



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110537910 A

(43)申请公布日 2019.12.06

(21)申请号 201910878850.4

(22)申请日 2019.09.18

(71)申请人 山东大学

地址 250199 山东省济南市历城区山大南路27号

(72)发明人 刘常春 李晗 张明 王新沛
杨磊 曾强 李庆雨

(74)专利代理机构 济南金迪知识产权代理有限公司 37219

代理人 颜洪岭

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 7/02(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

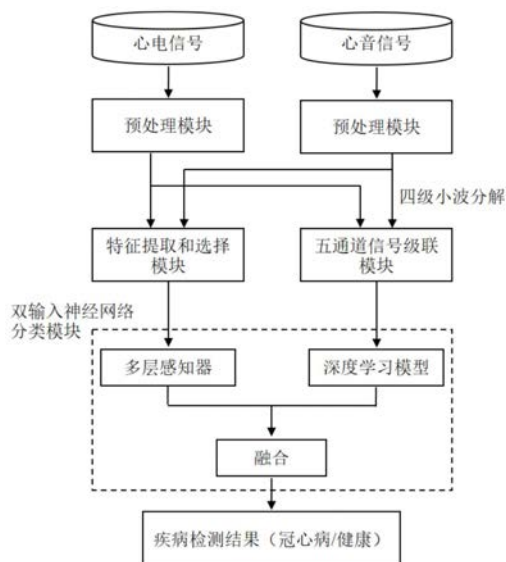
权利要求书4页 说明书10页 附图2页

(54)发明名称

基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统

(57)摘要

一种基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,包括:心电信号预处理模块,用于对原始心电信号进行滤波、去噪和归一化处理;心音信号预处理模块,用于对原始心音信号进行滤波、去噪和归一化处理;特征提取和选择模块,用于提取处理后心电和心音信号的多域特征和特征选择;五通道级联模块,用于对心音信号的小波变换与重构,并将重构后的四频段心音信号与心电信号连接为一个五通道组信号;双输入神经网络分类模块,由多层感知器、深度学习模型和激活模型构成,用于对电机械特征向量和五通道组信号进行处理和分析,更加精确地无创筛查冠心病。



1. 一种基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,包括:

心电信号预处理模块,对采集的心电信号进行带通滤波处理,去除基线漂移和工频干扰,经过AD转换后进行归一化处理;

心音信号预处理模块,对同步采集的心音信号进行高通滤波处理,去除工频干扰,经过AD转换后进行归一化处理;

特征提取与选择模块,接收归一化处理后的心电信号和心音信号,通过时域、频域和时频域分析方法提取心电信号的各域特征,通过时域、频域、能量、熵和峰态分析方法提取心音信号的各域特征,将心电信号和心音信号的各域特征进行融合,并利用信息增益率方法筛选出重要特征,组成电机械特征向量;

五通道信号级联模块,接收归一化处理后的心电信号和心音信号,通过小波变换与重构将心音信号分解为四频段信号,并与心电信号合并为五通道组信号;

双输入神经网络分类模块,包括多层感知器、深度学习模型和激活模型,多层感知器对特征提取与选择模块输出的电机械特征向量进行处理,得到特征输出;深度学习模型对五通道信号级联模块的输出进行处理,得到信号输出;激活模型对特征输出和信号输出进行合并,并利用激活函数对合并后的输出进行非线性处理,得到最终的冠心病筛查结果。

2. 根据权利要求1所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述特征提取与选择模块提取的心电信号特征包括R波、P波、Q点、S点和T波的时间和幅值信息,并根据上述信息计算出62个时域特征;利用离散傅里叶变换对心电信号进行频谱分析,计算出5个频域特征;利用小波包方法对心电信号进行时频域分析,计算出14个时频域特征。

3. 根据权利要求2所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述62个时域特征的计算过程如下所述:

利用时间和幅值信息得到如下14个序列:

RR间期序列,反映相邻R波的时间差信息;

DRR间期序列,反映RR间期序列的差分信息;

PR间期序列,反映每个心动周期中P波与R波的时间差信息;

RT间期序列,反映每个心动周期中R波与T波的时间差信息;

QS间期序列,反映每个心动周期中Q点与S点的时间差信息;

QT间期序列,反映每个心动周期中Q点与T波的时间差信息;

R波幅值序列,反映每个心动周期中R波的幅值信息;

PQ幅值序列,反映每个心动周期中P波与Q点的幅值比信息;

PT幅值序列,反映每个心动周期中P波与T波的幅值比信息;

TP幅值序列,反映每个心动周期中T波与P波的幅值比信息;

TQ幅值序列,反映每个心动周期中T波与Q波的幅值比信息;

R信号序列,反映每个心动周期中以R波为中心,宽度为0.7s的区段中信号的平均幅值信息;

SP信号序列,反映每个心动周期中以S点为起始点,P波为终点的区段中信号的平均幅值信息;

SP信号序列,反映每个心动周期中ST段偏离心电基线的程度信息;

计算14个序列中每个序列的最大值、最小值、平均值和标准差,得到56个序列特征;计算整个心电信号的最大值、最小值、平均值、方差和标准差;利用R波的时间信息计算出心率,最终得到心电信号时域分析的62个特征。

4. 根据权利要求2所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述5个频域特征的计算过程为:

对处理后的心电信号进行离散傅里叶变换,得到频谱序列 f_i ;

计算频谱序列 f_i 的均值 avg_Sp 和标准差 std_Sp ,进而计算 f_i 的偏度 Sp_skew 和峰度 Sp_kur ;同时,计算 f_i 的熵值 $Sp_entropy$,最终得到心电信号频域分析的5个特征。

5. 根据权利要求2所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述14个时频域特征的计算过程是:

对处理后的心电信号,每个心动周期中选取以R波为中心,宽度为0.3s的区段信号,使用db2小波函数,对该区段信号进行6尺度小波变换,选取第4尺度的近似系数序列 a_4 和细节系数序列 d_i ($i=1,2,\dots,6$),计算各序列的能量,记为 E 和 E_{bk} ($k=1,2,\dots,6$);

计算不同频段中系数能量的比值;

所有心动周期的系数能量的比值($Wd_ratio1, Wd_ratio2, Wd_ratio3, Wd_ratio4, Wd_ratio5$)构成各自的序列,并计算每个序列的均值和标准差,共10个特征;

使用db6小波函数,对处理后的整个心电信号进行4尺度小波包分解;对第4尺度的每个节点(共16个节点)进行重构,并计算重构后的信号的能量,记为 E_k ($k=1,2,\dots,16$);

计算 E_k 序列的总能量 Wp_energy 、小波能量熵 $Wp_entropy$ 、能量比 Wd_ratio1 和 Wd_ratio2 ,共4个特征;

最终得到心电信号的时频域分析的14个特征。

6. 根据权利要求1所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述特征提取与选择模块提取的心音信号特征包括S1段、收缩期段、S2段和舒张期段的时间与幅值信息,并根据上述信息计算出20个时域特征;利用离散傅里叶变换对上述4段心音信号分别进行频谱分析,计算出98个频域特征;同时,计算出20个能量特征、8个熵特征和8个峰度特征。

7. 根据权利要求6所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述20个时域特征的计算过程是:

利用高阶香农熵方法将处理后的心音信号分成S1段、收缩期段、S2段和舒张期段四部分信号,进而得到如下10个序列:

CC序列,反映每个心动周期的时间长度信息;

IntS1序列,反映相邻S1的时间差信息;

IntS2序列,反映相邻S2的时间差信息;

IntSys序列,反映相邻收缩期段的时间差信息;

IntDia序列,反映相邻舒张期段的时间差信息;

Ratio_SysCC序列,反映每个心动周期中收缩期段时间长度与整个心动周期时间长度的比值;

Ratio_DiaCC序列,反映每个心动周期中舒张期段时间长度与整个心动周期时间长度的比值;

Ratio_SysDia序列,反映每个心动周期中收缩期段时间长度与舒张期段时间长度的比值;

Amp_SysS1序列,反映每个心动周期中收缩期段平均幅值与S1段平均幅值的比值;

Amp_DiaS2序列,反映每个心动周期中舒张期段平均幅值与S2段平均幅值的比值;

计算10个序列中每个序列的平均值和标准差,得到心音信号时域分析的20个特征。

8.根据权利要求6所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述98个频域特征的计算过程是:

(1)将S1段、收缩期段、S2段和舒张期段心音信号分别进行离散傅里叶变换,得到对应的频谱序列;

(2)提取S1段频谱序列中频率为20Hz的数值 f_{S120} ,计算所有心动周期中的 f_{S120} 的均值,记为 f_{S120m} ;同理,以20Hz为起点,130Hz为终点,10Hz为间隔,得到所有S1段频谱序列中不同频率处的均值,并形成新的序列,记为 f_{S1jm} ($j=20,30,\dots,130$);

(3)同理,得到所有S2段频谱序列中不同频率处的均值序列,记为 f_{S2jm} ($j=20,30,\dots,130$),所有收缩期段频谱序列中不同频率处的均值序列,记为 f_{Sysjm} ($j=20,30,\dots,300$),所有舒张期段频谱序列中不同频率处的均值序列,记为 f_{Diajm} ($j=20,30,\dots,300$);

(4)计算S1段频谱序列中频率在200Hz以上的能量和占S1段频谱总能量的比值,记为高频能量比HF_S1,计算所有心动周期的高频能量比HF_S1的均值和标准差,分别记为HF_S1m和HF_S1std;同理,计算S1段中频率在50Hz以下的能量比值的均值和标注差,分别记为LF_S1m和LF_S1std;

(5)同理,分别计算S2段、收缩期段和舒张期段的高频能量比和低频能量比指标,分别记为HF_S2m、HF_S2std、LF_S2m、LF_S2std、HF_Sysm、HF_Sysstd、LF_Sysm、LF_Sysstd、HF_Diam、HF_Diastd、LF_Diam、LF_Diastd;

(6)累计(2)、(3)、(4)、(5)中的所有特征,最终得到心音信号频域分析的98个特征。

9.根据权利要求6所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述20个能量特征、8个熵特征和8个峰度特征的计算过程是:

(1)分别计算S1段、收缩期段、S2段和舒张期段两两之间的能量比,具体如下:

Energy_S1ToSys,反映S1段与收缩期段的能量比;

Energy_S1ToDia,反映S1段与舒张期段的能量比;

Energy_S2ToSys,反映S2段与收缩期段的能量比;

Energy_S2ToDia,反映S2段与舒张期段的能量比;

Energy_DiaToSys,反映舒张期段与收缩期段的能量比;

Energy_S1Total,反映S1段与整个心动周期的能量比;

Energy_SysTotal,反映收缩期段与整个心动周期的能量比;

Energy_S2Total,反映S2段与整个心动周期的能量比;

Energy_DiaTotal,反映舒张期段与整个心动周期的能量比;

Energy_HsTotal,反映S1段和S2的能量和与整个心动周期的能量比。

分别计算上述能量比在所有心动周期的均值和标准差,最终得到心音信号的20个能量特征。

(2)计算收缩期段心音信号的样本熵,记为SE_Sys,计算所有心动周期的SE_Sys的均值

和标准差;同理,计算所有心动周期的收缩期段心音信号的自定义模糊熵FE_Sys的均值和标准差、舒张期段心音信号的样本熵SE_Dia的均值和标准差、舒张期段心音信号的自定义模糊熵FE_Dia的均值和标准差,最终得到心音信号的8个样本熵特征;

(3) 计算S1段心音信号的峰度,记为S1_kur,计算所有心动周期的S1_kur的均值和标准差;同理,计算所有心动周期的收缩期段心音信号的峰度Sys_kur的均值和标准差、S2段心音信号的峰度S2_kur的均值和标准差、舒张期段心音信号的峰度Dia_kur的均值和标准差,最终得到心音信号的8个峰度特征。

10. 根据权利要求1所述的基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,其特征在于,所述多层感知器由两个具有32个和64个神经元的全连接层构成;所述深度学习模型由卷积神经网络和双向门控循环单元构成;所述激活模型由激活函数Sigmoid构成。

基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统

技术领域

[0001] 本发明涉及一种用于冠心病筛查的系统,该系统基于心电和心音信号联合分析,属于生物医学工程的人体疾病无创筛查技术领域。

背景技术

[0002] 冠心病是心血管疾病的主要类型,并且是全世界范围内的主要死亡原因之一。沿冠状动脉内壁的斑块堆积,减少了流向心肌的血流量,从而导致冠心病的发生。在严重的情况下,斑块破裂会完全阻塞动脉腔,从而引发急性心肌梗塞。

[0003] 目前,冠状动脉造影被认为是冠心病临床诊断的金标准。但遗憾的是,这是一种侵入性技术,需要专业的外科手术和相当多的时间和成本,因此在一般医疗条件下作为冠心病筛查方法不具有吸引力。

[0004] 心电和心音信号分别反映心脏的电活动和机械活动。研究表明,在冠心病患者的静息心电图中,可能存在T波倒置,ST-T段异常,左心室肥大和室性早搏等症状;在冠心病患者的心音信号中,已知冠状动脉狭窄会导致高频成分增加。因此,心电和心音信号都可以作为冠心病筛查的有前景的工具,具有无创、高效、操作简便和费用低等特点。

[0005] 使用各种心电或心音数据库来自动检测冠心病的研究已经有很多。在使用心电信号的研究中,大多数侧重于传统特征提取和分类过程。关于心音信号的研究,目前的方法在检测冠心病上的准确性还较低。事实上,只使用心电或心音信号中的一种来检测冠心病是远远不够的,因为一些患者在心电信号上没有表现出异常,但在心音信号有所体现,反之亦然。

[0006] 中国专利文献CN108577883A公开的一种冠心病筛查装置,包括:拾音器,用于获取心音信号;脉搏波传感器,用于获取脉搏波信号;心电传感器,用于获取心电信号;……计算心电信号的ST段电平和QRS波群宽度;将从心音、脉搏波和心电数据中提取的特征与用户病史资料和基本生理参数结合,组成特征向量;构建训练样本,采用最近邻聚类算法构建基于径向基函数神经网络的冠心病筛查模型;将所述特征向量输入筛查模型,获得筛查结果。

[0007] 上述装置中所提取的心电特征仅仅属于时域层面,未考虑频域、非线性层面的信息;所提取的心音信号特征仅仅属于频域层面的信息,未考虑时域、熵以及峰度方面的信息;只进行了特征层面的概要分析,未对完整的心电和心音信号进行深度学习,未从全局到细节全方位挖掘与冠心病有关的深层次有效信息,使得在冠心病筛查的准确性上有待进一步提高。

发明内容

[0008] 针对现有的冠心病检测方法存在的缺陷和不足,本发明提供一种基于同步采集的心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,该系统将传统分类方法和深度学习融合,对心电和心音信号进行联合分析,因此在冠心病筛查上准确性更高。

[0009] 本发明基于同步采集的心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统,采用以

下技术解决方案：

[0010] 该系统,包括心电信号预处理模块、心音信号预处理模块、特征提取与选择模块、五通道信号级联模块和双输入神经网络分类模块;特征提取与选择模块与心电信号预处理模块和心音信号预处理模块分别相连接;五通道信号级联模块与心电信号预处理模块和心音信号预处理模块分别相连接;双输入神经网络分类模块与特征提取与选择模块和五通道信号级联模块分别相连接;

[0011] 心电信号预处理模块,对采集的心电信号进行带通滤波处理,去除基线漂移和工频干扰,经过AD转换后进行归一化处理;

[0012] 心音信号预处理模块,对同步采集的心音信号进行高通滤波处理,去除工频干扰,经过AD转换后进行归一化处理;

[0013] 特征提取与选择模块,接收归一化处理后的心电信号和心音信号,通过时域、频域和时频域分析方法提取心电信号的各域特征,通过时域、频域、能量、熵和峰态分析方法提取心音信号的各域特征,将心电信号和心音信号的各域特征进行融合,并利用信息增益率方法筛选出重要特征,组成电机械特征向量;

[0014] 五通道信号级联模块,接收归一化处理后的心电信号和心音信号,通过小波变换与重构将心音信号分解为四频段信号,并与心电信号合并为五通道组信号;

[0015] 双输入神经网络分类模块,包括多层感知器、深度学习模型和激活模型,多层感知器对特征提取与选择模块输出的电机械特征向量进行处理,得到特征输出;深度学习模型对五通道信号级联模块的输出进行处理,得到信号输出;激活模型对特征输出和信号输出进行合并,并利用激活函数对合并后的输出进行非线性处理,得到最终的冠心病筛查结果。

[0016] 所述特征提取与选择模块提取的心电信号特征包括R波、P波、Q点、S点和T波的时间和幅值信息,并根据上述信息计算出62个时域特征;利用离散傅里叶变换对心电信号进行频谱分析,计算出5个频域特征;利用小波包方法对心电信号进行时频域分析,计算出14个时频域特征。

[0017] 所述特征提取与选择模块提取的心音信号特征包括S1段、收缩期段、S2段和舒张期段的时间与幅值信息,并根据上述信息计算出20个时域特征;利用离散傅里叶变换对上述4段心音信号分别进行频谱分析,计算出98个频域特征;同时,计算出20个能量特征、8个熵特征和8个峰度特征。

[0018] 所述多层感知器由两个具有32个和64个神经元的全连接层构成。也可以说是多层感知器内部有两个隐藏层,分别具有32个和64个神经元。

[0019] 所述深度学习模型由卷积神经网络和双向门控循环单元构成。

[0020] 所述激活模型由激活函数Sigmoid构成。

[0021] 上述系统进行冠心病筛查的过程,包括以下步骤:

[0022] (1) 心电信号预处理模块采集原始心电信号,利用带通滤波去除心电信号的基线漂移和工频干扰,并对其进行AD转换,然后利用Z-score方法对转换后的信号进行归一化处理;同步地,心音信号预处理模块采集心音信号,利用高通滤波去除心音信号的工频干扰,并对其进行AD转换,然后利用Z-score方法对转换后的信号进行归一化处理;

[0023] (2) 归一化后的心电信号传入特征提取与选择模块进行处理:分别提取心电信号的R波、P波、Q点、S点和T波的时间和幅值信息,并根据上述信息计算出62个时域特征;利用

离散傅里叶变换对心电信号进行频谱分析,计算出5个频域特征;利用小波包方法对心电信号进行时频域分析,计算出14个时频域特征;

[0024] 同步地,归一化后的心音信号传入特征提取与选择模块进行处理:分别提取心音信号的S1、S2、收缩期段和舒张期段的时间信息和幅值信息,并根据上述信息计算出20个时域特征;利用离散傅里叶变换对上述4段心音信号分别进行频谱分析,计算出98个频域特征;同时,计算出20个能量特征、8个熵特征和8个峰度特征;

[0025] (4) 特征提取与选择模块对上述计算得到的心电信号特征和心音信号特征融合,使用信息增益率方法对上述特征进行降维筛选,构成电机械特征向量;

[0026] (5) 预处理和归一化后的心电信号和心音信号传入信号级联模块,采用四尺度小波变换与重构方法将心音信号分解为四频段信号,并与传入的心电信号构成含有五通道数据的组信号;

[0027] (6) 电机械特征向量和组信号传入双输入神经网络分析模块,该模块中的多层感知器使用含32个神经元的隐藏层和含64个神经元的隐藏层对电机械特征向量进行处理,得到特征输出;同步地,深度学习模型使用卷积神经网络和双向门控循环单元GRU对组信号进行分析,得到信号输出;激活模型使用Sigmoid激活函数对特征输出和信号输出进行非线性处理,得到最终的冠心病筛查结果。

[0028] 本发明的有益效果:

[0029] (1) 充分考虑了冠心病在心电信号的体现,提取了时域、频域和时频域多层面多角度的特征;充分考虑了冠心病在心音信号上的体现,提取了时域、频域、能量、熵、峰度多方面的信息;联合同步分析上述两信号的特征,克服单信号的局限性;

[0030] (2) 使用信息增益率方法对提取的心电和心音信号特征进行筛选,既最大限度地保留了与冠心病有关的特征,又最大程度地提高了运算效率;

[0031] (3) 使用多层感知器对提取的心电和心音信号特征进行全局分析,使用深度学习模型对原始的心电和心音信号进行细节分析,深层次挖掘有效信息,从全局到细节,从概要到详细,全方位多角度筛查冠心病,大大提高了准确性。

附图说明

[0032] 图1是本发明的基于心电和心音信号联合分析的冠心病筛查的基本流程图。

[0033] 图2是本发明中多层感知器的基本结构图。

[0034] 图3是本发明中双向门控循环单元GRU的基本结构图。

具体实施方式

[0035] 如图1所示,本发明基于心电和心音信号联合分析的冠心病筛查系统,包括:心电信号预处理模块、心音信号预处理模块、特征提取与选择模块、五通道信号级联模块和双输入神经网络分类模块。特征提取与选择模块与心电信号预处理模块和心音信号预处理模块分别相连接。五通道信号级联模块与心电信号预处理模块和心音信号预处理模块分别相连接。双输入神经网络分类模块与特征提取与选择模块和五通道信号级联模块分别相连接。

[0036] 心电信号预处理模块用于对原始心电信号进行滤波、去噪和归一化处理;心音信号预处理模块用于对原始心音信号进行滤波、去噪和归一化处理;特征提取和选择模块用

于提取处理后心电和心音信号的多域特征和特征选择;五通道级联模块用于对心音信号的小波变换与重构,并将重构后的心音信号与心电信号连接为一个五通道信号;双输入神经网络分类模块用于对输入的特征和五通道信号进行分类,给出冠心病筛查结果。

[0037] 上述系统进行冠心病筛查,包括以下具体步骤:

[0038] 1. 信号预处理

[0039] 首先,同步采集被测者的原始心电信号和心音信号,使用巴特沃斯带通滤波器(1-60Hz)去除心电信号的基线漂移和高频噪声干扰,利用50Hz陷波去除心电信号的工频干扰,并使用Z-score方法对滤波后的心电信号进行归一化处理;使用巴特沃斯高通滤波器(10Hz)去除心音信号的高频噪声干扰,利用50Hz陷波去除心音信号的工频干扰,并使用Z-score方法对滤波后的心音信号进行归一化处理;

[0040] 2. 特征提取与选择

[0041] 2.1 心电信号的特征提取

[0042] 2.1.1 心电信号的时域特征提取

[0043] (1) 对于处理后的心电信号,利用小波变换和模极大值方法获取每一心动周期中R波的时间和幅值信息,进一步得到P波、Q点、S点和T波的时间和幅值信息;

[0044] (2) 利用上述时间和幅值信息得到如下14个序列:

[0045] RR间期序列,反映相邻R波的时间差信息;

[0046] DRR间期序列,反映RR间期序列的差分信息;

[0047] PR间期序列,反映每个心动周期中P波与R波的时间差信息;

[0048] RT间期序列,反映每个心动周期中R波与T波的时间差信息;

[0049] QS间期序列,反映每个心动周期中Q点与S点的时间差信息;

[0050] QT间期序列,反映每个心动周期中Q点与T波的时间差信息;

[0051] R波幅值序列,反映每个心动周期中R波的幅值信息;

[0052] PQ幅值序列,反映每个心动周期中P波与Q点的幅值比信息;

[0053] PT幅值序列,反映每个心动周期中P波与T波的幅值比信息;

[0054] TP幅值序列,反映每个心动周期中T波与P波的幅值比信息;

[0055] TQ幅值序列,反映每个心动周期中T波与Q波的幅值比信息;

[0056] R信号序列,反映每个心动周期中以R波为中心,宽度为0.7s的区段中信号的平均幅值信息;

[0057] SP信号序列,反映每个心动周期中以S点为起始点,P波为终点的区段中信号的平均幅值信息;

[0058] SP信号序列,反映每个心动周期中ST段偏离心电基线的程度信息;

[0059] (3) 计算14个序列中每个序列的最大值、最小值、平均值和标准差,得到56个序列特征;计算整个心电信号的最大值、最小值、平均值、方差和标准差;利用R波的时间信息计算出心率,最终得到心电信号时域分析的62个特征。

[0060] 2.1.2 心电信号的频域特征

[0061] (1) 对处理后的心电信号进行离散傅里叶变换,得到频谱序列 f_i ($i=1,2,\dots,N$),

$N = \frac{f_s}{2}$, f_s 为采样率;

[0062] (2) 计算频谱序列 f_i 的均值 avg_Sp 和标准差 std_Sp ,进而计算 f_i 的偏度 Sp_skew 和峰度 Sp_kur ;同时,计算 f_i 的熵值 $Sp_entropy$,最终得到心电信号频域分析的5个特征。

[0063] 其中,上述指标的计算公式如下:

$$[0064] \quad Sp_skew = \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - avg_Sp)^3}{N * std_Sp^3},$$

$$[0065] \quad Sp_kur = \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - avg_Sp)^4}{N * std_Sp^4} - 3,$$

$$[0066] \quad Sp_entropy = - \sum_{i=1}^N \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} * \log \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}.$$

[0067] 2.1.3心电信号的时频域特征

[0068] (1) 对处理后的心电信号,每个心动周期中选取以R波为中心,宽度为0.3s的区段信号,使用db2小波函数,对该区段信号进行6尺度小波变换,选取第4尺度的近似系数序列 a_4 和细节系数序列 d_i ($i=1,2,\dots,6$),计算各序列的能量,记为 E 和 E_{bk} ($k=1,2,\dots,6$);

[0069] 其中,能量计算公式如下:

$$[0070] \quad Energy = \sum_{i=1}^L s_i^2, s_i \text{表示系数序列}.$$

[0071] (2) 计算不同频段中系数能量的比值,公式如下:

$$[0072] \quad Wd_ratio1 = \frac{Eb_6}{\sum_{k=1}^6 Eb_k},$$

$$[0073] \quad Wd_ratio2 = \frac{Eb_4 + Eb_5}{\sum_{k=1}^6 Eb_k}$$

$$[0074] \quad Wd_ratio3 = \frac{Eb_4}{E},$$

$$[0075] \quad Wd_ratio4 = \frac{Eb_5}{E},$$

$$[0076] \quad Wd_ratio5 = \frac{Eb_6}{E}.$$

[0077] (3) 所有心动周期的 $Wd_ratio1, Wd_ratio2, Wd_ratio3, Wd_ratio4, Wd_ratio5$ 构成各自的序列,并计算每个序列的均值和标准差,共10个特征;

[0078] (4) 使用db6小波函数,对处理后的整个心电信号进行4尺度小波包分解;对第4尺度的每个节点(共16个节点)进行重构,并计算重构后的信号的能量,记为 E_k ($k=1,2,\dots,16$);

[0079] (5) 计算 E_k 序列的总能量 Wp_energy 、小波能量熵 $Wp_entropy$ 、能量比 Wd_ratio1 和 Wd_ratio2 ,共4个特征。计算公式如下:

$$[0080] \quad Wp_energy = \sum_{k=1}^{16} E_k,$$

$$[0081] \quad Wp_entropy = - \sum_{i=1}^{16} \frac{E_i}{\sum_{k=1}^{16} E_k} * \log \frac{E_i}{\sum_{k=1}^{16} E_k}$$

$$[0082] \quad Wp_ratio1 = \frac{E_1}{Wp_energy},$$

$$[0083] \quad Wp_ratio2 = \frac{E_2}{Wp_energy}.$$

[0084] E_i 即 E_k ,因为公式中需要遍历两次,所以用的是不同的下标。

[0085] (6) 最终得到心电信号的时频域分析的14个特征。

[0086] 2.2心音信号的特征提取

[0087] 2.2.1心音信号的时域特征提取

[0088] (1) 利用高阶香农熵方法将处理后的心音信号分成S1段、收缩期段、S2段和舒张期段四部分信号,进而得到如下10个序列:

[0089] CC序列,反映每个心动周期的时间长度信息;

[0090] IntS1序列,反映相邻S1的时间差信息;

[0091] IntS2序列,反映相邻S2的时间差信息;

[0092] IntSys序列,反映相邻收缩期段的时间差信息;

[0093] IntDia序列,反映相邻舒张期段的时间差信息;

[0094] Ratio_SysCC序列,反映每个心动周期中收缩期段时间长度与整个心动周期时间长度的比值;

[0095] Ratio_DiaCC序列,反映每个心动周期中舒张期段时间长度与整个心动周期时间长度的比值;

[0096] Ratio_SysDia序列,反映每个心动周期中收缩期段时间长度与舒张期段时间长度的比值;

[0097] Amp_SysS1序列,反映每个心动周期中收缩期段平均幅值与S1段平均幅值的比值;

[0098] Amp_DiaS2序列,反映每个心动周期中舒张期段平均幅值与S2段平均幅值的比值;

[0099] (2) 计算10个序列中每个序列的平均值和标准差,得到心音信号时域分析的20个特征。

[0100] 2.2.2心音信号的频域特征

[0101] (1) 将S1段、收缩期段、S2段和舒张期段心音信号分别进行离散傅里叶变换,得到对应的频谱序列:

[0102] $f_{S1i} (i=1,2,\dots,N), f_{Sysi} (i=1,2,\dots,N), f_{S2i} (i=1,2,\dots,N), f_{Diai} (i=1,2,\dots,N),$
 $N = \frac{f_s}{2}, f_s$ 为采样率;

[0103] (2) 提取S1段频谱序列 $f_{S1i} (i=1,2,\dots,N)$ 中频率为20Hz的数值 f_{S120} ,计算所有心动周期中的 f_{S120} 的均值,记为 f_{S120m} ;同理,以20Hz为起点,130Hz为终点,10Hz为间隔,得到所有S1段频谱序列中不同频率处的均值,并形成新的序列,记为 $f_{S1jm} (j=20,30,\dots,130)$;

[0104] (3) 同理,得到所有S2段频谱序列中不同频率处的均值序列,记为 $f_{S2jm} (j=20,30,\dots,130)$,所有收缩期段频谱序列中不同频率处的均值序列,记为 $f_{Sysjm} (j=20,30,\dots,$

300),所有舒张期段频谱序列中不同频率处的均值序列,记为 $f_{\text{Dia}_{j\text{rn}}}$ ($j=20,30,\dots,300$);

[0105] (4) 计算S1段频谱序列 $f_{\text{S1}i}$ ($i=1,2,\dots,N$)中频率在200Hz以上的能量和占S1段频谱总能量的比值,记为高频能量比HF_S1,计算所有心动周期的高频能量比HF_S1的均值和标准差,分别记为HF_S1m和HF_S1std;同理,计算S1段中频率在50Hz以下的能量比值的均值和标准差,分别记为LF_S1m和LF_S1std;

[0106] (5) 同理,分别计算S2段、收缩期段和舒张期段的高频能量比和低频能量比指标,分别记为HF_S2m、HF_S2std、LF_S2m、LF_S2std、HF_Sysm、HF_Sysstd、LF_Sysm、LF_Sysstd、HF_Diam、HF_Diastd、LF_Diam、LF_Diastd;

[0107] (6) 累计(2)、(3)、(4)、(5)中的所有特征,最终得到心音信号频域分析的98个特征。

[0108] 2.2.3心音信号的能量特征、熵特征和峰度特征

[0109] (1) 分别计算S1段、收缩期段、S2段和舒张期段两两之间的能量比,具体如下:

[0110] Energy_S1ToSys,反映S1段与收缩期段的能量比;

[0111] Energy_S1ToDia,反映S1段与舒张期段的能量比;

[0112] Energy_S2ToSys,反映S2段与收缩期段的能量比;

[0113] Energy_S2ToDia,反映S2段与舒张期段的能量比;

[0114] Energy_DiaToSys,反映舒张期段与收缩期段的能量比;

[0115] Energy_S1Total,反映S1段与整个心动周期的能量比;

[0116] Energy_SysTotal,反映收缩期段与整个心动周期的能量比;

[0117] Energy_S2Total,反映S2段与整个心动周期的能量比;

[0118] Energy_DiaTotal,反映舒张期段与整个心动周期的能量比;

[0119] Energy_HsTotal,反映S1段和S2的能量和与整个心动周期的能量比;

[0120] 其中,能量比公式如下:

$$[0121] \quad \text{Energy_ratio} = \frac{\sum_{i=1}^M s_i^2}{\sum_{i=1}^N c_i^2},$$

[0122] s_i 和 c_i 表示其中的两段信号, M 为 s_i 的长度, N 为 c_i 的长度。

[0123] 分别计算所有心动周期的上述能量比的均值和标准差,最终得到心音信号的20个能量特征。

[0124] (2) 计算收缩期段心音信号的样本熵,记为SE_Sys,计算所有心动周期的SE_Sys的均值和标准差;同理,计算所有心动周期的收缩期段心音信号的自定义模糊熵FE_Sys的均值和标准差、舒张期段心音信号的样本熵SE_Dia的均值和标准差、舒张期段心音信号的自定义模糊熵FE_Dia的均值和标准差,最终得到心音信号的8个样本熵特征;

[0125] (3) 计算S1段心音信号的峰度,记为S1_kur,计算所有心动周期的S1_kur的均值和标准差;同理,计算所有心动周期的收缩期段心音信号的峰度Sys_kur的均值和标准差、S2段心音信号的峰度S2_kur的均值和标准差、舒张期段心音信号的峰度Dia_kur的均值和标准差,最终得到心音信号的8个峰度特征;

[0126] 2.3特征的选择

[0127] 使用信息增益率方法对上述获得的心电和心音信号的特征进行筛选,形成最终的电机械特征向量EMV。具体计算公式如下:

$$[0128] \quad Entropy(S) = \sum_{i \in Classes} -p_i \log p_i,$$

$$[0129] \quad Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} * Entropy(S_v),$$

$$[0130] \quad SplitInfo(S, A) = - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} * \log \frac{|S_v|}{|S|},$$

$$[0131] \quad IGR(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInfo(S, A)}$$

[0132] 其中, p_i 为数据记录属于第 i 类的概率, S_v 为在 S 中特征 A 的值为 v 的记录集合;

[0133] 3. 信号级联

[0134] 使用 db6 小波函数, 对归一化处理后的的心音信号 PCG 进行 4 尺度小波变换; 对每一尺度的细节系数 d_i ($i=1, 2, 3, 4$) 进行重构, 得到重构后的四通道心音信号, 记为 PCG_i ($i=1, 2, 3, 4$), 与归一化处理后的电信号 ECG 合并为五通道组信号。

[0135] 4. 双输入神经网络分析

[0136] 双输入神经网络模块包括多层感知器、深度学习模型和激活模型。

[0137] (1) 多层感知器由两个具有 32 和 64 个神经元的全连接层构成, 如图 2 所示, 它将特征选择与提取模块输出的电机械特征向量 EMV 作为输入, 对其进行非线性变换, 得到特征输出 E_{top} 。变换公式如下:

$$[0138] \quad F_{top} = f(w * EMV + b),$$

[0139] 其中, w 表示权重矩阵, b 表示偏置向量。

[0140] (2) 深度学习模型由卷积神经网络 CNN 和双向门控循环单元 GRU 构成, 将五通道信号级联模块输出的五通道组信号作为输入, 对其进行学习和训练, 得到信号输出 S_{gop} 。卷积神经网络包含 10 个卷积块, 每个卷积块包含 3 个端到端的卷积层, 用于特征的自动提取。每个卷积层的计算公式如下:

[0141] $y_j = f(\sum_{i \in M} k_{ij} * x_i + b_j)$, 其中, M 表示滤波器大小, i 表示输入特征图的大小, j 表示卷积核的大小, k_{ij} 表示第 i 个输入和第 j 个输出的卷积核。

[0142] 卷积神经网络 CNN 输出的特征序列输入至双向门控循环单元 GRU 进行处理。如图 3, 双向门控循环单元 GRU 的结构中有两种门: 复位门 r_t 和更新门 z_t , 共同控制信息的更新。双向 GRU 由一个前向和一个后向 GRU 合并而成, 以捕获更多模式。在时刻 t , 前向 GRU 的隐藏状态 $\vec{h}_t$ 计算为:

$$[0143] \quad \vec{h}_t = (1 - \vec{z}_t) \odot \vec{h}_{t-1} + \vec{z}_t \odot \vec{h}_t,$$

$$[0144] \quad \vec{z}_t = \sigma(\vec{W}_z x_t + \vec{U}_z \vec{h}_{t-1}),$$

$$[0145] \quad \vec{h}_t = \tanh(\vec{W}_x x_t + \vec{U} [\vec{r}_t \odot \vec{h}_{t-1}]),$$

$$[0146] \quad \vec{r}_t = \sigma(\vec{W}_r x_t + \vec{U}_r \vec{h}_{t-1}).$$

[0147] 其中, x_t 是序列向量, 即卷积神经网络CNN的输出, $\overrightarrow{h_{t-1}}$ 是前一个状态, $\overrightarrow{h_t}$ 是候选状态。同理, 计算出后向GRU的隐藏状态 $\overleftarrow{h_t}$ 。最终, 双向GRU的输出 Sg_{op} 为:

$$[0148] \quad Sg_{op} = \begin{bmatrix} \overrightarrow{h_t} \\ \overleftarrow{h_t} \end{bmatrix}$$

[0149] (3) 将多层感知器的特征输出 Ft_{op} 和深度学习模型的信号输出 Sg_{op} 合并, 输入至激活模型中的非线性激活函数Sigmoid中, 得到最终的冠心病筛查概率。公式如下:

$$[0150] \quad \sigma_i = \omega x_i + b_i$$

$$[0151] \quad p_i = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma_i)}$$

[0152] 其中, x_i 表示特征输出 Ft_{op} 和信号输出 Sg_{op} 合并后的向量, p_i 为非线性激活函数的输出, 即冠心病筛查结果。

[0153] 5. 实验数据分析

[0154] 本发明的系统使用了来自某三级甲等医院的195名受试者的数据, 包括135名冠心病患者和60名非冠心病患者。每名受试者的数据包括心电信号和心音信号, 按照步骤1和2对其进行预处理、特征提取与选择, 按照步骤3对心音信号进行分解, 并与心电信号重组, 按照步骤4对提取的特征和重组的信号进行双输入神经网络分析, 得到冠心病筛查结果。结果如下:

[0155]	输入	准确度(%)	敏感性(%)	特异性(%)
	单独 ECG 信号	84.59±6.45	88.67±4.70	75.42±11.32
	单独 PCG 信号	71.95±7.16	77.30±11.59	59.92±11.77
	分解后的 PCG 信号	81.44±3.35	90.15±4.78	61.83±12.50
	五通道组信号	91.82±1.68	93.15±2.32	88.83±7.56
	提取的特征与五通道组信号联合分析	95.62±0.99	98.48±1.22	89.17±3.11

[0156] 其中, 对单独的心电信号、单独的心音信号、分解后的心音信号、五通道组信号、特征与五通道组信号的组合均进行了分析, 结果表明, 将心电和心音信号提取的特征与五通道组信号进行联合同步分析得到的准确率、特异性和敏感性均是最优的。

[0157] 同时, 比对了本发明之前与本发明的研究成果, 结果如下:

	数据库	特征及分类器	结果(%)
[0158]	单独 ECG 信号 (193 例数据:冠心病 99 例, 正常 94 例)	时域、频域和非线性特征 SVM、贝叶斯、决策树	准确度=90 — —
	单独 ECG 信号 (89 例数据:冠心病 43 例, 正常 46 例)	时域和频域特征 SVM	准确度=88.0 敏感性=84.2 特异性=92.6
	单独 ECG 信号 (421 例数据:冠心病 347 例, 正常 74 例)	Cardiodynamicsgram Prior threshold method	准确度=84.6 敏感性=84.7 特异性=83.7
	单独 PCG 信号 (161 例数据:冠心病 19 例, 正常 142 例)	Microbruit score 逻辑回归	准确度=61.5 敏感性=89.5 特异性=57.7
	单独 PCG 信号 (133 例数据:冠心病 63 例, 正常 70 例)	频域和非线性特征 二次分类函数	准确度=68.4 敏感性=72.0 特异性=65.2
	ECG 信号和 PCG 信号联合分析 (195 例数据:冠心病 135 例, 正常 60 例)	时域、频域、时频域、能量、熵、峰度特征 心电和心音整体信号 双输入神经网络	准确度=95.6 敏感性=98.5 特异性=89.2

[0159] 其中,前5种研究均使用了单独的心电或心音信号的一些特征,均没有考虑使用深度学习模型对整体的心电和心音信号进行分析,因此均没有达到本发明的准确度。

[0160] 需要说明的是,本发明所述的心电和心音信号的特征、特征提取方法、特征选择方法以及数据分析方法只是一种或多种实施例的体现,这意味着与本发明相似或等同的特征或方法、或组合均被涵盖在本发明中。本发明旨在涵盖所附权利要求的精神和范围内所包括的各种修改和等同布置。此外,未详细描述的地方均为现有技术。

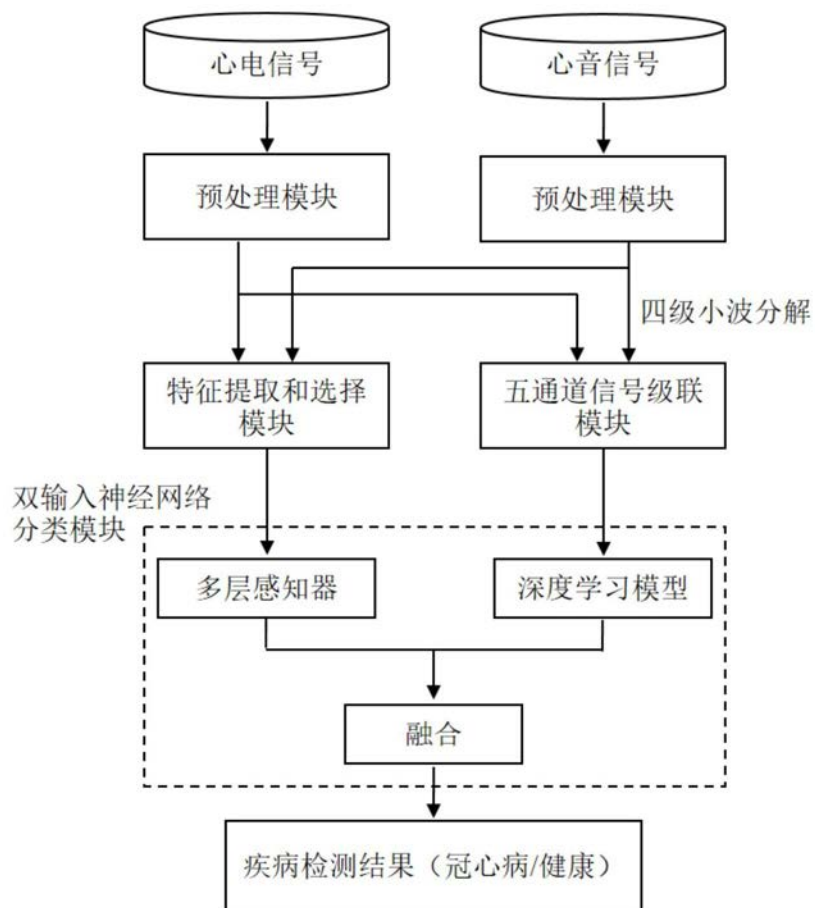


图1

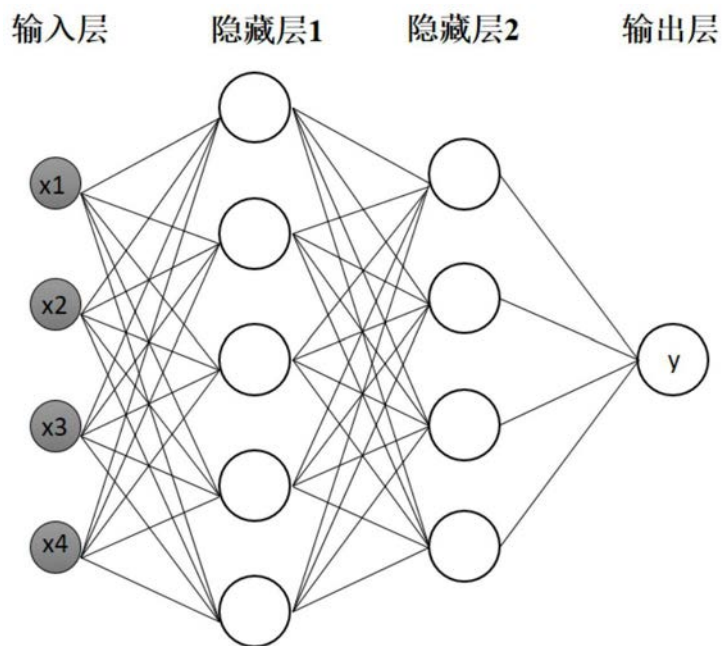


图2

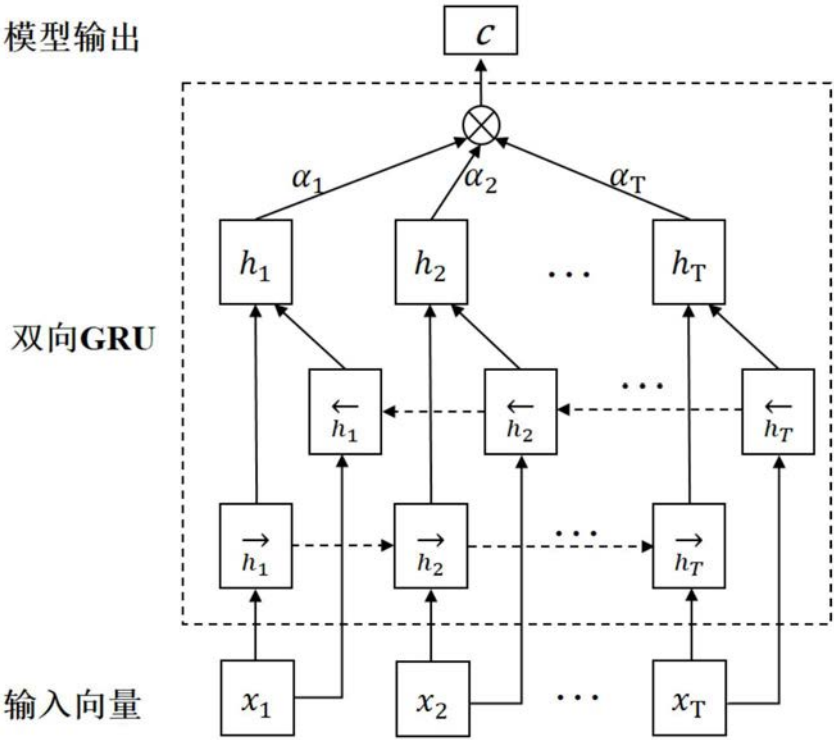


图3

专利名称(译)	基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统		
公开(公告)号	CN110537910A	公开(公告)日	2019-12-06
申请号	CN201910878850.4	申请日	2019-09-18
[标]申请(专利权)人(译)	山东大学		
申请(专利权)人(译)	山东大学		
当前申请(专利权)人(译)	山东大学		
[标]发明人	刘常春 李晗 张明 王新沛 杨磊 曾强 李庆雨		
发明人	刘常春 李晗 张明 王新沛 杨磊 曾强 李庆雨		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B7/02 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7264 A61B7/02 A61B2576/023		
代理人(译)	颜洪岭		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于心电和心音信号联合分析的冠心病无创筛查系统，包括：心电信号预处理模块，用于对原始心电信号进行滤波、去噪和归一化处理；心音信号预处理模块，用于对原始心音信号进行滤波、去噪和归一化处理；特征提取和选择模块，用于提取处理后心电和心音信号的多域特征和特征选择；五通道级联模块，用于对心音信号的小波变换与重构，并将重构后的四频段心音信号与心电信号连接为一个五通道组信号；双输入神经网络分类模块，由多层感知器、深度学习模型和激活模型构成，用于对电机械特征向量和五通道组信号进行处理和分析，更加精确地无创筛查冠心病。

