

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2020 年 3 月 12 日 (12.03.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/047750 A1

(51) 国际专利分类号:
A61B 5/0402 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2018/104002

(22) 国际申请日: 2018 年 9 月 4 日 (04.09.2018)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(71) 申请人: 深圳先进研究院 (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。

(72) 发明人: 姚启航(YAO, Qihang); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 李烨(LI, Ye); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 樊小毛(FAN, Xiaomao); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 蔡云鹏(CAI,

Yunpeng); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市科进知识产权代理事务所(普通合伙) (SHENZHEN KEJIN INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE); 中国广东省深圳市南山区粤兴三道二号虚拟大学园产业化基地A701室, Guangdong 518055 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(54) Title: ARRHYTHMIA DETECTION METHOD AND APPARATUS, ELECTRONIC DEVICE, AND COMPUTER STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质

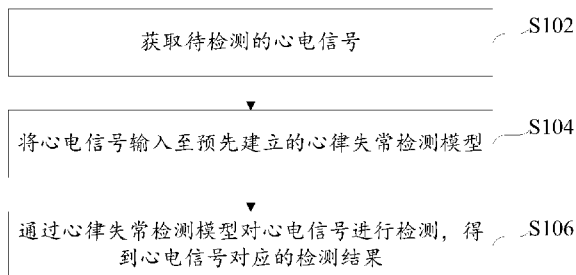


图1

S102 Acquire electrocardiogram signals to be detected
S104 Input said electrocardiogram signals to a pre-created arrhythmia detection model
S106 Detect said electrocardiogram signals by means of the arrhythmia detection model, so as to obtain a detection result corresponding to said electrocardiogram signals

(57) Abstract: An arrhythmia detection method and apparatus, an electronic device, and a computer storage medium, relating to the technical field of electrocardiogram detection. Said method comprises: acquiring electrocardiogram signals to be detected (S102); inputting said electrocardiogram signals to a pre-created arrhythmia detection model (S104), the arrhythmia detection model comprising a convolutional neural network and a recurrent neural network which are connected in sequence; and detecting said electrocardiogram signals by means of the arrhythmia detection model, so as to obtain a detection result corresponding to said electrocardiogram signals (S106), the detection result comprising the type of arrhythmia. Said method can perform arrhythmia detection on electrocardiogram signals having different lengths, thereby effectively improving the universality of arrhythmias detection.

(57) 摘要: 一种心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质, 涉及心电检测技术领域, 该方法包括: 获取待检测的心电信号(S102); 将所述心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型(S104); 其中, 所述心律失常检测模型包含依次连接的卷积神经网络和循环神经网络; 通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测, 得到所述心电信号对应的检测结果(S106); 所述检测结果包括心律失常类型。该方法能够对不同长度的心电信号进行心律失常检测, 有效提升了心律失常的检测普适性。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质

技术领域

本申请涉及心电检测技术领域，尤其是涉及一种心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质。

背景技术

心律失常是指心脏起搏和传导功能紊乱而发生的心脏节律、频率或激动顺序异常，具有心动过速、心动过缓、心律不齐和心脏停搏或颤动等多种表现类型，检测心律失常对于心血管疾病的预防具有重要意义。

传统心律失常的检测方式为人工检测，也即由具有专业知识的医生对心电图进行分析判断，确定心律失常类型。随着人工智能的发展，逐渐出现了应用卷积神经网络模型自动检测心律失常类型。然而，现有的卷积神经网络模型仅能对固定长度的心电信号进行心律失常检测，难以应用于长度不同的心电信号，也即受限于心电数据中普遍存在的信号长度不一，普适性较差。

申请内容

有鉴于此，本申请的目的在于提供一种心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质，能够对不同长度的心电信号进行心律失常检测，有效提升了心律失常的检测普适性。

为了实现上述目的至少之一，本申请采用的技术方案如下：

第一方面，提供了一种心律失常的检测方法，所述方法由电子设备的处理器执行，所述方法包括：获取待检测的心电信号；将所述心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型；其中，所述心律失常检测模型包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络；通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测，得到所述心电信号对应的检测结果；所述检测结果包括心律失常类型。

在本申请可选的实施例中，所述通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测，得到所述心电信号对应的检测结果的步骤，包括：通过所述卷积神经网络对输入的所述心电信号进行特征提取，得到所述心电信号的特征信息，并将所述特征信息输入至所述循环

神经网络；通过所述循环神经网络对输入的所述特征信息进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

在本申请可选的实施例，所述通过所述卷积神经网络对输入的所述心电信号进行特征提取，得到所述心电信号的特征信息的步骤，包括：通过所述卷积神经网络对所述心电信号进行叠加卷积处理和非线性变换处理，得到特征时间序列；其中，所述特征时间序列包含有按照时间顺序排列的从多段心电信号中相应提取的特征段。

在本申请可选的实施例，所述通过所述循环神经网络对输入的所述特征信息进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型的步骤，包括：通过所述循环神经网络对所述特征时间序列中的每个所述特征段进行迭代处理，以确定所述特征时间序列的最终状态，并对所述特征时间序列的最终状态进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

在本申请可选的实施例，所述心律失常检测模型的训练过程包括：获取训练信号；将所述训练信号输入至待训练的心律失常检测模型，通过所述心律失常检测模型的损失函数计算损失函数值；基于所述损失函数值，通过反向传播算法对所述心律失常检测模型的参数进行训练，直至所述损失函数值收敛至预设值。

在本申请可选的实施例，所述获取训练信号的步骤，包括：获取原始心电信号；对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号；其中，所述预处理包括噪声处理、横向拉伸处理、横向压缩处理和部分遮盖处理中的一种或多种。

在本申请可选的实施例，所述预处理包括噪声处理；所述对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，包括：向所述原始心电信号中加入与预设信噪比的幅值对应的随机噪声，得到训练信号。

在本申请可选的实施例，所述预处理包括横向拉伸处理和/或横向压缩处理；所述对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，包括：按照预设比例对所述原始心电信号进行横向拉伸处理和/或横向压缩处理，得到训练信号。

在本申请可选的实施例，所述预处理包括部分遮盖处理；所述对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，包括：从所述原始心电信号中随机截取一段持续时长低于预设时长的信号；将所述原始心电信号中截取的信号置零，得到训练信号。

在本申请可选的实施例，在所述心律失常检测模型的训练过程中，采用正则化方式、网络连接结构的随机去除方式和标签干扰方式中的一种或多种稳定训练方式。

在本申请可选的实施例，所述卷积神经网络包括多个卷积层和多个池化层；其中，每个所述卷积层包括依次连接的卷积单元、非线性变换单元和批归一化单元；所述循环神经网络包括多个长短时记忆单元；每个所述长短时记忆单元包括遗忘门结构、更新门结构和输出门结构。

第二方面，本申请还提供一种心律失常的检测装置，所述装置设置于电子设备的处理器侧，所述装置包括：信号获取模块，配置成获取待检测的心电信号；模型输入模块，配置成将所述心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型；其中，所述心律失常检测模型包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络；模型检测模块，配置成通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测，得到所述心电信号对应的检测结果；所述检测结果包括心律失常类型。

在本申请可选的实施例，所述模型检测模块配置成：特征提取单元，配置成通过所述卷积神经网络对输入的所述心电信号进行特征提取，得到所述心电信号的特征信息，并将所述特征信息输入至所述循环神经网络；类型确定单元，配置成通过所述循环神经网络对输入的所述特征信息进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

在本申请可选的实施例，所述特征提取单元配置成：通过所述卷积神经网络对所述心电信号进行叠加卷积处理和非线性变换处理，得到特征时间序列；其中，所述特征时间序列包含有多个按照时间顺序排列的从多段心电信号中相应提取的特征段。

在本申请可选的实施例，所述类型确定单元配置成：通过所述循环神经网络对所述特征时间序列中的每个所述特征段进行迭代处理，以确定所述特征时间序列的状态，并对所述特征实际序列的最终状态进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

在本申请可选的实施例，所述装置还包括：训练信号获取模块，配置成获取训练信号；损失值计算模块，配置成将所述训练信号输入至待训练的心律失常检测模型，通过预设的所述心律失常检测模型的损失函数计算损失函数值；训练模块，配置成基于所述损失函数值，通过反向传播算法对所述心律失常检测模型的参数进行训练，直至所述损失函数值收敛至预设值。

在本申请可选的实施例，所述训练信号获取模块配置成：获取原始心电信号；对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号；其中，所述预处理包括噪声处理、横向拉伸处理、横向压缩处理和部分遮盖处理中的一种或多种。

在本申请可选的实施例，所述卷积神经网络包括多个卷积层和多个池化层；其中，每个所述卷积层包括依次连接的卷积单元、非线性变换单元和批归一化单元；所述循环神经网络包括多个长短时记忆单元；每个所述长短时记忆单元包括遗忘门结构、更新门结构和输出门结构。

第三方面，提供了一种电子设备，所述电子设备包括存储器以及处理器，所述存储器配置成存储支持处理器执行第一方面任一项所述方法的程序，所述处理器被配置为用于执行所述存储器中存储的程序。

第四方面，提供了一种计算机存储介质，用于储存为第二方面任一项所述装置所用的计算机软件指令。

上述心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质，将待检测的心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型，并通过该心律失常检测模型得到包含心律失常类型的检测结果。与现有技术中采用传统的卷积神经网络模型仅能对固定长度的心电信号进行心律失常检测，局限性较强的问题相比，本申请提出的心律失常检测模型融合有卷积神经网络和循环神经网络，基于循环神经网络的特性从而能够对不同长度的心电信号进行检测，有效提升了心律失常的检测普适性。

本申请的其他特征和优点将在随后的说明书中阐述，或者，部分特征和优点可以从说明书推知或毫无疑义地确定，或者通过实施本申请的上述技术即可得知。

为使本申请的上述目的、特征和优点能更明显易懂，下文特举较佳实施例，并配合所附附图，作详细说明如下。

附图说明

为了更清楚地说明本申请具体实施方式或现有技术中的技术方案，下面将对具体实施方式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，下面描述中的附图是本申请的一些实施方式，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。

图1示出了本申请所提供的一种心律失常的检测方法流程图；

图2示出了本申请所提供的一种心律失常检测模型的示意图；

图3示出了本申请所提供的另一种心律失常检测模型的示意图；

图4示出了本申请所提供的另一种心律失常的检测方法流程图；

图5示出了本申请所提供的一种心律失常检测模型的训练方法流程图；

图6示出了本申请所提供的一种心律失常的检测装置的结构框图；

图7示出了本申请所提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本申请的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

现有的心律失常自动检测方式采用卷积神经网络模型，然而这种卷积神经网络模型能够检测的心电信号为固定长度，也即需要对输入模型的心电信号长度有所限制，原因在于传统的卷积神经网络模型通常依靠卷积神经网络的全连接层输出结果，而全连接层的神经元个数需要与输入信号相对应，因而卷积神经网络模型基于全连接层的限制而对输入信号的长度有所要求，从而需要对心电信号固定分段以获得定长模型输入，这种方式严重影响了心律失常的准确检测。此外，在将卷积神经网络模型的输入信号限制在接近一个波形长度时，卷积神经网络模型虽对于波形异常明显的心律失常具有识别性能，但对主要显露于节律特征的心律失常则无能为力。同时，这种方式需要针对单个波形进行标记，标记成本过高，不具有很好的适用性。如果将卷积神经网络模型的输入信号放大到记录长度级别时，则会受限于心电数据集中普遍存在的信号长度不一的问题。卷积神经网络模型的规模需要随输入信号的长度而相应提升，还会造成计算开销大、过拟合等问题。

基于此，本申请提供了一种心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质，可对不同长度的心电信号（也即，变长心电信号）进行心律失常检测，能够有效改善上述问题至少之一，以下对本申请进行详细介绍。

参见图 1 所示的一种心律失常的检测方法流程图，该方法中的每个步骤均是由电子设备的处理器执行，该电子设备可以为计算机、手机或穿戴式心脏监测设备等，该方法包括：

步骤 S102，获取待检测的心电信号。该心电信号可以为电子设备的处理器实时获取的待检测用户的心电信号，也可以是处理器从指定位置调用的已存储于该指定位置处的心电信号。

步骤 S104，将心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型；其中，心律失常检测模型包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络。参见图 2 所示的一种心律失常检测模型的示意图，简单示意出了一种心律失常检测模型的结构。在一种实施方式中，可以通过卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）对输入的心电信号进行特征提取，得到心电信号的特征信息，并将特征信息输入至循环神经网络（Recurrent Neural Networks，RNN）；然后通过循环神经网络对输入的特征信息进行分类处理，确定心电信号的心律失常类型。本实施例提出的上述心律失常检测模型能够将 CNN 和 RNN 相融合，利用 CNN 通过卷积运算使原信号特征增强，并且降低噪音；利用 RNN 引入了定向循环，可主要用于处理序列数据，并能够处理输入之间前后关联的问题，从而进行较好地分类处理。

步骤 S106，通过心律失常检测模型对心电信号进行检测，得到心电信号对应的检测结果；检测结果包括心律失常类型。心律失常类型包括诸如窦性心动过速、窦性心动过缓、早搏、阵发性室上性心动过速、阵发性室性心动过速、房扑和房颤等多种类型，不同的心

律失常类型对应的心电信号的信号特征不同，心律失常检测模型能够基于心电信号的特征确定相应的失常类型。

本申请提供的上述心律失常的检测方法，将待检测的心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型，并通过该心律失常检测模型得到包含心律失常类型的检测结果。与现有技术中采用传统的卷积神经网络模型仅能对固定长度的心电信号进行心律失常检测，局限性较强的问题相比，本申请提出的心律失常检测模型融合有卷积神经网络和循环神经网络，基于循环神经网络的特性从而能够对不同长度的心电信号进行检测，有效提升了心律失常的检测普适性。

在实际应用中，上述心律失常检测模型又可以称为时间步进卷积神经网络模型，在一种具体的实施方式中，参见图 3 所示的另一种心律失常检测模型的示意图，示意出该心律失常检测模型包括卷积子网络（也即前述卷积神经网络）和循环子网络（也即前述循环神经网络）。在实际应用中，图 3 中的卷积子网络能够在输入信号的基础上通过叠加卷积与非线性变换，将信号的特征显露出来，生成由多个特征段构成的时间序列，每个特征段对应一段心电信号中提取出的特征，并被输入于循环子网络。循环子网络通过随时间迭代获得每个时间点对应的特征段作为输入，并更新循环子网络的内部保存的状态。当循环子网络阅读完整条特征时间序列后，循环子网络的末端单元可以根据包括整条信号信息的最终状态，输出分类结果。

为便于理解，结合图 3 对本实施例提供的心律失常检测模型中的卷积神经网络的工作原理进一步阐述如下：卷积神经网络包括多个卷积层和多个池化层；卷积层可以通过多个卷积核对输入信号进行卷积操作，从而产生特征更加突出的信号。池化层可以采用最大值池化操作，也即取纳输入相邻元素中最大值输出，从而削减数据流的规模。如图 3 所示，示意出了该卷积神经网络共使用 10 个卷积层和 5 个池化层；卷积层后的数字中，前者代表卷积层所用的卷积核大小，后者代表所用到的卷积核个数；以卷积层 3-64 为例，3 表征卷积层所用的卷积核大小为 3；64 表征卷积层所用的卷积核个数为 64 个。在卷积层进行卷积操作时，为了避免卷积操作影响信号长度，可以在信号两端填零（可以理解的是，心电信号可以以数字序列表征，具体为在数字序列的两端填零），这种方式可以维持信号长度不被卷积层改变，可进一步保证模型检测的准确性和可靠性。在实际应用中，可以在卷积核个数增多导致每个信号点映射特征不断增多的同时，通过池化层削减信号点数量规模，从而维持模型中稳定的数据流，避免了信息在层层传递过程中可能由于层间表达能力不同而出现丢失的现象。应当注意的是，图 3 所示的卷积子网络的结构仅是一种实施方式，在实际应用中可以根据需要而灵活更改卷积子网络的结构，不应当被视为限制。

本实施例进一步给出了一种卷积层的具体内部实现，其中，每个卷积层包括依次连接的卷积单元、非线性变换单元和批归一化单元。具体的，卷积单元用于执行卷积操作，非线性变换单元主要引入了线性整流函数，其又可称修正线性单元，是一种激活函数。线性整流函数作为神经元的激活函数，定义了该神经元在线性变换之后的非线性输出结果。也即，线性整流函数主要用于为卷积层加入非线性变换，使得卷积神经网络拥有表达特征提取复杂变换的能力。批归一化层在训练过程中，可以将接收到的输入信息进行归一化处理，使每个卷积层的输入保持相似分布，从而能使卷积核参数更稳定地更新。

进一步，本实施例对心律失常检测模型中的循环神经网络的工作原理进一步阐述如下：循环神经网络包括多个长短时记忆单元；在一种实施方式中，循环神经网络可以包括 3 个长短时记忆网络单元。长短时记忆网络单元可以记住历史信息，并用来处理时序数据。具体实现时，每个长短时记忆单元包括遗忘门结构、更新门结构和输出门结构。

也即，长短时记忆网络单元内部通过 3 个门结构—遗忘门、更新门和输出门选择保存或更新其内部的状态变量。通过其内部的状态变量，长短时记忆网络单元能够保存序列输入中的有效信息，并在每次状态更新中不断利用序列中更早位置的信息，从而达到综合利用整条心电信号信息的目的。在一种实施方式中，3 个长短时记忆网络单元分别具有长度为 128、32 和 9 的状态变量，位于后端的长短时记忆网络单元不断提炼、归纳前端的状态变量中所包含的信息。最末端的长短时记忆单元输出其最后时刻的状态变量，作为整个网络结构的输出。

遗忘门决定了上一时刻的单元状态（也即，上述状态变量）有多少保留到当前时刻；输入门决定了当前时刻网络的输入有多少保存到单元状态；长短时记忆网络单元用输出门来控制单元状态有多少输出到长短时记忆网络单元的当前输出值。

基于以上心律失常检测模型的结构，参见图 4 所示的另一种心律失常的检测方法流程图，在图 1 的基础上，该方法包括：

步骤 S402，获取待检测的心电信号。

步骤 S404，将心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型。其中，心率失常检测模型包括依次连接的卷积神经网络和循环神经网络。

步骤 S406，通过心律失常检测模型中的卷积神经网络对心电信号进行叠加卷积处理和非线性变换处理，得到特征时间序列；其中，特征时间序列包含有按照时间顺序排列的从多段心电信号中相应提取的特征段。

步骤 S408，通过循环神经网络对特征时间序列中的每个特征段进行迭代处理，以确定特征时间序列的最终状态，并对特征时间序列的最终状态进行分类处理，确定心电信号的心率失常类型。可以理解的是，循环神经网络的目的使用来处理序列数据。在传统的卷积

神经网络模型中，是从模型中的输入层到隐含层再到输出层，层与层之间是全连接的，每层的节点之间是无连接的。但是这种普通的神经网络对于很多问题却无能为力。因为很多信息是需要前后关联的。而对于循环神经网络，一个序列当前的输出与前面的输出也有关；具体的表现形式为循环神经网络会对前面的信息进行记忆并应用于当前输出的计算中，即循环神经网络中的层的相邻节点之间是有连接的，基于此，循环神经网络在理论上能够对任何长度的序列数据进行处理。相比于现有技术中常规的神经网络需要从头对整条信号进行特征提取和分类，本实施例提供的心律失常检测模型中的循环神经网络存储已分析的过往心电信号的信息，每次计算结果时仅仅需要针对新获得的信号进行处理，大大减少了计算量。

本申请提供的上述心律失常的检测方法，将待检测的心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型，并通过该心律失常检测模型得到包含心律失常类型的检测结果。与现有技术中采用传统的卷积神经网络模型仅能对固定长度的心电信号进行心律失常检测，且需要对整条心电信号进行计算，计算复杂的问题相比，本申请提出的心律失常检测模型融合有卷积神经网络和循环神经网络，基于循环神经网络的特性从而能够对不同长度的心电信号进行检测，有效提升了心律失常的检测普适性；而且能够对历史心电信号的信息进行记忆，在基于记忆信息的基础上可以使得训练神经网络在每次处理时所需的计算量较少，所需的计算量和内存量显著降低，使得在移动平台部署该方法成为可能。

进一步，本申请给出了一种心律失常检测模型的训练过程，参见图 5 所示的一种心律失常检测模型的训练方法流程图，该方法包括如下步骤：

步骤 S502，获取训练信号。

在一种具体的实施方式中，可以首先获取原始心电信号；然后对原始心电信号进行预处理，生成训练信号；其中，预处理包括噪声处理、横向拉伸处理、横向压缩处理和部分遮盖处理中的一种或多种。

步骤 S504，将训练信号输入至待训练的心律失常检测模型，通过心律失常检测模型的损失函数计算损失函数值。

步骤 S506，基于损失函数值，通过反向传播算法对心律失常检测模型的参数进行训练，直至损失函数值收敛至预设值。

通过上述方式，当损失函数值收敛到预设值时，确定心律失常检测模型训练完成。

为便于理解，本实施例进一步给出了以下训练信号的生成示例，上述对原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，可以参照以下方式中的一种或多种执行：

（一）噪声处理

具体实施时，可以向原始心电信号中加入与预设信噪比的幅值对应的随机噪声，得到训练信号。

对训练信号进行噪声处理的原因在于，在实际采集待检测者的心电信号时，由于采集的局限性，采集的心电信号中必然含有噪声（以下以白噪声为例进行说明）。为了使心律失常检测模型在实际应用中能够更好地对含有白噪声的心电信号进行心律失常检测，在对心律失常检测模型进行训练时，本实施例会对原始心电信号（即为原始不含有噪声的纯净心电信号）进行噪声处理，诸如在估算信号信噪比后，给原始心电信号加入信噪比幅值对应的随机白噪声，从而产生一段原始心电信号在不同白噪声干扰下的新信号（也即训练信号），通过带有噪声的训练信号对心律失常检测模型进行训练，能够使心律失常检测模型在实际应用时，可不受实际采集的待检测者的心电信号的噪声干扰，有助于提升心律失常检测模型的检测结果准确性和可靠性。

（二）横向拉伸处理和/或横向压缩处理

具体实施时，可以按照预设比例对原始心电信号进行横向拉伸处理和/或横向压缩处理，得到训练信号。

对训练信号进行横向拉伸处理和/或横向压缩处理的原因在于，人体的心率在一定范围内是波动的，随个体的当时身体状态决定。此外，不同的个体之间的心率也具有差异性。因而，通过以一定范围内的因子（也即，预设比例）横向拉伸/压缩信号，也即通过拉伸/压缩原始心电信号，产生多种心率下的心电信号（也即训练信号），通过采用多种心率下的心电信号对心律失常检测模型进行训练，提升心律失常检测模型对多种心率的心电信号的检测效果，可以使心律失常检测模型能够更加专注于波形特征和心率变异性等不受心率影响的全局特征。

（三）部分遮盖处理

具体实施时，可以从原始心电信号中随机截取一段持续时长低于预设时长的信号；然后将原始心电信号中截取的信号置零，得到训练信号。

对训练信号进行部分遮盖处理的原因在于，在实际采集待检测者的心电信号时，可能出现信号强度波动甚至导联脱落的情况。理想的模型必须能够尽量不受部分信号缺失的影响，从而自主地从有效的信号段中提取特征。为此，可以在原始心电信号中随机将截取的一段信号置零，形成部分信号缺失的效果，诸如，在每条心电信号中随机选取一段不大于1.5秒的信号段，并将该新号段置零，从而产生各种导联脱落的信号。通过采用具有部分缺失的心电信号对心律失常检测模型进行训练，提升心律失常检测模型对有部分缺失的心电信号的检测效果，能够避免心律失常检测模型仅专注于心电信号中的部分显著信号段，有助于心律失常检测模型更加整体地提取信号特征，提升检测效果。

上述训练信号的生成方式可以使对心律失常检测模型的训练数据得以增强，通过对原始心电信号进行一定程度的变换，生成与原始心电信号大致归属于统一数据分布的新心电信号。这种变换主要是模拟采集的实际心电信号中本身具有随机性的一些特征。增强后的数据（也即，训练信号）能够大大增加模型训练过程中的学习准确性，较好地对模型进行训练，提升模型的心律失常检测效果。

在实际训练时，可以本实施例提供的心律失常检测模型支持端对端的训练方法，也即可较好地衔接卷积神经网络和循环神经网络，使两个网络能够有机融合和互相促进。

为了能够进一步提升心律失常检测模型的稳定性和可靠性，使在心律失常检测模型的训练过程中，可以采用正则化方式、网络连接结构的随机去除方式和标签干扰方式中的一种或多种稳定训练方式。为便于理解，以下分别对上述训练方式进行详细说明：

（一）正则化方式

神经网络模型的参数通常众多，容易出现过拟合现象。基于此，本实施例在对模型进行训练时，可以采用正则化方式，以防止过拟合。正则化方式可以采用 L1 正则化方式或 L2 正则化方式等。通过对模型内部参数的约束能够有效地控制部分参数被更新至主导整个模型走向的情况。在实际应用中，可以在模型训练时的损失函数中加入一定比例的所有参数的平方和，以便建立内部参数的软约束，从而减少模型参数过大的可能性，使得模型能够稳定训练。

（二）网络连接结构的随机去除方式

网络连接结构的随机去除方式可以是随机将神经网络结构中固定大小的部分连接去除，诸如，在神经网络中上一卷积层到下一卷积层的连接中，令卷积层的部分滤波器不工作，通过这种破坏原有网络结构的方式，可以在每次训练时都主要训练不同的较小的神经网络结构，这种随机的连接组合能够使得模型免除对部分连接的较强依赖，以便更有效地利用整理的模型参数，得到更稳定可靠的模型。

（三）标签干扰方式

标签干扰方式可以是在训练模型时，适量地随机引入错误的标签，诸如，训练信号 A 对应的正确标签为 B，但在训练时，给训练信号 A 贴附标签 C，通过这种错误标签干扰的方式，可以使模型每一次训练时都可以基于一个更小的数据集，使得训练的模型近似于将多个不同采样后的数据集所产生的模型进行平均。这种平均有助于获得更加稳定的模型。

本实施例提供的上述心律失常检测模型的训练方式有助于使模型进行稳定训练，得到能够在实际应用中得到准确可靠的检测结果的心律失常检测模型。

而且，在本模型的实时处理实现上，随着应用要求的变化还能够灵活地在准确率和实时性上进行权衡。在一种实施方式中，在应用本实施例提供的模型时，为了达到准确率最

优，可以将心电信号的数据分布与训练信号保持一致，在训练模型时，可以令模型的卷积层在训练信号对应的数据序列的两端填零，除了两端数据外的大部分数据可以为纯数据，无需填零操作。为了达到实时性最优，可以允许模型在所有卷积层计算中在训练信号对应的数据序列的两端填零，使得卷积层不再影响单词预测更新所需的数据长度。可以理解的是，心电信号实际上是多个数字的组合，一串心电信号实际是一个数字序列，而上述填零的目的在于帮助卷积操作，防止信号长度受到卷积操作的影响。

综上所述，本实施例提供的上述心律失常的检测方法，采用了心律失常检测模型（又可称为时间步进卷积神经网络），融合了卷积神经网络和循环神经网络，可适用于不同长度的心电信号（也即，兼容不同变长心电信号），自动提取并综合利用心电信号中的特征。此外，心律失常检测模型能够运用于实时处理，由于使用循环神经网络可以存储已分析的过往心电信号的信息，每次计算结果时，仅仅需要针对新获得的信号进行处理即可，相比其他神经网络模型需要从头对整条信号进行特征提取和分类，本实施例提供心律失常检测模型能够大大减少计算量，可支持增量实时处理，能够运用于实时处理环境，相比传统的卷积神经网络模型，本实施例提供的模型所需内存量显著降低，使得在移动平台部署该方法成为可能。

进一步，上述心律失常检测模型能够从变长心电信号中充分全面地提取局部特征（诸如，心电信号中的单个波形）和全局特征（诸如心率和心率变异性等），因其检测性能优越，内存开销小、实时处理时计算开销较低等优点，在医院监护、患者自我监护等心电信号自动分析技术应用领域均有良好的适用性。

为了进一步验证本实施例提供的心律失常检测模型的效果，本申请提供了以下实验数据，在对 8 种心律失常以及正常心律的区分中，本申请达到了高达 77.3% 的平均准确率。与几种不同输入长度下的 VGG16 模型（也即，一种现有检测模型）中最好结果进行对比来看，本申请所提出的时间步进卷积神经网络（也即，心律失常检测模型）减少了超过 6% 的错误率，并在特定心律失常类型，如房性期前收缩、室性期前收缩上获得了显著的准确率提升，分别提升了超过 22% 和 13%，具体结果如表 1 所示。

类型	准确率			时间步进 卷积神经网络	测试用例个数
	VGG16 (6 秒输入)	VGG16 (12 秒输入)	VGG16 (30 秒输入)		
正常	0.694	0.708	0.659	0.759	91
心房颤动	0.811	0.787	0.787	0.807	110

一度房室传导阻滞	0.812	0.754	0.800	0.855	70
左束支传导阻滞	0.714	0.727	0.634	0.844	21
右束支传导阻滞	0.824	0.783	0.802	0.837	169
房性期前收缩	0.378	0.468	0.319	0.606	57
室性期前收缩	0.576	0.605	0.491	0.712	65
ST 段降低	0.667	0.698	0.687	0.742	83
ST 段抬升	0.483	0.438	0.214	0.556	19
平均					
精确度	0.717	0.709	0.678	0.775	
灵敏度	0.710	0.706	0.675	0.775	685
准确率	0.711	0.706	0.675	0.773	

表 1 传统卷积神经网络与时间步进卷积神经网络心律失常分类性能

同时，根据计算可以得出本申请提出的时间步进卷积神经网络模型的参数量。通过对卷积层的参数进行估算，我们得出时间步进卷积网络模型的参数量大约为 VGG16 模型的一半，具体估算流程如以下表 2 所示。

得益于去除全连接层的设计，本申请提出的时间步进卷积网络模型通过卷积层和长短时记忆网络中的参数复用，大大减少了所需的参数量。

层	参数计算式	参数量
VGG16 时间步进卷积神经网络	VGG16 时间步进卷积神经网络	VGG16 时间步进卷积神经网络
卷积层 3-64	$12 \times 64 \times 3$	2304
卷积层 3-64	$64 \times 64 \times 3$	12,288
卷积层 3-128	$64 \times 128 \times 3$	24,576
卷积层 3-128	$128 \times 128 \times 3$	49,152
卷积层 3-256	$128 \times 256 \times 3$	98,304
卷积层 3-256	$256 \times 256 \times 3$	196,608
卷积层 3-256	$256 \times 256 \times 3$	196,608
卷积层 3-512	$256 \times 512 \times 3$	393,216

卷积层	3-512		$512 \times 512 \times 3$		786,432	
卷积层	3-512		$512 \times 512 \times 3$		786,432	
卷积层	3-512		$512 \times 512 \times 3$		786,432	
卷积层	3-512		$512 \times 512 \times 3$		786,432	
卷积层	3-512		$512 \times 512 \times 3$		786,432	
全连接层	长短时记忆	$512 \times 12 \times$	$(512+128) \times 128$		6,291,456	327,680
1024	128	1024	$\times 4$			
全连接层	长短时记忆	1024×256	$(128+32) \times 32 \times 4$		262,144	20,480
256	32					
全连接层	长短时记忆	256×9	$(32+9) \times 9 \times 4$		2,304	1,476
9	9					
总计					11,461,120	5,254,852

表 2 传统卷积神经网络与时间步进卷积神经网络参数量对比

由表 2 中可见，传统的卷积神经网络 VGG16 的参数量为 11,461,120，而本申请提供的时间步进卷积神经网络参数量仅为 5,254,852，明显少于传统网络模型的参数。

综上所述，本申请提供的心律异常的检测方法，通过利用时间步进卷积神经网络，具有以下明显优点：

- (1) 能够适用于变长心电信号，适用于多种心电信号数据库。
- (2) 不要求显性划分心电图信号，能够综合利用心电图记录中的全局特征和局部特征。
- (3) 通过只包含卷积神经网络和循环神经网络的设计，大大减少了参数量，能够节约部署模型所需要的内存开支。

(4) 支持实时处理，且在实时处理解决方案中由于可以利用循环神经网络单元存储之前的状态信息，因此能够大大减少所需的计算量。

对应于前述心律失常的检测方法，本实施例进一步提供了一种心律失常的检测装置，该装置可设置于电子设备的处理器侧，参见图 6 所示的一种心律失常的检测装置的结构框图，该装置包括：

信号获取模块 602，配置成获取待检测的心电信号。

模型输入模块 604，配置成将心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型；其中，心律失常检测模型包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络。在具体实施时，卷积神经网络可以包括多个卷积层和多个池化层；其中，每个卷积层包括依次连接的卷积单元、非线性变换单元和批归一化单元；循环神经网络可以包括多个长短时记忆单元；每个长短时记忆单元包括遗忘门结构、更新门结构和输出门结构。

模型检测模块 606，配置成通过心律失常检测模型对心电信号进行检测，得到心电信号对应的检测结果；检测结果包括心律失常类型。

本申请提供的上述心律失常的检测装置，将待检测的心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型，并通过该心律失常检测模型得到包含心律失常类型的检测结果。与现有技术中采用传统的卷积神经网络模型仅能对固定长度的心电信号进行心律失常检测，局限性较强的问题相比，本申请提出的心律失常检测模型融合有卷积神经网络和循环神经网络，基于循环神经网络的特性从而能够对不同长度的心电信号进行检测，有效提升了心律失常的检测普适性。

在一种实施方式中，上述模型检测模块包括特征提取单元和类型确定单元：其中，

特征提取单元，配置成通过卷积神经网络对输入的心电信号进行特征提取，得到心电信号的特征信息，并将特征信息输入至循环神经网络；

类型确定单元，配置成通过循环神经网络对输入的特征信息进行分类处理，确定心电信号的心率失常类型。

上述特征提取单元可进一步配置成：通过卷积神经网络对心电信号进行叠加卷积处理和非线性变换处理，得到特征时间序列；其中，特征时间序列包含有多个按照时间顺序排列的从多段心电信号中相应提取的特征段。

上述类型确定单元可进一步配置成：通过循环神经网络对特征时间序列中的每个特征段进行迭代处理，以确定特征时间序列的状态，并对特征实际序列的最终状态进行分类处理，确定心电信号的心率失常类型。

进一步，本实施例还提供了一种心律失常检测模型的训练方式，基于此，上述装置还包括依次连接的训练信号获取模块、损失值计算模块和训练模块；其中，

训练信号获取模块，配置成获取训练信号；

损失值计算模块，配置成将训练信号输入至待训练的心律失常检测模型，通过预设的心律失常检测模型的损失函数计算损失函数值；

训练模块，配置成基于损失函数值，通过反向传播算法对心律失常检测模型的参数进行训练，直至损失函数值收敛至预设值。

上述训练信号获取模块可进一步配置成：获取原始心电信号；对原始心电信号进行预处理，生成训练信号；其中，预处理包括噪声处理、横向拉伸处理、横向压缩处理和部分遮盖处理中的一种或多种。

当对原始心电信号进行噪声处理时，可以向所述原始心电信号中加入与预设信噪比的幅值对应的随机噪声，得到训练信号。

当对原始心电信号进行横向拉伸处理和/或横向压缩处理时，可以向按照预设比例对所述原始心电信号进行横向拉伸处理和/或横向压缩处理，得到训练信号。

当对原始心电信号进行部分遮盖处理时，可以从所述原始心电信号中随机截取一段持续时长低于预设时长的信号；将所述原始心电信号中截取的信号置零，得到训练信号。

本实施例所提供的装置，其实现原理及产生的技术效果和前述实施例相同，为简要描述，装置实施例部分未提及之处，可参考前述方法实施例中相应内容。

进一步，本实施例还提供了一种电子设备，电子设备包括存储器以及处理器，存储器配置成存储支持处理器执行前述任一项心律失常的检测方法的程序，处理器被配置为执行存储器中存储的程序。该电子设备可以为计算机、手机或穿戴式心脏监测设备等。

此外，本实施例还提供了一种计算机存储介质，配置成存储为前述任一项心律失常的检测装置所用的计算机软件指令。

本申请提供了一种电子设备，参见图 7 所示的一种电子设备的结构示意图，该电子设备包括：处理器 70、存储器 71、总线 72 和通信接口 73，所述处理器 70、通信接口 73 和存储器 71 通过总线 72 连接；处理器 70 用于执行存储器 71 中存储的可执行模块，例如计算机程序。

其中，存储器 71 可能包含高速随机存取存储器（RAM，Random Access Memory），也可能还包括非不稳定的存储器（non-volatile memory），例如至少一个磁盘存储器。通过至少一个通信接口 73（可以是有线或者无线）实现该系统网元与至少一个其他网元之间的通信连接，可以使用互联网，广域网，本地网，城域网等。

总线 72 可以是 ISA 总线、PCI 总线或 EISA 总线等。所述总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示，图 7 中仅用一个双向箭头表示，但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

其中，存储器 71 用于存储程序，所述处理器 70 在接收到执行指令后，执行所述程序，前述本申请任一实施例揭示的流过程定义的装置所执行的方法可以应用于处理器 70 中，或者由处理器 70 实现。

处理器 70 可能是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。在实现过程中，上述方法的各步骤可以通过处理器 70 中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器 70 可以是通用处理器，包括中央处理器（Central Processing Unit，简称 CPU）、网络处理器（Network Processor，简称 NP）等；还可以是数字信号处理器（Digital Signal Processor，简称 DSP）、专用集成电路（Application Specific Integrated Circuit，简称 ASIC）、现场可编程门阵列（Field-Programmable Gate Array，简称 FPGA）或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。可以实现或者执行本申请中的公开的各方法、步骤及逻辑

辑框图。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。结合本申请所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成，或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器 71，处理器 70 读取存储器 71 中的信息，结合其硬件完成上述方法的步骤。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的电子设备的具体的工作过程，可以参考前述实施例中的对应过程，在此不再赘述。

本申请所提供的心律失常的检测方法、装置、电子设备及计算机存储介质的计算机程序产品，包括存储了程序代码的计算机可读存储介质，所述程序代码包括的指令可用于执行前面方法实施例中所述的方法，具体实现可参见方法实施例，在此不再赘述。

另外，在本申请的描述中，除非另有明确的规定和限定，术语“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解，例如，可以是固定连接，也可以是可拆卸连接，或一体地连接；可以是机械连接，也可以是电连接；可以是直接相连，也可以通过中间媒介间接相连，可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言，可以根据具体情况理解上述术语在本申请中的具体含义。

所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM，Random Access Memory）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

最后应说明的是：以上所述实施例，仅为本申请的具体实施方式，用以说明本申请的技术方案，而非对其限制，本申请的保护范围并不局限于此，尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内，其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改或可轻易想到变化，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改、变化或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请实施例技术方案的精神和范围，都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

工业实用性：

通过应用本申请的技术方案，利用包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络的

心律失常检测模型能够对不同长度的心电信号进行心律失常检测，有效提升了心律失常的检测普适性。

权利要求书

1. 一种心律失常的检测方法，其特征在于，所述方法由电子设备的处理器执行，所述方法包括：

获取待检测的心电信号；

将所述心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型；其中，所述心律失常检测模型包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络；

通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测，得到所述心电信号对应的检测结果；所述检测结果包括心律失常类型。

2. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测，得到所述心电信号对应的检测结果的步骤，包括：

通过所述卷积神经网络对输入的所述心电信号进行特征提取，得到所述心电信号的特征信息，并将所述特征信息输入至所述循环神经网络；

通过所述循环神经网络对输入的所述特征信息进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

3. 根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述通过所述卷积神经网络对输入的所述心电信号进行特征提取，得到所述心电信号的特征信息的步骤，包括：

通过所述卷积神经网络对所述心电信号进行叠加卷积处理和非线性变换处理，得到特征时间序列；其中，所述特征时间序列包含有按照时间顺序排列的从多段心电信号中相应提取的特征段。

4. 根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述通过所述循环神经网络对输入的所述特征信息进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型的步骤，包括：

通过所述循环神经网络对所述特征时间序列中的每个所述特征段进行迭代处理，以确定所述特征时间序列的最终状态，并对所述特征时间序列的最终状态进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

5. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述心律失常检测模型的训练过程包括：

获取训练信号；

将所述训练信号输入至待训练的心律失常检测模型，通过所述心律失常检测模型的损失函数计算损失函数值；

基于所述损失函数值，通过反向传播算法对所述心律失常检测模型的参数进行训练，直至所述损失函数值收敛至预设值。

6. 根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述获取训练信号的步骤，包括：

获取原始心电信号；

对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号；其中，所述预处理包括噪声处理、横向拉伸处理、横向压缩处理和部分遮盖处理中的一种或多种。

7. 根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述预处理包括噪声处理；所述对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，包括：

向所述原始心电信号中加入与预设信噪比的幅值对应的随机噪声，得到训练信号。

8. 根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述预处理包括横向拉伸处理和/或横向压缩处理；所述对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，包括：

按照预设比例对所述原始心电信号进行横向拉伸处理和/或横向压缩处理，得到训练信号。

9. 根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，所述预处理包括部分遮盖处理；所述对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号的步骤，包括：

从所述原始心电信号中随机截取一段持续时长低于预设时长的信号；

将所述原始心电信号中截取的信号置零，得到训练信号。

10. 根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于，在所述心律失常检测模型的训练过程中，采用正则化方式、网络连接结构的随机去除方式和标签干扰方式中的一种或多种稳定训练方式。

11. 根据权利要求 1 至 10 任一项所述的方法，其特征在于，所述卷积神经网络包括多个卷积层和多个池化层；其中，每个所述卷积层包括依次连接的卷积单元、非线性变换单元和批归一化单元；

所述循环神经网络包括多个长短时记忆单元；每个所述长短时记忆单元包括遗忘门结构、更新门结构和输出门结构。

12. 一种心律失常的检测装置，其特征在于，所述装置设置于电子设备的处理器侧，所述装置包括：

信号获取模块，配置成获取待检测的心电信号；

模型输入模块，配置成将所述心电信号输入至预先建立的心律失常检测模型；其中，所述心律失常检测模型包含有依次连接的卷积神经网络和循环神经网络；

模型检测模块，配置成通过所述心律失常检测模型对所述心电信号进行检测，得到所述心电信号对应的检测结果；所述检测结果包括心律失常类型。

13. 根据权利要求 12 所述的装置，其特征在于，所述模型检测模块包括：

特征提取单元，配置成通过所述卷积神经网络对输入的所述心电信号进行特征提取，得到所述心电信号的特征信息，并将所述特征信息输入至所述循环神经网络；

类型确定单元，配置成通过所述循环神经网络对输入的所述特征信息进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

14. 根据权利要求 13 所述的装置，其特征在于，所述特征提取单元配置成：

通过所述卷积神经网络对所述心电信号进行叠加卷积处理和非线性变换处理，得到特征时间序列；其中，所述特征时间序列包含有多个按照时间顺序排列的从多段心电信号中相应提取的特征段。

15. 根据权利要求 13 所述的装置，其特征在于，所述类型确定单元配置成：

通过所述循环神经网络对所述特征时间序列中的每个所述特征段进行迭代处理，以确定所述特征时间序列的状态，并对所述特征实际序列的最终状态进行分类处理，确定所述心电信号的心律失常类型。

16. 根据权利要求 12 所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：

训练信号获取模块，配置成获取训练信号；

损失值计算模块，配置成将所述训练信号输入至待训练的心律失常检测模型，通过预设的所述心律失常检测模型的损失函数计算损失函数值；

训练模块，配置成基于所述损失函数值，通过反向传播算法对所述心律失常检测模型的参数进行训练，直至所述损失函数值收敛至预设值。

17. 根据权利要求 16 所述的装置，其特征在于，所述训练信号获取模块配置成：

获取原始心电信号；

对所述原始心电信号进行预处理，生成训练信号；其中，所述预处理包括噪声处理、横向拉伸处理、横向压缩处理和部分遮盖处理中的一种或多种。

18. 根据权利要求 16 所述的装置，其特征在于，所述卷积神经网络包括多个卷积层和多个池化层；其中，每个所述卷积层包括依次连接的卷积单元、非线性变换单元和批归一化单元；

所述循环神经网络包括多个长短时记忆单元；每个所述长短时记忆单元包括遗忘门结构、更新门结构和输出门结构。

19. 一种电子设备，其特征在于，所述电子设备包括存储器以及处理器，所述存储器配置成存储支持处理器执行权利要求 1 至 11 任一项所述方法的程序，所述处理器被配置为执行所述存储器中存储的程序。

20. 一种计算机存储介质，其特征在于，用于储存为权利要求 12 至 18 任一项所述装置所用的计算机软件指令。

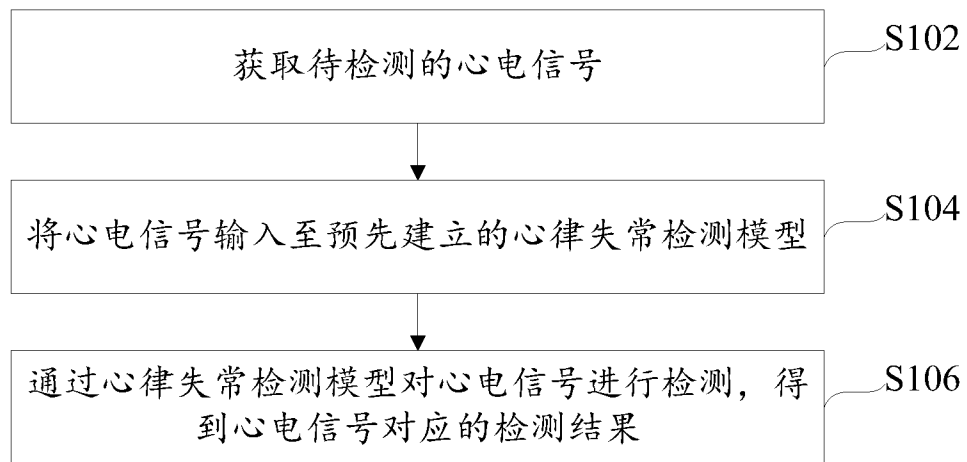


图1

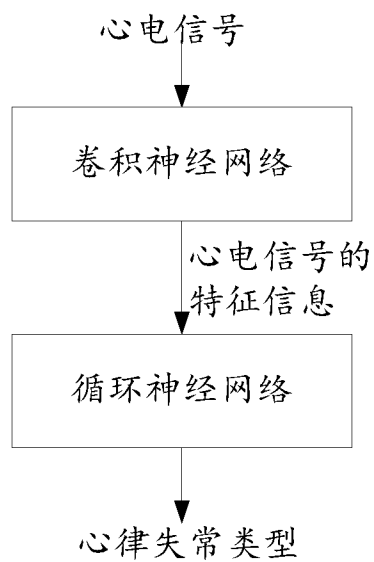


图2

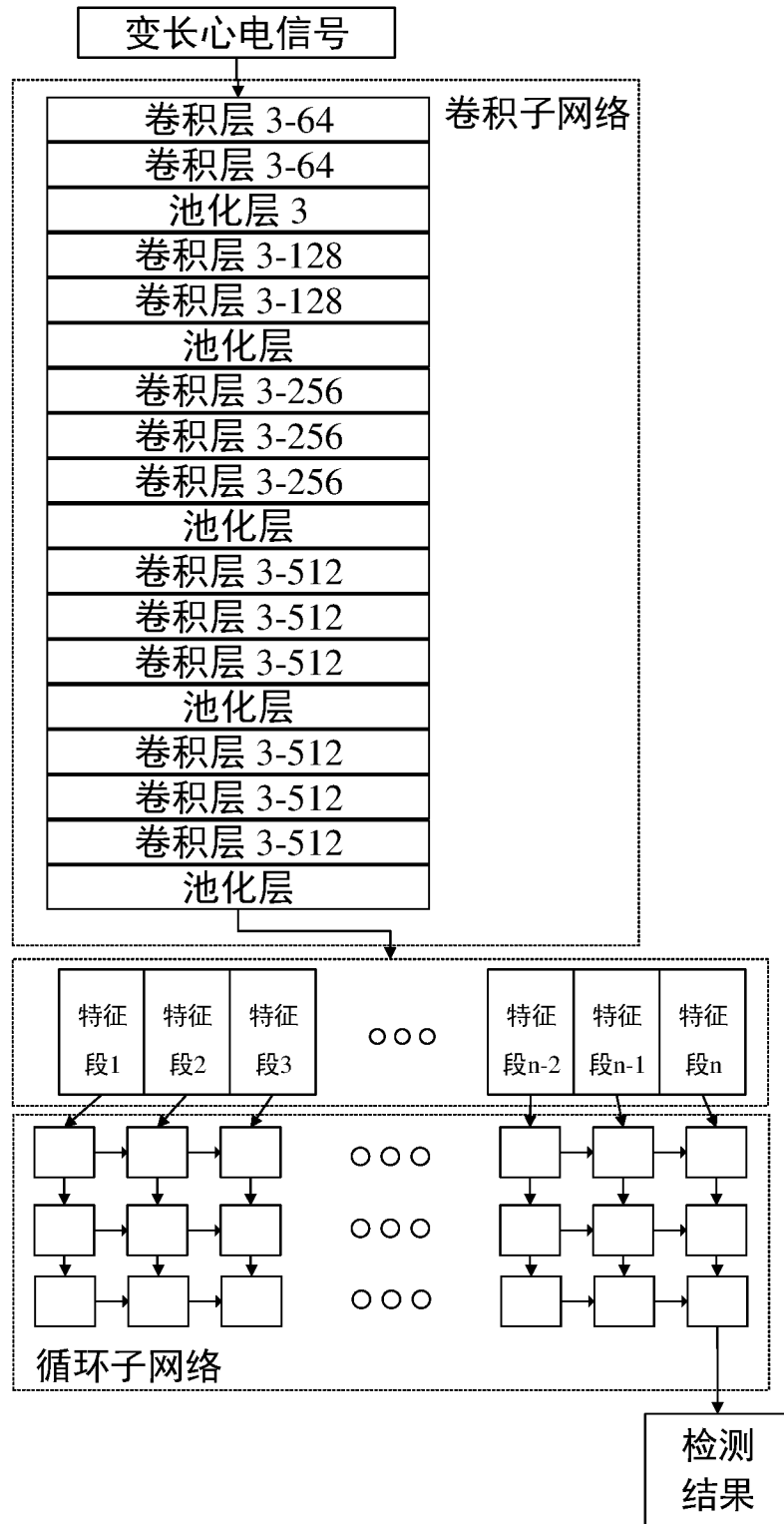


图3

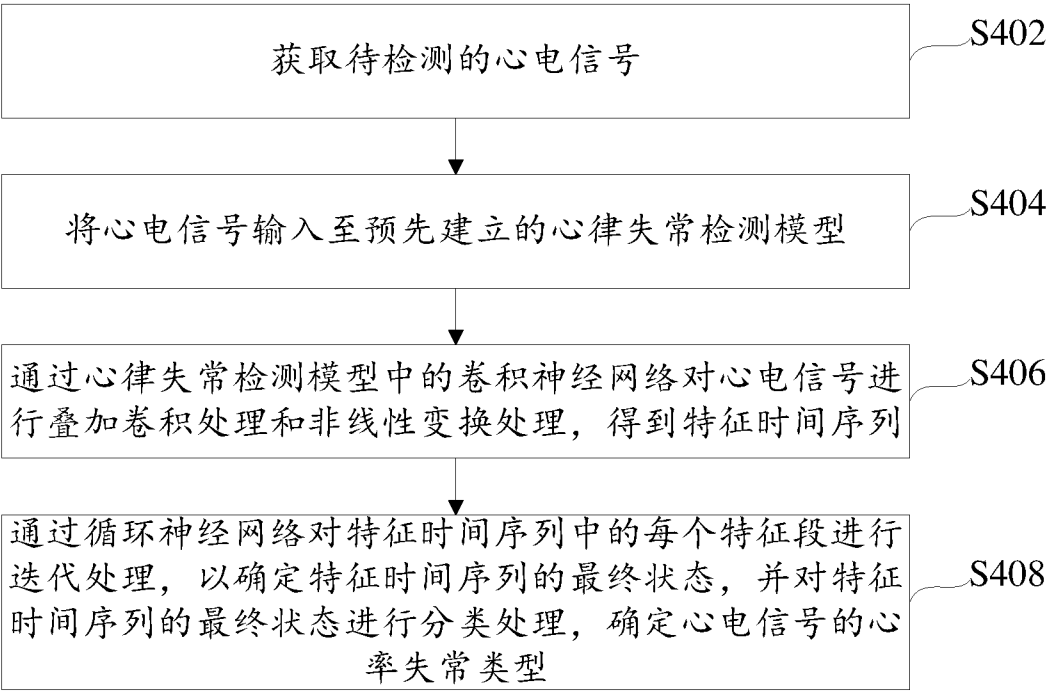


图4

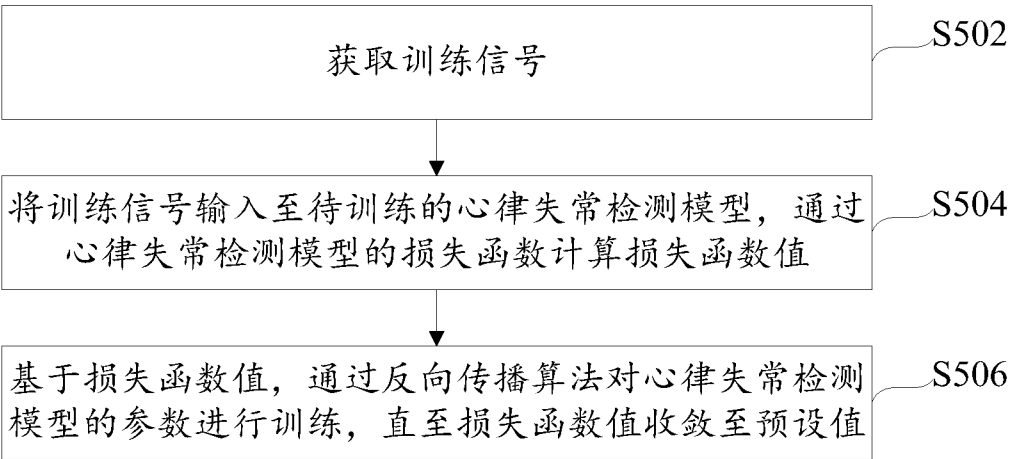


图5



图6

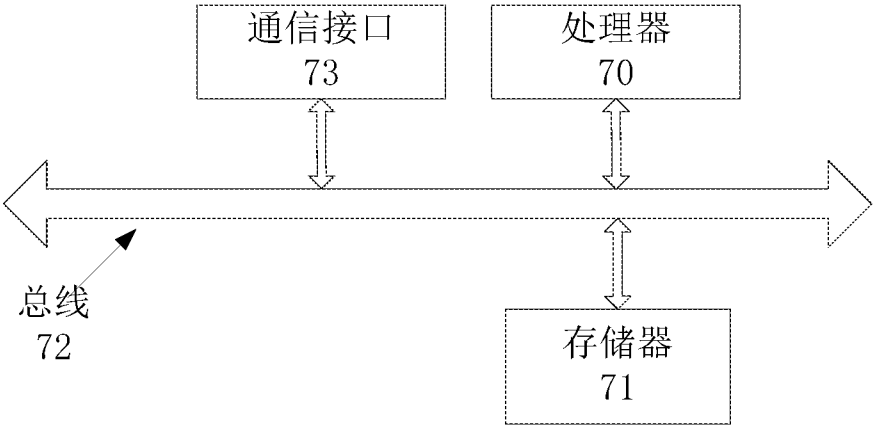


图7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/104002

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B 5/0402(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

A61B

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC: 卷积神经网络, 循环神经网络, 心律失常, 心电图, CNN, RNN, arrhythmia, electrocardiogram, ECG

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 106901723 A (JINAN INSPUR HI-TECH INVESTMENT AND DEVELOPMENT CO., LTD.) 30 June 2017 (2017-06-30) description, paragraphs [0018]-[0034]	1-20
Y	CN 107961007 A (CHONGQING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 27 April 2018 (2018-04-27) description, paragraphs [0008]-[0012]	1-20
A	CN 108030488 A (BEIJING MEDP AI TECHNOLOGY CO., LTD.) 15 May 2018 (2018-05-15) entire document	1-20
A	CN 106725426 A (SHENZHEN INSTITUTE OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 31 May 2017 (2017-05-31) entire document	1-20
A	CN 108095716 A (ZHENZHOU DINGCHUANG INTELLIGENT TECHNOLOGY CO., LTD. ET AL.) 01 June 2018 (2018-06-01) entire document	1-20

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

13 May 2019

Date of mailing of the international search report

29 May 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/104002

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	106901723	A	30 June 2017	None	
CN	107961007	A	27 April 2018	None	
CN	108030488	A	15 May 2018	None	
CN	106725426	A	31 May 2017	None	
CN	108095716	A	01 June 2018	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/104002

A. 主题的分类

A61B 5/0402(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

A61B

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNPAT, CNKI, WPI, EPDOC: 卷积神经网络, 循环神经网络, 心律失常, 心电, CNN, RNN, arrhythmia, electro-cardiogram, ECG

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
Y	CN 106901723 A (济南浪潮高科技投资发展有限公司) 2017年 6月 30日 (2017 - 06 - 30) 说明书第18-34段	1-20
Y	CN 107961007 A (重庆邮电大学) 2018年 4月 27日 (2018 - 04 - 27) 说明书第8-12段	1-20
A	CN 108030488 A (北京医拍智能科技有限公司) 2018年 5月 15日 (2018 - 05 - 15) 全文	1-20
A	CN 106725426 A (深圳先进技术研究院) 2017年 5月 31日 (2017 - 05 - 31) 全文	1-20
A	CN 108095716 A (郑州鼎创智能科技有限公司 等) 2018年 6月 1日 (2018 - 06 - 01) 全文	1-20

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2019年 5月 13日

国际检索报告邮寄日期

2019年 5月 29日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

受权官员

杨春雨

传真号 (86-10)62019451

电话号码 86-(10)-53961437

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/104002

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	106901723	A	2017年 6月 30日	无	
CN	107961007	A	2018年 4月 27日	无	
CN	108030488	A	2018年 5月 15日	无	
CN	106725426	A	2017年 5月 31日	无	
CN	108095716	A	2018年 6月 1日	无	