



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110811556 A

(43)申请公布日 2020.02.21

(21)申请号 201911118032.0

(22)申请日 2019.11.15

(71)申请人 西安交通大学

地址 710049 陕西省西安市碑林区咸宁西路28号

(72)发明人 王刚 刘治安 施文 闫相国 李雅敏

(74)专利代理机构 西安智大知识产权代理事务所 61215

代理人 弋才富

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/145(2006.01)

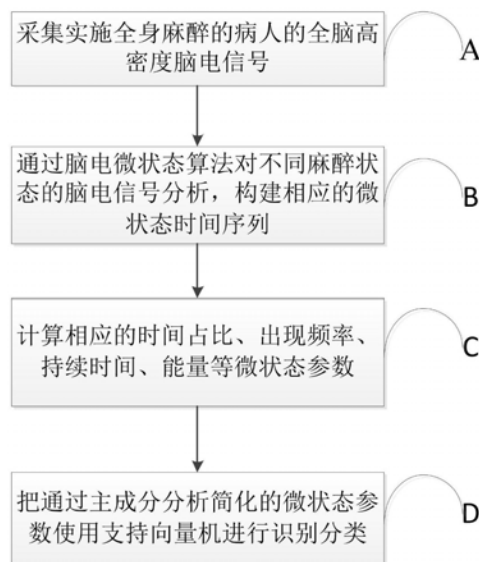
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54)发明名称

一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统及方法

(57)摘要

一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统及方法,系统包括脑电信号采集模块A、微状态时间序列构建模块B、微状态参数计算模块C和分类识别模块D四个模块,先用高密度脑电采集被试全脑脑电信号,然后根据微状态算法构建相应的微状态时间序列;再计算该时间序列的如时间占比、能量等微状态参数;接着通过主成分分析对微状态参数精简,得到特征值,使用支持向量机进行识别分类;本发明在把大脑作为一个有机整体的基础上,将脑电的时间信息和空间信息结合起来,反映脑电拓扑在时域上的特征,同时能够有效、准确地监测病人麻醉深度。



1. 一种基于脑电微状态的麻醉深度监测系统,包括脑电信号采集模块(A)、微状态时间序列构建模块(B)、微状态参数计算模块(C)和分类识别模块(D)四个模块;

所述的脑电信号采集模块(A):用于采集接受全身麻醉的样本不同麻醉状态下的脑电信号;

所述的微状态时间序列构建模块(B):先对脑电信号采集模块(A)采得的信号通过脑电微状态算法对不同麻醉状态的脑电信号进行分析,构建相应的微状态时间序列;

所述的微状态参数计算模块(C):根据得到的微状态时间序列,计算其相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数;

所述的分类识别模块(D):通过主成分分析简化获得的微状态参数,将其作为特征值输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的检测结果。

2. 基于权利要求1所述的一种基于脑电微状态的麻醉深度监测系统的监测方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 利用脑血氧信号采集模块(A)采集进行全身麻醉的样本在不同麻醉状态下的脑电信号;

(2) 利用微状态时间序列构建模块(B)对采得的信号通过脑电微状态算法对不同麻醉状态的脑电信号进行分析,构建相应的微状态时间序列;

(3) 利用微状态参数计算模块(C)根据得到的微状态时间序列,计算其相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数;

(4) 利用分类识别模块(D)先对得到的微状态参数进行主成分分析,将得到的特征值输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的检测结果。

3. 根据权利要求2所述的监测方法,其特征在于,所述步骤(2)具体包括:

(2.1) 对于测得的脑电信号,通过cross-validation和Krzanowski-Lai Criterion两种准则来决定微状态的理想个数;

(2.2) 提取脑电信号的全局能量谱(GFP,Global fieldpower)的峰值点,其中GFP的具体公式如下:

$$GFP = \sqrt{\left(\sum_i^K (V_i(t) - V_{mean}(t))^2\right) / K}$$

公式中,K代表总导联数, V_i 表示第*i*个导联的电位;

(2.3) 对GFP对应时刻的脑电信号通过Modified k-means算法来进行聚类,获得微状态拓扑,在聚类的同时,计算全局可解释方差GEV,通过计算100次GEV使得GEV最大来保证最终得到的微状态拓扑能最大程度克服Modified k-means算法的随机性;

(2.4) 将聚类出的微状态与原始脑电信号的GFP函数峰值点脑电进行空间相关性配对,取最高空间相关性的微状态拓扑作为此时的微状态,即标记此时刻的脑电为该微状态的序号;

空间相关性的公式如下:

$$C = \frac{\sum_i^n (u_i \cdot v_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2}}$$

式中,C为空间相关性, N_e 为导联数量,u为Map u的脑电地形图,v为Map v的脑电地形图,

i为第i个导联；

(2.5) 对其余的脑电信号根据最近的GFP峰值对应微状态进行标记,即可得到相应麻醉状态的微状态序列。

4. 根据权利要求2所述的监测方法,所述步骤(3)具体包括:

计算得到的微状态序列的微状态参数,分别如下:

(3.1) 时间占比Coverage:即每一种微状态在总时间里的占比;

(3.2) 出现频率Occurrence:即在指定的时间内某一种微状态出现的次数,这个时间通常设定为1秒;

(3.3) 持续时间Duration:即某一微状态每次出现的平均长度,等于该微状态出现的总时长除以出现的总次数;

(3.4) 能量Power:即某一微状态k拓扑下各脑电通道的能量总和 P_k ,其计算公式如下:

$$P_k = \frac{\sum_{t=1}^{L_s} \sum_{i=1}^{N_k} \|s_i(t)\|^2 \cdot \gamma_{k,t}}{L_s}$$

式中, P_k 表示微状态k的能量, s_i 为第i个导联的脑电信号, $\gamma_{k,t}$ 在时间t标记为微状态k时等于1,否则为0, L_s 是该麻醉状态下微状态时间序列的长度。

一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统与方法

技术领域

[0001] 本发明涉及生物医学信号处理技术领域,特别涉及一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统与方法。

背景技术

[0002] 麻醉,尤其是全身麻醉,是临床治疗比较常见的手段。一般而言,在手术过程中,通过吸入麻醉药物或者静脉注射,对病人的中枢神经进行抑制,使病人表现出失去意识、运动功能下降、疼痛刺激反应消失等状态,使病人失去对术中痛觉的记忆,增加手术的安全性,进而方便手术进行。麻醉深度监测,是保障临床手术中麻醉质量的重要方法。如果麻醉深度过重,不仅会增加用药成本,而且会延长患者苏醒时间,甚至对神经系统造成麻醉后遗症。而如果麻醉程度较浅,则有可能导致患者“术中知晓”,不仅影响手术正常进行,还会给患者造成极大的身体和心灵上的创伤。

[0003] 在临床中,关于麻醉深度监测还没有通用的“金标准”,在实际临床中,应用比较广泛的,主要有基于患者临床体征的监测方法以及基于脑电信号的监测方法。前者中应用较广的,主要是最低肺泡浓度(minimum alveolar concentration,MAC)监测,定义是在创伤性刺激下50%的受试者无回应时吸入麻醉药物在肺泡气内的浓度,缺点是只能应用于评价吸入式麻醉药效,无法用于评价静脉麻醉及混合麻醉的深度。后者,主要为监测自发脑电的脑电双谱指数(Bispectral Index,BIS)和监测诱发脑电的听觉诱发电位(Auditory Evoked Potentials,AEP)。BIS是一种无量纲参数,规定在0-100的范围内,当受试者处于绝对清醒时,BIS评估为100;处于最深度麻醉时评估为0。但是BIS对药物有很强的依赖性,例如其与异氟醚和N₂O就无相关性。其次,BIS对不同人种也有较大的差异性。再者,BIS有时不能预测病人的苏醒时间及恢复过程。AEP则是利用病人对于一个重复声音刺激所产生的听觉诱发电位来监测麻醉深度,可以反映丘脑及初级听觉皮层的神经元活动,并且其不受阿片类和诱导药物的影响。但是,AEP监测仪容易受到周围环境的影响,同时,AEP依赖于人的听觉,导致患有听力问题的病人很难使用到这种方法。

发明内容

[0004] 为了克服以上方法存在的问题,本发明提供了一种基于脑电微状态的麻醉监测系统与方法,脑电微状态被认为能够代表全局头皮电场活动,能够结合脑电的时间信息和空间信息,很好地反应脑电拓扑在时域上的特征;通过构建被试在不同状态下的脑电微状态时间序列,以及各个微状态相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数。再通过主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)对微状态参数进行特征简约,然后输入到支持向量机(Support Vector Machine,SVM)中,用于麻醉状态监测,区分被试的清醒和麻醉状态。在方法将大脑作为一个有机整体,利用脑电微状态对麻醉深度进行监测,同时结合SVM分类器,具有较高的正确率和灵敏度。

[0005] 为了达到上述目的,本发明具体技术方案为:

[0006] 一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统,包括脑电信号采集模块(A)、微状态时间序列构建模块(B)、微状态参数计算模块(C)和分类识别模块(D)四个模块;

[0007] 所述的脑电信号采集模块(A):用于采集接受全身麻醉的样本不同麻醉状态下的脑电信号;

[0008] 所述的微状态时间序列构建模块(B):先对脑电信号采集模块(A)采得的信号通过脑电微状态算法对不同麻醉状态的脑电信号进行分析,构建相应的微状态时间序列;

[0009] 所述的微状态参数计算模块(C):根据得到的微状态时间序列,计算其相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数;

[0010] 所述的分类识别模块(D):通过主成分分析简化获得的微状态参数,将其作为特征值输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的检测结果。

[0011] 一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统的监测方法,包括以下步骤:

[0012] (1)利用脑血氧信号采集模块(A)采集进行全身麻醉的样本在不同麻醉状态下的脑电信号;

[0013] (2)利用微状态时间序列构建模块(B)对采得的信号通过脑电微状态算法对不同麻醉状态的脑电信号进行分析,构建相应的微状态时间序列;

[0014] (3)利用微状态参数计算模块(C)根据得到的微状态时间序列,计算其相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数;

[0015] (4)利用分类识别模块(D)先对得到的微状态参数进行主成分分析,将得到的特征值输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的检测结果。

[0016] 所述步骤(2)具体包括:

[0017] (2.1)对于测得的脑电信号,通过cross-validation(CV)和Krzanowski-Lai Criterion(KL)两种准则来决定微状态的理想个数;

[0018] (2.2)提取脑电信号的全局能量谱GFP(Global field power)的峰值点,其中GFP的具体公式如下:

$$[0019] \quad GFP = \sqrt{\frac{\sum_i^K (V_i(t) - V_{mean}(t))^2}{K}}$$

[0020] 公式中,K代表总导联数, V_i 表示第i个导联的电位;

[0021] (2.3)对GFP对应时刻的脑电信号通过Modified k-means算法来进行聚类,获得微状态拓扑,在聚类的时候,计算全局可解释方差(Global Explained Variance,GEV),通过计算100次GEV使得GEV最大来保证最终得到的微状态拓扑能最大程度克服Modified k-means算法的随机性;

[0022] (2.4)将聚类出的微状态与原始脑电信号的GFP函数峰值点脑电进行空间相关性配对,取最高空间相关性的微状态拓扑作为此时的微状态,即标记此时刻的脑电为该微状态的序号(如A、B、C等);

[0023] 空间相关性的公式如下:

$$[0024] \quad C = \frac{\sum_i^n (u_i \cdot v_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2}}$$

[0025] 式中,C为空间相关性, N_e 为导联数量,u为Map u的脑电地形图,v为Map v的脑电地

形图, i 为第 i 个导联;

[0026] (2.5) 对其余的脑电信号根据最近的GFP峰值对应微状态进行标记, 即可得到相应麻醉状态的微状态序列。

[0027] 所述步骤(3)具体包括:

[0028] 计算得到的微状态序列的微状态参数, 分别如下:

[0029] (3.1) 时间占比 (Coverage): 即每一种微状态在总时间里的占比;

[0030] (3.2) 出现频率 (Occurrence): 即在指定的时间内某一种微状态出现的次数, 这个时间设定为1秒;

[0031] (3.3) 持续时间 (Duration): 即某一微状态每次出现的平均长度, 等于该微状态出现的总时长除以出现的总次数;

[0032] (3.4) 能量 (Power): 即某一微状态 k 拓扑下各脑电通道的能量总和 P_k , 其计算公式如下:

$$[0033] \quad P_k = \frac{\sum_{t=1}^{L_s} \sum_{i=1}^{N_e} \|s_i(t)\|^2 \cdot \gamma_{k,t}}{L_s}$$

[0034] 式中, P_k 表示微状态 k 的能量, s_i 为第 i 个导联的脑电信号, $\gamma_{k,t}$ 在时间 t 标记为微状态 k 时等于1, 否则为0, L_s 是该麻醉状态下微状态时间序列的长度。

[0035] 本发明的优势在于: 本发明通过脑电微状态和SVM相结合, 提供了一种连续监测病人麻醉深度的方法。在把大脑作为一个有机整体的基础上, 能够将脑电的时间信息和空间信息结合起来, 更好地反映脑电拓扑在时域上的特征, 同时能够有效、准确地监测病人麻醉深度。而且可以针对不同群体对病人的麻醉特异性问题提供一定的解决方案。

附图说明

[0036] 图1是本发明的流程图。

[0037] 图2是微状态理想个数的选取结果图。

[0038] 图3是20例被试每个麻醉阶段的微状态拓扑聚类结果图。

[0039] 图4是20例被试每个微状态在不同麻醉阶段的全局可解释方差箱型图。

[0040] 图5是20例被试的BS微状态与所有麻醉阶段微状态的空间相关性图。

[0041] 图6是20例被试不同麻醉阶段的各微状态时间占比箱型图。

[0042] 图7是20例被试不同麻醉阶段的各微状态出现频率箱型图。

[0043] 图8是20例被试不同麻醉阶段的各微状态持续时间箱型图。

[0044] 图9是20例被试不同麻醉阶段的各微状态能量箱型图。

[0045] 图10是SVM对BS-ML和BS-MD麻醉阶段的分类结果的ROC曲线图。

具体实施方式

[0046] 下面结合附图对本发明做详细叙述。以下实施例用于说明本发明, 但不用来限制本发明的范围。

[0047] 参照图1, 一种基于脑电微状态的麻醉深度监测系统, 包括脑电信号采集模块(A)、微状态时间序列构建模块(B)、微状态参数计算模块(C)和分类识别模块(D)四个模块,

[0048] 所述的脑电信号采集模块(A):用于采集接受全身麻醉的样本不同麻醉状态下的脑电信号;

[0049] 所述的微状态时间序列构建模块(B):先对脑电信号采集模块(A)采得的信号通过脑电微状态算法对不同麻醉状态的脑电信号进行分析,构建相应的微状态时间序列;

[0050] 所述的微状态参数计算模块(C):根据得到的微状态时间序列,计算其相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数;

[0051] 所述的分类识别模块(D):通过主成分分析简化获得的微状态参数,将其作为特征值输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的检测结果。

[0052] 本实施例是基于上述监测系统的检测方法,包括以下步骤:

[0053] (1)利用脑电信号采集模块(A)对20例进行全身麻醉的被试进行全脑脑电信号进行采集。

[0054] 所述步骤(1)具体包括:

[0055] (1.1)所采集的20例被试无心脑血管疾病,且进行非头部相关手术;

[0056] (1.2)实验分为四个阶段,分别为闭眼静息态、轻度麻醉、中度麻醉和恢复态,分别标记为Baseline(BS),Mild sedation(ML),Moderate sedation(MD)和Recovery(RC),在每个阶段通过数字注射泵控制被试血浆中恒定注射丙泊酚10分钟(浓度分别为ML:0.6 μ g/ml,MD:1.2 μ g/ml);

[0057] (1.3)采样长度大约为7分钟,使用128导联的高密度EEG进行采集(单位为 μ V;采样频率为250Hz);

[0058] (1.4)每人约7分钟的EEG信号并不是连续的,而是通过EEGLAB分为若干长度为10秒的数据段(epochs)。四个麻醉阶段对应的有效可分析epoch数量的平均数(标准差)分别为:38(5),39(4),38(4)和40(2)。

[0059] (1.5)对采集的信号进行预处理,包括修正基线,去伪迹和噪声,并在频段为0.5-45Hz的频率范围进行滤波;

[0060] (1.6)最后得到的用于后续研究的数据为91导联的脑电数据。

[0061] (2)对脑电信号采集模块(A)采得的信号通过脑电微状态算法对不同麻醉状态的脑电信号进行分析,构建相应的微状态时间序列;

[0062] 所述步骤(2)具体包括:

[0063] (2.1)对于测得的脑电信号,通过cross-validation(CV)和Krzanowski-Lai Criterion(KL)两种准则来决定微状态的理想个数(取3以后的第一个最大值对应个数),在本例中,如图2所示,虽然在BS和RC时期的理想状态数为4,但ML和MD时期的理想状态数是5,故而为了分析的统一性和合理性,本例将微状态的最佳理想状态数定为5个;

[0064] (2.2)提取脑电信号的全局能量谱(GFP,Global field power)的峰值点,其中GFP的具体公式如下:

$$[0065] \quad GFP = \sqrt{\left(\sum_i^K (V_i(t) - V_{mean}(t))^2\right) / K}$$

[0066] 公式中,K代表总导联数, V_i 表示第i个导联的电位。

[0067] 然后提取GFP局部最大值对应时刻的91导脑电数据;

[0068] (2.3)对GFP对应时刻的脑电信号通过Modified k-means算法来进行聚类,获得微

状态拓扑。在本例中,聚类分两次进行。第一次聚类,对于每个人的每个信号段聚类出10个拓扑;第二次聚类,则对第一次的聚类拓扑结果,进行每个麻醉状态下的聚类,每个状态聚类出5个最终拓扑,如图3所示。因为全局可解释方差(Global Explained Variance,GEV)能表示某一种给定的微状态对总方差的解释程度,所以在聚类的同时,计算100次GEV使得GEV最大来保证最终得到的微状态拓扑能最大程度克服Modified k-means算法的随机性;

[0069] (2.4) 将聚类出的微状态与原始脑电信号的GFP函数峰值点脑电进行空间相关性配对,取最高空间相关性的微状态拓扑作为此时的微状态,即标记此时刻的脑电为该微状态的序号(即A、B、C、D和F)。其中微状态A、B、C、D为公认的经典脑电微状态,微状态F主要呈现为一个峰值位于头皮后部中央的拓扑,与Custo等人在2017年结合功能核磁共振定义的7个脑电微状态中定义微状态F接近,故本例中的第五个微状态定义为微状态F。

[0070] 空间相关性的公式如下:

$$[0071] \quad C = \frac{\sum_i^n (u_i \cdot v_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2}}$$

[0072] 式中,C为空间相关性, N_e 为导联数量,u为Map u的脑电地形图,v为Map v的脑电地形图,i为第i个导联;

[0073] (2.5) 对其余的脑电信号根据最近的GFP峰值对应微状态进行标记,标记的原则为:某一时刻的脑电微状态与离它最近的已标记GFP峰值对应脑电微状态一致。然后即可得到相应麻醉状态的微状态序列。

[0074] 各个微状态在各麻醉阶段的全局可解释方差箱型图如图4所示,这五种微状态一起解释了不同被试、不同麻醉状态脑电数据里超过60%的GFP峰值方差,其中,微状态C的可解释性(即GEV)在四个状态下一直都是最高的。同时,通过计算BS的微状态拓扑与其他三个状态的微状态拓扑之间的空间相关性得到图5,发现相似拓扑之间的状态间差异性十分小,且BS的拓扑与其他三个状态的对应拓扑之间具有非常高的空间相关性(均值:97.1%,标准差:3.6%),这五种微状态在意识转移的过程中是稳定存在的,没有任何一种微状态突然的出现与消失。

[0075] (3) 利用微状态参数计算模块(C)根据得到的微状态时间序列,计算其相应的时间占比、出现频率、持续时间、能量等微状态参数。

[0076] 所述步骤(3)具体包括:

[0077] 计算得到的微状态序列的微状态参数,分别如下:

[0078] (3.1) 时间占比(Coverage):即每一种微状态在总时间里的占比,结果如图6所示;

[0079] (3.2) 出现频率(Occurrence):即在指定的时间内某一种微状态出现的次数,这个时间通常设定为1秒,结果如图7所示;

[0080] (3.3) 持续时间(Duration):即某一微状态每次出现的平均长度,等于该微状态出现的总时长除以出现的总次数,结果如图8所示;

[0081] (3.4) 能量(Power):即某一微状态k拓扑下各脑电通道的能量总和 P_k ,其计算公式如下:

$$[0082] \quad P_k = \frac{\sum_{t=1}^{L_s} \sum_{i=1}^{N_s} \|s_i(t)\|^2 \cdot \gamma_{k,t}}{L_s}$$

[0083] 式中, P_k 表示微状态k的能量, s_i 为第i个导联的脑电信号, $\gamma_{k,t}$ 在时间t标记为微状态k时等于1, 否则为0, L_s 是该麻醉状态下微状态时间序列的长度, 结果如图9所示。

[0084] 根据各参数的结果, 微状态A和B的参量在麻醉过程中都相对比较稳定, 只有在个别参量的状态间事后配对t检验中出现了一些显著差别。微状态C的平均持续时间在BS和MD之间出现了急剧减小 ($p=0.005, t=3.17$), 覆盖率在ML和MD之间也出现了这种变化 (ML-MD: $t=3.10$)。尽管随着麻醉深入, 微状态C的几个参数都出现了或多或少的下降, C仍然是五个微状态中最为重要的一个微状态, 这反应在了各项参数的绝对值大小上。对于微状态D, 仅在微状态持续时间这一个参数上出现了显著下降。而十分值得注意的是, 新出现的微状态F, 在麻醉过程中, 各个指标上都出现了十分显著的变化。首先, 随着麻醉的深入, 它出现地更频繁了 (BS-MD: $p<0.001, t=-6.21$), 其次, 其在覆盖率上也有了一个显著的上升 (BS-MD: $p<0.001, t=-5.04$)。微状态F的这些变化在麻醉恢复时又消失, 并恢复到与BS相近的水平。

[0085] (4) 利用分类识别模块 (D) 先对得到的微状态参数进行主成分分析, 将得到的特征值输入到SVM进行模式识别分类, SVM的二分类结果即为麻醉深度的检测结果。

[0086] 所述步骤 (4) 具体包括:

[0087] (4.1) 选取每个受试者在BS、ML和MD状态下的基本微观状态参数 (即时间占比、出现频率、持续时间和能量) 作为特征, 然后采用主成分分析 (提取最大99%方差) 去处冗余的特征;

[0088] (4.2) 然后将简约之后的特征输入SVM (线性核, $c=1$) 中进行训练和测试;

[0089] (4.3) 结果用留一法交叉验证 (Leave-One-Out Cross Validation, LOOCV) 进行了验证。由于在LOOCV期间对每个被试进行了一次测试, 因此将其结果提取出来以生成接收器工作特性 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线。在绘制AUC的过程中, 根据二分类方式将数据分成为正类和负类两种, 反映所有数据中判断正确率标准的正确率 (accuracy) 与反映正类数据中判断正确率标准的灵敏度 (sensitivity) 的计算公式如下所示:

$$[0090] \quad accuracy = \frac{TP + TN}{TN + FP + TP + FN}$$

$$[0091] \quad sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

[0092] 式中: TP判断为正类, 实际为正类的数据数目; FN判断为负类, 实际为正类的数据数目。TN判断为负类, 实际为负类的数据数目; FP判断为正类, 实际为负类的数据数目。

[0093] 在本发明中, 定义麻醉阶段的数据为正类, 清醒阶段的数据为负类, 绘制结果如图10所示。

[0094] 曲线下面积 (Area Under Curve, AUC) 现实SVM对BS和MD的分类为0.948, 对BS和ML的分类为0.675, 准确度分别为0.89 (BS-MD) 和0.68 (BS-ML), 召回率分别为0.88 (BS-MD) 和0.65 (BS-ML)。表明该方法对区分清醒和麻醉状态表现出良好的区分能力, 具有较高的操作性和应用价值。

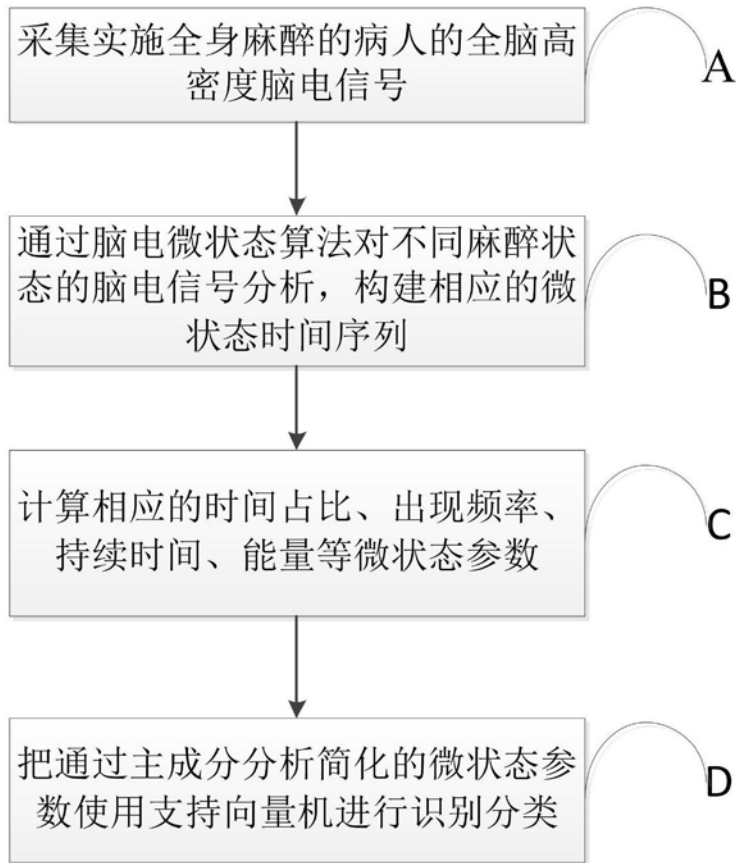


图1

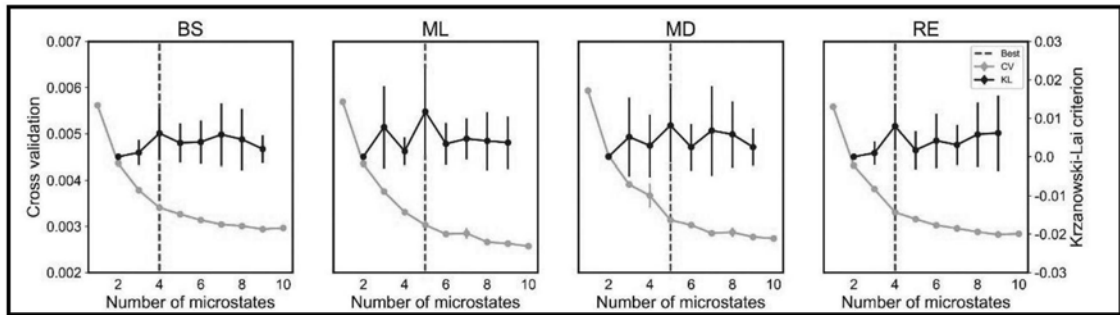


图2

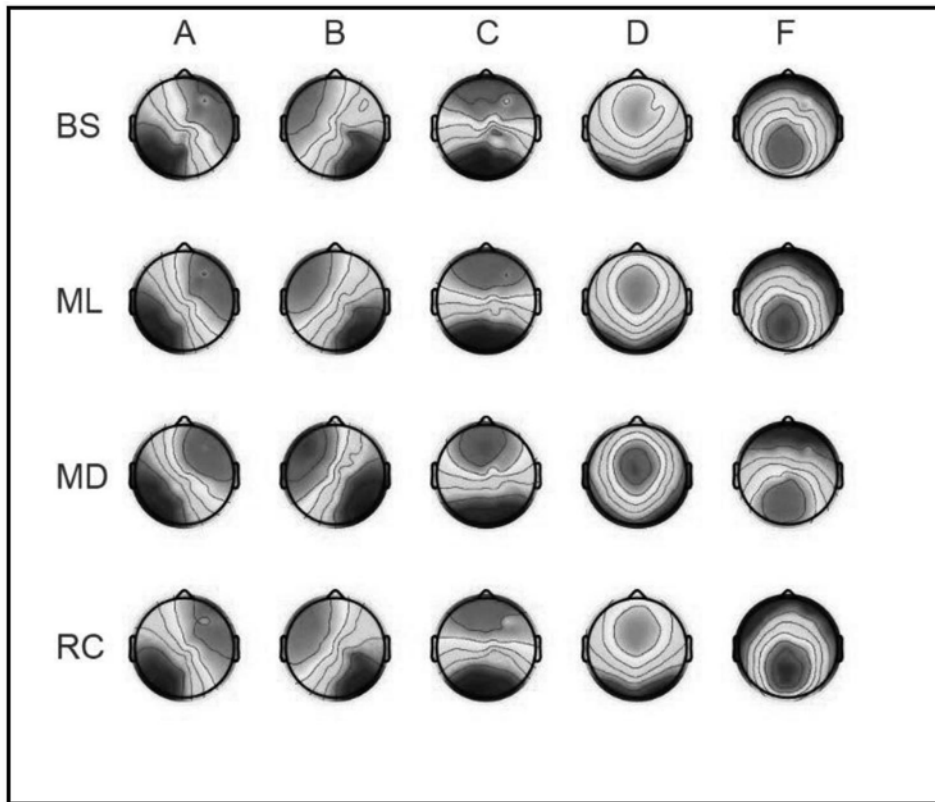


图3

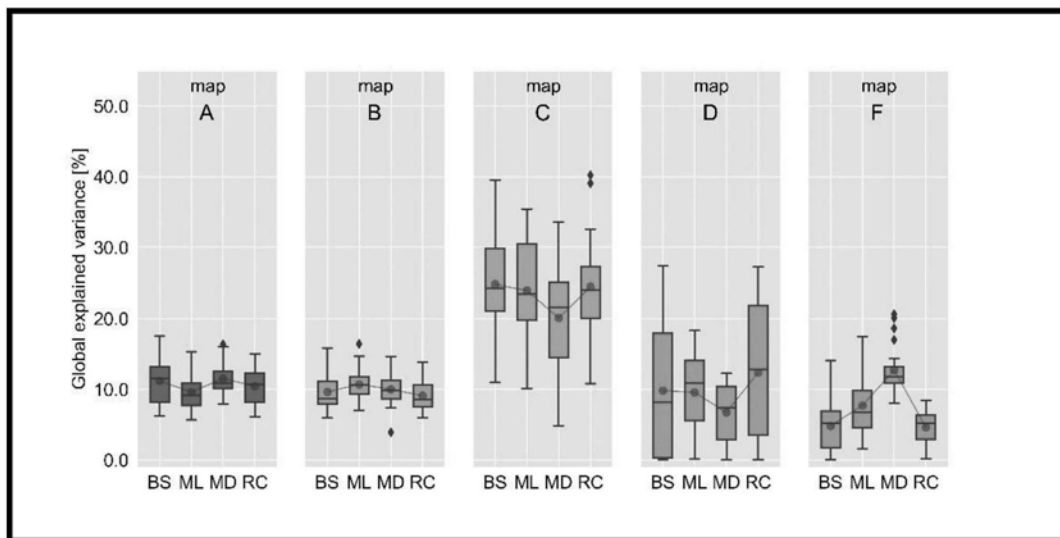


图4

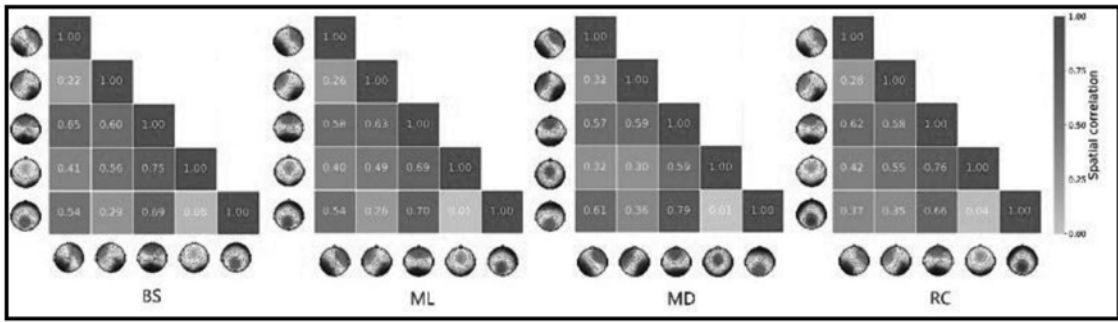


图5

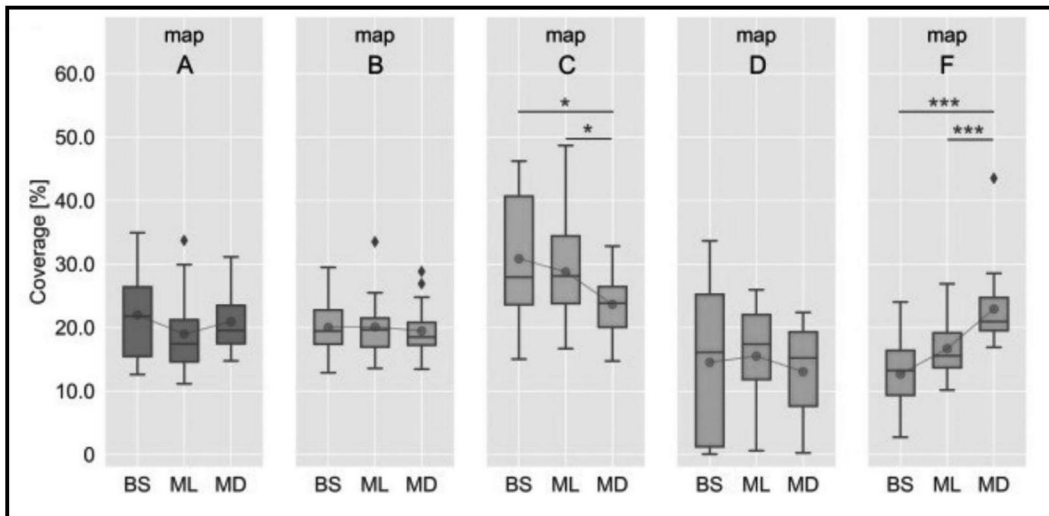


图6

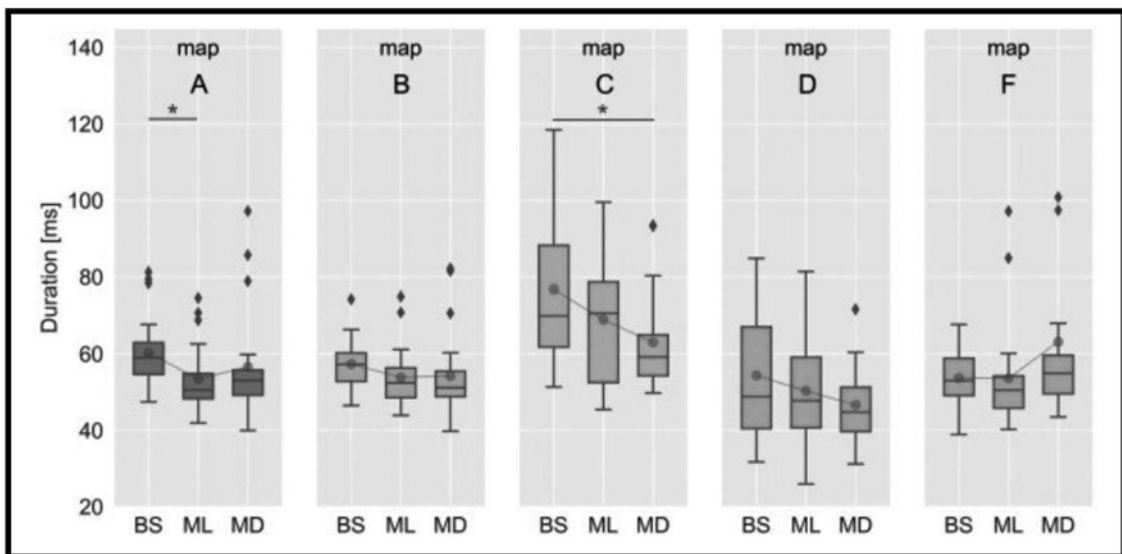


图7

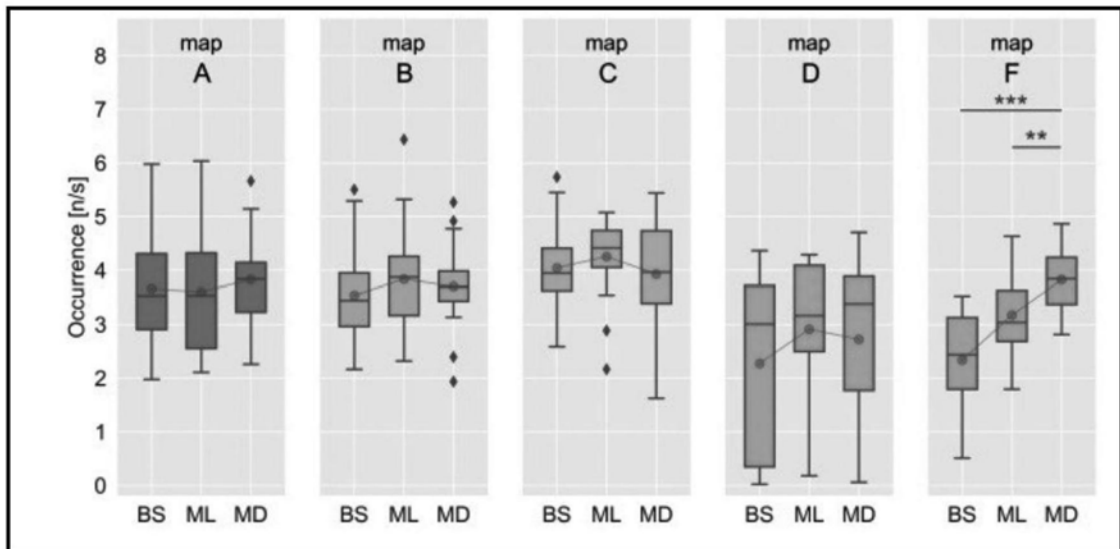


图8

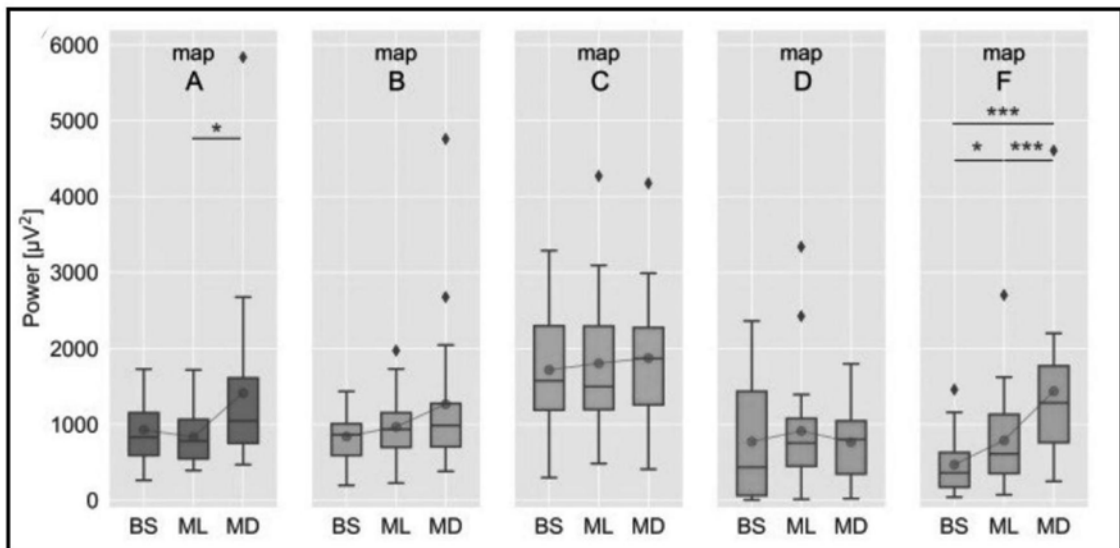


图9

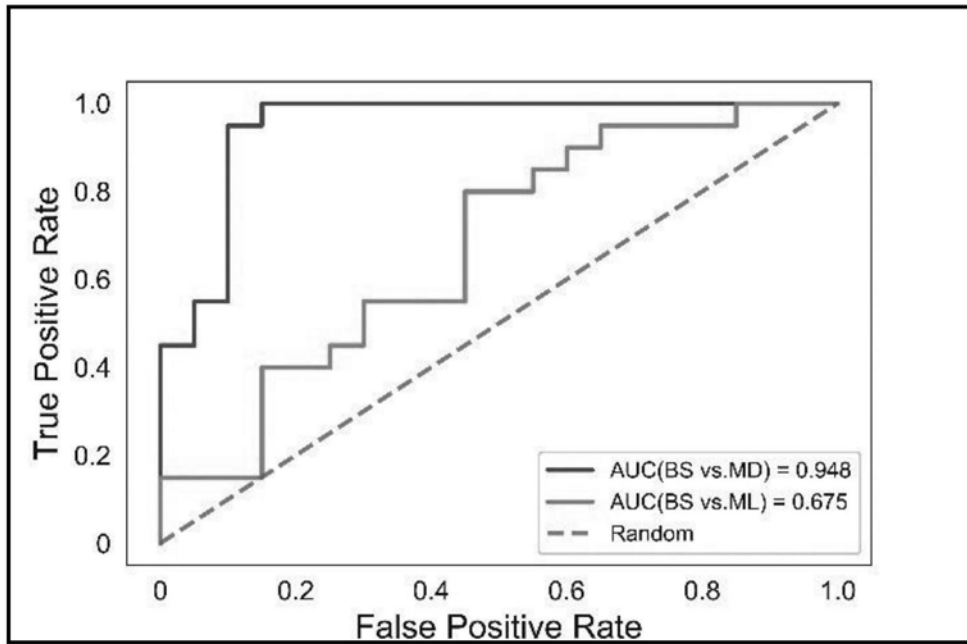


图10

专利名称(译)	一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统和方法		
公开(公告)号	CN110811556A	公开(公告)日	2020-02-21
申请号	CN201911118032.0	申请日	2019-11-15
[标]申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
[标]发明人	王刚 刘治安 施文 闫相国 李雅敏		
发明人	王刚 刘治安 施文 闫相国 李雅敏		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476 A61B5/145		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/14542 A61B5/4821 A61B5/7235 A61B5/7253 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于脑电微状态分析的麻醉深度监测系统和方法，系统包括脑电信号采集模块A、微状态时间序列构建模块B、微状态参数计算模块C和分类识别模块D四个模块，先用高密度脑电采集被试全脑脑电信号，然后根据微状态算法构建相应的微状态时间序列；再计算该时间序列的如时间占比、能量等微状态参数；接着通过主成分分析对微状态参数精简，得到特征值，使用支持向量机进行识别分类；本发明在把大脑作为一个有机整体的基础上，将脑电的时间信息和空间信息结合起来，反映脑电拓扑在时域上的特征，同时能够有效、准确地监测病人麻醉深度。

