



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107951485 A

(43)申请公布日 2018.04.24

(21)申请号 201711203048.2

(22)申请日 2017.11.27

(71)申请人 乐普(北京)医疗器械股份有限公司
地址 102200 北京市昌平区昌平科技园区
超前路37号3号楼

(72)发明人 刘畅 胡传言 周位位 卢海涛
汪嘉雨 曹君

(74)专利代理机构 北京慧诚智道知识产权代理
事务所(特殊普通合伙)
11539

代理人 李楠

(51)Int.Cl.

A61B 5/0452(2006.01)

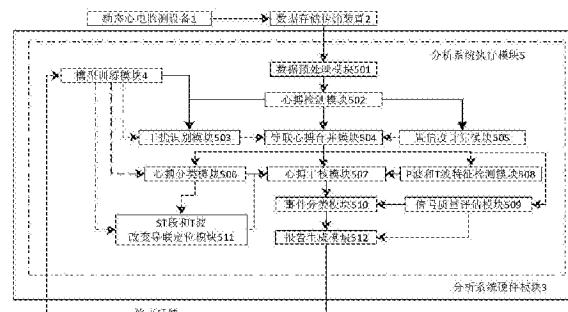
权利要求书3页 说明书18页 附图6页

(54)发明名称

基于人工智能自学习的动态心电图分析方
法和装置

(57)摘要

本发明实施例涉及一种基于人工智能自学习的动态心电图分析方法和装置,包括数据的预处理,心搏特征检测,基于深度学习方法的干扰信号检测和心搏分类,信号质量评估与导联合并,心搏的审核,心电图事件和参数的分析计算,最终自动输出报告数据,实现了一个完整快速流程的动态心电图的自动化分析方法。本发明的动态心电图分析方法,还可以记录对自动分析结果的修改信息,并收集这些修改的数据反馈给深度学习模型继续训练,不断地改进和提升自动分析方法的准确率。



1. 一种基于人工智能自学习的动态心电图分析方法,其特征在于,所述方法包括:

接收动态心电监测设备输出的动态心电图数据;将所述动态心电图数据的数据格式经过重采样转换为预设标准数据格式,并对转换后的预设标准数据格式的动态心电图数据进行第一滤波处理;

对所述第一滤波处理后的动态心电图数据进行心搏检测处理,识别所述动态心电图数据包括的多个心搏数据,每个所述心搏数据对应一个心搏周期,包括相应的P波、QRS波群、T波的幅值和起止时间数据;

根据所述心搏数据确定每个心搏的检测置信度;

根据训练得到的干扰识别二分类模型对所述心搏数据进行干扰识别,得到心搏数据是否存在干扰噪音,以及用于判断干扰噪音的一个概率值;

根据所述检测置信度确定心搏数据的有效性,并且,根据确定有效的心搏数据的导联参数和心搏数据,基于所述干扰识别的结果和时间规则合并生成心搏时间序列数据;根据所述心搏时间序列数据生成心搏分析数据;

根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息;

对所述一次分类信息结果中的特定心搏的心搏分析数据输入到训练好的ST段和T波改变模型进行识别,确定ST段和T波评价信息;

根据所述心搏时间序列数据,对所述心搏分析数据进行P波和T波特征检测,确定每个心搏中P波和T波的详细特征信息,详细特征信息包括幅值、方向、形态和起止时间的数据;

对所述心搏分析数据在所述一次分类信息下根据所述心电图基本规律参考数据、所述P波和T波的详细特征信息以及所述ST段和T波评价信息进行二次分类处理,最终得到心搏分类信息;

对所述心搏分析数据进行信号质量分析,评估所述心搏分析数据的信号质量,得到所述心搏分析数据的信号质量评价参数;

根据心电图基本规律参考数据对所述心搏分类信息进行分析匹配,根据信号质量评价参数对所述分析匹配的结果进行处理,生成心电图事件数据;

对所述心电图事件数据进行统计分析,得到相应的报告结论数据和报告表项数据;根据信号质量评价参数对所述心电图事件数据进行评估,生成报告图形数据;并且输出所述报告表项数据、报告图形数据和报告结论数据。

2. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述确定检测置信度具体包括:

根据所述心搏数据确定RR间期并计算所述RR间期内噪声的估计值;

根据所述噪声的估计值和每个心搏数据中的最大幅值确定每个心搏数据的检测置信度。

3. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述根据训练得到的干扰识别二分类模型对所述心搏数据进行干扰识别具体包括:

以第一数据量对所述心搏数据进行切割采样,并将切割采样得到的数据输入到干扰识别二分类模型进行干扰识别;

识别心搏数据中,心搏间期大于等于预设间期判定阈值的数据片段;

对所述心搏间期大于等于预设间期判定阈值的数据片段进行信号异常判断,确定是否为异常信号;

如果不是异常信号,则以预设时间宽度,根据设定时值确定所述数据片段中滑动取样的起始数据点和终止数据点,并由所述起始数据点开始对所述数据片段进行滑动取样,至所述终止数据点为止,得到多个取样数据段;

对每个所述取样数据段进行所述干扰识别。

4. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述根据所述心搏时间序列数据生成心搏分析数据具体为:

根据预设阈值,对所述心搏时间序列数据中各导联心搏数据进行切割,从而生成各导联的心搏分析数据。

5. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息具体包括:

对于单导联的心搏分析数据,将所述心搏分析数据输入到训练得到的对应所述单导联心搏分类模型,以第二数据量进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述单导联的一次分类信息。

6. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息具体包括:

根据训练得到的各导联对应的心搏分类模型对各导联的心搏分析数据以第三数据量进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到各导联的分类信息;

根据各导联的分类信息和导联权重参考系数进行分类投票决策计算,得到所述一次分类信息。

7. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息具体包括:

根据训练得到的多导联同步关联分类模型对各导联的心搏分析数据以第四数据量进行同步幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到心搏分析数据的一次分类信息。

8. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述对所述心搏分析数据进行信号质量分析,评估所述心搏分析数据的信号质量,得到所述心搏分析数据的信号质量评价参数具体为:

提取所述心搏分析数据中的RR间期信号,对所述RR间期信号进行第二滤波处理和包络计算,确定噪声信号强度,并计算相对于相应的心搏时间序列数据的最大振幅的信号噪声比,确定所述信号质量评价参数。

9. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法,其特征在于,所述对所述一次分类信息结果中的特定心搏的心搏分析数据输入到训练好的ST段和T波改变模型进行识别,确定ST段和T波评价信息,具体包括:

将所述一次分类信息中的特定心搏数据,按导联依次输入到根据训练得到的ST段和T波改变模型,对各导联的特定心搏数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到

各导联的ST段和T波改变信息，确定ST段和T波评价信息；所述ST段和T波评价信息具体为所述心搏片段数据对应的ST段和T波发生改变的导联位置信息。

10. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法，其特征在于，所述对所述心搏分析数据进行P波和T波特征检测，得到详细特征信息具体包括：

对所述心搏分析数据进行QRS波群信号消除处理，并对所述QRS波群信号消除处理后的心搏分析数据进行第三滤波，通过独立成分分析算法对心搏分析数据进行数据分离，得到各独立成分序列数据，依据所述独立成分序列数据的峰值的分布特征以及QRS波群的位置，选取概率最大的独立成分作为相应的P波、T波成分，同时确定P波和T波的方向和形态特征。

11. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法，其特征在于，所述对所述心搏分析数据进行P波和T波特征检测，得到详细特征信息具体包括：

对所述心搏分析数据进行P波、T波信号特征提取处理；

对所述信号特征数据进行峰值检测，确定相邻两个QRS波群之间的T波检测区间，并在所述T波检测区间内确定最大幅值的数据点为T波；

确定相邻两个QRS波群之间除T波检测区间之外的区间内最大幅值的数据点为P波；

根据P波和T波的峰值与位置数据，确定P波和T波的方向和形态特征。

12. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法，其特征在于，所述根据信号质量评价参数对所述心电图事件数据进行评估，生成报告图形数据，具体包括：

根据所述信号质量评价参数，对每种心电图事件的数据片段进行评估，选择信号质量评价参数最高的数据片段为所述心电图事件中的典型数据片段，生成报告图形数据。

13. 根据权利要求1所述的动态心电图分析方法，其特征在于，所述方法还包括：

接收对所述心搏分类信息的修改信息；

将修改后的数据作为训练样本数据，用于所述基于人工智能自学习的心电图自动分析方法中的模型训练。

14. 一种设备，包括存储器和处理器，其特征在于，所述存储器用于存储容器，所述处理器用于执行如权利要求1至13任一项所述的方法。

15. 一种包含指令的计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得计算机执行如权利要求1至13任一项所述的方法。

16. 一种计算机可读存储介质，包括指令，当所述指令在计算机上运行时，使所述计算机执行根据权利要求1至13任一项所述的方法。

基于人工智能自学习的动态心电图分析方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及人工智能数据分析的技术领域,尤其涉及一种基于人工智能自学习的动态心电图分析方法和装置。

背景技术

[0002] 无创心电图检查是心血管疾病(CVD)分析和筛查的重要工具。在无创心电图检查之中,动态心电图(Dynamic Electrocardiography,DCG)技术于1957年由Holter首先应用于监测心脏电生理活动的研究,所以又称Holter心电图仪,目前已成为临床心血管领域中无创检查的重要分析方法之一。动态心电图可连续记录24小时以上的心电活动全过程,包括休息、活动、进餐、工作、学习和睡眠等不同情况下的心电图信息。动态心电图能够发现常规心电图检查不易发现的非持续性心律失常,尤其能够提高对一过性心律失常及短暂的心肌缺血发作的检出率,是临床分析病情、确立分析、判断疗效的重要客观依据。另外,动态心电图可确定病人的心悸、头晕、昏厥等症状是否与心律失常有关,如窦性心动过缓、传导阻滞、快速心房颤动,阵发性室上性心动过速,持续性室性心动过速等,这是目前24小时动态心电图最重要、应用最广泛的情况之一。

[0003] 与普通心电图相比,动态心电图扩大了心电图临床运用的范围,在医院、家庭、体检中心和社区中有着广泛的应用空间。

[0004] 动态心电图主要由心电信号采集记录仪、导联系统和计算机分析软件三部分组成。信号采集记录仪负责记录存储患者24小时甚至多天的心电图数据。由于患者日常活动中身体经常性变化比较大,受到的干扰情况比较多,所以对信号采集的频率响应、采样频率、分辨率、阻抗、抗干扰性能等要求比较高。高性能的心电信号记录仪采集的心电图信号波形信噪比高、信号保真强,这对于后续的分析计算帮助非常大。导联系统包括电极片和导联线,分析计算软件对采集的数字信号进行心律失常分析、长间歇停搏,扑动和颤动,传导阻滞,早搏和逸搏,心动过缓,心动过快,ST段改变检测、心电事件的分析与归类、帮助医生进行分析报告。

[0005] 与临床的静态心电图使用的标准12导联体系不同,Holter一般使用Mason-Likar导联体系,为了进一步改进动态心电图的适应性,医学专家发明了M-L简化导联体系(Reduced Mason-Likar Lead System),常见的M-L简化导联体系测量I,II,V2,和V5,或者I,II,V1,V5等四个导联的数据,可以根据心电向量关系计算出III,aVR,aVL,aVF四个导联的数据,分析显示使用II,V5,aVF三个导联数据;M-L简化导联体系Holter是市场上的主流产品;但是,由于其导联数据无法准确分析ST段的改变,所以部分医疗机构也要求使用12导联Holter进行检查;随着移动医疗和可穿戴设备的普及应用,现在具有实时监护功能的单导联心贴片也在一些特定人群中开始流行,比如PCI术后病人,起搏器使用者,长跑运动员等等。

[0006] 动态心电图的分析主要包括如下步骤:首先,进行信号滤波处理,然后检测识别心搏中的最显著P-QRS-T波群特征;其次,针对识别出来的QRS波、P波、T波、R-R间期、P-R间期、

ST段等特征信号,根据心脏电生理活动对心搏进行分类;最后,结合心搏分类和心搏的节律性特征,将一些有规律的连续心搏活动进一步概括为心律事件。心电图专业医生根据心搏分类和心律事件,对患者的动态心电图检查进行分析描述。

[0007] 由于心脏细胞电生理活动产生的信号是一种弱信号(毫伏级),所以正常心电图信号的频率范围是0.01Hz-100Hz,其中,90%的能量集中在0.25Hz-35Hz区间。因此,动态心电图在24小时长期连续的戴机过程中,信号很容易被干扰,主要干扰包括:工频干扰(Power Line Interference,由人体电容、设备电路、导联等产生的50Hz及其谐波构成的一种干扰)、肌电干扰(Electromyography,通常是肌肉活动引起的不规则的5-2000Hz高频干扰)、基线漂移(Baseline Drift,由电极接触不良、皮肤阻抗、呼吸运动等引起,频率范围一般在0.05Hz-2.00Hz之间,与心电图信号ST段和Q波频率分量非常接近)。

[0008] 传统的动态心电图数字信号分析是基于Pan和Tompkins在1985年发表的论文(1),该方法设计了一个信号分析计算流程:信号滤波;信号放大;信号差分;根据心电图信号和心脏电生理活动的一些基本规律,通过一些自适应阈值的计算,寻找每个P-QRS-T波群的特征;根据找到的每个P-QRS-T波以及前后的波群,对每个心搏进行分类识别;在心搏分类识别的基础上,通过分析心搏变化的规律,生成各种心律失常和传导阻滞等事件;医生通过使用一些客户端的分析工具,认真审核心搏和事件,最后给出分析描述。同时,从24小的动态心电图数据中,抓取每个事件的典型8秒片段,生成分析报告。针对MIT心律失常标准数据库的测试结果表明,该方法的识别正确率到达99.3%,成为动态心电图机器识别方法中的经典分析方法。市场上的主流动态心电图设备的分析方法,基本上都在Pan-Tompkins论文的基础上发展而来。

[0009] 然而,上述方法的主要问题在于如下几点:第一,受到干扰信号的影响,抗干扰能力比较差。心搏分类识别无法主动排除干扰片段的影响。第二,在心搏特征提取中,无法对P、T准确识别。心搏检测经常存在多检和漏检。对一些特殊心电图信号,例如心律比较缓慢患者的高大T波,或者T波肥大的信号,都经常容易多检。第三,对心搏的分类基本上停留在窦性、室上性和室性这三种,远远无法满足临床心电图医生复杂全面的分析要求。第四,无法准确识别房扑房颤、起搏器心搏和ST-T改变。因此,无法帮助房扑房颤类患者,对于帮助评价起搏器功能意义不大,也无法准确分析ST-T改变对心肌缺血分析的帮助。第五,对心搏和心电事件的识别还不够准确全面,受到前面许多因素的影响,很容易漏掉,同样会影响医生的判读。第六,现有的分析方法没有对事件片段的信号质量进行客观评估,没有对24小时数据进行全面的分析统计,报告摘要和事件截图仍然依靠医生的经验和能力,很容易造成数据没有反映整体检测的错误,报告事件缺失,患者报告截图质量不高或者不典型。第七,由于上述这些问题存在,无法做到从自动分析至最后的自动报告。医生还是需要花费大量的宝贵时间认真阅读动态心电图数据,无法从根本上帮助医生提高分析分析的能力,无论是质量还是效率。

[0010] 当前,虽然许多厂家不同程度地修改了核心方法,提高了整体识别的准确率,但是由于患者动态心电图信号本身的复杂变异性,特别是前面提到的各种极端的干扰存在,导致在实际的应用过程中,Pan-Tompkins方法和后续的各厂家改进方法很难取得MIT标准数据库的测试结果。实际上情况下,识别准确率不到60%。许多研究者也在尝试使用其他的方法来提高P-QRS-T波群特征的提取与识别,其中比较有影响的是Cuiwei Li等人1995年发表的

小波变换方法。

[0011] 关于心律事件分类,还没有一个类似于Pan-Tompkins的经典方法。常见的方法基本上是在QRS检测基础上,进行更加复杂的信号形态学分析,且根据动态心电图的一些基本原理,来完成心搏事件的归纳。如前所述,不可避免的大量干扰存在,各个导联信号采集的质量差异,以及患者本身的个体差异因素,导致这些方法很难取得满意的效果。近年来,不断有新的方法在试图提高分类准确率,诸如使用数学上比较复杂的小波变换方法、Hilbert-Huang变换方法。然而,从实际使用情况看,仍没有太大的突破。这其中的主要问题仍然是识别准确率比较低,能够识别的心搏事件分类不足以覆盖动态心电图检查分析的需要。

[0012] 虽然市场上大多数的动态心电图分析软件都可以对数据进行自动分析,但由于动态心电图信号本身的复杂与变异性,很容易受到戴机过程中各种干扰。另外,针对24小时平均10万左右的心搏数,目前自动分析软件的准确率远远不够,无法帮助求医生在比较短的时间内正确分析心电图数据并且给出正确的分析报告。

[0013] 因此,如何帮助医院,特别是广大的各级基础医院,在没有足够多的专业医生解读动态心电图的困难条件下,通过使用最前沿的科技方法-人工智能技术,有效提高动态心电图的自动分析水平,是本发明所要解决的难题和挑战。

发明内容

[0014] 本发明的目的是提供一种基于人工智能自学习的动态心电图分析方法和装置,能够对心电图设备输出的测量数据进行自动、快速、完整的分析,得到所需的报告数据。

[0015] 为实现上述目的,本发明实施例第一方面提供了一种基于人工智能自学习的动态心电图分析方法,包括:

[0016] 接收动态心电监测设备输出的动态心电图数据;将所述动态心电图数据的数据格式经过重采样转换为预设标准数据格式,并对转换后的预设标准数据格式的动态心电图数据进行第一滤波处理;

[0017] 对所述第一滤波处理后的心电图数据进行心搏检测处理,识别所述心电图数据包括的多个心搏数据,每个所述心搏数据对应一个心搏周期,包括相应的P波、QRS波群、T波的幅值和起止时间数据;

[0018] 根据所述心搏数据确定每个心搏的检测置信度;

[0019] 根据训练得到的干扰识别二分类模型对所述心搏数据进行干扰识别,得到心搏数据是否存在干扰噪音,以及用于判断干扰噪音的一个概率值;

[0020] 根据所述检测置信度确定心搏数据的有效性,并且,根据确定有效的心搏数据的导联参数和心搏数据,基于所述干扰识别的结果和时间规则合并生成心搏时间序列数据;根据所述心搏时间序列数据生成心搏分析数据;

[0021] 根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息;

[0022] 对所述一次分类信息结果中的特定心搏的心搏分析数据输入到训练好的ST段和T波改变模型进行识别,确定ST段和T波评价信息;

[0023] 根据所述心搏时间序列数据,对所述心搏分析数据进行P波和T波特征检测,确定

每个心搏中P波和T波的详细特征信息,详细特征信息包括幅值、方向、形态和起止时间的数据;

[0024] 对所述心搏分析数据在所述一次分类信息下根据所述心电图基本规律参考数据、所述P波和T波的详细特征信息以及所述ST段和T波评价信息进行二次分类处理,最终得到心搏分类信息;

[0025] 对所述心搏分析数据进行信号质量分析,评估所述心搏分析数据的信号质量,得到所述心搏分析数据的信号质量评价参数;

[0026] 根据心电图基本规律参考数据对所述心搏分类信息进行分析匹配,根据信号质量评价参数对所述分析匹配的结果进行处理,生成心电图事件数据;

[0027] 对所述心电图事件数据进行统计分析,得到相应的报告结论数据和报告表项数据;根据信号质量评价参数对所述心电图事件数据进行评估,生成报告图形数据;并且输出所述报告表项数据、报告图形数据和报告结论数据。

[0028] 优选的,所述确定检测置信度具体包括:

[0029] 根据所述心搏数据确定RR间期并计算所述RR间期内噪声的估计值;

[0030] 根据所述噪声的估计值和每个心搏数据中的最大幅值确定每个心搏数据的检测置信度。

[0031] 优选的,所述根据训练得到的干扰识别二分类模型对所述心搏数据进行干扰识别具体包括:

[0032] 以第一数据量对所述心搏数据进行切割采样,并将切割采样得到的数据输入到干扰识别二分类模型进行干扰识别;

[0033] 识别心搏数据中,心搏间期大于等于预设间期判定阈值的数据片段;

[0034] 对所述心搏间期大于等于预设间期判定阈值的数据片段进行信号异常判断,确定是否为异常信号;

[0035] 如果不是异常信号,则以预设时间宽度,根据设定时值确定所述数据片段中滑动取样的起始数据点和终止数据点,并由所述起始数据点开始对所述数据片段进行滑动取样,至所述终止数据点为止,得到多个取样数据段;

[0036] 对每个所述取样数据段进行所述干扰识别。

[0037] 优选的,所述根据所述心搏时间序列数据生成心搏分析数据具体为:

[0038] 根据预设阈值,对所述心搏时间序列数据中各导联心搏数据进行切割,从而生成各导联的心搏分析数据。

[0039] 优选的,所述根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息具体包括:

[0040] 对于单导联的心搏分析数据,将所述心搏分析数据输入到训练得到的对应所述单导联心搏分类模型,以第二数据量进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述单导联的一次分类信息。

[0041] 优选的,所述根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息具体包括:

[0042] 根据训练得到的各导联对应的心搏分类模型对各导联的心搏分析数据以第三数据量进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到各导联的分类信息;

[0043] 根据各导联的分类信息和导联权重参考系数进行分类投票决策计算,得到所述一次分类信息。

[0044] 优选的,所述根据训练得到的心搏分类模型对所述心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到所述心搏分析数据的一次分类信息具体包括:

[0045] 根据训练得到的多导联同步关联分类模型对各导联的心搏分析数据以第四数据量进行同步幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到心搏分析数据的一次分类信息。

[0046] 优选的,所述对所述心搏分析数据进行信号质量分析,评估所述心搏分析数据的信号质量,得到所述心搏分析数据的信号质量评价参数具体为:

[0047] 提取所述心搏分析数据中的RR间期信号,对所述RR间期信号进行第二滤波处理和包络计算,确定噪声信号强度,并计算相对于相应的心搏时间序列数据的最大振幅的信号噪声比,确定所述信号质量评价参数。

[0048] 优选的,所述对所述一次分类信息结果中的特定心搏的心搏分析数据输入到训练好的ST段和T波改变模型进行识别,确定ST段和T波评价信息,具体包括:

[0049] 将所述一次分类信息中的特定心搏数据,按导联依次输入到根据训练得到的ST段和T波改变模型,对各导联的特定心搏数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析,得到各导联的ST段和T波改变信息,确定ST段和T波评价信息;所述ST段和T波评价信息具体为所述心搏片段数据对应的ST段和T波发生改变的导联位置信息。

[0050] 优选的,所述对所述心搏分析数据进行P波和T波特征检测,得到详细特征信息具体包括:

[0051] 对所述心搏分析数据进行QRS波群信号消除处理,并对所述QRS波群信号消除处理后的心搏分析数据进行第三滤波,通过独立成分分析算法对心搏分析数据进行数据分离,得到各独立成分序列数据,依据所述独立成分序列数据的峰值的分布特征以及QRS波群的位置,选取概率最大的独立成分作为相应的P波、T波成分,同时确定P波和T波的方向和形态特征。

[0052] 优选的,所述对所述心搏分析数据进行P波和T波特征检测,得到详细特征信息具体包括:

[0053] 对所述心搏分析数据进行P波、T波信号特征提取处理;

[0054] 对所述信号特征数据进行峰值检测,确定相邻两个QRS波群之间的T波检测区间,并在所述T波检测区间内确定最大幅值的数据点为T波;

[0055] 确定相邻两个QRS波群之间除T波检测区间之外的区间内最大幅值的数据点为P波;

[0056] 根据P波和T波的峰值与位置数据,确定P波和T波的方向和形态特征。

[0057] 优选的,所述根据信号质量评价参数对所述心电图事件数据进行评估,生成报告图形数据,具体包括:

[0058] 根据所述信号质量评价参数,对每种心电图事件的数据片段进行评估,选择信号质量评价参数最高的数据片段为所述心电图事件中的典型数据片段,生成报告图形数据。

[0059] 优选的,所述方法还包括:

[0060] 接收对所述心搏分类信息的修改信息;

[0061] 将修改后的数据作为训练样本数据,用于所述基于人工智能自学习的心电图自动

分析方法中的模型训练。

[0062] 本发明实施例提供的基于人工智能自学习的动态心电图分析方法，包括数据的预处理，心搏特征检测，基于深度学习方法的干扰信号检测和心搏分类，信号质量评估与导联合并，心搏的审核，心电图事件和参数的分析计算，最终自动输出报告数据的一个完整快速流程的自动化分析方法。本发明的动态心电图分析方法，还可以记录对自动分析结果的修改信息，并收集这些修改的数据反馈给深度学习模型继续训练，不断地提升自动分析方法的准确率。

[0063] 本发明实施例第二方面提供了一种设备，该设备包括存储器和处理器，存储器用于存储容器，处理器用于执行第一方面及第一方面的各实现方式中的方法。

[0064] 本发明实施例第三方面提供了一种包含指令的计算机程序产品，当计算机程序产品在计算机上运行时，使得计算机执行第一方面及第一方面的各实现方式中的方法。

[0065] 本发明实施例第四方面提供了一种计算机可读存储介质，计算机可读存储介质上存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现第一方面及第一方面的各实现方式中的方法。

附图说明

[0066] 图1为本发明实施例提供的基于人工智能自学习的动态心电图分析的系统结构图；

[0067] 图2为本发明实施例提供的基于人工智能自学习的动态心电图分析方法的流程图；

[0068] 图3为本发明实施例提供的干扰识别二分类模型的示意图；

[0069] 图4为本发明实施例提供的心搏分类模型的示意图；

[0070] 图5为本发明实施例提供的ST段和T波改变模型的示意图；

[0071] 图6为本发明实施例提供的ST段和T波改变定位分析流程的示意图；

[0072] 图7为本发明实施例提供的基于人工智能自学习的动态心电图分析的设备结构示意图。

具体实施方式

[0073] 下面通过附图和实施例，对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

[0074] 为便于理解本发明的技术方案，首先对人工智能模型尤其是卷积神经网络模型的基本原理进行介绍。

[0075] 人工智能卷积神经网络(CNN)模型是深度学习中的监督学习方法，就是一个模拟神经网络的多层次网络(隐藏层hidden layer)连接结构，输入信号依次通过每个隐藏层，在其中进行一系列复杂的数学处理(Convolution卷积、Pooling池化、Regularization正则化、防止过拟合、Dropout暂时丢弃、Activation激活、一般使用Relu激活函数)，逐层自动地抽象出待识别物体的一些特征，然后把这些特征作为输入再传递到高一级的隐藏层进行计算，直到最后几层的全连接层(Full Connection)重构整个信号，使用Softmax函数进行逻辑(logistics回归)，达到多目标的分类。

[0076] CNN属于人工智能中的监督学习方法，在训练阶段，输入信号经过多个的隐藏层处

理到达最后的全连接层,softmax逻辑回归得到的分类结果,与已知的分类结果(label标签)之间会有一个误差,深度学习的一个核心思想就是通过大量的样本迭代来不断地极小化这个误差,从而计算得到连接各隐藏层神经元的参数。这个过程一般需要构造一个特别的损失函数(cost function),利用非线性优化的梯度下降算法和误差反向传播算法(backpropagation algorithm,BP),快速有效地极小化整个深度(隐藏层的层数)和广度(特征的维数)都十分复杂的神经网络结构中所有连接参数。

[0077] 深度学习把需要识别的图像输入到训练模型,经过第一隐藏层、第二隐藏层、第三隐藏层,最后是输出识别结果。每一层提取不同抽象程度的特征,最终识别出图像具体是什么类别,例如车、人或者动物。

[0078] 深度学习的算法模型在数学上十分复杂。开发一个完整的算法程序需要极强的专业背景知识和丰富的工作经验。近年来,Google、微软、百度、Facebook等公司和一些著名大学(比如加州伯克利大学、加拿大蒙特利尔大学)也都相继开发推出了各具特色的人工智能开发开源平台,帮助在深度学习领域的一些研发公司迅速掌握这个前沿技术。其中,伯克利的Caffe和Google的Tensorflow是目前使用最为广泛的两个框架工具。

[0079] 由于深度学习模型极端复杂,而需要的训练数据从几十万、几百万到几千万,再加上反复循环迭代,导致非线性优化计算量非常庞大。对于实际的项目,使用普通计算机的中央处理器计算,耗时经常是从十几小时到数天,甚至更久。这种情况下,改用图形处理器(Graphics Processing Unit,GPU)计算可以极大地加快计算速度。目前,Nvidia公司提供的GPU卡,由于强大的图形与计算机视觉计算能力,大量的线性代数等计算库,支持并行处理,可以满足深度学习需要的各类方法计算,成为当前人工智能高性能训练与推理的基础硬件。

[0080] 本发明的基于人工智能自学习的动态心电图分析方法,是基于CNN模型来实现的。

[0081] 本发明实施例提供的基于人工智能自学习的动态心电图分析方法,基于图1所示的系统架构来实现。其系统架构包括心电监测设备1、数据存储传输装置2、分析系统硬件模块3、模型训练模块4和分析系统执行模块5,其中分析系统执行模块5具体包括:数据预处理模块501、心搏检测模块502、干扰识别模块503、导联心搏合并模块504、置信度计算模块505、心搏分类模块506、心搏审核模块507、P波和T波特征检测模块508、信号质量评估模块509、事件分类模块510、ST段和T波改变导联定位模块511和报告生成模块512。本发明通过系统架构中的分析系统硬件模块3、模型训练模块4和分析系统执行模块5实现人工智能自学习的动态心电图分析过程。

[0082] 下面基于图1的系统架构,结合图2所示,对本发明的基于人工智能自学习的动态心电图分析方法进行说明。

[0083] 本方法主要包括如下步骤:

[0084] 步骤100,接收动态心电监测设备输出的动态心电图数据;

[0085] 具体的,动态心电监测设备将动态心电图电信号转换为数字信号输出,具体可以是单导联或多导联动态心电图设备测量采集输出的时间序列数据,也可以是通过数据库或者其他文件方式获得的单导联或多导联动态心电图数据,通过数据存储传输装置进行原始数据的存储,并通过WIFI、蓝牙,USB,3G/4G/5G移动通信网络,物联网等方式传输至分析系统硬件模块,并作为输入信号输入到分析系统执行模块。

[0086] 作为记录动态心电图图形的动态心电图时间序列数据,由于不同设备厂家的动态心电图设备在采集模拟电路,滤波器和采样率诸方面的不同,产生的动态心电图时间序列数据在导联标记,数据编码格式,增益,精度,每秒的数据长度,基线位置等都有很大的差异,必须进行数据预处理,把所有输入的动态心电图时间序列数据根据本发明分析流程的要求,进行统一处理,按照预设数据标准格式进行存储。

[0087] 步骤101,将动态心电图数据的数据格式经过重采样转换为预设标准数据格式,并对转换后的预设标准数据格式的心电图数据进行第一滤波处理;

[0088] 具体的,通过数据预处理模块执行动态心电图数据的格式适配读取、重采样、滤波以及标准数据格式保存。动态心电图数据的格式适配读取,对不同的设备有不同的读取实现,读取后,需要调整基线、根据增益转换成毫伏数据。动态心电数据重采样,把数据转换成全流程能够处理的采样频率。然后通过滤波去除高频,低频的噪音干扰和基线漂移,提高人工智能分析准确率。将处理后的动态心电图数据以预设标准数据格式保存。

[0089] 通过本步骤可以解决不同动态心电图设备在使用的导联,采样频率和传输数据格式的差异,以及通过数字信号滤波去除高频,低频的噪音干扰和基线漂移。

[0090] 在一个具体的例子中,重采样频率可以200Hz,保证每个固定时间范围的数据长度一致,进行计算、训练和推理,可以获得比较满意的分析结果而不会过分增加计算训练的复杂程度和时间。当然,随着心电图设备本身的采样率在逐渐的增大, GPU计算性能的不断跃升和成本下降,以及人工智能算法的不断创新优化,采样率还可以提高。

[0091] 数字信号滤波可以分别采用高通滤波器,低通滤波器和中值滤波,把工频干扰、肌电干扰和基线漂移干扰消除,避免对后续分析的影响。

[0092] 更具体的,可以采用低通、高通巴特沃斯滤波器进行零相移滤波,以去除基线漂移和高频干扰,保留有效的心电图信号;中值滤波则可以利用预设时长的滑动窗口内数据点电压幅值的中位数替代窗口中心序列的幅值。可以去除低频的基线漂移。

[0093] 步骤102,对第一滤波处理后的动态心电图数据进行心搏检测处理,识别动态心电图数据包括的多个心搏数据;

[0094] 每个心搏数据对应一个心搏周期,包括相应的P波、QRS波群、T波的幅值数据和起止时间数据;心搏检测模块执行的心搏检测包括QRS波群检测和P波,T波检测。QRS波群检测由两个过程构成,一是信号处理过程,从所述第一滤波处理后的心电图数据中提取QRS波群的特征频段;二是通过设置合理的阈值确定QRS波群的发生时间。在心电图中,一般会包含P波、QRS波群、T波成分以及噪声成分。一般QRS波群的频率范围在5到20Hz之间,可以通过一个在此范围内的带通滤波器提出QRS波群信号。然而P波、T波的频段以及噪声的频段和QRS波群频段有部分重叠,因此通过信号处理的方法并不能完全去除非QRS波群的信号。因此需要通过设置合理的阈值来从信号包络中提取QRS波群位置。具体的检测过程是一种基于峰值检测的过程。针对信号中每一个峰值顺序进行阈值判断,超过阈值时进入QRS波群判断流程,进行更多特征的检测,比如RR间期、形态等。

[0095] 由于动态心电图长时间佩戴记录过程中心搏信号的时域不平稳特性,心搏信号的幅度和频率时时刻刻都在变化,并且在疾病状态下,这种特性会表现的更强。在进行阈值设定时,需要根据数据特征在时域的变化情况进行动态的进行阈值调整。为了提高检测的准确率和阳性率,QRS波群检测大多采用双幅度阈值结合时间阈值的方式进行,高阈值具有更高的

阳性率,低阈值具有更高的敏感率,在RR间期超过一定时间时(时间阈值),使用低阈值进行检测,减少漏检情况。而低阈值由于阈值较低,容易受到T波、肌电噪声的影响,容易造成多检,因此优先使用高阈值进行检测。

[0096] 步骤103,根据心搏数据确定每个心搏的检测置信度;

[0097] 具体的,置信度计算模块在心搏检测的过程中,根据QRS波群的幅度以及RR间期内噪声信号的幅度比例可以提供针对QRS波群检测置信度的估计值。

[0098] 步骤104,根据训练得到的干扰识别二分类模型对所述心搏数据进行干扰识别,得到心搏数据是否存在干扰噪音,以及用于判断干扰噪音的一个概率值;

[0099] 因为动态心电图检测长时间记录过程中易受多种影响出现干扰现象,导致获取数据无效或不准确,不能正确反映受测者的状况,同时也增加医生诊断难度及工作量;而且干扰数据也是导致智能分析工具无法有效工作的主要因素。因此,将外界信号干扰降到最低显得尤为重要。一直以来,在动态心电图的计算机自动分析方法中,对干扰信号进行准确识别,没有得到比较满意的解决,从而导致动态心电图计算机分析算法的总体准确率不高。

[0100] 本步骤基于以深度学习算法为核心的端到端二分类识别模型,具有精度高,泛化性能强的特点,可有效地解决电极片脱落、运动干扰和静电干扰等主要干扰来源产生的扰动问题,克服了传统算法因干扰数据变化多样无规律而导致的识别效果差的问题。

[0101] 具体的,干扰识别过程由干扰识别模块来完成,主要步骤可以包括:

[0102] 步骤A,对心搏数据使用干扰识别二分类模型进行干扰识别;

[0103] 步骤B,识别心搏数据中,心搏间期大于等于预设间期判定阈值的数据片段;

[0104] 步骤C,对心搏间期大于等于预设间期判定阈值的数据片段进行信号异常判断,确定是否为异常信号;

[0105] 其中,异常信号的识别主要包括是否为电极片脱落、低电压等情况。

[0106] 步骤D,如果不是异常信号,则以预设时间宽度,根据设定时值确定数据片段中滑动取样的起始数据点和终止数据点,并由起始数据点开始对数据片段进行滑动取样,至终止数据点为止,得到多个取样数据段;

[0107] 步骤E,对每个取样数据段进行干扰识别。

[0108] 以一个具体的例子对上述步骤A-E进行说明。对每个导联的心搏数据以第一数据量进行切割采样,然后分别输入到干扰识别二分类模型进行分类,获得干扰识别结果和对应结果的一个概率值;对心搏间期大于等于2秒的心搏数据,先判断是否是信号溢出,低电压,电极脱落;如果不是上述情况,就按照第一数据量,从左边心搏开始,向右连续以第一数据量不重叠滑动取样,进行识别。

[0109] 输入可以是任一导联的第一数据量心搏数据,然后采用干扰识别二分类模型进行分类,直接输出是否为干扰的分类结果,获得结果快,精确度高,稳定性好,可为后续分析提供更有效优质的数据。

[0110] 上述干扰识别二分类模型的结构,是基于人工智能深度学习卷积神经网络LeNet-5和AlexNet等模型启发构建的一个端到端二分类识别系统。

[0111] 对于该模型的训练,我们采用了来源于30万病人近400万精确标注的数据片段。标注分为两类:正常心电图信号或者是有明显干扰的心电图信号片段。我们通过定制开发的工具进行片段标注,然后以自定义标准数据格式保存干扰片段信息。

[0112] 在训练过程,使用两台GPU服务器进行几十次轮循训练。在一个具体的例子中,采样率是200Hz,数据长度是300个心电图电压值(毫伏)的一个片段D[300],输入数据是:InputData(i,j),其中,i是第i个导联,j是导联i第j个片段D。输入数据全部经过随机打散才开始训练,保证了训练过程收敛,同时,控制从同一个病人的心电图数据中收集太多的样本,提高模型的泛化能力,既真实场景下的准确率。训练收敛后,使用100万独立的测试数据进行测试,准确率可以到达99.3%。另有具体测试数据如下表1。

[0113]

	干扰	正常
敏感率 (Sensitivity)	99.14%	99.32%
阳性预测率 (Positive Predictivity)	96.44%	99.84%

[0114] 表1

[0115] 因为干扰数据往往是由外界扰动因素的作用而引起的,主要有电极片脱落、低电压、静电干扰和运动干扰等情况,不但不同扰动源产生的干扰数据不同,而且相同扰动源产生的干扰数据也是多种多样;同时考虑到干扰数据虽然多样性布较广,但与正常数据的差异很大,所以在收集干扰的训练数据时也是尽可能的保证多样性,同时采取移动窗口滑动采样,尽可能增加干扰数据的多样性,以使模型对干扰数据更加鲁棒,即使未来的干扰数据不同于以往任何的干扰,但相比于正常数据,其与干扰的相似度也会大于正常数据,从而使模型识别干扰数据的能力增强。

[0116] 本步骤中采用的干扰识别二分类模型可以如图3所示,网络首先使用2层卷积层,卷积核大小是1x5,每层后加上一个最大值池化。卷积核数目从128开始,每经过一次最大池化层,卷积核数目翻倍。卷积层之后是两个全连接层和一个softmax分类器。由于该模型的分类数为2,所以softmax有两个输出单元,依次对应相应类别,采用交叉熵做为损失函数。

[0117] 步骤105,根据检测置信度确定心搏数据的有效性,并且,根据确定有效的心搏数据以及其导联参数,基于所述干扰识别的结果和时间规则合并生成心搏时间序列数据,并根据心搏时间序列数据生成心搏分析数据;

[0118] 由于心电图信号的复杂性以及每个导联可能受到不同程度的干扰影响,依靠单个导联检测心搏会存在多检和漏检的情况,不同导联检测到心搏结果的时间表征数据没有对齐,所以需要对所有导联的心搏数据根据干扰识别结果和时间规则进行合并,生成一个完整的心搏时间序列数据,统一所有导联心搏数据的时间表征数据。其中,时间表征数据用于表示每个数据点在心电图数据信号时间轴上的时间信息。根据这个统一的心搏时间序列数据,在后续的分析计算时,可以使用预先设置好的阀值,对各导联心搏数据进行切割,从而生成具体分析需要的各导联的心搏分析数据。

[0119] 上述每个导联的心搏数据在合并前,需要根据步骤102中获得的检测置信度确定心搏数据的有效性。

[0120] 具体的,导联心搏合并模块执行的心搏数据合并过程如下:根据心电图基本规律参考数据的不应期获取不同导联心搏数据的时间表征数据组合,丢弃其中偏差较大的心搏数据,对上述时间表征数据组合投票产生合并心搏位置,将合并心搏位置加入合并心搏时间序列,移动到下一组待处理的心搏数据,循环执行直至完成所有心搏数据的合并。

[0121] 其中,心电图活动不应期可以优选在200毫秒至280毫秒之间。获取的不同导联心

搏数据的时间表征数据组合应满足以下条件：心搏数据的时间表征数据组合中每个导联最多包含一个心搏数据的时间表征数据。在对心搏数据的时间表征数据组合进行投票时，使用检出心搏数据的导联数占有效导联数的百分比来决定；若心搏数据的时间表征数据对应导联的位置为低电压段、干扰段以及电极脱落时认为该导联对此心搏数据为无效导联。在计算合并心搏具体位置时，可以采用心搏数据的时间表征数据平均值得到。在合并过程中，本方法设置了一个不应期来避免错误合并。

[0122] 在本步骤中，通过合并操作输出一个统一的心搏时间序列数据。该步骤同时能够降低心搏的多检率和漏检率，有效的提高心搏检测的敏感度和阳性预测率。

[0123] 步骤106，根据训练得到的心搏分类模型对心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析，得到心搏分析数据的一次分类信息；

[0124] 具体的，不同动态心电图设备在信号测量、采集或者输出的导联数据等方面存在的差异，以及实际应用场景的不同，本发明心搏分类模块中执行的心搏的分类方法，可以根据具体情况，使用简单的单导联分类方法，或者是多导联分类方法。多导联分类方法又包括导联投票决策分类方法和导联同步关联分类方法两种。导联投票决策分类方法是基于各导联的心搏分析数据进行导联独立分类，再把结果投票融合确定分类结果的投票决策方法；导联同步关联分类方法则采用对各导联的心搏分析数据进行同步关联分析的方法。单导联分类方法就是对单导联设备的心搏分析数据，直接使用对应导联模型进行分类，没有投票决策过程。下面对以上所述几种分类方法分别进行说明。

[0125] 单导联分类方法包括：

[0126] 根据心搏时间序列数据，以第二数据量将单导联心搏数据进行切割生成单导联的心搏分析数据，并输入到训练得到的对应该导联的心搏分类模型进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析，得到单导联的所述一次分类信息。

[0127] 导联投票决策分类方法可以具体包括：

[0128] 步骤1、根据心搏时间序列数据，以第三数据量对各导联心搏数据进行切割，从而生成各导联的心搏分析数据；

[0129] 步骤2、根据训练得到的各导联对应的心搏分类模型对各导联的心搏分析数据进行幅值和时间表征数据的特征提取和分析，得到各导联的分类信息；

[0130] 步骤3、根据各导联的分类信息和导联权重值参考系数进行分类投票决策计算，得到所述一次分类信息。具体的，导联权重值参考系数是基于心电数据贝叶斯统计分析得到各导联对不同心搏分类的投票权重系数。

[0131] 导联同步关联分类方法可以具体包括：

[0132] 根据心搏时间序列数据，以第四数据量对各导联心搏数据进行切割，从而生成各导联的心搏分析数据；然后根据训练得到的多导联同步关联分类模型对各导联的心搏分析数据进行同步幅值和时间表征数据的特征提取和分析，得到心搏分析数据的一次分类信息。

[0133] 心搏数据的同步关联分类方法输入是动态心电图设备所有导联数据，按照心搏分析数据统一的心搏位点，截取各导联上相同位置和一定长度的数据点，同步输送给经过训练的人工智能深度学习模型进行计算分析，输出是每个心搏位置点综合考虑了所有导联心电图信号特征，以及心搏在时间上前后关联的心律特征的准确心搏分类。

[0134] 本方法充分考虑了动态心电图不同导联数据实际上就是测量了心脏电信号在不同的心电轴向量方向传递的信息流,把动态心电图信号在时间和空间上传递的多维度数字特征进行综合分析,极大地改进了传统方法仅仅依靠单个导联独立分析,然后把结果汇总进行一些统计学的投票方式而比较容易得出的分类错误的缺陷,极大地提高了心搏分类的准确率。

[0135] 本步骤中的心搏分类模型,我们采用了训练集包含30万病人的1700万数据样本进行训练。这些样本是根据动态心电图分析诊断的要求对数据进行准确的标注产生的,标注主要是针对常见心律失常,传导阻滞以及ST段和T波改变,可满足不同应用场景的模型训练。具体以预设标准数据格式保存标注的信息。在训练数据的预处理上,为增加模型的泛化能力,对于样本量较少的分类做了小幅的滑动来扩增数据,具体的说,就是以每个心搏为基础,按照一定步长(比如10-50个数据点)移动2次,这样就可以增加2倍的数据,提高了对这些数据量比较少的分类样本的识别准确率。经过实际结果验证,泛化能力也得到了改善。

[0136] 在一个实际训练过程使用了两台GPU服务器进行几十次轮循训练,训练收敛后,使用500万独立的测试数据进行测试,准确率可以到达91.92%。

[0137] 其中,训练数据的截取的长度,可以是1秒到10秒。比如采样率是200Hz,以2.5s为采样长度,取得的数据长度是500个心电图电压值(毫伏)的一个片段D[500],输入数据是:InputData(i,j),其中,i是第i个导联,j是导联i第j个片段D。输入数据全部经过随机打散才开始训练,保证了训练过程收敛,同时,控制从同一个病人的心电图数据中收集太多的样本,提高模型的泛化能力,既真实场景下的准确率。训练时候,同步输入所有导联对应的片段数据D,按照图像分析的多通道分析方法,对每个时间位置的多个空间维度(不同心电轴向量)的导联数据进行同步学习,从而得到一个比常规算法更准确的分类结果。

[0138] 本步骤中采用的心搏分类模型可以如图4所示,具体可以为基于人工智能深度学习的卷积神经网络AlexNet,VGG16,Inception等模型启发的端对端多标签分类模型。具体的讲,该模型的网络是一个7层的卷积网络,每个卷积之后紧跟一个激活函数。第一层是两个不同尺度的卷积层,之后是六个卷积层。七层卷积的卷积核分别是96,256,256,384,384,384,256。除第一层卷积核有两个尺度分别是5和11外,其他层卷积核尺度为5。第三、五、六、七层卷积层后是池化层。最后跟着两个全连接层。

[0139] 步骤107,对一次分类信息结果中的特定心搏的心搏分析数据输入到训练好的ST段和T波改变模型进行识别,确定ST段和T波评价信息;

[0140] 其中,ST段和T波评价信息具体为心搏分析数据对应的ST段和T波发生改变的导联位置信息。因为临床诊断要求对于ST段和T波的改变定位到具体的导联。

[0141] 其中,一次分类信息的特定心搏数据是指包含窦性心搏(N)和其它可能包含ST改变的心搏类型的心搏分析数据。

[0142] ST段和T波改变导联定位模块将一次分类信息的特定心搏数据,按照每个导联依次输入到一个为识别ST段和T波改变的人工智能深度学习训练模型,进行计算分析,输出的结果说明导联片段的特征是否符合ST段和T波改变的结论,这样就可以确定ST段和T波改变发生的在具体那些导联的信息,即ST段和T波评价信息。具体方法可以是:把一次分类信息中结果是窦性心搏的各导联心搏分析数据,输入给ST段和T波改变模型,对窦性心搏分析数据进行逐一识别判断,以确定窦性心搏分析数据是否存在ST段和T波改变特征以及发生的

具体导联位置信息,确定ST段和T波评价信息。具体执行过程示意图可以如图6所示。

[0143] 带有ST段和T波改变的心搏在所有心搏中的占比较低,为了兼顾训练数据的多样性及各个类别数据量的均衡性,选取无ST段和T波改变以及有ST段和T波改变的训练数据比例约为2:1,保证了模型在分类过程中良好的泛化能力且不出现对训练数据占比较多一类的倾向性。由于心搏的形态多种多样,不同个体表现的形态不尽相同,因此,为了模型更好估计各分类的分布,能有效提取特征,训练样本从不同年龄,体重,性别和居住地区的个体收集;另外,因为单个个体在同一时间段内心电图数据往往是高度相似的,所以为了避免过度学习,在获取单个个体的数据时,从所有数据中随机选取不同时间段的少量样本;最后,由于患者的心搏形态存在个体间差异大,而个体内相似度高的特点,因而在划分训练、测试集时,把不同的患者分到不同的数据集,避免同一个体的数据同时出现在训练集与测试集中,由此,所得模型测试结果最接近真实应用场景,保证了模型的可靠性和普适性。

[0144] 本步骤中采用的ST段和T波改变模型可以如图5所示,具体可以为基于人工智能深度学习的卷积神经网络AlexNet和VGG16等模型启发的端对端分类模型。具体的讲,该模型是一个7层的网络,模型包含了7个卷积,5个池化和2个全连接。卷积使用的卷积核均为 1×5 ,每层卷积的滤波器个数各不相同。第1层卷积滤波器个数为96;第2层卷积和第3层卷积连用,滤波器个数为256;第4层卷积和第5层卷积连用,滤波器个数为384;第6层卷积滤波器个数为384;第7层卷积滤波器个数为256;第1、3、5、6、7层卷积层后是池化。随后是两个全连接,最后还采用Softmax分类器将结果分为两类。为了增加模型的非线性,提取数据更高维度的特征,故采用两个卷积连用的模式。

[0145] 步骤108,根据心搏时间序列数据,对心搏分析数据进行P波和T波特征检测,确定每个心搏中P波和T波的详细特征信息;

[0146] 其中,详细特征信息包括幅值、方向、形态和起止时间等数据;在对心搏信号的分析中,P波、T波以及QRS波中的各项特征也是心电图分析中的重要依据。

[0147] 在P波和T波特征检测模块中,通过计算QRS波群中切分点位置,以及P波和T波的切分点位置,来提取P波、T波以及QRS波群中的各项特征。可以分别通过QRS波群切分点检测、单导联PT检测算法和多导联PT检测算法来实现。

[0148] QRS波群切分点检测:根据QRS波群检测算法提供的QRS波群段功率最大点以及起止点,寻找单个导联中QRS波群的R点,R'点,S点以及S'点。在存在多导联数据时,计算各个切分点的中位数作为最后的切分点位置。

[0149] 单导联P波、T波检测算法:P波和T波相对QRS波群幅度低、信号平缓,容易淹没在低频噪声中,是检测中的难点。本方法依据QRS波群检测的结果,在消除QRS波群对低频频段的影响后,使用低通滤波器对信号进行第三滤波,使PT波相对幅度增高。之后通过峰值检测的方法在两个QRS波群之间寻找T波。因为T波是心室复极产生的波群,因此T波和QRS波群之间有明确的锁时关系。以检测到的QRS波群为基准,在每个QRS波群到下一个QRS波群间期取中点(比如限制在第一个QRS波群后400ms到600ms之间的范围)作为T波检测结束点,在此区间内选取最大的峰作为T波。再在剩余的峰值内选择幅度最大的峰为P波。同时也根据P波和T波的峰值与位置数据,确定P波和T波的方向和形态特征。优选的,低通滤波的截止频率设置为10~30Hz之间。

[0150] 多导联P波、T波检测算法:在多导联的情况下,由于心搏中各个波的产生时间相

同,空间分布不同,而噪声的时间空间分布不同,可以通过溯源算法来进行P、T波的检测。首先对信号进行QRS波群消除处理并使用低通滤波器对信号进行第三滤波以去除干扰。之后通过独立成分分析算法计算原始波形中的各个独立成分。在分离出的各个独立成分中,依据其峰值的分布特征以及QRS波群位置,选取相应的成分作为P波和T波信号,同时确定P波和T波的方向和形态特征。

[0151] 步骤109,对心搏分析数据在一次分类信息下根据心电图基本规律参考数据、P波和T波的详细特征信息以及ST段和T波评价信息进行二次分类处理,最终得到心搏分类信息;

[0152] 具体的,心电图基本规律参考数据是遵循权威心电图教科书中对心肌细胞电生理活动和心电图临床诊断的基本规则描述生成的,比如两个心搏之间最小的时间间隔,P波与R波的最小间隔等等,用于将心搏分类后的一次分类信息再进行细分;主要是根据心搏间RR间期以及不同心搏信号在各导联上的医学显著性;心搏审核模块依据心电图基本规律参考数据结合一定连续多个心搏分析数据的分类识别,以及P波和T波的详细特征信息将室性心搏分类拆分更细的心搏分类,包括:室性早搏(V)、室性逸搏(VE)、加速性室性早搏(VT),将室上性心搏细分为室上性早搏(S)、房性逸搏(SE)、交界性逸搏(JE)和房性加速性早搏(AT)等等。

[0153] 此外,通过二次分类处理,还可以纠正一次分类中发生的不符合心电图基本规律参考数据的错误分类识别。将细分后的心搏分类按照心电图基本规律参考数据进行模式匹配,找到不符合心电图基本规律参考数据的分类识别,根据RR间期及前后分类标识纠正为合理的分类。

[0154] 具体的,经过二次分类处理,可以输出多种心搏分类,比如:正常窦性心搏(N)、完全性右束支阻滞(N_CRB)、完全性左束支阻滞(N_CLB)、室内阻滞(N_VB)、一度房室传导阻滞(N_B1)、预激(N_PS)、室性早搏(V)、室性逸搏(VE)、加速性室性早搏(VT)、室上性早搏(S)、房性逸搏(SE)、交界性逸搏(JE)、加速性房性早搏(AT)、房扑房颤(AF)、伪差(A)等分类结果。

[0155] 通过本步骤,还可以完成基础心率参数的计算。其中基础计算的心率参数包括:RR间期、心率、QT时间、QTc时间等参数。

[0156] 步骤110,对心搏分析数据进行信号质量分析,评估心搏分析数据的信号质量,得到心搏分析数据的信号质量评价参数;

[0157] 具体的,信号质量评估模块通过提取心搏分析数据中的RR间期信号,对RR间期信号进行第二滤波处理和包络计算,确定噪声信号强度,并计算相对于相应的心搏时间序列数据的最大振幅的信号噪声比,确定信号质量评价参数。其具体步骤可以包括:

[0158] 步骤A,提取心搏分析数据中QRS波群的位置信息和宽度信息;

[0159] 步骤B,提取相邻两个QRS波群信号之间的RR间期的信号;

[0160] 步骤C,对RR间期的信号进行滤波处理,并对滤波处理后的信号进行包络计算,得到RR间期的噪声信号的平均功率;其中,RR间期的噪声信号的平均功率为RR间期内包络幅度的均值。

[0161] 步骤D,根据噪声信号的平均功率和QRS波群信号的功率得到信号质量评价参数;

[0162] 进一步具体的,信号质量评价参数可以由RR间期内相对于QRS波群的噪声水平来

表征。具体通过根据QRS波群的功率和噪声信号的平均功率计算得到。

[0163] 以公式表示为: $SNR(i) = \frac{S_i}{\sum N_{i,t} \div T}$;

[0164] 其中, S_i 为第 i 个 QRS 波群信号的幅度, $N_{i,t}$ 为第 i 个 RR 间期区间内第 t 个样本点的幅值, T 为 RR 间期长度。

[0165] 步骤 111, 根据心电图基本规律参考数据对心搏分类信息进行分析匹配, 根据信号质量评价参数对分析匹配的结果进行处理, 生成心电图事件数据;

[0166] 具体的, 事件分类模块根据心搏二次分类结果, 按照心电图基本规律参考数据进行模式匹配, 并结合信号质量评价参数得到心搏数据中的心电图事件数据。

[0167] 具体的, 事件分类模块可以分类以下这些典型的心电图事件等事件:

[0168] 室上性早搏

[0169] 室上性早搏成对

[0170] 室上性早搏二联律

[0171] 室上性早搏三联律

[0172] 房性逸搏

[0173] 房性逸搏心律

[0174] 交界性逸搏

[0175] 交界性逸搏心律

[0176] 非阵发性室上性心动过速

[0177] 最快室上性心动过速

[0178] 最长室上性心动过速

[0179] 室上性心动过速

[0180] 短阵室上性心动过速

[0181] 心房扑动-心房颤动

[0182] 室性早搏

[0183] 室性早搏成对

[0184] 室性早搏二联律

[0185] 室性早搏三联律

[0186] 室性逸搏

[0187] 室性逸搏心律

[0188] 加速性室性自主心律

[0189] 最快室性心动过速

[0190] 最长室性心动过速

[0191] 室性心动过速

[0192] 短阵室性心动过速

[0193] 二度 I 型窦房传导阻滞

[0194] 二度 II 型窦房传导阻滞

[0195] 一度房室传导阻滞

[0196] 二度 I 型房室传导阻滞

- [0197] 二度II型房室传导阻滞
- [0198] 二度II型(2:1)房室传导阻滞
- [0199] 高度房室传导阻滞
- [0200] 完全性左束支阻滞
- [0201] 完全性右束支阻滞
- [0202] 室内阻滞
- [0203] 预激综合症
- [0204] ST段和T波改变
- [0205] 最长RR间期
- [0206] 步骤112,对心电图事件数据进行统计分析,得到相应的报告结论数据和报告表项数据;根据信号质量评价参数对心电图事件数据进行评估,生成报告图形数据;并且输出报告表项数据、报告图形数据和报告结论数据。
- [0207] 具体的,报告生成模块根据参考信号质量评价参数,剔除心电图事件数据中不可信事件,计算各种心率参数,统计事件的数量和发生时间等,得到报告结论数据和报告表项数据。
- [0208] 具体的心率参数计算包括计算平均心率、及最大、最小心率等。在计算最大和最小心率时,以固定长度片段为统计单位,逐个心搏进行全程扫描和统计比较。片段的长度一般为8-10秒,也可以根据需要自由设定。计算心率时,针对窦性心率占主体和异位心率占主体采用不同的心搏类型统计计算方法。在计算最大最小心率时:针对窦性心率占主体的心电图,仅计算窦性分类心搏;针对房扑房颤类占主体的心电图,仅计算房扑房颤类心搏及窦性心搏;针对非房扑房颤的其他异位心搏占主体的心电图,除伪差外所有类型心搏均参与计算。
- [0209] 具体的,报告生成模块可以计算下述的心率参数:
- [0210] 时间:
 - [0211] 监测总时长
 - [0212] 干扰总时长
 - [0213] 有效时长
 - [0214] 开始结束时间
- [0215] 心率:
 - [0216] 平均心率
 - [0217] 最大心率,及发生时间
 - [0218] 最小心率,及发生时间
 - [0219] 总心搏数量
 - [0220] 异常心搏占总心搏百分比
 - [0221] 房扑房颤占总心搏百分比
 - [0222] 心率变异性:
 - [0223] 窦性心搏间标准差
 - [0224] RR间期平均值标准差
 - [0225] RR间期:

- [0226] 长RR间期(1.5-2.0s)发生次数
[0227] 3s>长RR间期>2.0s发生次数
[0228] 5s>长RR间期>3s发生次数
[0229] 长RR间期>5s发生次数
[0230] 最长RR间期(s)及发生时间
[0231] 以及各种心电图事件的数量,或者持续时间,发生时间等等。
[0232] 对心电图事件数据,根据信号质量评价参数进行质量评估,选取数据信号质量最高的事件片段,同时分析片段中的包含的事件种类数量,优先选取最具代表性的片段,优选片段的开始位置,尽量保证事件心搏位于所选取片段的中部,生成报告图形数据。
[0233] 在优选的方案中,心电图事件的选择规则可以具体如下例子所述:
[0234] 对于一般心电图事件,选取单个片段。当片段第一个心搏心率大于等于100时,片段起始点位置距离第一个心搏距离为0.3秒。当片段第一个心搏心率小于等于45时,片段起始点位置距离第一个心搏距离为0.37秒。
[0235] 对于有多个片段的心电图事件,需要对多个片段进行质量评估,依据信号质量评价参数计算截取片段的无干扰信号占比,当无干扰信号占比达到设定的阈值(优选的在60%-95%范围内确定阈值),片段符合筛选条件,从中获得最优典型数据段。
[0236] 最后,输出报告表项数据、报告图形数据和报告结论数据。
[0237] 在上述过程之外,本发明还可以基于得到的分类结果,进行人工检验,并将检验出与自动分析输出的分类结果不符的心搏分类数据再进行修正,作为训练样本反馈输入给训练好的模型,用于人工智能自学习。深度学习的模型可以通过输入新的训练数据进行不断的迭代循环训练,从而持续改进本发明所使用的3个分类模型(干扰二分类模型,心搏分类模型,ST段和T波改变模型)的准确率。
[0238] 需要说明,在上述执行步骤的过程中虽然对3个分类模型的具体实现方式进行了具体说明,但并不限定其具体的实现方式只能采用所例举的方式实现。三个模型均可采用LeNet-5模型,AlexNet模型、VGG16模型、Inception模型中的一个或多个来实现,也可以使用其它一些模型,比如,ResNet模型,RNN相关的模型,Auto-Encoding模型或者SeqToSeq等模型进行训练和分类推理,同时,也不限定模型分类的类别数量,不限定识别的心电图事件种类和统计分析的心率参数。
[0239] 图7为本发明实施例提供的一种设备结构示意图,该设备包括:处理器和存储器。存储器可通过总线与处理器连接。存储器可以是非易失存储器,例如硬盘驱动器和闪存,存储器中存储有软件程序和设备驱动程序。软件程序能够执行本发明实施例提供的上述方法的各种功能;设备驱动程序可以是网络和接口驱动程序。处理器用于执行软件程序,该软件程序被执行时,能够实现本发明实施例提供的方法。
[0240] 需要说明的是,本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质。该计算机可读存储介质上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时,能够实现本发明实施例提供的方法。
[0241] 本发明实施例还提供了一种包含指令的计算机程序产品。当该计算机程序产品在计算机上运行时,使得处理器执行上述方法。
[0242] 本发明实施例提供的基于人工智能自学习的动态心电图分析方法及设备,通过数

据的预处理,心搏特征检测,使用深度学习方法进行的干扰信号检测,信号质量评估与导联合并,采用深度学习方法进行心搏分类,心搏的审核,心电事件和参数的分析计算,最终自动输出报告数据的一个完整快速流程的自动化分析方法。本发明的自动分析方法,还可以记录对自动分析结果的修改信息,并收集这些修改的数据反馈给深度学习模型继续训练,不断地改进和提升自动分析方法的准确率。

[0243] 专业人员应该还可以进一步意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,为了清楚地说明硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0244] 结合本文中所公开的实施例描述的方法或算法的步骤可以用硬件、处理器执行的软件模块,或者二者的结合来实施。软件模块可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。

[0245] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

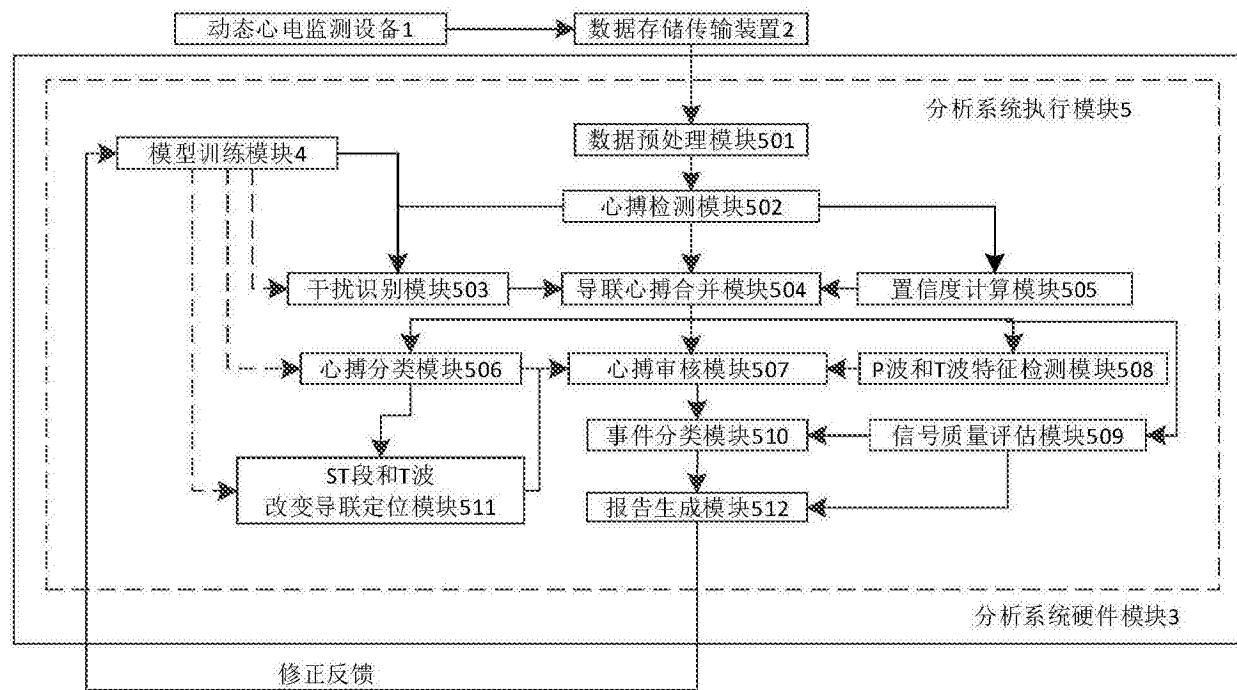


图1

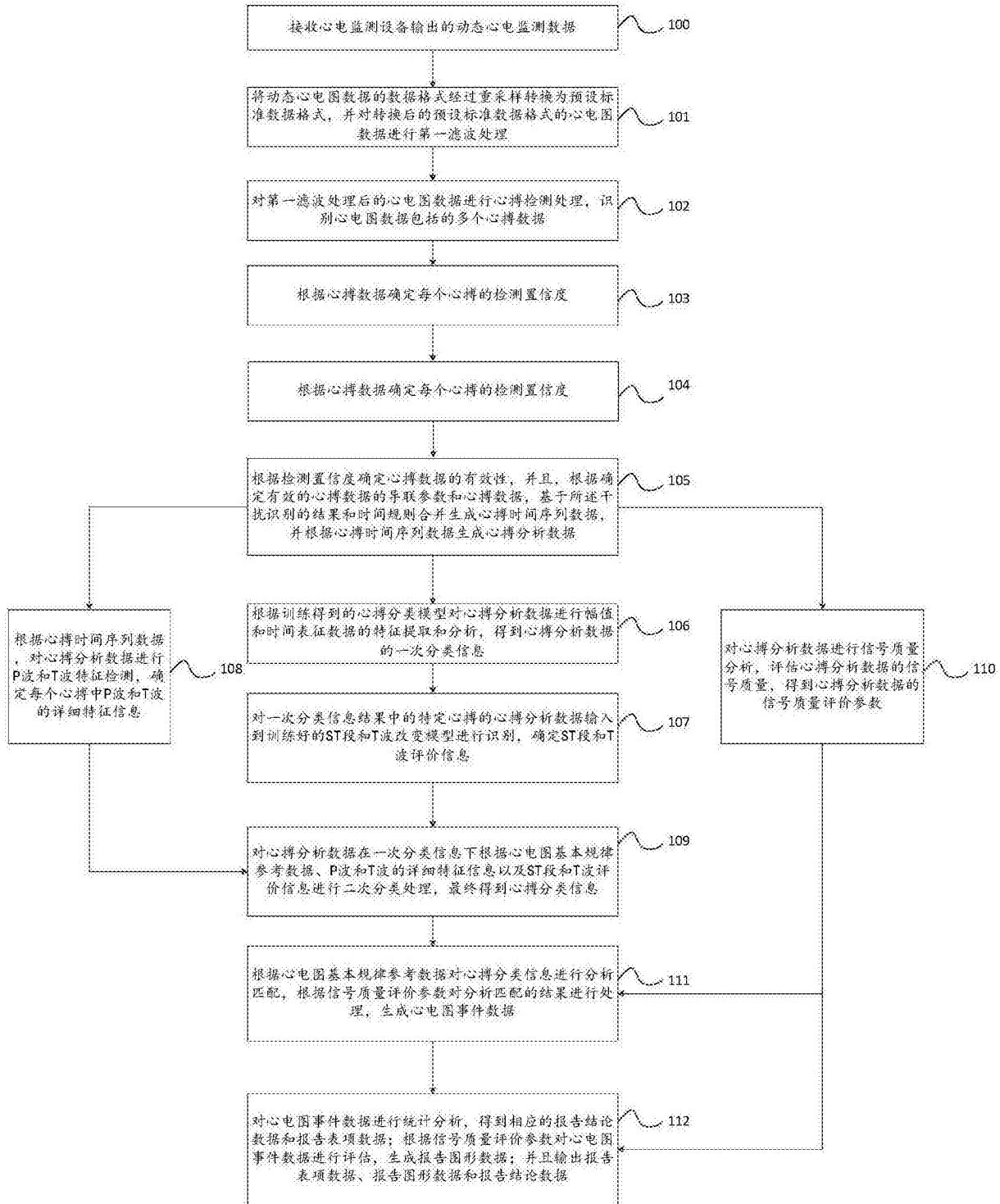


图2

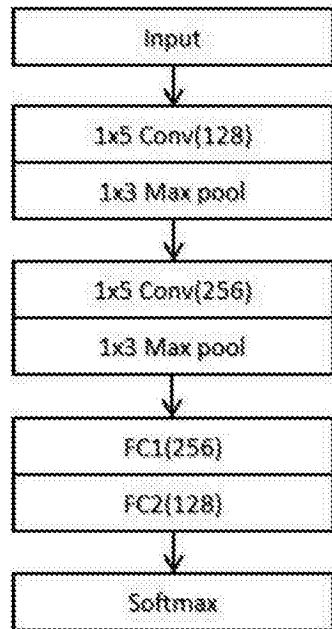


图3

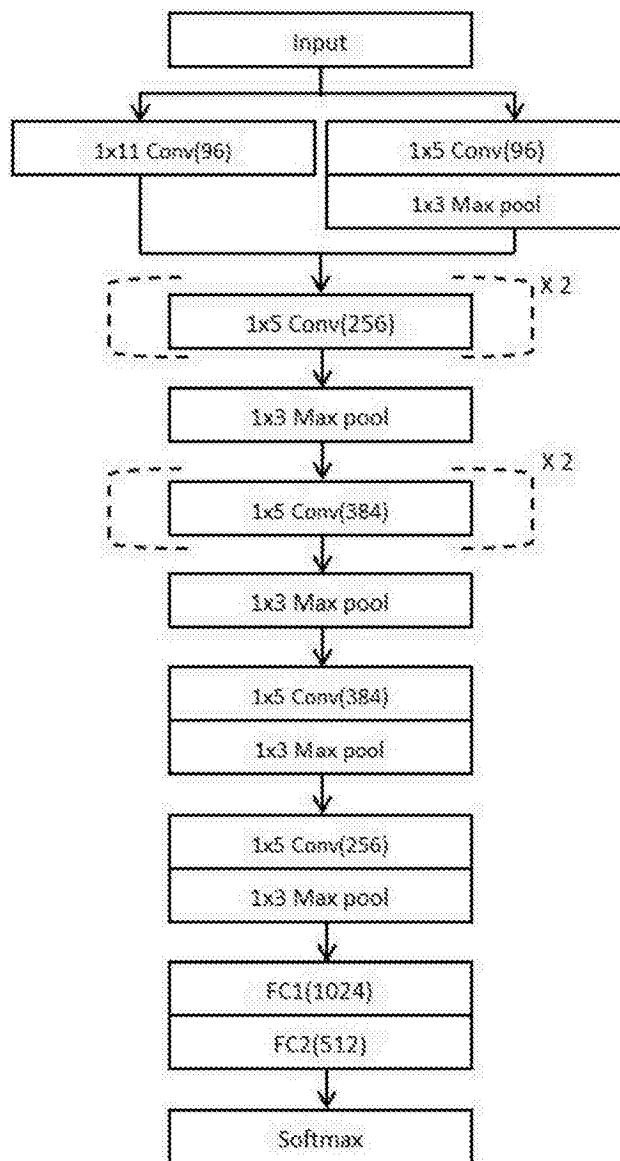


图4

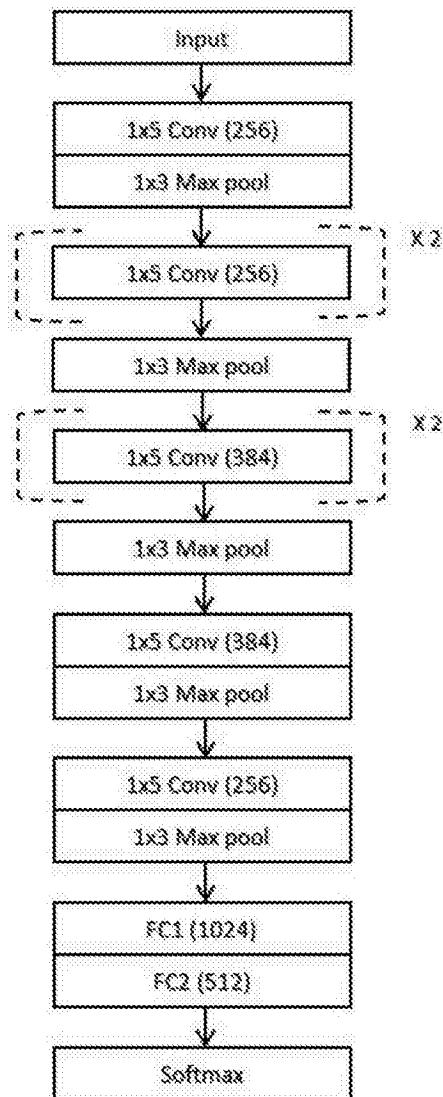


图5

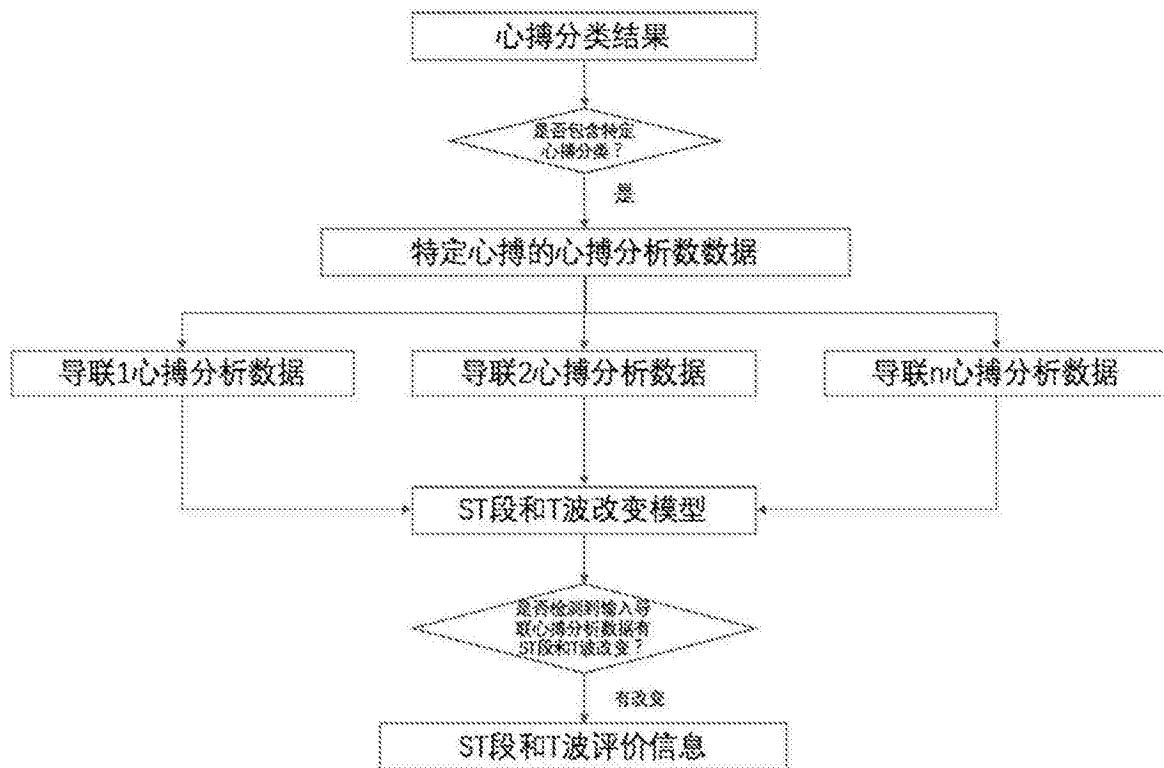


图6

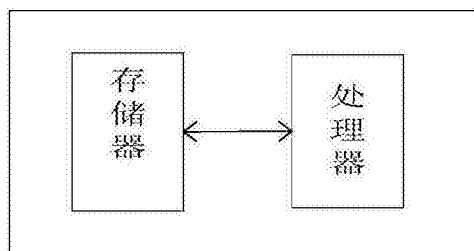


图7