



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109875545 A

(43)申请公布日 2019.06.14

(21)申请号 201811545537.0

(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.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

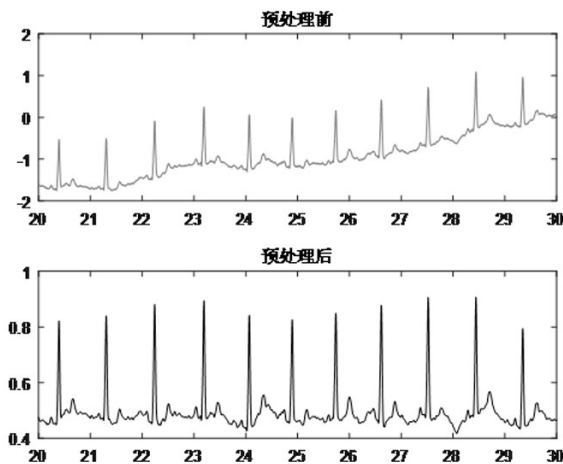
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

一种基于CNN的个体化12导联心电图重建方法

(57)摘要

一种基于CNN的个体化12导联心电图重建方法,包括:a)采集个人一段时间的12导联心电图数据,基于MODWT对数据进行预处理;b)以采集数据作为训练测试数据来源,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络;c)将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据;本发明能根据不同人的特质及医生、便携式心电图设备要求重建12导联心电图,要求的数据量少,易于理解,容易实现,预测精度较高,更适于12导联心电图的重建。



1. 一种基于CNN的个体化12导联心电图重建方法,包括如下步骤:

a) 采集个人一段时间的12导联心电图数据,基于MODWT对数据进行预处理;

b) 以采集数据作为训练测试数据来源,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络;

c) 将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据;其特征在于:

所述步骤a),采集个人一段时间的12导联心电图数据,基于MODWT对数据进行预处理,其方法为:

设有12导联心电图数据X:

$$X = \begin{bmatrix} X_{1-1} & \dots & X_{1-n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{12-1} & \dots & X_{12-n} \end{bmatrix}$$

其中: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 $t_i = i/f_c$);其中的步骤是:

步骤1:以第1导联数据为例,选用合适小波及合适层数进行MODWT,消除低频的基线漂移及高频噪声;

步骤2:对数据进行归一化处理,设 $s = \lfloor n/N \rfloor$ (N 数值上等于 f_c ,符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整),将数据分为 s 段,并舍弃余下数据得:

$$X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N}, X_{1-2-1}, \dots, X_{1-2-N}, \dots, X_{1-j-1}, \dots, X_{1-j-N}, \dots, X_{1-s-1}, \dots, X_{1-s-N}$$

其中,下标第1位“1”表示导联1,第2位“j”表示第j段分割数据,第3位表示第j段分割数据的采样点位置;

步骤3:对其他导联,同样处理;将各导联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:

$$Y_1 = \begin{bmatrix} X_{1-1-1} & \dots & X_{1-1-N} \\ \vdots & & \vdots \\ X_{12-1-1} & \dots & X_{12-1-N} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} X_{1-s-1} & \dots & X_{1-s-N} \\ \vdots & & \vdots \\ X_{12-s-1} & \dots & X_{12-s-N} \end{bmatrix}$$

此即为训练测试数据来源。

2. 根据权利要求1所述基于CNN的个体化12导联心电图重建方法,其特征在于:

所述步骤b),以采集数据作为训练测试数据来源,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络方法的步骤为:

步骤1):根据医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联确定输入导联及输出导联,将获得的数据分为输入数据及输出数据,如取医学上常用的I、AVF、V4导联为输入,其他导联为输出(注:II、III、AVR、AVL、V1、V2、V3、V5、V6),以第1段分割数据为例(注:对I、II、III、AVR、AVL、AVF、V1、V2、V3、V4、V5、V6从1到12依次排序)有:

$$\text{输入} = \begin{bmatrix} X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ X_{6-1-1}, \dots, X_{6-1-N} \\ X_{10-1-1}, \dots, X_{10-1-N} \end{bmatrix}, \text{输出} = \begin{bmatrix} X_{2-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ X_{3-1-1}, \dots, X_{3-1-N} \\ X_{4-1-1}, \dots, X_{4-1-N} \\ X_{5-1-1}, \dots, X_{5-1-N} \\ X_{7-1-1}, \dots, X_{7-1-N} \\ X_{8-1-1}, \dots, X_{8-1-N} \\ X_{9-1-1}, \dots, X_{9-1-N} \\ X_{11-1-1}, \dots, X_{11-1-N} \\ X_{12-1-1}, \dots, X_{12-1-N} \end{bmatrix}$$

其他分割数据类似处理；

步骤2) :按照表1构建CNN,

表1 CNN结构

输入层	大小(以N=1000为例) :3×1000
卷积层1	滤波器数量:9,大小:3×3
卷积层2	滤波器数量:9,大小:3×3
卷积层3	滤波器数量:32,大小:3×3
卷积层4	滤波器数量:64,大小:3×3
卷积层5(输出层)	滤波器数量:1,大小:1×1

将步骤1)获得的分割数据,按照一定比例分成互不相交的训练集和测试集,利用训练集对CNN进行训练,利用测试集进行验证,当测试集均方差达到设定值(比如0.001)时停止训练。

3. 根据权利要求1或2所述基于CNN的个体化12导联心电图重建方法,其特征在于:

所述步骤c),将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据方法为:

设有个人佩戴心电图设备采集的I、AVF、V4导联心电图数据H:

$$H = \begin{bmatrix} H_{1-1}, \dots, H_{1-m} \\ H_{6-1}, \dots, H_{6-m} \\ H_{10-1}, \dots, H_{10-m} \end{bmatrix}$$

其中:m表示采样点数;按步骤进行预处理,设 $t = \lfloor m/N \rfloor$ 得到分割好的二维数据组合G:

$$G = [G_1, \dots, G_t],$$

其中:

$$G_1 = \begin{bmatrix} H_{1-1-1}, \dots, H_{1-1-N} \\ H_{6-1-1}, \dots, H_{6-1-N} \\ H_{10-1-1}, \dots, H_{10-1-N} \end{bmatrix}, \dots, G_t = \begin{bmatrix} H_{1-t-1}, \dots, H_{1-t-N} \\ H_{6-t-1}, \dots, H_{6-t-N} \\ H_{10-t-1}, \dots, H_{10-t-N} \end{bmatrix}$$

此即为需重建12导联的三导联数据;将数据G输入建立并训练好的CNN,获得各分段数据对应的9导联数据,从而重建12导联。

一种基于CNN的个体化12导联心电图重建方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于CNN(Convolutional neural networks)的个体化12导联心电图重建方法,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,如果患者疑似有心律心脏疾病,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常规心电图,往往难以发现问题,这时候医生就可能会给患者一个可以穿戴的心电图设备,以便对患者进行较长时间的心电图采集或者远程监测。但是这些设备往往不能同时测量标准12导联的心电信号,对于需要通过多个导联数据才能进行综合诊断的心脏疾病,较少导联信号难以发挥应有作用,所以,如何从较少导联心电信号重建12导联心电信号就成为了业界的一个研究热点。

[0003] 总的来看,目前研究集中在三方面:其一是基于心电图是心电向量二次投影的原理,利用数学方法,直接推导导联之间的线性数学关系;其二是利用统计软件如SPSS,基于Frank导联或EASI导联重建12导联,得到一组线性组合系数,在此基础上,郭继鸿教授提出了一种“个体化的导联转换”思想;其三是基于支持向量机、BP神经网络等非线性方法来重建12导联。线性方法一般计算简单,速度快,但准确度比非线性方法差,其中主要的原因是人体是一个非线性的复杂系统,因此非线性的方法更适合寻找不同导联之间的联系。但支持向量机只能提取有限的特征点,且一次只能充建一个导联信号;BP神经网络的方法没有充分考虑输入导联之间的空间相关性,且收敛速度较慢。

[0004] CNN是目前很流行的一种深度学习方法,已成功应用于图像、语音识别等多个领域,与传统的非线性方法如BP神经网络相比,大幅降低了多维输入向量特征提取和分类过程中数据重建的复杂度;同时,通过对输入导联进行了二维化处理,也充分考虑了导联之间的空间相关性。

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的特质及医生、便携式心电图设备要求重建12导联心电图,要求的数据量少,易于理解,容易实现,预测精度较高,更适于12导联心电图重建的基于CNN的个体化12导联心电图重建方法。

[0006] 为了实现上述目的,本发明所采用的技术方案如下:包括如下步骤:

[0007] a) 采集个人一段时间的12导联心电图数据,基于MODWT(Maximal overlap discrete wavelet transform)对数据进行预处理;

[0008] b) 以采集数据作为训练测试数据来源,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络;

[0009] c) 将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据;其特征在在于:

[0010] 所述步骤a),采集个人一段时间的12导联心电图数据,基于MODWT对数据进行预处

理,其方法为:

[0011] 设有12导联心电图数据X:

$$[0012] \quad X = \begin{bmatrix} X_{1-1} & \cdots & X_{1-n} \\ \vdots & & \vdots \\ X_{12-1} & \cdots & X_{12-n} \end{bmatrix}$$

[0013] 其中: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 $t_i = i/f_c$);其中的步骤是:

[0014] 步骤1:以第1导联数据为例,选用合适小波及合适层数进行MODWT,消除低频的基线漂移及高频噪声;

[0015] 步骤2:对数据进行归一化处理,设 $s = \lfloor n/N \rfloor$ (N 数值上等于 f_c ,符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整),将数据分为 s 段,并舍弃余下数据得:

$$[0016] \quad X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N}, X_{1-2-1}, \dots, X_{1-2-N}, \dots, X_{1-j-1}, \dots, X_{1-j-N}, \dots, X_{1-s-1}, \dots, X_{1-s-N}。$$

[0017] 其中,下标第1位“1”表示导联1,第2位“j”表示第j段分割数据,第3位表示第j段分割数据的采样点位置;

[0018] 步骤3:对其他导联,同样处理;将各导联的定长数据依序上下排列,获得分割好的二维数据组合Y:

$$[0019] \quad Y = [Y_1, \dots, Y_s],$$

[0020] 其中:

$$[0021] \quad Y_1 = \begin{bmatrix} X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ \vdots \\ X_{12-1-1}, \dots, X_{12-1-N} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} X_{1-s-1}, \dots, X_{1-s-N} \\ \vdots \\ X_{12-s-1}, \dots, X_{12-s-N} \end{bmatrix}$$

[0022] 此即为训练测试数据来源。

[0023] 作为优选:所述步骤b),以采集数据作为训练测试数据来源,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络方法的步骤为:

[0024] 步骤1):根据医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联确定输入导联及输出导联,将获得的数据分为输入数据及输出数据,如取医学上常用的I、AVF、V4导联为输入,其他导联为输出(注:II、III、AVR、AVL、V1、V2、V3、V5、V6),以第1段分割数据为例(注:对I、II、III、AVR、AVL、AVF、V1、V2、V3、V4、V5、V6从1到12依次排序)有:

$$[0025] \quad \text{输入} = \begin{bmatrix} X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ X_{6-1-1}, \dots, X_{6-1-N} \\ X_{10-1-1}, \dots, X_{10-1-N} \end{bmatrix}, \text{输出} = \begin{bmatrix} X_{2-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ X_{3-1-1}, \dots, X_{3-1-N} \\ X_{4-1-1}, \dots, X_{4-1-N} \\ X_{5-1-1}, \dots, X_{5-1-N} \\ X_{7-1-1}, \dots, X_{7-1-N} \\ X_{8-1-1}, \dots, X_{8-1-N} \\ X_{9-1-1}, \dots, X_{9-1-N} \\ X_{11-1-1}, \dots, X_{11-1-N} \\ X_{12-1-1}, \dots, X_{12-1-N} \end{bmatrix}$$

[0026] 其他分割数据类似处理;

[0027] 步骤2):按照表1构建CNN,

[0028] 表1 CNN结构

[0029]

输入层	大小(以N=1000为例): 3×1000
卷积层1	滤波器数量:9,大小: 3×3
卷积层2	滤波器数量:9,大小: 3×3
卷积层3	滤波器数量:32,大小: 3×3
卷积层4	滤波器数量:64,大小: 3×3
卷积层5(输出层)	滤波器数量:1,大小: 1×1

[0030] 将步骤1)获得的分割数据,按照一定比例分成互不相交的训练集和测试集,利用训练集对CNN进行训练,利用测试集进行验证,当测试集均方差达到设定值(比如0.001)时停止训练。

[0031] 作为优选:所述步骤c),将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据方法为:

[0032] 设有个人佩戴心电图设备采集的I、AVF、V4导联心电图数据H:

$$[0033] \quad H = \begin{bmatrix} H_{1-1}, \dots, H_{1-m} \\ H_{6-1}, \dots, H_{6-m} \\ H_{10-1}, \dots, H_{10-m} \end{bmatrix}$$

[0034] 其中:m表示采样点数;按步骤进行预处理,设 $t = \lfloor m/N \rfloor$ 得到分割好的二维数据组合G:

$$[0035] \quad G = [G_1, \dots, G_t],$$

[0036] 其中:

$$[0037] \quad G_1 = \begin{bmatrix} H_{1-1-1}, \dots, H_{1-1-N} \\ H_{6-1-1}, \dots, H_{6-1-N} \\ H_{10-1-1}, \dots, H_{10-1-N} \end{bmatrix}, \dots, G_t = \begin{bmatrix} H_{1-t-1}, \dots, H_{1-t-N} \\ H_{6-t-1}, \dots, H_{6-t-N} \\ H_{10-t-1}, \dots, H_{10-t-N} \end{bmatrix}$$

[0038] 此即为需重建12导联的三导联数据;将数据G输入建立并训练好的CNN,获得各分段数据对应的9导联数据,从而重建12导联。

[0039] 本发明所述的一种基于CNN的个体化12导联心电图重建方法,它是利用医院12导联心电图设备采集患者的12导联心电图,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络;其次,将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据。

[0040] 本发明具有能根据不同人的特质及医生、便携式心电图设备要求重建12导联心电图,要求的数据量少,易于理解,容易实现,预测精度较高,更适于12导联心电图重建等特点。

附图说明

[0041] 图1为本发明实施例中利用MODWT对12导联数据消除低频的基线漂移及高频噪声后第1导联第1段分割数据示意图。

[0042] 图2为本发明实施例中重建数据与实际数据的对比示意图。

具体实施方式

[0043] 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CNN的个体化12导联心电图重建方法,包括以下步骤:

[0044] a) 采集个人一段时间的12导联心电图数据,基于MODWT对数据进行预处理方法为:

[0045] 设有12导联心电图数据X:

$$[0046] \quad X = \begin{bmatrix} X_{1-1} & \cdots & X_{1-n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{12-1} & \cdots & X_{12-n} \end{bmatrix}$$

[0047] 其中: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 $t_i = i/f_c$)。在实施例中,我们采用德国PTBDB 12导联数据库其中一名患者的12导联数据做为数据来源,时长:120秒,频率:1000Hz。

[0048] 步骤1:以第1导联数据为例,选用合适小波及合适层数进行MODWT,消除低频的基线漂移及高频噪声;

[0049] 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。

[0050] 步骤2:对数据进行归一化处理,设 $s = \lfloor n/N \rfloor$ (N 数值上等于 f_c ,符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整),将数据分为 s 段,并舍弃余下数据得:

$$[0051] \quad X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N}, X_{1-2-1}, \dots, X_{1-2-N}, \dots, X_{1-j-1}, \dots, X_{1-j-N}, \dots, X_{1-s-1}, \dots, X_{1-s-N}。$$

[0052] 其中,下标第1位“1”表示导联1,第2位“j”表示第j段分割数据,第3位表示第j段分割数据的采样点位置。

[0053] 步骤3:对其他导联,同样处理。将各导联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:

$$[0056] \quad Y_1 = \begin{bmatrix} X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ \vdots \\ X_{12-1-1}, \dots, X_{12-1-N} \end{bmatrix}, \dots, Y_s = \begin{bmatrix} X_{1-s-1}, \dots, X_{1-s-N} \\ \vdots \\ X_{12-s-1}, \dots, X_{12-s-N} \end{bmatrix}$$

[0057] 此即为训练测试数据来源。

[0058] b) 以采集数据作为训练测试数据来源,以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入,以其他导联数据为输出,基于CNN建立并训练神经网络方法为:

[0059] 步骤1:根据医生需求或后期需佩戴的心电图设备导联位置确定输入导联及输出导联,将如权利要求1获得的数据分为输入数据及输出数据。如取医学上常用的I、AVF、V4导联为输入,其他导联为输出(注:II、III、AVR、AVL、V1、V2、V3、V5、V6),以第1段分割数据为例,有:

$$[0060] \quad \text{输入} = \begin{bmatrix} X_{1-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ X_{6-1-1}, \dots, X_{6-1-N} \\ X_{10-1-1}, \dots, X_{10-1-N} \end{bmatrix}, \quad \text{输出} = \begin{bmatrix} X_{2-1-1}, \dots, X_{1-1-N} \\ X_{3-1-1}, \dots, X_{3-1-N} \\ X_{4-1-1}, \dots, X_{4-1-N} \\ X_{5-1-1}, \dots, X_{5-1-N} \\ X_{7-1-1}, \dots, X_{7-1-N} \\ X_{8-1-1}, \dots, X_{8-1-N} \\ X_{9-1-1}, \dots, X_{9-1-N} \\ X_{11-1-1}, \dots, X_{11-1-N} \\ X_{12-1-1}, \dots, X_{12-1-N} \end{bmatrix}$$

[0061] 其他分割数据类似处理；

[0062] 步骤2:按照表1构建CNN。

[0063] 表1 CNN结构

[0064]

输入层	大小（以 N=1000 为例）：1000×3
卷积层 1	滤波器数量：9，大小：3×3
卷积层 2	滤波器数量：9，大小：3×3
卷积层 3	滤波器数量：32，大小：3×3
卷积层 4	滤波器数量：64，大小：3×3
卷积层 5	滤波器数量：1，大小：1×1

[0065]

输出层	大小（以 N=1000 为例）：9×1000
-----	------------------------

[0066] 将步骤1获得的分割数据,按照一定比例分成互不相交的训练集和测试集,利用训练集对CNN进行训练,利用测试集进行验证,当测试集均方差达到设定值(比如0.001)时停止训练。

[0067] 以下是详细说明：

[0068] 与通常处理心电图数据采用一维CNN不同,这里为考虑各输入导联之间的空间联系,采用二维CNN进行处理。对于实施例中的PTBDB的12导联数据,输入层为三个导联的依序上下排列定长数据(注:II、V1、V5导联。定长N=1000),因单个导联采样频率为1000Hz,所以输入层为1000×3;接下来是卷积层1,滤波器数量为9个,单个滤波器也是二维的,大小为3×3,两个方向上步长均取1,通过补0保证卷积之后的长宽大小不变,数据维度为1000×3×9,为防止梯度消失,激活函数取ReLU函数;再通过卷积层2,与卷积层1完全相同,数据维度变为1000×3×9,然后进行维度变换,变为1000×9×3;接下来是卷积层3,滤波器数量为32个,大小为3×3,两个方向上步长均取1,数据维度变为1000×9×32,激活函数仍取ReLU函数;再通过卷积层4,滤波器数量为64个,其大小为3×3,两个方向上步长均取1,数据维度变为1000×9×64;接下来为进行降维的1×1卷积层,数据维度变为:1000×9。训练网络损失函数及预测精度均采用均方差,另以相关系数作为辅助检验手段。

[0069] 将步骤1获得的120秒心跳周期按照约5:1的比例分成互不相交的训练集(100秒)和测试集(20秒),利用训练集对TDCNN进行训练,利用测试集进行验证,当测试集均方差达

到设定值(比如0.001)时停止训练。

[0070] c) 将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络,重建其他未知导联数据。

[0071] 设有个人佩戴心电图设备采集的I、AVF、V4导联心电图数据H:

$$[0072] \quad H = \begin{bmatrix} H_{1-1}, \dots, H_{1-m} \\ H_{6-1}, \dots, H_{6-m} \\ H_{10-1}, \dots, H_{10-m} \end{bmatrix}$$

[0073] 其中:m表示采样点数。在实施例中,基于个体化的要求,我们选用同一名患者的1秒即1000个采样点的三导联数据,如权利要求1所述步骤进行预处理,设 $t = \lfloor m/N \rfloor$ 得到分割好的二维数据组合G:

$$[0074] \quad G = [G_1, \dots, G_t],$$

[0075] 其中:

$$[0076] \quad G_1 = \begin{bmatrix} H_{1-1-1}, \dots, H_{1-1-N} \\ H_{6-1-1}, \dots, H_{6-1-N} \\ H_{10-1-1}, \dots, H_{10-1-N} \end{bmatrix}, \dots, G_t = \begin{bmatrix} H_{1-t-1}, \dots, H_{1-t-N} \\ H_{6-t-1}, \dots, H_{6-t-N} \\ H_{10-t-1}, \dots, H_{10-t-N} \end{bmatrix}$$

[0077] 此即为需重建12导联的三导联数据。将数据G输入如权利要求2所述建立并训练好的神经网络,获得各分段数据对应的未知9导联数据,从而重建12导联,为医生提供参考。

[0078] 实施例:实施例说明如下,

[0079] 德国PTBDB是一个标准12导联的数据库,我们选用其中一名患者的12导联数据作为本发明的数据来源,该数据库采样频率为1000Hz。

[0080] 计算结果:

[0081] 按照前述步骤a):利用MODWT对该患者12导联数据消除低频的基线漂移及高频噪声,并进行归一化处理:选择sym4小波,分割到第10层,取第5层到第10层细节信号作为重构数据。任选第1导联10秒数据,预处理前后对比如图1所示。

[0082] 按照前述步骤b):以前100秒数据作为训练数据(注:导联I、AVF、V4为输入导联数据,其他九导联为输出导联数据)、后20秒数据作为测试数据建立并训练如表1所示CNN,当迭代次数达到20000次时,重建均方差 < 0.001 ,符合预期要求。可见,这样的数据量是比较少的。

[0083] 按照前述步骤c):为了进行比较,将同一名患者的另一段时间的一秒数据中的三导联数据(注:导联I、AVF、V4)输入步骤b建立的神经网络,得到重建的其他九导联数据,并将其与真实的九导联数据进行比较,如图2所示,重建综合均方差 $= 0.00015 < 0.001$,相关系数 $= 0.9995$,符合要求。

[0084] 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。

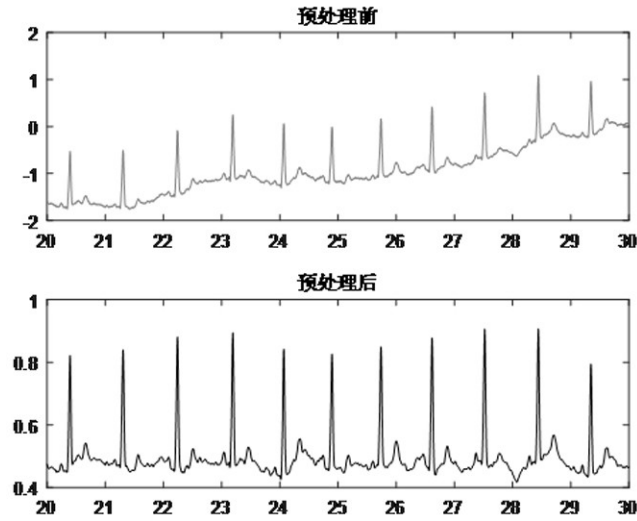


图1

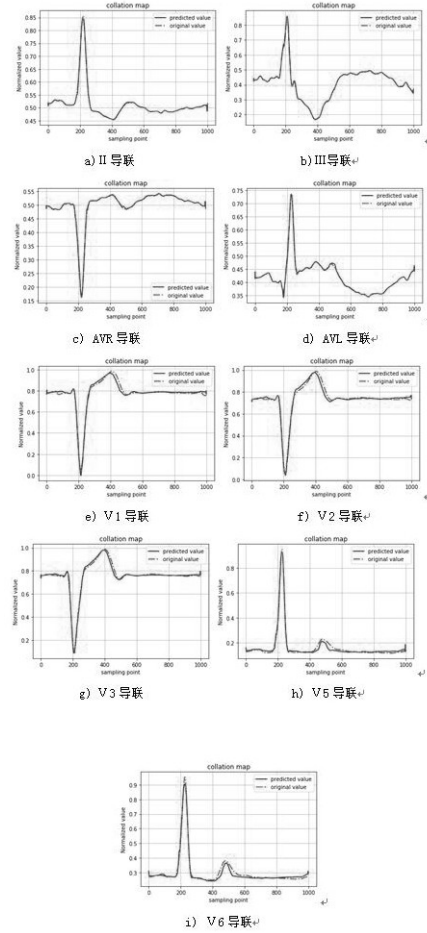


图2

专利名称(译)	一种基于CNN的个性化12导联心电图重建方法		
公开(公告)号	CN109875545A	公开(公告)日	2019-06-14
申请号	CN201811545537.0	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	A61B5/0402 A61B5/00		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于CNN的个性化12导联心电图重建方法，包括：a)采集个人一段时间的12导联心电图数据，基于MODWT对数据进行预处理；b)以采集数据作为训练测试数据来源，以医生需求或后期需佩戴的心电图设备位置导联数据为输入，以其他导联数据为输出，基于CNN建立并训练神经网络；c)将个人佩戴心电图设备采集的导联数据输入训练好的网络，重建其他未知导联数据；本发明能根据不同人的特质及医生、便携式心电图设备要求重建12导联心电图，要求的数据量少，易于理解，容易实现，预测精度较高，更适于12导联心电图的重建。

