



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106214145 B

(45)授权公告日 2019.12.10

(21)申请号 201610572216.4

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2016.07.20

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 106214145 A

CN 101969842 A,2011.02.09,

CN 104873186 A,2015.09.02,

CN 103038772 A,2013.04.10,

(43)申请公布日 2016.12.14

US 2010/0125184 A1,2010.05.20,

(73)专利权人 杨一平

审查员 胡叔芳

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)

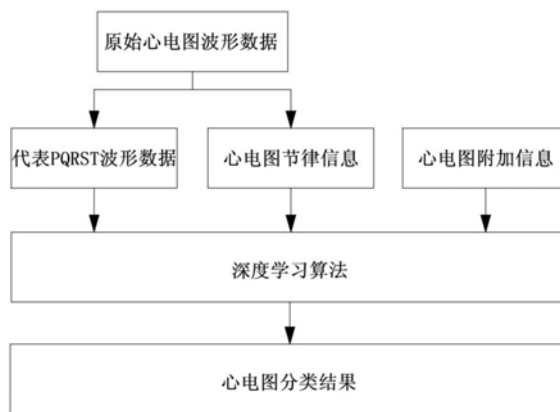
权利要求书1页 说明书10页 附图1页

(54)发明名称

一种基于深度学习算法的心电图分类方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于深度学习算法的心电图分类方法,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;b.对深度学习算法的神经网络进行训练并将心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后通过训练完的深度学习算法进行波形分类,得到心电图分类结果。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,能够大幅度提高给医生提供心电图分类辅助信息的信息质量。



1. 一种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,去噪处理包括以下步骤:

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;

所述的步骤a中,代表PQRST波形的提取包括以下步骤:

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;

a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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,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;

b. 对深度学习算法的神经网络进行训练,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,将步骤a得到的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后通过训练完的深度学习算法进行波形分类,得到心电图分类结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,其特征在于:所述的步骤a中,所述的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。

3. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,其特征在于:所述的步骤a中,所述的心电图附加信息包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

4. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,其特征在于:所述的原始心电图波形数据为单导联数据。

5. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,其特征在于: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。

## 一种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,尤其涉及一种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,由于其分类算法是基于传统的心电图测量分类法,在单一波形测量特征不太明显时容易出现误分类,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单一波形测量特征不太明显时容易出现误分类,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] 一种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得到的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后通过训练完的深度学习算法进行波形分类,得到心电图分类结果。

[0008] 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,能够大幅度提高给医生提供心电图分类辅助信息的信息质量。

[0009] 其中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分类要素如人体移动、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。而将心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后通过深度学习算法进行波形分类,能够让深度学习算法分析这些信息之间的关联性,从而提高最终的心电图分类的精确度。

[0010] 作为优选,上述所述的一种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。

[0011] 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。

[0012] 作为优选,上述所述的一种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以下步骤:

[0013] a11.采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0014] a12.基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0015] a13.噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0016] 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辅助信息的精确度。

[0017] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤a中,所述的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。

[0018] 以上信息对最终的心电图分类结果具有较大影响,能够进一步提升最终的心电图分类的精确度。

[0019] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤a中,代表PQRST波形的提取包括以下步骤:

[0020] 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;

[0021] a22.对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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,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。

[0022] 通过以上步骤,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波进行聚类分类,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。

[0023] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的步骤a中,所述的心电图附加信息包括性别、身高、胸围、体重、脂肪率、人种。

[0024] 以上信息与心电图分类基准有关,对最终的分类结果有较大影响,考虑以上信息

能提升心电图分类结果的精确度。

[0025] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图分类方法,所述的原始心电图波形数据为单导联数据。

[0026] 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。

[0027] 作为优选,上述所述的一种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。

[0028] 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辅助信息的精确度。

[0029] 作为优选,上述所述的一种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。

[0030] 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辅助信息的精确度。

[0031] 本发明的有益效果如下:

[0032] 1、本发明将人工智能领域的深度学习算法和传统心电图分类算法进行了合理的结合,能够大幅度提高最终的心电图分类辅助信息的精确度。本发明利用了在传统心电图分类方法里已经被证明的有效信息数据,同时又利用深度学习算法的超强学习能力、特征自动提取、特征分布关系自动分类等优势能力来弥补传统心电图分类方法里存在的特征提取不够精确、特征间相关性分类不充分的缺点,本发明通过深度学习算法能够自动学习大量的心电图波形数据,并总结出各心电图分类的敏感的特征及其分布,从而大幅度提高最终的心电图分类辅助信息的精确度。

[0033] 2、本发明能够更有效地提供早期治疗时医生所需的心电图分类的辅助信息。传统心电图分类算法是一种静态算法,不具有自我学习能力,而本发明通过将传统心电图分类算法与深度学习算法相结合,一方面能提高心电图分类的正确率和鲁棒性,另一方面能提升对各类心电图分类的理解,提供医生解释各类心脏疾病的机理的辅助信息。

## 附图说明

[0034] 图1为本发明一种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

[0035] 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:

[0036] 实施例1

[0037] 一种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:

[0038] 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以及心电图附加信息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。

[0039] (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:

[0040] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0041] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0042] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0043] (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:

[0044] 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;

[0045] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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。

[0046] (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(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。

[0047] 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。

[0048] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据中的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后从卷积神经网络的输入端输入,并把对应的真实心电图分类结果输入到卷积神经网络的结果端来训练卷积神经网络。

[0049] (3) 在完成对卷积神经网络的训练后,将步骤a的步骤(1)中的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)中代表PQRST波形数据以及心电图节律信息排列成一维数据后输入到卷积神经网络的输入端,即可通过卷积神经网络进行波形分类后得到心电图分类结果,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。

[0050] 实施例2

[0051] 一种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:

[0052] 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。

[0053] (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:

[0054] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0055] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0056] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0057] (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:

[0058] 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;

[0059] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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。

[0060] (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被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(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。

[0061] 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。

[0062] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据中的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后从迭代神经网络的输入端输入,并把对应的真实分类结果输入到迭代神经网络的结果端来训练迭代神经网络。

[0063] (3) 在完成对迭代神经网络的训练后,将步骤a的步骤(1)中的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)中代表PQRST波形数据以及心电图节律信息排列成一维数据后输入到迭代神经网络的输入端,即可通过迭代神经网络进行波形分类后得到心电图分类结果,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] 实施例3

[0065] 一种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:

[0066] 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。

[0067] (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:

[0068] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0069] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0070] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0071] (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:

[0072] 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;

[0073] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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。

[0074] (4) 为了对神经网络进行训练,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(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。

[0075] b. (1) 设定神经网络输入层、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。

[0076] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据中的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后从神经网络的输入端输入,并把对应的真实心电图分类结果输入到神经网络的结果端来训练神经网络。

[0077] (3) 在完成对神经网络的训练后,将步骤a的步骤(1)中的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)中代表PQRST波形数据以及心电图节律信息排列成一维数据后输入到神经网络的输入端,即可通过神经网络进行波形分类后得到心电图分类结果,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。

[0078] 实施例4

[0079] 一种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:

[0080] 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,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,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。

[0081] (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:

[0082] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0083] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0084] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0085] (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:

[0086] 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;

[0087] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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。

[0088] (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(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。

[0089] 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。

[0090] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据中的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后从卷积神经网络的输入端输入,并把对应的真实心电图分类结果输入到卷积神经网络的结果端来训练卷积神经网络。

[0091] (3) 在完成对卷积神经网络的训练后,将步骤a的步骤(1)中的心电图附加信息、步

骤a的步骤(3)中代表PQRST波形数据以及心电图节律信息排列成一维数据后输入到卷积神经网络的输入端,即可通过卷积神经网络进行波形分类后得到心电图分类结果,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。

[0092] 实施例5

[0093] 一种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:

[0094] 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,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,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。

[0095] (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:

[0096] a11. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0097] a12. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0098] a13. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0099] (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:

[0100] 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;

[0101] a22. 对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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。

[0102] (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(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。

[0103] 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。

[0104] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据中的心电图节律信息、代表PQRST波形

数据、心电图附加信息排列成一维数据后从迭代神经网络的输入端输入,并把对应的真实心电图分类结果输入到迭代神经网络的结果端来训练迭代神经网络。

[0105] (3)在完成对迭代神经网络的训练后,将步骤a的步骤(1)中的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)中代表PQRST波形数据以及心电图节律信息排列成一维数据后输入到迭代神经网络的输入端,即可通过迭代神经网络进行波形分类后得到心电图分类结果,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。

[0106] 实施例6

[0107] 一种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:

[0108] 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,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,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。

[0109] (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:

[0110] a11.采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0111] a12.基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0112] a13.噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0113] (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:

[0114] 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;

[0115] a22.对原始心电图波形数据中的所有PQRST波进行聚类分类,根据分类结果将拥有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。

[0116] (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(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。

[0117] 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。

[0118] (2) 将步骤a中的步骤(4)得到的训练用数据中的心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后从深度神经网络的输入端输入,并把对应的真实心电图分类结果输入到深度神经网络的结果端来训练深度神经网络。

[0119] (3) 在完成对深度神经网络的训练后,将步骤a的步骤(1)中的心电图附加信息、步骤a的步骤(3)中代表PQRST波形数据以及心电图节律信息排列成一维数据后输入到深度神经网络的输入端,即可通过深度神经网络进行波形分类后得到心电图分类结果,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。

[0120] 实施例7

[0121] 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:

[0122]

方法		结果	敏感度	特异度
		单导联	实例 1	96.2%
实例 2	96.9%		97%	
实例 3	97.3%		97.6%	
传统测量法	86.4%		84.9%	
多导联	实例 4	98.6%	99.1%	
	实例 5	98.2%	99.1%	
	实例 6	97.9%	99.4%	
	传统测量法	85.5%	86.2%	

[0123] 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10%,基本保持在97%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。

[0124] 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。

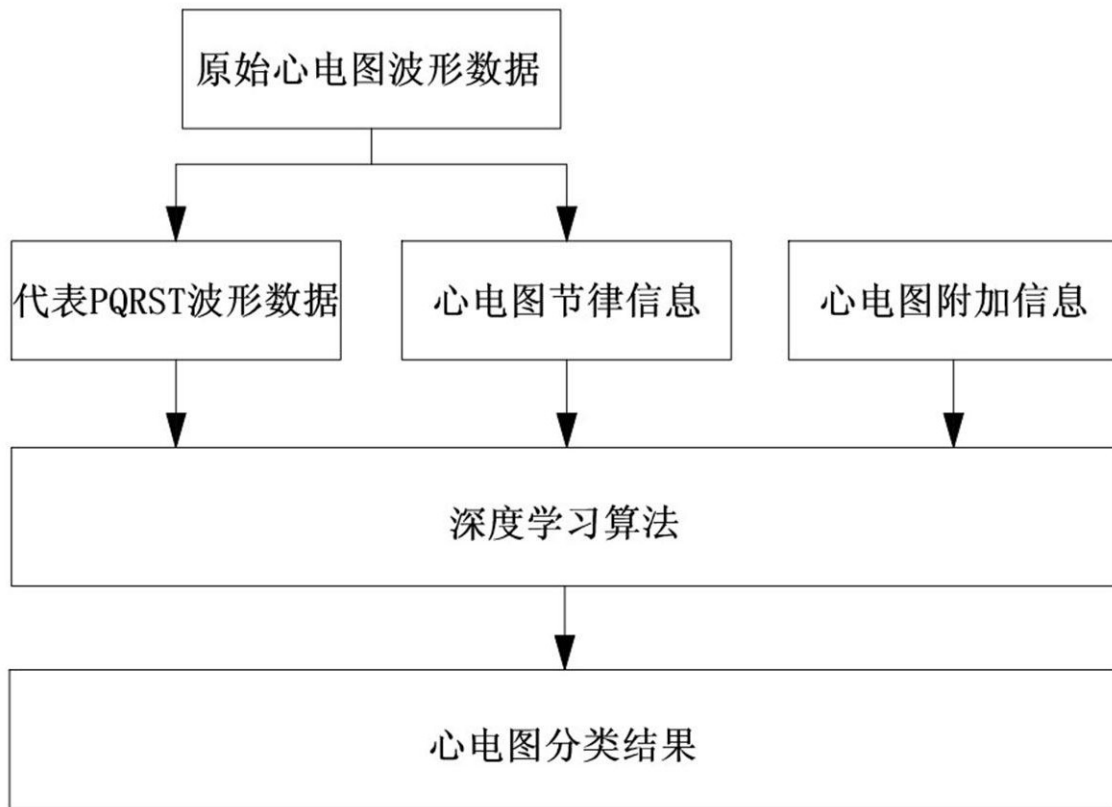


图1

专利名称(译)	一种基于深度学习算法的心电图分类方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN106214145B</a>	公开(公告)日	2019-12-10
申请号	CN201610572216.4	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	CN106214145A		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于深度学习算法的心电图分类方法，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；b.对深度学习算法的神经网络进行训练并将心电图节律信息、代表PQRST波形数据、心电图附加信息排列成一维数据后通过训练完的深度学习算法进行波形分类，得到心电图分类结果。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，能够大幅度提高给医生提供心电图分类辅助信息的信息质量。

