



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113440149 A

(43) 申请公布日 2021.09.28

(21) 申请号 202110784950.8

(22) 申请日 2021.07.12

(71) 申请人 齐鲁工业大学

地址 250000 山东省济南市长清区大学路
3501号齐鲁工业大学(山东省科学院)

申请人 山东省计算中心(国家超级计算济
南中心)

(72) 发明人 庞少鹏 李家豪 舒明雷

(74) 专利代理机构 济南立木专利代理事务所
(特殊普通合伙) 37281

代理人 杜亚男

(51) Int. Cl.

A61B 5/346 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

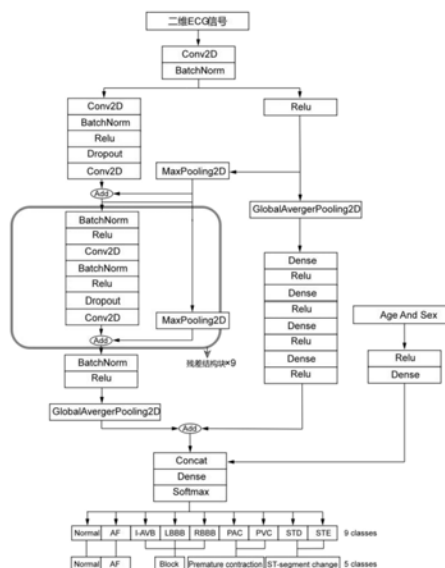
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法

(57) 摘要

本发明属于心电信号识别技术领域,具体地涉及一种基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,包括获取标准十二导联数据、去噪、导联切片、二维化、归一化、扩充维度、二维卷积块、特征合并、利用softmax得到预测的每一类概率、输出结果等步骤。本发明同时对十二导联进行学习,既学习导联内的特征,也学习不同导联之间的特征,最大化的利用ECG信息;使用二维卷积的方式对多导联一维信号序列进行卷积获取特征,高效利用计算资源;使用多输入残差神经网络自动提取十二导联ECG信号的特征和人工特征相结合的方式进行学习,提高了在心房颤动、阻塞两个亚类别异常分类的准确性。



1. 一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:

(1) 获取标准十二导联数据:获取若干组心电图数据样本,且分别来自于不同的患者个体,每组心电图数据样本包含标准十二导联心电图数据、样本对应的心律失常标签、患者个体的年龄、性别;所述十二导联心电图数据的每一导联的电压值被存储为时序数据,即按照时间顺序记录的数据向量;

(2) 去噪:对样本的每一导联进行去噪处理,使用巴特沃斯滤波器滤除噪音;

(3) 导联切片:对样本的每一导联按照时序顺序进行等长的切片处理,扩充数据集;

(4) 二维化:对每个样本的切片数据集按照时序顺序进行十二导联的拼接,得到二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$, $S = \text{SliceLength}$ 表示切片长度, $L = \text{LeadNum}$ 表示导联个数, R 表示 X 所属维度为 $S \times L$;根据公式:

$$A_\beta = \text{Concat}(\text{Lead}_{1,\beta}, \text{Lead}_{2,\beta}, \dots, \text{Lead}_{12,\beta}), \beta \in [1, n]$$

得到二维化ECG信号;其中 A_β 表示任意样本 A 所有导联的第 β 个切片经过拼接后的二维化ECG信号, A_β 的标签、性别、年龄同样本 A 的标签、性别、年龄一致,Concat表示在列维度上进行拼接; n 为切片的个数;

(5) 归一化:对二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 归一化到区间 $[y_{\min}, y_{\max}]$;根据公式

$$Y_{SL} = y_{\min} + \frac{y_{\max} - y_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * (X_{SL} - X_{\min})$$

得到归一化的结果,其中 X_{\max} 表示所有样本切片的数据集中电压值最大的数据, X_{\min} 表示所有样本的切片数据集中电压值最小的数据, X_{SL} 表示位于二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 第 S 行 L 列的电压值, Y_{SL} 表示 X_{SL} 的更新值;

(6) 扩充维度:对归一化的ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 扩充通道维度;为使二维化ECG信号能够适配Conv2D二维卷积对输入数据的要求,应将二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 通过维度转化变为 $X \in R^{S \times L \times C}$, C 表示通道数,取 $C=1$;

(7) 性别、年龄预处理:对性别、年龄进行数据预处理,预处理后的年龄、性别作为人工特征;

(8) 构建多输入残差神经网络模型,将数据预处理完成的二维化ECG信号 A_β 以及人工特征导入多输入残差神经网络中进行导联内、导联间特征的自动学习,同时对局部特征、空间特征、人工特征进行学习;

(9) 基于二维化ECG心电图数据训练多输入残差神经网络模型,以实现ECG信号心律失常的分类;多输入残差神经网络的数据来自于预处理完成的二维ECG信号和年龄、性别组成的人工特征。

2. 根据权利要求1所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:基于二维化ECG心电图数据训练多输入残差神经网络模型,过程如下:

a、输入神经网络的数据首先通过Conv2D二维卷积层同时进行导联内和导联间的特征学习,并经过BN数据归一化层得到第一次卷积的特征图 Fature_1 ;

b、 Fature_1 通过左边残差神经网络的两次二维卷积得到特征 Fature_2 ;

c、 Fature_1 通过Relu激活函数层进行非线性变换,输出的结果进入二维最大池化

Maxpooling2D层,得到特征图Fature₃,同时该结果进入中间全局池化全连接网络,经过GlobalAveragePooling2D全局平均池化层削减维度,得到特征图Fature₄;

d、Fature₂和Fature₃对应元素进行相加操作得到第一个残差块的输出特征图Fature₅;特征图Fature₄经过四组由Dense全连接层和Relu激活函数层组成的模块,得到从空间维度提取的全局特征Fature₆;

e、人工特征输入右边神经网络通过Dense全连接层进行特征学习;得到特征图ManualFature;

f、Fature₅通过连续的9个残差结构块提取局部特征,得到的结果传入BN数据归一化层和Relu激活函数层进行激活,通过GlobalAveragePooling2D全局平均池化层削减维度,得到左边残差网络的输出特征Fature₇;

g、通过相加融合局部特征Fature₇和全局特征Fature₆,得到特征Fature₈;Fature₈与ManualFature在列维度进行拼接得到混合特征Feature₉;

h、混合特征Fature₉经过Dense全连接层和Softmax激活函数层得到输出;若模型未收敛或未达到预期结果或未达到截止条件,使用小批量交叉熵损失函数进行梯度下降更新权重w和偏置b,进行多次训练;

i、模型经过指定周期的训练,输出每个样本归属每一类的概率;

j、对超参数进行选取;人工选取需要调节的超参数以及这些超参数的可选值;通过使用正交实验对超参数进行组合选择,减少运算时间成本;对不同参数组合的模型进行五折交叉验证,选出在验证集损失最低的模型作为该参数组合的最优模型;通过多模型评估测试集,采用多模型投票,少数服从多数的原则得到最终分类结果;

k、神经网络中的参数说明,激活函数层使用的激活函数为Relu,公式为 $\text{Relu}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$;神经网络采用的损失函数为小批量交叉熵损失函数,公式为:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_n \sum_k t_{nk} \log y_{nk}$$
;其中N表示小批量样本的个数, t_{nk} 表示第n个数据的第k个元素的值,表示标签数据; y_{nk} 是神经网络的输出;神经网络使用带有动量的随机梯度下降算法进行权重w和偏置b的更新。

3. 根据权利要求1所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:步骤(1)中,所述十二导联包括标准肢体导联I、II、III,加压单极肢体aVR、aVL、aVF,以及单极胸前导联V1、V2、V3、V4、V5、V6。

4. 根据权利要求1所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:步骤(1)中,所述样本数据持续时间最短6s,最长144s,采样频率为500Hz。

5. 根据权利要求1所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:步骤(1)中,所述标签包括9个类别,分别是正常、心房颤动、一级房室传导阻滞、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞、房性早搏、室性早搏、S-T段压低和S-T段抬高。

6. 根据权利要求5所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG

信号分类方法,其特征在于:9个类别同时可以划分为5个压异常类别,分别为正常、心房颤动、阻塞类别、早搏类别和ST阶段变化类别;其中一级房室传导阻滞、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞属于阻塞类别,房性早搏、室性早搏属于早搏类别,S-T段压低和S-T段抬高属于ST阶段变化类别。

7.根据权利要求1所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:步骤(3)中,所述切片规则如下:样本导联长度为Length,对导联进行切片的长度为SliceLength,切片之间的重叠部分长度为Overlap;若样本导联长度小于切片的长度即 $Length < SliceLength$,则在该样本导联后填充 $SliceLength - Length$ 个“0”作为切片样本,切片个数为1;若 $SliceLength < Length < 1.5 * SliceLength$,则截取Length的前SliceLength长度作为切片样本,其余抛弃,切片个数为1;若 $Length \geq 1.5 * SliceLength$,则进行切片划分,相邻的切片之间具有共同的重叠部分Overlap,若 $Overlap = 0.5 * SliceLength$,则根据公式

$$n = \left\lfloor \frac{2 * Length}{SliceLength} \right\rfloor - 1$$

得到切片的个数, $\lfloor x \rfloor$ 表示小于x的最大整数;经过切片后任意样本 $A = \{Lead_{\alpha, \beta} | \alpha \in [1, 12], \beta \in [1, n]\}$;其中 $Lead_{\alpha, \beta}$ 表示样本A导联 α 的第 β 个切片;经过切片得到每个样本的切片数据集。

8.根据权利要求1所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,其特征在于:步骤(7)中,年龄是整型数据,作为特征;对性别进行二值处理,男性用“1”代替表示,女性用“0”代替表示。

一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG信号分类方法

技术领域

[0001] 本发明属于心电信号识别技术领域,具体地涉及一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法。

背景技术

[0002] 十二导联心电图 (Electrocardiogram, ECG) 多用于心血管疾病的诊断中,具有简便、无创和可靠等优点。为提高ECG信号识别的效率和准确性,基于ECG信号自动识别方法的研究越来越受到重视。近些年来,神经网络在分类、识别和预测等方面快速发展,将神经网络应用于ECG信号分类是当前的大趋势。

[0003] 传统机器学习通过特征工程,人工挑选采集特征作为分类学习的对象,采集特征的过程是个耗费人力物力的过程,深度学习的出现打破了人工采集特征这一过程,深度学习可以实现特征的自动提取,完成端到端的学习,通过建立科学的神经网络模型可以实现ECG信号特征的自动提取。

[0004] ECG信号是时序信号数据。而时序信号数据是统一指标按照时间顺序记录的数据向量。对于十二导联心电图来说,每一导联指的是一列电压值。并且十二导联之间存在一定的联系。

[0005] 现有ECG信号的存储方式有两种,其一,将每一导联的电压值存储为时序数据,即以统一指标按照时间顺序记录的数据向量;其二,将每一导联存储为心电波形图。

[0006] 现有研究通常使用卷积神经网络进行ECG信号的分类,根据输入数据特性的不同,Conv1D一维卷积常用于序列模型,例如时序数据,应用于自然语言处理,信号处理等领域;Conv2D二维卷积常用于多维数据模型,例如图片数据,应用于计算机视觉,图片处理等领域。对于ECG信号分类的研究通常使用Conv1D一维卷积提取ECG信号的时序特征或者使用Conv2D二维卷积提取心电波形图的空间特征。

[0007] 然而这两种方式都存在一定的局限性,对十二导联ECG信号应用Conv1D一维卷积提取时序特征,通常将十二导联心电图数据中的每一导联分开进行学习,提取不同导联各自的特征,再通过融合特征训练得到最终ECG信号分类结果。这种模式能够在训练初期提取各导联的内部特征,但无法捕获导联之间的相关关系,从而割裂了十二导联数据之间的相关性。同时,不同导联分开训练会导致模型计算复杂度高,训练周期长。

[0008] 对ECG信号使用Conv2D二维卷积对心电波形图进行特征提取。心电波形图中可学习的有效信息只集中在具有波形信息的像素点上,图片的大部分像素点是无效的。这导致二维卷积对图片进行特征提取时会存在计算资源的浪费问题。并且使用心电波形图进行特征提取的研究通常使用单导联ECG信号作为研究对象,而单导联ECG信号存储的心电信息丰富度较差。

发明内容

[0009] 本发明的目的在于克服现有技术存在的缺点,提出设计一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,能够最大化利用ECG信息,高效的利用计算资源,提高分类的准确性。

[0010] 本发明解决其技术问题所采取的技术方案是:

[0011] 一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,包括:

[0012] (1) 获取标准十二导联数据:获取若干组心电图数据样本,且分别来自于不同的患者个体,每组心电图数据样本包含标准十二导联心电图数据、样本对应的心律失常标签、患者个体的年龄、性别;所述十二导联心电图数据的每一导联的电压值被存储为时序数据,即按照时间顺序记录的数据向量;

[0013] (2) 去噪:对样本的每一导联进行去噪处理,使用巴特沃斯滤波器滤除噪音;

[0014] (3) 导联切片:对样本的每一导联按照时序顺序进行等长的切片处理,扩充数据集。

[0015] (4) 二维化:对每个样本的切片数据集按照时序顺序进行十二导联的拼接,得到二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$, $S = \text{SliceLength}$ 表示切片长度, $L = \text{LeadNum}$ 表示导联个数, R 表示 X 所属维度为 $S \times L$ 。根据公式:

[0016] $A_\beta = \text{Concat}(\text{Lead}_{1,\beta}, \text{Lead}_{2,\beta}, \dots, \text{Lead}_{12,\beta}), \beta \in [1, n]$

[0017] 得到二维化ECG信号;其中 A_β 表示任意样本 A 所有导联的第 β 个切片经过拼接后的二维化ECG信号, A_β 的标签、性别、年龄同样本 A 的标签、性别、年龄一致,Concat表示在列维度上进行拼接; n 为切片的个数;二维化过程如图3所示;

[0018] (5) 归一化:对二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 归一化到区间 $[y_{\min}, y_{\max}]$;根据公式

[0019]
$$Y_{SL} = y_{\min} + \frac{y_{\max} - y_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * (X_{SL} - X_{\min})$$

[0020] 得到归一化的结果,其中 X_{\max} 表示所有样本切片数据集中电压值最大的数据, X_{\min} 表示所有样本切片数据集中电压值最小的数据, X_{SL} 表示位于二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 第 S 行 L 列的电压值, Y_{SL} 表示 X_{SL} 的更新值;

[0021] (6) 扩充维度:对归一化的ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 扩充通道维度。为使二维化ECG信号能够适配Conv2D二维卷积对输入数据的要求,应将二维化ECG信号 $X \in R^{S \times L}$ 通过维度转化变为 $X \in R^{S \times L \times C}$, C 表示通道数,取 $C=1$;

[0022] (7) 性别、年龄预处理:对性别、年龄进行数据预处理,预处理后的年龄、性别作为人工特征;

[0023] (8) 构建多输入残差神经网络模型,将数据预处理完成的二维化ECG信号 A_β 以及人工特征导入多输入残差神经网络中进行导联内、导联间特征的自动学习,同时对局部特征、空间特征、人工特征进行特征学习。

[0024] (9) 基于二维化ECG心电图数据训练多输入残差神经网络模型,以实现ECG信号心律失常的分类;多输入残差神经网络的数据来自于预处理完成的二维ECG信号和年龄、性别组成的人工特征。基于二维化ECG心电图数据训练多输入残差神经网络模型,过程如下:

[0025] a、输入神经网络的数据首先通过Conv2D二维卷积层同时进行导联内和导联间的

特征学习,并经过BN (BatchNorm) 数据归一化层得到第一次卷积的特征图Fature₁。

[0026] b、Fature₁通过左边残差神经网络的两次二维卷积得到特征Fature₂。

[0027] c、Fature₁通过Relu激活函数层进行非线性变换,输出的结果进入二维最大池化Maxpooling2D层,得到特征图Fature₃,同时该结果进入中间全局池化全连接网络,经过GlobalAveragePooling2D全局平均池化层削减维度,得到特征图Fature₄。

[0028] d、Fature₂和Fature₃对应元素进行相加操作得到第一个残差块的输出特征图Fature₅。特征图Fature₄经过四组由Dense全连接层和Relu激活函数层组成的模块,得到从空间维度提取的全局特征Fature₆。

[0029] e、人工特征输入右边神经网络通过Dense全连接层进行特征学习。得到特征图ManualFature。

[0030] f、Fature₅通过连续的9个残差结构块提取局部特征,得到的结果传入BN数据归一化层和Relu激活函数层进行激活,通过GlobalAveragePooling2D全局平均池化层削减维度,得到左边残差网络的输出特征Fature₇。

[0031] g、通过相加融合局部特征Fature₇和全局特征Fature₆,得到特征Fature₈。Fature₈与ManualFature在列维度进行拼接得到混合特征Feature₉。

[0032] h、混合特征Fature₉经过Dense全连接层和Softmax激活函数层得到输出。若模型未收敛或未达到预期结果或未达到截止条件,使用小批量交叉熵损失函数进行梯度下降更新权重w和偏置b,进行多次训练。

[0033] i、模型经过指定周期的训练,输出每个样本归属每一类的概率。

[0034] j、对超参数进行选取。人工选取需要调节的超参数以及这些超参数的可选值。通过正交实验对超参数进行组合选择,减少运算时间成本。对不同参数组合的模型进行五折交叉验证,选出在验证集损失最低的模型作为该参数组合的最优模型。通过多组模型评估测试集,采用多模型投票,少数服从多数的原则得到最终分类结果。

[0035] k、神经网络中的参数说明,激活函数层使用的激活函数为Relu,公式为

$\text{Relu}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$ 。神经网络采用的损失函数为小批量交叉熵损失函数,公式为:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_n \sum_k t_{nk} \log y_{nk}$$
;其中N表示小批量样本的个数, t_{nk} 表示第n个数据的第k个元素的值,

表示标签数据; y_{nk} 是神经网络的输出;神经网络使用带有动量的随机梯度下降算法进行权重w和偏置b的更新。

[0036] 进一步的,步骤(1)中,所述十二导联包括标准肢体导联I、II、III,加压单极肢体aVR、aVL、aVF,以及单极胸前导联V1、V2、V3、V4、V5、V6。标准十二导联心电图数据来自于The China Physiological Signal Challenge2018 (CPSC2018)。

[0037] 进一步的,步骤(1)中,所述样本数据持续时间最短6s,最长144s,采样频率为500Hz。

[0038] 进一步的,步骤(1)中,所述标签包括9个类别,分别是正常(Normal)、心房颤动(AF)、一级房室传导阻滞(I-AVB)、左束支传导阻滞(LBBB)、右束支传导阻滞(RBBB)、房性早搏(PAC)、室性早搏(PVC)、S-T段压低(STD)和S-T段抬高(STE)。更进一步的,这9个类别同时

可以划分为5个压异常类别,分别为正常(Normal)、心房颤动(AF)、阻塞(Block)类别、早搏(Premature contraction)类别和ST阶段变化(ST-segment change)类别。其中一级房室传导阻滞(I-AVB)、左束支传导阻滞(LBBB)、右束支传导阻滞(RBBB)属于阻塞(Block)类别,房性早搏(PAC)、室性早搏(PVC)属于早搏(Premature contraction)类别,S-T段压低(STD)和S-T段抬高(STE)属于ST阶段变化(ST-segment change)类别。

[0039] 进一步的,步骤(3)中,所述切片规则如下:样本导联长度为Length,对导联进行切片的长度为SliceLength,切片之间的重叠部分长度为Overlap。若样本导联长度小于切片的长度即 $Length < SliceLength$,则在该样本导联后填充 $SliceLength - Length$ 个“0”作为切片样本,切片个数为1;若 $SliceLength < Length < 1.5 * SliceLength$,则截取Length的前SliceLength长度作为切片样本,其余抛弃,切片个数为1;若 $Length \geq 1.5 * SliceLength$,则进行切片划分,相邻的切片之间具有共同的重叠部分Overlap,若 $Overlap = 0.5 * SliceLength$,根据公式

$$[0040] \quad n = \left\lfloor \frac{2 * Length}{SliceLength} \right\rfloor - 1$$

[0041] 得到切片的个数, $\lfloor x \rfloor$ 表示小于x的最大整数。经过切片后任意样本 $A = \{Lead_{\alpha, \beta} | \alpha \in [1, 12], \beta \in [1, n]\}$ 。其中 $Lead_{\alpha, \beta}$ 表示样本A导联 α 的第 β 个切片。经过切片得到每个样本的切片数据集。

[0042] 进一步的,步骤(7)中,年龄是整型数据,作为特征;对性别进行二值处理,男性用“1”代替表示,女性用“0”代替表示。

[0043] 本发明的技术效果:

[0044] 与现有技术相比,本发明的一种基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法,具有以下优点:

[0045] 1.相比使用十二导联作为样本,对每一导联单独训练后融合特征进行分类的方法,本方法使用二维化的标准十二导联作为输入数据,同时对十二导联进行学习,既学习导联内的特征,也学习不同导联之间的特征,最大化的利用ECG信息;

[0046] 2.相比对心电图进行像素点学习分类的研究,本方法对标准十二导联时序数据在列维度进行拼接并二维化,使用二维卷积的方式对多导联一维信号序列进行卷积获取特征,高效利用计算资源;

[0047] 3.相比传统机器学习,本方法使用多输入残差神经网络自动提取十二导联ECG信号的特征和人工特征相结合的方式进行学习,采取局部特征,全局特征,人工特征分开学习再融合的方式,提高分类的准确性。

附图说明

[0048] 图1为本发明多输入残差神经网络模型图;

[0049] 图2为本发明分类方法流程图;

[0050] 图3为本发明二维化过程说明图。

具体实施方式

[0051] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面结合说明书附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

[0052] 实施例：

[0053] 如图1-3所示，本实施例涉及的基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法，其标准十二导联心电数据来自于The ChinaPhysiological Signal Challenge 2018 (CPSC2018)；十二导联包括标准肢体导联I、II、III，加压单极肢体aVR、aVL、aVF，以及单极胸前导联V1、V2、V3、V4、V5、V6。具体步骤如下：

[0054] (1) 数据集从11家医院收集，包含6877组公开心电数据样本以及2954组未公开大数量测试数据集，且分别来自于不同的患者个体，每组心电数据样本包含标准十二导联心电数据、样本对应的心律失常标签、患者个体的年龄、性别；十二导联心电数据的每一导联的电压值被存储为时序数据，即按照时间顺序记录的数据向量。样本数据持续时间最短6s，最长144s，采样频率为500Hz。标签包括9类，分别是正常(Normal)、心房颤动(AF)、一级房室传导阻滞(I-AVB)、左束支传导阻滞(LBBB)、右束支传导阻滞(RBBB)、房性早搏(PAC)、室性早搏(PVC)、S-T段压低(STD)和S-T段抬高(STE)。这9个类别同时可以划分为5个压异常类别，分别为正常(Normal)，心房颤动(AF)，其中一级房室传导阻滞(I-AVB)、左束支传导阻滞(LBBB)、右束支传导阻滞(RBBB)属于阻塞(Block)类别，房性早搏(PAC)、室性早搏(PVC)属于早搏(Premature contraction)类别，S-T段压低(STD)和S-T段抬高(STE)属于ST阶段变化(ST-segment change)类别。

[0055] (2) 利用巴特沃斯滤波器带通滤波器滤除0.5Hz以下和49Hz以上的噪音。

[0056] (3) 对样本每一导联进行切片，切片长度SliceLength=8192，重叠部分长度Overlap=4096。其中，采样频率为500Hz，切片对应的采样时间在16.3s左右。

[0057] (4) 对切片后的导联在列维度上合并拼接，得到二维化ECG样本，每个样本 $X \in \mathbb{R}^{8192 \times 12}$ ，即每个样本都包含12导联的数据，每个导联的样本点个数为8192；切片合并后的样本与原样本的标签、年龄、性别保持一致；二维化过程如图3所示。

[0058] (5) 对二维化ECG信号 $X \in \mathbb{R}^{8192 \times 12}$ 归一化到区间 $[y_{\min}, y_{\max}]$ 。根据公式

$$[0059] \quad Y_{SL} = y_{\min} + \frac{y_{\max} - y_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * (X_{SL} - X_{\min})$$

[0060] 得到归一化的结果；本方法将二维化ECG信号 $X \in \mathbb{R}^{8192 \times 12}$ 归一化到区间 $[-3, 3]$ 。

[0061] (6) 对归一化的ECG信号 $X \in \mathbb{R}^{S \times L}$ 扩充通道维度到 $X \in \mathbb{R}^{S \times L \times C}$ ；本方法中取 $C=1$ ，将二维化ECG信号 $X \in \mathbb{R}^{8192 \times 12}$ 通过维度扩充变为 $X \in \mathbb{R}^{8192 \times 12 \times 1}$ 。

[0062] (7) 对性别、年龄进行数据预处理；年龄是整型数据，可保留作为特征；对性别进行二值处理，男性用“1”代替表示，女性用“0”代替表示；年龄、性别作为人工特征。

[0063] (8) 划分数据集，通过前面几步完成对数据的预处理操作，将来自CPSC2018公开的6877组数据划分为训练集和测试集，选取500条记录作为小数量测试集；剩余的6877条数据经过切片操作扩充为7117条数据作为训练集；将训练集分为均等的五份，一份作为验证集，其余四份作为训练集，进行五折交叉验证。小数量测试集以及未公开大数量测试集中的数据不参与训练，仅在评估模型阶段使用；

[0064] (9) 对超参数进行选取，根据人工经验选取需要调节的超参数以及这些超参数的

可选值。本方法对学习率 lr , Dropout层的参数 α , Momentum动量梯度下降算法的参数 $momentum$ 进行参数选取, 其中学习率 lr 选取的值为0.05、0.1、0.15; Dropout层的参数 α 选取的值为0.3、0.5、0.8; Momentum动量梯度下降算法的参数 $momentum$ 选取的值为0.5、0.7、0.9。通过随机组合共有27种组合方式, 为了节约时间成本, 对这三个参数的取值进行正交实验, 以筛选出最小的试验次数。通过正交实验, 本方法共得到十组参数的组合, 对每一组参数进行五折交叉验证, 选取出每组实验五个模型在测试集表现最优的模型作为每组最终的模型, 最终得到十个模型。

[0065] (10) 将二维化ECG信号和人工特征投入到多输入残差神经网络中进行训练, 多输入残差神经网络包括左边残差神经网络和中间全局池化全连接网络以及右边人工特征全连接网络。共进行50个epochs (周期) 的训练, $batch_size$ (块) 大小为8。使用Momentum (动量梯度下降算法) 进行网络的更新, 学习率 lr 采用阶梯式变化策略, 不同的模型具有不同的超参数, 前25个epochs是0.05或0.1或0.15, 25个epochs之后学习率变为0.01。

[0066] (11) 二维ECG信号经过第一个Conv2D二维卷积层, 其滤波器数量为12, 卷积核大小为(12, 12), 步长为(1, 1)。卷积的结果经过BN数据归一化层后进入左边残差神经网络进行局部特征的学习, 其共包含20个Conv2D二维卷积层, 由上到下依编号为Conv2D-1到Conv2D-20; 10个Maxpooling2D二维最大池化层, 由上到下依次编号为Maxp2D-1到Maxp2D-10。二维卷积层滤波器数量、滤波器大小以及步长, 二维最大池化层池化大小以及步长如表1所示:

[0067] 表1:

[0068]		Conv2D-1	Conv2D-2	Conv2D-3	Conv2D-4	Conv2D-5	Conv2D-6	Conv2D-7
--------	--	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

[0069]

滤波器数量	12	12	12	12	24	24	24
滤波器大小	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)
步长	(1,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(1,1)	(2,1)
	Conv2D-8	Conv2D-9	Conv2D-10	Conv2D-11	Conv2D-12	Conv2D-13	Conv2D-14
			0	1	2	3	4
滤波器数量	24	48	48	48	48	96	96
滤波器大小	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)
步长	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(1,1)
	Conv2D-15	Conv2D-16	Conv2D-17	Conv2D-18	Conv2D-19	Conv2D-20	
滤波器数量	96	96	192	192	192	192	
滤波器大小	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	
步长	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)	
	Maxp2D-1	Maxp2D-2	Maxp2D-3	Maxp2D-4	Maxp2D-5	Maxp2D-6	Maxp2D-7
池化大小	(1,1)	(2,1)	(1,1)	(4,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)
	Maxp2D-8	Maxp2D-9	Maxp2D-10				
池化大小	(1,1)	(1,1)	(2,1)				

[0070] (12) 如图1所示,二维ECG信号经过第一个Conv2D二维卷积层,其滤波器数量为12,卷积核大小为(12,12),步长为(1,1),卷积的结果经过BN数据归一化层后进入中间全局池化全连接网络进行全局特征的学习,中间全局池化全连接神经网络包括一个二维全局池化层和四组由Dense全连接层和Relu激活函数层组成的全连接神经网络组成。其Dense全连接层的神经元个数如表2所示:

[0071] 表2:

[0072]

	Dense-1	Dense-2	Dense-3	Dense-4
神经元个数	24	48	96	192

[0073] (13) 年龄,性别作为人工特征输入到右边人工特征全连接神经网络,其中年龄是整型数据直接作为一个特征,性别做二值处理作为第二个特征,男性用“1”代替表示,女性用“0”代替表示。

[0074] (14) 对左边残差神经网络和中间全局池化全连接网络的输出结果进行相加,得到的特征图在列的维度拼接右边人工特征全连接网络的输出特征得到神经网络的融合特征。最终经过Dense全连接层和Softmax层输出八个类别的概率。

[0075] (15) 对多个模型集成得到最终分类结果,通过对网络的训练,以及对超参数的选取,由步骤(9)得到的10个最优模型分别对测试集进行评估预测,评估预测完成后得到10组预测结果,通过多模型投票,服从少数服从多数原则集成模型;每个样本在十次预测过程中被分到某个类别的次数最多即作为这个样本最终的分类结果。

[0076] (16) 心电图分类后按照具体的9分类结果和粗略的5分类结果进行量化分析,量化

分析的标准有 F_1 分数,查准率Precision以及查全率Recall。对于计算每一类的 F_1 分数,查准率Precision以及查全率Recall的具体公式如下:

$$[0077] \quad Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$[0078] \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$[0079] \quad F_1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

[0080] 其中TP表示真阳,即正样本被预测为正样本。FP表示假阳,即把负样本预测为正样本;FN表示假阴,即把正样本预测为负样本;对于查准率Precision是精确性的度量,表示的是预测为正的样本中有多少是真实标签为正的样本;查全率Recall是对覆盖面的度量,表示真实标签为正的样本中有多少预测正确; F_1 分数是查准率和查全率的调和平均值。

[0081] (17) 本方法通过拼接十二导联数据得到二维化ECG信号,利用二维卷积的方式对二维ECG信号进行9分类和5分类的心律失常类型统计;通过多数投票得到的集成模型输出结果在小数量测试集和未公开大数量测试集上9分类结果如表3:

[0082] 表3:

[0083]

评价 \ 类别		Normal	AF	I-AVB	LBBS	RBBB	PAC	PVC	STD	STE
小数量 测试集	F_1	78.7%	94.9%	87.0%	97.0%	93.5%	76.4%	89.7%	74.8%	66.7%
	Recall	88.4%	93.8%	87.0%	1.0	90.6%	75.6%	88.6%	72.7%	61.1%
	Precision	70.9%	96.2%	87.0%	94.1%	96.6%	77.3%	90.7%	76.9%	73.3%
未公开 大数量 测试集	F_1	80.3%	94.4%	87.8%	89.0%	93.1%	75.5%	81.6%	77.2%	56.7%
	Recall	89.8%	94.7%	88.7%	85.3%	93.4%	77.2%	76.3%	72.3%	45.0%
	Precision	72.5%	94.0%	86.9%	93.1%	92.7%	73.9%	87.7%	82.8%	76.6%

[0084] 5分类结果如表4:

[0085] 表4:

[0086]

评价类别		Normal	AF	Block	premature contraction	ST-segment change
小数量	F_1	78.7%	94.9%	92.2%	83.0%	72.9%
测试集	$Recall$	88.4%	93.8%	90.5%	82.0%	69.9%

[0087]

	$Precision$	70.9%	96.2%	94.0%	83.9%	76.1%
未公开	F_1	80.3%	94.4%	91.3%	78.6%	73.8%
大数量	$Recall$	89.8%	94.7%	91.4%	76.8%	67.1%
测试集	$Precision$	72.5%	94.0%	91.2%	80.6%	81.9%

[0088] F_1 平均分数结果如表5:

[0089] 表5:

分类	9 分类		5 分类	
	小数量测试集	未公开大数量测试集	小数量测试集	未公开大数量测试集
[0090] F_1				
平均 F_1	84.3%	81.7%	84.3%	83.7%

[0091] 通过对比CPCS2018排行榜的模型在未公开大数量测试集得到的结果,本方法得到的结果在心房颤动(AF)、阻塞(Block)两个亚类别分别取得94.4%和91.3% F_1 分数,优于排行榜中这两类的最优 F_1 分数93.3%和91.2%。

[0092] 本发明包括获取标准十二导联数据、去噪、导联切片、二维化、归一化、扩充维度、二维卷积块、特征合并、利用Softmax得到预测的每一类概率、输出结果等步骤,最大化的利用ECG信息,能够高效的利用计算资源,提高了在心房颤动(AF)、阻塞(Block)两个亚类别异常分类的准确性。

[0093] 上述具体实施方式仅是本发明的具体个案,本发明的专利保护范围包括但不限于上述具体实施方式的产品形态和式样,任何符合本发明权利要求书且任何所属技术领域的普通技术人员对其所做的适当变化或修饰,皆应落入本发明的专利保护范围。

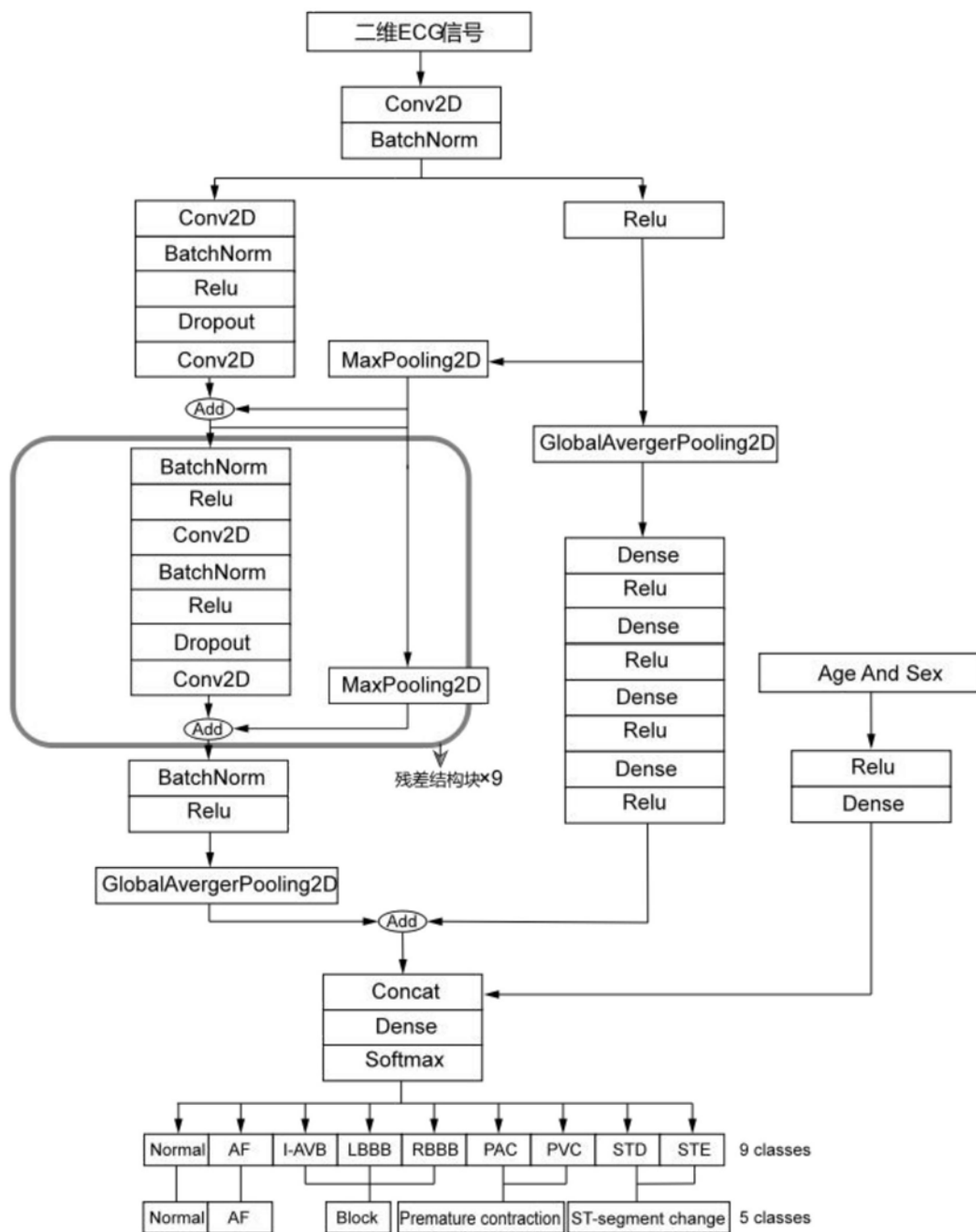


图1

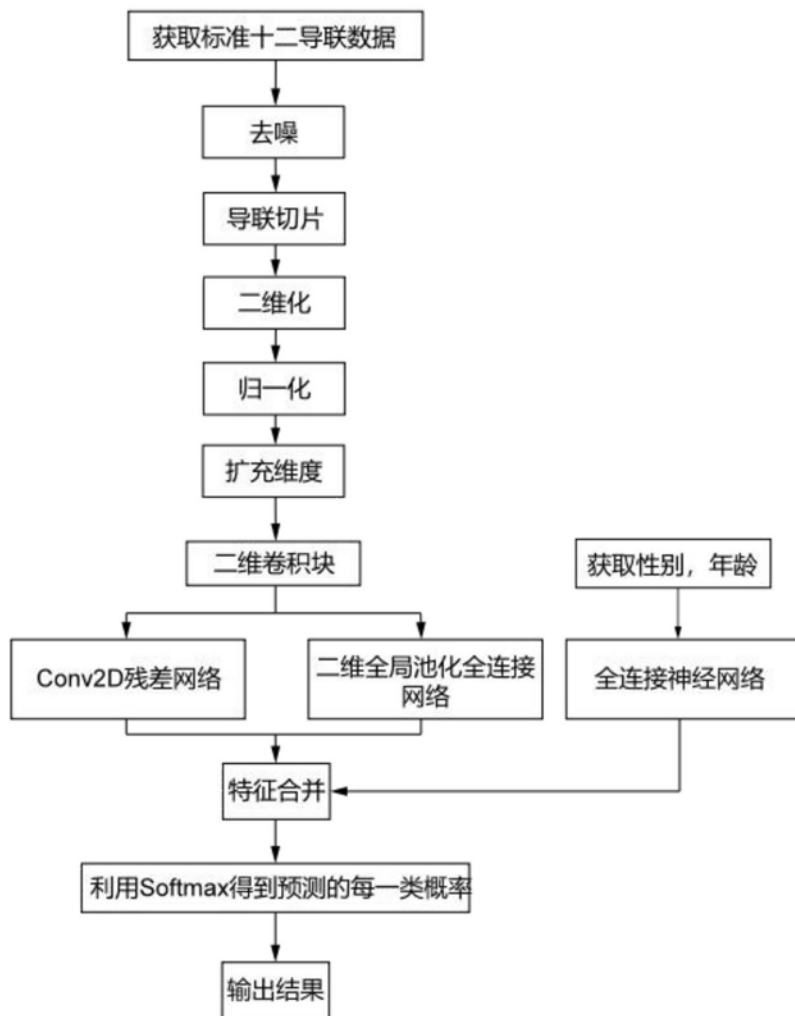


图2

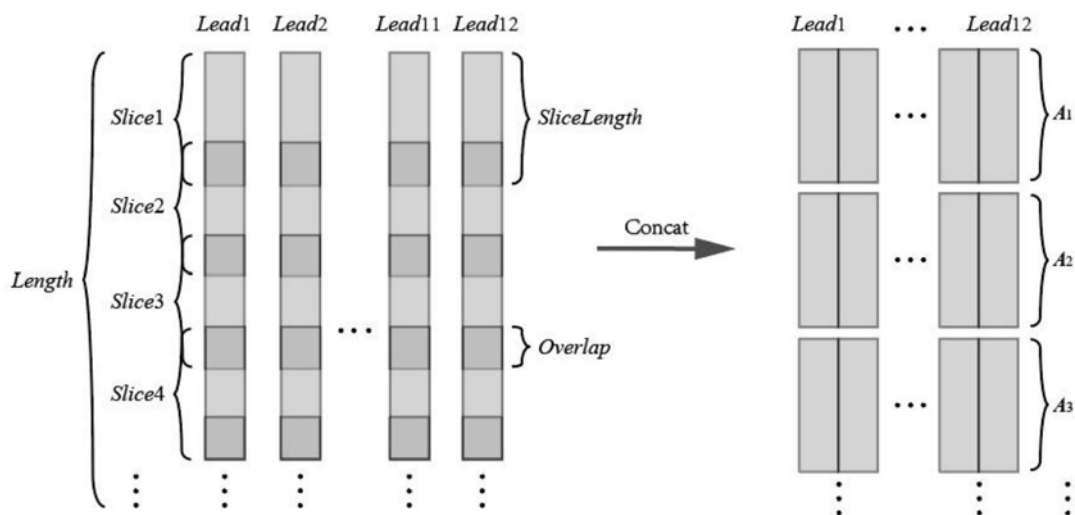


图3