



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110807443 A

(43)申请公布日 2020.02.18

(21)申请号 201911181098.4

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.11.27

(71)申请人 南京信息工程大学

地址 210044 江苏省南京市江北新区宁六路219号

(72)发明人 庄伟 申义贤 李露 张杰锋 戴栋

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所 (普通合伙) 32204

代理人 柏尚春

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

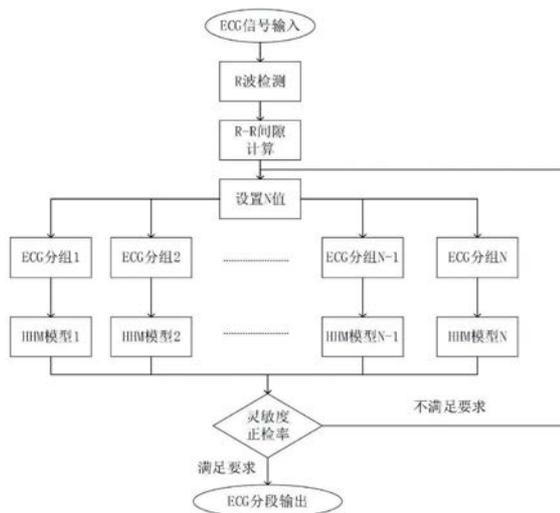
权利要求书2页 说明书4页 附图3页

(54)发明名称

基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法

(57)摘要

本发明公开了基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,包括以下步骤:(1)将ECG信号x(n)输入系统;(2)对x(n)进行R波检测,标记R波位置,并计算R-R间隙,保存最大R-R间隙值RR\_max,保存最小R-R间隙值RR\_min;(3)设置ECG分组阶数N初始值为2;(4)设置分组间隙 Δ = (RR\_max-RR\_min)/N;(5)对各ECG分组进行初始化,提取特征,训练参数后进行特征波段识别;(6)计算HMM模型识别参数灵敏度SE和正检率+P;(7)模型阶数N值优化,当不满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时,设置N=N+1,返回步骤(4);当满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时,输出HMM模型识别结果。该方法对心电信号进行识别并分段,使得对于心电信号时变特性响应加快、正检率+P阈值高达98%。



CN 110807443 A

1. 基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 采集人体ECG信号,将ECG信号 $x(n)$ 输入系统;

(2) 对 $x(n)$ 进行R波检测,标记R波位置,并计算R-R间隙,保存最大R-R间隙值 $RR_{max}$ ,保存最小R-R间隙值 $RR_{min}$ ;

(3) 设置ECG分组阶数 $N$ 初始值为2;

(4) 设置分组间隙 $\Delta = (RR_{max} - RR_{min}) / N$ ,设置分组时隙区间为:

$[RR_{min}, RR_{min} + \Delta], [RR_{min}, RR_{min} + i \Delta], \dots, [RR_{max} - \Delta, RR_{max}]$

其中, $i = N - 1$ ;

(5) 对各ECG分组进行初始化,提取特征,训练参数后进行特征波段识别;

(6) 计算HMM模型识别参数灵敏度 $SE$ 和正检率 $+P$ ;

(7) 模型阶数 $N$ 值优化,当不满足灵敏度 $SE$ 阈值大于92%和正检率 $+P$ 阈值大于95%时,设置 $N = N + 1$ ,返回步骤(4);当满足灵敏度 $SE$ 阈值大于92%和正检率 $+P$ 阈值大于95%时,输出HMM模型识别结果。

2. 根据权利要求1所述的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征在于,所述步骤(2)中R波检测的步骤包括:

(21) 将ECG信号输入,保存为 $x(n)$ ;

(22) 将 $x(n)$ 进行微分计算,输出一阶导数 $y_0(n)$ : $y_0(n) = x(n) - x(n-4)$ ;

(23) 将 $y_0(n)$ 进行低通滤波计算,输出 $y_1(n)$ :

$y_1(n) = y_0(n) + 4y_0(n-1) + 6y_0(n-2) + 4y_0(n-3) + y_0(n-4)$ ;

(24) 将 $y_1(n)$ 取绝对值保存为 $\bar{y}(n)$ ,与当前R波判断阈值 $\sigma_{new}$ 进行比较,若 $\bar{y}(n)$ 大于 $\sigma_{new}$ ,则记录当前波形位置,进入下一步骤;若 $\bar{y}(n)$ 小于 $\sigma_{new}$ ,则对 $n$ 进行加1处理后返回步骤(22),对后续信号进行微分和滤波计算;

(25) 以 $\bar{y}(n)$ 大于 $\sigma_{new}$ 处位置为起点,向后160ms内,若不存在任何 $\bar{y}(n)$ 再次大于 $\sigma_{new}$ ,则判断为基线漂移,对 $n$ 进行加1处理后返回步骤(22);若存在 $\bar{y}(n)$ 再次大于 $\sigma_{new}$ ,则进入下一步骤;

(26) 若出现大于 $\sigma_{new}$ 的 $\bar{y}(n)$ 的个数为2、3或4,则定义为真实的R波,记录交叉点( $\bar{y}(n) > \sigma_{new}$ )处位置,进入步骤(27)和步骤(28);若个数不为2、3或4,则对 $n$ 进行加1处理后返回步骤(22);

(27) 更新下一次R波检测阈值 $\sigma_{new}$ :

$\sigma_{new} = (7 \times \sigma_{old} + M/4) / 8$

其中, $\sigma_{old}$ 为上一轮R波的判断阈值;

(28) 输出R波起点和终点位置。

3. 根据权利要求1所述的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征在于,所述步骤(6)中:

$$SE = \frac{TP}{TP + FN}, +P = \frac{TP}{TP + FP}$$

其中,TP代表正检个数,FN代表漏检个数,FP代表错检个数。

4. 根据权利要求1所述的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征

在于,所述步骤(6)中HMM模型构建与识别算法的过程包括以下步骤:

- (61) 输入测试集数据和训练集数据;
- (62) 将训练集和测试集划分为N个ECG分组;
- (63) 分别对测试集和训练集数据进行特征提取,选择特征为:尖峰幅值 $A_{m_i}$ 、幅长 $\Delta t_i$ 和时延 $\tau_i$ ,分别代表信号在某时间段内的最高电位、持续时间和出现时间;
- (64) 对HMM模型初始化处理 $\lambda = (A, B, \pi)$ ;
- (65) 进入训练阶段,将训练集中提取的参数作为训练观测序列 $\Lambda$ ,即 $\Lambda = (A_{m_i}, \Delta t_i, \tau_i)$ ;
- (66) 从测试集中提取特征参数,输出模型识别观测序列 $\Lambda' = (A_{m'_i}, \Delta t'_i, \tau'_i)$ ,利用前向后向算法,计算与训练所得的HMM模型的条件概率 $P(\Lambda' | \lambda)$ ;
- (67) 使用Viterbi算法求解当 $P(\Lambda' | \lambda)$ 最大时的隐状态序列;
- (68) 输出识别的隐状态。

5. 根据权利要求4所述的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征在于,所述步骤(61)中测试集数据和训练集数据来自于美国MIT-BIH QT数据库,QT数据库包含105个双通道ECG记录,每个记录采样频率250Hz,时长为15分钟,从记录集中随机选择两条ECG记录,分别截取其中的750拍片段,一段作为训练数据集来源,另一段作为测试数据集来源。

6. 根据权利要求4所述的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征在于,所述步骤(64)中HMM隐状态数 $M=2$ ,初始概率 $\pi = [0, 1]$ ,状态观察概率B用一组混合高斯密度来表示,状态转移概率为

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & 0.5 \end{pmatrix}。$$

7. 根据权利要求4所述的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,其特征在于,所述步骤(65)中进入训练阶段时利用Baum-Welch算法进行模型训练。

## 基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及体感网心电信号分段方法,更具体地,涉及基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法。

### 背景技术

[0002] 体域传感器网络具有感知、通信和处理多种生理信号的能力,基于无线体域传感器网络的ECG信号监测能够实时对人体心脏状况进行评估,与传统的基于启发式规则的方法相比,将隐马尔可夫模型HMM应用于心电信号的分段中能够保留特征波形的结构信息,其参数可以代表ECG的统计学特性,而且作为一种概率模型,不再需要设置阈值,并且利用隐马尔可夫模型HMM还可以同时实现心电信号的分段和识别。但由于心电信号具有时间变化性和连续性,且人的心律往往会发生很大变化,这种变化具有不可预测性,导致在ECG的分段中模式失准,严重降低分段的准确率。目前,基于马尔可夫模型的分段算法保守,模型参数对R-R间隙的响应较慢、正检率+P低、分段误差大。

### 发明内容

[0003] 发明目的:本发明的目的是提供对于心电信号时变特性响应快、分段误差小、正检率+P高的基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法。

[0004] 技术方案:本发明所述基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法,包括以下步骤:

[0005] (1) 采集人体ECG信号,将ECG信号 $x(n)$ 输入系统;

[0006] (2) 对 $x(n)$ 进行R波检测,标记R波位置,并计算R-R间隙,保存最大R-R间隙值 $RR_{max}$ ,保存最小R-R间隙值 $RR_{min}$ ;

[0007] (3) 设置ECG分组阶数 $N$ 初始值为2;

[0008] (4) 设置分组间隙 $\Delta = (RR_{max} - RR_{min}) / N$ ,设置分组时隙区间为:

[0009]  $[RR_{min}, RR_{min} + \Delta], [RR_{min}, RR_{min} + i \Delta], \dots, [RR_{max} - \Delta, RR_{max}]$

[0010] 其中, $i = N - 1$ ;

[0011] (5) 对各ECG分组进行初始化,提取特征,训练参数后进行特征波段识别;

[0012] (6) 计算HMM模型识别参数灵敏度SE和正检率+P;

[0013] (7) 模型阶数 $N$ 值优化,当不满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时,设置 $N = N + 1$ ,返回步骤(4);当满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时,输出HMM模型识别结果。

[0014] 其中,步骤(2)中R波检测的步骤包括:

[0015] (21) 将ECG信号输入,保存为 $x(n)$ ;

[0016] (22) 将 $x(n)$ 进行微分计算,输出一阶导数 $y_0(n)$ : $y_0(n) = x(n) - x(n-4)$ ;

[0017] (23) 将 $y_0(n)$ 进行低通滤波计算,输出 $y_1(n)$ :

[0018]  $y_1(n) = y_0(n) + 4y_0(n-1) + 6y_0(n-2) + 4y_0(n-3) + y_0(n-4)$ ;

[0019] (24) 将 $y_1(n)$ 取绝对值保存为 $\bar{y}(n)$ ,与当前R波判断阈值 $\sigma_{new}$ 进行比较,若 $\bar{y}(n)$ 大于 $\sigma_{new}$ ,则记录当前波形位置,进入下一步骤;若 $\bar{y}(n)$ 小于 $\sigma_{new}$ ,则对n进行加1处理后返回步骤(22),对后续信号进行微分和滤波计算;

[0020] (25) 以 $\bar{y}(n)$ 大于 $\sigma_{new}$ 处位置为起点,向后160ms内,若不存在任何 $\bar{y}(n)$ 再次大于 $\sigma_{new}$ ,则判断为基线漂移,对n进行加1处理后返回步骤(22);若存在 $\bar{y}(n)$ 再次大于 $\sigma_{new}$ ,则进入下一步骤;

[0021] (26) 若出现大于 $\sigma_{new}$ 的 $\bar{y}(n)$ 的个数为2、3或4,则定义为真实的R波,记录交叉点( $\bar{y}(n) > \sigma_{new}$ )处位置,进入步骤(27)和步骤(28);若个数不为2、3或4,则对n进行加1处理后返回步骤(22);

[0022] (27) 更新下一次R波检测阈值 $\sigma_{new}$ :

$$[0023] \quad \sigma_{new} = (7 \times \sigma_{old} + M/4) / 8$$

[0024] 其中, $\sigma_{old}$ 为上一轮R波的判断阈值;

[0025] (28) 输出R波起点和终点位置。

[0026] 其中,步骤(6)中HMM模型构建与识别算法的过程包括以下步骤:

[0027] (61) 输入测试集数据和训练集数据;

[0028] (62) 将训练集和测试集划分为N个ECG分组;

[0029] (63) 分别对测试集和训练集数据进行特征提取,选择特征为:尖峰幅值 $A_{m_i}$ 、幅长 $\Delta t_i$ 和时延 $\tau_i$ ,分别代表信号在某时间段内的最高电位、持续时间和出现时间;

[0030] (64) 对HMM模型初始化处理 $\lambda = (A, B, \pi)$ ;

[0031] (65) 进入训练阶段,将训练集中提取的参数作为训练观测序列 $\Lambda$ ,即 $\Lambda = (A_{m_i}, \Delta t_i, \tau_i)$ ;

[0032] (66) 从测试集中提取特征参数,输出模型识别观测序列 $\Lambda' = (A_{m_i}', \Delta t_i', \tau_i')$ ,利用前向后向算法,计算与训练所得的HMM模型的条件概率 $P(\Lambda'|\lambda)$ ;

[0033] (67) 使用Viterbi算法求解当 $P(\Lambda'|\lambda)$ 最大时的隐状态序列;

[0034] (68) 输出识别的隐状态。

[0035] 其中,步骤(61)中测试集数据和训练集数据来自于美国MIT-BIHQT数据库,步骤(64)中HMM隐状态数 $M=2$ ,初始概率 $\pi = [0, 1]$ ,状态观察概率B用一组混合高斯密度来表示,状态转移概率为

$$[0036] \quad A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & 0.5 \end{pmatrix},$$

[0037] 步骤(65)中利用Baum-Welch算法进行模型训练。

[0038] 有益效果:能够对心电信号中P波、QRS波和T波进行准确识别并进行心电信号分段,使得对于心电信号时变特性响应加快、正检率+P阈值高达98%、分段误差小。

## 附图说明

[0039] 图1是ECG信号各特征波段;

[0040] 图2是基于参数自适应HMM模型的ECG信号分段方法流程图;

[0041] 图3是基于R-R间隙的ECG信号分组建模示意图;

- [0042] 图4是R波检测算法工作流程图；  
 [0043] 图5是HMM模型构建与识别算法流程图；  
 [0044] 图6是HMM模型分段结果图；  
 [0045] 图7是N值实验结果图。

### 具体实施方式

[0046] 利用心电传感器采集人ECG信号,通过无线通信传输到终端上进行处理,如图1所示,ECG信号包括P波、QRS复合波和T波,其中P波由心房的激动所产生,前半主要由右心房所产生,后半主要由左心房所产生,正常P波的宽度不超过0.11s,最高幅度不超过2.5mm;QRS复合波是反映左、右心室的电激动过程,称QRS波群的宽度为QRS时限,代表全部心室肌激动过程所需要的时间,正常人最高不超过0.10s;T波是代表心室激动后复原时所产生的电位。这些特征波段的幅值和持续时间是心脏状况评估的重要依据。

[0047] ECG信号分段方法流程如图2所示,(1)将ECG信号 $x(n)$ 输入系统;(2)对 $x(n)$ 进行R波检测,标记R波位置,并计算R-R间隙,保存最大R-R间隙值 $RR_{max}$ ,保存最小R-R间隙值 $RR_{min}$ ;(3)设置ECG分组阶数N初始值为2;(4)设置分组间隙 $\Delta = (RR_{max} - RR_{min}) / N$ ,设置分组时隙区间为:

[0048]  $[RR_{min}, RR_{min} + \Delta], [RR_{min}, RR_{min} + i \Delta], \dots, [RR_{max} - \Delta, RR_{max}]$

[0049] 其中, $i = N - 1$ ;(5)对各ECG分组进行初始化,提取特征,训练参数后进行特征波段识别;(6)计算HMM模型识别参数灵敏度SE和正检率+P,

$$[0050] \quad SE = \frac{TP}{TP + FN}, +P = \frac{TP}{TP + FP}$$

[0051] 其中,TP代表正检个数,FN代表漏检个数,FP代表错检个数;(7)模型阶数N值优化,当不满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时,设置 $N = N + 1$ ,返回步骤(4);当满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时,输出HMM模型识别结果。ECG信号分组建模结果如图3所示。

[0052] 对 $x(n)$ 进行R波检测的步骤如图4所示:(21)将ECG信号输入,保存为 $x(n)$ ;(22)将 $x(n)$ 进行微分计算,输出一阶导数 $y_0(n)$ : $y_0(n) = x(n) - x(n-4)$ ;(23)将 $y_0(n)$ 进行低通滤波计算,输出 $y_1(n)$ :

$$[0053] \quad y_1(n) = y_0(n) + 4y_0(n-1) + 6y_0(n-2) + 4y_0(n-3) + y_0(n-4);$$

[0054] (24)将 $y_1(n)$ 取绝对值保存为 $\bar{y}(n)$ ,与当前R波判断阈值 $\sigma_{new}$ 进行比较,若 $\bar{y}(n)$ 大于 $\sigma_{new}$ ,则记录当前波形位置,进入下一步骤;若 $\bar{y}(n)$ 小于 $\sigma_{new}$ ,则对n进行加1处理后返回步骤(22),对后续信号进行微分和滤波计算;(25)以 $\bar{y}(n)$ 大于 $\sigma_{new}$ 处位置为起点,向后160ms内,若不存在任何 $\bar{y}(n)$ 再次大于 $\sigma_{new}$ ,则判断为基线漂移,对n进行加1处理后返回步骤(22);若存在 $\bar{y}(n)$ 再次大于 $\sigma_{new}$ ,则进入下一步骤;(26)若出现大于 $\sigma_{new}$ 的 $\bar{y}(n)$ 的个数为2、3或4,则定义为真实的R波,记录交叉点( $\bar{y}(n) > \sigma_{new}$ )处位置,进入步骤(27)和步骤(28);若个数不为2、3或4,则对n进行加1处理后返回步骤(22);(27)更新下一次R波检测阈值 $\sigma_{new}$ :

$$[0055] \quad \sigma_{new} = (7 \times \sigma_{old} + M/4) / 8$$

[0056] 其中, $\sigma_{old}$ 为上一轮R波的判断阈值;

[0057] (28) 输出R波起点和终点位置,本实施例中将ECG信号分为5个分组,将相似时变特性的ECG片段放入5个不同的分组。

[0058] HMM模型构建与识别算法的过程如图5所示:(61) 输入测试集数据和训练集数据;(62) 将训练集和测试集划分为N个ECG分组,测试集数据和训练集数据来自于美国MIT-BIHQT数据库,QT数据库包含105个双通道ECG记录,每个记录采样频率250Hz,时长为15分钟,从记录集中随机选择两条ECG记录,分别截取其中的750拍片段,一段作为训练数据集来源,另一段作为测试数据集来源;(63) 分别对测试集和训练集数据进行特征提取,选择特征为:尖峰幅值 $A_{m_i}$ 、幅长 $\Delta t_i$ 和时延 $\tau_i$ ,分别代表信号在某时间段内的最高电位、持续时间和出现时间;(64) 对HMM模型初始化处理 $\lambda = (A, B, \pi)$ ,HMM隐状态数 $M=2$ ,初始概率 $\pi = [0, 1]$ ,状态观察概率B用一组混合高斯密度来表示,状态转移概率为

$$[0059] \quad A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0.5 & 0.5 \end{pmatrix};$$

[0060] (65) 进入训练阶段,将训练集中提取的参数作为训练观测序列 $\Lambda$ ,即 $\Lambda = (A_{m_i}, \Delta t_i, \tau_i)$ ;(66) 从测试集中提取特征参数,输出模型识别观测序列 $\Lambda' = (A_{m_i}', \Delta t_i', \tau_i')$ ,利用前向后向算法,计算与训练所得的HMM模型的条件概率 $P(\Lambda' | \lambda)$ ;(67) 使用Viterbi算法求解当 $P(\Lambda' | \lambda)$ 最大时的隐状态序列;(68) 输出识别的隐状态;其中, $A_{m_i}$ 为满足 $x(n) > x(n-i)$ 且 $x(n) > x(n+j) | i, j=1 \cdots 5$ 的n点电位。

[0061] 将具备相似时变特性的ECG片段分组,改善常规HMM模型对时变非稳信号适应差的缺陷,HMM模型分段结果如图6所示。

[0062] N值实验结果如图7所示,N值取较小时,分组较少,HMM模型计算量较小,对于降低体感网整体能耗有较大的帮助,但是正检率较低;当 $N=7$ 时,灵敏度达到95.45%,正检率达到98.56%N,但N值取较大时,分组较多,HMM模型计算量加大,虽然正检率较高,但是会加大系统能耗,从图中可以看出N值高于5以后,识别正检率增长趋势不明显,因此本发明中最佳模型阶数为5。

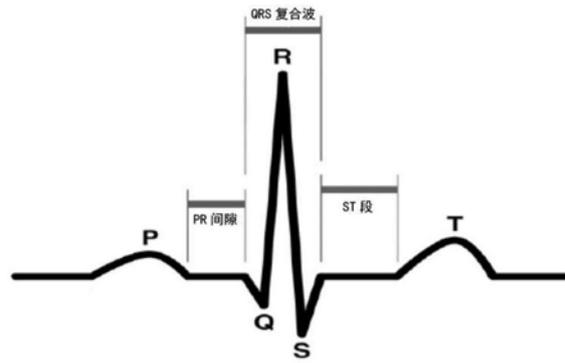


图1

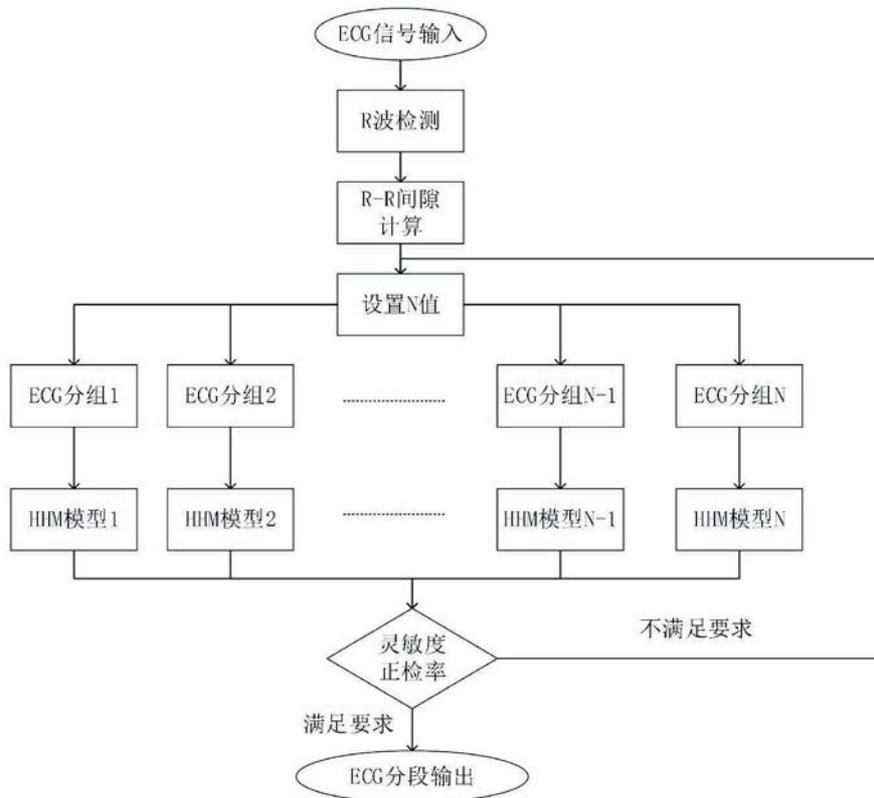


图2

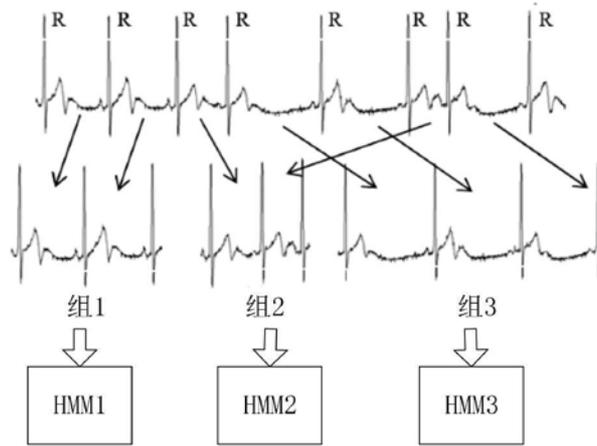


图3

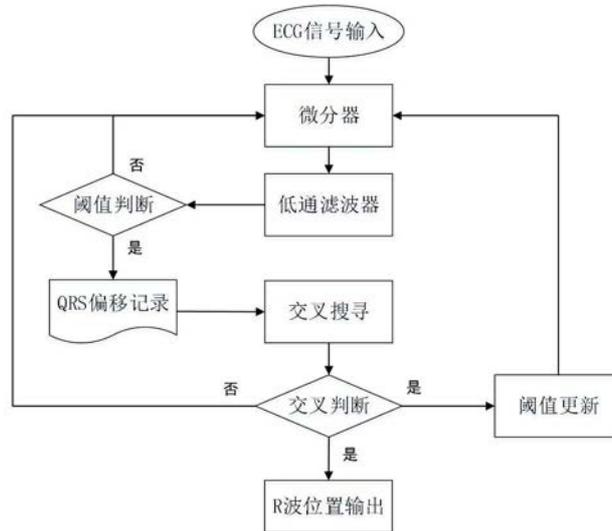


图4

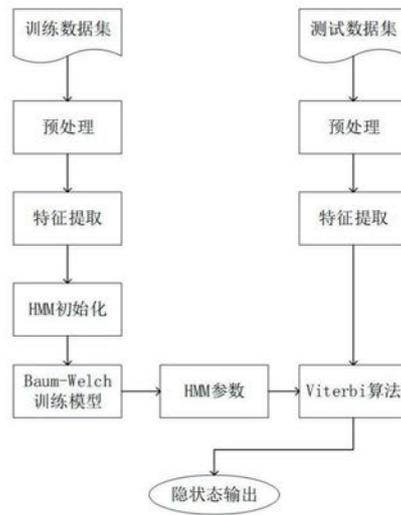


图5

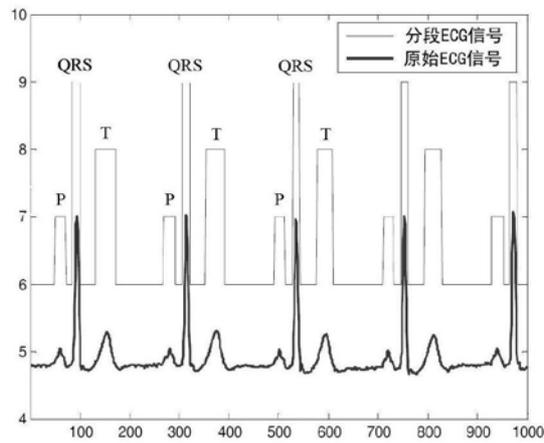


图6

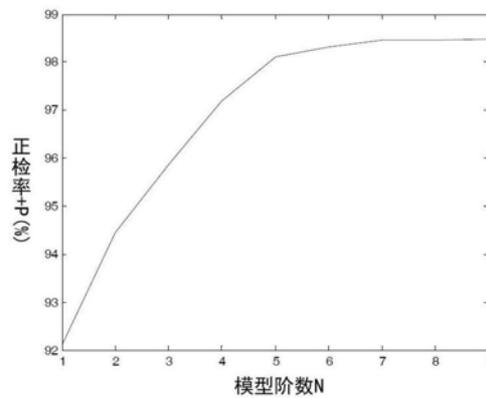


图7

专利名称(译)	基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110807443A</a>	公开(公告)日	2020-02-18
申请号	CN201911181098.4	申请日	2019-11-27
[标]申请(专利权)人(译)	南京信息工程大学		
申请(专利权)人(译)	南京信息工程大学		
当前申请(专利权)人(译)	南京信息工程大学		
[标]发明人	庄伟 申义贤 李露 张杰锋 戴栋		
发明人	庄伟 申义贤 李露 张杰锋 戴栋		
IPC分类号	G06K9/00 A61B5/0452 A61B5/0402 A61B5/04 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/7235 G06K9/00503 G06K9/0053		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了基于参数自适应HMM模型的体感网心电信号分段方法，包括以下步骤：(1)将ECG信号 $x(n)$ 输入系统；(2)对 $x(n)$ 进行R波检测，标记R波位置，并计算R-R间隙，保存最大R-R间隙值RRmax，保存最小R-R间隙值RRmin；(3)设置ECG分组阶数N初始值为2；(4)设置分组间隙 $\Delta = (RRmax - RRmin) / N$ ；(5)对各ECG分组进行初始化，提取特征，训练参数后进行特征波段识别；(6)计算HMM模型识别参数灵敏度SE和正检率+P；(7)模型阶数N值优化，当不满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时，设置 $N = N + 1$ ，返回步骤(4)；当满足灵敏度SE阈值大于92%和正检率+P阈值大于95%时，输出HMM模型识别结果。该方法对心电信号进行识别并分段，使得对于心电信号时变特性响应加快、正检率+P阈值高达98%。

