



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108926343 A

(43)申请公布日 2018.12.04

(21)申请号 201810835499.6

(22)申请日 2018.07.26

(71)申请人 上海移视网络科技有限公司

地址 200436 上海市静安区江场三路76、78号512室

(72)发明人 徐亚伟 陈维 朱梦云 张毅
唐恺 赵逸凡 高梓恒 徐亚文
赵宇 徐潇 李昕 侯杨

(74)专利代理机构 上海宣宜专利代理事务所
(普通合伙) 31288

代理人 刘君

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

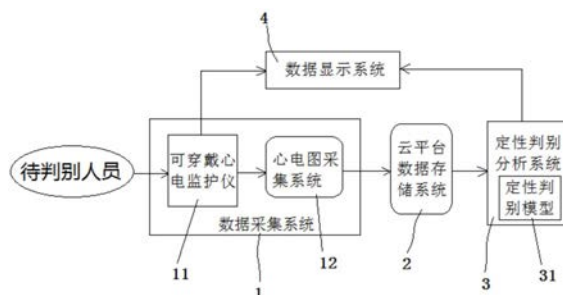
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统

(57)摘要

一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,涉及心肌梗死定性判别技术领域,包括数据采集系统、云平台数据存储系统、定性判别分析系统和数据显示系统;可穿戴心电监护仪与待判别人员连接,记录并生成12导联原始心电图;心电图采集系统获取12导联原始心电图数据,包括P波的波幅、QRS波群的波幅、ST段的波幅和T波的波幅;定性判别分析系统利用基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型进行卷积计算获得判别中间数据,判别中间数据经过sigmoid函数映射获得判别结果数据,从而做出待判别人员是否患有急性心肌梗死的定性判别;本申请提供一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,对待判别人员是否为急性心肌梗死做出准确的定性判别。



1. 一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,其特征在于,包括数据采集系统、云平台数据存储系统、定性判别分析系统和数据显示系统;

所述数据采集系统包括可穿戴心电监护仪、心电图采集系统,所述可穿戴心电监护仪与待判别人员连接,记录并生成待判别人员的心脏每一心动周期所产生的电活动变化的12导联原始心电图;所述心电图采集系统用于获取12导联原始心电图数据,该数据包括P波的波幅、QRS波群的波幅、ST段的波幅和T波的波幅;

所述云平台数据存储系统自动识别并存储12导联原始心电图数据,经小波变换后将该数据转换成量化指标,转换成的量化指标发送给定性判别分析系统;

所述定性判别分析系统接收转换成的量化指标,利用基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型进行卷积计算获得判别中间数据,所述判别中间数据经过sigmoid函数映射获得判别结果数据,根据该判别结果数据做出待判别人员是否患有急性心肌梗死的定性判别;

所述数据显示系统包括显示屏幕及提示灯,其与可穿戴心电监护仪、定性判别分析系统连接,用于显示待判别人员的12导联原始心电图,并且待定性判别分析系统判别结果为急性心肌梗死时进行红灯提示;

上述待判别人员进行定性判别的步骤为:

第一步:采集并获取待判别人员的12导联原始心电信号 $f_T(t)$,其即为获取到的QRS波、ST段、T波在 t 时刻的相应波幅,其中 T 仅用于标记,表示为待判别人员;

第二步:原始心电信号 $f_T(t)$ 在频率 x 下经小波变换获得 $W_s f_T(t)$,其中

$$W_s f_T(t) = f_T(t) * \Psi_s(x) = \frac{1}{s} \sum_t f_T(t) \Psi\left(\frac{x-t}{s}\right);$$

第三步:将 s 设定为 $s=1$,将 $W_s f_T(t)$ 带入定性判别模型进行卷积计算得到 $W_s f_T(x) \in R$,然后 $W_s f_T(x)$ 经过sigmoid函数映射得到:

$$\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) = \frac{1}{1 + e^{-W_s f_T(x)}};$$

如果 $\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) \geq 0.5$,则待判别人员为患有急性心肌梗死;如果 $\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) < 0.5$,则待判别人员为正常。

2. 如权利要求1所述的基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,其特征在于,所述基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型具体获得步骤如下:

设 $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$. 是第 k 个已经诊断为患急性心肌梗死病人的心电信号,其中 $m \geq 10000$; SL_k 表示第 k 个病人的临床金标准,是病人的实际的疾病类型, $SL_k=1$ 表示病人发生心肌梗死, $SL_k=0$ 表示正常; y_k 是第 k 个病人预测的疾病类型, $y_k=1$ 表示病人发生心肌梗死, $y_k=0$ 表示正常;

第1步:在CNN神经网络输入层输入我们的第 k 个病人的心电信号 $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$. (共有 m 个病人的心电信号);

第2步:如果第一次经过此步,选择 $j=0$, $s=2^j=1$ 为初始值,如果不是初次进入此步,在

循环到此步时,每次j的当前值的基础上加上1;然后, $\Psi_s(x)$ 与 $f_k(t)$ 经过隐藏层的卷积操作,即二进制小波变换,得到 $W_s f_k(x) \in R$;

第3步:然后经过sigmoid函数映射,即 $\text{sigmoid}(W_s f_k(x)) = \frac{1}{1 + e^{-W_s f_k(x)}}$,

$$y_k = \begin{cases} 1; & \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) \geq 0.5 \\ 0; & \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) < 0.5 \end{cases};$$

第4步:把 y_k 与收集到的临床金标准 SL_k 进行对比是否相等,对照所有的样本的临床金标准后可以得到一个错误率

$$\text{error} = \frac{\sum_{k=1}^m (y_k - SL_k)^2}{m};$$

第5步:我们对判别的错误率的要求是 $\text{ERROR} = 5\%$,即正确率达到95%如果 $\text{error} \leq \text{ERROR}$,则输出模型 $W_s f_k(x) \in R$;如果 $\text{error} > \text{ERROR}$,然后重复第2、3、4、5步直至 $\text{error} \leq \text{ERROR}$,然后输出模型 $W_s f_k(x) \in R$ 。

3.如权利要求2所述的基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,其特征在于,所述临床金标准 SL_k 存储于所述云平台数据存储系统,其来自于急性心肌梗死病人的临床试验观察表,用于与定性判别模型预测结果作对照。

4.如权利要求2所述的基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,其特征在于,所述临床金标准 SL_k 存储于所述云平台数据存储系统,其来自于血管造影装置在急性心肌梗死病人急诊时通过注入造影剂让血管成像,再通过心肌梗死标注软件进行标注的标注数据,用于与定性判别模型预测结果作对照。

基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统

技术领域

[0001] 本发明涉及心肌梗死定性判别技术领域,具体涉及一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统。

背景技术

[0002] 急性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。临床上多有剧烈而持久的胸骨后疼痛,休息及硝酸酯类药物不能完全缓解,伴有血清心肌酶活性增高及进行性心电图变化,可并发心律失常、休克或心力衰竭,常可危及生命。本病在欧美最常见,美国每年约有150万人发生急性心肌梗死。中国近年来呈明显上升趋势,每年新发至少50万,现患至少200万,并且近20年来我国急性心肌梗死患者的死亡率持续上升,是威胁我国人民健康的重大公共卫生问题。急性心肌梗死救治最重要的关键点在于早期血运重建,越早开通梗死血管,患者的预后就越好,而导致目前我国急性心肌梗死死亡率居高不下的主要原因就在于急性心肌梗死患者的就诊延迟,从患者出现症状到患者接受血管再通治疗的时间,我国长达4-6小时,而欧美发达地区的就诊时间也超过3小时。值得注意的是,患者就诊延迟时间在近10年内,无论是我国还是欧美发达国家,均无明显改善,如何降低患者的就诊延迟成为了目前我国乃至全世界急需解决的问题。心电图是目前诊断急性心肌梗死,尤其是ST段抬高型心肌梗死最简便、最常用也是最重要的诊断手段。当心肌出现缺血情况时,心电图的ST段改变甚至早于患者出现症状。而目前临床上使用的心电图设备无法准确地自动识别心电图ST段变化。因此如果能实现心电设备的自动判读,自动判断患者是否心肌梗死,从而实现自动预警,将大大降低心梗患者的就诊延迟,从而减少患者的总缺血时间,改善患者预后。

发明内容

[0003] 为了解决上述现有技术中存在的不足,本申请提供一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,利用标准12导联心电图,可对待判别人员是否为急性心肌梗死做出准确的定性判别。

[0004] 为了实现上述技术效果,本发明的具体技术方案如下:

[0005] 一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,包括数据采集系统、云平台数据存储系统、定性判别分析系统和数据显示系统;

[0006] 所述数据采集系统包括可穿戴心电监护仪、心电图采集系统,所述可穿戴心电监护仪与待判别人员连接,记录并生成待判别人员的心脏每一心动周期所产生的电活动变化的12导联原始心电图;所述心电图采集系统用于获取12导联原始心电图数据,该数据包括P波的波幅、QRS波群的波幅、ST段的波幅和T波的波幅;

[0007] 所述云平台数据存储系统自动识别并存储12导联原始心电图数据,经小波变换后将该数据转换成量化指标,转换成的量化指标发送给定性判别分析系统;

[0008] 所述定性判别分析系统接收转换成的量化指标,利用基于CNN神经网络训练获得

的定性判别模型进行卷积计算获得判别中间数据,所述判别中间数据经过sigmoid函数映射获得判别结果数据,根据该判别结果数据做出待判别人员是否患有急性心肌梗死的定性判别;

[0009] 所述数据显示系统包括显示屏幕及提示灯,其与可穿戴心电监护仪、定性判别分析系统连接,用于显示待判别人员的12导联原始心电图,并且待定性判别分析系统判别结果为急性心肌梗死时进行红灯提示;

[0010] 上述待判别人员进行定性判别的步骤为:

[0011] 第一步:采集并获取待判别人员的12导联原始心电信号 $f_T(t)$,其即为获取到的QRS波、ST段、T波在 t 时刻的相应波幅,其中 T 仅用于标记,表示为待判别人员;

[0012] 第二步:原始心电信号 $f_T(t)$ 在频率 x 下经小波变换获得 $W_s f_T(t)$,其中

$$[0013] \quad W_s f_T(t) = f_T(t) * \Psi_s(x) = \frac{1}{s} \sum_t f_T(t) \Psi\left(\frac{x-t}{s}\right);$$

[0014] 第三步:将 s 设定为 $s=1$,将 $W_s f_T(t)$ 带入定性判别模型进行卷积计算得到 $W_s f_T(x) \in R$,然后 $W_s f_T(x)$ 经过sigmoid函数映射得到:

$$[0015] \quad \text{sigmoid}(W_s f_T(x)) = \frac{1}{1 + e^{-W_s f_T(x)}};$$

[0016] 如果 $\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) \geq 0.5$,则待判别人员为患有急性心肌梗死;如果 $\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) < 0.5$,则待判别人员为正常。

[0017] 进一步地,所述基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型具体获得步骤如下:

[0018] 设 $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$.是第 k 个已经诊断为患急性心肌梗死病人的心电信号,其中 $m \geq 10000$; SL_k 表示第 k 个病人的临床金标准,是病人的实际的疾病类型, $SL_k=1$ 表示病人发生心肌梗死, $SL_k=0$ 表示正常; y_k 是第 k 个病人预测的疾病类型, $y_k=1$ 表示病人发生心肌梗死, $y_k=0$ 表示正常;

[0019] 第1步:在CNN神经网络输入层输入我们的第 k 个病人的心电信号 $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$. (共有 m 个病人的心电信号);

[0020] 第2步:如果第一次经过此步,选择 $j=0$, $s=2^j=1$ 为初始值,如果不是初次进入此步,在循环到此步时,每次 j 的当前值的基础上加上1;然后, $\Psi_s(x)$ 与 $f_k(t)$ 经过隐藏层的卷积操作,即二进制小波变换,得到 $W_s f_k(x) \in R$;

[0021] 第3步:然后经过sigmoid函数映射,即 $\text{sigmoid}(W_s f_k(x)) = \frac{1}{1 + e^{-W_s f_k(x)}}$,

$$y_k = \begin{cases} 1; & \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) \geq 0.5 \\ 0; & \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) < 0.5 \end{cases};$$

[0022] 第4步:把 y_k 与收集到的临床金标准 SL_k 进行对比是否相等,对照所有的样本的临床

金标准后可以得到一个错误率

$$\text{error} = \frac{\sum_{k=1}^m (y_k - SL_k)^2}{m};$$

[0023] 第5步:我们对判别的错误率的要求是 $\text{ERROR}=5\%$,即正确率达到95%如果 $\text{error} \leq \text{ERROR}$,则输出模型 $W_{sf_k}(x) \in R$;如果 $\text{error} > \text{ERROR}$,然后重复第2、3、4、5步直至 $\text{error} \leq \text{ERROR}$,然后输出模型 $W_{sf_k}(x) \in R$ 。

[0024] 进一步地,所述临床金标准 SL_k 存储于所述云平台数据存储系统,其来自于急性心肌梗死病人的临床试验观察表,用于与定性判别模型预测结果作对照。

[0025] 进一步地,所述临床金标准 SL_k 存储于所述云平台数据存储系统,其来自于血管造影装置在急性心肌梗死病人急诊时通过注入造影剂让血管成像,再通过心肌梗死标注软件进行标注的标注数据,用于与定性判别模型预测结果作对照。

[0026] 依据上述技术方案,与已公开技术相比,本发明存在以下优点:本发明基于大数据云平台,建立基于体表12导联原始心电图的数据来定性识别急性心肌梗死的人工智能算法,建立整体的急性心肌梗死自动判别系统,可以快速实现急性心肌梗死定性自动判别,实现实时预警,提高诊断敏感性。

附图说明

[0027] 下面通过具体实施方式结合附图对本作进一步详细说明。

[0028] 图1为本发明的系统框架图;

[0029] 图2为本发明中用于训练获得定性判别模型的一种CNN神经网络示意图;

[0030] 其中,1、数据采集系统;11、可穿戴心电监护仪;12、心电图采集系统;2、云平台数据存储系统;3、定性判别分析系统;31、定性判别模型;4、数据显示系统。

具体实施方式

[0031] 为使本实施方式的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本实施方式中的附图,对本实施方式中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施方式是本一部分实施方式,而不是全部的实施方式。基于本发明中的实施方式,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施方式,都属于本保护的范围。

[0032] 在本发明的描述中,需要理解的是,术语“上端”、“下端”、“尾端”、“左右”、“上下”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本和简化描述,而不是指示或暗示所指的设备或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。

[0033] 在本发明中,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“连接”、“固定”等术语应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或成一体;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通或两个元件的相互作用关系。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0034] 实施例

[0035] 如图1所示,一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统,包括数据采集系统1、云平台数据存储系统2、定性判别分析系统3和数据显示系统4;

[0036] 所述数据采集系统1包括可穿戴心电监护仪11、心电图采集系统12,所述可穿戴心电监护仪11与待判别人员连接,记录并生成待判别人员的每一心动周期所产生的电活动变化的12导联原始心电图;所述心电图采集系统12用于获取12导联原始心电图数据,该数据包括P波的波幅、QRS波群的波幅、ST段的波幅和T波的波幅,其中可穿戴心电监护仪11、心电图采集系统12均为现有的临床医学设备。

[0037] 所述云平台数据存储系统2自动识别并存储12导联原始心电图数据,其中经小波变换后将该数据转换成量化指标,转换成的量化指标发送给定性判别分析系统;其中云平台数据存储系统2自动识别12导联原始心电图数据时涉及的波形识别算法采用现有技术,例如:[1]刘杰,胡绍海.基于改进DTW的心电图ST段识别.北京生物医学工程,2010,29(5):492-496;[2]汪振兴,张思杰,曾孝平.心电信号ST段形态识别算法.计算机应用,2011,31(10):2811-17;[3]白鹏飞,王利,易子川,周震.基于小波包变换的心电图ST段提取.中国医学物理学杂志,2013,30(1):3894-97。

[0038] 所述定性判别分析系统3接收转换成的量化指标,利用基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型31进行卷积计算获得判别中间数据,所述判别中间数据经过sigmoid函数映射获得判别结果数据,根据该判别结果数据做出待判别人员是否患有急性心肌梗死的定性判别,该具体计算过程在下方有具体内容。

[0039] 所述数据显示系统4包括显示屏幕及提示灯,其与可穿戴心电监护仪11、定性判别分析系统3连接,用于显示待判别人员的12导联原始心电图,并且待定性判别分析系统3判别结果为急性心肌梗死时进行红灯提示;

[0040] 上述待判别人员进行定性判别的步骤为:

[0041] 第一步:采集并获取待判别人员的12导联原始心电信号 $f_T(t)$,其即为获取到的QRS波、ST段、T波在 t 时刻的相应波幅,其中 T 仅用于标记,表示为待判别人员;

[0042] 第二步:原始心电信号 $f_T(t)$ 在频率 x 下经小波变换获得 $W_s f_T(t)$,其中

$$[0043] \quad W_s f_T(t) = f_T(t) * \Psi_s(x) = \frac{1}{S} \sum_t f_T(t) \Psi\left(\frac{x-t}{S}\right);$$

[0044] 其中, $\Psi_s(x) = \frac{1}{S} \Psi\left(\frac{x}{S}\right)$ 是小波基函数 $\Psi(x)$ 的放缩函数, s 是放缩因子,设 $s = 2^j$, j 是整数;则 $W_s f_T(t)$ 称为原始心电信号 $f_T(t)$ 的二进制小波变换,即卷积计算;

[0045] 第三步:将 s 设定为 $s=1$,将 $W_s f_T(t)$ 带入定性判别模型进行卷积计算得到 $W_s f_T(x) \in R$,然后 $W_s f_T(x)$ 经过sigmoid函数映射得到:

$$[0046] \quad \text{sigmoid}(W_s f_T(x)) = \frac{1}{1 + e^{-W_s f_T(x)}};$$

[0047] 如果 $\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) \geq 0.5$,则待判别人员为患有急性心肌梗死;如果 $\text{sigmoid}(W_s f_T(x)) < 0.5$,则待判别人员为正常。

[0048] 如图2所示,所述基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型具体获得步骤如下:

[0049] 设 $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$.是第 k 个已经诊断为患急性心肌梗死病人的心电信号,其

中 $m \geq 10000$; SL_k 表示第 k 个病人的临床金标准,是病人的实际的疾病类型, $SL_k=1$ 表示病人发生心肌梗死, $SL_k=0$ 表示正常; y_k 是第 k 个病人预测的疾病类型, $y_k=1$ 表示病人发生心肌梗死, $y_k=0$ 表示正常;

[0050] 第1步:在CNN神经网络输入层输入我们的第 k 个病人的心电信号 $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$. (共有 m 个病人的心电信号);

[0051] 第2步: $f_k(t)$, $k=1, 2, \dots, m$. 进行二进制小波变换,其中二进制小波变换的定义:

[0052] $f(t)$ 是原始的心电信号,其表示获取到的P波、QRS波群、ST段和T波在 t 时刻的相应波幅,即振动幅度。

[0053] $W_s f(x)$ 是心电信号 $f(t)$ 的小波变换在频率 x 下的值

$$[0054] \quad W_s f(x) = f(t) * \Psi_s(x) = \frac{1}{s} \sum_t f(t) \Psi\left(\frac{x-t}{s}\right)$$

[0055] 其中, $\Psi_s(x) = \frac{1}{s} \Psi\left(\frac{x}{s}\right)$ 是小波基函数 $\Psi(x)$ 的放缩函数, s 是放缩因子,设 $s=2^j$, j 是整数;则 $W_s f(x)$ 称为原始心电信号 $f(t)$ 的二进制小波变换。

[0056] 二进制小波变换的计算:

[0057] $f(t)$ 在放缩因子为 $s=2^j$ (j 为整数)时的二进制小波变换 $W_{2^j} f(x)$ 可以根据Mallat算法计算,当 j 取值不同的整数时,得到不同的小波变换;Mallat算法的参考文献 (S.Mallat, "Zero-crossings of a wavelet transform," IEEE Trans.Inform.Theory, vol.37, pp.1019-1033, 1991)

[0058] 计算过程如下:

$$[0059] \quad \Theta_{2^j} f(x) = \sum_{k \in Z} h_k \Theta_{2^{j-1}} f(x - 2^{j-1} k)$$

$$[0060] \quad W_{2^j} f(x) = \sum_{k \in Z} g_k \Theta_{2^{j-1}} f(x - 2^{j-1} k)$$

[0061] 其中 Θ_{2^j} 是光滑映射,且 $\Theta_{2^0} f(t) = f(t)$ 即为原始的心电信号

$$[0062] \quad h_k = \sum_{w \in R} e^{iw/2} \left(\cos \frac{w}{2}\right)^3 e^{ikw} \text{ 是实数}$$

$$[0063] \quad g_k = \sum_{w \in R} 4ie^{iw/2} \left(\sin \frac{w}{2}\right) e^{ikw} \text{ 是实数}$$

[0064] 如果第一次经过此步,选择 $j=0$, $s=2^j=1$ 为初始值,如果不是初次进入此步,在循环到此步时,每次 j 的当前值的基础上加上1;然后, $\Psi_s(x)$ 与 $f_k(t)$ 经过隐藏层的卷积操作,即二进制小波变换,得到 $W_s f_k(x) \in R$;

$$[0065] \quad \text{第3步:然后经过sigmoid函数映射,即 } \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) = \frac{1}{1 + e^{-W_s f_k(x)}},$$

$$y_k = \begin{cases} 1; & \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) \geq 0.5 \\ 0; & \text{sigmoid}(W_s f_k(x)) < 0.5 \end{cases};$$

[0066] 第4步:把 y_k 与收集到的临床金标准 SL_k 进行对比是否相等,对照所有的样本的临床

$$\text{金标准后可以得到一个错误率} \quad \text{error} = \frac{\sum_{k=1}^m (y_k - SL_k)^2}{m};$$

[0067] 第5步:我们对判别的错误率的要求是 $\text{ERROR}=5\%$,即正确率达到95%如果 $\text{error} \leq \text{ERROR}$,则输出模型 $W_s f_k(x) \in R$;如果 $\text{error} > \text{ERROR}$,然后重复第2、3、4、5步直至 $\text{error} \leq \text{ERROR}$,然后输出模型 $W_s f_k(x) \in R$ 。

[0068] 另外,所述临床金标准 SL_k 存储于所述云平台数据存储系统,其来自于急性心肌梗死病人的临床试验观察表,或来自于血管造影装置在急性心肌梗死病人急诊时通过注入造影剂让血管成像,再通过心肌梗死标注软件进行标注的标注数据,所述临床金标准 SL_k 用于与定性判别模型预测结果作对照,其中血管造影装置为现有医学设备。

[0069] 本发明提供了用于存储12导联原始心电图数据的智能云平台及与可穿戴式心电监护仪一起的,用于实时的、自动判别心肌梗死的人工智能系统;该系统包括了可穿戴心电监护仪,用于原始心电数据存储的云平台及基于人工智能的定性自动判别系统。收集至少1万例急性心肌梗死心电图数据,进行定性判别模型算建立和验证,该模型可以根据该时间序列上的大数据进行更加精准的建模,最后得到急性心肌梗死的定性判别模型,并最终根据该定性判别模型进行应用获得判别结果。

[0070] 以上应用了具体个例对本进行阐述,只是用于帮助理解本,并不用以限制本。对于本所属技术领域的技术人员,依据本的思想,还可以做出若干简单推演、变形或替换。

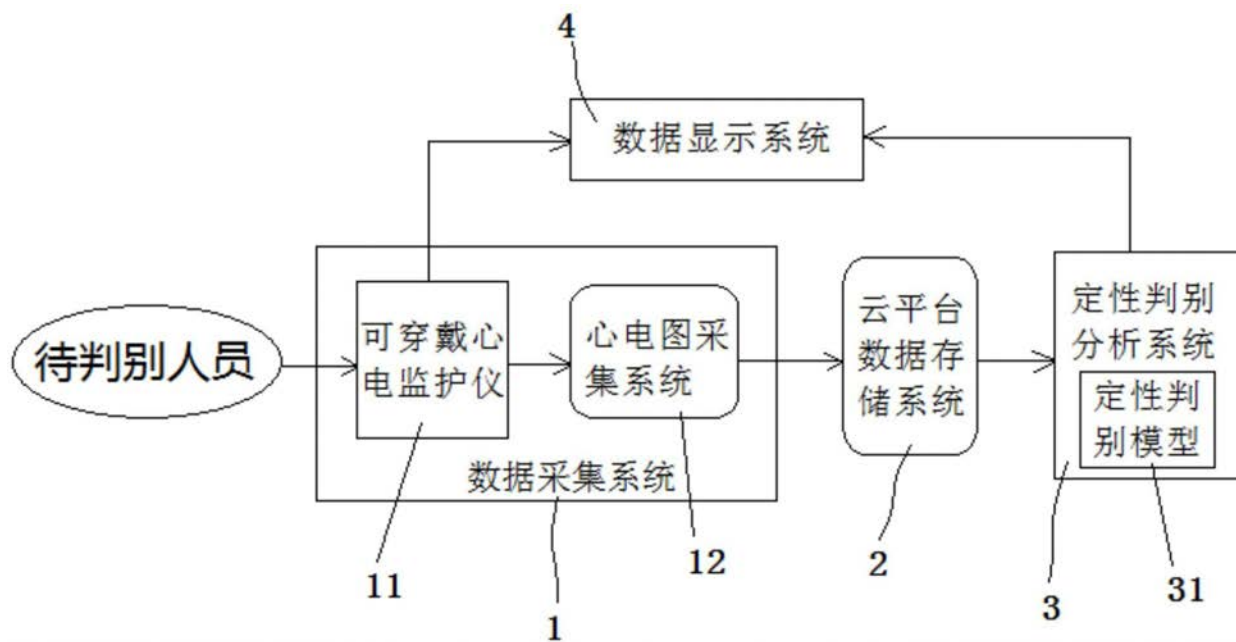


图1

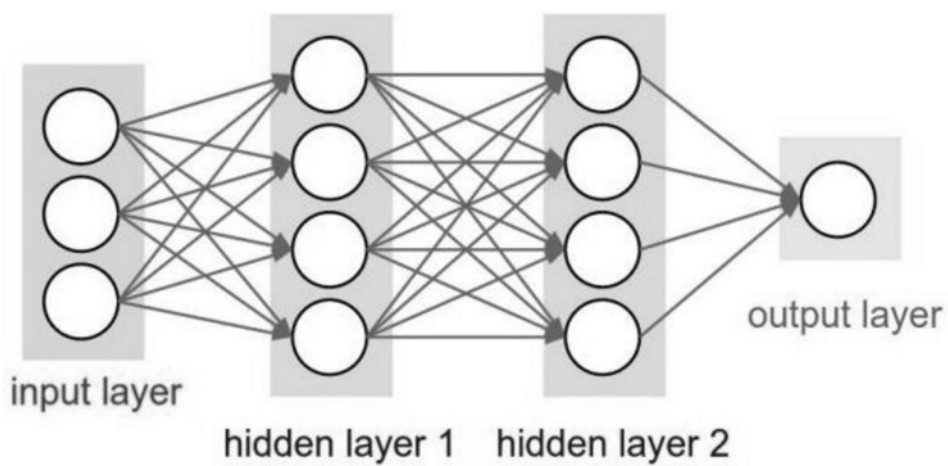


图2

专利名称(译)	基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统		
公开(公告)号	CN108926343A	公开(公告)日	2018-12-04
申请号	CN201810835499.6	申请日	2018-07-26
[标]发明人	徐亚伟 陈维 朱梦云 张毅 唐恺 赵逸凡 高梓桓 徐亚文 赵宇 徐潇 李昕 侯杨		
发明人	徐亚伟 陈维 朱梦云 张毅 唐恺 赵逸凡 高梓桓 徐亚文 赵宇 徐潇 李昕 侯杨		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/04012 A61B5/6802 A61B5/7235 A61B5/7253 A61B5/742 A61B5/746		
代理人(译)	刘君		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统，涉及心肌梗死定性判别技术领域，包括数据采集系统、云平台数据存储系统、定性判别分析系统和数据显示系统；可穿戴心电监护仪与待判别人员连接，记录并生成12导联原始心电图；心电图采集系统获取12导联原始心电图数据，包括P波的波幅、QRS波群的波幅、ST段的波幅和T波的波幅；定性判别分析系统利用基于CNN神经网络训练获得的定性判别模型进行卷积计算获得判别中间数据，判别中间数据经过sigmoid函数映射获得判别结果数据，从而做出待判别人员是否患有急性心肌梗死的定性判别；本申请提供一种基于CNN神经网络的急性心肌梗死定性自动判别系统，对待判别人员是否为急性心肌梗死做出准确的定性判别。

