



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106725428 A

(43)申请公布日 2017. 05. 31

(21)申请号 201611181716.1

(22)申请日 2016.12.19

(71)申请人 中国科学院深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大
学城学苑大道1068号

(72)发明人 刘志华 陈俊宏 李东阳 艾红
唐柳 马晨光

(74)专利代理机构 深圳市科进知识产权代理事
务所(普通合伙) 44316

代理人 赵勃毅

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

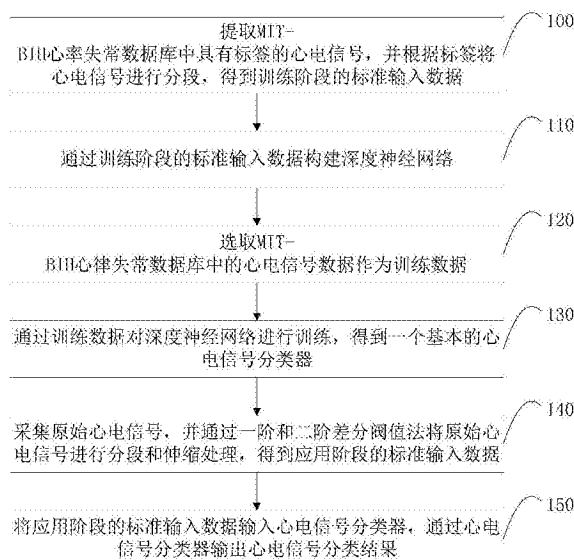
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种心电信号分类方法及装置

(57)摘要

本发明涉及心电分析技术领域,特别涉及一种心电信号分类方法及装置。所述心电信号分类方法包括:步骤a:将提取的心电信号进行分段处理,得到训练阶段的标准输入数据;步骤b:通过所述训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络,并对所述深度神经网络进行训练,得到心电信号分类器;步骤c:将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据,得到应用阶段的标准输入数据,并将所述应用阶段的标准输入数据输入所述心电信号分类器进行心电信号分类。本发明节省了基于领域知识的大量信号处理步骤,针对不同设备、不同使用者在不同环境得到的心电数据,能够较好的自适应学习。



1. 一种心电信号分类方法,其特征在于,包括:

步骤a:将提取的心电信号进行分段处理,得到训练阶段的标准输入数据;

步骤b:通过所述训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络,并对所述深度神经网络进行训练,得到心电信号分类器;

步骤c:将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据,得到应用阶段的标准输入数据,并将所述应用阶段的标准输入数据输入所述心电信号分类器进行心电信号分类。

2. 根据权利要求1所述的心电信号分类方法,其特征在于,在所述步骤a中,所述将提取的心电信号进行分段处理具体为:提取心率失常数据库中具有标签的心电信号,并根据标签将心电信号进行分段。

3. 根据权利要求2所述的心电信号分类方法,其特征在于,在所述步骤a中,所述训练阶段的标准输入数据为单次心脏搏动的波形段;单次心脏搏动的波形段的提取方式为:每个波形段以R波位置为中心,段区间左端点为当前区间R波位置与上一波形区间R波位置的中点,段区间右端点为当前区间R波位置与下一波形区间R波位置的中点;对于标准输入数据最左端的波形段,该波形段区间左端点为首个数据点位置,区间右端点为最后一个数据点位置。

4. 根据权利要求3所述的心电信号分类方法,其特征在于,在所述步骤b中,所述对深度神经网络进行训练具体包括:选取心律失常数据库中的心电信号数据作为训练数据,并将所述训练数据输入深度神经网络,使用反向传输训练方法对所述深度神经网络进行训练。

5. 根据权利要求3所述的心电信号分类方法,其特征在于,在所述步骤c中,所述将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据具体为:通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩处理,调整原始心电信号的值域单位与采样频率,得到值域单位、采样频率与所述训练阶段的标准输入数据的格式相同的心电信号;并使用一阶差分的方式提取格式转换后的心电信号的单次心脏搏动的波形段,得到应用阶段的标准输入数据。

6. 一种心电信号分类装置,其特征在于,包括:

第一数据预处理模块:用于将提取的心电信号进行分段处理,得到训练阶段的标准输入数据;

模型构建模块:用于通过所述训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络;

模型训练模块:用于对所述深度神经网络进行训练,得到心电信号分类器;

第二数据预处理模块:用于将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据,得到应用阶段的标准输入数据;

信号分类模块:用于将所述应用阶段的标准输入数据输入所述心电信号分类器进行心电信号分类。

7. 根据权利要求6所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述第一数据预处理模块将提取的心电信号进行分段处理具体包括:提取心率失常数据库中具有标签的心电信号,并根据标签将心电信号进行分段。

8. 根据权利要求7所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述训练阶段的标准输入数据为单次心脏搏动的波形段;所述单次心脏搏动的波形段的提取方式为:每个波形段以R波

位置为中心,段区间左端点为当前区间R波位置与上一波形区间R波位置的中点,段区间右端点为当前区间R波位置与下一波形区间R波位置的中点;对于标准输入数据最左端的波形段,该波形段区间左端点为首个数据点位置,区间右端点为最后一个数据点位置。

9.根据权利要求8所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述模型训练模块对深度神经网络进行训练具体包括:选取心律失常数据库中的心电信号数据作为训练数据,并将所述训练数据输入深度神经网络,使用反向传输训练方法对所述深度神经网络进行训练。

10.根据权利要求8所述的心电信号分类装置,其特征在于,所述第二数据预处理模块将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据具体包括:通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩处理,调整原始心电信号的值域单位与采样频率,得到值域单位、采样频率与所述训练阶段的标准输入数据的格式相同的心电信号;并使用一阶差分的方式提取格式转换后的心电信号的单次心脏搏动的波形段,得到应用阶段的标准输入数据。

一种心电信号分类方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及心电分析技术领域,特别涉及一种心电信号分类方法及装置。

背景技术

[0002] 心脏健康是人体健康的一项重要指标,而心电信号分析是人体健康状况量化过程中的一个重要环节。心电图是记录人体心脏电活动的可视时间序列,在临床上广泛用于心脏状况检测。其工作原理自微与每次心跳心肌细胞去极化过程会在皮肤表面引起小的点血改变,这些改变能够被心电图记录装置捕捉并记录。心电信号即为心电图的数据表示。

[0003] 心电信号中除心脏搏动触发的信号波外,还会包含中一般会包含多种干扰信号,如肌肉运动产生的33Hz的肌电杂波、呼吸运动产生的0.5Hz以下的低频率波等。对于心电信号的分类,首先需要对原始信号进行去噪处理,然后检测典型的几种波形特征。

[0004] 计算机辅助心电信号波形分类在最近数十年间有较大发展,主要思路是将人工领域经验以启发式的方式用计算机算法表达并分析。心电信号的各种特征如小波特征、高阶统计量、功率谱特性、Shannon熵、Hermite多项式系数被提取出,再配合信号的时域、波形等特性,应用主成分分析、线性判别分析、独立成分分析等统计分析方法,进行信号滤波处理与信号分类。该方法对于测试的标准数据库的分类效果较好,但是对于临床测量数据以及实际生活中使用健康监测是被所测量得到的动态心电数据集,则效果下降很多,方法的泛化能力与普适性难以得到保证。

[0005] 目前,心电信号常用的波形特征检测方法包括差分检测法、可变阈值检测法、神经网络提取方法、图像识别法等;基于提取的波形特征,常用的心电信号分类方法包括K近邻分类、决策树分类、贝叶斯分类和神经网络分类等方法。上述的波形检测与分类方法主要基于信号处理理论或者波形图形态学检测,核心检测算法需要在人工分析信号特征后,总结提炼来设置具体参数。这种方法对于采集的心电信号的要求较高,而对于当前越来越普及的动态心电信号,由于其测量过程受环境等多种因素影响,采集到的信号结构并不统一,因而基于传统的波形检测与分类方法的动态心电信号分类效果会受到较大影响。

[0006] 上述中,神经网络分类方法与本申请的技术方案较为相近,该方法首先是对心电信号进行基线校正和滤波处理,然后进行QRS(正常心电图幅度最大的波群)波形检测,对于检测出的波形再进行波形放大和平滑处理,由此得到检测出波形特征的心电信号,并将其输入人工神经网络,根据输出结果进行心电信号分类。但该分类方法的心电信号分类过程复杂,且分类学习过程较依赖前期滤波处理结果。

发明内容

[0007] 本发明提供了一种心电信号分类方法及装置,旨在解决现有的心电信号分类方法分类过程复杂,分类学习过程依赖前期滤波处理结果,以及动态心电信号分类效果不佳的技术问题。

[0008] 为了解决上述问题,本发明提供了如下技术方案:

[0009] 一种心电信号分类方法,包括:

[0010] 步骤a:将提取的心电信号进行分段处理,得到训练阶段的标准输入数据;

[0011] 步骤b:通过所述训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络,并对所述深度神经网络进行训练,得到心电信号分类器;

[0012] 步骤c:将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据,得到应用阶段的标准输入数据,并将所述应用阶段的标准输入数据输入所述心电信号分类器进行心电信号分类。

[0013] 本发明实施例采取的技术方案还包括:在所述步骤a中,所述将提取的心电信号进行分段处理具体为:提取心率失常数据库中具有标签的心电信号,并根据标签将心电信号进行分段。

[0014] 本发明实施例采取的技术方案还包括:在所述步骤a中,所述训练阶段的标准输入数据为单次心脏搏动的波形段;所述单次心脏搏动的波形段的提取方式为:每个波形段以R波位置为中心,段区间左端点为当前区间R波位置与上一波形区间R波位置的中点,段区间右端点为当前区间R波位置与下一波形区间R波位置的中点;对于标准输入数据最左端的波形段,该波形段区间左端点为首个数据点位置,区间右端点为最后一个数据点位置。

[0015] 本发明实施例采取的技术方案还包括:在所述步骤b中,所述对深度神经网络进行训练具体包括:选取心律失常数据库中的心电信号数据作为训练数据,并将所述训练数据输入深度神经网络,使用反向传输训练方法对所述深度神经网络进行训练。

[0016] 本发明实施例采取的技术方案还包括:在所述步骤c中,所述将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据具体为:通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩处理,调整原始心电信号的值域单位与采样频率,得到值域单位、采样频率与所述训练阶段的标准输入数据的格式相同的心电信号;并使用一阶差分的方式提取格式转换后的心电信号的单次心脏搏动的波形段,得到应用阶段的标准输入数据。

[0017] 本发明实施例采取的另一技术方案为:一种心电信号分类装置,包括:

[0018] 第一数据预处理模块:用于将提取的心电信号进行分段处理,得到训练阶段的标准输入数据;

[0019] 模型构建模块:用于通过所述训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络;

[0020] 模型训练模块:用于对所述深度神经网络进行训练,得到心电信号分类器;

[0021] 第二数据预处理模块:用于将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据,得到应用阶段的标准输入数据;

[0022] 信号分类模块:用于将所述应用阶段的标准输入数据输入所述心电信号分类器进行心电信号分类。

[0023] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述第一数据预处理模块将提取的心电信号进行分段处理具体包括:提取心率失常数据库中具有标签的心电信号,并根据标签将心电信号进行分段。

[0024] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述训练阶段的标准输入数据为单次心脏搏动的波形段;所述单次心脏搏动的波形段的提取方式为:每个波形段以R波位置为中心,段区间左端点为当前区间R波位置与上一波形区间R波位置的中点,段区间右端点为当前区

间R波位置与下一波形区间R波位置的中点;对于标准输入数据最左端的波形段,该波形段区间左端点为首个数据点位置,区间右端点为最后一个数据点位置。

[0025] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述模型训练模块对深度神经网络进行训练具体包括:选取心律失常数据库中的心电信号数据作为训练数据,并将所述训练数据输入深度神经网络,使用反向传输训练方法对所述深度神经网络进行训练。

[0026] 本发明实施例采取的技术方案还包括:所述第二数据预处理模块将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据具体包括:通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩处理,调整原始心电信号的值域单位与采样频率,得到值域单位、采样频率与所述训练阶段的标准输入数据的格式相同的心电信号;并使用一阶差分的方式提取格式转换后的心电信号的单次心脏搏动的波形段,得到应用阶段的标准输入数据。

[0027] 相对于现有技术,本发明实施例产生的有益效果在于:本发明实施例的心电信号分类方法及装置通过将心电信号数据转换为标准输入数据,通过训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络,并对深度神经网络进行无监督训练,得到一个基本的心电信号分类器。本发明实施例利用深度学习对于内在知识的表达能力强的特点,将波形的特征检测融合进深层次的人工神经网络内部结构中,在实际工程系统搭建时,仅需提供简单格式处理的心电信号数据即能进行自适应训练,并且能够较好的适应不同状况下得到的动态心电数据的差异性。在应用过程中,还可以根据有人工标识的心电数据对心电信号分类器进行优化,从而加强深度神经网络的适配性,能够得到优于传统信号处理方法的心电信号分类准确度。本发明节省了基于领域知识的大量信号处理步骤,针对不同设备、不同使用者在不同环境得到的心电数据,能够较好的自适应学习。

附图说明

[0028] 图1是本发明实施例的心电信号分类方法的流程图;

[0029] 图2为单次心脏搏动心律图;

[0030] 图3为选取心电信号输入波形段示意图;

[0031] 图4是本发明实施例的深度神经网络结构示意图;

[0032] 图5为神经元结构示意图;

[0033] 图6是本发明实施例的电信号分类装置的结构示意图。

具体实施方式

[0034] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0035] 请参阅图1,是本发明实施例的心电信号分类方法的流程图。本发明实施例的心电信号分类方法包括以下步骤:

[0036] 步骤100:提取MIT-BIH心率失常数据库中具有标签的心电信号,并根据标签将心电信号进行分段,得到训练阶段的标准输入数据;

[0037] 在步骤100中,MIT-BIH心律失常数据库是由美国麻省理工学院和Beth Israel医

院合作建立的,其数据来自于1975年到1979年间Beth Israel医院心律失常实验室采集的多个动态心电图记录数据。该数据库一共包含48条心电信号,约有109500拍,其中约70%的心拍为正常心拍,其余的为异常心拍,共有15种异常心拍,每个心拍都是经过至少两个以上的心电图专家手工独立标注的。其中数据记录号100到124之间的23个数据是从HoIter上述数据集中随机选取的,是具有代表意义的各种变化的波形和伪迹。记录号200到234之间的25个数据包含并不常见但有非常重要临床现象的数据,包括一些复杂的室性、结性、室上性心律失常和传导异常等。数据库每一条记录包含三个文件,分别是头文件扩展名为.heg、数据文件扩展名为.dat、注释文件扩展名为.air。头文件用来说明与它关联的数据文件的名称及属性,存储方式为ASCII码字符,其中保存了包括心电信号的格式、采样频率、长度以及此记录患者的采集地、患者病情、用药情况等相关信息;数据文件是以“212”格式进行存储的信号原始数据,“212”格式是针对两个心电信号的数据库记录,这两个心电信号的数据交替存储,每三个字节存储两个数据,在头文件中已经进行了说明;注释文件是记录心电诊断专家对信号分析的结果,领域专家标识出每一次心脏搏动中事件的中心点,并标识事件的类型,主要包括心跳、节律和信号质量等信息,以二进制进行存储。

[0038] 在本发明实施例中,标准输入数据为时序信号,标准输入数据的值域单位为毫伏(mV),在实际应用过程中,如果心电采集设备的值域不同则需要按照标准值域进行转换。标准输入数据的采样频率为360赫兹(Hz),即两个数据点时间间隙约为0.0028秒(s),如果心电采集设备的采样频率不同,则当心电采集设备的采样频率高于360Hz时进行下采样处理;当心电采集设备的采样频率低于360Hz时,进行左右邻值的线性插值处理。现有的心电采集设备通常能够设置导出mV-360Hz格式的心电信号数据,因而导出数据能够直接使用而无需进行格式转换。

[0039] 本发明实施例中的标准输入数据为单次心脏搏动的波形段。具体如图2所示,为单次心脏搏动心律图。根据波形特征,可以将不同波命名为P、Q、R、S、T。其中QRS波群反映了左右心室快速去极化过程,由于心室肌肉组织比心房组织更发达,因此QRS波群振幅更高,相比较而言有较明显的波性特征。在心电信号处理中,通常需要识别QRS波群来定位单次心脏搏动时间,提取出完整的P-R-T心电波形,从而进行信号分类。单次心脏搏动的波形段的提取方法具体为:因为R波在MIT-BIH心率失常数据库中已经标识,因此每个波形段以R波位置为中心,段区间左端点为当前区间R波位置与上一波形区间R波位置的中点,段区间右端点为当前区间R波位置与下一波形区间R波位置的中点。对于标准输入数据最左端的波形段,其区间左端点为首个数据点位置,区间右端点为最后一个数据点位置。见图3所示,为选取心电信号输入波形段示意图。图中可见有三个峰值,并且已人工标识心电事件。取峰值之间的中点为波形段区间下限和上限,图中中心处长为 t_1+t_2 的连续波形段即为提取的单次心脏搏动波形段。

[0040] 本发明实施例中,每个标准输入数据的数据点个数为540个。而通过上述波形段提取方法得到的波形段中,每个波形段包含的信号数据点个数并不相同。为了得到标准输入数据,以提取的波形段中点作为中心(标准输入数据的第270个数据点),如果提取的波形段数据点少于540个,则在该波形段两端填充补零值得到540个数据点,从而得到标准输入数据;如果提取到的波形段数据点个数大于540个,则去除掉该波形段两端超过范围的数据点,得到标准输入数据。

[0041] 步骤110:通过训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络;

[0042] 在步骤110中,请一并参阅图4,是本发明实施例的深度神经网络结构示意图。该深度神经网络由神经元这种抽象函数表示构成。其中,每个神经元的抽象结构如图5所示,为神经元结构示意图,每个神经元有多个输入 x ,通过函数运算得到单个输出。左侧输入经过分段处理的标准输入数据,经过多层处理,从最后输出分类结果与信号类别。每个神经元对应的具体函数为Sigmoid函数:

$$[0043] \quad \frac{1}{1 + e^{-\sum_j w_j x_j - b}} \quad (1)$$

[0044] 在公式(1)中, w 为神经元的每个输入 x 对应的权值参数, b 为Sigmoid函数的整体阈值参数。

[0045] 每一层的每个神经元的输入为上一层全部神经元的输出,由此构成深度神经网络。隐藏层第一层的神经元个数对应为心脏单次搏动的波形特征,隐藏层第二层的神经元个数对应波形特征的更深一层抽象,输出层神经元个数对应MIT-BIH心率失常数据库能够识别到的心电信号类别个数。

[0046] 图4中,深度神经网络最后一部分的分类结果生成器主要部分为Softmax函数:

$$[0047] \quad \sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (2)$$

[0048] 最后一层神经元的输出为 z ,利用Softmax函数将输出结果转换为概率,最后取Softmax函数输出值最大的分类下标,该分类下标即对应到该心电信号的具体分类。该分类下标为:

$$[0049] \quad \text{Label} = \max_j \sigma(z)_j \quad (3)$$

[0050] 步骤120:选取MIT-BIH心律失常数据库中的心电信号数据作为训练数据;

[0051] 在本发明实施例中,通过使用标准MIT-BIH心律失常数据库作为训练数据,能够得到优于传统信号处理方法的心电信号分类准确度。

[0052] 步骤130:通过训练数据对深度神经网络进行训练,得到一个基本的心电信号分类器;

[0053] 在步骤130中,本发明实施例使用前馈神经网络常用的反向传输(Back-Propagation)训练方法对深度神经网络进行训练。初始训练时需要设置神经元参数:对于每个有 d 个输入的神经元,其每个输入对应的权值参数为 w 从权值初始区间中随机取值,其整体阈值参数 b 设置为0;权值初始区间如下:

$$[0054] \quad \left(-\frac{1}{\sqrt{d}}, \frac{1}{\sqrt{d}}\right) \quad (4)$$

[0055] 本发明实施例通过MIT-BIH心律失常数据库得到标准输入数据,每个标准输入数据还对应一个人工标记的心电信号时间分类。MIT-BIH心律失常数据库中记录的心电信号分类有19种,因此本发明实施例给每一种心电信号分类分别设置一个固定序号(1到19之间),每一个固定序号分别与深度神经网络中输出层的前19个神经元对应,输出层的第20个神经元用来表示输入波形非标准波形的情况。

[0056] 训练时,每一次都将标准输入数据的第一个数据点到最后一个数据点依次对应到

输入层第一个至最后一个神经元,然后计算得到输出层20个神经元的输出。对于每个输入,存在人工标记的心电信号分类,那么理想中的输出层,应该为对应到正确分类的神经元输出为1,其他神经元输出为0。因此可以得到用于计算所得输出层神经元输出,以及理想输出层输出的两个向量。计算这两个向量的数值误差,由此可以使用人工神经网络常用的反向传播方法,不断更新每个神经元的权重参数 w 和整体阈值参数 b 。通过将MIT-BIH心律失常数据库中的全部心电信号数据输入深度神经网络进行训练,从而得到一个基本的心电信号分类器。

[0057] 步骤140:采集原始心电信号,并通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩处理,得到应用阶段的标准输入数据;

[0058] 在步骤140中,在实际应用过程中,由于不同心电采集设备在不同采集环境下采集到的心电信号数据参数不同,对于未经过人工标记的心电信号,首先通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩,调整原始心电信号的值域单位与采样频率,得到值域单位、采样频率等与本发明第一实施例中设定的格式相同的心电信号;然后使用一阶差分的方式提取单次心脏搏动的波形段;具体提取方式为:设采集的原始心电信号时序数据为 s ,则其一阶差分序列为:

$$[0059] \quad s[i] = s[i-1] - s[i] \quad (i > 0) \quad (5)$$

[0060] 从经过调整的心电信号的第270个数据点开始逐个向后,对于每个数据点,扫描其前后五个数据点,若前五个数据点全部为正值,后5个数据点全部为负值,且当前点和其之后数据点的数值和小于0.05(毫伏单位)时,以该点为中心,取长度为540个数据点作为应用阶段的标准输入数据。

[0061] 如果采集到的原始心电信号中含有人工标记的心电数据,则可将该心电数据进行格式调整后作为训练数据对深度神经网络参数进行优化,从而加强深度神经网络的适配性。

[0062] 步骤150:将应用阶段的标准输入数据输入心电信号分类器,通过心电信号分类器输出心电信号分类结果。

[0063] 请参阅图6,是本发明实施例的电信号分类装置的结构示意图。本发明实施例的心电信号分类装置包括第一数据预处理模块、模型构建模块、模型训练模块、第二数据预处理模块和信号分类模块。

[0064] 第一数据预处理模块用于提取MIT-BIH心率失常数据库中具有标签的心电信号,并根据标签将心电信号进行分段,得到训练阶段的标准输入数据;在本发明实施例中,标准输入数据为时序信号,标准输入数据的值域单位为毫伏(mV),在实际应用过程中,如果心电采集设备的值域不同则需要按照标准值域进行转换。标准输入数据的采样频率为360赫兹(Hz),即两个数据点时间间隙约为0.0028秒(s),如果心电采集设备的采样频率不同,则当心电采集设备的采样频率高于360Hz时进行下采样处理;当心电采集设备的采样频率低于360Hz时,进行左右邻值的线性插值处理。现有的心电采集设备通常能够设置导出mV-360Hz格式的心电信号数据,因而导出数据能够直接使用而无需进行格式转换。

[0065] 本发明实施例中的标准输入数据为单次心脏搏动的波形段。根据波形特征,可以将不同波命名为P、Q、R、S、T。其中QRS波群反映了左右心室快速去极化过程,由于心室肌肉组织比心房组织更发达,因此QRS波群振幅更高,相比较而言有较明显的波性特征。在心电

信号处理中,通常需要识别QRS波群来定位单次心脏搏动时间,提取出完整的P-R-T心电波形,从而进行信号分类。单次心脏搏动的波形段的提取方法具体为:因为R波在MIT-BIH心率失常数据库中已经标识,因此每个波形段以R波位置为中心,段区间左端点为当前区间R波位置与上一波形区间R波位置的中点,段区间右端点为当前区间R波位置与下一波形区间R波位置的中点。对于标准输入数据最左端的波形段,其区间左端点为首个数据点位置,区间右端点为最后一个数据点位置。见图3所示,为选取心电信号输入波形段示意图。图中可见有三个峰值,并且已人工标识心电事件。取峰值之间的中点为波形段区间下限和上限,图中中心处长为 t_1+t_2 的连续波形段即为提取的单次心脏搏动波形段。

[0066] 本发明实施例中,每个标准输入数据的数据点个数为540个。而通过上述波形段提取方法得到的波形段中,每个波形段包含的信号数据点个数并不相同。为了得到标准输入数据,以提取的波形段中点作为中心(标准输入数据的第270个数据点),如果提取的波形段数据点少于540个,则在该波形段两端填充补零值得到540个数据点,从而得到标准输入数据;如果提取到的波形段数据点个数大于540个,则去除掉该波形段两端超过范围的数据点,得到标准输入数据。

[0067] 模型构建模块用于通过训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络;请一并参阅图4,是本发明实施例的深度神经网络结构示意图。该深度神经网络由神经元这种抽象函数表示构成。其中,每个神经元的抽象结构如图5所示,为神经元结构示意图,每个神经元有多个输入 x ,通过函数运算得到单个输出。每个神经元对应的具体函数为Sigmoid函数:

$$[0068] \quad \frac{1}{1 + e^{-\sum_j w_j x_j - b}} \quad (1)$$

[0069] 在公式(1)中, w 为神经元的每个输入 x 对应的权值参数, b 为Sigmoid函数的整体阈值参数。

[0070] 每一层的每个神经元的输入为上一层全部神经元的输出,由此构成深度神经网络。隐藏层第一层的神经元个数对应为心脏单次搏动的波形特征,隐藏层第二层的神经元个数对应波形特征的更深一层抽象,输出层神经元个数对应MIT-BIH心率失常数据库能够识别到的心电信号类别个数。

[0071] 图4中,深度神经网络最后一部分的分类结果生成器主要部分为Softmax函数:

$$[0072] \quad \sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (2)$$

[0073] 最后一层神经元的输出为 z ,利用Softmax函数将输出结果转换为概率,最后取Softmax函数输出值最大的分类下标,该分类下标即对应到该心电信号的具体分类。该分类下标为:

$$[0074] \quad \text{Label} = \max_j \sigma(z)_j \quad (3)$$

[0075] 模型训练模块用于选取MIT-BIH心律失常数据库中的心电信号数据作为训练数据,并通过训练数据对深度神经网络进行训练,得到一个基本的心电信号分类器;在本发明实施例中,通过使用标准MIT-BIH心律失常数据库作为训练数据,能够得到优于传统信号处理方法的心电信号分类准确度。本发明实施例使用前馈神经网络常用的反向传输(Back-Propagation)训练方法对深度神经网络进行训练。初始训练时需要设置神经元参数:对于

每个有d个输入的神经元,其每个输入对应的权值参数为w从权值初始区间中随机取值,其整体阈值参数b设置为0;权值初始区间如下:

$$[0076] \quad \left(-\frac{1}{\sqrt{d}}, \frac{1}{\sqrt{d}}\right) \quad (4)$$

[0077] 本发明实施例通过MIT-BIH心律失常数据库得到标准输入数据,每个标准输入数据还对应一个人工标记的心电信号时间分类。MIT-BIH心律失常数据库中记录的心电信号分类有19种,因此本发明实施例给每一种心电信号分类分别设置一个固定序号(1到19之间),每一个固定序号分别与深度神经网络中输出层的前19个神经元对应,输出层的第20个神经元用来表示输入波形非标准波形的情况。

[0078] 训练时,每一次都将标准输入数据的第一个数据点到最后一个数据点依次对应到输入层第一个至最后一个神经元,然后计算得到输出层20个神经元的输出。对于每个输入,存在人工标记的心电信号分类,那么理想中的输出层,应该为对应到正确分类的神经元输出为1,其他神经元输出为0。因此可以得到用于计算所得输出层神经元输出,以及理想输出层输出的两个向量。计算这两个向量的数值误差,由此可以使用人工神经网络常用的反向传播方法,不断更新每个神经元的权重参数w和整体阈值参数b。通过将MIT-BIH心律失常数据库中的全部心电信号数据输入深度神经网络进行训练,从而得到一个心电信号分类器。

[0079] 第二数据预处理模块用于采集原始心电信号,并通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩,得到应用阶段的标准输入数据;其中,在实际应用过程中,由于不同心电采集设备在不同采集环境下采集到的心电信号数据参数不同,对于未经过人工标记的心电信号,首先通过一阶和二阶差分阈值法将原始心电信号进行分段和伸缩,调整原始心电信号的值域单位与采样频率,得到值域单位、采样频率等与本发明第一实施例中设定的格式相同的心电信号;然后使用一阶差分的方式提取单次心脏搏动的波形段;具体提取方式为:设采集的原始心电信号时序数据为s,则其一阶差分序列为:

$$[0080] \quad s[i] = s[i-1] - s[i] \quad (i > 0) \quad (5)$$

[0081] 从经过调整的心电信号的第270个数据点开始逐个向后,对于每个数据点,扫描其前后五个数据点,若前五个数据点全部为正值,后5个数据点全部为负值,且当前点和其之后数据点的数值和小于0.05(毫伏单位)时,以该点为中心,取长度为540个数据点作为应用阶段的标准输入数据。

[0082] 如果采集到的原始心电信号中含有人工标记的心电数据,则可将该心电数据进行格式调整后作为训练数据对深度神经网络参数进行优化,从而加强深度神经网络的适配性。

[0083] 信号分类模块用于将应用阶段的标准输入数据输入心电信号分类器,通过心电信号分类器输出心电信号分类结果。

[0084] 本发明实施例的心电信号分类方法及装置通过将心电信号数据转换为标准输入数据,通过训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络,并对深度神经网络进行无监督训练,得到一个基本的心电信号分类器。本发明实施例利用深度学习对于内在知识的表达能力强的特点,将波形的特征检测融合进深层次的人工神经网络内部结构中,在实际工程系统搭建时,仅需提供简单格式处理的心电信号数据即能进行自适应训练,并且能够较好的适应不同状况下得到的动态心电数据的差异性。在应用过程中,还可以根据有人工标识的

心电数据对心电信号分类器进行优化,从而加强深度神经网络的适配性,能够得到优于传统信号处理方法的心电信号分类准确度。本发明节省了基于领域知识的大量信号处理步骤,针对不同设备、不同使用者在不同环境得到的心电数据,能够较好的自适应学习。

[0085] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域专业技术人员能够实现或使用本发明。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的一般原理可以在不脱离本发明的精神或范围的情况下,在其它实施例中实现。因此,本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

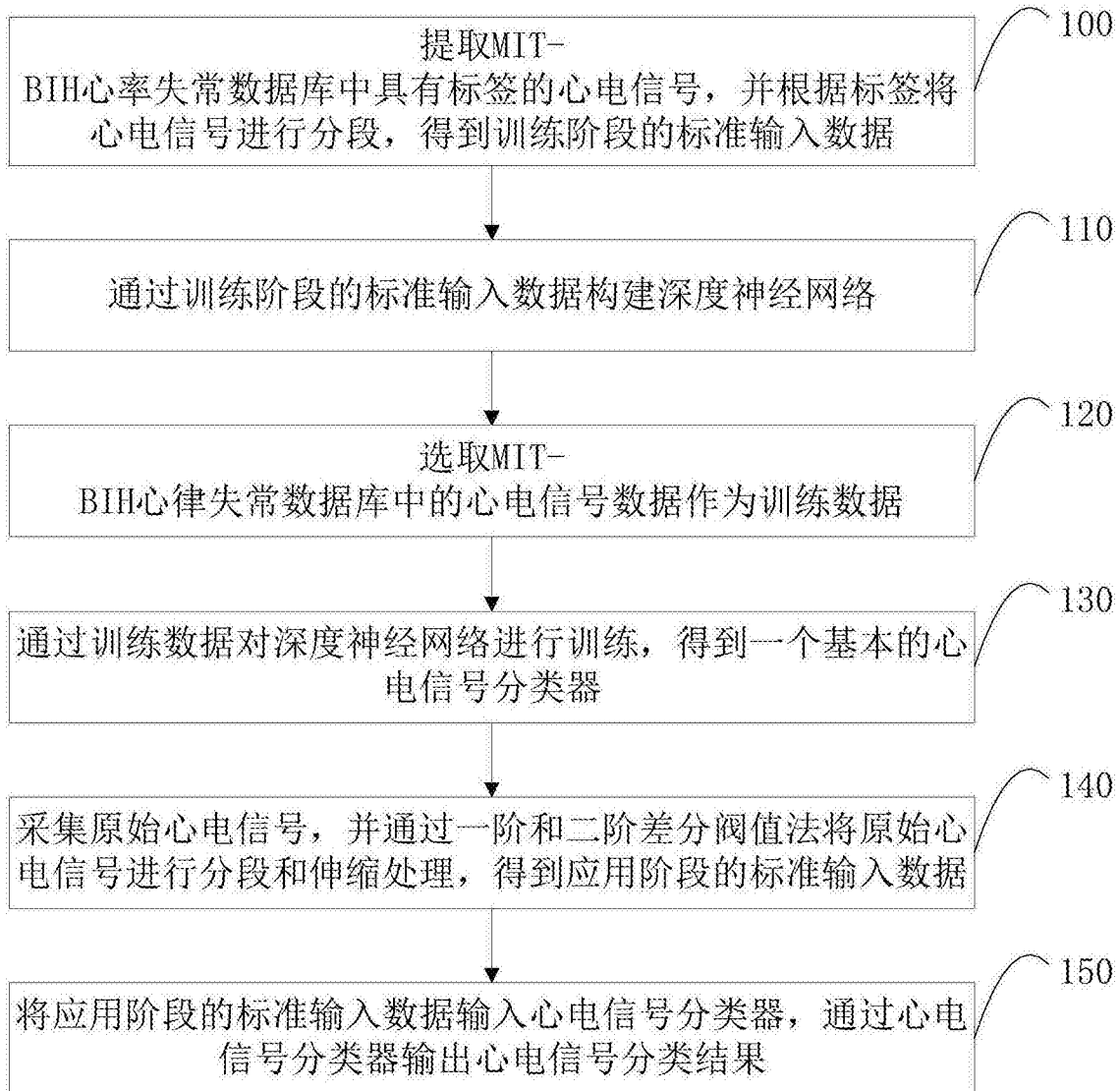


图1

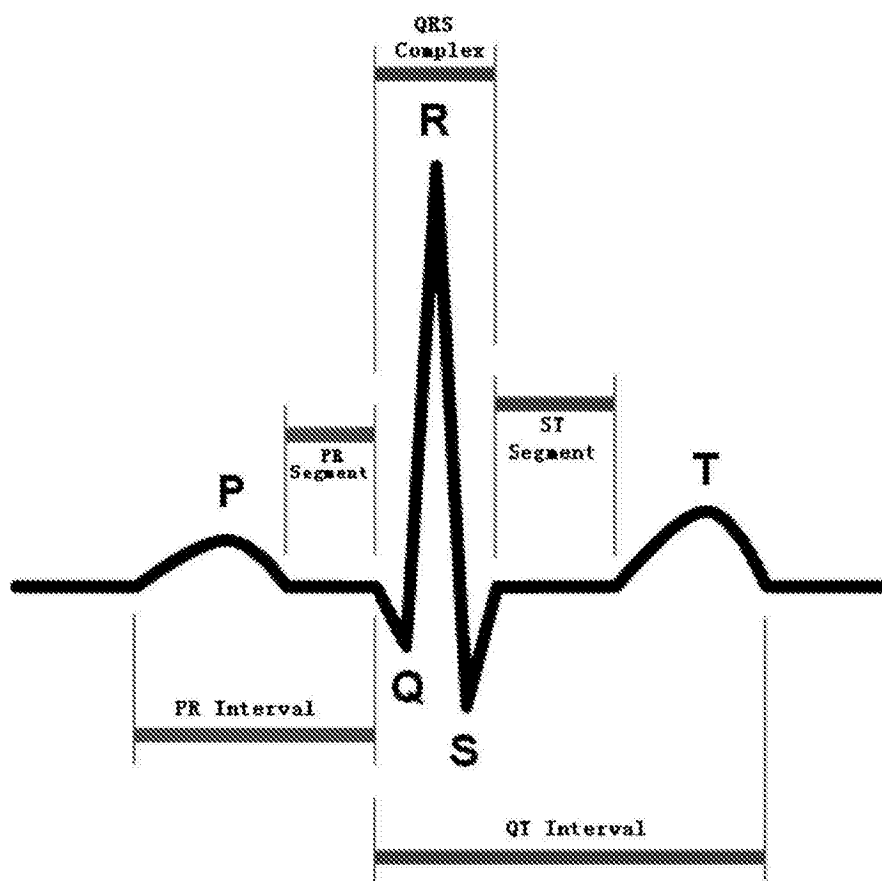


图2

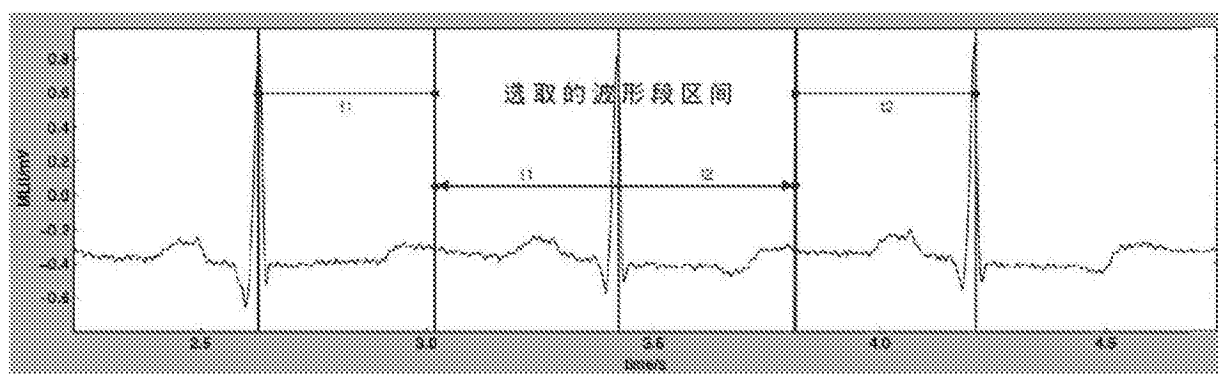


图3

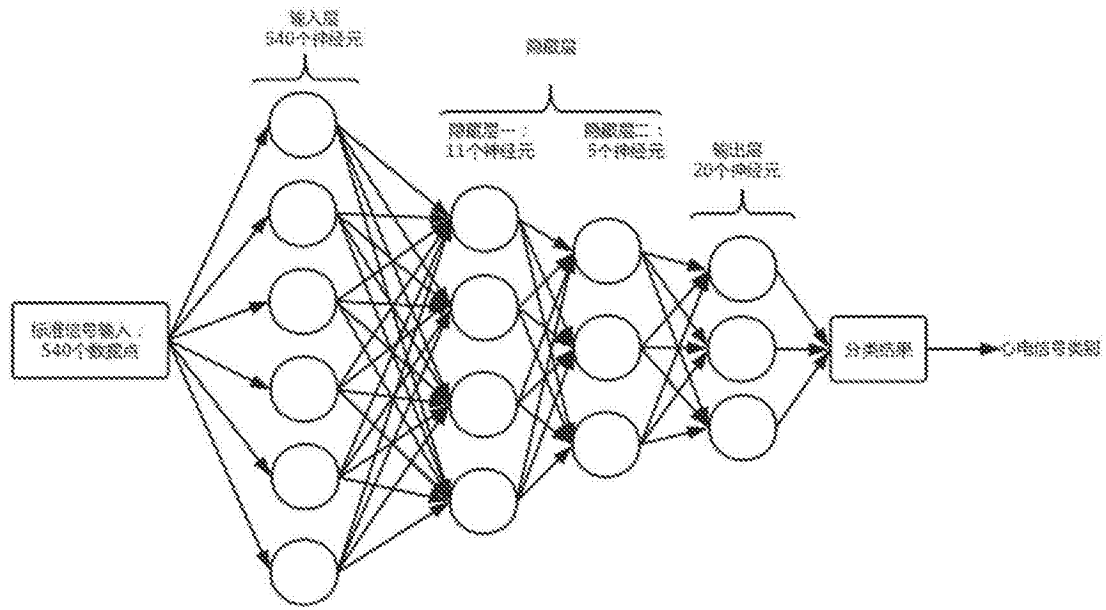


图4

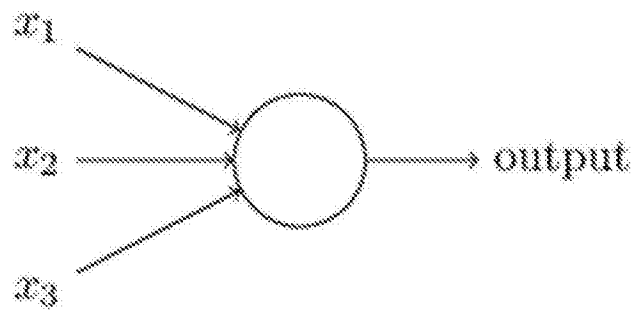


图5

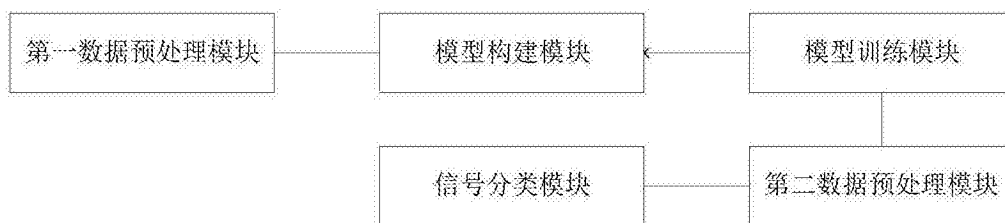


图6

专利名称(译)	一种心电信号分类方法及装置		
公开(公告)号	CN106725428A	公开(公告)日	2017-05-31
申请号	CN201611181716.1	申请日	2016-12-19
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院深圳先进技术研究院		
[标]发明人	刘志华 陈俊宏 李东阳 艾红 唐柳 马晨光		
发明人	刘志华 陈俊宏 李东阳 艾红 唐柳 马晨光		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7225 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/7267 A61B5/7271		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及心电分析技术领域，特别涉及一种心电信号分类方法及装置。所述心电信号分类方法包括：步骤a：将提取的心电信号进行分段处理，得到训练阶段的标准输入数据；步骤b：通过所述训练阶段的标准输入数据构建深度神经网络，并对所述深度神经网络进行训练，得到心电信号分类器；步骤c：将采集的原始心电信号转换为与所述训练阶段的标准输入数据格式相同的数据，得到应用阶段的标准输入数据，并将所述应用阶段的标准输入数据输入所述心电信号分类器进行心电信号分类。本发明节省了基于领域知识的大量信号处理步骤，针对不同设备、不同使用者在不同环境得到的心电数据，能够较好的自适应学习。

