



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110141216 A
(43)申请公布日 2019.08.20

(21)申请号 201910455091.0

(22)申请日 2019.05.29

(71)申请人 清华大学深圳研究生院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽街
道深圳大学城清华校区A栋二楼

申请人 东莞见达信息技术有限公司

(72)发明人 王兴军 邹庆言 徐子尧 冯发润
黄海平 李庆

(74)专利代理机构 北京三友知识产权代理有限
公司 11127

代理人 乔媛 王天尧

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

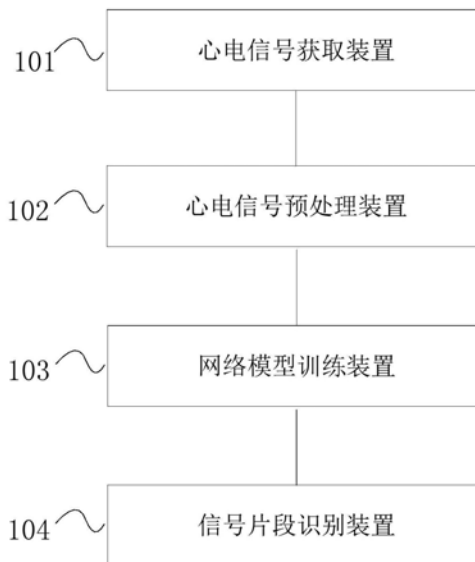
权利要求书4页 说明书14页 附图18页

(54)发明名称

一种心电信号QRS特征波的识别方法、训练方法及系统

(57)摘要

本发明提供了一种心电信号QRS特征波的识别方法、神经网络模型的训练方法、心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置、计算机设备以及计算机可读存储介质,涉及生物医学技术领域。其中,心电信号QRS特征波的识别方法包括:获取待识别的心电信号;将所述心电信号进行预处理,得到信号片段;基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练;基于所述神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。本发明由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。



1. 一种心电信号QRS特征波的识别方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取待识别的心电信号;
 - 将所述心电信号进行预处理,得到信号片段;
 - 基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练;
 - 基于所述神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,将所述心电信号进行预处理,得到信号片段包括:
 - 将所述心电信号进行滤波去噪处理;
 - 将滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理;
 - 将归一化处理后的心电信号进行切片处理,得到信号片段。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,将所述心电信号进行滤波去噪处理包括:
 - 将所述心电信号进行滤波,得到第一信号;
 - 将所述第一信号进行逆转,得到第二信号;
 - 将所述第二信号进行滤波,得到第三信号;
 - 将所述第三信号进行逆转后输出,即得到滤波去噪处理之后的心电信号。
4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,对滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理包括:
 - 确定归一化上界以及归一化下界;
 - 根据所述归一化上界以及归一化下界对所述滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述确定归一化上界以及归一化下界包括:
 - 将滤波去噪处理后的心电信号按照采样点的幅值从小到大进行排序,确定出上界索引以及下界索引;
 - 根据所述上界索引确定归一化上界;
 - 根据所述下界索引确定所述归一化下界。
6. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,对归一化处理后的心电信号进行切片处理包括:
 - 将归一化处理后的心电信号的采样点作为第一基准;
 - 获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值;
 - 将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一个信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。
7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,基于神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号对应的QRS特征波包括:
 - 将所述信号片段输入至所述神经网络模型,得到正负标签序列;
 - 通过滑动窗口对所述正负标签序列进行聚类,识别出所述心电信号中的QRS特征波。
8. 一种神经网络模型的训练方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取心电信号;
 - 将所述心电信号进行预处理,得到训练阶段的信号片段;

基于残差网络构造神经网络模型；
根据所述信号片段对所述神经网络模型进行训练。

9. 根据权利要求8所述的方法，其特征在于，将所述心电信号进行预处理，得到训练阶段的信号片段包括：

将所述心电信号进行滤波去噪处理；
将滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理；
将归一化处理后的心电信号进行样本分类，得到正类样本以及负类样本；
将所述正类样本以及负类样本进行切片处理，得到训练阶段的信号片段。

10. 根据权利要求9所述的方法，其特征在于，将归一化处理后的心电信号进行样本分类包括：

获取预先设定的第三时间阈值；
将QRS复合波中R波波峰设为第二基准；
将所述第二基准前后的所述第三时间阈值时间内的采样点确定为正类样本；
将所述正类样本以外的采样点确定为负类样本。

11. 根据权利要求10所述的方法，其特征在于，将所述心电信号进行预处理还包括：
确定所述正类样本的数量以及负类样本的数量；
根据所述正类样本的数量以及负类样本的数量进行样本平衡处理。

12. 根据权利要求11所述的方法，其特征在于，根据所述正类样本的数量以及负类样本的数量进行样本平衡处理包括：

判断所述正类样本的数量是否小于所述负类样本的数量；
当判断为是时，在所述正类样本中加入低振幅噪声，得到修正后的正类样本。

13. 根据权利要求10或12所述的方法，其特征在于，将所述正类样本以及负类样本进行切片处理包括：

将所述正类样本以及负类样本的采样点作为第一基准；
获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值；
将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段，所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。

14. 根据权利要求8所述的方法，其特征在于，所述基于残差网络构造神经网络模型包括：

构建并行的第一卷积神经网络以及第二卷积神经网络；
设置所述第一卷积神经网络的卷积核，称为第一卷积核；
设置所述第二卷积神经网络的卷积核，称为第二卷积核，所述第一卷积核的尺寸大于所述第二卷积核的尺寸；
使用所述第一卷积神经网络学习所述心电信号的粗糙特征；
使用所述第二卷积神经网络学习所述心电信号的精细特征。

15. 一种心电信号QRS特征波的识别系统，其特征在于，所述系统包括：

心电信号获取装置，用于获取待识别的心电信号；
心电信号预处理装置，用于将所述心电信号进行预处理，得到信号片段；
网络模型训练装置，用于基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行

训练;

信号片段识别装置,用于基于神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。

16. 根据权利要求15所述的系统,其特征在于,所述心电信号预处理装置包括:

滤波去燥处理装置,用于将心电信号进行滤波去噪处理;

归一化处理装置,用于将滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理;

切片处理装置,用于将归一化处理后的心电信号进行切片处理,得到信号片段。

17. 根据权利要求16所述的系统,其特征在于,所述滤波去燥处理装置包括:

第一滤波单元,用于将所述心电信号进行滤波,得到第一信号;

第一逆转单元,用于将所述第一信号进行逆转,得到第二信号;

第二滤波单元,用于将所述第二信号进行滤波,得到第三信号;

第二逆转单元,用于将所述第三信号进行逆转后输出,即得到滤波去燥处理之后的心电信号。

18. 根据权利要求16所述的系统,其特征在于,所述归一化处理装置包括:

上下界确定单元,用于确定归一化上界以及归一化下界;

归一化处理单元,用于根据所述归一化上界以及归一化下界对所述滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理。

19. 根据权利要求18所述的系统,其特征在于,所述上下界确定单元包括:

采样点排序单元,用于将滤波去燥处理后的心电信号按照采样点的幅值从小到大进行排序,确定出上界索引以及下界索引;

上界确定单元,用于根据所述上界索引确定归一化上界;

下界确定单元,用于根据所述下界索引确定所述归一化下界。

20. 根据权利要求16所述的系统,其特征在于,所述切片处理装置包括:

第一基准确定单元,用于将归一化处理后的心电信号的采样点作为第一基准;

时间阈值获取单元,用于获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值;

切片处理单元,用于将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。

21. 根据权利要求15所述的系统,其特征在于,所述信号片段识别装置包括:

信号片段输出单元,用于将所述信号片段输入至所述神经网络模型,得到正负标签序列;

标签序列聚类单元,用于通过滑动窗口对所述正负标签序列进行聚类,识别出所述心电信号中的QRS特征波。

22. 一种神经网络模型的训练装置,其特征在于,所述训练装置包括:

心电信号获取模块,用于获取心电信号;

心电信号预处理模块,用于将所述心电信号进行预处理,得到训练阶段的信号片段;

网络模型构造模块,用于基于残差网络构造神经网络模型;

网络模型训练模块,用于根据所述信号片段对所述神经网络模型进行训练。

23. 根据权利要求22所述的装置,其特征在于,所述心电信号预处理模块包括:

滤波去燥处理模块,用于将心电信号进行滤波去噪处理;

归一化处理模块,用于将滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理;

样本分类模块,用于将归一化处理后的心电信号进行样本分类,得到正类样本以及负类样本;

样本切片模块,用于将所述正类样本以及负类样本进行切片处理,得到信号片段。

24. 根据权利要求23所述的装置,其特征在于,所述样本分类模块包括:

第三阈值获取模块,用于获取预先设定的第三时间阈值;

第二基准确定模块,用于将QRS复合波中R波波峰设为第二基准;

正类样本确定模块,用于将所述第二基准前后的所述第三时间阈值时间内的采样点确定为正类样本;

负类样本确定模块,用于将所述正类样本以外的采样点确定为负类样本。

25. 根据权利要求24所述的装置,其特征在于,所述心电信号预处理模块还包括:

样本数量确定模块,用于确定所述正类样本的数量以及负类样本的数量;

样本平衡处理模块,用于根据所述正类样本的数量以及负类样本的数量进行样本平衡处理。

26. 根据权利要求25所述的装置,其特征在于,所述样本平衡处理模块包括:

样本数量判断模块,用于判断所述正类样本的数量是否小于所述负类样本的数量;

样本修正模块,用于当所述判断模块判断为是时,在所述正类样本中加入低振幅噪声,得到修正后的正类样本。

27. 根据权利要求23所述的装置,其特征在于,所述样本切片模块包括:

第一基准确定模块,用于将所述正类样本以及负类样本的采样点作为第一基准;

时间阈值获取模块,用于获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值;

信号片段确定模块,用于将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。

28. 根据权利要求22所述的装置,其特征在于,所述网络模型构造模块包括:

神经网络构建模块,用于构建并行的第一卷积神经网络以及第二卷积神经网络;

第一卷积核设置模块,用于设置所述第一卷积神经网络的卷积核,称为第一卷积核;

第二卷积核设置模块,用于设置所述第二卷积神经网络的卷积核,称为第二卷积核,所述第一卷积核的尺寸大于所述第二卷积核的尺寸;

粗糙特征学习模块,用于使用所述第一卷积神经网络学习所述心电信号的粗糙特征;

精细特征学习模块,用于使用所述第二卷积神经网络学习所述心电信号的精细特征。

29. 一种计算机设备,其特征在于,包括:适于实现各指令的处理器以及存储设备,所述存储设备存储有多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行如权利要求1至7任意一项所述的一种心电信号QRS特征波的识别方法或如权利要求8至14任意一项所述的一种神经网络模型的训练方法。

30. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,存储有计算机程序,所述计算机程序用于执行如权利要求1至7任意一项所述的一种心电信号QRS特征波的识别方法或如权利要求8至14任意一项所述的一种神经网络模型的训练方法。

一种心电信号QRS特征波的识别方法、训练方法及系统

技术领域

[0001] 本发明关于生物医学技术领域,特别是关于生物医学中信号的处理技术,具体的讲是一种心电信号QRS特征波的识别方法、神经网络模型的训练方法、心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置、计算机设备以及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 本部分旨在为权利要求书中陈述的本发明的实施方式提供背景或上下文。此处的描述不因为包括在本部分中就承认是现有技术。

[0003] 心电图反映了心脏的肌电活动,QRS特征波是心电信号中反映心室收缩最明显的复合波。QRS特征波具有特殊的形状,是心电信号中特征最为突出的波形之一,它为心跳的自动检测提供了最重要的信息,检测QRS特征波也成为了研究已久的重要课题。因此,提高自动心跳检测的质量对于从准确的心跳定位中获益良多的功能非常重要,准确获取心率和心率变异性具有重要的临床意义。

[0004] 以卷积神经网络为代表的深度学习技术发展迅速,利用深度学习技术对医疗影像中的潜在疾病进行识别和睡眠分期等领域基于神经网络的深度学习算法都取得了比较大的成功,有一些甚至超过了人类专家医生的诊疗结果。所以基于神经网络的深度学习算法对生物医疗信号的处理具有很大的潜力。残差网络是在2015年被提出,曾经在多个国际知名分类比赛任务上夺冠,因为它“简单与实用”并存,所以在图像分类、目标检测中得到了广泛的应用。残差网络有效解决了在神经网络模型训练过程中的梯度消失问题,能够有效提高模型准确率。

[0005] 现阶段在检测QRS特征波方面主要是利用数字信号处理的相关知识,结合了滤波、小波变换和动态阈值等方法。根据QRS特征波的形态特征,对信号做一阶差分得到其导数信息,之后对一阶差分后的信号平方,对平方后的一阶差分信号做滑动窗积分;然后通过设置动态阈值找到QRS特征波。此过程有很多特征工程的步骤。

[0006] 因此,如何提供一种新的心电信号的识别方案,其能够简化特征工程的步骤,实现端到端的心电特征波检测是本领域亟待解决的技术难题。

发明内容

[0007] 有鉴于此,本发明实施例提供了一种心电信号QRS特征波的识别方法、神经网络模型的训练方法、心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置、计算机设备以及计算机可读存储介质,基于残差网络构造了神经网络模型,通过对心电信号进行样本分类以及切片处理后对神经网络模型进行训练,之后应用训练后的神经网络模型对待识别的心电信号进行识别,对神经网络模型的输出结果进行聚类即可识别出心电信号中的QRS特征波,由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此本发明具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

[0008] 本发明的目的之一是,提供一种心电信号QRS特征波的识别方法,包括:

- [0009] 获取待识别的心电信号；
- [0010] 将所述心电信号进行预处理,得到信号片段；
- [0011] 基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练；
- [0012] 基于所述神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。
- [0013] 本发明的目的之一是,提供一种神经网络模型的训练方法,包括:
- [0014] 获取心电信号；
- [0015] 将所述心电信号进行预处理,得到训练阶段的信号片段；
- [0016] 基于残差网络构造神经网络模型；
- [0017] 根据所述信号片段对所述神经网络模型进行训练。
- [0018] 本发明的目的之一是,提供一种心电信号QRS特征波的识别系统,包括:
- [0019] 心电信号获取装置,用于获取待识别的心电信号；
- [0020] 心电信号预处理装置,用于将所述心电信号进行预处理,得到信号片段；
- [0021] 网络模型训练装置,用于基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练；
- [0022] 信号片段识别装置,用于基于神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。
- [0023] 本发明的目的之一是,提供一种神经网络模型的训练装置,所述训练装置包括:
- [0024] 心电信号获取模块,用于获取心电信号；
- [0025] 心电信号预处理模块,用于将所述心电信号进行预处理,得到训练阶段的信号片段；
- [0026] 网络模型构造模块,用于基于残差网络构造神经网络模型；
- [0027] 网络模型训练模块,用于根据所述信号片段对所述神经网络模型进行训练。
- [0028] 本发明的目的之一是,提供一种计算机设备,包括:适于实现各指令的处理器以及存储设备,所述存储设备存储有多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行一种心电信号QRS特征波的识别方法或如一种神经网络模型的训练方法。
- [0029] 本发明的目的之一是,提供一种计算机可读存储介质,存储有计算机程序,所述计算机程序用于执行一种心电信号QRS特征波的识别方法或一种神经网络模型的训练方法。
- [0030] 本发明的有益效果在于,本发明实施例提供了一种心电信号QRS特征波的识别方法、神经网络模型的训练方法、心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置、计算机设备以及计算机可读存储介质,基于残差网络构造了神经网络模型,通过对心电信号进行样本分类以及切片处理后对神经网络模型进行训练,之后应用训练后的神经网络模型对待识别的心电信号进行识别,对神经网络模型的输出结果进行聚类即可识别出心电信号中的QRS特征波,由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此本发明具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。
- [0031] 为了让本发明的上述和其他目的、特征和优点能更明显易懂,下文特举较佳实施例,并配合所附图式,作详细说明如下。

附图说明

[0032] 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。

[0033] 图1为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统的结构示意图;

[0034] 图2为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统中心电信号预处理装置的结构示意图;

[0035] 图3为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统中滤波去燥处理装置的结构示意图;

[0036] 图4为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统中归一化处理装置的结构示意图;

[0037] 图5为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统中上下界确定单元的结构示意图;

[0038] 图6为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统中切片处理装置的结构示意图;

[0039] 图7为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统中信号片段识别装置的结构示意图;

[0040] 图8为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置的结构示意图;

[0041] 图9为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置中心电信号预处理模块的实施方式一的结构示意图;

[0042] 图10为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置中样本分类模块的结构示意图;

[0043] 图11为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置中心电信号预处理模块的实施方式二的结构示意图;

[0044] 图12为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置中样本平衡处理模块的结构示意图;

[0045] 图13为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置中样本切片模块的结构示意图;

[0046] 图14为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置中网络模型构造模块的结构示意图;

[0047] 图15为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别方法的流程示意图;

[0048] 图16为图15中的步骤S102的具体流程示意图;

[0049] 图17为图16中的步骤S201的具体流程示意图;

[0050] 图18为图16中的步骤S202的具体流程示意图;

[0051] 图19为图18中的步骤S401的具体流程示意图;

[0052] 图20为图16中的步骤S203的具体流程示意图;

[0053] 图21为图15中的步骤S104的具体流程示意图;

[0054] 图22为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练方法的流程示意图;

- [0055] 图23为图22中的步骤S12的实施方式一的具体流程示意图；
- [0056] 图24为图23中的步骤S23的具体流程示意图；
- [0057] 图25为图22中的步骤S12的实施方式二的具体流程示意图；
- [0058] 图26为图25中的步骤S45的具体流程示意图；
- [0059] 图27为图25中的步骤S46的具体流程示意图；
- [0060] 图28为图22中的步骤S13的具体流程示意图；
- [0061] 图29为本发明提供的具体实施例中原始的心电信号的波形示意图；
- [0062] 图30为本发明提供的具体实施例中利用零相移滤波器去噪后的心电信号的波形示意图；
- [0063] 图31为本发明提供的具体实施例中归一化后的心电信号的波形示意图；
- [0064] 图32是本发明提供的具体实施例中对心电信号采样点进行样本分类的示意图。
- [0065] 图33是本发明提供的具体实施例中基于残差网络构建的神经网络模型示意图。

具体实施方式

[0066] 下面将结合附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述参考在附图中示出并在以下描述中详述的非限制性示例实施例,更加全面地说明本发明的示例实施例和它们的多种特征及有利细节。应注意的是,图中示出的特征不是必须按照比例绘制。本发明省略了已知材料、组件和工艺技术的描述,从而不使本发明的示例实施例模糊。所给出的示例仅旨在有利于理解本发明示例实施例的实施,以及进一步使本领域技术人员能够实施示例实施例。因而,这些示例不应被理解为对本发明的实施例的范围的限制。

[0067] 除非另外特别定义,本发明使用的技术术语或者科学术语应当为本发明所属领域内具有一般技能的人士所理解的通常意义。本发明中使用的“第一”、“第二”以及类似的词语并不表示任何顺序、数量或者重要性,而只是用来区分不同的组成部分。此外,在本发明各个实施例中,相同或类似的参考标号表示相同或类似的构件。

[0068] 在本发明中,首先基于残差网络构造识别心电QRS特征波的神经网络模型,其次构建神经网络模型的训练样本,以对该神经网络模型模型进行训练和测试。在构建神经网络模型的训练样本的过程中,根据是否属于QRS特征波对心电信号中的采样点进行正负样本分类,对归一化后的心电信号进行切片,信号片段的标签等于该信号片段中给定采样点的标签。训练好识别心电QRS特征波的神经网络模型后,首先获取待识别的心电信号,对心电信号进行滤波去噪、归一化、切片等预处理后,基于神经网络模型对心电信号进行识别,即可得到待识别的心电信号中的QRS特征波。该方案是基于残差网络实现,在模型训练过程中可以有效避免梯度消失的问题,具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

[0069] 下面参考本发明的若干代表性实施方式,详细阐释本发明的原理和精神。图1为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统的结构示意图,请参见图1,所述心电信号QRS特征波的识别系统包括:

[0070] 心电信号获取装置101,用于获取待识别的心电信号。原始的心电信号的波形如图29所示。

[0071] 心电信号预处理装置102,用于将所述心电信号进行预处理,得到信号片段。

[0072] 图2为心电信号预处理装置102的结构示意图,请参阅图2,心电信号预处理装置102包括:

[0073] 滤波去燥处理装置201,用于将心电信号进行滤波去噪处理。在心电信号的采集过程中通常掺杂着各种噪声,比较常见的有由呼吸造成的基线漂移、工频干扰和肌电干扰等噪声。利用零相移滤波器去噪后的心电信号如图30所示,请参阅图29、图30,在本发明中,对心电信号进行滤波去噪处理可以去除心电采集过程中的基线漂移和工频干扰等噪声。

[0074] 在本发明的一种实施方式中,滤波去燥处理装置201可利用双向零相移滤波器同时去除基线低频的基线漂移和各种高频噪声。去噪是处理心电信号过程中非常重要的一步,与普通的滤波器相比,零相移滤波器输出的信号不会造成信号采样点的偏移,这样能使得结果更准确;而且实现步骤简单,有利于提高算法的执行效率。

[0075] 具体的,图3为滤波去燥处理装置201的结构示意图,请参阅图3,滤波去燥处理装置201包括:

[0076] 第一滤波单元301,用于将所述心电信号进行滤波,得到第一信号;

[0077] 第一逆转单元302,用于将所述第一信号进行逆转,得到第二信号;

[0078] 第二滤波单元303,用于将所述第二信号进行滤波,得到第三信号;

[0079] 第二逆转单元304,用于将所述第三信号进行逆转后输出,即得到滤波去燥处理之后的心电信号。

[0080] 也即,首先将心电信号序列按顺序滤波,此时滤波器的输出是为 $Y(z) = X(z)H(z)$,然后将所得结果逆转,此时 $Y(z) = X(z^{-1})H(z^{-1})$,其次将反转后的信号通过滤波器,此时滤波器的输出是: $Y(z) = X(z^{-1})H(z^{-1})H(z)$,最后再将滤波器的输出结果逆转输出,零相移滤波器的最终输出是 $Y(z) = X(z)H(z)H(z^{-1})$ 。零相移滤波在频域中最终输出可描述为 $Y(e^{j\omega}) = X(e^{j\omega}) |H(e^{j\omega})|^2$,由此表达式可知输出和输入之间不存在附加相位。此滤波器有两个特点,首先是滤波后的心电信号波形更平滑,其次是滤波后的心电信号无位移。在常用的各类滤波器中,巴特沃斯滤波器具有在通带内幅频曲线幅度最平坦的特点,在实现零相移滤波器的过程中采用2阶巴特沃斯滤波器。

[0081] 请参阅图2,心电信号预处理装置102还包括:

[0082] 归一化处理装置202,用于将滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理。不同个体、设备采集的信号振幅不同,为了提高算法鲁棒性和泛化能力,需要对信号做归一化操作,同时在信号归一化的过程中需要避免极端异常值的影响。归一化后的心电信号如图31所示。

[0083] 图4为本发明的一种实施方式中归一化处理装置202的结构示意图,请参阅图4,归一化处理装置202包括:

[0084] 上下界确定单元401,用于确定归一化上界以及归一化下界。图5为本发明的一种实施方式中上下界确定单元401的结构示意图,请参阅图5,上下界确定单元401包括:

[0085] 采样点排序单元501,用于将滤波去燥处理后的心电信号按照采样点的幅值从小到大进行排序,确定出上界索引以及下界索引;

[0086] 上界确定单元502,用于根据所述上界索引确定归一化上界;

[0087] 下界确定单元503,用于根据所述下界索引确定所述归一化下界。

[0088] 上界索引为 $Upper_bound_index = Num_samples \times 0.9974$,则

[0089] 归一化上界为Upper_bound=ECG_sorted[Upper_bound_index]。

[0090] 下界索引为Lower_bound_index=Num_samples×0.0026,则

[0091] 归一化下界值为Lower_bound=ECG_sorted[Lower_bound_index]。

[0092] 其中,Num_samples为此段心电信号中采样点的总个数,ECG_sorted为所有采样点的幅值从小到大排序后的心电信号,系数0.9974、0.0026可预先设定,符号[]代表数组下标。这种取值方式可以有效减少心电信号中极端异常值的影响。

[0093] 请参阅图4,归一化处理装置202还包括:

[0094] 归一化处理单元402,用于根据所述归一化上界以及归一化下界对所述滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理。在本发明的一种实施方式中,归一化处理可通过下述公式实现:

$$[0095] \quad ECG_{nor} = \frac{ECG_{ori} - Lower_bound}{Upper_bound - Lower_bound}$$

[0096] 其中,ECG_nor和ECG_ori分别表示归一化后的心电信号和原始信号。

[0097] 请参阅图2,心电信号预处理装置还包括:

[0098] 切片处理装置203,用于将归一化处理后的心电信号进行切片处理,得到信号片段。信号片段的标签等于该信号片段中给定采样点的标签。

[0099] 图6为本发明的一种实施方式中切片处理装置203的结构示意图,请参阅图6,切片处理装置203包括:

[0100] 第一基准确定单元601,用于将归一化处理后的心电信号的采样点作为第一基准;

[0101] 时间阈值获取单元602,用于获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值;

[0102] 切片处理单元603,用于将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。

[0103] 在具体的实施例中,对于给定的采样点,以该采样点为第一基准,取其前0.1s(即第一时间阈值)和后0.3s(即第二时间阈值)的采样点为一信号片段,开始和结束的采样点采用0填充的方式补充。

[0104] 请参见图1,所述心电信号QRS特征波的识别系统还包括:

[0105] 网络模型训练装置103,用于基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练。神经网络模型的构造、训练过程详见后文,此处不再赘述。

[0106] 信号片段识别装置104,用于基于神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。图7为本发明的一种实施方式中信号片段识别装置104的结构示意图,请参阅图7,信号片段识别装置104包括:

[0107] 信号片段输出单元701,用于将所述信号片段输入至所述神经网络模型,得到正负标签序列;

[0108] 标签序列聚类单元702,用于通过滑动窗口对所述正负标签序列进行聚类,识别出所述心电信号中的QRS特征波。

[0109] 如上即为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别系统,基于残差网络构造了神经网络模型,并对神经网络模型进行训练,应用训练后的神经网络模型对待识别的心电信号进行识别,对神经网络模型的输出结果进行聚类即可识别出心电信号中的

QRS特征波,由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此本发明具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

[0110] 图8为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置的结构示意图,请参见图8,所述神经网络模型的训练装置包括:

[0111] 心电信号获取模块11,用于获取待心电信号。原始的心电信号的波形如图29所示。

[0112] 心电信号预处理模块12,用于将所述心电信号进行预处理,得到训练阶段的信号片段。

[0113] 图9为心电信号预处理模块12的实施方式一的结构示意图,请参阅图9,心电信号预处理模块12在实施方式一中包括:

[0114] 滤波去燥处理模块21,用于将心电信号进行滤波去噪处理。在心电信号的采集过程中通常掺杂着各种噪声,比较常见的有由呼吸造成的基线漂移、工频干扰和肌电干扰等噪声。利用零相移滤波器去噪后的心电信号如图30所示,请参阅图29、图30,在本发明中,对心电信号进行滤波去噪处理可以去除心电采集过程中的基线漂移和工频干扰等噪声。

[0115] 在本发明的一种实施方式中,滤波去燥处理模块21可利用双向零相移滤波器同时去除基线低频的基线漂移和各种高频噪声。去噪是处理心电信号过程中非常重要的一步,与普通的滤波器相比,零相移滤波器输出的信号不会造成信号采样点的偏移,这样能使得结果更准确;而且实现步骤简单,有利于提高算法的执行效率。

[0116] 归一化处理模块22,用于将滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理。为减小不同个体信号之间的差异并增强算法的泛化能力,需要对滤波后的心电信号做归一化处理。归一化后的心电信号如图31所示。归一化处理的具体过程与归一化处理装置类似,此处不再赘述。

[0117] 样本分类模块23,用于将归一化处理后的心电信号进行样本分类,得到正类样本以及负类样本。图10为本发明的一种实施方式中样本分类模块23的结构示意图,请参阅图10,样本分类模块23包括:

[0118] 第三阈值获取模块31,用于获取预先设定的第三时间阈值;

[0119] 第二基准确定模块32,用于将QRS复合波中R波波峰设为第二基准;

[0120] 正类样本确定模块33,用于将所述第二基准前后的所述第三时间阈值时间内的采样点确定为正类样本;

[0121] 负类样本确定模块34,用于将所述正类样本以外的采样点确定为负类样本。

[0122] 在具体的实施例中,以QRS波中R波波峰索引为第二基准,前后各0.5s(即第三时间阈值)时间内信号的采样点为正类样本,其他的为负类样本。对心电信号采样点进行样本分类后的示意图如图32所示,图中标记黑点的是正类采样点,其余是负类采样点,“X”表示R波波峰。

[0123] 请参阅图9,心电信号预处理模块12还包括:

[0124] 样本切片模块24,用于将所述正类样本以及负类样本进行切片处理,得到信号片段。信号片段的标签等于该信号片段中给定采样点的标签。

[0125] 图13为本发明的一种实施方式中样本切片模块24的结构示意图,请参阅图13,样本切片模块24包括:

[0126] 第一基准确定模块51,用于将所述正类样本以及负类样本的采样点作为第一基

准；

[0127] 时间阈值获取模块52,用于获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值；

[0128] 信号片段确定模块53,用于将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。

[0129] 在具体的实施例中,对于给定的采样点,以该采样点为第一基准,取其前0.1s(即第一时间阈值)和后0.3s(即第二时间阈值)的采样点为一信号片段,开始和结束的采样点采用0填充的方式补充。

[0130] 图11为本发明实施例中心电信号预处理模块的实施方式二的结构示意图,请参阅图11,在实施方式二中心电信号预处理模块还包括:

[0131] 样本数量确定模块25,用于确定所述正类样本的数量以及负类样本的数量;

[0132] 样本平衡处理模块26,用于根据所述正类样本的数量以及负类样本的数量进行样本平衡处理。

[0133] 图12为本发明的一种实施方式中样本平衡处理模块26的结构示意图,请参阅图12,样本平衡处理模块26包括:

[0134] 样本数量判断模块41,用于判断所述正类样本的数量是否小于所述负类样本的数量;

[0135] 样本修正模块42,用于当所述判断模块判断为是时,在所述正类样本中加入低振幅噪声,得到修正后的正类样本。

[0136] 在本发明的一种实施方式中,由于心电信号的信号片段中正负样本数量差距较大,正类样本数量较小,在正样本中加入低振幅噪声增加正样本数量。

[0137] 请参见图8,神经网络模型的训练装置还包括:

[0138] 网络模型构造模块13,用于基于残差网络构造神经网络模型。图14为本发明的一种实施方式中网络模型构造模块13的结构示意图,请参阅图14,网络模型构造模块13包括:

[0139] 神经网络构建模块61,用于构建并行的第一卷积神经网络以及第二卷积神经网络;

[0140] 第一卷积核设置模块62,用于设置所述第一卷积神经网络的卷积核,称为第一卷积核;

[0141] 第二卷积核设置模块63,用于设置所述第二卷积神经网络的卷积核,称为第二卷积核,所述第一卷积核的尺寸大于所述第二卷积核的尺寸;

[0142] 粗糙特征学习模块64,用于使用所述第一卷积神经网络学习所述心电信号的粗糙特征;

[0143] 精细特征学习模块65,用于使用所述第二卷积神经网络学习所述心电信号的精细特征。

[0144] 图33是本发明提供的具体实施例中基于残差网络构建的神经网络模型示意图,其中Input为卷积神经网络中的输入层,conv1d为卷积核,是一维的卷积层,BN即batch normalization,是批归一化,PReLU为激活函数,max_pooling为最大池化层,Fully connected layer为全连接层,Softmax为此网络结构中的输出层。

[0145] 请参见图8,神经网络模型的训练装置还包括:

[0146] 网络模型训练模块14,用于根据所述信号片段对所述神经网络模型进行训练。

[0147] 如上即为本发明实施例提供的一种神经网络模型的训练装置,基于残差网络构造了神经网络模型,并对神经网络模型进行训练,后续应用训练后的神经网络模型对待识别的心电信号进行识别,对神经网络模型的输出结果进行聚类即可识别出心电信号中的QRS特征波,由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此本发明具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

[0148] 此外,尽管在上文详细描述中提及了系统的若干单元模块,但是这种划分仅仅并非强制性的。实际上,根据本发明的实施方式,上文描述的两个或更多单元的特征和功能可以在一个单元中具体化。同样,上文描述的一个单元的特征和功能也可以进一步划分为由多个单元来具体化。以上所使用的术语“模块”和“单元”,可以是实现预定功能的软件和/或硬件。尽管以下实施例所描述的模块较佳地以软件来实现,但是硬件,或者软件和硬件的组合的实现也是可能并被构想的。

[0149] 在介绍了本发明示例性实施方式的心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置之后,接下来,参考附图对本发明示例性实施方式的方法进行介绍。该方法的实施可以参见上述整体的实施,重复之处不再赘述。

[0150] 图15为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别方法的流程意图,请参见图15,该方法包括:

[0151] S101:获取待识别的心电信号。原始的心电信号的波形如图29所示。

[0152] S102:将所述心电信号进行预处理,得到信号片段。

[0153] 图16为步骤S102的流程示意图,请参阅图16,该步骤包括:

[0154] S201:将心电信号进行滤波去噪处理。在心电信号的采集过程中通常掺杂着各种噪声,比较常见的有由呼吸造成的基线漂移、工频干扰和肌电干扰等噪声。利用零相移滤波器去噪后的心电信号如图30所示,请参阅图29、图30,在本发明中,对心电信号进行滤波去噪处理可以去除心电采集过程中的基线漂移和工频干扰等噪声。

[0155] 在本发明的一种实施方式中,该步骤可利用双向零相移滤波器同时去除基线低频的基线漂移和各种高频噪声。去噪是处理心电信号过程中非常重要的一步,与普通的滤波器相比,零相移滤波器输出的信号不会造成信号采样点的偏移,这样能使得结果更准确;而且实现步骤简单,有利于提高算法的执行效率。

[0156] 具体的,图17为步骤S201的结构示意图,请参阅图17,该步骤包括:

[0157] S301:将所述心电信号进行滤波,得到第一信号;

[0158] S302:将所述第一信号进行逆转,得到第二信号;

[0159] S303:将所述第二信号进行滤波,得到第三信号;

[0160] S304:将所述第三信号进行逆转后输出,即得到滤波去噪处理之后的心电信号。

[0161] 请参阅图15,S102还包括:

[0162] S202:将滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理。不同个体、设备采集的信号振幅不同,为了提高算法鲁棒性和泛化能力,需要对信号做归一化操作,同时在信号归一化的过程中需要避免极端异常值的影响。归一化后的心电信号如图31所示。

[0163] 图18为S202的流程示意图,请参阅图18,该步骤包括:

[0164] S401,用于确定归一化上界以及归一化下界。图19为S401的流程示意图,请参阅图

19,该步骤包括:

[0165] S501:将滤波去噪处理后的心电信号按照采样点的幅值从小到大进行排序,确定出上界索引以及下界索引;

[0166] S502:根据所述上界索引确定归一化上界;

[0167] S503:根据所述下界索引确定所述归一化下界。

[0168] 上界索引为Upper_bound_index=Num_samples×0.9974,则

[0169] 归一化上界为Upper_bound=ECG_sorted[Upper_bound_index]。

[0170] 下界索引为Lower_bound_index=Num_samples×0.0026,则

[0171] 归一化下界值为Lower_bound=ECG_sorted[Lower_bound_index]。

[0172] 其中,Num_samples为此段心电信号中采样点的总个数,ECG_sorted为所有采样点的幅值从小到大排序后的心电信号,系数0.9974、0.0026可预先设定,符号[]代表数组下标。这种取值方式可以有效减少心电信号中极端异常值的影响。

[0173] 请参阅图16,S202还包括:

[0174] S402:根据所述归一化上界以及归一化下界对所述滤波去噪处理后的心电信号进行归一化处理。在本发明的一种实施方式中,归一化处理可通过下述公式实现:

$$[0175] \quad ECG_{nor} = \frac{ECG_{ori} - Lower_bound}{Upper_bound - Lower_bound}$$

[0176] 其中,ECG_nor和ECG_ori分别表示归一化后的心电信号和原始信号。

[0177] 请参阅图15,S102还包括:

[0178] S203:将归一化处理后的心电信号进行切片处理,得到信号片段。信号片段的标签等于该信号片段中给定采样点的标签。

[0179] 图20为本发明的一种实施方式中S203的流程示意图,请参阅图20,该步骤包括:

[0180] S601:将归一化处理后的心电信号的采样点作为第一基准;

[0181] S602:获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值;

[0182] S603:将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。

[0183] 在具体的实施例中,对于给定的采样点,以该采样点为第一基准,取其前0.1s(即第一时间阈值)和后0.3s(即第二时间阈值)的采样点为一信号片段,开始和结束的采样点采用0填充的方式补充。

[0184] 请参见图15,所述心电信号QRS特征波的识别方法还包括:

[0185] S103:基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练。神经网络模型的构造、训练过程详见后文,此处不再赘述。

[0186] S104:基于神经网络模型对所述信号片段进行识别,得到所述心电信号中的QRS特征波。图21为本发明的一种实施方式中S104的流程示意图,请参阅图21,步骤S104包括:

[0187] S701:将所述信号片段输入至所述神经网络模型,得到正负标签序列;

[0188] S702:通过滑动窗口对所述正负标签序列进行聚类,识别出所述心电信号中的QRS特征波。

[0189] 如上即为本发明实施例提供的一种心电信号QRS特征波的识别方法,基于残差网络构造了神经网络模型,并对神经网络模型进行训练,应用训练后的神经网络模型对待识

别的心电信号进行识别,对神经网络模型的输出结果进行聚类即可识别出心电信号中的QRS特征波,由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此本发明具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

[0190] 图22为本发明实施例提供一种神经网络模型的训练方法的流程示意图,请参见图22,所述神经网络模型的训练方法包括:

[0191] S11:获取待心电信号。原始的心电信号的波形如图29所示。

[0192] S12:将所述心电信号进行预处理,得到训练阶段的信号片段。

[0193] 图23为S12的实施方式一的流程示意图,请参阅图23,S12在实施方式一中包括:

[0194] S21:将心电信号进行滤波去噪处理。在心电信号的采集过程中通常掺杂着各种噪声,比较常见的有由呼吸造成的基线漂移、工频干扰和肌电干扰等噪声。利用零相移滤波器去噪后的心电信号如图30所示,请参阅图29、图30,在本发明中,对心电信号进行滤波去噪处理可以去除心电采集过程中的基线漂移和工频干扰等噪声。

[0195] 在本发明的一种实施方式中,该步骤可利用双向零相移滤波器同时去除基线低频的基线漂移和各种高频噪声。去噪是处理心电信号过程中非常重要的一步,与普通的滤波器相比,零相移滤波器输出的信号不会造成信号采样点的偏移,这样能使得结果更准确;而且实现步骤简单,有利于提高算法的执行效率。

[0196] S22:将滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理。为减小不同个体信号之间的差异并增强算法的泛化能力,需要对滤波后的心电信号做归一化处理。归一化后的心电信号如图31所示。归一化处理的具体过程与归一化处理装置类似,此处不再赘述。

[0197] S23:将归一化处理后的心电信号进行样本分类,得到正类样本以及负类样本。图24为本发明的一种实施方式中S23的流程示意图,请参阅图24,该步骤包括:

[0198] S31:获取预先设定的第三时间阈值;

[0199] S32:将QRS复合波中R波波峰设为第二基准;

[0200] S33:将所述第二基准前后的所述第三时间阈值时间内的采样点确定为正类样本;

[0201] S34:将所述正类样本以外的采样点确定为负类样本。

[0202] 在具体的实施例中,以QRS波中R波波峰索引为第二基准,前后各0.5s(即第三时间阈值)时间内信号的采样点为正类样本,其他的为负类样本。对心电信号采样点进行样本分类后的示意图如图32所示,图中标记黑点的是正类采样点,其余是负类采样点,“X”表示R波波峰。

[0203] 请参阅图23,步骤S12还包括:

[0204] S24:将所述正类样本以及负类样本进行切片处理,得到信号片段。信号片段的标签等于该信号片段中给定采样点的标签。

[0205] 图25为S12的实施方式二的流程示意图,请参阅图25,在实施方式二中该步骤包括:

[0206] S41:将心电信号进行滤波去噪处理。

[0207] S42:将滤波去燥处理后的心电信号进行归一化处理。为减小不同个体信号之间的差异并增强算法的泛化能力,需要对滤波后的心电信号做归一化处理。归一化后的心电信号如图31所示。归一化处理的具体过程与归一化处理装置类似,此处不再赘述。

[0208] S43:将归一化处理后的心电信号进行样本分类,得到正类样本以及负类样本;

- [0209] S44:确定所述正类样本的数量以及负类样本的数量;
- [0210] S45:根据所述正类样本的数量以及负类样本的数量进行样本平衡处理。
- [0211] S46:将所述正类样本以及负类样本进行切片处理,得到信号片段。信号片段的标签等于该信号片段中给定采样点的标签。
- [0212] 图26为图25中的步骤S45的流程示意图,请参阅图27,步骤S45包括:
- [0213] S51:判断所述正类样本的数量是否小于所述负类样本的数量;
- [0214] S52:当所述判断模块判断为是时,在所述正类样本中加入低振幅噪声,得到修正后的正类样本。
- [0215] 在本发明的一种实施方式中,由于心电信号的信号片段中正负样本数量差距较大,正类样本数量较小,在正样本中加入低振幅噪声增加正样本数量。
- [0216] 图27为图25中的步骤S46的流程示意图,请参阅图27,步骤S46包括:
- [0217] S61:将所述正类样本以及负类样本的采样点作为第一基准;
- [0218] S62:获取预先设定的第一时间阈值以及第二时间阈值;
- [0219] S63:将所述第一基准前第一时间阈值时间和后第二时间阈值时间内的采样点作为一信号片段,所述信号片段开始的采样点和结束的采样点通过零填充的方式补充。
- [0220] 在具体的实施例中,对于给定的采样点,以该采样点为第一基准,取其前0.1s(即第一时间阈值)和后0.3s(即第二时间阈值)的采样点为一信号片段,开始和结束的采样点采用0填充的方式补充。请参见图22,神经网络模型的训练方法还包括:
- [0221] S13:基于残差网络构造神经网络模型。图28为本发明的一种实施方式中S13的流程示意图,请参阅图28,步骤S13包括:
- [0222] S71:构建并行的第一卷积神经网络以及第二卷积神经网络;
- [0223] S72:设置所述第一卷积神经网络的卷积核,称为第一卷积核;
- [0224] S73:设置所述第二卷积神经网络的卷积核,称为第二卷积核,所述第一卷积核的尺寸大于所述第二卷积核的尺寸;
- [0225] S74:使用所述第一卷积神经网络学习所述心电信号的粗糙特征;
- [0226] S75:使用所述第二卷积神经网络学习所述心电信号的精细特征。
- [0227] 图33是本发明提供的具体实施例中基于残差网络构建的神经网络模型示意图,其中Input为卷积神经网络中的输入层,conv1d为卷积核,是一维的卷积层,BN即batch normalization,是批归一化,PReLU为激活函数,max_pooling为最大池化层,Fully connected layer为全连接层,Softmax为此网络结构中的输出层。
- [0228] 请参见图22,神经网络模型的训练方法还包括:
- [0229] S14:根据所述信号片段对所述神经网络模型进行训练。
- [0230] 本发明还提供一种计算机设备,包括:适于实现各指令的处理器以及存储设备,所述存储设备存储有多条指令,所述指令适于由处理器加载并执行一种心电信号QRS特征波的识别方法或如一种神经网络模型的训练方法。
- [0231] 本发明还提供一种计算机可读存储介质,存储有计算机程序,所述计算机程序用于执行一种心电信号QRS特征波的识别方法或一种神经网络模型的训练方法。
- [0232] 综上所述,本发明实施例提供了一种心电信号QRS特征波的识别方法、神经网络模型的训练方法、心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置、计算机设备以

及计算机可读存储介质,基于残差网络构造了神经网络模型,通过对心电信号进行样本分类以及切片处理后对神经网络模型进行训练,之后应用训练后的神经网络模型对待识别的心电信号进行识别,对神经网络模型的输出结果进行聚类即可识别出心电信号中的QRS特征波,由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题,因此本发明具有执行效率较高的特点,在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

[0233] 在20世纪90年代,对于一个技术的改进可以很明显地区分是硬件上的改进(例如,对二极管、晶体管、开关等电路结构的改进)还是软件上的改进(对于方法流程的改进)。然而,随着技术的发展,当今的很多方法流程的改进已经可以视为硬件电路结构的直接改进。设计人员几乎都通过将改进的方法流程编程到硬件电路中来得到相应的硬件电路结构。因此,不能说一个方法流程的改进就不能用硬件实体模块来实现。例如,可编程逻辑器件(Programmable Logic Device,PLD)(例如现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,FPGA))就是这样一种集成电路,其逻辑功能由用户对器件编程来确定。由设计人员自行编程来把一个数字系统“集成”在一片PLD上,而不需要请芯片制造厂商来设计和制作专用的集成电路芯片。而且,如今,取代手工地制作集成电路芯片,这种编程也多半改用“逻辑编译器(logic compiler)”软件来实现,它与程序开发撰写时所用的软件编译器相类似,而要编译之前的原始代码也得用特定的编程语言来撰写,此称之为硬件描述语言(Hardware Description Language,HDL),而HDL也并非仅有一种,而是有许多种,如ABEL(Advanced Boolean Expression Language)、AHDL(Altera Hardware Description Language)、Confluence、CUPL(Cornell University Programming Language)、HDCal、JHDL(Java Hardware Description Language)、Lava、Lola、MyHDL、PALASM、RHDL(Ruby Hardware Description Language)等,目前最普遍使用的是VHDL(Very-High-Speed Integrated Circuit Hardware Description Language)与Verilog2。本领域技术人员也应该清楚,只需要将方法流程用上述几种硬件描述语言稍作逻辑编程并编程到集成电路中,就可以很容易得到实现该逻辑方法流程的硬件电路。

[0234] 本领域技术人员也知道,除了以纯计算机可读程序代码方式实现客户端和服务端以外,完全可以通过将方法步骤进行逻辑编程来使得客户端和服务端以逻辑门、开关、专用集成电路、可编程逻辑控制器和嵌入微控制器等的形式来实现相同功能。因此这种客户端和服务端可以被认为是一种硬件部件,而对其内包括的用于实现各种功能的装置也可以视为硬件部件内的结构。或者甚至,可以将用于实现各种功能的装置视为既可以是实现方法的软件模块又可以是硬件部件内的结构。

[0235] 通过以上的实施方式的描述可知,本领域的技术人员可以清楚地了解到本申请可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现。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可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,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)执行本申请各个实施方式或者实施方式的某些部分所述的方法。

[0236] 本说明书中的各个实施方式均采用递进的方式描述,各个实施方式之间相同相似的部分互相参见即可,每个实施方式重点说明的都是与其他实施方式的不同之处。尤其,针对客户端和服务器的实施方式来说,均可以参照前述方法的实施方式的介绍对照解释。

[0237] 本申请可以在由计算机执行的计算机可执行指令的一般上下文中描述,例如程序模块。一般地,程序模块包括执行特定任务或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、组件、数据结构等等。也可以在分布式计算环境中实践本申请,在这些分布式计算环境中,由通过通信网络而被连接的远程处理设备来执行任务。在分布式计算环境中,程序模块可以位于包括存储设备在内的本地和远程计算机存储介质中。

[0238] 虽然通过实施方式描绘了本申请,本领域普通技术人员知道,本申请有许多变形和变化而不脱离本申请的精神,希望所附的权利要求包括这些变形和变化而不脱离本申请的精神。

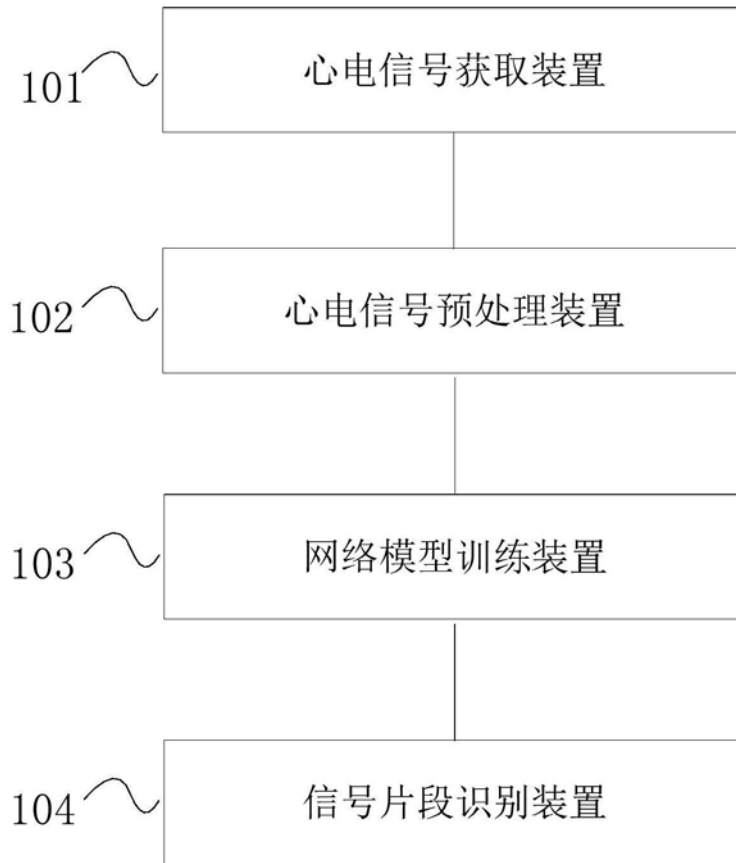


图1

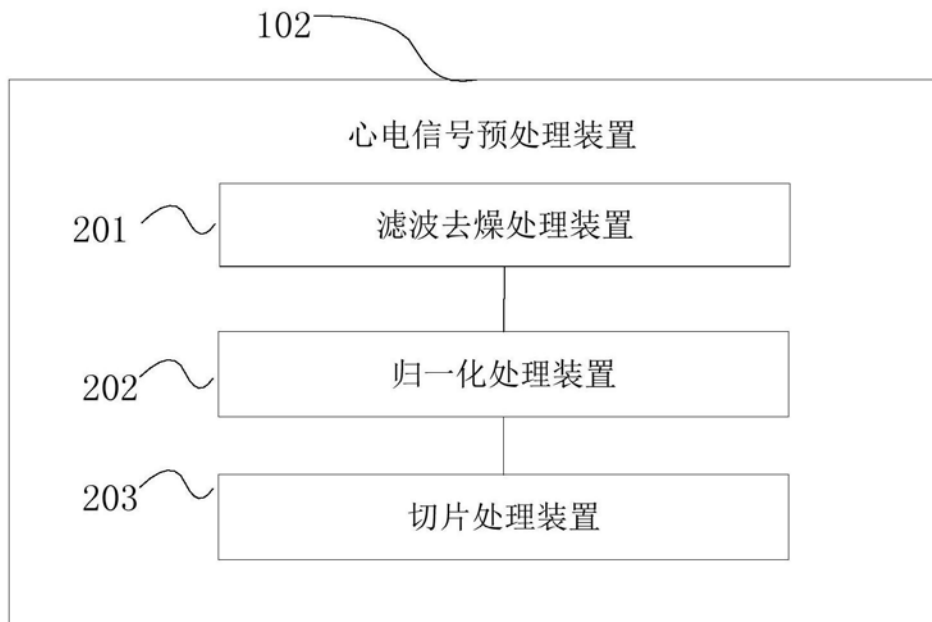


图2

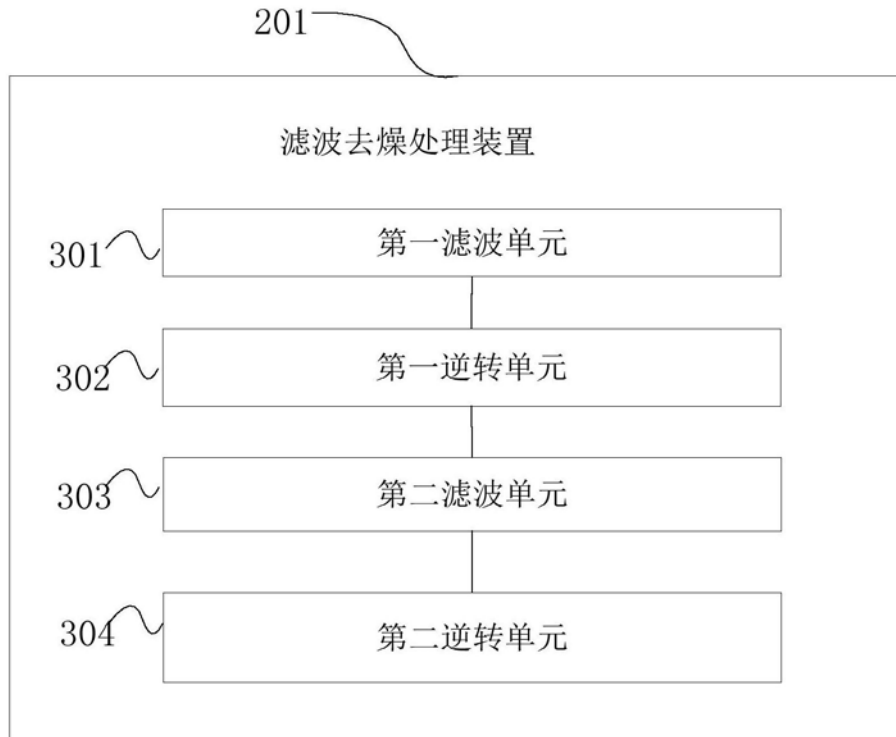


图3

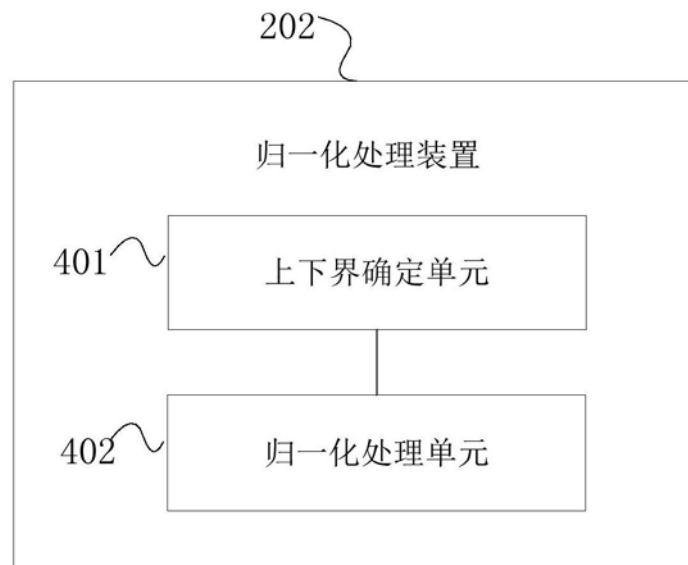


图4

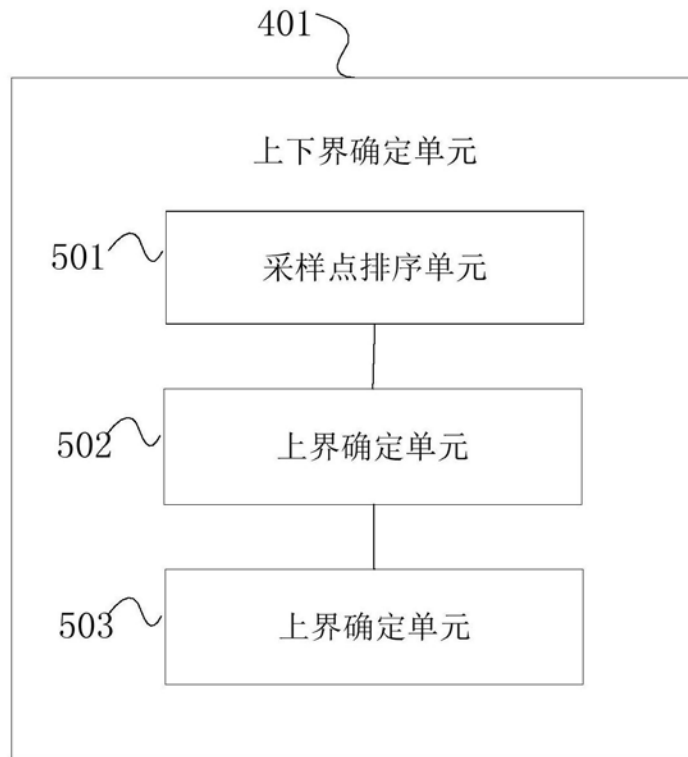


图5

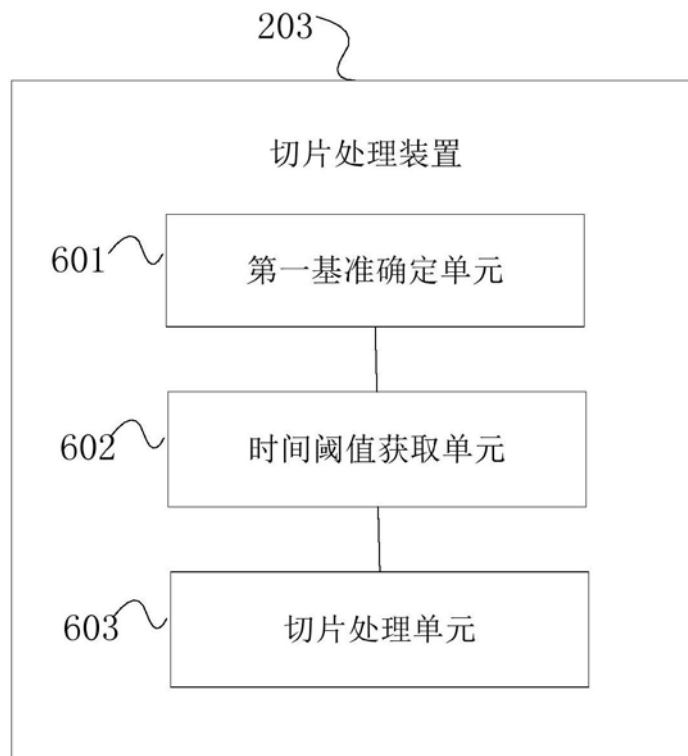


图6

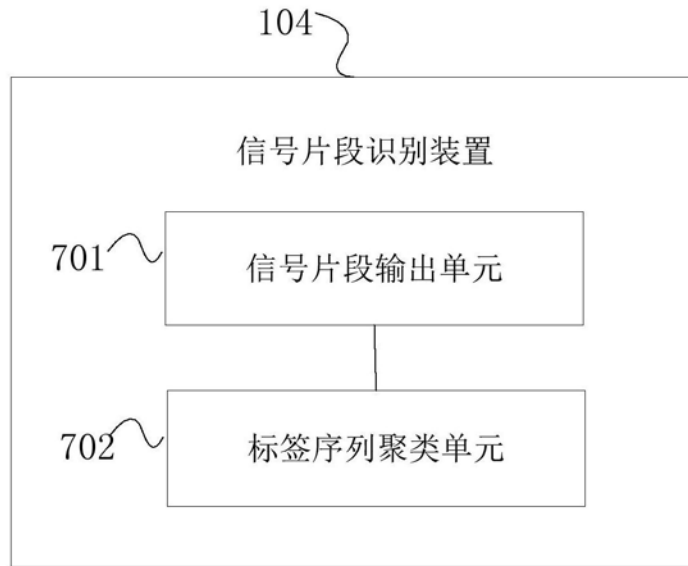


图7

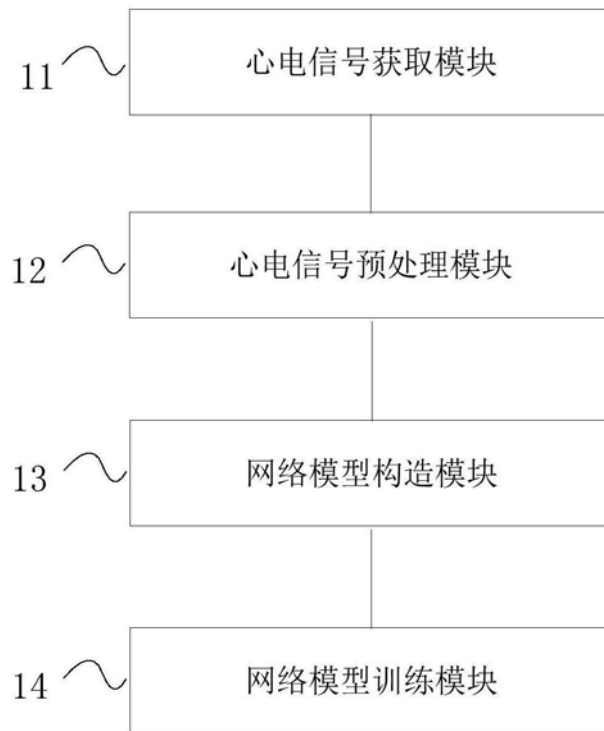


图8

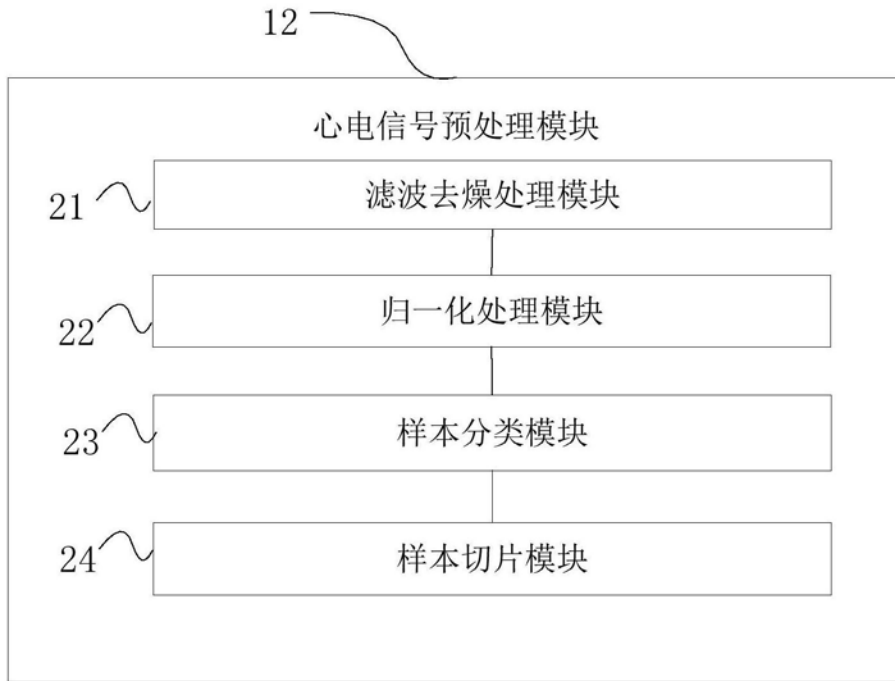


图9

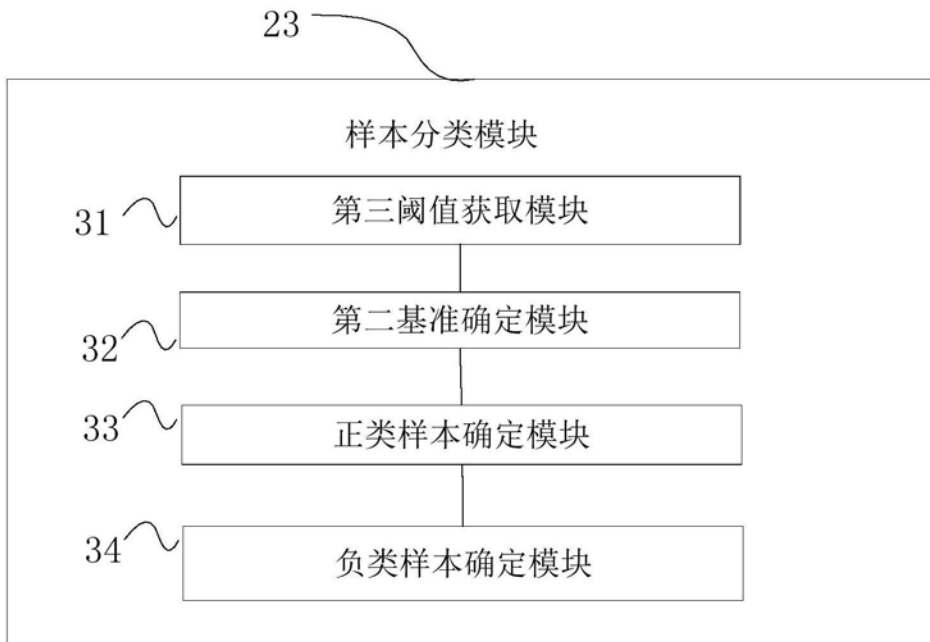


图10



图11

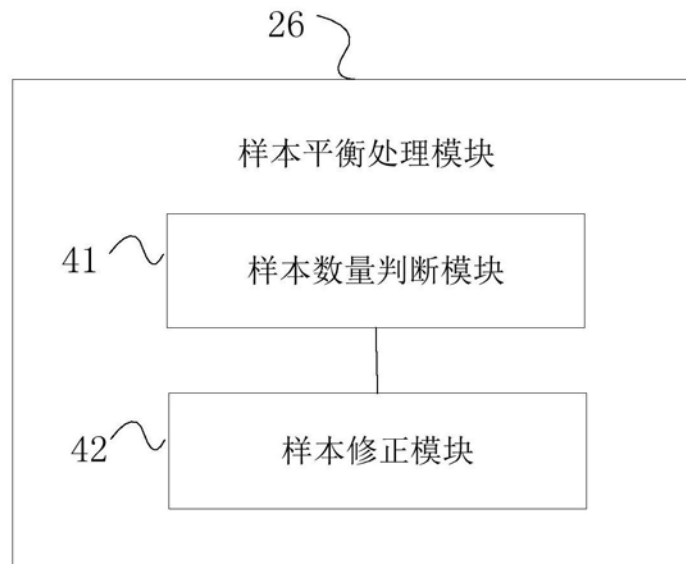


图12

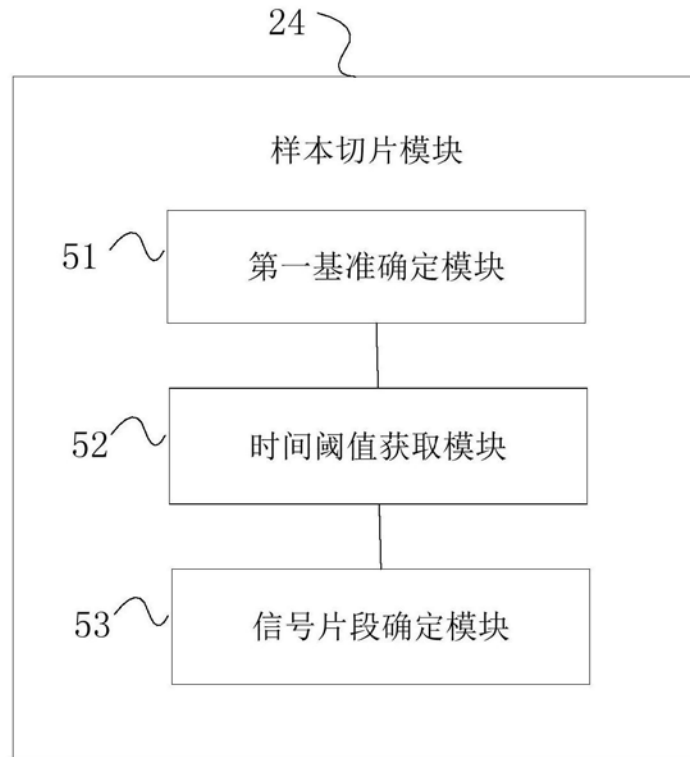


图13

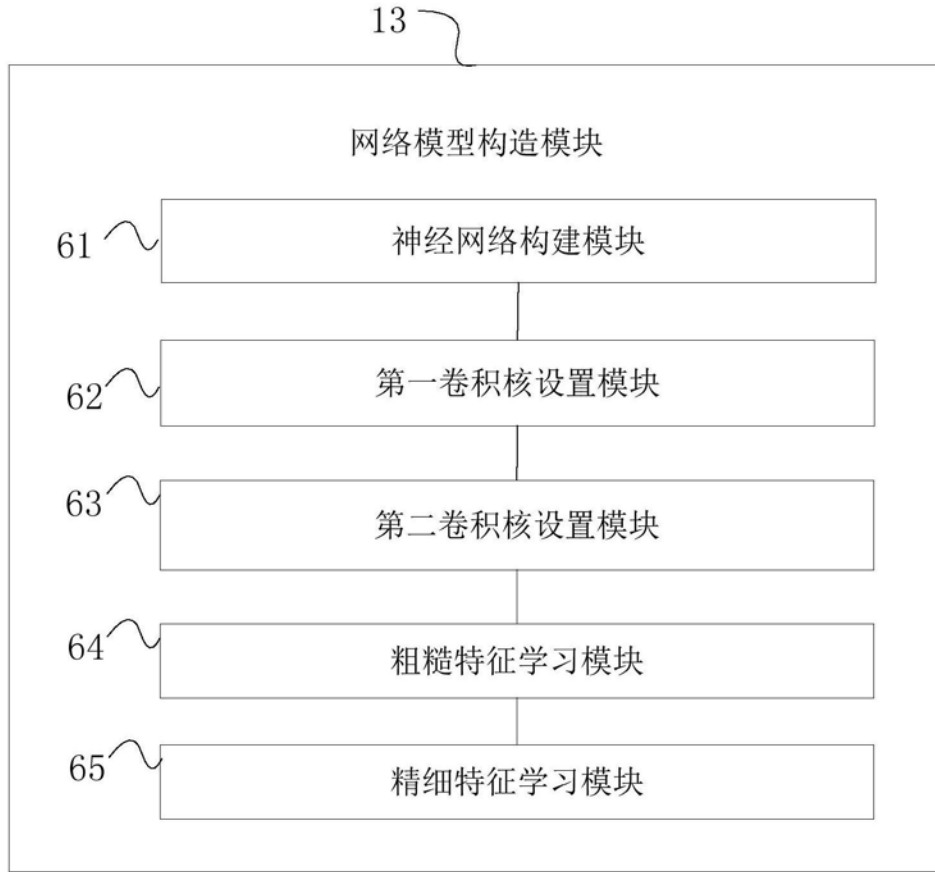


图14

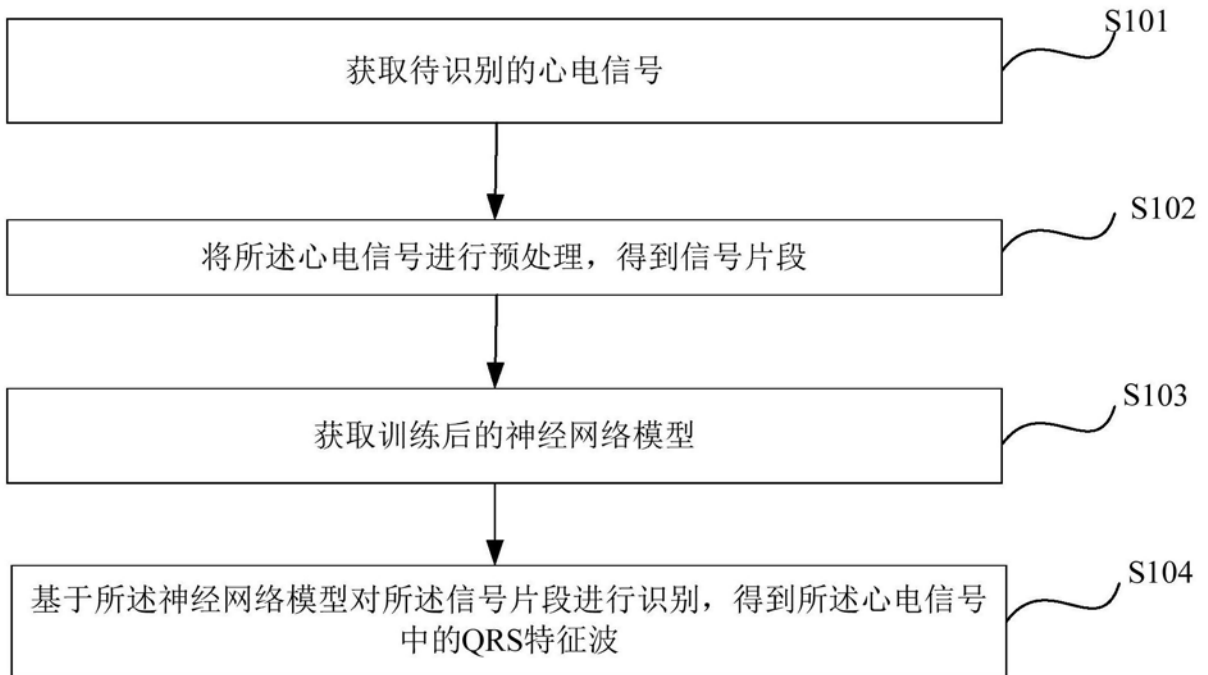


图15

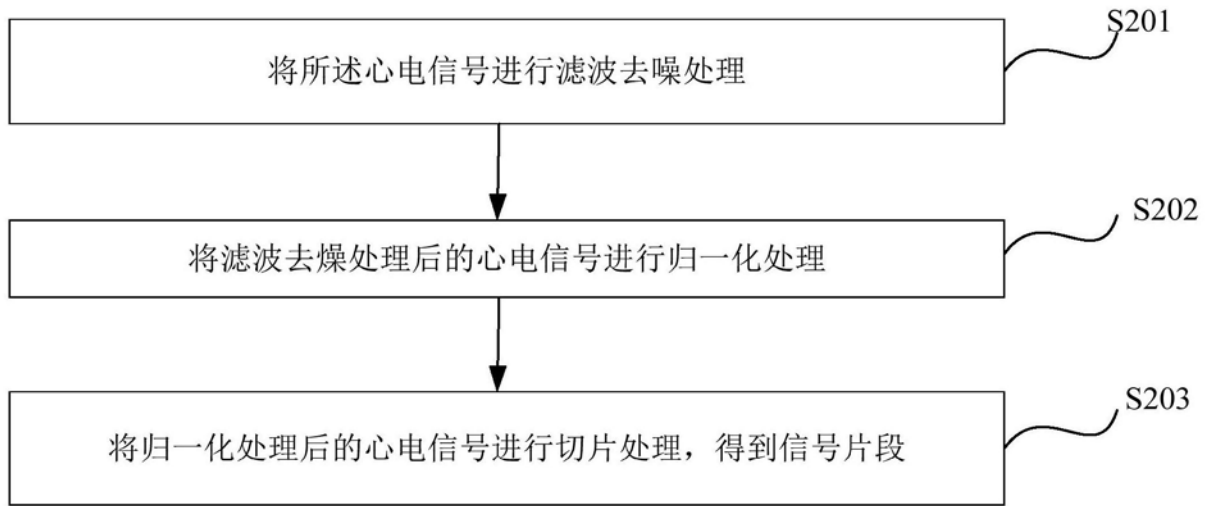


图16

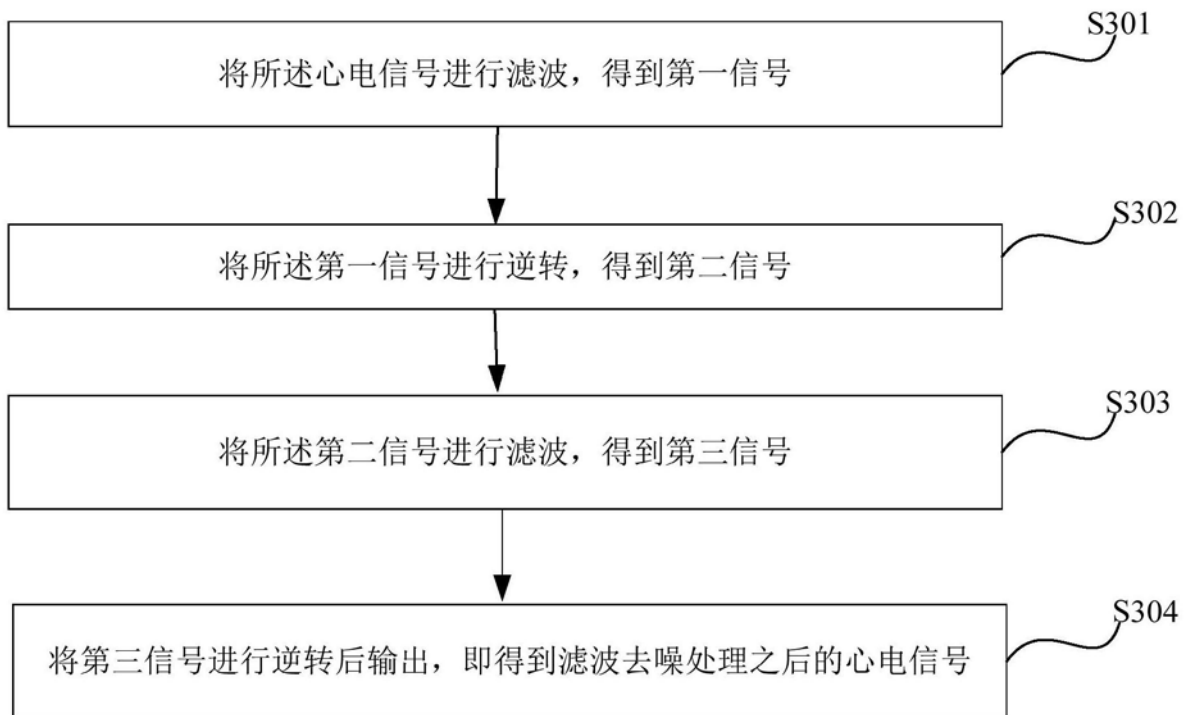


图17

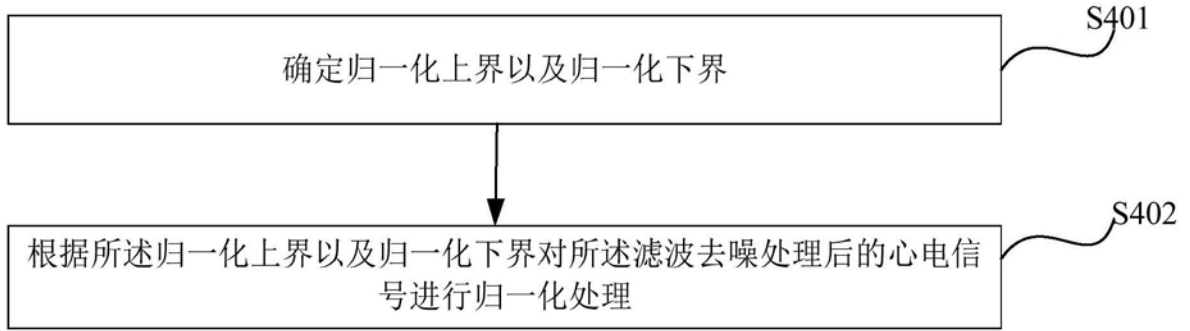


图18

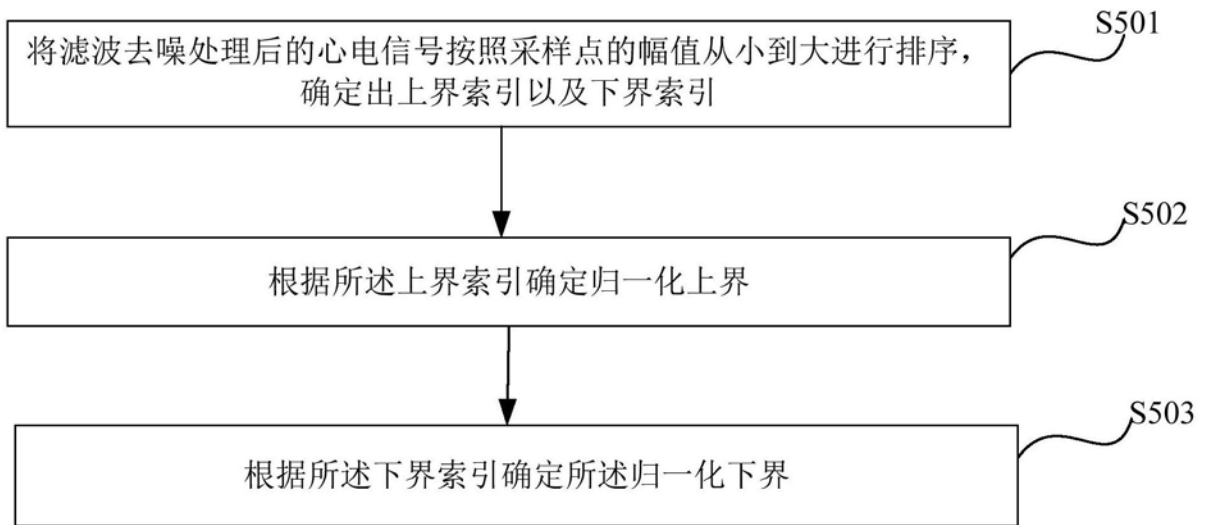


图19

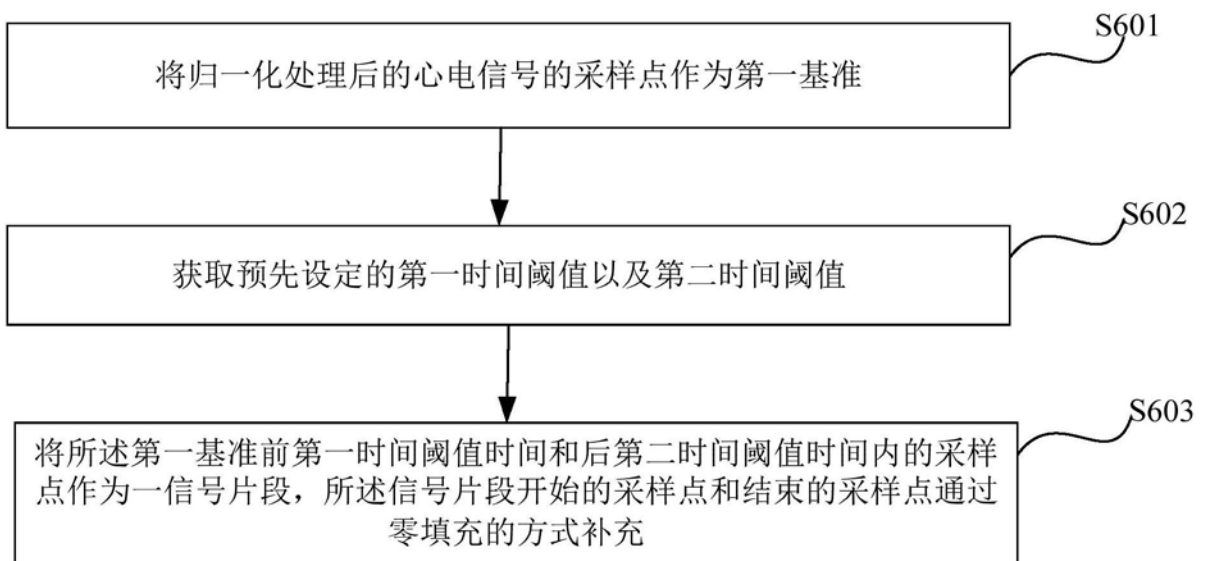


图20

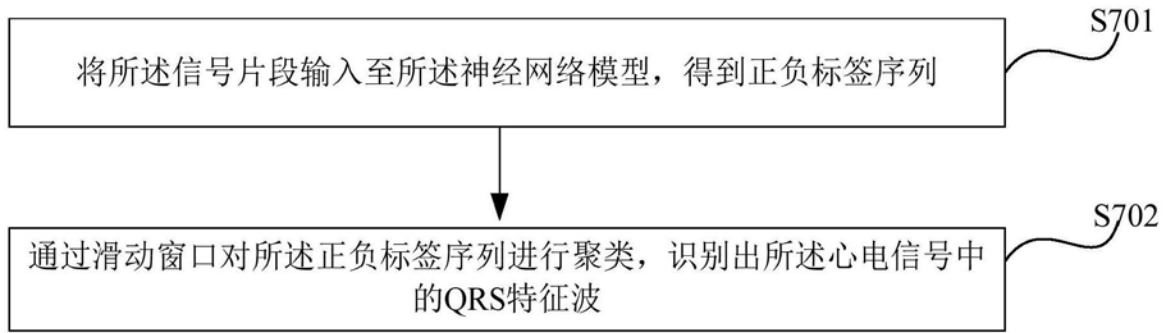


图21

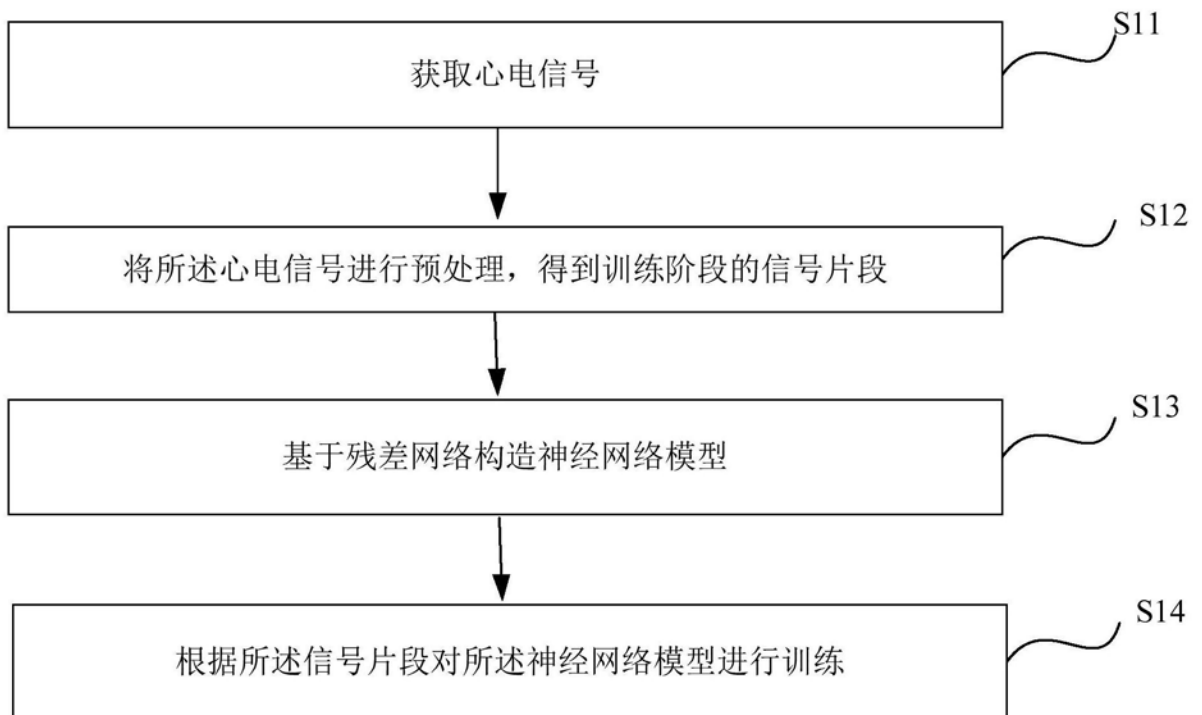


图22

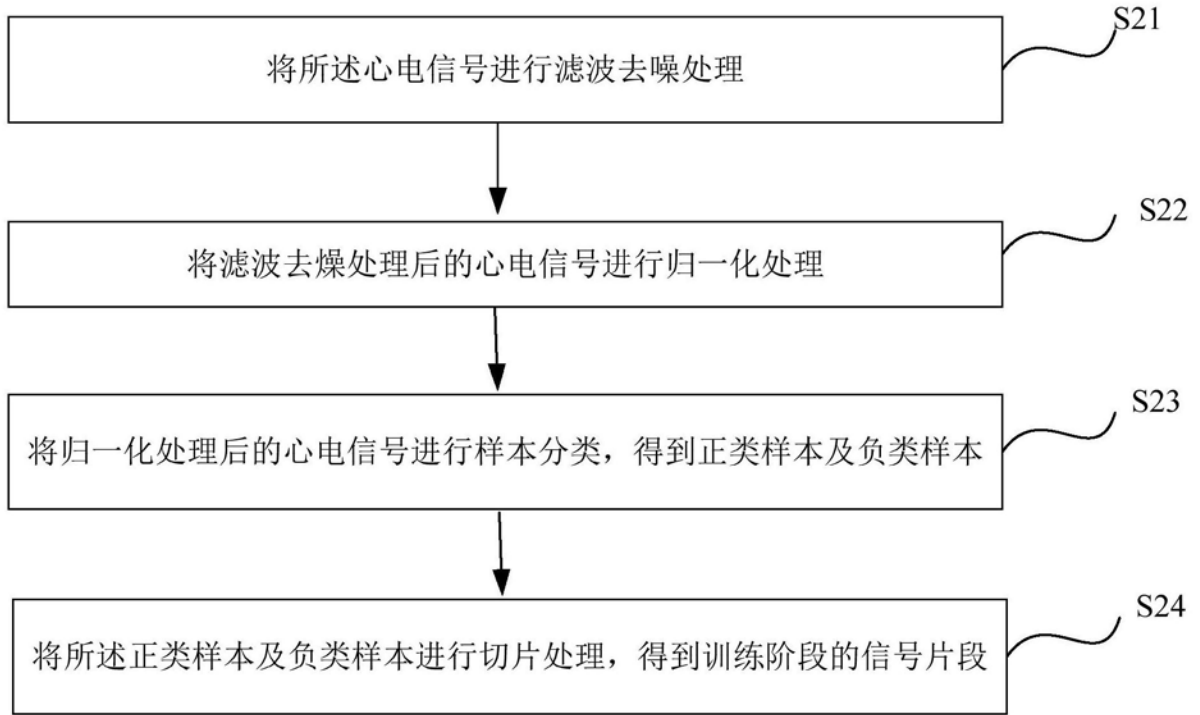


图23

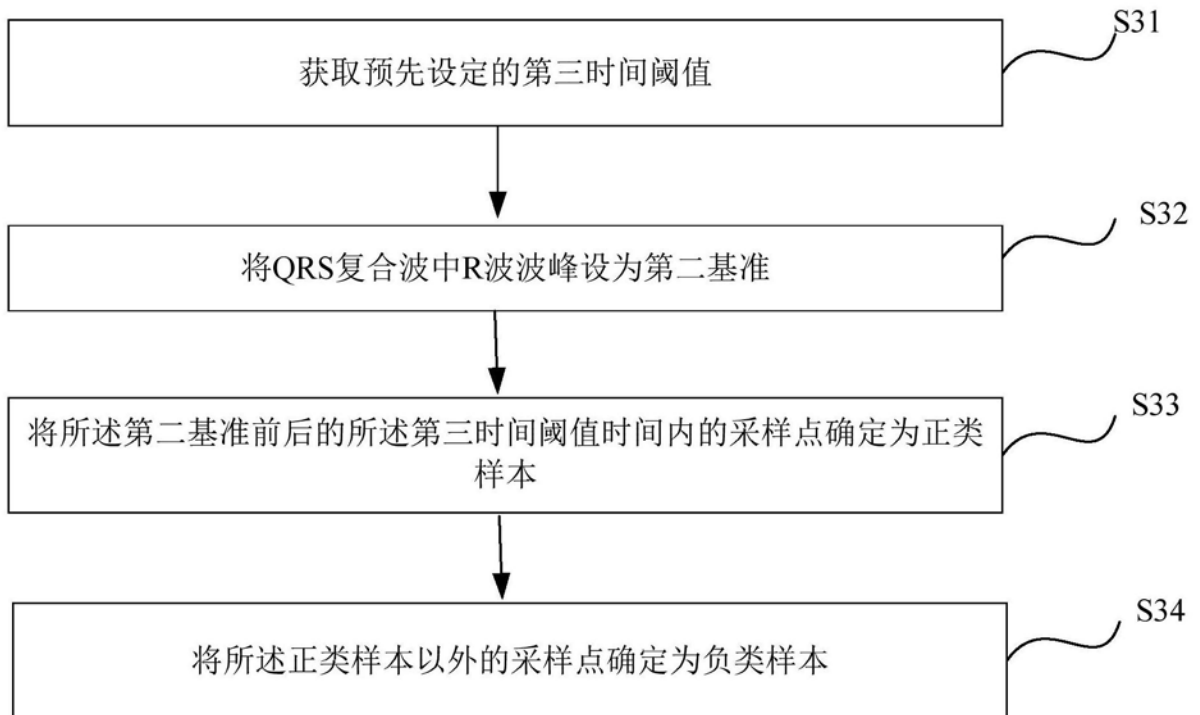


图24

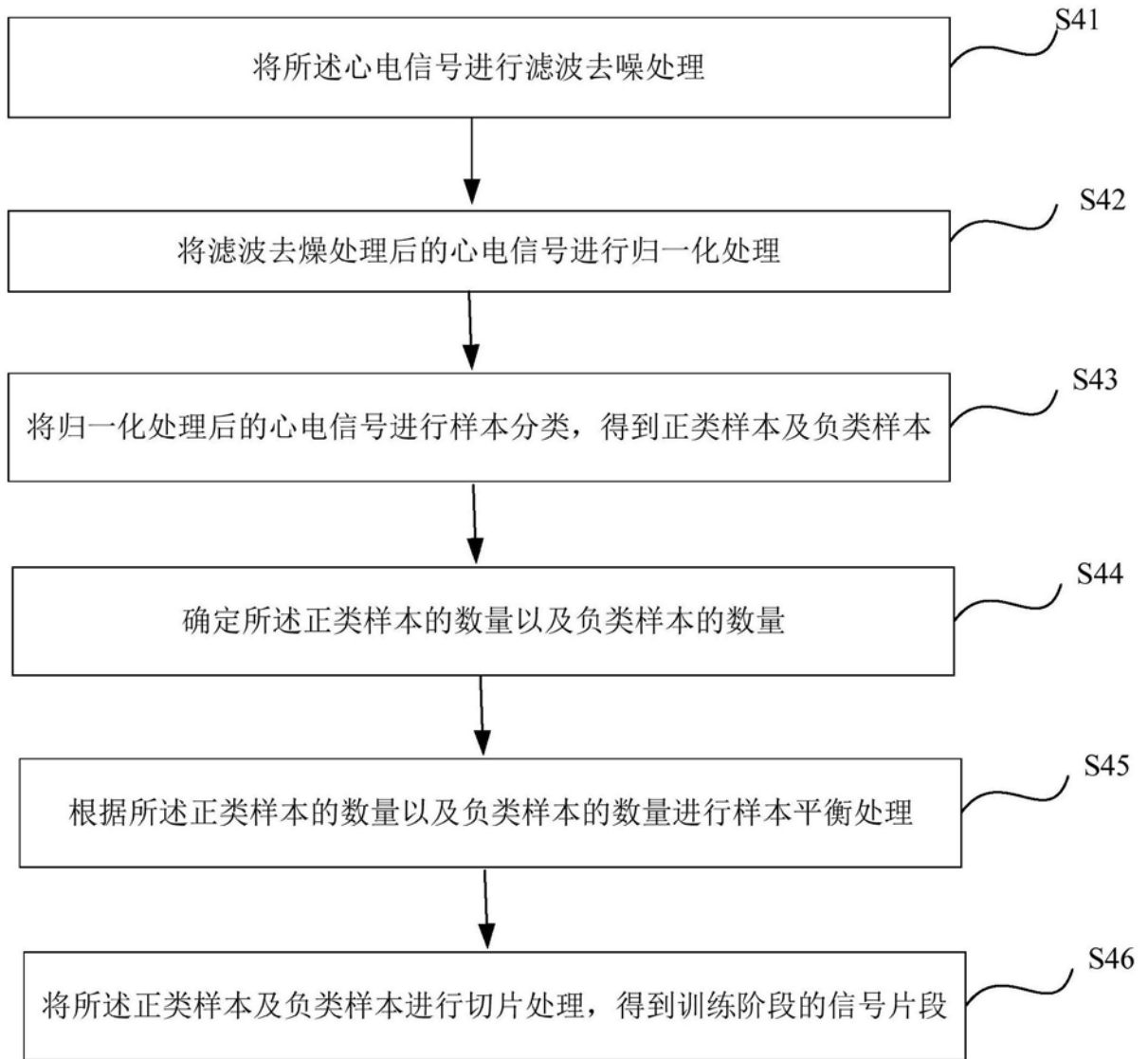


图25

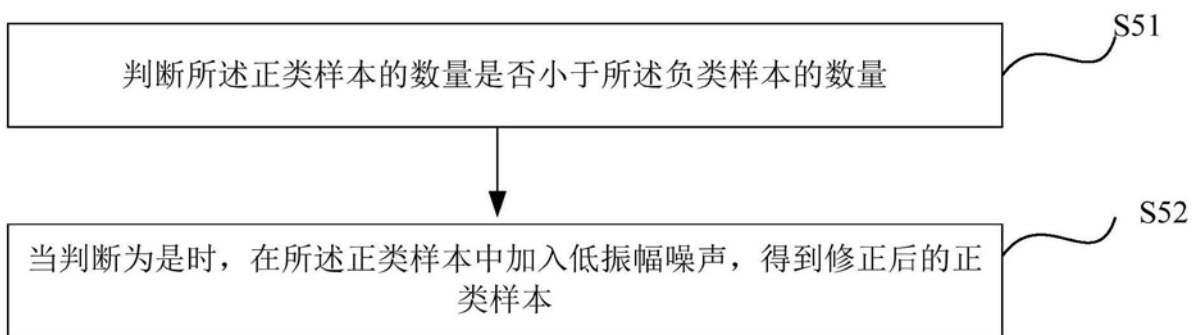


图26

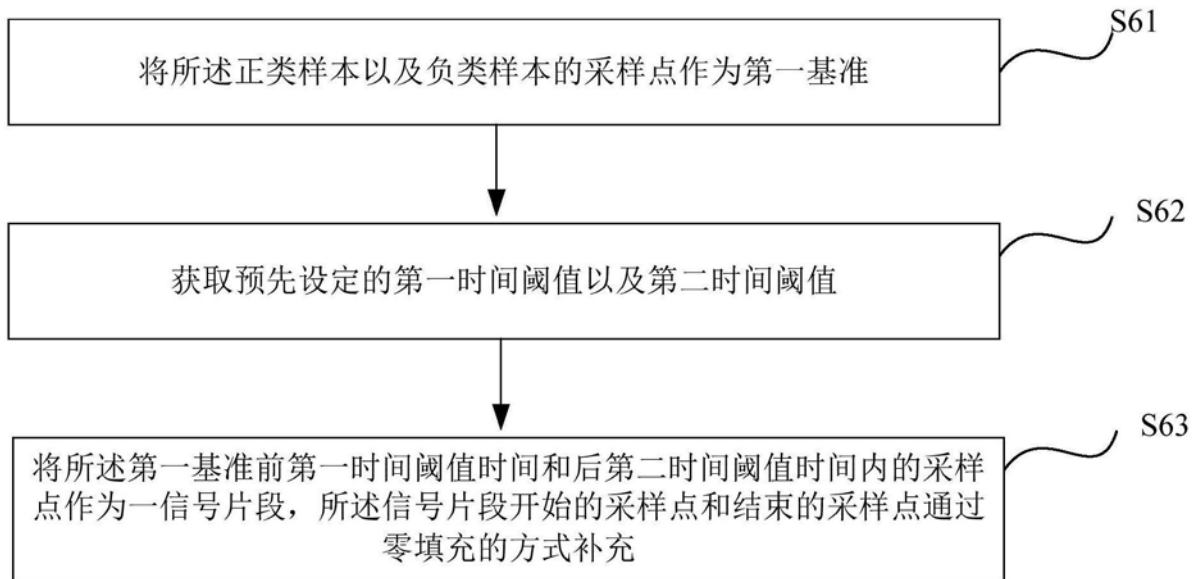


图27

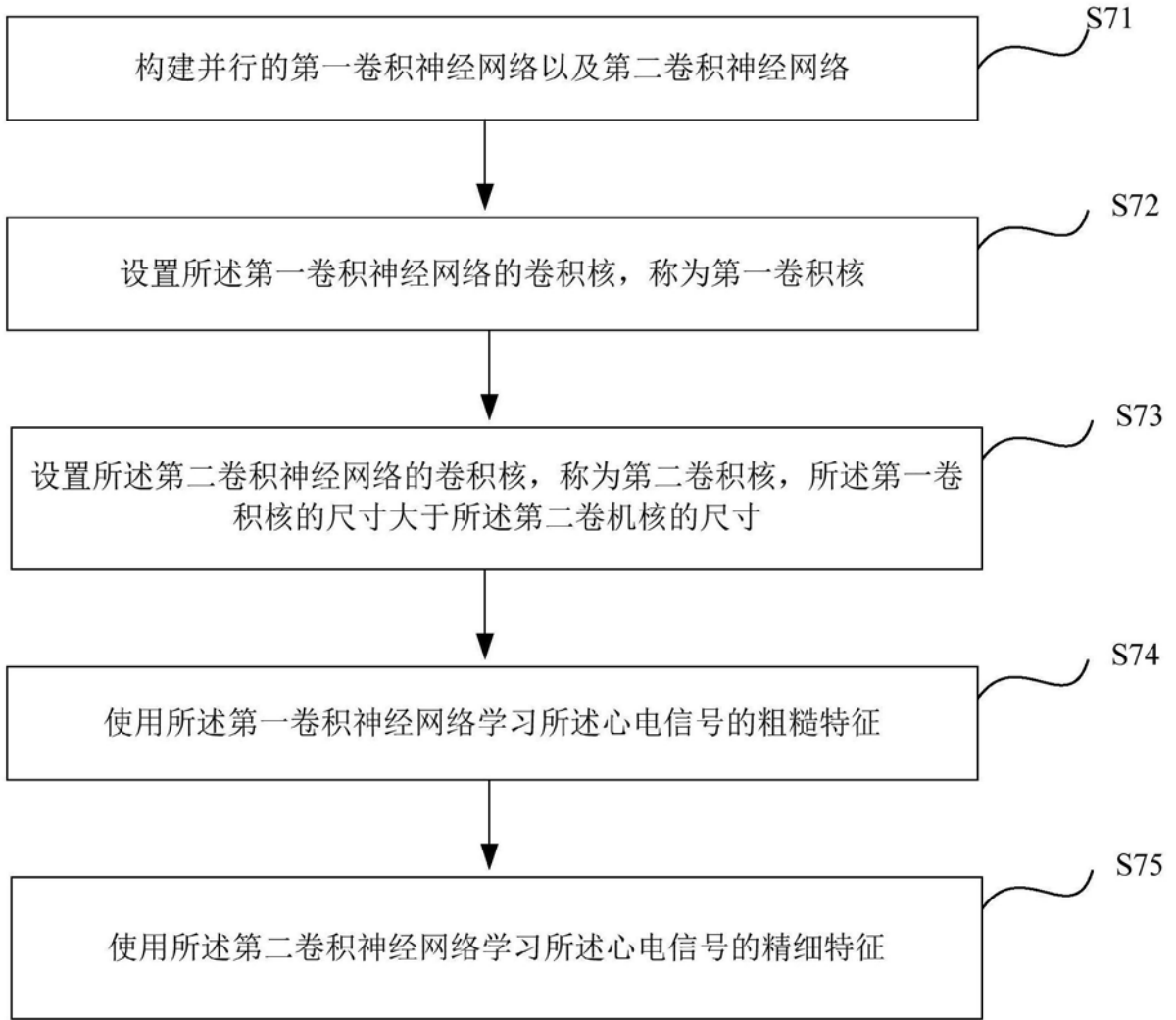


图28

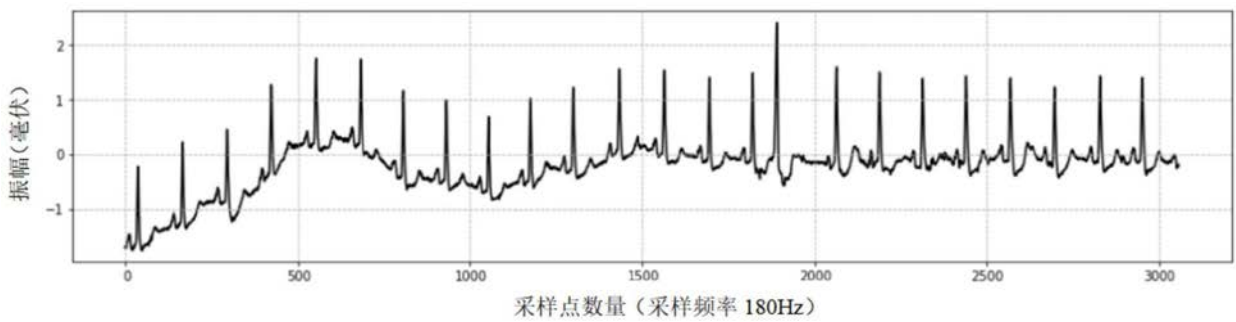


图29

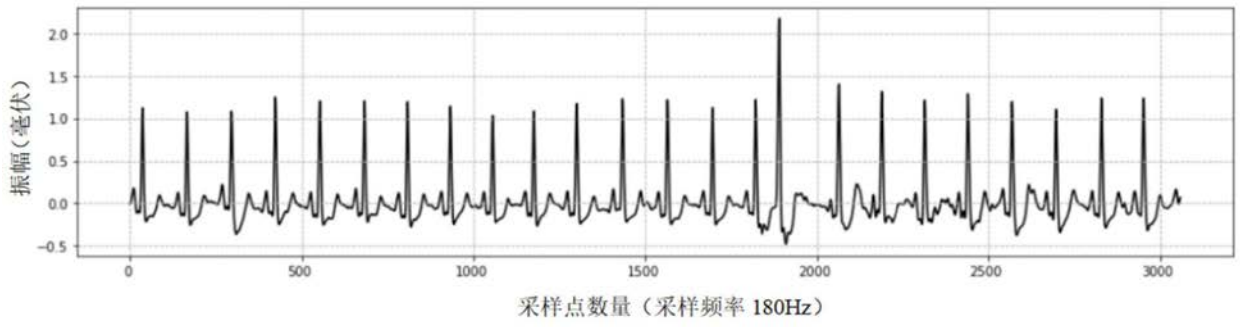


图30

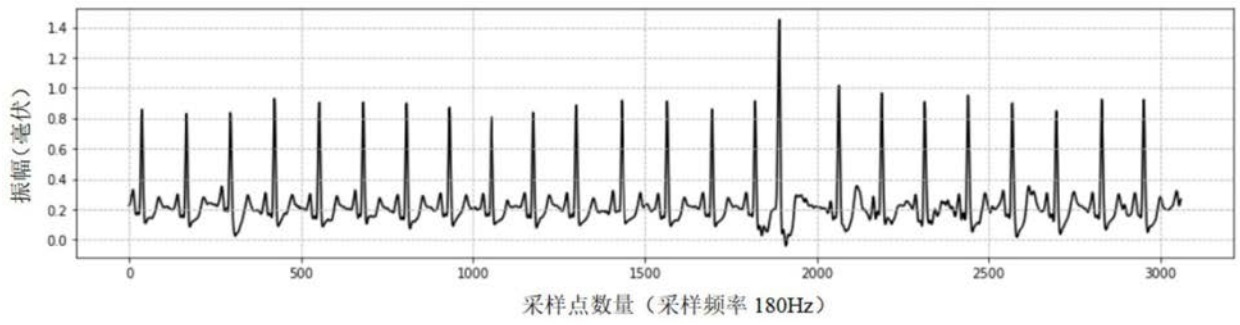


图31

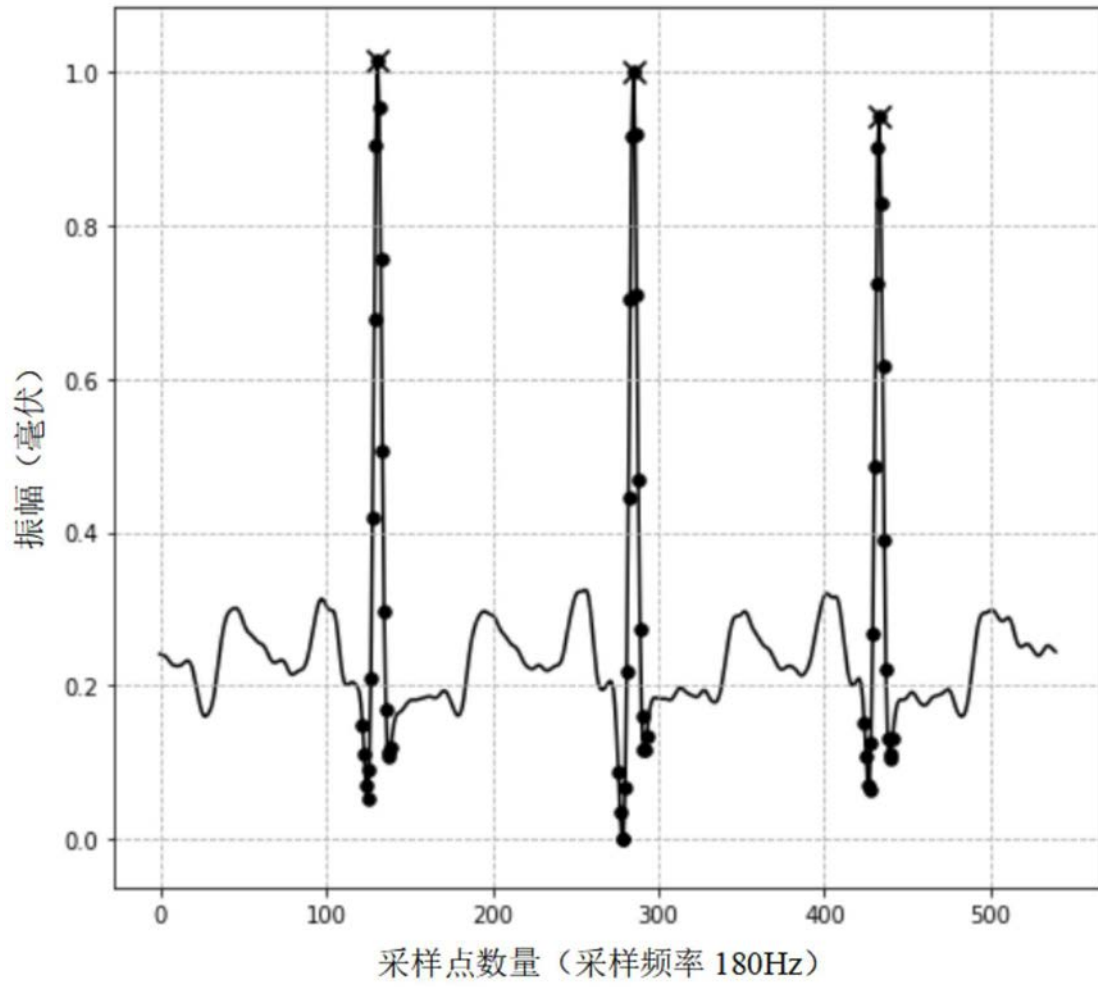


图32

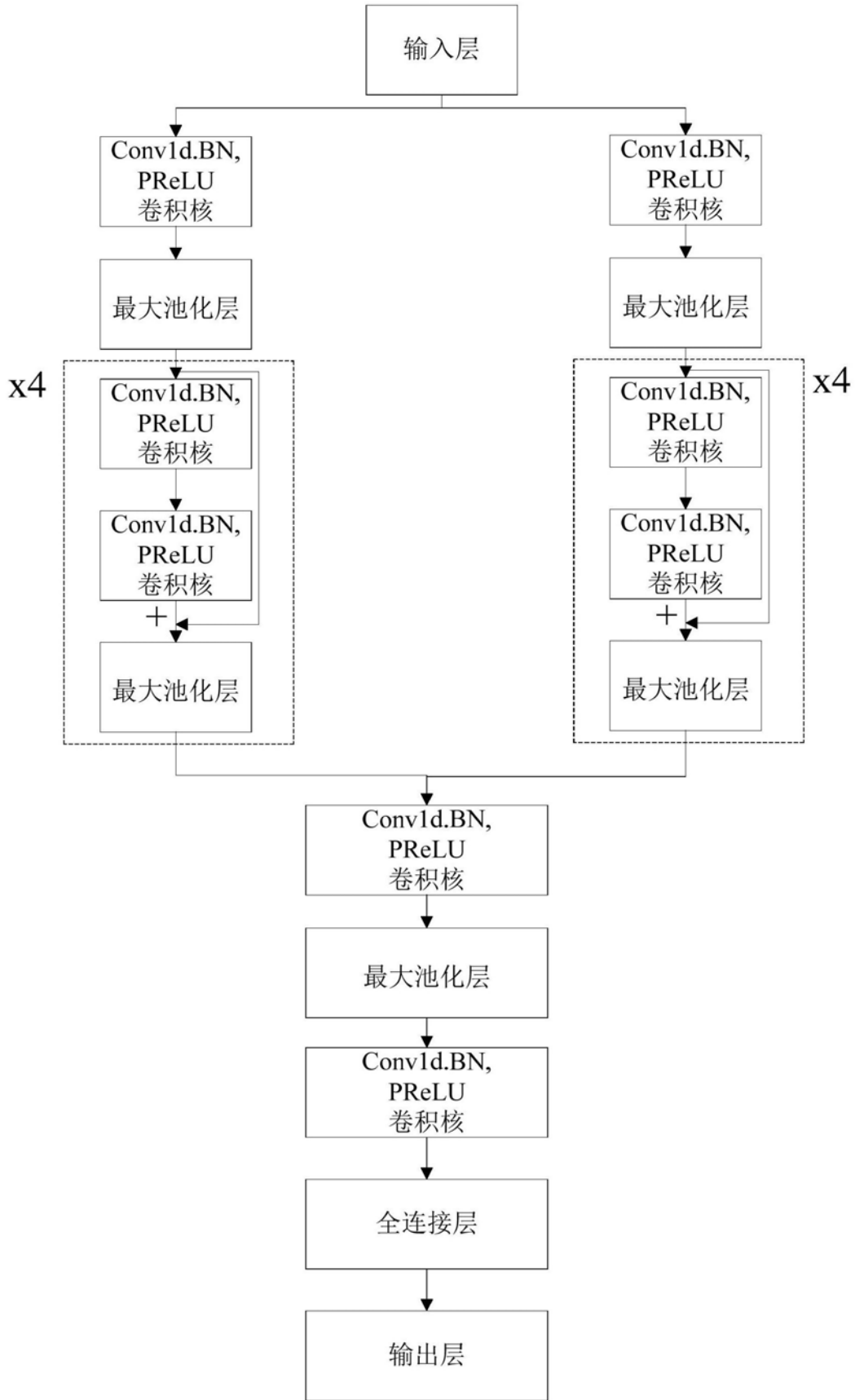


图33

专利名称(译)	一种心电信号QRS特征波的识别方法、训练方法及系统		
公开(公告)号	CN110141216A	公开(公告)日	2019-08-20
申请号	CN201910455091.0	申请日	2019-05-29
[标]申请(专利权)人(译)	清华大学深圳研究生院 东莞见达信息技术有限公司		
申请(专利权)人(译)	清华大学深圳研究生院 东莞见达信息技术有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	清华大学深圳研究生院 东莞见达信息技术有限公司		
[标]发明人	王兴军 徐子尧 冯发润 黄海平 李庆		
发明人	王兴军 邹庆言 徐子尧 冯发润 黄海平 李庆		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267		
代理人(译)	乔媛 王天尧		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了一种心电信号QRS特征波的识别方法、神经网络模型的训练方法、心电信号QRS特征波的识别系统、神经网络模型的训练装置、计算机设备以及计算机可读存储介质，涉及生物医学技术领域。其中，心电信号QRS特征波的识别方法包括：获取待识别的心电信号；将所述心电信号进行预处理，得到信号片段；基于残差网络构造神经网络模型并对所述神经网络模型进行训练；基于所述神经网络模型对所述信号片段进行识别，得到所述心电信号中的QRS特征波。本发明由于在模型训练过程中有效避免了梯度消失的问题，因此具有执行效率较高的特点，在整个算法流程中有效减少了特征工程的步骤。

