



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111000551 A

(43)申请公布日 2020.04.14

(21)申请号 201911233057.5

(22)申请日 2019.12.05

(71)申请人 常州市第一人民医院

地址 213000 江苏省常州市天宁区局前街
185号

(72)发明人 王小青

(74)专利代理机构 北京市惠诚律师事务所

11353

代理人 毛圆

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

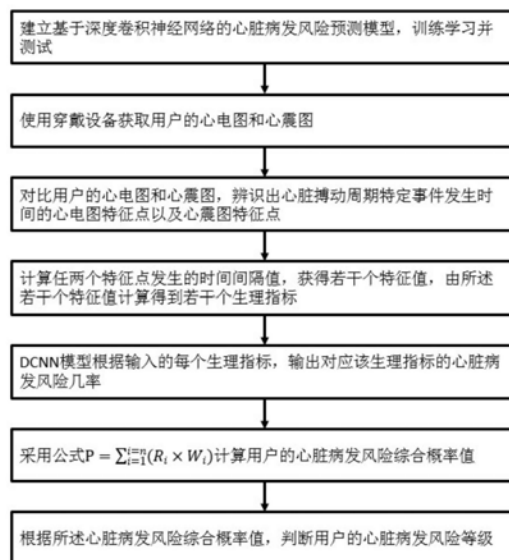
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,包括:建立基于深度卷积神经网络的心脏病发风险预测模型,训练学习并测试;使用穿戴设备获取用户的心电图和心震图;对比用户的心电图和心震图,辨识出心脏搏动周期特定事件发生时间的心电图特征点以及心震图特征点;计算任两个特征点发生的时间间隔值,获得若干个特征值,由所述若干个特征值计算得到若干个生理指标;DCNN模型根据输入的每个生理指标,输出对应该生理指标的心脏病发风险几率;采用公式 $P = \sum_{i=1}^n (R_i \times W_i)$ 计算用户的心脏病发风险综合概率值;根据所述心脏病发风险综合概率值,判断用户的心脏病发风险等级;本发明能够实时地预测出用户的心脏急性病发风险概率。



1. 一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1:建立基于深度卷积神经网络(DCNN)的心脏病发风险预测模型,将临床评估指数高于第一阈值的若干个生理指标作为心脏病发风险的预测指标,选取若干个临床病患,通过专业医疗设备获取临床病患的所述若干个生理指标,以及对应的临床医师给出的心脏病发诊断结果构成数据集,并将所述数据集分为样本集和测试集,其中,样本集输入至DCNN模型中进行训练学习,训练后将测试集输入至DCNN模型中进行测试,检测所述DCNN模型对心脏病发风险的预测是否符合对应的临床医师给出的心脏病发诊断结果,若是,则进行下一步骤,若否,则对DCNN模型的卷积核尺寸进行参数优化与修正;

步骤2:用户使用穿戴设备,所述穿戴设备可以同时测量用户的心脏电信号以及心脏部位体表的心震信号,经过滤波和去噪的预处理后,获得用户的心电图和心震图;

步骤3:对比用户的心电图和心震图,辨识出心脏搏动周期特定事件发生时间的心电图特征点以及心震图特征点,其中心电图特征点包括QRS波形几何参数以及心电图Q点,心震图特征点包括二尖瓣瓣膜开启时点(MO)、二尖瓣瓣膜关闭时点(MC)、主动脉瓣瓣膜开启时点(AO)、主动脉瓣瓣膜关闭时点(AC)、左心室快速射血时点(RE)、左心室侧壁收缩最大速度时点(LCV)、心房舒张充血最快速度时点(RF)、心房收缩最快速度时点(AS)、心室中隔收缩最大速度时点(SCV)、经主动脉瓣血流最快流速时点(AF)、经肺动脉瓣血流最快流速时点(PF)、经二尖瓣血流收缩部分最快流速时点(MF_E)、经二尖瓣心房收缩部分最快流速时点(MF_A);

步骤4:计算任两个特征点发生的时间间隔值,获得若干个特征值,由所述若干个特征值计算由步骤1确定的作为心脏病发风险的预测指标的若干个生理指标,依次输入至DCNN模型进行心脏病发风险的预测;

步骤5:所述DCNN模型根据输入的每个生理指标,输出对应该生理指标的心脏病发风险几率;

步骤6:所述DCNN模型输出了所有的所述若干个生理指标对应的心脏病发风险几率后,采用公式 $P = \sum_{i=1}^n (R_i \times W_i)$ 计算用户的心脏病发风险综合概率值,其中,参数n表示输入至DCNN模型的生理指标个数, R_i 表示某一生理指标经DCNN模型所预测的心脏病发风险几率, W_i 表示第i个生理指标对于心脏病发风险发的加权影响因子;

步骤7:根据所述心脏病发风险综合概率值,判断用户的心脏病发风险等级,所述病发风险等级包括低风险等级、中风险等级、高风险等级,判断结果实时传输至用户穿戴设备的显示界面。

2. 如权利要求1所述的基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,在所述步骤1中,所述DCNN模型包括五个特征提取单元和一个预测单元构成,其中,五个特征提取单元进行卷积和池化的交替,实现神经网络的深层结构,提高神经网络的表达能力,每个特征提取单元均包括依次连接的卷积层、批归一化层、激活层和池化层,预测单元包括依次连接的全连接层、Dropout以及和基于逻辑回归的Softmax层,所述全连接层进行特征整合并通过Softmax层进行病发风险几率的预测。

3. 如权利要求1所述的基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,在所述步骤2中,所述穿戴设备内部设有若干个感测元件,包括设置在对应心脏部位

的体表以感测体表的心震信号的陀螺仪,以及贴附在用户肋骨体表两侧位置以获取心脏电信号的电极贴片。

4.如权利要求1所述的基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,在所述步骤2中,采用巴特沃斯滤波器对心脏电信号进行预处理,滤除原始心脏电信号的高频噪声,考虑到心震信号伴有呼吸带来的干扰信号,采用小波分解与重构去噪法对心震信号进行预处理,选取Symlet小波系,利用多分辨率时频局部化特性把所有心震信号中的不同频率成分分解成不同频带的子信号,将第二尺度的工频干扰以及第八尺度的呼吸引起的噪声的小波系数置零,增强由心震信号引起的小波系数,最后进行重构,完成去噪预处理。

5.如权利要求1所述的基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,在所述步骤4中,所述若干个特征值为7个,相应的计算公式为:

$$\begin{aligned} \text{EMD} &= \Delta T_{(Q-MC)} = T_{MC} - T_Q, \text{IVCT} = \Delta T_{(MC-A0)} = T_{A0} - T_{MC}, \text{PEP} = \Delta T_{(Q-A0)} = T_{A0} - T_Q, \\ \text{RFT} &= \Delta T_{(MO-MF_E)} = T_{MF_E} - T_{MO}, \text{LVFT} = \Delta T_{(MO-MC_n)} = T_{MC_n} - T_{MO}, \text{RET} = \\ \Delta T_{(MF_E-MF_A)} &= T_{MF_A} - T_{MF_E}, \text{LVET} = \Delta T_{(MO-MC)} = T_{MC} - T_{MO}, \text{SYS} = \Delta T_{(MC-SVC)} = T_{SVC} - T_{MC}; \end{aligned}$$

其中, T_i 表示 i 特征点发生的时点;

以及,所述若干个生理指标为10个,相应的计算公式为:

$$\begin{aligned} \text{BIOM-1} &= \text{PEP}/\text{LVET}, \text{BIOM-2} = \text{IVCT}/\text{LVET}, \text{BIOM-3} = (\text{PEP}/\text{LVET}) * (\text{IVCT}/\text{LVET}), \text{BIOM-4} \\ &= \text{RET}/\text{LVET}, \text{BIOM-5} = \text{EMD}/\text{LVET}, \text{BIOM-6} = \text{LVET}/\text{SYS}, \text{BIOM-7} = \text{IVCT}/\text{SYS}, \text{BIOM-8} = \text{PEP}/\text{SYS}, \\ \text{BIOM-9} &= (\text{PEP}/\text{SYS}) * (\text{IVCT}/\text{SYS}), \text{BIOM-10} = \text{EMD}/\text{SYS}. \end{aligned}$$

6.如权利要求1所述的基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,在所述步骤7中,当所述心脏病发风险综合概率值处于20~40%时,定义此时用户的心脏病发风险处于低风险等级状态;当所述心脏病发风险综合概率值处于40~70%时,定义此时用户的心脏病发风险处于中风险等级状态;当所述心脏病发风险综合概率值高于70%时,定义此时用户的心脏病发风险处于高风险等级状态,此时穿戴设备发出警示信号。

一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗技术领域,尤其涉及一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法。

背景技术

[0002] 心脏病,尤其是诸如心血管疾病等心脏急性病,一直是中老年人的十大死因之一,其可怕之处在于大部分时候是处于毫无预知的情况下突然发生,继而可能导致猝死;一旦发生心脏急性病,由于我国医疗发展水平还处于并不完善的阶段,即使有人及时打了120,医院也不一定能立马赶赴现场进行救援工作,而发病的患者往往救援的黄金时间只有区区几十分钟,一旦超过这一黄金救援时间,就可能导致患者的心肌细胞坏死或心衰竭等情况发生,因此,对心脏急性病进行一定程度的预警显得尤为必要。

[0003] 目前,随着医疗技术的发展,大部分城市的中老年人都能得到定期的身体检查,能够在一定程度上进行心脏急性病的病发前的检测,但是,这种方式还是需要病人主动定期地去医院体检,考虑到在无论是在大城市中,还是小城市中,大部分中大型医院都是人满为患,小医院或社区医院又不能提供令患者满意、放心的医护水平,同时,心脏急性病是否病发,需要进行长时间、不间断的临床观察,因此,现有技术中还是不能很好的实现对心脏急性病的病发前的主动预警工作。

[0004] 有鉴于此,有必要研究如何更好地为潜在患者,尤其是中老年人提供必要的心脏急性病病发预警分析研究工作。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,巧妙地使用了现有高科技穿戴设备,配合主流的神经网络算法,为穿戴设备的用户提供实时的心脏急性病病发风险的诊断与预警,本发明能够有效而及时地反映用户的心脏信息,于穿戴设备的显示屏处显示心脏急性病病发风险的概率与等级,特别适用于中老年人使用。

[0006] 根据本发明的上述目的,提出一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,该方法包括如下步骤:

[0007] 步骤1:建立基于深度卷积神经网络(DCNN)的心脏病发风险预测模型,将临床评估指数高于第一阈值的若干个生理指标作为心脏病发风险的预测指标,选取若干个临床病患,通过专业医疗设备获取临床病患的所述若干个生理指标,以及对应的临床医师给出的心脏病发诊断结果构成数据集,并将所述数据集分为样本集和测试集,其中,样本集输入至DCNN模型中进行训练学习,训练后将测试集输入至DCNN模型中进行测试,检测所述DCNN模型对心脏病发风险的预测是否符合对应的临床医师给出的心脏病发诊断结果,若是,则进行下一步骤,若否,则对DCNN模型的卷积核尺寸进行参数优化与修正;

[0008] 步骤2:用户使用穿戴设备,所述穿戴设备可以同时测量用户的心脏电信号以及心

脏部位体表的心震信号,经过滤波和去噪的预处理后,获得用户的心电图和心震图;

[0009] 步骤3:对比用户的心电图和心震图,辨识出心脏搏动周期特定事件发生时间的心电图特征点以及心震图特征点,其中心电图特征点包括QRS波形几何参数以及心电图Q点,心震图特征点包括二尖瓣瓣膜开启时点(MO)、二尖瓣瓣膜关闭时点(MC)、主动脉瓣瓣膜开启时点(AO)、主动脉瓣瓣膜关闭时点(AC)、左心室快速射血时点(RE)、左心室侧壁收缩最大速度时点(LCV)、心房舒张充血最快速度时点(RF)、心房收缩最快速度时点(AS)、心室中隔收缩最大速度时点(SCV)、经主动脉瓣血流最快流速时点(AF)、经肺动脉瓣血流最快流速时点(PF)、经二尖瓣血流收缩部分最快流速时点(MF_E)、经二尖瓣心房收缩部分最快流速时点(MF_A);

[0010] 步骤4:计算任两个特征点发生的时间间隔值,获得若干个特征值,由所述若干个特征值计算由步骤1确定的作为心脏病发风险的预测指标的若干个生理指标,依次输入至DCNN模型进行心脏病发风险的预测;

[0011] 步骤5:所述DCNN模型根据输入的每个生理指标,输出对应该生理指标的心脏病发风险几率;

[0012] 步骤6:所述DCNN模型输出了所有的所述若干个生理指标对应的心脏病发风险几率后,采用公式 $P = \sum_{i=1}^n (R_i \times W_i)$ 计算用户的心脏病发风险综合概率值,其中,参数n表示输入至DCNN模型的生理指标个数, R_i 表示某一生理指标经DCNN模型所预测的心脏病发风险几率, W_i 表示第i个生理指标对于心脏病发风险发的加权影响因子;

[0013] 步骤7:根据所述心脏病发风险综合概率值,判断用户的心脏病发风险等级,所述病发风险等级包括低风险等级、中风险等级、高风险等级,判断结果实时传输至用户穿戴设备的显示界面。

[0014] 优选地,在所述步骤1中,所述DCNN模型包括五个特征提取单元和一个预测单元构成,其中,五个特征提取单元进行卷积和池化的交替,实现神经网络的深层结构,提高神经网络的表达能力,每个特征提取单元均包括依次连接的卷积层、批归一化层、激活层和池化层,预测单元包括依次连接的全连接层、Dropout以及和基于逻辑回归的Softmax层,所述全连接层进行特征整合并通过Softmax层进行病发风险几率的预测。

[0015] 优选地,在所述步骤2中,所述穿戴设备内部设有若干个感测元件,包括设置在对应心脏部位的体表以感测体表的心震信号的陀螺仪,以及贴附在用户肋骨体表两侧位置以获取心脏电信号的电极贴片。

[0016] 优选地,在所述步骤2中,采用巴特沃斯滤波器对心脏电信号进行预处理,滤除原始心脏电信号的高频噪声,考虑到心震信号伴有呼吸带来的干扰信号,采用小波分解与重构去噪法对心震信号进行预处理,选取Symlet小波系,利用多分辨率时频局部化特性把所有心震信号中的不同频率成分分解成不同频带的子信号,将第二尺度的工频干扰以及第八尺度的呼吸引起的噪声的小波系数置零,增强由心震信号引起的小波系数,最后进行重构,完成去噪预处理。

[0017] 优选地,在所述步骤4中,所述若干个特征值为7个,相应的计算公式为:

$$\begin{aligned}
 \text{EMD} &= \Delta T_{(Q-MC)} = T_{MC} - T_Q, \text{IVCT} = \Delta T_{(MC-AO)} = T_{AO} - T_{MC}, \text{PEP} = \Delta T_{(Q-AO)} = T_{AO} - \\
 T_Q, \quad \text{RFT} &= \Delta T_{(MO-MF_E)} = T_{MF_E} - T_{MO}, \quad \text{LVFT} = \Delta T_{(MO-MC_n)} = T_{MC_n} - T_{MO}, \quad \text{RET} = \\
 \Delta T_{(MF_E-MF_A)} &= T_{MF_A} - T_{MF_E}, \quad \text{LVET} = \Delta T_{(MO-MC)} = T_{MC} - T_{MO}, \quad \text{SYS} = \Delta T_{(MC-SVC)} = T_{SVC} - \\
 T_{MC};
 \end{aligned}$$

[0019] 其中, T_i 表示 i 特征点发生的时点;

[0020] 以及, 所述若干个生理指标为 10 个, 相应的计算公式为:

[0021] $\text{BIOM-1} = \text{PEP}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-2} = \text{IVCT}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-3} = (\text{PEP}/\text{LVET}) * (\text{IVCT}/\text{LVET})$ 、 $\text{BIOM-4} = \text{RET}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-5} = \text{EMD}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-6} = \text{LVET}/\text{SYS}$ 、 $\text{BIOM-7} = \text{IVCT}/\text{SYS}$ 、 $\text{BIOM-8} = \text{PEP}/\text{SYS}$ 、 $\text{BIOM-9} = (\text{PEP}/\text{SYS}) * (\text{IVCT}/\text{SYS})$ 、 $\text{BIOM-10} = \text{EMD}/\text{SYS}$ 。

[0022] 优选地, 在所述步骤 7 中, 当所述心脏病发风险综合概率值处于 20~40% 时, 定义此时用户的心脏病发风险处于低风险等级状态; 当所述心脏病发风险综合概率值处于 40~70% 时, 定义此时用户的心脏病发风险处于中风险等级状态; 当所述心脏病发风险综合概率值高于 70% 时, 定义此时用户的心脏病发风险处于高风险等级状态, 此时穿戴设备发出警示信号。

[0023] 相比于现有技术, 本发明的有益效果是:

[0024] (1) 本发明将现有的能够感测用户心电图和心震图的穿戴设备应用于心脏急性病诊断分析中, 对穿戴设备获取的数据进行再加工, 配合深度卷积神经网络这一先进的算法, 能够实时地预测出用户的心脏急性病病发风险概率, 为用户提供实时的心脏病理预测分析结果, 帮助用户能够在心脏急性病发之前及时进行必要就诊, 降低中老年人突发心脏急性病的风险, 具有显著的实际应用意义。

[0025] (2) 本发明在采用深度卷积神经网络算法预测心脏急性病病发风险时, 由于输入的是单一的生理指标, 而非现有的选取若干个生理指标构成的特征向量, 因此能够针对不同的生理指标进行加权分析, 最终获得用户心脏急性病病发的综合概率值, 这一技术构思脱离了现有的机器学习诊断分析的常规套路, 而是针对心脏急性病这一特点应用领域而得到的较好的研究思路, 具有区别于现有技术的核心思想, 能够更加客观地得到真实的心脏急性病的病发风险。

[0026] (3) 本发明在采用深度卷积神经网络算法预测心脏急性病病发风险时, 由于输入的是单一的生理指标, 而非现有的选取若干个生理指标构成的特征向量, 因此采用了多个特征提取单元来实现神经网络的深层结构, 提高神经网络的表达能力, 避免因输入的单一生理指标出现的泛化问题, 从而保证了神经网络算法预测结果的真实性。

[0027] (4) 本发明客观上依赖于临床医师给出的样本分析报告和数据, 从心电图和心震图中计算获得的生理指标并非用户或设备厂商统一设定, 可以为不同的地区、不同的年龄段用户提供特定的样本分析报告, 从而为不同的用户提供定制化的心脏病发风险的预测指标, 避免了现有技术中粗犷的“一刀切”式做法, 使得本发明的心脏急性病诊断方法具有更广泛的应用前景。

附图说明

[0028] 图 1 是本发明的心脏急性病诊断方法的流程示意图;

[0029] 图2是本发明的深度卷积神经网络的结构示意图。

具体实施方式

[0030] 以下描述用于揭露本发明以使本领域技术人员能够实现本发明。以下描述中的实施例只作为举例,本领域技术人员可以想到其他显而易见的变型。在以下描述中界定的本发明的基本原理可以应用于其他实施方案、变形方案、改进方案、等同方案以及没有背离本发明的精神和范围的其他技术方案。

[0031] 图1示出了本发明的基于深度卷积神经网络模型的心脏急性病诊断方法的流程示意图,根据附图1,本发明提供一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法,其特征在于,包括如下步骤:

[0032] 步骤1:建立基于深度卷积神经网络(DCNN)的心脏病发风险预测模型,将临床评估指数高于第一阈值的若干个生理指标作为心脏病发风险的预测指标,选取若干个临床病患,通过专业医疗设备获取临床病患的所述若干个生理指标,以及对应的临床医师给出的心脏病发诊断结果构成数据集,并将所述数据集分为样本集和测试集,其中,样本集输入至DCNN模型中进行训练学习,训练后将测试集输入至DCNN模型中进行测试,检测所述DCNN模型对心脏病发风险的预测是否符合对应的临床医师给出的心脏病发诊断结果,若是,则进行下一步骤,若否,则对DCNN模型的卷积核尺寸进行参数优化与修正;

[0033] 具体地,参见附图2,其示出了本发明的深度卷积神经网络的结构示意图,在所述步骤1中,所述DCNN模型包括五个特征提取单元和一个预测单元构成,其中,五个特征提取单元进行卷积和池化的交替,实现神经网络的深层结构,提高神经网络的表达能力,每个特征提取单元均包括依次连接的卷积层、批归一化层、激活层和池化层,预测单元包括依次连接的全连接层、Dropout以及和基于逻辑回归的Softmax层,所述全连接层进行特征整合并通过Softmax层进行病发风险几率的预测。

[0034] 需要进一步指出的是,本发明在采用深度卷积神经网络算法预测心脏急性病病发风险时,由于输入的是单一的生理指标,而非现有的选取若干个生理指标构成的特征向量,因此采用了多个特征提取单元来实现神经网络的深层结构,提高神经网络的表达能力,避免因输入的单一生理指标出现的泛化问题,从而保证了神经网络算法预测结果真实性,基于此,结合上述记载的DCNN算法的设计原则,需要通过反复试验调整DCNN算法的相关参数,本发明在实践中,最终得到的DCNN模型的结构和参数如下表所示。

[0035] 表1DCNN模型的主要结构参数

[0036]	结构	参数
	卷积层	CW=64; CH=1; CC=6; CN=16; Strides:2
	池化层	S=2
	卷积层	CW=3; CH=1; CC=16; CN=32; Strides:1
	池化层	S=2

[0037]	卷积层	CW=3; CH=1; CC=32; CN=32; Strides:1
	池化层	S=2
	卷积层	CW=3; CH=1; CC=32; CN=64; Strides:1
	池化层	S=2
	卷积层	CW=3; CH=1; CC=64; CN=64; Strides:1
	池化层	S=2
	全连接层	节点数: 100 激活函数: ReLU
	Dropout	比例: 0.5
	Softmax	输出节点数: 2, 激活函数: Softmax

[0038] 其中,上述参数均为神经网络算法中的常规系统参数,是本领域技术人员所熟知的的技术参数,在此不一一作出解释,本领域技术人员也能够基于实际情况对本发明的DCNN算法作出进一步的改进,如采用优化算法来对核心的卷积核参数进行迭代寻优。

[0039] 步骤2:用户使用穿戴设备,所述穿戴设备可以同时测量用户的心脏电信号以及心脏部位体表的心震信号,经过滤波和去噪的预处理后,获得用户的心电图和心震图;

[0040] 具体地,在所述步骤2中,所述穿戴设备内部设有若干个感测元件,包括设置在对应心脏部位的体表以感测体表的心震信号的陀螺仪,以及贴附在用户肋骨体表两侧位置以获取心脏电信号的电极贴片;

[0041] 同时,本申请采用巴特沃斯滤波器对心脏电信号进行预处理,滤除原始心脏电信号的高频噪声,考虑到心震信号伴有呼吸带来的干扰信号,采用小波分解与重构去噪法对心震信号进行预处理,选取Symlet小波系,利用多分辨率时频局部化特性把所有心震信号中的不同频率成分分解成不同频带的子信号,将第二尺度的工频干扰以及第八尺度的呼吸引起的噪声的小波系数置零,增强由心震信号引起的小波系数,最后进行重构,完成去噪预处理。

[0042] 步骤3:对比用户的心电图和心震图,辨识出心脏搏动周期特定事件发生时间的心电图特征点以及心震图特征点,其中心电图特征点包括QRS波形几何参数以及心电图Q点,心震图特征点包括二尖瓣瓣膜开启时点(MO)、二尖瓣瓣膜关闭时点(MC)、主动脉瓣瓣膜开启时点(AO)、主动脉瓣瓣膜关闭时点(AC)、左心室快速射血时点(RE)、左心室侧壁收缩最大速度时点(LCV)、心房舒张充血最快速度时点(RF)、心房收缩最快速度时点(AS)、心室中隔收缩最大速度时点(SCV)、经主动脉瓣血流最快流速时点(AF)、经肺动脉瓣血流最快流速时点(PF)、经二尖瓣血流收缩部分最快流速时点(MF_E)、经二尖瓣心房收缩部分最快流速时点(MF_A);

[0043] 步骤4:计算任两个特征点发生的时间间隔值,获得若干个特征值,由所述若干个特征值计算由步骤1确定的作为心脏病发风险的预测指标的若干个生理指标,依次输入至DCNN模型进行心脏病发风险的预测;

[0044] 具体地,在所述步骤4中,所述若干个特征值为7个,相应的计算公式为:

$$\begin{aligned}
 \text{EMD} &= \Delta T_{(Q-MC)} = T_{MC} - T_Q, \text{IVCT} = \Delta T_{(MC-AO)} = T_{AO} - T_{MC}, \text{PEP} = \Delta T_{(Q-AO)} = T_{AO} - \\
 T_Q &、\text{RFT} = \Delta T_{(MO-MF_E)} = T_{MF_E} - T_{MO}、\text{LVFT} = \Delta T_{(MO-MC_n)} = T_{MC_n} - T_{MO}、\text{RET} = \\
 \Delta T_{(MF_E-MF_A)} &= T_{MF_A} - T_{MF_E}、\text{LVET} = \Delta T_{(MO-MC)} = T_{MC} - T_{MO}、\text{SYS} = \Delta T_{(MC-SVC)} = T_{SVC} - \\
 T_{MC};
 \end{aligned}$$

[0046] 其中, T_i 表示 i 特征点发生的时点;

[0047] 以及, 所述若干个生理指标为 10 个, 相应的计算公式为:

[0048] $\text{BIOM-1} = \text{PEP}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-2} = \text{IVCT}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-3} = (\text{PEP}/\text{LVET}) * (\text{IVCT}/\text{LVET})$ 、 $\text{BIOM-4} = \text{RET}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-5} = \text{EMD}/\text{LVET}$ 、 $\text{BIOM-6} = \text{LVET}/\text{SYS}$ 、 $\text{BIOM-7} = \text{IVCT}/\text{SYS}$ 、 $\text{BIOM-8} = \text{PEP}/\text{SYS}$ 、 $\text{BIOM-9} = (\text{PEP}/\text{SYS}) * (\text{IVCT}/\text{SYS})$ 、 $\text{BIOM-10} = \text{EMD}/\text{SYS}$ 。

[0049] 步骤 5: DCNN 模型根据输入的每个生理指标, 输出对应该生理指标的心脏病发风险几率;

[0050] 步骤 6: 所述 DCNN 模型输出了所有的所述若干个生理指标对应的心脏病发风险几率后, 采用公式 $P = \sum_{i=1}^n (R_i \times W_i)$ 计算用户的心脏病发风险综合概率值, 其中, 参数 n 表示输入至 DCNN 模型的生理指标个数, R_i 表示某一生理指标经 DCNN 模型所预测的心脏病发风险几率, W_i 表示第 i 个生理指标对于心脏急性病发的加权影响因子;

[0051] 步骤 7: 根据所述心脏病发风险综合概率值, 判断用户的心脏病发风险等级, 所述病发风险等级包括低风险等级、中风险等级、高风险等级, 判断结果实时传输至用户穿戴设备的显示界面。

[0052] 具体地, 在所述步骤 7 中, 当所述心脏病发风险综合概率值处于 20~40% 时, 定义此时用户的心脏病发风险处于低风险等级状态; 当所述心脏病发风险综合概率值处于 40~70% 时, 定义此时用户的心脏病发风险处于中风险等级状态; 当所述心脏病发风险综合概率值高于 70% 时, 定义此时用户的心脏病发风险处于高风险等级状态, 此时穿戴设备发出警示信号。

[0053] 本领域的技术人员应理解, 上述描述及附图中的本发明的实施例只作为举例而不限本发明。本发明的目的已经完整并有效地实现。本发明的功能及结构原理已在实施例中展示和说明, 在没有背离原理下, 本发明的实施方法可以有任何形式或修改。

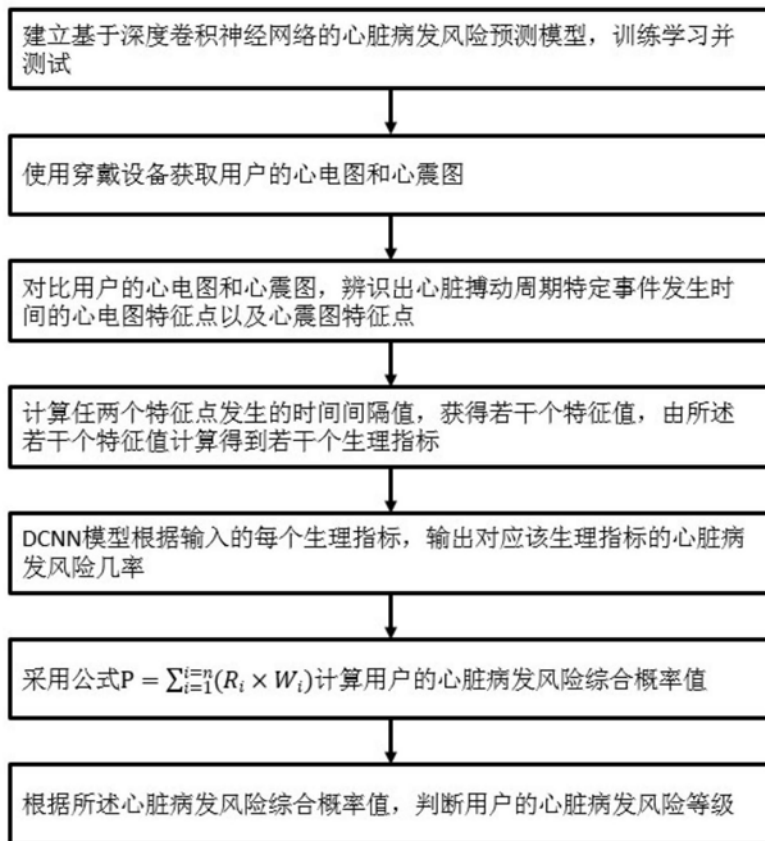


图1

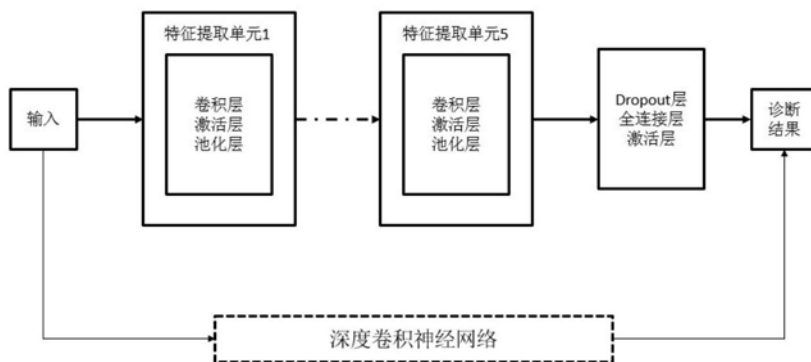


图2

专利名称(译)	一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法		
公开(公告)号	CN111000551A	公开(公告)日	2020-04-14
申请号	CN201911233057.5	申请日	2019-12-05
[标]申请(专利权)人(译)	常州市第一人民医院		
申请(专利权)人(译)	常州市第一人民医院		
当前申请(专利权)人(译)	常州市第一人民医院		
[标]发明人	王小青		
发明人	王小青		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/11 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/1101 A61B5/6801 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7267 A61B5/7275 A61B5/746		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于深度卷积神经网络模型的心脏病发风险诊断方法，包括：建立基于深度卷积神经网络的心脏病发风险预测模型，训练学习并测试；使用穿戴设备获取用户的心电图和心震图；对比用户的心电图和心震图，辨识出心脏搏动周期特定事件发生时间的心电图特征点以及心震图特征点；计算任两个特征点发生的时间间隔值，获得若干个特征值，由所述若干个特征值计算得到若干个生理指标；DCNN模型根据输入的每个生理指标，输出对应该生理指标的心脏病发风险几率；采用公式计算用户的心脏病发风险综合概率值；根据所述心脏病发风险综合概率值，判断用户的心脏病发风险等级；本发明能够实时地预测出用户的心脏急性病发风险概率。

