



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110179456 A

(43)申请公布日 2019.08.30

(21)申请号 201910435148.0

(22)申请日 2019.05.23

(71)申请人 中国航天员科研训练中心

地址 100094 北京市海淀区北清路26号

5132信箱16分箱

申请人 北京理工大学

(72)发明人 李延军 唐晓英 许志

(74)专利代理机构 北京三聚阳光知识产权代理

有限公司 11250

代理人 李博洋

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

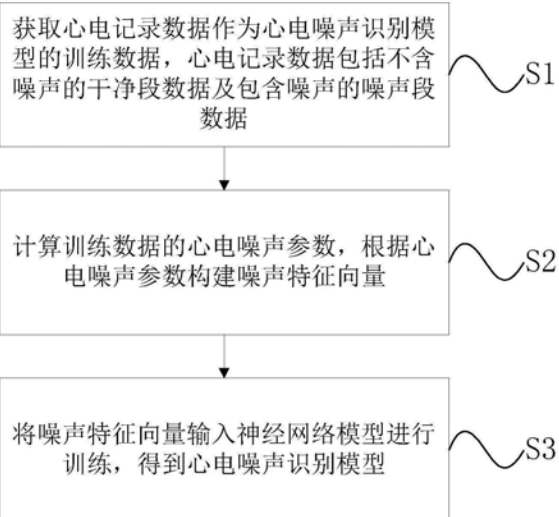
权利要求书3页 说明书10页 附图7页

(54)发明名称

心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置

(57)摘要

本发明公开了一种心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置,心电噪声识别模型训练方法包括:获取心电记录数据作为心电噪声识别模型的训练数据,心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据;计算训练数据的心电噪声参数;根据心电噪声参数构建噪声特征向量;将噪声特征向量输入神经网络模型进行训练,得到心电噪声识别模型。通过该方法训练的心电噪声识别模型可以更快更准确地分析出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。



1. 一种心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,包括:

获取心电记录数据作为所述心电噪声识别模型的训练数据,所述心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据;

计算所述训练数据的心电噪声参数;

根据所述心电噪声参数构建噪声特征向量;

将所述噪声特征向量输入神经网络模型进行训练,得到所述心电噪声识别模型。

2. 根据权利要求1所述的心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,

所述心电噪声参数包括TP段高频噪声特征参数,所述TP段高频噪声特征参数包括:TP段最大值、TP段平均值、TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值;

所述计算所述训练数据的心电噪声参数,包括:

通过IIR零相位滤波方法滤除所述训练数据的第一频率的工频干扰,得到滤波后的第一心电序列 $\{s_1(n)\}$;

对所述滤波后的第一心电序列进行中值滤波和小波变换获得平滑的基线漂移序列 $\{b(n)\}$,根据所述第一心电序列 $\{s_1(n)\}$ 和所述基线漂移序列 $\{b(n)\}$ 计算得出抑制基线漂移后的第二心电序列 $\{s_2(n)\}$, $s_2(n) = s_1(n) - b(n)$;

对所述第二心电序列 $\{s_2(n)\}$ 进行QRS波群检测,获得R波峰点位置序列 $\{R(n)\}$;

根据所述R波峰点位置计算TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$;

对所述第二心电序列 $\{s_2(n)\}$ 进行一阶差分运算,得到第三心电序列 $\{s_3(n)\}$;

以第二频率为截止频率对所述第三心电序列 $\{s_3(n)\}$ 进行低通滤波运算,得到第四心电序列 $\{s_4(n)\}$;

根据所述TP段的起点位置和所述TP段的终点位置计算得出所述第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 的所述TP段最大值;

根据所述TP段最大值计算得出第一预设窗口内所述TP段最大值的均方根;

根据所述TP段的起点位置和所述TP段的终点位置计算得出所述第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ TP段平均值;

根据所述TP段平均值计算得出所述第一预设窗口内所述TP段平均值的均方根;

根据所述R波峰点位置计算得出所述QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 和所述QRS波形区域的结束位置 $S(n)$;

根据所述QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 和所述QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 计算所述第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 曲线上从所述QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 至所述QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 的幅度均值 $E_2(n)$;

根据所述TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和所述TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 计算所述第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 曲线上从所述TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 至所述TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 的幅度均值 $E_1(n)$;

根据所述 $E_2(n)$ 和所述 $E_1(n)$,计算得出TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值;

根据所述TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值计算得出所述第一预设窗口内所述TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值的均方根;

优选地,通过以下公式计算所述TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和所述TP段的终点位置 $TP_N(n)$:

所述TP段的起点位置为 $TP_S(n) = \text{round}(0.75 * R(n) + 0.25 * R(n+1))$;

所述TP段的终点位置为 $TP_N(n) = \text{round}(0.25 * R(n) + 0.75 * R(n+1))$;

其中, $R(n)$ 表示第 n 个心拍的R波峰点位置, $R(n+1)$ 表示第 $n+1$ 个心拍的R波峰点位置, round 表示 round 函数。

3.根据权利要求2所述的心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,

通过以下公式计算所述从所述QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 至所述QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 的幅度均值 $E_2(n)$:

$$E_2(n) = \frac{1}{Q(n)-S(n)+1} \sum_{k=Q(n)}^{S(n)} s_4(k);$$

其中, $Q(n)$ 表示第 n 个心拍QRS波形区域的起始位置, $S(n)$ 表示第 n 个心拍QRS波形区域的结束位置, $s_4(k)$ 表示 k 时刻所述第四心电序列的值;

通过以下公式计算所述从所述TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 至所述TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 的幅度均值 $E_1(n)$:

$$E_1(n) = \frac{1}{TP_S(n)-TP_N(n)+1} \sum_{k=TP_S(n)}^{TP_N(n)} s_4(k);$$

其中, $TP_S(n)$ 表示第 n 个心拍TP段的起点位置, $TP_N(n)$ 表示第 n 个心拍TP段的终点位置, $s_4(k)$ 表示 k 时刻所述第四心电序列的值。

4.根据权利要求2所述的心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,

所述心电噪声参数包括基线漂移特征参数;

所述计算所述训练数据的心电噪声参数,包括:

获取基线漂移序列 $\{b(k)\}$ 上R波峰点 $R(n)$ 位置的幅度值序列 $\{BW_0(n)\}$,其中,幅度值 $BW_0(n) = b(R(n))$;

获取所述幅度值 $BW_0(n)$ 与其前后各两点的差分值的绝对值,所述基线漂移特征参数为所述绝对值的最大值;

根据所述基线漂移特征参数计算得出所述第一预设窗口内所述基线漂移特征参数的均方根。

5.根据权利要求2所述的心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,

所述心电噪声参数包括波形形态相似度;

所述计算所述训练数据的心电噪声参数,包括:

分别计算第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度;

取所述第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度的最大值作为所述第 n 个心拍与邻域心拍的波形形态相似度;

根据所述波形形态相似度计算得出所述第一预设窗口内所述波形形态相似度的均方根。

6.根据权利要求2所述的心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,

所述心电噪声参数包括R波峰点领域内的峰点数目;

所述计算所述训练数据的心电噪声参数,包括:

以第三频率为截止频率对所述第三心电序列 $\{s_3(n)\}$ 进行低通滤波运算,得到第五心电序列 $\{s_5(n)\}$;

计算所述第五心电序列 $\{s_5(n)\}$ 曲线中每个R波峰点第二预设领域内的峰点数目,所述

峰点的值大于以所述峰点为中心的预设范围内的所有点的值。

7. 根据权利要求1所述的心电噪声识别模型训练方法,其特征在于,

所述心电噪声参数包括心率变异性参数;

所述计算所述训练数据的心电噪声参数,包括:

获取RR间期,计算所述RR间期的平均值、均方根、最大值和最小值,所述RR间期为所述训练数据中相邻R波之间的时间间隔;

根据所述平均值、最大值和最小值计算得出所述平均值与所述最大值的比值、所述最小值与所述平均值的比值和所述最小值与所述最大值的比值。

8. 一种心电噪声检测方法,其特征在于,包括:

获取待检测的心电记录数据;

计算所述待检测的心电记录数据的心电噪声参数;

根据所述心电噪声参数构建噪声特征向量;

将所述噪声特征向量输入至心电噪声识别模型,对所述待检测的心电记录数据进行检测,生成检测结果,所述心电噪声识别模型通过如权利要求1-7任一项所述的心电噪声识别模型训练方法训练得出。

9. 一种计算机设备,其特征在于,包括:

至少一个处理器;以及与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,从而执行如权利要求1-7中任一项所述的心电噪声识别模型训练方法,或,执行如权利要求8所述的心电噪声检测方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令用于使所述计算机执行如权利要求1-7中任一项所述的心电噪声识别模型训练方法,或,使所述计算机执行如权利要求8所述的心电噪声检测方法。

心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置

技术领域

[0001] 本发明涉及数据处理技术领域,具体涉及一种心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置。

背景技术

[0002] 心电信号是检测心律失常的重要途径,但是心电信号容易受肌电干扰、运动伪差、基线漂移、工频共模干扰等的影响,当心电信号被噪声干扰后导致信噪比降低,低信噪比的心拍容易被误判为心律失常,为患者和医护人员带来不必要的麻烦。目前,得到一份心电检测结果,大多直接交由医生进行分析,医生需要先凭借自身经验判断心电检测结果是否被噪声影响,再通过心电检测结果提取有关患者身体状况的信息。仅通过医生经验判断心电检测结果是否被噪声影响不仅浪费时间,且通过肉眼难以对细微的偏差进行准确判断,容易出现误判。因此,更加快速准确的判断心电记录是否存在噪声,是目前亟待解决的问题。

发明内容

[0003] 因此,本发明要解决的技术问题在于克服现有技术中的通过医生经验判断心电检测结果是否被噪声影响不仅浪费时间,且通过肉眼难以对细微的偏差进行准确判断,容易出现误判缺陷,从而提供一种心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置。

[0004] 本发明第一方面提供一种心电噪声识别模型训练方法,包括:获取心电记录数据作为心电噪声识别模型的训练数据,心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据;计算训练数据的心电噪声参数,根据心电噪声参数构建噪声特征向量;将噪声特征向量输入神经网络模型进行训练,得到心电噪声识别模型。

[0005] 在一可选实施例中,该心电噪声识别模型训练方法所需的心电噪声参数包括TP段高频噪声特征参数,TP段高频噪声特征参数包括:TP段最大值、TP段平均值、TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值;计算训练数据的心电噪声参数,包括:通过IIR零相位滤波方法滤除训练数据的第一频率的工频干扰,得到滤波后的第一心电序列 $\{s_1(n)\}$;对滤波后的第一心电序列进行中值滤波和小波变换获得平滑的基线漂移序列 $\{b(n)\}$,根据第一心电序列 $\{s_1(n)\}$ 和基线漂移序列 $\{b(n)\}$ 计算得出抑制基线漂移后的第二心电序列 $\{s_2(n)\}$, $s_2(n) = s_1(n) - b(n)$;对第二心电序列 $\{s_2(n)\}$ 进行QRS波群检测,获得R波峰点位置序列 $\{R(n)\}$;根据R波峰点位置计算TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$;对第二心电序列 $\{s_2(n)\}$ 进行一阶差分运算,得到第三心电序列 $\{s_3(n)\}$;以第二频率为截止频率对第三心电序列 $\{s_3(n)\}$ 进行低通滤波运算,得到第四心电序列 $\{s_4(n)\}$;根据TP段的起点位置和TP段的终点位置计算得出第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ TP段最大值;根据TP段最大值计算得出第一预设窗口内TP段最大值的均方根;根据TP段的起点位置和TP段的终点位置计算得出第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ TP段平均值;根据TP段平均值计算得出第一预设窗口内TP段平均值的均方根;根据R波峰点位置计算得出QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 和QRS波形区域的结束位置 $S(n)$;根据QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 和QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 计算第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 曲

线上从QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 至QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 的幅度均值 $E_2(n)$ ；根据TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 计算第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 曲线上从TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 至TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 的幅度均值 $E_1(n)$ ；根据 $E_2(n)$ 和 $E_1(n)$ ，计算出TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值；根据TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值计算得出第一预设窗口内TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值的均方根。

[0006] 在一可选实施例中，通过以下公式计算TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$ ：TP段的起点位置为 $TP_S(n) = \text{round}(0.75 * R(n) + 0.25 * R(n+1))$ ；TP段的终点位置为 $TP_N(n) = \text{round}(0.25 * R(n) + 0.75 * R(n+1))$ ；其中， $R(n)$ 表示第 n 个心拍的R波峰点位置， $R(n+1)$ 表示第 $n+1$ 个心拍的R波峰点位置， round 表示 round 函数。

[0007] 在一可选实施例中，通过以下公式计算从QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 至QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 的幅度均值 $E_2(n)$ ：

$$[0008] \quad E_2(n) = \frac{1}{Q(n)-S(n)+1} \sum_{k=Q(n)}^{S(n)} s_4(k);$$

[0009] 其中， $Q(n)$ 表示第 n 个心拍QRS波形区域的起始位置， $S(n)$ 表示第 n 个心拍QRS波形区域的结束位置， $s_4(k)$ 表示 k 时刻第四心电序列的值；

[0010] 通过以下公式计算从TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 至TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 的幅度均值 $E_1(n)$ ：

$$[0011] \quad E_1(n) = \frac{1}{TP_S(n)-TP_N(n)+1} \sum_{k=TP_S(n)}^{TP_N(n)} s_4(k);$$

[0012] 其中， $TP_S(n)$ 表示第 n 个心拍TP段的起点位置， $TP_N(n)$ 表示第 n 个心拍TP段的终点位置， $s_4(k)$ 表示 k 时刻第四心电序列的值。

[0013] 在一可选实施例中，心电噪声参数包括基线漂移特征参数；计算训练数据的心电噪声参数，包括：获取基线漂移序列 $\{b(k)\}$ 上R波峰点 $R(n)$ 位置的幅度值序列 $\{BW_0(n)\}$ ，其中，幅度值 $BW_0(n) = b(R(n))$ ；获取幅度值 $BW_0(n)$ 与其前后各两点的差分值的绝对值，基线漂移特征参数为绝对值的最大值；根据基线漂移特征参数计算得出第一预设窗口内基线漂移特征参数的均方根。

[0014] 在一可选实施例中，心电噪声参数包括波形形态相似度；计算训练数据的心电噪声参数，包括：分别计算第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度；取第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度的最大值作为第 n 个心拍与邻域心拍的波形形态相似度；根据波形形态相似度计算得出第一预设窗口内波形形态相似度的均方根。

[0015] 在一可选实施例中，心电噪声参数包括R波峰点领域内的峰点数目；计算训练数据的心电噪声参数，包括：以第三频率为截止频率对第三心电序列 $\{s_3(n)\}$ 进行低通滤波运算，得到第五心电序列 $\{s_5(n)\}$ ；计算第五心电序列 $\{s_5(n)\}$ 曲线中每个R波峰点第二预设领域内的峰点数目，峰点的值大于以峰点为中心的预设范围内的所有点的值。

[0016] 在一可选实施例中，心电噪声参数包括心率变异性参数；计算训练数据的心电噪声参数，包括：获取RR间期，计算RR间期的平均值、均方根、最大值和最小值，RR间期为训练数据中相邻R波之间的时间间隔；根据平均值、最大值和最小值计算得出平均值与最大值的比值、最小值与平均值的比值和最小值与最大值的比值。

[0017] 本发明第二方面提供一种心电噪声检测方法，包括：获取待检测的心电记录数据；

计算待检测的心电记录数据的心电噪声参数;根据心电噪声参数构建噪声特征向量;将噪声特征向量输入至心电噪声识别模型,对待检测的心电记录数据进行检测,生成检测结果,心电噪声识别模型通过本发明第一方面提供的心电噪声识别模型训练方法训练得出。

[0018] 本发明第三方面提供一种心电噪声识别模型训练装置,包括:训练数据获取模块,用于获取心电记录数据作为心电噪声识别模型的训练数据,心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据;噪声特征向量构建模块,用于计算训练数据的心电噪声参数,根据心电噪声参数构建噪声特征向量;心电噪声识别模型训练模块,用于将噪声特征向量输入神经网络模型进行训练,得到心电噪声识别模型。

[0019] 本发明第四方面提供一种心电噪声检测装置,包括:检测数据获取模块,用于获取待检测的心电记录数据;检测数据噪声特征向量构建模块,用于计算待检测的心电记录数据的心电噪声参数,根据心电噪声参数构建噪声特征向量;检测模块,用于将噪声特征向量输入至心电噪声识别模型,对待检测的心电记录数据进行检测,生成检测结果,心电噪声识别模型通过本发明第一方面提供的心电噪声识别模型训练方法训练得出。

[0020] 本发明第五方面提供一种计算机设备,包括:至少一个处理器;以及与至少一个处理器通信连接的存储器;其中,存储器存储有可被至少一个处理器执行的指令,指令被至少一个处理器执行,从而执行上述任一项的心电噪声识别模型训练方法,或,执行上述的心电噪声检测方法。

[0021] 本发明第六方面提供一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质存储有计算机指令,计算机指令用于使计算机执行上述任一项的心电噪声识别模型训练方法,或,使所述计算机执行上述的心电噪声检测方法。

[0022] 本发明技术方案,具有如下优点:

[0023] 1.本发明提供了心电噪声识别模型训练方法,通过该方法训练的心电噪声识别模型可以更快更准确地分析出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0024] 2.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,从TP段提取高频噪声参数,对于受高频噪声干扰的心拍而言,TP段通常会叠加明显的高频成分,因此,从TP段提取高频噪声参数更为容易且提取的高频噪声参数更为准确。

[0025] 3.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,TP段高频噪声特征参数包括TP段最大值、TP段平均值、TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值,即使TP段里有漏检的QRS波群,也只会对TP段最大值产生较大影响,而TP段平均值和TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值均使用了采样点的均值,对其几乎不产生影响。

[0026] 4.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,选取基线漂移序列上R波峰点位置的幅度值 $BW_0(n)$ 与其前后各两点差分值的绝对值的最大值作为基线漂移特征参数,使基线漂移时段与无基线漂移时段的R波峰点位置差别更明显。

[0027] 5.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,取第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度的最大值作为第 n 个心拍与邻域心拍的波形形态相似度,抑制了二联律对信噪比的影响。

[0028] 6.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,心电噪声参数包括R波峰点领域内的峰点数目,对于高信噪比的心拍,R波峰点领域内只有一个峰点,但受高频干扰严重的心

拍,R波峰点领域内可能有两个甚至更多的峰点,所以将R波峰点领域内的峰点数目也作为训练心电噪声识别模型时的心电噪声参数,为心电噪声的分析增加了一个新的维度。

[0029] 7.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,心电噪声参数包括预设窗口内TP段最大值的均方根、TP段平均值的均方根、TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值的均方根、基线漂移特征参数的均方根以及波形形态相似度的均方根,避免了因逐拍参数导致的偶然性。

[0030] 8.本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,选取多个方面的参数构成噪声特征向量,通过该噪声特征向量训练出的心电噪声模型结合不同的参数对心电记录做分析,得出的结果更为准确。

[0031] 9.本发明提供了心电噪声检测方法,通过该检测方法可以更快更准确地检测出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0032] 10.本发明提供了心电噪声识别模型训练装置,通过该装置训练出的心电噪声识别模型可以更快更准确地检测出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0033] 11.本发明提供了心电噪声检测装置,通过该装置可以更快更准确地检测出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

附图说明

[0034] 为了更清楚地说明本发明具体实施方式或现有技术中的技术方案,下面将对具体实施方式或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施方式,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0035] 图1为本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练方法的流程图;

[0036] 图2和图3为本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练方法中提取TP段高频噪声特征参数时的心电记录图;

[0037] 图4为本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练方法中提取基线漂移特征参数时的心电记录图;

[0038] 图5为本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练方法中提取波形形态相似度时的心电记录图;

[0039] 图6为本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练方法中提取R波峰点领域内的峰点数目时的心电记录图;

[0040] 图7为本发明实施例提供的心电噪声检测方法的流程图;

[0041] 图8为本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练装置的结构框图;

[0042] 图9为本发明实施例提供的心电噪声检测装置的结构框图;

[0043] 图10为本发明实施例提供的计算机设备的结构框图。

具体实施方式

[0044] 下面将结合附图对本发明的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术

人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0045] 实施例1

[0046] 本发明实施例提供一种心电噪声识别模型训练方法,如图1所示,包括如下步骤:

[0047] 步骤S1:获取心电记录数据作为心电噪声识别模型的训练数据,心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据,在本发明实施例中,选取MIT-BIH心率失常数据库中的数据作为训练数据,该数据库心拍类型丰富,有很强的代表性,且该数据库包含了噪声标注,噪声相关标注为干净与噪声两类,且对两通道心电实施了独立标注。选取心电片段时,假定一条噪声标注时长为 t ,则分别选择噪声标注前后时长 t 的纯净区域,此时该记录数据总长 $3t$;但如果噪声标注前后纯净区域时长小于 t ,则取全部纯净区域,此时数据总长小于 $3t$ 。本发明实施例保留MIT-BIH心律失常数据库中噪声标注时长 $t \geq 6s$ 的所有心电片段。为方便描述,以下步骤的具体操作均以训练数据为MIT-BIH心率失常数据库中的数据为前提,但仅为举例说明,不对本发明做具体限定。

[0048] 步骤S2:计算训练数据的心电噪声参数,根据心电噪声参数构建噪声特征向量。

[0049] 步骤S3:将噪声特征向量输入神经网络模型进行训练,得到心电噪声识别模型。在一具体实施例中,该神经网络模型可以为线性支持向量机,但仅为举例说明,并非用以限制本发明。

[0050] 本发明实施例提供了心电噪声识别模型训练方法,通过该方法训练的心电噪声识别模型可以更快更准确地分析出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0051] 在一可选实施例中,该心电噪声识别模型训练方法所需的心电噪声参数包括TP段高频噪声特征参数,TP段高频噪声特征参数包括:TP段最大值(Am_{MaxTP})、TP段平均值(Am_{MeanTP})、TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值(R_tTP)。上述步骤S2中,通过如下步骤计算TP段高频噪声特征参数,构建噪声特征向量:

[0052] 步骤S2101:通过IIR零相位滤波方法滤除训练数据的第一频率的工频干扰,得到滤波后的第一心电序列 $\{s_1(n)\}$,在本发明实施例中,第一频率为60Hz,即通过IIR零相位滤波方法滤除60Hz的工频干扰,且带阻频带设置为工频点 $\pm 1Hz$,但仅为举例说明,并非用以限制本发明;

[0053] 步骤S2102:对滤波后的第一心电序列进行中值滤波和小波变换获得平滑的基线漂移序列 $\{b(n)\}$,根据第一心电序列 $\{s_1(n)\}$ 和基线漂移序列 $\{b(n)\}$ 计算得出抑制基线漂移后的第二心电序列 $\{s_2(n)\}$, $s_2(n) = s_1(n) - b(n)$;

[0054] 步骤S2103:对第二心电序列 $\{s_2(n)\}$ 进行QRS波群检测,获得R波峰点位置序列 $\{R(n)\}$;

[0055] 步骤S2104:根据R波峰点位置计算TP段的起点位置 $TP_s(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$;

[0056] 步骤S2105:对第二心电序列 $\{s_2(n)\}$ 进行一阶差分运算,得到第三心电序列 $\{s_3(n)\}$;

[0057] 步骤S2106:以第二频率为截止频率对第三心电序列 $\{s_3(n)\}$ 进行低通滤波运算,得到第四心电序列 $\{s_4(n)\}$,在本发明实施例中,第二频率为36Hz,低通滤波窗口宽度为10个采样点,但仅为举例说明,并非用以限制本发明;

[0058] 步骤S2107:根据TP段的起点位置和TP段的终点位置计算得出第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ TP段最大值;

[0059] 步骤S2108:根据TP段最大值计算得出第一预设窗口内TP段最大值的均方根,在一具体实施例中,第一预设窗口为R波峰位置前80ms到该R波峰位置后80ms的范围,此处仅为举例说明,并非用以限制本发明;

[0060] 步骤S2109:根据TP段的起点位置和TP段的终点位置计算得出第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ TP段平均值;

[0061] 步骤S2110:根据TP段平均值计算得出第一预设窗口内TP段平均值的均方根;

[0062] 步骤S2111:根据R波峰点位置计算得出QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 和QRS波形区域的结束位置 $S(n)$;

[0063] 步骤S2112:根据QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 和QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 计算第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 曲线上从QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 至QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 的幅度均值 $E_2(n)$;

[0064] 步骤S2113:根据TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 计算第四心电序列 $\{s_4(n)\}$ 曲线上从TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 至TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 的幅度均值 $E_1(n)$;

[0065] 步骤S2114:根据 $E_2(n)$ 和 $E_1(n)$,计算得出TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值;

[0066] 步骤S2115:根据TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值计算得出第一预设窗口内TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值的均方根。

[0067] 本发明提供的心电噪声识别模型训练方法,从TP段提取高频噪声参数,对于受高频噪声干扰的心拍而言,TP段通常会叠加明显的高频成分,因此,从TP段提取高频噪声参数更为容易且提取的高频噪声参数更为准确。TP段高频噪声特征参数包括TP段最大值、TP段平均值、TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值,即使TP段里有漏检的QRS波群,也只会对TP段最大值产生较大影响,而TP段平均值和TP幅度均值与QRS区域幅度均值的比值均使用了采样点的均值,对其几乎不产生影响。心电噪声参数还包括预设窗口内TP段最大值的均方根、TP段平均值的均方根和TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值的均方根,避免了因逐拍参数导致的偶然性。

[0068] 在一具体实施例中,如图2所示,图2(a)为原始心电,图2(b)为心电一阶差分低通滤波后的曲线 $\{s_4(n)\}$,即经过步骤S2106后得到图2(b),图2(c)为TP段最大值 Am_{MaxTP} 与TP段平均值 Am_{MeanTP} ,即经过步骤S2108和步骤S2110后得到图2(c),图2(d)为TP段能量与QRS区域能量的比值 Rt_{TP} ,即经过步骤S2114后得到图2(d)。由图2可知,噪声期间TP段的能量明显高于干净时段的信号能量,因此,从TP段提取高频噪声参数更为容易且提取的高频噪声参数更为准确。

[0069] 在一具体实施例中,如图3所示,图3(a)为原始心电,图3(b)为心电一阶差分低通滤波后的曲线 $\{s_4(n)\}$,即经过步骤S2106后得到图3(b),图3(c)为TP段最大值 Am_{MaxTP} 与TP段平均值 Am_{MeanTP} ,即经过步骤S2108和步骤S2110后得到图3(c),图3(d)为TP段能量与QRS区域能量的比值 Rt_{TP} ,即经过步骤S2114后得到图3(d),图3(b)-图3(d)的任一附图中,箭头所指位置心拍的QRS波群出现漏检,由图3(c)和图3(d)所示,出现某一QRS波群漏检时,只会对TP段最大值 Am_{MaxTP} 产生较大影响, Am_{MeanTP} 和 Rt_{TP} 几乎不受影响。

[0070] 在一可选实施例中,通过以下公式计算TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 和TP段的终点位置 $TP_N(n)$:

[0071] TP段的起点位置为 $TP_S(n) = \text{round}(0.75 \cdot R(n) + 0.25 \cdot R(n+1))$;

[0072] TP段的终点位置为 $TP_N(n) = \text{round}(0.25 \cdot R(n) + 0.75 \cdot R(n+1))$;

[0073] 其中, $R(n)$ 表示第 n 个心拍的R波峰点位置, $R(n+1)$ 表示第 $n+1$ 个心拍的R波峰点位置,round表示round函数。

[0074] 在一可选实施例中,通过以下公式计算从QRS波形区域的起始位置 $Q(n)$ 至QRS波形区域的结束位置 $S(n)$ 的幅度均值 $E_2(n)$:

$$[0075] \quad E_2(n) = \frac{1}{Q(n)-S(n)+1} \sum_{k=Q(n)}^{S(n)} s_4(k);$$

[0076] 其中, $Q(n)$ 表示第 n 个心拍QRS波形区域的起始位置, $S(n)$ 表示第 n 个心拍QRS波形区域的结束位置, $s_4(k)$ 表示 k 时刻第四心电序列的值;

[0077] 通过以下公式计算从TP段的起点位置 $TP_S(n)$ 至TP段的终点位置 $TP_N(n)$ 的幅度均值 $E_1(n)$:

$$[0078] \quad E_1(n) = \frac{1}{TP_S(n)-TP_N(n)+1} \sum_{k=TP_S(n)}^{TP_N(n)} s_4(k);$$

[0079] 其中, $TP_S(n)$ 表示第 n 个心拍TP段的起点位置, $TP_N(n)$ 表示第 n 个心拍TP段的终点位置, $s_4(k)$ 表示 k 时刻第四心电序列的值。

[0080] 在一可选实施例中,心电噪声参数包括基线漂移特征参数。上述步骤S2,通过如下步骤计算基线漂移特征参数,构建噪声特征向量:

[0081] 步骤S2201:获取基线漂移序列 $\{b(k)\}$ 上R波峰点 $R(n)$ 位置的幅度值序列 $\{BW_0(n)\}$,其中,幅度值 $BW_0(n) = b(R(n))$;

[0082] 步骤S2202:获取幅度值 $BW_0(n)$ 与其前后各两点的差分值的绝对值,基线漂移特征参数为绝对值的最大值,即 $BW(n) = \max(|BW(n)-BW(n-2)|, |BW(n)-BW(n-1)|, |BW(n)-BW(n+1)|, |BW(n)-BW(n+2)|)$;

[0083] 步骤S2203:根据基线漂移特征参数计算得出第一预设窗口内基线漂移特征参数的均方根。

[0084] 在一具体实施例中,如图4所示,图4(a)为原始心电记录,图4(b)为抑制基线漂移后的心电,即经过步骤S2102后得到图4(b),图4(c)基线漂移序列,图4(d)为基线漂移 $\{BW_0(n)\}$ 的绝对值序列,即经过步骤S2201后得到图4(d);图4(e)为基线漂移特征参数序列 $\{BW(n)\}$,即经过步骤S2202后得到图4(e)。如图4(d)和图4(e)所示,基线漂移时段包含了11个心拍,只有7个心拍的 BW_0 的绝对值大于0.5mV;但对于 $\{BW(n)\}$,但是全部11个心拍 BW 均大于0.5mV。因此,选取基线漂移序列上R波峰点位置的幅度值 $BW_0(n)$ 与其前后各两点的差分值的绝对值的最大值 BW 作为基线漂移特征参数,使基线漂移时段与无基线漂移时段的R波峰点位置差别更明显。

[0085] 在一可选实施例中,心电噪声参数包括波形形态相似度。上述步骤S2,通过如下步骤计算波形形态相似度,构建噪声特征向量:

[0086] 步骤S2301:分别计算第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度;

[0087] 步骤S2302:取第 n 个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度的最大值作为第 n 个心拍与邻域心拍的波形形态相似度;

[0088] 步骤S2303:根据波形形态相似度计算得出第一预设窗口内波形形态相似度的均方根。

[0089] 在一具体实施例中,如图5所示,图5(a)为原始心电记录,图5(b)QRS区域波形相关系数,即通过步骤S2302形成图5(b),取第n个心拍与第一预设邻域内各心拍的相似度的最大值作为第n个心拍与邻域心拍的波形形态相似度,抑制了二联律对信噪比的影响,噪声段的波形形态相似度明显低于干净时段的波形形态相似度。

[0090] 在一可选实施例中,心电噪声参数包括R波峰点领域内的峰点数目。上述步骤S2,通过如下步骤计算R波峰点领域内的峰点数目,构建噪声特征向量:

[0091] 步骤S2401:以第三频率为截止频率对所述第三心电序列 $\{s_3(n)\}$ 进行低通滤波运算,得到第五心电序列 $\{s_5(n)\}$,在本发明实施例中,第三频率为8Hz,但仅为举例说明,并非用以限制本发明;

[0092] 步骤S2402:计算所述第五心电序列 $\{s_5(n)\}$ 曲线中每个R波峰点第二预设领域内的峰点数目,所述峰点的值大于以所述峰点为中心的预设范围内的所有点的值。

[0093] 在一具体实施例中,如图6所示,图6(a)为原始心电记录,图6(b)为QRS区域内峰点检测结果,图6(c)为QRS区域内峰点数目。如图6(a)-图6(c)所示,受高频干扰严重的心拍,R(n)邻域内可能有2个甚至更多的峰点。当一个点既大于其左侧若干点,也大于其右侧若干点,则认为该点为一个峰点。在本发明实施例中,当一个点既大于其左侧10ms范围内的所有点,也大于其右侧10ms范围内的所有点,则该点为一个峰点,R(n)邻域定义为其前后各250ms范围,该判断峰点的范围和R(n)邻域的范围仅为举例说明,并非用以限制本发明。将R波峰点领域内的峰点数目也作为训练心电噪声识别模型时的心电噪声参数,为心电噪声的分析增加了一个新的维度。

[0094] 在一可选实施例中,心电噪声参数包括心率变异性参数。上述步骤S2,通过如下步骤计算心率变异性参数,构建噪声特征向量:

[0095] 步骤S2501:获取RR间期,计算RR间期的平均值、均方根、最大值和最小值,RR间期为训练数据中相邻R波之间的时间间隔;

[0096] 步骤S2502:根据平均值、最大值和最小值计算得出平均值与最大值的比值、最小值与平均值的比值和最小值与最大值的比值。

[0097] 本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练方法,选取多个方面的参数构成噪声特征向量,通过该噪声特征向量训练出的心电噪声模型结合不同的参数对心电记录做分析,得出的结果更为准确。且心电噪声参数包括预设窗口内TP段最大值的均方根、TP段平均值的均方根、TP幅度均值 $E_1(n)$ 与QRS区域幅度均值 $E_2(n)$ 的比值的均方根、基线漂移特征参数的均方根以及波形形态相似度的均方根,避免了因逐拍参数导致的偶然性。

[0098] 实施例2

[0099] 本发明实施例提供一种心电噪声检测方法,如图7所示,包括如下步骤:

[0100] 步骤S401:获取待检测的心电记录数据。

[0101] 步骤S402:计算待检测的心电记录数据的心电噪声参数,根据心电噪声参数构建噪声特征向量,详细内容参考上述实施例1步骤S2的相关描述;

[0102] 步骤S403:将噪声特征向量输入至心电噪声识别模型,对待检测的心电记录数据进行检测,生成检测结果,上述电噪声识别模型通过上述实施例1提供的心电噪声识别模型

训练方法训练得出。

[0103] 通过本发明实施例提供的心电噪声检测方法,可以更快更准确地检测出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0104] 实施例3

[0105] 本发明实施例提供一种心电噪声识别模型训练装置,如图8所示,包括:

[0106] 训练数据获取模块1,用于获取心电记录数据作为所述心电噪声识别模型的训练数据,所述心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据,详细内容参考上述实施例1步骤S1的相关描述。

[0107] 噪声特征向量构建模块2,用于计算所述训练数据的心电噪声参数,根据所述心电噪声参数构建噪声特征向量,详细内容参考上述实施例1步骤S2的相关描述。

[0108] 心电噪声识别模型训练模块3,用于将所述噪声特征向量输入神经网络模型进行训练,得到所述心电噪声识别模型,详细内容参考上述实施例1步骤S3的相关描述。

[0109] 通过本发明实施例提供的心电噪声识别模型训练装置训练的心电噪声识别模型可以更快更准确地分析出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0110] 实施例4

[0111] 本发明实施例提供了一种心电噪声检测装置,如图9所示,包括:

[0112] 检测数据获取模块4,用于获取待检测的心电记录数据;

[0113] 检测数据噪声特征向量构建模块5,用于计算待检测的心电记录数据的心电噪声参数,根据心电噪声参数构建噪声特征向量,详细内容参考上述实施例2步骤S402的相关描述;

[0114] 检测模块6,用于将噪声特征向量输入至心电噪声识别模型,对待检测的心电记录数据进行检测,生成检测结果,心电噪声识别模型通过实施例1提供的心电噪声识别模型训练方法训练得出,详细内容参考上述实施例2步骤S403的相关描述。

[0115] 通过本发明实施例提供的电噪声检测装置,可以更快更准确地检测出每个心拍是否存在噪声,避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

[0116] 实施例5

[0117] 本发明实施例还提供了一种计算机设备,如图10所示,该计算机设备可以包括处理器71和存储器72,其中处理器71和存储器72可以通过总线或者其他方式连接,图7中以通过总线连接为例。

[0118] 处理器71可以为中央处理器(Central Processing Unit,CPU)。处理器71还可以为其他通用处理器、数字信号处理器(Digital SignalProcessor,DSP)、专用集成电路(Application Specific IntegratedCircuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等芯片,或者上述各类芯片的组合。

[0119] 存储器72作为一种非暂态计算机可读存储介质,可用于存储非暂态软件程序、非暂态计算机可执行程序以及模块,如本发明实施例中的心电噪声模型训练方法对应的程序指令/模块。处理器71通过运行存储在存储器72中的非暂态软件程序、指令以及模块,从而执行处理器的各种功能应用以及数据处理,即实现上述方法实施例中的心电噪声模型训练

方法,或者,实现上述方法实施例中的心电噪声检测方法。

[0120] 存储器72可以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、至少一个功能所需要的应用程序;存储数据区可存储处理器71所创建的数据等。此外,存储器72可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非暂态存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非暂态固态存储器件。在一些实施例中,存储器72可选包括相对于处理器71远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至处理器71。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。

[0121] 所述一个或者多个模块存储在所述存储器72中,当被所述处理器71执行时,执行如图1所示实施例中的心电噪声模型训练方法,或者,执行图7所示实施例中的心电噪声检测方法。

[0122] 实施例6

[0123] 本发明提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储计算机指令,本领域技术人员可以理解,实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,所述存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory,ROM)、随机存储记忆体(Random Access Memory,RAM)、快闪存储器(Flash Memory)、硬盘(Hard Disk Drive,缩写:HDD)或固态硬盘(Solid-State Drive,SSD)等;所述存储介质还可以包括上述种类的存储器的组合。

[0124] 显然,上述实施例仅仅是为清楚地说明所作的举例,而并非对实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。而由此所引伸出的显而易见的变化或变动仍处于本发明创造的保护范围之内。

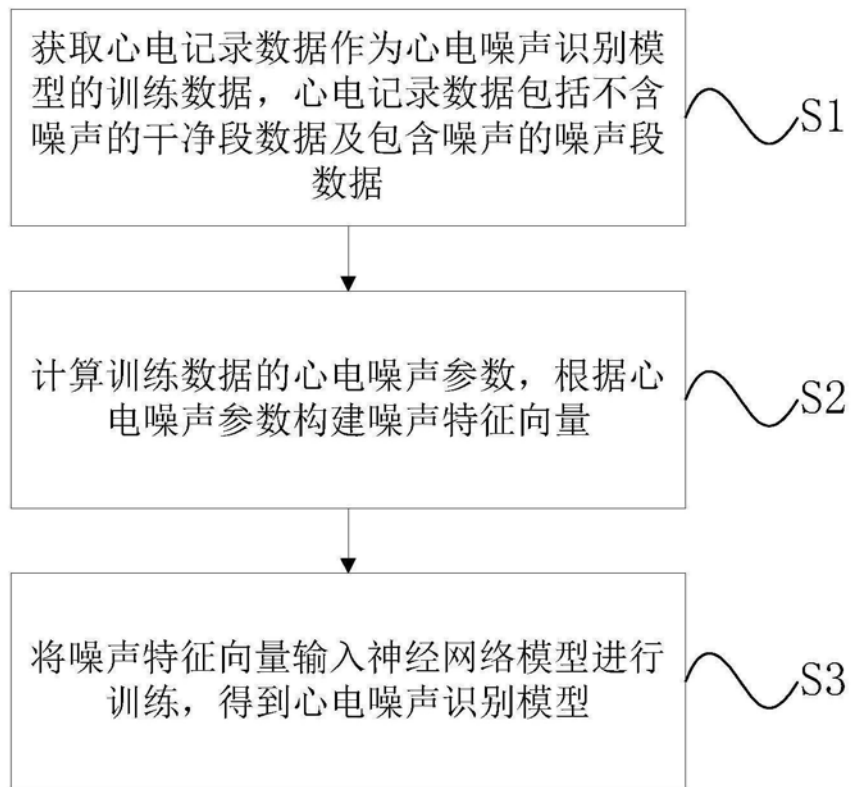


图1

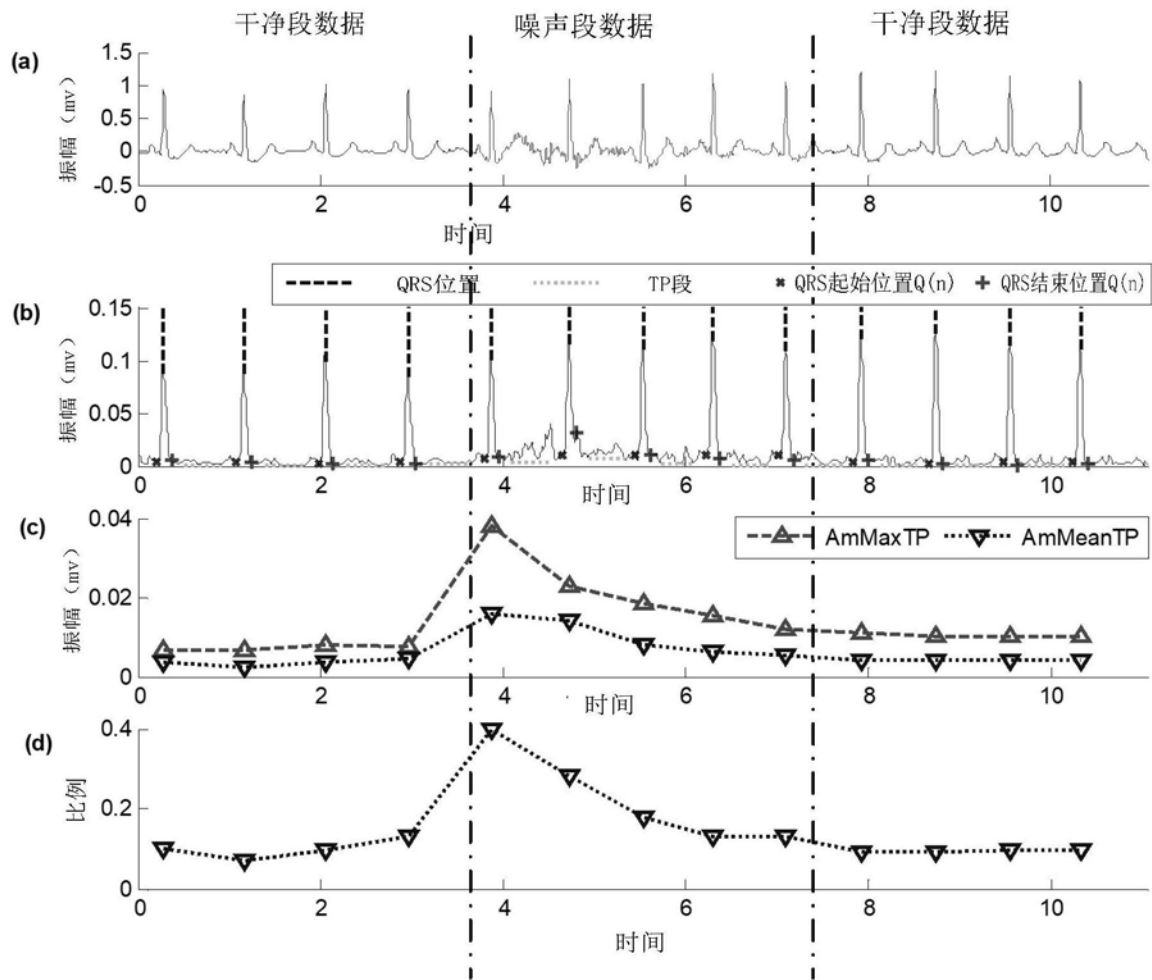


图2

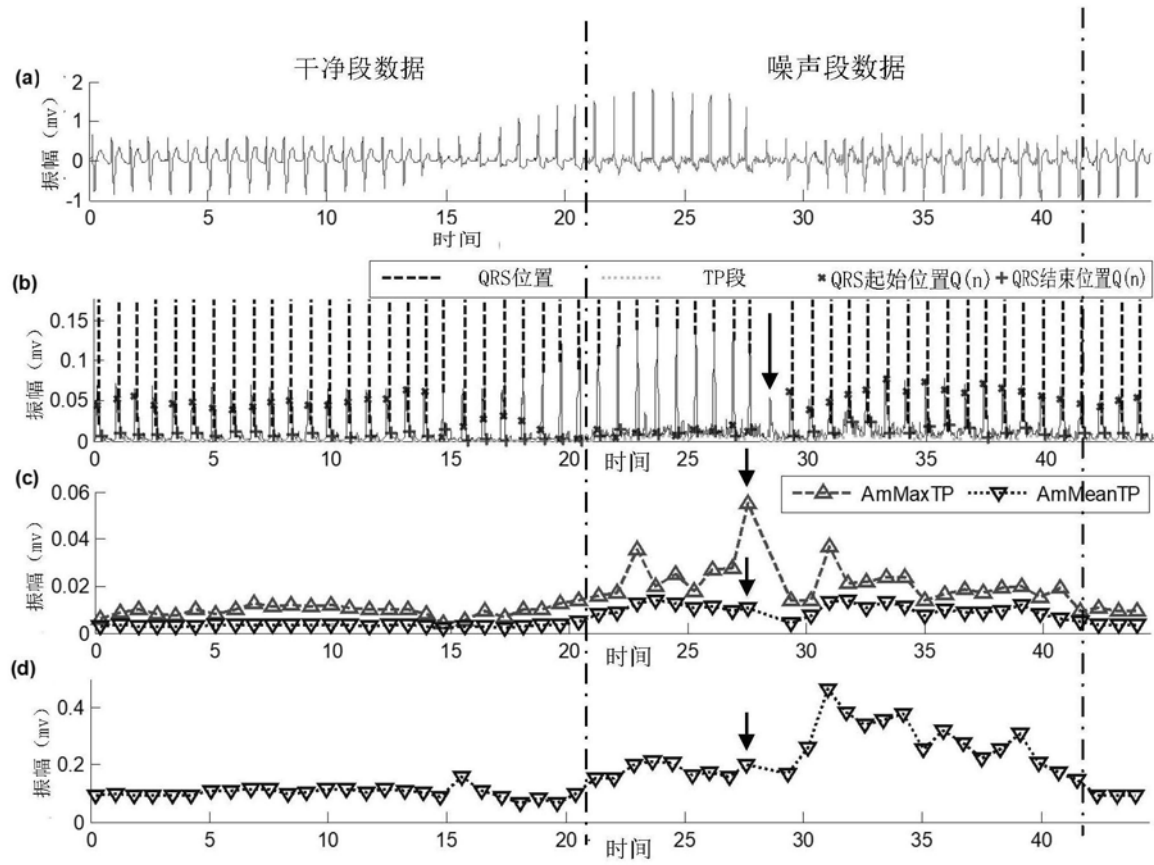


图3

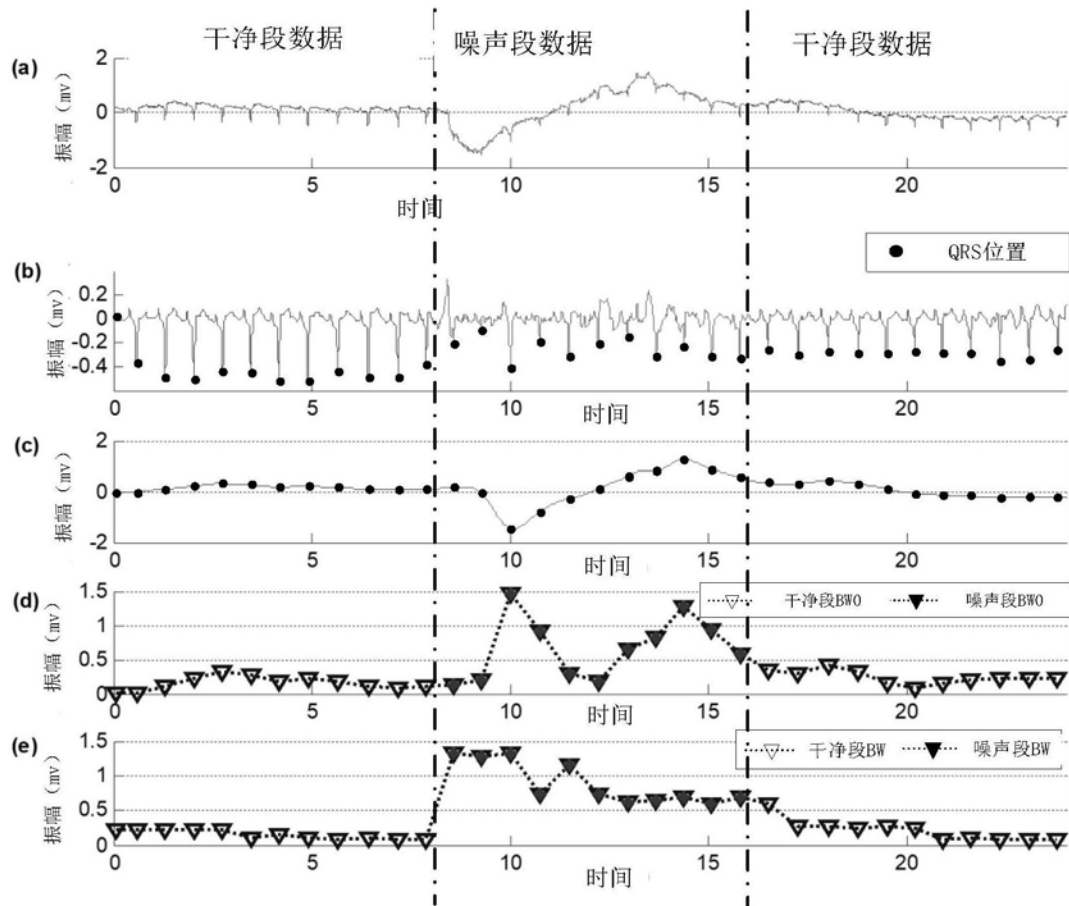


图4

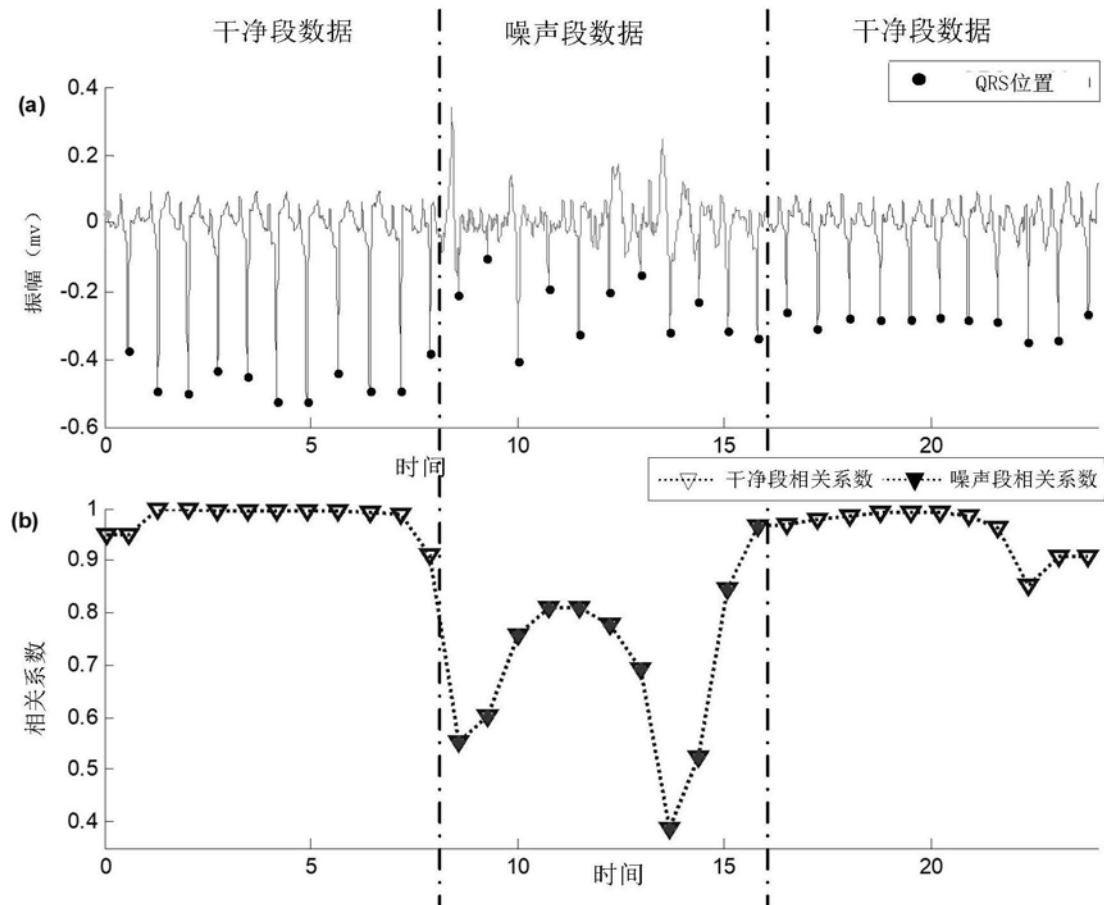


图5

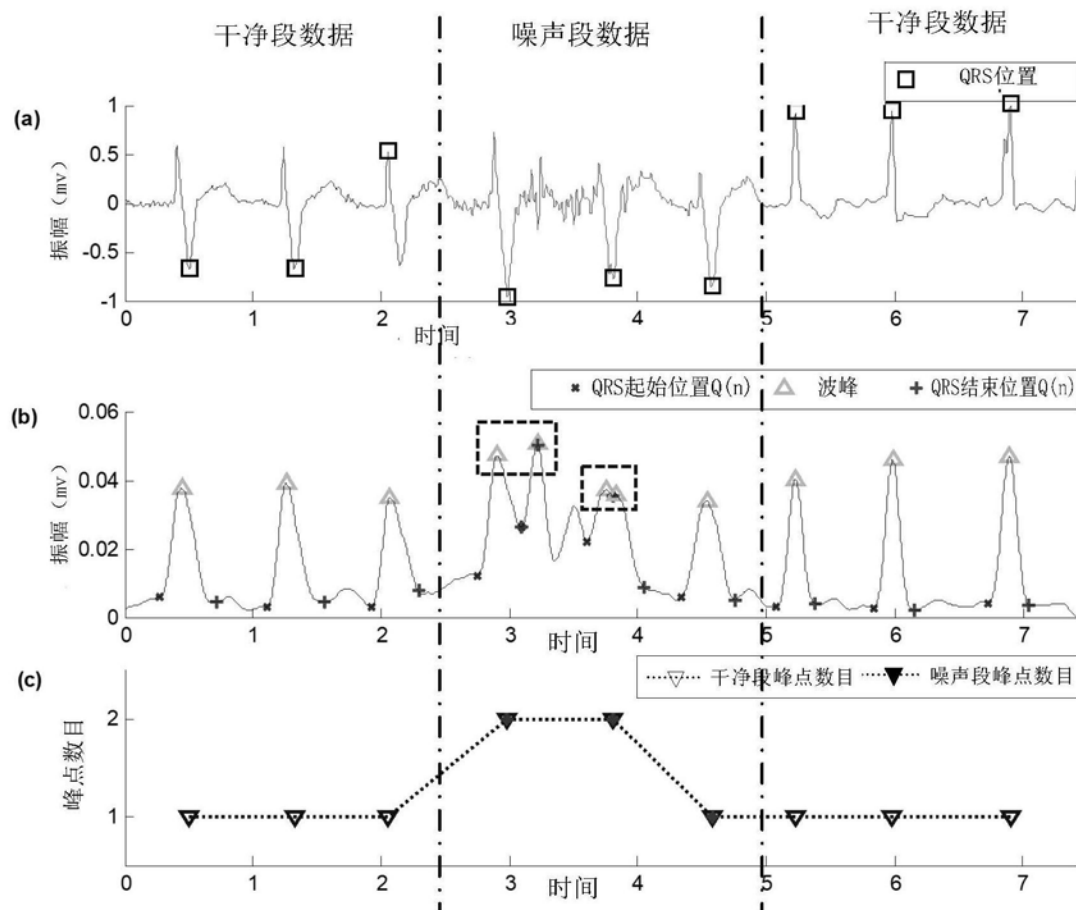


图6

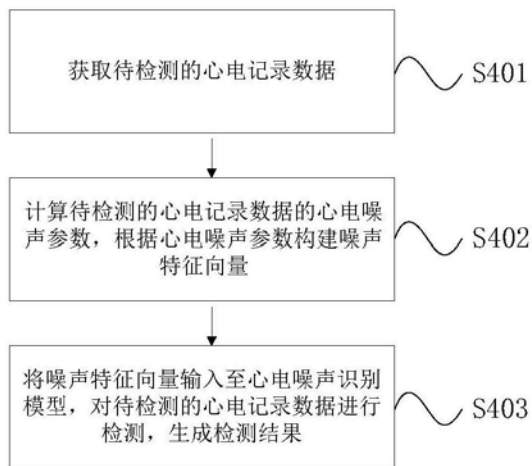


图7

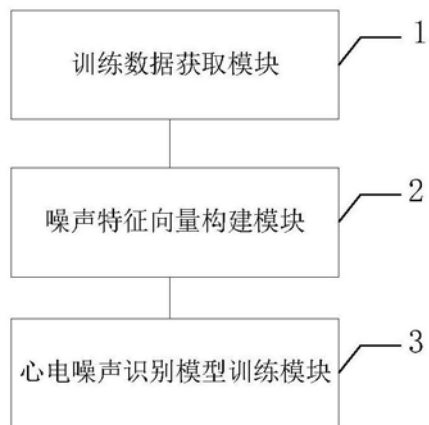


图8

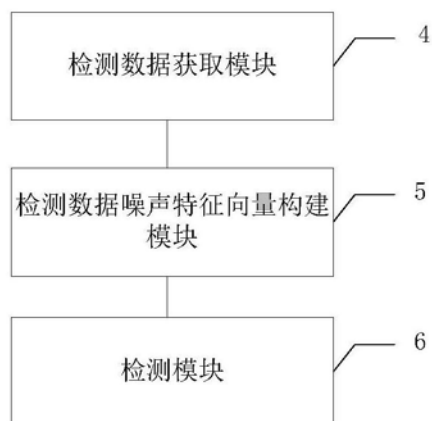


图9

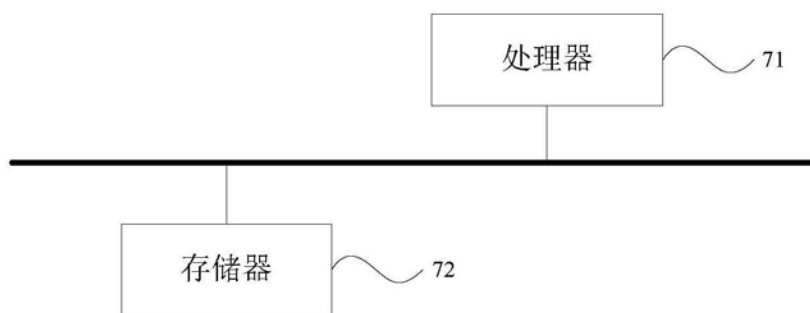


图10

专利名称(译)	心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置		
公开(公告)号	CN110179456A	公开(公告)日	2019-08-30
申请号	CN201910435148.0	申请日	2019-05-23
[标]申请(专利权)人(译)	中国航天员科研训练中心 北京理工大学		
申请(专利权)人(译)	中国航天员科研训练中心 北京理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	中国航天员科研训练中心 北京理工大学		
[标]发明人	李延军 唐晓英 许志		
发明人	李延军 唐晓英 许志		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/725 A61B5/7267		
代理人(译)	李博洋		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种心电噪声识别模型训练及心电噪声检测方法、装置，心电噪声识别模型训练方法包括：获取心电记录数据作为心电噪声识别模型的训练数据，心电记录数据包括不含噪声的干净段数据及包含噪声的噪声段数据；计算训练数据的心电噪声参数；根据心电噪声参数构建噪声特征向量；将噪声特征向量输入神经网络模型进行训练，得到心电噪声识别模型。通过该方法训练的心电噪声识别模型可以更快更准确地分析出每个心拍是否存在噪声，避免了将由噪声导致的低信噪比误判为心律失常。

