



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106214123 B

(45)授权公告日 2019.01.25

(21)申请号 201610572208.X

A61B 5/0402(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 106214123 A

CN 103038772 A,2013.04.10,
CN 101969842 A,2011.02.09,
CN 101099669 A,2008.01.09,
US 2011/0040200 A1,2011.02.17,

(43)申请公布日 2016.12.14

(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

审查员 廖叶子

(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 5/00(2006.01)

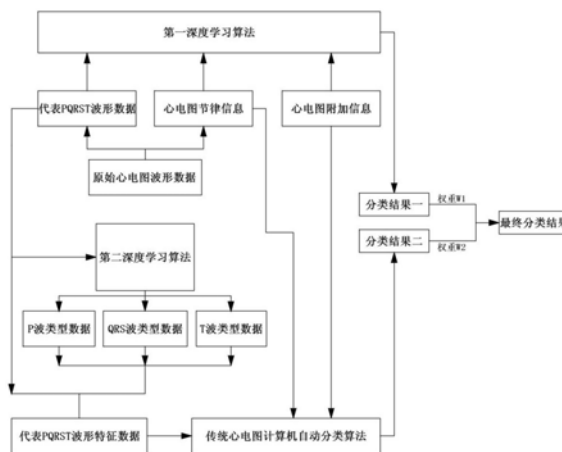
权利要求书2页 说明书16页 附图1页

(54)发明名称

一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,包括以下步骤:取得原始心电图波形数据、心电图附加信息,并获取心电图节律信息、代表PQRST波形数据;将相关信息通过训练完的第一深度学习算法进行波形分类,得到分类结果一;将相关信息通过训练完的第二深度学习算法后得到P波、QRS波、T波类型数据并计算出代表PQRST波形特征数据后输入传统心电图计算机自动分类算法,得到分类结果二;加入权重来调整分类结果评分并取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。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,提高了心电图解释得到的分类结果的正确率。



1. 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其特征在于包括以下步骤:

a. 取得心电图附加信息、测量时间在8秒以上的原始心电图波形数据,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;

b11. 对第一深度学习算法的神经网络进行训练;

b12. 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第一深度学习算法进行波形分类,得到分类结果一;

b21. 对第二深度学习算法的神经网络进行训练;

b22. 将步骤a得到的代表PQRST波形数据从训练完的第二深度学习算法的输入端输入,经第二深度学习算法进行PQRST波群分类后,从第二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;

b23. 根据步骤b22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;

b24. 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b23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,得到分类结果二;

c. 对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$;

d. 从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

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综合分类方法,其特征在于:所述的步骤c中的权重W1、权重W2通过以下步骤得到:

c11. 准备一组由n人次已知真实分类结果的心电图波形数据构成的数据库;

c12. 对步骤c11中数据库里的某个心电图波形数据通过步骤b12中训练完的第一深度学习算法进行波形分类,得到分类结果评价价值S1,对该心电图波形数据通过步骤b22中训练完的第二深度学习算法进行PQRST波群分类后并经步骤b23、步骤b24,得到分类结果评价价值S2;

c13. 在满足 $W1+W2=1$ 的条件下通过公式 $S1 \times W1 + S2 \times W2 = S3$ 调节权重W1和权重W2的值,直到综合结果评价价值S3符合已知真实分类结果取值范围,得到权重W1和权重W2的值;

c14. 对步骤c11中数据库里的所有心电图波形数据重复步骤c12和步骤c13;

c15. 重复步骤c14直至权重W1和权重W2的值趋于稳定,得到最终的权重W1和权重W2的值。

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综合分类方法,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、窦房律下各心拍的QTc间期、窦房律下各心拍的QT间期的平均值、窦房律下各心拍的QTc间期的平均值、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。

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综合分类方法,其特征在于:所述的步骤a中,代表PQRST波形的提取包括以下步骤:

a11.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;

a12.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,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。

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综合分类方法,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。

6.根据权利要求1所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其特征在于:所述的步骤b23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。

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

8.根据权利要求1所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,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。

9.根据权利要求1至8中任一权利要求所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其特征在于:所述的第一深度学习算法、第二深度学习算法为卷积神经网络、迭代神经网络、深度神经网络中的任一种。

一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法

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综合分类方法。

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,是基于传统的测量分类法对采集到的心电图波形数据进行检测,而便携式心电监测仪、家庭个人用心电波监测仪的信号容易受外界噪音干扰,导致传统的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,无法满足实际的分类需要等缺陷,提供了一种新的基于深度学习算法的心电图综合分类方法。

[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综合分类方法,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] b11.对第一深度学习算法的神经网络进行训练;

[0008] b12.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第一深度学习算法进行波形分类,得到分类结果一;

[0009] b21.对第二深度学习算法的神经网络进行训练;

[0010] b22.将步骤a得到的代表PQRST波形数据从训练完的第二深度学习算法的输入端输入,经第二深度学习算法进行PQRST波群分类后,从第二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;

[0011] b23.根据步骤b22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;

[0012] b24.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b23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,得到分类结果二;

[0013] c.对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到

的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$;

[0014] d.从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0015] 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解释得到的分类结果的正确率。

[0016] 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,并提高分类准确度。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信息的精确度。

[0017] 步骤b11至步骤b12能够将心电图节律信息、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,从而能够得到分类正确率较高的分类结果一。步骤b21至步骤b24能够克服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。而步骤b21至步骤b24通过深度学习算法对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,最终大幅度提高分类结果正确率,同时步骤b21至步骤b24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。

[0018] 而步骤c至步骤d通过加入权重W1、权重W2来分别调整分类结果一、分类结果二,使得最终分类结果不是单一地以分类结果一或分类结果二为准,而是综合考量了分类结果一、分类结果二后获得的,从而在分类结果一、分类结果二正确率的基础上能够进一步提高最终分类结果的正确率。

[0019] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,所述的步骤c中的权重W1、权重W2通过以下步骤得到:

[0020] c11.准备一组由n人次已知真实分类结果的心电图波形数据构成的数据库;

[0021] c12.对步骤c11中数据库里的某个心电图波形数据通过步骤b12中训练完的第一深度学习算法进行波形分类,得到分类结果评价值S1,对该心电图波形数据通过步骤b22中训练完的第二深度学习算法进行PQRST波群分类后并经步骤b23、步骤b24,得到分类结果评

价值S2;

[0022] c13. 在满足 $W1+W2=1$ 的条件下通过公式 $S1 \times W1+S2 \times W2=S3$ 调节权重W1和权重W2的值,直到综合结果评价价值S3符合已知真实分类结果取值范围,得到权重W1和权重W2的值;

[0023] c14. 对步骤c11中数据库里的所有心电图波形数据重复步骤c12和步骤c13;

[0024] c15. 重复步骤c14直至权重W1和权重W2的值趋于稳定,得到最终的权重W1和权重W2的值。

[0025] 通过以上步骤能够在确切的真实分类结果的基础上通过深度学习算法自我学习自我更新,从而得到合理的最终的权重W1和权重W2的值,从而进一步提高最终分类结果的正确率。

[0026] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,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。

[0027] 以上信息对最终的分类结果具有较大影响,能够进一步提升最终的分类结果的正确率。

[0028] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,所述的步骤a中,代表PQRST波形的提取包括以下步骤:

[0029] a11. 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;

[0030] a12. 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,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。

[0031] 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。

[0032] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,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。

[0033] 以上信息与心电图判读基准有关,对最终的分类结果有较大影响,考虑以上信息能提升分类结果的正确率。

[0034] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,所述的步骤b23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。具体的,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。

[0035] 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,以及最终的分类结果正确率。

[0036] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,所述的步骤a中的原始心电波数据为单导联数据。

[0037] 单导联数据一般适用便携式的心脏病检测仪器,使得本发明的适用范围更广。

[0038] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,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。

[0039] 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分类结果的正确率。

[0040] 作为优选,上述所述的一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,所述的第一深度学习算法、第二深度学习算法为卷积神经网络、迭代神经网络、深度神经网络中的任一种。

[0041] 以上三种神经网络具有更高的准确率,能够保证最终的分类结果的正确率。

[0042] 本发明的有益效果如下:

[0043] 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的正确率。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析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、特征间相关性分析不充分的缺点,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正确率。

[0044] 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。

[0045] 3、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分析得到的最终分类结果的准确度。

[0046] 4、本发明在分类结果一、分类结果二的基础上,通过权重W1、权重W2的调整,使得最终分类结果能够进一步修正分类结果一、分类结果二之间的差异性,进一步提高最终分类结果的正确率。

附图说明

[0047] 图1为本发明一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法的流程图。

具体实施方式

[0048] 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:

[0049] 实施例1

[0050] 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0051] 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。

[0052] (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:

[0053] i1. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0054] i2. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0055] i3. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0056] (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:

[0057] a11. 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;

[0058] a12. 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。

[0059] (4) 为了对第一深度学习算法以及第二深度学习算法进行训练,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(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。

[0060] b11. (1) 第一深度学习算法选择卷积神经网络,并设定卷积神经网络的输入层、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。

[0061] (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。

[0062] b12. 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分类结果一,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。

[0063] b21. (1) 第二深度学习算法选择迭代神经网络,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。

[0064] (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。

[0065] (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。

[0066] (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。

[0067] b22. 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。

[0068] b23. 使用步骤b22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。

[0069] b24. (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b23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。

[0070] (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,得到自动分类结果二。

[0071] c. 对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$ 。

[0072] d. 从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0073] 实施例2

[0074] 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,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。

[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] i1. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0078] i2. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0079] i3. 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] a11. 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] a12. 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] (4) 为了对第一深度学习算法以及第二深度学习算法进行训练, 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 (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。

[0084] b11. (1) 第一深度学习算法选择迭代神经网络, 并设定迭代神经网络的输入层、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。

[0085] (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。

[0086] b12. 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分类结果一, 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。

[0087] b21. (1) 第二深度学习算法选择卷积神经网络, 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。

[0088] (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。

[0089] (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。

[0090] (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。

[0091] b22. 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。

[0092] b23. 使用步骤b22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。

[0093] b24. (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b23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。

[0094] (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,得到自动分类结果二。

[0095] c. 对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$ 。

[0096] d. 从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0097] 实施例3

[0098] 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0099] 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。

[0100] (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:

[0101] i1. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0102] i2. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0103] i3. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0104] (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：

[0105] a11.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；

[0106] a12.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。

[0107] (4) 为了对第一深度学习算法以及第二深度学习算法进行训练，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 (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。

[0108] b11. (1) 第一深度学习算法选择深度神经网络，并设定深度神经网络的输入层、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。

[0109] (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。

[0110] b12. 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分类结果一，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。

[0111] b21. (1) 第二深度学习算法选择深度神经网络，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。

[0112] (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。

[0113] (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。

[0114] (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。

[0115] b22. 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。

[0116] b23. 使用步骤b22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。

[0117] b24. (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b23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。

[0118] (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,得到自动分类结果二。

[0119] c. 对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$ 。

[0120] d. 从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0121] 实施例4

[0122] 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0123] 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。

[0124] (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:

[0125] i1. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0126] i2. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0127] i3. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0128] (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:

[0129] a11. 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;

[0130] a12. 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。

[0131] (4) 为了对第一深度学习算法以及第二深度学习算法进行训练,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。

[0132] b11. (1) 第一深度学习算法选择深度神经网络,并设定深度神经网络的输入层、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。

[0133] (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。

[0134] b12. 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分类结果一,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。

[0135] b21. (1) 第二深度学习算法选择迭代神经网络,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。

[0136] (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。

[0137] (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。

[0138] (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。

[0139] b22. 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。

[0140] b23. 使用步骤b22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。

[0141] b24. (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b23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。

[0142] (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,得到自动分类结果二。

[0143] c. 对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$ 。

[0144] d. 从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0145] 实施例5

[0146] 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0147] 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。

[0148] (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:

[0149] i1. 采用高通滤波器去除基线漂移噪音;

[0150] i2. 基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高;

[0151] i3. 噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0152] (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:

[0153] a11. 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;

[0154] a12. 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。

[0155] (4) 为了对第一深度学习算法以及第二深度学习算法进行训练,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。

[0156] b11. (1) 第一深度学习算法选择迭代神经网络,并设定迭代神经网络的输入层、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。

[0157] (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。

[0158] b12.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分类结果一,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。

[0159] b21.(1)第二深度学习算法选择深度神经网络,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。

[0160] (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。

[0161] (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。

[0162] (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。

[0163] b22.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。

[0164] b23.使用步骤b22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。

[0165] b24.(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b23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。

[0166] (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,得到自动分类结果二。

[0167] c.对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$ 。

[0168] d.从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0169] 实施例6

[0170] 一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法,其流程图如图1所示,具体包括以下步骤:

[0171] 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。

[0172] (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:

[0173] i1.采用高通滤波器去除基线漂移噪音；

[0174] i2.基于PQ段信号的标准方差和阈值法确认噪音是否过高；

[0175] i3.噪音过高时使用低通巴特沃斯滤波器去除噪音干扰。

[0176] (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:

[0177] a11.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;

[0178] a12.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。

[0179] (4)为了对第一深度学习算法以及第二深度学习算法进行训练,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。

[0180] b11.(1)第一深度学习算法选择卷积神经网络,并设定卷积神经网络的输入层、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。

[0181] (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。

[0182] b12.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分类结果一,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。

[0183] b21.(1)第二深度学习算法选择卷积神经网络,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。

[0184] (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。

[0185] (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。

[0186] (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。

[0187] b22.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。

[0188] b23.使用步骤b22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。

[0189] b24.(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b23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。

[0190] (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,得到自动分类结果二。

[0191] c.对步骤b12得到的分类结果一加入权重W1来调整分类结果评分,对步骤b24得到的分类结果二加入权重W2来调整分类结果评分,所述的权重W1、权重W2满足条件 $W1+W2=1$ 。

[0192] d.从步骤c的分类结果评分中取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。

[0193] 实施例7

[0194] 所述的步骤c中,权重W1、权重W2通过以下步骤得到:

[0195] c11.准备一组由n人次已知真实分类结果的心电图波形数据构成的数据库,设置初始的权重W1以及初始的权重W2的值,其中初始的权重W1以及初始的权重W2的值可以都设置为0.5,或者各自设置成其它值。

[0196] c12.对步骤c11中数据库里的某个心电图波形数据通过步骤b12中训练完的第一深度学习算法进行波形分类,得到分类结果评价值S1,对该心电图波形数据通过步骤b22中训练完的第二深度学习算法进行PQRST波群分类后并经步骤b23、步骤b24,得到分类结果评价值S2;

[0197] c13.在满足 $W1+W2=1$ 的条件下通过公式 $S1 \times W1 + S2 \times W2 = S3$ 调节权重W1和权重W2的值,直到综合结果评价值S3符合已知真实分类结果取值范围,得到权重W1和权重W2的值;

[0198] c14.对步骤c11中数据库里的所有心电图波形数据重复步骤c12和步骤c13;

[0199] c15.重复步骤c14直至权重W1和权重W2的值趋于稳定,得到最终的权重W1和权重W2的值。

[0200] 其余实施步骤同实施例1至6任一实施例。

[0201] 实施例8

[0202] 本实施例将实施例1至实施例6的分类结果与传统测量法的分类结果从敏感度、特异度这两方面进行了比较,比较结果如下表所示:

[0203]

方法		结果	敏感度	特异度
单导联	实例 1		98.2%	97.9%
	实例 2		97.5%	97.2%
	实例 3		97.7%	97.6%
	传统测量法		86.4%	84.9%
多导联	实例 4		98.9%	99.1%
	实例 5		98.9%	99%
	实例 6		99.2%	99.4%
	传统测量法		85.5%	86.2%

[0204] 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98%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。

[0205] 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。

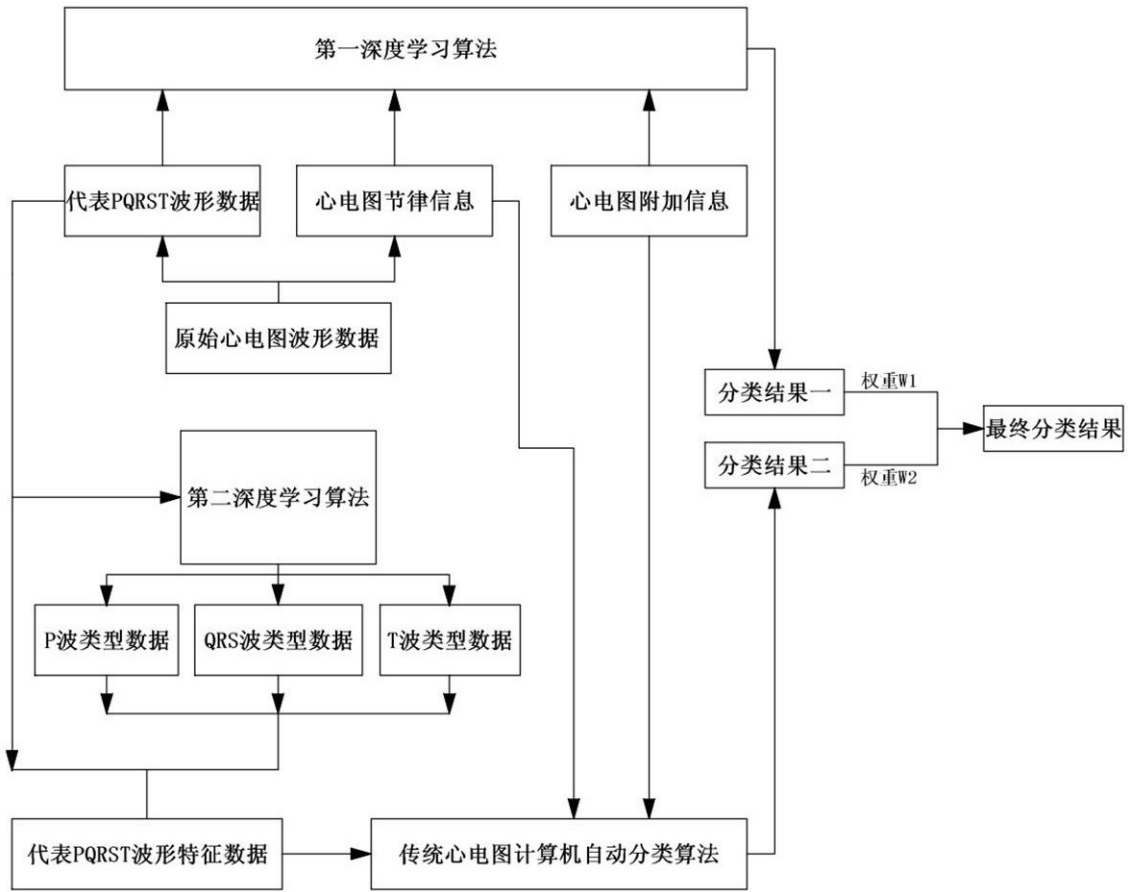


图1

专利名称(译)	一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法		
公开(公告)号	CN106214123B	公开(公告)日	2019-01-25
申请号	CN201610572208.X	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	A61B5/00 A61B5/0402		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7267		
其他公开文献	CN106214123A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于深度学习算法的心电图综合分类方法，包括以下步骤：取得原始心电图波形数据、心电图附加信息，并获取心电图节律信息、代表PQRST波形数据；将相关信息通过训练完的第一深度学习算法进行波形分类，得到分类结果一；将相关信息通过训练完的第二深度学习算法后得到P波、QRS波、T波类型数据并计算出代表PQRST波形特征数据后输入传统心电图计算机自动分类算法，得到分类结果二；加入权重来调整分类结果评分并取评分值最大的分类结果作为最终分类结果。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，提高了心电图解释得到的分类结果的正确率。

