



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118557147 A

(43) 申请公布日 2024. 08. 30

(21) 申请号 202410615915.7

G06T 7/11 (2017.01)

(22) 申请日 2024.04.30

A61B 5/369 (2021.01)

A61B 5/374 (2021.01)

(62) 分案原申请数据

202410534109.7 2024.04.30

(71) 申请人 四川新源生物电子科技有限公司

地址 610041 四川省成都市中国(四川)自
由贸易试验区成都高新区天府大道北
段1480号1栋B座3层15号

(72) 发明人 付鹏 宋博韬 邵永琪 陈超

(74) 专利代理机构 成都七星天知识产权代理有
限公司 51253

专利代理师 高洁

(51) Int. Cl.

A61B 5/00 (2006.01)

G06N 20/00 (2019.01)

权利要求书1页 说明书15页 附图14页

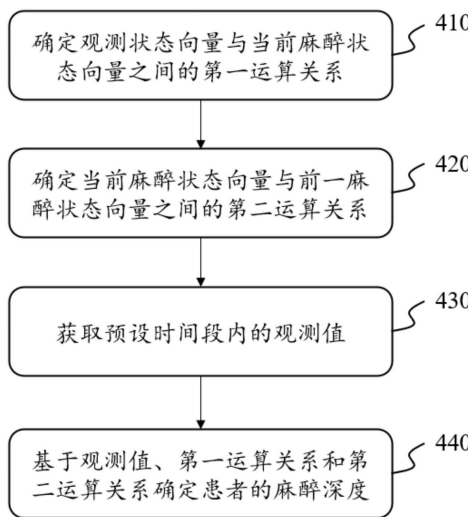
(54) 发明名称

麻醉深度评估方法、系统和存储介质

(57) 摘要

本申请涉及脑电信息处理领域,提供一种麻醉深度评估方法、系统和存储介质,该方法由处理器执行,包括确定观测状态向量与当前麻醉状态向量之间的第一运算关系;确定当前麻醉状态向量与前一麻醉状态向量之间的第二运算关系;获取预设时间段内的观测值;基于观测值、第一运算关系和第二运算关系确定患者的麻醉深度。该方法能够适应麻醉过程中患者的生理状态和反应的动态变化,有利于准确快速地估计麻醉深度的变化,从而全面而准确地描述麻醉过程中的大脑状态,提高了对术中患者麻醉状态评估的全面性和准确性。

400



1. 一种麻醉深度评估方法,由处理器执行,其特征在于,所述方法包括:
确定观测状态向量与当前麻醉状态向量之间的第一运算关系;
确定所述当前麻醉状态向量与前一麻醉状态向量之间的第二运算关系;
获取预设时间段内的观测值;
基于所述观测值、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定患者的麻醉深度。
2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于所述观测值、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定所述麻醉深度,包括:
基于所述多个观测值、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定麻醉状态向量的各元素的第一元素值;
基于所述第一元素值确定当前麻醉状态所处的阶段和所述麻醉深度。
3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述观测值包括脑电信号的多个谱特征,所述获取预设时间段内的观测值包括:
获取所述患者的所述脑电信号,并确定所述脑电信号的多个频带;
基于所述多个频带确定多个频带特性,所述多个频带特性包括:通道内的多个频带内特性和多个频带间特性,以及通道间的多个频带内特性和多个频带间特性;
基于所述多个频带特性确定所述多个谱特征。
4. 如权利要求3所述的方法,其特征在于,所述频带内特性包括频带内谱密度,所述频带间特性包括频带间互谱密度。
5. 如权利要求3或4所述的方法,其特征在于,所述频带内特性包括频带内跨频率耦合关系,所述频带间特性包括频带间跨频率耦合关系。
6. 如权利要求5所述的方法,其特征在于,所述频带内跨频率耦合关系包括频带内相位-相位耦合、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合中的至少一种,所述频带间跨频率耦合关系包括频带间相位-相位耦合、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合中的至少一种。
7. 如权利要求3所述的方法,其特征在于,所述基于所述多个频带特性确定多个谱特征包括:
确定所述多个频带特性的谱图;
确定所述谱图中的目标区域;
基于所述目标区域的数据确定所述多个谱特征。
8. 如权利要求7所述的方法,其特征在于,所述确定所述谱图中的目标区域包括:
基于第一机器学习模型提取所述谱图的显著图;
对所述显著图进行图像分割确定所述目标区域。
9. 一种麻醉深度评估系统,包括至少一个处理器,其特征在于,所述至少一个处理器用于:
确定观测状态与当前麻醉状态之间的第一运算关系;
确定所述当前麻醉状态与前一麻醉状态之间的第二运算关系;
获取预设时间段内的观测值;
基于所述观测值、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定患者的麻醉深度。
10. 一种计算机可读存储介质,所述存储介质存储计算机指令,其特征在于,当计算机读取所述存储介质中的所述计算机指令后,计算机执行如权利要求1~8中任一项所述的方法。

麻醉深度评估方法、系统和存储介质

说明

[0001] 本申请是针对申请日为2024年4月30日、申请号为2024105341097、发明名称为“麻醉深度评估方法、系统和存储介质”的中国申请提出的分案申请。

技术领域

[0002] 本说明书涉及脑电信息处理领域,特别涉及一种麻醉深度评估方法、系统和存储介质。

背景技术

[0003] 麻醉是手术过程中十分重要的组成部分,对术中患者的麻醉深度进行实时准确地监测并评估对于麻醉医生是十分重要的。传统上的评估麻醉深度的方法通常对每个时间窗口的每个通道采集到的信号提取信号特征,并基于该特征使用已建立的模型来预测当前麻醉深度。然而,这种方式割裂了当前时刻的大脑状态与过去时刻的大脑状态,未考虑到术中病人大脑在麻醉过程中是一个连续变化的动态过程,导致了监测中受到干扰时容易产生异常的麻醉状态评估值和不符合的跳变。为应对这一问题,通常采用时间窗口的指数平滑处理,但这又引入了较大的延迟。另外,传统评估麻醉深度的方法缺乏对空间尺度的考虑。大脑活动涉及到多个脑区之间的协同作用,而传统方法未充分考虑这些区域之间的信息交互,导致评估值无法准确反映整体大脑麻醉状态。

[0004] 因此,希望提供一种麻醉深度评估方法、系统和存储介质,以提高对术中患者麻醉状态评估的全面性和准确性。

发明内容

[0005] 本说明书实施例之一提供一种麻醉深度评估方法,由处理器执行。所述方法包括:获取患者的脑电信号,并确定所述脑电信号的多个频带;基于所述多个频带确定多个频带特性,所述多个频带特性包括:通道内的多个频带内特性和多个频带间特性,以及通道间的多个频带内特性和多个频带间特性;基于所述多个频带特性确定多个谱特征;基于所述多个谱特征确定所述患者的麻醉深度。

[0006] 在一些实施例中,所述频带内特性可以包括频带内谱密度,所述频带间特性可以包括频带间互谱密度。

[0007] 在一些实施例中,所述频带内特性可以包括频带内跨频率耦合关系,所述频带间特性可以包括频带间跨频率耦合关系。

[0008] 在一些实施例中,所述频带内跨频率耦合关系可以包括频带内相位-相位耦合、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合中的至少一种,所述频带间跨频率耦合关系可以包括频带间相位-相位耦合、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合中的至少一种。

[0009] 在一些实施例中,可以确定所述多个频带特性的谱图;确定所述谱图中的目标区域;基于所述目标区域的数据确定所述多个谱特征。

[0010] 在一些实施例中,可以基于第一机器学习模型提取所述谱图的显著图;对所述显著图进行图像分割确定所述目标区域。

[0011] 在一些实施例中,可以确定观测状态向量与当前麻醉状态向量之间的第一运算关系;确定所述当前麻醉状态向量与前一麻醉状态向量之间的第二运算关系;基于所述多个谱特征、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定所述麻醉深度。

[0012] 在一些实施例中,可以基于所述多个谱特征、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定麻醉状态向量的各元素的第一元素值;基于所述第一元素值确定当前麻醉状态所处的阶段和所述麻醉深度。

[0013] 本说明书实施例之一提供一种麻醉深度评估系统,包括至少一个处理器,所述至少一个处理器用于:获取患者的脑电信号,并确定所述脑电信号的多个频带;基于所述多个频带确定多个频带特性,所述多个频带特性包括多个频带内特性和多个频带间特性;基于所述多个频带特性确定多个谱特征;基于所述多个谱特征确定所述患者的麻醉深度。

[0014] 本说明书实施例之一提供另一种麻醉深度评估方法,由处理器执行。所述方法包括:确定观测状态向量与当前麻醉状态向量之间的第一运算关系;确定所述当前麻醉状态向量与前一麻醉状态向量之间的第二运算关系;获取预设时间段内的观测值;基于所述观测值、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定患者的麻醉深度。

[0015] 在一些实施例中,可以基于所述多个谱特征、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定麻醉状态向量的各元素的第一元素值;基于所述第一元素值确定当前麻醉状态所处的阶段和所述麻醉深度。

[0016] 在一些实施例中,所述观测值可以包括脑电信号的多个谱特征,所述获取预设时间段内的观测值可以包括:获取所述患者的所述脑电信号,并确定所述脑电信号的多个频带;基于所述多个频带确定多个频带特性,所述多个频带特性包括:通道内的多个频带内特性和多个频带间特性,以及通道间的多个频带内特性和多个频带间特性;基于所述多个频带特性确定所述多个谱特征。

[0017] 本说明书实施例之一提供另一种麻醉深度评估系统,包括至少一个处理器,所述至少一个处理器用于:确定观测状态与当前麻醉状态之间的第一运算关系;确定所述当前麻醉状态与前一麻醉状态之间的第二运算关系;获取预设时间段内的观测值;基于所述观测值、所述第一运算关系和所述第二运算关系确定患者的麻醉深度。

[0018] 本说明书实施例之一提供一种计算机可读存储介质,所述存储介质存储计算机指令,当计算机读取存储介质中的计算机指令后,计算机执行所述麻醉深度评估方法。

[0019] 本申请的技术方案具有以下有益效果:能够较为完整地刻画脑电信号所包含的内容,且得到的谱特征具有较强的可解释性,在麻醉深度监测中,能够适应患者的生理状态和反应的动态变化,更有利于准确快速地估计麻醉深度的变化,从而全面而准确地描述麻醉过程中的大脑状态;能够更全面地捕捉谱图中复杂的结构信息,同时减轻了人工处理的负担,提高了效率,且适应性强;对病人麻醉的动态过程预测的更准确,具有较强的抗干扰性,且无需在时间窗口上进行平滑处理,显著降低了预测延迟。

附图说明

[0020] 本说明书将以示例性实施例的方式进一步说明,这些示例性实施例将通过附图进

行详细描述。这些实施例并非限制性的,在这些实施例中,相同的编号表示相同的结构,其中:

- [0021] 图1是根据本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估系统的应用场景示意图;
- [0022] 图2是根据本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法的示例性流程图;
- [0023] 图3是根据本说明书一些实施例所示的另一个麻醉深度评估方法的示例性流程图;
- [0024] 图4是根据本说明书一些实施例所示的另一个麻醉深度评估方法的示例性流程图;
- [0025] 图5是根据本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法的示意图;
- [0026] 图6是根据本说明书一些实施例所示的脑电信号傅里叶展开的示意图;
- [0027] 图7是根据本说明书一些实施例所示的一段脑电信号的谱密度的示意图;
- [0028] 图8是根据本说明书一些实施例所示的两段脑电信号的互谱密度的示意图;
- [0029] 图9是根据本说明书一些实施例所示的双相干谱的示意图;
- [0030] 图10是根据本说明书一些实施例所示的相位-幅值耦合调制谱的示意图;
- [0031] 图11是根据本说明书一些实施例所示的相位-幅值耦合调制谱的示意图;
- [0032] 图12是根据本说明书一些实施例所示的幅值-幅值耦合调制谱的示意图;
- [0033] 图13是根据本说明书一些实施例所示的提取双相干谱显著图的示意图;
- [0034] 图14是根据本说明书一些实施例所示的双相干谱显著图的图像分割的示意图;
- [0035] 图15是根据本说明书一些实施例所示的获取谱密度谱图的显著图和目标区域的示意图;
- [0036] 图16是根据本说明书一些实施例所示的获取互谱密度谱图的显著图和目标区域的示意图;
- [0037] 图17是根据本说明书一些实施例所示的线性高斯模型的结构示意图。

具体实施方式

[0038] 为了更清楚地说明本说明书实施例的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单的介绍。显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本说明书的一些示例或实施例,对于本领域的普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图将本说明书应用于其它类似情景。除非从语言环境中显而易见或另做说明,图中相同标号代表相同结构或操作。

[0039] 应当理解,本文使用的“系统”、“装置”、“单元”和/或“模块”是用于区分不同级别的不同组件、元件、部件、部分或装配的一种方法。然而,如果其他词语可实现相同的目的,则可通过其他表达来替换所述词语。

[0040] 如本说明书和权利要求书所示,除非上下文明确提示例外情形,“一”、“一个”、“一种”和/或“该”等词并非特指单数,也可包括复数。一般说来,术语“包括”与“包含”仅提示包括已明确标识的步骤和元素,而这些步骤和元素不构成一个排它性的罗列,方法或者设备也可能包含其它的步骤或元素。

[0041] 本说明书中使用了流程图用来说明根据本说明书的实施例的系统所执行的操作。应当理解的是,前面或后面操作不一定按照顺序来精确地执行。相反,可以按照倒序或同时

处理各个步骤。同时,也可以将其他操作添加到这些过程中,或从这些过程移除某一步或数步操作。

[0042] 图1是根据本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估系统的应用场景示意图。

[0043] 本说明书中,将麻醉深度评估系统100简称为系统100。如图1所示,在一些实施例中,系统100可以包括脑电采集设备110、第一计算设备120、第二计算设备130、用户终端140、存储设备150和网络160。

[0044] 脑电采集设备110是用于采集脑电信息的医学装置。在一些实施例中,脑电采集设备110可以是能够获取脑电信息的任何设备,例如,脑电仪、脑电图监测仪和便携式脑电采集装置等中的至少一种。上面提供的脑电采集设备110仅用于说明目的,而非对其范围的限制。在一些实施例中,脑电采集设备110可以获取患者的脑电信号,其中,患者可以是正在进行手术(术中)的患者。在一些实施例中,脑电采集设备110可以通过网络160与系统100中的其它组件进行数据和/或信息的交换。

[0045] 第一计算设备120和第二计算设备130是具有计算和处理能力的系统,可以包括各种计算机,比如服务器、个人计算机,也可以是由多台计算机以各种结构连接组成的计算平台。在一些实施例中,第一计算设备120与第二计算设备130可以是同一个设备,也可以是不同的设备。

[0046] 第一计算设备120和第二计算设备130中可以包括一个或多个子处理设备(例如,单核处理设备或多核多芯处理设备),处理设备可以执行程序指令。仅作为示例,处理设备可以包括各种常见的通用中央处理器(central processing unit,CPU),图形处理器(Graphics Processing Unit,GPU),微处理器,特殊应用集成电路(application-specific integrated circuit,ASIC),或其它类型的集成电路。

[0047] 第一计算设备120可以处理与脑电信号相关的信息和数据。在一些实施例中,第一计算设备120可以执行如本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法,得到至少一种麻醉深度评估结果,例如,麻醉阶段和意识水平指数等。在一些实施例中,第一计算设备120可以包括机器学习模型,第一计算设备120可以通过机器学习模型执行如本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法中的至少部分步骤,例如,提取显著图、确定谱特征、确定麻醉深度评估结果等中的至少一个。在一些实施例中,第一计算设备120可以从第二计算设备130获取训练好的机器学习模型。在一些实施例中,第一计算设备120可以通过网络160和/或系统100中的其它组件(例如,脑电采集设备110、第二计算设备130、用户终端140、存储设备150)交换信息和数据。在一些实施例中,第一计算设备120可以直接与第二计算设备130连接并交换信息和/或数据。

[0048] 第二计算设备130可以用于模型训练。在一些实施例中,第二计算设备130可以执行如本说明书一些实施例所示的机器学习模型的训练方法,得到训练好的机器学习模型。在一些实施例中,第二计算设备130可以从脑电采集设备110获取脑电信号作为模型的训练数据。

[0049] 用户终端140可以接收和/或展示脑电信号的处理结果。在一些实施例中,用户终端140可以从第一计算设备120接收麻醉深度评估结果,基于此麻醉深度评估结果对患者进行手术治疗。在一些实施例中,用户终端140可以通过指令使第一计算设备120执行如本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法。在一些实施例中,用户终端140可以控制脑电采

集设备110以获取患者的脑电信号。在一些实施例中,用户终端140可以是移动设备140-1、平板计算机140-2、膝上型计算机140-3、台式计算机等其它具有输入和/或输出功能的设备中的一种或其任意组合。

[0050] 存储设备150可以存储其它设备产生的数据或信息。在一些实施例中,存储设备150可以存储脑电采集设备110采集的医学图像。在一些实施例中,存储设备150可以存储第一计算设备120和/或第二计算设备130处理后的数据和/或信息,例如,训练好的机器学习模型、麻醉深度评估结果等。存储设备150可以包括一个或多个存储组件,每个存储组件可以是一个独立的设备,也可以是其它设备的一部分。存储设备可以是本地的,也可以通过云实现。

[0051] 网络160可以连接系统的各组成部分和/或连接系统与外部资源部分。网络160使得各组成部分之间,以及与系统之外其它部分之间可以进行通讯,促进数据和/或信息的交换。在一些实施例中,系统100中的一个或多个组件(例如,脑电采集设备110、第一计算设备120、第二计算设备130、用户终端140、存储设备150)可通过网络160发送数据和/或信息给其它组件。在一些实施例中,网络160可以是有线网络或无线网络中的任意一种或多种。

[0052] 应该注意的是,上述描述仅出于说明性目的而提供,并不旨在限制本说明书的范围。对于本领域普通技术人员而言,在本说明书内容的指导下,可做出多种变化和修改。可以以各种方式组合本说明书描述的示例性实施例的特征、结构、方法和其它特征,以获得另外的和/或替代的示例性实施例。例如,第一计算设备120和/或第二计算设备130可以是基于云计算平台的,例如公共云、私有云、社区和混合云等。然而,这些变化与修改不会背离本说明书的范围。

[0053] 图2是根据本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法的示例性流程图。

[0054] 如图2所示,流程200包括下述步骤。在一些实施例中,流程200可以由第一计算设备120执行。

[0055] 步骤210,获取患者的脑电信号,并确定脑电信号的多个频带。

[0056] 脑电信号也称为脑电图(Electroencephalography, EEG),是大脑神经元活动产生的电信号,这些电信号可以通过电极放置在头皮上或直接植入大脑来捕捉。在一些实施例中,第一计算设备120可以通过脑电采集装置(例如,脑电采集设备110)采集不同麻醉状态下的患者脑电/患者实时脑电信号,其中,患者可以是处于实际手术中或者模拟手术中等状态。在一些实施例中,第一计算设备120也可以通过其他方式获取患者的脑电信号,例如,从存储设备(例如,存储设备150)获取、通过计算机仿真生成等。

[0057] 在一些实施例中,第一计算设备120可以对获取的脑电信号进行降噪处理,例如,通过直流滤波、独立成分分析等数字信号处理方式去除脑电信号中的噪声。

[0058] 频带是指频谱上位于两个特定的频率界限之间的部分,可以用正弦和/或余弦波形等表示。例如,将0-50Hz频率范围按照每10Hz分为5个频带,依次为0-10Hz、10-20Hz、20-30Hz、30-40Hz以及40-50Hz的信号。在一些实施例中,第一计算设备120可以将脑电信号按照时间进行切片处理,并对每片数据进行时频转换(时域-频域转换),从而确定多个频带。例如,可以将脑电信号每T秒切片,使用傅里叶变换得到N个不同频率成分的正弦波 $\vec{X}^t = [X_{(1)}^t, \dots, X_{(N)}^t]$,其中, $X_{(i)}^t$ 是一个形如 $a \sin(2\pi f + \varphi)$ 的正弦波,由幅值a、频率f以及相位 φ 三要素唯一确定。

[0059] 图6是根据本说明书一些实施例所示的脑电信号傅里叶展开的示意图。如图6所示,通过傅里叶级数展开,一个脑电的周期信号可以被分解为无数个正弦和余弦波形的叠加。每个波形都由瞬时频率(单位rad/s,rad为弧度,s为秒)、振幅(即幅值,决定波形的大小)和相位(决定波形在时间轴上的位置)确定。这些正弦和余弦波共同合成了原始信号的形状,可以根据这些波形分析和理解信号在频域中的行为。

[0060] 步骤220,基于多个频带确定多个频带特性。其中,这些频带特性包括:通道内的多个频带内特性和多个频带间特性,以及通道间的多个频带内特性和多个频带间特性。

[0061] 频带特性是指能够表征与频带相关的特有属性的数据。在一些实施例中,频带特性可以包括频带间特性和频带内特性。在一些实施例中,频带内特性可以包括频带内谱密度,对应地,频带间特性可以包括频带间互谱密度。谱密度是单个信号在不同频率上的功率分布,表示了信号在频域上的能量分布情况,可以通过谱密度得到信号在不同频率成分上的强度。在一些实施例中,谱密度可以是当信号的频带宽度趋近于零时,每单位带宽的均方根值。互谱密度是两个信号之间的谱密度的相关性,其测量了两个信号在频域上的相互关系,表达了它们之间在不同频率上的共同振荡特性。在一些实施例中,互谱密度可以通过以下方式得到:获取两个函数(每一个函数表征一个信号)的互相关函数,计算得到该互相关函数的谱密度,即为两个函数的互谱密度。通过对不同通道之间计算互谱密度,以及对通道内部计算谱密度,从而可以分别用其捕捉病人麻醉过程中脑区之间的神经元协调活动的变化以及脑区内部的活动的变化。

[0062] 在一些实施例中,频带内特性可以包括频带内跨频率耦合关系,对应地,频带间特性可以包括频带间跨频率耦合关系。

[0063] 通道是指信号传输的信道。在一些实施例中,可以根据划分好的频带来划分通道。跨频率耦合(Cross frequency coupling,CFC)关系指的是单个通道信号(记为 $\vec{x}^t$)或者两个通道信号(记为 $(\vec{x}^t, \vec{y}^t)$)间的不同频点(表示不同频率)(记为 (f_i, f_j))之间的幅值/相位的关系,其可以用谱图图像来表示,谱图的横纵轴是频点,谱图的像素点是幅值/相位的耦合值。在一些实施例中,跨频率耦合关系可以包括相位-相位耦合(也称为相-相耦合)(Phase-Phase Coupling,PPC)、相位-幅值耦合(也称为相-幅耦合)(Phase-Amplitude Coupling,PAC)以及幅值-幅值耦合(也称为幅-幅耦合)(Amplitude-Amplitude Coupling,AAC)。通道内部的跨频率谱特征衡量的是大脑局部区域的通信能力,通道之间的跨频率谱特征衡量的是大脑不同区域的功能连通性。在一些实施例中,每个跨频率耦合关系可以用其对应的谱来表示。例如,相位-相位耦合可以用相位-相位耦合调制谱表示,相位-幅值耦合可以用相位-幅值耦合调制谱表示,幅值-幅值耦合调制可以用幅值-幅值耦合调制谱表示。

[0064] 在一些实施例中,相位-相位耦合可以包括二次相位耦合等,其中,二次相位耦合可以用双相干谱表示。双相干(bicoherence)是一种非线性高阶谱特征,用来衡量信号的不同频率成分间的二次相位耦合程度,其中,相位耦合程度指的是两个正弦波信号达到尖峰的时间同步程度。

[0065] 相位-幅值耦合用来衡量信号中特定频率成分的相位与另一频率成分的幅度的耦合程度,也就是说,相位-幅值耦合程度指的是某频率成分的正弦波信号相位变化与另一频率成分的正弦波信号幅值变化的同步程度。相位-幅值耦合具有脑功能相关性和生理机制,其中,低频相位反映局部神经元兴奋性,而高频幅值增加反映神经元网络群体活动的普

遍增加或连接的神经元子网络的选择性激活。

[0066] 幅值-幅值耦合用来衡量信号中不同频率成分的幅值的耦合程度,也就是说,幅值-幅值耦合程度指的是某频率成分正弦波幅值的变化与另一频率成分正弦波幅值的变化同步程度。

[0067] 在一些实施例中,频带内跨频率耦合关系可以包括频带内双相干谱、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合等中的至少一种,对应地,频带间跨频率耦合关系可以包括频带间双相干谱、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合等中的至少一种。

[0068] 在一些实施例中,频带特性可以包括通道内特性和通道间特性。通道内特性可以包括通道内的多个频带内特性和多个频带间特性,例如,多个通道内每个通道的谱密度、双相干谱、相位-幅值耦合调制谱和幅值-幅值耦合调制谱。通道间特性可以包括通道间的多个频带内特性和多个频带间特性,例如,多个通道间的频带间互谱密度、双相干谱、相位-幅值耦合调制谱和幅值-幅值耦合调制谱。

[0069] 在一些实施例中,第一计算设备120可以根据步骤210确定的多个频带确定其对应的多个频带特性。具体来说,对于某个具体的频带特性,如果通道数量为 c ,则可以计算 c 个通道内部的频带内特性和频带间特性,以及 $c(c-1)/2$ 个通道间的频带内特性和频带间特性。例如,可以计算 c 个通道内部的频带内特性和频带间特性,即对每个通道分别计算频带内特性和频带间特性, c 个通道内部的频带内特性包括 c 个通道的 c 个谱密度, c 个通道内部的频带间特性包括 c 个通道的 c 个双相干谱 $\vec{B}^t$ 、 c 个相位-幅值耦合调制谱 $\vec{C}^t$ 和 c 个幅值-幅值耦合调制谱 $\vec{A}^t$;可以计算 $\frac{c(c-1)}{2}$ 个通道间的频带内特性和频带间特性,该频带内特性包括 $\frac{c(c-1)}{2}$ 个通道间的频带间互谱密度 $\vec{P}^t$,该频带间特性包括 $\frac{c(c-1)}{2}$ 个双相干谱 $\vec{B}^t$ 、 $\frac{c(c-1)}{2}$ 个相位-幅值耦合调制谱 $\vec{C}^t$ 和 $\frac{c(c-1)}{2}$ 个幅值-幅值耦合调制谱 $\vec{A}^t$ 。

[0070] 在一些实施例中,第一计算设备120可以使用多个通道形成一个脑区,并计算脑区内以及脑区间的频带特性。例如,脑区内以及脑区间的双相干谱、相位-幅值耦合调制谱和幅值-幅值耦合调制谱等中的至少一种。

[0071] 本说明书一些实施例中,通过对不同通道之间计算双相干谱,以及对通道内部计算双相干谱,可以分别捕捉患者麻醉过程中脑区之间的通信以及脑区内部不同时空尺度的通信之间变化;通过对不同通道之间计算相位-幅值耦合,以及对通道内部计算相位-幅值调制谱,可以分别捕捉病人麻醉过程中脑区之间的通信以及脑区内部的功能相关性和生理机制的变化差异;通过对不同通道之间计算幅值-幅值调制谱,以及对通道内部计算幅值-幅值调制谱,可以分别捕捉患者麻醉过程中不同脑区域之间和同一脑区域内部的振荡相互作用引起的记忆功能的变化,以表征患者的麻醉状态。

[0072] 步骤230,基于多个频带特性确定多个谱特征。

[0073] 谱特征是指图谱的特征值或特征向量。在一些实施例中,可以根据图构建矩阵,计算该矩阵的特征值和特征向量,这些特征值和特征向量可以揭示出图的一些重要结构信息,例如,图的连通性、聚类结构等。计算出的矩阵的特征值和特征向量即为图的谱特征。在一些实施例中,第一计算设备120可以根据步骤220得到的多个频带特性确定多个谱图,基于这些谱图得到多个谱特征,即谱图的特征。本说明书一些实施例中,谱特征为各谱图中的

重要区域所代表的的数据压缩后得到的值。在一些实施例中,第一计算设备120可以将得到的多个谱特征作为预设时间段内的观测值,其中,预设时间段是患者麻醉后的特定时间段,观测值用于对患者脑部麻醉状态进行观测。关于如何基于多个频带特性确定多个谱特征的详细内容,可以参见流程300,在此不再赘述。

[0074] 本说明书一些实施例中,通过使用通道内和通道间的谱密度和非线性耦合谱特征,全面而准确地描述了麻醉过程中的大脑状态;耦合谱特征不仅考虑了单一通道的能量谱,还包括了通道之间的脑电信号的耦合关系,从而在时间尺度和空间尺度上更完整地刻画大脑状态,涵盖了脑区通信、功能连接和记忆整合等多个维度。

[0075] 步骤240,基于多个谱特征确定患者的麻醉深度。

[0076] 麻醉深度是指麻醉阶段或者意识水平,可以用数值或等级来表示。例如,I-V级(等级越高,表示麻醉程度越深,意识越弱)、1-100(数值越小,表示麻醉深度越深,意识越弱)。在一些实施例中,第一计算设备120可以根据步骤230得到的多个谱特征确定患者的麻醉深度。关于如何基于多个谱特征确定患者的麻醉深度的详细内容,可以参见步骤410、420和440的相关描述,在此不再赘述。

[0077] 图3是根据本说明书一些实施例所示的另一个麻醉深度评估方法的示例性流程图。

[0078] 如图3所示,流程300包括下述步骤。在一些实施例中,第一计算设备120可以通过执行流程300所示的步骤,来基于多个频带特性确定多个谱特征。

[0079] 跨频率耦合关系通常为矩阵型数据,通过建模统计方法对其进行跨频率分析是十分困难的,通常的方法是分离频率成分,然后评估它们的相关性,基于替代数据来进行统计分析。在一些实施例中,第一计算设备120可以通过执行流程300所示的步骤,基于计算机视觉进行谱特征统计。

[0080] 步骤310,确定多个频带特性的谱图。

[0081] 在一些实施例中,频带特性可以用图像来表示,该图像称为谱图。在一些实施例中,在步骤220得到的多个频带特性的基础上,第一计算设备120可以确定这些频带特性的谱图,具体来说,可以以频带特性和其对应的频率生成曲线图,其中,频率为横坐标,频带特性为纵坐标。

[0082] 仅作为示例,第一计算设备120可以分别确定频带内谱密度和频带间互谱密度对应的谱图。

[0083] 图7是根据本说明书一些实施例所示的一段脑电信号的谱密度的示意图。其中,上图为这段脑电信号S的振幅图,其横坐标为时间(单位为s),纵坐标为信号S的振幅;下图为信号S的谱密度图,即谱密度对应的谱图,其横坐标为频率(单位为Hz),纵坐标为功率谱密度(单位为dB/Hz)。

[0084] 图8是根据本说明书一些实施例所示的两段脑电信号的互谱密度的示意图。其中,上图为这两段脑电信号S1和S2的振幅图,其横坐标为时间(单位为s),纵坐标为信号S1和S2的振幅;下图为信号S1和S2的互谱密度图,即互谱密度对应的谱图,其横坐标为频率(单位为Hz),纵坐标为互谱密度(单位为dB)。

[0085] 作为又一示例,第一计算设备120可以分别确定频带内和频带间的双相干谱、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合对应的谱图。

[0086] 图9是根据本说明书一些实施例所示的双相干谱的示意图。图9中的事件1和事件2均为包含了两个不同频率成分的信号。其中,子图a为事件1的双相干谱图,表示两个不同频率间的双相干值,其横纵坐标表示这两个不同频率(单位为Hz);子图b为子图a对应的三维图像,水平面两坐标表示子图a中两个不同频率(单位为Hz),垂直坐标为双相干值;子图c、子图d分别与子图a、子图b类似,子图c为事件2的双相干谱图,子图d为子图c对应的三维图像。

[0087] 图10和图11是根据本说明书一些实施例所示的相位-幅值耦合调制谱的示意图。如图10所示为通道1、通道2和通道3的通道内频带内相位-幅值耦合调制谱图,如图11所示为图10中的通道1和通道2的通道间相位-幅值耦合调制谱图。其中,两图表示不同频率下的不同相位和幅值对应的调制指数,横坐标均为相位频率(单位为Hz),纵坐标均为振幅频率(单位为Hz)。

[0088] 图12是根据本说明书一些实施例所示的幅值-幅值耦合调制谱的示意图。其中,横纵坐标均为频率(单位为Hz),该图像为幅值-幅值耦合调制谱图,可以表示不同频率的正弦波信号的不同幅值耦合程度的调制指数。

[0089] 步骤320,确定谱图中的目标区域。

[0090] 显著图(saliency map)是指用来表示计算机视觉系统重点关注的图像中的像素区域的图像。例如,对于一幅包含飞翔的鸟的图像,其主要特征可能是其中的飞鸟,该图像的显著图可以只保留其中与飞鸟相关的特征,而将原始图像中的其余特征(例如,天空背景、树木等)去除。在一些实施例中,第一计算设备120可以通过各种方式提取谱图的显著图,例如,通过基于计算机视觉的机器学习模型提取、人工提取等。

[0091] 在一些实施例中,第一计算设备120可以基于第一机器学习模型提取谱图的显著图,具体来说,第一计算设备120可以将谱图输入第一机器学习模型,得到输出的该谱图的显著图。

[0092] 在一些实施例中,第一机器学习模型可以是基于计算机视觉的任何机器学习模型,例如,卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)模型、深度神经网络(Deep Neural Network,DNN)模型等。在一些实施例中,第一机器学习模型可以包括多个网络层(例如,多个池化层),显著图可以通过多层的依次处理,得到最终的显著图。例如,图13为双相干谱的显著图,其中,每行中,从左到右,第一个图像(最左侧图像)为原始的双相干谱图(从上到下,第一行为清醒时图像,第二行为改良警觉/镇静评分为0时图像),右侧为经过逐层处理依次得到的显著图,第二个图像为第一个图像经过第一个最大池化层(最大池化层1)处理后的显著图,第三个图像为第二个图像经过第二个最大池化层(最大池化层2)处理后的显著图,第四个图像(最右侧图像)为第三个图像经过第三个最大池化层(最大池化层3)处理后的显著图,即最终得到的原始图像的显著图,可以看出,从左到右,图像中的主要特征越来越明显。

[0093] 在一些实施例中,对于某个频带特性(例如,谱密度、互谱密度等),第一计算设备120可以基于其谱图得到其热力图,对热力图进行图像处理,从而得到谱图的显著图,上述操作可以由第一机器学习模型实现。例如,如图15所示为获取图7所示的谱密度谱图的显著图和目标区域的过程。其中,从上到下,第一个图像为基于谱密度谱图得到的功率谱密度的热力图,其横轴为频率(单位为Hz),纵轴为谱密度(单位为dB),其中每个频率点的条状颜

色深浅表示所对应频率点谱密度数值的大小;第二到第四个图像为第一个图像经过多个池化层依次处理后的得到的显著图,与图13相似,第二个图像为第一个图像经过第一个最大池化层(最大池化层1)处理后的显著图,第三个图像为第二个图像经过第二个最大池化层(最大池化层2)处理后的显著图,第四个图像为第三个图像经过第三个最大池化层(最大池化层3)处理后的显著图,即最终得到的图7所示的谱密度谱图的显著图。又例如,如图16所示为获取图8所示的互谱密度谱图的显著图和目标区域的过程。其中,从上到下,第一个图像为基于互谱密度谱图得到的互谱密度的热力图,其横轴为频率(单位为Hz),纵轴为互谱密度(单位为dB),其中每个频率点的条状颜色深浅表示所对应频率点谱密度数值的大小;第二到第四个图像为第一个图像经过多个池化层依次处理后的得到的显著图,与图15相似,第四个图像为最终得到的图8所示的互谱密度谱图的显著图。

[0094] 在一些实施例中,第一机器学习模型可以通过以下方式建立:使用患者不同麻醉状态作为标签,这些麻醉状态下的多个谱图作为特征,建立一个图像分类任务,基于计算机视觉识别各麻醉状态下各谱图上的重要区域。

[0095] 在一些实施例中,第一机器学习模型可以通过离线训练方式得到,训练可以由第二计算设备130执行。其中,可以将多个样本谱图作为训练样本,这些谱图对应的样本显著图作为训练标签。第二计算设备130可以将样本谱图输入第一机器学习模型,得到输出的显著图,基于输出的显著图与对应的样本显著图的差异对第一机器学习模型的参数进行调整,循环进行上述步骤,直到得到训练好的第一机器学习模型。

[0096] 目标区域是图像中重点关注的区域。本说明书中,目标区域是指与识别麻醉状态相关的图像(例如,谱图、显著图等)上的区域。在一些实施例中,第一计算设备120可以对显著图进行图像分割以确定目标区域,图像分割可以通过各种方式进行,例如,通过各种图像分割算法、通过机器学习模型、通过人工分割等。例如,如图14所示为双相干谱显著图的图像分割结果,其中,粗实线包围的区域即为目标区域。又例如,图15中,从上到下,第五个图像(最底部的图像)为对第四个图像(显著图)进行图像分割的结果,其中,虚线包围的区域1510即为显著图和图7所示的谱密度谱图对应的目标区域。又例如,图16中,从上到下,第五个图像(最底部的图像)为对第四个图像(显著图)进行图像分割的结果,其中,虚线包围的区域1610和1620即为显著图和图8所示的谱密度谱图对应的目标区域。通过图像分割,可以对谱图显著图的重要区域进行定位和划分,进一步得到简化的谱图特征。

[0097] 在一些实施例中,图像分割可以通过第一机器学习模型进行,其中,第一机器学习模型的输入仍为谱图,输出则为标注了目标区域的显著图和/或谱图。

[0098] 步骤330,基于目标区域的数据确定多个谱特征。

[0099] 在一些实施例中,目标区域可以表示为一组频率成分对构成的集合 $\{(f_i, f_j) \mid i, j = 1, \dots, n\}$ 。第一计算设备120可以通过各种方式(例如,区域求和、求最大值等)将谱图中的目标区域压缩为一个值,具体来说,可以对集合 $\{(f_i, f_j) \mid i, j = 1, \dots, n\}$ 的所有元素通过求和或求最大值等方式转化为一个数值。在一些实施例中,可以将该数值作为谱图对应的谱特征。

[0100] 在一些实施例中,第一计算设备120可以分别获取每个频带特性对应的谱特征,从而得到多个频带特性对应的多个谱特征。具体来说,如果通道(频带)数量为c,可以分别对功率谱密度(互谱密度)、双相干谱、相位-幅值耦合调制谱、幅值-幅值耦合调制谱获取谱特

征,得到 $4c$ 个通道内的谱特征和 $4c(c-1)/2$ 个通道间的谱特征。

[0101] 在一些实施例中,步骤330中的操作也可以由第一机器学习模型实现,第一计算设备120可以将谱图输入第一机器学习模型,得到输出的谱图对应的谱特征。

[0102] 本说明书一些实施例中,通过计算机视觉技术提取谱图中的重要区域,借助计算机视觉系统卓越的高维特征处理能力,能够更全面地捕捉谱图中复杂的结构信息;通过计算机视觉技术,实现了对谱图特征的自动提取,减轻了人工处理的负担,提高了效率,方法的通用性较强,适用于各种谱图;通过可视化的方法(显著图)直观地展示提取到的重要区域,提高了结果的可解释性,有助于进一步研究和理解大脑活动。

[0103] 图4是根据本说明书一些实施例所示的另一个麻醉深度评估方法的示例性流程图。

[0104] 如图4所示,流程400包括下述步骤。在一些实施例中,流程400可以由第一计算设备120执行。

[0105] 步骤410,确定观测状态向量与当前麻醉状态向量之间的第一运算关系。

[0106] 状态空间模型是一种数学框架,用于描述动态系统的行为,其可以由观测方程和状态方程表示。在一些实施例中,在麻醉水平监测中,可以使用麻醉状态向量 x_t 来表示 t 时刻患者的麻醉阶段或者意识水平,表示对状态的度量;使用谱特征以及病人的术中实时观测特征(例如,心率、血压等)构建观测状态向量 y_t ,表示对观测的度量。

[0107] 在一些实施例中, x_t 可以为一个多维向量,其维度可以表示对患者 t 时刻麻醉状态或者意识水平的量化级别。例如,5维向量 $[x_t^1, x_t^2, x_t^3, x_t^4, x_t^5]$,可以对患者 t 时刻5种不同的麻醉状态或者意识水平进行量化,每一位向量的大小表征了患者处于某种状态的相对可能,以及处于该麻醉状态或者意识水平的强弱,具体来说 x_t^1 可以代表处于清醒状态, x_t^2 可以代表浅镇静状态, x_t^3 可以代表深镇静状态, x_t^4 可以代表全身麻醉状态, x_t^5 可以代表过麻醉状态。

[0108] 在一些实施例中, y_t 可以为一个多维向量,表示患者 t 时刻的观测度量。例如, $8c(c+1)$ 维向量 $[p^t, b^t, c^t, a^t]$,其中, p^t 为通道内和跨通道的频谱特征向量,长度为 $4c + 4 \frac{c(c-1)}{2} = 2c(c+1)$; b^t 为通道内和跨通道的双相干谱特征向量,长度为 $2c(c+1)$; c^t 为通道内和跨通道的相位-幅值耦合调制谱特征向量,长度为 $2c(c+1)$; a^t 为通道内和跨通道的幅值-幅值耦合调制谱特征向量,长度为 $2c(c+1)$ 。

[0109] 在一些实施例中,观测方程可以表示观测状态向量与当前麻醉状态向量(即 t 时刻的麻醉状态向量)之间的运算关系,该运算关系称为第一运算关系,第一计算设备120可以根据观测方程来确定第一运算关系。在一些实施例中,观测方程可以如下公式所示:

$$y_t = f(x_t) + v_t \quad (1)$$

其中, f 是当前麻醉状态向量 x_t 到观测状态向量 y_t 的映射函数,表示观测度量与状态度量之间的关系,可以通过先验知识确定,例如,可以是线性模型等; v_t 是 t 时刻的观测噪声,表示观测的误差,可以是高斯噪声等。

[0110] 在一些实施例中,状态空间模型可以为线性高斯模型(Linear Gaussian Model),则观测方程可以如下公式所示:

$$y_t = Ax_t + v_t \quad (2)$$

其中, A 是一个 $8c(c+1) \times 5$ 的矩阵; v_t 的含义与公式(1)中相同,可以是 6×1 的随机向量,记为 $(v_t \sim N(0, R))$,表示 v_t 独立同分布于均值为零、协方差矩阵为 R 的正态分布。

[0111] 步骤420,确定当前麻醉状态向量与前一麻醉状态向量之间的第二运算关系。

[0112] 在一些实施例中,状态方程可以表示当前麻醉状态向量与前一麻醉状态向量(即 $t-1$ 时刻的麻醉状态向量)之间的运算关系,该运算关系称为第二运算关系,第一计算设备120可以根据状态方程来确定第二运算关系。在一些实施例中,状态方程可以如下公式所示:

$$x_t = h(x_{t-1}) + w_t \quad (3)$$

其中, h 表示前一麻醉状态向量 x_{t-1} 到当前麻醉状态向量 x_t 的映射函数,表示状态的演变规律,可以是转移矩阵线性变换等; w_t 是 t 时刻的状态噪声,表示状态演变的不确定性,可以是高斯噪声等。

[0113] 在一些实施例中,状态空间模型可以为线性高斯模型(Linear Gaussian Model),则状态方程可以如下公式所示:

$$x_t = \Phi x_{t-1} + w_t \quad (4)$$

其中, w_t 的含义与公式(3)中相同,可以是 5×1 的随机向量,记为 $w_t \sim N(0, Q)$,表示 w_t 独立同分布于均值为零、协方差矩阵为 Q 的正态分布; Φ 是一个 5×5 的矩阵。

[0114] 以下以图17为例对线性高斯模型的结构进行说明。如图17所示的线性高斯模型中,包括参数矩阵和矩阵, x_1-x_T 表示从最初时刻1到当前时刻 T 的状态度量(麻醉状态向量), y_1-y_T 表示从最初时刻1到当前时刻 T 的观测度量(观测状态向量)。参数矩阵 Φ 将当前时刻 T 与过去时刻的状态相连接,通过矩阵 A 将当前时刻 T 的状态和观测相连接。一般的状态空间模型也具有与图17中的线性高斯模型类似的结构,但是连接参数或方式存在不同。

[0115] 步骤430,获取预设时间段内的观测值。

[0116] 在一些实施例中,第一计算设备120可以获取预设时间段内的观测值,其中,预设时间段是患者麻醉后的特定时间段,观测值是用于对患者脑部麻醉状态进行观测。在一些实施例中,观测值可以包括患者脑电信号的多个谱特征。关于获取谱特征的内容,可以参见步骤210-230以及流程300的相关描述,在此不再赘述。

[0117] 步骤440,基于观测值、第一运算关系和第二运算关系确定患者的麻醉深度。

[0118] 在一些实施例中,第一计算设备120可以基于步骤430得到的观测值(即多个谱特征)、第一运算关系和第二运算关系,通过状态空间模型确定麻醉状态向量的第一元素值。具体来说,第一计算设备120可以给定公式(3)和(4)中的 x_t 的初始值 x_0 ,例如,设置为 $[0, 0, 0, 0, 0]$ 或其它合理的连续型数值;通过实时观测得到观测状态向量 y_t ;然后根据公式(3)和(4)计算得到麻醉状态向量 x_t ;将麻醉状态向量 x_t 的中各元素的数值归一化为概率 $\hat{x}_t$ (例如,通过softmax变换),该概率即为第一元素值,如下公式所示:

$$\hat{x}_t = \frac{\exp(x_t)}{\sum_{i=1}^5 \exp(x_t^i)} \quad (5)。$$

[0119] 在一些实施例中,第一计算设备120可以基于第一元素值确定当前麻醉状态所处的阶段和麻醉深度。具体来说,第一计算设备120可以通过麻醉状态向量 x_t 的最大概率确定当前麻醉状态所处的阶段 k_t ,如下公式所示:

$$k_t = \operatorname{argmax}_{\{i:1,2,3,4,5\}} \hat{x}_t \quad (6)。$$

[0120] 在一些实施例中,状态空间模型的输出可以将病人的麻醉深度分为 N 个阶段,每个阶段用各不相交的无量纲的数值区间 $[l_i, u_i]$ 来量化麻醉深度以及意识水平,分别代表 N 种

不同的麻醉阶段或者意识水平。例如, $N=5$ 时, 分别为清醒[100, 90)、浅镇静[90, 70)、深镇静[70, 50)、全身麻醉[50, 30)、过镇静[30, 0) 五个阶段。

[0121] 在得到当前麻醉状态所处的阶段 k_t 之后, 第一计算设备120可以通过状态空间模型将当前麻醉状态阶段的概率映射到预设的麻醉深度(或意识水平)区间, 得到麻醉深度。在一些实施例中, 预设的麻醉深度(或意识水平)区间可以根据当前麻醉阶段确定, 麻醉深度可以用数值表示, 例如, 用意识水平指数量化表示。第一计算设备120可以将当前麻醉状态阶段 k_t 对应位置的概率 $\hat{x}_t^{k_t}$ 映射到第 k_t 个阶段的区间 $[l_{k_t}, u_{k_t})$ 内, 得到输出的意识水平指数 I_t , 如下公式所示:

$$I_t = l_{k_t} + \hat{x}_t^{k_t} (u_{k_t} - l_{k_t}) \quad (7)。$$

[0122] 在一些实施例中, 第一计算设备120可以获取患者的基础信息和用药信息, 其中, 基础信息可以包括年龄、性别、身体健康情况等中的至少一种, 用药信息可以包括药物类型、使用剂量、使用时间等中的至少一种; 将预设时间段内的观测值(即多个谱特征)、患者的基础信息和用药信息输入第二机器学习模型, 输出麻醉深度, 例如, 输出意识水平指数。

[0123] 在一些实施例中, 第二机器学习模型可以是任何机器学习模型, 例如, 神经网络模型、深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)等。

[0124] 在一些实施例中, 第二机器学习模型可以通过离线训练方式得到, 训练可以由第二计算设备130执行。其中, 可以将多个样本谱特征、患者的样本基础信息和样本用药信息作为训练样本, 对应的样本意识水平指数作为训练标签。

[0125] 本说明书一些实施例中, 通过状态空间模型, 将患者麻醉过程中当前时刻的谱特征与前面时刻的麻醉状态共同建模, 以确定当前时刻的病人的麻醉状态, 这样能够将过去一段时间的麻醉状态与当前麻醉状态联系起来, 对病人麻醉的动态过程预测的更准确, 具有较强的抗干扰性, 且无需在时间窗口上进行平滑处理, 显著降低了预测延迟。

[0126] 图5是根据本说明书一些实施例所示的麻醉深度评估方法的示意图。

[0127] 在一些实施例中, 流程500可以由第一计算设备120执行。

[0128] 如图5所示, 第一计算设备120可以通过脑电采集装置(例如, 脑电采集设备110)等采集患者实时脑电信号510, 对患者实时脑电信号510进行伪迹去除, 其中, 伪迹去除可以包括使用数字信号处理方式去噪等。第一计算设备120可以对伪迹去除后的患者实时脑电信号510按照预设时长(例如, T 秒)进行切片, 得到患者实时脑电信号510的多个频带520。关于如何获取以及如何得到多个频带的内容, 可以参见步骤210的描述, 在此不再赘述。

[0129] 第一计算设备120可以对多个频带520进行谱计算, 得到多个谱图。具体来说, 第一计算设备120可以对多个频带520中的每片数据进行时频转换; 计算每个通道内部功率谱密度和不同通道间的互谱密度, 根据功率谱密度和互谱密度得到频谱图531(例如, 如图7所示的谱密度示意图和如图8所示的互谱密度示意图); 通过跨频率耦合分析得到双相干谱图532(例如, 如图9a、图9b、图9c和图9d所示的双相干谱示意图)、相位-幅值耦合调制谱图533(例如, 如图10和图11所示的相位-幅值耦合调制谱示意图)和幅值-幅值耦合调制谱图534(例如, 如图12所示的幅值-幅值耦合调制谱示意图)。其中, 功率谱密度、互谱密度、双相干谱、相位-幅值耦合和幅值-幅值耦合均为频带特性。关于如何确定多个频带特性和谱图的内容, 可以参见步骤220和310中的相关描述, 在此不再赘述。

[0130] 第一计算设备120可以对得到的多个谱图(频谱图531、双相干谱图532、相位-幅值

耦合调制谱图533和幅值-幅值耦合调制谱图534)通过计算机视觉网络540提取显著图,从而分别得到频谱显著图551、双相干谱显著图552、相位-幅值耦合调制谱显著图553和幅值-幅值耦合调制谱显著图554;对这些显著图进行图像分割,从而分别得到这些显著图对应的谱特征压缩区域561、562、563和564,这些谱特征压缩区域可以作为目标区域;通过计算(例如,区域求和、求最大值等中的任意一种)将谱特征压缩区域561、562、563和564压缩为值,作为谱特征571。其中,图像分割和/或求谱特征也可以由计算机视觉网络540执行。在一些实施例中,计算机视觉网络540可以由第一机器学习模型实现。

[0131] 第一计算设备120可以将谱特征571、患者基础信息572(例如,患者年龄、性别等)以及药物信息573(例如,药物类型、使用剂量等)通过状态空间模型580进行处理,得到麻醉阶段和意识水平指数590作为患者的麻醉深度预测结果。在一些实施例中,第一计算设备120可以将谱特征571、患者基础信息572和药物信息573输入状态空间模型580(或第二机器学习模型),得到输出的患者的麻醉深度预测结果,例如,麻醉阶段和意识水平指数590。

[0132] 应当注意的是,上述有关流程200、300、400和500的描述仅仅是为了示例和说明,而不限定本说明书的适用范围。对于本领域技术人员来说,在本说明书的指导下可以对流程200、300、400和500进行各种修正和改变。然而,这些修正和改变仍在本说明书的范围之内。例如,步骤410和420可以同时执行或先后执行。又例如,步骤430可以在步骤410和/或步骤420之前执行。

[0133] 本说明书实施例可能带来的有益效果包括但不限于:(1)通过使用能量谱(例如,功率谱密度和互谱密度)和非线性耦合谱(例如,双相干谱、相位-幅值耦合调制谱和幅值-幅值耦合调制谱)描述脑电信号特征,使用计算机视觉技术自动提取谱特征,并通过状态空间模型对病人术中大脑麻醉状态进行建模,从而得到对患者麻醉深度进行预测,能够较为完整地刻画脑电信号所包含的内容,且得到的谱特征具有较强的可解释性,在麻醉深度监测中,能够适应患者的生理状态和反应的动态变化,更有利于准确快速地估计麻醉深度的变化;(2)通过使用通道内和通道间的谱密度和非线性耦合谱特征,能够全面而准确地描述麻醉过程中的大脑状态;(3)通过计算机视觉技术自动提取谱图中的重要区域,能够更全面地捕捉谱图中复杂的结构信息,同时减轻了人工处理的负担,提高了效率,且适应性强,可以通过可视化方法直观地展示提取到的重要区域,提高了结果的可解释性,有助于进一步研究和理解大脑活动;(4)通过状态空间模型将过去一段时间的麻醉状态与当前麻醉状态联系起来,对病人麻醉的动态过程预测的更准确,具有较强的抗干扰性,且无需在时间窗口上进行平滑处理,显著降低了预测延迟。需要说明的是,不同实施例可能产生的有益效果不同,在不同的实施例里,可能产生的有益效果可以是以上任意一种或几种的组合,也可以是其他任何可能获得的有益效果。

[0134] 上文已对基本概念做了描述,显然,对于本领域技术人员来说,上述详细披露仅仅作为示例,而并不构成对本说明书的限定。虽然此处并没有明确说明,本领域技术人员可能会对本说明书进行各种修改、改进和修正。该类修改、改进和修正在本说明书中被建议,所以该类修改、改进、修正仍属于本说明书示范实施例的精神和范围。

[0135] 同时,本说明书使用了特定词语来描述本说明书的实施例。如“一个实施例”、“一实施例”、和/或“一些实施例”意指与本说明书至少一个实施例相关的某一特征、结构或特点。因此,应强调并注意的是,本说明书中在不同位置两次或多次提及的“一实施例”或“一

个实施例”或“一个替代性实施例”并不一定是指同一实施例。此外,本说明书的一个或多个实施例中的某些特征、结构或特点可以进行适当的组合。

[0136] 此外,除非权利要求中明确说明,本说明书所述处理元素和序列的顺序、数字字母的使用、或其他名称的使用,并非用于限定本说明书流程和方法的顺序。尽管上述披露中通过各种示例讨论了一些目前认为有用的发明实施例,但应当理解的是,该类细节仅起到说明的目的,附加的权利要求并不仅限于披露的实施例,相反,权利要求旨在覆盖所有符合本说明书实施例实质和范围的修正和等价组合。例如,虽然以上所描述的系统组件可以通过硬件设备实现,但是也可以只通过软件的解决方案得以实现,如在现有的服务器或移动设备上安装所描述的系统。

[0137] 同理,应当注意的是,为了简化本说明书披露的表述,从而帮助对一个或多个发明实施例的理解,前文对本说明书实施例的描述中,有时会将多种特征归并至一个实施例、附图或对其的描述中。但是,这种披露方法并不意味着本说明书对象所需要的特征比权利要求中提及的特征多。实际上,实施例的特征要少于上述披露的单个实施例的全部特征。

[0138] 一些实施例中使用了描述成分、属性数量的数字,应当理解的是,此类用于实施例描述的数字,在一些示例中使用了修饰词“大约”、“近似”或“大体上”来修饰。除非另外说明,“大约”、“近似”或“大体上”表明所述数字允许有 $\pm 20\%$ 的变化。相应地,在一些实施例中,说明书和权利要求中使用的数值参数均为近似值,该近似值根据个别实施例所需特点可以发生改变。在一些实施例中,数值参数应考虑规定的有效数位并采用一般位数保留的方法。尽管本说明书一些实施例中用于确认其范围广度的数值域和参数为近似值,在具体实施例中,此类数值的设定在可行范围内尽可能精确。

[0139] 针对本说明书引用的每个专利、专利申请、专利申请公开物和其他材料,如文章、书籍、说明书、出版物、文档等,特此将其全部内容并入本说明书作为参考。与本说明书内容不一致或产生冲突的申请历史文件除外,对本说明书权利要求最广范围有限制的文件(当前或之后附加于本说明书中的)也除外。需要说明的是,如果本说明书附属材料中的描述、定义、和/或术语的使用与本说明书所述内容有不一致或冲突的地方,以本说明书的描述、定义和/或术语的使用为准。

[0140] 最后,应当理解的是,本说明书中所述实施例仅用以说明本说明书实施例的原则。其他的变形也可能属于本说明书的范围。因此,作为示例而非限制,本说明书实施例的替代配置可视为与本说明书的教导一致。相应地,本说明书的实施例不仅限于本说明书明确介绍和描述的实施例。

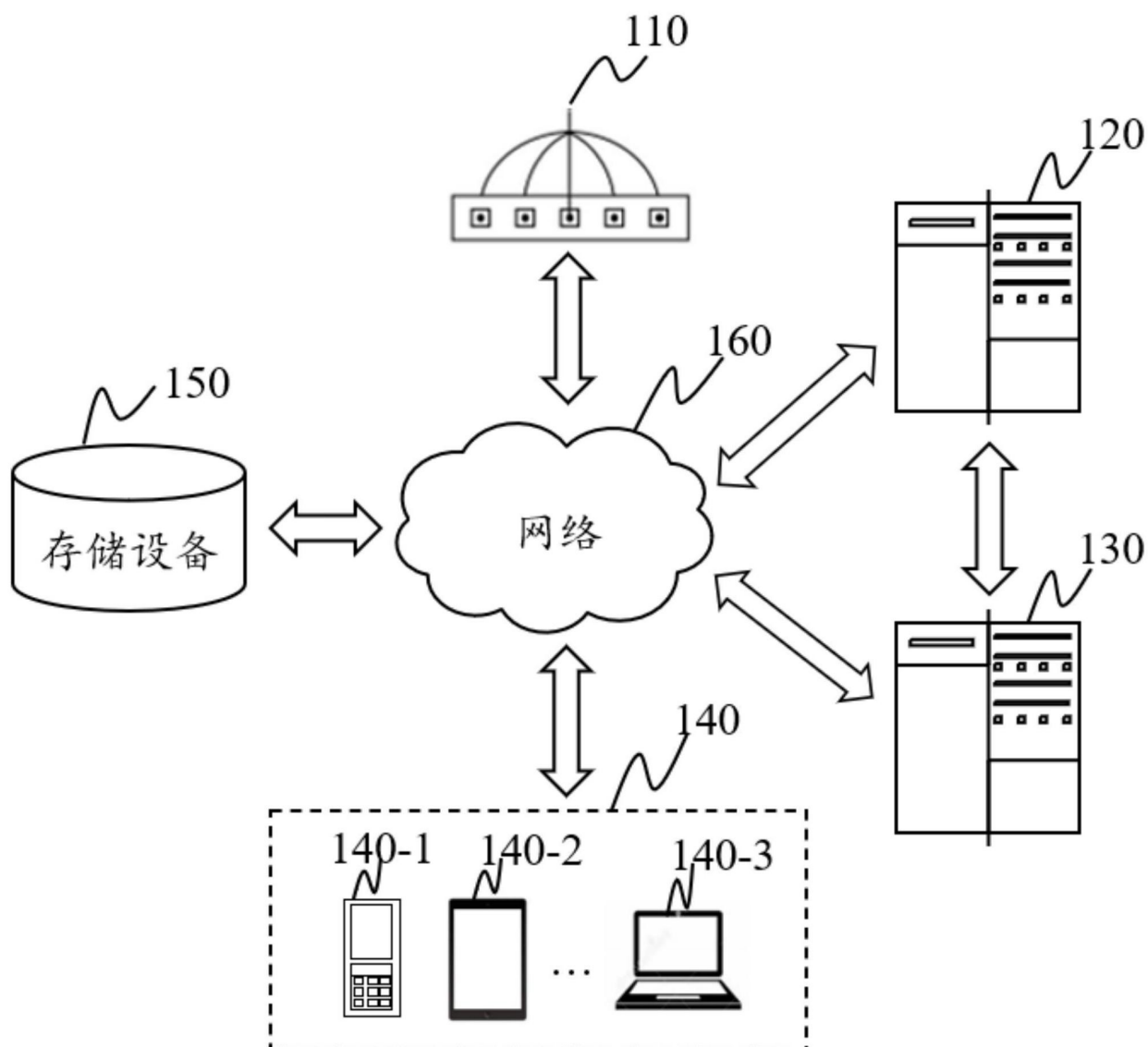
100

图1

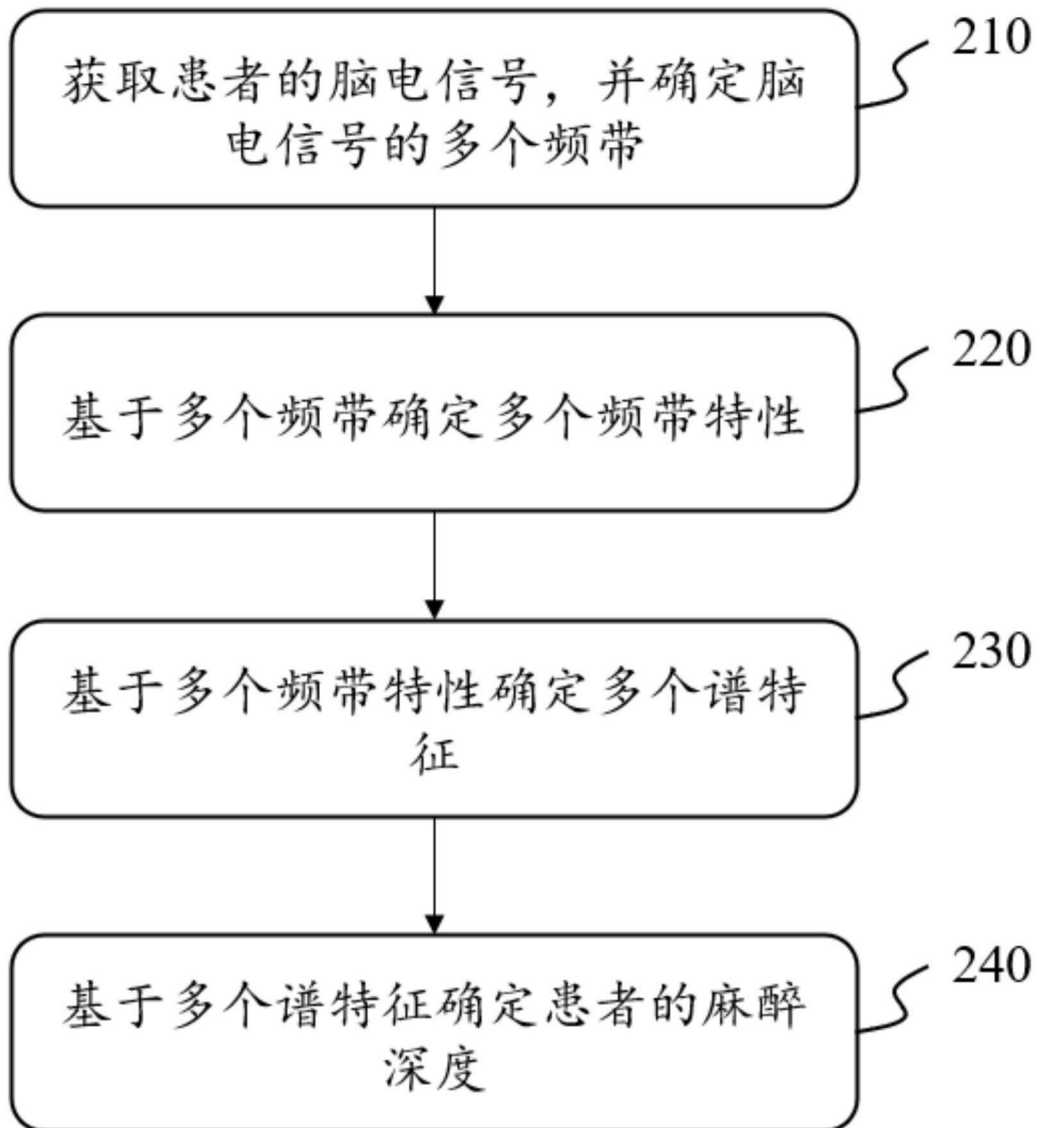
200

图2

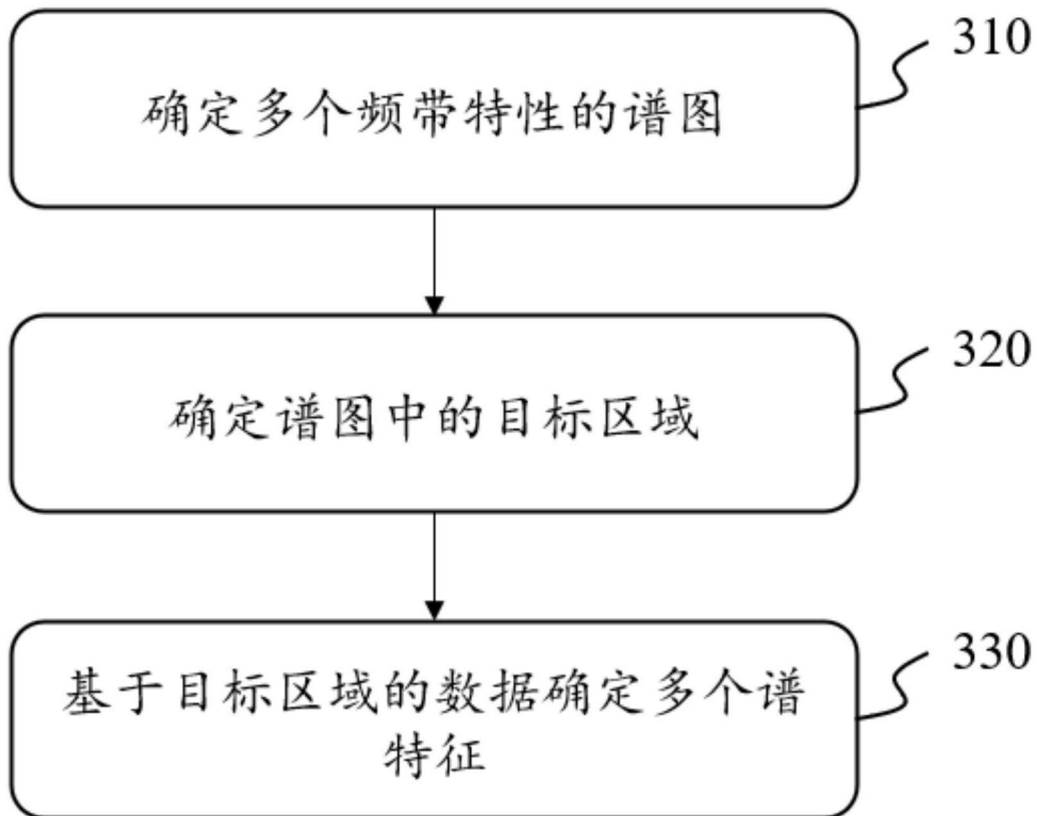
300

图3

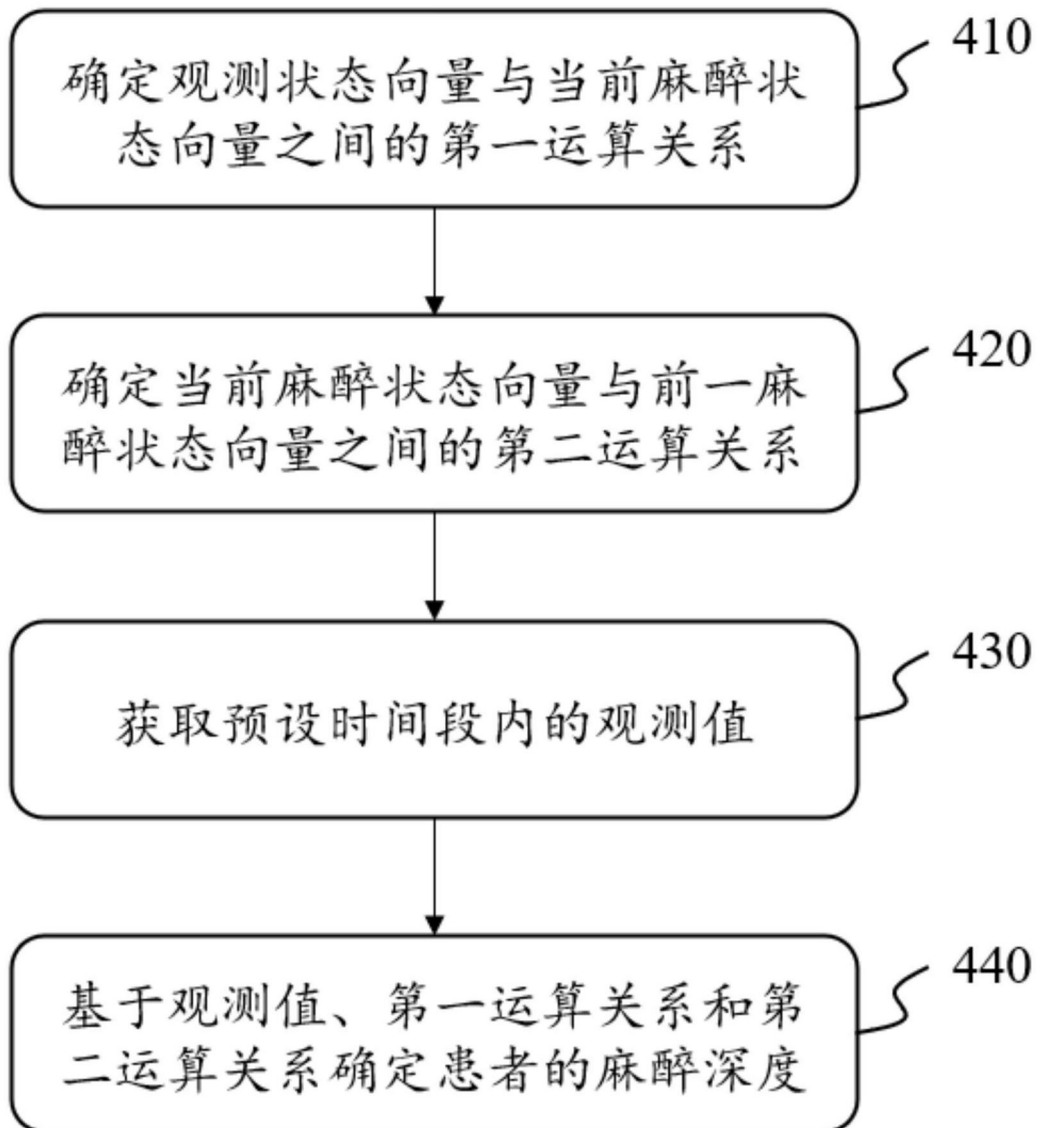
400

图4

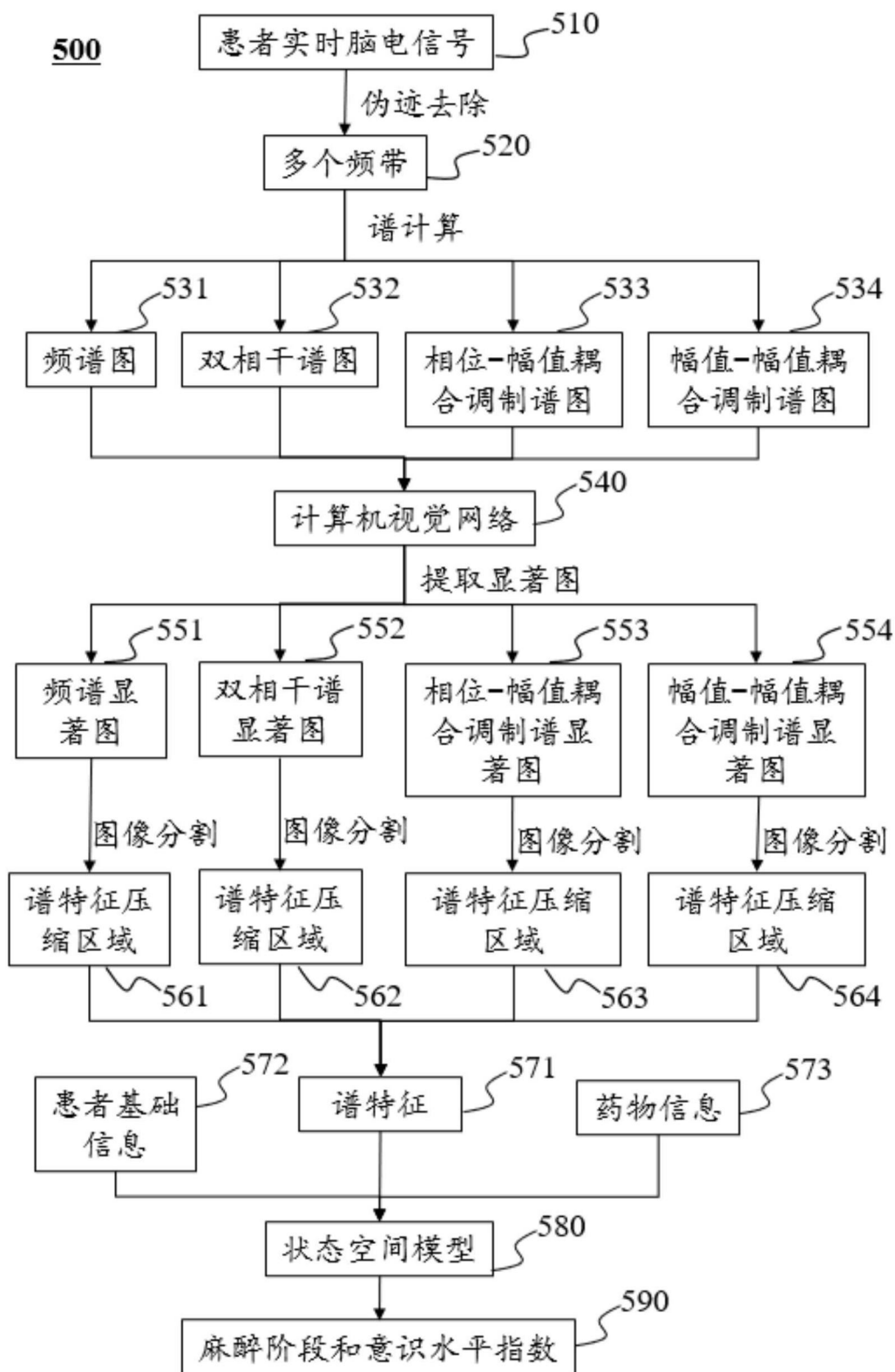


图5

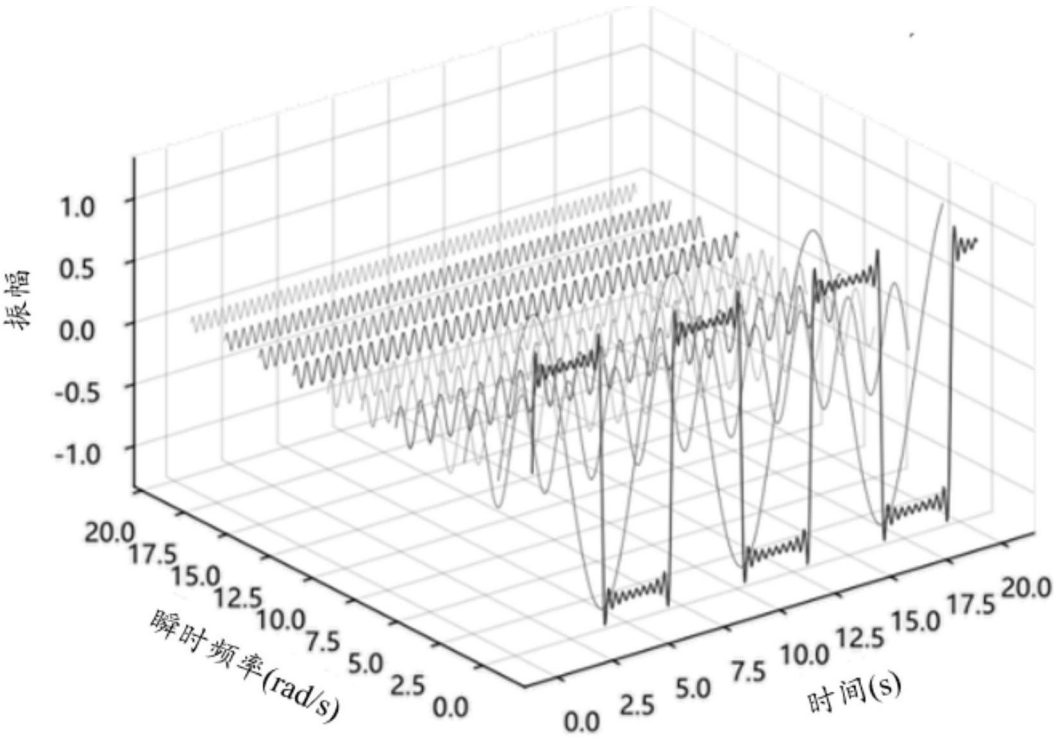


图6

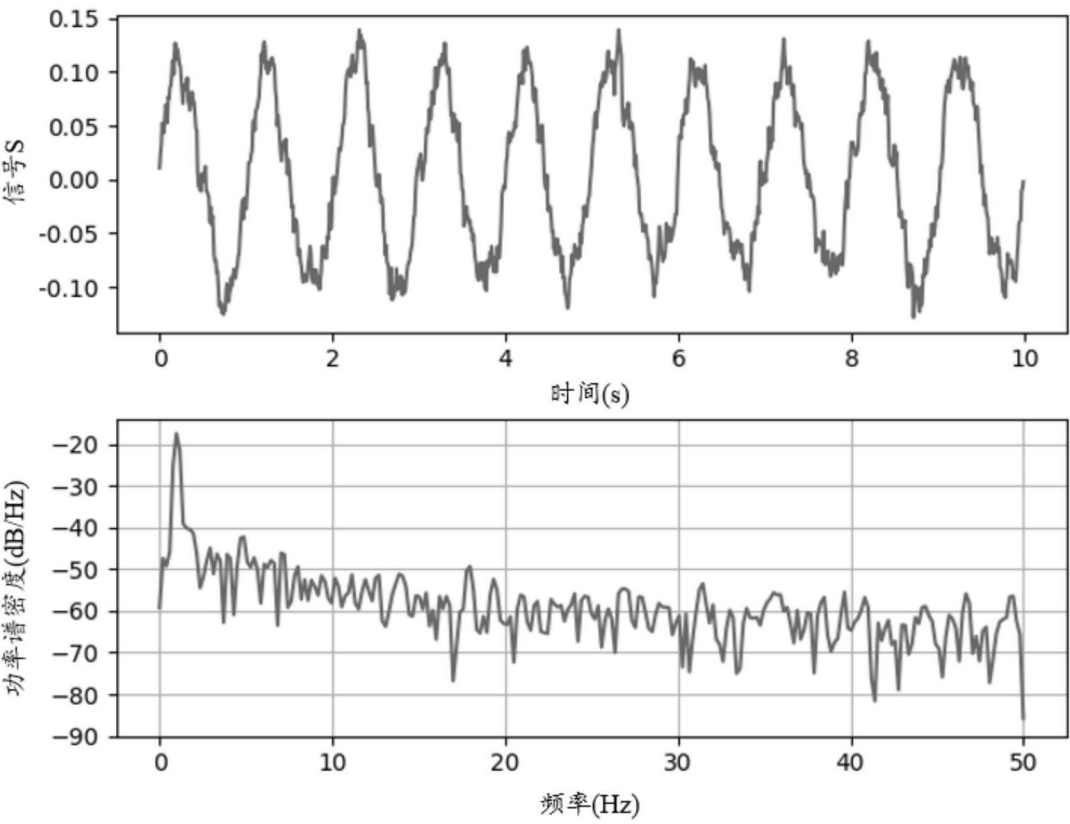


图7

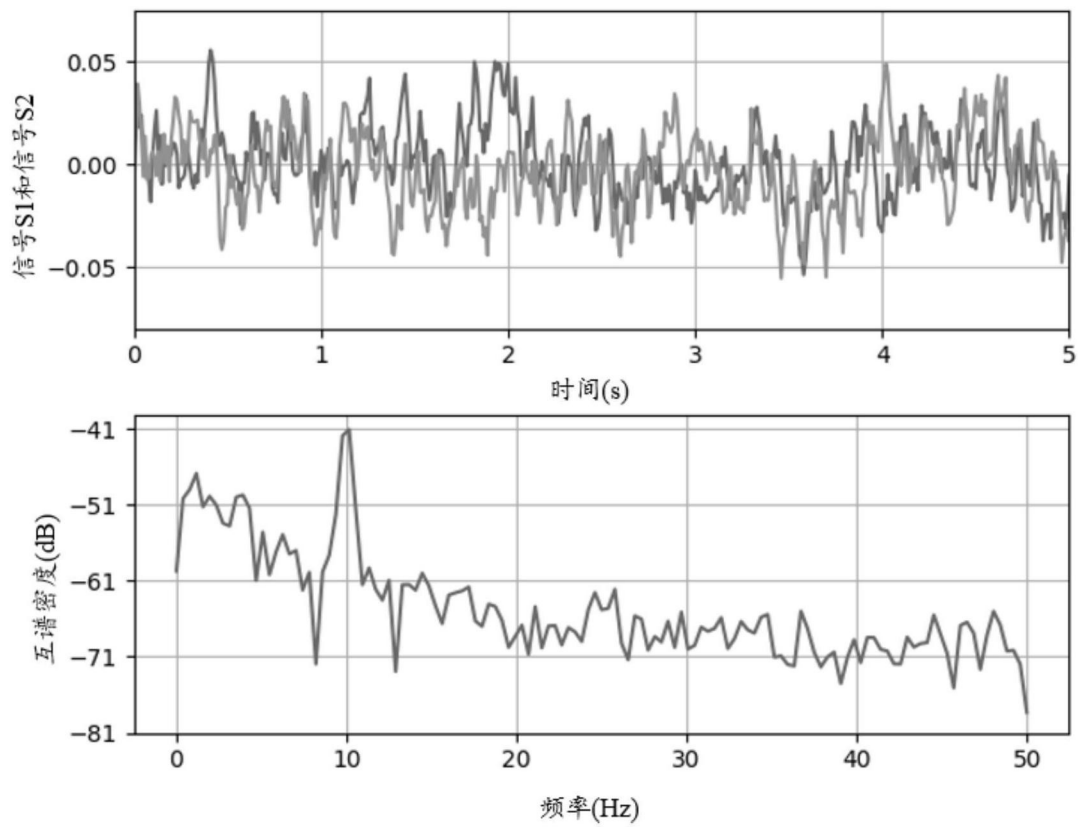


图8

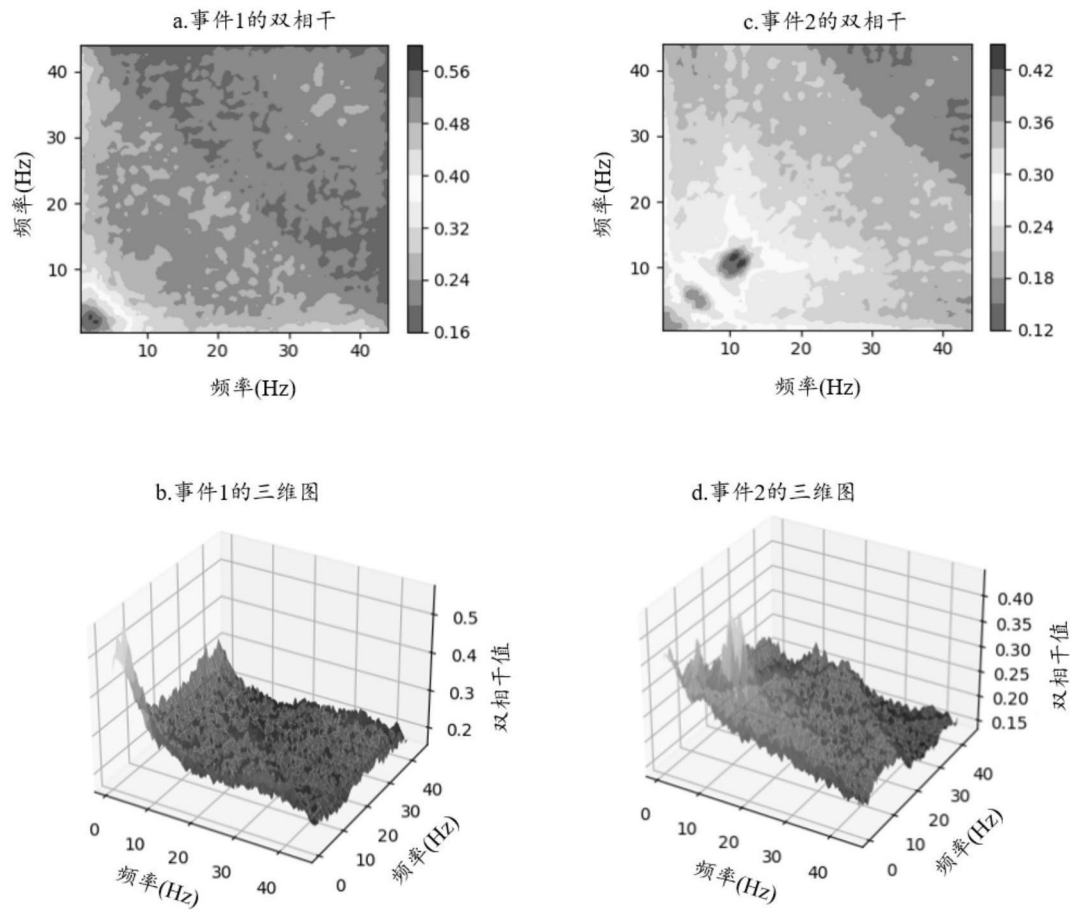


图9

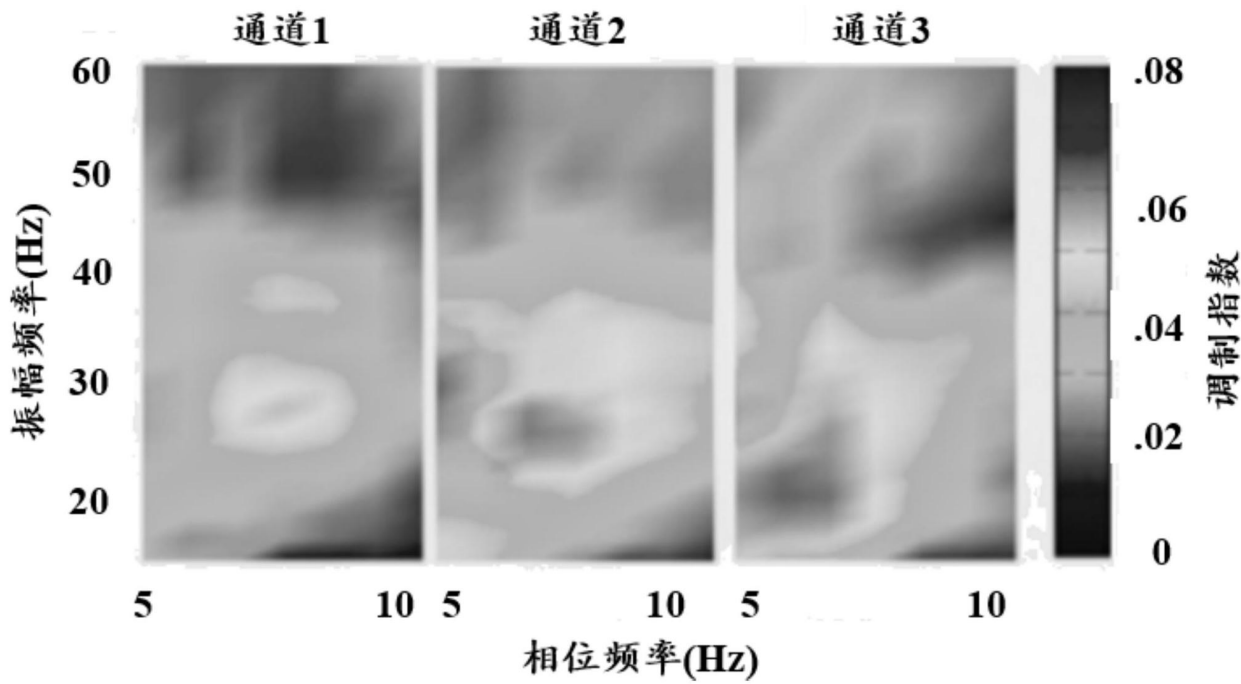


图10

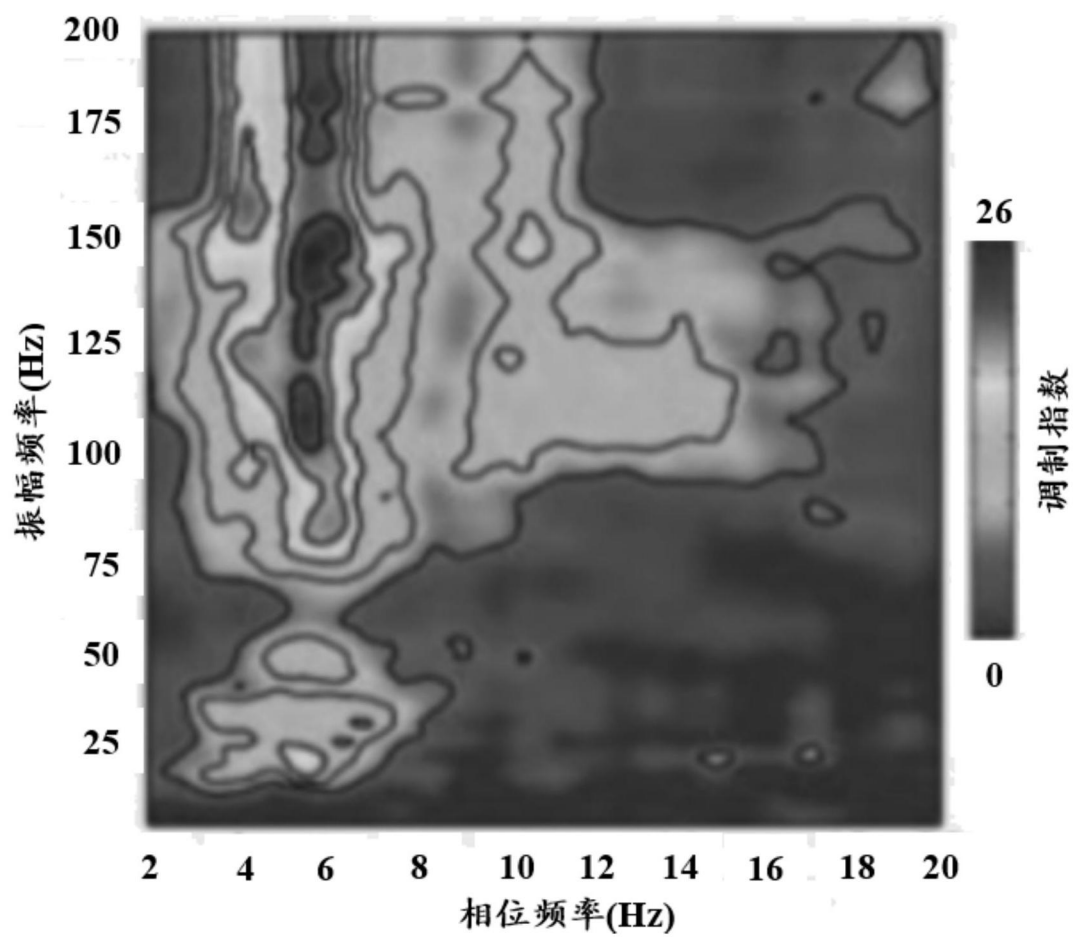


图11

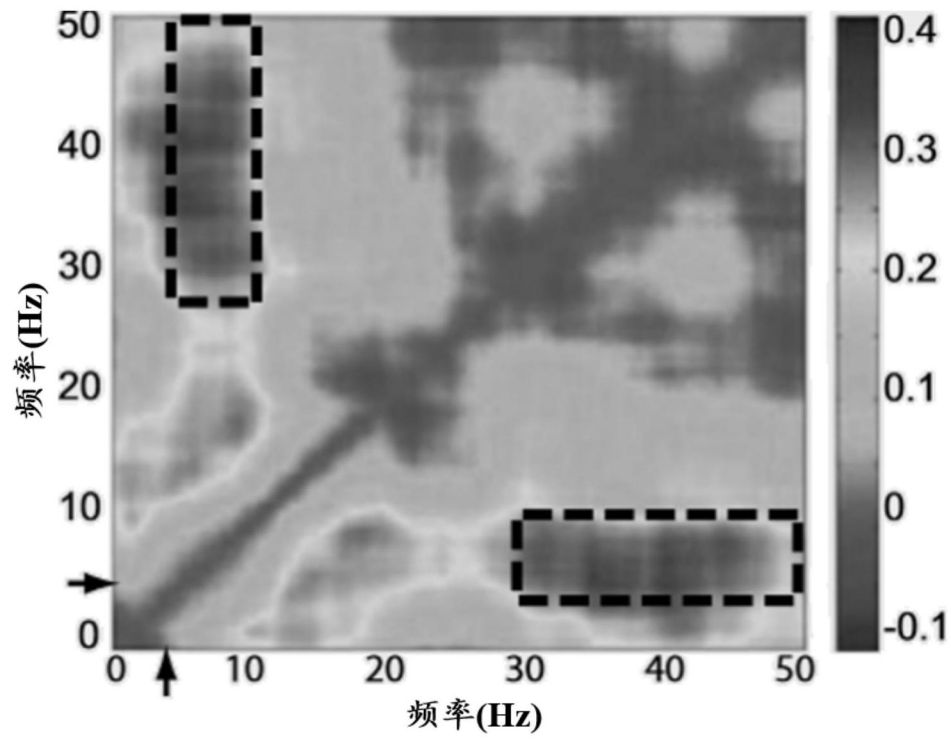


图12

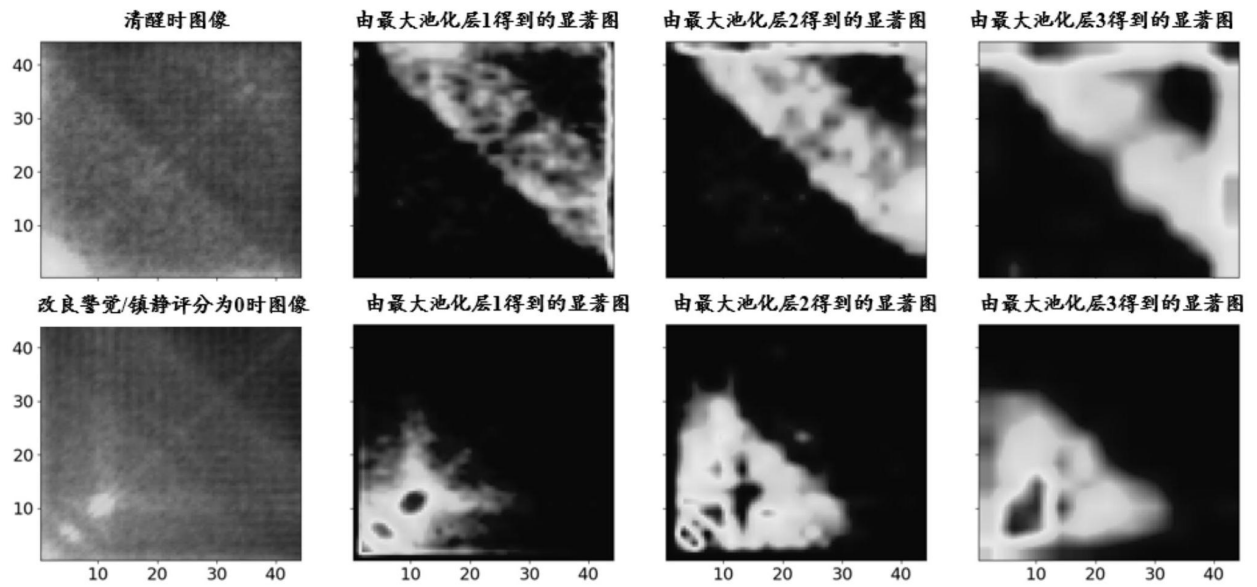


图13

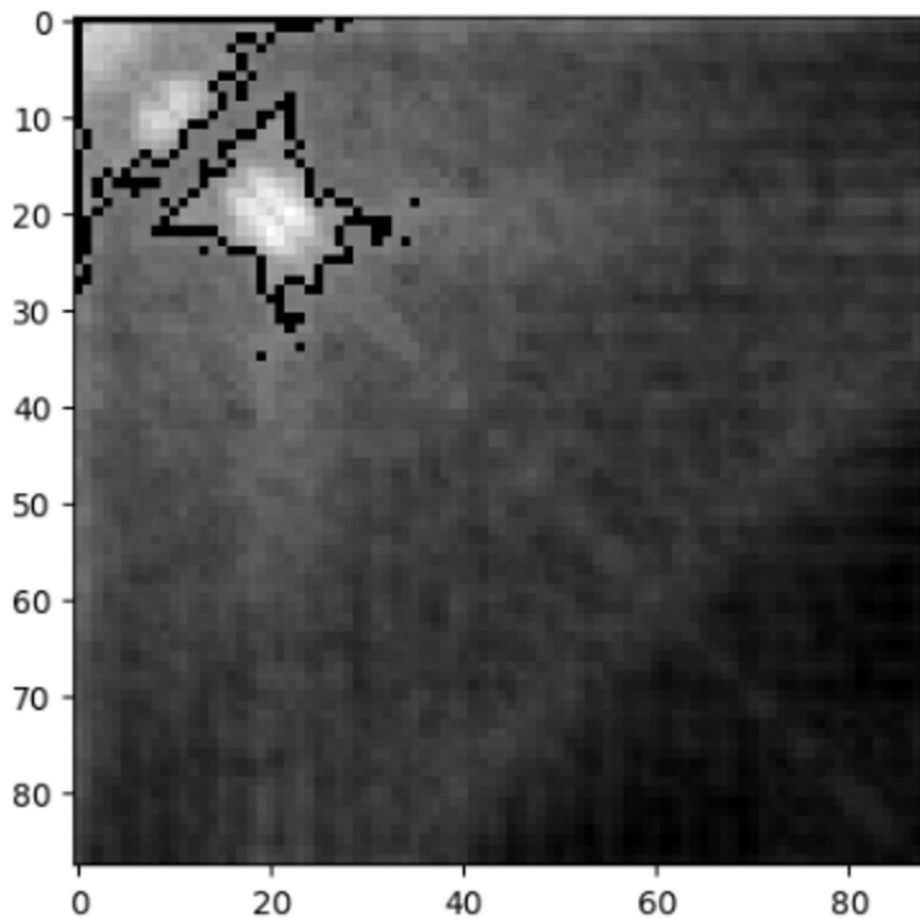


图14

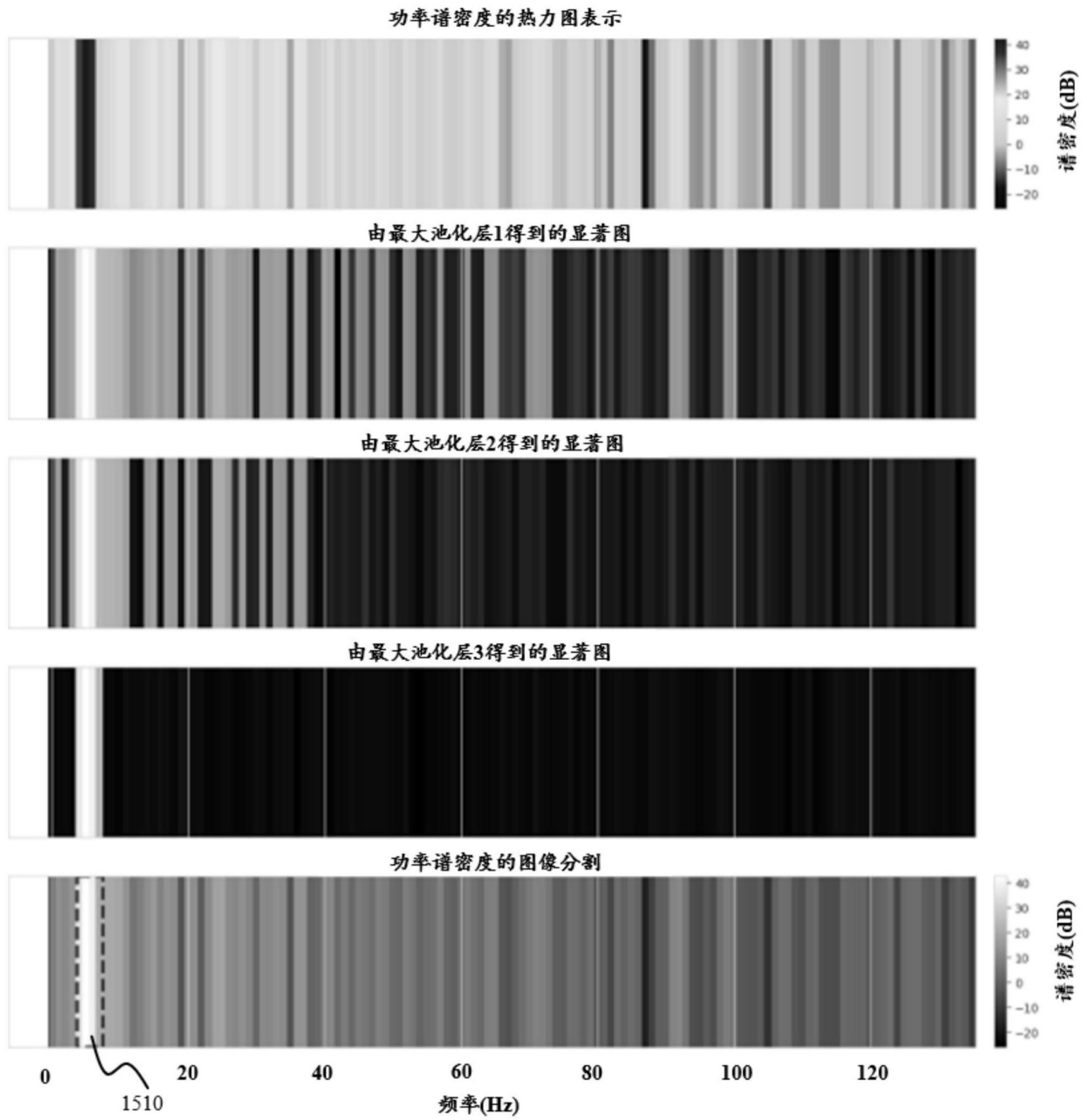


图15

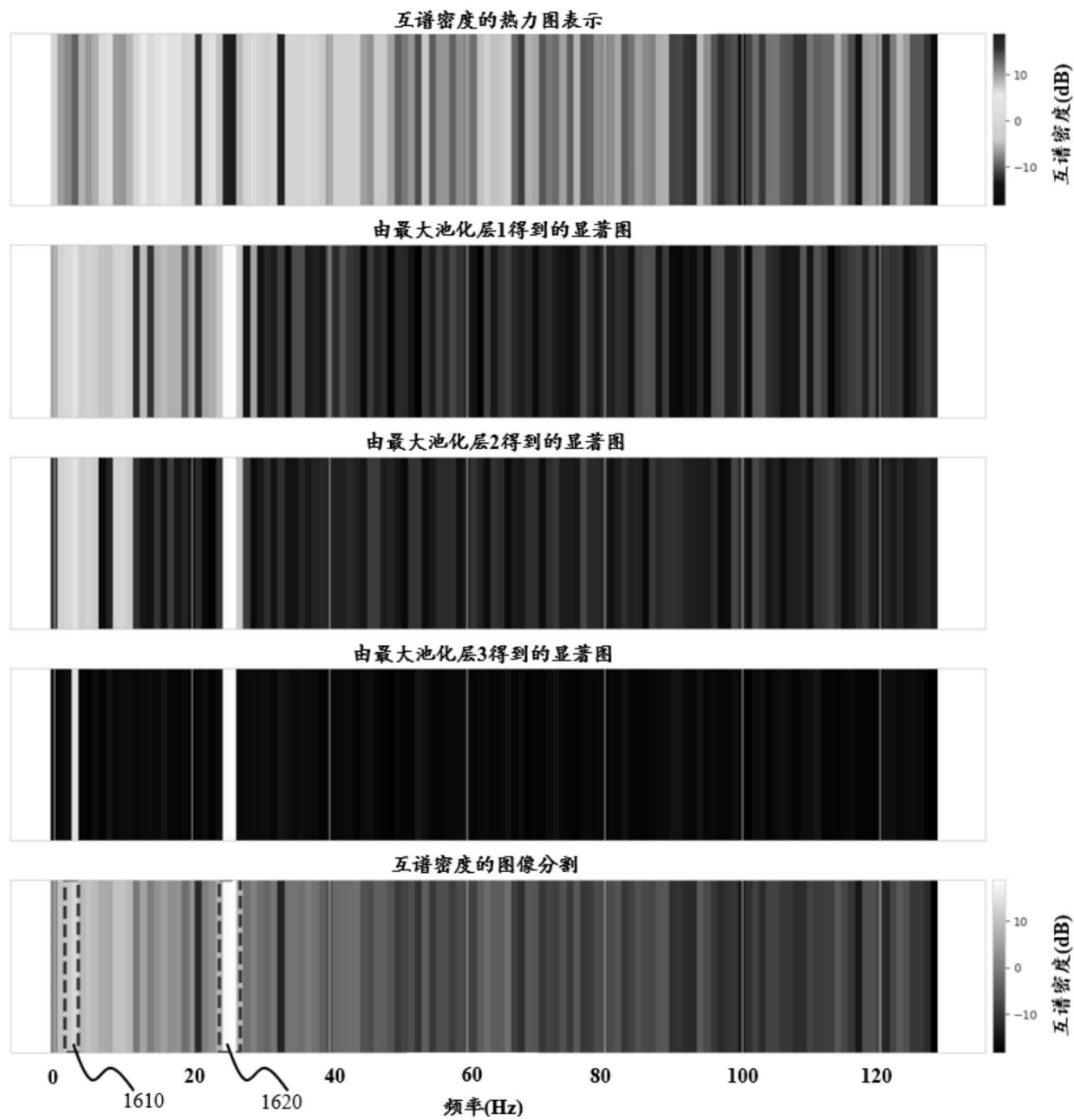


图16

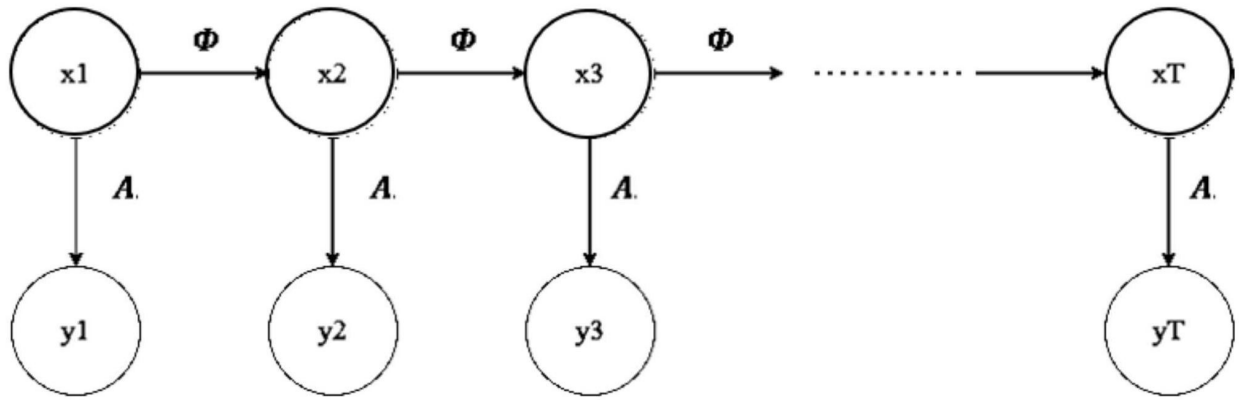


图17