



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106344005 A

(43)申请公布日 2017.01.25

(21)申请号 201610973366.6

(22)申请日 2016.10.28

(71)申请人 张珈绮

地址 100088 北京市海淀区联慧路101号西
晴公寓B-1018室

(72)发明人 张珈绮

(74)专利代理机构 北京德琦知识产权代理有限
公司 11018

代理人 牛峥 王丽琴

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

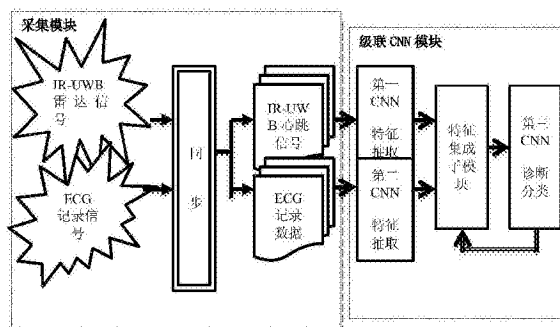
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种可移动心电图监测系统及监测方法

(57)摘要

本发明公开了一种可移动心电图监测系统及监测方法,不仅采集ECG信号,而且采集脉冲无线电超宽带(IR-UWB)雷达信号,将所采集的ECG信号及IR-UWB雷达信号进行同步及处理后,采用级联的CNN进行特征抽取、集成分析和诊断分类,得到监测结果输出。由于本发明实施例在监测时引入了IR-UWB雷达信号,作为监测ECG信号的补充,并通过对这两种信号的同步,得到这两种信号之间的相关性,提高监测准确性,由于本发明实施例采用了适应性强和性能稳定的级联CNN进行特征抽取、集成分析及诊断分类,有效保证系统性能稳定。



1. 一种可移动心电图ECG监测系统,其特征在于,包括:采集模块和级联CNN模块,其中,采集模块,用于监测脉冲无线电超宽带IR-UWB雷达信号,进行同步及集成处理后得到IR-UWB心跳信号;监测ECG信号,进行同步处理及不平衡数据处理后得到ECG信号数据;

级联卷积神经网络CNN模块,用于对从采集模块接收的IR-UWB心跳信号及集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取、集成以及诊断分类后,得到监测结果。

2. 如权利要求1所述的监测系统,其特征在于,所述采集模块还包括ECG信号采集子模块,用于监测ECG信号;所述采集模块还包括IR-UWB雷达信号采集子模块,用于监测IR-UWB雷达信号。

3. 如权利要求1所述的监测系统,其特征在于,所述采集模块,还用于采用接收时间校准方式进行同步处理。

4. 如权利要求1所述的监测系统,其特征在于,所述采集模块在集成处理IR-UWB雷达信号时,还包括去直流单元、带通滤波器单元、主成分分析PCA去除杂波信号单元、抽取主要信号单元及集成经验模式分解单元,其中,

去直流单元,用于将IR-UWB雷达信号中的直流分量去除;

带通滤波器单元,用于将IR-UWB雷达信号进行带通滤波;

PCA去除杂波信号单元,用于将IR-UWB雷达信号中的杂波去除;

抽取主要信号单元,用于抽取IR-UWB雷达信号中的IR-UWB心跳信号;

集成经验模式分解单元,用于将抽取得到的IR-UWB心跳信号根据经验模式分解,去除其中的呼吸信号,最终得到需要的IR-UWB心跳信号。

5. 如权利要求1所述的监测系统,其特征在于,所述采集模块还包括不平衡数据处理子模块,还用于对ECG信号采用过采样方式及添加白噪声方式进行不平衡数据处理后,增加ECG信号中的异常心跳数,得到ECG信号数据。

6. 如权利要求1所述的监测系统,其特征在于,所述级联CNN模块包括两层:

第一层包括两个不同的CNN,第一CNN,用于对IR-UWB心跳信号进行特征抽取,提取特征;以及第二CNN,用于对集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取;

第二层为第三CNN,用于给第一CNN及第二CNN提取出的特征进行分类打标,标签有正常心跳和异常心跳两种;

在第一层和第二层之间包括特征集成子模块,用于将第一CNN及第二CNN抽取出来的两种特征进行集成后,发送给第三CNN。

7. 如权利要求6所述的监测系统,其特征在于,所述第一CNN或第二CNN包括:3个卷积层,每个卷积层后都接着1个池化层,3个卷积层顺序连接,输入数据都是一维的,卷积层的卷积核是一维的,在前向传播过程中,每一维卷积层的计算公式:

$$x_k^l = f(b_k^l + \sum_{i=1}^N \text{conv}(w_k^{l-1}, y_i^{l-1}))$$

其中, x_k^l 是第I层的第k张特征图, b_k^l 是第I层中第k张特征图的偏置, y_i^{l-1} 是第I-1层的第i张特征图, w_k^{l-1} 是从第I-1层的所有特征中向第I层的第k个特征图映射的卷积核, N是第I-1层中的总特征数。符号conv表示向量卷积, $f(\cdot)$ 表示激励函数。

8. 如权利要求6所述的监测系统,其特征在于,所述第三CNN,包括输入层、卷积层、池化层、隐含层及输出层,其中,

第一CNN及第二CNN将抽取的特征输出并集成,形成第三CNN的二维矩阵输入到输入层,经过一个拥有二维卷积核的卷积层之后,接一个池化层,然后经全连接进入一个隐含层,最后是输出层给出监测结果。

9. 如权利要求6所述的监测系统,其特征在于,所述特征集成子模块采用采用加权集成,表示如下:

$$y=[a(1-\theta_1)x_1,b(1-\theta_2)x_2]$$

其中, y 代表集成的二维信号, x_1 代表IR-UWB心跳信号, x_2 代表ECG信号, a 代表IR-UWB心跳信号的标准化因子, b 代表ECG信号的标准化因子, $\theta_1 \in [0,1]$ 代表IR-UWB心跳信号的受损系数, $\theta_2 \in [0,1]$ 代表ECG信号的受损系数。

10. 一种ECG监测方法,其特征在于,包括:

监测IR-UWB雷达信号,进行同步及集成处理后得到IR-UWB心跳信号;

监测ECG信号,进行同步处理及不平衡数据处理后得到ECG信号数据;

对从采集模块接收的IR-UWB心跳信号及集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取、集成以及诊断分类后,得到监测结果。

一种可移动心电图监测系统及监测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及人体生理参数的监测技术,特别涉及一种可移动心电图监测系统及监测方法。

背景技术

[0002] 心脏病严重威胁人类的生命健康,其发病率和死亡率都排在各类疾病之首并且心脏病的突发性增加了治疗难度。因此,防治心脏病就成为了人民维护身体健康的头等大事。可移动心电图(ECG)监测系统为有效预防心脏病提供了良好的解决方案。一方面,其方便携带的特点使得这种监测系统可以长时间地监测心脏活动的ECG信号,从而能够及时捕捉到偶发性心律失常和其他突发性心脏病。另一方面,随着移动物联网和信息技术的快速发展,这样的ECG监测系统能够获得良好的平台和技术支撑,有助于更好地满足随时随地地进行心脏保健的需求。

[0003] 目前,在实现ECG监测系统时,可以基于物联网体系结构实现,基于物联网体系结构的ECG监测系统是有代表性的三层结构,即传感层、网络层及应用层。其中,传感层主要负责心电图数据采集,网络层负责将采集到的心电图数据传送到数据中心,而应用层负责完成心电数据的分析计算和问题预警。在采集心电图数据时,可以采用各种可穿戴医疗设备在传感层通过无线数据通信技术连接起来,形成一个无线传感器网络。网络侧可以由现有的互联网或骨干通信网络来承担。应用层则是通过应用各种算法来检测并分析心律失常。显然,对于心律失常的分析诊断是整个ECG监测系统的核心功能。

[0004] 基于ECG信号进行心律失常的分析诊断是一种典型的分类应用,已有的心律失常分类方法主要包括频率分析、支持向量机、小波变换以及专家混合的方式。简言之,这些方法大都依赖于从ECG信号波形中提取某些关键的特征。但是,这些方式往往受到特征相关的阈值的限制,而不同数据集的阈值又常常不一样,因此,这些方法的性能不仅会受到各种噪声的干扰而下降,还会受到数据集变化的影响而不稳定。

[0005] 为了应对上述问题,更加精确地将监测的可变ECG信号分类,开始使用具有高容错度和鲁棒性的神经网络。例如,神经网络可以被训练成为一个心跳识别检测器,一种心律失常分类器或者一个特征提取器,用于在分类之前提取没有被人为设定的人体生理参数特征。正是由于神经网络具有自动获取特征的能力,基于神经网络的ECG监测系统可以部署在移动端和云端,通过周期性地从特定用户的云端ECG记录中学习新的特征,从而能更好地适用于特定用户,并有助于提高分类的准确度。到目前为止,已经出现了许多关于在动态心电图监测系统中对特定用户进行心律失常分类的研究。

[0006] 具体地说,卷积神经网络(CNN)是近年来深度学习的研究热点之一,具有结构简单、训练参数少及适应性强等特点,被广泛应用于模式识别及图像处理等领域,取得了很好的效果。ECG信号分析是图像模式识别的一种应用,因此也有研究者将CNN应用于此,并且已经说明了CNN对于一维和二维的ECG信号都是适用的。目前公开了一种导联卷积神经网络(LCNN),将ECG信号所记录的八导联转化为一个二维矩阵。其中,卷积核的滑动范围受到滤

波器不能被不同导联的ECG信号记录共享的规则限制,这种方法不仅证明了CNN在一维信号中的可用性,而且还能适应于不同的分辨率,这种方法虽然可以提高ECG分类的准确度,然而这种方法的应用是有限的,对ECG信号的多导联输入有要求,

[0007] 在ECG信号的分类算法研究不断推进的同时,另一个改善系统性能的努力方向就是在ECG信号的数据采集端。事实上,ECG监测系统之所以能够降低心脏病的死亡率,根本原因就在于它能够长期动态地记录ECG信号。在这种情况下,即使是一些罕见的心律失常现象也能被捕捉到,从而能够及时治疗,挽救病患。但是,ECG信号记录不可避免地会受到由于人体肌肉运动产生的运动伪迹的影响,导致分类算法准确度下降。尽管已经提出了一些运动伪迹抑制算法,如自适应滤波方法和盲源分离方法,但是完全去除运动伪迹仍然是很困难的。

[0008] 综上,基于在监测ECG信号时的不准确性及后续在分类ECG信号的不准确性,造成了目前的ECG信号监测系统在基于所监测的ECG信号记录得到监测结果时不准确,导致对人体的心律失常现象的误判。

发明内容

[0009] 有鉴于此,本发明实施例提供了一种可移动心电图监测系统,该系统能够使得基于所监测的ECG信号记录得到的监测结果准确。

[0010] 本发明实施例还提供一种可移动心电图监测方法,该方法能够使得基于所监测的ECG信号记录得到的监测结果准确。

[0011] 由上述方案可以看出,本发明具体实现为:

[0012] 一种可移动心电图ECG监测系统,包括:采集模块和级联CNN模块,其中,

[0013] 采集模块,用于监测脉冲无线电超宽带IR-UWB雷达信号,进行同步及集成处理后得到IR-UWB心跳信号;监测ECG信号,进行同步处理及不平衡数据处理后得到ECG信号数据;

[0014] 级联卷积神经网络CNN模块,用于对从采集模块接收的IR-UWB心跳信号及集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取、集成以及诊断分类后,得到监测结果。

[0015] 一种ECG监测方法,包括:

[0016] 监测IR-UWB雷达信号,进行同步及集成处理后得到IR-UWB心跳信号;

[0017] 监测ECG信号,进行同步处理及不平衡数据处理后得到ECG信号数据;

[0018] 对从采集模块接收的IR-UWB心跳信号及集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取、集成以及诊断分类后,得到监测结果。

[0019] 从上述方案可以看出,本发明实施例不仅采集ECG信号,而且采集脉冲无线电超宽带(IR-UWB)雷达信号,将所采集的ECG信号及IR-UWB雷达信号进行同步及处理后,采用级联的CNN进行特征抽取、集成分析和诊断分类,得到监测结果输出。由于本发明实施例在监测时引入了IR-UWB雷达信号,作为监测ECG信号的补充,并通过对这两种信号的同步,得到这两种信号之间的相关性,提高监测准确性,由于本发明实施例采用了适应性强和性能稳定的级联CNN进行特征抽取、集成分析及诊断分类,有效保证系统性能稳定。因此,采用本发明实施例提供的系统及方法使得基于所监测的ECG信号记录得到的监测结果准确。

附图说明

- [0020] 图1为本发明实施例提供的一种可移动心电图监测系统结构示意图；
- [0021] 图2为本发明实施例提供的同步子模块对IR-UWB雷达信号进行集成处理的结构示意图；
- [0022] 图3为本发明实施例提供的第一CNN或第二CNN的结构示意图；
- [0023] 图4为本发明实施例提供的第三CNN的结构示意图；
- [0024] 图5为本发明实施例提供的一种可移动心电图监测方法流程图；
- [0025] 图6为本发明实施例提供的第一CNN的具体例子结构图；
- [0026] 图7为本发明实施例提供的第二CNN的具体例子结构图；
- [0027] 图8为本发明实施例提供的第三CNN的具体例子结构图。

具体实施方式

[0028] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下参照附图并举实施例，对本发明作进一步详细说明。

[0029] 本发明实施例为了能够在运动状态下准确的监测到心律失常，将IR-UWB雷达信号的监测技术引入到本发明提供的ECG监测系统中，作为辅助监测工具。IR-UWB雷达不仅提供一种非接触式的IR-UWB雷达信号的测量，同时也避免了电干扰。IR-UWB雷达的临床应用包括对心率、呼吸率和血压等的测量。采用本发明实施例，与背景技术相比，主要从两个角度来增强系统在运动状态下对心率失常监测功能的鲁棒性。第一，引入IR-UWB雷达信号，作为对ECG信号记录的有效补充，并且，通过对这两种信号进行同步和集成分析，还可以挖掘出这两种数据之间的潜在相关性，以便为动态监测系统中心律失常的诊断分类提供更多有力的信息依据，提高监测的准确度。第二，采用适应性强及性能稳定的级联CNN进行特征抽取、集成分析和诊断分类，有助于保持系统性能稳定。

[0030] 图1为本发明实施例提供的ECG监测系统结构示意图，如图所示，包括采集模块和级联CNN模块，其中，

[0031] 采集模块，用于监测IR-UWB雷达信号，进行同步及集成处理后得到IR-UWB心跳信号；监测ECG信号，进行同步处理及不平衡数据处理后得到ECG信号数据；

[0032] 级联CNN模块，用于对从采集模块接收的IR-UWB心跳信号及集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取、集成以及诊断分类后，得到监测结果。

[0033] 在该结构中，所述采集模块还包括ECG信号采集子模块，用于监测ECG信号。ECG信号携带了心跳的生物电特征，如心室去极化与再极化的间隔。ECG信号采集子模块可以基于ECG传感器芯片BMD101和配套蓝牙子模块搭建。尽管BMD101芯片只能获取ECG信号的一个导联，但是对于后续正常/异常心跳的诊断分类已经足够了。

[0034] 在该结构中，所述采集模块还包括IR-UWB雷达信号采集子模块，用于监测IR-UWB雷达信号。可以使用NVA-R661雷达模块来构造IR-UWB雷达采集子模块，由于雷达的发射功率比无线网络发射功率的十分之一还要低，所以不会对人体带来伤害。

[0035] 尽管ECG信号和来自雷达的IR-UWB雷达信号有着不同的特征，但是它们都可以共同描述心跳参数，可以互相补充，特别是在其中一种数据受到严重干扰的情况下是非常有意义的。为了方便后续的级联CNN模块处理，还进行了同步及不平衡数据处理。通常，ECG采集子模块的采样率是512赫兹(Hz)，而当雷达覆盖半径设置为2米时，IR-UWB雷达信号采集

子模块的采样率只有38Hz。由于这两种信号的采样率不同,使得处理后的ECG信号及IR-UWB心跳信号的长度也不同,在级联CNN模块进行集成分析,抽取特征时,要分别为这两种信号设置不同的CNN。

[0036] 由于ECG信号和IR-UWB雷达信号是通过不同的采集渠道进行采集的,采集起始时间及传输时间可能都会有所不同。退一步说,即使BMD101芯片和NVA-R661雷达模块同时启动,它们正式工作前各自所需要的准备时间也是不一样的。因此,为了后续更准确地进行集成分析,必须对这两种信号进行同步,也就是时间校准。在本发明实施例中,选择了接收时间戳用来作为时间校准的标准。

[0037] 在该结构中,采集模块还包括集成处理子模块,用于对监测的IR-UWB雷达信号进行集成处理。

[0038] 图2为本发明实施例提供的同步子模块对IR-UWB雷达信号进行集成处理的结构示意图,包括:去直流单元、带通滤波器单元、主成分分析(PCA)去除杂波信号单元、抽取主要信号单元及集成经验模式分解单元,其中,

[0039] 去直流单元,用于将IR-UWB雷达信号中的直流分量去除;

[0040] 带通滤波器单元,用于将IR-UWB雷达信号进行带通滤波;

[0041] PCA去除杂波信号单元,用于将IR-UWB雷达信号中的杂波去除;

[0042] 抽取主要信号单元,用于抽取IR-UWB雷达信号中的IR-UWB心跳信号;

[0043] 集成经验模式分解单元,用于将抽取得到的IR-UWB心跳信号根据经验模式分解,去除其中的呼吸信号,最终得到需要的IR-UWB心跳信号。

[0044] 由于IR-UWB雷达具有高的空间分辨率和强的穿透性,这使得它非常适用于监测处于运动状态下的胸腔起伏。经过监测得到的IR-UWB雷达信号中,除了需要的IR-UWB心跳信号外,其中还混杂着直流分量、杂波信号及呼吸信号等,需要应用下述具体的信号处理方法从中获得IR-UWB心跳信号。

[0045] 在监测得到的IR-UWB雷达信号矩阵中,每一行的时间被称为快时 τ ,每一列的时间是慢时 t 。矩阵中的每一行是信号波形的采样,而每一列则代表了回波距离雷达的不同位置。监测得到的IR-UWB雷达信号含有直流分量,是静态的常数,不会随着慢时 t 的改变而改变。因此,可以通过对信号矩阵的每行求行平均,然后用原始信号的每行减去行平均,从而去除IR-UWB雷达信号矩阵中的直流分量。

[0046] 在NVA-R661雷达模块中可以通过对参数的设置控制收到信号的频率范围。在已知参数设定的情况下,可以知道频率范围,于是本发明实施例采用一个带通滤波器单元就可以进一步获取需要的目标IR-UWB雷达信号。

[0047] PCA方式常被用于提取数据的主要特征成分。而杂波信号是由于静态背景环境反射了雷达信号造成的,所以杂波信号在同一位置的反射波,即雷达矩阵的同一列上变化很小。因此,PCA杂波信号的能量通常要大于胸腔起伏所造成的回波信号的能量。于是,通过奇异值分解(SVD)公式对信号矩阵进行分解:

[0048] $R=USV^T$ (公式1)

[0049] 其中,S是由R的非负奇异值构成的,S中的元素,除了对角线上的元素都是0,对角线元素则是按照降序排列的非负奇异值,可以表示为:

[0050] $S_{1,1} > S_{2,2} > \dots > S_{N,N}$

[0051] 这些值对应了能量的大小,因此,IR-UWB雷达信号的能量主要分布在前面的几个奇异值上。对于一个特定的能量比,对应奇异值的数量也就确定了。如果我们把这些奇异值设为0,那么相应比例的能量就被移除了。于是,SVD之后进行重建,杂波信号的大部分能量就被去除,重构的IR-UWB雷达信号矩阵将会有更高的信噪比。

[0052] 在此时的IR-UWB雷达信号矩阵中,所有列对应着不同行位置的能量。由于环境是静态的,起伏胸腔对应的那一列就拥有最大的方差。由此,本发明实施例计算IR-UWB雷达信号矩阵各列的方差,找到方差最大的那一列,就得到了IR-UWB心跳信号。

[0053] 在确定了IR-UWB心跳信号所在列之后,需要从呼吸信号与IR-UWB心跳信号的混合信号中将IR-UWB心跳信号分离出来。经验模式分解(EMD)根据信号自身特性,将确定的IR-UWB心跳信号分解成为一系列本征模式函数(IMF),每个IMF体现了信号中不同频率尺度的震荡特性。集成经验模式分解(EEMD)是基于EMD的改进方法。EEMD在确定的IR-UWB心跳信号添加随机白噪声,然后多次用EMD处理信号,对全部分解得到的IMF求平均值作为最终的IMF,即确定的IR-UWB心跳信号的基函数。将得到的IMF分量从高频到低频顺序排列,排序低的IMF分量代表更快的震荡模式,排序高的IMF分量代表更慢的震荡模式。对每一个IMF,计算其在整个频段的总能量(E_{Total})以及心跳频段内($[0.8\text{Hz}, 2.5\text{Hz}]$)的能量(E_{Heart})。根据 E_{Heart} 与 E_{Total} 的能量比,选择具有最大能量比的IMF来重构IR-UWB心跳信号。

[0054] 在该结构中,采集模块还包括不平衡数据处理子模块,还用于对ECG信号进行不平衡数据处理后,增加ECG信号中的异常心跳数。在这里,不平衡数据处理后采用的是对ECG信号进行过采样方式及添加白噪声方式。

[0055] 在通常情况下,正常心跳往往会在数量上大大超过异常心跳,由此造成了ECG信号的不平衡,并进一步导致了大类准确度也高于小类准确度。为了处理这种不平衡信号集,已经提出了两种方法用于抑制大类对整体分类准确度的影响。一种方法是在信号集一侧增加小类或减少大类,另一种方法则是给分类器添加权值。在使用CNN情况下,过采样方式比加权分类器方法表现更好。因此,本发明实施例使用了过采样方式。对于ECG信号的周期信号,一种过采样方式是通过在一个周期中移动采样的起始点来增加样本数目。此外,在ECG信号中添加噪声也可以提高CNN分类准确度。这些新增的噪声类似于基线漂移和工频干扰,符合可被去除的原则。本发明实施例也采用了这两种方法来增加异常心跳的样本数。

[0056] 在该结构中,级联CNN模块负责集成分析集成处理后的ECG信号数据及IR-UWB心跳信号,以便诊断正常心跳/异常心跳。级联CNN模块的结构主要有两层,第一层包括两个不同的CNN,即第一CNN,用于对IR-UWB心跳信号进行特征抽取,提取特征。以及第二CNN,用于对集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取。本发明实施例采用这种设置,如前所述,是由于得到的ECG信号数据和从雷达中获得的IR-UWB心跳数据有着不同的采样率和数据结构。特别地,这里的特征并不是人为预先设计好的,如波幅、面积、均值等,而是由CNN自己挖掘出的数据中隐藏的深层特征,也正是这个特点,使得CNN目前在图像处理领域的性能是最好的。而且,由于ECG信号数据和IR-UWB心跳信号都是一维的,第一CNN以及第二CNN也相应分别采用一维卷积核进行特征抽取。级联CNN的第二层是一个第三CNN,它负责给第一CNN及第二CNN提取出的特征进行分类打标,标签有正常心跳和异常心跳两种。可以通过学习训练来提升第三CNN分类的准确度。经过训练以后,即可实时运行,动态展示出监测结果。在第

一层和第二层之间,本发明实施例设置一个特征集成子模块,用来将第一CNN及第二CNN抽取出来的两种特征进行集成,这里的核心是集成策略。集成后的特征形成了一个二维特征集,输入到第三CNN,因此第三CNN的卷积核是二维的。第三CNN的分类结果还可以经过评估反馈到特征集成子模块,用以调整集成策略,优化系统性能。

[0057] 图3为本发明实施例提供的第一CNN或第二CNN的结构示意图,由于第一CNN及第二CNN的结构相同,所以直接说明,包括:信号层、卷积层1、池化层1、卷积层2、池化层2、卷积层3和池化层3,处理的都是一维情况。该结构共有3个卷积层,每个卷积层后都接着一个池化层。输入数据都是一维的,所有的卷积核也都是一维的。在前向传播过程中,每一维卷积层的计算公式如下:

$$[0058] \quad x_k^l = f(b_k^l + \sum_{i=1}^N \text{conv}(w_k^{l-1}, y_i^{l-1}))$$

[0059] 其中, x_k^l 是第I层的第k张特征图, b_k^l 是第I层中第k张特征图的偏置, y_i^{l-1} 是第I-1层的第i张特征图, w_k^{l-1} 是从第I-1层的所有特征中向第I层的第k个特征图映射的卷积核, N是第I-1层中的总特征数。符号conv表示向量卷积, $f(\cdot)$ 表示激励函数。

[0060] 可以有多个卷积核,每一个卷积核对应于一个一维过滤器,用以抽取一种未经设计的特征,生成一张特征图。实际上,由于IR-UWB心跳信号的规模不像ECG信号数据那么大,第一CNN及第二CNN的每一个卷积层中的神经元数目、卷积核大小可以不相同,但是它们的输出特征要能共同输入到第二层中,所以,它们需要输出相同规模的一维特征。

[0061] 图4为本发明实施例提供的第三CNN的结构示意图,包括输入层、卷积层、池化层、隐含层及输出层,具体地说,第一CNN及第二CNN将抽取的特征输出并集成,形成第三CNN的二维矩阵输入到输入层,经过一个拥有二维卷积核的卷积层之后,接一个池化层,然后经全连接进入一个隐含层,最后是输出层给出分类的结果。实际上,后面的两层就是一个经典的多层感知机(MLP)。在这里,通过使用二维卷积核来集成学习两个由第一CNN和第二CNN所生成的一维特征之间的潜在相关性,有助于把多平台渠道的生物医学记录更准确地分到不同类别中。即便有时候ECG信号数据记录或IR-UWB心跳信号有一种可能会被损毁,最终输出结果还是可以依赖于这两种一维特征以及它们之间的潜在相关性,从而保持较好的稳定性。

[0062] 特别地,中国心血管疾病数据库(CCDD)提供了一些可用的ECG信号资源,本发明实施例可以用于ECG信号处理的第二CNN进行有监督的预训练。本发明实施例使用了15万条CCDD中的ECG信号记录,每一条记录的时间从10秒到20秒不等,包含12个导联的信号。经过数据不平衡处理后,正常心跳与异常心跳数目大致相等,就可以作为训练数据集使用。

[0063] 在该结构中,第一CNN和第二CNN的抽取特征在输入到第三CNN之前,先经过特征集成,以便第三CNN不仅能够利用IR-UWB心跳信号和ECG信号数据各自的特征,还能够挖掘出二者之间的潜在相关性。在本发明实施例中,这种相关性正是提高整体诊断分类准确度的关键支撑,也是本发明实施例引入IR-UWB心跳信号来补充ECG信号数据缺点的主要目的。当然,CNN本身已经具有较好的集成分析能力,如果本发明实施例能进一步提高其输入信号的集成优势,那么整体性能必将进一步得到提升。因此,增加特征集成子模块的主旨应当是如何将IR-UWB心跳信号和ECG信号数据恰当的综合起来,能够更好地体现出二者的互补性和相关性。

[0064] 在CNN模块中增加特征集成子模块主要考虑两方面的因素。第一,IR-UWB心跳信号和ECG信号数据在各自独立的通道中进行处理和特征提取,所得到的结果数值范围可能相差比较大,这种差距是否会对结果产生较大影响?是否需要标准化?第二,如何准确判断两种信号之间互补性的存在并加以利用?如果IR-UWB心跳信号和ECG信号数据其中一种受损,此时集成结果必然以未受损的一种为主,兼顾两者之间的潜在相关性,这正是本发明实施例期待性能最能得到提升的情况。但如果两种信号都受损,该如何处理?如果两种信号都很好,却呈现负相关,又该如何处理?

[0065] 基于上述分析,本发明实施例提出的特征集成子模块采用加权集成,表示如下:

$$[0066] \quad y=[a(1-\theta_1)x_1,b(1-\theta_2)x_2]$$

[0067] 其中, y 代表集成的二维信号, x_1 代表IR-UWB心跳信号, x_2 代表ECG信号, a 代表心跳信号的标准化因子, b 代表ECG信号的标准化因子, $\theta_1 \in [0,1]$ 代表IR-UWB心跳信号的受损系数, $\theta_2 \in [0,1]$ 代表ECG信号的受损系数,因此, $(1-\theta_1)$ 代表IR-UWB心跳信号的完好程度, $(1-\theta_2)$ 代表ECG信号的完好程度。可见,通过标准化因子可以控制两种信号维度之间的大小平衡,通过受损系数可以调整一种信号在集成信号中的贡献比重。一般的,标准化因子可以根据真实数据情况设定,受损系数可以根据数据采集平台的工作状况设定。在获得性能评价反馈之后,也可以调整上述参数。

[0068] 图5为本发明实施例提供的一种可移动心电图监测方法流程图,其具体步骤为:

[0069] 步骤501、监测IR-UWB雷达信号,进行同步及集成处理后得到IR-UWB心跳信号;

[0070] 步骤502、监测ECG信号,进行同步处理及不平衡数据处理后得到ECG信号数据;

[0071] 步骤503、对从采集模块接收的IR-UWB心跳信号及集成处理后的ECG信号数据进行特征抽取、集成以及诊断分类后,得到监测结果。

[0072] 举一个具体例子对本发明实施例进行详细说明。

[0073] IR-UWB雷达信号和ECG信号分别由雷达模块NVA-R661和ECG模块BMD101传感器芯片采集。受测人坐在IR-UWB雷达前方,手腕上贴上电极片与ECG传感器相连。共有20志愿者参与了数据采集。使用过采样方法来处理不平衡数据。

[0074] CNN模块输入了10秒长的IR-UWB心跳信号,有360个采样点。ECG信号在输入CNN模块之前,将频率512Hz重采样为200Hz,每1200个采样点记为一段。标准化因子和都设置为1。信号采集平台工作状况良好,受损系数和都设置为0。用于训练CNN的实验平台为深度学习框架caffe。实验中具体使用的网络参数如图6、图7及图8所示,图6为本发明实施例提供的第一CNN的具体例子结构图,图7为本发明实施例提供的第二CNN的具体例子结构图,及图8为本发明实施例提供的第三CNN的具体例子结构图。

[0075] 从图中可以看出,用于提取IR-UWB心跳信号的特征的第一CNN使用的三个卷积核大小分别为 1×61 、 1×31 、 1×21 ,池化层都是 1×2 进行平均池化。用于提取ECG信号数据的特征的第二CNN使用了三个卷积核,大小分别为 1×201 、 1×141 、 1×141 ,每一个池化层都采用 1×2 的平均池化方法。最终两者都输出20张 1×20 的特征图,集成为 2×20 的特征,输入第三CNN。第三CNN使用的一个卷积核大小为 2×5 ,池化层也是 1×2 进行平均池化。两层多层感知机的隐含层有50个神经元,输出层有1个神经元。

[0076] 为了验证本例子设置的对于二分类(正常心跳、异常心跳)的准确度,采用了LCNN进行性能比较。表1显示了在不同的异常记录与正常记录比例时的结果。本例子使用下面3

个参数来衡量分类性能。

[0077] ●准确度(Acc):被正确分类的ECG记录与雷达记录的比例

[0078] ●特异性(Sp):正常ECG记录与正常雷达记录被正确分类的比例

[0079] ●灵敏度(Se):异常ECG记录与异常雷达记录被正确分类的比例

[0080] 表1 LCNN与级联CNN的比较实验

系统	异常记录与正常记录之比	准确度 (Acc %)	特异性(Sp %)	灵敏度(Se %)
LCNN	10:27	65.6	92.0	0
	10:22	63.4	95.0	0
	10:17	60.2	100	0
	10:12	50.0	100	0
	10:7	33.2	100	0
级联CNN	10:27	91.3	96.0	79.9
	10:22	90.0	95.0	80.0
	10:17	88.0	93.1	80.1
	10:12	85.1	90.2	79.9
	10:7	80.3	80.4	80.2

[0082] 表1表明,尽管LCNN的特异性比级联CNN好一些,但LCNN灵敏度为0,不能识别异常ECG记录,这也证明了LCNN的缺点,就是给定训练数据集的情况下,无法在新数据集上保持稳定的性能。级联CNN的灵敏度表现不错。LCNN和级联CNN的准确度都是随着异常记录与正常记录之比的减小而提高,但级联CNN的准确度总是更高,而且波动范围更小。可见,即使数据集仍然存在不平衡性,级联CNN仍然能够表现出高的分类准确度。

[0083] 在第二个实验中,本例子比较了LCNN与级联CNN在运动状态下的分类性能。在数据采集过程中,受测人被允许说话或轻微晃动身体。结果如下表所示。

[0084] 表2 LCNN与级联CNN在运动状态下的分类性能比较

受测人	LCNN 准确度 (Acc %)	级联 CNN 准确度 (Acc %)
No.1	44.5	88.9
No.2	44.5	83.3
No.3	44.5	83.3
No.4	44.5	88.9
No.5	44.5	88.9
No.6	44.5	88.9
No.7	44.5	72.2
No.8	44.5	88.9
No.9	44.5	83.3
No.10	28.3	86.7

[0086] 可见,级联CNN的准确度一直在最高值附近小幅度波动,而且与表1中的静态性能相当,证明了其在轻微运动状态下性能是稳定的。相反,LCNN的准确度却一直维持在较低的水平,而且与表1中的静态性能相比有较大幅度的下,表明LCNN在处理静止和运动状态结合下的数据时,性能是下降的。该结果再次证明了,级联CNN使用IR-UWB心跳信号和ECG信号数据集成分析的心律失常分类效果令人满意,特别是在某些运动状态下,其分类准确度仍然可以达到良好的水平。

[0087] 综上,本发明实施例通过采用级联CNN来抽取和集成来自ECG信号数据和IR-UWB心跳信号的特征,以便进行更全面的分析。也正是由于这种集成分析,使得本发明实施例提供的系统能够在有轻微运动的状态下表现出稳定的性能。通过对比实验,证明了本发明实施例在监测的准确度可以达到较高水平,即使是在轻微运动情况下,也有不错的稳定性能表现。

[0088] 以上举较佳实施例,对本发明的目的、技术方案和优点进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

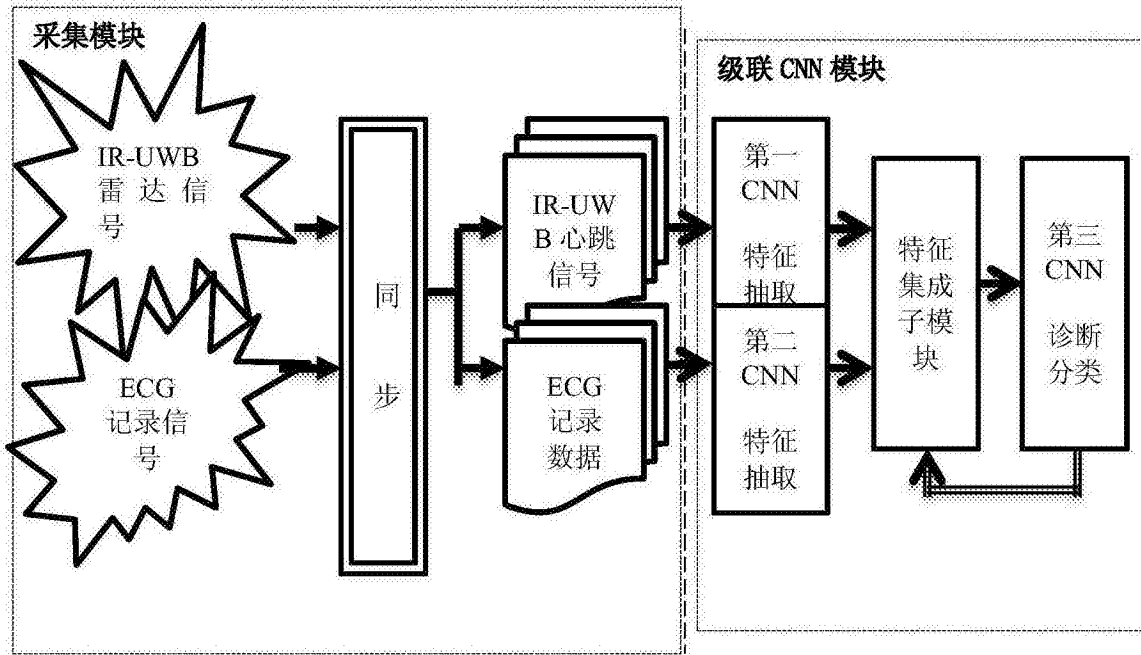


图1

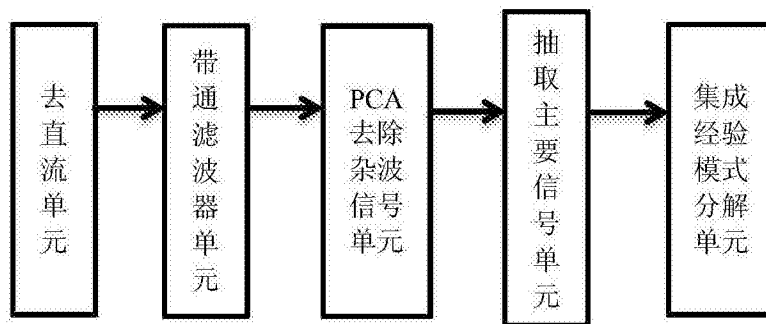


图2

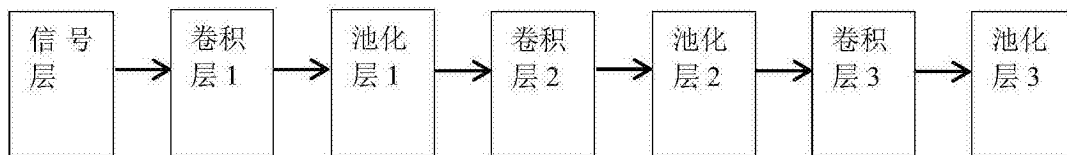


图3

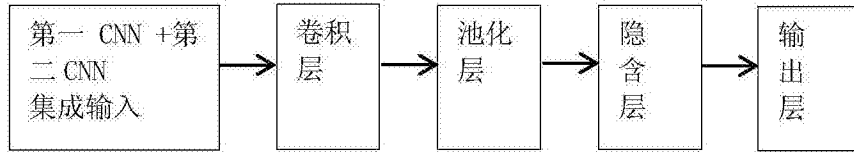


图4

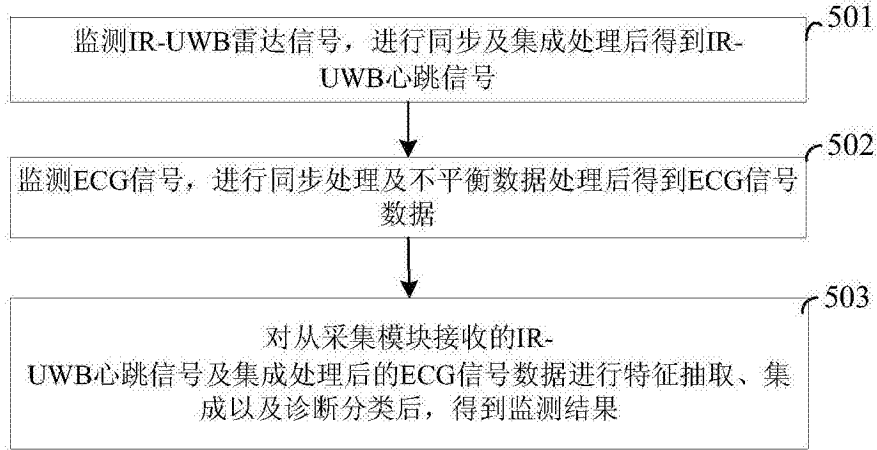


图5

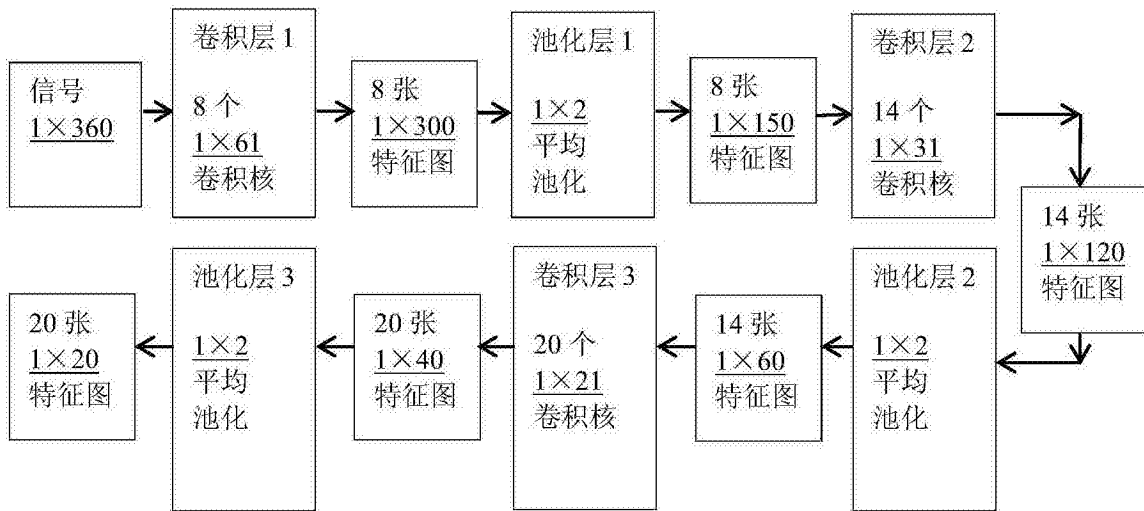


图6

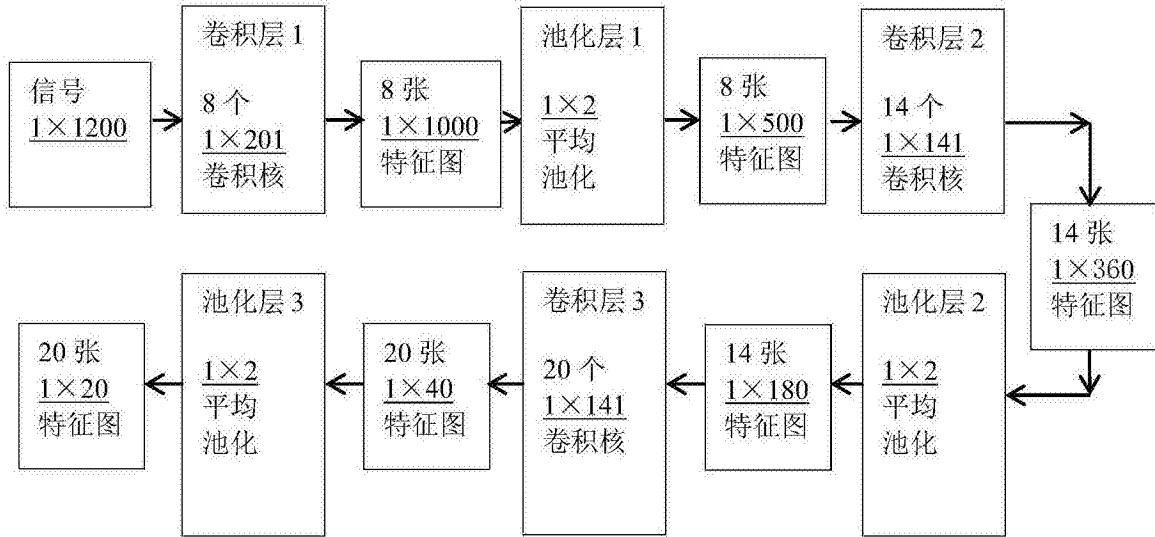


图7

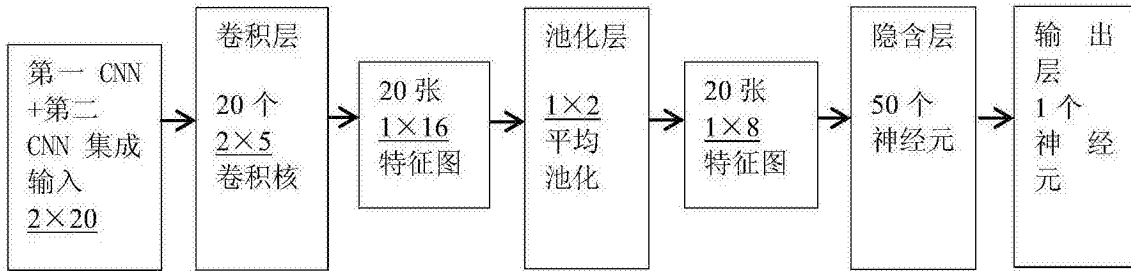


图8

专利名称(译)	一种可移动心电图监测系统及监测方法		
公开(公告)号	CN106344005A	公开(公告)日	2017-01-25
申请号	CN201610973366.6	申请日	2016-10-28
[标]申请(专利权)人(译)	张珈绮		
申请(专利权)人(译)	张珈绮		
当前申请(专利权)人(译)	张珈绮		
[标]发明人	张珈绮		
发明人	张珈绮		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/6833 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725		
代理人(译)	牛峥 王丽琴		
其他公开文献	CN106344005B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种可移动心电图监测系统及监测方法，不仅采集ECG信号，而且采集脉冲无线电超宽带(IR-UWB)雷达信号，将所采集的ECG信号及IR-UWB雷达信号进行同步及处理后，采用级联的CNN进行特征抽取、集成分析和诊断分类，得到监测结果输出。由于本发明实施例在监测时引入了IR-UWB雷达信号，作为监测ECG信号的补充，并通过对这两种信号的同步，得到这两种信号之间的相关性，提高监测准确性，由于本发明实施例采用了适应性强和性能稳定的级联CNN进行特征抽取、集成分析及诊断分类，有效保证系统性能稳定。

