



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110693489 A

(43)申请公布日 2020. 01. 17

(21)申请号 201911030739.6

(22)申请日 2019.10.28

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2
号大街

(72)发明人 邓木清 张壮 曹九稳

(74)专利代理机构 杭州君度专利代理事务所
(特殊普通合伙) 33240

代理人 杨舟涛

(51) Int. Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

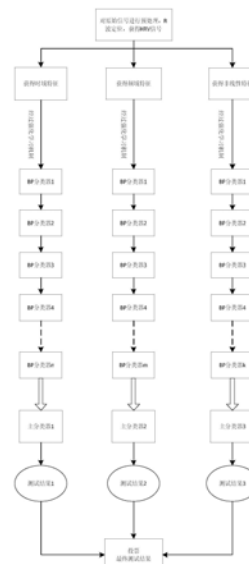
权利要求书5页 说明书13页 附图3页

(54)发明名称

一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法。本发明步骤:1、对原始常规12导联心电图进行预处理、R波定位、获取HRV信号;2、对每个导联HRV信号分别提取时域、频域、非线性动力学特征序列;3、利用强化学习让分类器模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生若干BP分类器;4、利用强化学习训练得到的三个主分类器对测试样本进行分类识别,获得三个测试结果;5、利用投票法则进行最终投票,获得识别结果。本发明引入强化学习机制,能够更有效准确地快速识别检测,能够为心肌梗塞的检测与预防提供有效便利的工具。



1. 一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法,其特征在于包括如下步骤:

步骤(1) 对采集得到的常规十二导联心电图进行数据预处理、R波定位、确定RR间期、获得HRV信号;

步骤(2) 对步骤(1) 获得的HRV信号进行每个导联时域、频域、非线性动力学特征提取,将提取的特征序列分别作为模型的输入;

步骤(3) 对步骤(2) 利用强化学习让模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生多个BP分类器;

步骤(4) 将步骤(3) 利用强化学习训练得到的三个主分类器对测试样本进行分类识别,获得三个测试结果;

步骤(5) 将步骤(4) 利用投票法则进行最终投票,获得识别结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法,其特征在于,步骤(1) 采集得到的常规十二导联心电图进行数据预处理是指利用中值滤波去除基线漂移噪声、利用巴特沃斯滤波器去除50Hz工频噪声、心电图频段能量在0.05Hz-100Hz,即利用低通滤波器去除100Hz以上噪声、利用高通滤波器去除0.05Hz以下的噪声;利用连续小波模极值方法定位R波,经过一阶差分获取得到HRV信号。

3. 根据权利要求1或2所述的一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法,其特征在于,步骤(2) 获得的HRV信号进行每个导联时域、频域、非线性动力学特征提取,是指将HRV信号进行时域特征提取,分别为:RR间期均值(MEAN)、全程RR间期的标准差(SDNN)、RR相邻间期的标准差(SDSD)、RR间期差值的均方根(R_MSSD)、相邻间期大于50ms个数比值(PNN50)、相邻间期大于20ms个数比值(PNN20)、RR间期方差(VAR);HRV信号进行频域特征提取,分别为:极低频功率(PVLF)、低频功率(PLF)、高频功率(PHF)、总功率(PTF)、低频功率除高频功率(PLF/PHF)、低频功率标准值(LF norm)、高频功率标准值(HF norm);HRV信号进行非线性特征提取,分别为:近似熵(APEN)、样本熵(SampEntropy)、LZ复杂度(LZfzd)、C0复杂度(C0fzd)、Poincare Plot椭圆半长轴(SD1)、Poincare Plot椭圆半短轴(SD2);将提取的时域特征序列、频域特征序列、非线性的特征序列分别作为模型的输入。

4. 根据权利要求3所述的一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法,其特征在于:

时域特征具体求解如下:

通过如下公式计算HRV信号RR间期均值(MEAN)

$$MEAN = \overline{RR} = \sum_{i=1}^N RR_i / N \quad (1)$$

其中MEAN代表HRVRR间期均值,RR_i代表RR间隔,N代表RR间隔的个数;

通过如下公式计算HRV信号全程RR间期的标准差(SDNN)

$$SDNN = \sqrt{1/N \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2} \quad (2)$$

其中SDNN代表HRV信号全程RR间期的标准差,RR_i代表RR间隔, $\overline{RR}$ 代表RR间期均值,N代

表RR间隔的个数；

通过如下公式计算HRV信号RR相邻间期的标准差 (SDSD)

$$SDSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [(RR_i - RR_{i+1}) - (\text{mean}(RR_i - RR_{i+1}))]^2}{N}} \quad (3)$$

其中SDSD_N代表HRV信号RR相邻间期的标准差,RR_i代表当前RR间隔,RR_{i+1}代表下一个RR间隔,N代表RR间隔的个数；

通过如下公式计算HRV信号RR间期差值的均方根 (R_MSSD)

$$r - MSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}{N-1}} \quad (4)$$

其中R_MSSD代表HRV信号RR间期差值的均方根,RR_i代表当前RR间隔,RR_{i+1}代表下一个RR间隔,N代表RR间隔的个数；

通过如下公式计算HRV信号相邻间期大于50ms个数 (PNN50)

$$PNN50 = RR50 / \text{TotalRR} * 100\% \quad (5)$$

其中PNN50代表HRV信号相邻间期大于50ms个数比值TotalRR代表RR间期总个数；

通过如下公式计算HRV信号相邻间期大于20ms个数比值 (PNN20)

$$PNN20 = RR20 / \text{TotalRR} * 100\% \quad (6)$$

其中PNN20代表HRV信号相邻间期大于20ms个数比值TotalRR代表RR间期总个数；

通过如下公式计算HRV信号RR间期方差 (VAR)

特征7的计算公式:VAR=var (RR)

其中VAR代表HRV信号RR间期方差,RR代表HRV信号序列

频域特征具体求解如下：

通过如下公式计算HRV信号极低频功率 (PVLf)

$$\text{Space} = f(2) - f(1) \quad (7)$$

$$\text{ivf} = \text{find}((0 < f) \& (f < 0.04)) \quad (8)$$

$$\text{PVLf} = \text{sum}(P(\text{ivf}) * \text{Space}) \quad (9)$$

其中PVLf代表HRV信号极低频功率,f代表HRV信号频率,Space代表频率间隔,ivf代表0HZ到0.04HZ幅值；

通过如下公式计算HRV信号低频功率 (PLF)：

$$\text{ilf} = \text{find}((0.04 < f) \& (f < 0.15)) \quad (10)$$

$$\text{PLF} = \text{sum}(P(\text{ilf}) * \text{Space}) \quad (11)$$

其中PLF代表HRV信号低频功率,f代表HRV信号频率,Space代表频率间隔,ilf代表0.04HZ到0.15HZ幅值；

通过如下公式计算HRV信号高频功率 (PHF)：

$$\text{ihf} = \text{find}((0.15 < f) \& (f < 0.40)) \quad (12)$$

$$\text{PHF} = \text{sum}(P(\text{ihf}) * \text{Space}) \quad (13)$$

其中PHF代表HRV信号低频功率,f代表HRV信号频率,Space代表频率间隔,ihf代表0.15HZ到0.40HZ幅值；

通过如下公式计算HRV信号总功率 (PTF)：

$$PTF = PVLf + PLF + PHF \quad (14)$$

其中PTF代表HRV信号总功率,PVLf代表HRV信号极低频功率,PLF代表HRV信号低频功率,PHF代表HRV信号高频功率;

通过如下公式计算HRV信号低频功率除高频功率(LH):

$$LH = PLF / PHF \quad (15)$$

其中PLF/PHF计算HRV信号低频功率除高频功率

通过如下公式计算HRV信号低频功率标准值(LF norm)

$$LF_{norm} = \frac{LF}{LF + HF} \quad (16)$$

其中LF norm代表HRV信号低频功率标准值,LF代表HRV信号低频功率,HF代表HRV信号高频功率;

通过如下公式计算HRV信号高频功率标准值(HF norm)

$$HF_{norm} = \frac{HF}{LF + HF} \quad (17)$$

其中HF norm代表HRV信号高频功率标准值,LF代表HRV信号低频功率,HF代表HRV信号高频功率;

非线性特征具体求解如下:

通过如下公式计算HRV信号近似熵(APEN)

1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}$, $k=1, 2, \dots, 12$, 重构m维向量:

$X_k(1), X_k(2), \dots, X_k(N-m+1)$

2、计算RR间期序列中任意向量 X_k, X_k^* 之间的距离 $d[X_k, X_k^*]$:

$$d[X_k, X_k^*] = \max_a |u_k(a) - u_k^*(a)|$$

3、设定阈值r,统计重构的RR间期序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数S;

定义 $C_k^m(r) = \frac{S}{N-m+1}$; 其中j的取值为 $[1, N-m+1]$, 包括 $j=i$;

4、 $\Phi_k^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log(C_k^m(r))$, 该RR间期序列第k维的ApEn为:

$$ApEn_k = \Phi_k^m(r) - \Phi_k^{m+1}(r);$$

通过如下公式计算HRV信号样本熵(SampEntropy)

1、根据近似熵的1和2,设定阈值r,统计重构的RR间期时间序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数S;

$$定义 C_k^m(r) = \frac{S}{N-m+1},$$

其中j的取值范围为 $[1, N-m+1]$, 包括 $j \neq i$;

2、对RR间期序列所有的i值得平均值,记为 $B_k^m(r)$

$$B_k^m(r) = (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_{ki}^m(r);$$

3、重复1和2,设定阈值 r ,统计重构的RR间期序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S ;

$$\text{记 } A_k^a(r) = \frac{S}{N - m}, i \neq j$$

4、该RR间期时间序列第 k 维的样本熵:

$$\text{SampEn}_k = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A_k^a(r) / B_k^m(r)]\};$$

通过如下公式计算HRV信号LZ复杂度(LZfzd)

1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}, k=1, 2, \dots, 12$;

2、定义 c 为该RR间期序列中新出现模式的次数;

3、该RR间期序列第 k 维Lempel-Ziv复杂度: $C_k(n) = c \frac{\log_l n}{n}$

其中, l 为粗粒化段数(传统二值化时, $l=2$), n 为输入的RR间期序列的长度;

通过如下公式计算HRV信号C0复杂度(C0fzd)

1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}, k=1, 2, \dots, 12$;

2、计算该RR间期数据序列第 k 维的快速傅里叶变换 $D_k(z)$:

$$D_k(n) = \frac{1}{N+1} \sum_{n=1}^N d_k(z) e^{-j(\frac{2z\pi n}{N+1})} \quad z=1, 2, \dots, N \quad \text{其中 } x_k = d_k$$

3、计算所得快速傅里叶变换项 $D_k(z)$ 的均方值 G_k :

$$G_k = \frac{1}{N+1} \sum_{z=1}^N |D_k(z)|^2$$

$$\text{并得到一个新的序列 } Y_k(z): Y_k(z) = \begin{cases} D_k(z) & \text{if } |D_k(z)|^2 > G_k \\ 0 & \text{if } |D_k(z)|^2 \leq G_k \end{cases}$$

4、计算 $Y_k(z)$ 序列的快速傅里叶逆变换:

$$y_i(n) = \sum_{n=1}^N Y_k(z) e^{-j(\frac{2z\pi n}{N+1})} \quad z=1, 2, \dots, N;$$

$$\text{该RR间期数据序列第 } k \text{ 维的 } C_0 \text{ 复杂度: } \{C_0\}_k = \frac{\sum_{n=1}^N |d_k(n) - y_k(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |d_k(n)|^2};$$

通过如下公式计算HRV信号Poincare Plot椭圆半长轴(SD1):

$$X = \text{RR}; X(\text{end}) = []; Y = \text{RR}; Y(1) = []; \text{SD1} = \text{std}(Y - X) / \sqrt{2};$$

其中, X 为RR间期序列,以相邻两个窦性心动周期的前一个RR间期长度 RR_i (ms)为横坐标,以后一个心搏的RR间期 RR_{i+1} (ms)为纵坐标;

通过如下公式计算HRV信号Poincare Plot椭圆半短轴(SD2):

$X=RR; X(\text{end})=[]; Y=RR; Y(1)=[]; SD2=\text{std}(Y+X)/\text{sqrt}(2);$

其中, X 为RR间期序列,以相邻两个窦性心动周期的前一个RR间期长度 $RR_i(\text{ms})$ 为横坐标,以后一个心搏的RR间期 $RR_{i+1}(\text{ms})$ 为纵坐标。

5.根据权利要求4所述的一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法,其特征在于,步骤(3)利用强化学习让模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生若干BP分类器,具体步骤如下:

4.1、从样本空间里面选择 m 个训练样本,样本初始分布权值为 $D_1(i)=1/m$,根3-1、从样本空间里面选择 m 个训练样本,样本初始分布权值为 $D_1(i)=1/m$,根据训练的样本输入输出确定BP神经网络结构,初始化神经网络权值和阈值;

3-2、弱分类器预测,训练第 t 个弱分类器时,用训练样本数据训练BP神经网络并且预测训练数据的输出,得到预测数据序列 $g(t)$ 的预测误差 e_t ;

训练样本预测误差 e_t ;计算公式如下

$$e_t = \sum_i D_t(i) \quad i=1,2,3,\dots, m(g(t) \neq y)$$

其中 e_t 为训练预测误差, $g(t)$ 为训练预测数据序列, y 为原始训练标签;

3-3、弱分类器个数选择依据强化学习得分机制进行选取,让强化学习的智能体根据当前样本的特征状态及所做的动作对应的Q值与训练标签作对比,最终得到奖惩分数;

3-4、弱分类器权重调整,根据当前弱分类器预测序列 $g(t)$ 的预测误差 e_t 计算当前弱分类器的权重,权重计算公式如下:

$$a_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-e_t}{e_t}\right)$$

3-5、下一轮弱分类器的训练样本权重调整根据预测序列权重 a_t ,调整,调整公式如下:

$$D_{t+1} = \frac{D_t(i)}{B_i} * \exp[-a_t y_i g_t(x_i)] \quad i=1,2,3,\dots, m$$

其中 B_i 是归一化因子,保证训练样本权重的分布权值和为1, a_t 为弱分类器的权重, y_t 为当前弱分类器的训练样本标签, $g_t(x_i)$ 为当前弱分类器的训练样本预测序列

3-6、若是分类器训练样本的的奖赏分数达到设置分数阈值,弱分类器个数设置结束;

$\text{Reward}_i > Y$

Reward_i 为当前弱分类器训练的分数, Y 为设置分数阈值

3-7、进入决策环节获得一个主分类器。

一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于模式识别领域,具体涉及一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法。

背景技术

[0002] 心肌梗死是冠状动脉急性、持续性缺血缺氧所引起的心肌坏死。临床上通过对心率变异性的分析能够反映心脏自主神经系统的活动性、均衡性及相关的病理状态等,因而具有广泛的临床应用前景,作为医学影像学的重要补充部分,在心肌梗塞上起到重要作用。集成学习技术是机器学习领域中用来提高分类算法准确度的技术,通常是构建并合并多个弱分类器来完成分类任务,通常比单一的分类器效果更加优越。而随着强化学习的提出,可以实现描述和解决智能体(agent)在与环境的交互过程中通过学习策略以达成回报最大化或实现特定目标的问题。因此,本发明方法提出了一种强化学习指导下基于多分类器的分类方法,将强化学习与多分类器协同工作更能使分类效果达到最佳,并成功应用于心肌梗塞的检测上。

发明内容

[0003] 本发明针对使用传统分类器的分类方法检测心肌梗塞存在的问题,提出了一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法。一种有效且检测更为准确的检测方法。

[0004] 本发明技术方案主要包括如下步骤:

[0005] 步骤(1)对采集得到的常规十二导联心电图进行数据预处理,R波定位,确定RR间期,获得HRV信号。

[0006] 步骤(2)对步骤(1)获得的HRV信号进行每个导联时域、频域、非线性动力学特征提取,将提取的特征序列分别作为模型的输入;

[0007] 步骤(3)对步骤(2)利用强化学习让模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生多个BP分类器;

[0008] 步骤(4)将步骤(3)利用强化学习训练得到的三个主分类器对测试样本进行分类识别,获得三个测试结果;

[0009] 步骤(5)将步骤(4)利用投票法则进行最终投票,获得识别结果。

[0010] 所述的步骤(1)采集得到的常规十二导联心电图进行数据预处理是指利用中值滤波去除基线漂移噪声、利用巴特沃斯滤波器去除50Hz工频噪声、心电图频段能量主要在0.05Hz-100Hz左右,即利用低通滤波器去除100Hz以上噪声、利用高通滤波器去除0.05Hz以下的噪声。利用连续小波模极值方法定位R波,经过一阶差分获取得到HRV信号。

[0011] 所述的步骤(2)获得的HRV信号进行每个导联时域、频域、非线性动力学特征提取,是指将HRV信号进行时域特征提取,分别为:RR间期均值(MEAN)、全程RR间期的标准差(SDNN)、RR相邻间期的标准差(SDSD)、RR间期差值的均方根(R_MSSD)、相邻间期大于50ms个

数比值 (PNN50)、相邻间期大于20ms个数比值 (PNN20)、RR间期方差 (VAR)。HRV信号进行频域特征提取,分别为:极低频功率 (PVLf)、低频功率 (PLF)、高频功率 (PHF)、总功率 (PTF)、低频功率除高频功率 (PLF/PHF)、低频功率标准值 (LF norm)、高频功率标准值 (HF norm)。HRV信号进行非线性特征提取,分别为:近似熵 (APEN)、样本熵 (SampEntropy)、LZ复杂度 (LZfzd)、C0复杂度 (C0fzd)、Poincare Plot椭圆半长轴 (SD1)、Poincare Plot椭圆半短轴 (SD2)。将提取的时域特征序列、频域特征序列、非线性的特征序列分别作为模型的输入

[0012] 时域特征具体求解如下:

[0013] 通过如下公式计算HRV信号RR间期均值 (MEAN)

$$[0014] \quad MEAN = \overline{RR} = \sum_{i=1}^N RRi/N \quad (1)$$

[0015] 其中MEAN代表HRVRR间期均值,RRi代表RR间隔,N代表RR间隔的个数。

[0016] 通过如下公式计算HRV信号全程RR间期的标准差 (SDNN)

$$[0017] \quad SDNN = \sqrt{1/N \sum_{i=1}^N (RRi - \overline{RR})^2} \quad (2)$$

[0018] 其中SDNN代表HRV信号全程RR间期的标准差,RRi代表RR间隔, $\overline{RR}$ 代表RR间期均值,N代表RR间隔的个数。

[0019] 通过如下公式计算HRV信号RR相邻间期的标准差 (SDSD)

$$[0020] \quad SDSD = \sqrt{\sum_{i=1}^N [(RRi - RRi+1) - (mean(RRi - RRi+1))]^2 / N} \quad (3)$$

[0021] 其中SDSD代表HRV信号RR相邻间期的标准差,RRi代表当前RR间隔,RRi+1代表下一个RR间隔,N代表RR间隔的个数。

[0022] 通过如下公式计算HRV信号RR间期差值的均方根 (R_MSSD)

$$[0023] \quad r - MSSD = \sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} (RRi+1 - RRi)^2 / (N-1)} \quad (4)$$

[0024] 其中R_MSSD代表HRV信号RR间期差值的均方根,RRi代表当前RR间隔,RRi+1代表下一个RR间隔,N代表RR间隔的个数。

[0025] 通过如下公式计算HRV信号相邻间期大于50ms个数 (PNN50)

$$[0026] \quad PNN50 = RR50 / TotalRR * 100\% \quad (5)$$

[0027] 其中PNN50代表HRV信号相邻间期大于50ms个数比值TotalRR代表RR间期总个数。

[0028] 通过如下公式计算HRV信号相邻间期大于20ms个数比值 (PNN20)

$$[0029] \quad PNN20 = RR20 / TotalRR * 100\% \quad (6)$$

[0030] 其中PNN20代表HRV信号相邻间期大于20ms个数比值TotalRR代表RR间期总个数。

[0031] 通过如下公式计算HRV信号RR间期方差 (VAR)

$$[0032] \quad \text{特征7的计算公式: } VAR = \text{var}(RR)$$

[0033] 其中VAR代表HRV信号RR间期方差,RR代表HRV信号序列

[0034] 频域特征具体求解如下:

[0035] 通过如下公式计算HRV信号极低频功率 (PVLf)

[0036] $\text{Space} = f(2) - f(1) \quad (7)$

[0037] $\text{ivf} = \text{find}((0 < f) \& (f < 0.04)) \quad (8)$

[0038] $\text{PVLf} = \text{sum}(P(\text{ivf}) * \text{Space}) \quad (9)$

[0039] 其中PVLf代表HRV信号极低频功率, f 代表HRV信号频率, Space 代表频率间隔, ivf 代表0HZ到0.04HZ幅值。

[0040] 通过如下公式计算HRV信号低频功率 (PLF) :

[0041] $\text{ilf} = \text{find}((0.04 < f) \& (f < 0.15)) \quad (10)$

[0042] $\text{PLF} = \text{sum}(P(\text{ilf}) * \text{Space}) \quad (11)$

[0043] 其中PLF代表HRV信号低频功率, f 代表HRV信号频率, Space 代表频率间隔, ilf 代表0.04HZ到0.15HZ幅值。

[0044] 通过如下公式计算HRV信号高频功率 (PHF) :

[0045] $\text{ihf} = \text{find}((0.15 < f) \& (f < 0.40)) \quad (12)$

[0046] $\text{PHF} = \text{sum}(P(\text{ihf}) * \text{Space}) \quad (13)$

[0047] 其中PHF代表HRV信号低频功率, f 代表HRV信号频率, Space 代表频率间隔, ihf 代表0.15HZ到0.40HZ幅值。

[0048] 通过如下公式计算HRV信号总功率 (PTF) :

[0049] $\text{PTF} = \text{PVLf} + \text{PLF} + \text{PHF} \quad (14)$

[0050] 其中PTF代表HRV信号总功率, PVLf代表HRV信号极低频功率, PLF代表HRV信号低频功率, PHF代表HRV信号高频功率。

[0051] 通过如下公式计算HRV信号低频功率除高频功率 (LH) :

[0052] $\text{LH} = \text{PLF} / \text{PHF} \quad (15)$

[0053] 其中PLF/PHF计算HRV信号低频功率除高频功率

[0054] 通过如下公式计算HRV信号低频功率标准值 (LF norm)

[0055] $\text{LFnorm} = \frac{\text{LF}}{\text{LF} + \text{HF}} \quad (16)$

[0056] 其中LF norm代表HRV信号低频功率标准值, LF代表HRV信号低频功率, HF代表HRV信号高频功率。

[0057] 通过如下公式计算HRV信号高频功率标准值 (HF norm)

[0058] $\text{HFnorm} = \frac{\text{HF}}{\text{LF} + \text{HF}} \quad (17)$

[0059] 其中HF norm代表HRV信号高频功率标准值, LF代表HRV信号低频功率, HF代表HRV信号高频功率。

[0060] 非线性特征具体求解如下:

[0061] 通过如下公式计算HRV信号近似熵 (APEN)

[0062] 1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) \mid n=1, 2, \dots, N\}$, $k=1, 2, \dots, 12$, 重构 m 维向量:

[0063] $X_k(1), X_k(2), \dots, X_k(N-m+1)$

[0064] 2、计算RR间期序列中任意向量 X_k, X_k^* 之间的距离 $d[X_k, X_k^*]$:

[0065] $d[X_k, X_k^*] = \max_a |u_k(a) - u_k^*(a)|$

[0066] 3、设定阈值 r ,统计重构的RR间期序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S 。

[0067] 定义 $C_{ki}^m(r) = \frac{S}{N-m+1}$, 其中 j 的取值为 $[1, N-m+1]$, 包括 $j=i$ 。

[0068] 4、 $\Phi_k^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log(C_{ki}^m(r))$, 该RR间期序列第 k 维的ApEn为:

$$ApEn_k = \Phi_k^m(r) - \Phi_k^{m+1}(r);$$

[0069] 通过如下公式计算HRV信号样本熵 (SampEntropy)

[0070] 1、根据近似熵的1和2,设定阈值 r ,统计重构的RR间期时间序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S 。

[0071] 定义 $C_{ki}^m(r) = \frac{S}{N-m+1}$,

[0072] 其中 j 的取值范围为 $[1, N-m+1]$, 包括 $j \neq i$ 。

[0073] 2、对RR间期序列所有的 i 值得平均值,记为 $B_k^m(r)$

[0074] $B_k^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_{ki}^m(r)$ 。

[0075] 3、重复1和2,设定阈值 r ,统计重构的RR间期序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S 。

[0076] 记 $A_k^a(r) = \frac{S}{N-m}, i \neq j$

[0077] 4、该RR间期时间序列第 k 维的样本熵:

[0078] $SampEn_k = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A_k^a(r)/B_k^m(r)]\}$;

[0079] 通过如下公式计算HRV信号LZ复杂度 (LZfzd)

[0080] 1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}, k=1, 2, \dots, 12$;

[0081] 2、定义 c 为该RR间期序列中新出现模式的次数。

[0082] 3、该RR间期序列第 k 维Lempel-Ziv复杂度: $C_k(n) = c \frac{\log_l n}{n}$

[0083] 其中, l 为粗粒化段数 (传统二值化时, $l=2$), n 为输入的RR间期序列的长度。

[0084] 通过如下公式计算HRV信号C0复杂度 (C0fzd)

[0085] 1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}, k=1, 2, \dots, 12$;

[0086] 2、计算该RR间期数据序列第 k 维的快速傅里叶变换 $D_k(z)$:

[0087] $D_k(n) = \frac{1}{N+1} \sum_{n=1}^N d_k(z) e^{-j(\frac{2z\pi n}{N+1})} \quad z=1, 2, \dots, N$ 其中 $x_k = d_k$,

[0088] 3、计算所得快速傅里叶变换项 $D_k(z)$ 的均方值 G_k :

[0089] $G_k = \frac{1}{N+1} \sum_{z=1}^N |D_k(z)|^2$

[0090] 并得到一个新的序列 $Y_k(z)$: $Y_k(z) = \begin{cases} D_k(z) & \text{if } |D_k(z)|^2 > G_k \\ 0 & \text{if } |D_k(z)|^2 \leq G_k \end{cases}$

[0091] 4、计算 $Y_k(z)$ 序列的快速傅里叶逆变换:

[0092] $y_i(n) = \sum_{k=1}^N Y_k(z) e^{-j(\frac{2\pi n}{N+1})} \quad z=1,2,\dots,N$

[0093] 该RR间期数据序列第k维的C0复杂度: $\{C_0\}_k = \frac{\sum_{n=1}^N |d_k(n) - y_k(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |d_k(n)|^2}$

[0094] 通过如下公式计算HRV信号Poincare Plot椭圆半长轴(SD1):

[0095] $X=RR; X(\text{end})=[]; Y=RR; Y(1)=[]; SD1=\text{std}(Y-X)/\text{sqrt}(2);$

[0096] 其中,X为RR间期序列,以相邻两个窦性心动周期的前一个RR间期长度 RR_i (ms)为横坐标,以后一个心搏的RR间期 RR_{i+1} (ms)为纵坐标。

[0097] 通过如下公式计算HRV信号Poincare Plot椭圆半短轴(SD2):

[0098] $X=RR; X(\text{end})=[]; Y=RR; Y(1)=[]; SD2=\text{std}(Y+X)/\text{sqrt}(2);$

[0099] 其中,X为RR间期序列,以相邻两个窦性心动周期的前一个RR间期长度 RR_i (ms)为横坐标,以后一个心搏的RR间期 RR_{i+1} (ms)为纵坐标。

[0100] 所述的步骤(3)利用强化学习让模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生若干BP分类器;具体步骤如下以时域特征为例,频域、非线性同理。

[0101] 3-1、从样本空间里面选择m个训练样本,样本初始分布权值为 $D_1(i)=1/m$,根据训练的样本输入输出确定BP神经网络结构,初始化神经网络权值和阈值。

[0102] 3-2、弱分类器预测,训练第t个弱分类器时,用训练样本数据训练BP神经网络并且预测训练数据的输出,得到预测数据序列 $g(t)$ 的预测误差 e_t 。

[0103] 训练样本预测误差 e_t 。计算公式如下

[0104] $e_t = \sum_i D_t(i) \quad i=1,2,3,\dots, m(g(t) \neq y)$

[0105] 其中 e_t 为训练预测误差, $g(t)$ 为训练预测数据序列, y 为原始训练标签。

[0106] 3-3、弱分类器个数选择依据强化学习得分机制进行选取,让强化学习的智能体根据当前样本的特征状态及所做的动作对应的Q值与训练标签作对比,最终得到奖惩分数。

[0107] 3-4、弱分类器权重调整,根据当前弱分类器预测序列 $g(t)$ 的预测误差 e_t 计算当前弱分类器的权重,权重计算公式如下:

[0108] $a_t = \frac{1}{2} \ln(\frac{1-e_t}{e_t})$

[0109] 3-5、下一轮弱分类器的训练样本权重调整根据预测序列权重 a_t ,调整,调整公式如下:

[0110] $D_{t+1} = \frac{D_t(i)}{B_i} * \exp[-a_t y_i g_t(x_i)] \quad i=1,2,3,\dots, m$

[0111] 其中 B_i 是归一化因子,保证训练样本权重的分布权值和为1, a_t 为弱分类器的权重, y_t 为当前弱分类器的训练样本标签, $g_t(x_i)$ 为当前弱分类器的训练样本预测序列

[0112] 3-6、若是分类器训练样本的的奖赏分数达到设置分数阈值,弱分类器个数设置结束。

[0113] $Reward_i > Y$

[0114] $Reward_i$ 为当前弱分类器训练的分值, Y 为设置分数阈值

[0115] 3-7、进入决策环节获得一个主分类器。

[0116] 步骤(5)所述的分类识别是将步骤(2)提取的时域、频域、非线性特征放进经过强化学习指导的多分类器模型中进行分类预测,识别出心肌梗塞患者。

[0117] 本发明与现有技术相比,具有如下优点和有益效果:

[0118] 1、本发明方法使用了短时程时长长度为2min而非传统24h的心电信号进行时域、频域、非线性特征提取,并应用于心肌梗塞的检测。

[0119] 2、本发明提出一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法,将强化学习与多分类器相结合,总体而言,整个检测方法原理清楚,效率高,能够在更准确地对心肌梗塞进行检测,本发明整个方法的原理清楚,预测效率高,对其他疾病也有一定的参考价值。

[0120] 3、本发明分别利用时域、频域、非线性特征进行模型训练与预测,最终进行投票决策,在一定程度能够在更准确地对心肌梗塞进行检测。

[0121] 4、本发明整个方法的原理清楚,预测效率高,对其他疾病也有一定的参考价值。

附图说明

[0122] 图1是本发明实施例中强化学习与多分类器相结合然后进行投票的心肌梗塞检测方法的流程图。

[0123] 图2是本发明实施例中某一导联局部预处理后R波定位显示图。

[0124] 图3是本发明实施例中某一导联短时HRV信号显示图。

[0125] 图4是本发明实施例中强化学习指导下基于短时HRV多分类器的心肌梗塞检测方法分类识别结果。

具体实施方式

[0126] 下面结合实施例及附图对本发明的具体实施方式作进一步详细的描述,但本发明的实施和保护范围不限于此。

[0127] 实施例

[0128] 1、本发明的具体实施例选取医院临床采集的心电数据。如图1所示,为本发明实施例中的强化学习指导下基于短时HRV多分类器的心肌梗塞检测方法流程图,包括以下步骤:

[0129] (1)对采集得到的常规十二导联心电图进行数据预处理,R波定位,如图2是本发明实施例中某一导联预处理后R波定位显示图。确定RR间期后获得HRV信号,如图3是本发明实施例中某一导联短时HRV信号显示图。

[0130] (2)将步骤(1)获得的HRV信号进行时域、频域、非线性特征提取。

[0131] (3)对步骤(2)提取的时域、频域、非线性特征分别分别作为模型的输入利用强化学习让模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终

训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生若干BP分类器;

[0132] (4) 将步骤(3)利用强化学习训练得到的三个主分类器对测试样本进行分类识别,获得三个测试结果;

[0133] (5) 将步骤(4)利用投票法则进行最终投票,获得识别结果

[0134] 2、在本发明实施例中,步骤(1)采集得到的常规十二导联心电图进行数据预处理,是指利用中值滤波去除基线漂移噪声、利用滤波器去除50Hz工频噪声、心电图频段能量主要在0.05Hz-100Hz左右,即利用低通滤波器去除100Hz以上噪声、利用高通滤波器去除0.05Hz以下的噪声。利用连续小波模极值方法定位R波,经过一阶差分获取得到HRV信号。

[0135] 3、在本发明实施例中,步骤(2)所述对获得的HRV信号进行每个导联时域、频域、非线性动力学特征提取,是指将HRV信号进行时域特征提取,分别为:RR间期均值(MEAN)、全程RR间期的标准差(SDNN)、RR相邻间期的标准差(SDSD)、RR间期差值的均方根(R_MSSD)、相邻间期大于50ms个数比值(PNN50)、相邻间期大于20ms个数比值(PNN20)、RR间期方差(VAR)。HRV信号进行频域特征提取,分别为:极低频功率(PVLF)、低频功率(PLF)、高频功率(PHF)、总功率(PTF)、低频功率除高频功率(PLF/PHF)、低频功率标准值(LF norm)、高频功率标准值(HF norm)。HRV信号进行非线性特征提取,分别为:近似熵(APEN)、样本熵(SampEntropy)、LZ复杂度(LZfzd)、C0复杂度(C0fzd)、Poincare Plot椭圆半长轴(SD1)、Poincare Plot椭圆半短轴(SD2)。将提取的时域特征序列、频域特征序列、非线性的特征序列分别作为模型的输入。

[0136] 时域特征具体求解如下:

[0137] 通过如下公式计算HRV信号RR间期均值(MEAN)

$$[0138] \quad MEAN = \overline{RR} = \sum_{i=1}^N RRi/N$$

[0139] 其中MEAN代表HRV RR间期均值,RRi代表RR间隔,N代表RR间隔的个数。

[0140] 通过如下公式计算HRV信号全程RR间期的标准差(SDNN)

[0141] 某一正常样本可经过计算后求得其MEAN指标为:877.9047ms

[0142] 某一异常样本可经过计算后求得其MEAN指标为:734.1957ms

$$[0143] \quad SDNN = \sqrt{1/N \sum_{i=1}^N (RRi - \overline{RR})^2}$$

[0144] 其中SDNN代表HRV信号全程RR间期的标准差,RRi代表RR间隔, $\overline{RR}$ 代表RR间期均值,N代表RR间隔的个数。

[0145] 某一正常样本可经过计算后求得其SDNN指标为:45.5337ms

[0146] 某一异常样本可经过计算后求得其SDNN指标为:33.073ms

[0147] 通过如下公式计算HRV信号RR相邻间期的标准差(SDSD)

$$[0148] \quad SDSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [(RRi - RRi+1) - \text{mean}(RRi - RRi+1)]^2}{N}}$$

[0149] 其中SDSD代表HRV信号RR相邻间期的标准差,RRi代表当前RR间隔,RRi+1代表下一个RR间隔,N代表RR间隔的个数。

[0150] 某一正常样本可经过计算后求得其SDSD指标为:45.712ms

[0151] 某一异常样本可经过计算后求得其SDSD指标为:33.1856ms

[0152] 通过如下公式计算HRV信号RR间期差值的均方根(R_MSSD)

$$[0153] \quad r-MSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}{N-1}}$$

[0154] 其中R_MSSD代表HRV信号RR间期差值的均方根,RR_i代表当前RR间隔,RR_{i+1}代表下一个RR间隔,N代表RR间隔的个数。

[0155] 某一正常样本可经过计算后求得其R_MSSD指标为:40.5747ms

[0156] 某一异常样本可经过计算后求得其R_MSSD指标为:35.2421ms

[0157] 通过如下公式计算HRV信号相邻间期大于50ms个数(PNN50)

$$[0158] \quad PNN50 = RR50 / TotalRR * 100\%$$

[0159] 其中PNN50代表HRV信号相邻间期大于50ms个数比值TotalRR代表RR间期总个数。

[0160] 某一正常样本可经过计算后求得其PNN50指标为:0.1539%

[0161] 某一异常样本可经过计算后求得其PNN50指标为:0.0754%

[0162] 通过如下公式计算HRV信号相邻间期大于20ms个数比值(PNN20)

$$[0163] \quad PNN20 = RR20 / TotalRR * 100\%$$

[0164] 其中PNN20代表HRV信号相邻间期大于20ms个数比值TotalRR代表RR间期总个数。

[0165] 某一正常样本可经过计算后求得其PNN20指标为:0.4103%

[0166] 某一异常样本可经过计算后求得其PNN20指标为:0.1792%

[0167] 通过如下公式计算HRV信号RR间期方差(VAR)

$$[0168] \quad VAR = \text{var}(RR)$$

[0169] 其中VAR代表HRV信号RR间期方差,RR代表HRV信号序列

[0170] 某一正常样本可经过计算后求得其VAR指标为:2701.2ms

[0171] 某一异常样本可经过计算后求得其VAR指标为:2493.4ms

[0172] 频域特征具体求解如下:

[0173] 通过如下公式计算HRV信号极低频功率(PVLF)

$$[0174] \quad \text{Space} = f(2) - f(1)$$

$$[0175] \quad \text{ivf} = \text{find}((0 < f) \& (f < 0.04))$$

$$[0176] \quad \text{PVLF} = \text{sum}(P(\text{ivf}) * \text{space})$$

[0177] 其中PVLF代表HRV信号极低频功率,f代表HRV信号频率,Space代表频率间隔,ivf代表0HZ到0.04HZ幅值。

[0178] 某一正常样本可经过计算后求得其PVLF指标为:3755ms*ms

[0179] 某一异常样本可经过计算后求得其PVLF指标为:34818ms*ms

[0180] 通过如下公式计算HRV信号低频功率简称:PLF

$$[0181] \quad \text{Space} = f(2) - f(1)$$

$$[0182] \quad \text{ilf} = \text{find}((0.04 < f) \& (f < 0.15))$$

$$[0183] \quad \text{PLF} = \text{sum}(P(\text{ilf}) * \text{space})$$

[0184] 其中PLF代表HRV信号低频功率,f代表HRV信号频率,Space代表频率间隔,ilf代表0.04HZ到0.15HZ幅值。

[0185] 某一正常样本可经过计算后求得其PLF指标为:2205ms*ms

[0186] 某一异常样本可经过计算后求得其PLF指标为:2371ms*ms

[0187] 通过如下公式计算HRV信号高频功率 (PHF)

[0188] $Space = f(2) - f(1)$

[0189] $ihf = \text{find}((0.15 < f) \& (f < 0.40))$

[0190] $PHF = \text{sum}(P(ihf) * space)$

[0191] 其中PHF代表HRV信号低频功率, f代表HRV信号频率, Space代表频率间隔, ihf代表0.15HZ到0.40HZ幅值。

[0192] 某一正常样本可经过计算后求得其PHF指标为:581ms*ms

[0193] 某一异常样本可经过计算后求得其PHF指标为:808ms*ms

[0194] 通过如下公式计算HRV信号总功率 (PTF)

[0195] $PTF = PVLf + PLF + PHF$

[0196] 其中PTF代表HRV信号总功率, PVLf代表HRV信号极低频功率, PLF代表HRV信号低频功率, PHF代表HRV信号高频功率。

[0197] 某一正常样本可经过计算后求得其PTF指标为:14580ms*ms

[0198] 某一异常样本可经过计算后求得其PTF指标为:17821ms*ms

[0199] 通过如下公式计算HRV信号低频功率除高频功率 (LH)

[0200] $LH = PLF / PHF$

[0201] 其中PLF/PHF计算HRV信号低频功率除高频功率

[0202] 某一正常样本可经过计算后求得其LH指标为:4.7781

[0203] 某一异常样本可经过计算后求得其LH指标为:2.5359

[0204] 通过如下公式计算HRV信号低频功率标准值 (LF norm)

[0205] $LF_{norm} = \frac{LF}{LF + HF}$

[0206] 其中LF norm代表HRV信号低频功率标准值, LF代表HRV信号低频功率, HF代表HRV信号高频功率。

[0207] 某一正常样本可经过计算后求得其LF norm指标为:0.8189n.u

[0208] 某一异常样本可经过计算后求得其LF norm指标为:0.7615n.u

[0209] 通过如下公式计算HRV信号高频功率标准值 (HF norm)

[0210] $HF_{norm} = \frac{HF}{LF + HF}$

[0211] 其中HF norm代表HRV信号高频功率标准值, LF代表HRV信号低频功率, HF代表HRV信号高频功率。

[0212] 某一正常样本可经过计算后求得其HF norm指标为:0.3416n.u

[0213] 某一异常样本可经过计算后求得其HF norm指标为:0.2384n.u

[0214] 非线性特征具体求解如下:

[0215] 通过如下公式计算HRV信号近似熵 (APEN)

[0216] 1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}$, $k=1, 2, 3, \dots, 12$ 。重构m维向量:

[0217] $X_k(1), X_k(2), \dots, X_k(N-m+1)$

[0218] 2、计算RR间期序列中任意向量 X_k, X_k^* 之间的距离 $d[X_k, X_k^*]$ ：

$$[0219] \quad d[X_k, X_k^*] = \max_a |u_k(a) - u_k^*(a)|$$

[0220] 3、设定阈值 r ，统计重构的RR间期序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S 。

[0221] 定义 $C_{ki}^m(r) = \frac{S}{N-m+1}$ ，其中 j 的取值范围为 $[1, N-m+1]$ ，包括 $j=i$ 。

[0222] 4、 $\Phi_k^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log(C_{ki}^m(r))$ 该RR间期序列第 k 维的ApEn：
 $ApEn_k = \Phi_k^m(r) - \Phi_k^{m+1}(r)$ ；

[0223] 某一正常样本可经过计算后求得其APEN指标为：0.5681

[0224] 某一异常样本可经过计算后求得其APEN指标为：0.9194

[0225] 通过如下公式计算HRV信号样本熵(SampEntropy)

[0226] 1、根据近似熵的1和2，设定阈值 r ，统计重构的RR间期时间序列中满足

[0227] $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S 。

[0228] 定义 $C_{ki}^m(r) = \frac{S}{N-m+1}$ ，其中 j 的取值为 $[1, N-m+1]$ ，包括 $j \neq i$ 。

[0229] 2、对RR间期序列所有的 i 值得平均值，记为 $B_k^m(r)$

$$[0230] \quad B_k^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_{ki}^m(r)。$$

[0231] 3、重复1和2，设定阈值 r ，统计重构的RR间期序列中满足 $d[X_k(i), X_k(j)] \leq r$ 条件的 $X_k(j)$ 向量个数 S 。

$$[0232] \quad \text{记 } A_k^a(r) = \frac{S}{N-m}, i \neq j$$

[0233] 4、该RR间期时间序列第 k 维的样本熵：

$$[0234] \quad SampEn_k = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A_k^a(r)/B_k^m(r)]\}$$

[0235] 某一正常样本可经过计算后求得其SampEntropy指标为：0.5289

[0236] 某一异常样本可经过计算后求得其SampEntropy指标为：0.8085

[0237] 通过如下公式计算HRV信号LZ复杂度(LZfzd)

[0238] 1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) | n=1, 2, \dots, N\}$ ， $k=1, 2, 3, \dots, 12$ 。

[0239] 2、定义 c 为该RR间期序列中新出现模式的次数。

[0240] 3、该RR间期序列第 k 维Lempel-Ziv复杂度：

$$[0241] \quad C_k(n) = c \frac{\log_l n}{n}$$

[0242] 其中 l 为粗粒化段数(传统二值化时， $l=2$)， n 为输入的RR间期序列的长度。

[0243] 某一正常样本可经过计算后求得其LZfzd指标为：0.2215

[0244] 某一异常样本可经过计算后求得其LZfzd指标为：0.9595

[0245] 通过如下公式计算HRV信号C0复杂度(C0fzd)

[0246] 1、输入RR间期数据序列 $x_k = \{x_k(n) \mid n=1, 2, \dots, N\}$, $k=1, 2, 3, \dots, 12$ 。

[0247] 2、计算该RR间期数据序列第k维的快速傅里叶变换 $D_k(z)$ ：

$$[0248] \quad D_k(n) = \frac{1}{N+1} \sum_{n=1}^N d_k(z) e^{-j(\frac{2z\pi n}{N+1})} \quad z=1, 2, \dots, N \quad \text{其中 } x_k = d_k;$$

[0249] 3、计算所得快速傅里叶变换项 $D_k(z)$ 的均方值 G_k ：

$$[0250] \quad G_k = \frac{1}{N+1} \sum_{z=1}^N |D_k(z)|^2$$

[0251] 并得到一个新的序列 $Y_k(z)$ ：

$$[0252] \quad Y_k(z) = \begin{cases} D_k(z) & \text{if } |D_k(z)|^2 > G_k \\ 0 & \text{if } |D_k(z)|^2 \leq G_k \end{cases}$$

[0253] 4、计算 $Y_k(z)$ 序列的快速傅里叶逆变换：

$$[0254] \quad y_i(n) = \sum_{n=1}^N Y_k(z) e^{-j(\frac{2z\pi n}{N+1})} \quad z=1, 2, \dots, N$$

[0255] 该RR间期数据序列第k维的C0复杂度：

$$[0256] \quad \{C_0\}_k = \frac{\sum_{n=1}^N |d_k(n) - y_k(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |d_k(n)|^2}$$

[0257] 某一正常样本可经过计算后求得其C0复杂度指标为：0.0043

[0258] 某一异常样本可经过计算后求得其C0复杂度指标为：0.0692

[0259] 通过如下公式计算HRV信号Poincare Plot椭圆半长轴(SD1)

[0260] $X = RR$

[0261] $X(\text{end}) = []$

[0262] $Y = RR$

[0263] $Y(1) = []$

[0264] $SD1 = \text{std}(Y-X) / \sqrt{2}$

[0265] 其中X为RR间期序列,以相邻两个窦性心动周期的前一个RR间期长度 RR_i (ms)为横坐标,以后一个心搏的RR间期 RR_{i+1} (ms)为纵坐标。

[0266] 某一正常样本可经过计算后求得其SD1指标为：9.7225

[0267] 某一异常样本可经过计算后求得其SD1指标为：19.7573

[0268] 通过如下公式计算HRV信号Poincare Plot椭圆半短轴简称:SD2

[0269] $X = RR$

[0270] $X(\text{end}) = []$

[0271] $Y = RR$

[0272] $Y(1) = []$

[0273] $SD2 = \text{std}(Y+X) / \sqrt{2}$

[0274] 其中X为RR间期序列,以相邻两个窦性心动周期的前一个RR间期长度RRi (ms) 为横坐标,以后一个心搏的RR间期RRi+1 (ms) 为纵坐标。

[0275] 某一正常样本可经过计算后求得其SD2指标为:41.1859

[0276] 某一异常样本可经过计算后求得其SD2指标为:32.6543

[0277] 4、在本发明实施例中,步骤(3)利用强化学习让模型不断进行学习,调整模型参数,将不同动作对应的Q值作为一个序列输出,最终训练得到三个主分类器模型,每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生若干BP分类器,本发明实施例中采用90个样本,45个健康、45个异常样本,采用常规12导联心电图,12*90共1080个样本,将七个提取的时域特征值进行融合,采用比例2:1训练样本720个、得到一个训练模型,测试样本360个进行测试,得到一个测试序列,频域、非线性同理。

[0278] 具体步骤如下以时域特征为例,频域、非线性同理。

[0279] 4.1、从样本空间里面选择m个训练样本,样本初始分布权值为 $D_1(i) = 1/m$,根据训练的样本输入输出确定BP神经网络结构,初始化神经网络权值和阈值。

[0280] 4.2、弱分类器预测,训练第t个弱分类器时,用训练样本数据训练BP神经网络并且预测训练数据的输出,得到预测数据序列g(t)的预测误差 e_t 。

[0281] 训练样本预测误差 e_t 。计算公式如下

$$[0282] \quad e_t = \sum_i D_t(i) \quad i=1,2,3,\dots, m(g(t) \neq y)$$

[0283] 其中 e_t 。为训练预测误差,g(t)为训练预测数据序列,y为原始训练标签。

[0284] 4.3、弱分类器个数选择依据强化学习得分机制进行选取,让强化学习的智能体根据当前样本的特征状态及所做的动作对应的Q值与训练标签作对比,最终得到奖惩分数。

[0285] 4.4、弱分类器权重调整,根据当前弱分类器预测序列g(t)的预测误差 e_t 计算当前弱分类器的权重

[0286] 权重计算公式如下:

$$[0287] \quad a_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-e_t}{e_t}\right)$$

[0288] 4.5、下一轮弱分类器的训练样本权重调整根据预测序列权重 a_t ,调整。

[0289] 调整公式如下:

$$[0290] \quad D_{t+1} = \frac{D_t(i)}{B_i} * \exp[-a_t y_i g_t(x_i)] i=1,2,3,\dots, m$$

[0291] 其中 B_i 是归一化因子,保证训练样本权重的分布权值和为1, a_t 为弱分类器的权重, y_t 为当前弱分类器的训练样本标签, $g_t(x_i)$ 为当前弱分类器的训练样本预测序列

[0292] 4.6、若是分类器训练样本的的奖赏分数达到设置分数阈值,弱分类器个数设置结束。

[0293] $\text{Reward}_i > Y$

[0294] Reward_i 为当前弱分类器训练的分数,Y为设置分数阈值

[0295] 4.7进入决策环节获得一个主分类器。

[0296] 5、在本发明实施例中,步骤(4)所述的分类识别是将步骤(3)强化学习训练得到的三个主分类器对测试样本进行分类识别,获得三个测试结果;

[0297] 6、在本发明实施例中,步骤(5)利用步骤(4)获得的三个测试结果使用投票法则进行最终投票,获得识别结果,本实例中经过强化学习指导下基于短时HRV多分类器预测准确率达到91.7%,总体而言,整个预测方法原理清楚,效率高,能够在较短的时间里更为准确地识别出该样本的类别。图4是本发明实施例中短时HRV特征数据的分类识别结果。

[0298] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。



图1

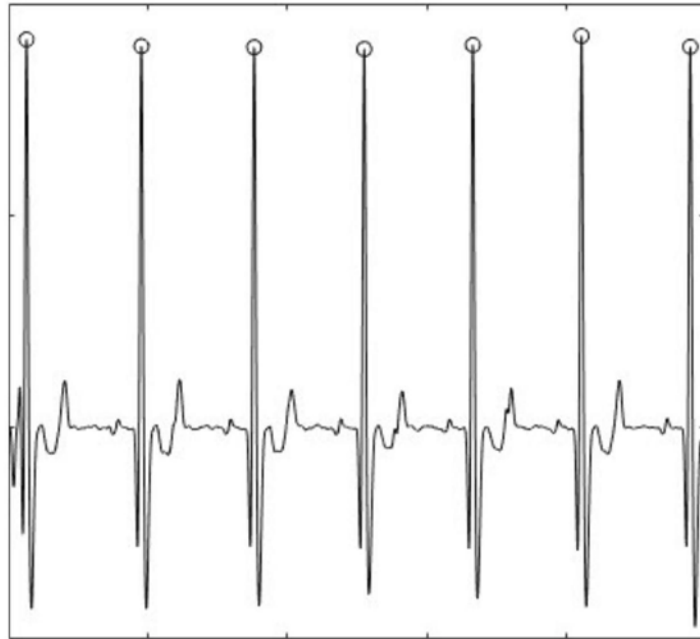


图2

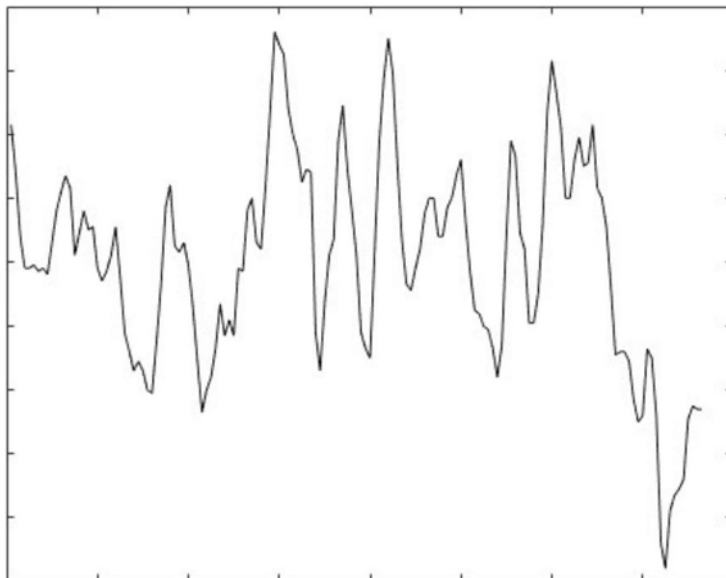


图3

特征 分类器	强化学习指导下的多分类器
12 导联短时 HRV 特征	91.7%

图4

专利名称(译)	一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法		
公开(公告)号	CN110693489A	公开(公告)日	2020-01-17
申请号	CN201911030739.6	申请日	2019-10-28
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	邓木清 张壮 曹九稳		
发明人	邓木清 张壮 曹九稳		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7257		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于多分类器强化学习的心肌梗塞检测方法。本发明步骤：1、对原始常规12导联心电图进行预处理、R波定位、获取HRV信号；2、对每个导联HRV信号分别提取时域、频域、非线性动力学特征序列；3、利用强化学习让分类器模型不断进行学习，调整模型参数，将不同动作对应的Q值作为一个序列输出，最终训练得到三个主分类器模型，每个主分类器模型里面根据强化学习得分机制产生若干BP分类器；4、利用强化学习训练得到的三个主分类器对测试样本进行分类识别，获得三个测试结果；5、利用投票法则进行最终投票，获得识别结果。本发明引入强化学习机制，能够更有效准确地快速识别检测，能够为心肌梗塞的检测与预防提供有效便利的工具。

