



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110811557 A
(43)申请公布日 2020.02.21

(21)申请号 201911118047.7

(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)

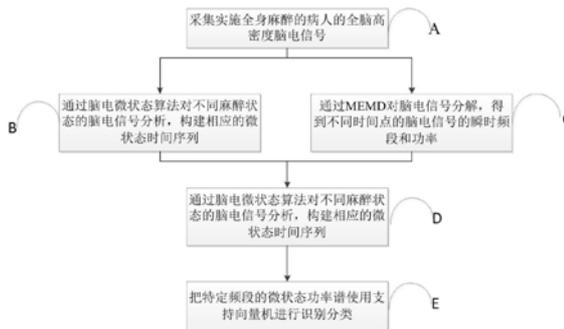
权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种基于微状态功率谱分析的麻醉深度监测系统及方法

(57)摘要

一种基于微状态功率谱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、脑电时-频信息计算模块C、微状态功率谱构建模块D和分类识别模块E五个模块,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;同时通过MEMD对脑电信号信号进行分解,得到不同时间点的脑电信号的瞬时频段和功率,进而得到各通道的希尔伯特谱;再将微状态时间序列构和脑电态时-频信息相结合,得到不同频率的微状态功率谱;接着不同频段的微状态功率谱分别为特征输入到SVM进行模式识别分类;本发明利用脑电微状态及其时-频信息对麻醉深度进行监测,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,其特征在于,包括脑电信号采集模块(A)、微状态时间序列构建模块(B)、脑电时-频信息计算模块(C)、微状态功率谱构建模块(D)和分类识别模块(E)五个模块;

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;

所述的脑电时-频信息计算模块(C)通过MEMD对脑电信号采集模块(A)得到的信号进行分解,得到不同时间点的脑电信号的瞬时频段和功率,进而得到各通道的希尔伯特谱;

所述的微状态功率谱构建模块(D)将微状态时间序列构建模块(B)得到的微状态时间序列和脑电时-频信息计算模块(C)得到的脑电信号瞬时频率和功率信息相结合,得到不同频率的微状态功率谱;

所述的分类识别模块(E)将微状态功率谱构建模块(D)得到的不同频段的微状态功率谱分别为特征输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的监测结果。

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) 利用脑电时-频信息计算模块(C)通过MEMD对脑电信号进行分解,得到不同时间点的脑电信号的瞬时频率和功率,进而得到各通道的希尔伯特谱;

(4) 利用微状态功率谱构建模块(D)将得到的微状态时间序列和脑电信号瞬时频率和功率信息相结合,得到不同频段的微状态功率谱;

(5) 利用分类识别模块(E)对得到的不同频段的微状态功率谱作为特征值,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。

3. 根据权利要求2所述的监测方法,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:

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

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:

(3.1) 通过MEMD获得原始信号的本征模态函数IMFs,表达为如下形式:

$$s(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t)$$

式中,s(t)为n通道的EEG信号, $c_i(t)$ 为本征模态函数;r(t)为余量函数;

(3.2) 希尔伯特变换来计算瞬时频率和能量来做短时傅里叶分析;对第j个通道,第i个IMF($c_{ij}(t)$)的希尔伯特变换如下所示:

$$H(c_{ij}(t)) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_{ij}(\tau)}{t-\tau} d\tau$$

其中P代表柯西主值;

(3.3) 进一步得到相应的瞬时幅值和频率,如下所示:

$$a_{ij}(t) = |c_{ij}(t) + jH(c_{ij}(t))|$$

$$\theta_{ij}(t) = \arctan\left(\frac{H(c_{ij}(t))}{c_{ij}(t)}\right)$$

$$\omega_{ij}(t) = \frac{d\theta_{ij}(t)}{dt}$$

其中 $a_{ij}(t)$ 表示瞬时幅值, $\theta_{ij}(t)$ 表示瞬时相位, $\omega_{ij}(t)$ 表示瞬时频率,进而得到各个通道的希尔伯特谱,比如对于通道j在t时刻的 ω 频率下的希尔伯特谱就可表示为 $H_j(\omega, t)$ 。

5. 根据权利要求2所述的监测方法,所述步骤(4)具体包括:

(4.1) 根据确定好的微状态时间序列,把得到的脑电信号功率谱标记上不同的功率谱,进而获得不同微状态各自的希尔伯特谱,对于微状态k,对应的希尔伯特功率谱 $h_k(\omega)$ 即为:

$$h_k(\omega) = \frac{\sum_{j=1}^n \int_{T_k} H_j(\omega, t)^2 dt}{L_s}$$

其中总时长为 L_s , T_s 为该微状态k对应的时间长度,n为总通道数;

(4.2) 再针对选定的频率范围,得到微状态对应的不同频段的功率谱:

$$E_k = \int_{\omega_0} h_k(\omega) d\omega$$

式中 E_k 为微状态 k 对应的功率谱, ω_0 为选定的频率范围。

一种基于微状态功率谱分析的麻醉深度监测系统及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及生物医学信号处理技术领域,尤其涉及一种基于微状态功率谱分析的麻醉深度监测系统及方法。

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,本发明的目的在于提供了一种基于微状态功率谱分析的麻醉深度监测系统及方法,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,能够很好地反应脑电拓扑在时域上的特征,而通过结合微状态序列在频域的功率谱,可以从时-频域上更全面的监测大脑的麻醉深度变化,通过构建被试在不同状态下的脑电微状态时间序列,然后结合多元经验模态分解(Multivariate Empirical Mode Decomposition,MEMD),得到不同微状态的任意时刻的不同频段的功率谱,然后将得到的微状态功率谱作为特征输入到支持向量机(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;本发明将大脑作为一个有机整体,利用脑电微状态及其时-频信息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] 一种基于微状态功率谱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)、脑电时-频信息计算模块(C)、微状态功率谱构建模块(D)和分类识别模块(E)五个模块;

[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)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] 所述的脑电时-频信息计算模块(C)通过MEMD对脑电信号采集模块(A)得到的信号进行分解,得到不同时间点的脑电信号的瞬时频段和功率,进而得到各通道的希尔伯特谱;

[0010] 所述的微状态功率谱构建模块(D)将微状态时间序列构建模块(B)得到的微状态时间序列和脑电时-频信息计算模块(C)得到的脑电信号瞬时频率和功率信息相结合,得到不同频率的微状态功率谱;

[0011] 所述的分类识别模块(E)将微状态功率谱构建模块(D)得到的不同频段的微状态功率谱分别为特征输入到SVM进行模式识别分类,SVM的二分类结果即为麻醉深度的监测结果。

[0012] 一种基于微状态功率谱分析的麻醉深度监测系统的监测方法,包括以下步骤:

[0013] (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;

[0014] (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;

[0015] (3)利用脑电时-频信息计算模块(C)通过MEMD对脑电信号进行分解,得到不同时间点的脑电信号的瞬时频率和功率,进而得到各通道的希尔伯特谱;

[0016] (4)利用微状态功率谱构建模块(D)将得到的微状态时间序列和脑电信号瞬时频率和功率信息相结合,得到不同频段的微状态功率谱;

[0017] (5)利用分类识别模块(E)对得到的不同频段的微状态功率谱作为特征值,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。

[0018] 所述步骤(2)具体包括:

[0019] (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;

[0020] (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:

$$[0021] \quad GFP = \sqrt{\left(\sum_i^K (V_i(t) - V_{mean}(t))^2\right) / K}$$

[0022] 公式中,K代表总导联数, V_i 表示第i个导联的电位;

[0023] (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GEV(Global Explained Variance),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；

[0024] (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；

[0025] 空间相关性的公式如下：

$$[0026] \quad C = \frac{\sum_{i=1}^n (u_i \cdot v_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2}}$$

[0027] 式中,C为空间相关性,n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；

[0028] (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。

[0029] 所述步骤(3)具体包括：

[0030] (3.1) 通过MEMD获得原始信号的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMFs),表达为如下形式：

$$[0031] \quad \mathbf{s}(t) = \sum_{i=1}^n \mathbf{c}_i(t) + \mathbf{r}(t)$$

[0032] 式中,s(t)为n通道的EEG信号,c_i(t)为本征模态函数;r(t)为余量函数；

[0033] (3.2) 通过希尔伯特变换计算瞬时频率和能量来做短时傅里叶分析；对第j个通道,第i个IMF(c_{ij}(t))的希尔伯特变换如下所示：

$$[0034] \quad H(c_{ij}(t)) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_{ij}(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

[0035] 其中P代表柯西主值；

[0036] (3.3) 进一步得到相应的瞬时幅值和频率,如下所示：

$$[0037] \quad a_{ij}(t) = |c_{ij}(t) + jH(c_{ij}(t))|$$

$$[0038] \quad \theta_{ij}(t) = \arctan\left(\frac{H(c_{ij}(t))}{c_{ij}(t)}\right)$$

$$[0039] \quad \omega_{ij}(t) = \frac{d\theta_{ij}(t)}{dt}$$

[0040] 其中a_{ij}(t)表示瞬时幅值,θ_{ij}(t)表示瞬时相位,ω_{ij}(t)表示瞬时频率,进而得到各个通道的希尔伯特谱,比如对于通道j在t时刻的ω频率下的希尔伯特谱就可表示为H_j(ω,t)。

[0041] 所述步骤(4)具体包括：

[0042] (4.1) 根据确定好的微状态时间序列,把得到的脑电信号功率谱标记上不同的功率谱,进而获得不同微状态各自的希尔伯特谱,对于微状态k,它对应的希尔伯特功率谱h_k(ω)即为：

$$[0043] \quad h_k(\omega) = \frac{\sum_{j=1}^n \int_{T_k} H_j(\omega, t)^2 dt}{L_s}$$

[0044] 其中总时长为 L_s , T_s 为该微状态 k 对应的时间长度, n 为总通道数;

[0045] (4.2) 再针对选定的频率范围, 就能得到微状态对应的不同频段的功率谱:

$$[0046] \quad E_k = \int_{\omega_0} h_k(\omega) d\omega$$

[0047] 式中 E_k 为微状态 k 对应的功率谱, ω_0 为选定的频率范围。

[0048] 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, 利用脑电微状态及其时-频信息对麻醉深度进行监测, 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

[0049] 图1是本发明的流程图。

[0050] 图2是微状态理想个数的选取结果图。

[0051] 图3是20例被试每个麻醉阶段的微状态拓扑聚类结果图。

[0052] 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。

[0053] 图5是20例被试的微状态功率谱结果图。

[0054] 图6是SVM对BS-ML麻醉阶段在5个子频段的分类结果的ROC曲线图。

[0055] 图7是SVM对BS-MD麻醉阶段在5个子频段的分类结果的ROC曲线图。

[0056] 图8是SVM对BS-ML和BS-MD麻醉阶段在全频段的分类结果的ROC曲线图。

具体实施方式

[0057] 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。

[0058] 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)、脑电时-频信息计算模块(C)、微状态功率谱构建模块(D)和分类识别模块(E)五个模块,

[0059] 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;

[0060] 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;

[0061] 所述的微状态参数计算模块(C)通过MEMD对脑电信号进行分解, 得到不同时间点的脑电信号的瞬时频率和功率, 进而得到各通道的希尔伯特谱;

[0062] 所述的微状态功率谱构建模块(D)将得到的微状态时间序列和脑电信号瞬时频率和功率信息相结合, 得到不同频段的微状态功率谱;

[0063] 所述的分类识别模块(E)将得到的不同频段的微状态功率谱作为特征值, 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。

[0064] 本实施例是基于上述监测系统的检测方法,包括以下步骤:

[0065] (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。

[0066] 所述步骤(1)具体包括:

[0067] (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;

[0068] (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);

[0069] (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);

[0070] (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)。

[0071] (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;

[0072] (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。

[0073] (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;

[0074] 所述步骤(2)具体包括:

[0075] (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;

[0076] (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:

$$[0077] \quad GFP = \sqrt{\left(\sum_i^K (V_i(t) - V_{mean}(t))^2\right) / K}$$

[0078] 公式中,K代表总导联数, V_i 表示第i个导联的电位。

[0079] 然后提取GFP局部最大值对应时刻的91导脑电数据;

[0080] (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;

[0081] (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为公认的经典的脑电微状态,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。

[0082] 空间相关性的公式如下:

$$[0083] \quad C = \frac{\sum_i^n (u_i \cdot v_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2}}$$

[0084] 式中,C为空间相关性,n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;

[0085] (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。

[0086] 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。

[0087] (3) 利用脑电时-频信息计算模块(C)通过MEMD对脑电信号进行分解,得到不同时间点的脑电信号的瞬时频率和功率,进而得到各通道的希尔伯特谱。

[0088] 所述步骤(3)具体包括:

[0089] (3.1) 对于n个通道的脑电信号,通过MEMD获得原始信号的本征模态函数(Intrinsic Mode Function,IMFs),表达为如下形式:

$$[0090] \quad \mathbf{s}(t) = \sum_{i=1}^n \mathbf{c}_i(t) + \mathbf{r}(t)$$

[0091] 式中,s(t)为n通道的EEG信号, $c_i(t)$ 为本征模态函数;r(t)为余量函数;

[0092] (3.2) 希尔伯特变换来计算瞬时频率和能量来做短时傅里叶分析。对第j个通道,第i个IMF($c_{ij}(t)$)的希尔伯特变换如下所示:

$$[0093] \quad H(c_{ij}(t)) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_{ij}(\tau)}{t-\tau} d\tau$$

[0094] 其中P代表柯西主值;

[0095] (3.3) 进一步得到相应的瞬时幅值和频率,如下所示:

$$[0096] \quad a_{ij}(t) = |c_{ij}(t) + jH(c_{ij}(t))|$$

$$[0097] \quad \theta_{ij}(t) = \arctan\left(\frac{H(c_{ij}(t))}{c_{ij}(t)}\right)$$

$$[0098] \quad \omega_{ij}(t) = \frac{d\theta_{ij}(t)}{dt}$$

[0099] 其中 $a_{ij}(t)$ 表示瞬时幅值, $\theta_{ij}(t)$ 表示瞬时相位, $\omega_{ij}(t)$ 表示瞬时频率,进而得到各个通道的希尔伯特谱,比如对于通道 j 在 t 时刻的 ω 频率下的希尔伯特谱就可表示为 $H_j(\omega, t)$;

[0100] (4) 利用微状态功率谱构建模块(D)将得到的微状态时间序列和脑电信号瞬时频率和功率信息相结合,得到不同频段的微状态功率谱。

[0101] 所述步骤(4)具体包括:

[0102] (4.1) 根据确定好的微状态时间序列,把得到的脑电信号功率谱标记上不同的功率谱,进而获得不同微状态各自的希尔伯特谱,比如,对于微状态 k ,它对应的希尔伯特功率谱 $h_k(\omega)$ 即为:

$$[0103] \quad h_k(\omega) = \frac{\sum_{j=1}^n \int_{T_k} H_j(\omega, t)^2 dt}{L_s}$$

[0104] 其中总时长为 L_s , T_s 为该微状态 k 对应的时间长度, n 为总通道数;

[0105] (4.2) 再针对选定的频率范围,得到微状态对应的不同频段的功率谱:

$$[0106] \quad E_k = \int_{\omega_0} h_k(\omega) d\omega$$

[0107] 式中 E_k 为微状态 k 对应的功率谱, ω_0 为选定的频率范围。

[0108] 本实例中划分了五个频带,分别为delta(0.5-4Hz),theta(4-8Hz),alpha(8-15Hz),beta(15-25Hz)和low gamma(25-45Hz)。对已获得的功率谱线进行相同频段的加和,即可得到各个频带功率数值的分布情况,如图5所示。

[0109] 从谱线总体趋势来看,可以看到,在BS,ML,RC这三个阶段,所有微状态在分布上比较相似,在delta和low alpha频带功率较高,在low alpha频带有一个小峰值。然而在MD阶段,五个微状态的功率产生了较大的差异。首先,五个微状态在low alpha频带功率都出现了或多或少的减小,然而C和D减小得最为明显;其次,beta和low gamma(25-30Hz)和delta频带上都出现了功率的显著上升,而变化最大的是微状态F。

[0110] 从微状态的功率大小来看,可以看到微状态C的功率在所有频段都是最大的。微状态F从一开始的静息态在所有频段功率处于最低的位置,随着麻醉程度的加深,到MD麻醉阶段,功率与其他微状态相比,在所有频段都有十分显著的上升。这种变化随着被试从麻醉状态的恢复又消失,所有微状态的功率谱又恢复与静息态相似。

[0111] (4) 用分类识别模块(E)对得到的不同频段的微状态功率谱作为特征值,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。

[0112] 所述步骤(5)具体包括:

[0113] (5.1) 选取每个受试者在BS、ML和MD状态下的基本微观状态功率谱作为特征,然后将特征输入SVM(线性核, $c=1$)中进行训练和测试,其中先将全频段划分的5个子频段的功率谱分别进行测试,再针对全频段不划分子频段的功率谱进行测试;

[0114] (5.2) 结果用留一法交叉验证(Leave-One-Out Cross Validation, L00CV)进行了验证。由于在L00CV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:

$$[0115] \quad \text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TN + FP + TP + FN}$$

$$[0116] \quad \text{sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN}$$

[0117] 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。

[0118] 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6-8所示, 其中图6是SVM对BS-ML麻醉阶段在5个子频段的分类结果的ROC曲线图。图7是SVM对BS-MD麻醉阶段在5个子频段的分类结果的ROC曲线图。图8是SVM对BS-ML和BS-MD麻醉阶段在全频段的分类结果的ROC曲线图。

[0119] 在分子频段的情况下, 曲线下面积 (Area Under Curve, AUC) 实现SVM对BS和MD的分类最高为beta段的0.920, 对BS和ML的分类为alpha段的0.625。在不分子频段的情况下, 曲线下面积实现SVM对BS-MD和BS-ML的分类分别是0.887和0.607。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。

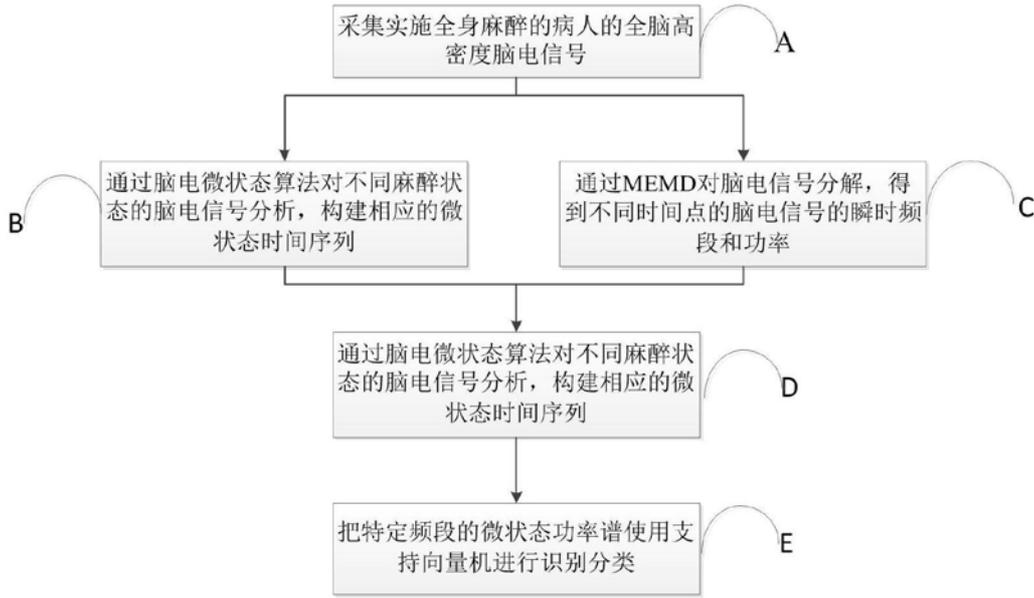


图1

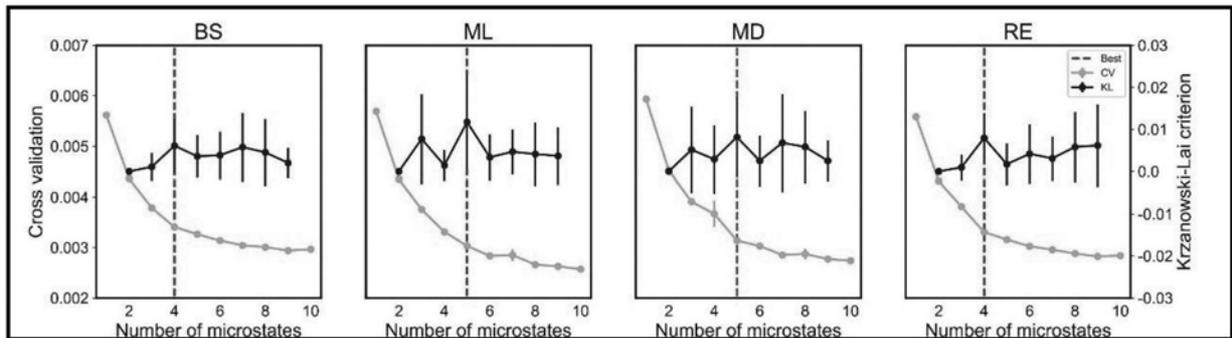


图2

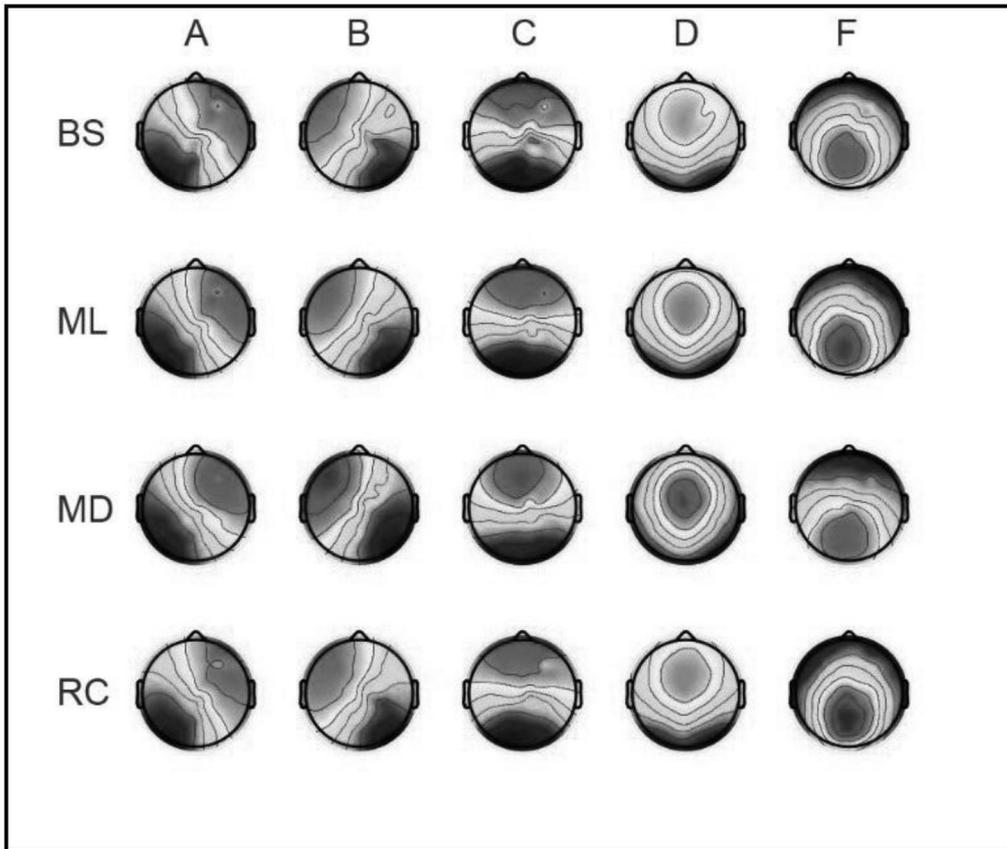


图3

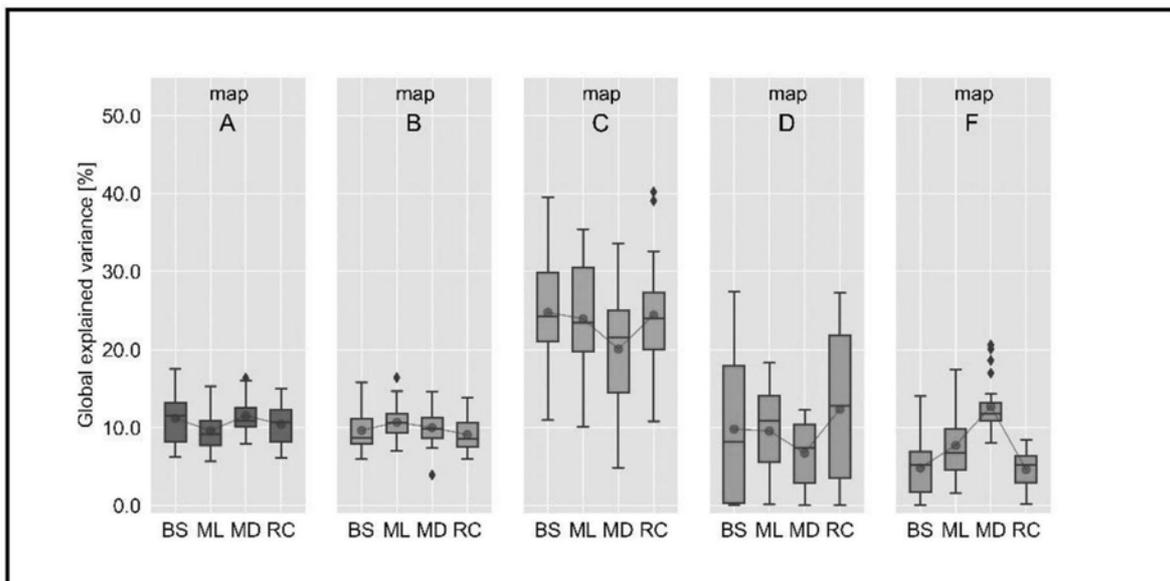


图4

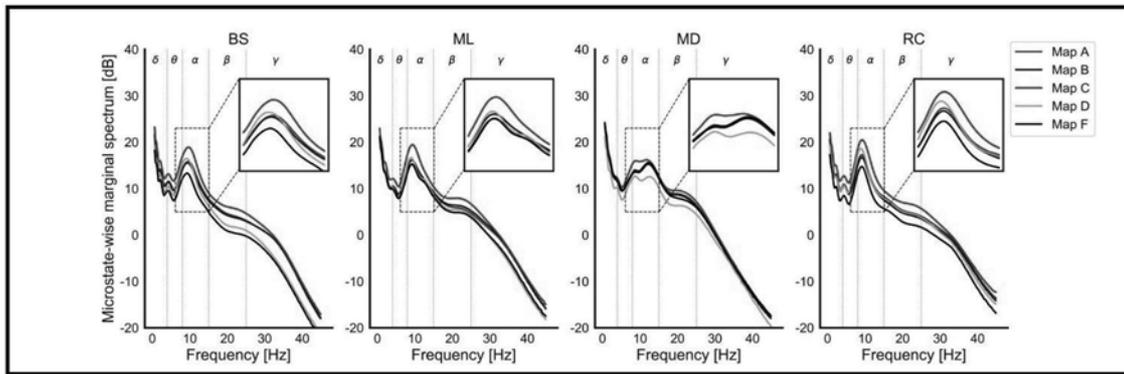


图5

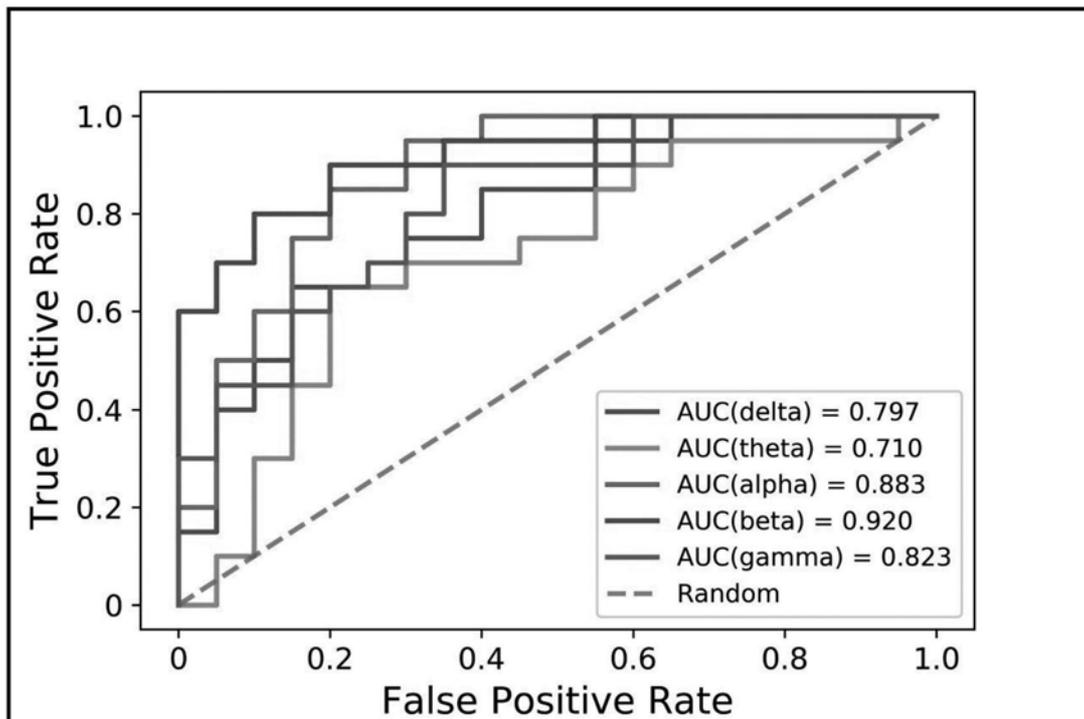


图6

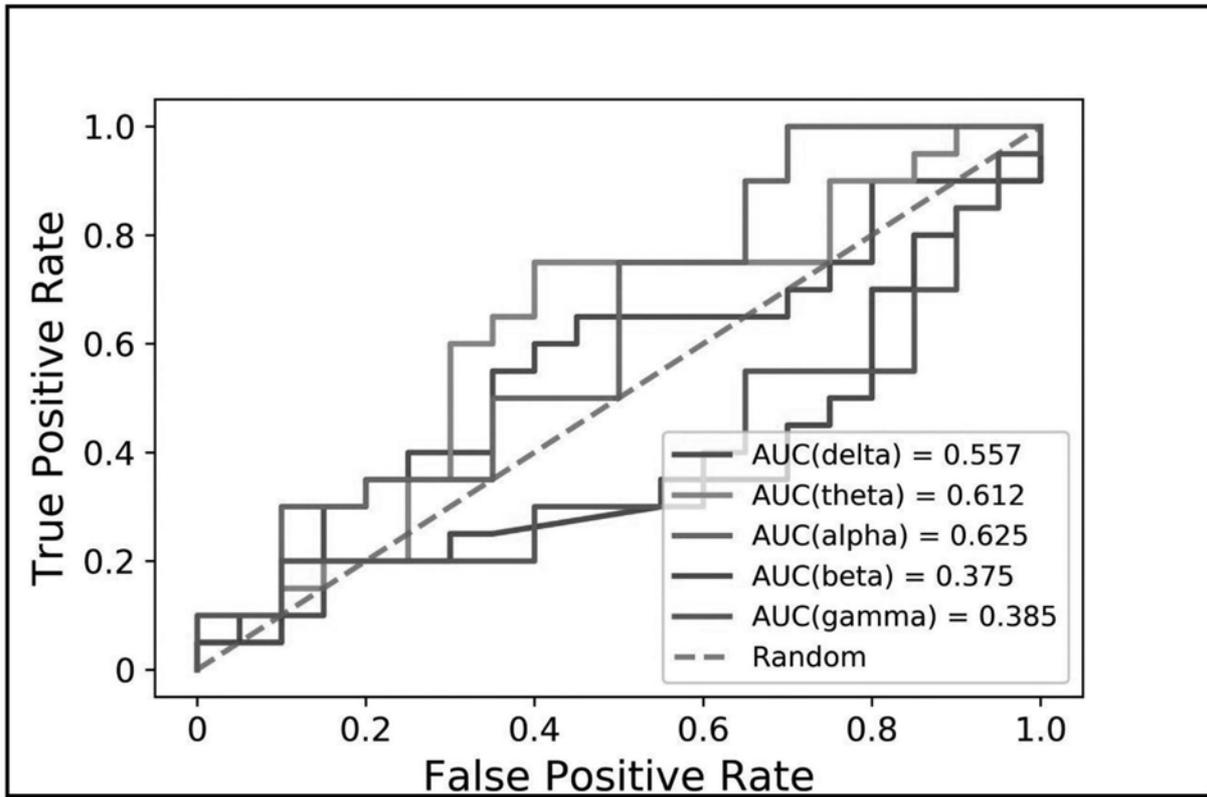


图7

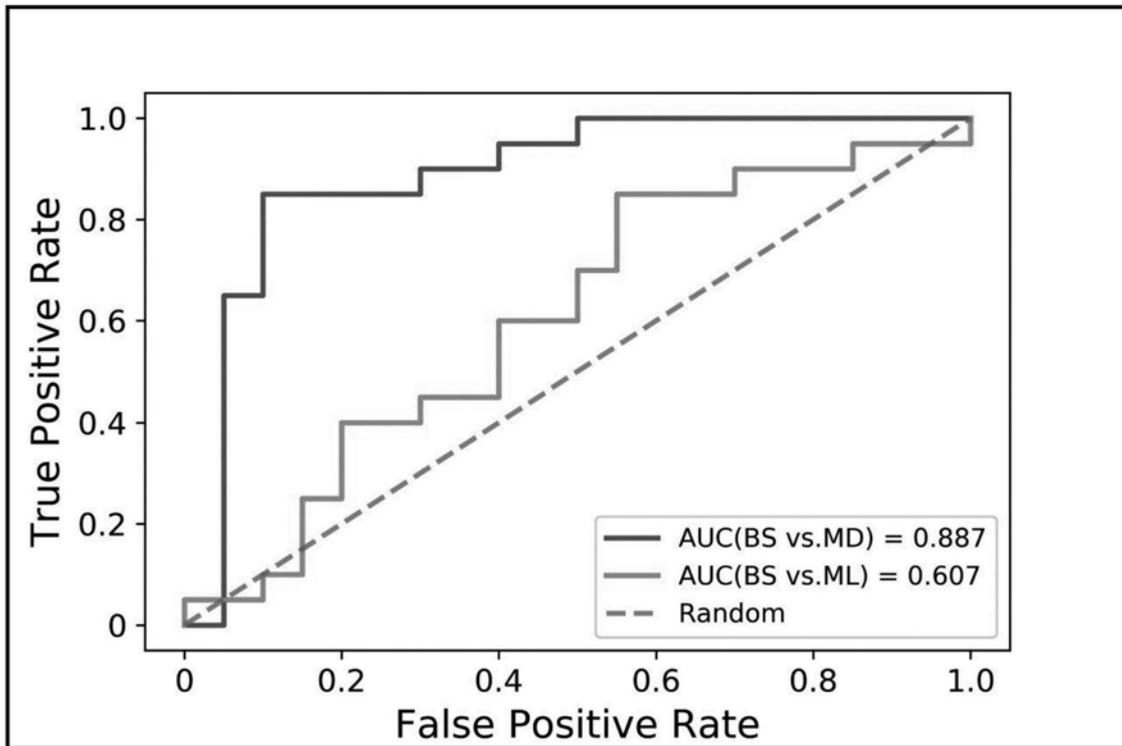


图8

专利名称(译)	一种基于微状态功率谱分析的麻醉深度监测系统和方法		
公开(公告)号	CN110811557A	公开(公告)日	2020-02-21
申请号	CN201911118047.7	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)

一种基于微状态功率谱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、脑电时-频信息计算模块C、微状态功率谱构建模块D和分类识别模块E五个模块，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；同时通过MEMD对脑电信号信号进行分解，得到不同时间点的脑电信号的瞬时频段和功率，进而得到各通道的希尔伯特谱；再将微状态时间序列构和脑电态时-频信息相结合，得到不同频率的微状态功率谱；接着不同频段的微状态功率谱分别为特征输入到SVM进行模式识别分类；本发明利用脑电微状态及其时-频信息对麻醉深度进行监测，同时能够有效、准确地监测病人麻醉深度。

