



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109770861 A

(43)申请公布日 2019.05.21

(21)申请号 201910251699.1

(22)申请日 2019.03.29

(71)申请人 广州视源电子科技股份有限公司
地址 510530 广东省广州市黄埔区云埔工
业园云埔四路6号

(72)发明人 胡静

(74)专利代理机构 北京品源专利代理有限公司
11332

代理人 孟金喆

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

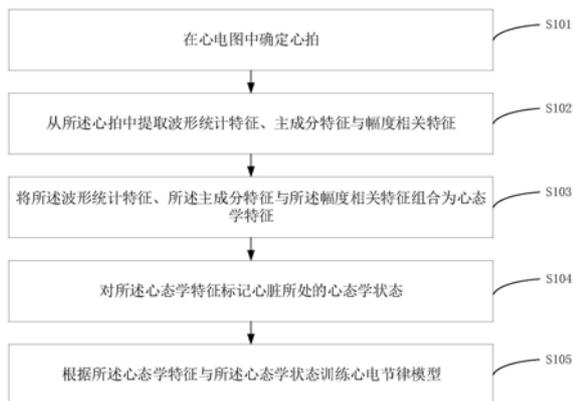
权利要求书2页 说明书14页 附图4页

(54)发明名称

心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质

(57)摘要

本发明公开了心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质。该方法包括：在心电图中确定心拍；从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态；根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。通过本方法实现了多维度的采集心拍的特征，将各个维度的特征进行组合，提高了心拍的差异性，提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。



1. 一种心电节律模型的训练方法,其特征在于,包括:
 - 在心电图中确定心拍;
 - 从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;
 - 将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;
 - 对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;
 - 根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,包括:
 - 从所述心拍中确定波形特征点;
 - 确定波形特征点的统计数据,所述统计数据包括数量、平均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度和宽度中的至少一个;
 - 将所述统计数据组合为波形统计特征。
3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,包括:
 - 从所述心拍中确定波形特征点;
 - 将所述波形特征点划分至向量集合中;
 - 确定所述波形特征点在所述向量集合中的平均值;
 - 根据所述向量集合以及所述平均值确定所述波形特征点的第一特征向量;
 - 对所述第一特征向量进行线性降维,获得所述波形特征点的主成分特征。
4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,包括:
 - 确定目标心拍,所述目标心拍已标记心脏所处的状态;
 - 计算获得所述心拍与所述目标心拍的幅度平方数据,作为幅度相关特征,所述幅度平方数据用于体现输入心拍与目标心拍的相似性。
5. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征,包括:
 - 将同属于一个心拍的所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征拼接为拼接特征;
 - 对所述拼接特征进行降维处理,获得心态学特征。
6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,对所述拼接特征进行降维处理,获得心态学特征,包括:
 - 对所述拼接特征进行标准化处理,获得标准特征;
 - 对所述标准特征计算第二特征向量,所述第二特征向量用于对所述拼接特征的主成分进行排序;
 - 根据所述对主成分进行排序的结果确定所述主成分的重要程度;
 - 通过所述重要程度确定所述拼接特征的主成分得分矩阵,作为心态学特征。
7. 一种基于心电节律模型的异常检测方法,其特征在于,包括:
 - 在心电图中确定心拍;
 - 从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;

将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；
将所述心态学特征输入至心电节律模型，以输出所述心态学特征对应的心态学状态。

8. 一种心电节律模型的训练装置，其特征在于，包括：

第一心拍确定模块，用于在心电图中确定心拍；

第一特征提取模块，用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；

第一特征组合模块，用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；

状态标记模块，用于对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态；

模型训练模块，用于根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。

9. 一种基于心电节律模型的异常检测装置，其特征在于，包括：

第二心拍确定模块，用于在心电图中确定心拍；

第二特征提取模块，用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；

第二特征组合模块，用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；

状态判定模块，用于将所述心态学特征输入至心电节律模型，以输出所述心态学特征对应的心态学状态。

10. 一种电子设备，其特征在于，包括：

一个或多个处理器；

存储器，用于存储一个或多个程序；

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-6任一所述的一种心电节律模型的训练方法，或者，实现如权利要求7所述的一种基于心电节律模型的异常检测方法。

11. 一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该程序被处理器执行时实现如权利要求1-6任一所述的一种心电节律模型的训练方法，或者，实现如权利要求7所述的一种基于心电节律模型的异常检测方法。

心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及机器学习技术,尤其涉及心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质。

背景技术

[0002] 心脏是人体血液循环的动力装置。正是由于心脏自动不断地进行有节奏的收缩和舒张活动,才使得血液在封闭的循环系统中不停地流动,使生命得以维持。心脏在搏动前后,心肌发生激动。在激动过程中,会产生微弱的生物电流。这样,心脏的每一个心动周期均伴随着生物电变化。这种生物电变化可传达到身体表面的各个部位。由于身体各部分组织不同,距心脏的距离不同,心电信号在身体不同的部位所表现出的电位也不同。对正常心脏来说,这种生物电变化的方向、频率、强度是有规律的。若通过电极将体表不同部位的电信号检测出来,再用放大器加以放大,并用记录器描记下来,就可得到心电图。

[0003] 凭借医生的经验,可以通过观察心电图推测被检测人员是否有心脏疾病以及是何种心脏疾病。为了减轻医生的负担,通常会使用人工智能辅助医生进行判断。在实现本发明的过程中,发明人发现现有技术中至少存在如下问题:采集心电图单一的部分特征,作为判断心脏疾病的依据,容易造成误判。

发明内容

[0004] 本发明提供心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质,以解决采集心电图中的某一部分特征,作为判断心脏疾病的依据具有局限性,对心拍包括的特征分析不完善的问题。

[0005] 第一方面,本发明实施例提供了一种心电节律模型的训练方法,包括:

[0006] 在心电图中确定心拍;

[0007] 从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;

[0008] 将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;

[0009] 对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;

[0010] 根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。

[0011] 在此基础上,所述从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,包括:

[0012] 从所述心拍中确定波形特征点;

[0013] 确定波形特征点的统计数据,所述统计数据包括数量、平均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度和宽度中的至少一个;

[0014] 将所述统计数据组合为波形统计特征。

[0015] 在此基础上,所述从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,包括:

[0016] 从所述心拍中确定波形特征点;

- [0017] 将所述波形特征点划分至向量集合中；
- [0018] 确定所述波形特征点在所述向量集合中的平均值；
- [0019] 根据所述向量集合以及所述平均值确定所述波形特征点的第一特征向量；
- [0020] 对所述第一特征向量进行线性降维,获得所述波形特征点的主成分特征。
- [0021] 在此基础上,所述从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,包括:
- [0022] 确定目标心拍,所述目标心拍已标记心脏所处的状态；
- [0023] 计算获得所述心拍与所述目标心拍的幅度平方数据,作为幅度相关特征,所述幅度平方数据用于体现输入心拍与目标心拍的相似性。
- [0024] 在此基础上,将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征,包括:
- [0025] 将同属于一个心拍的所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征拼接为拼接特征；
- [0026] 对所述拼接特征进行降维处理,获得心态学特征。
- [0027] 在此基础上,对所述拼接特征进行降维处理,获得心态学特征,包括:
- [0028] 对所述拼接特征进行标准化处理,获得标准特征；
- [0029] 对所述标准特征计算第二特征向量,所述第二特征向量用于对所述拼接特征的主成分进行排序；
- [0030] 根据所述对主成分进行排序的结果确定所述主成分的重要程度；
- [0031] 通过所述重要程度确定所述拼接特征的主成分得分矩阵,作为心态学特征。
- [0032] 第二方面,本发明实施例还提供了一种基于心电节律模型的异常检测方法,包括:
- [0033] 在心电图中确定心拍；
- [0034] 从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；
- [0035] 将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；
- [0036] 将所述心态学特征输入至心电节律模型,以输出所述心态学特征对应的心态学状态。
- [0037] 第三方面,本发明实施例还提供了一种心电节律模型的训练装置,包括:
- [0038] 第一心拍确定模块,用于在心电图中确定心拍；
- [0039] 第一特征提取模块,用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；
- [0040] 第一特征组合模块,用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；
- [0041] 状态标记模块,用于对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态；
- [0042] 模型训练模块,用于根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。
- [0043] 第四方面,本发明实施例还提供了一种基于心电节律模型的异常检测装置,包括:
- [0044] 第二心拍确定模块,用于在心电图中确定心拍；
- [0045] 第二特征提取模块,用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；
- [0046] 第二特征组合模块,用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关

特征组合为心态学特征；

[0047] 状态判定模块,用于将所述心态学特征输入至心电节律模型,以输出所述心态学特征对应的心态学状态。

[0048] 第五方面,本发明实施例还提供了一种电子设备,包括:

[0049] 一个或多个处理器;

[0050] 存储器,用于存储一个或多个程序;

[0051] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现如实施例一和实施例二所述的一种心电节律模型的训练方法,或者,实现如实施例三所述的一种基于心电节律模型的异常检测方法。

[0052] 第六方面,本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如实施例一和实施例二所述的一种心电节律模型的训练方法,或者,实现如实施例三所述的一种基于心电节律模型的异常检测方法。

[0053] 本发明通过在心电图确定心拍;从心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;将波形统计特征、所述主成分特征与幅度相关特征组合为心态学特征;对心态学特征标记心脏所处的心态学状态;根据心态学特征与心态学状态训练心电节律模型。当心电节律模型符合使用标准后,获取当前心电图,从当前心电图的心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征,组合为心态学特征后输入至心电节律模型,以获得当前心电图所处的心态学状态。实现了多维度的采集心拍的特征,将各个维度的特征进行组合,提高了心拍的差异性,提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

附图说明

[0054] 图1A为本发明实施例一提供的一种心电节律模型的训练方法的流程图;

[0055] 图1B为本发明实施例一提供的一个心拍的结构图;

[0056] 图2为本发明实施例二提供的一种心电节律模型的训练方法的流程图;

[0057] 图3为本发明实施例三提供的一种基于心电节律模型的异常检测方法的流程图;

[0058] 图4为本发明实施例四提供的一种心电节律模型的训练装置;

[0059] 图5为本发明实施例五提供的一种基于心电节律模型的异常检测装置;

[0060] 图6为本发明实施例六提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0061] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本发明,而非对本发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与本发明相关的部分而非全部结构。

[0062] 实施例一

[0063] 图1A为本发明实施例一提供的一种心电节律模型的训练方法的流程图。本实施例适用于在在心电图确定心拍,从心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征、并将上述特征进行组合为心态学特征,通过该心态学特征与对应的心态学状态训练心电节律模型的场景。该方法可以由一种心电节律模型的训练装置来执行,该装置可以由软件和/或硬件的方式实现,通常配置于电子设备中。参考图1A,该方法具体包括:

[0064] S101、在心电图中确定心拍。

[0065] 心电图是心脏在每个心动周期中,由起搏点、心房、心室相继兴奋,伴随着生物电的变化,通过心电描记器从体表引出多种形式的电位变化的图形。由于心脏的每次跳动是有规律的,因此心电图中的波形图也是有规律的。心电图中可以完整代表心脏一次心动周期的波形图被称为一个心拍。

[0066] 图1B为本发明实施例一提供的一个心拍的结构图。参考图1B可见,一个心拍包括P波、Q波、R波、S波、T波和U波。通过检测P波、Q波、R波、S波、T波和U波中的一个或多个波的特征,可以在心电图中确定心拍。

[0067] S102、从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征。

[0068] 波形统计特征直接描述了心拍的形式和特征,是通过时域对心拍进行的描述。

[0069] 主成分特征是从心拍中寻找与心态学状态最相关的成分,是通过时域对心拍进行的描述。

[0070] 幅度相关特征是基于心拍的频率成分与心态学状态的频率成分来评估两个信号之间的共同频率,是通过频域对心拍进行的描述。

[0071] 时域和频域是信号的基本性质,这样可以用多种方式来分析信号,每种方式提供了不同的角度。解决问题的最快方式不一定是明显的方式,用来分析信号的不同角度称为域。时域频域可清楚反应信号与互连线之间的相互影响。

[0072] S103、将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征。

[0073] 由于波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征是从不同角度和对心拍进行的描述,因此将波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征是从不同角度组合成为心态学特征可以更加全面的表现心拍与心态学特征间的相似度。

[0074] S104、对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态。

[0075] 心态学状态是指心拍对应的心脏的状态,心态学状态包括:至少一个异常状态和一个正常状态。

[0076] 异常状态是同属于一个类型,该类型下有多个子类型。

[0077] 以于心肌梗死为例,心态学状态包括:前壁心肌梗死(AMI)、下壁心肌梗死(IMI)、侧壁心肌梗死(LMI)、后壁心肌梗死(PMI)和正常(N)。

[0078] S105、根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。

[0079] 将组合成的心态学特征作为输入,将心态学状态作为输出对心电节律模型进行训练,以获得符合要求的心电节律模型。

[0080] 心电节律模型的训练方式可以通过机器学习的方式训练,也可以是通过深度学习的方式训练。

[0081] 在一个示例中,可以使用随机森林训练心电节律模型。随机森林就是由多棵分类与回归树(Classification And Regression Tree,CART)构成的。对于每棵树,它们使用的训练集是从总的训练集中有放回采样出来的。该方法结合随机决策树通过平均和投票进行预测。本示例采用300个决策树进行心拍分类。训练过程中,每个决策树随机使用一个特征子集(心态学特征与其对应的心态学状态)进行训练,并投票选出一个相应的结果(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。接下来,回归逻辑选择得票最多的结果作为最终决定结果,以及宣布输

入心跳属于AMI、IMI、LMI、PMI或N。

[0082] 当然,上述判断处理方法只是作为示例,在实施本发明实施例时,可以根据实际情况设置其他判断处理方法,本发明实施例对此不加以限制,还可以通过人工神经网络(Artificial Neural Network,ANN)、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、逻辑回归、决策树、XGBoost算法、AdaBoost算法和K近邻分类器等方式构建心电节律模型。另外,除了上述判断处理方法外,本领域技术人员还可以根据实际需要采用其它判断处理方法,本发明实施例对此也不加以限制。

[0083] 本发明实施例通过在心电图确定心拍;从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。实现了多维度的采集心拍的特征,将各个维度的特征进行组合,提高了心拍的差异性,提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

[0084] 实施例二

[0085] 图2为本发明实施例二提供的一种心电节律模型的训练方法的流程图。本实施例是在实施例一的基础上进行的细化,详细描述了从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征的具体方法。参考图2,该方法具体包括:

[0086] S201、在心电图中确定心拍。

[0087] S202、从所述心拍中提取波形统计特征。

[0088] 在本发明实施例中,波形统计特征可以指心电图的波形中,对于心态学状态具有统计学意义的特征。

[0089] 在具体实现中,可从心拍中确定波形,如P波、Q波、R波、S波和T波等,该波形中具有特征点,该特征点一般为该波形中的拐点。

[0090] 一般情况下,心电图具有多个心拍,遍历每个心拍相同类型的波形,统计该类型的波形的特征,从而确定该波形的统计数据,其中,统计数据包括数量、平均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度和宽度中的至少一个。

[0091] 这里的数量、平均值、最大值、最小值是指一个特征点在多个波形中的基础数据信息,中位数、方差、偏度是指通过基础数据信息计算得到的数据,而峰度和宽度是对波的整体描述。为使本领域技术人员更好地理解本发明实施例,在本发明实施例中,将R波作为波形的一种示例对确定统计数据进行说明。

[0092] 在本示例中,确定心电图的多个心拍中包括R波的数量Num、平均值Mean、最大值Max、最小值Min、中位数Median和方差Var。

[0093] 令X_S表示R波的序列,计算R波的数量Num、平均值Mean、最大值Max、最小值Min、中位数Median、方差Var、偏度skewness、峰度kurtosis和宽度range。计算方式如下列公式:

$$[0094] \text{Num}_R = \text{Num}(X_R) = \text{length}(X_R) \quad (1)$$

$$[0095] \text{Mean}_R = \text{Mean}(X_R) \quad (2)$$

$$[0096] \text{Max}_R = \text{Max}(X_R) \quad (3)$$

$$[0097] \text{Min}_R = \text{Min}(X_R) \quad (4)$$

$$[0098] \text{Median}_R = \text{Median}(X_R) \quad (5)$$

$$[0099] \text{Var}_R = \text{Var}(X_R) \quad (6)$$

$$[0100] \quad \text{skewness_R} = \text{skewness}(X_R) \quad (7)$$

$$[0101] \quad \text{kurtosis_R} = \text{kurtosis}(X_R) \quad (8)$$

$$[0102] \quad \text{range_R} = \max(X_R) - \min(X_R) \quad (9)$$

[0103] 其中, length、mean、max、min、median、var、skewness、kurtosis分别为计算序列长度、均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度和峰度的算子。P波、Q波、S波和T波的统计特征计算方式同上,只需要将X_R替换为X_P、X_Q、X_S或者X_T即可,计算得到波形统计特征。

[0104] 对于各个类型的波形的统计数据,可分别将统计数据组合为波形统计特征。

[0105] S203、从所述心拍中提取主成分特征。

[0106] 从所述心拍中确定波形特征点;将所述波形特征点划分至向量集合中;确定所述波形特征点在所述向量集合中的平均值;根据所述向量集合以及所述平均值确定所述波形特征点的第一特征向量;对所述第一特征向量进行线性降维,获得所述波形特征点的主成分特征。

[0107] 在一可行的实施方式中,提取P波,Q波,R波,S波,T波和心电信号的主成分分析(principal Component Analysis,PCA)模式特征,令X_P、X_Q、X_R、X_S和X_T表示取P波,Q波,R波,S波,T波的序列,ECG表示心电信号序列。PCA是线性降维技术,计算数据的主要成分,寻找最高变异方向的预测。基于心电图检测的PCA特征,可以用作特征区分异常波形与正常窦性搏动。计算ECG的PCA相关矩阵和特征分解如下:

$$[0108] \quad R = (X - \bar{x})(X - \bar{x})^T = V^{-1}EV \quad (10)$$

[0109] 其中,向量 $x_1 \cdot \cdot \cdot x_M$ 表示输入的M个段信号(心电图中的心拍), \bar{x} 是这些段的平均值, $X = [x_1, \dots, x_M]$ 是M段的集合,E,V是特征值和相应的特征向量R的特征分解。

[0110] 因此,P,Q,R,S,T波和心电信号的PCA相关特征表示如公式11-16所示。计算得到主成分特征。

$$[0111] \quad R_P = (X(X_P) - x(X_P))(X(X_P) - x(X_P))^T \quad (11)$$

$$[0112] \quad R_Q = (X(X_Q) - x(X_Q))(X(X_Q) - x(X_Q))^T \quad (12)$$

$$[0113] \quad R_R = (X(X_R) - x(X_R))(X(X_R) - x(X_R))^T \quad (13)$$

$$[0114] \quad R_S = (X(X_S) - x(X_S))(X(X_S) - x(X_S))^T \quad (14)$$

$$[0115] \quad R_T = (X(X_T) - x(X_T))(X(X_T) - x(X_T))^T \quad (15)$$

$$[0116] \quad R_ecg = (X(ecg) - x(ecg))(X(ecg) - x(ecg))^T \quad (16)$$

[0117] S204、从所述心拍中提取幅度相关特征。

[0118] 确定目标心拍,所述目标心拍已标记心脏所处的状态;计算获得所述心拍与所述目标心拍的幅度平方数据,作为幅度相关特征,所述幅度平方数据用于体现输入心拍与目标心拍的相似性。

[0119] 在一可行的实施方式中,幅度相关特征通过设计并提取幅度平方相干系数(magnitude squared coherence,MSC)的模式来获得。MSC是一种检查两个采样信号之间的功率谱密度(PSD)关系的方法。MSC基于输入信号的频率成分来评估两个信号之间的共同频率相似性。因此,MSC可以用作特征区分不同形态的心电节律。计算MSC(即PSD和PSD的一致性):

$$[0120] \quad C_{x_1 x_2} = \frac{S_{x_1 x_2}}{\|S_{x_1}\|_2 \cdot \|S_{x_2}\|_2} \quad (17)$$

[0121] 其中向量 x_1 和 x_2 表示两个输入信号片段, S_{x_1} 是 x_1 的PSD, S_{x_2} 是 x_2 的PSD, $\|\cdot\|_2$ 指的是L2范数运算, S_{x_1, x_2} 是 x_1 和 x_2 交叉PSD,以及 C_{x_1, x_2} 是 x_1 和 x_2 之间的MSC。MSC反映了两个输入信号 x_1 和 x_2 之间频率分布的相关性, MSC可以评估他们的相似性。根据经验, x_1 被认为是目标信号,而 x_2 被视为参考从心电图随机选择的一个心拍。当MSC值越高,表示目标信号与正常的ECG波形越相似。反之, MSC值较低表示心律异常存在。

[0122] S205、将同属于一个心拍的所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征拼接为拼接特征。

[0123] 按照一定的顺序和数量将波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征进行拼接,以获得拼接特征。

[0124] 波形统计特征和主成分特征是通过心电图多个心拍综合评价获得,此时会出现多个心拍的波形统计特征和主成分特征相同的情况。

[0125] S206、对所述拼接特征进行降维处理,获得心态学特征。

[0126] 对所述拼接特征进行标准化处理,获得标准特征;

[0127] 对所述标准特征计算第二特征向量,所述第二特征向量用于对所述拼接特征的主成分进行排序;根据所述对主成分进行排序的结果确定所述主成分的重要程度;通过所述重要程度确定所述拼接特征的主成分得分矩阵,作为心态学特征。

[0128] 在一可行的实施方式中,通过下列方式对拼接特征进行处理,获得心态学特征。

[0129] 一、数据标准化处理

[0130] 输入拼接数据 X ,并对拼接数据 X 进行如下处理:

$$[0131] \quad X'_{ij} = \frac{X_{ij} - M_j}{S_j} \quad (a)$$

$$[0132] \quad M_j = \frac{1}{n} \sum_1^n X_{ij} \quad (b)$$

$$[0133] \quad S_j = \sqrt{\left[\frac{1}{n-1} \sum_1^n (X_{ij} - M_j)^2 \right]} \quad (c)$$

[0134] 其中, X'_{ij} 是标准化后的标准特征; M_j 、 S_j 分别表示原始数据某一列的算术平均值和标准(偏)差; n 为输入的拼接数据 X 的数量。数据标准化处理主要是避免不同量纲数据的差异,标准化后采用统一量纲,更有利于分析。

[0135] 二、计算协方差矩阵

$$[0136] \quad D = X^T X \quad (d)$$

[0137] 其中,协方差如下

$$[0138] \quad D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1p} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{p1} & d_{p2} & \cdots & d_{pp} \end{bmatrix} \quad (e)$$

$$[0139] \quad d_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 \sum_{k=1}^n (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}} \quad (f)$$

[0140] 协方差矩阵主要用于接下来的特征根和特征向量计算。

[0141] 三、计算特征根和特征向量P:

$$[0142] \quad DP = P\lambda \quad (g)$$

[0143] 当只考虑第j个特征值时,有 $DP_j = P_j\lambda_j$,即求解 $|D - \lambda_j I| = 0$ 。解出 λ ,并使其按大小顺序排列,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots, \geq \lambda_p \geq 0$;然后可求出各特征值对应的特征向量P,根据特征向量可以求出对应的主成分。其中,特征根 λ_1 对应特征向量 P_1 ;主成分由特征向量P计算得到;也就是说,特征根 λ_1 对应第一主成分, λ_2 对应的是第二主成分,以此类推, λ_p 对应的是第p主成分,此步骤实现了主成分的排序。

[0144] 四、选择主成分

[0145] 计算单个主成分的贡献率和总贡献率,根据累计贡献率确定主成分的个数m,从而确定所需要选取的主成分。贡献率的计算公式如公式(h)所述。累计贡献率即前m个贡献率的累积和,如公式(i)所示,累计贡献率的阈值 D_{max} 一般取在85%~95%之间。根据上一步骤中的特征根排序可知, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots, \geq \lambda_p \geq 0$,从前往后(也是从大到小)依次对特征根进行

累加,当累计贡献率 $\frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$ 大于 D_{max} 时,停止计算,此时累计计算的特征根 λ 的数目为m,则只需要选取前m个主成分即可。

$$[0146] \quad \lambda_j / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (h)$$

$$[0147] \quad \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (i)$$

[0148] 五、计算主成分载荷

[0149] 主成分载荷主要反映主成分得分与原变量 x_j 的关联程度,计算公式为

$$[0150] \quad l_{ij} = p(z_i, x_j) = \sqrt{\lambda_i} p_{ij} \quad (j) \quad (i, j = 1, 2, \dots, p)$$

[0151] 得到各主成分的载荷以后,就可以知道我们选取的每一个主成分分别对应的原始特征,如有需要,可以根据原始特征的量纲转换回去。

[0152] 六、计算能够代替原始样本数据的主成分

[0153] 通过原始特征X和特征向量计算得到主成分的得分矩阵,也就是能够代替原始样本数据的主成分,如公式11所示。

$$[0154] \quad T = X^T P = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1m} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \cdots & t_{nm} \end{bmatrix} \quad (k)$$

[0155] 主成分得分矩阵T就是选择出来的心态学特征,选取总贡献率达到95%以上的前m个特征,大大缩减原始特征的维度,并仍然能够表征原有的信息。

[0156] S207、对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态。

[0157] S208、根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。

[0158] 除实施例一中的随机森林分类模型可以作为心电节律模型外,还可以通过人工神经网络(Artificial Neural Network,ANN)、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、逻辑回归、决策树、XGBoost算法、AdaBoost算法和K近邻分类器等方式构建心电节律模型。

[0159] 在一可行的实施方式中,通过人工神经网络作为心电节律模型。通过训练样本建ANN分类模型,并作用于测试样本输出检测结果,实现房室传导阻滞识别。首先,针对给定样本对 $\{(x_i, y_i), x_i \in \mathbb{R}^n, y_i = \{0, 1, 2, \dots, 100\}\}$, x_i 为训练样本, x 为待判决样本,提出一种参数自适应调节的ANN回归模型训练方法,构造神经网络,包括神经网络选取、隐含层数和隐含层节点数选择、输入输出层的节点数确定。神经网络的训练和分类识别。首先,将提取得到的特征作为训练ANN的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为ANN的输出Y。(X, Y)共同组成ANN的训练样本对,进行ANN训练。利用训练得到的ANN模型,将提取得到的特征作为训练ANN的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0160] 在一可行的实施方式中,通过支持向量机作为心电节律模型。通过训练样本建SVM分类模型,并作用于测试样本输出检测结果。将提取得到的特征作为训练SVM的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为SVM的输出Y。(X, Y)共同组成SVM的训练样本对,进行SVM训练。利用训练得到的SVM模型,将提取得到的特征作为训练SVM的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0161] 在一可行的实施方式中,通过逻辑回归作为心电节律模型。通过训练样本建立逻辑回归分类模型,并作用于测试样本输出检测结果。逻辑回归分类器(LR)的训练和分类识别。首先,将提取得到的特征作为训练LR的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为LR的输出Y。(X, Y)共同组成LR的训练样本对,进行LR训练。利用训练得到的LR模型,将提取得到的特征作为训练LR的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0162] 在一可行的实施方式中,通过决策树作为心电节律模型。分类决策树的核心思想就是在一个数据集中找到一个最优特征,然后从这个特征的选值中找一个最优候选值(这段话稍后解释),根据这个最优候选值将数据集分为两个子数据集,然后递归上述操作,直到满足指定条件为止。决策树的生成是一个递归的过程。在决策树的基本算法中,有三种情况会导致递归返回:(1)当前节点包含的样本全属于同一类别,无需划分;(2)当前属性集为空,或是所有样本在所有属性上取值相同,无法划分;(3)当前节点包含的样本集为空,不能划分。通过训练样本建立决策树分类模型,并作用于测试样本输出检测结果。决策树分类器(DM)的训练和分类识别。首先,将提取得到的特征作为训练DM的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为LR的输出Y。(X, Y)共同组成DM的训练样本对,进行DM训练。利用训练得

到的DM模型,将提取得到的特征作为训练DM的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0163] 在一可行的实施方式中,通过XGBoost算法作为心电节律模型。通过训练样本建立XGBoost分类模型,并作用于测试样本输出检测结果。XGBoost分类器(XGB)的训练和分类识别。首先,将提取得到的特征作为训练XGB的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为XGB的输出Y。(X,Y)共同组成XGB的训练样本对,进行XGB训练。利用训练得到的XGB模型,将提取得到的特征作为训练XGB的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0164] 在一可行的实施方式中,通过AdaBoost算法作为心电节律模型。通过训练样本建立AdaBoost分类模型,并作用于测试样本输出检测结果。AdaBoost分类器的训练和分类识别。首先,将提取得到的特征作为训练AdaBoost的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为XGB的输出Y。(X,Y)共同组成AdaBoost的训练样本对,进行AdaBoost训练。利用训练得到的AdaBoost模型,将提取得到的特征作为训练AdaBoost的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0165] 在一可行的实施方式中,通过K近邻分类器作为心电节律模型。通过训练样本建立K近邻分类器(KNN)分类模型,并作用于测试样本输出检测结果。KNN分类器的训练和分类识别。首先,将提取得到的特征作为训练KNN的输入样本X,将AMI、IMI、LMI、PMI或N标记作为XGB的输出Y。(X,Y)共同组成KNN的训练样本对,进行KNN训练。利用训练得到的KNN模型,将提取得到的特征作为训练KNN的输入样本X输入模型,进行识别(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0166] 本发明实施例通过在心电图中确定心拍;从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。实现了多维度的采集心拍的特征,将各个维度的特征进行组合,提高了心拍的差异性,提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

[0167] 实施例三

[0168] 图3为本发明实施例三提供的一种基于心电节律模型的异常检测方法的流程图。本实施例适用于在在在心电图中确定心拍,从心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征、并将上述特征进行组合为心态学特征,将该心态学特征输入心电节律模型,以获得心态学状态的场景。该方法可以由一种基于心电节律模型的异常检测装置来执行,该装置可以由软件和/或硬件的方式实现,通常配置于心电图机或其他需要用于心电图解析的设备中。参考图3,该方法具体包括:

[0169] S301、在心电图中确定心拍。

[0170] S302、从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征。

[0171] S303、将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征。

[0172] 获得当前心电图,当前心电图为实时获得的、需要被检测的心电图。在心电图中确定心拍,确定心拍的方式同步骤S101。从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征。从心拍中确定波形特征点;确定波形特征点的统计数据,统计数据包括数量、平均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度和宽度中的至少一个;将统计数据组合为波形统计特征。从心拍中确定波形特征点;将波形特征点划分至向量集合中;确定波形特征点

在向量集合中的平均值;根据向量集合以及平均值确定所述波形特征点的第一特征向量;对第一特征向量进行线性降维,获得波形特征点的主成分特征。确定目标心拍,目标心拍已标记心脏所处的状态;计算获得心拍与所述目标心拍的幅度平方数据,作为幅度相关特征,幅度平方数据用于体现输入心拍与目标心拍的相似性。将波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征组合为心态学特征,组合获得心态学特征的方式与训练心电节律模型的心态学特征的方式一致。

[0173] 在本发明实施例中,由于步骤402、步骤403与方法实施例1的应用基本相似,所以描述的比较简单,相关之处参见方法实施例1的部分说明即可,本发明实施例在此不加以详述。

[0174] S304、将所述心态学特征输入至心电节律模型,以输出所述心态学特征对应的心态学状态。

[0175] 当心态学状态为前壁心肌梗死(AMI)、下壁心肌梗死(IMI)、侧壁心肌梗死(LMI)、后壁心肌梗死(PMI)和正常(N)时。将心态学特征输入至心电节律模型,以输出一个相应的结果(即AMI、IMI、LMI、PMI或N)。

[0176] 本发明实施例通过在心电图确定心拍;从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。实现了多维度的采集心拍的特征,将各个维度的特征进行组合,提高了心拍的差异性,提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

[0177] 实施例四

[0178] 图4为本发明实施例四提供的一种心电节律模型的训练装置,包括:第一心拍确定模块41、第一特征提取模块42、第一特征组合模块43、状态标记模块44和模型训练模块45。其中:

[0179] 第一心拍确定模块41,用于在心电图确定心拍;

[0180] 第一特征提取模块42,用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;

[0181] 第一特征组合模块43,用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;

[0182] 状态标记模块44,用于对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;

[0183] 模型训练模块45,用于根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。

[0184] 本发明实施例通过在心电图确定心拍;从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。实现了多维度的采集心拍的特征,将各个维度的特征进行组合,提高了心拍的差异性,提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

[0185] 在上述实施例的基础上,第一特征提取模块42还用于:

[0186] 从所述心拍中确定波形特征点;

[0187] 确定波形特征点的统计数据,所述统计数据包括数量、平均值、最大值、最小值、中

位数、方差、偏度、峰度和宽度中的至少一个；

[0188] 将所述统计数据组合为波形统计特征。

[0189] 在上述实施例的基础上，第一特征提取模块42还用于：

[0190] 从所述心拍中确定波形特征点；

[0191] 将所述波形特征点划分至向量集合中；

[0192] 确定所述波形特征点在所述向量集合中的平均值；

[0193] 根据所述向量集合以及所述平均值确定所述波形特征点的第一特征向量；

[0194] 对所述第一特征向量进行线性降维，获得所述波形特征点的主成分特征。

[0195] 在上述实施例的基础上，第一特征提取模块42还用于：

[0196] 确定目标心拍，所述目标心拍已标记心脏所处的状态；

[0197] 计算获得所述心拍与所述目标心拍的幅度平方数据，作为幅度相关特征，所述幅度平方数据用于体现输入心拍与目标心拍的相似性。

[0198] 在上述实施例的基础上，第一特征组合模块43还用于：

[0199] 对所述拼接特征进行标准化处理，获得标准特征；

[0200] 对所述标准特征计算第二特征向量，所述第二特征向量用于对所述拼接特征的主成分进行排序；

[0201] 根据所述对主成分进行排序的结果确定所述主成分的重要程度；

[0202] 通过所述重要程度确定所述拼接特征的主成分得分矩阵，作为心态学特征。

[0203] 本实施例提供的一种心电节律模型的训练装置可用于执行上述实施一、实施例二例提供的一种心电节律模型的训练方法，具有相应的功能和有益效果。

[0204] 实施例五

[0205] 图5为本发明实施例五提供的一种基于心电节律模型的异常检测装置，包括：第二心拍确定模块51、第二特征提取模块52、第二特征组合模块53和状态判定模块54。其中：

[0206] 第二心拍确定模块51，用于在心电图中确定心拍；

[0207] 第二特征提取模块52，用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；

[0208] 第二特征组合模块53，用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；

[0209] 状态判定模块54，用于将所述心态学特征输入至心电节律模型，以输出所述心态学特征对应的心态学状态。

[0210] 所述心电节律模型用于接收心态学特征，并输出该心态学特征对应的心态学状态。

[0211] 可选地，所述心电节律模型调用如下模块训练：

[0212] 第一心拍确定模块，用于在心电图中确定心拍；

[0213] 第一特征提取模块，用于从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；

[0214] 第一特征组合模块，用于将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；

[0215] 状态标记模块，用于对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态；

[0216] 模型训练模块,用于根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。

[0217] 本发明实施例通过在心电图确定心拍;从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征;将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征;对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态;根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。实现了多维度的采集心拍的特征,将各个维度的特征进行组合,提高了心拍的差异性,提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

[0218] 本实施例提供的一种基于心电节律模型的异常检测装置可用于执行上述实施三提供的一种基于心电节律模型的异常检测方法,具有相应的功能和有益效果。

[0219] 实施例六

[0220] 图6为本发明实施例六提供的一种电子设备的结构示意图。如图6所示,该电子设备包括处理器60、存储器61、通信模块62、输入装置63和输出装置64;电子设备中处理器60的数量可以是一个或多个,图6中以一个处理器60为例;电子设备中的处理器60、存储器61、通信模块62、输入装置63和输出装置64可以通过总线或其他方式连接,图6中以通过总线连接为例。

[0221] 存储器61作为一种计算机可读存储介质,可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块,如本实施例中的一种心电节律模型的训练方法对应的模块(例如,一种心电节律模型的训练装置中的第一心拍确定模块41、第一特征提取模块42、第一特征组合模块43、状态标记模块44和模型训练模块45)。又如本实施例中的一种基于心电节律模型的异常检测方法对应的模块(例如,一种基于心电节律模型的异常检测装置中的第二心拍确定模块51、第二特征提取模块52、第二特征组合模块53和状态判定模块54)。处理器60通过运行存储在存储器61中的软件程序、指令以及模块,从而执行电子设备的各种功能应用以及数据处理,即实现上述的一种心电节律模型的训练方法,或一种基于心电节律模型的异常检测方法。

[0222] 存储器61可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序;存储数据区可存储根据电子设备的使用所创建的数据等。此外,存储器61可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中,存储器61可进一步包括相对于处理器60远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至电子设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0223] 通信模块62,用于与显示屏建立连接,并实现与显示屏的数据交互。输入装置63可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与电子设备的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。

[0224] 本实施例提供的一种电子设备,可执行本发明实施例一、实施例二提供的一种心电节律模型的训练方法,或发明实施例三提供的一种基于心电节律模型的异常检测方法,具体相应的功能和有益效果。

[0225] 实施例七

[0226] 本发明实施例七还提供一种包含计算机可执行指令的存储介质。

[0227] 在一种实施方式中,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种心电节律模型的训练方法,该方法包括:

- [0228] 在心电图中确定心拍；
- [0229] 从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；
- [0230] 将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；
- [0231] 对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态；
- [0232] 根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。
- [0233] 在另一种实施方式中，所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种基于心电节律模型的异常检测方法，该方法包括：
- [0234] 在心电图中确定心拍；
- [0235] 从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；
- [0236] 将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；
- [0237] 将所述心态学特征输入至心电节律模型，以输出所述心态学特征对应的心态学状态。
- [0238] 当然，本发明实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质，其计算机可执行指令不限于如上所述的方法操作，还可以执行本发明实施例所提供的一种心电节律模型的训练方法，或一种基于心电节律模型的异常检测方法中的相关操作。
- [0239] 通过以上关于实施方式的描述，所属领域的技术人员可以清楚地了解到，本发明可借助软件及必需的通用硬件来实现，当然也可以通过硬件实现，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中，如计算机的软盘、只读存储器 (Read-Only Memory, ROM)、随机存取存储器 (Random Access Memory, RAM)、闪存 (FLASH)、硬盘或光盘等，包括若干指令用以使得一台计算机电子设备 (可以是个人计算机，服务器，或者网络电子设备等) 执行本发明各个实施例所述的方法。
- [0240] 值得注意的是，上述一种心电节律模型的训练装置，或一种基于心电节律模型的异常检测装置的实施例中，所包括的各个单元和模块只是按照功能逻辑进行划分的，但并不局限于上述的划分，只要能够实现相应的功能即可；另外，各功能单元的具体名称也只是为了便于相互区分，并不用于限制本发明的保护范围。
- [0241] 注意，上述仅为本发明的较佳实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解，本发明不限于这里所述的特定实施例，对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本发明的保护范围。因此，虽然通过以上实施例对本发明进行了较为详细的说明，但是本发明不仅仅限于以上实施例，在不脱离本发明构思的情况下，还可以包括更多其他等效实施例，而本发明的范围由所附的权利要求范围决定。

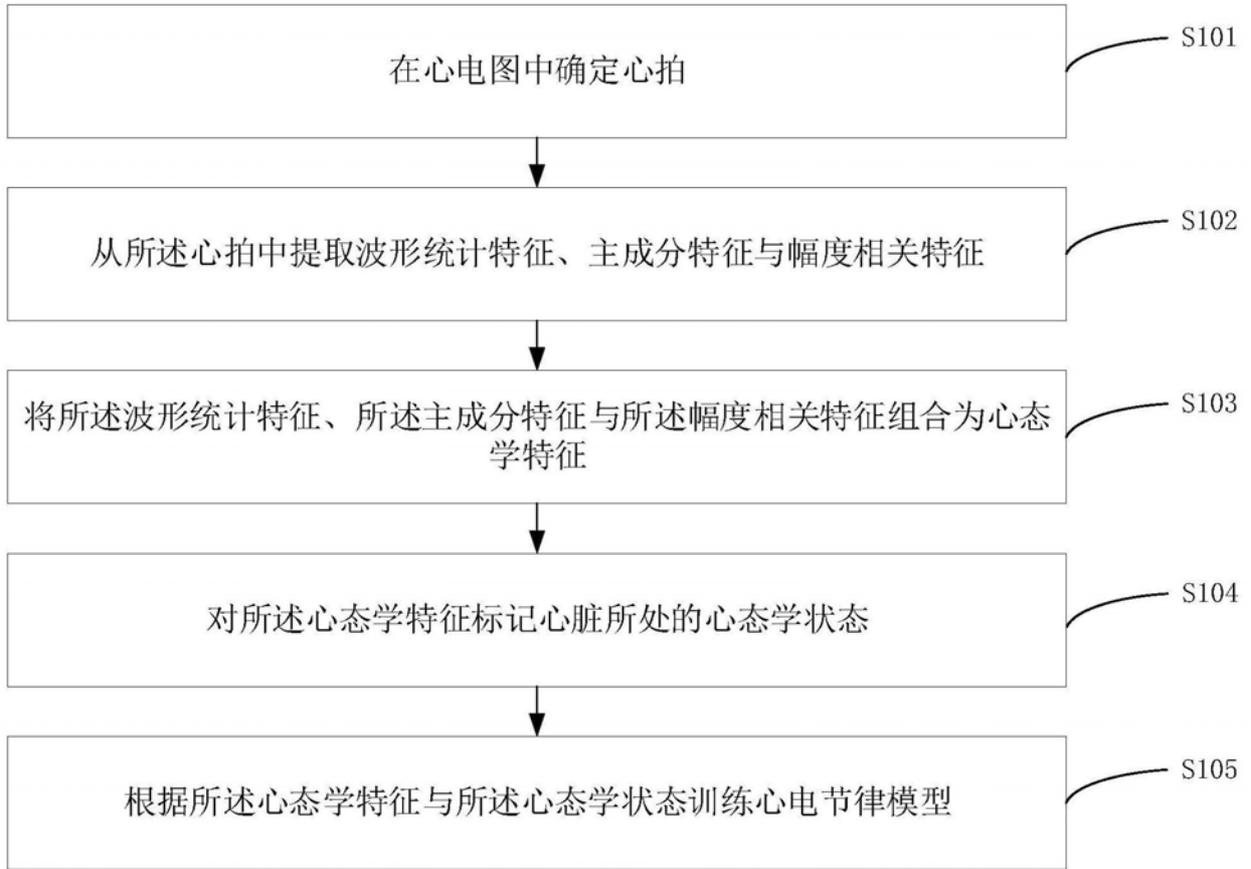


图1A

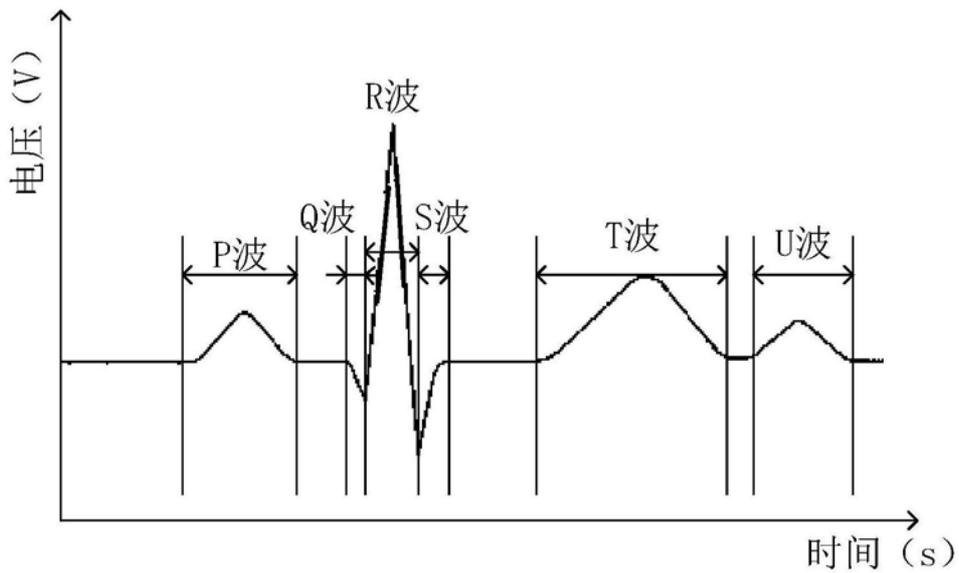


图1B

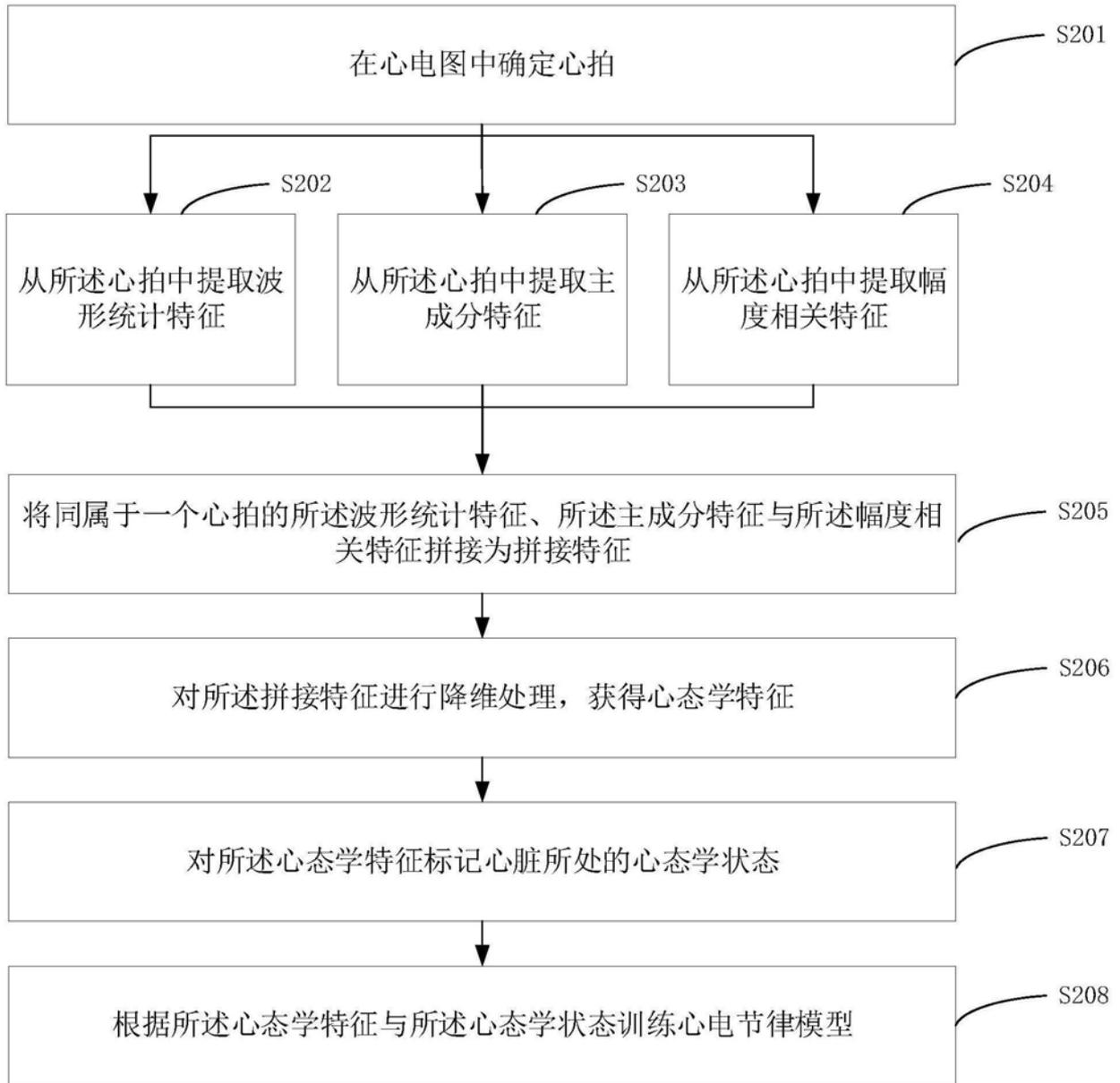


图2

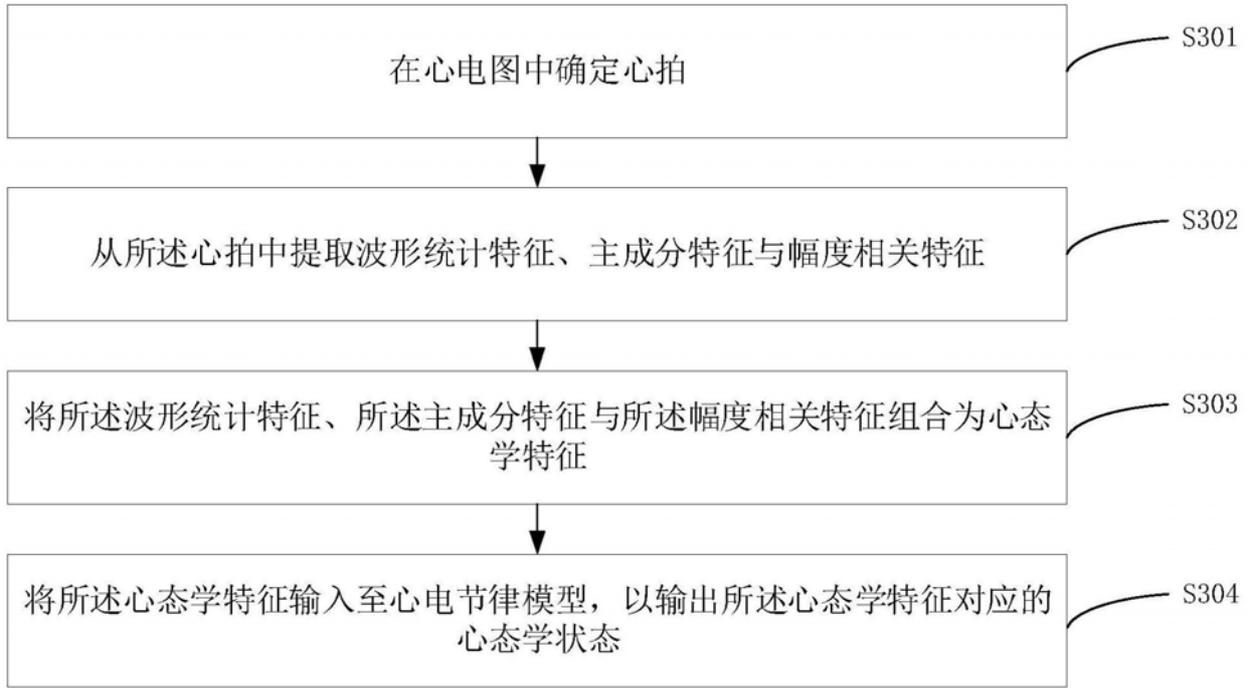


图3



图4

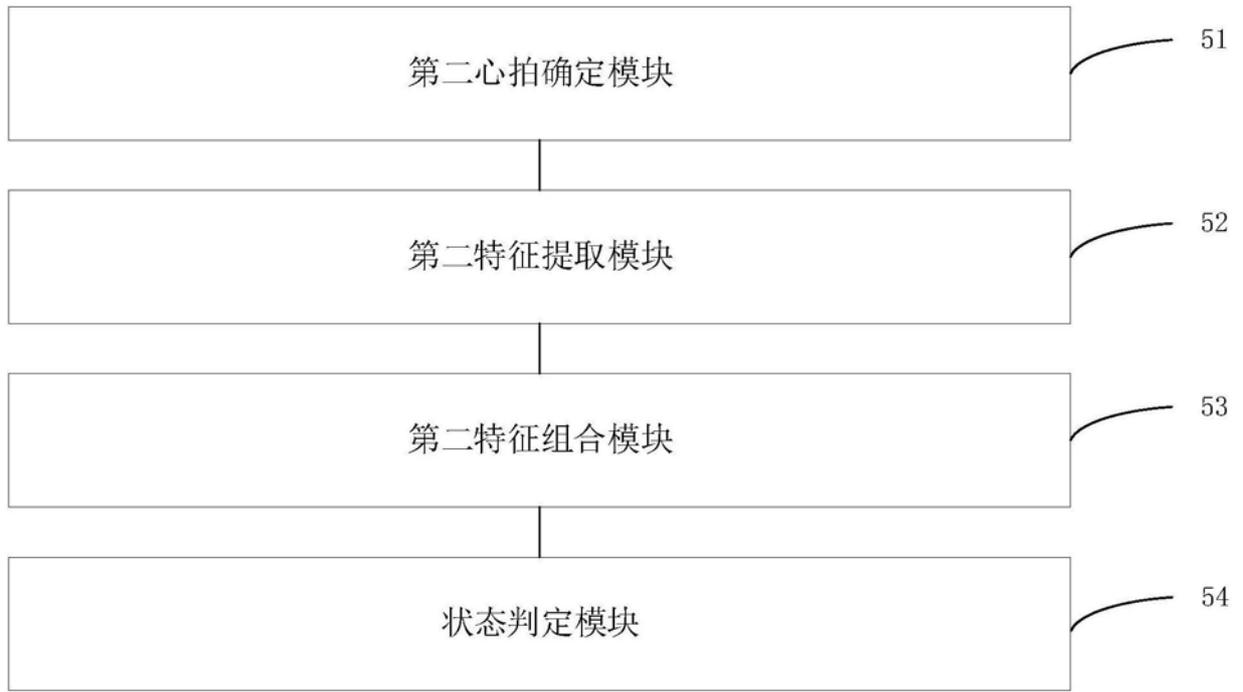


图5

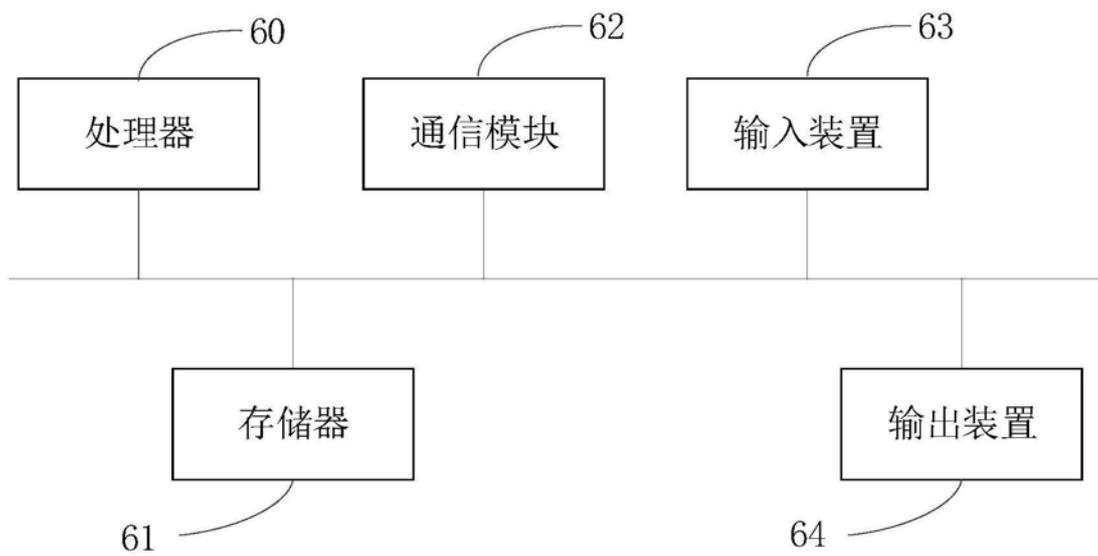


图6

专利名称(译)	心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质		
公开(公告)号	CN109770861A	公开(公告)日	2019-05-21
申请号	CN201910251699.1	申请日	2019-03-29
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技有限公司		
[标]发明人	胡静		
发明人	胡静		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0402		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了心电节律模型的训练及检测方法、装置、设备和存储介质。该方法包括：在心电图中确定心拍；从所述心拍中提取波形统计特征、主成分特征与幅度相关特征；将所述波形统计特征、所述主成分特征与所述幅度相关特征组合为心态学特征；对所述心态学特征标记心脏所处的心态学状态；根据所述心态学特征与所述心态学状态训练心电节律模型。通过本方法实现了多维度的采集心拍的特征，将各个维度的特征进行组合，提高了心拍的差异性，提高了判断心脏疾病的可靠性的有益效果。

