



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108325020 A  
(43)申请公布日 2018.07.27

(21)申请号 201810193928.4

(22)申请日 2018.03.09

(71)申请人 燕山大学

地址 066004 河北省秦皇岛市海港区河北大街西段438号

(72)发明人 梁振虎 李健楠 官文锦 李小偲

(74)专利代理机构 秦皇岛一诚知识产权事务所  
(普通合伙) 13116

代理人 李合印

(51) Int. Cl.

A61M 5/142(2006.01)

A61M 5/168(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

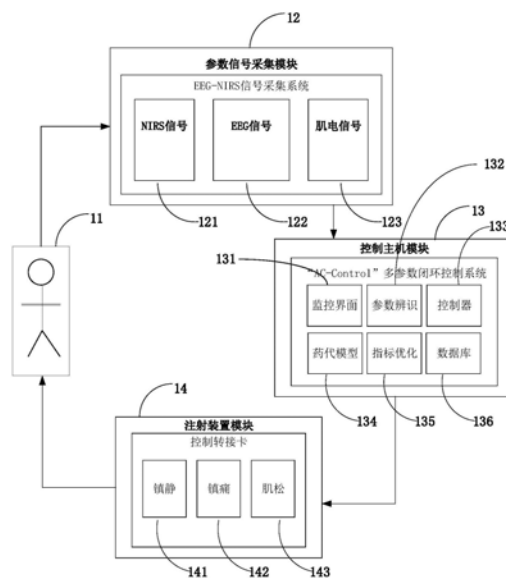
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统

(57)摘要

本发明公开了一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,包括参数信号采集模块、控制主机模块、注射装置模块;所述参数信号采集模块与控制主机模块相连,参数信号采集模块用于采集人体原始EEG信号、NIRS信号、EMG信号,并将上述信号转化为可以监测镇静深度、镇痛深度及肌肉松弛度的参数指标传输至控制主机模块;所述控制主机模块用于参数辨识、模型预测、控制器反馈计算得到人体实时需要的药量和注射速率,并实时提供监测指标;控制主机模块的控制端与注射装置模块相连,所述注射装置模块通过控制主机模块获取药剂量和注射速度然后实行对人体进行注射。本发明采用多参数指标监控的闭环系统,解决了传统参数的不确定性,具有实时性强,精度高等优点。



CN 108325020 A

1. 一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述系统包括参数信号采集模块、控制主机模块、注射装置模块;所述参数信号采集模块与控制主机模块相连,参数信号采集模块用于采集人体原始EEG信号、NIRS信号、EMG信号,并将上述信号转化为可以监测镇静深度、镇痛深度及肌肉松弛度的参数指标传输至控制主机模块;所述控制主机模块用于参数辨识、模型预测、控制器反馈计算得到人体实时需要的药量和注射速率,并实时提供监测指标;控制主机模块的控制端与注射装置模块相连,所述注射装置模块通过控制主机模块获取药剂量和注射速度然后实行对人体进行注射。

2. 根据权利要求1所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述参数信号采集模块由EEG-NIRS信号采集系统构成,具有EEG信号模块、NIRS信号模块、肌电信号模块;所述EEG信号模块包含对原始信号的采集及镇静指标的提取;所述NIRS信号模块包含对原始NIRS信号的采集及镇痛指标的提取;所述肌电信号模块包含对原始信号的采集及肌松指标的提取。

3. 根据权利要求1所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述镇静深度参数LIA是通过PLZC、SFS、MPF、BetaRatio四种指标的特征分量,经过整合、特征提取及深度神经网络学习后得到。

4. 根据权利要求1所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述镇痛深度参数NAF是通过原始NIRS信号进行多尺度小波分解及比尔-郎伯法则变换,并通过计算特征曲线A-LL下的面积,得到镇痛深度参数NAF;计算出的指标NAF能准确评估手术中疼痛/镇痛的反应;

$$NAF = [(\alpha * LLmin)^2 + \alpha * \beta]^{1/2} / 12.8 \quad (1)$$

其中 $\alpha$ 和 $\beta$ 为镇痛深度参数NAF的常数变量,值为0-100的常数;LLmin为特征曲线A-LL在相邻四个子窗口下的面积的最小值。

5. 根据权利要求1所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述肌松参数RPSD是根据肌电分量占总能量的比例的大小来判断病人的肌肉松弛度,即提取出肌电信号所在频段( $\geq 40\text{Hz}$ )后,通过计算肌电分量的相对功率谱密度,评估病人肌肉松弛度。

6. 根据权利要求1所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述控制主机模块包含监控界面、药代模型、参数辨识、控制器、指标优化及数据库;所述的监控界面包含具有人工输入功能和参数指标监测功能;所述的药代模型为考虑药物混合使用的协同效应的病人模型;所述的参数辨识为基于最小二乘法的模型参数辨识;所述的控制器为模型预测控制和基于扩展预测自适应算法的闭环控制器;所述的指标优化为通过特征提取和无监督式深度神经网络学习进行参数优化;所述的数据库为存储建立病人数据信息。

7. 根据权利要求1所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述注射装置模块由并联设计的镇静、镇痛、肌松药物注射器组成,通过与控制主机模块建立RS232串口通信协议,将控制主机模块运算出的镇静、镇痛、肌松三种药物注射速度信息传递给注射器对病人进行药物注射。

8. 根据权利要求6所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,其特征在于:所述的考虑药物混合使用的协同效应的病人模型,针对丙泊酚和瑞芬太尼联合用药产生的协同效应,在传统的PKPD模型基础上,两种药物浓度-响应关系可以由以下规范化的关系进行表示:

$$DOA(t) = E_0 - E_{\max}(\theta) \cdot \frac{\left(\frac{U_{prop}(t) + U_{Rem}(t)}{U_{50}(\theta)}\right)^{\gamma(\theta)}}{1 + \left(\frac{U_{prop}(t) + U_{Rem}(t)}{U_{50}(\theta)}\right)^{\gamma(\theta)}} \quad (2)$$

其中, DOA(t) 为麻醉镇静效应; t 为时间 (s) 变量;  $\theta$  为药物浓度效应参数;  $E_0$  为指标初始常量 (0-100);  $E_{\max}(\theta)$  是  $\theta$  下的最大可能药物效应;  $U_{prop}(t)$  为丙泊酚的浓度效应;  $U_{Rem}(t)$  为瑞芬太尼的浓度效应;  $U_{prop}(t) + U_{Rem}(t)$  是混合药物效应;  $U_{50}(\theta)$  是在  $\theta$  下 50% 的最大效应常量;  $\gamma(\theta)$  是浓度-响应关系在  $\theta$  下的最大可能药物效应。

9. 根据权利要求 6 所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统, 其特征在于: 所述的参数辨识即病人模型辨识模块为采用最小二乘法进行辨识, 辨识的病人模型如下:

$$a_4 y(k-4) + a_3 y(k-3) + a_2 y(k-2) + a_1 y(k-1) + a_0 y(k) = b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2) + b_3 u(k-3) \quad (3)$$

其中, u 代表模型的输入, 即丙泊酚和瑞芬太尼的输注速度; k 为输注速度 u 矩阵中的变量, 取整数; y 代表麻醉监测指标, 即镇静或镇痛;  $a_4, a_3, a_2, a_1, a_0, b_1, b_2, b_3$  为辨识的模型参数。

10. 根据权利要求 6 所述的一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统, 其特征在于: 所述的指标优化为采用多视角学习方法, 对指标特征进行二次优化和确认; 包括以下步骤:

(1) 提取麻醉的不同特征并建立所有特征的特征池; 将不同年龄段的特征看作多个视角;

(2) 采用多层神经网络第一次训练得到的指标特征标签的出事分布概率作为麻醉的状态特征, 联合病人的年龄特征对多层神经网络进行再训练;

(3) 通过建立不同特征与状态的关联关系, 找到每个状态下最合适的特征表示生成状态。

## 一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及麻醉控制领域,尤其是一种静脉麻醉的多参数指标闭环监控系统。

### 背景技术

[0002] 据统计,我国每年有大约9千万人/次的全麻手术,预计到2018年手术量会达到1.55亿人/次。在临床上一些重要的手术,如心脏外科手术,神经外科手术以及脑创伤病人的监护,需要精细的麻醉给药,才能保证病人术中和术后的安全。这些对麻醉用药的个体化、精细化控制提出了更高的要求。

[0003] 众所周知,术中麻醉深度监测可以使用三种指标,即镇静、镇痛和肌肉松弛。对于临床上的麻醉而言,关于镇静的监测研究最多,市场上已经有多款基于脑电产生一个单一指标来估计镇静深度,比如,双频谱指数、Nacrotrend指数、熵指数、小波指标等。在镇痛方面,由于镇痛药物对大脑作用受体与镇静药物不同,从EEG上很难提取单一的镇痛水平。关于镇痛的监测有心率变异性、平均动脉血压等。肌松的监测相对简单,通过肌电分量可以有效监测术中肌松程度,且肌松剂与镇静、镇痛剂之间无药物的相互作用。同时,镇静药物(如丙泊酚)和镇痛药物(如瑞芬太尼)之间有协同作用,这会导致固定的PKPD模型估计产生误差。

[0004] 尽管现在关于麻醉监测和闭环控制方面的研究已经很多,但目前已有的大部分系统仅仅是考虑了镇静或镇痛单一的指标,也没有考虑镇痛镇静药物之间的协同作用。因此目前还没有一个麻醉监控系统能够同时给出麻醉中的镇静、镇痛等多参数指标。

### 发明内容

[0005] 本发明目的在于提供一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统,能同时采集EEG和NIRS信号,从EEG及NIRS中提取镇静镇痛相关指标,以丙泊酚-瑞芬太尼联合麻醉为主,考虑联合用药的协同效应,分别对镇痛、镇静等参数实现对应的闭环控制。

[0006] 为实现上述目的,采用了以下技术方案:本发明所述系统包括参数信号采集模块、控制主机模块、注射装置模块;所述参数信号采集模块与控制主机模块相连,参数信号采集模块用于采集人体原始EEG信号、NIRS信号、EMG信号,并将上述信号转化为可以监测镇静深度、镇痛深度及肌肉松弛度的参数指标传输至控制主机模块;所述控制主机模块用于参数辨识、模型预测、控制器反馈计算得到人体实时需要的药量和注射速率,并实时提供监测指标;控制主机模块的控制端与注射装置模块相连,所述注射装置模块通过控制主机模块获取药剂量和注射速度然后实行对人体进行注射。

[0007] 进一步的,所述参数信号采集模块由EEG-NIRS信号采集系统构成,具有EEG信号模块、NIRS信号模块、肌电信号模块;所述EEG信号模块包含对原始信号的采集及镇静指标的提取;所述NIRS信号模块包含对原始NIRS信号的采集及镇痛指标的提取;所述肌电信号模块包含对原始信号的采集及肌松指标的提取。所述的三种信号及其对应指标的联合监测是系统多参数控制的基础。

[0008] 进一步的,所述镇静深度参数LIA是通过PLZC、SFS、MPF、BetaRatio四种指标的特征分量,经过整合、特征提取及深度神经网络学习后得到。解决了单一指标的不精确和传统参数的不确定性和时延问题;

[0009] 进一步的,所述镇痛深度参数NAF是通过原始NIRS信号进行多尺度小波分解及比尔-郎伯法则变换,并通过计算特征曲线A-LL下的面积,得到镇痛深度参数NAF;计算出的指标NAF能准确评估手术中疼痛/镇痛的反应;

$$[0010] \quad \text{NAF} = [(\alpha * \text{LLmin})^2 + \alpha * \beta]^{1/2} / 12.8$$

[0011] 其中 $\alpha$ 和 $\beta$ 为镇痛深度参数NAF的常数变量,值为0-100的常数;LLmin为特征曲线A-LL在相邻四个子窗口下的面积的最小值。

[0012] 进一步的,所述肌松参数RPSD是根据肌电分量占总能量的比例的大小来判断病人的肌肉松弛度,即提取出肌电信号所在频段( $\geq 40\text{Hz}$ )后,通过计算肌电分量的相对功率谱密度,评估病人肌肉松弛度。

[0013] 进一步的,所述控制主机模块包含监控界面、药代模型、参数辨识、控制器、指标优化及数据库;所述的监控界面包含具有人工输入功能和参数指标监测功能;所述的药代模型为考虑药物混合使用的协同效应的病人模型;所述的参数辨识为基于最小二乘法的模型参数辨识;所述的控制器为模型预测控制和基于扩展预测自适应算法的闭环控制器;所述的指标优化为通过特征提取和无监督式深度神经网络学习进行参数优化;所述的数据库为存储建立病人数据信息。

[0014] 进一步的,所述注射装置模块由并联设计的镇静、镇痛、肌松药物注射器组成,通过与控制主机模块建立RS232串口通信协议,将控制主机模块运算出的镇静、镇痛、肌松三种药物注射速度信息传递给注射器对病人进行药物注射。

[0015] 进一步的,所述的考虑药物混合使用的协同效应的病人模型,针对丙泊酚和瑞芬太尼联合用药产生的协同效应,在传统的PKPD模型基础上,两种药物浓度-响应关系可以由以下规范化的关系进行表示:

$$[0016] \quad \text{DOA}(t) = E_0 - E_{\max}(\theta) \cdot \frac{\left(\frac{U_{\text{prop}}(t) + U_{\text{Rem}}(t)}{U_{50}(\theta)}\right)^{\gamma(\theta)}}{1 + \left(\frac{U_{\text{prop}}(t) + U_{\text{Rem}}(t)}{U_{50}(\theta)}\right)^{\gamma(\theta)}}$$

[0017] 其中,DOA(t)为麻醉镇静效应;t为时间(s)变量; $\theta$ 为药物浓度效应参数; $E_0$ 为指标初始常量(0-100); $E_{\max}(\theta)$ 是 $\theta$ 下的最大可能药物效应; $U_{\text{prop}}(t)$ 为丙泊酚的浓度效应; $U_{\text{Rem}}(t)$ 为瑞芬太尼的浓度效应; $U_{\text{prop}}(t) + U_{\text{Rem}}(t)$ 是混合药物效应; $U_{50}(\theta)$ 是在 $\theta$ 下50%的最大效应常量; $\gamma(\theta)$ 是浓度-响应关系在 $\theta$ 下的最大可能药物效应。

[0018] 进一步的,所述的参数辨识即病人模型辨识模块为采用最小二乘法进行辨识,辨识的病人模型如下:

$$[0019] \quad a_4 y(k-4) + a_3 y(k-3) + a_2 y(k-2) + a_1 y(k-1) + a_0 y(k) = b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2) + b_3 u(k-3)$$

[0020] 其中,u代表模型的输入,即丙泊酚和瑞芬太尼的输注速度;k为输注速度u矩阵中的变量,取整数;y代表麻醉监测指标,即镇静或镇痛; $a_4, a_3, a_2, a_1, a_0, b_1, b_2, b_3$ 为辨识的模型参数;

[0021] 进一步的,所述的指标优化为采用多视角学习方法,对指标特征进行二次优化和

确认;包括以下步骤:

[0022] (1) 提取麻醉的不同特征并建立所有特征的特征池;将不同年龄段的特征看作多个视角;

[0023] (2) 采用多层神经网络第一次训练得到的指标特征标签的出事分布概率作为麻醉的状态特征,联合病人的年龄特征对多层神经网络进行再训练;

[0024] (3) 通过建立不同特征与状态的关联关系,找到每个状态下最合适的特征表示生成状态。

[0025] 与现有技术相比,本发明具有如下优点:

[0026] 1、实现多参数指标的麻醉监测,为精细控制麻醉提供状态监测基础。

[0027] 2、通过自制的EEG-NIRS系统采集的EEG信号,对PLZC、MPF、SFS、BetaRatio四个在频域时域的指标进行特征提取和优化,建立系统独立的镇静参数LIA,解决了现有指标的不确定性。

[0028] 3、根据自制的EEG-NIRS系统,对原始近红外信号进行多尺度分解及特征提取得到系统独立的镇痛参数NAF (NIRS-Area-Feature),得到的镇痛参数经过临床实验,能够更加精准的评估疼痛/镇痛刺激程度。

[0029] 4、考虑镇静和镇痛药物之间的协同作用,建立了混合药物病人模型,能够对不期望的手术刺激做出快速反应;同时人工输入与自动控制结合的麻醉控制系统大大减轻麻醉师的工作负荷,提升手术安全性,使其能将更多精力投入到更重要的手术决策中。

## 附图说明

[0030] 图1为本发明系统的模块框图。

[0031] 图2为本发明系统的多输入多输出麻醉闭环控制结构图。

[0032] 图3为本发明系统的多参数麻醉状态优化示意图。

## 具体实施方式

[0033] 下面结合附图对本发明做进一步说明:

[0034] 如图1所示,本发明系统包括病人(11),参数信号采集模块(12),控制主机模块(13),注射装置模块(14);

[0035] 病人与参数信号采集模块相连,参数信号采集模块由EEG-NIRS信号采集系统构成,能够同步采集NIRS(121)信号、EEG信号(122)、肌电信号(123),提取相关的镇静(141)、镇痛(142)、肌松(143)的指标,并将参数指标信息传递给控制主机模块。所述的控制主机模块包含具有人工输入功能和参数指标监测的监控界面(131)、考虑药物混合使用的协同效应的病人模型(134)、基于最小二乘法的模型参数辨识(132)、模型预测控制和基于扩展预测自适应算法的闭环控制器(133)、通过特征提取和无监督式深度神经网络学习的指标优化(135)以及建立病人数据信息的数据库(136)。控制主机模块与注射装置模块相连,通过建立RS232串口通信协议,将控制主机模块计算出的病人所需药物种类,注射药剂量和注射速度信息传递给注射装置模块。所述的注射装置模块由并联设计的镇静,镇痛,肌松药物注射器,对病人进行药物输注,实现自动麻醉闭环控制。

[0036] 所述的多指标参数包括镇静深度、镇痛深度、肌肉松弛度、脑氧代谢信息。

[0037] 所述的镇静深度参数是从采集的EEG信号中,在时域和频域经过多尺度分解及特征提取得到了排列Lempel-Ziv复杂度(PLZC)、同步快慢比(SFS)、中频谱(MPF)、 $\beta$ 比率(BetaRatio)四种指标,经过整合、特征提取及深度神经网络学习后,得到的能够精准判定镇静深度参数指标LIA。

[0038] PLZC具体算法描述如下:

[0039] (1) 对于N点的标记序列 $\{x(i): 1 \leq i \leq N\}$ ,总数为 $m!$ 个,将其进行重构。然后根据重构后的标记序列来计算Lempel-Ziv复杂性。一个标记序列 $(x(n))$ 的子序列总数有一个上限,并记为 $L(n)$ :

$$[0040] \quad L(n) = c(n) [\log_{m!} c(n) + 1] \quad (1)$$

[0041] 其中是当前标记序列中标记的个数,等于我们在排列标记过程中的 $m!$ 。

[0042] (2) PLZC可以定义为一个标准化的 $c(n)$ :

$$[0043] \quad PLZC = \frac{c(n)[\log_{m!} c(n) + 1]}{n} \quad (2)$$

[0044] (3) 其中 $n$ 表示标记序列的总长度。当 $N$ 很大时,PLZC可以简化为:

$$[0045] \quad PLZC = \frac{c(n)[\log_{m!} n]}{n} \quad (3)$$

[0046]  $\beta$ 比率具体算法如下:

$$[0047] \quad \text{BetaRatio} = \log(P_{30-47\text{Hz}}/P_{11-20\text{Hz}}) \quad (4)$$

[0048] MPF具体算法如下:

$$[0049] \quad P_i = \sum_{i=0}^{\infty} P_i \quad (5)$$

$$[0050] \quad \sum_{i=0}^{MPF} p_i = 0.5P_i \quad (6)$$

[0051] SFS具体算法如下:

$$[0052] \quad \text{SEF} = \log(P_{0.5-47\text{Hz}}/P_{40-47\text{Hz}}) \quad (7)$$

[0053] 通过对将四种信号的特征分量输入特征矩阵,经由SVM及随机森林等分类方法,可以得出精确符合术中患者镇静状态的特征曲线,优化得到系统独自的监测镇静深度的指标LIA,解决了单一指标的不精确和传统参数的不确定性和时延问题。

[0054] 所述的镇痛深度参数NAF(NIRS-Area-Feature)是从采集的NIRS信号中,对原始信号进行多尺度小波分解。将尺度8下的近似分量(0-0.196Hz)提取出进行小波逆变换得到原始信号脑功能相关趋势分量;根据两个信号的趋势分量进行比尔-郎伯法则变换得到HbO2和Hb相对浓度的变化。基于此绘制的特征信号曲线产生的特征L波形,测量两个L波之间的时间。采用超过64秒的标准向量LL的间期序列,标准值( $\theta$ )的计算:

$$[0055] \quad \theta = \sqrt{\sum_{i=1}^m (LL_i)^2} \quad (8)$$

[0056] 然后,每个LL样本除以标准值( $\theta$ ):

$$[0057] \quad LL_i' = LL_i / \theta \quad (9)$$

[0058] 对均值和归一化后LL间期序列进行能量分布计算,得到A-LL特征曲线。将64s的信

号量分成4段,每段16s。通过计算特征曲线A-LL下的面积值,记录每个16s子窗口下的面积 $S_1, S_2, S_3, S_4$ 。为了得出总窗口面积的一部分,计算出一个0-100的度量值,我们定义LLmin= $\min(S_1, S_2, S_3, S_4)$  :

$$[0059] \quad \text{NAF} = [(\alpha * \text{LLmin})^2 + \alpha * \beta]^{1/2} / 12.8 \quad (10)$$

[0060] 经过实验分析和理论验证,在 $\alpha=4.8$ 和 $\beta=1.6$ 时,计算出的指标NAF能准确评估手术中疼痛/镇痛的反应。通过每次计算后,移动64s的窗口,可以连续测量。最终参数的采样率取决于窗口移动的周期。

[0061] 所述的肌松参数,本发明通过相对功率谱密度(RPSD)进行术中肌松程度的监测,即根据肌电分量占总能量的比例的大小,来判断病人的肌肉松弛度。根据EEG信号的振荡频率在临床上主要可以分成五种子带宽:delta波(0-4Hz),theta波(4-8Hz),alpha波(8-13Hz),beta波(13-30Hz)及gamma波(30-47Hz)。这些子带宽的功率谱密度(PSD)采用pwelch的方法计算。RSPD的具体计算方式如下:

$$[0062] \quad \text{RPSD}(f_1, f_2) = \frac{p(f_1, f_2)}{p(1, 47)} \times 100\% \quad (11)$$

[0063]  $p(\cdot)$  代表能量,RPSD( $\cdot$ )代表相对功率谱密度。这里的 $f_1$ 和 $f_2$ 分别代表低频率和高频率。 $p(1, 47)$ 代表从1Hz-47Hz包含五种子带宽(delta波,theta波,alpha波,gamma波)的能量。根据上述方法,提取出肌电信号所在频段( $\geq 40\text{Hz}$ )后,通过计算肌电分量的相对功率谱密度(RPSD),即可准确评估病人肌肉松弛度,且肌松剂与镇静、镇痛剂之间无药物的相互作用。经过临床实验,此方法对肌松的判断精确可行。

[0064] 所述的系统的混合药物病人模型,针对丙泊酚和瑞芬太尼联合用药产生的协同效应,在传统的PKPD模型基础上,两种药物浓度-响应关系可以由以下规范化的关系进行表示:

$$[0065] \quad \text{DOA}(t) = E_0 - E_{\max}(\theta) \cdot \frac{\left(\frac{U_{\text{prop}}(t) + U_{\text{Rem}}(t)}{U_{50}(\theta)}\right)^{\gamma(\theta)}}{1 + \left(\frac{U_{\text{prop}}(t) + U_{\text{Rem}}(t)}{U_{50}(\theta)}\right)^{\gamma(\theta)}} \quad (12)$$

[0066] 其中 $U_{\text{prop}}(t) + U_{\text{Rem}}(t)$ 是混合药物效应; $\gamma(\theta)$ 是浓度-响应关系在 $\theta$ 下的斜率;DOA( $t$ )为麻醉镇静效应。

[0067] 所述的控制系统的控制器,如图2所示,从实用性和可靠性的角度出发,本发明中采用模型预测控制和基于扩展预测自适应控制算法。针对镇静/镇痛闭环控制,在得到可靠的辨识模型后,控制策略如下:

[0068] (1) 进行模型预测。在当前采样时刻,基于辨识模型、期望镇静/镇痛值,已施加的输入和已获得的输出,预测未来一个时间段内的输入和输出。

[0069] (2) 进行最优控制,使未来输出接近期望输出。

[0070] (3) 滚动优化。在当前时刻,仅采用最有控制序列的第一个输入,在下一采样时刻,重复上述步骤,获得最优控制输入。

[0071] (4) 通过反复进行的预测控制优化,期望得到最优控制效果。

[0072] 控制输入信号 $u$ 可以表示为: $u(s) = K1(s)r(s) + K2(s)y(s)$ 。

[0073] 针对肌松的闭环控制器,常用的肌肉阻滞剂是阿曲库铵,对此,采用一个简洁的维

纳模型,对肌松实现单输入单输出控制。

[0074] 所述的系统的参数辨识即病人模型辨识模块,本发明采用每个病人自己的临床数据,通过辨识模块,将病人的个人生理信息整合成模型,得到各自的模型参数。采用最小二乘法进行辨识,辨识的病人模型是一个四阶微分方程:

$$\begin{aligned} [0075] \quad & a_4y(k-4)+a_3y(k-3)+a_2y(k-2)+a_1y(k-1)+a_0y(k) = \\ & b_1u(k-1)+b_2u(k-2)+b_3u(k-3) \end{aligned} \quad (13)$$

[0076] 其中 $u$ 代表模型的输入,即两种药物的输注速度; $y$ 代表麻醉监测指标,即镇静或镇痛; $a_4, a_3, a_2, a_1, a_0, b_1, b_2, b_3$ 为辨识的模型参数。

[0077] 所述的系统的参数优化即将数字化的指标映射到麻醉的不同状态,用于控制器的控制。如图3所示,采用多视角学习方法,对指标特征进行二次优化和确认。具体描述如下:

[0078] (1) 基于获取的多源数据,提取麻醉的不同特征并建立所有特征的特征池。将不同年龄段的特征看作多个视角。

[0079] (2) 基于多模态的迭代计算,采用多层神经网络第一次训练得到的指标特征标签的出事分布概率作为麻醉的状态特征,联合病人的年龄特征对多层神经网络进行再训练。

[0080] (3) 基于多视角的状态标志,通过建立不同特征与状态的关联关系,找到每个状态下最合适的特征表示生成状态。

[0081] 以上所述的实施例仅仅是对本发明的优选实施方式进行了描述,并非对本发明的范围进行限定,在不脱离本发明设计精神的前提下,本领域普通技术人员对本发明的技术方案做出的各种变形和改进,均应落入本发明权利要求书确定的保护范围内。

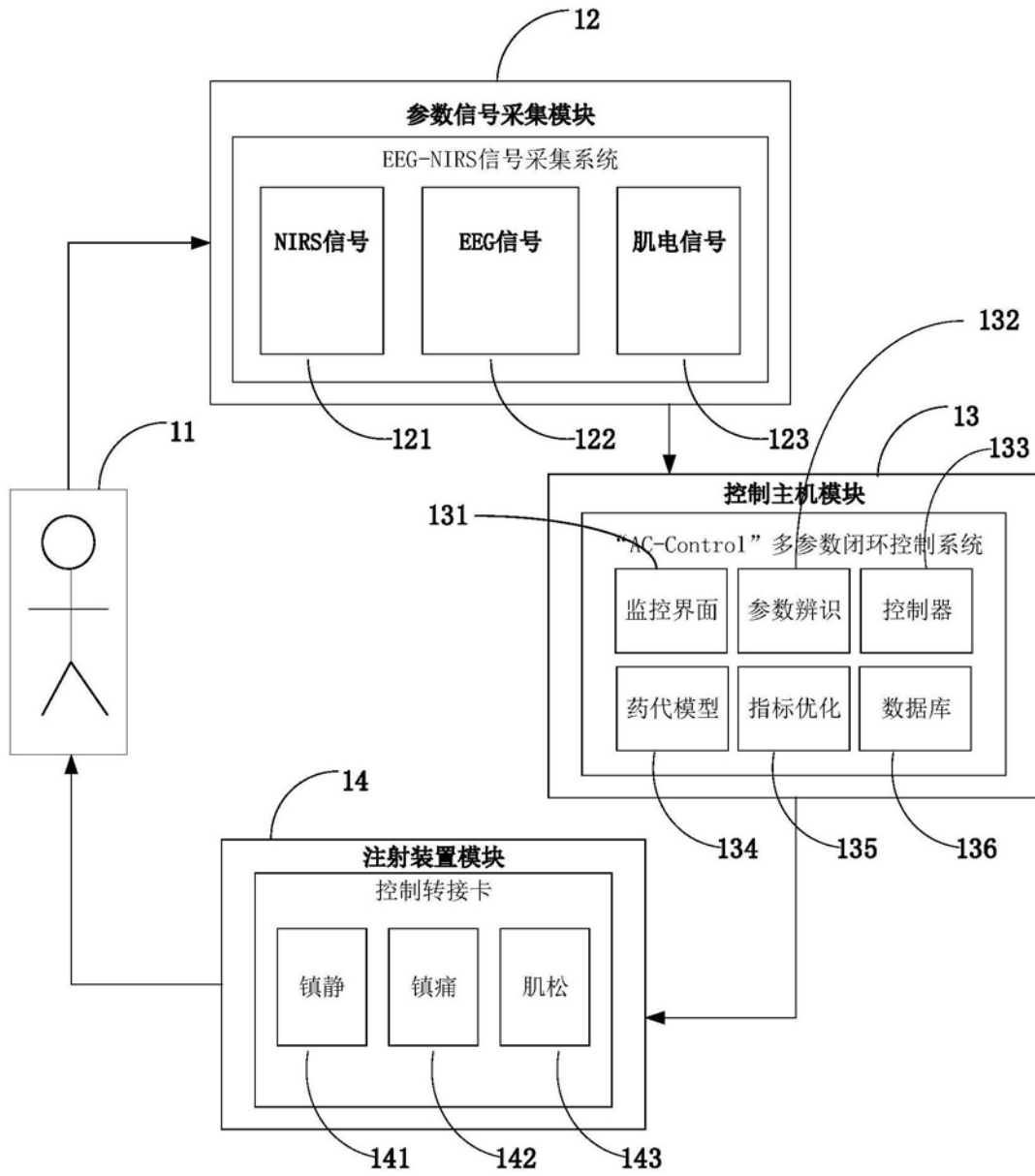


图1

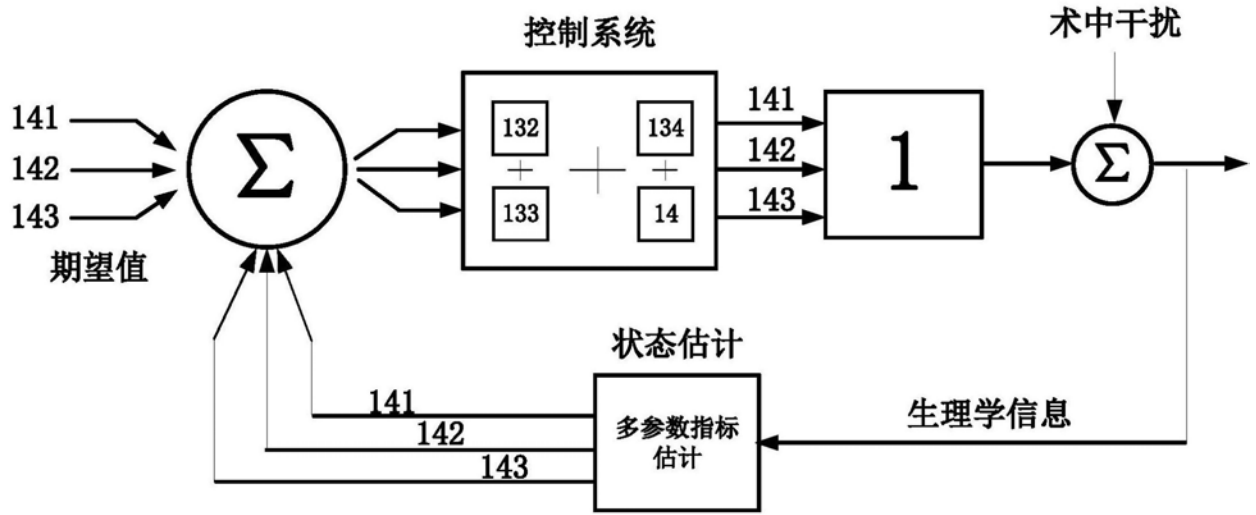


图2

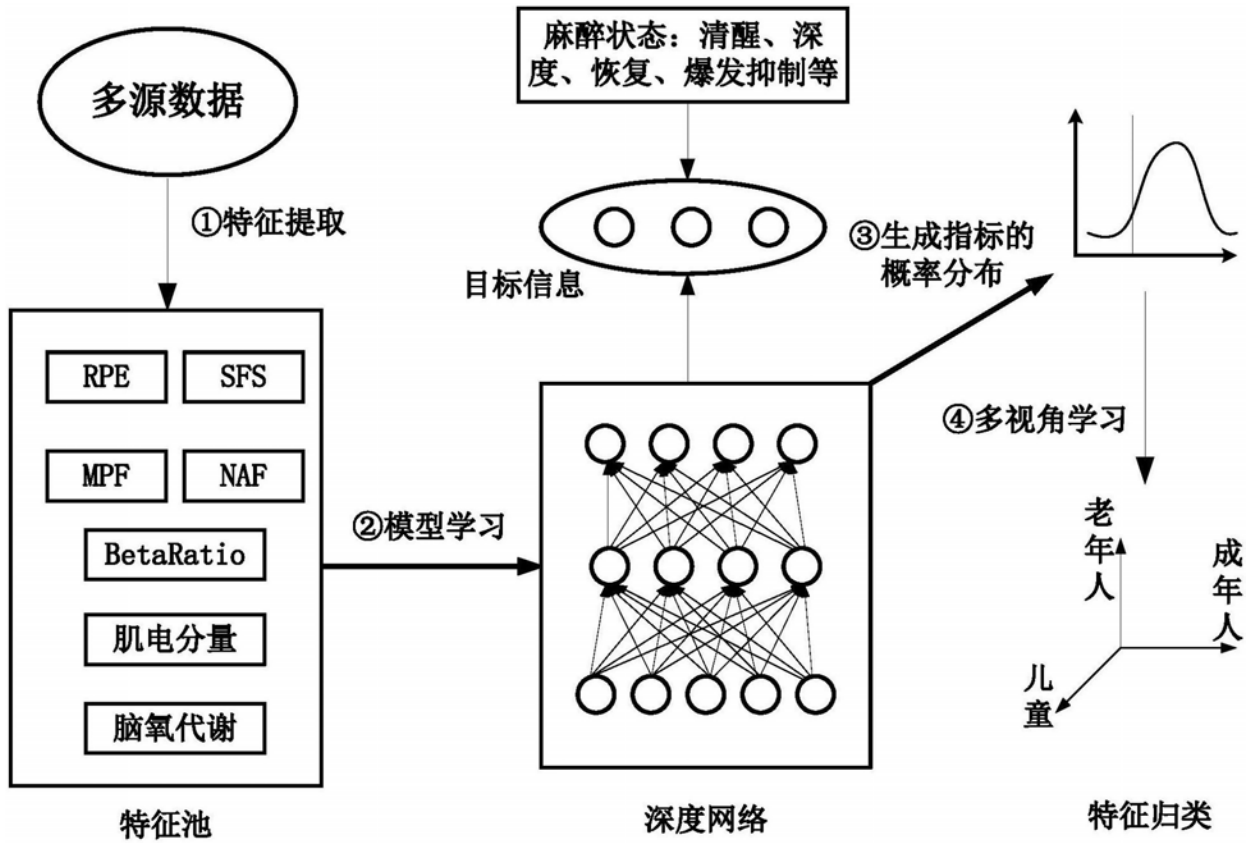


图3

专利名称(译)	一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN108325020A</a>	公开(公告)日	2018-07-27
申请号	CN201810193928.4	申请日	2018-03-09
[标]申请(专利权)人(译)	燕山大学		
申请(专利权)人(译)	燕山大学		
当前申请(专利权)人(译)	燕山大学		
[标]发明人	梁振虎 李健楠 官文锦 李小俤		
发明人	梁振虎 李健楠 官文锦 李小俤		
IPC分类号	A61M5/142 A61M5/168 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4821 A61B5/7267 A61M5/142 A61M5/168 A61M2005/14208 A61M2005/14292 A61M2230/08 A61M2230/005		
代理人(译)	李合印		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种静脉麻醉多参数指标闭环监控系统，包括参数信号采集模块、控制主机模块、注射装置模块；所述参数信号采集模块与控制主机模块相连，参数信号采集模块用于采集人体原始EEG信号、NIRS信号、EMG信号，并将上述信号转化为可以监测镇静深度、镇痛深度及肌肉松弛度的参数指标传输至控制主机模块；所述控制主机模块用于参数辨识、模型预测、控制器反馈计算得到人体实时需要的药量和注射速率，并实时提供监测指标；控制主机模块的控制端与注射装置模块相连，所述注射装置模块通过控制主机模块获取药剂量和注射速度然后实行对人体进行注射。本发明采用多参数指标监控的闭环系统，解决了传统参数的不确定性，具有实时性强，精度高等优点。

