



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110403601 A

(43)申请公布日 2019.11.05

(21)申请号 201910793584.5

(22)申请日 2019.08.27

(71)申请人 安徽心之声医疗科技有限公司

地址 230000 安徽省合肥市巢湖市旗麓路2号

(72)发明人 洪申达 傅兆吉 周荣博 俞杰

(74)专利代理机构 合肥市长远专利代理事务所
(普通合伙) 34119

代理人 金字平

(51)Int.Cl.

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法

(57)摘要

本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,包括:首先设置数据预处理模型:将数据采样率归一化为预设的频率阈值,对归一化后的数据进行等长切分,获得长度为d的数据段;通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理,并根据预处理后的样本数据训练获得输出为数据段中包含QRS波群的概率y的预测模型;将获得的心电信号数据根据数据预处理模型进行预处理,并将预处理获得的数据段输入预测模型,获得每一个数据段对应的概率;然后选取大于预设的概率阈值的概率对应的数据段形成QRS波群。本方法依赖于数据,在医疗信息化快速发展并积累了大量数据的今天,具有更大的使用潜力和价值。



1. 一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,包括:

S1、首先设置数据预处理模型:将数据采样率归一化为预设的频率阈值,对归一化后的数据进行等长切分,获得长度为d的数据段;

S2、通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理,并根据预处理后的样本数据训练获得输出为数据段中包含QRS波群的概率y的预测模型;

S3、将获得的心电信号数据根据数据预处理模型进行预处理,并将预处理获得的数据段输入预测模型,获得每一个数据段对应的概率;然后选取大于预设的概率阈值的概率对应的数据段形成QRS波群。

2. 如权利要求1所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,步骤S1中,对归一化后的数据进行等长切分时,对于长度小于d的数据段直接舍弃。

3. 如权利要求1所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,d大于或等于QRS波群宽度的两倍。

4. 如权利要求3所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,频率阈值为500Hz,d=0.25s。

5. 如权利要求1至4任一项所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,步骤S2中,通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理的具体方式包括:

S21、收集样本数据,每一条样本数据记作 X_i , $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$, 其中, n_i 是第i条数据的长度,c为导联数;标注每一条样本数据 X_i 中出现的所有QRS波群的位置;

S22、将所有样本数据的采样率全部归一化为预设的频率阈值,并使用长度为d的滑动窗口对每一条样本数据进行切分,切分后的样本数据记作 S_i ,

$S_i \in \mathbb{R}^{m_i \times d \times c}$, $m_i = \lfloor \frac{n_i}{d} \rfloor$; m_i 为切分后的样本数据 S_i 中包含的数据段数量,切分后的样本数据 S_i 的第j个数据段记为 $T_{ij} \in \mathbb{R}^{d \times c}$;

S23、对每一个数据段 T_{ij} 进行标记;如果数据段 T_{ij} 中标注有QRS波群,则标记数据值 $l_{ij}=1$;如果数据段 T_{ij} 中未标注有QRS波群,则标记数据值 $l_{ij}=0$;

步骤S2中,根据预处理后的样本数据训练获得预测模型的具体方式包括:

S24、构建深度神经网络F,其输入为数据段 $T \in \mathbb{R}^{d \times c}$,输出为数据段中包含QRS波群的概率 $y \in \mathbb{R}$,概率值的取值范围为[0,1];对深度神经网络F中的变量进行初始化;

S25、定义目标函数Obj, $Obj = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{m_i} CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij})$, 其中,k为样本数据的数量,j为切分后的样本数据 S_i 为包含的数据段数量,且:

如果 $l_{ij}=1$, $CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij}) = -\log(y_{ij})$;

如果 $l_{ij}=0$, $CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij}) = -\log(1-y_{ij})$;

S26、通过目标函数Obj最优解求解,对深度神经网络F进行训练,获得预测模型。

6. 如权利要求5所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,步骤S21中,对于智能硬件设备采集的单导联心电信号,c为1;对于医院心电科采集的标准心电信号,c为12。

7. 如权利要求5所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,步骤

S24中,深度神经网络F由K个一维卷积层和一个全连接层组成,全连接层包含一个输出节点,深度神经网络F的输出为全连接层的输出经归一化处理后在0到1之间取值的概率。

8.如权利要求7所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,步骤S24中,深度神经网络F中的变量通过均值为0方差为1的正态分布随机初始化。

9.如权利要求5所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,全连接层的输出通过Sigmoid激活函数进行归一化处理。

10.如权利要求5所述的基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,其特征在于,目标函数Obj通过随机梯度下降法求取最优解。

基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医学技术领域,尤其涉及一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法。

背景技术

[0002] 心电信号 (Electrocardiogram, ECG) 记录了心脏跳动的电生理信号,每一次跳动可以分为P波、QRS波群 (QRS-complex)、T波等,分别对应了心房除极活动、心室除极心房复极活动、心室复极活动。其中,QRS波群是心脏跳动电生理信号最为明显的特征波段,它反映了心室收缩射血时的心肌活动情况,这也是心脏泵血的最重要的一步,对人体的血液循环意义重大。

[0003] QRS波群的识别是心电图解读 (ECG Interpretation) 的第一步,只有正确识别出QRS波群的位置才能:(1) 计算每一次心脏活动持续的时间,进而计算最基本的心率等指标;(2) 通过QRS波群的位置,进一步找到P波、ST段和T波的位置,进而计算QT间期、PR间期等指标。

[0004] QRS波群的识别可以被进一步用于诊断多种疾病,例如,左心室肥大的诊断标准为:V5导联的R波电压+V1导联的S波电压,女性大于3.5mV,男性大于4.0mV。无法正确识别出QRS波群的位置,就无法作出该诊断。

[0005] 传统的QRS波群识别采用模式识别方法,基于专家的领域知识,并使用信号处理的相关手段,增强QRS波群位置附近的信号强度,减弱其他位置的信号强度,最后采用阈值的手段筛选出QRS波群。

[0006] QRS波群的形态多样,难以准确描述,模式识别方法很难考虑到所有可能出现的情况,一旦出现了未曾考虑的情况,精度就会出现严重下降。不同健康状态下,人的QRS波群表现不同。例如,正常窦性心律的QRS波群较窄,而发生了室性早搏的QRS波群会明显增宽。不同人的心脏的位置、方向、活动强度也不一样,会导致QRS波群的形态在相同的导联上出现巨大差异。

[0007] QRS波群的识别会受到其他特征波形态的干扰。例如,当右心房肥厚时,出现高耸的“肺型P波”;如果出现心肌缺血损伤、高血钾、及心包炎等疾病时,会出现高尖的T波。在上述情况下,采用模式识别方法很容易将P波或者T波误认为是QRS波群。

[0008] 容易受到噪声的干扰。采集过程中会遇到肢体移动、临近设备电干扰、肌肉电干扰等不同类型噪音,这些噪音叠加在QRS波群上就会使得形态发生改变,降低模式识别方法的精度。

发明内容

[0009] 基于背景技术存在的技术问题,本发明提出了一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法。

[0010] 本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,包括:

[0011] S1、首先设置数据预处理模型：将数据采样率归一化为预设的频率阈值，对归一化后的数据进行等长切分，获得长度为d的数据段；

[0012] S2、通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理，并根据预处理后的样本数据训练获得输出为数据段中包含QRS波群的概率y的预测模型；

[0013] S3、将获得的心电信号数据根据数据预处理模型进行预处理，并将预处理获得的数据段输入预测模型，获得每一个数据段对应的概率；然后选取大于预设的概率阈值的概率对应的数据段形成QRS波群。

[0014] 优选的，步骤S1中，对归一化后的数据进行等长切分时，对于长度小于d的数据段直接舍弃。

[0015] 优选的，d大于或等于QRS波群宽度的两倍。

[0016] 优选的，频率阈值为500Hz， $d=0.25s$ 。

[0017] 优选的，步骤S2中，通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理的具体方式包括：

[0018] S21、收集样本数据，每一条样本数据记作 X_i ， $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$ ，其中， n_i 是第i条数据的长度，c为导联数；标注每一条样本数据 X_i 中出现的所有QRS波群的位置；

[0019] S22、将所有样本数据的采样率全部归一化为预设的频率阈值，并使用长度为d的滑动窗口对每一条样本数据进行切分，切分后的样本数据记作 S_i ， $S_i \in \mathbb{R}^{m_i \times d \times c}$ ， $m_i = \lfloor \frac{n_i}{d} \rfloor$ ； m_i 为切分后的样本数据 S_i 中包含的数据段数量，切分后的

样本数据 S_i 的第j个数据段记为 $T_{ij} \in \mathbb{R}^{d \times c}$ ；

[0020] S23、对每一个数据段 T_{ij} 进行标记；如果数据段 T_{ij} 中标注有QRS波群，则标记数据值 $l_{ij}=1$ ；如果数据段 T_{ij} 中未标注有QRS波群，则标记数据值 $l_{ij}=0$ ；

[0021] 步骤S2中，根据预处理后的样本数据训练获得预测模型的具体方式包括：

[0022] S24、构建深度神经网络F，其输入为数据段 $T \in \mathbb{R}^{d \times c}$ ，输出为数据段中包含QRS波群的概率 $y \in \mathbb{R}$ ，概率值的取值范围为 $[0,1]$ ；对深度神经网络F中的变量进行初始化；

[0023] S25、定义目标函数Obj， $Obj = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{m_i} CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij})$ ，其中，k为样本数据的数量，j为切分后的样本数据 S_i 为包含的数据段数量，且：

[0024] 如果 $l_{ij}=1$ ， $CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij}) = -\log(y_{ij})$ ；

[0025] 如果 $l_{ij}=0$ ， $CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij}) = -\log(1-y_{ij})$ ；

[0026] S26、通过目标函数Obj最优解求解，对深度神经网络F进行训练，获得预测模型。

[0027] 优选的，步骤S21中，对于智能硬件设备采集的单导联心电信号，c为1；对于医院心电科采集的标准心电信号，c为12。

[0028] 优选的，步骤S24中，深度神经网络F由K个一维卷积层和一个全连接层组成，全连接层包含一个输出节点，深度神经网络F的输出为全连接层的输出经归一化处理后在0到1之间取值的概率。

[0029] 优选的，步骤S24中，深度神经网络F中的变量通过均值为0方差为1的正态分布随机初始化。

[0030] 优选的,全连接层的输出通过Sigmoid激活函数进行归一化处理。

[0031] 优选的,目标函数Obj通过随机梯度下降法求取最优解。

[0032] 本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,建立基于人工智能的深度学习的方法,依靠深度学习强大的数据学习能力和灵活的组成架构,进行QRS波群的自动识别,替代传统的基于专家领域知识的模式识别方法。本方法依赖于数据,在医疗信息化快速发展并积累了大量数据的今天,具有更大的使用潜力和价值。

[0033] 本发明中,通过数据等长切分,对数据段进行模型训练,有利于丰富训练样本的丰富,从而提高预测模块的训练精确度。同时,以数据段为单位进行QRS波群的概率 y 的预测,对于QRS波群的定位更加精确。

[0034] 本发明中,通过提前设置数据预处理模型,保证了样本数据的预处理与获得心电信号数据的预处理的一致,从而保证了通过预测模型对心电信号数据进行预测的准确度。且,本发明中,通过预测模型根据包含QRS波群的概率对数据段进行提取,然后拼接形成QRS波群。如此,实现了每一条心电信号数据的筛选过滤,提高了最终的QRS波群的精确度和低噪声,有利于提高心电信号的识别效率和精确度。

附图说明

[0035] 图1为本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法流程图;

[0036] 图2为本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法流程图。

具体实施方式

[0037] 参照图1,本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法,包括:

[0038] S1、首先设置数据预处理模型:将数据采样率归一化为预设的频率阈值,对归一化后的数据进行等长切分,获得长度为 d 的数据段。具体的,本实施方式中,对于采样率不等于频率阈值的数据,可通过现有的下采样或者上采样将采样率转换为频率阈值。

[0039] S2、通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理,并根据预处理后的样本数据训练获得输出为数据段中包含QRS波群的概率 y 的预测模型。

[0040] 具体的,本实施方式中,通过数据等长切分,对数据段进行模型训练,有利于丰富训练样本的丰富,从而提高预测模块的训练精确度。同时,以数据段为单位进行QRS波群的概率 y 的预测,对于QRS波群的定位更加精确。

[0041] S3、将获得的心电信号数据根据数据预处理模型进行预处理,并将预处理获得的数据段输入预测模型,获得每一个数据段对应的概率;然后选取大于预设的概率阈值的概率对应的数据段形成QRS波群。具体的,本实施方式中,概率阈值为50%。

[0042] 本实施方式中,通过提前设置数据预处理模型,保证了样本数据的预处理与获得心电信号数据的预处理的一致,从而保证了通过预测模型对心电信号数据进行预测的准确度。且,本实施方式中,通过预测模型根据包含QRS波群的概率对数据段进行提取,然后拼接形成QRS波群。如此,实现了每一条心电信号数据的筛选过滤,提高了最终的QRS波群的精确度和低噪声,有利于提高心电信号的识别效率和精确度。

[0043] 具体的,本实施方式的步骤S1中,对归一化后的数据进行等长切分时,对于长度小于 d 的数据段直接舍弃,以保证切分获得的数据段的长度的一致。具体的, d 大于或等于QRS

波群宽度的两倍,以避免QRS波群被切断,从而降低QRS波群识别精度。

[0044] 具体的,本实施方式中,频率阈值为500Hz, $d=0.25s$ 。如此,切分后的数据段可包含 $0.25 \times 500=125$ 个数据点,以保证数据段的长度,避免QRS波群丢失。

[0045] 本实施方式步骤S1具体为:获得数据,并将第*i*条数据记录为: $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$,其中,*c*为导联数,对于智能硬件设备采集的单导联心电信号,*c*为1;对于医院心电科采集的标准心电信号,*c*为12。 n_i 为第*i*条数据的长度;将数据采样率归一化为预设的频率阈值,然后通过长度为*d*的滑动窗口切分将频率归一化处理后的数据 X_i ,获得 m_i 条数据段 $T_{ij} \in \mathbb{R}^{d \times c}$, $m_i = \lfloor \frac{n_i}{d} \rfloor$, $1 \leq j \leq m_i$ 。

[0046] 参照图2,本实施方式的步骤S2中,通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理的具体方式包括:

[0047] S21、收集样本数据,每一条样本数据记作 X_i , $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$,其中, n_i 是第*i*条数据的长度,*c*为导联数,对于智能硬件设备采集的单导联心电信号,*c*为1;对于医院心电科采集的标准心电信号,*c*为12。;标注每一条样本数据 X_i 中出现的所有QRS波群的位置。

[0048] S22、将所有样本数据的采样率全部归一化为预设的频率阈值,并使用长度为*d*的滑动窗口对每一条样本数据进行切分,切分后的样本数据记作 S_i , $S_i \in \mathbb{R}^{m_i \times d \times c}$, $m_i = \lfloor \frac{n_i}{d} \rfloor$; m_i 为切分后的样本数据 S_i 中包含的数据段数量,切分后的样本数据 S_i 的第*j*个数据段记为 $T_{ij} \in \mathbb{R}^{d \times c}$ 。

[0049] 本实施方式中,对于样本数据先标注后切分,有利于减少标注对象,提高标注效率。

[0050] S23、对每一个数据段 T_{ij} 进行标记;如果数据段 T_{ij} 中标注有QRS波群,则标记数据值 $l_{ij}=1$;如果数据段 T_{ij} 中未标注有QRS波群,则标记数据值 $l_{ij}=0$ 。本步骤中,实现了对于各数据段包含QRS波群的实际概率的标记。

[0051] 步骤S2中,根据预处理后的样本数据训练获得预测模型的具体方式包括:

[0052] S24、构建深度神经网络F,其输入为数据段 $T \in \mathbb{R}^{d \times c}$,输出为数据段中包含QRS波群的概率 $y \in \mathbb{R}$,概率值的取值范围为 $[0, 1]$;对深度神经网络F中的变量进行初始化。本步骤中,深度神经网络F中的变量通过均值为0方差为1的正态分布随机初始化。

[0053] 具体的,本实施方式中,深度神经网络F由K个一维卷积层和一个全连接层组成,全连接层包含一个输出节点,深度神经网络F的输出为全连接层的输出经归一化处理后在0到1之间取值的概率。

[0054] 心电信号数据是一种典型的时序数据。本实施方式中,通过一维卷积层的应用,可以有效地从心电信号数据中提取特征波段的局部特征。通过K个一维卷积层加深了神经网络的深度,能够更好地学习到不同层级的特征,从而增加QRS波群识别的精度。本实施方式中,考虑到网络的加深会使得模型的训练过程变得更加困难,故而使用线性整流函数ReLU作为一维卷积层的激活函数,以降低模型训练难度。

[0055] 本实施方式中,全连接层的输出层节点个数为1,并将全连接层的输出作为网络的

输出,然后,将该输出值归一化为取值在0到1之间的概率,表示包含QRS波群的概率。本实施方式中,全连接层的输出通过Sigmoid激活函数进行归一化处理, $Sigmoid(x) = \frac{1}{1+e^x}$ 。

[0056] S25、定义目标函数Obj, $Obj = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij})$, 其中, k为样本数据的数量, j为切分后的样本数据 S_i 为包含的数据段数量, 且:

[0057] 如果 $l_{ij}=1$, $CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij}) = -\log(y_{ij})$;

[0058] 如果 $l_{ij}=0$, $CrossEntropy(l_{ij}, y_{ij}) = -\log(1-y_{ij})$ 。

[0059] 本实施方式中,通过目标函数Obj,可度量真实标签 l_i 和预测概率 y_i 之间的差异。

[0060] S26、通过目标函数Obj最优解求解,对深度神经网络F进行训练,获得预测模型。

[0061] 本实施方式中,目标函数Obj通过随机梯度下降法求取最优解。具体的,在对深度神经网络F进行训练时,每次选取训练数据集(即标注过的样本数据集)中的一批样本数据,通过前向传播和反向传播对神经网络模型F的参数进行梯度更新;针对每一次更新后的神经网络模型F,记录目标函数的变化曲线,经过多轮的迭代,当目标函数的数值不再明显下降时,停止训练过程,保存此时的网络模型参数,得到训练完毕的深度神经网络模型作为预测模型。

[0062] 以上所述,仅为本发明涉及的较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

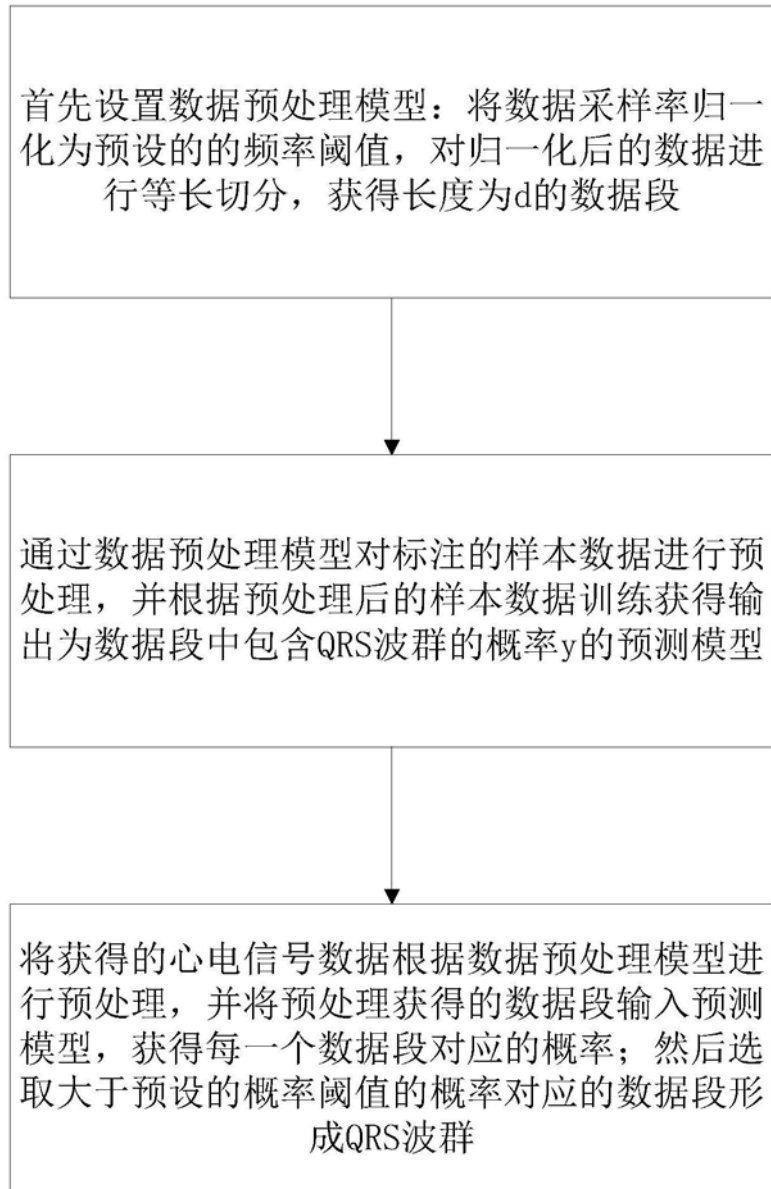


图1

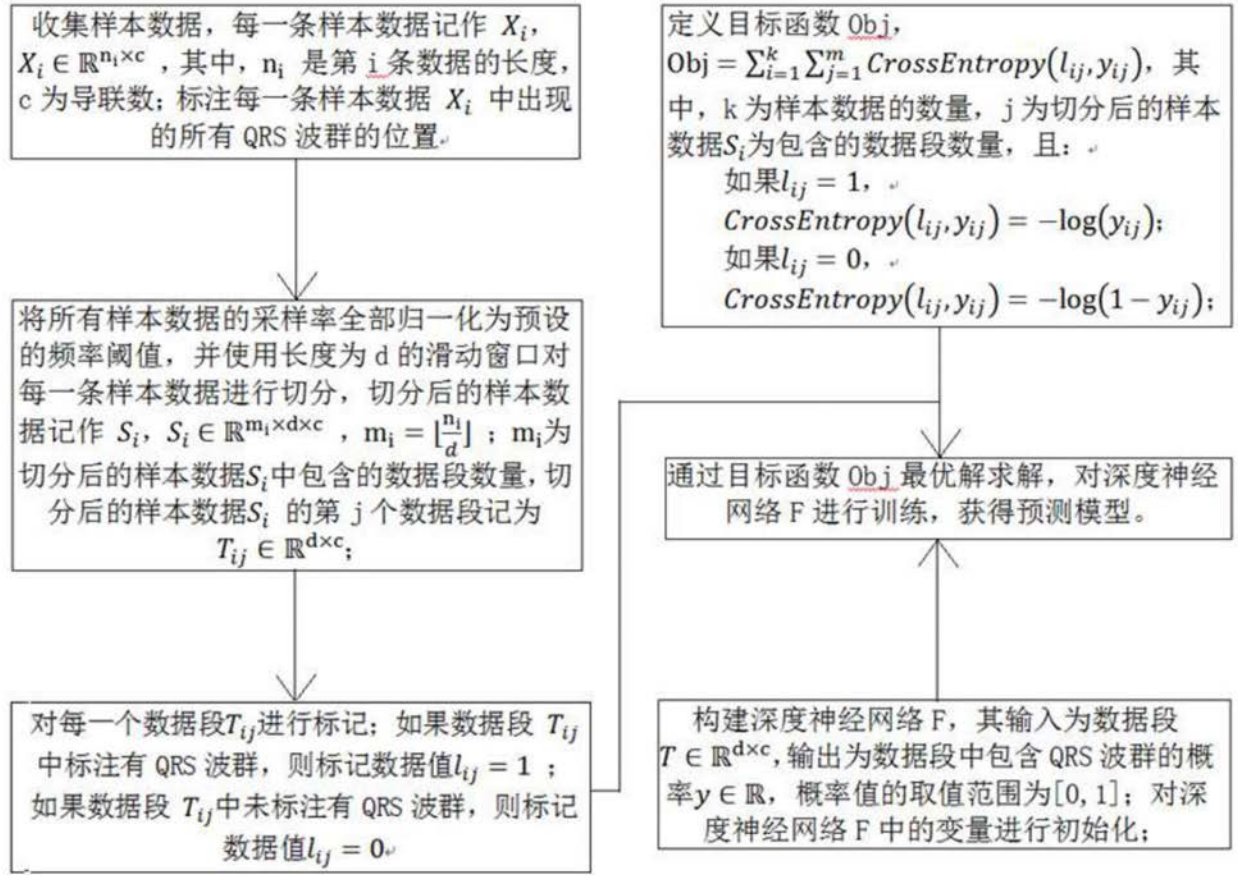


图2

专利名称(译)	基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法		
公开(公告)号	CN110403601A	公开(公告)日	2019-11-05
申请号	CN201910793584.5	申请日	2019-08-27
[标]发明人	傅兆吉 周荣博 俞杰		
发明人	洪申达 傅兆吉 周荣博 俞杰		
IPC分类号	A61B5/0472 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0472 A61B5/7203 A61B5/7267		
代理人(译)	金字平		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出的一种基于深度学习的心电信号QRS波群识别方法，包括：首先设置数据预处理模型：将数据采样率归一化为预设的频率阈值，对归一化后的数据进行等长切分，获得长度为d的数据段；通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理，并根据预处理后的样本数据训练获得输出为数据段中包含QRS波群的概率y的预测模型；将获得的心电信号数据根据数据预处理模型进行预处理，并将预处理获得的数据段输入预测模型，获得每一个数据段对应的概率；然后选取大于预设的概率阈值的概率对应的数据段形成QRS波群。本方法依赖于数据，在医疗信息化快速发展并积累了大量数据的今天，具有更大的使用潜力和价值。

首先设置数据预处理模型：将数据采样率归一化为预设的频率阈值，对归一化后的数据进行等长切分，获得长度为d的数据段

通过数据预处理模型对标注的样本数据进行预处理，并根据预处理后的样本数据训练获得输出为数据段中包含QRS波群的概率y的预测模型

将获得的心电信号数据根据数据预处理模型进行预处理，并将预处理获得的数据段输入预测模型，获得每一个数据段对应的概率；然后选取大于预设的概率阈值的概率对应的数据段形成QRS波群