



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109620205 A

(43)申请公布日 2019. 04. 16

(21)申请号 201811597800.0

(22)申请日 2018.12.26

(71)申请人 上海联影智能医疗科技有限公司

地址 200232 上海市徐汇区龙腾大道2879  
号3楼3674室

(72)发明人 李巍豪 梁欣然 周翔

(74)专利代理机构 北京华进京联知识产权代理  
有限公司 11606

代理人 朱五云

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

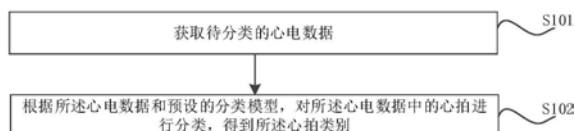
权利要求书2页 说明书11页 附图4页

### (54)发明名称

心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质

### (57)摘要

本申请涉及一种心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质。该方法包括：获取待分类的心电数据，并根据心电数据和预设的分类模型，对心电数据中的心拍进行分类，得到心拍类别。采用该方法，由于上述分类模型包括LSTM网络和注意力网络，因此，引入实现注意力机制确定心拍类别，使得对心拍分类的准确率大大提高，进而使得依据心拍类别确定的心脏病种类的准确性大大提高。



1. 一种心电数据分类方法,其特征在于,所述方法包括:

获取待分类的心电数据;

根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类之前,还包括:

对所述心电数据进行预处理,得到标准心电数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,所述编码网络和所述解码网络为卷积神经网络或循环神经网络,所述根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,包括:

将所述标准心电数据输入所述编码网络,得到心电数据特征矩阵;

将所述心电数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵;

将所述心电数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到所述心电数据对应的分类结果。

4. 根据权利要求1至3任一项所述的方法,其特征在于,所述根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类之前,包括:

获取多个初始心电训练数据,将多个所述初始心电训练数据进行预处理,得到多个标准心电训练数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁;

将所述多个标准心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述将所述多个标准心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型,包括:

将多个所述标准心电训练数据输入所述编码网络,得到经过所述编码网络的隐藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵;

将多个所述心电训练数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵;

将多个所述心电训练数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到多个所述心电训练数据对应的分类结果;

根据所述多个所述标准心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述根据所述多个所述标准心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型之后,还包括:

将心电测试数据输入至所述分类模型;

根据所述分类模型输出的结果确定所述分类模型的准确度。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

若所述心拍类别为非正常心拍类类别时,发出声明或警报。

8. 一种心电数据分类装置,其特征在于,所述装置包括:获取模块和第一处理模块;所述获取模块,用于获取待分类的心电数据;

所述第一处理模块,用于根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

9.一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至7中任一项所述方法的步骤。

10.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至7中任一项所述的方法的步骤。

## 心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质

### 技术领域

[0001] 本申请涉及计算机技术领域,特别是涉及一种心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质。

### 背景技术

[0002] 随着计算机技术的快速发展,计算机已经越来越多的替代了人们的劳动,使得人们的工作和生活越来越便利。

[0003] 在医疗领域中,心电图波形是医生分析和诊断心脏疾病的最重要信息,也是实时监测各类疾病患者生理状况的重要指标。通常患者在医院或者体检机构通过专业医师使用专门心电设备采集心电数据完成,再对心电数据的整体波形图和各个波段信息进行分析得到患者的心电数据所属的类别。为了提高心电数据分类的准确性和效率,计算机辅助分类技术应用于心电数据的分类中,该技术可以基于现有的神经网络模型对心电数据进行分类,例如基于卷积神经网络进行分类,具体为,将心电图每个峰值区间按照类别进行人工标注,再把整个数据片段传入神经网络模型进行训练和分类。

[0004] 然而,采用现有的神经网络模型对心电数据进行分类,其准确率不高。

### 发明内容

[0005] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种能够提高分类的准确率的心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0006] 第一方面,本申请实施例提供一种心电数据分类方法,所述方法包括:

[0007] 获取待分类的心电数据;

[0008] 根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆(Long Short-Term Memory,简称LSTM)网络和注意力网络。

[0009] 在其中一个实施例中,所述根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类之前,还包括:

[0010] 对所述心电数据进行预处理,得到标准心电数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。

[0011] 在其中一个实施例中,所述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,所述编码网络和所述解码网络为卷积神经网络或循环神经网络,所述根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,包括:

[0012] 将所述心电数据输入所述编码网络,得到心电数据特征矩阵;

[0013] 将所述心电数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵;

[0014] 将所述心电数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到所述心电数据对应的分类结果。

[0015] 在其中一个实施例中,所述根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类之前,包括:

[0016] 获取多个初始心电数据,将多个所述初始心电数据进行预处理,得到多个心电训练数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁;

[0017] 将所述多个心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型。

[0018] 在其中一个实施例中,所述将所述多个心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型,包括:

[0019] 将多个所述心电训练数据输入所述编码网络,得到经过所述编码网络的隐藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵;

[0020] 将多个所述心电训练数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵;

[0021] 将多个所述心电训练数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到多个所述心电训练数据对应的分类结果;

[0022] 根据所述多个所述心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型。

[0023] 在其中一个实施例中,所述根据所述多个所述心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型之后,还包括:

[0024] 将心电测试数据输入至所述分类模型;

[0025] 根据所述分类模型输出的结果确定所述分类模型的准确度。

[0026] 在其中一个实施例中,所述方法还包括:

[0027] 若所述心拍类别为非正常心拍类别时,发出声明或警报。

[0028] 第二方面,本申请实施例提供一种心电数据分类装置,其特征在于,所述装置包括:获取模块和第一处理模块;

[0029] 所述获取模块,用于获取待分类的心电数据;

[0030] 所述第一处理模块,用于根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

[0031] 第三方面,本申请实施例提供一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现以下步骤:

[0032] 获取待分类的心电数据;

[0033] 根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

[0034] 第四方面,本申请实施例提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0035] 获取待分类的心电数据;

[0036] 根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

[0037] 上述心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质,通过计算机设备获取待分类的心电数据,并根据心电数据和预设的分类模型,对心电数据中的心拍进行分类,得到心

拍类别。由于上述分类模型包括LSTM网络和注意力网络,因此,引入实现注意力机制确定心拍类别,其避免了现有技术中采用已有的神经网络模型对心拍进行分类时,未能考虑心电数据具体的相关波段信息所导致的分类准确率低的情况,从而使得上述分类模型能够结合心电数据的相关波段信息,因此对心电数据中的心拍分类的准确率大大提高,进而使得依据心拍类别确定的心脏病种类的准确性大大提高。

## 附图说明

- [0038] 图1为一个实施例中计算机设备的内部结构图;
- [0039] 图2为一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图;
- [0040] 图2a为一个实施例中对心拍进行时间长度剪裁的示意图;
- [0041] 图3为另一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图;
- [0042] 图3a为一个LSTM子单元的网络结构;
- [0043] 图4为又一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图;
- [0044] 图5为又一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图;
- [0045] 图5a为一个实施例提供的分类模型的结构示意图;
- [0046] 图6为一个实施例提供的心电数据分类装置的结构框示意图;
- [0047] 图7为另一个实施例提供的心电数据分类装置的结构框示意图;
- [0048] 图8为又一个实施例提供的心电数据分类装置的结构框示意图。

## 具体实施方式

[0049] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0050] 本申请实施例提供的心电数据分类方法,可以适用于图1所示的计算机设备,该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口、显示屏和输入装置。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序和数据库。该内存储器为易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储下述实施例中预设的分类模型和待分类的心电数据,可选地,还可以存储编码网络、注意力网络和解码网络,有关上述分类模型和各个网络的描述可以参照下述方法实施例的内容。该计算机设备的网络接口可以用于与外部的其他设备通过网络连接通信。可选的,该计算机设备可以是服务器,可以是台式机,可以是个人数字助理,还可以是其他的终端设备,例如平板电脑、手机等等,还可以是云端或者远程服务器,本申请实施例对计算机设备的具体形式并不做限定。该计算机设备的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏,该计算机设备的输入装置可以是显示屏上覆盖的触摸层,也可以是计算机设备外壳上设置的按键、轨迹球或触控板,还可以是外接的键盘、触控板或鼠标等。当然,输入装置和显示屏也可以不属于计算机设备的一部分,可以是计算机设备的外接设备。

[0051] 本领域技术人员可以理解,图1中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备

可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0052] 本申请实施例所采用的心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质,通过计算机设备,采用结合注意力机制的神经网络模型对心电数据进行自动分类,提高了分类的准确率。

[0053] 下面以具体的实施例对本申请的技术方案以及本申请的技术方案如何解决上述技术问题进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合,对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例中不再赘述。下面将结合附图,对本申请的实施例进行描述。

[0054] 需要说明的是,下述方法实施例的执行主体可以是心电数据分类装置,该装置可以通过软件、硬件或者软硬件结合的方式实现成为上述计算机设备的部分或者全部。下述方法实施例以执行主体为计算机设备为例进行说明。

[0055] 图2为一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图。本实施例涉及的是计算机设备将心电数据进行自动分类的具体过程。如图2所示,该方法包括:

[0056] S101、获取待分类的心电数据。

[0057] 具体的,计算机设备可以获取待分类的心电数据,该心电数据可以为双导联心电数据。可选地,计算机设备可以接收外部设备发送的预先检测到的待分类的心电数据,也可以通过读取数据库,获得到分类的心电数据,还可以其他的检测设备实时检测到的心电数据。

[0058] S102、根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型为包括LSTM网络和注意力网络。

[0059] 具体的,计算机设备可以将所获取的心电数据输入至预设的分类模型,该分类模型对所输入的心电数据进行处理,从而输出该心电数据中的心拍类别,实现将心电数据中的心拍进行分类。

[0060] 需要说明的是,该分类模型包括LSTM网络和注意力网络,其中,LSTM网络可以为神经网络模型,该LSTM网络是通过对多个具有心拍类型标注的心电数据进行训练得到的模型;其中,注意力网络可以为神经网络模型,该注意力网络可以包括多层注意力系数,这些注意力系数作为权重因子可以与LSTM网络的各个隐藏层向量相乘,从而得到LSTM网络的加权结果。

[0061] 例如,计算机设备获取待分类的心电数据,并将该心电数据输入至预设的分类模型中,实现对该心电数据的心拍进行分类,从而输出该心电数据中的心拍类别。可选地,上述心拍类别可以包括:正常心拍(Normal beat,简称N)、室性早搏(Premature ventricular contraction,简称V)、孤立QRS样伪影(Isolated QRS-like artifact,简称I)和左束支传导阻滞(Left bundle branch block beat,简称L)

[0062] 本实施例中,计算机设备获取待分类的心电数据,并根据心电数据和预设的分类模型,对心电数据中的心拍进行分类,得到心拍类别。由于上述分类模型包括LSTM网络和注意力网络,因此,引入实现注意力机制确定心拍类别,其避免了现有技术中采用现有的神经网络模型对心拍进行分类时,未能考虑心电数据具体的相关波段信息所导致的分类准确率不高的情况,从而使得上述分类模型能够结合心电数据的相关波段信息,因此对心电数据中的心拍分类的准确率大大提高,进而使得依据心拍类别确定的心脏病种类的准确性大大提高。

[0063] 可选地,在上述实施例的基础上,在图2中的步骤S102之前,还可以包括:对所述心电数据进行预处理,得到标准心电数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。具体的,计算机设备获取待分类的心电数据之后,可以将该心电数据进行预处理,该预处理操作可以包括将上述心电数据进行电压值归一化操作,以及进行时间长度剪裁,从而得到处理之后的标准心电数据。需要说明的是,该标准心电数据为具有归一化的电压值,以及具有相同时间长度分割单元的心电数据。可选地,上述电压归一化操作可以通过公式

$$X^* = \frac{X - E(X)}{D(X)}$$
或者该公式的变形进行归一化,其中, $X$ 为上述心电数据中每个心拍样本的

电压幅值, $E(X)$ 为 $X$ 的均值,以及 $D(X)$ 为 $X$ 的方差, $X^*$ 为 $X$ 的归一化电压值。可选地,计算机设备对上述归一化之后的心电数据进行时间长度剪裁,例如,将连续的心电图数据分割为每个心拍,每个心拍的长度为 $N$ ,以单位长度 $k$ 划分每个心拍,分割后的心拍的单位长度构成 $k*(N/k)$ 的矩阵,并将该 $k*(N/k)$ 的矩阵作为标准心电数据。可选地,可以将连续的心电图数据分割为每个心拍,每个心拍的长度为360,以单位长度10划分每个心拍,分割后的心拍的单位长度构成 $10*36$ 的矩阵,并将该 $10*36$ 的矩阵作为标准心电数据,具体可以参见图2a所示。本实施例中,计算机设备通过对上述心电数据进行包括电压值归一化和时间长度剪裁的预处理之后,得到标准心电数据,以使得在使用标准心电数据进行心拍分类处理的时候,其运算更为便捷,效率更高。

[0064] 图3为另一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图。所述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,所述编码网络和所述解码网络为卷积神经网络(Convolutional Neural Network,简称CNN)或循环神经网络(Recurrent Neural Network,简称RNN)。本实施例涉及的是计算机设备根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类的具体过程。如图3所示,该方法包括:

[0065] S201、将所述标准心电数据输入所述编码网络,得到心电数据特征矩阵。

[0066] 需要说明的是,上述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,其中编码网络和解码网络分别为LSTM网络的一部分。其中,编码网络和解码网络均可以为CNN或者RNN。

[0067] 具体的,计算机设备将上述标准心电数据输入至上述LSTM网络中的编码网络,该编码网络的隐藏层输出心电数据特征矩阵,且该心电数据特征矩阵可以数字化的表征上述表征心电数据。其中,该编码网络为包含多个LSTM子单元,该LSTM子单元的网络结构可以参见图3a所示,其中, $x_t$ 为LSTM子单元的输入,其可以为标准心电数据, $h_t$ 为LSTM子单元的输入,表示sigmoid函数,Tanh为双曲正切函数。

[0068] S202、将所述心电数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵。

[0069] 具体的,计算机设备将上述编码网络输出的心电数据特征矩阵输入注意力网络,通过该注意力网络对该心电数据特征矩阵乘以相应的注意力系数进行特征加权,从而得到心电数据注意力加权特征矩阵。其中,注意力网络的形式为一个具有层级化的网络矩阵,该注意力网络可以执行操作如下:将注意力网络中的每个注意力系数与编码网络的各个隐藏层输出的向量相乘得到加权结果,作为心电数据注意力加权特征矩阵。



[0070] 需要说明的是,该注意力网络可以采用如下公式进行表达:  $context^{<N/k>} = \sum_{i=1}^{N/k} a_i \vec{h}_i$ ,

其中,  $a_i$  为注意力系数,  $\vec{h}_i$  为上述编码网络的隐藏层输出的向量,  $N$  表示心拍长度,  $k$  表示对心拍裁剪的单位长度,  $N/k$  表示裁剪后的心拍片段个数。

[0071] S203、将所述心电数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到所述心电数据对应的分类结果。

[0072] 具体的,计算机设备将上述心电数据加权特征矩阵输入至上述LSTM网络中的解码网络,从而输出该心电数据对应的分类结果,得到心拍类别。其中,该解码网络为包含多个LSTM子单元,该LSTM子单元的网络结构可以参见图3a所示。

[0073] 需要说明的是,本实施例中,上述分类模型的结构为编码网络-注意力网络-解码网络。计算机设备将上述心电数据进行预处理,得到标准心电数据之后,将标准心电数据输入至该分类模型,依次经过编码网络、注意力网络和解码网络,从而得到心电数据的分类结果,即该心电数据的中的心拍所属的心拍类别。

[0074] 本实施例中,计算机设备将标准心电数据输入编码网络,得到心电数据特征矩阵,再将心电数据特征矩阵输入注意力网络,通过注意力网络对心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵,然后将心电数据加权特征矩阵输入解码网络,得到心电数据对应的分类结果。采用该方法,计算机设备能够在LSTM网络的基础上,结合注意力机制,其避免了现有技术中采用现有的神经网络模型对心拍进行分类时,未能考虑心电数据具体的相关的波段信息所导致的分类准确率低的情况,从而使得在使用标准心电数据进行心拍分类处理的时候,其运算更为便捷,效率更高。

[0075] 图4为又一个实施例提供的心电数据分类方法的流程示意图。本实施例涉及的是计算机设备根据初始心电数据训练预设的初始分类模型,得到分类模型的具体过程。如图4所示,在上述图2中的S102之前,该方法还可以包括:

[0076] S301、获取多个初始心电数据,将多个所述初始心电数据进行预处理,得到多个心电训练数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。

[0077] 具体的,计算机设备可以获取多个初始心电数据,然后将该初始心电数据进行预处理,得到多个心电训练数据。该预处理可以包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁,其具体过程可以参见上述实施例中对心电数据进行预处理的描述,在此不再赘述。可选地,该多个初始心电数据可以为获取的MIT-BIH数据集集中的数据,该MIT-BIH数据集包括48个完全标注峰值区间类别的30分钟双导联数据;也可以是获取的European ST-T数据集集中的数据,该European ST-T数据集集中包括90个带有峰值类别标注的双导联心电数据,还可以是获取的其他数据集或者是临床上进行采集的数据,然后对采集的数据进行标注所得到的初始心电数据。

[0078] S302、将所述多个心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型。

[0079] 具体的,计算机设备将上述经过预处理所得到的多个心电训练数据输入至预设的初始分类模型中进行训练,从而得到上述分类模型。

[0080] 可选地,本步骤S302的一种可能的实现方式可以参见图5所示,具体可以包括:

[0081] S401、将多个所述心电训练数据输入所述编码网络,得到经过所述编码网络的隐

藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵。

[0082] 具体的,计算机设备可以将上述多个心电训练输入至初始分类网络的编码网络,经过编码网络的隐藏层输出多个心电训练数据特征矩阵。

[0083] S402、将多个所述心电训练数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵。

[0084] 具体的,计算机设备将上述编码网络输出的心电训练数据特征矩阵输入注意力网络,通过注意力网络对心电训练数据特征矩阵进行特征加权,即对上述心电训练数据特征矩阵乘以相应的注意力系数,从而得到多个心电训练数据加权特征矩阵。

[0085] S403、将多个所述心电训练数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到多个所述心电训练数据对应的分类结果。

[0086] 具体的,计算机设备将上述注意力网络输出的心电训练数据加权特征矩阵输入上述解码网络,从而得到多个心电训练数据对应的分类结果。

[0087] S404、根据所述多个所述心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型。

[0088] 具体的,计算机设备可以迭代执行上述S401-S403的操作,调整上述初始分类模型中的参数,使得经过多次迭代之后,所得到的多个心电训练数据对应的分类结果的损失函数满足预设的收敛要求,从而确定上述训练得到上述分类模型。

[0089] 例如,计算机设备可以执行迭代处理操作,该迭代处理操作包括:将心电训练数据的分类结果的概率矩阵和心电数据原始类别矩阵输入预设的损失函数,得到该损失函数的结果值,并将结果值反馈至初始的分类网络,以调整分类网络中的初始的分类参数,该损失函数用于表征心电训练数据的分类结果的概率矩阵和心电数据原始类别矩阵之间距离的收敛程度;判断损失函数的结果值是否满足预设的收敛条件;若是,则将调整后的分类参数替换初始的分类参数,得到上述分类模型;若否,则将调整后的分类参数替换所述初始的分类参数,得到新的分类网络,并再次执行上述迭代处理操作,直至损失函数输出的结果值满足预设的收敛条件,并将满足收敛条件的损失函数所对应的分类参数替换上述初始的分类网络中原有的分类参数,得到分类模型。具体可以参见图5a所示。可选地,其可以是损失函数计算的loss值在连续5轮训练中不再变化时终止此次训练。其中,该损失函数可以通过公式

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y^{(i)} \log \hat{y}^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \log (1 - \hat{y}^{(i)}))$$
,或者该公式的变形得到。其中,N为每一批输入的训练样本个数,例如可以选用64,y表示训练样本的真实输出, $\hat{y}$ 表示分类网络的输出。

训练样本个数,例如可以选用64,y表示训练样本的真实输出, $\hat{y}$ 表示分类网络的输出。

[0090] 可选地,该实现方式还可以包括:将上述心电训练数据进行随机添加噪声处理,例如添加白噪声,从而实现数据增广,使得所训练的分类模型的适用性更广,鲁棒性更强。

[0091] 本实现方式中,计算机设备能够将多个心电训练数据输入编码网络,得到经过编码网络的隐藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵,然后将多个心电训练数据特征矩阵输入注意力网络,通过注意力网络对心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵,并将多个心电训练数据加权特征矩阵输入解码网络,得到多个心电训练数据对应的分类结果,最后根据多个心电训练数据对应的分类结果确定分类模型。采用该方法,计算机设备能够通过多个心电训练数据和初始的分类网络确定出上述分类模型,且该分类模型中的注意力网络为经过训练的注意力网络,其注意力系数为经过训练的注意力系数,因此其能够在心电数据进行心拍分类处理的时候,对心电峰值波段的信息特

征进行增强,进而使得分类结果的准确性进一步提高。

[0092] 例如,在模型训练过程中,将上述心电训练数据分批次输入到分类模型,每批次心电训练数据包含人工定义数量的MIT-BIH数据集心拍序列,例如64,在模型的每一次迭代训练中:心电训练数据输入编码网络的LSTM子单元,通过注意力网络,与注意力网络中的注意力系数相乘,得到解码网络的输入数据(矩阵),传入解码网络的LSTM子单元,最后得到分类结果。计算机设备可以通过交叉熵损失函数计算该分类结果和真实结果的误差,将误差通过误差反向传播机制作用于LSTM网络和注意力网络,以更新分类参数。可选地,本实施例可以采用自适应矩估计(Adaptive Moment Estimation,简称Adam)优化器来进行分类参数的迭代优化,其学习率为 $10^{-4}$ ,权重衰减因子为0.0005。用于网络权重的更新,在网络的误差反向传播过程中计算梯度,更新网络参数。

[0093] 本实施例中,计算机设备获取多个初始心电数据,将多个初始心电数据进行预处理,得到多个心电训练数据,将多个心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到分类模型。采用该方法,计算机设备能够基于多个初始心电数据进行预处理,得到多个心电训练数据,从而使得数据处理更为便捷,运算效率高,然后基于多个心电训练数据对初始分类模型进行训练,从而得到上述分类模型,从而使得计算机设备在采用分类模型对心电数据进行心拍分类处理的时候,通过注意力机制,对心电峰值波段的信息特征进行增强,进而使得分类结果的准确性进一步提高。

[0094] 可选地,在上述图5所示的实施例的基础上,步骤S404之后,该方法还可以包括:将心电测试数据输入至所述分类模型,并根据所述分类模型输出的结果确定所述分类模型的准确度。具体的,计算机设备可以获取心电测试数据,可选地,该心电测试数据可以为European ST-T数据集中包括90个带有峰值类别标注的双导联心电数据,并将该心电测试数据输入至所训练的分类模型,根据该分类模型输出的心电测试数据对应的分类结果,确定该分类模型的准确度。若所输出的心电测试数据对应的分类结果与其标注的心拍类别匹配,则确定该分类模型为准确的分类模型,若所输出的心电测试数据对应的分类结果与其标注的心拍类别不匹配,则确定该分类模型为不准确的分类模型,可选地,此时就可以对该分类模型进行再次重新训练,以确保分类模型的准确性。若心电测试数据对应的输出结果的精确度不能达到期望,则修改网络的超参数或结构,重复整个训练流程。其中,网络的超参数可以为人工定义网络是所设定的参数,例如卷积核个数,尺寸等等。

[0095] 在一个实施例中,所述方法还可以包括:若所述心拍类别为非正常心拍类类别时,发出声明或警报。具体的,当计算机设备所确定的心拍类别为正常心拍的时候,则可以不作处理,或者提示用户正常;当计算机设备所确定的心拍类别为非正常心拍的时候,例如心拍类别为N、或者L时,则可以发出声明或者警报。可选地,对于计算机设备所发出的声明或者警报的具体形式本实施例不做限定,其可以是发出警报提示音,也可以是通过指示灯的闪烁,还可以是弹出报警对话框等。

[0096] 应该理解的是,虽然图2-5的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,图2-5中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些子步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次

进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0097] 在一个实施例中,如图6所示,提供了一种心电数据分类装置,所述装置包括:获取模块11和第一处理模块12。

[0098] 具体的,获取模块11,用于获取待分类的心电数据。

[0099] 第一处理模块12,用于根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

[0100] 在一个实施例中,如图7所示,该装置还可以包括第二处理模块13。

[0101] 第二处理模块13,用于对所述心电数据进行预处理,得到标准心电数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。

[0102] 在一个实施例中,所述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,所述编码网络和所述解码网络为卷积神经网络或循环神经网络。第一处理模块12,具体用于将所述标准心电数据输入所述编码网络,得到心电数据特征矩阵;将所述心电数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵;将所述心电数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到所述心电数据对应的分类结果。

[0103] 在一个实施例中,如图8所示,该装置还可以包括第三处理模块14。第三处理模块14,具体用于获取多个初始心电训练数据,将多个所述初始心电训练数据进行预处理,得到多个标准心电训练数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁;将所述多个标准心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型。

[0104] 在一个实施例中,第三处理模块14,具体可以用于将多个所述标准心电训练数据输入所述编码网络,得到经过所述编码网络的隐藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵;将多个所述心电训练数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵;将多个所述心电训练数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到多个所述心电训练数据对应的分类结果;根据所述多个所述标准心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型。

[0105] 在一个实施例中,第一处理模块12,还可以用于将心电测试数据输入至所述分类模型;根据所述分类模型输出的结果确定所述分类模型的准确度。

[0106] 在一个实施例中,第一处理模块12,还可以用于当所述心拍类别为非正常心拍类别时,发出声明或警报。

[0107] 关于心电数据分类装置的具体限定可以参见上文中对于心电数据分类方法的限定,在此不再赘述。上述心电数据分类装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0108] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器用于执行所述程序时还实现如下步骤:获取待分类的心电数据;根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进

行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

[0109] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:对所述心电数据进行预处理,得到标准心电数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。

[0110] 在一个实施例中,所述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,所述编码网络和所述解码网络为卷积神经网络或循环神经网络,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:将所述标准心电数据输入所述编码网络,得到心电数据特征矩阵;将所述心电数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵;将所述心电数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到所述心电数据对应的分类结果。

[0111] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:获取多个初始心电训练数据,将多个所述初始心电训练数据进行预处理,得到多个标准心电训练数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁;将所述多个标准心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型。

[0112] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:将多个所述标准心电训练数据输入所述编码网络,得到经过所述编码网络的隐藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵;将多个所述心电训练数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵;将多个所述心电训练数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到多个所述心电训练数据对应的分类结果;根据所述多个所述标准心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型。

[0113] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:将心电测试数据输入至所述分类模型;根据所述分类模型输出的结果确定所述分类模型的准确度。

[0114] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:若所述心拍类别为非正常心拍类别时,发出声明或警报。

[0115] 应当清楚的是,本申请实施例中处理器执行计算机程序的过程,与上述方法中各个步骤的执行过程一致,具体可参见上文中的描述。

[0116] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:获取待分类的心电数据;根据所述心电数据和预设的分类模型,对所述心电数据中的心拍进行分类,得到所述心拍类别,其中,所述分类模型包括长短期记忆网络和注意力网络。

[0117] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:对所述心电数据进行预处理,得到标准心电数据,所述预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁。

[0118] 在一个实施例中,所述分类模型包括:编码网络、注意力网络和解码网络,所述编码网络和所述解码网络为卷积神经网络或循环神经网络,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:将所述标准心电数据输入所述编码网络,得到心电数据特征矩阵;将所述心电数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电数据特征矩阵进行特征加权,得到心电数据注意力加权特征矩阵;将所述心电数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到所述心电数据对应的分类结果。

[0119] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:获取多个初始心电训练数据,将多个所述初始心电训练数据进行预处理,得到多个标准心电训练数据,所述

预处理包括心拍电压值归一化和时间长度剪裁;将所述多个标准心电训练数据输入预设的初始分类模型中进行训练,得到所述分类模型。

[0120] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:将多个所述标准心电训练数据输入所述编码网络,得到经过所述编码网络的隐藏层输出的多个心电训练数据特征矩阵;将多个所述心电训练数据特征矩阵输入所述注意力网络,通过所述注意力网络对所述心电训练数据特征矩阵进行特征加权,得到多个心电训练数据加权特征矩阵;将多个所述心电训练数据加权特征矩阵输入所述解码网络,得到多个所述心电训练数据对应的分类结果;根据所述多个所述标准心电训练数据对应的分类结果确定所述分类模型。

[0121] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:将心电测试数据输入至所述分类模型;根据所述分类模型输出的结果确定所述分类模型的准确度。

[0122] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:若所述心拍类别为非正常心拍类类别时,发出声明或警报。

[0123] 应当清楚的是,本申请实施例中处理器执行计算机程序的过程,与上述方法中各个步骤的执行过程一致,具体可参见上文中的描述。

[0124] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink)DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0125] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0126] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

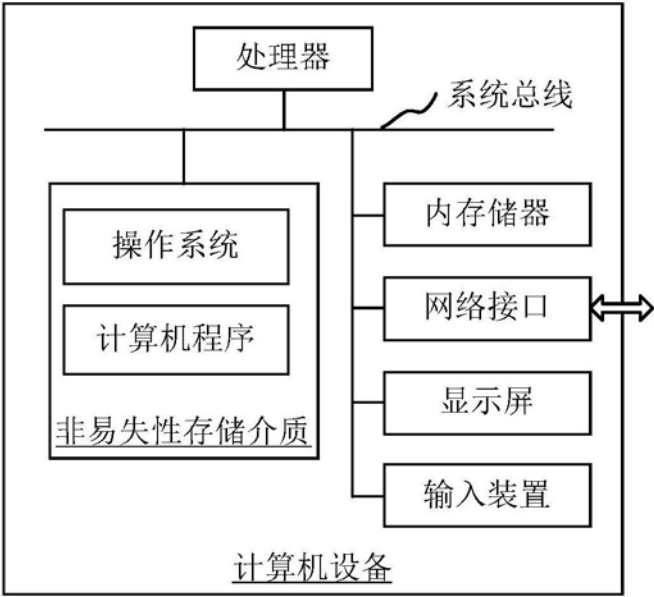


图1

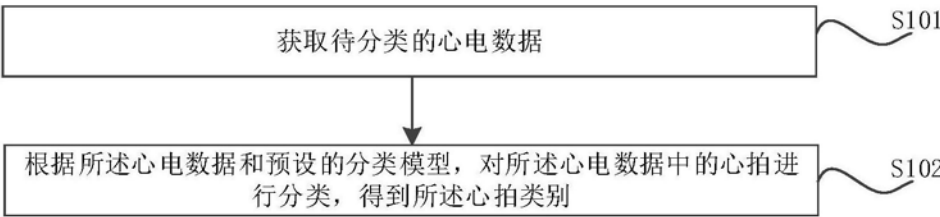


图2

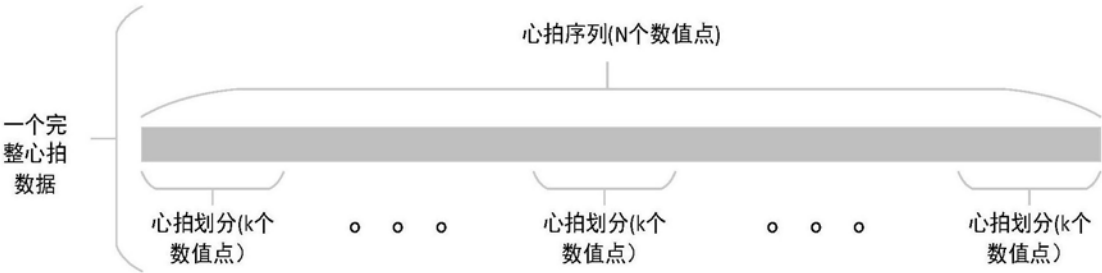


图2a

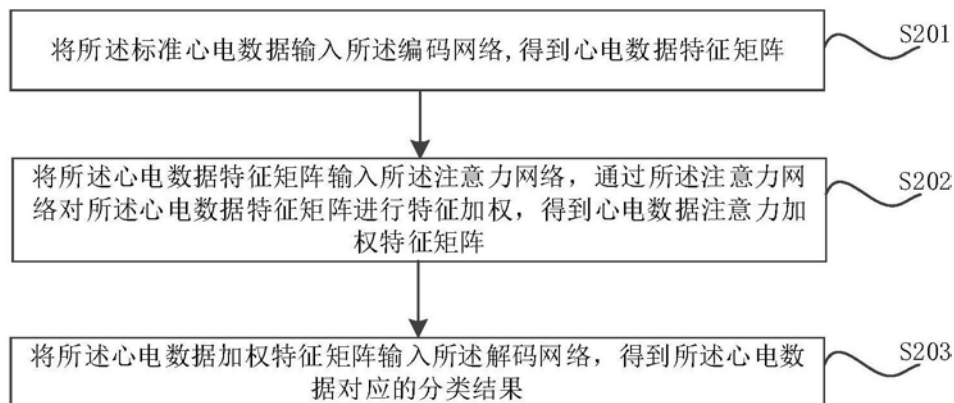


图3

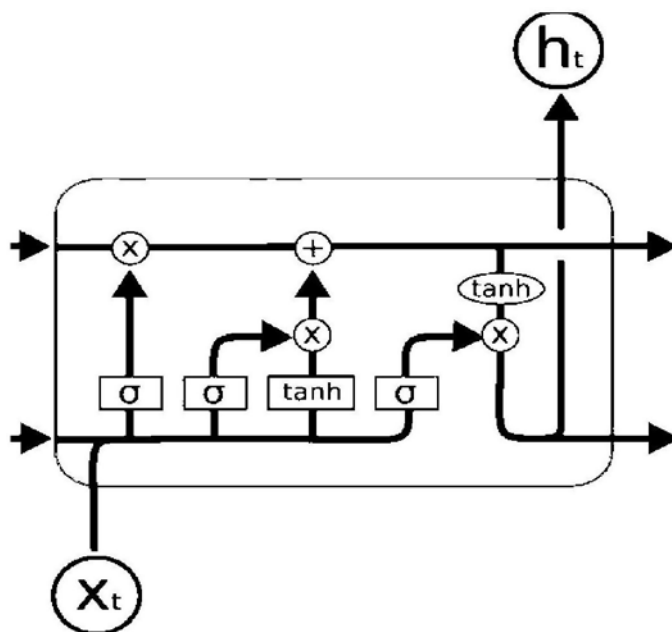


图3a

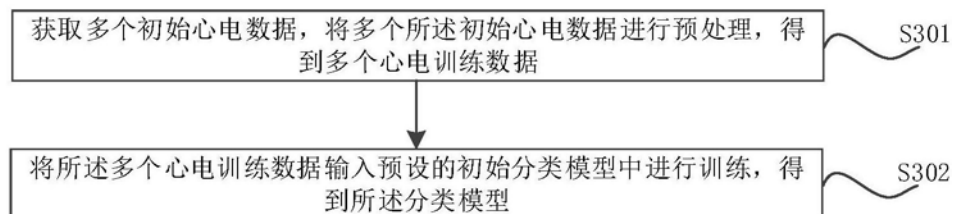


图4



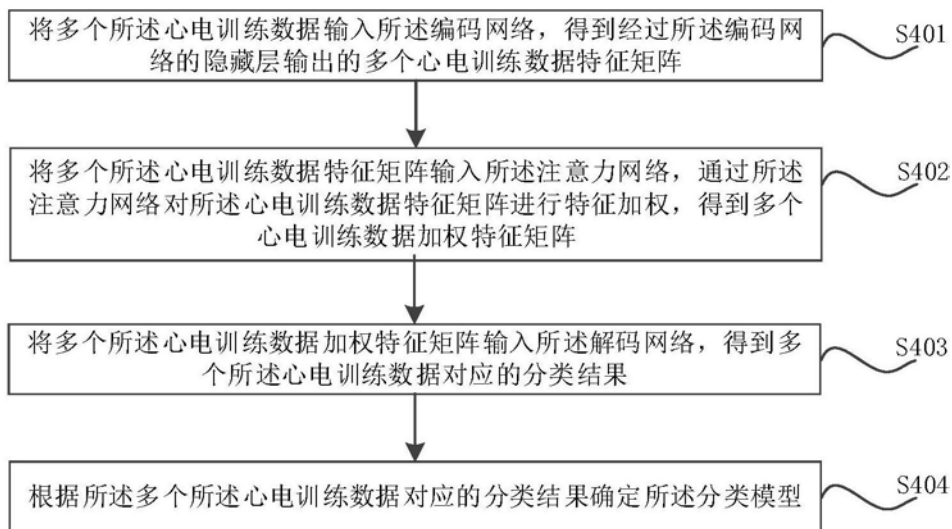


图5

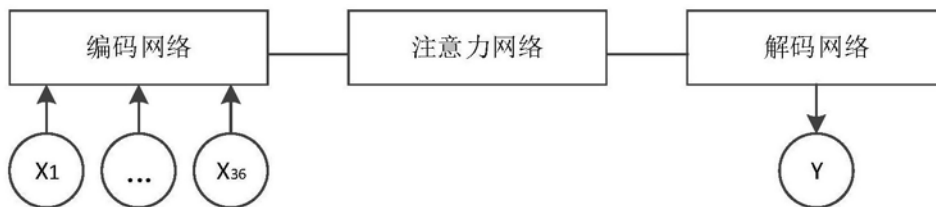


图5a

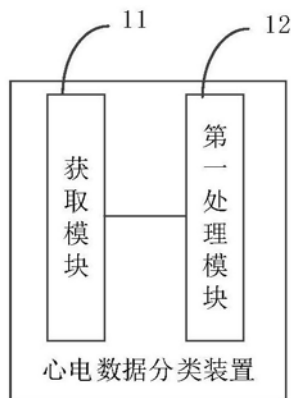


图6

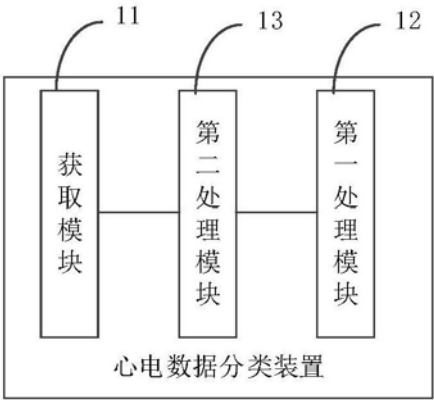


图7

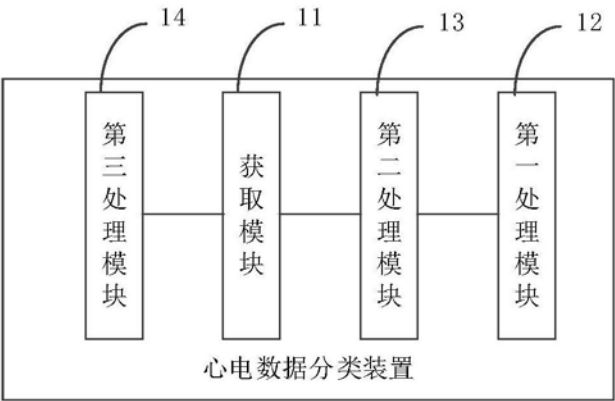


图8

专利名称(译)	心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质		
公开(公告)号	<a href="#">CN109620205A</a>	公开(公告)日	2019-04-16
申请号	CN201811597800.0	申请日	2018-12-26
[标]发明人	李巍豪 周翔		
发明人	李巍豪 梁欣然 周翔		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/04012 A61B5/7267		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

#### 摘要(译)

本申请涉及一种心电数据分类方法、装置、计算机设备和存储介质。该方法包括：获取待分类的心电数据，并根据心电数据和预设的分类模型，对心电数据中的心拍进行分类，得到心拍类别。采用该方法，由于上述分类模型包括LSTM网络和注意力网络，因此，引入实现注意力机制确定心拍类别，使得对心拍分类的准确率大大提高，进而使得依据心拍类别确定的心脏病种类的准确性大大提高。

