病被认为是不可预测的。但在美国进行的一项调查显示,562名癫痫患者中有50%在发作前有先兆,其中42%的先兆在发病前5分钟甚至会更早出现。这些表明,从癫痫发作间期到发病期可能存在发病前状态。如果可以捕获这种发作前状态,则可以预测癫痫发作。

[0003] 近年来,已提出各种技术来解决该问题,例如功能性核磁共振成像 (Functional Magnetic Resonance, FMR), 脑电图 (Electroencephalography, EEG) 或脑磁图 (Magnetoencephalography, MEG) 等。在这些先进的神经影像技术中,EEG具有多种优势,包括高时间分辨率,低成本,能够长期监测和便携等,已被证明是癫痫发作分析的有效的首选方法之一。

[0004] 因此,文献中已经记录了用于自动预测癫痫发作的EEG信号处理技术。它们可以大致可分为:时域方法、频域方法、时频域方法及非线性动力学方法。Litt等人声称累积能量曲线法可以在十分钟之前预测癫痫发作,正确率为89%。另一方面,非线性动力学方法(如相关维数, Lyapunov指数, 相似性度量)主要是基于混沌理论来分析脑电信号。Aram等人已经表明,大脑是一个混沌系统,并表明在临床症状出现前几分钟,非线性特征可能会发生异常变化。此外,随着大数据的普及, Sareen等人基于云服务预测癫痫发作,通过云服务收集和分析来自患者手机的EEG数据,可以达到94.6%的准确率。近期IBM研究员Isabell利用人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术,成功预测了患者平均69%的癫痫发作,它仍然在初步研究中。尽管以上方法都可以预测癫痫,但是仍然存在一个问题,即上述方法不能确定癫痫发作之前怎样的结构紊乱程度会导致网络活动异常。

[0005] 网络分析可能有助于理解癫痫发作原理。一项研究表明,将海马神经元网络的拓扑结构从常规变为小世界再变为随机,可降低同步阈值,并引起癫痫活动并最终导致癫痫爆发。Percha等人还提出了小世界拓扑结构与癫痫发作之间的关系。Morgan和Soltesz表明,具有中枢节点的无标度网络具有出现癫痫发作的最低阈值。最近, MA. Lopes等人引入脑网络致癌性 (Brain Network Ictogenicity, BNI) 来量化脑功能网络癫痫发作的可能性,并发现发作期功能连接 (Functional Connection, FC) 相对于发作前和发作后FC具有更高的BNI。他们声称,基于全局网络的机器学习算法预测的癫痫持续时间与实际癫痫持续时间高度相关。事实上,人类大脑是一个复杂的动态系统,不断响应外部刺激。上述文献没有考虑发作期间脑区之间的信息相互作用。因此,深入研究脑机制需要描绘相应脑区或皮层的瞬

时信息流,即构建有效的因效性网络。为此,提出了部分方向相干(Partial Directional Coherence, PDC)分析来提取大脑区域之间信息流的方向和强度。PDC算法可以描述频域中的格兰杰因果关系(Ganger Causal, GC)。然而,它不能揭示因果测量方法的高阶线性模型和经典线性模型的非线性效应和特征。改进的非线性部分定向相干法(Nonlinear Partial Directional Coherence, NPDC)克服了上述缺点。

[0006] 基于以上讨论,本文着重于用脑电信号预测癫痫发作时间。使用在两种条件下获得的NPDC脑功能网络:正常状态和癫痫发作前状态。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)分类器提取度和聚类系数作为分类的特征。该研究提出了一种预测癫痫发作的新方法,该方法优于以往的研究。

## 发明内容

[0007] 本发明针对现有技术的不足,提出了一种基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法。

[0008] 癫痫是一种以突发性为特征的神经系统疾病,发作时由于保护措施不当可引起严重的健康问题。新证据表明使用脑电图可以预测癫痫发作时间。在这项研究中,我们采用NPDC作为脑功能网络连通性的测量,并分析了癫痫发作时相关脑区的活动信息。此外,通过结合脑功能网络特征提取和ELM,开发了一种新的预测方法来预测癫痫发作的时间。结果表明,该方法在所有受试者的所有脑电图频段均取得了良好的表现,准确率高达84.0%,平均预测时间高达1325.59秒,优于目前的研究方法。本研究的结果表明,所提出的预测方案更适用于实际癫痫发作预测。

[0009] 为了实现以上目的,本发明方法主要包括以下步骤:

[0010] 步骤(1)采集脑电数据及预处理,所有的信号均由国际标准的10-20电极分布系统采样得到。数据预处理包括小波去噪、心电、眼电剔除等。

[0011] 步骤(2)信号预处理。EEG数据通常被各种伪迹污染,例如噪声和运动伪迹。通常将脑电信号分为五个主要EEG子带,delta (0.4-4Hz), theta (4.5-7.5Hz), alpha (8-12.5Hz), beta (13-30Hz) 和gamma (30.5-60Hz)。超过0-60Hz频率范围的更高频率通常表征为噪声。因此,首先通过小波滤波方法去除EEG信号中的伪像。本申请中使用小波滤波器要求将频率限制在0-60Hz。

[0012] 步骤(3)多轨道自回归建模并计算非线性定向相干值。在处理多通道EEG信号时,采用多变量自回归(Multivariate Autoregressive, MVAR)模型可描述通道间的相互作用。线性自回归模型如下:

$$[0013] \quad X(n) = \sum_{i=1}^p A_{xy}(n-t) + E(n)$$

[0014] 其中,  $X(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_n(n)]^T$  表示在采样时间n时采样值,  $E(n)$  表示具有零均值高斯白噪声的估计误差,  $p$  是模型阶数,  $A_{xy}$  表示  $x*y$  的系数矩阵。

[0015] 作为线性MVAR表达式的扩展,关于Y的非线性MVAR可以表示为:

$$[0016] \quad y(t) = \sum_{n=1}^M \sum_{p=0}^n \sum_{k_{p+q}=1}^K c_{p,q}(k_1, \dots, k_{p+q}) \times \prod_{i=1}^p y(t-k_i) \prod_{i=p+1}^{p+q} x(t-k_i) + e_y(t)$$

[0017] 运用频率响应函数,上式可以变换求解为:

[0018]  $Y(f) = Y_{y \rightarrow y} + H_{i \rightarrow j}(f) \cdot X(f)$

[0019] 其中,  $H_{i \rightarrow j}(f)$  描述频域中的无噪声系统的输入-输出关系(即输入X和输出Y)。它也被称为线性系统理论中的“传递函数”,作为线性情况中频谱分解的推广,关于非线性MVAR模型的y的整体频谱可以表示为“内部”功率和“因果”功率:

[0020]  $Y(f) = Y_{y|y^-}(f) + Y_{y|x^-}(f) = Y_{y|y_i^-(e), y_i^-(o)}(f) + H_{i \rightarrow j}(f) X(f)$

[0021] 现在系数矩阵包括线性和非线性因果信息。基于非线性系统的线性矩阵表示,从X到Y的非线性部分相关相干性(NPDC)可以表示为线性PDC的直接泛化:

$$[0022] \quad NPDC_{X \rightarrow Y}(f) = \frac{-H_{i \rightarrow j} / H_y^e(f)}{\sqrt{|1/H_i^e(f)|^2 + |H_{i \rightarrow j} / H_j^e(f)|^2}}$$

$$= \frac{-H_{i \rightarrow j}(f)}{\sqrt{|H_j^e(f)/H_i^e(f)|^2 + |H_{i \rightarrow j}(f)|^2}}$$

[0023] 此时,求得值表示从通道间信号源的相互作用和相对耦合强度。当其为0时,表示两通道间没有任何联系,值越大表示耦合关系越强,但都不超过1。公式不仅可以计算出全频段的系数矩阵,而且也适用于不同频率段的计算。本发明就是利用此式求解癫痫患者脑电信号在  $\gamma$  波、 $\beta$  波、 $\alpha$  波、 $\theta$  波、 $\delta$  波频段内的NPDC。

[0024] 步骤(4)将相干矩阵转换为阈值内的稀疏邻接矩阵。计算NPDC矩阵并基于显著性水平方法选择阈值T。当NPDC值大于T时,可以认为两个通道是相关的,表示为1;当NPDC值小于T时,认为两个信道之间没有相关性,其由0表示。这使得EEG信道的连通性结果变为二值化矩阵。分析邻接矩阵元素的值,判断是否在功能节点之间存在连接关系,以及构建脑功能网络(Functional Brain Network, FBN)模型。FBN是一个复杂而稀疏的抽象网络。节点之间的强度可以反映每个功能区域的连接强度。适当的阈值确定方法确保可以移除弱连接边缘,并且可以保持网络的连通性。同时,也要满足网络密度要求。该研究量化了两个EEG信号通道之间的相关性。

[0025] 步骤(5)网络特征提取及分类。FBN模型是描述大脑神经活动的有效方法。它是一个复杂的动态系统,由节点代表的动态单元的相互作用组成。在本发明中,我们使用图论从获得的矩阵中提取连通性特征,以描述由EEG信号表示的网络节点之间的关系。采用度和聚类系数来衡量网络的全局和局部属性。对于由NPDC建立的定向网络,每个节点保持一个度值,描述各个节点的属性,它表示连接到该节点的其它节点的数量。网络的聚类系数定义为每个节点的聚类系数的平均值,用于描述网络中节点之间连接的紧密性。计算每个NPDC连通矩阵中每个节点的度和聚类系数作为特征。

[0026] 最后,ELM分类器根据上述两个特征区分发作间期和正常期。我们为测试和训练数据选择了一次性交叉验证。ELM分类器具有快速的学习速度和良好的实时性能,在大多数情况下可以产生良好的泛化性能,并且可以比传统的前馈神经网络学习算法快几千倍。

[0027] 步骤(6)建立癫痫发作预测系统。ELM分类器首先用于训练和分类样本是否属于癫痫发作期或正常状态,基于从癫痫发作和正常状态提取的图论特征。应用训练的ELM分类器连续检测每个输入样本的状态,我们定义如果在癫痫发作开始之前触发警报,则预测是正确的。由于在正常和癫痫发作状态下为每个受试者记录了多个信号,我们采用了留一法交

又验证进行训练和测试ELM分类器,其中一个EEG被选为测试集,其余被视为训练集。个体受试者的预测准确性被定义为正确预测的数量除以总预测的数量。

[0028] 预测距离发作的时间Time如下:

[0029]  $Time = t - w * n$

[0030] 其中t表示EEG信号的总持续时间,w表示滑动窗口的步长,n是滑动窗口的数量。对于每个受试者,将预测时间定义为属于受试者的所有预测时间的平均值。

[0031] 本发明与已有的诸多脑电信号的方法相比,具有如下特点:

[0032] 由于脑电信号是非线性、非平稳的随机信号,此方法是基于图论的方法来研究患者的全局特征,在建立脑功能网络的基础上,提取度和聚类系数两个特征。特别是对基于NPDC方法建立的有向图来说,顶点的出边条数称为该顶点的出度,顶点的入边条数称为该顶点的入度,此方法揭示了信息传递的方向性。聚类系数表示图形中相同类节点聚集的系数。这样就整体刻画了所建立的脑功能网络的特性。

### 附图说明

[0033] 图1为本发明的实施流程图;

[0034] 图2为本发明实施例的国际10-20系统EEG电极命名图;

[0035] 图3为本发明实施例癫痫患者脑电信号在全频段内的NPDC值;

[0036] 图4为本发明实施例通道与特征度的关系图;

[0037] 图5为本发明实施例通道与特征聚类系数关系图。

### 具体实施方式

[0038] 下面结合附图对本发明的实施例作详细说明:本实施例在以本发明技术方案为前提下进行实施,给出了详细的实施方式和具体的操作过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。

[0039] 如图1所示,本实施例包括如下步骤:

[0040] 步骤(1)采集脑电数据。本发明中使用的数据来自麻省理工学院公共数据库。从6名受试者中(2名男性,年龄: $3.25 \pm 0.35$ 岁;4名女性,年龄: $8.12 \pm 5.51$ 岁)收集共70组癫痫发作数据集。发作间期35组和正常时段35组(时间均为半个小时)。所有数据集采样频率为256,采用16位分辨率。使用了国际10-20系统EEG电极命名法,如图2所示。癫痫患者在实验数据收集过程中没有服用任何药物且没有其他任何家族遗传病史。

[0041] 步骤(2)信号预处理。本发明所使用的EEG信号是双导电极,这极大地减少了由不相关电极引起的干扰和误差。但是EEG数据通常被各种伪迹污染,例如噪声和运动伪迹。通常将脑电信号分为五个主要EEG子带,delta(0.4-4Hz),theta(4.5-7.5Hz),alpha(8-12.5Hz),beta(13-30Hz)和gamma(30.5-60Hz)。超过0-60Hz频率范围的更高频率通常表征为噪声。因此,首先通过小波滤波方法去除EEG信号中的伪像。本申请中使用小波滤波器要求将频率限制在0-60Hz。

[0042] 步骤(3)多轨道自回归建模并计算非线性定向相干值。在处理多通道EEG信号时,采用多变量自回归(Multivariate Autoregressive, MVAR)模型可描述通道间的相互作用。线性自回归模型如下:

$$[0043] \quad X(n) = \sum_{i=1}^p A_{xy} X(n-i) + E(n)$$

[0044] 其中,  $X(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_n(n)]^T$  表示在采样时间  $n$  时采样值,  $E(n)$  表示具有零均值高斯白噪声的估计误差,  $p$  是模型阶数,  $A_{xy}$  表示  $x*y$  的系数矩阵。

[0045] 作为线性MVAR表达式的扩展,关于Y的非线性MVAR可以表示为:

$$[0046] \quad y(t) = \sum_{n=1}^M \sum_{p=0}^n \sum_{k_{p+q}=1}^K c_{p,q}(k_1, \dots, k_{p+q}) \times \prod_{i=1}^p y(t-k_i) \prod_{i=p+1}^{p+q} x(t-k_i) + e_y(t)$$

[0047] 运用频率响应函数,上式可以变换求解为:

$$[0048] \quad Y(f) = Y_{y \rightarrow y^-} + H_{i \rightarrow j}(f) \cdot X(f)$$

[0049] 其中,  $H_{i \rightarrow j}(f)$  描述频域中的无噪声系统的输入-输出关系(即输入  $X$  和输出  $Y$ )。它也被称为线性系统理论中的“传递函数”,作为线性情况中频谱分解的推广,关于非线性MVAR模型的  $y$  的整体频谱可以表示为“内部”功率和“因果”功率:

$$[0050] \quad Y(f) = Y_{y|y^-}(f) + Y_{y|x^-}(f) = Y_{y|y_{\bar{i}(e)}, y_{\bar{i}(e)}}(f) + H_{i \rightarrow j}(f) X(f)$$

[0051] 现在系数矩阵包括线性和非线性因果信息。基于非线性系统的线性矩阵表示,从  $X$  到  $Y$  的非线性部分相关相干性(NPDC)可以表示为线性PDC的直接泛化:

$$[0052] \quad NPDC_{X \rightarrow Y}(f) = \frac{-H_{i \rightarrow j} / H_y^e(f)}{\sqrt{|1/H_i^e(f)|^2 + |H_{i \rightarrow j} / H_j^e(f)|^2}}$$

$$= \frac{-H_{i \rightarrow j}(f)}{\sqrt{|H_j^e(f)/H_i^e(f)|^2 + |H_{i \rightarrow j}(f)|^2}}$$

[0053] 此时,求得值表示从通道间信号源的相互作用和相对耦合强度。当其为0时,表示两通道间没有任何联系,值越大表示耦合关系越强,但都不超过1。公式不仅可以计算出全频段的系数矩阵,而且也适用于不同频率段的计算。本发明就是利用此式求解癫痫患者脑电信号在  $\gamma$  波、 $\beta$  波、 $\alpha$  波、 $\theta$  波、 $\delta$  波频段内的NPDC值,结果如图3所示。

[0054] 步骤(4)将相干矩阵转换为阈值内的稀疏邻接矩阵。计算NPDC矩阵并基于显著性水平方法选择阈值  $T$ ,公式如下:

$$[0055] \quad T = 1 - (1 - \alpha)^{\frac{1}{L-1}}$$

[0056] 其中  $\alpha$  为显著性程度,此处为0.95。当NPDC值大于  $T$  时,可以认为两个通道是相关的,表示为1;当NPDC值小于  $T$  时,认为两个信道之间没有相关性,其由0表示。这使得EEG信道的连通性结果变为二值化矩阵。分析邻接矩阵元素的值,判断是否在功能节点之间存在连接关系,以及构建脑功能网络(Functional Brain Network, FBN)模型。FBN是一个复杂而稀疏的抽象网络。节点之间的强度可以反映每个功能区域的连接强度。适当的阈值确定方法确保可以移除弱连接边缘,并且可以保持网络的连通性。同时,也要满足网络密度要求。该研究量化了两个EEG信号通道之间的相关性。

[0057] 步骤(5)网络特征提取及分类。FBN模型是描述大脑神经活动的有效方法。它是一个复杂的动态系统,由节点代表的动态单元的相互作用组成。在本发明中,我们使用图论从

获得的矩阵中提取连通性特征,以描述由EEG信号表示的网络节点之间的关系。采用度和聚类系数来衡量网络的全局和局部属性。对于由NPDC建立的定向网络,每个节点保持一个度值,描述各个节点的属性,它彪示连接到该节点的其他节点的数量。度与通道的关系图如图4所示。网络的聚类系数定义为每个节点的聚类系数的平均值,用于描述网络中节点之间连接的紧密性。聚类系数与通道之间的关系如图5所示。计算每个NPDC连通矩阵中每个节点的度和聚类系数作为特征。

[0058] 最后,ELM分类器根据上述两个特征区分发作间期和正常期。我们为测试和训练数据选择了一次性交叉验证。ELM分类器具有快速的学习速度和良好的实时性能,在大多数情况下可以产生良好的泛化性能,并且可以比传统的前馈神经网络学习算法快几千倍。

[0059] 步骤(6)建立癫痫预测系统。所提出的预测策略的工作流程如图1所示。ELM分类器首先用于训练和分类样本是否属于癫痫发作期或正常状态,基于从癫痫发作和正常状态提取的图论特征。对于给定的30分钟EEG信号,使用8秒滑动窗口以1秒步长分割样本。应用训练的ELM分类器连续检测每个输入样本的状态,其中1表示癫痫发作,0表示正常状态。仅当ELM在连续30次分类中输出1时才触发警报。对于包含癫痫发作期的脑电图,我们定义如果在癫痫发作开始之前触发警报,则预测是正确的。由于在正常和癫痫发作状态下为每个受试者记录了多个信号,我们采用了留一法交叉验证进行训练和测试ELM分类器,其中一个EEG被选为测试集,其余被视为训练集。个体受试者的预测准确性被定义为正确预测的数量除以总预测的数量。预测时间Time如下:

[0060]  $Time = t - w * n$

[0061] 其中t表示EEG信号的总持续时间(本发明中为30分钟),w表示滑动窗口的步长(本发明中为1),n是滑动窗口的数量。对于每个受试者,将预测时间定义为属于受试者的EEG分割的所有预测时间的平均值。表1为五个频率段的预测时间及准确率结果。

[0062] 表1全频段的预测时间及准确率

[0063]

Frequency	Delta (0.4-4HZ)	theta (4.5-7.5HZ)	Alpha (8-12.5HZ)	Beta (13-30HZ)	gamma (30.5-60HZ)	Average
Prediction	1463.56±97	1306.80±362.	1349.44±27	1198.45	1309.71±	1325.592±9

[0064]

time(s)	.753	720	1.577	±461.057	283.586	5.360
ACC(%)	0.827±0.08	0.860±0.128	0.808±0.116	0.883±0.	0.822±0.1	0.840±0.031
	3			105	24	

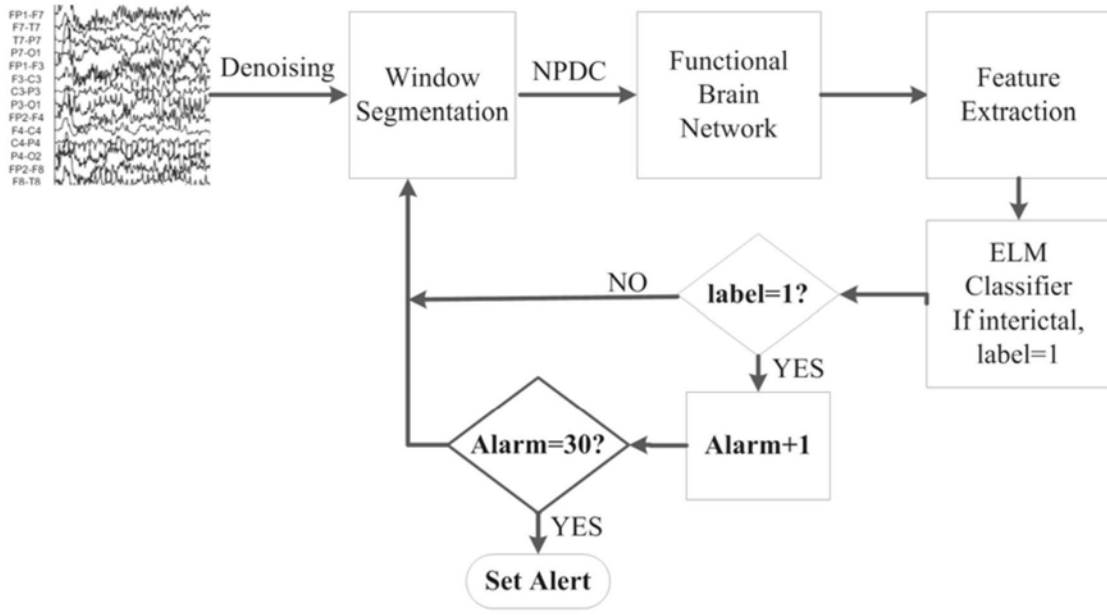


图1

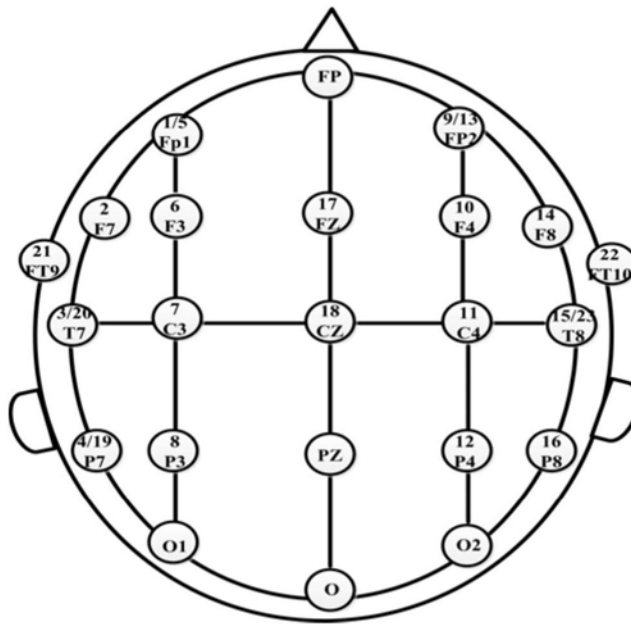


图2

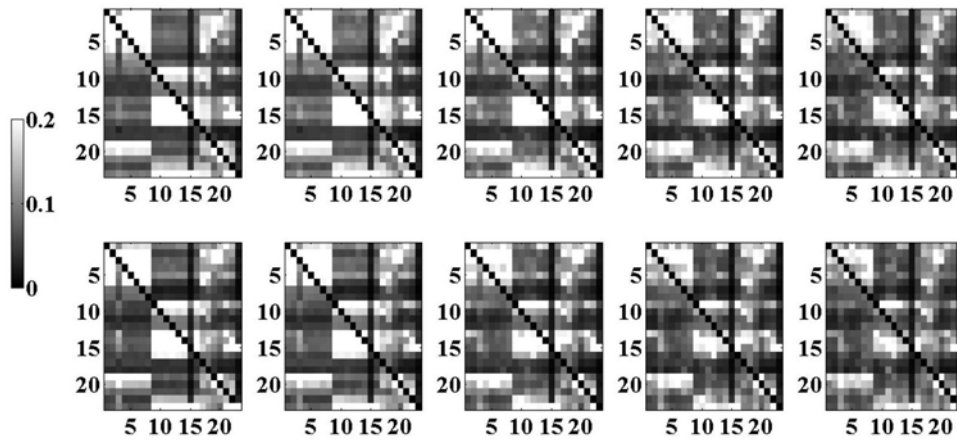


图3

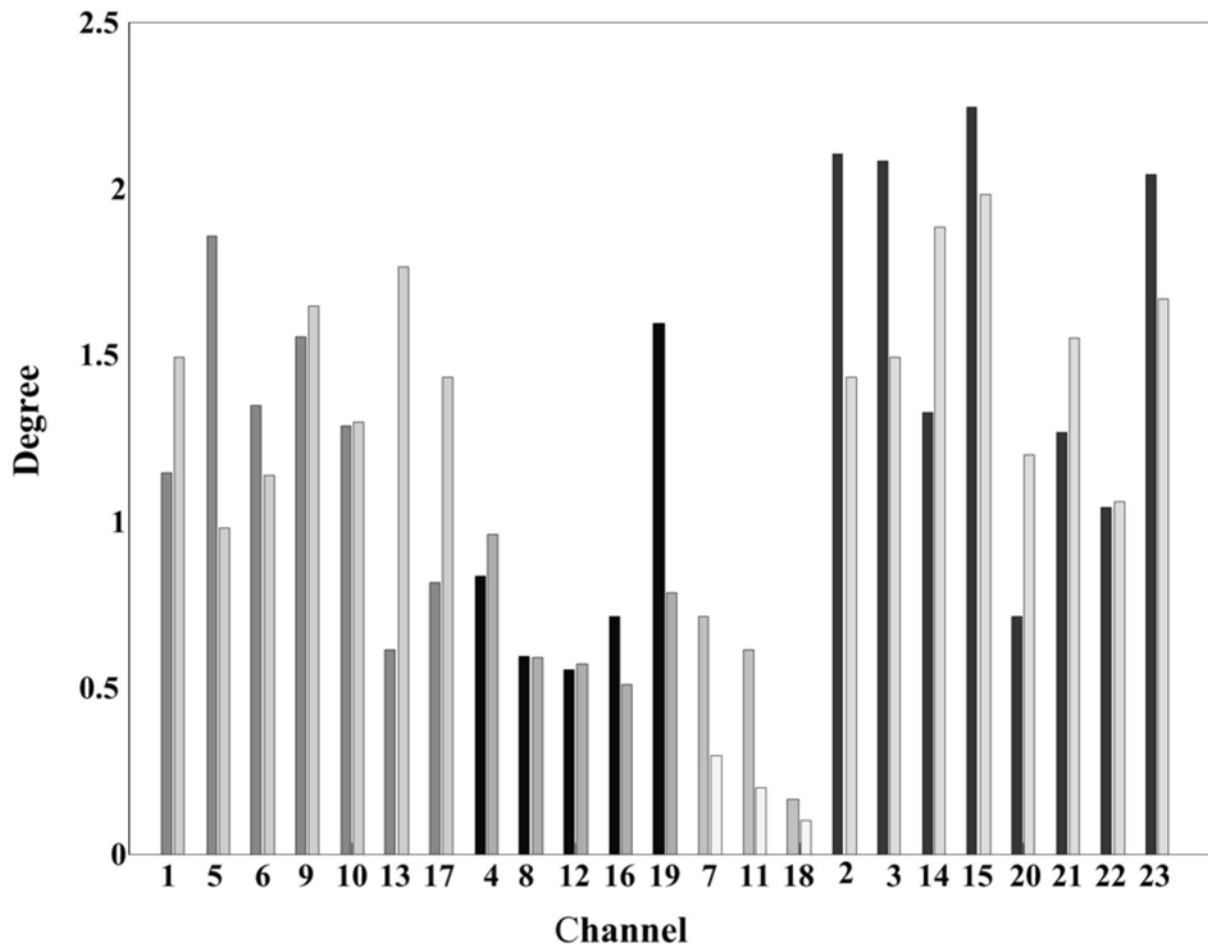


图4

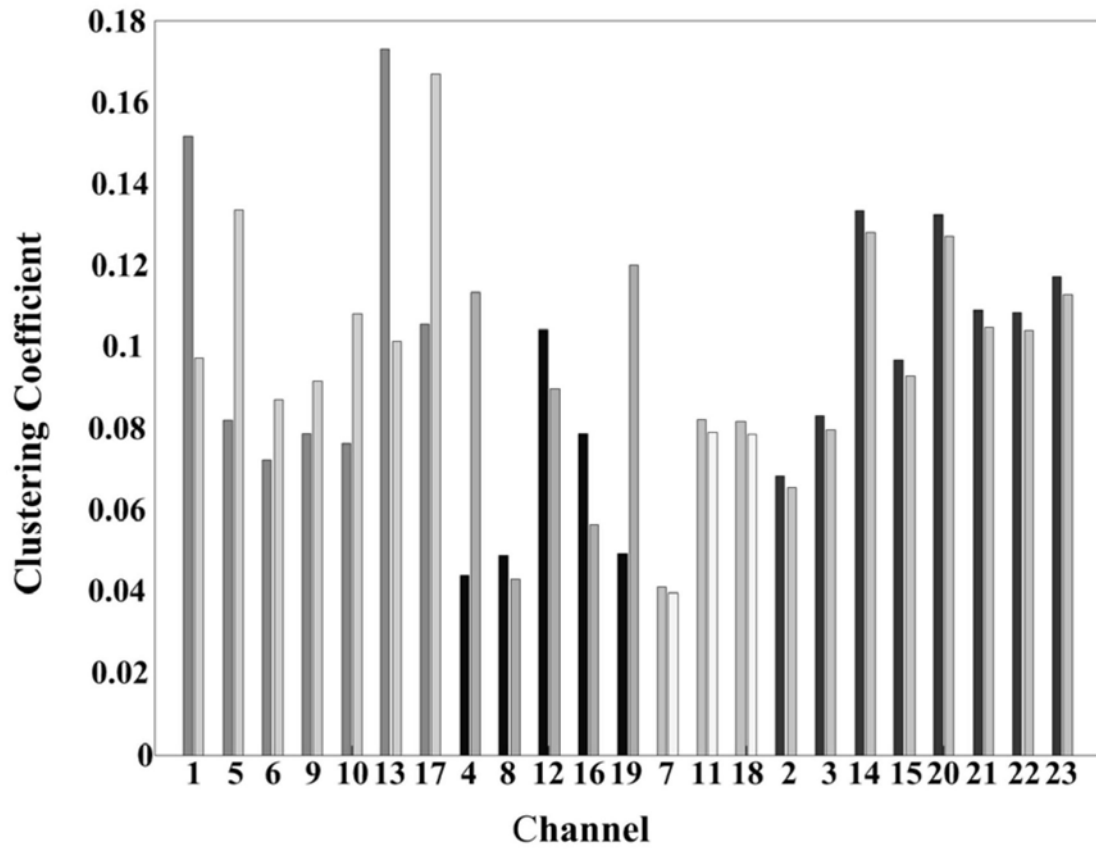


图5

专利名称(译)	基于脑功能网络特征的癫痫发作预测方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN109893126A</a>	公开(公告)日	2019-06-18
申请号	CN201910217803.5	申请日	2019-03-21
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	胡月静 张启忠 席旭刚 高云园		
发明人	胡月静 张启忠 席旭刚 高云园		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
代理人(译)	朱月芬		
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脑功能网络特征的癫痫发作预测方法，本发明采用NPDC作为脑功能网络连通性的测量，并分析了癫痫发作时相关脑区的活动信息。此外，通过结合脑功能网络特征提取和ELM，开发了一种新的预测方法来预测癫痫发作的时间。结果表明，该方法在所有受试者的所有脑电图频段均取得了良好的表现，准确率高达84.0%，平均预测时间高达1325.59秒，优于目前的研究方法。本研究的结果表明，所提出的预测方案更适合于实际癫痫发作预测。

