



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108403107 A

(43)申请公布日 2018.08.17

(21)申请号 201810119796.0

(22)申请日 2018.02.06

(71)申请人 北京大学深圳研究生院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽深圳大学城北大园区

(72)发明人 李冉 王新安 刘彦伶 赵天夏
李秋平 马浩 孙贺 陈红英
何春舅

(74)专利代理机构 深圳鼎合诚知识产权代理有限公司 44281

代理人 郭燕

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

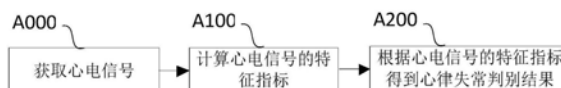
权利要求书1页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种心律失常判别方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种心律失常判别方法及系统。本发明通过获取心电信号,及获取对应心电信号的pRRx序列,通过对pRRx序列进行线性分析和/或非线性分析,得到相应特征指标,将计算得到的特征指标和对应的心律失常类型作为输入和标签,进行机器学习,训练得到心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数;当要检测某个时间点的心律失常类型,通过获取该时间点之前的心电信号,计算并根据心电信号的特征指标,通过所述模型函数,得到该时间点的心律状态的类型,作为心律失常判别结果。与现有技术相比,本发明能够自动判别心律是否有异常以及具体的心律失常类型,而且本方法的判别过程计算量较小,算法复杂程度低,效率高。



1. 一种心律失常判别方法,其特征在于,包括:
获取心电信号;
计算心电信号的特征指标;
根据心电信号的特征指标得到心律失常判别结果。
2. 如权利要求1所述方法,其特征在于,所述根据心电信号的特征指标得到心律失常判别结果,包括:预先建立心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数,其中所述心律状态的类型包括心律正常类型及不同类型的心律失常;将新获取的心电信号特征指标输入模型函数,得到对应的心律状态的类型,作为心律失常判别结果。
3. 如权利要求2所述方法,其特征在于,所述预先建立心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数,包括:
预先获取心律正常的心电信号以及不同心律失常类型的心电信号;
计算这些心电信号的特征指标;
将这些心电信号的特征指标作为输入,这些心电信号对应的心律状态的类型作为标签,进行机器学习,训练得到心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数。
4. 如权利要求1所述方法,其特征在于,心电信号的特征指标,包括:对心电信号的pRRx序列进行线性分析以得到一个或多个线性的特征指标,和/或进行非线性分析,以得到一个或多个非线性的特征指标;其中任意一段心电信号的pRRx序列通过以下方式计算得到:计算该段心电信号中相邻RR间期之差大于阈值x毫秒的数量与全部RR间期的数量的比值,通过设置值不同的阈值x,得到每一个阈值x对应的比值,这些比值构成了所述pRRx序列。
5. 如权利要求4所述方法,其特征在于,心电信号的特征指标,还包括:
所述线性分析获得的特征指标:pRRx序列的均值AVRR、pRRx序列的标准差SDRR、pRRx序列中相邻pRRx差值的均方根rMSSD、pRRx序列中相邻pRRx差值的标准差SDSD中的至少一者。
6. 如权利要求4所述方法,其特征在于,心电信号的特征指标,还包括:所述非线性的特征指标包括对所述pRRx序列进行熵值分析法所得到的特征指标,包括:pRRx序列直方分布信息熵 S_{dh} 、pRRx序列功率谱直方分布信息熵 S_{ph} 、pRRx序列功率谱全频段分布信息熵 S_{pf} 中的至少一者。
7. 如权利要求4所述方法,其特征在于,心电信号的特征指标,还包括:所述非线性的特征指标包括所述pRRx序列进行分形维数计算分析所得到的特征指标,包括:结构函数法计算所得的分形维数 D_{sf} 、相关函数法计算所得的分形维数 D_{cf} 、变差法计算所得的分形维数 D_{vm} 、均方根法计算所得的分形维数 D_{rms} 中的至少一者。
8. 一种心律失常判别系统,其特征在于,包括:
心电信号采集装置,用于采集待检测者的心电信号;
处理器,用于执行如权利要求1-7中任一项所述的方法。
9. 一种心律失常判别产品,其特征在于,包括:
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1-7中任一项所述的方法。
10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,包括程序,所述程序能够被处理器执行以实现如权利要求1-7中任一项所述的方法。

一种心律失常判别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及心律失常判别技术领域,具体涉及一种心律失常判别方法及系统。

背景技术

[0002] 心律指心跳的节奏。正常人的心脏跳动是窦房结发出信号刺激心脏跳动,这种来自窦房结信号引起的心脏跳动,就称为正常的“窦性心律”,频率每分钟约为60~100次。每分钟心跳的次数,即心律。健康的心律应该是十分均匀的,心脏病或心脏神经调节功能不正常时,可出现心律不齐或心律失常。心律失常是心血管疾病常见且最为严重的病症之一,可导致患者突然死亡,严重威胁人类健康。

[0003] 目前,临床诊断心律失常主要的手段为心电图检测,分为常规心电图和动态心电图。其中,常规心电图是临床上广泛使用的一种诊断方法,可以在较短时间内通过体表心电图对大多数心律失常的情况进行诊断,常规心电图具有较好的准确性,但在检测过程中需限制患者的行动,且无法长时间采集,容易遗漏异常心电信号。动态心电图弥补了常规心电图无法长时间采集的缺陷,可以对心电信号进行24小时的连续监测,在临床通常作为常规心电图的辅助,但是,动态心电信号采集设备大不便于携带,且需要连续24小时佩戴才能得到完整的评估报告,限制了患者的日常行动,同时诊断需要医生的参与,很难实现日常心脏活动情况以及心律异常的自我监测、诊断和管理。

发明内容

[0004] 本发明主要解决的技术问题是目前常规心电图和动态心电图技术无法实现日常心律异常的自我监测、诊断和管理。

[0005] 为解决上述技术问题,本发明提出一种心律失常判别方法,包括:获取心电信号;计算心电信号的特征指标;根据心电信号的特征指标得到心律失常判别结果。

[0006] 另一方面,本发明还提出一种心律失常判别系统,包括:心电信号采集装置,用于采集待检测者的心电信号;处理器,用于执行如上所述的方法。

[0007] 另一方面,本发明还提出一种心律失常判别产品,包括: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。

[0008] 另一方面,本发明还提出一种计算机可读存储介质,包括程序,所述程序能够被处理器执行以实现如上所述的方法。

[0009] 本发明采用心律失常判别方法与现有技术相比,能够自动判别心律是否有异常以及具体的心律失常类型,从而更好的支持用户进行自我健康管理,而且本方法的判别过程计算量较小,算法复杂程度低,效率高。

附图说明

[0010] 图1为一种心律失常判别方法流程图;

[0011] 图2为一种心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数建立方法

流程图；

[0012] 图3为一种心律失常判别系统示意图；

[0013] 图4为一种心律失常判别产品示意图。

具体实施方式

[0014] 下面通过具体实施方式结合附图对本发明作进一步详细说明。其中不同实施方式中类似元件采用了相关联的类似的元件标号。在以下的实施方式中，很多细节描述是为了使得本申请能被更好的理解。然而，本领域技术人员可以毫不费力的认识到，其中部分特征在不同情况下是可以省略的，或者可以由其他元件、材料、方法所替代。在某些情况下，本申请相关的一些操作并没有在说明书中显示或者描述，这是为了避免本申请的核心部分被过多的描述所淹没，而对于本领域技术人员而言，详细描述这些相关操作并不是必要的，他们根据说明书中的描述以及本领域的一般技术知识即可完整了解相关操作。

[0015] 另外，说明书中所描述的特点、操作或者特征可以以任意适当的方式结合形成各种实施方式。同时，方法描述中的各步骤或者动作也可以按照本领域技术人员所能显而易见的方式进行顺序调换或调整。因此，说明书和附图中的各种顺序只是为了清楚描述某一个实施例，并不意味着是必须的顺序，除非另有说明其中某个顺序是必须遵循的。

[0016] 本文中为部件所编序号本身，例如“第一”、“第二”等，仅用于区分所描述的对象，不具有任何顺序或技术含义。而本申请所说“连接”、“联接”，如无特别说明，均包括直接和间接连接(联接)。

[0017] 本发明提出的心律失常判别方法主要基于心电信号的RR间隔序列，所述RR间隔是指心电信号波形中相邻的R峰和R峰之间的时间间隔，RR间隔序列包括一段心电信号中的所有RR间隔。

[0018] 本发明实施例一：请参照图1，一种心律失常判别方法，其包括A000步骤~A200步骤，下面具体说明：

[0019] A000：获取待检测者的心电信号。

[0020] A100：计算心电信号的特征指标。

[0021] A200：根据心电信号的特征指标得到心律失常判别结果。

[0022] 在一实施例中，A100步骤所述计算心电信号的特征指标，包括：对心电信号的pRRx序列进行线性分析以得到一个或多个线性的特征指标，和/或进行非线性分析，以得到一个或多个非线性的特征指标。其中任意一段心电信号的pRRx序列通过以下方式计算得到：计算该段心电信号中相邻RR间期之差大于阈值x毫秒的数量与全部RR间期的数量的比值，通过设置值不同的阈值x，得到每一个阈值x对应的比值，这些比值构成了所述pRRx序列。在本实施例中，该比值用百分比表示，如式(1)所示：

$$[0023] \quad pRRx = \frac{RRxcount}{totalRRcount} \times 100\% \quad (1)$$

[0024] 根据所述心电信号的pRRx序列进行线性分析和/或非线性分析，可以得到一个或多个特征指标。

[0025] 例如，线性分析获得的特征指标可以包括：pRRx序列的均值AVRR、pRRx序列的标准差SDRR、pRRx序列中相邻pRRx差值的均方根rMSSD、pRRx序列中相邻pRRx差值的标准差

SDSD。

[0026] 对每段心电信号的pRRx序列进行非线性分析,采用熵值分析法,即:根据现有技术,对于概率分布函数 $p(x)$ 的随机变量集A,熵的定义如式(2)所示:

$$[0027] \quad H(A) = -\sum p_A(x) \log p_A(x) \quad (2)$$

[0028] 可以获得的特征指标包括:

[0029] (1) pRRx序列直方分布信息熵 S_{dh} 是对pRRx序列的数值分布信息熵;

[0030] (2) pRRx序列功率谱直方分布信息熵 S_{ph} 是对pRRx序列进行离散傅里叶变换得到功率谱,然后根据功率谱序列的数值分布计算其信息熵;

[0031] (3) pRRx序列功率谱全频段分布信息熵 S_{pf} 是对pRRx序列进行离散傅里叶变换得到功率谱,在全频段 $[f_s/N, f_s/2]$ (信号的采样频率为 f_s ,采样点数为N)内插入 $i-1$ 个分点 f_1, f_2, \dots, f_{m-1} ,将全频段分割成 i 个子频段。把每个频段内的功率密度之和作为该频段的功率密度,则得到 m 个功率密度。将这 i 个功率密度归一化得到每个频段出现的概率 p_i ,则 $\sum_i p_i = 1$,相应的功率谱全频段熵如式(3)所示:

$$[0032] \quad S_{pf} = -\lim_{i \rightarrow \infty} \sum_i p_i \log p_i \quad (3)$$

[0033] 对每段心电信号的pRRx序列进行非线性分析,也可以采用下面四种分形维数计算方法可以得到如下的特征指标:

[0034] (1) 结构函数法计算所得的分形维数 D_{sf} ,其中,结构函数法是指对于给定的序列 $z(x)$,定义增量方差为结构函数,其关系为:

$$[0035] \quad S(\tau) = \left\langle [z(x+\tau) - z(x)]^2 \right\rangle = \frac{1}{n-\tau} \sum_{i=1}^{N-\tau} (z_{i+\tau} - z_i)^2, \quad \tau = 1, 2, 3, \dots, N-1 \quad (4)$$

[0036] 对于若干个标度 τ ,对序列 $z(x)$ 的离散值计算出相应的 $S(\tau)$,然后画出 $\log S(\tau) - \log \tau$ 的函数曲线,在无标度区进行线性拟合,得到斜率 α ,则对应分形维数 D_{sf} 与斜率 α 的转化关系如式(5)所示:

$$[0037] \quad D_{sf} = 2 - \frac{\alpha}{2} \quad (5)$$

[0038] (2) 相关函数法计算所得的分形维数 D_{cf} ,其中,相关函数法是指对于给定的序列 $z(x)$,相关函数 $C(\tau)$ 定义为式(6)所示:

$$[0039] \quad C(\tau) = \text{AVE}(z(x+\tau) * z(x)), \tau = 1, 2, 3, \dots, N-1 \quad (6)$$

[0040] 其中,AVE(\cdot)表示平均, τ 表示两点距离。此时相关函数为幂型,由于不存在特征长度,则分布为分形,有 $C(\tau) \propto \tau^{-\alpha}$ 。这时,画出 $\log C(\tau) - \log \tau$ 的函数曲线,在无标度区进行线性拟合,得到斜率 α ,则对应分形维数 D_{cf} 与斜率 α 的转化关系如式(7)所示:

$$[0041] \quad D_{cf} = 2 - \alpha \quad (7)$$

[0042] (3) 变差法计算所得的分形维数 D_{vm} ,其中,变差法用宽为 τ 的矩形框首尾相接的将分形曲线覆盖起来,令第 i 个框内曲线的最大值和最小值之差为 $H(i)$,即为矩形的高度。将所有矩形的高和宽相乘得到总面积 $S(\tau)$ 。改变 τ 的大小,得到一系列的 $S(\tau)$ 。如式(8)所示:

$$[0043] \quad N(\tau) = \frac{S(\tau)}{\tau^2} = \frac{\sum H_i}{\tau} \quad (8)$$

[0044] 画出 $\log N(\tau) - \log \tau$ 的函数曲线,在无标度区进行线性拟合得到斜率 α ,则对应分形维数 D_{vm} 与斜率 α 的转化关系如式(7)所示。

[0045] (4) 均方根法计算所得的分形维数 D_{rms} , 其中, 均方根法用宽为 τ 的矩形框首尾相接的将分形曲线覆盖起来, 令第 i 个框内曲线的最大值和最小值之差为 $H(i)$, 即为矩形的高度。计算这些矩形高度的均方根值 $S(\tau)$ 。改变 τ 的大小, 得到一系列的 $S(\tau)$ 。画出 $\log S(\tau) - \log \tau$ 的函数曲线, 在无标度区进行线性拟合得到斜率 α , 则对应分形维数 D_{rms} 与斜率 α 的转化关系如式(7)所示。

[0046] 用于进行心律失常类型判别的心电信号特征指标是上述线性和/或非线性分析得到的特征指标中的一个、多个, 或者是其中几个的集合, 也可以是除本实施例所罗列之外的现有分析方法所得到的相应特征指标。

[0047] 在一实施例中, A200步骤在根据心电信号的特征指标来判别心律失常时, 可以预先建立心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数, 其中所述心律状态的类型包括心律正常类型及不同类型的心律失常; 将新获取的心电信号特征指标输入模型函数, 得到对应的心律状态的类型, 作为心律失常判别结果。例如, A200步骤可以通过机器学习和训练, 来建立心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数, 请参照图2所示。

[0048] 如图2所示, A200步骤建立上述模型函数, 可以包括A210~A212步骤, 下面具体说明。

[0049] A210: 预先心律正常的心电信号以及不同心律失常类型的心电信号。其中, 所述获取不同心律失常类型的心电信号, 例如: 窦性心律失常: 停搏、过缓、过速、不齐; 异位心律: 早搏、心动过速; 窦房传导阻滞、房室传导阻滞、房颤、逸搏心律等; 这个步骤中所述获取心律失常类型的心电信号方法可以采用现有技术中常用的、准确度高的方法, 例如常规心电图, 同时, 由于每个心律失常类型对应的心电信号时间长度并不相同, 以实际建模效果为准, 本实施例选取30~60分钟不同时间长度的心电信号。

[0050] A211: 计算这些心电信号的特征指标。

[0051] A212: 将这些心电信号的特征指标作为输入, 这些心电信号对应的心律状态的类型作为标签, 进行机器学习, 训练得到心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数。

[0052] 根据上述步骤得到心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数后, 再将A000步骤所获取待检测者的心电信号输入该模型函数, 即可得到对应的心律状态的类型, 作为心律失常判别结果。。

[0053] 实施例二: 一种心律失常判别系统, 如图3所示, 包括心电信号采集装置B00和处理器B10, 下面具体说明:

[0054] 心电信号采集装置B00, 用于采集待检测者的心电信号;

[0055] 处理器B10, 用于执行上述任一实施例所述的心律失常判别方法。例如, 处理器B10可以根据心电信号, 计算心电信号的一个或多个特征指标, 根据心电信号的特征指标, 对心律失常进行判别。另一方面, 处理器B10可以预先建立心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数, 将心电信号的特征指标输入模型函数, 得到对应的心律状态的类型, 作为心律失常判别结果。处理器B10通过预先获取心律正常的心电信号以及不同心律失常类型的心电信号; 计算这些心电信号的特征指标; 将这些心电信号的特征指标作为输入, 这些心电信号对应的心律状态的类型作为标签, 进行机器学习, 训练得到心电信号的特征

指标与心律状态的类型对应关系的模型函数。

[0056] 实施例三：一种心律失常判别产品C00，如图4所示，包括存储器C01和处理器C02，下面具体说明：

[0057] 存储器C01，用于存储程序；

[0058] 处理器C02，用于通过执行所述存储器存储的程序以实现上述任一实施例所述的心律失常判别方法。例如，处理器C02执行存储器C01中存储的程序，可以根据心电信号，计算心电信号的一个或多个特征指标，根据心电信号的特征指标，对心律失常进行判别。另一方面，存储器C01中存储的程序还可以用于预先建立心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数，将心电信号的特征指标输入模型函数，得到对应的心律状态的类型，作为心律失常判别结果。另一方面，处理器C02执行存储器C01中存储的程序，通过预先获取心律正常的心电信号以及不同心律失常类型的心电信号；计算这些心电信号的特征指标；将这些心电信号的特征指标作为输入，这些心电信号对应的心律状态的类型作为标签，进行机器学习，训练得到心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数。

[0059] 通过结合实施例一所述方法，使用实施例二和实施例三中的装置和部件，可以对心律失常进行判别。这样的装置能够自动判别心律是否有异常以及具体的心律失常类型，从而更好的支持用户进行自我健康管理，而且本方法的判别过程计算量较小，算法复杂程度低，效率高。

[0060] 本领域技术人员可以理解，上述实施方式中各种方法的全部或部分功能可以通过硬件的方式实现，也可以通过计算机程序的方式实现。当上述实施方式中全部或部分功能通过计算机程序的方式实现时，该程序可以存储于一计算机可读存储介质中，存储介质可以包括：只读存储器、随机存储器、磁盘、光盘、硬盘等，通过计算机执行该程序以实现上述功能。例如，将程序存储在设备的存储器中，当通过处理器执行存储器中程序，即可实现上述全部或部分功能。另外，当上述实施方式中全部或部分功能通过计算机程序的方式实现时，该程序也可以存储在服务器、另一计算机、磁盘、光盘、闪存盘或移动硬盘等存储介质中，通过下载或复制保存到本地设备的存储器中，或对本地设备的系统进行版本更新，当通过处理器执行存储器中的程序时，即可实现上述实施方式中全部或部分功能。

[0061] 以上应用了具体个例对本发明进行阐述，只是用于帮助理解本发明，并不用以限制本发明。对于本发明所属技术领域的技术人员，依据本发明的思想，还可以做出若干简单推演、变形或替换。

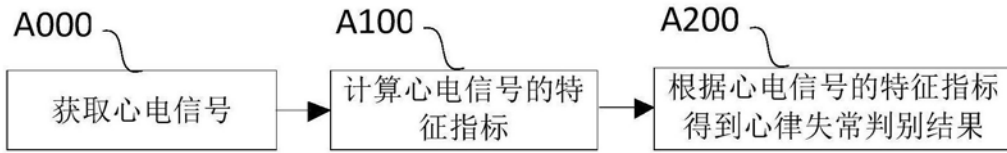


图1

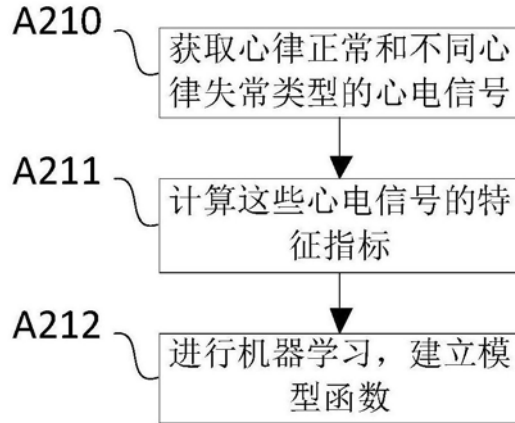


图2

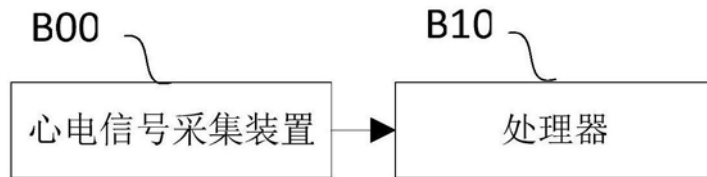


图3

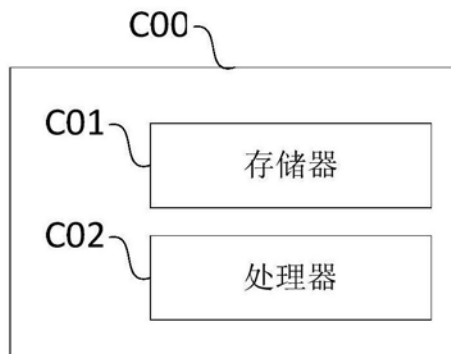


图4

专利名称(译)	一种心律失常判别方法及系统		
公开(公告)号	CN108403107A	公开(公告)日	2018-08-17
申请号	CN201810119796.0	申请日	2018-02-06
[标]申请(专利权)人(译)	北京大学深圳研究生院		
申请(专利权)人(译)	北京大学深圳研究生院		
当前申请(专利权)人(译)	北京大学深圳研究生院		
[标]发明人	李冉 王新安 刘彦伶 赵天夏 李秋平 马浩 孙贺 陈红英 何春舅		
发明人	李冉 王新安 刘彦伶 赵天夏 李秋平 马浩 孙贺 陈红英 何春舅		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7235 A61B5/7257		
代理人(译)	郭燕		
其他公开文献	CN108403107B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种心律失常判别方法及系统。本发明通过获取心电信号，及获取对应心电信号的pRRx序列，通过对pRRx序列进行线性分析和/或非线性分析，得到相应特征指标，将计算得到的特征指标和对应的心律失常类型作为输入和标签，进行机器学习，训练得到心电信号的特征指标与心律状态的类型对应关系的模型函数；当要检测某个时间点的心律失常类型，通过获取该时间点之前的心电信号，计算并根据心电信号的特征指标，通过所述模型函数，得到该时间点的心律状态的类型，作为心律失常判别结果。与现有技术相比，本发明能够自动判别心律是否有异常以及具体的心律失常类型，而且本方法的判别过程计算量较小，算法复杂程度低，效率高。

