



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106108889 B

(45)授权公告日 2019.11.08

(21)申请号 201610572477.6

(22)申请日 2016.07.20

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 106108889 A

(43)申请公布日 2016.11.16

(73)专利权人 杨一平  
地址 550002 贵州省贵阳市南明区蟠桃园  
路兴隆誉峰7号楼2单元12楼5号  
专利权人 朱欣

(72)发明人 杨一平 朱欣

(74)专利代理机构 杭州之江专利事务所(普通  
合伙) 33216  
代理人 张费微

(51)Int.Cl.  
A61B 5/0402(2006.01)  
A61B 5/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 101766484 A,2010.07.07,  
CN 102908135 A,2013.02.06,  
CN 104970789 A,2015.10.14,  
CN 105125206 A,2015.12.09,  
US 4700712 A,1987.10.20,  
DE 19517138 A1,1996.11.14,  
鄢羽等.《基于聚类分析的心电节拍分类算  
法》.《计算机应用》.2014,第34卷(第7期),第  
2132-2139.

Mariano Llamedo etc.《An Automatic  
Patient-Adapted ECG Heartbeat Classifier  
Allowing Expert Assistant》.《IEEE  
TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING》  
.2012,第59卷(第8期),第2312-2320页.

审查员 胡新芬

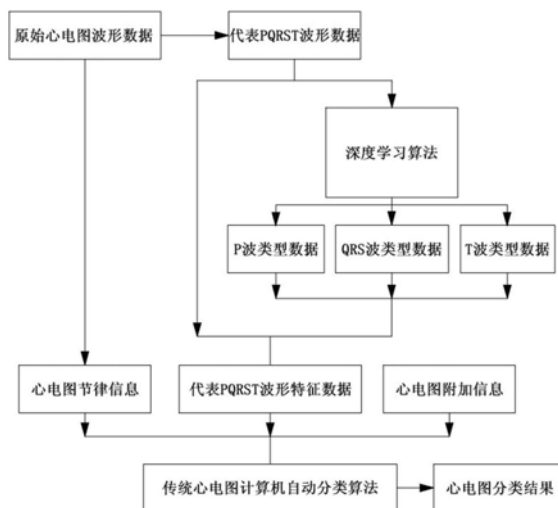
权利要求书1页 说明书15页 附图1页

(54)发明名称

基于深度学习算法的心电图分类方法

(57)摘要

本发明公开了基于深度学习算法的心电图分类方法,包括以下步骤:取得测量时间在8秒以上的原始心电图波形数据、心电图附加信息,并根据原始心电图波形数据获取心电图节律信息、代表PQRST波形数据;将代表PQRST波形数据从训练完的深度学习算法的输入端输入,得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据并分析代表PQRST波形数据,计算出代表PQRST波形特征数据并连同心电图附加信息、心电图节律信息输入传统心电图计算机自动分类算法,得到心电图分类结果。本发明合理地结合心电图分类的特点,并通过以上步骤对深度学习方法进行训练并用深度学习方法进行波形分类,能够大幅度提高心电图分类结果的正确率。



1. 基于深度学习算法的心电图分类方法, 其特征在于包括以下步骤:

a. 取得测量时间在8秒以上的原始心电图波形数据、心电图附加信息, 对原始心电图波形数据进行去噪处理, 所述的去噪处理包括:

a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰;

并根据原始心电图波形数据进行心电图节律信息的提取、代表PQRST波形的提取, 获取心电图节律信息、代表PQRST波形数据, 所述原始心电图波形数据为单导联数据或多导联数据, 原始心电图波形数据为多导联数据时, 所述的心电图节律信息由各个导联的心电图节律信息串联成一维数据形成, 所述的代表PQRST波形数据由各个导联的代表PQRST波形数据串联成一维数据形成;

b. 对深度学习算法的神经网络进行训练, 将步骤a得到的代表PQRST波形数据从训练完的深度学习算法的输入端输入, 经深度学习算法进行PQRST波群分类后, 从深度学习算法的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据, 所述的深度学习算法为卷积神经网络或迭代神经网络或深度神经网络;

c. 根据步骤b得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a得到的代表PQRST波形数据, 计算出代表PQRST波形特征数据, 所述的代表PQRST波形特征数据包括代表PQRST波形数据中每个波形的切分点、波峰电压值以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息;

d. 将步骤a得到的心电图附加信息、心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据输入传统心电图计算机自动分类算法, 得到心电图分类结果。

## 基于深度学习算法的心电图分类方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及心电图分类方法,尤其涉及基于深度学习算法的心电图分类方法。

### 背景技术

[0002] 心电图波形数据采集及心电图分类结果是医生诊断心脏病疾患的重要辅助手段和参考信息,通常心电图波形数据采集和分类是在医院或体检中心进行,存在检测不方便、检测频率低等缺点,而且不能及时地把心电图分类信息提供给医生来做实时诊断,很难有效地预防和及时治疗心脏病病变。近年来,随着网络、移动智能手机的普及,使得便携式心电监测仪、家庭个人用心电波监测仪的推出成为可能。目前市场上推出的这类监测仪,其依据的分类法是传统的测量分类法,一般是先测量出每个波形的切分点后对波形进行分类,然后再基于波形类型选择不同方法来计算出所需的心电图特征参数。将心电图特征参数输入基于医学知识建立的传统心电图计算机自动分类算法,就可以得到心电图分类结果。但因为便携式心电监测仪、家庭个人用心电波监测仪的信号容易受外界噪音干扰,这种测量分类法在对一些切分点不明显的波形进行分类时,往往会出现误分类,从而导致计算参数不正确,并最终导致误分类,其临床可靠性和准确性较低,无法满足实际的给医生提供辅助诊断信息的需要。

### 发明内容

[0003] 本发明针对现有技术中存在的传统的心电图测量分类法在对一些切分点不明显的波形进行分类时,往往会出现误分类,从而导致计算参数不正确,无法满足实际的给医生提供辅助诊断信息的需要等缺陷,提供了一种新的基于深度学习算法的心电图分类方法。

[0004] 为了解决上述技术问题,本发明通过以下技术方案实现:

[0005] 基于深度学习算法的心电图分类方法,包括以下步骤:

[0006] a. 取得测量时间在8秒以上的原始心电图波形数据、心电图附加信息,并根据原始心电图波形数据进行心电图节律信息的提取、代表PQRST波形的提取,获取心电图节律信息、代表PQRST波形数据;

[0007] b. 对深度学习算法的神经网络进行训练,将步骤a得到的代表PQRST波形数据从训练完的深度学习算法的输入端输入,经深度学习算法进行PQRST波群分类后,从深度学习算法的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据;

[0008] c. 根据步骤b得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a得到的代表PQRST波形数据,计算出代表PQRST波形特征数据;

[0009] d. 将步骤a得到的心电图附加信息、心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据输入传统心电图计算机自动分类算法,得到心电图分类结果。

[0010] 深度学习算法是一种人工智能领域的机器学习方法,它含有多隐层的多层感知器,是通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示属性类别或特征,以发现数据的分布式特征表示,深度学习方法目前已经在图像识别,声音识别等应用领域里被证明了它的有效

性,能够大幅度提高了传统方法的识别精度。本发明中把深度学习方法导入心电图分类领域,合理地结合心电图分类的特点,并通过以上步骤对深度学习方法进行训练并用深度学习方法进行波形分类,能够大幅度提高心电图分类结果的正确率。

[0011] 其中步骤a中8秒以上的原始心电图波形数据具有数量充足的波形,使得提取得到的心电图节律信息、代表PQRST波形数据更加准确。其中代表PQRST波形的提取能够有效减小非诊断要素如人体移动、电极不稳定带来的波形变化影响,同时由于代表PQRST波形的数据量相对原始心电图波形数据中的波形数据少很多,其波形数据更加稳定,可以大幅度减少后期深度学习算法的训练量,提高深度学习算法的计算效率,并提高提供给医生的心电图辅助分类信息的质量。心电图节律信息的提取能够用来提高相关的心电图分类信息的精确度。心电图附加信息会影响原始心电图波形数据中心电波振幅、噪音构成等特性,对心电图附加信息的使用能够进一步提升最终得到的心电图分类结果的正确率。

[0012] 本发明的步骤b-步骤d中通过引入深度学习算法克服了传统波形测量分类方法里存在的最大弱点,即因为P波、QRS波、T波类型的错误分类造成的二次参数的误算导致的最终的心电图分类错误。P波、QRS波、T波类型的错误分类是由于在传统方法里对于每个导联的代表波形进行分类时,对每个导联的代表波形间的相关关系,每个导联代表波形里的P波、QRS波、T波间的相关关系,以及每个导联的时间要素和电压要素间的相关关系,以及心电图附加信息、心电图节律信息和上述关系间的关系的分析能力不够造成的。而深度学习算法在对于大量心电图波形数据进行学习后,能够自动总结出这些相关关系,从而能够提升P波、QRS波、T波的分类正确度,最终大幅度提高心电图分类结果正确率。同时本方法保留了已被医生广为接受的代表PQRST波形特征数据和传统心电图计算机自动分类算法的各个分析过程,使得在提高最终分类正确率的同时又使得深度学习算法的引入更容易为医生们接受。

[0013] 作为优选,上述所述的基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤c中,所述的代表PQRST波形特征数据包括代表PQRST波形数据中每个波形的切分点、波峰电压值以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息。

[0014] 以上信息是对P波、QRS波、T波分类的基础数据,能够较大程度上影响P波、QRS波、T波分类结果,能够进一步提升分类的正确率,以及最终的心电图分类结果正确率。

[0015] 作为优选,上述所述的基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤a中,取得测量时间在8秒以上的原始心电图波形数据后,对原始心电图波形数据进行去噪处理。能够去除原始心电图波形数据的基线漂移噪音、肌电干扰、工频干扰等,从而进一步提升最终的心电图分类结果的正确率。

[0016] 作为优选,上述所述的基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的去噪处理包括:

[0017] a11.采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0018] a12.基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0019] a13.噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0020] 通过以上步骤能够有效去除原始心电图波形数据中的基线漂移噪音、肌电干扰、工频干扰等,从而进一步提升最终的心电图分类结果的正确率。

[0021] 作为优选,上述所述的基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤a中的原

始心电波数据为单导联数据。

[0022] 单导联数据一般适用便携式的心电图检测仪器,使得本发明的适用范围更广,且单导联里虽然没有导联间的关系分析,但是它仍然保留了代表PQRST波形数据里的P波、QRS波、T波之间的相关关系,以及心电图附加信息、心电图节律信息与上述关系间的关系的分析能力,从而大幅度提高了最终的心电图分类结果正确率。

[0023] 作为优选,上述所述的基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤a中的原始心电图波形数据为多导联数据,所述的心电图节律信息由各个导联的心电图节律信息串联成一维数据形成,所述的代表PQRST波形数据由各个导联的代表PQRST波形数据串联成一维数据形成。

[0024] 多导联的原始心电图波形数据具有更加充分的信息,能提升相关的心电图分类辅助信息的精确度,而由各个导联的心电图节律信息串联成的心电图节律信息以及由各个导联的代表PQRST波形数据串联成的代表PQRST波形数据在通过深度学习算法进行波形分类时,各个导联间的相关性在经过充分的训练后可以得到有效总结,能够进一步提升最终的心电图分类结果的正确率。

[0025] 作为优选,上述所述的基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤b中,所述的深度学习算法为卷积神经网络或迭代神经网络或深度神经网络。

[0026] 以上三种神经网络具有更高的准确率,能够保证最终的心电图分类结果的正确率。

[0027] 本发明的有益效果如下:

[0028] 本发明引入深度学习算法进行P波、QRS波、T波分类,极大地提高了分类的正确度,进而极大地提高了代表PQRST波形特征数据的数据精度,使得代表PQRST波形特征数据更能反映出心电图的真实状况,从而极大地提高了代表PQRST波形特征数据通过传统心电图计算机自动分类算法得到的最终心电图分类结果的准确度。

## 附图说明

[0029] 图1为本发明基于深度学习算法的心电图分类方法的流程图。

## 具体实施方式

[0030] 下面结合附图1和具体实施方式对本发明作进一步详细描述,但它们不是对本发明的限制:

[0031] 实施例1

[0032] 基于深度学习算法的心电图分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0033] a. (1) 获取单导联心电图波形数据以及心电图附加信息,并根据该单导联心电图波形数据截取其中长度为10秒的数据作为原始心电图波形数据,其中单导联心电图波形数据可以通过已有的数据库如欧共同体心电图波形数据库(CSE)获得,或者通过其它途径获得,心电图附加信息中包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0034] (2) 根据需要,可对步骤(1)得到的原始心电图波形数据进行去噪处理,去噪处理包括以下步骤:

[0035] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0036] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0037] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0038] (3) 根据原始心电图波形数据计算PQRST波形的区分点,从而根据PQRST波形的区分点进行心电图节律信息的提取,获取心电图节律信息,其中心电图节律信息包括平均心室心率、平均RR间隔、最长RR间隔和最短RR间隔之差、RR间隔的标准方差、一致性P波信息、窦房律下各心拍的PR间隔和平均值、R波中预激波检测结果、窦房律下各心拍的QT间期和QTc间期和平均值、窦房律QRS平均波宽、窦房律P波宽和平均波宽、期外收缩信息、期外收缩类型、期外收缩形态、心房扑动的F波和心房颤动的f波的检测结果、非同期P波的检测结果,而代表PQRST波形通过以下步骤提取:

[0039] a21. 通过一阶微分法和阈值法,对原始心电图波形数据进行检测,获取P波、QRS波、T波的特征点;

[0040] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,根据分析结果将拥有PQRST波数目最多的类型作为代表PQRST波形,若数目最多的类型为2个以上,选取R波平均振幅最大的类型作为代表PQRST波形类,最后使用叠加平均法计算各个心拍的PQRST波的平均波形作为代表PQRST波形。

[0041] 提取代表PQRST波形,计算代表性PQRST波形的平均波形用于心电图分类,能提高信号信噪比,减少噪音对分类结果的影响,减少心电图逐拍的随机变动,提高分类的鲁棒性,并减少数据量,提高分类的效率。而通过以上步骤来进行代表PQRST波形的提取,能够有效提取原始心电图波形数据中的P波、QRS波、T波的特征点,而将原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,能够有效去除原始心电图波形数据中受到噪音伪差干扰的PQRST波形以及与以及节律相关的QRST波形,保证得到的代表PQRST波形能够传递更准确的有效信息进行心电图分类。

[0042] (4) 为了对卷积神经网络进行训练,还需要获取训练用数据,该训练用数据可从其它相应体检结果中获取,也可以选择从现有的数据库例如从欧共同体心电图波形数据库(CSE)中获取,其中训练用数据包括其它相应单导联心电图波形数据以及心电图附加信息,以欧共同体心电图波形数据库(CSE)为例,训练用数据的获取步骤为:根据步骤a中的步骤(1)-步骤(3)对欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个信息进行处理,获取欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息并链接成一维输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的排列方式可根据实际情况进行选择。

[0043] b. (1) 设定卷积神经网络输入层、隐含层、输出层的节点个数,并随机设定相邻层各节点之间的权重。

[0044] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据从卷积神经网络的输入端输入,经卷积神经网络进行PQRST波群分类后,从卷积神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0045] (3) 将卷积神经网络输出端得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据与真实波形类型进行比较,基于输出端和真实波形类型的检测偏差,利用后向传递算法修改卷积神经网络内各节点的权值。

[0046] (4) 重复步骤(2)-(3)直到卷积神经网络判读结果符合真实波形类型,即卷积神经

网络结构参数收敛时,获得训练好的卷积神经网络。

[0047] 以上步骤能够对卷积神经网络进行很好地训练,使得卷积神经网络在经过大量心电图波形的学习后,能够将P波、QRS波、T波的分类特征要素反映到卷积神经网络里面,则在后续利用该训练完成的卷积神经网络来对其他心电图代表PQRST波形数据进行分类时就可以在在短时间内高效的得出正确的分类结果。

[0048] (5) 将步骤a中的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据从步骤(4)训练好的卷积神经网络的输入端输入,经卷积神经网络进行PQRST波群分类后,从卷积神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0049] c. 使用步骤b的步骤(5)得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据、PQRST波形的各区分点信息,可以计算出代表PQRST波形特征数据,其中代表PQRST波形特征数据包括:P波宽、P'宽、P波高、P波类型、PQ间期、QRS波宽、Q波宽、Q波振幅、R波高、R波宽、R'波高、S波振幅、S'波宽、QRS波类型、ST起点高、ST中段高、ST终点高、QT间期、T波高、修正T波高、delta波有无、U波高、P/QRS/T波电轴以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息等信息。

[0050] d. (1) 将步骤a的步骤(1)得到的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)得到的心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据组成输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的组合方式可根据实际情况进行选择。

[0051] (2) 将步骤(1)得到的输入数据输入传统心电图计算机自动分类算法,得到自动心电图分类结果。

[0052] 实施例2

[0053] 基于深度学习算法的心电图分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0054] a. (1) 获取单导联心电图波形数据以及心电图附加信息,并根据该单导联心电图波形数据截取其中长度为8秒的数据作为原始心电图波形数据,其中单导联心电图波形数据以及心电图附加信息可以通过体检结果获得,也可以通过已有的数据库如欧共同体心电图波形数据库(CSE)获得,或者通过其它途径获得,心电图附加信息中包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0055] (2) 根据需要,可对步骤(1)得到的原始心电图波形数据进行去噪处理,去噪处理包括以下步骤:

[0056] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0057] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0058] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0059] (3) 根据原始心电图波形数据计算PQRST波形的区分点,从而根据PQRST波形的区分点进行心电图节律信息的提取,获取心电图节律信息,其中心电图节律信息包括平均心室心率、平均RR间隔、最长RR间隔和最短RR间隔之差、RR间隔的标准方差、一致性P波信息、窦房律下各心拍的PR间隔和平均值、R波中预激波检测结果、窦房律下各心拍的QT间期和QTc间期和平均值、窦房律QRS平均波宽、窦房律P波宽和平均波宽、期外收缩信息、期外收缩类型、期外收缩形态、心房扑动的F波和心房颤动的f波的检测结果、非同期P波的检测结果,而代表PQRST波形通过以下步骤提取:

[0060] a21. 通过一阶微分法和阈值法,对原始心电图波形数据进行检测,获取P波、QRS

波、T波的特征点；

[0061] a22.对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,根据分析结果将拥有PQRST波数目最多的类型作为代表PQRST波形,若数目最多的类型为2个以上,选取R波平均振幅最大的类型作为代表PQRST波形类,最后使用叠加平均法计算各个心拍的PQRST波的平均波形作为代表PQRST波形。

[0062] 提取代表PQRST波形,计算代表性PQRST波形的平均波形用于心电图分类,能提高信号信噪比,减少噪音对分类结果的影响,减少心电图逐拍的随机变动,提高分类的鲁棒性,并减少数据量,提高分类的效率。而通过以上步骤来进行代表PQRST波形的提取,能够有效提取原始心电图波形数据中的P波、QRS波、T波的特征点,而将原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,能够有效去除原始心电图波形数据中受到噪音伪差干扰的PQRST波形以及与以及节律相关的QRS波,保证得到的代表PQRST波形能够传递更准确的有效信息进行心电图分类。

[0063] (4) 为了对迭代神经网络进行训练,还需要获取训练用数据,该训练用数据可从其它相应体检结果中获取,也可以选择从现有的数据库例如从欧共同体心电图波形数据库(CSE)中获取,其中训练用数据包括其它相应单导联心电图波形数据以及心电图附加信息,以欧共同体心电图波形数据库(CSE)为例,训练用数据的获取步骤为:根据步骤a中的步骤(1)-步骤(3)对欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个信息进行处理,获取欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息并链接成一维输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的排列方式可根据实际情况进行选择。

[0064] b. (1) 设定迭代神经网络输入层、隐含层、输出层的节点个数,并随机设定相邻层各节点之间的权重。

[0065] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据从迭代神经网络的输入端输入,经迭代神经网络进行PQRST波群分类后,从迭代神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0066] (3) 将迭代神经网络输出端得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据与真实波形类型进行比较,基于输出端和真实波形类型的检测偏差,利用后向传递算法修改迭代神经网络内各节点的权值。

[0067] (4) 重复步骤(2)-(3)直到迭代神经网络判读结果符合真实波形类型,即迭代神经网络结构参数收敛时,获得训练好的迭代神经网络。

[0068] 以上步骤能够对迭代神经网络进行很好地训练,使得迭代神经网络在经过大量心电图波形的学习后,能够将P波、QRS波、T波的分类特征要素反映到迭代神经网络里面,则在后续利用该训练完成的迭代神经网络来对其他心电图代表PQRST波形数据进行分类时就可以在在短时间内高效的得出正确的分类结果。

[0069] (5) 将步骤a中的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据从步骤(4)训练好的迭代神经网络的输入端输入,经迭代神经网络进行PQRST波群分类后,从迭代神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0070] c. 使用步骤b的步骤(5)得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据、PQRST波形的各区分点信息,可以计算出代表

PQRST波形特征数据,其中代表PQRST波形特征数据包括:P波宽、P'宽、P波高、P波类型、PQ间期、QRS波宽、Q波宽、Q波振幅、R波高、R波宽、R'波高、S波振幅、S'波宽、QRS波类型、ST起点高、ST中段高、ST终点高、QT间期、T波高、修正T波高、delta波有无、U波高、P/QRS/T波电轴以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息等信息。

[0071] d. (1) 将步骤a的步骤(1)得到的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)得到的心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据组成输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的组合方式可根据实际情况进行选择。

[0072] (2) 将步骤(1)得到的输入数据输入传统心电图计算机自动分类算法,得到自动心电图分类结果。

[0073] 实施例3

[0074] 基于深度学习算法的心电图分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0075] a. (1) 获取单导联心电图波形数据以及心电图附加信息,并根据该单导联心电图波形数据截取其中长度为16秒的数据作为原始心电图波形数据,其中单导联心电图波形数据以及心电图附加信息可以通过体检结果获得,也可以通过已有的数据库如欧共体心电图波形数据库(CSE)获得,或者通过其它途径获得,心电图附加信息中包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0076] (2) 根据需要,可对步骤(1)得到的原始心电图波形数据进行去噪处理,去噪处理包括以下步骤:

[0077] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0078] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0079] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0080] (3) 根据原始心电图波形数据计算PQRST波形的区分点,从而根据PQRST波形的区分点进行心电图节律信息的提取,获取心电图节律信息,其中心电图节律信息包括平均心室心率、平均RR间隔、最长RR间隔和最短RR间隔之差、RR间隔的标准方差、一致性P波信息、窦房律下各心拍的PR间隔和平均值、R波中预激波检测结果、窦房律下各心拍的QT间期和QTc间期和平均值、窦房律QRS平均波宽、窦房律P波宽和平均波宽、期外收缩信息、期外收缩类型、期外收缩形态、心房扑动的F波和心房颤动的f波的检测结果、非同期P波的检测结果,而代表PQRST波形通过以下步骤提取:

[0081] a21. 通过一阶微分法和阈值法,对原始心电图波形数据进行检测,获取P波、QRS波、T波的特征点;

[0082] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,根据分析结果将拥有PQRST波数目最多的类型作为代表PQRST波形,若数目最多的类型为2个以上,选取R波平均振幅最大的类型作为代表PQRST波形类,最后使用叠加平均法计算各个心拍的PQRST波的平均波形作为代表PQRST波形。

[0083] 提取代表PQRST波形,计算代表性PQRST波形的平均波形用于心电图分类,能提高信号信噪比,减少噪音对分类结果的影响,减少心电图逐拍的随机变动,提高分类的鲁棒性,并减少数据量,提高分类分析的效率。而通过以上步骤来进行代表PQRST波形的提取,能够有效提取原始心电图波形数据中的P波、QRS波、T波的特征点,而将原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,能够有效去除原始心电图波形数据中受到噪音伪差干扰

的PQRST波形以及以及与节律相关的QRST波形,保证得到的代表PQRST波形能够传递更准确的有效信息进行心电图分类。

[0084] (4) 为了对深度神经网络进行训练,还需要获取训练用数据,该训练用数据可从其它相应体检结果中获取,也可以选择从现有的数据库例如从欧共体心电图波形数据库(CSE)中获取,其中训练用数据包括其它相应单导联心电图波形数据以及心电图附加信息,以欧共体心电图波形数据库(CSE)为例,训练用数据的获取步骤为:根据步骤a中的步骤(1)-步骤(3)对欧共体心电图波形数据库(CSE)中各个信息进行处理,获取欧共体心电图波形数据库(CSE)中各个心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息并链接成一维输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的排列方式可根据实际情况进行选择。

[0085] b. (1) 设定深度神经网络输入层、隐含层、输出层的节点个数,并随机设定相邻层各节点之间的权重。

[0086] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据从深度神经网络的输入端输入,经深度神经网络进行PQRST波群分类后,从深度神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0087] (3) 将深度神经网络输出端得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据与真实波形类型进行比较,基于输出端和真实波形类型的检测偏差,利用后向传递算法修改深度神经网络内各节点的权值。

[0088] (4) 重复步骤(2)-(3)直到深度神经网络判读结果符合真实波形类型,即深度神经网络结构参数收敛时,获得训练好的深度神经网络。

[0089] 以上步骤能够对深度神经网络进行很好地训练,使得深度神经网络在经过大量心电图波形的学习后,能够将P波、QRS波、T波的分类特征要素反映到深度神经网络里面,则在后续利用该训练完成的深度神经网络来对其他心电图代表PQRST波形数据进行分类时就可以在在短时间内高效的得出正确的分类结果。

[0090] (5) 将步骤a中的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据从步骤(4)训练好的深度神经网络的输入端输入,经深度神经网络进行PQRST波群分类后,从深度神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0091] c. 使用步骤b的步骤(5)得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据、PQRST波形的各区分点信息,可以计算出代表PQRST波形特征数据,其中代表PQRST波形特征数据包括:P波宽、P'宽、P波高、P波类型、PQ间期、QRS波宽、Q波宽、Q波振幅、R波高、R波宽、R'波高、S波振幅、S'波宽、QRS波类型、ST起点高、ST中段高、ST终点高、QT间期、T波高、修正T波高、delta波有无、U波高、P/QRS/T波电轴以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息等信息。

[0092] d. (1) 将步骤a的步骤(1)得到的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)得到的心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据组成输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的组合方式可根据实际情况进行选择。

[0093] (2) 将步骤(1)得到的输入数据输入传统心电图计算机自动分类算法,得到自动心电图分类结果。

[0094] 实施例4

[0095] 基于深度学习算法的心电图分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0096] a. (1) 获取多导联心电图波形数据以及心电图附加信息,并根据该多导联心电图波形数据截取其中长度为10秒的数据作为原始心电图波形数据,其中多导联心电图波形数据以及心电图附加信息可以通过体检结果获得,也可以通过已有的数据库如欧共体心电图波形数据库(CSE)获得,或者通过其它途径获得,该多导联心电图波形数据可以为十二导联心电图波形数据、三导联心电图波形数据、六导联心电图波形数据、十八导联心电图波形数据等多导联心电图波形数据。心电图附加信息中包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0097] (2) 根据需要,可对步骤(1)得到的原始心电图波形数据进行去噪处理,去噪处理包括以下步骤:

[0098] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0099] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0100] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0101] (3) 根据原始心电图波形数据计算PQRST波形的区分点,从而根据PQRST波形的区分点进行心电图节律信息的提取,获取心电图节律信息,该心电图节律信息是由各个导联的心电图节律信息串联成一维数据而形成,其中心电图节律信息包括平均心室心率、平均RR间隔、最长RR间隔和最短RR间隔之差、RR间隔的标准方差、一致性P波信息、窦房律下各心拍的PR间隔和平均值、R波中预激波检测结果、窦房律下各心拍的QT间期和QTc间期和平均值、窦房律QRS平均波宽、窦房律P波宽和平均波宽、期外收缩信息、期外收缩类型、期外收缩形态、心房扑动的F波和心房颤动的f波的检测结果、非同期P波的检测结果,而代表PQRST波形通过以下步骤提取:

[0102] a21. 通过一阶微分法和阈值法,对原始心电图波形数据中的其中一个导联进行检测,获取该导联的P波、QRS波、T波的特征点;

[0103] a22. 对该导联中的所有PQRST波进行聚类分析,根据分析结果将拥有PQRST波数目最多的类型作为代表PQRST波形,若数目最多的类型为2个以上,选取R波平均振幅最大的类型作为代表PQRST波形类,最后使用叠加平均法计算各个心拍的PQRST波的平均波形作为代表PQRST波形。

[0104] a23. 对原始心电图波形数据中的其它导联也通过步骤a21以及步骤a22进行代表PQRST波形的提取,提取完毕后将各个导联的代表PQRST波形串联成一维数据形成代表PQRST波形数据。

[0105] 提取代表PQRST波形,计算代表性PQRST波形的平均波形用于心电图分类,能提高信号信噪比,减少噪音对分类结果的影响,减少心电图逐拍的随机变动,提高分类的鲁棒性,并减少数据量,提高分类的效率。而通过以上步骤来进行代表PQRST波形的提取,能够有效提取原始心电图波形数据中的P波、QRS波、T波的特征点,而将原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,能够有效去除原始心电图波形数据中受到噪音伪差干扰的PQRST波形以及与以及节律相关的QRST波形,保证得到的代表PQRST波形能够传递更准确的有效信息进行心电图分类。

[0106] (4) 为了对卷积神经网络进行训练,还需要获取训练用数据,该训练用数据可从其它相应体检结果中获取,也可以选择从现有的数据库例如从欧共体心电图波形数据库(CSE)中获取,其中训练用数据包括其它相应多导联心电图波形数据以及心电图附加信息,

以欧共体心电图波形数据库 (CSE) 为例, 训练用数据的获取步骤为: 根据步骤a中的步骤 (1)-步骤 (3) 对欧共体心电图波形数据库 (CSE) 中各个信息进行处理, 获取欧共体心电图波形数据库 (CSE) 中各个心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息并链接成一维输入数据, 其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的排列方式可根据实际情况进行选择。

[0107] b. (1) 设定卷积神经网络输入层、隐含层、输出层的节点个数, 并随机设定相邻层各节点之间的权重。

[0108] (2) 将步骤a中的步骤 (4) 得到的训练用数据从卷积神经网络的输入端输入, 经卷积神经网络进行PQRST波群分类后, 从卷积神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0109] (3) 将卷积神经网络输出端得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据与真实波形类型进行比较, 基于输出端和真实波形类型的检测偏差, 利用后向传递算法修改卷积神经网络内各节点的权值。

[0110] (4) 重复步骤 (2)-(3) 直到卷积神经网络判读结果符合真实波形类型, 即卷积神经网络结构参数收敛时, 获得训练好的卷积神经网络。

[0111] 以上步骤能够对卷积神经网络进行很好地训练, 使得卷积神经网络在经过大量心电图波形的学习后, 能够将P波、QRS波、T波的分类特征要素反映到卷积神经网络里面, 则在后续利用该训练完成的卷积神经网络来对其他心电图代表PQRST波形数据进行分类时就可以在在短时间内高效的得出正确的分类结果。

[0112] (5) 将步骤a中的步骤 (3) 得到的代表PQRST波形数据从步骤 (4) 训练好的卷积神经网络的输入端输入, 经卷积神经网络进行PQRST波群分类后, 从卷积神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0113] c. 使用步骤b的步骤 (5) 得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a的步骤 (3) 得到的代表PQRST波形数据、PQRST波形的各区分点信息, 可以计算出代表PQRST波形特征数据, 其中代表PQRST波形特征数据包括: P波宽、P' 宽、P波高、P波类型、PQ间期、QRS波宽、Q波宽、Q波振幅、R波高、R波宽、R' 波高、S波振幅、S' 波宽、QRS波类型、ST起点高、ST中段高、ST终点高、QT间期、T波高、修正T波高、delta波有无、U波高、P/QRS/T波电轴以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息等信息。

[0114] d. (1) 将步骤a的步骤 (1) 得到的心电图附加信息、步骤a的步骤 (3) 得到的心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据组成输入数据, 其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的组合方式可根据实际情况进行选择。

[0115] (2) 将步骤 (1) 得到的输入数据输入传统心电图计算机自动分类算法, 得到自动心电图分类结果。

[0116] 实施例5

[0117] 基于深度学习算法的心电图分类方法, 其流程图如图1所示, 具体包括以下步骤:

[0118] a. (1) 获取多导联心电图波形数据以及心电图附加信息, 并根据该多导联心电图波形数据截取其中长度为8秒的数据作为原始心电图波形数据, 其中多导联心电图波形数据以及心电图附加信息可以通过体检结果获得, 也可以通过已有的数据库如欧共体心电图波形数据库 (CSE) 获得, 或者通过其它途径获得, 该多导联心电图波形数据可以为十二导联

心电图波形数据、三导联心电图波形数据、六导联心电图波形数据、十八导联心电图波形数据等多导联心电图波形数据。心电图附加信息中包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0119] (2) 根据需要,可对步骤(1)得到的原始心电图波形数据进行去噪处理,去噪处理包括以下步骤:

[0120] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0121] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0122] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0123] (3) 根据原始心电图波形数据计算PQRST波形的区分点,从而根据PQRST波形的区分点进行心电图节律信息的提取,获取心电图节律信息,该心电图节律信息是由各个导联的心电图节律信息串联成一维数据而形成,其中心电图节律信息包括平均心室心率、平均RR间隔、最长RR间隔和最短RR间隔之差、RR间隔的标准方差、一致性P波信息、窦房律下各心拍的PR间隔和平均值、R波中预激波检测结果、窦房律下各心拍的QT间期和QTc间期和平均值、窦房律QRS平均波宽、窦房律P波宽和平均波宽、期外收缩信息、期外收缩类型、期外收缩形态、心房扑动的F波和心房颤动的f波的检测结果、非同期P波的检测结果,而代表PQRST波形通过以下步骤提取:

[0124] a21. 通过一阶微分法和阈值法,对原始心电图波形数据中的其中一个导联进行检测,获取该导联的P波、QRS波、T波的特征点;

[0125] a22. 对该导联中的所有PQRST波进行聚类分析,根据分析结果将拥有PQRST波数目最多的类型作为代表PQRST波形,若数目最多的类型为2个以上,选取R波平均振幅最大的类型作为代表PQRST波形类,最后使用叠加平均法计算各个心拍的PQRST波的平均波形作为代表PQRST波形。

[0126] a23. 对原始心电图波形数据中的其它导联也通过步骤a21以及步骤a22进行代表PQRST波形的提取,提取完毕后将各个导联的代表PQRST波形串联成一维数据形成代表PQRST波形数据。

[0127] 提取代表PQRST波形,计算代表性PQRST波形的平均波形用于心电图分类,能提高信号信噪比,减少噪音对分类结果的影响,减少心电图逐拍的随机变动,提高分类的鲁棒性,并减少数据量,提高分类的效率。而通过以上步骤来进行代表PQRST波形的提取,能够有效提取原始心电图波形数据中的P波、QRS波、T波的特征点,而将原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,能够有效去除原始心电图波形数据中受到噪音伪差干扰的PQRST波形以及与以及节律相关的QRST波形,保证得到的代表PQRST波形能够传递更准确的有效信息进行心电图分类。

[0128] (4) 为了对迭代神经网络进行训练,还需要获取训练用数据,该训练用数据可从其它相应体检结果中获取,也可以选择从现有的数据库例如从欧共同体心电图波形数据库(CSE)中获取,其中训练用数据包括其它相应多导联心电图波形数据以及心电图附加信息,以欧共同体心电图波形数据库(CSE)为例,训练用数据的获取步骤为:根据步骤a中的步骤(1)-步骤(3)对欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个信息进行处理,获取欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息并链接成一维输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的排列方式可根据实际情况进行选择。

[0129] b. (1) 设定迭代神经网络输入层、隐含层、输出层的节点个数,并随机设定相邻层各节点之间的权重。

[0130] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据从迭代神经网络的输入端输入,经迭代神经网络进行PQRST波群分类后,从迭代神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0131] (3) 将迭代神经网络输出端得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据与真实波形类型进行比较,基于输出端和真实波形类型的检测偏差,利用后向传递算法修改迭代神经网络内各节点的权值。

[0132] (4) 重复步骤(2)-(3)直到迭代神经网络判读结果符合真实波形类型,即迭代神经网络结构参数收敛时,获得训练好的迭代神经网络。

[0133] 以上步骤能够对迭代神经网络进行很好地训练,使得迭代神经网络在经过大量心电图波形的学习后,能够将P波、QRS波、T波的分类特征要素反映到迭代神经网络里面,则在后续利用该训练完成的迭代神经网络来对其他心电图代表PQRST波形数据进行分类时就可以在在短时间内高效的得出正确的分类结果。

[0134] (5) 将步骤a中的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据从步骤(4)训练好的迭代神经网络的输入端输入,经迭代神经网络进行PQRST波群分类后,从迭代神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0135] c. 使用步骤b的步骤(5)得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据、PQRST波形的各区分点信息,可以计算出代表PQRST波形特征数据,其中代表PQRST波形特征数据包括:P波宽、P'宽、P波高、P波类型、PQ间期、QRS波宽、Q波宽、Q波振幅、R波高、R波宽、R'波高、S波振幅、S'波宽、QRS波类型、ST起点高、ST中段高、ST终点高、QT间期、T波高、修正T波高、delta波有无、U波高、P/QRS/T波电轴以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息等信息。

[0136] d. (1) 将步骤a的步骤(1)得到的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)得到的心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据组成输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的组合方式可根据实际情况进行选择。

[0137] (2) 将步骤(1)得到的输入数据输入传统心电图计算机自动分类算法,得到自动心电图分类结果。

[0138] 实施例6

[0139] 基于深度学习算法的心电图分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0140] a. (1) 获取多导联心电图波形数据以及心电图附加信息,并根据该多导联心电图波形数据截取其中长度为16秒的数据作为原始心电图波形数据,其中多导联心电图波形数据以及心电图附加信息可以通过体检结果获得,也可以通过已有的数据库如欧共体心电图波形数据库(CSE)获得,或者通过其它途径获得,该多导联心电图波形数据可以为十二导联心电图波形数据、三导联心电图波形数据、六导联心电图波形数据、十八导联心电图波形数据等多导联心电图波形数据。心电图附加信息中包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0141] (2) 根据需要,可对步骤(1)得到的原始心电图波形数据进行去噪处理,去噪处理包括以下步骤:

[0142] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0143] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0144] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0145] (3) 根据原始心电图波形数据计算PQRST波形的区分点,从而根据PQRST波形的区分点进行心电图节律信息的提取,获取心电图节律信息,该心电图节律信息是由各个导联的心电图节律信息串联成一维数据而形成,其中心电图节律信息包括平均心室心率、平均RR间隔、最长RR间隔和最短RR间隔之差、RR间隔的标准方差、一致性P波信息、窦房律下各心拍的PR间隔和平均值、R波中预激波检测结果、窦房律下各心拍的QT间期和QTc间期和平均值、窦房律QRS平均波宽、窦房律P波宽和平均波宽、期外收缩信息、期外收缩类型、期外收缩形态、心房扑动的F波和心房颤动的f波的检测结果、非同期P波的检测结果,而代表PQRST波形通过以下步骤提取:

[0146] a21. 通过一阶微分法和阈值法,对原始心电图波形数据中的其中一个导联进行检测,获取该导联的P波、QRS波、T波的特征点;

[0147] a22. 对该导联中的所有PQRST波进行聚类分析,根据分析结果将拥有PQRST波数目最多的类型作为代表PQRST波形,若数目最多的类型为2个以上,选取R波平均振幅最大的类型作为代表PQRST波形类,最后使用叠加平均法计算各个心拍的PQRST波的平均波形作为代表PQRST波形。

[0148] a23. 对原始心电图波形数据中的其它导联也通过步骤a21以及步骤a22进行代表PQRST波形的提取,提取完毕后将各个导联的代表PQRST波形串联成一维数据形成代表PQRST波形数据。

[0149] 提取代表PQRST波形,计算代表性PQRST波形的平均波形用于心电图分类,能提高信号信噪比,减少噪音对分类结果的影响,减少心电图逐拍的随机变动,提高分类的鲁棒性,并减少数据量,提高分类的效率。而通过以上步骤来进行代表PQRST波形的提取,能够有效提取原始心电图波形数据中的P波、QRS波、T波的特征点,而将原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分析,能够有效去除原始心电图波形数据中受到噪音伪差干扰的PQRST波形以及与以及节律相关的QRST波形,保证得到的代表PQRST波形能够传递更准确的有效信息进行心电图分类。

[0150] (4) 为了对深度神经网络进行训练,还需要获取训练用数据,该训练用数据可从其它相应体检结果中获取,也可以选择从现有的数据库例如从欧共同体心电图波形数据库(CSE)中获取,其中训练用数据包括其它相应多导联心电图波形数据以及心电图附加信息,以欧共同体心电图波形数据库(CSE)为例,训练用数据的获取步骤为:根据步骤a中的步骤(1)-步骤(3)对欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个信息进行处理,获取欧共同体心电图波形数据库(CSE)中各个心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息并链接成一维输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的排列方式可根据实际情况进行选择。

[0151] b. (1) 设定深度神经网络输入层、隐含层、输出层的节点个数,并随机设定相邻层各节点之间的权重。

[0152] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据从深度神经网络的输入端输入,经深度神经网络进行PQRST波群分类后,从深度神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0153] (3) 将深度神经网络输出端得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据与真实波形类型进行比较,基于输出端和真实波形类型的检测偏差,利用后向传递算法修改深度神经网络内各节点的权值。

[0154] (4) 重复步骤(2)-(3)直到深度神经网络判读结果符合真实波形类型,即深度神经网络结构参数收敛时,获得训练好的深度神经网络。

[0155] 以上步骤能够对深度神经网络进行很好地训练,使得深度神经网络在经过大量心电图波形的学习后,能够将P波、QRS波、T波的分类特征要素反映到深度神经网络里面,则在后续利用该训练完成的深度神经网络来对其他心电图代表PQRST波形数据进行分类时就可以在在短时间内高效的得出正确的分类结果。

[0156] (5) 将步骤a中的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据从步骤(4)训练好的深度神经网络的输入端输入,经深度神经网络进行PQRST波群分类后,从深度神经网络的输出端得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据。

[0157] c. 使用步骤b的步骤(5)得到的P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据分析步骤a的步骤(3)得到的代表PQRST波形数据、PQRST波形的各区分点信息,可以计算出代表PQRST波形特征数据,其中代表PQRST波形特征数据包括:P波宽、P'宽、P波高、P波类型、PQ间期、QRS波宽、Q波宽、Q波振幅、R波高、R波宽、R'波高、S波振幅、S'波宽、QRS波类型、ST起点高、ST中段高、ST终点高、QT间期、T波高、修正T波高、delta波有无、U波高、P/QRS/T波电轴以及心电图节律信息中所有心拍的节律信息等信息。

[0158] d. (1) 将步骤a的步骤(1)得到的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)得到的心电图节律信息以及步骤c得到的代表PQRST波形特征数据组成输入数据,其中心电图附加信息、代表PQRST波形数据、心电图节律信息的组合方式可根据实际情况进行选择。

[0159] (2) 将步骤(1)得到的输入数据输入传统心电图计算机自动分类算法,得到自动心电图分类结果。

[0160] 实施例7

[0161] 本实施例将实施例1至实施例6的心电图分类结果与传统测量法的心电图分类结果从敏感度、特异度这两方面进行了比较,比较结果如下表所示:

方法 \ 结果		敏感度	特异度
单导联	实例 1	92.3%	93%
	实例 2	91.9%	91.7%
	实例 3	92.1%	92.6%
	传统测量法	86.4%	84.9%
多导联	实例 4	93.5%	94.1%
	实例 5	92.8%	91.4%
	实例 6	93.9%	94.2%
	传统测量法	85.5%	86.2%

[0163] 从上表可知,通过本发明得到的心电图分类结果,其敏感度、特异度相比传统测量法得到的心电图分类结果提高了约5%,基本保持在92%左右,能够很好地满足实际的给医生提供辅助诊断所需要的心电图分类信息的需要。

[0164] 总之,以上所述仅为本发明的较佳实施例,凡依本发明申请专利的范围所作的均等变化与修饰,皆应属本发明的涵盖范围。

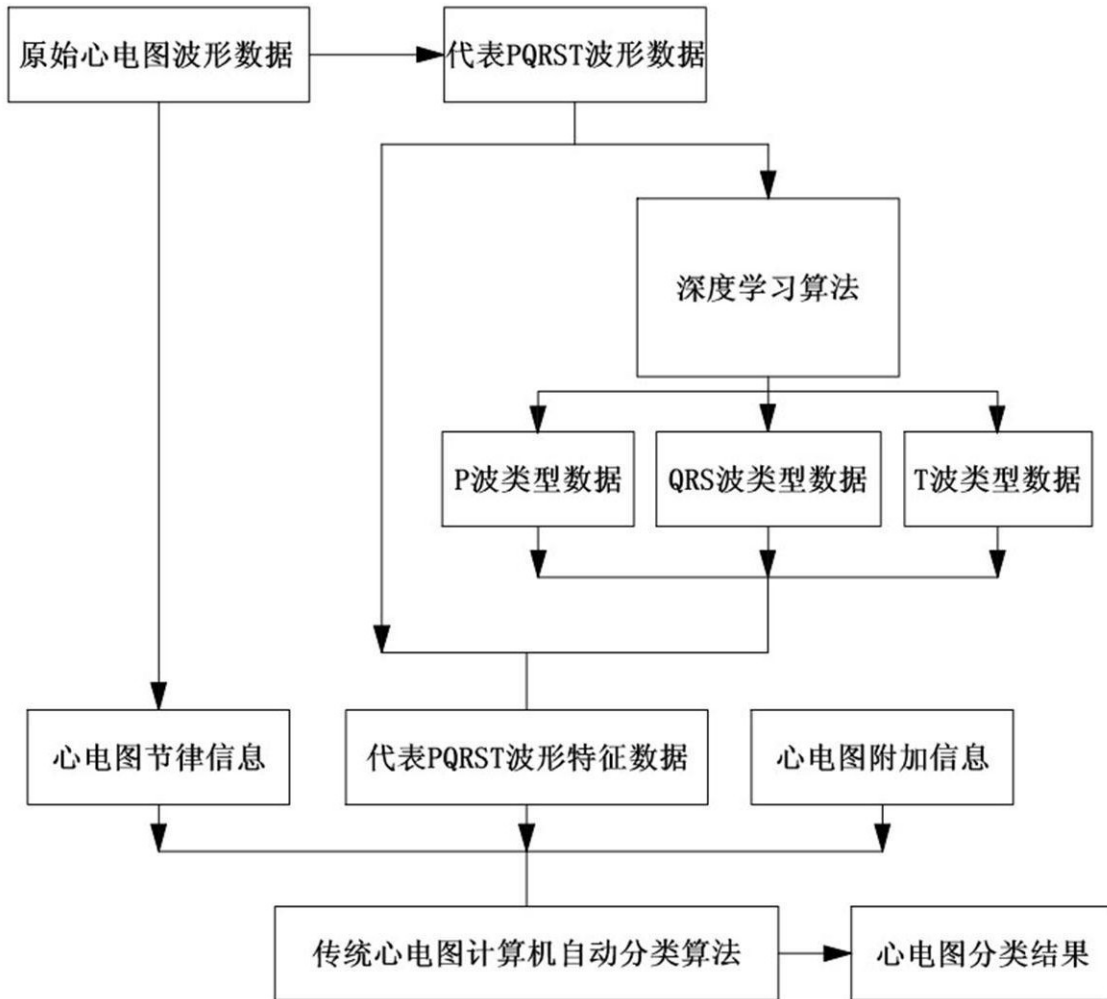


图1

专利名称(译)	基于深度学习算法的心电图分类方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN106108889B</a>	公开(公告)日	2019-11-08
申请号	CN201610572477.6	申请日	2016-07-20
[标]申请(专利权)人(译)	杨一平 朱欣		
申请(专利权)人(译)	杨一平 朱欣		
当前申请(专利权)人(译)	杨一平 朱欣		
[标]发明人	杨一平 朱欣		
发明人	杨一平 朱欣		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/7271		
其他公开文献	CN106108889A		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了基于深度学习算法的心电图分类方法，包括以下步骤：取得测量时间在8秒以上的原始心电图波形数据、心电图附加信息，并根据原始心电图波形数据获取心电图节律信息、代表PQRST波形数据；将代表PQRST波形数据从训练完的深度学习算法的输入端输入，得到P波类型数据、QRS波类型数据、T波类型数据并分析代表PQRST波形数据，计算出代表PQRST波形特征数据并连同心电图附加信息、心电图节律信息输入传统心电图计算机自动分类算法，得到心电图分类结果。本发明合理地结合心电图分类的特点，并通过以上步骤对深度学习方法进行训练并用深度学习方法进行波形分类，能够大幅度提高心电图分类结果的正确率。

