



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109887594 A

(43)申请公布日 2019.06.14

(21)申请号 201811544778.3

(22)申请日 2018.12.17

(71)申请人 浙江好络维医疗技术有限公司

地址 310012 浙江省杭州市西湖区西斗门路3号天堂软件园A幢7D

(72)发明人 孙斌 杨智 顾林跃 符灵建

(74)专利代理机构 杭州九洲专利事务所有限公司 33101

代理人 翁霁明

(51) Int. Cl.

G16H 50/20(2018.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

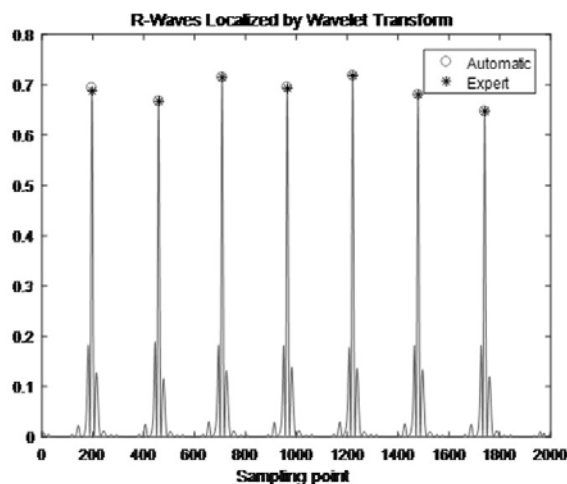
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

## (54)发明名称

一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法

## (57)摘要

一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法,包括:a)基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置,对数据进行分割;b)以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于TDCNN建立并训练神经网络;c)利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断,并找到心律失常位置;本发明能根据不同人R波位置、心率对任意长度真实心电图数据进行分割,并且充分考虑导联之间的内在相关性,易于理解,容易实现,预测精度较高,更适于心律失常的诊断。



1. 一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法,它包括如下步骤:

a) 基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置,对数据进行分割;

b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于TDCNN建立并训练神经网络;

c) 利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断,并找到心律失常位置;其特征

在于:  
所述步骤a),基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置,对数据进行分割方法为:设有多导联心电图数据X:

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{m1} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix}$$

其中:m表示导联数目,n表示采样点数(因采样频率 $f_c$ 已知,可得采样点 $i$ 处对应时刻 $t_i = i/f_c$ ),包括如下步骤:

步骤1:取第1导联数据作为分析数据,利用MODWT编程获得连续 $s$ 个R波所处采样点位置 $w_1, w_2, \dots, w_s$ ,可见: $1 < w_1 < w_2 < \dots < w_s < n$ ;

步骤2:获得RR间隔:

$$y_1 = w_2 - w_1, y_2 = w_3 - w_2, \dots, y_{s-1} = w_s - w_{s-1}$$

取均值得心率 $y_z$ ,为包含一个心跳周期,在 $w_1$ 处:截取数据为:

$$X_{1(w_1 - \frac{y_z}{2}), \dots, X_{1(w_1 + \frac{y_z}{2})}$$

注意,当下标 $<0$ 或 $>n$ 时,舍弃该段数据。对数据进行归一化处理,并通过拉伸或压缩变换到定长 $N$ (注:可设为训练数据的采样频率):

$$X_{111}, \dots, X_{11N}$$

其中,下标第1位“1”表示导联1,第2位“1”表示第1个心跳周期,第3位表示第1个心跳周期的采样点位置;同理,得其他位置截取数据:

$$X_{121}, \dots, X_{12N}, X_{131}, \dots, X_{13N}, \dots, X_{1s1}, \dots, X_{1sN}$$

步骤3:对其他导联,以第1导联R波位置为基准,同样处理;将各导联在各心跳周期的定长数据依序上下排列,获得分割好的二维数据组合 $Y$ :

$$Y = [Y_1, \dots, Y_s],$$

其中:

$$Y_1 = \begin{bmatrix} X_{111}, \dots, X_{11N} \\ \vdots \\ X_{m11}, \dots, X_{m1N} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} X_{1s1}, \dots, X_{1sN} \\ \vdots \\ X_{ms1}, \dots, X_{msN} \end{bmatrix}$$

此即为需诊断的心跳周期分割数据。

2. 根据权利要求1所述的基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法,其特征

在于:  
所述步骤b),以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于TDCNN建立并训练神经网络方法为:

步骤1):获取MIT-BIH心律失常数据库,舍弃例外导联及数据量少的心律失常类型,选定II导联、VI导联的正常窦性心律(N)、左束支传导阻滞(L)、右束支传导阻滞(R)、房性早搏

(A) 及室性早搏 (V) 五种心律失常类型作为分析数据;根据标注的R波位置,获得心跳周期分割数据;

步骤2):按照如下表1构建TDCNN;

表1 TDCNN结构

输入层	II导联、VI导联:2×360
卷积层1	滤波器数量:32,大小:2×9
池化层1	大小:2×2
卷积层2	滤波器数量:32,大小:1×9
卷积层2	大小:1×2
全连接层	大小:2880,dropout=0.8
输出层	大小:5,激活函数:softmax

将步骤1)获得的心跳周期分割数据随机打乱顺序,按照约92:8的比例分成互不相交的训练集(80000)和测试集(6383),利用训练集对TDCNN进行训练,利用测试集进行验证,当测试集预测精度达到设定值(比如0.95)时停止训练。

3.根据权利要求1或2所述的基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法,其特征在于:

所述步骤c),利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断,并找到心律失常位置,将获得的心跳周期分割数据输入所述建立并训练好的TDCNN中,获得各心跳周期心律失常类型,然后根据心律失常类型所在的分割数据段,给出心律失常所在位置。

## 一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于MODWT (Maximal overlap discrete wavelet transform) 和TDCNN (Two-dimensional convolutional neural networks) 的多导联心律失常智能诊断方法,属于心电图智能诊断领域。

### 背景技术

[0002] 心电图检查是体检的常见项目,如果患者疑似有心律失常症状,通常也会去医院做个心电图,但是,在医院的几分钟或者十几分钟心电图,难以发现问题,这时候医生就可能会给患者一个可以穿戴的心电图检测器,通常要戴两周或者更长时间,这会产生几百小时的心电图,医生要一秒一秒的检查,这是很费时间的,如果能先让机器进行智能判断,找出可能的心律失常的时间位置,再由医生针对这些地方进行进一步诊断,显然能够极大地提高效率,节约资源,本专利的发明初衷来源于此。

[0003] 目前,已有研究者针对心律失常智能诊断进行研究。比如早期的利用支持向量机、KNN等机器学习方法对心律失常进行诊断;近年随着深度学习的兴起,也有学者提出了利用深度学习对心律失常进行诊断的新方法:比如国外吴恩达带领斯坦福机器学习组提出用CNN进行心脏病专家级的心律不齐检测,能够识别14类心律不齐类型。但该方法提取的是单导联数据,难以应对需要结合多导联数据才能进行诊断的心律失常类型,同时,该方法基于时间(注:1秒)对待诊断数据进行分割,没有考虑个体之间心率不同的差异,当心率过缓时,很多分割数据难以包括一个完整心跳周期;国内高岩等利用CNN对多导联的心律失常智能诊断方法进行了研究,该方法同样没有考虑个体之间心率不同的差异,同时,以多通道方式处理多导联数据,无形中使导联之间的内在联系脱离,实际上,多导联的数据来源于心电向量的二次投影,导联与导联之间具有空间上的联系。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于克服现有技术存在的不足,而提供一种能根据不同人R波位置、心率对任意长度真实心电图数据进行分割,并且充分考虑导联之间的内在相关性,易于理解,容易实现,预测精度较高,更适于心律失常诊断的基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法。

[0005] 为了实现上述目的,本发明所采用的技术方案如下:一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法,它包括如下步骤:

[0006] a) 基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置,对数据进行分割;

[0007] b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于TDCNN建立并训练神经网络;

[0008] c) 利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断,并找到心律失常位置;其特征在于:

[0009] 所述步骤a),基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置,对数据进行分割

方法为:设有多导联心电图数据X:

$$[0010] \quad X = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ X_{m1} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix}$$

[0011] 其中:m表示导联数目,n表示采样点数(因采样频率 $f_c$ 已知,可得采样点 $i$ 处对应时刻 $t_i = i/f_c$ ),包括如下步骤:

[0012] 步骤1:取第1导联数据作为分析数据,利用MODWT编程获得连续 $s$ 个R波所处采样点位置 $w_1, w_2, \dots, w_s$ ,可见: $1 < w_1 < w_2 < \dots < w_s < n$ ;

[0013] 步骤2:获得RR间隔:

$$[0014] \quad y_1 = w_2 - w_1, y_2 = w_3 - w_2, \dots, y_{s-1} = w_s - w_{s-1}$$

[0015] 取均值得心率 $y_z$ ,为包含一个心跳周期,在 $w_1$ 处:截取数据为:

$$[0016] \quad X_{1(w_1 - \frac{y_z}{2})}, \dots, X_{1(w_1 + \frac{y_z}{2})}$$

[0017] 注意,当下标 $< 0$ 或 $> n$ 时,舍弃该段数据。对数据进行归一化处理,并通过拉伸或压缩变换到定长 $N$ (注:可设为训练数据的采样频率):

$$[0018] \quad X_{111}, \dots, X_{11N}$$

[0019] 其中,下标第1位“1”表示导联1,第2位“1”表示第1个心跳周期,第3位表示第1个心跳周期的采样点位置;同理,得其他位置截取数据:

$$[0020] \quad X_{121}, \dots, X_{12N}, X_{131}, \dots, X_{13N}, \dots, X_{1s1}, \dots, X_{1sN}$$

[0021] 步骤3:对其他导联,以第1导联R波位置为基准,同样处理;将各导联在各心跳周期的定长数据依序上下排列,获得分割好的二维数据组合 $Y$ :

$$[0022] \quad Y = [Y_1, \dots, Y_s],$$

[0023] 其中:

$$[0024] \quad Y_1 = \begin{bmatrix} X_{111}, \dots, X_{11N} \\ \vdots \\ X_{m11}, \dots, X_{m1N} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} X_{1s1}, \dots, X_{1sN} \\ \vdots \\ X_{ms1}, \dots, X_{msN} \end{bmatrix}$$

[0025] 此即为需诊断的心跳周期分割数据。

[0026] 作为优选:所述步骤b),以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于TDCNN建立并训练神经网络方法为:

[0027] 步骤1):获取MIT-BIH心律失常数据库,舍弃例外导联及数据量少的心律失常类型,选定II导联、VI导联的正常窦性心律(N)、左束支传导阻滞(L)、右束支传导阻滞(R)、房性早搏(A)及室性早搏(V)五种心律失常类型作为分析数据;根据标注的R波位置,获得心跳周期分割数据;

[0028] 步骤2):按照如下表1构建TDCNN;

[0029] 表1 TDCNN结构

[0030]

输入层	II导联、VI导联: $2 \times 360$
卷积层1	滤波器数量:32,大小: $2 \times 9$
池化层1	大小: $2 \times 2$
卷积层2	滤波器数量:32,大小: $1 \times 9$

卷积层2	大小:1×2
全连接层	大小:2880, dropout=0.8
输出层	大小:5, 激活函数:softmax

[0031] 将步骤1) 获得的心跳周期分割数据随机打乱顺序, 按照约92:8的比例分成互不相交的训练集(80000)和测试集(6383), 利用训练集对TDCNN进行训练, 利用测试集进行验证, 当测试集预测精度达到设定值(比如0.95)时停止训练。

[0032] 作为优选: 所述步骤c), 利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断, 并找到心律失常位置, 将获得的心跳周期分割数据输入所述建立并训练好的TDCNN中, 获得各心跳周期心律失常类型, 然后根据心律失常类型所在的分割数据段, 给出心律失常所在位置。

[0033] 本发明首先利用MODWT探测患者实际心电图的R波位置, 再基于R波位置及心率对数据进行分割, 实验结果表明, 这样处理之后, 大幅度提高了分析的准确度; 然后, 将多导联数据进行二维图像化处理, 利用TDCNN对数据进行分析, 从而考虑了导联之间的内在空间联系。

[0034] 本发明能根据不同人R波位置、心率对任意长度真实心电图数据进行分割, 并且充分考虑导联之间的内在相关性, 易于理解, 容易实现, 预测精度较高, 更适于心律失常的诊断。

## 附图说明

[0035] 图1为本发明中利用MODWT探测实际心电图R波位置示意图。

[0036] 图2为本发明中利用MODWT分割好的一段实际心电图数据。

## 具体实施方式

[0037] 下面将结合附图对本发明的技术方案作进一步详细的说明。一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法, 包括以下步骤:

[0038] a) 基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置, 对数据进行分割;

[0039] 设有多导联心电图数据X:

$$[0040] \quad X = \begin{bmatrix} X_{11} & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{m1} & \cdots & X_{mn} \end{bmatrix}$$

[0041] 其中:m表示导联数目,n表示采样点数(因采样频率 $f_c$ 已知, 可得采样点i处对应时刻 $t_i = i/f_c$ )。

[0042] 步骤1: 取第1导联数据作为分析数据, 利用MODWT编程获得连续s个R波所处采样点位置 $w_1, w_2, \dots, w_s$ , 可见: $1 < w_1 < w_2 < \dots < w_s < n$ 。

[0043] MODWT是高度冗余的非正交变换, 样本容量可为任意值, 具有位移不变性, 非常适合处理心电图数据。在实际使用中, 先根据心电图R波形状选取与之相类似的小波类型, 然后根据应用效果选取合适的分割层次, 最后选取细节信号对原始信号进行重构, 找到极大值点, 此即为R波所在位置。

[0044] 步骤2: 获得RR间隔:

$$[0045] \quad y_1 = w_2 - w_1, y_2 = w_3 - w_2, \dots, y_{s-1} = w_s - w_{s-1}$$

[0046] 取均值得心率 $y_z$ 。因我们采用MIT-BIH心律失常数据库,选定的心律失常类型为:正常窦性心律(N)、左束支传导阻滞(L)、右束支传导阻滞(R)、房性早搏(A)及室性早搏(V)五种心律失常类型。在这五种类型里,N、L、R、V四种均可通过QRS波看出端倪,A类型需要考虑前面p波是否提前出现,为取到p波,将R波所处心跳周期位置(注:一般在一个心跳周期的前半段)往后移,在 $w_1$ 处:截取数据为:

$$[0047] \quad X_{1(w_1-\frac{Y_z}{2}), \dots, X_{1(w_1+\frac{Y_z}{2})}}$$

[0048] 注意,当下标 $<0$ 或 $>n$ 时,舍弃该段数据。对数据进行(0,1)归一化处理,并通过拉伸或压缩变换到定长N(注:数值上等于训练数据的采样频率,实施例中为360Hz):

$$[0049] \quad X_{111}, \dots, X_{11N}$$

[0050] 其中,下标第1位“1”表示导联1,第2位“1”表示第1个心跳周期,第3位表示第1个心跳周期的采样点位置。

[0051] 同理,得其他位置截取数据:

$$[0052] \quad X_{121}, \dots, X_{12N}, \dots, X_{1s1}, \dots, X_{1sN}$$

[0053] 步骤3:对其他导联,以第1导联R波位置为基准,同样处理。将各导联在各心跳周期的定长数据依序上下排列,获得分割好的二维数据组合Y:

$$[0054] \quad Y = [Y_1, \dots, Y_s],$$

[0055] 其中:

$$[0056] \quad Y_1 = \begin{bmatrix} X_{111}, \dots, X_{11N} \\ \vdots \\ X_{m11}, \dots, X_{m1N} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} X_{1s1}, \dots, X_{1sN} \\ \vdots \\ X_{ms1}, \dots, X_{msN} \end{bmatrix}$$

[0057] 此即为需诊断的1个心跳周期分割数据。

[0058] b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于TDCNN建立并训练神经网络

[0059] 步骤1:获取MIT-BIH心律失常数据库,舍弃例外导联及数据量少的心律失常类型,选定II导联、VI导联的正常窦性心律(N)、左束支传导阻滞(L)、右束支传导阻滞(R)、房性早搏(A)及室性早搏(V)五种心律失常类型作为分析数据。因该数据库对每个R波位置均有标注,所以,R波位置是给定的,不需利用MODWT进行探测,只要根据标注的R波位置,如a)步骤2、3所述获得心跳周期分割数据即可;

[0060] 步骤2:按照表1所示构建TDCNN。

[0061] 表1 TDCNN结构

[0062]

输入层	II导联、VI导联数据维度: $2 \times 360$
卷积层1	滤波器数量:32,大小: $2 \times 9$
池化层1	大小: $2 \times 2$
卷积层2	滤波器数量:32,大小: $1 \times 9$
池化层2	大小: $1 \times 2$
全连接层	大小:2880, dropout = 0.8
输出层	数量:5, 激活函数: softmax

[0063] 以下是详细说明:

[0064] 与通常处理心电图数据采用一维CNN不同,这里为考虑各导联之间的空间联系,采用TDCNN进行处理。对于实施例中的MIT-BIH的二导联数据,输入层为两个导联的依序上下排列定长数据,因单个导联采样频率为360Hz,所以输入层为 $2 \times 360$ ;接下来是卷积层1,滤波器数量为32个,单个滤波器也是二维的,大小为 $2 \times 9$ ,两个方向上步长均取1,通过补0保证卷积之后的长宽大小不变,数据维度为 $2 \times 360 \times 32$ ,为防止梯度消失,激活函数取ReLU函数;再通过池化层1,其大小为 $2 \times 2$ ,两个方向上步长均取2,数据维度变为 $1 \times 180 \times 32$ ;接下来是卷积层2,滤波器数量为32个,大小为 $1 \times 9$ ,两个方向上步长均取1,数据维度变为 $1 \times 180 \times 32$ ,激活函数仍取ReLU函数;再通过池化层2,其大小为 $1 \times 2$ ,步长取 $1 \times 2$ ,数据维度变为 $1 \times 90 \times 32$ ;接下来为全连接层,大小为2880,为防止过拟合,通过dropout进行处理,取0.8;最后是输出层,采用Softmax分类器。训练网络损失函数采用交叉熵,采用批处理模式,批量大小为150,评估模型采用预测精度:

[0065] 预测精度=预测正确数/总数。

[0066] 将步骤1获得的心跳周期分割数据随机打乱顺序,按照约92:8的比例分成互不相交的训练集(80000)和测试集(6383),利用训练集对TDCNN进行训练,利用测试集进行验证,当测试集预测精度达到设定值(比如0.95)时停止训练。

[0067] c) 利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断,并找到心律失常位置。

[0068] 将a)中获得的待诊断信号Y输入神经网络,获得心律失常类型,并给出所在的时间位置,供医生参考。

[0069] 实施例:为了检验诊断结果,我们以一份专家标注过的患者心电图数据作为待诊断实际心电图信号:导联:II导联、VI导联;时长:30分钟;采样频率:360Hz;在R波位置,有2526处标注:正常窦性心律(N),41处标注:室性早搏(V)。

[0070] 计算结果:按照前述步骤a):利用MODWT找到R波位置如图1所示,可见程序寻找到的R波位置几乎与专家标注的R波位置完全一致。求取RR间隔得平均心跳间隔为242次,即心率约为: $60 / (242/360) = 90\text{bpm}$ 。归一化并伸展到360个采样点,对依序上下排列的两个导联数据按R波位置及心率进行分割,得2565份数据,我们以第3份双导联数据作为示例,如图2所示。

[0071] 按照前述步骤b):获得MIT-BIH心律失常数据库,并根据标注的R波位置进行分割,因每份记录中平均心率并不一致,将每份根据心率分割的两个导联数据拉升或压缩到360个采样点,得86383份,再随机打乱顺序,按照约92:8的比例分成互不相交的训练集(80000)和测试集(6383),建立TDCNN,然后利用训练集对TDCNN进行训练,利用测试集进行验证。

[0072] 根据调参结果,按照表1所示建立TDCNN时效果较好,当迭代次数达到2000次时,预测精度已达到0.98,符合预期要求。

[0073] 按照前述步骤c):将步骤a)产生的待诊断心电图信号输入TDCNN,得到了心律失常诊断结果,精度达到0.994,并获得了心律失常所在时间位置,为下一步医生的诊断提供参考。

[0074] 以上实施例仅为说明本发明的技术思想,不能以此限定本发明的保护范围,凡是按照本发明提出的技术思想,在技术方案基础上所做的任何改动,均落入本发明保护范围之内。

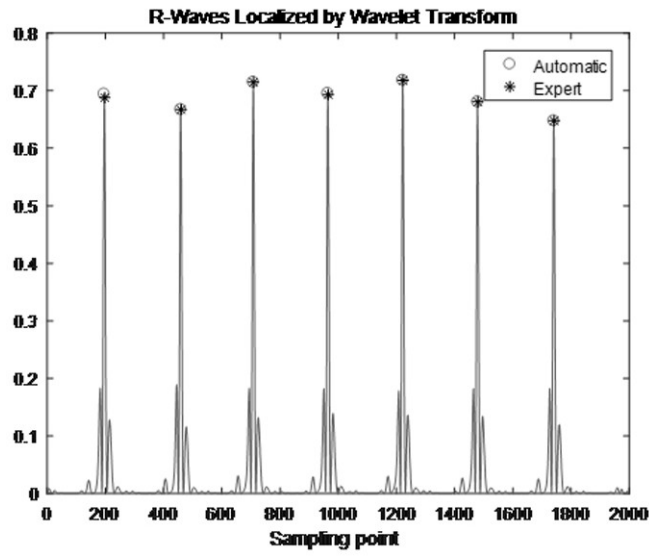


图1

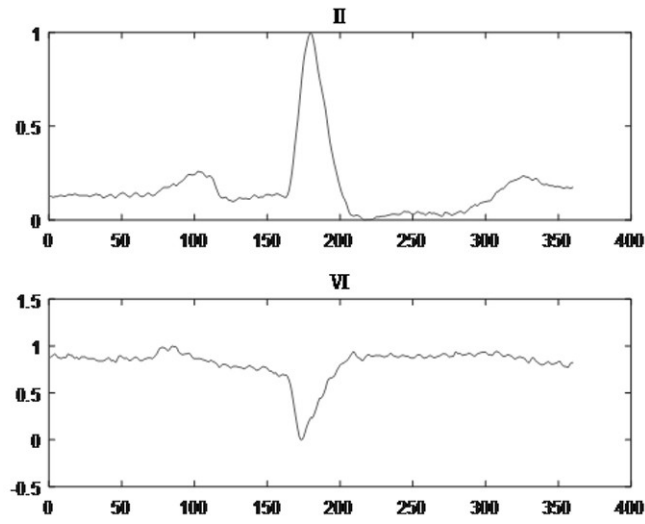


图2

专利名称(译)	一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN109887594A</a>	公开(公告)日	2019-06-14
申请号	CN201811544778.3	申请日	2018-12-17
[标]申请(专利权)人(译)	浙江好络维医疗技术有限公司		
申请(专利权)人(译)	浙江好络维医疗技术有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	浙江好络维医疗技术有限公司		
[标]发明人	孙斌 杨智 顾林跃 符灵建		
发明人	孙斌 杨智 顾林跃 符灵建		
IPC分类号	G16H50/20 A61B5/00 A61B5/0402		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

一种基于MODWT和TDCNN的多导联心律失常智能诊断方法，包括：a) 基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置，对数据进行分割；b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源，基于TDCNN建立并训练神经网络；c) 利用训练好的网络对真实心电图数据进行智能诊断，并找到心律失常位置；本发明能根据不同人R波位置、心率对任意长度真实心电图数据进行分割，并且充分考虑导联之间的内在相关性，易于理解，容易实现，预测精度较高，更适于心律失常的诊断。

