



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111091116 A

(43)申请公布日 2020.05.01

(21)申请号 201911413556.2

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.12.31

A61B 5/024(2006.01)

(71)申请人 华南师范大学

地址 510006 广东省广州市番禺区外环西路378号华南师范大学物理与电信工程学院

(72)发明人 张涵 梁敬贤 朱玮玮 李思桦
余宝贤

(74)专利代理机构 广州骏思知识产权代理有限公司 44425

代理人 吴静芝

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/40(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

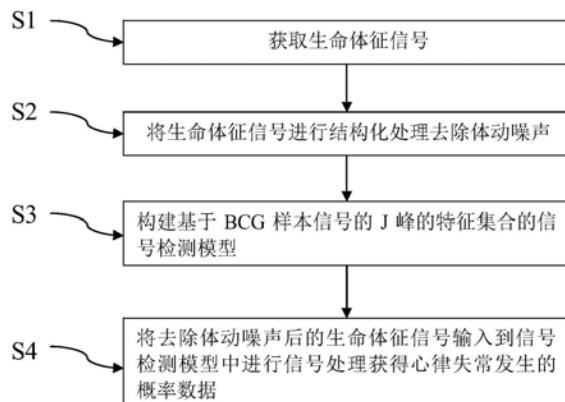
权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种用于判断心律失常的信号处理方法及系统

(57)摘要

本发明提供一种用于判断心律失常的信号处理方法及系统。所述用于判断心律失常的信号处理方法包括如下步骤：获取生命体征信号；将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声；构建基于BCG样本信号的J峰的特征集合的信号检测模型；将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据。本发明所述的用于判断心律失常的信号处理方法，采集的是生命体征信号，对生命体征信号进行结构化处理去除信号噪声，并输入到信号检测模型中以获得心律失常发生的概率数据，从而便于更准确的判断测试者心律是否失常。



1. 一种用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,包括如下步骤:
 - 获取生命体征信号;
 - 将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声;
 - 构建基于BCG样本信号的J峰的多维特征集合的信号检测模型;
 - 将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据。
2. 根据权利要求1所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,
 - 将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声的步骤包括:
 - 将采集到的生命体征信号按照固定时长进行分窗;
 - 判断每个时间窗内是否存在体动噪声,如检测到某个时间窗内的生命体征信号存在体动噪声,则剔除对应时间窗内的生命体征信号,并通过箱型图插值方法填补对应时间窗内的信号。
3. 根据权利要求1所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,
 - 判断每个时间窗内是否存在体动噪声的方法为:对当前时间窗内的生命体征信号进行等间隔切分,对切分后的信号进行分布统计,若分布符合正态分布则判为无体动噪声,若分布符合拉普拉斯分布则判为体动噪声。
4. 根据权利要求1所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,
 - 构建基于BCG样本信号的J峰的多维特征集合的信号检测模型的方法包括如下步骤:
 - 对BCG样本信号进行心博初筛获得初筛BCG样本信号,并对初筛BCG样本信号的进行J峰定位;
 - 构建基于特征提取的Wide模型:根据初筛BCG样本信号的J峰定位,提取出心博间期;采用特征工程方法提取心博间期的多维特征以获得多维度特征集合,构建基于多维度特征集合的Wide模型;
 - 构建基于深度学习的Deep模型:根据VGG网络构建Base Convolution结构;根据残差网络构建Skip-Connection结构;将Base Convolution结构以及Skip-Connection结构相连接构建出基于深度学习的Deep模型;
 - 通过全连接层同时连接Wide模型的输出和Deep模型的输出,构建出信号检测模型。
5. 根据权利要求4所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,
 - 所述心博初筛的方法为:根据形态学特征筛选条件筛选出每个时间窗内的所有BCG样本信号,获得时间域BCG样本信号的形态函数。
6. 根据权利要求5所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,
 - 所述形态学特征筛选条件包括:
 - 筛选条件1:判断BCG样本信号的H峰到I谷之间,以及J峰到K谷之间的对应信号集合的形态特征是否服从滚降特性,若服从滚降特性则筛选出该BCG样本信号;判断当前BCG样本信号的I谷到J峰之间,以及K谷到L峰之间的对应信号集合的形态特征是否服从近似升余弦特性,若服从近似升余弦特性则筛选出该BCG样本信号;
 - 筛选条件2:判断BCG样本信号的I谷到J峰之间的对应信号集合的形态距离是否为最大,若为最大则筛选出该BCG样本信号;或判断BCG样本信号的J峰到K谷之间的对应信号集合的形态距离是否为最大,若为最大则筛选出该BCG样本信号;

筛选条件3:判断BCG样本信号的H峰、J峰、L峰是否为局部信号的三个最大峰值点,若是则筛选出该BCG样本信号;

筛选条件4:将BCG样本信号的H峰,I谷,J峰,K谷,L峰相连线,判断由I谷、J峰、K谷三点之间连线所构成的积分面积是否为最大,若为最大则筛选出该BCG样本信号;

筛选条件5:判断BCG样本信号的各峰谷值之间的间隙是否满足常规BCG信号的形态特征,若满足则筛选出该BCG样本信号。

7.根据权利要求5所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,

对初筛BCG样本信号的进行J峰定位的方法包括如下步骤:

采用非正交基扩展模型将时间域BCG样本信号的形态函数映射为有限个BCG基系数,所述映射的公式为: $m_i(t) = \sum_{\tau=1}^{\Gamma} \gamma_{\tau} \exp(-j2\pi\alpha t/T_i)$,

其中 $\alpha < 1$ 构成非正交, γ_{τ} 为BCG样本信号的形态对应的非正交基系数;

计算出非正交基扩展模型映射出的BCG基系数的平均值,将该平均值作为初始心博模板,所述初始心博模板为 $\bar{m}(t) = \sum_{i=1}^I m_i(t)$;

计算出每个BCG基系数与所述初始心博模板之间的欧氏距离,并计算出对应欧式距离的绝对值;

找出欧式距离的绝对值在预设范围内的所有BCG基系数,再次计算平均值,获得最终心博模板,所述最终心博模板为 $\bar{m}'(t) = \sum_{j=1}^K m_j(t)$;

将最终心博模板还原成时间域BCG形态函数,与初筛BCG样本信号进行滑动动态时间规整计算出最小距,利用局部最小值法定位出初筛BCG样本信号的J峰。

8.根据权利要求4所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,

将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据的方法包括如下步骤:

将去除体动噪声后的生命体征信号输入到基于特征提取的Wide模型中,提取出基于特征提取的多维度BCG信号特征,并输出至信号检测模型的第一全连接层;

将去除体动噪声后的生命体征信号输入到基于深度学习的Deep模型中,提取出基于深度学习的BCG信号特征,并输出至信号检测模型的第一全连接层;

利用信号检测模型的第一全连接层将Wide模型提取的多维BCG信号特征和Deep模型提取的BCG信号特征相融合;

通过信号检测模型的Dropout层丢弃融合后的无效特征;

将丢弃无效特征后的BCG信号特征输出至信号检测模型的第二全连接层,并通过信号检测模型的Softmax层输出心律失常发生的概率数据。

9.根据权利要求8所述的用于判断心律失常的信号处理方法,其特征在于,

基于深度学习的Deep模型提取特征的方法包括如下步骤:

通过Base Convolution结构提取出当前时间窗内的BCG信号的信号特征;

通过Skip-Connection结构从所述Base Convolution结构提取出的信号特征中再次提

取信号特征；

将通过Skip-Connection结构提取出的信号特征输入到双向门控循环单元结构，捕获当前时间窗内的信号特征的前向信息和后向信息；

采用上下文编码策略，通过滑动串口的切分方式，将当前时间窗内的信号特征与前后多个时间窗的信号特征进行拼接，再将拼接后的信号特征输出到第一全连接层。

10. 一种用于判断心律失常的信号处理系统，其特征在于，包括：

生命体征信号采集装置，用于采集待检测者的生命体征信号；

存储器，用于存储程序；

处理器，用于通过执行所述存储器存储的程序以实现如权利要求1-9中任意一项所述的方法。

一种用于判断心律失常的信号处理方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及心率信号研究领域,特别是涉及一种用于判断心律失常的信号处理方法及系统。

背景技术

[0002] 心律失常是由于窦房结激动异常或激动产生于窦房结以外,激动的传导缓慢、阻滞或经异常通道传导,即心脏活动的起源和/或传导障碍导致心脏搏动的频率和/或节律异常,是心血管疾病中重要的一组疾病。对人体的心跳信息进行评估是检测心律失常的前提和基础。传统的医用检测心律失常方法主要是以医院为应用场景的基于心电图(ECG)的检测方法,且该方法多局限于单一纬度的经验统计,未结合多维特征来对信号检测模型进行有效训练,因此可能存在心律失常发生的概率数据判决不够准确的问题,从而会影响心律失常判断的准确性。

发明内容

[0003] 为克服相关技术中存在的问题,本发明实施例提供了一种用于判断心律失常的信号处理方法包括如下步骤:

[0004] 获取生命体征信号;

[0005] 将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声;

[0006] 构建基于BCG样本信号的J峰的多维特征集合的信号检测模型;

[0007] 将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据。

[0008] 本发明实施例所述的用于判断心律失常的信号处理方法,通过对采集的生命体征信号进行结构化处理去除信号噪声,将去除噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行分析以获得心律失常发生的概率数据,从而便于更准确的判断测试者心律是否失常。

[0009] 在一个可选的实施例中,将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声的步骤包括:

[0010] 将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声的步骤包括:

[0011] 将采集到的生命体征信号按照固定时长进行分窗;

[0012] 判断每个时间窗内是否存在体动噪声,如检测到某个时间窗内的生命体征信号存在体动噪声,则剔除对应时间窗内的生命体征信号,并通过箱型图插值方法填补对应时间窗内的信号。

[0013] 在一个可选的实施例中,判断每个时间窗内是否存在体动噪声的方法为:对当前时间窗内的生命体征信号进行等间隔切分,对切分后的信号进行分布统计,若分布符合正态分布则判为无体动噪声,若分布符合拉普拉斯分布则判为体动噪声。

[0014] 在一个可选的实施例中,构建基于BCG样本信号的J峰的特征集合的信号检测模型的方法包括如下步骤:

[0015] 对BCG样本信号进行心博初筛获得初筛BCG样本信号，并对初筛BCG样本信号的进行J峰定位；

[0016] 构建基于特征提取的Wide模型：根据初筛BCG样本信号的J峰定位，提取出心博间期；采用特征工程方法提取心博间期的多维特征以获得多维度特征集，构建基于多维度特征集的Wide模型；

[0017] 构建基于深度学习的Deep模型：根据VGG网络构建Base Convolution结构；根据残差网络构建Skip-Connection结构；将Base Convolution结构以及Skip-Connection结构相连接构建出基于深度学习的Deep模型；

[0018] 通过全连接层同时连接Wide模型的输出和Deep模型的输出，构建出信号检测模型。

[0019] 在一个可选的实施例中，所述心博初筛的方法为：根据形态学特征筛选条件筛选出每个时间窗内的所有BCG样本信号，获得时间域BCG样本信号的形态函数。

[0020] 在一个可选的实施例中，所述形态学特征筛选条件包括：

[0021] 筛选条件1：判断BCG样本信号的H峰到I谷之间，以及J峰到K谷之间的对应信号集合的形态特征是否服从滚降特性，若服从滚降特性则筛选出该BCG样本信号；判断当前BCG样本信号的I谷到J峰之间，以及K谷到L峰之间的对应信号集合的形态特征是否服从近似升余弦特性，若服从近似升余弦特性则筛选出该BCG样本信号；

[0022] 筛选条件2：判断BCG样本信号的I谷到J峰之间的对应信号集合的形态距离是否为最大，若为最大则筛选出该BCG样本信号；或判断BCG样本信号的J峰到K谷之间的对应信号集合的形态距离是否为最大，若为最大则筛选出该BCG样本信号；

[0023] 筛选条件3：判断BCG样本信号的H峰、J峰、L峰是否为局部信号的三个最大峰值点，若是则筛选出该BCG样本信号；

[0024] 筛选条件4：将BCG样本信号的H峰，I谷，J峰，K谷，L峰相连线，判断由I谷、J峰、K谷三点之间连线所构成的积分面积是否为最大，若为最大则筛选出该BCG样本信号；

[0025] 筛选条件5：判断BCG样本信号的各峰谷值之间的间隙是否满足常规BCG信号的形态特征，若满足则筛选出该BCG样本信号。

[0026] 在一个可选的实施例中，对初筛BCG样本信号的进行J峰定位的方法包括如下步骤：

[0027] 采用非正交基扩展模型将时间域BCG样本信号的形态函数映射为有限个BCG基系数，所述映射的公式为： $m_i(t) = \sum_{\tau=1}^{\Gamma} \gamma_{\tau} \exp(-j2\pi\alpha\tau/T_i)$ ，

[0028] 其中 $\alpha < 1$ 构成非正交， γ_{τ} 为BCG样本信号的形态对应的非正交基系数；

[0029] 计算出非正交基扩展模型映射出的BCG基系数的平均值，将该平均值作为初始心博模板，所述初始心博模板为 $\bar{m}(t) = \sum_{i=1}^I m_i(t)$ ；

[0030] 计算出每个BCG基系数与所述初始心博模板之间的欧氏距离，并计算出对应欧式距离的绝对值；

[0031] 找出欧式距离的绝对值在预设范围内的所有BCG基系数，再次计算平均值，获得最

终心博模板,所述最终心博模板为 $\bar{m}'(t) = \sum_{j=1}^K m_j(t)$;

[0032] 将最终心博模板还原成时间域BCG形态函数,与初筛BCG样本信号进行滑动动态时间规整计算出最小距,利用局部最小值法定位出初筛BCG样本信号的J峰。

[0033] 在一个可选的实施例中,将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据的方法包括如下步骤:

[0034] 将去除体动噪声后的生命体征信号输入到基于特征提取的Wide模型中,提取出基于特征提取的多维度BCG信号特征,并输出至信号检测模型的第一全连接层;

[0035] 将去除体动噪声后的生命体征信号输入到基于深度学习的Deep模型中,提取出基于深度学习的BCG信号特征,并输出至信号检测模型的第一全连接层;

[0036] 利用信号检测模型的第一全连接层将Wide模型提取的多维BCG信号特征和Deep模型提取的BCG信号特征相融合;

[0037] 通过信号检测模型的Dropout层丢弃融合后的无效特征;

[0038] 将丢弃无效特征后的BCG信号特征输出至信号检测模型的第二全连接层,并通过信号检测模型的Softmax层输出心律失常发生的概率数据。

[0039] 在一个可选的实施例中,基于深度学习的Deep模型提取特征的方法包括如下步骤:

[0040] 通过Base Convolution结构提取出当前时间窗内的BCG信号的信号特征;

[0041] 通过Skip-Connection结构从所述Base Convolution结构提取出的信号特征中再次提取信号特征;

[0042] 将通过Skip-Connection结构提取出的信号特征输入到双向门控循环单元结构,捕获当前时间窗内的信号特征的前向信息和后向信息;

[0043] 采用上下文编码策略,通过滑动串口的切分方式,将当前时间窗内的信号特征与前后多个时间窗的信号特征进行拼接,再将拼接后的信号特征输出到第一全连接层。

[0044] 根据本实施例的另一个方面,提供一种用于判断心律失常的信号处理系统,其包括:

[0045] 生命体征信号采集装置,用于采集待检测者的生命体征信号;

[0046] 存储器,用于存储程序;

[0047] 处理器,用于通过执行所述存储器存储的程序以实现如上所述的方法。

[0048] 本发明实施例所述的用于判断心律失常的信号处理系统,通过生命体征信号采集装置获取生命体征信号,并对生命体征信号进行结构化处理去除信号噪声,并将去除信号噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理,获得心律失常发生的概率数据,从而便于提高心律失常判断的准确性。相比于传统的基于心电图的检测方法,无需测试者佩戴检测电极,给测试者带来较为舒适的测试体验,另外,还将生命体征信号进行结构化处理,提高信号分析的准确性,从而便于更准确的判断测试者心律是否失常。

[0049] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的,并不能限制本发明。

[0050] 为了更好地理解和实施,下面结合附图详细说明本发明。

附图说明

- [0051] 图1为本发明实施例所述的用于判断心律失常的信号处理方法的流程图；
- [0052] 图2为本发明实施例所述将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声的方法流程图；
- [0053] 图3为本发明实施例所述的构建基于BCG样本信号的J峰的特征集合的信号检测模型的流程图；
- [0054] 图4为本发明实施例所述对初筛BCG样本信号的进行J峰定位的方法流程图；
- [0055] 图5为本发明所述信号处理获得心律失常发生的概率数据的方法流程图。

具体实施方式

[0056] 在本发明使用的术语是仅仅出于描述特定实施例的目的,而非旨在限制本发明。在本发明和所附权利要求书中所使用的单数形式的“一种”、“所述”和“该”也旨在包括多数形式,除非上下文清楚地表示其他含义。还应当理解,本文中使用的术语“和/或”是指并包含一个或多个相关联的列出项目的任何或所有可能组合。

[0057] 请参阅图1,其是本发明实施例所述的用于判断心律失常的信号处理方法的流程图。

[0058] 本实施例所述的用于判断心律失常的信号处理方法,包括如下步骤:

[0059] S1:获取生命体征信号;

[0060] S2:将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声;

[0061] S3:构建基于BCG样本信号的J峰的多维特征集合的信号检测模型;

[0062] S4:将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据。

[0063] 具体的,本实施例中,通过压电传感器采集生命体征信号,由于压电传感器采集的信号常夹杂着许多噪声,一般情况下,生命体征信号包括三类数据,即心冲击图信号、呼吸信号、体动尾迹信号,上述三类信号在时间域交叠,但在频率域存在一定的区分度,因此可以借助滤波器或信号分离算法逐层迭代分离各类信号。其中,体动尾迹信号为体动噪声,体动噪声对信号前后变化影响尤为突出;此外,体动干扰可能引起局部受力点与传感器距离的“远近效应”,导致信号输出信噪比不一致。因此,在进行逐博心率检测前,还对生命体征信号进行结构化处理,以除去体动噪声,并去除高斯噪声与工频噪声。

[0064] 请参阅图2,其是本发明实施例所述将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声的方法流程图。

[0065] 所述将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声的步骤S2包括以下步骤:

[0066] S21:将采集到的生命体征信号按照固定时长进行分窗以分割出多个固定时长的时间窗;

[0067] S22:判断每个时间窗内是否存在体动噪声,如检测到某个时间窗内的生命体征信号存在体动噪声,则剔除对应时间窗内的生命体征信号,并通过箱型图插值方法填补对应时间窗内的信号。

[0068] 具体地,判断每个时间窗内是否存在体动噪声的方法为:对当前时间窗内的生命体征信号进行等间隔切分,对切分后的信号进行分布统计,若分布符合正态分布则判为无

体动噪声,若分布符合拉普拉斯分布则判为体动噪声。

[0069] S23:对去除体动噪声后的生命体征信号进行预处理,所述预处理的方法包括:通过陷波器移除其工频噪声,并通过低通滤波器消除高频干扰以获得较为纯净的心冲击图信号。具体地,利用形态滤波提取生命体征信号 $x(t)$ 中的基线函数 $g(t)$,从 $x(t)$ 中移除 $g(t)$ 的干扰,再利用带通滤波器,提取出去除基线后生命体征信号的低频部分,获得较为纯净的BCG信号。

[0070] BCG信号主要由H峰、I谷、J峰、K谷、L峰波群组成,一般情况下BCG的J峰幅值最大,K谷的幅值最小。

[0071] 请参阅图3,图3为本发明实施例所述的构建基于BCG样本信号的J峰的特征集合的信号检测模型的流程图。

[0072] 在步骤S3中,还包括如下步骤:

[0073] S31:对BCG样本信号进行心博初筛获得初筛BCG样本信号,并对初筛BCG样本信号的进行J峰定位;

[0074] S32:构建基于特征提取的Wide模型:根据初筛BCG样本信号的J峰定位,提取出心博间期;采用特征工程方法提取心博间期的多维特征以获得多维度特征集合,构建基于多维度特征集合的Wide模型,即Wide模型;

[0075] S33:构建基于深度学习的Deep模型:根据VGG网络构建Base Convolution结构;根据残差网络构建Skip-Connection结构;将Base Convolution结构以及Skip-Connection结构相连接构建出基于深度学习的Deep模型;

[0076] S34:通过全连接层同时连接Wide模型的输出和Deep模型的输出,构建出信号检测模型,即Wide&Deep模型。

[0077] 在一个实施例中,步骤S31中,所述心博初筛的方法为:根据形态学特征筛选条件筛选出每个时间窗内的所有BCG样本信号,获得时间域BCG样本信号的形态函数 $m_i(t)$, $i=1,2,\dots$,其中 i 为初筛所得到的BCG样本信号个数。

[0078] 具体地,所述形态学特征筛选条件包括:

[0079] 筛选条件1:判断BCG样本信号的H峰到I谷之间,以及J峰到K谷之间的对应信号集合的形态特征是否服从滚降特性,若服从滚降特性则筛选出该BCG样本信号;判断当前BCG样本信号的I谷到J峰之间,以及K谷到L峰之间的对应信号集合的形态特征是否服从近似升余弦特性,若服从近似升余弦特性则筛选出该BCG样本信号;

[0080] 筛选条件2:判断BCG样本信号的I谷到J峰之间的对应信号集合的形态距离是否为最大,若为最大则筛选出该BCG样本信号;或判断BCG样本信号的J峰到K谷之间的对应信号集合的形态距离是否为最大,若为最大则筛选出该BCG样本信号;

[0081] 筛选条件3:判断BCG样本信号的H峰、J峰、L峰是否为局部信号的三个最大峰值点,若是则筛选出该BCG样本信号;

[0082] 筛选条件4:将BCG样本信号的H峰,I谷,J峰,K谷,L峰相连线,判断由I谷、J峰、K谷三点之间连线所构成的积分面积是否为最大,若为最大则筛选出该BCG样本信号;

[0083] 筛选条件5:判断BCG样本信号的各峰谷值之间的间隙是否满足常规BCG信号的形态特征,若满足则筛选出该BCG样本信号。具体地,判断BCG样本信号的各峰谷值之间的间隙是否高于第一预设门限值,和/或是否低于第二预设门限值时,如若各峰谷值之间的间隙高

于第一预设门限值,则判定该BCG样本信号为无效信号;和/或各峰谷值之间的间隙低于第二预设门限值时,则判定该BCG信号为无效信号。

[0084] 结合上述预筛条件,以形态学特征筛选条件筛选出每个时间窗内的所有BCG样本信号,获得时间域BCG样本信号的形态函数 $m_i(t)$, $i=1,2,\dots$,其中i为初筛所得到的BCG样本信号个数。

[0085] 在一个实施例中,步骤S32中,所述多维度特征集合包括以下纬度特征:BCG样板信号J-J间期总体标准差;J-J间期均值标准差;J-J间期差值均方的平方根;J-J间期集合高低频之比;J-J间期绝对值;不同时间粒度下J-J间期最大、最小值;不同时间粒度下J-J间期最大最小值之比;相邻BCG信号形态距;不同时间粒度下BCG信号形态距总体标准差、均值、绝对值、最大、最小及其比值等。

[0086] 请参阅图4,其是本发明实施例所述对初筛BCG样本信号的进行J峰定位的方法流程图。

[0087] 在一个可选的实施例中,对初筛BCG样本信号的进行J峰定位的方法包括如下步骤:

[0088] S311:采用非正交基扩展模型将时间域BCG样本信号的形态函数映射为有限个BCG基系数,所述映射的公式为: $m_i(t) = \sum_{\tau=1}^I \gamma_{\tau} \exp(-j2\pi\alpha t/T_i)$,

[0089] 其中 $\alpha < 1$ 构成非正交, γ_{τ} 为BCG样本信号的形态对应的非正交基系数;

[0090] S312:计算出非正交基扩展模型映射出的BCG基系数的平均值,将该平均值作为初始心博模板,所述初始心博模板为 $\bar{m}(t) = \sum_{i=1}^I m_i(t)$, $i=1,2,\dots, I$,

[0091] 上述非正交建模相较传统傅里叶正交基扩展,具有对信号形态收尾泄露的抑制作用;

[0092] S313:计算出每个BCG基系数与所述初始心博模板之间的欧氏距离,并计算出对应欧式距离的绝对值;

[0093] S314:找出欧式距离的绝对值在预设范围内的所有BCG基系数,再次计算平均值,获得最终心博模板,所述最终心博模板为 $\bar{m}'(t) = \sum_{j=1}^K m_j(t)$, $j=1,2,\dots, K$, $K < I$;

[0094] S315:将最终心博模板还原成时间域BCG形态函数,与初筛BCG样本信号进行滑动动态时间规整计算出最小距,利用局部最小值法定位出初筛BCG样本信号的J峰,即定位出每个心博。

[0095] 相较直接时间域求解BCG模板,非正交集系数的算术平均可以更加有效消除残留在BCG信号上的噪声,不仅对高频噪声具有较好的抑制特性,对呼吸信号的低频“升降”干扰也具有较好的抑制能力,从而使得建立的心博模板更加鲁棒。

[0096] 请参阅图5,图5为本发明所述信号处理获得心律失常发生的概率数据的方法流程图。

[0097] 在步骤S4中:将初筛BCG信号输入到信号检测模型中判断心律是否失常,即将初筛后的BCG信号输入到信号检测模型中通过Softmax判决,即利用两层全连接层将特征工程和

深度学习所提取的特征相融合判断,结合dropout层丢弃无效特征。

[0098] 在一个可选的实施例中,具体地,将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据的方法包括如下步骤:

[0099] S41:将去除体动噪声后的生命体征信号输入到基于特征提取的Wide模型中,提取出基于特征提取的多维度BCG信号特征,并输出至信号检测模型的第一全连接层;

[0100] S42:将去除体动噪声后的生命体征信号输入到基于深度学习的Deep模型中,提取出基于深度学习的BCG信号特征,并输出至信号检测模型的第一全连接层;

[0101] S43:利用信号检测模型的第一全连接层将Wide模型提取的多维BCG信号特征和Deep模型提取的BCG信号特征相融合;

[0102] S44:通过信号检测模型的Dropout层丢弃融合后的无效特征;

[0103] S45:将丢弃无效特征后的BCG信号特征输出至信号检测模型的第二全连接层,并通过信号检测模型的Softmax层输出心律失常发生的概率数据。

[0104] 具体地,在步骤S42中,基于深度学习的Deep模型提取特征的方法包括如下步骤:

[0105] S421:通过Base Convolution结构提取出当前时间窗内的BCG信号的信号特征;

[0106] S422:通过Skip-Connection结构从所述Base Convolution结构提取出的信号特征中再次提取信号特征;再次提取出的信号特征更鲁棒,同时减少误差以及预防梯度消失或梯度爆炸。

[0107] S423:将通过Skip-Connection结构提取出的信号特征输入到双向门控循环单元结构,捕获当前时间窗内的信号特征的前向信息和后向信息;

[0108] S424:采用上下文编码策略,通过滑动串口的切分方式,将当前时间窗内的信号特征与前后多个时间窗的信号特征进行拼接,再将拼接后的信号特征输出到第一全连接层。

[0109] 本发明实施例公开了一种用于判断心律失常的信号处理方法,通过压电传感器采集生命体征信号,并对采集到的生命体征信号做结构化处理去除体动噪声以及其他噪声,然后构建Wide&Deep信号检测模型,在BCG信号识别的基础上,以便于医生或者普通用户能够更准确判断出心律是否失常。

[0110] 相比于相较传统心电信号检测心律失常的方法,本方法提出的BCG识别与定位精度更高,特征提取更加充分,深度卷积模型充分考虑了心率失常事件在正常信号构成的时序序列间的差异性,提出的Deep&Wide信号检测模型的性能更加鲁棒,该方法对于未来院外居家心律失常预筛预检具备实际工程参考意义。

[0111] 本发明实施例还公开了一种用于判断心律失常的信号处理系统,包括:生命体征信号采集装置,用于采集待检测者的生命体征信号;存储器,用于存储程序;处理器,用于通过执行所述存储器存储的程序以实现如上所述的方法。

[0112] 本发明实施例所述的用于判断心律失常的信号处理系统,通过生命体征信号采集装置获取生命体征信号,无需测试者佩戴电极,测试时给测试者的体验较为舒适;同时,在信号处理的过程中,还对生命体征信号进行结构化处理去除信号噪声,并将去除信号噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据,从而便于提高心律失常判断的准确性。该在信号处理的过程中,本系统以心冲击图序列信号结构化的基础上,提出新的心冲击定位方案与特征提取方案,借助残差网络与上下文编码策略,提出了新型深度卷积模型,最终构建针对心律不齐判决的Deep&Wide模型,性能更加

鲁棒,该系统对于未来院外居家心律失常预筛预检具备实际工程参考意义,便于测试者在院外获得长时间的测量,十分方便。

[0113] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。

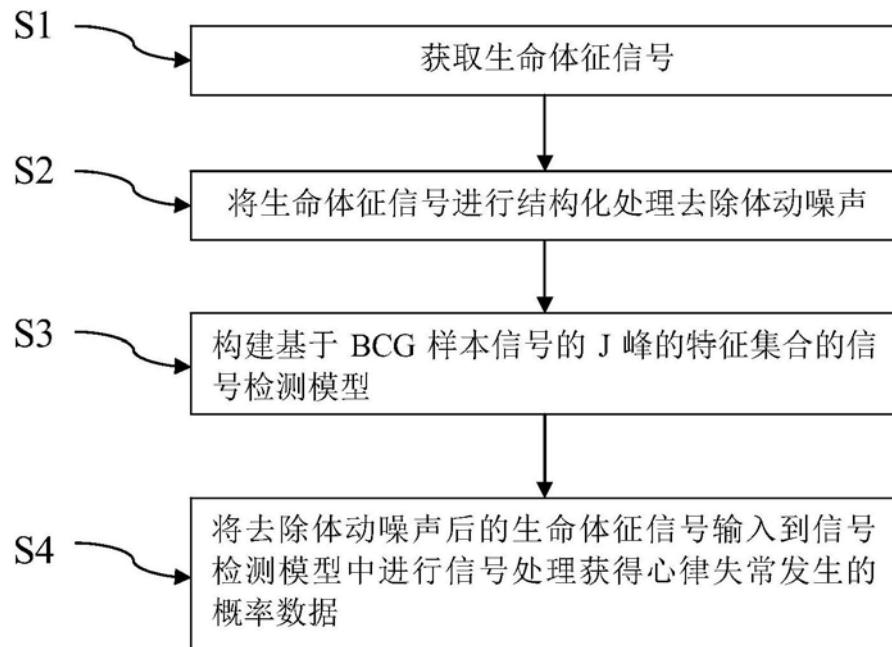


图1

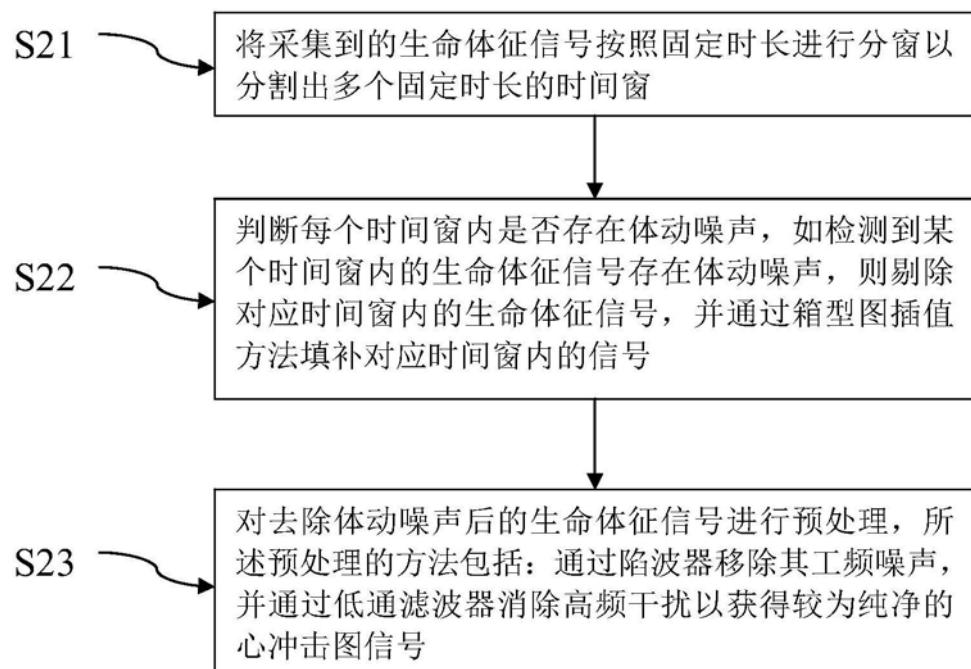


图2

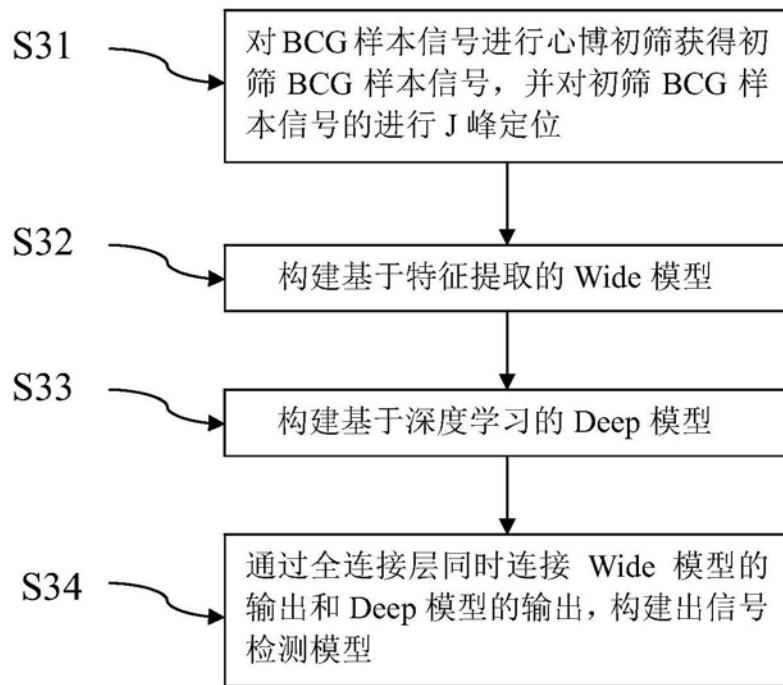


图3

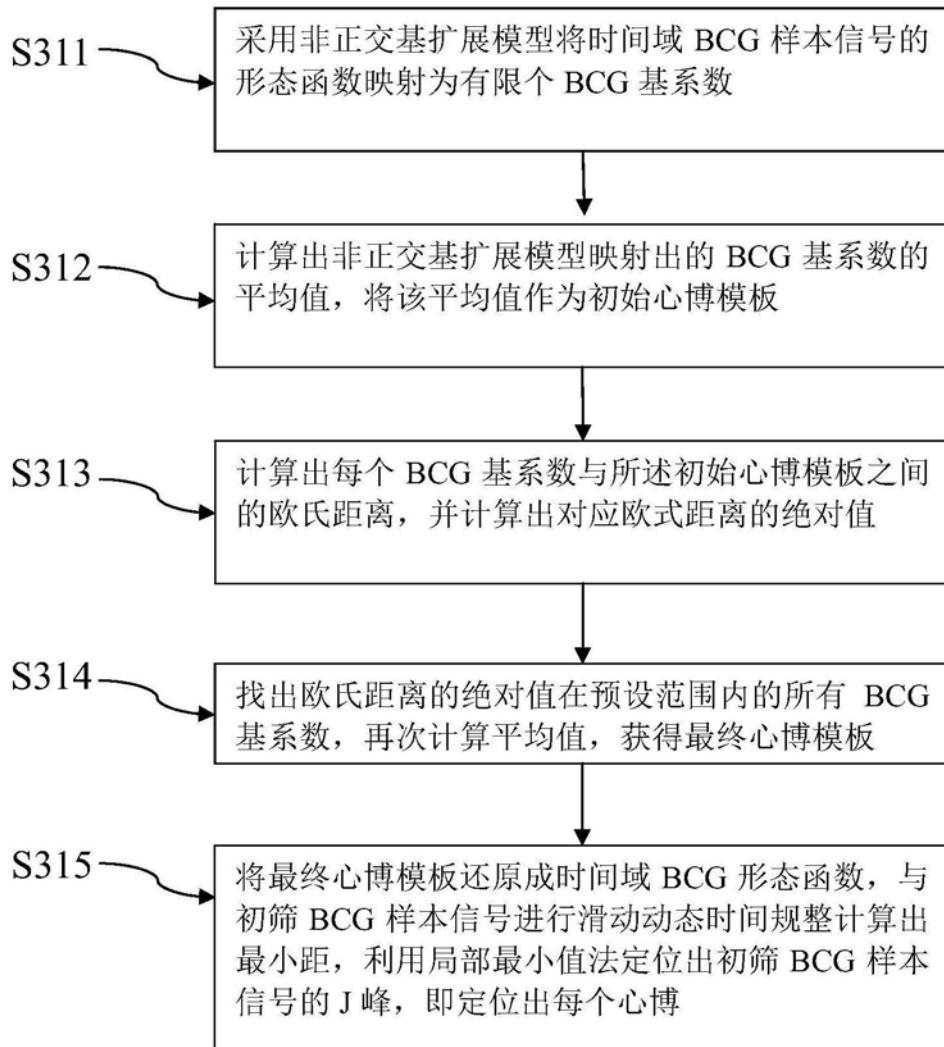


图4

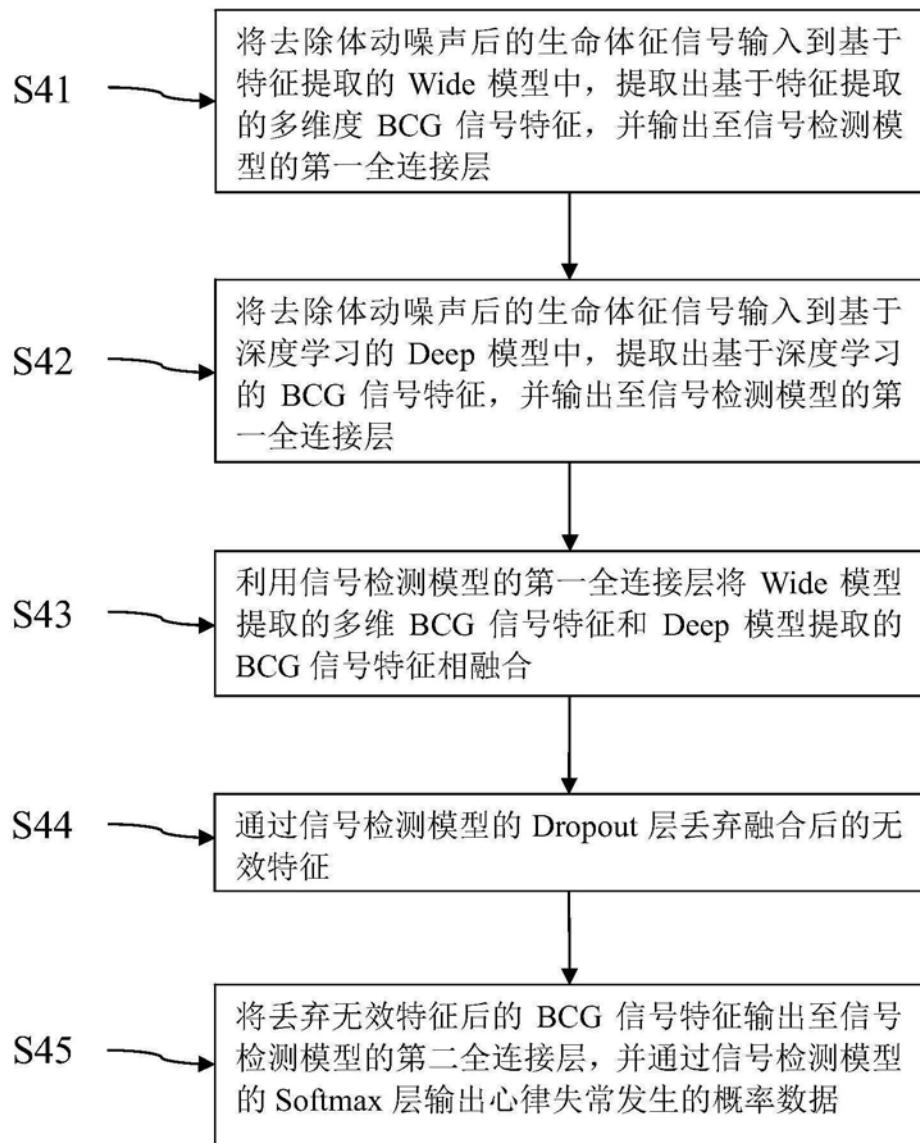


图5

专利名称(译)	一种用于判断心律失常的信号处理方法及系统		
公开(公告)号	CN111091116A	公开(公告)日	2020-05-01
申请号	CN201911413556.2	申请日	2019-12-31
[标]申请(专利权)人(译)	华南师范大学		
申请(专利权)人(译)	华南师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	华南师范大学		
[标]发明人	张涵 梁敬贤 朱玮玮 李思桦 余宝贤		
发明人	张涵 梁敬贤 朱玮玮 李思桦 余宝贤		
IPC分类号	G06K9/00 G06K9/40 G06K9/62 A61B5/00 A61B5/024		
外部链接	Espacenet Sipo		
摘要(译)	<p>本发明提供一种用于判断心律失常的信号处理方法及系统。所述用于判断心律失常的信号处理方法包括如下步骤：获取生命体征信号；将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声；构建基于BCG样本信号的J峰的特征集合的信号检测模型；将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据。本发明所述的用于判断心律失常的信号处理方法，采集的是生命体征信号，对生命体征信号进行结构化处理去除信号噪声，并输入到信号检测模型中以获得心律失常发生的概率数据，从而便于更准确的判断测试者心律是否失常。</p>		
<pre> graph TD S1[获取生命体征信号] --> S2[将生命体征信号进行结构化处理去除体动噪声] S2 --> S3[构建基于BCG样本信号的J峰的特征集合的信号检测模型] S3 --> S4[将去除体动噪声后的生命体征信号输入到信号检测模型中进行信号处理获得心律失常发生的概率数据] </pre>			