



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109864737 A

(43)申请公布日 2019.06.11

(21)申请号 201910261636.4

(22)申请日 2019.04.02

(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号安徽居巢经济开发区中科先进制造创新产业园心之声医疗科技

(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 段晓微

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

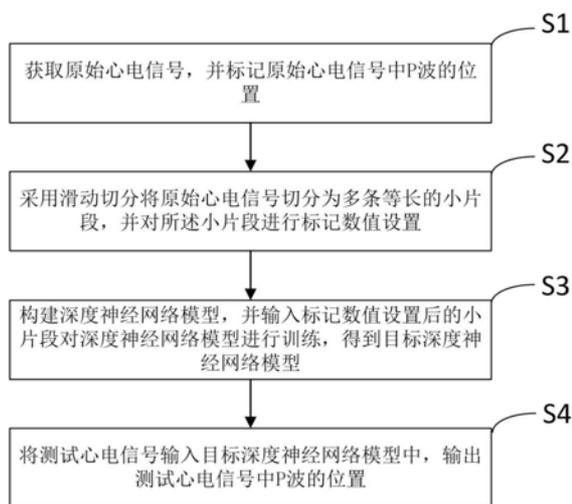
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种心电信号中P波识别方法和系统

(57)摘要

本发明公开了一种心电信号中P波识别方法和系统,包括:获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置;采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置;构建神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对神经网络模型进行训练,得到目标神经网络模型;将测试心电信号输入目标神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置,如此,采用人工智能方法自动识别,替代传统基于模式识别的方法,使用更加灵活且精度更高。



1. 一种心电信号中P波识别方法,其特征在于,包括:

S1、获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置;

S2、采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置;

S3、构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深度神经网络模型;

S4、将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置。

2. 根据权利要求1所述的心电信号中P波识别方法,其特征在于,步骤S2,具体包括:

采用滑动切分将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,记为 T_j ,若 T_j 中有P波位置标记,则设置 T_j 对应的标记数值 $L_j=1$,否则,即设置 T_i 对应的标记数值 $L_j=0$ 。

3. 根据权利要求2所述的心电信号中P波识别方法,其特征在于,步骤S3,具体包括:

构建深度神经网络模型F,输入 T_j ,输出 T_j 中包含P波的预测概率 y_j , y_j 为0或1;

定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$, 其中, $m=n/d$, n 为原始心电信号长度, d 为滑动切分的步长,为预设值,若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$, 若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;

再度量 L_j 和 y_j 之间的差异,并求解Loss的最优化,通过梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,并在反向传播的过程中更新网络参数,以此对F进行多轮迭代训练,得到目标深度神经网络模型。

4. 根据权利要求1所述的心电信号中P波识别方法,其特征在于,步骤S4,具体包括:

输入测试心电信号X,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置;

根据所述每次心搏的位置将X切分为连续的心搏片段信号B;

采用滑动切分将B切分为多条等长的小片段,记为 Q_i ;

将 Q_i 输入目标深度神经网络模型中,得到预测概率向量Y,取Y中概率最大对应的小片段的位置作为测试心电信号中P波的位置并输出。

5. 一种心电信号中P波识别系统,其特征在于,包括:

标记模块,用于获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置;

预处理模块,与标记模块连接,预处理模块用于采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置;

模型构建训练模块,与预处理模块连接,模型构建训练模块用于构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深度神经网络模型;

位置预测模块,与模型构建训练模块连接,预测模块用于将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置。

6. 根据权利要求5所述的心电信号中P波识别系统,其特征在于,所述预处理模块,具体用于:

采用滑动切分将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,记为 T_j ,若 T_j 中有P波位置标记,则设置 T_j 对应的标记数值 $L_j=1$,否则,即设置 T_i 对应的标记数值 $L_j=0$ 。

7. 根据权利要求6所述的心电信号中P波识别系统,其特征在于,所述模型构建训练模

块,具体用于:

构建深度神经网络模型F,输入 T_j ,输出 T_j 中包含P波的预测概率 y_j , y_j 为0或1;

定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$,其中, $m=n/d$, n 为原始心电信号长度, d 为滑动切分的步长,为预设值,若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$,若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;

再度量 L_j 和 y_j 之间的差异,并求解Loss的最优化,通过梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,并在反向传播的过程中更新网络参数,以此对F进行多轮迭代训练,得到目标深度神经网络模型。

8. 根据权利要求5所述的心电信号中P波识别系统,其特征在于,所述位置预测模块,具体用于:

输入测试心电信号X,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置;

根据所述每次心搏的位置将X切分为连续的心搏片段信号B;

采用滑动切分将B切分为多条等长的小片段,记为 Q_i ;

将 Q_i 输入目标深度神经网络模型中,得到预测概率向量Y,取Y中概率最大对应的小片段的位置作为测试心电信号中P波的位置并输出。

一种心电信号中P波识别方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及数据处理技术领域,尤其涉及一种心电信号中P波识别方法和系统。

背景技术

[0002] 心电信号记录了心脏跳动的电生理信号,反映在每一次心搏的图像上,表现为一系列特征波段,例如P波、QRS波、T波等,分别对应了心房除极活动、心室除极心房复极活动、心室复极活动。其中,P波代表了一次心脏活动的开始,也是心房电生理活动最明显的波段,P波的准确识别对于基于心电信号的分析起着至关重要的作用。

[0003] 但是,P波的形态多样,难以准确描述,通常使用“高耸”、“倒置”、“不明显”等词语描述P波等形态,这些词语并没有具体描述“超过多少mV视为高耸”、“低于多少mV视为倒置”、“振幅小于多少算作不明显”,因此在模式识别方法中很难具体量化这些描述;其次,人群差异性大,每个人心脏的位置、方向、心脏活动强度都不一样,导致P波的形态千差万别,在模式识别方法中,对所有人群采用同一种模式识别P波,精度不高;P波容易受到噪声的干扰,采集过程中会遭到各种类型的噪音,例如肢体移动、其他仪器干扰、电流干扰等,这些也会造成P波形态的改变,降低模式识别方法的精度。

发明内容

[0004] 基于背景技术存在的技术问题,本发明提出了一种心电信号中P波识别方法和系统;

[0005] 本发明提出的一种心电信号中P波识别方法,包括:

[0006] S1、获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置;

[0007] S2、采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置;

[0008] S3、构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深度神经网络模型;

[0009] S4、将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置。

[0010] 优选地,步骤S2,具体包括:

[0011] 采用滑动切分将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,记为 T_j ,若 T_j 中有P波位置标记,则设置 T_j 对应的标记数值 $L_j=1$,否则,即设置 T_i 对应的标记数值 $L_j=0$ 。

[0012] 优选地,步骤S3,具体包括:

[0013] 构建深度神经网络模型F,输入 T_j ,输出 T_j 中包含P波的预测概率 y_j , y_j 为0或1;

[0014] 定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$,其中, $m=n/d$, n 为原始心电信号长度, d 为滑动切分的步长,为预设值,若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$,若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;

[0015] 再度量 L_j 和 y_j 之间的差异,并求解Loss的最优化,通过梯度下降法优化深度神经网络

络模型参数,将计算的梯度反向传播,并在反向传播的过程中更新网络参数,以此对F进行多轮迭代训练,得到目标深度神经网络模型。

[0016] 优选地,步骤S4,具体包括:

[0017] 输入测试心电信号X,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置;

[0018] 根据所述每次心搏的位置将X切分为连续的心搏片段信号B;

[0019] 采用滑动切分将B切分为多条等长的小片段,记为 Q_i ;

[0020] 将 Q_i 输入目标深度神经网络模型中,得到预测概率向量Y,取Y中概率最大对应的小片段的位置作为测试心电信号中P波的位置并输出。

[0021] 一种心电信号中P波识别系统,包括:

[0022] 标记模块,用于获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置;

[0023] 预处理模块,与标记模块连接,预处理模块用于采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置;

[0024] 模型构建训练模块,与预处理模块连接,模型构建训练模块用于构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深度神经网络模型;

[0025] 位置预测模块,与模型构建训练模块连接,预测模块用于将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置。

[0026] 优选地,所述预处理模块,具体用于:

[0027] 采用滑动切分将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,记为 T_j ,若 T_j 中有P波位置标记,则设置 T_j 对应的标记数值 $L_j=1$,否则,即设置 T_i 对应的标记数值 $L_j=0$ 。

[0028] 优选地,所述模型构建训练模块,具体用于:

[0029] 构建深度神经网络模型F,输入 T_j ,输出 T_j 中包含P波的预测概率 y_j , y_j 为0或1;

[0030] 定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$, 其中, $m=n/d$, n 为原始心电信号长度, d 为滑动切分的步长,为预设值,若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$, 若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;

[0031] 再度量 L_j 和 y_j 之间的差异,并求解Loss的最优化,通过梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,并在反向传播的过程中更新网络参数,以此对F进行多轮迭代训练,得到目标深度神经网络模型。

[0032] 优选地,所述位置预测模块,具体用于:

[0033] 输入测试心电信号X,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置;

[0034] 根据所述每次心搏的位置将X切分为连续的心搏片段信号B;

[0035] 采用滑动切分将B切分为多条等长的小片段,记为 Q_i ;

[0036] 将 Q_i 输入目标深度神经网络模型中,得到预测概率向量Y,取Y中概率最大对应的小片段的位置作为测试心电信号中P波的位置并输出。

[0037] 本发明获取原始心电信号,并标记所述心电信号中P波的位置,然后采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对小片段进行标记数值设置,再构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深

度神经网络模型,最后将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置,如此,构建一个深度神经网络模型,输入一段心电信号,输出该心电信号中P波的位置,该深度神经网络是一个端到端的模型架构,不依赖领域专家制定具体的识别规则,采用人工智能方法自动识别,替代传统基于模式识别的方法,使用更加灵活且精度更高。

附图说明

[0038] 图1为本发明提出的一种心电信号中P波识别方法的流程示意图;

[0039] 图2为本发明提出的一种心电信号中P波识别系统的模块示意图。

具体实施方式

[0040] 参照图1,本发明提出的一种心电信号中P波识别方法,包括:

[0041] 步骤S1,获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置。

[0042] 在具体方案中,获取原始心电信号,原始心电信号采样率以500Hz为例,,原始心电信号信号长度为n,心电信号的长度不要求为固定长度,故n可以为任意数值;然后由工作人员(医疗专家)标记原始心电信号中的P波位置,每一条原始心电信号会标记若干个P波位置。

[0043] 步骤S2,采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置。

[0044] 本步骤具体包括:采用滑动切分将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,记为 T_j ,若 T_j 中有P波位置标记,则设置 T_j 对应的标记数值 $L_j=1$,否则,即设置 T_i 对应的标记数值 $L_j=0$ 。

[0045] 在具体方案中,采用滑动切分对获取原始心电信号进行预处理,将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,每个小片段长度为d,d是一个预定义的参数,由于正常P波的宽度不超过0.11秒,d可设为两倍的正常P波宽度 $0.11*2*500=110$ 个数据点,滑动的步长也为d,记每个小片段为 T_j ,根据步骤S1中标记的P波位置,对所有的小片段 T_j 进行标记,记标记数值为 $L_j \in \{0,1\}$,若如果小片段 T_j 中有标记的P波,则 $L_j=1$,表示小片段 T_j 包含P波的概率为1,否则 $L_j=0$,表示小片段 T_j 包含P波的概率为0。

[0046] 步骤S3,构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深度神经网络模型。

[0047] 本步骤具体包括:构建深度神经网络模型F,输入 T_j ,输出 T_j 中包含P波的预测概率 y_j , y_j 为0或1;定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$,其中, $m=n/d$,n为原始心电信号长度,d为滑动切分的步长,为预设值,若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$,若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;再度量 L_j 和 y_j 之间的差异,并求解Loss的最优化,通过梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,并在反向传播的过程中更新网络参数,以此对F进行多轮迭代训练,得到目标深度神经网络模型。

[0048] 在具体方案中,构建深度神经网络F,输入 T_j ,输出该小片段包含P波的概率 y_j ,本发明构建的深度神经网络由K个一维卷积层(1-D Convolution Layer)和1个全连接层(Fully Connected Layer)堆叠而成,一维卷积神经层是一种特殊的卷积层,其卷积核(Kernel)只

在一个维度上滑动,而传统的卷积层的卷积核在两个维度上滑动,构建该层需要指定卷积核的大小(kernel_size)、卷积核的数量(filters)、卷积的步长(stride)等。这些参数的选择通常在实际数据集上,依据划分出的验证数据集调参得到,全连接层是最传统的网络连接方式,即网络上一层的所有节点与网络下一层的所有节点间均有连接,将全连接层的输出作为网络的输出,则该输出应该是一个取值0到1之间的数值,因此,该全连接层的输出节点个数为1,激活函数采用Sigmoid激活函数, $\text{Sigmoid}(x) = 1/(1+e^x)$, x 为未激活的输出值;

[0049] 定义目标函数 $\text{Loss} = \sum_{i=1}^m \text{CrossEntropy}(L_j, y_j)$,度量真实标签 l_i 和预测概率 y_i 之间的差异,CrossEntropy为交叉熵损失函数,

[0050] 若 $L_j=1$, $\text{CrossEntropy}(L_j, y_j) = -\log(y_j)$,若 $L_j=0$, $\text{CrossEntropy}(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;

[0051] 求解目标函数为Loss的最优化,使用梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,在反向传播的过程中更新网络参数,经过多轮的迭代,得到稳定的目标深度神经网络模型。

[0052] 步骤S4,将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置。

[0053] 本步骤具体包括:输入测试心电信号 X ,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置;根据所述每次心搏的位置将 X 切分为连续的心搏片段信号 B ;采用滑动切分将 B 切分为多条等长的小片段,记为 Q_i ;将 Q_i 输入目标深度神经网络模型中,得到预测概率向量 Y ,取 Y 中概率最大对应的小片段的位置作为测试心电信号中P波的位置并输出。

[0054] 在具体方案中,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置,然后根据心搏的位置将 X 切分为连续的心搏片段信号 B ,采用滑动切分将 B 切分为多条等长的小片段,然后将所有小片段输入目标深度神经网络模型中,由于所有小片段共同组成了一次心搏,因此它们当中只会存在一个P波,如此,取目标深度神经网络模型输出的预测概率向量 Y 中最大的概率所对应的小片段,将作为测试心电信号中P波的位置,形式化表达为: $k = \text{argmax}_k(Y)$,P波为 S_k 。

[0055] 参照图2,本发明提出一种心电信号中P波识别系统,包括:

[0056] 标记模块,用于获取原始心电信号,并标记原始心电信号中P波的位置。

[0057] 在具体方案中,获取原始心电信号,原始心电信号采样率以500Hz为例,,原始心电信号信号长度为 n ,心电信号的长度不要求为固定长度,故 n 可以为任意数值;然后由工作人员(医疗专家)标记原始心电信号中的P波位置,每一条原始心电信号会标记若干个P波位置。

[0058] 预处理模块,与标记模块连接,预处理模块用于采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段,并对所述小片段进行标记数值设置。

[0059] 预处理模块具体用于:采用滑动切分将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,记为 T_j ,若 T_j 中有P波位置标记,则设置 T_j 对应的标记数值 $L_j=1$,否则,即设置 T_i 对应的标记数值 $L_j=0$ 。

[0060] 在具体方案中,采用滑动切分对获取原始心电信号进行预处理,将每一条原始心电信号切分为多条等长的小片段,每个小片段长度为 d , d 是一个预定义的参数,由于正常P波的宽度不超过0.11秒, d 可设为两倍的正常P波宽度 $0.11*2*500=110$ 个数据点,滑动的步

长也为d,记每个小片段为 T_j ,根据标记模块中标记的P波位置,对所有的小片段 T_j 进行标记,记标记数值为 $L_j \in \{0, 1\}$,若如果小片段 T_j 中有标记的P波,则 $L_j=1$,表示小片段 T_j 包含P波的概率为1,否则 $L_j=0$,表示小片段 T_j 包含P波的概率为0。

[0061] 模型构建训练模块,与预处理模块连接,模型构建训练模块用于构建深度神经网络模型,并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练,得到目标深度神经网络模型。

[0062] 模型构建训练模块具体用于:构建深度神经网络模型F,输入 T_j ,输出 T_j 中包含P波的预测概率 y_j , y_j 为0或1;定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$,其中, $m=n/d$, n 为原始心电信号长度, d 为滑动切分的步长,为预设值,若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$,若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;再度量 L_j 和 y_j 之间的差异,并求解Loss的最优化,通过梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,并在反向传播的过程中更新网络参数,以此对F进行多轮迭代训练,得到目标深度神经网络模型。

[0063] 在具体方案中,构建深度神经网络F,输入 T_j ,输出该小片段包含P波的概率 y_j ,本发明构建的深度神经网络由K个一维卷积层(1-D Convolution Layer)和1个全连接层(Fully Connected Layer)堆叠而成,一维卷积神经层是一种特殊的卷积层,其卷积核(Kernel)只在一个维度上滑动,而传统的卷积层的卷积核在两个维度上滑动,构建该层需要指定卷积核的大小(kernel_size)、卷积核的数量(filters)、卷积的步长(stride)等。这些参数的选择通常在实际数据集上,依据划分出的验证数据集调参得到,全连接层是最传统的网络连接方式,即网络上一层的所有节点与网络下一层的所有节点间均有连接,将全连接层的输出作为网络的输出,则该输出应该是一个取值0到1之间的数值,因此,该全连接层的输出节点个数为1,激活函数采用Sigmoid激活函数, $Sigmoid(x) = 1/(1+e^x)$, x 为未激活的输出值;

[0064] 定义目标函数 $Loss = \sum_{i=1}^m CrossEntropy(L_j, y_j)$,度量真实标签 l_i 和预测概率 y_i 之间的差异,CrossEntropy为交叉熵损失函数,

[0065] 若 $L_j=1$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(y_j)$,若 $L_j=0$, $CrossEntropy(L_j, y_j) = -\log(1-y_j)$;

[0066] 求解目标函数为Loss的最优化,使用梯度下降法优化深度神经网络模型参数,将计算的梯度反向传播,在反向传播的过程中更新网络参数,经过多轮的迭代,得到稳定的目标深度神经网络模型。

[0067] 位置预测模块,与模型构建训练模块连接,预测模块用于将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中,输出测试心电信号中P波的位置。

[0068] 位置预测模块具体用于:输入测试心电信号X,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置;根据所述每次心搏的位置将X切分为连续的心搏片段信号B;采用滑动切分将B切分为多条等长的小片段,记为 Q_i ;将 Q_i 输入目标深度神经网络模型中,得到预测概率向量Y,取Y中概率最大对应的小片段的位置作为测试心电信号中P波的位置并输出。

[0069] 在具体方案中,根据QRS波群识别算法识别出测试心电信号中每次心搏的位置,然后根据心搏的位置将X切分为连续的心搏片段信号B,采用滑动切分将B切分为多条等长的小片段,然后将所有小片段输入目标深度神经网络模型中,由于所有小片段共同组成了一

次心搏,因此它们当中只会存在一个P波,如此,取目标深度神经网络模型输出的预测概率向量Y中最大的概率所对应的小片段,将作为测试心电信号中P波的位置,形式化表达为: $k = \operatorname{argmax}_k (Y)$,P波为 S_k 。

[0070] 以上所述,仅为本发明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。

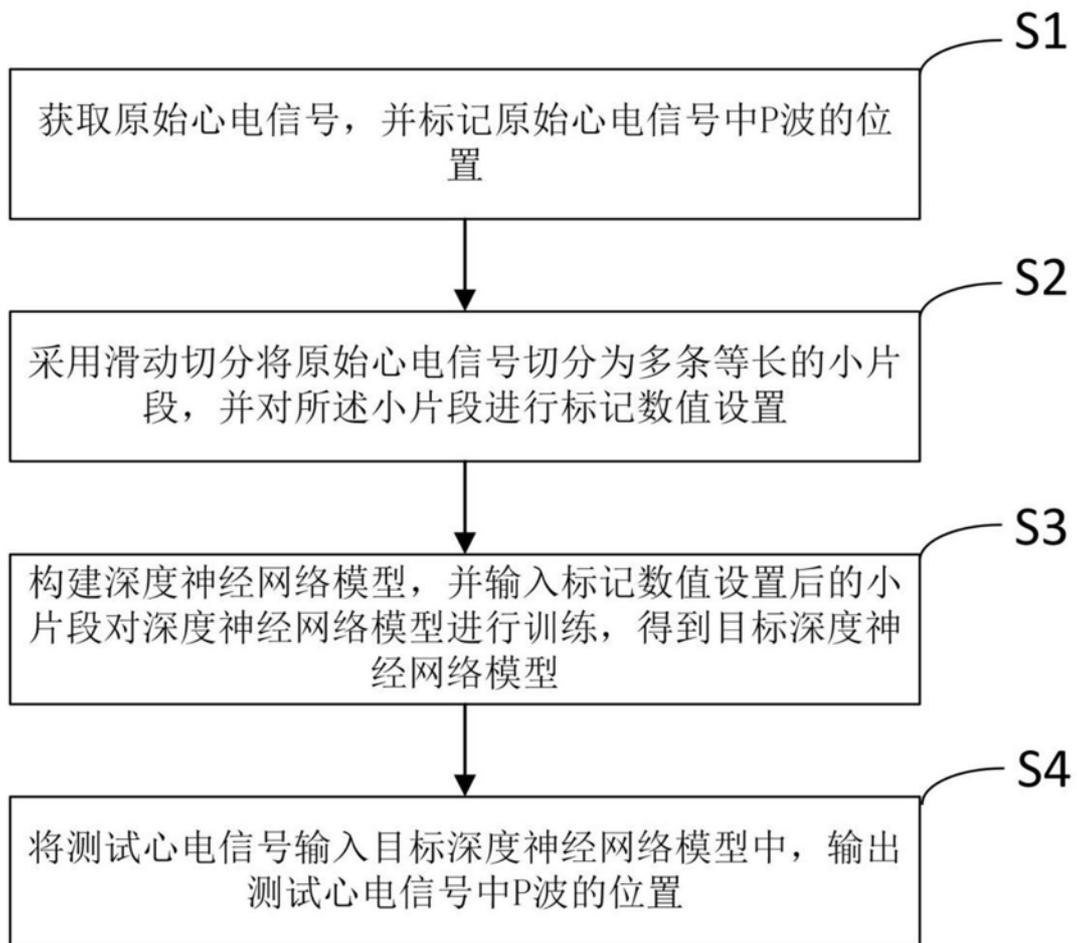


图1



图2

专利名称(译)	一种心电信号中P波识别方法和系统		
公开(公告)号	CN109864737A	公开(公告)日	2019-06-11
申请号	CN201910261636.4	申请日	2019-04-02
[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 A61B5/00		
代理人(译)	段晓微		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种心电信号中P波识别方法和系统，包括：获取原始心电信号，并标记原始心电信号中P波的位置；采用滑动切分将原始心电信号切分为多条等长的小片段，并对所述小片段进行标记数值设置；构建深度神经网络模型，并输入标记数值设置后的小片段对深度神经网络模型进行训练，得到目标深度神经网络模型；将测试心电信号输入目标深度神经网络模型中，输出测试心电信号中P波的位置，如此，采用人工智能方法自动识别，替代传统基于模式识别的方法，使用更加灵活且精度更高。

