



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110384482 A

(43)申请公布日 2019.10.29

(21)申请号 201910558144.1

(22)申请日 2019.06.26

(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四路6号

(72)发明人 胡静

(74)专利代理机构 广州华进联合专利商标代理有限公司 44224
代理人 冯右明

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

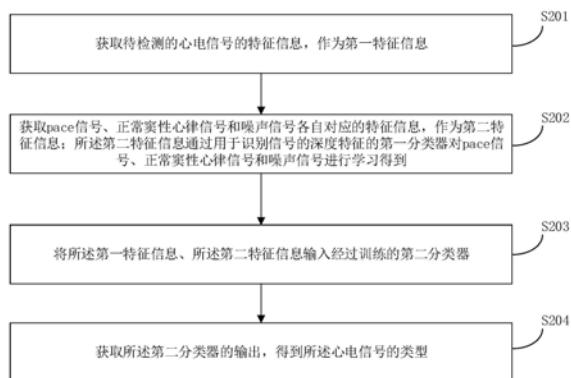
权利要求书7页 说明书22页 附图4页

(54)发明名称

心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质

(57)摘要

本发明涉及心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质,应用于信号分析领域。所述方法包括:获取待检测的心电信号的特征信息作为第一特征信息;第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息作为第二特征信息;第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到;将第一特征信息、第二特征信息输入经过训练的第二分类器;获取第二分类器的输出得到心电信号中的类型。本发明实施例解决了心电信号分类结果不准确的问题。



1. 一种心电信号分类方法,其特征在于,包括:

获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;

获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到;

将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号;

获取所述第二分类器的输出,得到所述心电信号中的类型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,若所述特征信息为心电信号的形态学特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括:

识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波;

根据所述P波、Q波、R波、S波和T波,确定待检测的心电信号的第一形态特征、第二形态特征、第三形态特征、第四形态特征中的至少一项,作为所述特征信息;

所述第一形态特征为,Q波的峰值点、S波的峰值点各自相对所述R波的峰值点的峰值相对值特征;

所述第二形态特征为,T波与R波的幅值比特征;

所述第三形态特征为,QR间期的斜率特征、RS间期的斜率特征以及ST间期的斜率特征;

所述第四形态特征为,P波与R波的数量比值特征。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第一形态特征的步骤,包括:

计算Q波的峰值点相对所述R波的峰值点的第一峰值相对值,计算所述第一峰值相对值的变异系数、极差和中位数;

计算S波的峰值点相对所述R波的峰值点的第二峰值相对值,计算所述第二峰值相对值的深高比值,以及,所述第二峰值相对值的深高比值的中位数和变异系数;

将所述第一峰值相对值的变异系数、极差和中位数,以及所述第二峰值相对值的深高比值,所述第二峰值相对值的深高比值的中位数和变异系数,作为第一形态特征。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第二形态特征的步骤,包括:

计算T波与R波的幅值比;

计算所述幅值比的中位数;

将所述幅值比和所述幅值比的中位数,确定为所述第二形态特征。

5. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第三形态特征的步骤,包括:

确定待检测的心电信号的QR间期、RS间期以及ST间期;

计算QR间期的第一斜率;确定所述第一斜率的中位数和变异系数,作为QR间期的斜率特征;

计算RS间期的第二斜率；确定所述第二斜率的中位数和变异系数，作为RS间期的斜率特征；

计算ST间期的第三斜率；确定所述第三斜率的中位数和变异系数，作为ST间期的斜率特征；

将所述QR间期的斜率特征、RS间期的斜率特征以及ST间期的斜率特征，确定为第三形态特征。

6. 根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述确定待检测的心电信号的第四形态特征的步骤，包括：

获取R波数量和P波数量；

计算R波数量与P波数量比值，得到RP数量比值；

计算所述RP数量比值的中位数和变异系数，作为所述第四形态特征。

7. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，若所述特征信息为心电信号的统计特征，所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括：

识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波；

确定QR间期、RS间期、ST间期、QT间期和RR间期；

计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征，作为波形统计特征；

计算QR间期、RS间期、ST间期、QT间期和RR间期各自对应的统计特征，作为波形间期统计特征；

将所述波形统计特征以及所述波形间期统计特征中的至少一种，作为所述待检测的心电信号的特征信息；

所述统计特征的类型包括数量，以及峰值对应的平均值、最大值、最小值、中位数和方差中的至少一项。

8. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，若所述特征信息为心电信号的相空间特征，所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括：

识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波；

根据所述P波、Q波、R波、S波和T波，确定待检测的心电信号的第一相空间特征、第二相空间特征、第三相空间特征、第四相空间特征中的至少一项，作为所述特征信息；

所述第一相空间特征为，P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形序列的能量变化率；

所述第二相空间特征为，所述待检测的心电信号在多个选定频段的等电位线能量变化率特征；

所述第三相空间特征为，所述待检测的心电信号在多个选定频段的栅条投影变异度特征；

所述第四相空间特征为，所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的相空间分布密度。

9. 根据权利要求8所述的方法，其特征在于，所述确定待检测的心电信号的第一相空间特征的步骤，包括：

利用最小二乘算法拟合P波、Q波、R波、S波和T波在各个切片内的能量，得到P波、Q波、R波、S波和T波各自的波形能量序列；

计算所述波形能量序列的斜率，得到所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形序列的能量变化率；

将所述能量变化率确定为第一相空间特征。

10. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第二相空间特征的步骤,包括:

获取待检测的心电信号在一选定频段内的多个切片;

基于最小二乘算法计算所述多个切片中各切片的能量变化率;

统计所述多个切片中,能量变化率小于能量变化率阈值的切片个数;

计算所述切片个数与所述多个切片的总数的比值,得到待检测的心电信号在所述选定频段的等电位线能量变化率特征;

将待检测的心电信号在多个选定频段的等电位线能量变化率特征,确定为第二相空间特征。

11. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第三相空间特征的步骤,包括:

从所述待检测的心电信号中提取多个栅条;

确定在一选定频段所述多个栅条中各栅条对应的栅条投影;

获取所述选定频段内的所述栅条投影的最大值和最小值;

将所述栅条投影的最大值至最小值之间划分为多个区域,分别统计落在各个区域中的栅条投影的数量;

计算所述数量对应的标准差,得到待检测的心电信号在所述选定频段的栅条投影变异度;

将待检测的心电信号在多个选定频段的栅条投影变异度特征确定为第三相空间特征。

12. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第四相空间特征的步骤,包括:

针对波形的一个切片形成包含 $m \times m$ 个方块格子的图表;

统计所述切片在所述图表中覆盖的格子数;

根据方块格子的总数以及所述切片覆盖的格子数,确定所述波形的信号重构轨迹的相空间分布密度;

将P波,Q波,R波,S波和T波各自对应的所述相空间分布密度,作为所述第四相空间特征。

13. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,若所述特征信息为心电信号的时域特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括:

识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波;

获取待检测的心电信号的第一时域特征、第二时域特征、第三时域特征中的至少一项,作为所述特征信息;

所述第一时域特征为,所述P波、Q波、R波、S波和T波各自在时域上的形态上升特征和形态下降特征;

所述第二时域特征为,所述P波、Q波、R波、S波和T波两两之间的能量比率;

所述第三时域特征为,所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的幅度概率密度。

14. 根据权利要求13所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的第一时域特征的步骤,包括:

获取波形的幅值,计算所述波形的幅值的变异系数;所述波形包括:P波、Q波、R波、S波和T波;

计算所述波形的幅值的核密度估计值;

将所述波形的幅值的变异系数以及幅值的核密度估计值,作为所述第一时域特征。

15. 根据权利要求13所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的第二时域特征的步骤,包括:

获取待检测的心电信号中P波、Q波、R波、S波和T波各自的波形序列;

计算各个波形序列的能量;

计算两个波形序列的能量的比值,作为对应的两类波形的能量比率;

将所述P波、Q波、R波、S波和T波两两之间的能量比率,确定为第二时域特征。

16. 根据权利要求13所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的第三时域特征的步骤,包括:

获取一个波形切片;

确定所述波形切片中的总采样点数;

确定所述波形切片中幅值满足预设条件的采样点的数目;

根据所述总采样点数和幅值满足预设条件的采样点的数目,得到所述波形切片对应的波形的幅度概率密度;

将P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的幅度概率密度作为第三时域特征。

17. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,若所述特征信息为心电信号的信息熵特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括:

识别待检测的心电信号的P波、Q波、R波、S波和T波;

根据所述P波、Q波、R波、S波和T波,确定待检测的心电信号的第一信息熵特征、第二信息熵特征中的至少一项,作为所述特征信息;

所述第一信息熵特征为,所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量熵;

所述第二信息熵特征为,所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的香农熵。

18. 根据权利要求17所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第一信息熵特征的步骤,包括:

确定P波、Q波、R波、S波和T波各自的波形序列;

计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自的波形序列的能量;

根据所述P波、Q波、R波、S波和T波各自的波形序列的能量,得到所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量熵;

将所述能量熵确定为第一信息熵特征。

19. 根据权利要求17所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第二信息熵特征的步骤,包括:

对P波、Q波、R波、S波和T波进行切片,得到P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形切片;

统计所述波形切片的能量,得到所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量;

根据所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量,计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的香农熵;

将所述香农熵确定为第二信息熵特征。

20. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,若所述特征信息为心电信号的心率变异性特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括:

识别待检测的心电信号的P波、Q波、R波、S波和T波;

根据所述P波、Q波、R波、S波和T波,确定待检测的心电信号的第一变异性特征、第二变异性特征、第三变异性特征中的至少一项,作为所述特征信息;

所述第一变异性特征为,待检测的心电信号的SDNN和归一化RMSSD;

所述第二变异性特征为,待检测的心电信号的NN50和NN20;

所述第三变异性特征为,待检测的心电信号的pNN50和pNN20;所述pNN50和pNN20分别根据NN50和NN20确定。

21. 根据权利要求20所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第一变异性特征的步骤,包括:

确定待检测的心电信号的RR间期;

计算所述RR间期的差分,得到RR间期差;

分别计算所述RR间期差的标准差和均方根,得到SDNN以及归一化RMSSD;

将所述SDNN和所述归一化RMSSD确定为第一变异性特征。

22. 根据权利要求20所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第二变异性特征的步骤,包括:

确定待检测的心电信号的RR间期;

计算所述RR间期的差分,得到RR间期差;

统计所述RR间期差大于第一间期差阈值的RR间期数量,得到NN50;

统计所述RR间期差大于第二间期差阈值的RR间期数量,得到NN20;

将所述NN50以及所述NN20,作为所述第二变异性特征。

23. 根据权利要求20所述的方法,其特征在于,所述确定待检测的心电信号的第三变异性特征的步骤,包括:

获取正常心跳间隔宽度;

根据NN50与正常心跳间隔宽度的比值,得到pNN50;

根据NN20与正常心跳间隔宽度的比值,得到pNN20;

将所述pNN50和pNN20,作为所述第三变异性特征。

24. 根据权利要求2至23中任一项所述的方法,其特征在于,所述识别待检测的心电信号的P波、Q波、R波、S波和T波的步骤,包括:

采用小波变换技术,识别待检测的心电信号中包含的P波、Q波、R波、S波和T波。

25. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,若所述特征信息为心电信号的频域特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤,包括:

获取待检测的心电信号的第一频域特征、第二频域特征和第三频域特征中的至少一项,作为所述特征信息;

所述第一频域特征为,待检测的心电信号的中心频率特征;

所述第二频域特征为,待检测的心电信号的频率均方根;

所述第三频域特征为,待检测的心电信号在多个选定频段的中心频率。

26. 根据权利要求25所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的第一频域特征的步骤,包括:

分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量;

根据待检测的心电信号的最高频率、最低频率以及多个频率点的能量,计算待检测的心电信号的中心频率特征,作为所述第一频域特征。

27. 根据权利要求25所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的第二频域特征的步骤,包括:

分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量;

根据待检测的心电信号的最高频率、最低频率以及多个频率点的能量,计算待检测的心电信号的频率均方根,作为所述第二频域特征。

28. 根据权利要求25所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的第三频域特征的步骤,包括:

分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量;

根据所述多个频率点的能量以及各个选定频段的最高频率和最低频率,计算所述待检测的心电信号在所述多个选定频段的中心频率,作为第三频域特征。

29. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述第二特征信息通过基于所述第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到。

30. 根据权利要求29所述的方法,其特征在于,所述第一分类器包括:resnet分类器、CNN分类器、CRNN分类器、LSTM分类器、DenseNet分类器中的任意一种。

31. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述第二分类器包括:神经网络分类器、SVM分类器、决策树分类器、逻辑回归分类器、随机森林分类器、Adaboost分类器、XGboost分类器中的任意一种。

32. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息的步骤之前,还包括:

对所述待检测的心电信号进行预处理。

33. 一种心电信号分类装置,其特征在于,包括:

第一信息获取模块,用于获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;

第二信息获取模块,用于获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到;

分类处理模块,用于将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号;

分类结果确定模块,用于获取所述第二分类器的输出,得到所述心电信号中的类型。

34. 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现权利要求1至32任一所述方法的步骤。

35. 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

执行时实现权利要求1至32任一所述方法的步骤。

心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及信号分析技术领域,特别是涉及心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

[0002] 起搏器是产生周期性电脉冲的电刺激器,其产生的脉冲通过电板传到心脏,引起心脏收缩,使心脏恢复正常心率工作。人体是导体,起搏心电信号(以下简称pace信号)和正常窦性心律信号都会被心电测量电路所采集,作为心电信号(Electrocardiogram,ECG);另外,心电测量电路所采集的心电信号中还可能包括肌电及电极移位产生的高频噪声等。因此,有必要对心电测量电路所采集的心电信号进行识别,目前较常用的手段是采用动态心电分析系统(Holter系统)进行识别。

[0003] 在实现本发明过程中,发明人发现现有技术中至少存在如下问题:采用动态心电分析系统进行识别的方法,基本都采用模拟高通或带通滤波器来检测起搏心电信号,这种方法对噪声比较敏感,导致对心电测量电路所采集的心电信号的类型的识别准确度不理想。

发明内容

[0004] 基于此,有必要针对现有方式对心电信号的类型的识别准确度不理想的问题,提供一种心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0005] 一方面,本发明实施例提供一种心电信号分类方法,包括:

[0006] 获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;

[0007] 获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到;

[0008] 将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号;

[0009] 获取所述第二分类器的输出,得到所述心电信号中的类型。

[0010] 另一方面,本发明实施例提供一种心电信号分类装置,包括:

[0011] 第一信息获取模块,用于获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;

[0012] 第二信息获取模块,用于获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一

分类器对 pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到；

[0013] 分类处理模块,用于将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号;

[0014] 分类结果确定模块,用于获取所述第二分类器的输出,得到所述心电信号中的类型。

[0015] 再一方面,本发明实施例提供一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现如上述实施例的心电信号分类方法。

[0016] 再一方面,本发明实施例提供一种计算机存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上述心电信号分类方法。

[0017] 上述技术方案中的一个技术方案具有如下优点或有益效果:提取待检测的心电信号的特征信息,同时提取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的深度特征信息,结合待检测的心电信号的特征信息以及pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的深度特征信息,通过预先训练的分类器识别待检测的心电信号的类型,由此将心电信号准确的识别为pace信号、正常窦性心律信号或者噪声信号,识别准确度高。

附图说明

[0018] 图1为一个实施例中心电信号分类方法的应用环境图;

[0019] 图2为一个实施例中心电信号分类方法的流程示意图;

[0020] 图3为一个实施例中包含pace的心电信号示意图;

[0021] 图4为一个实施例中心电信号的波形示意图;

[0022] 图5为一个实施例中用于已知类型的心电信号的深度特征识别的分类器的结构示意图;

[0023] 图6为一个实施例中心电信号分类装置的结构框图。

具体实施方式

[0024] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0025] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0026] 本申请提供的心电信号类型检测方法可以应用于如图1所示的计算机设备中。该计算机设备可以是服务器,也可以是终端设备,其内部结构图可以如图1所示,包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口和数据库。其中,处理器用于提供计算和控制能力;存储器包括非易失性存储介质、内存储器,该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序(该计算机程序被处理器执行时可以实现心电信号类型检测)和数据库,该内存储器为非

易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境;数据库用于存储特征信息、心电信号的类型等数据;网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信,例如,与可穿戴设备、便携式心电图仪等设备通信,接收这些设备发送的心电信号等信息。

[0027] 本领域技术人员可以理解,图1中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结构,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0028] 为了方便理解,下面对本发明实施例中涉及的技术名词以及相关符号进行说明。

[0029] pace信号:由心脏起搏器的脉冲使得心脏收缩舒张所产生的心电信号。

[0030] 正常窦性心律信号:心脏正常收缩舒张所产生的心电信号。

[0031] 噪声信号:心电信号在传递到心电采集电路的过程中所产生的其他信号,如肌电、电极移位、人为运动、呼吸等产生的噪声。

[0032] P波:最初产生偏离的波,它反映心房除极过程的电位变化,代表了两个心房的去极;采用X_P表示P波的波形序列(即心电图横坐标表示的时间),采用ecg(X_P)表示P波的心电信号幅值序列(即心电图纵坐标表示的电压幅值)。

[0033] Q波:R波前向下(负向)的波;采用X_Q表示Q波的波形序列,采用ecg(X_Q)表示Q波的心电信号幅值序列。

[0034] R波:第一个向上(正向)的波;采用X_R表示R波的波形序列,采用ecg(X_R)表示R波的心电信号幅值序列。

[0035] S波:R后第一个向下的波;采用X_S表示S波的波形序列,采用ecg(X_S)表示S波的心电信号幅值序列。

[0036] T波:心室快速复极过程产生的电流所形成的波,代表心室肌复极过程引起的电位变化;出现在QRS波群后面;采用X_T表示T波的波形序列,采用ecg(X_T)表示T波的心电信号幅值序列。

[0037] U波:是在T波后0.02-0.04s出现的振幅较低的波;采用X_U表示U波的序列,采用ecg(X_U)表示U波的心电信号幅值序列。

[0038] QRS波群(复合波):心室的激活产生的最大的波,它反映心室肌除极过程的电位变化,正常间隔为0.08-0.12秒,电性的QRS波群是指三个紧密相连的波。

[0039] ST间期:在QRS波群以后T波以前的一段平线对应的时间,代表左、右心室全部除极完毕到复极开始以前的一段时间;采用X_ST表示ST间期的序列。

[0040] QT间期:整个心室肌自开始除极至复极完毕的总时间;采用X_QT表示QT间期的序列。

[0041] PR间期:从P波开始到QRS复合波开始,它代表心房肌开始除极到心室肌开始除极的时限,正常间期是0.12-2.0秒;采用X_PR表示PR间期的序列。

[0042] QR间期的序列和RS间期的序列分别表示为X_QR和X_RS。

[0043] RR间期:两个QRS波中R波之间的时间。

[0044] SDNN:心电图(根据心电信号形成的图)中全部正常心跳间距的标准差。

[0045] RMSSD:心电图中相邻RR间期差值的均方根,反映HRV(heart rate variability,心率变异性)的快速变化。

[0046] NN50:心电图中相邻正常心跳时间间隔差距超过50ms的数目。

[0047] NN20: 心电图中相邻正常心跳时间间隔差距超过20ms的数目。

[0048] pNN50: NN50除以心电图中所有正常心跳间隔总数。

[0049] pNN20: NN20除以心电图中所有正常心跳间隔总数。

[0050] Median、Num、Mean、Max、Min、Var、Skewness、Kurtosis和Range分别表示中位数、数量、平均值、最大值、最小值、方差、偏度、峰度和宽度。

[0051] median、std、mean、length、num、max、min、var、skewness、kurtosis、range、ksdensity 和diff分别表示计算中位数、标准差、平均值、序列长度、序列数量、最大值、最小值、方差、偏度、峰度、宽度、序列核密度估计和差分的算子。

[0052] 基于上述实施环境,在一个实施例中,如图2所示,提供了一种心电信号分类方法,包括以下步骤:

[0053] S201,获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项。

[0054] 待检测的心电信号可以是通过心电导联和传感器等数据采集装置同步地多通道地获取的心电信号,该心电信号中可以包括心脏活动时心肌激动产生的生物电信号(即正常窦性心律信号)、心脏起搏器所产生的pace信号以及肌电/电极移位产生的高频噪声信号等。

[0055] 进一步地,在获取待检测的心电信号的特征信息的步骤之前,还可以包括对所述待检测的心电信号进行预处理的步骤。预处理可以包括对采集到的原始心电信号进行滤波、采样和波形信息提取等操作,具体实施过程例如:通过模拟电路对采集的原始心电信号的模拟信号进行阻抗匹配、过滤、放大等处理;然后由模数转换器把心电信号的模拟信号转化为数字信号,并存储到存储器中。其中,实际采集获得的原始心电信号中可能包含各种噪声,且波形粗糙不光滑,导致QRS(心电图上的波段)等波段中蕴含的有用信息难以提取;可以采用巴特沃斯滤波器等低通数字滤波器进行低通滤波,从原始心电信号中滤除300Hz以上的高频噪声,得到滤波后的心电信号 $O(t)$,这个滤波后的心电信号 $O(t)$ 中可能包含pace信号(包含pace信号的心电信号波形图如图3所示);最后,可以采用小波变换技术提取心电信号 $O(t)$ 中的各个波段的波形,即提取其中P波、QRS波、T波和U波的波形,所得到的波形如图4所示。另外,也可以通过类似的方法识别待检测的心电信号中的QRS波群、ST间期、QT间期、PR间期、QR间期和RR间期。

[0056] S202,获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到。

[0057] 本发明实施例中,可以将已知类型为pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的心电信号作为学习样本,利用基于深度学习的第一分类器对大量的学习样本进行学习,由第一分类器的全连接层得到pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的深度特征信息,作为第二特征信息。

[0058] 本发明实施例中,第一分类器可以根据实际情况选择,包括但不限于resnet(Residual Network,深度残差网络)分类器、CNN(Convolutional Neural Networks,卷积神经网络)分类器、CRNN(Convolutional Recurrent Neural Network,卷积循环神经网络)

分类器、LSTM (Long Short-Term Memory,长短期记忆网络)分类器、DenseNet (Dense Convolutional Network,稠密卷积神经网络)分类器等。

[0059] S203,将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号。

[0060] 本发明实施例中,第二分类器包括但不限于人工神经网络分类器、SVM分类器、决策树分类器、逻辑回归分类器、随机森林分类器、Adaboost分类器、XGboost分类器中的任意一种。

[0061] S204,获取所述第二分类器的输出,得到所述心电信号中的类型。

[0062] 本发明实施例中,第二分类器根据输入的第一特征信息和第二特征信息,可以输出当前待检测心电信号的类型信息。在一些实施例中,第二分类器的输出可以是待检测的心电信号属于pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的概率大小,当某信号类型对应的概率值最高时,可认为当前待检测的心电信号对应的信号类型;在其他场景下,第二分类器也可以输出待检测的心电信号的类型,例如,输出类型1,表示pace信号;输出类型2,表示正常窦性心律信号;输出类型3,表示噪声信号。

[0063] 上述实施例的心电信号分类方法,通过提取待检测的心电信号的特征信息,同时提取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的深度特征信息,结合待检测的心电信号的特征信息以及pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的深度特征信息,通过预先训练的分类器识别待检测的心电信号的类型,由此将心电信号准确的识别为pace信号、正常窦性心律信号或者噪声信号,识别准确度高;此外,由于可以利用心电信号中包含多种特征信息(例如形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时域特征、信息熵特征、心率变异性特征等)进行分析和类型识别,进一步保证了对心电信号的准确分类。

[0064] 其中,心电信号的形态学特征可以理解为:心电信号对应的波形的特征信息,可以包括峰值相对值特征、波形幅度特征(例如幅值、幅值比)、斜率特征、基线特征、数量比值特征等。正常窦性心律信号、pace信号和噪声的波形会存在差异,因此包含pace信号或者噪声的心电信号的形态学特征,较之于正常窦性心律信号的形态学特征会存在差异。

[0065] 其中,心电信号的统计特征可以理解为:心电信号中P波、Q波、R波、S波和T波各自在数量/数值上的统计特征,具体可以包括数量、均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度、宽度等等。一般来说,pace信号或者噪声的心电信号的统计特征,较之于正常窦性心律信号的统计特征会存在一定的差异。

[0066] 其中,心电信号的频域特征可以理解为:心电信号在频域上的特征,例如频率分布、选定频段的中心频率分布等。一般来说,pace信号或者噪声的心电信号的频域特征,较之于正常窦性心律信号的频域特征会存在差异。

[0067] 其中,心电信号的相空间特征可以理解为:心电信号在相空间(通过动量和空间等维度来表示)上的特征,可以包括能量变化率、等电位线能量变化率、栅条投影变异度、相空间分布密度等。一般来说,pace信号或者噪声的心电信号的相空间特征,较之于正常窦性心律信号的相空间特征会存在差异。

[0068] 其中,心电信号的时域特征可以理解为:心电信号在时域上的形态、能量分布、幅值分布等特征,具体例如心电信号在时域上的形态上升特征和形态下降特征、各个波之间

的能量比率、各个波的幅度概率密度等。其中,能量比率指的是各个波的能量比值;幅度概率密度表征的是心电信号各个波段的幅值分布特征。一般来说,pace信号或者噪声的心电信号的时域特征,较之于正常窦性心律信号的时域特征会存在差异。

[0069] 其中,心电信号的信息熵特征可以理解为:对心电信号进行计算所得出的信息熵,能表征心电信号的混乱程度。一般来说,pace信号或者噪声的心电信号的信息熵特征,较之于正常窦性心律信号的信息熵特征会存在差异。

[0070] 其中,心电信号的心率变异性特征可以理解为:心电信号中可以表征心率是否处于正常范围的特征,可以通过正常心跳相隔的时间、心跳数目来表征,具体例如:SDNN、归一化RMSSD、NN50、NN20、pNN50、pNN20等。一般来说,pace信号或者噪声的心电信号的心率变异性特征,较之于正常窦性心律信号的统计特征指会存在差异。

[0071] 在上述步骤S201中,可以将心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时域特征、信息熵特征、心率变异性特征中的一类、两类、或者多类作为第一特征信息,结合第二特征信息识别心电信号的类型。进一步地,如果待检测的心电信号的上述某一类特征信息包含多个信息时,可以将其中的部分特征用于类型识别,也可以将多个信息一起用于类型识别;以心率变异性特征为例,心率变异性特征包含SDNN、归一化RMSSD、NN50、NN20、pNN50、pNN20等,可以仅将SDNN作为心率变异性特征,参与到心电信号的类型识别当中;也可以将SDNN、归一化RMSSD、NN50、NN20、pNN50、pNN20一起作为心率变异性特征,参与到心电信号的类型识别当中。

[0072] 根据本发明一个实施例,在获取待检测的心电信号的特征信息的步骤之前,还可以对待检测的心电信号进行校正;校正可以采用多种方式实现。以QT间期为例,可以采用三种方式对QT间期进行校正,得到三种校正后的QT间期,分别记为QTcB、QTcF和QT1c,具体如下:

[0073] $QTcB = X_QT / \sqrt{RR}$; $QTcF = X_QT / \sqrt[3]{RR}$;

[0074] $QT1c = QT + 0.154 * (1 - RR)$;

[0075] 其中, $X_QT = X_T - X_Q$, $\sqrt{RR} = \sqrt{RR}$, $\sqrt[3]{RR} = \sqrt[3]{RR}$, RR表示RR间期。

[0076] 对待检测的心电信号进行校正也可以采用上述方法以外的其他方法,校正后的心电信号能更加便捷地用于提取待检测心电信号的特征信息,有效提高心电信号类型检测方法的准确度。

[0077] 在一个实施例中,继续以QT间期为例,根据校正后的QT间期提取的第一特征信息可以包括:分别计算三种校正后的QT间期的中位数,标记为QT1、QT3和QT5,计算公式如下:

[0078] $QT1 = \text{median}(QTcB)$; $QT3 = \text{median}(QTcF)$; $QT5 = \text{median}(QT1c)$;

[0079] 将QT1、QT3和QT5确定为待检测的心电信号的第一特征信息。通过校正后的心电信号来提取特征信息,使得提取出的特征信息更为准确,能有效提高所确定的心电信号类型的准确性。

[0080] 根据本发明一个实施例,若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的形态学特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括:识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波;确定Q波的峰值点、S波的峰值点各自相对所述R波的峰值点的峰值相对值特征,作为第一形态特征;获取所述T波与所述R波的幅值比特征,作为第二

形态特征;根据S波和T波,计算所述心电信号的QR间期的斜率特征、RS间期的斜率特征以及ST间期的斜率特征,作为第三形态特征;确定所述心电信号中P波与R波的数量比值特征,作为第四形态特征;将所述第一形态特征、第二形态特征、第三形态特征、第四形态特征中的至少一项,作为所述特征信息。

[0081] 进一步地,确定待检测的心电信号的第一形态特征的步骤可以包括:计算Q波的峰值点相对所述R波的峰值点的第一峰值相对值,计算所述第一峰值相对值的变异系数RQ1、极差 RQ2和中位数RQ3;计算S波的峰值点相对所述R波的峰值点的第二峰值相对值,计算所述第二峰值相对值的深高比值SR_ratio,以及,深高比值SR_ratio的中位数SR1和变异系数SR2;将计算得到的RQ1、RQ2和RQ3,以及SR_ratio、SR1和SR2,作为第一形态特征。

[0082] 确定第一形态特征(峰值相对值特征)的具体实现过程可以包括:

[0083] 步骤a11,计算Q波的峰值点相对于R波的峰值点的第一峰值相对值:

[0084] $rqfeat = \text{abs}(\text{ecg}(X_Q) / \text{ecg}(X_R))$;

[0085] 计算S波的峰值点相对于R波的峰值点的第二峰值相对值,即深高比值SR_ratio:

[0086] $SR_ratio = S_depth / R_height$;

[0087] $S_depth = \text{ecg}(X_Q) - \text{ecg}(X_S)$; $R_height = \text{ecg}(X_R) - \text{ecg}(X_Q)$;

[0088] 步骤a12,计算第二峰值相对值对应的峰值相对值特征,包括第二峰值相对值的中位数和变异系数,分别记为SR1和SR2,计算公式可以分别如下:

[0089] $SR1 = \text{median}(SR_ratio)$; $SR2 = \text{std}(SR_ratio) / \text{mean}(SR_ratio)$;

[0090] 步骤a13,计算第一峰值相对值对应的峰值相对值特征,包括第一峰值相对值的变异系数、极差和中位数,分别记为RQ1、RQ2和RQ3,计算公式可以如下所示:

[0091] $RQ1 = \text{std}(rqfeat) / \text{mean}(rqfeat)$;

[0092] $RQ3 = \text{median}(rqfeat)$;

[0093] 步骤a14,将以上计算得到的SR_ratio、SR1和SR2,以及RQ1、RQ2和RQ3,作为第一形态特征。

[0094] 在一些实施例中,确定第二形态特征(幅值比特征)的实现过程可以包括:

[0095] 步骤a21,计算T波与R波的幅值比,表示为:

[0096] $tr_amp = \text{ecg}(X_T) / \text{ecg}(X_R)$

[0097] 步骤a22,为了在幅值比较大时使得幅值比的数值不至于过大,还可以计算以上幅值比的中位数,记为: $tr_amp_med = \text{median}(tr_amp)$

[0098] 步骤a23,将以上计算的tr_amp以及tr_amp_med确定为第二形态特征。

[0099] 在一些实施例中,所述确定待检测的心电信号的第三形态特征的步骤可以包括:计算 QR间期的第一斜率;确定所述第一斜率的中位数和变异系数,作为QR间期的斜率特征;计算RS间期的第二斜率;确定所述第二斜率的中位数和变异系数,作为RS间期的斜率特征;计算ST间期的第三斜率;确定所述第三斜率的中位数和变异系数,作为ST间期的斜率特征;将所述QR间期的斜率特征、RS间期的斜率特征以及ST间期的斜率特征,确定为第三形态特征。

[0100] 例如:确定第三形态特征(斜率特征)的实现过程可以包括:

[0101] 步骤a31,计算QR间期、RS间期和Sx间期(S波到S波后面某位置x的间隔,可以为ST间期)的斜率:

[0102] $\text{slope_QR}(i) = (\text{ecg}(X_R(i)) - \text{ecg}(X_Q(i))) / (X_R(i) - X_Q(i));$

[0103] $\text{slope_RS}(i) = (\text{ecg}(X_S(i)) - \text{ecg}(X_R(i))) / (X_S(i) - X_R(i));$

[0104] $\text{slope_Sx}(i) = (\text{ecg}(X_x(i)) - \text{ecg}(X_S(i))) / (X_x(i) - X_S(i));$

[0105] 其中, $x = X_S(i) + \text{num}$, num 表示常数, 可以根据实际情况确定, 例如为 20; $\text{QR}(i)$ 表示第 i 个 QR 间期; $\text{RS}(i)$ 表示第 i 个 RS 间期; $\text{Sx}(i)$ 表示第 i 个 Sx 间期。 x 表示 S 波后第 num 个点的位置, 如果 num 的数值恰好落在 T 波位置, 那么此时 $\text{Sx}(i)$ 即为 $\text{ST}(i)$ 。

[0106] 当 $\text{Sx}(i)$ 为 $\text{ST}(i)$ 时, $\text{slope_ST}(i) = (\text{ecg}(X_T(i)) - \text{ecg}(X_S(i))) / (X_T(i) - X_S(i))。$

[0107] 步骤 a32, 分别计算 QR、RS 和 Sx 间期的斜率的相关特征, 包括斜率的中位数和变异系数, 分别记为 med_qr 、 var_qr 、 med_rs 、 var_rs 、 med_sx 和 var_sx , 计算公式可以如下:

[0108] $\text{med_qr} = \text{median}(\text{slope_QR});$

[0109] $\text{var_qr} = \text{std}(\text{slope_QR}) / \text{mean}(\text{slope_QR});$

[0110] $\text{med_rs} = \text{median}(\text{slope_RS});$

[0111] $\text{var_rs} = \text{std}(\text{slope_RS}) / \text{mean}(\text{slope_RS});$

[0112] $\text{med_sx} = \text{median}(\text{slope_Sx});$

[0113] $\text{var_sx} = \text{std}(\text{slope_Sx}) / \text{mean}(\text{slope_Sx});$

[0114] 步骤 a33, 将上述 Sx 替换为 ST , 即可得到 ST 间期斜率的中位数 med_st 、变异系数 var_st 。此外, 还可以计算 ST 间期斜率的其他特征, 例如长度比值 num_neg_st , 计算公式可以为:

[0115] $\text{num_neg_st} = \text{length}(\text{slope_ST} < 0) / \text{length}(X_QRS)$

[0116] 其中, $X_QRS = X_S - X_Q$

[0117] 步骤 a34, 对于心电信号, 可以采用 Q-T 作为基线, 分析低于 Q 点的部分, 即计算 ST 间期基线 (即 ST 间期相对于 QT 基线的变化部分) 的相关特征, 分别记为 deep_s1 、 deep_s 、 mod_S 、 mod_T 和 mod_Q (其中, deep_s1 表示 S 波中低于 QT 基线的部分, deep_s 表示 S 波中低于 QT 基线的部分与整个 S 波长度的比值, mod_S 、 mod_T 、 mod_Q 分别表示从 S、T、Q 波序列中取出低于 QT 基线的部分对应索引的几个位置), 计算公式可以如下:

[0118] $\text{deep_s1} = \text{find}(\text{ecg}(X_S) < \text{ecg}(X_Q));$

[0119] $\text{deep_s} = \text{length}(\text{deep_s1}) / \text{length}(X_S);$

[0120] $\text{mod_S} = X_S(\text{deep_s1});$

[0121] $\text{mod_T} = X_T(\text{deep_s1});$

[0122] $\text{mod_Q} = X_Q(\text{deep_s1});$

[0123] 其中, $\text{find}()$ 函数的基本功能是返回向量或者矩阵中不为 0 的元素的位置索引。

[0124] 步骤 a35, 将以上计算的 med_qr 、 var_qr 、 med_rs 、 var_rs 、 med_sx 、 var_sx 、 med_st 、 var_st 、 num_neg_st 、 deep_s1 、 deep_s 、 mod_S 、 mod_T 和 mod_Q 确定为第三形态特征。

[0125] 在一些实施例中, 确定第四形态特征 (数量比值特征) 的实现过程可以包括:

[0126] 步骤 a41, 计算 R 波数量 Num_R 、P 波数量 Num_P 及这两个数量的比值 PRc :

[0127] $\text{Num_R} = \text{Num}(X_R) = \text{length}(X_R); \text{Num_P} = \text{Num}(X_P) = \text{length}(X_P);$

[0128]
$$\text{PRc} = \frac{\text{Num_P}}{\text{Num_R}};$$

[0129] 其中,Num_R既表示R波的数量,也表示R波的序列长度,比如 $X_R = \{1, 10, 20, 30\}$,则Num_R=4。

[0130] 步骤a42,计算P波数量与R波数量的比值的相關特征,包括数量比值的中位数和变异系数,分别标记为med_{prc}和var_{prc},计算公式可以如下:

[0131] $med_prc = median(PRc)$; $var_prc = std(PRc) / mean(PRc)$;

[0132] 步骤a43,将以上计算的med_{prc}和var_{prc}确定为第四形态特征。

[0133] 可以理解的,除上述列举的形态特征以外,从待检测的心电信号中提取的形态特征还可以包括其他特征,例如波形宽度特征。以QR间期为例,QR间期的宽度特征的计算过程可以包括:

[0134] 步骤a51,QR间期的宽度计算:

[0135] $QR_width = (X_R - X_Q) / fs$,其中,fs表示采样频率。

[0136] 步骤a52,计算QR间期的宽度的相關特征,包括宽度的中位数和变异系数,分别记为Q3和Q4,计算公式如下:

[0137] $Q3 = median(QR_width)$; $Q4 = std(QR_width) / mean(QR_width)$;

[0138] 步骤a53,将以上计算的Q3和Q4确定为形态学特征。

[0139] 在一些实施例中,前述实施例中确定的校正后QT间期的中位数(QT1、QT3和QT5)也可以作为形态学特征。

[0140] 根据本发明一个实施例,若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的统计特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤可以包括:识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波;计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征;所述统计特征的类型包括数量Num、平均值Mean、最大值Max、最小值Min、中位数Median和方差Var中的至少一项;将所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征,作为所述特征信息。

[0141] 进一步地,计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征的步骤可以包括:确定所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的数量。

[0142] 在一些实施例中,计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征的步骤可以包括:确定所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的峰值,根据所述峰值计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征。

[0143] 在一些实施例中,所述根据所述峰值计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征的步骤还可以包括:根据所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的峰值计算所述P波、Q波、R波、S波和T波对应的平均值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,作为所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的统计特征。

[0144] 以R波为例,计算R波对应的统计特征的过程包括:

[0145] 步骤b11,计算R波平均值、最大值、最小值、中位数以及方差:

[0146] $Num_R = num(X_R) = length(X_R)$; $Mean_R = mean(X_R)$;

[0147] $Max_R = max(X_R)$; $Min_R = min(X_R)$;

[0148] $Median_R = median(X_R)$; $Var_R = var(X_R)$;

[0149] 其中,Mean_R、Max_R、Min_R、Median_R和Var_R分别表示R波的平均值、最大值、最

小值、中位数以及方差。

[0150] 步骤b12,计算R波对应的偏度、峰度和宽度:

[0151] $Skewness_R = skewness(X_R)$; $Kurtosis_R = kurtosis(X_R)$;

[0152] $Range_R = \max(X_R) - \min(X_R)$;

[0153] 其中,Skewness_R、Kurtosis_R和Range_R分别表示R波的偏度、峰度和宽度。

[0154] P波、Q波、S波和T波的统计特征计算方式类似,只需要将X_R分别替换为X_P、X_Q、X_S或者X_T即可。

[0155] 步骤b13,将以上计算的Num_R、Mean_R、Max_R、Min_R、Median_R、Var_R、Skewness_R、Kurtosis_R、Range_R、Skewness_P、Kurtosis_P、Range_P、Skewness_Q、Kurtosis_Q、Range_Q、Skewness_S、Kurtosis_S、Range_S、Skewness_T、Kurtosis_T 和 Range_T,确定为待检测的心电信号的统计特征。

[0156] 进一步地,除了将单类波的统计特征作为待检测的心电信号的统计特征,还可以将波形间期的统计特征作为待检测的心电信号的统计特征。即获取待检测的心电信号的特征信息的步骤还可以包括:根据P波、Q波、R波、S波和T波,确定QR间期、RS间期、ST间期、QT间期和RR间期;计算QR间期、RS间期、ST间期、QT间期和RR间期各自对应的统计特征,由此得到待检测的心电信号的特征信息。

[0157] 以RR间期的统计特征为例,计算过程包括:

[0158] 步骤b21,计算RR间期的数量、平均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度以及宽度:

[0159] $Num_RR = num(RR) = length(RR)$; $Mean_RR = mean(RR)$;

[0160] $Max_RR = \max(RR)$; $Min_RR = \min(RR)$;

[0161] $Median_RR = median(RR)$; $Var_RR = var(X_RR)$

[0162] $Skewness_RR = skewness(RR)$; $Kurtosis_RR = kurtosis(RR)$

[0163] $Range_RR = \max(RR) - \min(RR)$;

[0164] 其中,Num_RR、Mean_RR、Max_RR、Min_RR、Median_RR、Var_RR、Skewness_RR、Kurtosis_RR和Range_RR分别表示RR间期对应的数量、平均值、最大值、最小值、中位数、方差、偏度、峰度以及宽度。

[0165] 除RR间期之外,还可以计算QR间期、RS间期、ST间期、QT间期等的上述多种统计特征。

[0166] 步骤b22,将以上计算的QR间期、RS间期、ST间期、QT间期和RR间期对应的统计特征确定为待检测的心电信号的统计特征。

[0167] 将通过上述实施例计算得到的一个或者多个统计特征,作为待检测的心电信号的统计特征,输入预先训练的分类器,进而识别待检测的心电信号的类型。

[0168] 根据本发明一个实施例,若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的频域特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤可以包括:获取待检测的心电信号的中心频率特征,作为第一频域特征;获取待检测的心电信号的频率均方根,作为第二频域特征;获取待检测的心电信号在多个选定频段的中心频率,作为第三频域特征;将所述第一频域特征、第二频域特征和第三频域特征中的至少一项,作为所述特征信息。其中,选定频段可以根据pace信号、噪声信号和正常窦性心律信号的频段以及实际测试确定,可以

包括 0-0.04Hz, 0.04-0.15Hz 和 0.15-0.5Hz。

[0169] 所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤还可以包括: 计算待检测的心电信号的能量E, 根据所述能量E确定第一频域特征、第二频域特征和第三频域特征。其中, 计算待检测的心电信号的能量E的公式可以为:

$$[0170] \quad E(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} |A_T(\omega)|^2 d\omega \quad \omega = 2\pi f;$$

[0171] 其中, ω 为角频率, f 为频率, T 为时间常数, A 为幅值。

[0172] 在一些实施例中, 确定第一频域特征(中心频率特征)的实现过程可以包括:

[0173] 步骤c11、分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量E(f'), f' 表示频率点。

[0174] 步骤c12、计算待检测的心电信号的中心频率FC1:

$$[0175] \quad FC1 = \frac{\sum_{f'_L}^{f'_H} f' * E(f')}{\sum_{f'_L}^{f'_H} E(f')}$$

[0176] 其中, H 表示待检测的心电信号的最高频率, L 表示待检测的心电信号的最低频率。

[0177] 步骤c13、将所计算的FC1确定为第一频域特征。

[0178] 在一些实施例中, 确定第二频域特征(中位数、频率均方根)的实现过程可以包括:

[0179] 步骤c21、分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量E(f'), f' 表示频率点。

[0180] 步骤c22、计算待检测的心电信号的频率均方根FC2:

$$[0181] \quad FC2 = \sqrt{\frac{\sum_{f'_L}^{f'_H} f' * E(f')}{\sum_{f'_L}^{f'_H} E(f')}};$$

[0182] 步骤c23、将所计算的FC2确定为第二频域特征。

[0183] 在一些实施例中, 所述获取待检测的心电信号在多个选定频段的中心频率, 作为第三频域特征的步骤包括: 分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量; 根据所述多个频率点的能量以及各个选定频段的最高频率和最低频率, 计算所述待检测的心电信号在所述多个选定频段的中心频率, 作为第三频域特征。其中, 多个选定频段的中心频率包括待检测的心电信号在 0-0.04Hz, 0.04-0.15Hz 和 0.15-0.5Hz 的中心频率。

[0184] 具体的, 确定第三频域特征(在多个选定频段的中心频率)的实现过程可以包括:

[0185] 步骤c31、分别计算待检测的心电信号在多个频率点的能量E(f'), f' 表示频率点。

[0186] 步骤c32、按照如下公式, 分别计算待检测的心电信号在 0-0.04Hz, 0.04-0.15Hz 和 0.15-0.5Hz 的中心频率。以 0-0.04Hz 的选定频段为例, 其中心频率可以通过如下公式计算:

$$[0187] \quad ecgFC1 = \frac{\sum_{f'_L=0}^{f'_H=0.04} f' * E(f')}{\sum_{f'_L=0}^{f'_H=0.04} E(f')} ;$$

[0188] 其中, f' 表示频率点, 取值范围为 $0 \sim 0.04$ 。

[0189] 按照上述方式计算待检测的心电信号在 $0.04 \sim 0.15\text{Hz}$ 和 $0.15 \sim 0.5\text{Hz}$ 的中心频率。

[0190] 步骤c34、将心电信号在 $0 \sim 0.04\text{Hz}$, $0.04 \sim 0.15\text{Hz}$ 和 $0.15 \sim 0.5\text{Hz}$ 的中心频率确定为第三频域特征。

[0191] 根据本发明一个实施例中, 若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的相空间特征, 所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤包括: 识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波, 得到波形序列 X_P 、 X_Q 、 X_R 、 X_S 和 X_T ; 计算所述 X_P 、 X_Q 、 X_R 、 X_S 和 X_T 各自对应的波形序列的能量变化率, 分别记为 $aE1$ 、 $aE2$ 、 $aE3$ 、 $aE4$ 、 $aE5$; 作为第一相空间特征; 计算所述待检测的心电信号在多个选定频段的等电位线能量变化率特征, 作为第二相空间特征; 计算所述待检测的心电信号在多个选定频段的栅条投影变异度特征, 作为第三相空间特征; 计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的相空间分布密度, 作为第四相空间特征; 将所述第一相空间特征、第二相空间特征、第三相空间特征、第四相空间特征中的至少一项, 作为所述特征信息。

[0192] 在一些实施例中, 计算所述 X_P 、 X_Q 、 X_R 、 X_S 和 X_T 各自对应的波形序列的能量变化率的步骤可以包括: 利用最小二乘算法拟合P波、Q波、R波、S波和T波在各个时间段的能量, 得到波形能量序列; 计算所述波形能量序列的斜率, 得到波形对应的能量变化率; 由此可得到P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形序列的能量变化率。

[0193] 进一步地, 确定第一相空间特征(能量变化率)的具体实现过程可以包括: 利用最小二乘算法拟合心电信号中各类波形在各个切片(将一段连续的心电信号切成一段一段的切片, 比如 10s 一段的切片)内的能量, 得到波形能量序列, 求该波形能量序列的斜率, 就得到切片内某一波形的能量变化率。以P波为例, 计算过程可以包括:

[0194] 步骤d11, 假设P波能量的函数表达为 $E_P(t) = at + b$; 其中 a 为斜率(也就是能量变化率), b 为截距。利用最小二乘算法求得直线参数 a 和 b , 残差平方和的公式如下:

$$[0195] \quad RSS = \sum_{i=1}^n [E_P(t_i) - (at_i + b)]^2 ;$$

[0196] 步骤d12, 使残差平方和最小, 计算求得参数 a 和 b :

$$[0197] \quad a = \frac{\sum_{i=1}^n t_i E_P(t_i) - n \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_P(t_i) \right) \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \right)}{\sum_{i=1}^n t_i^2 - n \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} ;$$

$$[0198] \quad b = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \right) - a \cdot n \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_P(t_i) \right);$$

[0199] 所求得参数a即为能量变化率aE1。

[0200] 可以通过同样的方法,分别计算得到其他波(Q波、R波、S波、T波)的能量变化率,依次记为aE2、aE3、aE4、aE5。

[0201] 步骤d13,将以上计算得到的能量变化率aE1~aE5确定为第一相空间特征。

[0202] 在一些实施例中,确定第二相空间特征(等电位线能量变化率特征)中的多个设定频段可以为0-0.04Hz,0.04-0.15Hz和0.15-0.5Hz。等电位线能量变化率是统计切片中能量变化率小于某个阈值的切片个数,求得该切片个数与切片总数的比值。以P波为例,具体的实现过程可以包括:

[0203] 步骤d21,通过大量数据参数学习得到不同频段的等电位线能量变化率比率xlepsRate,根据学习可知,心电信号在0-0.04Hz,0.04-0.15Hz和0.15-0.5Hz的xlepsRate值不一样。

[0204] 步骤d22,基于xlepsRate值,确定等电位线能量变化率阈值xleps:

[0205] $xleps = \max(P) * xlepsRate$;其中,max(P)表示P波的最大能量。

[0206] 步骤d23,获取待检测的心电信号在一个选定频段内的多个切片,基于最小二乘算法计算切片的能量变化率a,并统计多个切片中能量变化率a小于能量变化率阈值xleps的切片个数,记为xlcount。

[0207] 步骤d24,计算xlcount与选定频段内的切片总数的比值xlcountP,得到心电信号在所述选定频段内的等电位线能量变化率特征。

[0208] 基于上述方式,可以分别获取待检测的心电信号在0-0.04Hz、0.04-0.15Hz和0.15-0.5Hz 频段内的多个切片,基于这些切片可以分别计算待检测的心电信号在0-0.04Hz、0.04-0.15Hz 和0.15-0.5Hz频段的等电位线能量变化率特征,分别记为xlcountP1、xlcountP2和xlcountP3。

[0209] 在其他实施例中,还可以通过等电位线变时长算法,提取心电信号序列在0-0.05Hz、0.05-0.20Hz和0.20-1Hz的等电位线能量变化率特征,作为第二相空间特征。等电位线变时长算法是统计所有能量变化率小于某个能量变化率阈值且能量小于某个能量阈值的切片个数,求得该切片个数与切片总数的比值,将该比值确定为等电位线能量变化率特征。具体的实现过程可以包括:

[0210] 步骤d25,学习得到等电位线能量变化率比率xlepsRate和等电位线能量比率fdepsRate,分别计算等电位线能量变化率阈值xleps和等电位线能量阈值fdeps:

[0211] $xleps = \max(E) * xlepsRate$; $fdeps = \max(E) * fdepsRate$

[0212] 步骤d26,获取待检测的心电信号在一个选定频段内的多个切片,基于最小二乘算法计算切片的能量变化率a,统计多个切片中能量变化率a小于等电位线能量变化率阈值xleps,并且能量E小于电位线能量阈值fdeps的切片个数,记为count。

[0213] 步骤d27,计算count与所述多个切片的切片总数的比值,记为countecg,即待检测的心电信号在所述选定频段等电位线能量变化率特征。

[0214] 通过上述步骤,可以分别计算得到待检测的心电信号在0-0.05Hz,0.05-0.20Hz和

0.20-1Hz的等电位线能量变化率特征,分别记为countecgf1、countecgf2和countecgf3。

[0215] 步骤d28,将以上计算的xlcountP1~xlcountP3以及countecgf1~countecgf3确定为第二相空间特征。

[0216] 本发明实施例中,栅条投影变异度表征的是波形的分布离散程度。在一个实施例中,确定待检测的心电信号的第三相空间特征的步骤可以包括:确定所述心电信号在多个选定频段对应的栅条投影shadow;将所述栅条投影shadow的最大值至最小值之间划分多个区域 histnum,分别统计落在所述多个区域histnum中的栅条投影的数量shadow_hist。计算所述数量shadow_hist对应的标准差shadow_stdhist,得到栅条投影变异度特征,将该栅条投影变异度特征确定为第三相空间特征。

[0217] 其中,在一个可选实施例中,确定心电信号在0-0.05Hz,0.05-0.20Hz和0.20-1Hz的第三相空间特征(栅条投影变异度特征)的具体过程可以包括:

[0218] 步骤d31,将心电信号按相同时间间隔分为一小段一小段,每一小段就是一个栅条(为了与上述的切片相区别,栅条的时间间隔可以比切片的时间间隔更大),时间间隔就是栅条宽度。

[0219] 步骤d32,计算0-0.05Hz频段内的每个栅条的覆盖范围,即栅条投影shadow(栅条在y轴上的投影);统计0-0.05Hz频段内的栅条投影shadow的最大值和最小值,在最大值至最小值之间划分为若干个区域histnum,分别统计落在各区域histnum中的栅条投影的数量,记为shadow_hist。

[0220] 步骤d33,计算各区域的栅条投影的数量shadow_hist对应的标准差shadow_stdhist,即待检测的心电信号在0-0.05Hz频段内的栅条投影变异度shadow_stdhist:

$$[0221] \quad shadow_stdhist = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (shadow_hist - \mu)^2};$$

$$[0222] \quad \text{其中, } \mu = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N shadow_hist}, \quad N \text{ 表示 histnum 的区域个数。}$$

[0223] 按照上述步骤,分别计算待检测的心电信号在0-0.05Hz,0.05-0.20Hz和0.20-1Hz三个频段的栅条投影变异度特征,分别记为shadow_stdhist_ecgf1、shadow_stdhist_ecgf2和 shadow_stdhist_ecgf3。

[0224] 步骤d34,将栅条投影变异度特征shadow_stdhist_ecgf1~shadow_stdhist_ecgf3确定为第三相空间特征。

[0225] 本发明实施例中,相空间分布密度可以表征波形的分布离散程度。在一个实施例中,可以设计时间延迟-相空间分布密度算法,确定第四相空间特征(相空间分布密度)的实现过程可以包括:

[0226] 步骤d41,针对波形的一个切片形成二维图表,用m×m的方块格子覆盖,格子总数为m²;m的数值可以根据切片的长度作调整,例如可以选取80。

[0227] 步骤d42,统计切片内信号覆盖的格子数md,计算波形的所述切片的信号重构轨迹的相空间分布密度d:

$$[0228] \quad d = \frac{md}{m^2} = \frac{\text{信号覆盖的格子数}}{\text{总的格子数}};$$

[0229] 步骤d43,根据以上方法可分别计算P波、Q波、R波、S波和T波的相空间分布密度dP、dQ、dR、dS和dT。

[0230] 步骤d44,将以上计算的dP、dQ、dR、dS和dT确定为第四相空间特征。

[0231] 根据本发明一个实施例,若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的时域特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤可以包括:识别待检测的心电信号中的P波、Q波、R波、S波和T波;确定所述P波、Q波、R波、S波和T波各自在时域上的形态上升特征和形态下降特征,作为第一时域特征;计算所述P波、Q波、R波、S波和T波两两之间的能量比率,作为第二时域特征;计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的幅度概率密度,作为第三时域特征;将所述第一时域特征、第二时域特征、第三时域特征中的至少一项,作为所述特征信息。

[0232] 进一步地,在一些实施例中,以心电信号的R波为例,确定R波的第一时域特征(在时域上的形态上升特征和形态下降特征)的过程可以包括:

[0233] 步骤e11,将R波的幅值表示为 $\text{amplitude} = \text{ecg}(X_R)$,计算R波的幅值amplitude的变异系数var_amp:

[0234] $\text{var_amp} = \text{std}(\text{amplitude}) / \text{mean}(\text{amplitude})$;

[0235] 步骤e12,计算R波的幅值的概率密度相关的特征,包括 $\text{kurt}_{\vec{f}}$ 、 $\text{skew}_{\vec{f}}$,计算公式如下:

[0236] $[\vec{f}, xi] = \text{ksdensity}(\text{amplitude})$;

[0237] $\text{kurt}_{\vec{f}} = \text{kurtosis}(\vec{f})$; $\text{skew}_{\vec{f}} = \text{skewness}(\vec{f})$;

[0238] 其中,ksdensity用于求样本观测向量x(当前所针对的心电信号)的核密度估计;xi是在x取值范围内等间隔选取的100个采样点构成的向量; \vec{f} 是与xi相对应的核密度估计值向量。

[0239] 通过上述计算,可以得到P波、Q波、R波、S波和T波各自的var_amp、 $\text{kurt}_{\vec{f}}$ 以及 $\text{skew}_{\vec{f}}$ 。

[0240] 步骤e13,将P波、Q波、R波、S波和T波各自的var_amp、 $\text{kurt}_{\vec{f}}$ 以及 $\text{skew}_{\vec{f}}$ 确定为第一时域特征。

[0241] 在一些实施例中,确定第二时域特征(能量比率)的实现过程可以包括:

[0242] 步骤e21,分别计算P波、Q波、R波、S波和T波的能量E。

[0243] 步骤e22,计算P波、Q波、R波、S波和T波两两之间的能量比率;以P波和Q波的能量比率为例,计算公式如下:

[0244]
$$\text{PSD}_{PQ} = \frac{\text{PSD}_P}{\text{PSD}_Q} = \frac{\sum E(f(X_P))}{\sum E(f(X_Q))}$$

[0245] 其中, $E(f(X_P))$ 表示单个P波序列的能量, $E(f(X_Q))$ 表示单个Q波序列的能量; $f(X_P)$ 表示单个P波序列的幅值。

[0246] 以此类推,可以计算出所有波形之间的能量比率。

[0247] 步骤e23,将P波、Q波、R波、S波和T波两两之间的能量比率确定为第二时域特征。

[0248] 在一些实施例中,获取待检测的心电信号的第三时域特征的步骤可以包括:获取一个波形切片;确定所述波形切片中的总采样点数;确定所述波形切片中幅值满足预设条件的采样点的数目;根据所述总采样点数和幅值满足预设条件的采样点的数目,得到所述波形切片对应的波形的幅度概率密度;将P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的幅度概率密度作为第三时域特征。

[0249] 具体的,确定第三时域特征(幅度概率密度)的实现过程可以包括:

[0250] 步骤e31,针对P波的某个切片Y,计算切片Y的总采样点数n(采样频率*切片时长)。

[0251] 步骤e32,对全部切片进行自学习,得到幅度阈值Amax,作为经验参数。

[0252] 步骤e33,找到该切片Y内幅度小于幅度阈值Amax并且幅度绝对值最大的采样点,计算这些采样点的幅度平均值AmpMaxAverrage。

[0253] 步骤e34,统计幅度平均值在(-AmpMaxAverrage×k,AmpMaxAverrage×k)之间的采样点的数目Ampnum;其中k为经验值,可以根据实际情况选取,例如0.5。

[0254] 步骤e35,计算P波的幅度概率密度AmpPD: $AmpPD = \frac{Ampnum}{n}$ 。

[0255] 按照以上方式可以计算得到P波、Q波、R波、S波和T波的幅度概率密度,依次记为AmpPD_P,AmpPD_Q,AmpPD_R,AmpPD_S和AmpPD_T。

[0256] 步骤e36,将以上计算的幅度概率密度AmpPD_P,AmpPD_Q,AmpPD_R,AmpPD_S和AmpPD_T确定为第三时域特征。

[0257] 根据本发明一个实施例,若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的信息熵特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤可以包括:识别待检测的心电信号的P波、Q波、R波、S波和T波,得到P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形序列X_P、X_Q、X_R、X_S和X_T;计算所述X_P、X_Q、X_R、X_S和X_T各自对应的能量熵,作为第一信息熵特征;计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的香农熵,作为第二信息熵特征;将所述第一信息熵特征、第二信息熵特征中的至少一项,作为所述特征信息。

[0258] 进一步地,确定待检测的心电信号的第一信息熵特征的步骤可以包括:确定P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形序列,分别记为X_P、X_Q、X_R、X_S和X_T;计算所述X_P、X_Q、X_R、X_S和X_T各自对应的能量,分别记为E1、E2、E3、E4和E5;根据E1、E2、E3、E4和E5,得到P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量熵。

[0259] 在一些实施例中,确定第一信息熵特征(能量熵)的过程可以包括:

[0260] 步骤f11,分别计算P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形序列的能量E1、E2、E3、E4和E5;能量计算公式可为:

$$[0261] \quad E(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} |A_T(\omega)|^2 d\omega$$

[0262] 步骤f12,根据能量E1、E2、E3、E4和E5,计算P波、Q波、R波、S波和T波信号的能量熵EE1、EE2、EE3、EE4、EE5,能量熵的计算公式可以为: $EE = \sum_i \log(E_i^2)$;

[0263] 其中,i表示P波、Q波、R波、S波或T波的波形序列中的第i个波形,其取值范围为1,...,N,N为P波、Q波、R波、S波或T波的波形序列中的波形总数。

[0264] 步骤f13,将以上计算的EE1~EE5确定为第一信息熵特征。

[0265] 在一些实施例中,确定待检测的心电信号的第二信息熵特征的步骤可以包括:对P波、Q波、R波、S波和T波进行切片,得到P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的波形切片;根据所述波形切片,分别计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量,记为E1、E2、E3、E4和E5;根据E1、E2、E3、E4和E5计算所述P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的香农熵。

[0266] 其中,确定第二信息熵特征(香农熵)的过程可以包括:

[0267] 步骤f21,以P波的波形切片为例,10s的P波波形,对该P波切片,得到P波的多个波形切片;

[0268] 步骤f22,计算各个波形切片的能量,由此累计得到的能量作为所述P波的能量。

[0269] 同理,可分别计算P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的能量,分别记为E1、E2、E3、E4和E5。

[0270] 步骤f23,计算P波、Q波、R波、S波和T波各自对应的香农熵SE1、SE2、SE3、SE4 和

SE5,香农熵的计算公式可为:
$$SE = -\sum_i E_i^2 \log(E_i^2)$$
 其中,i表示P波、Q波、R波、S波或T波的

波形序列中的第i个波形,其取值范围为1,...,N,N为P波、Q波、R波、S波或 T波的波形序列中的波形总数。

[0271] 步骤f23,将以上计算的SE1~SE5确定为第二信息熵特征。

[0272] 根据本发明一个实施例中,若步骤S201中获取到的心电信号的特征信息为心电信号的心率变异性特征,所述获取待检测的心电信号的特征信息的步骤可以包括:计算待检测的心电信号的SDNN、归一化RMSSD,作为第一变异性特征;获取心电信号的NN50以及NN20,作为第二变异性特征;根据所述NN50和NN20,分别计算pNN50和pNN20,作为第三变异性特征;将所述第一变异性特征、第二变异性特征、第三变异性特征中的至少一项,作为所述特征信息。

[0273] 进一步地,所述确定待检测的心电信号的第一变异性特征的步骤可以包括:识别待检测的心电信号的RR间期;计算RR间期的差分,得到RR间期差;分别计算RR间期差的标准差和平方平均数,得到SDNN以及归一化RMSSD;将所述SDNN和所述归一化RMSSD确定为第一变异性特征。

[0274] 例如:确定第一变异性特征(SDNN和归一化RMSSD)的过程可以包括:

[0275] 步骤g11,计算归一化RMSSD:

[0276] $RMSSD = \sqrt{\text{mean}(\text{diffNN}^2)}$, 其中,diffNN=diff(RR);

[0277] 其中,RR(i)=X_R(i+1)-X_R(i),RR(i)表示第i个RR间期;diffNN表示RR间期差,diff表示差分算子。

[0278] 步骤g12,计算SDNN:SDNN=std(diffNN)。

[0279] 步骤g13,将以上计算的SDNN以及RMSSD确定为第一变异性特征。

[0280] 在一些实施例中,确定第二变异性特征(NN50以及NN20)的实现过程可以包括:

[0281] 步骤g21,计算NN50:NN50=length(find(|diffNN|>0.5));

[0282] 步骤g22,计算NN20:NN20=length(find(|diffNN|>0.2));

[0283] 步骤g23,将以上计算的NN50和NN50确定为第二变异性特征。

[0284] 在一些实施例中,确定第三变异性特征(pNN50和pNN20)的实现过程可以包括:

[0285] 步骤g31,计算pNN50: $pNN50=NN50/\text{length}(RR)$;

[0286] 步骤g32,计算pNN20: $pNN20=NN20/\text{length}(RR)$;

[0287] 步骤g33,将以上计算的pNN50和pNN20确定为第三变异性特征。

[0288] 上述各个实施例,分别从不同的角度提取待检测的心电信号中的特征信息,基于不同角度提取到的特征信息进行信号类型的识别,有利于提高心电信号类型识别的准确性。

[0289] 进一步地,第二特征信息可以通过基于第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到。其中,第一分类器可以识别信号的深度特征,深度特征可理解为非人类自然感知的特征;通过对已知类型的心电信号进行深度学习,将确定出的信号的深度特征作为第二特征信息;第一分类器可根据实际情况选择,例如可以选择resnet分类器、CNN分类器、CRNN分类器、LSTM分类器、DenseNet分类器中的任意一种。可以通过resnet分类器、CNN分类器、CRNN分类器、LSTM分类器、DenseNet分类器、Adaboost分类器、XGboost分类器等。第一分类器初步构建之后,可以通过数据样本进行训练,训练过程包括网络初始模型构建、训练数据确定以及处理、训练过程、训练结束条件等。

[0290] 以resnet网络为例,通过基于resnet网络的第一分类器(resnet分类器)确定第二特征信息,resnet分类器结构如图5所示。可以包括依次排列的以下层次结构:

[0291] 输入层,用于输入心电信号的单个心拍信号;单个心拍可以理解为,一个包含RSTUPQ波的波段信号;该心拍的已知信号类型(pace、正常窦性心律或者噪声)。

[0292] 卷积层,用于对所述单个心拍信号进行特征提取;

[0293] 第一激活层,用于对所述卷积层提取得到的心电特征数据进行非线性处理,使得整个网络可以逼近任何非线性函数;第一激活层中设置有激活函数,常见的激活函数包括sigmoid、tanh、ReLU,通过激活函数以引入非线性因素。在一个实施例中,第一激活层的激活函数采用ReLU函数,即线性整流函数,又称修正线性单元,是一种神经网络中常用的激活函数,具有收敛快、求梯度简单的特征,其计算公式为,对于输入的负数,输出全为0,即输出=0;对于输入的正值,则原样输出,即:输出=输入。也可以为其他能够消除和纠正梯度消失问题的激活函数。

[0294] 在一些情况下,也将卷积层和激活层一起称作卷积层(为了便于区分,本发明实施例中将这样的卷积层成为广义卷积层),广义卷积层实质是由卷积核的权值和偏置项构成,在一个广义卷积层中,上一层的输出被一个卷积核进行卷积,并通过一个激活函数得到输出的特征映射图。

[0295] 第一卷积残差块,用于对第一激活层的输出进行学习;

[0296] 第二卷积残差块,用于对所述第一卷积残差块的输出进行学习;

[0297] 第三卷积残差块,用于对所述第二卷积残差块的输出进行学习;

[0298] 第四卷积残差块,用于对所述第三卷积残差块的输出进行学习;

[0299] 第二激活层,用于对所述第四卷积残差块提取得到的数据进行非线性处理;第二激活层中设置有激活函数,以再次引入非线性因素。这里的激活函数可以为ReLU函数,即线性整流函数,又称修正线性单元,是一种神经网络中常用的激活函数,通常指代非线性函数。也可以为其他能够消除和纠正梯度消失问题的激活函数。

[0300] LSTM(Long Short-Term Memory,长短期记忆网络)层,用于通过记忆单元和遗忘门,对所述第二激活层得到的数据进行长时或者短时的记忆操作,由此处理长时依赖并解决消失的梯度问题。LSTM是一种时间循环神经网络结构,适用于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件,该层与上一层结构上的关系不大。一般神经网络中记忆单元每次只能记忆前面一个时刻的值,每一次都会重新给记忆单元赋值,从而刷新,而在LSTM中,遗忘门的功能是什么时候要把过去记忆的东西忘掉,因此只要遗忘门不关闭(忘记)就会记得前面序列的所有信息。

[0301] Dropout层,用于根据预设参数,将输入所述Dropout层的数据中的一部分设置为0,以减少对所述单个心拍信号进行分类过程中的过度拟合。所述预设参数可以是该层的控制参数 keep,当参数keep为0.9时,表示输入该层的数据中10%的数据会在该层被设置为0。

[0302] 全连接层,对Dropout层的输出进行全连接操作,得到所述心电信号的深度特征信息;全连接层采用有softmax激活函数;

[0303] 输出层,用于基于全连接层得到的所述心电信号的深度特征信息,输出所述单个心拍信号对应的类型信息。

[0304] 其中,输入层、卷积层、第一激活层以及第一卷积残差块的输出通道维度相等,所述第二卷积残差块、第三卷积残差块、第四卷积残差块的输出通道维度分别是其上一层卷积残差块的输出通道维度的两倍;在一个实施例中,所述深度神经网络中各层的输出通道维度可以为图5中给出的示例。

[0305] 进一步地,针对上述网络中的卷积层,其确定过程还可以包括:根据心电信号特征学习的经验值,对卷积层参数进行迭代设置,包括:卷积核参数设置的范围为[3,20],调整步长为1;卷积核的个数范围[16,128],调整步长为16;网络层数的范围为[1,8],调整步长为1;并且,还可以跨数据集的测试结果作为评估指标,来衡量网络的泛化能力,直到所述泛化能力满足设定条件,确定所述卷积层参数。其中,以跨数据集的测试结果作为评估指标,指的是采用一个数据集用作训练,采用其他不一样的数据集作为测试,由这种方式得到的评估指标来衡量网络的泛化能力,使得衡量结果更加真实可靠,更符合实际应用。

[0306] 可以理解的,对卷积层参数进行迭代设置的过程中,参数的取值范围和调整步长,还可以根据实际情况进行调整,不局限于上述举例。

[0307] 进一步地,为了确保提取到的特征信息更为准确,在获取全连接层学习得到的深度特征向量之前,先获取resnet分类器的输出,根据该输出得到resnet分类器对心电信号的分类结果;将所述分类结果与所述心电信号的已知类型比较,若两者一致,则获取全连接层学习得到的深度特征向量,由此得到所述心电信号的特征信息;若两者不一致,表明resnet分类器对所述心电信号的分类识别不够准确,因此resnet分类器的全连接层识别到的特征信息也不够理想,在这种情况下,不获取全连接层学习得到的深度特征向量。

[0308] 通过第一分类器,可以学习得到pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号的深度特征信息,将提取到的深度特征信息,结合基于待检测的心电信号提取到的专家特征信息(即第一特征信息),共同作为第二分类器的输入,由此可以更加准确的识别待检测的心电信号的类别。

[0309] 应该理解的是,对于前述的各方法实施例,虽然流程图中的各个步骤按照箭头的

指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,方法实施例的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些子步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0310] 基于与上述实施例中的心电信号分类方法相同的思想,本文还提供心电信号分类装置。

[0311] 参考图6所示,在一个实施例中,心电信号分类装置包括:

[0312] 第一信息获取模块501,用于获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;

[0313] 第二信息获取模块502,用于获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到;

[0314] 分类处理模块503,用于将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号;

[0315] 分类结果确定模块504,用于获取所述第二分类器的输出,得到所述心电信号中的类型。

[0316] 关于心电信号分类装置的具体限定可以参见上文中对于心电信号分类方法的限定,在此不再赘述。上述心电信号分类装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0317] 此外,上述示例的心电信号分类装置的实施方式中,各程序模块的逻辑划分仅是举例说明,实际应用中可以根据需要,例如出于相应硬件的配置要求或者软件的实现的便利考虑,将上述功能分配由不同的程序模块完成,即将所述心电信号分类装置的内部结构划分成不同的程序模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。

[0318] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机程序,该处理器执行计算机程序时实现以下步骤:

[0319] 获取待检测的心电信号的特征信息,作为第一特征信息;所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项;

[0320] 获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息,作为第二特征信息;所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到;

[0321] 将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器;所述第二分类器的输出为心电信号类型;所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪

声信号；

[0322] 获取所述第二分类器的输出，得到所述心电信号中的类型。

[0323] 在一个实施例中，处理器执行计算机程序时还实现上述其他任一心电信号分类方法的实施例的步骤。

[0324] 在一个实施例中，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现以下步骤：

[0325] 获取待检测的心电信号的特征信息，作为第一特征信息；所述第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项；

[0326] 获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息，作为第二特征信息；所述第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到；

[0327] 将所述第一特征信息、所述第二特征信息输入经过训练的第二分类器；所述第二分类器的输出为心电信号类型；所述心电信号类型包括pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号；

[0328] 获取所述第二分类器的输出，得到所述心电信号中的类型。

[0329] 在一个实施例中，计算机程序被处理器执行时还实现其他任一心电信号分类方法的实施例的步骤。

[0330] 本领域普通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，所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中，该计算机程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器 (ROM)、可编程ROM (PROM)、电可编程ROM (EPROM)、电可擦除可编程ROM (EEPROM) 或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器 (RAM) 或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限，RAM以多种形式可得，诸如静态RAM (SRAM)、动态RAM (DRAM)、同步DRAM (SDRAM)、双数据率SDRAM (DDRSDRAM)、增强型SDRAM (ESDRAM)、同步链路 (Synchlink) DRAM (SLDRAM)、存储器总线 (Rambus) 直接RAM (RDRAM)、直接存储器总线动态RAM (DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM (RDRAM) 等。

[0331] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合，为使描述简洁，未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述，然而，只要这些技术特征的组合不存在矛盾，都应当认为是本说明书记载的范围。

[0332] 在上述实施例中，对各个实施例的描述都各有侧重，某个实施例中未详述的部分，可以参见其它实施例的相关描述。

[0333] 本文实施例的术语“包括”和“具有”以及它们任何变形，意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列步骤或(模块)单元的过程、方法、系统、产品或设备没有局限于已列出的步骤或单元，而是可选地还包括没有列出的步骤或单元，或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0334] 在本文中提及的“多个”是指两个或两个以上。“和/或”，描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A和/或B，可以表示：单独存在A，同时存在A和B，单独存在

B这三种情况。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

[0335] 在本文中提及的“第一\第二”仅仅是是区别类似的对象,不代表针对对象的特定排序,可以理解地,“第一\第二”在允许的情况下可以互换特定的顺序或先后次序。应该理解“第一\第二”区分的对象在适当情况下可以互换,以使这里描述的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。

[0336] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,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,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

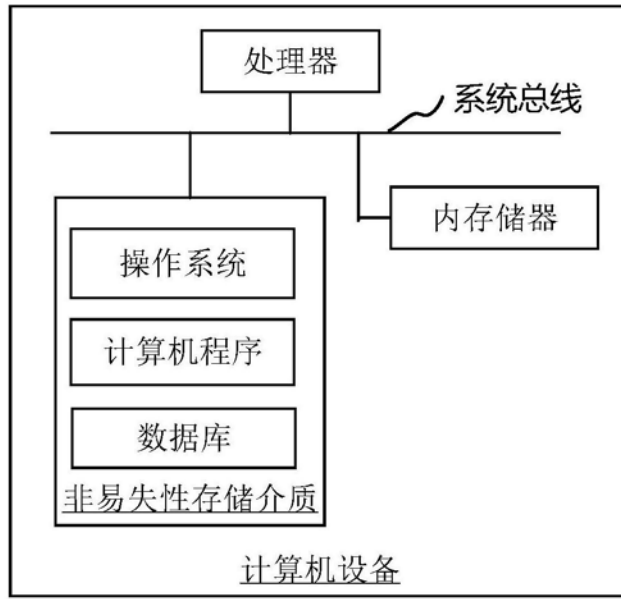


图1

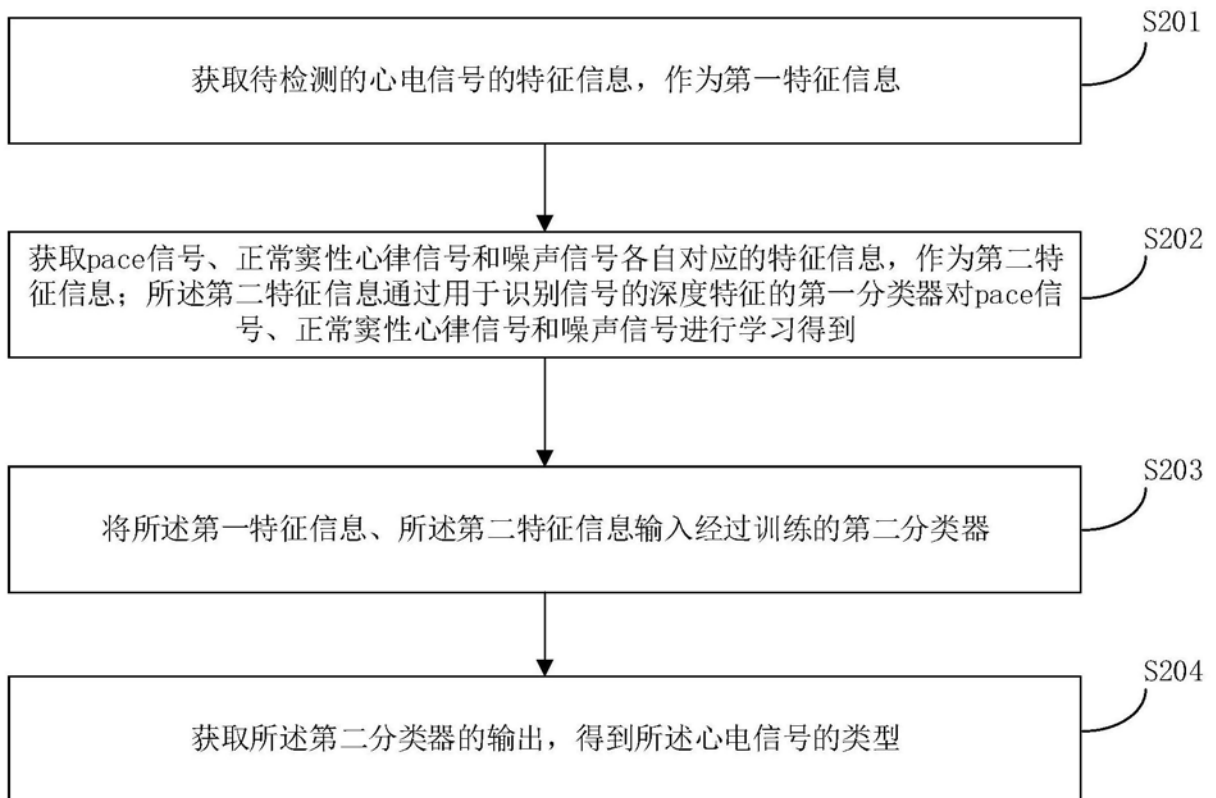


图2

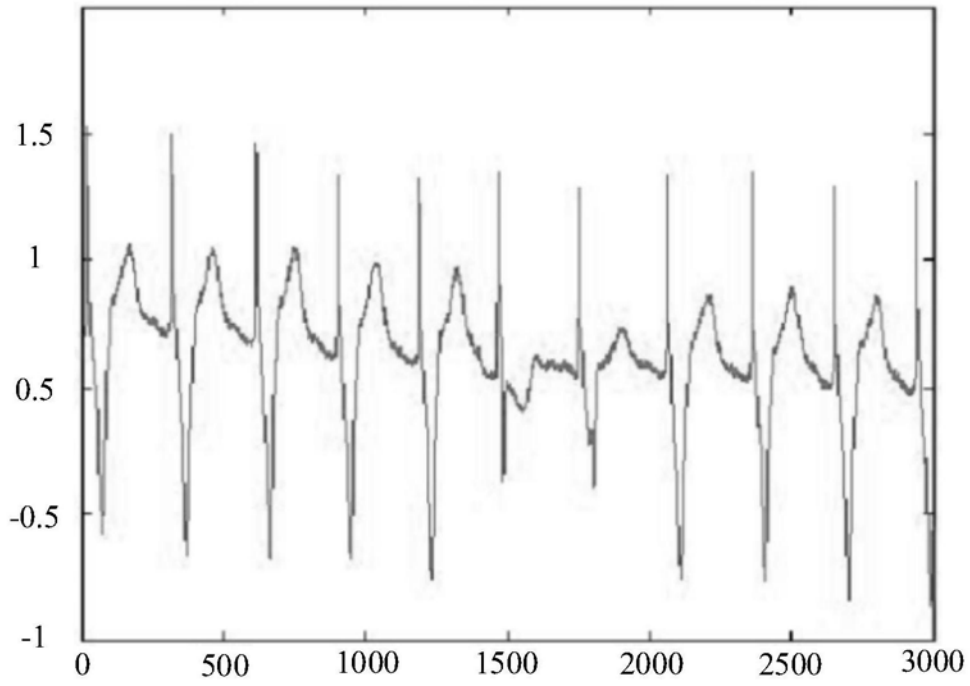


图3

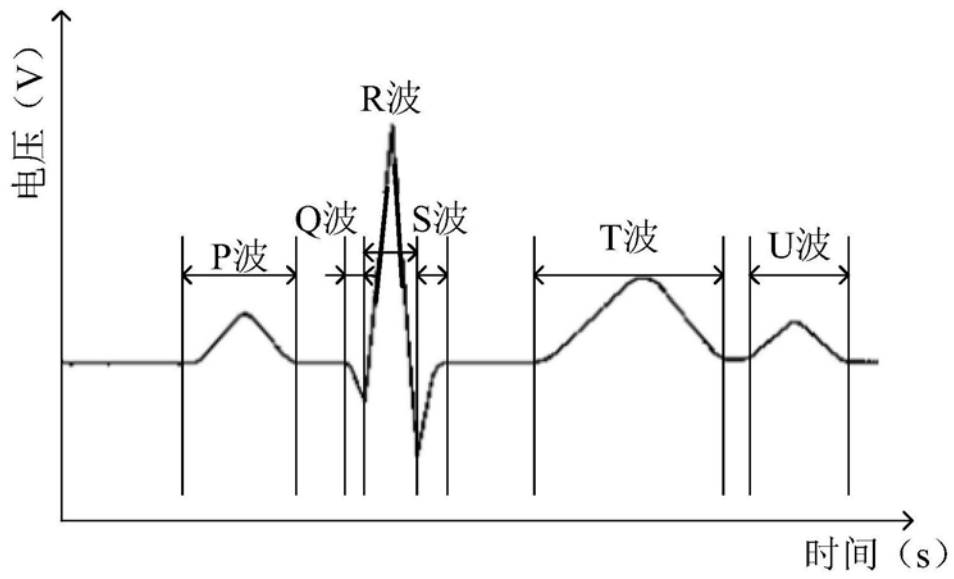


图4

层次	输出通道维度	尺寸
输入层	64	
第一卷积层	64	32×11
第一激活层	64	
第一卷积残差块	64	[32×5]*2
第二卷积残差块	128	[32×5]*2
第三卷积残差块	256	[32×5]*2
第四卷积残差块	512	[32×5]*2
第二激活层	512	
LSTM 层	256	256×2
Dropout 层		
全连接层	4	
Softmax 层	4	4
输出层		

图5

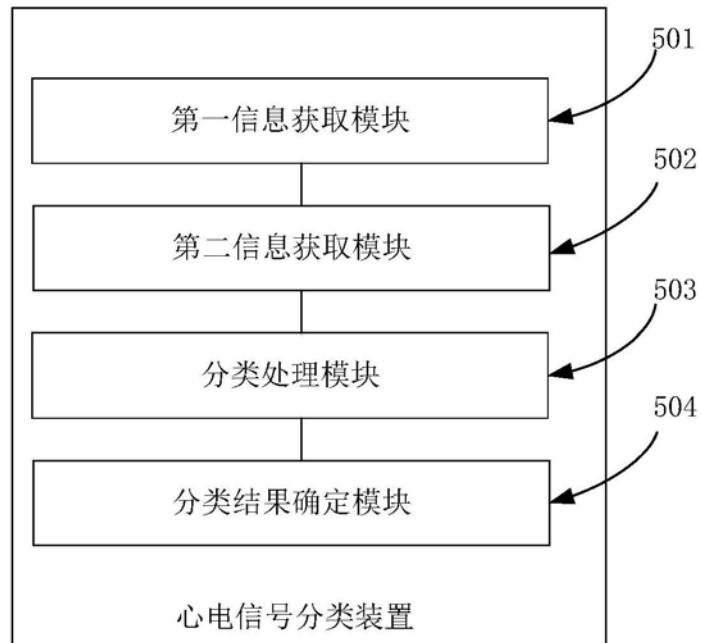


图6

专利名称(译)	心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质		
公开(公告)号	CN110384482A	公开(公告)日	2019-10-29
申请号	CN201910558144.1	申请日	2019-06-26
[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 A61B5/0452		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及心电信号分类方法、装置、计算机设备和存储介质，应用于信号分析领域。所述方法包括：获取待检测的心电信号的特征信息作为第一特征信息；第一特征信息包括心电信号的形态学特征、统计特征、频域特征、相空间特征、时频域特征、信息熵特征、心率变异性特征中任意一项；获取pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号各自对应的特征信息作为第二特征信息；第二特征信息通过用于识别信号的深度特征的第一分类器对pace信号、正常窦性心律信号和噪声信号进行学习得到；将第一特征信息、第二特征信息输入经过训练的第二分类器；获取第二分类器的输出得到心电信号中的类型。本发明实施例解决了心电信号分类结果不准确的问题。

