



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102178514 A

(43) 申请公布日 2011. 09. 14

(21) 申请号 201110118509. 2

(22) 申请日 2011. 05. 09

(71) 申请人 浙江大学

地址 310027 浙江省杭州市西湖区浙大路  
38 号

(72) 发明人 孟濬 倪振强 王磊 陈啸

(74) 专利代理机构 杭州求是专利事务所有限公  
司 33200

代理人 周烽

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006. 01)

A61B 5/0476(2006. 01)

G06K 9/62(2006. 01)

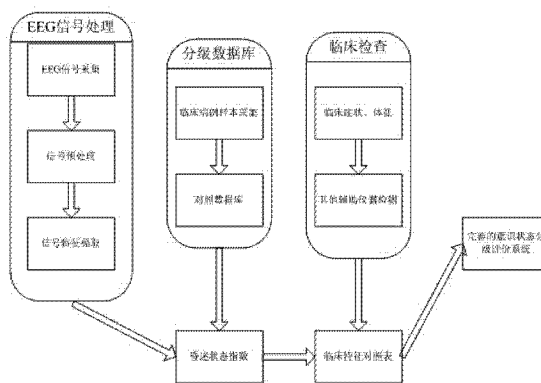
权利要求书 1 页 说明书 7 页 附图 3 页

(54) 发明名称

一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法,监测患者昏迷时的大脑状态,可以实现连续的昏迷深度监测和昏迷阶段分级及预警。此方法通过对昏迷脑电信号采用非线性动力学分析方法提取复杂度、李氏指数、近似熵和相关维数等多种复杂性指标,结合传统的GOS、GCS 评分系统,得到综合的昏迷状态指数。再通过临床实验得到各参数间的相关性系数,并以临床效果为基础建立昏迷状态分级数据库,确定参数融合系数,最终建立完善的意识状态分级评价指数,指导昏迷病人的救治以及把握预后。



1. 一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

(1) 采集 EEG 信号;

(2) 信号预处理:采用 PCA 方法进行眼电伪迹的去除,在患者完成眼动和眨眼任务时记录 EEG 和 EOG 信号,再计算出这些信号的主成分,作为眼动伪迹的主成分,然后从混合信号中去除该成分,得到校正后的信号;

(3) 提取信号特征:以每 256 个样本点计算一次特征值,分别提取近似熵、复杂度、李亚普诺夫指数以及相关维数作为脑电信号的特征参数;

(4) 昏迷状态指数融合:根据步骤(3)得到的特征参数序列,分别计算其两两间的序列相关性;将每一种特征参数按从清醒到脑死亡状态归一化为 0 至 100 的数字划分,具体规则如下:清醒状态=100,脑死亡状态=0,其余中间状态的初始值按照一次函数进行线性拟合;各特征序列的相关性系数,按其相关性大小(取绝对值)确定其权值

$k_i$ ,其中, $k_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^4 \rho_{ij}}{\sum_{i=1}^4 \rho_{ij}}$ ,即该特征所占大脑状态指数的权重系数;初始相关性系数由清醒状态下脑电信号确定,待临床试验数据库建立后,以数据库样本为指导调整权重系数;

然后将 4 种特征参数按照权重系数计算  $CSI = \sum_{i=1}^4 k_i P_i$ ,得出最后的昏迷状态指数 CSI,这里

$P_i$  分别代表 4 种特征参数。

2. 根据权利要求 1 所述基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法,其特征在于,所述步骤(4)中,所述临床试验数据库通过以下子步骤建立:

(A) 临床病例样本采集:采集不同年龄、不同性别、不同致昏迷原因的患者病例,用相同的脑电信号采集方法,记录下患者相关信息以及脑电信号;

(B) 建立对照数据库:根据步骤(A)的脑电信号,分别计算其特征融合系数,最后建立并完善数据库,确立不同年龄段、不同性别、不同致昏迷原因患者各自的融合系数。

## 一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及信号处理技术领域,尤其涉及一种在昏迷状态下的脑电信号 (EEG) 的特征提取和信息融合技术。

### 背景技术

[0002] 昏迷是意识障碍的最严重阶段,是大脑皮层和皮层下神经结构发生高度抑制的一种状态。临床上表现为意识清晰度极度降低,对外界刺激无反应,程度较轻者防御反射及生命体征可以存在,严重者消失。昏迷既可由中枢神经系统病变引起(占70%),又可以是全身性疾病的后果,如急性感染性疾病、内分泌及代谢障碍、心血管疾病、中毒及电击、中暑、高原病等均可引起昏迷。

[0003] 对于昏迷程度分级,目前应用最广的是格拉斯哥昏迷指数(GCS, Glasgow Coma Scale)。此指数是由格拉斯哥大学的两位神经外科教授 Graham Teasdale 与 Bryan J. Jennett 在 1974 年所发表。通过医护人员对患者作若干的语言及肢体测试,以患者的应答结果作为分级的基础。但是传统的 GCS、GOS 评分体系需要患者的主动应答,易受到患者、医护人员的主观、客观因素干扰,缺乏稳定性和准确性。

[0004] 脑电信号(EEG)反映脑细胞群自发而有节律的电活动,一般用波幅、频率和相位等特征来描述。脑电数字化分析已广泛应用于大脑皮层功能的临床监测,比如癫痫、脑外伤、脑血管疾病、麻醉深度、睡眠深度监测等,以及部分精神科疾病如精神分裂症、老年痴呆症的辅助诊断中。但应用于昏迷患者的昏迷深度的监测仍处于探索和试验阶段。

[0005] 根据现有脑神经生理学 EEG 产生机制的研究,EEG 信号起源于一个高度的非线性系统,不仅在中枢神经系统每个分层发现许多的反馈环路,而且单个神经元自身也表现出高度非线性因素。在神经细胞膜上可以观察到混沌行为,神经放电转化遵循分叉规律,而混沌和分叉行为属于非线性科学的范畴。因此 EEG 信号是大量神经细胞的非线性耦合,是一个高度非线性多单元连接的复合体,EEG 活动具有确定性混沌特性,大脑是复杂、自组织的非线性动力学系统。

[0006] 在分析脑电信号时,复杂性度量和非线性方法相较于传统的时频域分析方法,有着独特的优势。因此,在昏迷状态监测中,该项目计划使用复杂性及非线性分析方法,提取脑电信号中的复杂度、李亚普诺夫指数、近似熵和相关维数等多种指标,并结合临床的 GCS、GOS 评分系统,以期更为准确和客观地反映脑电活动和昏迷状态之间的关系。

### 发明内容

[0007] 本发明的目的是针对现有技术的不足,提供一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法。

[0008] 本发明的目的是通过以下技术方案来实现的:一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法,该方法包括以下步骤:

- (1) 采集 EEG 信号;

(2) 信号预处理 : 采用 PCA 方法进行眼电伪迹的去除, 在患者完成眼动和眨眼任务时记录 EEG 和 EOG 信号, 再计算出这些信号的主成分, 作为眼动伪迹的主成分, 然后从混合信号中去除该成分, 得到校正后的信号 ;

(3) 提取信号特征 : 以每 256 个样本点计算一次特征值, 分别提取近似熵、复杂度、李亚普诺夫指数以及相关维数作为脑电信号的特征参数 ;

(4) 昏迷状态指数融合 : 根据步骤(3)得到的特征参数序列, 分别计算其两两间的序列相关性 ; 将每一种特征参数按从清醒到脑死亡状态归一化为 0 至 100 的数字划分, 具体规则如下 : 清醒状态 =100, 脑死亡状态 =0, 其余中间状态的初始值按照一次函数进行线性拟合 ; 各特征序列的相关性系数, 按其相关性大小(取绝对值) 确定其权值

$k_i$ , 其中,  $k_i = \frac{\rho_{ij}}{\sum_{j=1, j \neq i}^4 \rho_{ij}}$ , 即该特征所占大脑状态指数的权重系数 ; 初始相关性系数由清醒状态下脑电信号确定, 待临床试验数据库建立后, 以数据库样本为指导调整权重系数 ;

然后将 4 种特征参数按照权重系数计算  $CSI = \sum_{i=1}^4 k_i P_i$ , 得出最后的昏迷状态指数 CSI, 这里

$P_i$  分别代表 4 种特征参数。

[0009] 进一步地, 所述步骤(4)中, 所述临床试验数据库通过以下子步骤建立 :

(A) 临床病例样本采集 : 采集不同年龄、不同性别、不同致昏迷原因的患者病例, 用相同的脑电信号采集方法, 记录下患者相关信息以及脑电信号 ;

(B) 建立对照数据库 : 根据步骤(1)的脑电信号, 分别计算其特征融合系数, 最后建立并完善数据库, 确立不同年龄段、不同性别、不同致昏迷原因患者各自的融合系数。

[0010] 本发明的有益效果是 : 对昏迷患者实施全程监护, 最终得出的评判结果(0-100 的昏迷状态指数, 无标度数值) 准确、客观, 可实时监测患者的昏迷程度, 且不需要患者的主动应答, 受病人、医护人员的主观因素影响较小。便于医护人员根据患者的真实所处状态采取相应的治疗措施, 以及预后康复的参考。

## 附图说明

[0011] 图 1 为本发明的技术路线图 ;

图 2 为本发明的脑电信号采集示意图 ;

图 3 为本发明的近似熵算法流程图 ;

图 4 为本发明复杂度算法流程图 ;

图 5 为本发明的相关维数的算法流程图 ;

图 6 为本发明的 CSI 临床特征对照图表。

## 具体实施方式

[0012] 人体组织细胞总是在自发地不断地产生着很微弱的生物电活动。利用在头皮上安放的电极将脑细胞的电活动引出来并经脑电图机放大后记录, 即得出有一定波形、波幅、频率和位相的图形、曲线, 即为脑电图。当脑组织发生病理或功能改变时, 这种曲线即发生相应的改变, 从而为临床诊断、治病提供依据。

### [0013] 各特征参数参数原理

近似熵 (Approximate entropy, ApEn) 由 Pincus 于 1991 年首先提出。根据 K 氏熵的定义将近似熵定义为相似向量在由  $m$  维增加至  $m+1$  维时继续保持其相似性的条件概率。物理意义是当维数变化时时间序列中产生新模式的概率的大小, 产生新模式的概率越大, 序列越复杂。相应的近似熵也就越大。可用于有随机信号和确定信号组成的混合信号。

[0014] 复杂度是由 Lempel—Ziv 提出的算法, 在非线性和科学研究中被广泛应用。复杂度分析是一种非线性动力学分析方法, 非常适合分析非平稳信号, 而脑电正是一种非平稳信号。

[0015] Lyapunov 指数是衡量系统动力学特性的一个重要定量指标, 它表征了系统在相空间中相邻轨道间收敛或发散的指数率。假设系统有  $n$  个李亚普诺夫指数, 将他们按大小顺序排列起来, 如  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \cdots \geq \lambda_n$ , 则称这些数组成的集合为李亚普诺夫指数谱, 记为  $(\lambda_1, \lambda_2 \cdots \lambda_n)$ 。其中  $\lambda_1$  被称为最大李亚普诺夫指数。目前关于计算 LLE 的方法很多, 大体上可以分为两大类: Wolf 法和 Jacobian 法。在 1993 年和 1994 年, Rosenstein 等人和 Kantz 分别独立提出了一种稳健性的小数据量的计算方法, 直接从李亚普诺夫指数的定义出发构造算法。

[0016] 相空间重构理论: 相空间重构方法首先是 Takens 和 Packard 提出来的, 是目前使用最为广泛的方法, 其理论基础是 Takens 重构定理。为了重构一个等价的状态空间, 只需考虑系统中一个变量的变化, 把单变量的数据映射为多维空间上的一个矢量点。这样, 就可由单变量重构一个相空间, 重构的相空间上的矢量点表现出具有与原真实空间相同的特性。混沌系统的内在确定性使得其能收敛于特定的吸引子。表示这个吸引子分形几何特性的参数就是相关维数  $D$ 。

[0017] 本发明基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法, 包括以下步骤:

#### 1、昏迷状态指数计算

##### 1.1 : EEG 信号采集

采用通用的脑电图仪, 在安静的环境中对患者头部安放电极, 并使用目前临床上应用最多的国际脑电图学会建议采用的标准电极安放法, 如图 2 所示。

[0018] 初始实验时采用清醒人脑数据计算初始权值, 采样频率为 256HZ。

##### 1.2 : 信号预处理

脑电信号也具有很高的时变敏感性, 其信号极易被无关噪声污染, 因此需严格按照标准的测量记录程序来尽可能地避免。

[0020] 脑电信号幅度非常微弱, 频率范围一般在 0.5-50HZ。而在脑电测量中眨眼、眼球运动是难以避免的, 这些运动会形成眼动伪迹 (EOG), 极易与脑电信号频率重叠, 因此是脑电信号中主要的干扰噪声。

[0021] 这里采用 1993 年 Lins 等人提出的 PCA (主成分分析) 方法进行眼电伪迹的去除。在患者完成眼动和眨眼任务时记录 EEG 和 EOG 信号, 再计算出这些信号的主成分, 作为眼动伪迹的主成分, 然后从混合信号中去除该成分, 得到校正后的信号。

##### 1.3 : 信号特征提取

由于脑电信号的采集频率为 256HZ, 故我们以每 256 个样本点计算一次特征值。并按照

下文所示方法分别提取近似熵、复杂度、李亚普诺夫指数以及相关维数作为脑电信号的特征参数。

[0023] 近似熵算法(见图 3)如下:

1、对  $N$  点序列  $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,N}$ , 按序列顺序重构成一组  $m$  维矢量 ( $m$  为模式维数):

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)], \quad i = 1, \dots, N-m+1;$$

2、定义  $X(i)$  与  $X(j)$  之间的距离  $d[X(i), X(j)]$  为两者对应元素中差值最大的一个, 即:

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0, \dots, m-1} [|x(i+k) - x(j+k)|]$$

3、给定阈值  $r$ , 对每一个  $i$  值统计  $d[X(i), X(j)]$  小于  $r$  的数目及此数目与距离总数  $N-m$  的比值, 记作  $C_i^m(r)$ , 即:

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m} \{ [d[X(i), X(j)] < r] \text{的数目}, \quad i = 1, \dots, N-m+1;$$

4、先将  $C_i^m(r)$  取对数, 再求其对所有  $i$  的平均值, 记作  $\Phi^m(r)$ , 即:

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r)$$

5、再把维数加 1, 变成  $m+1$  维, 重复上述步骤, 计算得  $C_i^{m+1}(r)$  和  $\Phi^{m+1}(r)$

6、理论上, 此序列的近似熵为:  $Ap_{en}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)]$ , 一般来说, 此极限一概率 1 存在。但实际计算中, 往往以一定长度的序列作为  $Ap_{en}$  的估计值。记作  $Ap_{en}(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)$

$Ap_{en}$  的值显然与  $m, r$  的取值有关。Pincus 根据经验, 建议取  $m=2, r=0.1-0.25SD_x$ , ( $SD_x$  是原始序列的标准差(standard deviation))。

[0024] 复杂度算法(见图 4)简单、快速且易于实现, 因此可以满足临床对麻醉深度实时监测的要求。

[0025] 计算复杂度的第一步是对序列进行粗粒化处理, 得到一个长度与原序列相同的符号序列, 目前常见的有二值粗粒化与多值粗粒化方法, 二值粗粒化的阈值通常选取研究序列的平均值。另外, 也有学者提出了用不同的阈值搜索出复杂度的最大值作为该序列的复杂度指标的研究方法, 或是针对基线飘移严重的序列, 提出了采用拟合曲线为界的二值粗粒化方法, 这些都是对二值粗粒化方法提出的改进。而多值粗粒化的分界值大都是取研究序列最小值与最大值之间的等值分割点。这种多值粗粒化方法算出的复杂度易受脉冲干扰数据的影响, 导致对同一动力系统采用不同的粗粒化段数计算出的复杂度进行分析时, 所反映出的演化规律有时 would 存在差异, 难以得到稳定而一致的结果。

[0026] 计算复杂度的第二步是扫描粗粒化处理后的重构序列, 按照特定的算法计数以前没有出现过的新子串, 所有子串的数目即为复杂度的绝对值; 将此值用随机信号的复杂度值  $N/\log 2N$  ( $N$  为序列长度) 进行归一化, 消除数据长度的影响, 得到最后的复杂度。

[0027] 在实际的计算中, 为了避免粗粒化处理对原序列信息的影响, 故采用复杂度的一种改进型计算方式:  $C_0$  复杂度。

[0028] 记  $\{f(k), k=0, 1, 2, \dots, N-1\}$  是一个长度为  $N$  的时间序列, 则

$$F_N(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(k) W_N^{-kj}, j=0, 1, 2, \dots, N-1;$$

构成相应的 Fourier 变换序列, 其中  $i = \sqrt{-1}$  是虚数单位, 记  $W_N = e^{2\pi i/N}$ , 于是  $F_N(j)$  可记为  $F_N(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(k) W_N^{-kj}, j=0, 1, 2, \dots, N-1,$

设  $\{F_N(j), j=0, 1, 2, \dots, N-1\}$  的均方值为  $G_N(j) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |F_N(j)|^2$ , 记

$$\tilde{F}_N(j) = \begin{cases} F_N(j), & \text{当 } |F_N(j)|^2 > G_N \text{ 时,} \\ 0, & \text{当 } |F_N(j)|^2 \leq G_N \text{ 时,} \end{cases} \text{ 对 } (\tilde{F}_N(j), j=0, 1, 2, \dots, N-1) \text{ 坐 Fourier 逆变换}$$

$$\tilde{f}(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{F}_N(j) W_N^{kj}, k=0, 1, 2, \dots, N-1, \text{ 定义 } C_0 \text{ 复杂度为}$$

$$C_0 = \sum_{k=0}^{N-1} |f(k) - \tilde{f}(k)|^2 / \left( \sum_{k=0}^{N-1} |f(k)|^2 \right)$$

若  $\{f(k)\}$  是常数序列, 则  $C_0 = 0$ 。

[0029] 若  $\{f(k)\}$  是周期序列, 则  $\lim_{N \rightarrow \infty} C_0 = 0$ 。

[0030] 若  $\{f(k)\}$  是一个随机时间序列, 服从独立同分布, 且有有限的 4 阶矩。则当  $N \rightarrow \infty$  时,  $C_0$  以概率 1 收敛于  $\sigma^2 / (\mu^2 + \sigma^2)$ 。特别的当  $\mu = 0$  时,  $C_0$  以概率 1 收敛于 1。

[0031]  $C_0$  复杂度适合像脑电这样的既具有高度的非线性又具有高度的非平稳性的信号分析, 而且从算法上避免了粗粒化过程中有可能导致的信息损失。

[0032] 最大李亚普诺夫指数 (LLE) 的具体算法如下: 对给定的混沌时间序列首先进行延时相空间重构, 并搜索给定轨道熵每个点 (即嵌入矢量) 的最近邻域点, 即

$$d_j(0) = \min_{X_i} \|X_j - X_i\|, |j - i| > p, \text{ 其中 } p \text{ 为时间序列平均周期, 可以通过对时间}$$

序列的 FFT 估计得到。最大李亚普诺夫指数的几何意义是量化初始闭轨道的指数发散和估计系统的总体混沌水平, 据此有  $d_j(i) = C_j e^{\lambda_1(i\Delta t)}$ ,  $C_j = d_j(0)$ , 两边取对数有:

$\ln d_j(i) = \ln C_j + \lambda_1(i\Delta t)$ ,  $j=1, 2, \dots, N-(m-1)T$ , 由此可见,  $LLE(\lambda_1)$  大致上等于上面这组直线的斜率, 因此 LLE 可以通过最小二乘拟合者组织县的“平均斜率”而得到, 即

$$y(i) = \frac{1}{\Delta t} \langle \ln d_j(i) \rangle, \text{ 这里 } \langle \rangle \text{ 表示对所有 } j \text{ 求平均。}$$

[0033] 相关维数  $D$  具体算法 (见图 5): 设已有标量时间序列  $x(i)$ ,  $i=1, \dots, N$ , 利

用延时坐标法构造状态矢量  $X_n = (x(n), x(n+T), x(n+2T), \dots, x(n+(m-1)T))$ , 其中  $n = 1, 2, \dots, N - (m-1)T$ ,  $T$  称为延时时间(delay time),  $m$  称为嵌入维数(Embedding dimension)。相空间重构的关键在所在就是确定  $T$  和  $m$ , 而且, 重构所选择的延时  $T$  是与所选择的嵌入维数  $m$  是独立的。

[0034] 计算关联维数的 GP 算法如下: 在已知延时  $T$ , 嵌入维数  $m$  时, 关联积分  $C(r)$  表示的意义为重构后的相空间中距离小于标度  $r$  的点占所有点对的比例。当标度  $r$  取得过大, 所有点对的距离都不会超过  $r$ , 关联积分  $C(r) = 1$ , 这样的  $r$  反应不了系统的动态特性;  $r$  取得过小, 则几乎所有点对的距离都大于  $r$ , 也反映不了系统的特性, 因此标度  $r$  有一定的范围限制。标度  $r$  与关联积分  $C(r)$  之间有以下关系式成立:  $\lim_{r \rightarrow 0} C(r) = r^D$ , 变换得:

$D = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln C(r)}{\ln r}$ , 通常情况下, 我们做出关联积分  $C(r)$  与标度  $r$  的双对数曲线, 即关联积分曲线图。把图中一段近似直线范围所对应的标度范围作为标度区, 通过最小二乘法拟合该直线, 直线的斜率就是所求的关联维数。

[0035] 1.4 : 昏迷状态指数融合

根据上一步中计算所得的个特征参数序列, 分别计算其两两间的序列相关性(-1 到 1, 1 代表完全正相关, -1 代表完全负相关),

相 关 参 数	近似熵 复 杂 度 参 数	LLE	相关维数
近似熵	1.00	$\rho_{13}$	$\rho_{14}$
复杂度	$\rho_{21}$	1.00	$\rho_{24}$
LLE	$\rho_{31}$	$\rho_{32}$	1.00
相关维数	$\rho_{41}$	$\rho_{42}$	$\rho_{43}$

该表中  $\rho_{ij}$  代表第  $i$  和第  $j$  种参数间的相关性, 且  $\rho_{ij} = \rho_{ji}$ 。

[0036] 将每一种特征参数按从清醒到脑死亡状态归一化为 0 至 100 的数字划分, 具体规则如下: 清醒状态 =100, 脑死亡状态 =0, 其余中间状态的初始值按照一次函数进行线性拟合。

[0037] 融合系数: 各特征序列的相关性系数, 按其相关性大小(取绝对值)确定其权值  $k_i$ ,

其中  $k_i = \frac{\rho_{ij}}{\sum_{j=1}^4 \rho_{ij}}$ , 即该特征所占大脑状态指数的权重系数。初始相关性系数由清醒

状态下脑电信号确定, 待临床试验数据库(见第三部分)建立后, 以数据库样本为指导调整权重系数。然后将 4 种特征参数按照权重系数计算  $CSI = \sum_{i=1}^4 k_i P_i$ , 得出最后的昏迷状态指数

CSI (coma state index), 这里  $F_i$  分别代表 4 种特征参数。

[0038] 第二部分 : 临床检查分析

2.1 : 临床症状、体征

采用传统的格拉斯哥评分系统检查患者睁眼、说话及运动反应等特征, 得到格拉斯哥昏迷指数, 作为昏迷状态指数的辅助指标之一。

[0039] 2.2 : 其他辅助仪器检测

在整个脑电信号的采集过程中同时测量人体其他如脉搏、心跳、呼吸、血压等基本身体指标, 分别记录下不同昏迷状态指数下的体征指标数值, 作为昏迷状态指数的临床指标之一。

[0040] 2.3 : 昏迷状态指数及其临床特征对照表

将前两步的临床特征检查, 做为对不同昏迷状态指数临床体征的补充 : 即不同的昏迷状态指数下患者对应的 GCS 指数, 对应的生命体征。见图 6。

[0041] 第三部分 : 分级数据库建立

3.1 : 临床病例样本采集

采集不同年龄、不同性别、不同致昏迷原因的患者病例, 用相同的脑电信号采集方法 (见 1.1), 记录下患者相关信息以及脑电信号。

[0042] 3.2 : 建立对照数据库

根据以上昏迷状态下的脑电信号, 分别计算其特征融合系数, 最后建立并完善数据库, 确立不同年龄段、不同性别、不同致昏迷原因患者各自的融合系数, 以便在昏迷状态指数计算 (见 1.4) 时采用。

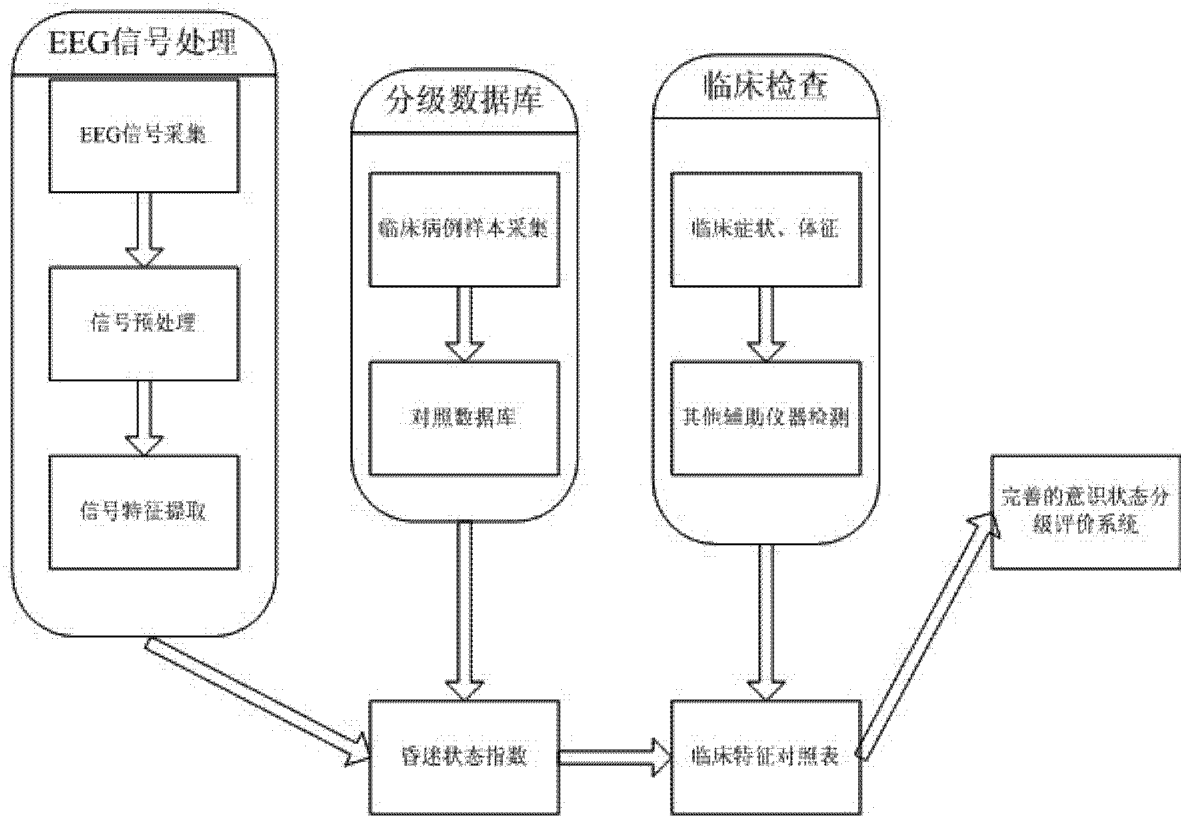


图 1

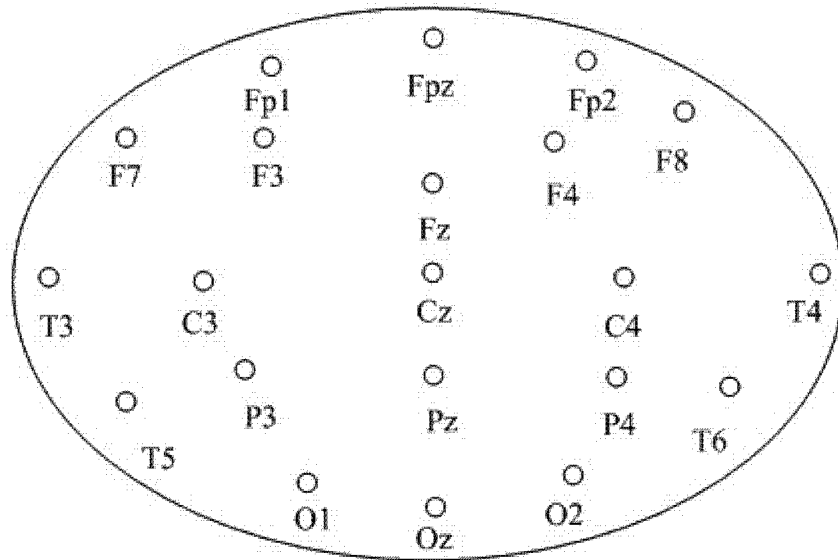


图 2

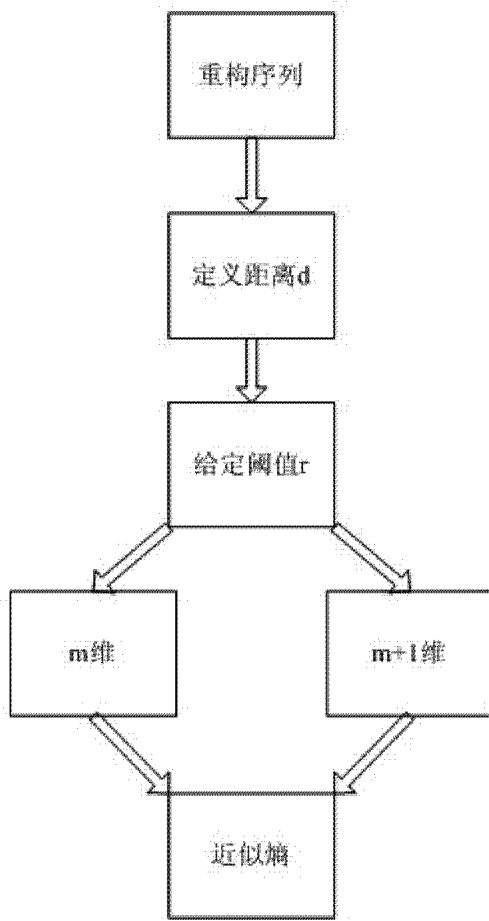


图 3

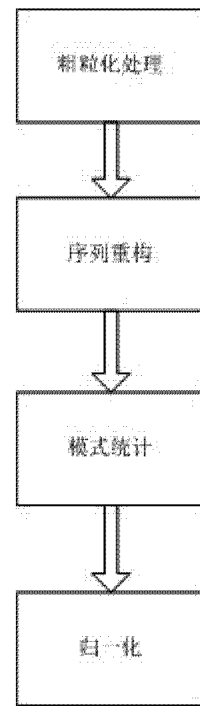


图 4

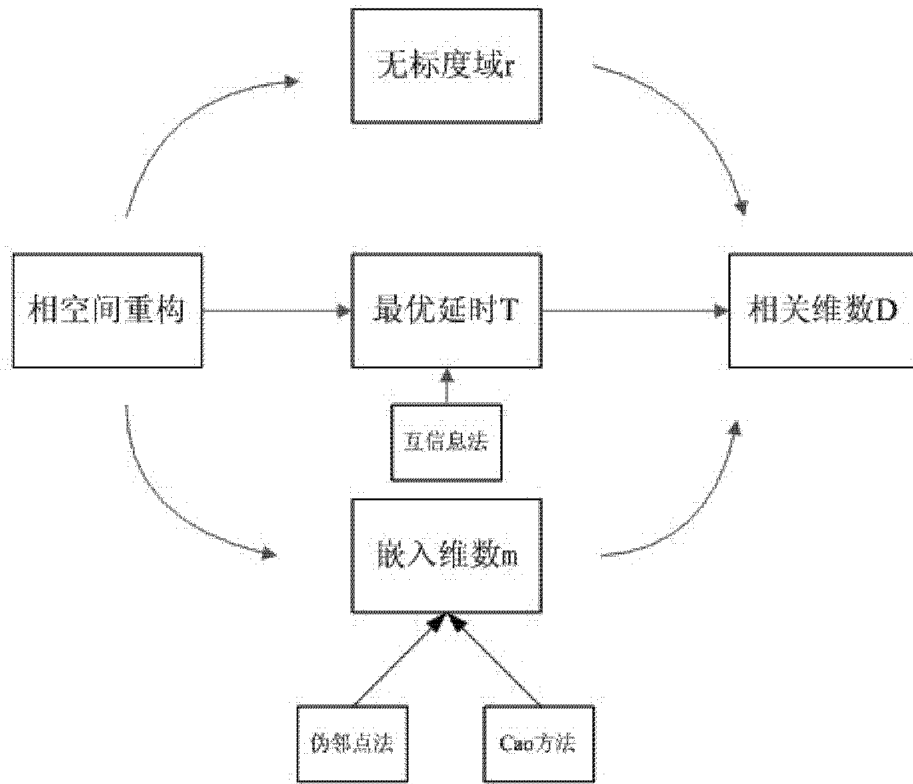


图 5

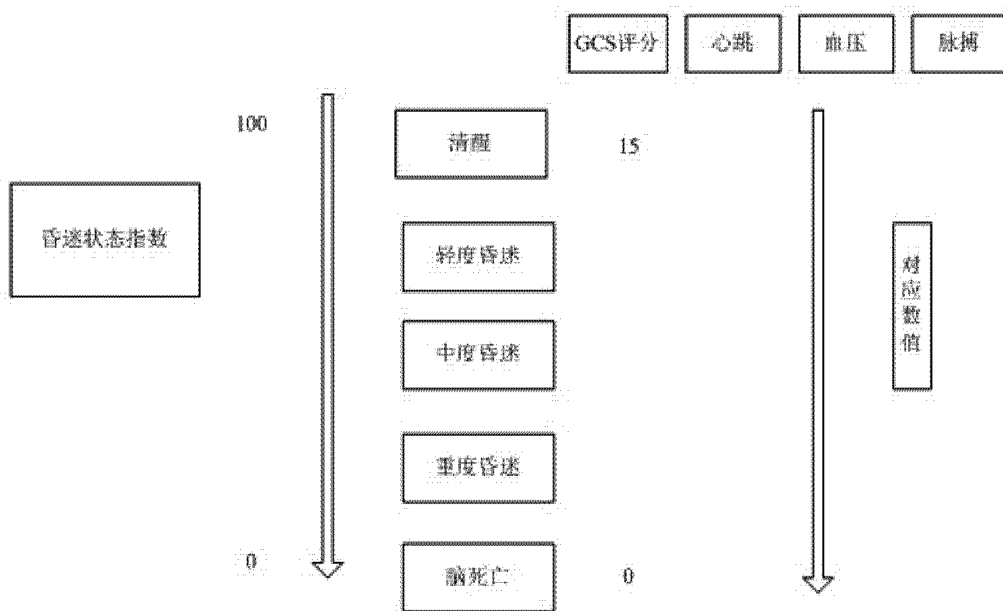


图 6

专利名称(译)	一种基于非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN102178514A</a>	公开(公告)日	2011-09-14
申请号	CN201110118509.2	申请日	2011-05-09
[标]申请(专利权)人(译)	浙江大学		
申请(专利权)人(译)	浙江大学		
当前申请(专利权)人(译)	浙江大学		
[标]发明人	孟澹 倪振强 王磊 陈啸		
发明人	孟澹 倪振强 王磊 陈啸		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476 G06K9/62		
代理人(译)	周烽		
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非线性与复杂性多重指标的昏迷程度评价方法，监测患者昏迷时的大脑状态，可以实现连续的昏迷深度监测和昏迷阶段分级及预警。此方法通过对昏迷脑电信号采用非线性动力学分析方法提取复杂度、李氏指数、近似熵和相关维数等多种复杂性指标，结合传统的GOS、GCS评分系统，得到综合的昏迷状态指数。再通过临床实验得到各参数间的相关性系数，并以临床效果为基础建立昏迷状态分级数据库，确定参数融合系数，最终建立完善的意识状态分级评价指数，指导昏迷病人的救治以及把握预后。

