



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109893113 A

(43)申请公布日 2019.06.18

(21)申请号 201910126611.3

(22)申请日 2019.02.20

(71)申请人 成都乐享智家科技有限责任公司

地址 610000 四川省成都市高新区天府大道北段1480号1栋A座2层5附5号

(72)发明人 邓韩彬 刘毅 喻云飞

(74)专利代理机构 成都行之专利代理事务所

(普通合伙) 51220

代理人 张超

(51)Int.Cl.

A61B 5/024(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书6页

(54)发明名称

基于BCG和HRV技术的信息处理方法

(57)摘要

本发明公开了基于BCG和HRV技术的信息处理方法,包括以下步骤:在坐卧设备上设置信息采集设备;所述信息采集设备采集坐卧设备使用者的身体信息信号;对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号;对BCG信号进行处理后提取HRV信号,并对HRV信号进行分析处理;将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型,并根据生理模型进行疾病预警。本发明基于BCG和HRV技术的信息处理方法,在生成完生理模型后,养老院可以使用这些模型对疾病预警进行及时的预警,即使是在养老院缺乏高端医学技术的基础上,也可以通过这种方式实现疾病预警并将老人即时送到医院进行救治。

1. 基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,包括以下步骤:

在坐卧设备上设置信息采集设备;所述信息采集设备采集坐卧设备使用者的身体信息信号;

对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号;

对BCG信号进行处理后提取HRV信号,并对HRV信号进行分析处理;

将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型,并根据生理模型进行疾病预警。

2. 根据权利要求1所述的基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号包括以下步骤:

对身体信息信号进行50Hz陷波滤波生成预处理信号;

对预处理信号进行低通滤波生成呼吸信号;

对预处理信号进行高通滤波生成BCG信号。

3. 根据权利要求1所述的基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,对BCG信号进行处理包括以下步骤:

将BCG信号分解为步长为T的多个分段 $f(i)$;其中 $0 < i \leq N$,N为将BCG信号按照步长T分段后生成的分段数量;

对 $f(i)$ 进行小波分解,并得出 $f(i)$ 每一层的小波系数 $M_k(j)$;

根据下式得出每个分段小波系数的阈值 $M_{sk}(i)$:

$$M_{sk}(i) = \sum_{j=1}^i M_k(j);$$

对每个小波系数进行邻域处理,并根据下式确定每个分段的均值最大值 $MAX(i)$:

$$MAX(i) = \max \frac{|(M_{sk}(i+T-j) - M_{sk}(i-j-1))|}{T}; j \in [1, T];$$

将均值最大值 $MAX(i)$ 大于预设阈值的分段剔除。

4. 根据权利要求3所述的基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,提取HRV信号包括以下步骤:

采用差分阈值法从处理后的BCG信号中提取准确的心率间期;

根据心率间期获取HRV信号。

5. 根据权利要求4所述的基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,对HRV信号进行分析处理包括以下步骤:

获取整个HRV信号中全部心率间期的平均值和标准差;

随机选取一个心率间期并将随机选取的心率间期与全部心率间期的平均值求差值,如果所述差值大于标准差,则将该心率间期标记为异常,历遍所有的心率间期并抛弃所有的异常点;

将抛弃了所有异常点的HRV信号作为预处理HRV信号;

提取预处理HRV信号中所有相邻两段心率间期,并对相邻两段心率间期进行相关性分析生成相关性矩阵;

对相关性矩阵进行聚类分析,并将聚类成员最多的一类作为正常类,除了正常类外其

他的类作为畸变类。

6. 根据权利要求5所述的基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,所述将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型包括以下步骤:

将坐卧设备使用者的疾病诊断情况与畸变类建立映射关系,生成HRV映射函数;

将坐卧设备使用者的疾病诊断情况与呼吸信号建立映射关系,生成呼吸映射函数;

以多组HRV映射函数和呼吸映射函数为样本进行神经网络深度学习,生成生理模型,所述生理模型的输入量为畸变类和呼吸信号参数,所述生理模型的输出量为疾病诊断情况。

7. 根据权利要求5所述的基于BCG和HRV技术的信息处理方法,其特征在于,所述根据生理模型进行疾病预警包括以下步骤:

采集到新的身体信息信号时,对新的身体信息信号进行处理得出新的畸变类参数和新的呼吸信号参数;

将新的畸变类参数和新的呼吸信号参数带入生理模型得出疾病诊断情况。

基于BCG和HRV技术的信息处理方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域,具体涉及基于BCG和HRV技术的信息处理方法。

背景技术

[0002] 现代医学中,常通过监测心率来监测患者的睡眠情况。心脏泵血会使与人体紧密接触的支撑物体的受力发生变化,目前,多通过微动信号传感器采集人体心脏跳动时产生的心冲击信号(Ballistocardiogram,BCG),并通过所述心冲击信号(即心跳信号)检测心率信息。

[0003] 心率变异性(Heart rate variability HRV)是指心率节奏快慢随时间所发生的变化。HRV是分析逐个心动周期的细微的时间变化及其规律。这种变化在体表记录的常规心电图上常难以测出或因微小而略而不计,常规心电图上习惯描述的规则的窦性心律绝不等于心率没有变异。HRV的研究对象只是逐次心动周期的时间差别,罗列人体每次心动周期间的差别可显示出一大堆貌似无序的参数反映了心率连续的瞬时波动。心率的波动并非偶然而是受体内神经体液的调控,为适应不同的生理状况或某些病理状态而作出的反应。

[0004] 在现有技术中,对老年人的看护已经越来越受到社会重视,大量的养老院已经被建立了起来,但是现有的养老院普遍医学技术较弱,无法对养老院中老人的疾病进行及时的诊断和治疗。

发明内容

[0005] 本发明所要解决的技术问题是现有的养老院普遍医学技术较弱,无法对养老院中老人的疾病进行及时的诊断和治疗,目的在于提供基于BCG和HRV技术的信息处理方法,解决上述问题。

[0006] 本发明通过下述技术方案实现:

[0007] 基于BCG和HRV技术的信息处理方法,包括以下步骤:在坐卧设备上设置信息采集设备;所述信息采集设备采集坐卧设备使用者的身体信息信号;对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号;对BCG信号进行处理后提取HRV信号,并对HRV信号进行分析处理;将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型,并根据生理模型进行疾病预警。

[0008] 本发明应用时,首先需要进行样本采集,本发明中的样本采集可以在养老院中也可以在各种医院及科研机构中进行,样本采集的来源即为坐卧设备使用者;然后对身体信息信号进行处理并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号,在身体信息信号中包含大量的噪声,是一种信噪比非常低的信号,所以需要进行一些降噪处理,然后才能提取呼吸信号和BCG信号,在提取完呼吸信号和BCG信号后,BCG信号本身是不能直接进行运用分析的,所以这是需要在BCG信号内提取HRV信号,并对HRV信号进行分析处理,这里的分析处理还是进行降噪,并将HRV信号中的特征部分进行提取,这里所说的特征部分是指除去正常频率心跳以外的特征,最后将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型,这种样本

可以采用机器学习的方法例如支持向量机等方法生成的模型,也可以采用深度学习如神经网络方法生成的模型,同时还可以采用一般规律下的数学模型;在生成完生理模型后,养老院可以使用这些模型对疾病预警进行及时的预警,即使是在养老院缺乏高端医学技术的基础上,也可以通过这种方式实现疾病预警并将老人即时送到医院进行救治。

[0009] 进一步的,对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号包括以下步骤:对身体信息信号进行50Hz陷波滤波生成预处理信号;对预处理信号进行低通滤波生成呼吸信号;对预处理信号进行高通滤波生成BCG信号。

[0010] 本发明应用时,这里所说的BCG信号特指心率信号,身体信息信号中的主要噪声来自于周围电气设备的电磁干扰,这些电磁干扰绝大部分为50Hz的信号,所以进行陷波滤波处理,而呼吸信号一般为0.2Hz~0.5Hz,所以采用低通滤波生成呼吸信号,而BCG信号的心率信号一般为1~10Hz,所以采用高通滤波生成BCG信号。

[0011] 进一步的,对BCG信号进行处理包括以下步骤:将BCG信号分解为步长为T的多个分段 $f(i)$;其中 $0 < i \leq N$,N为将BCG信号按照步长T分段后生成的分段数量;

[0012] 对 $f(i)$ 进行小波分解,并得出 $f(i)$ 每一层的小波系数 $M_k(j)$;

[0013] 根据下式得出每个分段小波系数的阈值 $M_{sk}(i)$:

$$[0014] \quad M_{sk}(i) = \sum_{j=1}^i M_k(j);$$

[0015] 对每个小波系数进行邻域处理,并根据下式确定每个分段的均值最大值 $MAX(i)$:

$$[0016] \quad MAX(i) = \max \frac{|(M_{sk}(i+T-j) - M_{sk}(i-j-1))|}{T}; \quad j \in [1, T];$$

[0017] 将均值最大值 $MAX(i)$ 大于预设阈值的分段剔除。

[0018] 本发明应用时,本发明采用了小波分析技术,然而将传统的小波分析技术应用到BCG信号滤波时,很多细小的细节容易被直接过滤掉,这就造成了在后期提取HRV信号重构时,得到的HRV信号缺少细节,这将会严重影响后续的模式建立,因为疾病对应的正是HRV信号中的诸多细节,所以发明人创造性的采用了先将BCG信号分解为步长为T的多个分段 $f(i)$,步长T会影响最终的精度,当步长T小到一定程度时,就可以将噪声和心率信号的特征完全表征出来,此时再对每一个分段进行小波分解,这里采用的是现有的小波分析手段,即将信号分解为高频子带和低频子带,并对低频子带根据尺度反复多层分解,根据 $M_{sk}(i) = \sum_{j=1}^i M_k(j)$ 可以得出每个分段小波系数的阈值 $M_{sk}(i)$;再然后利用 $MAX(i) = \max \frac{|(M_{sk}(i+T-j) - M_{sk}(i-j-1))|}{T}; \quad j \in [1, T];$ 可以得出一个段的均值,再将均值与预设阈值比较,即可确定哪些分段是心率信号哪些分段是噪声信号。

[0019] 进一步的,提取HRV信号包括以下步骤:采用差分阈值法从处理后的BCG信号中提取准确的心率间期;根据心率间期获取HRV信号。

[0020] 本发明应用时,差分阈值法进行心率间期的提取属于现有成熟技术,所以在此不再复述。

[0021] 进一步的,对HRV信号进行分析处理包括以下步骤:获取整个HRV信号中全部心率间期的平均值和标准差;随机选取一个心率间期并将随机选取的心率间期与全部心率间期

的平均值求差值,如果所述差值大于标准差,则将该心率间期标记为异常,历遍所有的心率间期并抛弃所有的异常点;将抛弃了所有异常点的HRV信号作为预处理HRV信号;提取预处理HRV信号中所有相邻两段心率间期,并对相邻两段心率间期进行相关性分析生成相关性矩阵;对相关性矩阵进行聚类分析,并将聚类成员最多的一类作为正常类,除了正常类外其他的类作为畸变类。

[0022] 本发明应用时,首先需要对HRV信号进行再次滤波,这次滤波的主要原因是坐卧设备的使用者在使用时,往往无法完全处于安静状态,可能会伴随着翻身等动作从而产生噪声,发明人发现这种噪声在HRV信号中的主要表象就是信号出现奇异,所以发明人采用对每一个心率间期都进行了奇异性比对,并抛弃异常点生成预处理HRV信号。

[0023] 由于各种疾病在HRV中的表象都有所差异,所以发明人将相邻两段心率间期进行相关性分析并生成相关性矩阵,再对相关性矩阵进行聚类分析,聚类分析的结果会生成多个类,由于正常心率在整个HRV中会占据最多的比重,所以最大的一个类必然是正常心率,而其他类就是由于疾病或者其他生理原因所产生的心率畸变,此时可以对畸变类进行分析。

[0024] 进一步的,所述将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型包括以下步骤:将坐卧设备使用者的疾病诊断情况与畸变类建立映射关系,生成HRV映射函数;将坐卧设备使用者的疾病诊断情况与呼吸信号建立映射关系,生成呼吸映射函数;以多组HRV映射函数和呼吸映射函数为样本进行神经网络深度学习,生成生理模型,所述生理模型的输入量为畸变类和呼吸信号的参数,所述生理模型的输出量为疾病诊断情况;

[0025] 本发明应用时,先将疾病诊断情况与畸变类建立映射关系,这里说的映射关系可以是疾病诊断情况与畸变类之间一对一的关系,同时考虑到畸变类可能对应多种疾病,也可以建立疾病诊断情况与畸变类之间多对一的关系,也就是一个畸变类可能对应多种疾病诊断情况,并且考虑到一个疾病诊断情况也可能会出现多种畸变,所以也可以建立疾病诊断情况与畸变类之间多对多的关系。

[0026] 同样的呼吸信号也可以和疾病诊断情况建立映射关系,呼吸信号的表征一般不是非常清晰,所以可能会存在呼吸信号只能与部分疾病诊断情况建立映射关系的情况,例如哮喘、高血压等疾病。此时以多组HRV映射函数和呼吸映射函数为样本进行神经网络深度学习,生成生理模型,神经网络深度学习技术是一种成熟的深度学习技术,所以在此不多做复述,只需要生成的生理模型为输入量为畸变类和呼吸信号的参数,输出量为疾病诊断情况即可,样本量越大,最终结果就会越准确,此时这个模型已经可以在养老院进行使用了。

[0027] 进一步的,所述根据生理模型进行疾病预警包括以下步骤:采集到新的身体信息信号时,对新的身体信息信号进行处理得出新的畸变类参数和新的呼吸信号参数;将新的畸变类参数和新的呼吸信号参数带入生理模型得出疾病诊断情况。

[0028] 本发明应用时,这个步骤过程实际上为将模型在养老院使用的情况了,养老院采集到新的身体信息信号时,对新的身体信息信号进行处理得出新的畸变类参数和新的呼吸信号参数,这个处理过程可以参考前文所述的多种处理过程,而新的畸变类参数和新的呼吸信号参数带入生理模型得出疾病诊断情况,这就使得对老年人的身体健康监控变的更加容易。

[0029] 本发明与现有技术相比,具有如下的优点和有益效果:

[0030] 本发明基于BCG和HRV技术的信息处理方法,在生成完生理模型后,养老院可以使用这些模型对疾病预警进行及时的预警,即使是在养老院缺乏高端医学技术的基础上,也可以通过这种方式实现疾病预警并将老人即时送到医院进行救治。

具体实施方式

[0031] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下面结合实施例,对本发明作进一步的详细说明,本发明的示意性实施方式及其说明仅用于解释本发明,并不作为对本发明的限定。

[0032] 实施例1

[0033] 本发明基于BCG和HRV技术的信息处理方法,包括以下步骤:在坐卧设备上设置信息采集设备;所述信息采集设备采集坐卧设备使用者的身体信息信号;对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号;对BCG信号进行处理后提取HRV信号,并对HRV信号进行分析处理;将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型,并根据生理模型进行疾病预警。

[0034] 本实施例实施时,首先需要进行样本采集,本发明中的样本采集可以在养老院中也可以在各种医院及科研机构中进行,样本采集的来源即为坐卧设备使用者;然后对身体信息信号进行处理并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号,在身体信息信号中包含大量的噪声,是一种信噪比非常低的信号,所以需要进行一些降噪处理,然后才能提取呼吸信号和BCG信号,在提取完呼吸信号和BCG信号后,BCG信号本身是不能直接进行运用分析的,所以这是需要在BCG信号内提取HRV信号,并对HRV信号进行分析处理,这里的分析处理还是进行降噪,并将HRV信号中的特征部分进行提取,这里所说的特征部分是指除去正常频率心跳以外的特征,最后将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型,这种样本可以采用机器学习的方法例如支持向量机等方法生成的模型,也可以采用深度学习如神经网络方法生成的模型,同时还可以采用一般规律下的数学模型;在生成完生理模型后,养老院可以使用这些模型对疾病预警进行及时的预警,即使是在养老院缺乏高端医学技术的基础上,也可以通过这种方式实现疾病预警并将老人即时送到医院进行救治。

[0035] 实施例2

[0036] 本实施例在实施例1的基础上,对身体信息信号进行处理,并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号包括以下步骤:对身体信息信号进行50Hz陷波滤波生成预处理信号;对预处理信号进行低通滤波生成呼吸信号;对预处理信号进行高通滤波生成BCG信号。

[0037] 本实施例实施时,这里所说的BCG信号特指心率信号,身体信息信号中的主要噪声来自于周围电气设备的电磁干扰,这些电磁干扰绝大部分为50Hz的信号,所以进行陷波滤波处理,而呼吸信号一般为0.2Hz~0.5Hz,所以采用低通滤波生成呼吸信号,而BCG信号的心率信号一般为1~10Hz,所以采用高通滤波生成BCG信号。

[0038] 实施例3

[0039] 本实施例在实施例1的基础上,对BCG信号进行处理包括以下步骤:将BCG信号分解为步长为T的多个分段 $f(i)$;其中 $0 < i \leq N$,N为将BCG信号按照步长T分段后生成的分段数量;

[0040] 对 $f(i)$ 进行小波分解,并得出 $f(i)$ 每一层的小波系数 $M_k(j)$;

[0041] 根据下式得出每个分段小波系数的阈值 $M_{sk}(i)$:

$$[0042] \quad M_{sk}(i) = \sum_{j=1}^i M_k(j);$$

[0043] 对每个小波系数进行邻域处理,并根据下式确定每个分段的均值最大值MAX(i):

$$[0044] \quad MAX(i) = \max \frac{|(M_{sk}(i+T-j) - M_{sk}(i-j-1))|}{T}; j \in [1, T];$$

[0045] 将均值最大值MAX(i)大于预设阈值的分段剔除。

[0046] 本实施例实施时,本发明采用了小波分析技术,然而将传统的小波分析技术应用到BCG信号滤波时,很多细小的细节容易被直接过滤掉,这就造成了在后期提取HRV信号重构时,得到的HRV信号缺少细节,这将会严重影响后续的模型建立,因为疾病对应的正是HRV信号中的诸多细节,所以发明人创造性的采用了先将BCG信号分解为步长为T的多个分段f(i),步长T会影响最终的精度,当步长T小到一定程度时,就可以将噪声和心率信号的特征完全表征出来,此时再对每一个分段进行小波分解,这里采用的是现有的小波分析手段,即将信号分解为高频子带和低频子带,并对低频子带根据尺度反复多层分解,根据 $M_{sk}(i) = \sum_{j=1}^i M_k(j)$ 可以得出每个分段小波系数的阈值 $M_{sk}(i)$; 再然后利用 $MAX(i) = \max \frac{|(M_{sk}(i+T-j) - M_{sk}(i-j-1))|}{T}; j \in [1, T];$ 可以得出一个段的均值,再将均值与预设阈值比较,即可确定哪些分段是心率信号哪些分段是噪声信号。

[0047] 实施例4

[0048] 本实施例在实施例3的基础上,提取HRV信号包括以下步骤:采用差分阈值法从处理后的BCG信号中提取准确的心率间期;根据心率间期获取HRV信号。

[0049] 本实施例实施时,差分阈值法进行心率间期的提取属于现有成熟技术,所以在此不再复述。

[0050] 实施例5

[0051] 本实施例在实施例4的基础上,对HRV信号进行分析处理包括以下步骤:获取整个HRV信号中全部心率间期的平均值和标准差;随机选取一个心率间期并将随机选取的心率间期与全部心率间期的平均值求差值,如果所述差值大于标准差,则将该心率间期标记为异常,历遍所有的心率间期并抛弃所有的异常点;将抛弃了所有异常点的HRV信号作为预处理HRV信号;提取预处理HRV信号中所有相邻两段心率间期,并对相邻两段心率间期进行相关性分析生成相关性矩阵;对相关性矩阵进行聚类分析,并将聚类成员最多的一类作为正常类,除了正常类外其他的类作为畸变类。

[0052] 本实施例实施时,首先需要对HRV信号进行再次滤波,这次滤波的主要原因是坐卧设备的使用者在使用时,往往无法完全处于安静状态,可能会伴随着翻身等动作从而产生噪声,发明人发现这种噪声在HRV信号中的主要表象就是信号出现奇异,所以发明人采用对每一个心率间期都进行了奇异性比对,并抛弃异常点生成预处理HRV信号。

[0053] 由于各种疾病在HRV中的表象都有所差异,所以发明人将相邻两段心率间期进行相关性分析并生成相关性矩阵,再对相关性矩阵进行聚类分析,聚类分析的结果会生成多个类,由于正常心率在整个HRV中会占据最多的比重,所以最大的一个类必然是正常心率,而其他类就是由于疾病或者其他生理原因所产生的心率畸变,此时可以对畸变类进行分

析。

[0054] 实施例6

[0055] 本实施例在实施例5的基础上,所述将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型包括以下步骤:将坐卧设备使用者的疾病诊断情况与畸变类建立映射关系,生成HRV映射函数;将坐卧设备使用者的疾病诊断情况与呼吸信号建立映射关系,生成呼吸映射函数;以多组HRV映射函数和呼吸映射函数为样本进行神经网络深度学习,生成生理模型,所述生理模型的输入量为畸变类和呼吸信号的参数,所述生理模型的输出量为疾病诊断情况;

[0056] 本实施例实施时,先将疾病诊断情况与畸变类建立映射关系,这里说的映射关系可以是疾病诊断情况与畸变类之间一对一的关系,同时考虑到畸变类可能对应多种疾病,也可以建立疾病诊断情况与畸变类之间多对一的关系,也就是一个畸变类可能对应多种疾病诊断情况,并且考虑到一个疾病诊断情况也可能会出现多种畸变,所以也可以建立疾病诊断情况与畸变类之间多对多的关系。

[0057] 同样的呼吸信号也可以和疾病诊断情况建立映射关系,呼吸信号的表征一般不是非常清晰,所以可能会存在呼吸信号只能与部分疾病诊断情况建立映射关系的情况,例如哮喘、高血压等疾病。此时以多组HRV映射函数和呼吸映射函数为样本进行神经网络深度学习,生成生理模型,神经网络深度学习技术是一种成熟的深度学习技术,所以在此不多做复述,只需要生成的生理模型为输入量为畸变类和呼吸信号的参数,输出量为疾病诊断情况即可,样本量越大,最终结果就会越准确,此时这个模型已经可以在养老院进行使用了。

[0058] 实施例7

[0059] 本实施例在实施例5的基础上,所述根据生理模型进行疾病预警包括以下步骤:采集到新的身体信息信号时,对新的身体信息信号进行处理得出新的畸变类参数和新的呼吸信号参数;将新的畸变类参数和新的呼吸信号参数带入生理模型得出疾病诊断情况。

[0060] 本实施例实施时,这个步骤过程实际上为将模型在养老院使用的情况了,养老院采集到新的身体信息信号时,对新的身体信息信号进行处理得出新的畸变类参数和新的呼吸信号参数,这个处理过程可以参考前文所述的多种处理过程,而新的畸变类参数和新的呼吸信号参数带入生理模型得出疾病诊断情况,这就使得对老年人的身体健康监控变的更加容易。

[0061] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

专利名称(译)	基于BCG和HRV技术的信息处理方法		
公开(公告)号	CN109893113A	公开(公告)日	2019-06-18
申请号	CN201910126611.3	申请日	2019-02-20
[标]申请(专利权)人(译)	成都乐享智家科技有限责任公司		
申请(专利权)人(译)	成都乐享智家科技有限责任公司		
当前申请(专利权)人(译)	成都乐享智家科技有限责任公司		
[标]发明人	邓韩彬 刘毅 喻云飞		
发明人	邓韩彬 刘毅 喻云飞		
IPC分类号	A61B5/024 A61B5/00		
代理人(译)	张超		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了基于BCG和HRV技术的信息处理方法，包括以下步骤：在坐卧设备上设置信息采集设备；所述信息采集设备采集坐卧设备使用者的身体信息信号；对身体信息信号进行处理，并从身体信息信号中提取呼吸信号和BCG信号；对BCG信号进行处理后提取HRV信号，并对HRV信号进行分析处理；将分析处理后的HRV信号和呼吸信号作为样本生成生理模型，并根据生理模型进行疾病预警。本发明基于BCG和HRV技术的信息处理方法，在生成完生理模型后，养老院可以使用这些模型对疾病预警进行及时的预警，即使是在养老院缺乏高端医学技术的基础上，也可以通过这种方式实现疾病预警并将老人即时送到医院进行救治。

$$M_{sk}(i) = \sum_{j=1}^i M_k(j);$$