



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108577804 A

(43)申请公布日 2018. 09. 28

(21)申请号 201810104375.0

(22)申请日 2018.02.02

(71)申请人 西北工业大学

地址 710072 陕西省西安市碑林区友谊西路127号

(72)发明人 周兴社 刘帆 王柱 倪红波
於志文

(74)专利代理机构 西安利泽明知识产权代理有限公司 61222

代理人 刘伟

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

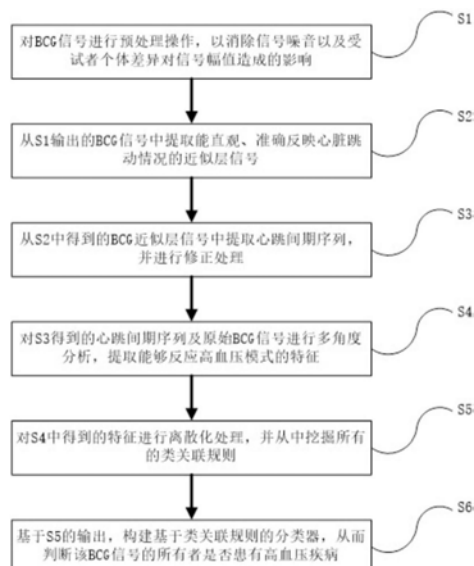
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法及系统

(57)摘要

一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,通过对BCG信号进行多层分解,提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号,并据此计算心跳间期序列;对心跳间期序列进行多角度分析,从中提取能精确刻画高血压模式的特征;构建基于类关联规则的分类器,判断该BCG信号是否为高血压信号。本发明极大程度上提升了高血压疾病检测的准确性。此外,该方法所附带生成的类关联规则,可以为分析用户健康水平提供参考,便于用户更加全面地了解自己的健康状态,这对维持用户健康水平具有重要意义。



1. 一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,通过对BCG信号进行多层分解,提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号,并据此计算心跳间期序列;对心跳间期序列进行多角度分析,从中提取能精确刻画高血压模式的特征;构建基于类关联规则的分类器,判断该BCG信号是否为高血压信号。

2. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1:对BCG信号进行预处理消除信号噪音、受试者个体差异对信号幅值造成的影响;

S2:从S1输出的BCG信号中提取能直观、准确反映心脏跳动情况的近似层信号;

S3:计算心跳间期序列,并进行修正;

S4:对心跳间期序列、BCG信号进行多角度分析,提取特征;

S5:对特征进行离散化处理,获取类关联规则;

S6:构建基于类关联规则的分类器,依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

3. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:使用Z-score方法对BCG信号进行归一化处理,然后利用椭圆带通滤波器对BCG信号进行滤波操作。

4. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:所述的S2中从BCG信号中提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号包括:首先通过小波分析方法将BCG信号进行分解,提取既能够消除噪音干扰又能较好地表征心脏跳动信息的近似层信号,其次,使用中值滤波器对所提取的近似层信号进行信号平滑处理。

5. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:所述的S3中的计算心跳间期序列是指利用交叠滑动窗口算法定位每次心跳所发生的时刻,从而计算心跳间期序列;所述S3中的对心跳间期序列进行修正处理是指,利用阈值法对异常间期值进行修正。

6. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:所述S4中的特征包括:从心跳间期序列中提取时域、频域、非线性相关的特征,以及从BCG信号本身提取能够反应信号波动特点的特征。

7. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:所述S5中对信号进行离散化处理是指利用等箱分割法将特征值分成若干区间;所述S5中挖掘所有的类关联规则是指利用Apriori算法从离散化后的特征序列中挖掘含有类标签且满足一定支持度、置信度要求的关联规则。

8. 根据权利要求1所述的一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,其特征在于:所述S6中构建基于关联规则的分类器包括:首先根据置信度、支持度的大小对S5中提取的类关联规则进行排序操作,然后从中选择分类能力较强且能正确分类至少一个实例的类关联规则,最终构建基于类关联规则的分类器。

9. 一种面向高血压病人监测的BCG信号分析系统,其特征在于:所述的检测系统包括:

信号获取模块:用于采集BCG信号;

信号处理模块:对BCG信号进行一系列处理,依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号;

分析结果输出模块:将结果输出。

10. 根据权利要求9所述一种面向高血压病人监测的BCG信号分析系统,其特征在於:所述的信号获取模块包括:

1) 预处理单元:对BCG信号进行滤波、归一化等处理;从BCG信号中提取能够表征心跳信息的近似层信号;从近似层信号中提取心跳间期序列,并进行修正处理;

2) 特征提取单元:对心跳间期序列进行时域、频域、非线性域分析,提取能够表征心率变异性的特征;从BCG信号本身中提取能够表征BCG信号波动的特征;

3) 模式分类单元:将连续型特征进行离散化处理并从中挖掘所有的类关联规则,并按照分类能力的大小对类关联规则进行排序,进而构建基于类关联规则的分类器,依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及生物医学领域,具体地,涉及一种基于BCG信号的高血压疾病检测方法

背景技术

[0002] 近年来,心脑血管疾病已成为威胁人类健康的重要因素。其中,高血压是最为常见且危害极大的一种心脑血管疾病。据世界卫生组织有关数据显示,全球25岁以上人口中大约40%患有高血压,共计超过10亿人。高血压会引起中风、心脏病、肾衰竭等重大疾病,但同时高血压存在发病隐匿、难以及时确诊的特点,这使得对高血压疾病的检测已成为需要重点研究的问题。

[0003] 现有高血压疾病检测方法主要分为两大类:1)基于袖带式血压计等专业医学设备的高血压疾病检测;2)基于智能腕表等可穿戴式设备的高血压疾病检测。前者在检测时需要受试者佩戴专门的袖带,会降低使用过程的舒适性;其次血压时刻处于动态变化,但该方法只能间断式使用,因此无法准确评估受试者的血压情况。后者虽然可以持续地监测受试者血压状况,但它所采用的模式识别方法仅没有充分考虑特征与特征之间、特征与类别之间的相互关系,会遗漏大量与高血压相关的信息,这使得该种方法的高血压疾病检测准确率往往较低。

发明内容

[0004] 针对以上缺陷,本发明提供一种基于BCG信号的高血压疾病检测方法

[0005] 本发明一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法的技术方案为:

一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,通过对BCG信号进行多层分解,提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号,并据此计算心跳间期序列;对心跳间期序列进行多角度分析,从中提取能精确刻画高血压模式的特征;构建基于类关联规则的分类器,判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0006] 进一步地,一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,包括以下步骤:

S1:对BCG信号进行预处理消除信号噪音、受试者个体差异对信号幅值造成的影响;

S2:从S1输出的BCG信号中提取能直观、准确反映心脏跳动情况的近似层信号;

S3:计算心跳间期序列,并进行修正;

S4:对心跳间期序列、BCG信号进行多角度分析,提取特征;

S5:对特征进行离散化处理,获取类关联规则;

S6:构建基于类关联规则的分类器,依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0007] 进一步地,一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,S1中使用Z-score方法对BCG信号进行归一化处理,然后利用椭圆带通滤波器对BCG信号进行滤波操作。

[0008] 进一步地,一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法,所述的S2中从BCG信号

中提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号包括：首先通过小波分析方法将BCG信号进行分解，提取既能够消除噪音干扰又能较好地表征心脏跳动信息的近似层信号，其次，使用中值滤波器对所提取的近似层信号进行信号平滑处理。

[0009] 进一步地，一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，所述的S3中的计算心跳间期序列是指利用交叠滑动窗口算法定位每次心跳所发生的时刻，从而计算心跳间期序列；所述S3中的对心跳间期序列进行修正处理是指，利用阈值法对异常间期值进行修正。

[0010] 进一步地，一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，所述S4中的特征包括：从心跳间期序列中提取时域、频域、非线性相关的特征，以及从BCG信号本身提取能够反应信号波动特点的特征。

[0011] 进一步地，一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，所述S5中对信号进行离散化处理是指利用等箱分割法将特征值分成若干区间；所述S5中挖掘所有的类关联规则是指利用Apriori算法从离散化后的特征序列中挖掘含有类标签且满足一定支持度、置信度要求的关联规则。

[0012] 进一步地，一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，所述S6中构建基于关联规则的分类器包括：首先根据置信度、支持度的大小对S5中提取的类关联规则进行排序操作，然后从中选择分类能力较强且能正确分类至少一个实例的类关联规则，最终构建基于类关联规则的分类器。

[0013] 本发明还提供一种面向高血压病人监测的BCG信号分析系统，其技术方案为：一种基于BCG信号的高血压疾病检测系统，包括：

信号获取模块：用于采集BCG信号；

信号处理模块：对BCG信号进行一系列处理，依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0014] 检测结果输出模块：将结果输出；

进一步地，一种面向高血压病人监测的BCG信号分析系统，所述的信号处理模块包括：

预处理单元：对BCG信号进行滤波、归一化等处理；从BCG信号中提取能够表征心跳信息的近似层信号；从近似层信号中提取心跳间期序列，并进行修正处理；

特征提取单元：对心跳间期序列进行时域、频域、非线性域分析，提取能够表征心率变异性的特征；从BCG信号本身中提取能够表征BCG信号波动的特征；

模式分类单元：将连续型特征进行离散化处理并从中挖掘所有的类关联规则，并按照分类能力的大小对类关联规则进行排序，进而构建基于类关联规则的分类器，依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0015] 本发明的有益效果为：本发明可以从非干预式设备所采集的含有大量噪音的BCG信号中，提取精确的心跳间期序列，并基于时域分析、频域分析、非线性域分析从中提取与高血压模式有关的特征，然后借助Apriori算法充分挖掘特征与特征之间、特征与类标签之间的相互关系，这极大程度上提升了高血压疾病检测的准确性。此外，该方法所附带生成的类关联规则，可以为分析用户健康水平提供参考，便于用户更加全面地了解自己的健康状况，这对维持用户健康水平具有重要意义。

附图说明

[0016] 图1是本发明一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法总体流程示意图；
图2是本发明实施例中对BCG信号进行小波分解的示意图；
图3是本发明实施例中基于BCG近似层信号准确定位心跳时刻的示意图；
图4是本发明实施例中对所提取的特征进行盒图分析所得到的结果的示意图；
图5是本发明一种面向高血压病人监测的BCG信号分析系统的结构示意图。

具体实施方式

[0017] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明方案，下面将结合本发明的实施例及其附图，对本发明中的技术方案进行清楚、完整地描述。

[0018] 一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，通过对BCG信号进行多层分解，提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号，并据此计算心跳间期序列；对心跳间期序列进行多角度分析，从中提取能精确刻画高血压模式的特征；构建基于类关联规则的分类器，断该BCG信号是否为高血压信号。

[0019] 如图1所示，一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，包括以下步骤：

S1：对BCG信号进行预处理消除信号噪音、受试者个体差异对信号幅值造成的影响；

在本发明实例中，受试者个体差异主要指体重差异，不同的体重会导致胸冲击 (BCG) 信号强度有所不同，影响高血压疾病检测的准确性。具体地，首先使用Z-score方法对BCG信号进行归一化处理，如下公式所示：

$$X_{\text{nor}_i} = \frac{X_i - \mu}{\sigma}$$

其中， μ 为BCG信号序列的平均值， σ 为信号序列的标准差， X_i 是BCG信号序列中第*i*个信号值， X_{nor_i} 是 X_i 经过归一化处理后的值。然后设计椭圆带通滤波器对BCG信号进行滤波操作，以消除与心脏跳动无关的频率成分。鉴于心率的正常范围为60~100次/分钟（高血压患者可能比之较高），为尽可能保全BCG信号中心跳相关信息并消除其它信号噪音，本实例将该椭圆带通滤波器的通带转角频率和阻带转角频率分别设置为5/6Hz及13/6Hz，通带波纹和阻带衰减分别设置为0.2及8。

[0020] S2：从S1输出的BCG信号中提取能直观、准确反映心脏跳动情况的近似层信号；

BCG信号受心跳、呼吸、设备、噪音等多方面影响，通常呈现出波动剧烈的状态，不便于进行深入分析。本发明实例首先利用小波分析 (Wavelet Analysis) 方法对BCG信号进行多层分解，并选择既能够直观、准确反映心脏跳动的近似层信号，如图2所示。具体地，本发明实施例中所使用的小波基为sym8小波（即symlet小波族中的第8号小波），所选出的近似层信号为第5层。

[0021] S3：计算心跳间期序列，并进行修正；

心跳间期是指相邻两次心跳的时间间隔。血压的变化由交感神经与副交感神经共同控制，而心跳间期序列的变化被公认为是交感神经与副交感神经相互作用的最直观表现。因此分析心跳间期序列可以间接地反推某受试者是否患有高血压疾病，这也是本发明的理论基础。

[0022] 本发明实施例采用交叠滑动窗口方法检测BCG近似层信号的波峰，从而计算得到初级的心跳间期序列，如图3所示。具体地，滑动窗口采用矩形窗，其窗口大小设置为100采

样点 (BCG信号采样频率为100Hz), 交叠部分为20采样点, 从而使得每个窗口大小等于或略小于一次心跳持续时间, 从而保证不遗漏任何可能的心跳信息。每个窗口中最大值所对应的时刻即为该窗口内心跳发生的时刻, 并将第*i*个窗口所对应的时刻记为*T_i*, 则心跳时刻序列*T*可表示为:

$$T = T_1, T_2, \dots, T_i \dots T_N$$

其中, 窗口的个数为*N*。若将第*i*个心跳间期记为*RR_i*, 则初级心跳间期序列*RR*可表示为:

$$RR = RR_1, RR_2, \dots, RR_i, \dots, RR_{N-1}$$

$$\text{即: } RR = T_2 - T_1, T_3 - T_2, \dots, T_{i+1} - T_i \dots T_N - T_{N-1}$$

由于滑动窗口方法可能会将某些非心跳时刻误判为心跳时刻, 故此处得到的初级心跳间期序列*RR*中可能会含有异常值, 需要进一步处理。本发明实施例中, 我们采用阈值法对初级心跳间期序列进行修正处理。在对心跳间期进行统计分析的基础上, 该阈值条件设定为:

$$0.65\overline{RR} < RR_i < 1.35\overline{RR}$$

其中, \overline{RR} 表示初级心跳间期序列的平均值。不满足该条件的心跳间期使用平均值替代。

[0023] S4: 对心跳间期序列、BCG信号进行多角度分析, 提取特征;

本发明实施例分别从心跳间期序列及BCG信号中提取有效特征以精确刻画高血压模式。首先对心跳间期进行时域、频域、非线性域分析: 进行时域分析时, 对心跳间期序列进行统计处理, 从中提取的时域特征主要包括心跳间期均值、标准差等; 进行频域分析时, 对心跳间期进行快速傅里叶变换 (FFT: Fast Fourier Transform) 并得到能量谱图, 然后将频谱中0.04Hz-0.15Hz频带记为低频 (LF: Low Frequency), 0.15Hz-0.4Hz频带记为高频 (HF: High Frequency), 最终从频域中提取的特征主要包括低频和高频比值 (LF/HF) 等; 进行非线性域分析时, 主要从心跳间期序列中提取样本熵、去趋势波动分析等特征, 其中样本熵的参数*r*与*m*分别设定为*r*=0.15*STD (standard deviation) 和*m*=2, 去趋势波动分析的参数*s*设定为30≤*s*≤300。然后对BCG信号的波动进行详细分析, 从中提取的特征包括平均累积幅值变化 (ACAC: Average Cumulative Amplitude Change)、零交叉率 (ZCR: Zero Crossing Rate) 等。ACAC及ZCR的定义分别如下:

$$ZCR = \frac{\sum_{i=2}^N |\text{sgn}(S_i) - \text{sgn}(S_{i-1})|}{2(N-1)}$$

$$ACAC = \frac{\sum_{i=2}^N |S_i - S_{i-1}|}{T}$$

其中: *S_i* 表示BCG信号中第*i*个采样点的幅值, *N*表示总共的采样数, *T*表示信号段所对应的时间长度。所提取的特征的盒图如图4所示, 其中P (Patient) 表示高血压患者, N (Normal) 表示健康人。由图可知, 本方法所提取的大多数特征具有很强的区分能力。

[0024] S5: 对特征进行离散化处理, 获取类关联规则;

首先对S4中提取的特征进行离散化处理, 本发明实施例采用等箱法进行特征离散化操作。具体地, 针对每个特征, 分别选取其采样值的5等分点作为分箱的边界, 从而将每个特征离散化为5个区间, 并为每个区间进行编号。例如, 第一个特征*F1*的五个区间依次编号为1, 2, 3, 4, 5, 则下一个特征*F2*的五个区间编号依次为6, 7, 8, 9, 10, 以此类推完成特征离散化处理。在进行类关联规则挖掘前, 需要对训练集实例进行规范化表示, 例如, 第*k*个实例*SL_k*可

表示为:

$$SLk = \langle f1, f2, \dots, fi \dots fn, CL \rangle$$

其中, fi 表示该实例第 i 个特征 Fi 的具体编号值, CL 表示该实例所属的类别。若 $CL = \text{Normal}$ 表示该实例是健康人, 若 $CL = \text{Patient}$, 表示该实例是高血压患者。最后, 基于 Apriori 算法从训练集中挖掘类关联规则。类关联规则是指, 含有类标签且满足一定支持度、置信度要求的关联规则。具体地, 最小支持度阈值设置为 $\text{minSup} = 0.2$, 最小置信度阈值设置为 $\text{minConf} = 0.75$ 。

[0025] S6: 构建基于类关联规则的分类器, 依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0026] 首先根据类关联规则的支持度、置信度等信息对S5所挖掘出来的类关联规则进行排序, 将具有更强分类能力的规则放在前面。具体排序方法如下: 给定两个规则 R_1 与 R_2 , 则 R_1 优先于 R_2 , 当且仅当满足如下条件:

$$\begin{cases} \text{Conf1} > \text{Conf2} \\ \text{or: Conf1} = \text{Conf2}, \text{Sup1} > \text{Sup2} \\ \text{or: Conf1} = \text{Conf2}, \text{Sup1} = \text{Sup2}, \text{Time1} > \text{Time2} \end{cases}$$

其中, Sup1 、 Conf1 及 Time1 , Sup2 、 Conf2 及 Time2 分别表示 R_1 与 R_2 的支持度、置信度以及生成时间。然后对排序后的类关联规则进行分析, 即从前至后依次判断规则 R_i 是否能正确分类至少一个训练集中的实例。若能, 则将这些实例从训练集中剔除, 并标记该规则; 若不能, 则接着对规则 R_{i+1} 进行处理, 直到没有新的实例被正确分类为止, 然后将未被标记的规则的中出现次数最多的类标签记为默认类标签。最终, 被标记的类关联规则以及所设定的默认类标签共同构成基于关联规则的分类器。在对某个具体实例进行分类时, 依次判断该实例是否与分类器中某条规则相符合。若符合, 则该实例被分类为该规则所对应的类; 若不符合, 则该实例被分类为默认类。

[0027] 本发明还提供一种面向高血压病人监测的BCG信号分析系统, 包括:

信号获取模块: 用于采集BCG信号;

信号处理模块: 对BCG信号进行一系列处理, 依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0028] 本发明中, 信号处理模块包括: 预处理单元: 对BCG信号进行滤波、归一化等处理; 从BCG信号中提取能够表征心跳信息的近似层信号; 从近似层信号中提取心跳间期序列, 并进行修正处理; 特征提取单元: 对心跳间期序列进行时域、频域、非线性域分析, 提取能够表征心率变异性的特征; 从BCG信号本身中提取能够表征BCG信号波动的特征; 模式分类单元: 将连续型特征进行离散化处理并从中挖掘所有的类关联规则, 并按照分类能力的大小对类关联规则进行排序, 进而构建基于类关联规则的分类器, 依据该分类器判断该BCG信号是否为高血压信号。

[0029] 分析结果输出模块: 将结果输出。

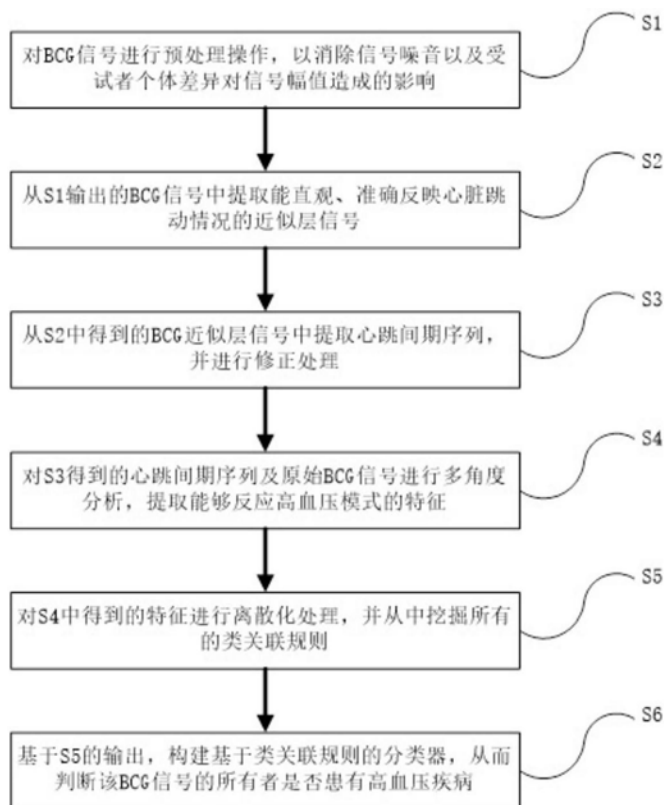


图1

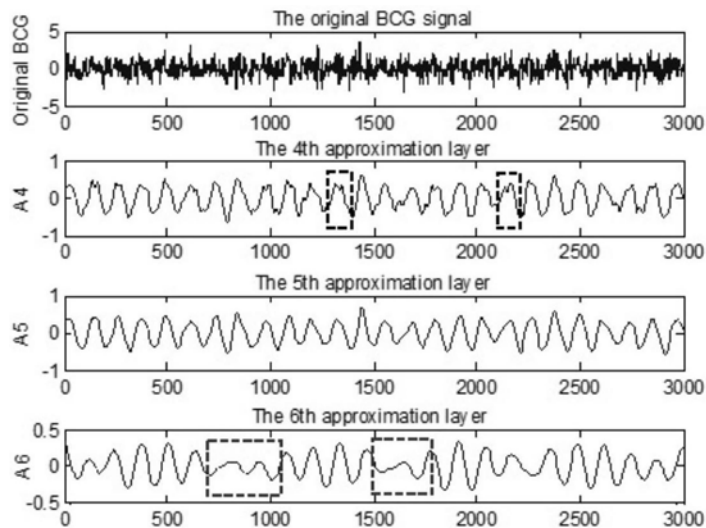


图2

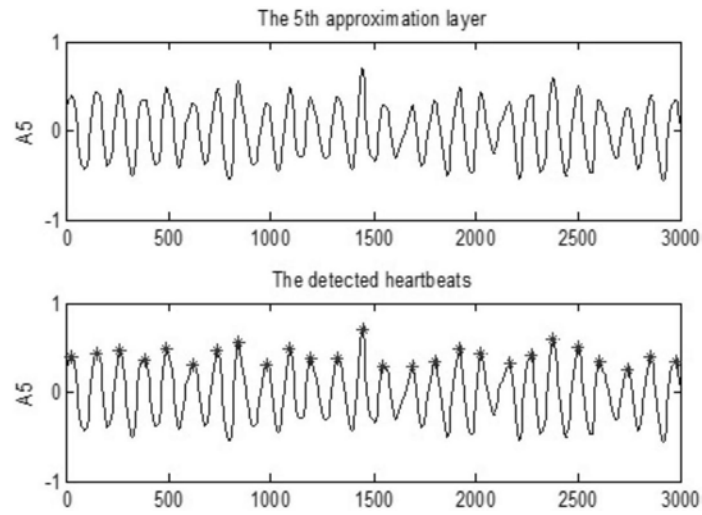


图3

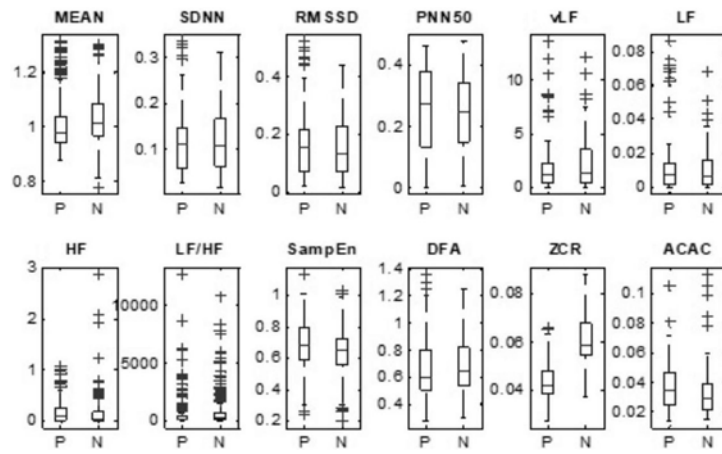


图4



图5

专利名称(译)	一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法及系统		
公开(公告)号	CN108577804A	公开(公告)日	2018-09-28
申请号	CN201810104375.0	申请日	2018-02-02
[标]申请(专利权)人(译)	西北工业大学		
申请(专利权)人(译)	西北工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	西北工业大学		
[标]发明人	周兴社 刘帆 王柱 倪红波 於志文		
发明人	周兴社 刘帆 王柱 倪红波 於志文		
IPC分类号	A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7264		
代理人(译)	刘伟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种面向高血压病人监测的BCG信号分析方法，通过对BCG信号进行多层分解，提取能直观、准确反映心跳信息的近似层信号，并据此计算心跳间期序列；对心跳间期序列进行多角度分析，从中提取能精确刻画高血压模式的特征；构建基于类关联规则的分类器，判断该BCG信号是否为高血压信号。本发明极大程度上提升了高血压疾病检测的准确性。此外，该方法所附带生成的类关联规则，可以为分析用户健康水平提供参考，便于用户更加全面地了解自己的健康状态，这对维持用户健康水平具有重要意义。

