



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110946566 A

(43)申请公布日 2020.04.03

(21)申请号 201911295639.6

(22)申请日 2019.12.16

(71)申请人 成都天奥电子股份有限公司  
地址 610000 四川省成都市金牛区高科技  
产业开发区土桥村九组

(72)发明人 杨珊 王春丽 唐勋 李斌

(74)专利代理机构 成都顶峰专利事务所(普通  
合伙) 51224

代理人 王霞

(51)Int.Cl.

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、  
设备及存储介质

(57)摘要

本发明涉及心电信号自动检测技术领域,公开了一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、设备及存储介质。通过本发明创造,提供了一种基于U-Net网络的机器学习模型来实现心拍自动分类的新方法,即通过设计一维卷积神经网络的U-Net网络模型,可将心电数据输入U-Net模型进行训练和交叉验证,得到心拍分类的识别模型,最后应用该识别模块进行对待测心电信号的心拍分类,得到对应的心拍分类结果,从而缓解人工提取特征和传统机器学习的诸多问题,使得无需人工设计和提取心电特征也可作为模型输入,并达到准确的诊断结果,可广泛适用于常见的心律失常检测,便于实际应用和推广。

S101. 将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型

S102. 将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果

1. 一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在于,包括如下步骤:

S101. 将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型,其中,所述U-Net网络模型采样搭建一维卷积神经网络的U-Net网络;

S102. 将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果。

2. 如权利要求1所述的一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在于,在所述步骤S101或S102之前,还包括有如下步骤:

S100. 对采集的心电信号进行预处理,其中,预处理方式包括有信号放大处理、滤波去噪处理、去基线漂移处理和/或去肌电干扰处理。

3. 如权利要求1所述的一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在于,在所述步骤S101之前,还包括有如下步骤:对所述样本心电信号进行数据增强处理。

4. 如权利要求1所述的一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在于:所述U-Net网络模型采用编码器-解码器结构,包括有沿正向传播方向依次连接的输入层、第一编码单元、第二编码单元、第三编码单元、第四编码单元、传递单元、第四解码单元、第三解码单元、第二解码单元、第一解码单元、一维卷积层、分类层和输出层,其中,所述分类层采用Sigmoid分类函数;

所述第一编码单元、所述第二编码单元、所述第三编码单元和所述第四编码单元分别包括有沿正向传播方向依次连接的一维卷积层、ResBlock残差模块、Relu激活层和一维下采样层,其中,所述一维下采样层包含有一维最大池化子层和丢弃子层且采样率沿正向传播方向依次递减;

所述传递单元包括有沿正向传播方向依次连接的一维卷积层、ResBlock残差模块和Relu激活层;

所述第四解码单元、所述第三解码单元、所述第二解码单元和所述第一解码单元分别包括有沿正向传播方向依次连接的一维上采样层、一维卷积层、连接层、一维卷积层、ResBlock残差模块和Relu激活层,其中,所述一维上采样层的采样率沿正向传播方向依次递增;

所述第四编码单元中一维下采样层的采样率与所述第四解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第三编码单元中一维下采样层的采样率与所述第三解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第二编码单元中一维下采样层的采样率与所述第二解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第一编码单元中一维下采样层的采样率与所述第一解码单元中一维上采样层的采样率相同;

所述第四解码单元中连接层的输入端还连接所述第四编码单元中Relu激活层的输出端,所述第三解码单元中连接层的输入端还连接所述第三编码单元中Relu激活层的输出端,所述第二解码单元中连接层的输入端还连接所述第二编码单元中Relu激活层的输出端,所述第一解码单元中连接层的输入端还连接所述第一编码单元中Relu激活层的输出端,分别形成跳跃连接。

5. 如权利要求4所述的一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在:所述ResBlock残差模块包括有沿正向传播方向依次连接的两个残差块,其中,所述残差块包括有沿正向传播方向依次连接的Relu激活层、批标准化层、一维卷积层、一维卷积层和叠加层,Relu激活层的输入端还连接叠加层的输入端,形成一个跳层连接,使两个一维卷积层增加了一个捷径,构成了一个残差块。

6. 如权利要求1所述的一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在于:所述交叉验证方法采用Hold-0ut交叉验证法、K-fold交叉验证法或Leave-0ne-0ut交叉验证法。

7. 如权利要求1所述的一种基于U-Net网络的心拍分类方法,其特征在于,在所述步骤S101中还包括有如下步骤:

S1011. 在划分所述训练样本集和所述验证样本集的同时,还划分出测试样本集;

S1012. 在得到心拍分类模型后,将所述测试样本集中每个样本心电信号逐一地导入所述心拍分类模型进行分类,得到对应各个样本心电信号的预测心拍分类标签;

S1013. 根据确定心拍分类标签与预测心拍分类标签的一致性比对结果,统计得到所述心拍分类模型的预测准确率,若预测准确率超过门限阈值,则保存所述心拍分类模型,否则舍弃所述心拍分类模型。

8. 一种基于U-Net网络的心拍分类装置,其特征在于:包括模型训练单元和分类预测单元;

所述模型训练单元,用于将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型,其中,所述U-Net网络模型采样搭建一维卷积神经网络的U-Net网络;

所述分类预测单元,通信连接所述模型训练单元,用于将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果。

9. 一种基于U-Net网络的心拍分类设备,其特征在于:包括通信相连的存储器和处理器,其中,所述存储器用于存储计算机程序和心电信号数据,所述处理器用于执行所述计算机程序实现如权利要求1~7任意一项所述基于U-Net网络的心拍分类方法步骤。

10. 一种存储介质,其特征在于:所述存储介质上存储有计算机程序和心电信号数据,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1~7任意一项所述基于U-Net网络的心拍分类方法步骤。

## 一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、设备及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明属于心电信号自动检测技术领域,具体地涉及一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、设备及存储介质。

### 背景技术

[0002] 心律失常的发病率随着全球人口老龄化而增加,心脏搏动的最常见类型有:窦性正常搏动、房性早搏(APB)、室性早搏(PVC)、左束支传导阻滞(LBBB)和右束支传导阻滞(RBBB),除第一种外,其余的是形态上的搏动元素,它们是复杂心律失常的特征和构成。

[0003] 目前心律失常筛查的医学常规是心电图,但有的心律失常本身不易察觉,而且临床无症状,甚至需要长期监测才能被发现,而佩戴心电监护装置(目前可穿戴的便携式心电检测设备可以提供长时间人体心电信号的自动监测)需要粘贴电极片,会影响被监护人正常生活休息,因此若没有重大身体不适,患者一般不会去医院做检查,需要有一种日常监护和自动检测的手段来及早发现心律失常症状。

[0004] 目前常用的心拍分类方法是人工提取特征和传统机器学习方法相结合,但即使有很好的医学领域知识,人工设计和提取表征心律失常的心电特征不是一件容易的事情,而且机器学习方法往往有更多的假阳性结果。近年来,深度学习已经超越了传统的机器学习技术。深度学习算法越来越多地应用于医疗保健中,用于处理复杂的任务。对于心律失常的检测,已有多种深度学习模型显示出良好的应用前景。在众多深度学习模型中,卷积神经网络(CNN)是一种常用的心电心律失常分类算法,其对噪声具有很强的鲁棒性,因此即使数据带有噪声,CNN也能够提取出有用的预测因子,这一特性在深层次结构中得到了充分的体现。

[0005] 综上,随着网络层次的深入,学习到的特征也变得更加抽象,有必要开发一种基于深度学习的心拍检测方法(即用于心电信号的拍频分析,进行心律失常的分类),来缓解人工提取特征和传统机器学习的诸多问题,使得无需人工设计和提取心电特征也可作为模型输入,并达到准确的诊断结果。

### 发明内容

[0006] 为了解决现有心拍分类方法需要人工提取特征的问题,本发明目的在于提供一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、设备及存储介质。

[0007] 本发明所采用的技术方案为:

[0008] 一种基于U-Net网络的心拍分类方法,包括如下步骤:

[0009] S101.将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型,其中,所述U-Net网络模型采样搭建一维卷积神经网络的U-Net

网络；

[0010] S102.将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果。

[0011] 优化的,在所述步骤S101或S102之前,还包括有如下步骤:

[0012] S100.对采集的心电信号进行预处理,其中,预处理方式包括有信号放大处理、滤波去噪处理、去基线漂移处理和/或去肌电干扰处理。

[0013] 优化的,在所述步骤S101之前,还包括有如下步骤:对所述样本心电信号进行数据增强处理。

[0014] 优化的,所述U-Net网络模型采用编码器-解码器结构,包括有沿正向传播方向依次连接的输入层、第一编码单元、第二编码单元、第三编码单元、第四编码单元、传递单元、第四解码单元、第三解码单元、第二解码单元、第一解码单元、一维卷积层、分类层和输出层,其中,所述分类层采用Sigmoid分类函数;

[0015] 所述第一编码单元、所述第二编码单元、所述第三编码单元和所述第四编码单元分别包括有沿正向传播方向依次连接的一维卷积层、ResBlock残差模块、Relu激活层和一维下采样层,其中,所述一维下采样层包含有一维最大池化子层和丢弃子层且采样率沿正向传播方向依次递减;

[0016] 所述传递单元包括有沿正向传播方向依次连接的一维卷积层、ResBlock残差模块和Relu激活层;

[0017] 所述第四解码单元、所述第三解码单元、所述第二解码单元和所述第一解码单元分别包括有沿正向传播方向依次连接的一维上采样层、一维卷积层、连接层、一维卷积层、ResBlock残差模块和Relu激活层,其中,所述一维上采样层的采样率沿正向传播方向依次递增;

[0018] 所述第四编码单元中一维下采样层的采样率与所述第四解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第三编码单元中一维下采样层的采样率与所述第三解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第二编码单元中一维下采样层的采样率与所述第二解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第一编码单元中一维下采样层的采样率与所述第一解码单元中一维上采样层的采样率相同;

[0019] 所述第四解码单元中连接层的输入端还连接所述第四编码单元中Relu激活层的输出端,所述第三解码单元中连接层的输入端还连接所述第三编码单元中Relu激活层的输出端,所述第二解码单元中连接层的输入端还连接所述第二编码单元中Relu激活层的输出端,所述第一解码单元中连接层的输入端还连接所述第一编码单元中Relu激活层的输出端,分别形成跳跃连接。

[0020] 进一步优化的,所述ResBlock残差模块包括有沿正向传播方向依次连接的两个残差块,其中,所述残差块包括有沿正向传播方向依次连接的Relu激活层、批标准化层、一维卷积层、一维卷积层和叠加层,Relu激活层的输入端还连接叠加层的输入端,形成一个跳层连接,使两个一维卷积层增加了一个捷径,构成了一个残差块。

[0021] 具体的,所述交叉验证方法采用Hold-Out交叉验证法、K-fold交叉验证法或Leave-One-Out交叉验证法。

[0022] 优化的,在所述步骤S101中还包括有如下步骤:

[0023] S1011.在划分所述训练样本集和所述验证样本集的同时,还划分出测试样本集;

[0024] S1012.在得到心拍分类模型后,将所述测试样本集中每个样本心电信号逐一地导入所述心拍分类模型进行分类,得到对应各个样本心电信号的预测心拍分类标签;

[0025] S1013.根据确定心拍分类标签与预测心拍分类标签的一致性比对结果,统计得到所述心拍分类模型的预测准确率,若预测准确率超过门限阈值,则保存所述心拍分类模型,否则舍弃所述心拍分类模型。

[0026] 本发明所采用的另一种技术方案为:

[0027] 一种基于U-Net网络的心拍分类装置,包括模型训练单元和分类预测单元;

[0028] 所述模型训练单元,用于将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型,其中,所述U-Net网络模型采样搭建一维卷积神经网络的U-Net网络;

[0029] 所述分类预测单元,通信连接所述模型训练单元,用于将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果。

[0030] 本发明所采用的另一种技术方案为:

[0031] 一种基于U-Net网络的心拍分类设备,包括通信相连的存储器和处理器,其中,所述存储器用于存储计算机程序和心电信号数据,所述处理器用于执行所述计算机程序实现如前所述基于U-Net网络的心拍分类方法步骤。

[0032] 本发明所采用的另一种技术方案为:

[0033] 一种存储介质,所述存储介质上存储有计算机程序和心电信号数据,所述计算机程序被处理器执行时实现如前所述基于U-Net网络的心拍分类方法步骤。

[0034] 本发明的有益效果为:

[0035] (1)本发明创造提供了一种基于U-Net网络的机器学习模型来实现心拍自动分类的新方法,即通过设计一维卷积神经网络的U-Net网络模型,可将心电数据输入U-Net模型进行训练和交叉验证,得到心拍分类的识别模型,最后应用该识别模块进行对待测心电信号的心拍分类,得到对应的心拍分类结果,从而缓解人工提取特征和传统机器学习的诸多问题,使得无需人工设计和提取心电特征也可作为模型输入,并达到准确的诊断结果,可广泛适用于常见的心律失常检测,便于实际应用和推广。

## 附图说明

[0036] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0037] 图1是本发明提供的基于U-Net网络的心拍分类方法的流程示意图。

[0038] 图2是本发明提供的U-Net网络模型的结构示意图。

- [0039] 图3是本发明提供的在U-Net网络模型中ResBlock模块的结构示意图。
- [0040] 图4是本发明提供的基于U-Net网络的心拍分类装置的结构示意图。
- [0041] 图5是本发明提供的基于U-Net网络的心拍分类设备的结构示意图。

### 具体实施方式

[0042] 下面结合附图及具体实施例来对本发明作进一步阐述。在此需要说明的是,对于这些实施例方式的说明虽然是用于帮助理解本发明,但并不构成对本发明的限定。本文公开的特定结构和功能细节仅用于描述本发明的示例实施例。然而,可用很多备选的形式来体现本发明,并且不应当理解为本发明限制在本文阐述的实施例中。

[0043] 应当理解,尽管本文可能使用术语第一、第二等等来描述各种单元,但是这些单元不应当受到这些术语的限制。这些术语仅用于区分一个单元和另一个单元。例如可以将第一单元称作第二单元,并且类似地可以将第二单元称作第一单元,同时不脱离本发明的示例实施例的范围。

[0044] 应当理解,对于本文中可能出现的术语“和/或”,其仅仅是一种描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,A和/或B,可以表示:单独存在A,单独存在B,同时存在A和B三种情况;对于本文中可能出现的术语“/和”,其是描述另一种关联对象关系,表示可以存在两种关系,例如,A/和B,可以表示:单独存在A,单独存在A和B两种情况;另外,对于本文中可能出现的字符“/”,一般表示前后关联对象是一种“或”关系。

[0045] 应当理解,在本文中若将单元称作与另一个单元“连接”、“相连”或“耦合”时,它可以与另一个单元直相连接或耦合,或中间单元可以存在。相对地,在本文中若将单元称作与另一个单元“直接相连”或“直接耦合”时,表示不存在中间单元。另外,应当以类似方式来解释用于描述单元之间的关系的其他单词(例如,“在……之间”对“直接在……之间”,“相邻”对“直接相邻”等等)。

[0046] 应当理解,本文使用的术语仅用于描述特定实施例,并不意在限制本发明的示例实施例。若本文所使用的,单数形式“一”、“一个”以及“该”意在包括复数形式,除非上下文明确指示相反意思。还应当理解,若术语“包括”、“包括了”、“包含”和/或“包含了”在本文中被使用时,指定所声明的特征、整数、步骤、操作、单元和/或组件的存在性,并且不排除一个或多个其他特征、数量、步骤、操作、单元、组件和/或他们的组合存在性或增加。

[0047] 应当理解,还应当注意到在一些备选实施例中,所出现的功能/动作可能与附图出现的顺序不同。例如,取决于所涉及的功能/动作,实际上可以实质上并发地执行,或者有时可以以相反的顺序来执行连续示出的两个图。

[0048] 应当理解,在下面的描述中提供了特定的细节,以便于对示例实施例的完全理解。然而,本领域普通技术人员应当理解可以在没有这些特定细节的情况下实现示例实施例。例如可以在框图中示出系统,以避免用不必要的细节来使得示例不清楚。在其他实例中,可以不以不必要的细节来示出众所周知的过程、结构和技术,以避免使得示例实施例不清楚。

[0049] 实施例一

[0050] 如图1~3所示,本实施例提供的所述基于U-Net网络的心拍分类方法,可以但不限于包括如下步骤S101~S102。

[0051] S101.将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心

拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型,其中,所述U-Net网络模型采样搭建一维卷积神经网络的U-Net网络。

[0052] 在所述步骤S101中,所述样本心电信号可通过现有心电采集设备采集得到(信号长度可举例为10秒,采样率可举例为500Hz),其对应确定有确定的心拍分类标签,所述心拍分类标签可以但不限于包括有左束支传导阻滞标签、右束支传导阻滞标签、房性早搏标签、室性早搏标签、起搏心拍标签和正常标签等,对应这些心拍分类标签的样本心电信号可以通过对相应状况的受试者进行心电采集得到。由于心电信号反映的是比较微弱的生理信号,对心电信号的采集和处理属于弱信号检测范畴,采集的心电信号不可避免的存在噪声干扰,包括工频干扰、基线漂移和肌电干扰等,因此有必要对所述样本心电信号进行预处理(预处理是后续操作的基础),减少原始心电信号中各种噪声干扰的影响,即在所述步骤S101之前,还包括有如下步骤:S100.对采集的心电信号进行预处理,其中,预处理方式可以但不限于包括有信号放大处理、滤波去噪处理、去基线漂移处理和/或去肌电干扰处理等。另外,为了提升模型的泛化性能,在所述步骤S101之前,还包括有如下步骤:对所述样本心电信号进行数据增强处理。此外,所述信号放大处理、所述滤波去噪处理、所述去基线漂移处理、所述去肌电干扰处理和所述数据增强处理的方式为现有常规方式。

[0053] 在所述步骤S101中,所述U-Net网络是一个基于CNN的图像分割网络,主要用于医学图像分割上,网络最初提出时是用于细胞壁的分割,之后在肺结节检测以及眼底视网膜上的血管提取等方面都有着出色的表现。最初的U-Net网络结构主要由卷积层、最大池化层(下采样)、反卷积层(上采样)以及ReLU非线性激活函数组成。整个网络的过程具体如下AS1~AS2所示。

[0054] AS1.最大池化层,下采样过程:假设最初输入的图像大小为:572x572的灰度图,经过2次3x3x64(64个卷积核,得到64个特征图)的卷积核进行卷积操作变为568x568x64大小,然后进行2x2的最大池化操作变为248x248x64。按照上述过程重复进行4次,即进行(3x3卷积+2x2池化)x4次,在每进行一次池化之后的第一个3X3卷积操作,3X3卷积核数量成倍增加。在达到最底层时即第4次最大池化之后,图像变为32x32x512大小,然后再进行2次的3x3x1024的卷积操作,最后变化为28x28x1024的大小。

[0055] AS2.反卷积层,上采样过程:此时图像的大小为28x28x1024,首先进行2x2的反卷积操作使得图像变化为56x56x512大小,然后对对应最大池化层之前的图像的复制和剪裁(copy and crop),与反卷积得到的图像拼接起来得到56x56x1024大小的图像,然后再进行3x3x512的卷积操作。按照上述过程重复进行4次,即进行(2x2反卷积+3x3卷积)x4次,在每进行一次拼接之后的第一个3x3卷积操作,3x3卷积核数量成倍减少。达到最上层时即第4次反卷积之后,图像变为392x392x64的大小,进行复制和剪裁然后拼接得到392x392x128的大小,然后再进行两次3x3x64的卷积操作,得到388x388x64大小的图像,最后再进行一次1x1x2的卷积操作。

[0056] 由于所述样本心电信号为基于时间维度的一维数据,为了适用于对心电信号进行训练和预测,需搭建一维卷积神经网络的U-Net网络,即可构成由压缩路径和相对应的扩张

路径组成的Encoder-Decoder (即编码-解码) 结构,其中,压缩路径也就是Encoder (编码),可对输入的样本心电信号进行自动特征提取;扩张路径也就是Decoder (解码),可进行高精度的信息定位,得到可用于预测心拍分类的识别模型。优化的,如图2所示,所述U-Net网络模型采用编码器-解码器结构,包括有沿正向传播方向依次连接的输入层 (Input)、第一编码单元、第二编码单元、第三编码单元、第四编码单元、传递单元、第四解码单元、第三解码单元、第二解码单元、第一解码单元、一维卷积层 (Conv1D)、分类层 (Sigmoid) 和输出层 (Output),其中,所述分类层 (Sigmoid) 采用Sigmoid分类函数;所述第一编码单元、所述第二编码单元、所述第三编码单元和所述第四编码单元分别包括有沿正向传播方向依次连接的一维卷积层 (Conv1D)、ResBlock残差模块 (ResBlock)、Relu激活层 (Relu) 和一维下采样层 (Maxpool1D+Dropout),其中,所述一维下采样层 (Maxpool1D+Dropout) 包含有一维最大池化子层 (Maxpool1D) 和丢弃子层 (Dropout) 且采样率沿正向传播方向依次递减;所述传递单元包括有沿正向传播方向依次连接的一维卷积层 (Conv1D)、ResBlock残差模块 (ResBlock) 和Relu激活层 (ReLU);所述第四解码单元、所述第三解码单元、所述第二解码单元和所述第一解码单元分别包括有沿正向传播方向依次连接的一维上采样层 (UpSampling1D)、一维卷积层 (Conv1D)、连接层 (Concatenate)、一维卷积层 (Conv1D)、ResBlock残差模块 (ResBlock) 和Relu激活层 (ReLU),其中,所述一维上采样层 (UpSampling1D) 的采样率沿正向传播方向依次递增;所述第四编码单元中一维下采样层的采样率与所述第四解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第三编码单元中一维下采样层的采样率与所述第三解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第二编码单元中一维下采样层的采样率与所述第二解码单元中一维上采样层的采样率相同,所述第一编码单元中一维下采样层的采样率与所述第一解码单元中一维上采样层的采样率相同;所述第四解码单元中连接层的输入端还连接所述第四编码单元中Relu激活层的输出端,所述第三解码单元中连接层的输入端还连接所述第三编码单元中Relu激活层的输出端,所述第二解码单元中连接层的输入端还连接所述第二编码单元中Relu激活层的输出端,所述第一解码单元中连接层的输入端还连接所述第一编码单元中Relu激活层的输出端,分别形成跳跃连接。前述所有的技术术语均为现有深度学习技术中的常见用语,于此不再赘述。由于所述U-Net网络还使用了跳跃连接,可将本级解码单元的上采样结果与同级编码单元中具有相同分辨率的输出进行连接,然后作为下一级解码单元的输入,进一步提升信息定位的精度和所得心拍分类模型的识别准确率。

[0057] 在所述步骤S101中,进一步优化的,所述ResBlock残差模块包括有沿正向传播方向依次连接的两个残差块,其中,所述残差块包括有沿正向传播方向依次连接的Relu激活层 (Relu)、批标准化层 (BatchNormalization)、一维卷积层 (Conv1D)、一维卷积层 (Conv1D) 和叠加层 (Addition),Relu激活层的输入端还连接叠加层的输入端,形成一个跳层连接,使两个一维卷积层增加了一个捷径,构成了一个残差块。如图3所示,可构成一个简单的残差网络结构,解决深度卷积神经网络性能退化的问题,提升所得心拍分类模型的性能表现。此外,前述所有的技术术语均为现有深度学习技术中的常见用语,于此不再赘述。

[0058] 在所述步骤S101中,所述交叉验证方法是用于验证分类器性能的常用统计分析方法,基本思想是把某种意义下原始数据进行分组,一部分作为训练集,另一部分作为验证集,首先用训练集对分类器进行训练,再利用验证集来测试训练得到的模型,以此来作为评

价分类器的性能指标;具体的,所述交叉验证方法可以但不限于采用Hold-Out交叉验证法、K-fold交叉验证法或Leave-One-Out交叉验证法等。

[0059] 在所述步骤S101中,对超参数(在机器学习的上下文中,超参数是在开始学习过程之前设置值的参数,而不是通过训练得到的参数数据)的自动调整是为了优化模型参数,对评价指标的自动配置是为了确定适合作为分类标准的指标,对优化器的自动选择是为了选择合适的优化器(初始优化器可选用Adam优化器),通过在交叉验证过程中不断地自动调整超参数、自动配置评价指标和/或自动选择优化器,可以全自动地不断优化模型性能,得到可用于心拍分类的识别模型。优化的,为了最终校验所得到的心拍分类模型是否能够用来进行心拍分类检测,还可以但不限于包括有如下步骤S1011~S1013:S1011.在划分所述训练样本集和所述验证样本集的同时,还划分出测试样本集;S1012.在得到心拍分类模型后,将所述测试样本集中每个样本心电信号逐一地导入所述心拍分类模型进行分类,得到对应各个样本心电信号的预测心拍分类标签;S1013.根据确定心拍分类标签与预测心拍分类标签的一致性比对结果,统计得到所述心拍分类模型的预测准确率,若预测准确率超过门限阈值,则保存所述心拍分类模型,否则舍弃所述心拍分类模型。在所述步骤S1013中,所述门限阈值可以举例为70%,通过前述步骤S1011~S1013,可以校验所得的心拍分类模型是否满足期望,如果不能满足期望,可能需要采集重新进行训练和验证,或者在采集更多的样本心电信号后再进行训练和验证。

[0060] S102.将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果。

[0061] 在所述步骤S102之前,所述待测心电信号的预处理方式与所述样本心电信号一致,于此不再赘述。

[0062] 根据前述步骤S101~S102,即可在前期得到心拍分类模型后,只需要获取受试者的心电信号,即可导入得到对应的心拍分类结果,缓解人工提取特征和传统机器学习的诸多问题,使得无需人工设计和提取心电特征也可作为模型输入,并达到准确的诊断结果。

[0063] 综上,采用本实施例所提供的基于U-Net网络的心拍分类方法,具有如下技术效果:

[0064] (1) 本实施例提供了一种基于U-Net网络的机器学习模型来实现心拍自动分类的新方法,即通过设计一维卷积神经网络的U-Net网络模型,可将心电数据输入U-Net模型进行训练和交叉验证,得到心拍分类的识别模型,最后应用该识别模块进行对待测心电信号的心拍分类,得到对应的心拍分类结果,从而缓解人工提取特征和传统机器学习的诸多问题,使得无需人工设计和提取心电特征也可作为模型输入,并达到准确的诊断结果,可广泛适用于常见的心律失常检测,便于实际应用和推广。

[0065] 实施例二

[0066] 如图4所示,本实施例提供了一种实现实施例一所述基于U-Net网络的心拍分类方法的硬件装置,包括模型训练单元和分类预测单元;所述模型训练单元,用于将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入,将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出,以及划分出训练样本集和验证样本集,并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后,采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证,通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择,得到并保存心拍分类模型,其

中,所述U-Net网络模型采样搭建一维卷积神经网络的U-Net网络;所述分类预测单元,通信连接所述模型训练单元,用于将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类,得到预测心拍分类标签,然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果。

[0067] 本实施例提供的前述装置的工作过程、工作细节和技术效果,可以参见实施例一,于此不再赘述。

[0068] 实施例三

[0069] 如图5所示,本实施例提供了一种实现实施例一所述基于U-Net网络的心拍分类方法的硬件设备,包括通信相连的存储器和处理器,其中,所述存储器用于存储计算机程序和心电信号数据,所述处理器用于执行所述计算机程序实现如实施例一所述基于U-Net网络的心拍分类方法步骤。

[0070] 本实施例提供的前述设备的工作过程、工作细节和技术效果,可以参见实施例一,于此不再赘述。

[0071] 实施例四

[0072] 本实施例提供了一种存储包含实施例一所述基于U-Net网络的心拍分类方法的计算机程序的存储介质,即在所述存储介质上存储有计算机程序和心电信号数据,所述计算机程序被处理器执行时实现如实施例一所述基于U-Net网络的心拍分类方法步骤。其中,计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置,也可以是移动智能设备(如智能手机、PAD或ipad等)。

[0073] 本实施例提供的前述存储介质的工作过程、工作细节和技术效果,可以参见实施例一,于此不再赘述。

[0074] 以上所描述的多个实施例仅仅是示意性的,若涉及到作为分离部件说明的单元,其可以是或者也可以不是物理上分开的;若涉及到作为单元显示的部件,其可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0075] 以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换。而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

[0076] 最后应说明的是,本发明不局限于上述可选的实施方式,任何人在本发明的启示下都可得出其他各种形式的产品。上述具体实施方式不应理解成对本发明的保护范围的限制,本发明的保护范围应当以权利要求书中界定的为准,并且说明书可以用于解释权利要求书。

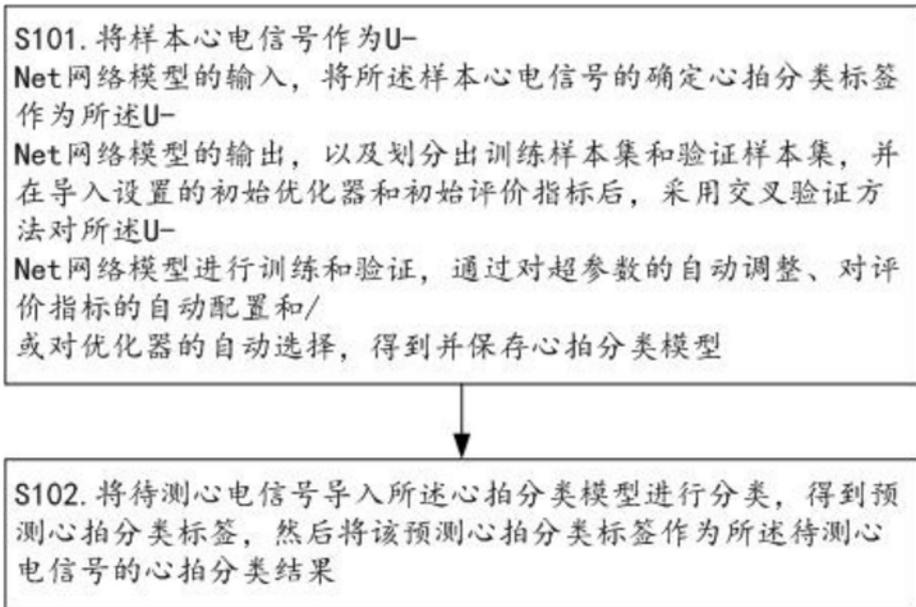


图1

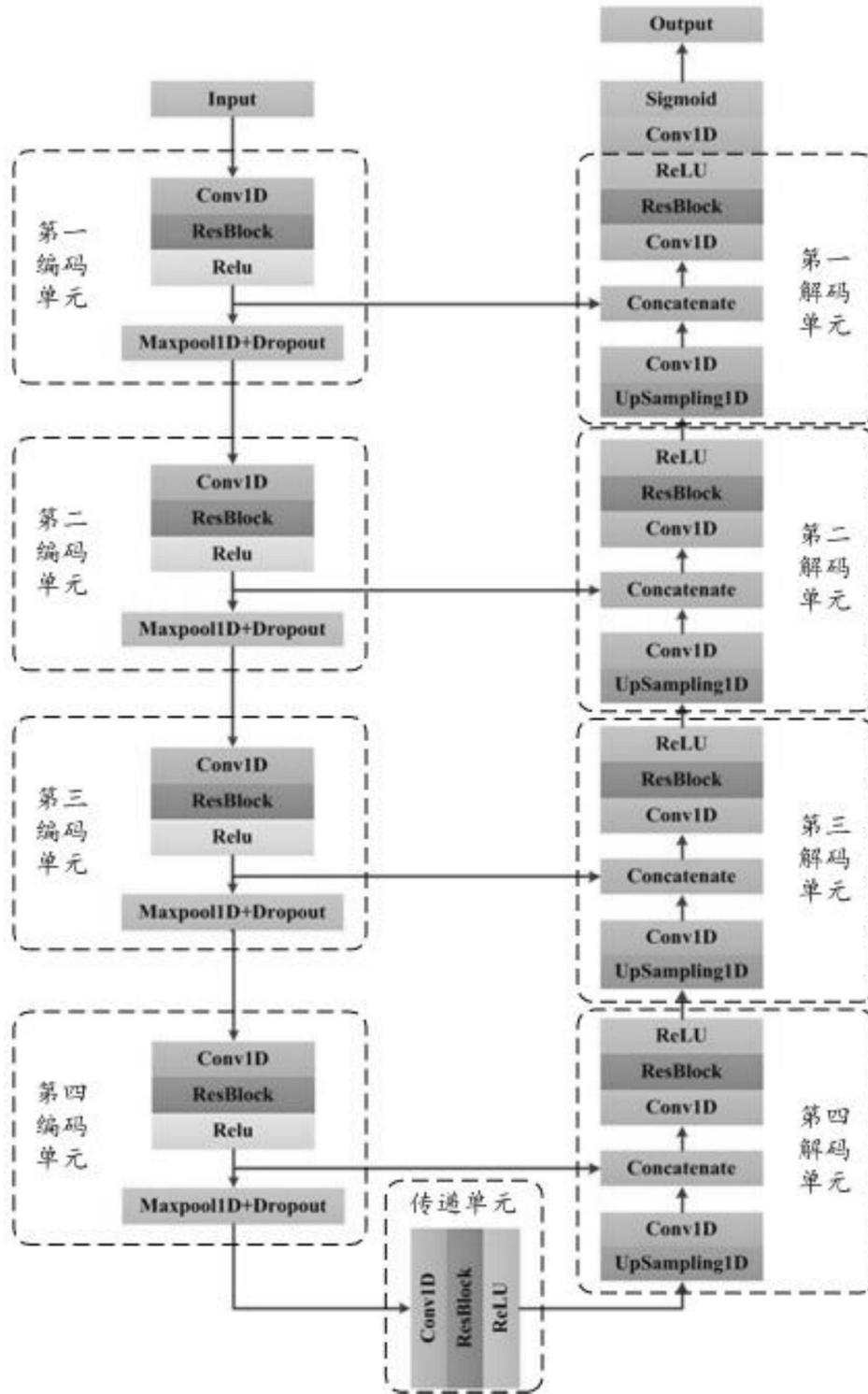


图2

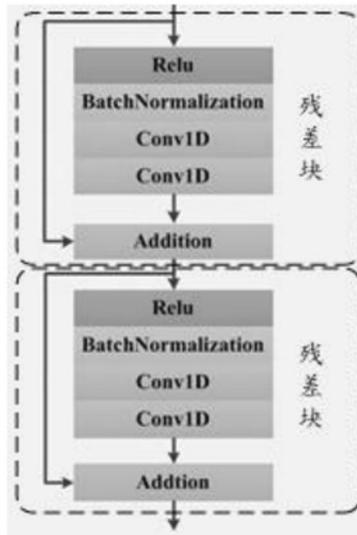


图3



图4

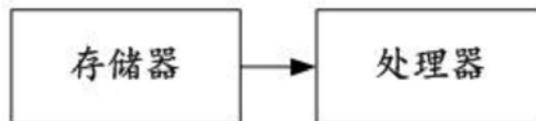


图5

专利名称(译)	一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、设备及存储介质		
公开(公告)号	<a href="#">CN110946566A</a>	公开(公告)日	2020-04-03
申请号	CN201911295639.6	申请日	2019-12-16
[标]申请(专利权)人(译)	成都天奥电子股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	成都天奥电子股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	成都天奥电子股份有限公司		
[标]发明人	杨珊 王春丽 唐勋 李斌		
发明人	杨珊 王春丽 唐勋 李斌		
IPC分类号	A61B5/04 A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7267		
代理人(译)	王霞		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明涉及心电信号自动检测技术领域，公开了一种基于U-Net网络的心拍分类方法、装置、设备及存储介质。通过本发明创造，提供了一种基于U-Net网络的机器学习模型来实现心拍自动分类的新方法，即通过设计一维卷积神经网络的U-Net网络模型，可将心电数据输入U-Net模型进行训练和交叉验证，得到心拍分类的识别模型，最后应用该识别模块进行对待测心电信号的心拍分类，得到对应的心拍分类结果，从而缓解人工提取特征和传统机器学习的诸多问题，使得无需人工设计和提取心电特征也可作为模型输入，并达到准确的诊断结果，可广泛适用于常见的心律失常检测，便于实际应用和推广。

**S101.** 将样本心电信号作为U-Net网络模型的输入，将所述样本心电信号的确定心拍分类标签作为所述U-Net网络模型的输出，以及划分出训练样本集和验证样本集，并在导入设置的初始优化器和初始评价指标后，采用交叉验证方法对所述U-Net网络模型进行训练和验证，通过对超参数的自动调整、对评价指标的自动配置和/或对优化器的自动选择，得到并保存心拍分类模型



**S102.** 将待测心电信号导入所述心拍分类模型进行分类，得到预测心拍分类标签，然后将该预测心拍分类标签作为所述待测心电信号的心拍分类结果