



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110236529 A  
(43)申请公布日 2019.09.17

(21)申请号 201910658673.9

(22)申请日 2019.07.19

(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.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0456(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

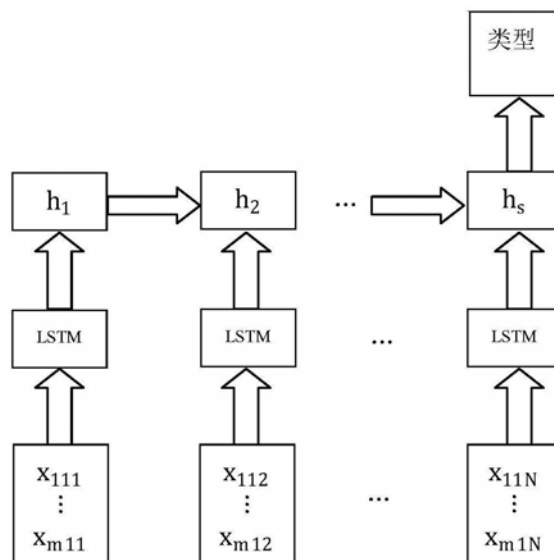
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于MODWT和LSTM的多导联心律失常智能诊断方法

(57)摘要

一种基于MODWT和LSTM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,对数据进行切割;b)以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于LSTM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、波形之间的内在相关性,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LSTM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,对数据进行切割;
  - b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于LSTM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,对数据进行切割方法为: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 $t_i = i/f_c$ ),具体步骤为:

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;获得切割数据组合Y:

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

其中:

$$Y_i = \begin{bmatrix} [X_{111}] & [X_{112}] & \dots & [X_{11N}] \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ [X_{m11}] & [X_{m12}] & \dots & [X_{m1N}] \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} [X_{1s1}] & [X_{1s2}] & \dots & [X_{1sN}] \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ [X_{ms1}] & [X_{ms2}] & \dots & [X_{msN}] \end{bmatrix}$$

此即为需诊断的1个心跳周期分割数据。

2. 根据权利要求1所述基于MODWT和LSTM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LSTM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):构建LSTM网络;

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LSTM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LSTM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,提供的参考方法为:将获得的心跳周期分割数据输入所述建立并训练好的LSTM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切割数据段,给出心律失常所在位置。

## 一种基于MODWT和LSTM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 LSTM (Long Short-Term Memory) 的多导联心律失常智能诊断方法,属于心电图智能诊断技术领域。

### 背景技术

[0002] 心电图检查是体检的常见项目,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疑似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,很费时间,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。

[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:比如吴恩达带领斯坦福机器学习组提出用CNN (Convolutional neural networks,卷积神经网络)对单导联数据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;Jen HongTan等将LSTM应用到单导联数据中进行冠心病的准确识别;高岩等利用CNN以多通道方式对多导联的心律失常智能诊断方法进行了研究,另外,也对每个导联分别采用LSTM进行了分析。

[0004] 但在这些方法中,存在一些问题:其一:如果提取单导联数据,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;其二:以多通道方式处理多导联数据或者针对每个导联单独建立网络,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四维心电向量的二次投影,导联与导联之间、单导联前后波形之间均具有联系。其三:在这些方法中,大多数基于固定时间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,很多分割数据难以包括一个完整心跳周期或者远远超出一个心跳周期。

### 发明内容

[0005] 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、波形(注:P波、QRS波及T波)之间的内在相关性,易于理解,容易实现,预测精度较高,更适于心律失常判定的基于MODWT和LSTM的多导联心律失常智能诊断方法。

[0006] 本发明的目的是通过如下技术方案来完成的,一种基于MODWT和LSTM的多导联心律失常智能诊断方法,它包括如下步骤:

[0007] a) 基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置,对数据进行切割;

[0008] b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于LSTM建立并训练神经网络;

[0009] 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：

[0010] 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, 对数据进行切割方法为: 设有多导联心电图数据X:

$$[0011] \quad X = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ X_{m1} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix}$$

[0012] 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 $t_i = i/f_c$ ),具体步骤为:

[0013] 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: $1 < w_1 < w_2 < \dots < w_s < n$ ;

[0014] 步骤2:获得RR间隔:

$$[0015] \quad y_1 = w_2 - w_1, y_2 = w_3 - w_2, \dots, y_{s-1} = w_s - w_{s-1}$$

[0016] 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:

$$[0017] \quad X_{1(w_1 - \frac{y_z}{2})}, \dots, X_{1(w_1 + \frac{y_z}{2})}$$

[0018] 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):

$$[0019] \quad X_{111}, \dots, X_{11N}$$

[0020] 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:

$$[0021] \quad X_{121}, \dots, X_{12N}, X_{131}, \dots, X_{13N}, \dots, X_{1s1}, \dots, X_{1sN};$$

[0022] 步骤3:对其他导联,以第1导联R波位置为基准,同样处理;获得切割数据组合Y:

$$[0023] \quad Y = [Y_1, \dots, Y_s],$$

[0024] 其中:

$$[0025] \quad Y_1 = \begin{bmatrix} [X_{111}] & [X_{112}] & \dots & [X_{11N}] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ [X_{m11}] & [X_{m12}] & \dots & [X_{m1N}] \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} [X_{1s1}] & [X_{1s2}] & \dots & [X_{1sN}] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ [X_{ms1}] & [X_{ms2}] & \dots & [X_{msN}] \end{bmatrix}$$

[0026] 此即为需诊断的1个心跳周期分割数据。

[0027] 2、根据权利要求1所述基于MODWT和LSTM的多导联心律失常智能诊断方法,其特征

在于:

[0028] 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LSTM建立并训练神经网络方法为:

[0029] 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;

[0030] 步骤2):构建LSTM网络;

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

[0033] 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，提供的参考方法为：将获得的心跳周期分割数据输入所述建立并训练好的LSTM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切割数据段，给出心律失常所在位置。

[0034] 本发明首先利用MODWT探测实际心电图的R波位置，再基于R波位置及心率对数据进行切割，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，利用LSTM对多导联时序数据同时进行分析，从而充分考虑了各导联之间、单导联各波形之间的联系。

[0035] 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、波形（注：P波、QRS波及T波）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

[0036] 图1为本发明中建立的LSTM网络。

[0037] 图2为本发明中利用MODWT探测实际心电图R波位置示意图。

[0038] 图3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

[0039] 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。本发明所述的一种基于MODWT和LSTM的多导联心律失常智能诊断方法，包括以下步骤：

[0040] a) 基于MODWT寻找任意长度真实心电图数据R波位置，对数据进行切割；

[0041] 设有多导联心电图数据X：

$$[0042] \quad X = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{m1} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix}$$

[0043] 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 $t_i = i/f_c$ ）。

[0044] 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： $1 < w_1 < w_2 < \dots < w_s < n$ 。

[0045] 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。

[0046] 步骤2：获得RR间隔：

$$[0047] \quad y_1 = w_2 - w_1, y_2 = w_3 - w_2, \dots, y_{s-1} = w_s - w_{s-1}$$

[0048] 取均值得 $y_z$ 。因为我们采用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:

$$[0049] \quad X_{1(w_1-\frac{Y_2}{2})}, \dots, X_{1(w_1+\frac{Y_2}{2})}$$

[0050] 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):

$$[0051] \quad X_{111}, \dots, X_{11N}$$

[0052] 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。

[0053] 同理,得其他位置截取数据:

$$[0054] \quad X_{121}, \dots, X_{12N}, \dots, X_{1s1}, \dots, X_{1sN}$$

[0055] 步骤3:对其他导联,以第1导联R波位置为基准,同样处理。获得切割数据组合Y:

$$[0056] \quad Y = [Y_1, \dots, Y_s],$$

[0057] 其中:

$$[0058] \quad Y_1 = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{111} \\ \vdots \\ X_{m11} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} X_{112} \\ \vdots \\ X_{m12} \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} X_{11N} \\ \vdots \\ X_{m1N} \end{bmatrix} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1s1} \\ \vdots \\ X_{ms1} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} X_{1s2} \\ \vdots \\ X_{ms2} \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} X_{1sN} \\ \vdots \\ X_{msN} \end{bmatrix} \end{bmatrix}$$

[0059] 此即为需诊断的1个心跳周期分割数据。

[0060] b) 以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源,基于LSTM建立并训练神经网络

[0061] 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,如a)步骤2、3所述获得心跳周期分割数据:

[0062] 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。基于R波位置,再以每个患者的平均心率为基准,进行切割,并进行归一化处理。

[0063] 步骤2:按照图1所示构建LSTM网络(以 $Y_1$ 输入为例)。

[0064] 以下为网络的详细说明:

[0065] 以 $Y_1$ 输入为例,对第一个心跳周期,共N个采样点,每个采样点有m个导联的数据,分别输入N个LSTM单元,单元隐藏节点数取40,并依序往前传递,从而使导联之间、波形之间建立联系。其他输入类似。网络采用Softmax分类器,损失函数采用交叉熵,批处理模式,批量大小为150,评估模型采用预测精度:

[0066] 预测精度 = 预测正确数 / 总数。

[0067] 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LSTM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。

[0068] 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。

[0069] 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,给医生提供参考。

[0070] 实施例:为了检验诊断结果,我们以一份专家标注过的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)。

[0071] 计算结果

[0072] 按照前述步骤a):利用MODWT找到R波位置如图2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,对两个导联数据进行切割,得2565份数据,我们以第3份双导联数据作为示例,如图3所示。

[0073] 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,将每份根据平均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),如图1所示建立LSTM网络,然后利用训练集对LSTM进行训练,利用测试集进行验证,当迭代次数达到2000次时,预测精度已达到0.95,符合预期要求。

[0074] 按照前述步骤c):将步骤a)产生的待诊断心电图信号输入LSTM,得到了心律失常诊断结果,精度达到0.96,并获得了心律失常所在时间位置,可为下一步医生的诊断提供参考。

[0075] 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。

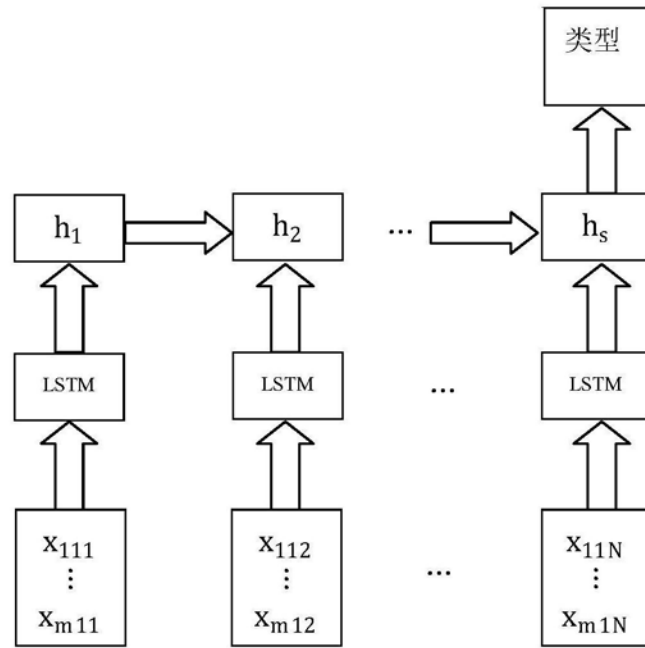


图1

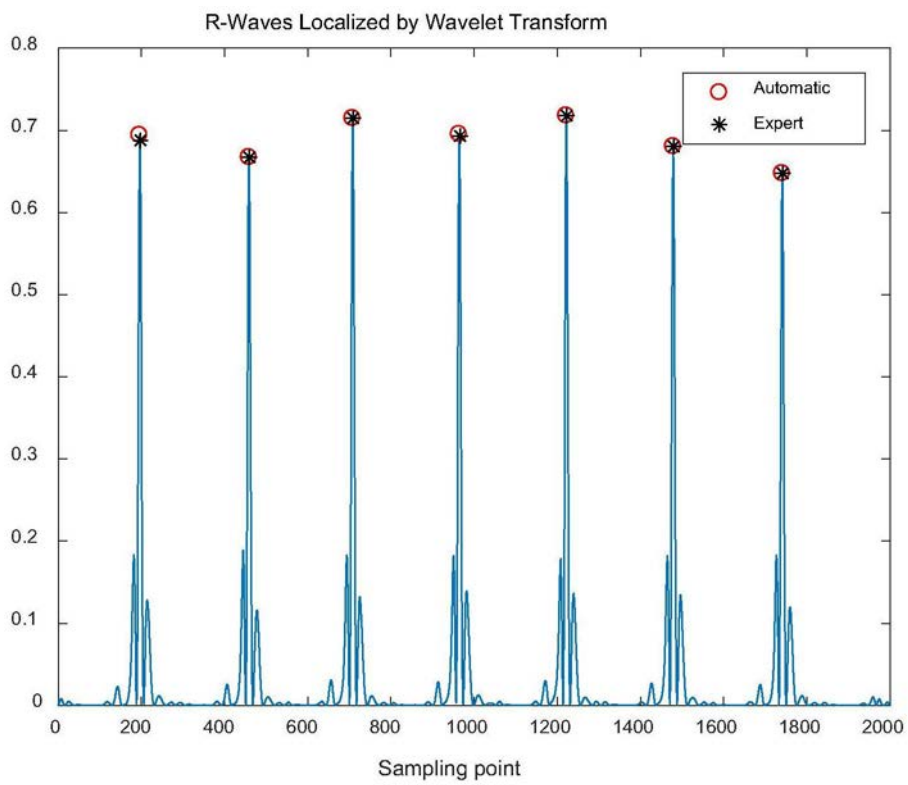


图2

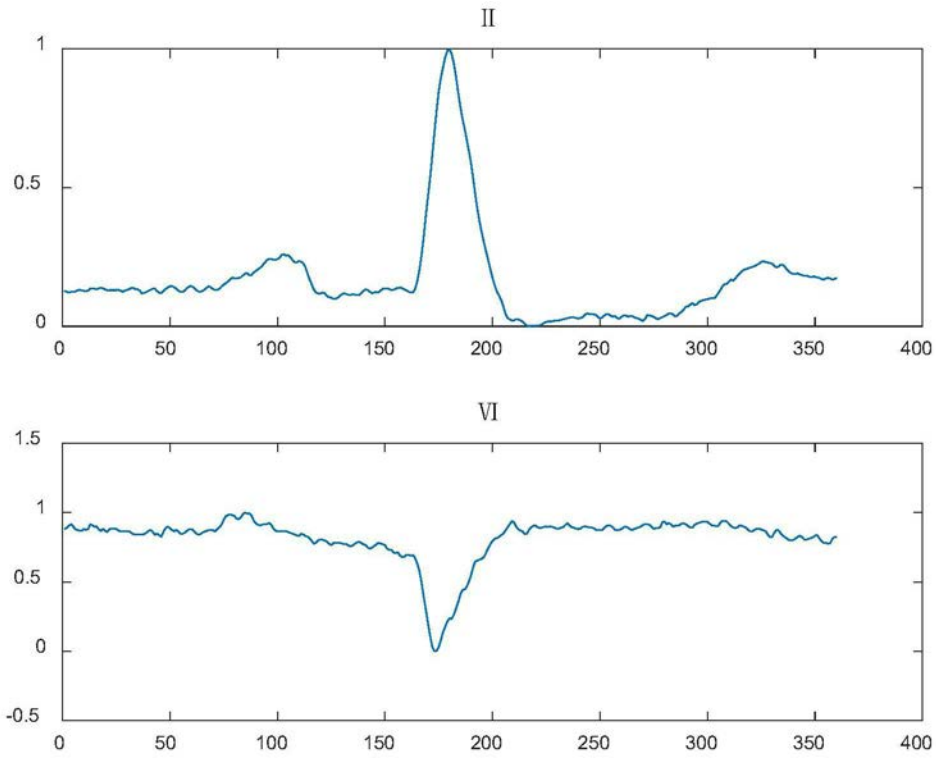


图3

专利名称(译)	一种基于MODWT和LSTM的多导联心律失常智能诊断方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110236529A</a>	公开(公告)日	2019-09-17
申请号	CN201910658673.9	申请日	2019-07-19
[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	A61B5/0402 A61B5/0456 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0456 A61B5/7267		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

一种基于MODWT和LSTM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，对数据进行切割；b)以MIT-BIH心律失常数据库作为训练测试数据来源，基于LSTM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、波形之间的内在相关性，易于理解，容易实现，预测精度较高，更适于心律失常的诊断。

