



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105725966 A

(43)申请公布日 2016.07.06

(21)申请号 201610056151.8

(22)申请日 2016.01.27

(71)申请人 浙江铭众科技有限公司

地址 310000 浙江省绍兴市越城区平江路  
328号第9幢二层

申请人 浙江铭众医疗器械有限公司  
浙江铭众生物医用材料与器械研究  
院

(72)发明人 赵晓鹏 姚剑 何挺挺 姚志邦

(74)专利代理机构 杭州天勤知识产权代理有限公司 33224

代理人 胡红娟

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

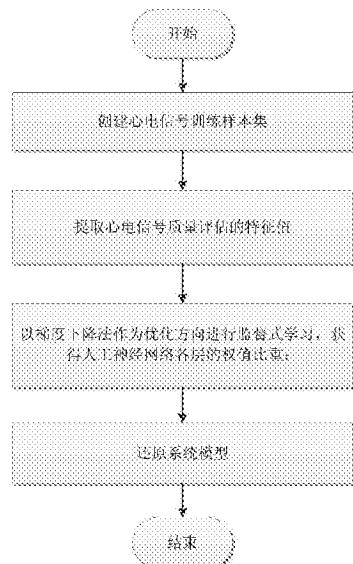
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法,该方法通过功率谱密度求积分和峰态系数的技术手段在学习前将独立单通道的心电信号转化为QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值三个特征值,进而根据特征值利用人工神经网络学习算法以梯度下降的优化方式将判别模型准确的建立,通过对系统模型的还原,实现了心电信号质量的判别方法,进而有效的对心电信号是否能用来进行诊断做出了甄别。



1. 一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法,包括如下步骤:

(1) 采集基于独立导联通道的m组心电信号段,m为大于1的自然数;通过人工对这些心电信号段的质量进行0或1标记,1表示满足接受要求,0表示不满足接受要求;

(2) 对于任一组心电信号段,计算该心电信号段的QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值,并将这三个特征指标组成该心电信号段的特征序列;

(3) 根据对应求得的m组特征序列通过人工神经网络学习算法进行训练,得到关于心电信号质量的判别模型;进而根据用户日常检测得到的单通道心电信号段利用所述的判别模型对该单通道心电信号段的质量进行判别,从而判断出该单通道心电信号段的质量是否满足接受要求。

2. 根据权利要求1所述的心电信号质量判别方法,其特征在于:所述的步骤(2)中通过以下算式计算心电信号段的QRS能量比值:

$$S = \frac{\int_{f=5}^{f=15} P(f) df}{\int_{f=5}^{f=40} P(f) df}$$

其中:P(f)为心电信号段的功率谱密度函数,S为心电信号段的QRS能量比值,f为频率。

3. 根据权利要求1所述的心电信号质量判别方法,其特征在于:所述的步骤(2)中通过以下算式计算心电信号段的信号峰度:

$$K = \frac{\sum_{i=1}^N (X(i) - \mu)^4}{\left( \sum_{i=1}^N (X(i) - \mu)^2 \right)^2}$$

其中:X(i)为心电信号段中的第i个采样值,N为心电信号段中的采样点个数,μ为心电信号段的平均采样值,K为心电信号段的信号峰度。

4. 根据权利要求1所述的心电信号质量判别方法,其特征在于:所述的步骤(2)中通过以下算式计算心电信号段的基线能量比值:

$$B = \frac{\int_{f=1}^{f=40} P(f) df}{\int_{f=0}^{f=40} P(f) df}$$

其中:P(f)为心电信号段的功率谱密度函数,B为心电信号段的基线能量比值,f为频率。

5. 根据权利要求1所述的心电信号质量判别方法,其特征在于:所述的人工神经网络学习算法以梯度下降法作为优化方向。

6. 根据权利要求1所述的心电信号质量判别方法,其特征在于:所述的步骤(3)中通过人工神经网络学习算法进行训练的具体过程如下:

3.1 将m组特征序列分为训练集和测试集且训练集大于测试集;

- 3.2 初始化构建一个由输入层、隐藏层和输出层组成的神经网络；  
3.3 从训练集中任取一特征序列代入上述神经网络计算得到对应关于心电信号质量的输出结果，计算该输出结果与该特征序列所对应的人工标记质量之间的累积误差；  
3.4 根据该累积误差通过梯度下降法对神经网络中输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的权重进行修正，进而从训练集中任取下一特征序列代入修正后的神经网络；  
3.5 根据步骤3.3和3.4遍历训练集中的所有特征序列，取累积误差最小时所对应的神经网络为判别模型。

7. 根据权利要求6所述的心电信号质量判别方法，其特征在于：所述步骤3.2中初始化构建的神经网络中输入层由3个神经元组成，隐藏层由4个神经元组成，输出层由1个神经元组成。

8. 根据权利要求6所述的心电信号质量判别方法，其特征在于：所述步骤3.2中初始化构建的神经网络中神经元函数 $g(z)$ 的表达式如下：

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

其中：z为函数的自变量。

9. 根据权利要求6所述的心电信号质量判别方法，其特征在于：所述的步骤(3)中对于训练得到的判别模型，将测试集中的特征序列逐个代入该判别模型得到对应关于心电信号质量的输出结果，使每一特征序列所对应的输出结果与人工标记质量进行比较，若测试集的正确率大于等于阈值的话，则该判别模型最终确定；若测试集的正确率小于阈值的话，则通过采集更多的心电信号段根据步骤(1)～(2)增加特征序列的数量作为神经网络的输入。

10. 根据权利要求1所述的心电信号质量判别方法，其特征在于：所述的步骤(3)中根据用户日常检测得到的单通道心电信号段利用判别模型对该单通道心电信号段质量进行判别的具体过程为：首先，计算出该单通道心电信号段的QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值并组成特征序列；然后，将该特征序列代入判别模型中得到对应关于心电信号质量的输出结果；最后，根据该输出结果判断出该单通道心电信号段的质量是否满足接受要求。

## 一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于医疗器械技术领域,具体涉及一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法。

### 背景技术

[0002] 心电信号常常会受到严重的噪音和假象干扰,而滤波算法很多时候并不能很好地去除这些干扰,特别是因为干扰信号和心电信号往往具有相似的频率成分及相近的形态。因此干扰会降低心电信号质量,并影响基于心电的自动疾病诊断从而引起较多的假报警(假阳性)情况。比如心电信号太差会引起ICU中大量的假报警,ICU中的假报警甚至可能高达86%。

[0003] 随着人类预期寿命的逐渐提高,现代社会健康老龄化将成为全球重点。世界卫生组织估计到2050年全世界60岁以上人口将达到20亿,并且80%的老年人将生活在低收入和中等收入国家。心血管疾病等慢性病将成为一个很大的负担并严重影响老年人的生活质量。移动医疗和可穿戴式医疗设备将越来越广泛地用于慢性病的预防和管理。未来移动医疗将提供高质、低价、方便的健康管理方案。比如HoIter因其可以在不影响日常生活的情况下方便地使用,而被广泛用于长程的心电监护。HoIter的动态监测功能使得其可以在临床使用中达到24小时甚至长达数天的连续监测。现代通讯手段使得心电信号可以很方便得存储并近乎实时得传输到医护人员的电脑上或其他移动终端上。但是,动态下的HoIter信号会受到比较严重的噪音的假象干扰。被噪音污染的HoIter信号对自动甚至人工疾病诊断造成很大困难。

[0004] 通过实时对心电信号质量进行评估,用户可以即时知道所获取的心电信号的质量如何。如果,信号质量太差,用户将得到提醒,并重新测量信号,或检查电极的联结,或检查其他可能造成的噪音影响。

[0005] 从近期一些文献或者专利技术中可以查阅到有关心电信号质量评估技术的研究,但是这些研究都是基于特征点提取的,也即首先通过一种算法提取心电信号的特征点,比如多数情况下是R波点或者是QRS波群,然后通过对特征点提取结果的分析、QRS波形的分析等获取对信号质量的描述;但特征提取结果的重要影响因素之一便是信号质量水平,信号质量问题会对特征提取造成误差,通过特征提取结果对信号质量水平进行判断也带来误差,这些误差都是向后积累的,最终造成分析结果的不精确,甚至是错误。

[0006] 另外,信号质量水平不是简单的好与不好的区别,具有明显的模糊性质,这符合人类本身对于信号质量的认知方式。对于一例特定的信号,其可能含有多种影响质量的因素,怎样将它归类到与其更为相似的一种类别中,以往的处理方式很难做到这一点。

### 发明内容

[0007] 针对现有技术所存在的上述技术问题,本发明提供了一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法,能够有效的判断心电信号质量是否满足可接受要求,大大降低了由

于信号质量较低带来的诊断结果错误。

[0008] 一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法,包括如下步骤:

[0009] (1)采集基于独立导联通道的m组心电信号段,m为大于1的自然数;通过人工对这些心电信号段的质量进行0或1标记,1表示满足接受要求,0表示不满足接受要求;

[0010] (2)对于任一组心电信号段,计算该心电信号段的QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值,并将这三个特征指标组成该心电信号段的特征序列;

[0011] (3)根据对应求得的m组特征序列通过人工神经网络学习算法进行训练,得到关于心电信号质量的判别模型;进而根据用户日常检测得到的单通道心电信号段利用所述的判别模型对该单通道心电信号段的质量进行判别,从而判断出该单通道心电信号段的质量是否满足接受要求。

[0012] 所述的步骤(2)中通过以下算式计算心电信号段的QRS能量比值:

$$[0013] S = \frac{\int_{f=5}^{f=15} P(f) df}{\int_{f=5}^{f=40} P(f) df}$$

[0014] 其中:P(f)为心电信号段的功率谱密度函数,S为心电信号段的QRS能量比值,f为频率。

[0015] 所述的步骤(2)中通过以下算式计算心电信号段的信号峰度:

$$[0016] K = \frac{\sum_{i=1}^N (X(i) - \mu)^4}{\left( \sum_{i=1}^N (X(i) - \mu)^2 \right)^2}$$

[0017] 其中:X(i)为心电信号段中的第i个采样值,N为心电信号段中的采样点个数,μ为心电信号段的平均采样值,K为心电信号段的信号峰度。

[0018] 所述的步骤(2)中通过以下算式计算心电信号段的基线能量比值:

$$[0019] B = \frac{\int_{f=1}^{f=40} P(f) df}{\int_{f=0}^{f=40} P(f) df}$$

[0020] 其中:P(f)为心电信号段的功率谱密度函数,B为心电信号段的基线能量比值,f为频率。

[0021] 所述的人工神经网络学习算法以梯度下降法作为优化方向。

[0022] 所述的步骤(3)中通过人工神经网络学习算法进行训练的具体过程如下:

[0023] 3.1将m组特征序列分为训练集和测试集且训练集大于测试集;

[0024] 3.2初始化构建一个由输入层、隐藏层和输出层组成的神经网络;

[0025] 3.3从训练集中任取一特征序列代入上述神经网络计算得到对应关于心电信号质量的输出结果,计算该输出结果与该特征序列所对应的人工标记质量之间的累积误差;

[0026] 3.4根据该累积误差通过梯度下降法对神经网络中输入层与隐藏层之间以及隐藏层与输出层之间的权重进行修正,进而从训练集中任取下一特征序列代入修正后的神经网络;

[0027] 3.5根据步骤3.3和3.4遍历训练集中的所有特征序列,取累积误差最小时所对应的神经网络为判别模型。

[0028] 所述步骤3.2中初始化构建的神经网络中输入层由3个神经元组成,隐藏层由4个神经元组成,输出层由1个神经元组成。

[0029] 所述步骤3.2中初始化构建的神经网络中神经元函数 $g(z)$ 的表达式如下:

$$[0030] g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

[0031] 其中: $z$ 为函数的自变量。

[0032] 所述的步骤(3)中对于训练得到的判别模型,将测试集中的特征序列逐个代入该判别模型得到对应关于心电信号质量的输出结果,使每一特征序列所对应的输出结果与人工标记质量进行比较,若测试集的正确率大于等于阈值的话,则该判别模型最终确定;若测试集的正确率小于阈值的话,则通过采集更多的心电信号段根据步骤(1)~(2)增加特征序列的数量作为神经网络的输入。

[0033] 所述的步骤(3)中根据用户日常检测得到的单通道心电信号段利用判别模型对该单通道心电信号段质量进行判别的具体过程为:首先,计算出该单通道心电信号段的QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值并组成特征序列;然后,将该特征序列代入判别模型中得到对应关于心电信号质量的输出结果;最后,根据该输出结果判断出该单通道心电信号段的质量是否满足接受要求。

[0034] 本发明心电信号质量判别方法通过功率谱密度求积分和峰态系数的技术手段在学习前将独立单通道的心电信号转化为QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值三个特征值,进而根据特征值利用人工神经网络学习算法以梯度下降的优化方式将判别模型准确的建立,通过对系统模型的还原,实现了心电信号质量的判别方法,进而有效的对心电信号是否能用来进行诊断做出了甄别。

## 附图说明

[0035] 图1为本发明心电信号质量判别方法的步骤流程示意图。

[0036] 图2为本发明心电信号质量判别方法中的人工神经网络模型示意图。

## 具体实施方式

[0037] 为了更为具体地描述本发明,下面结合附图及具体实施方式对本发明的技术方案进行详细说明。

[0038] 如图1所示,本发明心电信号质量判别方法包括如下步骤:

[0039] (1)训练样本集构建。

[0040] 用于算法分析的数据库是来源于CinC Challenge 2011(以下简称为CinC)。CinC数据库中包含1000个10秒时长的12通道标准医用记录。标准医用12通道中,只有8个通道是独立。因此,我们对每个记录选取8个通道,分别为:通道I,II,V1,V2,V3,V4,V5,V6。由此构

成的数据库包含8000个单通道心电记录。每个单通道记录再经由人工评判,根据其信号质量标注为可接受和不可接受两种。

[0041] (2)心电信号质量特征提取。

[0042] 2.1计算QRS能量比值;该特征定义为QRS波形能量与心电信号的能量的比值。

[0043] 首先对心电信号做频谱分析,然后计算5-15Hz频段的能量和5-40Hz频段能量的相对比值。其中5-15Hz大致对应于QRS波形的能量,5-40Hz大约相当于心电信号整体的能量;如以下公式所示:

$$[0044] S = \frac{\int_{f=5}^{f=15} P(f) df}{\int_{f=5}^{f=40} P(f) df} \quad (1)$$

[0045] QRS波的能量主要集中在10Hz的频率带宽内且中心宽度为10Hz,当出现肌电干扰时,信号中的高频成分会增加,那么能量比值将会降低;而当发生一个类QRS波的电极移位时,则能量比值会显著增加。

[0046] 2.2计算峰度;峰度又称为峰态系数,在统计学中亦成为四阶标准矩。峰度用来表征分布曲线在平均值处峰值高低。用X表示一段心电信号,用 $\mu$ 来表示信号的均值,用 $\sigma$ 来表示信号的标准方差;以下公式用来求峰度:

$$[0047] K = \frac{\sum_{i=1}^N (X(i) - \mu)^4}{\left( \sum_{i=1}^N (X(i) - \mu)^2 \right)^2} \quad (2)$$

[0048] 一个干净完好的心电信号其峰度大于5,而如果存在肌电干扰或、基线漂移、工频干扰或者高斯分布的随机噪声,其峰度将低于5。

[0049] 2.3计算基线能量比值;该特征定义为1-40Hz频段的能量和0-40Hz频段能量之间的商。

$$[0050] B = \frac{\int_{f=1}^{f=40} P(f) df}{\int_{f=0}^{f=40} P(f) df} \quad (3)$$

[0051] 基线漂移的频率约为0.15-0.3Hz,所以通过基线能量比值能够有效的表征是否存在影响较大的基线干扰。

[0052] (3)以梯度下降法作为优化方向进行监督式学习,获得人工神经网络各层的权值比重。

[0053] 3.1将单通道的心电信号训练样本集划分为训练集和测试集;

[0054] 3.2根据人工神经网络学习算法建立神经网络模型:神经网络模型有输入层、隐藏层和输出层三层,输入层的输入输出为三通道的相关系数,层与层之间通过公式(4)进行连接,隐藏层和输出层的神经元激活函数为公式(5),输出层由1个神经元构成,隐藏层由10个

神经元构成,同时将各层间的权值系数初始化;图2为建立的人工神经网络模型。

[0055]  $b(x) = \sum_{j=1}^n w_j x_j + w_0$  (4)

[0056]  $g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$  (5)

[0057] 3.3将心电训练样本的训练集中的一组样本输入到当前权值系数下的神经网络,依次计算输入层、隐藏层和输出层的各节点的输出。

[0058] 3.4根据公式(6)计算所有心电训练样本的输出层输出与心电训练样本的期望结果之间的累积误差 $E_{train}$ ,根据梯度下降法,以公式(7)修正隐藏层与输出层各节点间的权值系数,以公式(8)修正输入层与隐藏层各节点间的权值系数。

[0059]  $E_{train} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \sum_{k=1}^p (\hat{o}_k - o_k)^2$  (6)

[0060] 其中: $E$ 为累积误差,  $\hat{o}_k$ 为单次训练样本经过神经网络的输出层的第 $k$ 个输出,  $o_k$ 为单次训练样本的第 $k$ 个期望结果,  $m$ 为训练集样本总数,  $p$ 为输出层输出总数;

[0061]  $w_{ho}(t+1) = w_{ho}(t) + \alpha(\hat{o} - o)\hat{o}(1 - \hat{o})x_k$  (7)

[0062] 其中: $w_{ho}(t)$ 为第 $t$ 次样本输入到神经网络时隐藏层与输出层之间的权值系数,  $\hat{o}$ 为单次训练样本经过神经网络的输出层的输出,  $o$ 为单次训练样本的期望结果,  $x_k$ 为隐藏层的输出,  $\alpha$ 为学习速率;

[0063]  $w_{ih}(t+1) = w_{ih}(t) + \alpha \sum_{i=1}^n ((\hat{o} - o)\hat{o}(1 - \hat{o})w_{ih}(t))x_i$  (8)

[0064] 其中: $w_{ih}(t)$ 为第 $t$ 次样本输入到神经网络时输入层与隐藏层之间的权值系数,  $x_i$ 为输入层的输出,  $\alpha$ 为学习速率;

[0065] 3.5以步骤3.3和步骤3.4遍历所有心电信号训练样本的训练集,则取到 $E_{train}$ 最小时的权值系数组,并以测试集神经网络进行测试,若测试的正确率高于阈值则训练完成;若否,增加心电信号训练样本,并重复步骤3.3~3.5。

[0066] 本实施方式中,学习速率 $\alpha=0.05$ 。

[0067] (4)还原系统模型。

[0068] 根据神经网络各层的权值比重,还原心电信号质量评估判别模型的系统函数,通过系统函数对心电信号质量判别是否接受:首先,根据某一独立通道的心电信号段分别计算其QRS能量比值、峰度和基线能量比值;然后,将这三个特征值代入判别模型中得到对应关于连接位置状态的输出结果;最后,根据该输出结果判别出该独立通道的心电信号质量是否可接受。

[0069] 上述的对实施例的描述是为便于本技术领域的普通技术人员能理解和应用本发明。熟悉本领域技术的人员显然可以容易地对上述实施例做出各种修改,并把在此说明的一般原理应用到其他实施例中而不必经过创造性的劳动。因此,本发明不限于上述实施例,本领域技术人员根据本发明的揭示,对于本发明做出的改进和修改都应该在本发明的保护范围之内。

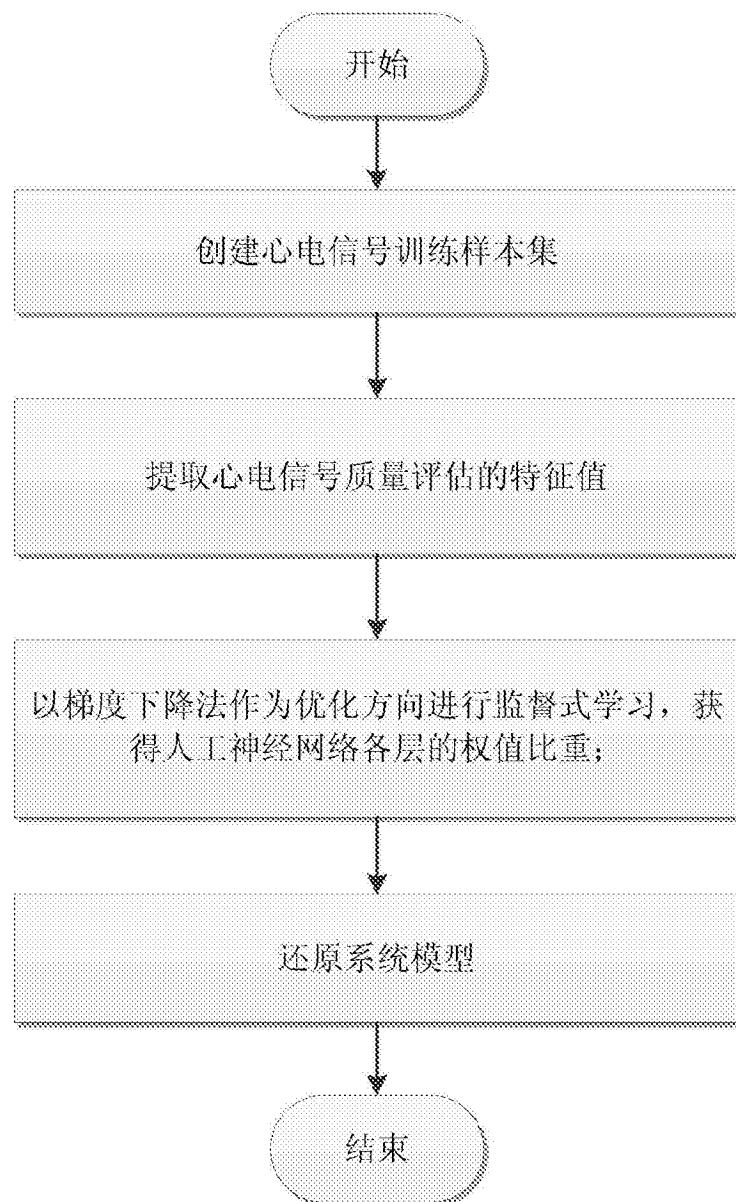


图1

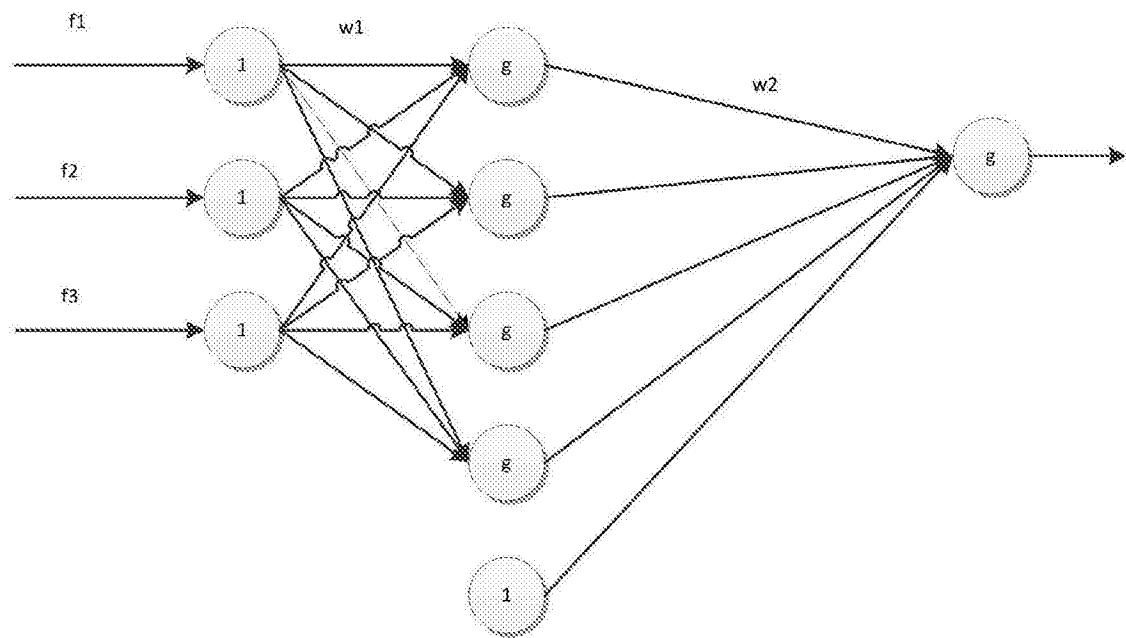


图2

专利名称(译)	一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN105725966A</a>	公开(公告)日	2016-07-06
申请号	CN201610056151.8	申请日	2016-01-27
[标]申请(专利权)人(译)	浙江铭众科技有限公司 浙江铭众医疗器械有限公司 浙江铭众生物医用材料与器械研究院		
申请(专利权)人(译)	浙江铭众科技有限公司 浙江铭众医疗器械有限公司 浙江铭众生物医用材料与器械研究院		
当前申请(专利权)人(译)	浙江铭众科技有限公司 浙江铭众医疗器械有限公司 浙江铭众生物医用材料与器械研究院		
[标]发明人	赵晓鹏 姚剑 何挺挺 姚志邦		
发明人	赵晓鹏 姚剑 何挺挺 姚志邦		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0402		
CPC分类号	A61B5/7221 A61B5/04028		
代理人(译)	胡红娟		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">Sipo</a>		

**摘要(译)**

本发明公开了一种基于神经网络模型的心电信号质量判别方法，该方法通过功率谱密度求积分和峰态系数的技术手段在学习前将独立单通道的心电信号转化为QRS能量比值、信号峰度和基线能量比值三个特征值，进而根据特征值利用人工神经网络学习算法以梯度下降的优化方式将判别模型准确的建立，通过对系统模型的还原，实现了心电信号质量的判别方法，进而有效的对心电信号是否能用来进行诊断做出了甄别。

