



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110897633 A

(43)申请公布日 2020.03.24

(21)申请号 201911302052.3

(22)申请日 2019.12.17

(71)申请人 安徽心之声医疗科技有限公司
地址 230000 安徽省合肥市巢湖市旗麓路2号

(72)发明人 洪申达 傅兆吉 周荣博 俞杰

(74)专利代理机构 合肥市长远专利代理事务所
(普通合伙) 34119

代理人 金宇平

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

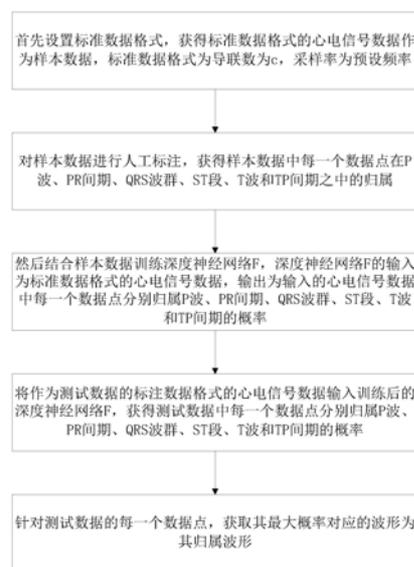
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于深度神经网络的心电信号分割方法

(57)摘要

本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号分割方法,包括:对样本数据进行人工标注,获得样本数据中每一个数据点在P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期之中的归属;然后结合样本数据训练深度神经网络F;将作为测试数据的标注数据格式的心电信号数据输入训练后的深度神经网络F,获得测试数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率;针对测试数据的每一个数据点,获取其最大概率对应的波形为其归属波形。本发明中,通过训练深度神经网络F对测试数据中的每一个数据进行标注,从而获得每一个数据点的归属波形,实现对测试数据的智能分割。



1. 一种基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,包括:

S1、首先设置标准数据格式,获得标准数据格式的心电信号数据作为样本数据,标准数据格式为导联数为 c ,采样率为预设频率;

S2、对样本数据进行人工标注,获得样本数据中每一个数据点在P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期之中的归属;

S3、然后结合样本数据训练深度神经网络F,深度神经网络F的输入为标准数据格式的心电信号数据,输出为输入的心电信号数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率;

S4、将作为测试数据的标注数据格式的心电信号数据输入训练后的深度神经网络F,获得测试数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率;

S5、针对测试数据的每一个数据点,获取其最大概率对应的波形为其归属波形。

2. 如权利要求1所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,对于智能硬件设备采集的单导联心电信号,导联数 c 为1;对于医院心电科采集的标准心电信号,导联数 c 为12。

3. 如权利要求1所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,预设频率为500Hz。

4. 如权利要求3所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,标准数据格式的心电信号数据的获取方式为:首先获得心电信号数据,然后通过信号重采样,将心电信号数据的采样率归一化为预设频率。

5. 如权利要求4所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,对于采样率不等于预设频率的心电信号数据,采用上采样或者下采样进行频率转换。

6. 如权利要求1所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,步骤S3具体包括以下步骤:

S31、构建深度神经网络F,其输入为心电信号数据 X_i ,输出为预测概率 P_i , $P_i = [0,1]^{n_i \times 6}$, $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$;其中,矩阵 P_i 中第 j 行第 k 列的元素为心电信号数据 X_i 上第 j 个数据点归属于第 k 种波形的概率, k 为P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期对应的序号;

S32、采用均值为0、方差为1的正态分布随机初始化深度神经网络F中的参数;

S33、定义目标函数 Obj ,度量真实标签 Y_i 和预测概率 P_i 之间的差异;

S34、通过对目标函数 Obj 求最优解,使用随机梯度下降法对深度神经网络F中的参数进行迭代训练。

7. 如权利要求6所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,步骤S33中,目标函数为:

$$Obj = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^6 CrossEntropy(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]);$$

如果 $Y_{i,k}[j] = 1$, $CrossEntropy(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]) = -\log(P_{i,k}[j])$;

如果 $Y_{i,k}[j] = 0$, $CrossEntropy(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]) = -\log(1 - P_{i,k}[j])$;

m 为心电信号数据的数量, n_i 为第 i 条心电信号数据的长度, $Y_{i,k}[j]$ 为心电信号数据 X_i 中第 j 个数据点属于第 k 种波形的真实概率, $P_{i,k}[j]$ 为深度神经网络F对心电信号数据 X_i 中第 j

个数据点属于第k种波形的预测概率。

8. 如权利要求7所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,步骤S34具体为:通过对目标函数Obj求最优解,使用随机梯度下降法,每次选取一批样本数据,通过前向传播和反向传播对神经网络模型F的参数进行梯度更新;记录目标函数的变化曲线,经过多轮的迭代,当目标函数的数值变化趋势小于或等于预设阈值时,保存网络模型参数,得到训练完毕的深度神经网络F。

9. 如权利要求6所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,深度神经网络F采用单层的循环神经网络、全连接神经网络或者转换神经网络。

10. 如权利要求9所述的基于深度神经网络的心电信号分割方法,其特征在于,深度神经网络F中采用短连接和/或U连接增加模型深度。

基于深度神经网络的心电信号分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及心电学技术领域,尤其涉及一种基于深度神经网络的心电信号分割方法。

背景技术

[0002] 心电信号 (Electrocardiogram, ECG) 记录了心脏跳动的电生理信号,心脏信号的不同片段对应了心脏电生理信号的不同来源。例如,每一次心搏 (Beat) 可以依次分割为P波 (P wave)、PR间期 (PR interval)、QRS波群 (QRS complex)、ST段 (ST segment)、T波 (T wave) 和TP间期 (TP interval) 等,分别对应了心房、心室的除极、复极活动,以及跳动的间歇期。

[0003] 心电信号的分割 (ECG segmentation) 是心电图解读 (ECG interpretation) 的第一步,只有正确识别出一整段ECG的不同片段,并把他们对应到相应的心脏活动上,才能进一步对心脏健康状况进行分析。

[0004] 传统的ECG分割采用模式识别方法,基于专家的领域知识,首先识别最为明显的QRS波群,再根据QRS波群的位置得到P波和T波的位置,再计算其他的片段分割点。例如,对于QRS波群,使用信号处理的相关手段,增强QRS波群位置附近的信号强度,减弱其他位置的信号强度,再采用阈值的手段筛选出QRS波群。这种方式具有如下缺陷。

[0005] 1、QRS波群、P波、T波等形态多样,难以准确描述,模式识别方法很难考虑到所有可能出现的情况,一旦出现了未曾考虑的情况,精度就会出现严重下降。

[0006] 2、QRS波群、P波、T波等形态多样,难以准确描述,模式识别方法很难考虑到所有可能出现的情况,一旦出现了未曾考虑的情况,精度就会出现严重下降。尤其是,不同健康状态下,人的QRS波群、P波、T波表现不同。例如,正常窦性心律的QRS波群较窄,而发生了室性早搏的QRS波群会明显增宽。同时,不同人的心脏的位置、方向、活动强度也不一样,会导致各种波的形态在相同的导联上出现巨大差异,分割点也会产生位移。容易受到噪声的干扰。

[0007] 3、采集过程中会遇到肢体移动、临近设备电干扰、肌肉电干扰等不同类型噪音,这些噪音叠加在ECG信号上就会使得形态发生改变,降低模式识别方法的精度。

发明内容

[0008] 基于背景技术存在的技术问题,本发明提出了一种基于深度神经网络的心电信号分割方法。

[0009] 本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号分割方法,包括:

[0010] S1、首先设置标准数据格式,获得标准数据格式的心电信号数据作为样本数据,标准数据格式为导联数为c,采样率为预设频率;

[0011] S2、对样本数据进行人工标注,获得样本数据中每一个数据点在P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期之中的归属;

[0012] S3、然后结合样本数据训练深度神经网络F,深度神经网络F的输入为标准数据格

式的心电信号数据,输出为输入的心电信号数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率;

[0013] S4、将作为测试数据的标注数据格式的心电信号数据输入训练后的深度神经网络F,获得测试数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率;

[0014] S5、针对测试数据的每一个数据点,获取其最大概率对应的波形为其归属波形。

[0015] 优选的,对于智能硬件设备采集的单导联心电信号,导联数c为1;对于医院心电科采集的标准心电信号,导联数c为12。

[0016] 优选的,预设频率为500Hz。

[0017] 优选的,标准数据格式的心电信号数据的获取方式为:首先获得心电信号数据,然后通过信号重采样,将心电信号数据的采样率归一化为预设频率。

[0018] 优选的,对于采样率不等于预设频率的心电信号数据,采用上采样或者下采样进行频率转换。

[0019] 优选的,步骤S3具体包括以下步骤:

[0020] S31、构建深度神经网络F,其输入为心电信号数据 X_i ,输出为预测概率 P_i , $P_i = [0,1]^{n_i \times 6}$, $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$;其中,矩阵 P_i 中第j行第k列的元素为心电信号数据 X_i 上第j个数据点归属于第k种波形的概率,k为P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期对应的序号;

[0021] S32、采用均值为0、方差为1的正态分布随机初始化深度神经网络F中的参数;

[0022] S33、定义目标函数Obj,度量真实标签 Y_i 和预测概率 P_i 之间的差异;

[0023] S34、通过对目标函数Obj求最优解,使用随机梯度下降法对深度神经网络F中的参数进行迭代训练。

[0024] 优选的,步骤S33中,目标函数为:

$$[0025] \quad \text{Obj} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^6 \text{CrossEntropy}(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]);$$

[0026] 如果 $Y_{i,k}[j] = 1$, $\text{CrossEntropy}(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]) = -\log(P_{i,k}[j])$;

[0027] 如果 $Y_{i,k}[j] = 0$, $\text{CrossEntropy}(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]) = -\log(1 - P_{i,k}[j])$;

[0028] m为心电信号数据的数量, n_i 为第i条心电信号数据的长度, $Y_{i,k}[j]$ 为心电信号数据 X_i 中第j个数据点属于第k种波形的真实概率, $P_{i,k}[j]$ 为深度神经网络F对心电信号数据 X_i 中第j个数据点属于第k种波形的预测概率。

[0029] 优选的,步骤S34具体为:通过对目标函数Obj求最优解,使用随机梯度下降法,每次选取一批样本数据,通过前向传播和反向传播对神经网络模型F的参数进行梯度更新;记录目标函数的变化曲线,经过多轮的迭代,当目标函数的数值变化趋势小于或等于预设阈值时,保存网络模型参数,得到训练完毕的深度神经网络F。

[0030] 优选的,深度神经网络F采用单层的循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)、全连接神经网络(Fully Connected Neural Network, FCN)或者转换神经网络(Transformer Neural Network)。

[0031] 优选的,深度神经网络F中采用短连接(Short Cut)和/或U连接(U-net)增加模型深度。

[0032] 本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号分割方法,通过训练深度神经网络F对测试数据中的每一个数据进行标注,从而获得每一个数据点的归属波形,实现对测试数据的智能分割。

[0033] 本发明中,建立基于人工智能的深度学习的方法,依靠深度学习强大的数据学习能力和灵活的组成架构,进行ECG信号的自动分割,替代了传统的基于专家领域知识的模式识别分割方法,进一步提高了心电信号智能分割的精确度。

[0034] 本发明提出的是一种基于深度学习的方法,其依赖于数据,而不依赖于规则,在医疗信息化快速发展并积累了大量数据的今天,具有更大的使用潜力和价值。

附图说明

[0035] 图1为本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号分割方法流程图;

[0036] 图2为图1中深度神经网络的训练流程图。

具体实施方式

[0037] 参照图1,本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号分割方法,包括以下步骤。

[0038] S1、首先设置标准数据格式,获得标准数据格式的心电信号数据作为样本数据,标准数据格式为导联数为 c ,采样率为预设频率。对于智能硬件设备采集的单导联心电信号,导联数 c 为1;对于医院心电科采集的标准心电信号,导联数 c 为12。

[0039] 具体的,本实施方式中,样本数据记作 $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$,其中, n_i 是第 i 条数据的长度。

[0040] 本实施方式中,首先获得心电信号数据,然后通过信号重采样,将心电信号数据的采样率归一化为预设频率。预设频率为500Hz。本实施方式中,如果原始心电信号的采样率不是500Hz,则可以用下采样或者上采样将采样率转换为500Hz。

[0041] S2、对样本数据进行人工标注,获得样本数据中每一个数据点在P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期之中的归属。

[0042] 具体的,本实施方式中,对于样本数据 X_i 中每一个数据点,可采用6维二值向量进行人工标注,记作 $Y_i[j] = \{0, 1\}^6$,表示样本数据 X_i 中第 j 个数据点的类别。具体的, $Y_i[j] = \{0, 1\}^6$ 中,第 j 个数据点所属波形对应的元素为1,其他元素为0。假设6维二值向量中,六列从前到后一次对应P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期,如果第 j 个数据点为P波,则 $Y_i[j] = \{1, 0, 0, 0, 0, 0\}$ 。

[0043] S3、然后结合样本数据训练深度神经网络F,深度神经网络F的输入为标准数据格式的心电信号数据,输出为输入的心电信号数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率。

[0044] 具体的,本实施方式中深度神经网络F的输入记作 $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$,其中, n_i 是第 i 条数据的长度, c 为导联数;深度神经网络F的输出记作 $P_i = [0, 1]^{n_i \times 6}$,即 P_i 为 $n_i \times 6$ 的矩阵,矩阵中每一行对应心电信号数据 X_i 中的一个数据点,每一列对应P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期中的一种; P_i 中每一个元素表示其对应的数据点归属于对应的波形类别的概率,具体为大于或等于0并小于或等于1的数值。

[0045] S4、将作为测试数据的标注数据格式的心电信号数据输入训练后的深度神经网络F,获得测试数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率。

[0046] S5、针对测试数据的每一个数据点,获取其最大概率对应的波形为其归属波形。

[0047] 本实施方式中,通过训练深度神经网络F对测试数据中的每一个数据进行标注,从而获得每一个数据点的归属波形,实现对测试数据的智能分割。

[0048] 如此,本实施方式中,建立基于人工智能的深度学习的方法,依靠深度学习强大的数据学习能力和灵活的组成架构,进行ECG信号的自动分割,替代了传统的基于专家领域知识的模式识别分割方法,进一步提高了心电信号智能分割的精确度。

[0049] 参照图2,本实施方式中,深度神经网络F的构建和训练具体包括以下步骤:

[0050] S31、构建深度神经网络F,其输入为心电信号数据 X_i ,输出为预测概率 P_i , $P_i = [0,1]^{n_i \times 6}$, $X_i \in \mathbb{R}^{n_i \times c}$;其中,矩阵 P_i 中第j行第k列的元素为心电信号数据 X_i 上第j个数据点归属于第k种波形的概率,k为P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期对应的序号、

[0051] 本实施方式中,深度神经网络F采用单层的循环神经网络、全连接神经网络或者转换神经网络。具体实施时,深度神经网络F中还可采用短连接和/或U连接增加模型深度。

[0052] S32、采用均值为0、方差为1的正态分布随机初始化深度神经网络F中的参数。

[0053] S33、定义目标函数Obj,度量真实标签 Y_i 和预测概率 P_i 之间的差异。具体的,本实施方式中,目标函数为:

$$[0054] \quad Obj = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^6 CrossEntropy(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]);$$

[0055] 如果 $Y_{i,k}[j] = 1$, $CrossEntropy(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]) = -\log(P_{i,k}[j])$;

[0056] 如果 $Y_{i,k}[j] = 0$, $CrossEntropy(Y_{i,k}[j], P_{i,k}[j]) = -\log(1 - P_{i,k}[j])$;

[0057] m为心电信号数据的数量, n_i 为第i条心电信号数据的长度, $Y_{i,k}[j]$ 为心电信号数据 X_i 中第j个数据点属于第k种波形的真实概率, $P_{i,k}[j]$ 为深度神经网络F对心电信号数据 X_i 中第j个数据点属于第k种波形的预测概率。

[0058] S34、通过对目标函数Obj求最优解,使用随机梯度下降法对深度神经网络F中的参数进行迭代训练。具体的,本步骤中,通过对目标函数Obj求最优解,使用随机梯度下降法,每次选取一批样本数据,通过前向传播和反向传播对神经网络模型F的参数进行梯度更新;记录目标函数的变化曲线,经过多轮的迭代,当目标函数的数值变化趋势小于或等于预设阈值时,保存网络模型参数,得到训练完毕的深度神经网络F。

[0059] 以上所述,仅为本发明涉及的较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。



图1

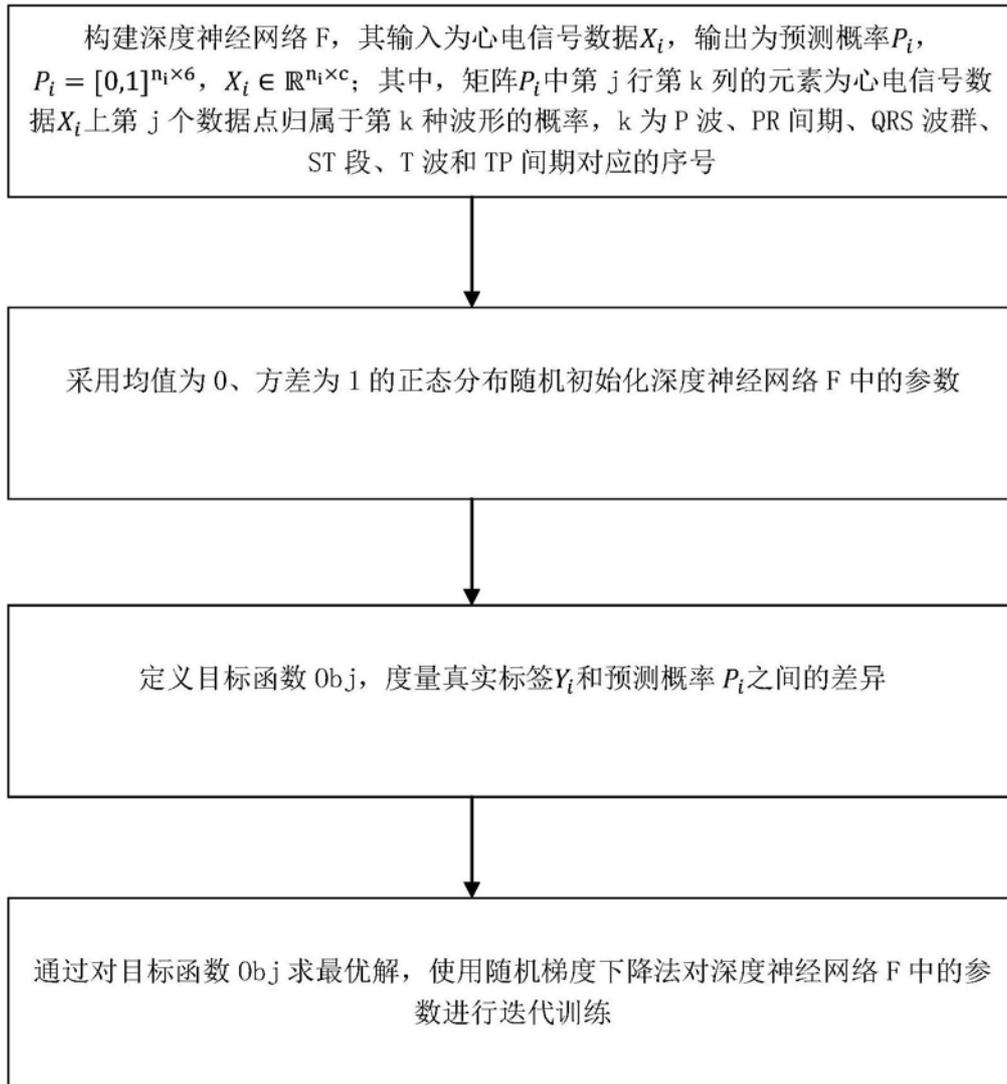


图2

专利名称(译)	基于深度神经网络的心电信号分割方法		
公开(公告)号	CN110897633A	公开(公告)日	2020-03-24
申请号	CN201911302052.3	申请日	2019-12-17
[标]发明人	傅兆吉 周荣博 俞杰		
发明人	洪申达 傅兆吉 周荣博 俞杰		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/0472 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/0472 A61B5/7267		
代理人(译)	金字平		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号分割方法，包括：对样本数据进行人工标注，获得样本数据中每一个数据点在P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期之中的归属；然后结合样本数据训练深度神经网络F；将作为测试数据的标注数据格式的心电信号数据输入训练后的深度神经网络F，获得测试数据中每一个数据点分别归属P波、PR间期、QRS波群、ST段、T波和TP间期的概率；针对测试数据的每一个数据点，获取其最大概率对应的波形为其归属波形。本发明中，通过训练深度神经网络F对测试数据中的每一个数据进行标注，从而获得每一个数据点的归属波形，实现对测试数据的智能分割。

