



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104887222 B

(45)授权公告日 2018.02.02

(21)申请号 201510235676.3

(22)申请日 2015.05.11

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 104887222 A

(43)申请公布日 2015.09.09

(73)专利权人 重庆大学
地址 400044 重庆市沙坪坝区沙正街174号

(72)发明人 魏善碧 柴毅 唐健 罗宇 陈淳
邓萍

(51)Int.Cl.
A61B 5/0476(2006.01)

审查员 许流芳

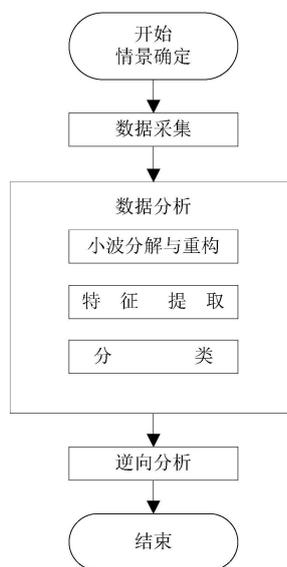
权利要求书1页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

可逆化脑电信号分析方法

(57)摘要

近年来,脑电信号的检测与分类特征提取技术取得了很大进步,从癫痫病态检测到人的各种行为活动,从传统使用脑电信号作为权威脑部病症研究与确诊,到现在通过其对人类思维活动和肢体面部,眼部活动进行判断的分类数据源;脑电信号的分析已经在这些领域体现出其越来越重要的作用。本文提出一种新的脑电信号分析方法,通过对脑电信号的分析,在保证分类正确率的基础上给出本文方法的可逆向分析方法,用此方法可以最终用于临床经验的确诊,不仅能够判别人脑状态等级,还能难以对脑电信号准确量化分析的难点,同时能够对量化分析结果进行逆向分析,最终与临床医学经验互相验证,得到更为科学的结论。



1. 可逆化脑电信号分析方法, 其特征在于, 包含以下关键步骤:

步骤一: 情景确定;

步骤二: 数据采集;

步骤三: 数据分析, 包括小波分解与重构、特征提取和分类;

步骤四: 逆向分析, 包括选取出现频率最高, 起决定性作用的状态进行解码, 由此可以得到一组二进制编码, 此二进制编码中编码所在位为对应频率尺度中是否出现关键特征, 0表示未出现关键特征, 1表示出现关键特征。

2. 根据权利要求1所述的可逆化脑电信号分析方法其特征在于: 在步骤二中, 脑电信号采集采用国际标准的10-20脑电采集系统, 10-20脑电采集系统的每个电极的电极导联信号输入计算机系统。

3. 根据权利要求1所述的可逆化脑电信号分析方法其特征在于: 在步骤三中, 小波分析对小波函数的选择使用公式: $SNR = \log_{10}(\text{sig}^2/N^2)$; 小波分解的尺度根据采集系统采集频率 f 和使用情景共同决定; 提取所选频率尺度下信号的统计特征, 可以包括但不限于, 能量, 最大、小值, 均值, 方差, 协方差; 训练与测试所使用的二进制编码使用如下公式生成: 公式

$X = \sum_{i=1}^N 2^{D_i} \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^l a_i^* y_i K(w_f, w_i) + b^*\right\}$ 中, $\text{sign}\left(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i K(w_f, w_i) + b^*\right) \in \{0, 1\}$ 为SVM分类函数, 其中径向基核函数 $K(w_f, w_i) = \exp\left(-\frac{\|w_f - w_i\|}{2\delta^2}\right)$ 为SVM分类函数的核函数, a_i^* 和 b^* 分别表示

支持向量系数和分类阈值, D_i 是小波分解的相应层数, N 代表小波分解的总层数; 在训练隐马尔科夫链时, 包括但不限于使用以下算法: 极大似然估计, Baum Welch算法; 在分类时使用Viterbi算法。

4. 根据权利要求1所述的可逆化脑电信号分析方法其特征在于: 选取出现频率最高, 起决定性作用的状态进行解码, 由此得到二进制编码, 此二进制编码中编码所在位为对应频率尺度中是否出现关键特征, 根据相应尺度出现特征结合临床医学经验互相验证可以为脑活动状态判断提供可靠依据。

可逆化脑电信号分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及生物医学数字信号处理技术领域,模式提取与模式分类,尤其涉及一种能够有效提取脑电信号产生某种状态特征的脑电信号可逆化分析处理方法。

背景技术

[0002] 很多脑部疾病,在发病前,发病中和发病后的一系列过程中,脑电信号都有不同程度的变化,同时应用于脑机接口、睡眠状态的很多应用分类也主要集中在脑电信号的变化特征分析上。

[0003] 近年来,脑电信号的检测与分类特征提取技术取得了很大进步,从癫痫病态检测到人的各种行为活动,从传统使用脑电信号作为权威脑部病症研究与确诊,到现在通过其对人类思维活动和肢体面部,眼部活动进行判断的分类数据源;脑电信号的分析已经在这些领域体现出其越来越重要的作用。

[0004] 模式识别方法在脑电信号处理中的应用:

[0005] 自德国神经精神病学家汉斯·贝格尔(Hans Berger)在1929年发表名为“人类脑电图”的第一篇研究报告后,人们对脑电信号,无论是从研究手段,研究方法还是研究角度上都取得了显著的进步。近年来,数字信号处理技术与模式识别理论的快速发展,在生物医学信号处理中的应用也被越来越多的人关注。从传统的时频域分析到现在的非线性动力学分析都极大的扩展了对脑电信号分析技术的应用范围。

[0006] 目前,已经存在诸多脑电信号分析方法,并且很多方法在特定情景下已经取得了很好的分类结果,如授权公开号为CN101690659A的专利,公开了一种疲劳脑电信号的分析方法,通过使用PCA和SVM能够很好地对人体疲劳状态进行分类和检测;授权公开号为CN103300849A的专利,公开了一种脑电状态分析方法。但是这些方法基本都集中在对脑电信号的特征提取和分类识别准确度中,涉及到对分类结果的逆向分析用以和临床经验的比对则很少。

[0007] 脑电信号分析难点:

[0008] 难点一:脑电信号的状态特征提取:

[0009] 人脑是一个时变的非线性动力学系统,其特点在于混沌中的确定性,由于脑电信号在测量后会引入随机误差,对原始信号造成了干扰;传统的信号处理技术往往针对线性,非时变问题,随着对非线性脑电信号处理技术的不断发展,对于非线性时变信号的处理也越来越多,但是往往忽略了算法可逆化分析过程。

[0010] 难点二:人脑状态有效,量化等级判断:

[0011] 因脑电信号自身的非线性,时变性和随机误差的影响,同时由于不同人之间的个体差异的影响,人脑状态信号的有效量化评级是一个难点技术。

发明内容

[0012] 本文提出一种新的脑电信号分析方法,通过对脑电信号的分析,在保证分类正确

率的基础上给出本文方法的可逆向分析方法,用此方法可以最终用于临床经验的确诊,不仅能够判别人脑状态等级,还能难以对脑电信号准确量化分析的难点,同时能够对量化分析结果进行逆向分析,最终与临床医学经验互相验证,得到更为科学的结论。

[0013] 为了实现上述目的,本发明采用以下技术方案:

[0014] 技术方案包括三方面:

[0015] 1、情景确定

[0016] 情景确定是确定脑电信号分类类型,由于不同情景下,脑电信号特征不同决定着最终结果分类类型,所以在使用本发明所述方法前,有必要了解使用情景,如:癫痫(发作间期与发作期分类),眼部状态(睁眼,闭眼),睡眠状态(睡眠阶段)等等诸如此类,有必要了解不同情景下所关注状态在临床研究和理论研究中的判别依据,如此对分类结果可以做到闭环解释,为临床研究提供可靠依据。

[0017] 2、脑电信号数据采集

[0018] 脑电信号采集采用国际标准的10-20脑电采集系统,10-20脑电采集系统的每个电极的电极导联信号输入计算机系统,同时记录仪器采集频率 f 。

[0019] 3、脑电信号数据分析与状态分类

[0020] 脑电信号数据分析与状态分类按照以下步骤进行:

[0021] (3-1) 小波分解与重构:

[0022] 根据公式:

$$W_f(a,b) = \left\langle f(t), \psi_{a,b}(t) \right\rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi_{a,b}(t)} dt$$

$$[0023] \quad = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

$$a > 0, f(t) \in L^2(\mathbb{R})$$

[0024] 由公式(1)可以看出,小波变换系数描述的是信号 $f(t)$ 与小波基的相似程度,小波变换中 $\overline{\psi_{a,b}(t)}$ 是复共轭函数, $W_f(a,b)$ 是小波变换系数。系数 a ,称为尺度参数,反映一个特定小波函数的尺度(宽度),对小波函数有伸展作用,系数 b 指定一个特定小波函数沿 t 轴的平移位置。小波变换的实质也是可以通过改变这两个系数,在不同尺度下可以对被分析信号进行分析。我们通过这一特性对EEG信号进行分析,恰恰符合(precisely)临床上对EEG信号进行分析主要特点。

[0025] 利用上述特点,对原始信号进行多尺度离散小波变换与反变换,可以得到不同频域尺度下的信号波形,而对于小波函数的选择根据公式(2):

$$[0026] \quad \text{SNR} = \log_{10}(\text{sig}^2/N^2) \quad (2)$$

[0027] 进行选择,公式(2)描述了不同小波函数对信号重构(即反变换)后对原信号还原的信号噪声比,所以选取的小波函数使得信噪比越大越好。

[0028] 小波分解的尺度根据采集系统采集频率 f 和使用情景共同决定。

[0029] (3-2) 特征提取

[0030] 根据步骤(3-1)所得到的不同频率尺度下的信号,取使用情景中所需要的指定频率进行分析:

[0031] 首先,提取所选频率尺度下信号的统计特征,可以包括但不限于,能量,最大、小值,均值,方差,协方差等等。

[0032] 其次,获得SVM模型滤波器,将所计算的特征值的一部分(训练集)送入SVM中获得训练二进制编码,对不同特征进行量化,同时形成特定SVM模型滤波器。

[0033] 最后,使用SVM模型滤波器对剩余(测试集)或新获得生成的特征数据进行SVM滤波,得到测试二进制编码。

[0034] 其中,训练与测试所使用的二进制编码使用如下公式生成:

$$[0035] \quad X = \sum_{i=1}^N 2^{D_i} \operatorname{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(w_f, w_i) + b^* \right\} \quad (3)$$

[0036] 其中 $\operatorname{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(w_f, w_i) + b^* \right\} \in \{0,1\}$ 是SVM分类函数, D_i 是小波分解的相应层数, N 代表小波分解的总层数,通过这一公式,我们可以将原始信号变为 $0-2^N$ 范围内的数,这个数是基于每一小波尺度下的综合,共同组成了一组脑电信号的离散状态,这组状态表示了通过SVM分类得到的每一尺度下小波系数的综合状态表现。

[0037] (3-3)分类:

[0038] 根据隐马尔科夫链模型: $\lambda = (A, B, \pi)$ 对通过步骤(3-2)中生成的数据进行分类:首先使用训练二进制编码训练隐马尔科夫链模型,其次使用测试二进制编码对数据分类;其中,隐马尔科夫链的隐含状态为二进制编码的编码范围,可观测状态为使用情景中所关注的几类状态;在训练隐马尔科夫链时,因已知序列,故可用极大似然法对状态转移矩阵和混淆矩阵进行估计,但也可使用其他算法(如:可以猜测初始概率的情况下可以使用Baum Welch算法);分类算法使用Viterbi算法。

[0039] 分类结果将不仅仅包含分类正确率,还包括不同隐含状态的出现频率以及其在测试时在某个时间点出现的是特定的某种状态,这些结论将在下一步骤的可逆化分析起到重要作用。

[0040] 4、分类结果逆向分析与临床经验互相验证弥补

[0041] 使用分类结果中不同状态出现频率对结果进行可逆化分析:

[0042] 首先,选取出现频率最高,起决定性作用的状态进行解码,解码公式为公式(10)的逆运算,由此可以得到一组二进制编码,此二进制编码中编码所在位为对应频率尺度中是否出现关键特征(0未出现,1出现),根据相应尺度出现特征结合临床医学经验互相验证可以为脑活动状态判断提供可靠依据。

附图说明

[0043] 图1本发明主要流程图

[0044] 图2本发明数据采集使用10-20示意图

[0045] 图3本发明方法状态验证分类结果图

[0046] 图4癫痫可逆化分析编码图

具体实施方式

[0047] 下面将结合附图,详细阐述本发明的实施方式:

[0048] 根据图1所示步骤,具体实施方式如下:

[0049] 1、情景确定:对癫痫患者癫痫状态进行分类,分类状态为两类,癫痫间歇期与癫痫发作期;

[0050] 典型的发作间歇期全面性癫痫样放电包括以下形式:

[0051] 棘慢复合波节律:出现频率一般在1-6Hz之间。频率低于3Hz的慢棘慢复合波节律提示为非典型失神发作。3Hz节律性棘慢复合波提示为典型失神发作。高于3Hz的棘慢复合波(3-5Hz)常见于特发性全面性癫痫的肌阵挛发作或全面性强直阵挛发作。在睡眠中,棘慢复合波的频率常会变慢,并且可以孤立或呈现片段出现。高幅失律:表现为正常脑电活动消失,弥漫性高波幅慢波活动,波幅常在200-400 μ V的范围,甚至也可以见到高于1000 μ V夹杂有多灶性的棘波、尖波,双侧不同步,不对称。高度失律临床见于婴儿痉挛症。在临床使用EEG的过程中,对于棘波和尖波是对痫样放电判别的主要波形

[0052] 2、数据采集

[0053] 使用Bonn大学癫痫数据,其使用的设备为国际标准10-20系统(如图2),采样频率为173.61Hz;其包括五个文件A-E,A和B分别是取自五位正常人的睁眼与闭眼时的数据,C,D,E取自术前癫痫患者的临床诊断数据,这些患者已经经过手术确诊后摘除了海马体,而C,D是脑部不同部位的癫痫间歇期的数据,E是癫痫发作时的数据,再此我们对五组数据两两结合的方式进行研究。

[0054] 3、数据分析

[0055] 小波重构与分解,首先通过选择尺度因子a,痫样放电主要集中在1-6hz的频率尺度,那么我们在选择尺度因子时,将考虑的分解尺度将为2,4,8,16,32,64,128,256这样的尺度下,尺度3到尺度6覆盖的频率范围为1.8871-15.097,此范围已经覆盖癫痫发作频带,故选为研究频率尺度。为了减少数据缩短后面SVM的训练时间,我们选取固定窗口50(采样频率为173.61hz,50的窗口其采样周期延长为288mm此时常可以涵盖尖波持续时长)并求取每个窗口的最大值和平均值统计特征,将数据分为两组,分别作为训练集与测试集。

[0056] 根据公式 $f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right\}$ 中 α_i^* 和 b^* 分别表示支持向量系数和分

类阈值,SVM核函数选择径向基核函数为 $k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right)$ 其中 δ 为宽度参数;将训练

集送入SVM来获得SVM滤波模型,用此模型对测试集根据公式(3)生成二进制编码(训练编码与测试编码),由于在小波研究尺度中我们选取了3-6四个尺度,故生成的二进制编码范围为0-15共16个状态,为了方便后续HMM计算,我们将状态加1,变为1-16的编码范围。

[0057] 根据1中的情景分析,我们制定HMM的可观测状态为(0,1),隐含状态为(1-17);使用训练编码训练HMM模型,然后将测试编码送入HMM模型中进行分类,图3展示了部分数据集两两结合的分类结果。

[0058] 4、可逆化分析

[0059] 图4是根据HMM训练后所得隐含状态分布图,从图中结合状态转移矩阵可以明显看出在癫痫间歇期:主要集中在状态1、9,根据我们对二进制编码的规定,状态1、9分别由“0000”、“1000”编码形成,根据编码逆向找到小波对应频率尺度,状态1在3-6频率尺度中无

癫痫发作状态特征,而状态9在尺度6中有癫痫特征波,而尺度6所对应的中心频率为1.8871,在这一频率范围下癫痫间歇期临床特征表现为尖/棘慢复合波,复合间歇期特征;而发作时主要集中在状态7、16,分别有“0110”与“1111”编码组成,“0110”编码对应频率为3.7741和7.5483,“1111”对应频率范围为1.8871-15.097全频,在3.7741和7.5483为棘慢复合波节律,1.8871-15.097全频考虑为尖慢,棘慢复合波在个频率尺度中复合,此数据正是发作的统计特征与临床经验的很好结合。

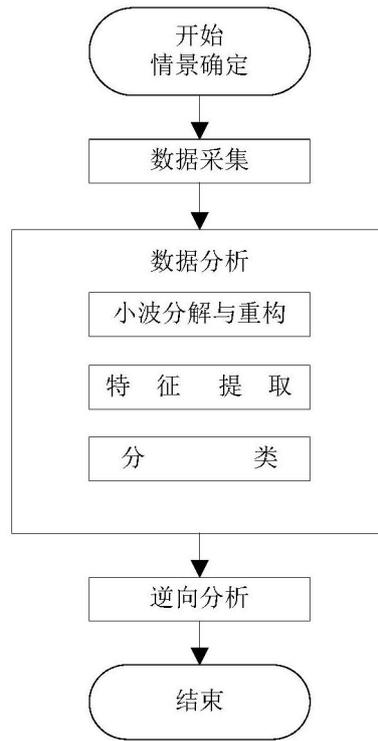


图1

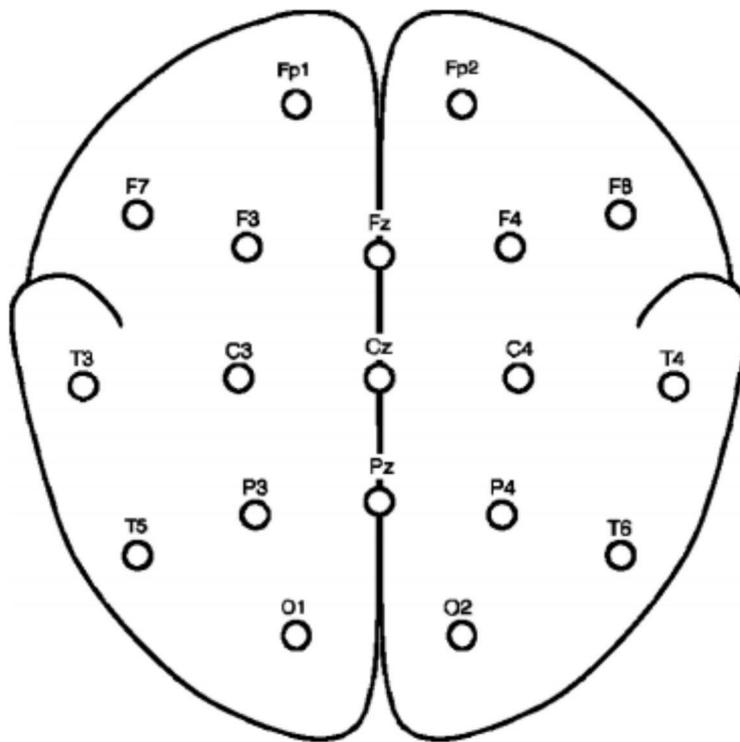


图2

Dataset ²	A ₂ B ²	A ₂ D ²	B ₂ D ²	C ₂ D ²	A ₂ E ²	B ₂ E ²	C ₂ E ²	D ₂ E ²
Accuracy ²	98.1% ²	100% ²	99.9% ²	99.9% ²	100 ²	99.0% ²	100% ²	96% ²

图3

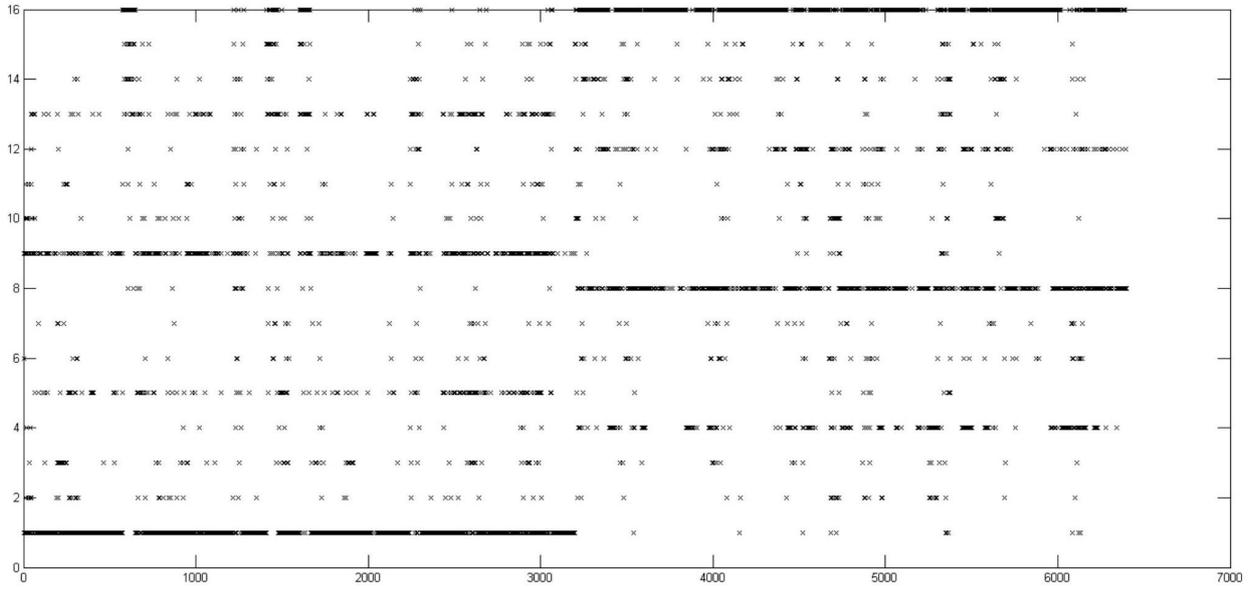


图4