



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110755049 A

(43)申请公布日 2020.02.07

(21)申请号 201911069599.3

(22)申请日 2019.11.05

(71)申请人 张永顺

地址 350108 福建省泉州市鲤城区中山北路34号福建医科大学附属第二医院(鲤城院区)

(72)发明人 张永顺 张峰

(74)专利代理机构 泰安市诚岳专利代理事务所(特殊普通合伙) 37267

代理人 姚艳梅

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/1455(2006.01)

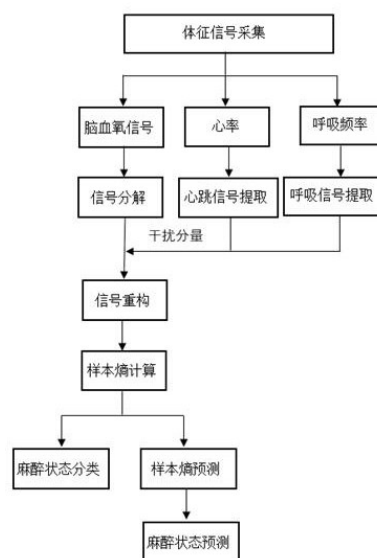
权利要求书2页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,包括体征信号的实时采集、脑血氧信号的分解重构、样本熵计算、麻醉状态分类和麻醉状态预测;通过上述方式,本发明能够对患者的脑血氧信号、心率和呼吸频率进行采集与分析,去除心跳和呼吸对脑血氧信号的干扰,获得更加准确的脑血氧样本熵;同时,本发明还能够通过支持向量机和回归预测法对样本熵进行分类与预测,进而实现对麻醉状态的分类及预测,保障患者的麻醉安全和手术的顺利进行。



1. 一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,其特征在於,包括如下步骤:

S1、信号采集:对需要麻醉的患者进行术中体征信号实时采集,所述体征信号包括脑血氧信号、心率和呼吸频率;

S2、信号处理:对脑血氧信号进行分解,提取并剔除心跳和呼吸的干扰分量,进行脑血氧信号重构;

S3、样本熵计算:对重构后的脑血氧信号进行样本熵计算;

S4、麻醉状态分类:提取脑血氧信号的样本熵作为特征向量,利用支持向量机进行麻醉状态分类;

S5、麻醉状态预测:根据样本熵的时间序列,对样本熵的变化趋势进行预测,并按照步骤S4对预测的样本熵进行麻醉状态分类,即得到预测的麻醉状态。

2. 根据权利要求1所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,其特征在於:步骤S1中所述脑血氧信号、心率和呼吸频率分别由近红外光谱仪、心电监测仪和呼吸监测仪进行采集。

3. 根据权利要求1所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,其特征在於:步骤S2中所述分解包括如下步骤:

S2.1.1、计算脱氧血红蛋白变化量和氧合血红蛋白变化量;

S2.1.2、将脱氧血红蛋白变化量和氧合血红蛋白变化量分别分解为多个固有模态函数;

S2.1.3、计算各固有模态函数的瞬时频率均值。

4. 根据权利要求3所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,其特征在於:步骤S2中所述心跳和呼吸的干扰分量分别由心动周期频率和呼吸频率表示,所述呼吸频率即为步骤S1中采集的呼吸频率值,所述心动周期频率的计算公式如下:

$$f_h = \frac{h_r}{60}$$

式中, h_r 为步骤S1中采集的心率值。

5. 根据权利要求4所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,其特征在於:步骤S2中所述信号重构包括如下步骤:

S2.3.1、将步骤S2.1.3中的各瞬时频率均值与心动周期频率和呼吸频率进行匹配,并从中剔除与心动周期频率或呼吸频率一致的瞬时频率,得到无干扰瞬时频率;

S2.3.2、对步骤S2.3.1所得的无干扰瞬时频率进行低通滤波;

S2.3.3、将滤波后的无干扰瞬时频率对应的固有模态函数重构成脑血氧信号,其公式如下:

$$A(t) = \sum_{i=1}^m C_i(t)$$

式中: $A(t)$ 为重构后的脑血氧信号, m 为滤波后无干扰瞬时频率对应的固有模态函数的个数, $C_i(t)$ 为相应的固有模态函数。

6. 根据权利要求1所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,其特征在於:步

骤S3中所述样本熵的计算步骤如下：

S3.1、以N为数据长度，将重构后的脑血氧信号按时间序列进行排列，表示为A(1)~A(N)，再将该时间序列组成M维向量，得到向量X(1)~X(N-M)，其中，X(i)表示为：

$$X(i) = [A(i), A(i+1), \dots, A(i+M-1)], (i \in [1, N-M])$$

S3.2、对任意两个向量X(i)和X(j)之间的距离进行计算，即：

$$d[X(i), X(j)] = \max(|A(i+k) - A(j+k)|)$$

其中， $k \in [0, M-1]$ ， $j \in [1, N-M]$ ， $i \neq j$ ；

S3.3、统计各向量间的距离中小于相似容限r的距离个数 $N_i(M, r)$ ，并计算相似函数 $B_i(M, r)$ 及其平均值 $\bar{B}_i(M, r)$ ，其计算公式如下：

$$B_i(M, r) = \frac{N_i(M, r)}{N - M + 1} \quad \bar{B}_i(M, r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-M} B_i(M, r)}{N - M}$$

S3.4、将向量维数增加至M+1，再按照步骤S3.2和S3.3计算M+1维的相似函数的平均值 $\bar{B}_i(M+1, r)$ ；

S3.5、根据M维和M+1维下的相似函数的平均值，计算样本熵值SampEn(N, M, r)，其公式如下：

$$\text{SampEn}(N, M, r) = -\ln \frac{\bar{B}_i(M+1, r)}{\bar{B}_i(M, r)}。$$

7. 根据权利要求1所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法，其特征在于：步骤S4中所述麻醉状态分为清醒状态、轻度麻醉状态、中度麻醉状态和深度麻醉状态。

8. 根据权利要求1所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法，其特征在于：步骤S4中所述支持向量机为经过训练的分类器，其评价指标包括准确率、灵敏度和特异性。

9. 根据权利要求1所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法，其特征在于：步骤S5中对样本熵的预测采用回归预测法，对样本熵的时间序列进行曲线拟合。

10. 根据权利要求9所述的一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法，其特征在于，所述回归预测法包括如下步骤：

S5.1、建立多项式回归模型；

S5.2、采用最小二乘法对多项式回归模型中的回归系数进行计算；

S5.3、对所得回归模型的拟合优度进行检验，确定预测方程并进行预测。

一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及麻醉监测技术领域,特别是涉及一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法。

背景技术

[0002] 麻醉作为临床手术中不可或缺的关键环节,其主要作用是抑制神经对伤害性刺激下的反应,帮助患者消除手术疼痛,保证手术过程的顺利进行。在临床手术中,如果麻醉太浅,病患在手术中可能会有恢复意识的现象;如果麻醉深度太深,则极有可能造成病患意识恢复延迟,甚至死亡。因此,术中对麻醉状况进行实时监测对保障病患术中麻醉安全和术后快速恢复具有重要意义。

[0003] 当前,对麻醉状态的监测常通过监测脑电信号来进行,通过将脑电信号转化成脑电双频指数或脑电熵等无量纲的数字化指数,再根据数值大小表示大脑皮层受抑制的程度,从而反应大脑皮层的状态和变化;并通过设定阈值,可以对麻醉状态进行区分。但是,由于脑电信号十分复杂,信号的识别、处理和计算较为繁琐,并且脑电信号存在较强的药物依赖性以及较大的人体差异,临床手术时高频手术刀也会对脑电信号产生明显的干扰,术中伤害性刺激及人体的肌电活动也都会引起脑电信号的变化,从而使脑电信号监测不能准确地反映患者的麻醉状态,影响了脑电信号监测方法的应用效果。因此,当前仍需要一种更为准确有效的监测麻醉状态的方法。

[0004] 公开号为CN109567823A的专利提供了一种基于近红外光谱技术的麻醉深度监测系统和方法,通过近红外光谱技术采集脑血氧信号,利用样本熵算法,分别计算病人在清醒和麻醉状态下前额叶的样本熵,并根据AUC值和尤登指数找到区分这两种状态的最佳信号和阈值,用于监测麻醉深度。这种方法在临床应用中可以避免高频电刀对监测的影响,数据处理更为简洁,临床应用中运算效率高、延时低。但是这种方法只进行了简单的滤波处理,难以消除心率和呼吸频率这类与脑血氧信号频率接近的生理噪声对脑血氧信号的影响,结果不够准确;并且,这种方法只能将麻醉状态简单分为麻醉和清醒两类,在临床应用过程中意义不大。因此,当前仍需要对一种更为有效的麻醉状态监测方法,对术中麻醉状态进行更为准确的监测和分类,以保障患者的麻醉安全。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于针对上述问题,提供一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,通过对患者的脑血氧信号、心率和呼吸频率进行采集与分析,去除心跳和呼吸对脑血氧信号的干扰,获得更加准确的脑血氧样本熵;并通过支持向量机和回归预测法对样本熵进行分类与预测,进而实现对麻醉状态的分类及预测。

[0006] 为实现上述目的,本发明采用的技术方案是:

[0007] 一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,包括如下步骤:

[0008] S1、信号采集:对需要麻醉的患者进行术中体征信号实时采集,所述体征信号包括

脑血氧信号、心率和呼吸频率；

[0009] S2、信号处理：对脑血氧信号进行分解，提取并剔除心跳和呼吸的干扰分量，进行脑血氧信号重构；

[0010] S3、样本熵计算：对重构后的脑血氧信号进行样本熵计算；

[0011] S4、麻醉状态分类：提取脑血氧信号的样本熵作为特征向量，利用支持向量机进行麻醉状态分类；

[0012] S5、麻醉状态预测：根据样本熵的时间序列，对样本熵的变化趋势进行预测，并按照步骤S4对预测的样本熵进行麻醉状态分类，即得到预测的麻醉状态。

[0013] 进一步地，步骤S1中所述脑血氧信号、心率和呼吸频率分别由近红外光谱仪、心电监测仪和呼吸监测仪进行采集。

[0014] 进一步地，步骤S2中所述分解包括如下步骤：

[0015] S2.1.1、计算脱氧血红蛋白变化量和氧合血红蛋白变化量；

[0016] S2.1.2、将脱氧血红蛋白变化量和氧合血红蛋白变化量分别分解为多个固有模态函数；

[0017] S2.1.3、计算各固有模态函数的瞬时频率均值。

[0018] 进一步地，步骤S2中所述心跳和呼吸的干扰分量分别由心动周期频率和呼吸频率表示，所述呼吸频率即为步骤S1中采集的呼吸频率值，所述心动周期频率的计算公式如下：

$$[0019] \quad f_h = \frac{h_r}{60}$$

[0020] 式中， h_r 为步骤S1中采集的心率值。

[0021] 进一步地，步骤S2中所述信号重构包括如下步骤：

[0022] S2.3.1、将步骤S2.1.3中的各瞬时频率均值与心动周期频率和呼吸频率进行匹配，并从中剔除与心动周期频率或呼吸频率一致的瞬时频率，得到无干扰瞬时频率；

[0023] S2.3.2、对步骤S2.3.1所得的无干扰瞬时频率进行低通滤波；

[0024] S2.3.3、将滤波后的无干扰瞬时频率对应的固有模态函数重构成脑血氧信号，其公式如下：

$$[0025] \quad A(t) = \sum_{i=1}^m C_i(t)$$

[0026] 式中： $A(t)$ 为重构后的脑血氧信号， m 为滤波后无干扰瞬时频率对应的固有模态函数的个数， $C_i(t)$ 为相应的固有模态函数。

[0027] 进一步地，步骤S3中所述样本熵的计算步骤如下：

[0028] S3.1、以 N 为数据长度，将重构后的脑血氧信号按时间序列进行排列，表示为 $A(1) \sim A(N)$ ，再将该时间序列组成 M 维向量，得到向量 $X(1) \sim X(N-M)$ ，其中， $X(i)$ 表示为：

$$[0029] \quad X(i) = [A(i), A(i+1), \dots, A(i+M-1)], (i \in [1, N-M])$$

[0030] S3.2、对任意两个向量 $X(i)$ 和 $X(j)$ 之间的距离进行计算，即：

$$[0031] \quad d[X(i), X(j)] = \max(|A(i+k)| - |A(j+k)|)$$

[0032] 其中， $k \in [0, M-1]$ ， $j \in [1, N-M]$ ， $i \neq j$ ；

[0033] S3.3、统计各向量间的距离中小于相似容限 r 的距离个数 $N_i(M, r)$ ，并计算相似函

数 $B_i(M, r)$ 及其平均值 $\bar{B}_i(M, r)$,其计算公式如下:

$$[0034] \quad B_i(M, r) = \frac{N_i(M, r)}{N - M + 1}$$

$$[0035] \quad \bar{B}_i(M, r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-M} B_i(M, r)}{N - M}$$

[0036] S3.4、将向量维数增加至 $M+1$,再按照步骤S3.2和S3.3计算 $M+1$ 维的相似函数的平均值 $\bar{B}_i(M+1, r)$;

[0037] S3.5、根据 M 维和 $M+1$ 维下的相似函数的平均值,计算样本熵值 $\text{SampEn}(N, M, r)$,其公式如下:

$$[0038] \quad \text{SampEn}(N, M, r) = -\ln \frac{\bar{B}_i(M+1, r)}{\bar{B}_i(M, r)}$$

[0039] 进一步地,步骤S4中所述麻醉状态分为清醒状态、轻度麻醉状态、中度麻醉状态和深度麻醉状态。

[0040] 进一步地,步骤S4中所述支持向量机为经过训练的分类器,其评价指标包括准确率、灵敏度和特异性。

[0041] 进一步地,步骤S5中对样本熵的预测采用回归预测法,对样本熵的时间序列进行曲线拟合。

[0042] 进一步地,所述回归预测法包括如下步骤:

[0043] S5.1、建立多项式回归模型;

[0044] S5.2、采用最小二乘法对多项式回归模型中的回归系数进行计算;

[0045] S5.3、对所得回归模型的拟合优度进行检验,确定预测方程并进行预测。

[0046] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0047] 1、本发明提供的基于体征信号分析的麻醉状态监测方法能够对患者的脑血氧信号、心率和呼吸频率进行采集与分析,去除心跳和呼吸对脑血氧信号的干扰,获得更加准确的脑血氧样本熵;同时,本发明还能够通过支持向量机和回归预测法对样本熵进行分类与预测,从而实现对麻醉状态的分类及预测。

[0048] 2、本发明通过在术中同时对脑血氧信号、心率和呼吸频率进行监测,全面分析患者的术中体征,保证患者的术中安全;同时,本发明根据脑血氧信号对脱氧血红蛋白与氧合血红蛋白的变化量进行分解,并从中剔除心跳和呼吸的干扰分量,获得更为有效的脑血氧信号,从而使对麻醉状态的监测和分类更加准确。

[0049] 3、本发明通过提取脱氧血红蛋白变化量和氧合血红蛋白变化量的样本熵作为特征向量,利用支持向量机进行训练与分类测试,从而能够根据样本熵将麻醉状态分为清醒状态、轻度麻醉状态、中度麻醉状态和深度麻醉状态四类,帮助麻醉师了解患者的当前状态,保障患者的麻醉安全和手术的顺利进行。

[0050] 4、本发明通过对脱氧血红蛋白变化量和氧合血红蛋白变化量的样本熵的时间序列分别进行回归曲线拟合,实现对样本熵变化趋势的预测,并根据样本熵的预测值对麻醉状态进行分类,从而辅助麻醉师对患者的麻醉状态进行分析和预判,并协助术中麻醉方案

的调整。

附图说明

[0051] 图1是本发明一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法的流程示意图；

[0052] 图2是本发明实施例中氧合血红蛋白变化量的样本熵的曲线拟合图。

具体实施方式

[0053] 下面结合附图对本发明的较佳实施例进行详细阐述,以使本发明的优点和特征能更易于被本领域技术人员理解,从而对本发明的保护范围做出更为清楚明确的界定。显然,所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所得到的所有其它实施例,都属于本发明所保护的范围。

[0054] 实施例

[0055] 请参阅图1,本实施例提供了一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法,包括如下步骤:

[0056] S1、信号采集

[0057] 对需要麻醉的患者进行术中体征信号实时采集,所述体征信号包括脑血氧信号、心率和呼吸频率,分别由近红外光谱仪、心电监测仪和呼吸监测仪进行采集。

[0058] 其中,所述近红外光谱仪采用双波长的近红外光源,其波长分别为760nm和850nm,采样频率为10Hz。

[0059] 具体地,本实施例中,患者需要满足如下条件:

[0060] (1) 无心脑血管疾病;

[0061] (2) 进行非头部相关手术;

[0062] (3) 采用的主要麻醉药物为丙泊酚。

[0063] S2、信号处理

[0064] 将步骤S1中采集的脑血氧信号、心率和呼吸频率信号导入LabVIEW系统进行信号处理与分析。由于采集的脑血氧信号中还包含与脑血氧信号无关的噪声,会干扰脑血氧信息的提取,从而影响对麻醉状态的判断,因此需要对噪声进行剔除。其中,噪声包括外部噪声和生理噪声,外部噪声可以通过低通滤波进行剔除,而生理噪声主要包括心跳和呼吸,其频率与脑血氧信号接近,难以直接通过滤波器进行剔除,因而需要将脑血氧信号分解为多个分量,并提取心跳和呼吸的信息进行比对,剔除与心跳和呼吸信息一致的干扰分量,再构成无噪声干扰的脑血氧信号,该过程具体包括如下步骤:

[0065] S2.1、对脑血氧信号进行分解

[0066] S2.1.1、根据采集的脑血氧信号对脱氧血红蛋白变化量 $\Delta(\text{Hb})$ 和氧合血红蛋白变化量 $\Delta(\text{HbO}_2)$ 和进行计算,其计算公式如下:

$$[0067] \begin{bmatrix} \Delta(\text{Hb}) \\ \Delta(\text{HbO}_2) \end{bmatrix} = (\ln 10)^{-1} \begin{bmatrix} \varepsilon_{\text{Hb},\lambda_1} & \varepsilon_{\text{HbO}_2,\lambda_1} \\ \varepsilon_{\text{Hb},\lambda_2} & \varepsilon_{\text{HbO}_2,\lambda_2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mu(\lambda_1) \\ \mu(\lambda_2) \end{bmatrix}$$

[0068] 式中, λ_1 、 λ_2 为近红外光谱仪的光源波长,分别为760nm和850nm; ε 表示血红蛋白在对应光源波长下的消光系数, μ 表示对应光源波长下的吸收因数。

[0069] S2.1.2、将步骤S2.1.2计算得的脱氧血红蛋白变化量 Δ (Hb) 和氧合血红蛋白变化量 Δ (HbO₂) 分别组成与时间相关的函数,并分解为多个固有模态函数;

[0070] 以下以氧合血红蛋白变化量 Δ (HbO₂) 为例,对其分解步骤进行演示:设氧合血红蛋白变化量 Δ (HbO₂) 与时间相关的函数表示为HbO₂(t),将函数HbO₂(t)的极大值点和极小值点分别进行曲线拟合,形成上包络线和下包络线,并对上、下包络线求平均值,表示为m₁(t),则第一个分量B₁(t),表示为:

$$[0071] \quad B_1(t) = \text{HbO}_2(t) - m_1(t)$$

[0072] 检验B₁(t)是否为固有模态函数,即其函数极值点的个数与零点个数的差异不超过一个,且其上包络线和下包络线的平均值为0;

[0073] 若B₁(t)不是固有模态函数,则将B₁(t)作为新的函数,重复上述步骤,得到第二个分量B₂(t),表示为:

$$[0074] \quad B_2(t) = \text{HbO}_2(t) - m_2(t)$$

[0075] 并重复上述步骤,对B₂(t)是否为固有模态函数进行检验,若B₂(t)不是固有模态函数,则继续重复上述步骤,直至得到固有模态函数为止;

[0076] 当得到第一个固有模态函数后,将其记为C₁(t),并将原始函数HbO₂(t)与其之差记为D₁(t),即

$$[0077] \quad D_1(t) = \text{HbO}_2(t) - C_1(t)$$

[0078] 再以D₁(t)作为原始信号,按照上述步骤,得到第二个固有模态函数,并以此类推,直到最终得到的D_n(t)为常数,此时则完成对函数HbO₂(t)的分解,即:

$$[0079] \quad \text{HbO}_2(t) = \sum_{i=1}^n C_i(t) + D_n(t)$$

[0080] S2.1.3、对步骤S2.1.2中所得的各固有模态函数的瞬时频率均值进行计算;以固有模态函数C₁(t)为例,其瞬时频率均值f₁(t)的计算方法如下:

$$[0081] \quad \hat{C}_1(t) = \frac{1}{\pi} K \int_{-\infty}^{\infty} \frac{C_1(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

$$[0082] \quad \theta(t) = \arctan \frac{\hat{C}_1(t)}{C_1(t)}$$

$$[0083] \quad f_1(t) = \frac{d\theta(t)}{dt}$$

[0084] 式中,K表示柯西主值;

[0085] 按照上述方式,可以计算得各固有函数对应的瞬时频率均值f_i(t)。

[0086] S2.2、提取心跳和呼吸信息

[0087] 根据步骤S1中采集的心率信号h_r,对心动周期频率f_h进行计算,其计算公式如下:

$$[0088] \quad f_h = \frac{h_r}{60}$$

[0089] 并将心率信号h_r与时间的关系函数记为f_h(t);同时,提取步骤S1中采集的呼吸频率值,将其与时间的关系函数记为f_h(t);

[0090] S2.3、脑血氧信号重构

[0091] S2.3.1、将步骤S2.1.3中计算得的各瞬时频率均值 $f_i(t)$ 与步骤S2.2中的心动周期频率 $f_h(t)$ 和呼吸频率 $f_r(t)$ 进行对比,从各瞬时频率均值 $f_i(t)$ 中剔除与心动周期频率 $f_h(t)$ 和呼吸频率 $f_r(t)$ 一致的瞬时频率,得到无生理噪声干扰的瞬时频率;

[0092] S2.3.2、采用截止频率为25Hz的低通滤波器对步骤S2.3.1所得的无生理噪声干扰的瞬时频率进行滤波处理,剔除高频的外部噪声;

[0093] S2.3.2、将滤波后的无干扰瞬时频率对应的固有模态函数重构为脑血氧信号,其公式如下:

$$[0094] \quad A(t) = \sum_{i=1}^m C_i(t)$$

[0095] 式中: $A(t)$ 为重构后的氧合血红蛋白变化量 $\Delta(\text{HbO}_2)$ 的信号, m 为滤波后无干扰瞬时频率对应的固有模态函数的个数, $C_i(t)$ 为相应的固有模态函数。

[0096] 同理可以获得重构后的脱氧血红蛋白变化量 $\Delta(\text{Hb})$ 的信号。

[0097] S3、样本熵计算

[0098] 分别对重构后的脱氧血红蛋白变化量 $\Delta(\text{Hb})$ 的信号和氧合血红蛋白变化量 $\Delta(\text{HbO}_2)$ 的信号进行样本熵计算;以下以氧合血红蛋白变化量 $\Delta(\text{HbO}_2)$ 的信号为例进行计算,其步骤如下:

[0099] S3.1、以600为数据长度,每次对1min的数据进行样本熵计算;将重构后的脑血氧信号按时间序列进行排列,表示为 $A(1) \sim A(600)$,再将该时间序列组成二维向量,得到向量 $X(1) \sim X(598)$,其中, $X(i)$ 表示为:

$$[0100] \quad X(i) = [A(i), A(i+1)], (i \in [1, 598])$$

[0101] S3.2、对任意两个向量 $X(i)$ 和 $X(j)$ 之间的距离进行计算,即:

$$[0102] \quad d[X(i), X(j)] = \max(|A(i+k) - A(j+k)|)$$

[0103] 其中, $k \in [0, 1], j \in [1, 598], i \neq j$;

[0104] S3.3、统计各间距 $d[X(i), X(j)]$ 中小于相似容限0.15的间距个数 $N_i(2, 0.15)$,并计算相似函数 $B_i(2, 0.15)$ 及其平均值 $\bar{B}_i(2, 0.15)$,其计算公式如下:

$$[0105] \quad B_i(2, 0.15) = \frac{N_i(2, 0.15)}{599}$$

$$[0106] \quad \bar{B}_i(2, 0.15) = \frac{\sum_{i=1}^{598} B_i(2, 0.15)}{598}$$

[0107] S3.4、将向量维数增加至三维,再按照步骤S3.2和S3.3计算三维的相似函数的平均值 $\bar{B}_i(3, 0.15)$;

[0108] S3.5、根据二维和三维下的相似函数的平均值,对样本熵值进行计算,其公式如下:

$$[0109] \quad \text{SampEn}(600, 2, 0.15) = -\ln \frac{\bar{B}_i(3, 0.15)}{\bar{B}_i(2, 0.15)}$$

[0110] 同理可以对脱氧血红蛋白变化量 Δ (Hb) 的信号进行样本熵计算。

[0111] S4、麻醉状态分类

[0112] 以脱氧血红蛋白变化量 Δ (Hb) 和氧合血红蛋白变化量 Δ (HbO₂) 的样本熵作为特征向量,表示为 [SampEn (Hb), SampEn (HbO₂)], 并利用支持向量机进行麻醉状态分类;所述麻醉状态分为清醒状态、轻度麻醉状态、中度麻醉状态和深度麻醉状态;所述支持向量机为经过训练的分类器,其训练及测试过程如下:

[0113] S4.1、对25名手术中进行麻醉的患者进行脑血氧信号采集,分别在其处于清醒状态I、轻度麻醉状态II、中度麻醉状态III和深度麻醉状态IV下各采集三段信号,共得到300段信号,分别表示为I1~I75、II1~II75、III1~III75和IV1~IV75,每段信号的数据长度为600;

[0114] S4.2、再按照步骤S1~S3对每段信号进行处理及样本熵计算,并以脱氧血红蛋白变化量 Δ (Hb) 和氧合血红蛋白变化量 Δ (HbO₂) 的样本熵作为特征向量;

[0115] S4.3、将每种麻醉状态下20%的信号作为训练集,80%的信号作为测试集,通过支持向量机进行分类训练及测试;

[0116] S4.4、以准确率Ac、灵敏度Se和特异性Sp作为评价指标,对步骤S4.3中的测试结果进行评价;

[0117] 所述准确率Ac、灵敏度Se和特异性Sp的计算公式如下:

$$[0118] \quad Ac = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100\%$$

$$[0119] \quad Se = \frac{TP}{TP + FN} * 100\%$$

$$[0120] \quad Sp = \frac{TN}{TN + FP} * 100\%$$

[0121] 式中,TP表示将该麻醉状态下的患者正确分类为该类麻醉状态的个数;TN表示将不属于该麻醉状态下的患者正确分类为其他麻醉状态的个数;FP表示将该麻醉状态下的患者错误分类为其他麻醉状态的个数;FN表示将不属于该麻醉状态下的患者错误分类为该麻醉状态的个数。

[0122] 按上述公式计算得各类麻醉状态下支持向量机分类结果的准确率Ac、灵敏度Se和特异性Sp,如表1所示:

[0123] 表1各麻醉状态的支持向量机分类结果

[0124]

	准确率Ac (%)	灵敏度Se (%)	特异性Sp (%)
清醒状态I	88.33	81.67	100.00
轻度麻醉状态II	86.67	78.33	93.33
中度麻醉状态III	90.00	81.67	100.00
深度麻醉状态IV	93.33	85.00	95.00

[0125] 由表1可以看出,各麻醉状态下的分类结果均具有较高的准确率Ac、灵敏度Se和特异性Sp,整体分类效果较好,且对深度麻醉状态的分类准确率相对更高。

[0126] S5、麻醉状态预测

[0127] 在对患者进行术中体征信号实时采集的过程中,所采集的信号随着时间的增加逐渐累积,按照步骤S3计算得的样本熵的数量也逐渐增加,则形成样本熵的时间序列,再通过回归预测法,对样本熵的时间序列进行曲线拟合,即可对样本熵的变化趋势进行预测;以下以氧合血红蛋白变化量 Δ (HbO₂) 在30min内的样本熵为例,对其5min后的样本熵进行预测,其具体步骤如下:

[0128] S5.1、建立三次多项式回归模型,表示为

$$[0129] \quad y = a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + a_0$$

[0130] 式中: x 表示时间, y 表示样本熵值, a_0 、 a_1 、 a_2 和 a_3 表示回归系数;

[0131] S5.2、采用最小二乘法对三次多项式回归模型中的回归系数 a_0 、 a_1 、 a_2 和 a_3 进行计算,计算公式如下:

$$[0132] \quad A = (X^T X)^{-1} X^T y$$

$$[0133] \quad \text{式中: } A = (a_0, a_1, a_2, a_3)^{-1}, Y = (y_1, y_2, \dots, y_{30})^{-1}, X = \begin{bmatrix} 1, x_1, x_1^2, x_1^3 \\ 1, x_2, x_2^2, x_2^3 \\ \dots \dots \dots \\ 1, x_{30}, x_{30}^2, x_{30}^3 \end{bmatrix};$$

[0134] 本实施例中, $A = (-0.0139, 0.0647, -0.00274, 0.0000342)^{-1}$ 。

[0135] S5.3、对所得回归模型的拟合优度 R^2 进行计算,其计算公式如下:

$$[0136] \quad R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum(y - \hat{y})^2}{\sum(y - \bar{y})^2}$$

[0137] 式中:SSE表示残差平方和,SST表示总离差平方和; R^2 表示拟合优度,取值范围为0~1,其数值越接近1,表明拟合程度越高;

[0138] 本实施例中,所得回归模型的拟合优度 $R^2 = 0.9591$,其曲线拟合图如图2所示,表明该回归模型的拟合程度较高,能够较好地对本熵进行预测,因此,以 $y = 0.0000342x^3 - 0.00274x^2 + 0.0647x - 0.0139$ 为预测方程,对 $x = 35$ 时的样本熵值 y 进行计算,并按照步骤S4对所得样本熵进行麻醉状态分类,即可得到预测的麻醉状态。

[0139] 通过上述方式,本发明提供的基于体征信号分析的麻醉状态监测方法能够对患者的脑血氧信号、心率和呼吸频率进行采集与分析,去除心跳和呼吸对脑血氧信号的干扰,获得更加准确的脑血氧样本熵;同时,本发明还能够通过支持向量机和回归预测法对本熵进行分类与预测,进而实现对麻醉状态的分类及预测,保障患者的麻醉安全和手术的顺利进行。

[0140] 以上所述仅用以说明本发明的技术方案,而非对其进行限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

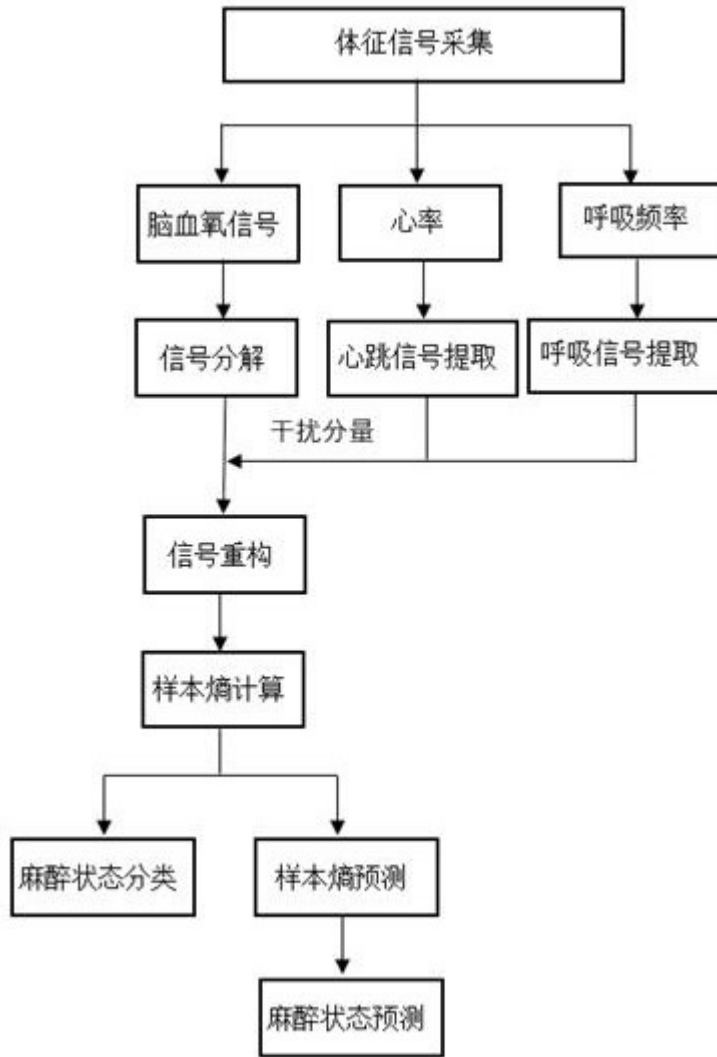


图1

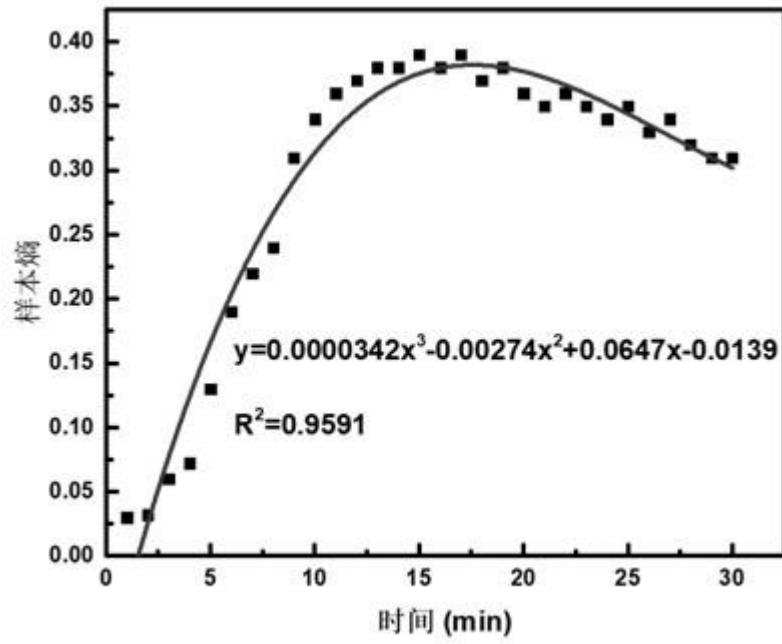


图2

专利名称(译)	一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法		
公开(公告)号	CN110755049A	公开(公告)日	2020-02-07
申请号	CN201911069599.3	申请日	2019-11-05
[标]申请(专利权)人(译)	张永顺		
申请(专利权)人(译)	张永顺		
当前申请(专利权)人(译)	张永顺		
[标]发明人	张永顺 张峰		
发明人	张永顺 张峰		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0402 A61B5/0205 A61B5/1455		
CPC分类号	A61B5/0075 A61B5/0205 A61B5/0402 A61B5/14553 A61B5/4821		
代理人(译)	姚艳梅		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于体征信号分析的麻醉状态监测方法，包括体征信号的实时采集、脑血氧信号的分解重构、样本熵计算、麻醉状态分类和麻醉状态预测；通过上述方式，本发明能够对患者的脑血氧信号、心率和呼吸频率进行采集与分析，去除心跳和呼吸对脑血氧信号的干扰，获得更加准确的脑血氧样本熵；同时，本发明还能够通过支持向量机和回归预测法对样本熵进行分类与预测，进而实现对麻醉状态的分类及预测，保障患者的麻醉安全和手术的顺利进行。

