



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106333682 A

(43)申请公布日 2017.01.18

(21)申请号 201610884004.X

(22)申请日 2016.10.10

(71)申请人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路92号

(72)发明人 张力新 王发颀 杨佳佳 刘爽

孟佳圆 许敏鹏 明东

(74)专利代理机构 天津市北洋有限责任专利代

理事务所 12201

代理人 宋洁瑾

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

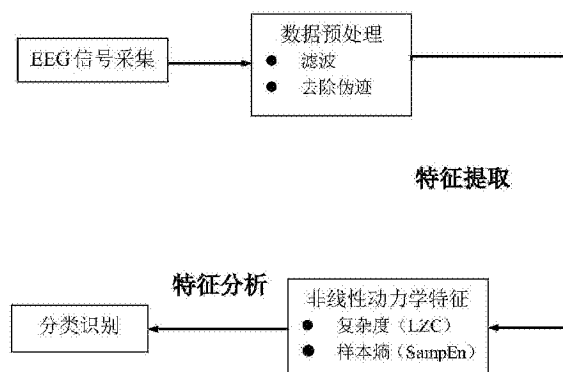
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,首先采集EEG信号,然后将获取到的数据进行预处理,再提取分析脑电信号的非线性动力学特征,利用MATLAB对数据进行处理和分析,最后对得到的结果进行分类识别。本发明提出利用EEG信号的非线性动力学特征(复杂度和样本熵)作为丘脑卒中的分类识别参数,不仅弥补了丘脑卒中临床诊断在脑电图方面的缺失,而准确性、敏感性强,与利用CT、MRI等技术相比,具有实时性、可连续性检测的优点,操作更加简便。经实验证实,此发明对丘脑卒中的识别准确率很高,对于丘脑卒中不同程度以及不同部位的识别准确率有待改进。因此可以在临床上辅助诊断丘脑卒中,帮助制定后期的康复计划。



1. 一种基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,首先采集EEG信号,然后将获取到的数据进行预处理,再提取分析脑电信号的非线性动力学特征,利用MATLAB对数据进行处理和分析,最后对得到的结果进行分类识别。

2. 根据权利要求1所述基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,所述EEG信号采集的脑电数据均为静息状态下采集的脑电信号。

3. 根据权利要求1所述基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,所述数据预处理的过程为:

(1) 对截取到的数据进行1-45Hz带通滤波,去除高频干扰成分;

(2) 对于数据中仍较明显的伪迹,如眼电进行手动剔除,最终获得5分钟连续的静息态脑电数据进行之后的脑电特征提取和分析。

4. 根据权利要求1所述基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,所述非线性动力学特征包括复杂度和样本熵。

5. 根据权利要求4所述基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,所述复杂度算法为:

对于任意一个值为(0,1)的时间序列 $S(s_1, s_2, \dots, s_n)$,其中 s_i 称之为S的字母,值为0或1,时间序列S的长度为n;S的子字符串 $subs(i, j)$,是按照从S中第i个字母到第j个字母的顺序组成的字符串($1 \leq i \leq j \leq n$);S的集合 $V(S)$ 是所有S的子字符串的集合;假设有另一个(0,1)时间序列 $Q(q_1, q_2, \dots, q_m)$,则定义SQ为S和Q的级联, $SQ = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_m)$,定义 $SQ\pi$ 为SQ减去最后一个字母的集合,即 $SQ\pi = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_{m-1})$;假设 $V(SQ\pi)$ 为 $SQ\pi$ 中所有不同子串的集合, $c(n)$ 表示时间序列S的复杂度,则计算时间序列S的复杂度的具体步骤如下所示:

(1) 初始化: $c(n) = 1, S = (s_1), Q = (q_1)$,则 $SQ\pi = (s_1)$;

(2) 如果,Q是 $SQ\pi$ 的一个子串,则把待求时间序列的下一个数值级联到Q;如果Q不是 $SQ\pi$ 的一个子串,证明Q是一个新子串(插入字符),此时把Q级联到S同时清空Q,将待求时间序列的下一个数值加入Q;

(3) 每当执行一次将Q级联到S的操作,则令 $c(n) = c(n) + 1$;

(4) 重复(2)、(3)操作,直到Q将待求时间序列的最后一个数值取完为止;此时的 $c(n)$ 值即所求时间序列的复杂度。

6. 根据权利要求4所述基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,所述样本熵算法为:

样本熵SampEn有三个可调的输入参数(m, r, N),嵌入维数 m ,相似容限 r 及数据长度 N ;假设,待处理的脑电信号时间序列为 $x_1, x_2, \dots, x_n$,则样本熵的具体算法如下所示:

(1) 按照待处理脑电信号时间序列的连续顺序组成一组 m 维的矢量:

$$X_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}\}, i = 1, 2, \dots, N-m+1$$

(2) 定义矢量 $X(i)$ 和 $X(j)$ 间的距离 $d_x(i), x(j)$ 为两者中对应元素差值最大的一个,如下式所示:

$$d_{x(i), x(j)} = \max |x(i+k) - x(j+k)|, k = 0, 1, \dots, m-1$$

(3) 对于每一个 i 值,统计 $d_x(i), x(j)$ 小于相似容限 r 的个数(模板匹配数),然后计算该数值与距离总数比值,即:

$$B_j^m(r) = \{\text{num}(dx(i), x(j)) < r\} / (N - m + 1), j = 1, 2, \dots, N - m + 1$$

然后求它对所有i值的平均值,如下式所示:

$$B^m(r) = (N - m + 1) / \sum_{j=1}^{N-m+1} B_j^m(r)$$

(4) 增加维数为m+1,按照待处理脑电信号时间序列的连续顺序组成一组m+1维的矢量,然后按照(2)、(3)的操作,求出 $B^{m+1}(r)$, $B^{m+1}(r)$

则样本熵SampEn计算公式如下式所示:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln [B^{m+1}(r) / B^m(r)]$$

7. 根据权利要求1所述基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,其特征在于,所述分类识别采用K-均值聚类算法,具体步骤包括:

(1) 随机选择N个人中的2人的参数数据作为聚类点,一个人的参数数据作为一个类中心,代表分为2个类;

(2) 根据距离类中心最近的原则,寻找与随机选出的两个人最为相似的类,将剩下的人的参数数据分配到每个相应的类中,每个参数数据与类中心的距离,采用欧式距离计算,如下式所示;

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

式中,i, j分别表示的是待分类个体和类中心,m表示的是待分类数据的维度;

(3) 对于两个新的类,计算出每类中所有人参数数据的平均值,作为该类新的类中心;

(4) 根据距离类中心最近的原则,重新将N个人的参数数据进行分配;

(5) 重复步骤(3)、(4),直到所有参数数据无法再分配为止。

基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种脑卒中的诊断方法,特别是涉及一种急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法。

背景技术

[0002] 脑卒中,即脑中风,是一种急性的脑血管疾病,主要是由脑部血管出血或者因栓塞、梗死导致的供血不足而引起的神经功能障碍,常伴有肢体无力、偏瘫、偏侧忽略、失语症、抑郁症等认知功能和神经心理功能的改变。脑卒中发病迅速、病情危险、死亡率、致残率非常高。此外,脑卒中还有复发率高的特点,即卒中的致病危险因素如果不被控制或者不被去除的话,即使治患者康复,它也会反复发生。而急性缺血性脑卒中是脑卒中所有的类型当中最为常见的类型之一,占到所有脑卒中患者的60%~80%,由于部分组织和器官缺乏足够的血液供应以及血管痉挛等原因的影响,容易对患者造成巨大的损伤。

[0003] 由于丘脑的神经解剖结构特点,丘脑中常常很小的梗死灶,就会导致患者智力、执行力以及记忆等多方面的损伤。并且由于丘脑与大脑皮质之间具有广泛的神经双向联系,使得丘脑不但是各种感觉信息进入大脑皮质的中继站,同时在语言、注意、记忆等认知活动中都具有极其重要的作用。因此很多专家认为丘脑卒中对人类的危害要远大于脑卒中。

[0004] 目前对于脑卒中的诊断,脑电图 (Electroencephalography, EEG) 检查主要的检查手段之一。脑电图 (Electroencephalography, EEG) 检查是一种通过贴在头皮的电极,监测脑电信号从而直接检查脑功能状态的常用临床诊断手段。EEG对脑部缺血极其敏感,当局部的血流量下降时,就会引起EEG的异常变化。EEG可以反映出缺血性病变早期甚至超早期的脑功能变化,对缺血性脑血管疾病的早期诊断、病情观察、治疗方法选择及预后判断都有着非常重要的作用。

[0005] 20世纪80年代以来,非线性动力学 (nonlinear dynamics) 的各种理论方法,得到了迅猛的发展。而人脑就是一个典型的非线性系统,脑电的非线性研究是非线性科学中的一个重要部分。关于EEG的非线性动力学研究,主要是通过计算脑电信号的关联维数 (Correlation Dimension)、分形维数 (Fractal dimension)、李雅普诺夫指数 (Lyapunov Exponent) 等参数来研究大脑的活动情况。短时程的、动态的非线性动力学分析方法,更加适合研究认知过程中的大脑功能活动的变化情况,能够提高脑电图对轻微脑部疾病检测的灵敏性。其中,Lempel-Ziv复杂度 (Lempel-Ziv Complexity, Lzc) 和样本熵 (Sample Entropy, SampEn) 分别从不同的角度反应了一维时间序列的复杂程度,而且具有很好的准确度及可信度,结果便于统计分析。因此,通过分析脑电的Lempel-Ziv复杂度和样本熵 (Sample Entropy, SampEn) 可以提高临床上对于丘脑卒中的诊断率,并可利用脑电对于大脑缺血的敏感性对丘脑卒中的程度及部位进行诊断。

发明内容

[0006] 为了解决现有技术中的问题,本发明提供一种基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,解决现有技术中丘脑卒中诊断的准确性和灵敏度不高的问题。

[0007] 本发明的技术方案是:一种基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法,首先采集EEG信号,然后将获取到的数据进行预处理,再提取分析脑电信号的非线性动力学特征,利用MATLAB对数据进行处理和分析,最后对得到的结果进行分类识别。

[0008] 所述EEG信号采集的脑电数据均为静息状态下采集的脑电信号。

[0009] 所述数据预处理的过程为:

[0010] (1) 对截取到的数据进行1-45Hz带通滤波,去除高频干扰成分;

[0011] (2) 对于数据中仍较明显的伪迹,如眼电进行手动剔除,最终获得5分钟连续的静息态脑电数据进之后的脑电特征提取和分析。

[0012] 所述非线性动力学特征包括复杂度和样本熵。

[0013] 所述复杂度算法为:

[0014] 对于任意一个值为(0,1)的时间序列 $S(s_1, s_2, \dots, s_n)$,其中 s_i 称之为S的字母,值为0或1,时间序列S的长度为 n ;S的子字符串 $subs(i, j)$,是按照从S中第 i 个字母到第 j 个字母的顺序组成的字符串($1 \leq i \leq j \leq n$);S的集合 $V(S)$ 是所有S的子字符串的集合;假设有另一个(0,1)时间序列 $Q(q_1, q_2, \dots, q_m)$,则定义SQ为S和Q的级联, $SQ = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_m)$,定义 $SQ\pi$ 为SQ减去最后一个字母的集合,即 $SQ\pi = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_{m-1})$;假设 $V(SQ\pi)$ 为 $SQ\pi$ 中所有不同子串的集合, $c(n)$ 表示时间序列S的复杂度,则计算时间序列S的复杂度的具体步骤如下所示:

[0015] (1) 初始化: $c(n) = 1, S = (s_1), Q = (q_1)$,则 $SQ\pi = (s_1)$;

[0016] (2) 如果,Q是 $SQ\pi$ 的一个子串,则把待求时间序列的下一个数值级联到Q;如果Q不是 $SQ\pi$ 的一个子串,证明Q是一个新子串(插入字符),此时把Q级联到S同时清空Q,将待求时间序列的下一个数值加入Q;

[0017] (3) 每当执行一次将Q级联到S的操作,则令 $c(n) = c(n) + 1$;

[0018] (4) 重复(2)、(3)操作,直到Q将待求时间序列的最后一个数值取完为止;此时的 $c(n)$ 值即所求时间序列的复杂度。

[0019] 所述样本熵算法为:

[0020] 样本熵SampEn有三个可调的输入参数(m, r, N),嵌入维数 m ,相似容限 r 及数据长度 N ;假设,待处理的脑电信号时间序列为 $x_1, x_2, \dots, x_n$,则样本熵的具体算法如下所示:

[0021] (1) 按照待处理脑电信号时间序列的连续顺序组成一组 m 维的矢量:

[0022] $X_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}\}, i = 1, 2, \dots, N-m+1$

[0023] (2) 定义矢量 $X(i)$ 和 $X(j)$ 间的距离 $dx(i), x(j)$ 为两者中对应元素差值最大的一个,如下式所示:

[0024] $dx(i), x(j) = \max |x(i+k) - x(j+k)|, k = 0, 1, \dots, m-1$

[0025] (3) 对于每一个 i 值,统计 $dx(i), x(j)$ 小于相似容限 r 的个数(模板匹配数),然后计算该数值与距离总数比值,即:

[0026] $B_i^m(r) = \{\text{num}(dx(i), x(j)) < r\} / (N - m + 1), j = 1, 2, \dots, N - m + 1$

[0027] 然后求它对所有 i 值的平均值,如下式所示:

[0028] $B^m(r) = (N - m + 1) / \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$

[0029] (4) 增加维数为 $m+1$, 按照待处理脑电信号时间序列的连续顺序组成一组 $m+1$ 维的矢量, 然后按照(2)、(3)的操作, 求出 $B^{m+1}(r)$, $B^{m+1}(r)$

[0030] 则样本熵SampEn计算公式如下式所示:

[0031] $\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln [B^{m+1}(r) / B^m(r)]$

[0032] 所述分类识别采用K-均值聚类算法, 具体步骤如下所示:

[0033] (1) 随机选择N个人中的2人的参数数据作为聚类点, 一个人的参数数据作为一个类中心, 代表分为2个类;

[0034] (2) 根据距离类中心最近的原则, 寻找与随机选出的两个人最为相似的类, 将剩下的人的参数数据分配到每个相应的类中, 每个参数数据与类中心的距离, 采用欧式距离计算, 如下式所示:

[0035]
$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

[0036] 式中, i, j 分别表示的是待分类个体和类中心, m 表示的是待分类数据的维度;

[0037] (3) 对于两个新的类, 计算出每类中所有人参数数据的平均值, 作为该类新的类中心;

[0038] (4) 根据距离类中心最近的原则, 重新将N个人的参数数据进行分配;

[0039] (5) 重复步骤(3)、(4), 直到所有参数数据无法再分配为止。

[0040] 本发明具有的优点和积极效果是: 脑卒中是老年人的常见的心脑血管疾病, 对老年人的身心健康造成了很大的影响。丘脑卒中由于丘脑的特殊生理结构和功能对老年人的影响尤其显著。本发明提出利用EEG信号的非线性动力学特征(复杂度和样本熵)作为丘脑卒中的分类识别参数, 不仅弥补了丘脑卒中临床诊断在脑电图方面的缺失, 而准确性、灵敏性强, 与利用CT、MRI等技术相比, 具有实时性、可连续性检测的优点, 操作更加简便。经实验证实, 此发明对丘脑卒中的识别准确率很高, 对于丘脑卒中不同程度以及不同部位的识别准确率有待改进。因此可以在临床上辅助诊断丘脑卒中, 帮助制定后期的康复计划。

附图说明

[0041] 图1是基于非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中后脑电分析方法流程图;

[0042] 图2是国际标准导联10-20电极系统位置示意图:a. 为俯视图, b. 为侧视图;

[0043] 图3是LZC算法流程图。

具体实施方式

[0044] 下面结合附图对本发明进行详细说明。

[0045] 基于非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中后脑电分析方法具体流程如图1所示, 其具体的思路为: 首先采集EEG信号, 然后将获取到的数据进行预处理, 再提取分析脑电信号的非线性动力学特征(复杂度和样本熵), 利用MATLAB对数据进行处理和分析, 最后最得到的结果进行分类识别。

[0046] 1. EEG信号采集

[0047] 脑电活动是脑细胞群有节律的,自发性的活动,能够反映大脑的机能状态。由于EEG信号是对大脑功能状态的反应,因此检测EEG信号是直接检查脑功能状态的常用临床诊断手段。使用的脑电数据均为静息状态下采集的脑电信号。静息状态是指采集脑电的过程中,患者保持放松,静坐在脑电检查室中完成脑电信号的采集。此外,在采集脑电时尽量减少眨眼或者其他面部动作,从而尽量避免引入干扰信号。

[0048] 共使用了Fp1、Fp2、F7、F3、Fz、F4、F8、T3、C3、Cz、C4、T4、P3、T5、Pz、P4、T6、O1、O2、Oz等20个导联。其中采集电极的安放位置按照国际标准导联10-20电极系统排列,具体安放位置见图2。

[0049] 2.EEG数据预处理

[0050] 脑电信号是一种生理信号,具有随机性强、信号强度弱、节律种类复杂的特点,因此脑电信号对噪声具有很强的敏感性,影响因素很多,很容易被周围噪声污染从而形成脑电伪迹,所以在开始提取特征前需要对采集到的脑电信号进行预处理的。数据的预处理过程为:

[0051] (1) 对截取到的数据进行1-45Hz带通滤波,去除高频干扰成分。

[0052] (2) 对于数据中仍较明显的伪迹,如眼电进行手动剔除。最终获得5分钟连续的静息态脑电数据进行之后的脑电特征提取和分析。

[0053] 3.EEG信号非线性动力学特征提取

[0054] 3.1 EEG信号复杂度(LZC)

[0055] LZC是一种非参数的、模型独立的复杂度测量方法,LZC值与时间序列中子序列(新模式)的个数以及出现速率有关,LZC值越大,表明时间序列中出现新模式的概率越大,系统越复杂,具体的算法如下:

[0056] 对于任意一个值为(0,1)的时间序列 $S(s_1, s_2, \dots, s_n)$,其中 s_i 称之为S的字母,值为0或1,时间序列S的长度为 n 。S的子字符串 $subs(i, j)$,是按照从S中第 i 个字母到第 j 个字母的顺序组成的字符串($1 \leq i \leq j \leq n$)。S的集合 $V(S)$ 是所有S的子字符串的集合。假设有另一个(0,1)时间序列 $Q(q_1, q_2, \dots, q_m)$,则定义SQ为S和Q的级联, $SQ = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_m)$,定义 $SQ\pi$ 为SQ减去最后一个字母的集合,即 $SQ\pi = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_{m-1})$ 。假设 $V(SQ\pi)$ 为 $SQ\pi$ 中所有不同子串的集合, $c(n)$ 表示时间序列S的复杂度,则计算时间序列S的复杂度的具体步骤如下所示:

[0057] 1) 初始化: $c(n) = 1, S = (s_1), Q = (q_1)$,则 $SQ\pi = (s_1)$ 。

[0058] 2) 如果,Q是 $SQ\pi$ 的一个子串,则把待求时间序列的下一个数值级联到Q;如果Q不是 $SQ\pi$ 的一个子串,证明Q是一个新子串(插入字符),此时把Q级联到S同时清空Q,将待求时间序列的下一个数值加入Q。

[0059] 3) 每当执行一次将Q级联到S的操作,则令 $c(n) = c(n) + 1$ 。

[0060] 4) 重复(2)、(3)操作,直到Q将待求时间序列的最后一个数值取完为止。此时的 $c(n)$ 值即所求时间序列的复杂度。

[0061] 因为LZC是基于0-1的二值化时间序列的复杂度算法,所以在计算脑电信号的LZC值之前,需要先将脑电信号的时间序列进行二值化处理。本实施例选择采用时间序列的中值进行二值化处理,小于序列中值的时间点值转换为0,大于序列中值的时间点值转换为1。假设时间序列为 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$,二值化后的时间序列为 $S(s_1, s_2, \dots, s_n)$,时间序列的长度

为 n ,我们将 $c(n)$ 定义为时间序列的LZC值, $c(n)$ 的初始值为1,每当时间序列中每出现一次新的子序列(新模式), $c(n)$ 的值增加1。Lempel和Ziv已经证明,对于任意的足够长的随机0-1序列,假设0和1出现的概率相等时,有式(3-1-1)成立:

$$[0062] \quad \lim_{n \rightarrow \infty} c(n) = b(n) = n / \log_2 n \quad (3-1-1)$$

[0063] 据此,使用 $b(n)$ 对 $c(n)$ 进行归一化处理,从而得到与时间序列长度 n 无关的值,时间序列 X 的LZC值最终由式(3-1-2)计算得到:

$$[0064] \quad LZC = c(n) / b(n) \quad (3-1-2)$$

[0065] LZC值具体算法流程如图3所示。

[0066] 3.2 EEG信号样本熵(SampEn)

[0067] 样本熵(SampEn),是一种通过计算时间序列自相似程度来测量时间序列复杂度的方法,是Richman等人对近似熵算法的改进。样本熵的值越大,表明系统的自相似性越高,系统越复杂。因为样本熵只需比较短的数据就能得到稳定的估计值,所以有较好的抗干扰和抗噪声的能力,又可用于同时包含随机成分和确定性成分的混合信号,并且分析效果要好于简单的统计学参数(如均值、标准差、方差等)以及不需要对原始脑电信号进行粗粒化等优点。这些优点使得样本熵更加适合分析生物医学信号。目前应用样本熵(Sample Entropy, SampEn)分析EEG信号的方向主要由:睡眠分期、注意力分级的研究及阿尔兹海默症的诊断等。

[0068] 样本熵SampEn有三个可调的输入参数(m, r, N),嵌入维数 m ,相似容限 r 及数据长度 N 。假设,待处理的脑电信号时间序列为 $x_1, x_2, \dots, x_n$,则样本熵的具体算法如下所示:

[0069] (1) 按照待处理脑电信号时间序列的连续顺序组成一组 m 维的矢量:

$$[0070] \quad X_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}\}, i = 1, 2, \dots, N-m+1$$

[0071] (2) 定义矢量 $X(i)$ 和 $X(j)$ 间的距离 $d_x(i), x(j)$ 为两者中对应元素差值最大的一个,如下式(3-2-1)所示:

$$[0072] \quad d_{x(i), x(j)} = \max |x(i+k) - x(j+k)|, k = 0, 1, \dots, m-1 \quad (3-2-1)$$

[0073] (3) 对于每一个 i 值,统计 $d_x(i), x(j)$ 小于相似容限 r 的个数(模板匹配数),然后计算该数值与距离总数比值,即:

$$[0074] \quad B_i^m(r) = \{\text{num}(d_x(i), x(j)) < r\} / (N - m + 1), i = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad (3-2-2)$$

[0075] 然后求它对所有 i 值的平均值,如(3-2-3)式所示:

$$[0076] \quad B^m(r) = (N - m + 1) / \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r) \quad (3-2-3)$$

[0077] (4) 增加维数为 $m+1$,按照待处理脑电信号时间序列的连续顺序组成一组 $m+1$ 维的矢量,然后按照(2)、(3)的操作,求出 $B^{m+1}(r)$

[0078] 则样本熵SampEn计算公式如式(3-2-4)所示:

$$[0079] \quad \text{SampEn}(m, r, N) = -\ln [B^{m+1}(r) / B^m(r)] \quad (3-2-4)$$

[0080] 4. 分类识别

[0081] 聚类分析的最基本的原理,就是根据描述个体特征的变量值,找到可以度量研究对象之间相似性的统计量;然后,以这些统计量作为分类的依据,将相似程较大的个体聚合为一类(即聚类)。聚类分析,是在没有任何分类标准的前提下进行的,分类的依据完全是从样本数据本身出发,从而实现自动分类。将(1)健康人群和丘脑卒中患者;(2)中度丘脑卒中

患者和重度丘脑卒中患者；(3) 左侧丘脑卒中患者和右侧丘脑卒中患者三组人群的全频段LZC数据和全频段样本熵数据分别进行K-均值聚类。

[0082] K-均值聚类法,又可称为快速聚类法,是动态聚类分析方法中最常见的一种方法。是一种样品聚类方法,对大样本的样品聚类非常有效。主要的思想就是首先随机选择K个个体代表K个类,其中的每个个体都作为一个类的原型,按照距离原型最近的原则,将其他个体聚合到各类中。接着,将每一类中所有个体的平均值作为这一类的新原型,然后迭代进行个体的重新分配,直到最后的分类结果没有变化为止,因此得到最终的K个类。结合本文待分类数据,K-均值聚类算法的具体步骤如下所示:

[0083] (1) 随机选择N个人中的2人的参数数据作为聚类点,一个人的参数数据作为一个类中心,代表分为2个类;

[0084] (2) 根据距离类中心最近的原则,寻找与随机选出的两个人最为相似的类,将剩下的人的参数数据分配到每个相应的类中,每个参数数据与类中心的距离,采用欧式距离计算,如式(4-1-1)所示:

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (4-1-1)$$

[0086] 式中,i,j分别表示的是待分类个体和类中心,m表示的是待分类数据的维度。

[0087] (3) 对于两个新的类,计算出每类中所有人参数数据的平均值,作为该类新的类中心;

[0088] (4) 根据距离类中心最近的原则,重新将N个人的参数数据进行分配;

[0089] (5) 重复步骤(3)、(4),直到所有参数数据无法再分配为止。

[0090] 本发明提供了一种基于非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中后脑电分析方法,在临床实际的应用中,医生通过脑电采集设备进行数据采集,之后通过软件对数据进行分析 and 分类,其分类结果可以帮助医生有效地诊断丘脑卒中。如果将其分类结果与CT、MRI等检测手段相结合,则可以大大提高临床上对丘脑卒中的诊断,并可以对早期的丘脑卒中做出准确的诊断,不仅可以对患者进行及时的治疗,提高治愈率,减少对身体的损害,还可以获得可观的社会效益和经济效益。

[0091] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,本发明的保护范围不限于上述的实施例,凡依本发明申请专利范围所做的均等变化和修饰,皆应属本发明的涵盖范围,本申请所要求的保护范围如本申请权利要求书所示。

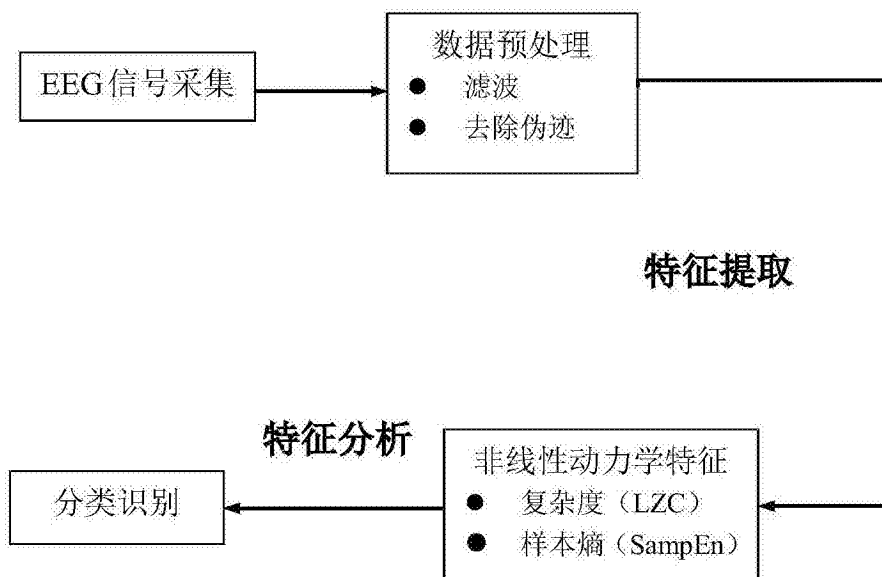


图1

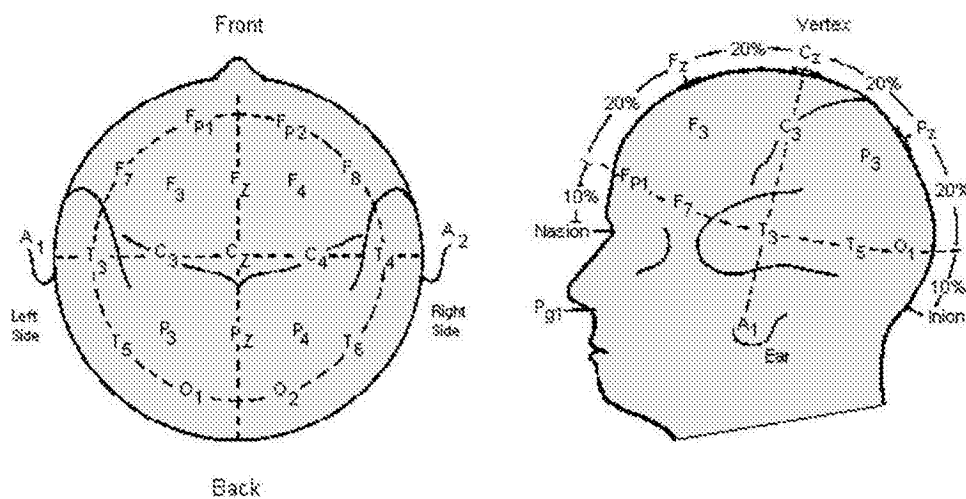


图2

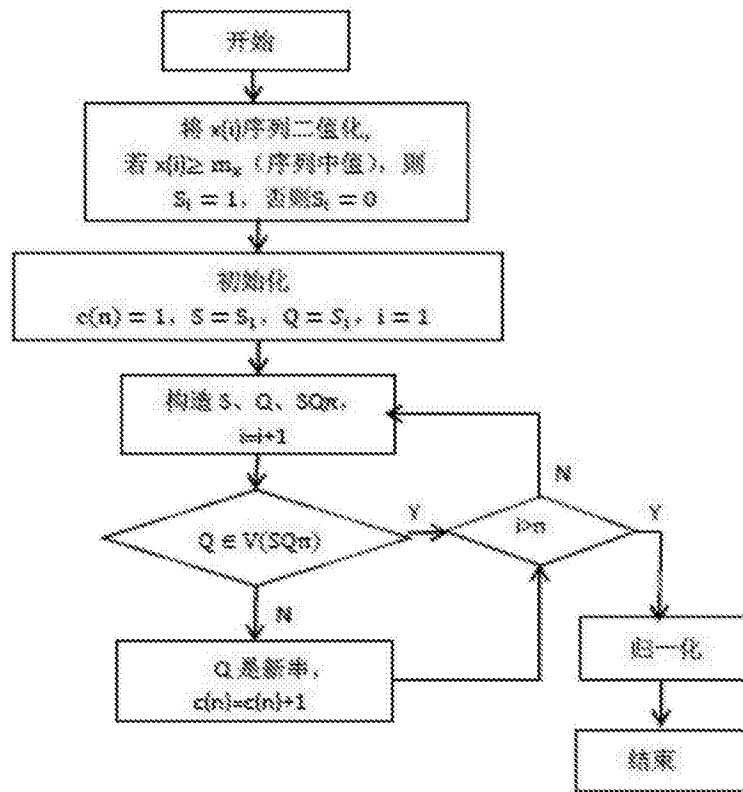


图3

专利名称(译)	基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法		
公开(公告)号	CN106333682A	公开(公告)日	2017-01-18
申请号	CN201610884004.X	申请日	2016-10-10
[标]申请(专利权)人(译)	天津大学		
申请(专利权)人(译)	天津大学		
当前申请(专利权)人(译)	天津大学		
[标]发明人	张力新 王发颀 杨佳佳 刘爽 孟佳圆 许敏鹏 明东		
发明人	张力新 王发颀 杨佳佳 刘爽 孟佳圆 许敏鹏 明东		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/04012 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7271		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于脑电非线性动力学特征的急性缺血性丘脑卒中早期诊断方法，首先采集EEG信号，然后将获取到的数据进行预处理，再提取分析脑电信号的非线性动力学特征，利用MATLAB对数据进行处理和分析，最后对得到的结果进行分类识别。本发明提出利用EEG信号的非线性动力学特征(复杂度和样本熵)作为丘脑卒中的分类识别参数，不仅弥补了丘脑卒中临床诊断在脑电图方面的缺失，而准确性、敏感性强，与利用CT、MRI等技术相比，具有实时性、可连续性检测的优点，操作更加简便。经实验证实，此发明对丘脑卒中的识别准确率很高，对于丘脑卒中不同程度以及不同部位的识别准确率有待改进。因此可以在临床上辅助诊断丘脑卒中，帮助制定后期的康复计划。

