



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110393519 A

(43)申请公布日 2019. 11. 01

(21)申请号 201910765620.7

(22)申请日 2019.08.19

(71)申请人 广州视源电子科技股份有限公司
地址 510530 广东省广州市黄埔区云埔四路6号

(72)发明人 王红梅

(74)专利代理机构 北京康信知识产权代理有限公司 11240
代理人 董文倩

(51)Int.Cl.

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

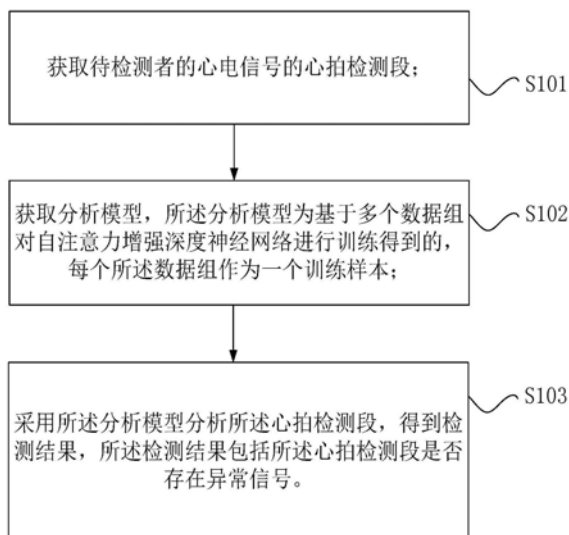
权利要求书2页 说明书15页 附图4页

(54)发明名称

心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器

(57)摘要

本申请提供了一种心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器,该方法包括步骤:获取待检测者的心电信号的心拍检测段;获取分析模型,分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,每个数据组作为一个训练样本;采用分析模型分析心拍检测段,得到检测结果,检测结果包括心拍检测段是否存在异常信号。该方法中,分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的,该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络,该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重,利用权重突出与目标相关的信息,从而得到更加准确的分析模型,进而可以得到更为准确的是否有异常信号的分析结果。



1. 一种心电信号的分析方法,其特征在于,包括步骤:

获取待检测者的心电信号的心拍检测段;

获取分析模型,所述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,每个所述数据组作为一个训练样本;

采用所述分析模型分析所述心拍检测段,得到检测结果,所述检测结果包括所述心拍检测段是否存在异常信号。

2. 根据权利要求1所述的分析方法,其特征在于,各所述数据组均包括多个心拍训练段和表征信号,每个所述心拍训练段包括多个训练心电信号段,所述获取分析模型的步骤,包括:

基于所述自注意力增强深度神经网络,获取所述心拍训练段对应的输出信号,所述输出信号为表征所述心拍训练段是否有异常信号的信号;

根据所述输出信号和对应的所述表征信号对所述自注意力增强深度神经网络进行训练,得到所述分析模型。

3. 根据权利要求2所述的分析方法,其特征在于,所述基于所述自注意力增强深度神经网络,获取所述心拍训练段对应的输出信号的步骤,包括:

提取所述心拍训练段中的各所述训练心电信号段的多个第一特征面;

采用分组卷积操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第一特征;

至少采用自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征;

将所述第一特征和所述第二特征一一对应地进行融合,得到多个第三特征,融合的所述第一特征和所述第二特征对应同一个所述第一特征面;

对所述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到所述输出信号。

4. 根据权利要求3所述的分析方法,其特征在于,所述采用自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征的步骤,包括:

采用第一卷积操作对各所述第一特征面进行提取,得到多个第二特征面;

采用第二卷积操作对各所述第二特征面进行特征提取,得到多个第一子特征;

采用所述自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征;

将所述第一子特征和所述第二子特征一一对应地进行融合,得到多个所述第二特征,融合的所述第一子特征和所述第二子特征对应同一个所述第二特征面。

5. 根据权利要求3所述的分析方法,其特征在于,所述采用自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征的步骤,包括:

采用矩阵乘积以及加权求和的方式,对各所述第二特征面进行提取,得到多个所述第二子特征。

6. 根据权利要求3所述的分析方法,其特征在于,所述对所述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到所述输出信号的步骤,包括:

对各所述第三特征进行全局平均池化,得到各所述第三特征的特征值;

对各所述心拍训练段的多个所述训练心电信号段对应的所述特征值进行融合,得到第四特征;

将各所述心拍训练段对应的所述第四特征输入全连接层,得到所述输出信号。

7. 根据权利要求1所述的分析方法,其特征在于,所述心电信号的获取过程,包括:
采集所述待检测者的初始心电信号;
对所述初始心电信号进行去噪处理;
对经过去噪处理的所述初始心电信号进行归一化处理,得到所述心电信号。
8. 根据权利要求7所述的分析方法,其特征在于,所述获取待检测者的心电信号的心拍检测段的步骤,包括:
获取各所述心电信号的基准位置,所述基准位置为R波位置;
基于所述基准位置获取预备心拍检测段;
将所述预备心拍检测段扩展为具有预定长度的所述心拍检测段。
9. 根据权利要求1所述的分析方法,其特征在于,所述待检测者的所述心电信号包括N个所述心拍检测段,且N为正整数,所述采用所述分析模型分析所述心拍检测段,得到检测结果的步骤,包括:
采用所述分析模型分析各所述心拍检测段,得到预测输出值;
根据多个所述心拍检测段对应的所述预测输出值,确定所述心拍检测段是否存在所述异常信号,在大于 $P1 \times N$ 个的所述心拍检测段对应的预测输出值均为0的情况下,确定所述心拍检测段不存在所述异常信号,在大于 $(1-P1) \times N$ 个的所述心拍检测段对应的预测输出值均为1的情况下,确定所述心拍检测段存在所述异常信号,其中,P1为根据所述心拍检测段确定存在所述异常信号的概率。
10. 一种心电信号的分析装置,其特征在于,包括:
第一获取单元,用于获取待检测者的心电信号的心拍检测段;
第二获取单元,用于获取分析模型,所述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,每个所述数据组作为一个训练样本;
分析单元,用于采用所述分析模型分析各所述心拍检测段,得到检测结果,所述检测结果包括所述心拍检测段是否存在异常信号。
11. 一种存储介质,其特征在于,所述存储介质包括存储的程序,其中,所述程序执行权利要求1至9中任意一项所述的分析方法。
12. 一种处理器,其特征在于,所述处理器用于运行程序,其中,所述程序运行时执行权利要求1至9中任意一项所述的分析方法。

心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器

技术领域

[0001] 本申请涉及心电信号的分析领域,具体而言,涉及一种心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器。

背景技术

[0002] 心电图 (Electrocardiogram, 简称ECG) 是一种通过肌电信号变化记录心脏活动的手段,具有价格便宜、检查方便速度快以及对人体无创伤的优点。心电图有多种类型,12导联心电图是临床最常见的心电图,各导联心电图分别是心脏不同方位心电活动的表现。

[0003] 心肌梗死 (Myocardial Infarction, 简称MI) 是一种严重威胁人类生命健康的疾病,是近年来造成人类死亡的主要疾病。发生心肌梗死时,心脏的冠状动脉较大的分支完全闭塞,形成血栓,心肌细胞得不到血液营养而坏死,此时心电图会产生病理性Q波,ST段抬高或压低,T波倒置或正负双向等异常表现。因此,通过分析12导联心电图的电信号,捕捉其中与病理相关的异常变化,这对于心肌梗死的检测具有重要的意义,已经成为临床医疗心梗检测的必要手段。

[0004] 现有的心电信号分析方法主要依赖特征工程提取信号的时域、频域、时频域以及复杂度等特征,通过特征的变化表征信号是否异常,或者加入支持向量机 (SVM)、决策树、随机森林等分类器,进行有监督学习,训练分类器。特征工程提取的特征具有很强的人为因素,特征的个数有限,且不同人之间的心电图有一定的特异性,特征工程提取的特征只能在小数据范围内表征异常,泛化性能较弱。现有的方法多数停留在同一病人数据既在训练集又在测试集,相当于是一种有校准的检测。但实际临床中,新来病人的数据是模型未接触过的,在这种情况下,信号分析的准确率会由于人的特异性大大降低。

[0005] 在背景技术部分中公开的以上信息只是用来加强对本文所描述技术的背景技术的理解,因此,背景技术中可能包含某些信息,这些信息对于本领域技术人员来说并未形成在本国已知的现有技术。

发明内容

[0006] 本申请的主要目的在于提供一种心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器,以解决现有技术中心电信号的分析方法难以得到准确的分析结果的问题。

[0007] 为了实现上述目的,根据本申请的一个方面,提供了一种心电信号的分析方法,该方法包括步骤:获取待检测者的心电信号的心拍检测段;获取分析模型,所述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,每个所述数据组作为一个训练样本;采用所述分析模型分析所述心拍检测段,得到检测结果,所述检测结果包括所述心拍检测段是否存在异常信号。

[0008] 进一步地,各所述数据组均包括多个心拍训练段和表征信号,每个所述心拍训练段包括多个训练心电信号段,所述获取分析模型的步骤,包括:基于所述自注意力增强深度神经网络,获取所述心拍训练段对应的输出信号,所述输出信号为表征所述心拍训练段是

否有异常信号的信号;根据所述输出信号和对应的所述表征信号对所述自注意力增强深度神经网络进行训练,得到所述分析模型。

[0009] 进一步地,基于所述自注意力增强深度神经网络,获取所述心拍训练段对应的输出信号的步骤,包括:提取所述心拍训练段中的各所述训练心电信号段的多个第一特征面;采用分组卷积操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第一特征;至少采用自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征;将所述第一特征和所述第二特征一一对应地进行融合,得到多个第三特征,融合的所述第一特征和所述第二特征对应同一个所述第一特征面;对所述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到所述输出信号。

[0010] 进一步地,所述采用自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征的步骤,包括:采用第一卷积操作对各所述第一特征面进行提取,得到多个第二特征面;采用第二卷积操作对各所述第二特征面进行特征提取,得到多个第一子特征;采用所述自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征;将所述第一子特征和所述第二子特征一一对应地进行融合,得到多个所述第二特征,融合的所述第一子特征和所述第二子特征对应同一个所述第二特征面。

[0011] 进一步地,所述采用自注意力操作对各所述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征的步骤,包括:采用矩阵乘积以及加权求和的方式,对各所述第二特征面进行提取,得到多个所述第二子特征。

[0012] 进一步地,所述对所述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到所述输出信号的步骤,包括:对各所述第三特征进行全局平均池化,得到各所述第三特征的特征值;对各所述心拍训练段的多个所述训练心电信号段对应的所述特征值进行融合,得到第四特征;将各所述心拍训练段对应的所述第四特征输入全连接层,得到所述输出信号。

[0013] 进一步地,所述心电信号的获取过程,包括:采集所述待检测者的初始心电信号;对所述初始心电信号进行去噪处理;对经过去噪处理的所述初始心电信号进行归一化处理,得到所述心电信号。

[0014] 进一步地,所述获取待检测者的心电信号的心拍检测段的步骤,包括:获取各所述心电信号的基准位置,所述基准位置为R波位置;基于所述基准位置获取预备心拍检测段;将所述预备心拍检测段扩展为具有预定长度的所述心拍检测段。

[0015] 进一步地,所述待检测者的所述心电信号包括N个所述心拍检测段,且N为正整数,所述采用所述分析模型分析所述心拍检测段,得到检测结果的步骤,包括:采用所述分析模型分析各所述心拍检测段,得到预测输出值;根据多个所述心拍检测段对应的所述预测输出值,确定所述心拍检测段是否存在所述异常信号,在大于 $P1 \times N$ 个的所述心拍检测段对应的预测输出值均为0的情况下,确定所述心拍检测段不存在所述异常信号,在大于 $(1-P1) \times N$ 个的所述心拍检测段对应的预测输出值均为1的情况下,确定所述心拍检测段存在所述异常信号,其中, $P1$ 为根据所述心拍检测段确定存在所述异常信号的概率。

[0016] 根据本申请的另一方面,提供了一种心电信号的分析装置,包括:第一获取单元,用于获取待检测者的心电信号的心拍检测段;第二获取单元,用于获取分析模型,所述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,每个所述数据组作

为一个训练样本；分析单元，用于采用所述分析模型分析各所述心拍检测段，得到检测结果，所述检测结果包括所述心拍检测段是否存在异常信号。

[0017] 根据本申请的另一方面，提供了一种存储介质，所述存储介质包括存储的程序，其中，所述程序执行任意一种所述的分析方法。

[0018] 根据本申请的另一方面，提供了一种处理器，所述处理器用于运行程序，其中，所述程序运行时执行任意一种所述的分析方法。

[0019] 应用本申请的技术方案，上述的心电信号的分析方法中，分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的，该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络，该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重，利用权重突出与目标相关的信息，从而得到更加准确的分析模型，进而根据该模型得到的预测概率更加准确，进而可以得到更为准确的是否有异常信号的分析结果。

附图说明

[0020] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解，本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请，并不构成对本申请的不当限定。在附图中：

[0021] 图1示出了根据本申请的心电信号的分析方法的实施例的流程示意图；

[0022] 图2是示出了本申请的初始心电信号以及去噪后的初始心电信号的对比示意图；

[0023] 图3示出了本申请的经过去噪处理后的初始心电信号和经过归一化处理后的初始心电信号的对比示意图；

[0024] 图4示出了本申请的心电信号的分析装置的实施例的结构示意图；

[0025] 图5示出了本申请的一种具体的实施例的分析方法的过程图；以及

[0026] 图6示出了本申请的一种具体的实施例的分析装置的局部结构示意图。

具体实施方式

[0027] 需要说明的是，在不冲突的情况下，本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。下面将参考附图并结合实施例来详细说明本申请。

[0028] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案，下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本申请一部分的实施例，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，都应当属于本申请保护的范围。

[0029] 需要说明的是，本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象，而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换，以便这里描述的本申请的实施例。此外，术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形，意图在于覆盖不排他的包含，例如，包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0030] 应该理解的是，当元件（诸如层、膜、区域、或衬底）描述为在另一元件“上”时，该元件可直接在该另一元件上，或者也可存在中间元件。而且，在说明书以及权利要求书中，当

描述有元件“连接”至另一元件时,该元件可“直接连接”至该另一元件,或者通过第三元件“连接”至该另一元件。

[0031] 正如背景技术所说,现有技术中的心电信号的分析方法难以得到准确的分析结果,为了缓解这一问题,本申请的一种典型的实施方式中,提供了一种心电信号的分析方法、分析装置、存储介质和处理器。

[0032] 根据本申请的实施例,提供了一种心电信号的分析方法,如图1所示,该分析方法包括步骤:

[0033] 步骤S101,获取待检测者的心电信号的心拍检测段;

[0034] 步骤S102,获取分析模型,上述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,一个上述数据组作为一个训练样本;

[0035] 步骤S103,采用上述分析模型分析上述心拍检测段,得到检测结果,上述检测结果包括上述心拍检测段是否存在异常信号,基于目前的事实来说,在待检测者具有心肌梗死异常的情况下,其心拍检测段中会存在异常信号。

[0036] 上述的分析方法中,分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的,该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络,该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重,利用权重突出与目标相关的信息,从而得到更加准确的分析模型,进而根据该模型得到的预测概率更加准确,进而可以得到更为准确的是否有异常信号的分析结果。

[0037] 需要说明的是,在附图的流程图示出的步骤可以在诸如一组计算机可执行指令的计算机系统中执行,并且,虽然在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤。

[0038] 为了进一步获取更加准确的分析模型,从而进一步保证根据该分析模型得到的分析结果更加准确,本申请的一种实施例中,各上述数据组均包括多个心拍训练段的信号和表征信号,该数据组也可以称为训练集(X,Y),其中,X表示心拍训练段,Y表示表征信号,心拍训练段就是一个心拍对应的信号,每个上述心拍的信号包括多个训练心电信号段,上述获取分析模型的步骤包括:基于上述自注意力增强深度神经网络,获取上述心拍训练段对应的输出信号,上述输出信号为表征上述心拍训练段是否有异常信号的信号,具体可以用Pred_Y表示;根据上述输出信号和对应的上述表征信号对上述自注意力增强深度神经网络进行训练,得到上述分析模型。

[0039] 需要说明的是,本申请中的对上述自注意力增强深度神经网络进行训练的方法可以为现有技术中的任何可行的方法,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的训练方法进行训练。

[0040] 需要说明的是,本申请中的心拍检测段实际上就是待检测者的心拍信号,本申请的心拍训练段实际上就是训练样本的心拍信号,为了区分二者,分别称为心拍检测段和心拍训练段。

[0041] 为了进一步通过训练得到更加准确的分析模型,本申请的一种实施例中,上述根据上述输出信号和对应的上述表征信号对上述自注意力增强深度神经网络进行训练,得到上述分析模型的步骤,包括:通过交叉熵损失函数计算表征信号Y和输出信号Pred_Y的损失,将损失反向传播,利用自适应矩估计法(Adaptive Moment Estimation,Adam)训练自注

意力增强深度神经网络。

[0042] 另外,还需要说明的是,本申请中的获取心拍训练段对应的输出信号的方式有多种,只要利用自注意力操作即可,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的获取方法或者过程。

[0043] 本申请的一种具体的实施例,上述基于上述自注意力增强深度神经网络,获取上述心拍训练段对应的输出信号的步骤,包括:提取上述心拍训练段中的各上述训练心电信号段的多个第一特征面,即每个训练心电信号段均可以提取得到多个第一特征面,具体第一特征面的个数可以根据实际情况来确定,可以为两个或者两个以上的其他数量,比如四个,对应的提取方法可以采用现有技术中的任何可行的提取方法,比如采用卷积层来提取;采用分组卷积操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第一特征,每个第一特征面对应一个或者多个第一特征,实际上,该第一特征也是特征面;至少采用自注意力操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征,对应地,该第二特征实际也为特征面;将上述第一特征和上述第二特征一一对应地进行融合,得到多个第三特征,该第三特征也是一个特征面,且该第三特征为注意力增强的卷积特征,融合的上述第一特征和上述第二特征对应同一个上述第一特征面;对上述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到上述输出信号。

[0044] 上述的实施例中,卷积操作可提取心电训练信号的局部特征,而自注意力操作可以提取心电训练信号的全局特征,通过自注意力增强操作和卷积操作,丰富了模型提取特征的多样性。此外,将采用自注意力增强操作提取的特征和分组卷积操作提取的特征融合,有利于增加特征的表达能力。将每个心拍训练段的多个训练心电信号段对应的特征融合,大大扩增了模型提取的信息量,有利于增强模型拟合能力,从而提升分析模型的准确性,进而可以采用该分析模型得到更为准确的分析结果。

[0045] 需要说明的是,本申请中上述实施例中的第一个步骤并不限于提取各训练心电信号段的多个第一特征面,还可以为提取各训练心电信号段的一个第一特征面,本领域技术人员可以根据实际情况提取一个或者多个第一特征面,相对提取各训练心电信号段的一个第一特征面来说,提取各训练心电信号段的多个第一特征面的方式获取的输出信号更为准确,且得到的分析模型较优。

[0046] 为了进一步优化分析模型,从而提高该分析模型分析的准确性,本申请的一种实施例中,上述采用自注意力操作对上述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征的步骤,包括:采用第一卷积操作对各上述第一特征面进行提取,得到多个第二特征面,每个第一特征面可以提取得到一个第二特征面,也可以提取得到多个第二特征面,具体的提取数量可以根据实际情况来调整,但是无论一个第一特征面对应一个第二特征面还是多个第二特征面,该步骤中对多个第一特征面进行提取,都会得到多个第二特征面,例如,可以对四个第一特征面进行提取得到八个第二特征面;采用第二卷积操作对各上述第二特征面进行特征提取,得到多个第一子特征,该第一子特征实际也为特征面,每个第二特征面对应一个第一子特征或者多个第一子特征,具体可以根据实际情况来确定,当然,多个第二特征面对应多个第一子特征;采用上述自注意力操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征,该第二子特征也为特征面,这个步骤中,可以采用一次自注意力操作,也可以采用多次自注意力操作(多头自注意力操作),采用多个自注意力操作时即为对每个第一特

征面进行多次自注意力操作;将上述第一子特征和上述第二子特征一一对应地进行融合,得到多个上述第二特征,融合的上述第一子特征和上述第二子特征对应同一个上述第二特征面。

[0047] 需要说明的是本申请的“特征提取”、“融合”、“全局平均池化处理”以及“全连接层处理”均为本领域中的公知术语。本申请的特征提取是指将原始特征转换为一组具有明显物理意义或者同级意义或核的特征。融合是指将不同的特征进行组合。全局平均池化处理是指不以窗口的形式取均值,而是以特征图(feature map)为单位进行均值化。全连接层处理起到将学到的“特征表示”映射到样本标记空间的作用。这些过程对应的实现方式可以为现有技术中任何可行的方式。例如,特征提取可以采用卷积操作实现,全连接层处理可以采用卷积操作实现。

[0048] 需要说明的是,本申请中的自注意力操作可以为现有技术中的任何可行的自注意力操作,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的自注意力操作。为了更加准确地提取信号的全局特征,从而得到更为准确的分析模型,本申请的一种实施例中,采用自注意力操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征,包括:采用矩阵乘积以及加权求和的方式,对各上述第二特征面进行提取,得到多个上述第二子特征。

[0049] “对上述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到上述输出信号”的过程可以为任何可行的且包括上述两个处理过程的方式,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的方法来得到输出信号,本申请的一种具体的实施例中,上述对上述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到上述输出信号的步骤,包括:对各上述第三特征进行全局平均池化,得到各上述第三特征的特征值;对各上述心拍训练段的多个上述训练心电信号段对应的上述特征值进行融合(也可以称为特征堆叠),得到第四特征,这样将每个心拍训练段的多个训练心电信号段对应的特征融合,大大扩增了模型提取的信息量,有利于增强模型拟合能力,从而提升分析模型的准确性,进而可以采用该分析模型得到更为准确的分析结果;将各上述心拍训练段对应的上述第四特征输入全连接层,得到上述输出信号。

[0050] 本申请的深度神经网络在多个公开数据库上跨数据库上进行训练。将数据集按比例随机分为训练集和测试集,两个数据集不同时包含同一个训练样本,每一个训练样本实际上就是一个人。采用训练集的(X,Y)训练自注意力增强深度神经网络,得到网络的最优参数及最优模型并保存。将最优模型参数及上述网络结构存储在云平台或装置中,使用时通过装置调用。

[0051] 本申请中的心拍检测段的获取方法可以为现有技术中的任何可行的方法,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的方法来获取心拍检测段。本申请的一种具体的实施例中,获取待检测者的心电信号的包括:获取上述心电信号;提取上述心电信号的上述心拍检测段。本申请中的待检测者的心电信号为任何可行的心电信号,本申请的一种实施例中,心电信号为导联心电信号,对应地,训练心电信号段也为导联心电信号。

[0052] 实际采集的心电信号常表现出明显的基线漂移、工频干扰以及高频噪声等,使识别难度加大,得到的心电信号并不准确,从而得到的分析结果也不准确,为了缓解或者避免这一问题,本申请的一种实施例中,上述心电信号的获取过程,包括:采集上述待检测者的初始心电信号;对上述初始心电信号进行去噪处理;对经过去噪处理的上述初始心电信号

进行归一化处理,得到上述心电信号。

[0053] 上述的实施例中的去噪处理和归一化处理可以采用任何合适的步骤进行,本申请的一种具体的实施例中,采用带通滤波法对每个心电信号去噪。滤波器的允许通过的频段在0.5~49Hz之间。以国际公开数据库PTB数据的211样本的s0433re记录为例,去噪处理前后对比信号如图2所示,基线漂移明显被抑制,且波形信息损失小,保留多。

[0054] 本申请的另一种具体的实施例中,对经过去噪处理的上述初始心电信号进行归一化处理的公式为: $x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}$ 其中, x 是每个导联信号, \bar{x} 是导联信号的平均值, σ 是导联信号的方差,归一化后的得到的待测心电信号如图3所示。

[0055] 需要说明的是,本申请的图2和图3的每个信号的曲线的横坐标为时间,单位为s,纵坐标为电压,单位为mV。

[0056] 更为具体的一种实施例中,上述采集上述待检测者的初始心电信号的步骤,包括:采集上述待检测者的12导联信号,得到上述初始心电信号。可以通过心电贴与电极连接,采集待检测者的12个导联心电信号并存储,每个导联心电信号不短于10s,12个导联具体指:I、II、III、aVR、aVL、aVF、V1、V2、V3、V4、V5以及V6。

[0057] 为了进一步提高分析模型得到的分析结果的准确确定,本申请的一种实施例中,提取上述心电信号的上述心拍检测段包括:获取各上述心电信号的基准位置,上述基准位置为R波位置,具体可以采用Pan-Tompkins算法(一种已发表论文、业界公认的R波检测算法);基于上述基准位置获取预备心拍检测段,具体地,上述预备心拍检测段的区间可以为 $[Ri - a * RRi, Ri + b * RRi + 1]$, RRi 和 $RRi + 1$ 分别是当前R波RR间期(RR间期是指两个QRS波中R波之间的时间)和下一个R波RR间期, $0 < a, b < 1$;将上述预备心拍检测段扩展为具有预定长度的上述心拍检测段,这样得到多个长度相同的心拍检测段,进一步方便检测,保证了检测结果的准确性。上述的扩展方式可以为现有技术中的任何不影响检测结果的扩展方式,

[0058] 本申请的一种具体的实施例中,将取区间 $[Ri - a * RRi, Ri + b * RRi + 1]$ 的信号嵌入一个固定长度 L_0 的0值序列 y_i 中,比如长度为 $2 * fs$ (其中 fs 是信号采样频率),区间长度一定大于所取信号段长度。嵌入方式可以是 y_i 序列的中间点与 Ri 点对齐,也可以是其他对齐方式。假设检测到待检测者的心电信号包括 N 个R波,那么,这个信号就包含了 N 个心拍检测段,每个检测段长度为 L_0 。将每个待检测者的心电信号用矩阵表示,那么,矩阵结构为 $N \times 12 \times L_0$, N 表示 N 个心拍检测段,12表示每个心拍检测段包括12个导联信号。

[0059] 一种具体的实施例中,上述待检测者的上述心电信号包括 N 个心拍检测段,且 N 为正整数,上述采用上述分析模型分析上述心拍检测段,得到检测结果的步骤,包括:采用上述分析模型分析各上述心拍检测段,得到预测输出值;根据多个上述心拍检测段对应的上述预测输出值确定上述心拍检测段是否存在异常信号,在大于 $P1 \times N$ 个的上述心拍检测段对应的预测输出值均为0的情况下,确定上述心拍检测段不存在异常信号,确定上述待检测者不具有心肌梗死异常,在大于 $(1 - P1) \times N$ 个的上述心拍检测段对应的预测输出值均为1的情况下,确定上述心拍检测段存在异常信号,需要尽快进行更深入的检测和治疗,其中, $P1$ 为根据上述心拍检测段确定的异常信号的概率。

[0060] 本申请实施例还提供了一种心电信号的分析装置,需要说明的是,本申请实施例的心电信号的分析装置可以用于执行本申请实施例所提供的用于心电信号的分析方法。以

下对本申请实施例提供的心电信号的分析装置进行介绍。

[0061] 本申请的另一种典型的实施方式中,提供了一种心电信号的分析装置,如图4所示,该分析装置包括:

[0062] 第一获取单元10,用于获取待检测者的心电信号的心拍检测段;

[0063] 第二获取单元20,用于获取分析模型,上述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,每个上述数据组作为一个训练样本;

[0064] 分析单元30,用于采用上述分析模型分析各上述心拍检测段,得到检测结果,上述检测结果包括上述心拍检测段是否有上述心拍检测段是否存在异常信号,基于目前的事实来说,在待检测者具有心肌梗死异常的情况下,其心拍检测段中会存在异常信号。

[0065] 上述的分析装置中,分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的,该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络,该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重,利用权重突出与目标相关的信息,从而得到更加准确的分析模型,进而根据该模型得到的预测概率更加准确,进而可以得到更为准确的是否有异常信号的分析结果。

[0066] 为了进一步获取更加准确的分析模型,从而进一步保证根据该分析模型得到的分析结果更加准确,本申请的一种实施例中,各上述数据组均包括多个心拍训练段的信号和表征信号,该数据组也可以称为训练集(X,Y),其中,X表示心拍训练段,Y表示表征信号,心拍训练段就是一个心拍对应的信号,每个上述心拍的信号包括多个训练心电信号段,第二获取单元包括第一获取模块和训练模块,该第一获取模块用于基于上述自注意力增强深度神经网络获取上述心拍训练段对应的输出信号,上述输出信号为表征上述心拍训练段是否有异常信号的信号,具体可以用Pred_Y表示;训练模块用于根据上述输出信号和对应的上述表征信号对上述自注意力增强深度神经网络进行训练,得到上述分析模型。

[0067] 需要说明的是,本申请中的对上述自注意力增强深度神经网络进行训练的训练模块可以为现有技术中的任何可行的模块,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的训练模块进行训练。

[0068] 需要说明的是,本申请中的心拍检测段实际上就是待检测者的心拍信号,本申请的心拍训练段实际上就是训练样本的心拍信号,为了区分二者,分别称为心拍检测段和心拍训练段。

[0069] 为了进一步通过训练得到更加准确的分析模型,本申请的一种实施例中,训练模块用于通过交叉熵损失函数计算表征信号Y和输出信号Pred_Y的损失,将损失反向传播,利用自适应矩估计法(Adaptive Moment Estimation,简称Adam)训练自注意力增强深度神经网络。

[0070] 另外,还需要说明的是,本申请中的第一获取模块的获取心拍训练段对应的输出信号的方式有多种,只要利用自注意力操作即可,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的获取方式。

[0071] 本申请的一种具体的实施方式中,如图5所示,第一获取模块21包括第一提取子模块211、第二提取子模块212、第三提取子模块213、第一融合子模块214以及后续处理子模块215,其中,第一提取子模块用于提取上述心拍训练段中的各上述训练心电信号段的多个第一特征面,即每个训练心电信号段均可以提取得到多个第一特征面,具体第一特征面的个

数可以根据实际情况来确定,可以为两个或者两个以上的其他数量,比如四个,对应的提取装置可以采用现有技术中的任何可行的提取装置,比如采用卷积层来提取;第二提取子模块用于采用分组卷积操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第一特征,每个第一特征面对应一个或者多个第一特征,实际上,该第一特征也是特征面;第三提取子模块用于至少采用自注意力操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第二特征,对应地,该第二特征实际也为特征面;第一融合子模块用于将上述第一特征和上述第二特征一一对应地进行融合,得到多个第三特征,该第三特征也是一个特征面,且该第三特征为注意力增强的卷积特征,融合的上述第一特征和上述第二特征对应同一个上述第一特征面;后续处理子模块用于对上述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到上述输出信号。

[0072] 上述的实施例中,第二提取子模块的卷积操作可提取心电训练信号的局部特征,而第三提取子模块的自注意力操作可以提取心电训练信号的全局特征,通过自注意力增强操作和卷积操作,丰富了模型提取特征的多样性。此外,第一融合子模块将采用自注意力增强操作提取的特征和分组卷积操作提取的特征融合,分组卷积比常规卷积提取的特征层之间相关性更强,有利于增加特征的表达能力。

[0073] 需要说明的是,本申请中上述实施例中的第一提取子模块并不限于提取各训练心电信号段的多个第一特征面,还可以为提取各训练心电信号段的一个第一特征面,本领域技术人员可以根据实际情况提取一个或者多个第一特征面,相对提取各训练心电信号段的一个第一特征面来说,提取各训练心电信号段的多个第一特征面的方式获取的输出信号更为准确,且得到的分析模型较优。

[0074] 为了进一步优化分析模型,从而提高该分析模型分析的准确性,本申请的一种实施例中,第三提取子模块213包括第四提取子模块216、第五提取子模块217、第六提取子模块218以及第二融合子模块219,其中,第四提取子模块采用第一卷积操作对各上述第一特征面进行提取,得到多个第二特征面,每个第一特征面可以提取得到一个第二特征面,也可以提取得到多个第二特征面,具体的提取数量可以根据实际情况来调整,但是无论一个第一特征面对应一个第二特征面还是多个第二特征面,该步骤中对多个第一特征面进行提取,都会得到多个第二特征面,例如,可以对四个第一特征面进行提取得到八个第二特征面;第五提取子模块采用第二卷积操作对各上述第二特征面进行特征提取,得到多个第一子特征,该第一子特征实际也为特征面,每个第二特征面对应一个第一子特征或者多个第一子特征,具体可以根据实际情况来确定,当然,多个第二特征面对应多个第一子特征;第六提取子模块采用上述自注意力操作对各上述第一特征面进行特征提取,得到多个第二子特征,该第二子特征也为特征面,这个步骤中,可以采用一次自注意力操作,也可以采用多次自注意力操作(多头自注意力操作),采用多个自注意力操作时即为对每个第一特征面进行多次自注意力操作;第二融合子模块用于将上述第一子特征和上述第二子特征一一对应地进行融合,得到多个上述第二特征,融合的上述第一子特征和上述第二子特征对应同一个上述第二特征面。

[0075] 本申请的特征提取是指将原始特征转换为一组具有明显物理意义或者同级意义或核的特征。融合是指将不同的特征进行堆叠组合。全局平均池化处理是指不以窗口的形式取均值,而是以特征图(feature map)为单位进行均值化。全连接层处理起到将学到的

“特征表示”映射到样本标记空间的作用。这些过程对应的实现装置可以为现有技术中任何可行的装置。例如,特征提取可以采用卷积层实现,全连接层处理可以采用卷积层实现。

[0076] 为了更加准确地提取信号的全局特征,从而得到更为准确的分析模型,本申请的一种实施例中,上述第六提取子模块用于采用矩阵乘积以及加权求和的方式,对各上述第二特征面进行提取,得到多个上述第二子特征。

[0077] 上述的后续处理子模块为任意可以执行“对上述第三特征进行至少全局平均池化处理以及全连接层的处理,得到上述输出信号”的子模块,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的具体的执行方式来得到输出信号,本申请的一种具体的实施例中,后续处理子模块215包括全局平均池化层220、第三融合子模块221以及全连接层222,其中,全局平均池化层用于对各上述第三特征进行全局平均池化,得到各上述第三特征的特征值;第三融合子模块用于对各上述心拍训练段的多个上述训练心电信号段对应的上述特征值进行融合(也可以称为特征堆叠),得到第四特征,这样将每个心拍训练段的多个训练心电信号段对应的特征融合,大大扩增了模型提取的信息量,有利于增强模型拟合能力,从而提升分析模型的准确性,进而可以采用该分析模型得到更为准确的分析结果;全连接层用于将各上述心拍训练段对应的上述第四特征输入全连接层,得到上述输出信号。

[0078] 本申请的深度神经网络在多个公开数据库上跨数据库上进行训练。将数据集按比例随机分为训练集和测试集,两个数据集不同时包含同一个训练样本,每一个训练样本实际上就是一个人。采用训练集的(X,Y)训练自注意力增强深度神经网络,得到网络的最优参数及最优模型并保存。将最优模型参数及上述网络结构存储在云平台或装置中,使用时通过装置调用。

[0079] 本申请中的获取心拍检测段的第一获取单元可以为现有技术中的任何可执行对应的过程的单元,本领域技术人员可以根据实际情况选择合适的第一获取单元来获取心拍检测段。本申请的一种具体的实施例中,第一获取单元包括第二获取模块和提取模块,其中,第二获取模块用于获取上述心电信号;提取模块用于提取上述心电信号的上述心拍检测段。本申请中的待检测者的心电信号为任何可行的心电信号,本申请的一种实施例中,心电信号为导联心电信号,对应地,训练心电信号段也为导联心电信号。

[0080] 实际采集的心电信号常表现出明显的基线漂移、工频干扰以及高频噪声等,使识别难度加大,得到的心电信号并不准确,从而得到的分析结果也不准确,为了缓解或者避免这一问题,本申请的一种实施例中,第二获取模块包括采集子模块和去噪处理子模块和归一化处理子模块,其中采集子模块用于采集上述待检测者的初始心电信号;去噪处理子模块用于对上述初始心电信号进行去噪处理;归一化处理子模块用于对经过去噪处理的上述初始心电信号进行归一化处理,得到上述心电信号。

[0081] 上述的实施例中的去噪处理子模块和归一化处理子模块可以采用任何合适的方法执行对应的操作,本申请的一种具体的实施例中,去噪处理子模块用于采用带通滤波法对每个心电信号去噪。滤波器的允许通过的频段在0.5~49Hz之间。以国际公开数据库PTB数据的211样本的s0433re记录为例,去噪前后对比信号如图2所示,基线漂移明显被抑制,且波形信息损失小,保留多。

[0082] 本申请的另一种具体的实施例中,归一化处理子模块对经过去噪处理的上述初始

心电信号进行归一化处理的公式为： $x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}$ 其中， x 是每个导联的信号， \bar{x} 是信号的平均值， σ 是信号的方差，归一化后得到的待测心电信号如图3所示。

[0083] 更为具体的一种实施例中，采集子模块用于采集上述待检测者的12导联信号，得到上述初始心电信号。可以通过心电贴与电极连接，采集待检测者的12个导联心电信号并存储，每个导联心电信号不短于10s，12个导联具体指：I、II、III、aVR、aVL、aVF、V1、V2、V3、V4、V5以及V6。

[0084] 为了进一步提高分析模型得到的分析结果的准确确定，本申请的一种实施例中，提取模块包括第一获取子模块、第二获取子模块以及扩展子模块，其中，第一获取子模块用于获取各上述心电信号的基准位置，上述基准位置为R波位置，具体可以采用Pan-Tompkins算法（一种已发表论文、业界公认的R波检测算法）；第二获取子模块用于基于上述基准位置获取预备心拍检测段，具体地，上述预备心拍检测段的区间可以为 $[R_i - a * RR_i, R_i + b * RR_i + 1]$ ， RR_i 和 $RR_i + 1$ 分别是当前R波RR间期和下一个R波RR间期， $0 < a, b < 1$ ；扩展子模块将上述预备心拍检测段扩展为具有预定长度的上述心拍检测段，这样得到多个长度相同的心拍检测段，进一步方便检测，保证了检测结果的准确性。上述的扩展方式可以为现有技术中的任何不影响检测结果的扩展方式，

[0085] 本申请的一种具体的实施例中，扩展子模块用于将取区间 $[R_i - a * RR_i, R_i + b * RR_i + 1]$ 的信号嵌入一个固定长度 L_0 的0值序列 y_i 中，比如长度为 $2 * f_s$ （其中 f_s 是信号采样频率），区间长度一定大于所取信号段长度，该序列中除了区间 $[R_i - a * RR_i, R_i + b * RR_i + 1]$ 的信号，剩余的均为0。嵌入方式可以是 y_i 序列的中间点与 R_i 点对齐，也可以是其他对齐方式。假设检测到待检测者的心电信号包括N个R波，那么，这个信号就包含了N个心拍检测段，每个检测段长度为 L_0 。将每个导联的检测段用矩阵表示，那么矩阵结构为 $N \times 12 \times L_0$ ，N表示N个心拍检测段，12表示12个导联。

[0086] 一种具体的实施例中，上述待检测者的上述心电信号包括N个心拍检测段，且N为正整数，分析单元包括分析模块和确定模块，其中，分析模块用于采用上述分析模型分析各上述心拍检测段，得到预测输出值；确定模块用于根据多个上述心拍检测段对应的上述预测输出值确定上述心拍检测段是否存在异常信号，在大于 $P1 \times N$ 个的上述心拍检测段对应的预测输出值均为0的情况下，确定上述心拍检测段不存在异常信号，在大于 $(1 - P1) \times N$ 个的上述心拍检测段对应的预测输出值均为1的情况下，确定上述心拍检测段存在异常信号，需要尽快进行更深入的检测和治疗，其中， $P1$ 为根据上述心拍检测段确定的异常信号的概率。

[0087] 为了使得本领域技术人员能够更加清楚地了解本申请的技术方案，以下将结合具体的实施例来说明本申请的技术方案。

[0088] 实施例1

[0089] 如图1所示，该心电信号的分析过程包括：

[0090] 步骤S101，获取待检测者的心电信号的心拍检测段。

[0091] 该步骤中通过心电贴与电极连接，采集待检测者的12个导联心电信号（简称12导联信号）作为初始心电信号并存储，每个导联心电信号不短于10s，12导联具体指：I、II、III、aVR、aVL、aVF、V1、V2、V3、V4、V5以及V6。

[0092] 为了缓解初始心电信号明显的基线漂移、工频干扰以及高频噪声等问题,降低识别难度以及增加识别的准确率。采用带通滤波法对每个导联心电信号去噪。滤波器的允许通过的频段的范围为0.5~49Hz。以国际公开数据库PTB数据的211样本的s0433re记录为例,去噪处理前后的对比信号如图2所示,基线漂移明显被抑制,且波形信息损失小,保留多。

[0093] 不同人及不同设备采集的心电信号分布不同,为了减小这种差异性,对每个导联信号按如下公式归一化:

$$[0094] \quad x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}$$

[0095] 其中,x是每个导联信号, \bar{x} 是导联信号的平均值, σ 是导联信号的方差。归一化后的各导联信号如图3所示。

[0096] 对于去噪以及归一化后的每个导联信号,采用Pan-Tompkins算法(一种已发表论文、业界公认的R波检测算法)求得每个导联信号的R波位置。将检测到的R波位置作为基准位置,取区间 $[R_i - a * RR_i, R_i + b * RR_{i+1}]$ 的信号beati(RR_i 和 RR_{i+1} 分别是当前R波RR间期和下一个R波RR间期, $0 < a$ 且 $b < 1$)嵌入一个固定长度 L_0 的0值序列 y_i 中,具体长度 L_0 为 $2 * f_s$ (其中 f_s 是信号采样频率),区间长度一定大于所取信号段长度,得到N个心拍检测段。嵌入方式是 y_i 的中间点与 R_i 点对齐。初始心电信号包括N个R波,那么,这个信号就包含了N个心拍检测段,每个检测段长度为 L_0 。将每个待检测者的心电信号用矩阵表示,那么,矩阵结构为 $N \times 12 \times L_0$,N表示N个心拍检测段,12表示每个心拍检测段包括12个导联信号。

[0097] 步骤S102,获取分析模型,上述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,一个上述数据组作为一个训练样本。

[0098] 该步骤中,设计了自注意力增强深度神经网络并训练得到最优模型,自注意力增强通过计算样本之间相关性得到注意力权重,利用权重突出与目标相关的信息,从而提高模型预测的准确率。

[0099] 自注意力增强深度神经网络包括注意力增强卷积特征、分组卷积特征与注意力增强卷积特征融合以及多导联特征融合三个主要结构。

[0100] 具体地,对于每个心拍训练段的12个训练心电信号段(每个训练心电信号段对应一个导联信号,即一个心拍训练段包括12个训练心电信号段)的每个训练心电信号段,首先通过第一提取子模块211的2个卷积层提取4个基本特征面(也称为第一特征面),即 $4 \times L_2$ 。然后,分别采用两个支路的操作提取四个基本特征面中蕴含的特征,一路采用第二提取子模块212的分组卷积操作,提取多个第一特征;另一路中,第三提取子模块213中的第四提取子模块216通过卷积操作提取8个第二特征面($8 \times L_3$)后,第五提取子模块217通过卷积操作提取多个第一子特征,第六提取子模块218通过采用多头自注意力机制提取多个第二子特征,然后第二融合子模块219将二者提取的特征融合,从而得到注意力增强的卷积特征,即得到16个第二特征($16 \times L_3$),如图5所示的第二融合子模块219。然后,第一融合子模块214将第一特征与第二特征进行特征堆叠,即融合得到24个第三特征($24 \times L_3$),如图5所示。最后,全局平均池化层220对融合后的第三特征做全局平均池化,得到表征每个第三特征的特征值,一个24个特征值;之后对每个训练心电信号段用同样的网络结构得到对应的第三特征,最后采用第三融合子模块221将每个心拍训练段的将12导联信号提取的第三特征的特

征值堆叠融合,如图5所示的第三融合子模块;之后将所有的特征通过全连接层222,得到无异常的概率值和有异常信号的概率值。需要说明的是,图6中示出了 L_1 、 L_2 以及 L_3 ,这三个分别表示 L_0 在不同变化后的一个训练心电信号段。

[0101] 本深度神经网络在多个公开数据库上跨数据库上进行训练。将数据集按比例随机分为训练集和测试集,两个数据集不同时包含同一个人数据。将心拍训练段标记为X,将“异常”、“正常”标记作为深度神经网络的输出Y。训练集的(X,Y)共同组成神经网络的训练样本,X按一定的批尺寸按批输入网络,通过前向传播得到Y的预测概率,概率比较大的为Pred_Y,通过交叉熵损失函数计算Y和Pred_Y损失,将损失反向传播,利用自适应矩估计法(Adaptive Moment Estimation,Adam)训练网络,得到网络的最优参数及最优模型并保存。将最优模型参数及上述网络结构存储在云平台或装置中,使用时通过装置调用。

[0102] 步骤S103,采用上述分析模型分析上述心拍训练段,得到检测结果。

[0103] 该步骤中,将待检测者的心拍检测段X输入最优模型,通过网络前向传播,输出预测概率PredY。若 $P(\text{非异常}) \geq P(\text{心梗异常})$,则预测值PredY为0,代表此心拍检测段不存在异常信号;若 $P(\text{非异常}) < P(\text{心梗异常})$,则预测值PredY为1,代表此心拍异常,出现异常信号。将同一个待检测者的心拍检测段数据识别结果进行整合,得到结果报告,如图6所示。整合过程为:若待检测者N个心拍检测段中, N_1 个心拍检测段的预测值为0, $N_1/N > P_1$,则报告心拍检测段无异常信号,否则心拍检测段心电图有异常信号,需尽快进行更深入的检查和治疗,其中, P_1 为根据上述心拍检测段确定的异常信号的概率。

[0104] 与现有的分析方法相比,该实施例的分析方法的不同点在于:

[0105] (1) 该实施例公开了一种基于自注意力增强深度神经网络的方法和装置,可以自动将信号分类为正常信号的和出现心肌梗死异常变化的异常信号。

[0106] (2) 该实施例公开了基于自注意力增强深度神经网络系统,采用多头自注意力层特征与卷积特征融合、注意力增强的卷积特征与分组卷积特征融合、多导联信号特征融合手段,丰富了特征的多样性,提高了特征的表达能力,充分挖掘了心电信号中的信息。

[0107] (3) 该实施例公开的分析方法灵敏度高,泛化性能好。在跨多个公开数据库上,训练集和测试集不包含同一病人、数据完全分开情况下,测试集检测达到了较高的检测灵敏度和特异性。跨数据集,数据由不同设备采集,跨病人,病人之间的心电图有很大的特异性,测试集结果说明本方法可以克服设备采集信号的差异和人的差异,具有更好的泛化能力。

[0108] (4) 该实施例公开的分析方法可以为患者是否有心肌梗死异常提供建议,可以预警有相关异常的人群提前采取措施,预防心梗发生。另一方面,此装置和方法也可辅助医生分析心电图,减轻医生工作量。

[0109] 上述心电信号的分析装置包括处理器和存储器,上述第一获取单元、第二获取单元以及分析单元等均作为程序单元存储在存储器中,由处理器执行存储在存储器中的上述程序单元来实现相应的功能。

[0110] 处理器中包含内核,由内核去存储器中调取相应的程序单元。内核可以设置一个或以上,通过调整内核参数来实现对心拍信号的更准确的分析。

[0111] 存储器可能包括计算机可读介质中的非永久性存储器,随机存取存储器(RAM)和/或非易失性内存等形式,如只读存储器(ROM)或闪存(flash RAM),存储器包括至少一个存储芯片。

[0112] 本发明实施例提供了一种存储介质,其上存储有程序,该程序被处理器执行时实现上述心电信号的分析方法。

[0113] 本发明实施例提供了一种处理器,上述处理器用于运行程序,其中,上述程序运行时执行上述心电信号的分析方法。

[0114] 本发明实施例提供了一种设备,设备包括处理器、存储器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序,处理器执行程序时实现至少以下步骤:

[0115] 步骤S101,获取待检测者的心电信号的心拍检测段;

[0116] 步骤S102,获取分析模型,上述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,一个上述数据组作为一个训练样本;

[0117] 步骤S103,采用上述分析模型分析上述心拍检测段,得到检测结果。

[0118] 本文中的设备可以是服务器、PC、PAD、手机等。

[0119] 本申请还提供了一种计算机程序产品,当在数据处理设备上执行时,适于执行初始化有至少如下方法步骤的程序:

[0120] 步骤S101,获取待检测者的心电信号的心拍检测段;

[0121] 步骤S102,获取分析模型,上述分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的,一个上述数据组作为一个训练样本;

[0122] 步骤S103,采用上述分析模型分析上述心拍检测段,得到检测结果。

[0123] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0124] 本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0125] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0126] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0127] 在一个典型的配置中,计算设备包括一个或多个处理器(CPU)、输入/输出接口、网络接口和内存。

[0128] 存储器可能包括计算机可读介质中的非永久性存储器,随机存取存储器(RAM)和/

或非易失性内存等形式,如只读存储器(ROM)或闪存(flash RAM)。存储器是计算机可读介质的示例。

[0129] 计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括,但不限于相变内存(PRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、其他类型的随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能光盘(DVD)或其他光学存储、磁盒式磁带,磁带磁磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质,可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定,计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体(transitory media),如调制的数据信号和载波。

[0130] 还需要说明的是,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、商品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、商品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括要素的过程、方法、商品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0131] 本领域技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0132] 从以上的描述中,可以看出,本申请上述的实施例实现了如下技术效果:

[0133] 1)、本申请的分析方法中,分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的,该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络,该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重,利用权重突出与目标相关的信息,从而得到更加准确的分析模型,进而根据该模型得到的预测概率更加准确。

[0134] 2)、本申请的分析装置中,分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的,该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络,该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重,利用权重突出与目标相关的信息,从而得到更加准确的分析模型,进而根据该模型得到的预测概率更加准确。

[0135] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已,并不用于限制本申请,对于本领域的技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。

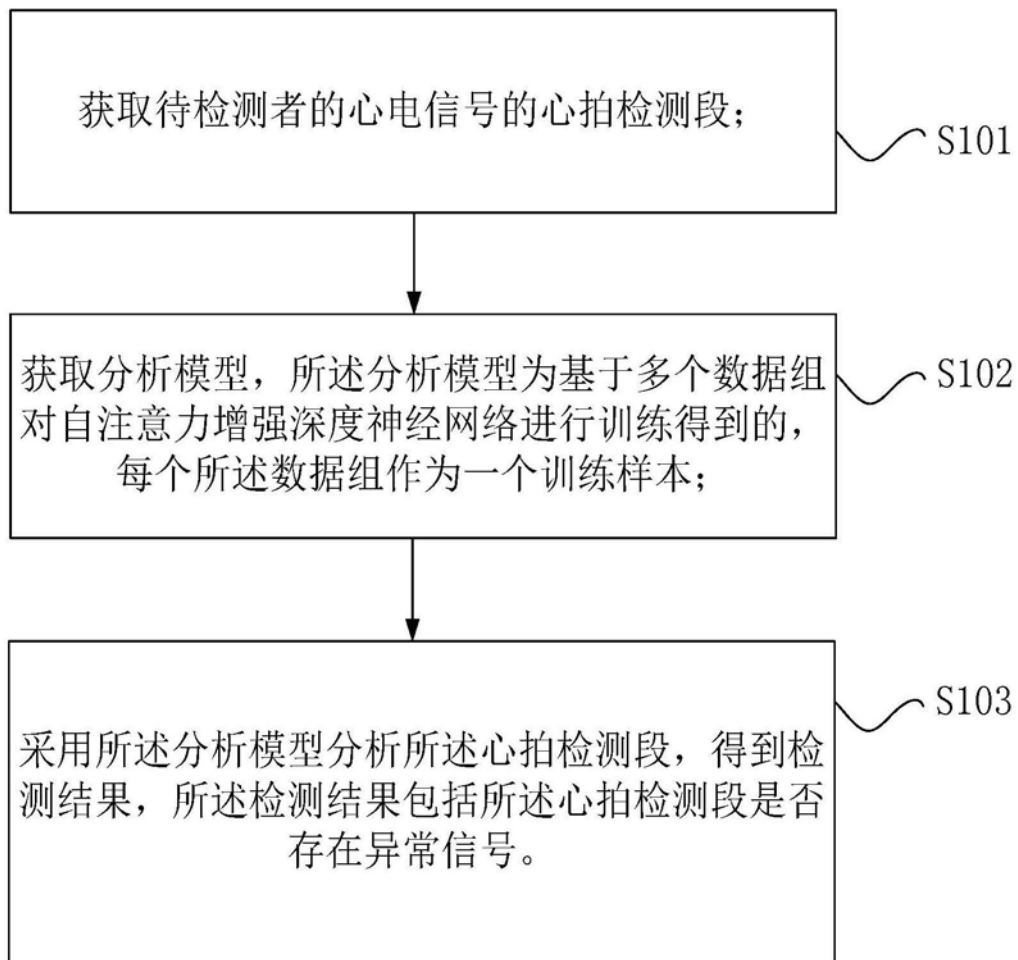


图1

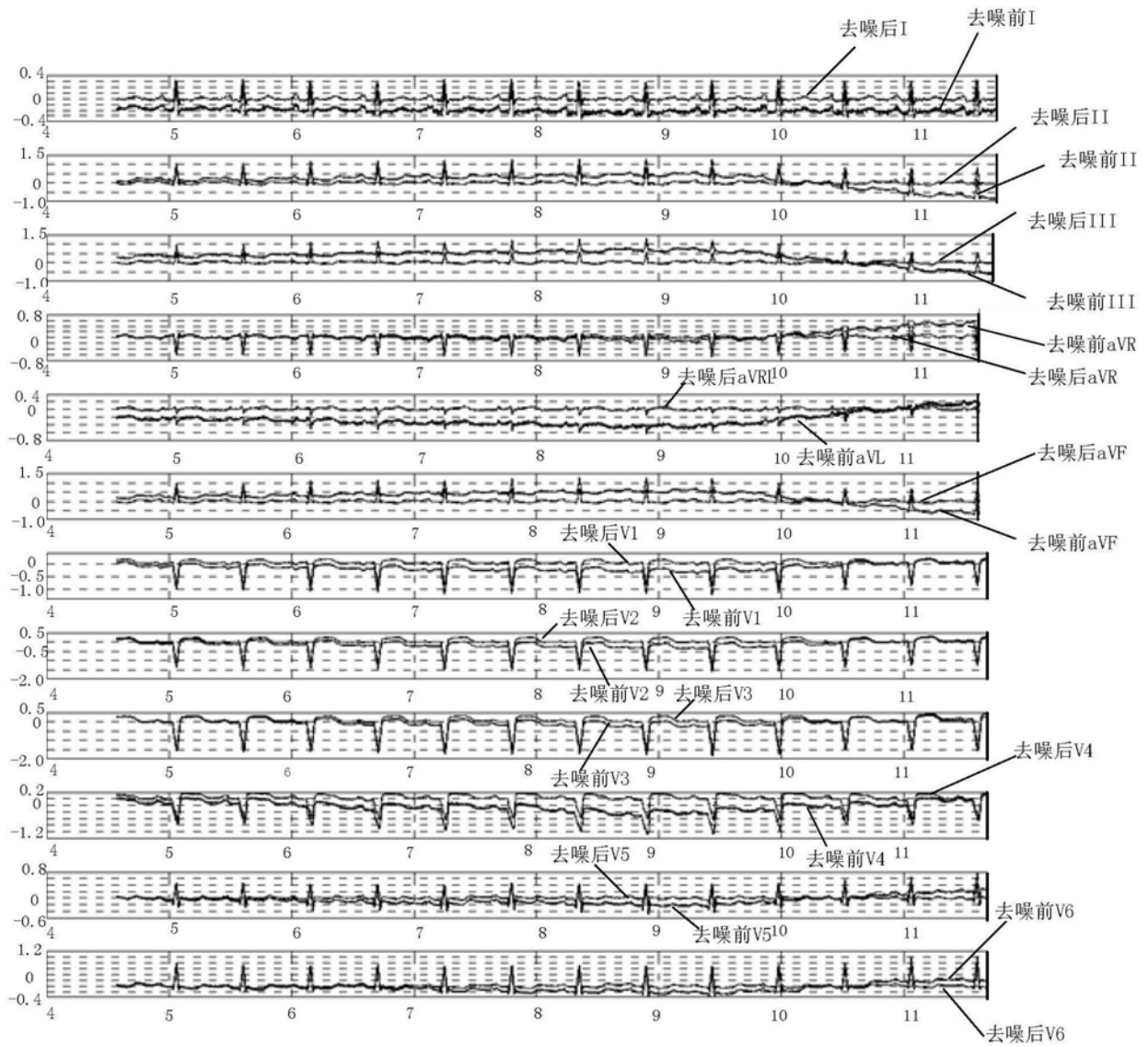


图2

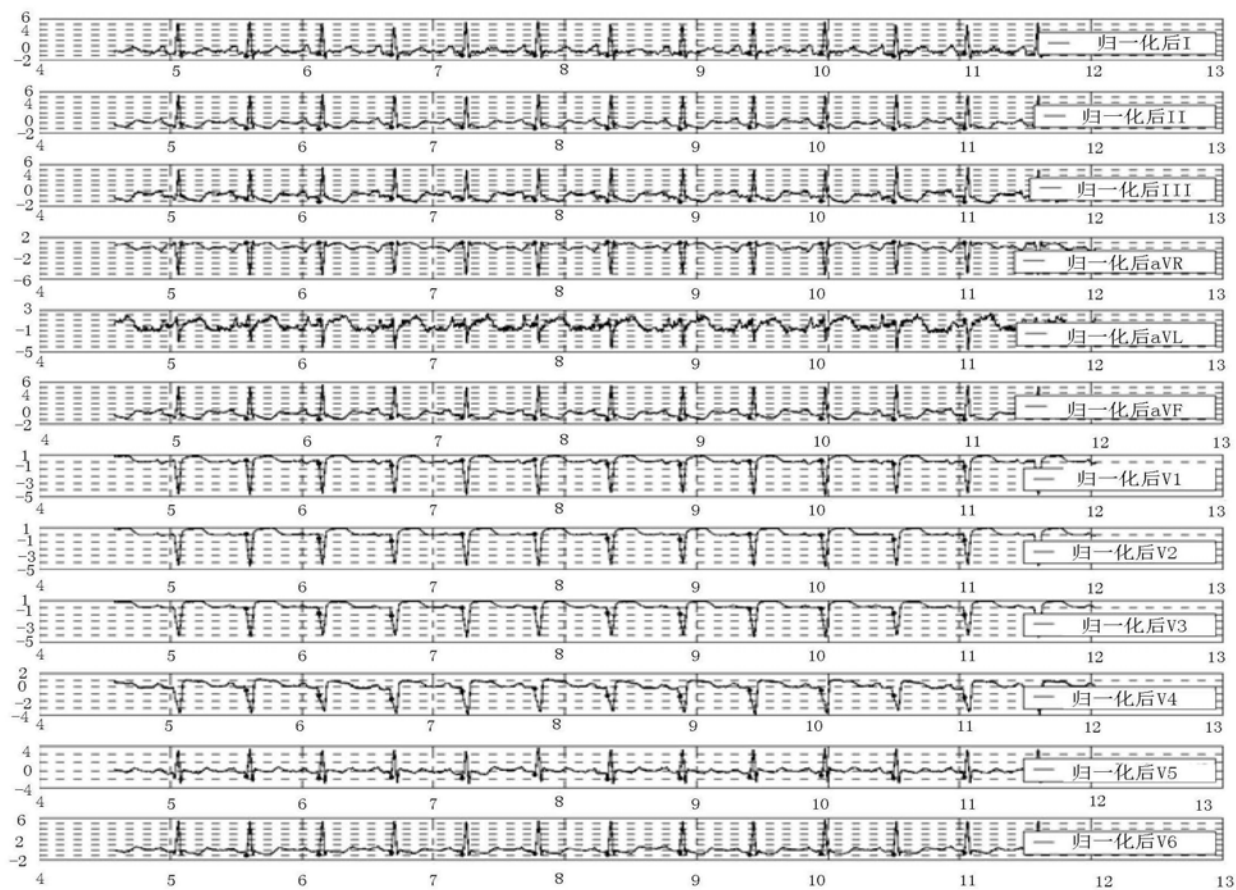


图3



图4

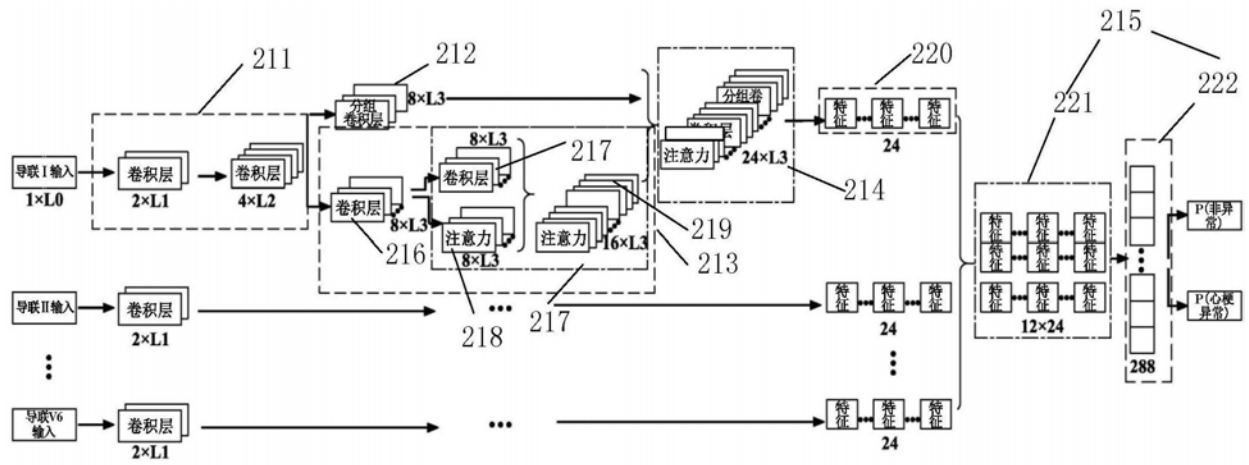


图5

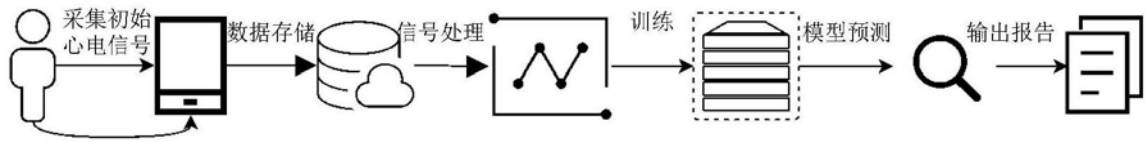


图6

专利名称(译)	心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器		
公开(公告)号	CN110393519A	公开(公告)日	2019-11-01
申请号	CN201910765620.7	申请日	2019-08-19
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
[标]发明人	王红梅		
发明人	王红梅		
IPC分类号	A61B5/04 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/7246 A61B5/7267 A61B5/7282		
代理人(译)	董文倩		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请提供了一种心电信号的分析方法、装置、存储介质和处理器，该方法包括步骤：获取待检测者的心电信号的心拍检测段；获取分析模型，分析模型为基于多个数据组对自注意力增强深度神经网络进行训练得到的，每个数据组作为一个训练样本；采用分析模型分析心拍检测段，得到检测结果，检测结果包括心拍检测段是否存在异常信号。该方法中，分析模型是基于自注意力增强深度神经网络训练得到的，该自注意力增强深度神经网络为自注意力增强的深度神经网络，该网络可以通过计算样本之间相关性得到注意力权重，利用权重突出与目标相关的信息，从而得到更加准确的分析模型，进而可以得到更为准确的是否有异常信号的分析结果。

