



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106725426 A

(43)申请公布日 2017. 05. 31

(21)申请号 201611150154.4

(22)申请日 2016.12.14

(71)申请人 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 李东阳 艾红 陈俊宏 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 赵勍毅

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

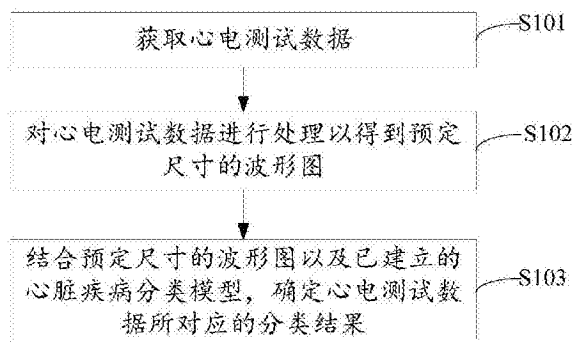
权利要求书2页 说明书10页 附图4页

(54)发明名称

一种心电信号分类的方法及系统

(57)摘要

本发明涉及一种心电信号分类的方法及系统。方法包括：获取心电测试数据，对心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图，结合预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型，确定所述心电测试数据所对应的分类结果，其中，心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。利用本发明的方法，能够提高分类结果的准确率，并且同时可以实现对更多类型的心率变异进行分类。



1. 一种心电信号分类的方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:
 - 获取心电测试数据;
 - 对所述心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图;
 - 结合所述预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,所述心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。
2. 根据权利要求1所述的心电信号分类的方法,其特征在于,所述结合所述预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果之前,还包括:
 - 收集样本数据,所述样本数据包括多个动态心电记录数据;
 - 对所述样本数据进行处理得到心电图训练集;
 - 结合心电图特点构建模型框架;
 - 基于所述模型框架对所述心电图训练集进行学习训练以得到所述心脏疾病分类模型。
3. 根据权利要求2所述的心电信号分类的方法,其特征在于,所述收集样本数据包括:
 - 从MIT-BIH心律失常数据库收集所述样本数据;
 - 所述对所述样本数据进行处理得到心电图训练集包括以下步骤:
 - 对每个所述样本数据进行处理得到心脏搏动波形图;
 - 对每个所述心脏搏动波形图进行压缩,并使用双线性插值的方法处理得到高度和宽度都为28个像素的图片,以作为所述心电图训练集;
 - 所述结合心电图特点构建模型框架包括:
 - 结合心电图特点构建卷积神经网络模型框架;或
 - 结合心电图特点构建和积网络模型框架;或
 - 结合心电图特点构建循环网络框架。
4. 根据权利要求3所述的心电信号分类的方法,其特征在于,所述卷积神经网络模型框架为2层卷积层结构的卷积神经网络模型框架。
5. 根据权利要求1所述的心电信号分类的方法,其特征在于,所述对所述心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图包括:
 - 通过将所述心电测试数据的心电信号数组中存在的幅值点的像素值设置为1,其余设置为0,从而得到高度和宽度都为28像素的波形图;或
 - 将所述心电测试数据转换成波形图,通过Matlab绘图工具对所述波形图进行直接保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图;或
 - 将所述心电测试数据转换成波形图,通过截图工具,对所述波形图进行截图保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图。
6. 一种心电信号分类的系统,其特征在于,所述系统包括数据获取模块、数据处理模块和结果确定模块,其中:
 - 所述数据获取模块用于获取心电测试数据;
 - 所述数据处理模块用于对所述心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图;
 - 所述结果确定模块用于结合所述预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,所述心脏疾病分类模型是能够反映原始

波形特征与分类结果的模型。

7. 根据权利要求6所述的心电信号分类的系统,其特征在于,所述系统还包括模型构建模块,其中,所述模型构建模块进一步包括样本收集单元、处理单元、框架构建单元以及模型训练单元,其中:

所述样本收集单元用于收集样本数据,所述样本数据包括多个动态心电记录数据;

所述处理单元用于对所述样本数据进行处理得到心电图训练集;

所述模型构建单元用于结合心电图特点构建模型框架;

所述模型训练单元用于基于所述模型框架对所述心电图训练集进行学习训练以得到所述心脏疾病分类模型。

8. 根据权利要求7所述的心电信号分类的系统,其特征在于,所述样本收集单元从所述MIT-BIH心律失常数据库收集所述样本数据;

所述处理单元用于对每个所述样本数据进行处理得到心脏搏动波形图,对每个所述心脏搏动波形图进行压缩,并使用双线性插值的方法处理得到高度和宽度都为28个像素的图片,以作为所述心电图训练集;

所述模型构建单元用于结合心电图特点构建卷积神经网络模型框架;或结合心电图特点构建和积网络模型框架;或结合心电图特点构建循环网络框架。

9. 根据权利要求8所述的心电信号分类的系统,其特征在于,所述卷积神经网络模型框架为2层卷积层结构的卷积神经网络模型框架。

10. 根据权利要求6所述的心电信号分类的系统,其特征在于,所述预定尺寸的波形图为高度和宽度都为28像素的波形图,所述数据处理模块通过将所述心电测试数据的心电信号数组中存在的幅值点的像素值设置为1,其余设置为0,从而得到高度和宽度都为28像素的波形图;或

所述数据处理模块将所述心电测试数据转换成波形图,通过Matlab绘图工具对所述波形图进行直接保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图;或

所述数据处理模块将所述心电测试数据转换成波形图,通过截图工具,对所述波形图进行截图保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图。

一种心电信号分类的方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及数据处理技术领域,特别是涉及一种心电信号分类的方法及系统。

背景技术

[0002] 心电图(Electrocardiograph, ECG)是一种由电子设备所测量出来的数据,用来描绘心脏活动的整个过程,包括兴奋的产生、兴奋的传导以及兴奋的恢复过程的电位变化情况的曲线,主要包括心脏的心房的除极、心房的复极、心室的除极和心室的复极。

[0003] 动态心电图,又称Holter。是当代最重要的无创心电监测技术。它可记录下24小时的心电图资料,显示24小时内监测期间的心搏总数,最高心率,最低心率,平均心率和每小时心率;显示全程或按小时计算的室上性,室性早搏及异位心动过速,心脏停搏的情况;I、II、III度房室传导阻滞及ST-T的改变等。动态心电图的二维形态学即以图像形式表示的心电图,也是从事医疗、生物学研究等领域的专业人士进行分析的心电图形式。

[0004] 目前心电图的自动检测和识别的研究基本上都是存在于理论领域和探索领域,而在心血管疾病的实际诊断中效果并不理想。这主要是因为先前的研究者在研究心电图的自动检测和识别时,忽略了医生在进行心血管疾病诊断时对心电图形态学特征的关注。

[0005] 因此,迫切需要一种能够准确自动检测和识别心脏疾病分类的方法,以提高学习分类能力以及自适应力,更好的辅助相关心脏疾病的诊断。

发明内容

[0006] 基于此,有必要针对上述问题,提供一种可心电信号分类的方法和系统,能够通过原始心电信号的基础上,准确实现心脏疾病的分类,并可以对更多类型的心率变异进行分类。

[0007] 一种心电信号分类的方法,所述方法包括以下步骤:

[0008] 获取心电测试数据;

[0009] 对所述心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图;

[0010] 结合所述标准尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,所述心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。

[0011] 一种心电信号分类的系统,所述系统包括

[0012] 数据获取模块、数据处理模块和结果确定模块,其中:

[0013] 所述数据获取模块用于获取心电测试数据;

[0014] 所述数据处理模块用于对所述心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图;

[0015] 所述结果确定模块用于结合所述标准尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,所述心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。

[0016] 上述心电信号分类的方法及系统,获取心电测试数据,对心电测试数据进行处理

以得到预定尺寸的波形图,结合预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。本发明的心脏疾病分类模型是通过对心电测试样本数据进行学习训练而得到的,能够最大程度的反映原始心电波形特征与心脏疾病分类结果。因此,基于本发明构建的心脏疾病分类模型,能够提高分类结果的准确率,并且同时可以实现对更多类型的心率变异进行分类。

附图说明

- [0017] 图1为一实施例中心电信号分类的方法的流程图;
- [0018] 图2为一实施例中一种构建心脏疾病分类模型的方法的流程图;
- [0019] 图3为一实施例中对样本数据进行处理得到心电图训练集的实现方法的流程图;
- [0020] 图4为一实施例中单次心脏搏动图像坐标系示意图;
- [0021] 图5为一实施例中卷积神经网络模型框架示意图;
- [0022] 图6为一实施例中心电信号分类的系统的结构示意图;
- [0023] 图7为一实施例中模型构建模块的结构示意图。

具体实施方式

- [0024] 在一个实施例中,一种心电信号分类的方法,如图1所示,包括以下步骤:
- [0025] 步骤S101:获取心电测试数据。
- [0026] 这里的心电测试数据,是指通过设备测量得到的初始数据。
- [0027] 步骤S102:对心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图。
- [0028] 其中,本发明实施例一种可能的实现方式中,预定尺寸的波形图为高度和宽度都为28像素的波形图,当然,在其他可能的实现方式中,也不局限于该尺寸,只不过可能其他可能的尺寸可能得到的结果会存在一定的差异。以下本发明实施例中,主要以预定尺寸为高度和宽度都为28像素为例进行说明。
- [0029] 在本发明的其中一种实现方式中,通过小波变换确定每一次心脏搏动的R波位置,来对心电信号进行分割,得到高度和宽度都为28像素的波形图。
- [0030] 小波变换(wavelet transform,WT)是一种新的变换分析方法,它继承和发展了短时傅立叶变换局部化的思想,同时又克服了窗口大小不随频率变化等缺点,能够提供一个随频率改变的“时间-频率”窗口,是进行信号时频分析和处理的理想工具。它的主要是通过变换能够充分突出问题某些方面的特征,能对时间(空间)频率的局部化分析,通过伸缩平移运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化,最终达到高频处时间细分,低频处频率细分,能自动适应时频信号分析的要求,从而可聚焦到信号的任意细节。
- [0031] 其中,在具体实现过程中,在将心电测试数据处理得到高度和宽度都为28像素的标准波形时,可能的实现方式可以是:
- [0032] 方式一:通过将心电测试数据的心电信号数组中存在的幅值点的像素值设置为1,其余设置为0,从而得到高度和宽度都为28像素的波形图。
- [0033] 方式二:将心电测试数据转换成波形图,通过Matlab绘图工具对波形图进行直接保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图。

[0034] 方式三:将心电测试数据转换成波形图,通过截图工具,对波形图进行截图保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图。

[0035] 以上方式只是本发明所列举的几种可能的实现方式,并不以此为限,其他可能的实现方式只要能够达到本发明上述的效果,都可以应用到本发明,本发明不一一详细说明。

[0036] 步骤S103:结合预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定心电测试数据所对应的分类结果。

[0037] 其中,心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。

[0038] 其中,本发明的实施例中,在执行步骤S103之前,还包括心脏疾病分类模型训练过程。

[0039] 本发明实施例中的心脏疾病分类模型是反映心电原始波形特征与分类结果的模型。也就是说,是通过众多心电测试数据样本,不断学习训练,得到不同心电原始波形与其对应的分类结果的模型。

[0040] 为进一步详细说明心脏疾病分类模型的训练过程,本发明实施例提供一种可能的实现方式,请参阅图2,图2是本发明实施例提供的一种构建心脏疾病分类模型的方法,其包括以下步骤:

[0041] 步骤S201:收集样本数据,样本数据包括多个动态心电记录数据。

[0042] 其中,本发明一种实现方式中,通过从MIT-BIH心律失常数据库收集所述样本数据。

[0043] 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记录数据。该数据库一共包含48条心电信号,取自47个个体,其中记录号201和202来自同一个体。包括年龄从32岁到89岁的25个男性个体和年龄从23岁到89岁的22个女性个体,其中大约69%的数据来自于住院病人。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。整个数据库有48条心电数据,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。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字及属性,存储方式为ASCII码字符,其中保存了包括信号的格式、采样频率、长度,以及此记录患者的相关信息,如采集地、患者病情、用药情况等详细信息数据文件是以“212”格式进行存储的信号原始数据,212格式是针对两个信号的数据库记录,这两个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,主要包括心跳、节律和信号质量等信息,以二进制存储。

[0044] 步骤S202:对样本数据进行处理得到心电图训练集。

[0045] 其中,在本发明实施例中,提供一种可能的对样本数据进行处理得到心电图训练集的方法,请进一步参阅图3,图3是本发明实施例提供的对样本数据进行处理得到心电图训练集的可能实现方法,包括以下步骤:

[0046] S2021:对每个样本数据进行处理得到心脏搏动波形图。

[0047] 将每个样本数据处理得到心电搏动波形图,对于经过处理调整的心电信号波段,搜索其数据点最大值 y_{\max} ,最小值 y_{\min} ,单位为毫伏(mV)。训练时,需要生成心脏搏动波形图,每张图像对应一次心脏搏动,高度为 $(y_{\max}-y_{\min})/0.001$ 个像素,宽度为540个像素,每个像素点初始值为0。

[0048] 给每张图像构建坐标系,如图4所示。

[0049] 由于每个训练数据的R波位置已经被标明,因此以R波位置为中心,取其前后共540个数据点。

[0050] 为了得到波形图样本输入,首先要给取得的波形信号的每个数据点设置(x,y)位置点。最左侧数据点x值为0,然后根据数据点时序赋递增x值,则最右端数据点x值为539;每个数据点的y值设为 $((\text{该点数据值}-y_{\min})/0.001)$ 。

[0051] 在给全部540个数据点设置(x,y)位置点之后,对每个数据点,设置图像(x,y)位置的像素值为1。从而根据这种方式得到波形图。

[0052] S2022:对每个心脏搏动波形图进行压缩,并使用双线性插值的方法处理得到高度和宽度都为28个像素的图片,以作为心电图训练集。

[0053] 在做心电图数据转化时如果转化成的心电图像时,图像太小会丢失掉原本心电数据特征,转化成的心电图像太大会导致运行速度下降。因此,本发明实施例综合心电图的特点,同时进行了多次试验数据的分析,在尽可能的保证心电图的数据特征又要保证算法的运行效率的前提下,所以选择将心电数据转化成高度和宽度都为28个像素(28*28)的图像。

[0054] 对于每一张生成的波形图,新建一个高度和宽度都为28个像素的图片,然后使用双线性插值的方法,由上一步中生成的波形图得到新的波形图,以作为心电图训练集。

[0055] 步骤S203:结合心电图特点构建模型框架。

[0056] 其中,作为本发明可能的实现方式,可以结合心电图特点构建卷积神经网络模型框架,或者构建和积网络模型框架,或者构建循环网络框架。这些实现方式中,不同之处主要在于心电数据特征提取的方法和采用的网络结构。循环神经网络是一种在前馈神经网络中增加反馈连接的神经网络,能够产生对过去数据的记忆状态,用于对序列数据的处理,并建立不同时段数据之间的依赖关系。和积网络是通过多个层次的分解把复杂的多变量概率分布表达为单变量概率分布的和与积,其节点是由变量构成。卷积神经网络是一种前馈神经网络,它的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元,对于大型图像处理有出色表现。

[0057] 作为本发明的具体实施例,本发明以结合心电图特点构建卷积神经网络模型框架为例进行详细说明。

[0058] 请参阅图5,图5为本发明其中一个实施例构建的卷积神经网络模型框架示意图。如图所示,本发明实施例所构建的卷积神经网络模型有1个输入层,2个隐藏层,1个全连接层和1个输出层。

[0059] 步骤S204:基于模型框架对心电图训练集进行学习训练以得到心脏疾病分类模型。

[0060] 结合图5,本发明实施例进一步详细介绍数据学习训练过程。

[0061] 根据本发明以上所转换成的心电图训练集的图形特点,本发明构建2层卷积层结构的卷积神经网络模型。图像的大小28*28由于在经过1个卷积层后会降为12*12,经过2个

卷积层后变为 4×4 ,从而使用该结构模型框架可以在保证准确率的前提下达到提高运算的速度的效果。

[0062] 从数据输入层(Input)直接输入预处理后得到的 28×28 的图像。C1层卷积层输出20个特征映射,也就是说C1卷积层需要通过训练学习的卷积核数量是20,即对输入图像的每个区域提取20种不同的特征,卷积核的大小是 5×5 。C1卷积层需要训练的参数:每个卷积核有 $5 \times 5 = 25$ 个参数和一个偏置参数,由于C1卷积层有20个卷积核,一共需要学习的参数为 $(5 \times 5 + 1) \times 20 = 520$ 。

[0063] 由于输入图像大小为 28×28 ,卷积核卷积操作滑动步长为1个像素,卷积后特征映射大小为 24×24 ,则C1卷积层的连接线数目是 $520 \times (24 \times 24) = 299520$ 。通过对比C1卷积层需要学习的参数和连接线数目可知,卷积层采用权值共享的方式能大大地减少卷积神经网络需要学习的参数数量,其中权值共享的意思是每一个卷积核使用同样的权值去卷积图像,不同的卷积核使用不同的权值。S2层下采样层S2下采样层的输出特征映射数量和前面C1卷积层输出的特征映射数量是相同的,为20。S2下采样层的采样区域 2×2 ,无重叠采样,因此S2每个特征映射的大小是C1卷积层输出特征映射大小的四分之一(行和列各二分之一)。C3层卷积层输出50个特征映射,故C3卷积层需要训练的卷积核数量为50,即对输入图像的每个区域提取50种不同的特征,卷积核的大小为 5×5 。

[0064] C3卷积层需要训练参数为:每个卷积核 $5 \times 5 = 25$ 个参数加上一个偏置参数,由于有50个卷积核,一共 $(5 \times 5 + 1) \times 50 = 1300$ 个参数。S2层特征映射分辨率为 12×12 ,卷积操作滑动步长为1,C3层卷积后输出的特征映射为 8×8 ,故C3卷积层的连接线数目一共是 $1300 \times 8 \times 8 = 83200$ 。C3卷积层的每一个卷积核都对S2层所有的特征映射进行卷积,即全连接的方式。S4下采样层S4下采样层采用与S2相同的方式对C3卷积层输出特征映射进行操作。F5全连接层512个神经节点,每一个神经节点都和S4层的所有神经节点连接。F5全连接层需要学习的参数要根据网络最终输出到S4下采样层的特征映射的数量和特征映射的分辨率共同决定。输出层实际上是多分类softmax分类器,根据分类任务来决定输出节点个数。比如一种实现方式中,可以设置为16(15个异常信号,1个正常信号)。

[0065] 将得到的已知心电信号异常类别的测试样本数据,经过预处理转化成 28×28 的心电图像,输入到训练得到的卷积神经网络模型,根据最终得到的分类结果与实际类别做比对计算正确率。同时可以比较该算法与传统BP神经网络算法的时间复杂度。

[0066] 卷积神经网络模型及其训练属于有监督学习,能够通过经过标识的数据集来让计算机自主学习出数据特征的方法,利用其自适应学习能力将心电数据特征融入到模型中,减少了人为选取特征造成的不完备性,提高心电检测的准确率和分类的类别数量。而基于卷积神经网络的二维形态的动态特征学习模拟了人类对于心电图特征判别的学习过程和判断方法,最大程度的增强对于复杂情况的深层次判别,从而提高准确性。

[0067] 由于本发明实施例上述模型训练方法是对正常搏动,左束支传导阻滞,右束支传导阻滞,房性早搏,室性早搏,心室融合心跳,交接早搏,室上性早搏,室性逸博多种数据进行训练,得到的最终网络模型会对多种心脏类型分类。同时在做数据训练处理时采用的是将心电数据转化为心电图形的的方法,这样做在数据训练中会有更明显的特征数据展现出了,最终分类结果更加准确。

[0068] 将心电测试数据处理得到的 28×28 的标准波形图输入到已经构建的心脏疾病分类

模型中,即可以得到心电测试数据所对应的分类结果,这里的分类结果,是指心电测试数据所对应的的心脏疾病分类结果。

[0069] 以上本发明实施例所提供的心电信号分类的方法,获取心电测试数据,对心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图,结合预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。本发明的心脏疾病分类模型结合了形态学分析、数字图像处理方法与深度学习方法对心电测试样本数据进行学习训练而得到的,在最大程度保留原始波形特征的同时,提高了分类学习能力与自适应性。因此,基于本发明构建的心脏疾病分类模型,能够提高分类结果的准确率,并且同时可以实现对更多类型的心率变异进行分类。

[0070] 请参阅图6,图6是本发明实施例提供的一种心电信号分类的系统的结构示意图,本实施例提供的心电信号分类的系统用于执行上述实施例所述的心电信号分类的方法。如图所示,本实施例的心电信号分类的系统100包括数据获取模块11、数据处理模块12和结果确定模块13,其中:

[0071] 数据获取模块11用于获取心电测试数据。

[0072] 这里的心电测试数据,是指通过设备测量得到的初始数据。

[0073] 数据处理模块12用于对心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图。

[0074] 在本发明的其中一种实现方式中,数据处理模块12通过小波变换确定每一次心脏搏动的R波位置,来对心电信号进行分割,得到预定尺寸的波形图。

[0075] 其中,本发明实施例一种可能的实现方式中,预定尺寸的波形图为高度和宽度都为28像素的波形图,当然,在其他可能的实现方式中,也不局限于该尺寸,只不过可能其他可能的尺寸可能得到的结果会存在一定的差异。以下本发明实施例中,主要以预定尺寸为高度和宽度都为28像素为例进行说明。

[0076] 小波变换(wavelet transform,WT)是一种新的变换分析方法,它继承和发展了短时傅立叶变换局部化的思想,同时又克服了窗口大小不随频率变化等缺点,能够提供一个随频率改变的“时间-频率”窗口,是进行信号时频分析和处理的理想工具。它的主要是通过变换能够充分突出问题某些方面的特征,能对时间(空间)频率的局部化分析,通过伸缩平移运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化,最终达到高频处时间细分,低频处频率细分,能自动适应时频信号分析的要求,从而可聚焦到信号的任意细节。

[0077] 其中,在具体实现过程中,数据处理模块12在将心电测试数据处理得到高度和宽度都为28像素的波形时,可能的实现方式可以是:

[0078] 方式一:通过将心电测试数据的心电信号数组中存在的幅值点的像素值设置为1,其余设置为0,从而得到高度和宽度都为28像素的波形图。

[0079] 方式二:将心电测试数据转换成波形图,通过Matlab绘图工具对波形图进行直接保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图。

[0080] 方式三:将心电测试数据转换成波形图,通过截图工具,对波形图进行截图保存以得到高度和宽度都为28像素的波形图。

[0081] 以上方式只是本发明所列举的几种可能的实现方式,并不以此为限,其他可能的实现方式只要能够达到本发明上述的效果,都可以应用到本发明,本发明不一一详细说明。

[0082] 结果确定模块13用于结合预定尺寸的波形图以及已建立的的心脏疾病分类模型,确定心电测试数据所对应的分类结果,其中,心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。

[0083] 在其中一个实施例中,本发明的心电信号分类的系统还可以进一步包括模型构建模块14,模型构建模块14用于对心电数据样本进行处理、学习训练从而得到心脏疾病分类模型。本发明实施例中的心脏疾病分类模型是反映心电原始波形特征与分类结果的模型。也就是说,是通过众多心电测试数据样本,不断学习训练,得到不同心电原始波形与其对应的分类结果的模型。

[0084] 为详细介绍模型构建模块14,请进一步结合图7,图7是本发明实施例提供的模型构建模块14的结构示意图,如图所示,本发明实施例的模型构建模块14包括样本收集单元141、处理单元142、框架构建单元143以及模型训练单元144,其中:

[0085] 样本收集单元141用于收集样本数据,样本数据包括多个动态心电记录数据。

[0086] 其中,本发明一种实现方式中,样本收集单元从MIT-BIH心律失常数据库收集样本数据。

[0087] 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记录数据。该数据库一共包含48条心电信号,取自47个个体,其中记录号201和202来自同一个体。包括年龄从32岁到89岁的25个男性个体和年龄从23岁到89岁的22个女性个体,其中大约69%的数据来自于住院病人。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。整个数据库有48条心电数据,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。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,其中保存了包括信号的格式、采样频率、长度,以及此记录患者的相关信息,如采集地、患者病情、用药情况等详细信息数据文件是以“212”格式进行存储的信号原始数据,212格式是针对两个信号的数据库记录,这两个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,主要包括心跳、节律和信号质量等信息,以二进制存储。

[0088] 处理单元142用于对样本数据进行处理得到心电图训练集。

[0089] 处理单元142用于对每个样本数据进行处理得到心脏搏动波形图,对每个心脏搏动波形图进行压缩,并使用双线性插值的方法处理得到高度和宽度都为28个像素的图片,以作为心电图训练集。

[0090] 将每个样本数据处理得到心电搏动波形图,对于经过处理调整的心电信号波段,搜索其数据点最大值 y_{max} ,最小值 y_{min} ,单位为毫伏(mV)。训练时,需要生成心脏搏动波形图,每张图像对应一次心脏搏动,高度为 $(y_{max}-y_{min})/0.001$ 个像素,宽度为540个像素,每个像素点初始值为0。

[0091] 给每张图像构建坐标系,由于每个训练数据的R波位置已经被标明,因此以R波位

置为中心,取其前后共540个数据点。

[0092] 为了得到波形图样本输入,首先要给取得的波形信号的每个数据点设置(x,y)位置点。最左侧数据点x值为0,然后根据数据点时序赋递增x值,则最右端数据点x值为539;每个数据点的y值设为((该点数据值- y_{\min})/0.001)。

[0093] 在给全部540个数据点设置(x,y)位置点之后,对每个数据点,设置图像(x,y)位置的像素值为1。从而根据这种方式得到波形图。

[0094] 在做心电图数据转化时如果转化成的心电图像时,图像太小会丢失掉原本心电图数据特征,转化成的心电图像太大会导致运行速度下降。因此,本发明实施例综合心电图的特点,同时进行了多次试验数据的分析,在尽可能的保证心电图的数据特征又要保证算法的运行效率的前提下,所以选择将心电图数据转化成高度和宽度都为28个像素(28*28)的图像。

[0095] 对于每一张生成的波形图,新建一个高度和宽度都为28个像素的图片,然后使用双线性插值的方法,由上一步中生成的波形图得到新的波形图,以作为心电图训练集。

[0096] 模型构建单元143用于结合心电图特点构建模型框架。

[0097] 模型构建单元143用于结合心电图特点构建卷积神经网络模型框架;或结合心电图特点构建和积网络模型框架;或结合心电图特点构建循环网络框架。

[0098] 这些实现方式中,不同之处主要在于心电图数据特征提取的方法和采用的网络结构。循环神经网络是一种在前馈神经网络中增加反馈连接的神经网络,能够产生对过去数据的记忆状态,用于对序列数据的处理,并建立不同时段数据之间的依赖关系。和积网络是通过多个层次的分解把复杂的多变量概率分布表达为单变量概率分布的和与积,其节点是由变量构成。卷积神经网络是一种前馈神经网络,它的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元,对于大型图像处理有出色表现。

[0099] 作为本发明的具体实施例,本发明以结合心电图构建卷积神经网络模型框架为例。本发明实施例中构建的卷积神经网络模型框架为2层卷积层结构的卷积神经网络模型(如图5所示)。

[0100] 图像的大小28*28由于在经过1个卷积层后会降为12*12,经过2个卷积层后变为4*4,从而使用该结构模型框架可以在保证准确率的前提下达到提高运算的速度的效果。

[0101] 模型训练单元144用于基于模型框架对心电图训练集进行学习训练以得到心脏病分类模型。

[0102] 从数据输入层(Input)直接输入预处理后得到的28*28的图像。C1层卷积层输出20个特征映射,也就是说C1卷积层需要通过训练学习的卷积核数量是20,即对输入图像的每个区域提取20种不同的特征,卷积核的大小是5*5。C1卷积层需要训练的参数:每个卷积核有 $5 \times 5 = 25$ 个参数和一个偏置参数,由于C1卷积层有20个卷积核,一共需要学习的参数为 $(5 \times 5 + 1) \times 20 = 520$ 。

[0103] 由于输入图像大小为28*28,卷积核卷积操作滑动步长为1个像素,卷积后特征映射大小为 24×24 ,则C1卷积层的连接线数目是 $520 \times (24 \times 24) = 299520$ 。通过对比C1卷积层需要学习的参数和连接线数目可知,卷积层采用权值共享的方式能大大地减少卷积神经网络需要学习的参数数量,其中权值共享的意思是每一个卷积核使用同样的权值去卷积图像,不同的卷积核使用不同的权值。S2层下采样层S2下采样层的输出特征映射数量和前面C1卷积层输出的特征映射数量是相同的,为20。S2下采样层的采样区域 2×2 ,无重叠采样,

因此S2每个特征映射的大小是C1卷积层输出特征映射大小的四分之一(行和列各二分之一)。C3层卷积层输出50个特征映射,故C3卷积层需要训练的卷积核数量为50,即对输入图像的每个区域提取50种不同的特征,卷积核的大小为 5×5 。

[0104] C3卷积层需要训练参数为:每个卷积核 $5 \times 5 = 25$ 个参数加上一个偏置参数,由于有50个卷积核,一共 $(5 \times 5 + 1) \times 50 = 1300$ 个参数。S2层特征映射分辨率为 12×12 ,卷积操作滑动步长为1,C3层卷积后输出的特征映射为 8×8 ,故C3卷积层的连接线数目一共是 $1300 \times 8 \times 8 = 83200$ 。C3卷积层的每一个卷积核都对S2层所有的特征映射进行卷积,即全连接的方式。S4下采样层S4下采样层采用与S2相同的方式对C3卷积层输出特征映射进行操作。F5全连接层512个神经节点,每一个神经节点都和S4层的所有神经节点连接。F5全连接层需要学习的参数要根据网络最终输出到S4下采样层的特征映射的数量和特征映射的分辨率共同决定。输出层实际上是多分类softmax分类器,根据分类任务来决定输出节点个数。比如一种实现方式中,可以设置为16(15个异常信号,1个正常信号)。

[0105] 将得到的已知心电信号异常类别的测试样本数据,经过预处理转化成 28×28 的心电图像,输入到训练得到的卷积神经网络模型,根据最终得到的分类结果与实际类别做比对计算正确率。同时可以比较该算法与传统BP神经网络算法的时间复杂度。

[0106] 卷积神经网络模型及其训练属于有监督学习,能够通过经过标识的数据集来让计算机自主学习出数据特征的方法,利用其自适应学习能力将心电数据特征融入到模型中,减少了人为选取特征造成的不完备性,提高心电检测的准确率和分类的类别数量。而基于卷积神经网络的二维形态的动态特征学习模拟了人类对于心电图特征判别的學習过程和判断方法,最大程度的增强对于复杂情况的深层次判别,从而提高准确性。

[0107] 由于本发明实施例上述模型训练方法是对正常搏动,左束支传导阻滞,右束支传导阻滞,房性早搏,室性早搏,心室融合心跳,交接早搏,室上性早搏,室性逸搏多种数据进行训练,得到的最终网络模型会对多种心脏类型分类。同时在做数据训练处理时采用的是将心电数据转化为心电图形的的方法,这样做在数据训练中会有更明显的特征特征展现出了,最终分类结果更加准确。

[0108] 将心电测试数据处理得到的 28×28 的波形图输入到已经构建的心脏疾病分类模型中,即可以得到心电测试数据所对应的分类结果,这里的分类结果,是指心电测试数据所对应的心脏疾病分类结果。

[0109] 以上是本发明实施例所提供的心电信号分类的方法及系统,获取心电测试数据,对心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图,结合预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型,确定所述心电测试数据所对应的分类结果,其中,心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。本发明的心脏疾病分类模型结合了形态学分析、数字图像处理方法与深度学习方法对心电测试样本数据进行学习训练而得到的,在最大程度保留原始波形特征的同时,提高了分类学习能力与自适应性。因此,基于本发明构建的心脏疾病分类模型,能够提高分类结果的准确率,并且同时可以实现对更多类型的心率变异进行分类。

[0110] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块或单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元

或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0111] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0112] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0113] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)或处理器(processor)执行本申请各个实施方式所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0114] 以上所述仅为本申请的实施例,并非因此限制本申请的专利范围,凡是利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本申请的专利保护范围内。

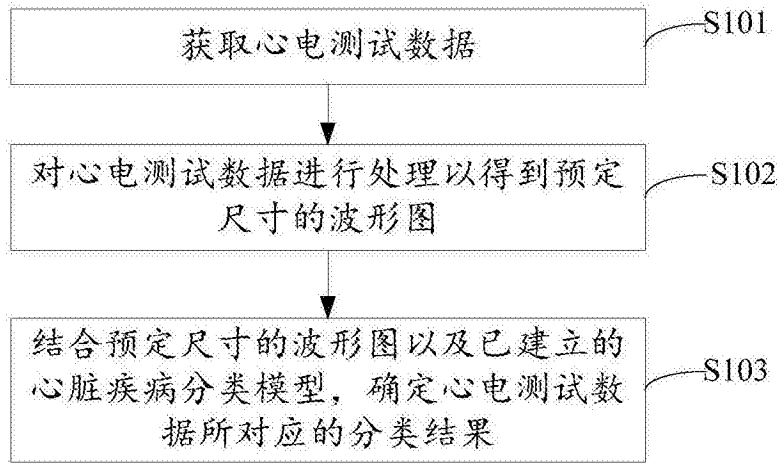


图1

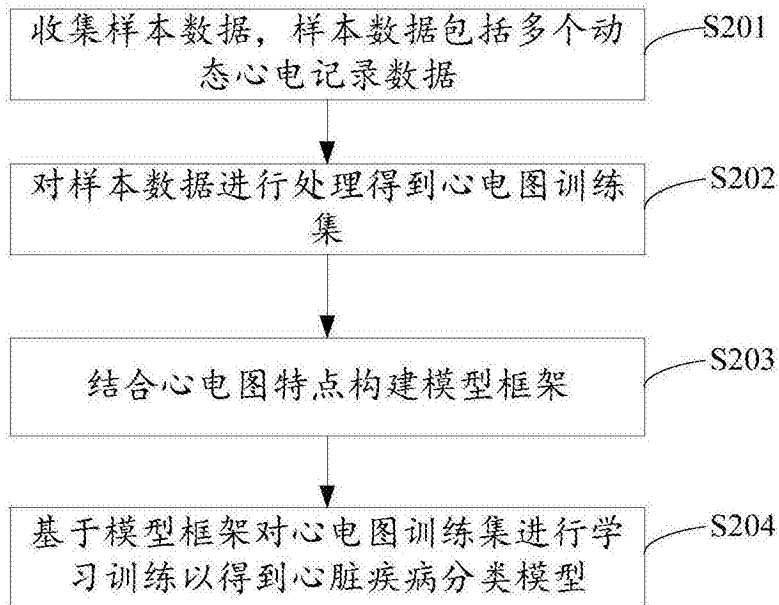


图2

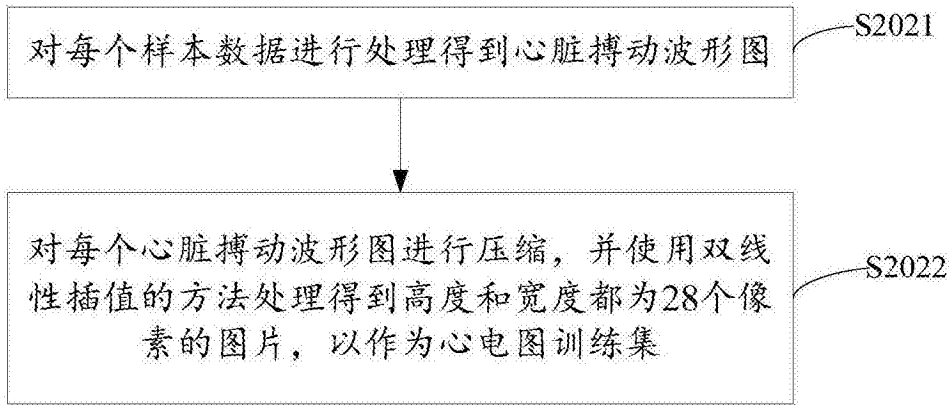


图3

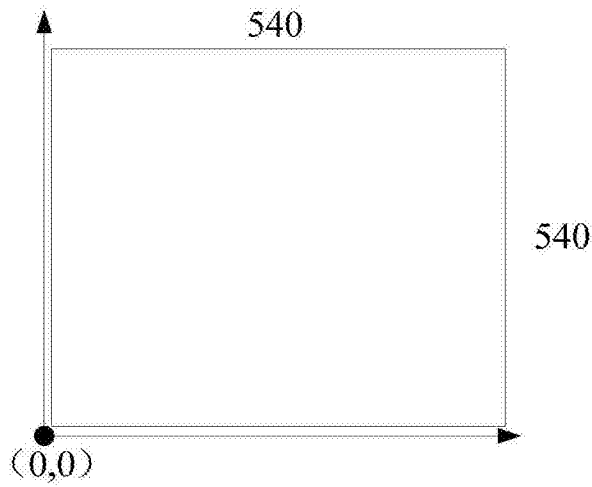


图4

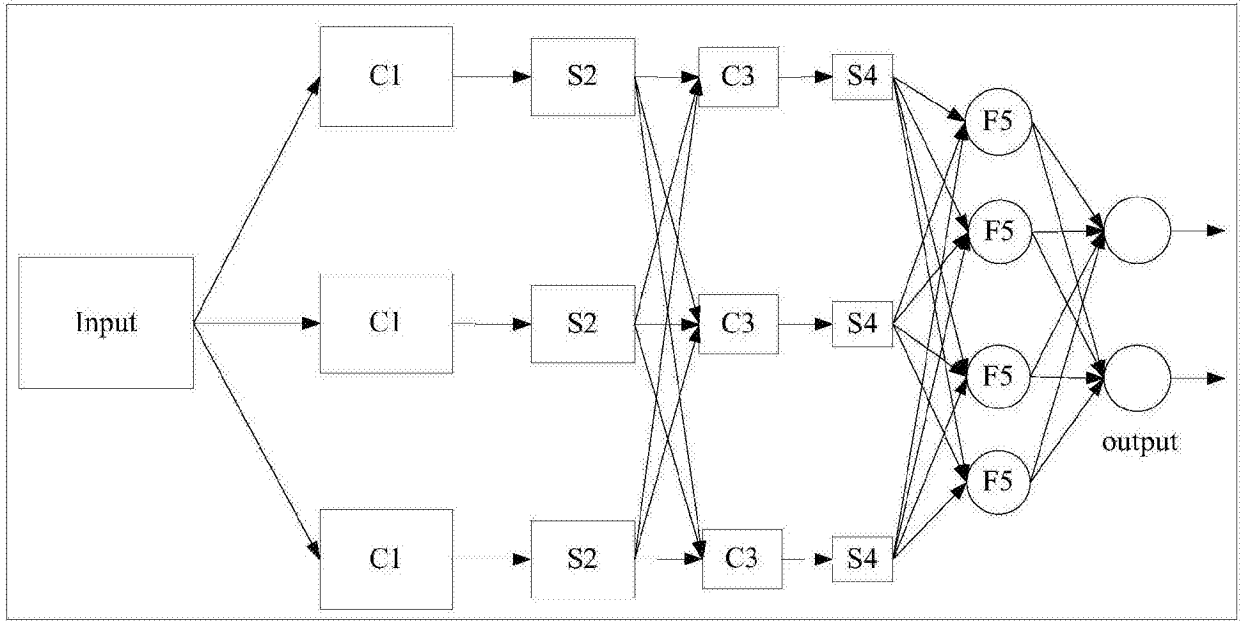


图5

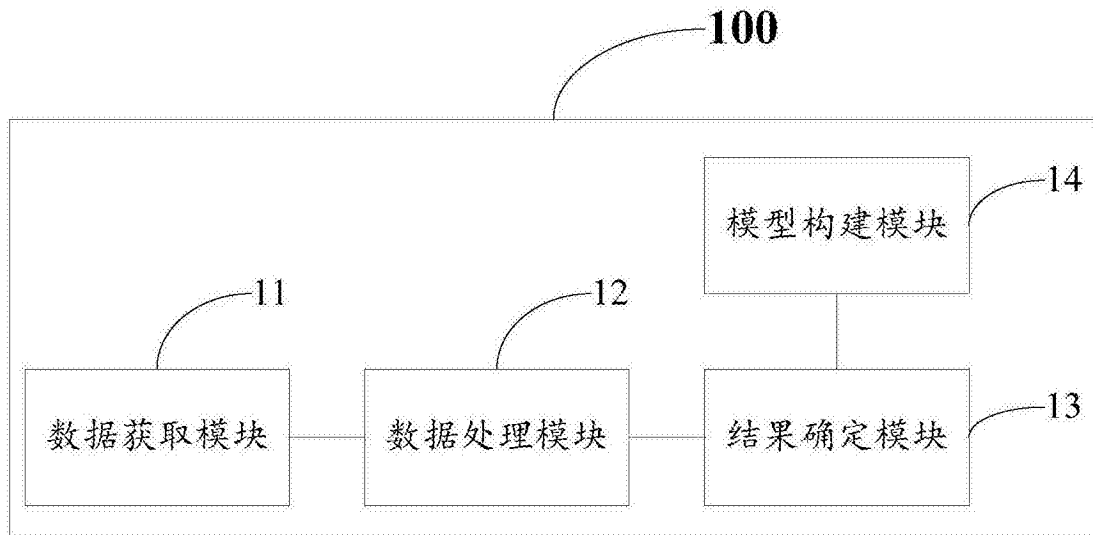


图6

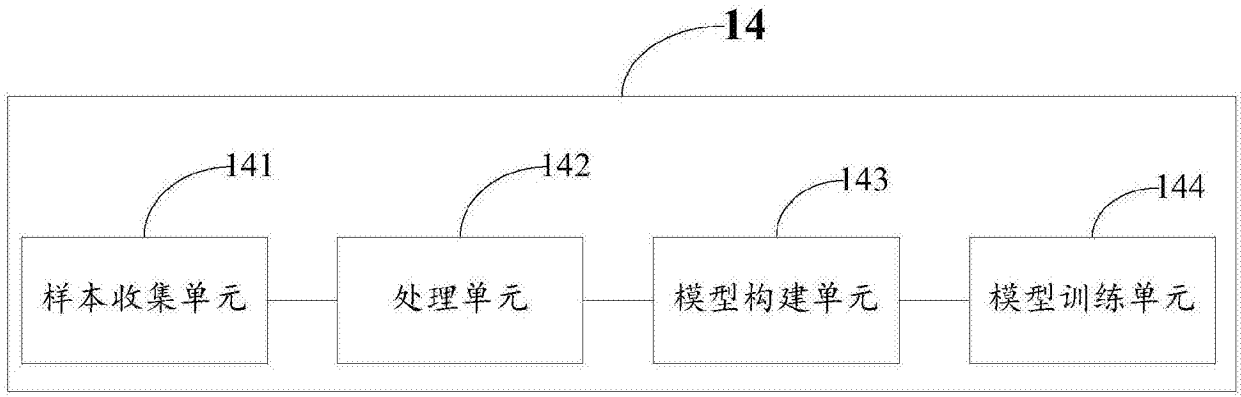


图7

专利名称(译)	一种心电信号分类的方法及系统		
公开(公告)号	CN106725426A	公开(公告)日	2017-05-31
申请号	CN201611150154.4	申请日	2016-12-14
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
[标]发明人	刘志华 李东阳 艾红 陈俊宏 唐柳 马晨光		
发明人	刘志华 李东阳 艾红 陈俊宏 唐柳 马晨光		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/04 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/04012 A61B5/7264		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种心电信号分类的方法及系统。方法包括：获取心电测试数据，对心电测试数据进行处理以得到预定尺寸的波形图，结合预定尺寸的波形图以及已建立的心脏疾病分类模型，确定所述心电测试数据所对应的分类结果，其中，心脏疾病分类模型是能够反映原始波形特征与分类结果的模型。利用本发明的方法，能够提高分类结果的准确率，并且同时可以实现对更多类型的心率变异进行分类。

